

Ermittlung von zeitlich und räumlich aufgelösten Wärmebedarfen für sektorgekoppelte Optimierungsmodelle

Simon MALACEK^{*1,2}, David CARDONA-VASQUEZ^{1,2}, Alexander KONRAD^{1,2},
José PORTELA³, Sonja WOGGRIN^{1,2}

¹TU Graz, Institut für Elektrizitätswirtschaft und Energieinnovation, Inffeldgasse 18, 8010 Graz, +43 316 873-7911, simon.malacek@tugraz.at, iee.tugraz.at

²Research Center for Energy Economics and Energy Analytics (ENERGETIC), Rechbauerstraße 12, 8010 Graz, energetic.tugraz.at

³Universidad Pontificia Comillas, Instituto de Investigación Tecnológica (IIT), C/ Alberto Aguilera 23, 28015 Madrid, +34 91 542-2800, jose.portela@iit.comillas.edu, iit.comillas.edu

Kurzfassung: Noch immer wird der Raumwärmebedarf überwiegend aus fossilen Energieträgern gedeckt. Im Rahmen des Europäischen Green Deals müssen jedoch die Gebäudeemissionen bis 2030 drastisch reduziert werden. Dazu stehen unterschiedliche Technologien bereit, wobei a priori nicht klar ist welche wo am besten geeignet ist. Sektorgekoppelte Optimierungsmodelle sind in der Lage den kosteneffizientesten und nachhaltigsten Weg zur Dekarbonisierung auch im Gebäudesektor aufzuzeigen. Dazu werden räumlich und zeitlich hochaufgelöste Wärmebedarfe als Inputparameter benötigt. Die Vielzahl an existierenden Methodiken wird allerdings den Anforderungen von Optimierungsmodellen nicht gerecht. Daher präsentieren wir hier eine Methode, die einfach verfügbare Daten verwendet, um realistische synthetische Lastprofile auf Gebäudeebene zu generieren. Die Effektivität wird anschließend anhand einer Fallstudie in Puertollano/Spainien demonstriert.

Keywords: Wärmebedarf, Katasterdaten, GIS Daten, synthetische Lastprofile

1 Einleitung

Etwa 65 % des Energieverbrauchs der Haushalte innerhalb der EU entfällt auf die Raumwärme [1], wobei dieser Bedarf nach wie vor, überwiegend mit fossilen Brennstoffen gedeckt wird [2]. Gemäß dem Europäischen Green Deal müssen die Emissionen im Gebäudesektor bis 2030 im Vergleich zu 2015 um 60 % gesenkt werden [3]. Dazu steht eine Vielzahl an unterschiedlichen Technologien bereit: die Umstellung auf Wärmepumpen oder Biomassekesseln, Verbesserung der Gebäudedämmung oder auch der Ausbau von Fernwärmenetzen. Jedoch ist nicht von vornherein klar, wo welche Technologie zum Einsatz kommen soll. Diese Entscheidungen hängt von vielen Aspekten ab, unter anderem von der lokalen Verfügbarkeit von (Ab-)Wärme, der linearen Wärmedichte, den (stündlichen) Stromkosten, und vielem mehr. Optimierungsmodelle, die sich im Bereich von Elektrizitätssystemen bereits gut etabliert haben [4], können auch im sektorgekoppelten Wärmebereich eine entscheidende Rolle spielen, um die kosteneffizienteste und nachhaltigste Lösung zu ermitteln. Für den Erfolg der Modelle werden jedoch belastbare Inputdaten benötigt. Eine zentrale Rolle kommt dabei dem zeitlich (wann) und örtlich (wo) aufgelösten Wärmebedarf auf Gebäudeebene zu.

In der Literatur existiert eine Vielzahl an unterschiedlichen Ansätzen für die Abschätzung von jährlichen Verbräuchen, häufig basierend auf Geoinformationssystem (GIS) Daten [5], [6], [7], [8], [9], oder Kataster Daten [10], [11]. Ebenso gibt es verschiedenste Ansätze für die Erzeugung von Lastprofilen: Einerseits physikalische Modelle [12] die jedoch eine Vielzahl an Gebäudedaten benötigen die nicht immer (einfach) verfügbar sind und unterschiedliches Nutzungsverhalten nicht berücksichtigen. Andererseits datenbasierte Modelle [13] die anhand von gemessenen Verbrauchsdaten und statistischen Tools Extrapolationen durchführen. Vereinfachte Modelle wie die Heizgradtage [14] vernachlässigen wiederum die thermische Trägheit von Gebäuden und das Nutzungsverhalten. Die jeweiligen Ansätze liefern für ihre Anwendungsbereiche zum Teil gute Ergebnisse, sind jedoch nicht an die spezifischen Anforderungen von Optimierungsmodellen angepasst.

Daher präsentieren wir hier eine kombinierte Methodik, die mit Hilfe von einfach verfügbaren GIS, Kataster-, Wetter- und Belegungsdaten die stündliche Lastprofile auf Gebäudeebene erzeugt. Mit diesen kann in Folge ein sektorgekoppeltes Optimierungsmodell gespeist werden, welches für alle Gebäude in Abhängigkeit der Randparameter die beste Option zur Dekarbonisierung der Wärmebedarfsdeckung ermittelt.

In Kapitel 2 wird die allgemeine Vorgehensweise zur Datenermittlung beschrieben. Diese wird in Folge in Kapitel 3 an einer Fallstudie in Puertollano/Spanien demonstriert. Abschließend erfolgt in Kapitel 4 eine Diskussion über die Stärken und Limitationen der Methodik sowie ein Ausblick auf weitere Anwendungen.

2 Methodik

Der Wärmebedarf wird im Wesentlichen von einigen wenigen Parametern dominiert. Diese sind die beheizte (Wohn-)Fläche, der thermische Bauzustand und Bauweise des Gebäudes, die Außentemperatur, sowie der aktive Nutzungszeitraum und die damit verbundene Solltemperatur in den Räumen zu unterschiedlichen Tageszeiten. Die von uns hier präsentierte Methodik kombiniert diese unterschiedlichen Daten in mehreren Schritten auf Gebäudeebene und mit stündlicher Auflösung. Der Ablauf davon ist in Abbildung 1 skizziert: Nach der Datenauswahl (Schritt 1), werden Katasterdaten abgefragt (Schritt 2). Danach wird anhand eines bottom-up Ansatzes der jährliche Wärmebedarf für jedes einzelne Gebäude ermittelt (Schritt 3). Mittels Parameterabschätzung (Schritt 4) wird in Schritt 5 der stündlich aufgelöste Wärmebedarf synthetisiert. Abschließend werden diese Zeitreihen örtlich – etwa auf Straßen- oder Quartiersebene – aggregiert (Schritt 6), und dem Optimierungsmodell bereitgestellt. In den folgenden Abschnitten werden die einzelnen Schritte im Detail erläutert.

2.1 Schritt 1: Datenauswahl und geographische Verortung

Da diese Methodik hochaufgelöste Wärmebedarfe auf Gebäudeebene liefert, muss zu Beginn die Region bestimmt und grundlegende Geodaten aufbereitet werden. Open Street Maps (OSM) [15] stellt weltweit strukturierte Geodaten zur Verfügung, welche meist die Umrisse sowie GPS-Position der Gebäude enthalten. Häufig sind in dem Datensatz noch weitere Zusatzinformationen wie Postadresse, Verwendungstyp, Gebäudehöhe, aber auch umliegenden Straßen und Infrastruktur enthalten. Aus diesen Daten wird eine Liste aller Gebäude von Interesse generiert, welche die Basis für die folgenden Schritte darstellt.

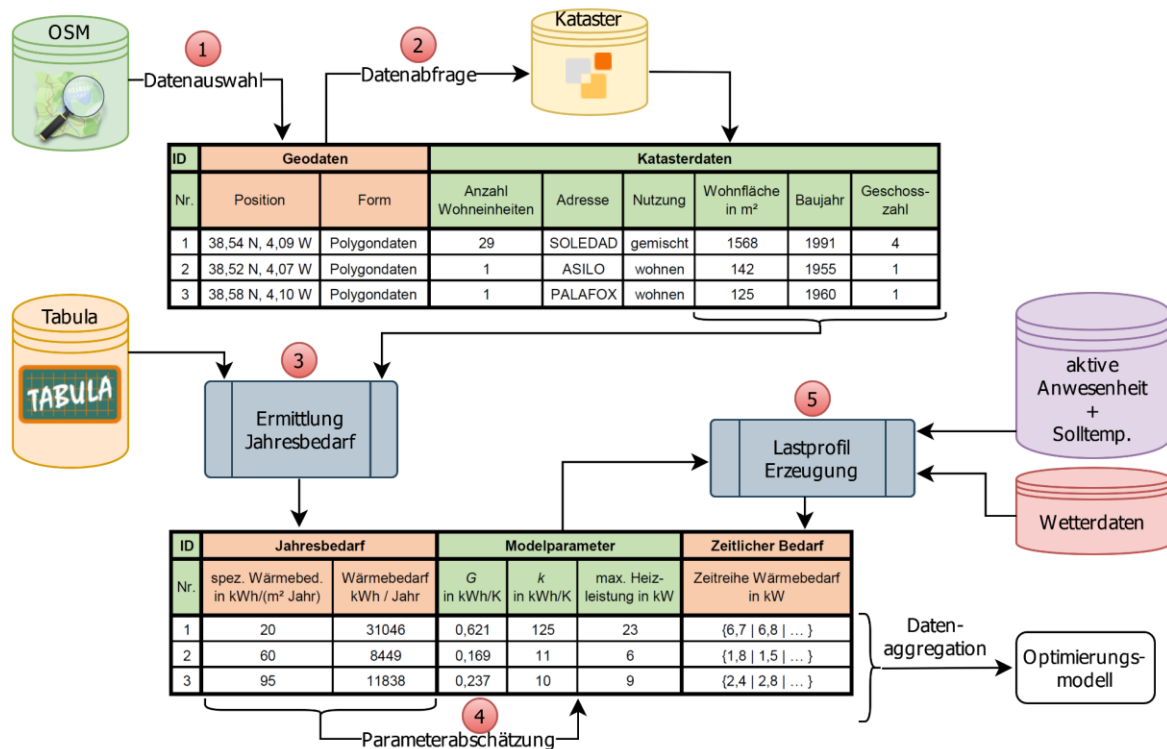


Abbildung 1: Übersicht über die Prozessschritte und Datenquellen für die Ermittlung der Lastprofile auf Gebäudeebene. In Rot hervorgehobene Ziffern bezeichnen die Prozessschritte.

2.2 Schritt 2: Kataster Datenabfrage

Für die Bestimmung der beheizten Fläche pro Gebäude A_i stellen Katasterdaten eine zuverlässige Datengrundlage dar [11]. Mittels automatisierter Abfrage kann dabei für jedes Gebäude die Nutzfläche aber auch andere hilfreiche Informationen wie das Baujahr, der Verwendungstyp, die Anzahl an Wohneinheiten, etc. festgestellt werden. Falls Katasterdaten nicht zugänglich sind, können alternativ andere GIS Daten verwendet werden [5], [7], [8], [9], [16], wobei bei diesen mit einer höheren Ungenauigkeit zu rechnen ist, und gegebenenfalls Korrekturfaktoren (bewohnte Fläche zu Grundfläche, etc.) vorzusehen sind.

2.3 Schritt 3: Ermittlung des jährlichen Wärmebedarfes

In einer einfachen Näherung kann der jährliche Wärmebedarf pro Gebäude Q_i als Produkt von beheizter Fläche A_i und dem spezifischen Heizenergiebedarf $Q_{\text{spec},i}$ ermittelt werden,

$$Q_i = A_i Q_{\text{spec},i} \quad (1)$$

wobei der Index i die Gebäude durchnummeriert.

Der spezifische Heizenergiebedarf $Q_{\text{spec},i}$ kann basierend auf dem Gebäudetyp und dem Baujahr in Verbindung mit dem Standort abgeschätzt werden. Eine umfassende Systematik dazu bietet etwa das TABULA Web Tool [17], welches einen typischen Heizenergiebedarf auf Basis von drei Indikatoren angibt: (i) Standort: Der Standort auf Landesebene beeinflusst Baunormen (siehe unten), und die Klimazone (vgl. Heizgradtage) wirkt sich allgemein auf den

spezifischen Heizenergiebedarf aus. (ii) Gebäudetyp: Bei Gebäudetypen wird zwischen Einfamilienhäusern, Reihenhäusern, Mehrfamilienhäusern und Apartmentblocks unterschieden. Dadurch wird das unterschiedliche typische Verhältnis von beheizten Raumvolumen zur Fläche der Außenhülle von verschiedenen Gebäudetypen berücksichtigt. (iii) Baujahr: Der Bauzustand und die thermischen Eigenschaften hängen stark vom Baujahr, und den zu diesem Zeitpunkt typischen Baustandards, (länderspezifischen) gültigen Normen oder sonstigen Regulatorien ab.

Damit kann für jedes einzelne Gebäude der typische spezifische Heizenergiebedarf (kWh pro m² und Jahr) ermittelt werden, und durch Multiplikation mit der beheizten Fläche wird der gesamte Wärmebedarf für das Gebäude berechnet. Hierbei können anwendungsbezogene Unterscheidungen vorgenommen werden: etwa nur die Berücksichtigung von Wohnnutzflächen, oder aber die Inkludierung von Verkaufs-, Gewerbe-, und öffentlichen Flächen, sowie zusätzlich den Wärmebedarf für Warmwasseraufbereitung anhand der durchschnittlichen Personenzahl pro Wohnfläche.

2.4 Schritt 4: Abschätzen von thermischen Parametern

Da detaillierte thermische Daten der einzelnen Gebäude (U-Wert, Wandstärken, Fensterflächen, etc.) meist nicht zentral verfügbar sind, muss auf ein vereinfachtes Modell zurückgegriffen werden. Dazu werden alle thermischen Verluste an die Umgebung (Wärmeleitung, Wärmestrahlung und Konvektion sowie Verluste durch Lüften, etc.) auf Gebäudeebene zusammengefasst und durch den Wärmeübertragungswert G abgebildet. Dieser gibt an wie viele kW Heizleistung pro K Temperaturdifferenz (Innen zu Außen) erforderlich sind, um die Innentemperatur konstant zu halten. In einer ersten Näherung kann der Wärmeübertragungswert als Quotient des zuvor ermittelten spezifischen Heizenergiebedarf des Gebäudes und der Summe der Temperaturdifferenz über alle Stunden eines Jahres abgeschätzt werden.

Ein weiterer Aspekt, der in diesem Modell berücksichtigt wird, ist die thermische Trägheit k wiederum bezogen auf das Gebäude. Diese beschreibt die erforderliche Wärmemenge (in kWh) um die Wohneinheit um 1 K aufzuheizen (oder abzukühlen).

Zusätzlich wird für jedes Gebäude eine maximale Anschlussleistung $Q_{\text{heizen,max}}$ definiert, da jedes reale Heizsystem eine beschränkte Leistung hat. Diese wird in Anlehnung an gängige vereinfachte Auslegungsmethoden [18] für jedes Gebäude abgeschätzt.

2.5 Schritt 5: Erzeugung von stündlichen Lastprofilen für den Wärmebedarf

Das hier beschriebene Modell berechnet Werte auf Stundenbasis, daher entspricht auch der *Wärmestrom* von 1 kW einer *Wärmemenge* von 1 kWh. Für eine andere zeitdiskrete Auflösung sind entsprechende Adaptionen vorzunehmen.

Das verwendete Modellbild ist in Abbildung 2 dargestellt. Davon ausgehend, können einfache physikalische Zusammenhänge abgeleitet werden, mit welchen die Lastprofile generiert werden.

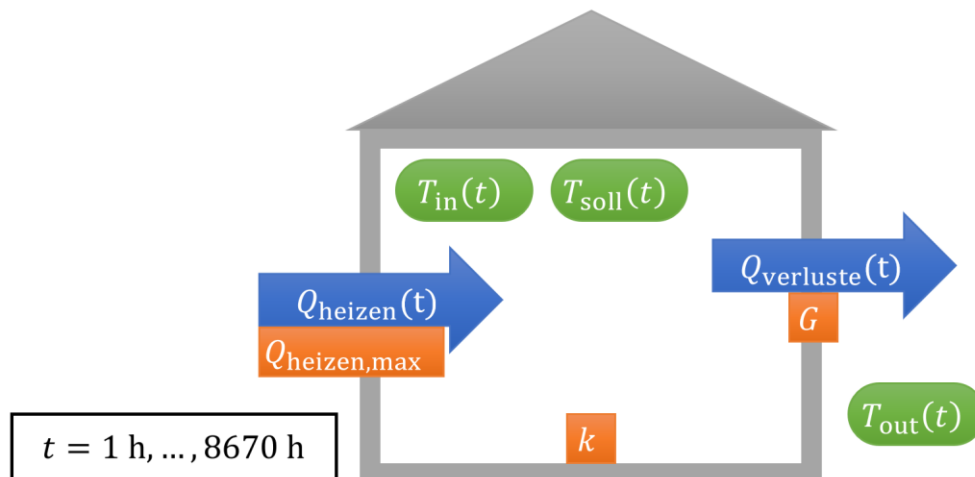


Abbildung 2: Thermisches Modell für die Erzeugung von Lastprofilen. In grün hervorgehoben sind die Temperaturen, in blau die Wärmeströme und in orange die Modellparameter.

2.5.1 Thermische Verluste

Die thermischen Verluste $Q_{\text{verluste}}(t)$ eines Gebäudes werden durch den Wärmeübertragungswert sowie der Innen- und der Außentemperatur determiniert, und können wie folgt berechnet werden:

$$Q_{\text{verluste}}(t) = G (T_{\text{in}}(t) - T_{\text{out}}(t)) \quad (2)$$

Wobei G den auf Gebäudeebene zusammengefassten Wärmübertragungswert, $T_{\text{in}}(t)$ die aktuelle Innentemperatur sowie $T_{\text{out}}(t)$ die aktuelle Außentemperatur bezeichnen. Diese ist mit stündlicher Auflösung für beinahe alle Orte verfügbar, beispielsweise in [19].

2.5.2 Solltemperatur als Funktion der aktiven Anwesenheit

Die Solltemperatur in den Räumen ist von vielen verschiedenen Faktoren abhängig. Hinsichtlich des Temperaturniveaus kann bei einer genügend großen Anzahl an Gebäuden eine statistische Normalverteilung um Standardtemperaturen (jeweilige Wohlfühltemperatur) angenommen werden. Der zeitliche Verlauf wird jedoch noch viel stärker vom individuellen Nutzungsverhalten bestimmt: Bei Anwesenheit und Aktivität zum Zeitpunkt t im Gebäude ($A(t) = \text{wahr}$) wird die Solltemperatur auf einem höheren Niveau liegen als bei Abwesenheit oder Inaktivität, zum Beispiel in der Nacht ($A(t) = \text{falsch}$). Formal wird der Zusammenhang in Gl. (3) beschrieben.

$$T_{\text{soll}}(t) = \begin{cases} T_{\text{soll,Tag}} & \text{wenn } A(t) = \text{wahr} \\ T_{\text{absenk}} & \text{wenn } A(t) = \text{falsch} \end{cases} \quad (3)$$

Um die individuelle aktive Anwesenheit zu beschreiben, kann mithilfe des Markov-Chain-Monte-Carlo-Verfahren (MCMC) [20] für jede Wohneinheit ein individuelles und zufälliges aktives Anwesenheitsprofil $A_i(t)$ erstellt werden. Damit wird erreicht, dass nicht alle Gebäude exakt demselben Zeitverlauf folgen. Denn diese Gleichzeitigkeit würde zu unrealistischen Bedarfsspitzen führen. Die Gesamtverteilung über alle Gebäude hinweg wird bei MCMC-Verfahren trotzdem durch die Übergangsmatrix vorgegeben. Diese kann beispielsweise aus Daten einer Time Use Survey [21] abgeleitet werden. In diesen Umfragen wird mittels einer

empirischen Befragung aufgeschlüsselt, wie lange und wann Personen welcher Tätigkeit nachgehen.

2.5.3 Iterative Bestimmung der Innentemperatur und Wärmebedarf

Mit den vorhandenen Daten kann nun ein iteratives zeitdiskretes Modell auf Wohneinheitsebene erstellt werden. Dabei wird für jeden (stündlichen) Zeitschritt zuerst die tatsächliche Innentemperatur $T_{in}(t)$ auf Basis der Innentemperatur im vorangegangenen Zeitintervall $T_{in}(t-1)$ sowie der im vorangegangenen Intervall durch Heizen zugeführten Wärmemenge $Q_{heizen}(t-1)$ und abgehenden Wärmeverlusten $Q_{verluste}(t-1)$ berechnet:

$$T_{in}(t) = T_{in}(t-1) + \frac{(Q_{heizen}(t-1) - Q_{verluste}(t-1))}{k} \quad (4)$$

Mit der ermittelten Innentemperatur können erneut die Verluste (siehe Gl. (2)), sowie die erforderliche Wärmemenge $\Delta Q(t)$ um die Innentemperatur auf die Solltemperatur zu bringen (siehe Gl. (5)), berechnet werden.

$$\Delta Q(t) = k (T_{soll}(t) - T_{in}(t)) \quad (5)$$

Daraus ergibt sich der Wärmebedarf $Q_{bedarf}(t)$ als Summe der Wärmeverluste und der Wärmemenge für Temperaturänderungen wie folgt:

$$Q_{bedarf}(t) = Q_{verluste}(t) + \Delta Q(t) \quad (6)$$

2.5.4 Tatsächliche Heizleistung

Die tatsächliche Wärmemenge, die zum Heizen im Zeitintervall zugeführt wird, ergibt sich mittels Fallunterscheidung nach Gl. (7), wobei der erste Fall einen etwaigen negativen Heizbedarf (also Kühlbedarf) auf null setzt.

$$Q_{heizen}(t) = \begin{cases} 0 & \text{wenn } Q_{bedarf}(t) < 0 \\ Q_{bedarf}(t) & \text{wenn } 0 < Q_{bedarf}(t) < Q_{heizen,max} \\ Q_{heizen,max} & \text{wenn } Q_{bedarf}(t) > Q_{heizen,max} \end{cases} \quad (7)$$

Durch die beschriebenen Schritte wird für jede Wohneinheit ein stündlich aufgelöstes Lastprofil für den Wärmebedarf erstellt und abschließend eine Normierung auf den zuvor ermittelten jährlichen Wärmebedarf vorgenommen.

2.5.5 Beispiellastprofil

In der folgenden Abbildung 3 werden die beschriebenen Größen und ihr Zusammenhang illustriert. Gut erkennbar ist das Limit der Heizleistung (7 - 9 Uhr) und der dadurch verzögerte Anstieg der Innentemperatur, sowie der Einfluss der Außentemperatur (geringere Heizleistung gegen die Mittagszeit) sowie der aktiven Anwesenheit (kein Heizbedarf in den ersten Nachtstunden).

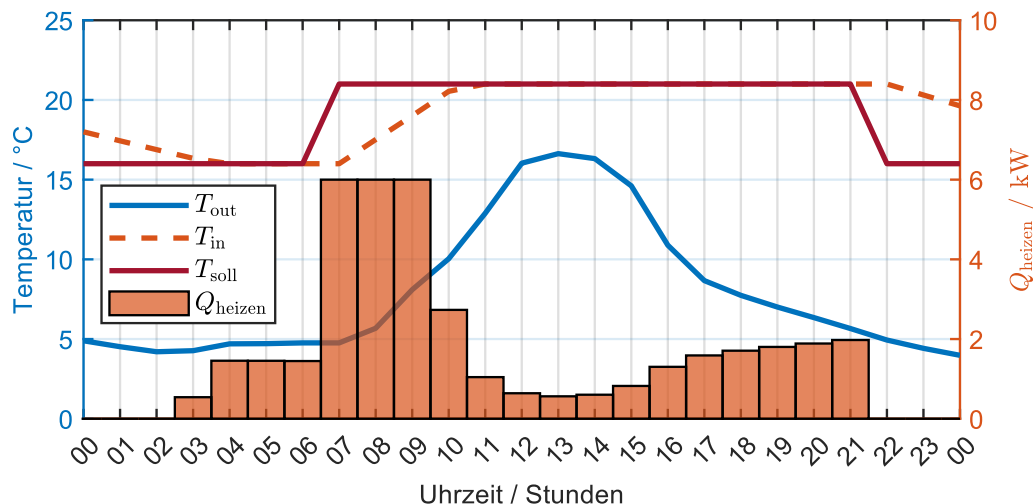


Abbildung 3: Synthetisches Lastprofil für einen Tag für ein einzelnes Gebäude.

2.6 Schritt 6: Datenaggregation

Die Daten können nun entweder direkt in ein Optimierungsmodell gespeist werden, wo sie anhand der Formulierung des Modelles aggregiert werden. Alternativ kann es zweckmäßig sein, eine gewisse Aggregation a priori vorzunehmen, um etwa die Lastprofile eines Apartmentblocks, einer Straße, eines Quartiers oder Viertels vorab zu summieren. Je größer die Aggregationsbereiche werden, desto geringer sind auch die Fluktuationen zwischen einzelnen Simulationen, da sich die unterschiedlichen zufallsbedingten Schwankungen gegenseitig ausgleichen.

3 Fallstudie: Potentialanalyse für die Abwärmenutzung eines Elektrolyseurs für Fernwärme

Im Rahmen eines Projektes zur Potentialanalyse für die Abwärmenutzung wurde die oben beschriebene Methodik zur Ermittlung von zeitlich und räumlich aufgelösten Wärmebedarfen am Stadtzentrum von Puertollano in Spanien angewandt. Die folgenden Abschnitte beschreiben das Projekt und zeigen die Effektivität der Methodik anhand der ermittelten Resultate für die Testregion.

3.1 Projektüberblick und Motivation

Im Industriegebiet von Puertollano wurde 2022 ein Elektrolyseur mit einer Nennleistung von 20 MW errichtet. Dieser wird durch eine Photovoltaikanlage mit 100 MW gespeist. Der vom Elektrolyseur produzierte grüne Wasserstoff wird vor Ort verwendet, um Ammoniak für die Düngemittelproduktion herzustellen. Dadurch wird ein wesentlicher Beitrag zur Reduktion von CO₂-Emissionen geleistet. [22] Der Elektrolyseur verwendet eine Protonen-Austausch-Membran (PEM) und hat einen Wirkungsgrad von etwa 70 %. Daraus ergibt sich, dass aktuell 6 MW an Abwärme anfallen. Diese wird sich im Rahmen eines geplanten Ausbaus der Anlage (auf bis zu 220 MW Anschlussleistung) noch weiter erhöhen.

In Europa ist geplant, bis 2030 Elektrolyseure mit einer insgesamt installierten Leistung von 40 GW innerhalb Europas und zusätzlich 40 GW in Nachbarländern zu errichten [23]. Daher ist die Untersuchung der möglichen Abwärmenutzung allgemein von großem Interesse. Anhand der Potentialanalyse in Puertollano wird dazu die Methodik entwickelt und erprobt. Das Kernstück bildet ein sektorgekoppeltes Optimierungsmodell. Dies benötigt als Eingabedaten neben der Versorgungsseite mit Abwärme (Lastprofil des Elektrolyseurs) auch den stündlichen lokalisierten Wärmebedarf.

3.2 Datenermittlung

Als Basis wurden die Daten von OSM für das Zentrum von Puertollano verwendet. Dieser Datensatz enthält 11904 Gebäude mit ihrer jeweiligen GPS-Position sowie Gebäudehöhe (Anzahl der Stockwerke). Für jedes Objekt wurde mittels automatisierter Katasterabfrage (unter Ref. [24]) die Adresse, das Baujahr, die Gebäudefläche, die Wohnfläche und der Verwendungstyp ermittelt und in einer Tabelle gespeichert. Daraus ergibt sich eine Gesamtgebäudefläche von etwa 3,3 Millionen m² wovon 74 % als Wohnfläche gewidmet sind. Ein exemplarischer Überblick über die geographische Verteilung der einzelnen Merkmale ist in Abbildung 4 zu sehen.

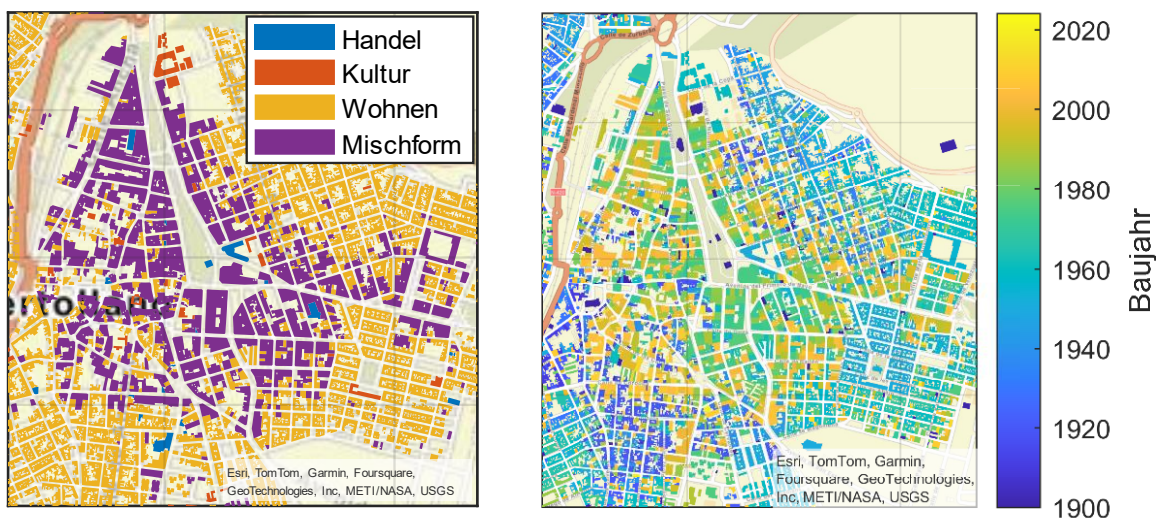


Abbildung 4: Kategorisierung der Gebäude mittels Katasterdaten. Links erfolgt die Einteilung nach der Flächenwidmung. In der rechten Grafik wird das Baujahr dargestellt.

Im nächsten Schritt wurde mithilfe der Systematik des TABULA Web Tool [17] (Land: Spanien, Klimazone: kontinental) für jedes Gebäude der entsprechende spezifische Heizwärmebedarf festgelegt. Gemäß Gl. (1) ergibt sich daraus unmittelbar der jährliche Wärmebedarf pro Gebäude, welcher in Abbildung 5 visualisiert ist. Dabei berücksichtigt wurde vorerst nur der Wärmebedarf von Wohnflächen.

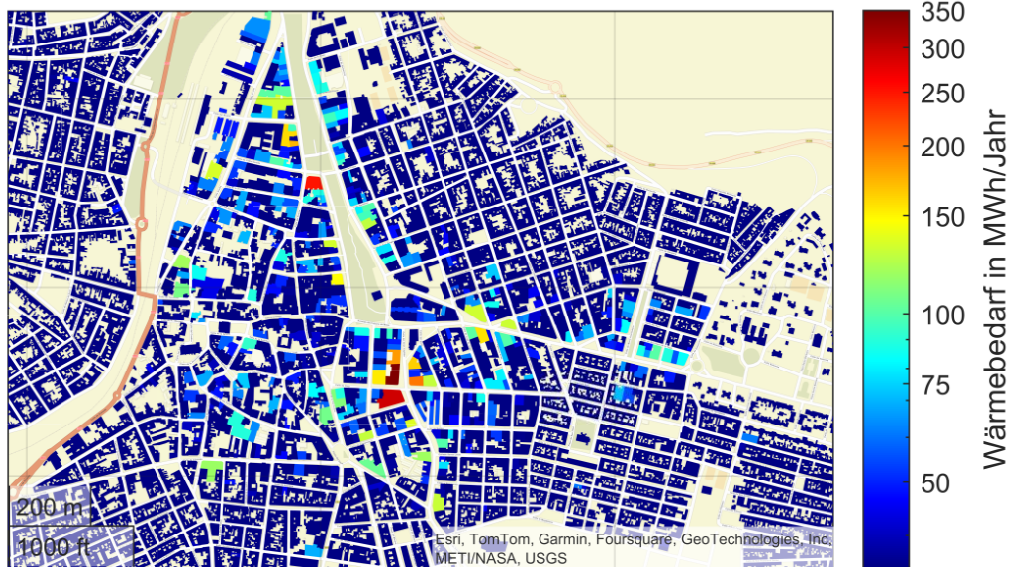


Abbildung 5: Jährlicher Wärmebedarf je Gebäude. Ermittelt anhand der Katasterdaten und Kategorisierung nach Baujahr und Gebäudetype.

In Folge wurde im Rahmen der Parameterabschätzung für jedes Gebäude eine thermische Trägheit k , die thermischen Verluste G sowie die maximale Anschlussleistung $Q_{\text{heizen,max}}$ bestimmt. Weiters wurde mittels MCMC-Methode (unter Verwendung der Übergangsmatrix von Ref. [20]) aktive Anwesenheitsprofile für jede einzelne Wohneinheit generiert. Dabei wurde zwischen Werktag und freien Tagen (Jahr 2019) unterschieden. Die Solltemperatur wurde statistisch normalverteilt mit $T_{\text{soll,Tag}} = (21 \pm 0,8) \text{ }^\circ\text{C}$ und $T_{\text{absenk}} = (16 \pm 1,1) \text{ }^\circ\text{C}$ festgelegt. Mithilfe der stündlich aufgelösten Außentemperatur (aus Ref. [19]) wurde gemäß dem in Abschnitt 2.5 beschriebenen Modell, für jede Wohneinheit ein individuelles Lastprofil erstellt und auf Gebäudeebene aggregiert.

In Abbildung 6 sind einige exemplarisch aufsummierte Lastprofile für unterschiedliche geographische Ausdehnungen dargestellt. Dadurch wird gezeigt, dass eine flexible örtliche Datenaggregation als Anforderungen des Optimierungsmodelles einfach und rasch durchführbar ist.

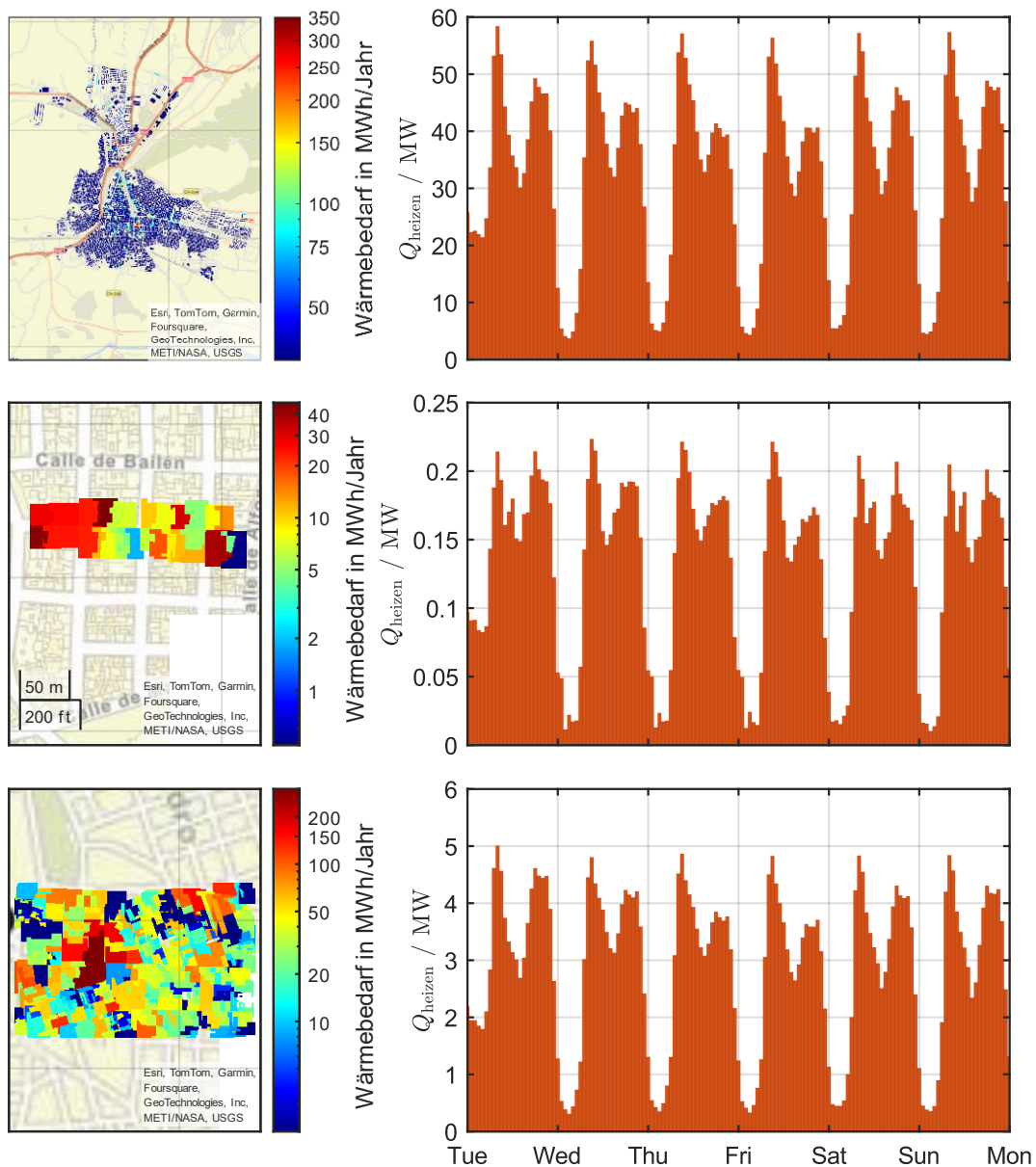


Abbildung 6: Aggregierte Lastprofile (rechts) mit dem geographischen Datenaggregationsbereich (links), für eine Woche im Jänner. Oben: Gesamte Stadt, Mitte: Wärmebedarf einer Straße, unten: Aggregation für ein Stadtviertel.

3.3 Datenvalidierung

Für das gesamte betrachtete Stadtgebiet wurde ein wohnflächenbezogener Wärmebedarf von 114 GWh pro Jahr ermittelt. „Mapa de Calor de España“ [25] weist für den gleichen Bereich einen jährlichen Wärmebedarf von 118 GWh aus. Das Projekt „Hotmaps“ [26] berechnet ebenfalls für dieselbe Fläche 124 GWh pro Jahr. Diese sehr gute Übereinstimmung zeigt, dass die Methode den gesamten Wärmebedarf einer Region sehr präzise bestimmen kann.

Für den Vergleich der Lastprofile steht keine eindeutige Referenz zur Verfügung, da viele Methoden in der Literatur (je nach Anwendungsbezug) teilweise sehr unterschiedlich Resultate liefern, welche sich mitunter auch widersprechen. Rein qualitative (siehe Lastprofile in Abbildung 6) lässt sich jedoch die typische Doppelpeakstruktur (hohe Heizlast morgens und

abends) erkennen, welche häufig in der Literatur beschrieben ist [27], [28], [29], [30]. Quantitativ zeigt Abbildung 7 die charakteristische negative Korrelation [31] zwischen der durchschnittlichen Tagestemperatur und dem Tageswärmebedarf.

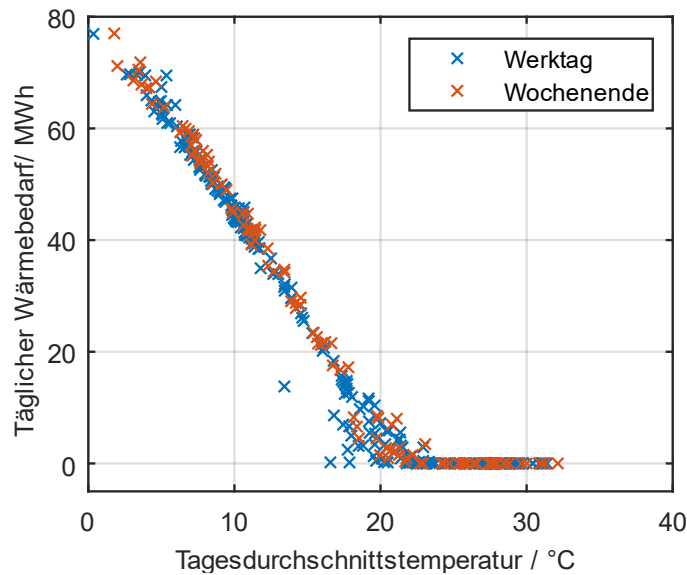


Abbildung 7: Täglicher Wärmebedarf (ganze Stadt) gegenüber der Tagesdurchschnittstemperatur.

Eine tatsächliche Validierung der Daten wird nur mittels direkten Vergleiches mit Messdaten möglich sein, welche jedoch nicht verfügbar sind. Dennoch kann gezeigt werden, dass die ermittelten Werte plausible Resultate liefern und somit eine gute Datenbasis für Optimierungsmodelle darstellt.

3.4 Projektausblick

Im nächsten Schritt wird das sektorgekoppelte Optimierungsmodell erstellt. Im Modell können unterschiedliche Technologien zur Wärmebereitstellung konfiguriert werden: die Möglichkeit an ein Fernwärmenetz anzuschließen, welches die Abwärme des Elektrolyseurs nutzt, die Verwendung von dezentralen Wärmepumpen oder Elektroheizungen oder die Integration von thermischen Speichern in unterschiedlichen Ebenen. Im Zuge der Kosten- (und gegebenenfalls auch Emissions-) Minimierung, wird auf individueller Gebäudeebene ersichtlich, ob ein Fernwärmeanschluss sinnvoll, oder eine dezentrale Wärmeversorgung besser geeignet ist. Zusätzlich wird die Kapazität und Verortung von Wärmespeichern optimiert. Anhand dieser Ergebnisse lässt sich das Nutzungspotential der Restwärme bestimmen, und bildet damit den Ausgangspunkt für eine konkrete technische Planung. Zusätzlich kann auch der Einfluss der Restwärmenutzung auf die Betriebskostenstruktur analysiert werden, insbesondere ob der Betrieb des Elektrolyseurs dadurch wirtschaftlicher wird. Mit den gesammelten Erfahrungswerten kann die Methodik durch die adaptive Formulierung in Folge auch auf weitere Projekte einfach angewendet werden.

4 Diskussion

Im Folgenden werden die Limitationen, methodisch bedingten Charakteristiken sowie mögliche Verbesserungsmaßnahmen diskutiert.

4.1 Limitationen und mögliche Verbesserungen

Die große Stärke der Methodik liegt darin, dass eine geringe Anzahl an, in den meisten Ländern einfach verfügbarer, Daten ausreicht, um aussagekräftige Ergebnisse zu erhalten. Dies unterstreicht die universelle Einsetzbarkeit. Jedoch bedingt das auch, dass Näherungen und Abschätzungen getroffen werden, was den Detailgrad wiederum verringert.

In der Literatur werden zahlreiche unterschiedliche Ansätze beschrieben, um weitere Faktoren und Parameter mit einzubeziehen: etwa Warmwasseraufbereitung [16], Berücksichtigung anderer Sektoren, den Solarertrag basierend auf Wetter, Gebäudeausrichtung und Fensterflächen [32], Kühleffekt durch Wind [33] aber auch Datenkalibration anhand einzelner „Pilotgebäude“ [34]. Auch aktive Anwesenheitsstatistiken könnten noch auf die lokalen Daten (wenn verfügbar) angepasst werden, um typische lokale Tagesabläufe besser zu berücksichtigen.

Dabei gilt es jedoch den zusätzlichen Aufwand mit den erwarteten Verbesserungen in den Ergebnissen abzuwiegen. Dahingehend gibt es in der Literatur den Hinweis darauf, dass komplexere, auf mehr Eingangsdaten beruhenden Modellen ohne entsprechende Kalibrierung, nicht zwangsläufig bessere Ergebnisse liefern [31].

4.2 Deterministisch vs. stochastische Lastprofile

Im Falle eines deterministischen Lastprofils wäre der stündliche Wärmebedarf eines jeden Hauses fest vorgegeben. Dies ist bei stochastischen Lastprofilen aufgrund der zufallsbasierten Erzeugung der aktiven Anwesenheitsprofile nicht der Fall: hier sieht das Lastprofil mit jeder Simulation und für jedes Gebäude anders aus. Dies bildet die Realität wesentlich besser ab, da statistisch verteilte unterschiedliche Tagesabläufe in unterschiedlichen Gebäuden implizit berücksichtigt werden. Fest vorgegebene Profile würden hingegen aufgrund der Gleichzeitigkeit aller Gebäude unrealistische Lastspitzen erzeugen.

4.3 Datenverfügbarkeit

Eine bessere Datenverfügbarkeit könnte die Methodik noch wesentlich verbessern. Ein interessanter Ansatz dazu wäre, die Daten von Energieausweisen, die zahlreiche thermische Eigenschaften des Gebäudes enthalten, zu verwenden. Diese müssen gemäß der EU Richtlinie über die Gesamtenergieeffizienz von Gebäuden [35] für einen erheblichen Anteil der Gebäude ohnehin erstellt werden, und sind teilweise sogar in zentralen Datenbanken gespeichert [36]. Eine (datenschutzkonforme) Zurverfügungstellung dieser Daten würde dem gesamten Fachbereich eine enorme Verbesserung bringen, und die zahlreichen Anstrengungen zur Dekarbonisierung des Gebäudesektors deutlich voranbringen.

Literaturverzeichnis

- [1] „Energy use in households up 6% in 2021 - Products Eurostat News - Eurostat“. Zugriffen: 19. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/w/ddn-20230613-1>

- [2] „Heating and cooling from renewables gradually increasing - Products Eurostat News - Eurostat“. Zugegriffen: 19. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/w/DDN-20230203-1>
- [3] „Energy Performance of Buildings Directive“. Zugegriffen: 19. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: https://energy.ec.europa.eu/topics/energy-efficiency/energy-efficient-buildings/energy-performance-buildings-directive_en
- [4] S. Wogrin, D. A. Tejada-Arango, R. Gaugl, T. Klatzer, und U. Bachhiesl, „LEGO: The open-source Low-carbon Expansion Generation Optimization model“, *SoftwareX*, Bd. 19, S. 101141, Juli 2022, doi: 10.1016/J.SOFTX.2022.101141.
- [5] M. Schwanebeck, M. Krüger, und R. Duttmann, „Improving GIS-Based Heat Demand Modelling and Mapping for Residential Buildings with Census Data Sets at Regional and Sub-Regional Scales“, *Energies 2021*, Vol. 14, Page 1029, Bd. 14, Nr. 4, S. 1029, Feb. 2021, doi: 10.3390/EN14041029.
- [6] M. Lumbreras, G. Diarce, K. Martin-Escudero, A. Campos-Celador, und P. Larrinaga, „Design of district heating networks in built environments using GIS: A case study in Vitoria-Gasteiz, Spain“, *J Clean Prod*, Bd. 349, S. 131491, Mai 2022, doi: 10.1016/J.JCLEPRO.2022.131491.
- [7] H. C. Gils, J. Cofala, F. Wagner, und W. Schöpp, „GIS-based assessment of the district heating potential in the USA“, *Energy*, Bd. 58, S. 318–329, Sep. 2013, doi: 10.1016/J.ENERGY.2013.06.028.
- [8] S. Nielsen und B. Möller, „GIS based analysis of future district heating potential in Denmark“, *Energy*, Bd. 57, S. 458–468, Aug. 2013, doi: 10.1016/J.ENERGY.2013.05.041.
- [9] C. Calderón, P. James, J. Urquizo, und A. McLoughlin, „A GIS domestic building framework to estimate energy end-use demand in UK sub-city areas“, *Energy Build*, Bd. 96, S. 236–250, Juni 2015, doi: 10.1016/J.ENBUILD.2015.03.029.
- [10] I. Dochev, H. Seller, und I. Peters, „Assigning Energetic Archetypes to a Digital Cadastre and Estimating Building Heat Demand. An Example from Hamburg, Germany“, *Environmental and Climate Technologies*, Bd. 24, Nr. 1, S. 233–253, Jän. 2020, doi: 10.2478/RTUECT-2020-0014.
- [11] F. Martín-Consuegra, F. de Frutos, I. Oteiza, und H. A. Agustín, „Use of cadastral data to assess urban scale building energy loss. Application to a deprived quarter in Madrid“, *Energy Build*, Bd. 171, S. 50–63, Juli 2018, doi: 10.1016/J.ENBUILD.2018.04.007.
- [12] D. B. Crawley u. a., „EnergyPlus: creating a new-generation building energy simulation program“, *Energy Build*, Bd. 33, Nr. 4, S. 319–331, Apr. 2001, doi: 10.1016/S0378-7788(00)00114-6.
- [13] N. Fumo und M. A. Rafe Biswas, „Regression analysis for prediction of residential energy consumption“, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Bd. 47, S. 332–343, Juli 2015, doi: 10.1016/J.RSER.2015.03.035.

- [14] M. Berger und J. Worlitschek, „A novel approach for estimating residential space heating demand“, *Energy*, Bd. 159, S. 294–301, Sep. 2018, doi: 10.1016/J.ENERGY.2018.06.138.
- [15] OpenStreetMap contributors, „OpenStreetMap“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.openstreetmap.org/>
- [16] D. Fischer, T. Wolf, J. Scherer, und B. Wille-Hausmann, „A stochastic bottom-up model for space heating and domestic hot water load profiles for German households“, *Energy Build*, Bd. 124, S. 120–128, Juli 2016, doi: 10.1016/J.ENBUILD.2016.04.069.
- [17] T. Loga, B. Stein, und N. Diefenbach, „TABULA building typologies in 20 European countries—Making energy-related features of residential building stocks comparable“, *Energy Build*, Bd. 132, S. 4–12, Nov. 2016, doi: 10.1016/J.ENBUILD.2016.06.094.
- [18] „Vereinfachte Heizlastberechnung nach der alten DIN 4701“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.ibo-plan.de/heizlastberechnung/andere-berechnungsverfahren/heizlastberechnung-nach-hea-kurzverfahren/vereinfachte-heizlastberechnung-manuell.html>
- [19] „Renewables.ninja“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.renewables.ninja/>
- [20] I. Richardson, M. Thomson, und D. Infield, „A high-resolution domestic building occupancy model for energy demand simulations“, *Energy Build*, Bd. 40, Nr. 8, S. 1560–1566, Jän. 2008, doi: 10.1016/J.ENBUILD.2008.02.006.
- [21] „Harmonised European time use surveys - Microdata - Eurostat“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/microdata/harmonised-european-time-use-surveys>
- [22] „Puertollano green hydrogen plant - Iberdrola“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.iberdrola.com/about-us/what-we-do/green-hydrogen/puertollano-green-hydrogen-plant>
- [23] „A hydrogen strategy for a climate-neutral Europe“, Brussels, Juli 2020. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:52020DC0301>
- [24] „Sede Electrónica del Catastro - Inicio“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.sedecatastro.gob.es/>
- [25] „Mapa de calor“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://mapadecolor.idae.es/>
- [26] „Hotmaps Toolbox“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.hotmaps.eu/map>
- [27] L. M. Dang *u. a.*, „Toward explainable heat load patterns prediction for district heating“, *Scientific Reports 2023 13:1*, Bd. 13, Nr. 1, S. 1–13, Mai 2023, doi: 10.1038/s41598-023-34146-3.

- [28] L. M. Dang *u. a.*, „Daily and seasonal heat usage patterns analysis in heat networks“, *Scientific Reports* 2022 12:1, Bd. 12, Nr. 1, S. 1–12, Juni 2022, doi: 10.1038/s41598-022-13030-6.
- [29] S. Clegg und P. Mancarella, „Integrated electricity-heat-gas modelling and assessment, with applications to the Great Britain system. Part I: High-resolution spatial and temporal heat demand modelling“, *Energy*, Bd. 184, S. 180–190, Okt. 2019, doi: 10.1016/J.ENERGY.2018.02.079.
- [30] F. G. H. F. Koene und B. B. Eslami-Mossallam, „Space heating demand profiles of districts considering temporal dispersion of thermostat settings in individual buildings“, *Build Environ*, Bd. 228, S. 109839, Jän. 2023, doi: 10.1016/J.BUILDENV.2022.109839.
- [31] I. Staffell, S. Pfenninger, und N. Johnson, „A global model of hourly space heating and cooling demand at multiple spatial scales“, doi: 10.1038/s41560-023-01341-5.
- [32] C. Prades-Gil, J. D. Viana-Fons, X. Masip, A. Cazorla-Marín, und T. Gómez-Navarro, „An agile heating and cooling energy demand model for residential buildings. Case study in a mediterranean city residential sector“, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Bd. 175, S. 113166, Apr. 2023, doi: 10.1016/J.RSER.2023.113166.
- [33] L. Frayssinet, L. Merlier, F. Kuznik, J. L. Hubert, M. Milliez, und J. J. Roux, „Modeling the heating and cooling energy demand of urban buildings at city scale“, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Bd. 81, S. 2318–2327, Jän. 2018, doi: 10.1016/J.RSER.2017.06.040.
- [34] G. Dall’o’, A. Galante, und M. Torri, „A methodology for the energy performance classification of residential building stock on an urban scale“, *Energy Build*, Bd. 48, S. 211–219, Mai 2012, doi: 10.1016/J.ENBUILD.2012.01.034.
- [35] *Richtlinie 2010/31/EU des Europäischen Parlaments und des Rates vom 19. Mai 2010 über die Gesamtenergieeffizienz von Gebäuden*. Europäischen Parlaments und des Rates. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=CELEX:32010L0031>
- [36] Energieausweisdatenbank (EADB) - STATISTIK AUSTRIA - Die Informationsmanager, „Energieausweisdatenbank (EADB)“. Zugegriffen: 18. Jänner 2024. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.statistik.at/datenbanken/adress-gebaeude-und-wohnungsregister/energieausweisdatenbank-eadb>