

Ingenieurwissenschaftliche Modellierung branchen- und technologiespezifischer Lastprofile des Sektors Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD)

Till Böckmann, Stephan Seim, Paul Verwiebe, Joachim Müller-Kirchenbauer

Fachgebiet Energie- und Ressourcenmanagement, Technische Universität Berlin,
Straße des 17. Juni 135, 10623 Berlin, +49 (0) 30 314 23214, www.er.tu-berlin.de

Kurzfassung: Die zeitlich und regional hochaufgelöste Abbildung der Stromnachfrage ist eine wichtige Grundvoraussetzung für systemanalytische Untersuchungen zur Transformation des Energiesystems. Insbesondere zur Untersuchung von Flexibilisierungspotenzialen und den Auswirkungen von Effizienzsteigerungen auf die Gesamtlast werden technologiespezifische Stromlastgänge benötigt. Für den deutschen Sektor Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD) fehlen diese Modellansätze bislang. In diesem Artikel wird eine Rahmenordnung der Bottom-up-Modellierung elektrischer Lasten des Sektors GHD entwickelt und an fünf der sechs nach Stromverbrauch größten Branchen für das Jahr 2018 erprobt. Auf Grundlage verschiedener Normen werden deterministische Anwesenheitsprofile je Branche generiert. Mithilfe von Gleichzeitigkeitsfaktoren und Anwendungsbilanzen entstehen Summenlastprofile. Diese werden im Rahmen einer theorie- und funktionsbezogenen Validierung mit Branchenlastprofilen des Forschungsprojekts DemandRegio nach [1] verglichen und angepasst. Die resultierenden Lastprofile weisen einen mittleren absoluten prozentualen Fehler von 12,5 % von den Branchenlastprofilen auf und bilden die wesentlichen Lastcharakteristika ab.

Keywords: Stromlastgänge, Branchenlastprofile, Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD), Querschnittstechnologien, Bottom-up-Modellierung, Anwesenheitsprofile, Gleichzeitigkeitsfaktoren, Open-Source-Modellierung

1 Einleitung

Die Bundesregierung strebt bis 2050 eine treibhausgasneutrale Erzeugung des Bruttostromverbrauchs [2, S. 7; 3] und eine Halbierung des Primärenergieverbrauchs gegenüber dem Jahr 2008 [4, S. 6] an. Diese Ziele haben in der Elektrizitätswirtschaft Folgen für die Angebots- und Nachfrageseite. Auf der Angebotsseite steht zunehmend Strom aus fluktuierend produzierenden erneuerbaren Energien zur Verfügung, der starken und nur bedingt prognostizierbaren Schwankungen unterliegt. Auf der Nachfrageseite unterliegt die Entwicklung des Strombedarfs unterschiedlichen, teils gegensätzlichen, technologischen Trends. Effizienzsteigerungen sorgen für eine Reduktion des Bedarfs, während die Elektrifizierung bestimmter Anwendungen neue elektrische Verbrauchsposten hervorbringt. In diesem Zusammenhang sind auch Veränderungen des zeitlichen Verlaufs des Strombezugs zu erwarten [5, S. 1]. Die Kenntnis aktueller und zukünftiger Lastprofile ist eine wichtige Grundvoraussetzung für die Planung und Transformation von Versorgungsinfrastrukturen [6, S. 1].

Im Sektor Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD) dominiert der Verbrauch von Querschnittstechnologien die elektrische Last [7, S. 12]. Im Unterschied zu Prozesstechnologien sind Querschnittstechnologien nicht produkt- oder prozessspezifisch, sondern werden branchenübergreifend eingesetzt. Infolge der Vielzahl heterogener Verbrauchstechnologien [7,

S. 7] und der lückenhaften Datengrundlage hochaufgelöster Verbräuche [8, S. 17] lassen sich zeitliche Stromverbrauchscharakteristika der Technologien je Branche bislang nur approximieren. Selbst die Summenlastprofile einzelner Branchen waren bis vor kurzem unzureichend beschrieben und wurden in bestehenden Forschungsprojekten [9] in der Regel mit generischen und strukturell abweichenden VDEW Standardlastprofilen [10, S. 2] angenähert. Aktuell liegen für den GHD-Sektor insbesondere die Branchenlastprofile des Forschungsprojekts DemandRegio nach [1, S. 113–119] und [10, S. 3] vor, die zwar branchenspezifisch und regionalisiert, nicht aber technologiespezifisch differenzieren.

Mit der Modellierung zeitlich hochaufgelöster technologiespezifischer Lastprofile baut der vorliegende Artikel auf den Branchenlastprofilen auf und versucht, die Forschungslücke zu branchen- und technologiespezifischen Lastprofilen zu schließen. Der gegenüber Summenlastprofilen höhere Detailgrad der technologiespezifischen Differenzierung in viertelstündlicher Auflösung bildet unter anderem die Grundlage für eine zeitabhängige Quantifizierung von Potenzialen der Nachfrageflexibilisierung [11, S. 2]. Die technologiespezifischen Lastprofile dienen ferner dem Verständnis des Einflusses von Effizienzsteigerungen und Technologiebrüchen auf die Gesamtlast [12, S. 1; 13, S. 45] und bilden eine Grundlage für systemanalytische Untersuchungen zur Transformation des Energiesystems [1, S. 154–155].

Für das Vereinigte Königreich haben [14, S. 22] bereits branchen- und technologiespezifische Lastprofile veröffentlicht. Diese sind das Ergebnis der Disaggregation von Summenlastgängen sowie ausgewählter realdatenbasierter Anpassungen der Technologielastprofile auf Basis von Verbrauchsanteilen [14, S. 19–20]. Die Lastprofile der Querschnittstechnologien von [14] sind im Vergleich zu dem in diesem Artikel vorgestellten Ansatz generischer aufgebaut. Für den deutschen GHD-Sektor liegen diese Informationen des Verbrauchs von Querschnittstechnologien, bis auf vereinzelte Lastprofilardarstellungen einzelner Betriebe oder Branchen, nicht vor. Im Rahmen des Modells „eLoad“ des Fraunhofer-Instituts für System- und Innovationsforschung (ISI) existiert eine Datenbasis aus 600 technologiespezifischen Lastprofilen, die allerdings nicht öffentlich zugänglich ist [15, S. 17]. In Ermangelung an Alternativen verwenden auch [16, S. 114] behelfsweise die britischen Profile nach [14, S. 22] für den deutschen Raum.

Der vorliegende Artikel ist wie folgt strukturiert: Abschnitt 2 erläutert das methodische Vorgehen der Bottom-Up Entwicklung technologiespezifischer Lastprofile und deren Optimierungsschritte auf Basis von Anwesenheitsprofilen sowie technologiespezifischen Gleichzeitigkeitsfaktoren. Abschnitt 3 stellt die Ergebnisse der branchen- und technologiespezifischen Lastprofile dar und validiert diese anhand von Literaturwerten sowie gegenüber den Branchenlastprofilen. Der Artikel schließt mit einer Diskussion der Ergebnisse in Abschnitt 3.5, sowie einem Fazit und Ausblick in Abschnitt 4.

2 Methodisches Vorgehen

Die entwickelte Methode stellt ein anpassbares und erweiterbares Vorgehen zur Modellierung elektrischer Lastprofile dar. Die Systemgrenzen bilden die Bundesrepublik Deutschland auf räumlicher und der Sektor GHD auf sektoraler Ebene. Der zeitliche Horizont der Ergebnisse dieses Artikels ist das Jahr 2018. Das komplette Modell steht als Python-Software zur Verfügung [17]. Betrachtet werden Lastprofile der Querschnittstechnologien des Sektors GHD. Diese umfassen nach [18, S. 9] in absteigender Reihenfolge des anteiligen Stromverbrauchs: Beleuchtung, mechanische Energie, Informations- und Kommunikationssysteme (IKT), Klimakälte, Prozesskälte, gemeinsam betrachtete Raumwärme- und Warmwasser sowie sonstige

Prozesswärme. Grundsätzlich eignet sich das vorgestellte Vorgehen zur Modellierung aller Branchen des Sektors GHD. In den folgenden Abschnitten wird die Modellierung für fünf der sechs Branchen mit dem jeweils größten Verbrauchsanteil im Sektor GHD erprobt. Die Branchenklassifikation richtet sich nach den von [19, S. 3] entwickelten Gruppen. Im Rahmen der Validierung und Optimierung der generierten Lastprofile wird auf Branchenlastprofile des Forschungsprojekts DemandRegio nach [1] und [10] zurückgegriffen. Die dort verwendete Branchenklassifikation nach [20] lässt sich auf die im Rahmen dieser Modellierung verwendeten Branchen abbilden. Die erprobten Branchen umfassen in absteigender Reihenfolge des anteiligen Stromverbrauchs nach [19, S. 84]: Büroähnliche Betriebe (WZ64-71), Handel (WZ47)¹, Beherbergung (WZ55), Krankenhäuser (WZ86) und Schulen (WZ85). Die technologiespezifischen Lastprofile werden nach einem ingenieurwissenschaftlichen Bottom-up-Ansatz für das Jahr 2018 in viertelstündlicher Auflösung generiert. Der gewählte Whitebox-Ansatz erlaubt es, die Wirkzusammenhänge, die zu den Modellergebnissen führen, in Gänze nachzuvollziehen. Überdies können Strukturveränderungen im Rahmen einer langfristigen Fortschreibung des Stromverbrauchs abgebildet werden. Diese können etwa durch einen Technologiewechsel von Nachtspeicherheizungen zu Wärmepumpen, dem Markthochlauf der Elektromobilität [13, S. 43–45] oder einer Veränderung der Verbrauchsmuster infolge der weltweiten Corona-Pandemie hervorgerufen werden.

2.1 Verfahren der Lastprofilmodellierung

Die Datenbasis der Modellierung branchen- und technologiespezifischer Lastprofile umfasst Anwesenheitsprofile, Technologiedaten, Kalenderdaten, Wetterdaten und Anwendungsbilanzen. Die in diesem Artikel generierten Anwesenheitsprofile leiten sich aus den Bestimmungen dreier Normen ab, die sich im Detailgrad ihrer Angaben unterscheiden. Die internationale Richtlinie ISO 18523-1:2016(E) [21] und die schweizerische Richtlinie SIA 2024:2015 [22] enthalten pro Gebäude und charakteristischer Zone stündliche Anwesenheitsprofile als Anteil der Vollbelegung. Darüber hinaus liefert [21] auch Angaben zu Profilen der Beleuchtung und Geräte und unterscheidet zwischen Typtagen. Schließlich dokumentiert die DIN 18599-10:2018-09 [23] unter anderem Nutzungs- und Betriebszeiten. Diese werden als Start- und Endzeitpunkt der Nutzungsdauer definiert.

Die in diesem Modell verwendeten Technologiedaten lassen sich in charakteristische Lastprofile und weitere literaturbasierte Annahmen zum Verbrauchsverhalten unterteilen. Die charakteristischen Lastprofile geben dabei ein typisches Verbrauchsmuster und Betriebszeiten der Querschnittstechnologien an. Diese können einer Temperatur- oder Typtagabhängigkeit unterliegen. Die zweite Kategorie technologiespezifischer Annahmen aus der Literatur prägt den ingenieurwissenschaftlichen Ansatz der Bottom-up-Modellierung. Sie beeinflussen das Lastprofil einer Querschnittstechnologie, sind aber im Gegensatz zu oben genannter Kategorie nicht als zeitlicher Verlauf in der Literatur angegeben. Die Kalenderdaten unterteilen das Modellierungsjahr 2018 in 35.040 Abschnitte der Länge von jeweils 15 Minuten. Jedem dieser Abschnitte wird ein Datum, eine Stundenzahl im Intervall [1,96], ein Wochentag, eine Jahreszeit und ein Typtag zugeordnet. Der Typtag richtet sich nach [21, S. 12]. Wochentage sind mit A, Samstage mit B und Sonn- sowie Feiertage mit C kodiert. Die verwendeten Wetterdaten sind Zeitreihen des Jahres 2018 für Außentemperatur in °C und Globalstrahlung in

¹ Nachfolgend wird die Branche des Einzelhandels (WZ47) stellvertretend für den gesamten Handel einschließlich der Branche des Großhandels (WZ46) verwendet

W / m^2 [24]. Für die Modellierung eines Lastprofils werden überdies Informationen zum Jahresverbrauch der Querschnittstechnologien je Branche benötigt. Die jüngsten Daten des Stromverbrauchs aller Querschnittstechnologien je Branche stammen aus [19, S. 84] und beziehen sich auf das Jahr 2013. Für das Jahr 2018 liegt eine Anwendungsbilanz nach [18, S. 9] vor, die allerdings nur den Summenverbrauch der Querschnittstechnologien aller Branchen ausweist. Mithilfe der Branchenanteile aus erstgenannter Bilanz lässt sich indes der Jahresverbrauch für das Jahr 2018 approximieren.

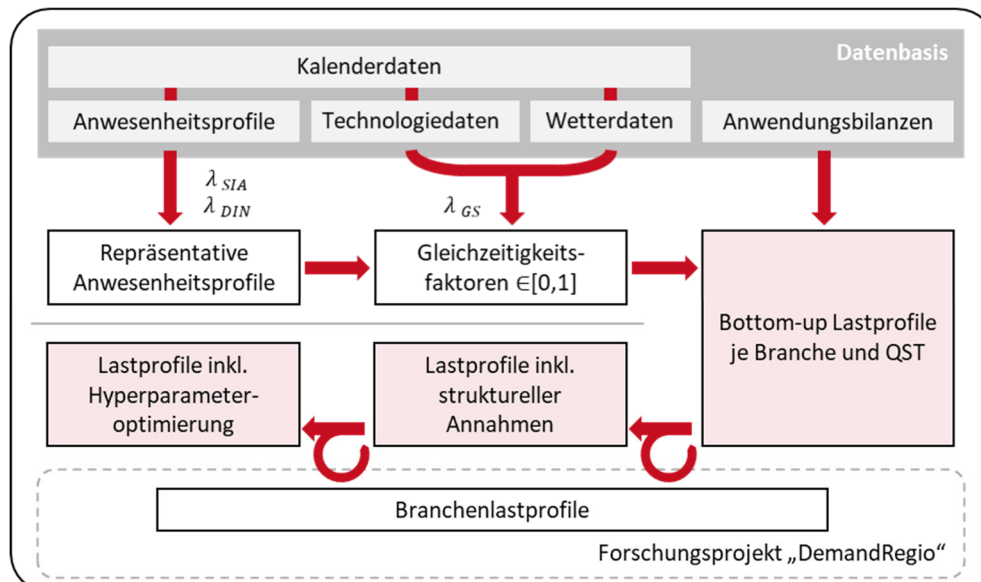


Abbildung 1: Verfahren der Modellierung branchen- und technologiespezifischer Lastprofile

Abbildung 1 repräsentiert die genauen Verfahrensschritte zur Modellierung branchen- und technologiespezifischer Lastprofile. Zunächst werden die verschiedenen Normen mithilfe der Kalenderdaten nach von Hyperparametern λ_{SIA} und λ_{DIN} festgelegten Anteilen zu repräsentativen Anwesenheitsprofilen je Branche und Typtag vereinigt. Anschließend werden anhand von Kalenderdaten, Technologiedaten, Wetterdaten und repräsentativen Anwesenheitsprofilen Gleichzeitigkeitsfaktoren je Zeitscheibe für das komplette Jahr 2018 je Querschnittstechnologie und Branche erstellt. Der Hyperparameter λ_{GS} beschreibt dabei den Einfluss der Globalstrahlung auf die Beleuchtung. Wie auch die Gleichzeitigkeitsfaktoren sind die Hyperparameter auf dem Intervall $[0,1]$ normiert. Die neuartige Einführung von Hyperparametern in der Bottom-up-Modellierung trägt der Datenknappheit einerseits und der Unsicherheit in der Gewichtung verschiedener Quellen andererseits Rechnung. Die zusätzlichen Parameter verleihen dem Modell Flexibilität in der Gewichtung von Einflussfaktoren, ohne dabei die funktionsbezogene Plausibilität zu verletzen. Hyperparameter stammen aus dem Feld des maschinellen Lernens. Sie werden, im Gegensatz zu allgemeinen Modellparametern, definiert als jene Parameter, die nicht anhand von Realdaten geschätzt oder erlernt werden können [25, S. 3–4; 26, S. 201]. Sie müssen vor dem Modellierungsprozess zunächst manuell gesetzt werden. Im Anschluss können die Hyperparameter mithilfe einer Heuristik optimiert werden [25, S. 7]. Mithilfe des Jahresverbrauchs einer jeden Querschnittstechnologie je Branche aus den Anwendungsbilanzen können anschließend die Gleichzeitigkeitsfaktoren zu Bottom-up-Lastprofilen skaliert werden. Diese Lastprofile sind das erste von drei Zwischenergebnissen der Modellierung und daher in Abbildung 1 rot gekennzeichnet. Die modellierten Bottom-up-Lastprofile werden nachfolgend mit den Branchenlastprofilen des Forschungsprojekts DemandRegio [10;

24] iterativ verglichen. Hier werden anhand der Fehlermaße [Definition nach 1, S. 88] des mittleren absoluten prozentualen Fehlers (Mean Absolute Percentage Error, kurz MAPE) und des Bestimmtheitsmaßes (R^2) strukturelle Abweichungen identifiziert und mit Annahmen ausgeglichen, welche die funktionale Plausibilität nicht verletzen. Dieser Schritt stellt neben der vorherigen funktionsbezogenen Validierung als Plausibilitätsuntersuchung auch eine theoriebezogene Validierung dar, da hier die Ergebnisse mit einem anderen Modell des gleichen Anwendungsgebiets verglichen werden [27, S. 171]. Im letzten Schritt werden die Hyperparameter mittels Rastersuche optimiert. Die so entstandenen angepassten Lastprofile je Querschnittstechnologie und Branche sind das Endergebnis der Modellierung.

2.2 Anwesenheitsprofile

Die repräsentativen Anwesenheitsprofile werden auf Grundlage oben erwähnter Normen in drei Schritten deterministisch modelliert. Die Normen enthalten für jede in diesem Artikel modellierte Branche Anwesenheitsangaben zu unterschiedlichen Gebäuden und Räumen. Daher wird während der Datenbereinigung und -zusammenfassung dieser Branchen ein Profil innerhalb einer Norm gebildet. Der zweite Schritt vereinigt die zunächst gleichrangig betrachteten Normen [21] und [22]. Dabei werden Typtage betrachtet, nach denen allerdings nur [21] unterscheidet. Folglich entsteht der Typtag A aus einer Mischung der beiden Normen. Der Hyperparameter λ_{SIA} bestimmt dabei den Anteil der schweizerischen Norm in Prozent. Der Anteil der internationalen Norm beträgt folglich $1 - \lambda_{SIA}$. Im letzten Schritt wird zunächst das Profil nach [23], welches aufgrund der Nutzungszeitangaben lediglich aus 0 und 1 besteht, invertiert. Somit ergibt sich ein Profil DIN^{mod} mit 1, falls nach deutscher Norm keine Anwesenheit vorgesehen ist und 0 im gegenteiligen Fall. Formel (2.1) fasst die mathematische Modellierung zusammen. $A(t)$ ist dabei das repräsentative Anwesenheitsprofil einer Branche zum Zeitpunkt t .

$$A(t) = \begin{cases} 0, & \text{falls } (\lambda_{DIN} \cdot DIN^{mod}(t)) > (\lambda_{SIA} \cdot SIA(t) + (1 - \lambda_{SIA}) \cdot ISO(t)) \\ (\lambda_{SIA} \cdot SIA(t) + (1 - \lambda_{SIA}) \cdot ISO(t)) \cdot (1 - (\lambda_{DIN} \cdot DIN^{mod}(t))), & \text{sonst.} \end{cases} \quad (2.1)$$

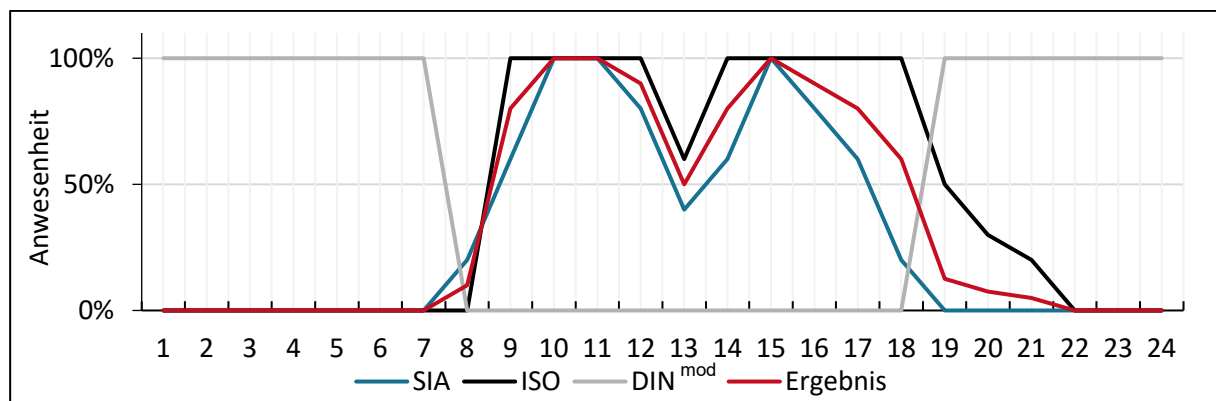


Abbildung 2: Die Anwesenheitsprofile für büroähnliche Betriebe mit beispielhafter Modellierung des repräsentativen Profils ($\lambda_{SIA} = 0,5; \lambda_{DIN} = 0,5$)

Basierend auf [28, S. 3] sowie [29, S. 65] wird außerdem die Annahme getroffen, dass in büroähnlichen Betrieben auch samstags in der Zeit von 08:00 Uhr bis 19:00 Uhr eine Anwesenheit von 30 % vorherrscht. Abbildung 2 zeigt den Verlauf der Anwesenheitsprofile für büroähnliche Betriebe sowie ein beispielhaft modelliertes resultierendes Anwesenheitsprofil mit den

Hyperparameterkombinationen $\lambda_{SIA} = 0,5$ und $\lambda_{DIN} = 0,5$. Das entspricht der Anfangseinstellung der Hyperparameter während der Bottom-up-Modellierung.

2.3 Gleichzeitigkeitsfaktoren

Gleichzeitigkeitsfaktoren sind Auslastungsraten, die je Zeitscheibe eines Tages angegeben sind [28, S. 4; 30, S. 15]. Der Gleichzeitigkeitsfaktor beschreibt den Anteil eines Verbrauchers oder Prozesses zu einem bestimmten Zeitpunkt an der Gesamthöchstlast [6, S. 23, A-24]. Tabelle 3 auf Seite 25 (Anhang A) fasst alle modellierten literaturbasierten Annahmen der Gleichzeitigkeitsfaktoren und Anwesenheitsprofile zusammen.

Der Stromverbrauch der Beleuchtung hängt von der Art der installierten Lampen, der notwendigen Beleuchtungsstärke und den Beleuchtungszeiten ab [18, S. 6]. Die zeitliche Auflösung bedingt sich vorwiegend aus den Betriebszeiten und der solaren Einstrahlung, also der Globalstrahlung [31, S. 49]. Folglich wird die Beleuchtung anhand der Technologiedaten, der repräsentativen Anwesenheitsprofile, der Globalstrahlung und den aus den Kalenderdaten stammenden Typtagen modelliert. Während im Haushaltssektor ein unmittelbarer Zusammenhang zwischen Anwesenheit und Beleuchtung modelliert wird [32, S. 6], kann im Sektor GHD eine weniger direkte Beziehung zwischen Beleuchtung und Globalstrahlung unterstellt werden. Beispiele können hier Supermärkte für Nichtwohngebäude mit wenig Fensterfläche sein. Aber auch in Gebäuden mit einem höheren Fensteranteil, wie bei büroähnlichen Betrieben, kann eine Beleuchtungsanforderung von 500 lx [33, S. 15] den Betrieb der Beleuchtung bei Tageslicht bedingen. Genaue Informationen zu dieser Wirkbeziehung existieren für den Sektor GHD in der Literatur nicht. Aus diesem Grund wird für den Einfluss der Globalstrahlung auf die Beleuchtung der Branchen ein Hyperparameter λ_{GS} eingeführt. Die Globalstrahlung $G(t)$ bezeichnet die „Summe der aus dem oberen Halbraum auf eine horizontale Ebene einfallenden direkten und der diffusen Sonnenstrahlung“ zum Zeitpunkt t [34, S. 4]. Die Globalstrahlung wird mittels einer aus [32, S. 6] stammenden Formel transformiert. Diese skaliert die Werte der Globalstrahlung zwischen den unteren und oberen Schwellenwerten G_{min} und G_{max} . Die Schwellenwerte $G_{min} = 20 \frac{W}{m^2}$ und $G_{max} = 40 \frac{W}{m^2}$ stammen aus [35, S. 10]. Formel (2.2) beschreibt die Berechnung des nicht-normierten Gleichzeitigkeitsfaktors der Beleuchtung $d_{Bel,b}(t)$ für Branche b zum Zeitpunkt t . Dabei ist $A(t)$ das repräsentative Anwesenheitsprofil der Branche. $D_{Bel,b}(t)$ in Formel (2.3) ist dann der normierte Gleichzeitigkeitsfaktor auf dem Intervall $[0, 1]$.

$$d_{Bel,b}(t) := A(t) + \lambda_{GS} \cdot \frac{G_{max} - G(t)}{G_{max} - G_{min}} \quad (2.2)$$

$$D_{Bel,b}(t) := \frac{d_{Bel,b}(t)}{\max d_{Bel,b}} \quad (2.3)$$

Die Starteinstellung der Hyperparameter wird von den unterschiedlichen Beleuchtungsanforderungen der Branchen aus [33] abgeleitet. Der Einfluss der Globalstrahlung auf den Betrieb der Beleuchtung wird immer dann als hoch angenommen, wenn die Beleuchtungsanforderung geringer ist. In diesem Fall wird weniger Unterstützung durch künstliches Licht benötigt und das Lastprofil der Beleuchtung hängt stärker von der Globalstrahlung ab. Die so entstandenen Gleichzeitigkeitsfaktoren werden mithilfe literaturbasierter Annahmen aus den Technologiedaten (vgl. Tabelle 3 auf Seite 25) branchenspezifisch verändert.

Der Stromverbrauch der mechanischen Energie entfällt auf elektrische Antriebe für Geräte und Maschinen [36, S. 17]. Mangels Literaturangaben kann allerdings kein grundsätzlicher Zusammenhang der mechanischen Energie mit der Anwesenheit über alle Branchen hinweg belegt werden. Aus diesem Grund wird die mechanische Energie ausschließlich mithilfe der Technologiedaten modelliert. Laut [37, S. 77] nehmen Lüftungsanlagen einen Anteil von 24 % am Stromverbrauch der Kategorie mechanischer Energie im Sektor GHD ein. Für diese Anlagen kann auf charakteristische Lastprofile der Literatur zurückgegriffen werden. Diese sind, im Gegensatz zur Klimakälte, temperaturunabhängig [38, S. 51–52]. Sie weisen tagsüber eine Glockenform auf, während nachts der Stromverbrauch gering ist. Für Krankenhäuser lassen sich außerdem Angaben zu Großverbrauchern wie Magnetresonanztomographie (MRT), Computertomographie (CT), Positronen-Emissions-Tomographie (PET) in [39] finden. Über den Anteil der installierten Leistung werden gemittelte Profile der Gleichzeitigkeitsfaktoren medizinischer Großverbraucher je Typtag berechnet. Mangels Angaben zur mechanischen Energie abseits der Lüftungsanlagen, wird der Verbrauch des Restanteils in büroähnlichen Betrieben, Schulen und dem Handel als zeitlich konstant angenommen. Lediglich in der Beherbergung wird eine Annahme des hälftig erhöhten Stromverbrauchs aufgrund von Reinigungseinsätzen außerhalb der Anwesenheiten in Hotelzimmern nach [22, S. 34] getroffen.

Die Datengrundlage der Verbrauchskategorie IKT zur Charakterisierung der Verbrauchsstrukturen ist lückenhaft [36, S. 35]. Dennoch wird eine Abhängigkeit von Anwesenheiten unterstellt. Nach [40, S. 50] tritt bei Rechnern in Büros auch im sogenannten Stand-by-Betrieb ein Verbrauch von bis zu 15 W auf, der durch Netzwerkkarten verursacht wird. Außerdem nehmen in büroähnlichen Betrieben IKT einen Anteil von bis zu 30 % des Nacht- und Wochenendverbrauchs ein. Bei Rechenzentren liegt dieser Anteil bei bis zu 50 % [40, S. 50]. Diese Technologiedaten führen zur Annahme, dass der IKT-Verbrauch in büroähnlichen Betrieben außerhalb der Anwesenheit bei 40 % der Last zu Zeiten von Anwesenheit liegt. Für Schulen wird aufgrund ähnlich unterstellter IKT-Infrastrukturen ebenfalls 40 % verwendet. In der Handelsbranche wird mangels Informationen zunächst ein konstanter Verbrauch angenommen. Auch in Krankenhäusern und der Beherbergung wird ein zeitlich konstanter Verbrauch modelliert, hier gäbe es ohnehin keine Zeiten ohne Anwesenheit.

Für die Modellierung der Klimakälte wird auf charakteristische Lastprofile nach [38, S. 51, 197] zurückgegriffen und eine Abhängigkeit von der Anwesenheit und der Außentemperatur unterstellt. Hierbei wird angenommen, dass Klimaanlage nur zu Zeiten der Anwesenheit in Betrieb genommen werden. Bei Gebäuden mit mehreren individuell steuerbaren Geräten hängt die Summenlast der Klimakälte auch von der Belegungsdichte eines Zeitpunkts ab. Das charakteristische Lastprofil wird innerhalb von Temperaturschwellenwerten skaliert [Vgl. 38, S. 197] und mit dem repräsentativen Anwesenheitsprofil einer Branche multipliziert.

Die Kategorie der Prozesskälte setzt sich überwiegend aus dem Stromverbrauch von Kompressionskältemaschinen in Kühl- und Gefrierschränken sowie Kühlhäusern zusammen [36, S. 32–33]. In diesem Artikel wird die Prozesskälte mithilfe der Anwesenheitsprofile, den Typtagen, Saisons der Kalenderdaten und literaturbasierten Technologiedaten modelliert. Für den Handel stellt [41, S. 3] eine Reduktion des Stromverbrauchs der Prozesskälte von 30 % außerhalb der Öffnungszeiten fest. Dabei wird unterschieden zwischen Minuskälte, also Gefrierschränken, und Pluskälte, also Kühlschränken. Die Verminderung des Stromverbrauchs der Pluskälte fällt dabei geringer aus als bei der Minuskälte. Mit der Annahme, dass in den Branchen büroähnlicher Betriebe, Schulen und Krankenhäusern die Minuskälte zu vernachlässigen

ist, wird für diese Branchen eine Verringerung von 20 % angenommen. Die zusätzliche, tagesweise modellierte Schwankung des Verbrauchs der Prozesskälte stammt aus [42, S. 15] und ist Tabelle 3 auf Seite 25 zu entnehmen.

Die Wärmeanwendungen der Raumwärme und des Warmwassers werden im Rahmen der Klassifizierung der Querschnittstechnologien nach [18, S. 8] gemeinsam modelliert. Um den Summenlastgang dieser Kategorie zu modellieren, bietet es sich dennoch an, zunächst beide Anwendungen getrennt zu betrachten. Mithilfe von [43, S. 4] und [18, S. 9] lässt sich für elektrische Anwendungen ein Anteil von 30 % der Raumwärme und 70 % des Warmwassers approximieren. Bei der elektrischen Raumwärme kann zwischen Wärmepumpen, Hilfsstrom der Wärmepumpen und den direkten Stromanwendungen wie beispielsweise der Nachtspeicherheizung unterschieden werden [44, S. 120; 38, S. 47]. Sowohl für Wärmepumpen als auch für Nachtspeicherheizungen ermittelt [38, S. 49] ein charakteristisches Lastprofil. Der Wärmebedarf wird je Branche mithilfe der sogenannten Raum-Solltemperatur-Heizung nach [23, S. 36–78] abgebildet. Die Profile werden, wie oben beschrieben, mithilfe der Außentemperatur skaliert und mit Anteilen von 25 % der Wärmepumpen und 75 % der Nachtspeicherheizung vereinigt. Diese Verbrauchsanteile werden mithilfe linearer Interpolation aus den von [44, S. 120] angegebenen Werten für das Jahr 2018 ermittelt. Im Gegensatz zu Haushalten fehlen im Sektor GHD Informationen zu Verbrauchscharakteristiken der Warmwasserbereitung. Aus diesem Grund kann, anders als bei der Raumwärme, nicht auf charakteristische Lastprofile zurückgegriffen werden. Da hingegen anzunehmen ist, dass Warmwasser nur dann verbraucht und somit wieder neu bereitet und gespeichert werden muss, wenn Personen im Gebäude anwesend sind, kann die elektrische Warmwasserbereitung in Abhängigkeit der Anwesenheit modelliert werden. So wird ein konstanter Gleichzeitigkeitsfaktor von 1 bei einer Anwesenheit $A(t) > 0$ unterstellt. Andernfalls ist die Warmwasserbereitung nicht in Betrieb.

Prozesswärme wird im Sektor GHD vorwiegend in elektrischen Öfen oder Kochstellen sowie zum Waschen und Spülen eingesetzt [45, S. 47]. Dabei ist sie, im Gegensatz zur Prozesswärme der Industrie, von geringer Relevanz [36, S. 32]. Genau wie bei der Warmwasserbereitung stehen bis auf den Handel keinerlei Informationen zu Verbrauchscharakteristiken zur Verfügung. Anders als bei der Warmwasserbereitung kann hier allerdings kein zwingender Zusammenhang mit der Anwesenheit angenommen werden. Entsprechend ist die Prozesswärme in diesem Artikel zunächst vereinfacht konstant über das gesamte Jahr für alle Branchen außer dem Handel modelliert. Im Handel, spezifischer in Supermärkten, bildet [41, S. 33] die Prozesswärme in elektrischen Öfen zur Veredelung vorgefertigter Backwaren ab. Außerhalb der Öffnungszeiten ist hier ein um 80 % verringerter Verbrauch zu erkennen, der für den Handel übernommen wird (vgl. Tabelle 3 auf Seite 25).

2.4 Entwicklung der Bottom-up-Lastprofile

Die in Abschnitt 2.3 entwickelten Gleichzeitigkeitsfaktoren je Querschnittstechnologie und Branche dienen im Folgenden der zeitlichen Auflösung des aus den Anwendungsbilanzen entnommenen Jahresverbrauchs. So entstehen branchen- und technologiespezifische Lastprofile nach einem Bottom-up-Ansatz. Wie bereits in Abschnitt 2.1 beschrieben, entstammt der Jahresverbrauch 2018 einer Verrechnung der detaillierten Anwendungsbilanz nach [19, S. 84] mit der branchenübergreifenden Anwendungsbilanz nach [18, S. 9]. Um für das verwendete Basisjahr 2018 Informationen der benötigten Granularität zu erhalten, werden zunächst die Verbrauchsanteile der Technologien je Branchen am Gesamtverbrauch der jeweiligen Technolo-

gie im gesamten Sektor GHD berechnet. Dieser Anteil wird nachfolgend im betrachteten Bezugszeitraum zwischen 2013 und 2018 als fixiert angenommen und über den Gesamtverbrauch der Technologie im Jahr 2018 branchenspezifisch hochgerechnet. Das Ergebnis ist

Tabelle 4 auf Seite 26 (Anhang A) zu entnehmen. Der auf diesem Wege ermittelte Jahresstromverbrauch $P_{q,b}$ der Querschnittstechnologie q und der Branche b wird mithilfe der Zeitreihe von Gleichzeitigkeitsfaktoren in viertelstündlicher Auflösung je Querschnittstechnologie $D_{q,b}(t)$ über das gesamte Jahr zeitlich aufgelöst. So entsteht das Lastprofil $L_{q,b}(t)$ der Anwendung q und der Branche b . Formel (2.4) stellt sicher, dass $P_{q,b}$ der Jahressumme des Lastgangs $L_{q,b}(t)$ entspricht.

$$L_{q,b}(t) = D_{q,b}(t) \cdot \frac{P_{q,b}}{\sum_{t=1}^{365 \cdot 96 = 35040} D_{q,b}(t)} \quad (2.4)$$

2.5 Ergänzung der Lastprofile um strukturelle Annahmen

Die in Abschnitt 3.1 dargestellten Bottom-up-Lastprofile werden in diesem Modellierungsschritt mit den Branchenlastprofilen des Forschungsprojekts DemandRegio [10; 24] verglichen. Dieser Vergleich erfolgt iterativ und hat die Minimierung struktureller Abweichungen mit gezielten Annahmen bezüglich der Gleichzeitigkeitsfaktoren und Anwesenheiten zum Ziel. Auch die strukturellen Unterschiede der Branchenlastprofile und der Bottom-up-Lastprofile sind Abschnitt 3 zu entnehmen. Die Annahmen dieses Abschnitts unterscheiden sich von denen des Modellierungsschrittes aus Abschnitten 2.2 und 2.3 bezüglich der Quelle. Vorherige Annahmen beruhen strikt auf literaturbasierten Technologiedaten. Die in diesem Abschnitt getroffenen Annahmen werden aus dem Vergleich mit den Branchenlastprofilen abgeleitet und werden einer Plausibilitätsprüfung unterzogen und somit funktionsbezogen [27, S. 171] validiert. Die systematischen Abweichungen der Lastprofile werden nur dann mit strukturellen Annahmen minimiert, wenn diese Annahmen auch in sich plausibel erscheinen.

Die gewählten strukturellen Annahmen betreffen vor allem die Anwesenheiten, aber auch die Gleichzeitigkeitsfaktoren der Beleuchtung, mechanischen Energie, IKT und Prozesswärme werden angepasst. Alle strukturellen Annahmen sind in Tabelle 5 auf Seite 26 (Anhang A) zusammengefasst. Im Handel und der Beherbergung wird an Samstagen (Typtage B) das Anwesenheitsprofil der Wochentage (Typtag A) verwendet. Darüber hinaus wird auf Basis des Arbeitszeitgesetz (ArbZG) - § 9 Sonn- und Feiertagsruhe [46] im Handel an Typtagen C entgegen der Richtlinie [21] keine Anwesenheit modelliert. Auch in Schulen wird die ursprünglich modellierte Anwesenheit an Samstagen aufgehoben. Zudem lässt sich eine zweite Anwesenheitsspitze um 14 Uhr nicht an den Branchenlastprofilen validieren. Daher wird angenommen, dass die Anwesenheit nachmittags auf maximal 90 % ansteigen kann. In Schulen und Büros lässt sich bezüglich der Beleuchtung ein Lasteinbruch zur Mittagszeit nicht an den Branchenlastprofilen validieren. Dieser ist in der ursprünglichen Modellierung auf einen Rückgang der Anwesenheit in diesem Zeitraum zurückzuführen. Einen Hinweis auf die Ursache der Differenz geben [47, S. 21], die einen Unterschied des notwendigen und des tatsächlichen Lastgangs insbesondere zur Mittagszeit darstellen. Somit wird zu diesen Zeiten in der Modellierung der Beleuchtungsbetrieb von der Anwesenheit entkoppelt. Eine Absenkung der Grundlast im Handel kann mit zwei Annahmen erzielt werden: Einerseits, dass von der mechanischen Energie nur die Lüftungsanlagen in Zeiten von Abwesenheit aktiv sind und andererseits, dass die

Registerkassen als Teil der IKT [45, S. 47] außerhalb der Anwesenheit einen 80 % verringerten Verbrauch im Stand-by-Modus aufweisen. In der Branche der Beherbergung kann die Grundlast mit einer Annahme bezüglich der Prozesswärme reduziert werden, für die in Zeiten der Nachtruhe ein 80 % verringerter Verbrauch modelliert wird.

2.6 Optimierung der Hyperparameter

Die im vorherigen Abschnitt erstellten Lastprofile mit strukturellen Annahmen werden im Rahmen der Hyperparameteroptimierung erneut iterativ mit den Branchenlastprofilen des Forschungsprojekts DemandRegio verglichen. Die „Grid-Search“ (dt. Rastersuche) ist eine der bekanntesten Methoden zur Hyperparameteroptimierung [26, S. 201] und wird daher an dieser Stelle verwendet. Die auch als vollständiger faktorieller Ansatz bekannte Variante basiert dabei auf einem endlichen Satz möglicher Einstellungen aller Hyperparameter [25, S. 7]. Das kartesische Produkt dieser Einstellungen wird mit einer „Brute-Force-Methode“ auf einen Extremwert untersucht. Da die Hyperparameter die Werte aller reellen Zahlen $\mathbb{R}$ auf dem Intervall $[0,1]$ annehmen können, wird die Rastersuche mit zunehmenden Dimensionen deutlich rechenintensiver. Aus diesem Grund wird die Rastersuche auf elf Teile des Intervalls beschränkt. Somit gilt $\lambda_{SIA}, \lambda_{DIN}, \lambda_{GS} = \{0; 0,1; 0,2; \dots; 0,9; 1\}$. Die Rastersuche modelliert folglich für $11^3 = 1331$ verschiedene Kombinationen der Hyperparameter die Lastgänge aller Querschnittstechnologien je Branche und vergleicht die Branchenlastprofile mit den modellierten Summenlastgängen der Querschnittstechnologien. Dabei verletzt keine der Kombinationen die funktionale Plausibilität des Modells und kommt als mögliche Einstellung in Betracht. Die Kombination, die zum geringsten Fehler führt, ist das Ergebnis der Rastersuche. Diese Kombination wird dann verwendet, um die angepassten Lastprofile je Querschnittstechnologie und Branche zu entwickeln. Die so gewonnenen, angepassten und mit strukturellen Annahmen ergänzten Lastprofile stellen das Endergebnis dieses Artikels dar.

3 Ergebnisse

Mithilfe der vorgestellten Rahmenordnung werden branchen- und technologiespezifische Lastprofile für das Jahr 2018 modelliert. Dazu erfolgt zunächst eine Bottom-up-Entwicklung (Abschnitt 3.1), die in einem weiteren Schritt um strukturelle Annahmen (Abschnitt 3.2) und in einem letzten Schritt um eine Hyperparameteroptimierung (Abschnitt 3.3) ergänzt wird. Die Teilergebnisse eines jeden Verfahrensschrittes werden in den folgenden Abschnitten vorgestellt. In Abschnitt 3.4 werden zudem die Fehlermaße der einzelnen Schritte dieses Moduls verglichen und in Abschnitt 3.5 diskutiert.

3.1 Bottom-up-Lastprofile

Das in Abschnitt 2.4 beschriebene Verfahren erzeugt Stromlastgänge auf Ebene der Branchen und Querschnittstechnologien. Die Ergebnisse dieses Verfahrensschrittes werden mit den Branchenlastprofilen des Forschungsprojekts DemandRegio [10; 24] verglichen, um strukturelle Abweichungen zu identifizieren. Dies bildet die Grundlage für die Anpassung der Lastprofile um strukturelle Annahmen im nächsten Abschnitt. Die in Abschnitt 2.3 in Abhängigkeit von Anwesenheitsprofilen, Wetter- und Technologiesdaten entwickelten Gleichzeitigkeitsfaktoren lösen den Jahresverbrauch einer jeden Querschnittstechnologie viertelstündlich über das Jahr 2018 auf. Abbildung 3 stellt das Lastprofil der Querschnittstechnologien vierer der nach Stromverbrauch größten in diesem Artikel untersuchten Branchen dar. Abbildung 9 auf Seite 27 (Anhang B.1) zeigt analog das der Schulen. Das Lastprofil ist gemittelt über das gesamte

Jahr 2018 und schließt alle Typtage mit ein. Außerdem ist das jeweilige Branchenlastprofil des Forschungsprojekts DemandRegio vergleichend abgebildet. Die Summe aller gestapelten Lastprofile der Querschnittstechnologien entspricht dem Stromlastgang der jeweiligen Branche.

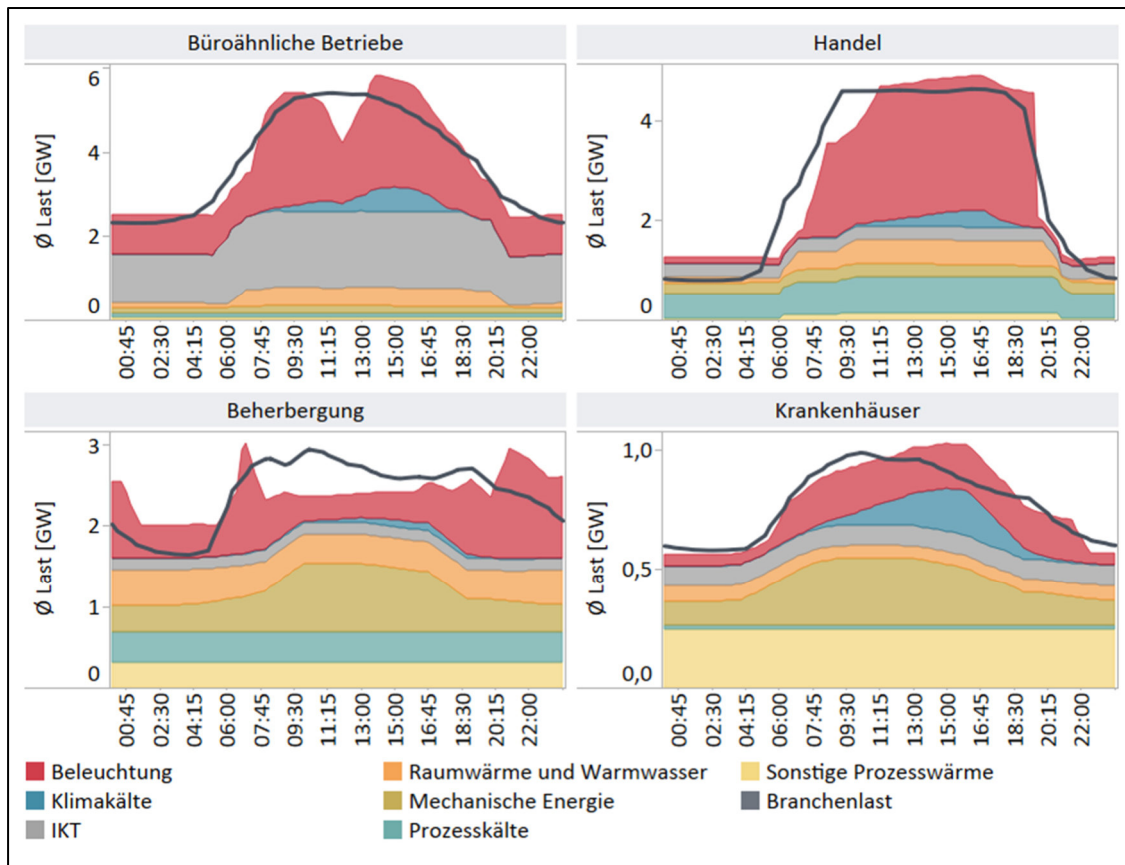


Abbildung 3: Zwischenergebnis der Bottom-up-Lastprofile je Branche und Querschnittstechnologie im Vergleich mit den Branchenlastprofilen des Jahres 2018

Eine Abweichung über alle Branchen hinweg tritt am Typtag C (Sonn- und Feiertage) auf. Im Gegensatz zum Forschungsprojekt DemandRegio werden in diesem Artikel Sonn- und Feiertage nicht unterschieden. Da dieses Vorgehen als plausibel eingestuft wird, bedarf es an dieser Stelle keiner Anpassung des Modells. Außerdem von den Branchenlastprofilen abweichend ist der verringerte Strombedarf in büroähnlichen Betrieben und Schulen zur Mittagszeit. Diese Verringerung hat ihre Ursache in den Anwesenheitsprofilen. Alle verwendeten Normen weisen einen Einbruch der Anwesenheit zur Mittagszeit in diesen Branchen aus. Auch [47, S. 21] bilden diese Verringerung des Strombedarfs zwischen 11 und 14 Uhr ab. Allerdings lediglich im sogenannten notwendigen Lastgang. Der typische Gesamtlastgang verzeichnet nur geringfügig weniger Stromverbrauch zur Mittagszeit. Diese Verbrauchscharakteristik ist auf den sogenannten Betrieb ohne Nutzen zurückzuführen und bildet eine Rechtfertigung für die Anpassung der Profile mithilfe struktureller Annahmen. Eine weitere Abweichung ist am Typtag B in Schulen zu beobachten. Die Branchenlastprofile weisen keinerlei Anwesenheit aus, während die verwendete Norm [21] zu einem Verbrauchsanstieg an Samstagen führt. Ebendiese Norm bedingt auch in der Beherbergung einen Unterschied zwischen den Typtagen, der sich nicht mithilfe der Branchenlastprofile bestätigen lässt. Im Handel modelliert [21] einen Verbrauch an Sonntagen, der nicht in den Branchenlastprofilen auftritt. Im Handel und der Beherbergung ist zudem eine Abweichung in der Grundlast in Zeiten außerhalb der Anwesenheit zu beobachten. Diese Abweichung kann durch den zeitlich konstant modellierten

Stromverbrauch der IKT Anwendungen und mechanischen Energie im Handel und der Prozesswärme in der Beherbergung erklärt werden. Alle in diesem Abschnitt identifizierten Abweichungen zwischen Branchenlastprofilen und dem Summenlastgang der modellierten Querschnittstechnologien führen zu strukturellen Annahmen, die in Abschnitt 2.5 beschrieben sind.

3.2 Lastprofile mit strukturellen Annahmen

Der zweite Schritt der Modellierung ist die Ergänzung der entwickelten Bottom-up-Stromlastprofile um strukturelle Annahmen. Die Grundlage der Annahmen bilden die im vorherigen Abschnitt beschriebenen Abweichungen (siehe Abbildung 3). Die Annahmen selbst sind in Abschnitt 2.5 beschrieben.

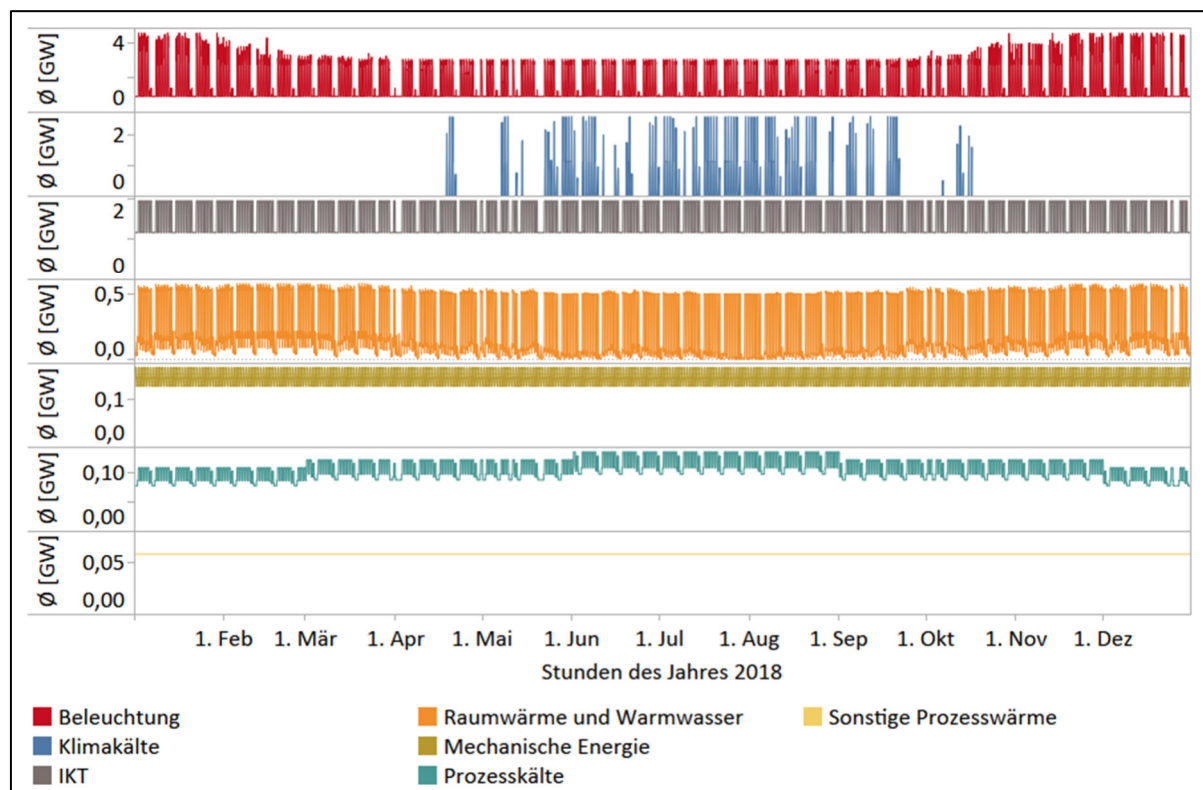


Abbildung 4: Lastprofile mit strukturellen Annahmen der Querschnittstechnologien büroähnlicher Betriebe im Jahr 2018

Alle Lastgänge mit strukturellen Annahmen als Zwischenergebnis des Modellierungsverfahrens sind Abbildung 10 und Abbildung 11 auf Seite 28 (Anhang B.2) zu entnehmen. Abbildung 4 zeigt den resultierenden durchschnittlichen stündlichen Stromverbrauch aller Anwendungen büroähnlicher Betriebe über das gesamte Jahr 2018. Abbildung 12 bis Abbildung 15 auf den Seiten 29-30 (Anhang B.2) stellen analog die restlichen Branchen dar. Zu erkennen sind die modellierten saisonalen Abhängigkeiten bei Beleuchtung, Klimakälte, Raumwärme und Warmwasser sowie Prozesskälte. Auch ein charakteristischer Wochen- wie Tagesverlauf ist abzuleiten. Die Feiertage des Ostermontags am 2. April 2018, des Pfingstmontags am 21. Mai 2018 sowie die Weihnachtsfeiertage bilden Anomalien dieses charakteristischen Verlaufs.

3.3 Lastprofile mit strukturellen Annahmen nach einer Hyperparameteroptimierung

Die in diesem Abschnitt vorgestellten angepassten Lastprofile sind das Endergebnis des in diesem Artikel entwickelten ingenieurwissenschaftlichen Verfahrens. Sie enthalten neben den

strukturellen Annahmen aus Abschnitt 2.5 zusätzlich eine Hyperparameteroptimierung, die in Abschnitt 2.6 beschrieben wird. Abbildung 5 stellt das durchschnittliche Lastprofil des Jahres 2018 für vier der modellierten Branchen und ihrer Querschnittstechnologien dar. Es wird deutlich, dass sich der Bottom-Up-Lastverlauf aus Abbildung 3 in allen Branchen außer der Beherbergung geringfügig vom Verlauf in Abbildung 5 unterscheidet.

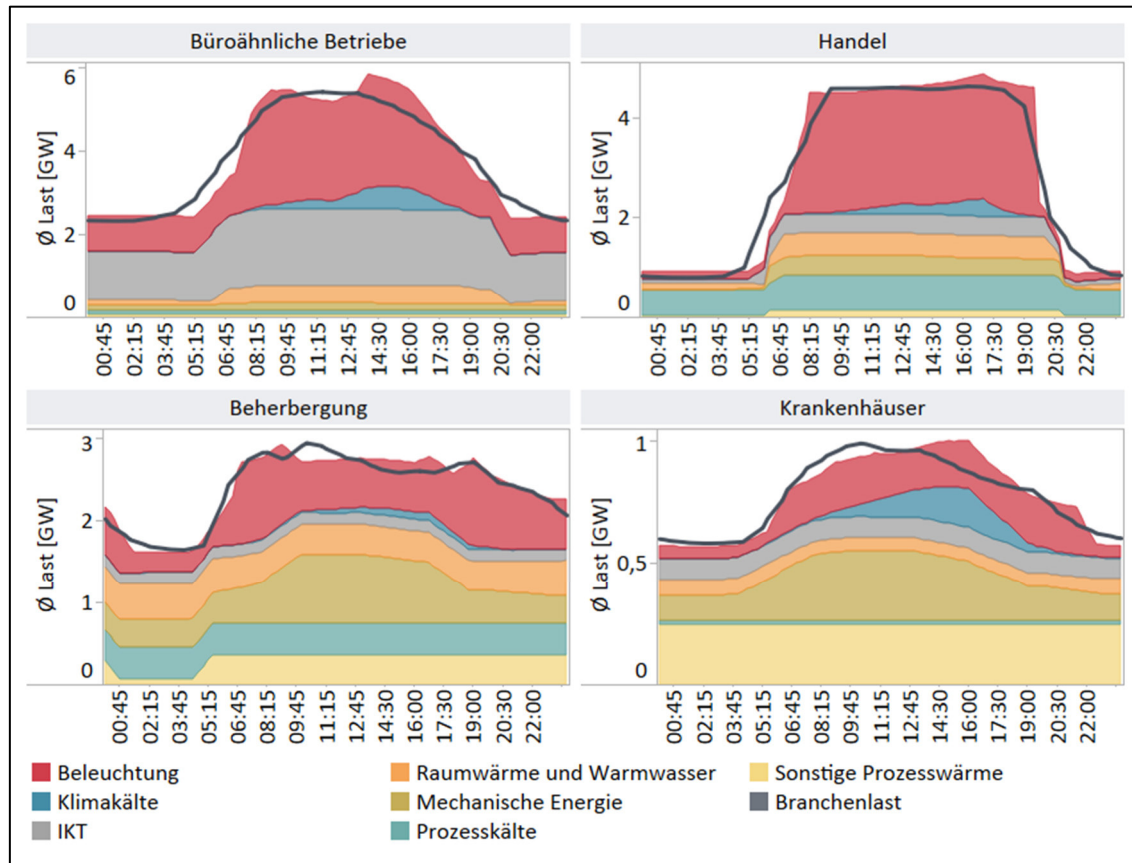


Abbildung 5: Endergebnis der Lastprofile nach einer Hyperparameteroptimierung je Branche und Querschnittstechnologie im Vergleich mit den Branchenlastprofilen des Jahres 2018

Eine Veränderung im Vergleich zum vorherigen Modellierungsschritt ist insbesondere im Lastprofil der Beleuchtung in der Beherbergung zu erkennen. Im Gegensatz zu den anderen Branchen unterscheiden sich die verwendeten Normen der Beherbergung bezüglich der Anwesenheit stark, sodass eine veränderte Zusammensetzung über die Hyperparameteroptimierung stärker ins Gewicht fällt. Aber auch in der Grundlast büroähnlicher Betriebe, dem morgendlichen Stromverbrauchsanstieg im Handel und dem nachmittäglich abfallenden Stromverbrauch in Krankenhäusern und Schulen sind geringe Unterschiede festzustellen. Abbildung 6 stellt das Lastprofil der Querschnittstechnologien büroähnlicher Betriebe nach den Kalenderdaten der Typtage und Jahreszeiten dar. Eine Saisonalität ist insbesondere bei der Klimakälte, Beleuchtung und Raumwärme zu erkennen. Abbildung 17 bis Abbildung 20 auf den Seiten 31 bis 33 (Anhang B.3) zeigen analog die restlichen modellierten Branchen.

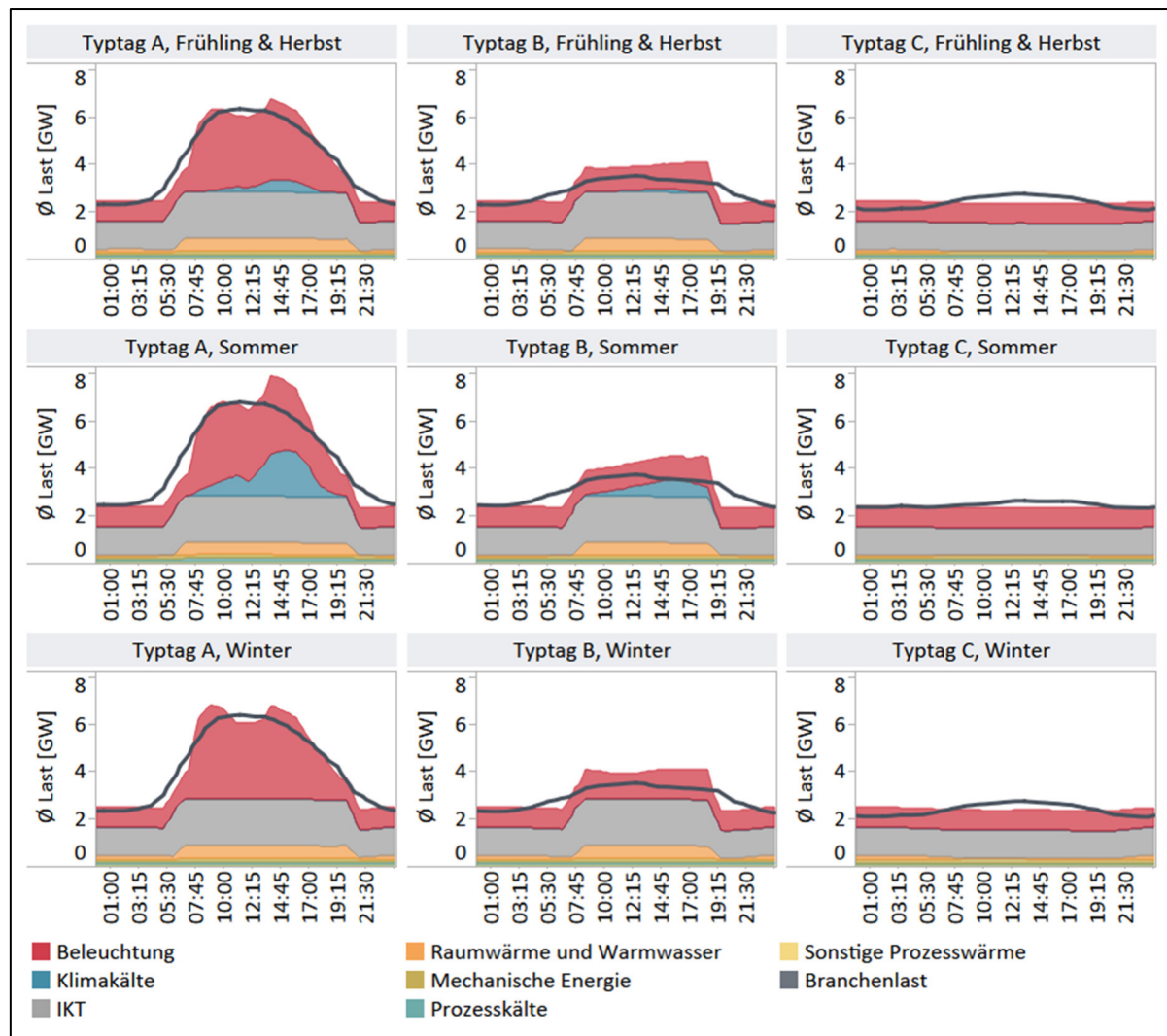


Abbildung 6: Lastprofile büroähnlicher Betriebe nach Typtagen und Jahreszeiten nach einer Hyperparameteroptimierung als Endergebnis der Lastgangmodellierung im Vergleich mit den Branchenlastprofilen im Jahr 2018

Die Hyperparameteroptimierung unterscheidet die Ergebnisse dieses Abschnittes von denen des vorherigen. Dabei werden, wie in Abschnitt 2.6 beschrieben, λ_{SIA} , λ_{DIN} und λ_{GS} anhand der vorliegenden Branchenlastprofile optimiert. Tabelle 1 stellt die Ergebnisse der Hyperparameteroptimierung nach Branche dar.

Tabelle 1: Die Ergebnisse der Hyperparameter nach einer Optimierung an den Branchenlastprofilen. In Klammern sind die gewählten Starteinstellungen des Bottom-up-Ansatzes angegeben.

	λ_{SIA}	λ_{DIN}	λ_{GS}
Büroähnliche Betriebe	0,5 (0,5)	0 (0,5)	0,3 (0,5)
Handel	0,5 (0,5)	0 (0,5)	0,1 (0,8)
Beherbergung	0,2 (0,5)	0 (0,5)	0 (0,8)
Krankenhäuser	0 (0,5)	0,2 (0,5)	0,4 (0,2)
Schulen	0,9 (0,5)	0,8 (0,5)	0,9 (0,8)

λ_{GS} bestimmt die Auswirkung der Globalstrahlung auf das Beleuchtungsprofil. In der Beherbergung und dem Handel fällt dieser Effekt nach der Hyperparameteroptimierung gering aus,

in Schulen ist der höchste Einfluss festzustellen. λ_{SIA} und λ_{DIN} wirken sich direkt auf die Anwesenheitsprofile aus. Die Profile jedes Entwicklungsschritts dieses Moduls sind in Abbildung 7 dargestellt. In den Fällen, in denen die Anwesenheiten des Bottom-up-Ansatzes (grau) nicht sichtbar sind, unterscheiden sie sich nicht von denen des Modells mit Annahmen (blau).

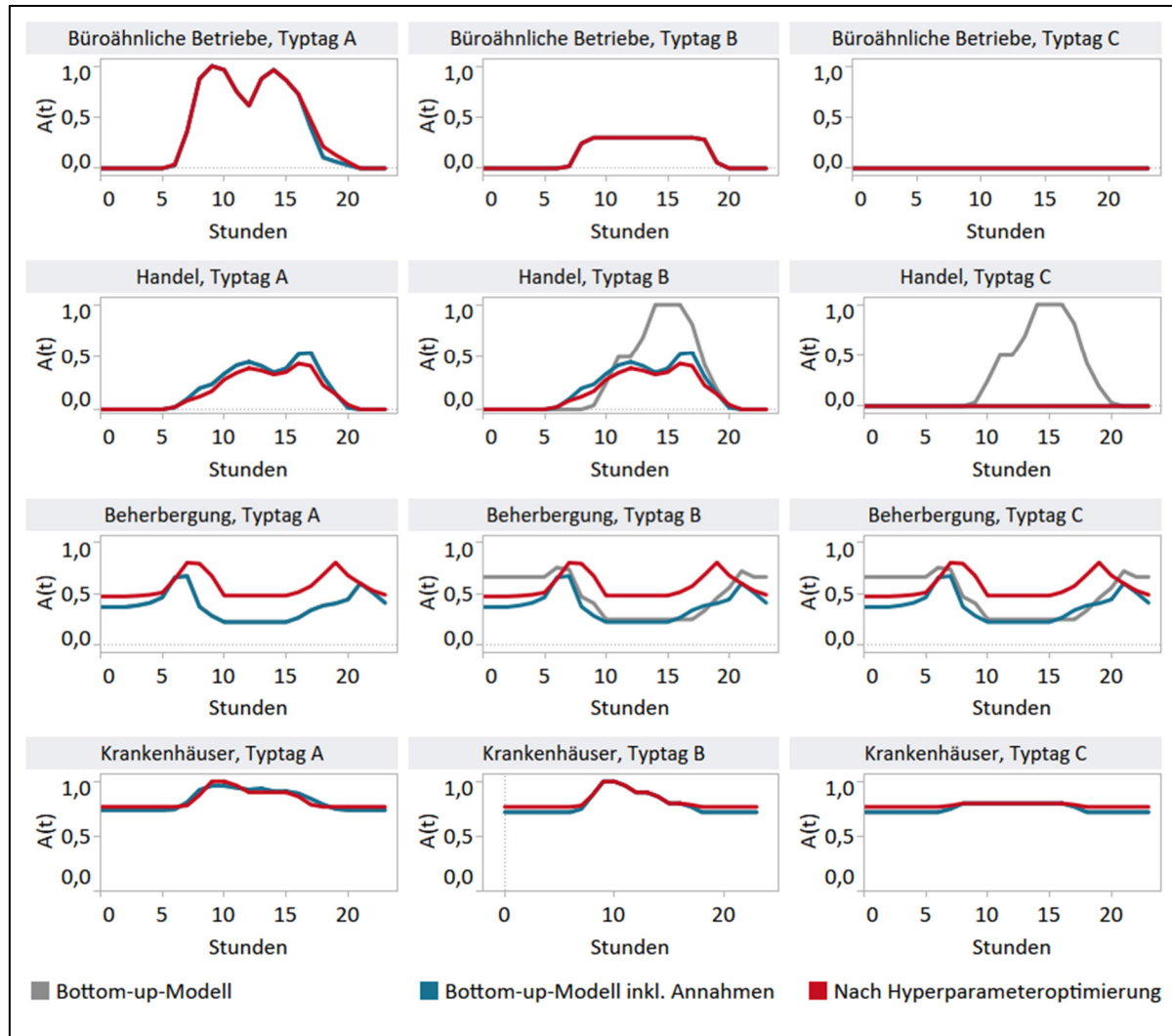


Abbildung 7: Die Anwesenheit $A(t)$ der modellierten Branchen und Typtage im Verlauf der Modellentwicklung

Trotz der Anpassungen an die Branchenlastprofile im Rahmen der funktionalen Plausibilität des Modells weisen auch die branchen- und technologiespezifischen Lastprofile nach der Hyperparameteroptimierung Abweichungen von den Branchenlastprofilen auf. Diese Abweichungen werden in den folgenden Abschnitten dargestellt und diskutiert.

3.4 Vergleichende Gegenüberstellung der Modellierungsschritte

Dieser Abschnitt vergleicht die Ergebnisse der Modellierungsschritte aus Abschnitten 3.1 bis 3.3. Als Anhaltspunkt des Vergleichs dienen die Fehlermaß MAPE und R^2 [Definition nach 1, S. 88]. Tabelle 2 zeigt die Veränderung der Fehlermaße im Verlauf der drei Modellierungsschritte. Das R^2 – und somit auch die Modellgüte – steigt mit jedem Modellierungsschritt. Dies liegt nicht zuletzt darin begründet, dass die Zielfunktion der Hyperparameteroptimierung eine Maximierung des R^2 ist. Auffällig ist allerdings der Anstieg des MAPE bei gleichzeitiger Gütesteigerung des R^2 im Optimierungsschritt bei Krankenhäusern. Während R^2 den quadrati-

schen Fehler berücksichtigt, bezieht sich MAPE lediglich auf die absoluten prozentualen Abweichungen. Somit werden größere Abweichungen im R^2 stärker bestraft. Der zunächst gegenläufig erscheinende Zusammenhang zwischen MAPE und R^2 lässt sich mit der Varianz der Lastprofile erklären. Sie wird im Nenner des R^2 berücksichtigt. Da beispielsweise die Lastprofile des Handels im Vergleich zu Krankenhäusern eine höhere Varianz aufweisen, wird ein besseres R^2 trotz höherer prozentualer Abweichung erzielt.

Tabelle 2: Die Entwicklung der Fehlermaße während der drei Modellierungsschritte

	Bottom-up		+ Annahmen		+ Optimierung	
	MAPE	R^2	MAPE	R^2	MAPE	R^2
Büroähnliche Betriebe	10,9%	0,84	10,3%	0,87	10,0%	0,88
Handel	48,7%	0,64	14,5%	0,93	14,0%	0,94
Beherbergung	16,4%	0,10	13,6%	0,32	8,2%	0,76
Krankenhäuser	8,3%	0,59	8,3%	0,59	8,4%	0,61
Schulen	24,4%	0,62	22,7%	0,66	21,9%	0,68

Insgesamt ist im zweiten Schritt, der Ergänzung um strukturelle Annahmen, eine deutliche Verbesserung des Modells zu beobachten. Vor allem im Handel steigt die Modellgüte und der MAPE wird halbiert. Da für Krankenhäuser keine Annahmen getroffen wurden, ändert sich an dieser Stelle nichts. Die Hyperparameteroptimierung verbessert im letzten Schritt insbesondere die Modellgüte und prozentuale Abweichung in der Beherbergung. In büroähnlichen Betrieben und Schulen werden sowohl MAPE als auch R^2 verbessert, während in Krankenhäusern aufgrund der Optimierung des R^2 der MAPE um 0,1 % ansteigt.

3.5 Diskussion

Da die Branchenlastprofile neuartig und Lastprofile auf Branchen- und Querschnittsebene kaum veröffentlicht sind, ist ein quantitativer Vergleich der generierten Lastprofile mit Literaturwerten nicht möglich. Daher werden in diesem Abschnitt die Ergebnisse auf qualitativer Ebene mit der Literatur verglichen und die nach der Optimierung fortbestehenden Abweichungen von den Branchenlastprofilen eingeordnet. Die Heatmap-Darstellung in Abbildung 8 zeigt die Abweichungen über das gesamte Jahr 2018. Die Mitte der farblichen Skala ist dabei in allen Diagrammen auf den Wert von MAPE = 20 % fixiert. Abbildung 21 auf Seite 33 (Anhang B.4) zeigt analog die Branche der Schulen. Branchenübergreifend lässt sich in büroähnlichen Betrieben, dem Handel und Schulen eine Abweichung an Feiertagen als horizontale Linie in gelblicher bis orange-roter Färbung beobachten. Die unterschiedliche Modellierung der Feiertage als Ursache ist bereits in Abschnitt 3.1 beschrieben und plausibilisiert. Dieser Umstand könnte auch den Nutzen der Hyperparameteroptimierung herabsetzen, da möglicherweise Abweichungen der Feiertage mit Parameterkombinationen minimiert werden, die für den Rest der Typtage nicht optimal sind. In büroähnlichen Betrieben treten Abweichungen als vertikale Streifen in den frühen Morgen- und späten Abendstunden auf. Bei einem Vergleich mit Abbildung 5 auf Seite 13 wird deutlich, dass die Lastprofile in jenen Zeiten unter den Branchenlastprofilen liegen. Bei strikter Kopplung des Modells an Anwesenheitsprofile der in Abschnitt 2.2 eingeführten Normen ist allerdings keine weitere Verschiebung des Verbrauchs in

Morgen- oder Abendstunden möglich. Ebenfalls auffällig ist die positive Abweichung an Nachmittagen im Sommer. Sie entstammt dem charakteristischen Lastgang der Klimakälte, die nachmittägliche Verbrauchsspitzen ausweisen. Auch [19, S. 67] weisen einen gleichmäßiger über den Tag verteilten Verbrauch der Klimakälte in Büros aus. Ferner treten insbesondere im Winter Abweichungen auf, die bei einem Vergleich mit Abbildung 6 auf Seite 14 auf den verstärkten Einsatz der Beleuchtung bei Dunkelheit hindeuten. Diese Modellierung wird allerdings vom Beleuchtungslastgang in [19, S. 67] gestützt. Der charakteristische Verlauf der in diesem Artikel modellierten Gesamtlast unterscheidet sich außerdem in den zwei Verbrauchsspitzen von den Branchenlastprofilen, die lediglich eine Verbrauchsspitze aufweisen. Diese entstammen den Anwesenheitsprofilen. Der in [29, S. 65] abgebildete Summenlastgang weist ebenfalls eine leichte Höckerform auf, jedoch in Form eines Sattelpunkts. Der Stromlastgang eines Bürogebäudes in [47, S. 21] stützt die Modellierung dieses Artikels. Das Branchenlastprofil in [14, S. 22] deutet lediglich eine minimale Höckerform an. Das legt die Vermutung nahe, dass einzelne büroähnliche Betriebe diesen charakteristischen Verlauf des Stromverbrauchs aufweisen, während er bei Betrachtung der gesamten Branche etwas nivelliert wird.

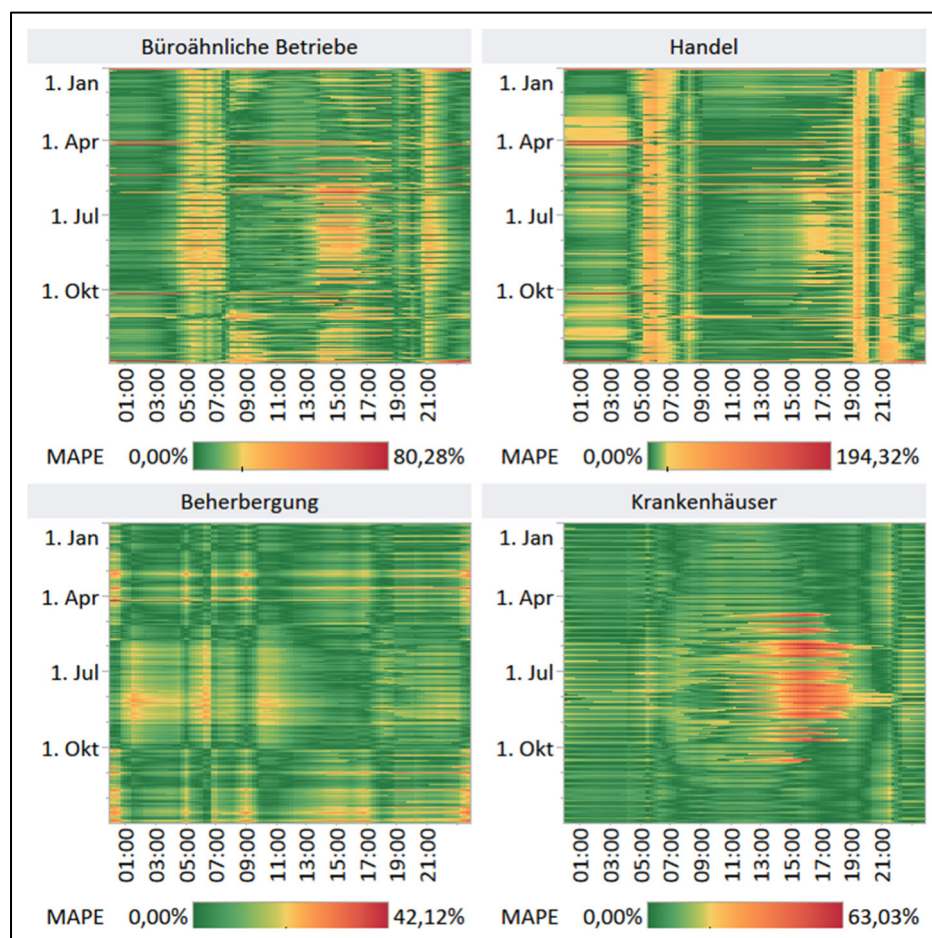


Abbildung 8: Heatmap-Darstellung des viertelstündlichen MAPE zwischen den Branchenlastprofilen und den Endenergieergebnissen der Lastprofilmodellierung dieses Artikels

Im Handel sind bei Betrachtung der Abbildung 8 deutliche vertikale Streifen zu erkennen. Mithilfe Abbildung 17 auf Seite 31 (Anhang B.3) können diese als Unterdeckung der modellierten Lastprofile im Vergleich zu den Branchenlastprofilen identifiziert werden. Dies lässt auf abweichende Öffnungszeiten des Handels aus den verwendeten Anwesenheitsprofilen schließen, die allerdings mit einer steileren Änderung des Verbrauchs im Modell kompensiert wird. Die zu beobachtenden nachmittägliche Spitzen des Klimakältestromverbrauchs widersprechen

den Branchenlastprofilen. Der allgemeine Verlauf des Stromlastgangs deckt sich mit denen der Branchenlastprofile. Während [14, S. 23] den Gesamtlastgang des Handels flacher modellieren, bestärken [29, S. 65] die Verbrauchscharakteristik der Branchenlastprofile und dieses Artikels.

Bei der Branche der Beherbergung ist in Abbildung 8 neben einer miternächtlichen Abweichung zur Winterzeit insbesondere über die gesamte Zeit des Sommers ein breiter horizontaler Streifen als Differenz zwischen Branchenlastprofilen und den modellierten Profilen erkennbar. Aus Abbildung 18 auf Seite 32 (Anhang B.3) geht eine stärkere Saisonalität der Branchenlastprofile hervor. Die Saisonalität des Modells wird dabei von den Grenzwerten der Raumwärme nach [23] und den Annahmen zur Saisonalität der Prozesskälte nach [42, S. 15] beeinflusst. Die größten saisonalen Effekte gehen von den Grenzwerten sowie dem charakteristischen Lastprofil der Klimakälte nach [38, S. 51] aus. Hier erscheint der relative Verbrauch der Klimakälte aus Berechnungen nach [19, S. 84] (vgl. Abschnitt 2.4) im Vergleich zu büroähnlichen Betrieben, Krankenhäusern und dem Handel besonders gering und trägt zur mangelnden Abbildung der Saisonalität innerhalb der vorliegenden Lastprofile bei.

In Krankenhäusern fällt der prozentuale Fehler, wie auch in der Beherbergung, gegenüber den restlichen Branchen gering aus. In Abbildung 8 deutlich zu erkennen ist die Abweichung in den sommerlichen Nachmittagsstunden, die sich bei einem Blick auf Abbildung 19 auf Seite 32 als hauptsächlich von der Klimakälte verursachte positive Abweichung herausstellt. Ferner sind in Abbildung 8 Abweichungen als vertikaler Streifen um 05:45 Uhr und zwischen 20:00 Uhr und 21:30 Uhr, also den Zeiten der stärksten Zu- und Abnahme des Stromverbrauchs, festzustellen. Die Verbrauchscharakteristika des britischen Gesundheitssektors in [14, S. 22–24] ähneln den Branchenlastprofilen und den in diesem Artikel entwickelten Lastgängen.

Bei Schulen treten in Abbildung 21 auf Seite 33 (Anhang B.3) saisonale Abweichungen als breite horizontale Streifen auf. Diese sind jedoch nicht synchron mit den in diesem Modell betrachteten Jahreszeiten. Ein klarer Schnitt ist beispielsweise beim 1. Juli 2018 zu beobachten, der Sommer ist in diesem Artikel hingegen vom 1. Juni bis 30. August modelliert. Die Saisonalität hat ihren Ursprung daher in den Branchenlastprofilen, wie es auch aus Abbildung 20 auf Seite 33 (Anhang B.3) hervorgeht. Im Sommer liegt das Lastprofil dieses Artikels über dem Branchenlastprofil, im Winter verhält es sich umgekehrt. Die Grundlast dieses Modells ändert sich dabei nur geringfügig aufgrund der Raumwärme, die Grundlast der Branchenlastprofile schwankt stärker. Während ein Grund der positiven Abweichung im Sommer die Berücksichtigung von Schulferien in den Branchenlastprofilen ist, erklärt das die schwankende Grundlast und insbesondere die negative Abweichung im Winter noch nicht. Nach den Anwendungsbilanzen existiert kein Verbrauch von Prozess- und Klimakälte in Schulen [19, S. 84]. Der Verbrauch der Raumwärme ist zu gering, um die Schwankungen der Grundlast zu approximieren. Übrig bleibt daher nur die Beleuchtung. Eine saisonale Modellierung des Betriebs ohne Nutzen der Beleuchtung in Zeiten ohne Anwesenheit erscheint dabei dennoch nicht zwingend plausibel. Die Modellierung zweier Verbrauchsspitzen in diesem Artikel entstammt dem Einfluss der Globalstrahlung auf die Beleuchtung, die von der Hyperparameteroptimierung nach Tabelle 1 auf Seite 14 mit $\lambda_{GS} = 0,9$ hoch ausfällt. Auf diese Weise wird zwar der gesteigerte Stromverbrauch nach Branchenlastprofilen im Winter ausgeglichen, jedoch wird so der charakteristische Lastgang nicht erreicht. Im Lastprofil nach [48, S. 219] sind ebenfalls minimale Verbrauchsspitzen vor und nach der Mittagszeit zu erkennen. Mit einer geringeren Ein-

stellung von λ_{GS} entstünde ein Lastprofil wie es im Sommer in Abbildung 20 auf Seite 33 (Anhang B.3) zu erkennen ist. Der Verlauf dieses Lastprofils entspräche der Charakteristik des Branchenlastprofils und der Profile in [14, S. 22–23] bei einer verringerten Prognosegüte.

4 Fazit und Ausblick

In diesem Artikel wurde eine anpassbare und erweiterbare Rahmenordnung der ingenieurwissenschaftlichen Modellierung von Lastprofilen des Sektors GHD entwickelt. Der Bottom-up-Ansatz bedingt eine Whitebox-Charakteristik des Modells, in der die Wirkzusammenhänge zwar vereinfacht, jedoch in Gänze nachvollziehbar sind. Strukturveränderungen wie Technologiewechsel oder veränderte Verbrauchsmuster etwa infolge der Corona-Pandemie können so abgebildet werden. Das Modell wurde sowohl funktions- als auch theoriebezogen [27, S. 171] anhand von Branchenlastprofilen des Forschungsprojekts DemandRegio [10; 24] validiert und angepasst. Es steht als freier Python-Programmcode zur Verfügung [17]. Während das Modell für fünf der sechs nach Stromverbrauch größten Branchen des Sektors GHD erprobt wurde, eignet es sich grundsätzlich zur Modellierung aller Branchen des Sektors. Bei den betrachteten Branchen handelt es sich um büroähnliche Betriebe, den Handel, die Beherbergung, Krankenhäuser und Schulen. Das Modell bietet die Möglichkeit, den Jahresstromverbrauch aus Anwendungsbilanzen und zukünftigen Energieverbrauchsszenarien plausibel zeitlich aufzulösen und als Lastprofil darzustellen. Diese Informationen können beispielsweise als detaillierte Zeitverfügbarkeitszeitreihen für die Quantifizierung von Nachfrageflexibilisierung wie in [11] genutzt werden. So liefert das Modell für Unternehmen des Sektors GHD, die Wissenschaft, die Politik, Netzbetreiber und weitere Akteure Approximationen zu Fragen der Lastcharakteristika, Stromnetzplanung und Reservekapazitäten. Als Ergebnis entstehen nicht nur die Lastprofile der Querschnittstechnologien, sondern auch deterministisch entwickelte Anwesenheitsprofile je betrachteter Branche. Vergleichbare Lastprofile wurden bisher lediglich für das Vereinigte Königreich veröffentlicht [14, S. 22] und in dieser Form für den deutschen Raum [16, S. 114] verwendet.

Abweichungen der entwickelten Lastprofile von den Branchenlastprofilen sind insbesondere zu Zeiten starker Anwesenheitsänderungen in büroähnlichen Betrieben, der Grundlast des Handels und saisonal schwankenden Lasten der Schulen und Beherbergung zu beobachten. Die mangelhafte Abbildung der Saisonalität einiger Branchen kann auf ungenaue branchenspezifische Grenzwerte für Raumwärme, Klimakälte sowie Prozesskälte in der Literatur zurückgehen. Eine Veränderung dieser Grenzwerte nach [23] könnte zu einer stärkeren Abbildung der Saisonalität führen und in einer Sensitivitätsanalyse untersucht werden. Ferner trägt das verwendete charakteristische Lastprofil der Klimakälte, welches auf Realdaten kalifornischer Endverbraucher beruht [38, S. 61; 49, S. 135], branchenübergreifend zu positiven nachmittäglichen Abweichungen bei. Der durchschnittliche MAPE aller modellierter Branchen beträgt 12,5 %, die durchschnittliche Modellgüte nach R^2 liegt bei 0,77. Als Limitation ist die lückenhafte Datengrundlage der Anwendungsbilanzen und charakteristischen Lastprofile zu nennen. So werden die Technologieanteile der Anwendungsbilanz 2018 aus dem Jahr 2013 interpoliert. Zu Technologien wie IKT oder dem Anteil mechanischer Energie, der nicht auf die Lüftung entfällt, liegen kaum verlässliche Aussagen bezüglich der Lastcharakteristika vor.

Eine weitere Verbesserung des Modells wäre eine Einbindung von Realdaten in die Modellierung, die über den Einfluss der in den Branchenlastprofilen enthaltenen Realdaten hinausgeht. Auch [14, S. 3] passen ihre Modellierung auf diese Weise an. Gemessene Lastprofile mithilfe

von Smart-Meter-Daten könnten ein Ansatzpunkt sein [50, S. 13–14]. Insbesondere die Modellierung der Klimakälte könnte in dieser Hinsicht verbessert werden. Die Ergebnisse dieses Artikels bieten vielfältige Anknüpfungspunkte. Die Einbindung der Elektromobilität in die Modellierung gewerblicher Lastprofile stellt eine mögliche Erweiterung dar. Im Rahmen der dynamischen Ladesteuerung könnte die Elektromobilität das Verbrauchsverhalten büroähnlicher Betriebe, der Beherbergung oder von Krankenhäusern zukünftig verändern. In [11] werden die Lastprofile mithilfe von Effizienzsteigerungen und Energieverbrauchsszenarien in das Jahr 2035 fortgeschrieben und anschließend mithilfe der technologiespezifischen Informationen das Nachfrageflexibilisierungspotenzial je Branche bestimmt. Dieses wird in einem weiteren Schritt regionalisiert. Auf diese Weise kann der Einfluss von Effizienzsteigerungen auf die Gesamtlast sowie der Einfluss eines aktuellen und zukünftigen Energieverbrauchs auf das Flexibilisierungspotenzial untersucht werden.

Literatur

- [1] Gotzens, F.; Gillissen, B., et al. (2020) DemandRegio - Harmonisierung und Entwicklung von Verfahren zur regionalen und zeitlichen Auflösung von Energienachfragen. ISBN: 978-3-941802-48-3. doi:10.34805/ffe-119-20.
- [2] Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit (BMU) (2019) Klimaschutzprogramm 2030 der Bundesregierung zur Umsetzung des Klimaschutzplans 2050; URL: <https://www.bundesregierung.de/resource/blob/975226/1679914/e01d6bd855f09bf05cf7498e06d0a3ff/2019-10-09-klima-massnahmen-data.pdf> [Stand: 29.03.2021].
- [3] Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz Erneuerbare-Energien-Gesetz (EEG 2021) – Gesetz für den Ausbau erneuerbarer Energien. Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz; URL: https://www.gesetze-im-internet.de/eeg_2014/BJNR106610014.html [Stand: 29.03.2021].
- [4] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) (2019) Energieeffizienzstrategie 2050; URL: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Energie/energieeffizienzstrategie-2050.pdf?__blob=publicationFile&v=12 [Stand: 29.03.2021].
- [5] Boßmann, T. (2015) The contribution of electricity consumers to peak shaving and the integration of renewable energy sources by means of demand response. Karlsruher Institut für Technologie. ISBN: 978-3-8396-0919-4; URL: http://publi-ca.fraunhofer.de/eprints/urn_nbn_de_0011-n-3601777.pdf [Stand: 09.11.2020].
- [6] Dickert, J. (2015) Synthese von Zeitreihen elektrischer Lasten basierend auf technischen und sozialen Kennzahlen. Technische Universität Dresden; URL: <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:14-qucosa-204629> [Stand: 16.11.2020].
- [7] Wohlfahrt, K.; Schlomann, B., et al. (2016) Sektorale Emissionspfade in Deutschland bis 2050 - Sektoren Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD) und Industrie. Karlsruhe: Öko-Institut e.V.; URL: <https://www.oeko.de/oekodoc/2518/2016-048-de.pdf> [Stand: 19.11.2020].
- [8] Seim, S.; Verwiebe, P., et al. (2019) Die Datenlandschaft der Deutschen Energiewirtschaft. Working Paper Energie und Ressourcen. Technische Universität Berlin. doi:10.5281/zenodo.3556720.

- [9] Heitkoetter, W.; Schyska, B. U. et al. (2020) Assessment of the regionalised demand response potential in Germany using an open source tool and dataset; in: arXiv preprint arXiv:2009.05122 (2020); URL: <https://arxiv.org/pdf/2009.05122.pdf> [Stand: 21.11.2020].
- [10] Seim, S.; Rüdts, D., et al. (2021) Regression-based electricity load profiles of 32 industrial and commercial subsectors in Germany. Working Paper Energie und Ressourcen. Technische Universität Berlin. doi:10.5281/zenodo.4576494.
- [11] Seim, S.; Böckmann, T., et al. (2021) Fortschreibung gewerblicher Lastprofile und Quantifizierung regionalisierter Lastflexibilisierungspotenziale. Working Paper Energie und Ressourcen. Technische Universität Berlin. doi:10.5281/zenodo.4817512.
- [12] Jakob, M.; Kallio, S.; Boßmann, T. (2014) Generating electricity demand-side load profiles of the tertiary sector for selected European countries; in: Proceedings of 8th International Conference Improving Energy Efficiency in Commercial Buildings (IEECB'14); URL: https://www.researchgate.net/publication/280111552_Generating_electricity_demand-side_load_profiles_of_the_tertiary_sector_for_selected_European_countries [Stand: 16.11.2020].
- [13] Wietschel, M.; Fleiter, T.; Hirzel, S. (2011) Modellierung der Energienachfrage - der wesentliche Baustein für zukünftige Energieszenarien; in: Energieszenarien - Konstruktion, Bewertung und Wirkung – „Anbieter“ und „Nachfrager“ im Dialog; S. 41–52; URL: <https://publikationen.bibliothek.kit.edu/1000021684> [Stand: 19.11.2020].
- [14] Dolman, M.; Walker, I., et al. (2012) Demand side response in the non-domestic sector. Element Energy Limited, De Montford University Leicester; URL: <https://www.ofgem.gov.uk/ofgem-publications/57014/demand-side-response-non-domestic-sector.pdf> [Stand: 16.11.2020].
- [15] Elstrand, R.; Boßmann, T. et al. Netzentwicklungsplan Strom - Entwicklung der regionalen Stromnachfrage und Lastprofile - Begleitgutachten; in: Studie im Auftrag der deutschen Übertragungsnetzbetreiber; URL: https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/cce/2017/Fraunhofer_ISI_2017_Netzentwicklungsplan_Strom.pdf [Stand: 16.11.2020].
- [16] Bundesstelle für Energieeffizienz (BfEE) (2019) Grundsatzstudie Energieeffizienz - Grundsatzfragen der Energieeffizienz und wissenschaftliche Begleitung der Umsetzung des NAPE unter besonderer Berücksichtigung von Stromverbrauchsentwicklung und -maßnahmen; URL: https://www.bfee-online.de/SharedDocs/Downloads/BfEE/DE/Effizienzpolitik/grundsatzstudie_energieeffizienz.pdf;jsessionid=41107EF9AAA455AE4EF37FC689546664.1_cid381?__blob=publicationFile&v=2 [Stand: 16.11.2020].
- [17] Böckmann, T.; Seim, S. (2021) Modellierung von Stromlastgängen der Querschnittstechnologien im Sektor Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD) zur Fortschreibung und Potenzialanalyse der Nachfrageflexibilisierung; Freie Software unter github.com. Technische Universität Berlin. doi:10.5281/zenodo.4906802.
- [18] Rohde, C. (2019) Erstellung von Anwendungsbilanzen für die Jahre 2018 bis 2020 für die Sektoren Industrie und GHD. Fraunhofer ISI; URL: https://ag-energiebilanzen.de/index.php?article_id=29&fileName=isi_industrie_ghd_18.pdf [Stand: 12.11.2020].

- [19] Schlomann, B.; Wohlfarth, K., et al. (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) Karlsruhe, München, Nürnberg; URL: https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/ccx/2015/Schlussbericht-GHD_2006-2013_Februar2015.pdf [Stand: 09.11.2020].
- [20] Statistisches Bundesamt (Destatis) (2008) Klassifikation der Wirtschaftszweige. Statistisches Bundesamt (Destatis); URL: <https://www.destatis.de/static/DE/dokumente/klassifikation-wz-2008-3100100089004.pdf> [Stand: 09.11.2020].
- [21] International Organization for Standardization (ISO) ISO 18523-1:2016(E) – Energy performance of buildings - Schedule and condition of building, zone and space usage for energy calculation - Part 1: Non-residential buildings. International Organization for Standardization (ISO).
- [22] Schweizerischer Ingenieur- und Architektenverein (SIA) SIA 2024:2015 – Raumnutzungsdaten für die Energie- und Gebäudetechnik. Schweizerischer Ingenieur- und Architektenverein (SIA).
- [23] Deutsches Institut für Normung e.V. (DIN) DIN V 18599-10:2018-09 – Energetische Bewertung von Gebäuden -Berechnung des Nutz-, End- und Primärenergiebedarfs für Heizung, Kühlung, Lüftung, Trinkwarmwasser und Beleuchtung -Teil 10: Nutzungsrandbedingungen, Klimadaten. Deutsches Institut für Normung e.V. (DIN).
- [24] DemandRegio - opendata.ffe.de; URL: <http://opendata.ffe.de/project/demandregio/> [Stand: 30.03.2021].
- [25] Feurer, M.; Hutter, F. et al. (2019) Hyperparameter optimization - Automated Machine Learning; in: Automated Machine Learning – Methods, systems, challenges: Springer, Cham. 978-3-030-05317-8. doi:10.1007/978-3-030-05318-5; S. 3–33.
- [26] Raschka, S.; Mirjalili, V. (2017) Python machine learning: machine learning and deep learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow, second edition; 2nd ed.; Birmingham, Mumbai: Packt Publishing Ltd. ISBN: 1787125939.
- [27] Schellong, W. (2016) Analyse und Optimierung von Energieverbundsystemen: Springer Vieweg. ISBN: 978-3-662-48527-9. doi:10.1007/978-3-662-49463-9.
- [28] Duarte, C.; van den Wymelenberg, K.; Rieger, C. (2013) Revealing occupancy patterns in office buildings through the use of annual occupancy sensor data; in: ASHRAE Annual Conference; URL: <https://inldigitallibrary.inl.gov/sites/sti/sti/5806447.pdf> [Stand: 14.01.2021].
- [29] Kunze, R.; Fichtner, W. (2010) Elektrische Lastprofile für den Gewerbe-Handel-Dienstleistungssektor; in: Energiewirtschaftliche Tagesfragen: Zeitschrift für Energiewirtschaft, Recht, Technik und Umwelt; 60 (2010); 5; S. 64–73.
- [30] Abushakra, B.; Sreshthaputra, A., et al. (2001) Compilation of Diversity Factors and Schedules for Energy and Cooling Load Calculations, ASHRAE Research Project 1093-RP, Final Report. Energy Systems Laboratory, Texas A&M University; URL: <https://oaktrust.library.tamu.edu/bitstream/handle/1969.1/2013/ESL-TR-01-04-01.pdf> [Stand: 16.11.2020].
- [31] Gobmaier, T. H. (2013) Entwicklung und Anwendung einer Methodik zur Synthese zukünftiger Verbraucherlastgänge. Technische Universität München; URL: <https://>

- www.ffe.de/download/article/499/20131219_Dissertation_Gobmaier.pdf [Stand: 16.11.2020].
- [32] Fischer, D.; Härtl, A.; Wille-Haussmann, B. (2015) Model for electric load profiles with high time resolution for German households; in: *Energy and Buildings*; 92 (2015); URL: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.01.058> [Stand: 17.11.2020].
- [33] Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA) ASR A3.4 – Technische Regeln für Arbeitstätten - Beleuchtung. Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA); URL: <https://www.baua.de/DE/Angebote/Rechtstexte-und-Technische-Regeln/Regelwerk/ASR/ASR-A3-4.html> [Stand: 01.12.2020].
- [34] Verein Deutscher Ingenieure e.V. (VDI) VDI 3789 – Richtlinie - Umweltmeteorologie - Wechselwirkungen zwischen Atmosphäre und Oberflächen. Verein Deutscher Ingenieure e.V. (VDI).
- [35] Ziegler, F.; Seim, S., et al. A Probabilistic Modelling Approach for Residential Load Profiles. Working Paper Energie und Ressourcen im Rahmen des BMWi-Forschungsprojektes DemandRegio (Förderkennzeichen: 03ET4040C) Technische Universität Berlin. doi:10.5281/zenodo.3689339; URL: https://www.er.tu-berlin.de/fileadmin/a38331300/Dateien/Ziegler_et_al__2019__ERWorkingPaper_final.pdf [Stand: 23.11.2020].
- [36] Zipperle, T. (2020) Modellierung von Transformationspfaden für einen optimierten Energieeinsatz im Sektor Gewerbe and Handel and Dienstleistungen. Technische Universität München; URL: <http://mediatum.ub.tum.de/?id=1521969> [Stand: 11.11.2020].
- [37] Klobasa, M. (2007) Dynamische Simulation eines Lastmanagements und Integration von Windenergie in ein Elektrizitätsnetz auf Landesebene unter regelungstechnischen und Kostengesichtspunkten. ETH Zürich. doi:10.3929/ethz-a-005484330; URL: <https://www.research-collection.ethz.ch/bitstream/handle/20.500.11850/150146/1/eth-29926-01.pdf> [Stand: 22.11.2020].
- [38] Ladwig, T. (2018) Demand Side Management in Deutschland zur Systemintegration erneuerbarer Energien. Technische Universität Dresden. ISBN: 978-3-86780-569-8; URL: <https://d-nb.info/1163200646/34> [Stand: 21.11.2020].
- [39] Hagemeyer, A. (2017) Messdatengestützte dynamische Simulation zur Analyse des Energieverbrauchs in Krankenhäusern. Technische Universität Dortmund; URL: https://eldorado.tu-dortmund.de/bitstream/2003/36340/1/Dissertation_Hagemeyer.pdf [Stand: 27.11.2020].
- [40] Aiulfi, D.; Maschio, I., et al. (2010) Energieverbrauch von Bürogebäuden und Großverteilern. Bundesamt für Energie (BFE); URL: https://www.tep-energy.ch/docs/2010_AiulfiPrimasJakob_EnergieverbrauchVonBuerogebaeudenUndGrossverteilern.pdf [Stand: 27.11.2020].
- [41] Becker, G. (2009) Elektrischer Spitzenlastausgleich in Lebensmittelketten - Strategien zur Verbesserung der Energieeffizienz. Impulsprogramm "Nachhaltig Wirtschaften", Ein Projektbericht im Rahmen der Programmlinie Energiesysteme der Zukunft im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr, Innovation und Technologie; URL: https://nachhaltigwirtschaften.at/resources/edz_pdf/0963_energieeffizienz_lebensmittelketten.pdf [Stand: 23.11.2020].

- [42] Gils, H. C. (2015) Balancing of intermittent renewable power generation by demand response and thermal energy storage. Universität Stuttgart. doi:10.18419/opus-6888; URL: <https://elib.uni-stuttgart.de/handle/11682/6905> [Stand: 27.11.2020].
- [43] Weiß, U.; Pehnt, M. (2013) Marktanalyse Heizstrom - Kurzstudie gefördert durch das Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit. Institut für Energie- und Umweltforschung Heidelberg GmbH (ifeu); URL: https://www.erneuerbare-energien.de/EE/Redaktion/DE/Downloads/Studien/marktanalyse-heizstrom.pdf?__blob=publicationFile&v=2 [Stand: 27.11.2020].
- [44] Pfluger, B.; Tersteegen, B.; Franke, B. (2017) Langfristszenarien für die Transformation des Energiesystems in Deutschland: Modul 3: Referenzszenario und Basisszenario; in: Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie. Fraunhofer-Institut für System-und Innovationsforschung ISI (2017); URL: <http://www.consentec.de/wp-content/uploads/2017/09/berichtsmodul-2-modelle-und-modellverbund.pdf> [Stand: 19.11.2020].
- [45] Kemmler, A.; Straßburg, S., et al. (2017) Datenbasis zur Bewertung von Energieeffizienzmaßnahmen in der Zeitreihe 2005-2014. Umweltbundesamt; URL: https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/1968/publikationen/2017-01-09_cc_01-2017_endbericht-datenbasis-energieeffizienz.pdf [Stand: 19.11.2020].
- [46] Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz Arbeitszeitgesetz (ArbZG) - § 9 Sonn- und Feiertagsruhe. Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz; URL: https://www.gesetze-im-internet.de/arbzgf/_9.html [Stand: 07.01.2021].
- [47] Brunner, C. U.; Brechbühl, B., et al. (2009) Betrieb ohne Nutzen im Dienstleistungssektor - Schlussbericht. Bundesamt für Energie (BFE); URL: https://www.energie-stiftung.ch/files/downloads/energiethemen-energieeffizienz-geraetebeleuchtung-standby/studie_betrieb-ohne-nutzen_def.-version_03-09.pdf [Stand: 27.11.2020].
- [48] Weißmann, C.; Kumpf, L.; Graubner, C.-A. (2016) Entwicklung von Strom-Lastprofilen für Schulgebäude und Anwendung für die energetische Bewertung auf Quartiersebene; in: Bauphysik; 38 (2016); 4; S. 212–221; URL: <https://online-library.wiley.com/doi/epdf/10.1002/bapi.201610021> [Stand: 12.11.2020].
- [49] Stamminger, R.; Broil, G., et al. (2008) Synergy potential of smart appliances: Citeseer. Report of the Smart-A project, co-financed by the Federal Ministry for the Environment, Nature Conservation and Nuclear Safety (BMU); URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.378.4289&rep=rep1&type=pdf> [Stand: 21.12.2020].
- [50] Gils, H. C. (2014) Assessment of the theoretical demand response potential in Europe; in: Energy; 67 (2014); S. 1–18; URL: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.02.019> [Stand: 23.11.2020].
- [51] Sana Klinikum Lichtenberg (2020) Für Patienten: Besuch und Ruhezeiten; URL: <https://www.sana.de/berlin/gut-zu-wissen/fuer-patienten-angehoerige/besuch-und-ruhezeiten> [Stand: 30.11.2020].

Anhang A zu Kapitel 2 - Methodisches Vorgehen

Tabelle 3: Literaturbasierte Technologiedaten der Lastprofilmodellierung

Branche	Typtag	Profil	Annahme	Grundlage
Büros	B	Anwesenheit	30 % Anwesenheit samstags von 8 – 19 Uhr	[28, S. 3] und [29, S. 65]
Büros	Alle	Beleuchtung	Verzögertes Abschalten der Beleuchtung von 18 – 20 Uhr	[21, S. 42]
Büros	Alle	Beleuchtung	20 % Verbrauch außerhalb der Anwesenheit	[47, S. 22]
Krankenhäuser	Alle	Beleuchtung	20 % Verbrauch von 22 – 6 Uhr	Angelehnt an [21, S. 86] und [51]
Handel	Alle	Beleuchtung	50 % Verbrauch in der ersten Stunde der Anwesenheit	[21, S. 108–110]
Handel	Alle	Beleuchtung	100 % Verbrauch bei Anwesenheit (außer der ersten Stunde)	[21, S. 108–110]
Handel	Alle	Beleuchtung	5 % Verbrauch außerhalb der Anwesenheit	Angelehnt an [47, S. 22]
Schulen	Alle	Beleuchtung	15 % Verbrauch außerhalb der Anwesenheit	Angelehnt an [47, S. 22]
Beherbergung	Alle	Beleuchtung	20 % Verbrauch von 1 – 6 Uhr	Angelehnt an [21]
Handel	Alle	Prozesskälte	30 % verringerter Verbrauch außerhalb der Anwesenheit	Angelehnt an [41, S. 33]
Büros, Schulen, Krankenhäuser	Alle	Prozesskälte	20 % verringerter Verbrauch außerhalb der Anwesenheit	Angelehnt an [41, S. 33]
Alle	B	Prozesskälte	5 % verringerter Verbrauch gegenüber Typtag A	[42, S. 15]
Alle	C	Prozesskälte	10 % verringerter Verbrauch gegenüber Typtag B	[42, S. 15]
Alle	Alle	Prozesskälte	Prozesskälte im Winter 20 % weniger; Übergang 10 % weniger als Sommer	[42, S. 15]
Alle	Alle	Raumwärme	Setzt sich zu 30 % aus Heizstrom (Nachtspeicherheizung und Wärmepumpe) und 70 % Warmwasserbereitung zusammen	Eigene Berechnung nach [43, S. 4] sowie [18, S. 9]
Alle	Alle	Raumwärme	2018 haben Wärmepumpen einen Anteil von 25 % der Raumwärme	[44, S. 120]

Alle	Alle	Raumwärme	Skalierung der Raumwärme zwischen oberem Schwellenwert aus DIN 18599 und 0°C	Angelehnt an [23]
Alle	Alle	Mechanische Energie	Lüftungsanlagen nehmen 24 % der mechanischen Energie ein	[37, S. 77]
Beherbergung	Alle	Mechanische Energie	50 % Verbrauch des Nichtlüftungsanteils außerhalb der Anwesenheit in Hotelzimmern von 10 – 17 Uhr (Reinigungstätigkeiten)	Angelehnt an [22, S. 34]
Handel	Alle	Prozesswärme	80 % verringerter Verbrauch außerhalb der Anwesenheit	Angelehnt an [41, S. 33]
Schulen, Büros	Alle	IKT	40 % verringerter Verbrauch außerhalb der Anwesenheit	Angelehnt an [40, S. 55]

Tabelle 4: Anwendungsbilanz des Jahres 2018. Eigene Berechnung mit Werten aus [19, S. 84] und [18, S. 9]

Branche Stromverbrauch [PJ/a]	Beleuchtung	Mech. Energie	IKT	Klimakälte	Prozesskälte	Prozesswärme	Raumw. & WW.	Gesamt
Baugewerbe	7	2	1	0	0	0	4	15,1
Büroähnliche Betriebe	49	5	49	4	3	2	9	121,3
Herstellungsbetriebe	6	6	2	0	0	0	2	14,9
Handel	41	7	9	2	20	3	10	91,4
Krankenhäuser	4	6	3	1	0	8	2	24,6
Schulen	11	0	2	0	0	0	1	14,2
Bäder	1	4	0	0	0	0	0	4,7
Beherbergung	20	17	5	1	12	10	12	75,9
Backgewerbe	0	0	0	0	0	1	0	1,4
Fleischereien	0	0	0	0	0	0	0	1,3
Restl. Nahrungsmittelgew.	0	0	0	0	0	0	0	0,7
Wäschereien	0	0	0	0	0	1	0	1,3
Landwirtschaft	4	6	1	2	0	0	3	16,9
Gartenbau	1	0	0	0	0	0	0	1,2
Flughäfen	2	1	0	0	0	0	1	5,6
Textil, Bekleidung, Spedition	2	0	1	0	0	0	1	4,4
Nicht erfasste Betriebe	4	28	18	0	14	2	1	67,8
Übrige	21	31	5	0	0	1	1	59,4
Gesamt	173,1	115,2	95,0	12,1	51,2	28,6	46,8	522,0

Tabelle 5: Die gewählten strukturellen Annahmen nach einem iterativen Vergleich mit den Branchenlastprofilen des Forschungsprojekts DemandRegio

Branche	Typtag	Technologie	Annahme
Handel	C	Anwesenheit	Keine Anwesenheit - widerspricht ISO Norm
Handel	B	Anwesenheit	Verwendung der Wochentagsanwesenheit (SIA und ISO statt nur ISO)
Schulen	B	Anwesenheit	Keine Anwesenheit - widerspricht ISO Norm

Schulen	A	Anwesenheit	Keine zweite Anwesenheitsspitze um 14 Uhr
Beherbergung	B & C	Anwesenheit	Wochenanwesenheitsprofile auch an Wochenenden
Büros, Schulen	A	Beleuchtung	Nur 10 % Abnahme der Beleuchtungsintensität von 11-14 Uhr
Handel	Alle	Mech. Energie	Außerhalb der Anwesenheit nur Lüftung in Betrieb
Handel	Alle	IKT	Außerhalb der Anwesenheit 80 % verringerter Verbrauch
Beherbergung	Alle	Prozesswärme	80 % verringerter Verbrauch von 1-5 Uhr

Anhang B zu Kapitel 3 - Ergebnisse

B.1 Bottom-up-Lastprofile

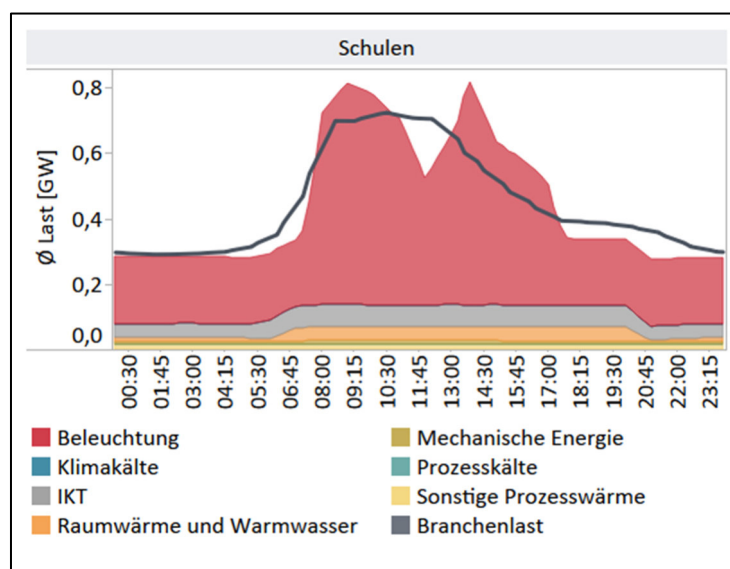


Abbildung 9: Zwischenergebnis der Bottom-up-Lastprofile der Querschnittstechnologien in Schulen im Vergleich mit den Branchenlastprofilen des Jahres 2018

B.2 Lastprofile mit strukturellen Annahmen

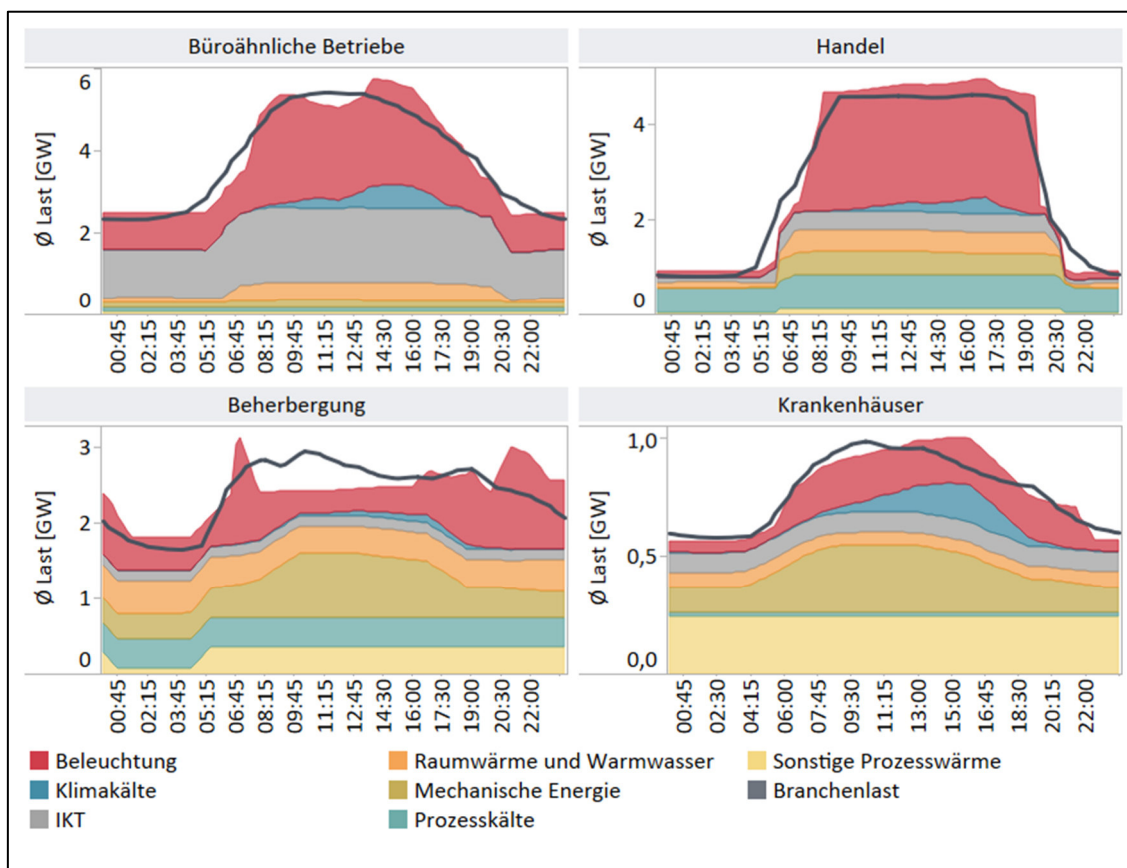


Abbildung 10: Zwischenergebnis der Lastprofile mit strukturellen Annahmen je Branche und Querschnittstechnologie im Vergleich mit den Branchenlastprofilen des Jahres 2018

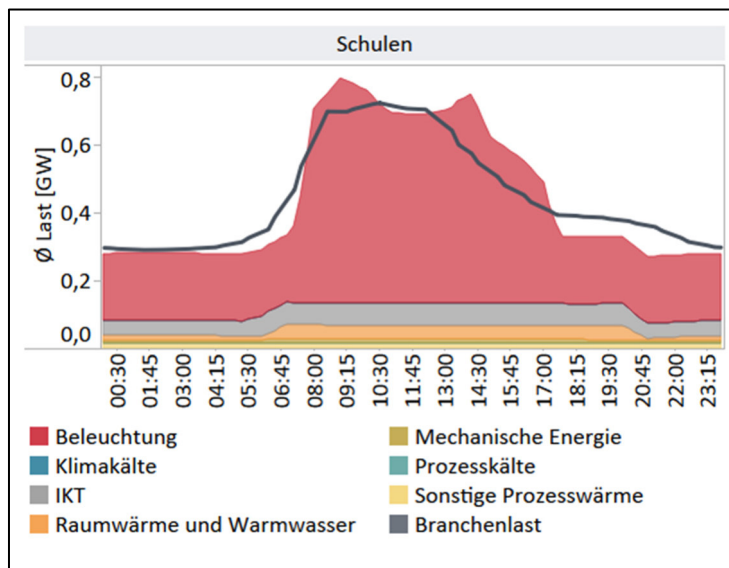


Abbildung 11: Zwischenergebnis der Lastprofile mit strukturellen Annahmen der Querschnittstechnologien in Schulen im Vergleich mit den Branchenlastprofilen des Jahres 2018

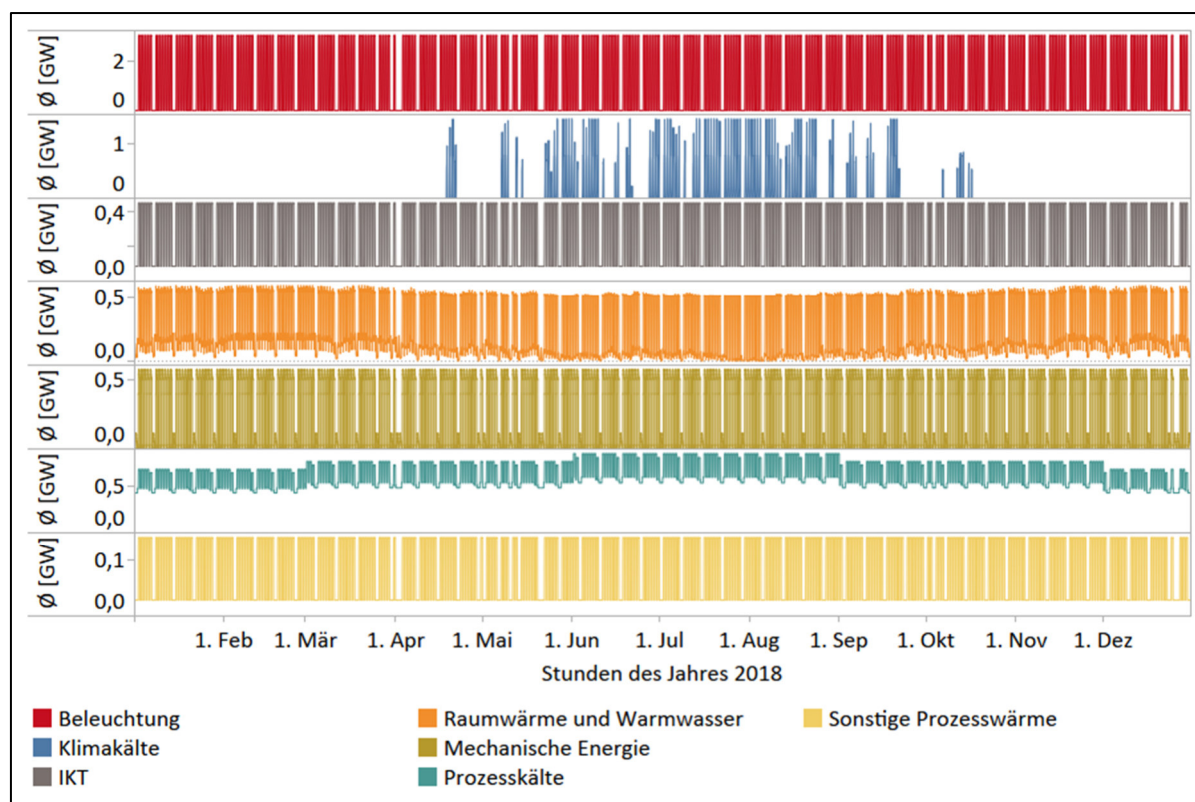


Abbildung 12: Lastprofile mit strukturellen Annahmen der Querschnittstechnologien des Handels im Jahr 2018

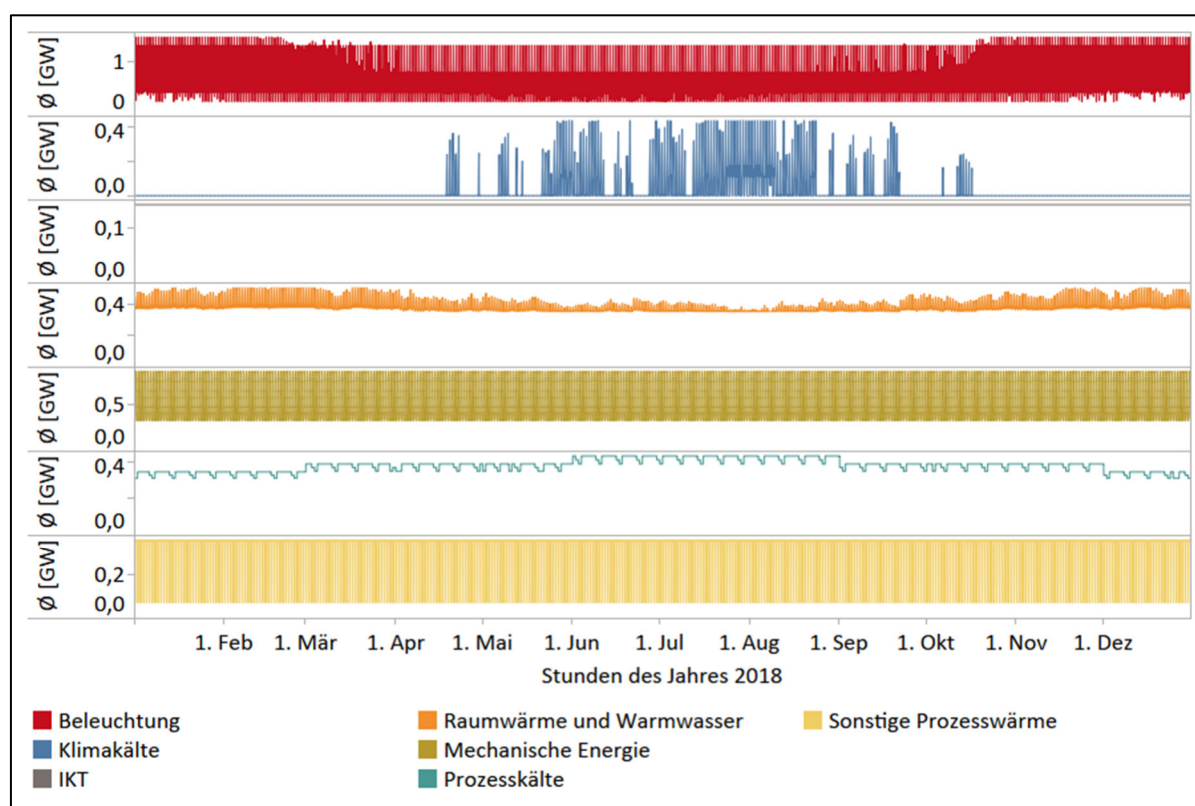


Abbildung 13: Lastprofile mit strukturellen Annahmen der Querschnittstechnologien der Beherbergung im Jahr 2018

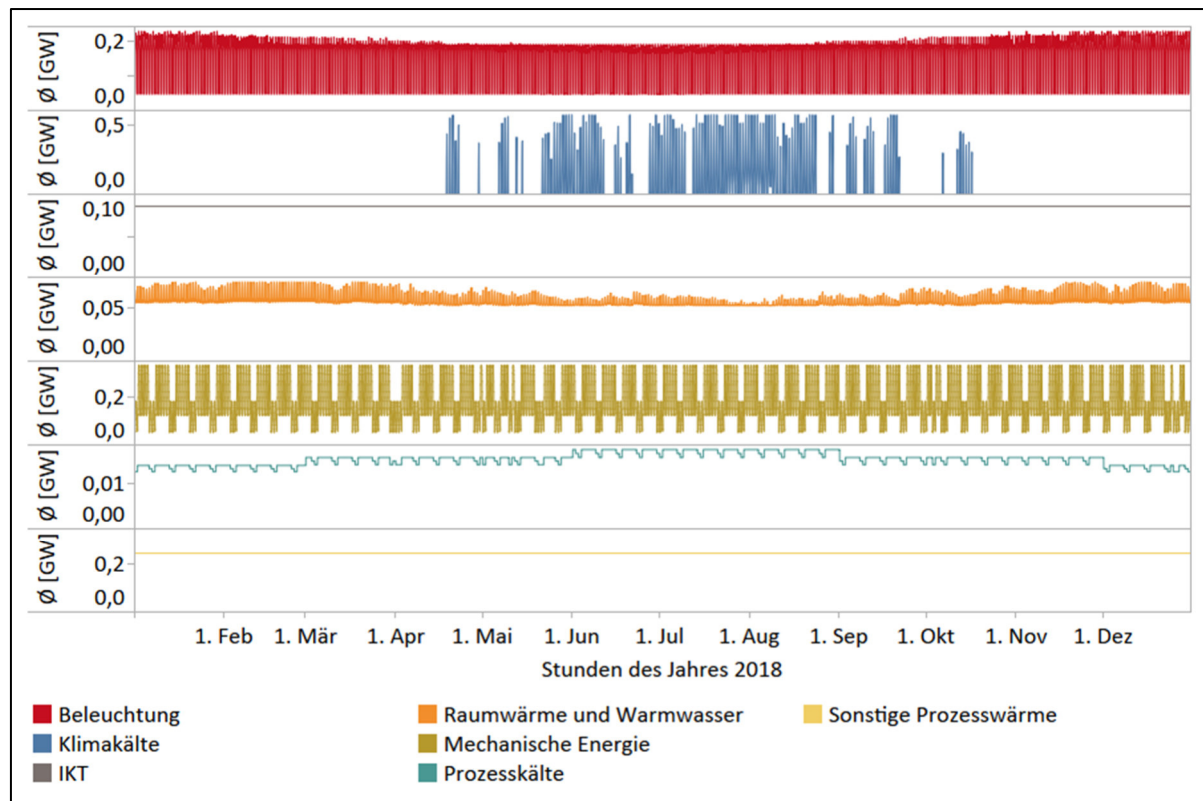


Abbildung 14: Lastprofile mit strukturellen Annahmen der Querschnittstechnologien der Krankenhäuser im Jahr 2018

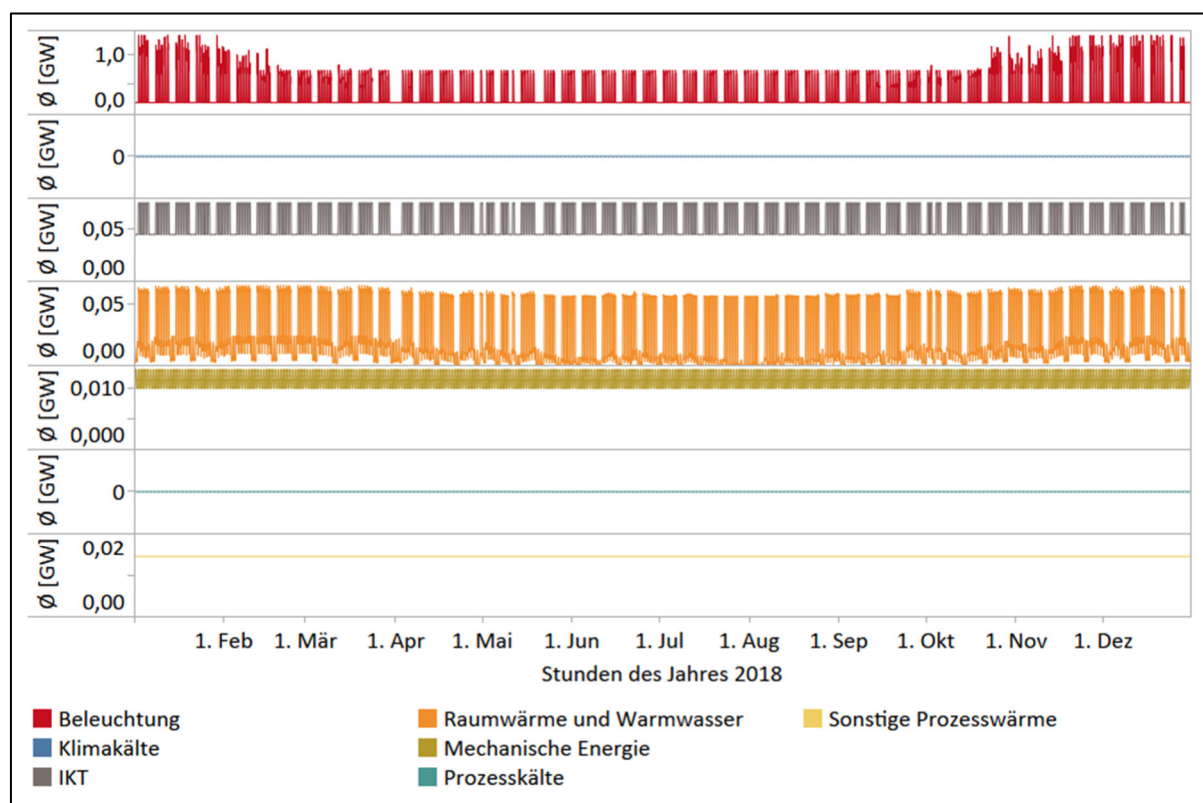


Abbildung 15: Lastprofile mit strukturellen Annahmen der Querschnittstechnologien der Schulen im Jahr 2018

B.3 Lastprofile mit strukturellen Annahmen nach einer Hyperparameteroptimierung

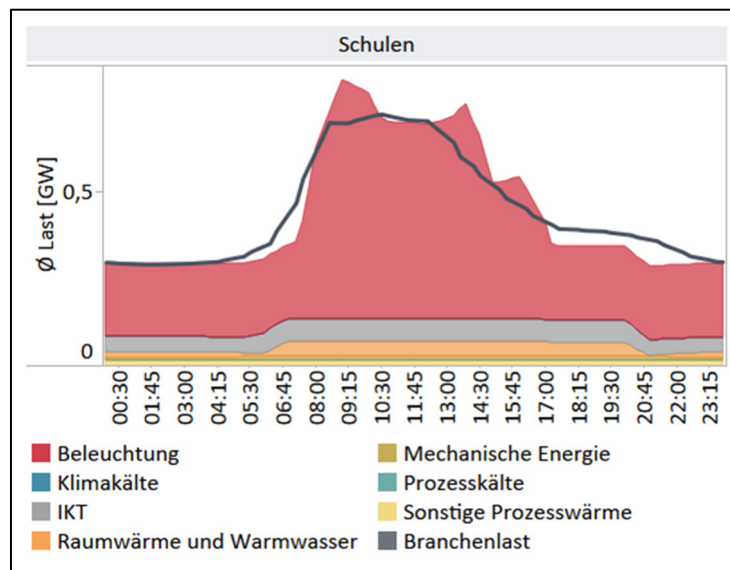


Abbildung 16: Endergebnis der Lastprofile mit strukturellen Annahmen nach einer Hyperparameteroptimierung der Querschnittstechnologien in Schulen im Vergleich mit den Branchenlastprofilen des Jahres 2018

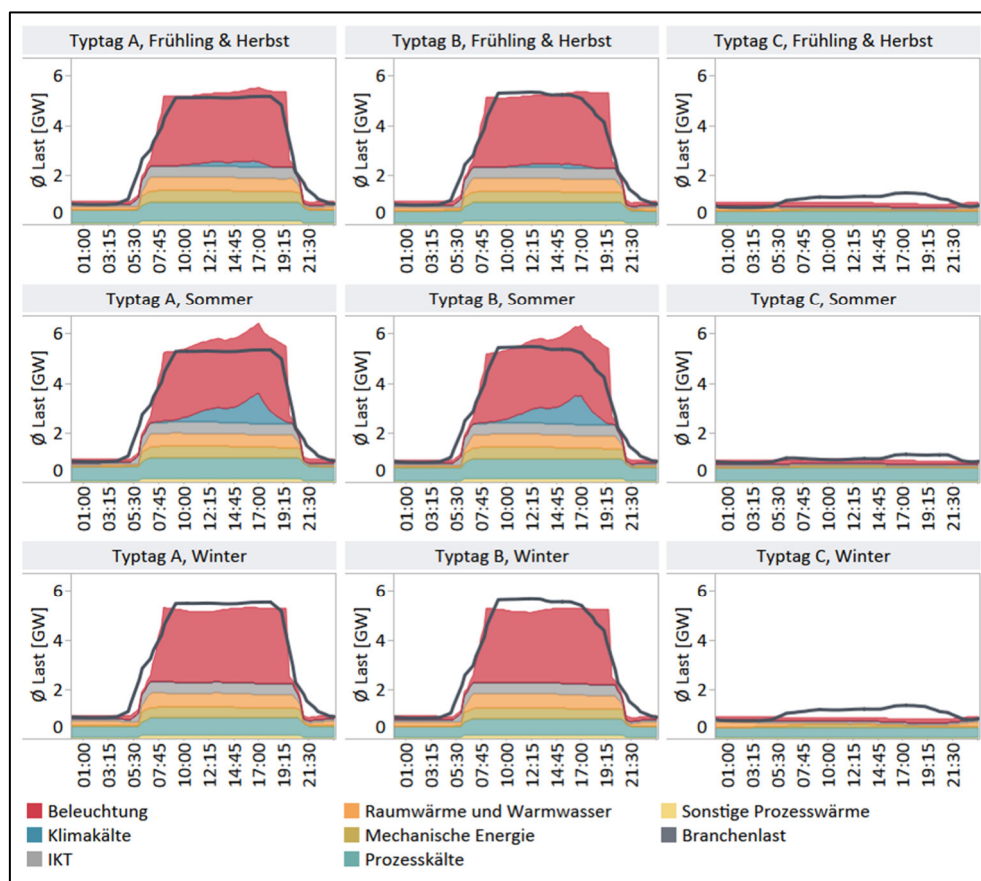


Abbildung 17: Lastprofile des Handels nach Typtagen und Jahreszeiten nach einer Hyperparameteroptimierung als Endergebnis der Lastgangmodellierung im Vergleich mit den Branchenlastprofilen im Jahr 2018

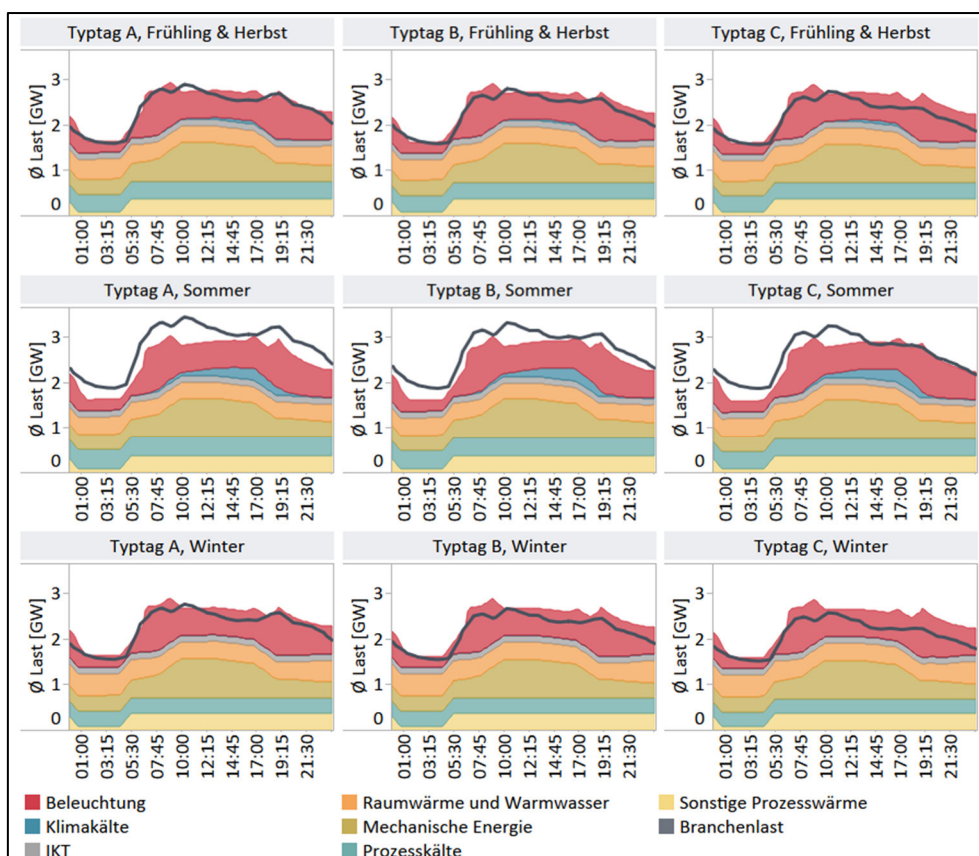


Abbildung 18: Lastprofile der Beherbergung nach Typtagen und Jahreszeiten nach einer Hyperparameteroptimierung als Endergebnis der Lastgangmodellierung im Vergleich mit den Branchenlastprofilen im Jahr 2018



Abbildung 19: Lastprofile der Krankenhäuser nach Typtagen und Jahreszeiten nach einer Hyperparameteroptimierung als Endergebnis der Lastgangmodellierung im Vergleich mit den Branchenlastprofilen im Jahr 2018

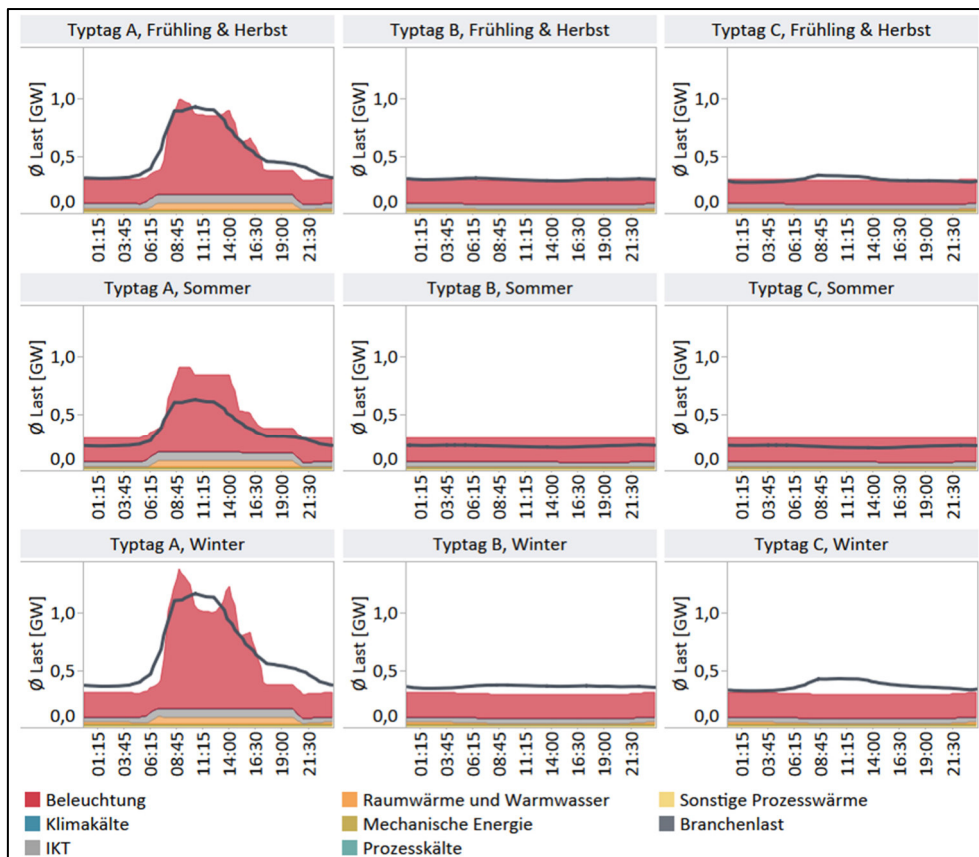


Abbildung 20: Lastprofile der Schulen nach Typtagen und Jahreszeiten nach einer Hyperparameteroptimierung als Endergebnis der Lastgangmodellierung im Vergleich mit den Branchenlastprofilen im Jahr 2018

B.4 Diskussion

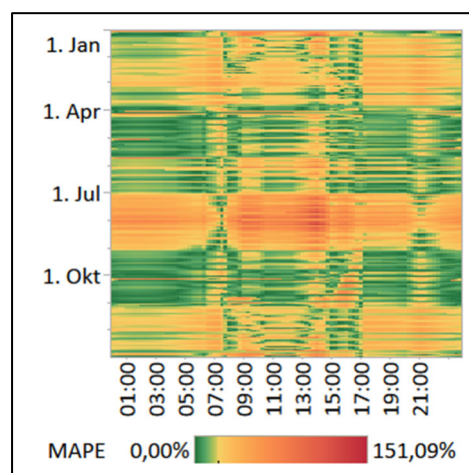


Abbildung 21: Heatmap-Darstellung des viertelstündlichen MAPE zwischen den Branchenlastprofilen und den Endergebnissen der Lastprofilmodellierung dieses Artikels für Schulen