

# IEA Energie in Gebäuden und Kommunen (EBC) Annex 71: Bewertung der Gebäudeenergie- effizienz mit Hilfe optimierter in situ Messverfahren

G. Rojas, S. Metzger, M. Blöchle,  
M. Šipetić, R. Jenewein, S. Öttl,  
W. Kastner, R. Pfluger

Berichte aus Energie- und Umweltforschung

**11/2023**

Liste sowie Downloadmöglichkeit aller Berichte dieser Reihe  
unter <http://www.nachhaltigwirtschaften.at>

### **Impressum**

Medieninhaber, Verleger und Herausgeber:  
Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie,  
Mobilität, Innovation und Technologie (BMK)  
Radetzkystraße 2, 1030 Wien

Verantwortung und Koordination:  
Abteilung für Energie- und Umwelttechnologien  
Leiter: DI (FH) Volker Schaffler, MA, AKKM

### **Copyright und Haftung:**

Auszugsweiser Abdruck ist nur mit Quellenangabe gestattet. Es wird darauf verwiesen, dass alle Angaben in dieser Publikation trotz sorgfältiger Bearbeitung ohne Gewähr erfolgen und eine Haftung der Republik Österreich und der Autorin/des Autors ausgeschlossen ist. Nutzungsbestimmungen:

<https://nachhaltigwirtschaften.at/de/impressum/>

# IEA Energie in Gebäuden und Kommunen (EBC) Annex 71: Bewertung der Gebäudeenergieeffizienz mit Hilfe optimierter in situ Messverfahren

Gabriel Rojas, Romed Jenewein, Silvia Öttl, Rainer Pfluger  
AB Energieeffizientes Bauen, Universität Innsbruck

Susanne Metzger, Wolfgang Kastner  
Technische Universität Wien

Max Blöchle, Miloš Šipetić  
AIT Austrian Institute of Technology GmbH

Innsbruck/Wien, August 2022

Ein Projektbericht im Rahmen des Programms



des Bundesministeriums für Klimaschutz, Umwelt, Energie,  
Mobilität, Innovation und Technologie (BMK)





## **Vorbemerkung**

Der vorliegende Bericht dokumentiert die Ergebnisse eines Projekts aus dem Programm FORSCHUNGSKOOPERATION INTERNATIONALE ENERGIEAGENTUR. Es wurde vom Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK) initiiert, um Österreichische Forschungsbeiträge zu den Projekten der Internationalen Energieagentur (IEA) zu finanzieren.

Seit dem Beitritt Österreichs zur IEA im Jahre 1975 beteiligt sich Österreich aktiv mit Forschungsbeiträgen zu verschiedenen Themen in den Bereichen erneuerbare Energieträger, Endverbrauchstechnologien und fossile Energieträger. Für die Österreichische Energieforschung ergeben sich durch die Beteiligung an den Forschungsaktivitäten der IEA viele Vorteile: Viele Entwicklungen können durch internationale Kooperationen effizienter bearbeitet werden, neue Arbeitsbereiche können mit internationaler Unterstützung aufgebaut sowie internationale Entwicklungen rascher und besser wahrgenommen werden.

Dank des überdurchschnittlichen Engagements der beteiligten Forschungseinrichtungen ist Österreich erfolgreich in der IEA verankert. Durch viele IEA Projekte entstanden bereits wertvolle Inputs für europäische und nationale Energieinnovationen und auch in der Marktumsetzung konnten bereits richtungsweisende Ergebnisse erzielt werden.

Ein wichtiges Anliegen des Programms ist es, die Projektergebnisse einer interessierten Fachöffentlichkeit zugänglich zu machen, was durch die Publikationsreihe und die entsprechende Homepage [www.nachhaltigwirtschaften.at](http://www.nachhaltigwirtschaften.at) gewährleistet wird.

DI (FH) Volker Schaffler, MA, AKKM  
Leiter der Abt. Energie- und Umwelttechnologien  
Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie,  
Mobilität, Innovation und Technologie (BMK)



## Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Kurzfassung</b> .....	<b>8</b>
<b>2</b>	<b>Abstract</b> .....	<b>10</b>
<b>3</b>	<b>Ausgangslage</b> .....	<b>12</b>
<b>4</b>	<b>Projekthalt</b> .....	<b>14</b>
4.1.	Ziele und Inhalte des Implementing Agreement „EBC“ .....	14
4.2.	Ziele und Inhalte des Annex 71.....	14
4.3.	Ziele und Inhalte des österreichischen Projektteils .....	16
4.3.1.	Heim-/Gebäudeautomation und Energiezähler als Datenquellen .....	17
4.3.2.	Identifikation des thermischen / energetisch Gebäudeverhaltens mittels reduzierter Datenbasis.....	17
4.3.3.	Identifikationsmethoden an Niedrigstenergiehaus bzw. Passivhaus erproben.....	17
<b>5</b>	<b>Ergebnisse</b> .....	<b>18</b>
5.1.	Identifikation des thermischen/energetischen Verhaltens von Gebäuden .....	18
5.1.1.	Entwicklung und Bewertung von Vorhersagemodellen mittels reduzierter Datenbasis.....	18
5.1.2.	Messdaten .....	18
5.1.3.	Datenanreicherung.....	21
5.1.4.	Modellbildung.....	22
5.1.5.	Erkenntnisse .....	25
5.1.6.	Zusammenfassung nationale Aktivitäten .....	40
5.1.7.	Zusammenfassung internationale Aktivitäten (Subtask 2).....	42
5.2.	Identifikation von physikalischen Parametern von Gebäuden.....	45
5.2.1.	Theoretische Grundlagen .....	45
5.2.2.	Erprobung der Identifikationsmethoden – Nationale Aktivitäten .....	49
5.2.3.	Erprobung der Identifikationsmethoden – Zusammenfassung internationale Aktivitäten (Subtask 3).....	78
5.2.4.	Zusammenfassung Identifikation von physikalischen Parametern .....	84
5.3.	Validierung von Gebäudesimulationstools .....	85
5.4.	Datenquellen.....	87
5.4.1.	Annahmen für Datensets.....	87
5.4.2.	Verfügbare Daten: Fallstudie.....	89
5.4.3.	Entwicklung eines Systemkonzepts.....	95
5.4.4.	Zusammenfassung.....	97
5.5.	Relevante Publikationen .....	97
5.5.1.	IEA EBC Annex 71 Endberichte .....	97
5.5.2.	Journal Publikationen, Konferenzbeiträge, Berichte und Dissertationen .....	99
5.5.3.	Weitere Dissemination .....	100

<b>6</b>	<b>Vernetzung und Ergebnistransfer .....</b>	<b>102</b>
<b>7</b>	<b>Schlussfolgerungen, Ausblick und Empfehlungen.....</b>	<b>107</b>
<b>8</b>	<b>Anhang.....</b>	<b>117</b>
	8.1. Wandaufbauten AdL.....	117

# 1 Kurzfassung

Ziel des Projekts war es, die methodischen Grundlagen für eine vor-Ort (in situ) Bewertung der tatsächlichen Energieeffizienz zu schaffen. Das Projekt baute dabei auf den Ergebnissen des bereits abgeschlossenen IEA EBC Annex 58 auf. Mit Hilfe von möglichst „ohnehin“ verfügbaren Messdaten aus bewohnten Gebäuden sollten datengetriebene Gebäudemodelle identifiziert werden, um daraus thermisches Verhalten prognostizieren und Energieeffizienz-Kenngrößen für die Qualitätssicherung ableiten zu können. Dafür wurden die Arbeiten in fünf Subtasks (ST) unterteilt:

Subtask 1 widmete sich der Erhebung der erforderlichen Eingangsdaten. Hier untersuchte der österreichische Beitrag die Möglichkeit zur Sammlung und Zusammenführung von "ohnehin" vorhandenen Daten aus evtl. installierter Heimautomation, Smart Meter Geräten und baulich relevanten Datenbanken. In Subtask 2 wurden Methoden zur Identifikation von Modellen für die Prognose des thermischen/energetischen Verhaltens von Gebäuden getestet und weiterentwickelt. Damit sollen Anwendungen wie Fehlererkennung und modell-prädiktive Regelung verbessert werden. Auf Basis von Messdaten aus Begleitforschungsprojekten untersuchte der österreichische Beitrag die Eignung verschiedener Modellansätze. In Subtask 3 wurde untersucht, inwieweit die aus Messdaten identifizierten Gebäudemodelle für die Charakterisierung der Qualität der Gebäudehülle eingesetzt werden können. Anhand von diversen Fallstudienobjekten wurden im Rahmen des internationalen und österreichischen Projektteils verschiedene Modellansätze und deren Eingangsdaten untersucht und auf ihre Praxistauglichkeit überprüft. Subtask 4 ging der Frage nach inwieweit bzw. unter welchen Voraussetzungen sich diese Methoden für die Qualitätssicherung von Gebäuden in der Praxis eignen könnten. Dazu wurde u.a. eine Stakeholder:innen -Umfrage durchgeführt. Subtask 5 widmete sich der Verbreitung der Ergebnisse und der Vernetzung von Akteuren. Zusätzlich zu den fünf Subtasks wurden weitere „Aktionen“ durchgeführt, um die Tauglichkeit und Genauigkeit der diversen Modellierungsmethoden zu testen und zu vergleichen. So wurde, wie schon im Annex 58, eine „blinde“ Validierungsaufgabe für Gebäudesimulationsprogramme durchgeführt. Die dafür eigens generierten Messdaten sind umfangreich dokumentiert und öffentlich zugänglich. Diese Daten bilden auch in Zukunft eine wertvolle Basis für Modellvalidierungen.

Für das Anwendungsfeld „Identifikation des thermischen Verhaltens“ wurden verschiedene datengetriebene Gebäudemodelle (von Blackbox bis Greybox) getestet und bewertet. Dabei wurde auch der Einfluss der verfügbaren Datenbasis (Datenqualität und Anzahl von Merkmalen) bewertet. Die Prognosegüte konnte meist durch Hinzufügen von Merkmalen verbessert werden, wobei sich die Datenqualität und das Daten-Preprocessing in vielen Fällen als wichtig herausstellte. Das Potential verschiedener Modellansätze konnte anhand von gemeinsamen Aufgaben für die beiden Anwendungen „Fehlererkennung“ und „modellprädiktive Regelung“ gezeigt werden. Aufbauend auf den gewonnenen Erkenntnissen und Methoden könnten und sollten diese Anwendungen weiterentwickelt und in der realen Nutzung erprobt werden. Sie stellen ein vielversprechendes Werkzeug für eine datengetriebene energetische Optimierung des Gebäudebetriebs und/oder für eine vermehrte Nutzung von erneuerbaren Energien dar.

Für das Anwendungsfeld „Identifikation von physikalischen Parametern“ wurde versucht, den Gebäudeleitwert (HTC) diverser Fallstudienobjekte zu ermitteln. Der Einfluss der verschiedenen

Eingangsrößen wurde systematisch untersucht. Es zeigte sich, dass die untersuchten Methoden prinzipiell in der Lage wären den Gebäudeleitwert aus in-situ Messdaten ausreichend genau (z.B. +/- 15%) zu bestimmen, aber die Robustheit der Methode (noch) nicht sichergestellt werden kann um eine datengetriebene Gebäudecharakterisierung für die Anwendung „Qualitätssicherung“ in der Praxis einzusetzen. Weitere Untersuchungen wären erforderlich, um detaillierte Richtlinien unter Berücksichtigung fallspezifischer Eigenheiten zu erarbeiten. In dieser Richtung, arbeitete u.a. der österreichische Beitrag. Hier wurden z.B. Gebäudemodelle entwickelt, welche auch die gemessene CO<sub>2</sub>-Konzentration der Raumluft nutzen um das reale Lüftungsverhalten im Modell besser abbilden zu können.

## 2 Abstract

The aim of the project was to create the methodological basis for an in situ assessment of the actual building energy performance. The project was based on the results of IEA EBC Annex 58. With the help of measurement data from occupied buildings, which are favourably available "already" (i.e. on-board data), data-driven building models were to be identified in order to be able to predict thermal behaviour and derive energy efficiency parameters for quality assurance. For this purpose, the work was divided into five Subtasks (ST):

Subtask 1 was dedicated to the collection of the required input data. Here, the Austrian contribution investigated the possibility of collecting and merging "anyhow" existing data from sources such as home automation, smart meters, and building-relevant data bases. In Subtask 2, methods for identifying models for predicting the thermal/energy behaviour of buildings were tested and further developed. This is intended to improve applications such as fault detection and model-predictive control. Based on measurement data from accompanying research projects, the Austrian contribution investigated the suitability of different model approaches. Subtask 3 investigated the extent to which building models identified from measurement data can be used to characterize the quality of the building envelope. On the basis of various case study objects, different model approaches and their input data were investigated in the international and Austrian part of the project and tested for their practical suitability. Subtask 4 dealt with the question to what extent and under which conditions these methods could be suitable for the quality assurance of buildings in practice. For this purpose, a stakeholder survey was conducted. Subtask 5 was dedicated to the dissemination of results and the networking of stakeholders. In addition to the five subtasks, further "actions" were performed to test and compare the suitability and accuracy of the various modelling methods. For example, as in Annex 58, a "blind" validation exercise for building simulation programs was performed. The measurement data generated for this purpose are extensively documented and publicly available. These data will continue to form a valuable basis for model validations in the future.

For the application field "Building behaviour identification", different data-driven building models (from blackbox to greybox) were tested and evaluated. The influence of the available database (data quality and number of features) was also evaluated. The prediction quality could mostly be improved by adding features, whereas data quality and data pre-processing turned out to be important in many cases. The potential of different model approaches could be shown by common exercises for the two applications "fault detection" and "model predictive control". Based on the results of this project, these applications could and should be further developed and tested in real-world applications. They represent a promising tool for a data-driven energetic optimization of building operation and/or for an increased use of renewable energies.

For the application field "Physical parameter identification", an attempt was made to determine the heat transfer coefficient (HTC) of various case study objects. The influence of the different input variables was systematically investigated. Results indicate that the investigated methods would in principle be able to determine the HTC from in-situ measurements with sufficient accuracy (e.g. +/- 15%), but the methods do not seem robust enough to perform data-driven building characterization for quality assurance purposes in practice. Further research would be needed to develop detailed

guidelines considering case-specific peculiarities. The Austrian contribution, among others, worked in this direction. Here, for example, building models were developed which also use the measured CO<sub>2</sub> concentration of the room air in order to better represent the real ventilation behaviour in the model.



# 3 Ausgangslage

Die Qualitätssicherung und Überprüfung der Gebäudeenergieeffizienz gewinnt in den letzten Jahren zunehmend an Bedeutung, einerseits als Erfolgskontrolle und Überprüfung der korrekten Umsetzung und Wirksamkeit von Fördermaßnahmen in Neubau und Sanierung, andererseits auch um den fehlerfreien und effizienten Betrieb von Gebäudehülle und Anlagentechnik sicherzustellen. Der Stand des Wissens baut dabei bereits auf Erkenntnissen und Erfahrungen aus diversen Vorprojekten aus der Anlagentechnik auf, welche auch auf die gesamte Gebäude-Performance übertragen und zur Qualitätssicherung genutzt wurden (z.B. in Frankreich ‚la garantie de performance énergétique‘ der Stiftung Gebäude Energie). Die europäische Plattform ‚Qualicheck‘ versucht ebenfalls sicherzustellen, dass der tatsächliche Energieverbrauch im Gebäudebetrieb die Planungswerte möglichst nicht übersteigt. Darüber hinaus wird die in situ-Bewertung der Gebäudeeffizienz bereits bei einigen Zertifizierungs-Labeln als Kriterium eingesetzt, siehe z.B. International Living Future Institute oder Arc for LEED.

Die meisten in situ – Bewertungsverfahren fokussieren sich jedoch häufig nur auf einzelne abgegrenzte Bereiche, z.B. eine Luftdichtheitsmessung. Daher wurde im bereits abgeschlossenen IEA EBC Annex 58 (Pfluger et al., 2017; Roels, 2017) versucht, das gesamte Gebäudeverhalten über die Auswertung transienter Messgrößen zu quantifizieren. Dabei wurden die Möglichkeiten und Grenzen der Identifikation von „Blackbox“ und „Greybox“-Modellen (also Modelle ohne bzw. mit geringem implementierten physikalischen Vorwissen) ausgelotet und ein Leitfaden für deren Anwendung in der Systemidentifikation entwickelt. Die Ergebnisse dieser Verfahren sind vielversprechend, erfordern allerdings relativ aufwändige Eingriffe und relativ lange Zeiträume ohne Nutzereinfluss. Die ersten Versuche wurden in speziellen unbewohnten Testgebäuden durchgeführt. Für den Einsatz in realen Gebäuden sind Charakterisierungs-Messungen im unbewohnten bzw. ungenutzten Zustand als wenig praktikabel zu bewerten. Leerstände werden von der Bauwirtschaft so weit wie möglich reduziert, nach der erweiterten Rohbauphase wird meist so schnell wie möglich auf die Fertigstellung und sofortigen Bezug bzw. Inbetriebnahme gedrängt.

Des Weiteren haben die rasanten Entwicklungen von innovativen Gebäuderegulierungsstrategien z.B. für eine erhöhte Eigennutzung von erneuerbaren Energien, den Bedarf an Methoden für eine einfache Generierung von Prognosemodellen für das thermische bzw. energetische Verhalten von Gebäuden stark erhöht, z.B. für modell-prädiktive Regler. Die Generierung solcher Modelle sollte nicht auf invasive in-situ Messungen angewiesen sein, sondern möglichst mit Daten aus dem realen Gebäudebetrieb erstellt werden können.

Die Messung im bewohnten Zustand (bzw. bei laufendem Betrieb von Nichtwohngebäuden) mit Hilfe invasiver Messtechnik und Messverfahren (Messgeräte, Temperaturänderungen) wirft aber zum Teil gravierende Probleme auf. Deshalb hatte sich dieses IEA Projekt zum Ziel gesetzt, Methoden zur Identifikation bzw. Charakterisierung von Gebäudemodellen zu untersuchen und zu optimieren, welche im laufenden Gebäudebetrieb mit möglichst „ohnehin“ verfügbaren Gebäudedaten generiert werden können. Diese sollen entweder als Prognosemodelle eingesetzt werden oder die identifizierten Modellparameter als Bewertungsgröße für die Qualitätssicherung herangezogen werden können.

Im Zuge der zunehmenden Gebäudeautomation sowie der weiterentwickelten elektronischen Verbrauchszähler mit zusätzlichen Eingangsschnittstellen werden mehr und mehr Sensoren in den Gebäuden verbaut und vernetzt. Da diese Sensoren aber im Allgemeinen weder hinsichtlich ihrer Art, der zeitlichen und räumlichen Auflösung noch im Hinblick auf die notwendige Genauigkeit für die in situ-Bewertung der Gebäudeenergieeffizienz spezialisiert sind, ist deren Einsatz für diese Zwecke häufig nur eingeschränkt möglich. Einige Messgrößen sind evtl. redundant verfügbar, andere, evtl. wichtige Daten, fehlen teilweise oder gar vollständig. Jedoch zeichnet sich seit einiger Zeit eine Veränderung in der Wahrnehmung der Automatisierung seitens der Gebäudebranche ab, die die Möglichkeiten der Gebäudeautomation zur betrieblichen Optimierung und für das Energiemanagement nutzen möchte. Bereits im abgeschlossenen Annex 58 wurden mögliche Anwendungen für die Nutzung von Energiemodellen in intelligenten Stromnetzen gefunden, sowie die Anforderungen für eine Gebäudecharakterisierung mittels bauseits vorhandener Daten skizziert (Saelens & Reynders, 2016). Es besteht eine Nachfrage nach Möglichkeiten der Nutzung der Gebäudeautomatisierung für die Zertifizierung von Gebäudequalität (Jimenez, 2013). Die Gebäudeautomation beschäftigt sich ebenfalls mit dem schwierigen Problem der Energieeffizienz von implementierten Systemen (DIN EN 15323, 2015). Besonders hervorzuheben wäre, dass in der EPBD (Energy Performance of Buildings Directive, Richtlinie zur Gesamteffizienz von Gebäuden) smarte Gebäude stärker berücksichtigt werden sollen. So wurden auch im Rahmen des Annex 71 mögliche Datenquellen für die Charakterisierung des thermischen bzw. energetischen Gebäudeverhaltens untersucht und die Möglichkeiten und Hürden der Nutzung von „ohnehin“ verfügbaren Datenquellen beleuchtet.

# 4 Projektinhalt

## 4.1. Ziele und Inhalte des Implementing Agreement „EBC“

Das „Technology Cooperation Programme“ (TCP) mit dem Titel „Energy in Buildings and Communities“ (EBC) leitet Forschungs- und Entwicklungsaktivitäten zur beschleunigten Umsetzung von energieeffizienten und nachhaltigen Gebäuden und Siedlungen. Die dafür erforderlichen Kenntnisse und Techniken werden durch kollaborative Forschung auf internationaler Ebene gewonnen. Das Programm führt u.a. Projekte (als Annex bezeichnet) zu folgenden Themenschwerpunkten durch (bmvit, 2015):

- Energieeffizienz und nachhaltigen Technologien für die Energieversorgung von Gebäuden
- Lüftung und Raumluftqualität in Gebäuden
- Auswirkungen der Energienutzung auf Innenraumqualität und Gesundheit
- Entwicklung und Vergleich von Gebäudesimulationsprogrammen
- Energiemanagementsysteme für Gebäude und Kommunen
- Kommunale und regionale Energieversorgungskonzepte

Innerhalb des EBC Programms gab bzw. gibt es folgende abgeschlossene (grau) bzw. laufende Annexe die ebenfalls das Thema „realer Energieverbrauch“ behandeln:

Nr.	Titel (englisch)
1	Load Energy Determination of Buildings
4	Glasgow Commercial Building Monitoring
21	Environmental Performance of Buildings
43	Testing and Validation of Building Energy Simulation Tools
53	Total Energy Use in Buildings: Analysis and Evaluation Methods
58	Reliable Building Energy Performance Characterisation Based on Full Scale Dynamic Measurements
60	New Generation Computational Tools for Building & Community Energy Systems
66	Definition and Simulation of Occupant Behavior in Buildings
70	Building Energy Epidemiology: Analysis of Real Building Energy Use at Scale
71	Building Energy Performance Assessment Based on in situ Measurements
81	Data-Driven Smart Buildings
84	Demand Management of Buildings in Thermal Networks
88	Evaluation and Demonstration of Actual Energy Efficiency of Heat Pump Systems in Buildings

## 4.2. Ziele und Inhalte des Annex 71

Dieser Annex mit dem Titel „Bewertung der Gebäudeenergieeffizienz mit Hilfe optimierter in situ Messverfahren“ zielt auf die Bewertung der tatsächlichen Energieeffizienz (energy performance) von Gebäuden ab. Der Fokus wurde dabei auf Wohngebäude, einzeln oder auch in Kohorten, beschränkt.

Die Arbeiten sollen den Schritt hin zu einer in situ Qualitätskontrolle für die Wirksamkeit der umgesetzten Energieeffizienzmaßnahmen ermöglichen.

Folgende beiden Ziele werden dabei vordergründig verfolgt:

- Die Entwicklung von reproduzierbaren Charakterisierungs – und Qualitätssicherungsmethoden, basierend auf statistischen sowie bauphysikalischen Prinzipien.
- Die Dissaggregation des tatsächlichen Energieverbrauchs in die drei Hauptkomponenten: Gebäudehülle, Haustechnik und Nutzer.

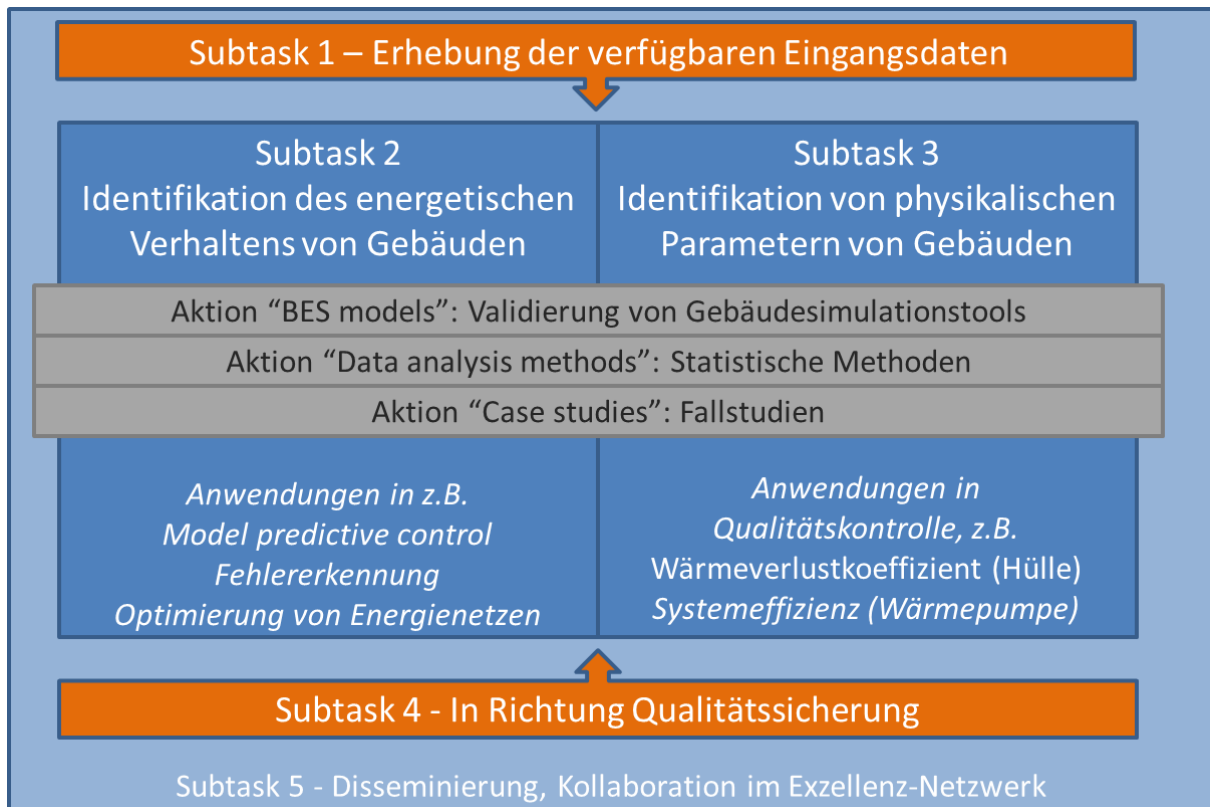
Die geplanten Arbeiten lassen sich in zwei Kategorien und Anwendungsgebiete unterteilen. Diese bilden auch gleichzeitig die beiden Kern-Subtasks (ST) in diesem Annex.

- ST2 - Identifikation des thermischen / energetischen Verhaltens von Gebäuden (building behaviour identification): Dieser ST konzentrierte sich auf jene Methoden, welche es erlauben aus dem gemessenen dynamischen Verhalten eines Gebäudes, ein vereinfachtes Prognosemodell abzuleiten. Solche Modelle und deren Parameter besitzen möglicherweise keine physikalische Interpretation und dienen möglichen Anwendungen wie modell-basierter Regelung, Fehlererkennung, Optimierung von Energienetzen, etc.
- ST3 - Identifizierung der physikalischen Gebäudeparameter (physical parameter identification): ST3 zielte auf die Identifizierung jener physikalischen Parameter ab, welche die Energieeffizienz von Gebäuden charakterisieren. Diese Methoden dienen der Qualitätskontrolle und sollen mit Hilfe von in situ-Messdaten Energieeffizienz-Kenngrößen wie z.B. den Gebäudeleitwert (heat transfer coefficient HTC) oder Effizienz des Heiz- oder Kühlsystems bestimmen können. Im Rahmen dieses Annex wurde der Fokus auf die Identifikation des Gebäudeleitwerts (HTC) gelegt.

Während für die Anwendungen in ST2 auch reine „Blackbox“ Modelle denkbar wären, müssen für ST3 sogenannten „Greybox“ oder auch „Whitebox“ Modelle eingesetzt werden. Dennoch waren die Arbeiten beider Subtasks stark miteinander verflochten, mit entsprechend großen Überschneidungen der verwendbaren Methoden und Modelle. Außerdem galt es in beiden Fällen dynamische Messdaten zu verarbeiten. So wurden Arbeiten über beide Subtasks hinweg auch in sogenannten Aktionen gruppiert. Siehe Abbildung 1.

Anmerkung: Unter Black-, Grey- oder Whitebox Modellen versteht man mathematische Beschreibungen von gewissen Observablen eines Systems, die entweder ohne, wenig bzw. eingeschränktem oder umfangreichem (physikalischen) a priori-Wissen über das beschriebene System generiert werden. Im Rahmen dieses Projekts ging es meist um Modelle welche die Raumtemperatur oder den Heizenergiebedarf eines Gebäudes (oder eines Gebäudeteils) auf Basis von beeinflussenden Variablen (Außentemperatur, Solarstrahlung, interne Wärmequellen, etc.) beschreiben. Greybox und Whitebox Modelle beinhalten physikalisch interpretierbare Parameter, welche identifiziert werden können.

Abbildung 1: Schematische Darstellung der Arbeitspakete (Subtasks) und deren Zusammenspiel



ST1 untersuchte wie und mit welchem Aufwand die für die Modellidentifikation erforderlichen Messdaten verfügbar gemacht werden können. Der Fokus lag in der Verwendung von „ohnehin“ verfügbaren Daten („on-board data“), wie z.B. Gebäudeautomation und Smart Meter Daten. Die Nutzung von externen Datenquellen wie z.B. Energieausweisdatenbank oder Wetterdaten sollte berücksichtigt werden.

ST4 hatte das Ziel die praktische Eignung der untersuchten Methoden als mögliches Werkzeug für die Qualitätssicherung auszuloten. Dafür wurden deren Komplexität (Daten-, Analysebedarf), die erforderliche Messdauer der erwartbaren Genauigkeit abgeschätzt und gegenübergestellt werden. Die Praxistauglichkeit der verschiedenen Methoden sollte unter Einbindung von Stakeholder:innen aus der Bauwirtschaft beleuchtet werden um auch deren Erwartungen in Bezug auf Rahmenbedingungen (Kosten, Zeitaufwand, etc.) definieren zu können.

ST5 kümmerte sich um die Verbreitung der gewonnenen Erkenntnisse im Rahmen eines Exzellenz Netzwerks. Wie auch schon im Projekt IEA EBC Annex 58 wurde hierfür die Zusammenarbeit mit dem Netzwerk DYNASTEE weitergeführt.

### 4.3. Ziele und Inhalte des österreichischen Projektteils

Neben der Vernetzung und der direkten Beteiligung im internationalen Projektteil, z.B. Umfragen oder gemeinsamen Forschungsaktivitäten (Common Exercises), umfasste der österreichische Projektteil folgende Inhalte.

#### **4.3.1. Heim-/Gebäudeautomation und Energiezähler als Datenquellen**

Hier sollten Daten, die für die Analysen zur Identifikation des Verhaltens des Gebäudes und von physikalischen Parametern verwertbar wären, identifiziert werden, soweit sie gebäudeanlagenseitig bereits vorhanden sind, und der Aufwand ihrer Bereitstellung untersucht werden. Erwünscht waren hierbei wirtschaftliche und minimierte Ansätze, die die Resultate der Methoden in ST 2 und 3 weiter verbessern können. Dabei waren gesetzliche Bestimmungen und Informationsschutz der Gebäudenutzer ebenfalls von Interesse. Für den Abgleich zwischen gewünschten und angebotenen Daten wurden renovierte Wohnbauten beispielhaft untersucht, deren Gebäudeanlagen mit Kommunikationsfähigkeiten ausgestattet sind. Es wurden Lösungen untersucht, die spezifisch für die Heim- und Gebäudeautomation sind. Zur Abgrenzung wurden auch geographische Informationssysteme, BIM, und Wetterdaten einbezogen, sowie Handys, und Smart Grid Anwendungen berücksichtigt.

#### **4.3.2. Identifikation des thermischen / energetisch Gebäudeverhaltens mittels reduzierter Datenbasis**

Die Arbeiten zielten auf die Entwicklung von Vorhersagemodellen zur Charakterisierung von Gebäuden in Hinblick auf ihr thermisches bzw. energetisches Verhalten hin. Damit sollten Aussagen über die Eignung und Zuverlässigkeit der Vorhersagemodelle getroffen werden. Weitergehend wurden die Auswirkungen auf die Vorhersagequalität bewertet indem der Eingangsdatensatz reduziert wurde. Dadurch sollte bewertet werden ob eine aufwendige Datenerfassung vermieden und gleichzeitig eine ausreichend genaue Prognose sichergestellt werden kann. Die vom AIT eingebrachten detaillierten Messdaten aus dem KLIEN Begleitforschungsprogramm „Demoprojekte Solarhaus“ wurden erstmalig verwendet um Vorhersagemodelle zu erstellen und zu bewerten. Außerdem wurden umfangreiche Messdaten aus weiteren österreichischen Forschungsprojekten erstmalig für diesen Anwendungsfall verwendet. Weiters wurden Messdaten aus der Common Exercise (ST2 auf internationaler Ebene) untersucht.

#### **4.3.3. Identifikationsmethoden an Niedrigstenergiehaus bzw. Passivhaus erproben**

Die im Rahmen von Annex 71 entwickelten Identifikationsmethoden sollten an realen energieeffizienten Gebäuden erprobt werden. Hierfür wurde eine Wohnung in einem Passivhaus im unbewohnten und im bewohnten Zustand detailliert vermessen um verschiedene Modell Identifikationsmethoden zu testen. Der Fokus richtete sich auf Methoden die in den Anwendungsbereich „Qualitätssicherung“ (ST3) fallen, also um Methoden wo die identifizierten Modellparameter als Maß für die tatsächliche Qualität der Gebäudehülle interpretiert werden können, z.B. der Gebäudeleitwert (heat transfer coefficient bzw HTC) .

# 5 Ergebnisse

## 5.1. Identifikation des thermischen/energetischen Verhaltens von Gebäuden

### 5.1.1. Entwicklung und Bewertung von Vorhersagemodellen mittels reduzierter Datenbasis

Die Datenbasis zum Erstellen und evaluieren der Modelle bilden Messdaten und externe Datenquellen. Je nach Umfang der Messdaten müssen diese zusätzlich mit Daten weiteren Datenquellen angereichert werden. Diese können aus Satellitendaten, von Wetterdiensten oder aus anderen Quellen stammen.

### 5.1.2. Messdaten

Die Datenbasis für die Modellierung bilden Messdaten aus Forschungsprojekten, die für diesen Zweck noch nicht verwendet wurden. Aufgrund des sich unterscheidenden Verwendungszwecks müssen die Messdaten angepasst bzw. angereichert werden. Außerdem muss die Datenqualität sichergestellt und gegebenenfalls korrigiert werden.

#### Demoprojekte Solarhaus

Bei den hier betrachteten Solarhäusern handelt es sich um innovative Privatwohnhäuser, die ihren Wärmebedarf überwiegend aus einer solarthermischen Anlage decken. Die Innovation besteht in der Verwendung von großen thermischen Speichermassen, großen thermischen Schichtspeichern, einer innovativen Integration in Bestandsystemen oder einer innovativen Integration der Solarthermie in die Gebäudefassade (z.B. Dachintegration). Da diese Solarhäuser öffentliche Förderungen erhalten, wird ein Teil der Objekte zusätzlich in einer Begleitforschung wissenschaftlich begleitet und evaluiert. Dabei wird zusätzliche Messausrüstung installiert und über einen Beobachtungszeitraum von einem Jahr ausgewertet. Diese Messdaten von drei Wohngebäuden werden nun erstmalig zur Identifikation von Modellen für energetische bzw. thermische Prognosen verwendet:

- Zweigeschossiges Einfamilienwohnhaus in Niedrigenergiebauweise mit großem Schichtspeicher und Bauteilaktivierung. Die Wärmeabgabe erfolgt über die Bauteilaktivierung und eine Fußbodenheizung. Zur Nachheizung kommt ein wasserführender Stückholz-Wohnraumofen zum Einsatz.
- Zweigeschossiges Einfamilienwohnhaus in Niedrigenergiebauweise mit Bauteilaktivierung und relativ kleinem Schichtspeicher. Zur Nachheizung kommt ein Scheitholzkessel im Technikraum zum Einsatz.
- Zweigeschossiges Einfamilienwohnhaus in Niedrigenergiebauweise mit großem Schichtspeicher. Die Wärmeabgabe erfolgt über eine Fußbodenheizung. Zur Nachheizung kommt ein wasserführender Stückholz-Wohnraumofen zum Einsatz.

Allen Objekten gemein ist ein umfassendes Monitoring mit Erfassung aller relevanter Wärmemengen (Solarsekundär, Warmwasserbereitung, Raumheizung, Nachheizung), Temperaturen des Systems (Kollektoren, Solarkreis, Schichtspeicher, Warmwasser, Kaltwasser, Nachheizung etc.), Status der Umschaltventile, Stromzähler der Technik- und des Haushaltsstroms, Wohnraumtemperaturen, Außentemperaturen sowie Globalstrahlung in Kollektorebene.

Tabelle 1: Verwendete Datenmerkmale und deren Abkürzung

Name	Merkmal
T_a	Außentemperatur in °C
T_KW	Kaltwassertemperatur in °C
Q_RH	Energie Raumheizung in kWh
Q_WW	Energie Warmwasser in kWh
T_innen	Innentempertur in °C
V_KW	Volumen Kaltwasser in m <sup>3</sup>
W_el_HH	Haushaltsstrom in kWh
Q_global	Energie Globalstrahlung Solaranlage in kWh

### TEMPO – Demand Response Integration Technologies: Unlocking the Demand Response Potential in the Distribution Grid

Im Projekt TEMPO gibt es verschiedene Demonstratoren, von denen der Demonstrator Enerpipe im Folgenden näher betrachtet wird. Es handelt sich hierbei um ein Neuentwicklungsgebiet von Mehrfamilienhäusern und 57 Einfamilienhäusern in Windsbach, Deutschland. Diese Häuser sollen über ein Nahwärmenetz versorgt werden, das durch ein innovatives dezentrales Pufferspeicherkonzept besonders niedrige Rücklauftemperaturen erreichen soll. Die Herausforderung ist dabei niedrige Transportverluste 15-20% zu erreichen bei einer durch die Abnehmerstruktur bedingten niedrigen Wärmedichte. In einer späteren Phase sollen auch Bestandsobjekte an das Nahwärmenetz angeschlossen werden. Das Netz wird mit Abwärme verschiedener Biogas-Blockheizkraftwerke gespeist. Das Projekt hat im Herbst 2017 gestartet und läuft parallel zum Annex Projekt. Zum Zeitpunkt der Auswertungen waren noch nicht alle Häuser vollständig angeschlossen bzw. lieferten fehlerfreie und repräsentative Daten. Die Messdaten umfassen pro Haus:

- Individuelle Außentemperatur pro Haus
- Temperaturen des Nahwärmenetzes (Vorlauf-, Rücklauftemperaturen, Sollwerte)
- Status des dezentralen Pufferspeichers (Temperaturen Oben und unten, Betriebsvorgaben, Geschwindigkeit der Ladepumpe)
- Wärmemengenzähler vor dem Pufferspeicher (Energie, Leistung, Durchflussrate, Vor- und Rücklauftemperatur). Warmwasser und Raumheizung werden nicht getrennt erfasst.



### **Sim4Blocks – Simulation Supported Real Time Energy Management in Building Blocks**

Im Rahmen von Sim4Blocks wurde ein Demonstrator in Naters, Schweiz weiterführend analysiert. Es handelt sich um ein Mehrfamilienwohnhaus, dessen Wärmebedarf über eine Wärmepumpe und ein Anergienetz bereitgestellt wird. Bei der Wärmepumpe handelt es sich um eine Waterkotte DS 5062 die in dem verwendeten Arbeitspunkt einen COP von 4,98 aufweist. Es stehen folgende Messdaten zur Verfügung:

- Außentemperatur in °C
- Vorlauf- und Rücklauftemperaturen der Wärmepumpe (Quelle und Senke) in °C
- Elektrische Leistung der Wärmepumpe in kW
- Temperatur des thermischen Speichers in °C

Zum Zeitpunkt der Analyse lagen die Messdaten allerdings nur über einem sehr kurzen Zeitraum von 15 Tagen zur Verfügung. Dieser Zeitraum ist zu gering um alle Betriebszustände abzubilden und die Modelle verlässlich zu trainieren. Daher liegt der Schwerpunkt dieser Analyse darin die Verlässlichkeit dieses Grenzfalles zu bewerten.

### **Common Exercise aus internationalen IEA EBC Annex 71 Projekt**

Bei den Common Exercises handelt es sich um verschiedene Fallstudien, die innerhalb des Internationalen IEA EBC Annex 71 unter den einzelnen Partnern durchgeführt werden um anschließend zu Vergleichszwecken zusammengeführt zu werden. Dabei fokussiert der Subtask 2 auf die thermische Charakterisierung von Gebäuden für Vorhersagen (Innentemperatur und Energieverbrauch) und der Subtask 3 auf die Bestimmung der physischen Gebäudeparameter (heat transfer coefficient) auf Grundlage von Monitoringdaten.

In der Common Exercise 1 wurde ein Gebäude in Gainsborough betrachtet, dessen Gasverbrauch und/oder Innentemperatur für eine Woche (9.2.2014 bis 15.2.2014) vorhergesagt werden soll. Es handelt sich in Gainsborough um ein bewohntes Gebäude mit guter Isolierung, für das Monitoringdaten über 3 Jahre vorliegen. Das Gebäude verfügt über eine Lüftung mit Wärmerückgewinnung. Die Energie für Warmwasser und Raumheizung wird über Gas bereitgestellt wobei die Erfassung gemeinsam erfolgt und anschließend disaggregiert wird. Folgende Merkmale stehen zur Verfügung:

- Außentemperatur und relative Feuchtigkeit in °C und %
- CO<sub>2</sub> im Wohnraum in ppm
- Innenraumtemperatur in °C und relative Feuchtigkeit in % des Wohnraums und des Schlafzimmers, als auch des Nachbarhauses
- Zu- und Ablufttemperaturen der Lüftungsanlage in °C und relative Feuchtigkeit in %
- Wasserverbrauch in m<sup>3</sup>
- PV Produktion in kWh
- Stromverbrauch der Lüftungsanlage in kWh
- Gesamtstromverbrauch in kWh
- Gasverbrauch in m<sup>3</sup>
- Zusätzlich Wetterdaten einer nahen Wetterstation (Außentemperatur, Windgeschwindigkeit, Windrichtung, Globalstrahlung)

### 5.1.3. Datenanreicherung

Je nach Demonstrator stehen unterschiedlich umfassende Messungen zur Verfügung, die bei Bedarf mit zusätzlichen Datenquellen angereichert werden. Die Möglichkeiten der Anreicherung sind besonders bei der Anwendung außerhalb von Forschungsprojekten von Bedeutung, da hier häufig weniger Merkmale erfasst werden. Zusätzlich zur den Datenquellen werden die vorliegenden Daten weitergehend verarbeitet um z.B. Anwesenheiten explizit aus den verschiedenen Merkmalen zu extrahieren, Merkmale miteinander zu verschränken oder zu transformieren.

#### Datenquelle CAMS

Das Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS) bietet Zeitreihendaten für solare Einstrahlung und weitere Daten zur Atmosphäre in Minutenauflösung. Bei den Daten handelt es sich um frei verfügbare Satellitendaten, die Europa und weitere Gebiete umfassen. Die zeitliche Verfügbarkeit ist dabei von Februar 2004 bis zu 2 Tage im Nachhinein. Die Daten umfassen die globale-, direkte-, und diffuse Einstrahlung auf die horizontale Ebene auf Bodenebene sowohl für tatsächliche als auch bei klarem Himmel. Weiters umfassen die Daten die Einstrahlung oberhalb der Atmosphäre, die Einstrahlung auf einer beweglichen Ebene die der Sonne folgt und ein Indikator für die Datenverlässlichkeit. Damit können vorhandene historische Messreihen um selten verfügbare Einstrahlungsdaten ergänzt werden um den Effekt der solaren Einstrahlung abbilden zu können. Dies ist besonders wichtig bei Niedrigstenergiehäusern, bei denen bedingt durch die gute Dämmung und sonnenausgerichtete Fensterflächen das Gebäude thermisch stärker von solaren (und internen) Gewinnen als von der Außentemperatur beeinflusst wird. Wenn Messwerte wie globale Einstrahlung bei den Solarhäusern vorliegen wird natürlich diese Messgröße den CAMS Daten bevorzugt.

#### Datenquelle DWD

Der Deutsche Wetterdienst (DWD) stellt seit 2017 unter anderem seine Klimadaten auf dem Open Data Server entgeltfrei zur Verfügung. So konnte der TEMPO Standort Windsbach mit Messungen aus Roth (Station 3668, ca. 18km Luftlinie) angereichert werden. Diese Messungen umfassen unter anderem Erdbodentemperatur, Windgeschwindigkeit, Bedeckungsgrad, Niederschlag, Sonnenschein, Lufttemperatur und -Feuchte. Der Zeitraum aller Messungen erstreckt sich für die Station Roth über viele Jahre und deckt damit den Betrachtungszeitraum. Die zeitliche Auflösung beträgt 1 Stunde.

#### Feature Engineering

Das Feature Engineering bzw. das Erzeugen von Merkmalen ist ein wichtiger Schritt vor der Modellbildung. Hier werden Merkmale kombiniert oder aufbereitet um weitere Informationen zu liefern oder explizit zu machen. Ob es sich um ein verlässliches oder hilfreiches Merkmal handelt zeigt sich dann während der Modellbildung. Folgende Merkmale wurden erzeugt:

- Unterschied der Außentemperatur zur Innentemperatur
- Handelt es sich bei dem Tag um ein Wochenende? Dies kann ohne Aufwand aus dem Datum extrahiert werden.
- Anwesenheit der Bewohner: Wo möglich wurde versucht aus elektrischem Verbrauch und Warmwasserzapfungen zu erkennen ob Personen im Haushalt abwesend sind. Dafür wurde der Wertebereich des stündlichen Mittelwerts der elektrischen Leistung (gibt es längere Phasen der Nutzung elektrischer Geräte abgesehen von Geräten die ständig laufen wie Kühlschränke etc.), zusammen mit der elektrischen Energie und der Energie für Warmwasserzapfungen zu einem Indikator für Anwesenheit kombiniert. Wenn sowohl kein Warmwasser als auch keine wesentliche elektrische Energie konsumiert wurde kann dies ein

Indikator für Abwesenheit sein. Es konnte bei den betrachteten Gebäuden keine Regelmäßigkeiten erkannt werden die durch die Innentemperatur oder das Heizverhalten auf Anwesenheit haben schließen lassen, dies mag aber bei anderen Gebäuden und Bewohnerverhalten funktionieren. Die betrachteten Haushalte werden von mehreren Personen bewohnt. Leider liegen keine Abwesenheitsaufzeichnungen zur Validierung vor.

- Abwandlungen der Außentemperatur: Außentemperaturen der drei vorhergehenden Tage, verschiedene gleitende Mittelwerte
  - Backward simple der letzten 7 Tage (MA7s),
  - Backward simple der letzten 14 Tage (MA14s)
  - Backward simple der letzten 28 Tage (MA28s)
  - Simple exponential der letzten 7 Tage (MA7e)
- Änderung der Außentemperatur und der relativen Luftfeuchtigkeit
- Bodentemperatur: Wenn keine Bodentemperatur durch z.B. den DWD vorliegt, kann als Indikator die minimale Temperatur der Kaltwasserzapfungen verwendet werden sofern diese vorliegen. Es wurden die Minimalwerte gewählt um die Wassertemperatur des Kaltwassers bei Zapfungen und nicht die Angleichung an die Temperatur des Technikraumes bei Stillstand abzubilden. Hat keine Zapfung stattgefunden kann dies ein Hinweis auf Abwesenheit sein.

Bei gewissen Merkmalen konnten teilweise aufgrund der Abtastung / Auflösung nicht ohne weiteres Rückschlüsse abgeleitet werden (Stromzähler und auch bei Warmwasserzählern). Auch entstehen durch die Merkmalsbildung zwangsweise Fehlwerte wie z.B. beim gleitenden Mittelwert von bis zu 28 Tagen. Dieser kann erst gebildet werden sobald 28 Werte vorliegen. Je kleiner der Datensatz umso stärker ist der Fehler. Ähnlich, aber nicht so ausgeprägt (weil kürzer), entstehen Fehlerwerte bei den Temperaturwerten aus den Vortagen. Um nicht große Teile des Datensatzes herausfiltern zu müssen wurden hier Werte aus dem ersten vorliegenden Wert zurückgeschrieben.

#### **5.1.4. Modellbildung**

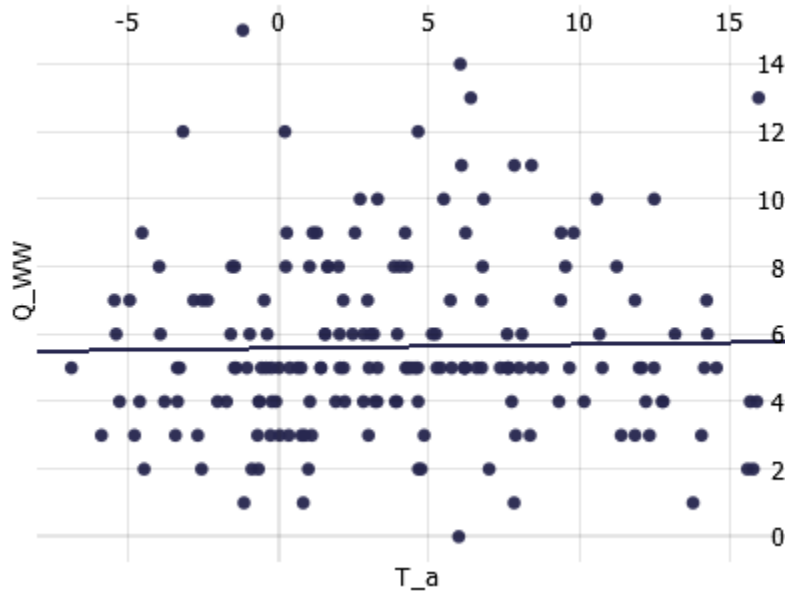
Bevor die Modelle trainiert und validiert werden können müssen die Daten aufbereitet und angereichert werden. So werden die Daten:

- Auf Monate gefiltert an denen überwiegend geheizt wird (Oktober bis Ende März),
- Die Daten auf unplausible Werte gefiltert (e.g. 9999), anschließend wird der fehlende Wert interpoliert oder der letzte gültige Wert fortgeschrieben,
- Auf Tage bereinigt, die größtenteils unvollständig sind,
- Fehlerhafte, sehr spezifischen Sensoren (e.g. eine nicht aussagekräftige Platzierung) oder systembezogene Werte (Betriebszustand einer Pumpe) werden ausgefiltert,
- Stark korrelierende Merkmale werden ausgefiltert um Multikollinearität zu vermeiden (z.B. Sonneneinstrahlung und Solarertrag mit einer linearen Korrelation von 0,96).
- Merkmale ohne wesentliche Varianz werden ausgefiltert da der Informationsgehalt sehr niedrig ist: Tagesdurchschnittswerte von Bauteiltemperaturen weisen natürlicherweise eine sehr geringe Varianz auf, da die Haustechnik diese auf ein gewünschtes Niveau regelt.

Es wurden Systeme beobachtet, deren Energiezähler nur ganzzahlige Werte übermitteln. Besonders bei Zählern mit niedrigen Werten (z.B. Warmwasserzähler) fällt dies in Gewicht bei einer Betrachtung

von Tageswerten. So kann es vorkommen, dass der „Sprung“ um eine kWh erst am Anfang des nächsten Tages stattfindet. Die Unsicherheit ist bei niedrigen Werten am höchsten (siehe Abbildung 2). Daher wurden bei diesen Systemen die Integrale der Leistungswerte bevorzugt. Ein ähnliches Problem liegt bei den Stromzählern vor, bei denen allerdings je nach System nur ganzzahlige Energiewerte vorliegen und daher keine Integrale der Leistungen berechnet werden können.

Abbildung 2: Ganzzahlige Werte Tagesenergie der Warmwasserbereitung ( $Q_{WW}$  in kWh und  $T_a$  in  $^{\circ}C$ )



Bei der Betrachtung der fehlenden Werte musste eine Abwägung des Informationsgehaltes von vorhergehenden Werten (z.B. Außentemperatur des Vortages) zu fehlerhaften Mittelwerten oder Integralen der Leistungswerte abgewogen werden. Zusätzlich musste eine Methode zur Korrektur dieser Werte gewählt werden. So kann u.a. der Vortag vorgeschrieben werden, eine lineare Interpolation aus den benachbarten Tagen oder ein Mittelwert berechnet werden. Auch kann der Tag vollständig entfernt werden. In den folgenden Betrachtungen wurden Tage mit mehr als 1/3 Fehlwerten entfernt da hier speziell bei der Berechnung der Integrale zu hohen Abweichungen kommt und auch die Mittelwerte als vorgehender Wert an Aussagekraft verlieren. Fehlwerte betreffen bei den beobachteten Systemen häufig die Messdatenerfassung als gesamtes (es ist nicht ein einzelner Sensorwert betroffen, sondern alle).

Es sollen grundsätzliche Aussagen über den Einfluss der Eingangsgrößen und die Eignung der unterschiedlichen Modelle auf die Vorhersage des Heizenergiebedarfs getroffen werden. Daher wird die Dynamik der Messwerte (mit Auflösungen im Minutenbereich) auf Tageswerte reduziert. Eine weitergehende Betrachtung auf z.B. Stundenwerte ist denkbar, da Muster wie Tag/Nacht und teilweise Mittag- bzw. Abendspitzen erkennbar sind. Diese detaillierte Betrachtung müsste weiterführend betrachtet werden und würde von einem längeren Beobachtungszeitraum und zusätzlichen Merkmalen profitieren.

Nachdem die Daten aufbereitet und anreichert wurden, werden die Daten transformiert. Durch eine min-max Normalisierung werden die Werte zwischen 0 und 1 normalisiert. Dies ist zwar generell nicht notwendig (speziell bei den Entscheidungsbäumen), hat aber in Experimenten zu einem

kleineren Fehler der Modelle beigetragen. Bei der Verteilung der Werte wurde auf eine annähernde Normalverteilung im Histogramm geachtet und evaluiert ob eine log bzw. Wurzel (sqrt) Transformation die Verteilung vorteilhaft beeinflusst.

Anschließend werden die Daten in einen Trainings- und einen Validierungsdatensatz getrennt. So werden die Modelle mit einem Datensatz bewertet den sie zuvor nicht gesehen haben. Die einzelnen Tage werden zufällig über den gesamten Zeitraum in einem Verhältnis von 70% Trainingsdaten und 30% Validierungsdaten gewählt. Damit die zufällige Auswahl bei jedem Experiment gleich ist, wird bei der Partitionierung ein fixer seed zur Initialisierung verwendet. Um sowohl die Modelle als auch die einzelnen Gebäude untereinander verlässlich vergleichen zu können, wurde auf eine einheitliche Partitionierung geachtet. Ähnlich wird bei den Modellen wo notwendig ein fixer seed verwendet um verschiedene Durchläufe untereinander vergleichen zu können. Anschließend wurden folgende Modelle erstellt und bewertet, wobei die Standardwerte folgendermaßen angepasst wurden:

- Naive (Referenz): Als einfachstes Modell schreibt dieses den letzten Heizenergiebedarf fort.
- Moving Average (MA, Referenz): Hier wird ein gleitender Mittelwert (simple exponential) der letzten sieben Tage gebildet. Das Modell ist durch seine Natur den aktuellen Änderungen (leicht) verzögert und gedämpft.
- Lineare Regression (LR): Multivariate Lineare Regression
- Support Vector Machine (SVM): Weka LibSVM nu-SVR (regression) mit radial basis kernel
- Tree Ensemble: 100 Modelle mit bootstrapping und einer maximalen Tiefe von 3-4 (tree depth).
- Gradient Boosted Trees (GBT): 100 Modelle und einer maximalen Tiefe von 3-4 (tree depth)
- Multilayer Perceptron (MLP): Da die Modellgüte von MLP stark mit der Anzahl der Schichten und versteckten Neuronen pro Schicht abhängt wurde hier eine Brute Force Parameteroptimierung durchgenommen. Die Parameter wurden dann fix gewählt und nicht mehr während der Merkmalsreduktion angepasst.

Bei allen Modellen (außer MLP) wurde eine detaillierte Hyperparameteroptimisierung verzichtet. Dies hätte sowohl den Aufwand als auch die benötigte Zeit erhöht, voraussichtlich ohne die Ergebnisse maßgeblich zu verändern. Bei MLP hingegen war der Einfluss der Parameter (hidden layer und hidden neurons per layer) auf die Modellgüte sehr hoch. Bei den Residuen wurde auf eine Zufallsverteilung geachtet um systematische Fehler auszuschließen.

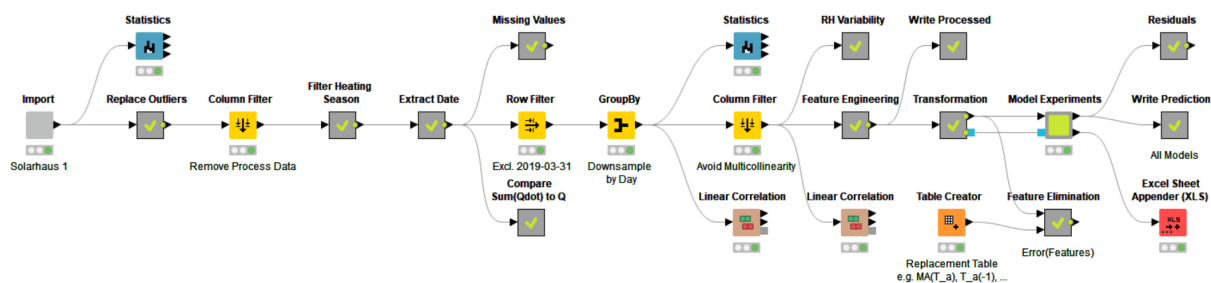
Nach der Identifikation eines verlässlichen Modells, wurde an diesem eine Merkmalsreduktion durchgeführt. Hier wurde die Strategie des Genetischen Algorithmus mit einer Population von 100 und einer maximalen Anzahl von 2000 Generation gewählt. Optimierungsziel war bei den Einzelgebäuden ein minimaler Root Mean Squared Error (RMSE) und bei den Gebäuden in Tempo ein minimaler Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Der MAPE erlaubt den Vergleich zwischen den Gebäuden die einen unterschiedlich hohen Raumwärmebedarf haben, birgt aber diverse Probleme (u.A. dürfen keine Nullwerte im Raumwärmebedarf vorkommen, da sonst eine Division durch Null vorkommt). Um wiederholbare Experimente durchführen zu können wurde auch beim Training der Modelle ein fixer seed für die Zufallszahlen gewählt.

Die Merkmalsreduktion liefert den bei den eingesetzten Merkmalen erreichten Fehler. Dies sind üblicherweise sehr viele Varianten (bis zu 2000), weshalb die Varianten sinnvoll reduziert werden müssen. Dafür werden die Merkmalskombinationen um ihre Ableitung reduziert (z.B.

[dwd.T\_Ground20, MA28s(dwd.T\_a), Diff(dwd.T\_a)] auf [dwd.T\_Ground20, dwd.T\_a]) und anschließend wird pro Anzahl nur die mit dem kleinsten Fehler behalten. So erhält man pro mit steigender Anzahl an Merkmalen üblicherweise einen fallenden Fehler der dann ab einer gewissen Anzahl an Merkmalen wieder steigt. Anfänglich können weitere Merkmale das Modell verbessern aber mit zunehmender Anzahl verschlechtern.

Im Arbeitspaket wurde die Software Knime 4.1.3 für ETL und Modellbildung, Weka 3.7 für SVM, VRVis Visplore zur interaktive Datenanalyse, Modellexploration und Erstellung von Grafiken, und Microsoft Excel 2016 für die tabellarische Darstellung verwendet. Eine Übersichtsdarstellung für die Verarbeitungsschritte eines Solarhauses ist in Abbildung 3 zu sehen. Der umfangreichste Workflow wurde für die Gebäude aus dem Projekt Tempo benötigt. Hier musste über jedes Gebäude iteriert und die umfangreichen Ergebnisse dann sinnvoll zusammengefasst werden.

Abbildung 3: Übersicht Knime Workflow für Solarhaus 1



### 5.1.5. Erkenntnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Modellbildung und der anschließenden Merkmalsreduktion für die einzelnen Projekte beschrieben.

#### Tempo

Durch die schrittweise Inbetriebnahme der Gebäude mussten teilweise Gebäude aus den Betrachtungen ausgenommen werden, da hier noch kein regulärer Betrieb vorliegt (Ausheizen, Anwesenheit der Bewohner, etc.). Auch gab es bei der Messdatenerfassung bei einzelnen Gebäuden Probleme bzw. Auffälligkeiten. So wurden schlussendlich 25 Gebäude betrachtet für die jeweils die Modelle erstellt und anschließend reduziert wurden. Anschließend wurden Gesamtbetrachtungen der einzelnen Ergebnisse erstellt.

Bei der Vorbereitung und Validierung der Messdaten wurde festgestellt, dass die Außentemperaturen untereinander und im Vergleich zur Außentemperatur des DWD abweichen (siehe Abbildung 4). So beträgt der RMSE von 0,62 °C bis 1.76 °C (siehe Abbildung 5) und im Mittel 0,81 °C. Beim MAPE ist zu beachten, dass sein Mittelwert nicht statistisch robust ist und durch Ausreißer im Bereich von 0 °C sehr stark beeinflusst wird. Dadurch erklären sich die hohen Fehler.

Abbildung 4: Tempo - Abweichung der individuellen Außentemperaturen zur Außentemperatur des DWD

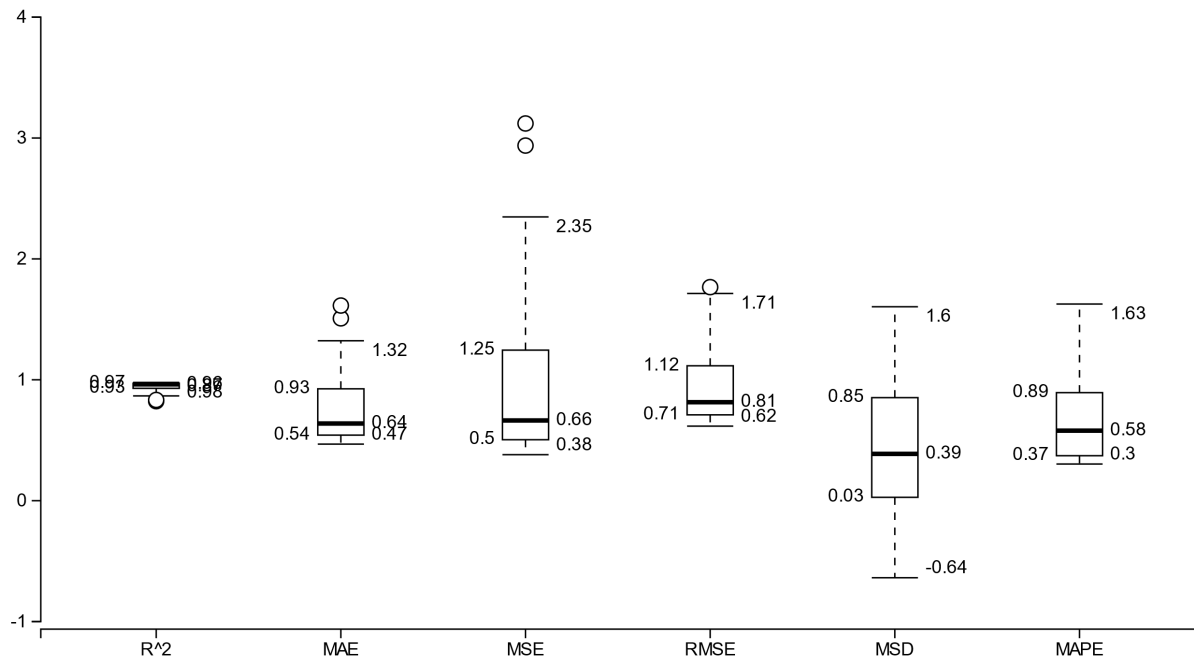
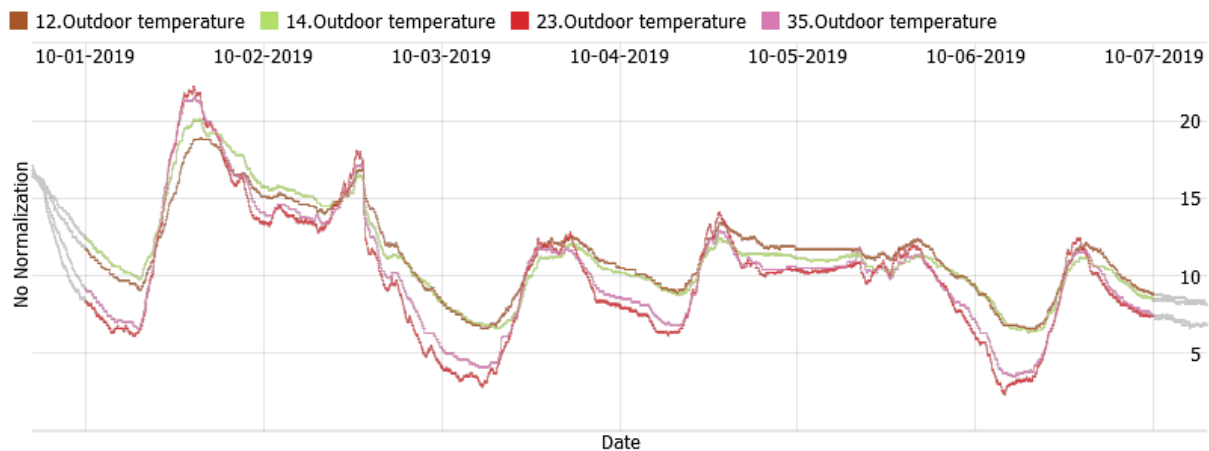


Abbildung 5: Tempo – Vergleich Außentemperaturen der Gebäude mit kleinstem RMSE (Nummer 23 und 35) und größtem RMSE (Nummer 12 und 14)



In folgenden Betrachtungen wurde zur besseren Vergleichbarkeit einheitlich die Außentemperatur des DWD verwendet. Als zusätzliches Merkmal steht auch die Temperatur des Speichers zum Tagesanfang zur Verfügung. Diese Information wäre auch für Vorhersagen verfügbar (letzter Wert des Tages ist Anfangswert für Vorhersage).

Abbildung 6: Tempo - Mittlerer Absoluter Fehler (MAPE) der unterschiedlichen Modelle je Gebäude und Mittelwert des MAPE jedes Modelles.

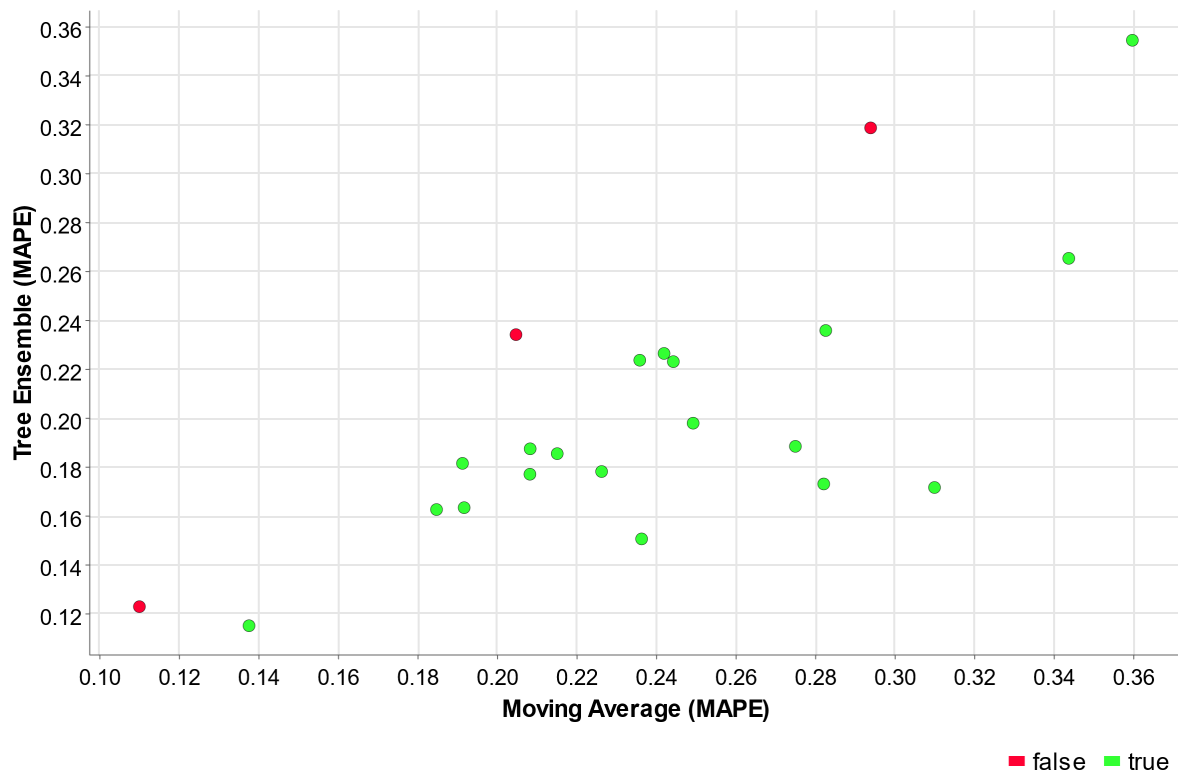
House	Naive	MA	LR	SVM	Tree Ensemble	GBT	MLP
16	16.2%	13.8%	12.9%	12.0%	11.5%	12.2%	16.2%
105	12.4%	11.0%	12.5%	12.4%	12.3%	12.1%	16.0%
13	20.2%	23.6%	17.2%	15.3%	15.1%	13.7%	20.7%
21	21.6%	18.5%	14.0%	13.1%	16.3%	15.2%	16.2%
25	19.5%	19.2%	16.0%	15.0%	16.3%	17.9%	19.4%
14	24.5%	31.0%	16.0%	14.4%	17.2%	17.7%	25.4%
41	24.2%	28.2%	15.4%	13.3%	17.3%	16.0%	23.5%
10	20.9%	20.8%	17.5%	16.0%	17.7%	19.1%	24.3%
12	19.4%	22.6%	15.6%	16.2%	17.8%	17.8%	21.6%
35	14.1%	19.1%	17.1%	17.7%	18.2%	17.4%	23.7%
104	20.4%	21.5%	20.8%	22.7%	18.6%	18.4%	26.5%
34	22.8%	20.8%	21.9%	19.1%	18.8%	19.5%	22.2%
26	21.1%	27.5%	21.7%	17.5%	18.9%	18.6%	22.2%
38	21.0%	24.9%	20.3%	18.5%	19.8%	20.8%	25.5%
33	31.5%	24.4%	19.3%	20.0%	22.3%	22.9%	22.3%
43	36.3%	23.6%	25.8%	24.6%	22.4%	23.8%	27.9%
11	45.8%	24.2%	27.2%	22.7%	22.7%	24.5%	30.4%
31	24.5%	20.5%	25.1%	23.5%	23.4%	26.2%	24.0%
18	25.6%	28.3%	23.7%	22.4%	23.6%	23.8%	58.4%
45	34.5%	34.4%	30.9%	29.8%	26.5%	29.1%	33.2%
50	27.4%	29.4%	36.4%	30.0%	31.9%	30.2%	44.8%
49	38.5%	36.0%	36.0%	30.7%	35.5%	37.3%	36.2%
29	40.7%		38.4%	34.5%	36.2%	36.3%	50.3%
<b>Total</b>	<b>25.3%</b>	<b>23.8%</b>	<b>21.8%</b>	<b>20.1%</b>	<b>20.9%</b>	<b>21.3%</b>	<b>27.4%</b>

Zum Vergleich der Gebäude untereinander wird der MAPE im Gegensatz zum RMSE verwendet, da es sich hier um eine relative Kenngröße handelt. Als Modell hat sich SVM und Tree Ensemble als grundsätzlich verlässlich erwiesen (siehe Abbildung 6). Den Modellen standen dabei alle gültigen Merkmale zur Verfügung.

Im direkten Vergleich zwischen Tree Ensemble und MA (siehe Abbildung 7) konnte ersteres bei drei Gebäuden keinen kleineren Fehler erzielen (Farbe Rot), bei den anderen Gebäuden konnte es einen kleineren Fehler erzielen (Farbe Grün). Die aufwändigere Modellbildung hat also für die meisten Fälle einen Mehrwert gegenüber der Moving Average Methode.



Abbildung 7: Tempo – Vergleich MAPE von Moving Average und Tree Ensemble. Farbe als Indikator ob Tree Ensemble einen kleineren Fehler hat als Moving Average.



In folgenden Betrachtungen wurde untersucht wie die Modellgüte von Tree Ensemble von der Anzahl der Merkmale abhängt. Die Merkmale wurden anschließend um Abwandlungen gefiltert und gezählt. In Abbildung 8 ist der Mittlere Absolute Fehler (MAPE) der einzelnen Gebäude in Prozent in Abhängigkeit der Anzahl der gefilterten Merkmale zu sehen. Die Gebäude sind nach ihrem kleinsten Fehler aufsteigend sortiert und eingefärbt. Die unteren 10% der Fehler sind zusätzlich mit einem Stern hervorgehoben. Die Spalte Potential vergleicht den Fehler von einem Merkmal (oder wenn nicht verfügbar mit zwei Merkmalen) mit dem kleinsten Fehler, wenn weitere Merkmale hinzugefügt werden. Die letzte Spalte beschreibt wie stark der Fehler durch Merkmale beeinflusst wird. Im Durchschnitt kann der MAPE um 3.2 % (z.B. von 14.5 % auf 11.3 %) verbessert werden, wenn weitere Merkmale hinzugefügt werden. Dabei kann der MAPE allgemein umso stärker reduziert werden je schlechter der MAPE ist.

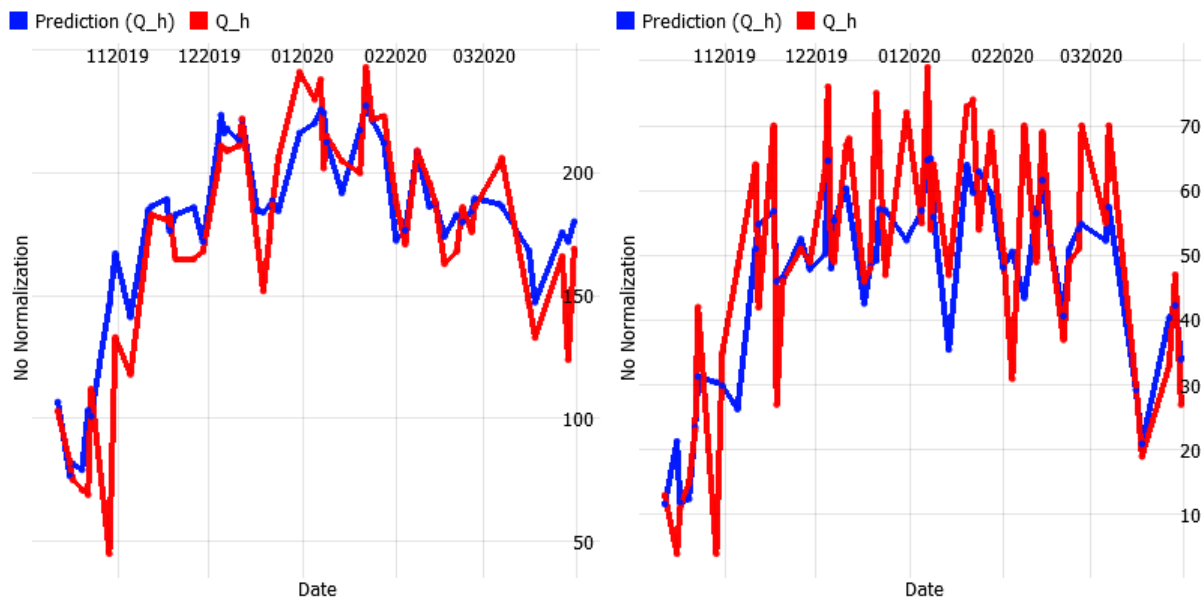
Bei der Verwendung von MAPE ( $\text{abs}(\frac{Q_h - \text{Prediction}(Q_h)}{Q_h})$ ) ist wichtig zu beachten, dass diese Metrik durch die Mittelwertbildung und die Division bei Ausreißern nicht robust ist. So ändert sich der MAPE beispielsweise bei 52 Validierungswerten von 22,1 % auf 49,8 % wenn Werte mit 587 % ( $Q_h=5$  kWh und Vorhersage 34,4 kWh) und 955 % ( $Q_h=4$  kWh und Vorhersage 42,2 kWh) hinzukommen. Die Vorhersagen sind hierbei durchaus plausibel, der Heizenergiebedarf  $Q_h$  ist ungewöhnlich niedrig. Je nach Initialisierung der Zufallsziehung beim Trennen in Trainings- und Validierungsdaten (70 % / 30 %) fallen diese Ausreißer in die Validierungsdaten oder nicht. Die anderen statistischen Kennwerte ( $R^2$ , RMSE, MAE, etc.) sind hierfür weniger anfällig. Ein Filtern von Ausreißern (z.B. mit einem Interquartiler Range IQR von 1.5) wurde nicht implementiert, kann aber unter Umständen auch die Modellgüte verbessern, speziell wenn die Ausreißer nicht mit den Daten erklärbar sind (Forschungsversuche, technische Defekte, etc.).

Abbildung 8: Tempo - Mittlerer Absoluter Fehler (MAPE) in Prozent in Abhängigkeit der Anzahl der Merkmale je Gebäude

House	Number of Filtered Features									Potential	Range
	1	2	3	4	5	6	7	8	9		
105		10.1%	9.5%	9.1%	★ 8.9%	★ 8.8%	★ 8.8%	★ 8.9%	11.7%	1.3%	2.9%
16	12.3%	11.3%	★ 10.6%	★ 10.6%	★ 10.6%	★ 10.7%	10.7%	10.9%	11.6%	1.7%	1.7%
13		13.5%	13.0%	★ 12.5%	★ 12.4%	★ 12.4%	★ 12.5%	13.0%	14.0%	1.1%	1.7%
21		13.8%	13.2%	13.0%	★ 12.8%	★ 12.7%	13.2%	13.8%	14.4%	1.1%	1.6%
35		15.2%	14.2%	★ 13.9%	★ 13.7%	★ 13.7%	14.5%	15.1%	16.0%	1.4%	2.2%
14	17.5%	14.7%	★ 14.1%	★ 13.8%	★ 13.8%	★ 14.0%	★ 14.1%	14.9%	15.9%	3.7%	3.7%
25		15.3%	14.6%	★ 14.6%	★ 14.5%	★ 14.5%	★ 14.5%	★ 14.5%	14.6%	0.8%	0.8%
12	17.0%	15.7%	14.9%	★ 14.5%	★ 14.6%	14.8%	15.1%	15.7%	16.1%	2.5%	2.5%
41	17.7%	16.3%	15.1%	★ 14.8%	★ 14.7%	★ 14.8%	★ 14.9%	15.1%	15.8%	3.0%	3.0%
38	16.8%	15.8%	★ 15.6%	★ 15.4%	★ 15.6%	15.9%	16.1%	16.9%	19.4%	1.5%	4.0%
104	20.5%	17.7%	★ 16.0%	★ 15.8%	★ 15.6%	★ 15.7%	★ 15.9%	16.2%	16.6%	4.9%	4.9%
26	19.7%	16.7%	★ 16.3%	★ 16.0%	★ 16.1%	★ 16.4%	16.7%	17.2%	18.6%	3.7%	3.7%
34	16.8%	16.5%	★ 16.1%	★ 16.1%	16.3%	16.5%	16.7%	17.2%	18.1%	0.7%	2.0%
33	18.8%	18.8%	★ 18.4%	★ 18.6%	19.0%	19.4%	19.9%	21.1%	21.7%	0.4%	3.3%
18	21.7%	★ 19.4%	★ 19.3%	19.6%	19.9%	20.4%	20.4%	20.6%	20.9%	2.5%	2.5%
43	27.9%	24.5%	21.3%	★ 20.6%	★ 20.3%	★ 20.2%	★ 20.5%	★ 20.7%	21.5%	7.7%	7.7%
11	23.4%	21.5%	★ 20.6%	★ 20.8%	★ 20.8%	20.9%	22.2%	22.2%	22.4%	2.8%	2.8%
31	22.4%	21.2%	★ 20.8%	★ 20.7%	21.1%	21.6%	21.7%	22.8%	24.2%	1.7%	3.4%
50	28.6%	25.7%	24.3%	★ 23.9%	★ 23.6%	★ 23.4%	★ 23.8%	25.4%	31.3%	5.2%	7.8%
45	30.3%	26.0%	24.6%	★ 23.9%	★ 23.9%	★ 24.1%	★ 24.1%	24.8%	25.8%	6.4%	6.4%
49	30.8%	★ 28.2%	★ 27.6%	★ 27.9%	28.4%	29.4%	30.6%	32.6%	34.3%	3.2%	6.7%
29	44.2%	32.5%	★ 30.8%	★ 30.3%	★ 30.1%	★ 30.3%	★ 30.6%	★ 31.2%	31.8%	14.1%	14.1%
<b>Total</b>	<b>22.7%</b>	<b>18.7%</b>	<b>17.8%</b>	<b>17.6%</b>	<b>17.6%</b>	<b>17.8%</b>	<b>18.1%</b>	<b>18.7%</b>	<b>19.8%</b>	<b>3.2%</b>	<b>4.1%</b>

In Abbildung 9 sind beispielhaft die Prognosen für das Gebäude mit dem kleinsten Fehler und dem größten Fehler dargestellt. Die Häuser haben einen ähnlichen Jahresverlauf aber unterscheiden sich sowohl im absoluten Wärmebedarf als auch in der Sprunghaftigkeit. Letztere konnte das Modell mit den vorliegenden Merkmalen nicht verlässlich abbilden.

Abbildung 9: Tempo - Vergleich der Prognose zum tatsächlichen Wärmebedarf für Gebäude 105 (links) und Gebäude 29 (rechts)



Die Modelle mit dem kleinsten MAPE verwenden wie zu erwarten durchgängig die Außentemperatur (siehe Abbildung 10) aber auch die Speichertemperatur (13 mal), die relative Luftfeuchtigkeit (13 mal), Wochenendindikator (12 mal) und die Bodentemperatur in 100cm Tiefe (11 mal). Bei der Speichertemperatur wurde häufiger die untere Speichertemperatur ( $T_{Sp1}$ ) als die obere Speichertemperatur ( $T_{Sp2}$ ) verwendet. Am seltensten wurde die Sonnenscheindauer gewählt (5 mal). Bei den in Abbildung 10 fehlenden Gebäuden konnte der MAPE nicht berechnet werden. Insgesamt werden beim Tree Ensemble je nach Gebäude zwischen 3 bis 7 Merkmale verwendet (und Ableitungen davon, siehe Abbildung 11).

Abbildung 10: Tempo - Gewählte Merkmale des Models mit dem kleinsten Fehler (MAPE) der Häuser

House	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
18	✓			✓						✓
33	✓		✓				✓			
49	✓			✓	✓					
12	✓	✓	✓		✓					
14	✓		✓		✓				✓	
26	✓	✓				✓			✓	
31	✓		✓	✓	✓					
34	✓			✓		✓	✓			
38	✓		✓		✓	✓				
16	✓	✓		✓		✓			✓	
25	✓	✓		✓			✓	✓		
29	✓	✓	✓	✓						✓
41	✓	✓	✓				✓	✓		
45	✓		✓				✓	✓	✓	
104	✓	✓			✓	✓	✓			
13	✓	✓	✓		✓	✓				✓
21	✓	✓	✓	✓	✓		✓			
35	✓	✓	✓	✓	✓	✓				
43	✓			✓	✓	✓	✓	✓		
50	✓	✓	✓	✓		✓	✓			
105	✓	✓		✓	✓	✓	✓			✓
Total	22	13	13	12	11	10	10	7	5	

Als Ableitung wird das einfache gleitende Mittel der Außentemperatur über 7 Tage bevorzugt gegenüber der direkten Außentemperatur. Alternativ (und manchmal zusätzlich) wird das einfache gleitende Mittel der Außentemperatur über 28 Tage gewählt. Deutlich seltener werden die Vortageswerte der Außentemperatur verwendet.



Um bei dem kleinen Datensatz zu vermeiden, dass die Trainingsdaten zufällig günstig oder ungünstig gewählt werden und damit die Glaubhaftigkeit der Linearen Regression zu erhöhen wird eine 5-fache Kreuzvalidierung durchgeführt. Hier werden 5 Iterationen mit unterschiedlichen Sätzen an Trainings- und Testdaten durchgeführt, die Vorhersagen gesammelt und anschließend bewertet. Der RMSE liegt bei der Kreuzvalidierung bei 42,17 kWh und einem Bestimmtheitsmaß von 0,8 was dem Modellvergleich in Tabelle 2 ähnlich ist.

Bei dem kleinen vorliegenden Datensatz von 15 Tagen wurden kürzere gleitende Mittel von nur 3 Tagen gewählt. Mit dem einfachen gleitenden Mittel von 3 Tagen und dem Merkmal ob ein Wochenende vorliegt oder nicht wurde eine RMSE von 27,10 kWh erreicht und damit der kleinste RMSE. Die Einstrahlungsdaten sind in diesem Fall nicht hilfreich, weitere Merkmale liegen nicht vor. Aufgrund der geringen Datenlage sind diese Ergebnisse allerdings mit Vorsicht zu genießen, die Lineare Regression kommt dabei am zuverlässigsten mit der Datenlage zurecht.

### Solarhäuser

Bei den Solarhäusern sind die Modelle nur bei einem der drei Gebäude verlässlich. Bei Solarhaus 1 und Solarhaus 3 (siehe Tabelle 2 und Tabelle 4) können die Modelle die einfachen Referenzmodelle nicht wesentlich im Fehler unterbieten und weisen einen hohen RMSE auf. Wie sich (im Nachhinein zu erwarten) rausgestellt hat können hier die Modelle nicht abbilden, wieviel händisch eingeheizt wird und damit auch die Raumheizung aktiviert bzw. beladen wird (Wohnraumofen, wann und wieviel eingeheizt wird scheint relativ willkürlich bzw. Nutzerpräferenz). Ein Signal manuelles Nachheizen findet statt oder nicht verbessert die Modelle nur leicht. Bei dem Solarhaus 2 (Tabelle 2), bei dem das Nachheizen hingegen nachvollziehbar über eine Wärmepumpe stattfindet, konnte der Heizenergiebedarf sehr verlässlich mit Tree Ensemble, GBT, Linearer Regression und SVM erklärt werden. Interessanterweise kommt man bei Solarhaus 2 auch bereits mit ausschließlich einem gleitenden Mittel (z.B. einfach oder exponentiell der letzten 7 Tage) zu einem relativ kleinen Fehler.

Tabelle 2: Solarhaus 1 - Modellvergleich

Statistical Measures	Naive	MA	LR	SVM	Tree Ensemble	GBT	MLP
<b>R<sup>2</sup></b>	-0.25	0.20	0.10	0.39	0.25	0.14	0.36
<b>mean absolute error</b>	30.13	24.96	26.10	21.93	23.13	24.87	21.46
<b>mean squared error</b>	1513.76	962.07	1087.26	737.42	910.17	1037.94	774.09
<b>root mean squared error</b>	38.91	31.02	32.97	27.16	30.17	32.22	27.82
<b>mean signed difference</b>	6.35	2.71	6.38	4.97	-1.91	-0.96	-0.09
<b>mean absolute percentage error</b>	1.19	0.96	1.23	0.97	0.91	0.81	0.81

Tabelle 3: Solarhaus 2 - Modellvergleich

Statistical Measures	Naive	MA	LR	SVM	Tree Ensemble	GBT	MLP
<b>R<sup>2</sup></b>	0.67	0.73	0.81	0.81	0.83	0.83	0.79
<b>mean absolute error</b>	7.40	6.40	5.46	5.47	5.22	5.61	5.15
<b>mean squared error</b>	85.03	68.94	48.81	49.99	45.14	45.39	53.54
<b>root mean squared error</b>	9.22	8.30	6.99	7.07	6.72	6.74	7.32
<b>mean signed difference</b>	-1.06	-1.10	-0.23	-1.12	-0.72	-0.83	-0.08
<b>mean absolute percentage error</b>	0.19	0.16	0.14	0.13	0.13	0.14	0.13

Tabelle 4: Solarhaus 3 – Modellvergleich (MAPE konnte nicht berechnet werden)

Statistical Measures	Naive	MA	LR	SVM	Tree Ensemble	GBT	MLP
<b>R<sup>2</sup></b>	-0.01	0.19	0.29	0.34	0.32	0.17	0.04
<b>mean absolute error</b>	18.14	17.11	17.72	16.13	16.75	19.12	19.01
<b>mean squared error</b>	653.46	523.96	455.62	424.05	437.10	537.75	621.27
<b>root mean squared error</b>	25.56	22.89	21.35	20.59	20.91	23.19	24.93
<b>mean signed difference</b>	-1.22	0.74	5.85	0.60	2.23	-0.24	1.54

Wenig überraschend ist die Außentemperatur bei allen Solarhäusern als Information maßgeblich (bzw. ein Vortageswert oder ein gleitendes Mittel der Außentemperatur). Auffallend ist auch, dass bei den Solarhäusern mit großem Fehler (siehe Tabelle 5 und Tabelle 7) weniger Merkmale verwendet werden als bei dem Solarhaus mit geringem Fehler (siehe Tabelle 6). Dies könnte ein Hinweis sein, dass die vorliegenden Merkmale nicht die Information enthalten um den Heizenergiebedarf zu erklären und damit den Fehler der Modelle zu reduzieren. Auffallend ist, dass bei beiden Gebäuden zusätzlich zur Außentemperatur die Globalstrahlung ein hilfreiches Merkmal ist. Hinzu kommen Merkmale von Bewohnerverhalten wie Anwesenheit und Wochenende. Bei Solarhaus 3 kommt zusätzlich ein Merkmal hinzu, ob manuell eingheizt wird.

Bei Solarhaus 2 (siehe Tabelle 6) kann der RMSE von 7,61 kWh auf 6,94 kWh reduziert werden, wenn zusätzlich zur Außentemperatur das Tagesminimum der Kaltwassertemperatur (Zapftemperatur, also ein Indikator für die Erdreichtemperatur) hinzugenommen wird. Wird zusätzlich die Globalstrahlung ( $q_{\text{global}}$ ), der elektrische Haushaltsstromverbrauch ( $W_{\text{el\_HH}}$ ) und die Innenraumtemperatur

(T\_innen) hinzugenommen, sinkt der RMSE auf 6,62 kWh. Das Wochenende und die Anwesenheit scheinen weniger eine Rolle zu spielen im Heizwärmeverbrauch. Bei der Anwesenheit ist allerdings unklar wie zuverlässig der Indikator ist, da es hier keine Referenz oder Validierungsmöglichkeit gibt.

Tabelle 5: Solarhaus 1 - Merkmale

RMSE (kWh)	Filtered features	Features	Selected features
27.33	3	5	T_a, Q_global, Weekend, T_a(-3), MA7s(T_a)
27.47	4	9	T_a, Q_global, Weekend, Ti-Ta, T_a(-2), T_a(-3), MA7s(T_a), MA14s(T_a), MA7e(T_a)
27.50	2	6	T_a, Q_global, T_a(-2), T_a(-3), MA7s(T_a), MA14s(T_a)
27.56	5	7	T_a, Q_WW, W_el_HH, Q_global, Weekend, T_a(-1), MA7s(T_a)
27.79	6	9	T_a, Q_WW, W_el_HH, Q_global, Weekend, Ti-Ta, T_a(-1), T_a(-3), MA7s(T_a)
28.06	7	10	T_a, Q_WW, V_KW, W_el_HH, Q_global, Weekend, Ti-Ta, T_a(-1), T_a(-3), MA7s(T_a)
28.65	8	13	T_a, T_KW, Q_WW, V_KW, W_el_HH, Q_global, Weekend, Ti-Ta, T_a(-1), T_a(-3), MA7s(T_a), MA28s(T_a), MA7e(T_a)
30.02	1	2	T_a(-2), MA28s(T_a)
30.39	9	10	T_KW, Q_WW, T_innen, V_KW, W_el_HH, Q_global, Weekend, Ti-Ta, MA14s(T_a), MA7e(T_a)

Tabelle 6: Solarhaus 2 - Merkmale

RMSE (kWh)	Filtered Count	Nr. of features	Selected features
6.62	5	11	T_a, T_KW, T_innen, W_el_HH, q_global, Range(T_a), T_a(-1), T_a(-2), T_a(-3), MA28s(T_a), MA7e(T_a)
6.62	6	12	T_a, T_KW, T_innen, W_el_HH, q_global, Range(T_a), T_a(-1), T_a(-2), T_a(-3), MA28s(T_a), MA7e(T_a), Occupancy
6.64	7	11	T_a, T_KW, T_innen, W_el_HH, q_global, Range(T_a), Weekend, T_a(-2), MA28s(T_a), MA7e(T_a), Occupancy
6.69	8	14	T_a, T_KW, Q_WW, T_innen, W_el_HH, q_global, Range(T_a), Weekend, Ti-Ta, T_a(-1), T_a(-2), T_a(-3), MA28s(T_a), MA7e(T_a)



RMSE (kWh)	Filtered Count	Nr. of features	Selected features
6.73	3	8	T_a, T_KW, q_global, Range(T_a), T_a(-1), T_a(-2), MA28s(T_a), MA7e(T_a)
6.73	4	9	T_a, T_KW, W_el_HH, q_global, Range(T_a), T_a(-1), T_a(-2), MA28s(T_a), MA7e(T_a)
6.94	2	7	T_a, T_KW, Range(T_a), T_a(-1), T_a(-2), MA28s(T_a), MA7e(T_a)
7.08	9	12	T_a, T_KW, Q_WW, T_innen, W_el_HH, q_global, Weekend, Ti-Ta, T_a(-2), T_a(-3), MA28s(T_a), Occupancy
7.61	1	5	T_a, T_a(-1), T_a(-2), MA14s(T_a), MA7e(T_a)

Tabelle 7: Solarhaus 3 - Merkmale

RMSE (kWh)	Filtered Count	Nr. of features	Selected features
18.85	4	5	T_a, q_global, MA28s(T_a), Heating, Occupancy
18.88	3	4	T_a, q_global, MA28s(T_a), Heating
19.42	2	4	T_a, T_a(-1), MA28s(T_a), Heating
19.53	5	6	T_a, W_el_HH, q_global, MA28s(T_a), Heating, Occupancy
19.89	6	7	T_a, T_KW, W_el_HH, q_global, MA28s(T_a), Heating, Occupancy
20.08	7	8	T_a, T_KW, W_el_HH, q_global, T_innen_Schlaf, MA28s(T_a), Heating, Occupancy
20.53	8	12	T_a, T_KW, W_el_HH, q_global, T_innen_Schlaf, Weekend, T_a(-1), MA7s(T_a), MA14s(T_a), MA28s(T_a), Heating, Occupancy
21.39	9	10	T_a, Q_WW, W_el_HH, q_global, T_innen_Schlaf, Ti-Ta, T_a(-1), Heating, Range(P_el_HH), Occupancy
21.39	10	11	T_a, Q_WW, W_el_HH, q_global, T_innen_Schlaf, Weekend, Ti-Ta, T_a(-1), Heating, Range(P_el_HH), Occupancy
21.43	1	3	T_a(-1), MA7s(T_a), MA28s(T_a)

### Common Exercise Gainsborough

In den Daten mussten die CO<sub>2</sub> Messungen und die relative Luftfeuchte korrigiert werden. Außerdem ist die Messung der relativen Luftfeuchtigkeit und Ablufttemperatur der Lüftungsanlage größtenteils

unvollständig und wurde daher entfernt. Weiters hat ein Monat der Temperatur und relativen Luftfeuchtigkeit des Nebenhauses gefehlt, diese wurden fortgeschrieben. Um Multikollinearität zu vermeiden wurden T\_a und ext.T\_a (0.99), RH\_H2\_L und RH\_H2\_Bed1 (0.94), Wel\_PV und ext.S\_global (0.92), T\_H2\_L und T\_H2\_Bed1 (0.85), RH\_Ex und RH\_L (0.84) jeweils gefiltert. Da eine CO<sub>2</sub> Messung vorliegt, wurde versucht die Anwesenheit über den maximalen CO<sub>2</sub> Tageswert von unter 700 ppm abzuschätzen was aber nur einmal zutraf. Auch der Stromverbrauch oder Warmwasserverbrauch haben bis auf den Zeitraum, an dem die Wohnung leer war, keine auffällige Anwesenheit.

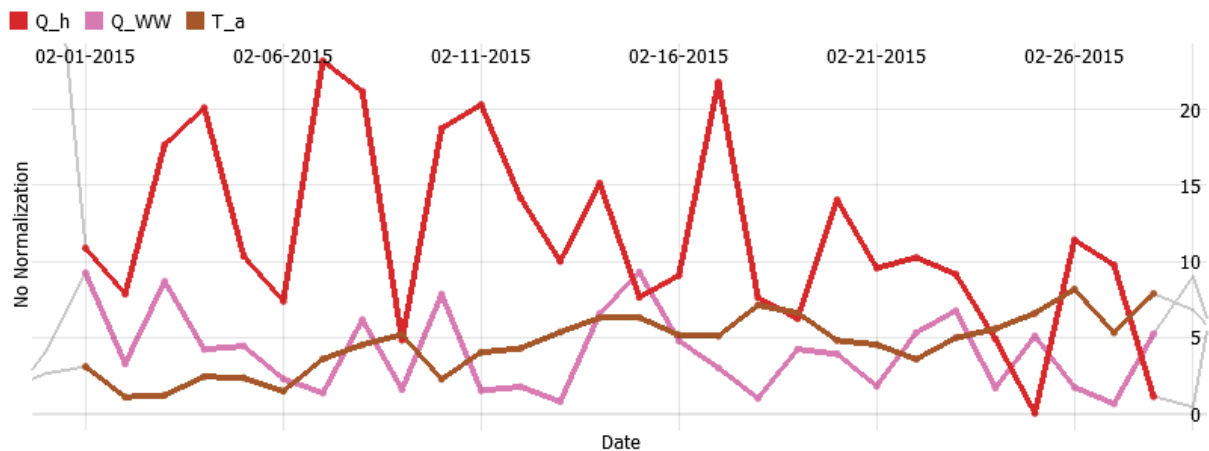
In Abweichung an die Modellbildung der anderen Gebäude wurde in diesem Fall zusätzlich eine Woche vom 9. bis 15. Februar 2014 aus den Trainings- und Validierungsdaten ausgefiltert um eine Vergleichbarkeit innerhalb der Common Exercise zu haben.

Grundsätzlich konnte der Heizenergiebedarf nicht zuverlässig mit den vorliegenden Daten erklärt werden. Detailbetrachtungen (siehe Abbildung 12) zeigen hohe Schwankungen im Heizenergiebedarf bei gleichzeitigem Warmwasserbedarf (wahrscheinliche Anwesenheit). So kann nur 49% der Streuung des Heizenergiebedarfs erklärt werden und der RMSE liegt bei 4,88 kWh für die Lineare Regression (siehe Tabelle 8). Die Modelle sind allerdings deutlich genauer als die simplen Referenzmodelle. Die Lineare Regression ist im RMSE gefolgt von SVM, GBT, MLP und Tree Ensemble. Der MAPE konnte durch die Nullwerte des Heizenergiebedarfs nicht berechnet werden.

Tabelle 8: Gainsborough - Modellkennwerte

<b>Statistical Measures</b>	<b>Naive</b>	<b>MA</b>	<b>LR</b>	<b>SVM</b>	<b>Tree Ensemble</b>	<b>GBT</b>	<b>MLP</b>
<b>R<sup>2</sup></b>	-0.41	0.07	0.49	0.44	0.37	0.39	0.38
<b>mean absolute error</b>	6.06	5.37	3.50	3.83	3.81	3.83	3.79
<b>mean squared error</b>	66.26	51.28	23.84	26.53	29.88	28.75	29.16
<b>root mean squared error</b>	8.14	7.16	4.88	5.15	5.47	5.36	5.40
<b>mean signed difference</b>	-0.37	0.32	0.36	-0.30	0.40	0.37	-0.56

Abbildung 12: Gainsborough – Heizenergiebedarf (Q\_h), Warmwasserbedarf (Q\_WW) und Außentemperatur (T\_a) pro Tag im Februar 2015



Der RMSE der Linearen Regression sinkt grundsätzlich mit steigenden Merkmalen. Der RMSE von 5,09 kWh und den sechs Merkmalen T\_a, Wel\_HH, RH\_S, RH\_L, T\_L, Range(RH\_L), Range(T\_L), ext.Wind\_sp, MA7s(T\_a), MA28s(T\_a) kann durch 7 weitere Merkmale auf 4,73 kWh gesenkt werden (siehe Tabelle 9). Im Gegensatz zu den Solarhäusern sind hier wesentlich mehr Merkmale verfügbar, konkret eine CO2 Messung und Temperatur und relative Luftfeuchtigkeit in mehreren Räumen. Der RMSE kann hingegen nicht verglichen werden, da der absolute Heizenergiebedarf (und Gebäudegröße) wesentlich kleiner als bei den Solarhäusern ist. Der MAPE konnte leider aufgrund der Nullwerte nicht berechnet werden.

Tabelle 9: Gainsborough - Features

RMSE	Filtered Count	Nr. of features	Selected features
<b>4.73</b>	13	18	CO2_L, Wel_HH, RH_Bed1, T_Bed1, RH_L, Q_WW, Range(RH_L), Range(T_L), Max*(CO2_L), ext.Wind_dir, ext.Wind_sp, Weekend, TI-Ta, T_a(-2), T_a(-3), MA28s(T_a), MA7e(T_a), Occupancy
<b>4.74</b>	12	15	CO2_L, Wel_HH, RH_S, RH_Bed1, RH_L, Q_WW, Range(RH_L), Range(T_L), Max*(CO2_L), ext.Wind_dir, ext.Wind_sp, Weekend, TI-Ta, T_a(-2), T_a(-3)
<b>4.75</b>	11	14	CO2_L, Wel_HH, RH_Bed1, RH_L, Q_WW, Range(RH_L), Range(T_L), Max*(CO2_L), ext.Wind_dir, ext.Wind_sp, Weekend, TI-Ta, T_a(-2), T_a(-3)
<b>4.85</b>	10	15	CO2_L, Wel_HH, RH_L, RH_H2_L, Range(RH_L), Range(T_L), Max*(CO2_L), ext.Wind_dir, ext.Wind_sp, TI-Ta, T_a(-2), T_a(-3), MA28s(T_a), MA7e(T_a), Occupancy
<b>4.87</b>	17	22	CO2_L, Wel_HH, RH_S, RH_Bed1, T_Bed1, RH_L, T_H2_L, RH_H2_L, Q_WW, Range(RH_L), Range(T_L), Max*(CO2_L), ext.Wind_dir,

RMSE	Filtered Count	Nr. of features	Selected features
			ext.Wind_sp, ext.S_global, Weekend, TI-Ta, T_a(-2), T_a(-3), MA28s(T_a), MA7e(T_a), Occupancy
4.91	9	11	RH_S, T_Bed1, RH_L, T_L, Q_WW, Range(T_L), Max*(CO2_L), ext.Wind_dir, Weekend, T_a(-1), MA28s(T_a)
4.92	8	15	T_a, CO2_L, Wel_HH, RH_S, RH_L, T_L, Range(RH_L), Range(T_L), Max*(CO2_L), ext.Wind_sp, Weekend, T_a(-3), MA7s(T_a), MA14s(T_a), MA28s(T_a)
5.07	7	13	CO2_L, RH_Bed1, RH_L, T_L, T_H2_L, Range(T_L), Max*(CO2_L), ext.S_global, T_a(-1), T_a(-2), MA7s(T_a), MA14s(T_a), MA7e(T_a)
5.09	6	10	T_a, Wel_HH, RH_S, RH_L, T_L, Range(RH_L), Range(T_L), ext.Wind_sp, MA7s(T_a), MA28s(T_a)
5.75	5	8	T_Bed1, T_L, Range(T_L), ext.Wind_dir, Weekend, T_a(-2), T_a(-3), MA7s(T_a)
5.91	4	6	T_Bed1, Range(RH_L), TI-Ta, T_a(-3), MA7s(T_a), MA28s(T_a)

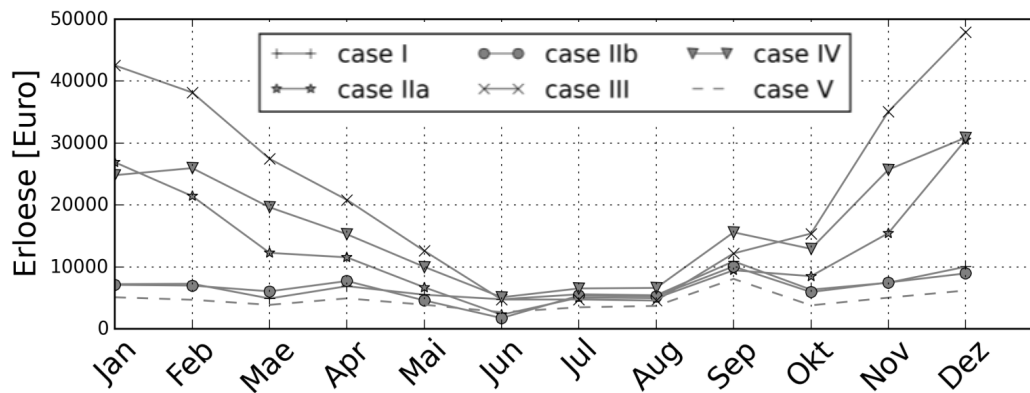
#### IEA HPT Annex 42: Wärmepumpen in intelligenten Energienetzen nachhaltiger Städte

Im Rahmen des IEA HPT Annex 42 wurde untersucht, wie sich die Auswirkungen einer höheren Durchdringung von Wärmepumpen auf die Verteilnetze auswirkt. Dabei wurden Dienstleistungen wie eine zentrale Koordination für Regelleistung bzw. Ausgleichsenergieminimierung aber auch die dezentrale Koordination (Sportmarkt bzw. PV-Eigenverbrauchsoptimierung) für verschiedene Gebäudetypen untersucht. Die Gebäudetypen unterscheiden sich im Heizenergiebedarf, der installierten Leistung, der Leistungsregelung (Inverter oder an/aus), der Wärmequelle, dem Wärmeabgabesystem und verschiedenen Speicherkonfigurationen:

- CASE I: Passivhaus (15kWh/m<sup>2</sup>a, 3 kW<sub>th</sub>, variabel, Luft)
- CASE IIa: Niedrigenergiehaus (45kWh/m<sup>2</sup>a, 5kW<sub>th</sub>, Luft)
- CASE IIb: Niedrigenergiehaus (45kWh/m<sup>2</sup>a, 5kW<sub>th</sub>, Erdwärme)
- CASE III: Gebäudebestand (Erdwärme, 100 kWh/m<sup>2</sup>a)
- CASE IV: Sanierter Gebäudebestand (Luft, 70 kWh/m<sup>2</sup>a)
- CASE V: Warmwasser (2 kW, Luft, keine Heizung)

Die Wärmepumpenflexibilität ist im Winter erwartungsgemäß höher. Gebäude mit einem hohen Wärmebedarf haben ein höheres Potential, da sie Überschussstrom integrieren können. Auch ein Heizungsspeicher erhöht die Flexibilität. Gut gedämmte Häuser bieten durch Vorheizen ein hohes Potential den Heizenergiebedarf zu verschieben, aufgrund der niedrigen absoluten Wärmekosten sind die potentiellen Erlöse entsprechend niedrig.

Abbildung 13: Erlöse aus der Wärmepumpenflexibilität aus IEA HPT Annex 42



Ökonomisch bringt die Warmwasserwärmepumpe eine Kosteneinsparung von 11€ und zusätzlich 6-7€ am Tertiärregelenergiemarkt. Bedingt durch die höheren Energiemengen können Wärmepumpen für Heizenergie Einsparungen von 16-53€ am Day-ahead-Markt bzw. 22-125€ am Tertiärregelenergiemarkt realisieren. Für die Wirtschaftlichkeit von genutzter Wärmepumpenflexibilität müssen die Kosten für Steuerung (Smart Grid Ready), Internetanbindung (vorhanden oder günstige IoT) und Optimierung (Aufwand für Konfiguration und Feineinstellung) möglichst gering sein und thermische Speicher (Wasserspeicher bzw. thermisch aktivierte Bauteile) vorhanden sein. Hier kann datenbasierte Modellierung den Aufwand reduzieren und die Anzahl der notwendigen Datenpunkte geringhalten. Als Datenquelle könnten in Ballungsräumen Daten von Wetterdiensten (Außentemperatur, Bodentemperatur, Globalstrahlung) zusammen mit evtl. Innenraumtemperatur und relative Luftfeuchtigkeit und einem Indikator für Anwesenheit (z.B. Smart Meter oder CO<sub>2</sub> Sensor).

### 5.1.6. Zusammenfassung nationale Aktivitäten

Es wurden die Monitoringdaten von drei Solarhäusern aus der Begleitforschung, einem Mehrfamilienhaus aus Sim4Blocks, einer Wohnung aus der Common Exercise und 25 Häusern aus dem Projekt Tempo im Detail betrachtet, und Erkenntnisse aus anderen Projekten eingebracht. Die Monitoringdaten wurden validiert, bereinigt, teilweise mit weiteren Klimadatensätzen (Deutscher Wetterdienst) angereichert, Merkmale abgeleitet (feature engineering) und normalisiert. Anschließend wurden jeweils fünf verschiedene Modelle erzeugt und evaluiert. Als einfache Referenz zu den Modellen wurde ein naives Modell (Fortschreiben des letzten Wertes) und ein gleitender Durchschnitt Modell gewählt. Diese wurden mit Linearer Regression, Support Vector Machine, Tree Ensembles, Gradient Boosted Trees, und einem relativ einfachen Neuralen Netz (RProp MLP) verglichen. Anschließend wurde das bewährte Modell in seinen Merkmalen reduziert um zu untersuchen wie sich das auf die Modellgüte (RMSE bzw. MAPE) auswirkt. Dieses reduzieren der Merkmale wurde durch einen genetischen Algorithmus vorgenommen, die Ergebnisse wurden anschließend weiter reduziert.

Generell müssen für verlässliche Vorhersagen die Informationen in den Daten enthalten sein. Das mag trivial klingen, bedeutet aber, dass beispielsweise Heizenergie bedingt durch „willkürliches“ manuelles Einheizen mit den vorliegenden Daten oft nicht erklärt bzw. vorhergesagt werden kann. Erschwerend kommt hinzu, wenn die Regelung bei manuellem Einheizen ein träges Heizsystem (Betonkernaktivierung) belädt. Ähnlich verhält es sich mit Daten aus einem Forschungssetting

(übergeordnetes Regelziel, Experimente), hier wurden bei Tempo ungewöhnliche Speicherladungen beobachtet. Grundsätzlich problematisch sind auch Objekte, die sehr neu sind (Ausheizen, bzw. gerade erst bezogen worden) da hier kein typisches Verhalten beobachtet werden kann.

Die Modelle Tree Ensemble, GBT, SVM und LR wiesen ähnliche Fehler auf. Die Entscheidungsbäume lieferten zusätzlich Attribut-Statistiken (wie oft welches Merkmal in welcher Ebene verwendet wurde) und hatten so eine höhere Transparenz. Das hier verwendete MLP wies trotz Hyperparameteroptimisierung höhere Fehler auf als die anderen Modelle und war entsprechend aufwändig. Hier können fortgeschrittene, rekurrente Neuronale Netze wie Long Short-Term Memory (LSTM) durch Abbilden von Sequenzen und interner Zustände (Speicher) bessere Modelle liefern mit einer höheren Anforderung an die Modellierung und die Trainingsdaten.

Um die jeweiligen Modelle genauer zu machen bedarf es mehr Daten (Anwesenheit, Sollwerte, etc.) bzw. einen höheren Aufwand bei der Modellierung (physische Modelle). Der daraus resultierende Konflikt mit Datensparsamkeit und personenbezogenen Daten könnte evtl. durch vertrauensvolle Gateway Architekturen adressiert werden, da hier nicht alle Daten zentral gesammelt, sondern lokal verarbeitet und nur die Ergebnisse übermittelt werden. Hier nicht weiter beschriebene Experimente einer individuellen Modellierung aller Gebäude im Vergleich zu einer Gesamtmodellierung des gesamten Heizenergiebedarfs im Nahwärmenetz deutet auf einen kleineren Fehler der individuellen Modellierung hin.

Wie erwartet, ist die Außentemperatur und Ableitungen die maßgebliche Information für die Modelle. Es werden allgemein träge Temperaturen bevorzugt wie ein einfacher gleitender Mittelwert von 7 Tagen oder 28 Tagen bzw. Bodentemperaturen in 1m Tiefe.

Bei den Gebäuden in Tempo wurden zusätzlich der Speicherzustand (vor allem Temperaturniveau im Speicher unten), die Luftfeuchtigkeit, ein Indikator für Wochenende und die Bodentemperatur in 1m Tiefe. Hier kann alternativ die minimale Temperatur bei Kaltwasserzapfung verwendet werden wie beim Solarhaus 2. Hier konnte zusätzlich die der RMSE von 6,94 kWh auf 6,62 kWh reduziert werden, wenn zusätzlich die Globalstrahlung ( $q_{\text{global}}$ ), der elektrische Haushaltsstromverbrauch ( $W_{\text{el\_HH}}$ ) und die Innenraumtemperatur ( $T_{\text{innen}}$ ) hinzugenommen wird. Die Modelle für das Gebäude in Gainsborough konnten zusätzlich ein CO<sub>2</sub> Merkmal verwenden, was sehr häufig zu einem kleineren Fehler beigetragen hat. Die Modellierung der Common Exercise in Gainsborough hat sehr viele der verfügbaren Merkmale wie verschiedene Raumtemperaturen oder relative Luftfeuchtigkeit verwendet, konnte aber dennoch keine genauen Modelle bilden.

Bei dem kleinen vorliegenden Datensatz von 15 Tagen in Sim4Blocks werden kürzere gleitende Mittel von nur 3 Tagen gewählt. Mit dem einfachen gleitenden Mittel von 3 Tagen und dem Merkmal ob ein Wochenende vorliegt (oder nicht) wurde der kleinste RMSE erreicht. Die Einstrahlungsdaten waren in diesem Fall nicht hilfreich, weitere Merkmale liegen nicht vor. Aufgrund der geringen Datenlage sind diese Ergebnisse allerdings mit Vorsicht zu genießen, die Lineare Regression kommt dabei am zuverlässigsten mit der Datenlage zurecht. Dies wurde zusätzlich mit einer 5-fachen Kreuzvalidierung bestätigt.

Zu den üblichen Herausforderungen der Datenqualität wie Ausreißer oder Fehlwerte gab es noch weitere Herausforderungen. So liegen z.B. teilweise die Werte der Energiezähler nur in ganzzahligen Werten vor, was besonders beim relativ niedrigen Warmwasserverbrauch für eine gewisse Unschärfe sorgt. Auch konnte die Anwesenheit nur bedingt modelliert werden, da hier keine weiteren

Informationen zur Validierung vorliegen. Durch die vielfältigen Gebäude waren die Herausforderungen hoch aber die Erkenntnisse umfassend.

### **5.1.7. Zusammenfassung internationale Aktivitäten (Subtask 2)**

Im Rahmen von Subtask 2 des internationalen Projektteils wurde in diversen gemeinsamen Aufgaben (Common Exercises) die Prognosequalität diverser Modellansätze untersucht sowie die beiden Anwendungsfälle Fehlererkennung und -diagnose (Fault detection and diagnostics, FDD) sowie modell-prädiktive Regelung (model predictive control, MPC) getestet. Im Folgenden einen Zusammenfassung aus dem Subtask 2 Bericht (Reynders et al., 2021).

#### **Datengetriebene Modelle für die Prognose von Raumtemperatur bzw. Heizleistung**

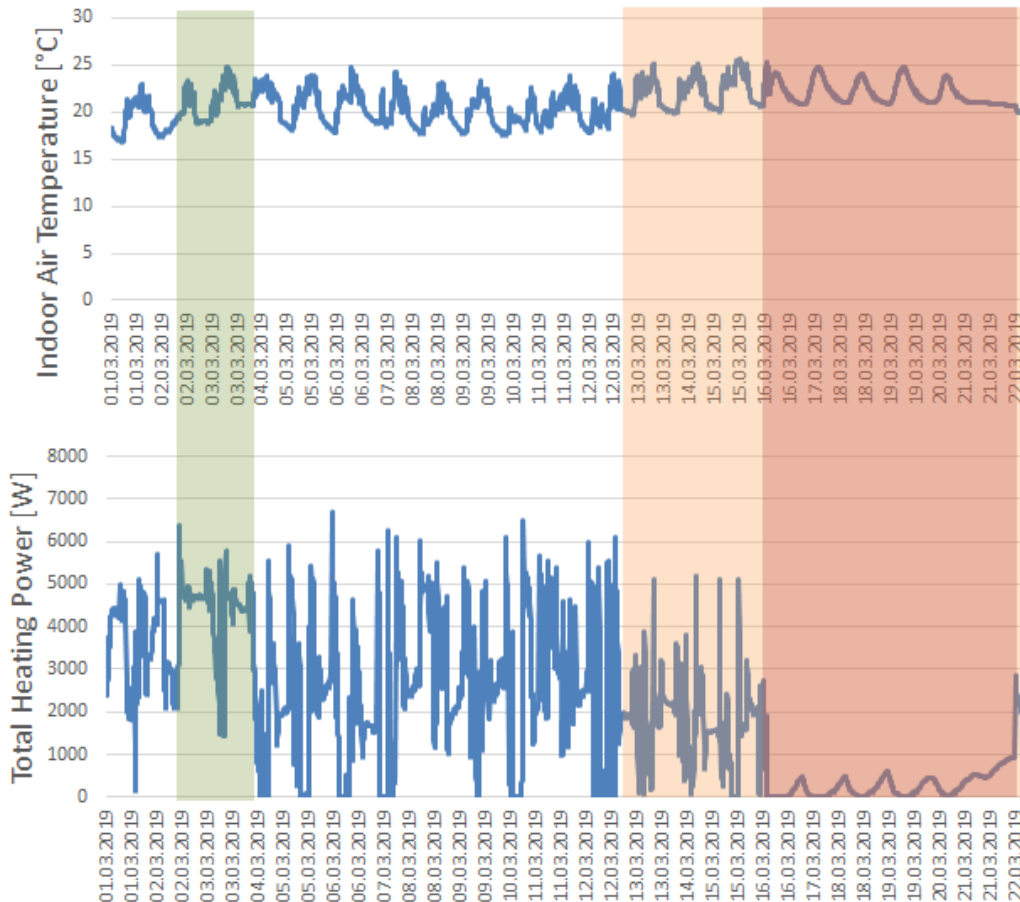
Am Fallstudienobjekt „Gainsborough“ (siehe 5.2.3) versuchten verschiedene Teams (inklusive österreichischem Projektteam) den zeitlichen Verlauf der Raumtemperatur bzw. der Heizleistung zu prognostizieren. Wie auch beim österreichischen Beitrag (siehe Kapitel 5.1.5) stellte sich für diese Fallstudie besonders die Prognose der Heizleistung (Gasverbrauch) als herausfordernd heraus. Das wurde unter anderem auf die fehlende Trennung der Gasverbrauchsmessung (Heizung vs. Trinkwarmwasser) und auf den Umstand, dass die Heizleistung, aufgrund der Regelung über Raumthermostate, eine „natürliche“ Systemeingangsgröße ist, zurückgeführt. Die Prognose der Raumtemperatur wurde als einfacher eingestuft. „Die gemeinsamen Übungen - und die damit einhergehenden Diskussionen während des Projektverlaufs - zeigten, dass ein gründliches Verständnis des Gebäudes und der entsprechenden Daten ein wichtiger Faktor für die Erstellung zuverlässiger Prognosemodelle sind. Das Verständnis des Gebäudes als System und der korrekte Umgang mit (kontrollierten) Eingaben und Ausgaben erwiesen sich als wichtig, um zuverlässige Vorhersagemodelle zu erhalten.“ (Reynders et al., 2021) Als Beispiele wurden das Wissen über die genauen Sensorpositionen oder dem funktionalen Aufbau der Lüftungsanlage genannt. Das zeigt das eine breite Umsetzung und Automatisierung solcher Modellidentifikationsmethoden durchaus aufwendiger sein kann als manchmal dargestellt wird.

#### **Fehlererkennung und -diagnose (FDD)**

Auch hier testeten verschiedene Teams im Rahmen einer Common Exercise die Fähigkeit verschiedener Modelle (ihnen) unbekannte Fehler im Gebäudebetrieb zu identifizieren. Dazu wurde das Fallstudienobjekt „Twin House O5“ (siehe 5.2.3) herangezogen. Im ersten Schritt wurde mit „virtuellen Messdaten“ (mit Hilfe einer dynamischen Gebäudesimulation generiert). Der zur Verfügung gestellte Datensatz enthielt eine Trainingsperiode von zwei Monaten und eine anschließende FDD-Periode von drei Wochen. In dieser zweiten Periode wurden drei Fehler in der Gebäudetechnik abgebildet: Fußbodenheizung auf maximale Leistung (um ein feststeckenden Regelventil zu simulieren), Zuluft- und Abluftvolumenströme im Erdgeschoss auf null (um einen Fehler in der Lüftungsanlage nachzubilden) und Zu- und Abluftvolumenströme im ganzen Haus auf null (ebenfalls Fehler in der Lüftungsanlage). Der Verlauf der Wohnzimmertemperatur und der Heizleistung während der FDD-Periode und die zeitliche Lage der eingebauten Fehler sind in Abbildung 14 zu sehen. Die beiden Fehler der Lüftungsanlage wurden von fast allen der fünf Teams erkannt, während der Fehler in der Fußbodenheizung nur von einem Team erkannt wurde. Das wurde darauf zurückgeführt, dass die anderen Teams die Heizleistung als Modell-Input genutzt hatten.

In einem zweiten, wenig dokumentierten, Schritt dieser Common Exercise wurde auch mit realen Messdaten gearbeitet, wo zwei Fehler eingebaut wurden, nämlich Fehler in der Lüftungsanlage (keine Zu- bzw. Abluft in bestimmten Räumen) sowie Fehler im Fußbodenheizsystem (volle Leistung).

Abbildung 14: Verlauf der Lufttemperatur im Wohnzimmer und der gesamten Heizleistung während der Perioden mit drei „versteckten“ Fehler die es zu identifizieren galt. Grün = Fehler in der Fußbodenheizung, Orange = Fehler in Lüftung in EG, Rot = Fehler in Lüftung im gesamten Haus (Reynders et al., 2021)



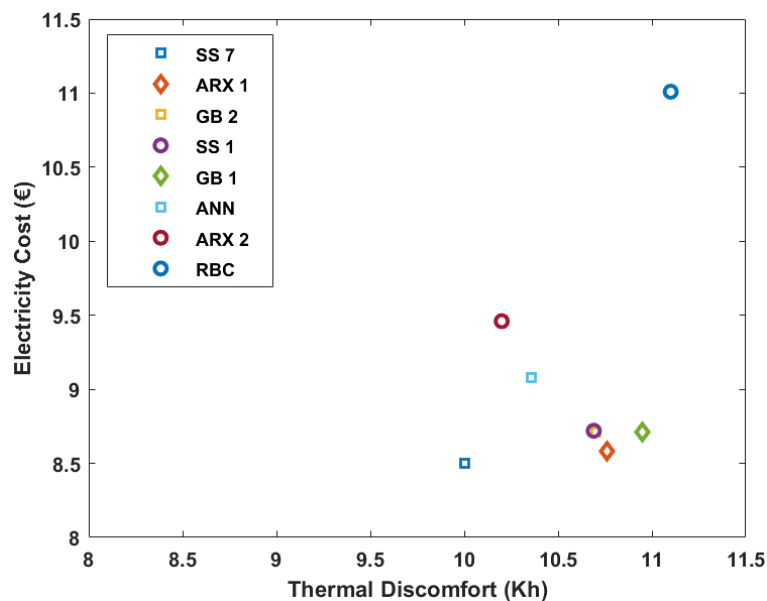
### Modell-prädiktive Regelung (MPC)

Die Nutzung verschiedener Modelle für eine MPC Anwendung wurde ebenfalls am Beispiel des „Twin House O5“ (siehe 5.2.3) im Rahmen einer gemeinsamen Übung getestet. Dazu wurde ein detailliertes Simulationsmodell des Testhauses in OpenIDEAS (Modelica basierte dynamische Simulationsumgebung) als „Emulator“ genutzt. Die Einbindung der verschiedenen zu testenden Prognosemodelle im Regelkreis des realen Testhauses wäre im Zeitrahmen dieses Projekts unmöglich gewesen. Die teilnehmenden Teams konnten entweder „nur“ ein mathematisches Prognosemodell für die Einbindung in die MPC Regelung durch das „Emulator-Team“ zur Verfügung stellen, oder eine volle MPC Regelung (Modell + Regelalgorithmus), welche über eine API mit dem Emulator gekoppelt wurde, programmieren. Insgesamt wurden sieben verschiedene Modelle von fünf verschiedenen Teams bereit gestellt und getestet, zwei RC-Greybox Modell (GB1 und GB2), zwei State-Space-Modelle (SS1 und SS7), zwei ARX-Modelle (ARX1 und ARX2) sowie ein Modell basierend auf einem



künstlichen neuronalen Netz (artificial neural network, ANN). Die MPC Regelung wurde programmiert um die Raumtemperatur innerhalb eines vorgegebenen Komfortbands zu halten und dabei die Stromkosten mit einem vorgegebenen Preisprofil zu minimieren. Die Eignung der Modelle für MPC Regelung wurde bewertet indem die entstandenen Stromkosten und die Über- bzw. Unterschreitung des Temperaturkomfortbands über einen bestimmten Zeitraum aufsummiert wurde. Eine kurze zeitweise Unterschreitung der unteren Komfortgrenze war bei allen Modellen zu beobachten. Diese hängt aber auch von einem einstellbaren Parameter der Multikriterien-Optimierung der MPC-Regelung ab. Um eine Vergleichbarkeit zwischen den Modellen herzustellen, wurde der genannte Parameter so justiert, dass alle Modelle eine Komforttemperatur-Unterschreitung von 10-11 Kh aufwiesen. Das Ergebnis ist in Abbildung 15 dargestellt. Man erkennt, dass das State-Space-Modell mit sieben Zuständen (SS7) die niedrigsten Stromkosten verursacht, knapp 23% weniger als die regelbasierte Regelung (RBC) die als Vergleich diente und Stromkosten von 11 € verursachte. Der Unterschied zwischen MPC-Modell mit niedrigsten und höchsten Stromkosten beträgt ca. 10% (Stromkosten von ca. 8.5 € für SS7 und ca. 9.5 € für ARX2). Somit konnte gezeigt werden, dass die Wahl des Modells einen merkbaren Einfluss auf das Einsparpotential einer modellprädiktiven Regelung hat. Die Reihung der Modelle aus dieser Fallstudie sollte aber nicht verallgemeinert werden, sondern Bedarf weitere Untersuchungen mit verschiedenen Fallstudien. Aber im Rahmen dieser Arbeiten konnte gezeigt werden, dass die MPC-Eignung eines Modells besser mit Hilfe der Mehrschritt-Prognosequalität bewertet werden sollte (im Gegensatz zur Bewertung mit Einschritt-Prognosequalität). Mehr dazu im Subtask 2 Bericht (Reynders et al., 2021).

Abbildung 15: Bewertung einer modellprädiktiven Regelung mit verschiedenen Prognosemodellen im Vergleich mit einer regelbasierten Regelung (RBC). Y-Achse: Stromkosten, X-Achse Unterschreitung der unteren Temperaturkomfortgrenze (Reynders et al., 2021)



## 5.2. Identifikation von physikalischen Parametern von Gebäuden

### 5.2.1. Theoretische Grundlagen

Im vorhergehenden Kapitel wurden Prognosemodelle identifiziert, welche für diverse Anwendungen wie z.B. model-basierte Regelung oder automatisierte Fehlererkennung verwendet werden können. Hierbei ist es letztendlich nicht wichtig ob die Werte der identifizierten Modellparameter physikalisch sinnvoll sind oder eventuell, wie im Fall von (den meisten) Blackbox-Modellen, physikalisch gar nicht interpretierbar sind. Im folgenden Kapitel wurde untersucht, inwiefern Identifikationsmethoden genutzt werden können um mit Hilfe der identifizierten Modellparameter, die Qualität des Gebäudes überprüfen zu können.

Dazu müssen die Modellparameter physikalisch interpretierbar sein. In der Regel können Blackbox Modelle diese Anforderung nicht erfüllen. Greybox Modelle haben den Vorteil, dass sie die Physik (des thermischen Verhaltens) des Gebäudes in vereinfachter Form abbilden aber die Anzahl von Parameter niedrig bleibt, sodass eine Identifikation mit Hilfe der verfügbaren Messdaten möglich ist.

Das thermische bzw. energetische Verhalten von Gebäuden kann physikalisch mit Hilfe von Energie- und Massenbilanzen beschrieben werden. Für einfachere Modelle kann die Massenbilanz, z.B. ein- und austretende Luftströme, vernachlässigt oder angenähert werden, so basieren die meisten der im folgenden untersuchten Greybox-Modelle auf einer Energiebilanz über die Gebäudehülle gemäß der einfachen Differenzialgleichung (1). Siehe auch Abbildung 16.

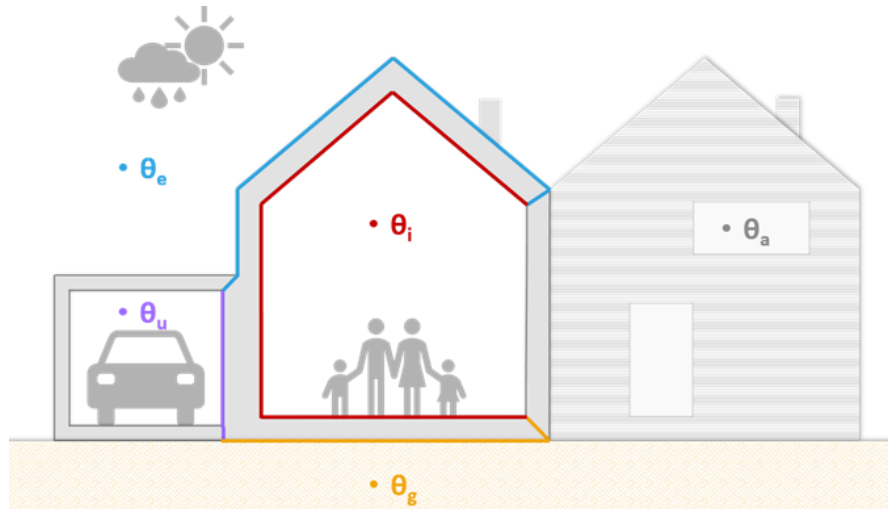
$$C \frac{\partial \theta}{\partial t} = \sum \Phi = \Phi_h + \Phi_{intG} + \Phi_{solG} + \Phi_{vent} + \Phi_{adj} + \tilde{\Phi}_{tr} \quad (1)$$

Hier sind  $\theta_i$  die repräsentative Raumtemperatur,  $C$  die thermische Kapazität,  $\Phi_h$  die Heizleistung,  $\Phi_{intG}$  die internen Wärmegewinne,  $\Phi_{solG}$  die solaren Gewinne und  $\Phi_{vent}$  die Lüftungswärmeverluste. Der Term  $\tilde{\Phi}_{tr}$  beschreibt somit die Wärmetransmission durch die Gebäudehülle. Diese kann mit Hilfe des Gebäudeleitwerts HTC (heat transfer coefficient) wie folgt angeschrieben werden:

$$\tilde{\Phi}_{tr} = HTC(\theta_e - \theta_i) + \Phi_{tr}^{adj} \quad (2)$$

Darin ist  $\theta_e$  die Außentemperatur,  $\theta_i$  die Innenraumtemperatur und  $\Phi_{tr}^{adj}$  der Wärmeaustausch mit (konditionierten) Nachbarräumen. Die Transmissionsverluste (bzw. -gewinne) zu unconditionierten Räumen wie z.B. Garage oder Dachboden sind im HTC enthalten. Diese hängen (indirekt) auch von der Temperaturdifferenz zwischen Innen und Außen ab.

Abbildung 16: Schematische Darstellung der Bilanzgrenzen für ein einfaches Gebäudemodell (Bauwens et al., 2021)



Im stationären Fall ändert sich die Innenraumtemperatur nicht und Gleichung (1) wird zu null. Damit kombinieren sich Gleichung (1) und (2) zu:

$$\Phi_h + \Phi_{intG} + \Phi_{solG} + \Phi_{vent} + \Phi_{tr}^{adj} = HTC \cdot (\theta_i - \theta_e) \quad (3)$$

Diese Gleichung bildet das physikalische Modell für einfache stationäre Grey-box Modelle, die Mittelwertbildung und die lineare Regression. Beim letzteren gibt es leicht unterschiedliche Ansätze um den HTC mit Hilfe der Messdaten zu ermitteln. Diese sind samt theoretischer Einführung ausführlich im Subtask 3 Bericht (Bauwens et al., 2021) beschrieben, dieses Kapitel bildet eine kurze, unvollständige Zusammenfassung daraus.

Mittelwert Methode (AVG):

$$HTC = \frac{\Phi_h + \Phi_{intG} + \Phi_{solG} + \Phi_{vent} + \Phi_{tr}^{adj}}{\theta_i - \theta_e} \quad (4)$$

Lineare Regression - Ansatz 1 (LR1):

$$\sum_1 \Phi = HTC \cdot (\theta_i - \theta_e) \quad (5)$$

Lineare Regression - Ansatz 2 (LR2):

$$\sum_2 \Phi = HTC \cdot (\theta_i - \theta_e) - gA \cdot \Phi_s \quad (6)$$

Lineare Regression - Ansatz 3 (LR3):

$$\frac{\sum_2 \Phi}{(\theta_i - \theta_e)} = HTC - gA \frac{\Phi_s}{(\theta_i - \theta_e)} \quad (7)$$

Lineare Regression - Ansatz 4 (LR4):

$$\Phi_h = HTC \cdot (\theta_b - \theta_e) \cdot \delta \quad (8)$$

Zu beachten ist, dass es sich bei all diesen Ansätzen um stationäre Modelle handelt, d.h. dass sich die Innenraumtemperaturen, aber streng genommen, auch alle Bauteiltemperaturen nicht ändern sollten. Durch die genannten Vereinfachungen repräsentiert die thermische Kapazität  $C$  sowohl die Innenraumluft (vernachlässigbarer Anteil) als auch Einrichtungsgegenstände und Gebäudebauteile (Hauptanteil der thermischen Masse). Damit stellt die Innentemperatur in diesen Modellen eine effektive Temperatur dar, welche den Energiegehalt in der gesamten thermischen Masse beschreibt. Nachdem in Realität vor allem die Bauteiltemperaturen nicht konstant sind, ergeben sich mehr oder minder größere Abweichungen zwischen Modell und Messung. Diese Abweichungen können durch Wahl von entsprechend großen Mittelungszeiträumen reduziert werden. Das bedeutet, dass die Information welche in der Dynamik, also der zeitliche Verlauf, der Messdaten „steckt“, bei den genannten stationären Ansätzen nicht genutzt wird.

Hingegen können dynamische Modelle wie sie im Folgenden beschrieben sind, die zeitliche Änderung der Innenraumtemperatur, und je nach Komplexitätsgrad z.B. auch Bauteiltemperaturen, mit abbilden. Der folgende Absatz ist eine Zusammenfassung aus (Bauwens et al., 2021).

Methoden welche das thermische Gebäudeverhalten dynamisch abbilden können und welche es erlauben den Gebäudeleitwert aus den Modellparametern zu bestimmen, kann man grob wie folgt kategorisieren:

#### **Kalibrierung von Whitebox Modellen**

Dynamische Gebäudesimulationsprogramme, wie z.B. EnergyPlus, TRNSYS, IDA ICE, DynBil, etc. haben die wohl detailliertesten Gebäudemodelle implementiert. Die Anzahl der Modellparameter ist entsprechend hoch, zu hoch um alle Parameter über „Fitten“ der Messdaten identifizieren zu können. Möglich ist jedoch einige wenige oder einzelne Parameter mit Minimierungsalgorithmen (Abweichung zwischen Messung und Simulation) anzupassen. Man spricht dann in der Regel von Modellkalibrierung. Die Identifikation des Gebäudeleitwerts, bzw. verschiedener anderer Modellparameter (thermische Masse, Infiltration, etc.) wurde im Rahmen des Vorprojekts IEA EBC Annex 58 für zwei unterschiedliche Fallstudienobjekte (Versuchshaus und Büroraum) mit Hilfe des Gebäudesimulationsprogramm DynBil und einer in Matlab implementierten Optimierungsroutine erfolgreich demonstriert (Pfluger et al., 2017) (Kap 3.4 und 3.6).

#### **ARX- und ARMAX Modelle**

AR steht für „Autoregressive“, d.h. der Modelloutput im aktuellsten Zeitschritt hängt von den Outputs der vorhergehenden Zeitschritte ab. MA steht für „moving average“ und beschreibt wie die vorhergehenden Rauschterme im Modell integriert werden. „X“ steht für „eXternal“ bzw. „eXogenous“ und bedeutet, dass externe Inputdaten, wie z.B. die Heizleistung, Solarstrahlung, etc. den Modelloutput beeinflussen. ARX- und ARMAX Modelle haben den Vorteil, dass sie kein apriori-Wissen über das Gebäude benötigen (=Blackbox-Modelle), es aber trotzdem möglich den Gebäudeleitwert aus dem identifizierten Modell zu bestimmen. Details zu dieser Methode z.B. in (Jiménez et al., 2008).

#### **State-space Modelle (Zustandsraummodelle)**

Im Allgemeinen wird mit State-space Modellen das Verhalten von dynamischen Übertragungssysteme mit Hilfe von Zustandsgrößen (z.B. Raumtemperatur) beschrieben. Das Modell wird meist durch Matrizen (und Vektoren) welche die Terme der gewöhnlichen Differenzialgleichung darstellen, definiert. Das thermische Verhalten von Gebäuden kann sehr gut mit gewöhnlichen

linearen Differentialgleichungen beschrieben bzw. angenähert werden. Oft wird der allgemeinere Begriff „Grey-box Modell“ als synonym für „State-space Modell“ verwendet. Aufgrund der Analogie zwischen elektrischem Netzwerk und Wärmeflussnetzwerk, lassen sich Gebäudemodelle sehr anschaulich als elektrische Netzwerke (Schaltungen) mit Widerständen und Kapazitäten darstellen. Mit Hilfe der Knotenregel lassen sich daraus sehr einfach die Differentialgleichung und im weiteren Schritt die Matrizen des State-space Modells ableiten. State-space Modelle können mit Optimierungsalgorithmen welche die Differenz zwischen Modelloutput und Messwerten minimieren, in gängigen Software-Paketen (z.B. R oder Matlab) kombiniert werden, sodass die Gebäudeparameter für unterschiedliche Gebäudemodelle mit numerischen Methoden identifiziert werden können. Jedoch ist die Parameteridentifikation für Gebäudemodelle nicht immer eindeutig. Flache bzw. lokale Minimas der Optimierungsfunktion können dazu führen, dass die identifizierten Gebäudeparameter deutlich von den gewählten Anfangsbedingungen abhängen. Siehe unten.

Abbildung 17: Schema für ein State-space Modell zur Beschreibung des thermischen Verhaltens eines Gebäudes bzw. einer Gebäudezone mit zwei Zuständen

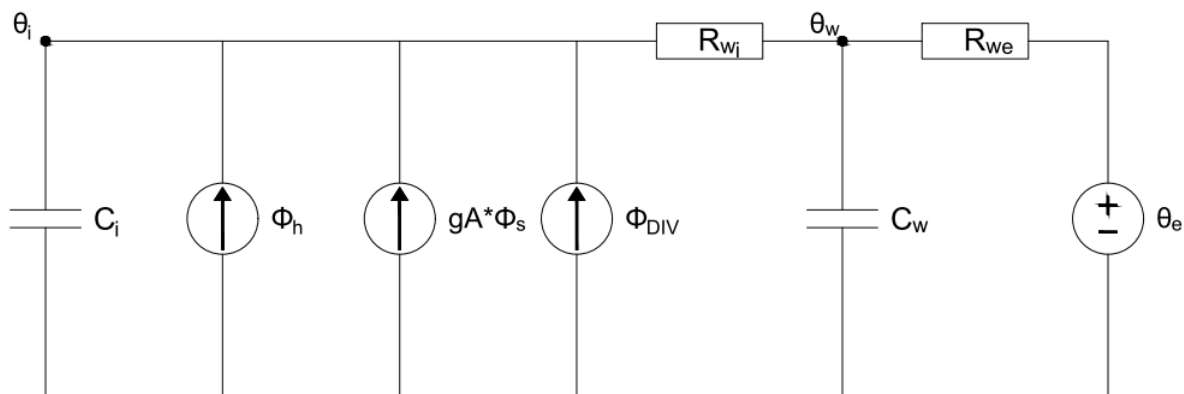


Abbildung 17 zeigt ein Beispiel-Schema für ein State-space Modell mit zwei Zustandsvariablen zur Beschreibung des thermischen Verhaltens eines Gebäudes (oder einer Gebäudezone). Der Zustand  $\theta_i$  beschreibt die Innenraumtemperatur, der Zustand  $\theta_w$  die Temperatur der Gebäudehülle. Dabei ist nicht festgelegt für welche Stelle der Gebäudehülle diese Temperatur gilt, sie charakterisiert lediglich den Beladungszustand der thermischen Kapazität des Gebäudes. Nicht alle Zustandsgrößen müssen als gemessene Zeitreihe vorliegen. So wird in diesem Beispiel der Zustand  $\theta_w$  in der Regel nicht mit Messdaten abgeglichen. Die Widerstände  $R_{wi}$  und  $R_{we}$  beschreiben den Wärmedurchgangswiderstand durch die Gebäudehülle. In diesem einfachen Modell werden darin auch die Wärmeverluste durch In-/Exfiltration von Außenluft inkludiert. Die Kapazität  $C_i$  repräsentiert die thermische Kapazität der Innenraumluft (vernachlässigbar) und jener Materialsichten die eine starke thermische Kopplung zum Innenraumknoten besitzen, z.B. Möblierung, ersten Zentimeter der Wände, etc. Die Kapazität  $C_w$  repräsentiert somit die thermische Masse der Gebäudehülle bzw. derer „tieferen“ Schichten. Man erkennt, dass die Gebäudeparameter zwar physikalisch interpretierbar sind, aber nicht immer einem realen physikalischen Parameter ganz genau zugeordnet werden können. Der Gebäudeleitwert (HTC) lässt sich hingegen gut aus  $R_{wi}$  und  $R_{we}$  bestimmen. Die im Schema (Abbildung 17) dargestellten Spannungs- und Stromquellen entsprechen im Gebäudemodell Temperatur- und Wärmequellen. Diese werden als externe gemessene Größen (Zeitreihen) vorgegeben, wie z.B. die Außentemperaturen  $\theta_e$ , die eingebrachte

Heizleistung  $\Phi_h$ , die solaren Gewinne  $gA\Phi_s$  (definiert durch Energiedurchlassgrad  $g$ , solarer Apertur  $A$  und Solarstrahlung  $\Phi_s$ ) sowie weitere interne Wärmequellen bzw. -senken  $\Phi_{Div}$ .

Betrachtet man die Knoten der beiden Zustände  $\theta_i$  und  $\theta_w$ , so lassen sich hier die Energiebilanzen aufstellen und man erhält folgende zwei Differentialgleichungen:

$$C_i \frac{\partial \theta_i}{\partial t} = \Phi_h + gA\Phi_s + \Phi_{Div} + \frac{(\theta_w - \theta_i)}{R_{wi}} \quad (9)$$

$$C_w \frac{\partial \theta_w}{\partial t} = \frac{(\theta_i - \theta_w)}{R_{wi}} + \frac{(\theta_e - \theta_w)}{R_{we}} \quad (10)$$

Diese lassen sich mit den Vektoren  $x$  (Zustände) und  $u$  (externer Input) wie folgt darstellen:

$$\dot{x} = A \cdot x + B \cdot u \quad (11)$$

$$x = \begin{pmatrix} \theta_i \\ \theta_w \end{pmatrix} \quad u = \begin{pmatrix} \theta_e \\ \Phi_h \\ gA\Phi_s \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{C_i R_{wi}} & \frac{1}{C_i R_{wi}} \\ \frac{1}{C_w R_{wi}} & -\left(\frac{1}{C_w R_{wi}} + \frac{1}{C_w R_{we}}\right) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_i} & \frac{1}{C_i} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{C_w R_{we}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

Diese Gleichung (11) beschreibt somit das thermische Verhalten des Systems. Die sogenannte Messgleichung (14) definiert den Modelloutput  $y$  welcher mit Hilfe einer Messung verglichen werden kann. Für dieses Beispiel vereinfacht sich die Messgleichung, weil Zustand  $\theta_i$  dem Modelloutput  $y$  entspricht.

$$y = C \cdot x + D \cdot u \quad (14)$$

$$C = [1 \quad 0] \quad D = [0 \quad 0 \quad 0] \quad (15)$$

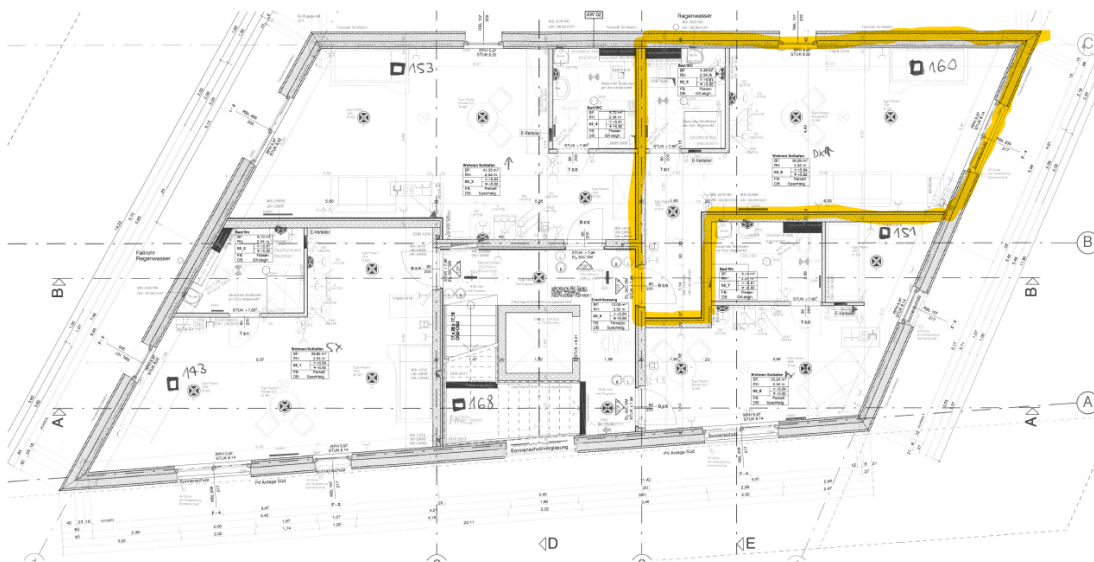
## 5.2.2. Erprobung der Identifikationsmethoden – Nationale Aktivitäten

### Beschreibung Feldstudienobjekt

Für die Erprobung der Identifikationsmethoden wurde ein Objekt in Innsbruck ausgewählt. Es wurde nach Passivhausstandard errichtet. Für die Raumheizung werden Elektro-Konvektoren und für die Warmwasserbereitung Elektrokessel (wohnungsweise) eingesetzt. An der Südfassade ist eine Photovoltaik-Anlage (27,3 kWp) errichtet, die einen möglichst großen Teil des Strombedarfs decken soll. Ebenfalls ist eine zentrale mechanische Lüftungsanlage mit Wärmerückgewinnung installiert. Bei dem Gebäude handelt es sich um ein Versuchsprojekt der Innsbrucker Immobiliengesellschaft (IIG). Die Idee dabei war die Investitionskosten möglichst gering zu halten, den Installationsaufwand zu minimieren, die Verteilverluste zu eliminieren und den Anteil von, vor Ort erzeugter, erneuerbarer Energie, unter der Nutzung des verfügbaren Platzes in der Fassade, zu erhöhen. Aufgrund der direktelektrischen Wärmeerzeuger eignete es sich sehr gut für die Erprobung der Identifikationsmethoden aus diesem Annex.

Genutzt wird das Gebäude vom Verein "Psychosozialer Betreuungsdienst Tirol". Der Verein begleitet psychisch kranke Menschen, denen nach einem Klinikaufenthalt ein vorübergehendes betreutes Wohnumfeld mit einem therapeutischen Angebot als Hilfestellung auf dem Weg in ein eigenständiges Leben angeboten werden soll. Es handelt sich um ein fünfstöckiges Gebäude mit einer Nutzfläche von 1205 m<sup>2</sup>. Insgesamt besteht das Gebäude aus 14 kleinen Wohnungen mit einer durchschnittlichen Wohnungsfläche von 35 m<sup>2</sup> und einigen Gemeinschaftsräumen wie Therapieraum (im Dachgeschoss), Bastelraum, Aufenthaltsraum, Küche und Verwaltungsbereich. In Summe gibt es 15 Küchen bzw. Kochbereich, 17 Bäder und einen zusätzlichen Duschaum mit zwei Duschen. Von der IIG werden sämtliche Räume messtechnisch erfasst und die Messdaten zur Verfügung gestellt. Die Messdaten wurden in 15 Minuten Zeitschritten aufgezeichnet und umfassen für jede Wohnung die Raumtemperatur, die elektrischen Energien für Raumheizung, Warmwasser und Haushaltsstrom. Außerdem wurde noch zusätzlich für das gesamte Gebäude die elektrische Leistung für Lüftung und der PV-Ertrag dokumentiert. Im Rahmen eines Monitoringprojekts wurden weitere Temperatur und Feuchtesensoren im ganzen Gebäude verteilt positioniert und über einen längeren Zeitraum gemessen. (Dermentzis et al., 2018; Venturi et al., 2022)

Abbildung 18: Planausschnitt 2. Obergeschoß



Für die Parameteridentifikation wurde die Wohnung 06 im Nord-Osten des 2. Obergeschoß ausgewählt. Neben den Messdaten der IIG wurden in dieser Wohnung noch zusätzliche Messdaten für den Zeitraum vom 16.11.2018 bis zum 08.07.2019 erfasst. Innerhalb dieses Zeitraums war die Wohneinheit bis zum 16.01.2019 unbewohnt. Während der unbewohnten Zeit wurde die Raumtemperaturen an acht weiteren Positionen (im Raum und in der Zu- und Abluft verteilt) und die CO<sub>2</sub> Konzentration sowie die relative Feuchte gemessen. Nach Bezug der Wohnung am 16.01.2019 wurde in dem genannten Zeitraum zusätzlich CO<sub>2</sub> Konzentration, relative Feuchte sowie die Zu- und Ablufttemperatur gemessen. Siehe Abbildung 19.

Abbildung 19: Untersuchte Wohneinheit und Sensorpositionen im unbewohnten Zeitraum



#### Datenvorbereitung / Pre-processing:

##### 1. Objektkenndaten

Diese wurden aus den zur Verfügung gestellten Planunterlagen (siehe ) entnommen. Eine Trennung zwischen Wohnbereich und Nassbereich wurde in der Berechnung vernachlässigt. Es ist davon auszugehen, dass die Badezimmertür meist offenstand sodass der Gesamtbereich als eine thermische Zone behandelt werden kann. Die verwendeten Objektdaten sind in Tabelle 10 zusammengefasst. Die hier dokumentierte Fensterfläche bezieht sich auf die lichte Öffnung der Wand (inklusive Fensterrahmen).

Tabelle 10: Objektinformationen zum Standort "An-der-Lan"

Bezeichnung	Wert
Seehöhe	582,00 m
Breitengrad	47,27 °
Längengrad	11,43 °
Fläche	43,75 m <sup>2</sup>
Raumhöhe	2,54 m
Volumen	111,13 m <sup>3</sup>
Fenster N	2,19 m <sup>2</sup>
Fenster O	4,54 m <sup>2</sup>

##### 2. Innentemperaturen

Als Referenzwert für die Innentemperaturen (sowohl für das Apartment 06 als auch für die Nachbarräume) wurden die Messwerte der IIG verwendet. Die zusätzlichen Messwerte im Zeitraum 16.11.2018 bis zum 08.07.2019 wurden zur Validierung der IIG-Raumtemperatur verwendet. Wie in Abbildung 20 ersichtlich, findet eine Schichtung der Temperatur im Raum statt und der Wert der IIG (schwarz) kann als Referenzwert der Raumtemperatur verwendet werden.



Abbildung 20: Temperaturverlauf [°C] an den verschiedenen Messpositionen im unbewohnten Zeitraum 16.11.2018 bis 16.01.2019

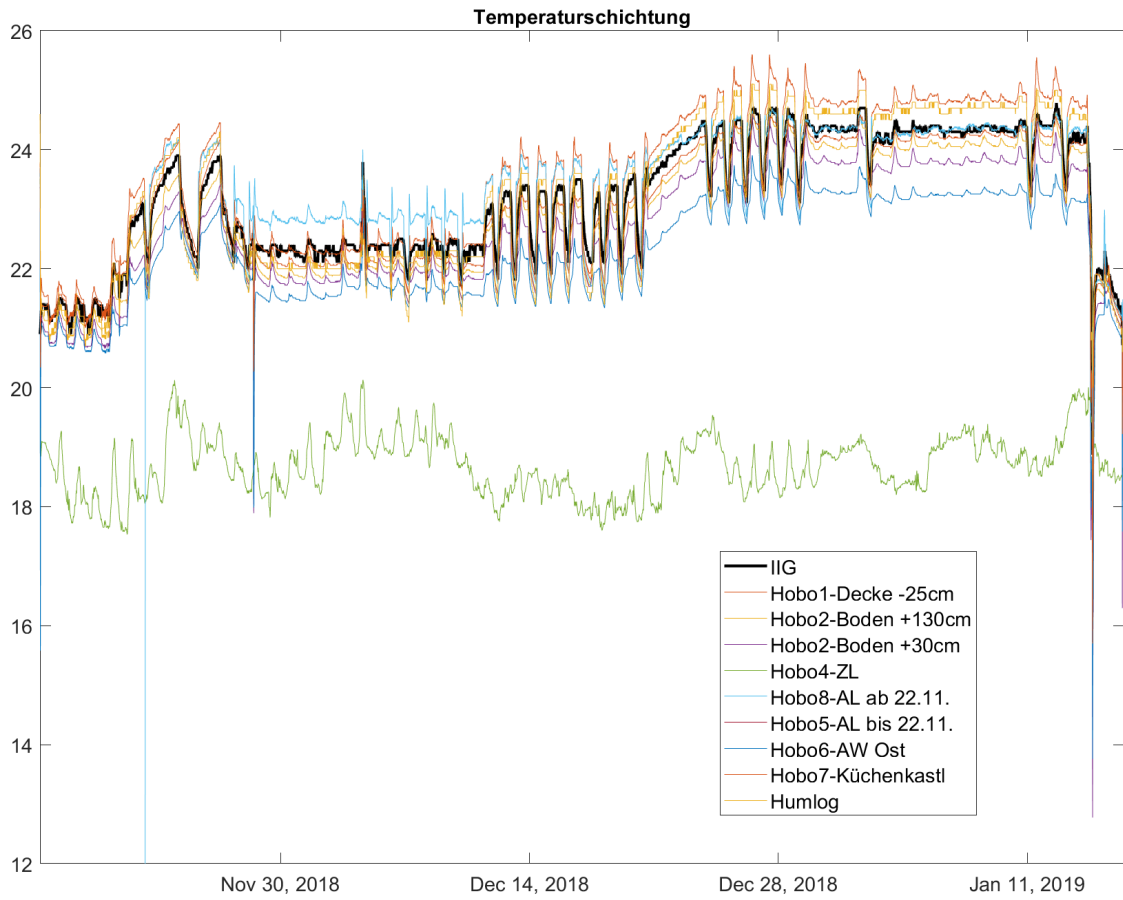
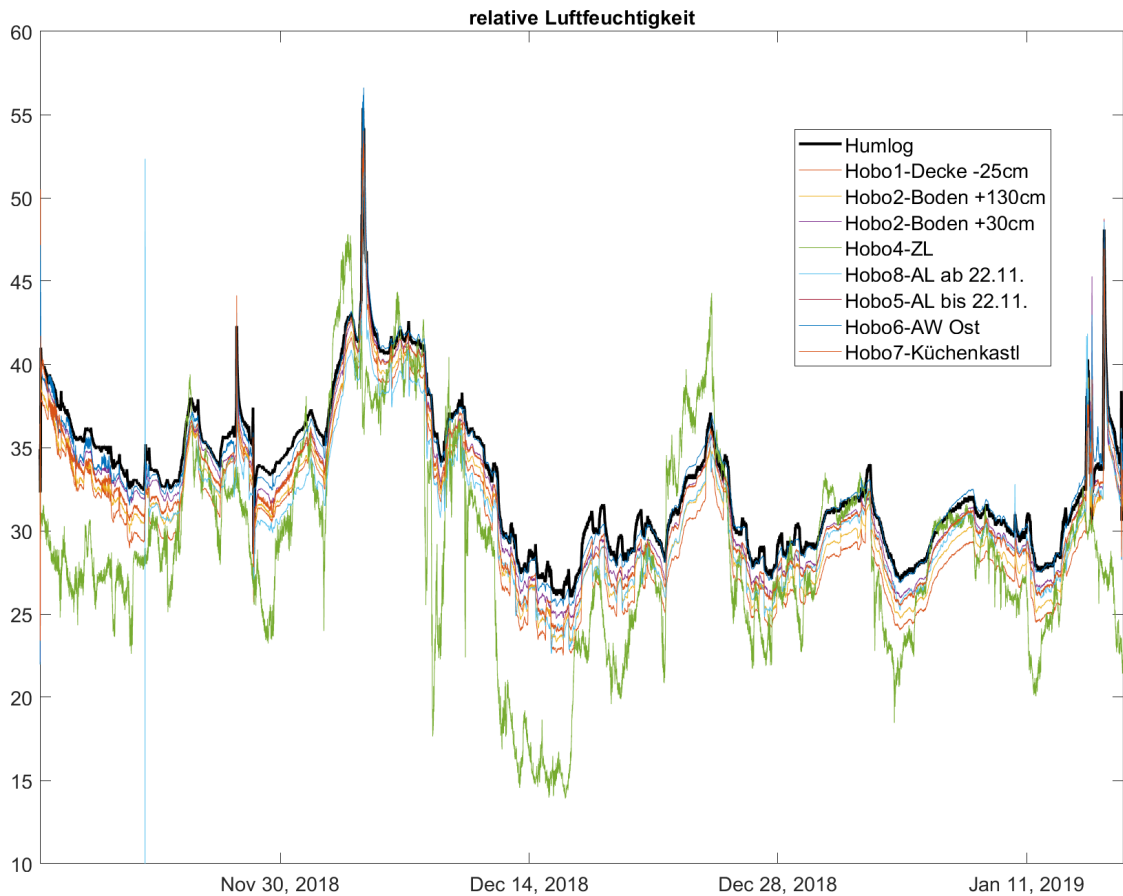


Abbildung 21: Relative Luftfeuchtigkeit [%] an den verschiedenen Messpositionen im unbewohnten Zeitraum 16.11.2018 bis 16.01.2019



### 3. Klimadaten

Die verwendeten Klimadaten wie Außentemperatur und Solarstrahlung wurden von der ZAMG (Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik) für folgenden Standpunkt in Tabelle 11 bezogen. Das Zeitintervall dieser Daten lag bei 10 Minuten.

Tabelle 11: Objektinformationen Standort Messstation am Flughafen Innsbruck

Bezeichnung	Wert
Seehöhe	578,00 m
Breite	47,26 °
Länge	11,36 °

### 4. Solarstrahlung

Die Messdaten der ZAMG wurden zur Berücksichtigung der solaren Gewinne für die stationären als auch die dynamischen Modelle anders verarbeitet. Die Rohdaten enthielten die Global- und Diffusstrahlung auf die horizontale Fläche.

- Stationäre Modelle:

Aufgrund der Mittelung der Messdaten im stationären Fall wurde die Direktstrahlung vereinfacht aus der Differenz zwischen Global- und Diffusstrahlung gebildet. Diese Werte wurden anschließend um 10% abgemindert und zur Umrechnung auf die vertikale Fläche und ebenso zur Berücksichtigung der Verschattung,

Verglasungsanteil und Verschmutzung je nach Himmelsrichtung mit folgenden Werten (siehe Tabelle 12) multipliziert (entnommen aus PHPP).

Tabelle 12: Parameter für die Berechnung der solaren Einstrahlung am stationären Modell

Bezeichnung	Orientierung	Wert
f_sol_n	Nord	0,3
f_sol_o	Ost	0,32
f_sol_s	Süd	0,53
f_sol_w	West	0,33
g-Wert	-	0,5

- Dynamische Modelle:**  
 In den dynamischen Modellen wurde aufgrund der kleinen Zeitschritte bei der Berechnung die Direktstrahlung auf die vertikalen Flächen über den aktuellen Sonnenstand am Objektstandort berechnet. Dabei wurde ebenso die Orientierung der Wandfläche berücksichtigt. In den dynamischen Modellen wurde ein eigener Parameter (gA) als zusätzlicher Freiheitsgrad ergänzt. Dieser Parameter beinhaltet Energiedurchlassgrad (g-Wert) und effektive solare Apertur sowie sämtliche Abminderungen durch Verschattung und Verschmutzung. In einem nächsten Schritt könnte auch noch untersucht werden, ob statt der gemessenen Globalstrahlung der PV-Ertrag als Eingangssignal für die Solaren Gewinne verwendet werden kann. Diese Daten sind eine weitere Vereinfachung bzw. Fehlerquelle und wurden daher nicht verwendet.

## 5. Lüftungsverluste

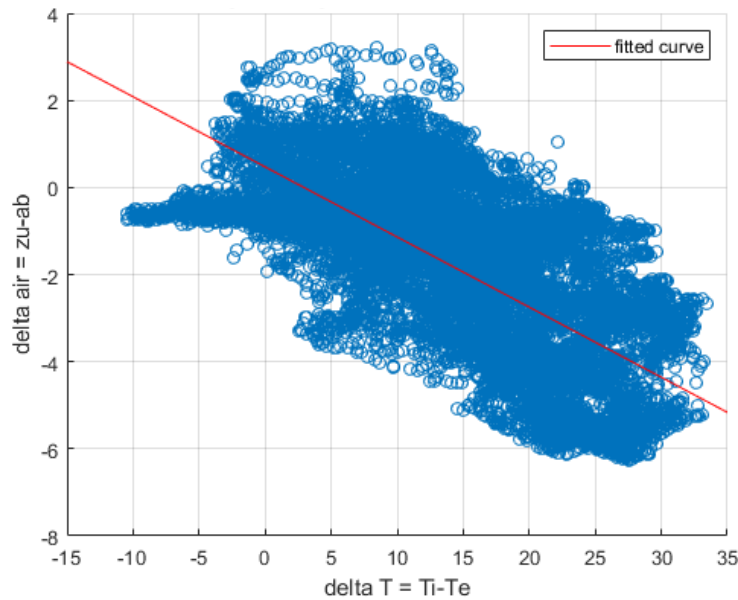
Die Luftwechselrate wurde nicht dokumentiert bzw. gemessen. Es wurde zwar die elektrische Leistungsaufnahme der Lüftungsanlage im gesamten Gebäude aufgezeichnet, jedoch kann dadurch nicht direkt auf den Luftwechsel geschlossen werden. In dieser Leistungsaufnahme ist zum Beispiel auch das Nachheizregister inkludiert und spiegelt daher nicht die direkte Leistung des Ventilators wider. Berechnet wurden die Lüftungsverluste mit den Werten aus Tabelle 13 und Formel (16). Der Luftwechsel wurde aus den Planungsunterlagen (PHPP) entnommen. Da nicht im gesamten Zeitraum die Zu- und Ablufttemperatur gemessen wurde, erfolgte eine Trendermittlung zwischen dem Zusammenhang der Temperaturdifferenz zwischen Innen und Außen und der Zu- und Abluft (siehe Abbildung 22).

$$\Phi_{vent} = n * V * \rho_{Luft} * c_{p,Luft} * (\vartheta_{Zuluft} - \vartheta_{Abluft}) \quad (16)$$

Tabelle 13: Parameter für die Berechnung der Lüftungsverluste

Bezeichnung	Wert
Luftwechsel	0,43 1/h
$\rho_{\text{Luft}}$	1,204 kg/m <sup>3</sup>
$c_{p,\text{Luft}}$	1,006 kJ/(kgK)

Abbildung 22: Trendlinie und Zusammenhang zwischen den Temperaturdifferenzen



Wie man in der Abbildung 22 erkennen kann ist eine Abhängigkeit zwischen diesen Temperaturdifferenzen zuerkennen und lässt nach Formel (17) beschreiben:

$$(\vartheta_{\text{Zuluft}} - \vartheta_{\text{Abluft}}) = -0,161 * (\vartheta_{\text{Innen}} - \vartheta_{\text{Außen}}) + 0,472 \quad (17)$$

#### 6. Transmissionsverluste zu den Nachbarräume

Die Temperaturen der Nachbarräume werden, wie die Innentemperatur des untersuchten Raumes, die Daten der IIG verwendet. Im gleichen Stockwerk grenzt der untersuchte Raum im Süden an das Top05, im Westen an das Top07 und den Flur. Für den Flur gibt es keine Messdaten, daher werden die angrenzenden Flächen (ca. 5,6 m<sup>2</sup>) aliquot auf das Top05 und Top07 aufgeteilt. Nach unten grenzt der untersuchte Raum an das Top02 und nach oben an das Top10. In Tabelle 14 sind die berechneten U-Werte und Flächen zu den Nachbarräumen dargestellt.

Tabelle 14: Daten der angrenzenden Flächen zu den Nachbarräume

Nebenraum	Top05	Top07	Top02	Top10	Flur	Eingangstür
Fläche	28.8 m <sup>2</sup>	14.0 m <sup>2</sup>	49.0 m <sup>2</sup>	49.0 m <sup>2</sup>	5.6 m <sup>2</sup>	2.3 m <sup>2</sup>
U-Wert	1.94	1.94	0.38	0.40	1.94	3.00
	W/(m <sup>2</sup> K)	W/(m <sup>2</sup> K)	W/(m <sup>2</sup> K)	W/(m <sup>2</sup> K)	W/(m <sup>2</sup> K)	W/(m <sup>2</sup> K)

Die genaue Berechnung bzw. der Wandaufbau der einzelnen Zwischenwände und – Decken ist dem Anhang zu entnehmen. Die Transmissionsverluste bzw. -gewinne zu den Nachbarräumen werden somit gemäß Formel (18) ermittelt.

$$\Phi_{NR} = \sum A_{Top\ i} * U_{Top\ i} * (\vartheta_{Top\ i} - \vartheta_{Top06}) \quad (18)$$

Aufgrund des geringen Einflusses wurde eine Änderung des U-Wertes bei Umkehr des Wärmestromes (z.B. von Top10 nach Top06 statt von Top06 nach Top10) vernachlässigt. Der Wärmeübergangskoeffizient (Luft-Oberfläche) ist je nach Richtung des Wärmestroms (je nach Temperaturverhältnissen) anders, siehe z.B. EN ISO 6946. Die Auswirkung auf den U-Wert ist für den gegebenen Boden- bzw. Deckenaufbau jedoch sehr gering.

#### 7. Interne Gewinne

Bei den Messdaten der IIG wird neben den Temperaturen auch der Stromverbrauch pro Wohnung, getrennt für Geräte, Warmwasserboiler und Heizkörper bzw. Raumheizung, aufgezeichnet. Für die internen Gewinne wird als Annäherung 10% der elektrischen Leistung für der Warmwasseraufbereitung und 90% der elektrischen Leistung zufolge der Verbrauchsgeräte verwendet. Der Wärmeeintrag zufolge Personen wird nur in den stationären Modellen berücksichtigt. In dem Zeitraum wo CO<sub>2</sub>-Messwerte zur Verfügung stehen wird bei Erreichen eines Grenzwertes von 520 ppm (900-380 ppm) angenommen, dass sich eine Person in der Wohnung befindet. Im Zeitraum ohne CO<sub>2</sub>-Messwerte wird eine mittlere Belegung von 0,66 Personen angenommen. Der momentane Wärmeeintrag folgt daraus durch eine Multiplikation mit 76 W/Person.

#### 8. Berechnung HTC Außenwand

Als Referenzwert für die Parameterbestimmung wurde der HTC (Heat Transfer Coefficient) zuerst über eine einfache Handrechnung gemäß den Planungsunterlagen bestimmt. Der U-Wert für die Außenwand ist Tabelle 15 und der genaue Wandaufbau sowie die Berechnung dem Anhang zu entnehmen. Die U-Werte der Fenster wurden entsprechend dem PHPP berechnet. Hier wurde der U-Wert des Glases und des Rahmens sowie ein Wärmebrückenkoeffizient für den Glasrand als auch für den Einbau berücksichtigt. Daraus kann der HTC nach Formel (19) bestimmt werden. Hinweis: Die Fensterflächen weichen bei der U-Wertberechnung und der Parameteridentifikation ab. Die Werte in Tabelle 15 sind die Flächen bezogen auf das Stockmaß. In der U-Wert-Berechnung laut PHPP wurden die Fläche basierend auf die Architekturlichte verwendet.

Tabelle 15: Daten der Außenhülle

Parameter	Außenwand	Fenster N	Fenster O
Fläche	44.56 m <sup>2</sup>	2.19 m <sup>2</sup>	4.54 m <sup>2</sup>
U-Wert	0.13 W/(m <sup>2</sup> K)	0.88 W/(m <sup>2</sup> K)	0.79 W/(m <sup>2</sup> K)

$$HTC = (A_W - A_F) * U_W + A_F * U_W = 10,24 [W/K] \quad (19)$$

## 9. Datenbearbeitung

Die vorhandenen Messdaten wurden in unterschiedlichen Intervallen und Formaten aufgezeichnet. Für die weiteren Berechnungen mussten diese daher zuerst bearbeitet und zusammengeführt werden. Die Messdaten der elektrischen Energieverbräuche wurden zwar in 10 Minuten Intervallen gespeichert, jedoch betrug die Auflösung nur 1 kWh, was in den Aufzeichnungen zu sehr sprunghaften Verläufen führte.

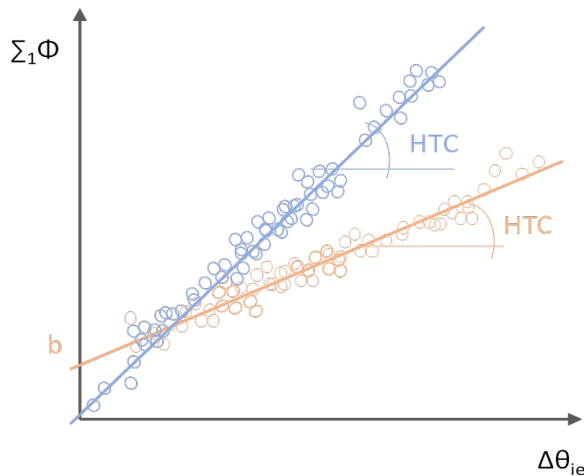
- Stationäre Modelle:  
Hier wurden die Messdaten immer für ein bestimmtes Intervall gemittelt. Es wurden daher unterschiedliche Intervalle untersucht.
- Dynamische Modelle:  
Hier wurden alle Messdaten auf 15 Minutenwerte interpoliert. Der Einfluss unterschiedlicher Glättungs- bzw. Mittelungsintervalle gewisser Inputdaten wurde hierbei untersucht und im Abschnitt „Ergebnisse Dynamische Modelle“ dokumentiert.

### Ergebnisse Stationäre Modelle / Lineare Regression

#### 1. Ansatz 01

Die Wärmebilanz kann gemäß Formel (5) in ein einfaches lineares Regressionsmodell mit der Summe der Wärmeströme  $\sum_1 \Phi$  als abhängige Variable und der Temperaturdifferenz zwischen Innen- und Außentemperatur ( $\theta_i - \theta_e$ ) als unabhängige Variable übersetzt werden. Wenn die Messdaten gegen diese beiden Variablen aufgetragen werden, ergibt die Steigung der angepassten Regressionsgeraden den HTC (siehe Abbildung 23). Normalerweise wird der Achsenabschnitt auf Null gesetzt. Dies kann die Fitqualität verschlechtern, macht die Bewertung aber wesentlich robuster. Im Folgenden werden beide Varianten untersucht.

Abbildung 23: Exemplarische Veranschaulichung für lineare Regression mit und ohne Null-Durchgang Quelle:(Bauwens et al., 2021)



Das lineare Regressionsmodell des „Ansatz 01“ wurde für vier unterschiedliche Zeiträume und die Messdaten über verschiedene Intervalle gemittelt. Insgesamt wurden zwei Zeiträume im Winter untersucht (einmal bewohnt und einmal unbewohnt) und ein Zeitraum über den ganzen Datenbereich. Aufgrund einer Periode im März/April 2019, in der vermutet wird, dass das Fenster unverhältnismäßig oft und lange offenstand, wurde ebenso ein Zeitraum ohne dieser Periode betrachtet. In Abbildung 24 sind die Auswertez Zeiträume zusammengefasst.

Abbildung 24: Untersuchte Auswertez Zeiträume samt gewählten Mittelungsintervallen

unbewohnter Zeitraum	bewohnter Zeitraum	gesamter Zeitraum	gesamter Zeitraum ohne kalte Periode
14.11.2018 bis 14.01.2019	14.11.2019 bis 14.01.2020	14.11.2018 bis 31.12.2020	30.04.2019 bis 31.12.2020
Intervall: 1h	Intervall: 1h	Intervall: 1h	Intervall: 1h
4h	4h	4h	4h
12h	12h	12h	12h
24h	24h	24h	24h
2d	2d	2d	2d
7d	7d	7d	7d

### Ansatz 01 / Variante 1: Ausgleichsgerade geht durch Null

Beispielhaft sind die Ergebnisse der vier Zeiträume mit einer Mittelung der Messdaten über 24 Stunden in Abbildung 25 bis Abbildung 28 dargestellt. Die Ausgleichsgeraden wurden in Matlab mit dem Befehl „fit“ erstellt. Das Ergebnis der Ausgleichsgeraden und dessen obere und untere Grenze ist dabei in Rot dargestellt. Wie man in Abbildung 25 sehen kann, unterliegen die Ergebnisse der Ausgleichsgeraden einer starken Streuung. Diese Streuung ist bei allen Zeiträumen zu erkennen, sie nimmt bei größeren Datenmengen jedoch ab.

Abbildung 25: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 1 unbewohnter Zeitraum (14.11.2018 bis 14.01.2019) und Mittelungsintervall 24h

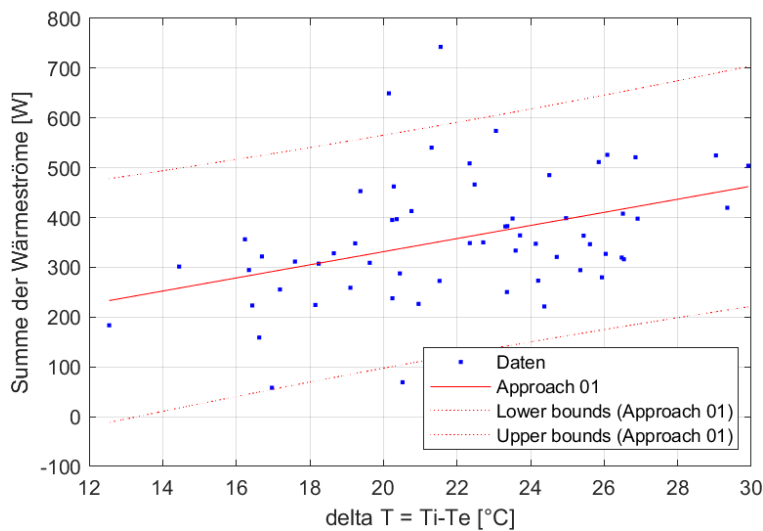


Abbildung 26: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 1 bewohnter Zeitraum (14.11.2019 bis 14.01.2020) und Mittelungsintervall 24h

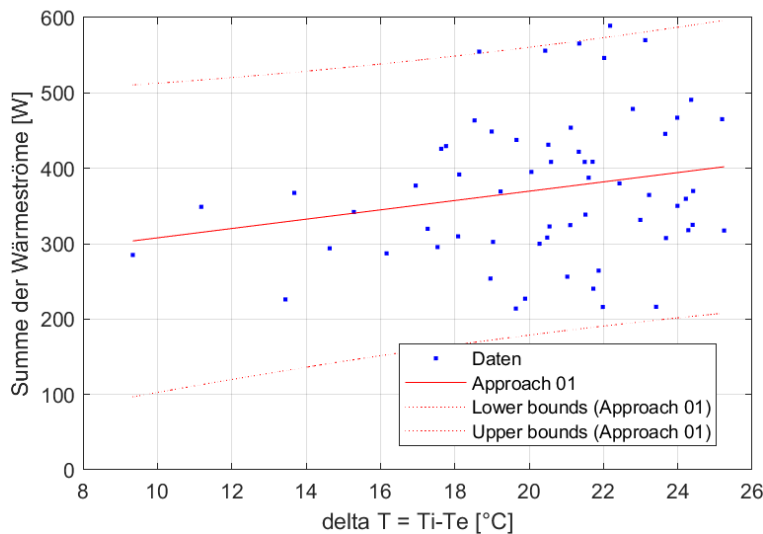




Abbildung 27: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 1  
gesamter Zeitraum (14.11.2018 bis 31.12.2020) und Mittelungsintervall 24h

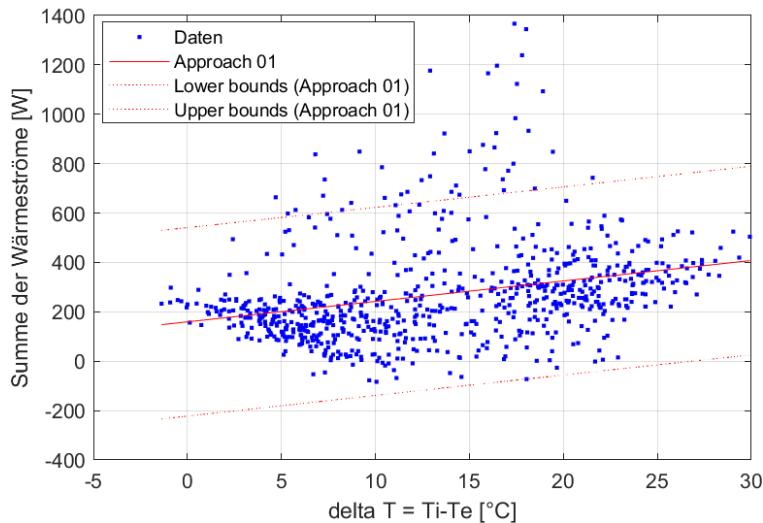
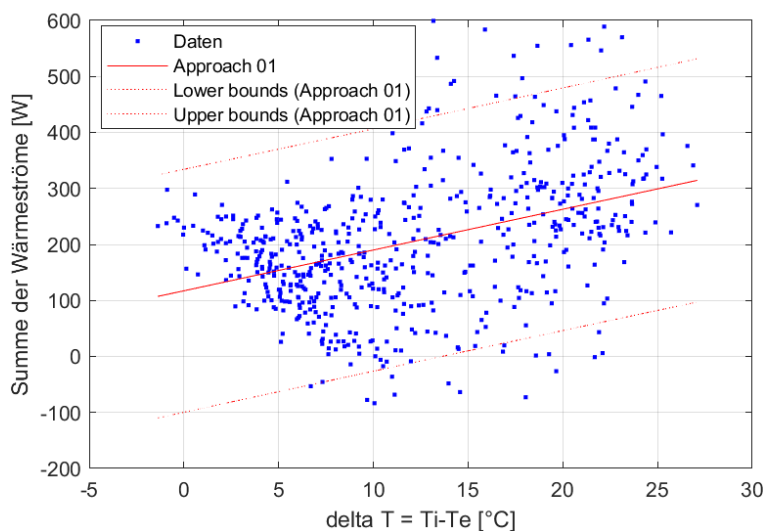
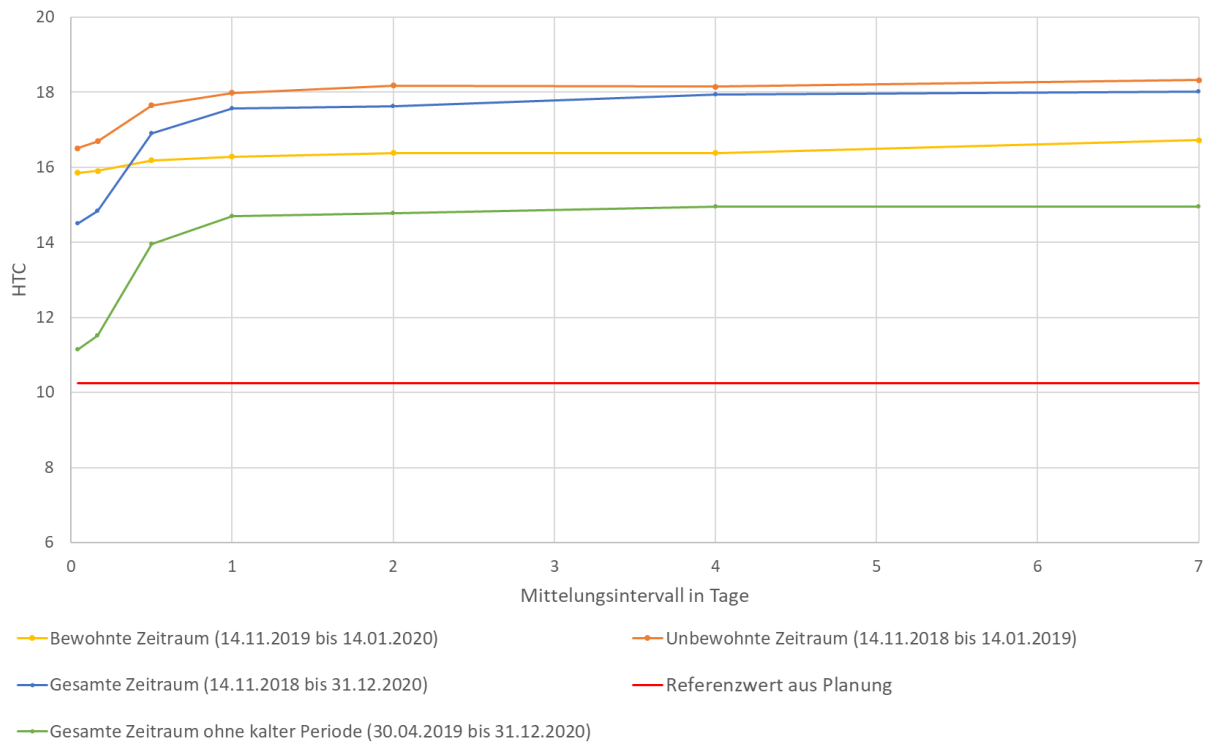


Abbildung 28: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 1  
gesamter Zeitraum ohne kalte Periode (30.04.2019 bis 31.12.2020) und  
Mittelungsintervall 24h



In Abbildung 29 sind alle Zeiträume und Mittelungsintervalle zusammengefasst dargestellt. Hier kann man erkennen, dass ab einer Mittelung der Daten größer 24 Stunden der HTC sich kaum noch verändert. Generell fällt der HTC über das stationäre Modell größer aus als der Referenzwert (Planungsunterlagen). Dies kann darauf zurückgeführt werden, dass im HTC des stationären Modelles Verluste aus der Infiltration, Fensterlüftung und nicht berücksichtigter Wärmebrücken enthalten sind. Im Vergleich zwischen dem Bewohnten und Unbewohnten Zeitraum erkennt man einen größeren HTC im bewohnten Fall. Eine Ursache dafür kann eine Mögliche Überschätzung der internen Gewinne sein bzw. ist im ersten Winter die Lüftungsanlage vermutlich mit einem größeren Luftwechsel betrieben worden. Im gesamten Zeitraum erkennt man auch den Einfluss der Perioden mit dem angenommenen offenen Fenster. Der HTC verringert sich in der Variante ohne diesem Zeitraum deutlich.

Abbildung 29: Zusammenfassung der Ergebnisse aus der linearen Regression mit Ansatz 01 / Variante 1. Jeder Punkt entspricht dem Ergebnis aus einer linearen Regression. Der identifizierte Gebäudeleitwert (HTC) trägt die Einheit [W/K].



### Variante 2: Ausgleichsgerade mit vertikalem Offset

Ebenso wie mit der Variante 1 mit einem forcierten Nulldurchgang der Ausgleichsgeraden werden die Ergebnisse der vier Zeiträume mit einer Mittelung der Messdaten über 24 Stunden in Abbildung 30 bis Abbildung 33 dargestellt.

Abbildung 30: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 2 unbewohnter Zeitraum (14.11.2018 bis 14.01.2019) und Mittelungsintervall 24h

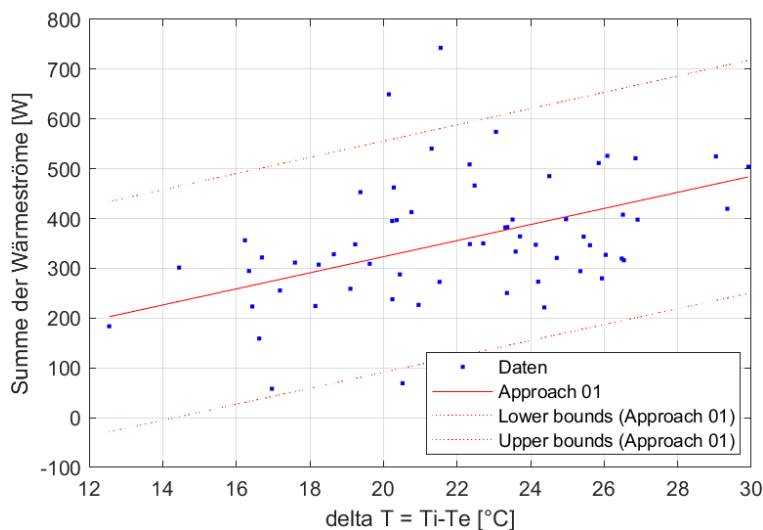


Abbildung 31: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 2  
bewohnter Zeitraum (14.11.2019 bis 14.01.2020) und Mittelungsintervall 24h

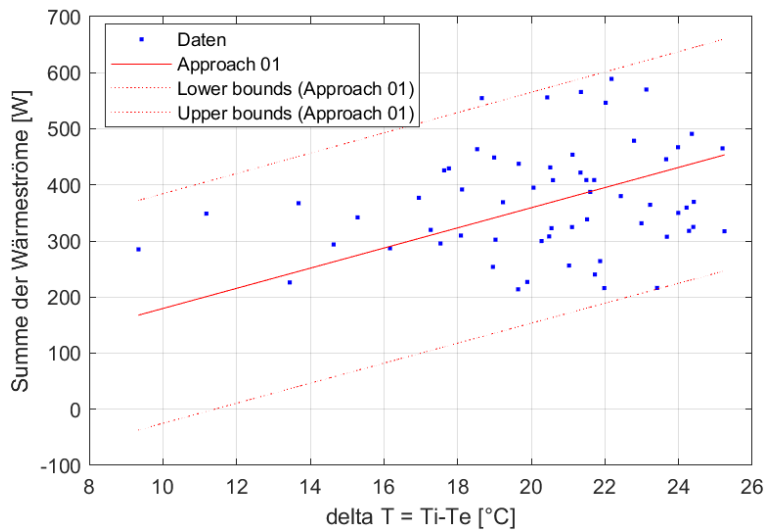


Abbildung 32: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 2  
gesamter Zeitraum (14.11.2018 bis 31.12.2020) und Mittelungsintervall 24h

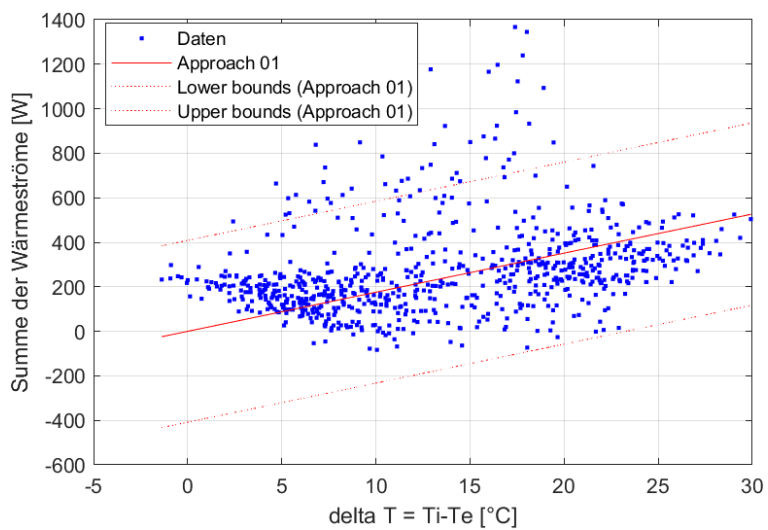
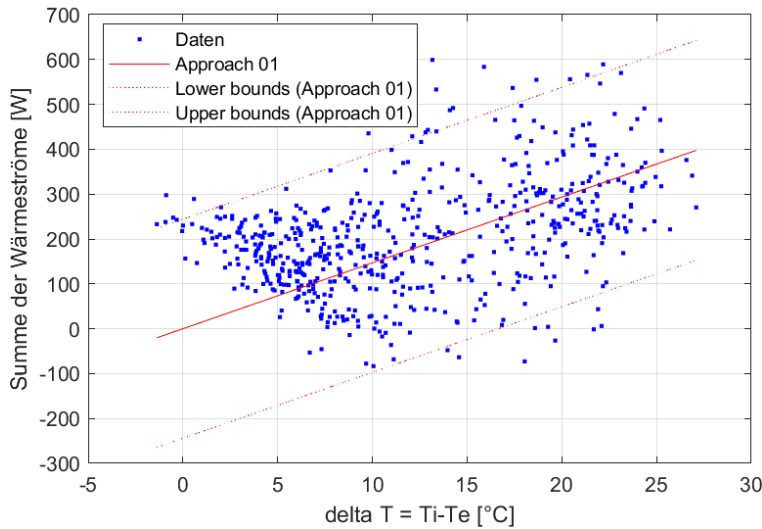
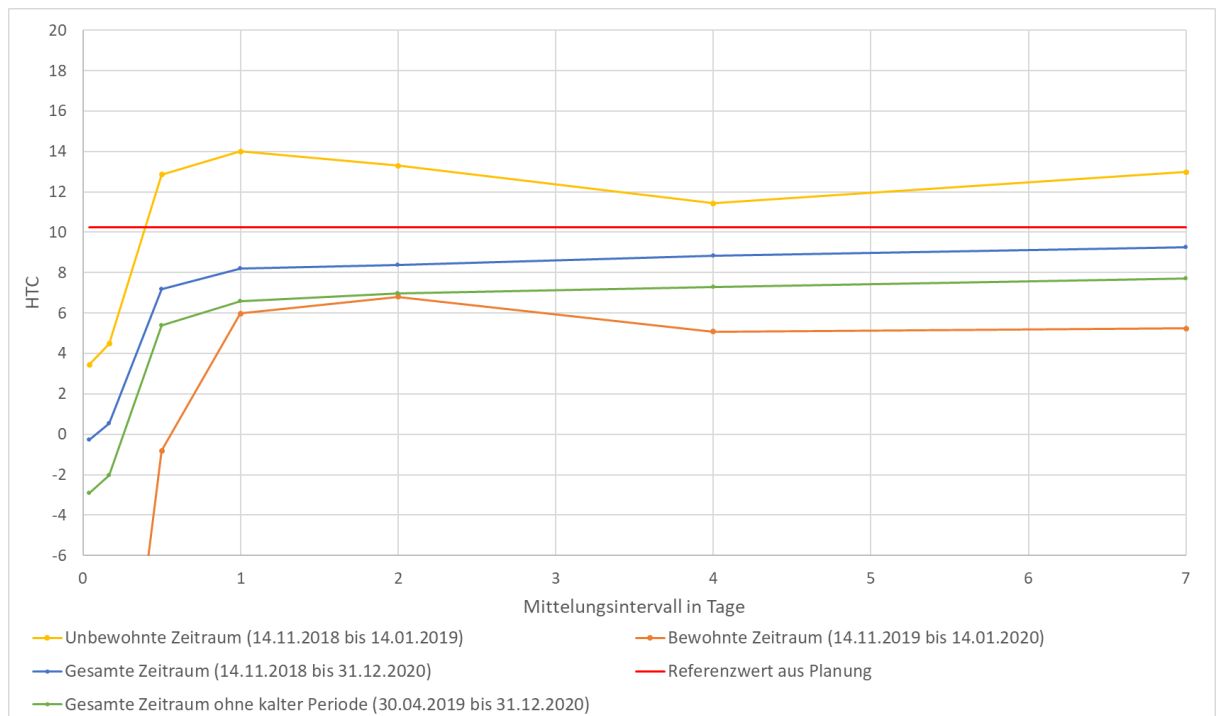


Abbildung 33: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 2 gesamter Zeitraum ohne kalte Periode (30.04.2019 bis 31.12.2020) und Mittelungsintervall 24h



Wie erwartet nehmen die Steigungen der Ausgleichsgeraden bei dieser Variante ab. Somit nimmt auch der HTC bei allen Zeiträumen ab und nähern sich dem theoretischen Wert des HTC (aus Planungsunterlagen).

Abbildung 34: Zusammenfassung der Ergebnisse aus der linearen Regression mit Ansatz 01 / Variante 2. Jeder Punkt entspricht dem Ergebnis aus einer linearen Regression. Der identifizierte Gebäudeleitwert (HTC) trägt die Einheit [W/K].



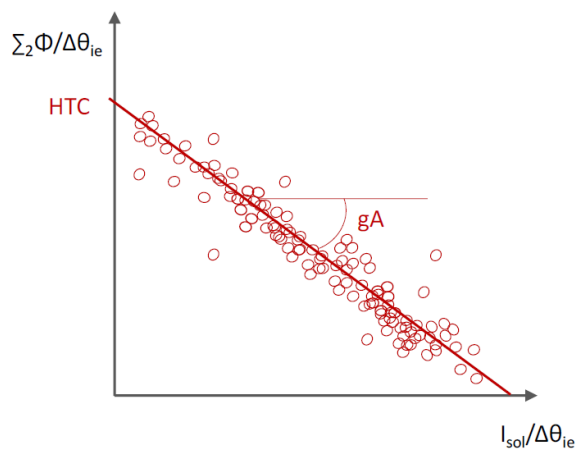
In der Zusammenfassung aller Variationen (Abbildung 34) ist der Effekt des gesunkenen HTC sehr gut erkennbar. Wie bei Variante 1 ändert sich der HTC ab einem Mittelungsintervall von größer einem Tag kaum noch. Ein HTC kleiner als der Referenzwert, wie es hier in drei der

vier Zeiträumen der Fall ist, ist jedoch nicht plausibel. Aufgrund der, im Referenzwert, nicht berücksichtigten Verluste aus Infiltration, Fensterlüftung und Wärmebrücken, wären höhere HTC Werte zu erwarten.

## 2. Ansatz 03

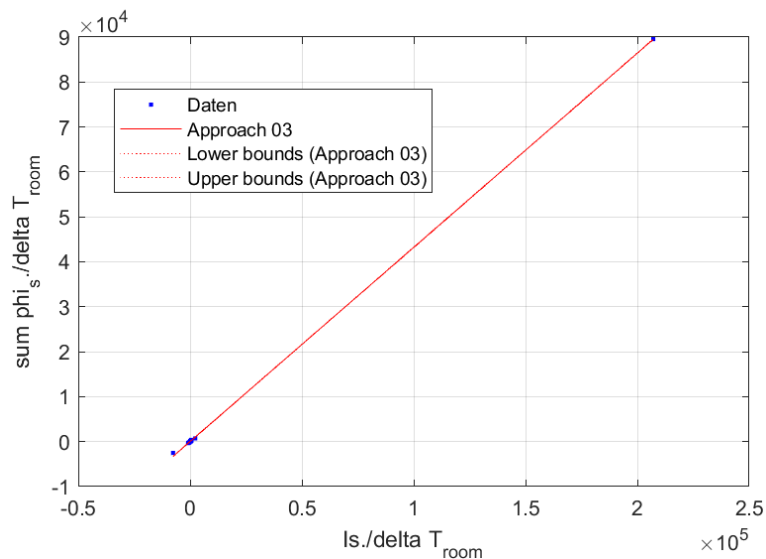
Wie oben erläutert kann die Wärmebilanz auch mit Formel (7) angeschrieben werden. Dabei wird die Solarstrahlung  $\Phi_s$  als zusätzliche unabhängige Variable definiert, womit ebenso die solare Apertur ( $gA$ ) als identifiziert werden kann. Dieses einfache lineare Regressionsmodell ist in Abbildung 35 dargestellt: Der Schnittpunkt der Regressionsgeraden mit der y-Achse bestimmt die HTC, während die Steigung der Regressionsgeraden einen Hinweis auf die solare Apertur liefert.

Abbildung 35: Lineare Regression Ansatz 03. Quelle: (Bauwens et al., 2021)



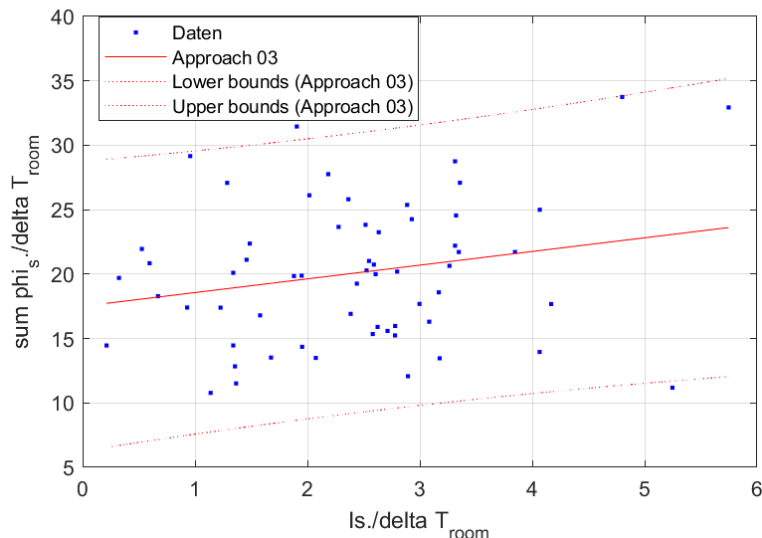
Dieser Ansatz wurde für den gesamten Zeitraum und dem bewohnten Zeitraum umgesetzt. Mit den Erfahrungen aus dem Approach 01 wurde hier auch wieder eine Mittelung von einem Tag vorgenommen.

Abbildung 36: Lineare Regression für Ansatz 03  
 gesamter Zeitraum (14.11.2018 bis 31.12.2020) Mittelungsintervall 24h



Wie in Abbildung 36 zu erkennen ist, ist eine Betrachtung der Daten mit dem Ansatz 03 über den gesamten Zeitraum nicht sinnvoll. Aufgrund der geringen Temperaturdifferenzen im Sommer zwischen Innen und Außen kann es hier zu einem sehr großen und unrealistischen Wert kommen. Daher wurde nur der Winterzeitraum in Abbildung 37 betrachtet.

Abbildung 37: Lineare Regression für Ansatz 03  
 bewohnter Zeitraum (14.11.2019 bis 14.01.2020) Mittelungsintervall 24h



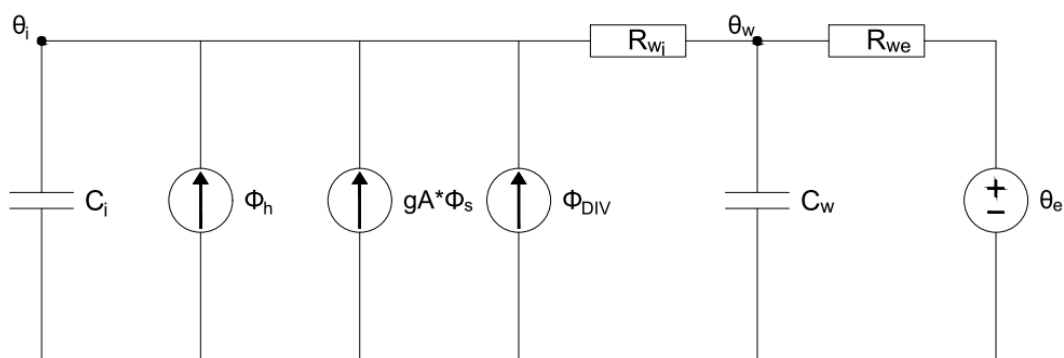
In Abbildung 37 ist ersichtlich, dass dieses stationäre Modell stark vom theoretischen Modell (Abbildung 35) abweicht. Grund dafür könnte die Mittelung der Daten sein. Die Solarstrahlung verhält sich sehr dynamisch. Ihr Einfluss auf das Modell müsste daher in kleineren Zeitschritten betrachtet werden. Die vorhandenen Messdaten, speziell der aufgezeichnete Strombedarf der Heizung, des Haushaltsstrom und des Warmwassers, machen jedoch, aufgrund der minimalen Auflösung von 1 kWh, eine Mittelung erforderlich.

## Ergebnisse Dynamische Modelle

Bei den dynamischen Modellen wurden sogenannte Greybox-Modelle verwendet. Das dynamische Gebäudeverhalten kann dabei durch eine Reihe von Differentialgleichungen erster Ordnung beschrieben werden. Diese können wiederum als einfache Widerstands-Kapazitäten Netzwerke abgebildet werden. Wobei der Detaillierungsgrad des Modells durch die Anzahl der abhängigen Parameter bestimmt werden kann. Im Folgenden werden die unterschiedlichen Modelle mit unterschiedlichen Differentialgleichungen und Detaillierungsgrad, die verwendet wurden, dargestellt bzw. näher erläutert.

Die verschiedenen Modelle können in zwei Grundvarianten unterteilt werden. Einmal ist die Zielvariable bzw. die abzuschätzende Variable die Innentemperatur und einmal die erforderliche Heizleistung. Als Ausgangsmodell wurde das Modell nach Abbildung 38 und (9) bis (13) verwendet. Dieses Modell besteht aus einem Wand- und einem Raumknoten. Die Lage des Wandknotens (d.h. das Verhältnis zwischen  $R_{wi}$  und  $R_{we}$ ) wurde nicht vorgegeben.

Abbildung 38: Modellschema -  $T_i$ \_  $T_w$ \_  $R_{wi}R_{we}$



Die Modelle wurden in Matlab mit der Funktion „idgrey“ initialisiert. Mit Hilfe der Messdaten sowie der Funktion „greyest“ wurden die Modellparameter identifiziert. Die Zustandsvariablen des Modells, die externen Inputs, die zu identifizierenden Parameter samt vorgegebenen Grenzen sind in Abbildung 39 zusammengefasst. Die Grenzwerte der Parameter wurden mit einfachen Abschätzungen festgelegt. Bei den Wandwiderständen wurde als obere Grenze der Kehrwert des doppelten zu erwartenden HTC von 10 W/K verwendet. Für die thermische Speicherkapazität wurde die gesamte Wärmekapazität des Wandaufbaus berechnet und Streubreiten abgeschätzt. In der solaren Apertur sind die Werte für den g-Wert des Fensters, der Glasanteil, die Verschattung sowie Verschmutzung berücksichtigt. Die Fensterfläche ist bereits in der Solarstrahlung enthalten. Der zeitliche Verlauf der Modellinput-Daten sind in Abbildung 40 dargestellt.

Abbildung 39: Modellparameter und Input bzw. Output

Input		
$\Phi_h$	Heizleistung	[W]
$\Phi_s$	Solarstrahlung	[W]
$\Phi_{DIV}$	diverse Leistung bestehend aus internen Gewinnen, Verluste/Gewinne zu den Nachbarräumen, Lüftungsverluste	[W]
$\theta_e$	Außentemperatur	[°C]

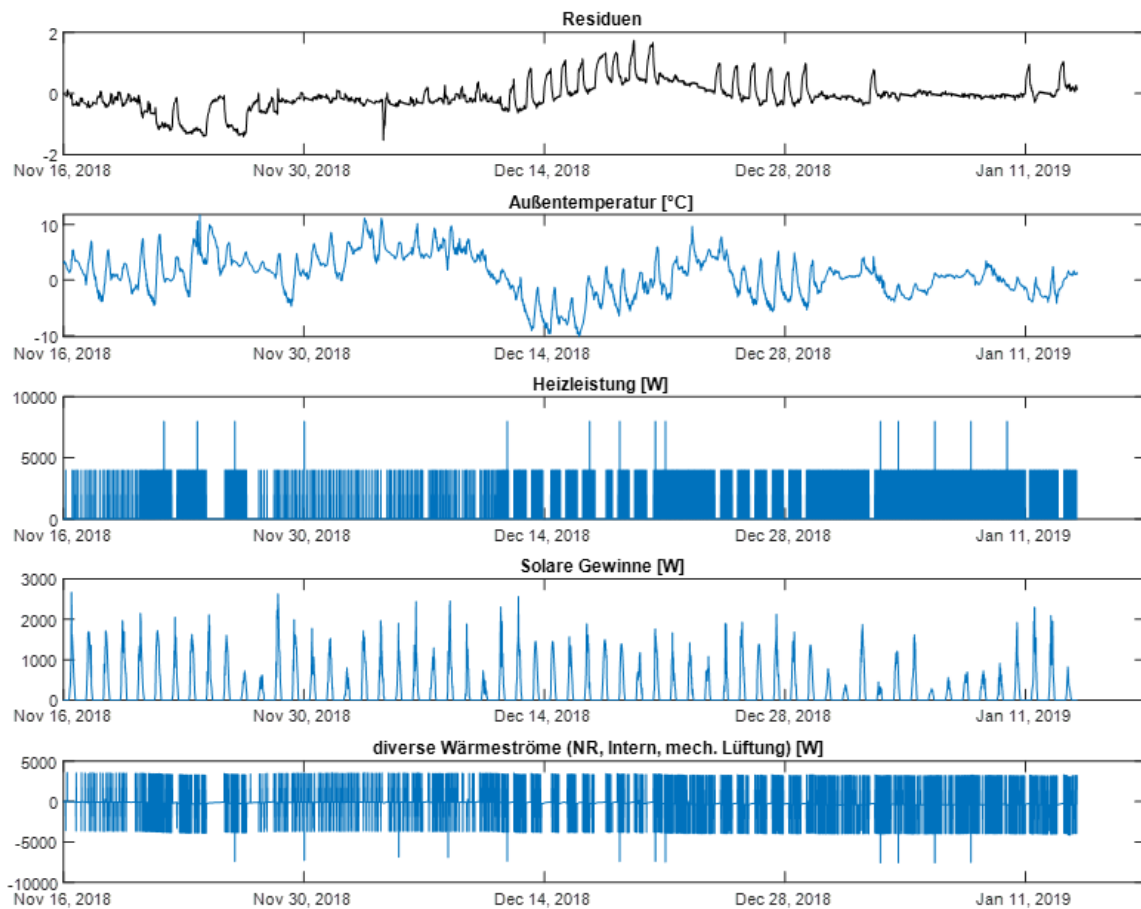
Parameter			MIN	MAX
$R_{wi}$	Wandwiderstand auf der Innenseite	[K/W]	0.005	0.2
$R_{we}$	Wandwiderstand auf der Außenseite	[K/W]	0.005	0.2
$C_i$	Speicherkapazität im Raumknoten	[J/K]	1.00E+07	6.00E+08
$C_w$	Speicherkapazität im Wandknoten	[J/K]	1.00E+07	6.00E+08
$gA$	solare Apertur (Fensterfläche ist bereits in der Solarstrahlung enthalten)	[-]	0.0	0.8

States		
$\theta_i$	Innentemperatur	[°C]
$\theta_w$	Wandtemperatur am Wandknoten	[°C]

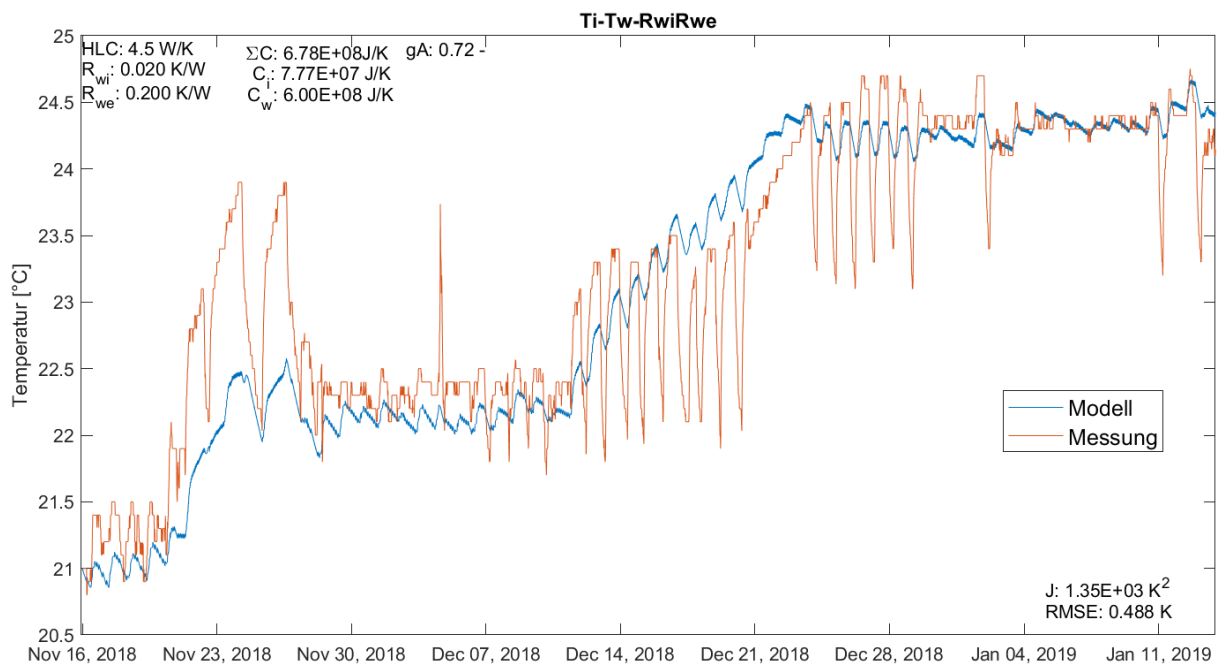


Abbildung 40: Zeitliche Verlauf der Modellinputs, sowie der Differenz zwischen Modell-Output und gemessenen Raumtemperatur (Residuen)



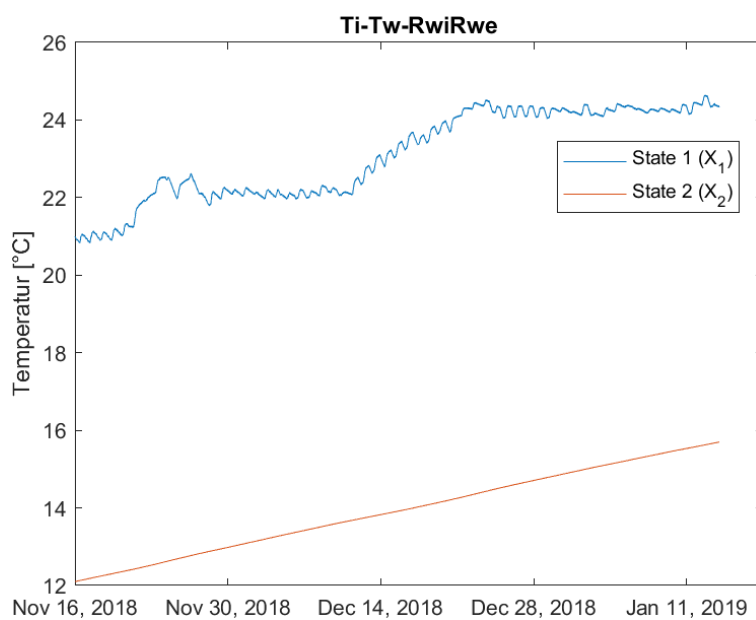
Mit diesen Eingangswerten wurde das Greybox-Modell mit Hilfe der dafür programmierten Matlab-Skripts bestimmt. Messwerte und Modell-Output für Innenraumtemperatur sind in Abbildung 41 gegenübergestellt. Beispielhaft wurde dafür der unbewohnte Zeitraum herangezogen.

Abbildung 41: Vergleich Modell und Messung für Raumtemperatur (unbewohnter Zeitraum)



Den prognostizierten Temperaturverlauf in dem unbekanntem Wandknoten (State 2) und der Innenraumtemperatur (State 1) sind in Abbildung 42 abgebildet. Als Startwert für den Wandknoten  $\theta_w$  wurde der Mittelwert zwischen Innen- und Außentemperatur verwendet.

Abbildung 42: Temperaturverlauf der Knoten bzw. States



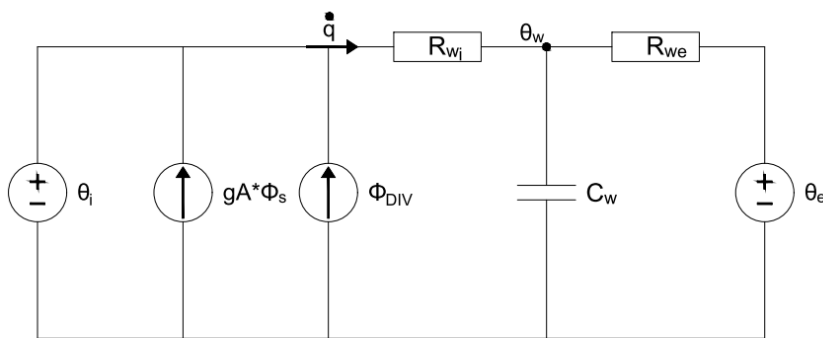
Die in diesem konkreten Beispiel identifizierten Parameterwerte sind in Tabelle 16 dokumentiert. Hinweis: Wie sich herausstellte, hängen die identifizierten Parameterwerte je nach Modell, zum Teil stark von den gewählten Startwerten ab. Die Ergebnisse in Tabelle 16 sind exemplarisch für (innerhalb der Plausibilitätsgrenzen) zufällig gewählte Startwerte.

Tabelle 16: Ergebnisse einer Parameterbestimmung

Parameter	Bezeichnung	Einheit	Werte
$R_{wi}$	Wandwiderstand auf der Innenseite	[K/W]	0,02
$R_{we}$	Wandwiderstand auf der Außenseite	[K/W]	0,2
$C_i$	Speicherkapazität im Raumknoten	[J/K]	7,77E+07
$C_w$	Speicherkapazität im Wandknoten	[J/K]	6,00E+08
$gA$	solare Apertur (Fensterfläche ist bereits in der Solarstrahlung enthalten)	[-]	0,72
$\Sigma C$	Summe der Kapazitäten	[J/K]	6,78E+08
HTC	$=1/(R_{wi}+R_{we})$	[W/K]	4,6

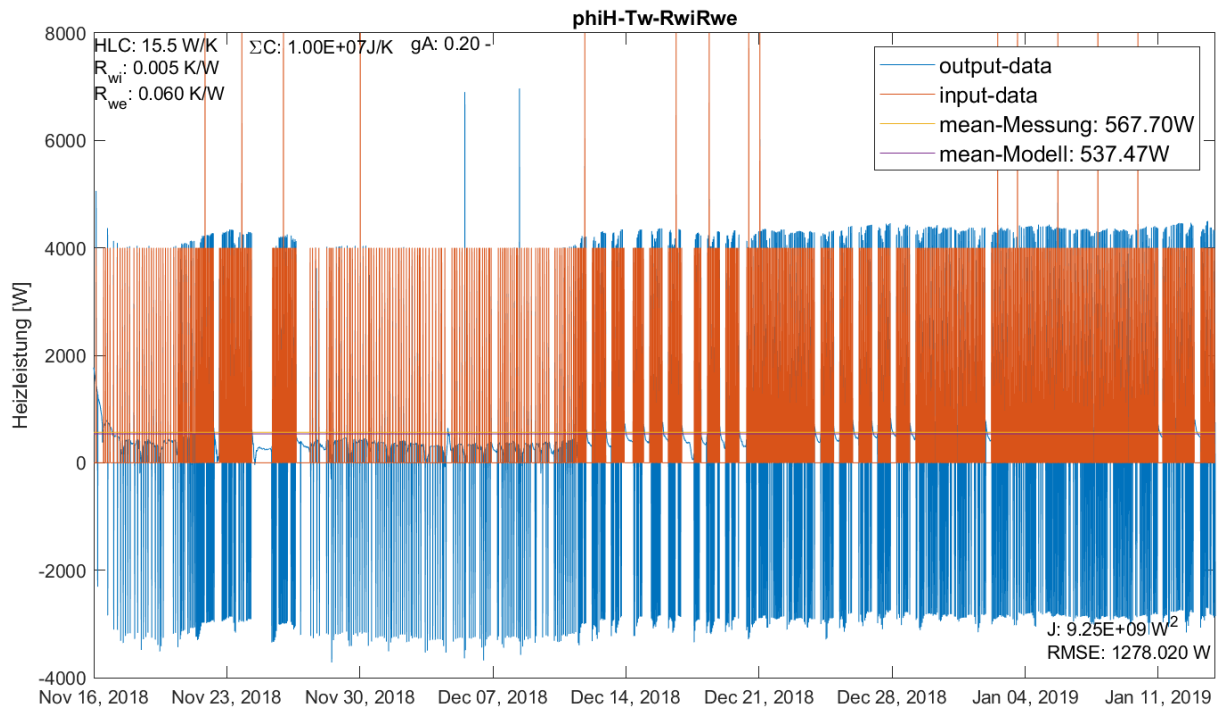
Ähnlich zu diesem Modell kann auch ein Modell mit der Heizleistung als Zielvariable definiert werden. Das Modellschema zu dieser Variante ist in Abbildung 43 dargestellt.

Abbildung 43: Modellschema - phiH\_Tw\_RwiRwe



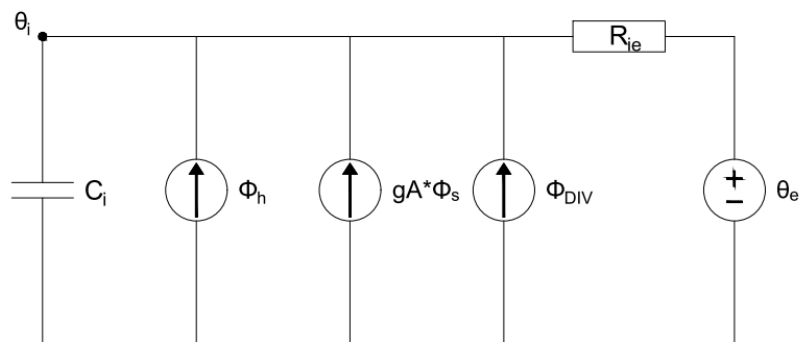
Der Wandaufbau ist hier gleich es ändert sich nur, dass die Innentemperatur als Inputvariable verwendet wird. Somit muss die Kapazität des Innenraumes nicht zusätzlich modelliert werden. Bei der Parameterinitialisierung wurde die solare Apertur auf 0,2 fixiert. Der Vergleich zwischen Messung und Modell ist in Abbildung 44 dargestellt.

Abbildung 44: Vergleich Modelldaten mit Messdaten - Heizleistung



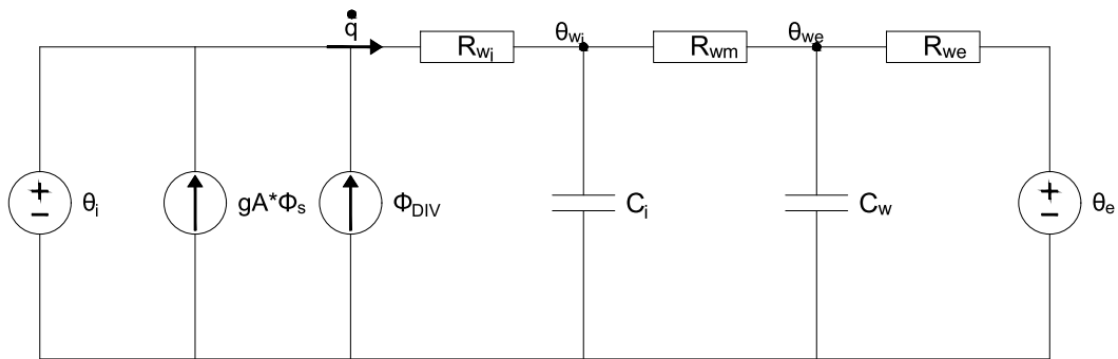
Auf diese Weise wurden neben diesen beiden Basisvarianten noch acht weitere Modellvarianten ausgearbeitet, die im Folgenden aufgelistet bzw. abgebildet sind. Die einfachste Variante ist in Abbildung 45 dargestellt. Hier wird die gesamte Gebäudehülle (gegen Außenluft) nur durch einen Widerstand dargestellt.

Abbildung 45: Modellschema - Ti\_Rie



Etwas detaillierter als das Basismodell ist das Modell „TwiTwe\_RwiRwmRwe“ wie in Abbildung 46 dargestellt, mit einer Unterteilung in zwei Wandknoten.

Abbildung 46: Modellschema – phiH\_TwiTwe\_RwiRwmRwe



Die Modelle in Abbildung 47 und Abbildung 48 sind mit einem direkten Widerstand an das Außenklima gekoppelt. Dieser direkte Widerstand sollte eventuelle Infiltrationsverluste bzw. Lüftungsverluste oder Transmissionsverluste durch nahezu masselose Bauteile (z.B. Fenster) berücksichtigen.

Abbildung 47: Modellschema - Ti\_Tw\_RwiRweRie

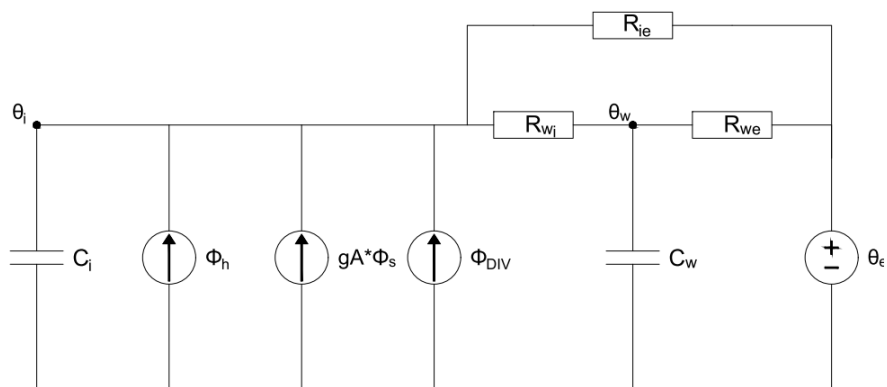
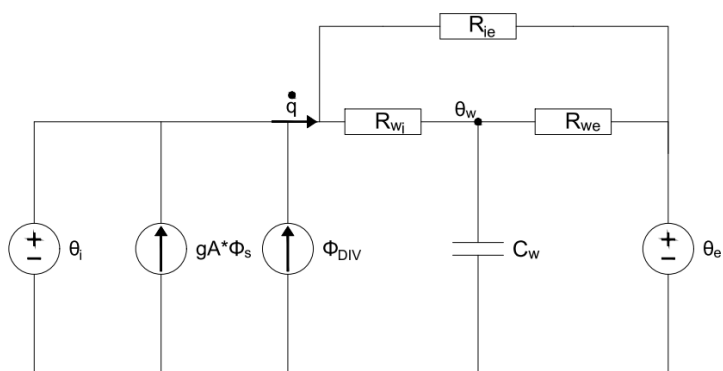


Abbildung 48: Modellschema - phiH\_Tw\_RwiRweRie



Eine weitere Variante bestand darin die Koppelung der Nachbarräume zu betrachten. Dieser Aufbau ist in Abbildung 49 und Abbildung 50 dargestellt. Hier wurden noch zusätzliche Ströme zu den

Nachbarräumen berücksichtigt. Aufgrund der gleichen Wandaufbauten zu den Nebenräumen im gleichen Stock sowie zu den benachbarten Räumen im 1. bzw. 3. Stock wurden hier immer die gleichen thermischen Kapazitäten (gleichen Modellparameter) angesetzt.

Abbildung 49: Modellschema -  $T_i\_TwTd2Td10Tw5Tw7\_RwiRweRd1Rd2Rn1Rn2$

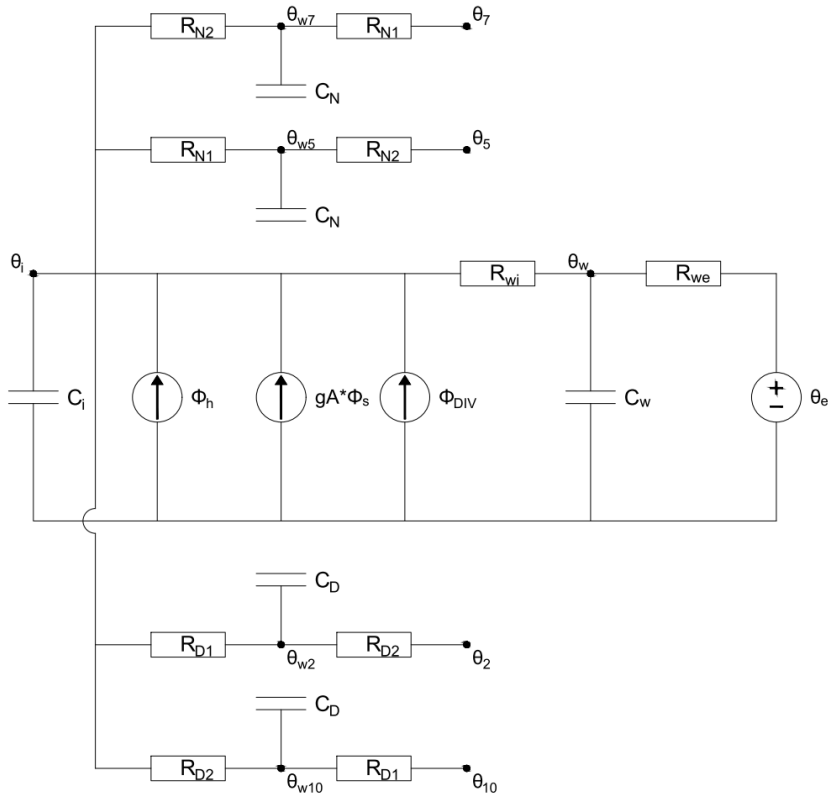
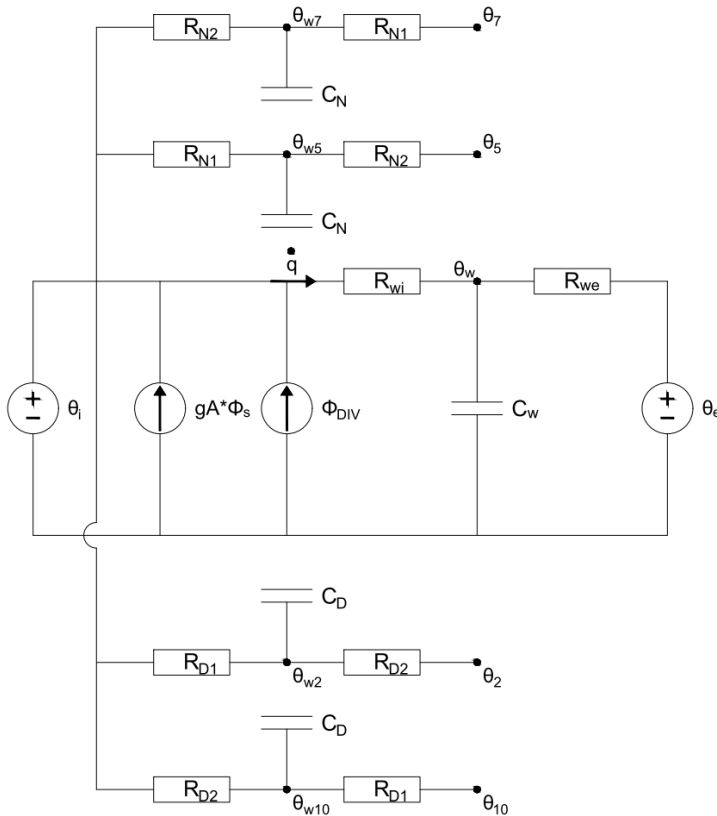


Abbildung 50: Modellschema - phiH\_ TwTd2Td10Tw5Tw7\_RwiRweRd1Rd2Rn1Rn2



Zusätzlich wurde noch eine Variante untersucht bei der, zur Berücksichtigung des Luftwechsels, eine weitere Differentialgleichung basierend auf den gemessenen CO<sub>2</sub>-Daten eingeführt wurde (Abbildung 51). Dabei wird ein CO<sub>2</sub>-Eintrag  $\dot{V}_{CO_2}$  von 18 l/h und pro Person berücksichtigt. Die Differentialgleichungen zu diesem Modell können wie in Formel (20) bis (22) angeschrieben werden:

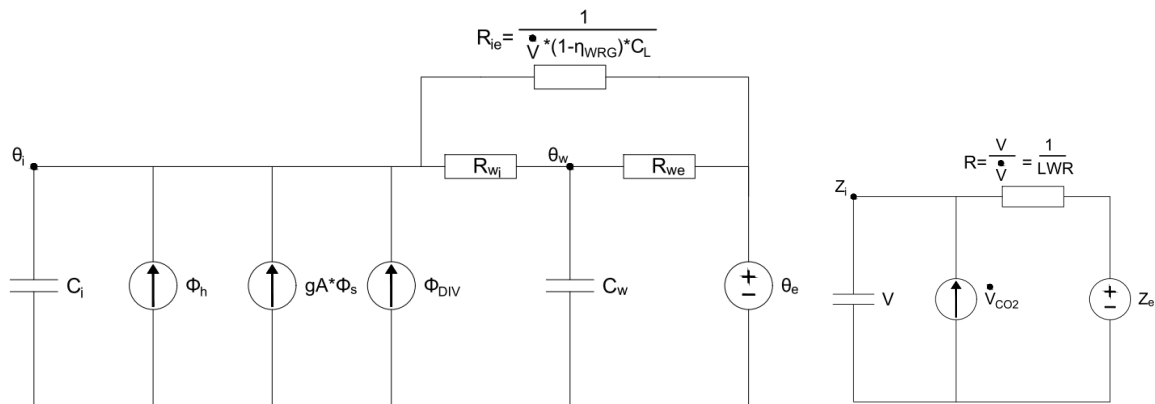
$$\frac{d\theta_i}{dt} = \frac{\theta_w - \theta_i}{C_i * R_{wi}} + \frac{\theta_e - \theta_i}{C_i} * (1 - \eta_{WRG}) * \dot{V}_{AL} + \frac{1}{C_i} * \Phi_h + \frac{gA}{C_i} * \Phi_s + \frac{1}{C_i} * \Phi_{DIV} \quad (20)$$

$$\frac{d\theta_w}{dt} = \frac{\theta_i - \theta_w}{C_w * R_{wi}} + \frac{\theta_e - \theta_w}{C_w * R_{we}} \quad (21)$$

$$\frac{dz_i}{dt} = \frac{\dot{V}_{CO_2}}{V} + (z_e * z_i) * \frac{\dot{V}_{AL}}{V} \quad (22)$$

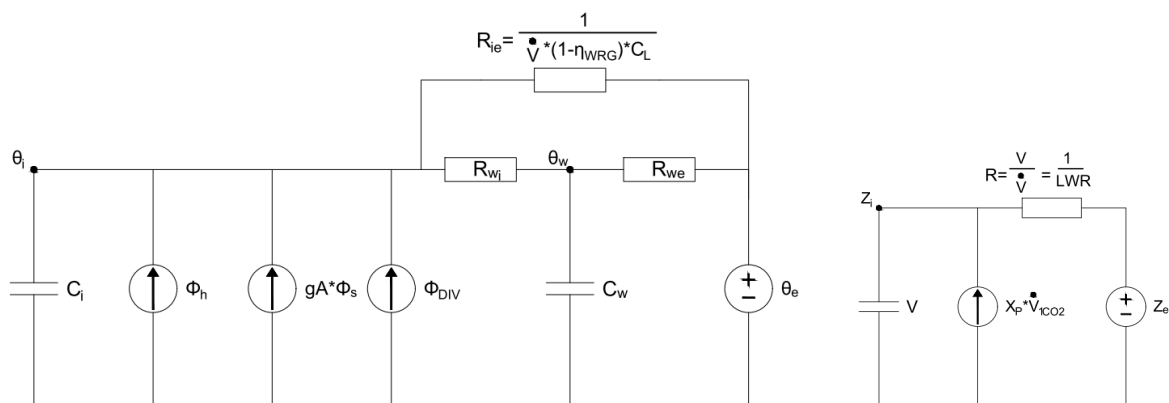
Neben den Variablen aus Kapitel 5.2.1 wurden hier noch die CO<sub>2</sub>-Konzentration innen  $z_i$  und außen  $z_e$ , das Innenraumvolumen  $V$ , der Außenluftvolumenstrom  $\dot{V}_{AL}$  sowie die Effizienz der Wärmerückgewinnung (Wärmebereitstellungsgrad)  $\eta_{WRG}$  in die Gleichungen integriert.

Abbildung 51: Modellschema - TiZi\_Tw\_RwiRweV



Als Variation zum Schema aus Abbildung 51 (TiZi\_Tw\_RwiRweV) wurde im Modell „TiZi\_TwXp\_RwiRweV“ die Personenanzahl  $X_p$  als („versteckte“) Zustandsvariable hinzugefügt.

Abbildung 52: Modellschema - TiZi\_TwXp\_RwiRweV



Für diese verschiedenen Modelle wurden die Parameter bzw. der HTC sowohl für den bewohnten als auch für den unbewohnten Zeitraum bestimmt. Aufgrund der fehlenden CO<sub>2</sub>-Messdaten im bewohnten Zeitraum (Winter 2019/2020) wurde bei den Modellen mit CO<sub>2</sub>-Daten als Inputvariable ein bewohnter Zeitraum im Winter 2018/2019 für die Auswertung verwendet.

### Variation der Parameteranfangswerte

Wie oben bereits erwähnt, hingen die Ergebnisse (identifizierten HTC Werte) je nach gewähltem Modell zum Teil stark von den gewählten Anfangswerten (für die zu identifizierenden Parameter) ab. Dies kann häufig auf „over-fitting“ zurückgeführt werden, vereinfacht ausgedrückt bedeutet dies, dass nicht ausreichend Informationsgehalt in den Daten steckt um alle Modellparameter eindeutig zu identifizieren. Anstatt mit Hilfe stochastischer Differenzialgleichungen und komplexerer mathematischer Methoden das beste Modell systematisch zu bestimmen, siehe z.B. (Bacher & Madsen, 2011), wurde hier eine Art Monte-Carlo Ansatz ähnlich wie in (Brastein et al., 2018) gewählt. Dafür wurden die Parameteridentifikation vielfach (einige hundert bis zu tausend Mal) durchgeführt und dabei die Anfangsbedingungen der Parameter jeweils per Zufallszahl in vorgegebenen Plausibilitätsbereich variiert.



In Abbildung 53 und Abbildung 54 sind die Boxplots für die Ergebnisse der verschiedenen Parameteridentifikationen bei 400-facher Variation der Startwerte (Parameterinitialisierung) abgebildet. Es ist zu erkennen, dass im unbewohnten Zeitraum die Ergebnisse eine kleinere Schwankungsbereich aufweisen. Ebenso weichen die Modelle untereinander weniger ab als im bewohnten Zeitraum. Daraus lässt sich schließen, dass eine Parameteridentifikation in einem unbewohnten Zeitraum einfacher bzw. robuster ist. Generell ist auch auffällig, dass die Ergebnisse beim einfachsten Modell die geringste Streubreit besitzen.

Abbildung 53: Boxplot HTC-Ergebnisse bei Variation der Startwerte im unbewohnten Zeitraum

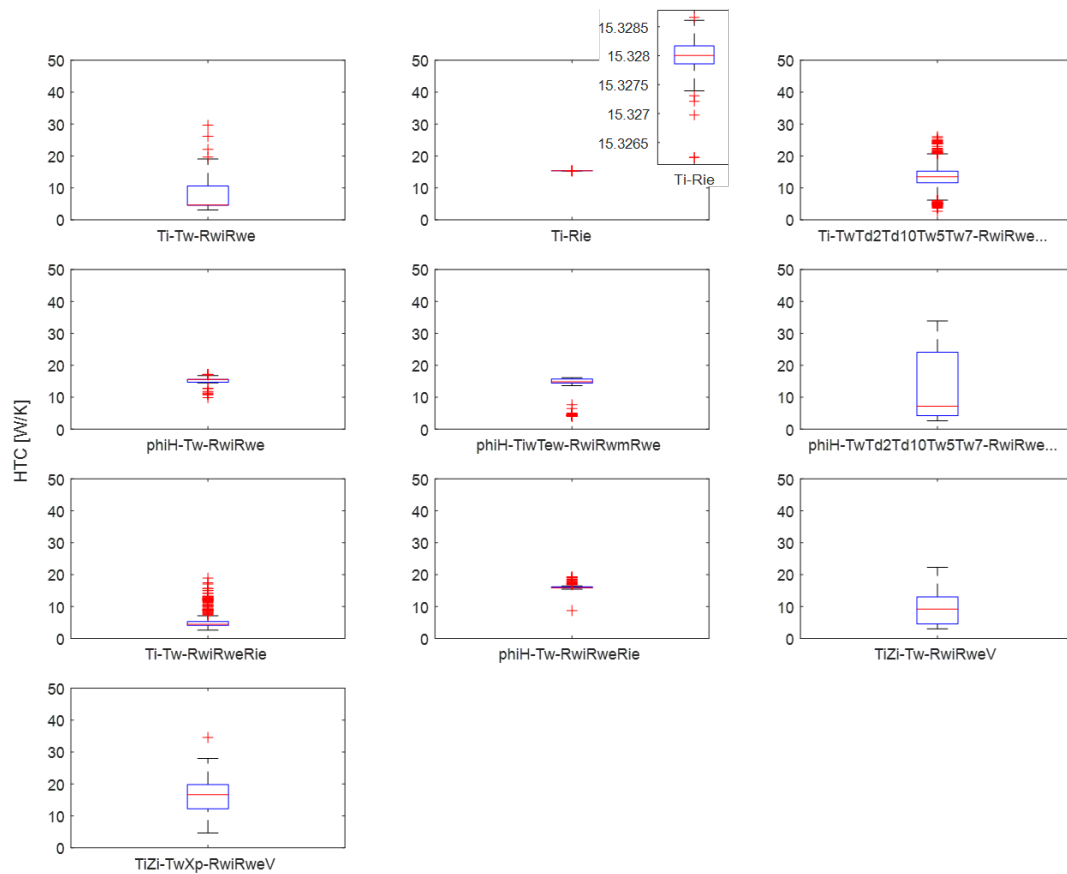
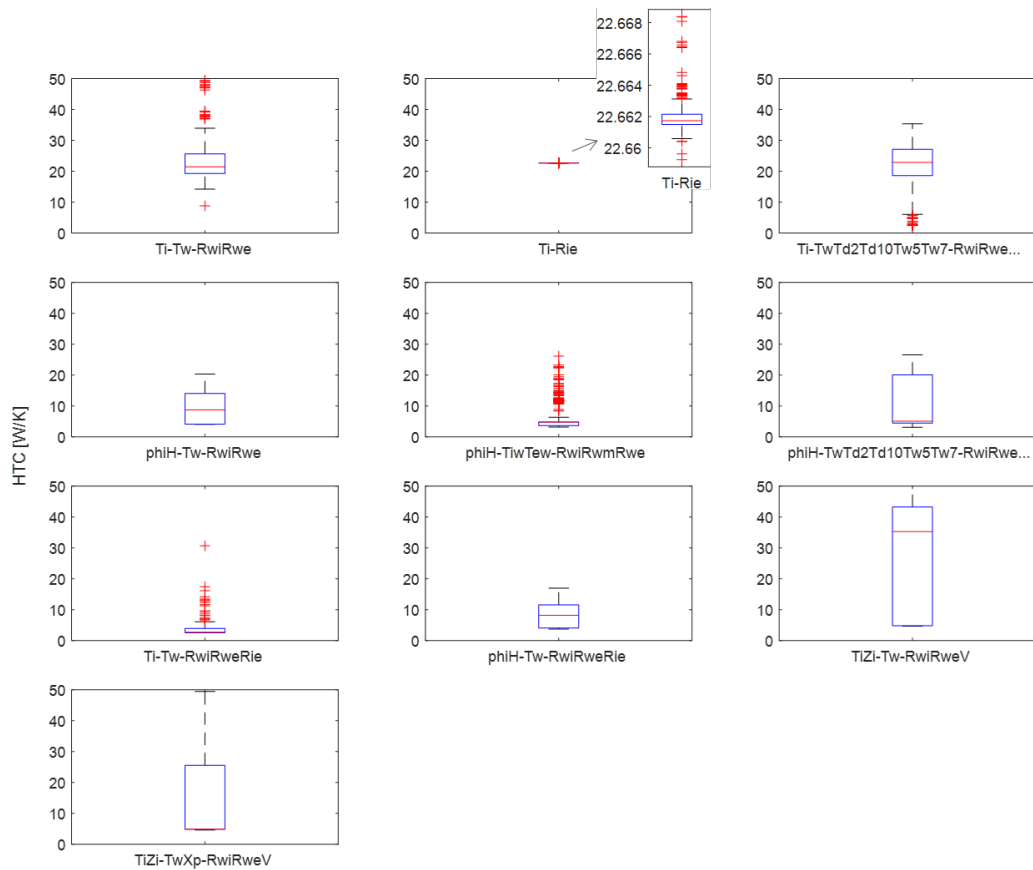


Abbildung 54: Boxplot HTC-Ergebnisse bei Variation der Startwerte im bewohnten Zeitraum

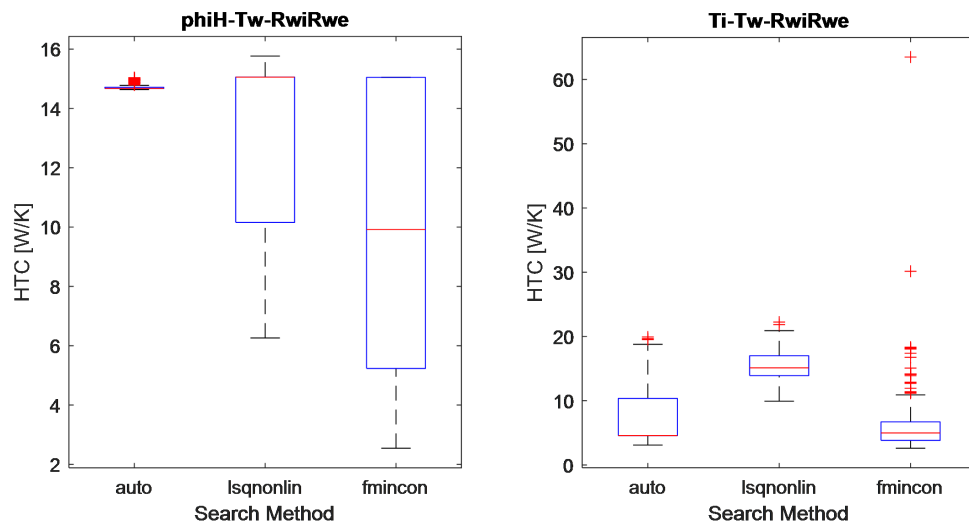


### Sensitivitätsanalysen:

Um den Einfluss von der Wahl gewisser Einstellungen bzw. Pre-processing Schritte auf das Ergebnis (den identifizierten HTC) zu testen, wurden u.a. die Wahl des Suchalgorithmus (in der Matlab Optimierungsfunktion) verändert.

Dafür für die „Search Method“ für drei verschiedene Modelle zwischen drei möglichen Methoden in Matlab variiert. Diese neun Varianten wurden jeweils 350 mal simuliert. Die identifizierten HTC's für zwei dieser Modelle sind in Form von Boxplots in Abbildung 55 dargestellt.

Abbildung 55: Sensitivität auf den gewählten Optimierungsalgorithmus  
 Links: Modell phiH\_Tw\_RwiRwe und rechts: Modell Ti\_Tw\_RwiRwe



Es ist zu erkennen, dass die Wahl der Grundeinstellungen des Suchalgorithmus einen starken Einfluss auf das Modell hat und hier noch ein mögliches Optimierungspotential liegt.

### 5.2.3. Erprobung der Identifikationsmethoden – Zusammenfassung internationale Aktivitäten (Subtask 3)

Im Rahmen des internationalen Annexes wurden von verschiedenen Annex Teilnehmer die Identifikationsmethoden an fünf sehr unterschiedlichen Fallstudienobjekten getestet. Sie sind in Tabelle 17 aufgelistet. Dabei wurde auch der Einfluss verschiedener Eingangsgrößen, deren Modellierung und die von Art und Umfang von deren Pre-processing näher untersucht. Welche Eingangsgröße bei welchen Feldstudienobjekt näher untersucht wurde ist in Tabelle 18 zusammengefasst. Die Details dieser Untersuchungen sind vollumfänglich in (Bauwens et al., 2021) Kapitel 6 dokumentiert. Im Folgenden eine Zusammenfassung der Ergebnisse die sich unter Anwendung der resultierenden Erkenntnisse erzielen lassen. Sie können somit als die, mit derzeitigem Kenntnisstand, für diese Fallstudien „besten erzielbaren Ergebnisse“ betrachtet werden.

Tabelle 17: Liste der Feldstudienobjekte im Rahmen des IEA EBC Annex 71 – Subtask 3 (Bauwens et al., 2021)

Feldstudienobjekt	Gebäudetype	Bewohner	Referenz HTC [W/K]
Twin House N2	Einfamilienhaus	nachgestellt	110
Twin House O5	Einfamilienhaus	nachgestellt	106
Loughborough	Doppelhaus	nachgestellt	375
Gainsborough	Reihenhaus	real	40
Uccle	Doppelhaus	real	106

Tabelle 18: Eingangsgrößen welche im Rahmen von IEA EBC Annex 71 – Subtask 3 näher untersucht wurden. (Bauwens et al., 2021)

Feldstudienobjekt	Solare Gewinne	Heizleistung	Lüftung u. Infiltration	Bewohner und IWQ	Wetterdaten	Temperaturdaten
Loughborough	Ja	Ja			Ja	Ja
Gainsborough	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Twin House N2	Ja	Ja	Ja		Ja	Ja
Twin House O5	Ja	Ja	Ja		Ja	Ja
Uccle	Ja	Ja		Ja		

### Twin House N2 und Twin Test House O5

Bei den "Twin Houses" (Zwillingshäuser) handelt es sich um Test- und Experimentierhäuser des Fraunhofer-Institut für Bauphysik IBP in Holzkirchen, Deutschland. Sie wurden in den 1980er gebaut aber immer wieder im Rahmen von Studien umgebaut bzw. verändert. Die Nutzfläche beträgt je 166 m<sup>2</sup> und die Bewohner wurden mit Hilfe von simulierten Nutzerprofilen (Familie mit zwei Kindern) nachgestellt und die daraus entstehende Wärme mit Hilfe von elektrischen Konvektoren eingebracht. Der Unterschied zwischen dem Haus „N2“ und „O5“ lag im Heizsystem. Während N2 mit Hilfe einfacher elektrischer Konvektoren (7 Stück je 2 kW Leistung auf die Räume verteilt) betrieben wurde, war im Haus O5 ein Heizsystem bestehend aus Luft-Wasser-Wärmepumpe und Fußbodenheizung installiert. Weitere Informationen zu den beiden Häusern, zu dem Experiment sowie zu den Messdaten sind im Datenrepositorium der Fraunhofer verfügbar (Kersken & Strachan, 2020).

Abbildung 56: Twin Houses. Ansichten von Osten und Süden (Quelle: Fraunhofer IBP)



Abbildung 57: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Twin House N2 in [W/K] für verschiedene Methoden. Der Referenzwert samt +/-20% Bandbreite ist ebenfalls eingezeichnet (volle und strichlierte Linien). Details siehe Text. (Bauwens et al., 2021)

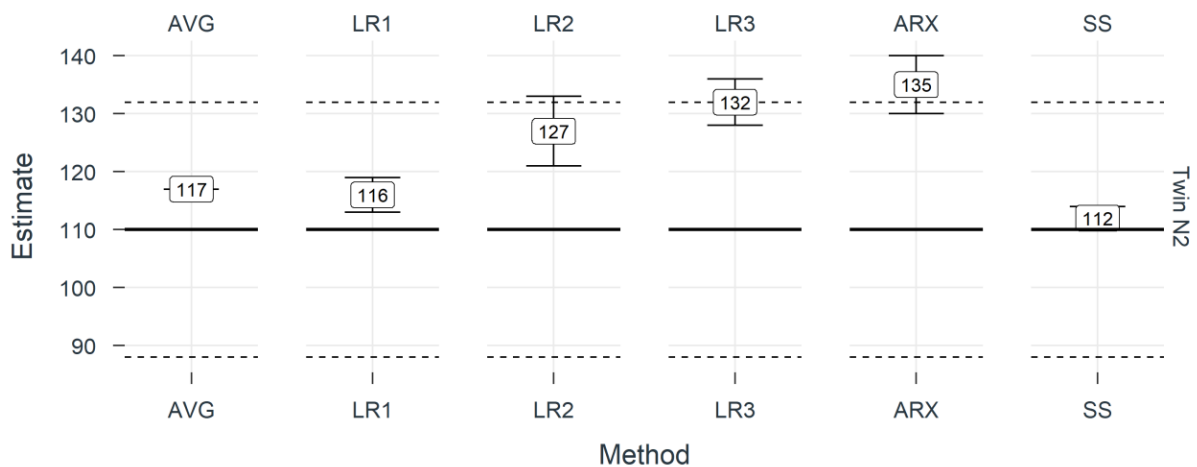
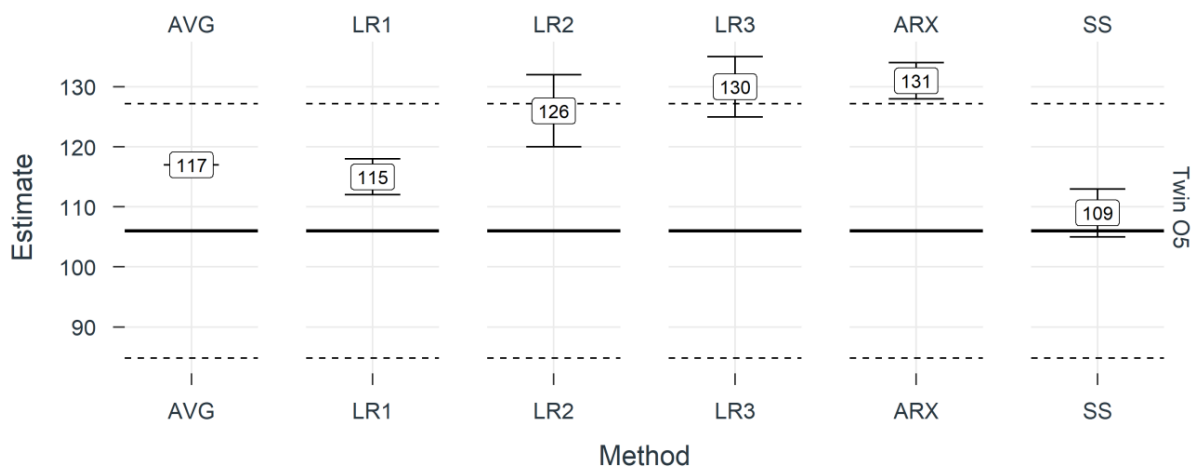


Abbildung 58: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Twin House O5 in [W/K] für verschiedene Methoden. Der Referenzwert samt +/-20% Bandbreite ist ebenfalls eingezeichnet (volle und strichlierte Linien). Details siehe Text. (Bauwens et al., 2021)



In Abbildung 57 und Abbildung 58 werden die HTC-Schätzwerte, die mit den verschiedenen statistischen Modellen für die oben beschriebenen optimalen Ansätze ermittelt wurden, mit dem durch einen Co-Heating-Test gemessenen Referenzwert verglichen. Für die Analyse wurde ein Zeitraum von 30 Tagen im Jänner 2019 herangezogen. Dabei zeigen die sehr einfache Mittelwert Methode (AVG) und ebenfalls sehr einfache lineare Regressionsmethode (LR1) ähnliche akzeptable Ergebnisse. Der Referenzwert ist aber dennoch außerhalb des im Rahmen der Regression ermittelten 95% Konfidenzintervall. Bei den Methoden wo auch die solare Apertur im Modell berücksichtigt und identifiziert wird (LR2, LR3 und ARX) sind überraschenderweise größere Abweichungen vom Referenzwert zu erkennen. Das State-Space Modell liefert für die beiden Twin Houses die besten Ergebnisse.

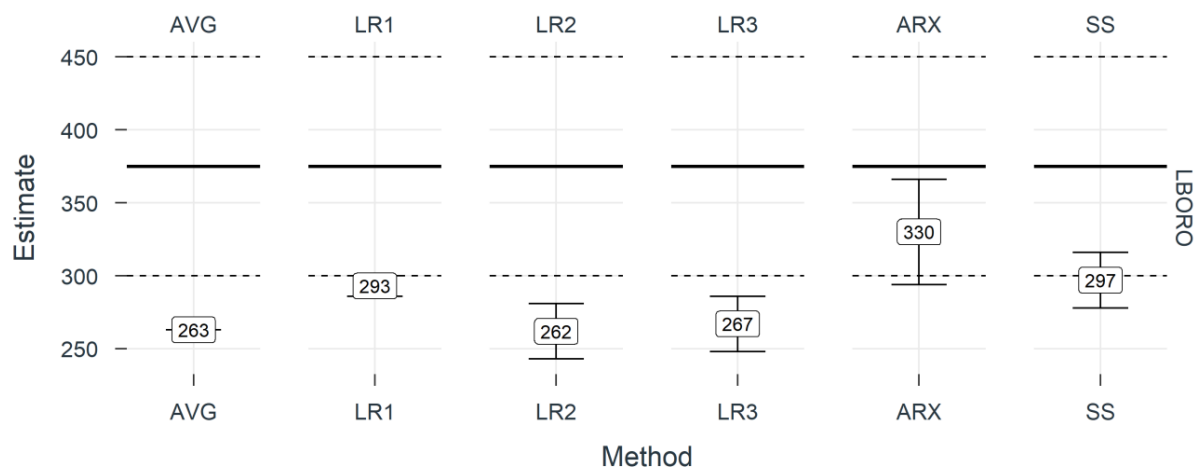
### Loughborough Matched Pair Test House

Bei diesem Doppelhaus handelt es sich um ein Testgebäude der Building Energy Research Group der Loughborough University, England. Die Konstruktion aus dem 1930ern befand sich für die Messungen im Originalzustand, beheizt wurde es durch einen relativ neuen zentralen Gaskessel. Für diese Studie wurden die Messdaten aus der linken Haushälfte mit 91 m<sup>2</sup> (über zwei Geschosse) herangezogen (siehe Abbildung 59). Auch hier wurde der Wärmeeintrag durch Bewohner über synthetische Nutzer mit hinterlegten Nutzungsprofilen (Familie mit zwei Kinder) eingebracht.

Abbildung 59: Loughborough Matched Pair Test House. Ansicht von Süden.  
Quelle: Loughborough University



Abbildung 60: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Loughborough Test House in [W/K] für verschiedene Methoden. Der Referenzwert samt +/-20% Bandbreite ist ebenfalls eingezeichnet (volle und strichlierte Linien). Details siehe Text. (Bauwens et al., 2021)



Die Ergebnisse der besten Identifikations-Ansätze sind in Abbildung 60 dargestellt. Während für die Twin Houses alle Methoden den HTC-Wert im Vergleich zum Referenzwert überschätzten, errechneten alle Methoden für den Fall Loughborough einen niedrigeren HTC-Wert als den Referenzwert. Dieser wurde ebenfalls durch einen Co-heating Test bestimmt. Ein Teil dieser Abweichungen könnte auf den Analysezeitraum (17.02. bis 15.3.2014) zurückzuführen sein, der vom Zeitpunkt des Co-heating Messung abweicht. Für dieses Feldstudienobjekt erzielten nur die

dynamischen Modelle (also ARX und State-Space) eine Abweichung  $\leq 20\%$  des Referenzwertes. Bei den stationären Methoden wird eine Unterschätzung von bis zu 30 % festgestellt.

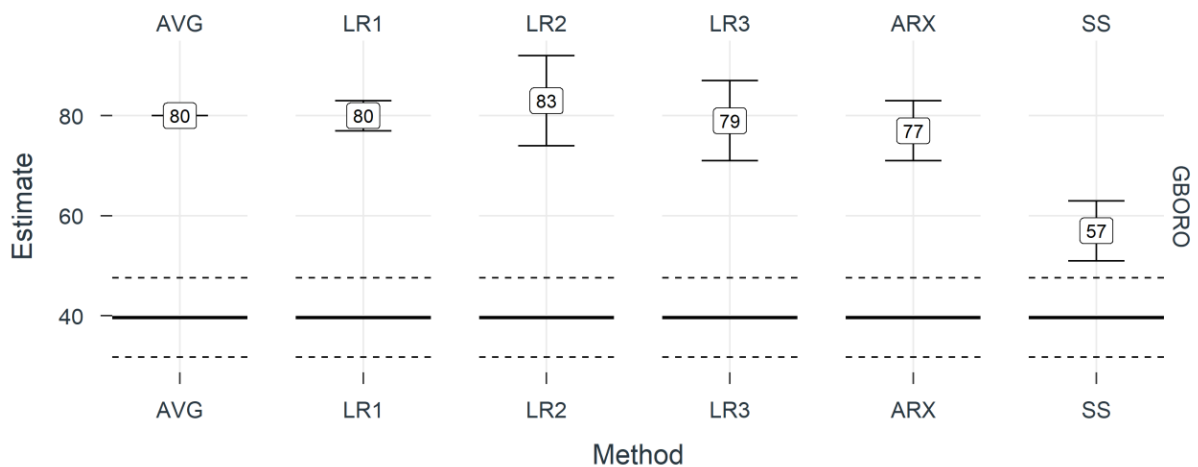
### Gainsborough Test House

Hier handelt es sich um ca. 10 Jahre altes Endreihenhaus aus einem englischem Sozialwohnbauprojekt mit hohem Dämmstandard. Außerdem wird die Wohneinheit mit einer Wohnraumlüftung mit Wärmerückgewinnung belüftet. Die Wohnfläche von 67 m<sup>2</sup> erstreckt sich über zwei Geschosse und wird von realen Bewohnern genutzt. Weitere Details zu diesem Objekt findet man in einer Monitoringstudie (Sodagar & Starkey, 2016).

Abbildung 61: Gainsborough Test House. Ansicht von Süden. Quelle: (Sodagar & Starkey, 2016)



Abbildung 62: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Gainsborough Test House in [W/K] für verschiedene Methoden. Der Referenzwert samt +/-20% Bandbreite ist ebenfalls eingezeichnet (volle und strichlierte Linien). Details siehe Text. (Bauwens et al., 2021)



Hier wurden für die stationären Methoden und für die ARX-Modelle wurde ein konstanter gA-Wert angenommen. Beim State-Space Modell wurde die zeitliche Änderung des Sonnenstands berücksichtigt. Der Massenstrom der Lüftung wurde anhand des Stromverbrauchszählers der Lüftungsanlage geschätzt, wobei eine feste spezifische Ventilatorleistung angenommen wurde. Es zeigen deutliche Abweichungen zwischen dem Referenzwert und den identifizierten HTC-Werten, vor allem für die stationären Modelle und das ARX Modell. Jedoch sei angemerkt, dass der Referenzwert für diese Fallstudie auf der Grundlage von Planungsunterlagen berechnet wurde. Es wurde gemutmaßt, dass der reale Gebäudeleitwert aufgrund von Abweichungen zwischen Planung und Ausführung höher ist. Dies konnte im Rahmen dieser Studie leider nicht messtechnisch bestätigt werden. Dennoch alle Methoden zeigen einen deutlich höheren HTC-Schätzwert im Vergleich zum Planungswert. Fast alle Methoden deuten auf einen HTC bei ca. 80 W/K, einzig die State-Space Methode schätzt den HTC auf knapp 60 W/K.

### Uccle Test House

Hier handelt es sich um eine gut gedämmte Doppelhaushälfte in Brüssel, Belgien. Es wurde 2010 gebaut und wird von zwei bis drei (regelmäßige Besuche) Personen bewohnt. Die Wohnfläche beträgt 154 m<sup>2</sup> und ist auf drei oberirdische und ein unterirdisches Geschoss verteilt. Aufgrund der Ost-West Ausrichtung, dem südseitigen Nachbarhaus (gemeinsame Trennwand) und der urbanen Lage sind die Fenster im Winter meist verschattet.

Abbildung 63: Ostfassade und Vertikalschnitt des „Uccle Test House“. Quelle: Atelier d'architecture Gérard Bedoret

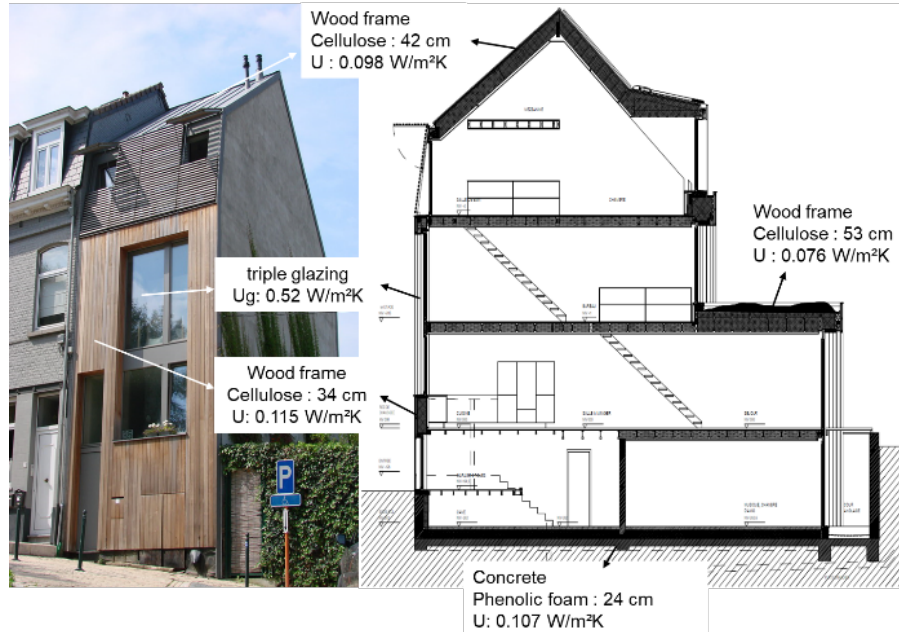
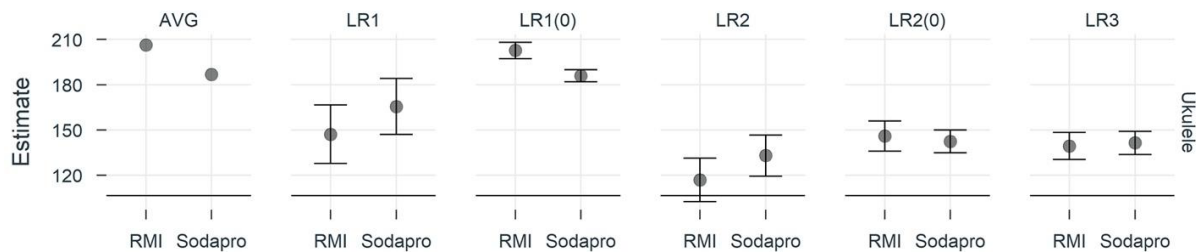




Abbildung 64: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Uccle Test House in [W/K] für verschiedene stationäre Methoden. Die Ergebnisse bei Verwendung der Außentemperatur von einer nahen (1 km) Wetterstation (RMI) oder von einem Wetterdatendienst (Sodapro) sind dargestellt. Der Referenzwert ist auch eingezeichnet (volle Linien). (Bauwens et al., 2021)



Bei diesem Gebäude wurde der HTC-Referenzwert mit Hilfe der Planungsunterlagen (Wärmebrückenberechnung und Luftdichtheitsmessung gemäß Passivhaus Anforderungen) berechnet. Für die Identifikation wurden nur stationäre Methoden getestet. Hierfür wurden Heizleistung (Gasverbrauch), der gesamte Stromverbrauch und die aus einer CO<sub>2</sub> Messung abgeleiteten metabolischen Wärmegewinne zusammengefasst. Alle getesteten Methoden überschätzen den Gebäudeleitwert im Vergleich zum Referenzwert. Jedoch ist die Abweichung bei jenen Ansätzen wo auch die solare Apertur identifiziert wird merkbar geringer als bei den anderen Methoden. Hier kommt eventuell die Ausrichtung und urbane Lage des Hauses zum Tragen.

#### 5.2.4. Zusammenfassung Identifikation von physikalischen Parametern

Im Rahmen dieses Projekts wurden diverse Methoden zur Identifikation des Gebäudeleitwerts (HTC / heat transfer coefficient) an verschiedenen realen Gebäuden erprobt. Dabei wurden einfachere stationäre Ansätze (Mittelwertbildung oder lineare Regression) sowie komplexere Modellansätze, welche auch die Dynamik in den Messdaten berücksichtigen können, getestet. Die Ergebnisse lassen keine Verallgemeinerung in Bezug auf Genauigkeit dieser Modellansätze zu. Bei manchen Feldstudienobjekten konnte mit State-Space oder ARX-Modellen eine gute oder akzeptable Übereinstimmung mit dem HTC-Referenzwert erzielt werden. Bei anderen Fallstudien erzielten die komplexeren Modelle hingegen keine besseren Ergebnisse (im Sinne von merkbar geringeren Abweichungen zum Referenzwert). Der Referenzwert wurde entweder im Rahmen einer Co-heating Messung bestimmt, oder aus Planungsunterlagen berechnet. Bei den Fallstudien wo keine Co-heating Messung vorlag, könnte eine Abweichung zwischen geplanter und tatsächlicher Qualität der Gebäudehülle die Ursache für die Differenz zwischen identifizierten HTC-Wert und Referenzwert gewesen sein. In einigen Fällen konnte dies aus Plausibilitätsgründen mit hoher Wahrscheinlichkeit ausgeschlossen werden. Generell zeigte sich, dass die einfachen Modellansätze deutlich robuster waren. Im Rahmen der internationalen und nationalen Versuche, dynamische Modelle zu identifizieren, konnte man erkennen, dass das Ergebnis oft stark von gewählten Sub-Modell (z.B. Wahl und Anzahl der Zustandsvariablen), von der Wahl der verwendeten Eingangsdaten, von der Art deren Aufbereitung und sogar von der Wahl der Anfangswerte abhängig war. Bei den Identifikationsroutinen müssen i.d.R. Anfangswerte für die zu identifizierenden Parameter vorgegeben werden. Eine robuste Identifikationsmethode würde unabhängig vom gewählten Anfangswert immer den gleichen HTC identifizieren. Ist dies nicht der Fall so kann dies häufig auf „over-fitting“ zurückgeführt werden. Hier könnten systematischere mathematische Methoden bei der Wahl des Modells eventuell Abhilfe schaffen, siehe z.B. (Bacher & Madsen, 2011). Diese sind aber

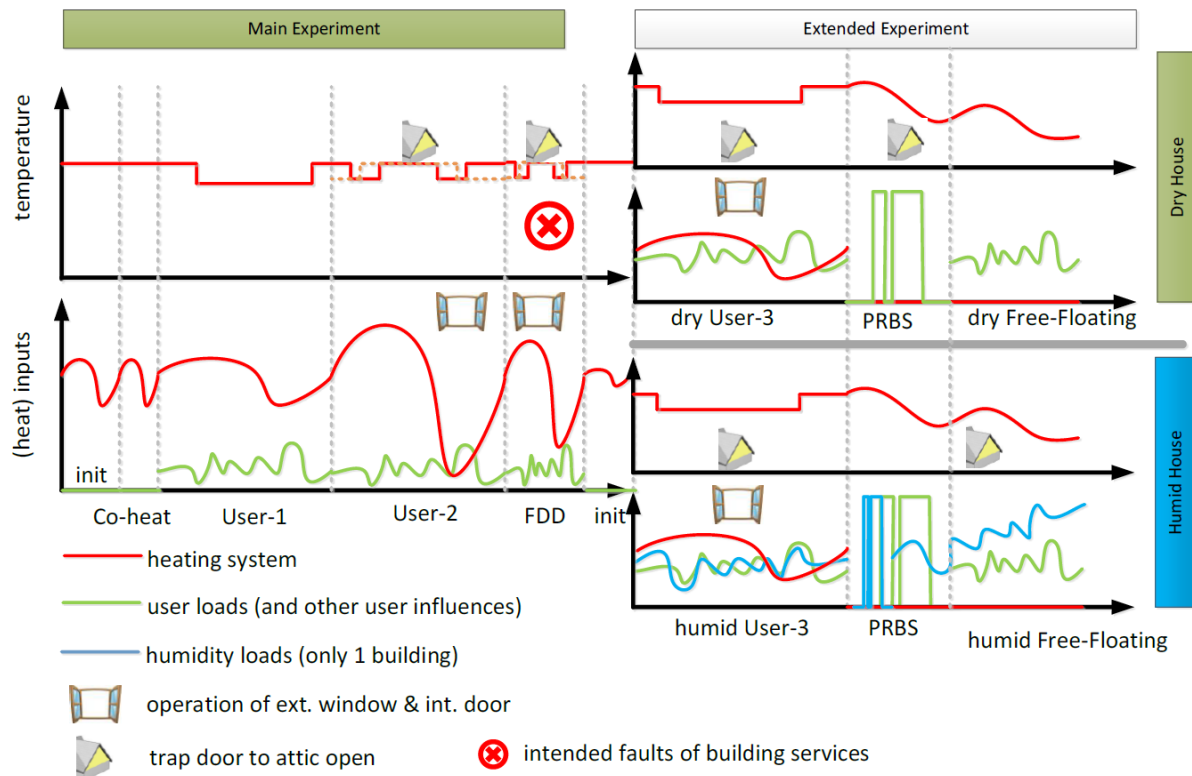
meist aufwendig oder komplex und erfordern deutlich mehr mathematisches Spezialwissen. Im nationalen Beitrag wurde über den konzeptionell einfacheren Ansatz der vielfachen Variation der Anfangswerte versucht, die Robustheit der Ergebnisse zu bewerten. Hier zeigt sich, dass im unbewohnten Zustand die Ergebnisse von mehr Modellen deutlich robuster gegenüber Variation der Anfangswerte waren, als im bewohnten Zustand. Da konnte nur das stark vereinfachte Modell mit einer Zustandsvariable ein robustes Ergebnis liefern. Die identifizierten HTC-Werte entsprachen hier nicht dem Referenzwert, sind aber dennoch nicht unplausibel. Sie lagen im unbewohnten Fall bei 15 W/K und im bewohnten Fall bei 22 W/K (inklusive Lüftungsverluste). Der aus Planungsunterlagen ermittelte Referenzwert beträgt 10 W/K, jedoch deuten auch andere Untersuchungen darauf hin, dass die Gebäudequalität nicht den Planwerten entspricht (Venturi et al., 2022).

Die einfachen dynamischen Modelle können naturgemäß den zeitlichen Verlauf der Messwerte entsprechend schlecht nachbilden und das Nutzen-Aufwandsverhältnis eines dynamischen Ansatzes kann somit in Frage gestellt werden. Die einfach stationären Modelle liefern nicht immer aber dennoch oft ähnlich gute (plausible) Ergebnisse, und ihre Anwendung ist deutlich robuster. Ein wesentlicher Faktor wird hier die Wahl und Dauer der Messperiode. Somit bleiben dynamische Modelle in der Anwendung „Parameteridentifikation“ (im Gegensatz zur Anwendung „Prognosemodell“) in diesen Tests hinter den Erwartungen zurück. Weitere Optimierungspotentiale wurde erkannt, und sollten weiter untersucht werden. Fürs Erste empfiehlt es sich die Qualität der Gebäudehülle in der Praxis mit stationären Methoden in situ zu bestimmen.

### **5.3. Validierung von Gebäudesimulationstools**

Wie schon im Vorgängerprojekt wurde eine Validierung von Gebäudesimulationsprogrammen, und deren darunterliegenden Gebäudemodelle (Whitebox), mit Hilfe eines im Rahmen des Annex 71 durchgeführten Experiments unternommen. Wieder kamen die beiden Zwillingshäuser (Twin Houses) der Fraunhofer IBP in Holzkirchen zum Einsatz. Der Unterschied zwischen den beiden Häusern war das Heizsystem. Während im Haus N2 Elektrokonvektoren zum Einsatz kamen, wurde im Haus O5 über mit einer Luft-Wasser-Wärmepumpe über eine Fußbodenheizung geheizt. Im Hauptexperiment gab es nach einer Initialisierungsphase und einem Co-Heating Test, eine „User 1“ und eine „User 2“ Phase, siehe Abbildung 65. Darin wurde ein Nutzerverhalten mit synthetischen Nutzern nachgebildet. User 2 Phase unterschied sich von User 1 Phase durch einen komplexeres Nutzerprofil inklusive Öffnen und Schließen von Tür und Fenster. Im Anschluss an User 2 Phase fand das Experiment für die Fehlererkennungsübung statt (siehe 5.1.7) wo absichtlich Fehler in der Gebäudetechnik nachgestellt wurden. In einem erweiterten Experiment im Anschluss an das Hauptexperiment, wurde in einem der beiden Häuser außerdem eine Nutzerprofil-gesteuerte Feuchtequelle aktiviert. Damit sollte ein möglicher Einfluss der Luftfeuchte untersucht werden. Details zum Experiment und zu den Testhäusern findet man im entsprechenden Bericht (Kersken & Strachan, 2021). Alle Messdaten und die zum Experiment gehörigen Spezifikationen sind im Datenrepositorium der Fraunhofer verfügbar (Kersken & Strachan, 2020). Sie stellen eine einzigartige Datenquelle für weitere Forschungs- und Lehrtätigkeit dar.

Abbildung 65: Schema welches den Ablauf des Validierungsexperiments exemplarisch darstellt. (Kersken & Strachan, 2021)



An der Validierungsaufgabe beteiligten sich 13 Modellierung-Teams aus sieben Ländern. Auch das österreichische Team beteiligte bei im ersten Teil (blinde Validierung) dieser gemeinsamen Aufgabe und simulierte das Experiment mit dem Gebäudesimulationsprogramm DynBil 0.8.1 (PHI, n.d.).

Das besondere an der Validierungsaufgabe im Rahmen von Annex 71 (und davor im Rahmen von Annex 58) ist der Umstand, dass die Teams die Gebäude „blind“ validieren müssen, d.h. sie verfügen über (fast) alle erforderlichen Spezifikationen zu den Häusern und zum Experiment, samt gemessenen Wetterdaten, aber sie verfügen nicht über die Messdaten die per Simulation nachgebildet werden sollen. Diese wurden erst im zweiten Schritt, nachdem die Simulationsteam Ihre Prognosen abgegeben haben, zur Verfügung gestellt.

Aufgrund von Umfang und Vielschichtigkeit der Ergebnisse aus diesem Experiment wird der interessierte Leser auf den internationalen Bericht verwiesen (Kersken & Strachan, 2021). Generell konnte eine zufriedenstellende Übereinstimmung zwischen Messung und den meisten Simulationsergebnissen beobachtet werden. Die Abweichungen waren für die User 2 Phase mit dem komplexeren Nutzerprofil (und Lüftungsvorgängen) höher als in der User 1 Phase. Interessant war auch der Umstand, dass die Abweichungen für die Simulation des O5 Hauses (mit Fußbodenheizung und Wärmepumpe), trotz erhöhter Modellkomplexität, nicht höher als für das N2 Haus mit Elektrokonvektoren ausfiel.

## 5.4. Datenquellen

### 5.4.1. Annahmen für Datensets

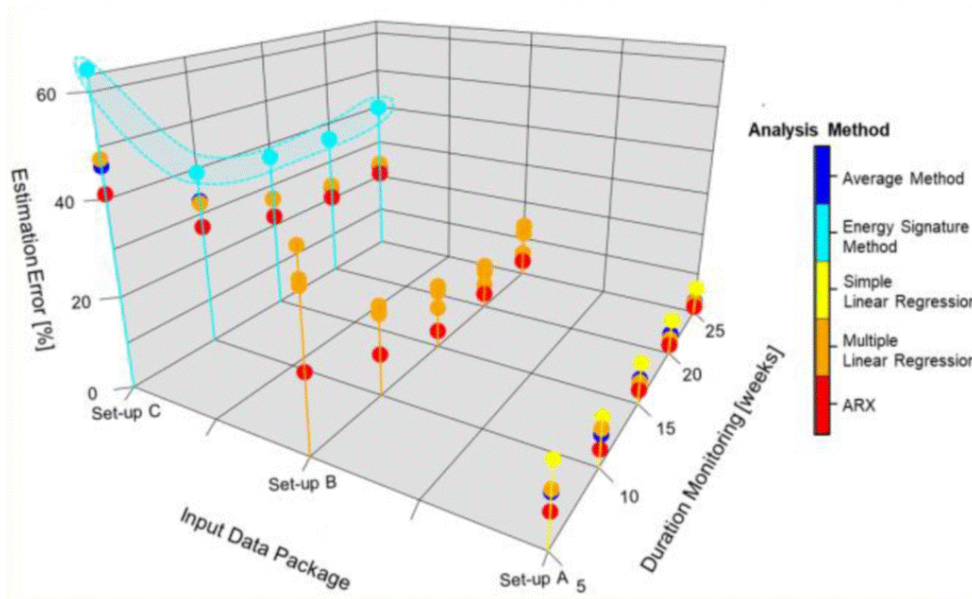
Wie es sich innerhalb des internationalen Projekts herausstellte, gibt es zahlreiche und sehr unterschiedliche Zielsetzungen und Methoden für die Modellierung von Energieeffizienz im Wohnbausektor. Anfangs bestand noch die Idee, dass sich ein einzelner Ansatz am wirtschaftlichsten und im Vergleich zu anderen Ansätzen genauesten herauskristallisieren würde, auf Basis dessen man dann die Kosten und den Zeitaufwand für die Modellierung bestimmen könnte. Tatsächlich stellte es sich jedoch innerhalb einer Stakeholder:innen Umfrage heraus, dass unterschiedliche Projekte eine unterschiedliche (Anwender:innen-)definierte Genauigkeit der Modelle erfordern, welche dann mit einer bestimmten Methode einhergeht, die mit einer erforderlichen Dauer der Datensammlung im Feld verbunden ist.

Deshalb wurden die Arbeiten in Subtask 1 („Input Data“) dann im Sinne eines globalen Rahmenwerks diskutiert, bei der die Kosten und der Zeitaufwand für die Datenerfassung und -bereitstellung eine Funktion der Faktoren Genauigkeit, Berechnungsmethode, Dauer der Datensammlung, und Verfügbarkeit bereits bauseits vorhandener Sensordaten ist.

Nachdem das Projekt darauf abzielte, eine Entwicklung vom klassischen Monitoring hin zu „on-board measurements“, also Messungen direkt im Gebäude unter Verwendung dort installierter Komponenten, zu zeichnen, wurden für dieses Rahmenwerk die Erfahrungswerte der Modellierer:innen als Schätzwerte verwendet, und mögliche bauseits vorhandene Daten als „Datenpakete“ unterschiedlicher technologischer Komplexität angenommen. Diese Datenpakete würden noch mit zusätzlichen Sensoren komplementiert werden (hier nicht dargestellt), die die jeweils verwendete Methodik erfordert.

Daraus ergab sich die Erkenntnis, dass die Genauigkeit der Modellierungsergebnisse mit der Verfügbarkeit bauseits vorhandener Daten steigt, weil mehr Datentypen zur Optimierung und Kalibrierung der Methoden bereitstehen, und auch solche Daten angeboten werden können, die in klassischen Monitoring-Ansätzen nicht zur Verfügung stehen, wie z.B. historische Werte und das Energieverhalten von Gebäuden zu verschiedenen saisonalen Zeiten und Nutzer:innen-beeinflussten Verbräuchen. Bei Ansätzen, die verkürzt ablaufen, d.h. kein volles Jahr an Datenwerten brauchen, können hier natürlich einfacher ideale Zeitfenster zur Erstellung repräsentativer Daten gewählt werden. Ein Diagramm dieser Zusammenhänge findet sich in Abbildung 66.

Abbildung 66: Entscheidungsmatrix für ein globales Rahmenwerk (Fitton, 2021)



Es sei hier angemerkt, dass die Annahmen für bauseits vorhandene Daten auf vorhandenen haustechnischen Anlagen und Ausstattungen beruhen, die größtenteils in vorhandenen Wohngebäuden noch nicht gängig sind, und in Zukunft jedoch im Zuge von Sanierungen und Smart Grid Anwendungen nachinstalliert werden würden. Gleichfalls impliziert diese Darstellung natürlich, dass alle Daten frei verfügbar sind, passende Schnittstellen zur Verfügung stehen, und die Datenqualität für die Modellierungsmethodik ausreichend ist, unabhängig von der Lage der Sensoren, und deren Genauigkeit, was hier nicht weiter diskutiert oder überprüft wurde. Im Zusammenhang mit der Entscheidungsmatrix wurden drei verschiedene Stadien von integrierten Systemen angenommen, in Abhängigkeit von vorhandener Gebäudetechnik: (niedrig) Daten in Verbindung mit Smart Meter und einzelnen Thermostat-gesteuerten Heizungen, (mittel) Wärmepumpen, und (hoch) Energiemanagementsysteme für Wohnbauten. Diese Annahmen sind im Detail in Abbildung 67 aufgelistet.

Abbildung 67: Überblick über die Datenpakete als Funktion dreier Gebäudetechnologiestadien in Wohnbauten (Fitton, 2021)

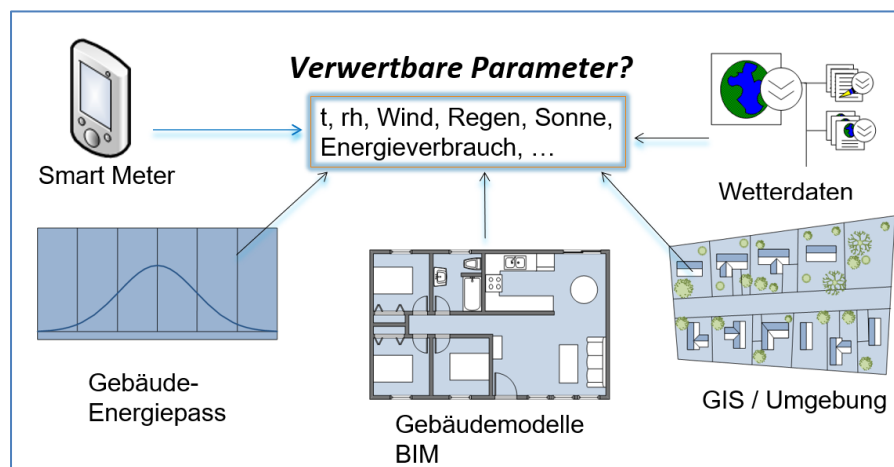
Examples of Packages	Equipment	Variables available	Notes
Package A	Existing Home with Smart Meters and Smart Thermostat	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Gas consumption</li> <li>• Aggregate Electric consumption</li> <li>• Internal temperature</li> <li>• Occupancy patterns</li> <li>• Heating setpoints</li> </ul>	External weather can be sourced from online sources
Package B	New build home with air source heat pump and Smart meters	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Aggregate Electric Consumption</li> <li>• ASHP consumption</li> <li>• Internal temperature at several zones</li> <li>• External temperature</li> <li>• Setpoint/occupancy pattern</li> </ul>	
Package C	New build highly efficient home with localised and communicative controls.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Global Electric Consumption</li> <li>• Heat pump (separated consumption)</li> <li>• Internal temperature</li> <li>• External temperature</li> <li>• Setpoint/occupancy pattern</li> <li>• Ventilation system energy consumption</li> <li>• Input from solar PV system</li> </ul>	PV inverter data can provide radiation input into the dwelling

#### 5.4.2. Verfügbare Daten: Fallstudie

Für das österreichische Projekt wollte man dieses Thema näher an die Realität rücken, wohl wissend, dass die Ausbeute an österreichischen Datenquellen zum Zeitpunkt des Annex Projekts eher gering ausfallen würde, und ein Großteil der Messungen mit extra eingebauten, genau auf das jeweilige Messprotokoll zugeschnittenen Sensoren ausgestattet werden müssten. Die Suche nach Datenquellen und möglichen Messwerten war dementsprechend breit gestreut, und beinhaltete auch einzelne Komponenten, die über die Gebäudetechnik und deren Monitoringdaten hinausgehen.

Wie in Abbildung 68 gezeigt, wurden stellvertretend für die offene Suche diverse Bereiche anvisiert, die zumeist getrennt voneinander behandelt werden, und an verschiedenen Stellen des Lebenszyklus von Gebäuden liegend, mögliche frei verfügbare Daten liefern könnten. Als Beispiele können Smart Meter Geräte mit Kundenschnittstellen, Meteorologie, geographische Informationssysteme wie in der Regionalplanung verwendet, Gebäudemodelle nach Building Information Modelling, und mögliche Dokument-basierte Informationsquellen wie der Gebäudeenergiepass innerhalb der Planungsphase angeführt werden.

Abbildung 68: Verwertbare Parameter von diversen möglichen Datenquellen



Eventuell gefundene Geräte und Datenquellen wurden dann unter Qualitätsaspekten betrachtet, inwiefern sie Zeitserien liefern könnten, bzw. dynamische Zugriffe auf die Daten erlauben würden. Im Folgenden sind die Annahmen und Ergebnisse genauer beschrieben. Zielsetzung war es demzufolge nicht, möglichst viele Daten zu identifizieren, sondern einige Möglichkeiten zu identifizieren, die sich zur Nachverfolgung innerhalb einer Validierungsstudie z.B. unter Laborbedingungen eignen würden.

Was die Nutzung von bauseits angebotenen Daten kompliziert, ist die Komplexität der Qualitätskriterien, die dabei berücksichtigt werden müssen. Wohngebäude verfügen typischerweise eher über wenig Sensoren, und falls Datenquellen identifiziert werden können, stellt sich immer auch gleich die Frage nach der Qualität der Daten, weil höherwertige Modelle bei Fehlern in den zugrunde liegenden Daten nicht gebildet werden können. Weil im Voraus nicht bekannt ist, welche Datenquellen in einem beliebigen Gebäude nutzbar sind, verzögert die Vorbereitungsphase die Anwendung der Feldmethoden. Letztlich wäre auch ein Ansatz erforderlich, der im Einklang mit standardisierten Kommunikationsmethoden in Regelungssystemen und Automation ist, um die Qualität und Sicherheit der Abfragen zu gewährleisten.

Im Folgenden werden einige machbare Datenquellen vorgestellt, die im Anwendungsfall eines österreichischen Wohngebäudes vorstellbar wären. Zu diesem Zweck wurde angenommen, dass im Sinne zukünftiger Aufgaben als Prosumer, ein Wohngebäude mit einem integrierten System zur Steuerung von Tageslicht und Beleuchtung, einiger Radiatoren für die Heizung, und eine Möglichkeit des Zugriffs auf diese Einbauten bestehen. Diese Integration kann mit zahlreichen Automationslösungen implementiert werden, jedoch wurden zur Vereinfachung Datenquellen unter der System Architektur mit dem KNX Standard validiert (ISO/IEC 14543-x).

#### 5.4.2.1. Wohnungs- bzw. Einzelraumbezogene Daten

Elektronische Geräte haben mehrere Funktionen, die wahlweise für eine bestimmte Nutzung konfiguriert sind. Diese Funktionen sind je nach Hersteller und Gerät unterschiedlich. Falls für die Datensammlung relevant, können diese Funktionen vor der Messung aktiviert werden.

Temperatursensoren sind in Heizungen mit Thermostatregelungen installiert, und sind als separate Geräte in Räumen mit automatisierten Regelungen installiert.

Eine Anzahl Sensoren sind in Fenstersystemen mit zentraler Steuerung verbaut. Obwohl diese vermehrt im Betrieb von Dachfenstern eingesetzt werden, können sie auch in Fassadenfenstern vorkommen. Sensoren für Wind und Regen sind direkt in Fenstersysteme integriert, und lösen einen Alarm aus, der die Fenster schließt, bzw. bei Sonnenstrahlung die Verschattung aktiviert. Neuere Fenstersteuerungen haben Sensoren für Kohlendioxid und relative Luftfeuchtigkeit als separate Komponenten installiert.

Smart Meter Geräte können als Gerät selbst nicht in die Heimautomation integriert werden, aber über eine Kundenschnittstelle (optisch/Infrarot, manchmal auch noch RJ12 je nach Herstellermodell) können Rohdaten im Sekundenintervall abgerufen werden. Alternativ können auch Automationsgeräte für Smart Metering oder Submetering von einzelnen Wohnungen eingebaut sein, was z.B. eine Lösung wäre, wenn die Datensammlung vor Inbetriebnahme der Wohneinheiten stattfindet, und noch kein Smart Meter eingebaut ist.

Weiters sind Informationen über den Betriebsstatus der Systemfunktionen und lokale Zeitangaben (synchronisiert). Die Meldungen innerhalb einiger Automationsnetze haben ebenso einen Zeitstempel, der kopiert werden kann. Integrierte Geräte übersenden Statuswerte, die gespeichert werden können, entweder kontinuierlich, oder bei Änderungen (Ereignis-basiert). So kann nicht nur Information über den Betriebsstatus eines Systems (on/off) erhalten werden, sondern z.B. im Zusammenhang von Verschattungssystemen kann deren Position erkannt werden, was wichtig ist, falls kein Lichtsensor installiert ist.

Eine Übersicht von vorhandenen Daten auf Wohnungs-, bzw. Raumebene findet sich in Tabelle 19.

Tabelle 19: Datenebene Wohnung / Einzelraum

Parameter	Kommentare
Lufttemperatur	Heizsystem
Kohlendioxid	Fenster / natürliche Belüftung
Relative Feuchtigkeit	Fenster, kompaktes Belüftungssystem
Kohlendioxid	Alarm / Fenstersteuerung
Regen	Alarm / Fenstersteuerung
Systemstatus	An, aus, offen, geschlossen, Prozentanteil (bei Jalousien)
Zeitstempel	Local, synchronisiert
Energieverbrauch	Elektrizität, Gas, Wasser

#### Datenebene Wohngebäude als Ganzes

Informationsquellen auf der Gebäudeebene betreffen das Gebäude als Ganzes, und beziehen sich auch auf Anforderungen von außen, wie baurechtliche Bestimmungen oder die Interaktion mit Energieanbietern. Diese sind zunehmend in elektronischer Form abgelegt und können zum Zweck von Simulationen oder Berechnungen angesteuert werden. Diese können vom Typus her Echtzeitdaten oder Datenbanken sein (BIM).



Auf Gebäudeebene sind hauptsächlich Smart Meter Daten und Außentemperatursensoren erhältlich. In Wohngebäuden mit mehreren Wohnungen sollte ein Smart Meter zusätzlich für das Gebäude als Ganzes installiert sein, zusätzlich zu denen für die einzelnen Wohnungen. Deshalb können auch Einfamilienhäuser zusätzliche Smart Meter für z.B. Einliegerwohnungen oder gewerblich genutzte Räume aus Gründen der Rechnungsstellung haben.

Sensoren für die Außentemperatur werden für den Betrieb der Wohnräume benötigt, und einzelne Sensoren können in interoperablen Netzen für mehrere Wohnungen genutzt werden. Für komplexere Energiemanagementsysteme können ganze Wetterstationen eingebaut werden. Tabelle 20 eine Übersicht über Mindestdaten, die auf Gebäudeebene in Echtzeit erhältlich sind.

Tabelle 20: Daten auf der Gebäudeebene (Echtzeit)

Parameter	Kommentare
Außentemperatur	Einzelnes Gerät
Energieverbrauch	Elektrizität, Gas, Wasser

Für BIM (Building Information Modeling) Daten stellt sich die Situation etwas anders dar. Ein Gebäude durchläuft mehrere Phasen über den Lebenszyklus gesehen, also Entwurf, Planung, Baudurchführung, Betrieb, Renovierung und Abbruch/Recycling. In jeder Phase generieren die Architekten:innen, Bauingenieur:innen und Planer:innen Dokumente, die den jeweiligen Stand des Gebäudes abbilden. Information wird dabei über proprietären oder offenen Standards für Datenaustausch ausgetauscht. Umfangreiche Software für Datenmodellierung ermöglicht so genannte Building Information Models (BIMs) zu generieren. Nach (ÖNORM A 6241-1) ist BIM ein intelligentes digitales Datenmodell, das allen Projektbeteiligten – von Architekt:innen und Eigentümer:innen bis hin zu Facility Management – ermöglicht zusammen an einem vereinten Modell zu arbeiten. Die dabei realisierten Modelle sind drei-dimensional. Basierend auf 3D-BIMs können erweiterte BIM Anwendungen auch Kostenschätzungen, Energiesimulationen, Tageslichtsimulationen und Strömungssimulationen der Luft beinhalten. Während BIM in der Planungsphase benutzt wird, ist hingegen die Betriebsphase mit seinen Laufzeitwerten der Sensoren und Aktuatoren der Gebäudeautomation noch nicht genügend dargestellt.

Derzeit gibt es zwei offene Standards für Datenaustausch für BIMs, die Industry Foundation Classes (IFC) (ISO 16739), und Green Building XML (gbXML). Obwohl IFCs einen ganzheitlichen Ansatz haben, d.h. alle Lebensphasen eines Gebäudes betreffend, sind Daten, die die Betriebsphase betreffen immer noch nicht ausreichend repräsentiert. Z.B. kann ein Sensor (Datenpunkt) einer Gebäudeautomation in IFC nur rudimentär modelliert werden. Das trifft auch auf das gbXML Schema zu, das den Datenaustausch zwischen Architektur- und Energiesimulationsprogrammen ermöglicht.

BIMs unterscheiden sich nicht nur hinsichtlich Datenstrukturen, sondern auch hinsichtlich Modellierungsumgebungen. IFCs sind in der (STEP-EXPRESS) Datenmodellierungssprache definiert. Für IFC wie auch für gbXML gibt es Encoding in Extensible Markup Language (XML). Auch wurde eine Repräsentation als Web Ontology Language (OWL) des IFC Schemas vorgeschlagen. Datenaustausch unter BIM Anwendungen findet entweder über elektronische Dokumente (files), oder Model-Server statt. IFC-basierte Model-Server wurden dazu entwickelt kollaborative Arbeitsflüsse im Entwurf zu

unterstützen. Diese Model-Server können mit spezifischen Abfragen (queries) angesprochen werden. Die Definition von Modelansichten ist hilfreich in der Entwicklung von Datenschnittstellen für BIM Software. Diese definieren ein Sub-Schema von IFC, das Informationsanforderungen in manchen Phasen des Lebenszyklus abdeckt. Ein Beispiel ist die IFC Koordinationsansicht zur Koordinierung von Architektur, HLK und Tragwerk in der Planungsphase.

### **Daten auf User-Ebene**

Hier wurden Energieverbrauchsdaten und mobile Telefongeräte untersucht.

Mit Smart Metering Angeboten können Gebäudenutzer:innen auf ihre Verbrauchsdaten und Rechnungen auch Online zugreifen. Zur Nutzung dieser Daten bei der Datenmodellierung mit Messdaten müssten die Nutzer:innen die Verwendung ihrer Verbrauchsdaten für die Dauer der Datensammlung freigeben. Smart Meters können so konfiguriert werden, dass sie Energieverbräuche in Intervallen von 15 Minuten anzeigen, und diese Daten können jeweils am darauffolgenden Tag abgerufen werden. In Modelregionen zur Demonstration von Technologieprojekten werden solche Daten in anonymisierter Form zur Verfügung gestellt.

In gewerblich angebotenen Smart Phones sind viele Sensoren installiert für Funktionen wie geographische Standorterkennung und zur Verbesserung der Performance der Telefone. Abhängig vom jeweiligen Gerät können sie auch – neben einer Kamera und einem Mikrofon – einen Beschleunigungssensor, ein Gyroskop, einen Druck Sensor, einen Magnetometer und einen Lichtsensor enthalten. Während es möglich ist, diese Sensoren für physikalische Experimente in Citizen Science Projekten zu verwenden (Phyphox. Physical Phone Experiments), kann der Lichtsensor z.B. nur auf der Hardware-Ebene erreicht werden, was mit kommerziell zur Verfügung gestellter Software nicht erlaubt ist (Phyphox: Light Experiments).

### **Daten auf World Wide Web Ebene**

Diese Daten betreffen Wetter und Klima, sowie geographische Informationen.

Es gibt viele kommerzielle Anbieter von Wetterdaten, die historische Datensets verkaufen. Manchmal sind kleinere Datenmengen, wie bis zu 4 Tagen, oder größere Intervalle, wie alle 4 Stunden, gratis erhältlich.

Das österreichische Zentralinstitut für Meteorologie und Geodynamik (ZAMG) nimmt am österreichischen Projekt [Open Data Austria] teil, und teilt über diese Plattform online stündliche Wetterdaten von 21 Wetterstationen in Österreich (Open Weather Data). Die Messungen betreffen die folgenden Daten:

1. Temperatur (trocken)
2. Taupunkt Temperatur
3. Relative Luftfeuchtigkeit
4. Windrichtung
5. Windstärke
6. Windspitzenrichtung
7. Windspitzenstärke
8. Niederschlag
9. Atmosphärischer Druck
10. Prozentanteil Sonnenschein

Eine Übersicht der kostenlosen Daten befindet sich in Abbildung 69.

Abbildung 69: Beispiel eines stündlichen Datensets für 21 Wetterstationen in Österreich

Station	Name	Höhe m	Datum	Zeit	T °C	TP °C	RF %	WR °	WG km/h	WSR °	WSG km/h	NI l/m <sup>2</sup>	LDred hPa	LDstat hPa	SO %
11010	Linz/Hörsching	298	01.02.2021	17:00:00	0,3	-2,5	82	120	11,2		16,6	0	1000,8	962,6	8
11012	Kremsmünster	383	01.02.2021	17:00:00	-1,1	-3,7	84	7	11,9	360	22	0	1001,1	953,5	3
11022	Retz	320	01.02.2021	17:00:00	0,3	-3,8	74	125	7,2	74	22	0	1001,4	962,4	37
11035	Wien/Hohe Warte	203	01.02.2021	17:00:00	1,7	-3,5	69	114	10,4	142	23,4	0	1001,3	975,8	37
11036	Wien/Schwechat	183	01.02.2021	17:00:00	1	-3,3	73	120	16,6		27,7	0	1001,5	979	22
11101	Bregenz	424	01.02.2021	17:00:00	5,8	5	95	114	9,7	114	18,7	3,5	999,4	947,7	0
11121	Innsbruck	579	01.02.2021	17:00:00	4,1	1	81	277	5,8	285	20,2	0	998,8	930	0
11126	Patscherkofel	2247	01.02.2021	17:00:00	-5,1	-6,2	92	190	13,3	179	23,4	0		756,5	0
11130	Kufstein	495	01.02.2021	17:00:00	5,3	2,2	80	146	1,4	227	6,1	0	998,4	940,4	0
11150	Salzburg	430	01.02.2021	17:00:00	3,7	2	89	320	7,6		11,2	0	998,8	945,8	10
11155	Feuerkogel	1618	01.02.2021	17:00:00	0,3	-5,1	68	280	4,7	212	22,7	0		818,4	0
11157	Aigen im Ennstal	640	01.02.2021	17:00:00	2,2	-1,2	79	183	3,2	180	8,3	0	1000,5	923,5	7
11171	Mariazell	866	01.02.2021	17:00:00	1,4	-2,3	77	147	10,8	148	19,8	0	999,2	898,4	16
11190	Eisenstadt	184	01.02.2021	17:00:00	2,2	-4,7	61	90	15,5	117	32	0	1000,9	978,6	45
11204	Lienz	659	01.02.2021	17:00:00	-0,2	-2,5	84	89	1,8	89	4,7	0	1002,9	923,2	39
11240	Graz/Flughafen	340	01.02.2021	17:00:00	-0,9	-2,9	86	160	7,6		11,2	0	1002,3	957,9	11
11244	Bad Gleichenberg	280	01.02.2021	17:00:00	-0,1	-2,9	83	111	2,9	153	7,9	0	1002,5	969,2	17
11265	Villacher Alpe	2140	01.02.2021	17:00:00	-5,3	-6,6	92	291	4	269	12,2	0		765,8	68
11331	Klagenfurt/Flughafen	447	01.02.2021	17:00:00	1,1	-2,5	77	265	4	291	9,4	0	1002,7	948,2	0
11343	Sonnblick	3105	01.02.2021	17:00:00	-8,8	-10,8	86	275	21,6	277	28,8			677,7	55
11389	St. Pölten	270	01.02.2021	17:00:00	1	-2,1	80	344	5,4	339	13,7	0	1000,8	968	0

Geographische Informationsquellen, die in der Regional- und Städteplanung verwendet werden, werden stehen manchmal in Open Data und Open Government Projekten zur Verfügung. Da dies jedoch erst eine neuere Erscheinungsform ist, sind solche Daten nur gelegentlich erhältlich, und nach Themen organisiert, wie denkmalgeschützte Gebäude [Landmark Buildings Vienna], oder Klimadaten, z.B. für Wien der letzten drei Jahre [Climate Data Vienna]. Sie enthalten Beschreibungen der Gebäude, wie die Namen der Erbauer, die Zahl der Geschosse, etc., bzw. Anteil der Heiztage (heating degree days) einer Jahreszeit im Falle der Klimadaten, sind jedoch nicht immer gut gewartet und auf dem letzten Stand, und müssen von Fall auf Fall auf ihre Verlässlichkeit untersucht werden.

### Übersicht über alle Datenebenen

Datenquellen eines österreichischen hypothetischen Wohngebäudes wurden identifiziert, wie sie unter der Annahme einer minimalen Infrastruktur für die individuelle Gebäudesysteme wie Beleuchtung, Tageslichtführung, und Heizung für einfache Smart Grid Anwendungen notwendig wäre. Damit verbundene Messparameter wurden auf den Ebenen Raum, Gebäude, Nutzer:innen und World Wide Web gefunden. Obwohl Wohnbauten derzeit noch über sehr wenig Sensoren verfügen, gibt es Trends, die es ermöglichen, dass in Zukunft mehr Daten für Messungen vor Ort zur Verfügung stehen. Während es einige Datenangebote auf der Open Data Plattform in Österreich gibt, die für umfangreiche Erhebungen von Wohnbauten genutzt werden können, sind die bauseits installierten Sensoren oftmals Technologie-spezifisch, und Systemkonzepte für Datenerhebungen müssen damit zurecht kommen können. Komponenten, die mit (industrial) Internet of Things Trends erscheinen, sollten diese Barriere überwinden können, wenn eingebettete Sensoren über separate Netzwerke erreicht werden können, die schneller sind, und weniger physikalische Grenzen haben als mit konventionellen Automationsnetzen. Eine Übersicht über mögliche Datenquellen ist in Tabelle 21 dargestellt.

Tabelle 21: Übersicht von Datenquellen auf Wohnbauten bezogen

Parameter	Kommentare
<b>Wohnungsebene / Raumebene</b>	
Lufttemperatur	Heizsystem
Kohlendioxid	Fenster / natürliche Belüftung
Relative Feuchtigkeit	Fenster, kompaktes Belüftungssystem
Kohlendioxid	Alarm / Fenstersteuerung
Regen	Alarm / Fenstersteuerung
Systemstatus	An, aus, offen, geschlossen, Prozentanteil (bei Jalousien)
Zeitstempel	Local, synchronisiert
Energieverbrauch	Elektrizität, Gas, Wasser
<b>Gebäudeebene</b>	
Außentemperatur	Einzelnes Gerät
Energieverbrauch	Elektrizität, Gas, Wasser
<b>World Wide Web Ebene</b>	
Wetterdaten	Stündliche Intervalle
Geographische Informationen	Klima und Gebäudedaten, offene Daten

### 5.4.3. Entwicklung eines Systemkonzepts

Abb. 70 zeigt eine Übersicht über die Werte, die über die identifizierten Geräte und Plattformen in eine Zeitreihen-Datenbank übertragen werden könnten. Diese technischen Möglichkeiten müssen an die spezifischen Anforderungen jeder Energiemodellierungsmethodik angepasst werden. Z.B. müsste geklärt werden, wie viele Räume innerhalb einer Wohnung und wie viele Wohnungen innerhalb eines Gebäudes erfasst werden sollen. Zusätzliche Sensoren können integriert werden. Smart Meter gibt es auf Gebäudeebene und für jede Wohnung. Somit ist es möglich einzelne Wohnungen zu erfassen, wenn es die Methodik der Energiemodellierung erlaubt. Diese Messgeräte für den Energieverbrauch können derzeit aus rechtlichen Gründen nicht in den Betrieb der Hausautomation formal integriert werden, aber die Verbrauchsdaten können mit Genehmigung der Energiekunden über eine Kundenschnittstelle gesammelt werden und als Datenpunkt(e) in die Hausautomation integriert werden. Auch bei den Wetterdaten muss geklärt werden, welche Werte hier benötigt werden, und ob zusätzliche Messwerte beim Wetterdienst angefragt werden müssen. Für die ersten Entwicklungsschritte wurden vorerst Zeitreihen-basierte Datensets fokussiert. Da viele Energiemodellierungen von Gebäuden auch graphische Informationen über städtebauliche Situationen, Gebäudegrundrisse und elektronische Dokumente von Drohnen und Wärmekameras benötigen, könnten diese auch zur Verfügung gestellt werden, allerdings müsste hier im Vorfeld entschieden werden, ob es sich um einen Monitoring-, oder einen Archivierungsfall handelt.

Abbildung 70: Übersicht über technisch “ohnehin” vorhandene Werte für Monitoring

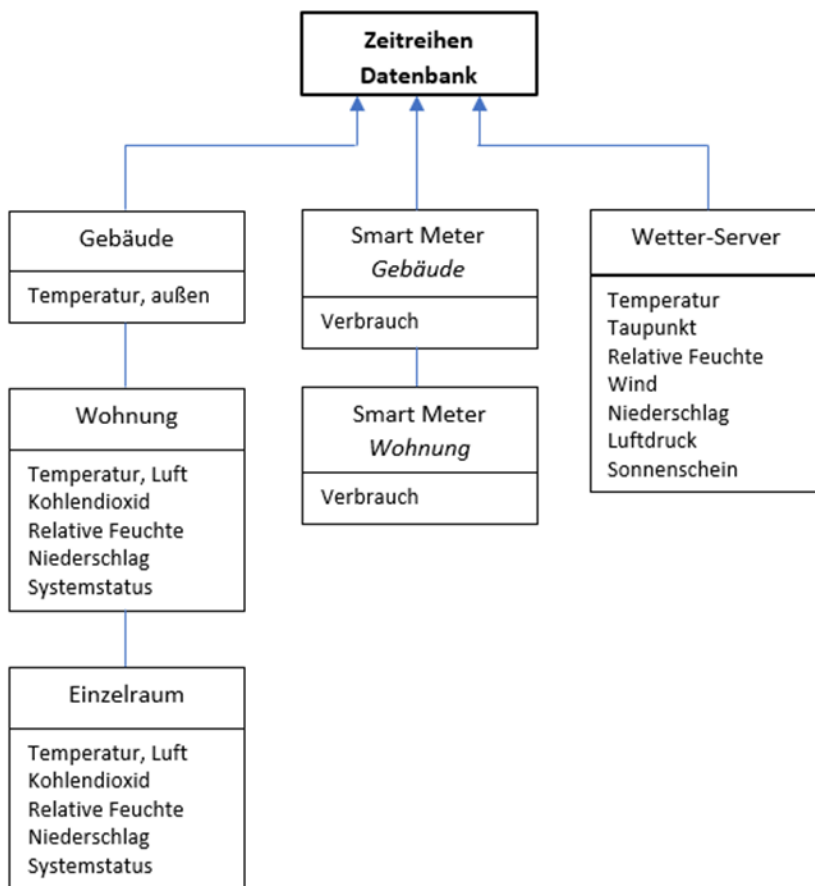
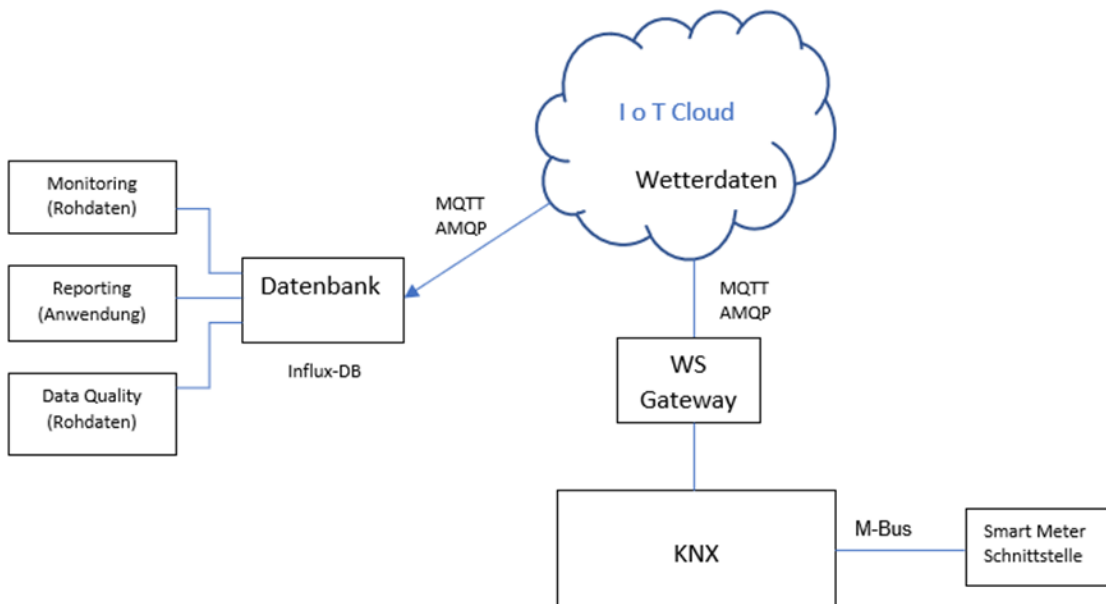


Abb. 71 zeigt den entsprechenden Überblick über die Systemarchitektur für die Integration der Datensets. Ausgehend von der Kundenschnittstelle an den Smart Meter Geräten werden die Verbrauchsdaten als Datenpunkte in KNX (ISO/IEC 14543-x) integriert. Über ein KNX Gateway für Web-Services erfolgt die Verbindung in eine Internet-of-Things Cloud über MQTT oder AMQP, zwei populäre IoT Protokolle für die Kommunikation zwischen IoT Geräten (siehe Walcher, 2019, für Details). Auf der Cloud-Ebene wird auch die Wetterdaten-Plattform eingebunden. Bei der Zeitreihen-Datenbank wird die Erfassung der Rohdaten übernommen und die Datensets für die datengetriebene Modellierung zur Verfügung gestellt. Parallel werden die eingehenden Daten mittels Datenanalysen automatisch (z.B. über Data Mining) untersucht, um bei Spitzenwerten z.B. beim Stromverbrauch zu dokumentieren, ob ein Kommunikationsfehler oder ein tatsächliches Event (z.B. Wetterphänomen) vorliegt.

Abbildung 71: Systemarchitektur für die Integration von Datensets



#### 5.4.4. Zusammenfassung

Für die Modellierung von Wohngebäuden mit Messdaten konnten einige Parameter identifiziert werden, die als Datenquellen zur Verfügung stünden. Diese finden sich auf verschiedenen Ebenen zwischen physischen Räumen und dem World Wide Web, und haben das Potential die Menge an zusätzlich zu installierenden Sensoren gering zu halten. Es ist deshalb wichtig, dass einzelne Smart Home Komponenten prinzipiell über offene Schnittstellen angesprochen werden können, wie dies beim Smart Meter z.B. standardmäßig der Fall ist. Besonders hinsichtlich zusätzlicher Sensoren im Rahmen des Einsatzes diverser Methoden werden offene Lösungen für den Datenaustausch favorisiert.

## 5.5. Relevante Publikationen

### 5.5.1. IEA EBC Annex 71 Endberichte

Die folgenden Endberichte können von der [Projekt Webseite der Internationalen Energieagentur](#) sowie von der [österreichischen Projektwebseite](#) heruntergeladen werden.

- Project Summary Report  
Staff Roels (Editor) / AECOM Ltd / 2022 / Englisch / 24 Seiten  
In diesem Kurzbericht werden die Motivation, die Ziele und die wichtigsten Ergebnisse aus diesem Projekt zusammengefasst.
- ST1 & ST4 Bericht: Challenges and general framework  
Richard Fitton (Main Author) / KU Leuven / 2021 / Englisch / 135 Seiten

Dieser Bericht fasst die Ergebnisse aus Subtask 1 und 4 zusammen. Darin wurde den Fragen bezüglich möglicher Datenquellen und möglicher Anwendungen der untersuchten Analysemethoden nachgegangen. Die Zusammenstellung von Methoden und Know-How zur zuverlässigen Bestimmung des Gebäudeleitwerts (HTC) aus in-situ Messdaten war eines der Ziele im IEA EBC Annex 71. Dieser Bericht fasst die Arbeiten und Ergebnisse bezüglich möglichen Datenquellen und möglicher Anwendung der Analysemethode (HTC-Bestimmung) zusammen. Gesetztes Ziel war, bereits verfügbare Datenquellen (Smart meter, Gebäudeautomation, etc.) zu nutzen. Die möglichen Vorteile und Hürden einer praktischen Anwendungen wurden untersucht und im Rahmen von Stakeholder:innen -Umfragen erhoben. Es wird eine Reihe von Anwendungsfällen mit mehreren internationalen Fallstudien vorgestellt, neben einigen Vorschlägen für künftige Anwendungsfälle.

- **ST2 Bericht: Building Behaviour Identification**  
Glenn Reynders, Arash Erfani, Dirk Saelens (Main Authors) / KU Leuven / 2021 / Engl. / 84 S.  
Dieser Bericht fasst die Ergebnisse aus Subtask 2 zusammen. Darin wurden Methoden zur Identifikation von datengetriebenen Modellen für die Prognose des energetischen Verhaltens von Gebäuden untersucht. Im Rahmen von Subtask 2 wurden Charakterisierungsmethoden auf ihre Fähigkeit hin untersucht, das (dynamische) energetische und thermische Verhalten eines Gebäudes in ein vereinfachtes Modell zu übersetzen, das für Anwendungen wie modellprädiktiver Steuerung, Fehlererkennung, Optimierung von Fernwärmesystemen usw. verwendet werden kann. Es wurden verschiedene Modellansätze vorgestellt und deren Eignung für die Anwendungen „Model-predictive-control“ und „Fault-Detection“ im Rahmen von „Gemeinsamen Aufgaben“ (Common Exercises) getestet.
- **ST3 Bericht: Physical Parameter Identification**  
Geert Bauwens, Katia Ritosa, Staf Roels (Main Authors) / KU Leuven / 2021 / Englisch / 114 S.  
Dieser Bericht fasst die Ergebnisse aus Subtask 3 zusammen. Darin wurden Methoden zur Identifikation von datengetriebenen Gebäudemodellen untersucht, die für die Qualitätssicherung eingesetzt werden können. In Rahmen von Subtask 3 wurde die Identifikation von datengetriebenen (physikalischen) Gebäudemodellen untersucht, die für die Qualitätssicherung des real gebauten Zustands eingesetzt werden können. Der Fokus lag bei Analyse- bzw. Modelliermethoden woraus der Gebäudeleitwert (heat loss coefficient, HTC) abgeleitet werden kann. Im Rahmen von gemeinsamen Aufgaben (Common Exercises) wurde verschiedene Modellansätze auf Ihre Eignung und deren Genauigkeit untersucht und verglichen.
- **BES Validation Bericht: Description and results of the validation of building energy simulation programs**  
Matthias Kersken, Paul Strachan (Main Authors) / KU Leuven / 2021 / Englisch / 104 Seiten  
Dieser Bericht dokumentiert die im Rahmen dieses Projekts durchgeführte messtechnische Validierung von dynamischen Gebäudesimulationsprogrammen. Dieses Dokument enthält die Spezifikation für das empirische Validierungsexperiment, das an den Zwillingshäusern auf dem Fraunhofer IBP in Holzkirchen, Deutschland, im Winter 2018/19 im Rahmen des IEA EBC Annex 71 durchgeführt wurde. Diese erhobenen Messdaten wurden für die Validierung von Gebäudesimulationsprogrammen sowie für die gemeinsamen Aufgaben (Common Exercises) in Subtask 2 und 3 eingesetzt. Dieses Dokument, zusammen mit den zusätzlichen Informationen (Bilder, Wärmebrückenberechnungen, Layout-Zeichnungen, experimentelle Details und Versuchsdaten) stellt eine vollständige Spezifikation des Versuchs dar. Diese

zusätzliche Informationen sowie die Messdaten stehen für weitere Untersuchungen am Datenrepositorium der Fraunhofer (Kersken & Strachan, 2020) zum Download zur Verfügung.

### **5.5.2. Journal Publikationen, Konferenzbeiträge, Berichte und Dissertationen**

Im Folgenden sind thematisch relevante Publikationen die im Rahmen von diesem Projekt durch die Annex 71 Teilnehmer veröffentlicht wurden oder im direkten personellen und/oder zeitlichen Umfeld zum diesem IEA Projekt entstanden sind. Zwecks Übersichtlichkeit wurden Sie thematisch gruppiert.

#### **Untersuchung bzw. Aufbereitung von Inputdaten**

Senave, M., Roels, S., Verbeke, S., & Saelens, D. (2020). Energy & Buildings Analysis of the influence of the definition of the interior dwelling temperature on the characterization of the heat loss coefficient via on-board monitoring. *Energy & Buildings*, 215, 109860.

<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109860>

Zhang, X., Saelens, D., & Roels, S. (2022). Estimating dynamic solar gains from on-site measured data: An ARX modelling approach. *Applied Energy*, 321(April), 119278.

<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119278>

Zhang, X., Rasmussen, C., Saelens, D., & Roels, S. (2022). Time-dependent solar aperture estimation of a building: Comparing grey-box and white-box approaches. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 161(March), 112337. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112337>

Bacher, P., Saint-Aubain, P. A. De, Christiansen, L. E., & Madsen, H. (2016). Non-parametric method for separating domestic hot water heating spikes and space heating. *Energy & Buildings*, 130, 107–112. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.08.037>

Metzger AS and W Kastner. Knowledge models for data concentration in buildings. IEEE International Conference on Industrial Informatics, INDIN '23. 17th – 20th July 2023, Lemgo, Germany. (submitted)

#### **Anwendung Gebäudecharakterisierung (Identifikation physikalischer Parameter)**

Von Annex 71 Teilnehmern wurde ein Spezialausgabe im open-access Journal „Sustainability“ zum Thema "Understanding and Measuring the Building Fabric Performance of Low Carbon Dwellings" initiiert, die Einreichdeadline endete erst am 31. Juli 2022. Beim Verfassen dieses Berichts war bis dato der folgende Beitrag (Gupta, Gregg, 2021) publiziert.

Gupta, R., & Gregg, M. (2021). Integrated testing of building fabric thermal performance for calibration of energy models of three low-energy dwellings in the UK. *Sustainability (Switzerland)*, 13(5), 1–24. <https://doi.org/10.3390/su13052784>

Senave, M., Reynders, G., Sodagar, B., & Saelens, D. (2018). Uncertainty in Building Energy Performance Characterization: Impact of Gas Consumption Decomposition on Estimated Heat Loss Coefficient. In 7th International Building Physics Conference (IBPC): Healthy, Intelligent and Resilient Buildings and Urban Environments. Syracuse, NY, USA. Retrieved from <http://ibpc2018.org/>

Lambie, E. (2021). Evaluation of the impact of energy renovation measures. Doctoral Thesis, KU Leuven.



Allinson, D., Roberts, B., Lomas, K., Loveday, D., Gorse, C., Hardy, A., Thomas, F., Miles-Shenton, D., Johnston, D., Glew, D., Rakhshanbabanari, K., Fylan, F., Farmer, D., Elwell, C., Crawley, J., Hollick, F., Wingfield Halton Housing, J., Roberts, G., & Reeve, L. (2022). Technical Evaluation of SMETER Technologies (TEST) Project. <https://www.gov.uk/government/publications/smart-meter-enabled-thermal-efficiency-ratings-smeter-technologies-project-technical-evaluation>

Deb, C., Gelder, L. V., Spiekman, M., Pandraud, G., Jack, R., & Fitton, R. (2021). Measuring the heat transfer coefficient (HTC) in buildings: A stakeholder's survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 144, 111008. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111008>

#### **Anwendung Prognosemodelle (Identifikation thermisches Verhalten von Gebäuden)**

Parzinger, M., Hanfstaengl, L., Sigg, F., Spindler, U., Wellisch, U., & Wirnsberger, M. (2020). Residual Analysis of Predictive Modelling Data for Automated Fault Detection in Building's Heating, Ventilation and Air Conditioning Systems. *Sustainability*, 12(17), 6758. <https://doi.org/10.3390/su12176758>

Verbeke, S., Aerts, D., Reynders, G., & Waide, P. (2020). Final report on the technical support to the development of a smart readiness indicator for buildings. <https://doi.org/10.2833/41100>

Wolisz, H., Mall, T., Müller, D., & Kurnitski, J. (2020). Energy & Buildings Self-learning model predictive control for dynamic activation of structural thermal mass in residential buildings R. *Energy & Buildings*, 207, 109542. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109542>

Alimohammadi, H., Vassiljeva, K., Petlenkov, E., Thalfeldt, M., Mikola, A., & Kull, T. M. (2021). Gray Box Time Variant Clogging behaviour and Pressure Drop Prediction of the Air Filter in the HVAC System. *Cold Climate HVAC & Energy*, 246. <https://doi.org/doi.org/10.1051/e3sconf/202124610002>

#### **Validierung und Kalibrierung von Gebäudesimulationsmodelle**

Mantese, E., Mourkos, K., Hopfe, C., McLeod, R., Vatougiou, P., Kersken, M., & Strachan, P. (2019). Deploying Building Simulation to Enhance the Experimental Design of a Full-scale Empirical Validation Project. In *Proceedings of Building Simulation 2019: 16th Conference of IBPSA*. <https://doi.org/9781775052012>

Martinez Marino, S. (2020). Research and development of automated calibration and multi-objective optimization techniques applied to simulation of building energy models. Doctoral Thesis. Universidad de Vigo.

### **5.5.3. Weitere Dissemination**

#### **Relevante Datenrepositorien**

[Daten zu dem Gebäudesimulations-Validierungsexperiment aus Annex 71 \(Kersken & Strachan, 2020\)](#)

[Daten aus dem SMETER Projekt \(Allinson et al., 2022\)](#)

#### **Vorträge und Webinare**

[Annex 71 Abschluss Workshop \(2021\)](#)

Titel: IEA Annex 71 Building Energy Performance Assessment Based on In-situ Measurements - Final Meeting – University of Salford

Vortrag durch Operating Agent und Annex 71 Teilnehmer im Rahmen eines IEA EBC Webinars (2021)

Titel: EBC Annex 71: Quantifying the Thermal Performance of the Building Fabric based on Smart Meter Data by Prof Staf Roels, Dr Christian Struck and Twan Rovers

Österreichischer Annex 71 Abschluss Workshop im Rahmen der enova 2022

Titel: Datengetriebene Betriebsoptimierung und Effizienzcharakterisierung von Gebäuden

- Effizienzcharakterisierung mit Messdaten – Möglichkeiten und Hürden, G. Rojas
- Machine learning methods for heating energy prediction, M. Šipetić
- Verfügbare Daten für die dynamische Charakterisierung von Energieeffizienz, S. Metzger
- Messdatengetriebene Fehlerdetektion durch Datenanalyse, J. Schnitzer

Die Folien der Abschlusspräsentation sind auf der [österreichischen Projektwebseite](#) herunterladbar.

# 6 Vernetzung und Ergebnistransfer

Aufgrund der potentiellen Anwendungsbreite für die in diesem Projekt untersuchten und weiterentwickelten Methoden, gibt es eine entsprechend große Anzahl an Zielgruppen. Sie umfassen die gesamte Bauwirtschaft, von Architekten:innen, Fachplaner:innen, ausführende Firmen bzw. Handwerker:innen, Bauträger:innen sowie Hersteller:innen von Bauprodukten, Gebäudetechnik und Gebäudeautomation. Für jene Akteure die sich auf hochwertige und sehr energieeffiziente Gebäude spezialisieren, könnten gemessene Nachweise über die reale Qualität des Gebäudes Vorteile bei der Vermarktung Ihre Produkte bzw. Dienstleistungen ergeben. Für Gebäudebetreiber:innen, Immobilienverwalter:innen sowie Gebäudebesitzer:innen könnte ein gemessener und allgemein akzeptierter Qualitätsnachweis eine rechtliche Sicherheit bilden, um spezifizierte Qualitätsansprüche einzufordern.

Entwickler:innen von intelligenten Gebäuderegellösungen, Energiemanagementsystemen, etc. aber auch Energieversorgungsunternehmen könnten ebenfalls auf die in diesem Projekt erarbeiteten Grundlagen zur datengetriebenen Generierung von Prognosemodellen aufbauen. So ist z.B. die Vorhersage des Heizgasverbrauchs wichtig für die Schätzung des Gasbedarfs zu verschiedenen Zeitpunkten. Darüber hinaus ermöglicht eine gute Vorhersage die Erkennung von Ausfällen und Anomalien, die erheblich vom erwarteten Verhalten des Systems abweichen. Potenzielle Nutzer:innen solcher Prognosedaten sind Versorgungsunternehmen oder Betreiber:innen kleiner oder mittlerer Heizanlagen, während die Erkennung von Anomalien bzw. Fehlern für die Nutzer:innen und Eigentümer:innen von Heizungsanlagen interessant sein kann. Die rasche Erkennung eines anomalen Mehrverbrauchs kann teure Gasrechnungen bzw. Reparaturen verhindern.

Eine weitere wichtige Zielgruppe für die Ergebnisse aus diesem Projekt sind Forscher:innen die sich mit der datengetriebenen Modellierung von Gebäuden beschäftigen.

## **Stakeholder:innen Umfrage**

Die im Rahmen dieses Projekts durchgeführte Umfrage zum Thema „Messdatenbasierte Gebäudecharakterisierung“ bestätigt das breite Spektrum an Zielgruppen, sowie deren Interesse an den Projektinhalten (siehe Abbildung 72). Insgesamt konnten die Antworten von 243 Personen aus 14 Ländern, einschließlich Österreich, ausgewertet werden. Die Umfrage diente einerseits um Bedarf und Anforderungen der Stakeholder:innen an eine In-situ Energieeffizienz-Bewertungsmessung abzufragen, andererseits auch um die Stakeholder:innen über die Annex 71 Arbeiten zu informieren. Weitere Details zu der Umfrage sind in (Fitton, 2021) und (Deb et al., 2021) dokumentiert.

Abbildung 73 und Abbildung 74 zeigen, dass die große Mehrheit der Befragten die Verlässlichkeit von berechneten Energieeffizienz Kennwerten (Energieausweis) nur als mittelmäßig einstuft und dass das Interesse für einen gemessenen Energieeffizienzkennwert sehr hoch ist.

Abbildung 72: Verteilung der Umfrageteilnehmer (N=243) kategorisiert nach Stakeholder- und Stakeholderinnengruppen. (Fitton, 2021)

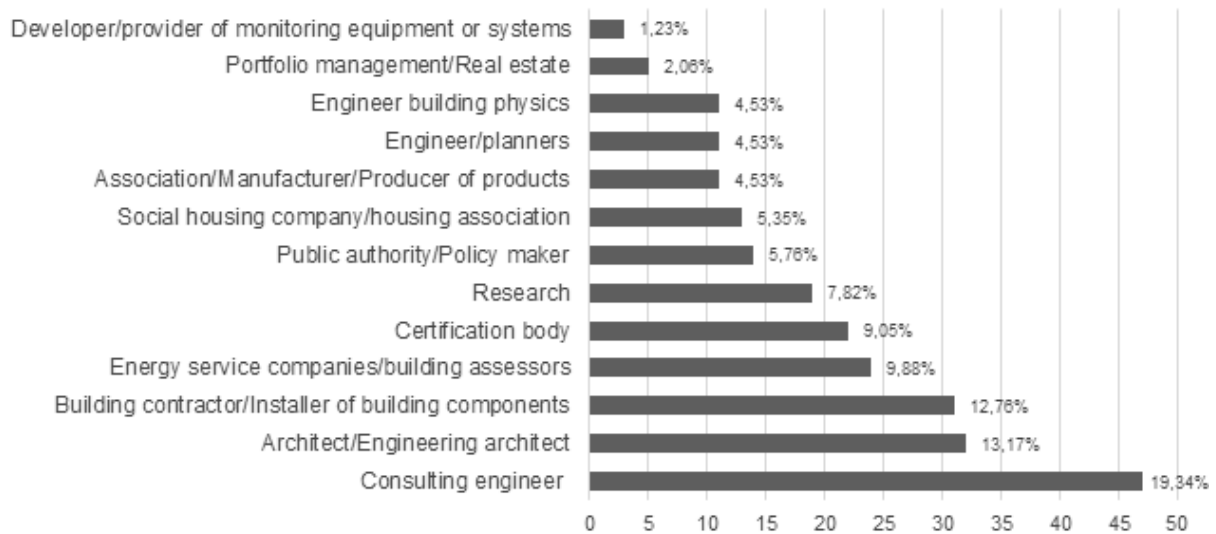


Abbildung 73: Antworten auf die Frage „Wie verlässlich sind berechnete Energieeffizienz-Kennwerte?“ aus der im Rahmen von Annex 71 durchgeführten Stakeholder:innen Umfrage (N=243). (Deb et al., 2021)

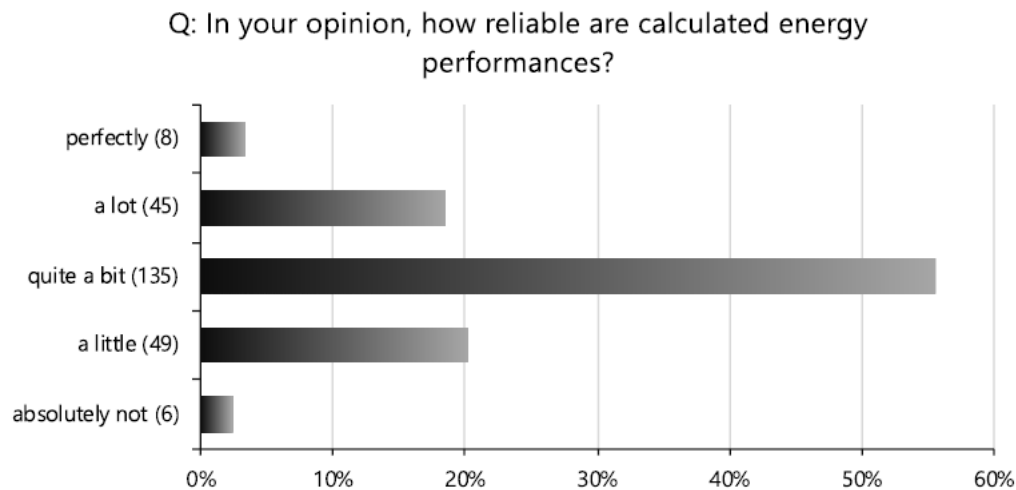
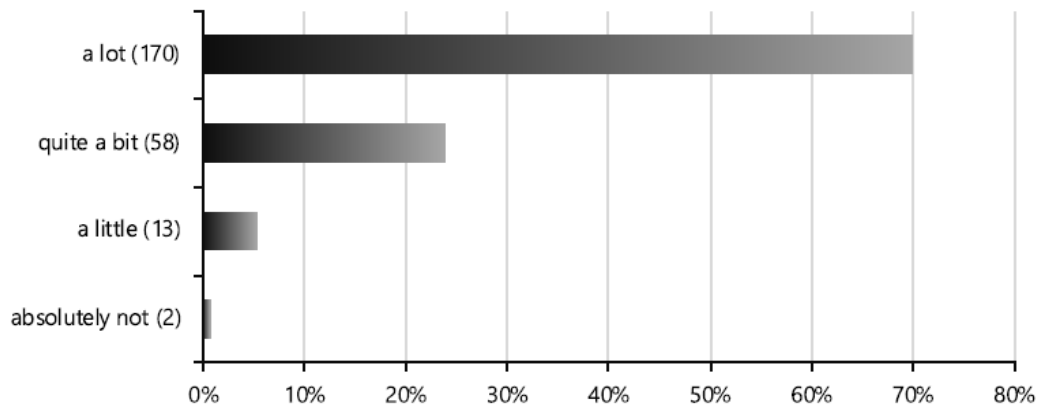


Abbildung 74: Antworten auf die Frage „Wie hoch wäre das Interesse an einer Methode zur Messung der realen Energieeffizienz?“ aus der im Rahmen von Annex 71 durchgeführten Stakeholder:innen Umfrage (N=243). (Deb et al., 2021)

Q: How interested are you in a method that is able to measure the actual energy performance of a building after delivery?



In Österreich nahmen 12 Vertreter:innen der Bauwirtschaft an der Umfrage teil. Auch hier war das Interesse an einer Messmethode sehr hoch (12 von 12). Gefragt nach einem vertretbaren Kostenrahmen für eine messtechnische Effizienzcharakterisierung wählten 7 von 12 (58%) Befragte „100 – 500 Eur“, während 2 von 12 Teilnehmer „500 – 2000 Eur“ als vertretbar ansehen würden (siehe Abbildung 75). Die Frage nach einem vertretbarer Messdauer gab kein klares Bild. Ein nachvollziehbares Ergebnis, da in den Erläuterungen zur Umfrage nicht spezifiziert wurde, wie invasiv die Messung sein würde (siehe Abbildung 76). Die Frage „Wann sollte die Bestimmung/ Messung am besten erfolgen?“ beantworteten sechs Personen mit „vor der Übergabe“, vier mit „spätestens ein Jahr nach der Übergabe“ und zwei mit „keine Meinung“.

Abbildung 75: Antworten auf die Frage „Was wäre ein für Sie vertretbarer Kostenrahmen für die Bestimmung / Messung?“ aus der im Rahmen von Annex 71 durchgeführten Stakeholder:innen Umfrage in Österreich (N=12).

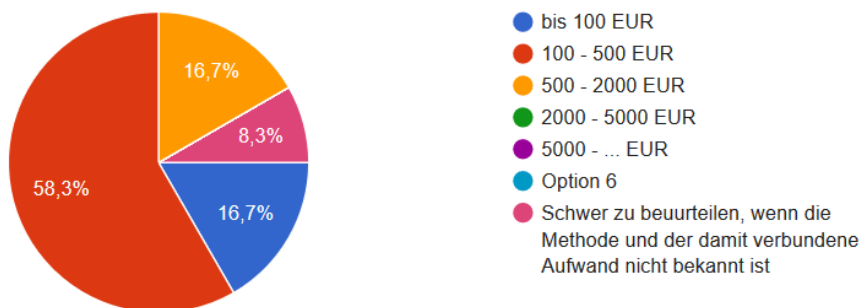
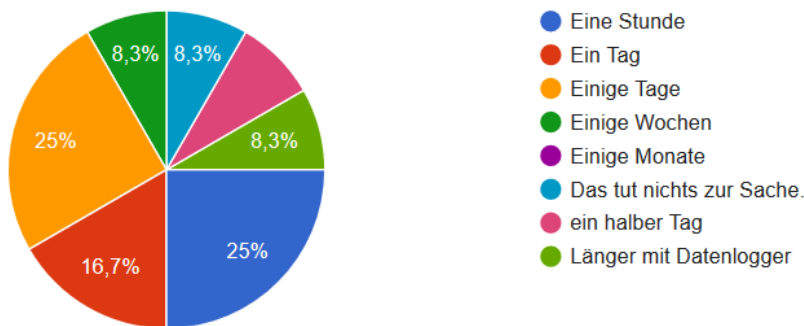


Abbildung 76: Antworten auf die Frage „Was wäre eine für Sie vertretbare Messdauer?“ aus der im Rahmen von Annex 71 durchgeführten Stakeholder:innen Umfrage in Österreich (N=12).



### Nationale Verwertung und Ergebnistransfer

Dieser Annex 71 befasste sich der Untersuchung, Entwicklung und Erprobung der methodischen Grundlagen welche für die in situ Charakterisierung von Gebäuden eingesetzt werden können. Es wurden wichtige Schritte in Richtung praktische Anwendungen (für Qualitätssicherung durch Parameteridentifikation) gemacht, aber die wirtschaftliche Verwertbarkeit wird, zumindest für Österreich, bzw. zentral-europäische Länder von den Autoren dieses Berichts als noch niedrig eingeschätzt. Hierzu sind die Messunsicherheiten noch zu hoch bzw. gibt es noch zu klärende offene Fragen zur allgemeinen Verlässlichkeit der Effizienzcharakterisierung im bewohnten Zustand. Auch ist die datenschutzkonforme Verarbeitung der erforderlichen Messdaten noch zu klären. Messungen im unbewohnten Zustand werden als unpraktikabel und zu kostspielig eingeschätzt. Gerade im deutschsprachigen Raum ist die Akzeptanz von komplementären „Qualitätssicherungsmaßnahmen“, wie der Passivhaus-Zertifizierung, relativ hoch. Diese versuchen „Performance Gaps“ durch genaue Planung (und Berechnungen), zertifizierten Komponenten und teilweise durch in-situ Messungen (Blowerdoor Messung, Einregulierung der Lüftungsgeräte) zu verhindern. Zahlreiche Beispiele belegen, dass dieser Ansatz durchaus funktionieren kann (Johnston et al., 2020). Ohne „Performance Gap“ würden in -situ Effizienzcharakterisierungsmethoden an Wichtigkeit verlieren. Dennoch in England wo die Referenzmethode (invasiv bzw. im unbewohnten Zustand), der Co-Heating Test am etabliertesten ist, gibt es kommerzielle Anbieter von Verfahren für die Bestimmung des Gebäudeleitwerts (HTC). Siehe z.B. [Veritherm Testing](#) oder [SmartHTC](#).

Die wirtschaftliche Verwertbarkeit der Methoden zur Charakterisierung des thermischen/energetischen Verhaltens (Erstellung von Prognosemodellen) wird höher eingeschätzt. Die im Projekt erarbeiteten bzw. getesteten Methoden zur Identifikation von Prognosemodellen welche für Anwendung wie modellprädiktive Regelung oder Fehlererkennung für Gebäude-, Anlagen- oder Energiemanagementsysteme eingesetzt werden können, scheinen für Kurzzeitprognosen (einige Stunden bis wenige Tage) ausreichend gut zu funktionieren. Forschungsbedarf besteht hingegen noch bei der Implementierung dieser Prognosemodelle in den Regelalgorithmen. Dies spiegelt sich auch in den diversen nationalen Forschungsprojekten wider, wo die anwendungsnahe Implementierung von datengetriebenen Gebäudemodellen weiter untersucht wird bzw. wurde. z.B. Nutzung von Greybox-Modellen für die Fehlererkennung in Gebäuden im Projekt AFOM (Schnitzer, 2021) oder für die prädiktive Regelung in einem Projekt im Living Lab ENERGETIKUM (Klanatsky, 2022).

Im Rahmen einer rund 1,5 stündigen Session wurden während der e-nova-Konferenz am 2. Juni 2022 die Ergebnisse des Annex 71 einem nationalen Publikum präsentiert. Die trug den Titel „Datengetriebene Betriebsoptimierung und Effizienzcharakterisierung von Gebäuden“ und umfasste drei Präsentationen zu den Arbeitspaketen 3, 4 und 5 sowie eine weitere themenrelevante Präsentation der ersten Ergebnisse aus dem Projekt AFOM.

Die wissenschaftliche Verwertbarkeit der Ergebnisse aus diesem IEA Projekt kann als hoch eingestuft werden und ist auch nach Projektende noch nicht abgeschlossen, siehe Kapitel 5.5. Außerdem werden und wurden die Ergebnisse in entsprechenden Lehrveranstaltungen und Abschlussarbeiten der Projektbeteiligten integriert.

# 7 Schlussfolgerungen, Ausblick und Empfehlungen

Dieser Annex 71 baute auf den Ergebnissen aus dem Vorgänger Projekt IEA EBC Annex 58 auf. Es konnten wichtige Fortschritte bei der datengetriebenen thermischen bzw. energetischen Charakterisierung von Gebäuden gemacht werden. Dazu wurden Gebäudemodelle im Blackbox-, Greybox- und Whitebox-Ansatz untersucht, weiterentwickelt und im Rahmen diverser Fallstudien getestet. Es wurden Identifikationsmethoden für datengetriebene vereinfachte Gebäudemodelle und deren möglicher Datenquellen beleuchtet, sowie der Einfluss der Verfügbarkeit bzw. des Pre-processing der Modell-Eingangsdaten systematisch untersucht. Die Untersuchungen konzentrierten sich auf zwei Anwendungsfelder.

## **Identifikation des energetischen Verhaltens von Gebäuden**

Im Rahmen des internationalen und nationalen Projektteils wurden mit Hilfe diverser Fallstudienobjekte verschiedene datengetriebene Gebäudemodelle (von Blackbox bis Greybox) identifiziert und bewertet. Dabei wurde auch der Einfluss der verfügbaren Datenbasis (Datenqualität und Anzahl von Merkmalen) bewertet. Die Prognosegüte konnte meist durch Hinzufügen von Merkmalen verbessert werden, wobei sich die Datenqualität und das Daten-Preprocessing in vielen Fällen als wichtig herausstellte. Das Potential verschiedener Modellansätze konnte für die beiden Anwendungen „Fehlererkennung“ und „modellprädiktive Regelung“ gezeigt werden. Aufbauend auf den gewonnenen Erkenntnissen und Methoden könnten und sollten diese Anwendungen weiterentwickelt und in der realen Nutzung erprobt werden. Sie stellen ein vielversprechendes Werkzeug für eine datengetriebene energetische Optimierung des Gebäudebetriebs und/oder für eine vermehrte Nutzung von erneuerbaren Energien dar.

## **Identifikation von physikalischen Parametern von Gebäuden**

Werden die Modelle entsprechend gewählt, können die identifizierten Modellparameter physikalisch interpretiert werden. Im Rahmen dieses Projekts wurde anhand diverser Fallstudienobjekte versucht, den jeweiligen Gebäudeleitwert (heat transfer coefficient, HTC) als Maß für die reale Qualität der Gebäudehülle aus dynamischen Messdaten (im Gebäudebetrieb) zu ermitteln. Auch hier stellt sich die Wahl des Untersuchungszeitraums, des Modells und des Pre-processing der Eingangsdaten als wichtig für die Genauigkeit des Ergebnisses heraus. Der Einfluss der verschiedenen Eingangsgrößen wurde systematisch untersucht und leitfadenähnlich im Bericht (Bauwens et al., 2021) zusammengefasst. In einigen Fallbeispielen konnten mit einigen Modellansätzen, der theoretische oder im Rahmen einer invasiven Messung (Co-Heating Test) ermittelte Referenz-Gebäudeleitwert, relativ genau identifiziert werden. Bei anderen Fallbeispielen konnte mit den gleichen Modellansätzen keine ausreichend hohe Genauigkeit erzielt werden. Manchmal zeigten alle Modellansätze eine ähnliche Abweichung vom Referenzwert (Richtung und Ausmaß), manchmal waren deutlich Unterschiede zwischen den Modellansätzen im Ergebnis erkennbar. Schlussfolgernd kann man sagen, dass die untersuchten Methoden prinzipiell in der Lage wären den Gebäudeleitwert aus in-situ Messdaten ausreichend genau (z.B. +/-15%) zu bestimmen, aber die Robustheit der Methode (noch) nicht sichergestellt werden kann um eine datengetriebene Gebäudecharakterisierung für die Anwendung „Qualitätssicherung“ in der Praxis einzusetzen.



Weitere umfangreiche Untersuchungen wären erforderlich, um detaillierte Richtlinien zu erarbeiten, welche die fallspezifischen Eigenheiten, z.B. Fensterflächen, Nutzung, Lüftungsverhalten, Lage der Sensoren, Genauigkeit/Auflösung der Energiemessung, etc., besser berücksichtigen können. In dieser Richtung, arbeitete der österreichische Beitrag. Hier wurden Gebäudemodelle entwickelt, welche auch die gemessene CO<sub>2</sub>-Konzentration der Raumluft nutzen um das reale Lüftungsverhalten im Modell besser abbilden zu können (siehe 5.2.2).

Mit der weiteren Verbreitung von datenliefernden Anlagen und Geräten in Gebäuden (Smart Meters, Heimautomationssystemen, Wärmepumpen, Lüftungssysteme, IoT-Haushaltsgeräte, etc.) werden sich in Zukunft weitere Möglichkeiten eröffnen, datengetriebene Gebäudemodelle zu verfeinern. Diese Möglichkeiten sollten weitergehend untersucht werden, das potentielle Nutzen solcher Gebäudemodelle konnte in diesem (und anderen) Projekten bereits gezeigt werden.

## Literaturverzeichnis

- Allinson, D., Crawley, J., Elwell, C., Farmer, D., Fylan, F., Glew, D., Gorse, C., Hardy, A., Hollick, F., Johnston, D., Lomas, K., Loveday, D., Miles-Shenton, D., Parker, J., Reeve, L., Roberts, B., Roberts, G., Thomas, F., & Wingfield, J. (2022). *Technical Evaluation of SMETER Technologies Project Phase 2 Data: Temperature, Relative Humidity, Dwelling Information, and Local Weather, 2019-2020*. UK Data Service. <https://doi.org/10.5255/UKDA-SN-854701>
- Bacher, P., & Madsen, H. (2011). Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings. *Energy and Buildings*, 43(7), 1511–1522. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.02.005>
- Bauwens, G., Ritosa, K., & Roels, S. (2021). *IEA EBC Annex 71: Building energy performance assessment based on in-situ measurements - Physical parameter identification* (Issue August). [www.iea-ebc.org](http://www.iea-ebc.org)
- bmvit. (2015). *Energie in Gebäuden und Kommunen (EBC)*. <http://www.nachhaltigwirtschaften.at/iea/results.html/id4930>
- Brastein, O. M., Perera, D. W. U., Pfeifer, C., & Skeie, N. O. (2018). Parameter estimation for grey-box models of building thermal behaviour. *Energy and Buildings*, 169, 58–68. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.03.057>
- Climate Data for Vienna (in German). <https://www.data.gv.at/katalog/dataset/e6d471ec-f983-4e9a-b435-957cfc1bb48c>. Last accessed on 2 February 2021.
- Deb, C., Gelder, L. V., Spiekman, M., Pandraud, G., Jack, R., & Fitton, R. (2021). Measuring the heat transfer coefficient (HTC) in buildings: A stakeholder's survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 144, 111008. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111008>
- Dermentzis, G., Ochs, F., Ksiezzyk, A., Venturi, E., Magni, M., & Gstrein, H. (2018). Heating with PV Façade in a Passive House. *13th Conference on Advanced Building Skins*.
- DIN EN 15323. (2015). *Energieeffizienz von Gebäuden – Einfluss von Gebäudeautomation und Gebäudemanagement*.
- DIN EN ISO 16739-1: Industry Foundation Classes (IFC) für den Datenaustausch in der Bauwirtschaft und im Anlagenmanagement - Teil 1: Datenschema, 2019.
- Fitton, R. (2021). *IEA EBC Annex 71: Building Energy Performance Assessment Based on In-situ Measurements - Challenges and general framework* (Issue August). <https://www.iea-ebc.org/projects/project?AnnexID=71>
- Green Building XML Schema: <https://www.gbxml.org/>
- ISO 10303-11: Industrial automation systems and integration — Product data representation and exchange — Part 11: Description methods: The EXPRESS language reference manual, 2004.
- ISO/IEC 14543-x: Information technology - Home electronic system (HES) architecture, 2006.
- Jimenez, M. A. (2013). *KNX for LEED: Enhancing LEED certification through implementing KNX technology*. KNX Association.
- Jiménez, M. J., Madsen, H., & Andersen, K. K. (2008). Identification of the main thermal characteristics of building components using MATLAB. *Building and Environment*, 43(2), 170–180. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2006.10.030>
- Johnston, D., Siddall, M., Ottinger, O., Peper, S., & Feist, W. (2020). Are the energy savings of the passive house standard reliable? A review of the as-built thermal and space heating performance of passive house dwellings from 1990 to 2018. *Energy Efficiency*. <https://doi.org/10.1007/s12053-020-09855-7>
- Kersken, M., & Strachan, P. (2020). *Twin House Experiment IEA EBC Annex 71 Validation of Building Energy Simulation Tools - Specifications and dataset*. IBP Fraunhofer-Institut für Bauphysik. <https://fordatis.fraunhofer.de/handle/fordatis/161>
- Kersken, M., & Strachan, P. (2021). *IEA EBC Annex 71: Building Energy Performance Assessment Based on In-situ Measurements: Description and results of the validation of building energy simulation programs* (Issue August). [www.iea-ebc.org](http://www.iea-ebc.org)
- Klanatsky, P. (2022). *Implementation of an Adaptive Model Predictive Control Strategy for the Heating and Cooling Surfaces in the Living Lab ENERGETIKUM*. <https://www.fh-burgenland.at/events/e-nova/>
- Landmark Buildings Vienna (in German). <https://www.data.gv.at/katalog/dataset/7a8aae59-71a4->

- 4500-b38b-bdf15c7f627f. Last accessed on 2 February 2021.
- ÖNORM A 6241-1: Digitale Bauwerksdokumentation - Teil 1: CAD-Datenstrukturen und Building Information Modeling (BIM) - Level 2, 2015.
- Open Data Austria (in German). <https://www.data.gv.at>. Last accessed on 3 February 2021.
- Pfluger, R., Rojas, G., Metzger, S., & Kastner, W. (2017). *IEA Energie in Gebäuden und Kommunen Annex 58 : Zuverlässige Charakterisierung der Gebäudeenergieeffizienz mit Hilfe dynamischer Messungen in Echtgröße*.  
<https://nachhaltigwirtschaften.at/de/iea/technologieprogramme/ebc/iea-ebc-annex-58.php>
- Open weather data. <https://www.data.gv.at/katalog/dataset/9b40a0af-a6fe-47ff-9624-2ea8f40c746f>. Last accessed on 3 February 2021.
- PHI. (n.d.). *DYNBIL DYNAmische Gebäude Energie-BILanzen*. Retrieved October 24, 2018, from [https://passipedia.de/planung/energieeffizienz\\_ist\\_berechenbar/dynamische\\_simulation](https://passipedia.de/planung/energieeffizienz_ist_berechenbar/dynamische_simulation)
- Phyphox. Physical Phone Experiments. Project by Physics Department, RWTH Aachen, Germany. <https://phyphox.org/experiment/>. Last accessed on 2 February 2021.
- Phyphox: Light experiments. <https://phyphox.org/experiment/?hardware=light>. Last accessed 2 February 2021.
- Reynders, G., Erfani, A., & Saelens, D. (2021). IEA EBC Annex 71: Building Energy Performance Assessment Based on In-situ Measurements - Building behaviour identification. In *IEA EBC Annex 71* (Issue August). KU Leuven. [www.iea-ebc.org](http://www.iea-ebc.org)
- Roels, S. (2017). *IEA EBC Annex 58 - Project Summary Report: Reliable building energy performance characterisation based on full scale dynamic measurements*. <https://iea-ebc.org/projects/project?AnnexID=58>
- Saelens, D., & Reynders, G. (2016). *IEA EBC Annex 58 - Subtask 4B: Towards a characterization of buildings based on in situ testing and smart meter readings and potential for applications in smart grids*. <https://iea-ebc.org/projects/project?AnnexID=58>
- Schnitzer, J. (2021). *AFOM - Automatisierte Fehler & Optimierungsanalyse durch Messdatenerfassung*. <https://www.forschung-burgenland.at/projekte/projekt/afom/>
- Sodagar, B., & Starkey, D. (2016). The monitored performance of four social houses certified to the Code for Sustainable Homes Level 5. *Energy & Buildings*, 110, 245–256.  
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.11.016>
- Venturi, E., Ochs, F., Dermentzis, G., & Magni, M. (2022). Case study of a Passive House with facade integrated photovoltaic system. *2nd International Sustainable Energy Conference (ISEC)*, 129–136.
- W3C: Extensible Markup Language (XML) 1.0 (Fifth Edition), 2008.
- W3C OWL Working Group: Web Ontology Language (OWL), 2012.
- Walcher, Felix. KNX to MQTT/AMQP. Bachelor's Thesis. Number 183/1-194, A-Lab @ Automation Systems Group, TU Vienna, February 2019.  
[https://www.auto.tuwien.ac.at/bib/pdf\\_TR/TR0194.pdf](https://www.auto.tuwien.ac.at/bib/pdf_TR/TR0194.pdf), last accessed on 12.08.22.
- ZAMG. <https://www.zamg.ac.at/cms/en/news>. Last accessed on 3 February 2021.

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Schematische Darstellung der Arbeitspakete (Subtasks) und deren Zusammenspiel ....	15
Abbildung 2: Ganzzahlige Werte Tagesenergie der Warmwasserbereitung ( $Q_{WW}$ in kWh und $T_a$ in °C) .....	23
Abbildung 3: Übersicht Knime Workflow für Solarhaus 1.....	25
Abbildung 4: Tempo - Abweichung der individuellen Außentemperaturen zur Außentemperatur des DWD .....	26
Abbildung 5: Tempo – Vergleich Außentemperaturen der Gebäude mit kleinstem RMSE (Nummer 23 und 35) und größtem RMSE (Nummer 12 und 14) .....	26
Abbildung 6: Tempo - Mittlerer Absoluter Fehler (MAPE) der unterschiedlichen Modelle je Gebäude und Mittelwert des MAPE jedes Modelles.....	27
Abbildung 7: Tempo – Vergleich MAPE von Moving Average und Tree Ensemble. Farbe als Indikator ob Tree Ensemble einen kleineren Fehler hat als Moving Average.....	28
Abbildung 8: Tempo - Mittlerer Absoluter Fehler (MAPE) in Prozent in Abhängigkeit der Anzahl der Merkmale je Gebäude.....	29
Abbildung 9: Tempo - Vergleich der Prognose zum tatsächlichen Wärmebedarf für Gebäude 105 (links) und Gebäude 29 (rechts) .....	30
Abbildung 10: Tempo - Gewählte Merkmale des Models mit dem kleinsten Fehler (MAPE) der Häuser .....	31
Abbildung 11: Tempo - Gewählte Merkmale (inkl. Ableitungen) des Models mit dem kleinsten Fehler (MAPE) der Häuser .....	32
Abbildung 12: Gainsborough – Heizenergiebedarf ( $Q_h$ ), Warmwasserbedarf ( $Q_{WW}$ ) und Außentemperatur ( $T_a$ ) pro Tag im Februar 2015.....	38
Abbildung 13: Erlöse aus der Wärmepumpenflexibilität aus IEA HPT Annex 42 .....	40
Abbildung 14: Verlauf der Lufttemperatur im Wohnzimmer und der gesamten Heizleistung während der Perioden mit drei „versteckten“ Fehler die es zu identifizieren galt. Grün = Fehler in der Fußbodenheizung, Orange = Fehler in Lüftung in EG, Rot = Fehler in Lüftung im gesamten Haus (Reynders et al., 2021) .....	43
Abbildung 15: Bewertung einer modellprädiktiven Regelung mit verschiedenen Prognosemodellen im Vergleich mit einer regelbasierten Regelung (RBC). Y-Achse: Stromkosten, X-Achse Unterschreitung der unteren Temperaturkomfortgrenze (Reynders et al., 2021) .....	44
Abbildung 16: Schematische Darstellung der Bilanzgrenzen für ein einfaches Gebäudemodell (Bauwens et al., 2021) .....	46
Abbildung 17: Schema für ein State-space Modell zur Beschreibung des thermischen Verhaltens eines Gebäudes bzw. einer Gebäudezone mit zwei Zuständen .....	48
Abbildung 18: Planausschnitt 2. Obergeschoß.....	50
Abbildung 19: Untersuchte Wohneinheit und Sensorpositionen im unbewohnten Zeitraum.....	51
Abbildung 20: Temperaturverlauf [°C] an den verschiedenen Messpositionen im unbewohnten Zeitraum 16.11.2018 bis 16.01.2019.....	52

Abbildung 21: Relative Luftfeuchtigkeit [%] an den verschiedenen Messpositionen im unbewohnten Zeitraum 16.11.2018 bis 16.01.2019.....	53
Abbildung 22: Trendlinie und Zusammenhang zwischen den Temperaturdifferenzen.....	55
Abbildung 23: Exemplarische Veranschaulichung für lineare Regression mit und ohne Null-Durchgang Quelle:(Bauwens et al., 2021) .....	58
Abbildung 24: Untersuchte Auswerteziträume samt gewählten Mittelungsintervallen .....	58
Abbildung 25: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 1 unbewohnter Zeitraum (14.11.2018 bis 14.01.2019) und Mittelungsintervall 24h.....	59
Abbildung 26: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 1 bewohnter Zeitraum (14.11.2019 bis 14.01.2020) und Mittelungsintervall 24h.....	59
Abbildung 27: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 1 gesamter Zeitraum (14.11.2018 bis 31.12.2020) und Mittelungsintervall 24h.....	60
Abbildung 28: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 1 gesamter Zeitraum ohne kalte Periode (30.04.2019 bis 31.12.2020) und Mittelungsintervall 24h.....	60
Abbildung 29: Zusammenfassung der Ergebnisse aus der linearen Regression mit Ansatz 01 / Variante 1. Jeder Punkt entspricht dem Ergebnis aus einer linearen Regression. Der identifizierte Gebäudeleitwert (HTC) trägt die Einheit [W/K]. .....	61
Abbildung 30: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 2 unbewohnter Zeitraum (14.11.2018 bis 14.01.2019) und Mittelungsintervall 24h.....	61
Abbildung 31: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 2 bewohnter Zeitraum (14.11.2019 bis 14.01.2020) und Mittelungsintervall 24h.....	62
Abbildung 32: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 2 gesamter Zeitraum (14.11.2018 bis 31.12.2020) und Mittelungsintervall 24h.....	62
Abbildung 33: Lineare Regression für Ansatz 01 / Variante 2 gesamter Zeitraum ohne kalte Periode (30.04.2019 bis 31.12.2020) und Mittelungsintervall 24h.....	63
Abbildung 34: Zusammenfassung der Ergebnisse aus der linearen Regression mit Ansatz 01 / Variante 2. Jeder Punkt entspricht dem Ergebnis aus einer linearen Regression. Der identifizierte Gebäudeleitwert (HTC) trägt die Einheit [W/K]. .....	63
Abbildung 35: Lineare Regression Ansatz 03. Quelle: (Bauwens et al., 2021).....	64
Abbildung 36: Lineare Regression für Ansatz 03 gesamter Zeitraum (14.11.2018 bis 31.12.2020) Mittelungsintervall 24h.....	65
Abbildung 37: Lineare Regression für Ansatz 03 bewohnter Zeitraum (14.11.2019 bis 14.01.2020) Mittelungsintervall 24h.....	65
Abbildung 38: Modellschema - $T_i$ _Tw_RwiRwe .....	66
Abbildung 39: Modellparameter und Input bzw. Output .....	67
Abbildung 40: Zeitliche Verlauf der Modellinputs, sowie der Differenz zwischen Modell-Output und gemessenen Raumtemperatur (Residuen) .....	68
Abbildung 41: Vergleich Modell und Messung für Raumtemperatur (unbewohnter Zeitraum).....	69
Abbildung 42: Temperaturverlauf der Knoten bzw. States.....	69
Abbildung 43: Modellschema - $\phi_{iH}$ _Tw_RwiRwe .....	70
Abbildung 44: Vergleich Modelldaten mit Messdaten - Heizleistung.....	71

Abbildung 45: Modellschema - $T_i$ _Rie.....	71
Abbildung 46: Modellschema – $\phi_{iH}$ _Tw $T_{we}$ _RwiRwmRwe.....	72
Abbildung 47: Modellschema - $T_i$ _Tw_RwiRweRie.....	72
Abbildung 48: Modellschema - $\phi_{iH}$ _Tw_RwiRweRie.....	72
Abbildung 49: Modellschema - $T_i$ _TwTd2Td10Tw5Tw7_RwiRweRd1Rd2Rn1Rn2.....	73
Abbildung 50: Modellschema - $\phi_{iH}$ _TwTd2Td10Tw5Tw7_RwiRweRd1Rd2Rn1Rn2.....	74
Abbildung 51: Modellschema - $T_{iZi}$ _Tw_RwiRweV.....	75
Abbildung 52: Modellschema - $T_{iZi}$ _TwXp_RwiRweV.....	75
Abbildung 53: Boxplot HTC-Ergebnisse bei Variation der Startwerte im unbewohnten Zeitraum.....	76
Abbildung 54: Boxplot HTC-Ergebnisse bei Variation der Startwerte im bewohnten Zeitraum.....	77
Abbildung 55: Sensitivität auf den gewählten Optimierungsalgorithmus Links: Modell $\phi_{iH}$ _Tw_RwiRwe und rechts: Modell $T_i$ _Tw_RwiRwe.....	78
Abbildung 56: Twin Houses. Ansichten von Osten und Süden (Quelle: Fraunhofer IBP).....	79
Abbildung 57: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Twin House N2 in [W/K] für verschiedene Methoden. Der Referenzwert samt +/-20% Bandbreite ist ebenfalls eingezeichnet (volle und strichlierte Linien). Details siehe Text. (Bauwens et al., 2021).....	80
Abbildung 58: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Twin House O5 in [W/K] für verschiedene Methoden. Der Referenzwert samt +/-20% Bandbreite ist ebenfalls eingezeichnet (volle und strichlierte Linien). Details siehe Text. (Bauwens et al., 2021).....	80
Abbildung 59: Loughborough Matched Pair Test House. Ansicht von Süden. Quelle: Loughborough University.....	81
Abbildung 60: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Loughborough Test House in [W/K] für verschiedene Methoden. Der Referenzwert samt +/-20% Bandbreite ist ebenfalls eingezeichnet (volle und strichlierte Linien). Details siehe Text. (Bauwens et al., 2021).....	81
Abbildung 61: Gainsborough Test House. Ansicht von Süden. Quelle: (Sodagar & Starkey, 2016).....	82
Abbildung 62: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Gainsborough Test House in [W/K] für verschiedene Methoden. Der Referenzwert samt +/-20% Bandbreite ist ebenfalls eingezeichnet (volle und strichlierte Linien). Details siehe Text. (Bauwens et al., 2021).....	82
Abbildung 63: Ostfassade und Vertikalschnitt des „Uccle Test House“. Quelle: Atelier d’architecture Gérard Bedoret.....	83
Abbildung 64: Ergebnisse aus der HTC Identifikation für das Uccle Test House in [W/K] für verschiedene stationäre Methoden. Die Ergebnisse bei Verwendung der Außentemperatur von einer nahen (1 km) Wetterstation (RMI) oder von einem Wetterdatendienst (Sodapro) sind dargestellt. Der Referenzwert ist auch eingezeichnet (volle Linien). (Bauwens et al., 2021).....	84
Abbildung 65: Schema welches den Ablauf des Validierungsexperiments exemplarisch darstellt. (Kersken & Strachan, 2021).....	86
Abbildung 66: Entscheidungsmatrix für ein globales Rahmenwerk (Fitton, 2021).....	88
Abbildung 67: Überblick über die Datenpakete als Funktion dreier Gebäudetechnologiestadien in Wohnbauten (Fitton, 2021).....	89
Abbildung 68: Verwertbare Parameter von diversen möglichen Datenquellen.....	90
Abbildung 69: Beispiel eines stündlichen Datensets für 21 Wetterstationen in Österreich.....	94

Abbildung 70: Übersicht über technisch “ohnehin” vorhandene Werte für Monitoring .....	96
Abbildung 71: Systemarchitektur für die Integration von Datensets .....	97
Abbildung 72: Verteilung der Umfrageteilnehmer (N=243) kategorisiert nach Stakeholder- und Stakeholderinnengruppen. (Fitton, 2021).....	103
Abbildung 73: Antworten auf die Frage „Wie verlässlich sind berechnete Energieeffizienz-Kennwerte?“ aus der im Rahmen von Annex 71 durchgeführten Stakeholder:innen Umfrage (N=243). (Deb et al., 2021) .....	103
Abbildung 74: Antworten auf die Frage „Wie hoch wäre das Interesse an einer Methode zur Messung der realen Energieeffizienz?“ aus der im Rahmen von Annex 71 durchgeführten Stakeholder:innen Umfrage (N=243). (Deb et al., 2021) .....	103
Abbildung 75: Antworten auf die Frage „Was wäre ein für Sie vertretbarer Kostenrahmen für die Bestimmung / Messung?“ aus der im Rahmen von Annex 71 durchgeführten Stakeholder:innen Umfrage in Österreich (N=12). .....	104
Abbildung 76: Antworten auf die Frage „Was wäre eine für Sie vertretbare Messdauer?“ aus der im Rahmen von Annex 71 durchgeführten Stakeholder:innen Umfrage in Österreich (N=12).....	105

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Verwendete Datenmerkmale und deren Abkürzung .....	19
Tabelle 2: Solarhaus 1 - Modellvergleich .....	33
Tabelle 3: Solarhaus 2 - Modellvergleich .....	34
Tabelle 4: Solarhaus 3 – Modellvergleich (MAPE konnte nicht berechnet werden) .....	34
Tabelle 5: Solarhaus 1 - Merkmale .....	35
Tabelle 6: Solarhaus 2 - Merkmale .....	35
Tabelle 7: Solarhaus 3 - Merkmale .....	36
Tabelle 8: Gainsborough - Modellkennwerte .....	37
Tabelle 9: Gainsborough - Features .....	38
Tabelle 10: Objektinformationen zum Standort "An-der-Lan" .....	51
Tabelle 11: Objektinformationen Standort Messstation am Flughafen Innsbruck .....	53
Tabelle 12: Parameter für die Berechnung der solaren Einstrahlung am stationären Modell .....	54
Tabelle 13: Parameter für die Berechnung der Lüftungsverluste .....	55
Tabelle 14: Daten der angrenzenden Flächen zu den Nachbarräume .....	55
Tabelle 15: Daten der Außenhülle .....	56
Tabelle 16: Ergebnisse einer Parameterbestimmung .....	70
Tabelle 17: Liste der Feldstudienobjekte im Rahmen des IEA EBC Annex 71 – Subtask 3 (Bauwens et al., 2021) .....	78
Tabelle 18: Eingangsgrößen welche im Rahmen von IEA EBC Annex 71 – Subtask 3 näher untersucht wurden. (Bauwens et al., 2021) .....	79
Tabelle 19: Datenebene Wohnung / Einzelraum .....	91
Tabelle 20: Daten auf der Gebäudeebene (Echtzeit) .....	92
Tabelle 21: Übersicht von Datenquellen auf Wohnbauten bezogen .....	95



## Abkürzungsverzeichnis

FDD	Fault detection and diagnostics (Fehlererkennung und Diagnose)
HTC	Heat transfer coefficient (Gebäudeleitwert, im Rahmen des Annex 71 wurde darin Transmissions- und Infiltrationsverluste berücksichtigt, in anderen Quellen sind evtl. andere Verluste wie z.B. Lüftungsverluste inkludiert, siehe auch ISO 13789)
HLC	Heat loss coefficient, siehe HTC, im Rahmen des Annex 71 wurde HLC und HTC als Synonym verwendet
MPC	Model predictive control (Modell-prädiktive Regelung)

# 8 Anhang

## 8.1. Wandaufbauten AdL

Zwischenwand:

Bauteil Nr.	Wohnungsternwände							Innendämmung?
12ud								
Wärmeübergangswiderstand [m <sup>2</sup> K/W]								
Ausrichtung des Bauteils	2-Wand						innen R <sub>si</sub>	0,13
Angrenzend an	3-belüftet						außen R <sub>sa</sub>	0,13
Teilfläche 1	λ [W/(mK)]	ρ [kg/(m <sup>3</sup> )]	c <sub>p</sub> [J/(kg.K)]	Teilfläche 2 (optional)	λ [W/(mK)]	Teilfläche 3 (optional)	λ [W/(mK)]	Dicke [mm]
GKB-Platten	0,250	600,000	960,000					25
Mineralwolle	0,032	7850,000	452,000	C-Profil	50,000			55
Progress Doppelwand	2,300	2400,000	1000,000					200
Flächenanteil Teilfläche 1		Flächenanteil Teilfläche 2			Flächenanteil Teilfläche 3		Summe	
95%		5,0%					28,0 cm	
W/(m <sup>2</sup> K)		U-Wert:			1,940		W/(m <sup>2</sup> K)	

Fußboden:

Bauteil Nr.	Zwischendecke							Innendämmung?
13ud								
Wärmeübergangswiderstand [m <sup>2</sup> K/W]								
Ausrichtung des Bauteils	3-Boden						innen R <sub>si</sub>	0,17
Angrenzend an	3-belüftet						außen R <sub>sa</sub>	0,17
Teilfläche 1	λ [W/(mK)]	ρ [kg/(m <sup>3</sup> )]	c <sub>p</sub> [J/(kg.K)]	Teilfläche 2 (optional)	λ [W/(mK)]	Teilfläche 3 (optional)	λ [W/(mK)]	Dicke [mm]
Parkett it Arch	0,160	700,000	1000,000					14
ESURICH 18,5 cm DIS II	1,600	2000,000	1000,000					65
Stoffdämmung	0,044	30,000	1500,000					30
EPS 1650	0,050	108,000	1250,000					70
Gebundene Schuettung	0,050	108,000	1250,000					70
Stahlbeton it Statik	2,300	2400,000	1000,000					150
Stahlbetonschneide	2,300	2400,000	1000,000					50
Progress Thermowand								
Flächenanteil Teilfläche 1		Flächenanteil Teilfläche 2			Flächenanteil Teilfläche 3		Summe	
100%							37,9 cm	
W/(m <sup>2</sup> K)		U-Wert:			0,379		W/(m <sup>2</sup> K)	

Decke:

Bauteil Nr.	Zwischendecke							Innendämmung?
13ud								
Wärmeübergangswiderstand [m <sup>2</sup> K/W]								
Ausrichtung des Bauteils	1-Dach						innen R <sub>si</sub>	0,10
Angrenzend an	3-belüftet						außen R <sub>sa</sub>	0,10
Teilfläche 1	λ [W/(mK)]	ρ [kg/(m <sup>3</sup> )]	c <sub>p</sub> [J/(kg.K)]	Teilfläche 2 (optional)	λ [W/(mK)]	Teilfläche 3 (optional)	λ [W/(mK)]	Dicke [mm]
Parkett it Arch	0,160	700,000	1000,000					14
ESURICH 18,5 cm DIS II	1,600	2000,000	1000,000					65
Stoffdämmung	0,044	30,000	1500,000					30
EPS 1650	0,050	108,000	1250,000					70
Gebundene Schuettung	0,050	108,000	1250,000					70
Stahlbeton it Statik	2,300	2400,000	1000,000					150
Stahlbetonschneide	2,300	2400,000	1000,000					50
Progress Thermowand								
Flächenanteil Teilfläche 1		Flächenanteil Teilfläche 2			Flächenanteil Teilfläche 3		Summe	
100%							37,9 cm	
W/(m <sup>2</sup> K)		U-Wert:			0,400		W/(m <sup>2</sup> K)	

## Außenwand:

Bauteil Nr.								Innendämmung?
02ud	02ud	AW 02 Außenwand gedämmt						
Wärmeübergangswiderstand [m²K/W]								
Ausrichtung des Bauteils	2-Wand			innen R <sub>si</sub>	0,13			
Angrenzend an	1-Außenluft			außen R <sub>se</sub>	0,04			
Teilfläche 1	λ [W/(mK)]	ρ [kg/m³]	c <sub>p</sub> [J/(kg·K)]	Teilfläche 2 (optional)	λ [W/(mK)]	Teilfläche 3 (optional)	λ [W/(mK)]	Dicke [mm]
Spachtelung Sichtbeton Endbeschichtung	1,000	900,000	2000,000					3
Stahlbetonscheibe Progress Thermowand	2,300	2400,000	1000,000					50
Stahlbeton it Statik	2,300	2400,000	1000,000					150
PUR Daemmplaten	0,026	32,000	1400,000					200
Stahlbetonscheibe Progress Thermowand	2,300	2400,000	1000,000					50
Flächenanteil Teilfläche 1		Flächenanteil Teilfläche 2			Flächenanteil Teilfläche 3		Summe	
100%							45,3 cm	
		W/(m²K)			U-Wert: 0,125		W/(m²K)	

**Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie,  
Mobilität, Innovation und Technologie (BMK)**

Radetzkystraße 2, 1030 Wien

[bmk.gv.at](https://www.bmk.gv.at)