

Forschungsbericht BWPLUS

## **PV Vorhersage für netzdienliche Steuerung von Wärmepumpen Kurztitel: PV<sup>2</sup>WP**

von

Anna Dittmann, Holger Ruf, Michael Schmidt, Oscar Villegas Mier

Hochschule Offenburg  
Institut für Energiesystemtechnik

Fraunhofer-Gesellschaft zur Förderung der angewandten Forschung e.V.  
Fraunhofer Institut für Solare Energiesysteme (ISE)

Förderkennzeichen: BWSGD 18001-18002

Laufzeit: 01.07.2018 – 30.06.2021

Die Arbeiten des Baden-Württemberg-Programms Lebensgrundlage Umwelt und ihre  
Sicherung (BWPLUS) werden mit Mitteln des Landes Baden-Württemberg gefördert.

September 2021

**Schlussbericht** (Sachbericht)

Endversion (v1.4 29.09.2021)

Zuwendungsempfänger:  Hochschule Offenburg Badstraße 24, 77652 Offenburg  Fraunhofer Institut für Solare Energiesysteme Heidenhofstraße 2, 79110 Freiburg im Breisgau	Förderkennzeichen:  <b>BWSGD 18001</b>  <b>BWSGD 18002</b>
---	--

Vorhabenbezeichnung:

**PV Vorhersagen für netzdienliche Steuerung von Wärmepumpen (PV<sup>2</sup>WP)**

Laufzeit des Vorhabens:

01.07.2018 - 30.06.2021

Berichtszeitraum:

01.07.2018 - 30.06.2021

## Schlussbericht (Sachbericht)

### zum Projekt

# PV Vorhersage für netzdienliche Steuerung von Wärmepumpen (PV<sup>2</sup>WP)

im Förderprogramm Demonstrationsprojekte „Smart Grids und Speicher Baden-Württemberg“ des  
Umweltministeriums Baden-Württemberg

#### Antragsteller



**Hochschule Offenburg**  
offenburg.university  
Hochschule Offenburg (HSO),  
Institut für Energiesystemtechnik

#### Verbundpartner



**Fraunhofer**  
ISE  
Fraunhofer Institut für Solare Energiesysteme  
(ISE), Freiburg

#### Assoziierte Partner:



Stadtwerke Ulm/Neu-Ulm Netze  
GmbH (SWU)



ProjektHaus Ulm (PHU)  
(Betreiber: Joachim Kober GbR)



Mondas GmbH (Mondas)  
(zuvor: PSE AG, Freiburg (KMU))

#### Autor\*innen:

Anna Dittmann, Holger Ruf, Michael Schmidt, Oscar Villegas Mier

#### Inhaltsverzeichnis

1	Zusammenfassung.....	3
2	Arbeitsplan, Zeitplan und Meilensteine .....	5
2.1	Arbeitsplan .....	5
2.2	Zeitplan und Meilensteine .....	5
3	Ergebnisse und Diskussion.....	6
3.1	AP 0: Projektkoordination.....	6
3.2	AP 1: Datenanalyse Bestandsdaten und Potentialabschätzung.....	6
3.3	AP 2: Aufbau und Anpassung Sky-Imager und Prognose.....	13
3.4	AP 3: Anpassung und Implementierung prädiktiver Betriebsführungs-algorithmen .....	17
3.5	AP 4: Realer Betrieb des Gesamtsystems, Datenanalyse und Systemoptimierung .....	24
3.6	AP5: Skalierung und Beurteilung der Systemauswirkung und Übertragbarkeit .....	31
4	Weiterer Forschungsbedarf und wirtschaftliches Potential .....	44
5	Publikationen, Patente, Studentische Arbeiten.....	46
6	Referenzen.....	47

## 1 Zusammenfassung

Der verstärkte Einsatz von Wärmepumpen bei der Realisierung einer klimaneutralen Wärmeversorgung führt zu einer signifikanten Zunahme und Änderung der elektrischen Lasten in den Verteilnetzen. Daher gilt es, Wärmepumpen so zu steuern, dass sie Verteilnetze wenig belasten oder sogar unterstützen.

Inhalt des Projekts „PV<sup>2</sup>WP - PV Vorhersage für die netzdienliche Steuerung von Wärmepumpen“ (Projektlaufzeit 1.07.2018 – 30.06.2021) war die Demonstration eines neuen Ansatzes zur Steuerung von Heizungssystemen, die auf Wärmepumpen und thermischen Speichern basieren und in Kombination mit einer Photovoltaikanlage betrieben werden. Das übergeordnete Ziel war dabei die Verbesserung der Netzintegration und Smart-Grid-Tauglichkeit entsprechender Heizungssysteme durch eine kostengünstige Technologie bei gleichzeitiger Erhöhung der Wirtschaftlichkeit.

Dabei wurden drei zukunftsweisende Technologien in Kombination genutzt und demonstriert: wolkenkamerabasierte Kurzfristprognosen, prädiktive Steuerung und Regelung sowie machine-learning-basierte Systemmodellierung als Basis für die Optimierung. Als Demonstrationsumgebung diente mit dem Projekthaus Ulm ein real bewohntes Einfamilienhaus.

Als wichtigste technisch-wissenschaftliche Ergebnisse des Projekts lassen sich zusammenfassen:

- (1) Umfangreiche Messdaten zum konventionellen Betrieb eines Heizungssystems mit Wärmepumpe, thermischen Speicher und PV-Anlage wurden analysiert in Hinblick auf Optimierungspotentiale aus Sicht des Hausbesitzers und Netzbetreibers.
- (2) Ein wolkenkamera-basiertes PV-Kurzzeitprognosesystem wurde von Fh-ISE zu einem stabil laufenden Prototyp weiterentwickelt und über mehrere Monate im realen Dauereinsatz getestet. Die Vorhersagealgorithmen wurden optimiert in Hinblick auf
  - a. eine genauere Berechnung der Wolkenbewegungen,
  - b. ein intelligentes Auffüllen von Lücken in den Eingangsdaten unter Verwendung aktueller Strahlungsmessungen,
  - c. eine Anpassung für den Umgang mit teilverschatteten Standorten,
  - d. eine automatische Erkennung von Clear-sky Bildern unter Verwendung von Wolkenhöhenmessungen,
  - e. einen verbesserter Strahlungsalgorithmus basierend auf KI-Methoden.
- (3) Das dynamische Verhalten des komplexen Heizungssystem mit Wärmepumpe, thermischem Speicher, Pelletofen, Fußbodenheizung, Heizkörpern und Warmwasserbezug wurde unter Einsatz von neuronalen Netzen modelliert und somit für Simulationsrechnungen und modellbasierte Optimierungen zugänglich gemacht.
- (4) Methoden des maschinellen Lernens wurden auch genutzt, um Vorhersagen für thermische Lasten zu ermöglichen und gestörte Messsignale zu bereinigen.
- (5) Die PV-Kurzzeitvorhersage wurde mit zwei unterschiedlichen Methoden für die vorausschauende Steuerung und Regelung des Heizungssystems verwendet:
  - a. Einerseits wurde die wolkenkamera-basierte 15 min- Vorhersage aus (2) zusammen mit einem vorausschauenden regelbasierten heuristischen Regler verwendet um den PV-Eigenverbrauch zu erhöhen.
  - b. Andererseits wurde die PV-Kurzfristvorhersage aus (2) durch weitere Datenquellen wie Satelliten zu einer 24h-Kombivorhersage erweitert und dann in Kombination mit einer modellprädiktiven Regelung verwendet. Dieser fortschrittlichere Ansatz erlaubt es, auch komplexere Optimierungsziele zu verfolgen und dabei komplizierte Randbedingungen zu beachten. Dabei kamen die Modelle aus (3) sowie die Vorhersagen und Datenbereinigungen aus (4) zum Einsatz. Beide Methoden wurden im Rahmen von kurzen überwachten Testreihen im Projekthaus demonstriert. Ein nicht überwachter Dauerbetrieb konnte leider nicht realisiert werden.
- (6) Eine Potentialabschätzung für ein Verteilnetz mit 100 Einfamilienhäusern wurde durchgeführt. Dabei kamen die im Projekt neu entwickelte flächige PV-Vorhersagen wie auch die Modelle des dynamischen Verhaltens von Heizungssystemen zum Einsatz.

Die Projektergebnisse wurden in Rahmen von zwei Konferenzbeiträgen, einer Journal-Veröffentlichung

sowie in zwei speziell organisierten Stakeholder-Workshops der Fachöffentlichkeit vorgestellt [1,2,3,4], ein Journal-Paper ist in Vorbereitung [5].

Als Fazit ergibt sich, dass im Projekt eine neue vorausschauende Regelungslösung für lokale Energiesysteme mit Wärmepumpen-basierten Heizsystemen und Fotovoltaikanlagen entwickelt und in einem realen Einfamilienhaus demonstriert wurde. Dazu wurden verschiedene innovative Technologien (wolkenkamera-basierte 15 min Vorhersage und 24 h Kombivorhersage der Solarleistung, vorausschauende heuristische Regelung sowie modell-prädiktive Regelung des Heizsystems unter Nutzung von Methoden des maschinellen Lernens zur Modellierung, Lastvorhersage und Signalbereinigung) kombiniert, weiterentwickelt, in eine Praxisanwendung überführt und demonstriert.

Eine Analyse historischer Betriebsdaten ergab, dass die Lastspitzen-Problematik für den Netzbetrieb durch Koinzidenz von Betriebsströmen von Wärmepumpen und Solarleistungseinbrüchen weit geringer ist als ursprünglich vermutet und die im Projekt entwickelte Regelungslösung daher für diesen spezifischen Anwendungsfall nur ein geringes Potential zur Verbesserung des Netzbetriebs entwickelt kann. Die entwickelten Technologien versprechen aber ein großes Anwendungspotential für die Regelung von lokalen Energiesystemen, die Solarstrom als wesentliche Energiequelle nutzen und bei denen komplexe Regelungsaufgaben zu bewältigen sind (z.B. komplexe Optimierungsziele und einzuhaltende Nebenbedingungen, ganzheitliche Regelung verschiedener Komponenten wie Wärmepumpen, Heizstäben, elektrischen Speichern, Ladesäulen, etc.). Sie scheinen daher gerade auch für SmartGrid-Anwendungen, die auch auf ein netzdienliches Verhalten des lokalen Energiesystems abzielen, besonders geeignet.

Das Projekt beinhaltete auch die simulative Untersuchung eines Verteilnetzes mit 100 Haushalten und starker Durchdringung mit Wärmepumpen und Elektrofahrzeugen, wobei die im Projekt entwickelten Modelle und Methoden genutzt wurden. Diese Untersuchung lieferte interessante Erkenntnisse für Netzbetreiber, wie beispielsweise die Häufigkeit von Lastspitzen durch Koinzidenz von Wärmepumpenbetrieb und elektrischem Laden, die in der turnusmäßigen Überarbeitung der Planungsgrundsätze in die Praxis übernommen wurden.

## 2 Arbeitsplan, Zeitplan und Meilensteine

### 2.1 Arbeitsplan

Das Projekt wurde durch die zwei Verbundpartner Hochschule Offenburg und Fraunhofer ISE umgesetzt. Dabei wurde besonders eng mit den assoziierten Partnern „Projekthaus Ulm“ als Demonstrationsumgebung kooperiert. Die Stadtwerke Ulm/Neu Ulm Netze GmbH sowie Mondas GmbH wurden für Fragestellungen zu Netzbetreiberthemen sowie zu softwaretechnischen Realisierungen eingebunden.

Das Projekt lief über 36 Monate vom 1.7.2018 bis 30.06.2021 und gliederte sich in drei Projektphasen (vgl. Abbildung 1): Nach der Vorbereitungsphase sollte mit der Demonstration der Komponenten und des Gesamtsystems die Haupthase starten bevor eine Analyse und Auswertung der Ergebnisse erfolgen.

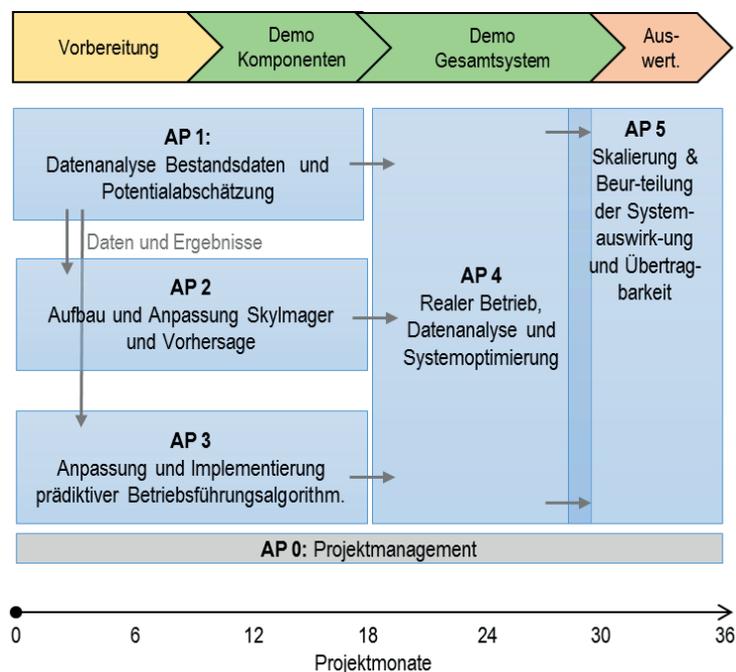


Abbildung 1: Projekt- und Zeitplan

### 2.2 Zeitplan und Meilensteine

Die Meilensteine des Projekts sind in Tabelle 1 dargestellt. Die Implementierung der prädiktiven Betriebsführungsalgorithmen in AP3 gestaltete aus verschiedenen Gründen schwieriger als ursprünglich vorgesehen: So erwies sich die Dynamik des Heizungssystems komplexer als vermutet und erforderte neue Modellierungsansätze (AP1.2), einzelne Messsignale stellten sich als gestört heraus und erforderten die Entwicklung einer KI-basierten Bereinigung, der direkte Zugriff auf die Wärmepumpensteuerung durch die neuen Algorithmen gestaltete sich aufwändiger als vorgesehen (vgl. detaillierte Darstellung zu AP1 unter Abschnitt 3.2 sowie AP3 unter Abschnitt 3.4).

Dadurch konnten sehr interessante und praxis-relevante wissenschaftliche Ergebnisse - insbesondere unter Nutzung neuer Methoden der künstlichen Intelligenz - erzielt werden, die ursprünglich nicht im Projektplan vorgesehen waren aber wichtige Beiträge zur realen Praxisanwendung neuer modellbasierter Regelungsansätze liefern. Allerdings kam es durch diese Schwierigkeiten zu Verzögerungen bei Meilenstein M5 und insgesamt zu einer Verschiebung der Testphase der prädiktiven Algorithmen im realen Einsatz im Projekthaus Ulm.

Tabelle 1: Meilensteine des Projekts

Meilensteinnummer	Meilenstein	Monat
M1	Abschluss des Aufbaus und Anpassung des Skyimagersystem	6
M2	Bestimmung des theoretischen Potentials	9
M3	Abschluss der Optimierung der Model Predictive Control nach den Anforderungen der Bestandsdaten	11
M4	Inbetriebnahme der Skyimagerprognose in Echtzeit am Projekthaus für die Demonstration	18
M5	Inbetriebnahme der Model Predictive Control am Projekthaus für die Demonstration	18
M6	Zwischenevaluation der Demonstration mit Expertise der Projekthausbetreiber und SWU	24
M7	Abschluss der Demonstrationsphase	30
M8	Abschluss der Bewertung für den flächigen Einsatzes	35

### 3 Ergebnisse und Diskussion

Die Ergebnisse werden im Folgenden nach Arbeitspaketen sortiert dargestellt und diskutiert.

#### 3.1 AP 0: Projektkoordination

Die Projektkoordination wurde von der HSO übernommen. Es fanden eine Reihe von Präsenz-Projektmeetings statt, wie z.B. das Kick-off-Meeting am 28.09.2018 bei SWU (Vormittag) und PHU (Nachmittag) in Ulm oder einem Statustreffen am 3.06.2019 bei ISE in Freiburg oder am Rande der Statuskolloquien des Umweltministeriums. Die Präsenztreffen wurden durch regelmäßige Zoom-Konferenzen ergänzt. Seit Beginn der COVID-Pandemie musste auf Präsenztreffen verzichtet werden. Dazu kamen gezielte Arbeitstreffen z.B. zur Installation des Sky-Imager-Systems.

Technische Arbeiten vor Ort im Demonstrationsobjekt Projekthaus Ulm wurden stark unterstützt durch das Projekthaus Ulm sowie ein beauftragtes Ingenieurbüro, so dass kurze Reaktionszeiten gesichert und zu häufige lange Anfahrten aus Offenburg oder Freiburg vermieden werden konnten.

Die Projektergebnisse wurden im Rahmen von zwei Konferenzbeiträgen und einer Journal-Veröffentlichung der Fachöffentlichkeit vorgestellt [1,2,3,4]. Eine zusammenfassende Journal-Veröffentlichung [5] ist in Vorbereitung. Zwei Abschlussarbeiten wurden im Rahmen des Projekts an der HSO durchgeführt [6,7].

Zwei Stakeholder-Workshops wurden durchgeführt, um die Projektergebnisse zielgruppenspezifisch vorzustellen und diskutieren:

- Workshop „Verteilnetze bei hoher Durchdringung mit Wärmepumpen und Elektromobilität & netzspezifische Solarleistungsvorhersagen“ am 29.6.2021 für die Zielgruppe der Verteilnetzbetreiber mit 9 externen Teilnehmern
- Workshop „Wolkenkamera-Einstrahlungsvorhersagen und Regelung mit Künstlicher Intelligenz für Home Automation und Home Energy Management“ am 30.6.2021 für die Zielgruppe der Anbieter von Wärmepumpen, Home Automation und Home-Energy Management-Systemen mit 19 externen Teilnehmern.

Ergänzende interne Projektberichte können auf Nachfrage zur Verfügung gestellt werden.

#### 3.2 AP 1: Datenanalyse Bestandsdaten und Potentialabschätzung

##### **Arbeitspaket 1.1: Analyse der historischen Bestandsdaten**

In diesem Abschnitt wird die Analyse der historischen Bestandsdaten (PV, WP) insbesondere in Hinblick auf kritische Situationen dargestellt und diskutiert. Zum besseren Verständnis der erhobenen und ausgewerteten Daten zeigt Abbildung 2 die Struktur des Energiesystems im Projekthaus Ulm.

Die Erfassung der elektrischen Leistung erfolgt an der Wechselspannungsseite der PV-Anlage und der Wärmepumpe. Dabei kommen eine redundante Messtechnik mit schnellen Messungen für die Dynamik (Wandler-Messung mittels Stromwandler, Abtastrate eine Sekunde) und die Genauigkeit (MID, eichrechtskonforme 15-Minuten-Messwerte) zur Anwendung.

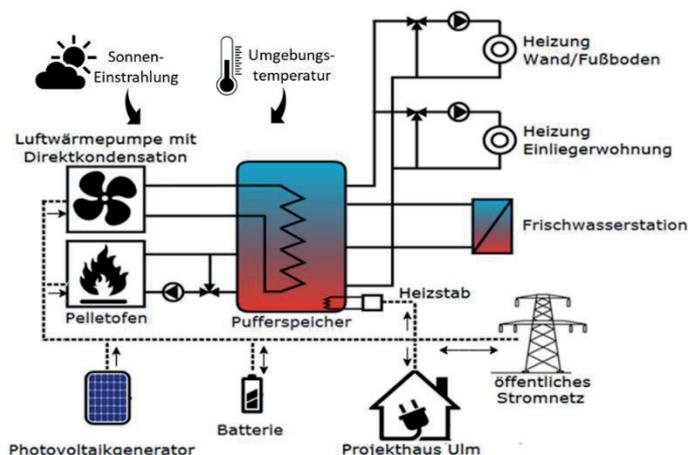


Abbildung 2: Struktur des Energiesystems im Projekthaus Ulm mit Berücksichtigung von externen Einflüssen wie Sonneneinstrahlung, Umgebungstemperatur, Bezug von Strom, Heizwärme und Warmwasser.

Die ermittelten Kennzahlen für die PV-Anlage, Wärmepumpe und Residuallast für die untersuchten Jahre 2016 bis 2018 sind in Tabelle 2 aufgeführt. In den Jahren 2016 bis 2018 lag die mittlere Laufzeit bei 27,3 Minuten pro Start. Die Unterschiede zwischen den einzelnen Jahren liegen einerseits in den unterschiedlichen Wetterbedingungen und zum anderen in der sukzessiven Anpassung der Anlagensteuerung während der vorangegangenen Forschungsprojekte<sup>iii</sup> begründet.

Anhand der installierten Stromzähler konnte das Messsystem validiert werden. Das Messsystem bietet zeitlich hochaufgelöste Daten, während der Stromzähler eine nachweisbare Genauigkeit bietet.

In Abbildung 3 ist der Bedarf der Wärmepumpe an elektrischer Arbeit für die Jahre 2016 bis 2018 abgebildet. Dabei wird zwischen der gesamten, benötigten Energie (blau), der Energie während des Betriebs der PV-Anlage (d.h. PV Leistung > 300 W, rot) und der Energie, die direkt durch die PV gedeckt werden kann (gelb) unterschieden. Tage ohne Energiebedarf können durch fehlende Messdaten oder dem nichtstarten der Wärmepumpe, aufgrund des Wärmedeckung durch den Pelletofen oder fehlenden Wärmebedarf, begründet werden.

In allen Jahren zeigt sich, wie erwartet, dass der Bedarf in den Wintermonaten (Heizbedarf) höher ist als in den Sommermonaten (nur Warmwasserbereitung). Umgekehrt ist die Erzeugung der PV-Anlage im Sommer höher als im Winter. Daraus resultiert, dass der Energiebedarf der Wärmepumpe im Sommer nahezu vollständig bilanziell durch die PV-Anlage gedeckt werden kann. In den Wintermonaten überwiegt der Energieanteil, der nicht direkt gedeckt werden kann. Aber auch hier werden an fast allen Tagen wenige kWh durch die PV-Anlage gedeckt. Tage komplett ohne PV-Deckung lassen sich auf die fehlende Erzeugung der PV-Anlage (z.B. Schneetage) zurückführen.

Tabelle 2: Ermittelte Jahreskennzahlen anhand der vorhandenen Messdaten aus dem Projekthaus Ulm

Messgröße	Einheit	2016	2017	2018
PV, elektrische Arbeit	kWh	8793	8554	8435
PV, maximale Leistung	W	9916	9957	9898
PV, maximale Leistungsänderung	W/s	2560	2846	1982
PV, Variability Score	-	72,02	77,72	58,01
Wärmepumpe, elektrische Arbeit	kWh	3278	3532	3330
Wärmepumpe, elektrische Arbeit während PV in Betrieb ist	kWh	1884	1842	1567
Wärmepumpe, elektrische Arbeit durch PV	kWh	1254	1234	1089
Wärmepumpe, Laufzeit	min	65411	74532	70015
Wärmepumpe, Laufzeit	h	1090	1242	1166
Wärmepumpe, Anzahl Starts	-	1999	3018	2848
Eigenverbrauchsquote*	-	0,20	0,22	0,20
Autarkiegrad*	-	0,53	0,49	0,52
Residual, elektrische Arbeit (Bezug)	kWh	2195	2476	2419
Residual, elektrische Arbeit (Einspeisung)	kWh	7399	7191	7216
Residual, maximale Leistung	W	4221	7689	5015
Residual, minimale Leistung	W	9796	9842	9774

\* Mittelwert aus Tageswerte

In den Übergangszeiten steigt der Deckungsanteil durch die PV-Anlage stark an, während der Energiebedarf der Wärmepumpe aufgrund des zurückgehenden Wärmebedarfs sinkt.

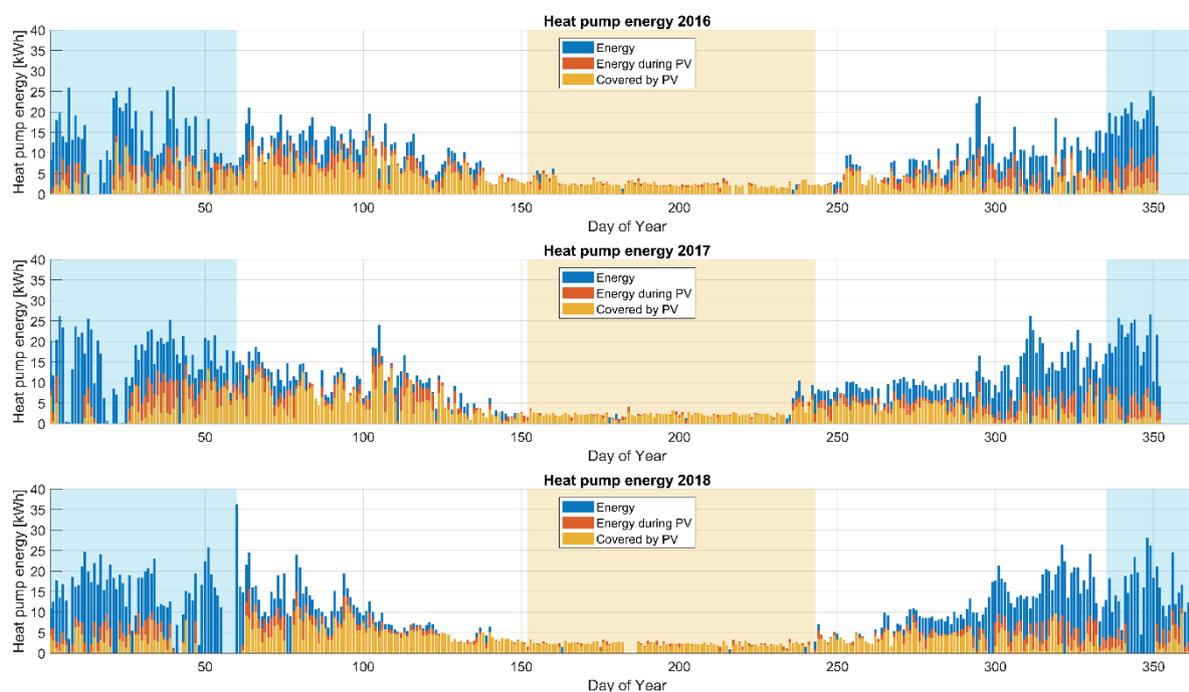


Abbildung 3: Gemessener Bedarf der Wärmepumpe an elektrischer Arbeit für die Jahre 2016 bis 2018.

### Arbeitspaket 2.1 Modellbildung Systeme (PV, Regler WP, Regler System)

Die Heizungsanlage im PHU besteht aus einer Luft-Wasser-Wärmepumpe mit Direktkondensation, einem thermischen Schichtspeicher, einem Pelletofen und einem Heizstab. Sie sorgt sowohl für die Beheizung über eine Fußbodenheizung und konventionelle Heizkörper als auch für die Warmwasserbereitung über ein im Speicher installiertes Warmwassersystem. Das Haus erzeugt einen

erheblichen Teil seines Strombedarfs durch eine PV-Dachanlage (vgl. Abbildung 2).

Die Modellierung des Systems ist für die Simulation und für die Anwendung der Optimierungsalgorithmen erforderlich. Für die Simulation wurde das Modell der Heizungsanlage zusammen mit dem internen Regler der Wärmepumpe und dem Energiemonitor benötigt. Für den Optimierungsalgorithmus wurde dasselbe Modell des Heizungssystems zusammen mit Modellen zur Schätzung der Wärmelasten und des Warmwasserverbrauchs verwendet.

#### Physikalischer Modellierungsansatz für das Heizsystem

Die Modellierung des Heizsystems wurde zuerst als Grey-Box-Ansatz auf der Grundlage der verfügbaren Informationen erstellt. Dieser erste Modellierungsansatz wurde in Python durchgeführt. Die Simulation erfolgte mit ODE/DAE-Integratoren in CasADi<sup>iii</sup> gelöst. Das Modell basiert auf den Energiebilanzen für den Wärmespeicher, die Wärmetauscher und die Heizkreise.

Die Gleichungen berücksichtigen eine gewöhnliche Differenzialgleichung (ordinary differential equation = ODE) pro Schicht im Speicher. Je mehr Schichten simuliert werden, desto genauer ist das Modell, aber es wird auch mehr Rechenkapazität benötigt. In Gleichung (1) wird das Modell für den Wärmetauscher beschrieben, mit  $m_{i,hx}$  für die Masse der Übertragungsflüssigkeit auf dem Wärmetauscherabschnitt,  $cp_{r104a}$  für die spezifische Wärmekapazität der Übertragungsflüssigkeit,  $\dot{m}_{HP}$  für den Massenstrom der Wärmepumpe im Wärmetauscher,  $U$  für den Wärmeübergangskoeffizienten des Wärmetauscherabschnitts und  $A_{hx,i}$  für die Wärmeübertragungsfläche des Wärmetauscherabschnitts.  $T_{hx,i}, T_{s,i}$  sind die Temperaturen des jeweiligen Abschnitts im Wärmetauscher bzw. der Speicherschichten.

$$m_{i,hx}cp_{r104a} \frac{dT_{hx,i}}{dt} = \dot{m}_{HP}cp_{r104a}(T_{hx,i-1} - T_{hx,i}) - UA_{hx,i}(T_{hx,i} - T_{s,i}) \quad (1)$$

In Gleichung 2 ist das Modell für den Speicher beschrieben, wobei  $m_{i,s}$  der Masse des Wassers in der Speicherschicht entspricht,  $cp_w$  die spezifische Wärmekapazität des Wassers ist,  $\dot{m}_{PO}, \dot{m}_{FBH}, \dot{m}_{HX}$  den Massenstrom des Pelletofens, der Fußbodenheizung und der Heizkörper darstellen. Die Variable  $k_{amb}$  ist der Wärmeübergangskoeffizient des Dämmmaterials,  $A_{s,i}$  ist die Wärmeübertragungsfläche des Wärmespeichers an die Umgebung,  $k_w$  ist der Wärmeübergangskoeffizient für die Konvektion der Speicherschichten,  $Ac_s$  ist die Querschnittsfläche der einzelnen Schichten.

$$\begin{aligned} m_{i,s}cp_w \frac{dT_{s,i}}{dt} = & UA_{hx,i}(T_{hx,i} - T_{s,i}) + \dot{m}_{PO}cp(T_{s,i-1} - T_{s,i}) - k_{Umgebung}A_{s,i}(T_{s,i} - T_{Zimmer}) \\ & + \frac{k_wAc_s(T_{s,i-1} - T_{s,i})}{\Delta x} + \frac{k_wAc_s(T_{s,i+1} - T_{s,i})}{\Delta x} - \dot{m}_{FBH}cp_w(T_{s,i+1} - T_{s,i}) \\ & - \dot{m}_{HK}cp_w(T_{s,i+1} - T_{s,i}) \end{aligned} \quad (2)$$

Gleichung 3 beschreibt die Bilanz des ersten Abschnitts des Wärmetauschers, wobei die Wärmepumpentemperatur  $T_{HP FL}$  als Eingang gegeben ist. Gleichung 4 beschreibt die Berechnung für  $T_{HP FL}$ , wobei  $T_{HP RL} = T_{hx,[-1]}$  oder die unterste Schicht des Speichers.

$$m_{o,hx}cp_{r104a} \frac{dT_{hx,i}}{dt} = \dot{m}_{HP}cp_{r104a}(T_{HP FL} - T_{hx,0}) - UA_{hx,i}(T_{hx,0} - T_{s,0}) \quad (3)$$

$$T_{HP FL} = f(Pth_{HP}, T_{HP}HT_{RL}) = \frac{Pth_{HP}}{m_{HP}HT * cp_w} + T_{HP RL} \quad (4)$$

Für die Berechnung des Wärmestroms der Wärmepumpe wurde basierend auf der Arbeit von Sawant<sup>iv</sup> ein Modell gewählt, das auf der Rücklauftemperatur des Speichers, die durch die unterste Schicht (Schicht 7) repräsentiert wird, der Umgebungstemperatur und dem tatsächlichen Ein/Aus-Zustand des Systems basiert. Ein lineares Regressionsmodell wurde angepasst, um die Modellkoeffizienten zu erhalten. Die elektrische Leistung wurde an die gemessene elektrische Leistung der Wärmepumpe angepasst. Das gegebene Modell wird durch (5) und (6) definiert.

$$P_{th_{HP}} = f(T_{MTFL}, T_{HTRL}) = C_1 + C_2 * T_{Um,g} + C_3 * T_{HPRL} \quad (5)$$

$$P_{el_{HP}} = f(T_{MTFL}, T_{HTRL}) = C_4 + C_5 * T_{Um,g} + C_6 * T_{HPRL} \quad (6)$$

wobei  $C_1, C_2, \dots, C_6$  die Koeffizienten der Regression darstellen. Die elektrische Leistung des Systems wird durch Gleichung (7) modelliert.

$$P_{el_{grid}} = P_{el_{batt}} + P_{el_{HP}} + P_{el_{PO}} + P_{el_{PV}} + P_{el_{HT}} + P_{el_{haus}} \quad (7)$$

Dieser Modellierungsansatz erwies sich im weiteren Projektverlauf aus zwei Gründen als ungünstig für die reale Implementierung im Projekthaus Ulm: Einerseits war die Komplexität und die damit verbundenen Rechenanforderungen besonders bei Optimierungsrechnungen sehr hoch, um auf einem Standard-Industrie-PC im Rahmen einer modellprädiktiven Regelung implementiert zu werden. Zum anderen erwiesen sich die Modelle als nicht gut geeignet, um den speziellen Wärmepumpentypus (Direktkondensation im Speicher) mit ausreichender Genauigkeit abzubilden. Daher wurde die Entscheidung getroffen, datenbasierte Modelle auf Basis von neuronalen Netzen und maschinellem Lernen zu verwenden und dabei insbesondere von den umfangreich zur Verfügung stehenden Betriebsdaten des Systems profitieren zu können.

#### *Interner Wärmepumpenregler*

Eine besondere Herausforderung bei dem vorliegenden Projekt war, dass keine direkte Wärmepumpensteuerung durch die neuen externen vorausschauenden Regelungsalgorithmen realisiert werden konnte und sollte, sondern der bestehende interne Regler der Wärmepumpe weiterhin aktiv bleiben sollte. Dieser regelt die verschiedenen Ventile und Aggregate innerhalb der Wärmepumpe und gewährleistet insbesondere auch einen sicheren Betrieb. Der neue externe Regler musste also die Wärmepumpe unter Nutzung des bestehenden internen Reglers *indirekt* steuern.

Dazu musste der interne Wärmepumpenregler modelliert und emuliert werden. Der Emulator des internen Wärmepumpenreglers emuliert die realen Aktionen des internen Wärmepumpenreglers. Diese Regelung basiert auf einer Totzonenregelung (Hysterese), die die Wärmepumpe bei einer Reihe von Grenzwerten ansteuert und stoppt. Die Grenzwerte werden durch die Heizungskennlinie vorgegeben, die eine Funktion der Umgebungstemperatur und eines vorgegebenen Offsets ist. Abhängig von bestimmten Bedingungen, wie z. B. der Umgebungstemperatur, der Temperatur der Rücklaufleitung des Pufferspeichers, den Temperaturen der Speicherschichten und einer Mindestlauf- und einer Mindestruhezeit, wird die Aktivierung der Wärmepumpe gesteuert.

Die wichtigsten Aktionen, die die Wärmepumpe antreiben und für die Steuerung relevant sind, wurden als Python-Code nachgebildet, der als Objekt aufgerufen werden kann. Die Eingaben für diese Komponenten sind die folgenden: Die aktuelle Uhrzeit für die Berechnung der Mindestlauf- und Mindestruhezeit und um die Aktivierung der Einmalladung nach einer bestimmten Stunde am Tag zu ermöglichen, außerdem die Umgebungstemperatur für die Berechnung der Heizgrenzwerte und die Aktivierung des Pelletofens für den bivalenten Betrieb. Unter den gegebenen Bedingungen gibt diese Komponente den Ein/Aus-Status der Wärmepumpe und des Pelletofens zurück.

#### *PV-Energiemonitorregler*

Eine Besonderheit des Projekthaus Ulm ist eine bereits installierte regelbasierte bzw. heuristische Regelung, die den PV-Eigenverbrauch beim Wärmepumpenbetrieb steigern soll und in Zeiten anhaltender hoher PV-Einstrahlung eine sogenannte Einmalladung (Volllademodus) des thermischen Schichtenspeichers vollzieht: Ein PV-Energiemonitorregler überwacht die PV-Leistung, um die Einmalladung (Volllademodus) zu aktivieren, wenn die PV-Leistung über einem bestimmten Grenzwert liegt.

Dieser Monitor wurde als unabhängige Bibliothek in Python nachgebildet. Basierend auf dem internen Controller der Wärmepumpe, wurde versucht, den internen Status des Systems zu replizieren, wie z. B. die Mindestlauf- und Mindestruhezeit, die nicht direkt aus dem realen System ausgelesen werden können. Diese Komponente kann sowohl für die Simulation als auch für die prädiktive Steuerung des realen Systems verwendet werden. Die Parametereingänge sind die gleichen wie beim internen Regler mit der Uhrzeit und der Umgebungstemperatur, und zusätzlich die PV-Leistung und die PV-Prognose. Als Ausgang wird ein Ein/Aus-Statussignal ausgegeben, um die Grenzen der Wärmepumpe für die Einmalladung festzulegen, vgl. Abbildung 4.

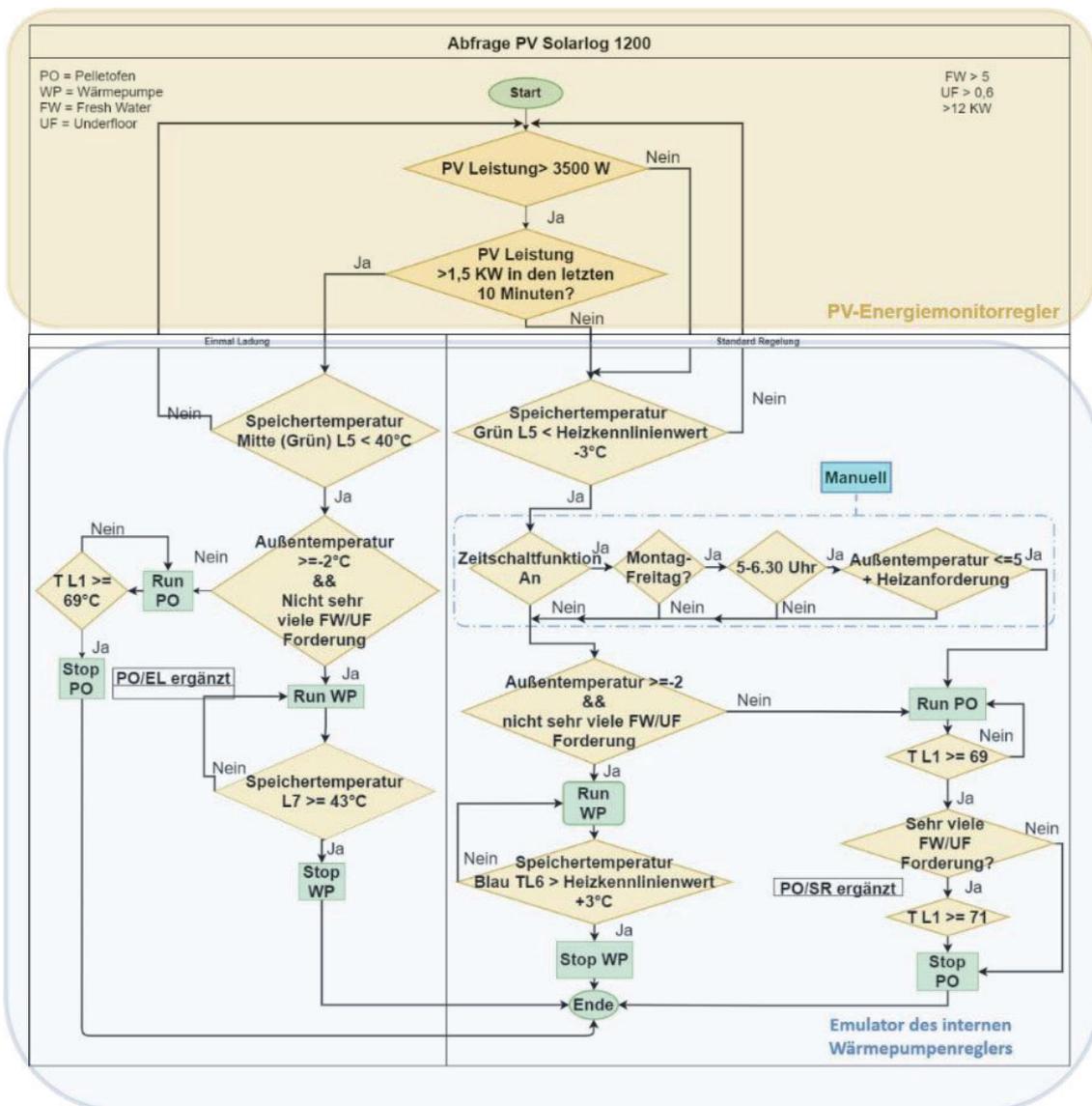


Abbildung 4: Flow-Chart des regelbasierten Regelungssystems inklusive PV-Energiemonitor und interner WP-Regelung

### Diskussion

Die Modellierung des Heizsystems inklusive der real eingesetzten Regler als Grundlage für Systemsimulationen sowie für modellbasierte Optimierungsrechnungen (z.B. im Rahmen einer modellprädiktiven Regelung) erwiesen sich als sehr komplex und anspruchsvoll. Nur wenn die Regelung mitmodelliert wird, kann das dynamische Betriebsverhalten sinnvoll digital nachgebildet werden. Da ein Teil der Regelung auf Basis von bestimmten Schwellwerten schaltet und damit starke qualitative Veränderungen des Betriebsverhaltens bewirkt, sind die Modelle sehr sensitiv gegenüber Modellabweichungen und Simulationsfehlern in den entsprechenden Schwellwerten.

Die ursprünglich eingeplanten konventionellen physikalischen Modelle erwiesen sich im Projektverlauf

als weniger geeignet für diese Aufgabe, so dass daten-basierte Hybridmodelle entwickelt wurden (vgl. Abschnitt 3.4). Mit diesen konnten ausreichende Genauigkeiten für die Simulation inklusive Reglerverhalten sowie für modellprädiktive Optimierungsrechnungen erzielt werden.

### **Arbeitspaket 1.3: Abschätzung des maximalen Potentials mittels perfekter Prognose**

Das Ziel der Simulation zur Abschätzung des maximalen Potentials ist die Identifizierung von Optimierungsmöglichkeiten durch Verschiebung der Einsatzzeiträume der Wärmepumpe anhand einer angenommenen perfekten Einstrahlungs- bzw. Erzeugungsprognose. Das Optimierungsziel ist die Maximierung der genutzten PV-Energie. Dabei werden die gemessenen Betriebszeiten der Wärmepumpe innerhalb des Vorhersagefensters verschoben. Eine dedizierte Änderung der Laufzeit findet nicht statt. Durch Aufteilen einer gemessenen Laufzeit der Wärmepumpe kann es zu zwei kürzeren Laufzeiten kommen und damit die Anzahl der Starts erhöhen. Das Verschieben findet als Rotation der Messdaten im Vorhersagefenster statt.

Für die Simulation wurden die folgenden Annahmen getroffen. Der Vorhersagehorizont ist auf 20 Minuten und die Schrittweite auf 1 Minute festgelegt. Die maximale Anzahl Starts am Tag sind 35. Das betrachtete Verschiebungsfenster umfasst 60 Minuten.

Die Messdaten der PV-Anlage und Wärmepumpe werden in Sekundenauflösung für jeden einzelnen Tag des Jahres geladen. Innerhalb eines jeden Tages wird der Zeitpunkt eines jeden Wärmepumpenstarts ermittelt. Jeder Start, der während des Betriebs der PV-Anlage stattfindet, wird für sich unabhängig optimiert. An Tagen ohne Wärmepumpenstart bzw. ohne Wärmepumpenstart während des PV-Betriebs, findet keine Optimierung statt.

Tabelle 3: Vergleich der Jahreskennzahlen zwischen Messung und perfekter Prognose für das Projekthaus Ulm

Messgröße	Einheit		2016	2017	2018
Wärmepumpe, elektrische Arbeit während PV in Betrieb ist	kWh	Messung	1884	1842	1567
		Simulation	1932	1889	1617
		Änderung	2,5%	2,6%	3,1%
Wärmepumpe, elektrische Arbeit durch PV gedeckt	kWh	Messung	1254	1234	1089
		Simulation	1324	1313	1154
		Änderung	5,3%	6,0%	5,6%
Wärmepumpe, Anzahl Starts	-	Messung	1999	3018	2848
		Simulation	2319	3683	3166
		Änderung	13,8%	18,1%	10,0%
Eigenverbrauchsquote*	-	Messung	0,20	0,22	0,20
		Simulation	0,22	0,24	0,22
		Änderung	9,1%	8,3%	9,1%
Autarkiegrad*	-	Messung	0,53	0,49	0,52
		Simulation	0,55	0,51	0,53
		Änderung	3,6%	3,9%	1,9%
Residual, elektrische Arbeit (Bezug)	kWh	Messung	2195	2476	2419
		Simulation	2128	2402	2358
		Änderung	-3,1%	-3,1%	-2,6%
Residual, elektrische Arbeit (Einspeisung)	kWh	Messung	7399	7191	7216
		Simulation	7332	7116	7155
		Änderung	-0,9%	-1,1%	-0,9%
Residual, maximale Leistung	W	Messung	4221	7689	5015
		Simulation	4300	7689	5015
		Änderung	1,8%	0,0%	0,0%
Residual, minimale Leistung	W	Messung	9796	9842	9774
		Simulation	9832	9842	9774
		Änderung	0,4%	0,0%	0,0%

\* Mittelwert aus Tageswerte

Die Optimierung berechnet sukzessive die Residualleistung aus PV und Wärmepumpe innerhalb des

Vorhersagehorizonts vom aktuellen Zeitpunkt an. Der Vorhersagehorizont erstreckt sich dabei in die Vergangenheit und in die Zukunft. Innerhalb dieses Zeitfensters findet die rotierende Verschiebung des Wärmepumpeneinsatzes statt. Bei jedem Zeitschritt wird die Differenz der benötigten Wärmepumpen-Energie von der momentanen PV-Energie während des Wärmepumpenbetriebs abgezogen. Das Optimierungsziel ist das Maximum dieser Differenz unter der Nebenbedingung, dass die PV-Energie maximal den Betrag der benötigten Wärmepumpen-Energie haben kann. Sind beide Energiemengen gleich groß, ist die Differenz null, bei einer geringeren PV-Energie ist die Differenz negativ.

Der erste Zeitschritt mit der geringsten Differenz wird gespeichert. Danach wird jeder einzelne Start des Leistungszeitreihenprofils analog zum o.g. Rotationsverfahren angepasst. Das Ergebnis ist eine Leistungszeitreihe der Wärmepumpe, an der jeder Start bei PV-Betrieb innerhalb des Vorhersagefensters um seine optimale Anzahl an Zeitschritten verschoben ist und eine möglichst hohe Deckung durch die PV-Anlage umsetzt.

Tabelle 3 zeigt die Vergleichswerte der Jahreskennzahlen zwischen der Messung und der Simulation der perfekten Prognose für die Jahre 2016 bis 2018. Durch die Prognose stieg die elektrische Arbeit der Wärmepumpe, während die PV-Anlage in Betrieb ist, im Mittel um 2,7 %, die elektrische Arbeit der Wärmepumpe, die durch die PV gedeckt wird, sogar um 5,6 %. Dies bedeutet jedoch nur 48 bzw. 71 kWh. Demgegenüber steigt die Anzahl der Starts im Mittel um 14 % (434 Starts). Die Eigenverbrauchsquote und der Autarkiegrad steigen im Mittel jeweils 0,02 Punkte (8,8 bzw. 3,1 %). Die bezogene und die eingespeiste, residuale elektrische Arbeit (unter Vernachlässigung der sonstigen Haushaltslasten) sanken im Mittel um -2,9 bzw. 0,9 % (jeweils 67 kWh). Bei der minimalen und maximalen Residualleistung konnte kein Trend bzw. keine nennenswerte Veränderung festgestellt werden.

### **3.3 AP 2: Aufbau und Anpassung Sky-Imager und Prognose**

#### **Arbeitspaket 2.1: Aufbau Skyimagersystem**

Anfang 2019 wurde das Skyimagersystem bestehend aus einer Wolkenkamera (Überwachungskamera mit Fischaugenlinse, Typ Vivotek FE9381) und einem Pyranometer (EKO MS80) am Projekthaus in Betrieb genommen (Abbildung 5). Der Datenabruf und die Datenübertragung wurden gestartet. Alle 10 s wurde ein Bild des gesamten Himmels aufgenommen. Die Einstrahlung wurde mit sekundlicher Auflösung gemessen. Das Messsystem hat während der restlichen Projektlaufzeit zuverlässig Daten geliefert.

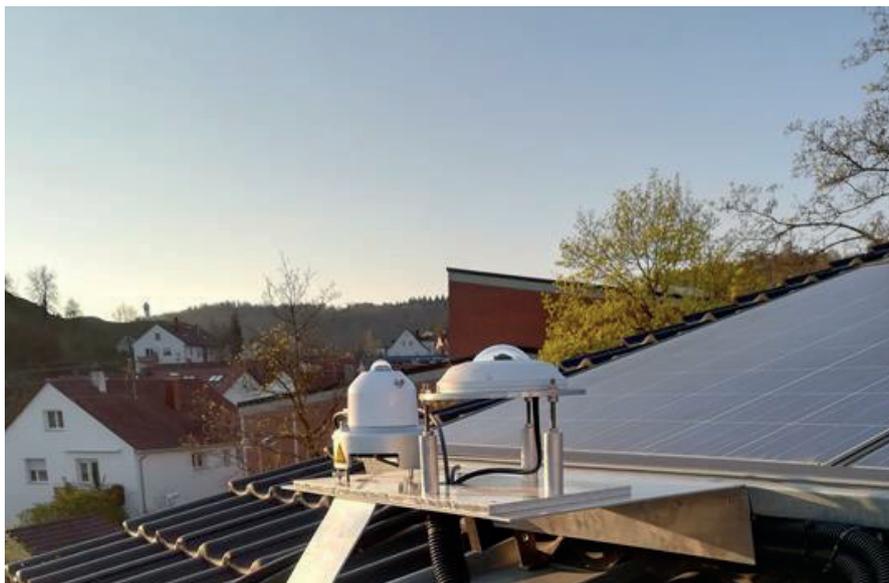
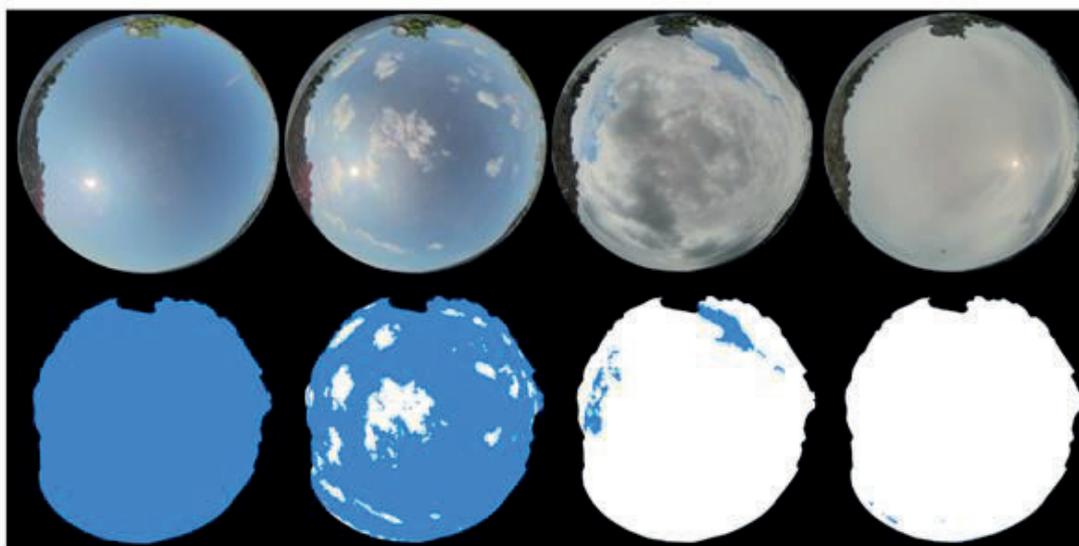


Abbildung 5 Skyimager Messsystem am Projekthaus; links: Pyranometer, rechts: Kamera

## **Arbeitspaket 2.2: Generierung PV Vorhersage Datensatz**

Aus den Daten der Messstation am Projekthaus wurde ein PV Vorhersagedatensatz generiert, der zunächst die Monate Mai und Juni 2019 umfasste. Dafür wurden die am ISE vorhandenen Vorhersagealgorithmen für den Standort angepasst und weiterentwickelt. Die erzeugten Vorhersagen wurden der HSO zur Anpassung ihres Model Predictive Control Algorithmus übermittelt.

Eingangsdaten für den Vorhersagealgorithmus sind die Wolkenbilder und die gemessene Einstrahlung. Mit einem Wolkenalgorithmus basierend auf dem rot-zu-blau Verhältnis der Farbkanäle und einem Bild des klaren Himmels werden zunächst Wolkenmasken berechnet (Abbildung 6).



*Abbildung 6 Beispielbilder für verschiedene Bewölkungssituationen; Oben: Aufnahmen der Wolkenkamera am Projekthaus; Unten: Berechnete Wolkenmasken*

Die Wolkenbewegung zwischen aufeinanderfolgenden Bildern wird mit Hilfe des optischen Fluss Algorithmus DeepFlow<sup>v</sup> bestimmt. Für die Wolkenvorhersage wird dann die Wolkenbewegung auf die Wolkenmaske angewendet und in die Zukunft extrapoliert. Im nächsten Schritt wird mit Hilfe eines Strahlungsalgorithmus basierend auf aktuellen und gemessener Strahlungsmessungen aus der binären Wolkenvorhersage eine Strahlungsvorhersage berechnet. Dabei wird für die Zustände „Wolke“ und „klarer Himmel“ für jeden Zeitpunkt ein Strahlungslevel ermittelt. Der Algorithmus nutzt dabei entweder den letzten gemessenen Strahlungswert oder eine Verteilung kürzlich gemessener Einstrahlungswerte. Die Länge des verwendeten Zeitintervalls an Messwerten wird in Abhängigkeit von der Wettersituation bestimmt. Der angepasste Vorhersagealgorithmus ist detailliert beschrieben in Dittmann et al 2020 [4].

Als Input für die Systemmodellierung wird eine Vorhersage der erzeugten PV-Leistung benötigt. Daher führen wir im letzten Schritt eine PV-Simulation durch. Für die PV-Anlagen am Projekthaus wurde eine PV-Simulation angepasst und in die Vorhersagekette integriert.

In Abbildung 7 sind für einen Tag Einstrahlungs-Vorhersagen mit einem Vorhersagehorizont bis zu 5 min mit Messwerten verglichen.

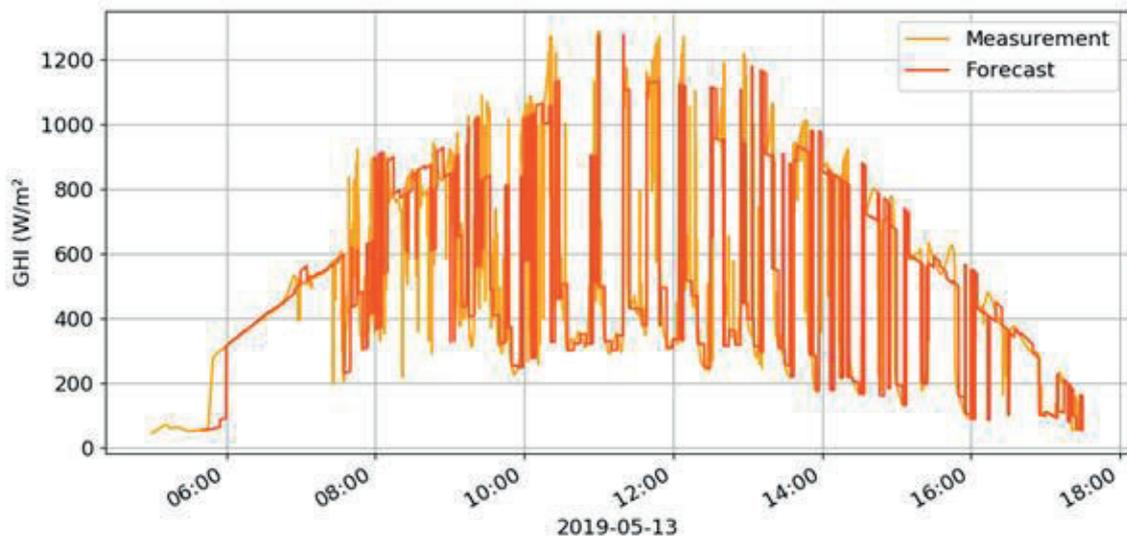


Abbildung 7 Wolkenkamerabasierte Global Horizontal Irradiance (GHI) Vorhersagen mit Vorhersagehorizonten von 0-5 min verglichen mit Einstrahlungsmessungen.

Um den Nutzen einer Vorhersage zu messen, wird sie üblicherweise mit einem einfachen Referenzverfahren, der Persistenzvorhersage verglichen. Dabei wird angenommen, dass der Clearskyindex der Einstrahlung bzw. PV-Leistung unverändert bleibt. Der Clearskyindex berechnet sich als gemessener Wert geteilt durch den berechneten Wert bei klarem Himmel. Der Skill gibt die Verbesserung der Vorhersage gegenüber der Persistenzvorhersage in Bezug auf den „Root Mean Square Error“ (RMSE) der Vorhersage an. Ein positiver Skill bedeutet, dass die Vorhersage besser ist als die Persistenz.

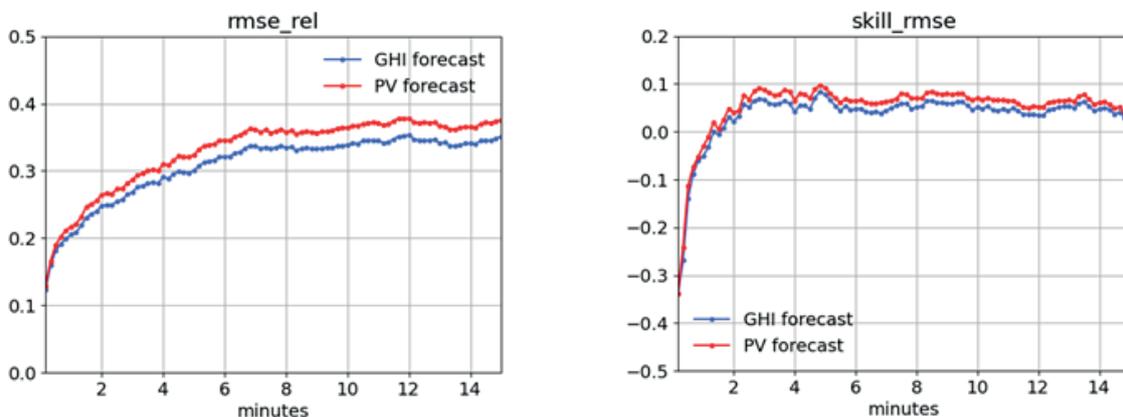


Abbildung 8 Auswertung von wolkenkamerabasierten Einstrahlungs- und PV-Leistungsvorhersagen für das Projekthaus Ulm; links: relativer RMSE der Vorhersage und der Persistenz, normiert mit der mittleren Einstrahlung/PV-Leistung, rechts: Skill (relative Verbesserung der Vorhersagen gegenüber der Persistenz); Datensatz: Mai - Juni 2019.

Hier zeigen wir eine Auswertung des erzeugten Vorhersagedatensatzes für Mai und Juni 2019 für die Einstrahlungsvorhersage und die Vorhersage der PV-Leistung für eine der drei PV-Anlagen am Projekthaus (Abbildung 8). Der angegebene relative RMSE ist normiert mit der mittleren Einstrahlung bzw. PV-Leistung. Der relative RMSE von Vorhersagen und Persistenz steigt wie erwartet mit zunehmendem Vorhersagehorizont. Der RMSE der PV-Vorhersage ist durch den zusätzlichen Abstraktionsschritt leicht erhöht. Ab einem Vorhersagehorizont von 1.5 Minuten ist der RMSE der Vorhersagen niedriger als der RMSE der Persistenz. Der Skill der PV-Vorhersagen liegt im Mittel bei ca. 7 %.

### Arbeitspaket 2.3: Prognoseanpassung für prädiktive Betriebsführung

Die Strahlungsprognosen wurden für die Anwendung Wärmepumpe analysiert und optimiert. Dabei wurde berücksichtigt, welche Situationen für die Steuerung der Wärmepumpe besonders kritisch sind.

Zunächst wurde das bestehende Vorhersagesystem weiter optimiert, insbesondere durch die Anpassung des Strahlungsalgorithmus, der basierend auf kürzlich gemessener Einstrahlung aus der Wolkenvorhersage eine Einstrahlungsvorhersage generiert (siehe auch Dittmann et al 2020). Dadurch konnten wir die Vorhersagequalität deutlich verbessern, wie die Ergebnisse aus Abbildung 8.

Außerdem wurde ein Rampscore nach Bianco et al 2016 implementiert<sup>vi</sup>, ein Fehlermaß, das eine bessere Abschätzung der für die Anwendung relevanten Fehler möglich machen sollte. Dabei wird analysiert, wie gut die Rampen in den Messwerten, mit denen der Vorhersagen übereinstimmen. Der Rampscore ist so definiert, dass er positiv ist, wenn die Rampen aus Vorhersage und Messung besser übereinstimmen als in zufälligen Zeitreihen und kann maximal 1 werden. Details zur Berechnung siehe Bianco et al 2016. Die Rampen Identifizierung wurde auf Basis des Clearskyindex vorgenommen. Als Größe des gleitenden Fensters, in dem Rampen gesucht wurden 5 Zeitschritten verwendet. Als Grenzwert zur Definition der Rampen wurde 0.3 angewandt. Abbildung 9 zeigt die Auswertung des Rampscore für einen Datensatz von zwei Monaten in Abhängigkeit des Vorhersagehorizontes. Nur bis zu einem Vorhersagehorizont von bis zu einer Minute ist der Rampscore signifikant größer als null. Das heißt die Vorhersage des exakten Timings von Rampen ist mit der angewandten Methode schwierig für höhere Vorhersagehorizonte.

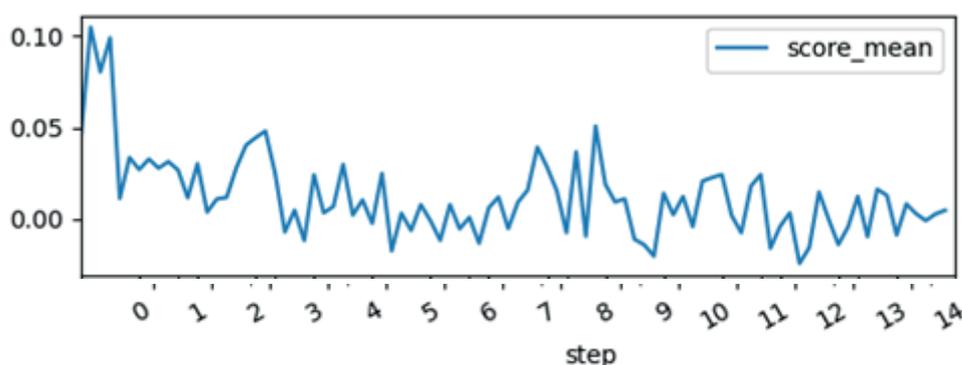


Abbildung 9 Rampscore berechnet mit einer Fenstergröße von 5 und einem Grenzwert von 0.3 für den Datensatz der Einstrahlungsvorhersagen von Mai bis Juni 2019 in Abhängigkeit des Vorhersagehorizontes

Um dennoch den Nutzen für die Anwendung zu quantifizieren, wurde zusätzlich zu den Standard-Fehlermetriken auch ein spezifischer Score entwickelt, der für die Anwendung der Steuerung der Wärmepumpe angepasst wurde. Das Ziel ist es, die Wärmepumpe im Projekthaus so zu steuern, dass der Bedarf durch die PV-Erzeugung gedeckt wird. Der problematischste Vorhersagefehler, der bei dieser Anwendung auftreten kann, ist, wenn die Vorhersage eine PV-Erzeugung vorhersagt, die höher ist als der Bedarf der Wärmepumpe während der Mindestlaufzeit der Wärmepumpe, die PV-Erzeugung aber in Wirklichkeit während eines Teils der Zeit niedriger ist.

Um diesen Fehler zu quantifizieren, haben wir nach prognostizierten und gemessenen Ereignissen gesucht, bei denen die Wärmepumpe für mindestens ein Zeitintervall  $\Delta t$  mit der von den PV-Anlagen erzeugten Leistung betrieben werden kann. Als  $\Delta t$  wird die Mindestlaufzeit der Wärmepumpe von 7 min verwendet und als Mindestwert für die PV-Erzeugung verwenden wir 3.5 kW.

Insgesamt wurden 9410 Vorhersagen anhand des Datensatzes Mai-Juni 2019 ausgewertet. Es wurden 2236 gemessene und 2959 prognostizierte Ereignisse gefunden. Von den gemessenen Ereignissen wurden 97.5 % auch vorhergesagt (Hitrate). Von den modellierten Ereignissen wurden 73.7 % auch gemessen (Precision). Die Precision ist hier der wichtigste Wert, da er die Wahrscheinlichkeit angibt, dass ein vorhergesagtes Ereignis tatsächlich eintritt. Zum Vergleich wurde die Persistenzvorhersage validiert. Hier liegt die Hitrate bei 97.7 % und die Precision bei 0,69 %.

Um die Vorhersagen zuverlässiger zu machen, wurden vorhergesagte Ereignisse identifiziert, die mit

einer höheren Wahrscheinlichkeit eintreten. Dafür haben wir das Zeitintervall zum identifizieren vorhergesagter Ereignisse in den Vorhersagen ( $\Delta t_{fc}$ ) auf 15 Minuten erhöht, um die Tolleranz für ein abweichendes Timing der vorhergesagten Rampen zu erhöhen. Zum Identifizieren der gemessenen Ereignisse verwenden wir weiterhin  $\Delta t_{meas} = 7$  min.

$\Delta t_{fc}$	$\Delta t_{meas}$	Events fc	Hitrate	Precision
7 min	7 min	2959	0.975	0.737
15 min	7 min	2655	0.926	0.780

Tabelle 4 Validierung der vorhergesagten Ereignisse für  $\Delta t_{fc}=7$  und  $\Delta t_{fc}=15$  min für den Vorhersagedatensatz Mai-Juni 2019.

Tabelle 4 zeigt das Ergebnis. Die Anzahl der prognostizierten Ereignisse und die Hitrate sind für  $\Delta t_{fc} = 7$  min leicht reduziert, die Precision steigt jedoch auf 78,0 %.

Eine weitere Steigerung der Precision wäre durch zusätzliche Filterung der Vorhersagen nach z.B. Bewölkung, Wolkengeschwindigkeit oder Variabilität möglich. Die Anzahl der vorhergesagten Ereignisse und die zeitliche Verteilung der vorhergesagten Ereignisse sind ebenfalls wichtige Kriterien für die Entscheidung über eine weitere Filterung.

#### **Arbeitspaket 2.4: Implementierung Echtzeitprognosesystem & Vorbereitung des Echtzeitbetriebs in AP 4**

Basierend auf der bestehenden wolkenkamerabasierten Vorhersagesoftware wurde ein Echtzeitprognosesystem aufgebaut. Die Vorhersagekette berechnet alle 5 min automatisch mit den aktuellen Kamerabildern und Strahlungsdaten Vorhersagen für einen Vorhersagehorizont von bis zu 15 min. Die operationelle Vorhersage wurde zunächst am ISE getestet und optimiert und anschließend am Projekthaus implementiert.

Die Vorhersagen werden alle 5 Minuten durch einen Cron-Job getriggert. Sie werden mit dem Workflow-Management-System Luigi berechnet. Die Prognosen werden sobald sie berechnet sind in die Influx-DB geschrieben und können dort vom Energiemanagementsystem abgerufen werden.

### **3.4 AP 3: Anpassung und Implementierung prädiktiver Betriebsführungs-algorithmen**

#### **Arbeitspaket 3.1: Anpassung von Model-Predictive Control Algorithmen**

Im Projekt sollten existierende physikalische und grey-box Modelle von Heizsystemen mit Wärmepumpe und thermischen Speicher und darauf basierende model-prädiktive Regelungsalgorithmen aus Vorgängerprojekten<sup>vii</sup> an die spezifischen Bedingungen des Projekthauses Ulm angepasst werden. Die daraus resultierenden Modelle sollten sowohl zur Simulation als auch zur Optimierung des Betriebsverhaltens angewandt werden.

Wie in Abschnitt 3.2 dargestellt, erwies sich diese Anpassung als nur bedingt möglich durch den speziellen Wärmepumpentypus mit Direktkondensation. Der ursprünglich geplante Grey-Box-Ansatz erwies sich für die gegebenen Zwecke als sehr komplex und nicht genau genug. Da die Genauigkeit des Modells für eine korrekte Wiedergabe des Systemverhaltens erforderlich ist (speziell für das Triggern von Regelungsentscheidungen), wurde ein Ansatz des maschinellen Lernens genutzt, um ein genaues, aber dennoch weniger komplexes Modell zu erstellen. Dazu wurden Messdaten herangezogen, die seit 2015 gesammelt wurden. Die zeitliche Auflösung liegt zwischen 1-3 Sekunden (elektrische Daten) und 30 Sekunden (Temperaturdaten). Die Daten, die in dieser Studie verwendet wurden, stammen aus den Jahren 2017 und 2018.

### Datenbasis für datenbasierte Modelle

Für die datengesteuerte Modellierung war eine Vorverarbeitung der Daten erforderlich, um fehlende Datenpunkte und Messunterbrechungen, die an einigen Tagen auftraten, zu behandeln. Zunächst wurde eine lineare Interpolation mit einer Auflösung von 1 Sekunde durchgeführt. Zweitens wurde nach der Interpolation eine visuelle Inspektion für jedes der gegebenen Features durchgeführt, wobei größere Teile der fehlenden Daten, wie z. B. fehlende Tage, aussortiert wurden. Die verbleibenden verfügbaren Datentage waren 102 Tage für 2017 und 206 Tage für 2018. Schließlich wurden die Daten mit einer Mittelwertfunktion auf eine Auflösung von 5, 10 und 20 Minuten neu abgetastet; dies sind die Abtastzeiten, die in der MPC verwendet werden.

### Wärmepumpen- und Pufferspeicher-Modell

Das Wärmepumpen- und Pufferspeicher-Modell verfolgt einen hybriden Modellierungsansatz: Es kombiniert physikalische Modelle und Look-Up-Tabellen mit Herstellerangaben mit neuronalen Netzen vom Typ Long-Short-Term Memory (LSTM).

Die Wärmepumpe selbst wurde mit dem einem in Abschnitt 3.2 beschriebenen Grey-Box-Modell modelliert, um den Wärmeeintrag durch die Wärmepumpe abzubilden.

Für die Modellierung des Wärmespeichers und der Heizkreise wurde ein datenbasierter Modellierungsansatz mit Techniken des maschinellen Lernens gewählt. Grundlage ist dabei die Energiebilanz des Speichers,

$$\dot{Q}_{WS} = \dot{Q}_{HP} + \dot{Q}_{PO} - \dot{Q}_{loss} - \dot{Q}_{FBH} - \dot{Q}_{HK} - \dot{Q}_{FW},$$

mit den Wärmeerzeugungsleistung  $\dot{Q}_{HP}$  der Wärmepumpe und  $\dot{Q}_{PO}$  des Pelletofens sowie der Verlustleistung  $\dot{Q}_{loss}$ . Wärmeverbrauchsleistung sind  $\dot{Q}_{FBH}$  für die Fußbodenheizung,  $\dot{Q}_{HK}$  für die Heizkörper und  $\dot{Q}_{FW}$  für die Frischwasserstation. Diese Features beschreiben die Zu- und Abflüsse der Energie bzw. Leistung. Der aktuelle Zustand des Systems ist zudem durch die Schichtentemperaturen im Wärmespeicher charakterisiert.

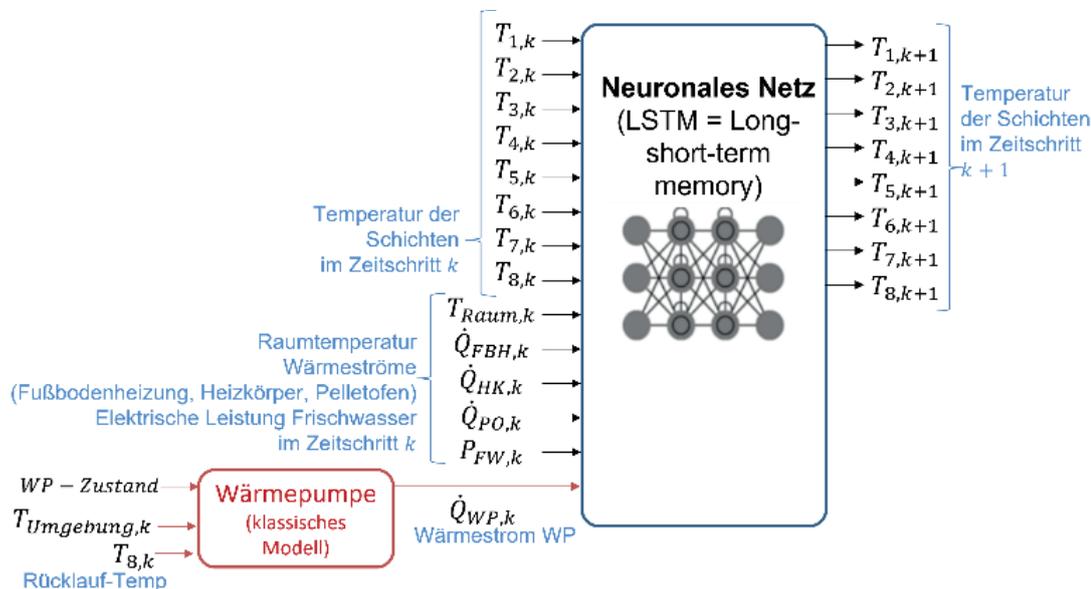


Abbildung 10: Modellierung des Systems. Eingangs- und Ausgangsparameter des Modells der Heizungsanlage.

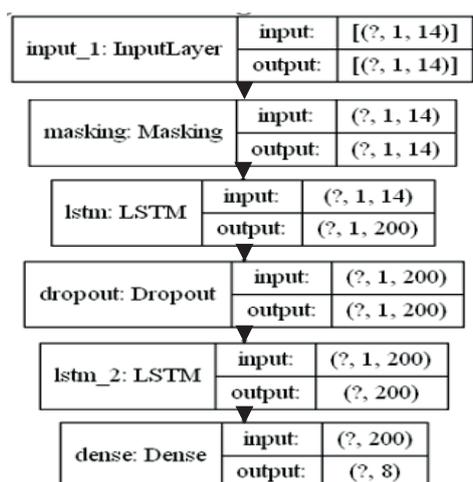


Abbildung 11: Kenndaten und Struktur des LSTM-ANN

Der LSTM-Artificial-Neural-Network-Modellierungsansatz wurde gewählt wegen dessen Fähigkeit, vorherige Zustände wie Schichttemperaturen zu nutzen, um eine Vorhersage der folgenden Zustände zu machen. Da der Wärmespeicher ein dynamisches Verhalten zeigt, hat sich das LSTM ANN für diese Art von Modellen als geeignet erwiesen<sup>viii</sup>. Die genutzte ANN-Architektur (Abbildung 10) hat 14 Eingangsneuronen. Diese entsprechen den acht im Speicher gemessenen Schichten, der Raumtemperatur des Raums, in dem der Pufferspeicher lokalisiert ist, sowie den Heizlasten der Fußbodenheizung, der Heizkörper sowie der Frischwasserstation sowie den Wärmeströmen der Wärmepumpe und des Pelletofens. Weiterhin gibt es 2 LSTM versteckte Schichten mit 200 Neuronen und eine Ausgangsschicht mit 8 Neuronen, um die vorhergesagten Temperaturen der Speicherschicht nach der gegebenen Aktion des Reglers zurückzugeben (Abbildung 11).

#### *Random forest model for thermal load forecasting*

Der MPC benötigt unter anderem Vorhersagen über den zukünftigen Wärmeverbrauch als Eingangsgrößen, um die Wärmeversorgung und die Nutzung der Zwischenspeichertemperaturen entsprechend zu optimieren. Das Ziel ist es also, den Lastbedarf in Echtzeit über einen bestimmten Optimierungshorizont des MPC vorherzusagen.

Im Projekt wurden zwei Random-Forest-Modelle entwickelt, um datengetriebene Modelle mit geringer Komplexität in Bezug auf die Rechenzeit und die Anzahl der benötigten Eingangsvariablen zu erhalten. Für diesen Ansatz wurde die Zeitreihe der Umgebungstemperatur als wichtiger Input für beide Modelle und der Wärmebedarf der beiden Heizkreise im Haus (Fußbodenheizung und konventionelle Heizung) als deren jeweiliger Output betrachtet.

Für das Training der Modelle wurden die folgenden Features ausgewählt. Die Umgebungstemperatur ist wichtig, um die Beziehung zwischen den Außenbedingungen und dem Energiebedarf zu beschreiben. Ein Durchschnitt der Umgebungstemperatur der letzten Stunde wurde angegeben, um Informationen über die zeitliche Veränderung der Temperatur zu erhalten. Neben den auf der Umgebungstemperatur basierenden Features wurden auch andere zeitbasierte Features wie Stunde, Monat, Sommer usw. erstellt, um jedem Modell Informationen über das Starten und Stoppen des Heizvorgangs, Trends usw. zu liefern. Dieser Prozess hängt von einem festgelegten Tagesplan, aber auch vom gegebenen Wärmebedarf und der Umgebungstemperatur ab. Im Allgemeinen wird der Beginn und das Ende der Heizung während des Tages durch eine regelbasierte Steuerung des Heizungssystems bestimmt, die die Heizung zu bestimmten Tageszeiten einschaltet. Die Modelle wurden in Scikit-Learn mit 500 Bäumen erstellt, ergänzt durch eine Gittersuche, um die besten Parameter zu finden. Die Ergebnisse sind in Abbildung 12 zu sehen.

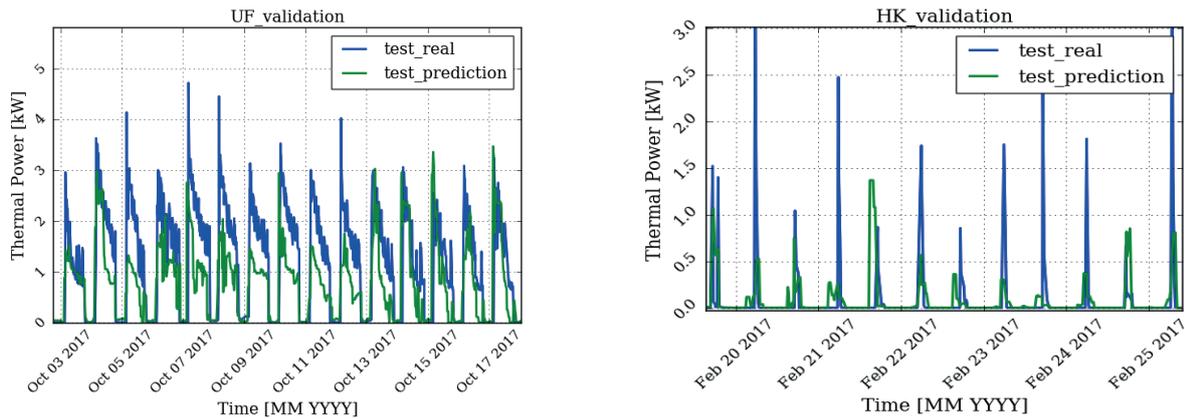


Abbildung 12: Vorhersage der Heizlast mit Testdaten für die Random-Forest-Modelle. Links sind die Ergebnisse für die Fußbodenheizung (Underfloor UF) rechts die Ergebnisse für die Heizkörper (HK).

### Bereinigung von Frischwasserpumpensignalen auf der Grundlage eines Entscheidungsbaums

Ein wichtiges Eingangssignal für das ANN-Modell der Heizungsanlage ist die Frischwasserentnahme, die während des täglichen Betriebs stattfindet. Dieses Signal ist ein wichtiges Feature für die Berechnung des Energieabflusses des Systems.

Im PHU ist die einzige Messung der Frischwasserentnahme die elektrische Leistung der Pumpe, die das Warmwasser im Tank durch einen Wärmetauscher für die Frischwassererwärmung treibt. Vorläufige Untersuchungen der Daten ergaben, dass die Messungen der Frischwasserpumpe unzuverlässig und höchstwahrscheinlich durch die Kopplung anderer Messsignale von anderen Komponenten gestört waren. Das Ausmaß der Störungen ist gleich groß oder größer als das eigentliche elektrische Signal. Dies wirkt sich störend auf das Erlernen des gesamten dynamischen Verhaltens des Heizungssystems innerhalb des Hybridmodells aus.

Ein Entscheidungsbaum wurde verwendet, um die historischen Datensätze für das Training des Hybridmodells des Wärmespeichers zu bereinigen, sowie um die realen Messdaten für die Vorhersage des Warmwasserverbrauchs zu bereinigen, der auch als Eingabe für die MPC verwendet wird. Für die Entwicklung des Modells wurde zunächst ein sauberer Datensatz auf halbautomatische Weise erzeugt. Dieser basierte auf einer Reihe von Regeln, die den offensichtlichen Zusammenhang zwischen der Aktivität der Frischwasserpumpe und der Abnahme der Temperatur in den Speicherschichten nutzten. Die zweite Schicht von oben (Schicht 2) reagiert am stärksten auf die Pumpenaktivität.

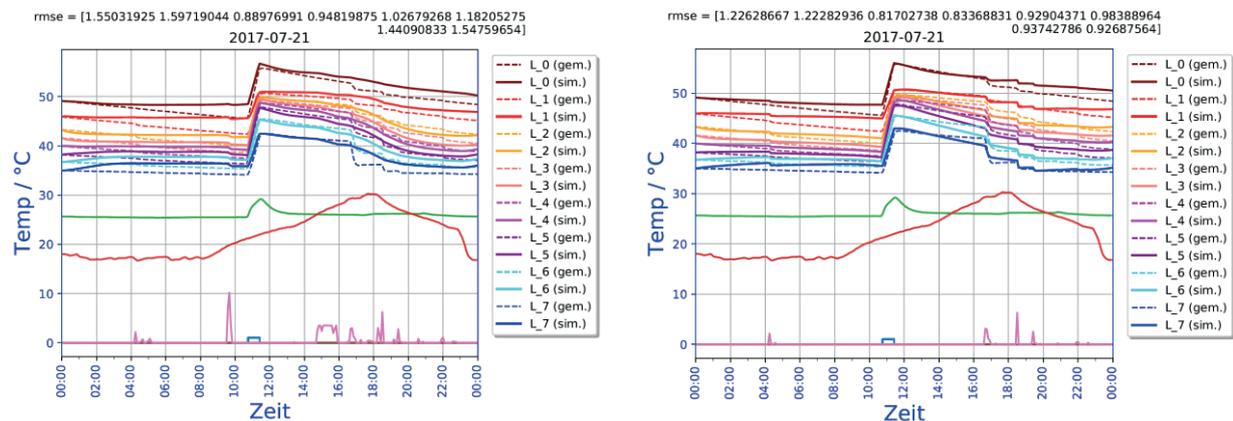


Abbildung 13: Frischwasserpumpensignale (unten in Magenta) zusammen mit Temperaturen der verschiedenen Speicherschichten (gemessen und simuliert)

Durch eine Korrelationsanalyse der Signale, die an dieselbe Messbox angeschlossen sind, an der auch die Pumpe angeschlossen ist, wurde eine starke Korrelation mit anderen Signalen wie den gemessenen Wirk- und Scheinleistungen der Kellersteckdosen entdeckt, die Werte von 0,86 bzw. 0,42 aufweisen, so

dass sie als Störungen betrachtet und als Features verwendet werden. Die Frischwasserscheinleistung erwies sich ebenfalls als nützliches Feature für den Filterungsalgorithmus, siehe Abbildung 13.

### Arbeitspaket 3.2: Optimierung der Algorithmen anhand von Bestandsdaten

Für die Modellvalidierung wurde ein mehrstufiges Vorhersageschema verwendet, d. h. nur für die erste Vorhersage werden die gegebenen Testdaten verwendet, während für die folgenden Schritte die zuvor vorhergesagten Temperaturen zusammen mit anderen erforderlichen Features aus den Testdaten als Input dienen. Dieser Prozess wurde für die N Vorhersageschritte wiederholt. Die auf dem Modell basierenden Simulationen zeigen eine gute Übereinstimmung mit den gemessenen Werten, mit einem RMSE von 1,923 für den Winter und einem RMSE von 1,060 für den Sommer, siehe Abbildung 14. Das Modell ist ein geeigneter Prädiktor für die gegebenen Zustände und bildet das nichtlineare Verhalten des Systems hinreichend genau ab.

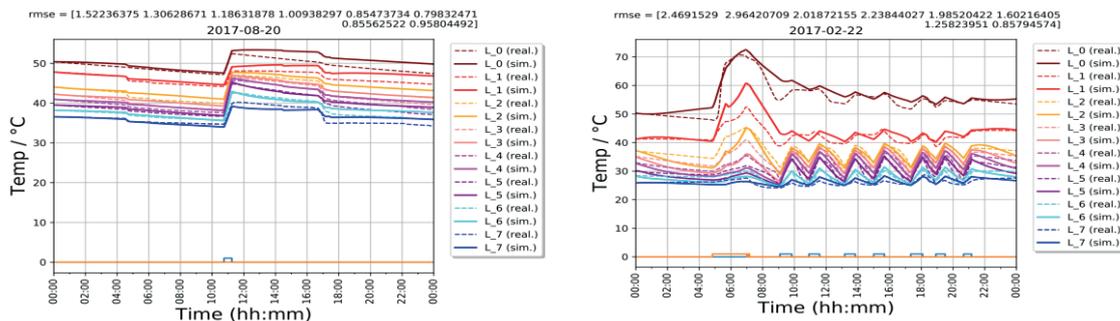


Abbildung 14: Zeitliche Entwicklung der simulierten vs. gemessenen Speichertemperaturen

### Arbeitspaket 3.3: Implementierung der Algorithmen in das Energiemanagementsystem des Projekthauses

#### Verbesserter regelbasierter Regler (Improved heuristic controller)

In der aktuellen Systemimplementierung wurde ein Satz heuristischer Regeln oder eine heuristische Steuerung ("HC") auf das System abgestimmt, um die PV-Leistung für die Ladung des Speichers zu nutzen. Hier wird die Wärmepumpe aktiviert, um eine sogenannte Vollladung oder Einmalladung ("EL") des Speichers durchzuführen. In diesem Modus werden höhere Grenzwerte für die Ladetemperatur des Speichers festgelegt als bei der internen HP-Steuerung oder "Standardregelung" ("SR"), um eine höhere Wärmemenge während hoher PV-Stunden zu speichern. Um diesen Modus zu fahren, müssen bestimmte Bedingungen erfüllt sein; diese sind:

- Die PV-Leistung sollte zum gegebenen Zeitpunkt 3,5 kW oder mehr betragen.
- Die PV-Leistung lag in den letzten 10 Minuten kontinuierlich über 1,5 kW.
- Die Speichertemperatur ist niedrig genug (unter 40°C in der Mitte), um eine Aufladung zu ermöglichen.
- Die Grenzen der internen Sicherheitsparameter der Wärmepumpe werden nicht überschritten.

Der erste Ansatz besteht darin, die Kurzzeitprognose zur Verbesserung der tatsächlichen Systemimplementierung zu nutzen und einen Regler zu entwickeln, der auf den aktuellen heuristischen Regeln basiert. Dieser Regler sieht vor, die WP im Volllademodus zu betreiben und den Tank zu laden, wenn die PV-Leistung über dem vorgegebenen Wert liegt und genügend PV-Leistung vorhanden ist, um den Betrieb für die nächsten 10 Minuten aufrechtzuerhalten, wodurch sichergestellt wird, dass die PV-Leistung ausreicht, um die WP für die erforderliche Mindestzeit zu betreiben. Der Controller und die Maschinenschnittstelle wurden in Python entwickelt, wobei die erforderlichen Daten in einer Influx DB-Datenbank gespeichert werden.

*Model predictive controller*

Die in 3.4.1 beschriebenen Methoden wurden in Python integriert, wobei der MPC-basierte Regler für das Heizsystem der PHU mit CasADi implementiert wurde. Um die MPC einzurichten, wurde das Hybridmodell aus Abschnitt 3.1 als Graph in CasADi eingebettet und als Hauptmodell des Heizungssystems verwendet. Da das Modell, wie bereits erwähnt, externe Informationen über die Zustände benötigt, wurden diese Eingaben als externe Parameter formuliert, die bei jeder Iteration aktualisiert werden können.

Die externen Parameter werden in jeder Iteration separat und rekursiv berechnet. Die ersten Parameter sind die thermischen Lastvorhersagen, die mit den Modellen aus Abschnitt 3.2.2 unter Verwendung einer Umgebungstemperaturvorhersage berechnet werden, die zusammen mit der PV-Vorhersage geliefert wird, siehe 3.3.4. Ein zweiter Parameter ist das Signal der Frischwasserpumpe. In diesem Fall wurde das Modell aus Abschnitt 3.4.1 verwendet, um die Datenquellen zu bereinigen, die zum Trainieren des Hybridmodells verwendet wurden, aber die Live-Bereinigung wurde noch nicht implementiert. Ein dritter Parameter ist die PV-Leistungsprognose. Diese wird für die Leistungsoptimierung verwendet. Die Vorhersage wird mit der auf Sky-Imager basierenden Methode in 3.4.1 abgerufen. Die Ist-Zustände des Systems, die als Anfangsbedingungen für die MPC verwendet werden, stammen von dem in Abschnitt 3.3.2 beschriebenen Smart-Home-Messsystem der PHU.

Bei der mathematischen Formulierung wurden wesentliche Randbedingungen berücksichtigt, wie z. B. die Mindestlaufzeiten, die maximal zulässigen Temperaturen und die Betriebsbedingungen des Systems. Das Optimierungsziel ist die Minimierung des Netzstromverbrauchs und die Maximierung des Eigenverbrauchs der PV-Anlage. Für diese Berechnung wird die Energiebilanzgleichung des Systems ebenfalls in den Nebenbedingungen definiert. Insgesamt ist das mathematische Optimierungsproblem, das der MPC zugrunde liegt, aufgrund der Ein- und Ausschaltzustände der Maschinen vom Typ Mixed Integer Nonlinear (MINLP). Die resultierenden OCP's wurden mit dem Ipopt Solver gelöst, gefolgt von einem kombinatorischen Approximationsansatz für die Annäherung der ganzzahligen Zustände.

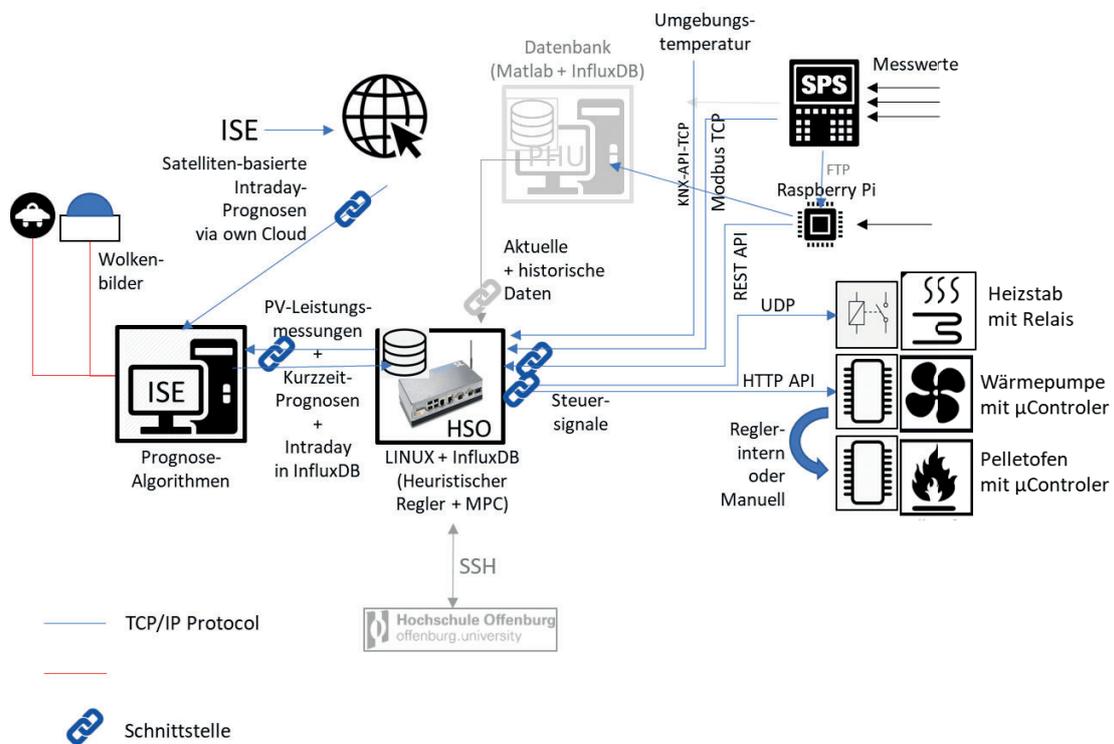


Abbildung 15: Demophase im Projekthaus Ulm - Datenflussdiagramm und Schnittstellen

### Arbeitspaket 3.4: Automatisierung des Monitorings als Vorbereitung für Echtzeitbetrieb

Für die Implementierung der prädiktiven Algorithmen war es notwendig, die verschiedenen Messungen des Systems in der Realität abzurufen, da sie als Eingaben für die Berechnung der optimalen Steuerung benötigt werden. Das installierte Messsystem besteht aus verschiedenen Messboxen, die die verschiedenen Messwerte des Systems auf unterschiedliche Weise erfassen. Um diese auf saubere Weise zu integrieren, wurden die Daten von jedem der verschiedenen Messsysteme abgerufen und in einer Datenbank gesammelt. Diese Daten können später für den Abruf von Live-Daten oder für die Simulation mit historischen Daten verwendet werden.

Für jedes der Messsysteme wurde ein Python-Skript entwickelt, um die Informationen in der Datenbank zu überwachen, abzurufen und zu aktualisieren. Diese Skripte wurden dann als Chron-Jobs an Linux angehängt und werden als Dienste ausgeführt, die sofort starten, wenn der Computer läuft. Für die Informationen, die von der SPS kommen, wurde eine FTP-basierte Lösung erstellt, die die Daten direkt aus der generierten Datei von der SPS abrufen und hochlädt. Um Ressourcen zu sparen, prüft sie zuerst den letzten in der Datenbank gespeicherten Wert und lädt die neuesten Messungen hoch. Der Rest der Messungen wird über die API des KNX- und Raspberry-Pi-Monitoringsystems abgerufen.

#### IHC control interface

Für die verbesserte heuristische Steuerung wurde eine grafische Benutzeroberfläche zur Steuerung und Überwachung des Systems erstellt (vgl. Abbildung 16). Es können verschiedene Konfigurationen ausgewählt werden, und die Visualisierung der aktuellen Systemzustände, wie Tanktemperaturen, PV-Produktion und Energieverbrauch, ist integriert. Die abgerufenen Prognosen werden ebenfalls in Echtzeit abgerufen und als Diagramme visualisiert. Das Starten und Stoppen des Reglers erfolgen ebenfalls über diese Schnittstelle.

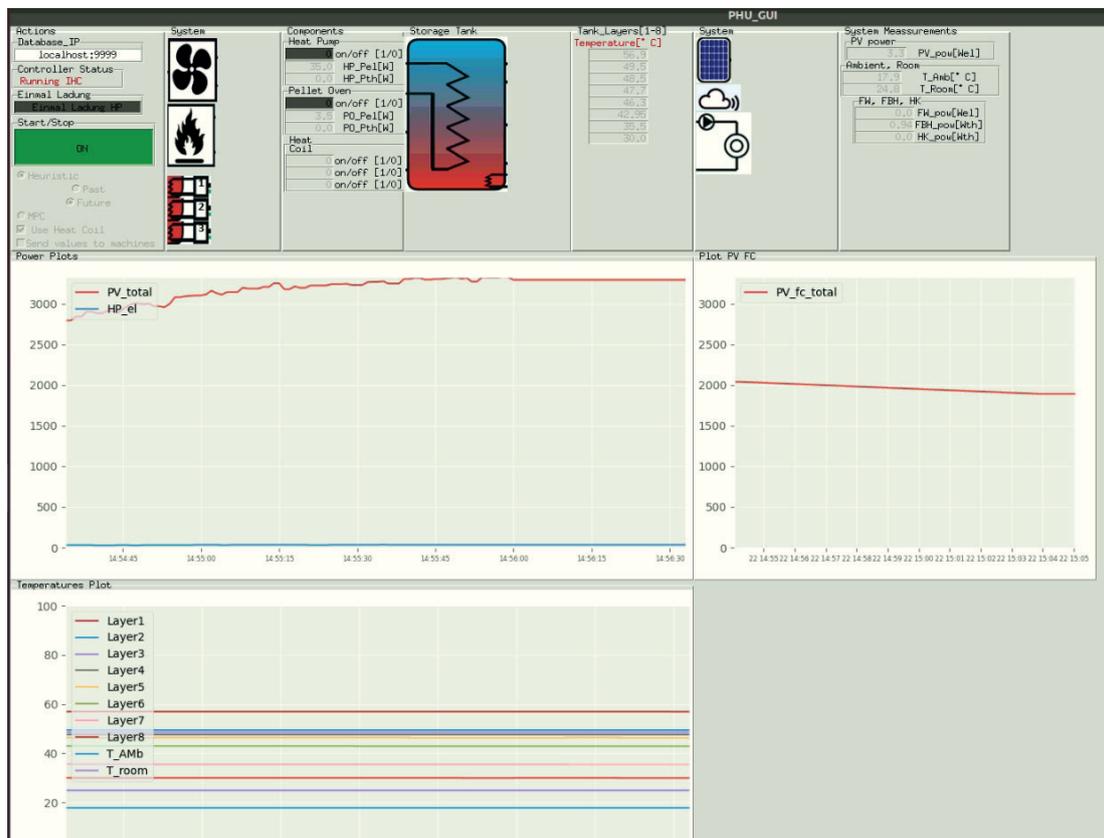


Abbildung 16: Im Projekt entwickelte grafische Benutzeroberfläche für Überwachung und Steuerung des Heizsystems im Projekthaus Ulm

### **3.5 AP 4: Realer Betrieb des Gesamtsystems, Datenanalyse und Systemoptimierung**

#### **Arbeitspaket 4.1: Allgemeine Wartung und Betrieb, sowie Durchfahren von Testszenarien**

Nach Installation der Himmelskamera erfolgte die Sichtprüfung und notwendige Wartung wöchentlich. Dabei zeigten sich nur geringe Verschmutzungen auf den optischen Flächen der Himmelskamera und Pyranometers. Durch die eingerichtete Fernzugriffsmöglichkeit konnten vereinzelte Systemfehler durch das Fraunhofer ISE schnell behoben werden.

Der eingerichtete Fernzugriff wurde auch bei den vereinzelten Systemstörungen des MPC-Industrie-PCs zur Fehlerbehebung genutzt und konnte schnelle Wiederinbetriebsetzungen des Systems sicherstellen.

Die Testszenarien wurden vorab zwischen der HSO und den Bewohnern abgestimmt. Ein Techniker vor Ort beobachtete die Auswirkungen auf das Heizungssystem. Durch den Fernzugriff war ein Live-Monitoring und Parametrieren durch die HSO gewährleistet.

#### **Arbeitspaket 4.2: Echtzeitbetrieb von Skyimager, Analyse der Prognoseergebnisse und Optimierung der Skyimager-Algorithmen und Hardware**

Die Berechnung der Wolkenkamera-basierten PV-Vorhersage wurde ab Februar 2020 in Echtzeit durchgeführt. Der Echtzeitbetrieb wurde laufend überwacht und optimiert. Es wurden einige Verbesserungen an der Vorhersagekette implementiert. Beispielsweise wurde zusätzlich zur wolkenkamerabasierten Vorhersage eine Persistenzvorhersage auf Basis aktueller Einstrahlungsmessungen implementiert. Lücken in den wolkenkamerabasierten Vorhersagen (z.B. nachts) wurden operationell mit der Persistenzvorhersage aufgefüllt. Dies ist wichtig, da für die Algorithmen zur Steuerung der Wärmepumpe eine lückenlose Zeitreihe benötigt wird. Die Prognoseergebnisse wurden der HSO in Echtzeit für die Anpassung und den operationellen Betrieb der Model Predictive Control über die Influx-DB bereitgestellt.

Im Laufe des Projektes zeigte sich, dass es von Nutzen sein könnte zusätzlich zu dem Wolkenkamera-basierte Vorhersagesystem ein Intraday-Vorhersagesystem zu implementieren, das im Projektplan so nicht enthalten war. Ziel war es, zusätzlich zu den Vorhersagen mit kurzen Vorhersagehorizonten und hoher Auflösung aus der Wolkenkamera eine längerfristige Vorhersage als Input für die prädiktive Steuerung zu liefern. Das Intraday-Vorhersagesystem kombiniert Einstrahlungsvorhersagen aus verschiedenen Quellen, um eine optimierte Vorhersage für jeden Vorhersagehorizont von 15 min bis 24 h zu erstellen. Die optimierte Einstrahlungsvorhersage wird dann in eine PV-Simulation eingespeist, um eine PV-Leistungsvorhersage zu erhalten. Hier wurden drei verschiedene Vorhersagen als Input für die Kombination verwendet: eine aus Einstrahlungsmessungen generierte Persistenzvorhersage, eine Vorhersage aus einem numerischen Wettermodell (NWP) und eine aus Satellitenbildern generierte Vorhersage.

Die Persistenzvorhersage liefert bei kleinen Horizonten bis zu etwa 30 Minuten das beste Ergebnis, die Satellitenvorhersage bei mittleren Horizonten bis zu etwa 2,5 Stunden und die NWP-Vorhersage bei großen Horizonten von mehreren Stunden bis zu Tagen. Die Einzelvorhersagen wurden mit einem linearen Regressionsmodell kombiniert. Das Regressionsmodell, das im Wesentlichen eine Gewichtung der verschiedenen Eingangsprognosetypen in Abhängigkeit vom Horizont vornimmt, wurde auf einem historischen Datensatz mit einer Zeitspanne von 5 Monaten (Mai - September 2019) trainiert.

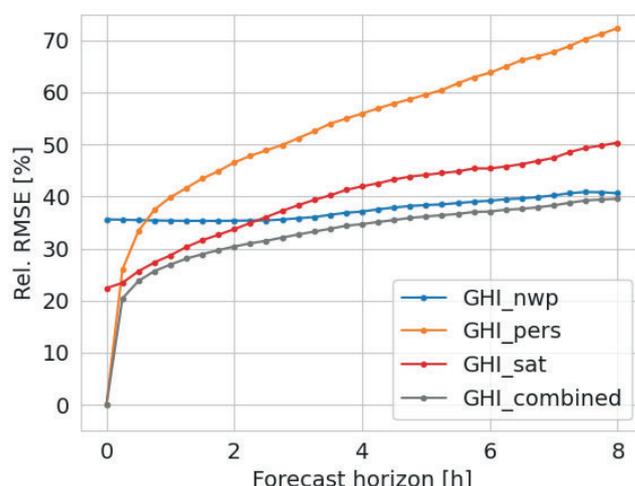


Abbildung 17: RMSE normiert mit der mittleren Einstrahlung in Abhängigkeit vom Vorhersagehorizont für die Eingangsdaten der Intraday Vorhersage und deren Kombination für den Datensatz Mai bis August 2019

Abbildung 17 zeigt einen Vergleich der Leistung der verschiedenen Eingangsvorhersagen in Abhängigkeit vom Vorhersagehorizont bis zu 8 Stunden. Die Kombination der Einzelmodelle ist grau dargestellt. Der relative RMSE der kombinierten Intraday-Vorhersage ist niedriger als der relative RMSE der Einzelvorhersagen für jeden Vorhersagehorizont.

Die Intraday Vorhersage wird alle 15 min operationell berechnet und steht über die Influx-DB der prädiktiven Steuerung zur Verfügung.

### **Arbeitspaket 4.3: Echtzeitbetrieb von prädiktiven Algorithmen, Analyse der Systemperformance und Optimierung der prädiktiven Algorithmen**

#### **Improved heuristic Controller**

An verschiedenen Tagen wurden verschiedene Tests mit dem verbesserten heuristischen Regler ("IHC") durchgeführt, um seine Leistung im Hinblick auf die tatsächliche Regelungsstrategie zu bewerten. Ein Vergleich der simulierten Ergebnisse wurde mit den realen Bedingungen als Eingaben für die Simulation durchgeführt, und zwar für die Dauer des jeweiligen Tests sowohl des HC als auch des IHC, und mit den realen Bedingungen des Systems während des Tests verglichen. Die Abtastung jeder Iteration des IHC-Reglers erfolgte alle 10 Sekunden, um genügend Zeit für das Abrufen der erforderlichen Daten aus der Datenbank (DB) und die Bestimmung der korrekten Ausgaben des Systems zu haben.

#### *Leistungsindikatoren:*

Die zur Bewertung der Performance der verschiedenen Regelungsstrategien in Bezug auf die PV-Erzeugung verwendeten Kennzahlen sind der Netzverbrauch und der Eigenverbrauch. Luthander et al. 2015 stellt eine mathematische Beschreibung des Eigenverbrauchs und der Autarkie vor.

#### *Eigenverbrauch und Netzbezug:*

Wenn  $L(t)$  die momentane elektrische Last bezeichnet, in diesem Fall die der Wärmepumpe, des Pelletbrenners und der Zusatzheizung, und  $P(t)$  die momentane Leistung der PV-Anlage ist, kann die direkt verbrauchte PV-Leistung  $M(t)$ , wenn kein elektrischer Speicher verwendet wird, wie folgt definiert werden:

$$M(t) = \min\{L(t), P(t)\} \quad (8)$$

Der Netzbezug wird wie die Endenergie für den Simulationszeitraum (final energy FE) berechnet. Dies ist die elektrische Last, die nicht durch PV-Strom gedeckt werden kann und daher aus dem Netz

bezogen werden muss:

$$FE = \int_{t_1}^{t_2} L(t) dt - \int_{t_1}^{t_2} M(t) dt \quad (9)$$

Der Eigenverbrauch (Self consumption SC) kann dann wie folgt definiert werden:

$$SC = \frac{\int_{t_1}^{t_2} M(t) dt}{\int_{t_1}^{t_2} P(t) dt} \quad (10)$$

Für den gegebenen Test wurde ein bewölkter Tag gewählt, der Schwankungen in der PV-Stromerzeugung zeigt. In der realen Ausgabe des Reglers (siehe Abbildung 18) wurde um 9.40 Uhr nach einer normalen Ladung des Tanks eine Vollladung gestartet. Nach einigen Minuten wird die Wärmepumpe für kurze Zeit abgeschaltet (minimale Ausfallzeit), da die PV-Leistung schnell unter den Sollwert fällt. Danach folgt wieder ein kurzer Vollladebetrieb, da genügend PV-Leistung vom Dach kam. Im weiteren Verlauf des Tages werden weitere Voll-Ladevorgänge durchgeführt, da sehr viel PV-Leistung erzeugt wird, die dann um 12:40 Uhr, wenn die PV-Leistung wieder unter den Sollwert sinkt, beendet werden, was der Prognose entspricht. Gegen 17:00 Uhr ist ein letzter PV-gesteuerter Betrieb der HP zu beobachten, obwohl die PV-Leistung starke Schwankungen aufweist. Dies ist auf den vorherigen Start der Wärmepumpe durch den internen Regler zurückzuführen, und da eine kleine Spitze über 3500 W erreicht wurde, während die Vorhersage höher blieb, wurde der Vollladebetrieb eingeleitet, der nur kurze Zeit dauerte, wobei ein Teil der PV-Leistung für diesen Betrieb verwendet wurde.

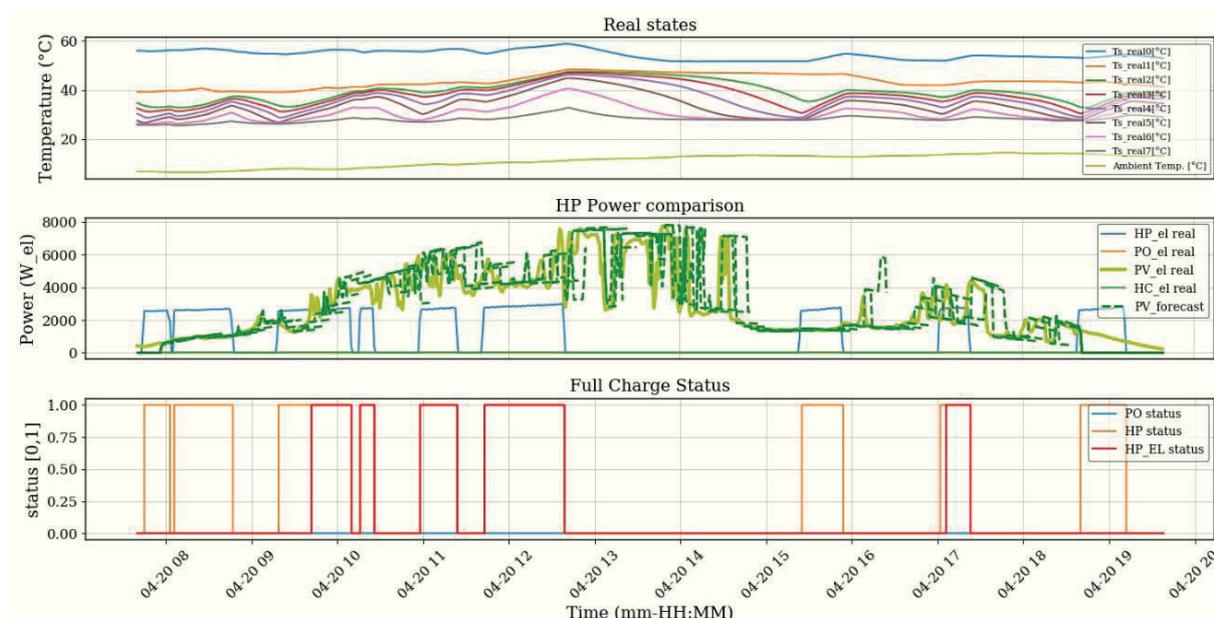


Abbildung 18: Testlauf Improved Heuristic Controller (IHC test 2 real output)

### Ergebnisse

Die Simulation zeigt in diesem Fall eine bessere Leistung des ursprünglichen Heuristischen Reglers (HC). Dies kann auf den intermittierenden Betrieb der Wärmepumpe im IHC zurückgeführt werden (siehe Abbildung 19). Dieser intermittierende Betrieb wird durch die frühere Aktivierung der Wärmepumpe im Standardbetrieb verursacht, bevor genügend PV zur Verfügung steht, was unter den gegebenen Bedingungen dazu führt, dass die HP die Mindestlaufzeit früher erreicht und folglich bei sinkendem PV stoppt. Wie bei dem HC kehrt die PV auf ein akzeptables Niveau zurück, während die WP noch in Betrieb ist, wodurch der Betrieb länger aufrechterhalten wird. Dieses Problem kann durch eine längere Mindestlaufzeit in den Simulationen oder durch eine Simulation mit höherer Auflösung gelöst werden, die die feineren Änderungen der PV-Leistung berücksichtigt.

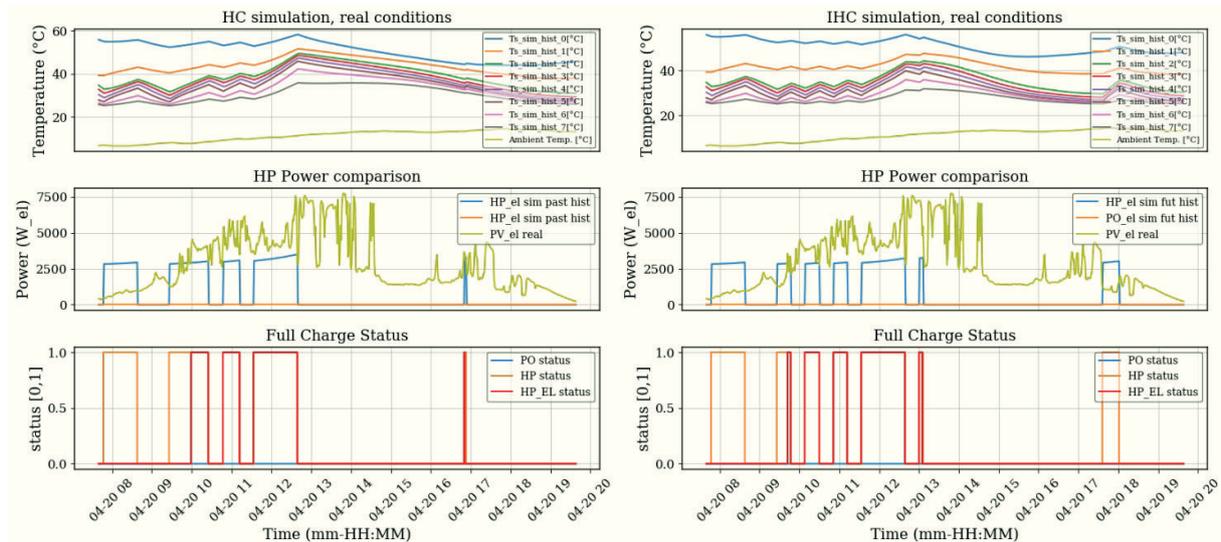


Abbildung 19: IHC versus Standardregler (HC) im Simulationstest 2

Eine ähnliche Unterbrechung im Betrieb der Wärmepumpe wie in der Simulation ist in Abbildung 18 zu sehen, was zu einem höheren Energieverbrauch aus dem Netz für den Betrieb der Wärmepumpe führt. Obwohl der reale Betrieb nicht so effizient ist wie in der Simulation erwartet, ist der Eigenverbrauch mit ca. 2,9 % etwas höher als bei dem HC (siehe Abbildung 20). Die Abweichung zwischen den Simulationen und den realen Ergebnissen kann auf die Modellgenauigkeit bei der Berechnung der Schichttemperaturen und auf die Auflösung der Simulation zurückgeführt werden.

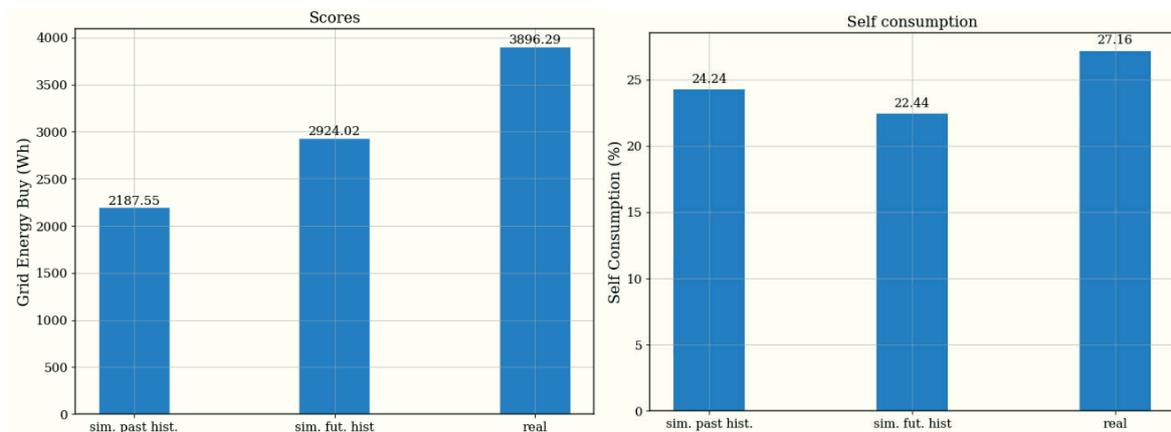


Abbildung 20: IHC Test 2 Performance Ergebnisse

### Improved Heuristic Controller (IHC) und Heizstab (Heating Coil HT)

Für diesen Test wurde der IHC-Regler um die Steuerung des Heizstabs im Speicher erweitert. Die vorgeschlagene Strategie besteht darin, den Heizstab anzusteuern, wenn nach einer Vollladung des Speichers genügend PV-Leistung zur Verfügung steht und der Speicher heiß genug ist.

Da die Wetterbedingungen im Test sehr günstig waren, konnte die Vollladung fortgesetzt werden, bis die erforderlichen Grenzwerte erreicht waren (siehe Abbildung 21). Unmittelbar danach, als die Bedingung des vollen Speichers erfüllt war und noch genügend PV-Leistung vorhanden war, wurde der Heizstab aktiviert, so dass der Speicher weiter geladen werden konnte. Dies ist um ca. 11:40 Uhr in Abbildung 21 zu sehen, wo die oberen vier Schichten des Tanks ihre Temperatur erhöhen. Bei diesem Test waren die Bedingungen für das Beenden der Aufladung durch den Heizstab, dass die oberste Schicht mehr als 70 Grad erreichen sollte, die unterste Schicht jedoch 43 Grad nicht überschreiten sollte. Während dieser Ladephase kommt es zu einer ungewünschten Durchmischung der von dem Heizstab aufgeheizten Speicherschichten, so dass die Regelung noch weiteren Optimierungsbedarf hat.

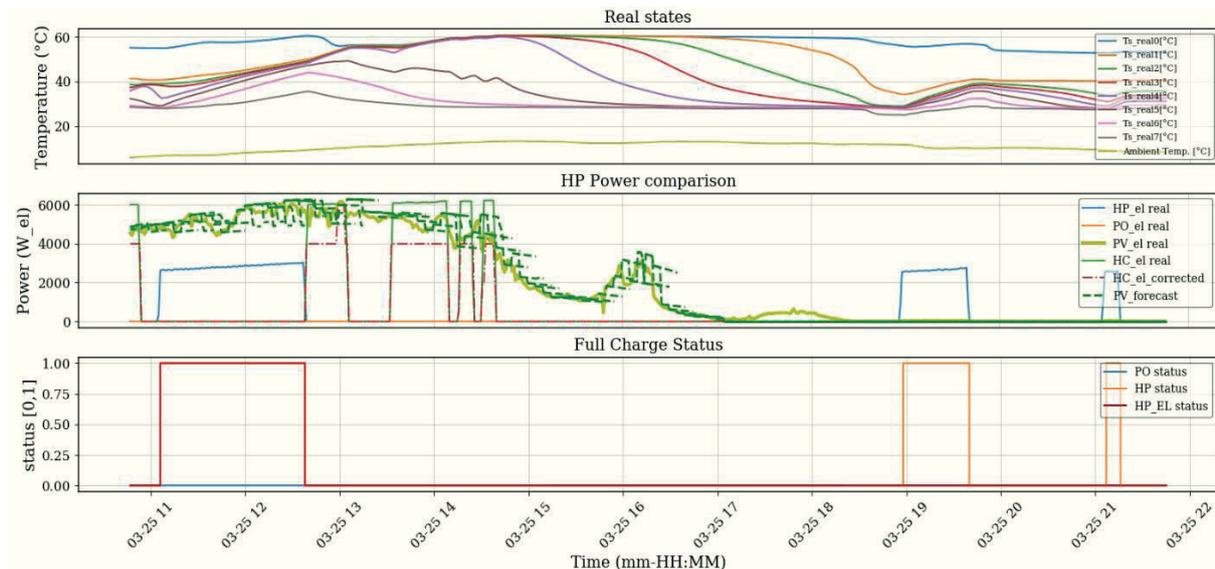


Abbildung 21: IHC-Test mit Heizstab. Das erste Diagramm enthält die Speichertemperatur über die getestete Zeit, das zweite Diagramm zeigt die tatsächliche PV-Leistung sowie die PV-Kurzzeitprognose. Im letzten Diagramm ist der Status des EL und des HT zu sehen.

Um zu vergleichen, ob eine Verbesserung zwischen der aktuellen Implementierung mit Kurzzeitprognose (IHC) und dem ursprünglichen Regler (HC), der sich auf die letzten 10 Minuten der PV als Aktivierungsfaktor stützt, besteht, wurde eine Simulation mit den gegebenen Bedingungen durchgeführt. Das Ergebnis dieser Simulation zeigt, dass es für das gegebene Zeitfenster keinen wirklichen Unterschied zwischen beiden gibt, und zwar aus folgenden Gründen:

Die Zulässigkeit der Ausführung einer Einmalladung (EL) ist auf die Umgebungstemperatur und die Tanktemperatur beschränkt. Bei diesem Test war die Umgebungstemperatur hoch genug, um den Betrieb zuzulassen, und der Tank kalt genug, um den Betrieb zuzulassen, und die PV-Leistung war so hoch und lange genug (länger als 10 Minuten), dass sie in beiden Fällen keinen Unterschied machte. Dies ist in Abbildung 22 um 9.50 Uhr zu sehen, als das Signal erstmals zugelassen wurde. Ein besseres Ergebnis ist zu erwarten, wenn die PV-Leistung stärker schwankt, wenn es bewölkt ist und wenn der Tag wärmer ist, so dass der Beginn der Vollladung nur von der PV-Leistung und der Tanktemperatur abhängt.

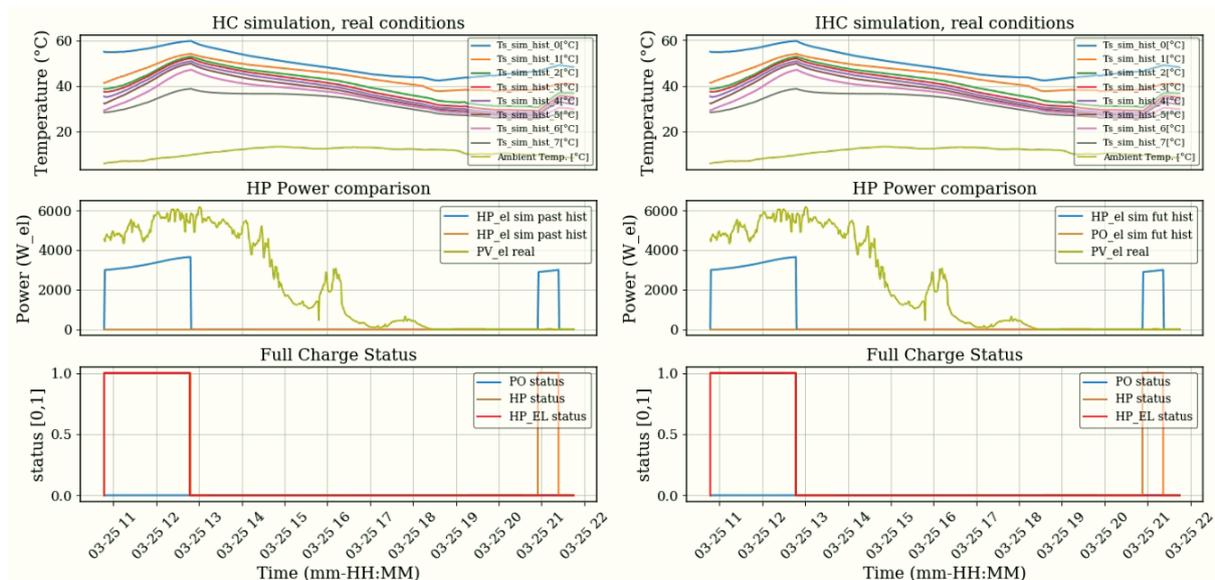


Abbildung 22: Vergleich IHC vs. HC in der Simulation

Eine Simulation wurde durchgeführt, um zu überprüfen, ob diese Steuerung den Gesamtenergieverbrauch verbessert, indem die überschüssige PV-Leistung zur weiteren Erwärmung

des Tanks genutzt wird. In Abbildung 22 ist zu erkennen, dass die Vollladung in der Simulation ähnlich wie in der realen Steuerung früh am Tag durchgeführt wird, da die Bedingungen dafür erfüllt waren. Da keine weitere Energiezufuhr erfolgt, entleert sich der Tank später am Tag, was den Wärmepumpenregler veranlasst, ihn in der gleichen Zeit zweimal zu laden, während die Nutzung des Heizregisters zu einer Ladung führt.

Da das Ziel darin besteht, den Eigenverbrauch des Systems zu optimieren, wird die für das Netz verbrauchte Leistung in den verschiedenen Fällen verglichen. Der Vergleich der Leistung der aktuellen Heuristik mit der des verbesserten heuristischen Reglers unter den gegebenen Umgebungsbedingungen führt zu einer ähnlichen Leistung, was zeigt, dass es in diesem Fall keinen nennenswerten Unterschied zwischen dem einen und dem anderen Regler gibt. Andererseits führt die Leistung bei der Nutzung des Netzes zu einem höheren Stromverbrauch. Dies liegt daran, dass in dieser Version des Reglers die Aktivierung des HC-Signals direkt die drei verfügbaren Spulenstufen (jeweils 2 kW) startet. Um zu prüfen, ob dies das Gesamtergebnis beeinflusst, wurde auch eine Korrektur vorgenommen, um die tatsächliche Leistung auf die nächstgelegene Stufenkombination zu reduzieren, die die tatsächliche PV-Leistung nicht überschreitet. Die Ergebnisse der einzelnen Vergleiche lauten wie folgt.

### MPC basierte Einmalladung

Zur weiteren Optimierung des gegebenen Systems mit dem Ziel, das System so gut wie möglich zu betreiben, wurde eine modellprädiktive Regelungsoptimierung gewählt. In diesem Fall wurde die modellprädiktive Steuerung mit einem Zeitintervall von 5 Minuten und mit vorhergesagten Eingaben für den realen Test betrieben. Der Test ergab eine Verringerung der Netzenergie um 36,03 % im Vergleich zum HC, mit einem Eigenverbrauch von 48,48 %, wie in Abbildung 24 dargestellt.

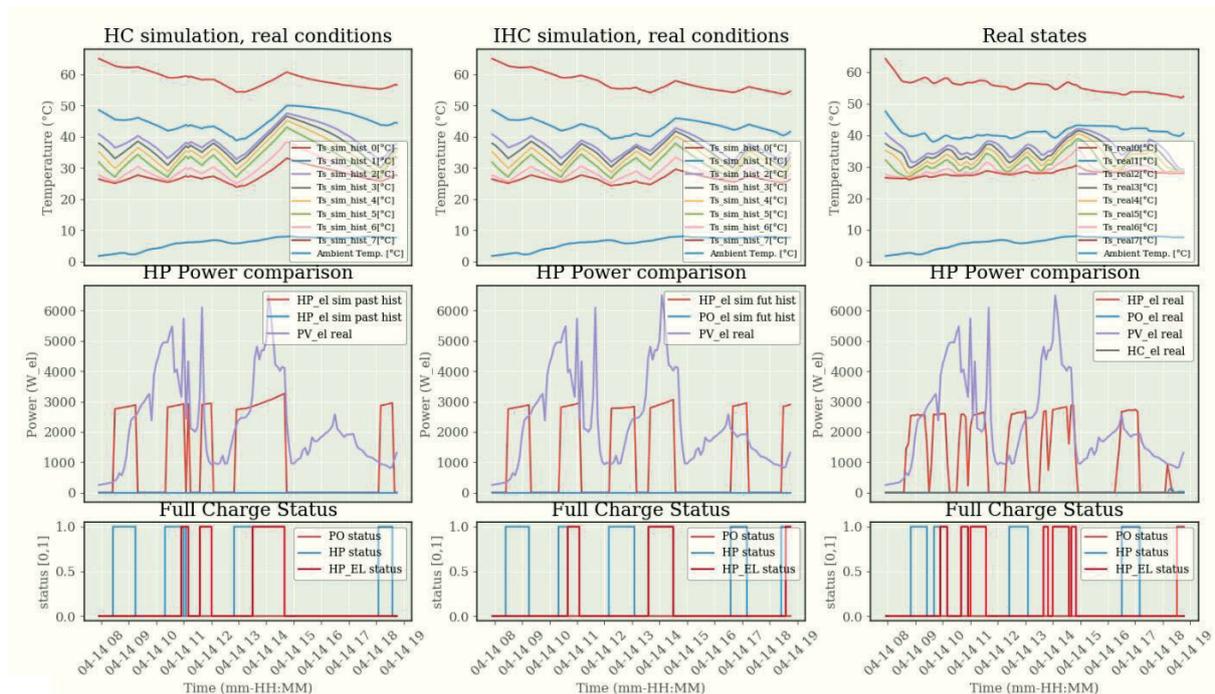


Abbildung 23: MPC mit voller Ladungsaktivierung Test 1 Ergebnisse

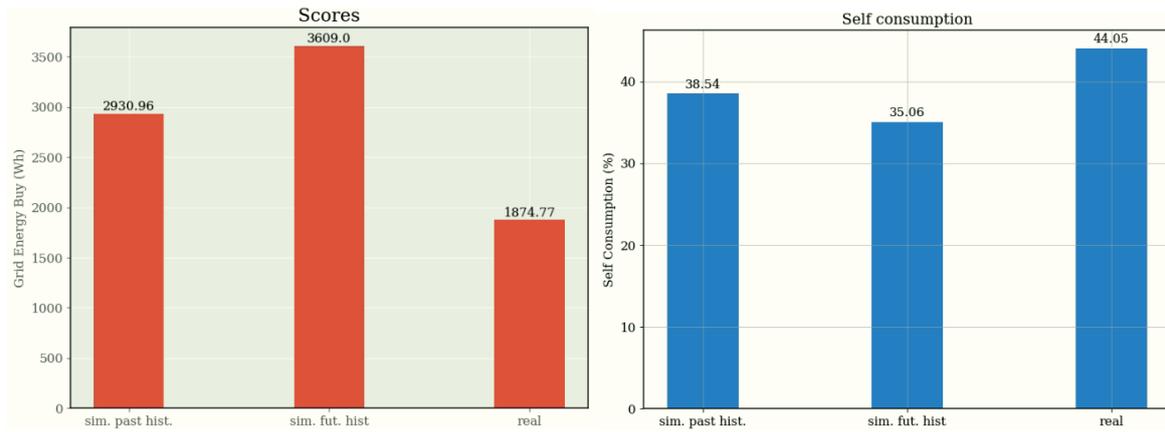


Abbildung 24: MPC Performance Testergebnisse

Die Vorhersagen für die thermischen Lasten während des Tages und die PV-Leistung zeigten einen durchschnittlichen absoluten Prozentfehler (mean absolute percentage error MAPE) von 44,2 % bzw. 39,7 %. Der Unterschied ist in Abbildung 25 zu sehen. Dieser Unterschied ist direkt auf die Modelle und die verwendeten Stichproben zurückzuführen.

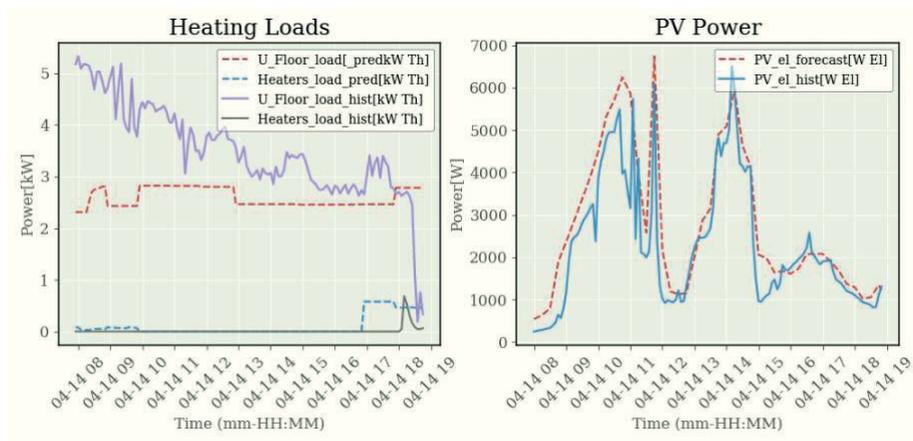


Abbildung 25: MPC externe Einflussparameter - Vorhersage vs. Messungen

Ein wichtiger Parameter zum Vergleich des Verhaltens der MPC ist die Differenz zwischen den vorhergesagten und den realen Zuständen im Wärmespeicher. Die MPC verwendet in diesem Fall die sogenannte Verzögerungskompensation, bei der die Anfangszustände der Optimierung einen Schritt weiter vorhergesagt und über das Modell simuliert werden. Dieser Ansatz ermöglicht es, den Optimierer für eine längere Zeit (die Zeit eines definierten Zeitschritts in der Optimierung) laufen zu lassen, so dass der Algorithmus die optimale Lösung finden kann. Die gewählte Vorgehensweise war die Verwendung eines Schemas mit gleitendem Horizont, bei dem eine Optimierung in jedem definierten Zeitschritt berechnet und das erste Ergebnis des Lösungsvektors auf das System angewendet wird. Die Genauigkeit für diesen Test, in Bezug auf die erste Vorhersage (berechnet durch die Simulation) und die zweite Vorhersage (MPC erster vorhergesagter Zustand) zeigen einen MAPE von 1,68% bzw. 2,60% (siehe Abbildung 26).

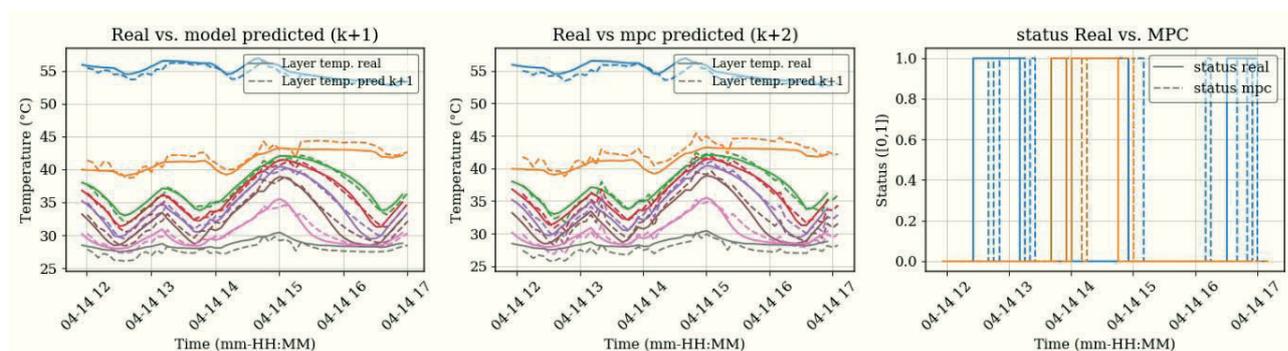


Abbildung 26: Vergleich von MPC-Zustands- und Steuervariablen (Vorhersagen vs. Messungen)

Vergleicht man den vom Optimierer im MPC-Regler berechneten Zustand mit dem tatsächlichen Zustand der Wärmepumpe in Echtzeit, so ist eine Abweichung zu erkennen, da der MPC kleinere Aktivierungszeiträume aufweist. Diese Abweichung wird durch zwei wichtige Faktoren verursacht. Der erste ist, dass das Realsystem über einen externen Digitaleingang angesteuert wird, der nicht selbst als Aktivierungssignal fungiert, sondern die Wärmepumpe auf die Möglichkeit hinweist. Die Wärmepumpe hat für diesen Fall eine Aktivierungsverzögerung, die der Optimierer neu berechnet und aktiviert, während die Wärmepumpe aktiviert ist und die Bedingungen für die Aktivierung der vollen Ladung aktiv sind. Der zweite Faktor ist der Rahmen, der für die Planung des Systems als Ein/Aus-Signale verwendet wird. In diesem Fall musste das Ausgangssignal zwar für eine Mindestlaufzeit aktiv bleiben, doch wurde dies nicht immer durchgesetzt, da der Algorithmus nur einen Zustand in der Vergangenheit der tatsächlichen Bedingungen sah und die wichtigsten Optimierungssteuerungen separat berechnete. Dies führte in einigen Fällen zu einer Diskrepanz zwischen dem Ein/Aus-Signal. Für diesen Fall wird derzeit ein Workaround entwickelt, um die Up-Down-Zeiten zu berücksichtigen und zu erzwingen.

### 3.6 AP5: Skalierung und Beurteilung der Systemauswirkung und Übertragbarkeit

#### Arbeitspaket 5.1: Generierung flächiger PV Erzeugungsprofile und -prognosen

Durch die Projektion der Wolkenschatten auf den Boden ist es möglich Strahlungs- und PV-Erzeugungsprofile für das gesamte Blickfeld der Kamera zu berechnen. Abbildung 27 zeigt die Schritte von einem Wolkenbild zur Einstrahlungskarte. Mit unserem Wolkenalgorithmus wird zunächst eine Wolkenmaske berechnet. Im nächsten Schritt wird die Fischaugenperspektive in der Wolkenmaske entzerrt. Anschließend wird die Schattenprojektion durchgeführt. Dann berechnen wir die Einstrahlung mit Hilfe unseres Strahlungsalgorithmus. Zuletzt führen wir eine PV-Simulation durch und erhalten die gewünschten PV-Profile.

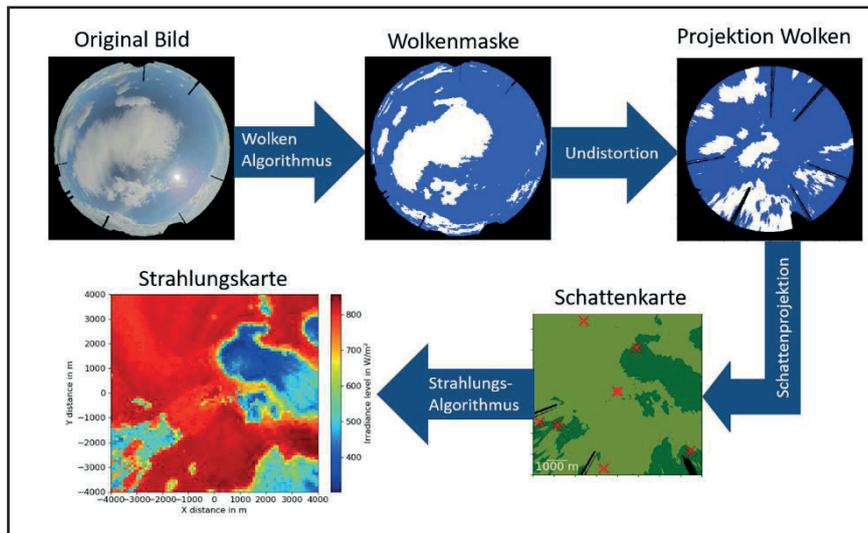


Abbildung 27 Schritte von einem Wolkenbild zu einer Strahlungskarte

Mit den erzeugten PV-Profilen soll das Potential der Anwendung von Wolkenkamera-basierten Vorhersagen auf ein ganzes Quartier abgeschätzt werden. Dazu wurden PV-Profile für ein virtuelles Quartier von 100 Häusern für die ausgewählte Zeiträume 17. – 31. Januar 2020, 30. März bis 12. April 2020 und 15. – 31. Juli 2020 in minütlicher Auflösung berechnet. Die hierzu notwendige Wolkenhöhe wurde aus Messdaten der naheliegenden Wetterstation des DWD bereitgestellt. Abbildung 28 zeigt ein Beispiel einer Schattenkarte für das verwendete virtuelle Quartier. Wie aus der Graphik ersichtlich könnte mit einer Kamera ein weitaus größeres Gebiet abgedeckt werden. Das Sichtfeld der Kamera ist allerdings abhängig von Wolkenhöhe und Sonnenstand.

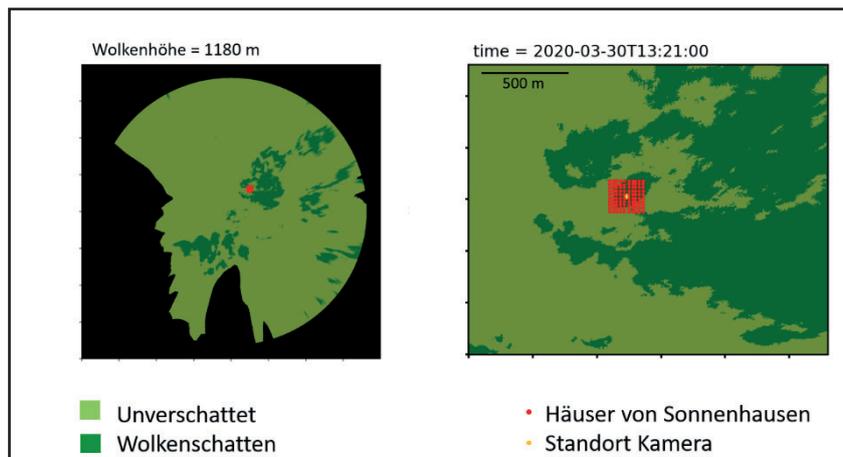


Abbildung 28 Beispiel Schattenkarte für das virtuelle Quartier Sonnenhausen; links: gesamte Wolkenmaske, rechts: Ausschnitt

Abbildung 29 zeigt das Ergebnis der berechneten PV-Profile für einen Beispieltag. An diesem Tag waren morgens alle Anlagen unverschattet, später am Tag waren häufig alle Anlagen verschattet. Zu einigen Zeiten waren auch ein Teil der Anlagen verschattet und ein Teil unverschattet (in der Abbildung an den „gestrichelten“ Linien zu erkennen). Dies führt auch in diesem kleinen Quartier dann schon zu räumlichen Ausgleichseffekten.

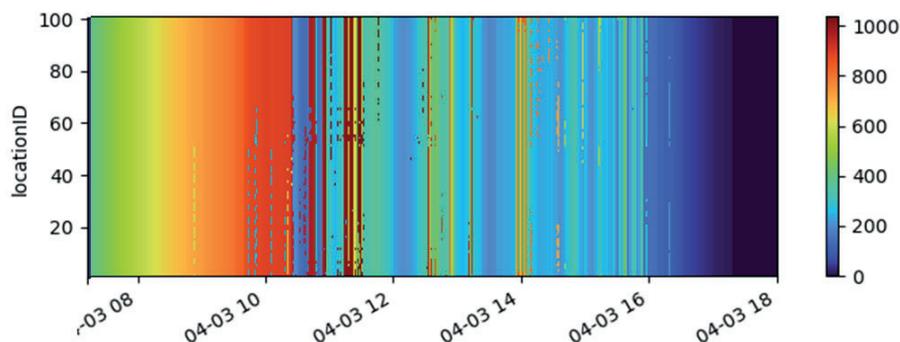


Abbildung 29 PV Leistung normiert auf die installierte Leistung in Watt für die 100 PV-Anlagen des virtuellen Quartiers; Beispieltag 03.04.2020

## **Arbeitspaket 5.2: Generierung Profile Wärmepumpe und thermische und elektrische Verbraucher**

### *Thermische Haushaltsprofile*

Für die Simulation der thermischen Zeitreihen (Raumtemperatur und Heizlast) wurde die Software THERAKLES in Version 3.2 genutzt. „Die Software THERAKLES stellt ein leistungsfähiges Simulationstool dar, welches im Rahmen des Forschungsprojektes EnOB MONITOR Begleitforschung Energieoptimierte Gebäude des Bundesministeriums für Wirtschaft und Technologie seit 2009 am Institut für Bauklimatik herausgegeben wurde und seither stetig weiterentwickelt wird. Aufgrund des optimierten Numerikkerns liefert THERAKLES trotz detaillierten physikalischen Modells sehr schnell Simulationsergebnisse und benötigt für Jahressimulationen typischerweise nur Sekunden.“<sup>ix</sup> (Nicolai 2018).

Die Gebäudegeometrie und thermischen Bauteile vom Projekthaus Ulm wurden als ein Ein-Raum-Modell in THERAKLES abgebildet. Diese grundlegende Projektdatei wurde an die entsprechenden Modellvariationen angepasst. So wurden für alle 100 Gebäude im hypothetischen Quartier eine individuelle Projektdatei erstellt.

Die Validierung der Simulation erfolgt mit Messwerten der Raumtemperaturen aus dem Projekthaus Ulm für das Jahr 2018. Aus den zur Verfügung stehenden 12 Messlokationen wurde ein Mittelwert gebildet, um dem Ein-Raum-Modell gerecht zu werden. Die stündlichen, mittleren Messwerte wurden über den Stundenwerten der Simulation aufgetragen (Abbildung 30). Das Bestimmtheitsmaß  $R^2$  liegt bei 0,801 und zeigt damit eine gute Korrelation zwischen Simulation und Messung. Neben der Variation der Bewohner wurden auch die Modellparameter der Gebäudesimulationen variiert.

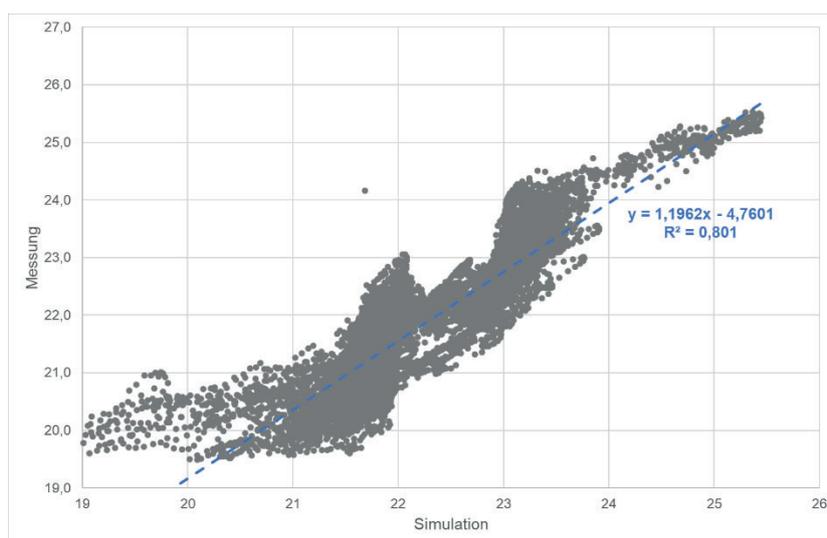


Abbildung 30: Scatterplot der mittleren Raumtemperaturen des Projekthaus Ulm und der THERAKLES-Simulation für das Jahr 2018. Das Bestimmtheitsmaß  $R^2$  liegt bei 0,801 und zeigt damit eine gute Korrelation zwischen Simulation und Messung.

Die Auslegungsheizleistung in der Simulation wurde, entsprechend der Heizlastberechnung des Projekthaus, mit 7 kW für jedes Gebäude festgelegt. Die Raumtemperatur wurde anhand einer Normalverteilung um 22 °C für alle 100 Gebäude verteilt und liegt innerhalb des Intervalls von 20 bis 24 °C. Die Solltemperatur der Nachtabsenkung wurde ebenfalls anhand einer Normalverteilung für alle Gebäude ermittelt. Der Erwartungswert wurde mit 18 °C gewählt und die Verteilung liegt innerhalb des Intervalls von 16 bis 20 °C. Weiterhin wurde auch der Anfangs- und Endzeitpunkt der Nachtabsenkung variiert und liegt zwischen 21 und 24 Uhr bzw. 4 bis 9 Uhr. Die Dauer liegt im Intervall von 4 bis 10 Stunden. Eine Studie hat den Anteil an Kühlgeräten im Wohnbereich mit 6,3 bis 8,2 % ermittelt. Dabei wird zu 53 % nur ein Raum gekühlt. Die durchschnittliche Nutzung wird mit 35,5 Tagen pro Jahr angegeben und die Nutzungswahrscheinlichkeit ist abends am höchsten (Koch et al. 2017)<sup>x</sup>. Die Kühlleistung wird mit 2,5 kW angenommen. Die angestrebte Raumtemperatur liegt bei 21 bis 22 °C und das Klimagerät wird nur im Zeitraum von 1. Juni bis 15. September betriebsbereit gehalten. Der Betrieb selbst richtet sich nach der ermittelten Raumtemperatur. Der Anfangs- und Endzeitpunkt der Kühlung variiert je Tag und liegt zwischen 14 und 16 Uhr bzw. 20 bis 23 Uhr. Die kontrollierte Wohnraumlüftung als mechanische Lüftung besitzt eine Wärmerückgewinnungseffizienz von 80%. In 54 Gebäuden wird die Lüftung zeitlich variabel mit unterschiedlichen Luftvolumenströmen betrieben. Tagsüber, d.h. zwischen 7:00 und 21:00 Uhr, ist der Luftvolumenstrom mit 300 m<sup>3</sup>/h eingestellt, ansonsten mit 100 m<sup>3</sup>/h. Die restlichen 46 Gebäude betreiben die Lüftung konstant mit 150 m<sup>3</sup>/h. Trotz dem Vorhandensein der kontrollierten Wohnraumlüftung, wurde noch eine nutzungsabhängige freie Lüftung vorgesehen. Wenn die Raumtemperatur nachts zwischen 23 und 6 Uhr über 23 °C liegt, wird eine Luftwechselrate von 2 angenommen. Die repräsentiert das nächtliche Lüften im Sommer. Für die ausstattungsabhängigen inneren Wärmequellen wurde ein Wert von 5 W/m<sup>2</sup> angenommen. Für die personenbedingten inneren Wärmequellen wurde eine thermische Leistung von 80 W/Person angenommen. Es wird dabei eine konstante Belegung des Hauses mit allen Bewohnern unterstellt. Die sommerliche Überhitzung der Räume durch solare Gewinne wird durch die Verschattung der Fensterflächen gewährleistet. Die THERAKLES-Software lässt dabei nur einen konstanten Einstrahlungswert für das gesamte Jahr zu. Die Einstrahlungsintensität ist dabei im Intervall von 200 bis 500 W/m<sup>2</sup> variiert worden.

Zur Bewertung der Ergebnisse werden die Raumtemperaturen der 100 simulierten Gebäude miteinander verglichen. Abbildung 31 stellt die ermittelte stündliche Raumtemperatur im Jahresverlauf für alle Haushalte dar. Die Temperatur ist dabei farblich kodiert. Die Außentemperatur ist zum Vergleich sowohl in derselben Skala wie die Raumtemperaturen (von 16 bis 27 °C) wie auch in einer vollen Skala (von -16 bis 32 °C) dargestellt. Die simulierten Raumtemperaturen bewegen sich am Anfang und Ende des Jahres, also in den Wintermonaten bzw. in der Heizperiode im Bereich von 19 bis 23 °C. Deutlich ist der Einbruch bei der Stunde 1500 des Jahres zu erkennen, der durch die niedrigen Außentemperaturen von -10°C verursacht wird. Im zunehmenden Verlauf des Jahres steigt die

Raumtemperatur aufgrund der steigenden Außentemperatur und der solaren Gewinne stärker an und liegt ab Stunde 3500 bei etwa 23 °C. Eine Sommerliche Hitzeperiode mit Außentemperaturen um 30 °C ab Stunde 5000 zeigt sich deutlich in den Raumtemperaturen von 26 bis 27 °C bei fast allen Haushalten. Auffällig sind die sieben Haushalte, die ohne starken Temperaturanstieg durch die Hitzeperiode ab Stunde 5000 kommen und die Raumtemperaturen bei 20 bis 22 °C bleiben. Dabei handelt es sich ausnahmslos um die Haushalte mit Klimaanlage.

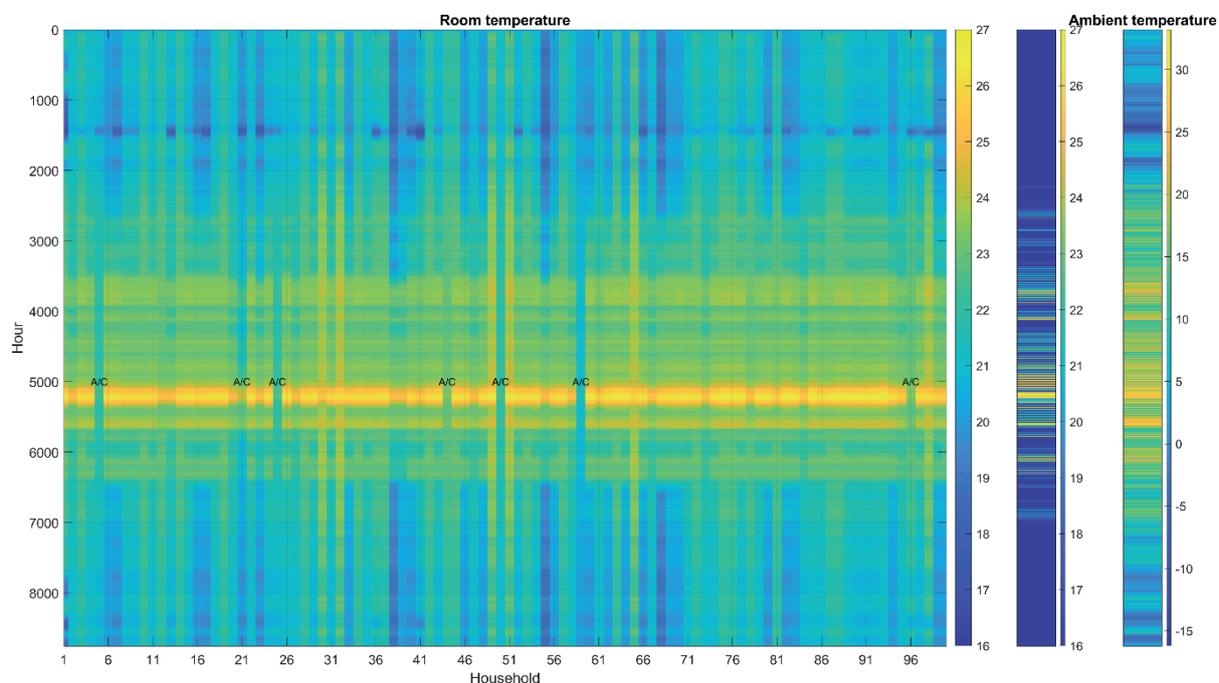


Abbildung 31: Stündliche Simulationsergebnisse der Raumtemperatur im Jahresverlauf für alle Haushalte. Die Außentemperatur ist zum Vergleich sowohl in derselben als auch vollen Skala.

### Elektrische Haushaltsprofile

Für die vorliegende Simulation werden die Lastprofile auf Haushaltsebene gebildet. Die elektrischen Verbrauchzeitreihen wurden mit dem LoadProfileGenerator, Version 8.4.0, basierend auf den vorgegebenen Benutzerprofilen, erzeugt. Die Auswahl der Profile erfolgte dabei manuell entsprechend den statistischen Vorgaben, um eine gute Übereinstimmung mit der notwendigen Anzahl und dem Alter der Bewohner zu erhalten. Der LoadProfileGenerator (LPG), Version 8.4.0, basiert auf der Dissertation von Noah Pflugradt (2016) und wurde in den letzten Jahren zu einer höchst detaillierten Software zur Erzeugung von Lastprofilen für Privathaushalte entwickelt, welche unter [www.loadprofilegenerator.de](http://www.loadprofilegenerator.de) zur Verfügung steht (Pflugradt 2021).

Für die simulierten Zeitreihen wurden zur Bewertung statistische Kennzahlen erhoben und mit dem Verteilnetzbetreiber diskutiert. Die simulierte maximale Leistung liegt mit 185,42 kW bzw. 1,85 kW je Hausanschluss nahe bei der angenommenen Anschlussleistung des Verteilnetzbetreibers für die Infrastrukturplanung von 2 kW je Hausanschluss eines Einfamilienhauses. Für Mehrfamilienhäuser wird vereinfacht 1,5 kW je Wohneinheit angenommen. Die maximale Leistung trägt als Leistungsspitze zu 29 % der Spitzenauslastung des Transformators bei. Die mittlere Leistung liegt bei 36,29 kW bzw. etwa 360 W je Hausanschluss und trägt lediglich zu 0,5 % der Auslastung des Transformators bei.

Für Wohnhäuser ohne elektrische Warmwasserbereitung für Bade- und Duschzwecke liegt die planerisch angenommene Ersatzleistung im Netzgebiet bei 14,5 kW nach DIN 18015-1 (2020). Aus der maximalen Leistung in der Simulation und der für das Quartier angenommenen Nennanschlussleistung von 1.450 kW ergibt sich ein Gleichzeitigkeitsfaktor von 0,13. In der Literatur wird für vollelektrische Haushalte mit Warmwasserspeicher ein Gleichzeitigkeitsfaktor von 0,2 angegeben (Heinhold, 1987). Im Rahmen des E-Energy Projekts wurden anhand von Messdaten aus intelligenten Messsystemen Gleichzeitigkeitsfaktoren von 0,14 bis 0,30 ermittelt (Stetz et al., 2012). Der simulierte Wert ist demnach als plausibel anzusehen. Die SWU orientiert sich in der Netzplanung ebenfalls an den Literaturwerten.

Die in der Simulation ermittelten Gleichzeitigkeitsfaktoren gelten jedoch nur für Haushalte ohne elektrische Warmwasserbereitung. Für die Wärmepumpen wurden, aufgrund der Begrenzung auf einzelne Wochen, keine ausreichenden Daten ermittelt.

Abbildung 32 zeigt die durchschnittlichen Tagesverläufe der simulierten synthetischen Lastprofile im Vergleich zum H0-Standardlastprofil (Stadtwerke Ulm/Neu-Ulm Netze GmbH 2021). Die roten Schattierungen zeigen die 10 %-Perzentile an, während die schwarze Linie den Median im Tagesverlauf markiert. Die Lastprofile sind auf einen Jahresstromverbrauch von 1000 kWh normiert. Die energetischen Unterschiede im Zeitverlauf zeigen sich insbesondere im Vergleich der beiden Mediane (rechtes Diagramm). Das H0-Standardlastprofil weist höhere Strombedarfe nachts und in den Nachmittagsstunden auf, während die simulierten Profile eine deutlichere Morgen- und Abendspitze zeigen. Die Mediane der Mittagsspitze sind nahezu gleich, wobei die synthetischen Profile in den Perzentilen deutlich höhere Leistungen in einem kürzeren Zeitraum zeigen. Dies lässt sich in der Simulation durch einen hohen Strombedarf zum Kochen in einem kürzeren Zeitraum erklären. Im H0-Standardlastprofil wird der Strombedarf für das Kochen am Mittag über einen größeren Zeitraum verteilt, was die Leistungsspitze reduziert.

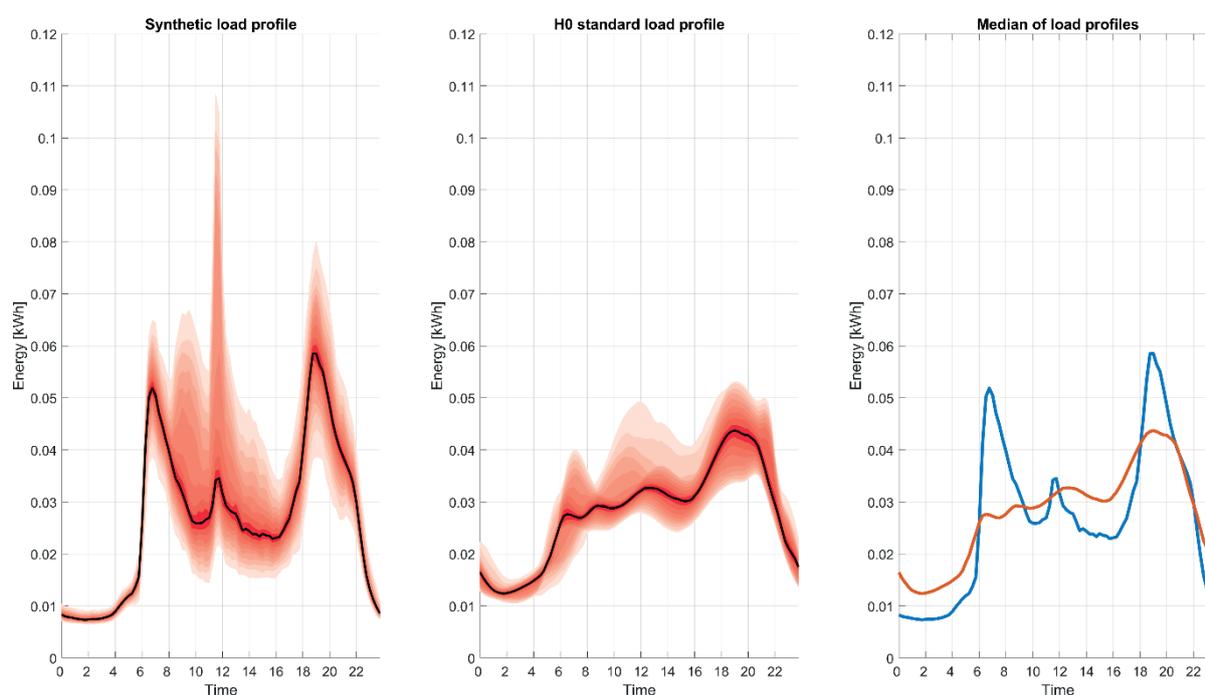


Abbildung 32: Vergleich der auf 1000 kWh normierten, mittleren Tagesverläufe zwischen Simulation und H0-Standardlastprofil (Stadtwerke Ulm/Neu-Ulm Netze GmbH 2021)

### Elektrische Wärmepumpenprofile

Die Wärmepumpenprofile basieren auf der Prämisse, dass jedes simulierte Haus die identische Wärmepumpe wie das Projekthaus Ulm hat. Die elektrische Leistungsaufnahme ist bei einer außertemperaturabhängigen Heizleistung von 10 kW (bei -7 °C) mit 3 kW angegeben. Die Heizungsregelung entspricht dabei der im Projekt entwickelten Regelung.

Die Simulation für das System erfolgt auf Basis einer selbstentwickelten Python-basierten Bibliothek, die drei Hauptkomponenten integriert, die ebenfalls in Python entwickelt wurden. Diese drei Hauptkomponenten sind: Das Wärmepumpen- und Speichermodell, ein Emulator des internen Reglers der Wärmepumpe und der PV-Energiemonitorregler.

Die Wärmepumpenprofile basieren auf der Prämisse, dass jedes simulierte Haus die identische Wärmepumpe wie das Projekthaus Ulm hat. Die elektrische Leistungsaufnahme ist bei einer außertemperaturabhängigen Heizleistung von 10 kW (bei -7 °C) mit 3 kW angegeben. Die Heizungsregelung entspricht dabei der im Projekt entwickelten Regelung.

Die Simulation für das System erfolgt auf Basis einer selbstentwickelten Python-basierten Bibliothek, die drei Hauptkomponenten integriert, die ebenfalls in Python entwickelt wurden. Diese drei Hauptkomponenten sind: Das Wärmepumpen- und Speichermodell (siehe Abschnitt 3.2), ein Emulator des internen Reglers der Wärmepumpe und der PV-Energiemonitorregler.

Die Simulation erhält die Eingangsparameter und iteriert über die definierten Schritte, wobei zunächst die Aktionssteuerungen berechnet werden, die von den gegebenen Bedingungen für diesen Schritt abhängig sind. Dann wird mit den von den Reglern zurückgegebenen Aktionen die Komponentenleistung berechnet und in das Systemmodell gegeben, um die Änderung des thermischen Speichers vorherzusagen. Diese Vorhersage wird dann als Anfangsparameter für die Berechnung des nächsten Schritts zusammen mit den übrigen Parametern verwendet. Für die verschiedenen Systemleistungen werden die einzelnen Modelle zur Berechnung verwendet. Die vollständige Simulationsarchitektur ist in der folgenden Abbildung 33 zu sehen.

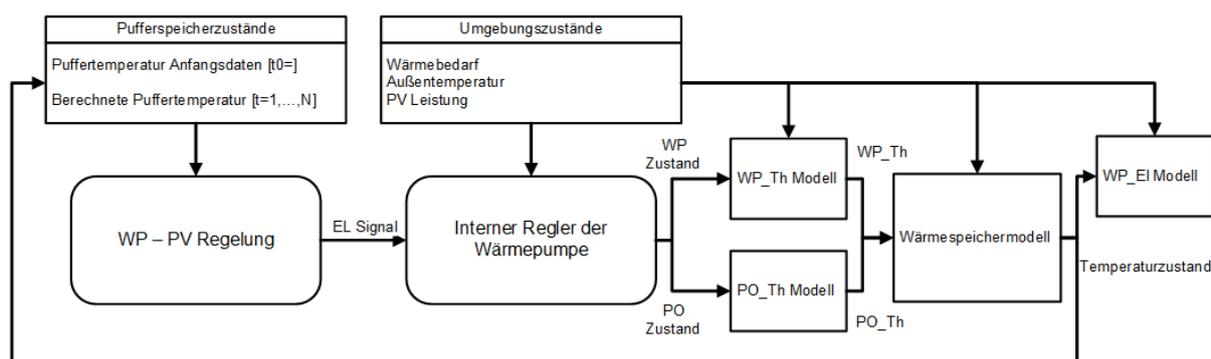


Abbildung 33: Simulationskomponenten und Datenfluss

Abbildung 34 zeigt die mittleren Summenlastprofile der Wärmepumpen je Tag für die ausgewählten Wochen im Winter, Frühjahr und Sommer. Die roten Schattierungen zeigen die 10 %-Perzentile an, während die schwarze Linie den Median im Tagesverlauf markiert. Der energetische Verlauf folgt dem Jahresverlauf und entspricht den Erwartungen. Der Strombedarf ist in den Wintermonaten, aufgrund des hohen Wärmebedarfs, höher als in der Übergangszeit und im Sommer. Der Wärmebedarf ist im Sommer fast nicht gegeben und wird dort vor allem durch die Warmwasserbereitung verursacht. Deutlich sind auch zwei Peaks je Tag während der Heizperiode zu sehen, einer am Morgen und einer am Abend. Tagsüber sorgen die thermische Speicherfähigkeit und eventuelle solare Gewinne für einen reduzierten Wärmebedarf und geringeren Leistungsbedarf der Wärmepumpen. Im Winter liegt der Median nachts und in der Mittagszeit etwa bei 70 kW, in der Übergangszeit sinkt der Median nachts auf 50 kW und die Mittagsspitze auf unter 10 kW. Als Ursache werden hier die verstärkten solaren Gewinne durch die Fensterflächen und höheren Außentemperaturen angesehen. Die Verteilung über die Untersuchungszeiträume zeigt eine starke Spreizung zwischen den 90 % und 10 % Perzentilen und Spitzenleistungen von 200 bis 225 kW im Winter bzw. 175 bis 200 kW im Frühjahr. Die Leistungsaufnahme im Sommer findet fast ausschließlich morgens mit sehr geringen Summenleistungen statt.

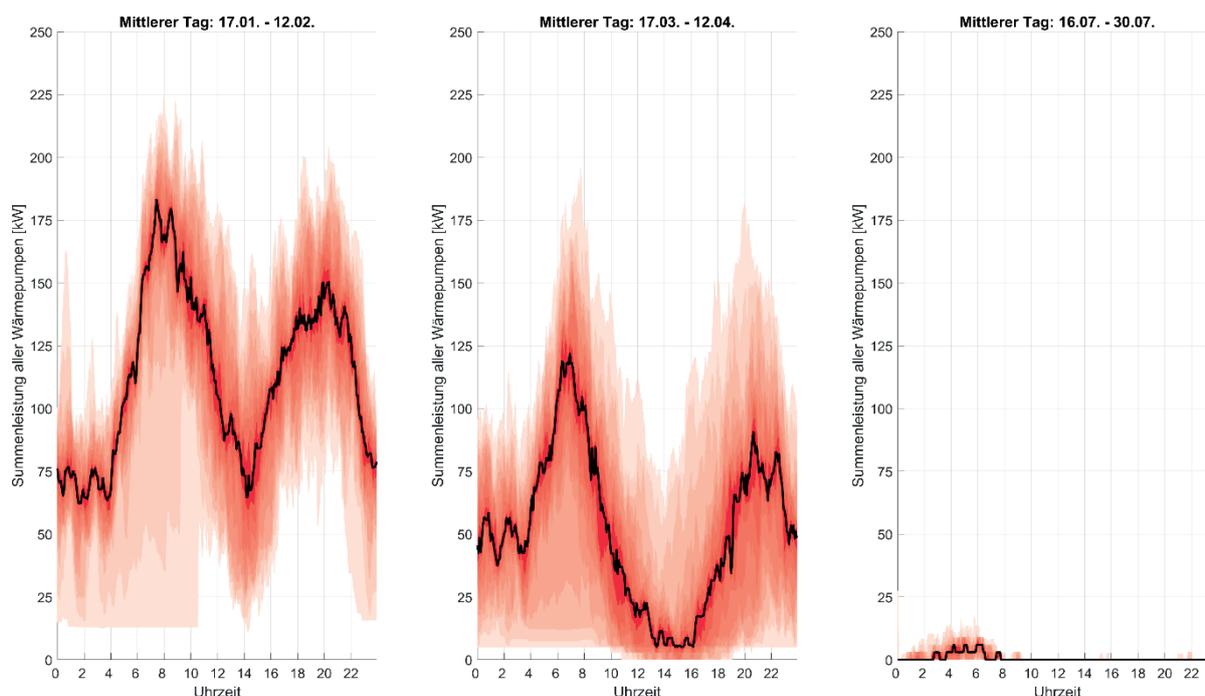


Abbildung 34: Mittlere Summenlastprofile der Wärmepumpen für die ausgewählten Wochen im Winter, Frühjahr und Sommer pro Tag.

Die simulierte maximale Ladeleistung liegt bei 242 kW. Bezogen auf alle Hausanschlüsse im Gebiet, liegt sie somit bei 2,42 kW je Hausanschluss. Aus der maximalen Leistung in der Simulation und der für das Quartier angenommenen Nennanschlussleistung von 300 kW ergibt sich ein Gleichzeitigkeitsfaktor von 0,8.

#### Elektrische Ladeinfrastrukturprofile

Um die während der Projektlaufzeit aufgetretenen Fragestellungen des Verteilnetzbetreibers zu beantworten, die die Auswirkungen der Elektromobilität auf Quartiersebene aufwirft, und um einen eventuellen weiteren Einsatzzweck der Kurzzeitprognose zu untersuchen, wurde im hypothetischen Quartier jedes zweite Gebäude mit einem Elektrofahrzeug angenommen. Insgesamt sind somit 50 Fahrzeuge samt Ladeinfrastruktur im Quartier installiert. Dabei wird sowohl der Fahrzeugtyp, das Fahrprofil und die Wegstrecke wie auch die Ladestrategie und Ladeleistung variiert. Die Erzeugung der elektrischen Ladeprofile wird mittels Matlab-Skripten durchgeführt. Diese basieren auf den Arbeiten aus dem Forschungsprojekt PHU\_EMob (Ruf und Kober 2019)<sup>xi</sup>.

Für die Simulation wird unterstellt, dass jeweils die Hälfte der Nutzer die tägliche und die bedarfsorientierte Ladestrategie nutzen. Weiterhin wird angenommen, dass die 34 Nutzer mit einer Ladeleistung von 11 kW ihre Fahrzeuge nachladen, während den anderen 16 Nutzern 22 kW Ladeleistung zur Verfügung stehen. Die Summenanschlussleistung im Quartier beträgt somit 726 kW.

Mit der Ankunftszeit um 17 Uhr wurde die früheste Zeit zum Nachladen festgelegt. Durch die Normalverteilung der genauen täglichen Ankunftszeit sind jedoch auch Ladevorgänge zwischen 16 und 18 Uhr möglich. Auch wenn das eine sehr konservative Annahme darstellt, ermöglicht diese die Beobachtung von höheren Gleichzeitigkeiten und Netzbelastungen. Der Einfluss der Außentemperatur auf den Strombedarf der Elektroautos, und daraus resultierend auf die Reichweite, wurde ebenfalls berücksichtigt.

Die simulierte maximale Ladeleistung liegt bei 176 kW. Bezogen auf alle Hausanschlüsse im Gebiet liegt sie somit bei 1,76 kW je Hausanschluss (100 Stück) bzw. 3,52 kW je Hausanschluss mit Ladeinfrastruktur (50 Stück). In der vereinfachten Abschätzung des Verteilnetzbetreibers wird für die Infrastrukturplanung ein zusätzlicher Leistungsbedarf von 2 kW je Hausanschluss eines Einfamilienhauses bzw. 1,5 kW je Wohneinheit eines Mehrfamilienhauses angenommen.

Der detailliertere Planungsansatz geht bei 100 Wohneinheiten und einem Stellplatz je Wohneinheit von

einer Leistung von 165 kW aus. Die simulierte Leistungsspitze übersteigt die planerisch ermittelte Leistung um 6 %. Die simulierte Spitzenleistung trägt zu 28 % der Auslastung des Transformators bei.

Aus der maximalen Leistung in der Simulation und der für das Quartier angenommenen Nennanschlussleistung von 726 kW ergibt sich ein Gleichzeitigkeitsfaktor von 0,24. Der Verteilnetzbetreiber nimmt in der Planung derzeit einen Gleichzeitigkeitsfaktor von 0,3 für die Ladeinfrastruktur an. Der Gleichzeitigkeitsfaktor zeigt eine gute Übereinstimmung verschiedener Studien (Groiss 2016, Probst 2014, VBEW 2019).

Die maximale Leistungsänderung von etwa 66 kW/min wird als unkritisch betrachtet. Im Rahmen von Messungen an einer Trafostation wurden in der Vergangenheit höhere Werte ermittelt, die sich nicht negativ auf das dortige Verteilnetz ausgewirkt haben (Köhler et al. 2015). Der gesamte Jahresverbrauch der Ladeinfrastruktur liegt bei 55.908 kWh. Die benötigte durchschnittliche elektrische Arbeit zum Nachladen eines der 50 Fahrzeuge von 1118,16 kWh entspricht 7986 km bei einem angenommenen Verbrauch von 14 kWh/100 km.

### **Arbeitspaket 5.3: Skalierung und Aggregation auf Netzebene für Verbreitungsszenarien**

Die im Projekt entwickelten Modelle zur Bestimmung des Potentials wurden anhand der o.g. Annahmen auf ein Quartier mit 100 Wohnhäusern skaliert. Das Ziel ist die Analyse der elektrischen Summenlastprofile an der Ortsnetztransformatorstation des Verteilnetzes. Aufgrund des notwendigen Rechenaufwands und durch die Potentialermittlung ermittelten geringen Auswirkungen auf die Lastprofile, wurde auf die Nutzung der Kurzfristprognose und der MPC-Regelung für die Skalierung verzichtet.

In Abstimmung mit dem Verteilnetzbetreiber wurde die Nennleistung des notwendigen Ortsnetztransformators bestimmt. Da bei den Verbrauchs- bzw. Einspeiseanlagen die PV-Anlagen die größten Netzauswirkungen vorweisen, wurden diese als führende Größe verwendet. In dem angenommenen Quartier wird daher mit einer Gesamtleistung von 700 kW gerechnet. Zur Versorgung würden dann entweder ein Transformator mit einer Nennleistung von 1000 kVA oder zwei einzelne Transformatoren mit einer Leistung von je 630 kVA verbaut werden. Die Lösung mit den beiden Transformatoren wird bevorzugt und führt somit zu einer Anschlussleistung von 1260 kVA. Ortsnetztransformatoren haben ihren höchsten Wirkungsgrad bei Auslastungen von, je nach Typ, etwa 30 bis 60 % der Nennleistung (Baier 2010). Im Überlastbetrieb beginnt auch der Lebensdauerverbrauch zu steigen.

Der erste ausgewählte Zeitraum erstreckt sich vom 30.3.2020 bis 12.04.2020 aufgrund des höchsten Bedarfs durch die Haushaltslast bei wechselhaft bis guten Wetter, das auf mittlere bis hohe PV-Erträge schließen lässt. Abbildung 35 zeigt die Leistungszeitreihe des Strombedarfs (oben; Haushaltsstromverbrauch, Wärmepumpe und Ladestrom der Elektrofahrzeuge), die lokale Erzeugung der PV-Anlagen (Mitte) und die Residuallast am Ortsnetztransformator (unten) für den Zeitraum.

Der Haushaltsstrombedarf liegt tagsüber im Bereich von etwa 50 bis 100 kW und sinkt nachts etwa 10 kW ab. Vereinzelt Leistungsspitzen liegen im Bereich von 132 bis 145 kW. Der Maximalwert im Haushaltsstrombedarf tritt am 7.4.2020 um 11:49 Uhr mit 180 kW auf.

Zu Beginn des Untersuchungszeitraums laufen die Wärmepumpen morgens für die Bereitstellung der Raumwärme und führen zu Bezugsleistungen um 140 kW (46 % der Nennleistung). Der nächtliche Bedarf liegt dabei immer noch bei etwa 60 kW. Mit zunehmender Außentemperatur im Zeitverlauf sinkt jedoch der Raumwärmebedarf und damit auch die Bezugsleistung der Wärmepumpen. Am Ende des Untersuchungszeitraums liegt die Leistung noch maximal bei 65 kW. Am Morgen des 5.4.2020 um 6:42 Uhr fällt eine Leistungsspitze aus 99 kW Haushaltsstrombedarf und 175 kW Wärmepumpenstrombedarf (58 % der Nennleistung) auf. Diese kumulierte Leistungsspitze von 275 kW ist der höchste Bezug in diesem Untersuchungszeitraum.

Die Ladeleistung der Elektromobilität tritt, wie in der Erzeugung der synthetischen Lastprofile vorgesehen, ab 15:00 Uhr auf. Die Leistungsspitzen treten jedoch im Untersuchungszeitraum kurzfristig erst ab 17:00 Uhr auf und liegen im Bereich von etwa 100 bis 150 kW. Sie haben keinen signifikanten Beitrag zur Residuallast am Transformator.

An den sonnigen Tagen ohne Wolken lag die maximale Leistung zwischen 592 und 659 kW, also 82,5 und 91,9 % der Nennleistung. Einzelne Leistungsspitzen lagen über diesen Clear-Sky-Werten. Die PV-Anlagen erreichten am 31.3.2020 kurzfristig eine Erzeugungsleistung von 763 kW (106 % der Nennleistung), was über der kumulierten Nennleistung von 717 kW liegt. An diesem Tag lag wechselhaftes Wetter mit Wolken vor, so dass diese Leistungsspitze auf eine sogenannte Einstrahlungsüberhöhung durch an Wolken reflektierte Solarstrahlung zurückzuführen ist.

Die Residualleistungszeitreihe am Transformator ist durch nächtlichen Bezug und tägliche Überschussauspeisung geprägt. Nur an den ersten beiden Tagen des Betrachtungszeitraums kommt es durch die wechselhafte Bewölkung, und damit geringe PV Erzeugung, untertägig zu Wechseln zwischen Rückspeisung und Bezug. Die o.g. höchste Bezugsleistungsspitze von 275 kW wirkt sich, aufgrund der schon beginnenden PV-Erzeugung, nur mit 250 kW auf den Transformator aus. Kurz darauf (7:04 Uhr) wechselt der Lastfluss von Bezug auf Rückspeisung. Die höchste Rückspeisung liegt am 3.4.2020 um 11:18 Uhr bei 693 kW (96,6 % der PV-Nennleistung) vor. Ansonsten liegen die täglichen Höchstwerte bei 522 bis 638 kW in der Rückspeisung und etwa 100 bis 200 kW im Bezug.

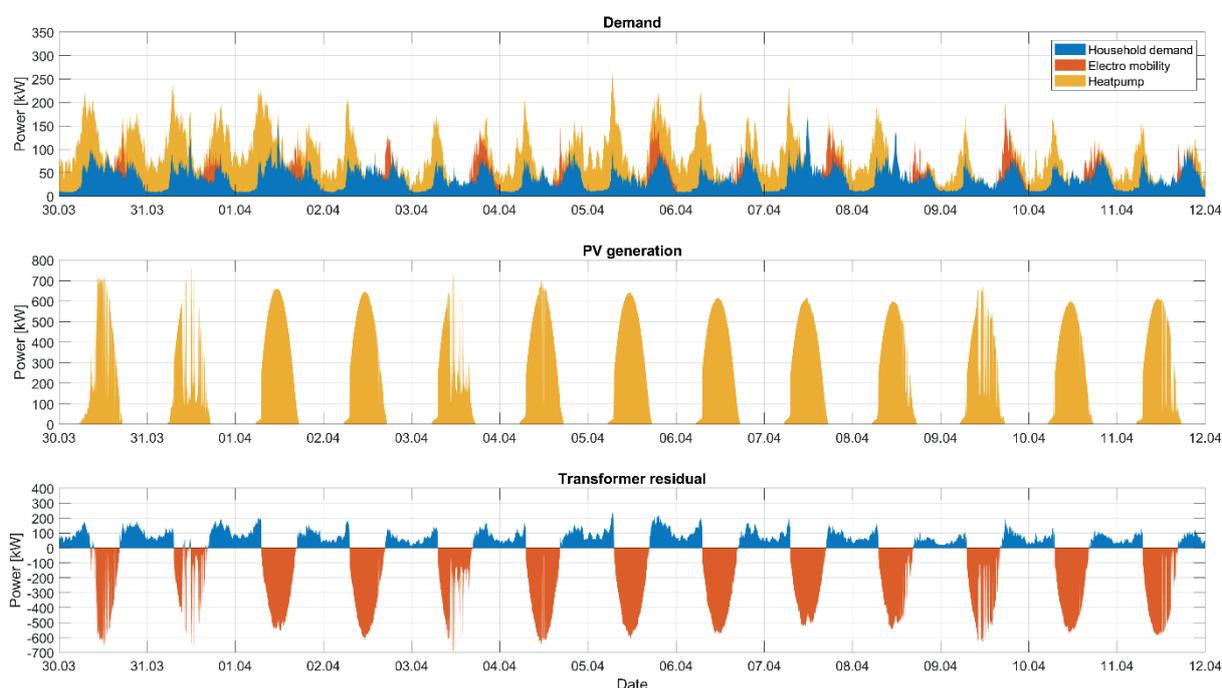


Abbildung 35: Leistungszeitreihe des Strombedarfs (oben; Haushaltsstromverbrauch, Wärmepumpe und Ladestrom der Elektrofahrzeuge), die lokale Erzeugung der PV-Anlagen (Mitte) und die Residuallast am Ortsnetztransformator (unten) für den Zeitraum vom 30.3.2020 bis 11.4.2020.

Der zweite Zeitraum ist vom 15.07.2020 bis 31.07.2020, aufgrund des typischen Sommerwetters mit hohen PV-Erträgen und geringen bis keinen Wärmebedarf.

Der Haushaltsstrombedarf liegt tagsüber unverändert im Bereich von etwa 50 bis 100 kW und sinkt nachts etwa 10 kW ab. Vereinzelt Leistungsspitzen liegen im Bereich von um 131 bis 152 kW. Der Maximalwert im Haushaltsstrombedarf tritt am 28.7.2020 um 11:42 Uhr mit 154 kW auf.

Aufgrund der sommerlichen Außentemperaturen und des geringen Raumwärmebedarfs, sind nur geringe Leistungswerte (etwa 15 kW bzw. 5 % der Nennleistung) der Wärmepumpen in den Nachtstunden vorhanden. Sie haben keinen signifikanten Beitrag zur Residualleistung am Transformator.

Die Ladeleistung der Elektromobilität tritt, wie in der Erzeugung der synthetischen Lastprofile vorgesehen, ab 15:00 Uhr auf. Die Leistungsspitzen treten jedoch im Untersuchungszeitraum kurzfristig erst ab 17:00 Uhr auf und liegen im Bereich von um 100 kW. Die höchste kumulierte Bezugsspitze liegt bei 175 kW am 20.7.2020 um 18:22 Uhr.

Der Untersuchungszeitraum wurde insbesondere aufgrund der hohen Variabilität der Einstrahlung ausgewählt und nur der 30.7.2020 besitzt eine reine Clear-Sky-Charakteristik mit einem Maximalwert

von 577 kW (80,4 % der Nennleistung). An den wechselhaften Tagen lag die maximale Leistung zwischen 605 und 726 kW, also 84,3 und 101,2 % der Nennleistung. Am 16.7.2020 lag eine Overcast-Situation (Wolkendecke) vor und die PV-Anlagen erreichten nur eine Erzeugungsleistung von 229 kW (31,9 % der Nennleistung). Deutlich fallen die hohen Leistungsgradienten von bis zu 559 kW/min auf.

Wie im vorherigen Untersuchungszeitraum, ist die Residualleistungszeitreihe am Transformator durch nächtlichen Bezug und tägliche Überschussausspeisung geprägt. Die Rückspeisung tritt durch die hohe PV-Erzeugung deutlich zu Tage. Die hohen Fluktuationen liegen ebenfalls unvermindert am Transformator an. Die höchste Bezugsleistungsspitze an der Trafostation liegt bei 160 kW, während die Rückspeisung kurzzeitig bis zu 689 kW beträgt.

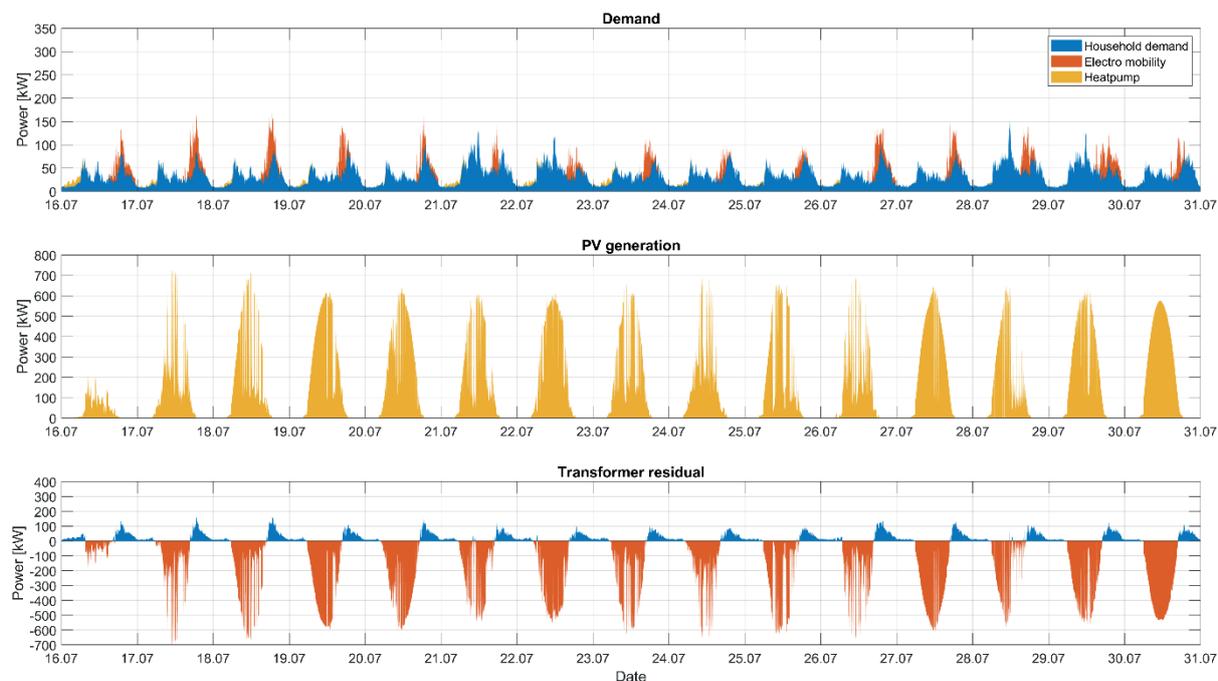


Abbildung 36: Leistungszeitreihe des Strombedarfs (oben; Haushaltsstromverbrauch, Wärmepumpe und Ladestrom der Elektrofahrzeuge), die lokale Erzeugung der PV-Anlagen (mitte) und die Residuallast am Ortsnetztransformator (unten) für den Zeitraum vom 16.7.2020 bis 30.7.2020.

Für den Winter mit hohem Wärmebedarf, d.h. hohem Bezug der Wärmepumpe, und geringen PV-Erträgen wurde als letzter Zeitraum der 17.01.2020 bis 31.01.2020 ausgewählt.

Der Haushaltsstrombedarf liegt tagsüber im Bereich von etwa 50 bis 100 kW und sinkt nachts etwa 10 kW ab. Vereinzelt Leistungsspitzen liegen im Bereich von 139 bis 174 kW. Der Maximalwert im Haushaltsstrombedarf tritt am 28.1.2020 um 11:50 Uhr mit 174 kW auf.

Die Wärmepumpen laufen während des gesamten Untersuchungszeitraums morgens und abends für die Bereitstellung der Raumwärme und führen zu Bezugsleistungen von etwa 180 bis 241 kW (80 % der Nennleistung). Der nächtliche Bedarf liegt dabei immer noch bei etwa 70 bis 90 kW, z.T. mit einzelnen Leistungsspitzen von etwa 150 kW.

Die Ladeleistung der Elektromobilität tritt, wie in der Erzeugung der synthetischen Lastprofile vorgesehen, ab 15:00 Uhr auf. Die Leistungsspitzen treten jedoch im Untersuchungszeitraum kurzfristig erst ab 17:00 Uhr auf und liegen im Bereich von etwa 100 bis 150 kW. Die höchste Lastspitze tritt am 20.1.2020 um 17:38 Uhr mit 165 kW auf. Diese Lastspitze führt, vor allem durch den hohen Leistungsbedarf der Wärmepumpen, zu einer maximalen Lastspitze von 375,5 kW.

Die PV-Erzeugung ist in diesem dritten Untersuchungszeitraum deutlich geringer. Das Wetter ist vor allem durch Bewölkung, und damit niedrigen Einstrahlungswerten, gekennzeichnet. Bei der geschlossenen Wolkendecke erreichen die PV-Anlagen z.T. nur eine Erzeugungsleistung von weniger als 100 kW (13 % der Nennleistung). Einzelne Leistungsspitzen erreichten kurzfristig Werte von 500 kW (69 % der Nennleistung). Der wolkenfreie Tag am 24.1.2020 führt zu einer Erzeugungsleistung von knapp 500 kW (69 % der Nennleistung).

Die Residualleistungszeitreihe am Transformator ist durch den Bezug geprägt und weist nur gelegentlich eine Überschussausspeisung auf. Der hohe Bedarf, vor allem durch die Wärmepumpen, kann nur an wenigen Tagen durch die PV-Erzeugung kompensiert werden. Die o.g. höchste Bezugsleistungsspitze von 375,5 kW ist die unkompensierte Leistungsspitze aus der zufälligen Kombination der Leistungsspitzen der Elektromobilität mit hohem Bedarf an Wärmepumpenstrom. Ansonsten liegen die Bezugsspitzen am Morgen und Abend im Bereich von 260 bis 320 kW. Die höchste Rückspeisung liegt kurzfristig am 26.1.2020 um 11:44 Uhr bei 458 kW (63,8 % der PV-Nennleistung) vor.

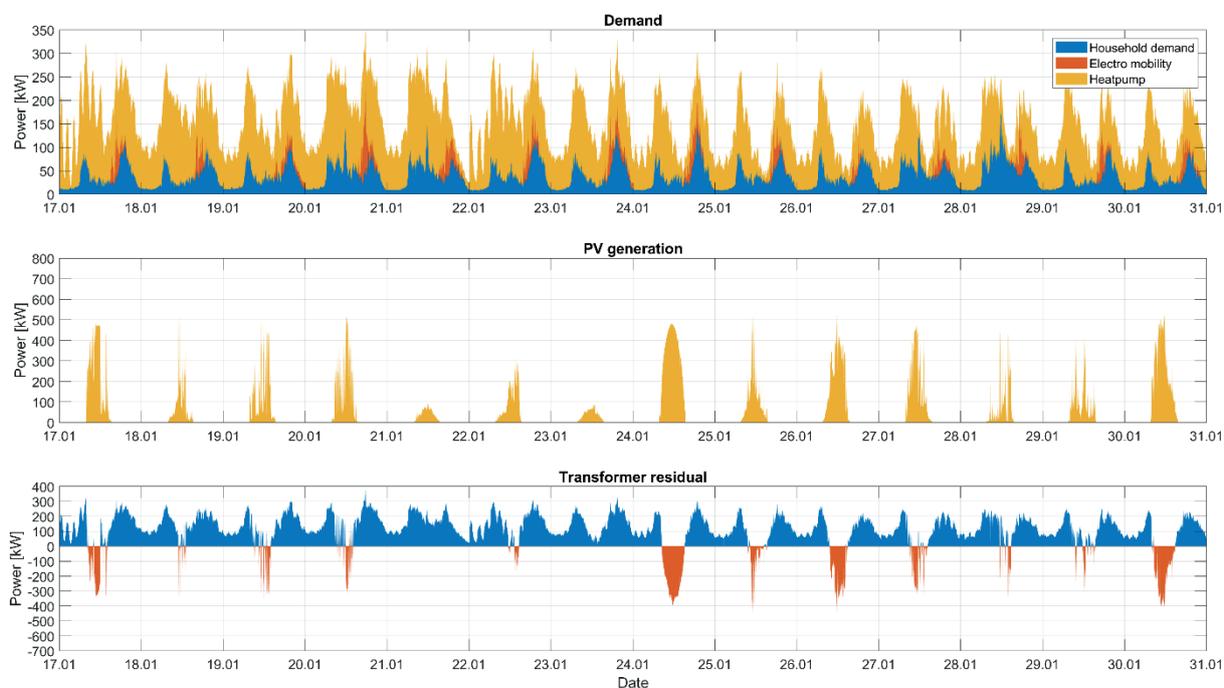


Abbildung 37: Leistungszeitreihe des Strombedarfs (oben; Haushaltsstromverbrauch, Wärmepumpe und Ladestrom der Elektrofahrzeuge), die lokale Erzeugung der PV-Anlagen (Mitte) und die Residuallast am Ortsnetztransformator (unten) für den Zeitraum vom 17.1.2020 bis 30.1.2020.

Die simulierte Residuallast am Transformator hängt, wie vom Verteilnetzbetreiber erwartet, stark von dem Wetter und der Jahreszeit ab. Während die Sommermonate durch hohe PV-Erzeugung, und der damit verbundenen Rückspeisung, geprägt sind, dominiert im Winter der hohe Bezug durch die Wärmepumpen bei geringer PV-Erzeugung. Jedoch treten auch im Winter bei entsprechendem Wetter Rückspeisungen auf, die in Summe höhere Leistungswerte haben als der Bezug. In der Übergangszeit liegt eine Mischung aus Erzeugung und Bedarf vor, wobei auch hier die PV-Erzeugung tagsüber die dominante Rolle einnimmt. Die Haushaltslast ist dabei unabhängig und in allen drei Untersuchungszeiträumen ähnlich. Der Leistungsbedarf der Elektromobilität verstärkt teilweise den Bezug und kann durch das zufällige Zusammenfallen mit den Wärmepumpen zu kurzfristigen hohen Leistungsspitzen führen.

#### **Arbeitspaket 5.4: Bewertung flächendeckender Einsatz, Voraussetzungen für Produktentwicklung**

Die Prüfung und Bewertung der Übertragbarkeit des Vorhersagesystems auf andere Anwendungszwecke in der Energiewirtschaft wurde im Rahmen von zwei Stakeholder-Workshops durchgeführt (vgl. Abbildung 38).

Im Stakeholder-Workshop "Verteilnetze bei hoher Durchdringung mit Wärmepumpen und Elektromobilität & netzspezifische Solarleistungsvorhersagen" wurde die Anwendung der Wolkenkammeravorhersage für den Betrieb von großen PV-Freiflächenanlagen diskutiert. Ein Teilnehmer mit z.T. international lokalisierten PV-Anlagen verdeutlichte die positiven Auswirkungen der

Wolkenkammeravorhersage auf die Vermarktung der Energiemengen im Intraday-Handel sowie die Vorteile bei der Erbringung von vorgeschriebenen Systemdienstleistungen (z.B. Rampensteilheit). Weiterhin werden von einem längeren Vorhersagezeitraum, wie sie die Kombivorhersage bietet, positive Auswirkungen auf das Ergebnis erwartet.

**29. JUNI 2021, 15:00 UHR WORKSHOP (45 MIN ONLINE)**

**Verteilnetze bei hoher Durchdringung mit Wärmepumpen und Elektromobilität & netzspezifische Solarleistungsvorhersagen**

Die Energiewende im Wärme- und Mobilitätssektor führt zu einer Zunahme von Wärmepumpen und Ladesäulen für Elektromobile – häufig in Kombination mit Photovoltaikanlagen. Welche Auswirkungen kann dies für den Verteilnetzbetrieb haben (Trafo-Auslegung, Summenlastprofile, ...)? Können neuartige netzspezifische Kurzfristvorhersagen beim Netzbetrieb helfen? Wir möchten dazu unsere neuesten Forschungsergebnisse mit Ihnen teilen und offene Fragen mit Ihnen diskutieren.

**SIMULATIONSSTUDIE: SYNTHETISCHES QUARTIER MIT 100 EFH**

**SUMMENLASTPROFILE BEI MASSIVEM EINSATZ VON PV-ANLAGEN, WÄRMEPUMPEN, LADESÄULEN**

**LOKALE KURZFRIST-PROGNOSEN DER SOLARLEISTUNG MITTELS WOLKENKAMERAS**

**ANWENDUNGEN VERBESSERTER SOLARLEISTUNGS-VORHERSAGEN IM NETZBETRIEB**

**TERMIN**  
Dienstag 29.06.2021, 15:00 – 15:45 Uhr

**ANMELDUNG**  
bitte bis 23.06. unter: <https://forms.gle/Np9mM5k6GQzMa3G6>

**30. JUNI 2021, 15:00 UHR WORKSHOP (45 MIN ONLINE)**

**Wolkenkamera-Einstrahlungsvorhersagen und Regelung mit Künstlicher Intelligenz für Home Automation und Home Energy Management**

Die Aufgaben von Home Automation und Home Energy Management werden komplexer, zum Beispiel bei der Steuerung von Wärmepumpen mit thermischen Speichern im Zusammenspiel mit PV-Anlagen. Vorausschauende Regelungen können helfen, brauchen aber lokale Vorhersagen von Last und Erzeugung sowie saubere Messdaten und Modelle des Energiesystems. Wir möchten unsere neuesten Forschungsergebnisse dazu anhand eines realen Einfamilienhauses teilen und offene Fragen mit Ihnen diskutieren.

**NEUE TECHNOLOGIE FÜR HAUS-SPEZIFISCHE EINSTRALHUNGS- UND PV-LEISTUNGS-VORHERSAGE**

**VORAUSSCHAUENDE REGELUNG VON WÄRMEPUMPEN MIT PUFFERSTREIFERN UND PV-ANLAGEN**

**KÜNSTLICHE INTELLIGENZ IN MODELLIERUNG, LASTVORHERSAGE, SIGNALVERARBEITUNG**

**ANWENDUNGEN IN HOME AUTOMATION UND ENERGY MANAGEMENT**

**TERMIN**  
Mittwoch 30.06.2021, 15:00 – 15:45 Uhr

**ANMELDUNG**  
bitte bis 23.06. unter: <https://forms.gle/Ta7m9p9qkbyqM36ca>

Abbildung 38: Einladungs-Flyer für Online-Workshops

Fortgehend wurde in diesem Stakeholder-Workshop über die Annahmen und Gleichzeitigkeitsfaktoren der Verbraucher in der Netzsimulation diskutiert. Die Notwendigkeit der Steuerbarkeit der Ladeinfrastruktur hängt dabei stark von den Leistungsspitzen, und damit von der Gleichzeitigkeit, ab. Auch hier werden Vorteile durch die längeren Prognosezeiträume der Kombivorhersage vermutet.

Im Stakeholder-Workshop *"Wolkenkamera-Einstrahlungsvorhersagen und Regelung mit KI für Home Automation und HEMS"* sahen die Teilnehmer die Anwendung der Wolkenkammeravorhersage und MPC für den Einsatz bei PV-Wärmepumpen-Systemen als gute Kombination an.

Die Workshop-Teilnehmer aus der Gebäudeautomations-Domäne wiesen auf die hohe Kostensensitivität und -reduktionsanforderung bei den Gebäudeausstattern hin. Als eine mögliche Anwendung wurde die Reduktion von Leistungsspitzen diskutiert, die jedoch auch mittels Batteriespeichersystemen realisiert werden können. Diese Batteriespeicher haben in den vergangenen Jahren eine hohe Reduktion der Kosten erfahren, weswegen der Mehrwert der Wolkenkammeravorhersage zu hinterfragen ist. Dem entgegen spricht jedoch die Möglichkeit, ein Wolkenkammersystem zentral zu installieren und mit dem hohen Erfassungsbereich die Prognose auf mindestens Quartier-Ebene den Gebäuden zur Verfügung zu stellen. Damit wären die Installations- und Betriebskosten je Gebäude deutlich geringer bzw. könnten durch den Verteilnetzbetreiber übernommen werden, da er weitere Vorteile in der Wolkenkammeravorhersage sieht.

Ein zentral erzeugtes Vorhersagesignal im Quartier könnte als Anreizsignal für die MPC zu Verfügung gestellt werden. Die Anwendung der Prognose und MPC in der Anwendung der Jalousie- und Solarthermiesteuerung wurde angesprochen, konnte aber im Teilnehmerkreis, aufgrund der nicht vorhandenen Expertise in diesem Themenbereich, nicht diskutiert werden. Als Idee wurde auch noch die Anwendung in lokalen Wärmenetzen mit Freiflächen-PV für weitere Überlegungen aufgeworfen.

Eine angesprochene Herausforderung ist die Bereinigung von fehlerbehafteten Messdaten mittels KI. Dies wurde in den Daten des Projekthaus Ulm angewendet unter der Prämisse, dass sowohl die fehlerbehafteten Daten und die Messwerte der Fehlerquelle, die induktiv Störungen einkoppeln, messtechnisch erfasst wurden.

Darüber hinaus wurde von den Teilnehmern noch die Nutzung eines Greybox-Modells der MPC für die Anpassung an verschiedene Häuser angesprochen. Dies sollte in zukünftigen Projekten fortgesetzt werden.

### ***Arbeitspaket 5.5: Prüfung der Übertragbarkeit auf andere Anwendungen***

Die Prüfung und Bewertung der Übertragbarkeit des Vorhersagesystems auf andere Anwendungszwecke in der Energiewirtschaft wurde im Rahmen von zwei Stakeholder-Workshops durchgeführt.

Im Stakeholder-Workshop "Verteilnetze bei hoher Durchdringung mit Wärmepumpen und Elektromobilität & netzspezifische Solarleistungsvorhersagen" wurde die Anwendung der Wolkenkammeravorhersage für den Betrieb von großen PV-Freiflächenanlagen diskutiert. Ein Teilnehmer mit z.T. international lokalisierten PV-Anlagen verdeutlichte die positiven Auswirkungen der Wolkenkammeravorhersage auf die Vermarktung der Energiemengen im Intraday-Handel sowie die Vorteile bei der Erbringung von vorgeschriebenen Systemdienstleistungen (z.B. Rampensteilheit). Weiterhin werden von einem längeren Vorhersagezeitraum, wie sie die Kombivorhersage bietet, positive Auswirkungen auf das Ergebnis erwartet.

Fortgehend wurde in diesem Stakeholder-Workshop über die Annahmen und Gleichzeitigkeitsfaktoren der Verbraucher in der Netzsimulation diskutiert. Die Notwendigkeit der Steuerbarkeit der Ladeinfrastruktur hängt dabei stark von den Leistungsspitzen, und damit von der Gleichzeitigkeit, ab. Auch hier werden Vorteile durch die längeren Prognosezeiträume der Kombivorhersage vermutet.

Im Stakeholder-Workshop "Wolkenkamera-Einstrahlungsvorhersagen und Regelung mit KI für Home Automation und HEMS" sahen die Teilnehmer die Anwendung der Wolkenkammeravorhersage und MPC für den Einsatz bei PV-Wärmepumpen-Systemen als gute Kombination an.

Die Workshop-Teilnehmer aus der Gebäudeautomations-Domäne wiesen auf die hohe Kostensensitivität und -reduktionsanforderung bei den Gebäudeausstattungen hin. Als eine mögliche Anwendung wurde die Reduktion von Leistungsspitzen diskutiert, die jedoch auch mittels Batteriespeichersystemen realisiert werden können. Diese Batteriespeicher haben in den vergangenen Jahren eine hohe Reduktion der Kosten erfahren, weswegen der Mehrwert der Wolkenkammeravorhersage zu hinterfragen ist. Dem Entgegen spricht jedoch die Möglichkeit, ein Wolkenkammersystem zentral zu installieren und mit dem hohen Erfassungsbereich die Prognose auf mindestens Quartier-Ebene den Gebäuden zur Verfügung zu stellen. Damit wären die Installations- und Betriebskosten je Gebäude deutlich geringer bzw. könnten durch den Verteilnetzbetreiber übernommen werden, da er weitere Vorteile in der Wolkenkammeravorhersage sieht.

Ein zentral erzeugtes Vorhersagesignal im Quartier könnte als Anreizsignal für die MPC zu Verfügung gestellt werden. Die Anwendung der Prognose und MPC in der Anwendung der Jalousie- und Solarthermiesteuerung wurde angesprochen, konnte aber im Teilnehmerkreis, aufgrund der nicht vorhandenen Expertise in diesem Themenbereich, nicht diskutiert werden. Als Idee wurde auch noch die Anwendung in lokalen Wärmenetzen mit Freiflächen-PV für weitere Überlegungen aufgeworfen.

Eine angesprochene Herausforderung ist die Bereinigung von fehlerbehafteten Messdaten mittels KI. Dies wurde in den Daten des Projekthaus Ulm angewendet unter der Prämisse, dass sowohl die fehlerbehafteten Daten und die Messwerte der Fehlerquelle, die induktiv Störungen einkoppeln, messtechnisch erfasst wurden.

Darüber hinaus wurde von den Teilnehmern noch die Nutzung eines Greybox-Modells der MPC für die Anpassung an verschiedene Häuser angesprochen. Dies sollte in zukünftigen Projekten fortgesetzt werden.

## **4 Weiterer Forschungsbedarf und wirtschaftliches Potential**

### *Solarleistungsvorhersagen*

Forschungsbedarf im Bereich der Vorhersageentwicklung sehen wir bezüglich der Kombination verschiedener Einzelvorhersagen. Im Projekt wurde hier zum einen eine Skyimager Vorhersage

verwendet, deren Lücken mit einer Persistenzvorhersage gefüllt wurden und eine zum anderen eine Intraday Vorhersage, die mittels linearer Regression Messdaten, Satellitendaten und numerische Wettervorhersagen kombiniert. Als Input für die Regelung wäre es vorteilhaft statt zwei Vorhersageprodukten nur eines zu entwickeln was alle Einzelvorhersagen kombiniert. So eine Kombination aus Skyimager Vorhersagen Satellitenvorhersagen und Messdaten würde eine nahtlose Vorhersage für Vorhersagehorizonte von einigen Sekunden bis zu einigen Stunden ermöglichen, die für jeden Vorhersagehorizont die Einzelvorhersagen optimal gewichtet. Um eine optimale Kombination für die Anwendung zu generieren sollte die kombinierte Vorhersage bezüglich eines für die Anwendung angepassten Fehlermaßes optimiert werden.

Außerdem sehen wir weiteren Forschungsbedarf hin zu einer großflächigen Anwendung von wolkenkamerabasierten Vorhersagen. Hier ist insbesondere die Kombination von Daten mehrerer Kameras untereinander und mit anderen Vorhersageprodukten ein nächster Schritt.

#### *Vorausschauende modell-basierte Regelungen und Optimierungen*

Steuer- und Regelungsansätze für Energiesysteme, die auf Modellen (in diesem Zusammenhang auch oft „digitalen Zwillingen“) sowie mathematischen Optimierungsalgorithmen beruhen und die Vorhersagen für zukünftige externe Einflussparameter sowie interne Betriebszustände nutzen, haben aus Sicht der Autoren ein sehr großes technisches und wirtschaftliches Potential, insbesondere wenn es darum geht, komplexe Energiesysteme mit vielen Stellgrößen ganzheitlich zu regeln und dabei komplexe Optimierungsziele (z.B. Kosten- und/oder CO<sub>2</sub>-Reduktion, Netzdienlichkeit) zu verfolgen.

Das Projekt hat gezeigt, dass die Implementierung solcher Methoden in realen Praxisanwendungen machbar aber noch mit viel Hindernissen und Aufwand verbunden ist. Entsprechend sehen wir Forschungsbedarf v.a. darin, diese Hindernisse zu reduzieren. Hilfreich wären:

- Methoden zur Reduktion des Modellierungsaufwands, zum Beispiel auf Basis von Modellbibliotheken, die sich auf Basis von Herstellerdaten oder auf Basis geringer Zahl von Sensoren und Messdaten selbst parametrisieren können.
- Energiesystem-Komponenten, die hinsichtlich ihrer Ansteuerung und Modellierung bereits auf modell-basierte Optimierungsansätze vorbereitet sind.
- Verbesserte Methoden zur thermischen und elektrischen Lastvorhersage.

In Hinblick auf die Anwendungen wäre es sinnvoll, die modellprädiktive Regelung aus dem Projekt auf weitere Regelungsziele (Netzdienlichkeit, Bereitstellung von Flexibilität) und weitere Energiesystemkomponenten (elektrische Ladesäulen, Batterien, Heizstab) auszuweiten und in einem realen Projekt zu implementieren und demonstrieren. Während es schon eine Vielzahl theoretischer Arbeiten gibt, zeigt aber gerade die praktische Implementierung bestehende Forschungs- und Entwicklungslücken, die auch einer wirtschaftlichen Verwertung noch im Wege stehen.

Außerdem besteht bekanntermaßen großer Forschungsbedarf hinsichtlich von Anreizsystemen für ein netzdienliches Verhalten von Prosumenten und wie diese technisch (idealerweise auf Basis von Smart Meter Gateway-Kommunikation) mit entsprechenden externen Marktteilnehmern realisiert werden können. Die modellprädiktive Regelung bietet dann hervorragende Möglichkeiten, die Flexibilität des Energiesystems von außen her nutzbar zu machen.

Ein wirtschaftliches Potential wird also sowohl im Bereich von Home-Energy-Management-Systemen, Home-Automation-Systemen, den Herstellern smart-grid-tauglicher Energiesystemkomponenten gesehen. Netzseitig können die hier vorgestellten Technologien helfen, die Energieflexibilität von Prosumenten technisch nutzbar zu machen und einer Vermarktung zuzuführen.

## 5 Publikationen, Patente, Studentische Arbeiten im Rahmen des Projekts

### Publikationen (erschienen):

- [1] Dittmann, A., Kober, P., Lorenz, E. Mier, O. V., Ruf, H. & Schmidt, M. (2019) Optimierung der PV-Speisung von Wärmepumpen durch Kurzfristprognosen mit Wolkenkameras. In: Conexio GMBH: PV-Symposium. Pforzheim, pp. 433–452.
- [2] Mier, O. V. and Ruf, H. and Dittmann, A. and Kober, P. and Lorenz, E. & Schmidt, M. (2020) Systemmodellierung und Simulation zur Optimierung der PV-Speisung von Wärmepumpen durch Kurzfristprognosen mit Wolkenkameras. In: Conexio GmbH, C. (Ed.) Online-PV-Symposium. Pforzheim, pp. 399–414.
- [3] Mier, O. V., Niro, S., Alpi, F., Gasper, R. & Schmidt, M. (2021) Model-Predictive Control of a Residential Heating System with Machine-Learning based Models, Forecasts and Signal-Processing. Accepted for publication in Proceedings of the Upper-Rhine Artificial Intelligence Symposium 2021.
- [4] Dittmann, A., Holland, N., Lorenz, E. (2020). A new sky imager based global irradiance forecasting model with analyses of cirrus situations, Meteorologische Zeitschrift, Online: 10.1127/metz/2020/1024.

### Publikationen (geplant):

- [5] Dittmann, A., Mier, O. V., Ruf, H., Kober, P., Schmidt, M., Lorenz, E., Gasper, G. (2021): Model-Predictive Control of a Building with Short-Term Solar Power Forecast

### Patente

Im Rahmen des Projekts sind keine Patentanmeldungen geplant.

### Dissertation im Zusammenhang mit dem Projekt:

- [6] Straub, N. (2020) Sky imager based modelling of solar irradiance using spatially distributed irradiance measurements and machine learning. Master thesis, Freiburg, Albert-Ludwigs-Universität, Freiburg.

### Studentische Arbeiten:

- [7] Alpi, F. (2021): Machine Learning for real-time signal processing and prediction of fresh water demand of a single family house; Master Thesis, Hochschule Offenburg.
- [8] Schad, P. (2018): Analyse von Betriebsdaten einer Wärmepumpe zur Identifizierung von Optimierungsoptionen. Bachelor Thesis Hochschule Offenburg.

## 6 Referenzen

---

- <sup>i</sup> Ruf, H. und Kober, P. (2017) NETCHEK-PV: NETzverträgliChes HEizen und Kühlen mit Photovoltaik-Strom: Abschlussbericht, Hochschule Ulm [Online]. Available at [http://projekthaus-ulm.de/downloads/NETCHEK-PV\\_Abschlussbericht.pdf](http://projekthaus-ulm.de/downloads/NETCHEK-PV_Abschlussbericht.pdf) (Accessed 24 September 2017).
- <sup>ii</sup> Ruf, H. und Kober, P. (2019) AxIOME BAR: Anwendungsorientierte InfOrmationen für ModernehEizsysteme im neuBau für plAnung und betRieb: Abschlussbericht, Ingenieurbüro Holger Ruf [Online]. Available at [https://projekthaus-ulm.de/downloads/AxIOME\\_Abschlussbericht.pdf](https://projekthaus-ulm.de/downloads/AxIOME_Abschlussbericht.pdf) (Accessed 5 October 2019).
- <sup>iii</sup> Andersson, J., Åkesson, J., & Diehl, M. (2012). CasADi: A symbolic package for automatic differentiation and optimal control. In *Recent advances in algorithmic differentiation* (pp. 297-307). Springer, Berlin, Heidelberg.
- <sup>iv</sup> Sawant, P. (2021). A Contribution to Optimal Scheduling of Real-World Trigeneration Systems using Economic Model Predictive Control. Technische Universität Dresden.
- <sup>v</sup> Weinzaepfel, P., Revaud, J., Harchaoui, Z., & Schmid, C. (2013). DeepFlow: Large displacement optical flow with deep matching. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 1385-1392).
- <sup>vi</sup> Bianco, L. et al. (2016). A Wind Energy Ramp Tool and Metric for Measuring the Skill of Numerical Weather Prediction Models, *Weather and Forecasting* (31), 1137–1156, Online: 10.1175/WAF-D-15-0144.1.
- <sup>vii</sup> Sawant, P. (2021). *A Contribution to Optimal Scheduling of Real-World Trigeneration Systems using Economic Model Predictive Control*. Dissertation. Technische Universität Dresden.
- <sup>viii</sup> Gonzalez, J., & Yu, W. (2018). Non-linear system modeling using LSTM neural networks. *IFAC-PapersOnLine*, 51(13), 485-489.
- <sup>ix</sup> Nicolai, A., Freudenberg, P. and Fechner, H. (2018) THERAKLES: Online Handbuch für Version 3.2 [Online], Online, Bauklimatik Dresden Software GmbH. Available at <https://bauklimatik-dresden.de/therakles/help/v3.2/de/> (Accessed 12 December 2020).
- <sup>x</sup> Koch, M.; Hesse, T.; Kenkmann, T.; Bürger, V.; Haller, M.; Heinemann, C. et al. (2017): Einbindung des Wärme- und Kältesektors in das Strommarktmodell PowerFlex zur Analyse sektorübergreifender Effekte auf Klimaschutzziele und EE-Integration. Online verfügbar unter <https://www.oeko.de/fileadmin/oekodoc/Einbindung-Waerme-Kaeltesektor-Powerflex.pdf>.
- <sup>xi</sup> Ruf, H. and Kober, P. (2019) PHU\_EMob: Projekthaus Ulm - Sektorkopplung mit Elektromobilität: Abschlussbericht, Ingenieurbüro Holger Ruf [Online]. Available at [https://projekthaus-ulm.de/downloads/PHU\\_EMob\\_Abschlussbericht.pdf](https://projekthaus-ulm.de/downloads/PHU_EMob_Abschlussbericht.pdf) (Accessed 4 January 2020).