

# Energieforschungsprogramm

## Publizierbarer Endbericht

**Programmsteuerung:**

Klima- und Energiefonds

**Programmabwicklung:**

Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft mbH (FFG)

Endbericht

erstellt am

31/07/2024

# Brainy Heat Grids

Projektnummer: 881177

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG

|                                    |   |
|------------------------------------|---|
| Ausschreibung                      | 6. Ausschreibung Energieforschungsprogramm                          |
| Projektstart                       | 01/02/2021  |
| Projektende                        | 30/04/2024  |
| Gesamtprojektdauer<br>(in Monaten) | 39 Monate   |
| ProjektnehmerIn<br>(Institution)   | 4ward Energy Research GmbH  |
| AnsprechpartnerIn                  | Robert Pratter  |
| Postadresse                        | Reininghausstraße 13a, 8020 Graz                                    |
| Telefon                            | -   |
| Fax                                | -   |
| E-mail                             | robert.pratter@4wardenergy.at                                       |
| Website                            | <a href="https://www.4wardenergy.at">https://www.4wardenergy.at</a> |

# Brainy Heat Grids

Senkung der Systemtemperatur von Wärmenetzen mittels ML-unterstützter Algorithmen

**AutorInnen:**

Kerstin Bohn von GEF Ingenieur AG

Gerald Sumann und Wolfgang Leitner von Hoval Gesellschaft m.b.H

Johanna Ganglbauer und Robert Pratter von 4ward Energy Research GmbH

## 1 Inhaltsverzeichnis

|       |  |    |
|-------|--|----|
| 1     | Inhaltsverzeichnis .....                                       | 4  |
| 2     | Einleitung .....   | 5  |
| 3     | Inhaltliche Darstellung .....                                  | 7  |
| 3.1   | Lastprognosen .....  | 9  |
| 3.1.1 | Datenaufbereitung und Feature Auswahl .....                    | 9  |
| 3.1.2 | Modelltraining und Modellauswahl .....                         | 10 |
| 3.1.3 | Gesamtlast .....   | 11 |
| 3.1.4 | Speichertemperatur .....                                       | 12 |
| 3.2   | Simulation von Brauchwarmwasserspeichern .....                 | 14 |
| 3.2.1 | Physikalisches Modell .....                                    | 14 |
| 3.2.2 | Simulation der Speicherregelung .....                          | 16 |
| 3.2.3 | Kalibrierung .....   | 18 |
| 3.3   | STANET Simulation .....  | 19 |
| 3.3.1 | Aufbau des hydraulischen Simulationsmodells .....              | 19 |
| 3.3.2 | Ansatz zur Bestimmung der Wärmeverluste .....                  | 20 |
| 3.3.3 | Grundlagen zur Bestimmung der Druckverluste .....              | 20 |
| 3.3.4 | Kalibrierung des Netzmodells anhand eines Messvergleichs ..... | 21 |
| 3.3.5 | Simulation von Zeitreihen .....                                | 23 |
| 3.4   | Optimierungsansätze .....                                      | 26 |
| 3.4.1 | Lastspitzenglättung .....                                      | 26 |
| 3.4.2 | Temporäre Senkung der Rücklauftemperatur .....                 | 30 |
| 3.4.3 | Simulierte Varianten .....                                     | 32 |
| 3.4.4 | Key Performance Indikatoren (KPIs) .....                       | 34 |
| 3.5   | Anbindung an die Leittechnik .....                             | 35 |
| 4     | Ergebnisse und Schlussfolgerungen .....                        | 38 |
| 4.1   | Lastprognosen .....  | 38 |
| 4.1.1 | Auswahl der Input Features .....                               | 38 |
| 4.1.2 | Auswahl des geeignetsten Modells .....                         | 39 |
| 4.1.3 | Gesamtlast .....   | 40 |
| 4.1.4 | Speichertemperatur .....                                       | 41 |
| 4.2   | Optimierungsansätze .....                                      | 47 |
| 4.2.1 | Pumpstromaufwand .....   | 47 |
| 4.2.2 | Wärmeverluste .....  | 48 |
| 4.2.3 | Maximallast .....  | 50 |
| 4.2.4 | Rücklauftemperatur .....                                       | 52 |
| 5     | Ausblick und Empfehlungen .....                                | 58 |
| 6     | Literaturverzeichnis .....                                     | 59 |
| 7     | Kontaktdaten .....   | 60 |

## 2 Einleitung

Die Absenkung der Rücklaufemperatur in Fernwärmenetzen hat für Wärmenetzbetreiber: innen eine Vielzahl an positiven Auswirkungen. Zum einen können Brennwertkessel und solarthermische Anlagen, welche vorwiegend in den Rücklauf einspeisen, effizienter betrieben werden. Weiters sinken die Verluste im Verteilsystem sowie, aufgrund der höheren Temperaturspreizung des Heizwassers, die erforderliche Pumpleistung. Schließlich erleichtert die Temperaturabsenkung die Einspeisung von Niedertemperatur-abwärme, indem der notwendige Temperaturhub für die Einspeisung reduziert wird. Dadurch wird die Jahresarbeitszahl der Wärmepumpen erhöht bzw. kann im Optimalfall dadurch sogar gänzlich auf den Einbau einer Wärmepumpe verzichtet werden. Auch für die Einspeisung anderer dezentraler Wärmequellen wird das Wärmenetz dadurch offener.

Das vorliegende Projekt, verfolgt die Strategie durch die zentrale Ansteuerung von Übergabestationen die Rücklaufemperatur insbesondere zu bestimmten Zeiten und an bestimmten Stellen im Netz zu senken. Besonders die Beladung von Brauchwarmwasserspeichern kann zentral gesteuert werden, und bietet eine zeitliche Flexibilität. Bei vielen Fernwärmekund:innen sind Brauchwarmwasserspeicher verbaut, die ein bisher ungenutztes Flexibilitätspotenzial darstellen. Die Beladung dieser Brauchwarmwasserspeicher ist im Vergleich mit dem Heizbetrieb meist sowohl mit einer größeren Leistung als auch mit einer höheren Rücklaufemperatur verbunden. Die Flexibilität durch die zeitlich variable Beladung der Brauchwarmwasserspeicher kann daher genutzt werden, um Lastspitzen zu glätten und/oder um die Rücklaufemperatur im Fernwärmenetz temporär zu senken. Dabei wird besonders darauf geachtet, dass es durch die durchgeführten Optimierungen zu keinen negativen Auswirkungen auf die Behaglichkeit sowie auf die Versorgungssicherheit kommt.

Da die Ansteuerung der einzelnen Regelventile von der Wärmezentrale wesentlich vom zukünftigen Wärmebedarf abhängt, werden sowohl Wärmelastprognosen für das gesamte Wärmenetz als auch für entsprechende Abnehmer: innen mit einbezogen. Hierbei kommen Machine Learning (ML) -Ansätze zur Anwendung, welche auf Basis vergangener Wetter- und Lastdaten lernen, Verbrauchsmuster zu prognostizieren.

Eine weitere Herausforderung in Fernwärmenetzen stellt die Lastbereitstellung zu Spitzenzeiten dar. Zum Beispiel steigt die Lastanforderung der meisten Haushalte in den Morgenstunden. Um diese Lastspitzen zu decken, kommen unter anderem Gas- und Öl befeuerte Backup Kessel zum Einsatz, die die hohe Leistung kurzfristig zur Verfügung stellen können. Auch hier kann die Flexibilität Brauchwarmwasserspeicher intelligent eingesetzt werden, um Lastspitzen zu glätten und den Anteil Erneuerbarer Energien in der Wärmeversorgung zu erhöhen. Für diesen intelligenten Einsatz bedarf es eines prädiktiven Ansatzes mit der Einbeziehung der oben genannten Lastprognosen.

Zusammengefasst sind die wichtigsten Projektziele das Entwickeln, Automatisieren, Validieren und Einbinden einer prädiktiven ML gestützten Regelung zur (i) Senkung der Rücklaufemperatur in relevanten Netzbereichen zu bestimmten Zeitfenstern, (ii) Reduktion von Lastspitzen.

Methodisch umfasst das folgende Schritte:

- Trainieren, Validieren und Testen unterschiedlicher Prognosemodelle für die Gesamtlast und die Temperatur in ansteuerbaren Brauchwarmwasserspeichern.
- Implementieren von Optimierungsalgorithmen zur temporären Rücklauf temperatursenkung und Lastspitzenglättung
- Ko-Simulation der Auswirkungen der Optimierung auf ansteuerbaren Brauchwarmwasserspeicher in Python.
- Ko-Simulation der Auswirkungen der Optimierung auf das gesamte Fernwärmenetz mittels der Netzsimulation STANET
- Testen und Entwickeln von Anbindungsstrategien der Optimierung an die Leittechnik des Fernwärmenetzes (Hoval Supervisor)

Die folgenden Kapitel **Inhaltliche Darstellung** und **Ergebnisse und Schlussfolgerungen** sind anhand dieser Teilschritte strukturiert. Das finale Kapitel **Ausblick und Empfehlungen** setzt das Projekt in einen längerfristigen Kontext und arbeitet die wichtigsten Erkenntnisse pointiert heraus.

## 3 Inhaltliche Darstellung

Netzsimulation mit der hydraulischen Netzberechnungssoftware STANET<sup>1</sup> durchgeführt. Diese Simulationssoftware ermöglicht ein rasches statisches Berechnen von Fernwärmenetzen. Die Praktiken des Maschinellen Lernens werden in Brainy Heat Grids insbesondere für Lastprognosen einzelner Abnehmer angewendet. Ein Optimierungsalgorithmus versucht einerseits Lastspitzen zu reduzieren, um den Einsatz von fossil befeuerten Spitzenlastkesseln zu minimieren und andererseits Rücklauftemperaturen temporär zu senken, um die Einspeisung Erneuerbarer Energien zu erleichtern. Beide Ziele werden verfolgt, indem die Ladung sekundärer Brauchwarmwasserspeicher, welche insbesondere hohe primärseitige Rücklauftemperaturen zur Folge haben, zeitlich verschoben werden, ohne jedoch die Versorgungssicherheit nachteilig zu beeinflussen. In Abbildung 1 ist schematisch ein beispielhaftes Wärmenetz dargestellt. Jene Abnehmer, die einen Brauchwarmwasserspeicher zur Verfügung haben, können zentral angesteuert werden (grün).

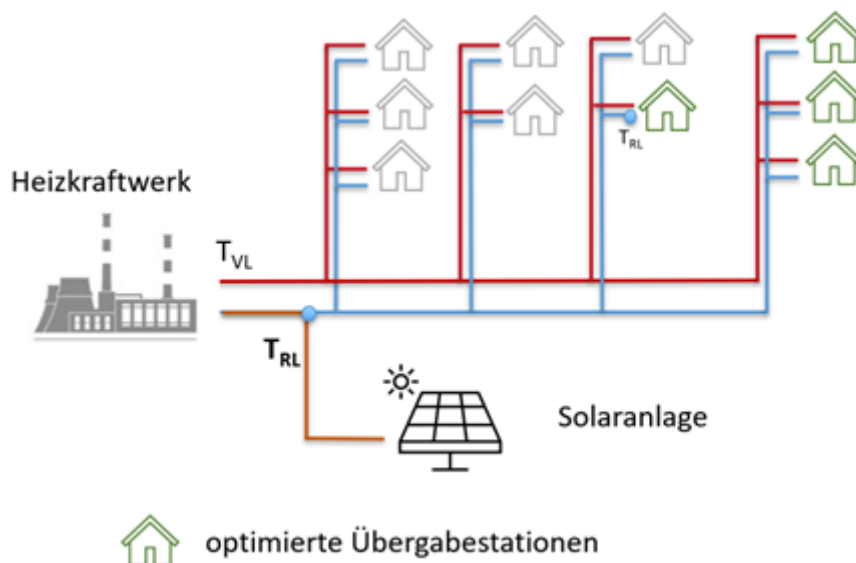
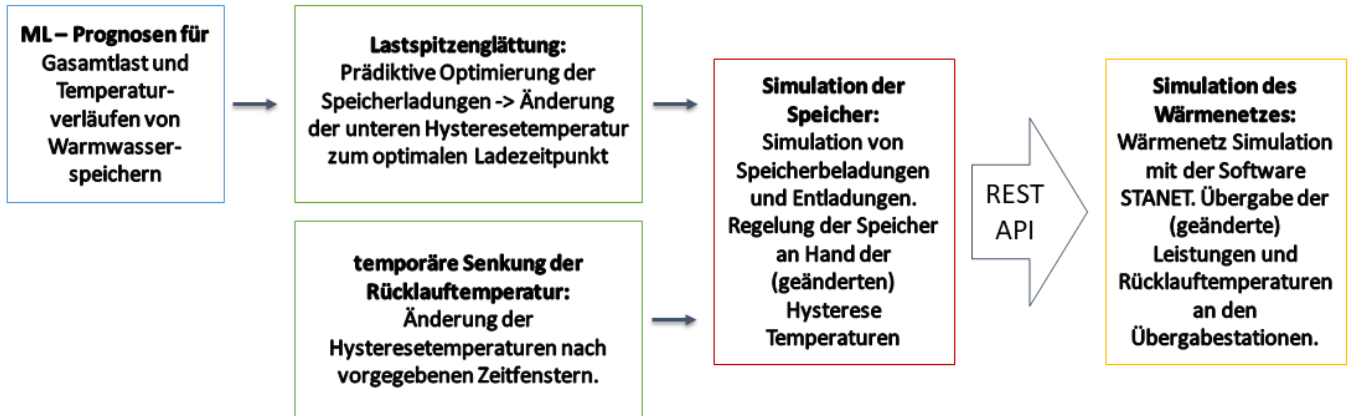


Abbildung 1: Skizze des verfolgten Ansatzes

Die ganzheitliche Optimierung, Regelung und Simulation der Verschiebung der Speicherbeladungen an den einzelnen Übergabestationen erfolgt in mehreren Schritten (siehe Abbildung 2)

<sup>1</sup> <https://www.stafu.de/de/home.html>



**Abbildung 2: Zusammenhang zwischen ML-Vorhersage (blau), Optimierung (grün), Speichersimulation (rot) und Netzsimulation in STANET (gelb)**

An erster Stelle steht die Entwicklung von Prognosemodellen, um Lastspitzen vorherzusagen, und darauf basierend den Einsatz der Flexibilität, die die Brauchwarmwasserspeicher bieten, zu optimieren. Auf Basis der Prognose, folgt im nächsten Schritt die Bestimmung der optimalen Beladungszeitpunkte der Speicher an den einzelnen Übergabestationen. Für die Lastspitzenglättung wurde hierfür eine umfangreiche prädiktive Optimierung implementiert, die in einem iterativen Prozess auf Basis von ML-Prognosen bezüglich der Gesamtlast und der Temperatur in den einzelnen Speichern den vermeintlich besten Beladungszeitpunkt findet. Im Falle der temporären Senkung der Rücklaufemperatur wurde die untere Hysteresetemperatur in bestimmten Zeitfenstern angehoben, oder gesenkt, um Speicherladungen zu forcieren, bzw. zu unterbinden.

Zunächst muss dann die Auswirkung der Änderung der Hysteresetemperaturen auf die einzelnen Brauchwarmwasserspeicher bestimmt werden. Dafür wurde ein einfaches Speichermodell implementiert, dass Speicher bei Unterschreiten der unteren Hysteresetemperatur mit konstanter Leistung lädt. Der Temperaturabfall in den Speichern durch die Entnahme von Warmwasser und die natürliche Auskühlung wurde von gemessenen Realdaten übernommen.

Prognosen, Optimierung und Simulation der Speicher werden über Python aufgerufen.

Um die Auswirkungen der Lastspitzenglättung bzw. der Rücklaufemperatursenkung auf das gesamte Netz zu simulieren, werden im nächsten Schritt die (veränderten) Leistungswerte und Rücklaufemperaturen der einzelnen Übergabestationen an die Netzsimulation übergeben. Die Datenübergabe erfolgt über eine definierte REST (representational state transfer) Schnittstelle. Es besteht so die Möglichkeit die STANET-Simulation automatisiert direkt über Python zu starten.

## 3.1 Lastprognosen

Um Prognosen mittels ML durchzuführen, bedarf es eines Trainingsdatensatzes aus der Vergangenheit, um die Modelle zu trainieren. Als Parameter in den Trainingsdaten eignen sich zum Beispiel der Lastverlauf des vergangenen Tages, oder Wetterdaten wie Temperatur, Globalstrahlung oder Bewölkungsgrad. Im Kapitel 3.1.1 werden alle Parameter beschrieben, die ins Training Eingang finden, und es wird erläutert aus welchen Gründen die Parameter – bzw. in ML-Fachsprache „Features“ - ausgewählt wurden. In Kapitel 3.1.2 wird näher auf die Auswahl eines geeigneten Prognosemodells eingegangen. Anschließend werden in Kapitel 3.1.3 und 3.1.4 die angewandten Prognosemodelle für die Vorhersage der Gesamtlast und die Vorhersagen der Speichertemperatur dargelegt.

### 3.1.1 Datenaufbereitung und Feature Auswahl

Um die Prognosequalität zu verbessern, wurden zusätzlich zu gemessenen Leistungs- und Temperaturdaten Wetterdaten aufbereitet. Von Interesse waren hier die Parameter *Temperatur* und *Globalstrahlung*. Diese stammen von einer Wetterstation nahe des Fernwärmenetzes, und wurden über den Data Hub der GeoSphere Austria zur Verfügung gestellt (GeoSphere Austria, 2024). Zusätzlich zu den Wetterdaten ist auch die Information über den Zeitpunkt der Prognose von hoher Relevanz. Die Wärmelast verhält sich zum Beispiel im Frühling anders als im Winter. Weil herkömmliche Zeitstempel für ML-Algorithmen schwer zu interpretieren sind, wurden diese in drei relevanten Frequenzen als Sinus- bzw. Cosinus-Signale transformiert: täglich, wöchentlich und jährlich. Insgesamt liegen dann sechs Parameter vor, die den Zeitstempel in ein für ein neuronales Netz gut interpretierbares Signal übersetzen.

Zusammengefasst wurden für jede Übergabestation, bzw. auch für die Gesamtlast beginnend mit 26.04.2021 alle im Folgenden aufgelisteten Daten in einer 15-minütigen Auflösung gemessen, aufgezeichnet, und archiviert:

- Zeitstempel
- ID
- Durchfluss  $\Delta V$  [l/h]
- Vorlauftemperatur [°C]
- Rücklauftemperatur [°C]
- Solltemperatur Wärmespeicher [°C]
- Temperatur Wärmespeicher [°C]
- Aktivierung der Warmwasserladung [True/False]
- Solltemperatur je zusätzlichen Heizkreis [°C]
- Temperatur je zusätzlichen Heizkreis [°C]
- Aktivierung je zusätzlichen Heizkreis [True/False]

Zusätzlich wurden folgende Parameter ergänzt:

- Messwerte der Außenlufttemperatur bezogen vom GeoSphere-Datahub [°C]
- Messwerte der Globalstrahlung bezogen vom GeoSphere-Datahub [W/m<sup>2</sup>]
- Sinus-Kurve zur Angabe der Uhrzeit [-1/1]
- Cosinus-Kurve zur Angabe der Uhrzeit [-1/1]
- Sinus-Kurve zur Angabe des Wochentages [-1/1]
- Cosinus-Kurve zur Angabe des Wochentages [-1/1]
- Sinus-Kurve zur Angabe des Jahresverlaufs [-1/1]
- Cosinus-Kurve zur Angabe des Jahresverlaufs [-1/1]

Das betrachtete Wärmenetz ist im Sommer nicht in Betrieb. Um die Datenqualität zu verbessern, wurde für jeden Datensatz (Gesamtlast, und alle Übergabestationen) eine automatisierte Datenaufbereitungsroutine implementiert, die ungültige Werte detektiert, fehlende Zeitstempel ergänzt und Lücken automatisch durch lineare Interpolation oder die Verwendung vergangener Daten füllt.

Um die ML-Methoden mit geeigneten Inputdaten zu trainieren, wurde im ersten Schritt eine Parameterstudie mit unterschiedlichen Inputdatensätzen durchgeführt. Dafür wurde ein Dense Layer-Modell mit 2 Hidden Layern (jeweils 256 Neuronen) und Inputdaten für die letzten 24 Stunden angewendet. Die Qualität des Modells wurde anhand der mittleren Abweichung zwischen Prognose und gemessenen Daten im ungesehenen Testdatensatzes bestimmt. Da die Ergebnisse bei jedem Durchlauf geringfügig variieren, wurden Mittelwerte bestehend aus jeweils fünf Durchläufen herangezogen. Resultate des Vergleiches finden sich in Abbildung 21. Zusätzlich zu den Input-Features wurde auch die Relevanz der Länge der Input-Parameter, bzw. die Anzahl der vergangenen Zeitschritte, die ins Training Eingang finden, durch Parameterstudien untersucht. Die Ergebnisse der Studie finden sich in Abbildung 22.

### 3.1.2 Modelltraining und Modellauswahl

Um bestmögliche Prognoseergebnisse zu erzielen, wurden folgende ML-Methoden für den ausgewählten Trainingsdatensatz getestet und verglichen:

- Künstliche Neuronale Netze
  - Lineares Modell (primär zu Referenzzwecken)
  - Dense Layer Modell
  - Convolutional Neural Network
  - Rekurrentes Neuronales Netzwerk
  - Autoregressives Modell
- Support Vector Regression (SVR)
  - Direkte Methode
  - Multi-Input Multi-Output-Methode

Die direkte Methode in SVR trainiert je ein separates Modell für die Prognose jedes einzelnen Zeitschritts. Bei der Prognose über 24 Stunden mit einer Auflösung von 15 min wurden also 96 separate SVR-Modelle trainiert, während die Multi-Input Multi-Output-Methode ein Modell trainiert, das 96 Zeitschritte als Output deklariert.

Die Eingangsdaten wurden normiert, und so kombiniert, dass zu jedem Zeitschritt die 24-Stunden-Prognose mit den richtigen Werten des Vortages kombiniert war. Anschließend wurden die Daten „durchgeschüttelt“ bzw. umsortiert und zufällig in 70% Trainingsdaten, 20% Validierungsdaten und 10% Testdaten aufgeteilt. Die Validierungsdaten sind im Trainingsprozess der neuronalen Netze notwendig, um das Training zum richtigen Zeitpunkt abzubrechen und ein Over Fitting zu vermeiden. Die Testdaten dienen der objektiven Evaluierung der Qualität der ML-Modelle. Die Ergebnisse des Modellvergleiches sind in Abbildung 23 dargestellt.

Dazu wurde auf bereits vorhandene Bibliotheken wie Scikit-Learn und Tensorflow, sowie auf Erkenntnisse aus vorangegangenen Forschungsprojekten zurückgegriffen und diese auf die Projektdaten angepasst.

Darüber hinaus wurde für jede Methode ein Feintuning durchgeführt bei dem unter anderem folgende Einstellungen ermittelt wurden:

- Wahl geeigneter Aktivierungsfunktion
- Anzahl Neuronen/Layer (KNN)
- Größe Raster (CNN)
- Regularisierungsparameter (C), Breite des Fehlerbandes ( $\epsilon$ ), Exponent des Kernels – der radialen Basisfunktion ( $\gamma$ ) (SVR)
- Unterteilung des Datensatzes (Gesamter Zeitraum vs. Unterteilung in Zeiträume wie Sommer, Winter, Übergangszeit, etc.)

Im Falle von SVR bestand das Parametertuning aus einer automatisierten Rastersuche. Dieser rechenintensive Prozess testet verschiedene Parameterkombinationen (C,  $\epsilon$ ,  $\gamma$ ) aus, um schlussendlich die erfolgreichste auszuwählen.

Nach Implementierung und Feintuning der Prognosemethoden wurden diese evaluiert, mit dem Ziel, die bestens geeignete Methode für den Projektansatz zu wählen. Zur Bewertung wurde (i) der Mean Average Error (MAE), (ii) der Root Mean Square Error (RMSE) und (iii) die Rechenzeit herangezogen.

### 3.1.3 Gesamtlast

Basierend auf den Resultaten zur Auswahl der Inputfeatures wurde das ML-Modell für die Gesamtlast mit folgenden Inputparametern trainiert:

- Messwerte des Wärmemengenzählers am Einspeisepunkt des Heizwerks (Gesamtlast) [kW]
- Messwerte der Außenlufttemperatur bezogen vom GeoSphere-Datahub[°C]
- Sinus-Kurve zur Angabe der Uhrzeit [-1/1]
- Cosinus-Kurve zur Angabe der Uhrzeit [-1/1]
- Sinus-Kurve zur Angabe des Wochentages [-1/1]
- Cosinus-Kurve zur Angabe des Wochentages [-1/1]

- Sinus-Kurve zur Angabe des Jahresverlaufs [-1/1]
- Cosinus-Kurve zur Angabe des Jahresverlaufs [-1/1]

Jeder Inputdatensatz wurde als Zeitreihe für die letzten 24 Stunden übergeben. Die Daten standen mit einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten zur Verfügung, wodurch jeder Datensatz aus 96 Werten bestand. Die Prognose der Gesamlast wird für die nächsten 24 Stunden in einer Auflösung von 15 Minuten ermittelt.

Aufgrund der Tatsache, dass das betrachtete Fernwärmenetz in den Sommermonaten außer Betrieb ist und beim Start der Heizsaison im Herbst 2021 Probleme bei der Messdatenaufzeichnung auftraten, standen Messdaten für den Zeitraum vom **14.11.2021 – 18.05.2021** sowie vom **01.10.2022 – 31.01.2023** für die Trainingsphase zur Verfügung. Die Verteilung zwischen Trainings-, Validierungs- und Testdaten erfolgte im Verhältnis 70/20/10, wobei die Daten vor der Aufteilung zufällig durchgemischt wurden.

Basierend auf den Resultaten zur Auswahl eines geeigneten Modells wurde folgendes künstliche neuronale Netz für die Prognosen verwendet:

- Typ: Sequential Dense Layer
- Anzahl Hidden Layer: 2
- Neuronen: jeweils: 40.96
- Aktivierungsfunktion: ReLu
- Loss-Function: MeanSquaredError
- Optimizier: Adam

Beispiel Ergebnisse und Scores zur Modellanwendung finden sich in Kapitel 4.1.3.

### 3.1.4 Speichertemperatur

Für die Prognose der Speichertemperatur wurde für jeden Brauchwarmwasserspeicher ein eigenes Modell erstellt. Es wurden nur jene Speicher berücksichtigt, für die eine gute Datenlage vorhanden ist und die nicht zusätzlich mit einer solaren Warmwasserbereitung gekoppelt sind.

Im Folgenden sind die verfügbaren Inputdaten aufgelistet, die je nach Speicher in unterschiedlichen Konstellationen verwendet wurden.

1. Messwerte des Temperatursensors im Speicher [°C]
2. Signal der Speicherladepumpe in [0/1]
3. Messwerte der Außenlufttemperatur bezogen vom GeoSphere-Datahub [°C]
4. Sinus-Kurve zur Angabe der Uhrzeit [-1 bis 1]
5. Cosinus-Kurve zur Angabe der Uhrzeit [-1 bis 1]
6. Sinus-Kurve zur Angabe des Wochentages [-1 bis 1]
7. Cosinus-Kurve zur Angabe des Wochentages [-1 bis 1]
8. Sinus-Kurve zur Angabe des Jahresverlaufs [-1 bis 1]
9. Cosinus-Kurve zur Angabe des Jahresverlaufs [-1 bis 1]

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG

Jeder Inputdatensatz wurde als Zeitreihe für die letzten 24 Stunden übergeben. Die Daten standen mit einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten zur Verfügung, wodurch jeder Datensatz aus 96 Werten bestand. Die Prognose der Speichertemperatur wurde je nach Speichercharakteristik für die nächsten 3 bis zwölf Stunden in einer Auflösung von 15 Minuten ermittelt.

Für die Prognosen der Speichertemperatur wurden Messdaten vom **01.11.2021** bis zum **30.04.2022** verwendet. Die Verteilung zwischen Trainings-, Validierungs- und Testdaten erfolgte im Verhältnis 70/20/10, wobei die Daten vor der Aufteilung zufällig durchgemischt wurden.

Basierend auf den Resultaten zur Auswahl eines geeigneten Modells wurde folgendes künstliche neuronale Netz für die Prognosen verwendet:

- Typ: Sequential Dense Layer
- Anzahl Hidden Layer: 2
- Neuronen: jeweils: 40.96
- Aktivierungsfunktion: ReLu
- Loss-Function: MeanSquaredError
- Optimizier: Adam

Beispiel Ergebnisse und Scores zur Modellanwendung finden sich in Kapitel 4.1.4.

## 3.2 Simulation von Brauchwarmwasserspeichern

Um die Vorgänge an den Übergabestationen bei geändertem Betriebsverhalten abbilden zu können, bedarf es eines Modells zur Simulation (Kapitel 3.2.1) und Regelung (Kapitel 3.2.2) von Puffer- bzw. Brauchwarmwasserspeichern. So können die Temperatur in den Wärmespeichern und das Leistungssignal für die Beladung auch bei Abweichungen vom gemessenen Betrieb, der durch die Verschiebung von Beladungszeitpunkten entsteht, abgebildet werden. Die Validierung des Modells wird in Kapitel 3.2.3 beschrieben.

### 3.2.1 Physikalisches Modell

Das Speichermodell berechnet nach Gleichung (1) in jedem Zeitschritt die Temperatur des Speichers ( $T_{t+1}$ ) auf Basis der Temperatur im Wärmespeicher im vorhergehenden Zeitschritt ( $T_t$ ), dem Temperaturverlust des Zeitschrittes, der aus den gemessenen Speichertemperaturen im zeitlichen Verlauf entnommen werden kann ( $\Delta T_t$ ), und der Speichererwärmung, die durch die Beladung der Speicher entsteht.

$$T_{t+1} = T_t + c_p \cdot \rho V \cdot \Delta Q \cdot \eta - \Delta T_t \quad (1)$$

Diese ergibt sich aus dem Speichervolumen  $V$ , der zugeführten Wärmeenergie  $\Delta Q$ , und der Effizienz des Wärmetauschers  $\eta$ .  $c_p$  ist die spezifische Wärmekapazität von Wasser, und  $\rho$  dessen Dichte.

Um die Komplexität des Modells zu reduzieren, wurde die Beladung der Speicher mit konstanter Leistung angenommen. Die charakteristische Ladeleistung des jeweiligen Speichers wurde anhand des Medians aller gemessenen Ladeleistungen über zwei Heizperioden bestimmt. Ebenso wurde eine konstante Effizienz  $\eta$  der Wärmetauscher von 80 % angenommen.

Um die Änderung der Rücklaufemperatur an den Übergabestationen bei Beladung der Speicher realgetreu abbilden zu können, wurde für jeden Speicher auf Basis der gemessenen Daten jeweils der Mittelwert der Rücklaufemperatur bei Speicherbeladung und ohne Speicherbeladung berechnet. Ähnlich wie bei der vereinfachten Darstellung der Beladeleistung ergibt sich so auch bei der Rücklaufemperatur eine Stufenfunktion.

Um die verschobene Speicherladung zu modellieren ist die Speicherkapazität von großer Relevanz. Um die Speicherkapazität zu bestimmen, wird im ersten Schritt der durchschnittliche Temperaturanstieg pro Energiemenge, welche zum Speicherladen aufgenommen wurde, bestimmt. Für jene Speicher, die nicht parallel heizen und Warmwasser beladen ist diese Analyse naheliegend. Immer wenn die Brauchwarmwasserspeicherladung aktiviert ist, kann das Verhältnis von eingesetzter Energie zu Temperaturanstieg berechnet werden. Im parallelen Betrieb muss zuerst die bekannte Gesamtleistung in (i) Heizleistung und (ii) Leistung für die Beladung des Brauchwarmwasserspeichers unterteilt werden. Diese Aufteilung wurde mittels linearer Interpolation der Heizleistung vor der Beladung und nach der Beladung gemacht. Details dazu sind in Abbildung 3 und Abbildung 4 ersichtlich. In Abbildung 4 ergibt

sich die Heizleistung durch lineare Interpolation und die Leistung für die Warmwasseraufbereitung aus der Differenz von Gesamtleistung und Heizleistung.

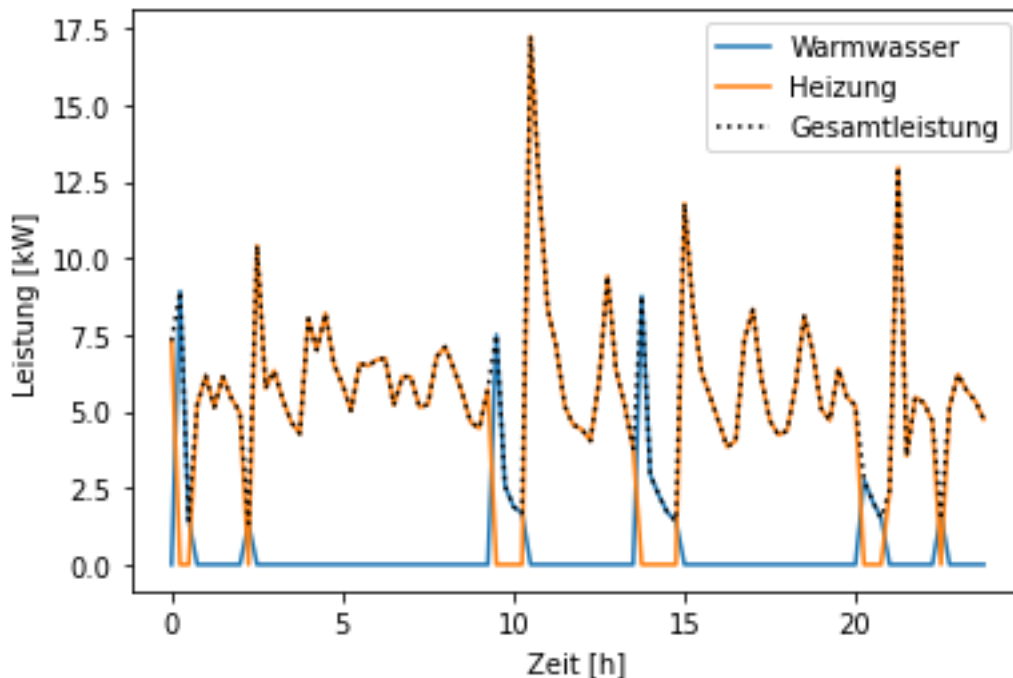


Abbildung 3: Skizze des verfolgten Ansatzes Heizleistung, Leistung für die Warmwasseraufbereitung und Gesamtleistung eines typischen entweder/oder Reglers an einem Tag im Jänner

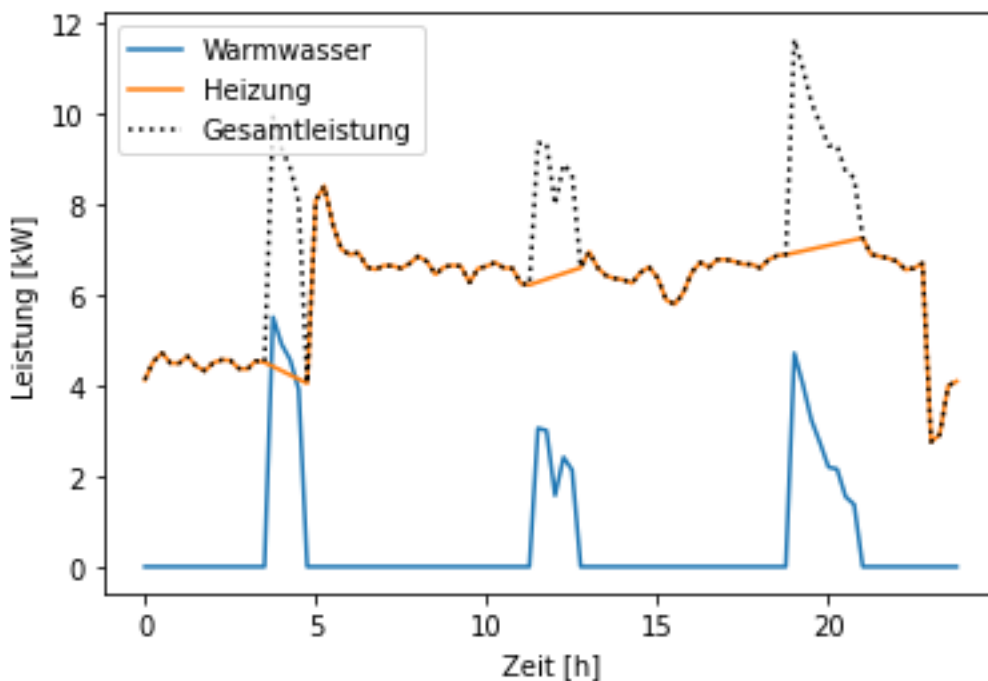


Abbildung 4: Heizleistung, Leistung für die Warmwasseraufbereitung und Gesamtleistung eines parallelen Reglers an einem Tag im Jänner

Beispielhafte Verteilungen des Temperaturanstiegs pro eingesetzter Wärmemenge  $k$  sind in Abbildung 5 zu sehen. Dieser Wert wurde anschließend gemittelt und verwendet, um das Speichervolumen mit Hilfe von

$$V[l] = 3600 * 0.8 * k * c_p * \rho \tag{2}$$

zu bestimmen. Hierbei wurde von einer Leistungsübergabeeffizienz von 80 % ausgegangen.

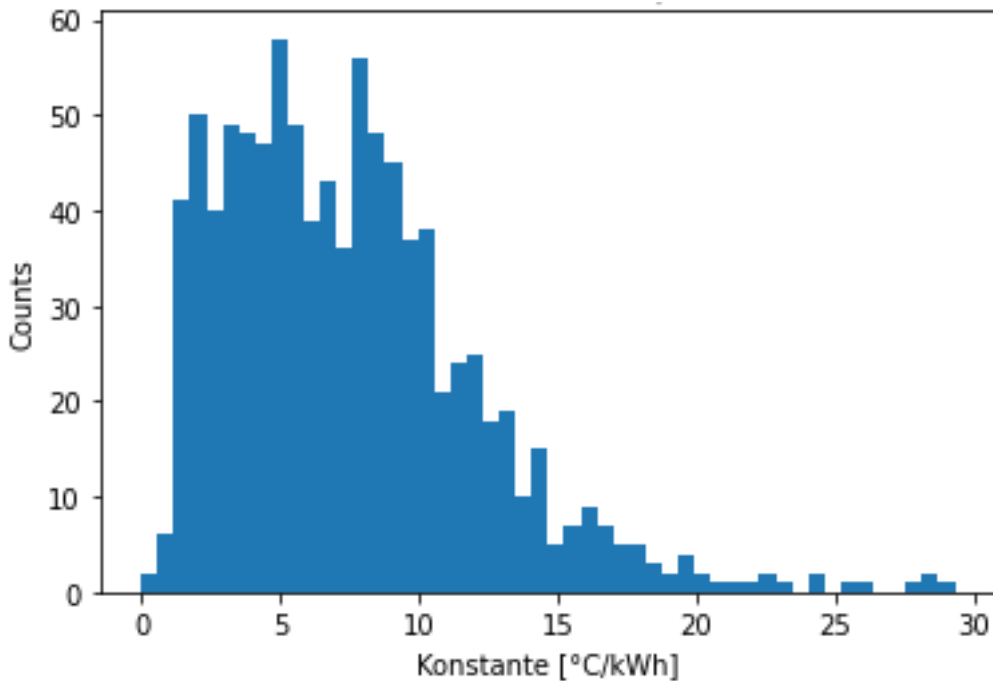


Abbildung 5: Histogramm der Temperaturanstiege pro eingesetzter Wärmemenge für einen Speicher.

Bei der Modellierung der Speicher muss hervorgehoben werden, dass es sich jeweils nur um Abschätzungen handelt, weil (a) die Schichtung anhand eines Temperatursensors nicht exakt bestimmt werden kann und die Messwerte jeweils nur alle 15 Minuten vorliegen, (b) die lineare Interpolation der Heizleistung zu Verzerrungen der Daten führen kann und (c) die Warmwasserentnahme während der Beladung nicht mitberücksichtigt wurde.

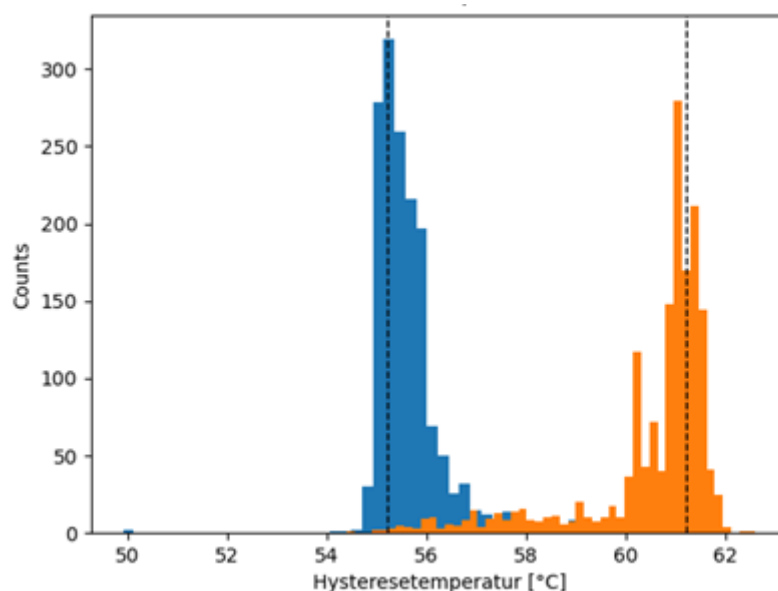
### 3.2.2 Simulation der Speicherregelung

Für die Entscheidung, wann Speicher beladen werden müssen, wurde eine einfache Zwei-Punkt-Regelung simuliert. Diese aktiviert eine Speicherladung, sobald ein Schwellwert - die untere Hysteresetemperatur, unterschritten wird, und deaktiviert sie wieder, sobald die obere Hysteresetemperatur erreicht wird. Die später beschriebenen Optimierungsstrategien für die Lastverschiebung bzw. die Rücklauf temperatursenkungen haben keinen Einfluss auf diese einfache Regelungsstrategie. Sie können aber indirekt Einfluss auf die Speicherbeladung nehmen, indem die unteren Hysteresetemperaturen temporär gesenkt werden, um Ladungen nach hinten zu verschieben bzw. indem die unteren Hysteresetemperaturen erhöht werden, um Ladungen auszulösen/vorzuziehen.

Im einfachsten Fall wurden die Speicher im betrachteten Netz tatsächlich mit zwei konstanten Hysteresen geregelt – allerdings gibt es im betrachteten Netz auch Speicher mit komplexeren Verhaltensmustern. Insgesamt konnten vier Regelungsmuster ausgemacht werden, die alle entsprechend implementiert wurden:

- Konstante Hysteresetemperaturen: Die untere und obere Hysteresetemperatur bleibt über den gesamten Zeitraum konstant.
- Veränderliche obere Hysteresetemperatur: In diesem Fall bleibt die untere Hysteresetemperatur über den gesamten Zeitraum konstant. Allerdings kann die obere Hysteresetemperatur über die Leittechnik zentral erhöht bzw. gesenkt werden.
- Veränderliche Hysteresetemperaturen mit konstanter Spreizung: Auch in diesem Fall wird die obere Hysteresetemperatur über die zentrale Leittechnik vorgegeben. Diese ändert sich im zeitlichen Verlauf. Die untere Hysteresetemperatur ergibt sich durch eine definierte Differenz zur oberen.
- Tageszeitabhängige Hysterese: In diesem Speicher bleibt die obere Hysteresetemperatur konstant, während sich die untere je nach Tageszeit erhöht oder senkt.

Aufgrund der hohen zeitlichen Auflösung von 15 min, Ungenauigkeiten bei der Bestimmung des Temperaturverlaufs im Speicher und Variation im Betriebsverhalten von Speichern, variieren die Hysteresetemperaturen – je nach Speicher oft stark. Ein Beispiel, das dies aufzeigt, findet sich in Abbildung 6. Die Annahme von konstanten Hysteresetemperaturen in der Simulation der Regelung würde zu einer Verzerrung der Realität führen.



**Abbildung 6: Speicher mit schwankenden Hysteresetemperaturen. In blau ein Histogramm der unteren Hysteresetemperatur im Betrieb, in orange das Histogramm der oberen Hysteresetemperatur.**

Hier muss betont werden, dass sich in jedem Brauchwarmwasserspeicher nur ein Temperatursensor befindet, obwohl die Speicher oft geschichtet sind, und die Durchschnittstemperatur in diesem Sinn

keine exakten Angaben über die tatsächlichen Temperaturen in den Speichern liefert. Um die resultierenden Variationen auch in der Simulation der Speicherregelung abzubilden, wurden die Regelparameter „untere Hysteresetemperatur“ und „obere Hysteresetemperatur“ auf Basis einer Normalverteilung stochastisch gestreut, wobei jedem Speicher individuelle Standardabweichungen zugeordnet wurden. Durch diese Maßnahme konnte auch die Anzahl der Speicherladungen gut an die Realität angeglichen werden

### 3.2.3 Kalibrierung

Um sicherzustellen, dass die Speicher, trotz aller getroffenen Annahmen und Vereinfachungen realgetreu abgebildet werden, wurden sie für zwei Heizperioden mit dem beschriebenen Modell simuliert und mit den Originaldaten verglichen. Die Beladung wurde dabei gemäß der beschriebenen Regelung (ohne Eingriff einer Optimierung) abgebildet. Einerseits wurde die gesamte Energiemenge, die für das Beladen der Speicher notwendig ist, verglichen. Da jene über den Mittelwert bestimmten Speichervolumina zu Abweichungen führten und die realen Volumina größtenteils nicht bekannt sind, wurden die Speichervolumen neu kalibriert, so dass die Gesamtenergie, die zur Beladung der jeweiligen Speicher im Zeitraum von zwei Heizperioden notwendig ist, genau zusammenstimmt (siehe Abbildung 7 links). Andererseits wurde die Anzahl der Speicherladungen in den zwei Heizperioden verglichen. Auch hier musste durch Anpassung der Streuungsparameter für die Variation der Hysteresetemperaturen nachgeschärft werden, um die Realität besser abbilden zu können.

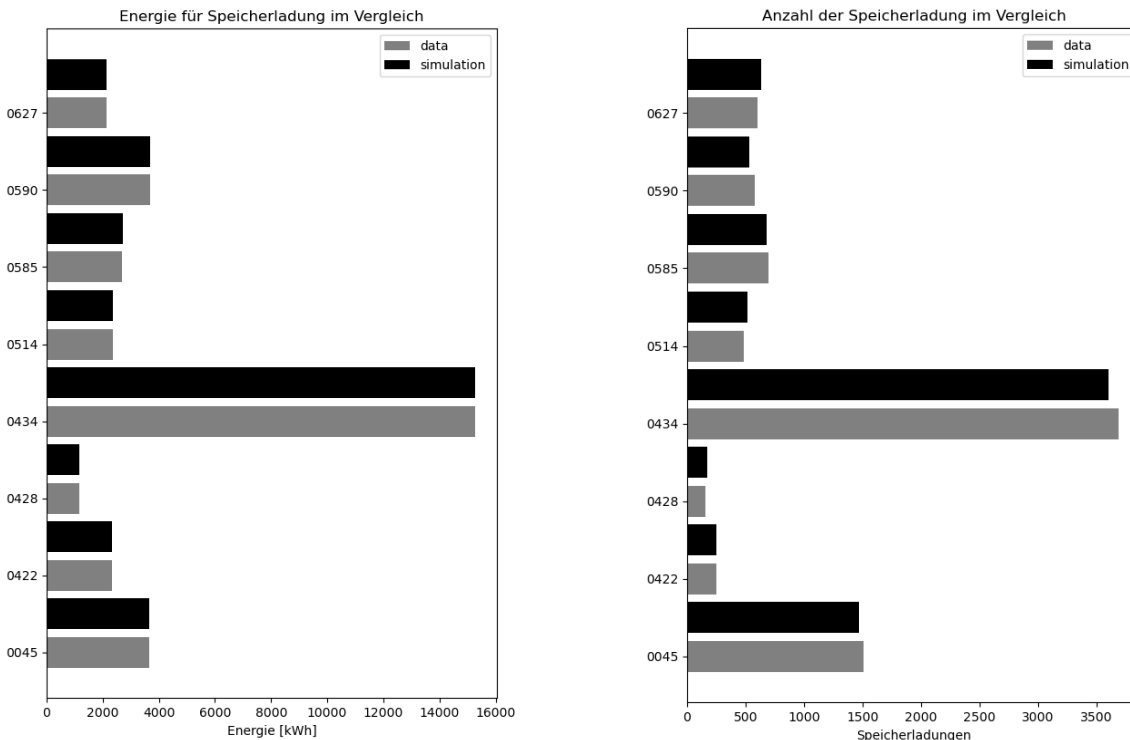


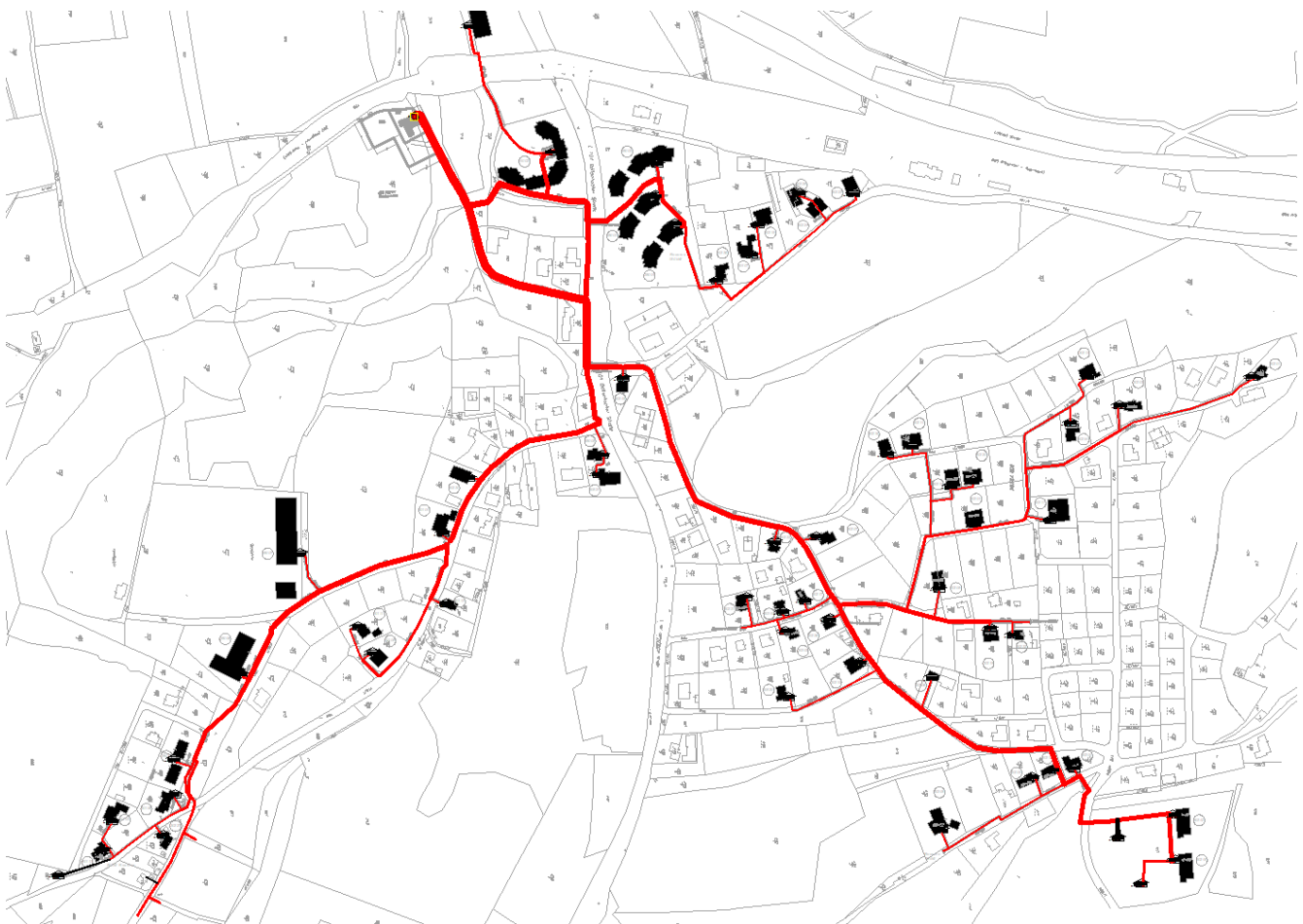
Abbildung 7: Kalibrierung der Speicher über die Gesamtenergie für die Beladung der Speicher in zwei Heizperioden (links) und die Anzahl der Speicherladungen in zwei Heizperioden (rechts)

## 3.3 STANET Simulation

Um die Auswirkungen der Optimierungsstrategien auf das gesamte Netz zu untersuchen, bedarf es einer Netzsimulation. Diese wurde im Projekt mittels der kommerziellen Simulationsumgebung STANET abgebildet. Im Folgenden ist beschrieben wie das hydraulischen Simulationsmodell in STANET aufgebaut wurde (Kapitel 3.3.1), wie darauf basierend Druckabfälle und Wärmeverluste berechnet wurden (Kapitel 3.3.2 und Kapitel 3.3.3), und wie ein Messabgleich im Projekt zur Validierung herangezogen werden konnte (Kapitel 3.3.4). Schlussendlich wird auch erläutert, wie die STANET Netzsimulation über eine REST Schnittstelle automatisiert in die gesamte Simulationsarchitektur eingebaut werden konnte (Kapitel 3.3.5).

### 3.3.1 Aufbau des hydraulischen Simulationsmodells

Für die Fernwärmenetzsimulation in STANET müssen zuerst die Daten aller Leitungen, Abnehmer und Einspeiser initialisiert werden. Grundsätzlich bietet STANET eine Importmöglichkeit für GIS-Daten. Im Falle dieses Projektes mussten die Netzpläne manuell digitalisiert werden, da die Netzdaten nicht in einem importfähigen Dateiformat vorlagen.



**Abbildung 8: Hydraulisches Rechnetzmodell des Referenznetzes**

In dem ausgewählten Referenznetz (siehe Abbildung 8) wurden unter anderem Doppelrohre verbaut, was im Simulationsmodell durch spezielle Vorgaben für Dämmstärken und Leitungsabstände (gemäß

Herstellerangaben) Berücksichtigung fand. Die Wärmeabnehmer wurden als „HA-Zähler“ (Hausanschlusszähler) mit Vorgabe der Anschlussleistung und später auch der Abnahmemengen (Massenströme) sowie einer mittleren Rücklauftemperatur realisiert. Nach Eingabe des Einspeisewerkes erfolgte die Vorgabe der Einspeisetemperatur und der Druckhaltung gemäß realen Einstellwerten. Die benötigte Einspeiseleistung ermittelt sich bei nur einem Einspeiser in STANET automatisch über den Verbrauch zuzüglich den Netzverlusten.

### 3.3.2 Ansatz zur Bestimmung der Wärmeverluste

Bei der Berechnung der Wärmeverluste werden in STANET die Rohrleitungsabschnitte einzeln betrachtet, um die Wärmeableitung durch die Rohre detailliert darstellen zu können. Da isopex-Rohre verwendet wurden, gibt es drei verschiedene Materialschichten zu berücksichtigen:

- Mediumrohr besteht aus einem vernetzten (X) PE-Xa. Das Grundmaterial ist PE, dem der Peroxid während der Extrusion zugesetzt wird.
- Mantelrohr: isopex verwendet das bewährte PE-LLD mit glatter Oberfläche.
- Dämmung: isopex-Rohre werden mit Polyurethan-Hartschaum (PUR) in einer speziell entwickelten Rezeptur isoliert.

Die isoplus-Datenblätter enthalten auch einen kombinierten Wärmedurchgangskoeffizienten (U-Wert) [ $W/m^2K$ ], der den Wärmeverlust durch alle Schichten in einer einzigen Zahl darstellen kann. Dieser kann in STANET für eine schnellere Berechnung eingetragen werden und somit die Wärmeverluste in den Leitungen über das Netz berechnen. Es hat sich gezeigt, dass dieser zusammengefasste Wärmedurchgangskoeffizient realistischere Ergebnisse für die Wärmeverluste liefert als die Abbildung der einzelnen Schichten. Die Werte befinden sich in der Leitungstabelle in STANET und können als CSV-Datei exportiert werden.

### 3.3.3 Grundlagen zur Bestimmung der Druckverluste

Das STANET-Modell ist ein in sich geschlossenes System, innerhalb dessen durch die Fortbewegung des Wassers Druckverluste auftreten. Die wichtigen entscheidenden Faktoren bei der Bestimmung des Druckverlustes innerhalb eines Stahlrohres sind:

- die Anzahl der Bögen, Reduzierungen bzw. Erweiterungen, Ventile und andere Komponenten (Abbildung in STANET über sogenannte Verlustfaktoren)
- die Rohrreibungsverluste aufgrund der Wandrauigkeit.

Letztere sind in diesem Fall fast vernachlässigbar, da isopex-Rohre verwendet wurden, die eine sehr geringe Innenrauigkeit haben. Die Verlustfaktoren hingegen haben einen etwas größeren Einfluss. Da das Netzmodell vereinfacht, ohne die Integration der Bögen, Ventile, etc., aufgebaut wurde, bilden diese Verlustfaktoren den zusätzlichen Druckverlust über diese Einbauteile ab. Hierfür wurden im ersten Schritt langjährige Erfahrungswerte angesetzt.

Die geodätischen Höhen wurden im Netzmodell nicht abgebildet. Das hat zur Folge, dass die Druckmesswerte nicht direkt mit den Vorlauf- und Rücklaufdrücken aus der Simulation verglichen werden können. Was aufgrund des geschlossenen Systems allerdings übereinstimmen muss, sind die Differenzdrücke an den einzelnen Abnehmern im Netz.

### 3.3.4 Kalibrierung des Netzmodells anhand eines Messvergleichs

Anhand eines Messvergleichs sollte das hydraulische Rechenetzmodell verifiziert werden, bevor die ersten Lastfallberechnungen durchgeführt werden. Durch eine Nachrechnung der Messwerte wird überprüft, ob das Simulationsmodell vernünftige Ergebnisse liefert. Insbesondere die Druckverluste zwischen Einspeiser und Netzschlechtpunkt sollten dabei möglichst übereinstimmen. Mit der Netzkalibrierung werden unter anderem auch Rohrleitungsparameter wie Rauigkeit und Längskorrekturfaktor geprüft und ggf. angepasst. Die Wärmeverluste ermitteln sich über die Wärmedurchgangsfaktoren (Herstellerangaben) in Abhängigkeit des Verlegesystems. Neben Drücken sind bei Brainy Heat Grids vor allem Temperaturverluste zu betrachten, die genau über diese Wärmedurchgangskoeffizienten in Abhängigkeit von Nennweite und Verlegesystem abgebildet werden.

Das rechenfähige Netzmodell wurde validiert, indem es anhand der Messdaten aus dem Winter 2021/22 überprüft wurde. Üblicherweise werden Stundenwerte - oder falls vorhanden sogar Viertelstundenwerte - für die verschiedenen Parameter im Netz wie z. B. Temperaturen, Leistungen, Massenströme, Druckwerte usw. zur Verfügung gestellt. Aus diesen Messwerten werden ein oder mehrere stabile Betriebszustände ohne große Schwankungen ausgewählt und versucht, durch die Simulation zu rekonstruieren, indem die Messwerte mit den Simulationsergebnissen abgeglichen und einzelne Netzparameter ggf. nochmals nachjustiert werden. In diesem Fall wurde der Zeitpunkt 29.12.2021 um 17:20 Uhr ausgewählt und das Netz auf diesen Zeitpunkt kalibriert.

Die wichtigsten Informationen wurden aus den Daten jedes einzelnen Zählers für den ausgewählten Messzeitpunkt gesammelt und in STANET importiert. Dazu gehören der Durchfluss [t/h] und die Rücklauftemperatur [°C]. Zum Abgleich der Messdaten mit den Werten aus der Simulation sind insbesondere auch die Druckwerte von hoher Relevanz. Vorgabewerte für die Simulation sind hier der Netzein- und -austrittsdruck am Einspeiser. Zusätzlich wurde die Vorlauftemperatur gemäß Messzeitpunkt am Einspeiser vorgegeben.

Tabelle 1 zeigt einen Vergleich zwischen den berechneten und simulierten Werten an der Einspeisung sowie an fünf Hausübergabestationen im Netz.

In einem ersten Schritt erfolgte ein Abgleich der Wärmeverluste. Die gemessenen Wärmeverluste sind tendenziell viel höher (27%) als die mit dem hydraulischen Netzmodell errechneten Wärmeverluste (13%). Das kann einerseits daran liegen, dass die Dämmung der Rohre mit der Zeit aufgrund ihres Alters schlechter wird und dadurch die Wärmeverluste größer. Die Netzberechnung hingegen basiert auf Herstellerangaben für neue Rohrleitungen. Die Einführung eines sogenannten Alterungsfaktors könnte die Messwerte und die Simulationsergebnisse weiter angleichen. Zudem werden die Netzberechnungen alle statisch ausgeführt. Es werden somit keine dynamischen Effekte wie Auskühlungsprozesse berücksichtigt. Für die finale Anwendung des Netzmodells, das für die Berechnung der KPIs in Kapitel 4.2 herangezogen wurde, wurde der Alterungsfaktor so festgelegt, dass die Wärmeverluste in der Netzberechnung gut mit den gemessenen Wärmeverlusten übereinstimmen. Durch diese Anpassung stieg aber der Unterschied der gemessenen Rücklauftemperaturen mit der simulierten.

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG

**Tabelle 1: Ergebnisse des Messvergleichs am 29.12.2021 um 17:20**

| Regler       | p <sub>VL</sub> |      | p <sub>RL</sub> |      | Δp    |      | T <sub>VL</sub> |      | T <sub>RL</sub> |      | ΔT   |      | Q'                  |            | V'     |       |
|--------------|-----------------|------|-----------------|------|-------|------|-----------------|------|-----------------|------|------|------|---------------------|------------|--------|-------|
|              | [bar]           |      | [bar]           |      | [bar] |      | [°C]            |      | [°C]            |      | [°C] |      | [kW]                |            | [m³/h] |       |
|              | gem             | ber  | gem             | ber  | gem   | ber  | gem             | ber  | gem             | ber  | gem  | ber  | gem                 | ber        | gem    | ber   |
| R 0001       | 8,06            | 8,06 | 4,71            | 4,71 | 3,35  | 3,35 | 83,1            | 83,1 | 50,2            | 49,9 | 32,9 | 33,2 | 741                 | 743        | 19,01  | 19,88 |
| R 0174       | 5,35            | 7,26 | 3,72            | 5,57 | 1,63  | 1,69 | 65,6            | 68,1 | 39,8            | 41,0 | 25,8 | 27,1 | 7                   | 9,4        | 0,23   | 0,31  |
| R 0268       | 4,71            | 7,42 | 2,32            | 5,39 | 2,39  | 2,04 | 77,8            | 77,0 | 75,2            | 62,5 | 2,6  | 14,5 | 0                   | 9,8        | 0,00   | 0,60  |
| R 0405       | 2,99            | 7,91 |                 |      |       |      | 72,8            | 78,8 | 27,5            | 35,4 | 45,3 | 43,4 | 2                   | 7,8        | 0,06   | 0,16  |
| R 0525       | 0,68            | 7,42 |                 |      |       |      | 78,4            | 75,3 | 41,2            | 43,5 | 37,2 | 31,8 | 27                  | 15,9       | 0,61   | 0,44  |
| R 0612       | 0,68            | 7,45 |                 |      |       |      | 79,6            | 78,0 | 56,4            | 55,0 | 23,2 | 23,0 | 35                  | 18,4       | 1,28   | 0,71  |
| <b>Summe</b> |                 |      |                 |      |       |      |                 |      |                 |      |      |      | <b>481</b>          | <b>564</b> |        |       |
|              |                 |      |                 |      |       |      |                 |      |                 |      |      |      | Wärmeverluste [kW]: | 260        | 179    |       |
|              |                 |      |                 |      |       |      |                 |      |                 |      |      |      |                     | 35%        | 24%    |       |

Auch bei den Druckwerten gibt es nennenswerte Unterschiede zwischen Messung und Simulation. Aufgrund der fehlenden Höhendaten liegt der Fokus hier auf dem Abgleich der Differenzdrücke. Außerdem sind die gemessenen Vorlaufdrücke der Regler R 0525 und R 0612 unplausibel, möglicherweise handelt es sich hier um Messfehler. Der Differenzdruck an der Einspeisung wurde gemäß den Messwerten vorgegeben. Die aus der Netzberechnung resultierenden Differenzdrücke bei den Abnehmern sollten theoretisch mit den Messwerten identisch sein. Es zeigt sich aber, dass die berechneten Werte einmal etwas größer und einmal kleiner sind als die gemessenen und daher keine eindeutige Tendenz aufweisen (Messzeitpunkt 29.12.2021). Es wurde versucht, durch Änderung der Verlustfaktoren zur Abbildung der Einbauteile, die Werte besser anzugleichen und dadurch ein besseres Abbild des Systems zu schaffen.

### 3.3.5 Simulation von Zeitreihen

Die STANET Netzsimulation konzentriert sich pro Rechenschritt immer nur auf einen durch den Solver vorgegebenen Netzzustand. Bei der Simulation von Zeitreihen in STANET erfolgen mehrere Rechenschritte (Zeitschritte) aufeinander. Dieser Prozess kann zum Beispiel über Python automatisiert werden, indem die REST-API Schnittstelle von STANET genutzt wird. Insbesondere können durch den wiederholten Aufruf der Schnittstelle mehrere Netzberechnungen aneinandergereiht werden, und Zeitreihen in STANET automatisiert berechnet werden.

Die Schnittstelle orientiert sich an der REST-API von STANET, die im Wesentlichen vier verschiedene http-Requests in STANET umsetzen kann: (a) das Laden eines Netzes, (b) den Import von .csv Dateien und die Integration in ein spezifisches Netz, (c) den Export von .csv Dateien und (d) das Berechnen eines Netzes. So können über das request-Modul von Python automatisiert Daten gesendet und empfangen und Netzsimulationen gestartet werden. Mit diesen Funktionen ist es möglich, ein Skript zu programmieren, das es dem Benutzer erlaubt, regelmäßig verschiedene Input-Daten wie Leistungen, Massenströme oder auch Rücklauftemperaturen zu übertragen, diese in STANETs Berechnungsparameter-Tabelle zu integrieren und eine Simulation ohne Personalaufwand durchzuführen. Anschließend können die Ergebnisse der Netzberechnung exportiert werden.

Konkret ergibt sich der Ablauf einer automatisierten Zeitreihensimulation wie folgt:

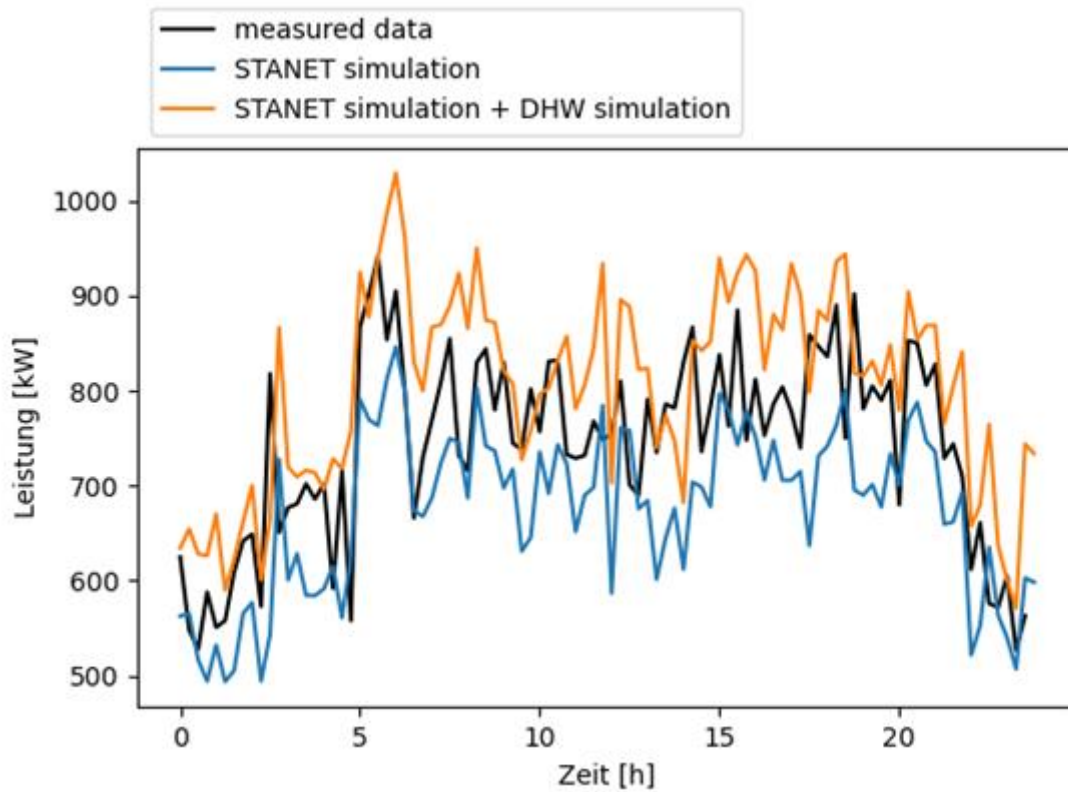
Zu Beginn einer Zeitreihensimulation muss ein bestehendes Netz in STANET geladen werden.

Außerdem müssen alle relevanten Daten exportiert werden: Zähler, Einspeisewerke, Knoten und Leistungen. Anschließend werden in jedem Zeitschritt folgende Schritte durchlaufen:

- Änderung der Durchflüsse und Soll-Rücklauf temperaturwerten an allen Übergabestationen (Zählern) und Importieren dieser geänderten Daten. Die Werte werden im einfachsten Fall anhand von vorliegenden Messwerten den richtigen Zeitstempeln angepasst. Wenn die Netzsimulation an eine Optimierung angeknüpft ist, werden die Daten zusätzlich von den Ergebnissen der Speichersimulation auf Basis der Optimierung angepasst.
- Änderung der Vorlauf temperatur am Einspeisewerk und Importieren des geänderten Datensatzes. Die Vorlauf temperatur wird anhand von vorliegenden Messwerten zum gegebenen Zeitpunkt übernommen.
- Berechnung des Netzes.
- Export der Zähler, Einspeisewerke, Leitungen und Knoten. Zähler und Einspeisewerke dienen als Ausgangspunkt für die nächste Iteration. Leitungen, Knoten und Einspeisewerke dienen insbesondere dem Tracking des Netzverlustes, der Rücklauf temperatur an interessanten Stellen im Netz, sowie der Leistung und des Pumpstromaufwands am Heizwerk.

Um diese Schnittstelle zu testen, wurde ein aufgebautes Netz an einem Beispieltag für 96 Zeitschritte in Folge berechnet, und die Ergebnisse wurden mit den tatsächlichen Messwerten verglichen. Die Vergleiche finden sich in Abbildung 9 und Abbildung 10. Zusätzlich werden die Auswirkung der Modellierung der Brauchwarmwasserspeicher durch das Speichermodell (siehe Kapitel 3.2) gezeigt. In

Abbildung 9 und Abbildung 10 wurde die Beladung der Speicher in Python simuliert und die Rücklauftemperaturen und Flüsse an den Übergabestationen entsprechend angepasst.



**Abbildung 9: Leistung am Heizwerk an einem Beispieltag im Dezember. Gemessene Leistung (schwarz) im Vergleich zur Leistung berechnet durch die STANET-Simulation auf Basis von realen Werten für Durchfluss und Rücklauftemperaturen an den Übergabestation (blau) und Gesamtleistung durch die STANET-Simulation kombiniert mit der Simulation der Beladung von Warmwasser- und Pufferspeichern (orange).**

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG

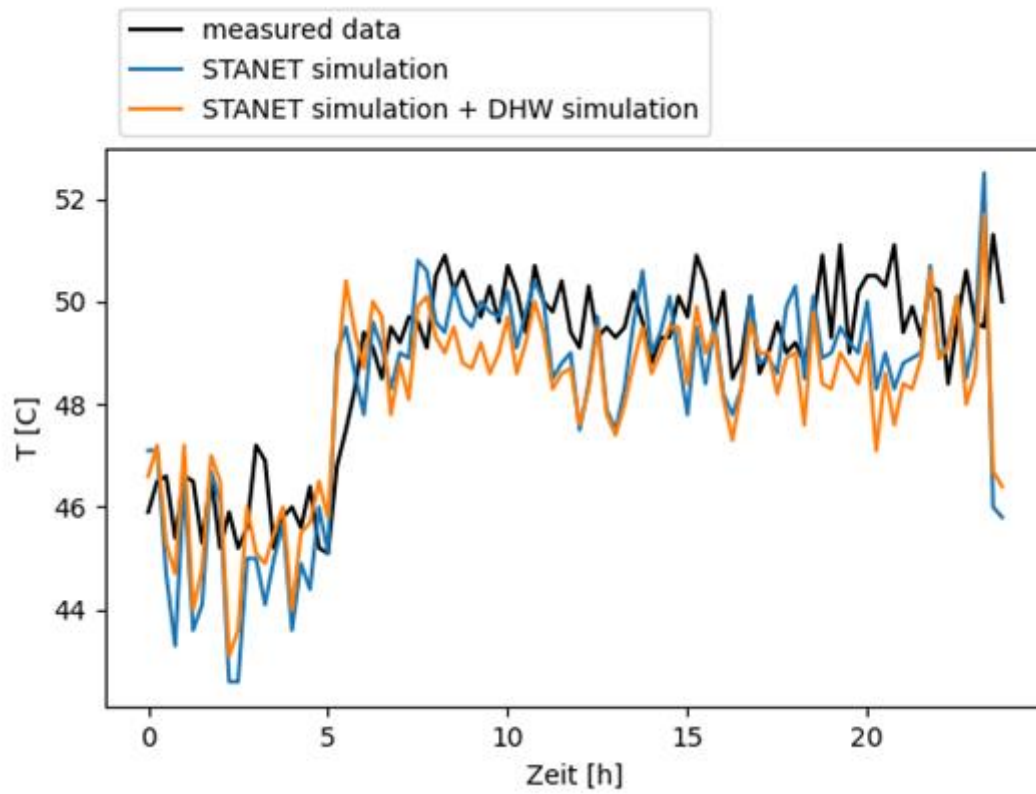


Abbildung 10: Rücklauftemperatur am Heizwerk an einem Beispieltag im Dezember. Gemessene Rücklauftemperatur (schwarz) im Vergleich zur Rücklauftemperatur berechnet durch die STANET-Simulation auf Basis von realen Werten für Durchfluss und Rücklauftemperaturen an den Übergabestation (blau) und Rücklauftemperatur durch die STANET-Simulation kombiniert mit der Simulation der Beladung von Warmwasser- und Pufferspeichern (orange).

## 3.4 Optimierungsansätze

Für die Optimierung der Speicherladungen werden zwei verschiedene Ansätze verfolgt. Im Kapitel 3.4.1 wird eine prädiktive Optimierung vorgestellt, die Lastspitzen glättet und so das Heizwerk entlasten kann. In Kapitel 3.4.2 wird eine Optimierung zur temporären Senkung der Rücklaufemperatur behandelt. Die Auswirkungen der Optimierung auf Puffer- und Brauchwarmwasserspeicher werden mit Hilfe des beschriebenen Speichermodells simuliert, und die Auswirkungen auf das Fernwärmenetz werden mit der STANET Netzsimulation ermittelt. Eine detaillierte Beschreibung der simulierten Varianten findet sich in Kapitel 3.4.3 und die Bewertungskriterien sind in Kapitel 3.4.4 dargestellt.

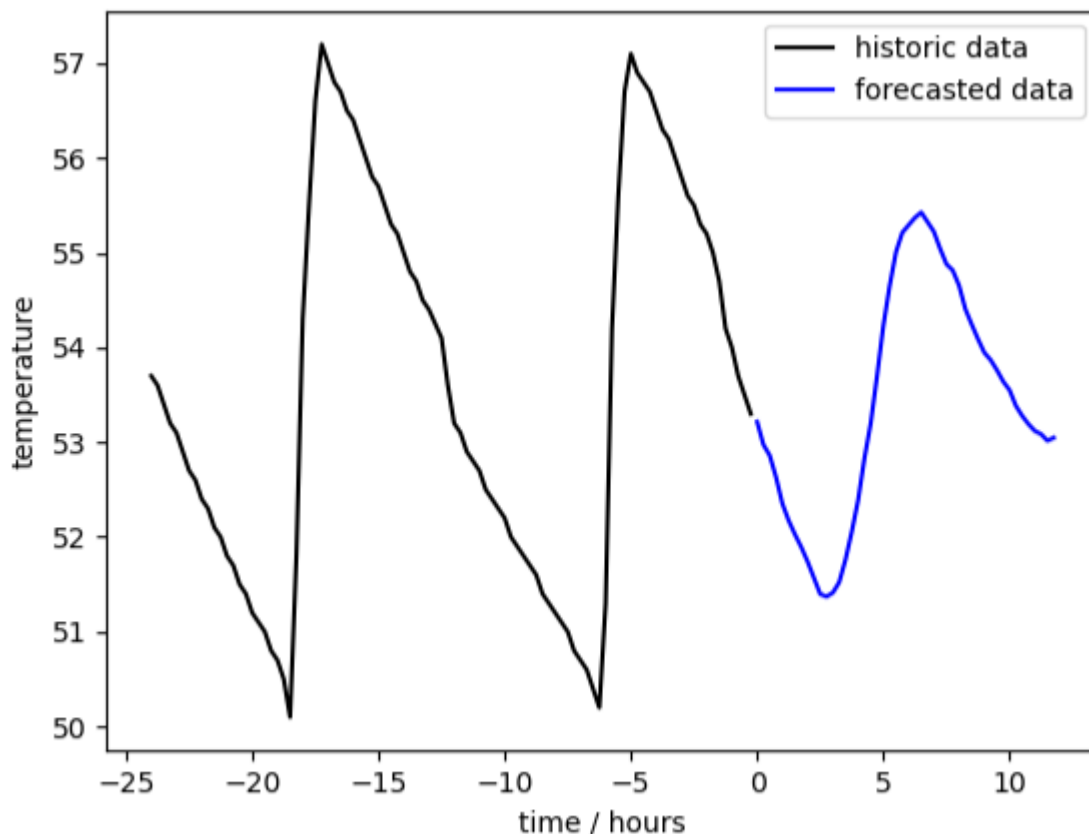
### 3.4.1 Lastspitzenglättung

Um Lastspitzen zu glätten, wurde eine prädiktive Regelung umgesetzt. Diese optimiert den Betrieb der Brauchwarmwasserspeicher auf Basis von Gesamtlastprognosen und von Prognosen der Temperatur in den einzelnen Speichern.

Prognosen der Speichertemperatur sind notwendig, um für jeden Speicher (i) das Zeitfenster zu bestimmen, in dem die Speicherladung verschoben werden kann, und (ii) eine Prognose für das Beladesignal der einzelnen Speicher zu erstellen, um den Anteil der Warmwasserladungen an der Gesamtlastprognose zu bestimmen. Die Bestimmung des Zeitfensters, innerhalb dessen die nächste Speicherladung stattfinden muss, um die untere Hysteresetemperatur maximal um 5 Kelvin zu unterschreiten, und die Bestimmung der Prognose des Speicherladesignals erfolgte in drei Schritten (siehe unten) In dieser Optimierung wurde davon ausgegangen, dass Speicherladungen nicht vorgezogen werden sollen, sondern ausschließlich nach hinten zu späteren Zeitpunkten hin verschoben werden können. Dadurch soll vermieden werden, dass durch die Verschiebungen eine größere Anzahl an Ladungen verursacht wird, die wiederum mit zusätzlichen Verlusten verbunden wären. Es wurde angenommen, dass die ursprüngliche unterer Hysteresetemperatur jedes Speichers temporär um insgesamt 5 Kelvin herabgesetzt werden kann. Diesbezüglich galt es einen guten Kompromiss zwischen dem maximalen Flexibilitätspotenzial und der Vermeidung von Komforteinbußen zu erreichen.

#### Schritt 1: Prognosen der Speichertemperaturen der Pufferspeicher

In Abbildung 11 findet sich die beispielhafte Prognose eines regelbaren Brauchwarmwasserspeichers. Das Verhalten der einzelnen Speicher ist sehr unterschiedlich. So unterscheiden sich auch der Horizont für die Prognosen und die Qualität. Ausschlaggebend für die Optimierung ist vor allem der Zeitpunkt der nächsten zu erwartenden Warmwasserladung, der sich durch einen Anstieg der prognostizierten Speichertemperatur auszeichnet.

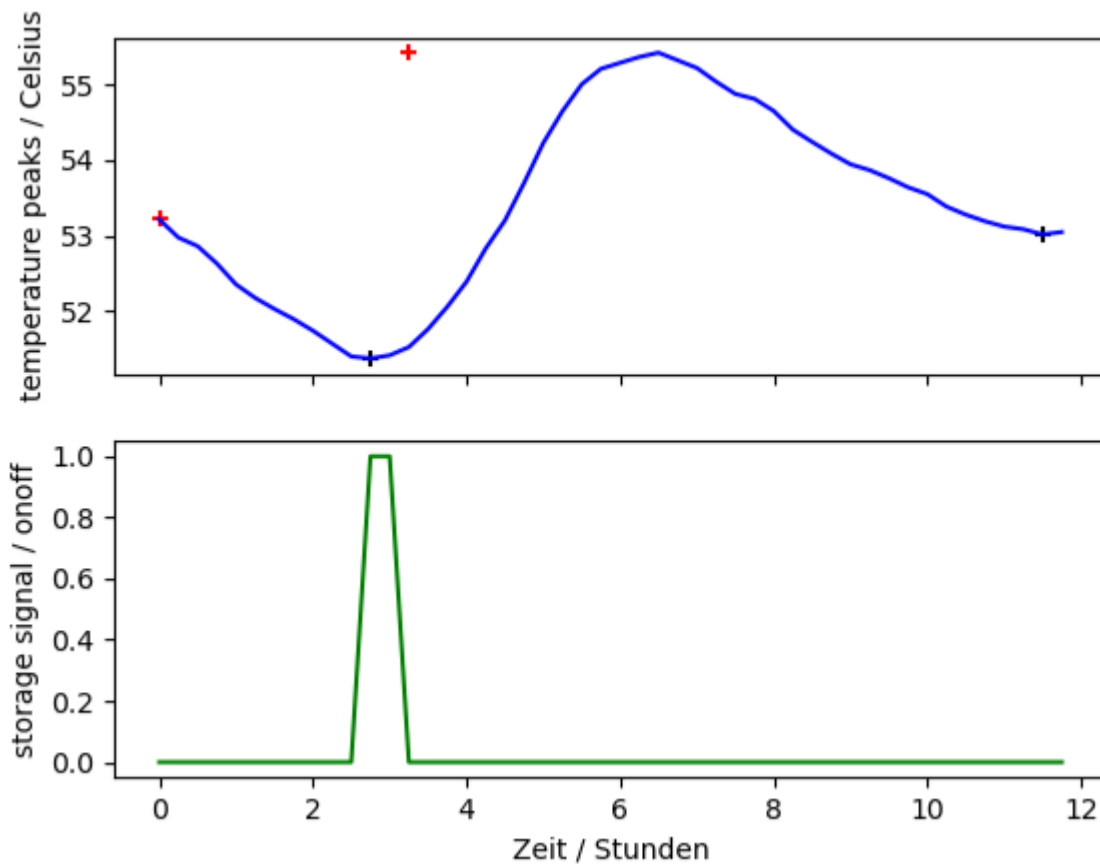


**Abbildung 11: Zeitlicher Verlauf der Temperatur eines Speichers über den Zeitraum eines Tages (schwarz) mit anschließender Prognose zum Temperaturverlauf über die nächsten zwölf Stunden (blau)**

## Schritt 2: Übersetzen der Prognosen der Speichertemperaturen in ein Speicherladesignal (Startpunkt + Dauer)

Um die Prognosen der Speichertemperatur in ein Ladesignal zu übersetzen, wurden im ersten Schritt alle Spitzen und Täler in den Prognosen detektiert. Ein Kriterium dafür war unter anderem, dass sich die Peaks im Vergleich zu ihrer Umgebung um 1 Kelvin hervorheben.

Im nächsten Schritt wurde das Ladesignal der Speicher so gewählt, dass von jedem Tal zu jeder Spitze eine Ladung stattfindet. Da die Prognosen den Temperaturanstieg oft nicht exakt treffen, und der Temperaturanstieg eher unterschätzt wird, wurde abschließend die Dauer des Speicherladesignals so angepasst, dass bei gegebener Leistung eine vollständige Beladung des Speichers stattfindet. Ein Beispiel dazu findet sich in Abbildung 21. Für das Ladesignal wurde immer ein rechteckiges Signal angenommen, das heißt dass die Ladung immer mit einer konstanten Leistung stattfindet. Diese Leistung ergab sich individuell für jeden Speicher aus dem Median aller beobachteten Ladeleistungen in den Referenzdaten.



**Abbildung 12: Prognose der Speichertemperatur (blau, oben) mit markierten Spitzen und Tälern und Speicherladesignal im zeitlichen Verlauf (grün, unten). Die Temperaturspitze wurde zeitlich vorgeschoben, da eine Warmwasserladung im Falle dieses Speichers nur eine halbe Stunde dauert und der prognostizierte Temperaturanstieg in diesem Falle zu langsam war.**

### Schritt 3: Festlegen der Intervalle, in denen die Verschiebung stattfinden kann

Um die Flexibilität der einzelnen Brauchwarmwasserspeicher in Form von Zeitfenstern, in denen die Beladung der Brauchwarmwasserspeicher stattfinden kann, zu bestimmen, wurde eine lineare Extrapolation verwendet. Im ersten Schritt wurden die Täler und Spitzen, die in der Prognose der Speichertemperatur detektiert wurden (siehe Abbildung 12) herangezogen und das nächste vollständige Tal als nächste Speicherladung deklariert. Um zu bestimmen, wie weit diese nächste Ladung nach hinten verschoben werden kann, wurde der Temperaturabfall vom letzten Peak, bzw. der Temperatur zum Zeitpunkt 0, bis zu eben diesem Tal linear extrapoliert (siehe Abbildung 13). Das Flexibilitätsintervall ergibt sich dann aus dieser Geraden. Die Speicherladung kann so lange hinausgezögert werden, bis die Speichertemperatur mehr als 5 Kelvin unter der unteren Hysteresetemperatur (schwarzes +) liegt. Der Temperaturabfall in den einzelnen Speichern ist nicht immer linear und hängt auch stark von dem Benutzerverhalten ab. Dieser Prozess ergibt also ausschließlich eine Abschätzung des Intervalls, in dem die Speicherladung verschoben werden kann.

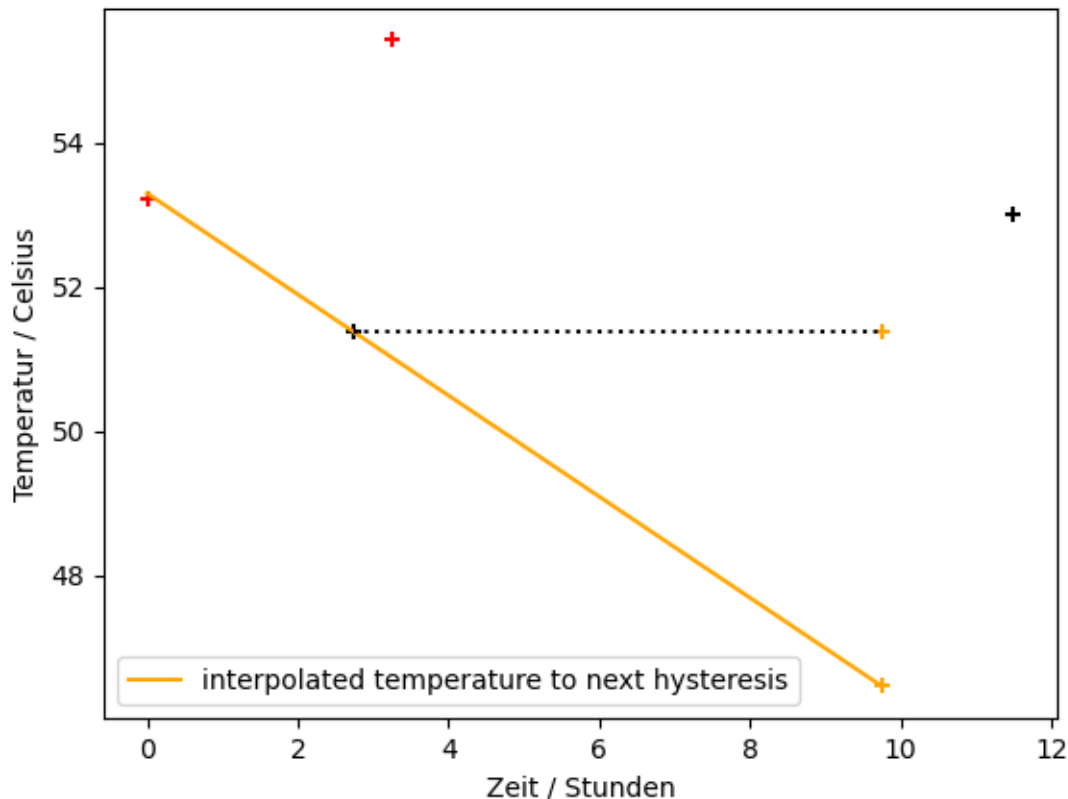
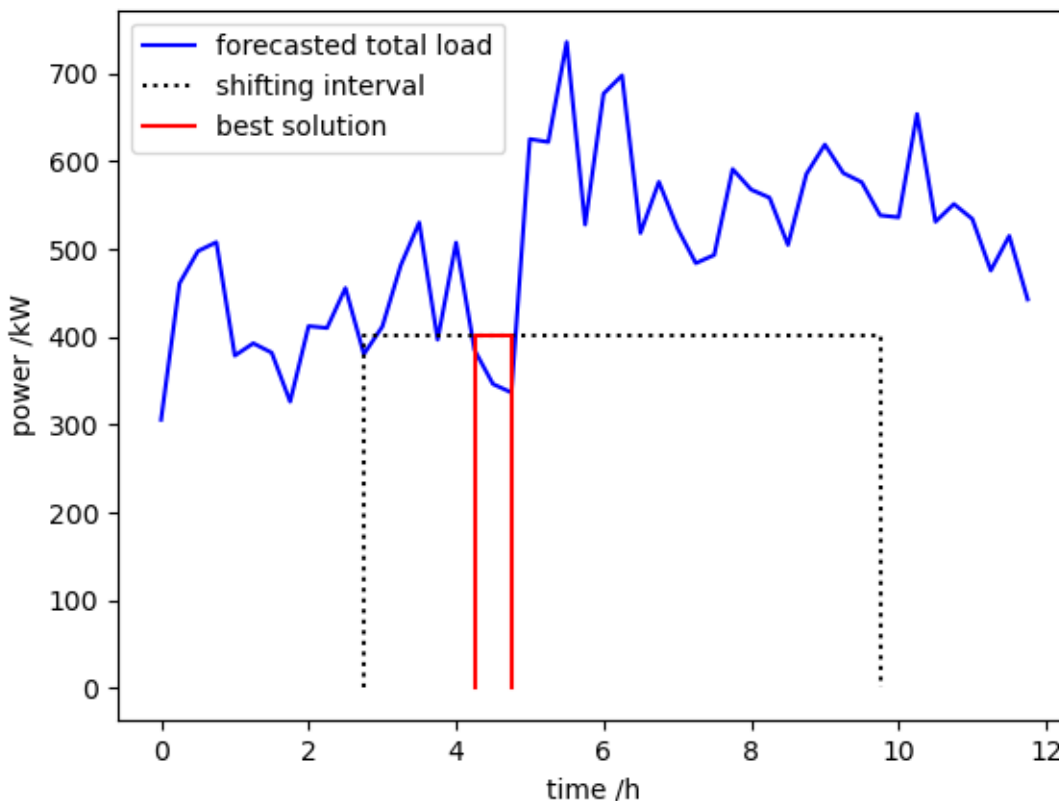


Abbildung 13: Bestimmung des Zeitfensters innerhalb dessen die nächste Speicherbeladung stattfinden muss anhand von linearer Extrapolation der Speichertemperatur (orange) vom letzten Peak (rotes +) zum nächsten prognostizierten Tal (schwarzes +). Das Ende des Toleranzzeitfensters wird dort gesetzt, wo die Speichertemperatur in der Extrapolation die untere Hysterese Temperatur (Tal) um höchstens 5 °C unterschreitet.

### Iterative Optimierung der optimalen Ladezeitpunkte von Speichern

Nachdem für jeden einzelnen Speicher sowohl das Ladesignal als auch der Zeitraum innerhalb dessen die nächste Ladung stattfinden kann festgelegt wurden, kann der beste Beladungszeitpunkt für jeden Speicher in einer iterativen Optimierung festgestellt werden. Zuerst mussten hierfür die Prognosen der einzelnen Speicherladesignale von der Gesamtlast abgezogen werden, um jenen Anteil der Gesamtlast zu erhalten, der von der Optimierung nicht beeinflusst werden kann. Dann wurde Speicher für Speicher der beste Ladezeitpunkt so bestimmt, dass die Spitze der neuen Gesamtlast, also der Summe aus der nicht verschiebbaren Gesamtlast und der Speicherladung, so gering wie möglich ausfällt. Die Bestimmung des besten Ladezeitpunktes kann in Abbildung 14 nachvollzogen werden. Die nicht-verschiebbare Gesamtlast wurde nach der Optimierung jedes einzelnen Speichers mit dem resultierenden Ladesignal aus der Optimierung upgedatet.

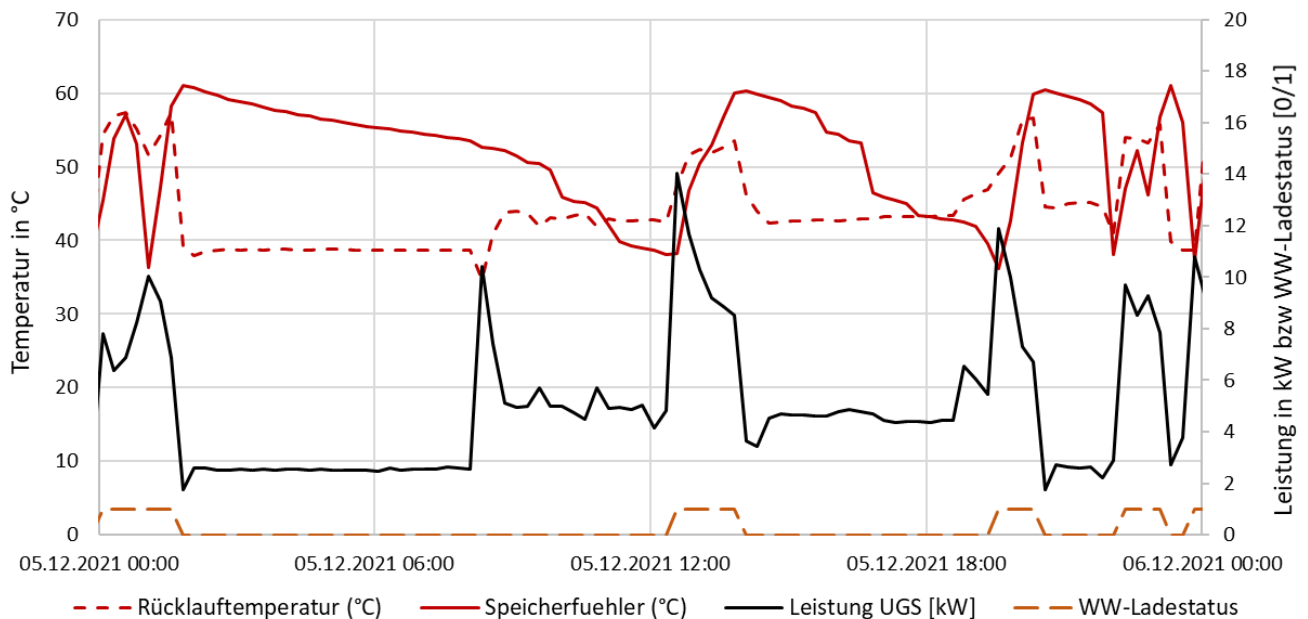


**Abbildung 14: Bestimmung des besten Zeitpunktes für die nächste Speicherladung (rotes Rechteck) innerhalb des Flexibilitätsintervalls (schwarz strichliertes Rechteck). Der beste Zeitpunkt ergibt sich so, dass die Spitze der Gesamtlast (blau) im gegebenen Intervall so niedrig wie möglich ausfällt.**

Abschließend müssen die Resultate aus der Optimierung noch in einer Regelung umgesetzt werden. Hierfür wurden die unteren Hysteresetemperaturen aller Speicher dauerhaft um jeweils 5 Kelvin herabgesetzt. Zu den Zeitpunkten, die laut Optimierung zur geringsten Lastspitze führen, wurde die Hysteresetemperatur des entsprechenden Speichers wieder auf die ursprüngliche Hysteresetemperatur gesetzt, also um 5 Kelvin erhöht, um Speicherladungen genau zu diesen Zeitpunkten auszulösen.

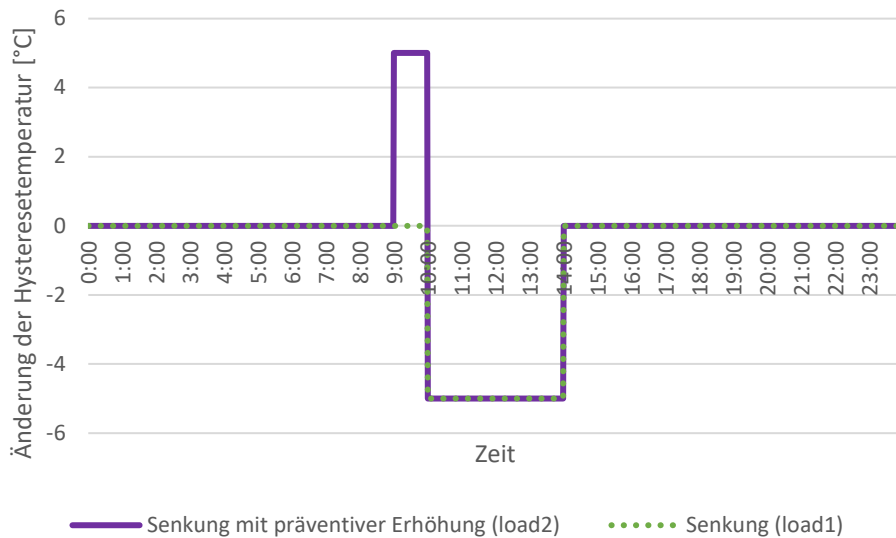
### 3.4.2 Temporäre Senkung der Rücklaufemperatur

Auch die temporäre Senkung der Rücklaufemperatur basiert auf der Verschiebung von Beladungen von Brauchwarmwasser- und Pufferspeichern. Die Rücklaufemperaturen sind im Regelfall bei der Beladung von Speichern höher als bei einer Auslastung rein über die Raumheizung. Das hängt vor allem damit zusammen, dass für die Beladung von Brauchwarmwasserspeichern allgemein ein höheres Temperaturniveau erforderlich ist. In Abbildung 15 ist der Zusammenhang zwischen der Speicherbeladung und der Rücklaufemperatur anhand eines Speichers beispielhaft zu sehen. Sobald eine Speicherladung aktiviert wird, also wenn das orange strichlierte Signal den Wert 1 annimmt, steigt die Rücklaufemperatur (rot strichliert) vom Basiswert um die 40°C auf 50 bis 55°C.



**Abbildung 15: Zusammenhang zwischen Speicherladung und Rücklauftemperatur: Das Speicherladesignal (orange und strichliert) ist Eins, wenn eine Wasserladung im Gange ist und Null, wenn nicht. Bei Aktivierung der Speicherladung steigt die Rücklauftemperatur (rot, strichliert) vom Basiswert um die 40°C auf 50 bis 55°C. Zusätzlich gezeigt sind der Temperaturverlauf im Brauchwarmwasserspeicher (rot) und die Leistung an der Übergabestation (schwarz).**

Die temporäre Senkung der Rücklauftemperatur an jener Stelle im Wärmenetz, an der solarthermische Anlagen einspeisen ist eine gute Maßnahme, um die Effizienz dieser Anlagen zu erhöhen, und die Einspeiseleistung von Erneuerbaren Energien ins Fernwärmenetz zu erhöhen. Hier gilt es vor allem die Rücklauftemperatur zu jenen Zeiten zu senken, an denen das Einspeisepotential von solarthermischen Anlagen hoch ist. In dieser Optimierung wurde beispielhaft versucht die Rücklauftemperaturen zwischen 10:00 und 14:00 zu senken. Um dies zu erreichen, wurde einerseits die untere Hysteresetemperatur aller Speicher zwischen 10:00 und 14:00 um 5 Kelvin gesenkt. Dadurch werden Speicherladungen vor allem nach hinten verschoben. Um auch das Potential von vorgelagerten Speicherladungen zu untersuchen, wurde zusätzlich versucht die untere Hysteresetemperaturen vor der Absenkung zwischen 09:00 und 10:00 zu erhöhen. Beide Optionen: reine Absenkung und Absenkung mit präventiver Erhöhung sind in Abbildung 16 zu sehen.



**Abbildung 16: Änderung der unteren Hysterese­temperatur im zeitlichen Verlauf. In Standardfall (grün gepunktet) wird die untere Hysterese­temperatur zwischen 10:00 und 14:00 gesenkt, um Speicherladungen möglichst zu vermeiden. In einem weiteren Fall (lila) wird die Hysterese­temperatur zuerst, also zwischen 09:00 und 10:00 erhöht, um Speicherladungen zu forcieren und anschließend wieder um insgesamt 10 Kelvin gesenkt.**

### 3.4.3 Simulierte Varianten

Um die Auswirkungen der temporären Rücklauf­temperatursenkung und der Lastspitzenglättung im betrachteten Netz zu bestimmen, wurde eine Vielzahl an Varianten simuliert und verglichen. Ein Überblick dazu findet sich in Tabelle 2. Nähere Erläuterungen zu den Beschriftungen werden hier aufgelistet:

- Die Bezeichnung „gemessene Daten“ und „simulierte Daten“ dient der Kennzeichnung des Referenzszenarios, indem die gemessenen Daten des Fernwärmenetzes dargestellt werden und keine Simulation vorgenommen wurde.
- Das Netz im Ist-Stand verfügt über 35 Brauch­warmwasserspeicher, allerdings sind aufgrund von fehlerhafter Sensorik einerseits, und einspeisenden Solarthermieanlagen andererseits davon nur acht tatsächlich als Flexibilität ansteuerbar. Um den Fall eines flexibleren Netzes abzubilden, wurden simulativ 15 Brauch­warmwasserspeicher hinzugefügt („Ausbauszenario“), was insgesamt zu höheren Lasten und mehr Flexibilität führt.
- Alle Simulationen wurden einmal für den Referenzzeitraum einer Woche im November (13.11.2021-20.11.2021) und eine Woche im Dezember (13.12.2021-20.12.2021) durchgeführt. Während die Datenlage im November nahezu perfekt war, mussten im Dezember einige Messlücken synthetisch befüllt werden. Dies ist so erfolgt, dass die Volumenstrombilanz zu jedem Zeitpunkt der Netzsimulation geschlossen ist.
- Für die Simulationen wurden jeweils die Lastspitzenglättung (Kapitel 3.4.1) **oder** die temporäre Rücklauf­temperatursenkung (Kapitel 3.4.2) im Referenzzeitraum simuliert. Für die temporäre Rücklauf­temperatursenkung kamen zwei verschiedene Methoden zum Einsatz (siehe Abbildung 16):
  - Fenster 1: Senkung der unteren Hysterese­temperaturen aller ansteuerbaren Brauch­warmwasserspeicher im Zeitraum von 10:00-14:00 (grün in Abb. 11)

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG

- Fenster 2: Senkung der unteren Hysteresetemperatur aller ansteuerbaren Brauchwarmwasserspeicher im Zeitraum von 10:00-14:00 und präventive Erhöhung der unteren Hysteresetemperaturen im Zeitraum von 09:00-10:00
- Die Hysteresetemperaturen wurden in den meisten Fällen maximal um 5 Kelvin gesenkt. Es gibt insgesamt vier Referenzfälle, in denen eine Absenkung von 10 Kelvin untersucht wurde.

**Tabelle 2: Auflistung der simulierten Varianten (grau bedeutet durchgeführt)**

|                    | gemessene Daten<br>(Referenz) | simulierte Daten | Ist-Stand (8 ansteuerbare<br>Warmwasserspeicher) | Ausbau (21 ansteuerbare<br>Warmwasserspeicher) | Novemberwoche | Dezemberwoche | Keine Optimierung | Lastspitzenglättung | Lastverschiebung Fenster 1 | Lastverschiebung Fenster 2 | Erlaubte Absenkung<br>der<br>Hysteresetemperatur |
|--------------------|-------------------------------|------------------|--|--|---------------|---------------|-------------------|---------------------|----------------------------|----------------------------|--|
| nov_real           |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 0 K  |
| dec_real           |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 0 K  |
| nov_real_sim       |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 0 K  |
| nov_scen_sim       |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 0 K  |
| dec_real_sim       |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 0 K  |
| dec_scen_sim       |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 0 K  |
| nov_real_load1     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| nov_scen_load1     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| dec_real_load1     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| dec_scen_load1     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| nov_real_load2     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| nov_scen_load2     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| nov_scen_load2_10K |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 10 K   |
| dec_real_load2     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| dec_scen_load2     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| dec_scen_load2_10K |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 10 K   |
| nov_real_peak      |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| nov_scen_peak      |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| nov_scen_peak_10K  |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 10 K   |
| dec_real_peak      |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| dec_scen_peak2     |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 5 K  |
| dec_scen_peak_10K  |                               |                  |  |  |               |               |                   |                     |                            |                            | 10 K   |

### 3.4.4 Key Performance Indikatoren (KPIs)

Die Evaluierung der Simulationsergebnisse erfolgt anhand ausgewählter Kenngrößen, die unter anderem auch die Wirtschaftlichkeit eines Netzbetriebs entscheidend beeinflussen. Außerdem kann anhand der ausgewählten Kenngrößen eruiert werden, wie groß die Effekte aus der Optimierung der Steuerungsprozesse tatsächlich sind.

Folgende Kenngrößen (KPI) wurden ausgewählt und werden im Folgenden näher betrachtet:

- Wärmeverluste
- Pumpstromaufwand
- Rücklauftemperatur

Die KPIs werden anhand von STANET-Ergebnissen ermittelt (siehe Abbildung 17)

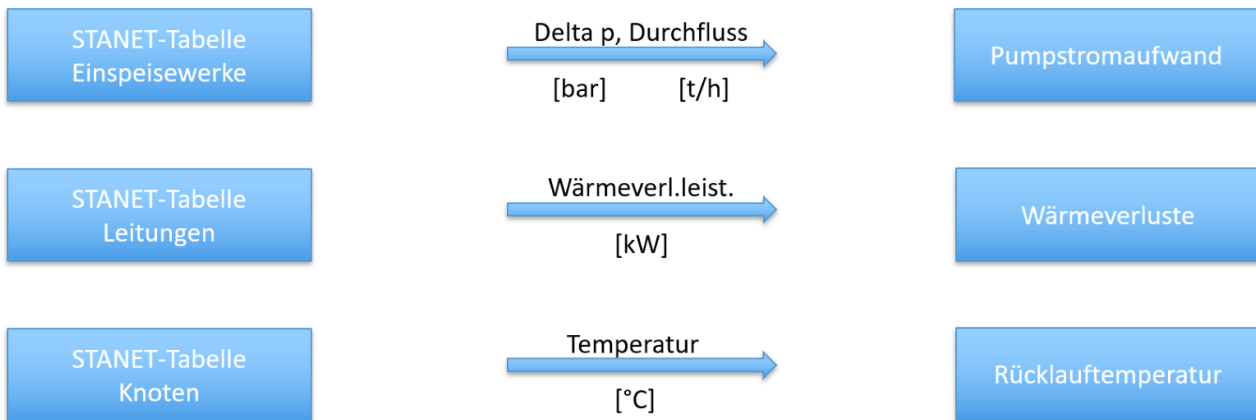


Abbildung 17: KPI Diagramm

#### 3.4.4.1 Wärmeverluste

Die Berechnung der Wärmeverluste erfolgt durch die Addition der unterschiedlichen absoluten Wärmeverluste aller einzelnen Rohrleitungsabschnitte im Netz sowohl im Rücklauf als auch im Vorlauf. Daraus entstehen die Gesamtwärmeverluste für diesen Zeitraum in [MWh]. Dieser Vorgang wird für jeden Zeitpunkt der gewählten Zeitreihe durchgeführt.

#### 3.4.4.2 Pumpstromaufwand

In ähnlicher Weise werden die relevanten Daten (Fördermenge [t/h] und Förderhöhe [bar]) aus den Simulationsergebnissen ausgelesen. Mit Hilfe von Gleichung (3) kann schließlich der Pumpstromaufwand zu bestimmten Zeitpunkten errechnet werden.

$$Pumpleistung [kW] = \frac{\dot{m} [t/h] \cdot \Delta p [bar] \cdot 105}{3,6 \cdot \eta_M \cdot \eta_P \cdot \delta_{wasser} [kg/m^3]} \quad (3)$$

$\eta_P$  beschreibt den Pumpenwirkungsgrad und  $\eta_M$  den Motorwirkungsgrad der Pumpe. Die Werte wurden für die folgende Berechnung auf  $\eta_P=0,7$ , und  $\eta_M=0,95$  gesetzt.

Wiederum kann die Pumpleistung je Zeitschritt berechnet und über den zu betrachtenden Zeitraum aufsummiert werden. Daraus ergibt sich der Pumpstromaufwand [kWh] über den ausgewählten Betrachtungszeitraum.

### 3.4.4.3 Rücklauftemperatur

Die Überwachung und Dokumentation der Rücklauftemperatur werden durch ausgewählte Stellen im Netz, an den bestimmten Abnehmern sowie an der Einspeisung (siehe Abbildung 18) realisiert. Die anhand der Netzsimulation berechneten Rücklauftemperaturen werden anschließend exportiert und analysiert, um die Absenkung der Rücklauftemperatur im Netz bzw. an den ausgewählten Punkten zu prüfen.

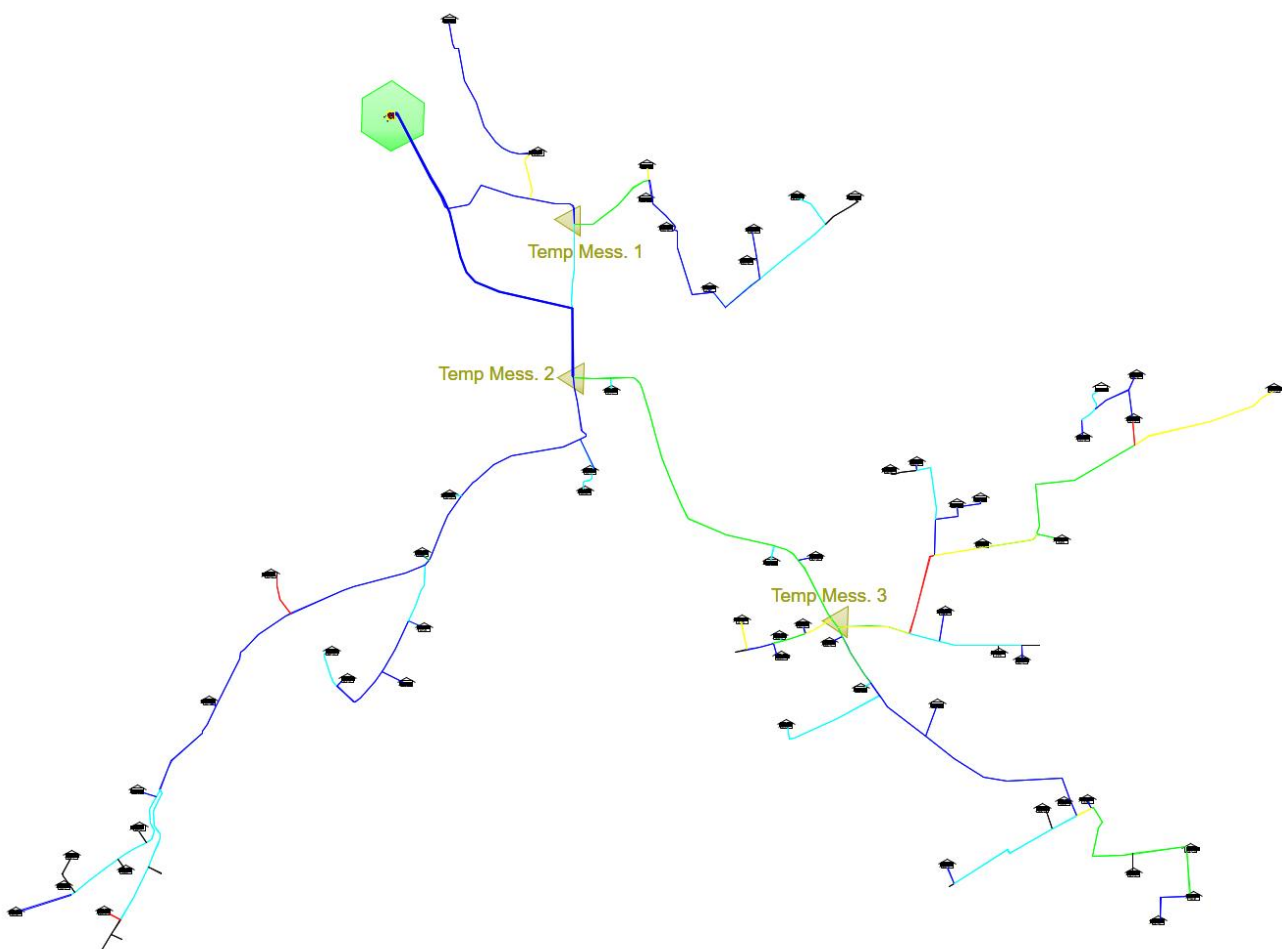


Abbildung 18: Rechenetzmodell mit den möglichen Rücklauftemperatur-Messpunkten

## 3.5 Anbindung an die Leittechnik

An dieser Stelle wird beschrieben, wie die oben ausgeführten Ansätze in Fernwärmenetzen mit einer Leittechnik von Hoval umgesetzt werden können. Im Projekt Brainy Heat Grids ist der Eingriff auf die Beladestrategie von Brauchwarmwasserspeichern von hoher Bedeutung, um einerseits Lastspitzen zu reduzieren und andererseits Rücklauftemperaturen im Fernwärmenetz temporär zu senken.

Brauchwarmwasserspeicher können von der Hoval Leittechnik zentral gesteuert werden. Außerdem ist die Leittechnik die Grundlage der Datenerfassung für das Training der Prognosemodelle. Die Anbindung der zentralen Regelung und der Datenaustausch mit der Wärmeerzeugungsanlage sowie dem Leitsystem Hoval TopTronic® supervisor erfolgt entweder über das vorhandene Hoval Feldbussystem oder aber, mittels Hoval Gateway V2.0-OPC UA, über eine verschlüsselte Internetverbindung. Beim Datenaustausch mit den Wärmekunden sind dabei wichtige Datenschutzbestimmungen und sicherheitsrelevante Themen zu beachten. Wichtig ist dabei auch, dass die im Wärmenetz verbauten Übergabestationen bestmöglich mit dem Gesamtsystem, den Wärmeerzeugungsanlagen und dem Puffermanagement abgestimmt sind.

Für das Trainieren der Prognosen müssen Lastdaten und Wetterdaten über einen langen Zeitraum gemessen, und gespeichert werden. Der Datenfluss ist vereinfacht in Abbildung 19 dargestellt.

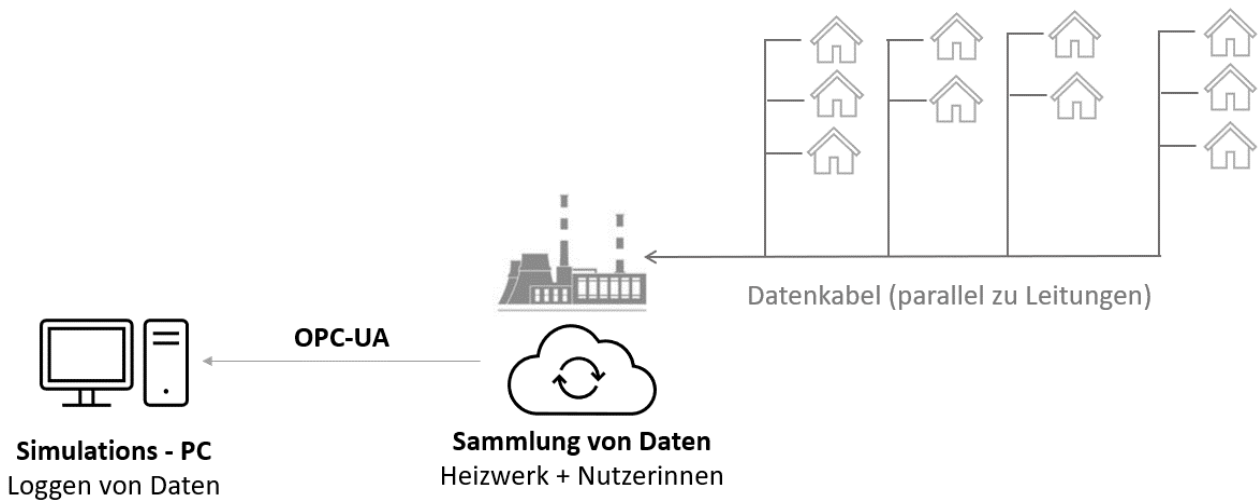


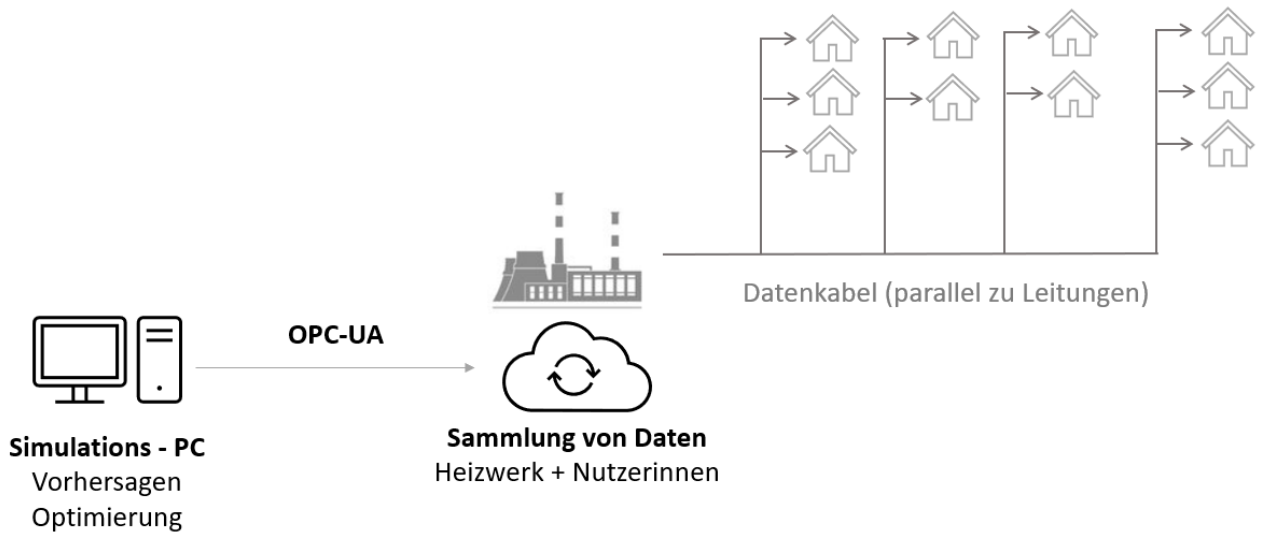
Abbildung 19: Datenfluss beim Loggen von Daten

Nach erfolgreichem Trainieren der Prognosen, sind für den Aufruf der Prognosen die aufgelisteten Daten jeweils für die letzten 24 Stunden notwendig, da die trainierten Algorithmen Gesamtlast und Speichertemperaturen jeweils auf Basis der Werte des Vortages prognostizieren. Es bedarf also eines OPC-UA Clients der rund um die Uhr Messwerte vom Server empfängt, Daten die länger als 24 h zurückliegen löscht oder in eine Datenbank verschiebt und Daten der letzten 24 Stunden im internen Speicher hält.

Für die Optimierung des Betriebes am Heizwerk werden Speicherbeladungen zeitlich nach hinten verschoben. Dafür werden die **Solltemperaturen** der Speicher entsprechend abgesenkt, um die nächste Speicherbeladung erst beim Unterschreiten der heruntergesetzten Hysterese Temperaturen zu beladen. Die Solltemperaturen werden im Anschluss an die verspätete Speicherbeladung wieder erhöht, sodass die Solltemperatur der einzelnen Speicher wieder auf den ursprünglichen Temperaturwert gesetzt ist. Der Datenfluss bei Anpassung der Solltemperaturen ausgehend von den Resultaten aus den Optimierungsroutinen ist in Abbildung 20 dargestellt.

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG



**Abbildung 20: Datenfluss beim Ändern von Sollwerten ausgehend von Optimierungen am Simulations-PC**

## 4 Ergebnisse und Schlussfolgerungen

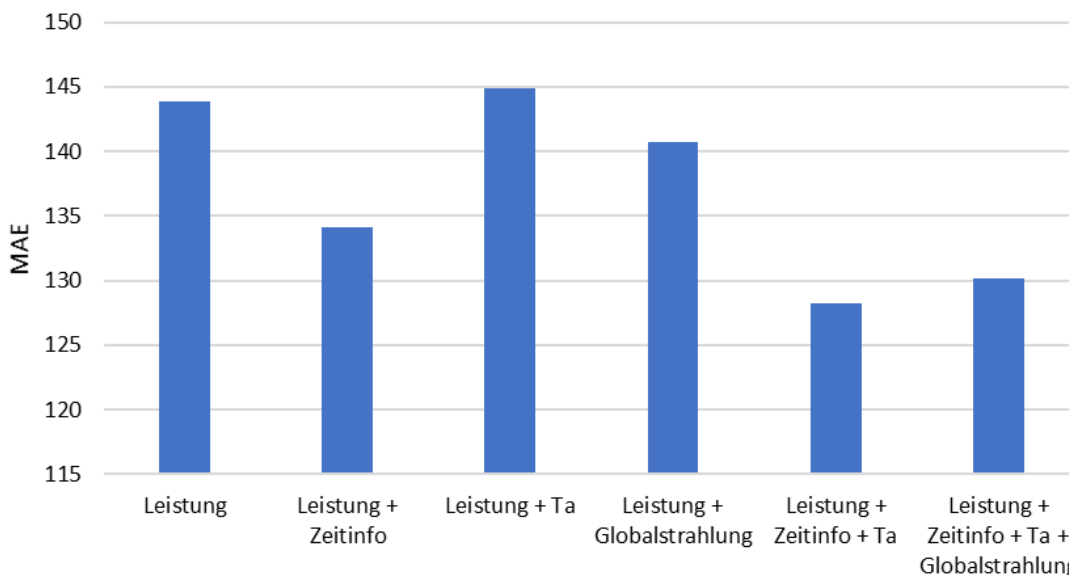
Dieses Kapitel umfasst die wichtigsten Schlussfolgerungen zur Qualität der entwickelten Prognosen (4.1), sowie die Resultate aus der Simulation der Optimierungsansätze (4.2).

### 4.1 Lastprognosen

Im Folgenden wird beschrieben, wie für die Prognosemethoden die Inputparameter oder Inputfeatures bestmöglich ausgewählt wurden, auf welcher Basis ein ML-Modell ausgewählt wurde, und wie die Prognosen für (i) Gesamtlastprognosen, und (ii) Prognosen zur Speichertemperatur bei einzelnen Abnehmer: innen performen. Schlussfolgerungen werden im letzten Kapitel gezogen.

#### 4.1.1 Auswahl der Input Features

Um die Relevanz verschiedener Parameter in den Trainingsdaten festzustellen, wurde eine Parameterstudie durchgeführt (siehe Abbildung 21). Diese zeigt, dass mit der zusätzlichen Eingabe der Zeitinformationen (Sinus- bzw. Cosinus-Signale für Tag, Woche und Jahr) und der Außenlufttemperatur die besten Ergebnisse erzielt werden. Ein zusätzliches Einbeziehen der Globalstrahlung ermöglicht keinen weiteren positiven Effekt.

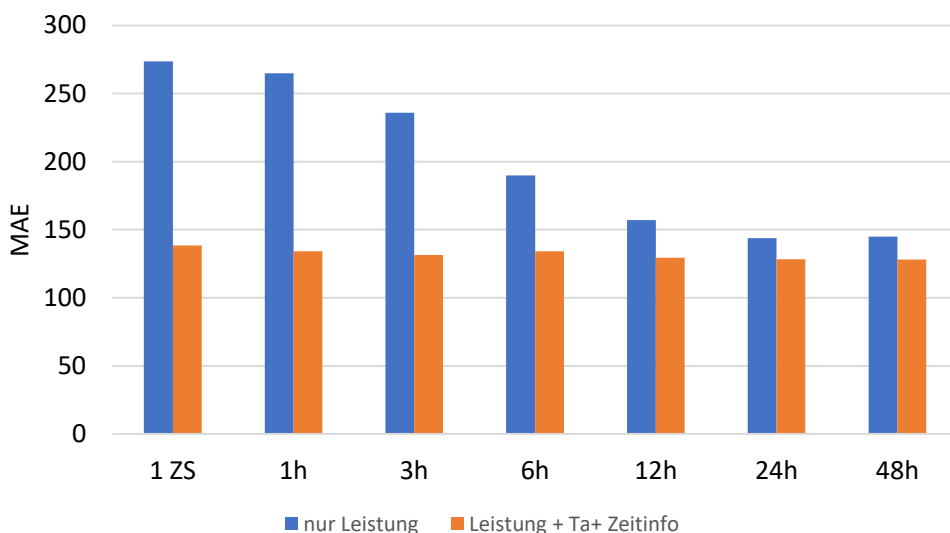


**Abbildung 21: Auswertung des Einflusses unterschiedlicher Inputdatensätze auf die Qualität der Prognoseergebnisse anhand des mean absolute errors (MAE) in kW – die Nennleistung des Netzes beträgt 1200 kW.**

Eine ähnliche Parameterstudie mit Variation der Länge der Eingangsparameter, bzw. der Anzahl der Zeitschritte aus der Vergangenheit, die im Training berücksichtigt werden wurde zusätzlich durchgeführt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 22 dargestellt. In blau wurde der MAE aufgetragen, für den Fall, dass

nur die Leistung (Wärmelast) als Inputparameter herangezogen wird. In orange der MAE wenn, zusätzlich dazu auch die Außenlufttemperatur und die Zeitinformationen als weitere Inputdatensätze berücksichtigt werden. Es ist ersichtlich, dass die Anzahl der Zeitschritte einen wesentlich größeren Einfluss hat, wenn weniger Inputdatensätze verwendet werden. So zeigt sich anhand der blauen Balken deutlich, dass in diesem Fall die besten Ergebnisse mit einem Inputdatensatz in der Länge von 24 Stunden erzielt werden. Eine zusätzliche Verlängerung auf 48 Stunden zeigt keinen weiteren signifikanten Einfluss.

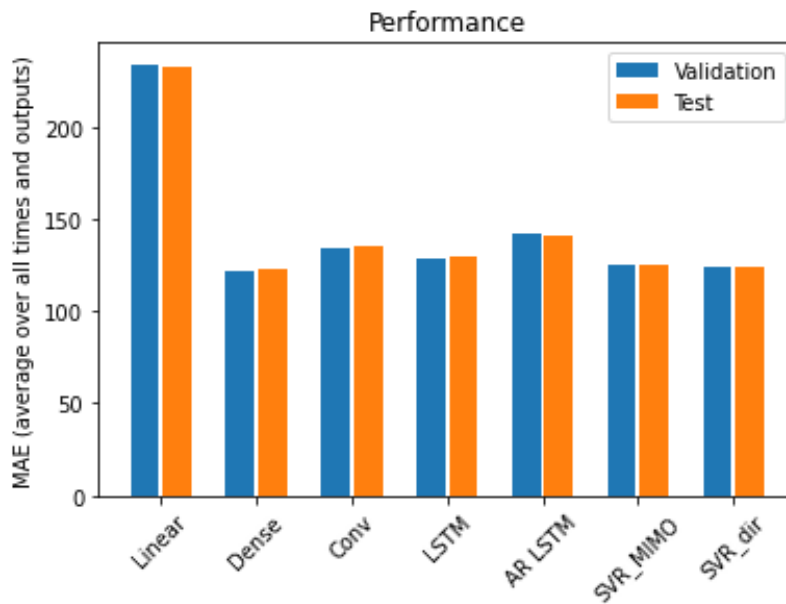
Anhand der orangen Balken ist ersichtlich, dass bei der Verwendung mehrerer Inputdatensätze die Anzahl der Zeitschritte eine viel geringere Rolle spielt. Es werden jedoch dennoch die besten Ergebnisse bei einer Datensatzlänge von 24 Stunden erzielt, auch wenn der zusätzlich erzielte positive Effekt deutlich geringer ausgeprägt ist.



**Abbildung 22: Einfluss der Länge der Inputdatensätze auf die Prognosequalität anhand des mean absolute errors (MAE) in kW – die Nennleistung des Netzes beträgt 1200 kW.**

## 4.1.2 Auswahl des geeignetsten Modells

Die Ergebnisse der Bewertung der unterschiedlichen Methoden sind in Abbildung 23 dargestellt. In blau ist jeweils der ermittelte Fehler der Validierung, und in orange der Fehler anhand der Trainingsdaten aufgetragen. Es ist ersichtlich, dass mit allen untersuchten Methoden (mit Ausnahme des linearen Modells, das für eine gute Prognose zu wenig Freiheitsgrade besitzt) gute Ergebnisse erzielt wurden. Vor allem das Dense Layer Modell und die beiden SVR-Methoden liegen in einem ähnlichen Bereich. Analysiert man mehrere Durchläufe, erzielt abwechselt das Dense Layer-Modell oder eines der beiden SVR-Modelle die besten Ergebnisse. Diese können also hinsichtlich der Qualität der Prognoseergebnisse als gleichwertig eingestuft werden. Da das Dense Layer-Modell im Hinblick auf die Laufzeit (Trainingszeit) deutliche Vorteile gegenüber den SVR-Modellen bietet, wurde dieses für die Wärmelastprognosen ausgewählt.



**Abbildung 23: Gegenüberstellung der Prognoseergebnisse der untersuchten Methoden anhand des mean absolute errors (MAE) in kW – die Nennleistung des Netzes beträgt 1200 kW.**

Die genaue Parametrierung der gewählten Methode wird laufend anhand der sich ständig erweiternden Messdaten überprüft und gegebenenfalls angepasst.

### 4.1.3 Gesamtlast

Mit der gewählten Methode konnten für die Gesamtlast im betrachteten Fernwärmenetz gute Ergebnisse erzielt werden. So wird der Trend des Gesamtlastverlaufs in den überwiegenden Fällen richtig prognostiziert. Diese Ergebnisse wurden mit einem ML-Modell erzielt, das in der Lage ist Prognosen über den gesamten Betrachtungszeitraum zu erstellen. Es wurde ebenfalls untersucht, ob es vorteilhaft ist eigene Prognosemodelle für unterschiedliche Zeiträume (Winter, Übergangszeit, etc.) zu erstellen. Zumindest anhand der verfügbaren Daten hat sich aber gezeigt, dass damit keine nennenswerte Verbesserung des Prognoseergebnisses erzielt werden konnten.

Folgende Abweichungen ergaben sich bei diesem Prognosemodell:

- mittlerer absoluter Fehler (MAE): 81.6 kW
- mittlerer quadratischer Fehler (RMSE): 104,1 kW
- normierter mittlerer absoluter Fehler (MAE): 0,06932
- normierter mittlerer quadratischer Fehler (RMSE): 0,01003

Die Normierung wurde durchgeführt, um die Ergebnisse besser mit anderen Prognosemodellen bzw. anderen Datensätzen vergleichbar zu machen.

In

Abbildung 24 sind drei beispielhafte Prognoseergebnisse angeführt. Für diese Beispiele wurden Messdaten des Zeitraums 01.11.2022 bis 15.12.2022 herangezogen, die nicht zum Training des Modells verwendet wurden.

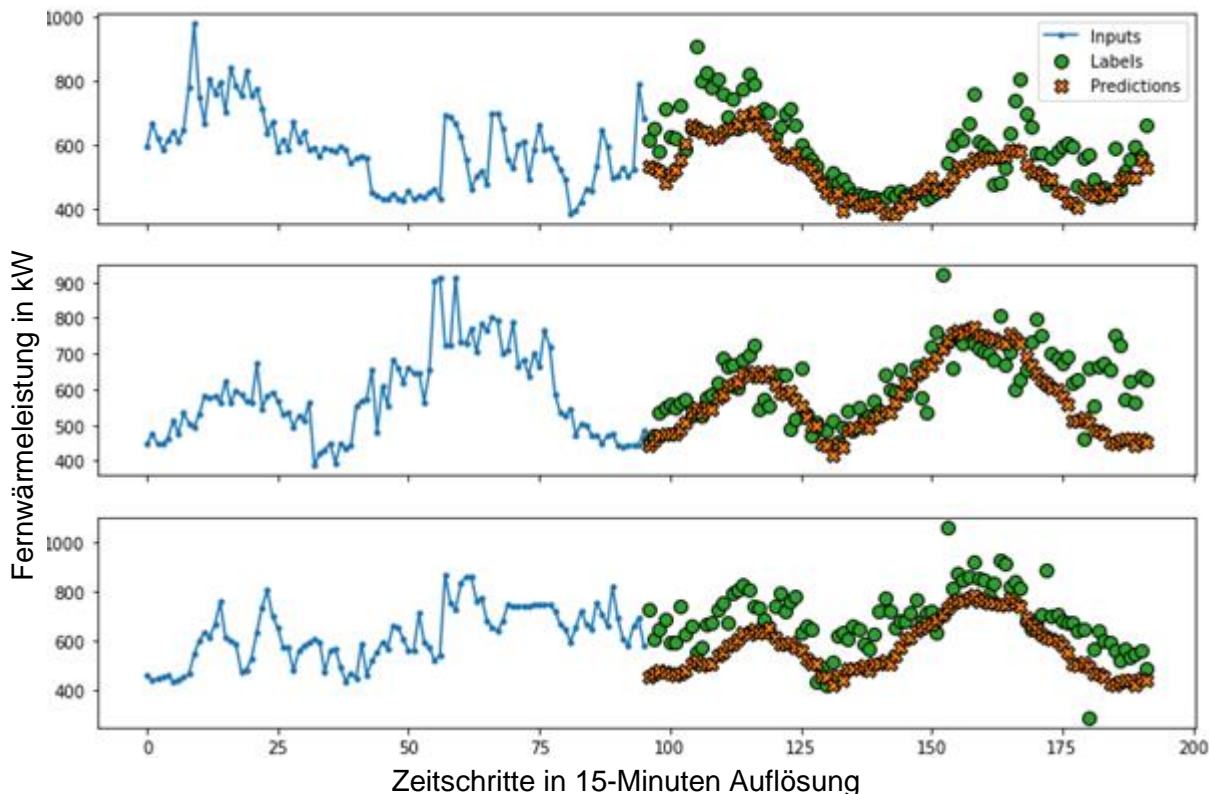


Abbildung 24: Beispiele für eine Wärmelastprognose mit der gewählten Methode

#### 4.1.4 Speichertemperatur

Wie erwartet, gestaltet sich die Prognose der Speichertemperaturen deutlich schwieriger als die Prognose der Gesamtlast. Abhängig vom Zapfverhalten der einzelnen Abnehmer: innen wurden darüber hinaus sehr unterschiedliche Ergebnisse für die einzelnen Speicher erzielt. So hat sich gezeigt, dass manche Speicher mit einer hohen Genauigkeit prognostiziert werden können, während bei anderen großen Abweichungen zwischen den Prognosen und den tatsächlichen Messdaten auftreten. Ein Überblick über die erzielten Ergebnisse anhand der Abweichungen ist in Tabelle 3 dargestellt. Es ist zu beachten, dass unterschiedliche Prognosehorizonte zwischen 3 und 12 Stunden gewählt wurden. Diese Wahl wurde basierend auf dem durchschnittlichen Abstand zwischen den Speicherladungen getroffen, da für die Optimierung immer nur die nächstfolgende Ladung relevant ist. Es hat sich gezeigt, dass durch diese Vorgehensweise die Prognosequalität für die nächste Ladung gesteigert werden kann.

**Tabelle 3: Überblick über die Ergebnisse und Inputdaten der Speichermodelle. Die Zahlen in Spalte „Input Daten“ beziehen sich auf die Auswahl an Features, die in Kapitel 3.1.4 aufgelistet sind.**

| Speicher | Prognose Horizont | RMSE [°C] | norm. RMSE | MAE [°C] | norm. MAE | Input Daten |
|----------|-------------------|-----------|------------|----------|-----------|-------------|
| A        | 12 h              | 5,5       | 0,088      | 3,8      | 0,060     | 1-9         |
| B        | 12 h              | 1,7       | 0,029      | 1,0      | 0,017     | 1           |
| C        | 12 h              | 1,4       | 0,025      | 0,8      | 0,014     | 1           |
| D        | 3 h               | 2,3       | 0,040      | 1,9      | 0,033     | 1, 3-9      |
| E        | 12 h              | 2,6       | 0,046      | 2,0      | 0,036     | 1-9         |
| F        | 12 h              | 0,5       | 0,011      | 0,4      | 0,008     | 1-9         |
| G        | 12 h              | 2,0       | 0,034      | 1,5      | 0,027     | 1           |
| H        | 6 h               | 2,3       | 0,039      | 1,8      | 0,030     | 1-9         |
| I        | 6 h               | 3,0       | 0,048      | 2,3      | 0,037     | 1           |

Die erzielten Prognoseergebnisse hängen stark vom jeweiligen Speicher ab. Es muss also jeder Speicher für sich betrachtet werden. Während einige Speicher sehr gut prognostiziert werden können, weisen andere erhebliche Unsicherheit auf. Außerdem hat sich gezeigt, dass die Beladedauer der Speicher von den Prognosemodellen meist überschätzt, also als zu lange angenommen wird. Im Folgenden werden die Prognoseergebnisse ausgewählter Brauchwarmwasserspeicher im Detail erklärt.

#### 4.1.4.1 Speicher A

Dieser Speicher weist eine Besonderheit auf, indem die untere Hysteresetemperatur zeitabhängig variiert wird. Wie in Abbildung 25 ersichtlich wird diese in den Nachtstunden zwischen 21:00 Uhr und 06:00 Uhr auf 47 °C abgesenkt. An den restlichen Zeitpunkten beträgt die untere Hysteresetemperatur 57,5 °C. Durch die geringe Hysterese von 5 K zwischen 06:00 Uhr und 21:00 Uhr treten tagsüber relativ häufig kurze Ladungen auf, während sich die Anzahl der Warmwasserladungen in den Nachtstunden in Grenzen hält.

Wie in Abbildung 25 ersichtlich, ist das Prognosemodell in der Lage zu erkennen, dass die untere Hysteresetemperatur tageszeitabhängig variiert wird. Die Tatsache, dass dafür fixe Uhrzeiten verwendet werden, erleichtert diesen Lernprozess. Die häufigen kurzen Ladungen dagegen erschweren die Prognose des genauen Ladungszeitpunkts. Während in der oberen Abbildung die nächsten beiden Ladungen relativ genau prognostiziert werden, wird im, in der unteren Abbildung dargestellten, Szenario zwar erkannt, dass zu diesem Zeitpunkt viele kurze Ladungen auftreten, der genau Zeitpunkt dieser Ladungen wird jedoch nicht erkannt.

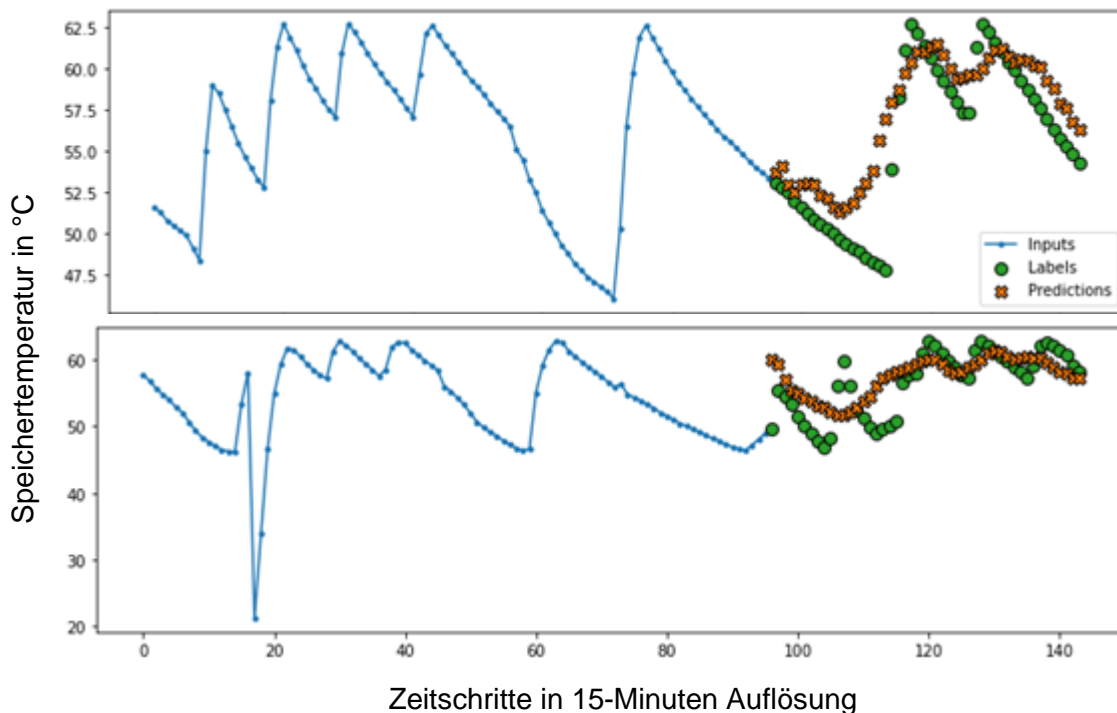


Abbildung 25: Prognoseergebnis des Speichers A für zwei beispielhafte Tage (Prognosehorizont 12 Stunden)

Die Vielzahl der kurzen Ladungen wirken sich nicht nur erschwerend auf die Prognosequalität aus, sondern limitieren auch das Optimierungspotential des gewählten Ansatzes, da selbst bei richtiger Prognostizierung der nächsten Ladung nur ein geringer Verschiebezeitraum zur Optimierung zur Verfügung steht. Darüber hinaus sind diese kurzen Ladungen mit einer geringen Energiemenge verbunden, weshalb eine Optimierung/Verschiebung dieser Energiemenge nur geringe Auswirkungen auf das Wärmenetz hat.

#### 4.1.4.2 Speicher B

Dieser Brauchwarmwasserspeicher weist im Vergleich mit dem zuvor beschriebenen Speicher 0045 eine gänzlich andere Charakteristik auf. Es treten deutlich weniger Warmwasserzapfungen auf, wodurch der Speicher im Schnitt nur in etwa ein bis zwei Mal am Tag beladen wird. Zwischen diesen Zapfungen ist ein annähernd linearer Temperaturabfall zu beobachten.

Wie auch in Tabelle 3 anhand des RMSE und des MAE ersichtlich, werden für diesen Speicher deutlich bessere Prognoseergebnisse erzielt. Das ist auch in Abbildung 26 anhand der beiden oberen Beispiele ersichtlich, bei denen der Speichertemperaturverlauf mit einer hohen Genauigkeit prognostiziert werden konnte. Im obersten Beispiel ist zu erkennen, dass die Prognose von einer etwas längeren Beladedauer ausgeht. Da es sich dabei um eine generelle Eigenschaft der Prognosemodelle handelt, kann dieses Verhalten gut korrigiert werden.

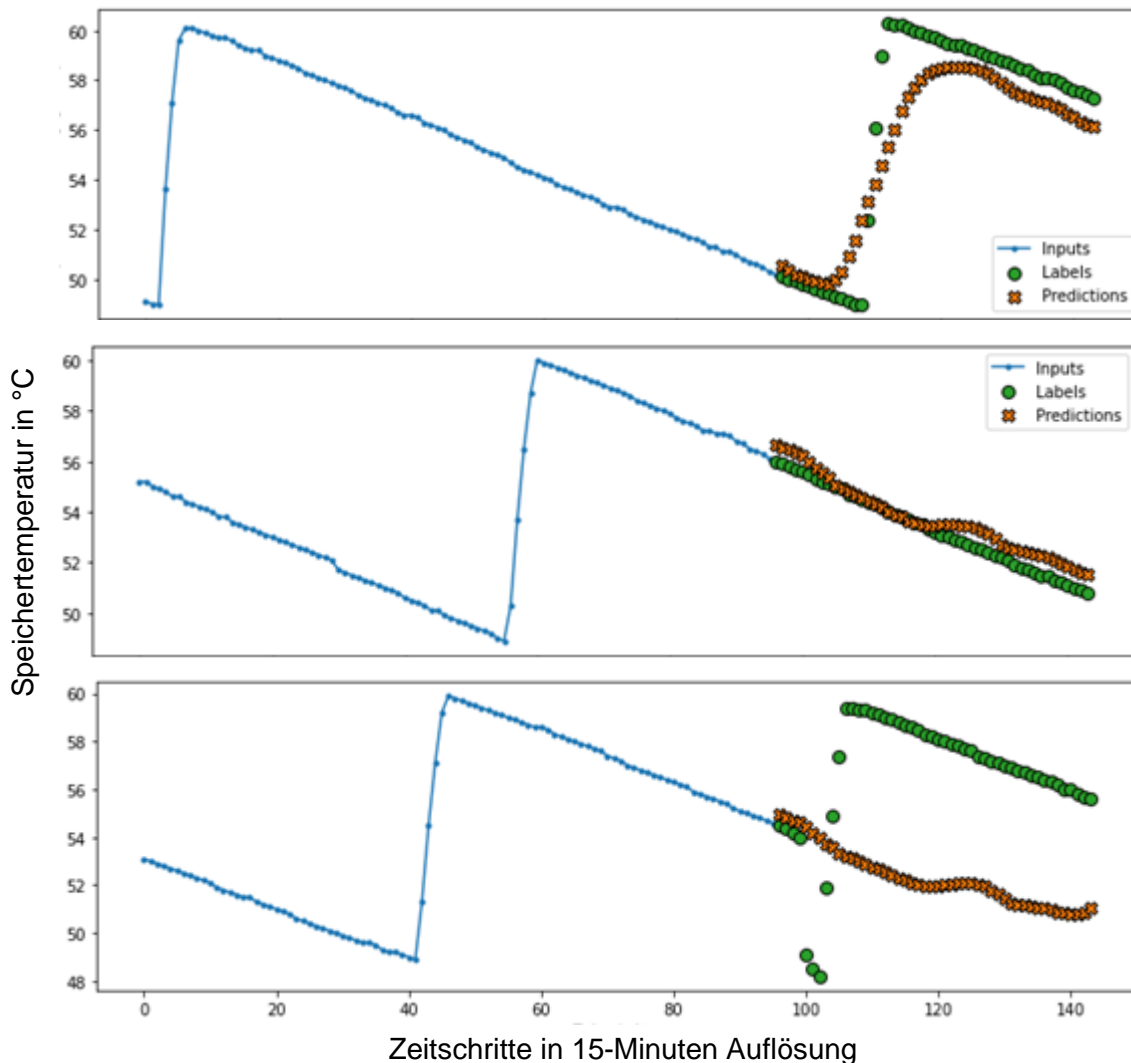
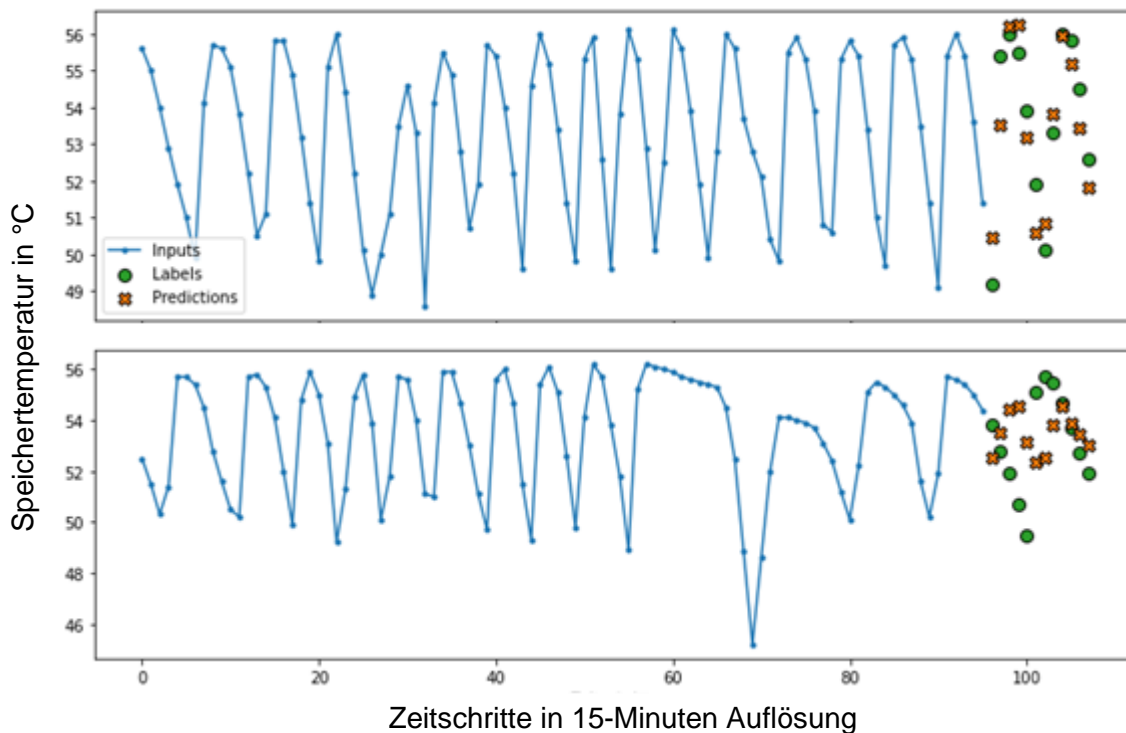


Abbildung 26: Prognoseergebnis des Speichers B für zwei beispielhafte Tage (Prognosehorizont 12 Stunden)

### 4.1.4.3 Speicher D

Dieser Speicher weist sehr viele Be- und Entladezyklen innerhalb von 24 Stunden auf. Aufgrund dieser Charakteristik wurde ein kürzerer Prognosehorizont von lediglich 3 Stunden gewählt. Dennoch sind die Prognosen für diesen Speicher mit größeren Abweichungen behaftet als beispielsweise der davor beschriebenen Speicher B.

In Abb. 16 ist in der oberen Grafik ein Beispiel für ein gutes Prognoseergebnis dargestellt. Trotz der schwierigen Ausgangslage konnten in diesem Beispiel die tatsächliche Beladung sehr gut getroffen werden. Dagegen ist in der unteren Abbildung ein Beispiel dargestellt, bei dem das Prognosemodell von einer früheren Beladung ausgeht als es tatsächlich der Fall ist.

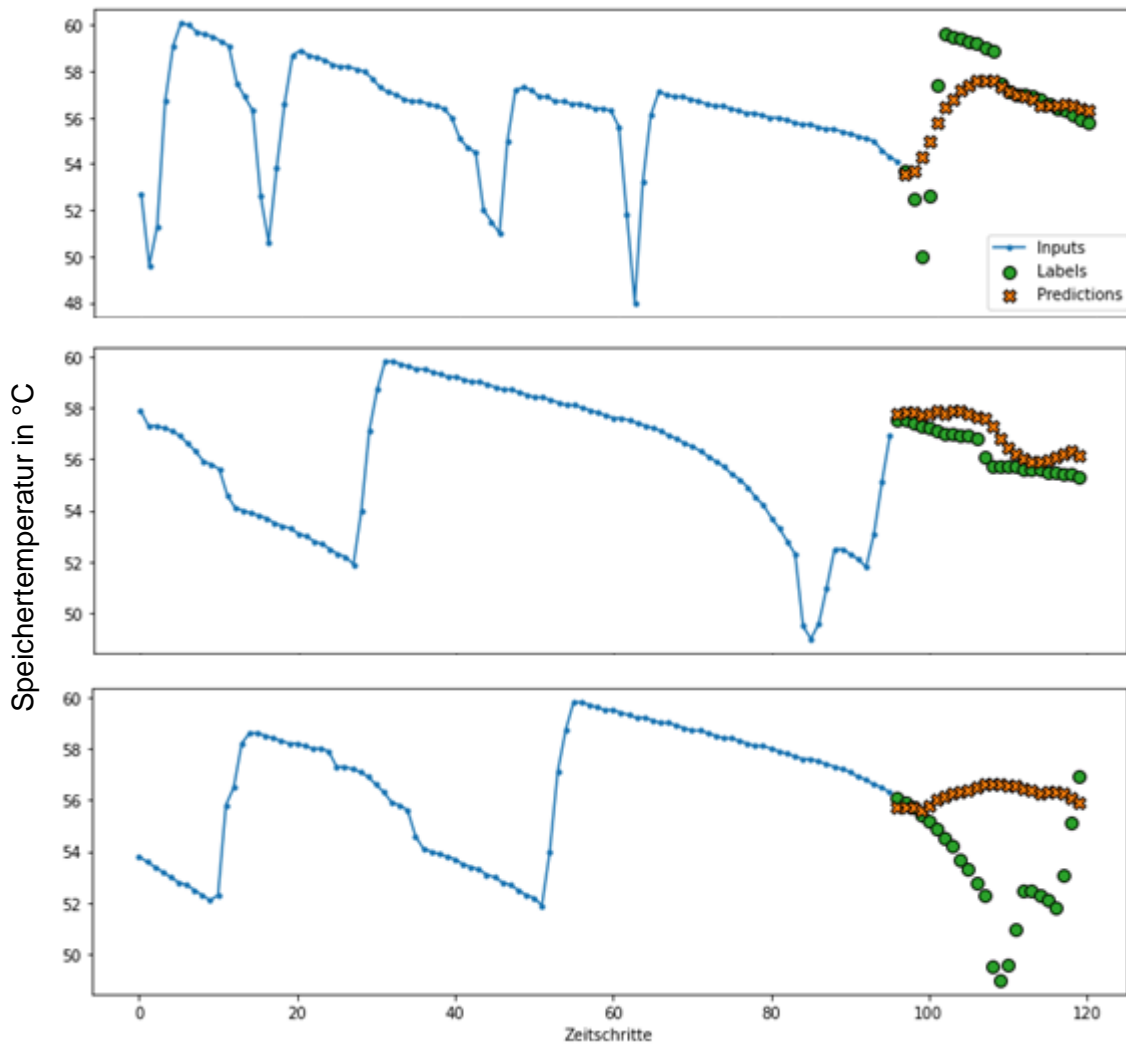


**Abbildung 27: Prognoseergebnis des Speichers D für zwei beispielhafte Tage (Prognosehorizont 3 Stunden)**

Auch das Optimierungspotential hält sich bei dieser Beladecharakteristik in Grenzen, da nur ein sehr geringer zeitlicher Verschiebezeitraum vorhanden ist.

#### 4.1.4.4 Speicher H

Die Ergebnisse für den Speicher H liegen ebenfalls im mittleren Bereich, wobei in diesem Fall der Prognosehorizont verkürzt werden musste, um entsprechende Ergebnisse zu erzielen. Der Grund für die etwas schlechteren Ergebnisse bzw. die erschwerten Prognosen im Vergleich zu anderen Speichern dürfte im Abnehmerverhalten liegen. Wie in Abbildung 28 dargestellt, konnten aber auch für diesen Speicher ein Prognosemodell erstellt werden, dass in vielen Fällen in der Lage ist die nächste Beladung mit ausreichender Genauigkeit vorherzusagen.

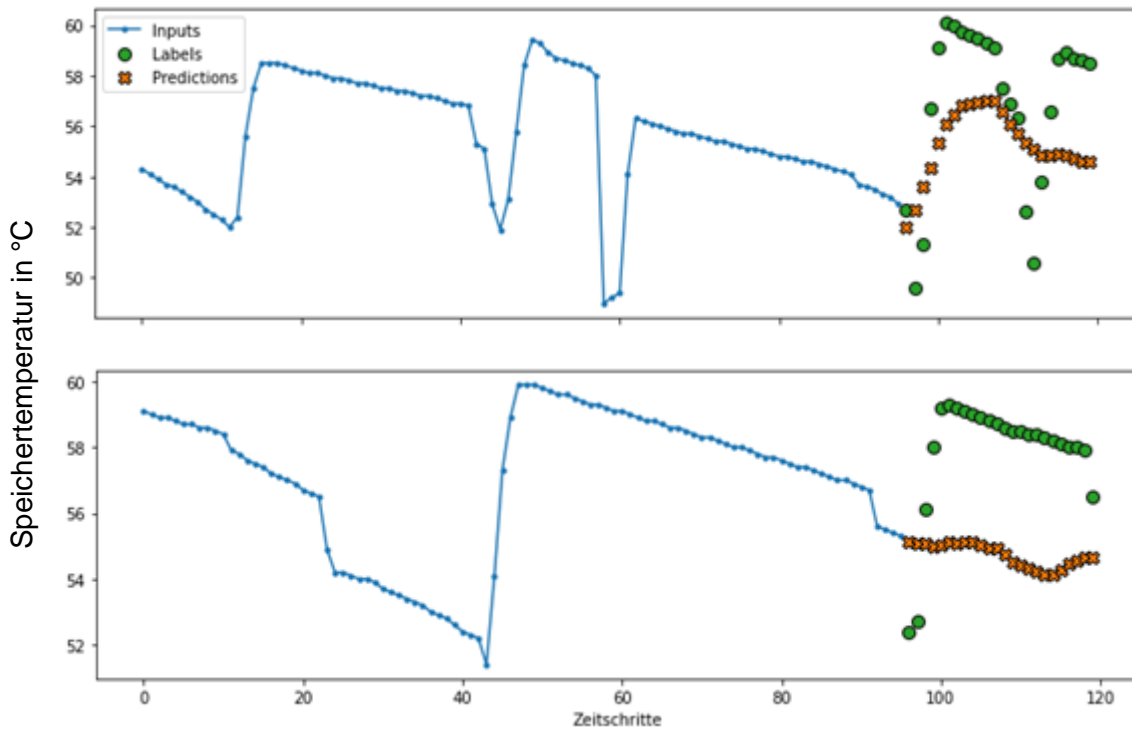


Zeitschritte in 15-Minuten Auflösung

**Abbildung 28: Prognoseergebnis des Speichers H für drei beispielhafte Tage (Prognosehorizont 6 Stunden)**

#### 4.1.4.5 Speicher I

Wie in Tabelle 3 ersichtlich wurden für diesen Speicher die zweitschlechtesten Ergebnisse nach dem Speicher A erzielt. Auch hier wird das Abnehmerverhalten, dass sehr unterschiedliche Zapfungen aufweist und keinen offensichtlichen Rhythmus erkennen lässt, als maßgebliche Ursache vermutet. Wie auch in Abbildung 29 ersichtlich muss bei diesem Speicher von einer erhöhten Prognoseungenauigkeit ausgegangen werden.



Zeitschritte in 15-Minuten Auflösung

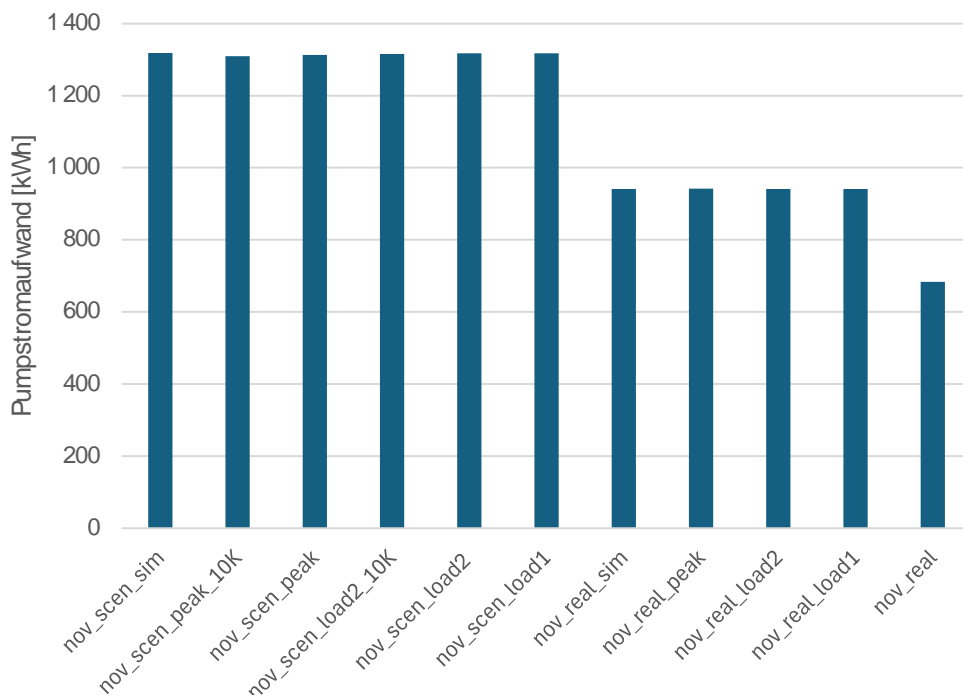
Abbildung 29: Prognoseergebnis des Speichers I für zwei beispielhafte Tage (Prognosehorizont 6 Stunden)

## 4.2 Optimierungsansätze

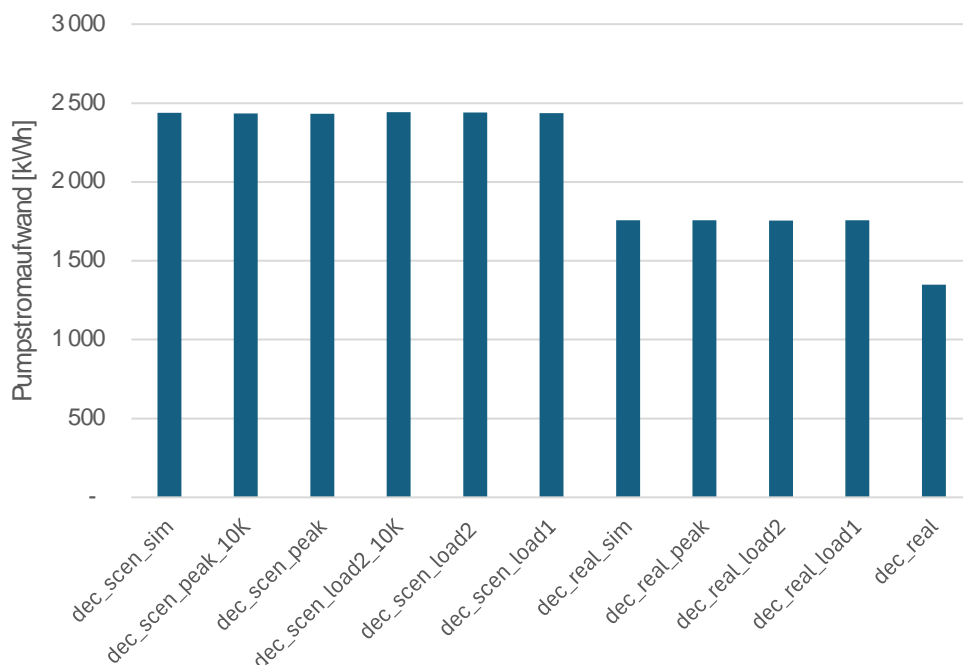
Im Folgenden werden die KPIs (siehe Kapitel 3.4.4 ) für alle beschriebenen Varianten des Netzbetriebs (siehe Kapitel 3.4.3) ausgewertet. Eine Erklärung zu den in den folgenden Abbildungen gegenübergestellten Szenarien findet sich in Tabelle 2.

### 4.2.1 Pumpstromaufwand

Da die Optimierung primär auf die Senkung der Lastspitzen und die temporäre Senkung der Rücklauftemperatur abzielt ist durch die Optimierung kein direkter Effekt auf den Pumpstromaufwand zu erwarten. Der Vollständigkeit halber, und um Sekundäreffekte zu untersuchen wurde dieser trotzdem ausgewertet. Die Ergebnisse sind in Abbildung 30 und Abbildung 31 dargestellt. Durch die Optimierungsmaßnahmen sind keine augenscheinlichen Änderungen im Pumpstromaufwand erkennbar. Allerdings unterscheiden sich die Varianten „real“, „real\_sim“ und „scen“, welche für gemessene Daten, simulierte Daten, und simulierte Daten mit mehr Brauchwarmwasserspeichern, stehen. Sowohl im November als auch im Dezember weisen die gemessenen Daten den geringsten Pumpstromaufwand auf. In der Netzsimulation wurden Rohrrauhigkeitszahlen des Herstellers verwendet, was simulativ zu höheren Druckverlusten führte, als sie in der Realität tatsächlich vorliegen. Der zusätzlich erhöhte Pumpstromaufwand durch das Hinzufügen weiterer Speicher ist durch die höhere Leistungsanforderung zu erklären, die durch die weiteren Speicher entsteht. Der Ausbau mit den 21 ansteuerbaren Brauchwarmwasserspeichern hat aufgrund der größeren zu transportierenden Wassermengen (Durchflüsse) insgesamt einen höheren Pumpstromaufwand.



**Abbildung 30: Auswertung und Vergleich des Pumpstromaufwands für den Zeitraum 13.11. bis 19.11.2021 für die oben genannten Varianten**



**Abbildung 31: Auswertung und Vergleich des Pumpstromaufwands für den Zeitraum 13.12. bis 19.12.2021 für die oben genannten Varianten**

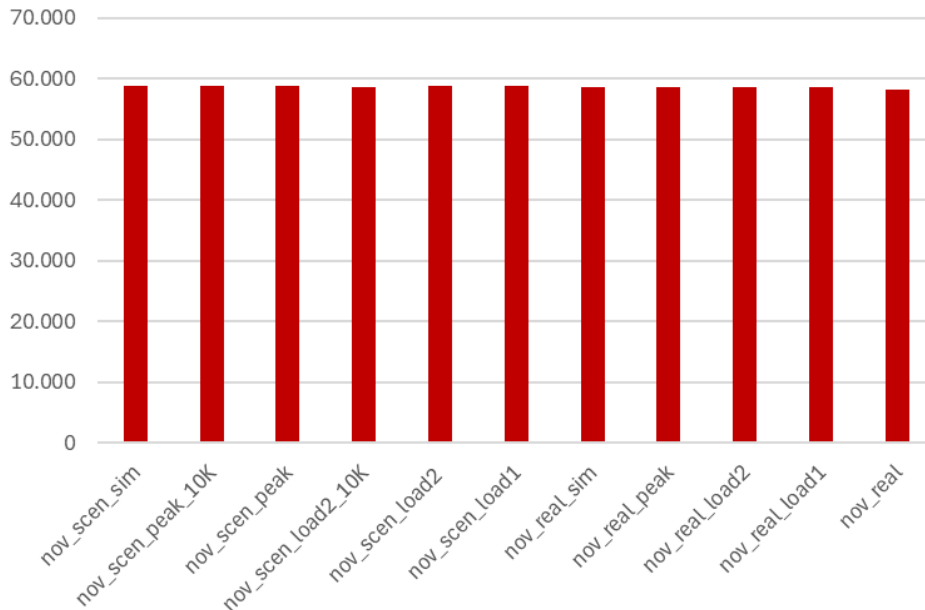
## 4.2.2 Wärmeverluste

Da die Optimierung primär auf die Senkung der Lastspitzen und die temporäre Senkung der Rücklaufemperatur abzielt ist durch die Optimierung kein direkter Effekt auf die Wärmeverluste zu erwarten. Der Vollständigkeit halber, und um Sekundäreffekte zu untersuchen wurden diese trotzdem

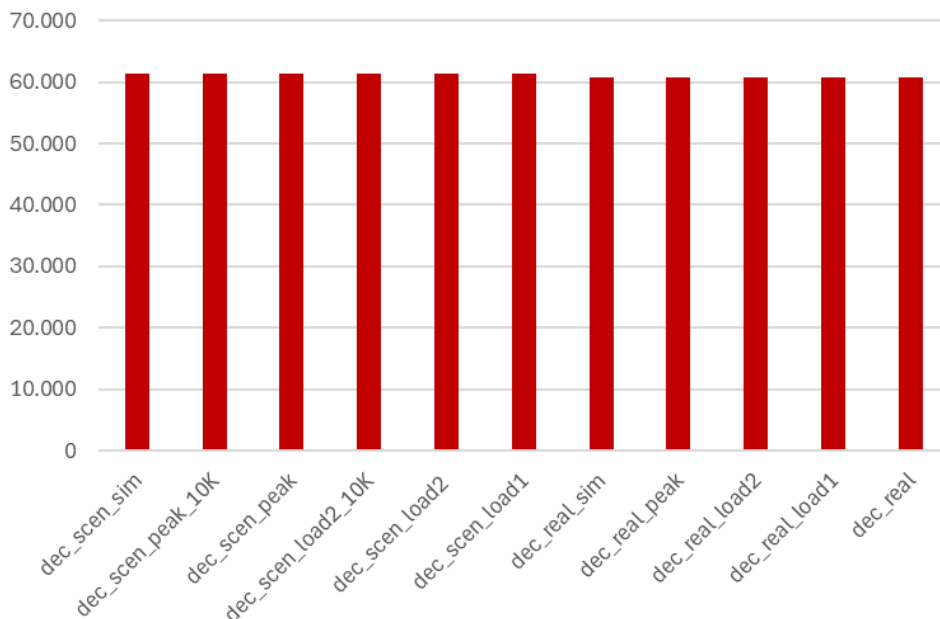
# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG

ausgewertet. Die Wärmeverluste sind in Abbildung 32 und Abbildung 33 dargestellt. Die Unterschiede bei den Wärmeverlusten im Netz sind zwischen den betrachteten Szenarien kaum erkennbar. Die Optimierung hat somit keinen merklichen Einfluss auf die Netzverluste und trägt nicht nennenswert zur Wärmeeinsparung bei. Es ist auch zu erkennen, dass die Wärmeverluste der Simulation (nov\_real\_sim) sehr gut mit den Messwerten übereinstimmen (nov\_real). Das liegt insbesondere daran, dass die Wärmeverlustkoeffizienten der Leitungen in der Simulation so kalibriert wurden, dass die Berechnung im Hinblick auf Wärmeverluste mit der Realität möglichst gut übereinstimmen.



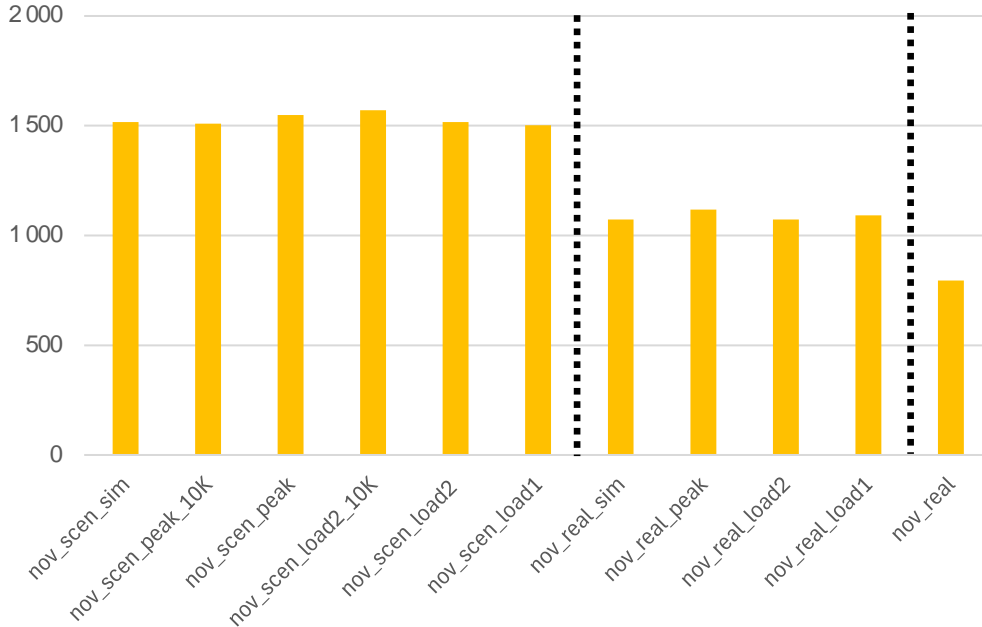
**Abbildung 32: Auswertung und Vergleich der Wärmeverluste im Netz für den Zeitraum 13.11. bis 19.11.2021 für die oben genannten Varianten**



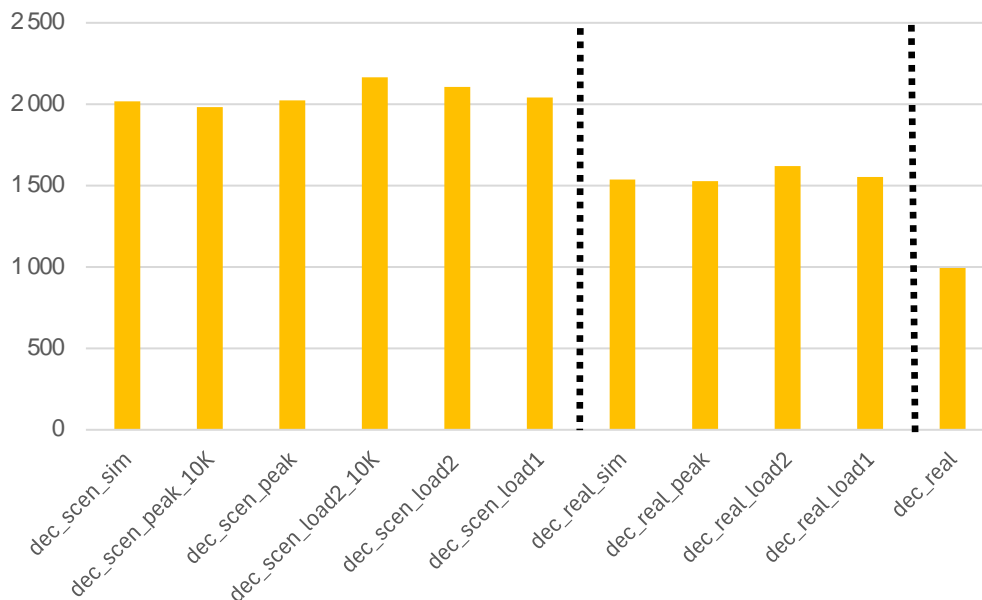
**Abbildung 33: Auswertung und Vergleich der Wärmeverluste im Netz für den Zeitraum 13.12. bis 19.12.2021 für die oben genannten Varianten**

## 4.2.3 Maximallast

Die Maximallasten am Fernwärmenetz sind für die jeweiligen Referenzwochen im November und im Dezember für alle Szenarien in Abbildung 34 und Abbildung 35 dargestellt.



**Abbildung 34: Auswertung und Vergleich der Maximallast im Heizwerk für den Zeitraum 13.11. bis 19.11.2021 für die oben genannten Varianten**



**Abbildung 35: Auswertung und Vergleich der Maximallast im Heizwerk für den Zeitraum 13.12. bis 19.12.2021 für die oben genannten Varianten**

Die Darstellung der Maximallasten lässt erkennen, dass die Ausbauszenarien mit den 21 ansteuerbaren Brauchwarmwasserspeichern insgesamt eine größere Netzlast haben als der Ist-Zustand. Im Vergleich zu den rein simulierten Zuständen zeigen alle optimierten Zustände bis auf das „Peakshaving-Szenario“ höhere Lastspitzen als der Ausgangszustand „real\_sim“ bzw. „scen\_sim“. Die Optimierung hinsichtlich

## Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG

Lastspitzenglättung zeigt somit ihre Auswirkungen. Allerdings sind die Effekte in dem relativ kleinen Netz nicht besonders groß. Ein wesentlicher Grund hierfür ist, dass die für die Optimierung zur Verfügung stehenden Brauchwarmwasserspeicher einen sehr geringen Anteil an der Gesamlast haben. Dies zeigt sich deutlich in Abbildung 36 und Abbildung 37, in welchen jeweils die Gesamlast und die Last, die durch die Warmwasseraufbereitung der optimierbaren Speicher entsteht, separat dargestellt sind. Während die Last für die Warmwasseraufbereitung maximal 65 kW beträgt, ist die höchste Gesamlast im November bei 800 kW und im Dezember bei etwa 1100 kW. Das Optimierungspotential ist demnach limitiert. Methodisch ist aber ersichtlich, dass der Ansatz Wirkung zeigt, da in den meisten Fällen bei auftretenden Lastspitzen (grau eingerahmt in Abbildung 36 und Abbildung 37) der Anteil der Last für die Warmwasseraufbereitung durch die Optimierung geringer wird (Vergleich rot vs. blau).

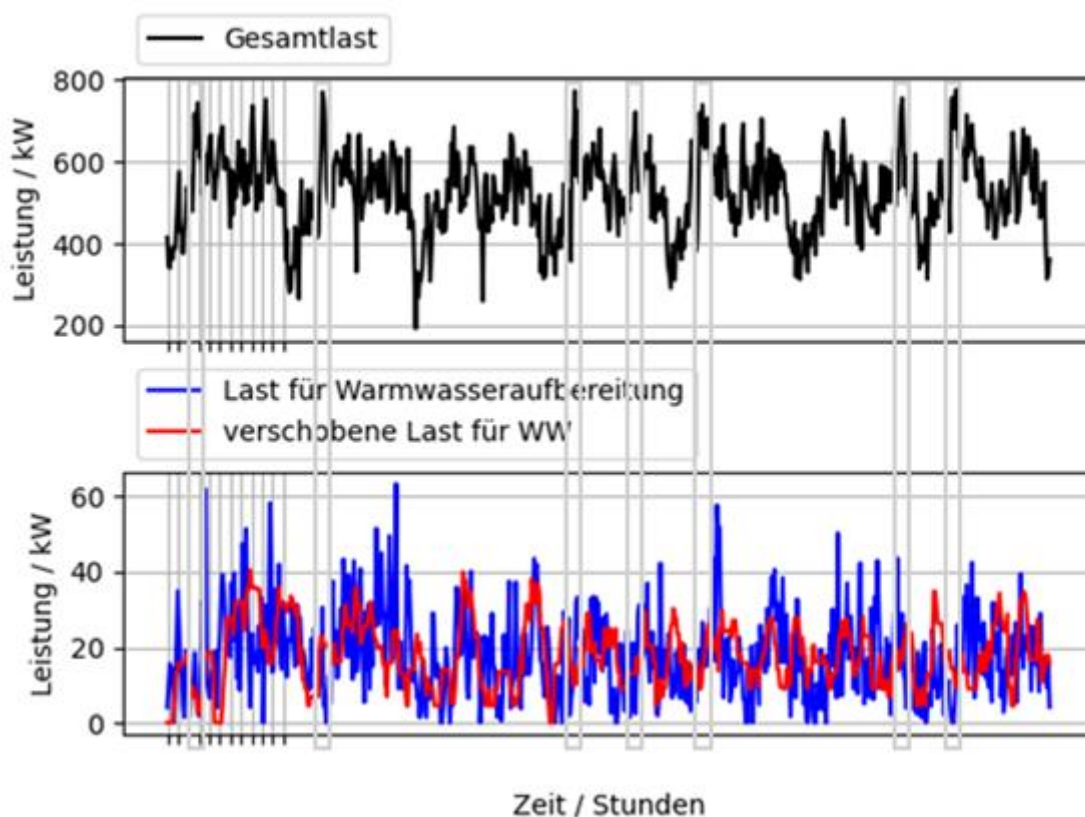
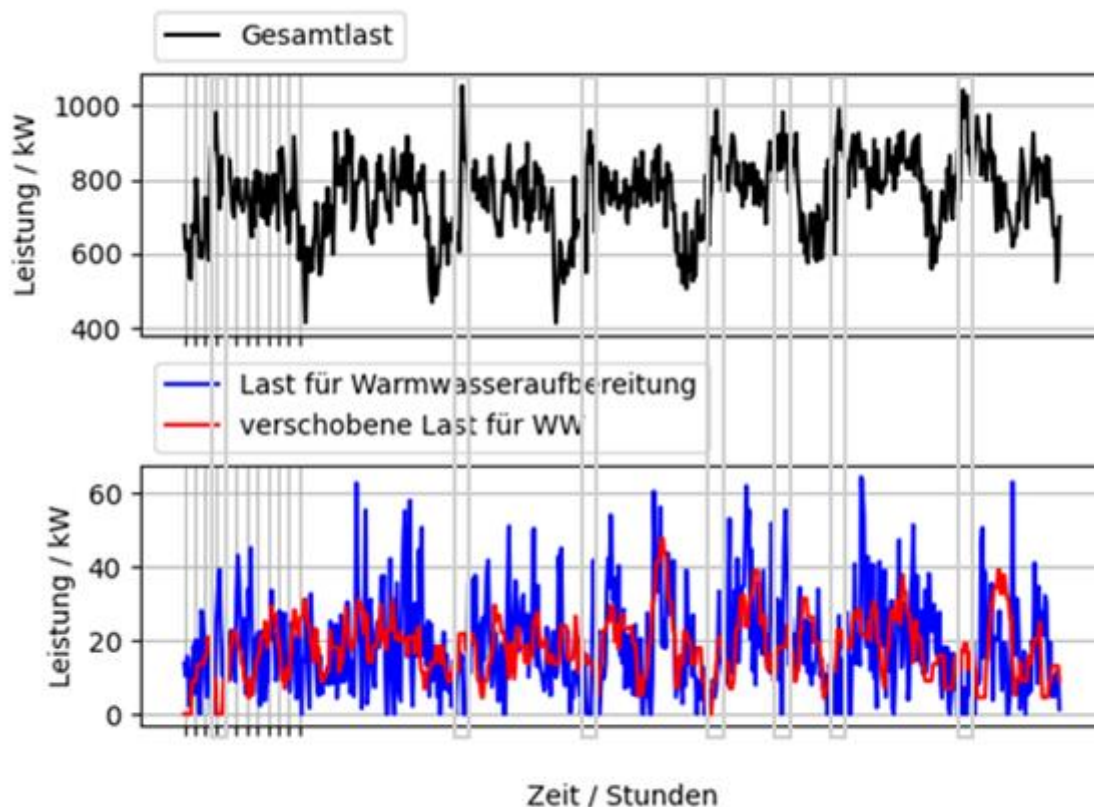


Abbildung 36: Gesamlast im Heizwerk für den Zeitraum 13.11. bis 19.11.2021 für „scen\_peak\_10K“ oben in Schwarz und Last für die Warmwasseraufbereitung nach Optimierung unten in Rot im Vergleich zum Fall ohne Optimierung in Blau



**Abbildung 37: Gesamtlast im Heizwerk für den Zeitraum 13.12. bis 19.12.2021 für „scen\_peak\_10K“ oben in Schwarz und Last für die Warmwasseraufbereitung nach Optimierung unten in Rot im Vergleich zum Fall ohne Optimierung in Blau**

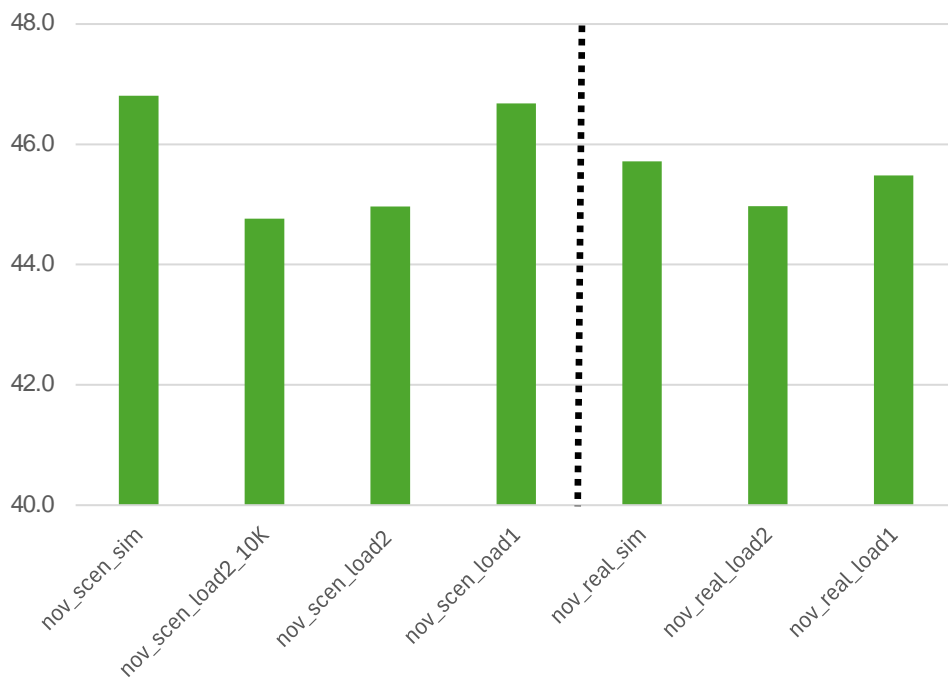
Die Auswirkungen der Lastspitzenoptimierung zeigen sich deutlicher im Fall „Szenario“ in dem mehr Brauchwarmwasserspeicher als Flexibilitätspotential für die Optimierung zur Verfügung stehen. Außerdem wird das Optimierungspotential durch das Erlauben einer Solltemperaturänderung von 10 K im Vergleich zu 5 K weiter vergrößert.

#### 4.2.4 Rücklauftemperatur

Für die Überprüfung der temporären Rücklauftemperaturabsenkung wurden einerseits Mittelwerte über bestimmte Zeiträume gebildet und andererseits die Verläufe der Rücklauftemperatur für einzelne Tage dargestellt. Da die Optimierungsmaßnahmen im Zeitfenster zwischen 10:00 Uhr und 14:00 Uhr (Senkung der unteren Hysteresetemperaturen) bzw. 9:00 Uhr und 10:00 Uhr (präventive Erhöhung der unteren Hysteresetemperaturen) durchgeführt wurden, liegt der Fokus der Auswertung auf diesem Zeitraum. Die Rücklauftemperaturen wurden am Kreuzungspunkt (siehe auch Temperaturmessung 3 in Abbildung 18) evaluiert. Da sich die meisten Brauchwarmwasserspeicher hinter dem Kreuzungspunkt befinden, sind dort deutlichere Effekte zu erwarten, als am Heizwerk. Am Kreuzungspunkt handelt es sich nicht um eine resultierende Mischtemperatur aus allen Netzbereichen wie beim Eintritt ins Heizwerk.

Die durchschnittliche Rücklauftemperatur zwischen 10:00 und 14:00, jener Zeitraum indem die Senkung der Rücklauftemperatur durch die Optimierung stattfinden soll, ist am Kreuzungspunkt für alle relevanten Szenarien in Abbildung 38 dargestellt.

Am effektivsten sind die Optimierungsmaßnahmen für das Optimierungsszenario „load2“, indem die Speicher zwischen 09:00 und 10:00 durchgeheizt werden, um die Notwendigkeit einer Beladung im anschließenden Zeitfenster zu reduzieren. Wird die Hysterese Temperatur durch die Optimierung um 10 K angepasst (anstatt um 5 Kelvin), kann die Rücklaufemperatur zwar etwas mehr gesenkt werden als bei 5 K, der Mehrwert durch die höhere Toleranz ist aber gering. Im Falle der Simulation mit zusätzlichen Brauchwarmwasserspeichern (scen) konnte die Rücklaufemperatur temporär am Kreuzungspunkt um etwa 2 °C gesenkt werden, im Standardfall (real) beträgt die Senkung etwas weniger als 1 °C. Wird auf das Durchheizen der Speicher zwischen 09:00 und 10:00 verzichtet („load1“) sind die Effekte der Optimierung deutlich geringer. Es kommt nur zu unwesentlichen Rücklaufemperatursenkungen. Diese Erkenntnisse werden auch durch ausgewertete Daten für den ausgewählten Zeitraum im Dezember bestätigt.

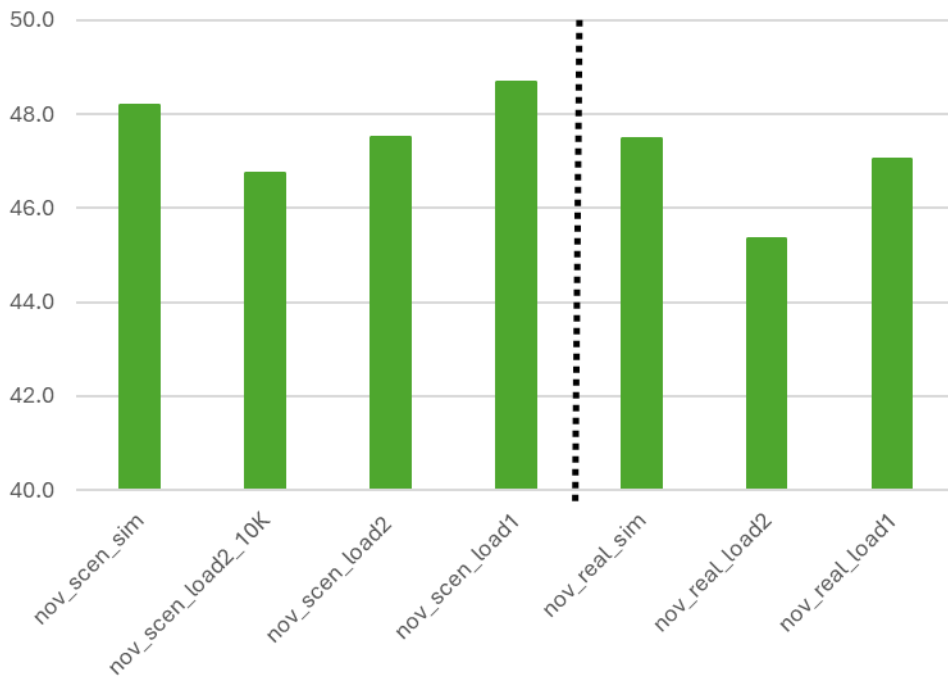


**Abbildung 38: Auswertung der mittleren Rücklaufemperatur zwischen 13.11.2021 und 19.11.2021 zwischen 10:00 Uhr und 14:00 Uhr**

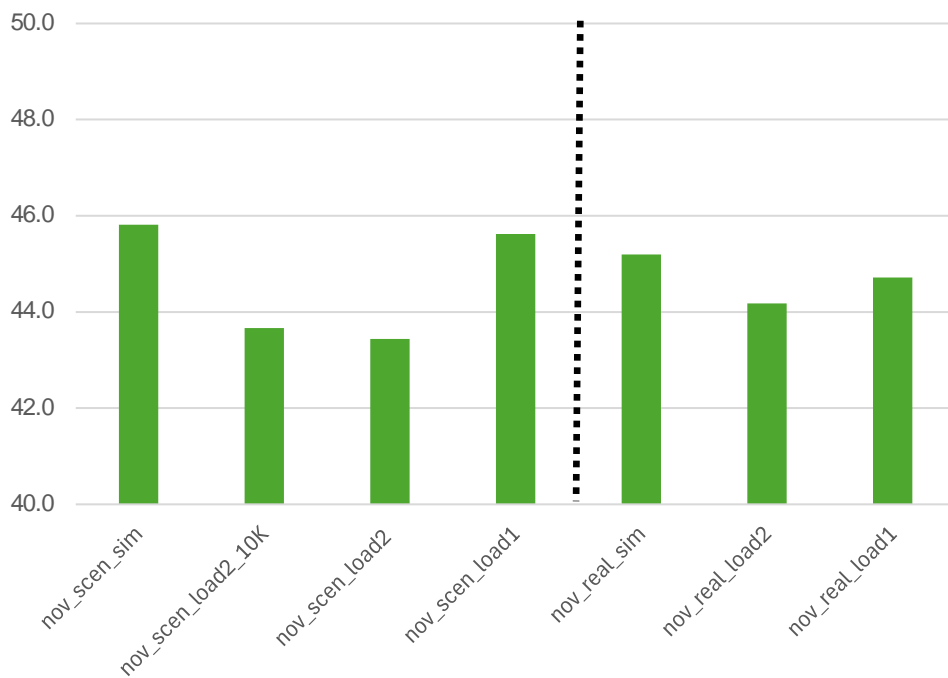
Unterschiedliche Tage haben sehr unterschiedliche Verläufe bei den Rücklaufemperaturen, weswegen zusätzlich zum Durchschnitt der Woche auch noch zwei Tage explizit herausgegriffen werden: der 13.11 und der 15.11. Die durchschnittlichen Rücklaufemperaturen zwischen 10:00 und 14:00 am Kreuzungspunkt sind für beide Tage für alle relevanten Varianten in Abbildung 38 und Abbildung 39 dargestellt. Es ist deutlich erkennbar, dass die Optimierung am 15.11. deutlich wirkungsvoller war als am 13.11. Der Unterschied in den Auswirkungen hängt einerseits damit zusammen, dass die gemessenen Betriebstemperaturen zwischen den einzelnen Tagen stark variieren. Andererseits ist auch das Verhalten der einzelnen Nutzer:innen nicht jeden Tag gleich, was sich auf das Zapfprofile und die Möglichkeit der Verschiebung von Warmwasserbeladungen auswirkt.

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG



**Abbildung 39: Auswertung der mittleren Rücklaufftemperatur am 13.11.2021 zwischen 10:00 Uhr und 14:00 Uhr**



**Abbildung 40: Auswertung der mittleren Rücklaufftemperatur am 15.11.2021 zwischen 10:00 Uhr und 14:00 Uhr**

Die beiden Abbildungen Abbildung 41 und Abbildung 42 zeigen den Rücklaufftemperaturverlauf für die zur Evaluierung relevanten Varianten am Kreuzungspunkt zwischen 9:00 Uhr und 14:00 Uhr für den 13.11.2021, bzw. die Abbildungen Abbildung 43 und Abbildung 44 für den 15.11.

Die Varianten load2 (hellblau bzw. lila in Abbildung 41 und Abbildung 43; rot in Abbildung 42 und Abbildung 44) mit Durchheizen der Brauchwarmwasserspeicher von 09:00-10:00 durch eine Erhöhung der Hysteresetemperatur und anschließender Absenkung der Hysteresetemperatur (vermiedene Ladezeit für die Wärmespeicher) zeigen den deutlichsten Effekt. Am 13.11 sinkt die Rücklauftemperatur im Vergleich zum Referenzszenario (dunkelblau in Abbildung 41; schwarz in Abbildung 42) zwischen 11:30 und 14:00 deutlich stark ab. Das Durchheizen der Wärmespeicher von 09:00-10:00 ist durch eine höhere Rücklauftemperatur in diesem Zeitraum zu erkennen.

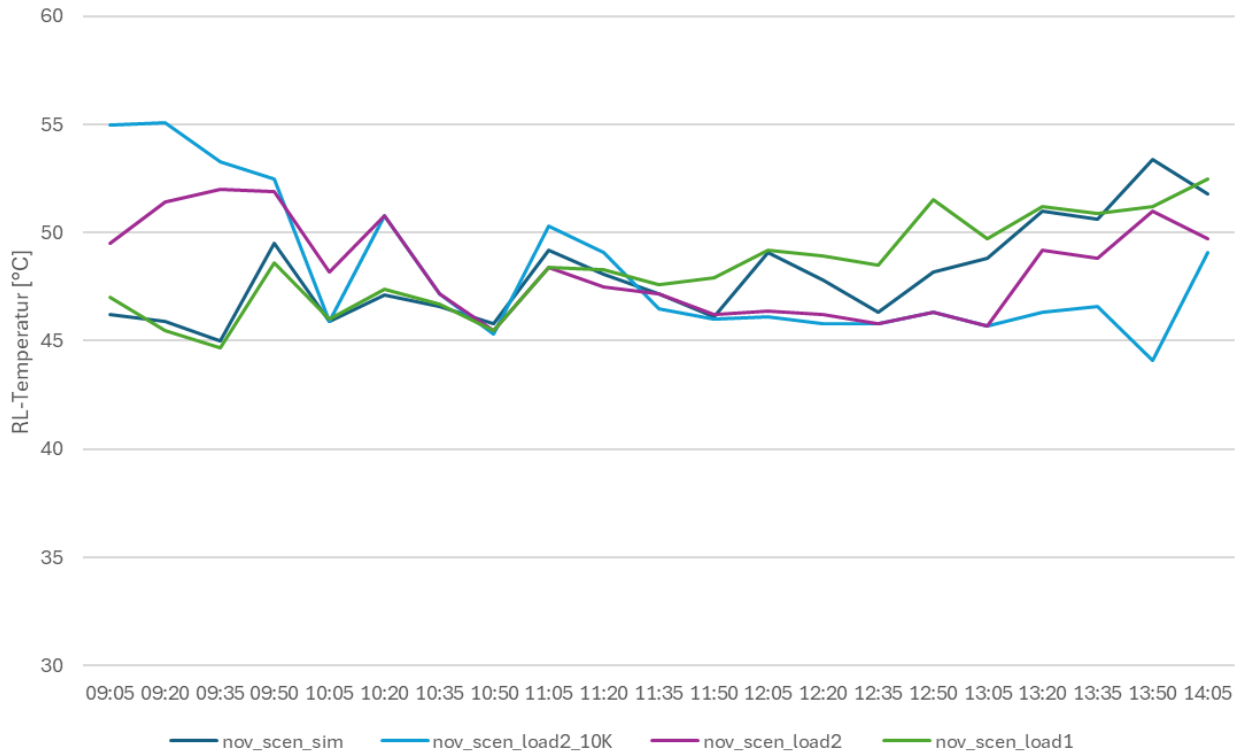
Der 15.11.2021 zeigt viel deutlicher die erhofften Effekte auf die Rücklauftemperaturen durch die Optimierungsmaßnahmen. Die Bilder Abbildung 43 und Abbildung 44 zeigen das nochmal im Vergleich. Hier ist der Unterschied zwischen dem Referenzszenario "nov\_scen\_sim" (dunkelblau in Abbildung 43; schwarz in Abbildung 44) und den Szenarien mit Senken und Erhöhen der Hysteresetemperaturen (hellblau bzw. lila in Abbildung 43; rot in Abbildung 44) vor allem im Zeitraum von 10:00-12:00 deutlich größer.

Die Rücklauftemperatursenkung im Falle von load1 ohne Durchheizen von 09:00-10:00 (grün in Abbildung 41; gelb in Abbildung 42) zeigt an beiden Tagen fast keine Wirkung.

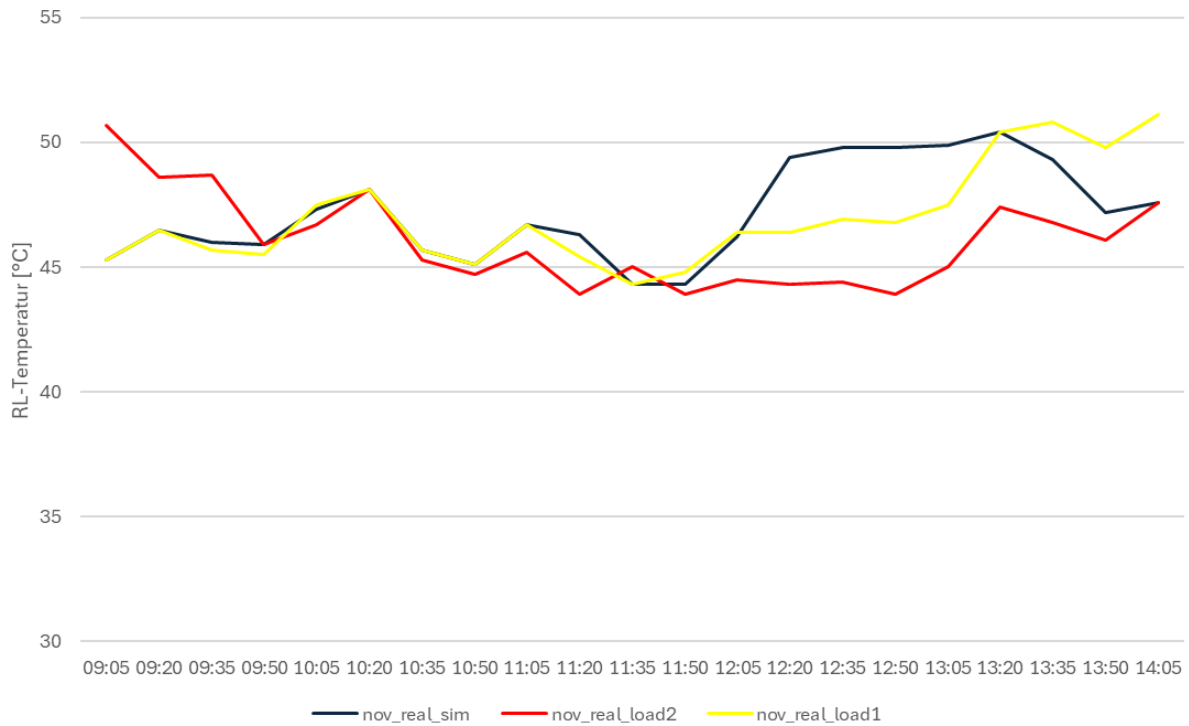
Zusammengefasst lässt sich sagen, dass die Optimierung funktioniert, für das gegebene Netz im gegebenen Zeitraum aber nur eine durchschnittliche Absenkung von 2 °C in einem Netzstrang mit mehreren Brauchwarmwasserspeichern ermöglicht wurde. Von den betrachteten Optimierungsmaßnahmen ist „load2“ – also zuerst Durchheizen und dann die nächste Speicherbeladung durch Absenken der unteren Hysteresetemperatur hinauszögern - die vielversprechendste. Die Auswirkungen der Optimierung auf die Rücklauftemperatur sind auch von Tag zu Tag unterschiedlich. Je größer der Anteil der Heizlast an der Gesamtlast ist, desto kleiner ist natürlich der Einfluss der Brauchwarmwasserspeicher, auch auf die Rücklauftemperatur.

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG



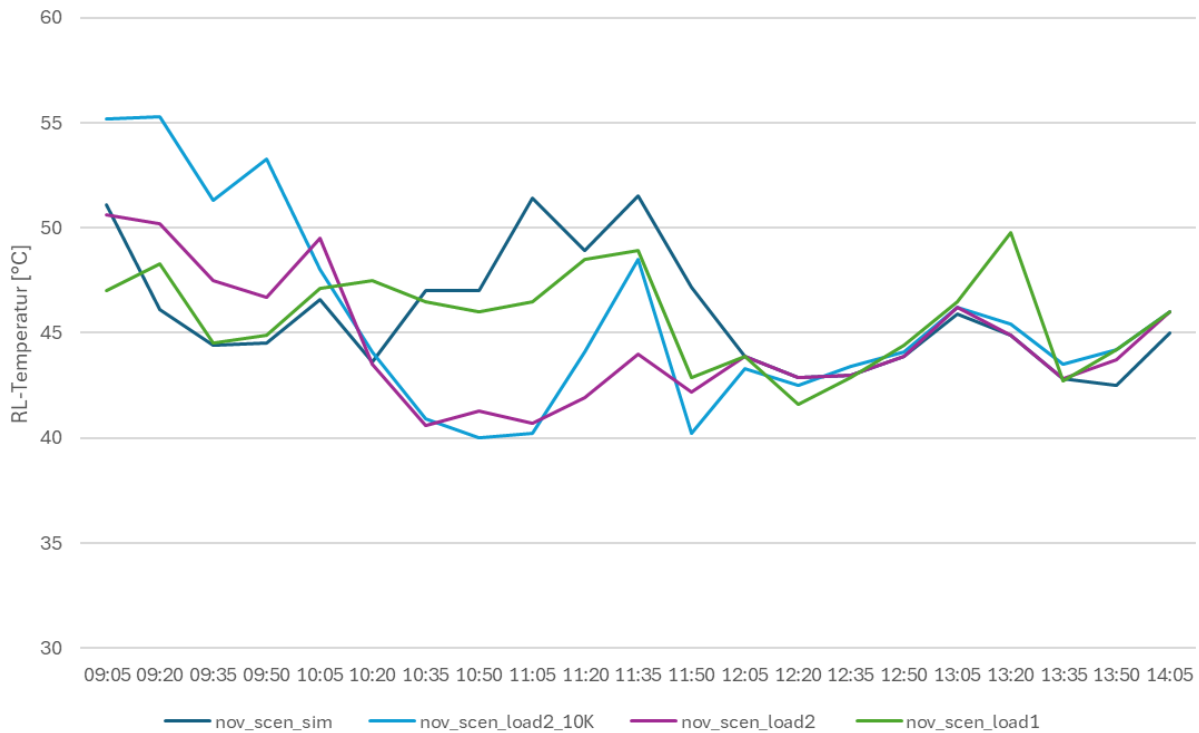
**Abbildung 41: Auswertung der Rücklauftemperaturen am Kreuzungspunkt im Zeitraum 13.11.2021 zwischen 9:00 Uhr und 14:00 Uhr für die Ausbauvarianten**



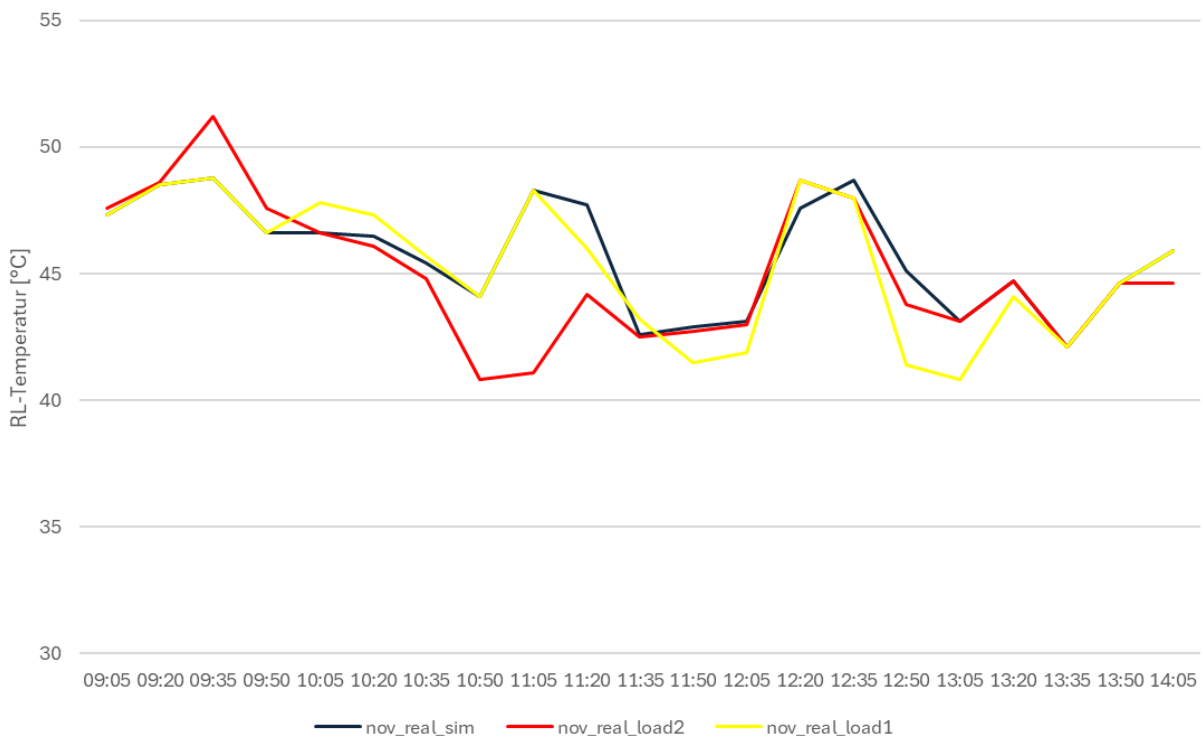
**Abbildung 42: Auswertung der Rücklauftemperaturen am Kreuzungspunkt im Zeitraum 13.11.2021 zwischen 9:00 Uhr und 14:00 Uhr für die Ist-Varianten**

# Energieforschungsprogramm - 6. Ausschreibung

Klima- und Energiefonds des Bundes – Abwicklung durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft FFG



**Abbildung 43: Auswertung der Rücklauftemperaturen am Kreuzungspunkt für den 15.11.2021 im Zeitraum zwischen 9:00 Uhr und 14:00 Uhr für die Ausbauvarianten**



**Abbildung 44: Auswertung der Rücklauftemperaturen am Kreuzungspunkt für den 15.11.2021 im Zeitraum zwischen 9:00 Uhr und 14:00 Uhr für die Ausbauvarianten**

### 5 Ausblick und Empfehlungen

Das Projekt *Brainy Heat Grids* hat sich intensiv mit dem Thema „Flexibilitätpotenziale von Brauchwarmwasserspeichern in Fernwärmenetzen“ auseinandergesetzt und methodisch wirkungsvolle Ansätze entwickelt, um Lastspitzen zu glätten bzw. die Rücklaufemperatur in Fernwärmenetzen temporär zu senken. In der praktischen Anwendung ist allerdings zu beachten, dass das Optimierungspotential des vorgestellten Ansatzes stark von den Rahmenbedingungen des jeweiligen Fernwärmenetzes abhängt. Eine Anwendung ist nur dann sinnvoll, wenn im Fernwärmenetz eine größere Anzahl von ansteuerbaren Brauchwarmwasserspeichern vorhanden ist.

Ein großer Vorteil des Projektansatzes ist, dass in der Regel keine zusätzlichen Investitionen notwendig sind, um die Flexibilität Brauchwarmwasserspeicher zu nutzen. In der praktischen Umsetzung sind aber einige Herausforderungen zu bewältigen: Hardwareprobleme in der Datenübertragung, Temperaturdaten der Speicher in geringer zeitlicher (15 Minuten) und räumlicher (nur ein Sensor je Speicher) Auflösung, thermische Solaranlagen, die volatil Wärme produzieren, und den Eingriff in die lokale Regelung verkomplizieren, bzw. ein sehr breites Spektrum an Regelungsstrategien auf der Verbraucherseite.

Die Optimierungsansätze sind vor allem in Fernwärmenetzen mit Abnehmern, die über große Warmwasser- oder Pufferspeicher verfügen, vielversprechend. Das tatsächliche Optimierungspotenzial hängt jedoch stark von den Rahmenbedingungen des jeweiligen Fernwärmenetzes ab. Im konkreten Anwendungsfall, einem kleinen Fernwärmenetz in Österreich konnten schlussendlich nur eine Handvoll kleiner Brauchwarmwasserspeicher angesteuert werden, welche das Verhalten des Fernwärmenetzes nicht maßgeblich beeinflussten. Insgesamt beträgt der Anteil der Last durch Warmwasseraufbereitung im betrachteten Netz im Herbst nicht mehr als 5 %, und im Winter nicht mehr als 3 %, was das Potential des Ansatzes im konkreten Anwendungsfall maßgeblich einschränkte.

Sind wie im Referenznetz nur wenige ansteuerbare Brauchwarmwasserspeicher vorhanden und nimmt die Trinkwasseraufbereitung eine untergeordnete Rolle ein (<5 % des Gesamtenergiebedarf, während der Heizsaison), sind die Auswirkungen auf Gesamtnetzebene überschaubar. Die Situation kann sich aber in anderen Fernwärmenetzen mit Großabnehmern wie Mehrfamilienhäusern mit Pufferspeichern, Thermen, Industriebetrieben, etc. ganz anders darstellen, weswegen die entwickelte Regelstrategie im nächsten Schritt im Rahmen des Projekts *DDM Feldkirchen* (FFG Nr. 893516) an einem größeren Fernwärmenetz praktisch erprobt wird.

## 6 Literaturverzeichnis

GeoSphere Austria. (1. 6 2024). Von GeoSphere Data Hub:

<https://data.hub.geosphere.at/group/stationsdaten> abgerufen

## 7 Kontaktdaten

Robert Pratter

4ward Energy Research GmbH

Reininghausstraße 13A

8020 Graz

[robert.pratter@4wardenergy.at](mailto:robert.pratter@4wardenergy.at)

[www.4wardenergy.at](http://www.4wardenergy.at)

### **weitere KooperationspartnerInnen:**

GEF Ingenieur AG

Hoval Gesellschaft m.b.H