

INTELLIGENTE ENERGIE- UND KLIMASTRATEGIEN

SCIENCE.RESEARCH.PANNONIA.
Fachhochschule Burgenland
Band 30

e.nova

INTERNATIONAL CONFERENCE


Intelligente Energie- und Klimastrategien

Energie – Gebäude – Umwelt

12. und 13. Juni 2024

BAND 27

gefördert durch:
Bundesministerium für
Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie

 Bundesministerium
Klimaschutz, Umwelt,
Energie, Mobilität,
Innovation und Technologie

HOLZHAUSEN
— Der Verlag —

Herausgeberin: Hildegard Gremmel-Simon
Fachhochschule Burgenland GmbH
Forschungs- und Studienzentrum Pinkafeld
Department Energie & Umwelt
Steinamangerstraße 21
7423 Pinkafeld, Österreich
www.fh-burgenland.at

Organisationskomitee: Bernhard Czerny
Christian Heschl
Christian Wartha
Ernst Blümel
Gernot Hanreich
Marcus Keding
Markus Puchegger
Richard Krotil
Rosa Weber
Sebastian Schuh
Werner Stutterecker

Die Beiträge der Autoren wurden in der zur Verfügung gestellten Fassung veröffentlicht.

Der internationale Kongress e-nova 2024 wurde aus Mitteln des Bundesministeriums für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie gefördert.

Eigentümer und Verleger

Verlag Holzhausen GmbH, Traungasse 14-16, 1030 Wien, Österreich
Geschäftsführung: DDr. Gabriele Ambros und Silvija Stevanovic, BA
Verlagsort: Wien – Herstellungsort: Wien – Printed in Austria

1. Auflage 2024

ISBN: 978-3-903207-89-9

Copyright © Verlag Holzhausen GmbH, 2024

Bibliografische Informationen der Österreichischen Nationalbibliothek und der Deutschen Nationalbibliothek:
Die ÖNB und die DNB verzeichnen diese Publikation in den Nationalbibliografen; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet abrufbar. Für die Österreichische Bibliothek: [https:// onb.ac.at](https://onb.ac.at), für die Deutsche Bibliothek: <https://dnb.de>

Lizenzgeber: Creative Commons (CC) BY 4.0

Sofern vom Verlag nicht anders verlautbart, wird der Text dieser Werkfassung bis auf Weiteres unter der Lizenz »Creative Commons (CC) BY 4.0« zur Verfügung gestellt. Nähere Informationen zu dem Umfang dieser Lizenz sind abrufbar unter:

www.verlagholzhausen.at

Wissenschaftlicher Beirat

Prof. (FH) DI Dr. Gernot Hanreich (Vorsitz)
Fachhochschule Burgenland GmbH, Department Energie & Umwelt, Österreich

Prof. (FH) DI Ernst Blümel
Fachhochschule Burgenland GmbH, Department Energie & Umwelt, Österreich

DI Dr. Helmuth Kreiner
TU Graz, Institut für Materialprüfung und Baustofftechnologie, Österreich

Hon.-Prof. (FH) Dipl.-Ing. Dr. mont. Arne Ragoßnig MSc. (OU)
RM Umweltkonsulenten ZT GmbH, Österreich

DI Susanne Supper
Green Energy Lab, Cluster Manager, Österreich

Dr. Günter Wind
TB Wind, Ingenieurbüro für Physik, Präsident des Vereins panSol, Österreich

Ao. Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. Franz Winter
Technische Universität Wien, Institut für Verfahrenstechnik, Umwelttechnik u. Techn.
Biowissenschaften, Österreich

Vorwort

Revolution – Als Revolution bezeichnet man gemeinhin einen abrupten, oder zumindest in vergleichsweise kurzer Zeit erfolgenden, grundlegenden und auch nachhaltig wirkenden strukturellen Systemwandel. Industrielle Revolutionen sind dabei immer eng mit einem Technologiewandel verbunden. Betrachtet man die im letzten Jahr bekanntgewordenen und nun auch teilweise frei verfügbaren Entwicklungen im Bereich der künstlichen Intelligenz, so lässt sich das Potential für eine (industrielle) Revolution erkennen, inklusive tiefgreifender Auswirkungen auf verschiedenste gesellschaftliche und kulturelle Lebensbereiche.

Auch die e-nova 2024 kommt nicht umhin, sich dieser Thematik zu widmen. *„Die e-nova ist eine renommierte wissenschaftliche Konferenz, die sich mit aktuellen Themen und Innovationen im Bereich Energie, Umwelt und Nachhaltigkeit befasst. Sie bietet eine Plattform für den Austausch von Wissen, Ideen und Forschungsergebnissen zwischen Experten, Wissenschaftlern und Interessierten aus verschiedenen Bereichen“*, schreibt ChatGPT. Als Besonderheit der diesjährigen Konferenz wird in einer interaktiven Session eine künstliche Intelligenz selbst an der Diskussion teilnehmen.

Intelligente Energie- und Klimastrategien ist das Leitthema der heurigen Veranstaltung. Als internationale wissenschaftliche Konferenz konzipiert, richtet sich die e-nova sowohl an die wissenschaftliche Gemeinschaft als auch an berufsfeldorientierte Fachleute. Beiträge beider Gruppen aus dem Bereich der anwendungsbezogenen Forschung und Entwicklung bieten einen Überblick zum Stand der wissenschaftlichen Entwicklung sowie über die Möglichkeiten und den Status der berufspraktischen sowie markttechnischen Umsetzbarkeit.

Die an der Konferenz in Pinkafeld Teilnehmenden werden auch vor Ort einen nachhaltig wirkenden Wandlungsprozess wahrnehmen: Der Neubau des Campus Pinkafeld der FH Burgenland ist in vollem Gange. Die e-nova 2027 wird bereits in diesen neuen Räumlichkeiten stattfinden können.

Gernot Hanreich
Rektor

Foreword

Revolution – A revolution is generally defined as an abrupt, or at least comparatively short, fundamental and lasting structural system change. Industrial revolutions are always closely linked to technological change. If we look at the developments in the field of artificial intelligence that emerged in the last year and that are now partly freely available, we can see the potential for an (industrial) revolution, including far-reaching effects on a wide range of social and cultural areas of life.

e-nova 2024 cannot avoid addressing this issue. “e-nova is a renowned scientific conference dealing with current topics and innovations in the field of energy, the environment and sustainability. It provides a platform for the exchange of knowledge, ideas and research results between experts, scientists and interested parties from various areas,” writes ChatGPT. As a special feature of this year's conference, an artificial intelligence will join the discussion in an interactive session.

This year's event focuses on smart energy and climate strategies. Designed as an international scientific conference, e-nova is aimed at both the scientific community and practitioners. Contributions from both groups on applied research and development will provide an overview of the state of scientific development and the possibilities for practical professional and market implementation.

Participants at the conference in Pinkafeld will also be able to observe a lasting transformation process on site: The construction of the new Pinkafeld campus of FH Burgenland is in full swing. e-nova 2027 will already take place in these new premises.

Gernot Hanreich
Rektor

A|S|F|i|N|A|G

klima**aktiv**



medon
MESS.SYSTEME

Interreg



Sofinancira
EVROPSKA UNIJA
Kofinanciert von
der EUROPÄISCHEN UNION

Slovenija – Österreich

H2GreenFUTURE

Inhaltsverzeichnis

SESSION 2A:

CO₂-freie Therme - Erhebung, Benchmarks und Konzepte zur Dekarbonisierung und Energietransformation	17
Seidnitzer-Gallien, Bühne, Gumhalter / AEE INTEC / AT	
Überwindung von Hürden in Datenökosystemen	25
Stampfl, Palkovits-Rauter / FH Burgenland GmbH / AT	

SESSION 2B:

Clustering and cluster label prediction for daily electric consumption curves of residential users	33
Kurzidim, Buruzs, Šipetić, Wagner / AIT / AT	
Forecasting of HVAC energy consumption and thermal comfort in office buildings	41
Kurzidim, Schöny / AIT / AT	
Scan-for-TGA Systems	49
Ziermann, Ringhofer, Partl / Forschung Burgenland GmbH / AT	
Nothbauer / rmDATA GmbH / AT	

SESSION 2C:

mAIntenance – Schritte zu einem KI-unterstützten Gebäudebetrieb	61
Schöny, Šipetić, Kurzidim, Catal / AIT / AT	
Assessing Model Predictive Control for Energy Communities' Flexibilities	71
Seiler, Moosbrugger, Huber, Kepplinger / FH Vorarlberg / AT	

SESSION 3A:

Evaluierung der Effektivität von Methoden zur Prognose der Residuallast in Erneuerbaren Energiegemeinschaften	91
Medwenitsch / Forschung Burgenland GmbH / AT	
Gnam / FH Burgenland GmbH / AT	
Simulationsmodell zur Analyse der Auswirkungen eines Elektrofahrzeugs auf Haushalte mit PV-Anlage	97
Sieberer / FH Burgenland GmbH / AT	
Schindler / Forschung Burgenland GmbH / AT	

SESSION 3B:

Auslegung einer Wärmepumpe zur Versorgung eines Fernwärmenetzes mit Energie aus Abwasser	109
Gnam / FH Burgenland GmbH / AT	
Novakovits / Forschung Burgenland GmbH / AT	
Pratter / 4ward Energy Research GmbH / AT	
Fossilfree4Industry – Lösungen zum fossilen Phase Out für die Industrie	115
Kelz, Leusbrock / AEE INTEC / AT	

SESSION 3C:

LCA eines Energieverbundes: Variantenbetrachtung mit Redox-Flow-Batterie	123
Wiener, Piringer / FH Burgenland GmbH / AT	
Exergoökonomischer Vergleich zweier luftgekühlter Organic Rankine Cycles mit dem Arbeitsmedium Novec 649	131
Ofner, Krail / FH Burgenland GmbH / AT	
Beckmann / Technisches Büro Dr. Beckmann / AT	

SESSION 4A:

A Smart Monitoring Solution for Sustainable Building Operations	143
Heschl, Klanatsky / FH Burgenland GmbH / AT	

SESSION 4B:

Technische und wirtschaftliche Vorteile in der Gebäudesanierung mit vorgefertigten thermisch aktiven Fassaden und PVT	151
Gumhalter / AEE INTEC / AT	
Ramschak / TOWERN3000 Projekt- & Medienagentur GmbH / AT	
Böck, Perkonig / FH Burgenland GmbH / AT	
Analyse saisonaler Speichertechnologien im Burgenland	163
Jasek, Puchegger / Forschung Burgenland GmbH / AT	
Hummer, Pratter / 4ward Energy Research GmbH / AT	

SESSION 4C:

Potentiale zur Betriebsoptimierung und Effizienzsteigerung von Lüftungsanlagen – Kenngrößen und Methoden	173
Prenninger / FH Salzburg / AT	
Schnitzer / Forschung Burgenland GmbH / AT	
Rojas / Universität Innsbruck / AT	
Zukunftsfähige Immobilien – Perspektiven, Potential und Mehrwerte	183
Haugeneder, Amberger, Krautzer / ATP sustain GmbH / AT	
LED as Sensor – Indoor Illumination for Sensing Applications	193
Fragner, Krutzler, Kröpfl, Weiss / JOANNEUM RESEARCH / AT	

SESSION 5A:

Policy development for energy efficiency of Data centres	203
Díaz Triana / ECODESIGN / AT	
Brocklehurst / Ballarat Consulting / UK	
Siderius / Netherlands Enterprise Agency / NL	
Techno-ökonomischer Vergleich von Speicherstrategien in Erneuerbaren Energiegemeinschaften	211
Puchegger, Jasek, Schindler, Medwenitsch / Forschung Burgenland GmbH / AT	

SESSION 5B:

Vielfalt gestalten – Gender & Diversity als partizipatives Instrument in der Technikausbildung	221
Maier, Szalai / FH Burgenland GmbH / AT	
Data Spaces als Brücke zur Wahrung der Privatsphäre bei Energiedienstleistungen	229
Pfeiffer, Klikovits / Forschung Burgenland GmbH / AT	
Hatzl / CAMPUS 02 Fachhochschule der Wirtschaft GmbH / AT	

SESSION 5C:

24h free-running building forecasting: self-actuation method and initial test	237
Chiesa, Carrisi / Politecnico di Torino / IT	
Autorenverzeichnis	247

Session 2a

CO₂-freie Therme - Erhebung, Benchmarks und Konzepte zur Dekarbonisierung und Energietransformation

Seidnitzer-Gallien, Bühne, Gumhalter / AEE INTEC / AT

Überwindung von Hürden in Datenökosystemen

Stampfl, Palkovits-Rauter / FH Burgenland GmbH / AT

CO₂-freie Therme – Erhebung, Benchmarks und Konzepte zur Dekarbonisierung und Energietransformation

C. Seidnitzer-Gallien, X. Bühne, M. Gumhalter

AEE – Institut für Nachhaltige Technologien, Gleisdorf, Österreich

ABSTRACT: The thermal baths in Austria are facing the challenge of making their energy supply more efficient and sustainable, especially considering rising electricity and gas prices. Focused on leveraging deep hydrothermal geothermal energy, the GEO.MAT project integrates heat pump technologies and efficiency enhancements to drive decarbonization. Initial assessments reveal the prevalent reliance on costly fossil fuels like gas, prompting the need for intervention. By deploying heat pumps, enhancing operational efficiency, and introducing an innovative energy management system, the project aims to diminish dependence on fossil fuels. Using the „H2O“ demonstration site as a model, various heat recovery opportunities are identified, including harnessing energy from splashing water, climate cold water, and drinking water cooling. Additionally, efficiency measures such as optimizing hot water and ventilation systems hold promise for significant energy demand reduction. The innovation concept entails a cascaded utilization of heat pumps to exploit diverse temperature gradients efficiently. A sophisticated model-predictive control system orchestrates the synergy across the thermal baths, hotel, and heating plant, optimizing district heating and cooling. The envisaged CO₂ savings amount to 1,427 tons annually, underlining the project’s substantial contribution to decarbonization. Thorough simulation and validation procedures are undertaken to refine the system, ensuring a cost-effective energy strategy resilient to climate change and cost fluctuations until 2050. Overall, the GEO.MAT project demonstrates that optimizing the energy supply of thermal baths can play a significant role in decarbonization and achieving climate goals, with high potential for replication.

1 EINLEITUNG

Österreich mit seiner Thermenlandschaft (in Summe 42) ist nicht nur eine beliebte Tourismusregion in Europa, sondern auch eine der Regionen, in der die Nutzung der tiefen hydrothermalen Geothermie (Tiefe > 400 m in wasserführenden Schichten) im Vordergrund steht. Aus ökologischer Sicht sind Thermalbäder in Österreich bedeutende Energieverbraucher, die nach wie vor fossile Energieträger wie Gas nutzen. Seit dem Anstieg der Strom- und Gaspreise bemühen sich die Thermalbäder jedoch um einen energieeffizienteren Betrieb. Um einen Ausstieg aus der fossilen Energieversorgung zu erreichen, sollten die wichtigen Verbraucher im Fokus stehen, da die Nutzung erneuerbarer Energien in Thermen einfacher umsetzbar ist als in anderen städtischen Gebieten. Diese komplexe Erzeuger-/Verbraucher-situation mit unterschiedlichen Angebots-/Verbraucherprofilen und äußeren Randbedingungen am Standort einer Therme bietet noch ein erhebliches Potenzial zur effizienten Nutzung der Tiefengeothermie mit innovativen Integrationskonzepten von Wärmepumpentechnologien, Effizienzsteigerungsmaßnahmen im innerbetrieblichen Energiesystem und einem echtzeitbasierten, innovativen Energiemanagementsystem zur Flexibilisierung mit Strom- und Wärmenetz.

1.1 HYDROTHERMALE GEOTHERMIE IN ÖSTERREICH

Die Nutzung natürlicher Thermalwässer (hydrothermische Nutzung) in balneologische und energetische Zwecke hat in Österreich eine lange Tradition und führte zu mehr als 70 Geothermie-Projekten und derzeit 135 km Bohrungen (BMK 2022). Die meisten balneologischen Nutzungen befinden sich im Molassebecken und im Steirischen Becken, da diese Gebiete günstige Bedingungen hinsichtlich

Wärmestromdichte, Aquiferkapazität und Grundwasserchemie aufweisen (BMK 2022). Insgesamt beläuft sich die installierte Leistung der Tiefengeothermie auf 95 MW zur Wärmeabgewinnung, hinzu kommen schätzungsweise über 10 MW für balneologische Systeme und 1,2 MW für Verstromungssysteme (Goldbrunner & Goetzl 2019). Die nachfolgende Abb. 1 gibt einen Überblick über die bestehende Nutzung der hydrothermalen Geothermie in Österreich. Gerade in der Dekarbonisierung der Wärmeversorgung gewinnt Geothermie als zuverlässige Quelle von „grüner Energie“ an Bedeutung.

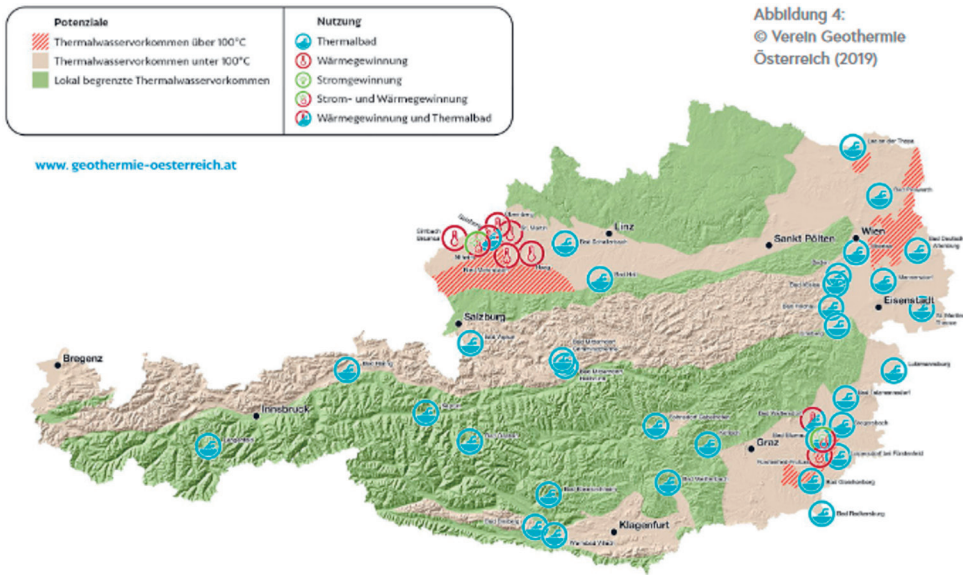


Abb. 1: Hydrothermale Geothermie in Österreich mit deren aktuellen Nutzung in Form von Thermalbädern und Anlagen zur Gewinnung von Strom und Wärme (BMK 2022)

Das zeigen auch die geplanten Ausbauziele für Hydrogeothermie für Wärme mit 2 TWh und Strom von 40 GWh bis 2030 und 8 TWh für Wärmenutzung und 60 GWh für Verstromung bis 2050. Insgesamt sind derzeit noch 95 % des Potenzials für hydrothermale Geothermie in Österreich ungenutzt. (BMK 2022)

Gerade in der balneologischen Nutzung der Tiefengeothermie ist es notwendig einen nachhaltigen, effizienten Betrieb der geothermischen Anlagen zu gewährleisten und eine ressourcenschonende Bewirtschaftung zu fördern. Neben der stofflichen Nutzung der Thermalwässer in Bädern ist es notwendig die systemische Nutzung zu verbessern und die multivalenten Anwendungen zur Substitution von fossilen Energieträgern zu forcieren.

1.2 ENERGIEVERSORGUNG UND BEDARF IN ÖSTERREICHISCHEN THERMEN

Die Energieversorgung der österreichischen Thermalbäder verwendet eine Kombination aus hydrothormaler Energie, biomassebasierter Fernwärme sowie fossilen Energieträgern und Strom. Der Großteil des Wärmebedarfs dient der Aufrechterhaltung der Wassertemperaturen in den Beckenanlagen mit 60-70 %, sowie Warmwasser- und Heizenergiebedarf von Thermengebäuden, Wellnessseinrichtungen und Hotelanlagen mit 30-40 % (Novakovits 2018). Hohe Stromverbraucher sind Lüftungsanlagen zur Gewährleistung eines optimierten Raumluftkomforts sowie Kälteanlagen für Hotel und Thermenbetrieb. Insgesamt liegend die Energiekosten in österreichischen Thermalbädern bei mindestens 20 % der Gesamtkosten, womit diese Branche zu „energieintensiven Unternehmen“ zählt. Volatile oder steigende

Energiepreise bei Strom und fossilen Energieträger – vorwiegend Gas – führen zu großen Herausforderungen in den Betrieben und stellen einen hohen Kosten- und Preisdruck dar. Die Dekarbonisierung der Thermen erfordert somit eine umfassende Herangehensweise, die technologische, wirtschaftliche, politische und gesellschaftliche Aspekte berücksichtigt.

- Reduktion der Abhängigkeit von fossilen Energieträgern
- Technologische Anpassungen und Umstellungen der Heiz-, Lüftungs-, und Kühlsysteme
- Anpassungen an bestehende Infrastruktur und Kopplung mit zukünftigen oder bestehenden Strom- und Wärmenetzen
- Kostendruck, Finanzierungsmöglichkeiten
- Schaffung klarer regulatorischer Rahmenbedingungen zum Setzen von Anreizen und Fördern von Investitionen
- Akzeptanz und Bewusstsein in der Öffentlichkeit und bei den relevanten Stakeholdern

2 ZIEL UND MEHODIK

Diese Herausforderungen adressiert das begleitende Forschungsprojekt GEO.MAT – Effizienzsteigerung von geothermischen Energiesystemen mit Wärmepumpentechnologien mit dem Ziel, den technischen, energetischen und ökologischen Entwicklungsstand in österreichischen Thermen zu erheben, realistische Potenziale zur Dekarbonisierung und Energietransformation zu identifizieren und innovative Konzepte (optimaler Einsatz von Erneuerbaren, Ausnutzung von Energieeffizienzpotenzialen, digitale und prognoseorientierte Steuerung und Regelung) zu entwickeln, die an realen Standorten umgesetzt werden und als Referenzkonzepte zur Replikation für andere Thermenbetriebe zur Verfügung stehen.

Zur nachhaltigen Umstellung einer energieeffizienten und erneuerbaren Energieversorgung der österreichischen Thermen, wird ein integrierter methodischer Ansatz (siehe Abb. 2) genutzt, der ein hohes Replikationspotenzial aufweist. Der methodische Ansatz kombiniert einen marktorientierten Umsetzungsprozess in zwei teilnehmenden Demonstrationsstandorten und einem erweiterten Transferstandort, integriert Stakeholder Arbeit sowie eine Überwachungs- und Optimierungsphase.

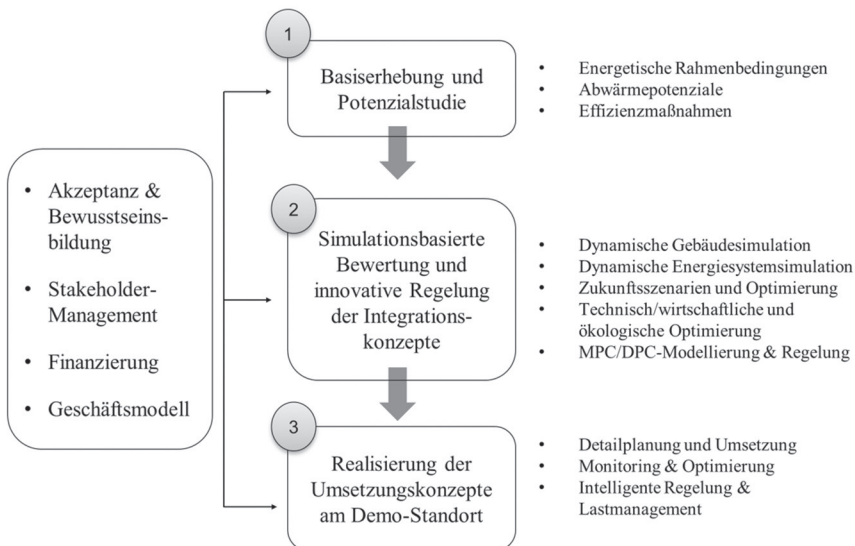


Abb. 2: Zielsetzung und Methodischer Aufbau

Die erste Phase besteht aus einer Bestandsaufnahme, die zweigeteilt ist: einerseits eine energetische Detailstudie an den Demonstrationsstandorten und andererseits eine grundlegende Erhebung zur energetischen Situation in den rund 40 Thermalbädern in Österreich. Die zweigeteilte Herangehensweise ermöglicht ein umfassendes Verständnis der österreichischen Thermalbäder sowie eine Überprüfung und Validierung der Wirksamkeit eines detaillierten Audits. In Phase zwei liegt der Fokus auf der Identifizierung, nachhaltigen Entwicklung und Bewertung potenzieller Maßnahmen, basierend auf den teilnehmenden Demonstrationsstandorten. Die dritte Phase beinhaltet die Umsetzung der detaillierten Konzepte und die Weiterentwicklung der Systemkonzepte für Transferstandorte. Diese Phasen werden durch Elemente integriert, die die Akzeptanz und das Bewusstsein der relevanten Stakeholder fördern, Finanzierungsmöglichkeiten aufzeigen und das zukünftige Geschäftsmodell der Thermenbetriebe im Hinblick auf eine nachhaltige Entwicklung analysieren.

3 ERSTE ERGEBNISSE

Die Basiserhebung bestätigt die Energieintensität von Thermalbädern. Nachfolgende Tab. 1 zeigt, die Wärme- und Stromverbräuche der beiden Demonstrationsstandorte und dem Transferstandort nach Energieträger.

Tab. 1: Energiebedarf nach Energieträgern für Demostandorte und Transferstandort

Energiebedarf	Demo „Sonnentherme“ GWh/a	Demo „H2O“ GWh/a	Transfer „Reduce“ GWh/a
Strom	6	3,4	4
Biomasse	-	6,4	4,5
Erdgas	16	-	8,5

Um den hohen energetischen Verbrauch sowie den betroffenen CO₂-Fußabdruck zu reduzieren, wird eine vielseitige Kombination verschiedener Maßnahmen zur Nutzung von Abwärme in Verbindung mit Wärmepumpentechnologien angestrebt. Des Weiteren sollen Effizienzsteigerungsmaßnahmen bei der Warmwasserbereitung sowie in der Lüftungs- und Klimatechnik umgesetzt werden. Diese Maßnahmen sollen die Grundlage für eine vollständige Dekarbonisierung schaffen.

3.1 ENERGETISCHE POTENZIALSTUDIE DEMO „H2O“

Die detaillierte Potenzialerhebung am Demostandort „H2O“ zeigt die unterschiedlichen Potenziale zur Abwärmenutzung, aus Rückspülwasser, Klimakaltwasser und einer Trinkwasserkühlung.

3.3.1 Potenzial Rückspülwasser

Dass durch den Thermenbetrieb täglich anfallende Rückspülwasser mit einer Menge von ca. 60 m³ und einer Temperatur von 30 °C wird vor dessen Einleitung in den Vorfluter auf ca. 9 °C gekühlt. Dadurch kann die Restenergie des Thermalwassers vollständig genützt werden. Insgesamt kann ein Abwärmepotenzial von rund 670 MWh/a nutzbar gemacht werden.

3.1.2 Potenzial Klimakaltwasser

Abwärme aus dem Klimakaltwasser und der Abkühlung der Fortluft aus den Lüftungsanlagen liefern ein Potenzial von rund 1 GWh/a aus Therme und Hotel.

3.1.3 Potenzial Trinkwasserkühlung

Die neue Trinkwasserquelle der Ortsversorgung (18 m³/h) muss vor dessen Einleitung in das Trinkwassernetz von 21,3 °C auf eine Temperatur von ca. 9 °C gekühlt werden. Diese Energiemenge steht 24 Stunden und 365 Tage pro Jahr zur Verfügung. Eine Abwärmemenge von 2,7 GWh/a steht zur Verfügung.

3.1.4 Effizienzmaßnahmen

Parallel zur Aufdeckung von Abwärmepotenzialen wurde der gesamte energetische Bedarf von Wärme und Strom auf Effizienzpotenziale untersucht. Eine Analyse zeigt, dass bei effizienterer Nutzung der Warmwasseranlagen (Aufbereitung und Kundenanlagen) eine Einsparung von 125 MWh/a für Therme und das angeschlossene Hotel möglich ist. Optimierungsmaßnahmen an den Systemtemperaturen der Beckenwasserwärmetauscher zielen darauf ab, eine effektive Versorgung der Becken mit Wassertemperaturen im Bereich von 32-38 °C zu erreichen und diese somit nutzbar zu machen. Die Optimierung der Lüftungsanlagen mit einem Wärmerückgewinnungssystem schafft es eine nahezu ganzjährige Entfeuchtung in der Schwimmhalle mit Außenluft zu bedienen. Insgesamt ist es möglich durch Effizienzmaßnahmen den Wärmebedarf um 884 MWh/a und den Strombedarf um 150 MWh/a zu reduzieren.

3.2 ABGELEITETES INNOVATIONSKONZEPT ZUR NUTZUNG DER POTENZIALE

Eine schematische Übersicht zeigt die Elemente, die im Innovationskonzept verknüpft sind, Abb. 3. Die lokale Wärmeversorgung mit einem Biomasse-Heizwerk (BIOS) versorgt Therme und Hotel. Die geothermische Wärmequelle mit Temperaturen von 32 °C wird in die Becken eingeleitet und auf 34 °C bis 36 °C aufgeheizt (Seidnitzer-Gallien, et.al. 2024). Die erhobenen Abwärmepotenziale aus dem Rückspülwasser, den Optimierungsmaßnahmen an den Lüftungsanlagen aus Fortluft und Klimakaltwasser sowie die geforderte Kühlung der Trinkwasserquelle liefern die Grundlage für die Nutzung eines integrierten Wärmepumpensystems.

Insgesamt ist geplant, eine kaskadierte Nutzung von drei Kompressionswärmepumpen einzusetzen, um die unterschiedlichen Temperaturniveaus optimal zu nutzen und die Leistungszahlen (COPs) zu maximieren. Dabei wird angestrebt, die Vermischung von hohen und niedrigen Rücklauftemperaturen bestmöglich zu vermeiden. Zusätzlich sollen optimierte, geschichtete Kälte- und Wärmespeicher die Systemeffizienz und Betriebsflexibilität erhöhen sowie eine hohe exergetische Effizienz sicherstellen. Die Umsetzung der kaskadierten Wärmepumpen ermöglicht es, Wasser mit Temperaturen von 40 °C bis 50 °C aus verschiedenen Quellen zu nutzen, darunter das Abwasser des Thermalbads, die Abwärmenutzung aus dem Klimakaltwasser und die Wärmenutzung aus der Trinkwasserquelle. Mit einer integrierten intelligenten Regelungsstrategie ist ein hoher Eigenverbrauch des PV-Stroms (Therme, Hotel und Heizwerk) oder ein Netzstützbetrieb möglich. Diese Wärme dient dazu, das Thermalwasser und das Warmwasser vorzuwärmen.

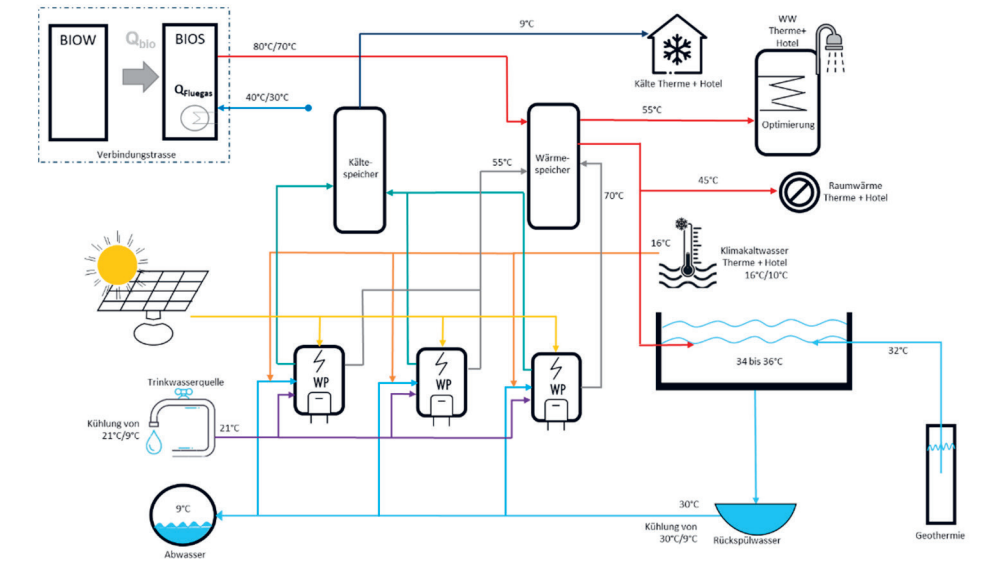


Abb. 3: Einfache schematische Übersicht des innovativen Gesamtkonzeptes Demo „H2O“ (Seidnitzer-Gallien et al. 2024)

Das Konzept wird durch die Erweiterung der Verbindungsstrasse zwischen den beiden Heizwerken (BIOW und BIOS) ergänzt, um eine bidirektionale Wärmenutzung zu ermöglichen. Dadurch kann die Abwärme aus dem Thermalbad mittels Wärmepumpen auch zur Versorgung des Heizwerks genutzt werden.

Das optimierte Zusammenspiel wird durch eine umfassende modellprädiktive Regelung unterstützt, die das gesamte Energiemanagement von Fernwärme und -kälte für die Thermo, das Hotel und das Heizwerk intelligent und effizient steuert und nachhaltig optimiert. Das multivalente Gesamtkonzept strebt eine jährliche CO₂-Einsparung von 1.427 Tonnen an. Auf diese Weise ist es möglich, das Gesamtsystem unter wirtschaftlichen und ökologischen Gesichtspunkten zu optimieren und einen ressourcenschonenden Betrieb in der Region zu gewährleisten.

4 AUSBLICK

Die Finalisierung der gesamtheitliche Systemoptimierung basiert auf einer detaillierten Gebäudesimulation (IDA ICE) sowie einem dynamischen Optimierungsmodell (Python), das technische, wirtschaftliche und ökologische Kriterien in der Optimierung vereint. Darüber hinaus erfolgt eine Validierung des Gesamtsystems unter Berücksichtigung von Wärme-, Kälte- und Strombedarf sowie der Auslegung der Anlagenparameter anhand zukünftiger Klimaszenarien. Der Fokus liegt darauf, das Management von Wärme und Strom effizient zu gestalten, mit dem übergeordneten Ziel, eine kosteneffiziente Energiestrategie zu entwickeln, die den Herausforderungen des Klimawandels und der Kostenfluktuationen bis zum Jahr 2050 gerecht wird.

Die Basiserhebung von mehr als 30 Thermen in Österreich läuft noch, wobei das Ziel darin besteht, eine Rücklaufquote von nahezu 90 % zu erreichen. Erste Detailanalysen zeigen bereits erhebliche Energieeinsparungen und CO₂-Reduktionspotenziale auf, weshalb die Weiterentwicklung der Strategien und Konzepte an die spezifischen Anforderungen der Branche angepasst werden sollen.

Insgesamt können die Optimierung bestehender Infrastrukturen, die Nutzung von Abwärmequellen und die Integration erneuerbarer Energietechnologien von Thermalbädern eine maßgebliche Rolle bei der Dekarbonisierung und dem Erreichen der Klimaziele spielen.

LITERATUR

BMK (2022) FTI-Roadmap Geothermie, Wien.

Goldbrunner J., Goetzl G. (2019) Geothermal Energy Use, Country Update for Austria. In: Proceeding: European Geothermal Congress.

Novakovits P. (2018) Entwicklung einer Methodik zur Erstellung eines Energieeffizienz-Benchmarks für Hotels sowie für Kur- und Gesundheitseinrichtungen anhand der Kurbad Tatzmannsdorf AG, Masterarbeit, Fachhochschule Burgenland, Pinkafeld.

Seidnitzer-Gallien C., Stelzer R., Dragosits S. (2024) Use of waste heat potential and flexibility elements to speed up decarbonisation in Austrian thermal spas. In: Proceeding 3rd International Sustainable Energy Conference, 2024, DOI: <https://doi.org/10.52825/isec.v1i.1262>

FUNDING

GEO.MAT wird vom Klima- und Energiefonds gefördert und im Rahmen des Programms Vorzeigeregion Energie 2021 durchgeführt.

DANKSAGUNG

Die Autoren bedanken sich bei den Projektpartnern Sonnentherme Lutzmannsburg, H2O-Hoteltherme, REDUCE Gesundheitsresort, BEST – Bioenergy and Sustainable Technologies, Büro für Erneuerbare Energie, Ing. Haas GmbH, StepsAhead Energiesysteme GmbH für die Unterstützung.

Überwindung von Hürden in Datenökosystemen

R. Stampfl, S. Palkovits-Rauter

Fachhochschule Burgenland, Eisenstadt, Österreich

ABSTRACT: The rapid advancements in technology significantly impact numerous economic sectors by enabling efficient data usage and analysis, which forms the basis for data-driven strategic decisions, particularly in the realm of energy efficiency. This study explores the multifaceted challenges encountered in harnessing value from data ecosystems within the digital economy, focusing specifically on the energy sector. The research identifies barriers spanning technological, human, financial, environmental, and legislative dimensions, which hinder the effective utilization and development of new technologies. Key findings highlight the issues of insufficient regulation, lack of accountability in technology development, scepticism towards new technologies due to misinformation and educational deficits, misaligned financial incentives, and environmental crises exacerbated by inadequate local and global actions. Moreover, restrictive regulations, like the AI-Act, and geopolitical imbalances, particularly between developed and developing regions, further complicate the realization of sustainable energy transitions. This comprehensive analysis underscores the necessity for an integrated approach to address the complex dynamics between technology, society, economy, and the environment in a globally interconnected landscape. The study calls for adaptive regulation, promotion of education and awareness, and the development of specific, application-oriented solutions to navigate the multifaceted hurdles of the energy transition, thereby ensuring the sustainable utilization of data ecosystems for energy efficiency and community engagement.

1 EINLEITUNG

Die rasante Entwicklung neuer Technologien hat tiefgreifende Auswirkungen auf zahlreiche Wirtschaftsbereiche, indem sie Möglichkeiten zur effizienten Datennutzung und -analyse eröffnet. Diese technologischen Fortschritte ermöglichen es, große Datenmengen zu sammeln, zu analysieren und zu nutzen, was wiederum die Grundlage für datengetriebene strategische Entscheidungen bildet, insbesondere im Bereich der Energieeffizienz. Die Qualität und Quantität der verfügbaren Daten spielen dabei eine entscheidende Rolle, da sie die Präzision und Effektivität solcher Entscheidungen maßgeblich beeinflussen (Nagel & Lycklama 2021; Provost & Fawcett 2013).

Ein wichtiges Instrument zur Datenerhebung in Privathaushalten sind die sogenannten Smart Meter. Diese intelligenten Messgeräte sind zentral für die Erfassung des Energieverbrauchs und sollen gemäß gesetzlichen Vorgaben bis Ende 2024 in mindestens 95 % aller österreichischen Haushalte installiert werden. Verbraucher haben dabei die Wahl, der Datenverarbeitung zuzustimmen oder diese abzulehnen, was Anpassungen durch die Netzbetreiber erfordern kann, insbesondere in Bezug auf die Speicherung und Übertragung von Verbrauchsdaten (RIS, o.J.).

Parallel dazu verfolgt die Europäische Union mit dem „Green Deal“ das ambitionierte Ziel, bis 2050 eine klimaneutrale Wirtschaft zu etablieren, die keine Netto-Treibhausgase mehr ausstößt, ihr Wachstum von der Ressourcennutzung entkoppelt und niemanden zurücklässt (Der europäische Grüne Deal 2021). Diese Initiative spiegelt sich auch in den bemerkenswerten Fortschritten bei der Reduktion von Treibhausgasemissionen in deutschen Haushalten wider, die von 145 Millionen Tonnen CO₂-Äquivalent im Jahr 1995 auf 80 Millionen Tonnen im Jahr 2022 gesunken sind. Dieses Verbrauchsniveau ist konstant bei gleichzeitiger Umverteilung der Energiequellen weg von fossilen Brennstoffen hin zu erneuerbarer Energie (Umweltbundesamt 2024).

Angesichts der zunehmenden Bedeutung von Datenökosystemen in der digitalen Wirtschaft wurde im Rahmen dieser Studie die Forschungsfrage zu den bestehenden Hürden bei der Schaffung von Nutzen aus Datenökosystemen behandelt. Diese Frage zielt darauf ab, die komplexen Interaktionen innerhalb von Datenökosystemen zu untersuchen, insbesondere die technischen, rechtlichen und organisatorischen Hürden, welche die Nutzengenerierung aus diesen Systemen behindern.

2 THEORETISCHE GRUNDLAGEN

Mit der Verabschiedung des „Erneuerbaren-Ausbau-Gesetzes“ im Juli 2021 hat Österreich einen wichtigen Schritt zur Förderung von Energiegemeinschaften getan. Diese Gemeinschaften, die sich durch ihre Gemeinnützigkeit auszeichnen, bieten ihren Mitgliedern finanzielle Vorteile, wie beispielsweise reduzierte Netzgebühren, und ermöglichen eine aktive Teilnahme an der Energiewende. Sie fördern den lokalen und gemeinschaftlichen Ausbau erneuerbarer Energiequellen und stärken das Gemeinschaftsgefühl sowie die individuelle Partizipation am Energiesystem (Surmann et al. 2022).

Die Datenerhebung und -freigabe setzt voraus, dass Verbraucher vollständig verstehen, wie ihre Daten genutzt werden. Transparenz, Datenschutz und einfache Prozesse sind entscheidend, um das Vertrauen der Menschen zu gewinnen und sie zur Teilung ihrer Daten zu bewegen (Schudy & Utikal 2017). Im Bereich der intelligenten Energiemanagementsysteme für Zuhause (SHEM) nutzen moderne Informations- und Kommunikationstechnologien Sensoren, Aktuatoren, intelligente Zähler und Energiemanagementsoftware, um eine effiziente Nutzung und Steuerung des Energieverbrauchs in Echtzeit zu ermöglichen. Die Integration dieser Technologien führt nicht nur zu einer Optimierung des Energiemanagements auf Haushaltsebene, sondern auch zu erheblichen Energie- und Kosteneinsparungen (Pau et al. 2017).

Die Implementierung von Smart Metern ist ein weiterer entscheidender Schritt zur präzisen Erfassung des Energieverbrauchs. Diese Geräte ermöglichen eine detaillierte Aufzeichnung und Fernauslesung des Verbrauchs, was eine wichtige Grundlage für effiziente Energienutzung und -verwaltung bildet. Die Entscheidungsfreiheit der Verbraucher bezüglich der Datenübermittlung ist dabei ein zentraler Aspekt, der individuelle Bedürfnisse und Datenschutzerfordernungen berücksichtigt (RIS, o.J.). Die DSGVO stellt einen wesentlichen rechtlichen Rahmen zum Schutz personenbezogener Daten dar und gewährleistet, dass die Verarbeitung solcher Daten nur mit ausdrücklicher Zustimmung der betroffenen Personen erfolgt. Dies unterstreicht die Bedeutung des Datenschutzes auch im Kontext der Energieverwaltung und -effizienz.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die fortschreitende Digitalisierung und der Einsatz innovativer Technologien wie Smart Meter und SHEM-Systeme entscheidend zur Erreichung von Energieeffizienzzielen und zur Unterstützung der Energiewende beitragen. Gleichzeitig spielen rechtliche Rahmenbedingungen wie die DSGVO eine wichtige Rolle beim Schutz der Privatsphäre und der persönlichen Daten der Verbraucher. Diese Entwicklungen eröffnen neue Perspektiven für eine nachhaltige und effiziente Energienutzung, die sowohl ökonomische als auch ökologische Vorteile verspricht.

3 METHODE

Die durchgeführte Fallstudie im Rahmen eines Forschungsprojektes zielt darauf ab, ein tiefgreifendes Verständnis der verschiedenen Hürden zu erlangen, die von den Stakeholdern des Forschungsprojektes wahrgenommen werden. Dies umfasst die Identifizierung, Kategorisierung und Diskussion dieser Hürden, um strategische Empfehlungen für die Überwindung dieser Herausforderungen zu entwickeln.

Alle Stakeholder des Projektes, einschließlich Forschende, Industriepartner und Industriepartnerinnen, Endnutzende und regulatorische Behörden, wurden eingeladen, an der Studie teilzunehmen. Dieser inklusive Ansatz stellt sicher, dass eine breite Perspektive auf die Projekthürden erfasst wird.

Die Datenerhebung erfolgte in drei Phasen:

- Benennung der Hürden: Stakeholder wurden gebeten im Rahmen eines Workshops alle wahrgenommenen Hürden zu benennen.
- Clustering der Hürden: Die gesammelten Daten wurden dann mit den Stakeholdern analysiert, um die Hürden in thematische Cluster zu gruppieren. Diese Phase beinhaltete auch die Priorisierung der Hürden basierend auf ihrer wahrgenommenen Bedeutung und Dringlichkeit.
- Diskussion: In fokussierten Diskussionsrunden wurden die geclusterten Hürden besprochen, um ein tieferes Verständnis der Ursachen und möglichen Lösungsansätze zu erlangen.

Die Ergebnisse wurden in einem Bericht zusammengefasst, der die identifizierten Hürden, deren Clustern und die Diskussionsergebnisse detailliert darstellt. Um die Vertraulichkeit und Anonymität der Teilnehmenden zu gewährleisten, wurden alle Daten anonymisiert. Die Studie wurde im Einklang mit den ethischen Richtlinien der beteiligten Institutionen durchgeführt. Diese methodische Herangehensweise ermöglichte eine umfassende Erfassung und Analyse der Herausforderungen und bietet eine solide Grundlage für die Entwicklung von Lösungsstrategien.

4 ERGEBNISSE

In der heutigen, zunehmend vernetzten Welt spielen Datenökosysteme eine zentrale Rolle bei der Förderung von Innovationen und der Unterstützung nachhaltiger Entwicklungen. Die Schaffung von Nutzen aus diesen Ökosystemen steht im Mittelpunkt zahlreicher Forschungs- und Entwicklungsinitiativen. Doch die Realisierung dieser Potenziale ist mit vielfältigen Herausforderungen verbunden, die technologischer, menschlicher, finanzieller, umweltbezogener, rechtlicher und geopolitischer Natur sein können. Die folgende Zusammenfassung bietet einen Überblick über die Ergebnisse dieser Untersuchung, die sich diesen Herausforderungen in verschiedenen Hauptkategorien widmet, um ein tieferes Verständnis der komplexen Dynamiken zu erlangen, die die Nutzung von Datenökosystemen beeinflussen.

- Technologie: Die Untersuchung hebt hervor, dass unzureichende Regulierung und ein Mangel an Verantwortungsbewusstsein in der Entwicklung neuer Technologien zu ineffizienter Nutzung und negativen Umweltauswirkungen führen. Es mangelt an spezifischen Lösungen, Standardisierung, und Rohstoffen, was durch falsche Forschungsschwerpunkte und trendgetriebene Ansätze verstärkt wird. Zudem werden Pfadabhängigkeiten ignoriert, was die Risiken von Blackouts und die Entwicklung unerwünschter Szenarien wie „Skynet“ erhöht.
- Mensch: Die Ergebnisse zeigen, dass Filterblasen, Fake News, und ein Mangel an Bildung zu Skepsis gegenüber neuen Technologien und einem fehlenden Verzichtsbereitschaft führen. Individueller Individualismus und Konflikte verschwenden Ressourcen und verhindern eine gemeinschaftliche Gestaltung und Akzeptanz von technologischen Lösungen.
- Geld: Finanzielle Anreize sind unzureichend oder falsch gesetzt, was späte Förderung und einen zu starken Gewinnfokus zur Folge hat. Egoistisches Handeln und die Betrachtung des Klimawandels als lösbares Geldproblem verhindern effektive Energy Services und Investitionen in die Energiewende.
- Umwelt: Kritische Umweltzustände wie die Polarschmelze werden durch zu geringe lokale Auswirkungen und einen Mangel an globalen Maßnahmen verschärft. Rohstoffknappheit und Naturkatastrophen stellen weitere Hindernisse für die Umsetzung von erneuerbaren Energietechnologien und digitalen Komponenten dar.
- Gesetze: Zu einschränkende Regulierungen wie der AI-Act, mangelnde internationale Zusammenarbeit, und der Einfluss von Lobbygruppen behindern die Umsetzung von Umweltschutz- und Nachhaltigkeitsgesetzen. Unsichere politische Lagen und zu kurze Regierungsperioden fokussieren

auf kurzfristige Ziele statt langfristiger Lösungen.

- David vs. Goliath: Die Dominanz von Ländern wie China und Indien sowie das Ungleichgewicht zwischen dem reichen Norden und dem armen Süden neutralisieren die Bemühungen kleinerer Akteure und verhindern eine globale Lösungsfindung für die Energiewende.

Diese Forschungsergebnisse decken umfassende Herausforderungen in den Bereichen Technologie, Mensch, Finanzen, Umwelt und Gesetzgebung auf, die die nachhaltige Entwicklung und Nutzung neuer Technologien beeinträchtigen. Mangelnde Regulierung und ein Defizit an Verantwortungsbewusstsein behindern technologische Effizienz und führen zu negativen Umweltauswirkungen, während soziale Faktoren wie Bildungsmangel, Fake News und Individualismus die Akzeptanz und kooperative Umsetzung technologischer Lösungen einschränken. Finanzielle Fehlanreize und ein übertriebener Fokus auf Gewinn blockieren nachhaltige Investitionen und Energiewenden. Umweltprobleme verschärfen sich durch ungenügende lokale und globale Maßnahmen, und restriktive sowie unkoordinierte Gesetzgebungen behindern Fortschritte im Umweltschutz. Zudem unterminiert das Machtungleichgewicht zwischen entwickelten und sich entwickelnden Ländern die globalen Bemühungen um eine gerechte und effektive Energiewende. Diese Ergebnisse unterstreichen die Notwendigkeit einer integrierten Herangehensweise, um die komplexe Dynamik zwischen Technologie, Gesellschaft, Wirtschaft und Umwelt in einer global vernetzten Welt zu adressieren.

5 SCHLUSSFOLGERUNG, ZUSAMMENFASSUNG

Die Diskussion zwischen dem vorhandenen Wissensstand und den Ergebnissen beleuchtet signifikante Diskrepanzen und Herausforderungen im Kontext der Datennutzung und Technologieentwicklung für die Energieeffizienz. Während die Literatur die Potenziale der Digitalisierung, insbesondere durch Smart Meter und SHERM-Systeme, für die Steigerung der Energieeffizienz und die Förderung von Energiegemeinschaften hervorhebt (Nagel & Lycklama 2021; Provost & Fawcett 2013; Surmann et al. 2022; Schudy & Utikal 2017; Pau et al. 2017), identifizieren die Studienergebnisse umfassende technologische, menschliche, finanzielle, umweltbezogene und gesetzliche Hürden. Diese Hürden umfassen unter anderem mangelnde Regulierung, fehlendes Verantwortungsbewusstsein, unzureichende finanzielle Anreize und eine generelle Skepsis gegenüber neuen Technologien. Sie verdeutlichen die Notwendigkeit einer holistischen Betrachtung, die über die technische Machbarkeit hinaus auch gesellschaftliche, ökonomische und politische Faktoren einbezieht, um eine nachhaltige Nutzung von Datenökosystemen zu gewährleisten. Die Diskrepanz zwischen den identifizierten Potenzialen und den realen Herausforderungen unterstreicht die Bedeutung einer adaptiven Regulierung, der Förderung von Bildung und Bewusstsein sowie der Entwicklung von spezifischen, anwendungsorientierten Lösungen, um die vielschichtigen Hürden der Energiewende zu überwinden.

LITERATUR

- Der europäische Grüne Deal. (2021, Juli 14) https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/european-green-deal_de
- Nagel L., & Lycklama D. (2021) Design Principles for Data Spaces (1.0). Zenodo. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.5244997>
- Pau G., Collotta M., Ruano A. & Qin J. (2017) Smart Home Energy Management. *Energies*, 10(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/en10030382>
- Provost F. & Fawcett T. (2013) Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making. *Big Data*, 1(1), S. 51–59. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>

- RIS – Intelligente Messgeräte-Einführungsverordnung – Bundesrecht konsolidiert, Fassung vom 05.12.2023. (o. J.) Abgerufen 5. Dezember 2023, von <https://www.ris.bka.gv.at/GeltendeFassung.wxe?Abfrage=Bundesnormen&Gesetzesnummer=20007808>
- Schudy S. & Utikal V. (2017) ‘You must not know about me’ – On the willingness to share personal data. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 141, S. 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2017.05.023>
- Surmann A., Erge, T., Kühnbach M. & Kohrs R. (2022) Lohnt sich die österreichische Energiegemeinschaft auch für Deutschland? – Eine Fallstudie. *Energiewirtschaftliche Tagesfragen*
- Umweltbundesamt (15. März, 2024) Energiebedingte Treibhausgasemissionen durch Haushalte in Deutschland in den Jahren 1990 bis 2023 (in Millionen Tonnen CO₂-Äquivalent) [Graph]. In Statista. Zugriff am 28. März 2024, von <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/12172/umfrage/energiebedingte-treibhausgasemissionen-durch-haushalte-seit-1990/>

Kontakt:

Rita Stampfl
Fachhochschule Burgenland GmbH
Campus 1
A-7000 Eisenstadt, Österreich
Tel. +43 5 7705-4344
rita.stampfl@fh-burgenland.at

Session 2b

Clustering and cluster label prediction for daily electric consumption curves of residential users

Kurzidim, Buruzs, Šipetić, Wagner / AIT / AT

Forecasting of HVAC energy consumption and thermal comfort in office buildings

Kurzidim, Schöny / AIT / AT

Scan-for-TGA Systems

Ziermann, Ringhofer, Partl / Forschung Burgenland GmbH / AT
Nothbauer / rmDATA GmbH / AT

A|S|F|I|N|A|G

Jetzt
bewerben!

CHOOSE YOUR CAREER

Mach deine Skills zu deiner Karriere.



Alle Infos unter
asfinag.at/chooseyourcareer

Clustering and cluster label prediction for daily electric consumption curves of residential users

J. Kurzidim, A. Buruzs, M. Šipetić, M. Wagner
AIT Austrian Institute of Technology, Vienna, Austria

ABSTRACT: In this contribution, we used clustering methods to establish daily consumption patterns for residential electrical consumption data. We also implemented classification and regression methods to predict the daily consumption pattern of the next day. We applied three different criteria – clustering-, classifier-/regressor- and domain knowledge-based – to determine the best clustering method and number of clusters, analyzed in depth the properties of that clustering (particularly the daily consumption patterns), and found that regression performs better than classification in the label prediction task. The investigation was designed to yield insights that reduce the complexity of the residential electricity consumer market and that can be applied in demand response actions such as load shifting.

1 INTRODUCTION

In this contribution, we explore aspects of how to use information and communication technology to facilitate typical demand response actions of residential electricity consumers such as peak shaving or load shifting (Zugno et al. 2013). Typical tools to encourage such actions are time-of-use pricing, critical peak pricing and real-time pricing (Yan et al. 2018), which means that the process of designing such pricing schemes by network operators plays a key role. In the case of the residential sector, this task is complicated by the fact that it is comprised of innumerable individual users. To alleviate this problem, we explore the idea of reducing complexity by identifying electricity demand patterns (McLoughlin et al. 2015) and by forecasting those patterns. Besides facilitating the design of pricing schemes, such demand patterns can be used to identify records of anomalous demand as caused for instance by faulty equipment, thus fostering more reliable grid operation (Wang et al. 2019). Being able to forecast the patterns in turn allows the application of pricing schemes in which timely actions form an essential part, such as direct load control or active price signaling (Wang et al. 2019).

The effort presented here was developed as part of the project HESTIA and was embedded in a substantial pipeline that aimed at changing the behavior residential consumers/prosumers by leveraging technological and social approaches. The project was based on data from three demonstration sites located in the Netherlands, Italy, and France. Methodologically, the contribution presents two novelties (cf. Sec. 3): (1) it attempts to derive the best hyperparameters for load clustering from a pipeline with subsequent cluster label prediction via classification and regression, and (2) it compares the performance of label prediction via classification to label prediction by conventional time series forecasting.

2 DATA

The presented study is based on purpose-collected data from the HESTIA project. Specifically, we used data from the demonstration site in the Netherlands, as insights gained from the other sites have been reported elsewhere (Buruzs et al. 2024). The Dutch demo site consisted of 32 households in the city of Voorhout, all of which were equipped with photovoltaic (PV) panels and home batteries behind the meter. For the project, smart meters and sensors recorded the electricity import from and export to the grid, PV power generation, and battery charging and discharging for each household. The final iteration

of the data recording process yielded power and energy data in 1-minute time steps over 7 months in 2023 and 2024. The meter data were complemented by commercially acquired historical weather and weather forecast data from weatherbit.io. The process of data collection is described in detail elsewhere (HESTIA D5.1 2021).

3 METHODS

3.1 GENERAL DATA PREPARATION

In this work, the quantity of interest was the users' net electric consumption (power). Since this quantity was not recorded directly, it was computed for each household as follows:

$$\begin{aligned} \text{consumption} = & \text{grid import} - \text{grid export} + \text{PV} \\ & - \text{battery charging} + \text{battery discharging} \end{aligned} \quad (1)$$

The quantities composing the consumption were available as both energy and power time series. For each quantity, after a brief analysis of its data quality either the power or the time-differenced energy was used. The subsequent need for the computation in Eq. 1 had a major impact on the data quality, since it resulted in a significant fraction (6 %) of negative consumption values, which should not be possible as net energy production by definition manifests as battery charging or grid export. The spurious negative values were due to different quantizations of the time axes (time step widths), different quantizations of the values (numbers of significant figures), and the non-synchronization of the quantities' measurements.

Prompted by the negative values, we extensively analyzed and prepared the consumption data. We checked for the monotonicity and uniqueness of the time axis, set the time zone to correctly identify day boundaries, and removed outliers (conservatively defined as deviations from the median by $>30\times$ the span between the 3 % and 97 % percentiles). We selected a contiguous time range with few negative values for all households (2023-11-01 to 2024-03-31) and dropped five households with significantly more negative values than the others (households 8, 11, 16, 19, and 25). The remaining 3 % negative values were set to zero in order to avoid negative or vanishing integrals of daily power curves (cf. Sec. 3.2). The data were downsampled to 30-minute time steps, which alleviates the curse of dimensionality in the clusterings (Sec. 3.2) while being well sufficient to describe e.g. consumption peak positions. Finally, gaps (missing values) of at most one time step were forward-filled.

3.2 CLUSTERING

In order to establish consumption patterns, we employed clustering methods on the prepared timeseries (Aghabozorgi et al. 2015). Specifically, our aim was to arrive at *daily* consumption patterns. The items clustered to derive those patterns were daily consumption curves (DCCs), i.e. 24-hour sections of the households' consumption time series, each consisting of $24\text{h}/30\text{min}=48$ consumption values. As illustrated by Fig. 1, all DCCs of all households were added to a single pool. The daily consumption patterns were then defined as averages of the members of the clusters.

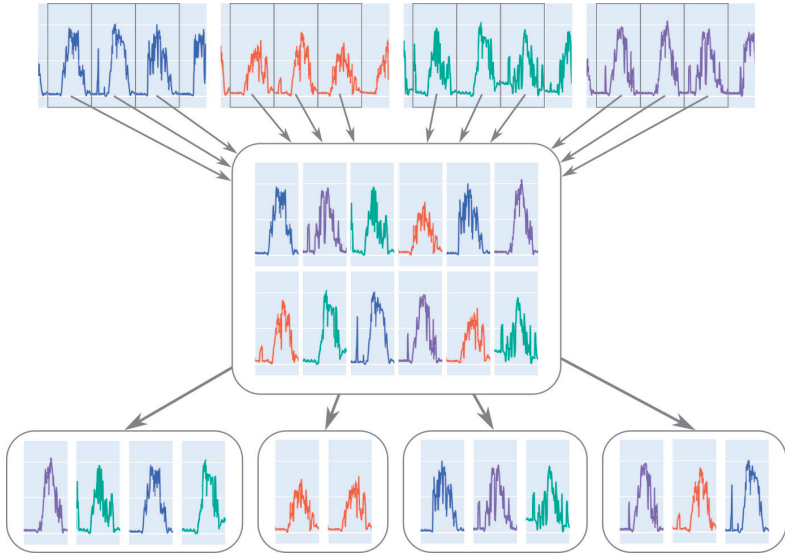


Fig. 1: Schema of the clustering of daily consumption curves (DCCs) across all households.

The clustering process required a few data preparation steps beyond those in Sec. 3.1. First, the consumption time series with 30-min steps (rows) for 27 households (columns) were reshaped to DCCs with one record per household and date (rows) and 48 time points per record (columns). DCCs were then dropped if they were on dates with daylight saving time change or if they contained missing values, resulting in a dataset of 4048 DCCs. Finally, each DCC was normalized to an integral of 1 (total energy consumed in one day) so that the clusterings group the curves by shape rather than average value.

We performed several different clusterings on the basis of the DCCs. The clusterings differed in two hyperparameters: (1) the clustering algorithm, and (2) the number of clusters for the algorithms to find. The choice of clustering algorithm was constrained by the aim within the project to derive daily consumption patterns, which is only meaningful if an algorithm is designed to identify roughly “spherical” clusters. It was further constrained by our requirements to directly specify the number of clusters and to label unseen DCCs. Using the Python library *Scikit-Learn*, with these constraints we chose to include the algorithms K-Means, BIRCH, and Gaussian Mixture. For the number of clusters we considered the values 3 through 13. We thus performed $3 \times 11 = 33$ different clusterings. All algorithms were run with standard parameters, except for K-Means, which was repeated for 10 random initializations for more reliable statistics.

To define the “best” of these 33 clusterings, we explored three different avenues:

- First, we calculated three clustering metrics provided through *Scikit-Learn*: the Silhouette, Caliński-Harabasz, and Davies-Bouldin scores. We combined the three metrics into a single score by multiplying them. For this product to be meaningful, we altered the three metrics such that each labels the worst-possible clustering with zero and better clusterings with higher values. For this we added 1 to the Silhouette score (which it is defined over the interval $[-1, +1]$), and took the multiplicative inverse of the Davies-Bouldin score (which assigns zero to the best-possible and higher values to worse clusterings).
- Second, we evaluated the label prediction performance of the classifiers and the regressor described in Secs. 3.3.1 and 3.3.2.

- Third, we visually inspected the resulting daily consumption patterns. This strategy allows to account for domain knowledge in assessing the usefulness of consumption patterns for particular purposes.

3.3 CLUSTER LABEL PREDICTION

This section describes how we predicted the future occurrence of daily consumption patterns that have been defined previously. Specifically, having identified a set of N different daily consumption patterns (Sec. 3.2), we predicted for a given household the daily consumption pattern that will occur one day ahead. (We use the terminology that the prediction is made for “tomorrow” and that the “past” includes “today”). To arrive at the prediction, we employed and compared two different methods, described in the following subsections.

3.3.1 Classification

Our first method to predict tomorrow’s daily consumption pattern was classification, where given some information (features) the task was to predict a cluster label (target). To our knowledge, this approach is novel in the literature. For this we defined a range of features associated with the label of each daily consumption curve. Specifically we defined 48 features from the following categories:

- Summary values of the consumption time series of the same household over the past 7 days, e.g. the total daily consumption,
- Point values of today’s consumption time series of the same household, e.g. the time of maximum consumption,
- Point values of today’s weather time series, e.g. the maximum temperature,
- Point and summary values of tomorrow’s weather forecast, e.g. the maximum and average temperatures, and
- Calendar data, e.g. the day of the week.

We trained and assessed one classifier for each of the clusterings of Sec. 3.2. For this we first assigned the cluster labels derived from the clustering (targets) and their associated features randomly to either a training dataset (75 %) or a test dataset (25 %). In each case we then used *Scikit-Learn* to define a Gradient Boosting classifier with default parameters except for `n_estimators=50`, `min_samples_leaf=100`, and `max_depth=2`, the choice of which is derived elsewhere (Buruzs et al. 2024). We trained the classifier using the training dataset, and assessed its performance by calculating the multiclass F1 score of *Scikit-Learn* on the test dataset. For the multiclass F1 score we used a weighted average of the constituent binary scores in order to account for possible label imbalances.

3.3.2 Regression

Our second method to predict tomorrow’s daily consumption pattern was to establish a more conventional time series forecasting model (Amasyali & El-Gohary 2018, Deb et al. 2017), and to then determine which consumption pattern (cluster label) best matches tomorrow’s forecasted daily consumption curve (DCC). Given the context of the clustering and the intended comparison with the classifier, we chose to set up the forecaster in a somewhat unusual structure: instead of training it on contiguous time series, it was trained on a series of disconnected DCCs in order to reuse the data preparation pipeline of the clustering (cf. Sec. 3.2). In this structure, each DCC’s individual values serve as the targets, meaning that the model has a forecasting horizon of one day with 48 individual targets. The DCCs also were *not* supplemented with conventional covariate timeseries as features; instead, each DCC was assigned the same set of features as the labels in the classifier (cf. Sec. 3.3.1), i.e. one value per feature and DCC (static covariates). The only conventional part of the model was the definition of target lags, which were defined for all time points of “today” (recall that the forecast is made for “tomorrow”).

This concept was implemented using the Python library *Darts*, where for consistency with the Gradient Boosting classifier (Sec. 3.3.1) we decided to use the Light Gradient Boosting regressor option.

The model was used with default parameters, trained on random subset of 75 % of the available data (cf. Sec. 3.3.1), and its performance was assessed by calculating the Root Mean Squared Error on an analogous test data set. For comparison with the classifier, each DCC prediction of the test data set was assigned a daily consumption pattern (label) of the “best” clustering (see Sec. 4.1), and a multiclass F1 score was calculated as in Sec. 3.3.1.

4 RESULTS

4.1 DETERMINATION OF BEST CLUSTERING

We determined the “best” clustering in two steps: first we identified the best clustering algorithm, and then the best number of clusters N . We found the best algorithm to be K-Means, as it exhibited the highest or close to the highest score when holding N constant, regardless of the metric (clustering-, classifier- and regressor-based). Tab. 1 exemplifies this for the clustering-based metrics (cf. Sec. 3.2), where K-Means has the highest value in every column by a wide margin. We therefore continue exclusively with clusterings of the K-Means type.

Tab. 1: Clustering assessment: product of the Silhouette, Caliński-Harabasz and Davies-Bouldin scores (cf. Sec. 3.2).

Number of clusters N	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
K-Means	96	99	96	94	93	88	88	87	83	79	77
BIRCH	70	60	59	58	57	54	54	52	52	50	47
Gaussian Mixture	22	22	22	21	21	20	21	21	22	23	24

Determining the “best” number of clusters N is less straight-forward. One popular method is to plot a loss metric (lower=better) against N and to identify the end point of a steep drop-off (“elbow”). Translating this approach to scores (higher=better) under the expectation of a general score decrease with N , the “best” N occurs just *before* a drop-off.

Fig. 2 shows the clustering-, classifier-, and regressor-based scores determined in this work for K-Means, normalized to 1 for $N=3$. Unfortunately, the graph reveals no clear “best” N . Values preceding a drop-off in one of the scores include 3, 4, 7, 9 and 11, the most prominent case beyond the lowest N arguably being $N=7$, which we thus adopt.

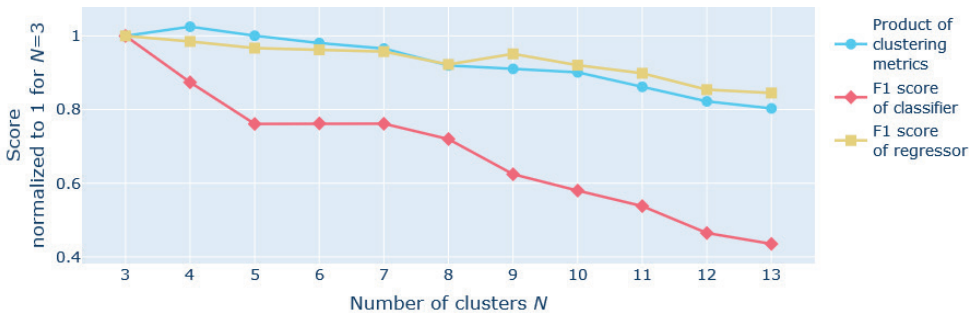


Fig. 2: Plot of the clustering-, classifier-, and regressor-based scores of K-Means for different number of clusters N , normalized to 1 for $N=3$.

4.2 ANALYSIS FOR SELECTED CLUSTERING

The ambiguity in identifying the “best” clustering highlights the importance of investigating in more detail the properties of the clusterings. In the following, we will therefore examine the clustering selected in Sec. 4.1 – K-Means with 7 clusters – in the light of its potential usefulness.

4.2.1 Clustering

The most important properties of a clustering regarding the goals set out in the introduction are the shape and the number of occurrences of the daily consumption patterns. Fig. 3 shows the patterns found by the K-Means clustering along with the number of daily consumption curves (DCCs) associated with each. The pattern occurrences are reasonably balanced, the most frequent one occurring 11 times as often as the least frequent one with most others in-between. Due to the normalization (cf. Sec. 3.2), the patterns only differ in shape, most prominently in the position of the main peak. Knowing the cluster label therefore essentially equates to knowing the time of maximum consumption, or the absence of a clear maximum (cluster 2), which is useful e.g. in the context of load shifting.

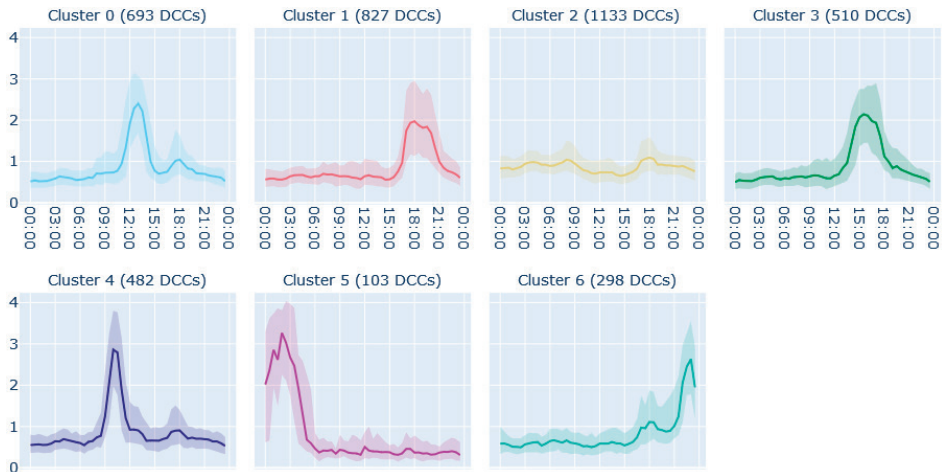


Fig. 3: Daily consumption patterns for K-Means with 7 clusters. The center line denotes the median of the constituent daily consumption curves (DCCs), and the shaded area delineates their interquartile range.

Fig. 4 shows the sequence of daily consumption patterns for 7 selected households over the entire available time range. As can be seen, the patterns are not evenly distributed among the households. For instance, Voorhout04 and 05 have long sequences of cluster 3 and 5, and Voorhout02 and 07 have frequent occurrences of cluster 0 and 4. Other households are less consistent, such as Voorhout06. Insights like these might be employed in targeting households with specific tariffs or recommendations.

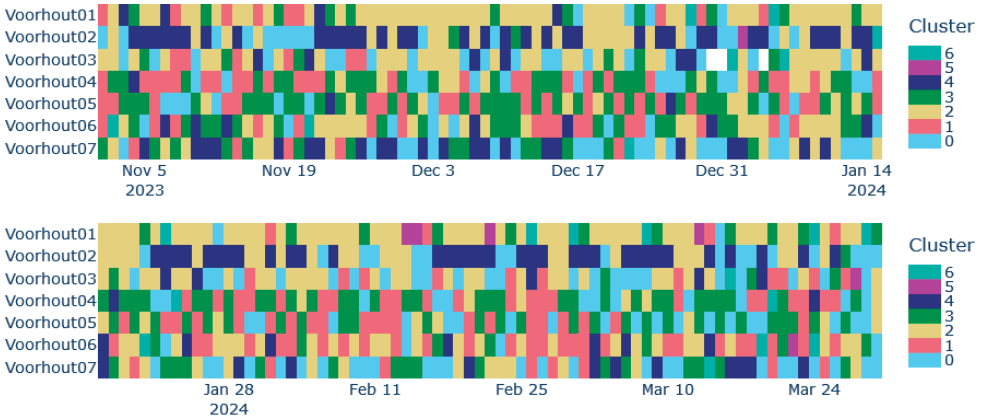


Fig. 4: Sequence of daily consumption patterns for K-Means with 7 clusters. Shown are 7 of the 27 households, and the entire time period in two parts. Colors as in Fig. 3.

4.2.2 Cluster label prediction

For the case of predicting the occurrence of daily consumption patterns, it is useful to investigate the shortcomings of the models. A standard tool for this is the confusion matrix, shown in Fig. 5 for the cases of both the classification and the regression (cf. Secs. 3.3.1 and 3.3.2) for K-Means with 7 clusters. As can be seen, the regression procedure is much more accurate than the classification, the latter frequently confusing other clusters with the most frequent cluster 2 (the one without a clear maximum).

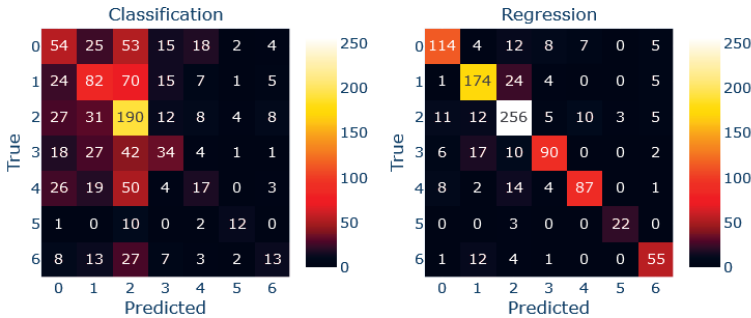


Fig. 5: Confusion matrices of the classifier and regressor for K-Means with 7 clusters.

This finding is also reflected in the weighted-average F1 scores, which for the selected clustering are $F1_{\text{classification}}=0.38$ and $F1_{\text{regression}}=0.80$ (not to be confused with the rescaled values in Fig. 2). The good performance of the regression is also manifested in the Root Mean Square Error of 0.59 in the time series forecasting step (cf. Sec. 3.3.2), which is measured in the same unit as the curves in Fig. 3. All values refer to evaluations on the test set (out of sample).

5 CONCLUSION

The investigations in this contribution yielded several key findings. With regard to the novel methods identified in Sec. 1, we found that (1) assessing clusterings by scoring prediction models later in the

pipeline was roughly equivalent to using conventional clustering scores (cf. Fig. 2), and that (2) regression models were considerably more efficient in predicting cluster labels than classification models. Beyond that, we found that K-Means, despite its simplicity, was the best-performing clustering algorithm, while the best number of clusters was more ambiguous. The selected clustering described daily consumption patterns that mainly differed in the time of maximum consumption, and it was reasonably balanced with the pattern occurrence strongly depending on the household. A final but crucial insight is the fact that the dataset required considerable exploration and cleaning to render it useful for investigation.

Potential and already-implemented extensions of this work include the use of greater amounts of data (likely available later in the project), an operationalization of the methods presented (implemented in the project for the clustering part), the tracking of changes to clusters over time (partially investigated elsewhere (Buruzs et al. 2024)), and the investigation of probabilistic clustering and classification methods.

ACKNOWLEDGMENT

The authors gratefully acknowledge the funding for the project HESTIA from the European Union's H2020 programme under Grant Agreement No. 957823.

LITERATURE

- Aghabozorgi S., Seyed Shirkhorshidi A. & Ying Wah T. (2015) Time-series clustering – A decade review. *Information Systems* 53, pp. 16–38.
- Amasyali K. & El-Gohary N.M. (2018) A review of data-driven building energy consumption prediction studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81, pp. 1192–1205.
- Buruzs A., Kurzidim J., Šipetić M. & Wagner M. (2024) Clustering-based prediction of residential electricity consumption. Under review.
- Deb C., Zhang F., Yang J., Lee S.E. & Shah K.W. (2017) A review on time series forecasting techniques for building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 74, pp. 902–924.
- HESTIA D5.1 (2021) <https://hestia-eu.com/wp-content/uploads/2022/10/>.
- McLoughlin F., Duffy A. & Conlon M. (2015) A clustering approach to domestic electricity load profile characterisation using smart metering data. *Applied Energy* 141, pp. 190–199.
- Wang Y., Chen Q., Hong T. & Kang C. (2019) Review of Smart Meter Data Analytics: Applications, Methodologies, and Challenges. *IEEE Transactions on Smart Grid* 10, pp. 3125–3148.
- Yan X., Ozturk Y., Hu Z. & Song Y. (2018) A review on price-driven residential demand response. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 96, pp. 411–419.
- Zugno M., Morales J.M., Pinson P. & Madsen H. (2013) A bilevel model for electricity retailers' participation in a demand response market environment. *Energy Economics* 36, pp. 182–197.

Forecasting of HVAC energy consumption and thermal comfort in office buildings

J. Kurzidim, M. Schöny

AIT Austrian Institute of Technology, Vienna, Austria

ABSTRACT: In this contribution, we used machine learning to forecast both the HVAC energy consumption of an office building and the thermal comfort in its office spaces. To a limited extent, we used the forecasts to optimize control values of the building’s automation system for minimal HVAC energy consumption. Our investigation was based on data collected in an office building in Vienna, Austria. To structure the available data, we leveraged an existing semantic model of the building. We found that the forecasts for the HVAC energy consumption were more reliable than those for thermal comfort, and that the control value optimization has potential for real-life application. The results of this work are intended to support the facility management of the building in the operation of the building.

1 INTRODUCTION

In this contribution, we describe our efforts to forecast and optimize the operation of an office building by means of machine learning (ML) techniques. Specifically, we are concerned with the energy consumption of the building’s HVAC system and with the thermal comfort in its office spaces, both over a time horizon of few days. Our fundamental approach is to use sensor data to make forecasts, from which then to infer better control parameters (setpoints, etc.) for use in the building’s automation system. Our investigation is based on the project “mAMaintenance”, over the course of which data were collected for the “FUTUREbase”, a five-story office building in Vienna, Austria. Our methodology involves (1) the collection and preparation of data, (2) the implementation of ML models to forecast the quantities relevant for the HVAC energy consumption and thermal comfort, and (3) an exploration of different forecasts to infer control parameters for less energy-intensive operation. Step (2) is well established in the literature (Amasyali & El-Gohary 2018; Deb et al. 2017), and here is implemented purely in the form of black-box ML models. Step (3) is less explored for the case of an underlying black-box model (Serale et al. 2018; Himeur et al. 2023), and is realized in this work only to a limited extent. Given the centralized nature of the HVAC system, the energy consumption was optimized for the building as a whole, whereas the thermal comfort was investigated for individual offices. For the latter, data were prepared for all recorded offices, but ML models were set up only for one representative case.

2 DATA

The study at hand is based on data collected in the “FUTUREbase”, an office and laboratory building in Vienna, Austria, that houses around 300 employees and was completed in 2017. The building is supplied with heating and cooling by a water-water heat pump, with legal restrictions on the return temperature and the daily and yearly extraction volumes of groundwater. The heating and cooling are distributed primarily through concrete core activation. The building has a automation system which records sensor data of the HVAC system into a cloud repository. A supplementary IoT sensor network was installed for the project on floors 2 and 4, which recorded additional indoor climate data in a range of offices. Metadata on the physical and logical layout of the building and its HVAC system were available from the building automation system (BAS). The raw data available from the BAS consisted of

over 2700 time series recorded from May 2020 to March 2024. The time series were event-based, i.e. entries were created only upon sufficient change in the recorded value, resulting in a total data size of about 20 GB. The IoT data were likewise event-based, comprising about 1200 time series recorded over the much shorter time range of September 2022 to January 2024, amounting to about 1.2 GB of data. The data collection and FUTUREbase are described in more detail elsewhere (Schöny et al. 2024). The data were complemented by historical weather data and weather forecasts from Meteornorm and from OpenMeteo.

3 METHODS

3.1 BUILDING HVAC ENERGY CONSUMPTION

Our developments concerning the HVAC energy consumption were based on data from the building automation system and from Meteornorm (cf. Sec. 2). The former included

- Energies and powers, volumes and volume flows, flow and return temperatures, and valve positions in the cooling, heating, server room, and groundwater circuits,
- Electrical energies and powers as well as flow and return temperatures of the heating and cooling side of the heat pump, as well as its control signals,
- The outdoor temperature and humidity, and
- Control variables: the operation mode (heating, intermediate, or cooling), the cooling type (ground water or heat pump), and the limit temperatures for the operation modes.

From Meteornorm, we used historical data for the outdoor temperature, humidity, cloud cover, wind, and radiation. The data were extensively explored, cleaned, and prepared using the Python library *Pandas*. Among others, they were assigned the correct time zone, resampled to a frequency of 30 minutes, redundant time series were removed, and outliers were removed. Missing values were linearly interpolated, and their existence recorded as additional “NA variables”.

The ML pipeline was implemented by means of the Python library *Darts*. Using the latter, the prepared quantities were divided into three groups:

- Targets: the electricity consumption of the heat pump, heat exchanger, and control system, as well as the groundwater flow rate,
- Future covariates (known in the past and future): the control variables and their NA variables, weather data (assuming the later availability of weather forecasts), the targets’ NA variables, and datetime information, and
- Past covariates (only known in the past): all other quantities.

The targets were divided 3:1 into training and test data, and less useful features were removed as follows: For each feature, the “Mutual Information” (MI) with each target was determined using the Python library *Scikit-Learn*, and features were removed unless the MI summed over the targets exceeded some threshold value.

On these data, ML models were built to predict one day into the future, covering the entire time grid and all 4 targets. Three *Darts* model types were trained: a Linear Regression, a Light Gradient Boosting, and an Extreme Gradient Boosting model. The models were set up with default hyperparameters, supplemented with datetime features, and lags for the targets, future covariates, and past covariates at 30 min, 1 h, 2 h, 3 h, 6 h, 12 h, and 1 d. The models were trained with the training data, and their performance was assessed with the test data (out of sample). For the latter, a forecast was issued on each day in the test period, and the individual forecasts were combined into a continuous time series. The models’ performance was assessed by calculating the Root Mean Square Error (RMSE) between the true and the predicted time series in the test period for each of the 4 targets. The RMSEs were compared to a

baseline model whose next-day prediction simply was a repetition of the previous-day values.

The procedure to derive optimized control values was relatively simple (cf. Sec. 1). For each control variable, a set of allowed values was defined. These values were used in the ML forecasting step by adjusting the corresponding future covariates on the day to be forecasted (same value for all future time steps). A forecast was then made for each allowed combination of control values, and the one with the lowest-energy consumption (with and without complying with the groundwater consumption restrictions) was identified. The corresponding control values then represented the optimized control values. This procedure was carried out only for selected time periods, and its performance was not rigorously assessed.

3.2 THERMAL COMFORT IN OFFICES

The methods applied in the context of thermal comfort in offices (rooms) were broadly similar to those described in Sec. 3.1. The major difference was that many individual rooms were considered rather than a single building. To accommodate for this complication, the relevant data were identified and organized by leveraging a semantic model created within mAMaintenance (Schöny et al. 2024). The semantic model was implemented using the Brick schema (Balaji et al. 2018), which encodes its information in subject–predicate–object triples. To extract the needed information, we created a reasoner for the Brick model in *Pandas*, which consisted of the following steps that built on each other:

- Extract all triples from the Brick model.
- Find all objects directly connected to a given subject. Take into account triples in which the subject appears as the object, inverting the predicate as follows: isFedBy \leftrightarrow feeds, isLocationOf \leftrightarrow hasLocation, isPartOf \leftrightarrow hasPart, isPointOf \leftrightarrow hasPoint, isUnitOf \leftrightarrow hasUnit.
- Recursively find all objects indirectly connected to a given subject. In the recursion, use certain objects and object types as end points, and exclude others subsequently.
- Find all sensors of a given building zone. For each sensor, determine the container (room, water system, etc.), the sensor and the container types, the unit of measurement, and the description.
- Find all sensors of all building zones.

The resulting hierarchy, which included both HVAC system sensors and IoT sensors, was supplemented with information from the IoT device and entity registry. Some sensors in the central energy supply system (cf. Sec. 3.1) were added to a list of common sensors in order to use them in the ML model of each room.

After determining the sensors, their data were loaded, and historical weather data and weather forecasts from OpenMeteo were added to the list of common sensors. The data were reorganized by room, and explored, cleaned, and prepared similarly as in Sec. 3.1. Differences to the latter included the frequency (here 15min), the maximum gap length to fill (up to 6 hours), the more extensive feature engineering, and the absence of feature elimination via Mutual Information. For each room, the room’s time series were narrowed to the period in which they all overlapped, and they were distributed to three *Darts* TimeSeries objects:

- Targets: the room temperature and humidity, and the concrete core activation temperature,
- Future covariates: “room influence” for cooling & heating (= room temperature setpoint alterations), all weather time series, the general availability of the cooling pump, the NA variables of these quantities and of the targets, and datetime information, and
- Past covariates: information on the concrete core activation (valve settings, temperature setpoints), the room (temperature, door and window contact) and the central water system (supply and return temperatures and flow rates, outdoor temperature, control signal of the cooling pump) as well as NA variables.

Rooms with fewer than 3 targets available were discarded. As in Sec. 3.1, a training and a test set were defined and ML models were trained, only in this case separately for each room, and with the forecasts stretching three days into the future. Building on the experience of Sec. 4.1, only *Darts* Light Gradient Boosting models with standard hyperparameters were considered, this time with lags defined for all time grid values at 1, 2, and 6 days before the forecasted period. The training, prediction, and assessment followed Sec. 3.1, with the baseline model adapted to repeat the previous day three times.

As discussed in more detail in Sec. 5, control value optimizations as in Sec. 3.1 were not carried out for the thermal comfort in offices.

4 RESULTS

4.1 BUILDING HVAC ENERGY CONSUMPTION

The data preparation described in Sec. 3.1 resulted in a training period from 2020-05-19 to 2023-01-26 and a test period from 2023-01-27 to 2023-12-21, with 4 targets, 11 future covariates, and 23 past covariates. Tab. 1 lists the Root Mean Square Error (RMSE) on the test set (out of sample) of each target for the different machine learning (ML) models considered. As can be seen, while all three models significantly outperform the baseline model, Light Gradient Boosting shows the best indicators. For reference, the targets' mean values in the test set are 30, 20, 4.4, and 18 (ordered as in Tab. 1).

Tab. 1: Root Mean Square Error (RMSE) of the different machine learning (ML) models for the targets of the building HVAC energy consumption forecasting.

ML model	RMSE groundwater volume flow rate	RMSE elec. power heat pump	RMSE elec. power heat exchanger	RMSE elec. power control system
Baseline	16.33	14.99	4.37	8.72
Linear Regression	12.45	8.25	1.86	5.77
Light Gradient Boosting	10.65	7.63	1.26	3.80
Extreme Gradient Boosting	11.58	7.86	1.43	4.70

Fig. 1 shows the true and forecasted building HVAC energy consumption for a section of the test period in the summer of 2023. The consumption is the sum of the three power quantities among the targets (cf. Tab. 1). The prediction was generated by the Light Gradient Boosting model and consists of multiple one-day forecasts issued in one-day intervals. The outside temperature was the most important feature for the forecast. As can be seen, the forecast overall follows the true consumption very well, but frequently slightly overestimates it, particularly on hot days.

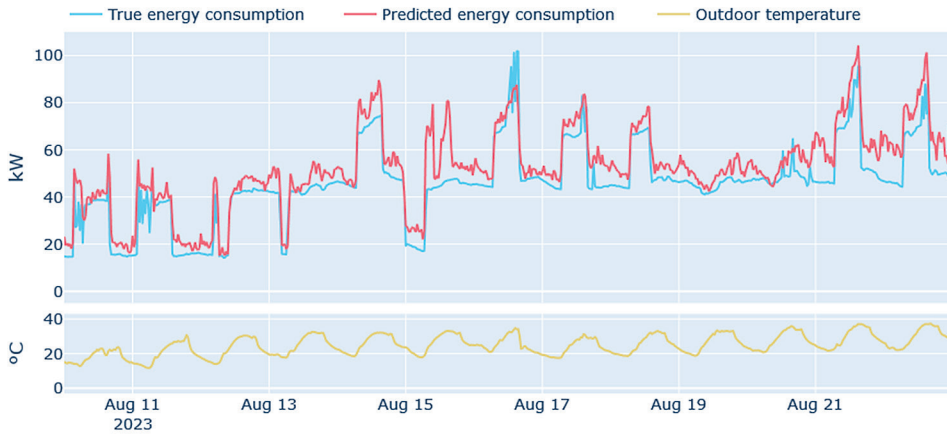


Fig. 1: True and forecasted building HVAC energy consumption as well as the outdoor temperature for a section of the test period in the summer.

Fig. 2 shows the optimized forecasted and the true building HVAC energy consumption for a day contained in the period shown in Fig. 1. For this day, the optimized forecast with complying to the groundwater extraction limits is comparable to the true consumption. This is corroborated by the fact that the corresponding true and optimized control values are effectively the same. Shown for reference is the optimized forecast without complying to the groundwater extraction limits, which is much lower. Considering the ML model’s tendency to overestimate the consumption for hot days (cf. above), in reality the optimized control values might lead to actual improvements over the true operation.

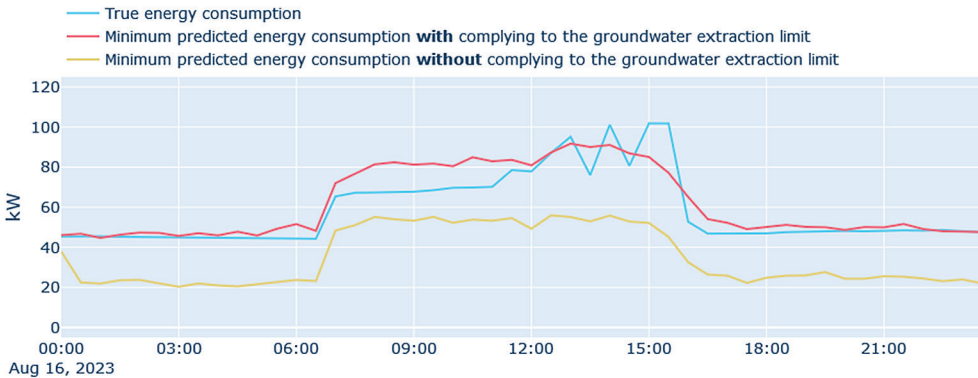


Fig. 2: True and optimized forecasted building HVAC energy consumption for a selected summer day.

4.2 THERMAL COMFORT IN OFFICES

As described in Sec. 3.2, the investigation of the thermal comfort in offices is more complex than that of the building HVAC energy consumption. Adding to the measures described in Sec. 3.2, in this section we further reduce the complexity by focusing on a single room, and by stretching the time grid in the ML pipeline to 2 h.

For the selected room, the data preparation resulted in a training period from 2022-09-08 to 2023-05-22 and a test period from 2023-05-23 to 2023-08-16, with 3 targets, 23 future covariates, and 30 past

covariates. The time range was constrained chiefly by the availability of IoT data (cf. Sec. 2). Tab. 2 lists the Root Mean Square Error (RMSE) on the test set (out of sample) of each target in the selected room for the different machine learning (ML) models. As can be seen, the forecasts are only slightly better than the baseline, which might be due to the fact that the model could not be trained with data from the same season as covered by the test period.

Tab. 2: Root Mean Square Error (RMSE) of the different machine learning (ML) models for the targets of the thermal comfort forecasting in the selected room.

ML model	RMSE room temperature	RMSE humidity	RMSE concrete core temperature
Baseline	0.97	7.35	0.80
Light Gradient Boosting	0.83	7.25	0.84

Fig. 3 shows the true and forecasted room temperature and humidity for a section of the test period in the summer of 2023. The prediction consists of multiple three-day forecasts issued in three-day intervals. The outside temperature and humidity were the most important features for the forecasts. As can be seen, the temperature forecast follows the true consumption reasonably well, while the forecasted humidity deviates more strongly from the true one.

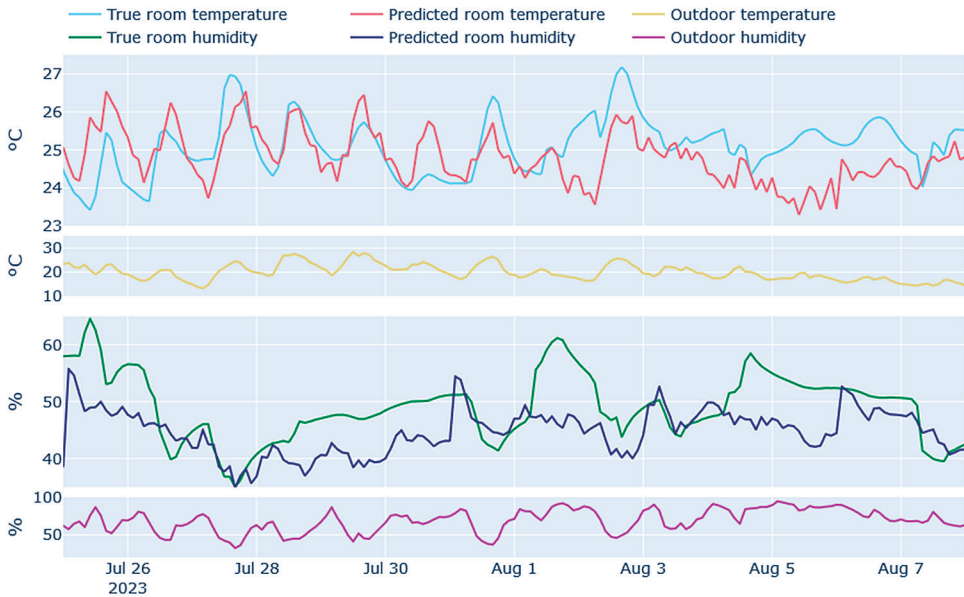


Fig. 3: True and forecasted room temperature and humidity as well as the outdoor temperature and humidity for a section of the test period in the summer.

Fig. 4 represents a selected 3-day forecast period in a thermal comfort diagram. The diagram shows the period from 2023-07-25 to 2023-07-27, which is contained in the period shown in Fig. 3. Each disk corresponds to one of the 72 h/2 h=36 time points in the forecasted period, and is colored according to the hour of the day.

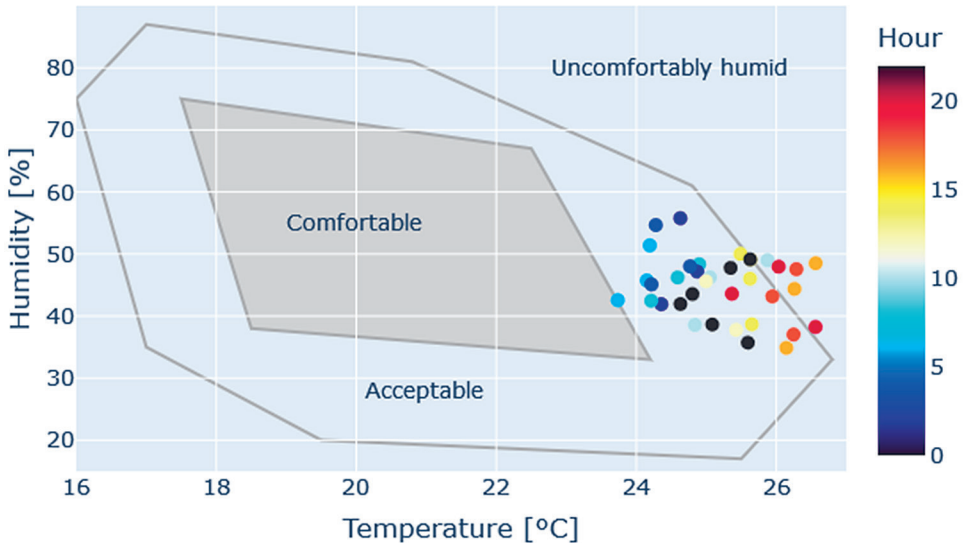


Fig. 4: Thermal comfort diagram with the forecasted temperature and humidity in the selected room for a 3-day period in the summer. The disks represent 36 time points in the 3-day period.

5 CONCLUSION

The investigation of the building HVAC energy consumption was characterized by the availability of long time series (>3 years) in high quality, which resulted in well-performing machine learning models (cf. Sec. 4.1). A planned extension of the ML models is to expand the forecast horizon to three days. For the optimization of the future control values, possible developments include to allow variation of the values over the forecast horizon, to implement more sophisticated optimization algorithms such as genetic algorithms, and to rigorously assess the effectiveness of the control value optimizations. For the latter, a dedicated validation period is scheduled as part of mAIntenance.

The forecasts for the thermal comfort in offices were found to be less accurate than those for the building HVAC energy consumption (cf. Sec. 4.2). Possible reasons for this include the fact that smaller units (rooms) are generally more volatile than larger units (buildings), and that the available data history was much shorter (<1 year, cf. Sec. 2). Possibilities for further development particularly include the implementation of a control value optimization as for the building HVAC energy consumption. For this, contrary to the current building operation practice, the relevant control values would need to be varied so that the ML models can encode the impact of these variations.

ACKNOWLEDGMENT: The authors gratefully acknowledge funding for the project “mAIntenance” – under which most of the presented work was carried out – by the Austrian Research Promotion Agency (FFG) under project no. 886903.

LITERATURE

Amasyali K. & El-Gohary N.M. (2018) A review of data-driven building energy consumption prediction studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81, pp. 1192–1205.

- Balaji B., Bhattacharya A., Fierro G., Gao J., Gluck J., Hong D., Johansen A., Koh J., Ploennigs J., Agarwal Y., Bergés M., Culler D., Gupta R.K., Kjærgaard M.B., Srivastava M. & Whitehouse K. (2018) Brick : Metadata schema for portable smart building applications. *Applied Energy* 226, pp. 1273–1292.
- Deb C., Zhang F., Yang J., Lee S.E. & Shah K.W. (2017) A review on time series forecasting techniques for building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 74, pp. 902–924.
- Himeur Y., Elnour M., Fadli F., Meskin N., Petri I., Rezgui Y., Bensaali F. & Amira A. (2023) AI-big data analytics for building automation and management systems: a survey, actual challenges and future perspectives. *Artificial Intelligence Review* 56, pp. 4929–5021.
- Schöny M., Šipetić M., Kurzidim J. & Catal J. (2024) mAMaintenance – Schritte zu einem KI-unterstützten Gebäudebetrieb. Under review.
- Serale G., Fiorentini M., Capozzoli A., Bernardini D. & Bemporad A. (2018) Model Predictive Control (MPC) for Enhancing Building and HVAC System Energy Efficiency: Problem Formulation, Applications and Opportunities. *Energies* 11, pp. 631.

Scan-for-TGA Systems

D. Ziermann¹⁾, J. Nothbauer²⁾, M. Ringhofer¹⁾, R. Partl¹⁾

¹⁾ *Forschung Burgenland GmbH, Pinkafeld, Österreich*

²⁾ *rmDATA GmbH, Pinkafeld, Österreich*

ABSTRACT: The refurbishment of existing buildings plays an important role in achieving climate targets and phasing out fossil fuels. Digital technologies such as artificial intelligence (AI), reality capturing and Building Information Modeling (BIM) are megatrends and drivers of innovation for the construction industry. These methods can be used to capture as-is information of existing buildings in a time- and cost-effective way to provide 3D-models for retrofitting planning processes. In this context technologies like laser scanning are a promising approach to generate as-is conditions in a digital format. In the field of mechanical, electrical and plumbing (MEP) systems laser scanning technologies are hardly used. Consequently, there is a lack of guidelines or experiences by using laser scanning technologies for MEP systems. Therefore, we tested different kind of mobile and stationary laser scanning methods to capture components of MEP systems within the research project LiDAR4HVAC. In a first step, the application of one mobile and three stationary laser scanner types were analysed to compare time effort and file size in a real use case. Finally, the limits of precision with regard to the detection of pipe diameters were also examined and evaluated. Hence, a standardised test scenario of a technical equipment room was defined in order to evaluate the four defined 3D laser scanners in terms of their precision. To evaluate the precision differences between the 3D-point clouds of the laser scanners, the real diameters of the heating pipes were measured with sliding calliper, measuring tape and laser rangefinder as a reference. The results show that with stationary laser scanner the geometry of pipes can be captured till the dimension of DN40, regardless from the type of laser scanner. In contrast, with the mobile laser scanner only diameters bigger than DN 315 could be identified. (e.g. ventilation pipes). Also, capturing geometry of MEP-components with laser scanners is very time effective. The results of this work show the practical application of laser scanners in the field of MEP systems. In a next step, a semi-automatic geometric segmentation approach will be developed for mapping measured pipe diameters with fabrication catalogues in this research project.

1 EINLEITUNG

1.1 AUSGANGSLAGE UND ZIELSETZUNG

Für die Erreichung der Klimaziele spielt die Sanierung von Bestandsgebäuden eine wichtige Rolle, da diese einen Anteil von mehr als 30 % am globalen Energieverbrauch aufweisen. Mehr als zwei Drittel der Sanierungsmaßnahmen von Gebäuden sind auf Einzelmaßnahmen (wie z.B. Kesseltausch) zurückzuführen. (Amann et al. 2021)

Gebäudetechnische Systeme leisten daher einen wesentlichen Beitrag für energetische Optimierungsmaßnahmen, um den Ausstieg aus fossilen Brennstoffen zu forcieren. Eine der größten Herausforderungen für die Planung und Umsetzung von Energieeffizienzmaßnahmen ist die zuverlässige Erfassung des IST-Zustandes („as-is“) (Sacks et al. 2018). Die Aktualisierung und nahtlose Rückführung von real gebauten Anlagen in das ursprünglich geplante Modell wird kaum durchgeführt. Die Rekonstruktion dieser Informationsdefizite und die nachträgliche Erstellung von Bestandsdaten ist ein fehleranfälliger sowie sehr zeit- und kostenintensiver Prozess (Kochendörfer et al. 2021). Vor allem die Erfassung und Nachmodellierung von Anlagen der technischen Gebäudeausrüstung (TGA) im Bestand ist im Gegensatz zur Architektur mit erheblichem Mehraufwand verbunden (Messmer & Austen 2020).

Digitale Technologien wie künstliche Intelligenz (KI), hochauflösende Bestandsdatenerfassung und Building Information Modeling (BIM) sind Megatrends und Innovationstreiber für die Baubranche (WEF 2016), da mit diesen Methoden die Modernisierung des Gebäudesektors schneller vorangetrieben werden kann. Vor allem dem Bereich Reality Capturing mittels Light Detection and Ranging Technologie (LiDAR) und Photogrammetrie kommt hierbei eine tragende Rolle zu. Der Markt bietet bereits eine große Produktvielfalt für Reality Capturing Verfahren für verschiedene Einsatzbereiche und Anwendungen in unterschiedlichster Datenqualität. Der Einsatz dieser Technologien für die Vermessung und 3D-Rekonstruktion von Bauwerken sind Kernaufgaben der Ingenieurgeodäsie (Blankenbach et al. 2021). In der TGA werden digitale Flächen- und Massepunktverfahren wie Laserscans und Photogrammetrie kaum eingesetzt. Daher fehlen Vorgaben für die Anwendung und Anforderungen an die Präzision zur Erfassung von TGA-Komponenten. Diese Fragestellung wurde im Projekt LiDAR4HVAC, ein gefördertes Forschungsprojekt der österreichischen Forschungs- und Förderungsgesellschaft, untersucht.

In diesem Beitrag wird daher der Einsatz von mobilen und stationären Scan-Methoden für die Erfassung von TGA Komponenten im Bestand untersucht. Dafür werden vier kommerzielle Laserscanner verwendet. Die Messungen werden in Bezug auf Zeitaufwand, Dateigröße und Qualität der Punktwolke gegenübergestellt. Die Ergebnisse geben Aufschlüsse über den Einsatz von Laserscannern in der TGA.

1.2 STATE-OF-THE-ART

In diesem Kapitel werden die wichtigsten Messverfahren zur Erfassung von Bauwerken erläutert. Im Detail werden Anwendungen, technische Spezifikationen sowie Vor- und Nachteile des Laserscanning-Verfahrens beschrieben.

Für diese Bestandsaufnahme stehen die unterschiedlichsten Werkzeuge und Techniken zur Verfügung. Die Art der gewählten Technik sowie das Ausmaß und der Detailierungsgrad hängt dabei von der Art und dem Umfang der Baumaßnahmen sowie deren Komplexität ab (Herke 2019; Stahr 2015). Bei den geometrischen Messverfahren unterscheidet man zwischen analogen Einzelpunktaufnahmen (Handaufmaß), digitalen Einzelpunktaufnahmen (Lasermessung, Tachymetrie) und digitalen Massenaufnahmen (terrestrisches Laserscanning, Photogrammetrie).

Das Handaufmaß ist mit dem geringsten Einsatz von technischen Hilfsmitteln zu bewerkstelligen, ist aber mit großem manuellen und zeitlichen Aufwand verbunden. Bei der Tachymetrie handelt es sich um ein geodätisches Verfahren, bei dem die Vermessung des Objektes nicht direkt am Objekt erfolgt, sondern durch Distanzmessung verschiedener Punkte des Objektes von unterschiedlichen Standorten (Donath 2008). Ähnlich wie beim Handaufmaß wird für die Vermessung mittels Tachymeter ein übergeordnetes und unabhängiges Koordinatensystem benötigt. Mithilfe von Light Detection and Ranging (LiDAR) Sensoren werden Oberflächen mit Laserstrahlen vermessen.

Das horizontale und vertikale Erfassen von Oberflächen in Winkelschritten mit Laserstrahlen wird als terrestrisches Laserscanning-Verfahren bezeichnet und ist eine effiziente Methode zur geometrischen 3D-Rekonstruktion von Objekten mit hoher Präzision. Bei der Photogrammetrie werden die zu erfassenden Objekte von verschiedenen Standorten aus mit einer Kamera aufgenommen. Durch die Auswertung der generierten Bilder kann die dreidimensionale Lage von Objekten bestimmt werden. (Blankenbach et al. 2021)

Der Fokus in diesem Beitrag liegt auf dem terrestrischen Laserscanning-Verfahren. Dabei wird zwischen mobilen und stationären Anwendungen unterschieden. Bei stationären Anwendungen erfolgt die Messung von mehreren statischen Standpunkten mit Überlappung. Hingegen erfolgt bei mobilen Anwendungen die Messung durch eine dynamische Veränderung der Messposition. Diese beiden Anwendungen unterscheiden sich nicht nur im Messverfahren, sondern auch in den technischen Spezifikationen und den Investitionskosten. Tab. 1 zeigt die technischen Spezifikationen von drei stationären Laserscannern für drei unterschiedliche Modelle sowie eines mobilen Laserscanners. Die Daten wurden aus Produktdatenblättern eines Herstellers entnommen und anonymisiert. Je höher die Investitionskosten, umso höher sind die Genauigkeit sowie die Reichweite der stationären Laserscanner. Gegenüber den stationären Laserscannern sind die Genauigkeit und die Reichweite des mobilen Geräts wesentlich geringer.

Tab. 1: Übersicht über technische Daten von Laserscannern

Laserscanner	Reichweite	Reichweiten- genauigkeit in mm	Punktmessrate Punkte/Sekunde	Preis
High-End- Modell	0,4 m - >1 km	1,2 - 3	1.000.000	100.000 €
Profimodell	0,5 - 130 m	1,9 - 5,3	2.000.000	85.000 €
Einstiegs- modell	0,6 - 60 m	4 - 7	360.000	20.000 €
Mobiler Scanner	0,5 - 25 m	10	420.000	40.000 €

Der Einsatz von Laserscannern ist momentan mit hohen Kosten verbunden, wodurch sich der Einsatz erst bei mehrfachen Anwendungen rentiert (Thiel et al. 2020). Laserscanner ermöglichen eine zeiteffiziente Aufnahme von Bauobjekten, jedoch liegt der Hauptteil der Arbeit (ca. 80 %) in der Datenaufbereitung, Auswertung der Punktwolke und Erstellung eines digitalen 3D-Modells (Noack 2019). Der Prozess zur Erstellung eines 3D-BIM Modells auf Basis einer Punktwolke wird als „scan-to-BIM“ bezeichnet (Werbrouck et al. 2020). Die Weiterverarbeitung der Messdaten ist überwiegend ein manueller und zeitintensiver Prozess (Bauteilbildung, Segmentierung etc.). Darüber hinaus enthalten 3D-Punktwolken geometrische, aber keine semantischen Informationen (van Treeck et al. 2019). In der gesamten Prozesskette der Bauwerksvermessung bis hin zur Datentransformation in ein BIM Modell, existiert ein großes Optimierung- und Automatisierungspotential (Blankenbach et al. 2021). Im folgenden Kapitel werden die Anwendung des Laserscanning-Verfahrens für die TGA im Rahmen einer Fallstudie detailliert behandelt.

2 METHODE

Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine Fallstudie erstellt, in der vier 3D Laserscanner-Typen für den Einsatz in der TGA getestet und verglichen wurden. Dabei wurden ein mobiler Scanner und drei stationäre Scanner eingesetzt. Die vier verwendeten Geräte entsprechen den in Tab. 1 angeführten Laserscannern. Um die vier 3D-Laserscanner bezüglich ihrer Präzision, der generierten Dateigröße und des Zeitaufwands für die Messung zu vergleichen, wurde ein Testszenario vordefiniert. Im Rahmen dieses Testszenarios wurden vier Räume des Gebäudes „Lowergetikum“ (Abb. 1 – links) am Campus der FH Burgenland mit den vier Laserscannern vermessen. Dieses Gebäude besteht aus zwei Geschoßen und umfasst eine Bruttogrundfläche von 524 m². Um die räumliche Gebäudestruktur lagerichtig zu verorten, wurden die Punktwolken im Zuge der Registrierung in das Koordinatensystem EPSG:31253 „Austria GK East Zone“ eingebettet. Die dazu notwendigen Festpunkte (Targets) wurden mit einem elektronischen Tachymeter eingemessen und mithilfe eines Netzausgleiches verortet. Der zeitliche Aufwand für die exemplarische Vermessung von vier Räumen und die daraus resultierende Dateigröße der jeweiligen Punktwolken wurden für die vier Laserscanner verglichen. Für die Bewertung der Präzision, in Bezug auf die Erfassung von TGA Komponenten, liegt der Fokus auf installierten Rohrleitungen (inkl. Isolierung). Daher wurde der Technikraum im „Lowergetikum“ als Basis für die Analyse herangezogen, da dieser Raum die höchste Dichte an verbauten Rohr- und Isoliermaterialien aufweist. Ein weiter Grund liegt darin, dass die Rohrleitungen sichtbar installiert wurden, wie die Abb. 1 (rechts) zeigt. Diese Tatsache begünstigt die Aufnahme von Rohrleitungen mittels Laserscanner. Um in weiterer Folge die 3D-Scanner und Punktwolken hinsichtlich Präzision zu bewerten, wurde eine 2D-Schnittdarstellung für den Technikraum erstellt, in welcher die Rohrleitungen der einzelnen Scans übereinandergelegt wurden. Als Referenz für die Validierung der

einzelnen Scans wurden Rohrleitungen mit typischen Handaufmaßverfahren vermessen. Als Messwerkzeug wurden ein analoges Rollmaßband, ein analoger Messschieber und ein elektronischer Laserdistanzmesser (Makita LD030P) verwendet.



Abb. 1: 3D-Punktwolke des Gebäudes „Lowergetikum“ (links) und des Technikraums (rechts)

3 ERGEBNISSE – VERGLEICH STATIONÄRE UND MOBILE ANWENDUNG VON LASERSCANNER IN DER TGA

Die Parametereinstellungen an den einzelnen Messgeräten sowie die Ergebnisse hinsichtlich Scandauer und Dateigröße für die Vermessung des „Lowergetikum“ sind in der Tab. 2 angeführt. Das aufgenommene Testszenario bestand aus vier Räumen (Technikraum, Gang EG, Gang OG und Labor). Die Auflösung der Scans hat einen wesentlichen Einfluss auf die Dauer der Messung und die Punktwolkendichte. In der Tab. 2 sind die eingestellten Auflösungen sowie die Bildeinstellungen für die einzelnen Laserscanner angegeben. Das High-End-Modell und der mobile Scanner haben nur eine Auflösungseinstellung. Beim Profimodell und beim Einstiegsmodell wurden die typischen Einstellungen bzw. Herstellerempfehlungen ausgewählt. Darüber hinaus verfügen die eingesetzten Scanner auch über eine Bildfunktion. Beim High-End-Modell wurden keine Bilder aufgenommen, um die Scandauer zu verkürzen. Bei den weiteren Modellen wurden Farbbilder aufgenommen. Die durchschnittliche Scandauer je Standpunkt beträgt bei den stationären Modellen rund zwei Minuten. Somit ergibt sich eine reine Scandauer von 30 Minuten. Hierbei ist die Zeit für die Standortveränderung und die Georeferenzierung nicht berücksichtigt. Der gesamte Scanvorgang mit dem mobilen Scanner dauerte rund fünf Minuten.

Tab. 2: Parametereinstellungen an den Geräten und Messergebnisse

Scanner	Auflösung	Bild	Aufstellungs- punkte	Scandauer min	e57 Dateigröße GB
High-End-Modell	Höchste Auflösung (nur eine möglich)	aus	14	30	1,94
Profimodell	Mittlere Auflösung (Herstellerempfehlung)	ein	14	30	6,9
Einstiegsmodell	Mittlere Auflösung (Herstellerempfehlung)	ein	14	30	10,7
Mobiler Scanner	Keine Auflösung einstellbar	ein	-	5	0,9

Die Punktwolkengenerierung erfolgte mit den Softwarepaketen und Applikationen des jeweiligen 3D-Scanner-Herstellers. Zur Auswertung und Analyse der Punktwolken wurde die Software 3Dworx von rmDATA verwendet. Ein Auszug aus der erstellten Punktwolke für den Technikraum im „Lowergetikum“ mit dem Profimodell ist in Abb. 2 dargestellt. Die Abbildung zeigt, dass Objekte im unmittelbaren Umfeld des Scanstandortes nahezu optimal erfasst werden, wie beispielsweise das Lüftungsgerät. Bedingt durch die bodennahe Position der Laserscanner im Rahmen der Messung, ergeben sich Scanschatten an der Oberseite der Rohrleitungen.

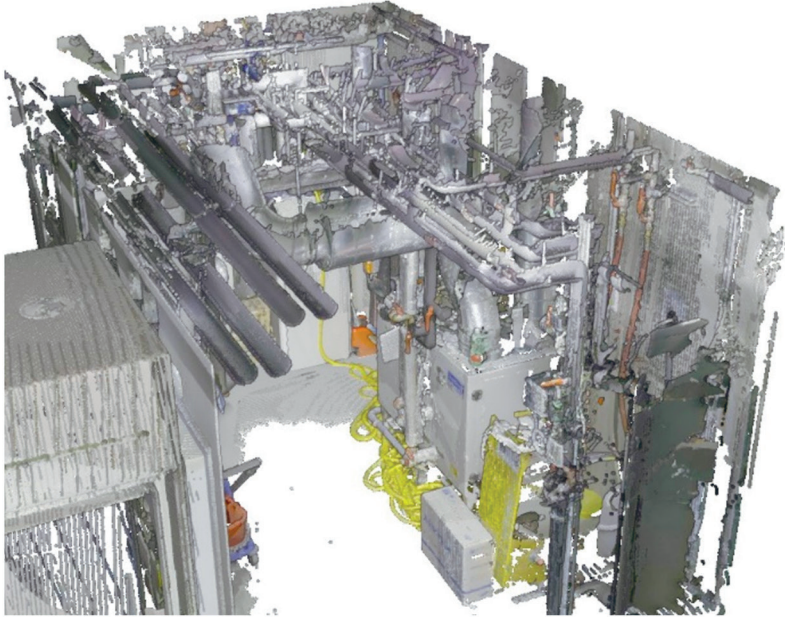


Abb. 2: Scanschatten von Rohrleitungen im deckennahen Bereich (Profimodell)

Für die Bewertung der Präzision der Laserscanner sowie die Kompensation von Abschattungen wurden exemplarisch die Rohrleitungen im Technikraum für die Betrachtung herangezogen. Dafür wurden vier Scans mit dem Referenzschnitt, der in Abb. 3 dargestellt ist, gegenübergestellt. Der Referenzschnitt repräsentiert die realen Abmessungen der Rohrleitungen, die mittels Handaufmaß-Verfahren ermittelt wurden. Die vier Rohrleitungsquerschnitts-Paare der Systeme „Heizen“ bzw. „Kühlen“ wurden als Referenz für die Auswertung herangezogen. Der kleinste verbaute Rohrdurchmesser weist die Dimension von DN 40 auf. Diese sind mit einer 20 mm wasserdampfdiffusionsdichten Kautschuk-Isolierung versehen. Somit ergibt sich ein Außendurchmesser von 80 mm. Der Vergleich des Referenzschnittes mit den vier Scannern führt zu den in weiterer Folge beschriebenen Ergebnissen. Mit dem High-End-Modell und dem Profimodell konnten, trotz Abschattungen im Deckenbereich, die geometrischen Abmessungen der Rohrleitungen hinreichend genau abgebildet werden. Die numerische Abweichung betrug rund ± 4 mm. Die Punktwolke des Einstiegsmodelles ermöglichte ebenfalls die geometrische Ableitung der Rohrsegmente, jedoch mit deutlich erkennbarer Streuung der Punkte. Die numerische Abweichung betrug hier $\pm 1,4$ cm. Die obere Hälfte der geometrischen Kreisform konnte bei allen drei stationären Scannern im 3Dworx durch drei Bezugspunkte des existierenden Halbkreises ermittelt werden. Die abgeleitete Modellierung des fehlenden Halbkreises ist farblich grün in der Abb. 3 dargestellt. Hingegen waren aus der vom mobilen Scanner erzeugten Punktwolke keine Rückschlüsse

auf die Rohrdimensionen möglich. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Präzision der erzeugten Punkte einer zu großen Streuung unterliegen.

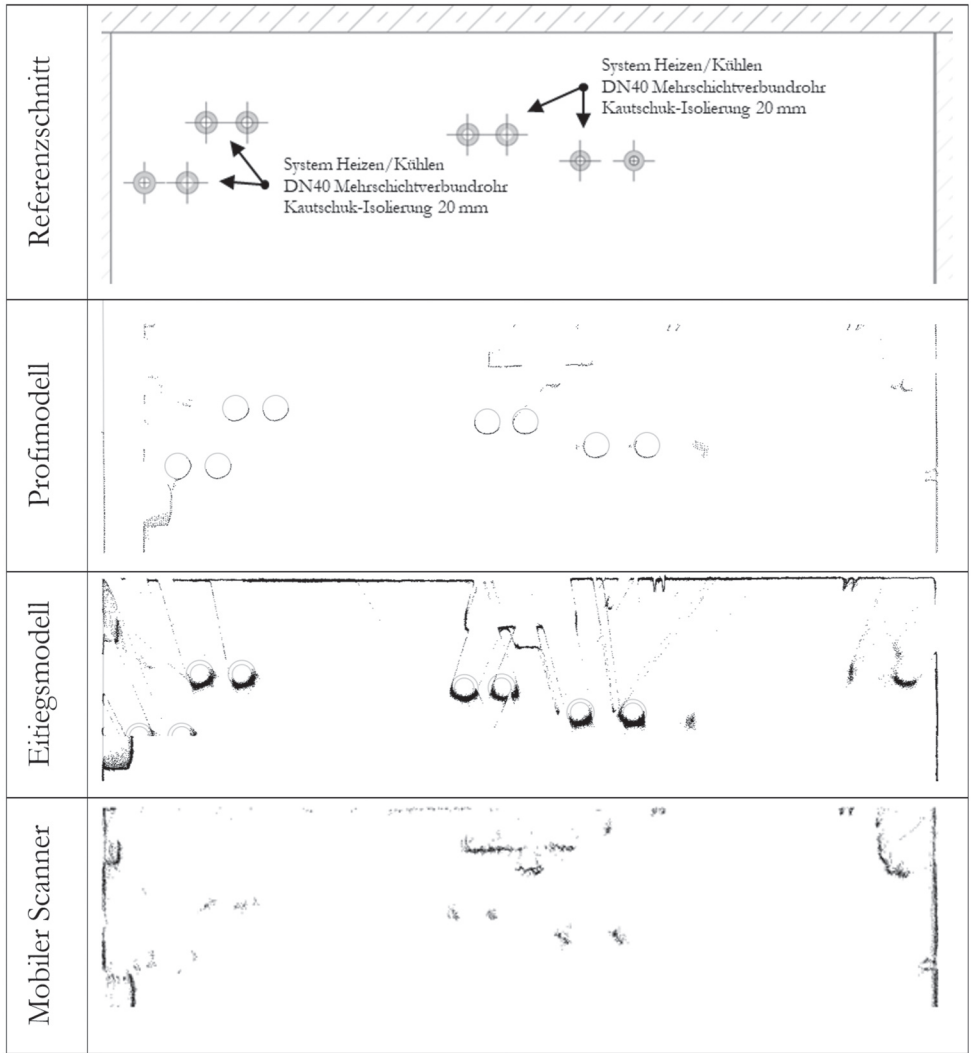


Abb. 3: Referenzschnitt und Punktwolkendarstellung der Laserscanner für den Technikraum „Lowergetikum“

Aufgrund dieser Erkenntnis wurde speziell für den mobilen Laserscanner eine weitere Untersuchung durchgeführt, um die Grenzen der Erfassung von Rohrleitungen zu bewerten. Für diese weitere Betrachtung wurden runde Rohrleitungen (DN 315 und 10 mm Kautschukisolierung) des Gewerkes „Lüftung“ herangezogen und ein weiterer Referenzschnitt zur Validierung erstellt. Die Abb. 4 zeigt die Einbausituation von Wickelfalzrohren im Wandbereich des Technikraums. Die beiden rechten Rohrsegmente sind mit einer 10 mm Kautschukisolierung versehen. Für die Ableitung des realen Rohrdurchmessers des Wickelfalzrohres konnte annähernd der reale Rohrdurchmesser ermittelt werden. Die Abweichung betrug etwa ± 1 cm.

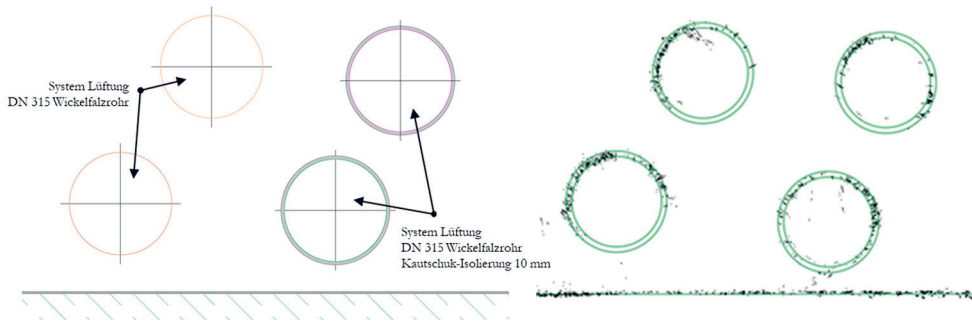


Abb. 4: Referenzschnitt – Wickelfalzrohre der Lüftungsanlage im Technikraum „Lowergetikum“ (links) und 2D-Punktwolke des mobilen Laserscanners (rechts)

4 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Die Bestandsdatenerfassung mit digitalen Methoden ist von zentraler Bedeutung, um zeiteffizient die realen Bauwerksabmessungen zu ermitteln und in weiterer Folge Modernisierungs- und Sanierungsprojekte umzusetzen. Messverfahren wie Laserscanning spielen dabei eine wichtige Rolle, um aus Messdaten, digitale 3D-Modelle zu generieren (Scan-to-BIM). Im Fachbereich der TGA werden Laserscanner kaum eingesetzt, wodurch Vorgaben und Erfahrungen in Bezug auf Anwendungsmöglichkeiten fehlen. Dafür wurden im Rahmen dieses Beitrags der zeitliche Messaufwand, die generierte Dateigröße von Punktwolken und die Präzision von mobilen und stationären Laserscannern untersucht, um Rückschlüsse auf die Anwendungen für den TGA-Bereich zu ziehen. Für die Untersuchung wurde eine Fallstudie für das Gebäude „Lowergetikum“ erstellt, um den zeitlichen Messaufwand sowie die Erfassung von Rohrleitungen im Technikraum, anhand von realen Einbausituationen, zu bewerten. Es konnte gezeigt werden, dass Raumkubaturen und größere TGA-Komponenten (z.B. Wärmepumpe) zeiteffizient mit einem mobilen und stationären Laserscannern erfasst werden. Bei den stationären Laserscannern ergibt sich durch die Änderung der Aufstellungspositionen eine wesentlich längere Messdauer. Der tatsächliche Messaufwand bei allen drei stationären Modellen betrug rund 2 Stunden. Die Vermessung der Targets mit einem hochgenauen Tachymeter, die für die Positionierung der Punktwolken im Landeskoordinatensystem (EPSG:31253) notwendig war, nahm eine weitere Stunde in Anspruch. Hinsichtlich der Dateigröße der Punktwolken kann für einen Scanning-Standpunkt mit Bildgebung in Farbe mit rund 0,5 bis 1 GB gerechnet werden. Somit ist die zu verarbeitende Datenmenge bei größeren Objekten nicht unbedeutend. In der Praxis treten bei kleinen und dicht verbauten Räumlichkeiten (z.B. Technikraum) häufig Abschattungen im Deckenbereich auf. Die Ergebnisse der Fallstudie haben gezeigt, dass die drei eingesetzten stationären Laserscanner Rohrdimensionen größer DN 40 (inkl. Isolierung) mit hinreichender Präzision erfassen können. Beim Einstiegsmodell ist jedoch hinsichtlich der Präzision eine höhere numerische Abweichung und eine breitere Streuung der Punkte zu beachten. Darüber hinaus war die Erfassung des Halbkreises von den analysierten Rohrleitungen ausreichend, um im 3Dworx den realen Rohrdurchmesser abzuleiten. Daraus kann geschlussfolgert werden, dass in der Praxis auch mit Abschattungen umgegangen werden kann und zeitlich aufwändige Nachverdichtungen (mehrere Scan-Positionen etc.) nicht erforderlich sind. Eine detaillierte Betrachtung für die Ermittlung der Grenzen zur Erfassung des kleinstmöglichen Durchmessers wurde nicht durchgeführt, da DN 40 die kleinste Rohrdimension im Technikraum darstellte. Mit dem mobilen Scanner konnten lediglich Rohrdimension ab DN 315 erfasst werden, da die Streuung bei kleineren Rohrdurchmessern zu groß war, um auf die realen Durchmesser zu schließen. Durch die technologiebedingte geringere Präzision und Reichweitengenauigkeit des mobilen Laserscanners, konnten Rohrleitungsdimensionen kleiner DN 100 und Einbauteile, wie sie vor allem in den Gewerken Heizung, Kälte und Sanitär vorkommen, nur begrenzt abgebildet werden.

Die Ergebnisse zeigen, dass für die den TGA-Bereich nicht zwingend das kostspielige High-End-Produkt erforderlich ist, sondern auch mit dem Profimodell und dem Einstiegsmodell valide Ergebnisse zur Erfassung von Rohrleitungen erzielt werden können. Die Anwendung eines stationären oder mobilen Laserscanners richtet sich stets nach dem Anwendungsfall und der notwendigen Präzision der Punktwolke. Grundsätzlich kann festgehalten werden, dass für detaillierte Aufnahmen der Geometrien und die Erfassung von Rohrleitungen der Einsatz von stationärem Laserscannern gegenüber mobilen Laserscannern zu präferieren ist. Im Zuge des Projektes LiDAR4HVAC werden im nächsten Schritt geometrische Segmentierungen von Rohrleitungen durchgeführt, um die gemessenen Rohrdurchmesser in weiterer Folge standardisierten Rohrquerschnitten zuzuordnen. Als Referenzstandard werden Normdurchmesser oder Bauteilkataloge von Rohren herangezogen. Die Zuordnung des gemessenen Rohrdurchmessers erfolgt durch Mappingprozesse zu den standardisierten Rohrquerschnitten. Durch diesen Mappingprozess erfolgt eine Vorselektion der Rohrmennweiten, die dem Anwender als Vorschlagsliste zur Auswahl in einer BIM-Software (z.B. Revit) zur Verfügung gestellt wird. Dadurch hätten die Rohrleitungen nicht nur geometrische Informationen, sondern auch semantische Informationen wie beispielsweise eine Rohrmennweite.

DANKSAGUNG

Die Ergebnisse dieses Tagungsbandbeitrages wurden im Rahmen des Projekts LiDAR4HVAC (FFG-Nr. FO999895483) und in der Programmlinie COIN Netzwerke (14. Ausschreibung) durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft (FFG) gefördert. Diese Programmlinie ist ein nationales Förderprogramm des Bundesministeriums für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK) und dem Bundesministerium für Arbeit und Wirtschaft (BMAW).

LITERATUR

- Amann W., Goers S., Komendantova N. & Oberhuber A. (2021) Kapazitätsanpassung der Bauwirtschaft für eine erhöhte Sanierungsrate, Berichte aus Energie- und Umweltforschung 27/2021, Hrsg. v. Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie(BMK), Wien
- Blankenbach J., Schwermann R.& Becker R. (2021) Bauwerksvermessung und BIM. In: Borrmann A., König M., Koch C. & Beetz J. (Hrsg.): Building Information Modeling. Springer Fachmedien, Wiesbaden, S. 475–506
- Busen T., Knechtel M., Knobling C., Nagel E., Schuller M. & Todt B. (2017) Bauaufnahme, 2. Auflage, TUM.University Press, München
- Donath D. (2018) Bauaufnahme und Planung im Bestand, Vieweg & Teubner, Wiesbaden
- Herke S. (2019) Das Leistungsbild des Architekten beim Planen und Bauen im Bestand, Springer Vieweg, Wiesbaden
- Kochendörfer B., Liebchen J. H. & Viering M. G. (2021) Bau-Projekt-Management - Grundlagen und Vorgehensweisen, 6.Auflage, Springer Vieweg, Wiesbaden
- Messmer M. & Austen G. (2020) BIM – Ein Praxisleitfaden für Geodäten und Ingenieure Grundwissen für Geodäten und Ingenieure, Springer Vieweg, Stuttgart
- Noack G. (2019) Geodäsie für Bauingenieure und Architekten, Grundlagen und Praxiswissen, Carl Hanser Verlag, München
- Stahr M. (2018) Bausanierung: Erkennen und Beheben von Bauschäden, 6. Auflage, Springer Vieweg, Wiesbaden
- Van Treeck C., Kistemann T., Schauer C., Herkel S. & Elixmann R. (2019) Gebäudetechnik als Strukturgeber für Bau- und Betriebsprozesse. Trinkwassergüte - Energieeffizienz - Digitalisierung. Springer, Berlin Heidelberg

WEF (2016) Shaping the Future of Construction: a Breakthrough in Mindset and Technology: WEF Colongy. World Economic Forum (WEF). Switzerland

Werbrouck J., Pauwels P., Bonduel M., Beetz J. & Bekers W. (2020) Scan-to-graph: Semantic enrichment of existing building geometry, *Automation in Construction*, 119, 103286

Session 2c

mAIntenance – Schritte zu einem KI-unterstützten Gebäudebetrieb

Schöny, Šipetić, Kurzidim, Catal / AIT / AT

Assessing Model Predictive Control for Energy Communities' Flexibilities

Seiler, Moosbrugger, Huber, Kepplinger / FH Vorarlberg / AT

mAIntenance – Schritte zu einem KI-unterstützten Gebäudebetrieb

M. Schöny, M. Šipetić, J. Kurzidim, J. Catal
AIT Austrian Institute of Technology, Wien, Österreich

ABSTRACT: Two thirds of the costs in the building life cycle typically occur in the operating phase. This phase therefore offers considerable economic and ecological optimization potential. A significant proportion of this potential goes to the technical building equipment, as this causes both costs and final energy consumption and thus climate-relevant emissions.

We are investigating the extent to which the use of artificial intelligence can make building technology supply systems more efficient and reliable. The approach here is to evaluate sensor data collected in the building enriched with metadata using machine learning (ML) and a semantic representation of the building (Brick data model) to make the information obtained available to facility management (FM) via dedicated software. For this, three use cases related to energy management and anomaly detection are presented. The methodology, starting from data collection, using semantic information from metadata of the building automation system to the description of applied ML models, represents the individual steps for implementing a prototype. First results of examined use cases show promising exploitation potential for digital FM services.

1 EINLEITUNG

Der Gebäudesektor spielt zur Erreichung der Pariser Klimaziele eine bedeutende Rolle, da er für 30 % des weltweiten Energieverbrauchs und 27 % der weltweiten betrieblichen CO₂-Emissionen verantwortlich ist (Hamilton et al. 2022). Fortschrittliche prädiktive Steuerungsansätze, haben in den letzten Jahren hohe Aufmerksamkeit in F&E erlangt und erweisen sich als vielversprechende Lösung. So können datengesteuerte Lastvorhersagemodelle für individuelle Gebäudeenergiesysteme mit der Zunahme von kostengünstig installierter IoT-Sensorik leicht zugängliche Monitoringdaten nutzen (Wang et al. 2019) um eine optimierte Verwaltung des Gebäudebetriebs zu ermöglichen.

Das derzeit laufende kooperative F&E-Projekt „mAIntenance“ (FFG 886903) untersucht, inwieweit der Einsatz künstlicher Intelligenz gebäudetechnische Versorgungssysteme effizienter und zuverlässiger gestalten kann. So wird angestrebt, im Gebäude gesammelte Sensordaten mittels Machine Learning auszuwerten und durch die neue Datenlage die daraus abgeleiteten Erkenntnisse dem FM über ein Dashboard zur Verfügung zu stellen. Wie in Forschungsprojekten üblich ist das Projektziel die Entwicklung eines Prototyps.

2 DEMONSTRATIONSGEBÄUDE UND USE CASES

Zum Zwecke der Datenerfassung, Anlagenüberwachung, Modellvalidierung sowie Use Case Evaluierung wurde die FUTUREbase als Testumgebung ausgewählt. Das Gebäude dient einerseits als AIT-Arbeitsstätte und erleichtert damit andererseits die Schnittstelle zum operativen technischen FM.

2.1 BÜROGEBÄUDE FUTUREBASE

Hierbei handelt es sich um ein vierstöckiges Forschungs- und Bürogebäude am Standort Wien, Österreich. Die primäre Wärme- bzw. Kältebereitstellung erfolgt mittels Wasser-Wasser-Wärmepumpe

wobei die Brunnenanlage behördlich festgelegten, täglichen sowie jährlichen Grundwasserentnahmen und deren Rücklauftemperaturen einzuhalten hat. Das Objekt selbst besteht aus sechs Geschossebenen, welche vom Untergeschoss bis zum vierten Obergeschoss verlaufen. Für die Use Case Betrachtungen untersuchte man Büro- und Besprechungsräume des ersten und dritten Obergeschosses. Die Büros sind in entsprechende Zonenabschnitte unterteilt und ausgeführt worden. Der benötigten Wärme- oder Kältebedarf wird in Form einer thermisch aktivierten Betondecke an die jeweilige HLK-Zone mittels Change-Over-Schaltung zugeführt.

2.2 USE CASES

Die beschriebenen Use Cases können FM-Aufgaben des Energie- und Instandhaltungsmanagements zugeordnet werden. Es wurden drei Anwendungsfälle mit dem Objektbetreiber PKE Facility Management GmbH ausgearbeitet, um eine hohe Praxisrelevanz zu gewährleisten.

2.2.1 Use Case 1 – Optimierung der Wärme- und Kältebereitstellung

Ziel dieses Use Cases ist es, die zentrale Energieversorgung durch die Wärmepumpe und die Brunnenanlage hinsichtlich des Energieverbrauchs zu optimieren und gleichzeitig die auferlegten Grundwasserentnahmegrenzen einzuhalten. Hierzu trifft ein Machine Learning-Modell Vorhersagen für den Energieverbrauch und die Wasserentnahme am kommenden Tag. Diese Informationen unterstützen den Betreiber darin, den bestmöglichen Betriebsmodus für den kommenden Tag auszuwählen.

2.2.2 Use Case 2 – Optimierung der Wärme- und Kälteabgabe

Dieser Use Case dient der Verbesserung der thermischen Behaglichkeit, was durch eine Optimierung der Wärme- und Kälteabgabe erreicht werden soll. Hierzu trifft ein Machine Learning-Modell für jeden Raum Vorhersagen für diejenigen Zustandsgrößen, die für die Behaglichkeit relevant sind. Werden mit den Vorhersagen zukünftige Verletzungen der Behaglichkeit in einzelnen HLK-Zonen identifiziert, so kann der Betreiber zeitnah Entscheidungen zu Gegenmaßnahmen an der Energieabgabeseite treffen.

2.2.3 Use Case 3 – Fehlererkennung aus Daten des Gebäudeautomationssystems

Erste Analysen von Monitoringdaten der HLK-Zonen ergaben, dass sich während der Sommer- und Übergangszeiten häufig ein alternierender Betrieb bei manchen thermisch aktivierten Decken einstellt und damit erhöhte Ineffizienzen ergaben. Daraus entstand die Idee, eine KI-gestützte Erkennung von anomalem Verhalten in HLK-Systemen durch die Analyse von Überwachungsdaten zu definieren. Das Ziel des Use Case besteht darin, potenzielles Fehlverhalten von Datenpunkten aus dem Gebäudeautomationssystem (GAS) mit Hilfe von Autoencodern zu identifizieren und erkannte Fälle auf einem Dashboard für eine weitere Inspektion seitens Betreiber zu visualisieren.

3 ANGEWENDETE DIGITALE METHODEN

3.1 DATENERFASSUNG

Mit der Datenerfassung wird die erforderliche Datengrundlage für die Modellentwicklung über mehrere Datenquellen zur Verfügung gestellt.

3.1.1 Cloudbasierte Datenerfassung

Zur Implementierung einer kontinuierlichen Erfassung und Archivierung von Datenpunkten (Feldsensoren, Aktoren) des GAS, die über BACnet/IP adressiert sind, wurde beschlossen, eine Cloud-Technologie anzuwenden. Zu diesem Zweck wurde eine Software-as-a-Service (SaaS)-Dienstleistung als Drittanbieter bereitgestellt.

3.1.2 Internet of Things – Sensornetzwerk

Für das IoT-Netzwerk wurde das Kommunikationsprotokoll ZigBee eingesetzt. Innerhalb des ZigBee-Netzwerks agiert jedes dauerhaft stromversorgte Gerät als Repeater, die das Signal flexibel weiterleiten können. Dieses Verhalten trägt zur Reduzierung von Sensorausfällen bei, da batteriebetriebene Sensoren notfalls mit jedem verfügbaren Repeater in Reichweite verbunden werden können. Ein Raspberry Pi 4 diente in Verbindung mit einem ConBee II Stick (Gateway) als zentrale Netzwerkverwaltung und Datenlogger. Insgesamt wurden auf zwei Gebäudegeschossen 258 IoT-Sensoren (Bewegung, Helligkeit, Temperatur, relative Feuchtigkeit, Kontakt) installiert.

3.2 DATENMODELLBILDUNG

In den letzten Jahren sind mehrere Datenmodell-Schemata wie Project Haystack und SAREF (Daniele 2015) entstanden, welche die Verwendung von Metadaten adressieren und damit die Eigenschaften verschiedener in Gebäude verwendeter Geräte, Sensoren und Steuerungen erfassen. Das Brick-Schema baut auf diese Bemühungen auf und kann hierbei als maschineninterpretierbares Datenmodell unterstützen. Brick folgt dem Resource Description Framework, welches logische Aussagen über beliebige Dinge als Tupel von Subjekt-Prädikat-Objekt, sogenannten Tripeln, darstellt. (Balaji 2018)

3.2.1 Brick-Schema

Im Rahmen des Projekts wurde die Brick-Ontologie verwendet, um Wissen über die Gebäudetopologie, seine HLK-Subsysteme sowie deren Datenpunkte zu strukturieren. Brick ist ein auf Open-Source-Ontologie basierendes einheitliches Metadatenschema, das physische, logische und virtuelle Einheiten und ihre Beziehungen semantisch beschreibt. Die standardisierte Ontologie ist erweiterbar und sorgt für ein flexibles Datenmodell, das sich problemlos in bestehende Tools und Datenbanken integrieren lässt.

3.2.2 Semantische Ontologie der Gebäudeautomation

Das Brick-Modell umfasste drei Teilmodelle, welche Gebäude, GAS der Wärme- und Kälteversorgung für zu untersuchende Bereiche sowie installiertes IoT-Sensornetzwerk darstellten. Abb. 1 zeigt einen Auszug des Brick-Modells der BAS- und HLK-Anlage. Das Teilsystem HK01 repräsentiert die Wärme- bzw. Kälteversorgung. HK01 speist O1HK, das O1HK_V02 enthält, einen Hydraulikkreis zur Betonkernaktivierung.

In jedem Teilsystem existieren Entitäten wie Kollektionen (HLK-System), technische Geräte (Kühler, Pumpen usw.) und Punkte (z.B. Sensortypen) die miteinander verknüpft sind. So besteht O1HK_V02 exemplarisch aus zwei Regelventilen (O1HK_V02_BTA_HV, O1HK_V02_BTA_KV) zur Steuerung des Volumenstroms des Heiz- oder Kühlkreislaufs. Die Ventile enthalten wiederum Datenpunkte mit der Information über die Position des Ventilhubes.

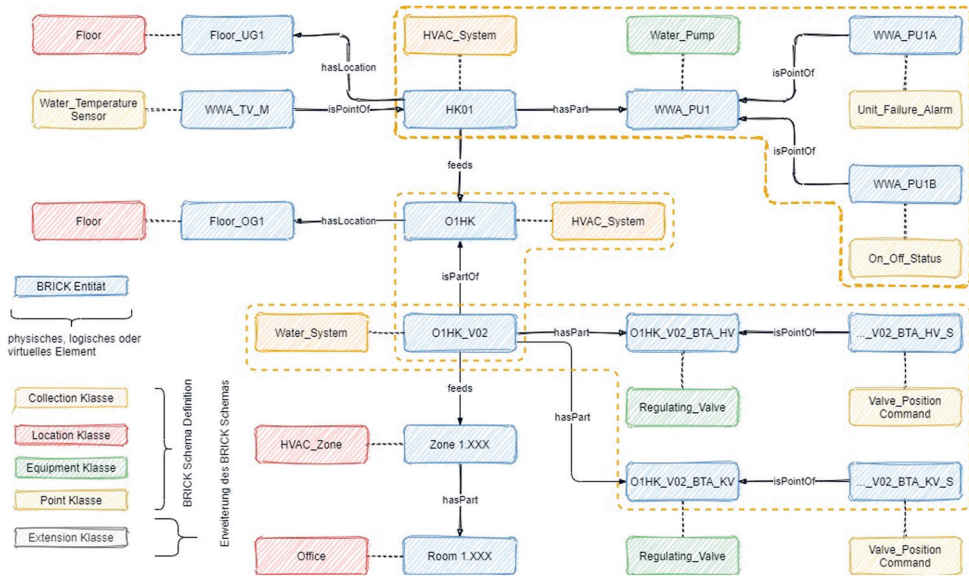


Abb. 1: Auszug des Brick-Datenmodells für die Wärme- und Kälteversorgung

3.3 MACHINE LEARNING – DATENAUFBEREITUNG UND MODELLBILDUNG

3.3.1 Vorhersage des Gebäudeenergieverbrauchs

Use Case 1 wurde nach etablierten Methoden der Zeitreihenvorhersage aufgebaut (siehe z.B. Amasyali & El-Gohary 2018 oder Deb et al. 2017). Er basiert auf manuell in der cloudbasierten Datenerfassung (Kap. 3.1.1) identifizierten Datenreihen sowie auf historischen Wetterdaten von Meteonorm. Die abgerufenen Daten wurden eingehend untersucht und diversen Verbesserungen unterworfen (30min-Zeitraster einführen, Ausreißer entfernen, fehlende Werte auffüllen etc.). Für die Machine Learning (ML)-Modelle wurden die Größen in drei Gruppen eingeteilt:

- Targets: elektrische Leistung (Wärmepumpe, Rückkühlers, Regelung), Grundwasser-Volumenstrom
- Zukunfts-Features (in der Vergangenheit und Zukunft bekannt): u.a. Regelgrößen (Betriebszustand, Ausbaugrad und Grenztemperaturen für Winter- und Sommerbetrieb)
- Vergangenheits-Features (nur in der Vergangenheit bekannt): u.a. Energie und Leistung, Volumen und Volumenstrom, Vor- und Rücklauftemperatur

Die Targets wurden im Verhältnis 3:1 in Trainings- und Validierungsdaten aufgeteilt. Weniger nützliche Features wurden mittels „Mutual Information“ mit den Targets identifiziert und verworfen. Mit den Features und Targets wurden ML-Modelle für Vorhersagen für einen Tag in die Zukunft trainiert (gesamtes Zeitraster, alle 4 Targets). Trainiert wurden eine lineare Regression, ein Light Gradient Boosting-Modell und ein Extreme Gradient Boosting-Modell mit 30 min, 1 h, 2 h, 3 h, 6 h, 12 h, 1 d als Verzögerungen für die Targets und die Zukunfts- und Vergangenheits-Features. Die Modelle wurden jeweils mit den Trainingsdaten trainiert und den Validierungsdaten beurteilt: Über die gesamte Validierungsperiode wurde an jedem Tag eine Vorhersage erstellt und die Einzelvorhersagen zu einer kontinuierlichen Zeitreihe verbunden. Zur Beurteilung wurde der Root Mean Square Error zwischen

der vorhergesagten und der Validierungs-Zeitreihe berechnet. Die drei ML-Modelle wurden mit einem Baseline-Modell verglichen, bei dem als Vorhersage die Werte des vorhergehenden Tages wiederholt wurden.

3.3.2 Vorhersage der thermischen Behaglichkeit

Die Methodik für Use Case 2 ist ähnlich derjenigen für Use Case 1 (Kap. 3.3.1), nur dass nicht das Gebäude als Ganzes, sondern viele einzelne Räume betrachtet wurden. Zur Bestimmung der je Raum notwendigen Daten wurde v.a. das Brick-Modell (Kap. 3.2.1) verwendet. Die eigentlichen Daten stammten aus der cloudbasierten Datenerfassung (Kap. 3.1.1), aus dem IoT-Sensornetzwerk (Kap. 3.1.2) sowie von dem Wetterdaten-Service OpenMeteo. Die abgerufenen Daten wurden eingehend untersucht und diversen Verbesserungen unterworfen (15min-Zeitraster einführen, Ausreißer entfernen, fehlende Werte auffüllen etc.).

Für die Machine Learning (ML)-Modelle wurden die Größen für jeden Raum in drei Gruppen eingeteilt:

- Targets: Raumtemperatur, Raumluftfeuchtigkeit, Temperatur der Betonkernaktivierung
- Zukunfts-Features: u.a. Raumeinfluss kühlen & heizen, Wetter (Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Wind, Strahlung, Niederschlag)
- Vergangenheits-Features: u.a. Informationen zur Betonkernaktivierung (Ventilstellungen, Temperatursollwerte), zum Raum (Temperatur, Tür- und Fensterkontakt)

Mit diesen Daten wurden für jeden Raum ein Trainings- und ein Validierungszeitraum festgelegt und jeweils ein ML-Modell trainiert, in diesem Fall für drei Tage in die Zukunft und mit Verzögerungen für alle Zeitrasterwerte an einem, zwei und sechs Tagen vor dem Vorhersagezeitraum. Das Training, die Vorhersage und die Beurteilung wurden wie in Use Case 1 durchgeführt, mit dem einzigen wesentlichen Unterschied, dass das Baseline-Modell den letzten Tag je dreimal wiederholt.

3.3.3 Anomaliedetektion

Use Case 3 befasst sich mit der Identifizierung von anomalen Verhalten basierend auf den Anlagendaten des GAS und IoT-Sensornetzes. Bei der Anomalieerkennung werden Instanzen in Daten erkannt, welche deutlich von den meisten Dateninstanzen abweichen. (Pang et al. 2021). Anomalien wirken sich negativ auf ein System aus, indem sie entweder dessen Betrieb stören bzw. zur Gänze verhindern oder seine Effizienz verringern. Autoencoder sind häufig verwendete Methoden des maschinellen Lernens, die auf Aufgaben wie Komprimierung, Dimensionsreduktion und Anomalieerkennung angewendet werden. Einer der großen Vorteile bei der Anwendung von Autoencodern zur Erkennung von Fehlverhalten besteht darin, dass man diese komprimierten Repräsentationen mit Daten, welche keine Anomalien enthalten, trainieren kann.

Es wurden Datenpunkte aus verschiedenen Quellen (siehe UC1, UC2) kombiniert, welche auf den semantischen Verknüpfungen des Brick-Modells basieren. Je nach Bedarf können unterschiedliche Verbindungen verwendet werden. Hierbei konzentrierte man sich auf System und Sub-Systemmodelle, sodass nur relevante Datenpunkte, welche einen Teil des zu untersuchenden Systems darstellen, zum Trainieren dieses Autoencoders verwendet wurden. Durch die Einrichtung einer Reihe von SPARQL-Abfragen und deren Anwendung auf das Brick-Modell erhält man eine Reihe von Auflistungen jener Datenpunkte, welche dem dezidierten System angehören. Diese Datenpunktlisten werden mit zusätzlichen externen Datenpunkten wie Wetterdaten, Wettervorhersagen, Kalenderinformationen sowie synthetischen Datenpunkten angereichert. Synthetische Datenpunkte sind wiederum Datenpunkte, die aus einer Ableitung von ein bzw. mehreren anderen Datenpunkten generiert werden. Zu den hierfür verwendeten Methoden der Datenanalyse gehören Mittelung, Summierung, Bildung von Minima oder Maxima aus einer Auswahl von Datenpunkten für einen bestimmten Zeitraum.

4 RESULTATE

4.1 VORHERSAGE DES GEBÄUDEENERGIEVERBRAUCHS

Die Datenaufbereitung aus Kap. 3.3.1 resultierte in einem Trainingszeitraum von 2020-05-19 bis 2022-03-27 und einem Validierungszeitraum von 2022-03-28 bis 2022-11-08. Tab. 1 zeigt vorläufige Ergebnisse für den Root Mean Square Error der verschiedenen untersuchten Machine Learning-Modelle. Abb. 2 zeigt den Gebäudeenergieverbrauch für einen repräsentativen Abschnitt des Validierungszeitraums. Der Gebäudeenergieverbrauch ist hierbei die Summe der drei Leistungsgrößen unter den Targets. Die Vorhersage (rot) wurde durch das Light Gradient Boosting-Modell erstellt und setzt sich aus mehreren Einzelvorhersagen zusammen, die im Abstand von einem Tag getroffen wurden und jeweils einen Tag weit in die Zukunft reichten. Die Außentemperatur (grün) war das wichtigste Feature für die Vorhersage. Zu erkennen ist, dass die Vorhersage den realen Energieverbräuchen (blau) recht gut folgt.

Tab. 1: Root Mean Square Error der verschiedenen Machine Learning-Modelle in Use Case 1

ML-Modell	Grundwasser-Volumenstrom	el. Leistung Wärmepumpe	el. Leistung Rückkühler	el. Leistung Regelung
Baseline	26,33	17,32	5,02	11,61
Lineare Regression	22,08	11,25	3,38	8,69
Light Gradient Boosting	25,52	5,76	1,49	5,37
Extreme Gradient Boosting	25,53	6,34	1,53	5,56

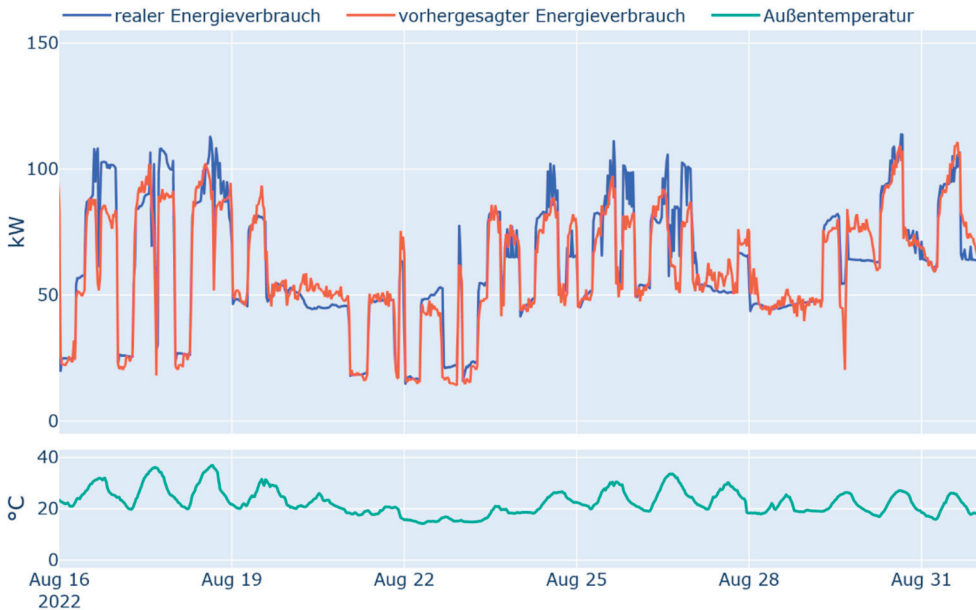


Abb. 2: Realer und vorhergesagter Gebäudeenergieverbrauch sowie die Außentemperatur für einen repräsentativen Zeitraum (Use Case 1).

4.2 VORHERSAGE DER THERMISCHEN BEHAGLICHKEIT

Da die ML-Modell-Entwicklung in Use Case 2 derzeit noch aktiv vorangetrieben wird, wurden zur Beschleunigung des Entwicklungsprozesses nach der Datenaufbereitung nur der „kritische Raum“ 1.107 betrachtet und das Zeitraster von 15 min auf 2 h gestreckt. Die Ergebnisse beziehen sich auf diese Vereinfachungen. Für den kritischen Raum resultierte die Datenaufbereitung in einem Trainingszeitraum von 2022-09-08 bis 2023-05-22 und einem Validierungszeitraum von 2023-05-23 bis 2023-08-16. Die Menge nutzbarer Daten ist hierbei v.a. durch die Verfügbarkeit der IoT-Daten (Kap. 0) begrenzt. Tab. 2 zeigt vorläufige Ergebnisse für das Light Gradient Boosting-Modell für den kritischen Raum. Zu erkennen ist, dass die Vorhersage derzeit nur wenig besser ist als das Baseline-Modell. Die Vorhersagen können effektiv in einem Behaglichkeitsfeld wie in Abb. 3 dargestellt werden.

Tab. 2: Root Mean Square Error der ML-Modelle für den kritischen Raum (1.107)

ML-Modell	Raumtemperatur	Luftfeuchtigkeit	Betonkerntemperatur
Baseline	0,97	7,35	0,80
Light Gradient Boosting	0,83	7,25	0,84

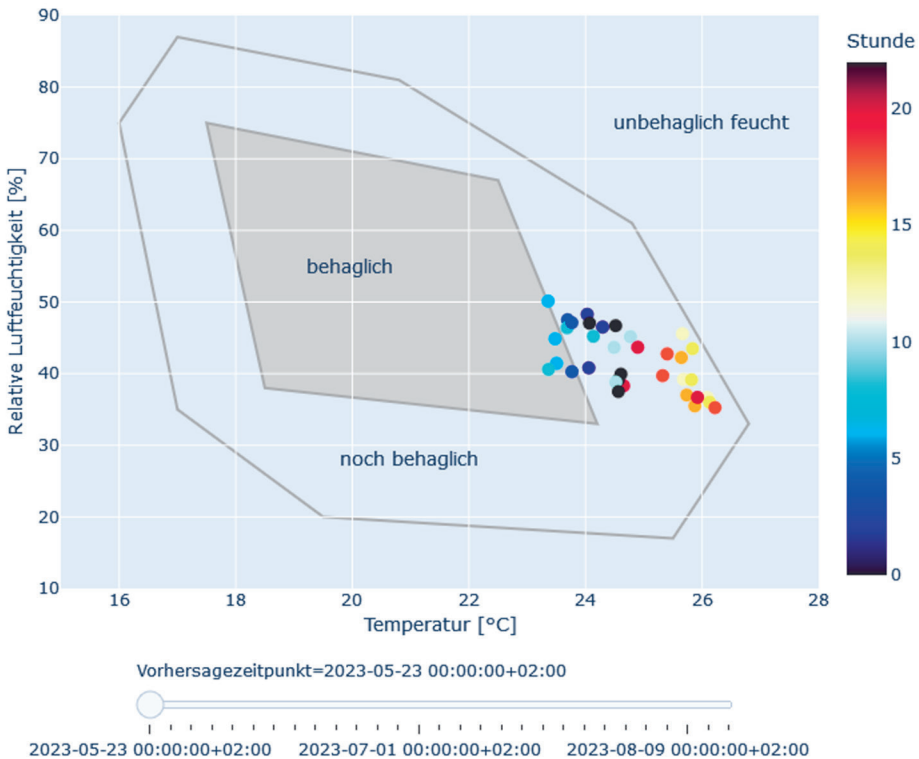


Abb. 3: Behaglichkeitsfeld mit ausgewählter 3-Tages-Vorhersage im Validierungszeitraum. Jeder Punkt entspricht einem der 72 h/2 h=36 Zeitpunkte im Vorhersagezeitraum (Use Case 2)

4.3 ANOMALIEDETEKTION

Aufgrund des Fehlens gekennzeichnete Anomalien des Test-Datensatzes der Anlage war es nicht möglich, die tatsächliche Präzision und Genauigkeit der Anomalieerkennung zu validieren. Da die Ausgabe jedoch als Unterstützung für Facility Manager gedacht war, wurde ein Dashboard zur Visualisierung entwickelt, das dem Anlagenbetreiber ermöglicht, die Empfindlichkeit der angewandten Anomalieerkennung zu variieren und die daraus resultierenden erkannten Anomaliefälle für jedes System anzuzeigen. Die Abb. 4 zeigt eine mögliche Anomalie, die wahrscheinlich auf das längere Intervall ohne Daten von mehreren Datenpunkten zurückzuführen ist. Der Bediener kann zwischen Systemen und entwickelten Modellen wechseln und die Empfindlichkeit des ausgewählten Modells ändern. Anschließend kann man jede der erkannten Anomalien auswählen und visualisieren.

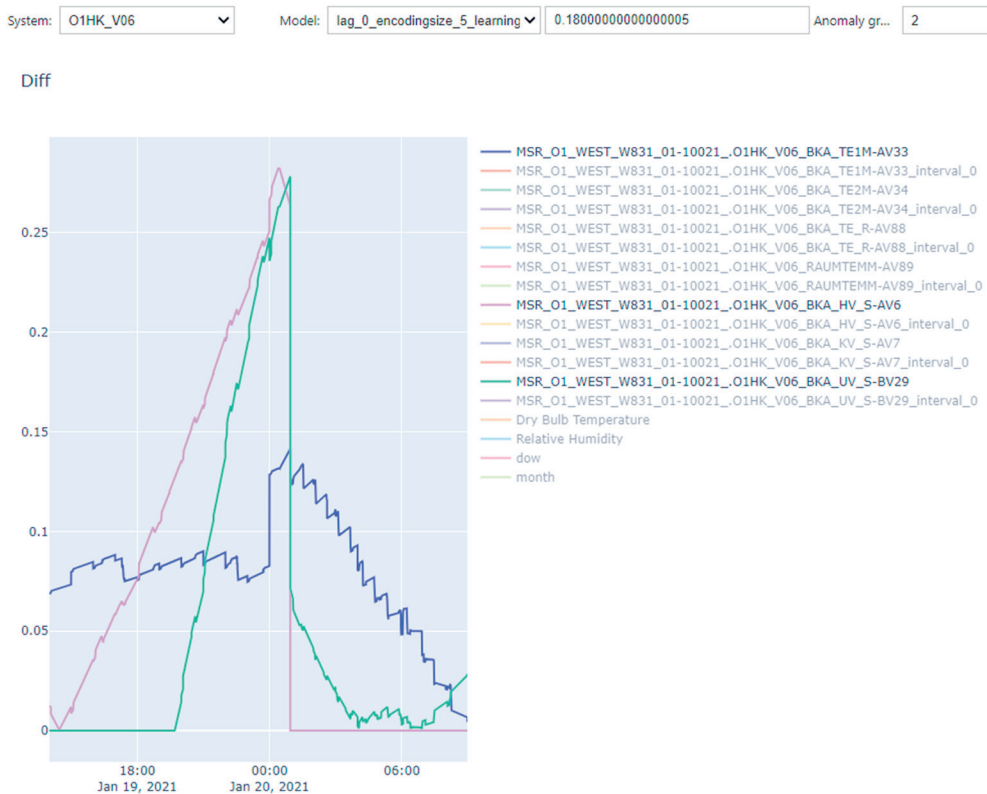


Abb. 4: Dashboard zur Visualisierung erkannter Anomalien. Das Dashboard stellt Rekonstruktionsfehler aller Eingabedatenpunkte des ausgewählten Modells dar.

5 SCHLUSSFOLGERUNG

Use Case 1 zeichnete sich durch die Verfügbarkeit langer Datenzeitreihen (>3 Jahre) in hoher Qualität aus, was sich in guten Vorhersagen für die Energiegrößen niederschlug. Weniger genau waren die Vorhersagen des Grundwasserverbrauchs, wahrscheinlich wegen dessen Entnahmegrenzen. Als Weiterentwicklung könnten die Vorhersagen auf drei Tage in die Zukunft ausgedehnt, für die Optimierung

des Energieverbrauchs ein Algorithmus zum Setzen von Sollwerten entwickelt und Energiekosten optimiert werden.

In Use Case 2 stellte sich die Energieverbrauchs-Vorhersage als ungenauer als in Use Case 1 heraus. Der Grund hierfür ist, dass kleinere Einheiten (Räume) grundsätzlich volatiler sind als größere Einheiten (Gebäude) und dass durch die Nutzung der IoT-Daten nur eine kurze Datenhistorie verfügbar war (<1 Jahr). Mögliche Weiterentwicklungen umfassen Anpassungen am Modell zur Verbesserung der Vorhersageleistung, wie in Use Case 1 ein Algorithmus für die Optimierung (wofür entgegen der bisherigen Betriebspraxis eine Variation der Regelgrößen notwendig wäre) sowie eine zusätzliche Optimierung des Energieverbrauchs.

In Use Case 3 sind weitere Validierungen seitens des Betreibers erforderlich, um die optimale Auswahl externer und synthetischer Datenpunkte zu ermitteln und so die Erkennung echter Anomalien zu verbessern. Um die Fähigkeit des Modells zur Erkennung von Anomalien weiter zu validieren, bleibt bei Fehlen echter Anomalien im System die Möglichkeit, synthetische Fehler in die Daten einzuführen, um die Erkennung einzelner und multivariater Anomalien zu testen. Der Ansatz, das Brick-Datenmodell zur Auswahl von Datenpunkten zur Spezifikation einzelner Autoencoder zu nutzen, erwies sich als leistungsstark.

LITERATUR

- Amasyali K. & El-Gohary N.M. (2018) A review of data-driven building energy consumption prediction studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81, pp. 1192-1205.
- Balaji B. et al., (2018) Brick: Metadata schema for portable smart building applications. *Applied Energy* 226, pp. 1273-1292
- Daniele L., den Hartog F. & Roes J. (2015) Study on semantic assets for smart appliances interoperability: D-S4: Final report, Tech. rep., European Union
- Deb C., Zhang F., Yang J., Lee S.E. & Shah K.W. (2017) A review on time series forecasting techniques for building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 74, pp. 902-924.
- Hamilton I. et al., 2022, Global Status Report for Buildings and Construction: Towards a Zeroemission, Efficient and Resilient Buildings and Construction Sector, United Nations Environment Programme (2022), Nairobi
- Pang G.S., Shen C.H., Cao L.B. & Van den Hengel A. (2021) Deep Learning for Anomaly Detection: A Review. *ACM Computing Surveys* 54(2), pp. 1-38.
- Wang, Y., Chen, Q., Hong, T. & Kang, C., 2019, Review of Smart Meter Data Analytics: Applications, Methodologies, and Challenges, *IEEE Transactions on Smart Grid* 10(3), pp. 3125-3148.
- Die in diesem Beitrag vorgestellte Arbeit ist Teil des F&E-Projekts mAMaintenance (FFG-Projekt-Nr. 886903), das im Rahmen des Programms „Stadt der Zukunft“ gefördert wird.

Kontakt:

Dipl.-Ing. Michael Schöny, BSc BEd
AIT Austrian Institute of Technology
Giefinggasse 2
A-1210 Wien, Österreich
michael.schoeny@ait.ac.at
M +43 664 88335545

Assessing Model Predictive Control for Energy Communities' Flexibilities

V. Seiler, L. Moosbrugger, G. Huber, P. Kepplinger

Research Center Energy, illwerke vkw Endowed Professorship for Energy Efficiency, Vorarlberg University of Applied Sciences, Dornbirn, Austria

ABSTRACT: Renewable energy communities (REC) are legal entities defined by the European Clean Energy Package to own and share energy resources. A common goal of RECs is to have a high self-consumption. This work focuses on how self-consumption can be increased by means of intelligent control of flexibilities based on a use case featuring a community battery energy storage (CBES).

Many simulation studies for the control and optimization of distributed energy resources (DER) including community storage exist, focusing on various aspects, however, often neglecting important effects for a real implementation due to simplified assumptions:

(A) The control or optimization routine is run open loop. Thereby, the influence of prediction and modeling errors is ignored, so that the results obtained represent only an upper limit for the effectiveness.

(B) The availability of data is not considered appropriately which might render certain control approaches unpractical. In practice, this might be a limiting factor for forecasting methods and control methods in general. Especially, as RECs are of a distributed nature and the implementation of potentially costly data acquisition and information infrastructure could limit the economic rentability significantly.

We investigate a realistic use case, constructed based on the current Austrian legal definition of RECs. Here, recent smart meter data of the REC participants, as it is made available by the distribution system operator (DSO) for settlement purposes. We utilize this data for control. Our realistic simulation model consists of several residential loads, a community PV system, two private PV systems and a CBES which is controlled to boost the RECs self-consumption. The model was implemented within the MOSAIK co-simulation framework. Due to the enforced modularity of this framework, the controller is integrated into the simulation model in a closed loop manner, addressing limitation (A) of similar studies. In addition, the data exchange between the different actors, such as the grid operator and the REC operator, is modeled, which clearly addresses limitation (B).

A promising method for the control problem of the described REC is model predictive control (MPC) and its solution by means of mixed integer linear programming (MILP). To control the community storage system using MPC, an accurate prediction of the residual load is required. This forecast is created using a machine learning model (LSTM model), which is pre-trained on synthetic load profiles to improve the prediction with limited data availability.

Results show that MPC can handle the model and prediction uncertainties generally well. Nevertheless, the consideration of forecasting and modelling uncertainties in the simulation shows that the achievable self-consumption rates can be significantly reduced. Utilizing simplified forecasting and considering modelling uncertainty reduces the self-consumption by up to 14.5 % points in the use case considered. These losses can, however, be contained by accurate prediction methods. With the consideration of modelling uncertainties for the CBES model alone, we find that a discrepancy between real storage capacity and controller model capacity of 20 % reduces the self-consumption by 3.9 % points. As the CBES can be considered a comparably "easy to model" component, this highlights the need for closed loop simulation in the controller development for RECs.

1 INTRODUCTION

Under the Clean Energy for All Europeans Package (CEP) (European Commission, 2019), several legislative actions have been taken, to move away from fossil fuels and to achieve the Paris Climate Agreement. Within this package, energy communities are defined in two variants once in the Renewable Energy Directive (RED) (EU 2018/2001, 2022) and in the Electricity Market Directive (EMD) (EU 2019/944, 2022).

A Renewable Energy Community (REC), as it is considered here, is defined by the Renewable Energy Directive as “[...] a legal entity: (a) which, in accordance with the applicable national law, is based on open and voluntary participation, is autonomous, and is effectively controlled by shareholders or members that are located in the proximity of the renewable energy projects that are owned and developed by that legal entity; (b) the shareholders or members of which are natural persons, SMEs or local authorities, including municipalities; (c) the primary purpose of which is to provide environmental, economic or social community benefits for its shareholders or members or for the local areas where it operates, rather than financial profits;” (EU 2018/2001, 2022). The law refers to SME which means small and medium-sized enterprises.

The European directives have been transposed into national Austrian law with a particular focus on the role of the distribution system operator (DSO) and its interactions with the REC (Fina and Fechner 2021) both parts of the Clean Energy for all Europeans Package (issued in 2019). This allows for the consideration of a realistic scenario under the Austrian legal framework.

Self-consumption of the energy community’s generation is found to be the main contributor for the economic rentability (Van Der Stelt et al., 2018). It can be enhanced by efficient control of flexible distributed energy resources (DER) such as CBESs.

Recent works regarding the control of battery energy storages in the context of RECs have considered several peculiarities.

Pasqui et al. (2023) investigates how the control of individual batteries affects community self-consumption and finds that standard management of batteries has a negative effect on self-consumption. The authors present a new approach to control battery storage that significantly increases community self-consumption and only slightly reduces individual self-consumption. The approach is benchmarked against a scenario with perfect prediction and optimized loads using mixed integer linear programming.

Van Der Stelt et al. (2018) examine the economic rentability of household and community storage systems and smart household appliances using MILP. They find that the rentability of storage systems depends heavily on the investment costs per capacity but is currently uneconomical. Results show that the self-consumption of PV generation is the largest contributor to the savings obtained when using ESS.

Walker and Kwon (2021) create a mathematical optimization problem for the optimal operation to compare individual and community storage systems. They find that community storage systems are more advantageous, in terms of both, costs and utilization. Berg et al. (2023) investigate how a community storage system affects the distribution grid. It is shown that battery storages can violate the voltage limits of the distribution grid.

Korjani et al. (2021) implement an algorithm based on a genetic optimization method that can be used both as a planning tool and as a controller for a battery storage system acting as a virtual power plant. They integrate a prediction and the system capable of real-time operation.

Houben et al. (2023) develop a forecasting method and MPC framework and apply it to a testbed of a renewable energy community in Austria. The objective is to reduce the operational costs and CO₂ emissions under several price tariffs. The MPC outcomes are benchmarked against a rule-based control strategy and the impact of forecast errors and electric battery capacity on the savings is examined. Their findings show that forecasting errors can be a great threat to the savings achieved.

Nagpal et al. (2022) present a hierarchical management framework for energy communities including a CBES utilizing MPC. Individual participants make self-driven, cost optimal decisions which are then coordinated to increase the community’s self-consumption and self-sufficiency.

Tostado-Véliz et al. (2022) propose a two-stage optimization framework to first optimize the energy exchange between prosumers, and second, plan the operation of various collective distributed energy resources and the energy exchange with the grid. A novel approach with stochastic intervals has been developed to account for uncertainties related to prosumer demand, renewable energy generation, EV behavior and energy prices.

Talluri et al. (2021) propose a battery energy storage control strategy with three modules: first, machine learning-based forecasting, second, a MILP based optimization for minimal REC operating costs and self-consumption considering the electricity price, variable feed-in tariffs for PV generators, battery storage cost and third, a decision tree algorithm that works at minute intervals for real-time control. They build a use case of an Italian small-scale REC.

Manso-Burgos et al. (2022) develop a method to optimize local energy communities with a battery energy storage system. The authors investigate different capacities, ownership options and different sharing strategies.

Aittahar et al. (2023) formulate the control of an energy community's flexibilities as an optimal control problem. The generated electricity is thereby redistributed to its community member using repartition keys. The formulation enables a joint optimization of the controllable assets and electricity redistribution.

Frieß et al. (2023) introduce a MILP framework to optimize the energy flows of an energy community with various flexible assets. It is applied in an iterative manner as MPC. The presented framework can be used to generate realistic performance measures of specific community configurations and to evaluate strategic investment decisions.

In the articles presented, we find a general lack of applicability of the control approaches. Even though uncertainty is often mentioned, its influence is mostly not considered. Further, most of the articles mentioned do not apply the optimization problem in a closed-loop manner, such that it could be applied to a real system. Amongst those that apply closed-loop simulation, none have investigated the influence of modeling uncertainty on the control outcome systematically. Articles using closed loop and forecasting, usually apply simplified prediction methods such as persistence forecast. The more sophisticated machine learning approaches for forecasting rely on historic data measurements that might not always be available.

To address these limitations, we present a framework, that allows to assess the control algorithms effectiveness in RECs more practically. We consider the uncertainties from a practical perspective by implementing different models for optimization and simulation in a closed loop as well as by using real forecasting methods.

Due to the implementation of our framework with the co-simulation framework MOSAIK, the availability and origin of data used for prediction and control during real-time operation are made obvious. To our knowledge, data origin/availability is not regarded or discussed in the literature. However, we consider the data availability and flows as a key factor when controlling flexibilities such as battery storages in RECs as the system is of a distributed nature. We assume, that costly data acquisition and information infrastructure can be a critical financial aspect for energy communities.

The explicit consideration of data availability highlights the fact of limited historical data availability for an accurate machine learning prediction on the commissioning of an REC. To overcome this issue, we utilize a novel transfer learning approach, limiting the required historical data to the bare minimum.

We present a use case with household loads, PV generation and a CBES as flexibility, utilizing a model predictive controller which is solved by means of MILP.

Wrapped up, our contributions are the following:

- Consideration of modelling uncertainties between controller model and simulation model running in closed loop.
- Consideration of prediction uncertainties through two prediction algorithms and a perfect prediction scenario as a benchmark.
- Clear statement and visualization of data flow and availability to the CBES controller.

2 METHODS

The practical analysis of the controller design effectiveness is achieved with a simulation model based on realistic assumptions concerning the data availability. First, an overview of the modeled REC including the considered data flow is given, then the models and controller are explained in detail.

A general scheme of the framework is depicted in Fig. 1. Here, household loads, PV systems, and flexibilities are considered. The latter two can either be connected to their smart meter individually or in combination with a household load. This showcases different possibilities for connecting flexibilities and generation to the grid and highlights the impact on data availability.

Data from the smart meters is collected by the distribution system operator (DSO). For accounting purposes, this data is provided to the REC. Thereby, the measured power profiles of the previous day are provided daily (Österreichische Koordinationsstelle für Energiegemeinschaften, 2024). We assume, that this data can be used for control.

Our use case features 74 household loads and three PV systems. Of those, one is a south facing PV system connected to an individual smart meter, fully feeding into the grid. Additionally, two PV systems, facing east and west, are connected to households behind the meter, acting as surplus feeders. As flexibility, we utilize a CBES grid-connected via a separate metering point. It is controlled by MPC controller on site. The modeling and parameters of the models will be stated in the respective Sections 2.1-2.8.

Due to the inability to distinguish between load and PV generation for the surplus feeders (PV systems connected behind the meter), a further connection from the PV systems to the controller is established. This data from the PV systems includes power measurements and weather information (temperature). We assume that these measurements are most likely available at modern inverters and therefore no additional, potentially costly, data acquisition infrastructure is needed.

A distinction between load and generation is needed here for the control algorithm which utilizes this data for demand and generation forecasting which will be explained in detail in Section 2.8. acquisition

Connections between the components of the model and the distinction between physical connections, real-time data, and the lagged forwarding of information by the DSO can also be seen in Fig. 1.

The model is implemented in *Python*, utilizing the framework *MOSAİK* (Ofenloch et al. 2022) which is built for smart grid analysis. The framework enables the use of existing simulation models, thus limiting sources of error, and also allows for the integration of hardware in the loop. It furthermore visualizes the necessary connection between the components and simplifies the generation of scenarios.

The simulation is set up with a time resolution of one hour. The models will be explained in the following.

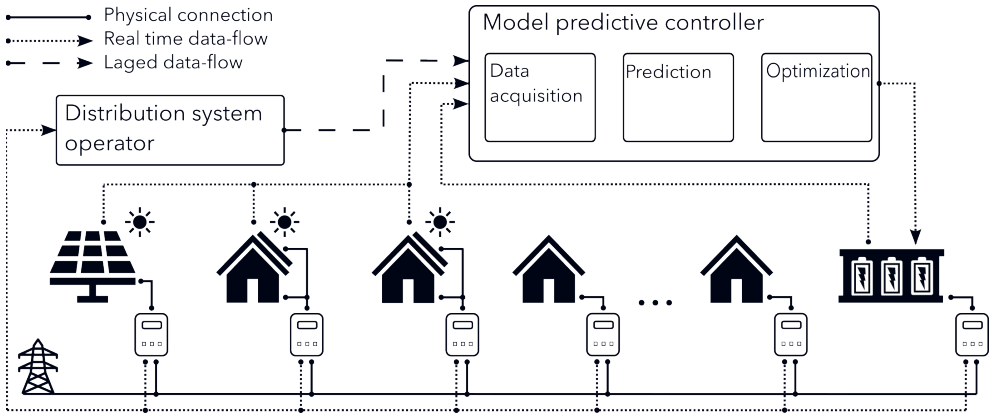


Fig. 1: Scheme of the energy community framework and model.

2.1 HOUSEHOLD MODELS

The household models are based on real household load data for 74 real households from 2010 (Tjaden et al., 2024). Metadata for the households is not provided, i.e., there is no further information about the location, number of residents, and other details of the households available. However, those profiles are described to be representative of single-family homes in Germany due to a validation against standard load profiles (Tjaden et al. 2024).

For use in the simulation, the 15-minute data is down-sampled to hourly resolution. During pre-processing, the data for the months November and December are prepended to the beginning of the dataset to enable the training of the forecasting algorithms (as will be elaborated later) and still allow for a yearly simulation.

2.2 PV MODELS

PV models are created using the *Python* library *pvlb* (Holmgren et al. 2024; Jensen et al. 2023). In accordance with the household models, data was used from the year 2010. The location of all PV systems is latitude=47.406313° longitude=9.744657°. Additional parameters for the PV system model, passed to *pvlb* are: The chosen technology as *crystSi*, the mounting place as *building integrated*, the losses of the overall PV system as 15 %, and the option to calculate the optimal surface tilt as *enabled*. The parameters that are different for all three PV systems are summarized in Tab. 1.

Tab. 1: PV model parameter.

	Surface Azimuth (°)	Peak power (kW)
PV Model 0	180 (south facing)	125.0
PV Model 1	90 (east facing)	62.5
PV Model 2	270 (west facing)	62.5

2.3 SMART METER

The smart meter is modeled as a simple instance, summing up all collected loads behind the meter and forwarding them to the grid model and the DSO assuming no time delay. As a significant time delay is assumed from the DSO to the REC, the time delay from the smart meters to the DSO can be neglected.

2.4 GRID

The grid sums up all the connected entities' power flows, to calculate the power of the REC drawn from or fed into the grid.

2.5 COMMUNITY BATTERY ENERGY STORAGE

For the CBES, three variants have been modeled, with varying parameters and different degrees of detail, to investigate the influence of modeling uncertainty of the controller on the overall control results.

- The first model is a simple model considering maximum capacity and efficiencies for charging and discharging, using identical parameters for the MPC controller.
- The second model equals the first model except for the maximum capacity being set to 80 % of the original capacity to imitate degradation.
- The third model is based on the second model but includes an additional self-discharge rate. The self-discharge losses are proportional to the energy currently stored.

Parameters of the models are summarized in Tab. 2.

Tab. 2: CBES model parameter.

	Capacity (kWh)	Efficiency, charging/discharging (%)	Maximum power charging/discharging (kW)	Self-discharge rate (1/s)
CBES Model 0	250	95	250	0
CBES Model 1	200	95	250	0
CBES Model 2	200	95	250	2.0*10 ⁻⁸

2.6 MODEL PREDICTIVE CONTROLLER

The controller of the CBES is implemented as MPC and consists of 3 main structural parts, refer to Fig. 1. First, the data acquisition and handling, second the prediction algorithm, providing forecasts of the residual load of the REC which is in turn needed for the third part, namely the optimization. Data acquisition and forecasting will be explained in Sections 2.7 and 2.8, respectively. Hereafter, the optimization problem will be elaborated on.

In MPC, the control problem is formulated as an optimization problem which is solved for a receding horizon. Only the first entry of the control signal horizon, which is the solution of the optimization, is applied to the real system. Then, the optimization is run again (after one hour) with updated inputs from the system.

The optimization problem to control the power of the CBES at hand can be formalized as a MILP which contains a model of the CBES as part of the constraints. The overall objective is to maximize the REC's self-consumption, following

$$selfconsumption = \frac{E_{PV} - E_{grid}^-}{E_{PV}} \cdot 100,$$

with E_{PV} and E_{grid}^- being the total generation and the total feed in from the REC, respectively. Reformulating this to a linear objective means minimizing feed in E_{grid}^- by controlling the CBES power (as the generation cannot be influenced here).

However, targeting minimal energy export leads to the effect of the storage efficiencies being misused to waste energy, as will be shown in the results section. Therefore, the self-sufficiency, as the ratio of the consumption being covered by the self-produced energy, is used. It is calculated as

$$\text{selfsufficiency} = \frac{E_{\text{load}} - E_{\text{grid}}^+}{E_{\text{load}}} \cdot 100,$$

where E_{load} and E_{grid}^+ refer to the total consumption of the REC and the total energy drawn from the grid, respectively. As the consumption cannot be controlled, only the imported energy from the grid can be used as a linear objective. The optimization problem can therefore be formulated as follows:

$$\begin{aligned} & \min_{P_{\text{CBES}}^{+/-}} \sum_{t \in \mathcal{T}} P_{\text{grid},t}^+ \\ & \text{s. t. } \forall t \in \mathcal{T}: \\ & P_{\text{res},t} + P_{\text{CBES},t}^+ - P_{\text{CBES},t}^- - P_{\text{grid},t}^- + P_{\text{grid},t}^+ = 0 \\ & E_{\text{CBES},t+1} = E_{\text{CBES},t} + \left(\eta_{\text{BES}}^- P_{\text{CBES},t}^- - \frac{1}{\eta_{\text{BES}}^+} P_{\text{CBES},t}^+ \right) \Delta t \\ & \underline{E}_{\text{CBES},t} \leq E_{\text{CBES},t} \leq \overline{E}_{\text{CBES},t} \\ & P_{\text{CBES},t}^- \leq \overline{P}_{\text{CBES},t} b_{\text{CBES},t}^- \\ & P_{\text{CBES},t}^+ \leq \underline{P}_{\text{CBES},t} b_{\text{CBES},t}^+ \\ & b_{\text{CBES},t}^+ + b_{\text{CBES},t}^- \leq 1 \\ & b_{\text{CBES},t}^+, b_{\text{CBES},t}^- \in \{0, 1\} \\ & P_{\text{CBES},t}^+, P_{\text{CBES},t}^-, P_{\text{grid},t}^-, P_{\text{grid},t}^+, E_{\text{CBES},t} \in \mathbb{R}_0^+ \end{aligned}$$

Here, the powers for charging and discharging the CBES are denoted as $P_{\text{CBES},t}^-$ and $P_{\text{CBES},t}^+$ respectively, where the superscripts “+” and “-” indicate positive and negative as seen from the virtual point of the grid connection of the REC. The variables are defined over a future time horizon \mathcal{T} with time index t , which will be elaborated on later. $\overline{P}_{\text{CBES},t}$ denotes the upper limit of the charging power and $\underline{P}_{\text{CBES},t}$ the upper limit for the discharging power. To avoid charging and discharging at the same time, Boolean variables $b_{\text{CBES},t}^-$ and $b_{\text{CBES},t}^+$ are introduced, acting on the upper and lower limits of the charging power. Similarly, $P_{\text{grid},t}^-$ and $P_{\text{grid},t}^+$ denotes power fed into and drawn from the grid, respectively. $E_{\text{CBES},t}$ denotes the energy content of the storage with its lower and upper limits $\underline{E}_{\text{CBES},t}$ and $\overline{E}_{\text{CBES},t}$. The forecasted values of the residual load (sum of PV generation and household loads) are denoted as $P_{\text{res},t}$.

The optimization is run over the future time horizon $\mathcal{T} = \{-1, 0, 1, \dots, t_n - 1, t_n\}$ starting at time $t = -1$. This is due to the significant runtime of the optimization. It is assumed that the control output can only be set in the next time step, so delayed by one hour. This means, that the first time-step of the optimization problem contains the control power output of the previous controller run and the current measurement of the CBES energy content. This is empathized in Fig. 2.

Initial conditions of the real system are therefore set for the optimization problem as follows:

$$P_{\text{BES},t=-1}^+ = -P_0 \text{ if } P_0 < 0, \text{ else } 0$$

$$P_{\text{BES},t=-1}^- = P_0 \text{ if } P_0 > 0, \text{ else } 0$$

$$E_{\text{BES},t=-1} = E_0$$

Where $P_0 (\in \mathbb{R})$ as exogenous input stems from the previous time steps optimization output and $E_0 (\in \mathbb{R})$ is the measured energy content of the CBES of the previous point in time.

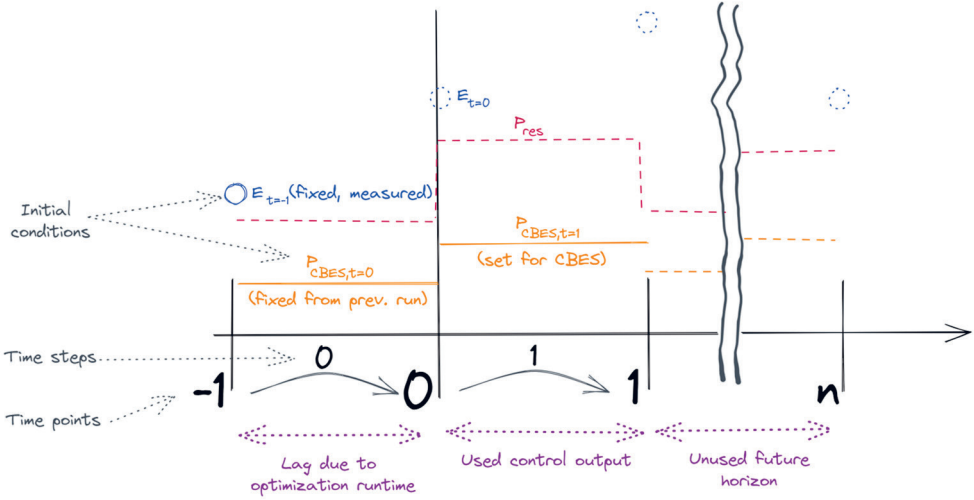


Fig. 2: Visualization of the optimization time horizon.

The optimization problem is formulated in *Python* using the *pyomo* modelling language (Bynum et al., 2021) with the *glpk* solver. The parameters of the controller model can be seen in Tab. 3.

Tab. 3: Parameters for the CBES controller model

	Capacity (kWh)	Efficiency, charging / discharging (%)	Maximum power charging / discharging (kW)
CBES Controller Model	250	95	250

2.7 DATA ACQUISITION

The data acquisition module manages the different data origins and the recording to provide inputs for the forecasting module.

According to Fig. 1 and as explained previously, the controller receives three inputs, namely:

- the node data of all participants via the DSO, received daily on the following day at noon;
- the PV generation and weather data from the PV modules;
- the measurements from the CBES, namely state of charge and the actual power drawn or fed in.

As will be explained in detail in Section 2.8, the prediction algorithm needs to retrieve the true historic residual load. Therefore, the data inputs need to be preprocessed. First, the sum of all node powers of the community, as received from the DSO, entails the power of its flexible sources (CBES), the latter needs to be subtracted from the total power during preprocessing to get the residual load. In the case study considered, where the CBES is connected to a smart meter individually, this could be avoided as the power is available individually in the REC data from the DSO. However, to represent a more generic situation, where the storage could be connected behind the meter, this step is included.

Second, the LSTM forecasting model needs separate inputs for load and generation. However, as the PV generation and household loads cannot be distinguished in the node power data from the DSO for the surplus feeders, it needs to be recalculated. Therefore, the recorded power data from the PV systems is subtracted from the total REC power profile to obtain both, total PV generation and total household loads individually. These individual load and production data is then passed to the forecasting algorithm.

2.8 FORECAST

The aim of the forecasting algorithms is to generate an hourly prediction of the residual load of the REC being the difference of the total PV generation and the total load of the households. The prediction needs to be generated based on the available data from the data acquisition module and is later passed to the optimization module. The presented use case utilizes a future horizon of 24 hours which is updated every time the optimization is run once every hour.

The prediction is generated in one of the following three ways, providing different scenarios analyzed in the results section:

- A perfect prediction. This variant serves as a base scenario for comparison purposes.
- A long-short-term memory (LSTM) neural network load prediction combined with perfect PV prediction, which is the most sophisticated forecasting method here, implementing a novel transfer learning approach with an LSTM model which will be elaborated on in detail in the following. The PV generation is separated here, based on the assumption that under real circumstances, accurate weather forecasts can be used. As weather forecasts are not available ex-post for simulation purposes, a perfect prediction for PV is used.
- A persistence prediction which uses the load of the last week as a prediction (shifted 7 days, it is made available through the DSO) and the PV generation data from the last day (shifted 24 hours).

The LSTM model is published separately in Moosbrugger et al. (2024) and will only be elaborated on shortly here. The model uses the load power from 7, 14, and 21 days ago and the weather data from the PV systems (temperature) as inputs. It further utilizes date and time features (day-of-week, time, day-of-year). The model is trained every 7 days and predictions are made hourly.

This novel prediction concept addresses the issue of limited data availability on the commissioning of an REC. The general principle is that the machine learning model is pre-trained on synthetic load profiles, as provided for clearing and settlement purposes for various electricity consumers from the clearing and settlement agent such as the APCS Power Clearing and Settlement AG (2024) in Austria. Then, this model is fine-tuned with real recorded data from the REC for the prediction. The general scheme of the forecasting model can be seen in Fig. 3

In detail, the procedure for forecasting is as follows: Initially a LSTM model is trained with synthetic load data, in our use case with load data from APCS Power Clearing and Settlement AG (2024)

from the year 2010. The model requires weather data as an input. However, as there is no weather data available for this synthetic load profiles, these input features are set to zero during the pretraining phase. During the runtime of the energy community, a new model is created every week, by first loading, the parameters (LSTM weights) of the pretrained model and secondly by finetuning the new model with a growing dataset recorded from the community (see Fig. 3 for reference).

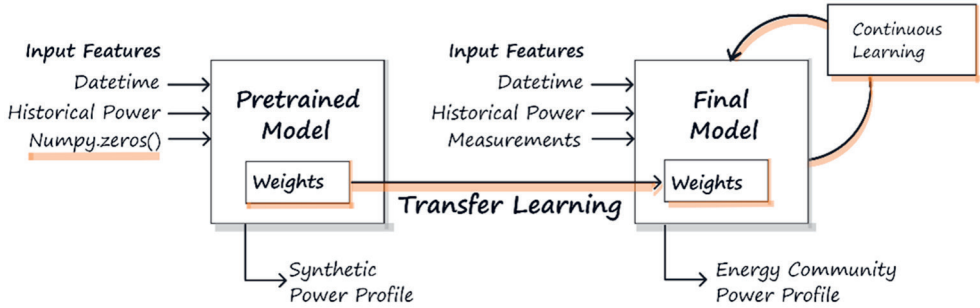


Fig. 3: Basic principle of the LSTM load forecasting method. Reprinted from (Moosbrugger et al. 2024).

This continuous learning process fosters the development of a model that progressively enhances its generalization abilities. As shown in Moosbrugger et al. (2024), this approach significantly outperforms the traditional approach without transfer learning. This allows to start making predictions with acceptable errors with as little as 2 months of historical load data after commissioning the REC. In addition to the reduction in prediction error, the whole training process gets more stable, i.e., the training loss converges faster and more repeatable.

For analysis purposes in this work, the model is finetuned using exactly two months at every weekly update. This fixed history length keeps the prediction error more constant over the simulation duration of one year and, therefore, allows for a fair analysis of the effects of the seasonality independent of the changing prediction error.

An example of the prediction of the load can be seen in Fig. 4.

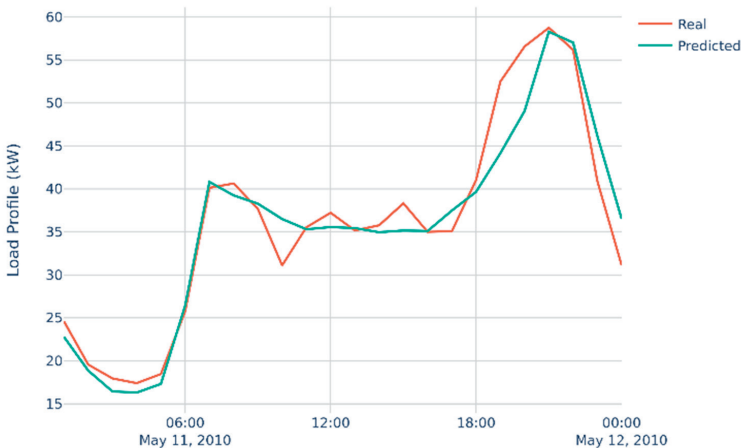


Fig. 4: Example load prediction of the LSTM model.

3 RESULTS OF THE CASE STUDY

Nine simulation scenarios have been run as a combination considering three forecasting algorithms and three CBES models, where the latter has been controlled with the objective of self-sufficiency.

Exemplary simulation outputs for one scenario can be seen in Fig. 5. As expected, the CBES is charged at times of high PV generation and discharged when the load surpasses the generation. It can be seen that the CBES is able to buffer almost all excess PV generation in winter but is not able to achieve this in summer and the transitional season. This can also be seen in Fig. 6, where the self-consumption of all scenarios approaches 100 % in the winter months but significantly decreases towards the summer season. The contrary can be seen for the self-sufficiency, which is around 20 % in the winter season and increases to over 80 % in the summer season for all scenarios. The influence of the reduced prediction accuracy with persistence forecasting on the self-consumption is greater in summer. The opposite is true for self-sufficiency, which is influenced stronger by the reduced prediction accuracy in winter and transition season.

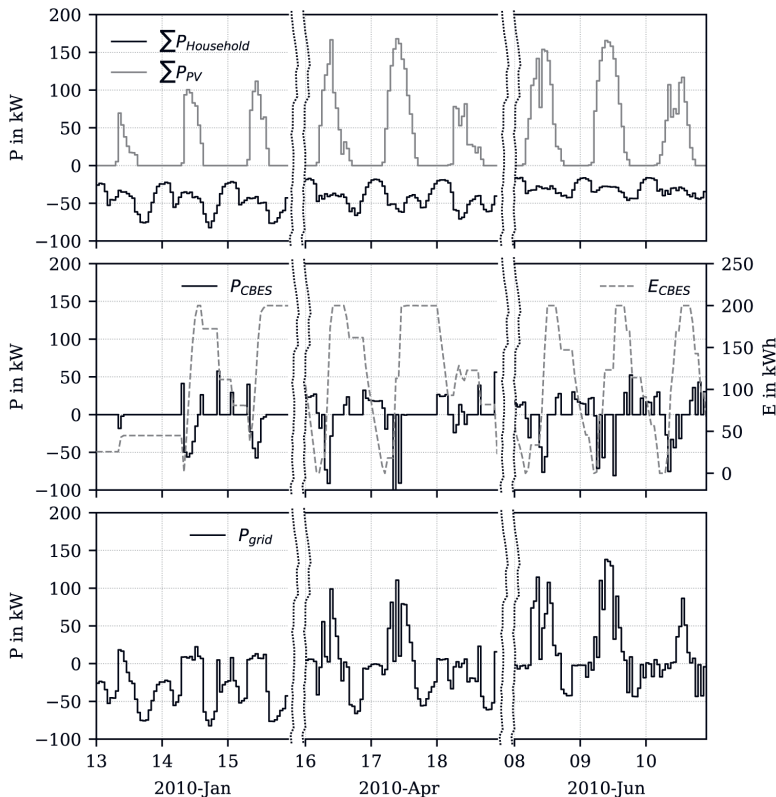


Fig. 5: Exemplary power and energy outputs of the simulation for winter, summer, and transitional season for scenario with CBES model “reduced max. capacity, self-discharge” and prediction “LSTM load, perfect PV”.

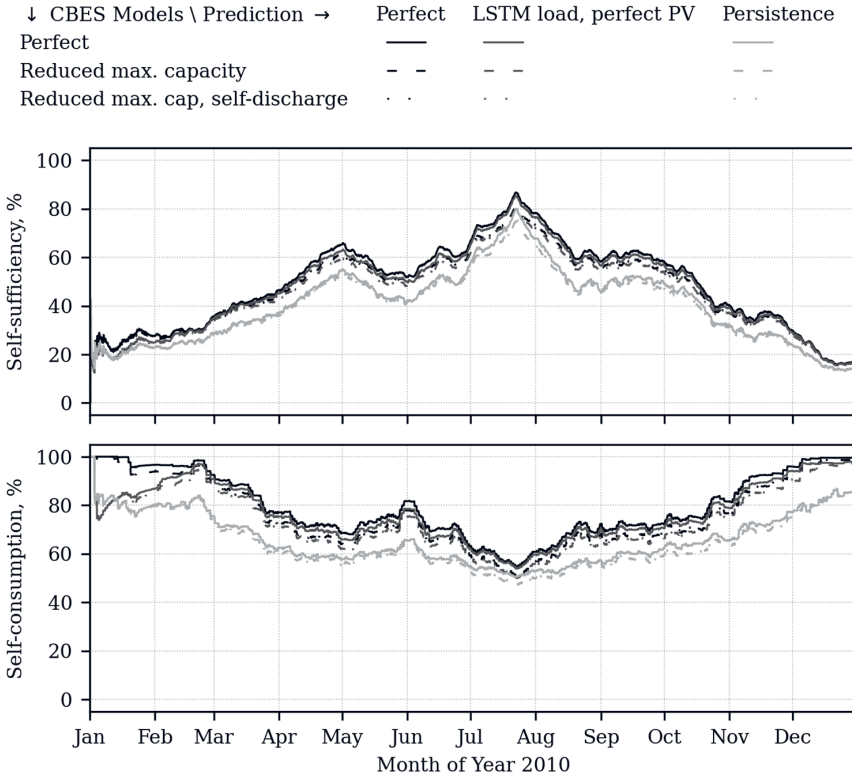


Fig. 6: Annual development of self-consumption and self-sufficiency of the simulated scenarios calculated for the past 30 days as a running window.

The numerical results for the scenarios can be seen in Tab. 4 and Tab. 5. Self-consumption rates for all scenarios are displayed in Tab. 4 and self-sufficiency-rates in Tab. 5. As can be seen, the achievable self-consumption rates can be significantly reduced through forecasting and modeling errors. Utilizing the simplified persistence forecasting reduces the self-consumption by 12.6 % points compared to the perfect prediction case, while the LSTM combined with perfect PV prediction only subtracts 2.3 % points from the self-consumption. Both results assume perfect model knowledge.

The analysis of modeling uncertainties for the CBES model shows, that a reduced capacity scenario reduces the self-consumption by 3.9 % points for the perfect prediction scenario. Self-discharge does not significantly influence the uncertainty. Compared to the perfect scenario, the scenario with persistence forecast and the CBES model with reduced max. capacity and self-discharge shows a decline of 14.6 % points.

Tab. 4: Self-consumption over one year of the simulation scenarios in %.

Storage model	Prediction	Perfect	LSTM load, perfect PV	Persistence
Perfect		74.9	72.6	62.3
Reduced max. capacity		71.0	69.1	60.3
Reduced max. capacity, self-discharge		71.0	69.0	60.4

Tab. 5: Self-sufficiency over one year of the simulation scenarios in %.

Prediction Storage model	Perfect	LSTM load, perfect PV	Persistence
Perfect	45.9	44.4	37.9
Reduced max. capacity	43.6	42.4	36.9
Reduced max. capacity, self-discharge	43.6	42.4	36.9

For comparison, the root mean squared error (RMSE) between the CBES controller model and the simulation model, calculated over the total duration of one year is given in Tab. 6. As can be expected, the accuracy of the model decreases with the reduced max. capacity. The additional consideration of self-discharge in the storage model leads to considerably smaller or no deviations in the RMSE for the scenarios as can be concluded from the results in column three of Tab. 6.

Tab. 6: RMSE between the power output of the controller model and the CBES simulation model over the complete year for all scenarios in W.

model	Prediction Storage	Perfect	LSTM load, perfect PV	Persistence
Perfect		0	0	0
Reduced max. capacity		7568.1	7371.4	7474.3
Reduced max. capacity, self-discharge		7552.3	7371.6	7424.6

Further results have been generated with self-consumption as the objective for control. Exemplary simulation outputs thereof can be seen in Fig. 7. It clearly shows that the controller leads to high grid feed-in peaks during noon caused by the optimization problem misusing the efficiencies to reduce the total energy grid feed-in.

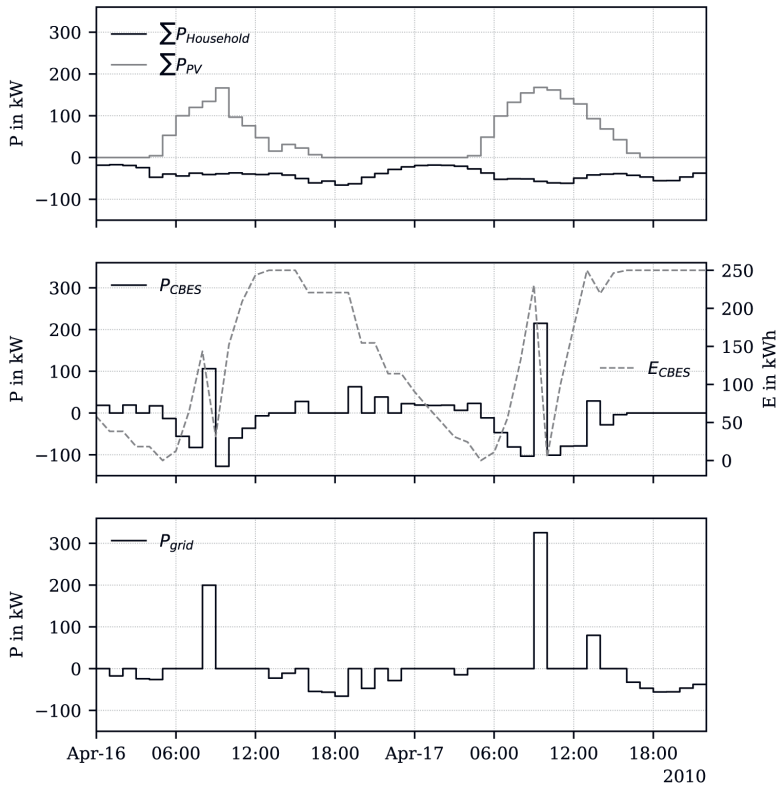


Fig. 7: Exemplary simulation output, demonstrating the “waste of energy” when using self-consumption in the strict sense as an objective. Results are displayed for the scenario considering a perfect CBES model and perfect prediction.

4 DISCUSSION AND LIMITATIONS

Even though obvious, the exemplary model outputs of Fig. 7 demonstrate nicely that self-sufficiency as an objective in the strict sense, grid-feed in being minimized, leads to undesirable results. The optimization therefore utilizes the efficiencies of the storage to dissipate electrical energy. This opens the general question of a REC’s objective. Here, self-consumption (and self-sufficiency, leading to logically similar results) is used, as it is a simple metric, which has been shown to improve economic figures (Van Der Stelt et al. 2018). Centralized optimization targeting economic figures for an REC in the Austrian legal implementation might be difficult to achieve, as they require knowledge of the individual electricity tariffs of the participants.

Concerning modeling and prediction uncertainty, it can be seen, that prediction influences the results more significantly than the modeling errors. The implementation of self-discharge even shows no significant influence on self-consumption and self-sufficiency for all prediction methods at all. The significance of these results is however limited to the simplified use case considered. How control algorithms cope with these errors in reality (or with more realistic models) therefore remains a topic for future research as well as the consideration of other, “more complex to model” flexible energy resources like electric vehicles or heat pumps.

The seasonal changes of self-sufficiency and self-consumption over the year and the varying influence of the prediction uncertainty demonstrate the need for yearly simulations or at least the consideration of characteristic weeks or days, to assess control algorithms effectiveness.

The presented prediction algorithm for the load of the households can deal with the limited data availability upon commissioning of the REC well as can be seen in the results. It however remains unclear, how a realistic PV forecast influences these results. Difficulties arise from the fact, that historic weather forecasts are not as easily available ex-post as real predictions, where several online services exist.

A further question for future research is how the prediction algorithm deals with less and potentially changing numbers of households or loads, as it is expected that aggregation effects simplify the prediction for the use case considered.

A limiting factor for the significance of the results is the setup of the REC simulation model and the associated parameters. As there exists (to the authors knowledge) no arche-typical REC model, assumptions concerning the setup and the parameters had to be made. This additionally limits the comparability between different algorithms presented in the literature.

Further, the amount of data interfaces that need to be implemented between components and controllers need to be stressed. Data availability of the loads and generation could require the implementation of potentially costly data acquisition and IT infrastructure if not considered correctly. Fig. 1 highlights the necessary connections between the components. Considering every single variable's availability at a certain place or component is enforced by the co-simulation framework setup and demonstrates its usefulness when considering more practical scenarios.

CONCLUSIONS

This simulation study of a virtual energy community with a community battery energy storage shows that model predictive control can handle both, model uncertainties and forecasting errors generally well proving its suitability for the application.

It is shown that the prediction error influences the achieved self-sufficiency and self-consumption more than the modeling errors, hinting at the importance of accurate predictions. Nevertheless, the influence of modeling errors is significant and might be even higher for "more complex to model" flexible energy resources like electric vehicles or heat pumps, which opens avenues for future research.

Finally, it can be stressed, how the use of a co-simulation framework highlights the necessary dataflows and interfaces, which might have been not considered otherwise. The framework furthermore simplifies the implementation of closed-loop control simulation and allows for a more realistic estimation of energy communities' control methods benefits.

ACKNOWLEDGEMENT

The authors gratefully acknowledge the financial support from the Austrian Research Promotion Agency FFG for the Hub4FIECs project (COIN FFG 898053).

LITERATURE

- Aittahar, S., de Villena, M.M., Derval, G., Castronovo, M., Boukas, I., Gemine, Q., Ernst, D., 2023. Optimal control of renewable energy communities with controllable assets. *Front. Energy Res.* 11. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.879041>
- APCS Power Clearing and Settlement AG, 2024. Synthetic load profiles APCS - Power Clearing & Settlement. <https://www.apcs.at/en/clearing/physical-clearing/synthetic-load-profiles>
- Berg, K., Rana, R., Farahmand, H., 2023. Quantifying the benefits of shared battery in a DSO-energy community cooperation. *Applied Energy* 343, 121105. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121105>

- Bynum, M.L., Hackebeil, G.A., Hart, W.E., Laird, C.D., Nicholson, B.L., Siirola, J.D., Watson, J.-P., Woodruff, D.L., 2021. *Pyomo — Optimization Modeling in Python*, 3rd ed. 2021 Edition. ed. Springer, Cham, Switzerland.
- Directive (EU) 2018/2001 of the European Parliament and of the Council of 11 December 2018 on the promotion of the use of energy from renewable sources (recast), 2022.
- Directive (EU) 2019/944 of the European Parliament and of the Council of 5 June 2019 on common rules for the internal market for electricity and amending Directive 2012/27/EU (recast), 2022.
- European Commission, 2019. Clean energy for all Europeans. <https://data.europa.eu/doi/10.2833/9937>
- Fina, B., Fechner, H., 2021. Transposition of European Guidelines for Energy Communities into Austrian Law: A Comparison and Discussion of Issues and Positive Aspects. *Energies* 14, 3922. <https://doi.org/10.3390/en14133922>
- Frieß, N., Pferschy, U., Schauer, J., Feiner, E., Thomasstramet, 2023. Optimization and Simulation for the Daily Operation of Renewable Energy Communities.
- Holmgren, W., Anderson, K., Hansen, C., robwandrews, Mikofski, M., Jensen, A.R., Lorenzo, A., Krien, U., bmu, Driesse, A., Stark, C., DaCoEx, Luis, E., Peque, M.S. de L., Transue, T., kt, Priyadarshi, N., mayudong, Boeman, L., Guo, V., Anoma, M.A., Heliolytics, Miller, E., Leroy, C., Lunel, T., matsubasho, jforbess, Vining, W., Stein, J., Aneja, S., 2024. *pvlb/pvlb-python: v0.10.4*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10839552>
- Houben, N., Cosic, A., Stadler, M., Mansoor, M., Zellinger, M., Auer, H., Ajanovic, A., Haas, R., 2023. Optimal dispatch of a multi-energy system microgrid under uncertainty: A renewable energy community in Austria. *Applied Energy* 337, 120913. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120913>
- Jensen, A.R., Anderson, K.S., Holmgren, W.F., Mikofski, M.A., Hansen, C.W., Boeman, L.J., Loonen, R., 2023. *pvlb iotools – Open-source Python functions for seamless access to solar irradiance data*. *Solar Energy* 266, 112092. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2023.112092>
- Korjani, S., Facchini, A., Mureddu, M., Rubino, A., Damiano, A., 2021. Battery management for energy communities – Economic evaluation of an artificial intelligence-led system. *Journal of Cleaner Production* 314, 128017. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128017>
- Manso-Burgos, Á., Ribó-Pérez, D., Gómez-Navarro, T., Alcázar-Ortega, M., 2022. Local energy communities modelling and optimisation considering storage, demand configuration and sharing strategies: A case study in Valencia (Spain). *Energy Reports* 8, 10395–10408. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.08.181>
- Moosbrugger, L., Seiler, V., Huber, G., Kepplinger, P., 2024. Transfer Learning from Synthetic Profiles for Load Forecasting in Energy Communities. Paper submitted for presentation at the IEEE RTSI 2024.
- Nagpal, H., Avramidis, I.-I., Capitanescu, F., Madureira, A.G., 2022. Local Energy Communities in Service of Sustainability and Grid Flexibility Provision: Hierarchical Management of Shared Energy Storage. *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 13, 1523–1535. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2022.3157193>
- Ofenloch, A., Schwarz, J.S., Tolk, D., Brandt, T., Eilers, R., Ramirez, R., Raub, T., Lehnhoff, S., 2022. MOSAIK 3.0: Combining Time-Stepped and Discrete Event Simulation, in: 2022 Open Source Modelling and Simulation of Energy Systems (OSMSES). Presented at the 2022 Open Source Modelling and Simulation of Energy Systems (OSMSES), IEEE, Aachen, Germany, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/OSMSES54027.2022.9769116>
- Österreichische Koordinationsstelle für Energiegemeinschaften, 2024. Messung und Aufteilung – Energiegemeinschaften [WWW Document]. URL <https://energiegemeinschaften.gv.at/messung-und-aufteilung/> (accessed 5.6.24).
- Pasqui, M., Felice, A., Messagie, M., Coosemans, T., Bastianello, T.T., Baldi, D., Lubello, P., Carcasci, C., 2023. A new smart batteries management for Renewable Energy Communities. *Sustainable Energy, Grids and Networks* 34, 101043. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2023.101043>

- Talluri, G., Lozito, G.M., Grasso, F., Iturrino Garcia, C., Luchetta, A., 2021. Optimal Battery Energy Storage System Scheduling within Renewable Energy Communities. *Energies* 14, 8480. <https://doi.org/10.3390/en14248480>
- Tjaden, T., Bergner, J., Weniger, J., Quaschnig, J., 2024. Repräsentative elektrische Lastprofile für Einfamilienhäuser in Deutschland auf 1-sekündiger Datenbasis. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.5112.0080/1>
- Tostado-Véliz, M., Kamel, S., Hasanién, H.M., Turkey, R.A., Jurado, F., 2022. Optimal energy management of cooperative energy communities considering flexible demand, storage and vehicle-to-grid under uncertainties. *Sustainable Cities and Society* 84, 104019. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.104019>
- Van Der Stelt, S., AlSkaif, T., Van Sark, W., 2018. Techno-economic analysis of household and community energy storage for residential prosumers with smart appliances. *Applied Energy* 209, 266–276. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.10.096>
- Walker, A., Kwon, S., 2021. Analysis on impact of shared energy storage in residential community: Individual versus shared energy storage. *Applied Energy* 282, 116172. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116172>

Kontakt:

Rosa Weber
Fachhochschule Burgenland GmbH
Forschungs- und Studienzentrum Pinkafeld
Steinamangerstraße 21
A-7423 Pinkafeld, Österreich
Tel. +43 5 7705-4146
enova@fh-burgenland.at
www.fh-burgenland.at/enova2024

Session 3a

Evaluierung der Effektivität von Methoden zur Prognose der Residuallast in Erneuerbaren Energiegemeinschaften

Medwennitsch / Forschung Burgenland GmbH / AT
Gnam / FH Burgenland GmbH / AT

Simulationsmodell zur Analyse der Auswirkungen eines Elektrofahrzeugs auf Haushalte mit PV-Anlage

Sieberer / FH Burgenland GmbH / AT
Schindler / Forschung Burgenland GmbH / AT

Evaluierung der Effektivität von Methoden zur Prognose der Residuallast in Erneuerbaren Energiegemeinschaften

K. Medwenitsch¹⁾, L. Gnam²⁾

¹⁾ *Forschung Burgenland GmbH, Campus 1, 7000 Eisenstadt*

²⁾ *Fachhochschule Burgenland GmbH, Steinamangerstraße 21, 7423 Pinkafeld*

ABSTRACT: The present study explores the challenges and solutions in the context of Renewable Energy Communities (RECs), using the REC Neudörfel in the Austrian Burgenland region as a case study. Given the urgent need to transition from fossil fuels to renewable energy sources, it is crucial to develop effective strategies to optimize the utilization of renewable energies. Two forecasting models utilizing AI-based techniques, particularly LSTMs and XGBoost, were developed to predict the negative residual load of the REC. In a direct comparison between the XGBoost and LSTM model, the LSTM model performed slightly better. However, it is noteworthy that while the two forecasting models produce similar results, they do not generate highly accurate predictions. To obtain more precise forecasting results, further development of the models is required. The development of accurate forecasting models is contingent upon the specific characteristics of a REC, but can contribute not only to improving grid stability but also to enabling economic benefits through the more efficient utilization of solar power within the REC.

1 EINLEITUNG

Um die von der österreichischen Bundesregierung festgelegten Klimaziele zu erreichen, ist ein Übergang von der Nutzung fossiler Brennstoffe zur Nutzung erneuerbarer Energiequellen unerlässlich (Nachhaltige Klimaschutz-Maßnahmen o. J.). Neben den übergeordneten Maßnahmen, die Teil der staatlichen Klimastrategie sind und auf die einzelne Bürger:innen wenig direkten Einfluss haben, besteht auch auf Haushaltsebene die Möglichkeit, erneuerbaren Strom zu erzeugen, beispielsweise durch Photovoltaik (PV)-Anlagen. Darüber hinaus bietet die Installation von PV-Anlagen die Chance, den erzeugten Strom selbst zu nutzen und daraus einen wirtschaftlichen Nutzen zu erzielen. Um diese Möglichkeiten nicht allein auf die individuelle Produktion zu beschränken, können Erneuerbare Energiegemeinschaften (EEGs) eine sinnvolle Option sein. Dabei handelt es sich um lokale Zusammenschlüsse mehrerer Haushalte, Gemeinde- und/oder Industriebetriebe, die über erneuerbare Stromerzeugungsanlagen verfügen und den erzeugten Strom innerhalb der Gemeinschaft zu günstigen Preisen austauschen können (Erneuerbare-Energie-Gemeinschaften (EEG) – Energiegemeinschaften, o. J.).

Da erneuerbare Energiequellen, einschließlich PV-Anlagen, jedoch eine volatile Natur in der Stromerzeugung haben, ergeben sich einige Herausforderungen: Während sonniger Tage kann es zu Überlastungen der Netzstruktur kommen, wenn alle PV-Anlagen innerhalb einer EEG gleichzeitig Strom erzeugen und ins lokale Netz einspeisen. In Zeiten von Stromknappheit hingegen steigen die Stromkosten, da Strom vom Energieversorger bezogen werden muss, um den Energiebedarf zu decken (Wimmer 2023).

Angeht diese Problematik ist es notwendig, die Spitzenlasten in der PV-Produktion, also die negative Residuallast, zu verlagern, um sowohl einer Überlastung des Stromnetzes als auch den hohen Kosten für Strombezug entgegenzuwirken. Home Energy Management Systems (HEMS) spielen hier eine entscheidende Rolle, da sie Residuallastdaten in Echtzeit übertragen können, um beispielsweise einer gleichzeitigen Einspeisung aller PV-Anlagen an sonnigen Tagen entgegenzuwirken. Ohne diese Systeme stehen diese Energieüberschussdaten in der Regel frühestens am nächsten Tag zur Verfügung.

Dennoch können auf Basis historischer Daten Prognosemodelle entwickelt werden, die die zukünftige Energieerzeugung vorhersagen. Mit diesen Lastprofilen können auch ohne HEMS vorbeugende Maßnahmen ergriffen werden, um eine Verschiebung der Spitzenlasten in der Energieproduktion aus den Solaranlagen der EEG zu erreichen.

Die beschriebene Problematik trifft ebenso auf die EEG Neudörfel zu, die im Rahmen des Forschungsprojekts RES² Community gegründet wurde, das von der Forschung Burgenland geleitet wird und Teil der Smart Cities Initiative des Klima- und Energiefonds ist. Das Projekt zielt darauf ab, die Resilienz der Gemeinde zu stärken, insbesondere durch die Blackoutprävention und -vorsorge (RES² Community o. J.). Die EEG wurde Anfang 2023 gegründet und besteht aus 72 Teilnehmenden, von denen 29 auch Energie erzeugen. Diese sowohl Strom Verbrauchenden als auch Erzeugenden innerhalb der EEG, sogenannte Prosumer:innen, die in der Form von Privathaushalten, Gemeindegebäuden oder KMUs auftreten können, sind der Fokus der Arbeit.

Das vorliegende Forschungsvorhaben zielt darauf ab, zwei Prognosemodelle für die EEG Neudörfel zu entwickeln, welche in der Lage sind, die kumulierte negative Residuallast der EEG vorherzusagen. Die damit zusammenhängende Forschungsfrage lautet: Welche prognostischen Modelle sind geeignet, um die negative Residuallast in der EEG Neudörfel vorherzusagen? Mittels der prognostizierten Lastprofile haben die Mitglieder der EEG die Möglichkeit, gezielte Maßnahmen zu treffen, wie beispielsweise die optimierte Nutzung des selbst erzeugten Stroms, um damit verbundene Spitzenlasten zu verlagern. Dies trägt zur Verbesserung der Netzstabilität bei und führt zu einem ökonomischen Vorteil für die Mitglieder der EEG, indem der Bedarf an Strom vom Energieversorgungsunternehmen reduziert wird.

2 STAND DES WISSENS

KI-basierte Methoden zur Erstellung von Prognosemodellen für Zeitreihendaten, wie z.B. PV-Erzeugungsdaten, sind in der jüngeren Fachliteratur weit verbreitet und liefern in den meisten Fällen deutlich genauere Vorhersagen als rein statistische Ansätze. Dabei kommen unter anderem KI-gestützte lineare Regressionsmodelle zum Einsatz. Neben der Anwendung einfacher linearer Regression wurden auch autoregressive Modelle verwendet (Houben et al. 2023), die zudem mit verschiedenen Lernalgorithmen trainiert wurden. Hierbei wurden beispielsweise Entscheidungsbäume, sogenannte Decision Trees (Abu-Salih et al. 2022; Alaraj et al. 2021; Khandakar et al. 2019), sowie der Random Forest Algorithmus (Abu-Salih et al. 2022; Houben et al. 2023), eine Weiterentwicklung der Decision Tree Methodik, mit linearen Regressionsmodellen kombiniert. Darüber hinaus wurden auch Methoden wie Gradient Boosting bzw. XGBoost und Support Vector Machine (Abu-Salih et al., 2022; Alaraj et al., 2021), eine Gaußprozess-Regression (Khandakar et al. 2019) sowie ein Grey Wolf Optimizer Modell (Alaraj et al. 2021) eingesetzt.

Aus der Literaturrecherche geht hervor, dass bei der Prognose von Zeitreihendaten neben KI-gestützten linearen Regressionsmodellen hauptsächlich künstliche neuronale Netze (ANNs) verwendet werden. Die am häufigsten eingesetzten ANNs sind Multi Layer Perceptrons (MLPs), Feed Forward Neural Networks (FFNNs), Radial Basis Function Neural Networks (RBFNNs), Back Propagation Neural Networks (BPNNs) und Long Short-Term Memories (LSTMs) (Liu et al. 2021).

FFNNs sind ANNs, bei denen die Informationen nur in eine Richtung, nämlich von der Eingabeschicht zur Ausgabeschicht, fließen, da keine zyklische Verarbeitung der Informationen erforderlich ist. FFNNs wurden bereits mehrfach zur Prognose von Zeitreihendaten im Energiebereich herangezogen (Abu-Salih et al., 2022; Alaraj et al., 2021). MLPs gehören zu den FFNNs und bestehen aus einer Eingabeschicht, einer oder mehreren „versteckten“ informationsverarbeitenden Schichten (Hidden Layers) und einer Ausgabeschicht (Liu et al., 2021). Im Bereich der Energieproduktionsprognose wurden Modelle basierend auf einem MLP mit einer Hidden Layer (Tavares et al., 2022) sowie ein MLP kombiniert mit Support Vector Machine und Particle Swarm Optimization (Boum et al. 2022) eingesetzt. RBFNNs werden unter anderem zur Prognose von Sonneneinstrahlung verwendet und eignen sich aufgrund ihrer

einfachen Struktur ebenfalls zur PV-Produktionsprognose (Houben et al. 2023; Liu et al. 2021). Darüber hinaus zeigen Studien, dass RBFNNs im Vergleich zu FFNNs weniger fehleranfällig sind (Yona et al. 2007). BPNNs eignen sich aufgrund ihrer nicht-linearen Abbildungsfunktion ebenfalls für komplexe Regressionsmodelle, wie beispielsweise die Prognose von Zeitreihendaten (AlaEldin & Zhang 2015; R. Srivastava et al. 2018).

LSTMs sind eine Art rekurrenter neuronaler Netzwerke (RNNs), bei denen im Gegensatz zu FFNNs die Informationen nicht nur in eine Richtung verarbeitet werden, sondern auch Ergebnisse aus vorherigen Verarbeitungsschritten miteinbezogen werden. LSTMs wurden erstmals von Hochreiter und Schmidhuber beschrieben (Hochreiter & Schmidhuber 1997) und verfügen über sogenannte „Gates“, die die Informationen nach ihrer Bedeutung klassifizieren und entweder beibehalten oder vergessen. Das Forget Gate bestimmt, welche Informationen aus dem Zellzustand entfernt werden, das Input Gate entscheidet über das Hinzufügen neuer Informationen und das Output Gate wählt die für die Ausgabe verwendeten Informationen aus. LSTMs wurden in zahlreichen Studien zur Prognose von Energieerzeugungs- und Temperaturdaten verwendet und erzielten im Vergleich zu anderen Methoden oft bessere Ergebnisse (Abu-Salih et al. 2022; Alam et al. 2022; Gao et al. 2019; Liu et al. 2021; Srivastava & Lessmann 2018).

Um die Qualität der in der Literatur verwendeten KI-basierten Prognosemodelle zu bewerten, wurden die Modelle anhand der Gütekriterien Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE) und normalisierten RMSE bewertet, da alle Modelle mit mindestens einer dieser Metriken validiert wurden. Die Ergebnisse zeigen, dass die berechneten Werte für MSE, RMSE und nRMSE zwischen den Modellen stark variieren. Dies erschwert den Vergleich der dargestellten Ergebnisse, da für jede Modellentwicklung unterschiedliche Algorithmen verwendet wurden. Selbst bei der Anwendung derselben Methode zeigen sich Unterschiede in den verwendeten Parametern und Inputdaten der Modelle.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass keine eindeutige Aussage über das beste Prognosemodell oder die beste Methode zur Vorhersage von Energieerzeugungsdaten in EEGs getroffen werden kann. Allerdings sollten LSTMs aufgrund ihrer Häufigkeit in der jüngeren Literatur und ihrer hohen Anpassungsfähigkeit bei der Modellierung von Prognosemodellen für PV-Erzeugungsdaten in Betracht gezogen werden. Da jedoch auch andere Methoden, wie beispielsweise solche auf Basis von linearen Regressionsmodellen, die durch Machine Learning Techniken erweitert wurden, nicht ausgeschlossen werden können, sollte die Entscheidung für ein Prognosemodell für spezifische EEGs anhand ihrer jeweiligen Charakteristika erfolgen. Im Falle dieser Arbeit wird neben dem LSTM-Modell ein zweites Modell entwickelt. Die Auswahl des Prognosealgorithmus des zweiten Modells erfolgt durch einen experimentellen Modellvergleich. Dafür wird ein einfaches Python-Skript erstellt, das mittels verschiedener Algorithmen Prognosen für einen Beispiel-Datensatz erstellt.

3 MODELLIERUNG UND ERGEBNISSE

Im folgende Teil der Arbeit wird die Case Study zur EEG Neudörfel durchgeführt, in der zwei unterschiedliche Prognosemodelle für die negative Residuallast aller Prosumer:innen der EEG Neudörfel entwickelt werden sollen.

3.1 EXPERIMENTELLER MODELLVERGLEICH

Nachdem kein eindeutig bevorzugtes Prognosemodell für EEGs gefunden wurde, außer dem verstärkten Einsatz von LSTMs, wird ein experimenteller Vergleich durchgeführt, um eine zweite Prognosemethode neben LSTM zu bestimmen. Ein einfaches Python-Skript wurde erstellt, um verschiedene Prognosemodelle zu initialisieren, zu trainieren und zu evaluieren. Ein komprimierter Datensatz diente als Grundlage für das Experiment, der Einspeisedaten von einem Zählpunkt seit dem 27.7.2023 enthält, insgesamt 25920 Datenreihen über 270 Tage im 15-Minuten-Intervall bis zum 21.4.2024.

Das Skript umfasst Schritte zur Datenverarbeitung, Modellinitialisierung, Training und Auswertung der Prognoseergebnisse. Merkmale wie Stunde des Tages, Wochentag, Monat und Feiertag wurden extrahiert und als Features verwendet. Die Daten wurden in Trainings- und Testdatensätze aufgeteilt und verschiedene Algorithmen wie lineare Regression, Entscheidungsbäume, Ensemble-Methoden, Support Vector Machine und neuronale Netze getestet.

Die Modelle wurden mit den Trainingsdaten trainiert, Vorhersagen für die Testdaten gemacht und die Prognosegenauigkeit anhand von MSE, RMSE und Mean Absolute Error (MAE) bewertet. XGBoost (XGBoost Documentation – xgboost 2.0.3 documentation, o. J.), ein leistungsstarkes und skalierbares Gradient Boosting-Framework, zeigte die beste Performance, gefolgt von Entscheidungsbäumen, Gaußprozess-Regression und Random Forest. Lineare Regressionsmodelle schnitten am schlechtesten ab, möglicherweise aufgrund der nicht-linearen Natur der Stromerzeugung durch PV-Anlagen.

Insgesamt erwies sich XGBoost als am geeignetsten für ein Prognosemodell für EEGs. Daher wird neben einem LSTM-basierten Modell auch ein XGBoost-basiertes Modell entwickelt.

3.2 MODELLIERUNG UND TRAINING DER PROGNOSEMODELLE

Wie im vorangegangenen Kapitel beschrieben, fiel die Wahl der beiden anzufertigenden Modelle einerseits auf ein Modell mit einem LSTM als Basis, andererseits auf ein Modell basierend auf dem XGBoost als Trainingsalgorithmus.

Bei beiden Modellen wurde zunächst die Datei mit den Inputdaten ausgelesen. Darin enthalten waren die Werte der negativen Residuallast sämtlicher Prosumer:innen der EEG Neudörf für den Zeitraum 27.7.2023 bis 21.4.2024 in kWh sowie in einer Auflösung von 15 Minuten. Aus dem Zeitstempel wurden jeweils die Stunde des Tages, der Wochentag sowie der Monat als Features extrahiert. Zusätzlich wurde eine binäre Variable, die angibt, ob der betreffende Tag ein österreichischer Feiertag ist, als Feature inkludiert. Anschließend wurden die Werte pro Datenreihe aufsummiert, um die Gesamterzeugungsleistung der EEG pro Zeitschritt zu erhalten. Anschließend wurde der Datensatz in einen Trainings- sowie einen Testdatensatz im Verhältnis von 80:20 aufgesplittet. In beiden Modellen werden zu Trainingszwecken für jeden Zeitpunkt die vorangegangenen 96 Zeitschritte, also 24 Stunden in 15-Minuten-Auflösung, herangezogen. Daraufhin wurde bei beiden Modellen experimentell ermittelt, welche Kombination der Parameter- und Hyperparameterwerte zum Modell mit der höchsten Güte führte.

Beim XGBoost-Modell wurde eine Hyperparameteroptimierung, genauer die Methode GridSearch-CV genutzt, deren Wertebereich vorab experimentell definiert wurde. So erwiesen sich 50 Bäume bzw. Boosting-Runden und eine Lernrate von 0,05 als beste Parameter. Zusätzlich wurde die maximale Baumtiefe auf 3 festgelegt. Für das Training wurden stets alle Trainingsdaten sowie alle Features verwendet. Der Gamma-Wert wurde auf 0,1 gesetzt, um sicherzustellen, dass die Aufspaltung der Bäume auf jene Szenarien, in denen der Verlust um mindestens 0,1 reduziert wird, begrenzt. Auf Basis dieser definierten Wertebereiche ergaben sich nach der Hyperparameteroptimierung im Zuge der Validierung des Modells die besten Werte.

Beim LSTM-Modell werden zwei LSTM-Schichten mit jeweils 100 Neuronen verwendet, um die zeitlichen Abhängigkeiten in den Daten zu modellieren. Die erste Schicht gibt Sequenzen zurück, während die zweite die Ausgabe dieser Sequenzen verarbeitet. Zusätzlich wird eine Dense-Schicht verwendet, um die Ausgabe der LSTM-Schichten auf eine einzelne Vorhersage für die Gesamterzeugungsleistung zu reduzieren.

Als Aktivierungsfunktion wird Rectified Linear Unit (ReLU) verwendet, der mittlere quadratische Fehler (MSE) wird als Verlustfunktion definiert und ADAM (Adaptive Moment Estimation) als Optimierungsalgorithmus eingesetzt. Als optimale Batch-Größe stellte sich 32 heraus, und das Modell wurde über 20 Epochen hinweg trainiert.

Die Beurteilung der Modellgüte beider Modelle erfolgte, wie bereits beim vorangegangenen experimentellen Modellvergleich, anhand der Berechnung der MAE, MSE und RMSE. Die Ergebnisse zeigten eine ähnliche Performance der beiden Modelle, wobei das LSTM-Modell etwas bessere Werte vorweisen kann. Die Ergebnisse sind in Tab. 1 dargestellt.

Tab.1: Berechnete Gütekriterien des besten LSTM- und XGBoost-Modells

Modell	MSE	MAE	RMSE
LSTM	16,539	2,2	4,067
XGBoost	16,590	2,226	4,073

4 ZUSAMMENFASSUNG UND SCHLUSSFOLGERUNGEN

Die vorliegende Arbeit untersucht die Herausforderungen und Lösungen im Kontext von EEGs am Beispiel der EEG Neudörfel im Burgenland. Angesichts des dringenden Bedarfs, von fossilen Brennstoffen auf erneuerbare Energiequellen umzusteigen, ist es von entscheidender Bedeutung, effektive Strategien zu entwickeln, um die Nutzung erneuerbarer Energien zu optimieren. Durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen, insbesondere LSTMs und XGBoost, konnten zwei Prognosemodelle modelliert werden, die die negative Residuallast der EEG vorhersagen können. Im direkten Vergleich zwischen dem XGBoost- und dem LSTM-Modell schnitt das LSTM-Modell etwas besser ab.

Zu den Ergebnissen ist jedoch anzumerken, dass die beiden Prognosemodelle zwar ähnliche, jedoch keine äußerst genauen Prognosen produzieren. Um präzisere Prognoseergebnisse zu erhalten, ist eine Weiterentwicklung der Modelle erforderlich. In diesem Zusammenhang könnten beispielsweise weitere Features wie Wetterdaten implementiert oder eine weitere Anpassung der Modellparameter und -hyperparameter vorgenommen werden. Die Entwicklung präziser Prognosemodelle ist jedenfalls von den spezifischen Merkmalen einer EEG abhängig, kann jedoch nicht nur zur Verbesserung der Netzstabilität beitragen, sondern auch ökonomische Vorteile durch die effizientere Nutzung von Solarstrom innerhalb der EEG ermöglichen.

DANKSAGUNG

Das Projekt „RES² Community“ wird aus Mitteln des Klima- und Energiefonds gefördert und im Rahmen des Programms „Smart Cities Demo – Boosting Urban Innovation 2020“ durchgeführt.

LITERATUR

- Abu-Salih B., Wongthongtham P., Morrison G., Coutinho K., Al-Okaily M. & Huneiti A. (2022) Short-term renewable energy consumption and generation forecasting: A case study of Western Australia. *Heliyon*, 8(3), e09152. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09152>
- AlaEldin S. & Zhang Y. (2015) A Review on Back-Propagation Neural Networks in the Application of Remote Sensing Image Classification. *Journal of Earth Science and Engineering*, 5. <https://doi.org/10.17265/2159-581X/2015.01.004>
- Alam Md. M., Rahman Md. H., Ahmed Md. F., Chowdhury M. Z. & Jang Y. M. (2022) Deep learning based optimal energy management for photovoltaic and battery energy storage integrated home micro-grid system. *Scientific Reports*, 12(1), 15133. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-19147-y>
- Alaraj M., Kumar A., Alsaïdan I., Rizwan M., & Jamil M. (2021) Energy Production Forecasting From Solar Photovoltaic Plants Based on Meteorological Parameters for Qassim Region, Saudi Arabia. *IEEE Access*, 9, 83241–83251. <https://doi.org/10.1109/access.2021.3087345>
- Boum A. T., Foba Kakeu V. J., Mbey C. F. & Yem Souhe F. G. (2022) Photovoltaic Power Generation Forecasting Using a Novel Hybrid Intelligent Model in Smart Grid. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 1–13. <https://doi.org/10.1155/2022/7495548>
- Erneuerbare-Energie-Gemeinschaften (EEG) – Energiegemeinschaften. (o. J.) Abgerufen 19. Januar 2024, von <https://energiegemeinschaften.gv.at/erneuerbare-energie-gemeinschaften-eeeg/>

- Gao M., Li J., Hong F. & Long D. (2019) Day-ahead power forecasting in a large-scale photovoltaic plant based on weather classification using LSTM. *Energy*, 187(C). <https://ideas.repec.org/a/eee/energy/v187y2019ics0360544219315105.html>
- Hochreiter S., & Schmidhuber J. (1997) Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Houben N., Cosic A., Stadler M., Mansoor M., Zellinger M., Auer H., Ajanovic A., & Haas R. (2023) Optimal dispatch of a multi-energy system microgrid under uncertainty: A renewable energy community in Austria. *Applied Energy*, 337, 1–23. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120913>
- Khandakar A., Chowdhury M. E. H., Kazi M.-K., Benhmed K., Touati F., Al-Hitmi M. & Gonzales A. J. S. P. (2019) Machine Learning Based Photovoltaics (PV) Power Prediction Using Different Environmental Parameters of Qatar. *Energies*, 12(14), 2782. <https://doi.org/10.3390/en12142782>
- Liu C.-H., Gu J.-C. & Yang M.-T. (2021) A Simplified LSTM Neural Networks for One Day-Ahead Solar Power Forecasting. *IEEE Access*, 9, 17174–17195. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3053638>
- Nachhaltige Klimaschutz-Maßnahmen. (o. J.) Abgerufen 19. Januar 2024, von https://www.bmk.gv.at/themen/klima_umwelt/agenda2030/bericht-2020/nachhaltigkeit.html
- RES² Community: Demonstration einer partizipativ gestalteten Erneuerbaren Energiege-meinschaft zur Erhöhung der Resilienz - Smartcities. (o. J.) Abgerufen 13. Mai 2024, von <https://smartcities.at/projects/res%2b2-community-demonstration-einer-partizipativ-gestalteten-erneuerbaren-energiege-meinschaft-zur-erhoehung-der-resilienz/>
- Srivastava R., Tiwari A. & Giri V. (2018) Forecasting of Solar Radiation in India Using Various ANN Models. 1–6. <https://doi.org/10.1109/UPCON.2018.8597170>
- Srivastava S. & Lessmann S. (2018) A comparative study of LSTM neural networks in forecasting day-ahead global horizontal irradiance with satellite data. *Solar Energy*, 162, 232–247. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.01.005>
- Tavares I., Manfredini R., Almeida J., Soares J., Ramos S., Foroozandeh Z. & Vale Z. (2022) Comparison of PV Power Generation Forecasting in a Residential Building using ANN and DNN. *IFAC-PapersOnLine*, 55(9), 291–296. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.07.051>
- Wimmer B. (2023, September 21) Wie zu viel Solarstrom Österreichs Netze belastet. <https://futurezone.at/digital-life/strom-evn-netzbetreiber-apg-noe-erneuerbare-energien-stau-verstopfung-solarstrom-photovoltaik/402601493>
- XGBoost Documentation – Xgboost 2.0.3 documentation. (o. J.) Abgerufen 17. Mai 2024, von <https://xgboost.readthedocs.io/en/stable/>
- Yona A., Senjyu T. & Funabashi T. (2007) Application of Recurrent Neural Network to Short-Term-Ahead Generating Power Forecasting for Photovoltaic System. 2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting, 1–6. <https://doi.org/10.1109/PES.2007.386072>

Simulationsmodell zur Analyse der Auswirkungen eines Elektrofahrzeugs auf Haushalte mit PV-Anlage

M. Sieberer¹⁾, M. Schindler²⁾

¹⁾ *Fachhochschule Burgenland GmbH, Pinkafeld, Österreich*

²⁾ *Forschung Burgenland GmbH, Eisenstadt, Österreich*

ABSTRACT: Im Zuge der globalen Bestrebungen zur Dekarbonisierung und der Energiewende rückt die Elektromobilität verstärkt in den Fokus als ein Schlüssel zur Reduzierung von Treibhausgasemissionen und zur Steigerung der Energieeffizienz. Angesichts der Notwendigkeit, nachhaltigere und effizientere Wirtschaftsweisen zu entwickeln, beleuchtet die vorliegende Arbeit die potenziellen energetischen, finanziellen und ökologischen Vorteile, die sich für Privathaushalte mit Photovoltaikanlagen durch die Nutzung von Elektrofahrzeugen ergeben, im Vergleich zu Fahrzeugen mit fossilem Antrieb. Der Kern dieser Untersuchung ist die Entwicklung und Anwendung eines Python-basierten Simulationsmodells, das es ermöglicht, die Auswirkungen verschiedener Variablen - darunter Haushaltsstromverbrauch, PV-Stromerzeugung, Fahr- und Ladeprofile, sowie die Einbindung von Elektrofahrzeugen in das Energieversorgungssystem des Haushalts - auf die Gesamtbilanz von Privathaushalten zu simulieren. Hierbei wird insbesondere die Möglichkeit des bidirektionalen Ladens berücksichtigt, welches nicht nur die Zwischenspeicherung von PV-Strom ermöglicht, sondern auch zur Netzstabilität beitragen kann. Die Ergebnisse der Arbeit zeigen, dass der Einsatz von Elektrofahrzeugen in Verbindung mit PV-Anlagen nicht nur zu einer signifikanten Steigerung des PV-Eigenverbrauchs führt, sondern unter bestimmten Umständen auch die Eigentumsgesamtkosten (Total Cost of Ownership) für Haushalte im Vergleich zum Betrieb von Fahrzeugen mit fossilem Antrieb senken kann. Selbst bei höheren Anschaffungskosten für Elektrofahrzeuge kann eine Kostenparität innerhalb der Nutzungsphase erreicht werden. Zudem weisen Haushalte mit Elektrofahrzeugen einen geringeren CO₂-Fußabdruck auf, unabhängig vom betrachteten Strommix. Ein weiteres zentrales Ergebnis ist die Fähigkeit bidirektional eingebundener Elektrofahrzeuge, in den Sommermonaten Blackouts über mehrere Wochen hinweg zu überbrücken, ohne den Stromverbrauch des Haushalts zu reduzieren. Diese Fähigkeit unterstreicht das Potenzial von Elektrofahrzeugen, als flexible Energiespeicher zu fungieren, die zur Resilienz des Stromnetzes beitragen können.

1 EINLEITUNG

Obwohl die Anzahl der Elektrofahrzeuge in Österreich (mit Stand 28. Februar 2023) bei ungefähr 116.000 Fahrzeugen lag (BEÖ 2023), gibt es aktuell noch einige Hindernisse, die eine noch schnellere Verbreitung erschweren. Eine Herausforderung besteht darin, dass Elektrofahrzeuge in der Anschaffung meist teurer sind als nutzungsäquivalente fossil betriebene Fahrzeuge. Andererseits bieten sie auch Vorteile, wie meist niedrigere Kosten für Wartung und Betrieb, was sich langfristig positiv auf die Wirtschaftlichkeit eines Elektrofahrzeugs auswirken kann (Liu et al. 2021).

Eine weitere rasante Trendentwicklung ist die Zunahme der installierten Photovoltaikanlagen (PV-Anlagen) (Biermayr et al. 2021). Vor allem für private Betreiber einer PV-Anlage kann es im wirtschaftlichen Interesse liegen, den selbst produzierten Strom direkt zu verbrauchen und nicht in das Stromnetz einzuspeisen, da auf diese Weise die Kosten für Energie, Netz und Steuern jeder bezogenen Kilowattstunde eingespart werden können (E-Control 2023a). Eine Möglichkeit, den Eigenverbrauch zu erhöhen, ist unter anderem die Implementierung von stationären Batteriespeichersystemen (Vieira et al. 2017).

Ein weiterer Ansatz, um den Eigenverbrauch einer PV-Anlage zu erhöhen, besteht darin, ein Elektrofahrzeug als eine Art mobiler Batteriespeicher zu nutzen. Dies kann durch die Technologie Vehicle-To-Home (V2H) realisiert werden. Auf diese Weise können auch die Gesamtkosten für Strom durch das bidirektionale Laden eines Elektrofahrzeugs reduziert werden (im Vergleich zum unidirektionalen Laden). Zusätzlich kann der Haushalt auch bei einem Stromausfall im öffentlichen Netz mit Energie aus dem Elektrofahrzeug versorgt werden. (Alirezai et al. 2016; Gudmunds et al. 2020)

Für private Haushalte kann ein Elektrofahrzeug vor allem in Kombination mit einer bestehenden PV-Anlage einige positive Effekte erzielen. Dazu gehören wie erwähnt beispielsweise geringere laufende Kosten für den Betrieb des Fahrzeugs und die Möglichkeit zur Erhöhung des Eigenverbrauchs des von einer PV-Anlage produzierten Stroms. Dem gegenüberstehen aber die oft höheren Anschaffungskosten für ein Elektrofahrzeug. Außerdem können die Stromkosten eines Haushalts durch das Laden der Fahrzeugbatterie erheblich steigen. Ein Bericht des Fraunhofer ISI zeigt jedoch, dass in Deutschland im Jahr 2018 bereits 48 % der Elektrofahrzeugnutzenden auch eine PV-Anlage besaßen (Wietschel et al. 2022).

Die daraus resultierende Frage, die sich nun stellt, lautet, welche finanziellen und energetischen Auswirkungen mit der Nutzung eines Elektrofahrzeugs für Privathaushalte in Österreich einhergehen, wenn die gesamten Strom- und Mobilitätskosten innerhalb eines gewissen Betrachtungszeitraumes berechnet und gegenübergestellt werden. Die vorliegende Arbeit soll daher einen gesamtheitlichen Vergleich zwischen der Nutzung eines Elektrofahrzeugs und eines fossil betriebenen Fahrzeugs in Österreich herstellen. Damit sollen wichtige Erkenntnisse für Privathaushalte aber auch für andere Akteure im Bereich der Energiewende und der Mobilität geliefert werden.

2 MODELLBESCHREIBUNG

Zur Beantwortung der genannten wissenschaftlichen Fragestellungen wurde ein Simulationsmodell entwickelt. Das Simulationsmodell wurde mit der Programmiersprache Python (Python Software Foundation 2023) in der Python-Entwicklungsumgebung PyCharm (JetBrains 2023) programmiert. Nach Entwicklung des Simulationsmodells wurde dieses bei beispielhaften Privathaushalten angewendet. So konnten die gesamtheitlichen Strom- und Mobilitätskosten, sowie energetische Parameter der Haushalte über ein Jahr in einer zeitdiskreten Simulation berechnet werden. Nach der Hochrechnung der Jahressimulationsergebnisse auf einen Betrachtungszeitraum von 15 Jahren wurde diese gegenübergestellt, um finanzielle und energetische Auswirkungen durch die Nutzung eines Elektrofahrzeugs im Vergleich zu einem fossil betriebenen Fahrzeug zu untersuchen. Um aussagekräftigere Ergebnisse zu generieren, wurden unterschiedliche Haushaltskonfigurationen (HK) untersucht und eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt. Der Fokus dieser Arbeit wurde auf die Entwicklung sowie Anwendung des Modells gesetzt.

Im ersten Schritt der Arbeit wurde eine Modellübersicht erstellt, in der alle relevanten Systemkomponenten und deren Beziehungen definiert wurden. Anhand der Systemübersicht konnten die verschiedenen Szenarien des Modells (z.B. Haushalt mit fossil betriebenen Fahrzeug, Haushalt mit Elektrofahrzeug, Blackout, etc.) erstellt werden. Für die Modellierung und nachfolgende Umsetzung des Modells in Python, wurde ein mathematisches Modell aufgestellt.

Nachdem der Lösungsalgorithmus für das Simulationsmodell entwickelt und programmiert wurde, wurden verschiedene HK definiert. Mithilfe dieser HK werden unterschiedliche fiktive Haushalte nachgebildet (z.B. unterschiedlich große PV-Anlagen, verschiedene Jahresstromverbräuche und Fahrzeugmodelle).

Durch die Anwendung des Modells im Zuge verschiedener Simulationen (entsprechend der definierten HK und Sensitivitätsanalyse) konnten Ergebnisse generiert werden, deren Analyse und Diskussion Antworten auf die Forschungsfragen liefern.

3 BESCHREIBUNG DER SZENARIEN

In Szenario 1 (S1) handelt es sich um einen mit dem Stromnetz verbundenen Haushalt, der über eine PV-Anlage und ein herkömmliches fossil betriebenes Fahrzeug verfügt. In diesem Szenario kann der Haushaltsstromverbrauch über das Stromnetz und über die PV-Anlage gedeckt werden. Der Strombezug vom Netz ist somit zum einen von der PV-Stromerzeugung und zum anderen vom Stromverbrauch abhängig. Bei anfallender PV-Überschussenergie wird diese in das Stromnetz eingespeist. Zwischen dem Haushalt und dem Fahrzeug findet keine Interaktion statt. Dennoch werden die Mobilitätskosten und die verursachten CO₂-Emissionen, die durch die Fahrzeugnutzung anhand eines definierten Fahrprofils entstehen, in diesem als auch in den beiden anderen Szenarien (S2, S3) kalkuliert. Das definierte Fahrprofil soll das Mobilitätsverhalten einer typischen Woche der Fahrzeugnutzenden widerspiegeln.

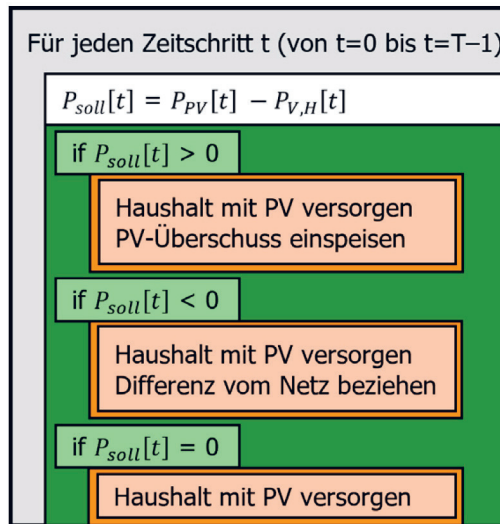


Abb. 1: Visualisierung des Kernalgorithmus von Szenario 1

Im zweiten Szenario (S2) besitzt der Haushalt nun ein Elektrofahrzeug mit entsprechender Ladestation, um die Elektrofahrzeugbatterie aufladen zu können. Die PV-Stromerzeugung wird primär zur Deckung des Stromverbrauchs im Haushalt genutzt. Anfallender überschüssiger PV-Strom kann zur Ladung der Fahrzeugbatterie genutzt werden, sofern das Elektrofahrzeug zu Hause ist und der Ladestand der Fahrzeugbatterie unterhalb 100 % liegt. Ist das Elektrofahrzeug nicht zu Hause oder die Fahrzeugbatterie bereits vollgeladen, wird PV-Überschussstrom in das Stromnetz eingespeist. Wenn das Elektrofahrzeug nach einer Fahrt mit einem Batterieladestand unterhalb eines definierten Mindestladestands nachhause kommt, wird die Fahrzeugbatterie unabhängig von der PV-Stromerzeugung auf den Mindestladestand aufgeladen. Dies erfolgt über die Ladestrategie der Netzstromergänzung. Dadurch kann das Elektrofahrzeug bei nicht vorhandener PV-Stromerzeugung (z.B. in der Nacht oder bei Schlechtwetter) auch rein über das Stromnetz geladen werden. Der definierte Mindestladestand dient als Reichweitsicherheit für die Fahrzeugnutzenden. Ab Erreichen des Mindestladestands, ändert sich die Ladestrategie auf reines PV-Überschussladen mit automatischer Phasenumschaltung. Wenn das Fahrzeug nicht zu Hause ist, entlädt sich die Fahrzeugbatterie entsprechend des angegebenen Fahrprofils. Ist die Fahrdistanz laut Fahrprofil höher als die aktuelle Reichweite des Elektrofahrzeugs, findet ein externer Ladevorgang statt, der die Batterie so weit auflädt, dass die Fahrt bis nachhause bewältigt werden kann.

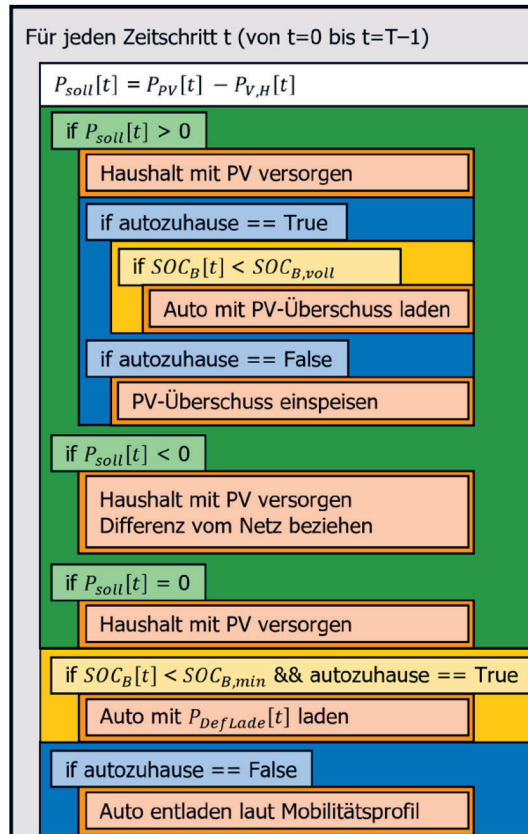


Abb. 2: Visualisierung des Kernalgorithmus von Szenario 2

Das dritte Szenario (S3) erlaubt es nun die Batterie des Elektrofahrzeugs bei Strombedarf im Haushalt zu entladen. Hierfür besitzt der Haushalt eine bidirektionale Ladestation. Wenn der Haushaltsstromverbrauch von der PV-Anlage nicht gedeckt werden kann, wird unter Einhaltung bestimmter Kriterien, Strom aus der Fahrzeugbatterie entladen. Dies ist dann möglich, wenn das Elektrofahrzeug zu Hause ist und der Batterieladestand oberhalb des definierten Mindestladestands liegt. Die Fahrzeugbatterie wird auf diese Weise niemals unter den Mindestladestand hinaus entladen, um die Reichweitsicherheit aufrecht zu erhalten. Auf diese Weise wird außerdem sichergestellt, dass ausschließlich zuvor eingespeicherter PV-Strom an den Haushalt entladen wird. Ist die Energie aus der PV-Anlage und dem Fahrzeug nicht ausreichend, um den Haushaltsstromverbrauch zu decken (z.B. Schlechtwetter, Fahrzeug nicht zu Hause, erhöhter Stromverbrauch, etc.), wird ergänzend Strom aus dem Netz bezogen.

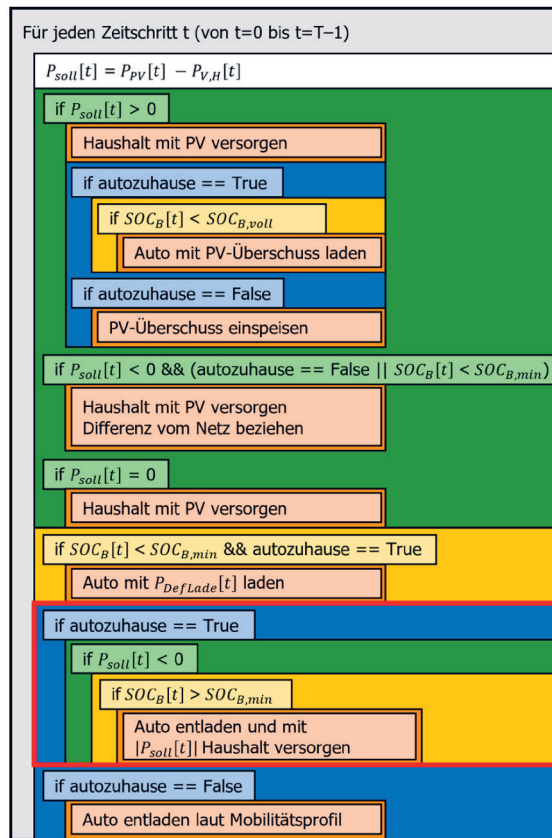


Abb. 3: Visualisierung des Kernalgorithmus von Szenario 3 (Erweiterung von S2 auf S3 rot umrandet)

4 ERGEBNISSE

In Abb. 4 werden die Eigenverbrauchsquoten für die verschiedenen HK's und die dahinterliegenden Szenarien gezeigt. Über alle HK's zeigt sich, dass der niedrigste EV jeweils in den Szenarien mit den Verbrennerfahrzeugen auftritt. Der höchste EV tritt jeweils in den Szenarien mit dem bidirektionalen Elektrofahrzeug auf. Des Weiteren zeigt sich eine starke Schwankung zwischen den einzelnen HK's, welche bis zu 18 % beträgt.

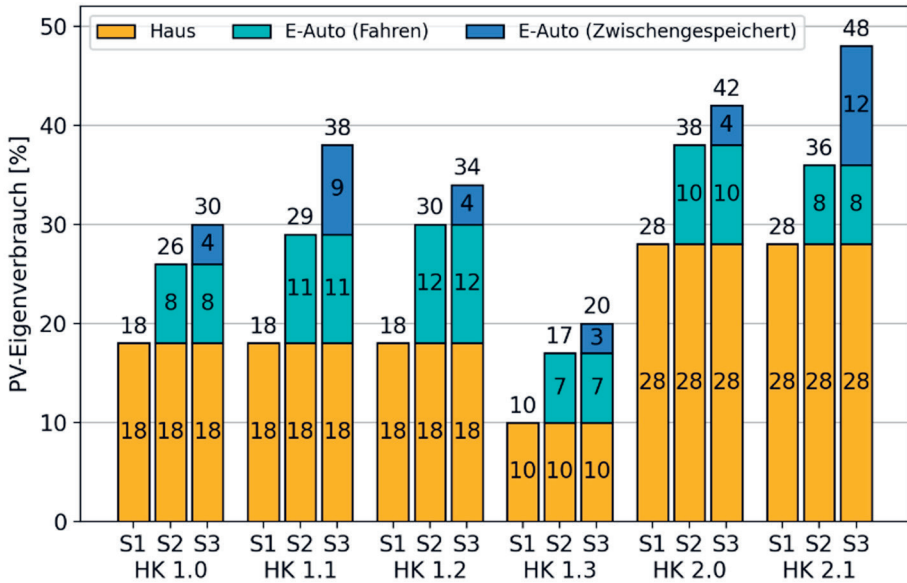


Abb. 4: Gegenüberstellung der Eigenverbrauchsquote der drei Szenarien aller HK

In Abb. 5 ist einer Gegenüberstellung der TCO's dargestellt. Dabei ist zu erkennen, dass die Szenarien mit den bidirektionalen EV's jeweils die niedrigsten Kosten haben.

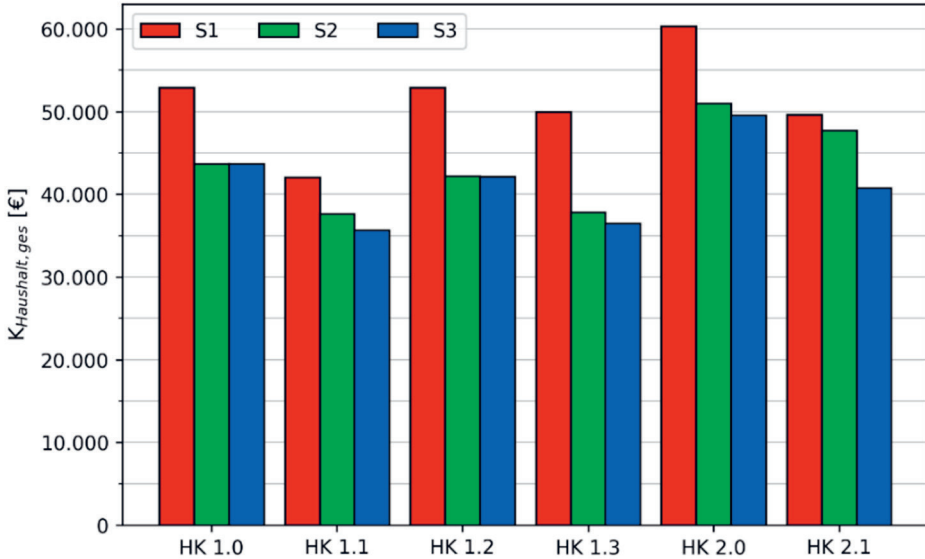


Abb. 5: Gegenüberstellung der gesamten TCO (Strom- und Mobilitätskosten) der drei Szenarien aller HK am Ende des Betrachtungszeitraumes

5 ZUSAMMENFASSUNG UND SCHLUSSFOLGERUNGEN

Die Auswirkungen der Corona-Pandemie und des Ukraine-Krieges sind aus heutiger Sicht für die Menschen in Österreich vor allem in Form von angestiegenen Rohstoffpreisen und hohen Energie- und Lebensmittelpreisen spürbar geworden. Die Notwendigkeit Geld zu sparen und effizienter zu wirtschaften ist daher umso wichtiger. Gleichzeitig bedarf es weiterhin große Anstrengungen gegen den Klimawandel anzukämpfen. Allein in Österreich emittiert der Energie- und Industriesektor ca. 44 % und der Verkehrssektor ca. 28 % der Gesamtreibhausgasemissionen. Die THG-Emissionen des Verkehrssektors sind dabei seit 1990 um knapp 57 % angestiegen, was der Erreichung sämtlicher Klimaziele (z.B. Klimaneutralität Österreichs 2040) schadet. In diesem Zusammenhang gewinnt vor allem die Elektromobilität als zukunftsweisende Alternative zu herkömmlichen fossil betriebenen Fahrzeugen an Bedeutung. Eine Herausforderung einer noch weitreichenderen Verbreitung von Elektrofahrzeugen besteht jedoch darin, dass Elektrofahrzeuge in der Anschaffung oft teurer sind als nutzungsäquivalente fossil betriebene Fahrzeuge. Auf der anderen Seite weisen sie oft niedrigere Wartungs- und Betriebskosten auf. Eine höhere Verbreitung von Elektrofahrzeugen kann jedenfalls dazu beitragen, Emissionen von THG beim Fahren zu reduzieren, insbesondere dann, wenn ein Elektrofahrzeug mit Strom aus erneuerbaren Energieträgern geladen wird. Im Privatbereich bietet sich hier oft die Möglichkeit an, ein Elektrofahrzeug über eine PV-Anlage zu laden. Die resultierende Frage, die sich nun ergibt, lautet, welche finanziellen und energetischen Auswirkungen mit der Nutzung eines Elektrofahrzeugs für Privathaushalte in Österreich einhergehen, wenn die gesamten Strom- und Mobilitätskosten innerhalb eines gewissen Betrachtungszeitraumes berechnet und gegenübergestellt werden. Das Ziel dieser Arbeit bestand demnach darin, ein Simulationsmodell zu entwickeln mit dem herausgefunden werden kann, welche finanziellen und energetischen Auswirkungen sich für Privathaushalte bei der Nutzung eines Elektrofahrzeugs im Vergleich zu einem fossil betriebenen Fahrzeug ergeben. Dabei galt es, den Haushaltsstromverbrauch, die PV-Strom-Erzeugung, verschiedene Fahrprofile und Ladestrategien für das Elektrofahrzeug zu berücksichtigen. Zusätzliche Unterziele dieser Arbeit umfassten die Analyse der Auswirkungen beim bidirektionalen Laden des Elektrofahrzeugs, die Berechnung und Gegenüberstellung des CO₂-Fußabdrucks und welche Blackout-Überbrückungszeit bei bidirektional eingebundenem Elektrofahrzeug in einem Privathaushalt erreicht werden kann.

Für die Beantwortung der Forschungsfragen dieser Arbeit wurde ein Simulationsmodell mit der Programmiersprache Python entwickelt. Im ersten Schritt wurde eine Systemübersicht erstellt, die die verschiedenen Modellszenarien (S1: Haushalt mit fossil betriebenem Fahrzeug; S2: Haushalt mit Elektrofahrzeug; S3: Haushalt mit bidirektional eingebundenem Elektrofahrzeug; BS: Blackout-Szenario) beschreibt. Im Zuge der Modellierung wurden alle notwendigen Gleichungen aufgestellt, die die Systemkomponenten und die Beziehungen zwischen ihnen beschreiben. Dabei wurden auch die verschiedenen Ladestrategien des Elektrofahrzeugs definiert. Das Elektrofahrzeug wird demnach bis zum Erreichen eines festgelegten Mindestladestands über die netzstromergänzende Ladestrategie geladen. Darüber hinaus wird die Ladestrategie des reinen PV-Überschussladens mit automatischer Phasenum-schaltung geltend. Aus der Modellierung ergab sich eine Liste mit notwendigen Input-Werten, die dem Simulationsmodell vor Beginn der Anwendung bekannt sein müssen. Zudem wurden auf diese Weise wichtige Zustandsvariablen definiert, die den Zustand des Modells in jedem Zeitschritt beschreiben, um die Output-Werte berechnen zu können. Bei der Simulation selbst handelt es sich um eine zeit-diskrete Jahressimulation in 15 min.-Schritten, die anhand aller Input-Werte, Jahresergebnisse liefert. Selektierte Jahresergebnisse (z.B. sämtliche Kosten, CO₂-Emissionen) werden nach der Jahressimulation auf einen Betrachtungszeitraum von 15 Jahren hochgerechnet. Die Kostenberechnungen wurden dabei über die Kapitalwertmethode durchgeführt. Bei der Berechnung des CO₂-Fußabdrucks wurden verschiedene Strommix-Szenarien erstellt. Hierbei wurde einerseits mit dem Strommix der österreichischen Stromaufbringung inkl. Stromimporte und Berücksichtigung einer voranschreitenden Dekarbonisierung über die Jahre gerechnet. Andererseits wurde mit einem Strommix bei 100 % EE simuliert. Für die Aufbereitung der verschiedenen Datenprofile (mit einer Granularität von 15 min.-Schritten), die

als Eingangsdaten des Simulationsmodells dienen, wurden verschiedene Methoden gewählt. Die PV-Stromerzeugungsprofile wurden mithilfe von PV*SOL über eigenständig ausgewählte Einfamilienhäuser simuliert. Die Haushaltsstromverbrauchsprofile wurden über den LoadProfileGenerator herangezogen und aufbereitet. Betreffend der Fahrzeug-Fahrprofile wurde ein Durchschnittsfahrprofil und ein HO-Fahrprofil definiert. Nach der Umsetzung des Simulationsmodells in Python wurden 6 verschiedene HK definiert, um verschiedene Betrachtungen anstellen zu können. Dabei wurden verschieden große PV-Anlagen und Haushaltstromverbräuche kombiniert. Außerdem wurden zwei verschiedene Fahrzeugklassen gewählt und das Fahrprofil sowie die Mindestreichweite für das Elektrofahrzeug variiert. Im letzten Schritt wurde allen Input-Werten eine Größe zugewiesen wodurch beispielsweise der Strom- und Benzinpreis, sowie zukünftige Preissteigerungsraten festgelegt wurden. Außerdem wurde eine Sensitivitätsanalyse definiert. Durch die Anwendung des im Zuge dieser Arbeit entwickelten Simulationsmodells konnten sämtliche Ergebnisdaten generiert werden.

Im Zuge der Modellvalidierung wurde festgestellt, dass das entwickelte Simulationsmodell funktioniert und vielseitig bei exemplarischen fiktiven Haushalten angewendet werden kann. Durch die bestätigte Funktionalität innerhalb der gesetzten Regeln, Annahmen und Vereinfachungen, konnte die Aussagekraft der Ergebnisse erhöht werden. Das entwickelte Simulationsmodell dient nicht nur dazu, um qualitative Schlüsse ziehen zu können, sondern ermöglicht es, sämtliche Auswirkungen für konkrete Haushalte quantifizieren zu können.

Die Ergebnisse betreffend der energetischen Auswirkungen eines Elektrofahrzeugs auf Haushalte mit PV-Anlage zeigen, dass der Gesamtnetzbezug durch das Laden eines Elektrofahrzeugs (S2) im Vergleich zu S1 höher ist. Bidirektionales Laden des Elektrofahrzeugs (S3) reduziert den Gesamtnetzbezug im Vergleich zu S2 und kann dadurch selbst unterhalb des Gesamtnetzbezugs von S1 liegen, wenn das Elektrofahrzeug öfters tagsüber zu Hause steht (HO-Fahrprofil). Außerdem kann die PV-Eigenverbrauchsquote von S1 zu S2 erhöht werden und in S3 maximiert werden. Bei HK 2.1 in S3 wurde eine PV-Eigenverbrauchsquote von 48 % erreicht. Bidirektionales Laden des Elektrofahrzeugs erhöht jedoch die Zahl der jährlichen Ladezyklen der Fahrzeugbatterie. Betreffend der finanziellen Auswirkungen wurde herausgefunden, dass Elektrofahrzeuge im Betrieb von Grund auf kosteneffizienter sind als fossil betriebene Fahrzeuge und dass die reinen Fahrzeug-TCO trotz höherer Anschaffungskosten für Elektrofahrzeuge am Ende des Betrachtungszeitraumes von 15 Jahren in allen betrachteten HK (HK 2.1 ausgenommen) in S2 und S3 geringer sind als in S1. Die Gesamt-TCO hingegen sind in allen HK für S2 und S3 geringer als in S1. Demnach wurde unter Betracht der Gesamt-TCO in allen Fällen eine Kostenparität zwischen Elektrofahrzeug und fossil betriebenen Fahrzeug erreicht. Die Sensitivitätsanalyse zeigt, dass dies selbst bei Kombination aus 60 % höherem Strompreis und 12 % niedrigerem Benzinpreis zutreffend ist. Die Ergebnisse zeigen auch, dass Elektrofahrzeuge höhere herstellungsbedingte Emissionen aufweisen, im Betrieb jedoch emissionsärmer sind als fossil betriebene Fahrzeuge. Vor allem wenn das Elektrofahrzeug mit 100 % EE geladen wird oder zu großen Teilen mit Strom aus der eigenen PV-Anlage, dominieren die anfänglichen herstellungsbedingten CO₂-Emissionen. Beim fossil betriebenen Fahrzeug hingegen dominieren die CO₂-Emissionen in der Nutzungsphase. Der CO₂-Fußabdruck am Ende des Betrachtungszeitraumes ist daher in allen HK für S2 und S3 niedriger als für S1. Dies ist für beide Strommix-Szenarien zutreffend. S3 weist innerhalb eines Strommix-Szenarios in allen HK durch die bidirektionale Einbindung des Elektrofahrzeugs aufgrund des geringeren Gesamtnetzbezugs den kleinsten CO₂-Fußabdruck auf. Demnach ist in allen simulierten HK auch eine Emissionsparität innerhalb des Betrachtungszeitraumes möglich, die im zeitlichen Verlauf noch vor der Kostenparität erreicht wird. Durch das Zusammenspiel aus PV-Anlage und Elektrofahrzeug mit bidirektionalem Laden ist in HK 1.0 bei unverändertem Haushaltstromverbrauchsprofil im Sommer eine Blackout-Überbrückungszeit von über 42 Tagen möglich. Im Winter jedoch lediglich von unter 2 Tagen. Anhand der Ergebnisse dieser Arbeit wurde die Wichtigkeit von Untersuchungen der Auswirkungen eines Elektrofahrzeugs auf Haushalte mit PV-Anlage über einen längeren Zeitraum hinweg ersichtlich. Demnach spielt die Berücksichtigung der gesamten Nutzungsphase bei Vergleich von verschiedenen Fahrzeugtypen eine große Rolle.

Diese Artikel hat durch die Anwendung eines eigens für die Beantwortung der Fragestellungen entwickelten Simulationsmodells gezeigt, dass alle untersuchten exemplarischen Privathaushalte mit PV-Anlage von einer Reihe an Vorteilen profitieren können, wenn diese ein Elektrofahrzeug anstelle eines nutzungsäquivalenten fossil betriebenen Fahrzeugs nutzen. Durch die Nutzung eines Elektrofahrzeugs konnte gezeigt werden, dass sämtliche energetische und finanzielle Vorteile einhergehen und letztendlich auch der CO₂-Fußabdruck erheblich verkleinert werden kann. Zukünftige Arbeiten könnten sich ausschließlich mit der Modellanwendung befassen, um auf diese Weise eine Vielzahl an Haushalten mit noch ausgeprägteren Parametervariationen untersuchen zu können.

LITERATUR

- Alirezai M., Noori M. & Tatari O. (2016) Getting to net zero energy building: Investigating the role of vehicle to home technology. *Energy and Buildings*, Vol. 130, S. 465–476. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.08.044>
- BEÖ (2023) Bestand E-Autos (BEV) in Österreich. BEÖ Bundesverband Elektromobilität Österreich. <https://www.beoe.at/bestand/> [22.01.2023]
- Biermayr P., Dißauer C., Eberl M., Enigl M., Fechner H., Fürnsinn B., Jaksch-Fliegenschnee M., Leonhartsberger K., Moidl S., Prem E., Savic S., Schmidl C., Strasser C., Weiss W., Wittmann M., Wornisch P. & Wopienka E. (2021) Innovative Energietechnologien in Österreich: Marktentwicklung 2021, Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK), Wien. <https://nachhaltigwirtschaften.at/de/ica/publikationen/schriftenreihe-2022-21-marktstatistik.php>
- Gudmunds D., Nyholm E., Taljegard M. & Odenberger M. (2020) Self-consumption and self-sufficiency for household solar producers when introducing an electric vehicle. *Renewable Energy*, Vol. 148, S. 1200–1215. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.10.030>
- JetBrains (2023) PyCharm: Die Python-IDE von JetBrains für professionelle Entwickler. JetBrains. <https://www.jetbrains.com/de-de/pycharm/> [22.01.2023]
- Liu Z., Song J., Kubal J., Susarla N., Knehr K. W., Islam E., Nelson P. & Ahmed S. (2021) Comparing total cost of ownership of battery electric vehicles and internal combustion engine vehicles. *Energy Policy*, Vol. 158, S. 112564. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112564>
- Python Software Foundation (2023) Welcome To Python. <https://www.python.org/> [22.01.2023]
- Wietschel M., Preuß S., Kunze R. & Keller M. (2022) Laden von Elektrofahrzeugen in Deutschland mit Ökostromverträgen. https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/sustainabilityinnovation/2022/WP02-2022_Laden_von_Elektrofahrzeugen_in_Deutschland_mit_Oekostromvertrag_en_final.pdf [19.08.2023]

Kontakt:

Rosa Weber
Fachhochschule Burgenland GmbH
Forschungs- und Studienzentrum Pinkafeld
Steinamangerstraße 21
A-7423 Pinkafeld, Österreich
Tel. +43 5 7705-4146
enova@fh-burgenland.at
www.fh-burgenland.at/enova2024

Session 3b

Auslegung einer Wärmepumpe zur Versorgung eines Fernwärmenetzes mit Energie aus Abwasser

Gnam / FH Burgenland GmbH / AT

Novakovits / Forschung Burgenland GmbH / AT

Pratter / 4ward Energy Research GmbH / AT

Fossilfree4Industry – Lösungen zum fossilen Phase Out für die Industrie

Kelz, Leusbrock / AEE INTEC / AT

Auslegung einer Wärmepumpe zur Versorgung eines Fernwärmenetzes mit Energie aus Abwasser

L. Gnam¹⁾, P. Novakovits²⁾, R. Pratter³⁾

¹⁾ *FH Burgenland, Pinkafeld, Österreich*

²⁾ *Forschung Burgenland, Eisenstadt, Österreich*

³⁾ *4ward Energy Research GmbH, Graz, Österreich*

ABSTRACT: This article deals with the technical planning of a heat pump at the site of the Eisenstadt-Eisbachtal wastewater association. The energy from the treated wastewater is used as a source of energy. This energy is elevated to a higher temperature level by the heat pump and fed into the district heating network. The power supply is provided by a newly built photovoltaic plant and through participation in the Eisenstadt Renewable Energy Community, which helps minimize the heat generation costs. The remaining power needs are covered by the public grid.

The concept of a circular economy in energy aims to supply the city of Eisenstadt with electricity and district heating. Currently, this heat is provided by a biomass heating plant with a total output of 7 MW, supported by a gas boiler for peak loads and backup. In 2023, the heat demand of the city was about 34.8 GWh. The city's wastewater is treated on-site, and the purified water, with an average temperature of 15.9 °C, has previously been discharged unused into a small river, the Eisbach. After treatment, this water can serve as a heat source for a heat pump, which feeds energy into the district heating network.

Based on the flow rates and temperatures of the effluent, as well as the current heat load in Eisenstadt, mathematical optimization calculations, cost analyses, and feasibility studies have shown that a heat pump with a thermal output of about 2 MW is optimal. With this design, the heat pump can take over the heat supply in Eisenstadt during the summer months (June to September) in combination with the existing buffer storage. Therefore, the biomass boiler can be deactivated during these months. However, this requires that the heat pump be designed for the flow temperature (about 85 °C) of the district heating network. With this mode of operation, an annual average coefficient of performance of about 3.3 can be expected. The necessary electrical connection power of the heat pump is approximately 610 kW. Additionally, there is potential to substitute the gas currently used with the heat pump, thus supplying the population of Eisenstadt with 100% renewable district heating in the future.

1 EINLEITUNG

Um die Dekarbonisierung des Energiesystems erfolgreich voranzutreiben, ist es essentiell, Emissionen zu reduzieren und die verschiedenen Energiebereiche miteinander zu verknüpfen. Dies gewährleistet die effiziente Nutzung von erneuerbaren Energiequellen. Zudem kann die Abhängigkeit von Energieimporten durch den Einsatz lokaler Ressourcen verringert werden, welche den Energiebedarf in Bereichen wie Elektrizität, Heizung und Kühlung decken. Eine mögliche Methode, dies zu erreichen, ist die Entwicklung einer lokalen Kreislaufwirtschaft für Energie, die weitgehend auf erneuerbaren Energien basiert. In Eisenstadt zum Beispiel bieten mehrere größtenteils unabhängige Energiesektoren Potenzial für eine solche Sektorkopplung, was die Schaffung einer lokalen Kreislaufwirtschaft unterstützt. Zu den relevanten Einrichtungen in Eisenstadt gehören das Fernwärmenetz, welches von einer Biomasseanlage versorgt wird, die kommunale Kläranlage sowie eine Erneuerbare Energiegemeinschaft.

Jüngste Fortschritte bei der Wärmerückgewinnung aus Abwasser unterstreichen das Potenzial der Integration von Wärmepumpentechnologien in das Abwassermanagement zur Verbesserung der Ener-

gieffizienz und Nachhaltigkeit. Postrioti et al. (2016) zeigen die Wirksamkeit eines Wärmepumpensystems mit einem thermischen Betonspeicher zur Optimierung von Heizung und Kühlung in zivilen Gebäuden. Chae und Ren (2016) stellen ein hybrides Wärmepumpensystem mit festem Wechselrichter vor, das auf kommunale Kläranlagen zugeschnitten ist und den schwankenden Wärmebedarf effizient bewältigt und eine hohe Leistungszahl erreicht. Spriet et al. (2019) heben die Bedeutung räumlicher und zeitlicher Überlegungen für die Systemeffizienz hervor und schlagen eine Methode vor, die die Energieanalyse mit räumlich-zeitlicher Dynamik integriert, um die Platzierung und den Betrieb des Systems zu optimieren. Nagpal et al. (2021) schließlich erforschen die praktische Anwendung und die wirtschaftliche Tragfähigkeit der Nutzung von behandeltem Abwasser als erneuerbare Energiequelle in einem Wärmepumpensystem und zeigen erhebliche Kosteneinsparungen und eine geringere Abhängigkeit von externer Energie auf. Diese Studien veranschaulichen insgesamt das transformative Potenzial von Abwasser als erneuerbare Energiequelle und fördern eine nachhaltige Energiewende in der kommunalen Abwasserwirtschaft. Somogyi et al. (2018) bewerten das Potenzial der Nutzung von Abwasserwärme für Fernwärme in Ungarn. Sie kommen zu dem Schluss, dass die Umsetzung solcher Systeme zwar in vielen Fällen machbar ist, aber von der Nähe zu Fernwärmeanlagen und dem wirtschaftlichen Verhältnis zwischen Investitionskosten und potenziellen Energieeinsparungen abhängt.

Der vorliegende Artikel beschäftigt sich mit der technischen Planung einer Wärmepumpe am Standort des Abwasserverbandes Eisenstadt-Eisbachtal, unter Berücksichtigung der vorhandenen wissenschaftlichen Erkenntnisse. Die Energie des Ablaufwassers der Kläranlage wird als Energiequelle genutzt. Diese wird von der Wärmepumpe auf ein höheres Temperaturniveau angehoben und in das Fernwärmenetz eingespeist, deren Biomasseheizwerk in direkter geografischer Nähe liegt. Die Stromversorgung erfolgt teilweise durch die Teilnahme an der Erneuerbare-Energie-Gemeinschaft Eisenstadt, wodurch die Wärmegestehungskosten minimiert werden können, sowie über einen herkömmlichen Netzanschluss. Neben einer Erhöhung des Anteils erneuerbarer Energien am Wärmemix in Eisenstadt, wird vor allem durch verstärkte Nutzung regionaler Ressourcen die lokale Versorgungssicherheit erhöht und langfristig sichergestellt.

2 KREISLAUFORIENTIERTE WÄRMEVERSORGUNG

In Abb.1 ist der Energiewendekreislauf Eisenstadt schematisch abgebildet. Der Fernwärmebedarf wird zurzeit über einen 7 MW Biomassekessel, welcher durch zwei Gasturbinen mit 5 MW und 2 MW abgesichert ist, bereitgestellt. Zukünftig soll am Standort des Abwasserverbandes Eisenstadt-Eisbachtal eine Wärmepumpe mit 2 MW thermischer Leistung und ca. 610 kW elektrischer Leistung installiert werden. Dadurch wird ein weiterer Schritt in Richtung Brennstoffunabhängigkeit getan und die regionale Wärmeversorgung sichergestellt. Der kreislauforientierte Systemansatz stellt dabei die Wärmeversorgung von Eisenstadt sektorgekoppelt und langfristig abgesichert her. Die Größe dieser Wärmepumpe von 2 MW thermisch hat sich als die sowohl technisch als auch wirtschaftlich sinnvollste Variante erwiesen. Größere Wärmepumpen verursachen durch die erhöhten Investitionskosten einen negativen wirtschaftlichen Einfluss, wohingegen kleinere Wärmepumpen zu wenig thermische Leistung für eine Versorgung bereitstellen können.

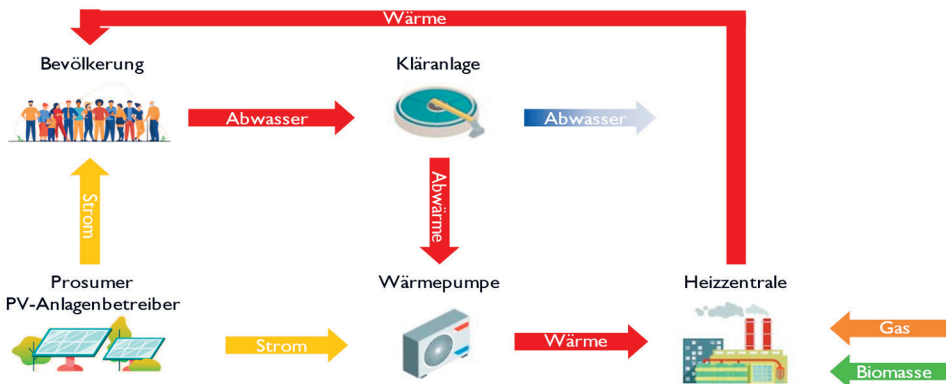


Abb.1: Übersicht über den Energiewendekreislauf Eisenstadt.

3 POTENZIALANALYSE

Abb. 2 zeigt den monatlich akkumulierten Fernwärmebedarf aus Eisenstadt, welcher im ganzen Jahr 2023 bei etwa 34,9 GWh lag. Großteils wird dieser über die bestehende Biomasseanlage zur Verfügung gestellt, wobei Wärme aus Gas dann zum Einsatz kommt, wenn der Biomassekessel zeitweilig nicht verfügbar ist oder zu wenig Leistung liefern kann. Eine große Herausforderung ist auch in Abb. 2 ersichtlich. Aufgrund von Messungenauigkeiten, temporären Sensorausfällen und unterschiedlichen Messintervallen ergibt sich eine Differenz zwischen gemessenem Wärmebedarf und gemessener Wärmeerzeugung. Dieser Unterschied wird zwar in der Auslegung der Wärmepumpe berücksichtigt, muss aber trotzdem tiefergehend analysiert werden, da hier Optimierungspotential vorhanden ist. In einer detaillierten Analyse hat sich gezeigt, dass vor allem durch vorausschauende Wartungsplanung der Biomasseanlage der Gaseinsatz künftig noch weiter reduziert werden kann. Durch die Ablaufwassertemperaturen in den Sommermonaten von über 20 °C, wird natürlich auch der Coefficient of Performance (COP) der Wasser-Wasser-Wärmepumpe positiv beeinflusst. Hierbei sind COP-Zahlen von bis zu 3,6 im monatlichen Durchschnitt möglich (siehe Abb. 3).

Aufgrund der unsteten Durchflussmenge ist konsequenterweise auch die maximal entnehmbare Energie aus dem Ablauf limitiert. Hier spielt auch die gewässerökologisch maximal erlaubte Temperaturabsenkung des Gewässers eine entscheidende Rolle, da der Ablauf direkt in einen Fluss eingeleitet wird. Wenn die Temperaturabsenkung mit 4 Kelvin limitiert wird und die minimale Ablauftemperatur zu keiner Zeit unter 5 °C abfallen darf, ergibt sich für die vorliegende Systemkonfiguration eine jährliche Wärmeentnahmemenge von etwa 14,8 GWh, was einem Anteil von ungefähr 26,56 % des Wärmebedarfs in Eisenstadt entspricht. Dafür müssen jährlich circa 4.6 GWh elektrische Energie aufgewendet werden.

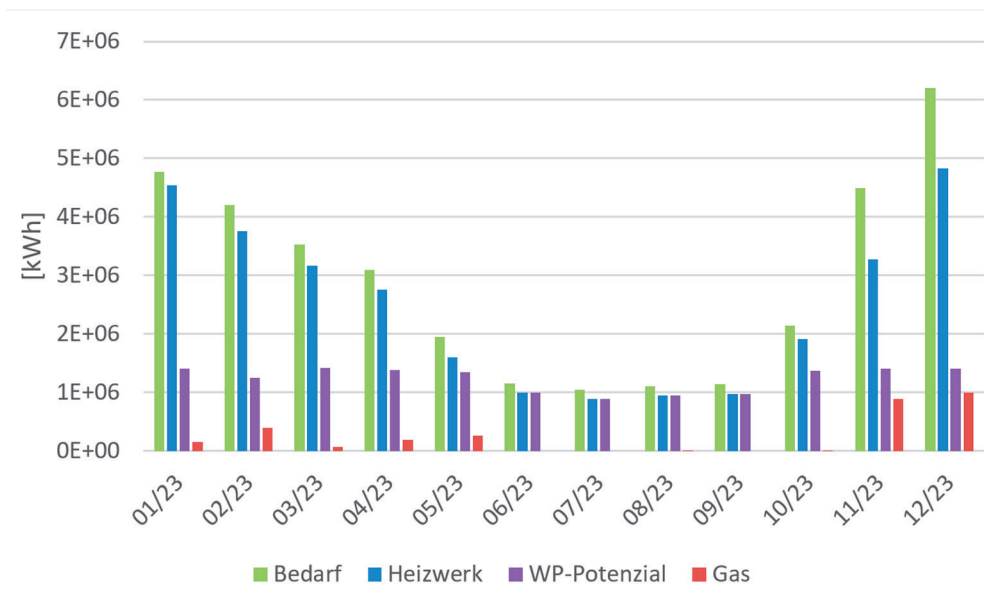


Abb. 2: Bedarf und aktuelle Deckung über Biomassekessel und Gas im Heizwerk im Fernwärmenetz von Eisenstadt, gemeinsam mit dem Wärmepotenzial welches durch die Wärmepumpe bereitgestellt werden kann.

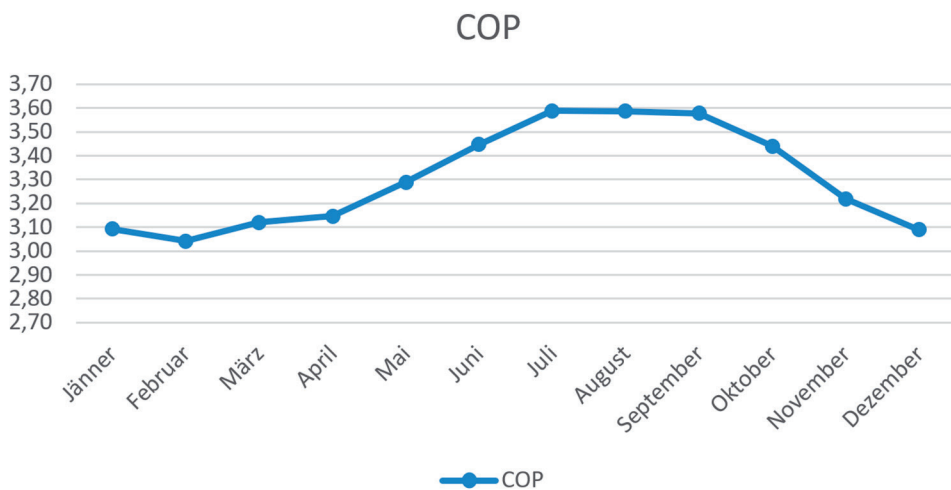


Abb. 3: Monatliche Durchschnittswerte des COP. Die Veränderungen stammen von der Fluktuation der Ablaufwassertemperatur.

4 ZUSAMMENFASSUNG

Die durchgeführte Potenzialanalyse hat gezeigt, dass, vor allem in den Sommermonaten, eine vollständige Substitution der vorherrschenden Wärmeerzeuger durch eine Wärmepumpenanlage möglich ist. Zusätzlich hat sich ergeben, dass durch vorausschauende Wartungsplanung bei der Biomasseanlage noch Optimierungspotenzial vorhanden ist und der Gasbedarf weiter verringert werden könnte. Der bestehende Wärmebedarf in Eisenstadt kann zu über einem Viertel durch regional vorhandene Wärme aus dem vorhandenen Abwasser gedeckt werden.

In zukünftigen Arbeiten werden eine detaillierte technische Auslegung der Anlage durchgeführt und darauf aufbauend mögliche Szenarien für einen wirtschaftliche Umsetzung und einen nachhaltigen Betrieb erstellt.

DANKSAGUNG

Das Projekt „Creative Circle“ wird aus Mitteln des Klima- und Energiefonds gefördert und im Rahmen des Programms „Leuchttürme für resiliente Städte 2040“ durchgeführt.

LITERATUR

- Chae K.-J. & Ren X. (2016) Flexible and stable heat energy recovery from municipal wastewater treatment plants using a fixed-inverter hybrid heat pump system. *Applied Energy* 179, pp. 565-574.
- Nagpal H., Spriet J., Murali K. M. & McNabola A. (2021) Heat Recovery from Wastewater – A Review of Available Resource. *Water*, 13, 1274.
- Postriotti L., Baldinelli G., Bianchi F., Buitoni G., Di Maria F. & Asdrubali F. (2016) An experimental setup for the analysis of an energy recovery system from wastewater for heat pumps in civil buildings. *Applied Thermal Engineering* 102, pp. 961-971.
- Somogyi V., Sebestyén V. & Domokos E. (2018) Assessment of wastewater heat potential for district heating in Hungary. *Energy* 163, pp. 712-721.
- Spriet J., McNabola A., Neugebauer G., Stoeglehner G., Ertl T. & Kretschmer F. (2020) Spatial and temporal considerations in the performance of wastewater heat recovery systems. *Journal of Cleaner Production* 247, 119583.

Fossilfree4Industry – Lösungen zum fossilen Phase Out für die Industrie

J. Kelz, I. Leusbrock

AEE - Institut für Nachhaltige Technologien (AEE INTEC), Gleisdorf, Österreich

ABSTRACT: This paper introduces the Fossilfree4Industry project, a pioneering initiative within the WEIZplus real-laboratory aimed at phasing out fossil fuels, particularly natural gas, in industrial and commercial heating sectors. The project, situated in the Weiz and Gleisdorf regions of Austria, addresses the imperative of transitioning towards renewable energy sources in line with national and EU-level greenhouse gas reduction targets. Through a holistic approach, Fossilfree4Industry integrates various technological and systemic solutions, including district heating, waste heat utilization, green gas production, and infrastructure enhancement. The project's innovative methods and prototypes demonstrate the feasibility and economic viability of decarbonizing industry, serving as a model for replication in other regions and countries. The imperative to reduce greenhouse gas emissions has spurred efforts towards decarbonizing industries reliant on fossil fuels. Fossilfree4Industry emerges as a response to this imperative, situated within the WEIZplus real-laboratory, a regional energy initiative encompassing 41 municipalities and 7 climate and energy model regions. By focusing on innovative solutions for fossil fuel phase-out in industry, the project aims to accelerate the transition towards renewable energy sources, leveraging regional resources, achieving local value creation, and raising awareness for sustainable energy practices. Fossilfree4Industry employs a multi-faceted approach, integrating technological innovation with systemic solutions. Through simulations, modelling, and prototyping, the project explores diverse avenues for renewable energy integration, including district heating, green gas production, and power-to-gas technologies. Furthermore, the project emphasizes inter-sectoral collaboration and stakeholder engagement to ensure the effectiveness and replicability of its solutions. The project aims to demonstrate the technical feasibility and economic viability of decarbonizing industry through integrated regional energy solutions. By implementing prototypes and conducting real-world validations, Fossilfree4Industry showcases the potential for large-scale replication and adoption of its solutions. The project's impact extends beyond the immediate region, offering valuable insights and best practices for similar initiatives worldwide. Fossilfree4Industry represents a significant step towards achieving decarbonization goals in the industrial sector. By showcasing innovative technologies and systemic approaches, the project provides a blueprint for transitioning towards renewable energy sources while fostering regional collaboration and sustainability. The lessons learned and experiences gained from Fossilfree4Industry serve as valuable assets in accelerating the global transition to a low-carbon economy.

1 EINLEITUNG UND MOTIVATION

Auf nationaler und EU-Ebene wird die verstärkte Nutzung erneuerbarer Energien und Energieeffizienz zur Treibhausgasreduktion angestrebt. Neben nationalen und globalen Ansätzen zur Erreichung einer klimaneutralen und kreislauforientierten Wirtschaft wird es jedoch zwingend notwendig sein, verstärkt einen regional ausgerichteten Ansatz zur Verwirklichung dieser transformativen Ziele zu verfolgen.

Die vollständige Dekarbonisierung der Industrie stellt besondere Herausforderungen an alle beteiligten Stakeholder. Betriebe sind gefordert, ihre Energieversorgung durch hohe Energie- und Ressourceneffizienz und die Integration erneuerbarer Energie unabhängig von fossilen Energieträgern zu machen (derzeit 30 % der österreichischen Treibhausgasemissionen und etwa 1/3 des Gesamtenergie-

verbrauch). Dabei gilt es einerseits konsequent eigene und lokale Potenziale (Abwärmen, Reststoffe und Erneuerbare) zu nutzen und andererseits übergeordnete erneuerbare Konversionsanlagen und Verteilstrukturen aufzubauen sowie Energiesektoren zu koppeln. Hinzu kommt, dass einzelne Industriesektoren und Produktionsprozesse zukünftig auch nach prozesstechnischer Optimierung erheblichen Bedarf für Wärmeversorgung auf höherem Temperaturniveau haben werden. Das bedingt eine Transformation von derzeit monovalenter Versorgung zu hybriden Systemen, die mehrere Energieträger nutzen und unterschiedliche Temperaturniveaus und betriebliche Versorgungsmedien (Heißwasser, Dampf, Thermoöl, etc.) bereitstellen.

Die Region WEIZplus besteht aus 41 zusammenhängenden Gemeinden, wovon alle Gemeinden in sieben Klima- und Energie-Modellregionen integriert sind. Der Energieverbrauch, mit ca. 120 000 Einwohner*innen und einer Vielzahl von Industrie- und Gewerbebetrieben (rund 5.000 Betriebe, davon mehr als 100 Industrieunternehmen), liegt bei rund 3,9 TWh, wovon aktuell 35 % aus erneuerbaren Ressourcen stammen.

In den vergangenen Jahren wurden bereits diverse Nachhaltigkeitsinitiativen in der Region WEIZplus umgesetzt, darunter PV-Flächen, Windräder, Biomasse-Fernwärmenetze, Solarthermie und Biogasanlagen. Trotzdem gibt es bisher wenig Lösungen für die Dekarbonisierung der Industrie. Das Projekt "Fossilfree4Industry" konzentriert sich daher auf den Ausstieg aus fossilem Gas, um diese Lücke zu schließen.

2 VERFOLGTE LÖSUNGSANSÄTZE

Das übergeordnete Ziel besteht darin, technologische Fragen zur Substitution fossilen Gases in Industrie und Gewerbe zu beantworten und Prototypenlösungen in der Region umzusetzen. Die Lösungsansätze umfassen die Energieversorgung der Industrie auf zwei Temperaturniveaus, die Nutzung von Abwärme, die Erhöhung der Erträge der Grüngaserzeugung, die Nutzung regionaler Energiequellen für Fernwärme und die Verstärkung der Energieinfrastruktur. Es werden systemische Konzepte entwickelt, prototypische Modelllösungen implementiert und in einer Sandbox getestet. Nachstehend werden die übergeordneten methodischen Ansätze dargestellt:

- Technologische und insbesondere systemische Weiterentwicklung von Lösungen für die Industrie mittels Simulationen und Modellen sowie deren Weiterentwicklung und Validierung
- Fernwärmeversorgung: Simulationsbasierte Ausbauplanung zur Einbindung regionaler erneuerbarer Energieträger und Aufbau eines interkommunalen Wärmenetzverbundes, Digitaler Zwilling zur kooperativen Planung und für die intelligente Einsatzreihenfolgeplanung.
- Grünes Gas: Konzeptionierung und Simulation der Wechselwirkungen von Erzeugung (H₂, Biogas, grünes Methan) und dem Bedarf in der Industrie (Dampf)
- Strom: Koordinierte und aktive Netzregelung unter Einbindung neuer Erzeuger (PV) und Flexibilitäten wie Batteriespeichersysteme und Elektrolyseanlagen. Gesamtsystementwicklung durch Simulation und Modellierung sowie Regelungsalgorithmen und Aufbau von entsprechenden Umgebungen
- Implementierung von prototypischen Modelllösungen in der Sandbox zur Demonstration (aktuell 5 Demonstratoren) sowie Optimierung im Realumfeld
- Monitoring und Systembewertung durch wissenschaftliche Monitoringkonzepte, Multi-Kriterien-Analyse auf Basis definierter Kennzahlen (KPIs) hinsichtlich wirtschaftlicher, technischer, ökologischer und sozialer Parameter, Lebenszyklus- und Wertschöpfungskettenbewertungen

FossilFree4Industry zielt übergeordnet darauf ab, die regionale Symbiose von Industrie, Stadt und Land zu fördern, indem es sich an den europäischen "Hubs for Circularity" (H4C) orientiert. Diese H4Cs sind wirtschaftliche Ökosysteme, die Energie-, Ressourcen- und Datenkreisläufe schließen. Unternehmen aller Größen beteiligen sich daran, die Ziele der Region für Klimaneutralität und Kreislaufwirtschaft zu

erreichen, Ressourcen zu teilen und gemeinsam regionale Bedürfnisse zu ermitteln. Fossilfree4Industry unterstützt diese Ziele durch Ressourceneffizienz, Nutzung erneuerbarer Energien und Abfallvermeidung, sowie durch Wiederverwendung und Recycling von Abfallströmen.

3 PROTOTYPISCHE MODELLÖSUNGEN

Die Region WEIZplus zeichnet sich durch einen für viele Regionen Österreichs repräsentativen Mix aus urbaner und ländlicher Infrastruktur aus und repräsentiert die Untersuchungs- und Demonstrationsumgebung zum Aufbau eines integrierten, regionalen Energiesystems. Das Projekt geht den beschriebenen Lösungsansätzen nach und entwickelt konkrete Umsetzungs- und Demonstrationsvorhaben (regionaltypische Modellösungen) mit Innovationen auf unterschiedlichen Ebenen (systemisch, technologisch, nicht-technisch) die in Form einer Sandbox miteinander interagieren und sich systemisch ergänzen (siehe Abb. 1).

Die Sandbox baut dabei auf die bestehenden Infrastrukturen mit den Energieversorgungslinien für Gas, Wärme und Strom als zentrales Element entlang der Achse Weiz-Gleisdorf auf. Entlang dieser Achse befinden sich der stark wachsende Industriesektor (Lebensmittel, Automobil, Energie und Produktion diverser Handelsgüter und Rohstoffe) sowie regionale Wärmenetze, eine Biogasanlage in unmittelbarer Umgebung der bestehenden Gasinfrastruktur sowie potenzielle Flächen für die PV-Stromproduktion.

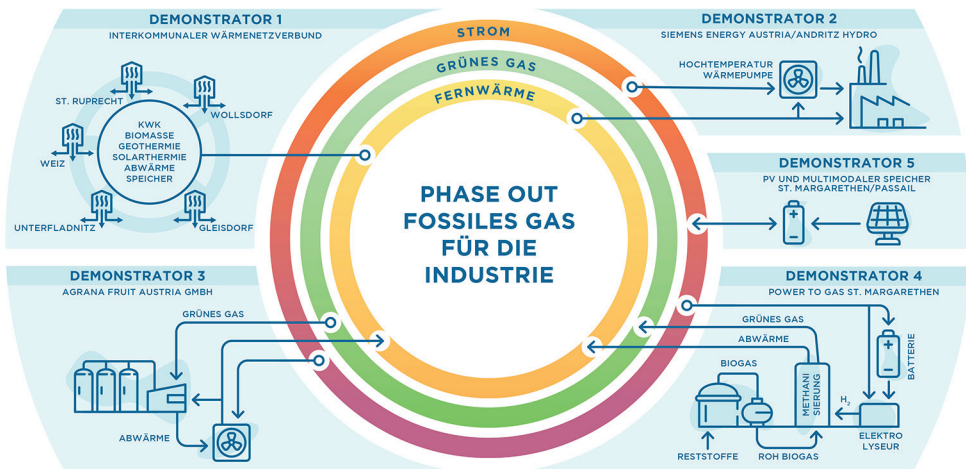


Abb. 1: Regionaltypische Modellösungen innerhalb der Sandbox

Das Bündel an entwickelten Konzepten und Maßnahmen wird im Realumfeld der prototypischen Modellösungen implementiert und nachfolgend validiert um die damit verbundenen relevanten FTI-Fragestellungen unter Einsatz multipler Methoden hinsichtlich Konzepterstellung, Planung, Regelung und Systemintegration zu beantworten.

Die in die Konzepte einfließenden technischen Komponenten und innovativen Elemente werden hinsichtlich der effizienten System- und Sektorintegration sowie Sektorkoppelung weiterentwickelt, implementiert und im Betrieb optimiert. Durch diesen holistischen Projektansatz gekoppelt mit Implementierung und Demonstration werden innovative und integrierte Lösungen auf der Komponenten- sowie Systemebene des Energiesystems entwickelt.

3.1 INTERKOMMUNALER WÄRMENETZVERBUND

Der Aufbau und nachfolgende Betrieb eines interkommunalen Wärmenetzes entlang der Achse Weiz-Gleisdorf als Wärmenetzverbund wird von den beteiligten Wärmenetzversorgern (Weiz, Unterfladnitz, St. Ruprecht, Wollsdorf und Gleisdorf) angestrebt. Dabei muss neben dem hydraulischen Zusammenschluss an Konzepten zur Verdreifachung der Fernwärmeaufbringung gearbeitet werden, um damit eine entsprechende nachhaltige Energieversorgung für die, an der Achse angesiedelten, Industriebetrieben sicherzustellen. Dazu ist es elementar alle lokal verfügbaren Erneuerbaren Quellen (Geothermie, Solarthermie, Abwärme, etc.) zu untersuchen und zu integrieren. Der erarbeitete kooperative Ausbauplan wird durch die Integration von entsprechenden Speicherkonzepten und der Integration von KWK-Anlagen im größeren Stil ergänzt. Bei der Konzeptionierung werden neben thermohydraulischen und energieraumtechnischen Planungswerkzeugen auch der Aufbau eines Digitalen Zwillings zur übergeordneten prädiktiven Steuerung und Einsatzreihenfolgeplanung der Erzeuger vorgesehen.

3.2 INDUSTRIESTANDORT SIEMENS/ANDRITZ

Siemens Energy und ANDRITZ HYDRO betreiben einen gemeinsamen Industriestandort in Weiz. Dieser ist untrennbar mit Produkten für die elektrische Energieerzeugung (Leistungs- und Verteiltrafo) verbunden. Aktuell wird die Wärmeversorgung der Produktionsprozesse wie z.B. der „Transformator-Trocknungsöfen“ über Erdgas gewährleistet. Weiters erfolgt die Beheizung von Büro-, Produktions- und Lagerflächen mit Erdgas. Um das anvisierte Ziel der vollständigen Dekarbonisierung zu erreichen, werden mehrere Maßnahmen, nämlich ein Integrationskonzept für eine Hochtemperatur-Wärmepumpe zur Wärmeversorgung der Produktionspresse (bis ca. 170 °C) sowie die direkte Nutzung der Fernwärme für Raumheizung entwickelt. Dazu werden Wärmequellen und -senken hinsichtlich Temperatur, Verfügbarkeit und Energieeffizienz evaluiert. Die hohe Senken-Temperatur und der Temperaturhub stellen spezielle Herausforderungen dar.

3.3 INDUSTRIESTANDORT AGRANA

AGRANA ist Weltmarktführer in der Fruchtzubereitung sowie bedeutender Fruchtkonzentratproduzent. Der thermische Energiebedarf wird über einen mit Erdgas befeuerten Dampfkessel abgedeckt. Ein zentrales Dampfnetz versorgt alle Produktionsprozesse unabhängig von deren Temperatur. Das Erdgas soll zukünftig u.a. durch die direkte Nutzung der Fernwärme (Heißwasserversorgung) und „Grünes Gas“ (Dampf), welches regional (z.B. aus der in 3.4 beschriebenen Power to Gas Anlage) erzeugt wird, ersetzt werden. Zusätzlich weist der Standort hohes Abwärmepotential (Abwasser) auf. Die durchschnittliche Temperatur des Abwassers liegt bei 30-35 °C bei entsprechend schwankenden Mengen aufgrund der Produktionsverläufe. Kernelemente sind die Entwicklung eines entsprechenden Abwärmekonzeptes zur Einspeisung ins lokale Fernwärmenetz und/oder innerbetrieblichen Versorgung sowie die Prozessumstellung durch Clusterung der Prozesse nach Temperaturbereichen zur Erhöhung der Versorgungseffizienz bzw. Optimierung der Exergie (bedarfsgerechte Nutzung von Dampf und Heißwasser und Reduktion des Dampfbedarfs).

3.4 POWER TO GAS (P2G)

Diese Modellösung ist rund um die bestehende Biogasanlage St. Margarethen/Raab angesiedelt. Kernelemente sind ein Elektrolyseur, eine Methanisierungsanlage und ein Großbatteriepeichersystem. Die Auswahl des Standorts basierte vor allem auf bestehender Infrastruktur (Biogasanlage, Gas- und Stromnetz in unmittelbarer Nähe). Weiters soll auch die verfügbare Abwärme aus der Methanisierung verfügbar gemacht werden.

Innovative Elemente der Anlage sind die Erzeugung von netzdienlichem erneuerbaren Grünen Gasen (Wasserstoff und/oder Methan) für die Einspeisung in das Gasnetz und nachfolgenden Verwendung für die Hochtemperatur- und Dampfprozesse z.B. am Industriestandort AGRANA oder für Mobilitätsanwendungen (Wasserstoffbetankung). Weiter wird die direkte Verwendung des regionalen produzier-

ten PV-Stroms (z.B. aus Modelllösung 3.5) und die Anwendung eines Batteriespeichers zur verbesserten PV-Strom Nutzung (Puffer) für prädiktive Wasserstoffherzeugung vorgesehen.

3.5 PV-ANLAGE UND MULTIMODALER SPEICHER

Für den Betrieb des Elektrolyseurs und in weiterer Folge die Erzeugung von grünem Gas (Modelllösung 3.4) werden entsprechende PV Anlagen inkl. Großbatteriespeichersysteme errichtet. Dafür werden geeignete Standorte im Leitprojekt evaluiert werden. Als Innovationen sind die Netzdienlichkeit der Gesamtanlage, die Optimierung der Vermarktung, die Regelreserve, die regionale Netzstärkung sowie der Netzaufbau und Entwicklung eines prädiktiven Regleralgorithmus zur Optimierung aller Anwendungsfälle und zur vorrausschauenden Planung des Einsatzprofils zu nennen. Die wichtigsten Ergebnisse sind die Erhöhung der Netzkapazität bei paralleler Verbesserung der Versorgungsqualität und -sicherheit und die Integration großer PV-Anlagen ins Stromsystem inkl. marktfähigem Geschäftsmodell.

4 WIRKUNG DER MODELLLÖSUNGEN

Die Modelllösungen werden nicht als losgelöste Individuallösungen verstanden, sondern interagieren zu einem in sich geschlossenen regionalen Energiesystem in Form einer Sandbox. Diese zeigt, dass die einzelnen Innovationen, Methoden und Technologien verzahnt ineinandergreifen und sich gegenseitig beeinflussen, was den angestrebten ganzheitlichen Betrachtungsprozess voraussetzt. Die Ergebnisse aus der Konzept-, Planungs-, Umsetzungs- und Betriebsphase werden genutzt, um entsprechende Handlungsempfehlungen sowie Leitlinien (inkl. Lessons Learned und Best Practices) abzuleiten. Im Rahmen der detaillierten Systemauswertung und -validierung werden der technische, ökonomische und ökologische Nutzen und die Wirkungen untersucht. Darüber hinaus bieten die im Realmaßstab validierten Modelllösungen die Möglichkeit, diese Lösungen oder Teile daraus zu vervielfältigen und zu massiven Roll-Outs und Musterlösungen (Good Practice) für den notwendigen fossilen Phase Out in der Industrie führen. Durch die systemisch ineinandergreifenden Elemente wird sowohl die entsprechende technologische Weiterentwicklung sowie die notwendige ganzheitliche Systemintegration zur Beschleunigung der Markteinführung forciert und vorangetrieben. Die in die Phase Out Konzepte einfließenden innovativen Lösungen und Technologien werden hinsichtlich der effizienten Systemintegration weiterentwickelt und optimiert.

Durch das Vorhandensein urbaner Teil-Regionen mit starken und wachsenden Industrieansiedelungen und ihren regionsspezifischen Akteuren und Stakeholdern sowie der vorhandenen Infrastruktur, gekoppelt mit den regionalen Wertschöpfungsketten und Innovationsökosystemen erfolgt im Weiteren auch eine entsprechende Übertragbarkeit, Multiplizierbarkeit und Skalierung der implementierten prototypischen Modelllösungen auf die gesamte Region WEIZplus selbst sowie in weiterer Folge auch auf andere Regionen oder Teilregionen in Österreich (sowie auch auf EU-Ebene) mit ähnlichen regionalen Charakteristiken bzw. Merkmalen in den betrachteten Sektoren. Somit kann von einer breiten und großflächigen Ausrollung einzelner Modelllösungen oder Teilen der Modelllösungen als Good Practice- und Musterlösungen ausgegangen werden. Dies wiederum wird die nationalen Ziele hinsichtlich Klimaschutz, Erneuerbare Energie, Energieeffizienz und Emissionsreduktion wesentlich unterstützen und forciert die Dekarbonisierung Österreichs.

5 SCHLUSSFOLGERUNGEN UND ZUSAMMENFASSUNG

Fossilfree4Industry erforscht die relevanten technologischen Fragestellungen (auf Komponenten und Systemebene) bei der konsequenten Substitution von fossilem Gas in Industrie- und Gewerbebetrieben. Diese Ergebnisse werden nachfolgend in Form prototypischer Modelllösungen demonstriert und implementiert sowie wissenschaftlich begleitet und bilden die Sandbox für den Fossil Phase Out. Nach entsprechender Validierung im Realmaßstab wird durch entsprechende Skalierungsszenarien ein Aus-

rollen auf das umliegende Innovationsökosystem (Reallabor WEIZplus) bewertet (Impact).

Das Projekt „FossilFree4Industry“ ist ein Good Practice Modell mit hohem Multiplikationspotential für zukünftige Lösungselemente, Prozesse und Methoden im Bereich der Dekarbonisierung der Industrie. Es zeigt auf, dass ein Ausstieg aus fossilen Energieträgern in der Industrie möglich und auch ökonomisch sinnvoll ist. Die Erfahrungen aus diesem Projekt können dadurch auf eine Vielzahl anderer Regionen und Länder übertragen werden.

DANKSAGUNG

Das Leitprojekt „FossilFree4Industry“ wird innerhalb des Reallabors WEIZplus als Teil der Energie-Zukunft WEIZplus im Rahmen der Leitinitiative „100% Erneuerbare-Energie-Reallabore“ des FTI-Schwerpunktes Energiewende durchgeführt. Und aus Mitteln des Bundesministeriums für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK) gefördert.

Session 3c

LCA eines Energieverbundes: Variantenbetrachtung mit Redox-Flow-Batterie

Wiener, Piringer / FH Burgenland GmbH / AT

Exergoökonomischer Vergleich zweier luftgekühlter Organic Rankine Cycles mit dem Arbeitsmedium Novec 649

Ofner, Krail / FH Burgenland GmbH / AT

Beckmann / Technisches Büro Dr. Beckmann / AT

LCA eines Energieverbundes: Variantenbetrachtung mit Redox-Flow-Batterie

E. Wiener, G. Piringer

Fachhochschule Burgenland GmbH, Pinkafeld, Österreich

ABSTRACT: Energy communities can make a significant contribution to a shift to renewable energy sources. Energy storage plays a central role in balancing the inherent volatility of renewables. This study examines the environmental impacts of a small energy community with electricity from the grid and from photovoltaics (PV), and with heat from district heat. Five variants were analyzed: Three variants differ in their approach to store volatile PV electricity, using either a vanadium redox flow battery (VRFB), a lithium-ion battery (LIB), or no storage at all. The two other variants both displace some district heat with a PV-supplied heat pump, with a less volatile output being ensured either through VRFB storage of its electricity supply or through thermal storage of the heat. For the various variants a LCA was conducted using the software OpenLCA v1.11, with the ecoinvent database v.3.9.1. This study examines five test cases, using foreground data from the operators of the reference system wherever possible. Specific manufacturer data were available for the VRFBs, enabling a detailed analysis of this technology. The functional unit for the analysis is 1 kWh of a mixed supply of electricity and heat as provided by the reference system. This ensures that the results are directly applicable to the investigated energy community. The results show that integrating battery storage systems (VRFB and LIB) leads to higher environmental impacts than no electricity storage, and that adding the heat pump also increases environmental impacts. For the VRFB variants, vanadium pentoxide and upstream processes cause significant environmental burdens, especially in the categories of carcinogenic human toxicity and mineral resource scarcity. A sensitivity analysis indicates that impacts in these two categories can be substantially reduced if longer battery lifespans are assumed. Supplementary electricity from the grid is the climate change hotspot for all variants. Replacing a portion of the district heat with a heat pump increases impacts, but not as much when the heat output is stored in a hot water tank than when the electricity supply is smoothed with a VRFB. The use of a fossil-dominated European district heating mix leads to much higher environmental impacts compared to the extant district heat from biomass and solar energy (climate change impact of +225%). The LCA helps to understand the environmental effects of different storage options in the context of diversified renewable energy communities. The results can assist in the design of sustainable energy communities by considering a selection of environmentally friendly and operationally efficient energy generation and storage technologies.

1 EINLEITUNG

Das im Pariser Abkommen verankerte Bekenntnis zur Unabhängigkeit von fossilen Brennstoffen (FCCC/CP/2015/L.9/Rev.1, 2015) unterstreicht die Dringlichkeit des Übergangs zu erneuerbaren Energiequellen. Energieverbünde können einen bedeutenden Beitrag zu diesem Wandel leisten, indem sie erneuerbare Energie erzeugen und lokal verteilen, ohne dass größere Übertragungsinfrastrukturen erforderlich sind. Eine zentrale Rolle hierbei spielen Energiespeicher die einen Ausgleich der inhärenten Volatilität erneuerbarer Energien ermöglichen.

Bisherige Studien betrachten Batteriekomponenten vorwiegend als Einzelkomponente und nicht als integrierte Teile eines komplexeren Systems. Diese Studie hingegen bewertet mithilfe einer Ökobilanzierung (LCA) die Umweltauswirkungen eines Multi-Technologie-Energieverbundes, der PV-Stromerzeugung, nachhaltige Wärmeversorgung und verschiedene Speicheroptionen umfasst. Hierbei

wird die Batterie nicht isoliert betrachtet, sondern als wesentliche Bestandteil eines umfassenden Energiesystems analysiert.

Es sollen Forschungsfragen anhand von fünf Varianten des Systems im Kontext von Batteriespeichern geklärt werden, insbesondere welcher Stromspeicher (Vanadium Redox-Flow-Batterie VRFB, Lithium-Ionen-Batterie LIB oder kein Speicher) die geringste ökologische Auswirkung aufweist. Des Weiteren wird untersucht, welche Komponenten innerhalb eines Systems mit VRFB die größten Umweltbelastungen verursachen und wie die angenommene Batterielebensdauer diese beeinflusst. Zudem wird die Integration einer Wärmepumpe analysiert, welche Quellen des existierenden Fernwärmenetzes teilweise ersetzen würde. Dabei wird insbesondere untersucht, ob eine vorgelagerte Speicherung mit einer VRFB von Strom für die Wärmepumpe, oder eine nachgelagerte Speicherung mit einem Warmwasserspeicher ökologische Vorteile bietet. Eine weitere Betrachtung soll die Umweltauswirkungen eines hypothetischen Einsatzes eines europäischen Fernwärmemixes untersuchen, im Gegensatz zu der vom Energieverbund genutzten realen Kombination aus Solarthermie und Biomasseverbrennung.

2 METHODE

Als Referenz für diese Arbeit diene der Energieverbund St. Ruprecht an der Raab in der Steiermark, Österreich, der Schulen und Sportanlagen mit Strom und Wärme versorgt (Abb. 1). Der Energieverbund hat einen jährlichen Energiebedarf von 157 MWh Strom und 403 MWh Wärme. Zu den Hauptkomponenten des Energiesystems gehören eine Photovoltaikanlage mit einer Leistung von 140 kWp und eine Vanadium-Redox-Flow-Batterie (VRFB) mit einer Kapazität von 100 kWh und einer Leistung von 30 kW, die seit 2023 in Betrieb ist. Die Wärmeversorgung erfolgt durch ein kleines erneuerbares Nahwärmenetz, welches durch 88 % Biomasse und von 12 % Solarthermie versorgt wird.

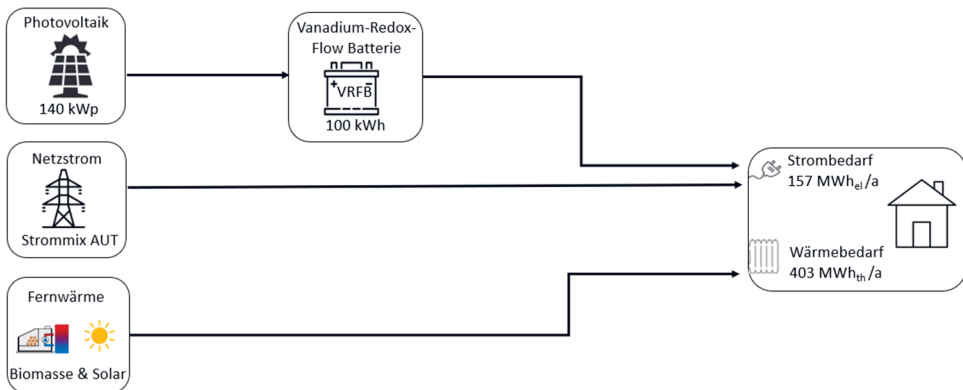


Abb. 1: Referenzsystem (Variante A)

Um die Forschungsfragen zu adressieren, wurden fünf Varianten erstellt (Tab. 1). Die Varianten A bis C unterscheiden sich hinsichtlich des Stromspeichers. Die Varianten D und E ersetzen einen Teil der Fernwärme mit einer Wärmepumpe, wobei Variante D eine Speicherung auf der Stromseite und Variante E eine Speicherung auf der Wärmeseite aufweist.

Tab. 1: Varianten und ihre unterscheidenden Merkmale

Variante	Merkmal
Variante A (Referenz)	VRFB
Variante B	LIB
Variante C	Kein Speicher
Variante D	Wärmepumpe mit vorgeschalteter VRFB
Variante E	Wärmepumpe mit nachgeschaltetem Warmwasserspeicher

Um die Größe der Wärmepumpe für die Varianten D und E zu berechnen, wurden Simulationen in PV-Sol (Valentin Software GmbH, 2023a) durchgeführt, womit eine Wärmepumpe mit $100 \text{ kW}_{\text{th}}$ ermittelt wurde. Der $1,51 \text{ m}^3$ große Warmwasserspeicher wurde mithilfe der Software Logasoft DiWa Version 7.3 (Valentin Software GmbH, 2023b) dimensioniert.

Zur Durchführung der LCA wurde die Software OpenLCA in der Version 1.11 (GreenDelta GmbH, 2022) verwendet. Primäre Systemdaten wurden von der Verwaltung des Energieverbundes bereitgestellt. Für die VRFBs standen spezifische Herstellerdaten zur Verfügung, was eine detaillierte Analyse dieser Technologie ermöglichte. Wo keine Daten verfügbar waren, wurden sekundäre Daten aus der ecoinvent-Datenbank Version 3.9.1 (ecoinvent, 2022) verwendet. Die funktionelle Einheit (FU) der Analyse ist 1 kWh Mix aus 28% Strom und 72% Wärme, wie er vom existierenden Referenzsystem der Variante A bereitgestellt wird. Dies stellt sicher, dass die Ergebnisse direkt auf den untersuchten Energieverbund anwendbar sind.

Für die ökologische Bewertung wurden die folgenden Wirkungskategorien ausgewählt:

- Treibhauspotenzial (GWP)
- Feinstaubbildung
- Humantoxizität, karzinogen
- Ökotoxizität in Süßwasser
- Knappheit mineralischer Ressourcen

Die Bewertung der Wirkungskategorien erfolgte nach der Recipe Midpoint-Methode von Huijbregts et al. (2016). Für Variante A wurde eine Beitragsanalyse über alle Wirkungskategorien durchgeführt. Zusätzlich wurde eine Sensitivitätsanalyse der Batterielebensdauer vorgenommen. Eine weitere Sensitivitätsanalyse die einen hypothetischen Einsatzes eines europäischen Fernwärmemixes in Variante D mit VRFB untersuchen wurde durchgeführt.

3 ERGEBNISSE UND DISKUSSION

3.1 BATTERISPEICHERVARIANTEN

In Tab. 2 sind die Umweltauswirkungen in den betrachteten Kategorien für die Varianten A bis C dargestellt, welche die drei unterschiedlichen Batteriespeichervarianten abbilden.

Tab. 2: Ergebnisse der ausgewählten Wirkungskategorien für Variante A bis C

Wirkungskategorie	Variante A	Variante B	Variante C	Einheit
GWP	5,62E-02	4,19E-02	3,37E-02	kg CO ₂ eq/FU
Feinstaubbildung	1,50E-04	1,30E-04	1,10E-04	kg PM _{2,5} eq/FU
Humantoxizität, karzinogen	5,65E-02	4,55E-03	3,55E-03	kg 1,4-DCB/FU
Ökotoxizität in Süßwasser	1,17E-02	1,07E-02	7,70E-03	kg 1,4-DCB/FU
Knappheit mineralischer Ressourcen	1,47E-03	5,70E-04	2,90E-04	kg Cu eq/FU

Variante A mit VRFB zeigt in allen Wirkungskategorien höhere Auswirkungen als Variante B mit LIB. Variante C ohne Speicher hat in allen Wirkungskategorien die geringsten Indikatorwerte. Besonders in den Kategorien karzinogene Humantoxizität und Knappheit mineralischer Ressourcen weist Variante A mit VRFB signifikant höhere Werte auf (Tab. 2). Der Verzicht auf ein Stromspeichersystem im Vergleich zur Nutzung einer VRFB kann in der Wirkungskategorie karzinogene Humantoxizität zu einer Reduktion von 94 % führen. Bei der Knappheit mineralischer Ressourcen kann eine Reduktion von 80 % erreicht werden.

Eine Beitragsanalyse des Referenzsystems (Variante A) zeigt, dass die hohen Werte in den zwei genannten Wirkungskategorien durch das Vanadiumpentoxid verursacht werden, welches die Hauptkomponente des Elektrolyten darstellt. Die erheblichen Beiträge zu diesen Kategorien werden hauptsächlich durch die Produktion von Vanadiumpentoxid und durch deren vorgelagerte Prozesse dominiert. In der Kategorie der karzinogenen Humantoxizität beträgt der durch Vanadiumpentoxid verursachte Beitrag 91 %, während er bei der Knappheit mineralischer Ressourcen 73 % beträgt (Tab. 3). In den Wirkungskategorien GWP und Feinstaubbildung fällt der Beitrag mit 23 % bzw. 17 % deutlich geringer aus. Auch in anderen Studien, wie beispielsweise von Weber et al. (2018), wurde der Elektrolyt als Hauptverursacher der hohen Umweltbelastung bei Betrachtung einer VRFB identifiziert.

Tab. 3: Beitragsanalyse Variante A: Einfluss von Vanadiumpentoxid

Wirkungskategorie	Herstellung von Vanadiumpentoxid: Anteil in % am Indikatorwert der Wirkungskategorie
GWP	23
Feinstaubbildung	17
Humantoxizität, karzinogen	91
Knappheit mineralischer Ressourcen	73

Zusätzlich zeigt die Beitragsanalyse, dass 11 % des GWPs durch die Wärmeversorgung und 89 % durch die Stromversorgung verursacht werden, obwohl nur 28 % des Energiebedarfs auf Strom entfallen. Der Bezug von Netzstrom stellt dabei mit 81 % der gesamten Auswirkungen den Hauptverursacher dar, bei einem Anteil von 55,3 % am gesamten Stromverbrauch des Systems. Die Produktion der Batterien selbst trägt nur zu 25 % zum gesamten GWP bei, was hervorhebt, dass die Betriebsphase in dieser Wirkungskategorie den größten Beitrag leistet. Auch in den Varianten B bis E wurde in der Wirkungskategorie GWP als Hauptverursacher der Netzstrombezug identifiziert. Dieses Ergebnis wird auch durch Studie von da Silva Lima et al. (2021) gestützt, die ebenfalls in der Nutzungsphase einen hohen Indikatorwert für das GWP zeigt.

Um die Auswirkungen der Batterielebensdauer auf die Umweltwirkungen abzuschätzen, wurde eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt. Dabei wurden Variante A mit VRFB und Lebensdauern von 20, 25 und 30 Jahren (Tab. 4) sowie Variante B mit LIB und Lebensdauern von 5, 10 und 15 Jahren (Tab. 5) analysiert, wobei jeweils die mittleren Werte den Annahmen der Varianten entsprechen. Die Sensitivitätsanalyse zeigt stärkere Effekte in Kategorien, die von Herstellungsprozessen dominiert werden. Bei Variante A mit VRFB zeigt sich ein größerer Einfluss in der Kategorie der karzinogenen Humantoxizität, wobei bei einer Verlängerung der Lebensdauer von 20 auf 30 Jahre 23 % der Umweltauswirkungen eingespart werden können (Tab. 4). Bei Variante B mit LIB wird ein großer Einfluss in der Kategorie der Knappheit mineralischer Ressourcen deutlich; hier können bei einer verlängerten Lebensdauer von 15 statt 5 Jahren 36 % der Umweltauswirkungen eingespart werden (Tab. 5).

Tab. 4: Variante A mit VRFB: Auswirkungen der angenommenen Batterielebensdauer in %

Wirkungskategorie	20 Jahre	25 Jahre	30 Jahre
GWP	100	95	92
Humantoxizität, karzinogen	100	82	69
Knappheit mineralischer Ressourcen	100	85	76

Tab. 5: Variante B mit LIB: Auswirkungen der angenommenen Batterielebensdauer in %

Wirkungskategorie	5 Jahre	10 Jahre	15 Jahre
GWP	100	95	94
Humantoxizität, karzinogen	100	94	93
Knappheit mineralischer Ressourcen	100	73	64

3.2 WÄRMEVERSORGUNGSVARIANTEN

Tab. 6 zeigt die Ergebnisse der Varianten D und E, die beide mit Wärmepumpen ausgestattet sind.

Tab. 6: Ergebnisse der ausgewählten Wirkungskategorien für Variante D und E

Wirkungskategorie	Variante D	Variante E	Einheit
GWP	6,45E-02	4,78E-02	kg CO ₂ eq/FU
Feinstaubbildung	1,50E-04	1,10E-04	kg PM _{2,5} eq/FU
Humantoxizität, karzinogen	5,71E-02	4,66E-03	kg 1,4-DCB/FU
Ökotoxizität in Süßwasser	1,41E-02	1,10E-02	kg 1,4-DCB/FU
Knappheit mineralischer Ressourcen	1,56E-03	4,00E-04	kg Cu eq/FU

Variante D speichert den Strom für die Wärmepumpe in einer VRFB, während Variante E die durch die Wärmepumpe erzeugte Wärme in einem Warmwasserspeicher speichert. Die Ergebnisse zeigen, dass Variante E mit Warmwasserspeicher in allen Wirkungskategorien niedrigere Umweltauswirkungen aufweist. Das GWP kann bei Variante E um 26 % im Vergleich zu Variante D verringert werden. Aufgrund der eingesetzten VRFB in Variante D sind die Werte in den beiden zuvor erwähnten Wirkungskategorien karzinogene Humantoxizität und Knappheit mineralischer Ressourcen besonders

hoch, hauptsächlich bedingt durch die Herstellung von Vanadiumpentoxid. Ein Vergleich der Werte mit denen von Variante C ohne Wärmepumpe und ohne Speicher (Tab. 2) zeigt außerdem, dass der Einsatz der Wärmepumpe mit Warmwasserspeicher keine Verbesserung der Umweltwirkungen mit sich bringt.

Eine Sensitivitätsanalyse nimmt einen durchschnittlichen europäischen Fernwärmemix an, anstelle der in allen Varianten zugrunde gelegten Fernwärme aus Biomasse und Solarthermie. Dazu wird Variante D herangezogen. Der typische europäische Fernwärmemix ist fossil dominiert und setzt sich wie folgt zusammen: 52 % der Wärme stammen aus Kohle und Torf, 16 % aus Öl, 18 % aus Biobrennstoffen, 11 % aus Abfall und 2 % aus anderen Quellen (ecoinvent, 2022). Tab. 7 zeigt die Ergebnisse für ausgewählte Wirkungskategorien. Es wird ersichtlich, dass beim Einsatz des europäischen Fernwärmemixes das GWP um 225 % ansteigt. Eine Beitragsanalyse zeigt, dass die Ursache für diese hohen Beiträge hauptsächlich in der Wärmeproduktion aus Kohle (verursacht $9,05E-02$ kg CO_2 -eq/FU) und aus Erdöl (verursacht $3,41E-02$ kg CO_2 -eq/FU) liegt. Auch die starke Zunahme der Feinstaubbildung (+113 %) kann auf die Verwendung von Wärme aus Kohle zurückgeführt werden. Hier ist anzumerken, dass der verwendete ecoinvent-Datensatz zur europäischen Fernwärme auf teilweise veralteten Daten beruht.

Tab. 7: Ergebnisse ausgewählter Wirkungskategorien für Variante D und Variante D mit europäischem Fernwärmemix

Wirkungskategorie	Variante D	Variante D mit europäischem Fernwärmemix	Einheit
GWP	6,45E-02	2,10E-01	kg CO_2 eq/FU
Feinstaubbildung	1,50E-04	3,20E-04	kg $PM_{2,5}$ eq/FU
Humantoxizität, karzinogen	5,71E-02	6,14E-02	kg 1,4-DCB/FU
Ökotoxizität in Süßwasser	1,41E-02	1,53E-02	kg 1,4-DCB/FU

4 SCHLUSSFOLGERUNG, ZUSAMMENFASSUNG

Diese Studie bewertet die Umweltauswirkungen eines Multi-Technologie-Energieverbunds mit verschiedenen Optionen zur Strom- und Wärmeversorgung. Es wurden fünf Varianten analysiert: Varianten, die sich in ihren Stromspeichern unterscheiden (VRFB, LIB und ohne Speicher), sowie Varianten, die eine Wärmepumpe integrieren, mit Speicherung entweder vorgeschaltet auf der Stromseite oder nachgeschaltet auf der Wärmeseite.

Die Integration eines Batteriespeichersystems (VRFB und LIB) erhöht die Umweltbelastungen des Gesamtsystems. Bei Varianten mit VRFB verursachen Vanadiumpentoxid und vorgelagerte Prozesse hohe Umweltbelastungen, insbesondere in den Kategorien karzinogene Humantoxizität und Knappheit mineralischer Ressourcen. Eine Sensitivitätsanalyse der Batterielebensdauer zeigt, dass insbesondere in den beiden Kategorien bei längerer Lebensdauer der Batterien Einsparungen erzielt werden können.

In der Kategorie GWP ist Strom aus dem Netz der Hauptverursacher für alle Varianten. Bei der Wärmeversorgung in Kombination mit einer Wärmepumpe führt die Speicherung in einem Warmwasserspeicher zu geringeren Emissionen als die vorgelagerte Stromspeicherung mit VRFB. Die Nutzung eines europäischen Fernwärmemixes führt im Vergleich zu erneuerbarer Fernwärme aus Biomasse und Solarenergie zu höheren Umweltbelastungen in den meisten Wirkungskategorien (GWP Steigerung um 225 %).

Bei Varianten mit VRFB besteht ein Zielkonflikt bezüglich der Batteriekapazität. Der als Hotspot erkannte Netzstrombezug lässt sich durch eine größere Batteriekapazität einsparen. Daher besteht Op-

timierungspotenzial, ein Gleichgewicht zwischen Netzstromverbrauch und Batteriekapazität zu finden. Eine weitere Optimierung könnte der zumindest teilweise Einsatz von rezykliertem Vanadiumpentoxid bei VRFB sein, wie auch die Studie von Blume et al. (2022) zeigt. Dies wurde in dieser Studie aufgrund der Informationen des Batterieherstellers nicht berücksichtigt.

Die Variante C, die ohne Speicher und ohne Wärmepumpe ausgeführt wird, zeigt die geringsten ökologischen Auswirkungen über alle Wirkungskategorien hinweg.

Diese Ergebnisse unterstreichen die Bedeutung einer sorgfältigen Auswahl und Integration von Speichertechnologien zur Minimierung der Umweltbelastungen in nachhaltigen Energieverbänden und verdeutlichen, dass die ökologische Bewertung von Komponenten und Verbundsystemen eine wichtige Entscheidungsgrundlage darstellt.

LITERATUR

- Blume N., Becker M., Turek T., & Minke C. (2022) Life cycle assessment of an industrial-scale vanadium flow battery. *Journal of Industrial Ecology*, 26(5), 16.
- da Silva Lima L., Quartier M., Buchmayr A., Sanjuan-Delmás D., Laget H., Corbisier D., Mertens J., & Dewulf J. (2021) Life cycle assessment of lithium-ion batteries and vanadium redox flow batteries-based renewable energy storage systems. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 46, 13.
- ecoinvent. (2022) Ecoinvent (3.9.1) [Software]. ecoinvent. <https://ecoinvent.org/database>.
- FCCC/CP/2015/L.9/Rev.1. (2015) Paris Agreement. 32. <https://unfccc.int/resource/docs/2015/cop21/eng/l09r01.pdf>.
- GreenDelta GmbH. (2022) OpenLCA (1.11.0) [Software]. GreenDelta. <https://www.openlca.org>.
- Huijbregts M. A. J., Steinmann Z. J. N., Elshout P. M. F., Stam G., Verones F., Vieira, M. D. M., Hollander A., & Hollander R. (2016) ReCiPe 2016 A harmonized life cycle impact assessment method at midpoint and endpoint level Report I: Characterization (S. 202). National Institute for Public Health and the Environment.
- Valentin Software GmbH. (2023a) PV*SOL premium (Version R4) [Software]. Valentin Software GmbH. <https://valentin-software.com/produkte/pvsol-premium>.
- Valentin Software GmbH. (2023b) Logasoft DiWa Dimensionierungshilfe Warmwassersysteme 7.3 (7.3) [Software]. <https://www.buderus.de/de/services-tools/beratung-vergleich/logasoft-diwa>.
- Weber S., Peters J. F., Baumann M. & Weil M. (2018) Life Cycle Assessment of a Vanadium Redox Flow Battery. *Environmental Science & Technology*, 52(18), 30.

Exergoökonomischer Vergleich zweier luftgekühlter Organic Rankine Cycles mit dem Arbeitsmedium Novec 649

M. Ofner¹⁾, J. Krail¹⁾, G. Beckmann²⁾

¹⁾ *Fachhochschule Burgenland GmbH, Pinkafeld, Österreich*

²⁾ *Technisches Büro für Maschinenbau und Energietechnik Dr. Beckmann, Wien, Österreich*

ABSTRACT: The global demand for electrical energy is steadily growing. In order to meet this demand using renewable energy sources, it is to utilize all potentials, also waste heat. This source does not always provide a temperature level that can be utilized by traditional steam power plants. Heat engines that utilize organic working fluids represent a technical possibility for the conversion of such heat quantities into electrical power. The reason for this is the low evaporation temperatures of the working media used. Systems based on this principle are called Organic Rankine Cycles (ORC). These systems can be designed in different ways. The state-of-the-art process design (1DP) consists of a pump, evaporator, turbine, condenser and internal heat recovery. Krail et al. (2023) propose an adapted system layout with integrated injection of the process fluid (2DP) to increase efficiency. An economic evaluation of this process is currently not available. Therefore, the aim of the presented work is to add an economic point of view. Krail et al. (2023) use the fluid pentane in their considerations. Due to the flammability of this medium, a heat exchanger circuit that transfers the energy content of the waste heat source to the ORC is necessary. This intermediate circuit can be spared if a non-flammable working medium like Novec 649 is used. The economic comparison of the two processes is carried out using an exergoeconomic evaluation method. In a first step, the exergy content at each thermodynamic state point is determined. In the second step, the costs of all system components are determined using a factor-based estimation method. This can then be used to calculate the cost flows for each state point. The system of equations established forms the basis for system optimization. The electricity production costs (e_cost_net) and the net electrical output (P_net) are used as target functions for the optimization. The system modelling and optimization is carried out using the software IPSEpro®. The levelized costs of electricity of the 1DP (e_cost_net : 133 €/MWh; P_net : 138 €/MWh) are lower than those of the 2DP in both optimization cases (e_cost_net : 141 €/MWh; P_net : 164 €/MWh). In case of the economic optimization scenario the investment costs of the 2DP can be reduced by 34 % compared to the P_net scenario. The reason for the comparatively higher levelized costs of electricity of the 2DP is the low net power output in the e_cost_net scenario.

1 EINLEITUNG

Szenarioanalysen der internationalen Energieagentur schätzen, dass der weltweite Strombedarf im Jahr 2030 zwischen 5 900 TWh und 7 000 TWh liegen wird. Bis zum Jahr 2050 wird mit einer Steigerung des Bedarfs an elektrischer Energie zwischen 75 % und 150 %, im Vergleich zu heute, gerechnet. Der Anteil regenerativer Energiequellen am Strommix 2030 könnte zwischen 43 % und 48 % liegen. (IEA 2022)

Die Wandlung von Abwärme in elektrische Energie stellt eine weitere Möglichkeit einer erneuerbaren Energieversorgung dar. Wärmekraftmaschinen, welche organische Arbeitsmedien verwenden, können aufgrund der im Vergleich zu Wasser geringen Verdampfungstemperaturen Wärmequellen auf niedrigerem Temperaturniveau zur Verstromung nutzen. Pili et al. (2020) beziffern das ökonomisch nutzbare ORC-Potenzial der deutschen Stahlindustrie mit 1,56 TWh elektrischem Strom pro Jahr. Die Wahl des Arbeitsmediums stellt einen entscheidenden Faktor für das Design von ORC-Prozessen dar. Organische Prozessmedien sollen unter anderem keine Flammbarkeit und geringe Toxizität, sowie ein geringes Ozonabbau- und Treibhausgaspotenzial aufweisen (Wieland et al. 2023). Krempus et al.

(2024) untersuchten einen luftgekühlten rekuperativen ORC-Prozess, sowie einen Split-Cycle anhand unterschiedlicher Arbeitsmedien. Das Medium Novec 649 stellt sich dabei im Falle des Split-Cycles als ökologische und sichere Alternative im Vergleich zum herangezogenen Benchmark Prozess, welcher Pentan als Arbeitsmittel verwendet, dar. Novec 649, ein trockenes Arbeitsmedium mit einer kritischen Temperatur von $168,7\text{ °C}$ bei einem Druck von $18,65\text{ bar}$, siedet bei einem Umgebungsdruck von 1 bar bei 49 °C . Der von Krail et al. (2023) vorgeschlagene Prozess weist im Vergleich zum Eindruck Prozess (1DP), welcher den Stand der Technik repräsentiert, einen um 14% höheren Wirkungsgrad auf. Der Vergleich wird anhand des Mediums Pentan vorgenommen. Vorliegende Arbeit setzt sich zum Ziel, diesen Prozess, unter Verwendung des Arbeitsmediums Novec 649, aus ökonomischer Sicht mit einem rekuperativem Prozess zu vergleichen.

2 METHODIK

2.1 THERMODYNAMISCHE MODELLBILDUNG

Abb. 1 a) zeigt das Fließbild eines Rekuperativen Eindruck Prozesses (1DP). Das Prozessmedium Novec 649 wird mittels Pumpe zuerst auf Verdampfungsdruckniveau gebracht und anschließend im Rekuperator vorgewärmt. Im nächsten Schritt wird das Fluid im Vorwärmer von einem Abgasmassenstrom bis zum Eintreten des Siedezustands weiter erwärmt. Danach wird das Medium in einem weiteren Wärmetauscher verdampft und anschließend überhitzt. Der herangezogene Abgasmassenstrom beträgt 48 kg/s und besitzt eine Eintrittstemperatur von 273 °C . Nach der Überhitzung wird das Arbeitsmedium in der Turbine entspannt und treibt einen Generator an. Nun wird das Prozessfluid im Rekuperator enthitzt und im Anschluss in einem luftgekühlten Kondensator verflüssigt.

In Abb. 1 (b) ist der von Krail et al. (2023) vorgeschlagene Prozess (2DP), für welchen ein österreichisches Patent existiert (Beckmann & Krail (2019), anhand eines Fließbildes dargestellt. Im Unterschied zum 1DP besitzt der 2DP keinen Rekuperator, dafür aber einen zweiten Vorwärmer. Nach dem ersten Vorwärmer wird ein Teilmassenstrom des Prozessfluids dem aus der Hochdruckturbine austretenden Arbeitsmediums beigemischt. Ein weiterer Unterschied zum 1DP ist die Enthitzung des aus der Niederdruckturbine austretenden Mediums mittels Kondensatbeimischung im Mischer 2.

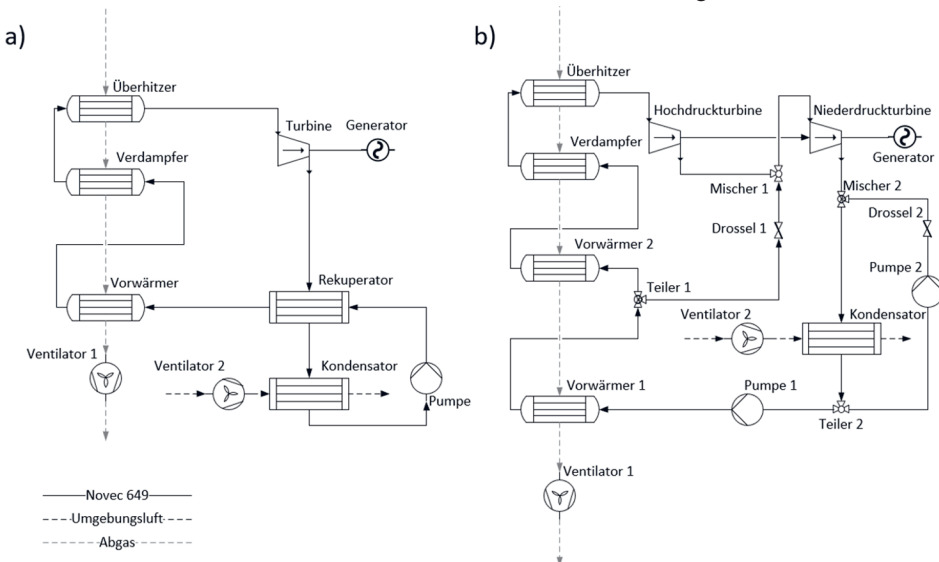


Abb. 1: Fließbild des a) Eindruckprozesses (1DP) & b) Zweidruckprozesses (2DP)

Beide Prozesse werden mit Hilfe der Software IPSEpro SimTech (2021) modelliert, sowie auch optimiert. Dazu werden unterschiedliche Softwaremodule verwendet. Das Model Development Kit repräsentiert eine Sammlung von unterschiedlichen thermodynamischen Komponentenmodellen. Diese Modelle können im Modul Process Simulation Environment anhand von Fließbildern zu einem thermodynamischen Kreisprozess verschalten werden. Das Modul Parameter Optimization ermöglicht die Prozessoptimierung anhand einer ausgewählten Zielfunktion und einer Mehrzahl von Entscheidungsgrößen.

Während der Untersuchungen stellte sich heraus, dass eine Überhitzung im betrachteten Setting nur einen geringen Vorteil, dafür aber höhere Kosten in beiden Fällen verursacht. Daher wird der Überhitzer in beiden Fällen ausgespart. Im Falle des 2DP ergibt sich ein ähnliches Bild für den Vorwärmer 1. Auch dieser wurde daher ausgespart.

2.2 EXERGIEBESTIMMUNG

Zur Bestimmung des spezifischen Exergieinhalts jedes thermodynamischen Zustandpunktes wird Gleichung (1) herangezogen. Als Referenzzustand wird Umgebungsluft bei einem Druck von 1,013 bar, einer Temperatur von 15 °C und einer relativen Luftfeuchtigkeit von 60 % herangezogen VDI (2014). Auf eine Berücksichtigung der kinetischen, potenziellen, sowie chemischen Exergie wird verzichtet.

$$e^{PH} = (h - h_0) - T_0(s - s_0) \quad (1)$$

e^{PH}	Spezifische physikalische Exergie in kJ/kg
h	Spezifische Enthalpie des jeweiligen Zustandpunktes in kJ/kg
h_0	Spezifische Enthalpie bei Referenzbedingungen in kJ/kg
T_0	Referenztemperatur in K
s	Spezifische Entropie des jeweiligen Zustandpunktes in kJ/(kgK)
s_0	Spezifische Entropie bei Referenzbedingungen in kJ/(kgK)

Um die beiden Prozesse aus exergetischer Sicht bewerten zu können, wird Gleichung (2) herangezogen. Die Treibstoffexergierate E_F repräsentiert den Exergieinhalt, welcher den Prozessen mittels Abgasmassenstrom und elektrischer Energie (Pumpen und Ventilatoren) zugeführt wird. Die dem Kondensator zugeführte Umgebungsluft stellt keinen Exergieeintrag dar, da Druck und Temperatur dem Referenzzustand entsprechen. Die Produktexergierate E_P repräsentiert den von der Turbine erzeugten Strom. Die Exergieverlustrate E_L beinhaltet den austretenden Exergieinhalt des Abgases, sowie der Kühlluft. Die Exergievernichtungsrate E_D stellt die Ineffizienzen der einzelnen Systemkomponenten dar.

$$E_F = E_P + E_D + E_L \quad (2)$$

E_F	Treibstoffexergierate in kW
E_P	Produktexergierate in kW
E_D	Exergievernichtungsrate in kW
E_L	Exergieverlustrate in kW

Für weiterführende Informationen zur Bestimmung der Exergiegrößen sei auf das Werk „Thermal Design and Optimization“ von Bejan et al. (1996) verwiesen.

2.3 KOSTENSCHÄTZUNG

Die Kosten der einzelnen Komponenten werden anhand einer faktorbasierten Kostenschätzungsmethode durchgeführt. Dazu wird unter anderem Gleichung (3) herangezogen. Im Wesentlichen werden die Komponentenkosten C_p^0 anhand komponentenspezifischer Faktoren $K_{1,2,3}$ und einer für die jeweilige Komponente charakteristischen Größe A ermittelt. Beispielsweise können die Kosten eines Wärmetauschers anhand der Wärmetauscherfläche ermittelt werden. Weitere Faktoren und Gleichungen erlauben eine Berücksichtigung von Betriebsdruck und verwendetem Material, sowie von Zuschlägen für Errichtung der Anlage und für unvorhergesehene Kosten. Für eine weitere Auseinandersetzung wird auf die Arbeit von Turton et al. (2009), die zugehörige und freizugängliche Exceldatei „Capcost_2017“ (Turton 2019), welcher die komponentenspezifischen Faktoren entnommen werden können, sowie der Anwendung der faktorbasierten Kostenschätzungsmethode durch Toffolo et al. (2014) verwiesen.

$$\log C_p^0 = K_1 + K_2 \log A + K_3 \log A^2 \quad (3)$$

- C_p^0 Komponentenkosten unter Basisbedingungen in €
 $K_{1,2,3}$ Komponenten spezifische Koeffizienten zur Kalkulation von C_p^0
 A Charakteristischer Dimensionierungsparameter

Anhand der gesamten Komponentenkosten (PEC) kann unter der Verwendung von Gleichung (4) und (5) eine dem jeweiligen System zugeführte Kostenrate ermittelt werden. Zur Abschätzung der mit dem Betrieb der Komponenten verbundenen Kosten wird ein Faktor φ von 1,06 und eine Anlagenbetriebsdauer von 8000 h/a angenommen. Um den Kapitalrückflussfaktor zu bestimmen wird ein Zinssatz von 12 % und eine Laufzeit von 10 Jahren herangezogen. In weiterer Folge können mittels Kostenstrom und generierter Nettoleistung die Stromgestehungskosten berechnet werden.

$$\dot{Z} = \frac{\text{CRF } \varphi \text{ PEC}}{N} \quad (4)$$

- \dot{Z} Kostenrate in €/h
 CRF Kapitalrückflussfaktor
 φ Wartungsfaktor
 PEC Anschaffungskosten von Systemkomponenten in €
 N Betriebsstunden in h/a

$$\text{CRF} = \frac{i(1+i)^n}{(1+i)^n - 1} \quad (5)$$

- CRF Kapitalrückflussfaktor
 i Zinssatz
 n Laufzeit in a

2.4 SYSTEMOPTIMIERUNG

Anhand des aufgestellten Gleichungssystems werden Optimierungen der beiden Prozesse durchgeführt. Als Zielfunktionen werden die Stromgestehungskosten (e_cost_net) und die elektrische Nettoleistung (P_net) herangezogen. Tab. 1 zeigt die für die Optimierung gewählten Entscheidungsvariablen, sowie

deren definierte Minima und Maxima. Der kritische Druck des Fluids Novec 649 beträgt 18,65 bar (3M 2014). Um am Eintritt in die Wärmerückgewinnungseinheit keinen überkritischen Zustand zu erreichen, wird der maximal zulässige Druck am Turbineneintritt mit 18 bar limitiert.

Tab. 1: Minima und Maxima, sowie anhand der Optimierungsvarianten ermittelten Werte der herangezogenen Entscheidungsvariablen

Optimierungsparameter	Minimum	Maximum	1DP e_cost_net	1D P_net	2DP e_cost_net	2DP P_net
Turbinendruck HD in bar	16	18	18	18	17	17
Turbinendruck MD in bar	1	12	-	-	12	3
Kühlluftaustritts- temperatur in °C	33	70	39	33	44	33
Minimale Temperatur- differenz der Wärmerück- gewinnungseinheit in °C	10	50	19	10	31	10

3 ERGEBNISSE

Abb. 2 zeigt die anhand der durchgeführten Optimierungen erhaltenen Investitions- und Stromgestehungskosten beider Prozesse. Für den 1DP führt eine Maximierung der Nettoleistung (1,2 MW) zu um 1 Mio. € höheren Investitions- und um 5 €/MWh höhere Stromgestehungskosten als die Minimierung der Stromgestehungskosten (6,2 Mio. € / 1,1 MW). Dieser Kostenunterschied wird einerseits auf die Senkung der minimalen Temperaturdifferenz der Wärmerückgewinnungseinheit und die Kühlluftaustrittstemperatur zurückgeführt (Tab. 1). Eine Senkung der minimalen Temperaturdifferenz hat geringere Wärmetauscherflächen zufolge. Die Hebung der Kühlluftaustrittstemperatur hingegen führt zu einem geringeren Strombedarf des Gebläses der Kondensatoreinheit.

Die Ergebnisse des 2DP weisen gleiche Effekte auf. Jedoch fällt der Kostenunterschied deutlich größer aus. Die anhand der Minimierung der Stromgestehungskosten ermittelten Investitionskosten liegen mit 5,4 Mio. € markant unter den erhaltenen Werten der anderen Szenarien. Eine Leistungs-optimierung hingegen hat deutlich höhere Investitionskosten zu Folge (8,2 Mio. € / 1,2 MW), als die Optimierung der Stromgestehungskosten (5,4 Mio. € / 0,9 MW).

Die Aufteilung der Investitionskosten auf die Baugruppen der Anlage unterscheiden sich für die beiden Optimierungsvarianten für den jeweiligen Prozess nicht wesentlich.

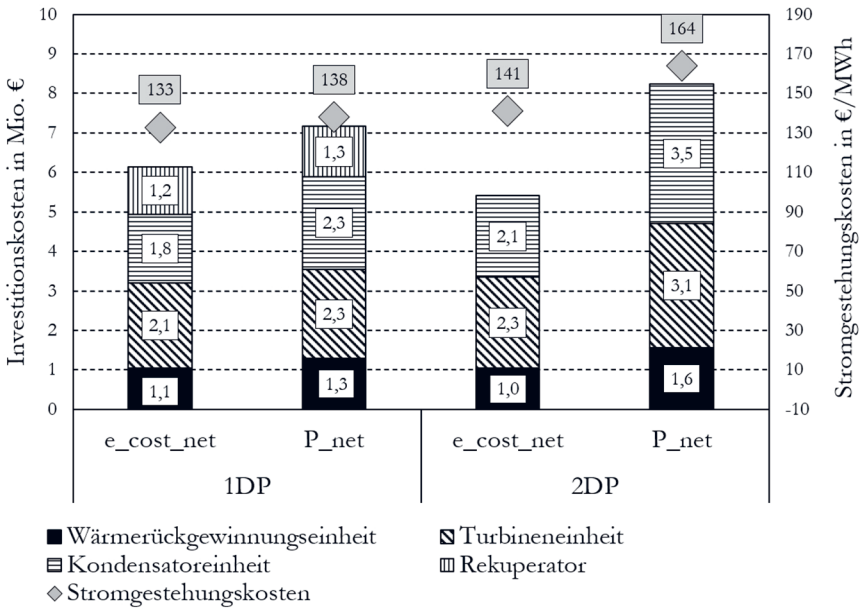
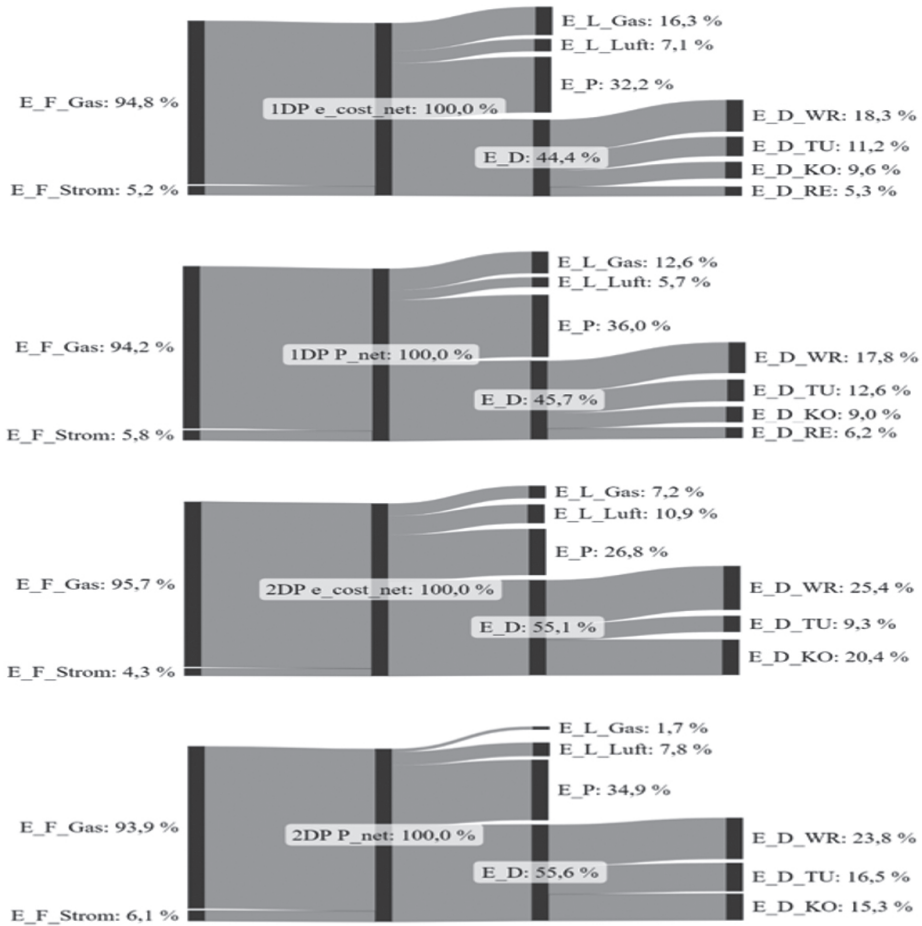


Abb. 2: Stromgestehungs- und Investitionskosten der Optimierungsszenarien

Abb. 3 veranschaulicht die anteiligen Exergieströme durch die beiden betrachteten Prozesse für die Optimierungsvarianten e_cost_net und P_net anhand von Sankey-Diagrammen. Dem 1DP, sowie auch dem 2DP, wird Treibstoffexergie in Form eines Abgasmassenstroms (E_F_Abgas) und elektrischer Hilfsenergie (E_F_Strom) für Pumpen und Ventilatoren zugeführt. Der Anteil der benötigten elektrischen Hilfsenergie liegt für das ökonomische Optimierungsszenario des 2DP mit 4,3 % unter den anderen Varianten. Eine Leistungsoptimierung des 2DP führt zu einem erhöhten Strombedarf von 6,1 %. Eine Betrachtung der Exergieverluste zeigt, dass dem 2DP anteilig weniger Exergie mit Abgas entweicht (E_L_Gas). Dies ist auf eine stärkere Abkühlung des Abgases zurückzuführen. Die mit der Kühlluft verbundenen Exergieverluste (E_L_Luft) fallen hingegen in den jeweiligen Optimierungsvarianten des 2DP höher aus. Grund dafür ist ein erhöhter Kühlluftmassenstrom. Eine Optimierung der Nettoleistung liefert für beide Prozesse einen Produktexergieanteil (E_P) auf ähnlichem Niveau (1DP: 36 % 2DP: 35 %). Die ökonomische Optimierung des 2DP führt zu einem 8 % geringeren Anteil. Der größte Anteil der aufgewendeten Exergie wird zerstört, wobei in beiden Szenarien die Exergievernichtung (E_D) des 2DP über jener des 1DP liegt. Dies ist einerseits auf die durch die intensiverte Abgaskühlung verursachte Exergievernichtung in der Wärmerückgewinnungseinheit zurückzuführen. Andererseits wird ein relevanter Exergieanteil im Kondensator vernichtet. Hier ist die Ursache ein erhöhter Massenstrom, welcher durch die Kondensatrückführung zur Enthitzung des aus der Niederdruckturbine tretenden Arbeitsmediums entsteht.



E_{F_Gas}	Mit dem heißen Abgas zugeführter Exergieanteil	E_D	Mit der Exergievernichtung verbundene Exergieanteil
E_{F_Strom}	In Form von elektrischer Energie zugeführter Exergieanteil	E_{D_WR}	Exergievernichtungsanteil der Wärmerückgewinnungseinheit
E_{L_Gas}	Mit dem gekühlten Abgas austretender Exergieanteil	E_{D_TU}	Exergievernichtungsanteil der Turbineneinheit
E_{L_Luft}	Mit der Kühlluft austretender Exergieanteil	E_{D_KO}	Exergievernichtungsanteil der Kondensatoreinheit
E_P	Mit der erzeugten elektrischen Energie verbundene Exergieanteil	E_{D_RE}	Exergievernichtungsanteil der Rekuperatoreinheit

Abb. 3: Anteilige Exergie Input & Output Ströme der betrachteten Optimierungsvarianten

4 SCHLUSSFOLGERUNG

Novec 649 stellt ein interessantes Fluid für ORC-Anwendungen dar. Es ist nicht flammbar und weist ein geringes Treibhausgaspotenzial, sowie kein Ozonabbaupotenzial auf (3M 2014). Es gilt jedoch zu klären, ob das Fluid Novec 649 zu den per- und polyfluorierten Alkylverbindungen (PFAS), auch Ewigkeitschemikalien genannt, gehört, deren Produktion 3M (2024) zufolge bis Ende 2025 eingestellt wird. Eine positive Beantwortung hätte zufolge, dass eine Verwendung des Fluids nur unter Sicherstellung einer absoluten Anlagendichtheit in Frage kommen würde.

Für einen Abgasmassenstrom von 48 kg/s mit einer Temperatur von 272 °C kann anhand des durchgeführten Prozessvergleichs folgendes festgestellt werden.

Beide Prozesse besitzen das theoretische Potenzial eine elektrische Nettoleistung von 1,2 MW bereitzustellen.

Die Nutzung ökonomischer und leistungsorientierter Zielfunktionen wirken sich deutlich stärker auf den 2DP als auf den 1DP aus.

An dieser Stelle sei darauf hingewiesen, dass es sich bei den herangezogenen Kosten um Schätzwerte handelt und Berechnungen anhand tatsächlicher Aufwendungen zu anderen Ergebnissen führen könnten.

DANKSAGUNG

Diese Arbeit wurde im Rahmen des Josef Ressel Zentrums für vernetzte System Bewertungen zur Unterstützung einer nachhaltigen Energieversorgung (Linked System Assessment LiSA) durchgeführt. Die finanzielle Unterstützung des österreichischen Bundesministeriums für Digitalisierung und Wirtschaftsstandort, der Nationalstiftung für Forschung, Technologie und Entwicklung, der Christian Doppler Forschungsgesellschaft, und der Projektpartner Burgenland Energie AG und Wien Energie GmbH wird dankend festgehalten.

LITERATUR

- 3M. (2014) Datenblatt Novec 649 High-Tech Flüssigkeit. Neuss; Deutschland. 3M Deutschland GmbH.
- 3M. (2024) 3M to Exit PFAS Manufacturing by the End of 2025. 3M News Center. Retrieved Apr 17, 2024, from <https://news.3m.com/2022-12-20-3M-to-Exit-PFAS-Manufacturing-by-the-End-of-2025>
- Beckmann G. & Krail J. (2019) Verfahren zur Steigerung der Energieeffizienz von Clausius-Rankine-Kreisprozessen. AT521050B1.
- Bejan A., Tsatsaronis G. & Moran M. J. (1996) Thermal design and optimization. New York USA. Wiley.
- IEA. (2022) World Energy Outlook 2022. Paris; France. International Energy Agency.
- Krail J., Beckmann G., Schittl F. & Piringer G. (2023) Comparative thermodynamic analysis of an improved ORC process with integrated injection of process fluid. Energy (ISSN 0360-5442) Vol. 266. Pages 11-21.
- Krempus D., Bahamonde S., van der Stelt T. P., Klink W., Colonna P. & De Servi C. M. (2024) On mixtures as working fluids of air-cooled ORC bottoming power plants of gas turbines. Applied Thermal Engineering (ISSN 1359-4311) Vol. 236, Part D. Article 121730.
- SimTech. (2021) IPSEpro Process Simulator. Graz, Austria. SimTech GmbH
- Toffolo A., Lazzaretto A., Manente G. & Paci M. (2014) A multi-criteria approach for the optimal selection of working fluid and design parameters in Organic Rankine Cycle systems. Applied Energy (ISSN 0306-2619) Vol. 121, Pages 219-232

- Turton R. (2019) Analysis Synthesis and Design of Chemical Processes 5th Edition. richardturton.faculty.wvu.edu. Retrieved 27.03.2024, from <https://richardturton.faculty.wvu.edu/publications/analysis-synthesis-and-design-of-chemical-processes-5th-edition>
- Turton R., Bhattacharyya D., Whiting, W. B. & Shaeiwitz J. A. (2018) Analysis, Synthesis and Design of Chemical Processes (5th ed.). Pearson Education.
- VDI. (2014) Ermittlung des Wirkungsgrads von konventionellen Kraftwerken: VDI 3986 2014 07. Berlin, Germany. Beuth.
- Wieland C., Schiffler C., Braimakis K., Kaufmann F., Dawo F., Karellas S., Besagni G. & Markides C. N. (2023) Innovations for organic Rankine cycle power systems: Current trends and future perspectives. Applied Thermal Engineering (ISSN 1359-4311) Vol. 225, Article 120201.

Kontakt:

Martin Ofner
Fachhochschule Burgenland GmbH
Forschungs- und Studienzentrum Pinkafeld
Steinamangerstraße 21
A-7423 Pinkafeld, Österreich
Tel. +43 5 7705-4146
martin.ofner@fh-burgenland.at

Session 4a

A Smart Monitoring Solution for Sustainable Building Operations

Heschl, Klanatsky / FH Burgenland GmbH / AT

A Smart Monitoring Solution for Sustainable Building Operations

C. Heschl, P. Klanatsky

Fachhochschule Burgenland GmbH, Pinkafeld, Austria

ABSTRACT: Buildings are responsible for nearly 40% of global energy consumption and a significant share of greenhouse gas emissions, primarily due to their operational phases. Traditional building management systems often struggle with the complexities of modern building operations, such as variable energy supplies, diverse occupancy patterns, and fluctuating climate conditions. This paper introduces a comprehensive smart monitoring solution designed to enhance energy efficiency and sustainability in building operations. By integrating advanced technologies in data analytics, machine learning, numerical optimization, and data-driven predictive control (DPC), this system dynamically manages building resources to identify inefficiencies and proactively adjust operations.

The heart of our approach lies in a sophisticated building simulation model that includes detailed sub-models for thermal behavior and energy performance. Utilizing a digital twin of the physical building, the system offers precise calculations of ideal energy demands and thorough performance gap analyses. In practical applications, our smart monitoring system demonstrated deviations of less than 4.9% for heating and 1.2% for cooling energy demands compared to actual data, highlighting its accuracy and reliability.

An optimization study revealed potential savings of over 47% in heating and 80% in cooling energy. These findings align with the PRELUDE project results, where the DPC algorithm achieved reductions of 35% in heating and 65% in cooling demands. The integration of smart monitoring solutions markedly improves operational efficiency and substantially supports sustainability goals in the built environment. Future work will focus on scaling these strategies to integrate seamlessly with renewable energy sources, driving the development of smarter and more sustainable building technologies.

1 INTRODUCTION

Buildings account for approximately 40% of global energy consumption and about a third of worldwide anthropogenic greenhouse gas (GHG) emissions. The majority of these emissions originate from the operational phase, which includes heating, cooling, lighting, and powering devices and appliances. This stark reality has positioned the building sector at the vanguard of global sustainability efforts, where the transition to low-carbon energy systems relies heavily on enhancing building energy efficiency (cf. EPBD 2024).

However, conventional building management systems frequently fall short when faced with the complexities of modern building operations. These complexities are characterized by variable energy supply conditions, diverse occupancy patterns, and fluctuating external climate conditions, presenting significant challenges in maintaining operational efficiency.

The introduction of smart monitoring systems marks a significant transformation in optimizing building operations for enhanced energy efficiency. These systems utilize state-of-the-art technologies in data analytics and machine learning to provide dynamic, automated, and context-aware management of building resources. By analyzing data streams these intelligent systems identify inefficiencies and performance gaps, facilitating proactive operational adjustments.

From a scientific perspective, these monitoring systems incorporate principles from various disciplines, including numerical optimization, optimal control, and data driven predictive control (DPC).

Numerical optimization involves mathematical techniques to identify the best possible solution according to a specified criterion from a set of available alternatives. This is essential for determining the optimal settings to minimize energy use while upholding comfort levels. Optimal control theory aids in crafting control strategies that navigate the trade-offs between desired performance and energy conservation. Moreover, DPC leverages predictive models to anticipate future system states, enabling the management of energy resources in a predictive fashion. This is particularly advantageous for efficiently integrating renewable energy sources such as solar and wind.

Smart monitoring systems can exploit these methods in tandem with a digital twin - a virtual model of the physical building - to calculate the ideal energy demand and facilitate detailed analysis of performance gaps. This integration enhances the predictive capability and operational transparency of building management systems, thereby supporting more sustainable and efficient building operations.

The potential of such advanced monitoring systems extends beyond mere enhancements in operational efficiency. They play a pivotal role within the broader scope of smart grid applications and energy communities. In these realms, building operations are synchronized with community energy systems, fostering more resilient and sustainable community environments. These systems are acknowledged not only as tools for cost reduction but also as fundamental enablers of a shift towards decentralized, low-carbon society.

In concluding, it is vital to situate building operations within the expansive framework of sustainable community development. Future research and developments in this field must be in consonance with the ultimate goal of sustainability, considering economic, social, and environmental aspects. This holistic approach contributes effectively to the global effort to mitigate climate change. Emphasizing the need for an interdisciplinary research ecosystem, this strategy involves various stakeholders to promote the development and deployment of smart and easy-to-use technologies.

In this context, we propose a scalable method to automatically identify performance gaps. Its user-friendly interface and flexibility ensure suitability across different building types and sizes. Moreover, it allows for the analysis of available flexibility options at the building and energy community levels, thus advancing the more efficient integration of renewable sources.

2 INTEGRATION AND OPTIMIZATION APPROACH

2.1 GENERAL APPROACH

The key element of the smart monitoring solution is a specially developed building simulation tool. This foundational tool seamlessly integrates a variety of control strategies within its framework, promoting dynamic and responsive management of building operations. Furthermore, alongside conventional control strategies, the code is enhanced with a Data-driven Predictive Control (DPC) approach. Developed, tested, and validated within the PRELUDE project. The DPC strategy is a sophisticated solution for reducing energy consumption, CO₂ emissions, and increasing energy flexibility, while simultaneously maintaining occupant comfort. Demonstrating a potential for up to 85% in CO₂ reductions, the DPC approach effectively optimizes building performance.

The integration of these advanced control strategies is essential for the automated determination of optimal energy demand. This functionality is pivotal for executing thorough performance gap analyses, whereby deviations from optimal performance are systematically identified. By continuously analyzing and adjusting operational strategies in real-time, the simulation environment fosters ongoing improvements in energy efficiency and sustainability.

An additional feature of this simulation framework is its robust connectivity with building automation systems. By employing standard protocols such as OPC server connections and cloud-based API interfaces. This allows direct acquisition of real-time and historical measurement data from building systems (cf. Fig. 1).

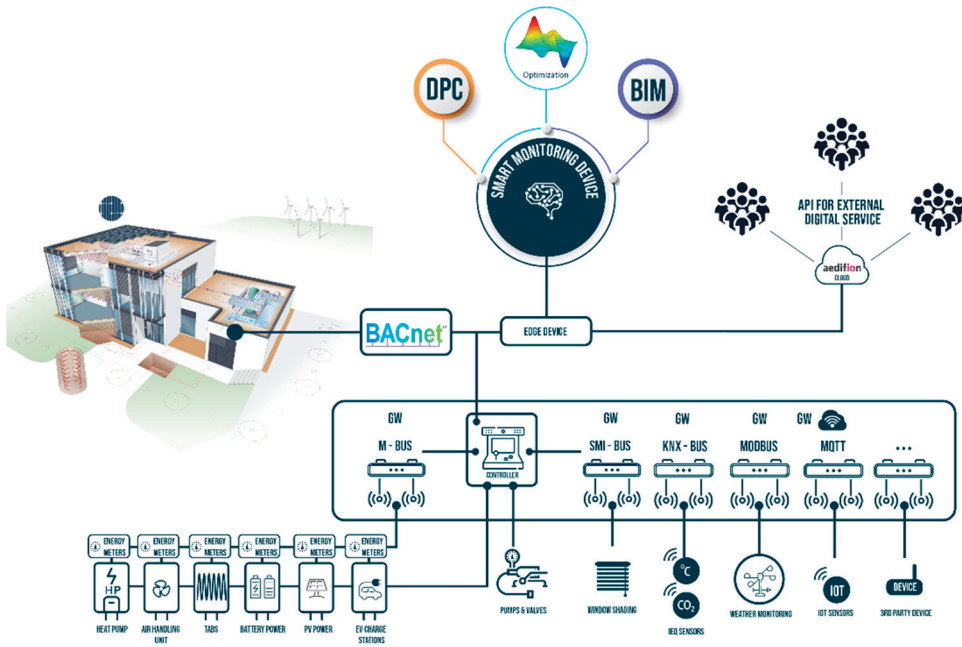


Fig. 1: Integrated Smart Monitoring System for Sustainable Building Operations

2.2 BUILDING SIMULATION APPROACH

The cornerstone of our methodological approach involves the development of a sophisticated building simulation model, which is designed to encompass and dynamically simulate various aspects of building thermal behavior and energy performance. This comprehensive model integrates multiple sub-models, each detailed enough to handle the intricacies of different building components.

A key feature of this model is its capability to solve the transient heat conduction equation that describes the one-dimensional heat transfer through walls, ceilings, and floors. For this purpose, we employ a finite volume discretization approach, which provides the spatial resolution necessary for accurate heat transfer modeling in building geometries. This technique is well-suited to handle the diverse thermal properties and boundary conditions typical of building materials, ensuring that the simulation results reflect realistic thermal responses to varying environmental conditions.

For the building’s transparent surfaces, such as windows and glass facades, the model incorporates specialized sub-models that account for solar radiation impacts. These models meticulously calculate the energy gains and losses through such surfaces by considering factors like solar irradiance, angle of incidence, and the effects of shading devices. The models’ ability to simulate the performance of sun protection systems allows for precise assessment of their role in reducing unwanted heat gain during warmer months and maximizing solar gains when beneficial.

Moreover, the simulation extends to integrated surface heating and cooling systems typically embedded within the floors or walls of modern buildings. For these systems, our approach follows the guidelines and calculations specified in EN 11855. This standard provides the methodology for assessing the performance of embedded radiant heating and cooling systems, ensuring that the model accurately reflects the behavior of these systems under various operational scenarios.

By combining these detailed simulation models into a unified monitoring framework, we can explore a wide range of design and operational strategies, aiming to optimize building performance for

energy efficiency, thermal comfort, and sustainability. This framework, therefore, serves as a critical tool in evaluating how buildings will perform in real-world scenarios, guiding the development of more effective building designs and operations strategies.

2.3 DATA DRIVEN PREDICTIVE CONTROL APPROACH

For the control of the building's energy systems, a sophisticated data-driven predictive control (DPC) algorithm is implemented directly within the building simulation tool. This integration enables precise computation of the ideal energy requirements for various zones and usage scenarios within the building.

The core of the DPC algorithm is a state-space model constructed based on a grey-box methodology. This approach strikes a balance between theoretical physical models and empirical data, effectively capturing the dynamics of complex building systems. The thermal zones within the model incorporate multiple elements, including the shading system, thermally activated building structures (such as embedded heating and cooling systems), ventilation systems, and internal loads from occupants.

The parameters for the grey-box model are automatically identified using a nonlinear least-squares solver, which ensures accurate fitting by minimizing the discrepancy between predicted and actual behaviors. This solver processes data sets that include temperature readings, energy flows, and real-time weather conditions. This method not only enhances the model's predictive accuracy but also tailors the control system to the building's specific thermal characteristics (cf. Klanatsky et al. 2023 and Klanatsky et al. 2024).

To meet the demands of universal applicability and enhance operational efficiency, the DPC utilizes a solver-based approach. This method involves the automatic generation of a coefficient matrix tailored for a Mixed Integer Linear Programming (MILP) solver, integrating the identified grey-box parameters. The resultant objective function of the DPC algorithm is designed to cater to a myriad of operational criteria, including minimizing energy consumption & costs, maximizing self-consumption of generated energy, reducing carbon dioxide emissions, and promoting grid-friendly practices. Through this advanced control strategy, the building's energy systems can be assessed in a way that considers KPIs across various metrics, thereby supporting sustainable and efficient building management processes.

Therefore, modern smart monitoring solutions require DPC algorithms which can compute optimized set-value trajectories for all relevant actuators meticulously. These trajectories are crucial for achieving the defined objective functions while ensuring operational efficiency and sustainability. Additionally, the DPC incorporates highly detailed constraint functions, which are essential for maintaining thermal comfort within the building, thus aligning operational efficiency with occupant satisfaction.

3 APPLICATION EXAMPLE

In order to validate the effectiveness of the smart monitoring system developed, a comprehensive performance analysis was carried out for a real application. This analysis is based on experimental studies carried out in the Living Lab Energetikum. Measurement data was collected over an entire year (2019), covering both the heating and cooling periods as well as the transitional seasons. The data collection covered all operating phases to ensure comprehensive validation of the system.

The results showed that the deviations between the heating and cooling energy demand predicted by the Smart Monitoring System and the actual measured data were remarkably low, at less than 4.9% for heating and less than 1.2% for cooling. These results were achieved using an identical control strategy and an equivalent room temperature distribution, which emphasises the accuracy and reliability of the Smart Monitoring System under real operating conditions.

To illustrate the performance-gap analysis, a real-life application study was conducted using the advanced smart monitoring approach. The results, depicted in Fig. 2, reveal the significant energy-saving potential of the analyzed zone in the Living Lab Energetikum. The comparison between measured and predicted annual energy demands revealed heating energy savings exceeding 47% and cooling energy

savings surpassing 80%. This substantial performance gap demonstrates a tremendous potential for energy savings through optimized control strategies.

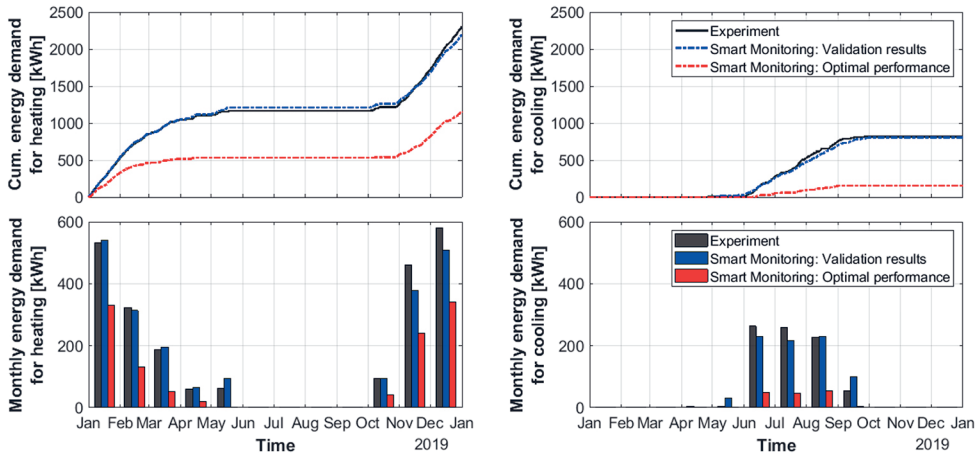


Fig. 2: Performance-gap analysis with the smart monitoring solution

This outcome aligns seamlessly with the results from the PRELUDE project, where the DPC algorithm was rigorously tested over a year under real operating conditions (PRELUDE 2024). Measurements from this long-term test demonstrated that by optimizing the energy management strategy, heating demands could be reduced by 35% and cooling demands by 65% (cf. Veynandt et al. 2023). These substantial savings underscore the potential of smart monitoring solutions to significantly enhance energy efficiency and sustainability in building operations.

The application example underlines the effectiveness of the intelligent monitoring system in bridging performance gaps. The low percentage deviation in energy saving forecasts confirms the accuracy of the smart monitoring system and highlights the significant energy savings that can be achieved. The integration of the new method not only improves operational efficiency, but also contributes to the overall goals of reducing greenhouse gas emissions and promoting sustainability in the built environment.

4 CONCLUSION AND OUTLOOK

One of the key challenges in performance gap analyses is accurately determining ideal energy demands, exploring available flexibility options, and visualizing oversized systems. The use of smart monitoring, equipped with advanced simulation models, numerical optimization methods, and robust data interfaces, has played a pivotal role in addressing these challenges. Although there are numerous tools available for simulation processes, data interfaces, and algorithms for predicting user-specific loads, a comprehensive monitoring approach that fully integrates data-driven predictive control (DPC) strategies is still not widely available.

Our research has demonstrated that the DPC approach significantly enhances the effectiveness of performance gap analyses. This approach not only improves energy efficiency but also allows for a detailed assessment of key performance indicators, such as energy costs, CO₂ reduction, and the efficient integration of volatile renewable energy sources.

Initially, the method was applied to single-zone analyses. However, it is scalable to entire building systems using either centralized or decentralized optimization strategies. Centralized optimization strategies require more significant engineering efforts but are generally more successful in finding the

global optimum. Conversely, decentralized optimization strategies are easier to scale but need further enhancement to effectively approximate the global optimum.

Looking ahead, the focus should be on advancing these decentralized optimization strategies to enhance their robustness and scalability. Such progress is essential for developing comprehensive systems that can seamlessly integrate with fluctuating renewable resources and predictively manage future loads. These advancements are crucial for pushing the boundaries of building technologies towards smarter, more sustainable solutions.

ACKNOWLEDGEMENT

The work presented is based on research conducted within the framework of the project smartOptimizer - Datengetriebenes und proaktives Optimierungsservice für Gebäude. This project has received funding from the Austrian Research Promotion Agency under Grant Agreement N° 892923 | Call identifier: COIN KMU-Innovationsnetzwerke, 13. Ausschreibung | Program Owner: Federal Ministry Republic of Austria Labour and Economy. The assistance of OpenAI's GPT-4 in enhancing the formal quality and readability of this paper is also acknowledged.

LITERATURE

- EPBD (2024) Directive 2024/1275 of the European Parliament and of the Council of 24 April 2024 on the energy performance of building. <https://eur-lex.europa.eu/homepage.html>
- Klanatsky P., Veynandt F. & Heschl C. (2023) Grey-box model for model predictive control of buildings. *Energy & Buildings* 300, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113624>
- Klanatsky P., Veynandt F., Stelzer R. & Heschl C. (2024) Monitoring data from an office room in a real operating building, suitable for state-space energy modelling. *Data in Brief* Volume 52, <https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109891>
- PRELUDE (2024) Prescient building Operation utilizing Real Time data for Energy Dynamic Optimization. Horizon 2020 research and innovation project under Grant Agreement N° 958345 and Call identifier: LC-EEB-07-2020. <https://prelude-project.eu/>
- Veynandt F., Heschl C., Klanatsky P., Ringhofer M., Kopsinis Y., Balomenos A., Siokas G., Chiesa G., Grasso P., Ruiz R., Farina L., Aversa R., Kolokotroni M., Tun T.P., Zune M., Sofias N., Lokas D. & Alifragkis V. (2023). PRELUDE validation and LL demo report. Deliverable 6.3 from PRELUDE Horizon 2020 research and innovation project under Grant Agreement N° 958345 and Call identifier: LC-EEB-07-2020. <https://prelude-project.eu/>

Kontakt:

Christian Heschl
Fachhochschule Burgenland GmbH
Forschungs- und Studienzentrums Pinkafeld
Steinamangerstraße 21
A-7423 Pinkafeld, Österreich
christian.heschl@fh-burgenland.at

Peter Klanatsky
Fachhochschule Burgenland GmbH
Forschungs- und Studienzentrums Pinkafeld
Steinamangerstraße 21
A-7423 Pinkafeld, Österreich
peter.klanatsky@fh-burgenland.at

Session 4b

Technische und wirtschaftliche Vorteile in der Gebäudesanierung mit vorgefertigten thermisch aktiven Fassaden und PVT

Gumhalter / AEE INTEC / AT

Ramschak / TOWERN3000 Projekt- & Medienagentur GmbH / AT

Böck, Perkonig / FH Burgenland GmbH / AT

Analyse saisonaler Speichertechnologien im Burgenland

Jasek, Puchegger / Forschung Burgenland GmbH / AT

Hummer, Pratter / 4ward Energy Research GmbH / AT

Technische und wirtschaftliche Vorteile in der Gebäudesanierung mit vorgefertigten thermisch aktiven Fassaden und PVT

M. Gumhalter¹⁾, T. Ramschak²⁾, S. Böck³⁾, M. Perkonig³⁾

¹⁾ AEE INTEC, Gleisdorf, Österreich

²⁾ TOWERN3000 Projekt- & Medienagentur GmbH, Schladming, Österreich

³⁾ FH Burgenland GmbH, Pinkafeld, Österreich

ABSTRACT: The imperative for decarbonization within the building sector is well recognized, with the energy renovation of existing structures playing a pivotal role in achieving sustainability goals. This paper explores the application of innovative renovation methodologies, emphasizing the deployment of thermally active prefabricated curtain facades - a strategy that not only serves as an efficient alternative to traditional building refurbishment but also harnesses the building mass for thermal storage. In recent studies, it has been demonstrated that buildings equipped with concrete core activation, when integrated with Photovoltaic Thermal (PVT) systems, can achieve autonomy rates for heating and hot water supply up to 85 %. Building on this foundational knowledge, this research aims to transfer this concept to buildings with thermally active prefabricated curtain facades. Additionally, the study investigates whether an integrated PVT supply concept applied to an energetically renovated existing building can provide a solution that is both economically and ecologically sustainable.

For practical illustration, a residential building, representative of typical Austrian architecture from 1960 to 1980, was selected as the case study object. Simulations were carried out using IDA ICE. Various variant studies, which compared traditional heating systems with activated facades, analysed the potential for load shifting while taking into account comfort criteria. A solar supply concept incorporating PVT, photovoltaic (PV), and heat pump technologies was also integrated into the simulation for dynamic testing. To enable a comprehensive evaluation of the renovation measures, the economic and ecological impacts were examined based on simulation results.

The findings reveal that the thermal load shifting potential with the use of active facades is increased by a factor of 2.9 compared to underfloor heating systems and by a factor of 27.4 compared to radiator heating. This suggests a comparability to classical component activation and provides an excellent basis for implementing load shifting mechanisms. Moreover, the combination with a solar supply concept based on PVT and heat pump technology can cover 71 % of the heating demand (assessed on a quarterly hour basis). With the proposed renovation concept, achieving a negative CO₂ balance over a 25-year period at the case study building is feasible. Furthermore, due to significantly reduced operational costs, the solar supply concept in combination with thermally active facades presents a more economically attractive renovation alternative than a reference renovation.

This research underscores the transformative potential of integrating advanced thermal management and renewable energy technologies in the building sector. By promoting such synergistic approaches, significant strides can be made towards the decarbonization of existing buildings, contributing to broader sustainability and climate goals.

1 EINLEITUNG UND MOTIVATION

Die Notwendigkeit der Dekarbonisierung im Gebäudesektor ist unbestritten, wobei die energetische Sanierung bestehender Bausubstanz eine Schlüsselrolle spielt. Vor dem Hintergrund der Klimaziele und der Dringlichkeit, den Energieverbrauch sowie die CO₂-Emissionen zu reduzieren, gewinnen

innovative Sanierungsmethoden zunehmend an Bedeutung. Eine solche Innovation stellt der Einsatz thermisch aktiver vorgefertigter Vorhangfassaden dar, die nicht nur eine effiziente Alternative zur herkömmlichen Gebäudesanierung bieten, sondern auch das Potenzial haben, die Gebäudemasse als thermischen Speicher zu nutzen (Hengel et al. 2020; Gumhalter et al. 2022). Diese Nutzung ermöglicht es, die Energieeffizienz des Gebäudes signifikant zu steigern, indem sie die Prinzipien der Bauteilaktivierung, die traditionell vornehmlich im Neubau Anwendung finden, auf die Sanierung überträgt.

Des Weiteren wurde durch Gumhalter & Ramschak (2023) gezeigt, dass bauteilaktivierte Gebäude in Kombination mit PVT-Systemkonzepten exzellente Autarkiegrade für Heizen und Warmwasser von bis zu 85 % erreichen können. Basierend auf diesen Grundlagen soll ermittelt werden in welchem Umfang die nutzbare Speichermasse durch den Einsatz thermisch aktiver vorgefertigter Vorhangfassaden im Vergleich zu konventionellen Sanierungsmethoden gesteigert werden kann, und inwiefern diese ohne die Beeinträchtigung des Innenraumkomforts verwendet werden kann. Darüber hinaus soll untersucht werden, ob ein integriertes PVT-Versorgungskonzept an einem so energetisch sanierten Bestandsgebäude eine wirtschaftlich und ökologisch nachhaltige Lösung bieten kann.

2 METHODIK

Durch verschiedene Variantenstudien, die herkömmliche Heizsysteme mit aktivierten Fassaden vergleichen, werden die Möglichkeiten zur Lastverschiebung unter Berücksichtigung von Komfortkriterien analysiert. Zusätzlich wird ein solares Versorgungskonzept mit PVT, PV und Wärmepumpe in die Simulation integriert und dynamisch getestet. Für die Simulationen wurde die Gebäudesimulationssoftware IDA ICE 5b23 der Firma EQUA Simulation AB verwendet. Um eine umfassende Bewertung der Sanierungsmaßnahmen zu ermöglichen, werden die wirtschaftlichen und ökologischen Auswirkungen anhand der Simulationsergebnisse untersucht.

2.1 BESTANDSGEBÄUDE

Als Beispielobjekt wurde ein thermisch unsaniertes Wohngebäude mit 12 Wohneinheiten definiert, das den typischen Bauweisen in Österreich zwischen 1960 und 1980 entspricht. In Abb. 1 ist das dreigeschossige Gebäude und die Zonierung der Wohneinheiten dargestellt. Die Konstruktion wurde so gewählt, dass die resultierenden U-Werte der relevanten Bauteile weitgehend den damaligen Normen und Bauvorschriften entsprechen. Graz wurde als Standort für die Annahme der Klimadaten des Gebäudes verwendet. Detaillierte Bauteilaufbauten können Böck (2024) und Perkonig (2024) entnommen werden. In den folgenden Kapiteln 2.2 und 2.3 wird für das Gebäude eine innovative Sanierungsvariante mit vorgefertigten thermisch aktiven Fassaden und einem solaren Energieversorgungskonzept vorgestellt.

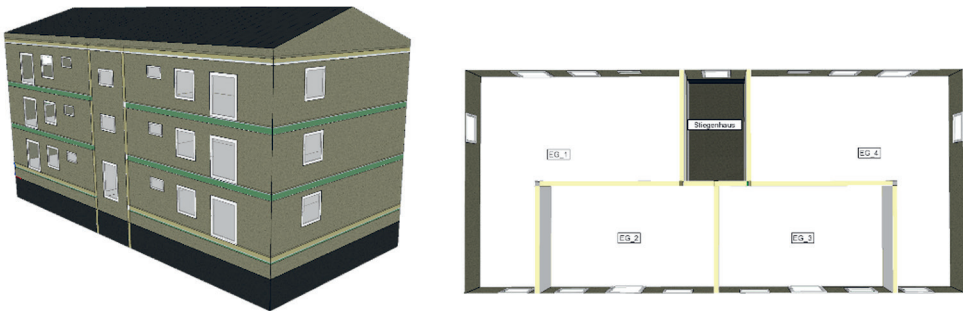


Abb. 1: 3D-Ansicht vom Referenzgebäude (links) und Zonierung einer Etage (rechts) (Perkonig, 2024).

2.2 THERMISCH AKTIVE FASSADE

Für die thermische Sanierung des Bestandsgebäudes wird eine vorgefertigte thermisch aktive Fassade nach Hengel et al. (2020) untersucht. Der dabei resultierende Aufbau der Außenwand ist in Abb. 2 näher beschrieben. Neben systematischen Vorteilen von aktiven Fassadenelementen durch den seriellen Sanierungscharakter und die Eignung für Niedertemperaturheizsysteme ist vor allem die thermische Aktivierung der vorhandenen Gebäudemasse eine essenzielle Innovation.

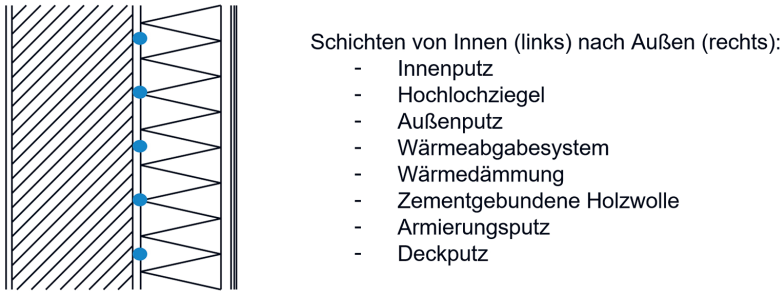


Abb. 2 : Schnittdarstellung der sanierten Bestandswand inklusive der thermisch aktiven Fassade (Perkonig, 2024).

Lastverschiebungspotenzial

Die erfolgreiche Integration von Erneuerbaren volatilen Wärmequellen zur Gebäudekonditionierung ist in hohem Maße von der Nutzung von Flexibilitäten und Speichern abhängig. Das vorgestellte Sanierungskonzept bietet durch das thermische Aktivieren der bestehenden Gebäudestruktur besonderes Flexibilitätspotenzial. Perkonig (2024) hat zur Untersuchung des dynamischen Verhaltens eines solchen Systems ein tägliches Lastverschiebungsszenario untersucht. Dazu wurde ein Signal implementiert, welches über den Zeitraum von 06:00 bis 09:00 Uhr täglich die Heizleistung der Wärmeversorgung durch Senkung der Vorlauftemperatur reduziert. Über eine gesamte Heizsaison wird dafür die Menge der pro Tag verschobenen Energie und auch die Beeinflussung der Raumtemperatur berechnet. Nachfolgend werden die mathematischen Formulierungen in Gleichungen 1 bis 3 angeführt, die für die Evaluierung angewendet wurden und das Verfahren in Abb. 3 grafisch dargestellt.

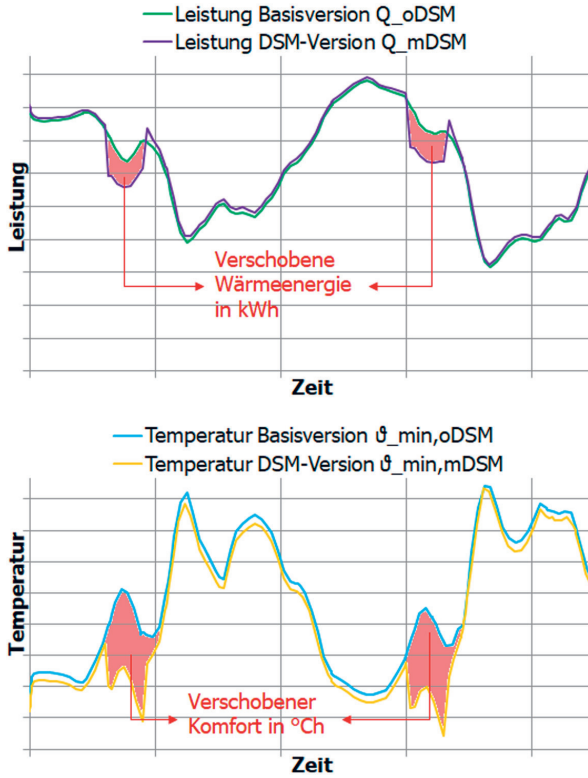


Abb. 3: Schematische Darstellung für die Berechnung der verschobenen Heizenergie und des Komforts für Szenarien mit und ohne Demand Side Management (DSM) (Perkonig, 2024).

$$\Delta Q = \int_{DSM_{start}}^{DSM_{stop}} \dot{Q}_{oDSM}(t) dt - \int_{DSM_{start}}^{DSM_{stop}} \dot{Q}_{mDSM}(t) dt \quad (1)$$

ΔQ *Verschobene Wärmeenergie in kWh*

DSM_{start} *Startzeitpunkt des DSM-Signals in h*

DSM_{stop} *Stoppzeitpunkt des DSM-Signals in h*

\dot{Q}_{oDSM} *Wärmeleistung der Variante ohne DSM in kW*

\dot{Q}_{mDSM} *Wärmeleistung der Variante mit DSM in kW*

$$\Delta \text{Komfort} = \int_{DSM_{start}}^{DSM_{stop}} \vartheta_{min,oDSM}(t) dt - \int_{DSM_{start}}^{DSM_{stop}} \vartheta_{min,mDSM}(t) dt \quad (2)$$

$\vartheta_{min,oDSM}$ *Minimale Raumtemperatur der Variante ohne DSM in °C*

$\vartheta_{min,mDSM}$ *Minimale Raumtemperatur der Variante mit DSM in °C*

$\Delta \text{Komfort}$ *Verschobener Komfort in °Ch*

Für die Vergleichbarkeit mehrerer von Perkonig (2024) untersuchten Varianten zueinander wurde eine Kennzahl (k) eingeführt, welche die berechnete verschobene Wärmeenergie in kWh mit dem verschobenen Komfort in ein Verhältnis setzt. Diese Kennzahl veranschaulicht, wie viel Wärmeenergie verschoben werden konnte und welche Komforteinbußen durch die reduzierte Leistung verursacht wurden.

$$k = \frac{\Delta Q}{\Delta \text{Komfort}}$$

2.3 SOLARES VERSORUNGSKONZEPT

Das vorgestellte innovative Fassadensanierungskonzept soll in Systemkombination mit lokaler solarer Erzeugung eine zukunftsfähige Lösung für die Gebäudedekarbonisierung im urbanen und suburbanen Bereich bieten. Um sowohl wirtschaftliche als auch ökologische Parameter dafür bestimmen zu können wird das Simulationsmodell um ein solares Versorgungskonzept erweitert welches für Neubaugebäude bereits von Gumhalter & Ramschak (2023) vorgestellt wurde. Das innovative Gesamtkonzept umfasst hierbei die Wärmebereitstellung mittels abgedeckter photovoltaisch-thermischer Module (PVT-Module) und Luftwärmepumpe, die Zentralisierung der Warmwasserbereitung, der Einbau einer kontrollierten Wohnraumlüftung sowie einen Batteriespeicher mit Lastmanagement. Dadurch soll versucht werden, mit vorgefertigten aktiven Fassadenelementen und einem solaren Versorgungskonzept einen möglichst hohen Grad an energetischer Eigenversorgung zu erreichen.

Um die elektrische und thermische Energie, welche durch die PV/PVT-Anlage gewonnen wird, möglichst effektiv zu nutzen, wurde im Simulationsmodell ein Lastmanagement vorgesehen. Überschüssige elektrische Energie, welche an der PV/PVT-Anlage anfällt, aber nicht direkt im Gebäude benötigt wird, mittels vorausschauender Betriebsweise teilweise nutzbar gemacht. Dafür wird primär die Bauteilaktivierung genutzt, indem der Sollwert für die Vorlauftemperatur der thermisch aktivierten Fassade angehoben wird und gleichzeitig auch Raumtemperatur-Sollwerte erhöht werden.

Ökonomische und ökologische Performance

Um ein holistisches Urteil über die Sanierungsmaßnahmen treffen zu können, werden von Böck (2024) die wirtschaftlichen und ökologischen Auswirkungen auf Grundlage der Simulationsergebnisse untersucht. Die für die nachfolgenden Berechnungen in diesem Kapitel herangezogenen Energieverbräuche sowie eingespeiste Energiemengen werden mit dynamischen Jahressimulationen ermittelt. Sowohl für die ökonomischen als auch ökologischen Betrachtungen wird von Böck (2024) eine Referenzsanierung eingeführt, welche an die derzeit üblichen Sanierungsmaßnahmen angelehnt ist. Dazu zählt neben einer Gebäudedämmung mittels Wärmedämmverbundsystem auch der Einsatz einer Luftwärmepumpen-PV-Kombination und eine direktelektrische Warmwasserbereitung.

Die Wirtschaftlichkeit der vorgestellten Sanierungsmethode wird mithilfe einer Barwertmethode bestimmt. Für alle Ergebnisse der ökonomischen Berechnung wurde ein Betrachtungszeitraum von 25 Jahren festgelegt. Die anfänglichen Kosten ergeben sich durch Anschaffungs- und Einbaukosten der Anlagenkomponenten. Die Folgekosten ergeben sich aus der Summe der Ersatzbeschaffungen, die im Zuge des Betrachtungszeitraums angeschafft werden müssen. Dafür werden komponentenspezifische Lebensdauern herangezogen. Weiters wird bei den Folgekosten der Restwert der angeschafften Anlagenkomponenten am Ende des Betrachtungszeitraums zum Abzug gebracht. Die detaillierte Kostenaufstellung samt Schlüsselparametern wie Inflation und Energiekosten kann Böck (2024) entnommen werden. Sonstige baulichen Maßnahmen der Sanierungen wie Fenstertausch, Dämmung der obersten Geschosdecke etc. wurden nicht miteinbezogen, da der Fokus dieser Arbeit auf den gebäudetechnischen Komponenten und nicht auf baulichen Maßnahmen liegt.

Für die ökologische Untersuchung wurden der simulierte elektrische Netzbezug und die Einspeisung mit den Berechnungsfaktoren aus Tab. 1 in CO₂-Äquivalent umgerechnet.

Tab. 1: Auszug aus OIB-330.6-036/23 (2023) zu Konversionsfaktoren für den österreichischen Strommix

fPE Primärenergie	fPE,n.ern. Primärenergie nicht erneuerbarer Anteil	fPE,ern. Primärenergie erneuerbarer Anteil	fCO ₂ eq CO ₂ -Äquivalent g/kWh
1,76	0,79	0,97	156

3 ERGEBNISSE

3.1 LASTVERSCHIEBUNGSPOTENTIAL

Abb. 4 zeigt den Verlauf der Heizleistungen in einer durchschnittlichen Winterwoche für die aktive Fassade im Vergleich mit und ohne DSM. Durch die tägliche Lastabsenkung verzeichnet der Leistungsverlauf der DSM Variante Lasteinbrüche, wodurch auch wieder zeitverzögerte Leistungsspitzen entstehen. Im Raumtemperaturverlauf (Abb. 5) zeigen beide Varianten eine annähernd gleiche Charakteristik. Die minimale Raumtemperatur der DSM-Version überschreitet nur an den beiden letzten Tagen in der Wochenansicht den Verlauf des Modells ohne Lastverschiebung. Insbesondere bei der aktiven Fassade wird im zeitlichen Verlauf der Raumtemperatur ersichtlich, dass die Reaktion auf die Leistungsreduktion durch das DSM-Signal generell keine instantanen Auswirkungen auf den Temperaturverlauf bewirkt. Insgesamt lässt sich feststellen, dass die Bauteilaktivierung der Fassade im Vergleich zu den konventionellen Systemen der Fußbodenheizung und Radiatoren weniger sensibel auf Lastverschiebungen reagiert.

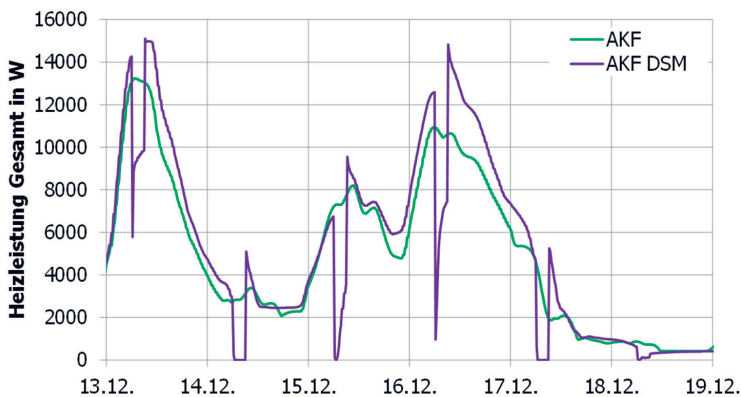


Abb. 4: Verlauf der Heizleistungen in einer durchschnittlichen Winterwoche für die aktive Fassade im Vergleich mit und ohne DSM (Perkonig, 2024).

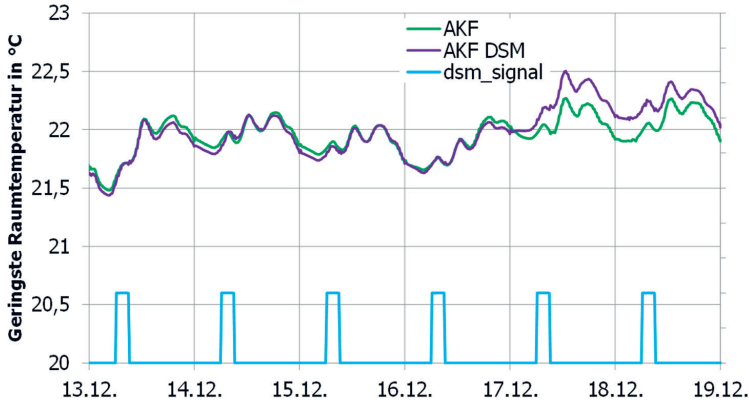


Abb. 5: Verlauf der minimalen Raumtemperatur in einer durchschnittlichen Winterwoche für die aktive Fassade im Vergleich mit und ohne DSM (Perkonig, 2024).

Die Ergebnisse aus Tab. 2 zeigen, dass bei äquivalenter Veränderung des Raumkomforts das thermische Lastverschiebungspotenzial bei dem Einsatz von aktiven Fassaden im Vergleich zu Fußbodenheizungssystemen um den Faktor 2,9 erhöht ist und im Vergleich zu einer Radiatorheizung um den Faktor 27,4 erhöht ist (Perkonig, 2024). Dieses Verhältnis verdeutlicht, dass durch die Aktivierung der Speichermasse eine signifikante Menge an Heizlast verschoben werden kann, während gleichzeitig die Komforteinbußen minimal ausfallen. Vergleichbar mit klassischer Betonkernaktivierung bietet die Sanierung des Gebäudes mit einer thermisch aktivierten Fassade eine hervorragende Grundlage für den Einsatz von Lastverschiebungsmechanismen.

Tab. 2: Durchschnittliche verschobene Heizenergie und verschobener Komfort pro Tag in der Heizsaison und das Verhältnis k (Perkonig, 2024)

	Variante Radiatoren	Variante FBH	Variante aktive Fassade
Verschobene Heizenergie in kWh	1,37	5,06	5,37
Verschobener Komfort in °Ch	0,34	0,13	0,05
Verhältnis k in kWh/°Ch	4,00	38,34	109,89

3.2 ÖKOLOGISCHE BEWERTUNG

Die Kombination mit einem solaren Versorgungskonzept basierend auf PVT- und Wärmepumpentechnologie ermöglicht laut Böck (2024) einen solaren Deckungsgrad für die Wärmebereitstellung von 71 % (viertelstündlich bilanziert). Der hohe gesamte solare Deckungsgrad für die Wärmebereitstellung mit dem vorgestellten Sanierungskonzept ergibt sich aus der Kombination von Wärmebereitstellung durch PVT, der Batterieanlage sowie dem Lastmanagement, welches aktiv die thermisch aktivierte Gebäudehülle bewirtschaftet. Wie in Abb. 6 dargestellt und in Tab. 3 aufgelistet kann der solarthermische Ertrag der PVT-Anlage vor allem in den Sommermonaten den elektrischen Energieverbrauch der Wärmepumpe stark reduzieren. Es zeigt sich somit, dass selbst im mitteleuropäischen Klima eine Gebäudesanierung mit dem Fokus auf solare Quellen und Flexibilität effektiv ist und ein Großteil der benötigten Wärme in einem Mehrparteiengebäude, ohne die Nutzung von Zusatzflächen, direkt am Gebäudedach und aus der Außenluft gewonnen werden.

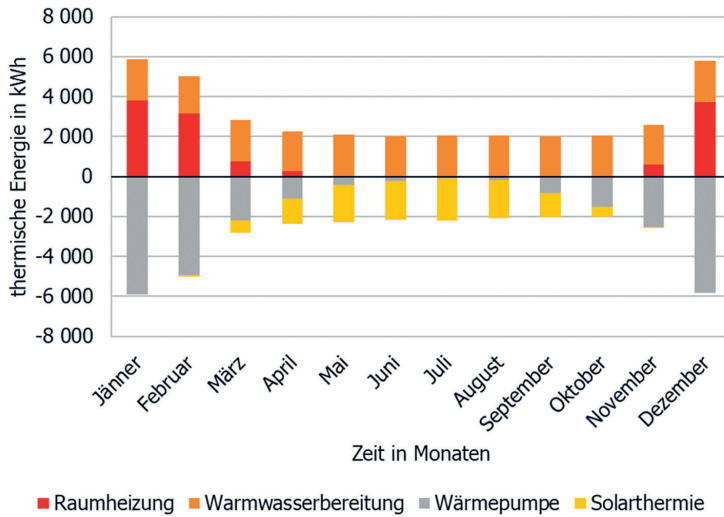


Abb. 6: Monatliche Wärmebilanzen für die innovative Sanierungsvariante (Böck 2024)

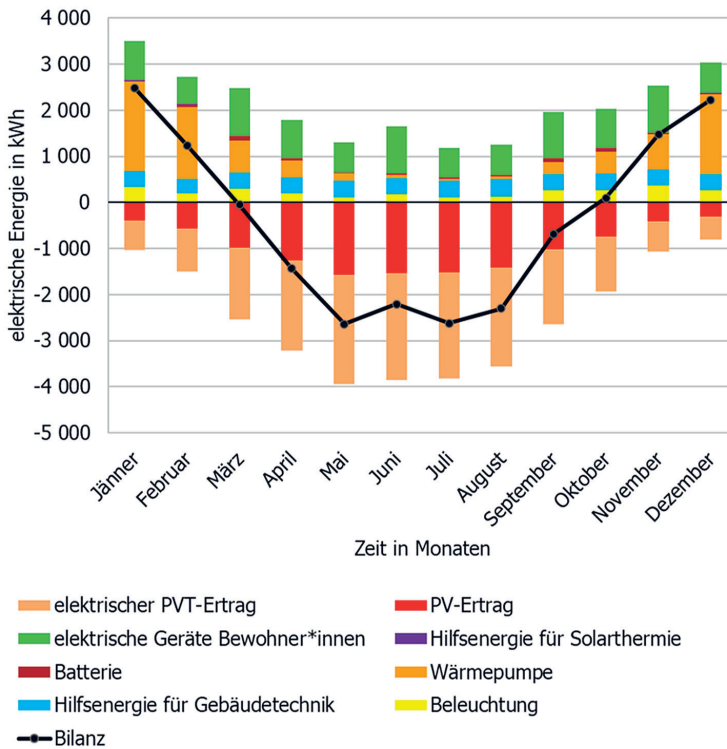


Abb. 7: Monatliche Strombilanzen für die innovative Sanierungsvariante (Böck 2024)

Ähnliches gilt für die elektrische Energiebilanz welche in Abb. 7 in monatlicher Auflösung dargestellt ist. Jahresbilanziell ermöglicht das Sanierungskonzept eine Aufwertung zum Plusenergiegebäude. Die Batterieanlage ermöglicht es, anfallende elektrische Energie, die nicht direkt genutzt werden kann, für einen späteren Zeitpunkt zu speichern. Das Lastmanagement sorgt dafür, dass zur Verfügung stehende Energie möglichst im Gebäude genutzt werden kann und nicht eingespeist werden muss. Diese Systemkomponenten ermöglichen einen zeitlich aufgelösten gesamten elektrischen Autarkiegrad von 56 % bei einer erneuerbaren Jahresbilanz von 117 %. Durch diesen bilanziellen Jahresüberschuss kann von Böck (2024) mit den in Tab. 1 genannten Konversionsfaktoren eine jährliche negative CO₂-Emission von 690 kg berechnet werden.

Tab. 3: Jahresertrag/-verbrauch thermische Energie (Böck 2024)

	Produktion kWh/a		Verbrauch kWh/a
Wärmepumpe	25 806	Raumheizung	12 284
Solarthermie	11 435	Warmwasserbereitung	24 233

3.3 ÖKONOMISCHE BEWERTUNG

In Abb. 8 sind die Gesamtkosten der Sanierungsvarianten über den Betrachtungszeitraum dargestellt. Die Gesamtkosten beinhalten die Kosten für Anschaffung, Instandhaltung, Ersatzbeschaffung, Betriebskosten, Restwert, Energiekosten sowie die Einspeisevergütung. Dabei ist zu erkennen, dass die vorgestellte innovative Sanierungsvariante trotz anfänglich höherer Investitionskosten nach ca. 7 Jahren niedrigere Gesamtkosten als das Referenzverfahren hat. Dies lässt sich auch an der Zusammensetzung und Höhe der Annuitäten in Abb. 9 erkennen.

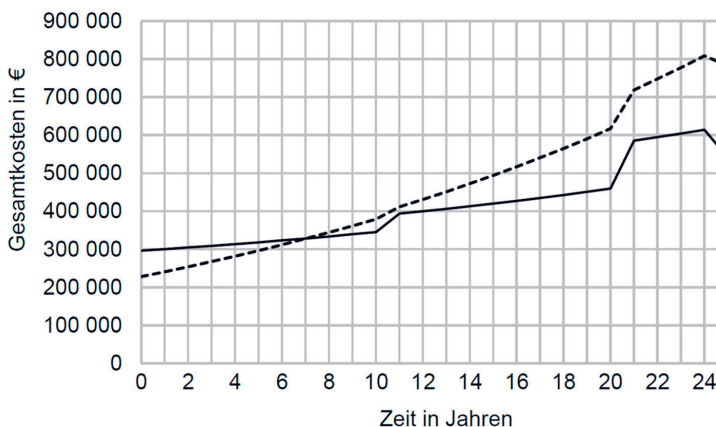


Abb. 8: Kumulative Gesamtkosten für die innovative Sanierung (durchgezogene Linie) im Vergleich zu einer Referenzsanierung (gestrichelte Linie) (Böck 2024)

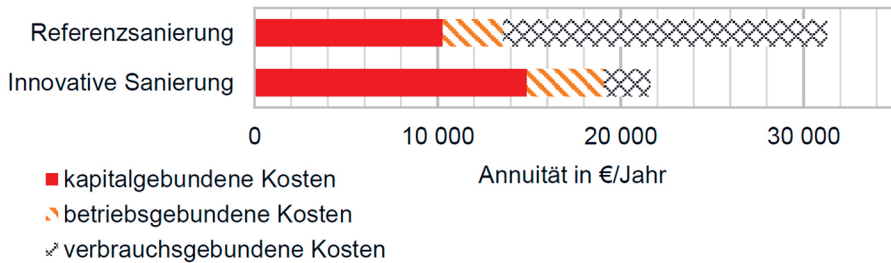


Abb. 9: Zusammensetzung und Höhe der Annuität für die innovative Sanierung im Vergleich zu einer Referenzsanierung (Böck 2024)

4 SCHLUSSFOLGERUNG

Als Fazit zeigt sich, dass das vorgestellte Sanierungskonzept nicht nur die Möglichkeit bietet, über einen Zeitraum von 25 Jahren eine negative CO₂-Bilanz am Beispielgebäude zu erreichen, sondern auch wirtschaftlich äußerst vorteilhaft ist. Durch die stark reduzierten Betriebskosten und die effiziente Nutzung des solaren Versorgungskonzepts in Kombination mit thermisch aktiven Fassaden stellt diese Sanierungsvariante eine lukrativere Option dar im Vergleich zu einer herkömmlichen Sanierung. Dies unterstreicht die Bedeutung von innovativen energetischen Sanierungsmethoden wie vorgefertigten thermisch aktivierten Fassaden und Systemkomponenten wie PVT für die Zukunft der Gebäudewirtschaft und ihre Rolle im Kampf gegen den Klimawandel.

DANKSAGUNG

Die Förderung zu den Projekten Sol4City und Solar Energy Buildings (SHC Task 66) erfolgt durch das Bundesministerium für Klima-schutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (Projektnummern FO999886948 und 883010).

LITERATUR

- Hengel F., Ramschak T., Gumhalter M. & Venus D. (2020) Showing new concepts with thermal activated prefabricated facades for retrofitting residential buildings. Hg. v. BauSIM 2020. AEE - Institut für Nachhaltige Technologien. Graz.
- Gumhalter M., Ramschak T. & Hengel F. (2022) Flexibility potentials of prefabricated facade elements with integrated active layer, ISEC 2022 Graz; Austria; <https://doi.org/10.32638/isec2022>
- Gumhalter M. & Ramschak T. (2023) Elektrisches Netzverhalten von Solar Energie Gebäuden - Lastmanagement und Netzentlastung. 33. Symposium Solarthermie und innovative Wärmesysteme; Bad Staffelstein; Germany; ISBN 978-3-948176-22-8
- Perkonig M. (2024) Thermische Netzentlastung durch die Nutzung von Bauteilaktivierung in der Sanierung mit aktiven Fassaden; Master Thesis; Gebäudetechnik und Gebäudemanagement; FH-Burgenland; Pinkafeld; Austria
- Böck S. (2024) Ökonomische und ökologische Analyse von innovativen Gebäude-Sanierungsmaßnahmen mit solarem Versorgungskonzept; Master Thesis; Gebäudetechnik und Gebäudemanagement; FH-Burgenland; Pinkafeld; Austria

Kontakt:

Michael Gumhalter
AEE INTEC
Feldgasse 19
8200 Gleisdorf
E-Mail: m.gumhalter@aee.at

Analyse saisonaler Speichertechnologien im Burgenland

P. Jasek¹⁾, M. Puchegger¹⁾, E. Hummer²⁾, R. Pratter²⁾

¹⁾ *Forschung Burgenland GmbH, Eisenstadt, Österreich*

²⁾ *4ward Energy Research GmbH, Graz, Österreich*

ABSTRACT: Aufbauend auf der Zielsetzung der österreichischen Regierung, bis 2040 klimaneutral zu werden, wurde im Rahmen dieser Arbeit die Eignung unterschiedlicher Technologien zur saisonalen Energiespeicherung untersucht. Der Fokus lag auf dem Burgenland, das über ein großes Potenzial an Erneuerbaren Energien verfügt, jedoch weit abseits der aktuell zur saisonalen Speicherung genutzten Pumpspeicherkraftwerke liegt. Daher wurden alternative Speicheroptionen untersucht, wobei sich Wasserstoff als vielversprechendste Option herausgestellt hat, gefolgt von Wärmespeichern. Der Einsatz von großen Batteriespeichern allein ist unwirtschaftlich, in Kombination mit anderen Technologien, beispielsweise zur Steigerung der Volllaststunden von Elektrolyseuren, können diese jedoch sinnvoll eingesetzt werden. Darüber hinaus wurden Parameteranalysen durchgeführt und davon Empfehlungen abgeleitet, um die Wirtschaftlichkeit der untersuchten Szenarien und Technologien zu verbessern.

1 EINLEITUNG

Die österreichische Bundesregierung hat sich zum Ziel gesetzt, im Jahr 2040 klimaneutral zu sein (Klimaschutzstrategie 2023). Um dieses Ziel zu erreichen, bedarf es eines signifikanten Ausbaus der erneuerbaren Erzeugungsanlagen. Außerdem muss neben der Erzeugungskapazität auch der zeitliche Aspekt der Energieerzeugung berücksichtigt werden, da es sich dabei oftmals um fluktuierende Energiequellen wie Wind- oder Solarenergie handelt. So prognostizieren Residuallasten für Österreich für 2030 sommerliche Überschüsse von 3,6 TWh und winterliche Fehlmengen von 20,4 TWh. Für 2050 werden sogar Überschüsse von 13,7 TWh im Sommer und Fehlmengen von 28 TWh im Winter erwartet (Huneke et al. 2023). Die zeitliche Verschiebung von Erzeugung und Verbrauch ist eine Herausforderung, die die intelligente Adressierung von Flexibilitäten und den Einsatz von Energiespeichern erfordert, um die Residuallast aufzunehmen und so die Entkoppelung von Erzeugung und Verbrauch zu ermöglichen.

Dieser Beitrag fokussiert auf die Analyse saisonaler Speicherbewirtschaftungsstrategien und -technologien in einem Energiesystem ohne fossile Brennstoffe, insbesondere in Bezug auf die zunehmende Integration erneuerbarer Energien, die über die bereits etablierte Technologie der Pumpspeicherkraftwerke hinausgehen. Die Untersuchung konzentriert sich auf das Burgenland, das dank seiner geografischen Gegebenheiten über ein großes Potenzial an Wind- und PV-Energie verfügt. Am Beispiel des Standorts Neusiedl wurden verschiedene Möglichkeiten zur saisonalen Speicherung erneuerbarer Energie untersucht. Berücksichtigt wurden Batterie- und Wärmespeicher, sowie unterschiedliche Einsatzstrategien von Wasserstoff und E-Fuels zur saisonalen Speicherung. Um eine umfassende Bewertung vorzunehmen, wurden die ausgewählten Technologien hinsichtlich ihrer technischen, energetischen und wirtschaftlichen Aspekte beleuchtet. Die Berücksichtigung des Jahresverlaufs von 2022, ergänzt durch Prognosen für 2030 und 2040 ermöglicht es, verschiedene Szenarien zu evaluieren und zukünftige Entwicklungen in Betracht zu ziehen. Darüber hinaus wurden die Auswirkungen der Nutzung von Windkraftanlagen im Vergleich zu Photovoltaikanlagen sowie die Kombination beider erneuerbarer Energiequellen (Hybridpark) auf den Bedarf an Speicherkapazität untersucht.

Darauf aufbauend wurde die Wirtschaftlichkeit saisonaler Speicheroptionen anhand der Simulationsergebnisse bewertet und Maßnahmen für den Abbau von Barrieren erarbeitet.

2 RESIDUALLASTANALYSE

Eine Analyse der monatlichen Residuallast der Jahre 2018, 2019, 2022, 2030 und 2040 hat gezeigt, dass bei einer isolierten Betrachtung im Burgenland keine saisonale Speicherung von Strom, weder heute noch in der Zukunft erforderlich ist, da die Region aufgrund des hohen Windkraftanteils von kontinuierlichen Überschüssen profitiert. Im Gegensatz dazu präsentiert sich die Stromversorgungslage im restlichen Österreich deutlich differenzierter.

Die Ergebnisse zeigen daher, dass es sinnvoll ist, Speicher-Einsatzstrategien im Burgenland weiter zu betrachten, die sich auf zwei zentrale Ziele konzentrieren:

- die technische Stromautarkie im Burgenland und
- die Integration in das nationale Energiesystem.

Die Integration des Burgenlands in das nationale Energiesystem erfordert zwei Szenarien:

- Bei positiver Residuallast in Österreich und negativer im Burgenland kann das Burgenland Überschussstrom ins nationale Netz einspeisen.
- Bei negativer Residuallast in beiden Regionen können saisonale Speicher genutzt werden, um überschüssigen Strom langfristig zu speichern und bei Bedarf freizusetzen.

3 SZENARIOANALYSE

Die Arbeit untersucht die Integration saisonaler Speichertechnologien in erneuerbare Energiesysteme, am Beispiel der Stadt Neusiedl. Dabei werden verschiedene Szenarien und Aspekte betrachtet, um den Speicherbedarf für unterschiedliche erneuerbare Energiequellen zu ermitteln. Zentral sind die Auswirkungen verschiedener Einsatzstrategien und Speichertechnologien sowie die Analyse der Speicherparameter.

3.1 BATTERIESPEICHER

Die Batteriespeichergößen wurden anhand mehrerer Szenarien und Ausbauhorizonte (2022, 2030, 2040) berechnet, um die gesamte erzeugte erneuerbare Energie der Wind- oder Photovoltaikanlagen aufzunehmen. Dabei hat sich gezeigt, dass im Falle eines Hybridparks die größte Speicherkapazität benötigt wird. Diese beläuft sich beispielsweise auf 1.615 MWh bei einer vermiedenen positiven Residuallast von rund 46.000 MWh pro Jahr, wenn sämtliche negative Residuallast gespeichert werden soll.

Ein weiteres Szenario „Vermeidung der positiven Residuallast des Burgenlands“ zielt darauf ab, die Batteriespeicher so zu dimensionieren, dass diese nicht primär darauf ausgelegt sind die überschüssige Energie aufzunehmen, sondern darauf, die kontinuierliche Deckung des Energiebedarfs im Burgenland sicherzustellen. Die Dimensionierung basiert auf den Schwankungen der Residuallasten im Burgenland, insbesondere während der ersten beiden Maiwochen des Jahres 2022. Hier ergeben sich Speichergößen zwischen 4.700 MWh und 7.000 MWh, wobei für die Anbindung des Speichers an einen Hybridpark im Jahr 2040 unter Verwendung einer prognostizierten Nachfragekurve die geringste Speicherkapazität benötigt wird.

3.2 WÄRMESPEICHER

In einer weiteren Fallstudie wurde die optimale Größe und Konfiguration eines Wärmespeichers für die Stadt Neusiedl in den Jahren 2022, 2030 und 2040 untersucht. Die Analysen basieren auf dem Lastprofil der Fernwärme Neusiedl mit einem Gesamtwärmebedarf von 12.476 MWh pro Jahr und Ertragssimulationen für verschiedene Energiequellen wie Solarthermie, Wind, Photovoltaik und Hybridparks.

Für die Szenarien einer Integration eines Hochtemperaturwärmespeichers in Kombination mit einer Wärmepumpe mit einem COP von 2 an eine PV-Anlage, Wind-Anlage und einer Hybridanlage liegen die ermittelten Speichergrößen im Bereich von etwa 11.000 bis 12.000 MWh.

Weiters wurde die Integration einer Solarthermie-Anlage in Kombination mit einem Wärmespeicher näher betrachtet. Auf Basis des Lastprofils des Wärmenetzes Neusiedl sollte ein solarer Deckungsanteil von mehr als 20 % erreicht werden, wobei ein möglichst großer solarer Deckungsanteil angestrebt wurde. Je nach Speicherdimensionierung und Temperaturniveau im Wärmenetz variiert der solare Deckungsanteil zwischen 19,5 % und 44,0 %. Dabei steigt der solare Deckungsanteil mit einer größeren Kollektorfläche und einem größeren Speichervolumen.

3.3 WASSERSTOFFPRODUKTION UND -SPEICHERUNG

Weiters wurden verschiedene Szenarien zur Nutzung von Wasserstoff als Speichermedium und Energieträger in Neusiedl durchgeführt; wieder unter Berücksichtigung von Windparks, PV-Parks und der Hybridanlage.

Die Analyse betrachtete die kontinuierliche Wasserstoffproduktion über ein Jahr sowie die saisonale Produktion gemäß erarbeiteter Einsatzstrategien, die von der Residuallast und der erzeugten erneuerbaren Energie abhängig ist. Die Leistung des Elektrolyseurs wurde mit 10 MW angenommen, der Wirkungsgrad mit 80 %.

Die Ergebnisse zeigen, dass Hybridanlagen die höchste Wasserstoffproduktion aufweisen, gefolgt von Wind- und PV-Anlagen. Hybridanlagen, die sowohl Wind als auch Photovoltaik integrieren, optimieren die Produktion und erhöhen die Volllaststunden. Es werden Werte bis zu 40.000 MWh/a bei 3.958 h/a bei ganzjährigem Betrieb mit einer Anbindung an eine Hybridanlage erreicht, bei saisonalem Betrieb rund 24.700 MWh/a bei 2.470 Volllaststunden pro Jahr.

Außerdem wurde ein Elektrolyseur in Kombination mit einem Batteriespeichersystem analysiert. Die benötigte Kapazität variierte je nach Szenario und angestrebter Erhöhung der Volllaststunden und liegt beispielsweise bei der Anbindung an einen Hybridpark bei einer Kapazität von 40 MWh und einer Erhöhung um 20 % der Volllaststunden im saisonalen Betrieb.

3.4 ERZEUGUNG SYNTHETISCHER KRAFTSTOFFE

In einer Fallstudie zur Produktion von E-Fuels (Kerosin) wurde der Einsatz verschiedener Erzeugungsanlagen untersucht, entweder ausschließlich mit erneuerbaren Energien oder unter Einbeziehung von Netzstrom. Die Leistung der Fischer-Tropsch-Anlage wurde auf 2 MW festgelegt. Des Weiteren wurde ein Elektrolyseur-Wirkungsgrad von 80 % angenommen.

Bei ganzjährigem Betrieb auf Basis der Daten des Jahres 2022 produzieren Wind-, PV- und Hybridanlagen 593.057 Liter E-Kerosin pro Jahr. Bei saisonalem Betrieb laut Einsatzstrategie für die Jahre 2030 bzw. 2040 wird eine Gesamtproduktionsmenge von 248.625 Litern E-Kerosin bzw. 401.172 Litern E-Kerosin erreicht.

Die benötigte Batteriekapazität variiert je nach Szenario und erneuerbarer Energiequelle. Für das Jahr 2022 werden beispielsweise 6.335 MWh für Wind, 7.123 MWh für PV und 1.062 MWh für einen Hybridpark benötigt, um die Bandlast aufrechtzuerhalten. Im saisonalen Betrieb mit Hybridanbindung wird die kleinste Kapazität von 139 MWh benötigt.

Wenn zusätzlicher Strom aus dem öffentlichen Netz bezogen wird, beträgt der Energieinput aus dem Netz 18.724 MWh für das Jahr 2022 (ganzjähriger Betrieb), 7.195 MWh für 2030 und 8.809 MWh für 2040 (saisonaler Betrieb) bei Anbindung an einen Hybridpark.

4 WIRTSCHAFTLICHKEITSANALYSE

Die Wirtschaftlichkeit der Speichertechnologien wird von einer Vielzahl von Faktoren, wie den Investitionskosten, Förderungen, CO₂-Preise, Herkunftsnachweise, etc., beeinflusst und wurde anhand des Kapitalwerts nach 20 Jahren beurteilt.

Die Ergebnisse für Batteriespeicher und saisonale Wärmespeicher zeigen, dass unter den getätigten Annahmen keines der betrachteten Szenarien heute (2022), 2030 oder 2040 wirtschaftlich rentabel ist. Investitionsförderungen haben einen Einfluss, aber selbst bei einer 100%igen Förderung bleibt die Rentabilität fraglich. Nachfolgende Abb. 1 zeigt die Ergebnisse der Wirtschaftlichkeitsberechnungen für die betrachteten Batteriespeicher-Szenarien unter der Annahme einer Investitionsförderung von 30 %.

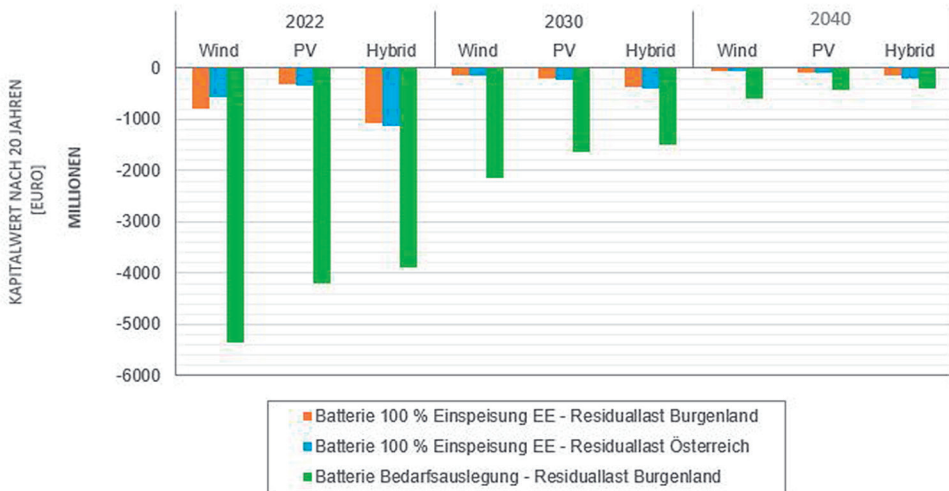


Abb. 1: Darstellung des Kapitalwerts nach 20 Jahren für die berechneten Batteriespeicher-Szenarien bei Nutzung von Windkraftanlagen, Photovoltaikanlagen sowie der kombinierten Betrachtung (Hybrid)

Für die Wasserstoffproduktion und -nutzung sind verschiedene Szenarien untersucht worden, wobei durchweg positive Kapitalwerte für den kontinuierlichen Betrieb des Elektrolyseurs erzielt wurden. Jedoch zeigten sich gemischte Ergebnisse bei der Nutzung von Batteriespeichern in Kombination mit den Elektrolyseuren.

Die Rückverstromung des erzeugten Wasserstoffs hat aufgrund des niedrigen Gesamtwirkungsgrad und unter den getroffenen Annahmen einen negativen Einfluss auf die Wirtschaftlichkeit, während Investitionsförderungen und CO₂-Preise einen positiven Einfluss haben können. Ergebnisse zum erzielbaren Kapitalwert nach 20 Jahren für ausgewählte Szenarien der Wasserstofferzeugung und Rückverstromung zeigt Abb. 2. Wiederum wird in den Szenarien eine Investitionsförderung in Höhe von 30 % angenommen.

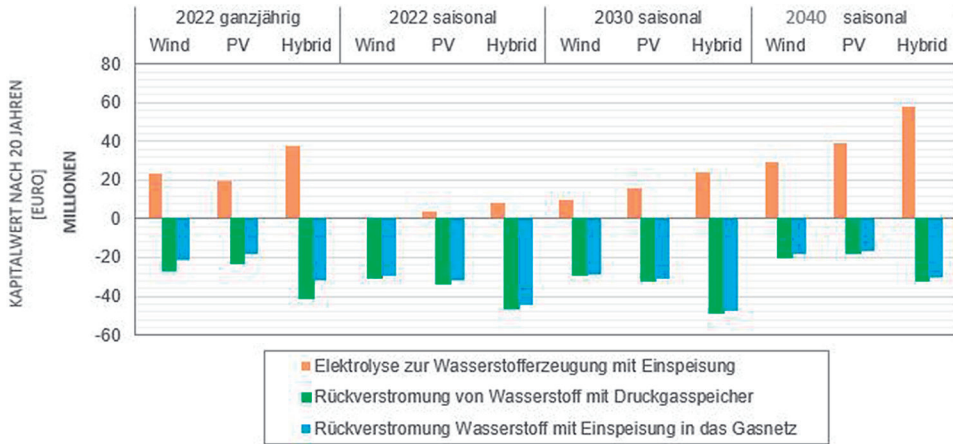


Abb. 2: Darstellung des Kapitalwerts nach 20 Jahren für die ausgewählte Wasserstoff-Szenarien bei Nutzung von Windkraftanlagen, Photovoltaikanlagen sowie der kombinierten Betrachtung (Hybrid)

Unter Berücksichtigung der gegenwärtigen Investitionsförderungen ist die Implementierung von Elektrolyseuren zur Wasserstoffproduktion bereits heute in vielen Fällen wirtschaftlich darstellbar, insbesondere, wenn die anfallende Abwärme am Standort ebenfalls genutzt werden kann.

5 EMPFEHLUNGEN FÜR DEN ABBAU VON BARRIEREN

Um den Einsatz von saisonalen Energiespeichertechnologien zu fördern, sind klare gesetzliche Rahmenbedingungen erforderlich, um Investitionen zu erleichtern und Genehmigungsverfahren zu beschleunigen. Dies beinhaltet die Definition von Energiespeichern, die Einführung eines Herkunftsnachweisregisters für erneuerbare Wärme und die Schaffung einer Grüngasquote. Zusätzliche Marktmechanismen, Investitionszuschüsse und Marktprämien für Wasserstoffherzeugung können den Ausbau weiter unterstützen. Die Festlegung eines angemessenen CO₂-Preises sowie die Förderung netzdienlicher Technologien und die Weiterentwicklung von Energiespeichertechnologien sind ebenfalls entscheidend. Tab. 1 fasst die wesentlichen Einflussfaktoren auf die Wirtschaftlichkeit und die damit verbundenen Barrieren hinsichtlich der Implementierung saisonaler Speicher zusammen, wobei nicht alle Aspekte in gleicher Weise für alle betrachteten Speichertechnologien relevant sind.

Tab. 1: Einflussfaktor auf die Wirtschaftlichkeit und damit verbundene Barrieren hinsichtlich der Implementierung saisonaler Speicher

Barrieren	Batterie-speicher	Wärme-speicher	E-Fuels	Wasser-stoff
Rechtlicher Rahmen und Regulierung				
Gesetzl. Definition Speicherbegriff	X	X		X
Grüngas-Quote				X
Beschleunigung und Vereinheitlichung von Genehmigungsverfahren	X	X	X	X
Herkunftsnachweise für Wärme		X	X	X
Regulierung Wasserstoffinfrastruktur			X	X
Netzentgelte und Abgaben	X	X	X	X
Finanzierung inkl. Förderung				
Investitionszuschüsse	X	X	X	X
Förderungen für saisonale Speicherung	(X)	X		X
Marktprämien				X
Tarifförderung	X	X	X	X
Markt				
Angebot & Nachfrage Strom	X	X	X	X
Strompreis	X	(X)	X	X
Angebot & Nachfrage Wasserstoff			X	X
Wasserstoffpreis			X	X
Wärmepreis		X	X	X
CO ₂ Preis	X	X	X	X
Entwicklung Wasserstoffinfrastruktur (bedingt Systemdienlichkeit)			X	X
Technologieentwicklung				
System- und Komponentenentwicklung	X	(X)	X	X

6 FAZIT

Nationale Ziele für die Energiespeicherung könnten ein günstiges Umfeld für die saisonale Energiespeicherung schaffen. Daher wird dringend die Entwicklung einer nationalen Speicherstrategie empfohlen. Dies ist auch im Kontext der Schaffung klarer gesetzlicher Rahmenbedingungen durch schnelle Gesetzgebung zu sehen.

Aufgrund der hohen Investitionskosten und der begrenzten Kapazität sind Batteriespeicher allein nicht für die saisonale Stromspeicherung zu empfehlen. Kleinere Batterien könnten jedoch in Kombination mit anderen Technologien wirtschaftlich sinnvoll sein, besonders zur kurzzeitigen Speicherung von Wind- und PV-Strom sowie zur Bereitstellung von Regelleistung und Netzstabilität.

Die Produktion von E-Fuels ist derzeit unter den gegebenen Annahmen nicht wirtschaftlich. Die höheren Produktionskosten im Vergleich zu fossilen Kraftstoffen und technologische Herausforderun-

gen wie die CO₂-Abscheidung machen eine breite Anwendung fraglich, insbesondere angesichts effizienterer Alternativen wie der Elektromobilität.

Saisonale thermische Energiespeicher spielen eine wichtige Rolle für den verstärkten Einsatz erneuerbarer Energien, insbesondere bei der Nutzung von Solarthermie und Wärmepumpen. Die Auswahl der kostengünstigsten Technologie und ein effizienter Betrieb sind entscheidend für die Wirtschaftlichkeit.

Wasserstoff bietet das größte Potenzial für die saisonale Energiespeicherung. Die Wirtschaftlichkeit der Wasserstofferzeugung durch Elektrolyse hängt von verschiedenen Faktoren ab, darunter der Preis für erzeugten Wasserstoff und die Entwicklung des Strommarktes. Die Rückverstromung von Wasserstoff ist derzeit mit erheblichen Herausforderungen verbunden, aber in bestimmten Märkten wie Kapazitäts- und Reservemärkten könnte Wasserstoff eine vielversprechende Rolle spielen.

LITERATUR

- Huneke F., Perez-Linkenheil C. & Heidinger P. (2019) Österreichs Weg Richtung 100 % Erneuerbare - Eine Analyse von 2030 mit Ausblick 2050. Berlin: Energy Brainpool GmbH & Co. KG.
- Klimaschutzstrategie (2023) Die österreichische Klimaschutzstrategie/Politik. (03.02.2023). Von <https://www.oesterreich.gv.at> abgerufen.

Session 4c

Potentiale zur Betriebsoptimierung und Effizienzsteigerung von Lüftungsanlagen – Kenngrößen und Methoden

Prenninger / FH Salzburg / AT

Schnitzer / Forschung Burgenland GmbH / AT

Rojas / Universität Innsbruck / AT

Zukunftsfähige Immobilien – Perspektiven, Potential und Mehrwerte

Haugeneder, Amberger, Krautzer / ATP sustain GmbH / AT

LED as Sensor – Indoor Illumination for Sensing Applications

Fragner, Krutzler, Kröpfel, Weiss / JOANNEUM RESEARCH / AT

Potentiale zur Betriebsoptimierung und Effizienzsteigerung von Lüftungsanlagen – Kenngrößen und Methoden

K. Prenninger¹⁾, J. Schnitzer²⁾, G. Rojas³⁾

¹⁾ FH Salzburg, Kuchl, Österreich

²⁾ Forschung Burgenland GmbH, Pinkafeld, Österreich

³⁾ Universität Innsbruck, Innsbruck, Österreich

ABSTRACT: In energieeffizienten, luftdichten Gebäuden können Lüftungsanlagen mit Wärmerückgewinnung gute Raumluftqualität und gutes Raumklima bei verminderten Lüftungswärmeverlusten gewährleisten. Voraussetzung dafür sind ein ordnungsgemäßer bzw. korrekter Betrieb. Moderne Gebäudetechniksysteme liefern eine Vielzahl von Mess- und Steuersignale welche für die Betriebsüberwachung und Betriebsoptimierung genutzt werden können. Hierin werden mögliche Datenanalysemethoden zur Plausibilitätsprüfung dieser Signale und daraus ableitbare Kenngrößen für die Überwachung und Optimierung von Lüftungssystemen vorgestellt. Konkret werden Frequenzanalyse und verschiedene Kenngrößen, wie Wärmebereitstellungsgrad bzw. Rückwärmezahl, Ventilatorstromverbrauch bzw. spezifische Ventilatorleistung und CO₂-Konzentration bzw. geförderten Luftvolumenstrom anhand zweier Fallbeispiele für die Betriebsoptimierung vorgestellt. Es wird aufgezeigt wie mit Hilfe der Frequenzanalyse ausgefallene Messsignale und/oder große (unstetige) Signalsprünge identifiziert werden können, und dass der fortluftseitige Wärmebereitstellungsgrad, die spezifische Ventilatorleistung und die CO₂-Konzentration bezogen auf den Luftvolumenstrom hilfreiche Kenngrößen für die Überwachung der Anlageneffizienz darstellen.

1 EINLEITUNG

Energieeffiziente Gebäude verringern die Transmissionsverluste durch eine thermisch verbesserte Gebäudehülle. Dadurch steigt die Bedeutung der Lüftungswärmeverluste im Verhältnis zu den anderen Wärmeverlusten eines Gebäudes. Mit Hilfe von Lüftungssystemen mit Wärmerückgewinnung können diese deutlich reduziert werden. Damit Lüftungsanlagen ihre Funktion, gute Raumluftqualität und gutes Raumklima sicherzustellen, zuverlässig und energieeffizient verrichten können, sollte deren Betrieb überwacht und bei Bedarf optimiert werden. Heutige Lüftungsanlagen liefern eine Vielzahl von Mess- und Steuersignalen und das meist im Dauerbetrieb. Die Vielzahl an Daten können von Gebäudebenutzer bzw. -betreiber in der Regel nicht bewältigt und für die Betriebsoptimierung bzw. -überwachung sinnvoll genutzt werden. Die folgende Arbeit stellt mögliche Datenanalysemethoden zur Plausibilitätsprüfung und mögliche Kenngrößen für die Überwachung und Optimierung des Lüftungsbetriebs vor.

2 LÜFTUNGSANLAGE FORSCHUNGSGEBÄUDE

Da die erforderlichen Daten für eine exakte Energiebilanzierung von Lüftungsanlagen meist bei Standardausführungen nicht erhoben bzw. gemessen werden, wurde im ersten Schritt die Lüftungsanlage des „Energetikum“, ein „Living Lab“ Bürogebäude der Forschung Burgenland GmbH, für diese Studie herangezogen. Hier sind die, für eine umfangreiche energetische (Wärmemengen- und Stromzähler) und raumluftechnische (Volumenströme, Luftfeuchte und CO₂-Konzentration) Bewertung notwendigen Sensoren, verfügbar.

2.1 PLAUSIBILITÄTSPRÜFUNG

Ein wesentlicher Schritt bei automatisierten Auswertungen ist die Plausibilitätsprüfung der vorhandenen Messsignale. Dafür wurden die Signalverläufe anhand von Signalanalysemethoden überprüft, welche im Rahmen des FFG-Projektes AFOM, siehe (FFG 2021) zur Erkennung von Betriebsverhalten weiterentwickelt wurden. Im Fokus steht die Frequenzanalyse zur Ermittlung von charakteristischen Spektren und gleichzeitiger Filterung von unerwünschtem Signalrauschen. Anhand der Frequenzspektren können z.B. Verlaufeigenschaften einer arbeitenden Regelung sowie deren Betriebsverhalten ermittelt werden. Durch die Auswertung der Peaks im Spektrum, können Datenpunkte, welche ihren Wert nicht ändern oder auch Datenpunkte, welche un stetige Veränderungen aufweisen, ermittelt werden. Die Abb. 1 zeigt die Peaks des Frequenzspektrums der Datenpunkte des Lüftungsgerätes. Die Analyse erfolgte für Zeitfenster von 6 Stunden. Die Frequenzpeaks sind auf der X-Achse mit absteigender Periodendauer (aufsteigender Frequenz) dargestellt. Als Frequenzpeaks wurde die Prominenz (Mathworks 2022) des Peaks dargestellt. Diese wurden für jeden Datenpunkt auf den Maximalpeak normalisiert. Zur besseren Verständlichkeit wurde statt der Frequenz die Periodendauer der Schwingung angegeben. Abgeleitet von der Regelmäßigkeit kann auf Werteänderungen geschlossen werden. Durch die Auswertung der Abstände der Peaks können starke Änderungen von Messwerten wie un stetige Änderungen oder Peak-Ausschläge detektiert werden. Regelmäßige Abstände deuten auf un stetige Änderungen hin, da sprunghafte Änderungen harmonische Frequenzen aufweisen. (Siehe Abb.1)

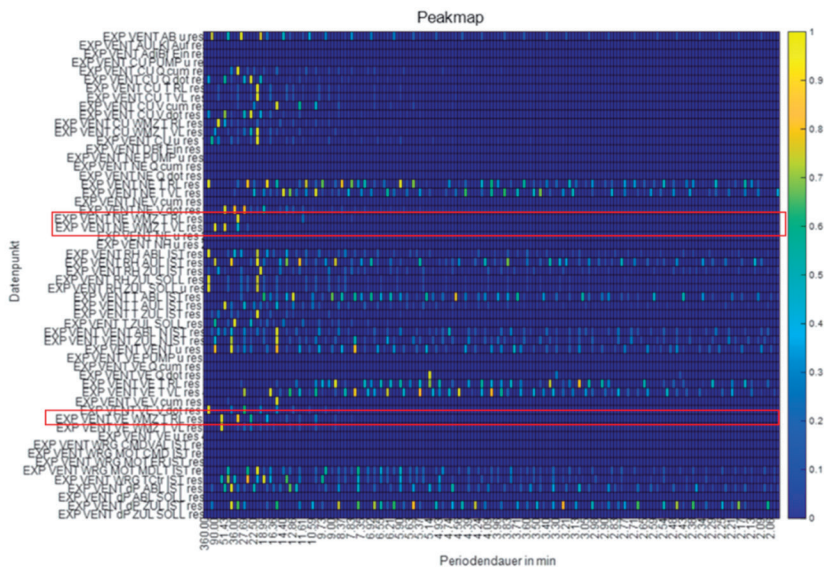


Abb. 1: Peaks der Frequenzspektren

Treten „gemeinsame“ Frequenzpeaks bei zwei oder mehreren Datenpunkte auf, kann ein Zusammenhang zwischen den Datenpunkten erkannt und eine Beeinflussung von Werten durch andere Komponenten erkannt werden.

In Abb. 2 sind die tatsächlichen Signalverläufe der gemessenen Vorlauf- und Rücklauf temperatur des Vorheizregister sowie der Rücklauf temperatur des Nachheizregisters mit un stetigen Sprüngen über die untersuchte Periode dargestellt. Durch diese Analyse können derartige Ereignisse detektiert und automatisiert einem Experten zur genauen Bewertung weitergeleitet werden.

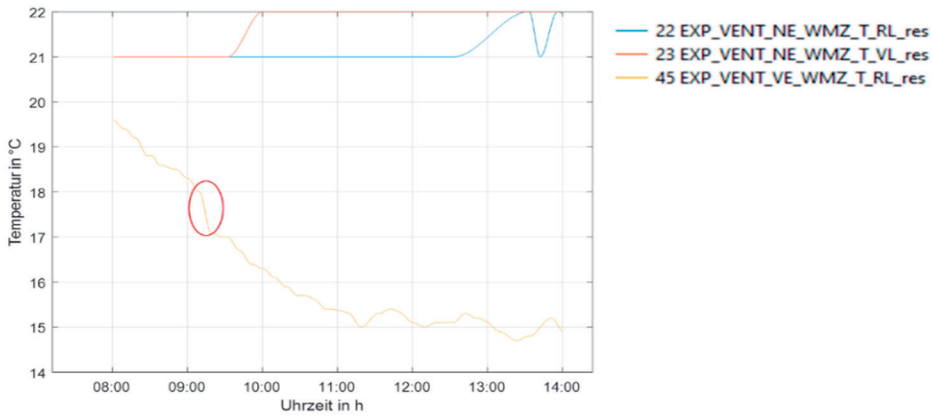


Abb. 2: Signalverläufe der identifizierten Unstetigkeiten

Die detektierten Sprünge der Temperaturen im Wärmemengenzähler weisen offensichtlich eine geringe Änderung auf. Jedoch zeigt sich, dass der Verlauf möglicherweise aufgrund von Aussetzern der Buskommunikation gestört sein kann, was immer zu sprunghaften Wertänderungen führt, wenn zu wenige Zwischenwerte aufgezeichnet werden.

Die Spektren der Signale in Abb. 3 zeigen das regelmäßige Auftreten der Peaks der Messwertverläufe.

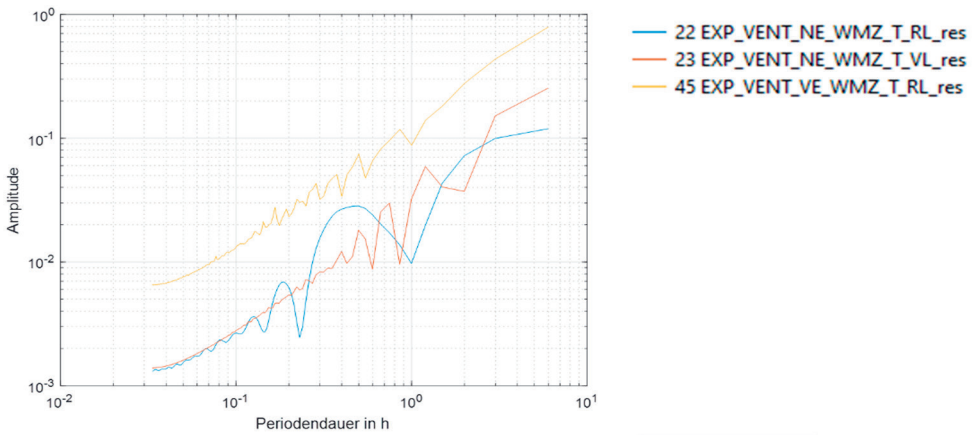


Abb. 3: Spektren der identifizierten Unstetigkeiten

2.2 EFFIZIENZ DER LÜFTUNGSANLAGE

Anhand dieser Messdaten wurden Methoden zur laufenden Charakterisierung der Effizienz der Lüftungsanlage, wie z.B. Rückwärmezahl bzw. Wärmebereitstellungsgrad, spezifische Ventilatorleistung bzw. Ventilatorstromverbrauch, CO₂-Konzentration im Raum oder Abluftkanal bzw. geförderter Luftvolumenstrom, getestet. Somit können Energieverbrauch und Raumluftqualität im laufenden Betrieb anhand einer Energie- und Massenbilanz analysiert und Möglichkeiten für die Erkennung von Optimierungspotentialen in Abhängigkeit der Datenverfügbarkeit untersucht werden.

Abb. 4 zeigt die Temperatur der Umgebungsluft und der Temperaturen in der Lüftungsanlage während einer Arbeitswoche, wobei die Lüftungsanlage um 3:00 Uhr morgens ein- und um 18:00 Uhr wieder ausgeschaltet wurde.

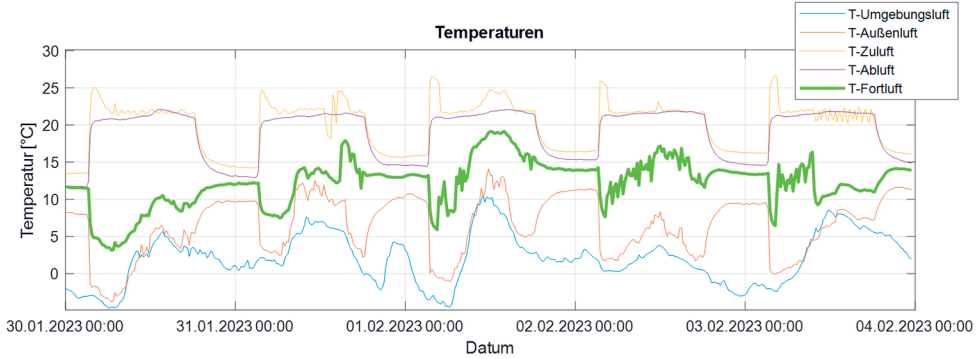


Abb. 4: Lufttemperaturen in der Lüftungsanlage und in der Außenluft

2.2.1 Rückwärmezahl vs. Wärmebereitstellungsgrad

Um den Betrieb der Lüftungsanlage und die Effizienz der Wärmerückgewinnung betrachten zu können, kommen folgende Größen zum Einsatz, wobei ϑ die jeweiligen Temperaturen in °C darstellen:

Rückwärmezahl bezogen auf die Fortluft (bzw. auf Abluft):

$$RWZ_{\text{FOL}} = \frac{\vartheta_{\text{Abluft}} - \vartheta_{\text{Fortluft}}}{\vartheta_{\text{Abluft}} - \vartheta_{\text{Außenluft}}}, \quad (1)$$

Rückwärmezahl bezogen auf die Zuluft:

$$RWZ_{\text{ZUL}} = \frac{\vartheta_{\text{Zuluft}} - \vartheta_{\text{Außenluft}}}{\vartheta_{\text{Abluft}} - \vartheta_{\text{Außenluft}}}, \quad (2)$$

Wärmebereitstellungsgrad bezogen auf die Fortluft:

$$\eta_{\text{WRG}} = \frac{\vartheta_{\text{Abluft}} - \vartheta_{\text{Fortluft}} + P_{el} / (\dot{m} \cdot c_p)}{\vartheta_{\text{Abluft}} - \vartheta_{\text{Außenluft}}}, \quad (3)$$

Im Gegensatz zur Rückwärmezahl gehen beim Wärmebereitstellungsgrad auch die Abwärme von elektrischen Komponenten (Ventilatoren, Regelung) in die Bewertung ein, siehe Gleichung (3). Dabei ist P_{el} die Lüfterleistung in W, \dot{m} der Massenstrom und c_p die spezifische Wärmekapazität der Luft. In guter Näherung kann statt \dot{m} auch \dot{V} als Volumenstrom in m³/h eingesetzt werden, wenn für c_p die transformierte spezifische Wärmekapazität der Luft mit 0.33 Wh/(m³K) eingesetzt wird.

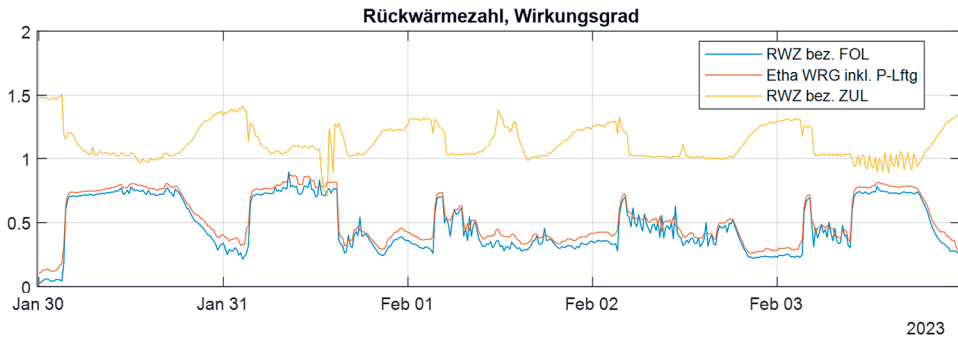


Abb. 5: Rückwärmezahl, Wärmebereitstellungsgrad, Wirkungsgrad der Wärmerückgewinnung

Bei Betrachtung von RWZ und des Wirkungsgrades in Abb. 5 fällt auf, dass in den ersten beiden Tagen die Wärmerückgewinnung während des Betriebes einen Wert von ca. 70 – 80 % aufweist, allerdings am 1.2. und 2.2. meist unter 50 % liegt, da an diesen Tagen die Regelung die Wärmerückgewinnungsvorgabe reduziert hat, siehe Abb. 6. Gründe können z.B. Vorgabe von der Frostschutz- oder Feuchterege- lung sein. Der Unterschied zwischen der Rückwärmezahl und dem Wärmebereitstellungs- grad der WRG ist der Wärmeeintrag durch die Ventilatoren, siehe Formel (3). Dies macht bei dieser Lüftungsanlage ca. 4 %-Punkte aus.

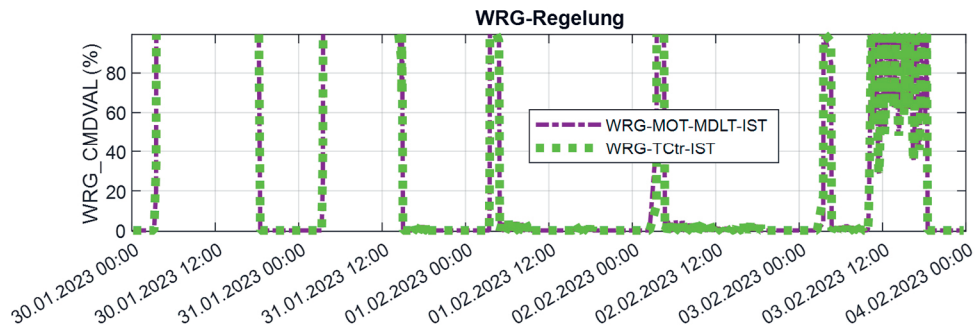


Abb. 6: Temperatur- & Motorregelung der Wärmerückgewinnung (WRG)

2.2.2 spezifische Ventilatorleistung vs. Ventilatorstromverbrauch

Abb. 7 zeigt die spezifische Ventilatorleistung (SFP: Specific Fan Power). Sie errechnet sich aus dem Quotienten der Ventilatorleistung und dem Volumenstrom und kann als Vergleichswert zu anderen Anlagen herangezogen werden, siehe z.B. Huber (2012). Außerdem kann sie genutzt werden um Veränderungen im Lüftungskanalnetz (Verstellung der Ventile) oder stark verschmutzter Filter zu erkennen.

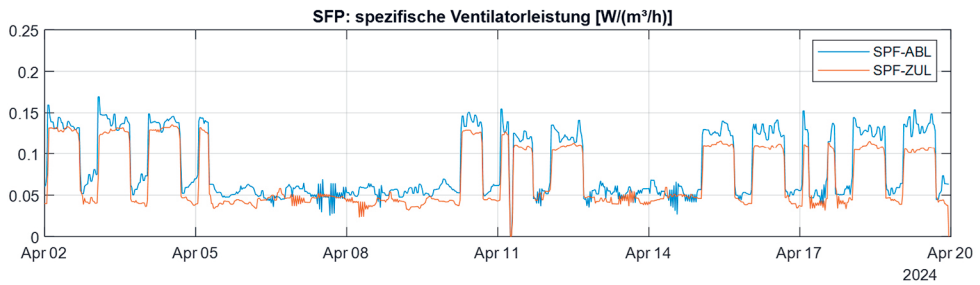


Abb. 7: Spezifische Ventilatorleistung: Man erkennt den Filtertausch am 11.04.2024

2.2.3 CO₂-Konzentration in der Abluft vs. geförderter Luftvolumenstrom

In Abb. 8a und 8b sind die Luftgeschwindigkeit und die CO₂-Konzentration dargestellt. Diese Werte können ebenfalls als Vergleichswerte zu anderen Anlagen herangezogen werden, bzw. auch raumweise analysiert werden.

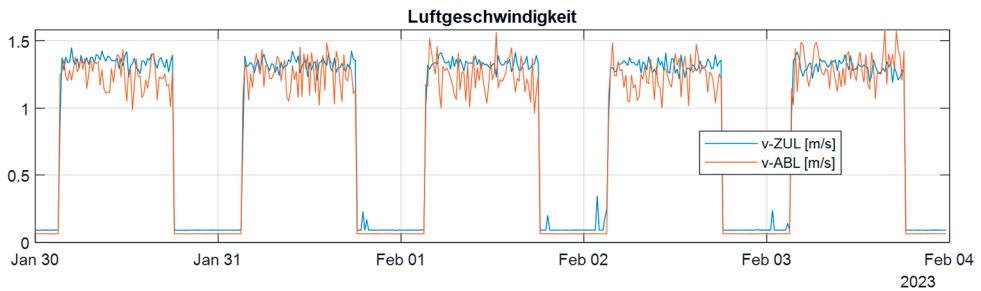


Abb. 8a: Luftgeschwindigkeit in m/s als Maß für den geförderten Volumenstrom.

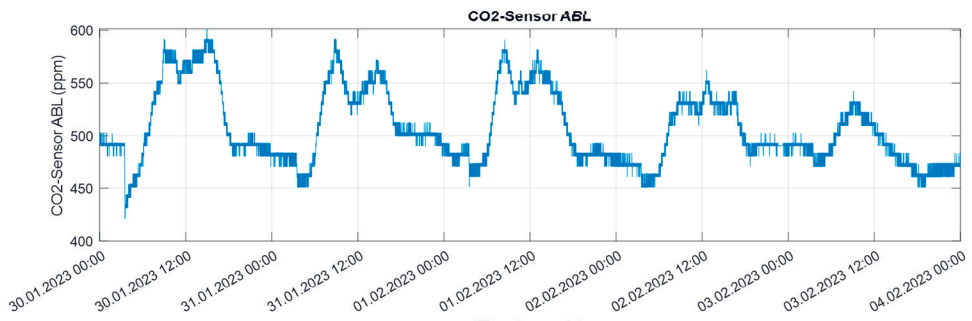


Abb. 8b: CO₂-Konzentration im Abluftkanal als Maß für die aus der Raumluft abgeführten Schad- und Geruchsstoffe.

3 GEBÄUDE IM REALBETRIEB

Im zweiten Schritt werden die erarbeiteten Methoden an einem Gebäude im Realbetrieb mit gewerblicher Nutzung, mit den verfügbaren Daten aus der Gebäudeleittechnik getestet. Es wird aufgezeigt, welche Optimierungspotentiale mit den Daten aus dem laufenden Betrieb einer Lüftungsanlage mit einfacheren Analysemethoden erkennbar sind und welche nur durch eine umfangreichere Messung (zur Ermöglichung einer Energiebilanz) identifiziert werden könnten.

3.1 VERFÜGBARE DATEN

Im Realgebäude ist die Sensorik auf die für die Regelung wesentlichen Sensoren reduziert, dadurch werden keine Messwerte zwischen den Gerätekomponten erhoben. Ein wesentlicher Bestandteil zur Betriebsoptimierung ist die Energiebilanzierung. Dazu sind Wärmemengenzähler in den einzelnen Heiz- und Kühlkreisen erforderlich. Da Heizregister ausschließlich durch Temperaturen überwacht und gesteuert werden findet im Realgebäude keine Wärmemengenmessung statt.

Die Abspeicherung der Datenpunkte erfolgt modular über standardmäßige Aufbauten. Dadurch sind in der Messstellenliste die Messpunkte für eine Vollklimaanlage dargestellt. Ist eine Komponente oder ein Fühler nicht vorhanden, wird dieser mit dem Wert 0 aufgezeichnet. Durch eine langfristige Beobachtung über mehrere Tage kann durch das Ausbleiben von Signaländerungen ein aktives Vorhandensein eines Datenpunktes detektiert werden. Anhand der Peakmap (Abb. 9) kann eine Zusammengehörigkeit von Datenpunkten aufgrund von Übereinstimmung der Peaks abgeleitet werden z.B. zeigt die Fortlufttemperatur eine gute Übereinstimmung in einem hohen Frequenzbereich (rote Markierung) mit dem Temperaturfühler nach der Wärmerückgewinnung. Hier scheint ein sehr starkes konstantes Schwingen in beiden Datenpunkten aufzutreten.

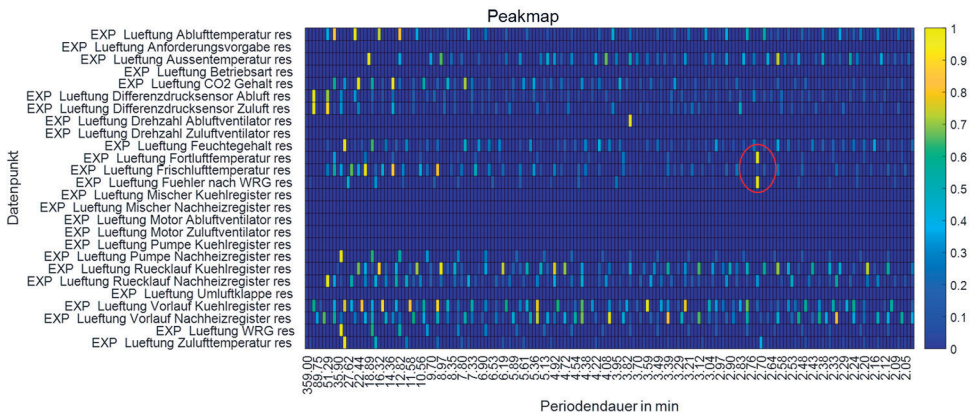


Abb. 9: Peakmap der Lüftungsanlage des Realgebäudes

Die Abb. 10 zeigt den zeitlichen Verlauf der identifizierten Messwerte mit gemeinsamen Frequenzpeak. Zu erkennen sind die Schwingungen am Ende der Beobachtungsperiode.

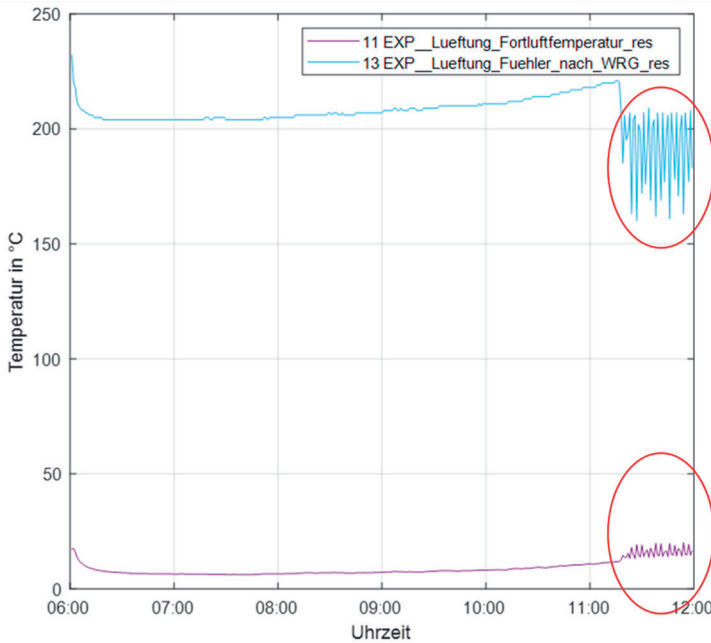


Abb 10: Zeitlicher Verlauf der abhängigen Signale

Die folgende Tab. 1 zeigt Datenpunkte, welche über eine Periode von 15 Tagen keine Wertänderung zeigen. Daraus kann geschlossen werden, dass diese Datenpunkte nicht vorhanden sind oder keinen richtigen Wert liefern.

Tab. 1: Datenpunkte ohne Langzeitaktivität

Lüftung_Betriebsart
Lüftung_Drehzahl_Zuluftventilator
Lüftung_Mischer_Nachheizregister
Lüftung_Motor_Abluftventilator
Lüftung_Motor_Zuluftventilator
Lüftung_Umluftklappe

3.2 EFFIZIENZ DER LÜFTUNGSANLAGE

In diesem Kapitel sind Messdaten eines Bürogebäudes dargestellt, welches vor kurzem in Betrieb genommen wurde. In Abb. 11 sieht man, dass am 10. und 11.1.24 die Außentemperaturen unter 0 °C lagen und ein Wärmebereitstellungsgrad in Abb.12 während des Betriebs von ca. 75 % erreicht wurde. Circa ein Monat später, erreichten die Außentemperaturen ca. 10 °C und es zeigt sich, dass die Anlage in der Nacht heizt und am Tag kühlt, siehe Position der Mischer der Heiz- & Kühlregister in Abb. 13. Es zeigt sich, dass derartige Analysen genutzt werden können, um die Effizienz der Anlage zu verbessern.

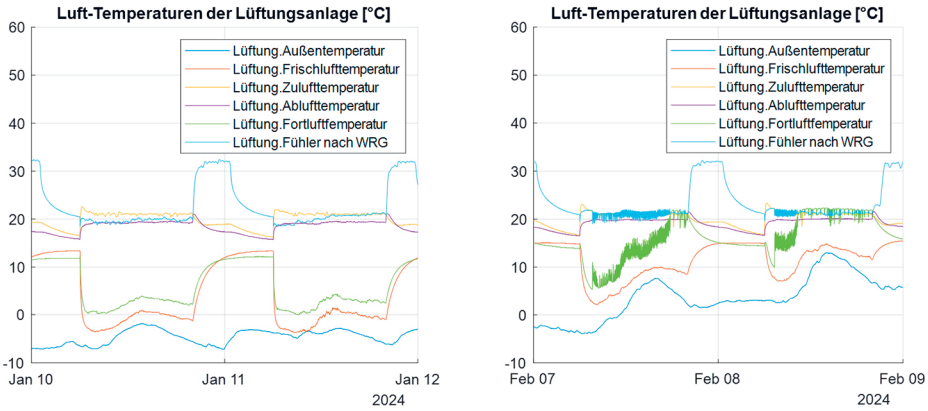


Abb. 11: Außenluft- und Lufttemperaturen in der Lüftungsanlage

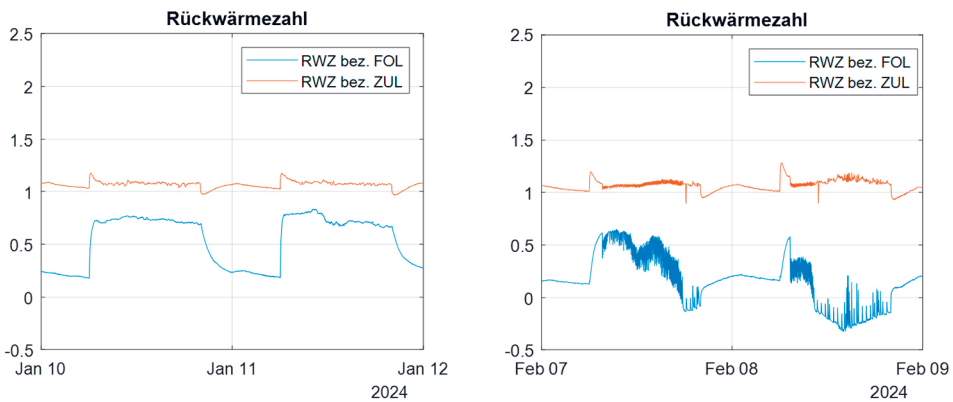


Abb. 12: Rückwärmezahl und Wärmebereitstellungsgrad

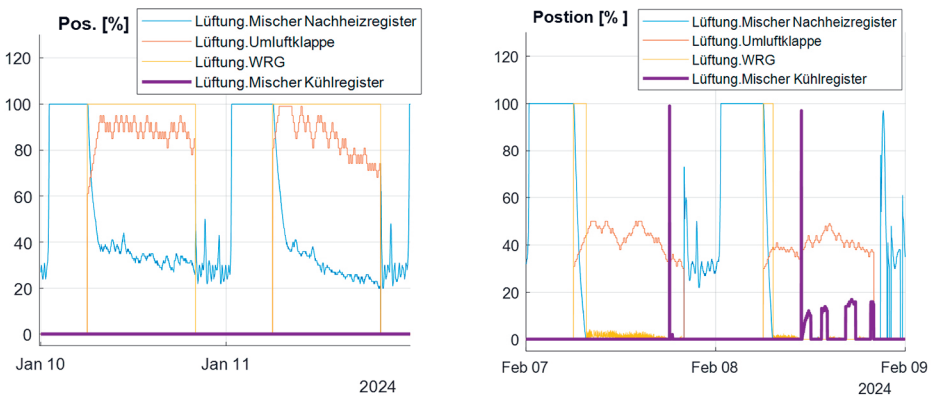


Abb. 13: Position der Umluftklappe, WRG und Mischer der Heiz- & Kühlregister

4 SCHLUSSFOLGERUNG, ZUSAMMENFASSUNG

In den voran gegangenen Kapiteln wurden Analysemethoden gezeigt, welche sich eignen um den energetischen und raumluftechnischen Betrieb von Lüftungsanlagen zu charakterisieren. Diese könnten für regelbasierte Fehlererkennungsalgorithmen oder auch für modellbasierte Methoden zur Betriebsoptimierung eingesetzt werden. So kann die ständige Überwachung der Rückwärmezahl bzw. des Wärmebereitstellungsgrades Hinweise über die effiziente Nutzung und eine inkorrekt arbeitende Regelung der Wärmerückgewinnung geben. Die ständige Kontrolle des Ventilatorstromverbrauchs bezogen auf den geförderten Volumenstrom kann Veränderungen im Druckverlust des Kanalnetzes signalisieren. Die CO₂-Konzentration kann im Zusammenhang mit den geförderten Luftvolumenstrom genutzt werden um die Wirksamkeit der Anlage, personenbezogene Luftschadstoffe abzutransportieren, zu überwachen. Zusätzlich wurden Signalanalysemethoden aufgezeigt, welche für die Plausibilitätsprüfung der Messwerte, wie z.B. zur Erkennung ausgefallener Fühler eingesetzt werden können. Im nächsten Schritt sollen Möglichkeiten zur Automatisierung der gezeigten Methoden untersucht werden und deren Fähigkeit Betriebsoptimierungspotentiale zu erkennen, über längere Betriebsphasen in verschiedenen Gebäuden getestet werden.

LITERATUR

- FFG. (2021) Automatisierte Fehler & Optimierungsanalyse durch Messdatenerfassung, FFG Ausschreibung Stadt der Zukunft, 2021-2024:
- Huber H. (2012) Effiziente Luftförderung, Motor Summit 2012 Zürich.
- Rojas G., Jenewein R., Prenninger K. & Schnitzer J. (2023) Data driven models for fault detection - Combining thermal and indoor air quality grey box models, 43rd AIVC conference
- Mathworks. (2022) Matlab 2022b Dokumentation, findpeaks-Funktion
- Sewe E. (2018) OBSERVE Arbeitspaket B.3 Fehleranalyse, Plenum Ingenieurgesellschaft für Planung Energie Umwelt m.b.H.

Zukunftsfähige Immobilien – Perspektiven, Potential und Mehrwerte

M. Haugeneder, R. Amberger, S. Krautzer
ATP sustain GmbH, Wien, Österreich

ABSTRACT: Future-proof real estates are in line with the economic, ecological and socio-cultural goals of society, are resource-friendly and have low emissions. This requires systematic optimizations, particularly in existing buildings, which can be implemented through CRREM analyses and CO₂ audits and consequently coordinated with the budget in the climate protection roadmap. With this overall package and guidelines, measures can be implemented in a targeted manner. In this context, certifications are a suitable management and control tool that can be used to monitor and secure the ambition of a sustainable and future-proof real estate in the process.

1 EINLEITUNG

Der gesamte Immobilienmarkt wird häufig als ein Hauptverursacher von CO₂e-Emissionen hervorgehoben. Mit einem Beitrag von rund einem Drittel an den globalen Treibhausgasemissionen spielt der Bausektor eine entscheidende Rolle bei der Verwirklichung der Klimaziele des Pariser Abkommens. Der Bedarf an Energie für Heizung, Warmwasser und Kühlung ist beträchtlich. Innerhalb der EU entfällt etwa 28 % des gesamten Energieverbrauchs auf Gebäude, während in Österreich Raumheizung und Warmwasserbereitung (einschließlich Klimatisierung) etwa 29 % des Endenergieverbrauchs ausmachen (Europäische Kommission 2023). Die Treibhausgasbilanz Österreichs für das Jahr 2022 weist dem Gebäudesektor etwa 10 % der Emissionen zu, wobei der gestiegene Anteil der Wärmeherzeugung durch Fernwärme und Strom in der Gruppe der Energieproduzenten verbucht wird und somit nicht in dieser Zahl enthalten ist (Klimadashboard 2024).

Um einen klimaneutralen Gebäudesektor zu erreichen, müssen die Emissionen von über 13 Millionen Tonnen CO₂e im Jahr 1990 für Österreich auf nahezu null bis 2050 gesenkt werden. Im Jahr 2022 belaufen sich die Emissionen auf 7,38 Millionen Tonnen CO₂e. (Klimadashboard 2024) Für die Erreichung der Pariser Klimaziele ist ein noch ambitionierteres Handeln erforderlich. Neben den baurechtlichen Regularien, die jedoch nur Neubauprojekte oder Sanierungsprojekte betreffen, steht die Immobilienbranche vor der Herausforderung, dem gesellschaftlichen Druck nachzugeben und Maßnahmen zu setzen, um als einer der wesentlichen Hauptemittenten einen Beitrag für den Klimaschutz zu leisten.

Großes Potential liegt hier im Bereich des Gebäudebestands. Die schlechte Qualität der Gebäudehülle führt dazu, dass bis zu 50 % des eingesetzten Endenergiebedarfs verloren geht. Durch die thermische Modernisierung bestehender Gebäude lassen sich signifikante Einsparungen sowohl im Energieverbrauch als auch bei den Treibhausgasemissionen erzielen. Ein besonders hohes Einsparpotenzial für die Raumwärme bieten Gebäude, die vor dem Jahr 1990 errichtet wurden. (Klima- und Energiefonds o.J.) Je eher mit der energetischen Sanierung und der Umstellung auf erneuerbare Energiequellen begonnen wird, desto mehr profitieren sowohl die Umwelt als auch die Wirtschaftlichkeit. Die energetische Aufwertung eines älteren Gebäudes verursacht zwar zunächst Kosten, doch ist die Unterscheidung zwischen einmaligen Investitionen und den langfristig eingesparten Beträgen entscheidend.

Die erfolgreiche Modernisierung von Gebäuden hängt von einer sorgfältigen Planung und Abstimmung der Maßnahmen ab, sowohl in Bezug auf ihren zeitlichen Ablauf als auch ihre technische Notwendigkeit. Es gilt zu ermitteln, in welchen Bereichen und zu welchem Zeitpunkt Investitionen erforderlich sind, um die Dekarbonisierung des Immobilienbestandes effektiv voranzutreiben. Dabei ist

es von entscheidender Bedeutung, dass die gewählten Maßnahmen nicht nur auf eine Reduktion des Energieverbrauchs und der CO₂e-Emissionen abzielen, sondern auch das finanzielle Risiko innerhalb der Kapitalströme minimieren. In anderen Worten, es steht die Frage im Raum, in welche konkreten Modernisierungsprojekte investiert werden sollte, um den Immobilienbestand nicht nur nachhaltiger, sondern auch ökonomisch zukunftssicher zu gestalten. Dadurch soll eine Immobilie entstehen, die nicht nur den aktuellen Anforderungen an die Energieeffizienz und den Umweltschutz genügt, sondern auch langfristig wirtschaftlich tragfähig ist.

2 WEG ZUR ZUKUNFTSFÄHIGEN IMMOBILIE

Das übergeordnete Ziel fokussiert sich infolgedessen darauf, den Bestand in eine zukunftsfähige Immobilie umzuwandeln (siehe Abb. 1) und damit während des Betriebs ganzheitlich Risiken zu minimieren. Es ergibt sich hierbei also die Frage:

Was macht eine zukunftsfähige Immobilie schlussendlich aus, wie kann dieses Ziel erreicht werden, welche Anforderungen gibt es zu berücksichtigen und was muss zu welchem Zeitpunkt umgesetzt werden?

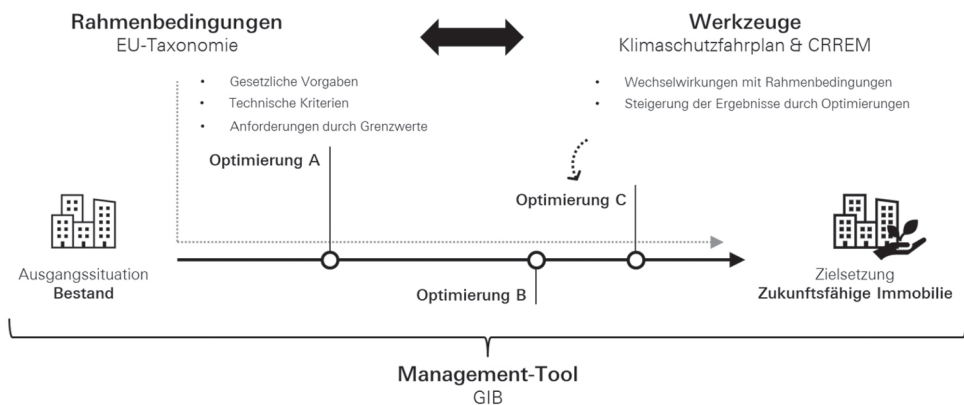


Abb. 1: Weg zur zukunftsfähigen Immobilie

Eine gültige Definition einer zukunftsfähigen Immobilie könnte lauten, dass sie ökonomische, ökologische und soziokulturelle Ziele der Gesellschaft einhält, Ressourcen schont und emissionsarm ist.

Eine zukunftsfähige Immobilie besteht grundlegend aus zwei Hauptkomponenten. Zum einen aus der baulichen Qualität, die durch die Erfüllung diverser Gebäudestandards erreicht wird, und zum anderen aus der Qualität des Gebäudebetriebs. Jeder dieser Bereiche ermöglicht einzeln einen Vergleich mit anderen Immobilien, steht jedoch auch in direkter Wechselwirkung mit dem anderen, was zusammen die Grundlage für eine zukunftsfähige Immobilie bildet. Die Gesamtheit dieser Qualitäten ist entscheidend für die Minimierung finanzieller Risiken im Betrieb und Eigentum der Immobilie.

Insbesondere bei Bestandsgebäuden sind systematische Optimierungen notwendig, die durch CRREM-Analysen und CO₂-Audits definiert und anschließend im Klimaschutzfahrplan entsprechend dem spezifischen Budget der Immobilie abgestimmt werden. Dieses umfassende Paket dient gleichzeitig als Richtschnur für Planung und Sanierung und ermöglicht eine gezielte Implementierung der Maßnahmen. Zertifizierungen für Bestandsgebäude, wie das ÖGNI-System für den Gebäudebetrieb, bieten

dabei ein effektives Management- und Kontrollinstrument, das die Bemühungen um eine nachhaltige und zukunftsfähige Immobilie in einem strukturierten und erprobten System überwacht und sichert. Dieses Zertifizierungssystem fungiert als Leitplanke und qualitätssicherndes Instrument im erforderlichen Prozess.

2.1 RECHTLICHE UND TECHNISCHE RAHMENBEDINGUNGEN

2.1.1 EU-Taxonomie

Die EU-Taxonomieverordnung 2020/852 hat sich aus dem Bestreben des EU Green Deal entwickelt und wurde eingerichtet, um Kapitalströme in nachhaltig und nicht-nachhaltig zu klassifizieren. Hierdurch werden definierte Wirtschaftsaktivitäten und Finanzprodukte zunehmend in eine grüne Richtung gelenkt. Übergeordnet soll so das EU-Ziel der Klimaneutralität bis 2050 unterstützt werden. Die EU-Taxonomieverordnung ist seit dem 01.01.2021 gültig und war erstmals im Jahr 2022 rückwirkend zu berichten.

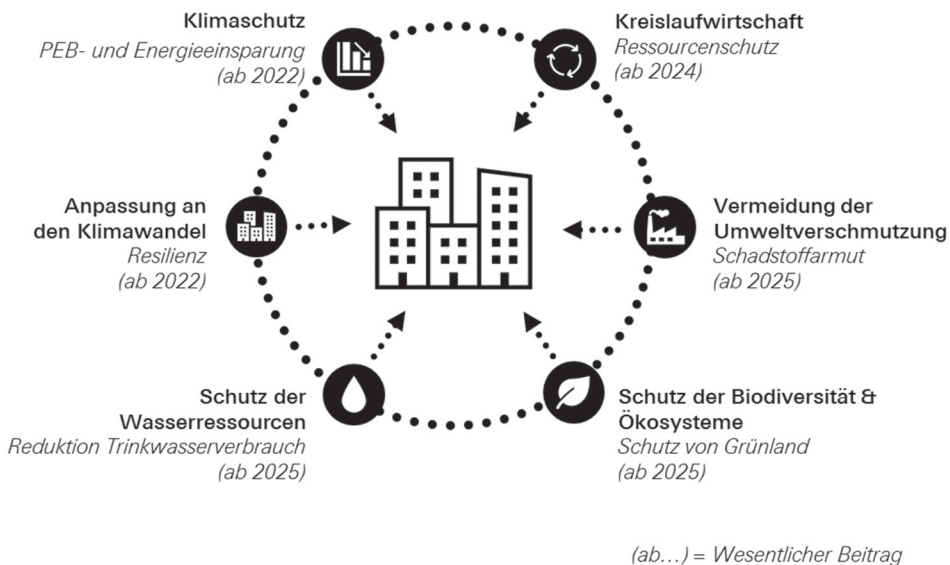


Abb. 2: Sechs Umweltziele der EU-Taxonomie Verordnung 2020/852

Die Taxonomieverordnung spielt eine entscheidende Rolle für den Immobiliensektor. Sie legt in bis zu sechs Umweltzielen (siehe Abb. 2) technische Anforderungen für Gebäude fest, die eine Klassifizierung der jeweiligen wirtschaftlichen Aktivitäten und somit des investierten Kapitals ermöglichen. Es ist jedoch wichtig zu verstehen, dass diese wirtschaftlichen Aktivitäten primär durch die Perspektive der Finanzierung betrachtet werden, wobei der Fokus auf den erforderlichen Kapitalfluss gerichtet ist, um das finanzielle Risiko zu definieren. Die technischen Kriterien, die dabei festgelegt werden, dienen vor allem als Bewertungsbasis und Hebel.

Auf Basis eines gesetzlichen Rahmenwerks wird die Immobilie in ihrer Qualität abgebildet und entsprechend deklariert. Die Verordnung hat nicht direkt zum Ziel die Performance der Immobilie zu beurteilen, sondern nur die Ausgangsbasis. Zudem bestimmt die Deklaration, basierend auf dem Grad der Einhaltung der Kriterien der EU-Taxonomie, die Höhe des finanziellen Risikos über den gesamten Zeitraum. Abb. 3 veranschaulicht den Rückgang des Risikos nach Implementierung des Klimaschutzfahrplans und Umsetzung der Optimierungsstrategien (siehe Abb. 3).

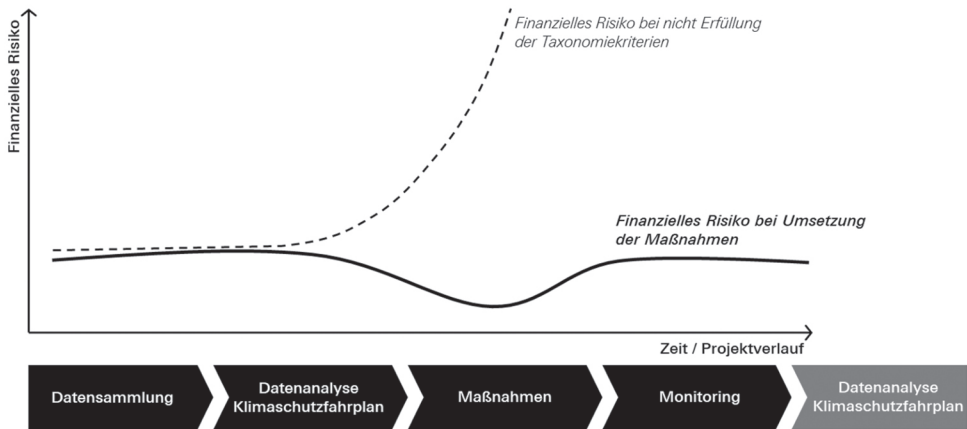


Abb. 3: Beeinflussbarkeit des finanziellen Risikos über den allgemeinen Zeitverlauf

Um tatsächlich die Klimaschutzziele erreichen zu können und einen positiven Beitrag in der Reduktion der CO₂e-Emissionen zu gewährleisten, ist es erforderlich, laufende Energieverbräuche und die damit einhergehenden Emissionen zu verringern und schlussendlich diese Emissionen auf fast null zu reduzieren. Durch den Qualitätsstandard, der im Zusammenhang mit der EU-Taxonomie geprüft wird, ist prinzipiell die Ausgangsbasis für eine positive Performance und damit klimafitte Immobilie geschaffen. Durch die Umsetzung der aus CRREM-Analyse und den Klimaschutzfahrplan entstandenen Optimierungsmaßnahmen kann sichergestellt werden, dass eine Immobilie, die heute grün ist, in 10 Jahren noch immer grün ist.

2.1.2 CRREM – Carbon Risk Real Estate Monitor

CRREM (Carbon Risk Real Estate Monitor) wurde im Jahr 2018 unter dem Hintergrund entwickelt, den Gebäudesektor in der EU bis 2050 zu dekarbonisieren. Die Reduktion von Treibhausgasemissionen und die Steigerung der Energieeffizienz des Gebäudebestands im Zusammenhang mit einer vorzeitigen Veralterung und potenzieller Wertminderung aufgrund sich ändernder Markterwartungen und gesetzlicher Vorschriften sind die Hauptziele des von der EU geförderten Forschungsprojekts. CRREM zielt darauf ab, die Branche bei der Bewältigung dieser Risiken zu unterstützen und Investitionen in die Energieeffizienz zu fördern, da viele Anlagen zu „gestrandeten“ Immobilien werden, die die künftigen Energieeffizienzstandards nicht erfüllen und deren energetische Sanierung finanziell nicht tragbar ist. Mit der CRREM-Analyse wurde für den Immobiliensektor ein Tool erstellt, Gebäude hinsichtlich ihrer 1,5 Grad-Konformität gemäß Pariser Klimaabkommen zu analysieren. (Institut für Immobilienökonomie 2023)

Auf Basis der globalen Dekarbonisierungspfade und den verbleibenden Treibhausgasbudget bis 2050 entstehen über eine Top-Down Bewertung (siehe Abb. 4) standort- und objektspezifische Intensitätspfade für jedes zu bewertende Gebäude.

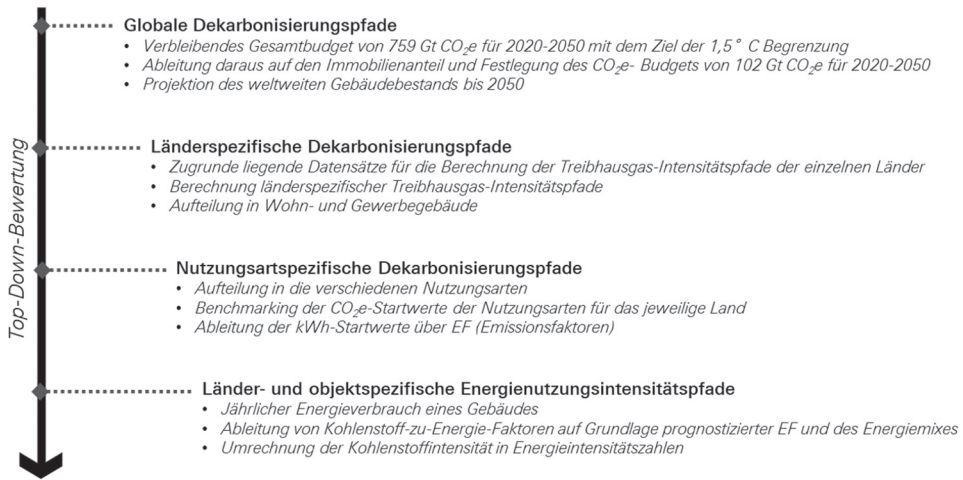


Abb. 4: Top-Down-Bewertung für CRREM-Pfade

CRREM stellt eine Auswertung bereit, welches Investor:innen und Eigentümer:innen ermöglicht, auf der Grundlage von Energie- und Emissionsdaten sowie der Analyse der regulatorischen Anforderungen zu beurteilen, inwieweit ihre Vermögenswerte Risiken ausgesetzt sind. Durch die Festlegung von wissenschaftlich fundierten Dekarbonisierungspfaden stellt sich CRREM der Herausforderung, die Risiken und Unsicherheiten im Zusammenhang mit der Dekarbonisierung von Immobilien abzuschätzen. Nach Eingabe von verschiedenen Parametern, Kennzahlen und Energieverbrauchswerten auf Gebäudeebene weist das CRREM-Tool die beiden „Years of Stranding“ in Bezug auf die Treibhausgasemissionen und Energieintensität aus. Bei einem „Stranded Asset“ handelt es sich um eine Immobilie, die die künftigen Energieeffizienzstandards und Markterwartungen nicht erfüllen wird und zunehmend dem Risiko einer vorzeitigen wirtschaftlichen Veralterung ausgesetzt sein könnte (siehe Abb. 5). Eine Optimierung wie in Abb. 5 dargestellt kann dazu führen, dass der Zielpfad bis zum Jahr 2050 nicht überschritten wird. In diesem Fall kann von einer 1,5 Grad konformen Immobilien gesprochen werden.

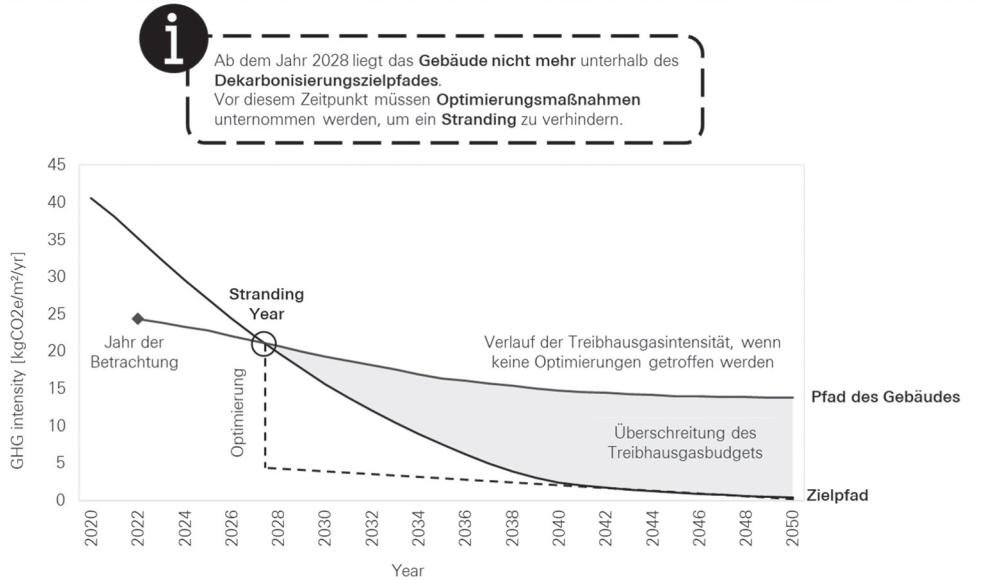


Abb. 5: Ergebnis einer CRREM-Analyse

Zusammenfassend bietet die CRREM-Analyse - im Gegensatz zur EU-Taxonomie - durch die Bestandsaufnahme eines Gebäudes (rote Emissionen durch Strom-, Wärmeverbrauch und den Einsatz von Kältemitteln) einen weiteren Blick auf das tatsächlich genutzte Gebäude und dient als Werkzeug zur Erstellung eines Klimaschutzfahrplans.

2.1.3 Klimaschutzfahrplan

Ein Klimaschutzfahrplan ermöglicht eine gezielte Setzung von Maßnahmen, die gewährleisten, dass diese Immobilie unterhalb des Dekarbonisierungszielpfades bleibt und auch kontinuierlich Richtung Null-Emissionen geführt werden kann. Die getätigten Maßnahmen sind aber erst dann als grüne Kapitalflüsse zu deklarieren, wenn wiederum die Nachweise entsprechend den technischen Qualitäten der EU-Taxonomie vorliegen.

Dies bedeutet, dass im realen Betrieb der Klimaschutzfahrplan eine Hilfestellung ist, um Maßnahmen zum richtigen Zeitpunkt vorzusehen, um damit den Energieverbrauch und die einhergehenden CO₂e-Emissionen zu reduzieren, was eine positive Auswirkung auf die Performance der Immobilie darstellt, jedoch noch keine Rückschlüsse auf die Finanzierung zulässt. Um auch sicherzustellen, dass die Finanzierung als risikoarme Finanzierung deklariert werden kann (= grüne Finanzierung), ist es erforderlich, die Maßnahmen auch nach Umsetzung immer in die Nachweise zu implementieren. Das bedeutet wiederum, dass zum Beispiel nach jeder durchgeführten Energieeffizienz-Maßnahme der Energieausweis neu erstellt wird, um möglichst realitätsnahe die genormten Werte aufzuzeigen und damit den Kapitalfluss richtig zu deklarieren (siehe Abb. 6)

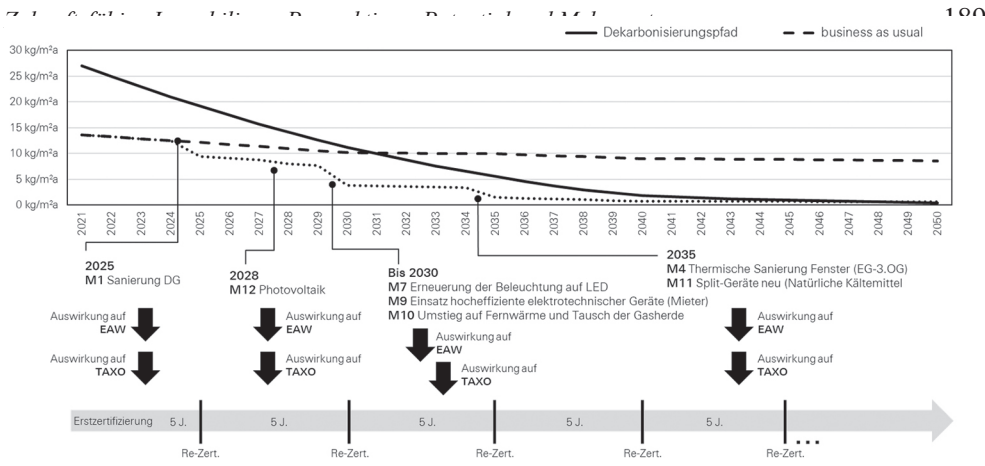


Abb. 6: Klimaschutzfahrplan

2.2 STEUERUNGS- UND MANAGEMENT-TOOL

Das ÖGNI-System: Gebäude im Betrieb (GIB) stellt ein Transformations- und Managementinstrument dar, das zur Entwicklung einer nachhaltigen, zukunftsfähigen und auf den Klimaschutz ausgelegten Immobilienstrategie beiträgt.

Der Fokus liegt darin, Bestandsgebäude in einem kontinuierlichen Verbesserungsprozess zu optimieren, langfristig aufzuwerten und zukunftsfähig zu gestalten. Für eine übergreifende Betrachtung orientiert sich die Bewertung an den drei großen Säulen der ganzheitlichen Nachhaltigkeitsbetrachtung: der ökologischen-, ökonomischen- sowie soziokulturellen und funktionalen Qualität. Die Systemkriterien fokussieren sich dabei zu rund drei Viertel auf Managementqualitäten und lediglich zu einem Viertel auf technische Gebäudequalitäten, wodurch die Qualität des Gebäudebetriebes in den Vordergrund rückt und einen wesentlichen Hebel in der laufenden Gebäudeoptimierung darstellt (siehe Abb. 7)

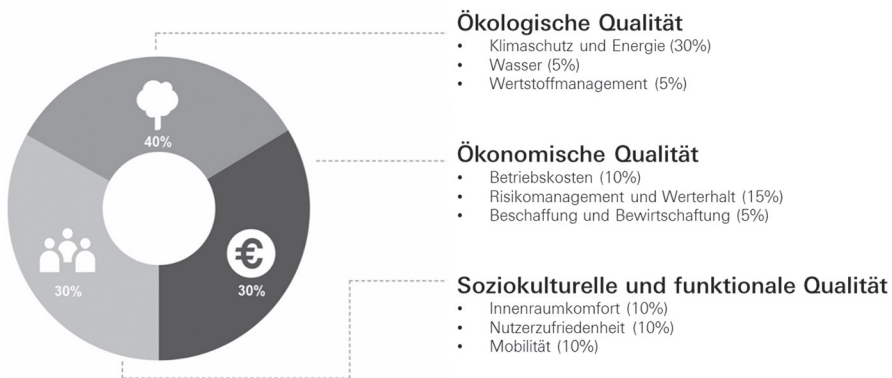


Abb. 7: ÖGNI-Systemstruktur – Gebäude im Betrieb (DGNB e.V. 2023)

Verbesserungen werden im GIB-System in einem iterativen Prozess aus vier Schritten, dem sogenannten PDCA-Zyklus (Plan-Do-Check-Act), umgesetzt (siehe Abb. 8). Schritt 1 erfordert dabei eine übergeordnete Zielsetzung, idealerweise auf Basis von marktführenden Referenzen. Im zweiten Schritt werden sodann physische und organisatorische Maßnahmen zur Optimierung der Immobilie

umgesetzt, welche im dritten Schritt kontinuierlich überprüft werden. Grundlage für die Kontrolle der Verbesserungen stellt die Erfassung der Verbrauchsdaten dar. Durch diese erhält man einen rechnerisch absoluten und belastbaren Nachweis. Sollte eine Optimierung den beabsichtigten Effekt nicht erzielen können, wird im vierten und letzten Schritt entsprechend reagiert. Hierbei wird der Hintergrund der Abweichung analysiert. Sobald der Grund der Abweichung festgestellt wird, kann an den entsprechenden Stellschrauben gedreht werden, um die Optimierung auf den vorgesehenen Zielpfad hinzuführen. Wird ein gesamter Zyklus abgeschlossen und eine Verbesserung erzielt, stellt die optimierte Variante den neuen Ausgangszustand dar und der Verbesserungsprozess beziehungsweise der PDCA-Zyklus beginnt von neuem.

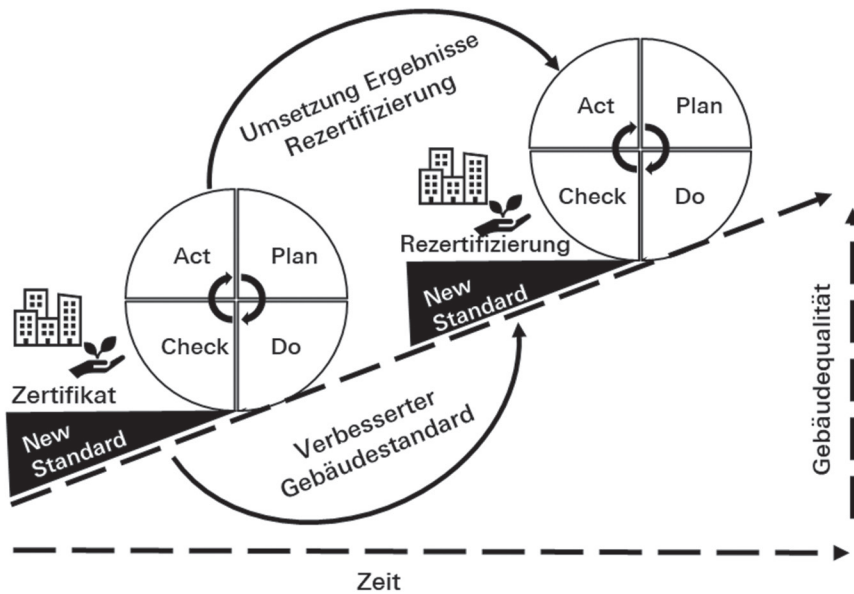


Abb. 8: Rollierende Betrachtung und Verbesserungsprozess

Die Anwendung des Management-Tools Gebäude im Betrieb in Verbindung mit der Entwicklung eines Klimaschutzfahrplans und einer kontinuierlichen Fortschreibung des Klimaschutzfahrplans und der erforderlichen Nachweisführung aus den Maßnahmen des Klimaschutzfahrplans bedeutet einen Prozess, der sicherstellt, dass zum richtigen Zeitpunkt Maßnahmen gesetzt werden, die dazugehörigen Nachweise vorliegend sind und eine kontinuierliche Überprüfung der Ziele erfolgt. Durch die Zertifizierung erfolgt für diesen Prozess mit den Nachweisen eine externe Drittpfung, was somit auch sicherstellt, dass der Management-Prozess überwacht wird. Damit können die getätigten und den einzelnen Maßnahmen zugeordneten Investitionen (CAPEX), sowie die laufenden Kosten (OPEX) und der Umsatz eindeutig deklariert werden und damit sichergestellt werden, dass einerseits eine Lenkung in grüne Investitionen erfolgt und gleichzeitig auch die reale Performance der Immobilie verbessert wird.

3 WEG ZUM ZUKUNFTSFÄHIGEN PORTFOLIO

Auf Objektebene ist die Erstellung eines Klimaschutzfahrplanes mit den zugehörigen Maßnahmen und einer kontinuierlichen Nachweisführung im Sinne der EU-Taxonomie ein laufender, sich jährlich wiederholender Prozess in der Bewirtschaftung der Immobilie. Die meisten Immobilienhalter:innen stehen aber vor der Herausforderung, dass sie nicht Einzelobjekte, sondern ein gesamtes Portfolio oder sogar mehrere Portfolios bewirtschaften und eine Gesamtbetrachtung im Hinblick auf die Entwicklung eines Fonds benötigen, um die Risiken dieses Fonds transparent darzustellen. Das bedeutet, dass neben des direkt anzuwendenden Facility-Managements und Asset-Managements ein übergeordnetes Portfolio-Management Daten benötigt.

Der in Kapitel 2 dargestellte Weg zur zukunftsfähigen Immobilie kann ebenso auf ein Portfolio übertragen werden (siehe Abb. 9). Dafür wird im ersten Schritt geprüft, welche Immobilien Taxonomie-fähig sind und welche nicht. Anschließend erfolgt im zweiten Schritt eine Überprüfung nach den technischen Kriterien der EU-Taxonomie. Abhängig davon, ob eine Immobilie der Taxonomie entspricht oder nicht, wird das weitere Vorgehen festgelegt. Immobilien, die Taxonomie konform sind, setzen die Schritte 3 bis 8 zunächst aus. Stattdessen wird ihre Übereinstimmung mit dem 1,5-Grad-Ziel durch eine CRREM-Analyse beurteilt. Fällt diese Beurteilung negativ aus, werden die Schritte 3 bis 8 nachgeholt. Immobilien, die nicht Taxonomie konform sind, werden ebenfalls auf ihre Übereinstimmung mit dem 1,5-Grad-Ziel geprüft. Es wird eine Clusterung vorgenommen, um festzustellen, welche Gebäude als nächstes genauer analysiert werden müssen. Es folgt ein CO₂-Audit und die Erarbeitung eines Klimaschutzplans, der die zuvor abgestimmten und budgetierten Optimierungen enthält. Nachdem im siebten Schritt ein Lastenheft erstellt wird, werden die Optimierungsmaßnahmen umgesetzt. Diese Maßnahmen sind darauf ausgelegt, dass das Gebäude anschließend sowohl Taxonomie- als auch 1,5-Grad-konform ist. Auch die Gebäude, die anfangs nicht Taxonomie fähig waren, werden im Rahmen des Portfolio-Checks nach den 1,5-Grad-Kriterien durch CRREM bewertet, und gegebenenfalls wird auch für sie ein Klimaschutzplan aufgestellt.

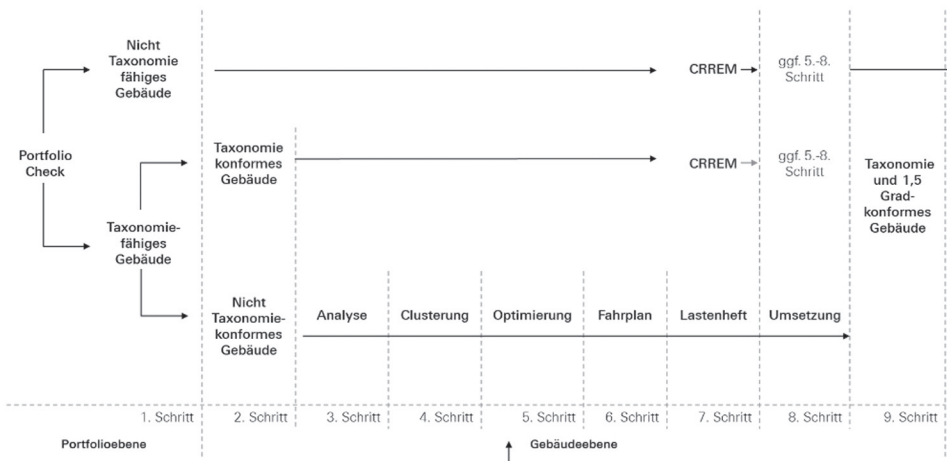


Abb. 9: Portfoliomanagement

4 SCHLUSSFOLGERUNG

Zukunftsfähige Immobilien sind ein entscheidender Baustein im Streben nach einem Gleichgewicht zwischen wirtschaftlicher Leistungsfähigkeit, ökologischer Verantwortung und sozialer Gerechtigkeit. Sie vereinen Ressourceneffizienz mit niedrigen Emissionen und tragen somit zu einer nachhaltigen Entwicklung bei. Systematische Optimierungen, insbesondere in Bestandsgebäuden, ermöglichen durch CRREM-Analysen und CO₂-Audits nicht nur signifikante Einsparungen, sondern gewährleisten auch die Einhaltung des ambitionierten Ziels einer zukunftsfähigen Immobilie.

Die intelligente Energie- und Klimastrategie, die durch einen Klimaschutzfahrplan unterstützt wird, bietet eine klare Richtung für die Transformation bestehender Gebäude. Sie ermöglicht es, die Vorgaben der EU-Taxonomie zu erfüllen und gleichzeitig finanzielle Risiken zu minimieren. Darüber hinaus schafft die kontinuierliche Überwachung mit Tools wie dem GIB eine Transparenz, die für die strategische Ausrichtung und kontinuierliche Verbesserung im Immobilienmanagement unerlässlich ist.

Letztlich stellt die Umwandlung in zukunftsfähige Immobilien nicht nur eine Investition in die materielle Substanz dar, sondern auch in die gesellschaftliche Akzeptanz und die ökologische Zukunftssicherheit. Dies spiegelt sich in einem reduzierten Risikoprofil und einem erhöhten Wert der Immobilien wider. Die Verfolgung einer intelligenten Energie- und Klimastrategie ist somit ein entscheidender Mehrwert für Investor:innen und Eigentümer:innen, der über die unmittelbare Kostenersparnis hinausgeht und zur Erreichung der übergeordneten Klimaschutzziele beiträgt.

LITERATUR

- DGNB e.V. (2023) DGNB System. Kriterienkatalog. Gebäude im Betrieb. Deutsche Gesellschaft für Nachhaltiges Bauen – DGNBe.V., Version 2020 der ÖGNI. 2023. Stuttgart.
- Europäische Kommission (2023) EU Energy in Figures. Statistical Pocketbook 2023. Luxembourg.
- Institut für Immobilienökonomie (2023) CRREM. Carbon Risk Real Estate Monitor. From global emission budgets to decarbonization pathways at property level. 2023. Wörgl.
- Klimadashboard (2024) Die Daten und Fakten zur Klimakrise in Österreich. <https://klimadashboard.at/>, (Stand: 10.04.2024)
- Klima- und Energiefonds (o.J.) Faktencheck. Nachhaltiges Bauen. Mit energieeffizienten Gebäuden zum erfolgreichen Klimaschutz. Wien.

Kontakt Daten Autor(en):

Dipl.-Ing. (FH) Michael Haugeneder
ATP sustain GmbH
Landstraßer Hauptstraße 99-101/2b
1030 Wien, Österreich
Tel. +43 (1) 710 98 13-200
michael.haugeneder@atp-sustain.ag
<https://www.atp-sustain.ag/>

LED as Sensor – Indoor Illumination for Sensing Applications

C. Fragner, C. Krutzler, A. Kröpfl, A.P. Weiss

JOANNEUM RESEARCH Forschungsgesellschaft mbH, MATERIALS – Institute for Sensors, Photonics and Manufacturing Technologies, Smart Connected Lighting, 7423 Pinkafeld, Industriestraße 6, Austria

ABSTRACT: The continuous increase of LED-based lighting technology in recent years represents a major driver for new fields of research. As an optoelectronic component, the LED can be easily integrated into and controlled by electronic circuits, enabling precise and customized operation. This allows not only for smart illumination systems that can adapt their lighting parameters to specific human needs based on subjective preferences or even data from the environment such as daylight conditions, but also for a combination of illumination with functionalities for data communication, sensing, and localization tasks, together summarized as visible light technologies. These visible light technologies, alongside RF-based concepts, represent a promising approach for heavily loaded indoor networks with strong interferences in the realization of Internet of Thing (IoT) applications, where information from a multitude of sensors and actuators is connected in real-time and data can be provided to and from any point of use, and in particular also for Location-Based Services (LBS) as one of the most frequently required tasks. In addition to a number of technical advantages, the installed lighting infrastructure also offers the possibility to combine an indoor illumination with the aforementioned functionalities while keeping deployment costs low. Furthermore, this work goes beyond what is usually understood by visible light technologies with photodiodes or CMOS image sensors for the detection of light and investigates the approach of utilizing the same LED-component not only for lighting but also for sensing purposes (“LED as sensor”). For the higher-level goal, this concept shall enable sensing functionalities in parallel with unimpaired room illumination that can be easily implemented in a miniaturized form in the existing lighting infrastructure. In a first step, the state of the art to realize sensing functionalities with LEDs is reviewed and the relevant pros and cons are discussed. Next, the developed LED as sensor concept is presented with its general approach as well as with its electronic design for the realization of combined sensing and lighting. In detail, this concept is based on sensing backscattered light, which represents a “device-free” solution for IoT and LBS applications, with all active components integrated in the illumination system. The developed LED as sensor concept is demonstrated and discussed on the basis of application examples for indoor LBS as well as traffic monitoring. The corresponding setups and environments for evaluation are shown together with experimental results that reveal the enormous potential for future applications with unprecedented advantages in terms of miniaturization and resource efficiency.

1 INTRODUCTION

LEDs are increasingly popular for all kind of illumination purposes, from indoor illumination to vehicles and street lighting (Feezell 2018; Azevedo 2009). This trend is accompanied with an increasing research in using visible light for a combination of illumination with functionalities for data communication (Visible Light Communication – VLC), sensing (Visible Light Sensing – VLS), and localization (Visible Light Positioning – VLP), which are collectively referred to as visible light technologies (see, e.g. Obeidat 2021; Rahman 2020).

LEDs are optoelectronic devices that are typically used as light emitters, but can also be engaged as detectors, which is known as the photoelectric effect (Spagnolo 2019). For the latter, sensitivity is

limited to wavelengths equal to or shorter than the predominant wavelength of emission. The motivation and the advantages to employ LEDs not only for illumination but also for detection are primarily caused by the option to combine an indoor illumination with the aforementioned functionalities while keeping deployment costs low (Ergul 2015; Nassar 2019). Furthermore, the simultaneous use of one and the same LED component as emitter and receiver provides a setup with unique characteristics, as the radiation lobes for transmission and detection are essentially identical, which can be advantageous in several applications (Vannacci 2019). Finally, such an approach also allows for systems that can be highly miniaturized.

The present study investigates the LED as sensor approach for two different use cases. In both scenarios, LED elements are used for illumination and sensing, and in both cases variations of the light reflected from the environment of the illumination source are used for detection. In the literature, such an arrangement is also known as backscattered sensing (Ullah 2022). The first use case is related to the topic of position determination, which belongs to the field of indoor location-based services. Indoor positioning is tackled using a variety of technologies to achieve accurate and reliable localisation in enclosed spaces. However, visible light technology is seen as a promising complementary technology to RF-based methods (Sisinni 2018; Turan 2019; Lam 2019). The second use case is related to the topic of digitization of the traffic infrastructure and demonstrates an option for traffic monitoring in road tunnels. The developed experimental setups together with their analysis and initial evaluation results are described after a brief introduction into the related work in the next section.

2 RELATED WORK

Nowadays, LEDs are increasingly being used for illumination in all kind of application fields. There they are employed as light emitters and the fact that LEDs are optoelectronic elements that can also be used as detectors is often not taken into consideration. In fact, the interchangeability of emission and detection of light by LEDs was already investigated in the 1970s (Mims 1986; Miyazaki 1998). Despite that LEDs are designed and optimized for light emission, they also offer effective sensing capabilities. However, in particular for miniaturized systems, the small photocurrents in the nanoampere range (see, e.g. Ray Chaudhuri 2009) pose a challenge for measurement and require sophisticated laboratory equipment. Therefore, an approach was proposed to overcome the problem of small photocurrents (see, e.g. Dietz 2003; Lau 2004; Incipini 2017). Instead of detecting the current directly, the time is measured until the photocurrent discharges the capacitance of a reverse-biased LED to a defined threshold. This discharge time varies depending on the photocurrent and provides therefore an indirect measure of it. Based on that approach, Dietz (2003) has already demonstrated that LEDs connected to a microcontroller can be used for unimpaired illumination while simultaneously measuring the ambient light level as well as for wireless communication. The correlation between the magnitude of the photocurrent and the discharge time of the LED capacitance was also investigated for colorimetric flow analysis and the determination of pH and phosphates (O'Toole 2007).

For applications in the field of VLC, many investigations have been done on the basic communication properties of different LED types such as bandwidth and sensitivity (see, e.g. Milovancev 2020; Sticklus 2020; Galal 2020). Some of the findings include that the response sensitivity and bandwidth are improved by increased reverse bias voltages and that LEDs in the higher wavelength range such as in red show significantly better properties compared to the lower spectrum in blue and green. Finally, some work using LEDs for a miniaturized spectrometer (Ray-Chaudhuri 2009), where the LED components act as detectors in different wavelength ranges, and the use of a single commercial RGB LED for simultaneous colour detection and LED control (Li 2015) should also be mentioned.

Another approach found in the literature to overcome the problem of small currents is simply to use more than one single LED element for sensing. Closely related to the application in the present study, Yang (2017) and Chen (2020) investigated occupancy determination in a 30 m² office environment by using arrays of LED elements connected in parallel in the lighting infrastructure for sensing. However,

the LEDs in this study are toggled in 10-minute intervals for illumination and sensing, unlike to our system, where the switching is surpassing the human eye's perception threshold. To summarize, the use of single LED elements for sensing purposes is still a challenge in many applications, as the sensing capabilities of LEDs can generally be considered poor compared to standard photodiodes for example.

3 EXPERIMENTAL SETUP AND METHODS

This work studies the concept of LED as sensor for two use cases where the illumination infrastructure is modified to provide additional sensing functions. This section describes the experimental setups and methods used to evaluate these two scenarios.

3.1 SETUP FOR INDOOR POSITIONING

In principle, the light reflected from the environment of an illumination system is used for localizing objects in a room. Specifically, the investigated system contains four commercial white light LEDs, with three LEDs in emission mode and the fourth LED in sensing mode in an alternating way. A schematic circuit diagram for one of these LEDs is shown in Fig. 1, with the detection and emission modes indicated separately. Finally, this concepts delivers four sensing values for a complete cycle in which each of the four LEDs was in measurement mode once. Switching between sensing and illumination is fast and requires 4 ms for a measurement period and thus 16 ms for a complete cycle to obtain four sensor values. Therefore, the indoor illumination from the LEDs remains undisturbed for human perception despite the additional measurement function.

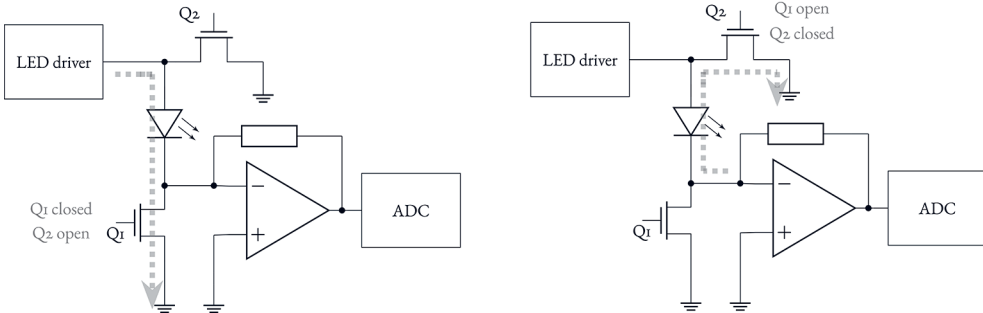


Fig. 1: Schematic circuit diagram for the concept LED as sensor. The active parts for the LED in sensing mode are highlighted at the left and the active parts for the LED in illumination mode are highlighted at the right.

The four reflection values determined by this approach are used as features for a machine learning based classification (k nearest neighbour – kNN) where the system is trained on the reflections from a 10 cm x 10 cm retroreflective foil, which is placed in an experimental area of 1.2 m x 1.2 m with a step size of 5 cm (in total 625 different positions) below the illumination system. An image of the developed prototype with four LEDs for illumination and sensing is shown in Fig. 2 at the left.

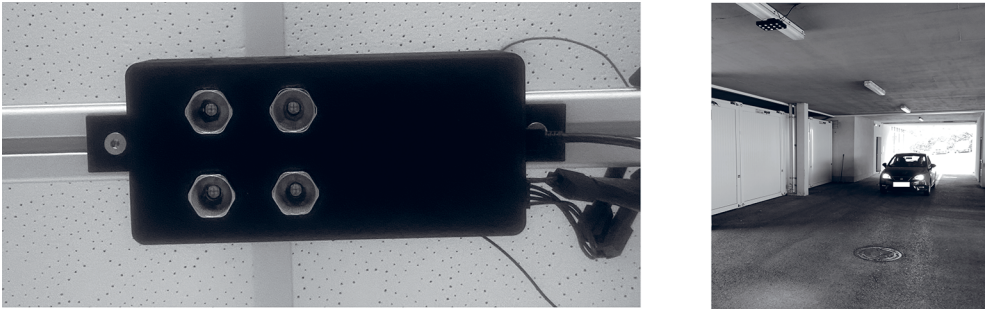


Fig. 2: Image of the indoor positioning prototype system with four LEDs for simultaneous illumination and sensing (left). Image of the prototype of an illumination system with integrated LEDs as sensor, which is mounted in a real world environment for traffic monitoring evaluation (right).

3.2 SETUP FOR TRAFFIC MONITORING

For the second application, a luminaire was designed so that additional LED light sources could also be used as detectors. A total of 12 high-power LEDs can be used in this demonstrator for both sensing and illumination. In contrast to the first use case above, each LED sensor component was utilized to continuously record the reflected light intensity of moving objects over time. A prototype of the modified luminaire was mounted on the ceiling of the driveway to a car parking garage and the sensor signals acquired when cars were entering or leaving the parking area. An image of the installed prototype system is shown in Fig. 2 at the right.

4 RESULTS

The described approach for indoor positioning with the developed prototype system was evaluated for a real world scenario with the system mounted on the ceiling at a distance of 2.7 m above the experimental area on the floor. As the accuracy for position determination is expected to essentially depend on the illumination level, which governs the achievable sensor signals, the illumination by the LEDs of the prototype system is analysed in the experimental area with a simulation tool, see Fig. 3 (ReluxDesktop simulation software). A comparison for the distances of 1.5 m and 2.7 m between the prototype system and the experimental area shows that the illumination is already quite low at a distance of 2.7 m and is around 80 lx in the centre of this area. Please note that illuminances in the range of 300 lx to 500 lx are required for office environments.

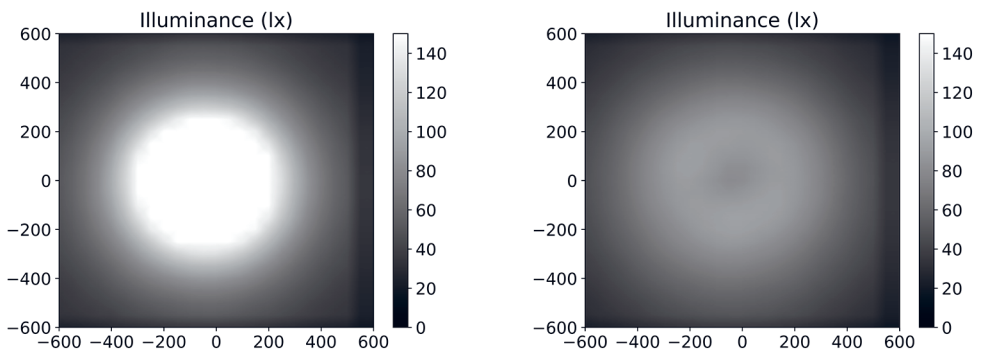


Fig. 3: Simulated illuminance in a 1.2 m x 1.2 m experimental area at 1.5 m distance (left) between this area and the LEDs and at 2.7 m distance (right).

Finally, the total mean error, calculated as the Euclidean distance between the actual known position and the position obtained from the trained kNN model, is evaluated for in total 625 different positions within the experimental area of 1.2 m x 1.2 m, and the results are summarized in Tab. 1. It is found that the position accuracy achievable with the kNN model is closely related to the illuminance variations in the experimental area (see Fig. 3). However, in the centre of the experimental area (white spots) the position can be predicted with high accuracy, with a total mean error distance of only 5 mm in the inner area and 3 cm in the middle area of the experimental setup.

Tab. 1: Total mean error distance for a distance of 2.7 m

experimental area	0.4 m x 0.4 m	0.8 m x 0.8 m	1.2 m x 1.2 m
	5 mm	3 cm	44 cm

Initial results for the evaluation of the traffic monitoring use case are demonstrated in Fig. 4, which illustrates the sensor signals acquired from LED detectors when different types of cars pass underneath the illumination prototype. It is found that the different types of cars cause different reflection profiles over time allowing for the analysis of various parameters such as the number of cars, the type of cars, or a speed estimation. In addition, this speed-independent reflection profile can detect even minor differences between vehicles, such as variations in bonnet length.

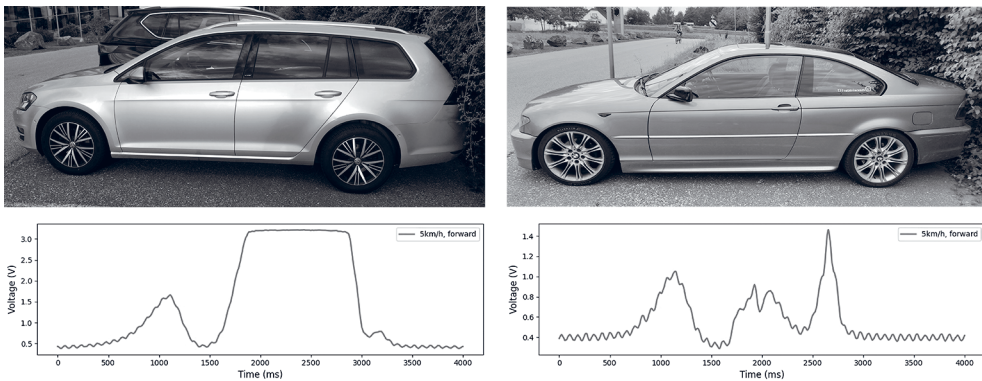


Fig. 4: Sensor signal profiles acquired from LED detectors when different types of cars (VW Golf Variant – left, BMW 3 Series – right) pass below the prototype system.

5 DISCUSSION AND OUTLOOK

The concept of using installed LED lighting systems for additional sensing functions was demonstrated for two different scenarios. In both cases, LED elements were used as a light source and for detection (LED as sensor), which can offer advantages for the implementation of some applications. The first use case demonstrated an option for indoor positioning with promising results in terms of positioning accuracy, which build the basis for further developments in this area. In the second example, options for traffic monitoring were investigated. In this case too, the results are very promising and will be pursued further for the development of specific applications.

ACKNOWLEDGEMENTS

This work is supported by the Austrian Federal Ministry for Climate Action, Environment, Energy, Mobility, Innovation and Technology (BMK) within the project 3DLiDap (Disruptive Technologies for ultra-high-precision 3D Light Detection and Positioning in Indoor Location-based Services and Indoor Geofencing Applications), as well as by the Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft mbH (FFG) within the project DuAList (Disruptive Anwendungen von LED als Sensor in der Verkehrsinfrastruktur, FO999910616) in the call “Expedition Zukunft – Start 2023”.

LITERATURE

- Azevedo I.L., Morgan M.G. & Morgan F. (2009) The transition to solid-state lighting. In: *Proc. IEEE*, vol. 97, no. 3, pp. 481-510.
- Chen Z., Yang Y., Jiang C., Hao J. & Zhang L. (2020) Light sensor based occupancy estimation via bayes filter with neural networks. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 67, no. 7, pp. 5787–5797.
- Dietz P., Yezazunis W. & Leigh D. (2003) Very low-cost sensing and communication using bidirectional leds. In: *Ubiquitous Computing*, 10, pp. 175–191.
- Ergul O., Dinc E. & Akan O.B. (2015) Communicate to illuminate: State-of-the-art and research challenges for visible light communications. In: *Physical Communication*, vol. 17, pp. 72-85.
- Feezell D. & Nakamura S. (2018) Invention, development, and status of the blue light-emitting diode, the enabler of solid-state lighting. In: *Comptes Rendus Physique*, vol. 19, no. 3, pp. 113-133.
- Galal M., Ng W.P., Binns R. & El Aziz A.A. (2020) Characterization of RGB LEDs as Emitter and Photodetector for LED-to-LED Communication. In: *2020 12th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP)*, Porto, Portugal, pp. 1-6.
- Incipini L., Belli A., Palma L., Ballicchia M. & Pierleoni P. (2017) Sensing light with leds: Performance evaluation for iot applications. In: *Journal of Imaging*, vol. 3, p. 50.
- Lam E.W. & Little T.D.C. (2019) Visible light positioning for location-based services in Industry 4.0. In: *IEEE 16th Int. Symp. on Wireless Comm. Systems (ISWCS)*, Oulu, Finland, pp. 345-350.
- Lau K., Baldwin S., Shepherd R., Dietz P., Yezazunis W. & Diamond D. (2004) Novel fused-leds devices as optical sensors for colorimetric analysis. In: *Talanta*, vol. 63, pp. 167–73.
- Li S. & Pandharipande A. (2015) Led-based color sensing and control. In: *IEEE Sensors Journal*, vol. 15, no. 11, pp. 6116–6124.
- Milovancev D., Vokic N., Hübel H. & Schrenk B. (2020) Gb/s visible light communication with low-cost receiver based on single-color led. In: *Journal of Lightwave Technology*, vol. 38, no. 12, pp. 3305-3314.
- Mims F. M. (1986) *Siliconconnections: Coming of Age in the Electronic Era*. In: McGraw-Hill, NY.
- Miyazaki E., Itami S. & Araki T. (1998) Using a light-emitting diode as a high-speed, wavelength selective photodetector. In: *Review of scientific instruments*, vol. 69, no. 11, pp. 3751–3754.
- Nassar N. & Abdulaziz N. (2019) Integrated broadband powerline and visible light communication (VLC) using OFDM and turbo coding. In: *Int. J. of Comput. Inf. Sciences*, vol. 12, pp. 33-41.
- Obeidat H., Shuaieb W., Obeidat O. & Abd-Alhameed R. (2021) A review of indoor localization techniques and wireless technologies. In: *Wirel. Pers. Commun.*, vol. 119, pp. 289-327.
- O’Toole M., Lau K., Shepherd R., Slater C. & Diamond D. (2007) Determination of phosphate using a highly sensitive paired emitter-detector diode photometric flow detector. In: *Analytica chimica acta*, vol. 597, pp. 290–294.
- Rahman A.B.M.M., Li T. & Wang Y. (2020) Recent advances in indoor localization via visible lights: A survey. In: *Sensors*, vol. 20, no. 5, p. 1382.
- RayChaudhuri B. & Sen C. (2009) Light emitting diode as sensor for miniature multispectral radiometer. In: *Appl. Phys. B*, vol. 95, pp. 141–144.

- Sisinni E., Saifullah A., Han S., Jennehag U. & Gidlund M. (2018) Industrial internet of things: Challenges, opportunities, and directions. In: *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 14, no. 11, pp. 4724-4734.
- Spagnolo G.S., Leccese F., Leccisi M. (2019) LED as Transmitter and Receiver of Light: A Simple Tool to Demonstration Photoelectric Effect. In: *Crystals* 9(10), p. 531.
- Sticklus J., Hoehner P. & Hieronymi M. (2020) Experimental characterization of single-color power leds used as photodetectors. In: *Sensors*, vol. 20.
- Turan B., Demir K.A., Soner B. & Ergen S.C. (2019) Visible Light Communications in Industrial Internet of Things (IIoT). In: Mahmood, Z. (eds) *The Internet of Things in the Industrial Sector. Computer Communication and Networks*, Springer, Cham, pp. 163-191.
- Ullah M.H., Gelli G. & Verde F. (2022) Visible light backscattering with applications to communication and localization in healthcare: A survey. In: *Procedia Computer Science*, vol. 203, pp. 745-752.
- Vannacci E., Granchi S., Calzolari M. & Biagi E. (2019) Applications of light emitting diodes as sensors of their own emitted light. In: *Opto-Electronics Review*, vol. 27, issue 4, pp. 355-362.
- Yang Y., Hao J., Luo J. & Pan S. (2017) Ceilingsee: Device-free occupancy inference through lighting infrastructure based led sensing. In: *2017 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*.

Session 5a

Policy development for energy efficiency of Data centres

Díaz Triana / ECODESIGN / AT

Brocklehurst / Ballarat Consulting / UK

Siderius / Netherlands Enterprise Agency / NL

Techno-ökonomischer Vergleich von Speicherstrategien in Erneuerbaren Energiegemeinschaften

Puchegger, Jasek, Schindler, Medwenitsch / Forschung Burgenland GmbH / AT

Policy development for energy efficiency of Data centres

A. Díaz Triana¹⁾, F. Brocklehurst²⁾, H.P. Siderius³⁾

¹⁾ *ECODESIGN company engineering & management consultancy GmbH, Vienna, Austria*

²⁾ *Ballarat Consulting, Oxford, United Kingdom*

³⁾ *Netherlands Enterprise Agency, Utrecht, The Netherlands*

ABSTRACT: Data centres (DCs), cryptocurrencies, and artificial intelligence consumed about 460 TWh of electricity in 2022 (IEA 2024). The growing amount of digital data requires an expansion and evolution of DCs to process and store it. The policy-oriented workstream “Energy Efficiency of Data centres” of the Efficient Demand Flexible Appliances and Networks (IEA 4E EDNA) provides policy-makers information and evidence-based recommendations to improve the energy efficiency of DCs. This paper discusses three areas of EDNA’s work, exploring metrics to design energy efficiency policies; reviewing initiatives on energy efficiency of DCs (Mandatory and voluntary); and modelling of policy measures for DCs, with potential global energy savings of 64 TWh/year by 2030.

1 INTRODUCTION

Evaluating the sustainability of DCs involves assessing multiple factors along different phases of the life cycle, from the planning and construction of the DC, to its operation, maintenance, renovation and decommissioning. Energy efficiency is one important operational aspect of the DC, among a range of other pertinent issues for policy makers and operators to consider, such as water usage, the total greenhouse gas emissions caused directly and indirectly by the DC, the use of renewable energy, and waste management activities for the proper disposal of electronic waste. The geographical location of the DC, the server power consumption and the management of the data volume can impact the sustainability of a DC in terms of energy use and cooling requirements.

DCs also have social implications because they provide and support the many digital services of work and modern life. DCs can have an important economic and development impacts by stimulating the economy, attracting investments and expanding the infrastructure of cities, regions, and countries. A comprehensive evaluation of the sustainability of DCs involves the definition, description, and quantification of these and even more aspects. This paper is mainly focusing on the energy efficiency of DCs during their operation, as part of the workstream established in 2021 by the IEA 4E Efficient Demand Flexible Appliances and Networks (IEA 4E EDNA: <https://www.iea-4e.org/edna>). The goal is providing analysis and policy guidance to improve the energy efficiency of DCs (Díaz Triana 2023).

2 ENERGY EFFICIENCY OF DATA CENTRES

In EDNA’s workstream a Data centre is defined according to EN50600-1:2019 (3.1.9); as a structure or group of structures dedicated to the centralized accommodation, interconnection and operation of information technology (ICT) and network telecommunications equipment that provides data storage, processing and transport services. A DC encompasses all the facilities and infrastructures for power distribution and environmental control, together with the necessary levels of resilience and security required to provide the desired service availability. Data processing, storage, and transport, as well as cooling, ventilation and light are DC energy services.

The customers of a DC (and their customers) are interested in the functions provided through these services such as listening to music, watching movies, messaging and using apps, or shopping and banking online, as shown in Fig. 1.

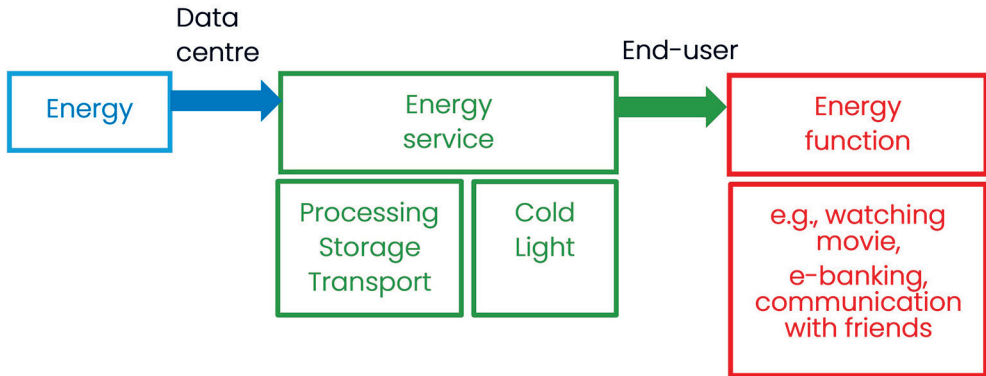


Fig. 1: Energy services and energy functions of a DC

Measuring the power and the energy consumption of (components of) a DC is possible, but the quantification of the energy services of data processing, storage and transport is difficult. The relationship between energy services and energy functions is complex and often unknown. Moreover, some functions demand more services than others. For example, the security and availability of banking online need more services (i.e., processing for encryption and redundancy of support systems) than the requirements for web-browsing. Software is also important affecting processing and storage levels which then influence energy use.

The suitability of metrics for measuring energy efficiency of DCs and for designing policy measures depend on how well the metrics address the services or the energy consumption of the DC, and how practical they are to implement. Reddy et al. (2017) identified 137 metrics for different design and operational aspects of a DC, such as energy efficiency, performance, cooling, and storage.

Energy efficiency of a DC is most commonly expressed by the Power Usage Effectiveness (PUE) metric. This is the ratio of total energy used by a DC to the energy delivered to the computing equipment. A lower PUE shows a lower overhead and greater efficiency. Aside from PUE, a selection of 9 metrics was further analysed in EDNA. These metrics were the *Data center compute efficiency* (DCcE), the *Data center power density* (DCPD), the *Power density efficiency* (PDE), the *Deployed hardware utilization efficiency* (DP-UE), the *Deployed hardware utilization ratio* (DP-UR), the *Data center workload power efficiency* (DWPE), the *IT hardware power overhead multiplier* (H-POM), the *Data center Performance Per Energy* (DPPE), and the *Space, Watts and performance* (SWaP).

While these metrics have merits for DC operators, they are less suitable for designing energy efficiency policy. DWPE¹⁾ and SWaP²⁾ could be used, since they define efficiency as performance associated to power consumption. The challenge is defining and measuring performance consistently for all DCs. These metrics do not relate to the services that a DC provides, or to the power or energy consumption of the ICT equipment installed, or do not take into account the utilization of the ICT equipment in the DC.

¹⁾ *Data center workload power efficiency* (DWPE) is the *workload power efficiency* (WPE, in MFlops/W) divided by the system PUE (sPUE). The WPE is the average performance divided by the average IT equipment power used.

²⁾ *Space, Watts and performance* (SWaP) for a server is performance divided by space times power

Instead of using performance-based metrics, another option is metrics that quantify the *energy losses* in a DC with a given performance:

$$\text{energy efficiency} = \frac{\text{performance}}{\text{useful energy consumption} + \text{energy losses}} \quad (1)$$

As the energy consumption of ICT equipment in a DC is mainly due to the consumption of the servers, 81%, according to Kemna et al. (2020), looking at the energy losses of servers is central. The energy consumption of servers is defined as follows:

$$E_{\text{servers}} = E_{\text{serv_act}} + E_{\text{serv_loss}} \quad (2)$$

E_{servers} is the total energy consumption of the servers, $E_{\text{serv_act}}$ is the energy consumption of the servers in active mode (delivering performance), and $E_{\text{serv_loss}}$ is the energy consumption of the servers in idle mode (not delivering performance). Ideally, if the server is only in active mode, $E_{\text{serv_loss}}$ is zero.

For $E_{\text{serv_loss}}$ greater than zero, the *server energy loss coefficient* (SELC) is defined:

$$\text{SELC} = \frac{E_{\text{serv_loss}}}{E_{\text{servers}}} \quad (3)$$

SELC is analogous to the *DC idle coefficient* proposed by Harryvan (2021), and is the sum of the energy losses of the servers, divided by the total energy consumption of the servers in the DC. The E_{servers} and the $E_{\text{serv_loss}}$ can be measured on the equipment, or calculated from measurements. $E_{\text{serv_loss}}$ can be estimated for a single server as:

$$E_{\text{serv_loss}} = (1 - \text{CPU load}) \times P_{\text{serv_idle}} \times t_m \quad (4)$$

The *CPU load* is measured on the server (the processes that are handled over a specific time); $P_{\text{serv_idle}}$ is the power consumption of the server in idle mode (in W), and t_m is a representative time interval (in hours) over which the *CPU load* is averaged and the energy consumption of the server is measured. $E_{\text{serv_loss}}$ is zero when $P_{\text{serv_idle}}$ is zero (i.e., there are no losses because the power consumption of the server is not caused by any idle mode), or when the *CPU load* is 1 (i.e., the CPU is used at 100% all the time).

The *CPU load* is monitored by the DC's infrastructure management software (DCIM) and can be averaged over all servers of the same model. $P_{\text{serv_idle}}$ cannot be measured directly but can be estimated depending on the server power management being enabled (or not) for a specific server model, and would need to be assessed only once.

Gröger & Behrens (2023) combine the CPU utilization and the power scaling ability into a metric called *Load Correlation* (*LC*) of the servers, defined as:

$$LC_{\text{servers}} = \frac{ITEU_{sv}}{\left(\frac{E_{\text{servers}}}{P_{\text{server_max}} \times t}\right)} \quad (5)$$

$ITEU_{sv}$ is the average (annual) CPU utilization of the servers in the DC; E_{servers} is the energy consumption of the servers (in kWh); $P_{\text{server_max}}$ is the sum of the maximum power consumption of the servers at full load (in kW), and t is the measurement period in hours (8760 hours in a year). $P_{\text{server_max}}$ could be calculated from the datasheets and specifications of the servers. The measurement of E_{servers} is

less commonly done because it requires a multi-faceted approach. It can be achieved by using internal sensors or performance counters to extract information, or alternatively, energy meters and software could be employed. A proxy proposed, $LC_{servers}$ is defined as:

$$LC_{servers} = \frac{ITEU_{sv}}{\left(\frac{ICT \text{ equipment energy consumption}}{\Sigma(ICT \text{ equipment rated power} \times t)}\right)} \quad (6)$$

The *ICT equipment energy consumption* is the annual energy consumption of all installed ICT equipment (in kWh); the *ICT equipment rated power* is the rated power of the installed ICT equipment (in kW), and t is the measurement period in hours (8760 hours in a year, or the remaining hours in the year when the ICT equipment was installed). The servers should also have an ideal Load Correlation of 100%. Since the *ICT equipment energy consumption* could include more than the consumption of the servers, this might not be possible. The measurements and information needed to evaluate the proposed loss metrics - SECL and $LC_{servers}$, are specific of the servers and/or can be extracted from the DCIM software. The next section gives an overview of energy efficiency policies for DCs.

3 REVIEW OF ENERGY EFFICIENCY POLICIES

Brocklehurst (2024) provides a comprehensive overview of existing initiatives for DCs. Japan, the EU, and various EU Member States have recently mandated information requirements. Japan has set an energy efficiency benchmark for DCs, requiring annual reporting. The EU's Energy Efficiency Directive (EED; (EU) 2023/1791)) includes mandatory information requirements for DC owners and operators, and provides the option to develop a rating scheme. DCs are included in France's obligation for tertiary use buildings (ELAN), with energy benchmarks to be met every ten years starting in 2030. Germany's 2023 Energy Efficiency Law sets minimum performance requirements for DCs. All these regulations use the PUE metric.

Certification and other voluntary initiatives for DCs include, for example, the EU Code of Conduct for Energy Efficiency in Data Centres, the EU Green Public Procurement Criteria for Data Centres, Server Rooms and Cloud Services, the US EPA ENERGY STAR for Data Centres, the EU Climate Neutral Data Center Pact, and national labelling initiatives such as Germany's Blue Angel and Austria's Environmental Label.

The US EPA ENERGY STAR for DCs uses an energy efficiency ratio calculated by dividing the actual PUE by the predicted PUE, converted into an ENERGY STAR Score between 1 and 100. The EU Code of Conduct sets voluntary standards based on best practices. Each practice has a numerical value from 1 to 5 to indicate the level of benefit and priority. Signatories must report their energy performance annually and are expected to implement or endorse the best practices.

The EU Green Public Procurement Criteria for Data Centres is intended for public authorities acquiring products or services related to DCs. The criteria cover various aspects of server energy efficiency, including PUE, reuse of waste heat, use of renewable energy, and use of refrigerants. The EU Climate Neutral Data Center Pact sets an absolute target for PUE. By 2025, new DCs in cool climates will need to meet an annual PUE of 1.3, and in warm climates, 1.4. Existing DCs will need to achieve these targets by 2030. The Pact also covers renewable energy use, water use, reuse of waste heat, and circular economy aspects.

Germany's Blue Angel and Austria's Environmental Label are quite similar, and set minimum requirements on PUE, cooling efficiency, and server utilization. The metric SELC is as well included in the forthcoming requirements of these two schemes. In a number of initiatives PUE is also used as a metric, and in some, the server energy efficiency or the ICT equipment utilization are considered.

The analysis of initiatives shows two approaches to enhance DC's efficiency. The first relies on a metric to either rate the DC, as in US ENERGY STAR, or setting a requirement for existing or new

DCs. The second approach is to mandate specific measures, as in the EU Code of Conduct. Either way setting standards also requires a strategy for achieving them, and mandating measures requires an understanding of their impacts. This is discussed in the next section.

4 ESTIMATING THE IMPACT OF POLICY MEASURES

Policy measures to improve energy efficiency of DCs generally target more efficient ICT equipment and software, and the reduction of energy consumption of the supporting infrastructure. The Total Energy Model (TEM) of EDNA was developed to calculate the energy consumption of networked equipment, including DCs (Ryan et al. 2019, Ryan et al. 2021). The newest TEM, version 3.0, estimates the total energy consumption of DCs globally and regionally. It distinguishes between streaming and non-streaming data demand, and differentiates high and low activity periods for IT equipment. Other parameters include utilization of servers, PUE, and equipment energy intensity for enterprise, cloud, and next generation Data centres.

The TEM “business as usual” case is the starting point of this analysis. The modelling projects substantial global energy use in DCs of around 230 TWh in 2023, increasing slightly to around 250 TWh in 2030. Data flows are expected to increase substantially but this is projected to be largely offset by increasing energy efficiency. In this sense, the BAU is quite optimistic about the adoption of higher efficiency equipment and practices, especially for the servers. Throughout most of this period the DCs in Far East and China, North America and Western Europe are expected to use the most energy.

Six possible scenarios were modelled to assess the energy savings from different policy measures for DCs, from 1 January 2025 and ending in 2030:

- Scenario 1: switching data flow from enterprise DCs to the cloud. This could be adopted due to (public) procurement requirements.
- Scenario 2: decreasing PUE, as a result of a mandatory energy efficiency requirements (e.g., max. PUE value of 1,2), requirement on energy management or from (public) procurement.
- Scenario 3: increasing utilization, could be the result of (public) procurement requirements, incentives or reporting.
- Scenario 4: increasing server efficiency, e.g., as a result of minimum efficiency requirements for servers.
- Scenario 5: increasing the shutdown of low utilization equipment, e.g., as a result of incentives or reporting.
- Scenario 6: All measures combined.

Details on the data and the modelling assumptions are reported in Brocklehurst (2024).

Fig. 2. shows the effects of the measures. The global energy savings of all measures peak at 69 TWh in 2027 falling slightly to 64 TWh/year in 2030. For Europe, the energy savings could reach 15 TWh/year by 2030 (not shown). Around half of the energy savings are due to decreasing PUE to 1,20; one quarter is due to increasing utilisation of cloud and next generation DCs, and the rest is due to both, shifting to cloud and increasing equipment shutdown. The energy savings potential of all measures is significant, but their effect decreases over time, because they are overtaken by the efficiency improvements, predominantly in server efficiency, and to a lesser extent, from reducing infrastructure energy use, increasing utilisation and increasing data flow to cloud from traditional DCs.

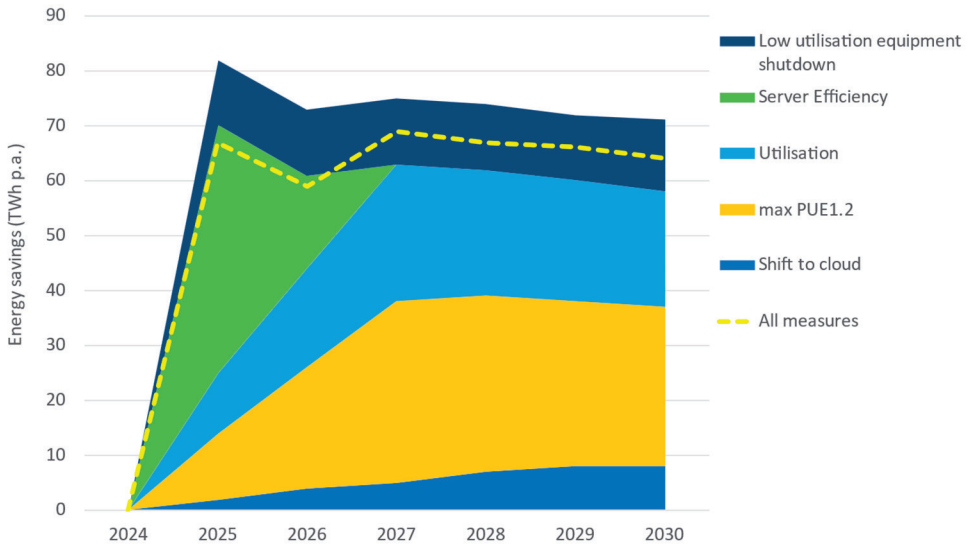


Fig. 2: Global energy savings potential of DCs for six policy scenarios (Brocklehurst 2024).

The savings from combining all the measures is lower than the sum of each individual measure. There is overlap in the mechanisms for energy savings, for example increasing server efficiency and reducing PUE - if the ICT energy use is lower, then for the same PUE the infrastructure energy use will also be lower (Brocklehurst, 2024).

5 SUMMARY

Data centers consume significant energy; EDNA's estimates are 54 TWh in Europe, and 250 TWh globally in 2030. As the energy consumption of ICT equipment in DCs is currently dominated by the consumption of the servers, two metrics for server energy losses are proposed: SELC and LCservers. Using these metrics allows energy efficiency policies to set a clear "aspirational goal" of reaching zero losses of servers, regardless of the function or performance of the DC. This type of zero losses goal already exists for infrastructure, moving PUE metric towards the best theoretical value of 1,0. The majority of existing policies which either mandate or encourage adoption of energy efficiency measures for DCs target PUE. The results of the modelling of policy scenarios for DCs suggest that there is scope for significant energy savings, both from existing approaches such as reducing infrastructure energy use, or from more novel approaches, such as requiring shut down of equipment when in low utilisation. It also highlights that sustaining the improvements on server utilization or efficiency is critical to contain DC's energy use. The challenges to regulating the energy use of DCs are their technical complexity and the speed of technology change, the lack of suitable metrics for some aspects of performance, and the lack of information on their numbers and performance. EDNA's review identified various policy options, but most have not been in place long enough for their effectiveness to be evaluated (Brocklehurst 2024).

LITERATURE

- Brocklehurst F. (2024) *Policy development on energy efficiency of data centres*. Available at: <https://www.iea-4e.org/wp-content/uploads/2024/02/Policy-development-on-energy-efficiency-of-data-centres-draft-final-report-v1.05.pdf> (Accessed: 24 March 2024).
- Díaz Triana A. (2023) ‘An international policy-oriented workstream for energy efficiency of Data centres’, in SCIENCE.RESEARCH.PANNONIA. (ed.) *Energie und Klimawandel Energie – Gebäude – Umwelt*. Fachhochschule Burgenland and Verlag Holzhausen GmbH, A-1030 Wien., pp. 287–293. Available at: https://www.fh-burgenland.at/fileadmin/user_upload/Termine/enova/2023/Einladung_Programm_enova2023.pdf (Accessed: 24 March 2024).
- Gröger J. & Behrens F. (2023) *Development of an energy efficiency label for data centres*. Available at: https://www.oeko.de/fileadmin/oekodoc/Oeko-Institut_energy-efficiency-label-for-data-centres.pdf (Accessed: 24 March 2024).
- Harryvan D.H. (2021) *The Idle Coefficients - KPIs to assess energy wasted in servers and data centres*. Available at: <https://www.iea-4e.org/wp-content/uploads/2021/10/Server-Idle-Coefficients-FINAL-1.pdf> (Accessed: 28 March 2024).
- Kemna R. et al. (2020) *ICT Impact study*. Assistance to the European Commission, Available at: [https://susproc.jrc.ec.europa.eu/product-bureau/sites/default/files/2020-11/IA_report-ICT_study_final_2020_\(CIRCABC\).pdf](https://susproc.jrc.ec.europa.eu/product-bureau/sites/default/files/2020-11/IA_report-ICT_study_final_2020_(CIRCABC).pdf) (Accessed: 24 March 2024).
- Reddy V.D., Setz B., Rao G. S. V. R. K., Gangadharan G. R. & Aiello M. (2017) Metrics for Sustainable Data Centers, *IEEE Transactions on Sustainable Computing*, 2(3), pp. 290–303. Available at: <https://doi.org/10.1109/TSUSC.2017.2701883>. (Accessed: 28 March 2024).
- Ryan P., Smith T. & Wu A. (2019) *Total Energy Model for Connected Devices*. Available at: https://www.iea-4e.org/wp-content/uploads/publications/2019/06/A2b_-_EDNA_TEM_Report_V1.0.pdf (Accessed: 28 March 2024).
- Ryan P., Smith T. & Wu A. (2021) *Total Energy Model V2.0 for Connected Devices*. Available at: <https://www.iea-4e.org/wp-content/uploads/publications/2021/02/EDNA-TEM2.0-Report-V1.0-Final.pdf> (Accessed: 3 April 2024).

ACKNOWLEDGEMENTS

This paper is based on work of the *Energy efficiency of Data centres* workstream of EDNA, the Efficient Demand Flexible Networked Appliances platform of the IEA 4E: <https://www.iea-4e.org>. Dr. A. Díaz contributes to EDNA with support from the Austrian Ministry of Climate action, environment, energy, mobility, innovation and technology (Grant 890457). This paper’s content is solely the responsibility of the authors.

Techno-ökonomischer Vergleich von Speicherstrategien in Erneuerbaren Energiegemeinschaften

M. Puchegger, P. Jasek, M. Schindler, K. Medwenitsch
Forschung Burgenland GmbH, Eisenstadt, Österreich

ABSTRACT: This article looks at different storage strategies for energy communities. Energy communities, including Renewable Energy Communities (RECs), manage and bill their operations based on data from participants' Smart Meters, typically with a 15-minute temporal resolution, accessed daily through the network operator's web portal. However, due to the inherent time delay and coarse temporal resolution of this data, alternative strategies are necessary for effective energy storage management within RECs, distinguishing between 'behind the meter' and neighborhood-level storage integration. Key terms such as generated power, consumption, grid supply, grid injection, residual load, and self-sufficiency are crucial for understanding energy dynamics within RECs.

Integration of storage for self-consumption optimization within a single meter point in Renewable Energy Communities (RECs) is permissible, yet more complex when considering neighborhood-level storage or sharing energy from other meter points. Regulations define battery storage either as a consumer during charging or as a generator during discharging, aligning with REC proximity criteria, necessitating charging with renewable energy sources. However, there's uncertainty regarding the legal anchoring of this regulation, though it seems feasible to park externally sourced energy in storage and then introduce it into the REC, crucial for avoiding additional costs associated with real-time data-based control systems ensuring only internally generated power is stored.

This study examines storage operation strategies within a Renewable Energy Community (REC) based on different integration methods (behind the meter and neighborhood-level storage) and data availability (real-time data yes/no). Using the example of an REC with 18 members, including six with PV systems totaling 54.31 kWp. For behind-the-meter storage, simulations determined an optimal capacity of 23 kWh, while neighborhood-level storage strategies were based on real-time and hypothetical data scenarios, optimizing charging and discharging based on residual load and solar irradiation thresholds, respectively. Economic analyses compared total electricity costs under different scenarios, considering various factors such as external electricity prices and feed-in tariffs.

For behind-the-meter storage integration, modest improvements in autonomy and self-consumption rates are observed, with a slight increase in exchanged energy within the REC. Meanwhile, neighborhood-level storage strategies, either based on real-time data or irradiation thresholds, show potential for increased autonomy, with varying degrees of robustness dependent on storage capacity and loading strategies.

1 EINLEITUNG

Energiegemeinschaften (EGs) haben sich in Österreich mittlerweile zu einem Erfolgsmodell entwickelt, über 1.000 Energiegemeinschaften in Österreich nutzen das Modell und setzen so einen wesentlichen Schritt in Richtung der Demokratisierung des Energiesystems. Was das Thema der elektrochemischen Energiespeicher in Energiegemeinschaften betrifft, so gilt folgendes festzuhalten:

Die Nutzung von Energiespeichern bei Teilnehmer:innen mit PV-Anlagen ist Stand der Technik, diese Speicher werden aber in der Regel dafür verwendet, die Eigenverbrauchsquote für den teilnehmenden Zählpunkt zu erhöhen, nicht jedoch für die Optimierung der gesamten Energiegemeinschaft. Die Nutzung von Energiespeichern im Sinne der Optimierung von Energiegemeinschaften und Erhö-

hung des Autarkiegrads – seien es verteilte Speicher oder Quartiersspeicher - wurde bis dato mehrmals in techno-ökonomischen Simulationen in unterschiedlichen Settings untersucht, wobei hier vor allem Quellen für Use Cases in Italien identifiziert werden konnten, z. B. Cirone et al. (2022) und Bartolini et al. (2020).

Dabei zielen diese Untersuchungen stets auf eine spezielle Konstellation in der Energiegemeinschaft ab bzw. unterscheiden sich zwischen diesen. Wirtschaftlichkeit, ökologische Wirkung sowie Erhöhung des Eigenversorgungsgrad von Speichern hängen so von der Zusammensetzung der Energiegemeinschaft hinsichtlich Erzeugungs- und Verbrauchscharakteristika ab, aber auch von der Betriebsstrategie der Speicher.

In diesem Beitrag wird ein differenzierter Ansatz verfolgt, um darzustellen, wie sich unterschiedliche Speicherstrategien auf die Energiebilanz einer Erneuerbaren Energiegemeinschaft (EEG) und die Wirtschaftlichkeit des Speichers auswirken. Die Strategien unterscheiden sich dabei nicht nur in der Tatsache, ob der Speicher innerhalb einer Teilnehmer:innenanlage (behind the meter) oder als Quartiersspeicher eingesetzt wird. Zusätzlicher Fokus liegt auf der Datenlage. Aufgrund der fehlenden Echtzeitdaten der EG im Standardfall ergibt sich hier ein wesentliches Unterscheidungsmerkmal, auf Basis welcher Entscheidungsgrundlagen eine Be- und Entladung erfolgt. Dies bringt hinsichtlich der Anforderung, dass EEGs ausschließlich lokal (regional) erzeugte erneuerbare Energie verwalten dürfen, auch Fragen hinsichtlich der regulatorischen Einordnung mit sich, welche ebenfalls in diesem Beitrag berücksichtigt werden.

2 METHODIK

2.1 DATENLAGE, SPEICHEREINBINDUNG UND BEGRIFFSDEFINITION

Energiegemeinschaften aller Art, auch EEGs, werden standardmäßig anhand der Daten aus dem Smart Meter der Teilnehmer:innen verwaltet bzw. abgerechnet. Hierfür ist es notwendig, den Smart Meter in der Opt-In-Variante zu betreiben, da die Aufteilung der Energie in EEGs je Viertelstundenintervall erfolgt. Diese zeitlich aufgelösten Daten werden von den Netzbetreibern einmal täglich ausgelesen und auf dessen Webportal zur Verfügung gestellt (Netz Burgenland, 2024). Mit der Plattform für Energiewirtschaftlichen Datenaustausch wurde eine einheitliche Technologie für die Kommunikation der Energiedaten für alle Marktteilnehmer:innen eingeführt. Über dieses EDA Portal beziehen auch Energiegemeinschaften ihre Daten, die insbesondere für die Abrechnung der unter den Mitgliedern getauschten Energie verwendet werden. Aufgrund der Herkunft der Daten haben diese jedenfalls folgende Eigenschaften, die es zu beachten gilt:

1. **Zeitliche Verzögerung:** Die Daten stehen mit zeitlicher Verzögerung zur Verfügung – im besten Fall, falls alle an der EEG beteiligten Smart Meter zuverlässig ausgelesen werden können, am Tag nach dem Energiebezug / der Energielieferung.
2. **Zeitlich grobe Auflösung:** Die zeitliche Auflösung der Daten beträgt 15 min, Informationen über die Vorgänge innerhalb dieser Zeitintervalle sind nicht vorhanden.

Aufgrund dieser Eigenschaften ist es mit diesen Daten nicht möglich, notwendige Informationen für die Speicherbewirtschaftung – sprich Produktionsüberschüsse der EEG zur Speicherbeladung bzw. Verbrauchsüberhang für die Speicherentladung zum Zeitpunkt des Auftretens zu bestimmen. Daher sind alternative Strategien unabhängig von diesen Smart-Meter Daten notwendig, um den Speicherbetrieb zu realisieren.

Hinsichtlich der Einbindung von Speichern in eine EEG sind zwei Fälle zu unterscheiden, nämlich eine Einbindung innerhalb eines Netzanschlusses eines Prosumers (behind the meter) oder als Quartiersspeicher mit eigenem Zählpunkt (vgl. Abb. 1).

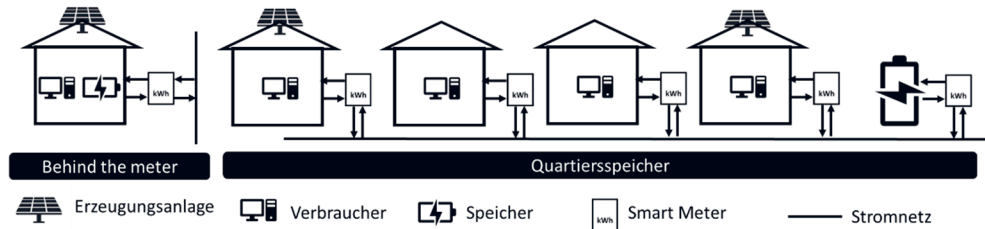


Abb. 1: Möglichkeiten der Speichereinbindung in EEGs.

Wesentlich für die weiteren Betrachtungen ist zudem noch die Unterscheidung folgender Begrifflichkeiten:

- **Erzeugter Strom:** Das ist jener Strom, der von den Produktionsanlagen der EEG (hier PV-Anlagen) erzeugt wird.
- **Stromverbrauch:** Strom, der von den Verbraucheranlagen der Mitglieder der EEG verbraucht wird.
- **Netzbezug:** Strom, der aus dem öffentlichen Netz über den Smart Meter von den Mitgliedern der EEG bezogen wird.
- **Netzeinspeisung:** Strom, der über den Smart Meter von den Mitgliedern der EEG ins öffentliche Netz eingespeist wird.
- **Residuallast:** Differenz von Strom, der von den Mitgliedern in das Netz eingespeist wird und Strom, der von ihnen aus dem Netz bezogen wird. Die Residuallast lässt sich in Summe über die gesamte EEG bilden. Die Residuallast je Prosumer ergibt dessen Netzbezug oder Netzeinspeisung. Ist die Summe der Residuallast der EEG negativ, so steht mehr Strom zur Verfügung, als von den Mitgliedern aktuell benötigt wird, ein etwaiger Speicher könnte also beladen werden. Ist die Residuallast der EEG positiv, so ist der Bedarf an Strom höher als die Erzeugung und ein etwaiger Speicher kann entladen werden.
- **Autarkiegrad:** Dieser Wert beschreibt den Anteil an Energie bezogen auf den gesamten Netzbezug der Mitglieder, der über Netzeinspeisung anderer Mitglieder zur Verfügung gestellt werden kann.

2.2 REGULATORISCHE EINORDNUNG

Die Einbindung von Speichern in eine EEG zur Eigenbedarfsoptimierung innerhalb eines Zählpunkts ist jedenfalls zulässig (Niederhuber, 2023). Etwas komplexer ist die Lage, wenn es sich um einen Quartiersspeicher handelt bzw. Speicher mit Strom von anderen Zählpunkten beladen werden soll. Da ein Akku in der Rolle als Energiespeicher in den energiewirtschaftlichen Regularien in der Form definiert ist, dass er entweder als Verbraucher (beim Laden) oder als Erzeuger (beim Entladen) betrieben wird, kann davon ausgegangen werden, dass aus dem Akku entladene Energie dem Nahekriterium der EEG entspricht, auch wenn dieser zuvor mit Netzstrom beladen wurde. Es ist jedoch jedenfalls eine Regelung vorzusehen, dass die Ladung mit Netzstrom aus erneuerbaren Energiequellen erfolgt, um auch diesem Kriterium von EEGs zu genügen. Dies kann beispielsweise mit dem bereits etablierten System der Herkunftsnachweise über entsprechende Energielieferverträge mit Anbietern von erneuerbarem Strom erfolgen. Für Strom, der aus der EEG in den Speicher geladen wird, sind keine Herkunftsnachweise anzugeben, da innerhalb der EEG verbrauchter Strom in diesem Regime als Eigenverbrauch verbucht wird. Offen ist aktuell, wie diese Regelung gesetzlich verankert wird. Grundsätzlich scheint es aber möglich zu sein bzw. zu werden, künftig von außerhalb der EEG in den Speicher geladenen Strom im Speicher zwischenzuparken und dann in die EEG einzubringen. Dies ist insofern essentiell, da ansons-

ten mit einem geeigneten und auf Echtzeitdaten basierenden Mess- und Regelungskonzept sicher zu stellen wäre, dass nur in der EEG produzierter Strom in den Speicher geladen wird und damit entsprechender Mehraufwand für die Installation eines solchen Konzepts zu erwarten wäre.

2.3 UNTERSUCHTE SPEICHERSTRATEGIEN

Basierend auf den Einbindungsmöglichkeiten der Speicher (behind the meter bzw. Quartiersspeicher) und der Datenlage (Echtzeitdaten vorhanden ja/nein) sollen nun Betriebsstrategien für Speicher anhand einer beispielhaften EEG untersucht werden. Die EEG besteht aus 18 Mitgliedern, wovon sechs Mitglieder über eine PV-Anlage verfügen. Die Gesamtleistung der PV-Anlagen beträgt 54,31 kWp, der Netzbezug der EEG-Mitglieder beträgt in Summe rund 100.000 kWh. Die Untersuchungen wurden anhand der realen Betriebsdaten der EEG durchgeführt, wobei die EEG aktuell über keine Speicherkapazität (auch nicht zur reinen Eigenverbrauchsoptimierung) verfügt.

Speicherstrategie behind the meter: Für die Speichereinbindung innerhalb eines Zählpunkts wurde ein Szenario definiert, bei dem ein Speicher bei einem Mitglied mit Erzeugungsanlage installiert werden soll. Die PV-Leistung dieses Mitglieds beträgt 11,88 kWp. Die Beladung des Speichers erfolgt mit der PV-Erzeugung des Mitglieds, die den Eigenverbrauch und den Bedarf in der EEG übersteigt. Die Entladung erfolgt, wenn eine positive Residuallast in der EEG vorhanden ist entsprechend dieser bei ausreichender Kapazität des Speichers. Um die Auslegung des Speichers hinsichtlich einer nutzenbringenden Kapazität zu ermitteln, wurden unterschiedliche Speicherkapazitäten simuliert und hinsichtlich ihres Effekts auf den Autarkiegrad der EEG bewertet. Abb. 2 zeigt die Ergebnisse dieser Simulationen, oberhalb von 20 kWh Speicherkapazität stellt sich ein Sättigungseffekt ein. Auf Basis dieser Erkenntnisse wurde für dieses Szenario eine Speicherkapazität von 23 kWh ausgewählt.

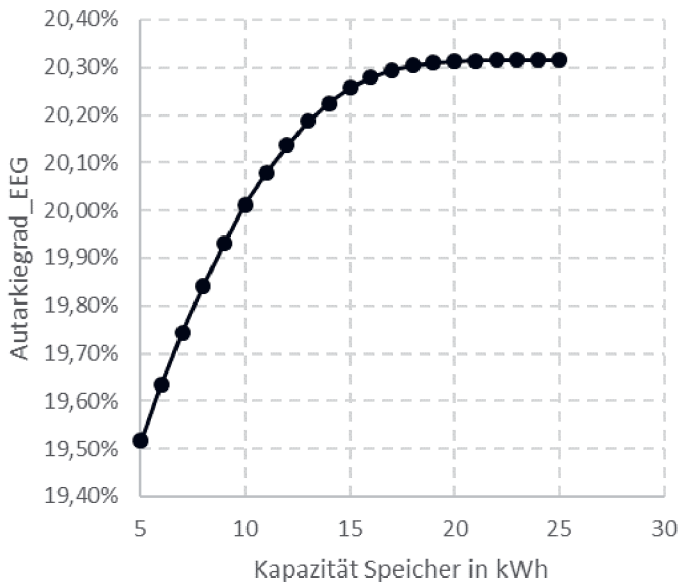


Abb. 2: Vergleich Autarkiegrad und Speicherkapazität behind the meter

Speicherstrategie Quartiersspeicher: Für die Quartiersspeicher wird mit der Bewirtschaftung anhand Echtzeitdaten ein analoger Ansatz gewählt, wobei die Beladung hier mit der negativen Re-

siduallast der gesamten EEG erfolgt, die Entladung mit der positiven Residuallast der EEG (je nach Restkapazität des Speichers auch nur in Teilen davon). Um Alternativen der Speicherbewirtschaftung von Quartiersspeichern in EEGs hinsichtlich der Datenverfügbarkeit zu untersuchen, wurde zudem ein alternativer Ansatz gewählt für den Fall, dass keine Echtzeitdaten genutzt werden können. Dabei wird von der Hypothese ausgegangen, dass die Produktion der EEG entscheidend für deren Residuallast ist, wobei die solare Einstrahlung vor Ort wiederum die bestimmende Größe für die PV-Erzeugung darstellt. Somit wurden für die solare Einstrahlung die Werte von 500, 600, 700 und 800 W/m² als Schwellwerte (SW) gesetzt, oberhalb derer eine Beladung des Speichers erfolgen soll. Die je Zeitschritt geladene Energiemenge folgt dabei einer Funktion, die 80 % der mittleren negativen Residuallast beim entsprechenden Einstrahlungswert entspricht. Abb. 3 zeigt die sich dabei ergebenden Ladeenergien.

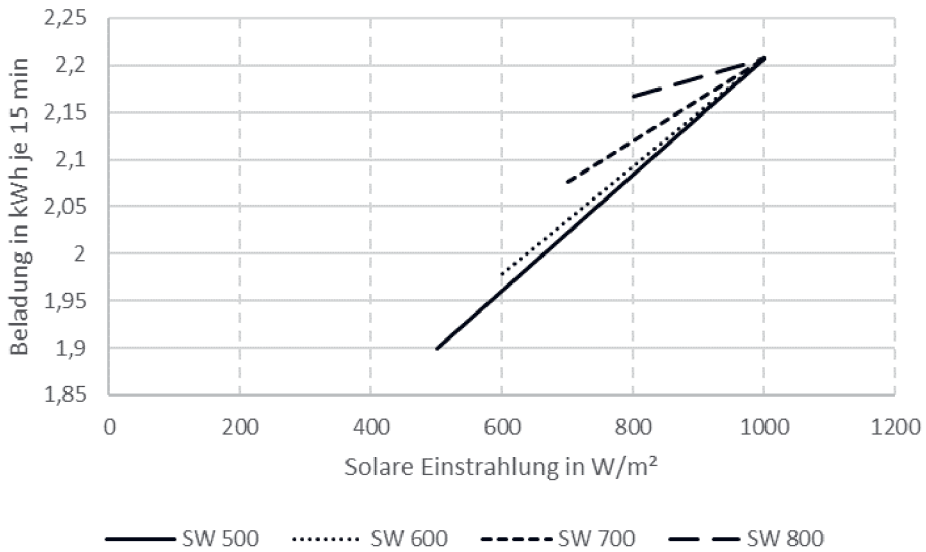


Abb. 3: Ladeenergien je Schwellwert (SW) und solarer Einstrahlung

Die Entladung des Speichers erfolgt mit einem konstanten Wert ermittelt aus der durchschnittlichen positiven Residuallast zwischen Sonnenuntergang und Sonnenaufgang, bis der Akku leer ist. Dabei wird noch zwischen Sommer- und Winterhalbjahr unterschieden, weil im Winter aufgrund von elektrisch betriebenen Heizanwendungen in der EEG die durchschnittlichen Lasten höher sind als im Sommer. Die Dimensionierung der Speicherkapazität wurde so gewählt, dass der Speicher entsprechend der oben beschriebenen Beladestrategie die maximal tägliche Ladeenergie aufnehmen kann. Dadurch ergeben sich die Speichergrößen gemäß Tab. 1.

Tab. 1: Schwellwerte und Speicherkapazitäten

Schwellwert in W/m ²	500	600	700	800
Speicherkapazität in kWh	68	58	49	37

2.4 WIRTSCHAFTLICHKEITSBETRACHTUNG

Für die Wirtschaftlichkeitsbetrachtung werden die durch die Szenarien entstehenden Gesamtstromkosten für die EEG miteinander verglichen. Die Preise werden entsprechend Tab. 2 definiert, die Energiemengen für Strombezug von EVU (E_{EVU}), von der EEG nach außen verkaufte Energie (E_{Ein}) und die Menge der in der EEG ausgetauschte Energie (E_{EEG}) werden in den jeweiligen Szenarien mithilfe der Energiebilanzen errechnet. Die Gesamtenergiekosten der EEG werden über Gleichung 1 berechnet.

$$C_{EEG} = E_{EVU} \cdot P_{EVU} - E_{Ein} \cdot P_{Ein} + E_{EEG} \cdot N_{EEG} \quad (1)$$

Tab. 2: Preise Wirtschaftlichkeit behind the meter

Wert	Wert ct/kWh	Herkunft
Preis für Strombezug von EVU P_{EVU}	26,39	Variable Stromkosten des Local Players inkl. Netz und Steuern
Einspeisetarif für PV-Strom P_{Ein}	9,63	Einspeisetarif des Local Players
Netzgebühren in EEG N_{EEG}	3,21	Netzgebühren in NE7 abzüglich Reduktion für lokale EEG

3 ERGEBNISSE

3.1 ERGEBNISSE BEHIND THE METER

Für die Einbindung des Speichers behind the meter ergeben sich die Werte lt. Tab. 3.

Tab. 3: Ergebnisse Energie behind the meter

Wert	Autarkiegrad in %	Eigennutzungsgrad in %	Austausch in EEG in kWh	Speicher- zyklen
Ohne Speicher	18,52	65,14	18.334	-
Mit Speicher	20,32	71,97	20.115	86
Differenz	+1,80	+6,82	1.781	86

Tab. 4: Ergebnisse Wirtschaftlichkeit behind the meter

Wert	Strombezug EVU in kWh	Einspeisung an EVU	Austausch in EEG in kWh	Gesamtkosten in €
Ohne Speicher	80.679	9.810	18.334	20.936
Mit Speicher	78.897	7.836	20.115	20.713
Differenz	1.782	1.974	1.781	223

Die Ergebnisse für die Wirtschaftlichkeit sind in Tab. 4 dargestellt. Die Ergebnisse zeigen, obwohl der Speicher hier rein für die Verbesserung der Energiebilanz der Energiegemeinschaft genutzt wird und nicht vorwiegend zum Zwecke der Eigenverbrauchsoptimierung des Speicherinhabers, nur moderate Verbesserungen der Werte für Autarkiegrad und Eigennutzungsgrad. Die innerhalb der EEG ausgetauschte Energiemenge kann um knapp 1.800 kWh erhöht werden. Der Speicher absolviert im untersuchten Betriebsjahr 86 Zyklen.

3.2 ERGEBNISSE QUARTIERSSPEICHER

Für die Ergebnisse der Quartiersspeicher wird die Betrachtung etwas erweitert, der Vergleich erfolgt anhand der Betrachtung der EEG ohne Speicher, mit Speicher und Echtzeitdatenbewirtschaftung und mit Speicher und Bewirtschaftung über die Schwellwerte der Einstrahlung und konstante Entladung. Tab. 5 zeigt die Ergebnisse für die Energiebilanz der EEG.

Tab. 5: Ergebnisse Energie Quartiersspeicher

Wert	Ohne Speicher	SW 500 vs. Echtzeit	SW 600 vs. Echtzeit	SW 700 vs. Echtzeit	SW 800 vs. Echtzeit
Kapazität in kWh	0	68	58	49	37
Autarkiegrad Echtzeit in %	18,52	26,67	26,10	25,43	24,33
Autarkiegrad Schwellwert in %	18,52	25,76	23,80	21,99	20,41
Speicherzyklen Echtzeit	-	131	144	154	172
Speicherzyklen Schwellwert	-	104	90	70	50

4 SCHLUSSFOLGERUNG, ZUSAMMENFASSUNG

Aus den Ergebnissen lässt sich ableiten, dass die Einbindung von Speichern in EEGs behind the meter grundsätzlich möglich ist. Für die Einbindung als Quartiersspeicher kann davon ausgegangen werden, dass künftig entsprechende Lösungen entweder mit Echtzeitinfrastruktur oder basierend auf anderen Betriebsstrategien und entsprechender regulatorischer Einordnung / Klarstellungen möglich sein wird. Die Analysen der Speicherstrategien behind the meter zeigen, dass in der gewählten Situation, bestehend aus einer EEG mittels PV-Energie und der Einbindung des Speichers in einen teilnehmenden Haushalt und Beladung aus dessen PV-Anlage ein überschaubarer Nutzen entsteht. So erhöht sich der Autarkiegrad für die gesamte EEG um weniger als 2 %, der Eigennutzungsgrad an PV-Strom für die EEG um knapp 7 %. Dies führt auch zu einem relativ geringen wirtschaftlichen Nutzen von rund 200 €/a für eine Investition in einen Speicher mit 23 kWh Kapazität. Eine Verbesserung der Wirtschaftlichkeit könnte erzielt werden, indem man kombinierte Strategien entwickelt, die den Eigenverbrauch des teilnehmenden Mitglieds mit der Perspektive der EEG kombinieren.

Für die Quartiersspeicher ist festzuhalten, dass je nach Speichergröße höhere Steigerungen im Autarkiegrad möglich sind. Die Robustheit hinsichtlich der Beladestrategie nimmt mit zunehmender Speichergröße und niedrigeren Schwellwerten ab. Beim Schwellwert von 500 W/m² betragen die Unterschiede in den Speicherzyklen nur noch rund 30 %, im Autarkiegrad der EEG unterscheiden sich diese beiden Strategien kaum mehr. Künftige Forschungsarbeiten werden sich mit der Weiterentwicklung dieser ersten Konzepte für die Speicherbeladung in EEGs ohne Echtzeitdaten beschäftigen, beispiels-

weise kombiniert mit Regressionsmodellen für die Tages- und Wochenzeit sowie der Einbindung von Prognosemodellen – auch für die Last in der EEG. Gleichzeitig zeigen die Ergebnisse jedoch auch, dass die Steigerung des Autarkiegrads durch Speicher in EEGs, die als Erzeugungsanlagen nur PV-Anlagen aufweisen, begrenzt ist.

LITERATUR

- Bartolini A., Carducci F., Munoz B. C. & Comodi G. (2020) Energy storage and multi energy systems in local energy communities with high renewable energy penetration. *Renewable Energy* 159, 595-609.
- Cirone D., Bruno R., Bevilacqua P., Perella S. & Arcuri N. (2022) Techno-Economic Analysis of an Energy Community Based on PV and Electric Storage Systems in a Small Mountain Locality of South Italy: A Case Study. *Sustainability*, Vol. 14, Issue 21.
- Netz Burgenland (2024) Intelligente Messdatenerfassung. <https://www.netzburgenland.at/smart-meter/> abgerufen am 10.05.2024. Netz Burgenland GmbH, Eisenstadt
- Niederhuber & Partner Rechtsanwälte GmbH. (3. 2 2023) Rechtliche Stellungnahme: Zulässigkeit der Stromspeicherung und Teilnahme am Regelenergiemarkt.

Kontakt:

Markus Puchegger
Forschung Burgenland GmbH
Center Energy Transition
Campus 1
A-7000 Eisenstadt
Tel. +43 664 1616656
Markus.puchegger@forschung-burgenland.at

Session 5b

Vielfalt gestalten – Gender & Diversity als partizipatives Instrument in der Technikausbildung

Maier, Szalai / FH Burgenland GmbH / AT

Data Spaces als Brücke zur Wahrung der Privatsphäre bei Energiedienstleistungen

Pfeiffer, Klikovits / Forschung Burgenland GmbH / AT
Hatzl / CAMPUS 02 Fachhochschule der Wirtschaft GmbH / AT

Vielfalt gestalten – Gender & Diversity als partizipatives Instrument in der Technikausbildung

C. Maier, E. Szalai

Fachhochschule Burgenland, Eisenstadt, Österreich

ABSTRACT: Projects in the energy, environmental and building sectors necessitate the development of innovative solutions that engage numerous stakeholders in order to achieve a sustained and environmentally conscious impact. It is therefore essential to involve the stakeholders in a participatory manner in order to develop user-oriented solutions with a high level of acceptance. In this context, participation formats should be low-threshold and comprehensive in order to ensure the genuine participation of all people, taking into account the diversity of society. Diversity must be treated intersectionally along the various diversity dimensions in order to counteract any form of discrimination in the participation of people in projects. Due to its high level of complexity, an intersectional approach is rarely taken into account in projects, which means that many groups of people are underrepresented and solutions are eventually developed by privileged people for privileged people. In order for project members and designers in the aforementioned sectors to design inclusive participatory formats to create solutions for all, a certain level of gender and diversity competence is necessary. Accordingly, it is necessary to teach young professionals in the energy, environment and building sector skills in gender and diversity, which can be achieved by implementing gender and diversity courses in the curricula of technical degree programmes. This is what the University of Applied Sciences Burgenland has done by implementing the course “Gender & Diversity in Technology” in the Bachelor’s degree programmes “Energy and Environmental Management” and “Building and Energy Technology”. This article examines the first two cycles of this course and analyses its acceptance and effectiveness based on an online workshop with graduates. Along the discussion questions 1) “Which insights / thoughts / attitudes on the topic of “gender and diversity aspects” from the course content have stuck with me?” and 2) “Which knowledge / which methods from the course have I already been able to apply in my own work or research practice?” the courses held were reflected on together. It was found that awareness of the topic has certainly been raised among technical students by attending the Gender & Diversity course and that students are adopting some of what they have learnt in their everyday work. Some suggestions and desires for improvement were expressed, regarding the content and the course format. The article contains several recommendations for the integration of Gender & Diversity courses into the curricula of technical degree programmes with the aim of equipping current and future designers of energy, environmental and building projects with social skills and sound methodological knowledge early on in their education in order to shape technological developments in a socially just way.

1 EINLEITUNG

Bürger:innenbeteiligungen in unterschiedlichen Formen sind in vielen Projekten im Energie-, Umwelt- und Gebäudebereich bereits ein fester Bestandteil. Ziel derer ist es, nutzer:innenorientierte Lösungen in einem „Bottom-up“-Ansatz zu entwickeln und somit eine größtmögliche Nutzer:innenakzeptanz für entwickelte Lösungen zu gewährleisten (Preston et al., 2020). Es ist kritisch anzumerken, dass Bürger:innenbeteiligungsinitiativen in Projekten im Energie- und Umweltbereich oft von sehr homogenen Personengruppen dominiert werden, die in der Regel weiß, cis-geschlechtlich, männlich, mittleren Alters, mit hohem Einkommen und hohem Bildungsstand sind (Radtke & Bohn, 2023; Søråa et al.,

2020). Um Bürger:innenbeteiligungen größer und insbesondere niederschwelliger zu gestalten, muss eine echte Teilhabe aller betroffenen Personen unter Berücksichtigung und mit dem Wissen der Vielfalt der Gesellschaft erfolgen. Das kann nur gelingen, wenn Gestalter:innen dieser Vorhaben Wissen und Bewusstsein zu gesellschaftlichen und strukturellen Rahmenbedingungen haben.

“Gender definitely plays a role. All the barriers that women face in the mainstream workforce are there, such as childcare responsibilities, and progression in male dominated industries.” (European Institute for Gender Equality 2024)

Homosoziale Strukturen, wie im Zitat verdeutlicht, hemmen den Innovationsgehalt der Projektvorhaben, die Nutzer:innenakzeptanz und die Erhöhung des Nutzens für “alle”, wie häufig in Energie-, Umwelt- und Gebäudeprojekten postuliert wird. „Gleich und gleich gesellt sich gern“ bietet ein besonders augenscheinliches Ergebnis: Bei der diesjährigen Klimakonferenz „COP29“ in Aserbaidschan wurde in der ersten Programmgestaltung keine einzige Frau von den teilnehmenden Staaten nominiert. Erst nachdem Kritik von der Organisation She Changes Climate geäußert wurde, wurden weibliche Teilnehmerinnen nachnominiert. (She Changes Climate 2024)

Um Energie-, Umwelt- und Gebäudeprojekte nachhaltig und diversitätsgerecht umzusetzen, braucht es Menschen, die Wissen zum Umgang mit Diversitäten haben und dieses für das Themenfeld nutzen können. Eine Prämisse ist daher, bereits in der Ausbildung diese Aspekte und Fragestellungen explizit zu lehren und so eine neue Generation an Entwickler:innen auszubilden, die technische und soziale Aspekte selbstverständlich verbinden können.

Die Lehrveranstaltung „Gender & Diversity in der Technik“, welche in den Curricula der Bachelorstudiengänge „Energie- und Umweltmanagement“ sowie „Gebäude- und Energietechnik“ der Fachhochschule Burgenland integriert ist, ist hier ein Meilenstein in der tertiären Ausbildung für Studierende in diesen Arbeits- und Forschungsfeldern. Studierende dieser Studiengänge sind Agent:innen der Zukunft, wenn es darum geht, nachhaltige Lösungen im Energie-, Umwelt- und Gebäudebereich zu erforschen und zu entwickeln. Dazu braucht es eine Haltung, Wissen und Methoden zu gender- und diversitätsgerechter Gestaltung von Transformationsprojekten in diesen Themenfeldern. Es ist daher notwendig, die Gender- und Diversitätskompetenz der Studierenden zu schärfen und ein Bewusstsein für ethische Fragestellungen und soziale Gerechtigkeit bei der Entwicklung von technologischen Lösungen zu schaffen.

2 THEORETISCHER HINTERGRUND

2.1 INTERSEKTIONALE PARTIZIPATION IN ENERGIE-, UMWELT- UND GEBÄUDEPROJEKTEN

Partizipation oder Teilhabe wird in vielen Projektförderungen auf der theoretischen Ebene gefordert und bleibt in der Umsetzung oft auf der Strecke. Zur Stärkung von Bürger:innen, die ihre konkreten Anliegen und Bedürfnisse einbringen, die dann von Entscheidungsträger:innen auch gehört und umgesetzt werden, braucht es ein theoretisches Rüstzeug. Die Rolle der Bürger:innen bei der Entwicklung und im Betrieb nachhaltiger Energiesysteme verändert sich zunehmend von passiven Stakeholdern hin zu Akteur:innen, aber auch zu aktiven Gegner:innen von Projekten. Dementsprechend ist es notwendig, partizipative Formate schon in frühen Projektstadien bzw. der Projektplanung einzusetzen, um nachhaltige und akzeptierte Lösungen im Energie-, Umwelt- und Gebäudebereich anhand der Nutzer:innenbedürfnisse zu entwickeln. (Preston et al. 2020)

Umsetzungsprojekte im Energie-, Umwelt- und Gebäudebereich haben meist größere Dimensionen und damit auch umfassende Wirkung/en auf die betroffenen Personen. Je nachdem in welcher Tiefe Teilhabe ermöglicht werden soll, muss ein Beteiligungsprozess aufgebaut werden, Methoden und Settings gewählt werden, die zur Fragestellung und zur Zielgruppe passen. Aus der Theorie bekannt sind drei Stufen der Beteiligung, welche sich im Grad der Partizipation unterscheiden. Stufe 1 beinhaltet

informative (Öffentlichkeits-)Beteiligung, bei der Bürger:innen über Projektvorhaben und -umsetzung informiert werden. Darauf aufbauend befasst sich Stufe 2 mit der konsultativen Beteiligung, bei der ein Dialog mit Bürger:innen und weiteren Stakeholdern in Bezug auf die Projektvorhaben geführt wird. Der höchste Beteiligungsgrad ist in Stufe 3 zu finden, wo Betroffene und Interessierte eingeladen werden bei der Ausführung und der Umsetzung von Projekten mitzubestimmen und mitzugestalten (Arbter et al. 2005). Die Umsetzung von Energie-, Umwelt- und Gebäudeprojekten kann in allen drei Stufen nur nachhaltig und sozial verträglich gelingen, wenn ein solcher Beteiligungsprozess umfassend und niederschwellig aufgesetzt wird. Teilhabe gelingt diversitätsgerecht, wenn unterschiedliche Zielgruppen gekannt und adäquat - also entlang ihrer Möglichkeiten - eingebunden werden. Eine ausgewogene Diversität in Beteiligungsformaten von Energieprojekten wird in der Praxis generell nicht priorisiert, sofern es sich nicht explizit um Gender- bzw. Inklusionsprojekte handelt. Preston et al. (2020) betonen zwar die Wichtigkeit, eine demografisch diverse Zielgruppe anzusprechen, gehen auf diesen Aspekt aber nicht näher ein. Die Problematik der Unterrepräsentativität gewisser Personengruppen in Projekten wird selten wahrgenommen, da es wenig Bewusstsein von Seiten der Gestalter:innen für die Gründe der fehlenden Teilhabe gibt (Søraa et al. 2020). Dieses fehlende Bewusstsein kann dazu führen, dass die unausgewogene Teilnahme unterrepräsentierter Gruppen lediglich deskriptiv dargestellt wird, anstatt diese Unterrepräsentation reflektiert zu behandeln (Anfinsen et al. 2017). Es besteht dann die Gefahr, dass Diversitätsstereotype reproduziert und weiterverbreitet werden, wenn aus solchen unausgewogenen Analysen unreflektierte Schlussfolgerungen gezogen werden (Søraa et al. 2020). Weiters riskiert man, dass Lösungen von privilegierten Personengruppen für privilegierte Personengruppen geschaffen werden (Søraa et al. 2020).

Die Aussage, „dass wir für alle planen“, ist nicht ausreichend. Es muss vielmehr eine Differenzierung zwischen den einzelnen Gruppen vorgenommen werden, um die Komplexität der Realität adäquat abzubilden. Teilhabemodelle müssen es allen ermöglichen, Teil der Entwicklung zu sein und die Barrieren für die wenigen Teilnehmenden aus einer ohnehin bereits in der Minderheit befindlichen Gruppe abzubauen. In diesem Kontext ist es von entscheidender Bedeutung, die Mehrdimensionalität von Diversitäten zu berücksichtigen. Es ist notwendig, Mehrfachdiskriminierung und -exklusion zu erkennen und zu verstehen, um diesen in Projekten gezielt entgegenzuwirken (Søraa et al. 2020). Intersektionale Betrachtungsweisen ermöglichen, Personen entlang ihrer sozialen Kategorien wahrzunehmen, damit sind beispielsweise, Geschlecht, Alter, Einkommen, Ausbildung, aber auch Dauer des Wohnens in der beteiligten Gemeinde gemeint und handlungsleitend. Davon profitieren nicht nur die Betroffenen. Der Umgang und die Inklusion von Diversitäten in der Wissenschaft bringt einen großen Mehrwert und fördert die Innovationsfähigkeit in Projekten (Gay-Antaki & Liverman 2018; Søraa et al. 2020) und sollte in die Ziele und Strategien von Projekten im Energie-, Umwelt- und Gebäudebereich implementiert werden (Radtke & Bohn 2023). Intersektionalität wird jedoch nicht immer als Chance zur Verbesserung der Projektergebnisse gesehen. Eine heterogene Zusammensetzung der Projektbeteiligten bedeutet, dass die Wahrnehmungen, Einstellungen und Motive in Bezug auf das Projekt sehr unterschiedlich sind und nicht gleichbehandelt werden können. Es bedarf verstärkter Anstrengungen in den Bereichen Kommunikation, Bildung und Empowerment, um mit diesen unterschiedlichen Perspektiven umzugehen. (Radtke & Bohn 2023)

Die Komplexität, die eben diese Intersektionalität mit sich bringt, lässt Projektmitarbeitende mit fehlender Diversitätskompetenz oft resignieren, anstatt die Möglichkeit darin zu sehen, intersektionale Beobachtungen umfassend behandeln zu können. Eine intersektionale Bearbeitung wird als zu problematisch, unpraktisch und zu aufwendig betrachtet. (Søraa et al. 2020)

Der Erfolg von Bürger:innenbeteiligung und partizipativen Formaten, die die Vielfältigkeit der Gesellschaft widerspiegeln setzt also ein großes Maß an sozialer Kompetenz und einen reflektierten Umgang mit Diversitäten voraus. Diese müssen Projektmitarbeitenden und Gestalter:innen vermittelt werden, um eine inklusive Transformation in den Bereichen Energie, Umwelt und Gebäudetechnik zu schaffen.

2.2 INTEGRATION VON GENDER- UND DIVERSITÄTSKOMPETENZ IN LEHRPLÄNE TECHNISCHER STUDIENGÄNGE

Um oben genannte Kompetenzen zu vermitteln ist es grundlegend, Gender- und Diversitätswissen und Methoden einer gender- und diversitätsgerechten Teilhabe in die Ausbildung aller Akteur:innen des Energie-, Umwelt- und Gebäudebereichs zu integrieren. Diesen muss Wissen als Grundlage für den Erwerb eines Methodensets und Tools vermittelt werden, mit denen sie partizipative Formate inklusiv gestalten und durchführen können (Chu & Cannon 2021). Aus- und Weiterbildungen, die Gender- und Diversitätskompetenzen bei jungen Menschen stärken, sind im Hinblick auf das Ziel, mehr Gleichstellung zu erreichen, bereits erfolgreich. Sie werden jedoch nur von denjenigen angenommen, die sich aus eigenem Interesse oder eigener Betroffenheit für eine Weiterbildung in diesem Bereich entscheiden. (Bansal et al. 2023)

Es sind beispielsweise eher weibliche Technikstudierende, die Diversitätsthemen im Rahmen der Lehre schätzen als männliche (Atadero et al. 2018). Das schränkt den Wirkungsbereich solcher Trainings und Weiterbildungen enorm ein und führt wiederum dazu, dass Gender & Diversitätsthemen nur dann berücksichtigt werden, wenn das Lehrformat explizit darauf ausgelegt ist. Durch die feste Integration von Lehrveranstaltungen zu Gender und Diversity in Lehrplänen können mehr Personen erreicht werden. Dies gilt auch für Menschen, die in ihrer Ausbildung bisher keine Berührungspunkte mit diesen Aspekten hatten, was in technischen Studiengängen nicht selten der Fall ist (Casper et al. 2021).

Dabei spielt die Akzeptanz solcher Lehrveranstaltungen eine entscheidende Rolle. Technikstudierende verbinden die technische Ausbildung und technische Berufe nicht mit Diversität und Inklusion. Dementsprechend erwarten sie diese Inhalte nicht in ihrem Studium und sehen diese auch nicht als relevant, um sich Problemlösungskompetenz anzueignen (Casper et al. 2021). Die Relevanz von Gender & Diversity in technischen Berufsfeldern muss den Studierenden demnach verdeutlicht werden, um ihre Akzeptanz für solche Inhalte in ihren Lehrplänen zu erhöhen. Reflexion und Critical Thinking sind etwa Schlüsselkomponenten in der Ausbildung für nachhaltige Entwicklung, um Problemlösungskompetenz zu schaffen (Brundiars et al. 2021). Diese Inhalte sollten dementsprechend auch in Gender & Diversity Lehrveranstaltungen vermittelt werden. Dabei sollten die Lehrformate so konzipiert werden, dass sie für Studierenden einen Mehrwert bringen und sie motiviert, sich mit der Thematik auseinanderzusetzen. Interaktive Formate, Gruppenprojekte und die Einbeziehung von professionellen Ingenieur:innen und Expert:innen werden von Technikstudierenden bspw. äußerst geschätzt (Atadero et al. 2018). Außerdem ist zu beachten, dass bei der Implementierung von Gender & Diversity Aspekten in den Lehrplan, Studierende mit Themen und Materialien arbeiten, die technische Aktivitäten mit eben diesen gender- und diversitätsspezifischen Aspekten verknüpfen, anstatt sie als eigenständiges Zusatzelement zu betrachten (Casper et al. 2021).

Ein Lehrkonzept, das auf die Bedürfnisse von Studierenden zugeschnitten ist, ist also insbesondere in technischen Studiengängen ein wichtiger Aspekt. Das Ziel sollte sein, dass Studierende durch entsprechende Lehrveranstaltungen dazu motiviert werden, sich mit gender- und diversitätsspezifischen Themen auseinanderzusetzen. Dadurch können die Inhalte nachhaltig in ihren Arbeitskontext übertragen werden, was für die Bereiche Energie-, Umwelt- und Gebäudetechnik essenziell ist, um Projekte inklusiv und unter der Berücksichtigung von Gleichstellungszielen zu entwickeln.

2.3 GENDER & DIVERSITY IN TECHNIKSTUDIENGÄNGEN DER FACHHOCHSCHULE BURGENLAND

Die Integration von Gender- und Diversitätskomponenten in die Studiengänge der Energie-, Umwelt- und Gebäudetechnik stellt demnach einen zentralen Aspekt einer zeitgemäßen Ausbildung dar, um die Entwicklung interdisziplinärer Kompetenzen bei Studierenden zu fördern. Aus diesem Grund hat die Fachhochschule Burgenland die Lehrveranstaltung Gender & Diversity in der Technik in die Curricula der Bachelorstudiengänge „Energie- und Umweltmanagement“ sowie „Gebäude- und Energietechnik“ integriert. Die Zielsetzung dieser Lehrveranstaltung ist es, den Studierenden schon früh in ihrer Ausbildung Bewusstsein für gesellschaftliche Unterschiede im Zugang und den Möglichkeiten in der

Techniknutzung zu schaffen und strategische Instrumente zur Implementierung von Gender- und Diversitätsaspekten in der Technikgestaltung zu vermitteln. Die Inhalte umfassen theoretische Grundlagen und historische Entwicklungen von Gender & Diversity, diese werden aus sozialer, wirtschaftlicher, rechtlicher und politischer Sicht betrachtet. Es werden konkrete Problemstellungen aus dem Energie-, Umwelt- und Gebäudebereich herangezogen und innerhalb des Frameworks der 17 Sustainable Development Goals der United Nations behandelt. Um deren drei Dimensionen – Umwelt, Soziales und Wirtschaft – zu adressieren, werden den Studierenden Modelle der Technikfolgenabschätzung nähergebracht, anhand derer sie erkennen können, dass Technologien und deren ökologische, soziale und ökonomische Auswirkungen differenziert betrachtet werden müssen. Ergänzend werden die Studierenden angeregt, ihre eigene Rolle als Techniker:in zu reflektieren, um eigene Bias und Vorurteile zu identifizieren und dementsprechend diskriminierenden und ausgrenzenden Komponenten bei der Entwicklung technologischer Lösungen entgegenwirken zu können. Die genannten Inhalte werden in interaktiven und partizipativen Formaten vermittelt. Dazu werden moderierte Gruppendiskussionen, Persona-Entwicklung, World-Cafes etc. eingesetzt, was den Mehrwert hat, dass die Studierenden direkt mit partizipativen Methoden in Berührung kommen, die sie wiederum in ihrem Arbeitskontext anwenden können.

3 METHODE

Um die Wirkung dieser Lehrveranstaltung zu betrachten, wurden behandelte Themenstränge, Methoden, Ausarbeitungen und Diskussionsergebnisse aus den bisher abgehaltenen Lehrveranstaltungen analysiert, aufbereitet und in einem online Workshop mit Studierenden, die diese bereits abgeschlossen haben, reflektiert. Der online Workshop fand im April 2024 statt und es nahmen darin acht Studierende teil. Diese setzten sich zusammen aus fünf Studentinnen und drei Studenten, die jeweils berufsbegleitend in unterschiedlichen Studienrichtungen, Semestern und Gruppen studieren. Qualitative Zugänge erfordern einen sorgfältigen Umgang mit der Menge an Daten sowie mit der Interpretation der Ergebnisse. Daher ist vorauszuschicken, dass eine nicht repräsentative Gruppe am Workshop teilgenommen hat und wichtiges Wissen und Feedback weitergegeben haben. Die beiden Jahrgänge, die eingeladen wurden, umfassen ca. 200 Studierende von denen ein Teil Vollzeit und ein Teil berufsbegleitend studiert. Es ist anzumerken, dass der Anteil an männlichen Studierenden in beiden Jahrgängen stark dominiert, entsprechend haben am Workshop überproportional viele Studentinnen teilgenommen.

Die Diskussionsfragen, die für den Workshop entwickelt wurden, lauteten:

- 1) *Welche Erkenntnisse / Gedanken / Einstellung zum Thema “Gender und Diversitätsaspekte” aus den Lehrveranstaltungsinhalten sind bei mir hängen geblieben?*
- 2) *Welches Wissen / welche Methoden aus der Lehrveranstaltung konnte ich in meiner eigenen Arbeits- oder Forschungspraxis bereits anwenden?*

4 ERGEBNISSE

Die Auswertung der Fragen erfolgte entlang der beiden Fragestellungen mit Hilfe des Transkripts, dass das Gesprächsprotokoll ergänzt hat. Es wurden mittels einer qualitativen Inhaltsanalyse folgende Kategorien induktiv gebildet:

- 1) *Inhaltlich-thematische Aspekte der Lehrveranstaltung,*
- 2) *Lehrformate,*
- 3) *Erfahrungen aus dem eigenen Alltags- und Berufskontext,*
- 4) *Visionen für die Weiterentwicklung der Lehrveranstaltung.*

Das in der Lehrveranstaltung behandelte Thema „Diskriminierungsfreie Sprache“ hat bei den Studierenden einen besonders nachhaltigen Eindruck hinterlassen. Es wurde von mehreren Studierenden betont, dass sie auf eine inklusive Sprache achten, weil es ihnen persönlich ein Anliegen ist, alle Personengruppen anzusprechen. Kritisch angemerkt wurde hingegen, dass in der Lehrveranstaltung manchmal ein zu starker Fokus auf Frauenförderung („Anzahl von Frauen in der Technik“) und Feminismus gelegt wurde, was von den Studierenden als einseitig empfunden wurde – vor allem im Zusammenhang mit dem Frontalvortragssetting. Im Gegensatz dazu bewerteten sie die Behandlung von Gleichstellung entlang verschiedener Diversitätsdimensionen als wertvoll. Dabei wurde jedoch angemerkt, dass die Einbindung von behinderten und älteren Menschen in Bezug auf moderne Technik, insbesondere im Hinblick auf sie betreffende Ausschlussmechanismen digitaler Beteiligungsmodelle, zu wenig bearbeitet wurde.

Da persönliche berufliche Erfahrungen, v.a. bei berufsbegleitenden Studierenden, eine wichtige Rolle spielen, wäre es aus studentischer Perspektive wünschenswert, wenn Lehrveranstaltungen zu Gender & Diversity vorwiegend interaktiv und partizipativ gestaltet werden, um den Diskurs in der Gruppe zu ermöglichen. Die Ausarbeitung von Fallbeispielen ergänzt durch Videomaterial und anderen digitalen Formaten, die in der Lehrveranstaltung angeboten wurden, ist hilfreich, um diverse Diskriminierungsformen zu erkennen und diesen entgegenzutreten. Weiters wurde eine lehrveranstaltungsübergreifende Integration des Themas gewünscht, etwa in die Lehrveranstaltungen Kommunikation, Ethik und Englisch, um die Themen Gender & Diversity in verschiedenen Kontexten bearbeiten zu können.

Vermisst haben vor allem die männlichen Studierenden konkrete Tools und Handlungsanleitungen zum Umgang mit Diversitäten in der Forschung (Antragserstellung bis Umsetzung) sowie in der Personalführung. Letzteres wurde mit dem Argument untermauert, dass in den Studiengängen (zukünftige) Führungskräfte ausgebildet werden. Es wurde außerdem von eigenen Erfahrungen berichtet, bei denen es schwierig war mit anderen Personen auf Grund von sozialen oder biologischen Kategorien in der jeweiligen Branche zu arbeiten bzw. diese auch diskriminierungsfrei zu kündigen oder aus dem Team zu entfernen. Dabei wurden unterschiedliche Haltungen im Umgang mit Diversitäten am Arbeitsplatz deutlich. Das Thema der Neurodiversität, auch wenn es nicht als solches von den Studierenden benannt wurde, führte hier zu unterschiedlichen Sichtweisen. Während zwei Studierende Beispiele hinsichtlich Höhenangst am Hochbau und Überforderung mit sozialen Kontakten als Gründe für den Ausschluss von Personen aus gewissen Berufsbildern sahen, vertrat eine Studentin ganz klar die Meinung, dass hier die soziale Komponente berücksichtigt werden müsse und eine Überforderung bzw. psychische Beeinträchtigung einer Person nicht einseitig betrachtet werden darf. Sie verwies explizit darauf, dass exkludierende Strukturen verändert werden sollten und nicht die Position der betroffenen Mitarbeitenden.

Im Rahmen der Diskussion betonten die Studierenden die Wichtigkeit des Lernens von diskriminierungsfreier Ansprache von Personen und Themen, zu denen sie selbst keinen Zugang oder wenig Erfahrung besitzen. Hierzu wurden die Vermittlung von Kommunikations- und Reflexionskompetenzen im Rahmen der Lehrveranstaltung zur Bewältigung dieser Problematik gewünscht. Des Weiteren wurde deutlich, dass die persönliche Betroffenheit bzw. der Einsatz von Emotionen bei der Bearbeitung von Gender- und Diversitätsthematiken dazu beitragen können, mehr Bewusstsein dafür zu schaffen. Diesbezüglich ist hervorzuheben, dass insbesondere die weiblichen Workshop-Teilnehmerinnen eine besonders hohe Empathie für die Erfahrungen anderer mit Diskriminierung aufwiesen und sich in der Lehrveranstaltung die Vermittlung von Instrumenten zur Wehr gegen Diskriminierung wünschen.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die Studierenden den Mehrwert der Lehrveranstaltung „Gender & Diversity in der Technik“ erkannt haben und ihr Bewusstsein für gender- und diversitätsspezifische Fragen durch sie gestärkt wurde. Obgleich sie sich nach Absolvierung sensibilisiert und besser informiert fühlen, äußern sie den Wunsch nach mehr konkreten Instrumenten, um ihre Arbeits- und insbesondere Führungsaufgaben gut und diskriminierungsfrei erledigen zu können.

5 DISKUSSION UND AUSBLICK

Insgesamt bietet diese Diskussion und Reflexion gute Ansatzpunkte zur Weiterentwicklung der Lehrveranstaltung selbst, aber auch eine bessere Integration der Inhalte mit anderen “social skills” Lehrveranstaltungen. Bemerkenswert ist jedoch die Erkenntnis, wie lose Verbindungen zwischen den naturwissenschaftlich-technischen Inhalten und Gender- und Diversitätsaspekten im Gedächtnis der Studierenden geblieben sind. Die Arbeit mit praktischen Beispielen, Fallbeispielen aus der Praxis sowie mit Prüfinstrumenten, wie der Technikfolgenabschätzung, kann hier hilfreich sein, um diese Bezüge zu verdeutlichen, sind jedoch noch nicht in dem gewünschten oder intendierten Umfang bei den Studierenden aus der Reflexionsgruppe angekommen.

Bei der Implementierung von Gender & Diversity Lehrveranstaltungen sollten anhand der Ergebnisse jedenfalls berücksichtigt werden, dass genügend Lehrinhalte für dieses breite Themenfeld eingeplant werden. Eine Querverbindung zu anderen Lehrveranstaltungen in technischen Studiengängen könnte hier von Vorteil sein. Es empfiehlt sich Basis- und Aufbauveranstaltungen im Bereich Gender & Diversity zu integrieren, um den Studierenden die Möglichkeit zu bieten, sich theoretisches Wissen anzueignen und dieses nachfolgend praktisch anzuwenden. Dies ist insbesondere für die Thematik der Partizipation von entscheidender Bedeutung. Die Arbeit an praxisnahen Fallbeispielen aus dem Energie-, Umwelt- und Gebäudebereich stellt in diesem Kontext eine optimale Möglichkeit dar, dass Studierende lernen, mit Diversitäten in Projekten umzugehen und durch die Entwicklung niederschwelliger Teilnehmungsmodellen Inklusion zu fördern. Damit kann erreicht werden, dass gegenwärtige und zukünftige Gestalter:innen von Energie-, Umwelt- und Gebäudeprojekten über ein hohes Maß an sozialer Kompetenz und fundiertem Methodenwissen verfügen, um bei der Entwicklung technologischer Lösungen ethische Fragen zu behandeln, Diskriminierung und Ausgrenzung entgegenzuwirken und so zu einer sozial gerechten Zukunft beizutragen.

LITERATUR

- Anfinsen M. & Heidenreich S. (2017) *Energy & gender – A social sciences and humanities cross-cutting theme report*.
- Arbter K., Handler M., Purker E., Tappeiner G. & Trattnigg R. (2005) *Das Handbuch Öffentlichkeitsbeteiligung. Die Zukunft gemeinsam gestalten*. Wien. Hrsg.: Österreichische Gesellschaft für Umwelt und Technik (ÖGUT) und Bundesministerium für Land- und Forstwirtschaft, Umwelt und Wasserwirtschaft (Lebensministerium),
- Atadero R. A., Paguyo C., Rambo-Hernandez K. E. & Henderson H. (2018) Building Inclusive Engineering Identities: Implications for Changing Engineering Culture. *European Journal of Engineering Education*, 43(3), 378–398. <https://doi.org/10.1080/03043797.2017.1396287>
- Bansal S., Kyle A. M., Brightman A. O. & Amos J. R. (2023) Approaches to Address New ABET Diversity, Equity, and Inclusion Criteria in Biomedical Engineering Curricula. *Biomedical Engineering Education*, 3(2), 331–344. <https://doi.org/10.1007/s43683-023-00116-4>
- Brundiers K., Barth M., Cebrián G., Cohen M. L., Diaz L., Doucette-Remington S., Dripps W., Habron G., Harré N., Jarchow M. E., Losch K., Michel J. O., Mochizuki Y., Rieckmann M., Parnell R. A., Walker P. & Zint M. (2021) Key competencies in sustainability in higher education: Toward an agreed-upon reference framework. *Sustainability Science*, 16(1), 13–29. <https://doi.org/10.1007/s11625-020-00838-2>
- Casper A. M. A., Atadero R. A., Hedayati-Mehdiabadi A. & Baker D. W. (2021) *Linking Engineering Students' Professional Identity Development to Diversity and Working Inclusively in Technical Courses*. 147(4), 04021012. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)ei.2643-9115.0000052](https://doi.org/10.1061/(asce)ei.2643-9115.0000052)
- Chu E. K. & Cannon C. (2021) Equity, inclusion, and justice as criteria for decision-making on climate adaptation in cities. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 51, 85–94. <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2021.02.009>

- European Institute for Gender Equality. (2024) *From STEM to Sustainability: Empowering Women and Girls in Science*. https://eige.europa.eu/newsroom/news/stem-sustainability-empowering-women-and-girls-science?language_content_entity=en
- Gay-Antaki & Liverman D. (2018) Climate for women in climate science: Women scientists and the Intergovernmental Panel on Climate Change. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(9), 2060–2065. <https://doi.org/10.1073/pnas.1710271115>
- Preston S., Mazhar M. U. & Bull R. K. (2020) Citizen engagement for co-creating low carbon smart cities: Practical lessons from Nottingham City Council in the UK. *Energies*, 13(24), 6615. <https://doi.org/10.3390/en13246615>
- Radtke J. & Bohn N. S. (2023) Mind the gap: Community member perceptions of shortcomings in diversity and inclusivity of local energy projects in Germany. *Utilities Policy*, 85, 101686. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2023.101686>
- She Changes Climate. (2024) *Urgent need for inclusion and diversity in COP29 organisational committee*. <https://static1.squarespace.com/static/5fbd0fcb06ee170e1048dfea/t/65b9fa289b427752f1e3a6c1/1706687017187/SCC+Response+to+COP29+President+and+Organisational+Committee.pdf>
- Søraa R. A., Anfinen M., Foulds C., Korsnes M., Lagesen V. A., Robison R. & Ryghaug M. (2020) Diversifying diversity: Inclusive engagement, intersectionality, and gender identity in a European Social Sciences and Humanities Energy research project. *Energy research and social science*, 62, 101380. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2019.101380>

Data Spaces als Brücke zur Wahrung der Privatsphäre bei Energiedienstleistungen

C. Pfeiffer¹⁾, C. Klikovits¹⁾, S. Hatzl²⁾

¹⁾ *Forschung Burgenland GmbH, Eisenstadt, Österreich*

²⁾ *CAMPUS 02 Fachhochschule der Wirtschaft GmbH, Graz, Österreich*

ABSTRACT: Digital energy services enable a precise control of energy consumption based on digital data about energy consumption patterns. To operate, they require a variety of personal information about users' activities. In addition to the users' own energy consumption data, socio-demographic information about the users in the household is frequently required to enable personalized system design. A common reason for residential users not to use such energy services is privacy concerns. To address this issue, this study focuses on the perception of the data required for the operation of energy services. First, the willingness of residential users to provide personal data and the perceived risks associated with providing this data are examined from a social science perspective. Secondary data from a quantitative online survey of 600 private users on these perceptions are further analyzed using path analysis. The results show a moderate willingness to provide personal information for energy services, a condition that can be explained by the perceived privacy risk. Then, a technological solution is proposed to mitigate such concerns. This approach involves a Data Space based on the standards of the International Data Space Association. The use of this framework allows different stakeholders to share and use data while maintaining privacy, data sovereignty, and security.

1 EINLEITUNG

Mit einer Reihe von Automatisierungstechnologien schaffen Energiedienstleistungen einen Mehrwert für Nutzer*innen (Goncalves 2022): Von der direkten Laststeuerung bis hin zur automatisierten Steuerung von Geräten auf Basis von Preissignalen (Adams et al. 2021). In weiterer Folge kann die in privaten Haushalten erzeugte Energie gespeichert und effektiv genutzt werden (Zhou et al. 2016, Son et al. 2010), ohne aktives Eingreifen der Nutzer*innen (Parag & Butbul 2018).

Energiedienstleistungen nutzen Daten, die von Nutzer*innen zur Verfügung gestellt werden. Einerseits handelt es sich um Energieverbrauchsdaten, die bei der Nutzung intelligenter Geräte und Anlagen im Haushalt durch die Bewohner*innen in Form von Zeitreihen (zumeist in kW oder kWh) generiert werden. Sie entstehen im Wesentlichen durch alltägliche Haushaltspraktiken wie Putzen, Essenszubereitung, Heizen und Kühlen. Andererseits sind dies soziodemografische Informationen (McKenna et al. 2022), die mit Energieverbrauchsdaten zur Berechnung von Verbrauchsmustern über einen bestimmten Zeitraum kombiniert werden (Hussain et al. 2023). Energiedienstleistungen benötigen beispielsweise Daten wie Strom-, Gas-, Wasser- und Wärmeverbrauch, um die Energieeffizienz im Haushalt zu steigern (Veskioja et al. 2022). Mit soziodemografischen Informationen wie unter anderem Geschlecht, Alter, Beruf, Wohnort, Haushaltsgröße sowie persönliche Vorlieben, Verhaltensweisen und Lebensstil (Kowsari & Zerriffi 2011) können Funktionen von Energiedienstleistungen verbessert werden (Marinakakis et al. 2020).

Digitale Energiedienstleistungen können verschiedene Aktivitäten von Nutzer*innen zusammen mit dem Energieverbrauch in einer häuslichen Umgebung erfassen und so eine große Menge an personenbezogenen Daten generieren (Pal et al. 2020). Durch den technologischen Fortschritt sind sie in der Lage, personenbezogene Daten der Nutzer*innen zu speichern und zu analysieren – etwa Gespräche, persönliche Gewohnheiten, Gesundheitszustand, soziale Interaktionen und sogar finanzielle Transakti-

onen (Caron et al. 2016). Derzeit mangelt es ihnen noch an Datensicherheit, Schutz und -hoheit (Venkatchary et al. 2018) – eine technologische Hürde, die für Nutzer*innen zahlreiche Sicherheits- und Datenschutzrisiken birgt (Pal et al. 2020). Neben den technischen Risiken sehen Nutzer*innen die meisten Risiken im Zusammenhang mit der Wahrung der eigenen Privatsphäre, da Energiedienstleistungen auch Informationen über die täglichen Aktivitäten im Haushalt preisgeben könnten (Vigurs et al. 2021).

Die Debatte über die Wahrung der Privatsphäre ist ein wiederkehrendes Thema in der Forschung, insbesondere im Zusammenhang mit digitalen Medien (Ayaburi & Treku 2020). Neben dem Risiko für die Privatsphäre gibt es weitere Risikokategorien (z.B. finanziell, physisch, sozial, psychologisch), die auf die wahrgenommene Sensitivität von Daten einen Einfluss haben können (Milne et al. 2017, Phelps et al. 2000). Je höher die wahrgenommene Sensitivität, desto niedriger ist wiederum die Bereitschaft zum Teilen von Daten (Milne et al. 2017, Pal et al. 2020).

In diesem Kontext haben sich Pfeiffer et al. (2024) bereits eingehend mit der Wahrnehmung von verschiedenen Daten- und Informationstypen beschäftigt und dabei auch vier Typen von Energiedaten (Produktionsdaten der Photovoltaikanlage (PV), Stromverbrauch der Waschmaschine (WM), Heizenergieverbrauch sowie Smart Meter Daten) behandelt, ohne explizit auf die für Energiedienstleistungen benötigten Daten einzugehen. Andere Autor*innen betonen zwar die Bedeutung von Energiedaten für die Energiewende sowie die Notwendigkeit, Bedenken hinsichtlich der Privatsphäre zu verringern (z.B. Radtke 2022), ohne aber konkrete technologische Lösungen zu nennen.

Somit ist das Ziel der gegenständlichen Arbeit, die Wahrnehmung von Daten, die für den Betrieb von Energiedienstleistungen erforderlich sind, hervorzuheben und in weiterer Folge einen Lösungsansatz vorzustellen, der bestehende Bedenken hinsichtlich der Privatsphäre bei der Bereitstellung persönlicher und energieverbrauchsbezogener Daten mindern könnte.

2 METHODISCHE VORGEHENSWEISE

In einem ersten Schritt wird aus einer sozialwissenschaftlichen Perspektive die Bereitschaft privater Nutzer*innen beleuchtet, personenbezogene Daten für Energiedienstleistungen zur Verfügung zu stellen und das damit verbundene Risiko, das sie mit der Bereitstellung dieser wahrnehmen. Dafür werden die Ergebnisse aus einer quantitativen und für Österreich quotenrepräsentativen Onlinebefragung von Pfeiffer et al. (2024) zu den genannten Wahrnehmungen exzerpiert, an der 600 private Nutzer*innen beteiligt waren. Aus ihren Ergebnissen für insgesamt 39 Datentypen wurden jene herausgefiltert, die für den Betrieb von Energiedienstleistungen erforderlich oder förderlich sind (Kowsari & Zerriffi 2011, Marinakis et al. 2020, McKenna et al. 2022, Veskiöja et al. 2022).

Im Rahmen der Datenanalyse werden die Kennzahlen zu den Merkmalen *finanzielles Risiko*, *physisches Risiko*, *soziales Risiko*, *psychologisches Risiko*, *Risiko für die Privatsphäre*, *Sensitivität* sowie *Bereitschaft zum Teilen* zunächst deskriptiv mit Mittelwerten (MW) sowie Standardabweichungen (SD) dargelegt. Die Interpretation erfolgt dabei auf Basis der Größenordnungen der Vorstudie. So spiegeln die Kennzahlen der Risikokategorien jene Anteile der Befragten wider, die einen abgefragten Datentyp einer entsprechenden Kategorie zugeordnet hatten. Die Merkmale Sensitivität und Bereitschaft zum Teilen wurden jeweils in zehn Stufen in aufsteigender Reihenfolge von „gar nicht“ bis „hoch“ abgefragt. Zu Vergleichszwecken wurden sämtliche Angaben bereits von Pfeiffer et al. (2024) auf eine Bandbreite von 0 bis 1 normiert. In weiterer Folge zeigt eine Pfadanalyse die wichtigsten Einflussfaktoren auf die Bereitschaft zum Teilen von relevanten Daten für Energiedienstleistungen.

Auf dieser Grundlage wird in einem zweiten Schritt ein technologischer Lösungsansatz vorgestellt, der derartige Bedenken eindämmen kann. Bei diesem Lösungsansatz handelt es sich um einen Data Space, der auf den Standards des Referenzmodells der International Dataspace Association (IDSA 2019) basiert.

3 ERGEBNISSE

Neben den behandelten Energiedaten wurden auch soziodemografische Datentypen aus Pfeiffer et al. (2024) herangezogen, die für den Betrieb von Energiedienstleistungen relevant sind (Kowsari & Zerriffi 2011, McKenna et al. 2022). Tab. 1 fasst die Kennzahlen zu diesen 13 Datentypen zusammen. Zum einen können mehr Zuordnungen zu Risiken für die Privatsphäre im Vergleich zu anderen Kategorien festgestellt werden, wenngleich dieses als eher gering wahrgenommen wird (MW = 0,41; SD = 0,18). Dabei werden am häufigsten Krankengeschichte, Einkommen, Postleitzahl sowie Smart Meter Daten dem Risiko für die Privatsphäre zugeordnet. Zum anderen sind Krankengeschichte, Einkommen sowie Smart Meter Daten auch jene Datentypen, denen für Energiedienstleistungen die höchste Sensitivität attestiert wird. Insgesamt wird die Sensitivität von für Energiedienstleistungen relevante Daten als eher gering wahrgenommen (MW = 0,37; SD = 0,16). Demgegenüber bleibt die Bereitschaft zum Teilen mäßig ausgeprägt (MW = 0,55; SD = 0,16), wobei am ehesten die Information zum eigenen Geschlecht geteilt würde.

Tab. 1: Wahrnehmung der Risiken, Sensitivität und Bereitschaft zum Teilen relevanter Datentypen (aus Pfeiffer et al. 2024) samt deskriptiver Statistiken.

Datentyp	FIN ¹	PHY ²	SOZ ³	PSY ⁴	PRJ ⁵	SENS ⁶	TEIL ⁷
Geschlecht	0,032	0,106	0,138	0,081	0,249	0,181	0,829
Krankengeschichte	0,139	<u>0,364</u>	<u>0,360</u>	<u>0,420</u>	<u>0,770</u>	<u>0,732</u>	0,276
Geburtsdatum	0,068	0,038	0,148	0,066	0,551	0,423	0,585
Postleitzahl	0,040	0,038	0,102	0,040	0,492	0,366	0,617
Anzahl der Kinder	0,042	0,030	0,143	0,060	0,455	0,359	0,615
Beruf	0,177	0,048	<u>0,250</u>	0,104	0,298	0,280	0,692
Einkaufsverhalten	0,231	0,030	0,170	0,075	0,402	0,347	0,597
Sportliche Aktivitäten	0,027	<u>0,212</u>	0,133	0,090	0,258	0,256	0,665
Einkommen	<u>0,425</u>	0,023	<u>0,267</u>	0,095	<u>0,628</u>	<u>0,592</u>	0,364
Smart Meter Daten	0,126	0,055	0,110	0,066	0,492	<u>0,527</u>	0,286
PV Produktionsdaten	0,107	0,013	0,045	0,020	0,231	0,296	0,426
Heizenergieverbrauch	0,172	0,005	0,053	0,015	0,234	0,286	0,555
Stromverbrauch WM	0,103	0,010	0,037	0,018	0,219	0,221	0,591
Mittelwert	0,123	0,075	0,150	0,088	0,406	0,374	0,546
Standardabweichung	0,109	0,103	0,094	0,104	0,176	0,158	0,163

¹finanzielles Risiko, ²physisches Risiko, ³soziales Risiko, ⁴psychologisches Risiko, ⁵Risiko für die Privatsphäre, ⁶Sensitivität, ⁷Bereitschaft zum Teilen. Alle Werte $\in [0,1]$, höhere Werte deuten auf eine höhere Wahrnehmung.

In weiterer Folge verdeutlicht die Pfadanalyse in Abb. 1 die wichtigsten Einflussgrößen auf die Bereitschaft zum Teilen. Während physisches, soziales und psychologisches Risiko keinen signifikanten Einfluss auf die wahrgenommene Sensitivität haben, sind das finanzielle Risiko ($\beta = 0,35$; $p = 0,020$) sowie insbesondere das Risiko für die Privatsphäre ($\beta = 0,85$; $p < 0,001$) maßgeblich für die wahrgenommene Sensitivität von für Energiedienstleistungen relevante Daten. In weiterer Folge kann der Einfluss der Sensitivität auf die Bereitschaft zum Teilen gestützt werden ($\beta = -0,83$; $p < 0,001$).

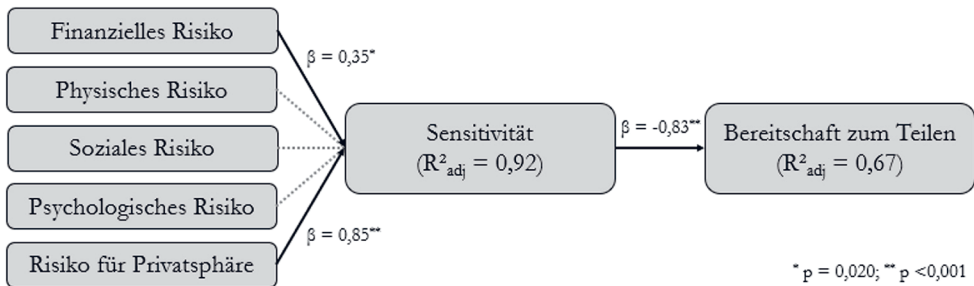


Abb. 1: Pfadanalyse zu Risiko, Sensitivität und Bereitschaft zum Teilen.

Insgesamt verdeutlichen die vorliegenden Ergebnisse eine mäßige Bereitschaft, persönliche Daten für Energiedienstleistungen bereitzustellen. Hingegen wird besagten Daten auch eher geringe Sensitivität attestiert, die wiederum vorwiegend durch das wahrgenommene Risiko für die eigene Privatsphäre erklärt wird.

4 DATA SPACES ALS BRÜCKE ZUR WAHRUNG DER PRIVATSPHÄRE

Data Spaces bieten eine Plattform, die für die sichere Speicherung, Verwaltung und den Austausch von Daten nach dem Referenzarchitekturmodell der IDSA konzipiert ist. Sie ermöglichen eine strukturierte und gesicherte Handhabung von Daten und werden in verschiedenen Domänen (z.B. Energiewende, Kreislaufwirtschaft, Mobilität) eingesetzt (Andenmatten 2023). Durch Data Spaces kann ein kontrollierter, multilateraler Datenaustausch ermöglicht werden. Vordergründig ist dabei die Wahrung der Privatsphäre und der Rechte der Dateneigentümer*innen (Lycklama 2022).

Eine Reihe an Maßnahmen innerhalb des Data Space Referenzmodells können Dateneigentümer*innen die Souveränität über ihre Informationen verleihen und ermöglichen es ihnen festzulegen, wer unter welchen Bedingungen auf ihre Daten zugreifen darf, was sowohl das Vertrauen als auch die Compliance stärken kann. Durch eine dezentralisierte Datenhaltung kann der Zugriff auf sensible Daten erschwert werden. Implementierte Sicherheitsprotokolle, Zugriffskontrollen und Authentifizierungsverfahren können das Sicherheitsniveau entlang der Datenwertschöpfungskette optimieren und den Zugang zu Daten auf autorisierte Nutzer*innen beschränken, um unbefugte Zugriffe zu minimieren. Verschlüsselungsalgorithmen während der Übertragung als auch bei der Speicherung, schützen die Integrität und Vertraulichkeit der Informationen. Data Spaces folgen dem Prinzip des Datenschutzes durch *Privacy by Design*, indem sie proaktiv Sicherheitsstandards integrieren. Zusätzlich können Transparenz und Nachverfolgbarkeit durch umfassende Protokollierungen das Vertrauen der Nutzer*innen stärken und die Einhaltung von Datenschutzvorschriften fördern (Huber et al. 2022, Pettenpohl et al. 2022).

5 DISKUSSION UND SCHLUSSFOLGERUNG

Energiedienstleistungen verarbeiten Energiedaten, die von intelligenten Zählern (oder anderen Sensoren und Geräten) generiert und mit anderen relevanten Daten (z.B. Netzeigenschaften, Energiepreis, Wetter) ergänzt werden (Veskioja et al. 2022). Energiedienstleistungen auf Haushaltsebene erreichen vor allem auch dann Energieeinsparungen, wenn es zu einer Personalisierung von Energiemaßnahmen im Haushalt kommt (Protopapadakis et al. 2019). Diese Personalisierung ist nur durch eine Bereitstellung personenbezogener Daten möglich, die in diesem Beitrag behandelt wurde.

Die Analyse der empirisch erhobenen Daten zur Wahrnehmung von Energiedaten und personenbezogenen Daten zeigt, dass die Bereitschaft zum Teilen sinkt, wenn man Daten als sensitiv wahrnimmt. Als sensitiv werden Daten vor allem dann wahrgenommen, wenn ein Risiko für die Privatsphäre oder ein finanzielles Risiko mit dem Verlust oder der missbräuchlichen Verwendung von Daten einhergeht. Ein Data Space beugt Risiken vor, indem er die Datenhoheit und die Durchsetzung von Kontrollen ermöglicht und die Bedenken der Nutzer*innen hinsichtlich des Eigentums an den Daten ausräumt. Der IDSA-Standard gewährleistet durch mehrere technische Maßnahmen Datensouveränität, womit Anbieter*innen von Daten die Kontrolle über ihre Daten behalten, auch wenn diese mit anderen geteilt werden (Huber et al. 2022).

Diese Funktionen eines Data Spaces sind essenziell, um die Risikowahrnehmung zu verbessern. Montanan et al (2014) zeigt, dass sich Personen besorgter darüber zeigen, wer ihre Daten nutzt bzw. wer der Eigentümer ihrer Daten ist und weniger darüber, welche Daten erfasst werden und was davon abgeleitet wird. Das heißt, Nutzer*innen von smarten Geräten wollen die Kontrolle über ihre Daten behalten. Ein Data Space ist damit ein vielversprechender Ansatz, da er eine Architektur zur Speicherung der persönlichen Informationen bereitstellt und Nutzer*innen ermöglicht, das Eigentum an den Daten zu behalten und sie selektiv zu teilen.

In der Entwicklung und Implementierung eines Data Spaces muss es ein vorrangiges Ziel sein, dessen Vorteile klar an Nutzer*innen zu kommunizieren. Gerade Energiedienstleistungen sind für viele Nutzer*innen nach wie vor ein abstraktes Service, bei dem ihnen kaum bewusst ist, welche Daten zu welchem Zweck gesammelt werden oder welchen Nutzen die Daten letztendlich haben können (Montanan et al. 2014). Informationsvermittlung über Vorteile, Funktionsweisen und den Zweck eines Data Spaces im Kontext des Energiemanagements ist daher essenziell, um die Akzeptanz für Energiedienstleistungen und damit die Bereitstellung von Daten zu steigern. Denn sobald Nutzer*innen einen Data Space als vielversprechenden Ansatz verstehen, der Bedenken hinsichtlich der Privatsphäre bei der Bereitstellung persönlicher und energieverbrauchsbezogener Daten minimieren und persönliche Informationen kontrollieren vermag, können Energiedienstleistungen zur Verfügung gestellt werden, um die Transformation des Energiesystems zu unterstützen.

LITERATUR

- Adams S., Kuch D., Diamond L., Fröhlich P., Henriksen I.M., Katzeff C., Ryghaug M. & Yilmaz S. (2021) Social license to automate: A critical review of emerging approaches to electricity demand management. *Energy Research and Social Science* 80, pp. 102210.
- Andenmatten M. (2023) Digitale Cloud und Datensouveränität: Illusion oder Realität?. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik* 60, pp. 1016–1033.
- Ayaburi E.W. & Treku D.N. (2020) Effect of penitence on social media trust and privacy concerns: the case of Facebook. *International Journal of Information Management* 50, pp. 171–181.
- Caron X., Bosua R., Maynard S.B. & Ahmad A. (2016) The Internet of Things (IoT) and its impact on individual privacy: An Australian perspective. *Computer Law and Security Review* 32, pp. 4-15.
- Goncalves L. & Patricio L. (2022) From smart technologies to value cocreation and customer engagement with smart energy services. *Energy Policy* 170, pp. 113249.
- Huber M., Wessel S., Brost G. & Menz N. (2022). Building Trust in Data Spaces. In: Otto B., ten Hompel M. & Wrobel S. (eds) *Designing Data Spaces*. Cham, Switzerland. Springer.
- Hussain S., Lai C. & Eicker, U. (2023) Flexibility: literature review on concepts, modeling, and provision method in smart grid. *Sustainable Energy, Grids and Networks* 35, pp. 101113.
- IDSA (2019) Reference Architecture Model Version 3.0. Dortmund. URL: <https://internationaldataspaces.org/use/reference-architecture/> (Stand: 23.04.2024).
- Kowsari R. & Zerriffi H. (2011) Three dimensional energy profile: A conceptual framework for assessing household energy use. *Energy Policy* 39, pp. 7505-7517.
- Lycklama D. (2022) Data Space Functionality. In: Otto B., ten Hompel M. & Wrobel S. (eds) *Designing Data Spaces*. Cham, Switzerland. Springer.

- Marinakos V., Doukas H., Tzapelas J., Mouzakitis S., Sicilia A., Madrazo L. & Sgouridis S. (2020) From big data to smart energy services: An application for intelligent energy management. *Future Generation Computer Systems* 110, pp. 572-586.
- McKenna E., Few J., Webbord E., Anderson B., Elam S., Shipworth D., Cooper A., Pullinger M. & Oreszczyn T. (2022) Explaining daily energy demand in British housing using linked smart meter and socio-technical data in a bottom-up statistical model. *Energy and Buildings* 258, pp. 111845.
- Milne G.R., Pettinico G., Hajjat F.M. & Markos E. (2017) Information Sensitivity Typology: Mapping the Degree and Type of Risk Consumers Perceive in Personal Data Sharing. *Journal of Consumer Affairs* 51, pp. 133-161.
- Montanari A., Mashhadi A., Mathur A. & Kawsar F. (2016) Understanding the Privacy Design Space for Personal Connected Objects. In: *Proceedings of the 30th International BCS Human Computer Interaction Conference (HCI)*. Bournemouth, UK: BCS.
- Pal D., Funilkul S. & Zhang X. (2020) Should I Disclose My Personal Data? Perspectives from Internet of Things Services. *IEEE Access* 9, pp. 4141-4157.
- Pettenpohl H., Spiekermann M. & Both, J.R. (2022) International Data Spaces in a Nutshell. In: Otto B., ten Hompel M. & Wrobel S. (eds) *Designing Data Spaces*. Cham, Switzerland. Springer.
- Phelps J., Nowak G. & Ferrell E. (2000) Privacy concerns and consumer willingness to provide personal information. *Journal of Public Policy & Marketing* 27, pp. 27-41.
- Parag Y. & Butbul G. (2018) Flexiwatts and seamless technology: Public perceptions of demand flexibility through smart home technology. *Energy Research and Social Science* 39, pp. 177-191.
- Pfeiffer C., Hatzl S., Fleiß E. & Posch A. (2024) How end users perceive their energy data within the spectrum of personal information: A two-stage clustering approach. *Energy Reports* 11, pp. 2011-2022.
- Protopapadakis E., Kaselimi M., Doulamis A. & Doulamis N. (2019) Non-Intrusive Load Monitoring for Personalized Strategies Towards Energy Consumption Reduction. In: *Proceedings of the 14th International Workshop on Semantic and Social Media Adaptation and Personalization (SMAP)*. Larnaca, Cyprus: IEEE.
- Radtko J. (2022) Smart energy systems beyond the age of COVID19: Towards a new order of monitoring, disciplining and sanctioning energy behavior? *Energy Research and Social Science* 84, pp. 102355.
- Son Y.S., Pulkkinen T., Moon K.D. & Kim C. (2010) Home energy management system based on power line communication. *IEEE Transactions on Consumer Electronics* 56, pp. 1380-1386.
- Venkatachary S.K., Prasad J. & Samikannu R. (2018) Cybersecurity and cyber terrorism in energy sector – a review. *Journal of Cyber Security Technology* 2, pp. 111-130.
- Vigurs C., Maidment C., Fell M. & Shipworth D. (2021) Customer privacy concerns as a barrier to sharing data about energy use in smart local energy systems: a rapid realist review. *Energies* 14, pp. 1285.
- Veskioja K., Soe R.-M. & Kisel E. (2022) Implications of digitalization in facilitating socio-technical energy transitions in Europe. *Energy Research and Social Science* 91, pp. 102720.
- Zhou B., Li W., Chan K.W., Cao Y., Kuang Y., Liu X. & Wang X. (2016) Smart home energy management systems: Concept, configurations, and scheduling strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 61, pp. 30-40.

Kontakt:

Christian Pfeiffer
Forschung Burgenland GmbH
Campus 1
A-7000 Eisenstadt, Österreich
Tel. +43 5 7705-5433
christian.pfeiffer@forschung-burgenland.at

Session 5c

24h free-running building forecasting: self-actuation method and initial test

Chiesa, Carrisi / Politecnico di Torino / IT

24h free-running building forecasting: self-actuation method and initial test

G. Chiesa, P. Carrisi

Politecnico di Torino, Department of Architecture and Design, Italy

ABSTRACT: The paper presents the preliminary implementation and validation of the 24-hour forecasting scenario of the PREDYCE dynamic simulation platform, which is aimed at enhancing thermal comfort in enclosed spaces. The platform combines weather forecast data with building energy dynamic simulations, offering tailored suggestions for tenants and building management systems (BMS). The methodology details the preparation of models, optimisation strategies, scoring criteria, and outputs. A case study in Turin demonstrates the platform's application, leveraging a Telegram bot for manual activation of suggested strategies. The results indicate improved comfort levels, although challenges remain, including tenant compliance and unpredictable weather forecasts. Despite these challenges, the platform shows promise for long-term use, requiring ongoing refinement and engagement with tenants to optimise energy usage and comfort.

1 INTRODUCTION

The PREDYCE dynamic simulation platform (see Chiesa et al. 2021) includes a running scenario based on a 24-hour forecasting methodology that uses free-running and bioclimatic technologies to improve thermal comfort in confined spaces – see also the PRELUDE deliverable D3.2 (Chiesa et al. 2022). This includes base bioclimatic strategies, i.e. heat gain prevention through shading systems, heat gain mitigation through internal thermal mass activation, and heat gain dissipation through ventilative cooling. The new proposed 24-hour approach combines weather forecast data with building energy dynamic simulations to provide tailored suggestions for tenants/occupants and/or building management systems (BMS). These suggestions are available for managing shading, controlled natural ventilation, and/or mechanical ventilation systems with heat recovery bypass. Suggested actions can be integrated into automatic actuator systems for more effortless execution or encourage end-users to engage in self-actuation actions. Differently by random actuation or by other control logics, e.g. fixed threshold approaches (Yun et al. 2014; Yun et al. 2017; Nicoletti et al. 2020), the proposed solution exploits massive simulations to customise via white box models a day-by-day profile of the mentioned technologies. The need for control logic correlated to building mass dynamics and activation logic considering current weather conditions is also underlined in literature (see for example O'Brien et al. 2013; Breesch, & Merema 2021).

Each 24-hour forecast run aims to suggest movements for mobile elements for a single day in the future. Recreating the most precise starting conditions is essential to ensure the simulation phase is as accurate as possible. The best way to achieve this level of accuracy is to embed monitored data retrieved by cloud-connected sensors positioned in the analysed zones directly into the model to feed it correctly. During the warm-up phase, our simulation program runs the model by applying measured temperatures to each zone in the building. Afterward, it proceeds to the 'forecast' day, which includes weather forecast data, without imposing internal temperatures. The tool tests combinations of possible strategies for the same day to find the one that maximises thermal comfort and other KPIs throughout the period. Additionally, means of communication to deliver suggestions to tenants have been implemented. For low-tech demo cases, we have established a manual activation approach based on notifications from a Telegram bot. At the same time, in automatic mode, the PREDYCE platform can communicate via REST and GET to the project middleware solutions (FusiX) (Georgoutsos et al. 2020).

2 METHODOLOGY

2.1 MODEL PREPARATION

To run the 24-hour forecasting module, a dynamic building energy model must be developed and calibrated on measured data using EnergyPlus (U.S. Department of Energy 2018) as a simulation engine and PREDYCE as a managing simulation platform. Defined the verified model, a preliminary procedure is performed on each IDF file, i.e. the EnergyPlus model input file, to ensure that the temperatures inside the rooms match those of the actual building before running the future 24-hour forecasting period. Firstly, this involves downloading indoor measured variables from a smart cloud monitoring system, filtering them to retrieve hourly (or sub-hourly) data, and preparing a formatted file to be sent to the simulation platform. Inside the PRELUDE project, these activities are supported inside the FusiX middleware platform (Georgoutsos et al. 2020), which uses a Python script and saves measured data into a CSV file. Secondly, these data were retrieved from a GET and stored in the PREDYCE server. Thirdly, another script was run via PREDYCE to adjust the IDF file by setting the simple HVAC setpoint schedules for temperature and humidity to match the monitored data provided in the monitoring CSV file and to assume in the weather file the measured data till the moment in which simulation is called. This action ensures that the model performs with maximum accuracy until the day of prediction calculation, minimising potential discrepancies between simulated and actual behaviours on the previous days. Reaching the current timeline, the model simulation is switched to the free running mode for simulating the next 24 hours. This means that the CSV file will no longer control the temperature and humidity and that the model will continue to be run, turning off the HVAC systems. The model is hence run several times by supporting different control schedules for the forecasted 24 hours to identify the best parameters to minimise thermal discomfort based on the adaptive thermal comfort model (ACM) – see EN 16798-1 CEN (2019) and Nicol et al. (2012). The PREDYCE 24-hour forecasting scenario input control logics are described below.

2.2 CONTROL INPUT PARAMETERS

Defined the forecasting starting point, the module computes the considered variation strategies for the forecasted 24 hours. A strategy can be a variation of one model element or a combination of variations of different elements – see Tab. 1. For instance, to apply a 24-hour forecast to windows opening, which involves defining a percentage of openings in a given domain (e.g. 0 %, 30 %, and 100 %), and shading system (e.g. On/Off), all combinations of action values can be considered in the strategy evaluation and are passed to the PREDYCE platform via a managing JSON file.

Tab. 1: Sample of list of input strategies for a single room. Multiple rooms will lead to an exponential increase in the number of simulations due to the rise of possible combinations.

Windows opening %	Shading system
0	On
30	Off
100	

The PREDYCE scenario will define the 24-hour simulation schedules for forecasting all potential strategy combinations by modifying the IDF. The platform creates a 24-hour forecasting schedule for each day by defining a series of time intervals – steps – among which it can be possible to vary window and shading positions. A step is a set of consecutive hours when a single strategy is applied without giving the possibility to vary the parameters. This means that the status of actuators or elements is set and does not change until the next set. This approach allows for the management and adjustment of delays between actuation actions. Based on end-user suggestions and manual operations, this is especially

important for the manual self-actuation mode to prevent excessive changes and modifications during unoccupied periods or when anyone can activate the systems, e.g. at night.

2.3 OPTIMISATION

Different permutations of the outlined input parameters are integrated into the model for each distinct time interval to identify the most suitable arrangement of technological components for the specified step. This produces several model variations, which are subsequently run through EnergyPlus. To reduce the number of required simulations, which otherwise is a function of the whole set of combinations considering the number of variations in each technology control domain, the number of steps and the number of rooms, an optimisation approach is implemented in PREDYCE. Hence, the simulation input parameters are selected using genetic algorithms, such as NSGA2 and NSGA3. This approach can reduce the number of simulations required to reach the optimal solution and enable the optimisation of multiple KPIs simultaneously, such as maximising thermal comfort and minimising ventilation usage. The simulation period for each run covers the entire forecasted day to evaluate thermal comfort and other KPIs for a block of hours, not just in the specific interval being assessed in each step of simulations. This approach allows to include the effect of a control logic on thermal mass activation, and consider, for example, the night cooling due to ventilation as a pre-cooling choice for the upcoming day. After completing the batch of simulations for a specific step, the strategy that yields the best results is selected and permanently embedded into the model for that set of hours. This process is repeated for each time interval until the end of the day.

2.4 SCORING

To choose the best strategy, different parameters can be considered:

- Thermal comfort: the best strategy is achieved by minimising the distance from the central line in ACM (adaptive thermal comfort);
- Daylighting: the strategy that provides more natural daylight (shading system off) is chosen within the ones assuring the same comfort;
- Ventilation: the strategy that minimises ventilation (less airflow from windows, less noise/energy needs from mechanical ventilation) is chosen within the ones assuring the same comfort;
- Additional logic: The shading can be set to 'off' (or 'on') during night-time to prevent unwanted behaviours concerning tenant preferences, e.g. privacy.

2.5 OUTPUT

The 24hf forecast module produces a daily output (Tab. 2) for each demo, stored as a CSV file in the PREDYCE server.

Tab. 2: Example of a 24-hour forecast module output in CSV format. Each column represents a different element to be independently controlled.

DateTime	Win C1	Win C2	Win S	Blind C1	Blind C2	Blind S
2023-10-10 00:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 01:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 02:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 03:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 04:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 05:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 06:00:00+02:00	0.6	0	0	0	0	0
2023-10-10 07:00:00+02:00	0	0.6	0.3	0	0	0
2023-10-10 08:00:00+02:00	0	0.6	0.3	0	0	0
2023-10-10 09:00:00+02:00	0	0.6	0.3	0	0	0
2023-10-10 10:00:00+02:00	0	0.6	0.3	0	0	0
2023-10-10 11:00:00+02:00	0	0.6	0.3	0	0	0
2023-10-10 12:00:00+02:00	0	0.6	0.3	0	0	0
2023-10-10 13:00:00+02:00	0	0.6	0.3	0	0	0
2023-10-10 14:00:00+02:00	0	0.6	0.3	1	0	0
2023-10-10 15:00:00+02:00	1	1	0.6	1	0	0
2023-10-10 16:00:00+02:00	1	0.3	1	1	1	0
2023-10-10 17:00:00+02:00	0	1	0.3	0	0	0
2023-10-10 18:00:00+02:00	0	0.6	0.6	0	0	0
2023-10-10 19:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 20:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 21:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 22:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0
2023-10-10 23:00:00+02:00	0	0	0	0	0	0

3 A SAMPLE APPLICATION: TURIN DEMO CASE

3.1 DATA WORKFLOW AND OBJECTIVES

The described methodology is applied to a sample residential demonstrative building located in Turin. A flat is selected for the test, and a correlated EnergyPlus model, composed of five thermal zones, is developed and calibrated on measured data retrieved during spring 2023 – see (Chiesa et al. 2023). In each zone, it is possible to suggest self-actuation actions to tenants concerning controlling the shading system (ON/OFF) and window opening for natural ventilation. During the PRELUDE project, POLITO installed a Capetti WINECAP™ sensor cloud monitoring system inside the apartment with room details, measuring temperatures, relative humidity, and CO₂ concentrations. At the same time, EMTECH connected sensor data to the FusiX middleware. A multi-variable weather station was installed, including a Thies Clima Sensor US, a RAZON+ pyranometer solution for measuring split direct and diffuse radiations, and an external CO₂ sensor. The weather station in Turin, connected to the cloud, retrieves

actual weather data from the previous days. Forecasted weather data for the following day is obtained through the meteoblue API service (Meteoblue 2024). As there are no automatic actuators in the apartment, tenants must manually operate all controllable technical elements, such as shading and windows. Only the main rooms (living room, double bedroom, and single bedroom) will be considered for the test, with the bathroom and kitchen being excluded from the forecasting control logic. The control of movable elements is contingent upon the presence of occupants within the apartment. A mutually agreed-upon availability schedule has been established with the tenants. The PREDYCE 24-hour forecasting module outcomes are conveyed through a PREDYCE-correlated Telegram bot respecting the defined occupancy schedule. Notifications are dispatched in the morning before work, followed by hourly notifications throughout the afternoon until the evening, with no notifications sent during the night. Fig. 1 illustrates the defined data flow. Monitored data is collected by the Capetti sensors and logged by FusiX middleware every hour. In the evening, PREDYCE requests this data from FusiX to populate past values for indoor variables in the IDF file. Weather forecasts for the following day are obtained from meteoblue Weather API+ and past-measured weather data from the local meteorological station. After the data has been collected, simulations are run by the 24-hour forecasting module to produce results that are then stored on the PREDYCE server. The following day, the Telegram bot requests the strategies obtained from the server to suggest them to users at defined intervals.

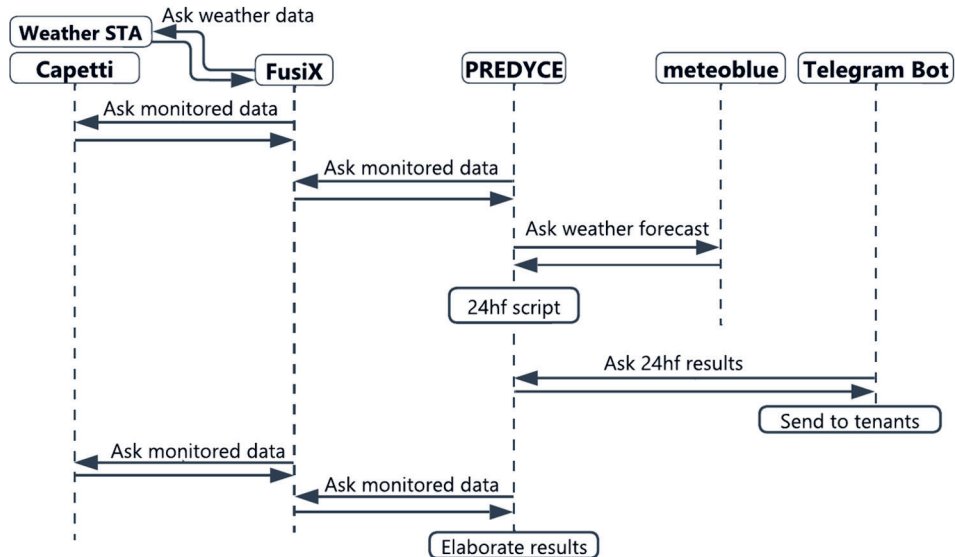


Fig. 1: Workflow of the actuation mode established in the Turin demo case. The workflow is automatic, but tenants must manually move controllable elements such as windows and shading systems.

3.2 SELF ACTUATION TELEGRAM BOT

The mentioned PREDYCE Telegram bot was created using the python-telegram-bot library. It aims to read the output of the 24-hour forecasting scenario and send daily notifications to tenants with the optimised actuation schedules. Tenants may subscribe to a specific bot referring to their flat to receive customised notifications. To simplify the management of the approach, a particular bot is assigned to each demo case. The implemented persistence functionality ensures that the bot's status is saved and resumed even after a server restart. Fig. 2 shows a sample telegram bot restitution of the mentioned Turin flat.

3.3 TESTING PERIODS

A first testing period were defined with tenants, although they were allowed to follow the bot for the entire summer 2023, being the 24-hour forecasting scenario automatically run for a technological long-term test lasting from the 15th of July to the beginning of November. The tenant self-actuation testing period was scheduled for a week in July 2023, although additional tests are planned for late 2023 and 2024.



Fig. 2: Sample print-screen of the 24-hour forecasting PREDYCE Telegram bot for the Turin apartment.

3.4 RESULTS

A post-analysis was performed by studying measured and simulated conditions during the defined testing period to compare different building behavioural cases: i.) the 24-hour forecasting suggestions, ii.) the current tenant-applied strategies looking at monitored data, and iii.) a base control logic supporting fixed ventilation times (morning and afternoon) and fixed shading activation during daytime. Considering the testing period, it appears that tenants did not fully comply with the instruction. This situation

suggests that, for future applications, it is essential to stress the importance of sustaining user engagement in self-regulating the systems. During July, tenants used the suggested ventilative cooling settings for only a limited number of hours and often exceeded the usage of their personal mechanical cooling device. The free-running conditions were not ideal during the testing week due to high environmental temperatures. Hence, the active cooling mode was preferred when the free-running model could not ensure comfort thresholds. In October, suggestions were implemented in a free-running favourable condition, avoiding tenants to use their cooling system. Specifically, the results of the 19th of July are described below. The 24-hour forecasting suggestions were followed in the morning; the cooling system was turned on in the afternoon. Fig. 3 shows the obtained results, illustrating that: the recommendations provided by the 24-hour forecasting scenario (case i.) can enhance comfort levels compared to a base strategy (case iii.), even on a hot summer day. However, it is important to note that in some hours, high outdoor temperatures may still cause the building to overheat, which can limit the effectiveness of ventilative cooling. In this case, it appears that the tenants turned on the air conditioning in the afternoon to prevent overheating when the forecasted conditions exceed the defined adaptive thermal comfort threshold. This conclusion is supported by the trend of the blue line (case ii.), which remained in comfort zone 2 throughout the day. It has been observed that there is a noticeable difference between the optimised 24-hour forecasting model line and the actual measured behaviour, particularly when the former exceeds the acceptability threshold. Also, the bot suggested, for hottest hours, to activate the air conditioning, recognising that free-running optimised solutions are not sufficient to enhance comfort conditions. Fig. 4 confirms the above results, by comparing the 24-hour forecasting re-simulated results under the measured weather (to avoid forecasting errors), with the measured air temperature trends.

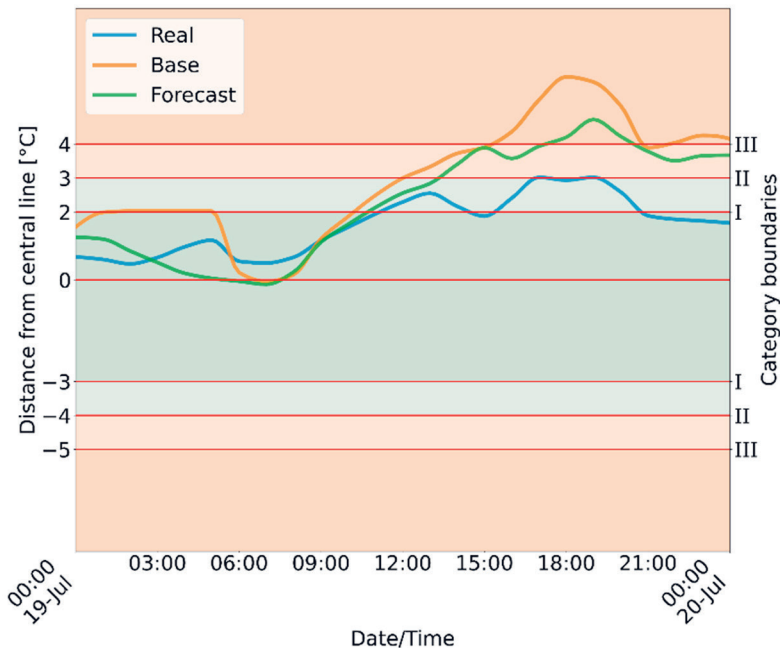


Fig. 3: Post-analysis of the adaptive thermal comfort for the 19th of July. Tenants turned on their split unit in the afternoon to prevent excessive overheating. It is clearly visible in the afternoon that a base control strategy of windows opening and shading can cause major overheating of the building with respect to the forecasted one.

Regarding the long-term technical feasibility test, results indicate that the 24-hour forecasting scenario, run via the PREDYCE server and automatically communicating results to the Telegram bot, has worked continuously, with the bot sending information to end-users for the entire period. Minor adjustments were made during the four month-test due to a single temporary server blackout.

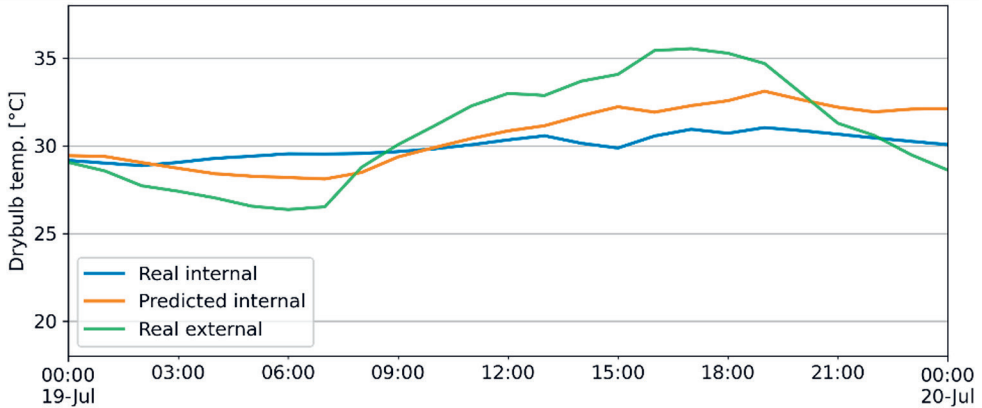


Fig. 4: Post-analysis of internal and external temperatures during the 19th of July in the Turin demo case. The tenants turned on their split unit in the afternoon to prevent excessive overheating.

4 CONCLUSIONS

One of the main achieved results is the successful validation of the 24-hour forecasting workflow, which encompasses the entire process from data acquisition to the delivery of suggestions to tenants via the Telegram bot. The developed methodological approach is considered suitable for long period applications as each daily run is independent. Daily retrieval of monitored indoor and weather data, as well as forecasted data, ensures that re-aligned data is used for each run. As a result, the failure of one day due to inapplicable strategies or unexpected weather conditions does not affect the predictions of the following days.

During the testing phase, there were some encountered challenges. In fact, tenants found it difficult to follow the instructions provided by the Telegram bot due to the presence of many people in the house who were not always willing to comply. During hottest hours, potentially when overpassing the upper adaptive thermal comfort category II, tenants prefer to turning on personal mechanical cooling devices. Additionally, the retrieved weather forecasted data were sometimes unpredictable, which could result in excessive cooling if the expected temperature was higher than the actual temperature. Considering the technological test, focused on the continuous long-term run of the 24-hour forecasting scenario, the proposed methodological approach is results to be robust. Nevertheless, careful inspections to identify any potential issues and ensure the continued provision of the service is suggested, requiring programmed check on the obtained results to identify potential server or platform issues. Additional tests are planned for late 2023 and in 2024, including other PRELUDE's demo buildings.

ACKNOWLEDGMENTS

This work has received funding from the European Union's Horizon 2020 research and innovation programme, project PRELUDE, under Grant Agreement N° 958345 (<https://prelude-project.eu/>). Paolo

Gasso is thankfully acknowledged for supporting the 24-hour forecasting scenario scripting phase and the Turin demo case application together with EMTECH, IREN and all the PRELUDE partners involved. Additionally, tenants are also thanked for participating in the test.

LITERATURE

- Breesch H. & Merema B. (2021) Ventilative cool. and control system. In: Innovations in ventilative cooling, eds. G. Chiesa, P. Heiselberg and M. Kolokotroni. Cham: Springer, pp. 125–138.
- CEN (2019) EN 16798-1, Energy performance of buildings. Ventilation for buildings. Indoor environmental input parameters for design and assessment of energy performance of buildings addressing indoor air quality, thermal environment, lighting and acoustics. Bruxelles: CEN.
- Chiesa G., Fasano G. & Grasso G. (2021) A New Tool for Building Energy Optimization: First Round of Successful Dynamic Model Simulations. *Energies* 14(19), 6429.
- Chiesa G. (ed.) (2022) PRELUDE project Deliverable D3.2 – Dynamic FRM Module. Version 2. Available at (last view 04/2024): <https://prelude-project.eu/results/deliverables/>
- Chiesa G. (ed.) (2023) PRELUDE project Deliverable D7.3 – Demo site report #2 Turin. Available at (last view 04/2024): <https://prelude-project.eu/results/deliverables/>
- Georgoutsos V., Soulioti G., Alifragkis V. & Livanos N. (2020) Using FusiX platform for Intelligent Energy Management Systems' development, In: Technologie-und Klimawandel: Energie–Gebäude–Umwelt. Graz: Leykam, pp. 453–463.
- Meteoblue (2024) Weather API. Available at (last view 04/2024): <https://www.meteoblue.com/it/weather-api>
- Nicol F., Humphreys M.A. & Roaf S. (2012) Adaptive thermal comfort: principles and practice. London & New York: Routledge.
- Nicoletti F., Carpino C., Cucumo M.A. & Arcuri N. (2020) The Control of Venetian Blinds: A Solution for Reduction of Energy Consumption Preserving Visual Comfort. *Energies* 13, 1731
- O'Brien W., Kapsis K. & Thienitis A.K. (2013) Manually-operated window shade patterns in office buildings: A critical review. *Building and Environment* 60, 319–338.
- U.S. Department of Energy (2018) Acknowledgments and Copyright Notices, available at (last view 04/2024): <https://bigladdersoftware.com/epx/docs/8-9/acknowledgments/index.html>
- Yun G., Park D.Y. & Kim K.S. (2017) Appropriate activation threshold of the external blind for visual comfort and lighting energy saving in different climate conditions. *Building and Environment* 113, 247–266.
- Yun G., Yoon K.C. & Kim K.S. (2014) The influence of shading control strategies on the visual comfort and energy demand of office buildings. *Energy and Buildings* 84, 70–85.

Contact:

Giacomo Chiesa
Politecnico di Torino – Department of Architecture and Design
Castello del Valentino
Viale Pier Andrea Mattioli 39
10125 Torino, Italy
+39 0110904376
giacomo.chiesa@polito.it

Autorenverzeichnis

Amberger / ATP sustain GmbH / AT	183
Beckmann / Technisches Büro Dr. Beckmann / AT	131
Böck / FH Burgenland GmbH / AT	151
Brocklehurst / Ballarat Consulting / UK	203
Bühne / AEE INTEC / AT	17
Buruzs / AIT / AT	33
Carrisi / Politecnico di Torino / IT	
Catal / AIT / AT	61
Chiesa / Politecnico di Torino / IT	
Díaz Triana / ECODESIGN / AT	203
Fragner / JOANNEUM RESEARCH / AT	193
Gumhalter / AEE INTEC / AT	17,151
Hatzl / CAMPUS 02 Fachhochschule der Wirtschaft GmbH / AT	229
Haugeneder / ATP sustain GmbH / AT	183
Heschl / FH Burgenland GmbH / AT	143
Huber / FH Vorarlberg / AT	71
Hummer / 4ward Energy Research GmbH / AT	163
Jasek / Forschung Burgenland GmbH / AT	163, 211
Kelz / AEE INTEC / AT	115
Kepplinger / FH Vorarlberg / AT	71
Klanatsky / FH Burgenland GmbH / AT	143
Klikovits / Forschung Burgenland GmbH / AT	229
Krail / FH Burgenland GmbH / AT	131
Krautzer / ATP sustain GmbH / AT	183
Kröpfl / JOANNEUM RESEARCH / AT	193
Krutzler / JOANNEUM RESEARCH / AT	193
Kurzidim / AIT / AT	33, 41, 61
Leusbrock / AEE INTEC / AT	115
Maier / FH Burgenland GmbH / AT	221
Medwenitsch / Forschung Burgenland GmbH / AT	91, 211
Gnam / FH Burgenland GmbH / AT	91,109
Moosbrugger / FH Vorarlberg / AT	71
Nothbauer / rmDATA GmbH / AT	49
Novakovits / Forschung Burgenland GmbH / AT	109
Ofner / FH Burgenland GmbH / AT	131
Palkovits-Rauter / FH Burgenland GmbH / AT	25
Partl / Forschung Burgenland GmbH / AT	49
Perkonig / FH Burgenland GmbH / AT	151
Pfeiffer / Forschung Burgenland GmbH / AT	229
Piringer / FH Burgenland GmbH / AT	123
Pratter / 4ward Energy Research GmbH / AT	109, 163
Prenninger / FH Salzburg / AT	173
Puchegger / Forschung Burgenland GmbH / AT	163, 211

Ramschak / TOWERN3000 Projekt- & Medienagentur GmbH / AT	151
Ringhofer / Forschung Burgenland GmbH / AT	49
Rojas / Universität Innsbruck / AT	173
Schnitzer / Forschung Burgenland GmbH / AT	173
Schöny / AIT / AT	41,61
Seidnitzer-Gallien / AEE INTEC / AT	17
Seiler / FH Vorarlberg / AT	71
Siderius / Netherlands Enterprise Agency / NL	203
Sieberer / FH Burgenland GmbH / AT	97
Schindler / Forschung Burgenland GmbH / AT	97, 211
Šipetić / AIT / AT	33, 61
Stampfl / FH Burgenland GmbH / AT	25
Szalai / FH Burgenland GmbH / AT	221
Wagner / AIT / AT	33
Weiss / JOANNEUM RESEARCH / AT	193
Wiener / FH Burgenland GmbH / AT	123
Ziermann, / Forschung Burgenland GmbH / AT	49