

NOV 01 2024

AI

AI

SCIENCE
BRUNCH

www.klimafonds.gv.at



KI



KI



AI



AI



KI



Künstliche Intelligenz und Daten als Chancen für die Energiewende

Vorwort	03
<hr/>	
GeoDatKlim – Geodaten für klimaneutrale Städte	05
<hr/>	
Das Innovationslabor Vienna Geospace Hub nutzt Geo- und Satellitendaten, um den Übergang zu klimaneutralen, zukunftsfähigen Städten zu beschleunigen. Als zentrale Schnittstelle fördert es die Zusammenarbeit zwischen Verwaltung, Wissenschaft und Wirtschaft, um innovative & nachhaltige urbane Lösungen zu entwickeln.	
SOWINDIC – Smart operation of wind turbines under icing conditions	11
<hr/>	
Im Projekt SOWINDIC untersucht ein interdisziplinäres Team den intelligenten Betrieb von Rotorblattheizungen für Windenergieanlagen. Der Einsatz von digitalen Technologien soll eine effiziente Stromproduktion auch bei extremen winterlichen Temperaturen gewährleisten.	
USEFLEDS – Unleashing Sector-coupling Flexibility by means of an Energy Data Space	19
<hr/>	
USEFLEDS erforscht die Entwicklung eines gemeinsamen Datenaustausch für den Energiesektor. Ein Co-Creation-Workspace verbindet in iterativen Prozessschritten projektübergreifend die Themen Datenwirtschaft, Governance, Energiewirtschaft, Datenräume und künstliche Intelligenz. Darauf aufbauend wird die Basis für einen gemeinsamen Datenaustausch geschaffen, der die Entwicklung von daten-getriebenen Services für die Energiewende ermöglicht.	
AI4Grids – AI-based methods for optimising the operation and expansion of distribution grids	27
<hr/>	
Das Projekt AI4Grids beschäftigt sich mit den zunehmenden Herausforderungen für Verteilnetzbetreiber (DSOs) durch die steigende Anzahl dezentraler erneuerbarer Energieträger und damit, wie KI einen Beitrag zur Lösung dieser Herausforderungen und so zur Effizienzsteigerung dezentraler erneuerbarer Einspeiser leisten kann.	
INFRADAPT – Climate change resilient energy infrastructure through AI-based adaptation	39
<hr/>	
INFRADAPT entwickelt Machine learning basierte Methoden für eine optimale bzw. maximale Auslastung der vorhandenen Kapazitäten in Niederspannungsverteilernetzen. Die Auswirkungen des Klimawandels auf die Energieinfrastruktur werden ebenso berücksichtigt, wie eine faire Aufteilung der Kapazitäten.	
PV4EAG – Analyse von Flächen- und Energiepotenzialen mittels KI für alternative PV-Systeme als Beitrag zum EAG	47
<hr/>	
Das Projekt PV4EAG zielt auf die Identifikation von alternativen Flächen für die Errichtung von PV-Anlagen ab. Im speziellen sollen Flächen für gebäudeintegrierte Anlagen (GIPV wie Hochhäuser), Verkehrsflächen (Parkplatzflächen und Schienenverkehrsanlagen) sowie Floating PV auf künstlichen Gewässern analysiert werden.	
Alle geförderten Projekte im Überblick	55
<hr/>	

Künstliche Intelligenz und Daten als Chancen für die Energiewende

Liebe Leserinnen und Leser,

Innovation und neue Ideen sind unverzichtbar, um die Herausforderungen der Energiewende zu bewältigen. Wir stehen vor einem umfassenden Umbau unseres Energiesystems, der nicht nur gesellschaftliche und wirtschaftliche Veränderungen erfordert, sondern auch technologische.

Besonders im Bereich der erneuerbaren Energien und der Speichertechnologien werden Künstliche Intelligenz (KI) und Daten die Grundlage dafür sein, dass wir unseren Energiebedarf nachhaltig decken können:

KI kann uns helfen, Energiesysteme effizient zu steuern und erneuerbare Energien besser in unser Stromnetz zu integrieren. So können wir Schwankungen in der Stromerzeugung durch Wind und Sonne vorhersagen und flexibel reagieren. Daten bilden dabei die Grundlage: Sie ermöglichen es uns, den Energieverbrauch präzise zu analysieren und wichtige Prozesse zu optimieren.

Die in dieser Nachlese präsentierten Projekte setzen genau hier an und zeigen eindrücklich, wie uns KI und die Sammlung und Analyse von Daten einen Schritt näher in Richtung klimafitte Zukunft bringen.

Viel Spaß beim Lesen!



Bernd Vogl
Geschäftsführer des Klima- und Energiefonds



Projektleitung: MARIE-LUISE BRUCKNER
UIV Urban Innovation Vienna GmbH



ABBILDUNG 1



© UIV Jakob Han

GeoDatKlim

Geodaten für klimaneutrale Städte

Die Transformation von Städten in Richtung Klimaneutralität ist eine herausfordernde Aufgabe. Eine gezielte und datengestützte Herangehensweise ist dabei ein entscheidender Erfolgsfaktor. Das von FFG und BMK im Rahmen der Ausschreibung „Technologien und Innovationen für die klimaneutrale Stadt“ geförderte Innovationslabor „Vienna Geospace Hub“ (ehemals „GeoDatKlim“) wird im Auftrag der Stadt Wien von der UIV Urban Innovation Vienna als Betreiberorganisation umgesetzt.

Das neue Innovationslabor unterstützt faktenbasierte Entscheidungen und effektive Maßnahmen für eine grüne Stadttransformation, indem Satelliten- und Geodaten aus unterschiedlichen Quellen kombiniert und für neue Anwendungsfälle nutzbar gemacht werden. Das Innovationslabor dient als Experimentierraum, in dem Bedarfsträger:innen aus Verwaltung und Wirtschaft mit Lösungsanbieter:innen und Expert:innen vernetzt, innovative Ideen gebündelt und kreative Ideen zu nachhaltigen, skalierbaren Lösungen entwickelt werden. Im Rahmen des Labors werden diverse Schwerpunktthemen in Bezug auf die klimaneutrale Stadt, wie Mobilität, Energie, etc. bearbeitet.

Ein zentrales Anliegen des Innovationslabors ist es, ein produktives Umfeld zu schaffen, das Innovation, Vernetzung, Forschung und den Transfer von Wissen optimal unterstützt. Dies geschieht durch die Etablierung von Strukturen, die es ermöglichen, Ideen schnell in marktfähige Lösungen zu überführen und gleichzeitig den Austausch zwischen Wissenschaft, Wirtschaft und Gesellschaft zu fördern. Der Vienna Geospace Hub leistet somit einen wichtigen Beitrag zur Entwicklung eines innovationsfördernden Ökosystems, das sowohl den Fortschritt in der Forschung vorantreibt als auch den Wissenstransfer effektiv gestaltet.

Der Vienna Geospace Hub fungiert als Katalysator für wirtschaftliche Entwicklungen, indem Unternehmen, Verwaltung und andere Akteure dazu ermutigen werden, sich aktiv an Innovationsprozessen zu beteiligen, die sonst zu einem großen Teil der Wissenschaft vorbehalten sind. Durch die Bündelung von Ressourcen und Expertise bringt das Innovationslabor nicht nur neue technologische Lösungen hervor, sondern setzt auch nachhaltige Impulse für wirtschaftliches Wachstum und gesellschaftliche Entwicklung.



„Der Weltraum ist für alle da: Innovative, nachhaltige Lösungen mit Satellitendaten für Verwaltung, Wirtschaft und Wissenschaft!“

PROJEKTLEITERIN MARIE-LUISE BRUCKNER

Das Innovationslabor versteht sich daher insbesondere als Vernetzungsplattform, an der bei Interesse am Thema Satelliten- und Geodaten, mit konkreten Projektideen und bei Bedarf an Beratung jederzeit angedockt werden kann.

Unsere Services auf einen Blick:

- Evaluierung des Potentials für den Einsatz von Geo- und Satellitendaten anhand einer bestehenden Projektidee bzw. gezielte Entwicklung von Use Cases
- Unterstützung beim Zugang zu passenden Datenquellen, Technologien und Partner:innen für den Einsatz von Satelliten- oder Geodaten
- Entwicklung, Begleitung und Umsetzungen von innovativen Ideen und Lösungen für unsere Projektpartner:innen
- Vernetzung mit Expert:innen, Forschungs- und Projektpartner:innen
- Unterstützung bei der Suche nach passenden Fördermitteln
- Begleitung bei der Planung und Umsetzung von (Förder-)Projekten im Anwendungsfeld des Innovationslabors
- Aufbau einer Community of Practice und Veranstaltung von Community- und Austausch Events

ABBILDUNG 2



© UIV Jakob Han

ABBILDUNG 3



© UIV

ABBILDUNG 4



DREI GUTE GRÜNDE FÜR DAS PROJEKT

- **Faktenbasierte Entscheidungen für eine grüne Stadttransformation:** Das Innovationslabor ermöglicht durch die Kombination von Satelliten- und Geodaten die Entwicklung neuer, nachhaltiger Lösungen für die klimaneutrale Stadt. So werden faktenbasierte Entscheidungen und effektive Maßnahmen zur grünen Stadttransformation unterstützt.
- **Vernetzungsplattform für kreative Lösungsentwicklung:** Das Labor bietet eine einzigartige Umgebung, in der Bedarfsträger:innen aus Verwaltung und Wirtschaft direkt mit Lösungsanbieter:innen und Expert:innen zusammenarbeiten können. Diese enge Vernetzung fördert die Entwicklung innovativer, skalierbarer Lösungen, die direkt auf die Bedürfnisse der Beteiligten zugeschnitten sind.
- **Nutzung des Datenschatzes aus dem EU-Weltraumprogramm:** Das Labor maximiert das Potenzial der umfangreichen Daten, die durch das europäische Erdbeobachtungsprogramm Copernicus generiert werden und kostenfrei verfügbar sind. Diese bieten eine wertvolle Grundlage für die Entwicklung innovativer Anwendungen für die klimaneutrale Stadt.





Projektleitung: MARTIN GRUBER
VERBUND Green Power GmbH

Windenergie in kaltem Klima

ABBILDUNG 1



SOWINDIC

Smart operation of wind turbines under icing conditions

Eisige Herausforderungen für die Windkraft

Windenergie ist eine wichtige Säule der erneuerbaren Energieversorgung, stellt aber gerade in kalten Klimazonen besondere Herausforderungen an den Betrieb von Windkraftanlagen. Eisbildung an den Rotorblättern kann die Effizienz der Turbinen stark beeinträchtigen und zu Produktionsverlusten führen. Um diesem Problem zu begegnen, sind viele moderne Windturbinen mit Rotorblattheizungen ausgestattet. Diese werden bisher jedoch meist reaktiv eingesetzt, das heißt erst nachdem bereits eine Vereisung festgestellt wurde.

Das Forschungsprojekt SOWINDIC (Smart Operation of Wind Turbines under Icing Conditions) hatte zum Ziel, eine intelligente und proaktive Steuerung dieser Rotorblattheizungen zu entwickeln. Durch eine optimierte Heizstrategie sollen Vereisungen möglichst verhindert und die Energieproduktion der Windturbinen auch unter winterlichen Bedingungen maximiert werden. Dies könnte nicht nur die Effizienz bestehender Windparks steigern, sondern auch die Erschließung neuer Standorte in kälteren Regionen ermöglichen.

Zwei Wege, ein Ziel: Physik trifft künstliche Intelligenz

Um dieses ambitionierte Ziel zu erreichen, verfolgte SOWINDIC einen interdisziplinären Ansatz, der Methoden aus dem Bereich erfahrungsbasierter beziehungsweise physikalischer Modellierung und maschinelles Lernen kombinierte. Zunächst wurde eine umfangreiche Datenbasis geschaffen, indem historische Betriebsdaten mehrerer Windparks, detaillierte Wettervorhersagen und Messdaten zusätzlich installierter Sensoren in einem zentralen Datenarchiv zusammengeführt wurden.

Auf Basis dieser Daten wurden zwei grundlegend verschiedene Ansätze zur Optimierung der Rotorblattheizung entwickelt:

1. Ein physikalisch motivierter Algorithmus, der unter anderem auf Wettervorhersagen und einem thermodynamischen Modell der Eisbildung und des Abtauprozesses basiert.
2. Ein datengetriebener Machine-Learning-Ansatz, der aus historischen Daten Muster erkennt und daraus Vorhersagen für zukünftige Vereisungsereignisse ableitet.



„Mit SOWINDIC haben wir wichtige Schritte zur Verbesserung der Windenergienutzung in kalten Regionen gemacht. Unser Team hat eine umfangreiche Datensammlung aufgebaut und darauf aufbauend zwei sich ergänzende Ansätze zur Steuerung von Rotorblattheizungen entwickelt. Durch die Kombination von physikalischer Modellierung und maschinellem Lernen konnten wir ein System schaffen, das Vereisungen früher erkennt und gezielter bewältigt. Diese Arbeit legt den Grundstein für weitere Forschung zu effizienteren Windturbinen auch unter schwierigen Wetterbedingungen.“

PROJEKTLLEITER MARTIN GRUBER

Beide Ansätze wurden zunächst unabhängig voneinander entwickelt und getestet. In einem weiteren Schritt wurden sie dann zu einem hybriden Algorithmus kombiniert, der die Stärken beider Methoden vereinen sollte.

Eine besondere Herausforderung stellte die Echtzeitfähigkeit des Systems dar. Um die entwickelten Algorithmen in der Praxis einsetzen zu können, musste eine leistungsfähige IT-Infrastruktur geschaffen werden. Diese besteht aus einem zentralen Langzeit-Datenarchiv und lokalen „Edge-Devices“, die die Echtzeit-Datenverarbeitung und Steuerung der Heizung ermöglichen.

Die Macht der Kombination:

Der hybride Algorithmus

Die Entwicklung und Erprobung der intelligenten Heizsteuerung lieferte vielversprechende Ergebnisse, zeigte aber auch einige Herausforderungen auf:

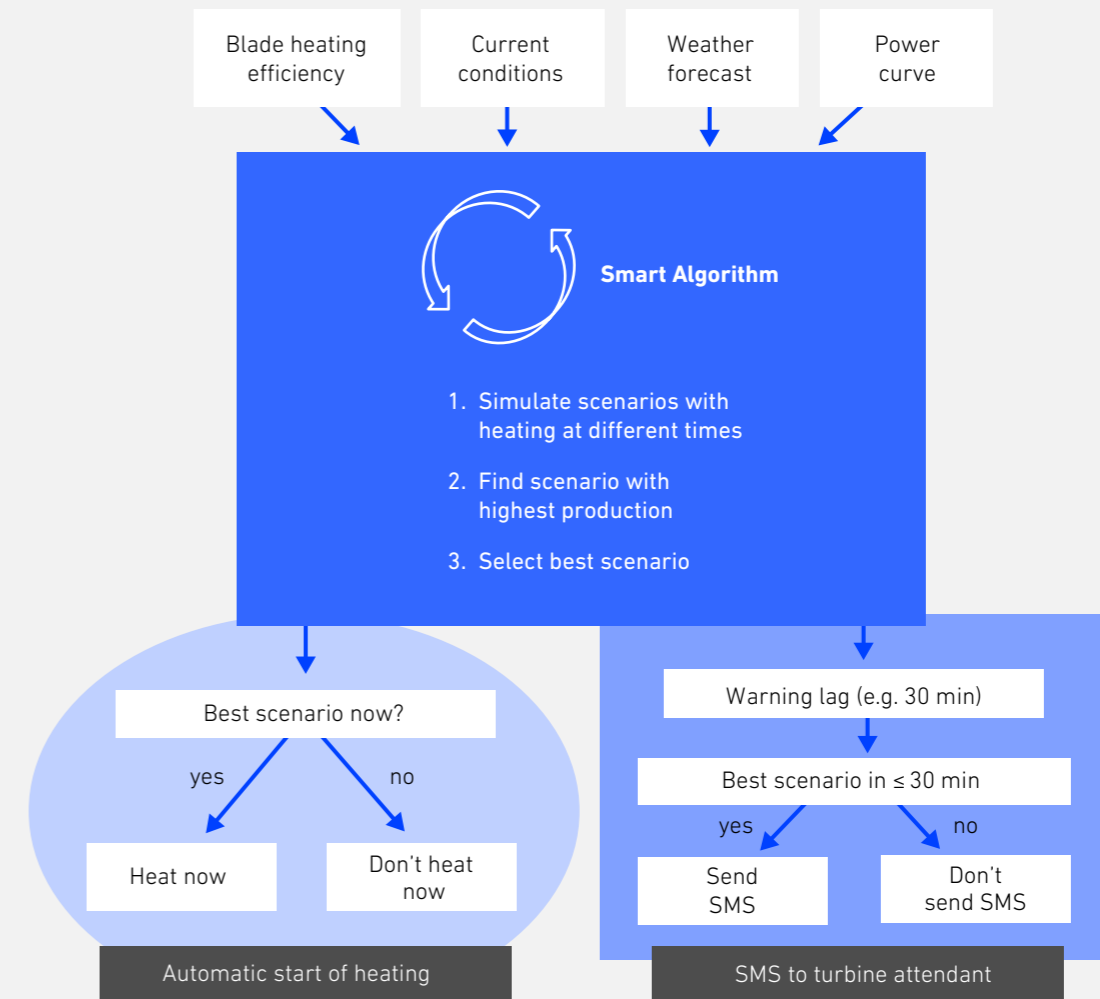
Der physikalisch basierte Ansatz erwies sich als grundsätzlich geeignet, um Vereisungsereignisse vorherzusagen und die Rotorblattheizung proaktiv zu steuern. Er zeigte besonders gute Ergebnisse bei mittleren Windgeschwindigkeiten. Bei sehr niedrigen oder sehr hohen Windgeschwindigkeiten war die Genauigkeit jedoch eingeschränkt, da hier die Leistungskurve der Turbine flacher verläuft und Abweichungen schwerer zu erkennen sind.

Der Machine-Learning-Algorithmus konnte ebenfalls die meisten Vereisungsereignisse korrekt vorhersagen. Er neigte allerdings dazu, die Heizung etwas zu häufig zu aktivieren, was zu unnötigem Energieverbrauch führen könnte. Interessanterweise verbesserte sich die Leistung des ML-Modells deutlich, wenn zusätzlich zu den Betriebsdaten der Turbine auch Wettervorhersagen und Daten spezieller Vereisungssensoren einbezogen wurden.



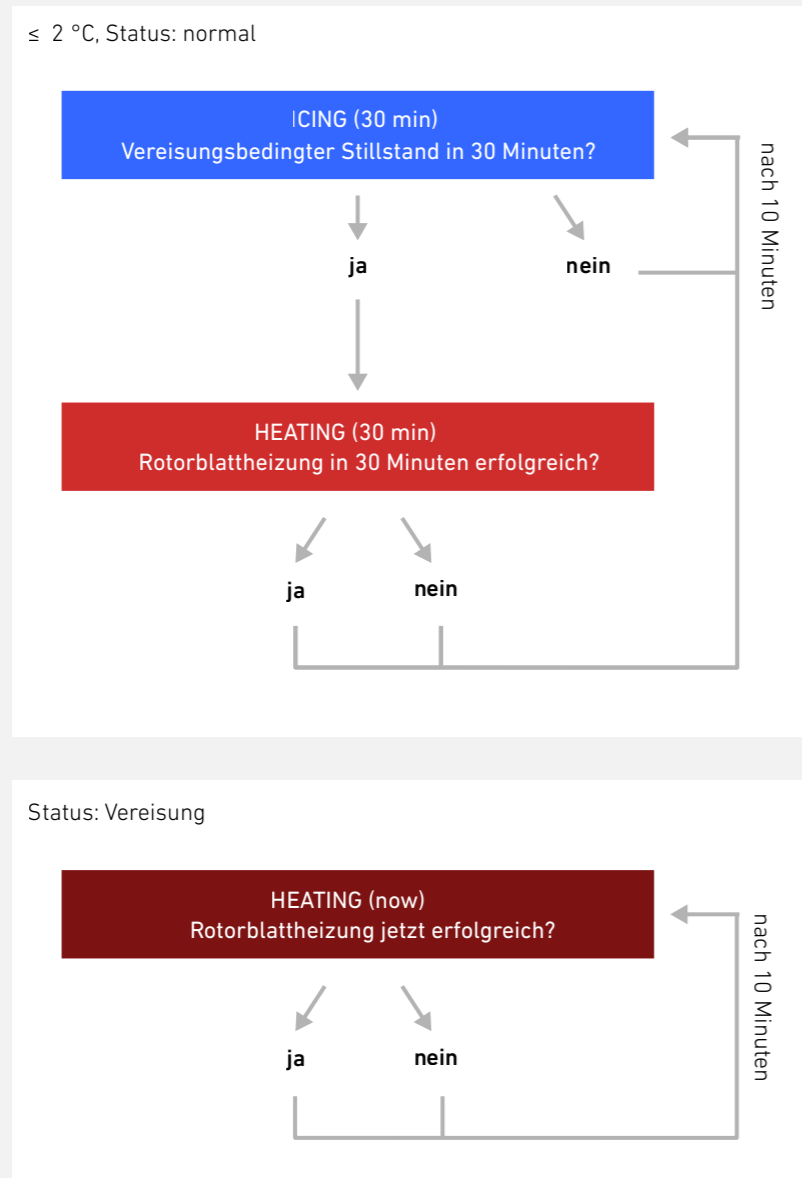
Schematische Darstellung des Konzeptes des physikalisch-basierten Algorithmus

ABBILDUNG 2



Schematische Darstellung des ML-Ansatzes mit den Untermodellen „ICING (30 min)“, „HEATING (30 min)“ und „HEATING (now)“

ABBILDUNG 3



Der hybride Ansatz, der beide Methoden kombiniert, zeigte vielversprechende Ergebnisse. Er konnte die Stärken beider Einzelansätze nutzen und gleichzeitig einige ihrer Schwächen ausgleichen. So konnte die Zahl der Fehlalarme (unnötige Heizaktivierungen) reduziert werden, während gleichzeitig die meisten tatsächlichen Vereisungsereignisse rechtzeitig erkannt wurden.

Ein wichtiger Erfolg des Projekts war die Schaffung einer robusten Dateninfrastruktur. Das entwickelte Langzeit-Datenarchiv umfasst nicht nur die Daten des dreijährigen Projektzeitraums für die untersuchten Windturbinen, sondern reicht teilweise bis ins Jahr 2016 zurück und enthält auch Daten von weiteren Windparks. Damit wurde eine wertvolle Grundlage für zukünftige Forschungen zur Optimierung von Windkraftanlagen geschaffen.

Die Implementierung des Systems als Proof-of-Concept an realen Windturbinen offenbarte einige praktische Herausforderungen. So war es aus regulatorischen und sicherheitstechnischen Gründen nicht möglich, die Rotorblattheizung vollautomatisch durch den Algorithmus steuern zu lassen. Stattdessen wurde ein System entwickelt, das Empfehlungen an das Wartungspersonal sendet. Dies unterstreicht die Notwendigkeit einer engen Zusammenarbeit zwischen Forschung, Turbinenhersteller:innen und Betreiber:innen bei der Weiterentwicklung solcher Systeme.

Ein unerwarteter Faktor war der ungewöhnlich milde Winter 2023/2024, der die geplante Validierung des Systems unter realen Bedingungen erschwerte. Dies zeigt, wie wichtig robuste und langfristige Testphasen für die Entwicklung solcher wetterbedingten Optimierungssysteme sind.

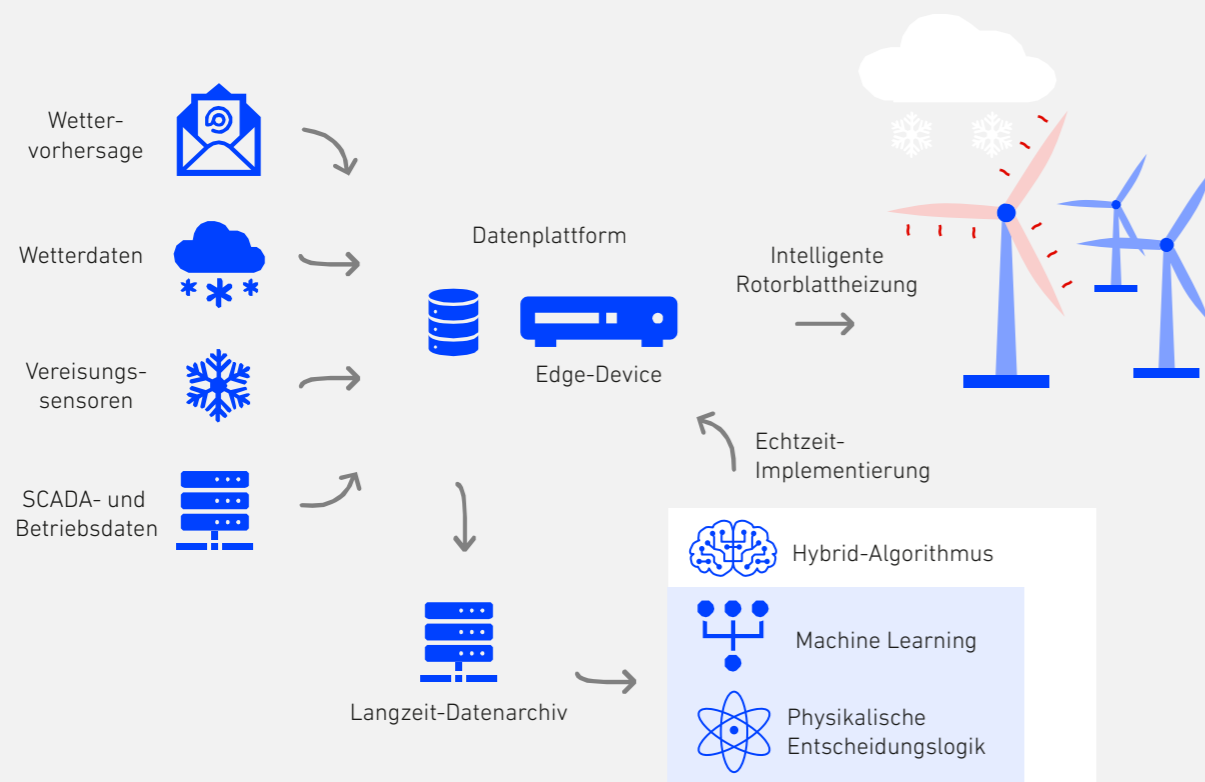
Teamwork für Turbinen: Der Schlüssel zur winterfesten Windenergie

Basierend auf den Ergebnissen des SOWINDIC-Projekts lassen sich mehrere vielversprechende Ansatzpunkte für zukünftige Entwicklungen und Verbesserungen identifizieren:

- Kontinuierliche Verbesserung der Datenqualität:** Eine einheitliche und umfassende Datenerfassung über lange Zeiträume ist entscheidend für die Weiterentwicklung der Algorithmen. Dies betrifft nicht nur die reinen Messdaten, sondern auch wichtige Metadaten wie genaue Standortinformationen oder technische Details der Turbinen.
- Optimierung der Echtzeitdatenverfügbarkeit:** Für einen zuverlässigen Betrieb des Systems ist es wichtig, die Anbindung aller Datenquellen (Turbinensensoren, Wettervorhersagen, zusätzliche Messgeräte) zu verbessern. Eine Integration der Steuerungseinheit direkt in die Turbine könnte hier Vorteile bringen.
- Weiterentwicklung der Algorithmen:** Sowohl der physikalische als auch der Machine-Learning-Ansatz zeigen Potenzial für weitere Verbesserungen. Beim physikalischen Modell könnte eine genauere Parametrierung und eine verbesserte Integration von Wettervorhersagen die Leistung steigern. Für den ML-Algorithmus wären vor allem mehr Trainingsdaten, insbesondere von aufeinanderfolgenden Vereisungsereignissen, hilfreich.
- Langfristige Validierung:** Um den tatsächlichen Nutzen des Systems quantifizieren zu können, sind umfangreiche Vergleichsstudien über mehrere Winterperioden notwendig. Idealerweise sollten dabei benachbarte Turbinen mit unterschiedlichen Steuerungsstrategien verglichen werden.

Projektübersicht SOWINDIC

ABBILDUNG 4



5. **Regulatorische und sicherheitstechnische Aspekte:** Für einen breiten Einsatz der Technologie ist eine enge Zusammenarbeit mit Turbinenhersteller:innen, Betreiber:innen und Zulassungsbehörden notwendig. Ziel sollte es sein, eine vollautomatische Steuerung der Rotorblattheizung zu ermöglichen, die allen Sicherheitsanforderungen genügt.
6. **Anpassung an verschiedene Standorte:** Die entwickelten Algorithmen sollten an unterschiedlichen Standorten mit variierenden klimatischen Bedingungen getestet und optimiert werden, um ihre Übertragbarkeit sicherzustellen.

Kluge Algorithmen als Turbinen-Wintermantel

Das SOWINDIC-Projekt hat gezeigt, dass eine intelligente, datengestützte Steuerung von Rotorblattheizungen an Windturbinen großes Potenzial bietet, um die Effizienz und Zuverlässigkeit von Windkraftanlagen unter winterlichen Bedingungen zu verbessern. Die Kombination aus physikalischer Modellierung und maschinellem Lernen ermöglicht eine präzisere Vorhersage von Vereisungsereignissen und eine proaktive Steuerung der Heizung.

Die geschaffene Dateninfrastruktur und die entwickelten Algorithmen bilden eine solide Grundlage für weitere Forschungen und Optimierungen. Gleichzeitig wurden wichtige praktische Herausforderungen identifiziert, die bei der Implementierung solcher Systeme in der realen Betriebsumgebung von Windparks zu berücksichtigen sind.

Die Ergebnisse des Projekts legen nahe, dass durch den Einsatz intelligenter Steuerungssysteme die Energieproduktion von Windkraftanlagen in kalten Klimazonen deutlich gesteigert werden könnte. Dies könnte nicht nur die Wirtschaftlichkeit bestehender Windparks verbessern, sondern auch die Erschließung neuer Standorte ermöglichen, die bisher aufgrund häufiger Vereisungsprobleme als ungeeignet galten.

Insgesamt unterstreicht SOWINDIC das große Potenzial, das in der Verbindung von erneuerbaren Energien mit moderner Datenanalyse und künstlicher Intelligenz liegt. Die Erkenntnisse des Projekts leisten damit einen wichtigen Beitrag zur Optimierung der Windenergienutzung und damit zur Energiewende.

DREI GUTE GRÜNDE FÜR DAS PROJEKT

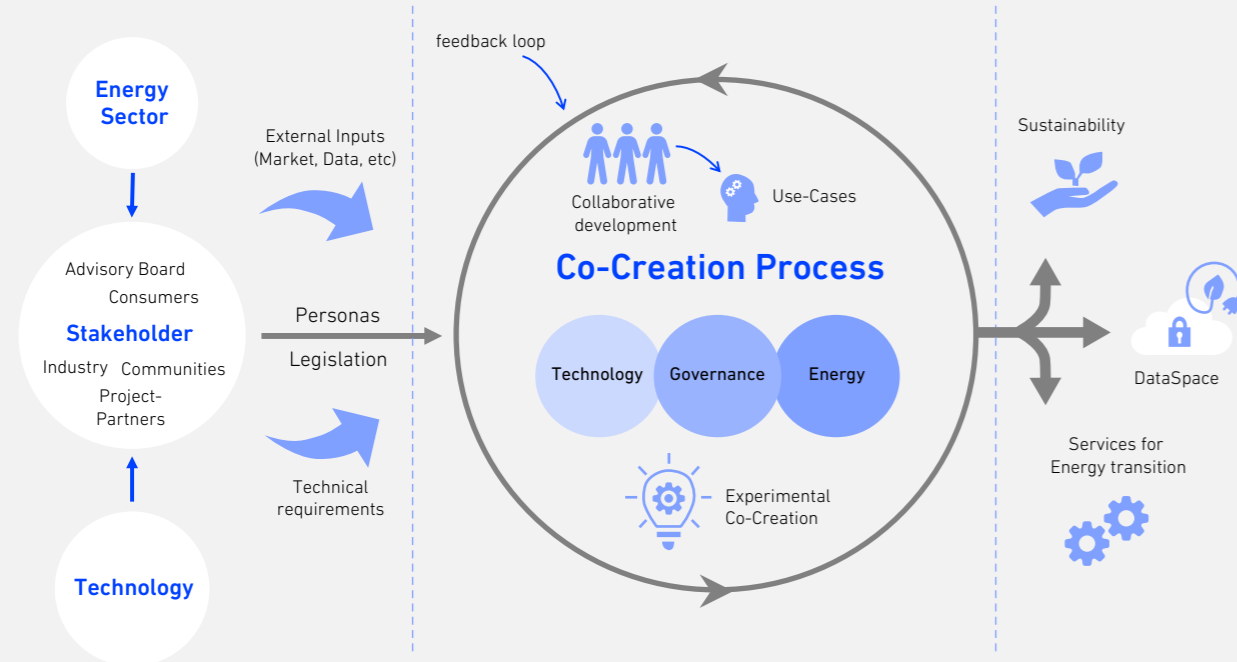
- Erschließung neuer Potenziale: SOWINDIC ermöglicht die effiziente Nutzung von Windenergie in bisher schwer erschließbaren, kälteren Regionen und leistet damit einen wichtigen Beitrag zur Energiewende.
- Steigerung der Wirtschaftlichkeit: Durch die Optimierung des Winterbetriebs steigert SOWINDIC die Effizienz und Zuverlässigkeit von Windturbinen, was zu höherer Energieproduktion und geringeren Wartungskosten führt.
- Technologischer Fortschritt durch Datenintegration: SOWINDIC demonstriert, wie die Integration verschiedener Datenquellen und fortschrittlicher Analysemethoden zu innovativen Lösungen im Bereich der erneuerbaren Energien führen kann.





Projektleitung: SILKE PALKOVITS-RAUTER
Forschung Burgenland GmbH

Architektur des Projekts USEFLEDS



USEFLEDS

Unleashing Sector-coupling Flexibility by means of an Energy Data Space

Einleitung

Die Umstellung auf erneuerbare Energiesysteme ist entscheidend für Energiewende und Dekarbonisierung sowie die Gewährleistung wirtschaftlicher und resilienzbezogener Vorteile. Die erneuerbaren Erzeugungskapazitäten bringen jedoch aufgrund der intermittierenden Erzeugung und der saisonalen Abhängigkeit Herausforderungen mit sich. Die Endverbraucher:innen zwar sind motiviert, sich aktiv am Energiemarkt zu beteiligen, aber es fehlt an zentralisierten Daten, um digitale Lösungen für die Energiewende zu implementieren, sodass eine Möglichkeit zu einem gemeinsamen Datenaustausch erforderlich ist. Daher arbeitet das Projekt USEFLEDS an der Schnittstelle der drei Bereiche Energie, Technologie und Governance und strebt die Schaffung eines Ökosystem zur Erleichterung des Datenaustauschs an, das auf Anwendungen im Energiesektor zugeschnitten ist.

Daten sind heutzutage in vielen Branchen der Schlüssel zum Erfolg – so spielen sie auch im Bereich der Energiewende, insbesondere im Kontext der Digitalisierung im Energiesektor, eine entscheidende Rolle. Aufgrund von Fragmentierung, fehlender Verfügbarkeit oder mangelnden Ressourcen, aber auch unzureichender Nutzung durch fehlendes Know-how bleiben Daten allerdings häufig noch ungenutzt. Ihr Potenzial für die Energiewende wird damit noch nicht ausgeschöpft.

USEFLEDS will die Zusammenarbeit und den Wissensaustausch zwischen dem Technologie- und dem Energiesektor fördern, um Fortschritte bei der Energiewende zu erzielen. Ziel ist es, aus Daten Wissen zu generieren und durch gezielte Zusammenarbeit nachhaltige Dienstleistungen für die Energiewende zu entwickeln.

Das Projekt wird von der Forschung Burgenland GmbH geleitet und hat 14 weitere Projektpartner:innen, darunter große Energieversorger:innen wie die Salzburg AG oder die Kelag, einige Forschungseinrichtungen wie die TU Wien oder Salzburg Research und bereits etablierte Player im Bereich Digitalisierung in der Energiewirtschaft wie Energy Services oder OwnYourData.

„Architektur“ des Projekts

Die Architektur des Projekts beinhaltet als zentrales Element den Co-Creation Prozess. Dieser verbindet in iterativen Prozessschritten projektübergreifend die Arbeitspaketthemen Datenwirtschaft, Governance, Energiewirtschaft, Datenräume und Künstliche Intelligenz. Aufbauend auf diesen Projektschwerpunkten wird die Basis für einen gemeinsamen Datenaustausch geschaffen, welcher die Entwicklung von daten-getriebenen Services, zu Gunsten der Energiewende und Erreichung der Klimaziele ermöglicht.

Am Co-Creation Prozess beteiligt sind dabei unterschiedliche Akteur:innen aus dem Energiesektor, der Technologiebranche sowie weitere Stakeholder. Diese werden beispielsweise über Anforderungserhebungen, Interviews und Co-Creation Workshops wiederholt iterativ in das Projekt einbezogen. Die unterschiedlichen Akteur:innen sollen später direkt auf gewonnenes Wissen zurückgreifen können, um dieses nicht selbst erarbeiten zu müssen. Im Projektkonsortium sind neben Forschungseinrichtungen auch Energieerzeuger:innen, Netzbetreiber:innen und Technologieanbieter:innen direkt beteiligt. Zusätzlich wird ein Advisory Board aufgebaut, welches potenzielle Data Provider wie Unternehmen, Bürger:innen und die öffentliche Hand in das Leitprojekt einbindet.

Ziel des Projekts ist es also zunächst die Bedürfnisse und Anforderungen der Stakeholder zu analysieren, diese dann in Use-Cases zu übersetzen und abschließend Services zu entwickeln, die den Anforderungen gerecht werden. Dies soll auf Basis eines Datenservice-ökosystems passieren, welches den Datenaustausch für die Realisierung der Use Cases und die Implementierung der Services ermöglicht. Ein solcher Prozess zum Datenaustausch soll zukünftig ebenso für weitere Use Cases und Services zur Energiewende außerhalb des Projekts Anwendung finden.

Im Kontext der Energiewende gibt es verschiedene Themenbereiche, in denen mithilfe der Nutzung von Datenbasierten Services ein Mehrwert geschaffen werden kann. Diese stellen erste Themenschwerpunkte dar, die im Rahmen des Projekts in Form von Use Cases behandelt werden sollen. Im Laufe des Projekts können sich durch den Co-Creation Prozess weitere Fokus-themen ergeben.

Smart Grids

Ein intelligentes Stromnetz, das den dezentralen Energiefluss von Erneuerbaren Energien und Energieverbrauchern steuert, erfordert einen Datenaustausch zwischen den verschiedenen Netzbetreiber:innen, Energieversorger:innen und Verbraucher:innen.

Sektorenkopplung

Die Verknüpfung zwischen den verschiedenen Sektoren wie Strom, Wärme, Gas und Mobilität benötigt einen Datenaustausch zwischen den jeweiligen Akteur:innen, um eine optimale Ausnutzung der vorhandenen Ressourcen zu ermöglichen.

Energieeffizienz

Zur Steigerung der Energieeffizienz in öffentlichen Einrichtungen, Unternehmen und in der Produktion ist ein Datenaustausch zwischen Gebäude- und Industrieanlagenbetreiber:innen sowie den Energieversorger:innen hilfreich, um den Energiebedarf zu optimieren.

Integration von Erneuerbaren Energien

Die Integration von Erneuerbaren Energien ist ebenso eine Herausforderung im Kontext der Energiewende, die vom Datenaustausch zwischen Erzeuger:innen und Netzbetreiber:innen profitiert, mit dem Ziel trotz der Volatilität der erneuerbaren Energiequellen eine stabile Versorgung zu gewährleisten.

Elektromobilität

Für die Elektromobilität und insbesondere die Integration von Elektrofahrzeugen in das Stromnetz spielt der Datenaustausch zwischen Ladeinfrastrukturbetreiber:innen und den Netzbetreiber:innen eine Rolle, um eine Überlastung des Netzes zu vermeiden.

„Das Projektkonsortium hat das verbindende Ziel, den Energiesektor neu zu denken.“

PROJEKTLEITERIN SILKE PALKOVITS-RAUTER



Personas & Use Cases

Im Rahmen des Co-Creation Prozesses sollen verschiedene Stakeholder einbezogen werden, da unterschiedliche Personen und Institutionen verschiedene Anforderungen an ein Datenserviceökosystem für die Energiewende stellen. Um dies zu verdeutlichen, wurden zu Beginn des Projekts vier imaginäre Personas entwickelt, die in ihren unterschiedlichen Funktionen verschiedene Anforderungen stellen.

Persona 1 – Mary, CEO eines Produktionsunternehmens

Mary, die Geschäftsführerin eines Produktionsunternehmens, ist für die Optimierung des Energieverbrauchs verantwortlich, um aufgrund der steigenden Energiepreise Kosten zu sparen. Darüber hinaus haben die gesetzlichen Verpflichtungen in Bezug auf das Nachhaltigkeitsmanagement neue Herausforderungen mit sich gebracht. Daher ist es für das Unternehmen von entscheidender Bedeutung, **Energiemanagement-Dienstleistungen** zu implementieren, die die Transparenz erhöhen sowie Unterstützung zu bieten, um den **ESG-Berichterstattungsprozess** zu vereinfachen und gegebenenfalls teilweise zu automatisieren.

Persona 2 – Johann, Bürgermeister

Johann ist ein engagierter Bürgermeister in Österreich, der mit hohen Energiekosten für kommunale Einrichtungen konfrontiert ist und sich daher eine **Optimierung der Energienutzung** wünscht. Außerdem hofft er, die Energiekosten in Zukunft zu senken zu können, indem der Verbrauch an **flexible Tarife** angepasst wird. Der Gemeinderat diskutiert auch über mögliche Lösungen wie dezentrale Kraftwerke und Energiegemeinschaften. Dennoch braucht die Gemeinde externe Dienstleister, um diese Herausforderungen zu bewältigen.

Persona 3 – Anna, Bürgerin und Konsumentin

Anna, 32, lebt in einem 4-Personen-Haushalt und legt großen Wert auf **Nachhaltigkeit**. Sie möchte ein aktiver Teil der Energiewende sein und ist bereit, ihre Energieverbrauchsgewohnheiten zu ändern. Allerdings zögert sie, ihre Verbrauchsdaten weiterzugeben, da sie Bedenken hinsichtlich des **Datenschutzes** hat. Außerdem fällt es ihr schwer, sich in der Komplexität des Marktes zurechtzufinden und wünscht sich daher **nutzerfreundliche Anreizsysteme und digitale Services**.

Persona 4 – Karl, CEO eines Energieerzeugers

Das Energieversorgungsunternehmen, vertreten durch CEO Karl, hat die politische und wirtschaftliche Aufgabe, die Energiewende im Rahmen seiner Möglichkeiten hinsichtlich Dekarbonisierung und Energieeffizienz voranzutreiben. Es geht dabei auch um einen Paradigmenwechsel vom reinen Energielieferanten zum Energiedienstleister:innen mit dem Fokus auf erneuerbare Erzeugung und deren Integration in die Energieinfrastruktur. Um dies zu erreichen, ist es erforderlich, die Digitalisierungsmöglichkeiten besser auszunutzen sowie neue Produkte und Services für die Endkund:innen anzubieten.

Aus den verschiedenen Anforderungen an ein Datenserviceökosystem und die damit verbundenen Dienste und Services können im Rahmen des Projekt Use Cases abgeleitet werden. Anna und Johann könnten von einer individuellen Tarifgestaltung für ihre Haushalte und Kommunen profitieren, wenn ein gemeinsamer Datenaustausch im Energiesektor zusätzliche Daten aus dem Energiebereich oder aus anderen Datenquellen einbezieht. Durch die Berücksichtigung von Anreizsystemen (Gamification) und unterschiedlicher Flexibilitäten (Lastspitzen, Überschuss) kann eine Win-Win-Situation für Kund:innen und Energieversorger:innen geschaffen werden.

In einem anderen Use Case könnten Smart-Meter-Daten in Kombination mit anderen Datenquellen, zur Steuerung von Flexibilitäten oder flexiblen Lasten verwendet werden. Die größte Herausforderung ist dabei die Kombination von Datenquellen, die im Rahmen der Prozesse des österreichischen Strommarktes verarbeitet werden, mit Daten aus anderen Quellen, die nicht Teil dieser Prozesse sind. Durch Einspeisung der Daten in den USEFLEDS-Datenpool können abrechnungsrelevante Daten aus der Vergangenheit und aktuelle Daten mit anderen Quellen kombiniert werden, um die Basis für eine optimale Nutzung von Flexibilitäten zu schaffen.

Der Wunsch von Mary, eine Vereinfachung des ESG-Reporting zu ermöglichen, steht stellvertretend für viele Unternehmen, die dieser Anforderung nachkommen müssen. Denn die Erfassung von ESG-Daten ist komplex und ineffizient. Daher ist eine Verringerung des Arbeitsaufwands von entscheidender Bedeutung. Durch die Verknüpfung des gemeinsamen Datenaustauschs mittels des USEFLEDS Dataspace kann ein wesentlicher Teil der geforderten ESG-Daten effizient von externen Stellen erhoben werden und die Berichterstellung (teil)automatisiert werden.

Daten & Künstliche Intelligenz im Kontext von USEFLEDS

Die Grundlage für alle zu entwickelnden Anwendungen und Dienste im Rahmen des Projekts stellen Daten dar. Dabei sind insbesondere Daten der Energieerzeuger:innen und Verbraucher:innen interessant. Allerdings gibt es sehr viele verschiedene relevante Datensätze und Datenquellen. Deshalb wurden mithilfe von Interviews mit unterschiedlichen Stakeholdern und den Projektmitgliedern bereits relevante Datenquellen identifiziert, die zudem auch Aufschluss über die Datenflüsse im Energiesektor geben sollen.

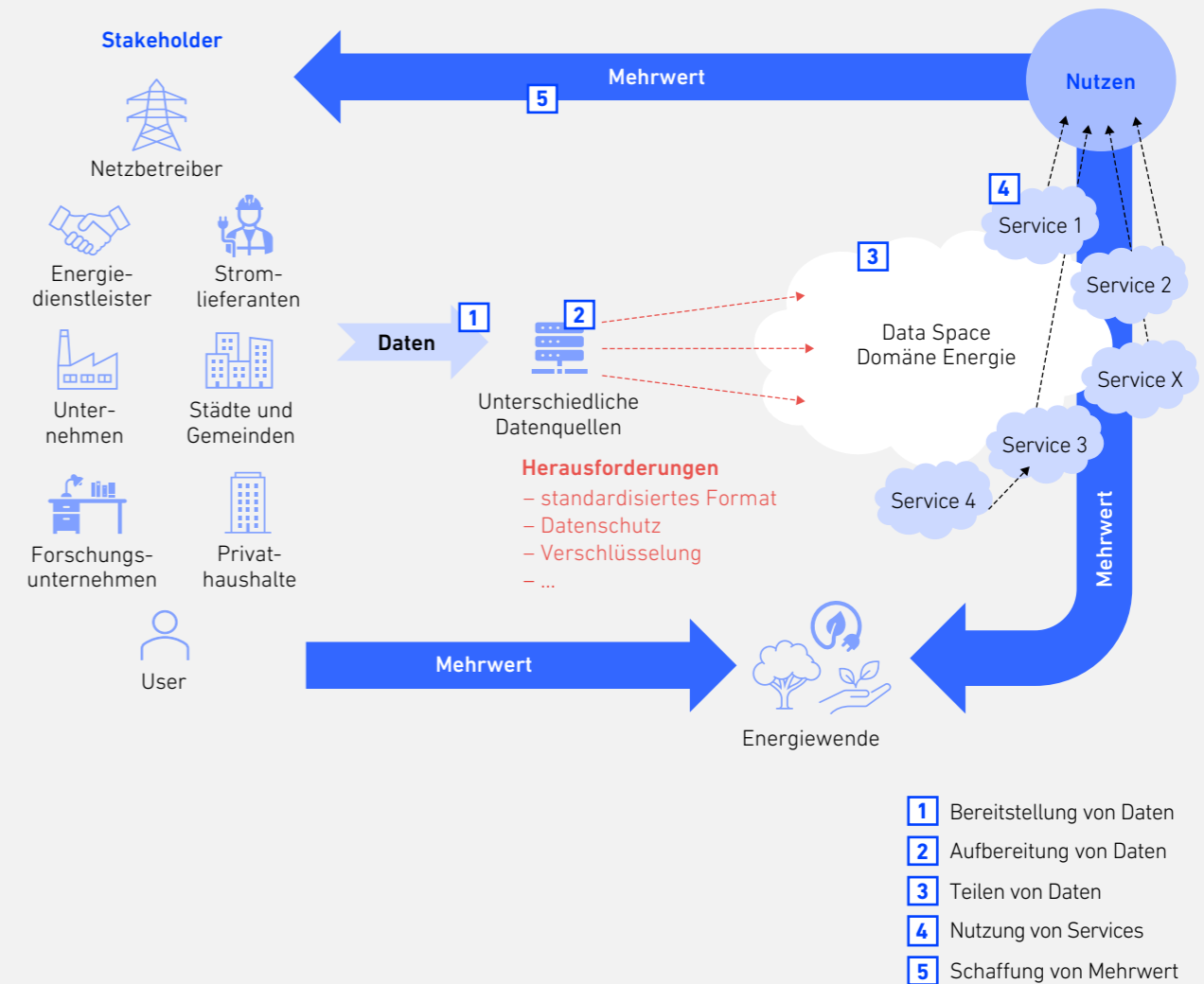
Es ergeben sich die fünf übergeordneten Kategorien Erzeugung, Übertragung, Verteilung, Markt und Konsument, die jeweils verschiedene Datenquellen beinhalten. Viele dieser Datenquellen liefern Datensätze mit einer sehr großen Menge an Daten. Diese müssen für die Realisierung der Use Cases und die Generierung von Mehrwert natürlich auch noch verarbeitet beziehungsweise analysiert werden. Dazu kommt unter anderem Künstliche Intelligenz (KI) zum Einsatz.

KI-Modelle werden im Rahmen des Projekts USEFLEDS zur Umsetzung spezifischer Use Cases und Bereitstellung bestimmter Services verwendet, denn sie bieten insbesondere im Bereich datenintensiver



Mehrwert für die Energiewende

ABBILDUNG 2



Anwendungen ein großes Potenzial. Das heißt, dass beispielsweise Use Cases, die Vorhersagen oder Optimierungen beinhalten, mithilfe von KI-basierten Methoden realisiert werden sollen. Außerdem können KI-basierte Technologien, wie zum Beispiel Chatbots zum Einsatz kommen, um auf die Daten innerhalb des USEFLEDS Dataspace intelligent und nutzerfreundlich zugreifen zu können. Daher ist es erforderlich, im Rahmen des Projekts eine Möglichkeit zu schaffen, KI-Modelle in das Datenserviceökosystem zu integrieren. Es gilt dabei zu berücksichtigen, dass die Daten in kompatiblen Formaten vorliegen und gegebenenfalls vorverarbeitet werden können.

Die Implementierungen auf Basis der KI-Methoden sollen zudem dazu beitragen, das Potenzial des Ökosystems für datengesteuerte Innovationen in der Energiewende aufzuzeigen. Denn USEFLEDS stellt eine Chance dar, neue KI-Anwendungen zu ermöglichen, indem eine große Menge an Daten aus unterschiedlichen Quellen schneller bereitgestellt werden kann und somit die Möglichkeit für komplexere

Modelle entsteht. Bisher sind zwar bereits zahlreiche Anwendungsfälle für KI in der Energieforschung implementiert wurden, sie beschränken sich jedoch in der Regel auf einfachere Anwendungsfälle (z. B. für einzelne Geräte), eine oder wenige homogene Datenquellen und traditionellere neuronale Netzmodelle und Architekturen, die weniger Daten für das Training benötigen.

Zusammenfassend wollen wir im Projekt USEFLEDS einen Mehrwert für die Energiewende schaffen, indem wir die Daten verschiedener Stakeholder wie Netzbetreiber:innen, Energieversorger:innen, Energiedienstleister:innen, Unternehmen, Städte, Privathaushalte und Nutzer:innen mithilfe eines Datenserviceökosystems, das speziell für die Energiewende designt wird, austauschbar und nutzbar machen. Auf Basis dessen werden Services ermöglicht, die auf unterschiedlichen Ebenen helfen, die Energiewende voranzutreiben und zudem auch die Stakeholder dabei unterstützen ihre individuellen Aufgaben besser ausführen zu können.



DREI GUTE GRÜNDE FÜR DAS PROJEKT

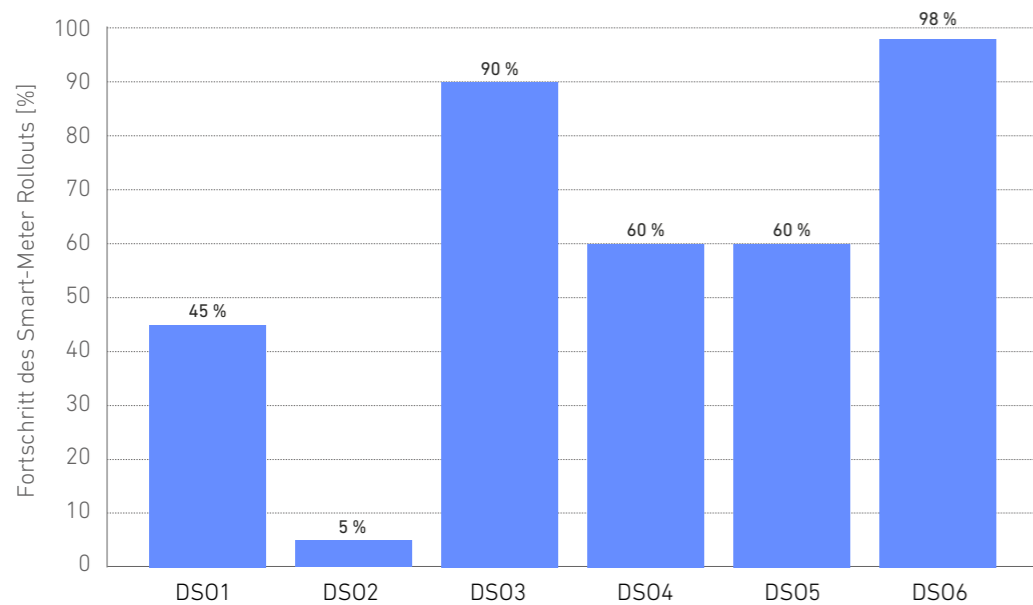
- USEFLEDS ermöglicht allen Stakeholder datengetriebene, nachhaltige Services mithilfe bestehender Technologien zu entwickeln. Dabei wird die Brücke zwischen Energiesektor, Technologien und der Governance geschlagen und der Grundstein für Klimaschutz und Energiewende gelegt.
- USEFLEDS stärkt die regionale Innovation durch die interdisziplinäre Verknüpfung von Kompetenzen und Interessengruppen. Die Demonstration von Anwendungsfällen erfordert die Beteiligung aller Akteur:innen, einschließlich der Anbieter:innen von Technologien und Energiedienstleistungen.
- USEFLEDS befasst sich mit Datenherausforderungen, die von früheren kleineren Projekten nicht angegangen wurden, mit einem Co-Creation-Workspace, in dem der Wissenstransfer innerhalb der Arbeitspakete in Iterationen gesteuert wird.





Projektleitung: THOMAS NACHT
4ward Energy Research GmbH

ABBILDUNG 1



Darstellung des Smart-Meter Rollouts der sechs befragten Verteilnetzbetreiber. Der unterschiedliche Fortschritt ist deutlich sichtbar, was die variierende Umsetzbarkeit, der im Projekt AI4Grids entwickelten Methoden beeinflusst.

AI4Grids

AI-based methods for optimising the operation and expansion of distribution grids

Motivation

Die Stromnetze sind ein entscheidender Faktor bei der Bewältigung der Energiewende. Bereits heute stehen die Verteilernetze vor erheblichen Herausforderungen, da der zunehmende Einsatz dezentraler erneuerbarer Energien insbesondere in diesen Netzen ernsthafte Probleme verursacht. Dies führt dazu, dass die Erzeugung gedrosselt werden muss oder Netzbetreiber:innen gezwungen sind, neue dezentrale Erzeugungsanlagen abzulehnen. Angesichts der ambitionierten Ziele für den Ausbau erneuerbarer Energien in Österreich lässt sich erahnen, wie stark sich diese Situation in Zukunft verschärfen könnte.

Zudem schreitet die Digitalisierung auf der Ebene der Verteilnetzbetreiber:innen (VNB) nur langsam voran, bietet jedoch eine enorme Chance, ein umfassendes Verständnis über den aktuellen Zustand der Verteilernetze sowohl auf der Nieder- als auch Mittelspannungsebene zu erlangen. Mit der zunehmenden Verfügbarkeit von Daten können neue Methoden zur Netzüberwachung und -planung entwickelt und implementiert werden.

Künstliche Intelligenz (KI) könnte für Netzbetreiber:innen eine vielversprechende Rolle einnehmen. Mit der zunehmenden Verfügbarkeit von Daten lassen sich KI-basierte Ansätze sowohl für den Netzbetrieb als auch für die Prognose der Energieerzeugung und die Planung des Netzausbaus einsetzen. Im Rahmen dieses Projekts wird die Umsetzbarkeit von AI-Methoden für Netzbetreiber:innen erforscht, um deren Potenzial in der Praxis zu evaluieren und neue, datenbasierte Optimierungsstrategien zu entwickeln.

Ziel

Das Hauptziel des Projekts AI4Grids besteht darin, Netzbetreiber:innen die notwendigen Informationen bereitzustellen, um die Datenerfassung in ihren Netzen so zu gestalten, dass KI-Methoden sowohl für die Prognose erneuerbarer Energien (EE) als auch im Netzbetrieb und in der Netzplanung eingesetzt werden können. Der Schwerpunkt des Projekts liegt dabei auf der Prüfung der Umsetzbarkeit dieser Methoden. Zu diesem Zweck werden Verfahren erforscht, analysiert

und ein experimenteller Nachweis ihrer Anwendbarkeit erbracht. Das Projekt soll die Grundlage für ein Folgeforschungsprojekt schaffen, in dem diese Methoden in einer Demonstrationsumgebung praktisch getestet werden.

Im Netzbetrieb liegt der Fokus auf folgenden Aspekten:

- Optimierungsmöglichkeiten (Umschaltungen) der Netztopologie, um Engpässe zu beheben, für die Ausfallplanung und gegebenenfalls zur Störungsbewältigung,
- Schätzung des aktuellen Netzzustands.

Die Prognose erneuerbarer Energien konzentriert sich auf:

- Optimierte und gezielte Kurzzeitprognosen von EE zur Identifizierung von Netzengpässen,
- Bestimmung der tatsächlichen EE-Kapazitäten und deren Auswirkungen auf die Zuverlässigkeit des Verteilnetzes.

Der zentrale Fokus des Projekts ist dabei die Untersuchung der Umsetzbarkeit dieser Methoden in der Praxis.

Stakeholdereinbindung

Zusätzlich zu den zwei im Projektkonsortium vertretenen Verteilnetzbetreiber:innen wurden vier weitere kleinere Netzbetreiber:innen als externe Stakeholder in das Projekt eingebunden, um zusätzliche Perspektiven zu gewinnen. Ziel dieser Einbindung war es, ein umfassendes Bild der aktuellen Situation in den Verteilnetzen zu gewinnen und den Fortschritt der Digitalisierung in diesen Netzen zu erfassen. Dadurch soll die Anwendbarkeit und Validierung von KI-basierten Methoden ermöglicht werden.

Die durchgeführten Interviews und Abstimmungen zeigen deutlich, dass der Grad der Digitalisierung bei den einzelnen Netzbetreiber:innen stark variiert, was direkte Auswirkungen auf die Anwendbarkeit, der im Projekt entwickelten und analysierten Methoden hat. Der Fortschritt wird anhand des Smart-Meter (SM) Rollouts sowie der Verfügbarkeit digitaler Netzinformationen bewertet. Die Ergebnisse des SM-Rollouts sind in Abbildung 1 dargestellt, während der Stand der digitalen Netzinformationen von rein analogen Dokumenten bis hin zu GIS-basierten Netzmodellen reicht.

Prognose von PV- und Wasserkrafterzeugung

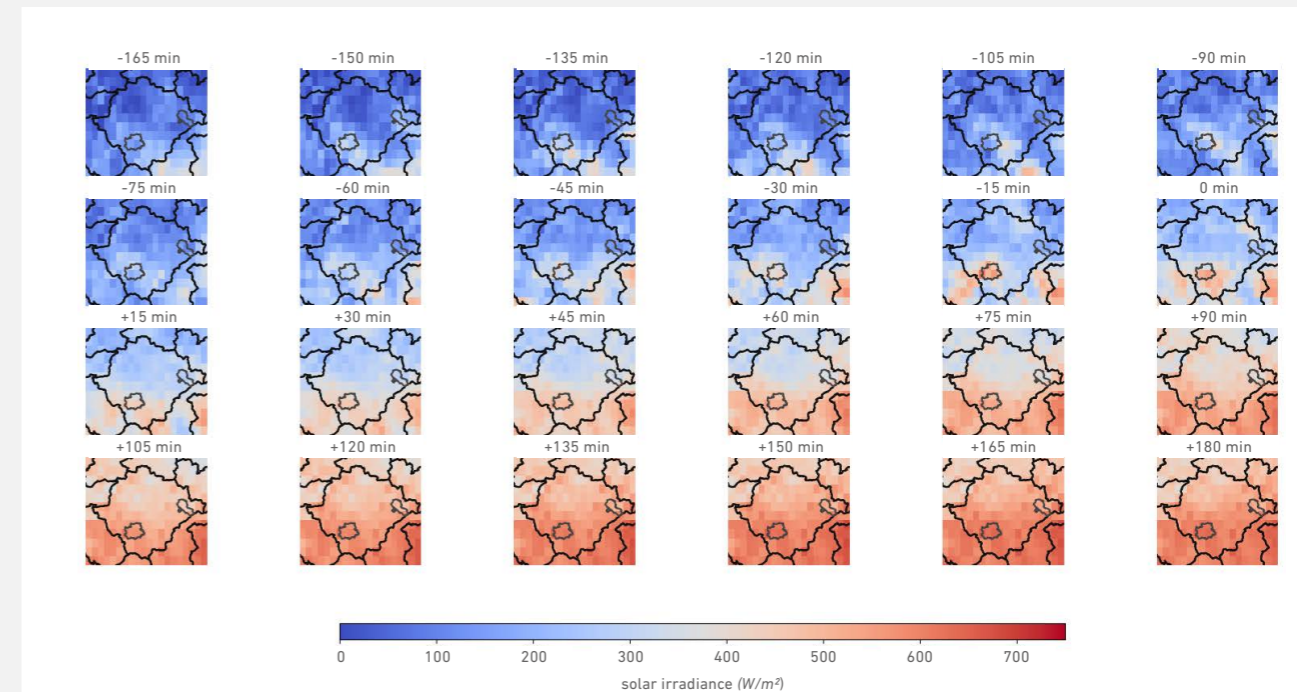
Die Anwendungsfälle für RES (Renewable Energy Source) Prognosen in AI4Grids sind PV- Prognosen/ Nowcasts für Kapfenberg und Mürzzuschlag sowie Wasserkrafterzeugungs- prognosen für drei kleine Laufkraftwerke. Ein Ziel der Studie war die Methoden auf ihre Robustheit gegenüber wenige bis gar keinen realen historischen Leistungsprognosen zu rechnen.

Im ersten Schritt wurde ein datengetriebenes Satelliten-Nowcasting Modell erweitert mit weiteren Satellitenkanälen, v. a. im Infrarotbereich und robuster gemacht gegenüber fehlenden Zeitschritt im Input.

Die Nowcasts des Satelliten-basierten Modells dienen, neben einer Prognose über die zu erwartende Strahlungsmenge, ebenfalls als Input in das PV-Prognosemodell.

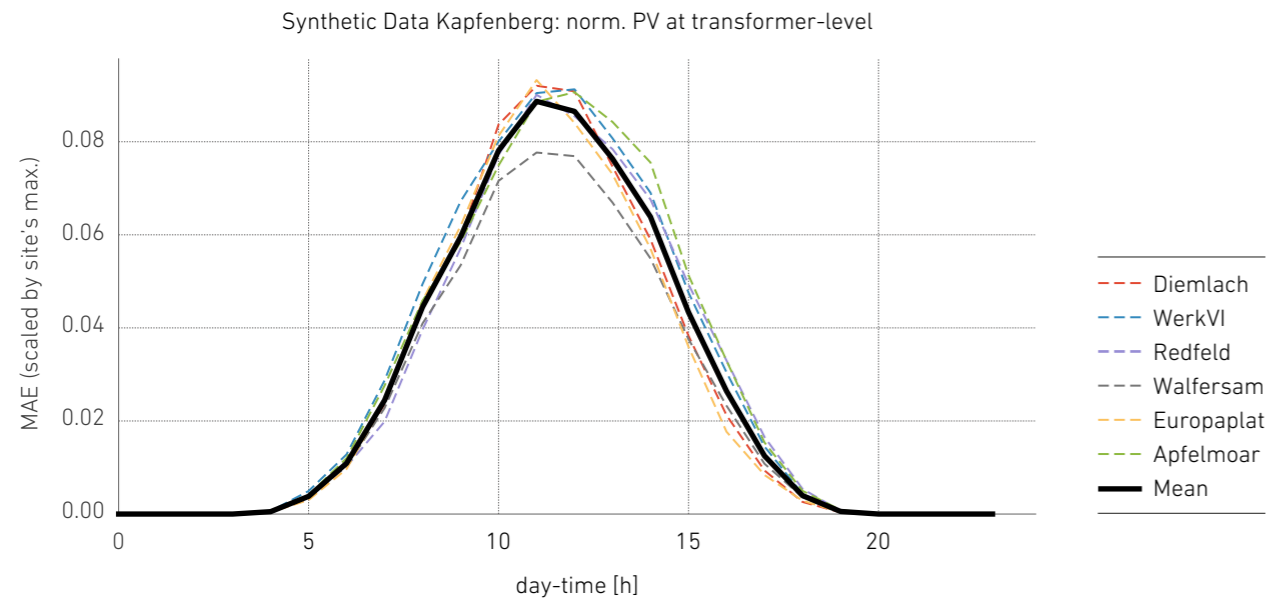
Für die PV-Prognosen wurde für Mürzzuschlag der Ansatz einer rein auf synthetischen Daten basierten Modellierung untersucht, für Kapfenberg bildeten die zur Verfügung gestellten Daten von 2023 die Basis um (i) semi-synthetische Produktionsdaten mit ML-Methoden zu erstellen und (ii) um ML-basierte Prognosemodelle zu fiten und mit den realen Daten zu verfeinern.

ABBILDUNG 2



Nowcast gerechnet um 9:00 am 26.04.2023, die oberen beiden Reihen repräsentieren die Inputdaten in das Modell, die unteren beiden die Prognose für die nächsten drei Stunden.

MAE analysis using RF: mean absolute error, 8-fold cross-validation



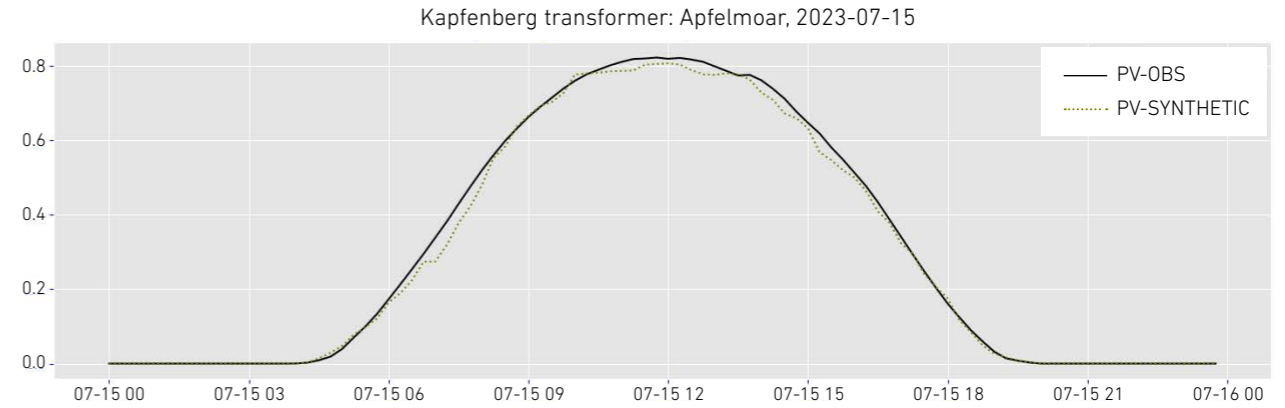
Resultate der synthetisch-erzeugten PV Produktion (normiert) plots of synthetic PV production unter der Verwendung eines Random Forest Models sowie eine Zeitreihe für die Trafostation Apfelmoar.

Für die Wasserkraftprognose wurde ein kombinierter Ansatz gewählt. Hierzu wurde erst mithilfe eines einfachen Rainfall-Runoff Modells, der INCA-Modellanalysen (Temperatur, Strahlung, Niederschlag) sowie Topographiedaten und einer Leistungskurve ein synthetisches historisches Produkt berechnet und mit

einem der drei Standorte verglichen. Für das Machine Learning Prognosemodell wurden die INCA-Prognosen der drei meteorologischen Parameter für das jeweilige Catchment aggregiert und als zusätzliche Features in das Foundation-Modell gefüttert.



Time series Apfelmoar: 2023/07/15



Time series Apfelmoar: 2023/01-2023/12

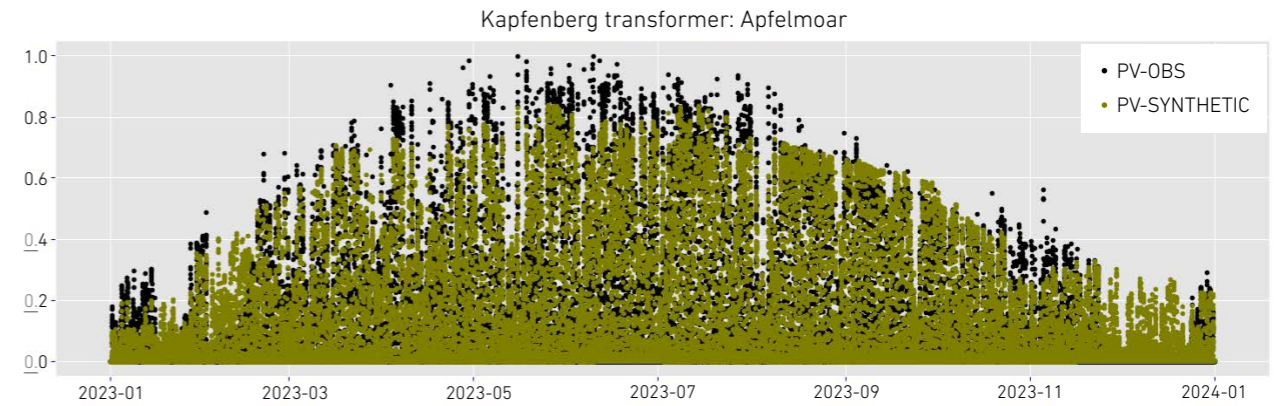
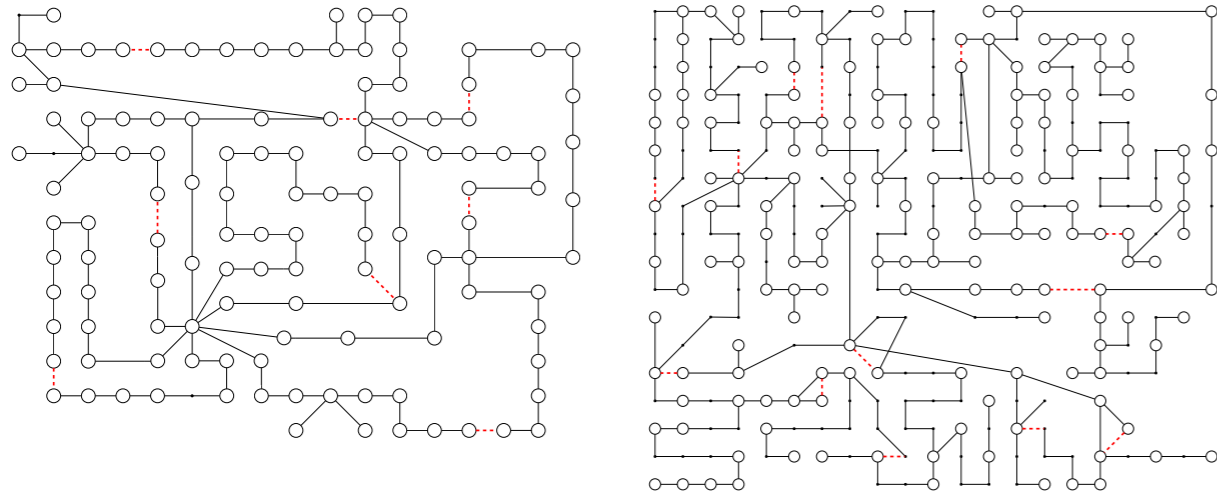


ABBILDUNG 4



Schema des Verteilnetzes Kapfenberg.
Offene Trennstellen der Ist-Topologie sind in Rot gestrichelten Linien markiert.

Schema des Netzes Mürzzuschlag.
Offene Trennstellen der Ist-Topologie sind in Rot gestrichelten Linien markiert.

Die Ergebnisse der synthetischen Daten sowie Prognosemodelle für PV und Wasserkraft zeigen, dass für sie für die hier vorgestellten Anwendungsfälle gute Prognosen liefern können, bieten aber noch einiges an Verbesserungspotential v. a. bei Verfügbarkeit von längeren historischen Produktionszeitreihen.

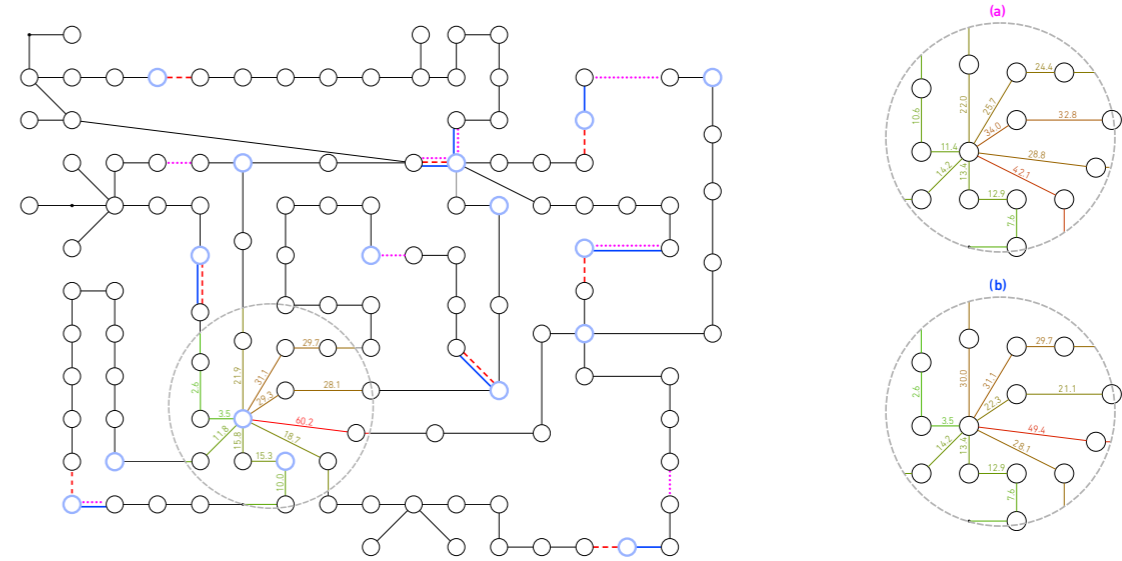
KI für die Optimierung des Netzbetriebs

Im ersten Anwendungsfall des Netzbetriebs wird eine Topologie-Optimierung für einen Starklastfall

durchgeführt. Ziel ist es, die maximale Auslastung der Leitungen zu reduzieren und die Resilienz des Netzes zu erhöhen. Zudem soll die optimale Netzkonfiguration bzw. -topologie ermittelt und die Möglichkeit zur Quantifizierung der Reduktion der Leitungsauslastung aufgezeigt werden.

Für die Netzsimulation, beziehungsweise den digitalen Zwilling der Verteilernetze von Kapfenberg und Mürzzuschlag, wurde ein digitales Modell erstellt.

ABBILDUNG 5



Darstellung der Konfigurationen des untersuchten Netzes.
Rot gestrichelte Linien markieren die offenen Trennstellen der Ist-Topologie. Pink gepunktete Linien zeigen die optimal mögliche Topologie, während blaue Linien die beste Topologie darstellen, die ausschließlich an steuerbaren Stationen realisierbar ist. Hellblaue Knoten kennzeichnen steuerbare Stationen.

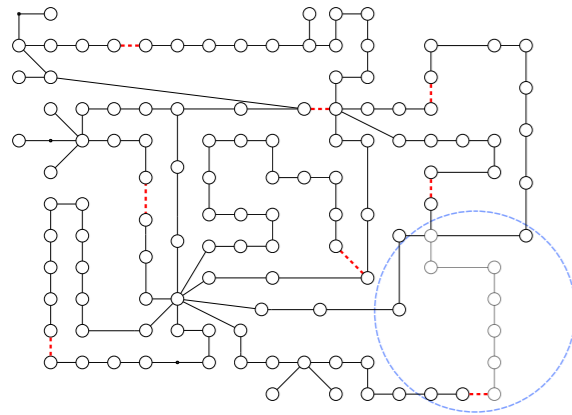
Vergrößerte Darstellung der Netzregion mit der höchsten Leitungsauslastung, jeweils für die optimale Topologie (a) und die beste Topologie an schaltbaren Stationen (b)

Dies wurde durch die Festlegung des Netzmodells, der Netztopologie und der technischen Spezifikationen der verbauten Elemente ermöglicht. In Abbildung 4 sind beide Stromnetze schematisch dargestellt.

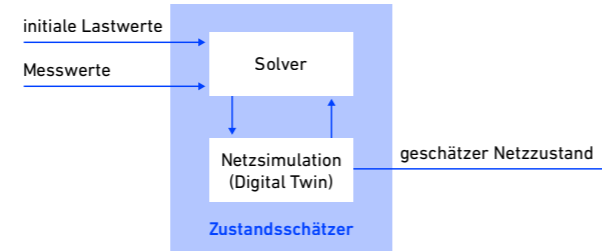
Beim Verteilnetzbetreiber Kapfenberg führt eine Optimierung der rund 500 Mio. möglichen Topologien zu einer Reduktion der Leitungsauslastung um 18.1%, wenn die bestmögliche Netzkonfiguration berücksichtigt wird. Selbst bei Einschränkungen

der Konfiguration auf schaltbare Stationen kann die Auslastung der Leitungen um 10.8% gesenkt werden. Diese Ergebnisse sind in Abbildung 5 graphisch veranschaulicht. Es sei darauf hingewiesen, dass diese Resultate spezifisch für das jeweilige Netz sind. So ergibt die Topologie-Optimierung beim Netzbetreiber Mürzzuschlag bereits eine nahezu optimale Leitungsauslastung, bei der nur ein Verbesserungspotenzial von 4% identifiziert werden konnte.

ABBILDUNG 6



Der betrachtete Netzstrang,
bestehend aus sechs Stationen.



Schematische Darstellung der untersuchten Methode zur State-Estimation. Initiale Lastwerte und Messwerte dienen als Eingangsdaten, auf deren Basis der Solver eine erste Lösung berechnet. Durch die iterative Einbeziehung von Verlusten, die von der Netzsimulation bereitgestellt werden, wird ein Optimum ermittelt, das den geschätzten Netzzustand entspricht.

Diese Untersuchung wurde mit Blick auf den zukünftigen Einsatz von KI-Methoden durchgeführt. Obwohl in diesem Fall ein statisches Netz betrachtet wurde, zeigte sich dennoch ein erhebliches Optimierungspotenzial. Dies lässt darauf schließen, dass der Einsatz von KI-gestützten Methoden in Zukunft noch weitaus größere Verbesserungen ermöglichen könnte. Zudem ist es möglich und wünschenswert, diesen Anwendungsfall mit der Prognose der EE-Erzeugung zu kombinieren, um noch präzisere und dynamischere Optimierungen zu erzielen.

KI für die „State-Estimation“

Neben der Optimierung des Netzbetriebs wurde von den Verteilnetzbetreiber:innen die State-Estimation

als eine wichtige Aufgabe für künstliche Intelligenz identifiziert und so als zweiter Anwendungsfall im Rahmen einer Fallstudie betrachtet. Ziel der State-Estimation ist es, den Netzzustand zu prognostizieren, um vollständige und lückenlose Netzinformationen bereitzustellen.

Wie in Abbildung 6 rechts gezeigt, erfordert die untersuchte Methode initiale Lastwerte und Messwerte aller Lasten im Netz als Eingangsgrößen. Dabei ist der Unterschied zwischen diesen beiden Datenarten entscheidend: Messwerte stellen die tatsächlichen, unveränderlichen Daten aus dem Netz dar, die als „Ground Truth“ fungieren und vom State-Estimator nicht mehr verändert werden können.

„Das Projekt hat deutlich gezeigt, welches Potenzial künstliche Intelligenz im Stromnetz besitzt. Von Prognosen bis hin zur Betriebsoptimierung gibt es eine Vielzahl von Anwendungsfällen und Methoden. Derzeit scheitert die Anwendung jedoch noch an der Verfügbarkeit der notwendigen Daten, was eine zentrale Herausforderung für die kommenden Jahre darstellen wird.“

PROJEKTLEITER THOMAS NACHT

Initiale Lastwerte hingegen sind fundierte Schätzungen, basierend auf Berechnungen, netzspezifischem Wissen oder auf statistischen und KI-basierten Modellen, die vom Solver angepasst werden können, um eine genauere Schätzung des Netzzustands zu ermöglichen.

Der State-Estimator arbeitet in einem iterativen Prozess eng mit der Netzsimulation (dem digitalen Zwilling des Netzes) zusammen. In diesem Prozess werden auch Verluste, die vorher nicht bekannt sind – wie etwa Leitungs- und Transformatorverluste – in die Berechnungen mit einbezogen. Durch diese iterative Zusammenarbeit und den ständigen Abgleich mit der Netzsimulation wird der geschätzte Netzzustand immer präziser.

Diese Fallstudie konzentriert sich ausschließlich auf den spezifischen Netzbereich, der links in Abbildung 6 dargestellt ist. Ziel der Untersuchung ist es, die Auswirkungen von Messungen, initialen Werten und deren Genauigkeit zu bewerten. Zwei Fragestellungen stehen dabei im Vordergrund: Erstens, wie sich die Genauigkeit der Zustandsschätzungen in diesem Netzbereich verbessert, wenn zusätzliche Messungen vorgenommen werden. Zweitens wird

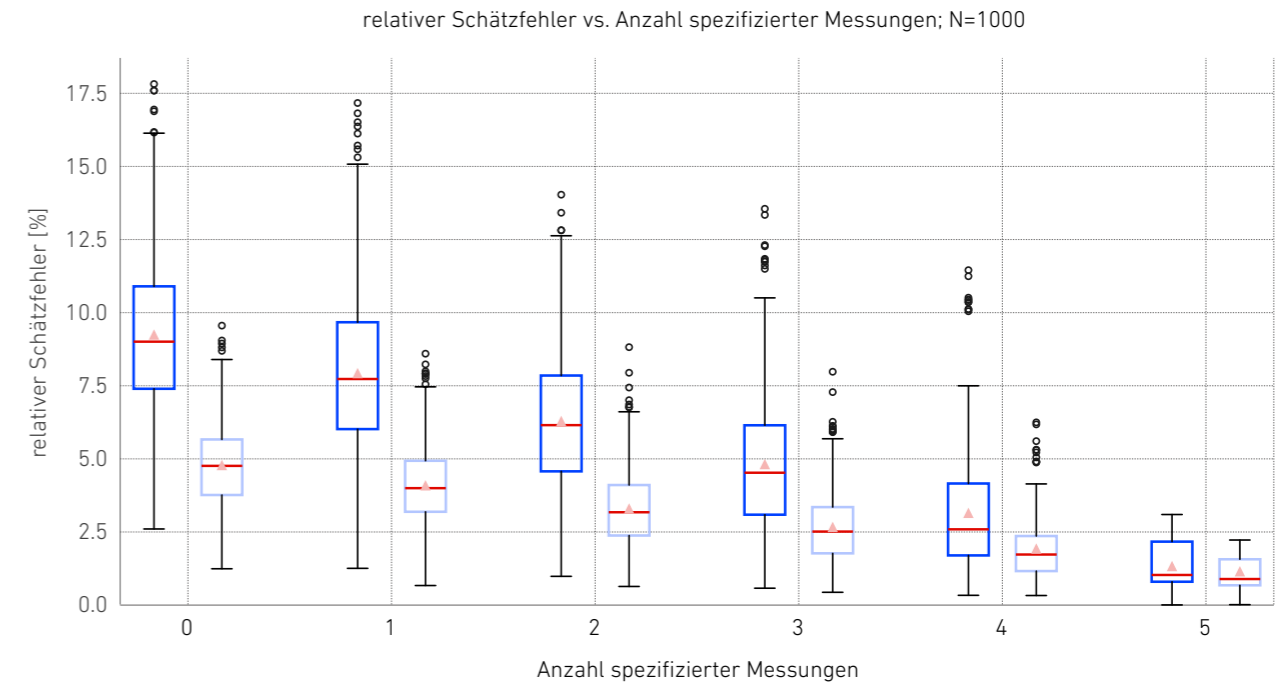
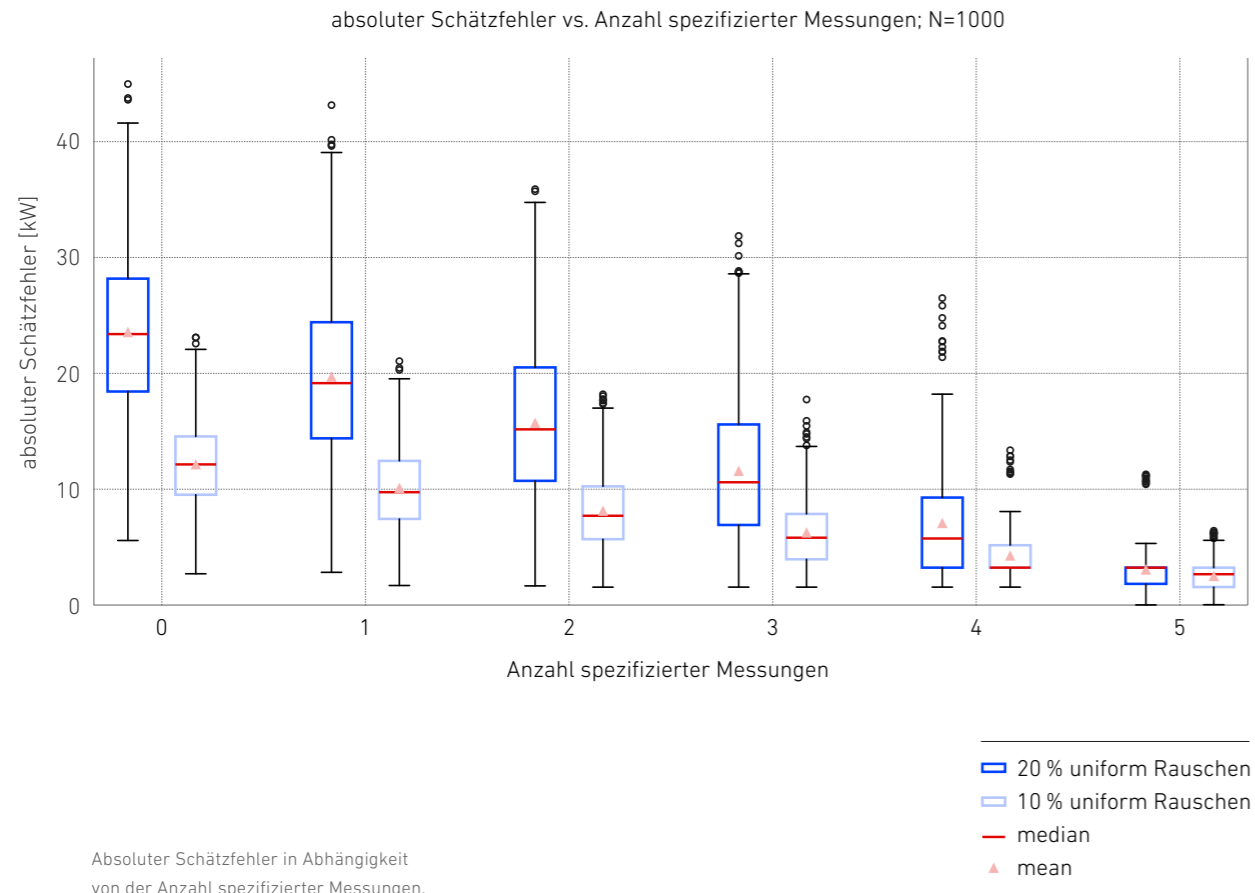
untersucht, wie die Genauigkeit der initialen Werte die Zustandsschätzung beeinflusst, indem die initialen Werte mit Rauschen überlagert werden. Der Schätzfehler entspricht dem aggregierten mittleren Fehler aller Lasten, gemessen an der Abweichung von den idealen Lastwerten. Die Ergebnisse sind in Abbildung 7 dargestellt, wobei der relative Schätzfehler jeweils auf die idealen Lastwerte bezogen ist.

Es zeigt sich, dass die initialen Werte keine übermäßige Genauigkeit erfordern, da selbst bei einer zusätzlichen Störung von beispielsweise 20% eine angemessene Schätzgenauigkeit erzielt wird. Diese Beobachtung gilt speziell für den in dieser Fallstudie untersuchten Netzbereich. Die Ergebnisse liefern einen ersten Anhaltspunkt dafür, wie in zukünftigen Arbeiten statistische oder KI-basierte Modelle für die Lasten entwickelt werden können und welche Voraussetzungen an diese Modelle gestellt werden sollen.

Fazit

Das Sondierungsprojekt AI4Grids zeigt, dass der Einsatz von künstlicher Intelligenz zur Vorhersage der Erzeugung aus erneuerbaren Energiequellen, zur Optimierung des Netzbetriebs und zur Schätzung





Relativer Schätzfehler in Abhängigkeit von der Anzahl spezifizierter Messungen. Es lässt sich erkennen, wie bedeutend Messungen sind, da der Schätzfehler deutlich sinkt, je mehr Messungen spezifiziert werden. Außerdem wird gezeigt, dass die Schätzungen im untersuchten Netzbereich sowohl bei 10 % als auch bei 20 % Rauschen eine angemessene Genauigkeit aufweisen.]

des Netzzustands durchaus sinnvoll ist. Bei ausreichender Datenverfügbarkeit können diese Methoden zufriedenstellende Ergebnisse liefern. Gleichzeitig haben die sehr unterschiedlichen Ausgangslagen der im Projekt berücksichtigten Netzbetreiber:innen verdeutlicht, dass die Digitalisierung in einigen Fällen noch nicht weit genug fortgeschritten ist. Eine umfassende Recherche ergab eine Vielzahl von Ansätzen für den Einsatz künstlicher Intelligenz in Verteilnetzen,

die jedoch alle eine solide Datenbasis erfordern. Die im Rahmen des Projekts validierten Methoden zeigen zum Teil sehr vielversprechende Ergebnisse. Wenn Netzbetreiber:innen in der Lage sind, mehr Daten über das individuelle Einspeise- und Verbrauchsverhalten zu erfassen, an kritischen Netzpunkten zu generieren, zu aggregieren und anonymisiert bereitzustellen, kann eine solide Basis für den erfolgreichen Einsatz von künstlicher Intelligenz geschaffen werden.

DREI GUTE GRÜNDE FÜR DAS PROJEKT

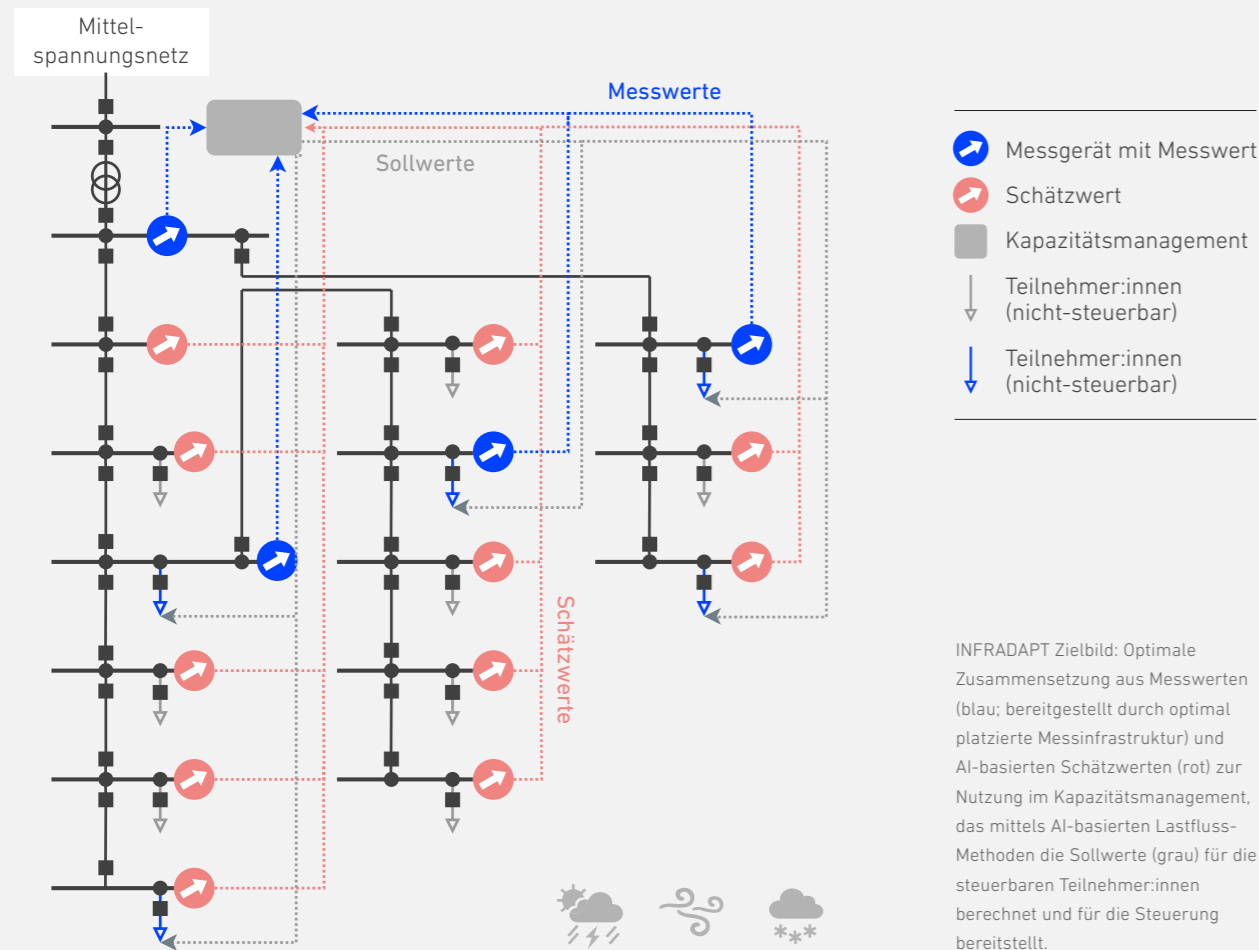
- Künstliche Intelligenz wird eine Schlüsseltechnologie im Energiesystem der Zukunft sein, und die Grundlagen dafür müssen jetzt geschaffen werden.
- Vorhersagen zum Netzzustand und zur Erzeugung erneuerbarer Energien sind für Netzbetreiber:innen von entscheidender Bedeutung.
- Die Bedürfnisse und besonderen Anforderungen kleiner Verteilnetzbetreiber:innen dürfen nicht außer Acht gelassen werden.





Projektleitung: MARK STEFAN
AIT Austrian Institute of Technology GmbH

ABBILDUNG 1



INFRADAPT

Climate change resilient energy infrastructure through AI-based adaptation

Die vom Klimawandel verursachten steigenden Temperaturen sowie der Anstieg an Kälteperioden erhöhen den Strombedarf für Klimatisierung und elektrische Heizsysteme. Gleichzeitig steigt die Auslastung der Infrastruktur aufgrund der Elektrifizierung vieler Sektoren (z. B. Elektromobilität). Erneuerbare Energiequellen sind dabei essenzielle Werkzeuge im Kampf gegen den Klimawandel. Allerdings ist deren Erzeugungsleistung von Wetterbedingungen abhängig. Dies führt zu stetig wachsenden Herausforderungen an die Energieinfrastruktur: Hohe und sich schnell verändernde Betriebsmittelauslastung, potenzielle Verletzungen des vorgegebenen Spannungsbandes oder Abweichungen in der Netzfrequenz. Eine möglichst lückenlose Erfassung der Auslastung der Infrastruktur, genaue Erzeugungs- und Verbrauchsprognosen sowie Kenntnis über das Flexibilitätspotential von Teilnehmer:innen sind Grundvoraussetzungen für die Aufrechterhaltung eines resilienten Netzbetriebs. Die meisten Niederspannungsverteilternetze sind derzeit jedoch nicht oder nur in geringem Maße durch Messinfrastruktur überwacht, Smart Meter Daten von Kund:innen oder lokale Informationen über Erzeugung und Verbrauch sowie relevante physikalische Größen stehen nur eingeschränkt zur Verfügung.

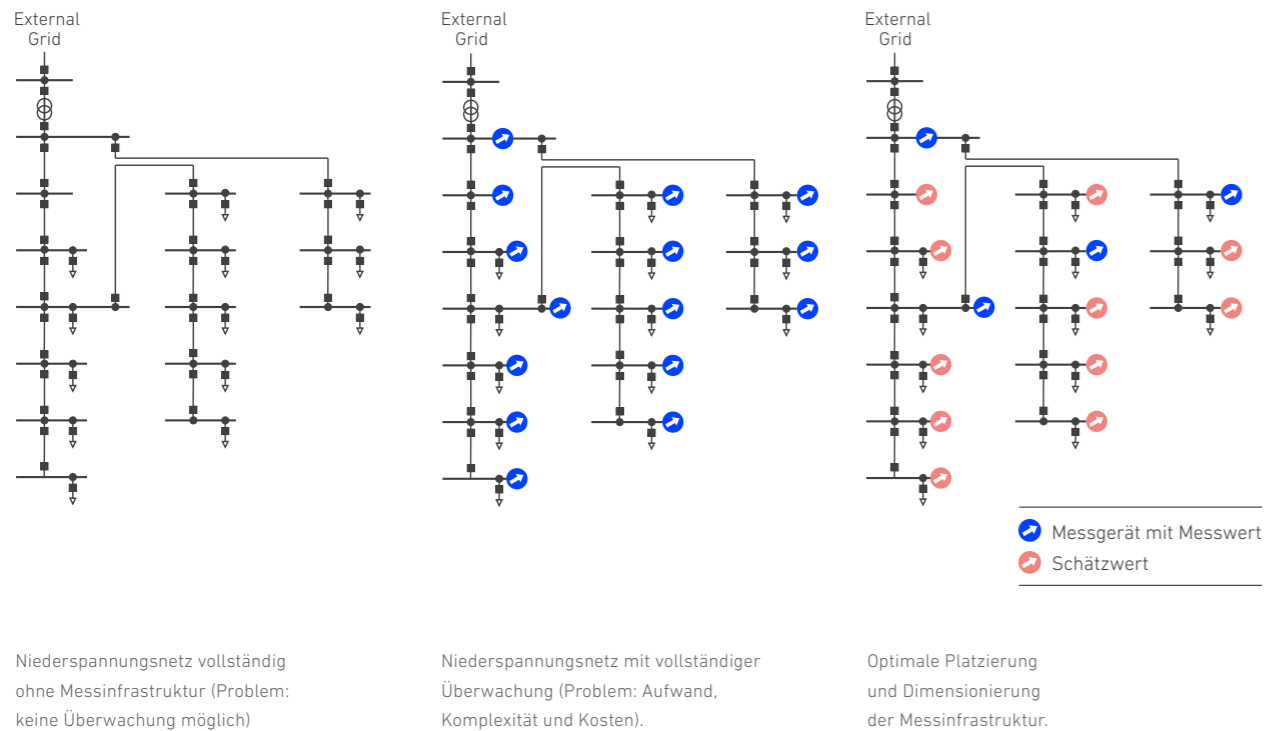
Aufgrund der Komplexität des Systems, der hohen Anzahl an Teilnehmer:innen, deren Volatilität sowie den großen Datenmengen stellen vor allem Methoden aus dem Bereich von Artificial Intelligence (AI) ein enormes Potential für den Einsatz im Energiesystem dar. Sie können dazu beitragen zusätzliche Informationen für den Betrieb sowie Steuervorgaben in Echtzeit zu generieren und somit die Effizienz und Zuverlässigkeit des Systems zu verbessern, den Einsatz erneuerbarer Technologien zu erhöhen und die Elektrifizierung verschiedener Sektoren zu unterstützen.

INFRADAPT entwickelt daher AI-basierte Methoden, die eine Erhöhung der Resilienz der Niederspannungsverteilternetze durch optimale Nutzung vorhandener Netzressourcen unter Berücksichtigung der Auswirkungen des Klimawandels auf die Lastsituationen ermöglichen. (siehe Abbildung 1)

Hauptziel

INFRADAPT entwickelt AI-basierte Methoden für eine optimale bzw. maximale Auslastung der vorhandenen Kapazitäten in Niederspannungsverteilternetzen. Die Auswirkungen des Klimawandels auf die Energieinfrastruktur werden ebenso berücksichtigt wie

ABBILDUNG 2



auch eine faire Aufteilung der Kapazitäten. Die Methoden werden für einen universellen Einsatz entwickelt und trainiert und können somit unabhängig von der Netztopologie eingesetzt werden. Dieses Ziel beinhaltet die Entwicklung der folgenden beiden Methoden:

1. Optimale Platzierung und Dimensionierung der Messinfrastruktur in den Niederspannungsverteilstnetzen, um gemeinsam mit Netzzustandsschätzmethode(n) (als Teil des nachfolgenden Kapazitätsmanagements) ein vollständiges und genaues Abbild der Netzsituation zu ermöglichen (siehe Abbildung 2).

Innovation: Es werden Konzepte zur Platzierung von Sensoren entwickelt, um zukünftig einen verlässlichen Betrieb des Netzes sicherzustellen.

Die Evaluierung der Sensorpositionen erfolgt bzgl. der resultierenden Güte der überlagerten Services in unterschiedlichen Szenarien des Klimawandels. Während das Problem der optimalen Sensorplatzierung traditionell durch Heuristiken gelöst wird, kommen mittlerweile auch maschinelle Lernverfahren wie bspw. Convolutional Neural Networks (CNNs) für die optimale Platzierung von Sensoren in Netzwerken zum Einsatz. INFRADAPT erweitert die bestehenden Ansätze Maschinellen Lernens zur Sensorplatzierung durch den kombinierten Einsatz von Physics Informed Neural Networks (PINNs) und Geometric Deep Learning (GDL). PINNs ermöglichen physikalische Gesetze in die neuronalen Netze zu integrieren, dadurch kann das Verhalten des Energienetzes besser im Modell

„Statement der Projektleitung: Der Klimawandel und die Elektrifizierung stellt unsere Energieinfrastrukturen durch den steigenden Strombedarf sowie eine volatile, wetterabhängige Erzeugung erneuerbarer Energien vor enorme Herausforderungen, was innovative Lösungen für einen zuverlässigen Netzbetrieb erfordert. Mit unserem Forschungsprojekt INFRADAPT entwickeln wir AI-basierte Methoden, die die Resilienz von Niederspannungsverteilstnetzen erhöhen und die vorhandenen Netzressourcen optimal nutzen – auch unter Berücksichtigung der Auswirkungen des Klimawandels. Die von uns entwickelten Methoden werden die Effizienz und Zuverlässigkeit der Energieversorgung steigern und somit einen wichtigen Beitrag zur Integration erneuerbarer Energien und zur nachhaltigen Elektrifizierung unserer Gesellschaft leisten. Wir stehen vor der dringenden Notwendigkeit, unsere Energieinfrastruktur zukunftsfähig zu machen, und INFRADAPT ist ein entscheidender Schritt in diese Richtung.“ PROJEKTLEITER MARK STEFAN

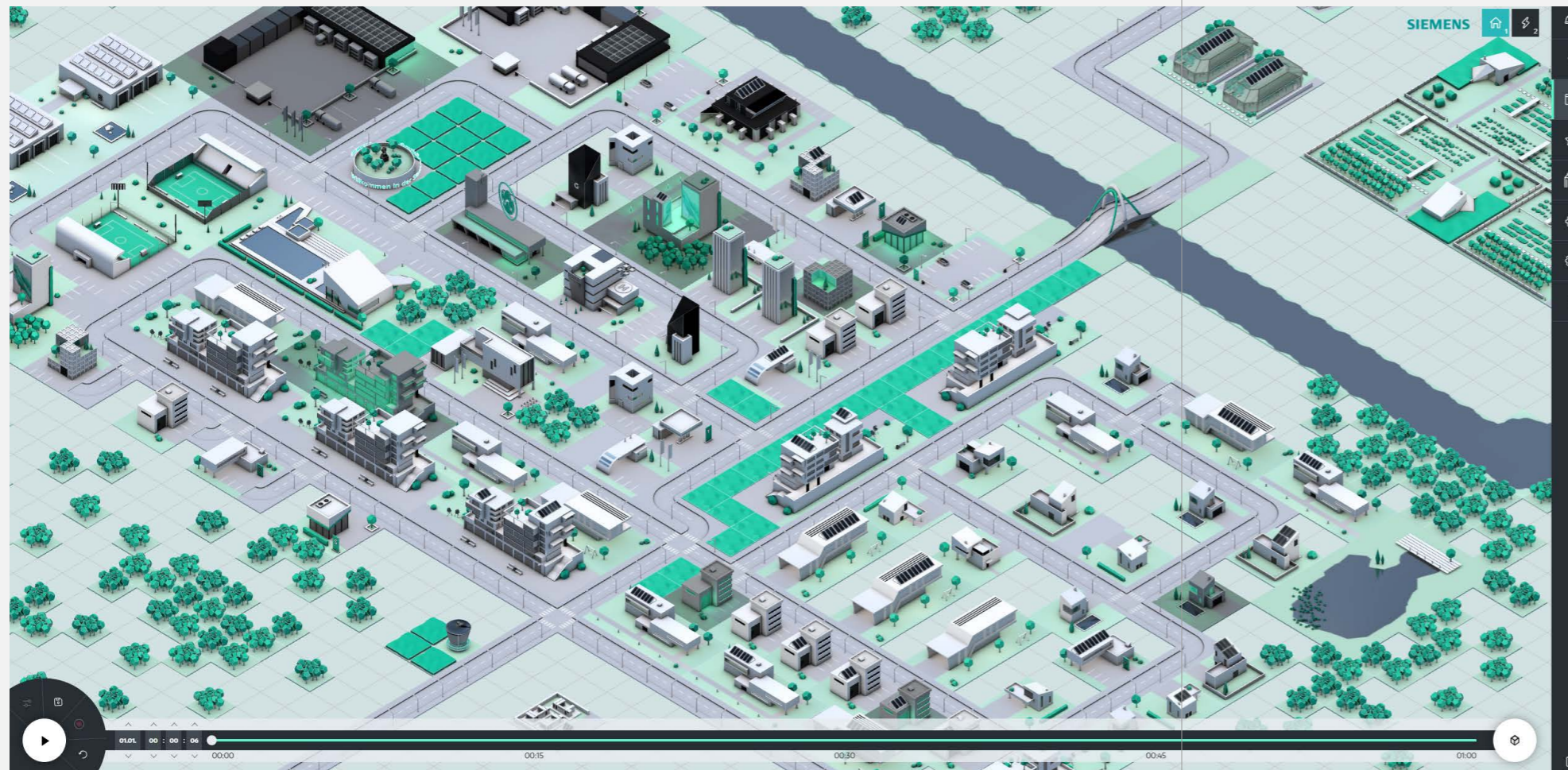
abgebildet werden. GDLs erlauben die explizite Berücksichtigung von Topologien in Modellen und ermöglichen strukturelle Eigenschaften eines Energienetzes im Rahmen der Sensorplatzierung aktiv zu berücksichtigen (bspw. auch Umschaltungen). In Kombination werden robuste und übertragbare Modelle für unterschiedliche Netztopologien entwickelt, um eine optimierte Platzierung von Sensoren hinsichtlich zukünftiger Klimaszenarien und deren Nutzung im Kapazitätsmanagement zu ermöglichen.

2. Topologie-unabhängiges Kapazitätsmanagement (auf Basis von Mess- und Schätzwerten sowie AI-basierten Lastfluss-Methoden) zur optimalen und fairen Verteilung der zur Verfügung stehenden Netzressourcen.

Innovation: Das Projekt erweitert ein am AIT vorhandenes Kapazitätsmanagement für einen allgemeinen Einsatz in Echtzeit, unabhängig von der vorhandenen Niederspannungs-Netztopologie. Hierfür werden die beiden zur Verfügung stehenden Modelle dahingehend erweitert, trainiert und validiert, dass klimawandelbedingte (seltene) Szenarien sowie weitere Zukunftsszenarien in Hinblick auf Erzeugung und Verbrauch durch das Kapazitätsmanagement unabhängig der vorliegenden Netztopologie mit hoher Genauigkeit und in Echtzeit gehandhabt und die flexiblen Teilnehmer:innen innerhalb der technischen, wirtschaftlichen und sozialen Rahmenbedingungen gesteuert werden können. Das Ergebnis ist ein universell einsetzbares Kapazitätsmanagement.



ABBILDUNG 3



Co-Simulation Tool BIFROST (Siemens AG Österreich) als virtuelle Testumgebung für komplexe Forschungsfragen. Der modulare Aufbau ermöglicht flexible Anpassung an verschiedene Szenarien und eine übersichtliche Präsentation dank animierter Daten und des 3D-Designs.

Die Erreichung wird durch erfolgreiche Umsetzung der folgenden drei Nebenziele unterstützt.

Nebenziel 1: Einbettung von repräsentativen Klimaszenarien

Aktuelle Netztopologieszenarien berücksichtigen nicht die Auswirkungen des Klimawandels auf die erneuerbare Energieerzeugung. INFRADAPT analysiert Klimaszenarien und leitet Verbrauchs- und Erzeugungsprofile speziell für Klimawandel-bedingte (selten) Ereignisse sowie für den Normalbetrieb ab. Die von Siemens zur Verfügung gestellte Simulationsumgebung BIFROST (siehe Abbildung 3) ermöglicht die Validierung der Methoden und die Betrachtung der Auswirkungen auf die Erzeugung und den Verbrauch verschiedener Anlagen in Bezug auf Gesamtenergie-mengen. Klimatische Einflüsse erzeugen häufiger werdende und extreme Situationen, die das Energiesystem stark beeinflussen. Eine Einbettung von Klimaszenarien ist daher für resiliente Energiesysteme der Zukunft unerlässlich.

Innovation: Die Innovation liegt in der Anwendung und Validierung klimawandeladaptierter Last- bzw. Erzeugungsprofile in einem (zukünftig) AI-basierten Kapazitätsmanagement in Niederspannungsnetzen. Basierend auf den ermittelten Klimaszenarien werden die Auswirkungen auf die Energieinfrastruktur abgeleitet. Die im Projekt entwickelten Modelle und Algorithmen werden in umfangreichen Simulationen validiert. Dabei kommen gängige Methoden der technischen sowie ökonomischen Bewertung (z. B. Kosten-/Nutzen Analysen unter Anwendung dynamischer Investitionsrechnung) zum Einsatz.

Nebenziel 2: Daten und Kommunikationskonzept
INFRADAPT entwickelt ein Daten- und Kommunikationskonzept für einen effizienten und zuverlässigen Informationsaustausch als Unterstützung eines effizienten Netzbetriebs. In Abstimmung mit den Methoden für Kapazitätsmanagement und der Messinfrastruktur wird ein Konzept für den Austausch und die Übertragung von Mess-, Konfigurations- und Steuerungsdaten (zeitliche Auflösung, optimale Kommunikationskanäle, etc.), deren Verarbeitung (dezentral/Edge vs. zentral/Cloud) und Speicherung entwickelt. Dabei sollen eine fehlertolerante und effiziente Kommunikation zwischen den Teilnehmer:innen unterstützt und fehlerhafte oder manipulierte Daten auf mit Hilfe von AI-basierter Anomalie-Erkennung identifiziert werden.

Innovation: INFRADAPT wird die Anforderungen an die Datenübertragung berücksichtigen und Konzepte für effiziente Kommunikationsstrategien erarbeiten. Zum Schutz des Systems ist die Erkennung von Cyber-Angriffen durch Anomalie-basierte Intrusion Detection Systeme (IDS) ein wesentlicher Bestandteil des Sicherheitskonzepts. Methoden des Deep Learnings kommen hier zum Einsatz, um die Ursachen von Anomalien zu identifizieren. In INFRADAPT werden die zuvor genannten Technologien zur Anomalie-Erkennung und Ursachenermittlung weiterentwickelt und im Rahmen der Anwendungsfälle im Projekt evaluiert.

Nebenziel 3

Technische und wirtschaftliche Validierung: INFRADAPT validiert die entwickelten Methoden hinsichtlich ihrer technischen und wirtschaftlichen Möglichkeiten

unter Einhaltung der zuvor definierten Kennzahlen. Dazu werden technische Rahmenbedingungen (z. B. Spannungsband, Leistungsgrenzen) und Key Performance Indikatoren (KPIs; z. B. Resilienz gegenüber fehlerhaften Daten und Ausfällen) festgelegt und bereits während der Methodenentwicklung berücksichtigt bzw. kontinuierlich überprüft (iterativer Entwicklungs- und Validierungsprozess) sowie die relevanten Stakeholder in den Prozess eingebunden. Die allgemeine Anwendbarkeit und Einhaltung von Netzrestriktionen werden sichergestellt, um eine optimale sowie möglichst faire Verteilung der verfügbaren Netzressourcen zu gewährleisten. Die wirtschaftliche Abbildbarkeit wird durch eine Kosten-Nutzen-Analyse sichergestellt, wobei auch Fairness-Constraints berücksichtigt werden. Das Ziel ist, die entwickelten Methoden in Echtzeit anwendbar zu machen, um potenzielle Netzengpässe frühzeitig zu erkennen und zu vermeiden.

Nachhaltigkeit und Nutzen

Die entwickelten Algorithmen leisten einen wesentlichen Beitrag zur Nachhaltigkeit: höhere Auslastung der zur Verfügung stehenden Netzkapazitäten (im Vergleich zu konventionellen Worst-Case Annahmen zur Auslastung), dadurch Integration von weiteren Erzeugungsanlagen und somit Vermeidung von unmittelbaren Netzausbaumaßnahmen sowie minimaler Kapitaleinsatz für Messinfrastruktur.

Künstliche Intelligenz hat ein großes Potenzial als Enabler im Kontext der Erreichung der SDGs der Vereinten Nationen, im Speziellen im Bereich der Nachhaltigkeit. Die im Projekt entwickelten



Algorithmen tragen einen wesentlichen Beitrag zur Klimaneutralität bei: Die Sensorik in Kombination mit dem Kapazitätsmanagement erlauben eine maximale Auslastung der Infrastruktur und unterstützen somit auch die weitere Integration erneuerbarer Erzeugungsanlagen und Veränderungen im Lastverhalten durch die Elektrifizierung diverser Sektoren und die Auswirkungen des Klimawandels. Die Entwicklung der Methoden erfolgt unter Berücksichtigung technischer, ökonomischer und sozialer Rahmenbedingungen und unterstützt somit eine faire Aufteilung der vorhandenen Netzkapazitäten.

Das Netzkapazitätsmanagement kann von Verteilernetzbetreibern unabhängig der Stromnetztopologie eingesetzt werden. Dadurch verringert sich der

Aufwand für Modelltraining und/oder Topologiespezifische Konfiguration. Das Netzkapazitätsmanagement unterstützt die optimale Auslastung der vorhandenen Infrastruktur, somit können Netzausbaumaßnahmen reduziert bzw. zeitlich verschoben werden. Weiters können Kosten für das Ausrollen von zusätzlicher Messinfrastruktur in den Verteilernetzen durch die Anwendung des Algorithmus zur optimalen Platzierung minimiert werden.

Stromnetzkund:innen profitieren durch das Netzkapazitätsmanagement – die optimale Auslastung der vorhandenen Infrastruktur erlaubt die zusätzliche Integration von Erzeugungsanlagen oder hoher Lasten (z. B. Schnellladeinfrastruktur) im Vergleich zu konventionellen Anschlussbeurteilungen.

DREI GUTE GRÜNDE FÜR DAS PROJEKT

- Erhöhung der Resilienz und Versorgungssicherheit: Durch die Entwicklung von AI-basierten Methoden zur optimalen Auslastung und fairen Verteilung der Netzressourcen trägt INFRADAPT dazu bei, die Resilienz der Energieinfrastruktur zu stärken und potenzielle Netzstörungen zu minimieren.
- Anpassung an die Herausforderungen des Klimawandels: INFRADAPT berücksichtigt die Auswirkungen des Klimawandels auf die Energiesysteme und entwickelt Lösungen, die zukünftigen Extremwetterbedingungen standhalten und die Elektrifizierung verschiedener Sektoren nachhaltig voranbringen.
- Beitrag zur Nachhaltigkeit: Das Projekt ermöglicht eine bessere Nutzung wetterabhängiger, erneuerbarer Energiequellen, indem es die Netzstabilität trotz schwankender Einspeisungen gewährleistet und so den Ausbau umweltfreundlicher Technologien unterstützt.





Projektleitung: CHRISTOF SUMEREDER
FH JOANNEUM, Institut für Energie-,
Verkehrs- und Umweltmanagement

PV4EAG

Analyse von Flächen- und Energiepotenzialen mittels KI für alternative PV-Systeme als Beitrag zum EAG

Das Erneuerbaren-Ausbau-Gesetz (EAG) sieht einen Ausbau von Photovoltaik Anlagen in der Höhe von 11 TWh bis zum Jahr 2030 vor. Dies bedeutet eine jährliche Ausbauleistung von etwa 1.000 MWp, die nicht allein durch Dachanlagen realisiert werden kann. Das Projekt PV4EAG zielte daher auf die Identifikation von alternativen Flächen für die Errichtung von PV-Anlagen ab. Im speziellen wurden Flächen für gebäudeintegrierte Anlagen (GIPV wie Hochhäuser), Verkehrsflächen (Parkplatzflächen und Schienenverkehrsanlagen) sowie Floating PV auf künstlichen Gewässern analysiert. Darüber hinaus wurden auch Agri-PV Anlagen untersucht. Als methodische Vorgangsweise wurden zuerst vorhandene Geodaten wie Orthofotos mittels Machine Learning hinsichtlich ihrer Eignung selektiert und danach einer Validierung betreffend des zu erwartenden energetischen Ertragspotenzials sowie der technischen und wirtschaftlichen Realisierbarkeit unterzogen. Die entwickelte Methodik wurde anhand von Musterprojektierungen an jeweils unterschiedlichen Anlagentypen verifiziert und optimiert. Die in diesem Projekt regional auf die Steiermark beschränkten identifizierten Flächen wurden als Geo-Datenbank öffentlich zugänglich gemacht. Die Ergebnisse der jeweiligen Datenbanken sind als skalierbares Werkzeug zu verstehen, das in weiterer Folge in anderen Regionen bzw. auf Bundesebene angewendet werden kann. Im Rahmen von

drei Workshops wurden unterschiedliche Stakeholder von Beginn an in das Projekt involviert, sodass die Interessen späterer potenzieller Anlagenerrichter:innen, Grundbesitzer:innen, Kommunen oder Investor:innen bestmöglich berücksichtigt wurden.

Aufgabenstellung

Im Projekt PV4EAG wurden neue Methoden zur Identifizierung und Evaluierung des Ertragspotenzials von Flächen für alternative PV-Anlagen entwickelt. Anhand von Musterprojektierungen wurden diese verifiziert und im EAS-Labor validiert und optimiert. Das interdisziplinäre Konsortium setzte sich folgende Projektziele und legte diese quantifizierbaren Indikatoren fest:

- Entwicklung eines automatisierten Verfahrens zur Identifikation von potenziellen Flächen für innovative PV-Anlagen anhand existierender Geodaten (Kataster, Geländemodell, 3D-Gebäudemodell, Orthophotos, OpenStreetMap) unter Anwendung von Geo-Artificial Intelligence Methoden: Entwicklung des Algorithmus
- Strukturierung der gefundenen PV-Flächen in: GIPV, versiegelte Verkehrsflächen und Straßen sowie Schienenanlagen und Floating-PV auf künstlichen Gewässern: Tabellarische und graphische Darstellung der potenziellen PV-Flächen



„Nur durch die interdisziplinäre Kooperation unterschiedlicher Wissenschaftsbereiche und Institute werden wir die Herausforderungen der Energiewende meistern können. In PV4EAG konnte mittels GEO-KI ein Algorithmus entwickelt werden, der Flächen für innovative PV-Anlagen selektiert. Mittels verifizierten Referenzprojekten in den Testgebiete der Steiermark wurde die KI trainiert, um die Energieertragsprognosen treffsicher darzustellen. Die entwickelte Methodik kann im nächsten Schritt auf nationaler Ebene das verfügbare PV-Potential in Österreich aufzeigen, ohne in Konkurrenz mit unberührten Grünräumen stehen zu müssen.“ PROJEKTLEITER CHRISTOF SUMEREDER

- Verifikation und Plausibilitätsprüfung der identifizierten Flächen mittels VR-3D-Begehung im EAS-Lab: Filterung der potenziellen PV-Flächen auf realisierbare PV-Flächen
- Evaluierung hinsichtlich des Energieertrags, des Aufwands für die konstruktive Errichtung der PV-Anlagen sowie der möglichen Einbindung in das bestehende elektrische Netz: Darstellung des Energieertrags und Eignung nach Typ
- Die gefundenen potenziellen PV-Flächen und ermittelten Ertragsprognosen wurden für die Öffentlichkeit als digitales Kartenmaterial zur Verfügung gestellt: Veröffentlichung der GIS-Layer auf der Projekthomepage
- Mittels der entwickelten Systematik können geeignete Flächen für jeden PV-Anlagentyp gefunden und der potentielle Energieertrag abgeschätzt werden.

Anwendung von KI-Methoden

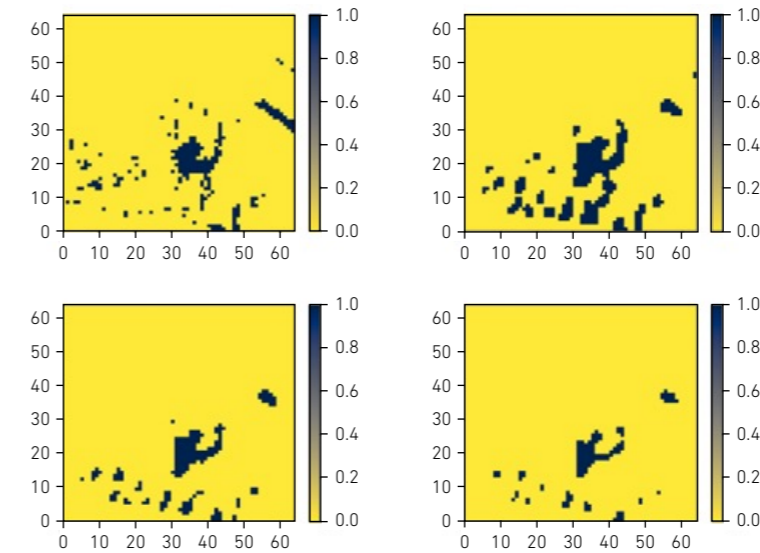
Im Projekt wurden unterschiedliche KI-Methoden eingesetzt, für die Verschattungsanalyse wurde ein Machine Learning Workflow aufgebaut, der

es ermöglicht die Verschattung in urbanen Kontexten zu modellieren. Aktuell werden Schatten mit Hilfe von geometrischen Algorithmen in Geographischen Informationssystemen (GIS) auf Basis von digitalen Geländemodellen (Gebäudemodellen) berechnet. Da diese Ansätze sehr zeitaufwendig und rechenintensiv sind, wurde versucht die Schattenberechnung mit Hilfe von U-Nets (eine Form eines convolutional neural network approaches) durchzuführen. Der Ansatz wird mit Hilfe von einem Digitalem Geländemodell und Digitalen Oberflächenmodell (inkludiert die Gebäude und Objekte über der Erde) sowie Geländeneigung, Sonneneinstrahlungswinkel und -höhe. Mit diesen Inputs, kann ein Eingabetensor (mit 64x64 Pixeln) erzeugt werden. Damit wird ein U-Net trainiert, welches zwei Outputs hat. Ein binäres Ergebnisraster, das aussagt, ob eine Zelle beschattet ist oder nicht, sowie ein komplexes ML Modell, das die Tiefe des Schattens berechnet (ob das gesamte Objekt der Zelle beschattet ist oder nur Teile davon).



GIS Schattenmodell

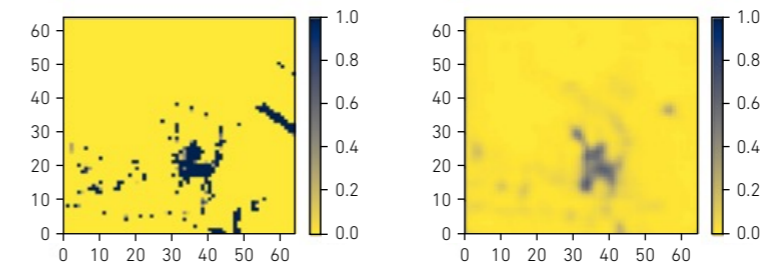
ABBILDUNG 1



Oben links ist das originale GIS Schattenmodell, während die anderen drei Ergebnisse ein binäres Schattenmodell mit unterschiedlichen Parametern repräsentieren.

Shadow Depth Modell und U-Net Modell

ABBILDUNG 2



Die Graphik links zeigt das Shadow Depth Modell und rechts das Modell, das mit Hilfe des U-Nets erzeugt wurde.

Um die Fassaden von Gebäuden und deren vertikale Beschattung bestimmen zu können, und damit das Potential der Fassadenflächen für die Applikation von PV Modulen. Um das Potential zu bestimmen, wurde der Prozess in zwei Teile zerlegt:

- Extraktion der Fassaden
- Verschattungsanalyse

Die Extraktion der Fassaden basiert auf den räumlichen Daten der Gebäude (digitales Gebäudemodell). Hier werden die Fassaden automatisiert bestimmt und aufgrund ihrer Ausrichtung (i. e. Exposition) bewertet. Diese Bewertung ist der sogenannte „Southness“ Factor, der für jeden Fassadenteil völlig automatisiert berechnet wird. Zudem wird die Schattentiefe, d. h. der Anteil der Verschattung der Fassadenfläche berechnet. Zudem werden, durch die Expert:innen Interviews gestützt, eine MCDA ausgeführt, die Scores für die Eignung der Fassadenfläche berechnet.

Basierend auf diesem Ansatz wurden auch die Lärmschutzwände für deren Eignung zur Anbringung von PV evaluiert. Ein beispielhaftes Ergebnis einer Berechnung PV-Eignung von Lärmschutzwänden ist in Abbildung 4 angeführt.

Zusätzlich führte das Konsortium eine Untersuchung der von Expert:innen definierten 7–15 m Pufferzone von Floating PV Anlagen zum Uferbereich anhand einer räumlich-zeitlichen Analyse von Sentinel-2 Daten mittels Sen2Cube.at durch. Ziel war es, die einfache Abschätzung der Uferzonen für Floating PV Anlagen durch einen modellbasierten, treffgenauen fernerkundungs-gestützten Ansatz zu ersetzen. Die Datenbasis dafür ist wie folgt:

- Datenbasis
- Datensatz stehender Gewässer innerhalb PV4EAG Testgebiete (GIS Steiermark)
- Sentinel-2 Daten von sechs Folgejahren

Auf Basis dieser Daten kann mit Hilfe der Fernerkundungsdaten (Sentinel-2) eine Analyse der Uferbereiche über mehrere Zeithorizonte gemacht werden. Dadurch können die Wasserflächen für die Anwendung von Floating PV noch genauer abgeschätzt werden.

Folgende Ergebnisse wurden erzielt:

- Ergebnisse
- Uferzonen als 10x10m² Raster
- Zusätzliches Kriterium für Flächenpotentialanalyse in Form einer Binärmaske „Stabiles Wasservorkommen“
- Validierung der von Expert:innen geschätzten Pufferzone

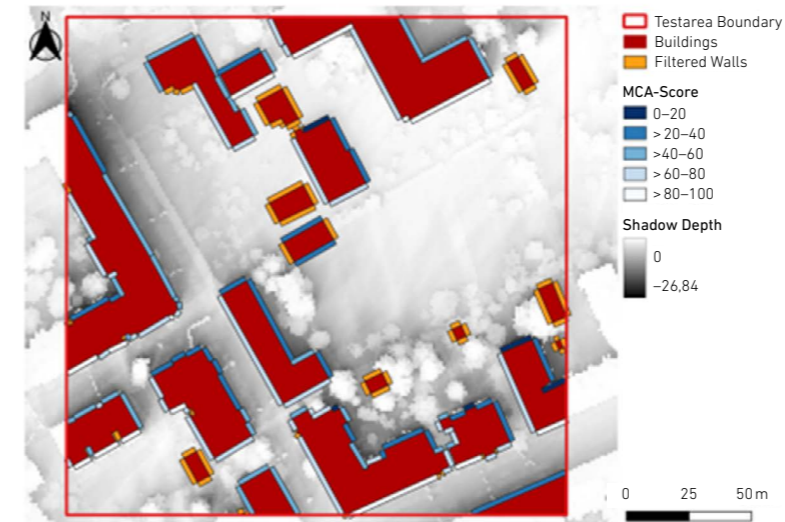
Ausblick und Empfehlungen

Im Projekt PV4EAG wurden sieben repräsentative Testgebiete in der Steiermark ausgewählt, um Flächen für innovative PV-Anlagen mit Doppelnutzung mittels Geo-Analyse zu identifizieren und hinsichtlich des Solarenergieertrags zu analysieren. Die PV-Flächen wurden auf Basis der zur Verfügung stehenden Geoinformationsdaten mittels einer Multikriterien-Analyse identifiziert. Je nach Anlagentyp wurden auf Basis der Expert:innengespräche Formeln für das Energiepotential entwickelt, die den zu erwartenden Solarertrag ausweisen.

Die Ergebnisse für die Testgebiete liegen in Form von GIS-Layer vor, die auf der Projekthomepage (www.fh-joanneum.at/projekt/pv4eag) öffentlich zugänglich sind. Die im Projekt entwickelten Algorithmen könnten auch auf die anderen Gebiete der Steiermark bzw. in Österreich umgelegt werden, vorausgesetzt die erforderlichen Geodaten sind verfügbar. Ein diesbezügliches Folgeprojekt, bei dem die Erkenntnisse und Entwicklungen aus PV4EAG umgesetzt werden, wurde bereits beantragt.

Modell für Fassadenflächen

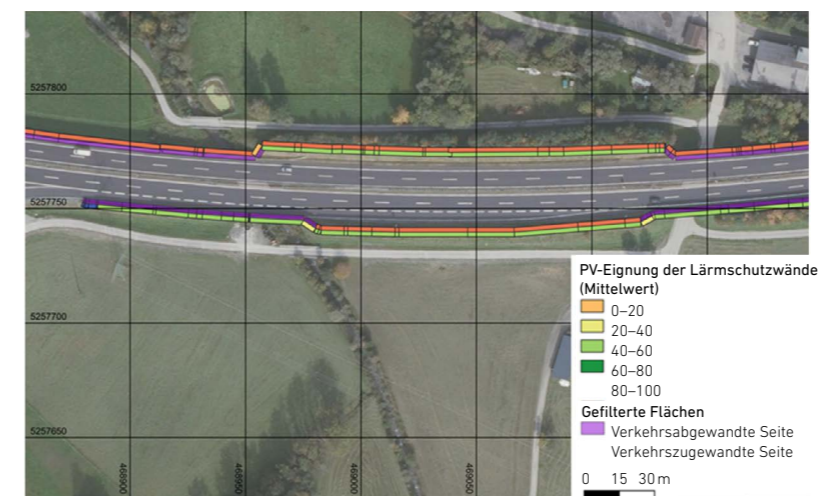
ABBILDUNG 3



In einer 200 x 200 m Testfläche wurde der Algorithmus zur Bewertung der Fassadenflächen angewandt, und die Ergebnisse der MCDA (i. e. Eignung) sind farblich ausgewiesen. Von den hier enthaltenen 217 Fassadenflächen wären 117 potentiell für PV geeignet.

PV-Eignung von Lärmschutzwänden

ABBILDUNG 4



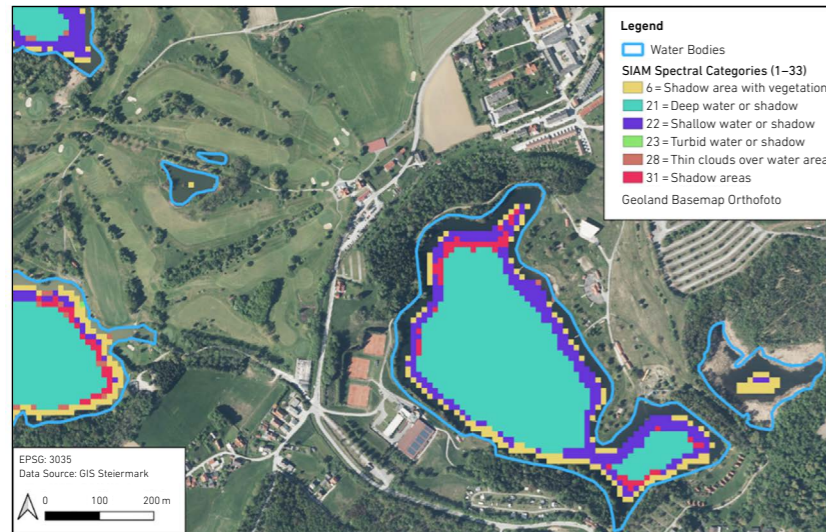
Beispielsberechnung der PV-Eignung von Lärmschutzwänden.

Quelle:
Basisdaten: GIS Steiermark und ASFINAG
Datenquelle Orthofoto: GIS Steiermark

Spektrale Kategorisierung der Uferzonen von stehenden Gewässern

ABBILDUNG 5

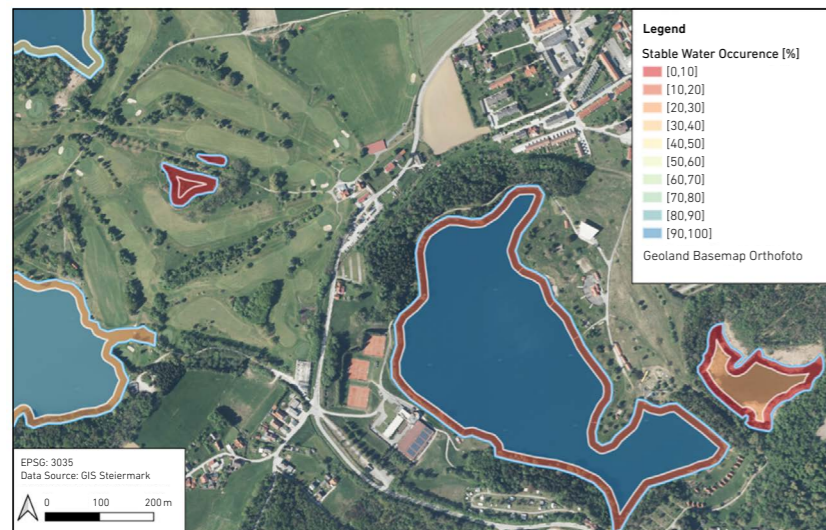
Example Result: SIAM Spectral Categories
Within Stable Water Mask of Open Data Water Bodies



Ergebnislayer künstliche Gewässer

ABBILDUNG 6

Example Result: Comparison of Detected Water and Littoral Zone Buffer Defined by Experts
Shown as Percentage of Stable Water Occurrence Within Open Data Water Bodies



Ergebnis der Evaluierung eines Gewässers: Neben der Auswertung von üblichen Geo-Daten und Fernerkundungsdaten (Sentinel-2) werden auch die von den Expert:innen definierten Kriterien (kritische Uferzonen) durch die KI berücksichtigt und in der Energiepotentialevaluierung dargestellt. Als Ergebnis liegen die Flächen- und Energiepotentiale in Layers vor, die in GIS-Programmen verarbeitet werden können.



Ob auf einer identifizierten PV-Fläche auch tatsächlich eine Anlage realisiert wird, hängt in weiterer Folge vom Zugang zum Stromnetz ab. Da wir als Projektteam keine Netzdaten zur Verfügung gestellt bekommen, war es uns nicht möglich, den nächsten Einspeisepunkt bzw. verfügbare Netzkapazitäten festzustellen. Wir sind immer davon ausgegangen, dass im näheren Umfeld von bewohnten Gebieten ein Stromnetz vorhanden ist. Der vorgesehene Netzentwicklungsplan für Verteilnetze gemäß EIWG-Entwurf lässt diesbezüglich auf eine Verbesserung der Situation hoffen.

Folgende Empfehlungen können abgegeben werden:

- Mittels Flächenpotentialanalyse lässt sich ein guter Überblick über mögliche PV-Anlagen schaffen. Darauf aufbauend gibt die Energieanalyse eine Prognose des zu erwartenden Solarenergieertrags. Diese Daten werden als Ausgangspunkt für eine Detailplanung einer PV-Anlage empfohlen.

- Speziell bei GIPV kann es zu Verschattung durch Nachbarobjekte oder bei Parkplätzen durch Bäume kommen. Um den Energieertrag zuverlässiger abzuschätzen, stellt die Verschattungsanalyse ein geeignetes Instrument dar und wird daher empfohlen.
- Vor der Umsetzung eines PV-Projekts wird eine Detailplanung durch eine Fachfirma bzw. einen Expert:innen empfohlen, da die Aufstellung und Ausrichtung der Module zu signifikanten Ertragsunterschieden führen können.
- Vor der Ausführung eines PV-Projekts wird die Abklärung des Netzzugangs sowie der verfügbaren Netzkapazität empfohlen.

DREI GUTE GRÜNDE FÜR DAS PROJEKT

- Sichtbarmachen des Potentials für PV-Anlagen für die Öffentlichkeit
- Aufzeigen des Energiepotentials von bestehender Infrastruktur
- Motivation für die Errichtung von PV-Anlagen und Teilhabe an der Energiewende





GeoDatKlim – Geodaten für klimaneutrale Städte

Projektnummer	FO999903991
Koordinator	UIV Urban Innovation Vienna GmbH
Projektleitung	Marie-Luise Bruckner: viennageospace@urbaninnovation.at , bruckner@urbaninnovation.at
Förderprogramm	Technologien und Innovationen für die klimaneutrale Stadt, Teil des FTI-Schwerpunkts „Klimaneutrale Stadt“ des Klimaschutzministeriums (BMK)
Dauer	01.10.2023 – Oktober 2028
Budget	Knapp € 2.000.000, 50 % davon gefördert durch FFG



SOWINDIC: Smart operation of wind turbines under icing conditions

Projektnummer	885057
Koordinator	VERBUND Green Power GmbH
Projektleitung	Martin Gruber: martin.gruber2@verbund.com
Partner	Austrian Institute of Technology GmbH, Meteotest AG, Forschungsverbund Data Science@Uni Vienna
Förderprogramm	6. Ausschreibung Energieforschungsprogramm
Dauer	01.04.2021 – 31.07.2024
Budget	€ 925.665



USEFLEDS: Unleashing Sector-coupling Flexibility by means of an Energy Data Space

Projektnummer	905128
Koordinator	Forschung Burgenland GmbH
Projektleitung	Silke Palkovits-Rauter: silke.palkovits-rauter@fh-burgenland.at
Partner	4ward Energy Research GmbH, KELAG-Kärntner Elektrizitäts-Aktiengesellschaft, Salzburg Netz GmbH, Technische Universität Wien, Advoodle GmbH, Energy Services Handels- und Dienstleistungs GmbH, nexyo GmbH, Onlim GmbH, Salzburg AG, Salzburg Research Forschungsgesellschaft m.b.H., SCHEIBER Solutions GmbH, SDA, CAMPUS 02 Fachhochschule der Wirtschaft GmbH, OwnYourData – Verein zur Förderung der selbstständigen Nutzung von Daten
Förderprogramm	Digitale Technologien, Datenservice Ökosystem: Schwerpunkt Ausschreibungen 2022
Dauer	01.11.2023 – 31.10.2027
Budget	€ 4.200.000



AI4Grids: AI-based methods for optimising the operation and expansion of distribution grids

Projektnummer	FO999899944
Koordinator	4ward Energy Research GmbH
Projektleitung	Thomas Nacht: thomas.nacht@4wardenergy.at
Partner	EnliteAI GmbH, Stadtwerke Kapfenberg GmbH, Stadtwerke Mürzzuschlag Gesellschaft m.b.H., GeoSphere Austria – Bundesanstalt für Geologie, Geophysik, Klimatologie und Meteorologie
Förderprogramm	AI for Green Ausschreibung 2022
Dauer	02.10.2023 – 01.10.2024 (Projektverlängerung beantragt)
Budget	€ 236.752



INFRADAPT: Climate change resilient energy infrastructure through AI-based adaptation

Projektnummer	FO999905703
Koordinator	AIT Austrian Institute of Technology GmbH
Projektleitung	Mark Stefan: mark.stefan@ait.ac.at
Partner	MOOSMOAR Energies OG, Siemens AG Österreich, Technische Universität Wien – Institut für Computertechnik
Förderprogramm	Energieforschung 2022, Schwerpunkt 3 & 4
Dauer	01.04.2024 – 30.09.2026
Budget	Kosten: € 999.974, Förderung: € 749.973



PV4EAG: Analyse von Flächen- und Energiepotenzialen mittels KI für alternative PV-Systeme als Beitrag zum EAG

Projektnummer	888491
Koordinator	Institut Energie-, Verkehrs- und Umweltmanagement, FH Joanneum Gesellschaft mbH
Projektleitung	Christof Sumeder: christof.sumeder@fh-joanneum.at
Partner	TU Graz Institut für Geodäsie, TU Graz Institut für Softwaretechnologie, Campus 02 Institut für Automatisierungstechnik, dwh technical solution simulation services, Energie Agentur Steiermark
Förderprogramm	Energieforschungsprogramm – 7. Ausschreibung
Dauer	01.01.2022 – 29.02.2024
Budget	€ 417.586

Medieninhaber

Klima- und Energiefonds

Leopold-Ungar-Platz 2 | Stiege 1 | Top 142, 1190 Wien

Tel: (+43 1) 585 03 90, Fax: (+43 1) 585 03 90-11

office@klimafonds.gv.at

www.klimafonds.gv.at

Für den Inhalt verantwortlich

Die Autor:innen tragen die alleinige Verantwortung für den Inhalt dieser Broschüre. Er spiegelt nicht notwendigerweise die Meinung des Klima- und Energiefonds wider. Weder der Klima- und Energiefonds noch das Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie (bmvit) oder die Forschungsförderungsgesellschaft (FFG) sind für die Weiter-nutzung der hier enthaltenen Informationen verantwortlich.

Gestaltung

www.angieneering.net

Verlags- und Herstellungsort: Wien

Wir haben diese Broschüre mit größtmöglicher Sorgfalt erstellt und die Daten überprüft. Rundungs-, Satz- oder Druckfehler können wir dennoch nicht ausschließen.

www.klimafonds.gv.at



In Kooperation mit:

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



AI