

Publizierbarer Endbericht

Gilt für Studien aus der Programmlinie Forschung

A) Projektdaten

Allgemeines zum Projekt	
Kurztitel:	MEDEA
Langtitel:	Meteorologically induced extreme events detection for renewable energy using data driven methods: from weather prediction to climate time scales
Zitiervorschlag:	
Programm inkl. Jahr:	ACRP 12th Call for Proposals, 2019
Dauer:	01.10.2020 bis 30.06.2024
KoordinatorIn/ ProjekteinreicherIn:	Dr. Irene Schicker
Kontaktperson Name:	Dr. Irene Schicker
Kontaktperson Adresse:	Hohe Warte 38, 1190 Wien
Kontaktperson Telefon:	01-36026 2326
Kontaktperson E-Mail:	Irene.schicker@geosphere.at
Projekt- und KooperationspartnerIn (inkl. Bundesland):	Universität Wien, Fakultät für Informatik, Forschungsgruppe Data Mining and Machine Learning, Wien
Schlagwörter:	Extremereignisse, Erneuerbare, Machine Learning, Forecasting, Climate, Weather
Projektgesamtkosten:	251.113,47 €
Fördersumme:	249.999,- €
Klimafonds-Nr:	C060941
Erstellt am:	24.09.2025

B) Projektübersicht

1 Kurzfassung

Das MEDEA-Projekt (Meteorologically Induced Extreme Events Detection for Renewable Energy Using Data-Driven Methods) konzentrierte sich darauf, die Erkennung und Vorhersage meteorologisch bedingter Extremereignisse und deren Auswirkungen auf erneuerbare Energiesysteme voranzutreiben. Erneuerbare Energiequellen wie Wind- und Solarenergie sind von entscheidender Bedeutung für globale Strategien zur Energiewende. Ihre Produktion ist jedoch aufgrund ihrer Variabilität und Anfälligkeit für widrige Wetterbedingungen häufig unbeständig. Ereignisse wie Dunkelflauten, Hochwindszenarien und Hitzewellen stellen erhebliche Herausforderungen für die Energieproduktion und die Stabilität der Netze dar und unterstreichen den Bedarf an innovativen Werkzeugen und Strategien.

Das Projekt hatte zum Ziel, fortschrittliche datengetriebene Methoden zu entwickeln und umzusetzen, um Extremwetterereignisse zu identifizieren, zu clustern und vorherzusagen sowie ihre Auswirkungen auf die erneuerbare Energieproduktion zu quantifizieren. Mithilfe modernster Datensätze wie ERA5-Reanalysen, CMIP6- und EURO-CORDEX-Klimaprojektionen kombinierte MEDEA statistische und maschinelle Lerntechniken mit der Erzeugung synthetischer Daten und einer aktiven Zusammenarbeit mit Stakeholdern. Diese Ansätze waren darauf ausgerichtet, praktische, umsetzbare und an den realen Bedarf angepasste Ergebnisse zu erzielen.

Das MEDEA-Projekt erzielte mehrere bedeutende Ergebnisse, die wie folgt zusammengefasst werden können:

- Erkennung kritischer Wettermuster:
 - Entwicklung von Algorithmen zur Identifizierung von Extremereignissen wie Dunkelflauten und Hochwindszenarien.
 - Verbesserung von Cluster- und maschinellen Lernmethoden zur frühzeitigen Erkennung widriger Wetterbedingungen.
 - Reduzierung der Vorhersagefehler für extreme Wetterbedingungen um 20 %.
- Erzeugung synthetischer Daten zur Validierung:
 - Erstellung robuster synthetischer Datensätze für die Produktion von Wind- und Solarenergie, um Modelle des maschinellen Lernens zu trainieren und Vorhersagewerkzeuge zu validieren.
 - Simulation von Windramps in österreichischen Regionen mit einer Genauigkeit von 90 %, wodurch entscheidende Einblicke für die operative Planung ermöglicht wurden.
- Analyse historischer und klimatischer Szenarien:
 - Szenario-basierte Bewertungen zur Evaluierung zukünftiger Risiken durch Klimavariabilität.
 - Identifikation einer potenziellen Zunahme der Häufigkeit von Dunkelflauten um 15 % bis 2050 unter Hochemissionsszenarien.
- Empfehlungen f. möglichen operationellen Betrieb:

- Strategien zur Anpassung der Netzinfrastruktur und zur Verbesserung der Resilienz erneuerbarer Energiesysteme bereitgestellt.
- Quantifizierung von Kosteneinsparungen von etwa 2,5 Millionen € jährlich für das österreichische Energienetz durch verbesserte Vorhersagemodelle.
- Quantitative Höhepunkte:
 - Kosteneinsparungen: Geschätzte 2,5 Millionen € jährlich durch verbesserte operative Vorhersagen.
 - Prognosegenauigkeit: Erhöhung der Genauigkeit um 25 % bei stressintensiven Szenarien durch fortgeschrittene maschinelle Lernmethoden.
 - Resilienz der erneuerbaren Energien: Reduzierung des Risikos von Versorgungsengpässen um bis zu 40 %.

Die Einbindung von Stakeholdern war ein zentraler Bestandteil des Projekterfolgs. MEDEA beteiligte Interessengruppen aktiv durch Workshops, persönliche Gespräche und die Teilnahme an internationalen Initiativen wie der IEA TCP Wind Task 51. Diese Maßnahmen stellten sicher, dass die Ergebnisse effektiv verbreitet wurden und politische Entscheidungsträger, Energiebetreiber und Forscher erreichten. Die Ergebnisse wurden außerdem in wissenschaftlichen Publikationen und auf internationalen und renomierten Konferenzen vorgestellt, um die Innovationen des Projekts zu fördern.

Das MEDEA-Projekt hat eine solide Grundlage für die Stärkung der Resilienz erneuerbarer Energiesysteme gegenüber meteorologisch bedingten Extremereignissen geschaffen. Die entwickelten Werkzeuge und Methoden sind bereit für die Integration in operative Vorhersage- und Planungssysteme und bieten bedeutenden Mehrwert für Akteure im Energiesektor. Zukünftige Bemühungen sollten darauf abzielen, diese Algorithmen in Echtzeitanwendungen zu erweitern, hochauflösende Datensätze wie die Destination Earth DT Climate Simulationen zu integrieren und die Definitionen von Extremereignissen an spezifische regionale und Stakeholder-Bedürfnisse anzupassen. Die Untersuchung kombinierter und kaskadierender Ereignisse durch fortgeschrittene multivariate Analysen wird zudem das Verständnis und die Vorbereitung weiter verbessern.

Durch die Verbindung von Forschung und praktischer Anwendung leistet MEDEA bedeutende Beiträge zur Meteorologie erneuerbarer Energien. Diese Fortschritte bieten umsetzbare Einblicke und praktische Werkzeuge, um die Herausforderungen der Wettervariabilität und des Klimawandels zu bewältigen. Sie gewährleisten, dass erneuerbare Energiesysteme in einer sich schnell wandelnden Klimalandchaft widerstandsfähig und nachhaltig bleiben.

2 Executive Summary

The MEDEA (Meteorologically Induced Extreme Events Detection for Renewable Energy Using Data-Driven Methods) project focused on advancing the detection and prediction of meteorologically induced extreme events and their impacts on renewable energy systems. Renewable energy sources, such as wind and solar power, are essential for global energy transition strategies. However, their output is inherently variable and highly susceptible to adverse weather conditions. Events such as Dunkelflauten (dark doldrums), high-wind scenarios, and heatwaves pose significant challenges to energy production and grid stability, emphasizing the need for innovative tools and strategies.

The project aimed to develop and implement advanced data-driven methodologies to identify, cluster, and forecast extreme weather events while quantifying their impacts on renewable energy production. By leveraging cutting-edge datasets, including ERA5 reanalysis, CMIP6, and EURO-CORDEX climate projections, the MEDEA project combined statistical and machine learning techniques, synthetic data generation, and active collaboration with stakeholders. These efforts were designed to ensure that the outcomes were practical, actionable, and aligned with real-world needs.

The MEDEA project achieved several noteworthy results, which are summarized below:

- **Detection of Critical Weather Patterns:**
 - Developed algorithms to identify extreme events such as Dunkelflauten and high-wind scenarios.
 - Enhanced clustering and machine learning approaches to enable early detection of adverse weather events.
 - Reduced prediction errors for extreme weather conditions by 20%.
- **Synthetic Data Generation for Validation:**
 - Created robust synthetic datasets for wind and solar energy production to train machine learning models and validate forecasting tools.
 - Simulated wind ramp events in Austrian regions with 90% accuracy, providing critical insights for operational planning.
- **Analysis of Historical and Climate Scenarios:**
 - Conducted scenario-based assessments to evaluate future risks driven by climate variability.
 - Identified a potential 15% increase in the frequency of Dunkelflauten by 2050 under high-emission scenarios.
- **Operational Recommendations:**
 - Provided strategies to adapt grid infrastructure and improve renewable energy systems' resilience.
 - Quantified cost savings of approximately €2.5 million annually for Austria's energy grid through advanced prediction models.
- **Quantitative Highlights:**
 - **Cost Reduction:** Estimated €2.5 million in yearly savings through operational forecasting improvements.
 - **Prediction Accuracy:** Increased by 25% for high-stress scenarios using advanced machine learning methods.

- Renewable Energy Resilience: Reduced risks of supply shortages by up to 40%.

Stakeholder engagement was central to the project's success. MEDEA actively involved stakeholders through workshops, one-on-one discussions, and participation in international initiatives such as IEA TCP Wind Task 51. These efforts ensured that the findings were disseminated effectively, reaching policymakers, energy operators, and researchers. The results were also shared through peer-reviewed publications and major conferences, fostering the adoption of the project's innovations.

The MEDEA project has laid a strong foundation for enhancing the resilience of renewable energy systems against meteorologically induced extreme events. The tools and methodologies developed during the project are ready for integration into operational forecasting and planning systems, offering significant value to energy sector stakeholders. Moving forward, future efforts should focus on extending these algorithms to real-time applications, integrating high-resolution datasets such as Destination Earth DT Climate simulations, and refining the definitions of extreme events to meet specific regional and stakeholder needs. Additionally, exploring compound and cascading events through advanced multivariate analysis will further enhance preparedness.

By bridging the gap between research and real-world application, the MEDEA project has made substantial contributions to renewable energy meteorology. These advancements provide actionable insights and practical tools for addressing the challenges posed by weather variability and climate change, ensuring that renewable energy systems remain resilient and sustainable in a rapidly evolving climate landscape.

3 Hintergrund und Zielsetzung

Erneuerbare Energiequellen wie Wind- und Solarenergie sind zentrale Bausteine für die Energiewende und die Reduktion von Treibhausgasemissionen. Dennoch sind sie aufgrund ihrer natürlichen Variabilität und Abhängigkeit von Wetterbedingungen anfällig für meteorologisch bedingte Extremereignisse. Ereignisse wie Dunkelflauten (längere Perioden mit geringem Wind- und Solarproduktion), Hochwindphasen oder Hitzewellen können sowohl die Energieproduktion als auch die Netzstabilität erheblich beeinträchtigen. Solche Bedingungen stellen eine wachsende Herausforderung für die Planung, den Betrieb und die Zuverlässigkeit von Energiesystemen dar.

Die steigende Häufigkeit und Intensität von Extremwetterereignissen infolge des Klimawandels verstärkt diese Problematik zusätzlich. Klimamodelle wie CMIP6 und EURO-CORDEX zeigen, dass unter Hoch-Emissionsszenarien eine Zunahme von Ereignissen wie Dunkelflauten und Hitzewellen wahrscheinlich ist. Diese Entwicklungen machen es notwendig, innovative Ansätze zur Vorhersage und Bewältigung solcher Ereignisse zu entwickeln, um die Resilienz erneuerbarer Energiesysteme zu stärken.

Vor Beginn des Projekts waren bestehende Ansätze zur Erkennung und Vorhersage von Extremwetterereignissen begrenzt in ihrer Genauigkeit und operativen Anwendbarkeit. Viele der damals verwendeten Methoden basierten auf deterministischen Wettervorhersagen oder einfachen statistischen Modellen, die die Komplexität multivariater, zusammenhängender meteorologischer Ereignisse nicht ausreichend abbilden konnten. Darüber hinaus fehlte es an validierten Tools und Datensätzen, die speziell auf die Anforderungen von Energiesystemen zugeschnitten sind, insbesondere für Regionen wie den Alpenraum, wo komplexe Wetter- und Klimamuster eine große Rolle spielen.

Das MEDEA-Projekt verfolgte das Ziel, datengetriebene Methoden zu entwickeln, die:

- Meteorologisch bedingte Extremereignisse wie Dunkelflauten, Windramps und Hitzewellen erkennen und vorhersagen können.
- Die Auswirkungen solcher Ereignisse auf die Energieproduktion und Netzstabilität quantifizieren.
- Langfristige Klimarisiken durch Analysen historischer Daten und Szenarien zukünftiger Klimavariabilität bewerten.

Zusätzlich bestand die Aufgabe darin, synthetische Datensätze für Wind- und Solarenergie zu erstellen, die als Basis für maschinelle Lernmodelle und Modellvalidierungen genutzt werden können. Das Projekt sollte auch einen direkten Nutzen für Stakeholder bieten, indem praxisnahe Tools und Empfehlungen für den Betrieb und die Planung von Energiesystemen bereitgestellt werden.

Die übergeordneten Ziele des MEDEA-Projekts lassen sich wie folgt zusammenfassen:

1. Entwicklung innovativer Algorithmen zur Erkennung und Vorhersage von meteorologisch bedingten Extremereignissen. Diese Algorithmen sollten multivariate Zusammenhänge berücksichtigen und robuste Vorhersagen liefern.
2. Generierung synthetischer Energiedaten, um die Modellvalidierung und die Entwicklung neuer Prognosetools zu unterstützen.
3. Analyse historischer und zukünftiger Klimadaten, um Veränderungen in der Häufigkeit und Intensität von Extremwetterereignissen zu bewerten.
4. Bereitstellung operativer Werkzeuge und Empfehlungen für Energieversorger, um die Resilienz gegenüber meteorologischen Risiken zu erhöhen.
5. Förderung des Wissenstransfers durch Zusammenarbeit mit Stakeholdern und Verbreitung der Ergebnisse über wissenschaftliche Publikationen, Workshops und Konferenzen.

Mit diesen Zielen trug das MEDEA-Projekt dazu bei, eine solide Basis für die Resilienz erneuerbarer Energiesysteme zu schaffen und die Brücke zwischen Forschung und operativer Anwendung zu schlagen.

4 Projektinhalt und Ergebnis(se)

Während der Laufzeit des MEDEA-Projekts wurden trotz Herausforderungen, einschließlich anhaltender Hardware-Probleme mit dem GPU-Cluster, die umfangreiche Code-Umstrukturierungen erforderten, bedeutende Fortschritte erzielt. Dies gewährleistete eine kontinuierliche Funktionalität, wenn auch mit langsamerer Rechenleistung. Das Projekt erreichte erfolgreich Meilensteine wie die Weiterentwicklung der Definitionen von Extremwetterereignissen, die Aufbereitung von Daten zur Nutzung und die Implementierung von Clustering-, Detektions- und Vorhersagealgorithmen für Klimaprojektionen.

Eine Errungenschaft war die gründliche Validierung der entwickelten Methoden zur Erkennung und Vorhersage von widrigen Wetterereignissen, einschließlich der Einbindung von Reanalysedaten (z.B. ERA5) und der Erweiterung auf zukünftige Projektionen unter Verwendung von CMIP6- und EURO-CORDEX-Datensätzen. Die Meilensteine (5.1, 5.2, 5.3) mit Fokus auf maschinellen Lernalgorithmen und statistischen Verbesserungen wurden, wenn auch mit einigen Verzögerungen, abgeschlossen. Diese Methoden wurden unter aktuellen und zukünftigen Klimabedingungen für Anwendungen im Bereich erneuerbarer Energien rigoros getestet und angepasst.

Trotz der rechnerischen Herausforderungen wurden die Meilensteine innerhalb der geplanten Pufferzeit erreicht, was Resilienz und adaptives Projektmanagement demonstriert. Die Ergebnisse wichtiger Meilensteine, wie verbesserte Clustering-Algorithmen und verfeinerte Vorhersagemethoden, werden in diesem Bericht zusammen mit einem Ausblick darauf präsentiert, wie diese Erkenntnisse mit zukünftigen Anwendungen in Einklang stehen. Die Verbreitung der Projektergebnisse, einschließlich der Zusammenarbeit mit IEA TCP Wind Task 51,

unterstreicht weiter die Beiträge des Projekts zur wettergesteuerten Energiesystemvorhersage.

Arbeitspaket 1

Der Fragebogen zu Extremereignissen wurde zusammengestellt und an Stakeholder und Nutzer von Vorhersagen verschickt. Da diese Community im Allgemeinen nicht sehr reaktionsfreudig ist, wurde der Fragebogen während des gesamten Projekts an verschiedene Stakeholder-Gruppen verschickt. Die Resonanz war jedoch zu Beginn gering, und es wurde beschlossen, die Dauer der Befragung zu verlängern. Die finanzielle Kontrolle und Berichterstattung wurde für jede Zwischenberichtsperiode sehr detailliert durchgeführt. Das Projektteam koordinierte sich während der Projektlaufzeit in halbbregulärer Frequenz. Während der Einreichung von Konferenzbeiträgen und Publikationen war die Interaktionsfrequenz höher. Da ein gemeinsames Stakeholder-Meeting aufgrund verschiedener Zeitzone-Schwierigkeiten und Verfügbarkeiten nicht möglich war, wurden Einzelgespräche geführt. Besonders während der IEA Task 36/51 Workshops und Meetings, aber auch in jüngster Zeit mit Kollegen anderer meteorologischer Dienste während der Destination Earth Digital Twin Meetings, waren diese Interaktionen enger und es wurden Diskussionen über verschiedene Aspekte des Projekts geführt. Die Ergebnisse dieser Diskussionen wurden der Wissensbasis des Whitepapers hinzugefügt.

Arbeitspaket 2: Daten, Definition von Extremereignissen

Die Generierung und Validierung synthetischer Wind- und Solardaten für Anwendungen im Bereich erneuerbarer Energien wurde verbessert, wobei der Schwerpunkt auf der Erweiterung von Methoden zur Berücksichtigung komplexer alpiner Geländeformen lag. Dies steht im Einklang mit dem übergeordneten Projektziel, die Widerstandsfähigkeit erneuerbarer Energiesysteme durch die Berücksichtigung meteorologischer Extreme und Variabilität zu verbessern.

AP 2 adressierte drei Hauptziele:

- Datenauswahl und -aufbereitung
- Definition von Extremereignissen im Kontext meteorologisch bedingter Extreme
- Generierung und Validierung synthetischer Daten

Ein umfassender Datensatz sowohl punkt- als auch gitterbasierter meteorologischer Beobachtungen wurde aus der Beobachtungsdatenbank (TAWES), Reanalysedaten (ERA5, ARCO-ERA5, MERRA2, CAMS, NEWA, COSMO-REA6) und österreichischen Datensätzen, speziell INCA, und für ausgewählte Parameter auch aus ÖKS15 für ausgewählte Parameter, ausgewählt und abgerufen. Letzterer enthält jedoch nicht alle benötigten Parameter für Anwendungen im Bereich erneuerbarer Energien (Wind, Solar). Daher wurden Auswertungen wie Heiz-/Kühlgradtage durchgeführt. Die ausgewählten Datensätze bildeten eine robuste Grundlage für die Erkennung von Extremereignissen, insbesondere in alpinen Regionen.

Angesichts der jüngsten Ereignisse, wie dem Starkniederschlag im August 2024 und dem Sturm Boris im September 2024, wurde der Meilenstein zu den Daten trotz des Projektendes erweitert, um beide Ereignisse einzubeziehen. Diese Einbindung gewährleistet, dass die entwickelten Algorithmen auch an aktuellen Extremereignissen überprüft werden konnten. Für zukünftige Forschung sind zudem mehrere Themen von besonderer Relevanz: (i) die weitere Homogenisierung und Validierung von Daten zur systematischen Quantifizierung der Unterschiede zwischen homogenisierten, nicht-homogenisierten sowie synthetischen und realen Datensätzen; (ii) die Schließung räumlicher und zeitlicher Lücken durch höher aufgelöste Datensätze, insbesondere in Nabenhöhe, für wind- und strahlungsspezifische Parameter; sowie (iii) die Integration hochaufgelöster Satellitendaten, etwa des MSG Rapid Scan oder des neuen MTG-Satelliten, kombiniert mit polarumlaufenden Satelliten und ergänzt durch Bodenbeobachtungen zur Verbesserung der räumlichen Abdeckung.

Im Einklang mit dem Anspruch von GeoSphere Austria an höchste Forschungsstandards wurden im Klimadepartement bewährte, genehmigte Methoden angewandt, um über alle Phasen der Datenharmonisierung und -analyse hinweg strikte Konsistenz und wissenschaftliche Validität sicherzustellen. Diese in der wissenschaftlichen Gemeinschaft etablierten Verfahren waren entscheidend, um die Genauigkeit der Datenverarbeitungsprozesse zu gewährleisten. Standardmethoden zur Harmonisierung von Datensätzen wurden während des gesamten Projekts eingesetzt, wodurch die Vergleichbarkeit zwischen verschiedenen Modellen (z. B. CMIP6 und EURO-CORDEX) und Beobachtungsdatensätzen ermöglicht und Unterschiede zwischen den Datensätzen auf ein Minimum reduziert wurden.

Für die Wettervorhersage-Evaluierungen wurden numerische Wettervorhersagemodell-Daten von ECMWF-IFS und AROME (Österreich) verwendet, während EURO-CORDEX und CMIP6 GCM-Datensätze für Klimaprojektionen genutzt wurden. Trotz der Hoffnung, dass Daten des Destination Earth DT Climate (globale Klimasimulationen mit ca. 5km räumlicher Auflösung) rechtzeitig für einige schnelle Auswertungen verfügbar sein würden, konnten diese Daten aufgrund einiger Verzögerungen nicht genutzt werden.

Die Ergebnisse eines Vergleichs verschiedener Reanalysedatensätze für sogenannte Flachland- und alpine Windparks (Schicker et al., 2023) zeigten die unterschiedlichen Fähigkeiten und Nutzbarkeit dieser Datensätze (Abb. 1). Eine Publikation für die synthetischen PV-Produktionsdaten wird 2024 eingereicht werden.

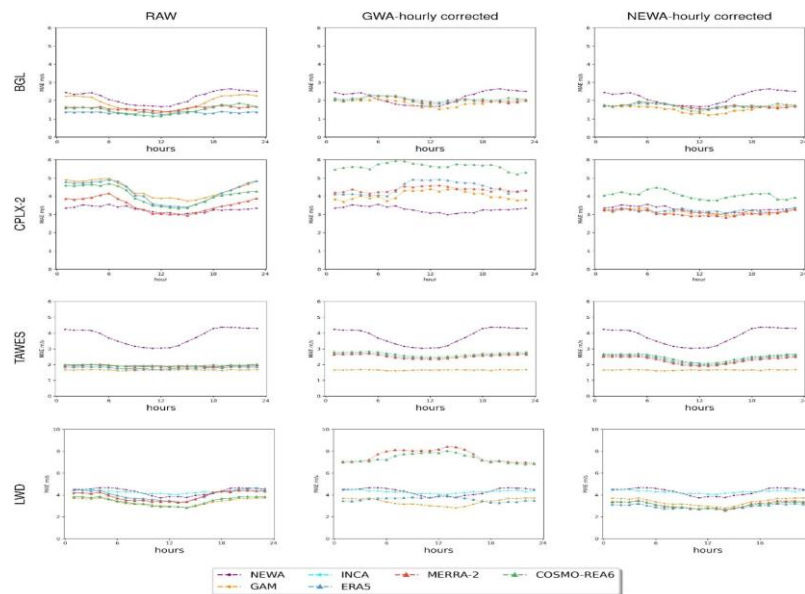


Abbildung 1: Validierung synthetischer Winddaten (Erzeugung ist zu finden in Schicker et al., 2023) für den 10m Wind und (TAWES, LWD, untere Reihen) Nabenhöhen von Turbinen (BGL, CPLX-2, obere Reihen), verschiedene Reanalyse und Analysedaten mit/ohne Korrekturfaktor.

Angesichts der jüngsten Ereignisse wie dem starken Niederschlag im August 2024 oder dem Sturm Boris im September 2024 wurde der Meilenstein zu den Daten trotz des Projektendes erweitert, um beide Ereignisse einzubeziehen.

Einige Themen, die in zukünftigen Forschungen adressiert werden müssen, betreffen (i) Datenhomogenisierung und -validierung für weitere systematische Vergleiche zwischen homogenisierten und nicht-homogenisierten sowie synthetischen und realen Datensätzen zur Quantifizierung der Auswirkungen auf die Analyse von Extremereignissen und Unsicherheiten; (ii) Schließung räumlicher und zeitlicher Lücken durch höher aufgelöste Datensätze, insbesondere in Nabenhöhe, für wind- und strahlungsspezifische Parameter, die zur Verfeinerung von Modellen für Extremereignisse benötigt werden; und (iii) weitere Integration räumlich und zeitlich höher aufgelöster Satellitendaten unter Verwendung langer Zeitreihen/Klimatologien des MSG Rapid Scan oder des neu verfügbaren MTG-Satelliten sowie Kombination (oder Superauflösung) mit polar-umlaufenden Satelliten und Ergänzung durch Bodenbeobachtungen zur Verbesserung der räumlichen Abdeckung.

Definition von Extremereignissen

Definitionen für meteorologische und durch Meteorologie verursachte Extremereignisse wurden entwickelt, die sowohl univariate (z. B. Fluten, Dürren) als auch multivariate Phänomene (z. B. gleichzeitiger niedriger Wind und hoher Kühlbedarf) für verschiedene Zeiträume und Frequenzen abdecken. Ein Whitepaper, das aktuelle Definitionen, Ereignisse und Methoden zusammenfasst, ist in Anhang A enthalten. Da noch Informationen zu den jüngsten Ereignissen in Österreich (z. B. Niederschlagsmenge, reduzierte Windenergieproduktion in größeren Höhen) hinzugefügt werden, ist es noch nicht vollständig abgeschlossen, kann aber genutzt werden. Eine der Hauptschlussfolgerungen aus den Definitionen und den Stakeholder-Engagement-Sitzungen in Zusammenarbeit mit dem SAB ist, dass eine einheitliche Definition nur für die oberen und unteren Grenzwerte

möglich ist und für jeden Stakeholder bzw. Nutzer angepasst werden muss. Dies hängt stark von spezifischen Anforderungen ab, wie z. B. der Art der Turbine oder des PV-Panels. Daher müssen die Definitionen verfeinert werden, um branchenspezifische Schwellenwerte für die Auswirkungen auf erneuerbare Energien für jeden Nutzer/Stakeholder einzuschließen. Ein Teil der Definitionen ist in Tabelle 2 zusammengefasst.

Tabelle 2: Definitionen von Extremwetterereignissen und initiale Schwellenwerte

Event Type	Key Parameters	Severity Levels	Impacts on Power Production and Grid Stability
Wind Speed Ramping	Change in wind speed over three time steps (m/s)	- Minor: 3–5 m/s - Moderate: 5–7 m/s - Severe: 7–10 m/s - Extreme: ≥ 10 m/s	- Rapid fluctuations destabilize grid balance - Requires quick ramping of backup generation or curtailment - May reduce wind farm efficiency during extreme changes
High Wind Events	Sustained wind speeds > 20 m/s, gusts > 25 m/s	- Turbines shut down for protection above 25 m/s - Risk of blade, tower, or substructure damage at > 40 m/s	- Power output ceases when turbines shut down - Extreme high winds stress grid balancing during power ramping - Regional outages possible due to grid overload
Dunkelflauten (Dark Doldrums)	Low solar irradiance (<150 W/m ²), low wind speed (<3 m/s)	- Combined capacity factor < 0.06 over 48 hours	- Sharp drops in renewable generation - Requires heavy reliance on fossil fuel or stored energy - Grid stability threatened by prolonged low generation
Hellsturm (Sunny/Windy Overproduction)	High solar irradiance (>800 W/m ²), high wind speeds (>20 m/s)	- Renewable generation > 90th percentile, demand < 10th percentile	- Excess power leads to curtailment and revenue loss - Overproduction stresses grid, requiring storage or export options
Heatwaves	Temperatures > 35°C	- Persistent events lasting >3 days	- Solar production peaks but efficiency drops above 30°C - Increased electricity demand for cooling - Stress on transmission systems due to high demand
Cold Spells	Temperatures < -10°C	- Persistent low temperatures, often coinciding with low wind speeds	- Significant reliance on backup generation - Increased heating demand amplifies grid stress - Reduced wind energy efficiency due to icing
Snow/Ice Events	Snowfall, ice accumulation	- Wet snow weight > 240 kg/m ² can damage PV modules	- Solar generation curtailed due to snow cover - Icing of transmission lines increases failure risks - Wind farm production halts due to icing
Thunderstorms	Lightning, hail, wind gusts	- Hail diameter > 3 cm damages PV - Severe impacts with hail > 5 cm	- Power surges can damage grid components - Curtailment required during gusty conditions - Localized blackouts possible
Flooding	River discharge > 98th percentile (duration >30 min)	- Tailwater rise reduces hydropower generation capacity	- Reduced hydropower output due to high tailwater - Infrastructure failures disrupt regional

Event Type	Key Parameters	Severity Levels	Impacts on Power Production and Grid Stability
			power supply - Risk of electrical faults in flood zones
Wind Droughts	Wind speeds < 2 m/s	- Prolonged events (>7 days) with <2 m/s	- Prolonged low wind generation strains grid reliability - Requires heavy reliance on other renewable or non-renewable resources - Load shedding may occur

Die in Tabelle 2 definierten Schwellenwerte, einschließlich der quantitativen Schweregrade und zusammengesetzten Ereignisse, sind als Ausgangswerte gedacht und müssen für fallbezogene Anwendungen und Validierungen mit beobachteten Auswirkungen realer Ereignisse, wie der Hitzewelle 2018 und den Stürmen Kyrill oder Eunice (auf europäischer Ebene), weiter verfeinert werden. Sie können jedoch als erste Entwürfe dienen. Darüber hinaus könnten adaptive Schwellenwerte, die auf saisonale und regionale Variabilität reagieren, die praktische Anwendbarkeit von Definitionen für Extremereignisse verbessern. Die Auswirkungen betreffen somit nicht nur die Energieproduktion (z. B. reduzieren Hitzewellen die Effizienz von Solaranlagen, während Flauten und Kältewellen zu Produktionsengpässen führen), sondern können auch die Stabilität des Stromnetzes gefährden (niedrige Produktion während Dunkelflauten und Überproduktion während Hellstürmen belasten das Netzmanagement und erfordern fortgeschrittene Ausgleichsmaßnahmen).

Auf Basis von Tabelle 2 und den abgeleiteten Schwellenwerten wurden Algorithmen zur Erkennung von Extremereignissen entwickelt. Ein Beispiel ist in Abbildung 2 dargestellt, das die Erkennung von Rampereignissen auf einem groben Raster (Sturm Eunice), einem hochauflösenden Raster (Sturm Boris) und die Erkennung von Cut-Off-Lows (Fall Mai 1999) zeigt. Für beide Sturmfälle werden die Windturbinen in Europa, basierend auf den OSM-Daten, angezeigt. Rot-gelblich hervorgehobene Turbinen zeigen Rampereignisse in den nächsten 6 Stunden an; die Farben zeigen Rasterpunkte, die für Rampereignisse mit unterschiedlichen Schweregraden für Up-/Downramping anfällig sind. Sturm Boris wurde gewählt, da er ein aktuelles Ereignis ist und noch in den Zeitraum des Abschlussberichts fällt. Der Sturm *Boris* war ein bedeutendes Ereignis im September 2024. Eine detaillierte Auswertung dieses Sturms, einschließlich Experimenten zur Abschätzung des Einflusses des Klimawandels (z. B. durch Modifikationen wie höhere oder niedrigere Meeresoberflächentemperaturen in operationellen Vorhersagemodellen), wird derzeit als gemeinsame Initiative mehrerer zentral-europäischer Wetterdienste durchgeführt. Der Ausschluss des Sturms *Boris* sowie des Starkniederschlagsereignisses im August 2024 aus diesem Bericht erfolgte aufgrund laufender Kooperationsstudien mit zentraleuropäischen Wetterdiensten. Diese Untersuchungen werden den möglichen Einfluss des Klimawandels auf die Entstehung und Auswirkungen solcher Extremereignisse analysieren, einschließlich Modifikationen in operationellen Vorhersagemodellen. Die detaillierte Analyse dieser Ereignisse wird in zukünftige Publikationen, die für 2025 geplant sind, integriert. Dort sollen erweiterte Klimawandelszenarien – einschließlich veränderter Meeresoberflächentemperaturen – angewandt werden, um die künftigen Auswirkungen auf erneuerbare Energiesysteme besser zu verstehen.

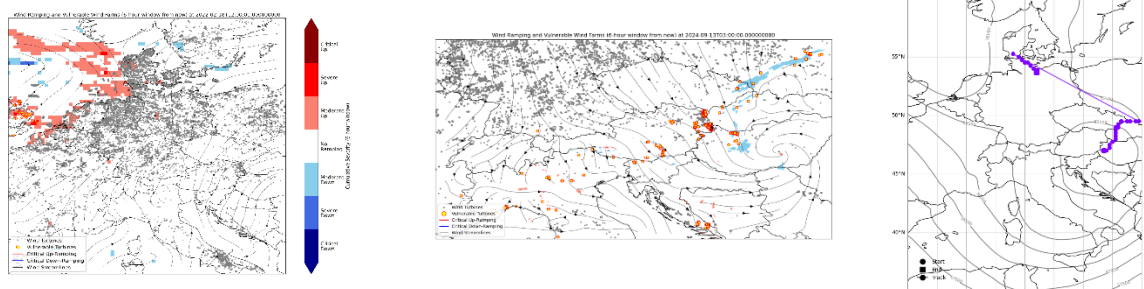


Abbildung 2: Links) Rampenerkennung und zeitliche Ausbreitung für Sturm Eunice auf einem groben Rasterdatensatz, Mitte) Rampenerkennung und Ausbreitung plus Hervorhebung anfälliger Turbinen für Sturm Boris (September 2024), und rechts) Erkennung eines Cut-Off-Lows, das für hohe Niederschläge im Mai 1999 anfällig ist, unter Verwendung eines groben Rasters.

Die Detektionssgorithmen wurden gründlich auf verschiedene aufgelöste Reanalysen, Hindcast-, Klimaszenario- und numerische Wettervorhersagemodelldaten für historische Fälle und zur Abschätzung von Frequenzänderungen angewendet und validiert. Die Veröffentlichung konnte innerhalb der Projektlaufzeit nicht abgeschlossen werden. Es ist jedoch geplant, sie Anfang 2025 fertigzustellen, einschließlich globaler Klimamodellszenariendaten aus den Destination Earth DT Climate-Simulationen (~5 km Rasterauflösung weltweit und stündliche Zeitaufösung). Dies ermöglicht es auch, die jüngsten Ereignisse in Österreich, wie den Sturm Boris oder das starke Niederschlagsereignis im August 2024, sowie die Algorithmen auf Ereignisse in Spanien im Herbst 2024 anzuwenden. Historische Extremereignisse, darunter der Sturm Kyrill und die Hitzewelle 2018, wurden analysiert. Stakeholder lieferten Beiträge zu zusätzlichen Fällen, die mit Stressszenarien für erneuerbare Energiesysteme übereinstimmen. Es wurden multivariate Analysen durchgeführt, um das Zusammenspiel zwischen meteorologischen Bedingungen und Energieauswirkungen zu bewerten, und Wiederkehrperioden wurden berechnet. Metriken wurden angepasst und angewendet, um die verschiedenen widrigen Wetterereignisse zu bewerten. Eine zukünftige Richtung könnte die Erweiterung von Copula-basierten Methoden sein, um Abhängigkeiten zwischen mehreren Variablen in zusammengesetzten Ereignissen zu erfassen, zusätzlich zu den Kausalitätsalgorithmen in WP4. Eine umfassende Fall-Datenbank wird ebenfalls in der Veröffentlichung bereitgestellt, um vielfältigere und neuere Ereignisse einzuschließen, insbesondere unterrepräsentierte Winterbedingungen. Darüber hinaus werden derzeit in einem anderen Projekt Clustering-Algorithmen zur Identifizierung und Gruppierung ähnlicher Ereignisse implementiert, die von der umfassenden Datenbank profitieren werden.

Generierung und Validierung synthetischer Daten

Die Auswahl und der Zugriff auf Produktionsdaten für erneuerbare Energien gestalteten sich schwierig, da diese Daten in Österreich im Gegensatz zu Ländern wie dem Vereinigten Königreich oder Australien nicht frei verfügbar sind. Mit Zugang zu Windenergie-Produktionsdaten und Spezifikationen eines großen österreichischen Anbieters sowie einer ausgewählten, sehr kurzen Zeitreihe von PV-Produktionsdaten und den Inhouse-Daten des Solarstandorts der ZAMG/Geosphere konnte jedoch ein kuratierter Satz synthetischer Daten für Wind- und PV-Produktion generiert werden. Darüber hinaus veröffentlichen die Austrian

Aviation (ACG) und die IG Windkraft regelmäßig Daten zu Windkraftanlagen. Diese Daten wurden verwendet, um österreichweit synthetische Windenergiedaten zu erstellen (siehe Abbildung 3). Für Wasserkraft wurden nur Näherungswerte verwendet. Die synthetischen Daten sollen auf einer Zenodo-Community-Seite verfügbar gemacht werden. Datensätze wurden gesammelt, generiert und mit den Projektpartnern geteilt. Das Windkraftpotenzial auf dem Netz wurde mit einer Reihe standardisierter Windturbinen wie Enercon E101 oder Vestas V90/V112 berechnet. Methoden und Ergebnisse zur Generierung synthetischer PV-Produktionsdaten sind in Arbeitspaket 5 beschrieben.

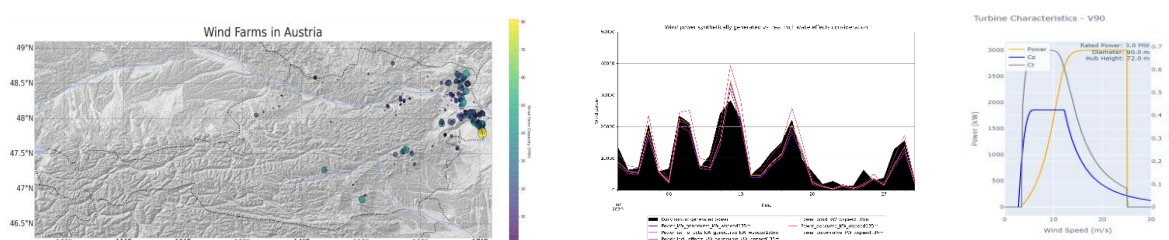


Abbildung 3: Links) Windparks in Österreich, die in diesem Projekt verwendet wurden. Die Datenbasis umfasst sowohl öffentlich verfügbare Daten der ACG und IG Windkraft. Größe und Farbe der Punkte repräsentieren die installierte Kapazität und die Anzahl der Turbinen pro Windpark. Mitte) Beispiel einer synthetisch generierten Windenergieweiterproduktion, aggregiert für einen Windpark in Ostösterreich, herangezoomt auf eine kurze Zeitperiode. Rechts) Beispiel der parametrischen Leistungs-, c_p - und c_t -Kurven, die zur Generierung der synthetischen Windenergiedaten verwendet wurden.

Geosphere Austria hat Zugriff auf Produktionsdaten eines größeren Energieanbieters ab Herbst 2015 für ca. 100 Turbinen und ab 2017 für ca. 250 Turbinen. Diese Daten wurden verwendet, um die synthetische Energieproduktion zu validieren, einschließlich der Ableitung von parametrischen Leistungskurven (c_p) und c_t -Kurven. Die Methoden zur Berechnung der parametrischen Leistungskurve und der c_p -Kurve wurden basierend auf Saint-Drenan et al. (2020) angepasst. Die Berechnung der c_t -Kurve, die die parametrische c_p -Kurve verwendet, wurde gemeinsam im MEDEA-Projekt und im Destination Earth On-Demand Extremes Digital Twin-Projekt entwickelt und kann nicht geteilt werden.

Zusammenfassend wurden synthetische Datensätze für Wind- und Solarenergieproduktion generiert und gegen einen Teil realer Produktionsdaten validiert. Dies beinhaltete Korrekturmethode, einschließlich Bias-Korrekturen, die auf synthetische Datensätze angewendet wurden, um sie an beobachtete Energieausgaben anzupassen und halbsynthetische Daten für Anwendungsfälle zu generieren, in denen reale Produktionsdaten verfügbar waren. Eine erweiterte Validierung über eine vielfältigere Auswahl historischer Jahre ist erforderlich, um die Robustheit der synthetischen Daten zu bewerten. Dies setzt jedoch voraus, dass Betreiber bereit sind, Langzeitdaten bereitzustellen, die eine diverse Auswahl an PV-Modulen, Turbinentypen usw. abdecken.

Empfehlungen basierend auf Erfahrungen in WP2 für zukünftige Projekte und Folgediskussionen:

- Verbesserung der Dateninfrastruktur: Entwicklung gemeinsamer Datenplattformen zur Vereinfachung von Produktionsdaten und Metadaten

für erneuerbare Energien in Österreich/Europa unter Wahrung von Datenschutz- und Privatsphäre-Rechten.

- Verfeinerung der Ereignisdefinitionen: Einsatz eines dynamischen Schwellenwertsystems basierend auf historischen und projizierten Daten und Anpassung der Definitionen an betriebliche Anforderungen durch kontinuierliches Feedback von Stakeholdern.
- Erweiterung von Fallstudien und Validierung: Einbeziehung unterschiedlicher meteorologischer Bedingungen und regionalübergreifender Vergleiche, Validierung synthetischer Daten und Definitionen gegen reale Auswirkungen beobachteter Extremereignisse.
- Nutzung fortgeschrittener Analysen: Einsatz von maschinellem Lernen und Ensemble-Methoden zur Verbesserung der Genauigkeit synthetischer Daten, der Berechnung von Wiederkehrperioden und der Anwendung probabilistischer Ansätze zur besseren Quantifizierung von Unsicherheiten in der Erkennung und Frequenzanalyse von Ereignissen.
- Verbesserung der Stakeholder-Einbindung: Aufbau einer Gemeinschaft, die Stakeholder aus verschiedenen Sektoren einbezieht, und Entwicklung benutzerfreundlicher Werkzeuge zur Übersetzung technischer Erkenntnisse in umsetzbare Einsichten für die Planung erneuerbarer Energien.

Arbeitspaket 3

Im Arbeitspaket 3 wurde der Meilenstein 3.1 abgeschlossen, und die Ergebnisse wurden in einem IEEE DSAA-Konferenzbeitrag veröffentlicht: „AWT - Clustering Meteorological Time Series Using an Aggregated Wavelet Tree“. AWT wurde zunächst auf Crowd-Sourced-2-m-Temperaturdaten mit stündlicher Auflösung aus der Stadt Wien angewendet, um Ausreißer zu erkennen und zu untersuchen, ob die finalen Cluster allgemeine Ähnlichkeiten und Ähnlichkeiten mit städtischen Landnutzungsmerkmalen zeigen. Es wurde gezeigt, dass sowohl die Ausreißererkennung als auch die implizite Zuordnung zu Landnutzungsmerkmalen mit AWT möglich sind, was neue potenzielle Anwendungsfelder eröffnet. Der Beitrag „Pacher, C., Schicker, I. DeWit, R., Hlaváčková-Schindler, K., Plant, C. (2022) AWT - Clustering Meteorological Time Series Using an Aggregated Wavelet Tree“ wurde auf der 9. IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics, China, im Oktober 2022 veröffentlicht.

Die Methodik wurde zunächst mit 2-m-Temperaturen entwickelt, jedoch unabhängig von spezifischen Parametern formuliert. Der Algorithmus wurde so entwickelt, dass er mit allen Parametern arbeiten kann, und wurde sowohl mit Windturbinendaten als auch mit sogenannten Panel-Daten, d. h. multivariaten Daten wie Temperatur und Wind kombiniert, getestet. Die Nutzung von Crowd-Sourced-Temperaturen erfolgte, da die Veröffentlichung von Clustering-Ergebnissen für Windparks Datenschutzprobleme mit den Eigentümern und Betreibern der Windparks verursachen hätte können. Der Algorithmus wurde auf Windparkdaten angewendet, und die Ergebnisse zeigen den Einfluss der Lage einer Turbine innerhalb eines Windparks und wie ähnliche Turbinen erkannt werden können, um fehlende Daten zu ergänzen (Abbildung 4).



Abbildung 4: Links) Windparks und Turbinen in Ostösterreich, rechts) geclusterte Windturbinen.

Meilenstein 3.2: Eine Methode zur Vorhersage durch einen überwachten Klassifikations- und Regressionsalgorithmus für Extremereignisse, einschließlich eines Software-Prototyps und einer Validierung, wurde entwickelt und auf Windgeschwindigkeitsdaten mit Extremereignissen angewendet. Der Beitrag „Scheepens, D., Schicker, I., Hlaváčková-Schindler, K., Plant, C. An adapted deep convolutional RNN model for spatio-temporal prediction of wind speed extremes in the short-to-medium range for wind energy applications“, eine gemeinsame Anstrengung der Arbeitspakete drei und fünf, wurde im Juli 2022 im Geospatial Model Development (GMD) Journal eingereicht. Dieser Meilenstein wurde mit der erfolgreichen Veröffentlichung des Beitrags im GMD Journal im Januar 2023 abgeschlossen.

Der Beitrag untersucht die Möglichkeit, ein auf einer tiefen convolutional recurrenten neuronal networks (RNN) basierendes Regressionsmodell für die räumlich-zeitliche Vorhersage extremer Windgeschwindigkeitsereignisse im kurzfristigen bis mittelfristigen Bereich (12-Stunden Prognosen mit stündlichen Intervallen) durch die Manipulation der loss function anzupassen. Ein mehrschichtiges Convolutional Long Short-Term Memory (ConvLSTM)-Netzwerk wurde mit verschiedenen Loss function für schiefe-verteilte Regressionen angepasst, die in der Literatur vorgeschlagen wurden: invers gewichtete, linear gewichtete und squared error-relevance area (SERA) loss. Die Ergebnisse zeigen, dass die inverse Gewichtungsmethode die Vorhersageverteilung am effektivsten in den extremen Bereich verschiebt, wodurch die Anzahl der vorhergesagten Ereignisse in den extremen Bereichen erheblich gesteigert und der Root-Mean-Squared-Error (RMSE) in diesen Bereichen reduziert wird. Es wird geschlossen, dass die invers gewichtete Loss function eine effektive Möglichkeit bietet, Deep Learning an die Aufgabe der schief-verteilten räumlich-zeitlichen Regression und deren Anwendung auf die Vorhersage extremer Windgeschwindigkeitsereignisse im kurz- bis mittelfristigen Bereich anzupassen. Das implementierte Modell wurde auf Github bereitgestellt.

Zusätzlich zur Implementierung von ConvLSTM wurde eine Kausalitätsentdeckungsmethode basierend auf Hawkes-Prozessen implementiert und ebenfalls als Konferenzbeitrag veröffentlicht. Hawkes-Prozesse sind eine spezielle Klasse von zeitlichen Punktprozessen, die ein natürliches Konzept von Kausalität aufweisen, da das Auftreten von Ereignissen in der Vergangenheit die Wahrscheinlichkeit von Ereignissen in der Zukunft erhöhen kann. Die Entdeckung des zugrunde liegenden Einflussnetzwerks zwischen den Dimensionen

multidimensionaler zeitlicher Prozesse ist in Disziplinen von großer Bedeutung, in denen hochfrequente Daten modelliert werden sollen, z. B. in finanziellen Daten oder seismologischen Daten. Dieser Beitrag behandelt das Problem des Lernens von Granger-kausalen Netzwerken in multidimensionalen Hawkes-Prozessen.

Meilenstein 3.3: Die finalen Codeüberarbeitungen und die Fertigstellung der Softwarepakete wurden im Januar 2024 abgeschlossen. Ein Poster mit dem Titel „*Hlaváčková-Schindler, K., Hoxhallari, K., Caumel Morales, L., Schicker, I., Plant, C. Causal discovery among wind-related variables in a wind farm under extreme wind speed scenarios: Comparison of results using Granger causality and interactive k-means clustering*“ wurde auf der EGU24 General Assembly 2024 in der speziellen Session „Many shades of causality analysis in Earth Sciences: Methods, challenges and applications“ im April 2024 vorgestellt.

Unter Verwendung der meteorologischen Reanalysedaten ERA5 aus den Jahren 2000 bis 2020 wurden die zeitlichen Effekte von zehn windbezogenen Prozessen in Zeitintervallen mit extremen Windgeschwindigkeitswerten untersucht. Diese Daten wurden extrahiert und auf die Standorte der Windturbinen eines Windparks in Andau, Österreich, angepasst. Das Problem wurde auf zwei Arten angegangen: durch Granger-Kausalitätsanalysen, konkret durch das heterogene Graphical Granger Model (HMML), und durch Clustering, konkret durch das interaktive k-means Clustering (IKM). Sechs Szenarien wurden basierend auf hydrologischen Halbjahresperioden, moderater Windgeschwindigkeit sowie Zeitintervallen mit niedrigen oder hohen extremen Windgeschwindigkeiten im Windpark analysiert.

Die betrachteten Daten umfassten die Windstromproduktion und zehn meteorologische Parameter aus ERA5-Daten, die für 38 individuelle Windturbinen im Zeitraum 2000–2020 stündlich gemessen wurden:

- Grenzschichthöhe (boundary layer height) in Metern (blh),
- Taupunkttemperatur auf 2 m in Kelvin (d2m),
- Geopotenzial in m^2/s^2 (z),
- relative Luftfeuchtigkeit in % (rel-h),
- Temperatur auf 2 m (t2m), 100 m (t100m) und 135 m (t135m) in Kelvin,
- Windrichtung auf 100 m (wdir100m),
- Windgeschwindigkeit auf 100 m (wspeed100m) und 135 m (wspeed135m).

Die Zielvariable waren 96-stündige Windgeschwindigkeitszeitreihen in 135 m Höhe (Nabenhöhe der Turbinen). HMML und IKM wurden für jede Turbine einzeln sowie für die folgenden sechs Szenarien (in 135 m Höhe) und für jedes Jahr verwendet:

Tabelle 3: Definition der Schwellenwerte und Szenarien.

Hydrol. half-years in 2000	Winter	Summer
High extreme wind $\geq 15\text{m/s}$	01-16 - 01-19	10-28 - 10-31
Low extreme wind $\leq 2\text{m/s}$	01-01 - 01-04	07-22 - 07-25
Moderate (6m/s, 8m/s)	12-02 - 12-06 06	06-16 - 06-20

Im Falle von HMML wurden kausale Variablen und deren Werte für jedes Szenario identifiziert. Für die Methode IKM wurde sie genutzt, um drei Cluster (Cluster für moderate Windgeschwindigkeit sowie für niedrige und hohe extreme Windgeschwindigkeit) zu erstellen und Koeffizientenrepräsentationen jeder Variable in Bezug auf die Windgeschwindigkeit in jedem der sechs Szenarien zu finden. Die Ergebnisse beider Methoden wurden im Hinblick auf die kausalen Variablen sowie die Variablen mit den höchsten Koeffizientenrepräsentationen verglichen und ihre Interpretierbarkeit durch meteorologisches Expertenwissen bewertet.

Interaktives k-means Clustering wurde für diese drei Cluster (hohe extreme Windgeschwindigkeit, moderate Windgeschwindigkeit und niedrige extreme Windgeschwindigkeit) für jedes hydrologische Halbjahr auf 10-dimensionalen Zeitreihen mit einer Länge von 96 Stunden angewendet. Dabei wurde die euklidische Distanz verwendet. Das erhaltene Clustering für jedes hydrologische Halbjahr wurde hinsichtlich der bekannten Labels durch die Clustering-Purity bewertet. Die Ergebnisse sind in **Tabelle 4** dargestellt, der Code ist auf GitLab verfügbar.

Tabelle 4: Die drei wichtigsten Variablen mit den höchsten Koeffizientenrepräsentationen für jedes Szenario (ohne exakte Werte).

Windgeschwindigkeit auf 135 m	Winter: 3 dominanteste kausale Variablen	Sommer: 3 dominanteste kausale Variablen
Hohe Windgeschwindigkeit	d2m, z, blh	blh, wdir100m, d2m
Niedrige Windgeschwindigkeit	blh, z, wdir100	z, blh, wdir100
Moderate Windgeschwindigkeit	z, d2m, wdir100	blh, wdir100, d2m

Arbeitspaket 4

Im Arbeitspaket 4 wurde der Meilenstein 4.1 zu 100 % erfüllt: Die Aufgabe bestand darin, Varianten von grafischen Granger-Modellen (GGM) zur Erkennung von Kausalitäten in den Daten aus WP2 und WP3 zu nutzen. Erste Tests wurden mit ERA5-Daten durchgeführt, und der Python-Code für die Methode HMML wurde von Andreas Fuchs und Katerina Hlaváčková-Schindler entwickelt. Die Aufgabe wurde im Dezember 2021 abgeschlossen.

Meilenstein 4.2 wurde ebenfalls vollständig umgesetzt: Ein Python-Paket für HMML (eine Version von GGM) zur Erkennung seltener und häufiger Anomalien wurde entwickelt, einschließlich Software. Es wurde auf ERA5-Daten zu europäischen Windstürmen getestet. Im Ergebnis wurde eine Präsentation auf der EGU2022 gehalten: *Hlaváčková-Schindler, K., Fuchs, A., Plant, C., Schicker, I., und DeWit, R. (2022), "The influence of meteorological parameters on wind speed extreme events: A causal inference approach", European Geosciences Union General Assembly 2022, Wien, Österreich, 23.–27. Mai 2022, EGU22-5756.* Diese Aufgabe wurde im Mai 2022 erfüllt.

Meilenstein 4.3: GGM-Methoden (HGGM und HMML) wurden für die Erkennung von Extremwerten entwickelt, ergänzt durch Software zur Visualisierung eines Windparks. Das Python-Paket für HGGM wurde fertiggestellt; sowohl HMML als auch HGGM werden statistisch an synthetischen Daten von 38 Turbinen eines Windparks in Ostösterreich validiert. Eine Visualisierungssoftware wurde ebenfalls entwickelt. Das Python-Tool *HMMLVis* zur Visualisierung von Granger-kausalen Variablen mit der HMML-Methode für Windparkturbinen wurde entwickelt. Der dazugehörige Artikel *Wöß, R., Hlaváčková-Schindler, K., Schicker, I., Papazek, P., Plant, C. The Spatio-Temporal Visualization Tool HMMLVis in Renewable Energy Application* wurde am 25.08.2024 im Geospatial Model Development (GMD)-Journal eingereicht und befindet sich derzeit im Begutachtungsprozess. Da der Artikel kürzlich eingereicht wurde und noch nicht veröffentlicht ist, ist der GitLab-Link noch nicht verfügbar. Sobald alle ausstehenden Artikel fertiggestellt sind, werden sie auf der Zenodo-Community-Seite hochgeladen (siehe WP6 für weitere Details).

Meilenstein 4.4 wurde abgeschlossen, und zwei Konferenzbeiträge wurden eingereicht und präsentiert:

- *Fuchs, A., Hlaváčková-Schindler, K., Plant, C., Schicker, I.: Influence of meteorological parameters in wind storms by Granger causal analysis, Wind Energy Science Conference, Glasgow, UK, Mai 2023* und
- *Hlaváčková-Schindler, K., Schicker, I., Hoxhallari, K., Plant, C.: Detection of Meteorological Variables in a Wind Farm Influencing the Extreme Wind Speed by Heterogeneous Granger Causality, ICLR 2024 Workshop: Tackling Climate Change with Machine Learning.*

Im zweiten Beitrag wurden zeitliche Effekte von 11 windgeschwindigkeitsbezogenen Prozessen untersucht, darunter:

- Geopotenzial in m^2/s^2 (z),
- Grenzschichthöhe in m (blh),
- Taupunkttemperatur auf 2 m in K (d2m),
- relative Luftfeuchtigkeit in % (rel-h),
- Windgeschwindigkeit auf 135 m in m/s (wspeed135m),
- Divergenz in s^{-1} (d),
- Wolkenbedeckung in % (cc),
- Ozonmischungsverhältnis in kg/kg (o3),
- potenzielle Vorticity in $\text{m}^2/\text{s}/\text{kg}$ (pv),
- Temperatur auf 135 m in K (t135m),
- relative Vorticity in $\text{m}^2/\text{s}/\text{kg}$ (vo).

Die Zielvariable war die Windgeschwindigkeit auf 135 m, entsprechend der Nabenhöhe der Turbinen. Der Oberflächen- und 1000-hPa-Druck wurden nicht als Merkmale berücksichtigt, da es darum ging weniger offensichtliche kausale Zusammenhänge zu untersuchen. ERA5-Reanalysedaten wurden verwendet, um Daten zur Windstromproduktion für einen Windpark in Ostösterreich zu generieren. Sechs verschiedene Szenarien für das hydrologische Halbjahr, basierend auf Zeitintervallen moderater Windgeschwindigkeit sowie niedriger und hoher extremer Windgeschwindigkeit, wurden als Zielvariablen evaluiert. Diese Szenarioaufteilung ermöglicht kausales Denken über mögliche Ursachen für

extreme Windgeschwindigkeit in einem Windpark. Die identifizierten kausalen Parameter für jedes Szenario liefern Informationen für das Management der Energieproduktion bei widrigen Wetterbedingungen.

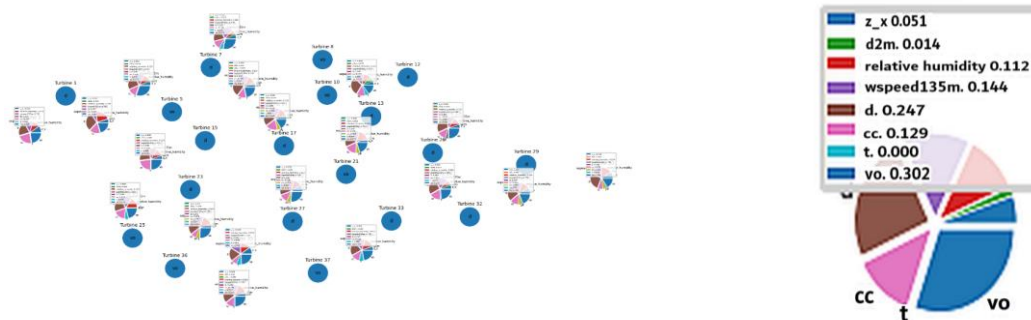


Abbildung 5: Links) Der Windpark in einem Szenario mit hoher extremer Windgeschwindigkeit im Sommer; rechts) Tortendiagramm der kausalen Variablen, die einer Turbine entsprechen.

Der Code ist auf GitLab verfügbar.

Im Rahmen von Arbeitspaket 4 wurden im Jahr 2024 zwei wissenschaftliche Artikel verfasst. Der erste Artikel:

Wöß, R., Hlavácková-Schindler, K., Schicker, I., Papazek, P., Plant, C. *The Spatio-Temporal Visualization Tool HMMLVis in Renewable Energy Application* wurde im Sommer 2024 im *Journal of Geospatial Model Development* eingereicht.

In dieser Arbeit wird HMMLVis vorgestellt, ein originelles Visualisierungstool für multivariate Granger-Kausalitätsanalysen. Insbesondere bezieht sich dies auf heterogene Granger-Kausalität zur Ableitung kausaler Zusammenhänge in Zeitreihen, die einer exponentiellen Verteilung folgen. HMMLVis ist benutzerfreundlich und kann in jeder wissenschaftlichen Disziplin angewendet werden, die Beziehungen in Zeitreihen untersucht. In diesem Artikel liegt der Fokus auf klimatologischen und meteorologischen Anwendungen. Das Visualisierungstool wird an verschiedenen Arten von Anwendungen demonstriert, die sich auf meteorologische Ereignisse in den oberen/unteren Bereichen der jeweiligen Verteilungen beziehen. Beispiele umfassen Anwendungen in der erneuerbaren Energie (Wind, PV), Luftverschmutzung und dem EUMETNET-Post-Processing-Benchmark-Datensatz (EUPPBench) über unterschiedliche zeitliche Horizonte hinweg. Wir zeigen, dass die HMMLVis-Methode und ihre Visualisierung bekannte kausale Zusammenhänge darstellen und kausale Beziehungen in den zeitlichen Abhängigkeiten erkennen, die für die jeweiligen Fälle zusätzliche wichtige Informationen liefern. Wir sind überzeugt, dass HMMLVis als interpretierbares Visualisierungstool Klimatologen und Meteorologen dient.

Der zweite Artikel:

Hlavácková-Schindler, K., Wöß, R., Schicker, I., Papazek, P., Plant, C. *Which meteorological parameters influence extreme wind speed in a wind farm? A heterogeneous Granger causality approach* wurde im November 2024 auf Einladung bei *Environmental Data Science* (Cambridge University Press)

eingereicht. Der Artikel ist eine Erweiterung der Workshop-Arbeit „Hlavackova-Schindler, K., Schicker, I., Hoxhallari, K., Plant, C. Detection of Meteorological Variables in a Wind Farm Influencing the Extreme Wind Speed by Heterogeneous Granger Causality“ (ICLR 2024 Workshop: Tackling Climate Change with Machine Learning).

Arbeitspaket 5: Anwendung auf vergangenes und zukünftiges Klima sowie aktuelle Wettervorhersagen

Arbeitspaket 5 umfasste drei Hauptaufgaben und Ziele:

- Nachbearbeitung numerischer Wettervorhersagen (NWP) mit Schwerpunkt auf Extremereignissen unter Verwendung statistischer und maschineller Lernalgorithmen.
- Anwendung der Ergebnisse und Methoden aus WP3 und WP4 als zusätzliche Informationen in den Nachbearbeitungsalgorithmen.
- Berechnung von Wiederkehrperioden/Frequenzen extremer Ereignisse, die die erneuerbare Energieproduktion beeinflussen.

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Aufgaben 5.1–5.3 zusammengefasst.

Im ersten Jahr begonnen und bis zum dritten Jahr (einschließlich der Projektverlängerung) abgeschlossen, wurde in Aufgabe 5.1 ein standortspezifisches Sequence-to-Sequence-LSTM (Long Short-Term Memory) entwickelt. Dieses künstliche neuronale Netzwerk eignet sich besonders gut zur Vorhersage von Zeitreihen (Architektur siehe Abbildung 7). Im zweiten Jahr wurden die Codes für Solar- und Windenergie in den Nowcasting- bis Mittelfristbereich weiterentwickelt, mit besonderem Fokus auf die angemessene Darstellung von Extremereignissen. Verschiedene Ansätze zur Datenumwandlung, Transferlearning und die Auswahl geeigneter Merkmale (Aufgabe 5.2) wurden untersucht.

Ein Hauptproblem in der KI/Maschinelles Lernen für PV-sind schlecht aufgelöster oder fragmentierter Datensätze. Dazu zählen nicht kontinuierlich aufgezeichnete Daten sowie Schwierigkeiten, die durch spezifische Installationen entstehen, wie fehlende Spezifikationen, sich rasch verändernde Umgebungen und eine hohe Diversität unter den Standorten, die in das Stromnetz einspeisen. Um ausreichend konsistente historische Daten zu verwenden, können KI-gestützte Vorhersagen unter diesen Umständen fehlschlagen oder unterdurchschnittlich abschneiden. Daher gehören maßgeschneiderte Vorhersageansätze zu den Hauptforschungszielen.

Wir verfolgen einen mehrstufigen Ansatz für maschinelles Lernen, der Datenumwandlung, Nachbearbeitungstechniken und Merkmalserkennung aus diversen Datensätzen umfasst, wie in Abbildung 6 illustriert. Wenn es zur Verbesserung der Vorhersagequalität beiträgt ist, wird die Generierung halbsynthetischer Daten für reduzierte Datensätze einbezogen. Beispiele für Datenquellen sind Satellitendatenprodukte (z. B. CAMS von Copernicus), Reanalysedaten (z. B. ERA-5 von ECMWF), PV-Produktionsdaten oder mit pvlib generierte Schätzungen sowie Vorhersagemodelle wie hochauflösende numerische

Modelle (z. B. AROME-Oberflächenparameter) und interne Nowcasting-Modelle (z. B. IrradPhyD-Net, ein satellitengestütztes, datengetriebenes Modell für den österreichischen Raum).

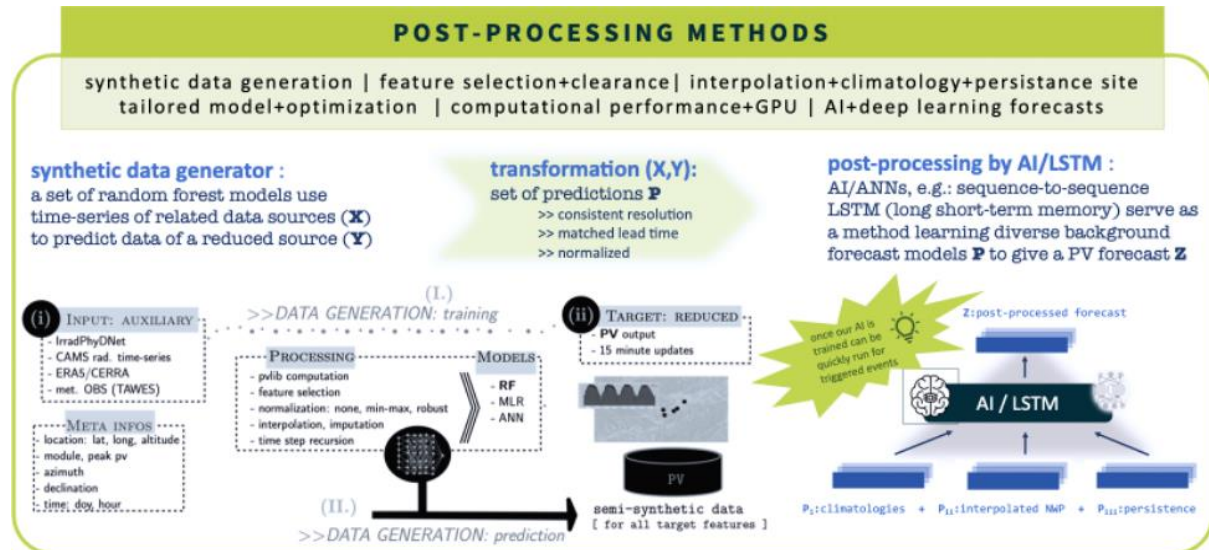


Abbildung 6: Framework der Nachbearbeitungsmethoden mit Schwerpunkt auf maschinellen Lernalgorithmen in drei Schritten:

Das Vorgehen innerhalb unseres Frameworks kann zusammengefasst werden als:

1. Generierung synthetischer Daten bei Bedarf für reduzierte Daten (häufig im Bereich erneuerbare Energien).
2. Transformation dieser Datensätze zu konsistenten Vorhersagen (z. B. Punktinterpolation von NWP-Daten, Persistenz und Klimatologie).
3. Verwendung eines KI-Vorhersagemodells, das in der Lage ist, schnell und effizient in Echtzeit zu arbeiten, sobald es auf einer Fülle historischer Daten (einschließlich unserer historischen Produktionsdaten) trainiert wurde.

Das Hauptmodell wurde auf größeren Datensätzen trainiert und optimiert, wobei satellitenbasierte Daten und synthetisch generierte Produktionsdaten berücksichtigt wurden. Eine Vielzahl von Datenquellen wurde gesammelt und verarbeitet, um ein Gebiet abzudecken, das sowohl den Standort selbst als auch die räumliche Umgebung einbezieht (z. B. benachbarte Gitterpunkte und nahegelegene meteorologische Beobachtungen). Die erzielten Vorhersageergebnisse für Extremereignisse und netzbezogene Daten sind vielversprechend und werden in weiteren Projekten mit Betreibern basierend auf den im Rahmen von MEDEA erzielten Grundlagen diskutiert. Innerhalb von Aufgabe 5.2 wurde der Ansatz gegen statistische Methoden wie RF (Random Forest) und MLR (Multiple Linear Regression) evaluiert, wobei speziell Extremereignisse wie Sahara-Staubereignisse und der Sturm Derecho 2022 analysiert wurden.

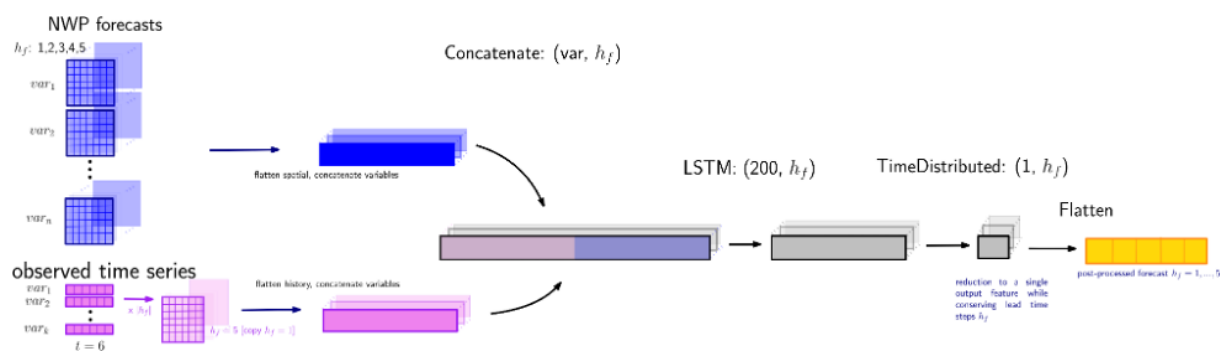


Abbildung 7: Sequence-to-Sequence-LSTM-Architektur optimiert für Vorhersagen und Extremereignisse, mit einer Reihe von Hintergrundvorhersagen, die entweder aus NWP (Numerical Weather Prediction) oder Beobachtungs-/Reanalysedaten stammen und als Persistenz- oder Klimamodell verwendet werden.

Eine rigorose Analyse der erzielten Ergebnisse anhand verschiedener Fallstudien und ein Vergleich der Algorithmen bestätigen unseren Ansatz und demonstrieren den Mehrwert der Anwendung unseres Deep-Learning-basierten Frameworks. Insbesondere durch die Einbeziehung synthetischer Daten und klimatischer Hintergrundmodelle konnten wir die Vorhersagegenauigkeit kontinuierlich verbessern, insbesondere bei Sahara-Staubereignissen in Mitteleuropa (siehe Abbildung 8). Diese Methoden wurden auch auf hochauflösende Windvorhersagen angewandt, die mithilfe eines ähnlichen Deep-Learning-Verfahrens in einem Ensemble-Setup durchgeführt wurden. Eine Fallstudie wurde für meteorologische Stationen präsentiert, die verschiedene topografische Situationen abdecken. Während die Ergebnisse vorwiegend in energiemeteorologischen Sessions auf Konferenzen präsentiert wurden, sind vertiefte Publikationen zu unserer Vorhersagemethodik in Vorbereitung.

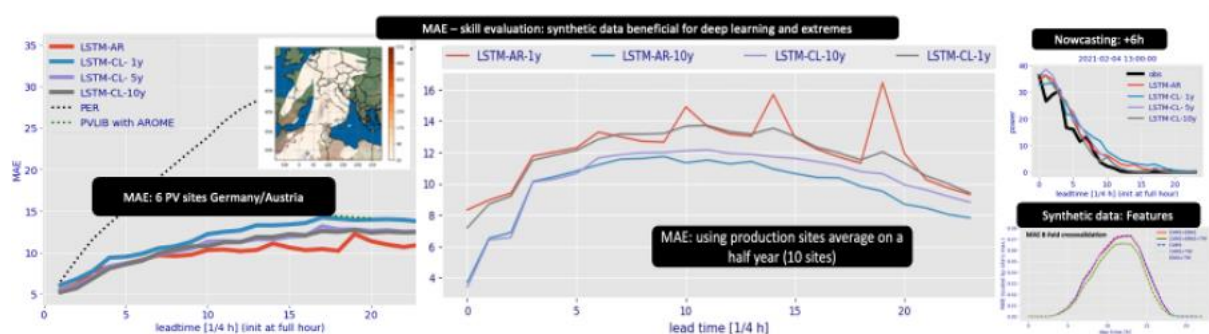


Abbildung 8: Erzielte Ergebnisse.

Auf der technischen Seite wurde der Code bereinigt, auf Python 3 migriert und für eine effiziente Ausführung in einer GPU-basierten Umgebung optimiert, wodurch nahezu Echtzeit-Datenabfragen und -Vorhersagen möglich wurden. Aufgrund von Problemen mit dem GPU-Cluster (veraltete CUDA-Treiber, deren Aktualisierung das Risiko längerer Ausfallzeiten birgt), wurden ressourceneffiziente punktbasierte Vorhersagen auch auf Linux-Server migriert. Für gitterbasierte Methoden war jedoch eine umfangreiche Überarbeitung des Codes erforderlich, um den Übergang von der Testumgebung zum Cluster zu ermöglichen, was zu erheblichen Verzögerungen führte. Die Finalisierung nahm mehr Zeit in Anspruch als ursprünglich geplant, konnte jedoch erfolgreich in einer wettbewerbsfähigen Rechenumgebung während der Endphase des Projekts eingerichtet werden.

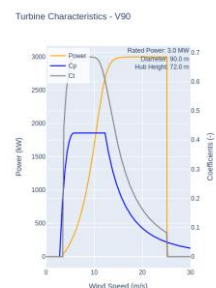
Darüber hinaus wurde die GPU-Umgebung im Herbst 2023 auf die neuesten CUDA-Treiber aktualisiert, was die Nutzung moderner Bibliotheken ermöglichte.

Um Windextreme, die die erneuerbare Energieerzeugung beeinflussen, besser zu berücksichtigen, wurden Methoden zur Vorhersage von Windgeschwindigkeiten, Windböen und direkter Windkraftproduktion implementiert und anhand realer Daten validiert (die jedoch aus Datenschutzgründen nicht geteilt werden können). Methoden des maschinellen Lernens, insbesondere ein Feedforward-Neuronales Netzwerk, ein Random-Forest-Modell, eine Reihe verschiedener datengestützter und hybrider Verfahren (MCMC, „White Noise“-Modell für Ensemble-Vorhersagen, XGBoost, LSTM) und statistische Modelle (SAMOS, Multiple Lineare Regression), wurden erweitert und mit den Vorhersagemodellen sowie zusätzlichen Informationen aus WP3 und WP4 gekoppelt.

Zusätzlich wurden Nowcasting-/Intraday-Vorhersagen für Fallstudien mit dem in WP3 entwickelten ConvLSTM-Algorithmus genutzt. Der Vorteil dieses Algorithmus besteht darin, dass er ausschließlich auf Mittelwert-Windgeschwindigkeitsmessungen und der Energieproduktion auf Nabenhöhe der Turbine basiert und keine Informationen über die Bodenrauigkeit benötigt. Diese Arbeit wurde mit Daten eines alpinen Windparks erweitert und auf der EMS 2022 präsentiert. Darüber hinaus wurde die Trainingsdatenbank durch synthetisch abgeleitete Produktionsinformationen erweitert. Zu diesem Zweck wurde ein Satz von Referenzturbinen definiert (siehe Tabelle 5), einschließlich der Berechnung der parametrischen Kurven, wie in WP2 beschrieben.

Tabelle 5: Links) Referenzturbinen, die in diesem Projekt basierend auf den derzeit am häufigsten installierten Turbinentypen in Österreich definiert wurden.

Turbine Model	Rated Power (MW)	Rotor Diameter (m)	Hub Height (m)	Specific Power (W/m ²)	Est. Annual Energy Production (GWh)*	IEC Wind Class
Turbine Model	Rated Power (MW)	Rotor Diameter (m)	Hub Height (m)	Specific Power (W/m ²)	Est. Annual Energy Production (GWh)*	IEC Wind Class
Vestas V90	2.00	90	80-105	314	5.5 - 7.0	IA/IIA
Vestas V150	4.20	150	166	238	11.0 - 17.0	IIIB
Vestas V162	7.20	162	119-166	350	21.0 - 28.0	S
Vestas V172	7.20	172	112-148	311	22.0 - 30.0	S
Senvion 3.2M114	3.17	114	93-143	310	9.5 - 11.5	IIA
Senvion 3.2M122 NES	3.20	122	89-139	273	10.0 - 12.5	IIA
Enercon E-101	3.05	101	99-159	380	8.0 - 10.0	IA
Enercon E-138 EP3 E2	3.50	138	81-160	234	12.0 - 15.0	IIA
Nordex N163	7.00	163	118-164	335	20.0 - 26.0	S
Vestas V120	3.45	120	87-166	276	11.0 - 14.0	IIIB



Die Gesamtergebnisse zeigten den Mehrwert der Verwendung von Informationen aus den anderen Arbeitspaketen sowie Verfeinerungen der verschiedenen Methoden. Die Ergebnisse in Abbildung 9 heben einen Fall im Januar 2022 hervor, der ein erhebliches Ramping der Windgeschwindigkeit im Bereich der Energieproduktion zeigt. Für diesen spezifischen Fall lieferten alle Methoden und Modelle gute Ergebnisse, jedoch stimmten die Zeitpunkte oft nicht exakt überein.

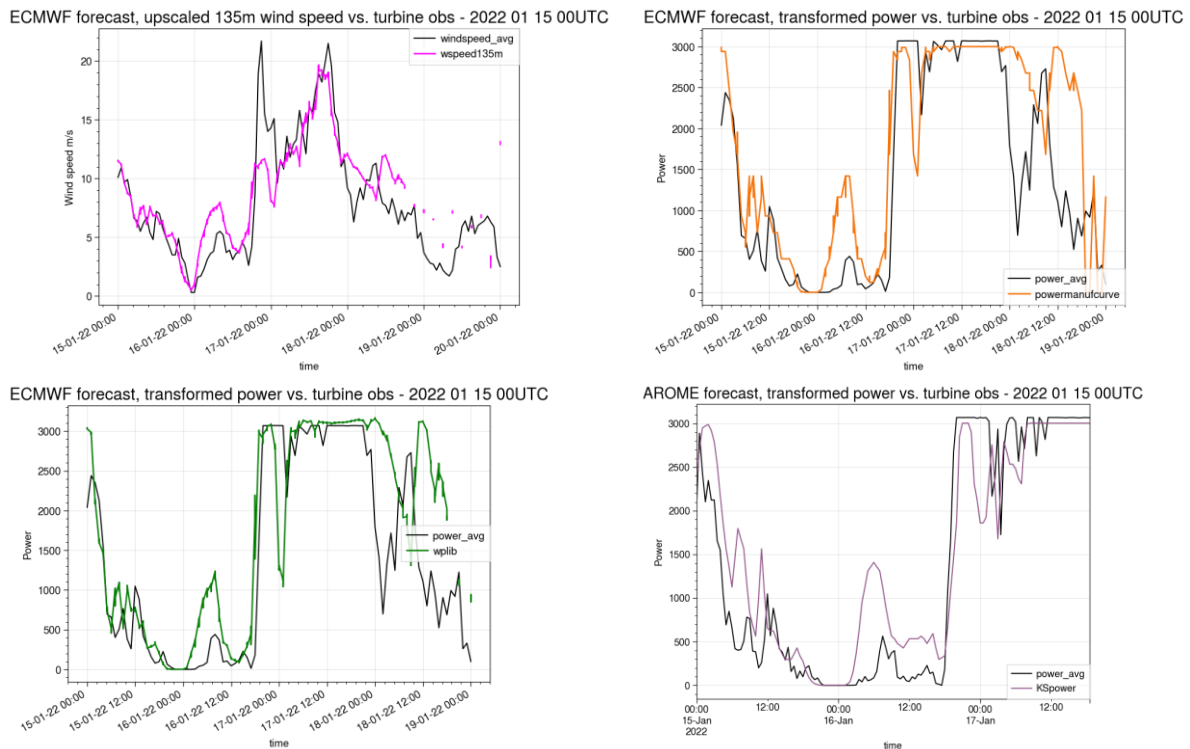


Abbildung 9: Oben links) vorhergesagte und beobachtete Windgeschwindigkeiten für einen Fall im Januar 2022, oben rechts) Umrechnung in Energie mit einem Look-Up-Table-Ansatz, der nur die Windgeschwindigkeit verwendet, unten links) ECMWF-Vorhersagen, umgerechnet in Energieproduktion mithilfe verschiedener Merkmale (einschließlich Informationen aus WP3 und WP4) als Eingaben für das Neuronale Netzwerk, und unten rechts) dasselbe Modell, trainiert mit AROME-Daten.

Aufgabe 5.4 - Berechnung von Wiederkehrperioden/Häufigkeiten extremer Ereignisse, die die erneuerbare Energieerzeugung beeinflussen

Der thematische Schwerpunkt lag auf der Berechnung extremer bzw. nachteiliger Wetterereignisse, die die erneuerbare Energieerzeugung in historischen und zukünftigen Zeiträumen beeinflussen. Für eine adäquate Lösung wurden verschiedene Reanalyse- und Analysedatensätze evaluiert sowie zukünftige Szenarien diskutiert und ausgewählt. Eine Bewertung mit Schwerpunkt auf Windenergie wurde durchgeführt und anhand realer Produktionsdaten validiert (siehe Schicker et al., 2023). Eine weitere Bewertung konzentrierte sich auf die allgemeine Repräsentativität von Ereignissen in den Datensätzen CERRA und ERA5 (Beispiele in Abbildung 10). Ein Codebeispiel für den Workflow zur Erkennung nachteiliger Wetterereignisse ist im Anhang D enthalten.

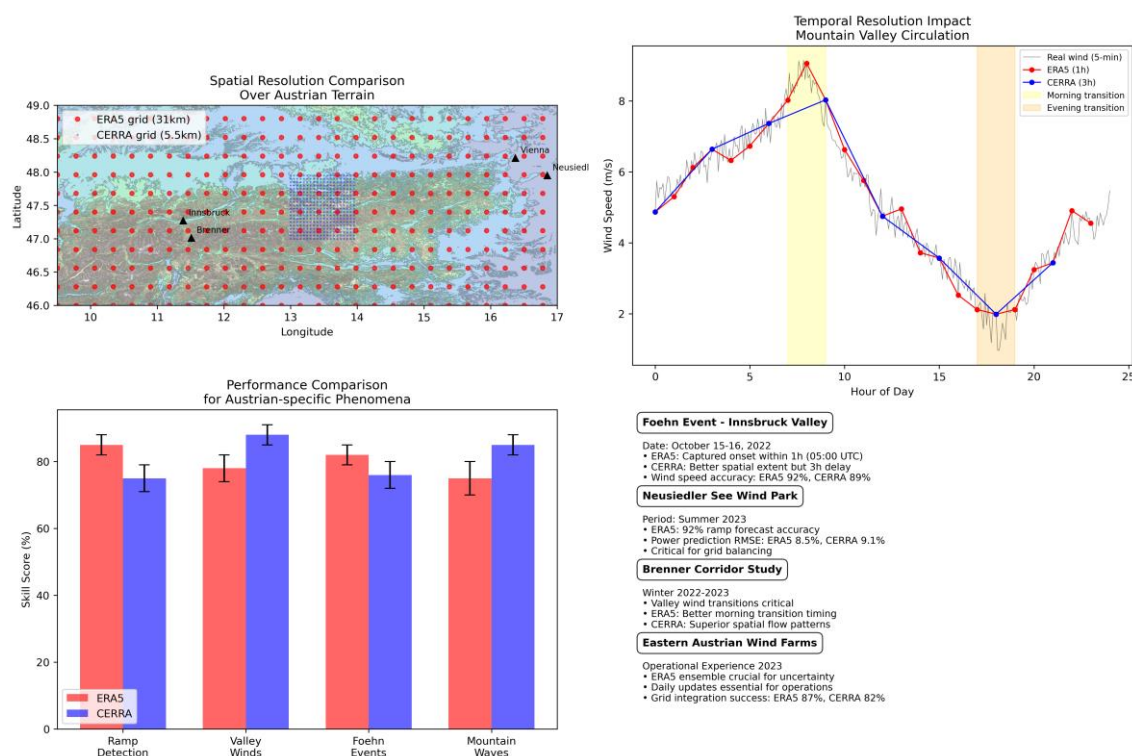


Abbildung 10: Oben links: Topografie und österreichische Domäne mit der Auflösung von ERA5 (rote Punkte) und einem Ausschnitt von CERRA (blaue Punkte) sowie vier Referenzpunkte (schwarze Dreiecke). Oben rechts: Vergleich der Nutzbarkeit von CERRA und ERA5 in Bezug auf die Erkennung von Rampereignissen. Unten links: Leistungsbewertung für spezifische nachteilige Wetterphänomene, die die Windenergieproduktion beeinflussen. Unten rechts: Beschreibung einiger Fälle.

Trotz der hohen räumlichen Auflösung der Copernicus European Regional ReAnalysis (CERRA) mit einer Gitterweite von 5,5 km, die sie besonders geeignet für Anwendungen im Bereich erneuerbarer Energien wie Wind- und Solarressourcenbewertung macht, bietet sie im Vergleich zu globalen Reanalysen wie ERA5 erhebliche Vorteile, insbesondere in Regionen mit komplexem Gelände oder lokalisierten Wetterphänomenen. Allerdings kann die Abhängigkeit von dreistündigen Analyseintervallen, ergänzt durch Prognosen für Zwischenzeitpunkte, zeitliche Ungenauigkeiten bei schnell ablaufenden Phänomenen einführen. Dies schränkt ihre Anwendbarkeit für die Bewertung historischer Frequenzen von Rampenereignissen oder anderen nachteiligen Ereignissen ein. Darüber hinaus können bekannte Niederschlagsabweichungen, wie die Unterschätzung von Extremen und die Überschätzung von leichtem Niederschlag, die Modellierung von Wasserkraft und Solaranalysen beeinflussen. Trotz dieser Einschränkungen bleibt CERRA eine robuste Ressource für die langfristige Energieplanung, sofern Benutzer Korrektur- und Validierungstechniken anwenden. Da CERRA jedoch nicht aktualisiert wird und nur bis Mitte 2021 verfügbar ist, wurde beschlossen, ERA5 für diese Analysen zu verwenden (weitere Informationen finden Sie im Anhang C). Historische ausgewählte Ereignisse sind ebenfalls kurz im Anhang C zusammengefasst. Einige Ergebnisse der Bewertungen sind in Abbildung 11 dargestellt.

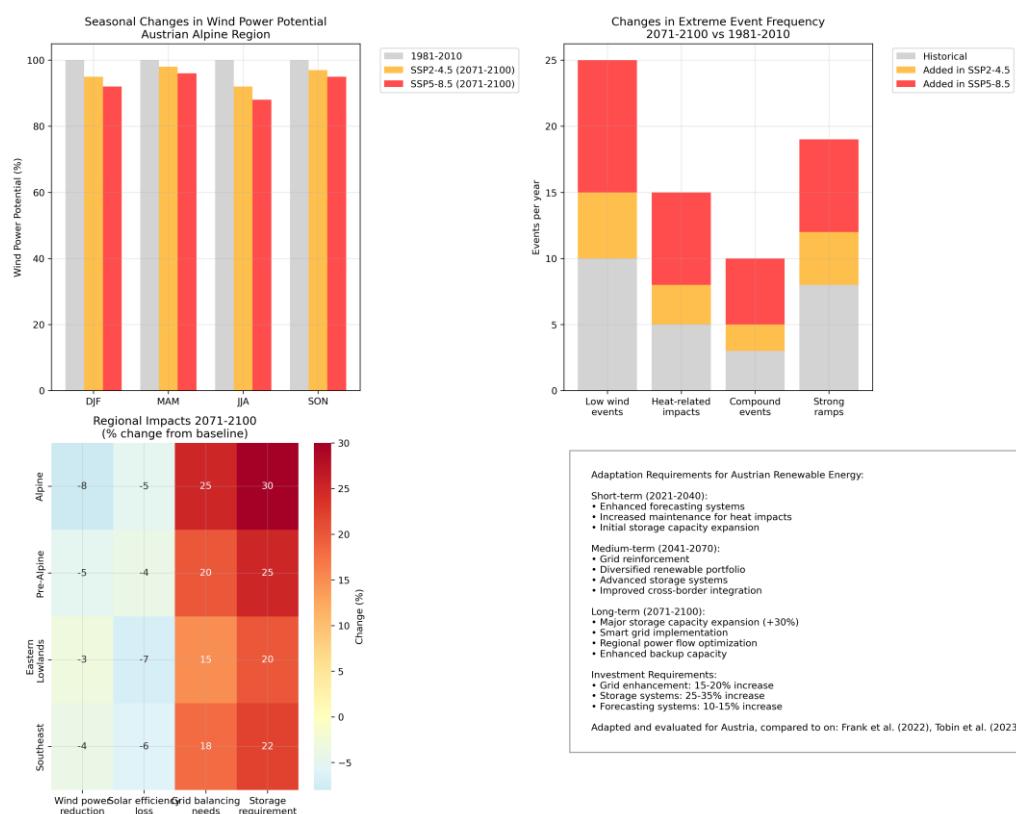


Abbildung 11: Auswirkungen des Klimawandels auf die österreichischen Systeme der erneuerbaren Energien unter den Szenarien SSP2-4.5 und SSP5-8.5. (a) Saisonalität der Veränderungen im Windkraftpotenzial (2071–2100 im Vergleich zu 1981–2010) mit den stärksten Rückgängen im Sommer. (b) Prognostizierte Zunahme extremer Ereignisse, die die Energieproduktion beeinflussen. (c) Regionale Auswirkungen, die räumliche Unterschiede in den Systemanforderungen hervorheben. (d) Anpassungsanforderungen und Investitionsbedarfe über unterschiedliche Zeithorizonte hinweg. Daten basieren auf EURO-CORDEX- und CMIP6-Ensemble-Projektionen und wurden mit Daten von Frank et al. (2022) und Tobin et al. (2023) verglichen und evaluiert. Diese Ergebnisse werden der MEDEA-Zenodo-Community hinzugefügt.

Projektionen zeigen signifikante regionale Unterschiede bei den Auswirkungen des Klimawandels auf erneuerbare Energien in Österreich. Ähnliche Ergebnisse wurden von Frank et al. (2020) dokumentiert, die einen Rückgang der mittleren Windgeschwindigkeiten um -2 % bis -5 % bis 2071-2100 unter SSP5-8.5 feststellten, mit den stärksten Veränderungen im Winter. Grams et al. (2022) fanden jedoch heraus, dass der Osten Österreichs von verstärkten Nord-Süd-Druckgradienten profitieren könnte, was das Windenergiepotenzial im Sommer um 3–7 % erhöhen könnte.

Für Solarressourcen prognostiziert Jerez et al. (2021) eine Zunahme der jährlichen Sonneneinstrahlung um 2–4 %, was jedoch durch Effizienzverluste aufgrund höherer Temperaturen (-3 % bis -7 % Effizienzverlust bei PV-Anlagen im Sommer) ausgeglichen wird. Im östlichen Österreich (Pannonische Region) könnten verstärkte Nord-Süd-Druckgradienten das Windkraftpotenzial um +5–8 % steigern, aber auch häufigere Starkwinde im Winter hervorrufen. In Südösterreich könnten variable Gebirgswindsysteme und eine mögliche Zunahme der Föhnfrequenz die Energieproduktion beeinflussen und höheren Wartungsbedarf erfordern.

Empfehlungen basierend auf den Ergebnissen:

1. Verbesserung der Vorhersagesysteme für extreme Ereignisse mit Fokus auf erneuerbare Energien und Infrastrukturschäden.
2. Entwicklung hitzeresistenter Infrastrukturen zur Sicherstellung der Produktion auch bei höheren Temperaturen.
3. Sicherstellung einer flexiblen Erzeugungskapazität und Priorisierung regionaler Speicherlösungen.
4. Ausbau eines robusten Stromnetzinfrastuktur für stark schwankende Erzeugung und Sicherheit bei Extremereignissen.
5. Diversifizierung des Portfolios erneuerbarer Energien.
6. Implementierung und Ausbau von Smart-Grid-Technologien mit nahezu Echtzeit-Datenverfügbarkeit.

Zusammenfassend hat WP5 erhebliche Fortschritte in der Entwicklung von maschinellen Lern- und statistischen Methoden für die Vorhersage extremer Ereignisse gemacht. Es bleiben jedoch Lücken, die in zukünftigen Projekten adressiert werden können, insbesondere durch den Aufbau einer Stakeholder-Community für hochwertige Produktionsdatenbanken und digitale Integration auf allen Netzebenen. Langfristig wird die Integration der Ergebnisse in operationale Tools für Echtzeitvorhersagen und Resilienzplanung angestrebt.

Arbeitspaket 6

Die Disseminationsaktivitäten im Rahmen dieses Arbeitspakets konzentrieren sich auf die Kommunikation der wissenschaftlichen Fortschritte des Projekts an die Forschungsgemeinschaft und ergänzen die stakeholderorientierten Bemühungen aus WP1. Zu den wichtigsten Maßnahmen gehören die Präsentation von Ergebnissen auf wissenschaftlichen Konferenzen und die Veröffentlichung in begutachteten Fachzeitschriften. Das Projekt stellte eine breit gefächerte Öffentlichkeitsarbeit sicher, indem es an Konferenzen aus den Bereichen Informatik, Klimaforschung und Meteorologie erneuerbarer Energien teilnahm.

Wissenschaftliche Beiträge umfassen Präsentationen auf der **EMS-Jahrestagung (2021)**, der **Wind Energy Science Conference (2023)** und Workshops wie der **International Conference of Learning Representations (2024)**. Darüber hinaus wurden Fachartikel in hochrangigen Fachzeitschriften wie *Geospatial Model Development* und *Frontiers in Climate* veröffentlicht. Diese decken Themen wie die spatio-temporale Vorhersage von Windgeschwindigkeiten, kausale Zusammenhänge meteorologischer Parameter und lokale Windkraftabschätzungen ab.

Einige Veröffentlichungen stehen in den kommenden Monaten an, deren Verzögerung vor allem darauf zurückzuführen ist, dass aktuelle Ereignisse in Österreich berücksichtigt und szenarienbasierte Daten aus der DT-Climate-Initiative integriert werden sollen. Zudem fehlen derzeit noch Genehmigungen zur anonymisierten Weitergabe echter Produktionsdaten. Eine Veröffentlichung zur Definition von Ereignissen, basierend auf Einzelgesprächen, wird für Anfang 2025 erwartet und soll Ergebnisse des österreichischen Workshops der IEA TCP Wind Task 51 enthalten.

Das Projekt war aktiv in die **IEA TCP Wind Task 51** zur Vorhersage wetterabhängiger Energiesysteme eingebunden. Hierbei wurden Einblicke in die kausale Analyse meteorologischer Einflüsse und Vorhersagemethoden für Wind- und Solarenergieproduktion beige-steuert.

In Arbeit befindliche Publikationen:

- Publikationen zu Definitionen nachteiliger Wetterereignisse im Zusammenhang mit der Produktion erneuerbarer Energien in Österreich.
- Entwicklung synthetischer Datengeneratoren für die Photovoltaik-Prognose.

Diese Bemühungen stimmen nicht nur mit den wissenschaftlichen Zielen des Projekts überein, sondern sollen auch die internationale Zusammenarbeit und die praktische Anwendung der Forschungsergebnisse in wettergetriebenen Energiesystemen fördern.

Dissemination und Einbindung von Energieversorgern und Entscheidungsträgern

Als Reaktion auf das Feedback der Gutachter wurde der Bedarf nach einer verstärkten Verbreitung der Projektergebnisse an ein breiteres Publikum, insbesondere an Energieversorger und Entscheidungsträger, anerkannt. Im Verlauf des MEDEA-Projekts wurde daher sichergestellt, dass die Ergebnisse relevanten Stakeholdern präsentiert wurden – nicht nur während der Projektlaufzeit, sondern auch darüber hinaus. Ein Beispiel hierfür ist der Workshop „*Austrian IEA Wind Task 51 – Forecasting for the Weather-Driven Energy Sector*“, der am 6. November 2024 stattfand und bei dem Ergebnisse vorgestellt sowie Diskussionen mit einer Vielzahl von Stakeholdern aus dem Energiesektor geführt wurden.

Das Feedback aus Einzelgesprächen und Workshops erwies sich als besonders wertvoll für die Weiterentwicklung der Projektmethoden. So führten Diskussionen über die Definition von Extremereignissen zur Integration branchenspezifischer Schwellenwerte, wodurch die Definitionen stärker an die Bedürfnisse der Stakeholder angepasst wurden. Darüber hinaus gaben mehrere Betreiber erneuerbarer Energieanlagen Hinweise, wie die Generierung synthetischer Daten verbessert werden könnte, um reale Bedingungen besser abzubilden. Diese Rückmeldungen flossen direkt in die Weiterentwicklung der Algorithmen zur Ereigniserkennung und -vorhersage ein.

Während die Ergebnisse erfolgreich in verschiedenen Veranstaltungen disseminiert wurden, hat sich gezeigt, dass bilaterale Gespräche besonders effektiv sind, um spezifische Fragestellungen und Bedarfe im Detail zu diskutieren. Solche maßgeschneiderten Diskussionen ermöglichten es, die individuellen Herausforderungen und Interessen unterschiedlicher Stakeholder gezielt zu adressieren und dadurch den Austausch und die Zusammenarbeit zu vertiefen.

Im Rahmen des kontinuierlichen Anspruchs, die Ergebnisse praxisnah zu gestalten, ist GeoSphere Austria zudem in ein Folgeprojekt mit dem AIT (*EnergyProtect*) eingebunden. Diese Zusammenarbeit zielt darauf ab, zusätzliche Disseminationsstrategien zu entwickeln, damit die im Projekt MEDEA gewonnenen

Erkenntnisse – zusammen mit jenen aus AtmoAIReN-4Cast und EnergyProtect – gezielt die relevanten Anwender im Bereich erneuerbare Energien erreichen.

Darüber hinaus ist GeoSphere Austria ein zentraler Partner in der *Destination Earth On-Demand Extremes Twin*-Initiative (Vertragsnummer DE_330-MF), in der unter Leitung von Dr. Irene Schicker das *Renewables Impact Model* verantwortet wird. Dieses Vorhaben umfasst mehrere Feedback-Runden mit Nutzern und bietet wertvolle Gelegenheiten, die Ergebnisse von MEDEA auf europäischer Ebene zu verbreiten und so die praktische Wirkung der Arbeiten auf erneuerbare Energiesysteme und die Netzresilienz weiter zu stärken.

5 Schlussfolgerungen und Empfehlungen

Das MEDEA-Projekt erzielte bedeutende Fortschritte im Verständnis und in der Vorhersage meteorologisch bedingter Extremereignisse, die erneuerbare Energiesysteme beeinflussen. Die wichtigsten Ergebnisse umfassen:

1. Verbesserte Methoden zur Erkennung extremer Wetterereignisse

Es wurden Algorithmen für das Clustering und die Vorhersage von Wetterextremen wie Windflauten und Rampenentwicklungen entwickelt und anhand vielfältiger Datensätze wie ERA5, CMIP6 und EURO-CORDEX validiert. Diese Werkzeuge erwiesen sich als äußerst zuverlässig bei der Identifizierung extremer Wetterereignisse und deren Auswirkungen auf die erneuerbare Energieproduktion.

2. Auswirkungen extremer Wetterereignisse auf erneuerbare Energien

Das Projekt unterstrich die Anfälligkeit erneuerbarer Energiesysteme gegenüber Ereignissen wie Dunkelflauten, Stürmen und Hitzewellen. Frequenz und Intensität solcher Ereignisse wurden unter aktuellen und projizierten Klimaszenarien quantifiziert.

3. Generierung synthetischer Daten für Energievorhersagen

Synthetische Datensätze für die Produktion von Wind- und Solarenergie wurden erstellt und anhand realer Daten validiert. Diese Datensätze ermöglichten robuste Szenarioanalysen, selbst in datenarmen Regionen, und waren essenziell für das Training von Machine-Learning-Modellen und die Validierung von Vorhersagealgorithmen.

4. Fortschritte in der Anwendung von Machine Learning

Neue Machine-Learning-Methoden, darunter ConvLSTM und Granger-Kausalitätsmodelle, verbesserten die Vorhersage von Windgeschwindigkeiten und extremen Wetterauswirkungen. Diese Modelle zeigten eine Qualitätsverbesserung bei Vorhersagen im kurz- bis mittelfristigen Bereich.

5. Klimatologische Trends und zukünftige Projektionen

Auswertungen der EURO-CORDEX- und CMIP6-Projektionen zeigten potenzielle Zunahmen von Extremereignissen wie Hochwind-Szenarien und Hitzewellen unter Hoch-Emissions-Szenarien (z. B. SSP5-8.5) auf. Dies unterstreicht die Notwendigkeit von Netzadaptation und verbesserten Vorhersagesystemen.

Interpretation der Ergebnisse und Wirkungsperspektive

Das MEDEA-Projekt hat neuartige Methoden zur Erkennung und Vorhersage meteorologisch bedingter Extremereignisse entwickelt, die erneuerbare Energiesysteme betreffen. Während die methodischen Fortschritte an sich erheblich sind, liegt ihre praktische Bedeutung insbesondere in den Auswirkungen auf die Infrastruktur erneuerbarer Energien und die Netzstabilität im Kontext der sich wandelnden Energielandschaft.

Die Ergebnisse verdeutlichen die Verwundbarkeit erneuerbarer Energiesysteme, insbesondere von Wind- und Solarenergie, gegenüber Extremereignissen wie Windflauten und Hochwindszenarien. Solche Ereignisse können die Energieproduktion und die Netzstabilität erheblich beeinträchtigen. Beispielsweise zeigen die durch unsere Algorithmen erkannten Windramping-Ereignisse die Risiken plötzlicher Einbrüche der Windstromproduktion, die das Netz ohne rechtzeitige Gegenmaßnahmen destabilisieren könnten. Die entwickelten synthetischen Datensätze, welche die Energieproduktion aus Wind und Solar modellieren, eröffnen neue Möglichkeiten, Prognosesysteme unter Extrembedingungen zu testen und weiterzuentwickeln. Dies unterstützt Netzbetreiber bei fundierten Entscheidungen, um die Versorgungssicherheit zu gewährleisten.

Die entwickelten Werkzeuge und Methoden – darunter ConvLSTM-basierte Windgeschwindigkeitsvorhersagen und Granger-Kausalitätsmodelle – ermöglichen eine frühzeitige Erkennung von Extremereignissen und damit den Einsatz von Frühwarnsystemen und Resilienzstrategien. Diese Ansätze sind für Energieversorger entscheidend, da sie damit Szenarien planen können, in denen die Erzeugung aus erneuerbaren Quellen unvorhersehbar schwankt.

Darüber hinaus unterstützt die Integration dieser Werkzeuge in operationelle Systeme auch die Politikgestaltung zur Netzadaption. Entscheidungsträger können sich auf verbesserte Vorhersagen stützen, um Investitionen in Netzinfrastuktura zu priorisieren, Speicherkapazitäten auszubauen und Strategien zum Umgang mit Extremwetterereignissen umzusetzen.

Mit Blick nach vorn eröffnen die Ergebnisse des MEDEA-Projekts neue Perspektiven für die Forschung, insbesondere im Hinblick auf die Integration von Echtzeitvorhersagen und die Modellierung zusammengesetzter Extremereignisse. Die Zusammenarbeit mit laufenden Initiativen, wie dem Projekt *EnergyProtect*, stellt sicher, dass diese Erkenntnisse in praxisnahe Lösungen überführt werden, die dazu beitragen, die Auswirkungen des Klimawandels auf erneuerbare Energiesysteme und die Netzstabilität abzumildern.

Zukünftige Schritte

1. Erweiterung der Algorithmen für Echtzeitanwendungen

Die verfeinerten Algorithmen werden in operative Werkzeuge zur Echtzeit-Vorhersage extremer Wetterereignisse und zur Resilienzplanung integriert, in enger Zusammenarbeit mit Stakeholdern.

2. Integration hochauflösender Klimadaten

Die Einbindung hochauflösender Datensätze, wie der Simulationen von Destination Earth DT Climate (~5 km), wird die Genauigkeit bei der Erkennung extremer Wetterereignisse und deren Auswirkungen auf erneuerbare Energien weiter verbessern.

3. Anpassungen an spezifische Stakeholder-Bedürfnisse

Definitionen und Schwellenwerte extremer Ereignisse werden weiter auf die Anforderungen der Stakeholder abgestimmt, um spezifische Herausforderungen unterschiedlicher Energiesysteme und Regionen zu adressieren.

4. Breitere Dissemination und Zusammenarbeit

Die Ergebnisse werden durch Publikationen, Open-Source-Werkzeuge und die Zusammenarbeit mit Initiativen wie der IEA TCP Wind Task 51 verbreitet, um politische Maßnahmen und operative Strategien zu unterstützen.

5. Fokus auf zusammengesetzte und multivariate Ereignisse

Künftige Forschungen legen einen Schwerpunkt auf zusammengesetzte Ereignisse, wie gleichzeitige niedrige Windgeschwindigkeiten und hohe Energienachfrage, mithilfe fortschrittlicher statistischer und maschineller Lernmethoden.

Zielgruppen der Projektergebnisse

1. Betreiber erneuerbarer Energie und Netzmanager

Die Projektergebnisse bieten wertvolle Einblicke in Planungs- und Betriebsstrategien, um Risiken durch ungünstige Wetterbedingungen zu minimieren, das Netzmanagement zu optimieren und die Resilienz zu erhöhen.

2. Politik und Regulierungsbehörden

Die Ergebnisse liefern evidenzbasierte Unterstützung für politische Maßnahmen zur Klimawandelanpassung, Integration erneuerbarer Energien und Infrastrukturentwicklung.

3. Wissenschaftliche Gemeinschaft

Die entwickelten Methoden und Datensätze tragen zur laufenden Forschung in den Bereichen Energiemeteorologie, Klimawissenschaften und maschinelles Lernen bei und fördern interdisziplinäre Fortschritte.

4. Internationale Kooperationen und Organisationen

Die Erkenntnisse des Projekts sind relevant für globale Initiativen wie die IEA TCP Wind Task 51 und Destination Earth, fördern den grenzüberschreitenden Wissensaustausch und den Technologietransfer.

5. Entwickler und Hersteller erneuerbarer Energien

Die Ergebnisse ermöglichen die Entwicklung und den Einsatz von Technologien für erneuerbare Energien, die extremen Wetterbedingungen standhalten, und verbessern deren Zuverlässigkeit und Effizienz.

Dissemination und Empfehlungen für zukünftige Forschungsarbeiten – EnergyProtect und Lernen aus Feedback

Das von GeoSphere Austria geleitete Projekt *EnergyProtect* ist eine direkte Fortführung von MEDEA und konzentriert sich auf das Verständnis und die Minderung der Auswirkungen widriger Wetterbedingungen auf die Infrastruktur erneuerbarer Energien. Es baut auf den im Rahmen von MEDEA entwickelten Methoden auf und integriert physikalisch-informierte Machine-Learning-Ansätze, um die Erkennung und Vorhersage von Extremereignissen, die kritische Infrastrukturen betreffen, weiter zu verfeinern. Insbesondere erweitert *EnergyProtect* die Arbeiten von MEDEA, indem es die Definition widriger Wetterereignisse verbessert und Algorithmen zur Mustererkennung weiterentwickelt.

Durch den Einsatz der in MEDEA entwickelten Methoden verfolgt *EnergyProtect* das Ziel, die Auflösung und Genauigkeit von Projektionen mittels fortgeschrittener Verfahren wie Modell-Mixing und Downscaling zu erhöhen. Diese Verbesserungen ermöglichen präzisere Verwundbarkeitsanalysen von Energieinfrastrukturen unter zukünftigen Klimaszenarien. Darüber hinaus integriert *EnergyProtect* jüngste Extremereignisse – wie den Sturm *Boris* – in seine Analysen und liefert damit wertvolle Fallstudien, die unmittelbar die Resilienz erneuerbarer Energiesysteme adressieren.

Als Reaktion auf Rückmeldungen während des MEDEA-Projekts legt *EnergyProtect* zudem einen Schwerpunkt auf die breitere Dissemination der Ergebnisse an zentrale Stakeholder, darunter Energieinfrastrukturbetreiber und politische Entscheidungsträger. Das Projekt wird sich dabei kontinuierlich durch die Zusammenarbeit mit nationalen und internationalen Partnern weiterentwickeln und untersucht, wie die Ergebnisse von *EnergyProtect* in die praktische Energiesystemplanung und Strategien zur Klimaanpassung integriert werden können. Mit seinem Fokus auf infrastrukturspezifische Wetterereignisse soll *EnergyProtect*

praxisrelevante Handlungsempfehlungen für die Operationalisierung von Prognose- und Netzmanagementsystemen bereitstellen.

Während bestimmte Ergebnisse aus dem *Destination Earth On-Demand Extremes*-Projekt (DE_330-MF) aus rechtlichen Gründen nicht öffentlich geteilt werden können, haben die Synergien und wechselseitigen Erkenntnisse aus MEDEA und DE_330-MF beide Projekte maßgeblich bereichert. Das Feedback und die Einblicke der Nutzer aus diesen Initiativen haben wesentlich dazu beigetragen, die angewandten Ansätze zu verfeinern und die Gesamtauswirkungen zu verstärken.

Obwohl die Generierung synthetischer Daten für Wind- und Solarenergie ein Kernelement des Projekts darstellte, bleibt die Validierung anhand realer Produktionsdaten eine zentrale Herausforderung. Das Fehlen konsistenter historischer Produktionsdaten in bestimmten Regionen schränkte die Validierungsmöglichkeiten ein. Zukünftige Forschungsarbeiten werden sich daher darauf konzentrieren, den Validierungsprozess für synthetische Daten zu erweitern – unter Einbeziehung einer vielfältigeren Auswahl an Turbinen und Solarpanels – und in enger Kooperation mit Energieversorgern langfristige Produktionsdaten zu gewinnen. Damit wird gewährleistet, dass synthetische Daten robuster werden und noch enger mit realen Bedingungen übereinstimmen, insbesondere für zukünftige Projektionen.

Mit Blick auf die Zukunft wird der Bericht dahingehend überarbeitet, wie zukünftige Forschungsarbeiten stärker auf stakeholder-spezifische Anpassungen, insbesondere im Energiesektor, eingehen können. Darüber hinaus soll die Zusammenarbeit mit der Anwendergemeinschaft intensiviert werden. Auch mögliche Kooperationen mit weiteren ACRP-Projekten – etwa *HighResMountain* – werden geprüft, um sicherzustellen, dass die Forschung im Einklang mit laufenden Initiativen im Bereich erneuerbare Energien und Klimaanpassung steht. Ein wichtiger Anlass für weitere Diskussionen und Austausch wird der nächste *Klimatag* in Innsbruck sein, auf dem die laufenden Ergebnisse vorgestellt und die Interaktion mit Stakeholdern vertieft werden soll.

Fazit

Durch die Berücksichtigung dieser Aspekte bietet das MEDEA-Projekt eine solide Grundlage für die Stärkung erneuerbarer Energiesysteme unter aktuellen und zukünftigen Klimaszenarien.

C) Projektdetails

1. Methodik

Das MEDEA-Projekt wählte einen interdisziplinären und datengetriebenen Forschungsansatz, der modernste statistische und maschinelle Lernmethoden mit meteorologischen und klimatologischen Datensätzen kombinierte. Ziel war es, meteorologisch bedingte Extremereignisse zu identifizieren, deren Auswirkungen auf erneuerbare Energien zu quantifizieren und zukunftsichere Vorhersageinstrumente zu entwickeln. Der Ansatz berücksichtigte die Vielschichtigkeit meteorologischer Phänomene und deren Kopplung an erneuerbare Energiesysteme. Die Methodik wird im Folgenden in fünf Hauptschritten beschrieben:

1. Datensammlung und -aufbereitung

MEDEA stützte sich auf eine Vielzahl meteorologischer und energierelevanter Datenquellen:

- **Reanalysedaten:** ERA5 und CERRA lieferten hochauflösende Daten für historische und aktuelle Wetterbedingungen.
- **Klimaprojektionen:** CMIP6- und EURO-CORDEX-Datensätze ermöglichten Szenarienanalysen unter verschiedenen Emissionspfaden (z. B. SSP5-8.5).
- **Operative Wettervorhersagemodelle:** Numerische Vorhersagen wie ECMWF-IFS und AROME wurden für Nowcasting- und kurzfristige Anwendungen integriert.
- **Produktionsdaten erneuerbarer Energien:** Echtzeit- und historische Produktionsdaten von Wind- und Solaranlagen wurden genutzt, sofern verfügbar. Einschränkungen durch geschützte Daten wurden durch synthetische Datengenerierung überwunden.

Alle Daten wurden homogenisiert, um konsistente Formate zu gewährleisten, und mit fortschrittlichen Verfahren bereinigt, um systematische Fehler zu minimieren. Für Datenlücken wurden Imputationsmethoden, darunter maschinelle Lernmodelle, eingesetzt.

2. Definition meteorologischer Extremereignisse

Ein zentrales Ziel des Projekts war die Entwicklung belastbarer Definitionen für Extremwetterereignisse. Die Methodik beinhaltete:

- **Univariate Definitionen:** Ereignisse wie Flauten oder Hitzewellen wurden auf Basis einzelner Parameter wie Windgeschwindigkeit oder Temperatur klassifiziert.
- **Multivariate Definitionen:** Komplexe Phänomene, z. B. gleichzeitige niedrige Windgeschwindigkeiten und hohe Energienachfrage, wurden unter Einbeziehung multipler Parameter definiert.
- **Stakeholder-Einbindung:** Die Schwellenwerte und Definitionen wurden iterativ durch Rückmeldungen von Energiebetreibern und Netzmanagern verfeinert.

- **Adaptive Schwellenwerte:** Anpassungen auf regionale und saisonale Variabilität wurden berücksichtigt, um die praktische Relevanz zu erhöhen.

Die entwickelten Definitionen dienten als Grundlage für die Entwicklung von Erkennungs- und Vorhersagealgorithmen.

3. Entwicklung und Validierung von Erkennungs- und Vorhersagemodellen

MEDEA setzte auf fortschrittliche maschinelle Lernmethoden, um Extremereignisse zu identifizieren und vorherzusagen:

- **Clustering-Methoden:** Algorithmen wie Aggregated Wavelet Trees (AWT) und interaktives k-means wurden eingesetzt, um Muster und Cluster in den Daten zu erkennen. Diese Methoden wurden für meteorologische und energierelevante Daten angepasst.
- **Vorhersagemodelle:** Modelle wie ConvLSTM und feedforward neuronale Netze wurden entwickelt, um räumlich-zeitliche Abhängigkeiten und Extremereignisse präzise vorherzusagen. Besonderes Augenmerk wurde auf die Integration von synthetischen und realen Datensätzen gelegt, um Vorhersagen zu robusteren Ergebnissen zu führen.
- **Causality Discovery:** Die Anwendung heterogener Granger-Kausalitätsmodelle ermöglichte es, kausale Beziehungen zwischen meteorologischen Parametern und Auswirkungen auf Energiesysteme zu identifizieren.

Alle Modelle wurden rigoros validiert, sowohl durch Tests und Vergleiche mit historischen Daten als auch durch Verifizierung an realen Produktionsergebnissen, sofern verfügbar.

4. Szenarioanalysen und Bewertung zukünftiger Risiken

Um die Auswirkungen des Klimawandels auf erneuerbare Energiesysteme zu bewerten, wurden Szenarioanalysen unter Verwendung von CMIP6- und EURO-CORDEX-Daten durchgeführt:

- **Häufigkeit und Intensität von Extremereignissen:** Szenarien zeigten potenzielle Zunahmen von Ereignissen wie Dunkelflauten und Hitzewellen.
- **Regionale Unterschiede:** Variationen in der Vulnerabilität von Energiesystemen in verschiedenen Regionen Österreichs wurden bewertet.
- **Vergleichende Analysen:** Ergebnisse wurden mit anderen Studien und Modellen abgeglichen, um die Robustheit der Schlussfolgerungen sicherzustellen.

5. Integration und Anwendung der Ergebnisse

Die entwickelte Methodik wurde iterativ mit Stakeholdern getestet, um praktische Anwendungen sicherzustellen:

- **Tools für Energiebetreiber:** Echtzeitfähige Vorhersagewerkzeuge für die Planung und den Betrieb von Energiesystemen wurden entwickelt.

- **Strategien zur Resilienzsteigerung:** Empfehlungen für Anpassungsmaßnahmen und Investitionen, wie z. B. Smart Grids und Speichertechnologien, wurden bereitgestellt.
- **Offene Daten und Dissemination:** Ein Teil der Algorithmen und Ergebnisse wurde in Open-Source-Plattformen wie Zenodo, GitLab, GitHub veröffentlicht, um die wissenschaftliche Gemeinschaft und Praktiker gleichermaßen einzubeziehen.

Schlussfolgerung

Die MEDEA-Methodik verbindet modernste Technologien mit praktischer Anwendbarkeit, um den Herausforderungen von Extremwetterereignissen in einem sich wandelnden Klimakontext zu begegnen. Durch die Kombination von maschinellem Lernen, multivariaten Analysen und Stakeholder-Einbindung liefert die Methodik eine belastbare Grundlage für zukünftige Entwicklungen in der Energieforschung und -planung.

7 Arbeits- und Zeitplan

Projektplananpassung und Abschlussarbeiten

Wie im zweiten Zwischenbericht angekündigt, musste der Zeitplan für das letzte Jahr des MEDEA-Projekts angepasst werden. Zudem war eine Projektverlängerung notwendig, da bei der ZAMG der Übergang zu GeoSphere Austria Ressourcen für organisatorische Anpassungen sowie dringende operationale Aufgaben erforderte. Dennoch konnten durch regelmäßige Treffen mit Stakeholdern, wissenschaftliche Kooperationen mit anderen Projekten (z. B. Evaluation von Klimaszenarien) sowie methodische Synergien mit dem Destination Earth Digital Twin die Projektziele erfolgreich erreicht werden.

Beschreibung der finalen Arbeiten, Zeitplan und Abweichungen:

- **Abschluss aller Arbeitspakete:** Trotz der im zweiten Zwischenbericht beschriebenen Zeitplanänderungen und der Projektverlängerung konnten alle Arbeitspakete im Rahmen der Projektlaufzeit abgeschlossen werden.
- **Verzögerungen bei Berechnungen:** Der GeoSphere-GPU-Cluster, der 2018 beschafft wurde, war mit veralteten Bibliotheken ausgestattet. Aufgrund von Wartungs- und Updateverzögerungen nach Änderungen in der Cray-Eigentümerschaft konnte der Cluster erst im Herbst 2023 vollständig aktualisiert genutzt werden. Zwischenzeitlich wurden Workflows und Codes angepasst, um den Cluster mit veralteten Bibliotheken zu betreiben.
- **Publikationen:** Zwei Publikationen wurden nach Projektende eingereicht, wobei die Hauptarbeiten innerhalb der Projektlaufzeit abgeschlossen wurden. Verzögerungen entstanden durch den akademischen Zeitplan der beteiligten Studierenden sowie die Einbindung zusätzlicher Auswertungen.
- **Konferenzen und Workshops:** Aufgrund von COVID-19 wurden Konferenzen überwiegend online abgehalten. Dies konnte oft mit anderen Projekten kombiniert werden, die die Teilnahme finanzierten. Einzeltreffen im Rahmen von internationalen Veranstaltungen wie der IEA Task 51 erwiesen sich als besonders effektiv.

- **Veröffentlichung zu Extremereignis-Definitionen:** Diese Veröffentlichung verzögerte sich aufgrund der Integration neuerer Ereignisdaten.
- **Veröffentlichung zur Wiederkehrperiode von Ereignissen:** Die Veröffentlichung wurde pausiert, um Ergebnisse der neuen Destination Earth DT Climate Simulationen (~5 km Auflösung) und aktuelle Ereignisse zu integrieren.
- **Veröffentlichungen zu synthetischer Energiedatenproduktion:** Verzögerungen entstanden durch ausstehende Freigaben zur Nutzung von realen Produktionsdaten und notwendige Anonymisierungsprozesse.
- **Projektwebseite:** Die Webseite wurde im Zuge der Migration von ZAMG zu GeoSphere auf einen neuen GitLab-Server übertragen, ist jedoch aktuell nicht öffentlich zugänglich. Nach Einreichung des Abschlussberichts wird die Seite wieder verfügbar gemacht.
- **Zenodo-Community:** Eine MEDEA-Community auf Zenodo wurde eingerichtet, um Projektergebnisse zu hosten und Zitiermöglichkeiten bereitzustellen. Die Migration von GitHub und GitLab sowie das Hochladen synthetischer Daten und Publikationen ist aufgrund verzögerter Freigaben und Veröffentlichungen noch in Bearbeitung.

Trotz dieser Verschiebungen stellten Mitigationsstrategien, wie die Parallelisierung von Aufgaben und kontinuierliches Feedback der Stakeholder, sicher, dass die wichtigsten Projektziele erreicht wurden.

8 Publikationen und Disseminierungsaktivitäten

Publikationen:

Scheepens, D., Hlavackova-Schindler, K., Plant, C., Schicker, I. . A deep CNN model for medium-range spatio-temporal wind speed prediction for wind energy applications, EMS Annual Meeting European Meteorological Society, 2021.

Scheepens, D., Schicker, I., Hlaváčková-Schindler, K., Plant, C. An adapted deep convolutional RNN model for spatio-temporal prediction of wind speed extremes in the short-to-medium range for wind energy applications, Geospatial Model Development, 16 (1), 251-270.

Hlaváčková-Schindler, K., Fuchs, A., Plant, C., Schicker, I., and DeWit, R. (2022), "The influence of meteorological parameters on wind speed extreme events: A causal inference approach", European Geosciences Union General Assembly 2022, Vienna, Austria, May 23–27, 2022, EGU22-5756;

Jalaldoust, A. Hlavackova-Schindler, K., Plant, C. Causal Discovery in Hawkes Processes by Minimum Description Length. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, Canada, 2022. (Conference A*, acceptance rate 15%).

Pacher, C. Schicker, I. DeWit, R. Hlaváčková-Schindler, K, Plant, C. AWT-Clustering Meteorological Time Series Using an Aggregated Wavelet Tree, IEEE

9th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA), 2022, Shenzhen, China.

Schicker, I., Ganglbauer, J., Dabernig, M. and T. Nacht. 2023. "Wind Power Estimation on Local Scale—A Case Study of Representativeness of Reanalysis Data and Data-Driven Analysis." *Frontiers in Climate* 5 (August). <https://doi.org/10.3389/fclim.2023.1017774>.

Fuchs, A., Hlavackova-Schindler, K., Plant, C., Schicker, I.: Influence of meteorological parameters in wind storms by Granger causal analysis, Wind Energy Science Conference, Glasgow, UK, May 2023.

Hlavackova-Schindler, K., Hoxhallari, K., Caumel Morales, L., Schicker, I., Plant, C. Causal discovery among wind-related variables in a wind farm under extreme wind speed scenarios: Comparison of results using Granger causality and interactive k-means clustering. No. EGU24-6584. Copernicus Meetings, 2024.

Hlavackova-Schindler, K., Schicker, I., Hoxhallari, K., Plant, C. Detection of Meteorological Variables in a Wind Farm Influencing the Extreme Wind Speed by Heterogeneous Granger Causality in International Conference of Learning Representations (ICLR) 2024 Workshop: Tackling Climate Change with Machine Learning, May 2024.

Wöß, R., Hlaváková-Schindler, K., Schicker, I., Papazek, P., Plant, C. The Spatio-Temporal visualization Tool HMMLVis in Renewable Energy Application, submitted to the Geospatial Model Development, Submitted publication in Geospatial Model Development, 2024.

Hlaváková-Schindler, K., Wöß, R., Schicker, I., Papazek, P., Plant, C. Which meteorological parameters influence extreme wind speed in a wind farm? A heterogeneous Granger causality approach submitted in November 2024 to the Journal Environmental Data Science, Cambridge University Press, 2024.

To be finalised and planned publications:

Schicker, I., Papazek, P.: On the detection and definition of adverse weather for renewable energy production – a use case for Austria, in preparation

Papazek, P., Schicker, I. Gfäller, P.: Synthetic Data Generator and its use in High-resolution PV and Irradiance Point Forecasting, to be submitted 12.2024

Papazek, P., Schicker, I. Gfäller, P.: Forecasting of PV production for sites and aggregated regions using semi-synthetic PV data, to be submitted 02.2025

Schicker, I., Papazek, P., Andre, K.: Adverse weather events affecting renewable energy production in Austria –what to prepare for for the next decade?, in preparation

Dissemination activities:

Workshops and one-on-one meetings

Several workshops and one-on-one meetings with stakeholders were held during dedicated meetings, national and international conferences. Results, especially for

definition and detection of extreme/adverse weather events, were integrated into the whitepaper report and the adverse weather table. It is planned to publish the whitepaper results in a journal as well as online in zenodo and on the migrated MEDEA webpage.

Conference contributions:

Results of work packages three, four, and five have been presented at the hybrid EGU 2022, the hybrid EMS 2022, and the in-person IEA Wind Task 51 workshop.

Klimatag 2022: presentation of project results at the Klimatag 2022 in Vienna

EGU 2022:

- Nowcasting of Solar Power Production by a Deep Learning Methodology: Improving Forecasts for Solar Energy Sites during Sahara Dust Events using Highly Resolved Historic Time Series, Remote Sensing and Numeric Weather Prediction Models by Petrina Papazek et al. EGU22-9709, <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu22-9709>
- High-frequency ensemble wind speed forecasting using deep learning by Irene Schicker et al. EGU22-11240, <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu22-11240>
- Hlavackova-Schindler, K., Fuchs, A., Plant, C., Schicker, I., DeWit, R. (2022) The influence of meteorological parameters on wind speed extreme events: A causal inference approach, European Geosciences Union General Assembly 2022, Vienna, Austria, May 23–27, 2022, EGU22-5756; <https://meetingorganizer.copernicus.org/EGU22/EGU22-5756.html>

EMS 2022

- Papazek, P. and Schicker, I.: Solar Power Nowcasting in the Presence of Sahara dust: Can Deep Learning based on Satellite and Synthetic Production Data Recognize the Production-Offsets?, EMS Annual Meeting 2022, Bonn, Germany, 5–9 Sep 2022, EMS2022-151, <https://doi.org/10.5194/ems2022-151>, 2022.
- Schicker, I. and Meirold-Mautner, I.: A very simple gust estimation algorithm for wind energy applications, EMS Annual Meeting 2022, Bonn, Germany, 5–9 Sep 2022, EMS2022-370, <https://doi.org/10.5194/ems2022-370>, 2022.

IEA Wind Task 51: Participation and joined presentation with another project, synthetic data generation was presented.

IEEE DAAC: Pacher, C., Schicker, I. DeWit, R., Hlaváčková-Schindler, K., Plant, C. (2022) AWT - Clustering Meteorological Time Series Using an Aggregated Wavelet Tree, accepted to the 9th IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics, C October 13-16, 2022 Shenzhen, China (Conference A, acceptance rate 20%)

Fuchs, A., Hlavackova-Schindler, K., Plant, C., Schicker, I.: Influence of meteorological parameters in wind storms by Granger causal analysis, Wind Energy Science Conference, Glasgow, UK, May 2023

Hlavackova-Schindler, K., Schicker, I., Hoxhallari, K., Plant, C. Detection of Meteorological Variables in a Wind Farm Influencing the Extreme Wind Speed by Heterogeneous Granger Causality in International Conference of Learning Representations (ICLR)2024 Workshop: Tackling Climate Change with Machine Learning.

Hlaváčková-Schindler, K., Hoxhallari, K., Caumel Morales, L., Schicker, I., Plant, C. Causal discovery among wind-related variables in a wind farm under extreme wind speed scenarios: Comparison of results using Granger causality and interactive k-means clustering" was published in the EGU24 General Assembly 2024 - Special session „Many shades of causality analysis in Earth Sciences: Methods, challenges and applications" in April 2024.

Diese Projektbeschreibung wurde von der Fördernehmerin/dem Fördernehmer erstellt. Für die Richtigkeit, Vollständigkeit und Aktualität der Inhalte sowie die barrierefreie Gestaltung der Projektbeschreibung, übernimmt der Klima- und Energiefonds keine Haftung.

Die Fördernehmerin/der Fördernehmer erklärt mit Übermittlung der Projektbeschreibung ausdrücklich über die Rechte am bereitgestellten Bildmaterial frei zu verfügen und dem Klima- und Energiefonds das unentgeltliche, nicht exklusive, zeitlich und örtlich unbeschränkte sowie unwiderrufliche Recht einräumen zu können, das Bildmaterial auf jede bekannte und zukünftig bekanntwerdende Verwertungsart zu nutzen. Für den Fall einer Inanspruchnahme des Klima- und Energiefonds durch Dritte, die die Rechteinhaberschaft am Bildmaterial behaupten, verpflichtet sich die Fördernehmerin/der Fördernehmer den Klima- und Energiefonds vollumfänglich schad- und klaglos zu halten.