Deutsches Zentrum
DLR für Luft- und Raumfahrt

Flexibel, Erklärbar, Akkurat – Maschinelles Lernen in komplexen Systemen unter Unsicherheit (FEAT)

FKZ 01IS22073B

Schlussbericht des Teilvorhabens des DLR
im Rahmen der Förderung

Ideennachwuchs:
Forschungsvorhaben von KI-Nachwuchsgruppen

an das Bundesministerium für Bildung und Forschung, VDI/VDE-IT GmbH

Dr. rer. nat. Christoph Schimeczek

Aufgabenstellung

Die Energiemärkte der Zukunft werden immer komplexer: Der zunehmende Anteil fluktuierender erneuerbarer Energien, der Abbau konventioneller Kraftwerke, und die steigende Stromnachfrage durch neue Technologien führen zu einer stärkeren Marktdynamik. Gleichzeitig nimmt die Anzahl von dezentralen Flexibilitätsoptionen, z. B. Batterien oder flexible Verbraucher, zu. Dies stärkt neue Marktakteure, wie z. B. Aggregatoren, und steigert so den Wettbewerb. Um dennoch rentabel zu sein, benötigen Flexibilitätsoptionen intelligente Gebotsstrategien, die auf präzisen Preisvorhersagen beruhen. Das Projekt FEAT zielte daher darauf ab, neue Algorithmen des maschinellen Lernens (ML) basierend auf Neuronalen Netzen (NN) zu entwickeln, die hochwertige Preisvorhersagen liefern können. Die ML-Vorhersagen sollten robust sein, d. h. ohne Retraining auskommen sowie an veränderte Szenariobedingungen anpassbar sein. Dazu sollten sie auch Wissen z. B. über den Kraftwerkspark oder das Wetter einbinden können. Ein modularer Aufbau der NN sollte gleichzeitig die Erklärbarkeit der Ergebnisse verbessern. Zuletzt war es auch das Ziel, die Unsicherheit der Vorhersagen quantifizieren zu können – sowohl für trainierte als auch für ungesehene Eingabedaten.

Das Teilvorhaben des DLR hatte zum Ziel, die Anwendung von ML-Vorhersagealgorithmen im Strommarktsimulationsmodell AMIRIS zu ermöglichen sowie die Wechselwirkung zwischen Marktmodell und ML-Vorhersagealgorithmen zu erkunden, um damit die Anwendbarkeit von ML-Preisvorhersagen für Strommarktsimulationen zu demonstrieren. Die entwickelte Methode sollte den Wettbewerb mehrerer Flexibilitätsoptionen in der Strommarktsimulation ermöglichen und im Projekt auf deren dahingehende Eignung untersucht und bewertet werden. Zudem war es die Aufgabe, mit AMIRIS Trainingsdaten für mögliche zukünftige Marktpreisdynamiken bereitzustellen.

Voraussetzungen

Das Vorhaben FEAT wurde als Verbundprojekt der mit der Universität Tübingen und dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) im Rahmen des Calls „Ideennachwuchs: Forschungsvorhaben von KI-Nachwuchsgruppen“ durchgeführt. Die Leitung des Verbundvorhabens lag bei der Universität Tübingen.

Seitens des DLR wurde das quelloffene, agentenbasiert Strommarktmodell AMIRIS in das Projekt eingebracht. AMIRIS konnte bereits bei Projektbeginn Marktdynamiken und deren Wechselwirkungen mit den Marktakteur:innen unter Berücksichtigung politischer Rahmenbedingungen modellieren. Zudem war es möglich, das – empirisch im Markt beobachtete – nicht immer rationale Verhalten von Akteur:innen unter Unsicherheit zu berücksichtigen. Abbildung 1 gewährt einen Blick auf die in AMIRIS zu Projektbeginn modellierten Agenten und deren Interaktionen mittels Informations-, Energie- und Zahlungsflüssen.

Zu Projektbeginn war es allerdings nicht möglich, den Wettbewerb verschiedener Flexibilitätsoptionen zu modellieren. Der in AMIRIS implementierte Vorhersageagent nutzte für seine Vorhersagen alle Gebotsinformationen der nicht-flexiblen Agenten und erstellte so eine Vorhersage über die Merit-Order des Strommarkts. Eine einzige Flexibilitätsoption konnte dann diese Vorhersage nutzen, um – unter Ausnutzung von Marktmacht – Gebotsstrategien zu entwickeln. Dies ist in Abbildung 2 dargestellt.

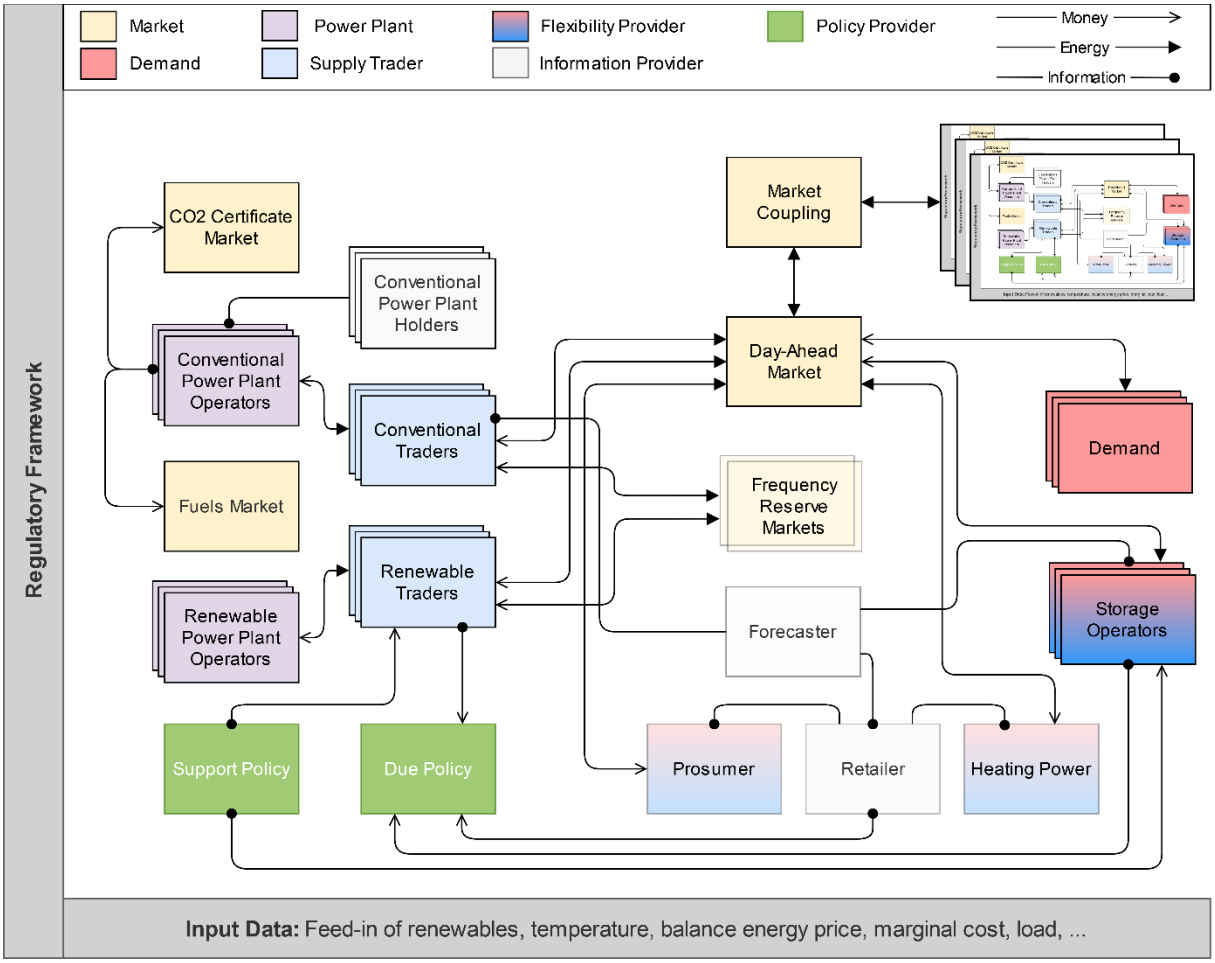


Abbildung 1: Modellarchitektur von AMIRIS zu Beginn des Projekts

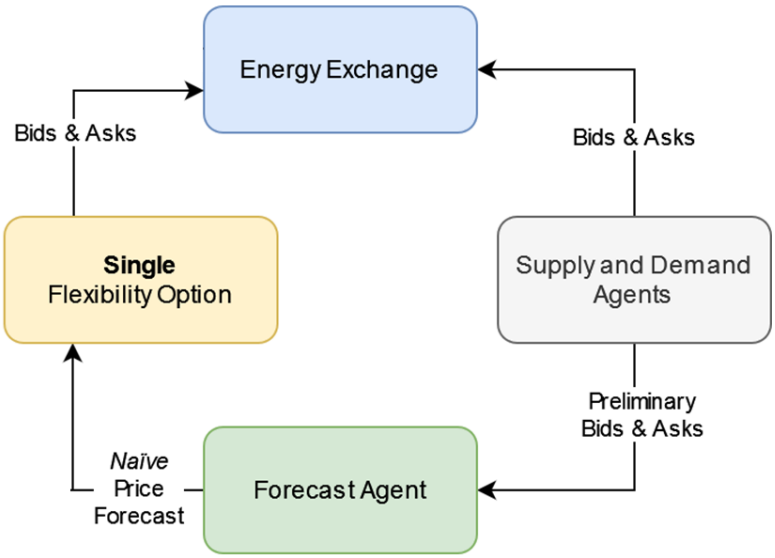


Abbildung 2: Vorhersage der Merit Order für eine einzelne Flexibilitätsoption in AMIRIS zu Beginn des Projekts

Planung des Vorhabens

Ziel des Projekts war es daher, einen neuen Vorhersageagenten in AMIRIS zu integrieren, der nicht nur die Gebote der inflexiblen Agenten berücksichtigt, sondern auch eine Erwartung über die Gebote der Flexibilitätsoptionen entwickelt und zu einer Preisvorhersage vereint. Diese Preisvorhersage sollte dann im Idealfall zu gerade dem bereits antizipierten Verhalten der Flexibilitäten führen und so zur selbsterfüllenden Vorhersage werden. Diese Wechselwirkung zwischen Vorhersage

und Realisierung ist in der Literatur unter dem Begriff „performative prediction“ bekannt. Eine bekannte Anwendung für performative prediction ist z. B. die Navigation bei Stau im Straßenverkehr.

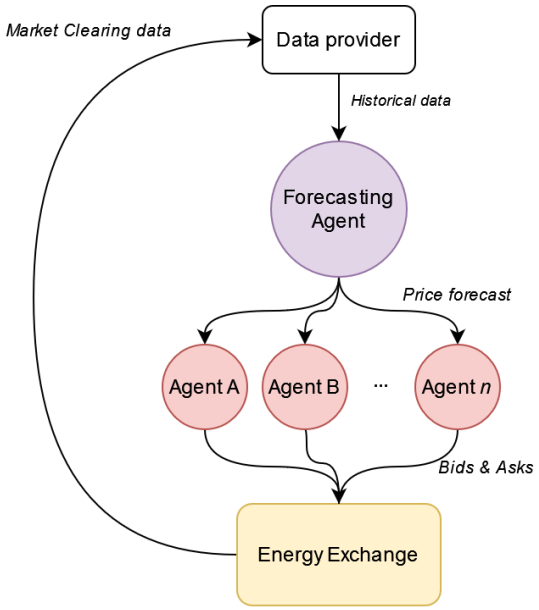


Abbildung 3: Konzept der Preisvorhersage für mehrere Flexibilitäten und deren Rückkopplung auf die Vorhersage

Für die performative Preisvorhersage sollten ML-Algorithmen zum Einsatz kommen. Diese wurden nicht direkt in das Java-basierte Strommarktmodell AMIRIS integriert, sondern in einer separaten Python-Umgebung entwickelt und dann über eine Schnittstelle in den Simulationsprozess eingebunden. Für die Bereitstellung von Trainingsdaten sollte zudem ein Szenariogenerator entwickelt werden, der automatisiert auf Basis von Rahmenvorgaben Marktsimulationsszenarien erstellen kann. Alle drei Module sollten unabhängig voneinander entwickelt werden und über Datenschnittstellen miteinander interagieren können. Dieses Zusammenspiel ist in Abbildung 4 dargestellt.

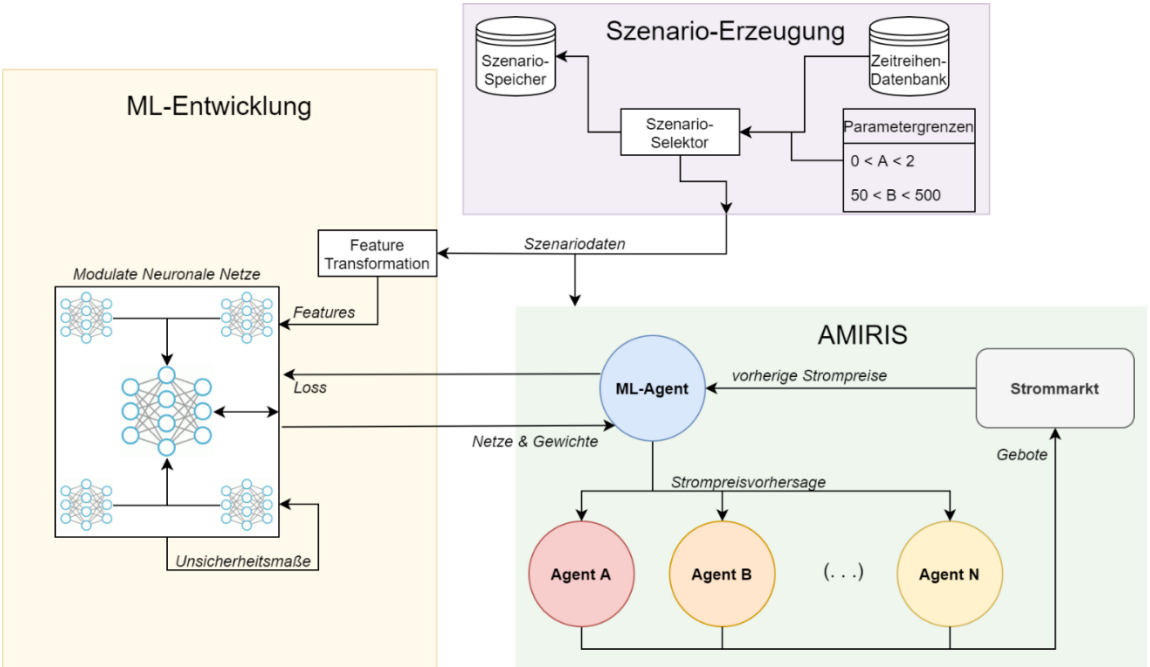


Abbildung 4: Zusammenspiel zwischen ML-Entwicklung, der Szenario-Erzeugung, des Anwendungsmodells AMIRIS und der Anwendung der ML-Methoden innerhalb von AMIRIS zur Vorhersage simulierter Strompreise

Die in Arbeitspaket (AP) 1 programmierten Schnittstellen sollten dann die Entwicklung von modularen neuronalen Netzen zur Preisvorhersage in AP 2 sowie die probabilistische Vorhersage und

Robustheitsuntersuchungen in AP 3 beim Projektpartner ermöglichen. Abschließend war eine Synthese der Methoden und anschließende Bewertung in AP 4 geplant. Eine Übersicht der Arbeitspakete ist in Abbildung 5 dargestellt.

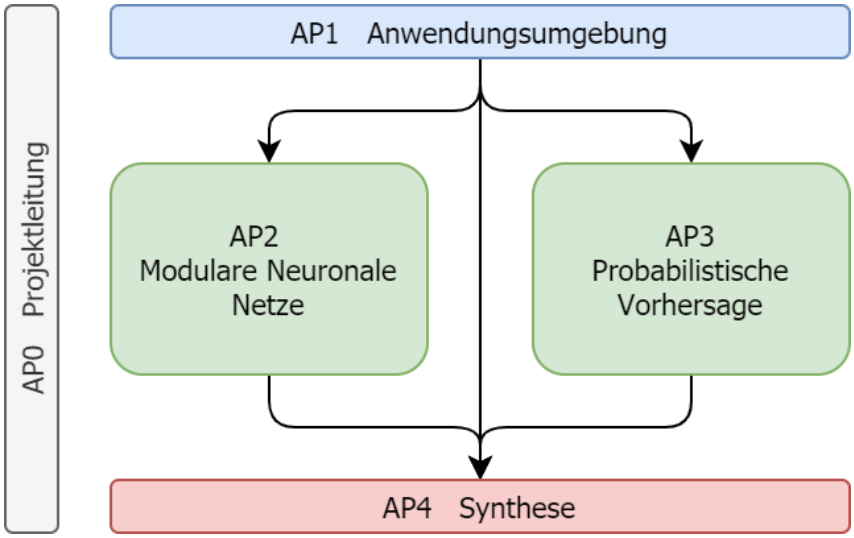


Abbildung 5: Zusammenwirken der Arbeitspakete im Projektverlauf

Ablauf des Vorhabens

Das Projekt begann im August 2022 und endete mit leichter Verzögerung im Dezember 2025. Letztere ergaben sich aufgrund eines Personalausfalls beim Projektpartner und damit einhergehender Verzögerungen der eng verzahnten Arbeitspakete. Die Ziele des Vorhabens konnten dennoch vollständig erreicht werden.

Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn des Vorhabens

Das DLR strebte im Projekt eine verbesserte Modellierung von Strompreisvorhersagen innerhalb des Modells AMIRIS an. Die bis dato genutzten Algorithmen zur Preisprognose in AMIRIS setzten jeweils eine perfekte Voraussicht des Prognoseagenten voraus und schränkten die Anwendbarkeit des Modells auf Szenarien mit nur einem Flexibilitätsagenten (z. B. Stromspeicher) ein. Die im Projekt entwickelten Preisprognoseverfahren sollten daher eine Abbildung mehrerer Flexibilitätsagenten in AMIRIS, deren Umgang mit unsicheren Prognosen, sowie weitere Forschungen zur Interaktion konkurrierender Flexibilitätsagenten im Energiesystem ermöglichen.

Zeitlich parallel setzte das im Rahmen des Energieforschungsprogramms der Bundesregierung geförderte Projekt ASSUME[1] bereits zu Beginn des Vorhabens FEAT auf eine alternative Abbildung der Konkurrenz von Flexibilitätsoptionen: Das direkte Lernen von Gebotsstrategien mittels Deep Reinforcement Learning.

Zu Beginn des Projekts war keine Generatorsoftware für Strompreisszenarien und Dynamiken bekannt. Ebenso gab es keine Kopplung zwischen einem Strommarktmodell und einer auf maschinellem Lernen (ML) basierten Preisvorhersage.

Schutzrechte

Das vom DLR für dieses Vorhaben genutzte und erweiterte Strommarktmodell AMIRIS war zum Zeitpunkt des Projektbeginns bereits quelloffen verfügbar. Alle Arbeiten im Projekt wurden

[1] https://assume-project.de

ebenfalls quelloffen durchgeführt. Damit standen der Projektdurchführung keine Schutzrechte des DLR entgegen.

Informations- & Dokumentationsdienste

Die Entwicklungsarbeiten des DLR wurden zunächst auf GitHub vorgenommen und im weiteren Projektverlauf auf die GitLab Gruppe von AMIRIS umgezogen.

Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Zum Zweck des Trainings der ML-Preisvorhersage wurden historische Daten für Strommarksimulationen erarbeitet. Die daraus resultierenden Simulationen wurden mit denen des Modells ASSUME verglichen und von Dritten auf einer Konferenz vorgestellt. Darüber hinaus fand die Zusammenarbeit lediglich mit dem Projektpartner und bei Diskussionen im Rahmen des veranstalteten Workshops und des veranstalteten Symposiums mit Experten aus Wissenschaft und Wirtschaft statt.

Ergebnisse des Vorhabens

Das DLR konnte im Rahmen des Vorhabens drei grundlegende Entwicklungen erzielen: 1) Die Bereitstellung einer Python-Schnittstelle für die Integration verschiedener Preisvorhersagemodelle in agentenbasierte Marktsimulationen, 2) die vollautomatische Kopplung der AMIRIS-Simulationen mit externen Preisvorhersagemodell über einen dedizierten Agenten und 3) die Erschaffung eines Szenariogenerators zur automatisierten Bereitstellung von Trainings- und Evaluationsdaten.

Im Rahmen des Vorhabens wurde eine vollautomatische Integration von ML-basierten Preisvorhersagen in die Strommarktsimulation mit AMIRIS erreicht. Hierzu wurde eine zweistufige Architektur verwendet, die in Abbildung 6 dargestellt ist: eine Stufe für die Preisprognose und eine für die Strommarktmodellierung. Durch die Trennung dieser beiden Schichten können beide unabhängig voneinander verwendet und weiterentwickelt werden. Auf diese Weise wird die Anwendbarkeit der in FEAT entwickelten Tools und Methoden für weitere Anwendende aus Forschung und Industrie gestärkt.

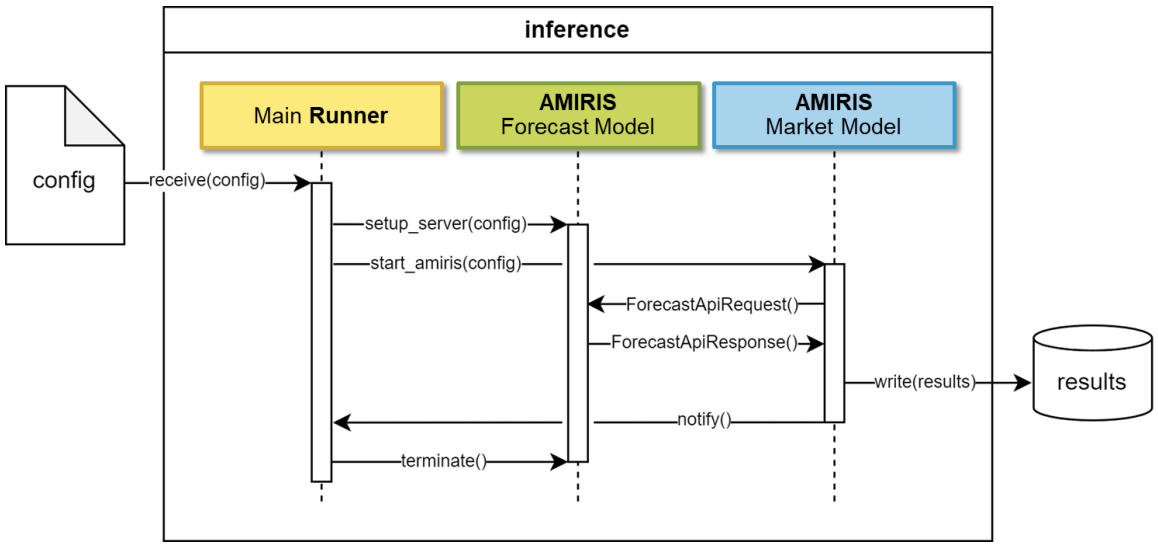


Abbildung 6: Architektur der Integration der ML-basierten Preisvorhersage in AMIRIS

Das Vorhersagemodell AMIRIS-PriceForecast wurde ebenfalls modular designt. Neben ML-basierten Vorhersagemethoden sind dort auch andere Vorhersagemethoden, z. B. regressiver Art, implementiert. Dies ermöglicht erstmals einen umfassenden Vergleich verschiedener Vorhersagemethoden, ohne dabei den Code von AMIRIS ändern zu müssen. AMIRIS-Priceforecast wurde

als Python-Packet auf PyPI publiziert und ist damit ebenfalls quelloffen verfügbar und leicht zu installieren. Python-seitig wurde die Schnittstelle mittels fastAPI implementiert.

Innerhalb von AMIRIS wurde ein dedizierter Agent geschaffen, der mit AMIRIS-Priceforecast während der laufenden Strommarktsimulation kommunizieren kann. Diese Entwicklung wurde mit AMIRIS v3.4 publiziert. Zur Erzeugung von umfangreichen Trainingsszenarien mit unterschiedlichen Strompreisdynamiken wurde ein Szenariogenerator für AMIRIS entwickelt. Auch dieser wurde zum Zweck der einfachen Anwendbarkeit als Python-Packet auf PyPI publiziert. Abbildung 7 zeigt den Workflow aller im Projekt entwickelten Tools: Für das Training der ML-Preisvorhersage werden eine Vielzahl von Strommarktszenarien durch den Szenariogenerator entworfen. Für jedes Szenario wird, nach einer Konsistenzprüfung, eine Strommarktsimulation durchgeführt. Die Marktergebnisse werden an das ML-Preisvorhersagemodell weitergegeben sowie zum Training desselben verwendet. Das fertig trainierte Vorhersagemodell kann im Weiteren dann auch ohne Einsatz des Szenariogenerators angewendet werden. Neben den explorativen Strommarktszenarien hat das DLR auch historische Strommarktszenarien für Deutschland in den Jahren 2015 bis 2019 erarbeitet und offen zur Verfügung gestellt.

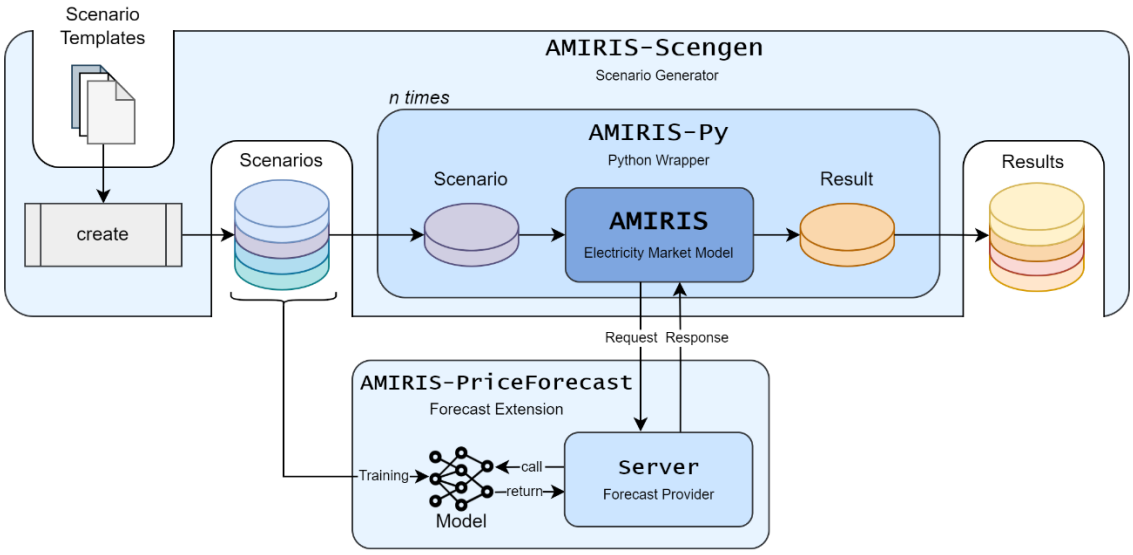


Abbildung 7: Workflow der in FEAT entwickelten Tools

Für die Preisvorhersage hat das DLR ein auf der Temporal-Fusion-Transformer-Architektur (siehe 10.1016/j.ijforecast.2021.03.012) basierendes Vorhersagemodell trainiert und intensiv erprobt. Unter Einsatz von zukünftigen Kovariaten für die residuale Last konnten sehr niedrige Fehler für die Strompreisvorhersage über einen breiten Raum von Szenarien erzielt werden, siehe 10.1016/j.egyr.2024.11.013. Dieses Vorhersagemodelle wurden dann in 10.1016/j.adapen.2026.100277 eingesetzt, um die Marktdynamiken konkurrierender Stromspeicher zu beleuchten. Dabei konnten Kannibalisierungseffekte nachgewiesen werden, die darauf hindeuten, dass der geplante großskalige Ausbau von Stromspeichern verlustbehaftet sein könnte.

Alle zuvor genannten Arbeiten sind Teil der abgeschlossenen Dissertation von Felix Nitsch: „Flexibility options in electricity markets with high shares of renewable energies“ 10.13154/294-13594. Die Ergebnisse des Vorhabens, die Weiterentwicklungen des Modells AMIRIS, die entwickelten Softwaremodule und deren Anwendung wurden auf einem eintägigen Symposium 32 externen Interessenten aus Wissenschaft und Industrie vorgestellt. Das Symposium enthielt neben einem theoretischen Teil auch zwei praktische Übungen, die die integrierte Anwendung der entwickelten Preisvorhersagemodelle in AMIRIS demonstrierten. Das Symposium wurden von den

Teilnehmenden mit im Schnitt 9 von 10 Punkten äußerst positiv bewertet. Die wichtigsten vom DLR erzielten Ergebnisse sind in Tabelle 1 zusammengefasst.

Tabelle 1: Ergebnisse des DLR im Vorhaben

ID	Beschreibung	Status	Veröffentlichung
E1	Abschlusssymposium	Erledigt	Präsentationen verfügbar unter https://events.hifis.net/event/3233/
E2	Code und Dokumentation zum Simulationsagenten	Erledigt	10.5281/zenodo.14906679 10.5281/zenodo.14907870
E3	Dokument zu Szenarioauswahl und Transformationsregeln	Obsolet	Da von modularen neuronalen Netzen abgesehen wurde, wurde die Featuretransformation statischer Szenarioparameter nicht mehr benötigt.
E4	Code und Dokumentation	Erledigt	https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.11.013 https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5320926

Meilensteine

Das DLR hat alle im Projekt verantworteten Meilensteine erreicht. Tabelle 2 listet diese Meilensteine und zugehörigen Veröffentlichungen auf.

Tabelle 2: Meilensteine des Projekts unter Verantwortung des DLR

ID	Beschreibung	Status	Veröffentlichung
M1.1	Es besteht ein Simulationsagent, der die ML-Vorhersagen mit AMIRIS verbindet.	Erreicht	AMIRIS v3.4 10.5281/zenodo.14906679
M1.2	Die Szenarien sind bereitgestellt. Die Szenarioparameter können regelbasiert in Featurevariablen transformiert werden.	Erreicht	AMIRIS-Scengen https://doi.org/10.5281/zenodo.8382790

Verwertung & Veröffentlichungen

Alle am DLR entwickelten Tools und Softwaremodule sind quelloffen auf GitLab verfügbar und dadurch weltweit nachnutzbar. Diese ermöglichen, den Wettbewerb von Flexibilitätsoptionen am deutschen Strommarkt detailliert abzubilden und somit hochwertige Marktszenarien für die Bewertung von Investitionen und politischen Entscheidungsoptionen zu erstellen. Das DLR strebt die Weiterentwicklung der im Vorhaben entwickelten Methoden und Module und die Ausweitung der Methodik auf die Gebote von verbrennungsbasierten Kraftwerken in nachfolgenden Forschungsprojekten an.

Im Vorhaben konnten zahlreiche Publikationen erzielt werden. Die Erkenntnisse wurden zudem auf wissenschaftlichen Konferenzen vorgestellt. Alle Disseminationsaktivitäten sind nachstehend übersichtlich dargelegt.

2026

- Nitsch F, Schimeczek C, Bertsch V (2026): Profitability of competing flexibility options in renewable-dominated energy markets: Combining agent-based and machine learning approaches. Advances in Applied Energy. 10.1016/j.adapen.2026.100277

2025

- Schimeczek C (2025). AMIRIS Introduction and Hands-on: Applying ML-based Forecasts. Symposium on Machine-learning Based Forecasting in Energy System Models, Frankfurt. 10.5281/zenodo.20486793
- Nitsch F (2025). Flexibility options in electricity markets with high shares of renewable energies: An agent-based analysis of economic viability and system impacts. PhD Thesis. 10.13154/294-13594 (Note: its Paper III and Paper IV based on FEAT context).
- Nitsch F, Schimeczek C (2025): Assessing flexibility option potential by combining electricity price forecasting and agent-based electricity market modelling. INREC Conference, Essen. 10.5281/zenodo.15517828
- Nitsch F, Schimeczek C (2025): Integrating external machine learning models in agent-based simulation models using FastAPI. ABM4Energy Conference, DTU Copenhagen. 10.5281/zenodo.14976781
- Nitsch F, Schimeczek C (2025): Einsatz Neuronaler Netze zur Strompreisprognose in einem offenen agentenbasierten Marktmodell. IEWT Conference, TU Wien. 10.5281/zenodo.14935333
- Nitsch F (2025): Runtime Coupling of Machine Learning Models with Electricity Market Simulations. openmod Conference, KTH Stockholm. Talk. 10.5281/zenodo.15100437
- Nitsch F, Schimeczek C (2025): AMIRIS-PriceForecast - An extension to the agent-based electricity market model AMIRIS, 10.5281/zenodo.14907871
- Schimeczek et al. (2025): AMIRIS v3.4. 10.5281/zenodo.14906679

2024

- Nitsch F., Schimeczek C., Bertsch V. (2024): Applying machine learning to electricity price forecasting in simulated energy market scenarios. 10.1016/j.egyr.2024.11.013
- Nienhaus et al. (2024): AMIRIS Examples Germany 2015 - 2019, Zenodo: https://doi.org/10.5281/zenodo.10817787
- Maurer F., Schimeczek C., Nitsch F., et al. (2024): Know your tools - a comparison of open-source energy market simulation models. EEM Conference 2024, Istanbul. 10.1109/EEM60825.2024.10609021
- Nitsch F., Schimeczek C. (2024): *Flexible and accurate price time series forecasts for the application in electricity market simulations*. 18. Symposium Energieinnovation 2024 (EnInnov). 10.5281/zenodo.10678985

2023

- Nitsch F., Frey U., Schimeczek C. (2023): AMIRIS-Scengen. GitHub repository. https://doi.org/10.5281/zenodo.8382790

Fortschritte anderer Stellen

Zur Modellierung von konkurrierenden Flexibilitätsoptionen setzt das Projekt ASSUME auf ein alternatives Vorgehen. Anstatt einer zentralen Preisvorhersage und dann nachfolgend deterministischer Berechnung der Gebote der Flexibilitätsagenten kommt bei ASSUME Deep Reinforcement Learning der Gebotsstrategie zum Einsatz. Dazu werden alle konkurrierenden Agenten parallel trainiert und können so das Gebotsverhalten der jeweiligen Konkurrenten erlernen. Die dazu veröffentlichten Ergebnisse (siehe z. B. hier[2] oder hier[3]) deuten ebenfalls auf eine geeignete Anwendung zur Modellierung konkurrierender Flexibilitätsoptionen hin. Jedoch besteht dort noch Forschungsbedarf hinsichtlich der Interpretierbarkeit der erlernten Strategien, und ob diese ohne Retraining zwischen Szenarien übertragen werden können. Ein Vergleich beider Verfahren zur Strommarktmodellierung könnte jedoch interessante Einsichten bieten.

[2] https://doi.org/10.1186/s42162-023-00293-0
[3] https://doi.org/10.1145/3575813.3597351