

FLEXIBLE UND AKKURATE ZEITREIHENVORHERSAGEN ZUR ANWENDUNG IN STROMMARKTSIMULATIONEN

Felix NITSCH¹, Christoph SCHIMECZEK¹

Inhalt

Zeitreihen sind wichtige Parameter für viele Simulationsmodelle in der Energiesystemanalyse. Manchmal liegen diese jedoch nicht vollständig vor oder können erst während der Modelllaufzeit ermittelt werden. In diesen Fällen sind Zeitreihenvorhersagen von großer Bedeutung. Insbesondere in Strommarktsimulationen, wie zum Beispiel dem agenten-basierten Modell AMIRIS [1], müssen akkurate Preisvorhersagen vorliegen, damit die implementierten Agenten ihre Betriebsstrategien optimieren können. Mit der Bereitstellung dieser Vorhersagen sind folgende Anforderungen verknüpft: die Methoden müssen A) *flexibel sein* und robuste Vorhersagen treffen können, B) Vorwissen einbinden können und *erklärbar* sein und C) auch unter Unsicherheit zuverlässig und *akkurat* bleiben. Maschinelles Lernen ist eine vielversprechende und leistungsstarke Methode für diese Art der Problemstellung, bringt in den genannten Punkten jedoch auch einige Herausforderungen mit sich.

Methodik

Wir zielen darauf ab, diese Herausforderungen im Bereich des maschinellen Lernens durch die Bewältigung eines skalierbaren Anwendungsproblems in der Energieforschung anzugehen, siehe Abbildung 1. Konkret werden mithilfe von neuronalen Netzen Strompreise im Energiemarktmodell AMIRIS prognostiziert. Das übergeordnete Ziel besteht darin, flexible und robuste NN-Architekturen zu entwickeln, die gleichzeitig erklärbar sind. Ein zusätzlicher Fokus liegt auf der präzisen Kalibrierung von Unsicherheiten für untrainierte Daten aus AMIRIS. Dies ermöglicht die Untersuchung, ob diese Unsicherheiten die Vorhersage des komplexen Anwendungsproblems beeinflussen könnten.

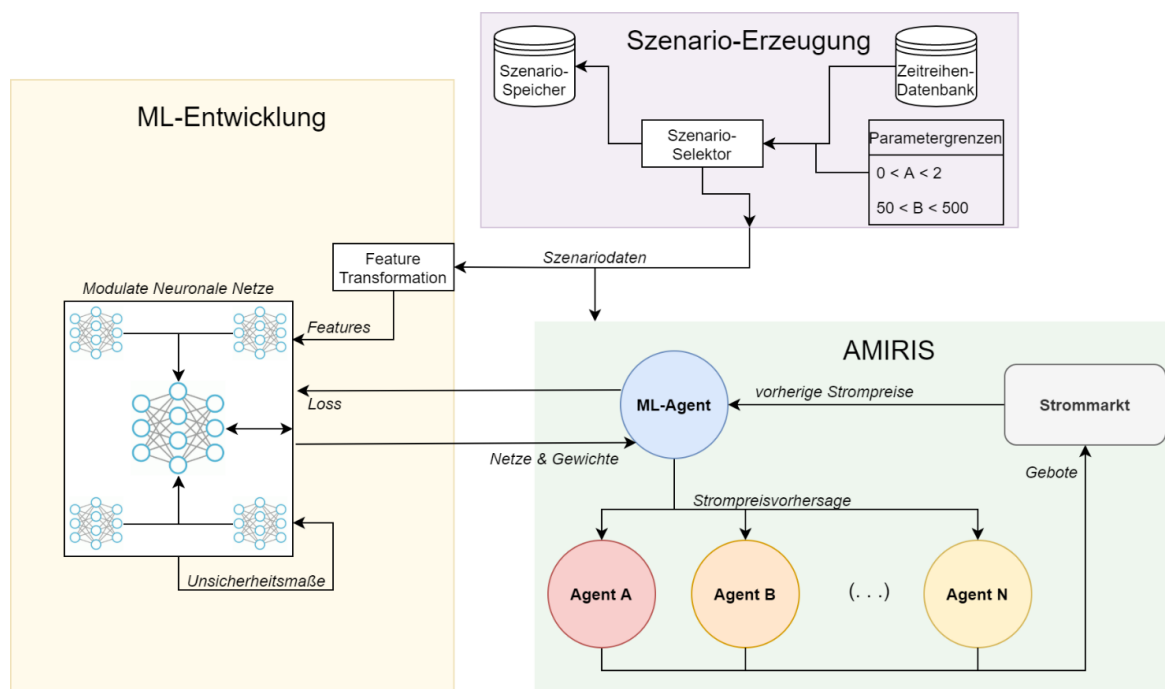


Abbildung 1: Zusammenspiel der Szenarioerzeugung [2], des Anwendungsmodell AMIRIS [1] und der Entwicklung des maschinellen Lernens [3]

¹ Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Institut für Vernetzte Energiesysteme, Curiestr. 4, 70563 Stuttgart +49 711 6862-8865, felix.nitsch@dlr.de, www.dlr.de/ve

Ergebnisse

Der entwickelte Szenariogenerator scengen [2] erzeugt automatisiert Parametrisierungen für AMIRIS. Parameter werden dabei innerhalb vorgegebener Grenzen zufällig ausgewählt. Dies ermöglicht die Erstellung umfangreicher Datensätze, mit denen unterschiedliche Architekturen des maschinellen Lernens trainiert und getestet werden. In Vorarbeiten wurden etablierte Architekturen eingesetzt und auf ihre Anwendbarkeit untersucht. In Abbildung 2 ist die Vorhersagegüte eines modernen TFT-Netzes [4] in Systemen mit unterschiedlichem Photovoltaik- und Windenergieausbau dargestellt. Aufgabe des neuronalen Netzes ist es, die Day-Ahead Strompreise der nächsten 24 Stunden vorherherzusagen. Es zeigt sich, dass die Fehler mit höherer Windkapazität tendenziell niedriger sind. Der Ausbau der Photovoltaik hat in dieser Konfiguration keinen klaren Einfluss auf die Höhe der Fehler. Zudem ist die Auswahl des Trainingsdatensatzes eine wichtige Größe für die Performanz der Vorhersage. Anwendungen, welche sich strukturell vom Trainingsdatensatz unterscheiden, schneiden schlechter ab. Daher ist ein umfangreicher Szenarioraum und ein breit trainiertes Netz essentiell für die Anwendbarkeit dieser Methode in Strommarktsimulationen. In den nächsten Schritten werden eigene modulare Netzarchitekturen entwickelt und hinsichtlich der kritischen Modellparameter, wie z. B. Auswahl der Eingabedaten, Länge des Vorhersageintervalls, und Hyperparametereinstellungen, weiter untersucht. Dadurch sollen die erwähnten Anforderungen bezüglich Flexibilität, Erklärbarkeit und Genauigkeit adressiert werden. Parallel werden die trainierten Netze einem speziellen entwickelten Vorhersage-Agenten in AMIRIS zugänglich gemacht. Dieser soll die modellendogene Vorhersagequalität deutlich erhöhen.

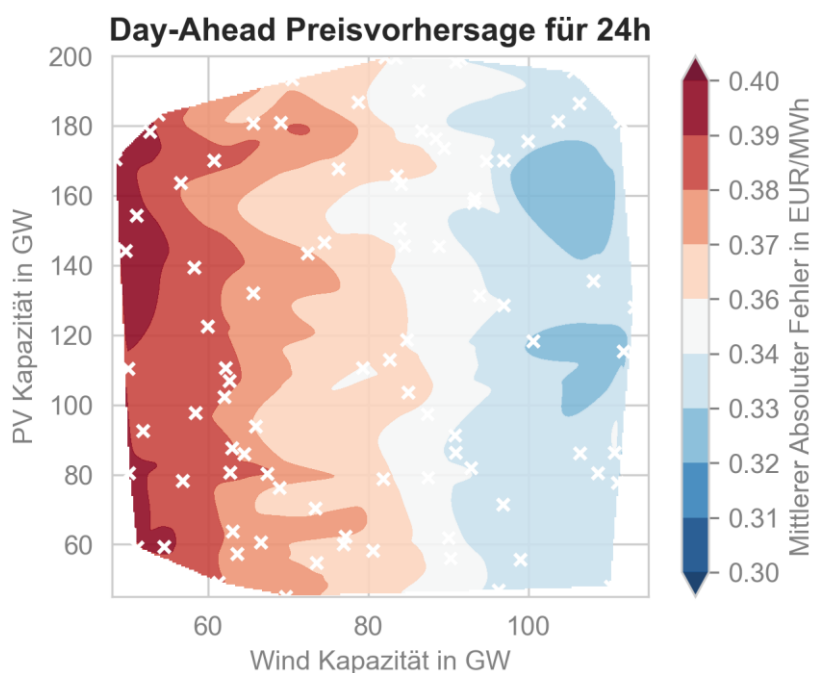


Abbildung 2: Day-Ahead Strompreisvorhersage eines maschinellen Netzes, welches die nächsten 24 Stunden vorhersagen soll. Dargestellt sind gemittelte mittlere absolute Fehler über einen Simulationszeitraum eines Jahres. Werte zwischen den Modellläufen (weiße Markierungen) wurden interpoliert.

Referenzen

- [1] C. Schimeczek *et al.*, "AMIRIS: Agent-based Market model for the Investigation of Renewable and Integrated energy Systems," *JOSS*, vol. 8, no. 84, p. 5041, 2023, doi: 10.21105/joss.05041.
- [2] F. Nitsch, U. Frey, and C. Schimeczek, "scengen: A Scenario Generator for the Open Electricity Market Model AMIRIS," 2023, doi: 10.5281/zenodo.8382790.
- [3] F. Nitsch, "focapy: Timeseries forecasting in Python," 2023, doi: 10.5281/zenodo.7792750.
- [4] B. Lim, S. Ö. Arik, N. Loeff, and T. Pfister, "Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting," *International Journal of Forecasting*, 2021.