Zeitreihenvorhersage für die Stromerzeugung aus variablen Erneuerbaren Energien ─ Ein hybrider Ansatz mit analytischen Modellen und Machine Learning

Themenbereich 2: Energieerzeugung/-infrastruktur und Netze

Marius TILLMANNS[[1]](#footnote-1)(1), Jan PRIESMANN(1), Felix MENNE(1), Aaron PRAKTIKNJO(1)

(1)Lehrstuhl für Energiesystemökonomik, E.ON Energy Research Center, RWTH Aachen University

Motivation und zentrale Fragestellung

Mögliche Einbußen bei der Zuverlässigkeit der Stromversorgung werden häufig als Bedenken gegen den Ausstieg aus Kernenergienutzung und Kohleverstromung aufgeführt. Heutzutage erweitert sich der zu betrachtende Szenarioraum um Ausstiegsszenarien bei der Erdgasnutzung zur Stromerzeugung im Kontext potentieller Versorgungseinbrüche. Gleichzeitig steigt die Komplexität des Energiesystems durch den Ausbau dargebotsabhängiger dezentraler Erzeugungsanlagen sowie die voranschreitende Sektorenkopplung. Vor diesem Hintergrund erfordert die Versorgungssicherheitsbewertung die Analyse einer Vielzahl möglicher Zukunftsszenarien, um die Resilienz des Energiesystems adäquat evaluieren zu können. Bisherige Methoden sind jedoch äußerst komplex und damit ressourcenintensiv und in der Anzahl der zu untersuchenden Szenarien stark limitiert [1], [2]. Wir entwickeln daher neue Ansätze basierend auf Methoden aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz (KI), um diese Analysen zu beschleunigen und somit den zukünftigen Unsicherheitsraum hinsichtlich der Versorgungssicherheit im Stromsystem möglichst umfassend abdecken zu können.

Da das exakte Gleichgewicht zwischen Stromerzeugung und -verbrauch zu jedem Zeitpunkt gehalten werden muss, ist die Modellierung und Vorhersage der Stromerzeugung aus dargebotsabhängigen Erneuerbaren Energien (EE) essentiell für einen stabilen Betrieb des Elektrizitätsversorgungssystems. Für diese Prognosen können verschiedene Modelle verwendet werden, welche sich in der räumlichen und zeitlichen Auflösung der Eingangsdaten sowie im Modellierungsansatz unterscheiden. Hierbei untersuchen wir den Einfluss hochaufgelöster Eingangsdaten sowie verschiedener Modellansätze und entwickeln einen hybriden Modellierungsansatz, welcher die Vorteile mehrerer Modelle kombiniert.

Methodische Vorgangsweise

Prognosemodelle für EE-Einspeisezeitreihen sind wegen der zentralen Rolle dieser Energiequellen für den Pfad zu einem klimaneutralen Energiesystem fundamental für die langfristige Untersuchung der Zuverlässigkeit des Stromsystems. Aufgrund der Fähigkeit, nichtlineare Zusammenhänge zwischen Modelleingangs- und -ausgangsdaten abzubilden [3], wird ein künstliches neuronales Netz für die Zeitreihenvorhersage implementiert. In der Regel werden solche KI-basierten Prognosemodelle auf historischen Einspeisedaten trainiert. Für die Versorgungssicherheitsbewertung ist dabei die potentiell zur Verfügung stehende Einspeiseleistung maßgeblich. Die historischen Einspeisezeitreihen sind neben anlagenbezogenen Faktoren jedoch auch von netz- bzw. lastseitigen Einflüssen abhängig, da bspw. abgeregelte Mengen aufgrund von Redispatchmaßnahmen oder Einspeisemanagement in den Daten bereits enthalten sind. Im Hinblick auf die Bewertung der Versorgungssicherheit sind diese Faktoren Teil der probabilistischen Energiesystemmodellierung. Insbesondere bei langfristigen Prognosen werden bei Verwendung der historischen Einspeisedaten Veränderungen der Netzinfrastruktur sowie die Einbindung erzeugungs- und lastseitiger Flexibilitäten nicht adäquat miteinbezogen.

Daher schlagen wir eine Methodik vor, welche auf Basis von analytischen Bottom-up Modellen sowie historischen Abregelungsmengen und Zeitreihendaten eine modifizierte Zeitreihe erstellt. Auf Grundlage dieser modifizierten Zeitreihe sowie disaggregierter Wetter- und Kraftwerksdaten wird anschließend ein künstliches neuronales Netz für die Zeitreihenvorhersage trainiert.

Ergebnisse und Schlussfolgerungen

Zur Vorhersage der modifizierten Zeitreihen wurde für die drei variablen erneuerbaren Energiequellen Wind Onshore, Wind Offshore und Photovoltaik (PV) jeweils ein künstliches neuronales Netz in Form einer Kombination aus einem Convolutional Neural Network (CNN) sowie einem Feed-Forward Network (Multilayer Perceptron, MLP) verwendet. Die jeweiligen künstlichen neuronalen Netze für die einzelnen Technologien wurden mit einem Trainings- und Validierungsdatensatz der modifizierten Zeitreihen für die Jahre 2015-2020 trainiert und validiert sowie anhand verschiedener Metriken bewertet. Das Jahr 2021 wurde als unabhängiger Testdatensatz verwendet. Hier wurde ein R2 von 0,96 für den Onshore-Wind-Datensatz, 0,88 für den Offshore-Wind-Datensatz und 0,96 für den PV-Datensatz erreicht. Abbildung 1 zeigt beispielhaft die prognostizierte Onshore-Windkraft-Zeitreihe für die Monate Januar bis März des Testdatensatzes 2021.



Abbildung 1: Prognostizierte Onshore-Windkraft-Zeitreihen für den Testdatensatz 2021

Für eine kontinuierliche Verbesserung der Prognosequalität der entwickelten neuronalen Netze wird ein Umlernen auf Basis eines erweiterten Datensatzes vorgeschlagen. Um diese Verbesserung beispielhaft zu zeigen, wurde die entsprechende Architektur auf den um das Jahr 2021 erweiterten Onshore-Wind-Datensatz trainiert. Beide Modelle wurden anschließend anhand eines zweiten Testdatensatzes, welcher Wetterdaten vom Januar 2022 enthielt, evaluiert. Die daraus resultierende Verbesserung der Prognosequalität zeigt der Weighted Absolute Percentage Error (WAPE): Das Modell ohne zusätzliches Training auf das Jahr 2021 erreichte bei der Metrik 8,03 %, das weitertrainierte Modell erreichte 7,58 %.

Die Ergebnisse zeigen, dass die modifizierten Einspeisezeitreihen durch die entwickelten neuronalen Netze vorhergesagt werden können. Darüber hinaus wird ein Unterschied in der Simulation mit disaggregierten Daten und aggregierten Daten demonstriert, der je nach simulierter Technologie und meteorologischen Bedingungen unterschiedliche Ergebnisse zeigt. Insgesamt zeigt die Methodik einen vielversprechenden Ansatz, um zukünftige Veränderungen im Energiesystem im Hinblick auf die Einspeisung von fluktuierenden erneuerbaren Energien in der Versorgungssicherheitsbewertung adäquat berücksichtigen zu können.

Literatur

[1] Priesmann, J., Münch, J., Ridha, E., Spiegel, T., Reich, M., Adam, M., Nolting, L., Praktiknjo, A. (2021). Artificial Intelligence and Design of Experiments for Assessing Security of Electricity Supply: A Review and Strategic Outlook. CoRR abs/2112.04889. PREPRINT (Version 2).

[2] Nolting, L., Spiegel, T., Reich, M., Adam, M., Praktiknjo, A. (2020). Can energy system modeling benefit from artificial neural networks? Application of two-stage metamodels to reduce computation of security of supply assessments. Computers & Industrial Engineering, 142, 106334.

[3] Duda, R. O., Hart, P. E., Stork, D. G. (2001). Pattern Classification. 2. Auflage, Wiley Interscience, New York.

1. Jungautor, Mathieustraße 10 52074 Aachen Germany, +49 241 80 49873, marius.tillmanns@eonerc.  
   rwth-aachen.de, www.eonerc.rwth-aachen.de [↑](#footnote-ref-1)