

KI als Beschleunigerin der Energiewende

Kaum eine technologische Entwicklung war in den gesellschaftlichen und politischen Diskussionen der letzten Jahre so prominent wie die Künstliche Intelligenz (KI). Fortschritte in sogenannten Foundation Models haben Anwendungen wie ChatGPT und DALL-E 3 hervorgebracht und KI damit zu einer für die breite Öffentlichkeit zugänglichen und alltäglichen Technologie entwickelt.

Nicht nur Privatpersonen, sondern auch Unternehmen und ganze Industrien beschäftigen sich intensiv mit der Frage, wie diese neue Technologie effektiv und gewinnbringend genutzt werden kann. Auch in der Energiebranche spielt KI eine entscheidende Rolle bei der Optimierung von Energiesystemen, der Steigerung der Energieeffizienz und der Erhöhung der Sicherheit durch die Abschwächung von Bedrohungen.

Sie ist somit ein zentraler Innovationsmotor für die Transformation des Energiesektors in Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft.

1. KI als bewährtes Werkzeug im Energiesektor

Die Energiebranche hat sich bereits seit mehreren Jahrzehnten als ein zentraler Anwendungsbereich von KI etabliert. Die Technologie ist somit kein neues Thema und kommende KI-Projekte können auf bestehende Ressourcen aufbauen. Ein Grund dafür ist, dass relevante Daten oft ohne zusätzliche Digitalisierungsschritte bereits verfügbar sind und in Form von Tabellen oder Zeitreihen vorliegen, wodurch ein aufwändiges Datenlabeling häufig entfällt. Auch benötigen Trainings von KI-Modellen für tabellarische Daten nicht so leistungsstarke Hardware, wodurch schon in den 2010er Jahren effektive Modelle trainiert werden konnten.

Als Konsequenz ist KI-Expertise und Infrastruktur bereits in vielen Instituten und Unternehmen vorhanden, und KI-Methoden sind in vielen Prozessen der Forschung zu erneuerbaren Energien (EE-Forschung) und in Energiesystemen integriert [9].

KI-Methoden bieten erhebliche Vorteile, da sie historische Muster erkennen, Korrelationen zwischen verschiedenen Datenquellen wie Wetter- und Sensordaten aufdecken und kontinuierlich aus neuen Daten lernen können. So ermöglichen sie beispielsweise präzise Vorhersagen von Energieerzeugung und -verbrauch, die Echtzeit-Optimierung von Stromnetzen sowie Unterstützung bei der Erkennung von Anomalien. Dank der Verfügbarkeit großer Datenmengen können KI-Modelle zudem mit vergleichsweise geringem Aufwand effizient trainiert werden. Aus diesem Grund finden KI-Methoden erfolgreiche Anwendung in Bereichen wie Lastprognosen, intelligenter Betriebsführung und KI-gestützter Planung [7].

2. KI-Methoden bewältigen die Herausforderungen der Energiewende

Die Energiewende bringt neue und verschärft Herausforderungen mit sich. Dazu gehört der erhöhte Bedarf an Flexibilität des Energiesystems – bei Verbrauchern, Erzeugern, Anbietern und Netzbetreibern – sowie ein gesteigerter Bedarf an Stabilität. Robuste Erzeugung und frühzeitige Fehlererkennung sind besonders gefragt, da die zunehmende Vernetzung auch das Risiko kritischer Cyberattacken erhöht, die erkannt und verhindert werden müssen [7].

Die folgenden Beispiele an Forschungsprojekten zeigen, wie KI-Methoden diese Herausforderungen adressieren und Blockaden in der Energiewende lösen.

2.1 Intelligente Anpassung an das Energiesystem: Beispiel Wärmepumpen

KI-Methoden haben das Potenzial, Prozesse in dynamischen Umgebungen flexibel und autonom anzupassen. Besonders im Energiesektor, der starken Schwankungen unterliegt, bieten sie erhebliche Vorteile durch die kontinuierliche Optimierung und Anpassung an veränderte Bedingungen.



ZSW

Katharina Strecker
katharina.strecker@zsw-bw.de

DLR

Holger Behrends
holger.behrends@dlr.de

Dr. Ulrich Frey
ulrich.frey@dlr.de

Oscar H. Ramírez-Agudelo
oscar.ramirezagudelo@dlr.de

Fraunhofer ISE

Dr. Lilli Frison

KIT

Prof. Dr. Ulrich W. Paetzold
ulrich.paetzold@kit.edu

Das Projekt AI4HP [11] demonstriert dieses Potenzial. Im Fokus steht die Entwicklung von „intelligenten“ Wärmepumpen, die sich durch den Einsatz von KI dynamisch an veränderte Rahmenbedingungen anpassen [5]. KI wird hier unter anderem für die Optimierung der Heizkurve eingesetzt, indem ein neuronales Netz das thermische Verhalten des Gebäudes anhand von Sensordaten und Wettervorhersagen abbildet (► Abbildung 1). Simulationen zeigen eine Verbesserung des Leistungskoeffizienten (COPWert) um ca. 0,2 und eine Einsparung des Energieverbrauchs um etwa 13%. Tests in realen Gebäuden sind in Planung.

2.2 Vorausschauend Ausfälle erkennen und verstehen: Beispiel KI-Methoden für das Monitoring von PV-Großanlagen

KI-Methoden haben sich als entscheidendes Werkzeug zur frühzeitigen Erkennung von Anomalien und Abweichungen in komplexen Systemen erwiesen. Durch die Analyse großer Datenmengen kann KI selbst subtile Muster im Betriebsverhalten erkennen, die auf potenzielle Probleme hinweisen. Das Forschungsprojekt PV-DiStAnS nutzt KI für die Zustandsbewertung und Fehleranalyse in PV-Großanlagen. Dabei erkennt das KI-Modell nicht nur Abweichungen, sondern kann diese auch Fehlerarten wie Isolationsfehler, Lichtbögen, erhöhten Serienwiderständen und Degradationseffekten zuordnen. Dazu wird das elektrische Verhalten der

Anlage über die Zeit analysiert. Abweichungen vom Normalbetrieb werden durch eine Kombination von Algorithmen zur variablen Zustandsschätzung und Mustererkennung identifiziert. Dies minimiert Stillstandszeiten durch vorausschauende Wartung und erhöht die Sicherheit, Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit der Anlagen [2].

2.3 Zusätzliche Einsatzfelder für KI im Energiesektor

Das Energiesystem zeichnet sich durch eine hohe Komplexität aus, wobei die Akteure über vielfältige und dynamisch veränderbare Handlungsmöglichkeiten verfügen. KI-Methoden werden genutzt, um diese Herausforderungen zu bewältigen, beispielsweise indem sie Simulationen des Systems unterstützen oder ersetzen [4].

Digitale Zwillinge sind ein beliebter Ansatz, bei dem ein virtuelles Abbild physischer Systeme erstellt wird. In Kombination mit KI-Modellen ermöglicht dies eine bessere Überwachung, Analyse, Optimierung und Sicherheit dieser Systeme in Echtzeit [10].

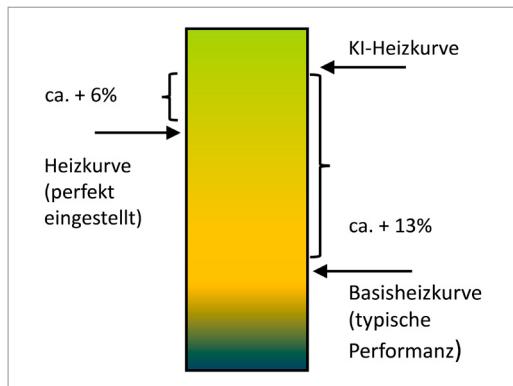
KI-Methoden helfen auch bei der Bewältigung von multikriteriellen Problemstellungen, beispielsweise wenn es um Entscheidungen geht, die einen Ausgleich zwischen Gewinnoptimierung und Materialabnutzung erfordern. Sie ermöglichen es, verschiedene Zielkonflikte gleichzeitig zu berücksichtigen und damit ausgewogene Entscheidungen zu treffen [1].

► Abbildung 1

Projekt AI4HP

Oben:

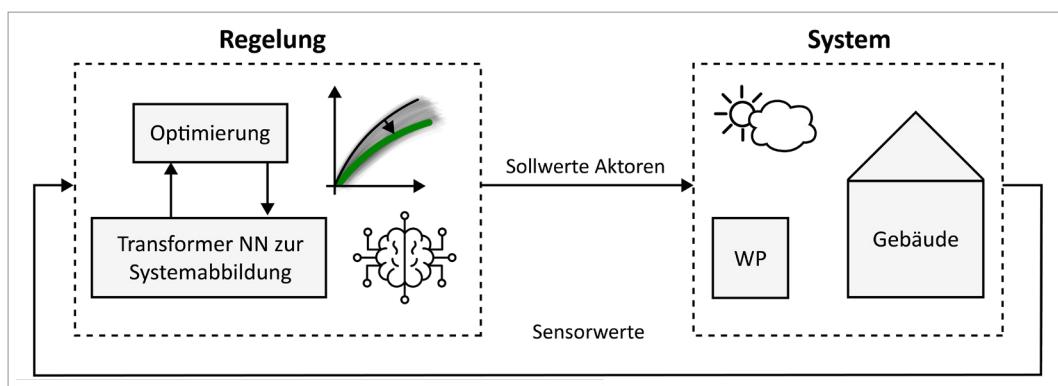
*Erwartbare Einsparung beim Energieverbrauch:
Adaptive Heizkurve gegenüber herkömmlichen
Heizkurven*



Unten:

*Durch KI optimierte
Regelung der
Wärmepumpe (WP)*

(Quelle: Fraunhofer ISE)



3. Neue KI-Methoden: Zukunftsperspektiven für Forschung und Anwendung

Durch verbesserte Hardware, intensive KI-Forschung und die zunehmende Verfügbarkeit von Daten haben sich in den vergangenen Jahren neue, entscheidende KI-Methoden etabliert. Diese bieten auch Potenziale für neue Anwendungsfelder in der Energiebranche und der EE-Forschung.

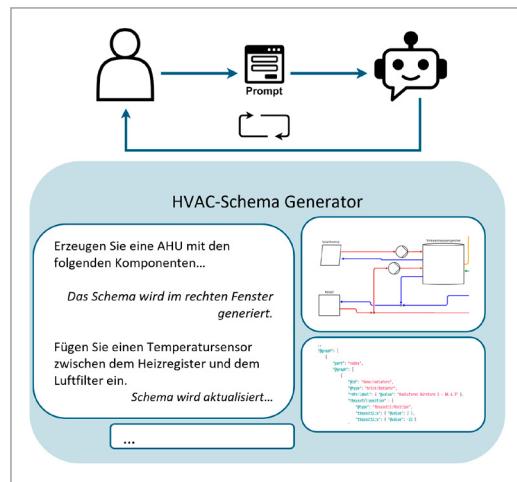
3.1 AutoML

Automatisiertes Maschinelles Lernen (AutoML) hat zum Ziel, die Schritte, welche bei der Umsetzung von KI-Projekten anfallen, weitestgehend zu automatisieren.

Für die Energiebranche bietet AutoML in Kombination mit No-Code-Lösungen ein großes Potenzial, da sie die Zugänglichkeit zu KI-Anwendungen vereinfachen. Das Projekt KI-Lab.EE bietet beispielsweise eine Website, mit der Forschende im Bereich EE ohne Programmierkenntnisse selbst KI-Anwendungen umsetzen können. [12]

3.2 Generative KI (GenAI)

Durch GenAI-basierte Chat-Programme oder Chat-Suchsysteme können zukünftig Forschende und Fachkräfte in der EE-Branche bei täglichen Arbeiten unterstützt werden. Anwendungen sind beispielsweise das schnellere Auffinden relevanter Informationen in Wissensdatenbanken, die automatisierte Aufbereitung komplexer Informationen für Laien oder die Generierung neuer Daten für Szenarienanalysen und KI-Trainings. Auch die Erstellung von Bilddaten, Programmcode oder technischen Zeichnungen ist möglich [3]. So könnte GenAI beispielsweise für die Erstellung von Schemazeichnungen von Heizungs-, Lüftungs- und Klimaanlagen (HVAC-Systemen) verwendet werden (► Abbildung 2).



► Abbildung 2

Beispiel zur Nutzung von GenAI:

Automatische Schema-generierung für HVAC (Heating, Ventilation and Air Conditioning) anhand einer Anlagenbeschreibung.

(Quelle: Fraunhofer ISE)

3.3 Erklärbare KI (Explainable AI)

Erklärbare KI-Methoden können bisher intransparente KI-Modelle verständlicher machen, etwa durch das Aufzeigen der wichtigsten Einflussfaktoren für die Modellausgabe. Ein wichtiger Aspekt für die EE-Forschung ist, wie erklärbare KI für die Erkenntnisgewinnung genutzt werden kann. Das Projekt „Accelerated Materials Discovery for Next Generation (Tandem) Photovoltaics“ [8] nutzt Explainable AI zur beschleunigten Materialentwicklung für nächste Generationen von Perowskit-Solarzellen. Erklärbare KI macht die Zusammenhänge zwischen den im Prozess erfassten Daten und der Leistung des Systems für den Menschen verständlich (► Abbildung 3).

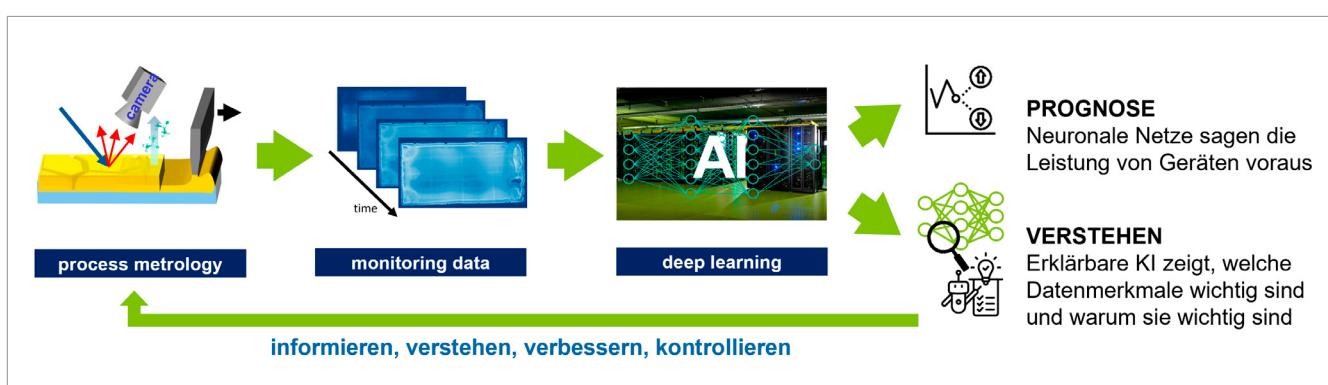
3.4 EdgeAI

EdgeAI oder TinyML sind Konzepte, die darauf abzielen, KI-Modelle auf Edge-Devices zu ermöglichen. Ziel ist es, die Anforderungen an die Rechen- und Speicherkapazität des Modells zu reduzieren, ohne dabei die Qualität zu beeinträchtigen. Edge-Geräte – darunter Smart Meter, Wolkenkameras, Messgeräte sowie Produktionsmaschinen – sind mit EdgeAI in der Lage, KI-Modelle direkt auf dem Gerät und ohne externe Datenverbindung zu nutzen.

► Abbildung 3

Erklärbare KI zur Erkenntnisgewinnung für die Materialforschung von Tandem-Photovoltaik

(Quelle: KIT)



4. Anstehende Herausforderungen

Die Implementierung von KI-Anwendungen ist nicht immer problemlos zu bewerkstelligen, zumal bei der Forschung mit KI-Methoden in der EE-Branche spezifische Herausforderungen zu überwinden sind.

- Der „AI Act“ (das neue KI-Gesetz der EU) schreibt für Anbietende von KI-Anwendungen neue Regelungen vor, insbesondere für Anwendungen mit „hohem Risiko“, wie beispielsweise KI-Systeme, die bei der Verwaltung oder dem Betrieb kritischer digitaler Infrastrukturen eingesetzt werden sollen. Solche Regulationen sind sinnvoll, jedoch lässt sich ohne juristischen Hintergrund schwer nachvollziehen, welche KI-Anwendungen in der EE-Branche unter diese Klassifikation fallen. Leitfäden für die Energiebranche wären notwendig, um eine zielführende Umsetzung des Gesetzes zu ermöglichen.
- Ein weiteres zentrales Problem ist der Mangel an öffentlichen und qualitativ hochwertigen Datensätzen. Diese sind essenziell für das Training und die Erprobung von KI-Methoden. Derzeit gibt es jedoch zu wenige öffentlich zugängliche EE-Datensätze, um Methoden auf verschiedene Szenarien testen zu können. Besonders für neuere Anwendungen, wie das Lademanagement, besteht eine große Datenlücke [6]. Anreize zur Bereitstellung solcher Datensätze und Benchmarks für die Forschungsgemeinschaft müssen geschaffen werden, und die Reproduzierbarkeit von Ergebnissen sollte stärker in Forschungsprojekten gefordert werden.

Fazit

Die Beiträge aus der Forschungsgemeinschaft zeigen, wie KI die Energiewende beschleunigen kann. Die Umsetzung gestaltet sich weniger aufwändig als in vielen anderen Branchen, da die Energiebranche bereits mit der Technologie vertraut ist und die Digitalisierung voranschreitet. Herausforderungen im Kontext von Flexibilität und Stabilität im Energiesystem können durch Anomalie-Erkennung, intelligente Anpassung und Planung sowie durch Digitale Zwillinge besser bewältigt werden. Zudem bringen Entwicklungen in der KI-Forschung neue Methoden mit sich, welche Forschungs- und Anwendungsfelder erschließen, die bisher nicht möglich waren. Allgemein schaffen es KI-Methoden, die Prozesse im Energiesystem automatisierter, intelligenter, effizienter und zugänglicher für Laien zu gestalten.

Allerdings gibt es auch Hürden bei der Umsetzung. Einerseits braucht es Leitfäden für die Energiebranche zur Umsetzung des European AI Act, andererseits bedarf es mehr Forschungsdaten. Anreize für die Veröffentlichung qualitativ hochwertiger und auffindbarer Datensätze sind notwendig, um die Forschung und damit die Qualität der resultierenden KI-Modelle zu verbessern.

Referenzen

- [1] A. Anand, J. Petzschmann, K. Strecker, R. Braunbehrens, A. Kaifel, and C. L. Bottasso. Profit-optimal data-driven operation of a hybrid power plant participating in energy markets. In Journal of Physics Conference Series, volume 2767 of Journal of Physics Conference Series, page 092069. IOP, June 2024.
- [2] H. Behrends, D. Millinger, W. Weihs-Sedivy, A. Javornik, G. Roofls, and S. Geißendorfer. Analysis of residual current flows in inverter based energy systems using machine learning approaches. *Energies*, 15(2):528, 2022.
- [3] Lars Böcking, Anne Michaelis, Bastian Schäfermeier, André Baier, Niklas Kühl, MarcFabian Körner, and Lars Nolting. Generative artificial intelligence in the energy sector, 2024.
- [4] Ulrich Frey, Evelyn Sperber, Achraf El-ghazi, Fabia Miorelli, Christoph Schimeczek, Stefanie Stumpf, Anil Kaya, and Steffen Rebenack. Capturing uncertainties of household decision making with machine learning in an agent-based model. In ABM4Energy: Agent-Based Modeling for Energy Economics and Energy Policy, 2024.
- [5] Lilli Frison and Simon Götzhäuser. Adaptive neural network based control approach for building energy control under changing environmental conditions. In Alessandro Abate, Mark Cannon, Kostas Margellos, and Antonis Papachristodoulou, editors, Proceedings of the 6th Annual Learning for Dynamics and Control Conference, volume 242 of Proceedings of Machine Learning Research, pages 1741–1752. PMLR, 15–17 Jul 2024.
- [6] Pouya Ifaei, Morteza Nazari-Heris, Amir Saman Tayerani Charmchi, Somayeh Asadi, and ChangKyoo Yoo. Sustainable energies and machine learning: An organized review of recent applications and challenges. *Energy*, 266:126432, 2023.
- [7] Janice Klaiber and Clemens Van Dinther. Deep learning for variable renewable energy: A systematic review. *ACM Comput. Surv.*, 56(1), August 2023.
- [8] Lukas Klein, Sebastian Ziegler, Felix Laufer, Charlotte Debus, Markus Götz, Klaus Maier-Hein, Ulrich W. Paetzold, Fabian Isensee, and Paul F. Jäger. Discovering process dynamics for scalable perovskite solar cell manufacturing with explainable ai. *Advanced Materials*, 36(7):2307160, 2024.
- [9] Lisa Kratochwill, Philipp Richard, Linda Babilon, Felix Rehmann, Sara Mamel, and Sebastian Fasbender. dena-analyse. künstliche intelligenz - vom hype zur energiewirtschaftlichen realität, 2020.
- [10] Andrea Tundis and Oscar H. Ramírez-Agudelo. Safeguarding critical infrastructures with digital twins and ai. 21st International Multidisciplinary Modeling Simulation Multiconference, pages 2724–0037, 2024.
- [11] www.ise.fraunhofer.de/de/forschungsprojekte/ai4hp.html
- [12] KI-Lab.EE - No-Code AutoML für Erneuerbare Energien: <https://kilab-ee.zsw-bw.de>