
KÜNSTLICHE INTELLIGENZ FÜR DIE INTEGRIERTE ENERGIEWENDE

DR. MARIAN KLOBASA, DR. PATRICK PLÖTZ, SABINE PELKA (FRAUNHOFER ISI)
UND LUKAS VOGEL (DENA)



KÜNSTLICHE INTELLIGENZ FÜR DIE INTEGRIERTE ENERGIEWENDE

EINORDNUNG DES TECHNOLOGISCHEN STATUS QUO SOWIE STRUKTURIERUNG VON ANWENDUNGSFELDERN IN DER ENERGIEWIRTSCHAFT

Dr. Marian Klobasa, Dr. Patrick Plötz, Sabine Pelka (Fraunhofer ISI)
Lukas Vogel (dena)

HERAUSGEBER:

Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI
Breslauer Str. 48
76139 Karlsruhe
<https://www.isi.fraunhofer.de>

Die vorliegende Analyse wurde im Rahmen des dena-Projekts
„EnerKI – Einsatz künstlicher Intelligenz zur Optimierung des
Energiesystems“ erstellt. Das Projekt wird gefördert durch das
Bundesministerium für Wirtschaft und Energie aufgrund eines
Beschlusses des Deutschen Bundestages.

GEFÖRDERT DURCH:



AUFTRAGGEBER:



Stand: 12/2019

INHALTSVERZEICHNIS

| | | | | |
|----------|---|-----------|--|--|
| 1 | EINLEITUNG UND ZIELSETZUNG | 5 | | |
| 2 | ALLGEMEINE TECHNOLOGISCHE EINORDNUNG | 7 | | |
| 2.1 | Was ist künstliche Intelligenz? | 7 | | |
| 2.1.1 | Definitionen von künstlicher Intelligenz | 7 | | |
| 2.1.2 | Eng verwandte Begriffe | 7 | | |
| 2.1.3 | Welche Anwendungen gibt es heute schon? | 8 | | |
| 2.2 | Aufgaben für künstliche Intelligenz | 9 | | |
| 2.3 | Methoden von künstlicher Intelligenz bzw. maschinellem Lernen | 12 | | |
| 2.3.1 | Übersicht | 12 | | |
| 2.3.2 | Überwachte Verfahren | 12 | | |
| 2.3.3 | Unüberwachte Verfahren | 15 | | |
| 2.3.4 | Weitere Methoden der künstlichen Intelligenz | 16 | | |
| 2.3.5 | Fazit zu den Methoden künstlicher Intelligenz | 18 | | |
| 2.4 | Bisherige Entwicklung der künstlichen Intelligenz | 18 | | |
| 2.5 | Zukünftige Entwicklung | 19 | | |
| 3 | BEITRAG VON KI IN DER INTEGRIERTEN ENERGIEWENDE | 21 | | |
| 3.1 | Das Wertschöpfungsnetzwerk KI in der Energiewirtschaft | 21 | | |
| 3.2 | Die neun KI-Anwendungsfelder | 23 | | |
| 3.3 | Der Beitrag der KI-Anwendungsfelder zur integrierten Energiewende und ihr Entwicklungsstand | 23 | | |
| 3.3.1 | KI-Einsatz zur Verbesserung von Prognosen | 24 | | |
| 3.3.2 | KI-Einsatz zur Betriebsoptimierung | 25 | | |
| 3.3.3 | KI-Einsatz zur Bestandsoptimierung & andere strategische Geschäftsentscheidungen | 26 | | |
| 3.3.4 | KI-Einsatz für Predictive Maintenance | 27 | | |
| 3.3.5 | KI-Einsatz für Wartung, Reparatur & Rückbau | 28 | | |
| 3.3.6 | KI-Einsatz für Sicherheitsmaßnahmen | 28 | | |
| 3.3.7 | KI-Einsatz für die vereinfachte Teilhabe aktiver Verbraucher | 29 | | |
| 3.3.8 | KI-Einsatz für die Individualisierung von Produkten & Marketingmaßnahmen | 30 | | |
| 3.3.9 | KI-Einsatz für Prozessautomatisierung für Messung, Abrechnung und allgemeines Vertriebsgeschäft | 31 | | |
| 3.4 | Fazit zu den Anwendungsfeldern und Beispielen von KI in der Energiewirtschaft | 32 | | |
| 4 | DIE RAHMENBEDINGUNGEN FÜR KI-ANWENDUNGSFELDER IN DER ENERGIEWIRTSCHAFT | 34 | | |
| 5 | FAZIT | 37 | | |
| 6 | ABBILDUNGSVERZEICHNIS | 38 | | |
| 7 | TABELLENVERZEICHNIS | 39 | | |
| 8 | LITERATURVERZEICHNIS | 40 | | |
| 9 | ABKÜRZUNGEN | 45 | | |

ZUSAMMENFASSUNG

Die Anwendungsmöglichkeiten für künstliche Intelligenz bieten im Bereich der Energiewirtschaft vielfältige Potenziale und große Chancen, die Herausforderungen in diesem Bereich besser zu lösen.

Im Energiebereich ergeben sich durch die Dezentralisierung, Digitalisierung und stärkere Beteiligung von Akteuren (Demokratisierung) zunehmend komplexe Systeme, die vielfältige Anforderungen erfüllen müssen. Hier setzen KI-basierte Lösungen an, um diese komplexen Systeme zu managen und zu optimieren und die Automatisierung weiter voran zu treiben. Die vielversprechendsten Anwendungsbereiche für KI werden in der Studie auf Basis eines breiten Screenings von Anwendungsbeispielen identifiziert und ihr Beitrag zu einer nachhaltigeren Energiewirtschaft untersucht. Die identifizierten Beispiele lassen sich insgesamt neun Anwendungsfeldern zuordnen, die unter drei übergeordnete Clustern zusammengefasst werden können:

KI-ANWENDUNGEN ZUR VERBESSERUNG VON ENTSCHEIDUNGSGRUNDLAGEN

Darunter fallen KI-Anwendungen, die den Einsatz von Erzeugungsanlagen und den Betrieb damit gekoppelter Infrastrukturen optimieren. Auch die Planung von Investitionen in Anlagen, Netze und andere Infrastrukturen kann durch KI-Methoden verbessert werden. Vorhersagen von Erzeugung und Nachfrage als auch von Netzzuständen werden auf Basis lernender KI-Systeme besser, einfacher, schneller und kleinräumiger einsetzbar.

KI-ANWENDUNGEN ZUR UNTERSTÜTZUNG BEI INSTANDHALTUNG UND SICHERHEIT

KI-Systeme unterstützen im Energiebereich die Instandhaltung der Energiesysteme. Ein großes Feld ist dabei der Bereich predictive maintenance, der zustandsbasierte Instandhaltungsstrategien ermöglicht und so Kosten senkt und die Zuverlässigkeit des Energiesystems erhöht. Darüber hinaus ist auch die Abwehr von Cyberangriffen und Betrugsversuchen mit KI-Methoden ein vielversprechendes Anwendungsfeld.

KI-ANWENDUNGEN FÜR VERTRIEBS- UND VERBRAUCHERSERVICES

Das dritte Cluster umfasste neue KI-basierte Verbraucherservices, die eine vereinfachte Teilhabe von aktiven Verbrauchern (u. a. durch Energiemanagement, smart charging und virtuelle Kraftwerke) ermöglichen.

Allgemein können den größten Beitrag zu einer nachhaltigen Energiewirtschaft KI-Systeme bei der Auswertung von Daten schaffen. Hier ist bereits eine Vielzahl an KI-Anwendungen in der kommerziellen Anwendung, die sehr spezifische und abgegrenzte Aufgaben heute bereits durchführen können. Solche auch als „schwache KI“ bezeichneten Anwendungen werden bereits genutzt bzw. bieten zukünftig größere Potenziale, in dem Entscheidungsgrundlagen für den Betrieb von Netzen, Erzeugungsanlagen usw. verbessert werden. Eine KI-Anwendung im Sinne der „starken KI“ findet bisher nur sehr begrenzt bei dem Einsatz von Robotern und Assistenzsystemen statt, die bei „Instandhaltung von Assets“ und bei „Vertriebs- und Verbraucherservices“ genutzt werden. Beispiele hierfür sind Drohnen, die zur Wartung von Netzen automatisiert fehlerhafte Anlagenteile erkennen können. Die Entwicklung und Anwendung von komplexeren KI-Systemen (Einsatz von künstlich neuronalen Netzen (KNN) und darauf aufbauenden Anwendung von Robotik und Assistenzsystemen) besteht noch Forschungsbedarf für einen umfassenderen Einsatz. Damit sich KI-Systeme entwickeln und angewendet werden können, ist die Datenverfügbarkeit im Einklang mit dem Selbstbestimmungsrecht des Verbrauchers, der Umgang mit KNN als Blackbox-Modelle im Sinne der DSGVO und als vertrauensstärkende Maßnahme, sowie die Standardisierung von betroffenen Prozessen und Datenformaten entscheidend. Die Energiewirtschaft ist traditionell eine datenintensive Branche, die auf etablierten Prozessen für die Verarbeitung der Daten aufbaut. Deren Weiterentwicklung zur Nutzung von KI ist daher ein nächster konsequenter Schritt für die Umsetzung einer nachhaltigen Energiewirtschaft.

Bereits heute zeigt sich, dass neben den technischen Entwicklungen eine Vielzahl an weiteren Fragen und Aspekten zu klären und zu beachten sind, um KI verstärkt in der Energiewirtschaft zur Steigerung der Nachhaltigkeit einzusetzen. Zukünftige Forschungsfragen sind u. a. welche technischen Möglichkeiten bestehen, welche Daten werden genutzt und wie können diese transparent und nachvollziehbar erhoben werden? Dabei ist auch zu klären, welche Grundprinzipien und ethischen Grundsätze verfolgt werden sollten, um eine informationelle Selbstbestimmung zu gewährleisten.

1 EINLEITUNG UND ZIELSETZUNG

Der Begriff „Künstliche Intelligenz“ (KI) wird im Koalitionsvertrag zwischen CDU, CSU und SPD achtmal erwähnt. Das impliziert, welche Wichtigkeit diesem Thema beigemessen wird. Die zwölf prioritären Handlungsfelder, die beim Digital-Gipfel 2018 in Nürnberg abgeleitet wurden, geben eine Idee von der Bandbreite der Diskussion. Diese reicht von konkreten Anwendungsfällen (bspw. KI für staatliche Aufgaben) über technische und regulatorische Voraussetzungen (bspw. Verfügbarkeit und Nutzbarkeit von Daten) und gesellschaftliche Fragestellungen bis hin zu anvisierten Zielen (bspw. Gründungsdynamiken wecken). Das wiederum macht die Vielschichtigkeit und Komplexität des Themas deutlich.

Neben den originären KI-Wissenschaften wie Informatik und Ingenieurwesen, hat von 1996 bis 2016 der Bereich Energie den drittstärksten Anteil an KI-bezogenen Veröffentlichungen¹. Die Energiewirtschaft ist traditionell eine datenintensive Branche, die sich durch die Digitalisierung weiterentwickelt. Bestehende Geschäftsmodelle werden angepasst und neue Geschäftsmodelle entstehen insbesondere durch die Verknüpfung über mehrere energiewirtschaftliche Wertschöpfungsstufen hinweg². Dadurch ergibt sich eine Vielzahl von Anwendungsfeldern für KI in dem so entstehenden Wertschöpfungsnetzwerk. Bspw. kann bei der Erzeugung die Wartung von Kraftwerken gezielter stattfinden, beim Handel die Prognosen der erneuerbaren Energien verbessert, das Netz höher ausgelastet und im Vertrieb dem Kunden maßgeschneiderte Produkte angeboten werden.

Einzelne Beispiele wie diese sind allgemein bekannt. Eine strukturierte Darstellung der Anwendungsfelder sind jedoch bisweilen nur begrenzt verfügbar. Diese Leerstelle wird durch einen Analysebericht³ adressiert, der im Rahmen des Projekts der Deutschen Energie-Agentur GmbH (dena) „EnerKI – Einsatz künstlicher Intelligenz zur Optimierung des Energiesystems“ entstanden ist. Die vorliegende Untersuchung legt die Grundlagen dafür. Im ersten Teil der Untersuchung wird eine technologische Einordnung mit einer Begriffsdefinition, Aufgaben und Methoden der KI und dem Stand der Entwicklung gegeben. Im zweiten Teil werden zentrale Anwendungsfelder der KI in der Energiewirtschaft aufgezeigt und ihre Bedeutung für die integrierte Energiewende eingeordnet. Abschließend werden zentrale Rahmenbedingungen für die Verankerung der KI in der deutschen Energiewirtschaft identifiziert. Damit wird ein Überblick über die Potenziale der KI in der Energiewirtschaft und ihre Rahmenbedingungen geben.

¹ 2019_OECD_Measuring the digital transformation (2) o. J.

² Richard/Vogel 2017

³ Download der Analyse unter https://www.dena.de/fileadmin/dena/Publikationen/PDFs/2019/dena-ANALYSE_Kuenstliche_Intelligenz_fuer_die_integrierte_Energiewende.pdf

2 ALLGEMEINE TECHNOLOGISCHE EINORDNUNG

2.1 WAS IST KÜNSTLICHE INTELLIGENZ?

und Vorausschauen, Bewegung und Manipulation von Objekten sowie das Erkennen von Emotionen⁵.

2.1.1 DEFINITIONEN VON KÜNSTLICHER INTELLIGENZ

Künstliche Intelligenz (KI) ist die Intelligenz von Maschinen. Maschinen sind dabei künstliche Systeme oder Agenten, die externe Daten aufnehmen, verarbeiten und Ergebnisse ausgeben können. Computerprogramme und Algorithmen sind damit wichtige Beispiele für Maschinen im weiteren Sinne, die möglicherweise Intelligenz zeigen können. KI steht damit im Gegensatz zur natürlichen Intelligenz von Menschen oder Tieren.

Wie die Unterscheidung zwischen starker und schwacher KI andeutet, ist bei konkreten Anwendungen nicht immer leicht zu entscheiden, ob es sich um KI handelt. Gemäß obiger Aspekte von intelligentem Verhalten bietet es sich aber an, von mehr oder weniger intelligentem Verhalten von Computerprogrammen oder Maschinen zu sprechen, also stärkerer oder schwächerer KI. Einige der unten genannten Anwendungsbeispiele in der Energiewirtschaft verwenden mathematische und statistische Verfahren, die bereits seit vielen Jahrzehnten oder zum Teil seit dem frühen 19. Jahrhundert bekannt sind, doch finden sie aufgrund umfangreicher Datenverfügbarkeit oder durch die Einbettung in Entscheidungsprozesse neuen Aufschwung und können als Teil KI werden.

Größte Schwierigkeit der Definition von KI ist der schillernde Begriff der Intelligenz. Diesen zu definieren fällt auch in den verschiedenen Fachdisziplinen schwer. Ein zentraler Aspekt von Intelligenz ist die Fähigkeit, auf Basis von Informationen selbst entscheiden und zur Erreichung der eigenen Ziele handeln zu können⁴. Dies beinhaltet, für die Zielerreichung relevante Informationen zu sammeln, flexibel auf die Umgebung oder veränderte Informationen zu reagieren, aus Erfahrung zu lernen und Entscheidungen unter Unsicherheit und in begrenzter Zeit zu treffen.

Abweichende Definitionen von KI konzentrieren sich auf spezifische wissenschaftliche Disziplinen. Etwas enger wird KI dann als „Teilgebiet der Informatik mit dem Ziel, Maschinen zu befähigen, Aufgaben ‚intelligent‘ auszuführen“ definiert^{6,7}. Hier werden Computerprogramme und die Informatik als Disziplinen hervorgehoben, da hier in den letzten Jahren viele wichtige Fortschritte gemacht wurden. Im weiteren Sinne betrifft KI aber auch Statistik, Robotik, Mathematik, Linguistik, Kognitionswissenschaften und Philosophie.

Intelligenz umfasst dabei im Allgemeinen verschiedene Formen: Die kognitive Intelligenz, d. h. das Nachdenken und Schlussfolgern über die Umgebung oder Gegenstände oder Abstraktionen und entsprechendes Handeln, und die emotionale Intelligenz, also die Fähigkeit, Emotionen zu erkennen und darauf adäquat zu reagieren, sowie viele andere Fähigkeiten des menschlichen Handelns. Gäbe es ein System, das alle Aspekte menschlicher Intelligenz umfasste, spräche man von „starker KI“. Im Gegensatz dazu stehen die heutigen Systeme, die sehr spezifische Probleme lösen können und damit nur in bestimmten Bereichen als intelligent zu betrachten sind. Man spricht hierbei von „schwacher KI“. Zum intelligenten Handeln gehören als wichtigste menschliche und tierische Fähigkeiten: logisches Schließen, Wahrnehmen von Welt und Sprache, Allgemeinwissen, Lernen, Verstehen menschlicher Sprache, Planen

2.1.2 ENG VERWANDTE BEGRIFFE

Die verschiedenen Aspekte von Intelligenz in Maschinen oder Computerprogrammen haben zu neuen, eng verwandten Begriffen geführt.

Das maschinelle Lernen (ML) ist ein Teilgebiet der KI und beschäftigt sich mit Algorithmen und statistischen Modellen, die Computersysteme zum Lernen befähigen, d. h., dass diese eine gegebene Aufgabe selbständig und ohne direkte Anweisungen

⁵ Ebd.

⁶ Backes-Gellner u. a. 2019

⁷ Poole/Mackworth/Goebel 1998

⁴ Poole/Mackworth/Goebel 1998, S. 1

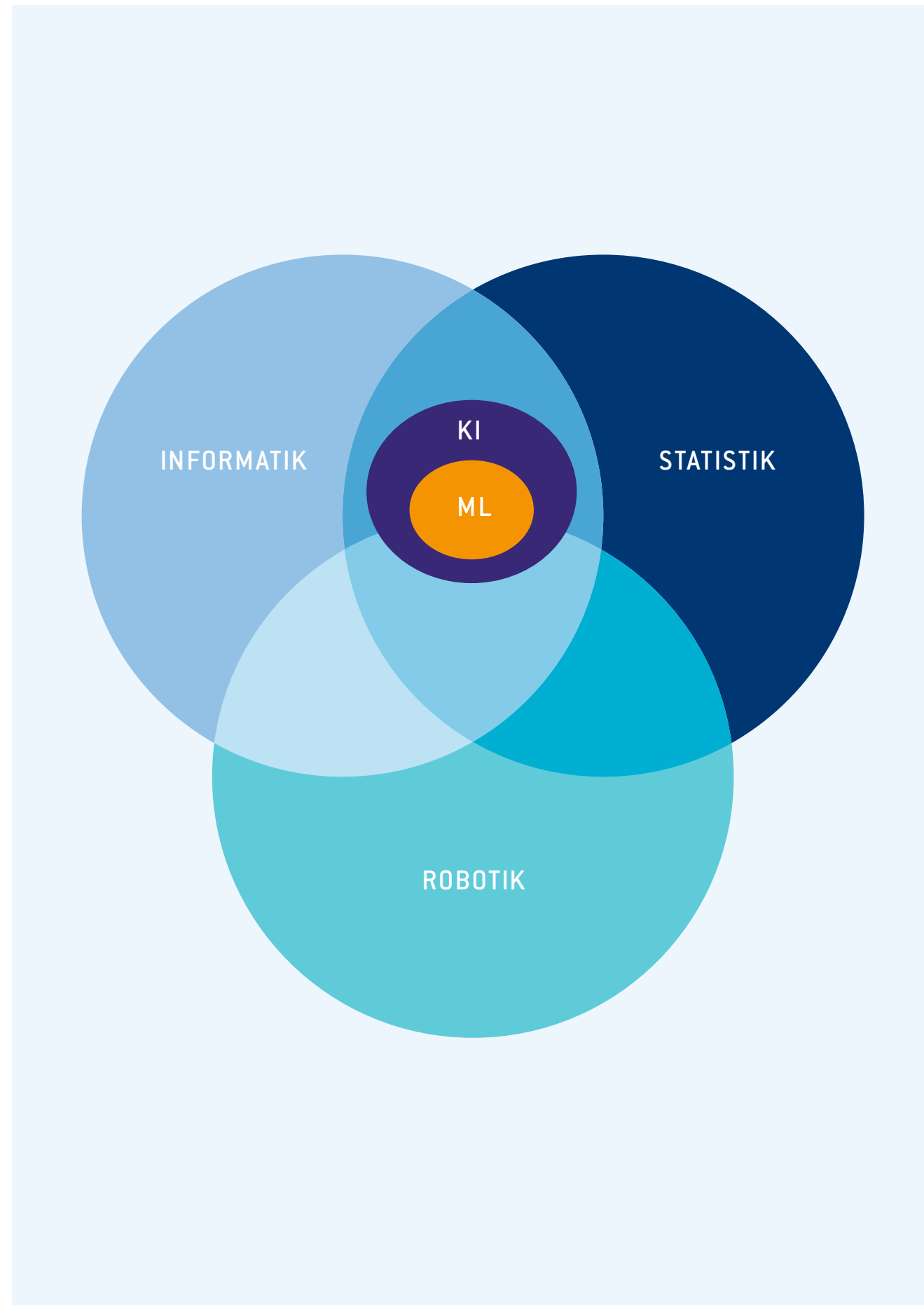


ABBILDUNG 1 Verortung der KI und des ML zwischen akademischen Disziplinen, eigene Darstellung

Was hat Big Data mit künstlicher Intelligenz zu tun?

„Big Data“ sind Datenmengen, die zu groß, zu komplex oder zu schnell veränderlich sind, um sie mit herkömmlichen Methoden der Datenverarbeitung auszuwerten. Im weiteren Sinne werden unter „Big Data“ oder „Big Data Analytics“ auch die Methoden zu Auswertung solcher Datenmengen verstanden.

Methodisch gibt es bspw. im Bereich der Mustererkennung und des ML Berührungspunkte zwischen Big Data und KI. Ein wesentlicher Zusammenhang ist folgender: Viele Verfahren der KI benötigen große Datenmengen, um zu lernen bzw. trainiert zu werden. Dies ist mit dem Aufkommen großer Datenmengen und ihrer schnellen Verfügbarkeit für relevante Anwendungen zum Teil erst möglich geworden. Große Datenmengen, und damit zum Teil auch Big Data, sind also für viele Anwendungen eine Voraussetzung von KI.

ausführen können, z. B. das Erkennen von Mustern in vielen Beispielen⁸.

Das statistische Lernen im Vergleich zum ML ist ein Teilgebiet der Statistik mit einem Schwerpunkt auf Modellierung und Vorhersage. Kurz gesagt, kann statistisches Lernen Instrumente und Werkzeuge für die Modellierung und das Verständnis komplexer Datensätze bereitstellen⁹. Statistik allgemein ist schließlich ein Teilgebiet der Mathematik zur Sammlung, Organisation, Analyse und Interpretation von Daten¹⁰.

Deep Learning (engl. „tiefes Lernen“) ist eine Gruppe von Methoden des maschinellen Lernens, die künstliche neuronale Netzwerke nutzen (vgl. Kapitel 2.3.4). Man spricht von *Deep Learning*, da diese künstlichen neuronalen Netze (KNN) über eine hohe Zahl von Schichten zwischen der Eingangs- und Ausgangsebene verfügen. Deep Learning findet besonders im Bereich der Spracherkennung und Übersetzung sowie der Bildverarbeitung Anwendung.

2.1.3 WELCHE ANWENDUNGEN GIBT ES HEUTE SCHON?

Bereits heute besteht ein sehr breites Feld an Anwendungen für KI und komplexe Datenanalysen. Dabei ist zu beachten, dass in der historischen Entwicklung nach wichtigen Durchbrüchen (bester Schachspieler, Lösung logischer Probleme) häufig kritisiert wurde, dass es sich dabei nicht um „eigentliche Intelligenz“ oder „echtes Denken“, sondern nur um „Rechnen“ handelt (sog. KI-Effekt)¹¹. Viele wichtige, heute bereits existierende KI-Anwendungen werden von uns also schnell als „normale“ Leistungen von Computern eingeschätzt. Nichtsdestotrotz wären viele dieser Leistungen vor wenigen Jahren technisch noch in großer Ferne und müssen als Teile intelligenten Verhaltens anerkannt werden.

⁸ Bishop 2006
⁹ James, G., Witten, D., Hastie, T. & Tibshirani, R. o. J.
¹⁰ Romijn 2014, S. 1
¹¹ McCorduck 2004, S. 204

Maschinen spielen bereits komplexe Spiele wie Schach oder das Brettspiel Go besser als jeder Mensch. Bekannt ist der Durchbruch im Schach mit Deep Blue, dem ersten Computer, der 1997 den damaligen Schachweltmeister Garry Kasparov schlug. Ein besonderer Durchbruch in jüngerer Zeit gelang Ende 2017 mit der Entwicklung des Programms „AlphaZero“. Dies ist ein Computerprogramm, das selbständig komplexe Brettspiele erlernt. Es muss nur die Regeln und Siegbedingungen kennen und lernt dann durch millionenfaches Spielen gegen sich selbst, ein hervorragender Spieler zu werden. Im Gegensatz zu früheren Programmen müssen dem Programm nicht mehr Millionen von menschlichen Partien als Input zur Verfügung gestellt werden. Nach nur acht Stunden üben, war dieses neue Programm stärker als das Programm, das 2016 den besten menschlichen Go-Spieler geschlagen hatte¹².

Spamfilter sind seit vielen Jahren Bestandteil von E-Mail-Programmen. Diese Filter sortieren unerwünschte Nachrichten aus, bspw. Werbung oder kriminelle Botschaften. Dafür werden die Programme mit E-Mail-Beispielen trainiert, die bereits von Menschen als „Spam“ oder „Nicht-Spam“ klassifiziert wurden. Der Algorithmus lernt aufgrund der Beispiele Spam zu erkennen, bzw. er berechnet aufgrund der in der E-Mail enthaltenen Wörter die Wahrscheinlichkeit dafür, dass es sich um Spam handelt.

In der maschinellen Spracherkennung gab es in den letzten Jahren ebenso wichtige Fortschritte. Persönliche Computerassistenten wie Siri oder Alexa, mit denen man direkt sprechen kann, sind heute Teil des Alltags für viele Personen. Einige derartige Programme können nicht nur Befehle ausführen, sondern auch einfache Konversation betreiben. In den nächsten Jahren werden hier weitere Fortschritte erwartet.

Die maschinelle Übersetzung von Texten einer Sprache in eine andere hat eine Qualität und eine Geschwindigkeit erreicht, die sie im Alltag für viele Probleme nützlich macht. So übersetzt der

¹² Silver o. J.

Periodensystem der KI

Das sogenannte Periodensystem der KI stellt einen von mehreren Versuchen dar, die Zahl der Anwendungstypen von KI zu sortieren und zu kategorisieren. Dafür werden verschiedene Inputdaten (wie Audio, esichter, Bilder, Sprache, Text, Daten oder andere) und Fähigkeiten (wie Erkennen, Verstehen, Identifizieren, Schließen, Erzeugen, Lernen oder Handeln) unterschieden. Aus den Kombinationen ergeben sich dann mögliche Aufgaben der KI wie Spracherkennung oder Objekterkennung.

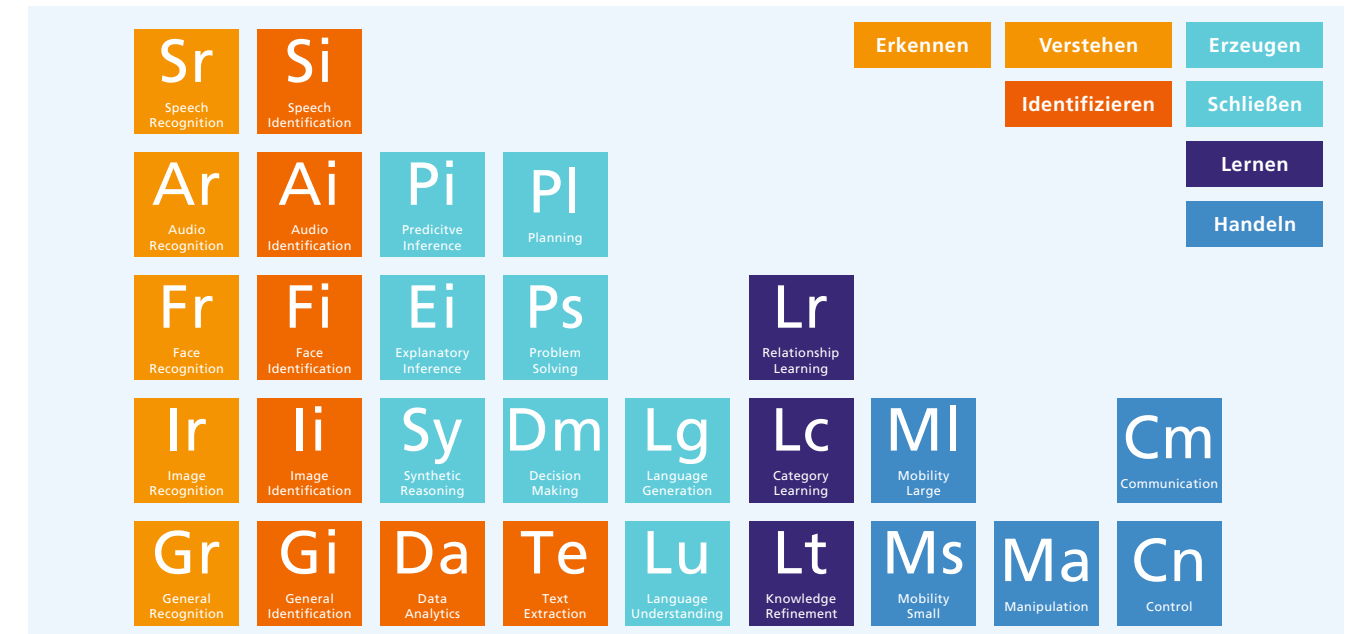


ABBILDUNG 2 Periodensystem der Künstlichen Intelligenz, Quelle: Hammond (2016)

Google-eigene Browser Chrome auf Wunsch automatisch Webseiten für den Nutzer, oder die Seite www.deepl.com übersetzt kostenlos kurze Texte. Die Übersetzungen haben ein solches Niveau erreicht, dass sie oft nützlich sind, wenn sie auch nicht an menschliche Übersetzungen heranreichen. Insgesamt stellen Übersetzungen eine komplexe Aufgabe dar, da für das vollständige Erkennen eines Textes viele Fähigkeiten gebraucht werden: Sprachliches Wissen; ein Verständnis der Welt; die Fähigkeit, aus Argumentationen zu schließen; und auch emotionale Intelligenz, um den Charakter des Textes einschätzen zu können.

Im Finanzwesen ist der automatische algorithmische Handel ein Beispiel für komplexe Aufgaben, die von Maschinen übernommen werden. Die im Finanz- und Bankenwesen häufig zu erstellenden standardisierten Berichte zu Bilanzen oder ähnlichen Kennzahlen können inzwischen auch automatisch von Computerprogrammen erstellt werden.

2.2 AUFGABEN FÜR KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

Menschliches Handeln umfasst eine Fülle unterschiedlicher Aufgaben und Fähigkeiten. KI-Systeme können bereits heute und

in Zukunft einige solcher Aufgaben erfüllen. Da Intelligenz die drei Aspekte (1) des Aufnehmens und Erkennens von Informationen, (2) des Verarbeitens, Schließens und Lernens sowie (3) des adäquaten Handelns umfasst, lassen sich „Erkennen“, „Schließen“ und „Handeln“ als Elemente von KI-Systemen unterscheiden. Diese Fähigkeiten können einzeln oder in Kombination auf verschiedene Daten oder Inputs angewendet werden. Bei den Eingangsdaten gibt es sehr viele Möglichkeiten: Häufig handelt es sich um Audiodaten im allgemeinen, Sprache, Bilder oder Videos, Gesichter, Text, rein numerische Daten oder Bewegungsdaten. Aus der Kombination von Daten und deren Nutzbarkeit ergeben sich viele spezifische Aufgaben für KI. Einige davon sind im sog. Periodensystem der KI¹³ in Abbildung 2 und Tabelle 1 dargestellt.

Sehr komplexe Anwendungen setzen sich aus mehreren Komponenten des Periodensystems oder aus mehreren Teilen von KI zusammen. Bspw. muss ein autonomes Fahrzeug bewegte Objekte wie einen Fußgänger als solchen erkennen. Es muss anschließend die weitere Bewegung der Person voraussagen und mit seiner eigenen Trajektorie vergleichen oder die Gefahr

¹³ Hammond 2016

eines Unfalls abschätzen. Wenn Gefahr droht, muss es zudem bspw. durch Bremsen eine adäquate Änderung der eigenen Bewegung einleiten und durchführen und dabei stets die weitere Veränderung seiner Umwelt überprüfen. Aus einer ähnlichen Zusammensetzung vieler komplexer Teilaufgaben mit Erkennen, Verarbeiten von Informationen, Entscheiden unter Unsicherheit und entsprechenden Handlungen ergibt sich ein höherer Grad von KI.

TABELLE 1 Exemplarische Darstellung der Auswahl der Anwendungen des Periodensystems der KI

| Gruppe | Element | Abk. | Kurzbeschreibung |
|-----------|------------------------|------|---|
| Erkennen | Speech Recognition | [Sr] | Das Erkennen von gesprochener Sprache und/oder Gefühlszuständen allgemein in einem Audiosignal. |
| Erkennen | Audio Recognition | [Ar] | Das Erkennen bestimmter Arten von Geräuschen (Alarmer, Gerätestress, Automotor) in einem Audiosignal. |
| Erkennen | Face Recognition | [Fr] | Das Erkennen von Gesichtern und emotionalen Zuständen in Bildern oder Videosignalen. |
| Erkennen | Image Recognition | [Ir] | Das Erkennen bestimmter Objekttypen in Bildern oder Videosignalen. |
| Erkennen | General Recognition | [Gr] | Das Analysieren von Sensordaten zum Erkennen von Objekttypen und/oder Situationen allein aus dem Signal heraus. |
| Erkennen | Speech Identification | [Si] | Das Erkennen einer individuellen Stimme in einem Audiosignal. |
| Erkennen | Audio Identification | [Ai] | Das Erkennen von Audiosignaturen (ein bestimmter Motor oder eine bestimmte Türklingel) aus Audiosignalen. |
| Erkennen | Face Identification | [Fi] | Das Erkennen konkreter Personen in Bildern oder Videosignalen. |
| Erkennen | Image Identification | [Ii] | Das Erkennen eines konkretes Objekts in einem Bild oder Video. |
| Erkennen | General Identification | [Gi] | Das Analysieren von Sensordaten, um Objekte und/oder Situationen allein aus dem Signal heraus zu identifizieren. |
| Erkennen | Data Analytics | [Da] | Das Analysieren von Daten, um bestimmte Tatsachen und/oder Ereignisse zu erkennen, die diese Daten repräsentieren. |
| Erkennen | Text Extraction | [Te] | Das Analysieren von Texten, um Informationen über Entitäten, Zeit, Orte und Fakten zu extrahieren, die ausschließlich im Text enthalten sind. |
| Schließen | Predictive Inference | [Pi] | Das Vorhersagen von Ereignissen oder Zuständen in der Zukunft auf der Grundlage eines Verständnisses eines aktuellen Zustandes und der Funktionsweise der Welt. |

| | | | |
|-----------|------------------------|------|---|
| Schließen | Explanatory Inference | [Ei] | Das Erklären von Ereignissen oder Zuständen in der realen Welt, basierend auf dem Verständnis früherer Zustände. |
| Schließen | Synthetic Reasoning | [Sy] | Das Verwenden von Beweisen, um Rückschlüsse auf den realen Zustand der Welt, eine Vorhersage oder eine Erklärung zu unterstützen. |
| Schließen | Planning | [Pl] | Das Erstellen eines Aktionsplans aufgrund von Zielen, eines Verständnisses des Zustands der Welt und des Wissens über Handlungen und deren Konsequenzen. |
| Schließen | Problem Solving | [Ps] | Das Erstellen einer Lösung für ein Problem, das mit oder ohne den Einsatz von Aktionen verbunden sein kann (siehe Planning [Pl]). |
| Schließen | Decision Making | [Dm] | Das Auswählen eines bestimmten Plans oder einer Lösung auf der Grundlage vorliegender Fakten, alternativer Lösungen und einer Reihe von Zielen. |
| Schließen | Language Generation | [Lg] | Das Erstellen natürlicher Sprachtexte und/oder Erklärungen basierend auf einem gewissen Verständnis der Welt. |
| Schließen | Language Understanding | [Lu] | Das Erstellen einer semantischen Repräsentation der Bedeutung eines Textes, der den Kontext und ein gewisses Verständnis über das Funktionieren der Welt zeigt. |
| Schließen | Relationship Learning | [Lr] | Das Erkennen von Beziehungen zwischen Merkmalen, zur Vorhersage eines Satzes von versteckten Merkmalen, wenn andere sichtbar sind. |
| Schließen | Category Learning | [Lc] | Das Erkennen neuer Kategorien von semantischen Werten auf der Grundlage von Merkmalsammlungen. |
| Schließen | Knowledge Refinement | [Lt] | Das Überarbeiten von existierendem Wissen oder Regeln als Reaktion darauf, dass sie zur Unterstützung von Handlungen oder Schlussfolgerungen verwendet werden. |
| Handeln | Mobility Large | [MI] | Das Steuern autonomer Fahrzeuge, die zuallererst mit anderen Fahrzeugen interagieren. |
| Handeln | Mobility Small | [Ms] | Das Steuern von Robotern, die sich durch Innenräume bewegen, arbeiten und mit Menschen interagieren. |
| Handeln | Manipulation | [Ma] | Das Manipulieren derselben Objekte, mit denen Menschen regelmäßig arbeiten. |
| Handeln | Communication | [Cm] | Mechanismen, die das Ausführen verschiedener Formen der Kommunikation zwischen Mensch und Maschine unterstützen. |
| Handeln | Control | [Cn] | Das intelligente Steuern anderer Maschinen, wenn keine Manipulation oder Handlung in der physischen Welt erforderlich ist (z. B. automatisierter Handel). |

Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von Bitkom, 2018, S. 17f

Das Periodensystem der KI zeigt beispielhaft, wie vielfältig deren Aufgaben und Möglichkeiten sind. Für die weitere Diskussion ist es aber sinnvoll, die vielen Aufgaben zu gruppieren, um später leichter die Methoden der KI und die Potenziale in der Energiewirtschaft einordnen zu können. Wir fassen daher die Aufgaben der KI zu folgenden fünf Anwendungen zusammen:

- Der Umgang mit **Sprache oder Audio** umfasst bspw.
 - das Erkennen, Verstehen, oder Erzeugen von Sprache und Audiodaten
 - das Erkennen von Personen anhand der Stimme.
- Der Umgang mit **Bildern, Videos oder Gesichtern** umfasst bspw.
 - das Erkennen von Objekten, Zeichen oder auch Schrift auf Bildern
 - das Erkennen von Personen und das Verständnis für Gesichtsausdrücke.
- Die **Robotik** umfasst bspw.
 - zielgerichtete Bewegung und Umgang mit Hindernissen
 - physische Interaktion mit Menschen oder Objekten.
- Die **Mensch-Maschine-Interaktion** ist bspw.
 - die schriftliche, mündliche oder physische Interaktion mit Menschen. Hierzu gehören Chatbots und Fähigkeiten der sozialen Intelligenz.
- Die **Daten allgemein** umfassen weitere Anwendungen wie bspw.
 - das Erkennen von Mustern, die mathematische Datenverarbeitung, die quantitative Prognose von zukünftigen Ereignissen oder Zuständen und weitere Anwendungen.

Diese Gruppen sind nicht immer ganz klar voneinander trennbar, da komplexere Anwendungen häufig auf der Kombination einfacherer Anwendungen basieren. Die fünf genannten Gruppen bilden aber eine nützliche Typologie von Anwendungen, ohne in die technischen Details der KI einsteigen zu müssen. In Kapitel 3 wird diese Typologie weiter verwendet werden.

2.3 METHODEN VON KÜNSTLICHER INTELLIGENZ BZW. MASCHINELLEM LERNEN

Nach der allgemeinen Beschreibung von KI und ihren Anwendungsbereichen sollen nun technologisch unterschiedlicher Formen von KI und ML genauer vorgestellt werden. Diese lassen sich in Gruppen entsprechend der Lernstile bzw. Aufgabenstellung einteilen. Die wichtigsten Verfahren und Modellarten werden im Folgenden kurz und ohne Anspruch auf Vollständigkeit vorgestellt. Auf mathematische Details wird weitestgehend verzichtet.

2.3.1 ÜBERSICHT

Sehr viele verschiedene Verfahren der Statistik, KI und des ML finden heute bereits Anwendung. Diese lassen sich anhand des Lernstiles grob in drei Gruppen einteilen:

- Überwachtes Lernen** bedeutet, dass die Ergebnisse einer Lernaufgabe bereits vorliegen und der Computer sein Ergebnis direkt mit dem richtigen Ergebnis vergleichen kann. Dieser sehr aufwändige Ansatz ist nur möglich, wenn bereits eine große Anzahl von Daten mit dem richtigen Ergebnis existiert. Häufig handelt es sich um Datensätze, die von Menschen klassifiziert wurden.
- Unüberwachtes Lernen** bedeutet, dass das richtige Ergebnis unbekannt ist und der Computer selbst Strukturen entdecken muss. Hier reichen die rohen Daten aus, um darin Muster zu erkennen.
- Bestärkendes Lernen** funktioniert durch Feedback aus der Interaktion mit der Umwelt. Dies wird häufig in der Robotik angewandt, da es hier direktes Feedback aus der Umwelt gibt.

Beispiele und weitere Untergruppen nach Lernaufgabe und Lernverfahren sind in Tabelle 2 zusammengefasst. Zusätzlich zeigt Abbildung 3 die von Data Scientists und ML-Fachleuten am häufigsten verwendeten Verfahren (dabei sind Mehrfachnennungen möglich). Man beachte, dass ein mathematisches Verfahren wie bspw. KNN auch in verschiedenen Bereichen zum Einsatz kommen können, bspw. sowohl im überwachten als auch bestärkenden Lernen.

Zu den am häufigsten eingesetzten Verfahren zählen die logistische Regression, Entscheidungsbäume, Random Forests und KNN. Diese und andere wichtige Verfahren mit einzelnen Anwendungsbeispielen werden im Folgenden kurz vorgestellt. Dabei ist die Abgrenzung zwischen Statistik, statistischem Lernen, KI oder ML teilweise schwierig oder anwendungsabhängig. Die Auswahl der vorgestellten Verfahren beruht auf ihrer Häufigkeit in vielen Anwendungen, erhebt aber keinen Anspruch auf Vollständigkeit.

2.3.2 ÜBERWACHTE VERFAHREN

Überwachte Verfahren zeichnen sich dadurch aus, dass das Ergebnis für eine gewisse Zahl von Fällen bereits bekannt ist. Mit diesen kann ein Modell oder Computerprogramm trainiert werden, sodass es das Ergebnis neuer Fälle möglichst gut vorhersagt. Für das Training muss das bekannte Ergebnis mit der Modellvorhersage verglichen werden, sodass das Modell aus seinen Fehlern lernen kann. In der Regel werden solche Fehler quantitativ als absolute oder prozentuale Abweichung gemessen.

TABELLE 2 Klassifikation von ML- und KI-Methoden

| Lernstil | Lernaufgabe | Lernverfahren | Modell | Beispiel |
|--------------|---------------------|---|--|--|
| Überwacht | Regression | Lineare Regression | Regressionsgerade | Vorhersage von Preisen |
| | | Klassifikation und Regressionsbaumverfahren | Entscheidungsbaum, Random Forests | Vorhersage von Daten |
| | Klassifikation | Logistische Regression | Trennlinie | Vorhersage eines Ausfalls |
| | | Iterative Dichotomizer (ID3) | Entscheidungsbaum | Kategorisierung von Daten |
| Unüberwacht | Clusterung | Stützvektormaschine (SVM) | Hyperebene | Kundengruppen bilden |
| | | Bayessche Inferenz | Bayessche Modelle | Daten gruppieren |
| | | K-Means | Clustermittelpunkte | Identifikation von Kundengruppen |
| Bestärkend | Dimensionsreduktion | Hauptkomponentenanalyse (PCA) | Zusammengesetzte Merkmale | Vereinfachung komplexer Entscheidungen |
| | | Sequentielles Entscheiden | Q-Lernen | Strategien |
| Verschiedene | Verschiedene | Rückwärtspropagierung | KNN | Vorhersage eines Ausfalls |

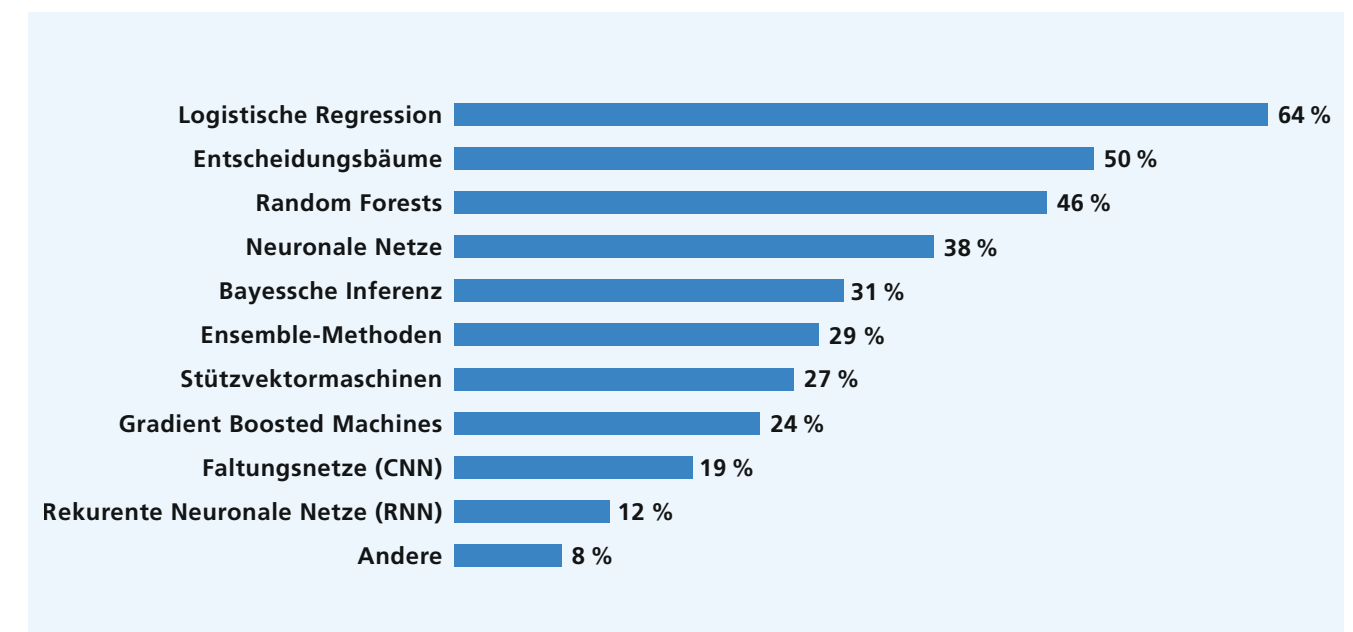


ABBILDUNG 3 Die am häufigsten verwendeten Methoden von Data Scientists und ML-Fachleuten, Quelle: Fraunhofer (2018, S. 18)

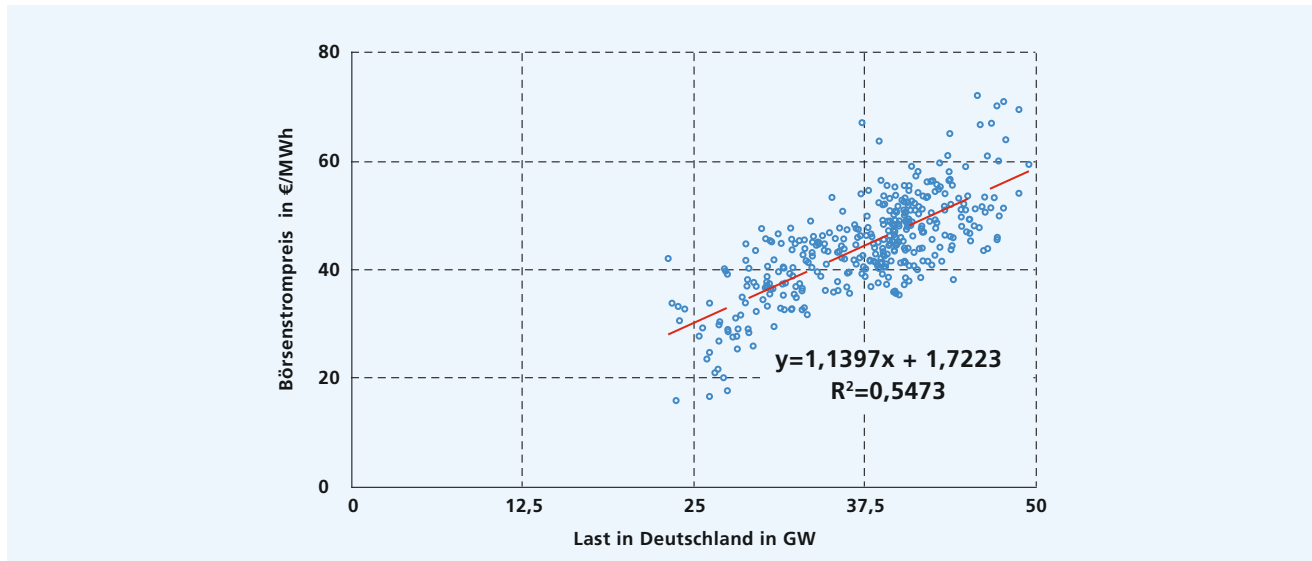


ABBILDUNG 4 Einfache lineare Regression zwischen dem Börsenstrompreis und der Last in Deutschland (gezeigt sind die Stunden des Jahres 2010 als blaue Kreise und eine einfache Regressionsgerade), eigene Darstellung

Lineare Regression

Eine der häufigsten Methoden bei quantitativen Modellen ist die Regression. Genauer handelt es sich dabei um eine ganze Familie von Methoden, in der eine Beziehung zwischen einer oder mehreren abhängigen Variablen und einer oder mehreren unabhängigen Variablen, den Einflussfaktoren, hergestellt wird. Die abhängigen und unabhängigen Variablen können dabei eine Zahl sein (bspw. ein Preis, das Alter der Kunden oder die nachgefragte Leistung in kW), aber auch eine Kategorie wie bspw. der Haushaltstyp (Ein- oder Mehrpersonenhaushalt) oder andere.

Der einfachste Fall der Regression ist die lineare Regression mit einer abhängigen und einer unabhängigen Variablen. Abbildung 4 zeigt als Beispiel die Börsenstrompreise in €/MWh als Funktion der stündlichen Last in Deutschland für alle Stunden des Jahres 2010 als blaue Kreise. Man erkennt einen deutlichen Zusammenhang: In Stunden mit niedriger Last sind die Preise eher niedrig und in Stunden mit hoher Last sind die Preise im Mittel eher hoch.

Solch ein Regressionsmodell kann mit sehr vielen Variablen umgehen und ist insgesamt sehr flexibel, da auch mathematische Transformationen der Eingangsdaten möglich sind. Gleichzeitig sind diese Modelle sehr schnell berechnet und sehr gut interpretierbar. Regressionsmodelle sind seit Jahrzehnten ein Standardwerkzeug der Statistik, und es liegt viel Erfahrungswissen, viel geeignete Software und eine umfangreiche Literatur vor. In der Statistik ist das Ziel der Regression jedoch hauptsächlich, Zusammenhänge zwischen Variablen zu finden und zu interpretieren. In vielen Anwendungen der KI ist eine hohe Vorhersagegenauigkeit jedoch oft wichtiger als die

Interpretierbarkeit, sodass Regressionsmodelle in der Praxis leicht angepasst wurden. Regressionsmodelle bilden insgesamt durch ihre hohe Flexibilität und Geschwindigkeit ein zentrales Werkzeug der KI und des ML.

Entscheidungsbaum und Random Forests

In vielen Anwendungen ist es nützlich, die Vorhersage eines Wertes oder Attributes auf einfache Entscheidungsregeln zurückzuführen. Ein Entscheidungsbaum liefert genau das: Eine Kette einfacher Entscheidungsfragen, die am Ende jedes Astes das wahrscheinlichste Ergebnis ausgibt. Eine nützliche Eigenschaft solcher Bäume ist die leichte Verständlichkeit. Entscheidungsbäume lassen sich besonders gut interpretieren, im Gegensatz zu bspw. tiefen neuronalen Netzen¹⁴. Abbildung 5 zeigt ein einfaches Beispiel für einen Entscheidungsbaum.

Ein einzelner Entscheidungsbaum ist gut interpretierbar, lässt aber nicht so genaue Vorhersagen wie andere Methoden zu. Daher werden häufig sehr viele Entscheidungsbäume erstellt (jeweils mit Teilmengen der Daten) und für das Ergebnis die gewichtete Summe der Vorhersagen der einzelnen Entscheidungsbäume verwendet. Durch die vielen Bäume auf Basis von Zufallsstichproben spricht man von „Random Forests“.

Klassifikation und logistische Regression

Die Klassifikation umfasst die Aufgabe, einzelne Beobachtungen anhand von existierenden Beispielen einer Gruppe zuzuordnen. Es kann sich dabei um zwei oder mehr Gruppen handeln. Diese Aufgabe ist in vielen Anwendungen sehr wichtig, bspw. um in

¹⁴ Fraunhofer 2018

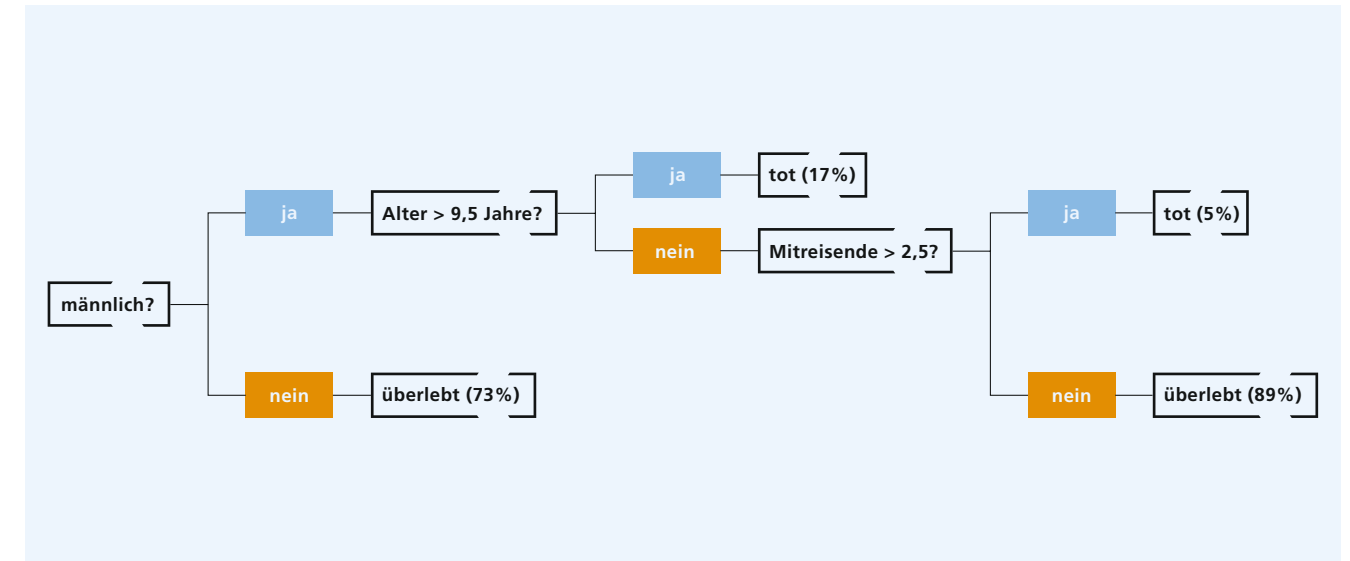


ABBILDUNG 5 Entscheidungsbaum für das Überleben des Titanic-Untergangs (die Fragen werden für die einzelnen Passagiere beantwortet, die Prozentzahlen in Klammer geben die Überlebenschancen für die Passagiere dieser Gruppe an, eigene Darstellung nach Portilla (2015))

der Produktion maschinell über Ausschuss zu entscheiden oder Kunden bestimmten bekannten Gruppen zuzuordnen.

Das am häufigsten verwendete Verfahren der Klassifikation ist die logistische Regression. Es handelt sich um eine Variante des oben beschriebenen linearen Regressionsmodells. Bei der logistischen Regression ist die abhängige Variable keine kontinuierliche Zahl, sondern ein Index der Gruppenzugehörigkeit. Der häufigste Fall ist der mit zwei Gruppen, also eine Ja-Nein-Entscheidung (wie bspw. „Ausschuss ja/nein?“ oder „Kunde für Werbung zugänglich ja/nein?“). Die abhängige Variable nimmt den Wert Eins an für Beobachtungen, die zur Gruppe gehören und den Wert Null für die sonstigen. Dieses Verfahren kann leicht auch auf mehrere Gruppen verallgemeinert werden. Logistische Regression ist eines der häufigsten eingesetzten Verfahren zur Klassifikation, da es sehr schnell ist, auch mit wenigen Daten schon lernen kann und sich auch komplexe Zusammenhänge oder Fälle in den Daten damit behandeln lassen. Streng genommen ist aber kein lernendes Verfahren, da das zugrundeliegende mathematische Modell einmal anhand von Daten trainiert wird und dann feststeht bzw. stets neu trainiert werden muss. Darüber hinaus ist das Modell einer logistischen Regression nicht so leicht und nachvollziehbar darstellbar wie bspw. bei Entscheidungsbäumen.

2.3.3 UNÜBERWACHTE VERFAHREN

Wenn keine bereits gelösten Aufgaben zum Training vorliegen und die KI selbst Strukturen aufdecken muss, spricht man von unüberwachten Verfahren.

Clustering

Ziel der Clustering ist, Gruppen ähnlicher Beobachtungen in Daten zu entdecken. Die identifizierten Gruppen werden Cluster genannt. Es gibt hierfür eine ganze Reihe von Algorithmen. Einer der häufigsten Algorithmen ist das k-Means-Verfahren. Die Anzahl der zu findenden Gruppen muss vorgegeben werden, und der Algorithmus bestimmt dann iterativ die besten Mittelpunkte für die angegebene Zahl der Gruppen und bestimmt für jede Beobachtung die beste Gruppe.

Abbildung 6 zeigt ein Beispiel für Clustering mittels des k-Means-Algorithmus. Die Daten umfassen die mittlere stündliche Last in kW eines Haushalts über 1456 Tage. Jeder Tag wird als Beobachtung betrachtet, die Variable ist die Last in den 24 Stunden des Tages. Alle 1456 Tagesgänge sind als sehr dünne transparente Linie in der Abbildung gezeigt. Die vielen Tage werden nun mittels des Verfahrens in drei Gruppen eingeteilt, die Lastgänge der drei Gruppenmittelpunkte sind als dicke Linien in der gleichen Abbildung dargestellt.

Die drei Gruppen können wie folgt beschrieben werden. Die dunkelgrüne Gruppe hat einen sehr geringen Lastgang, der im Tagesverlauf fast konstant ist. Möglicherweise sind dies Urlaubstage, in denen die Bewohner nicht zuhause, sondern verreist sind. Die rote Gruppe hingegen zeigt eine hohe Last während des ganzen Tages mit einem leichten Peak am Abend. Dies könnten Wochenend- oder Feiertage sein, an denen die Bewohner zuhause sind und bspw. viel kochen oder waschen. Schließlich scheint die blaue Gruppe Werkstage zu umfassen – mit einem Morgenpeak und einem Abendpeak und wenig Last am Nachmittag.

Dimensionsreduktion

In einigen Anwendungen können sehr viele Attribute oder Faktoren einen Einfluss auf das Ergebnis haben. Häufig sind diese Faktoren auch eng miteinander verbunden und korrelieren. In solchen Situationen ist es oft hilfreich zu prüfen, ob einzelne Variablen oder eine Kombination mehrerer Variablen besonders wichtig für das Ergebnis sind. Verfahren der Dimensionsreduktion helfen, aus der Vielzahl der Einflussfaktoren die wichtigsten Kombinationen von Faktoren herauszusuchen. Diese linearen Kombinationen von Faktoren werden mathematisch Hauptkomponenten genannt, das Verfahren zu ihrer Identifikation heißt Hauptkomponentenanalyse.

2.3.4 WEITERE METHODEN DER KÜNSTLICHEN INTELLIGENZ

Künstliche neuronale Netze (KNN)

Eine frühe Idee der KI-Forschung war, Intelligenz zu entwickeln, indem man Aspekte des menschlichen Gehirns nachbildet. Im Gehirn sind sehr viele sogenannte Neuronen untereinander in mehreren Ebenen verbunden. Es ist der Grundgedanke der KNN, diese Strukturen mit einem Computerprogramm künstlich nachzubilden.

Trotz der frühen Idee zu KNN konnten erst in den letzten gut zehn Jahren sehr große Fortschritte mit interessanten Leistungen erreicht werden, vor allem bei Bild- und Video-, Sprach- und Textdaten. Heute können KNN teilweise Gesichter und Objekte mit weniger Fehlern erkennen, als durch menschliche Einschätzungen. Komplexe Aufgaben wie Texte übersetzen, Fragen und E-Mails beantworten, Nachrichten zu Berichten verdichten, Musik und Texte komponieren oder Bilder produzieren sind heute damit möglich¹⁵.

Besonders erfolgreich erwiesen sich dabei tiefe KNN, d. h. solche aus relativ vielen in Software realisierten Schichten von „Knoten“, die als künstliche Neuronen bezeichnet werden (siehe Abbildung 7). Beim Lernen werden die Gewichte, das sind Zahlenwerte an den Verbindungen zwischen den Knoten, solange verändert, bis die Ausgaben gut genug sind. In ihren inneren Schichten gewinnen die Netze aus den Rohdaten selbstständig kompakte Darstellungen, wodurch viele Vorverarbeitungsprogramme überflüssig werden und die eigentliche Aufgabe leichter lernbar wird. Tiefe KNN bilden ausdrucksstarke Modelle, die sich außerdem effizient in parallelen Rechnersystemen trainieren lassen. Das funktioniert oft nur sinnvoll mit sehr großen Datenmengen. Da es sich dem Menschen nicht ohne weiteres erschließt, was die Gewichtungen bei einem KNN bedeuten und wie genau die Ausgaben zustande kommen, spricht

man hier von „subsymbolischen“ Modellen, im Gegensatz zu symbolischen Modellen wie den Entscheidungsbäumen (siehe Abbildung 5) oder den Wissensbasen früherer Expertensysteme.

Es gibt eine Vielzahl von Netzarchitekturen, die sich für jeweils unterschiedliche Datentypen und Aufgabenstellungen als wirkungsvoll erwiesen haben. Da die Netze im Ganzen von den Rohdaten bis zur Ausgabe trainiert werden können, spricht man auch von Ende-zu-Ende-Lernen. Eine sehr erfolgreiche Anwendung von tiefen KNN sind die »Deep Q-Networks« im bestärkenden Ende-zu-Ende-Lernen für Spiele und Roboter.

Ein Anwendungsbeispiel für tiefe KNN ist die Erkennung von handgeschriebenen Ziffern, wie dies bspw. beim Erkennen von Postleitzahlen oder handgeschriebenen Zählerständen notwendig ist. Hierfür liegt ein umfangreicher Trainingsdatensatz namens MNIST (Modified National Institute of Standards and Technology database) vor. Dieser umfasst 60.000 Trainingsbilder und 10.000 Testbilder aus 28x28 Bildpunkten in Grauskalen (Abbildung 8 zeigt einige Beispielbilder). Die besten heutigen Methoden zur Erkennung der richtigen Ziffern sind tiefe KNN. Diese können über 99,5 % der Bilder richtig erkennen und sind damit mit menschlichen Fähigkeiten vergleichbar.

Bestärkendes Lernen

Bestärkendes oder auch verstärkendes Lernen ist eine dritte Gruppe der KI-Verfahren. Hierbei wird dem Programm keine explizite Strategie vorgegeben, sondern es lernt allein durch Erfolg und Misserfolg. Im Gegensatz zum überwachten Lernen braucht der Algorithmus keine richtigen Lösungen, sondern sucht den Raum möglicher Handlungen ab und erhält in verschiedenen Zuständen verschiedene Lösungen. Der Algorithmus versucht einen Ausgleich zwischen der Erkundung neuer Zustände und bisher erfolgreicher Pfade zu finden. Mathematisch handelt es sich bei den Algorithmen teilweise auch um tiefe KNN. Verfahren des bestärkenden Lernens werden bspw. als Algorithmen in Strategiespielen wie Schach oder Go eingesetzt und sind inzwischen besser als alle menschlichen Spieler. Sie benötigen ausschließlich die Spielregeln und die Information, wann ein Spiel gewonnen ist, dann lernen die Algorithmen selbstständig Strategien, indem sie immer wieder gegen sich selber spielen.

Expertensysteme und symbolisches Wissen

Neben den stark daten-getriebenen lernenden Verfahren existieren auch weniger Daten-intensive Ansätze der KI. Eine wichtige Gruppe sind die Expertensysteme. Dies sind Programme, die über von Menschen aufbereitetes Wissen verfügen und selbst Schlussfolgerungen ziehen können. Das Wissen ist dabei auf spezielle Fachgebiete beschränkt und liegt häufig in der Form von Wenn-Dann-Regeln vor. Dieses Wissen muss von Menschen

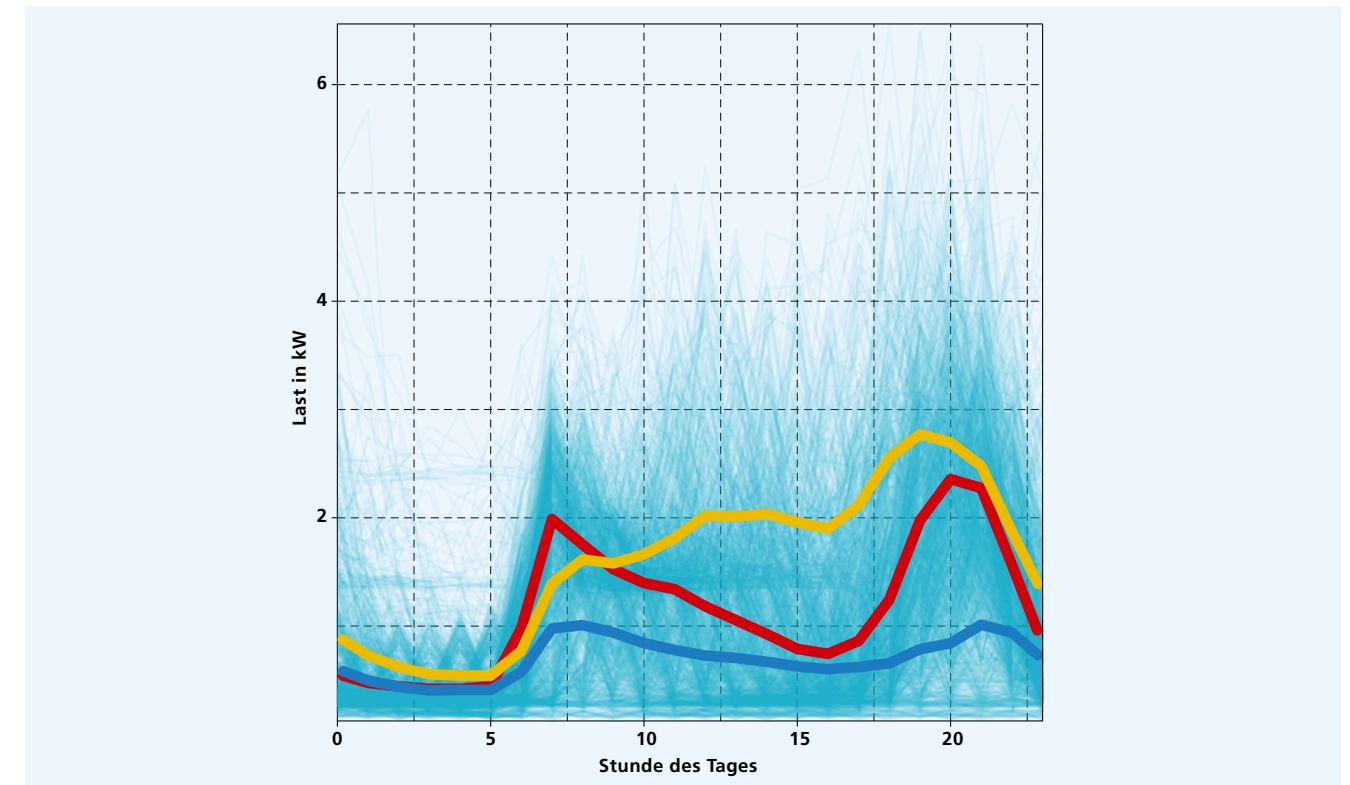


ABBILDUNG 6 Lastkurven über die Stunden des Tages, gemittelt von 1456 Tagen eines Haushaltes südlich von Paris, eigene Darstellung nach Viola (2018)

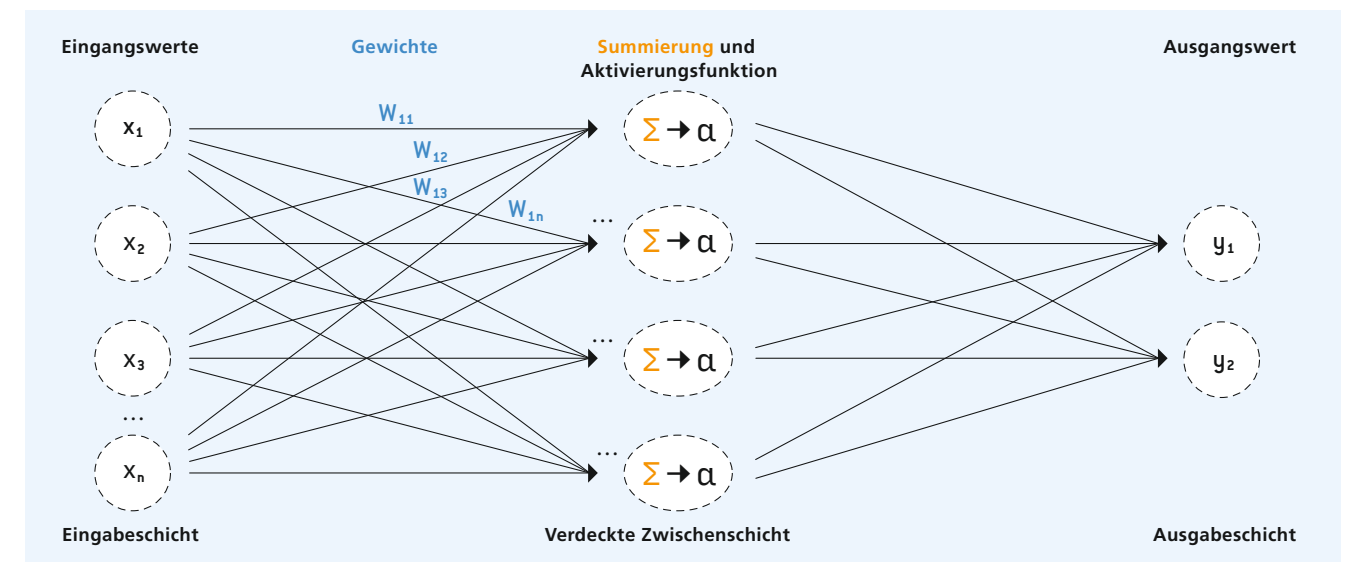


ABBILDUNG 7 Schematische Darstellung eines KNN, hier in Form eines Feed-forward Network, Quelle: Fraunhofer (2018)

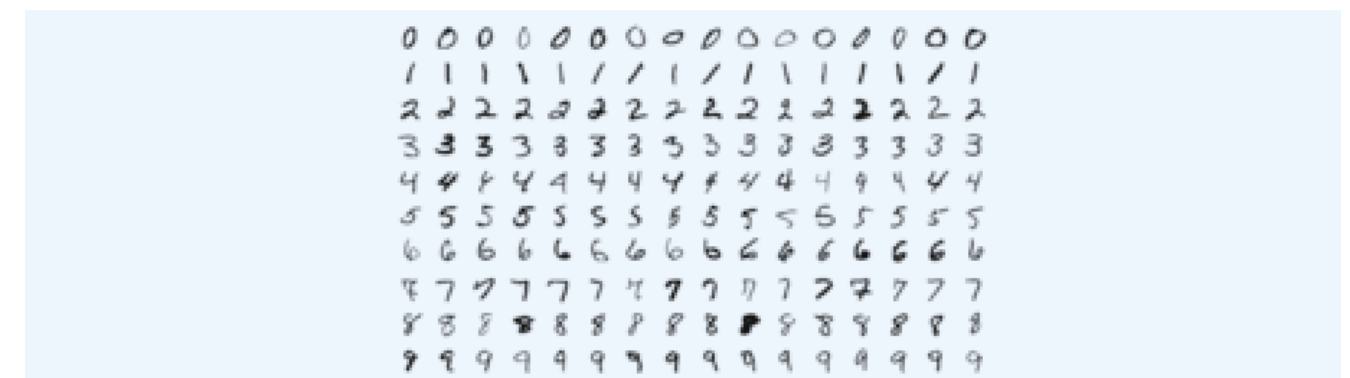


ABBILDUNG 8 Beispielziffern aus dem MNIST-Datensatz der Trainings- und Testdaten von handgeschriebenen Ziffern, Quelle: Kaggle.com (2018)

¹⁵ Ebd.

Tabelle 3 Vergleich der KI-Methoden auf einer semi-quantitativen Skala (gering, mittel, hoch, sehr hoch)

| Anwendungsbereich | Beispielhafte Aufgaben | Methode | Reifegrad | Marktvorbereitung | Komplexität | Potenzial |
|------------------------------|---|---|-----------|-------------------|-------------|-----------|
| Sprache und Audio | Spracherkennung, Informationsextraktion, Übersetzung | Deep Learning, neuronale Netze, Textmining | mittel | hoch | hoch | sehr hoch |
| Bild und Gesicht | Medizinische Bilderkennung, autonomes Fahren | Deep Learning, neuronale Netze | hoch | mittel | hoch | sehr hoch |
| Robotik und Assistenzsysteme | Autonomes Fahren, Greifen von Objekten | Bestärkendes Lernen, Q-Lernen | mittel | gering | hoch | hoch |
| Daten allgemein | Gruppen von Daten bilden, Objekte klassifizieren, Werte vorhersagen | Clusterung, Entscheidungsbäume, Regression, tiefe KNN | sehr hoch | hoch | mittel | hoch |

in Computer-gerechte Form gebracht werden. Derartige Expertensysteme können automatisch Schlussfolgerungen ziehen. Aus der Eingabe „Sokrates ist ein Mensch“ und der hinterlegten Regel „Wenn etwas ein Mensch ist, dann ist es sterblich“ kann das System dann den Schluss „Sokrates ist sterblich“ ziehen. Trotz diesem simplen Beispiel sind solche Systeme nützlich, wenn viele Fälle und komplexe Regeln zu beachten sind. Anwendungen sind vor allem im Bereich medizinischer Diagnosen zu finden. Besonders aufwendig an Expertensystemen ist die Erstellung des Wissens durch den Menschen.

2.3.5 FAZIT ZU DEN METHODEN KÜNSTLICHER INTELLIGENZ

Eine Bewertung des derzeitigen Entwicklungsstadiums der jeweiligen KI-Verfahren nach technologischem Reifegrad, Marktvorbereitung, Komplexität und Entwicklungspotenzial zeigt, dass der Reifegrad vor allem bei Bild- und Gesichtserkennung und bei Daten allgemein bereits sehr hoch ist. Gleichzeitig besteht weiteres Entwicklungspotenzial. Die Einordnung in nachstehender Tabelle basiert auf der Fraunhofer Studie über ML¹⁶ sowie der Einschätzung der Autoren.

2.4 BISHERIGE ENTWICKLUNG DER KÜNSTLICHEN INTELLIGENZ

Nach Vorstellung der zentralen Verfahren der KI, wird die bisherige Entwicklung der KI beschrieben. Literatur und Philosophie

zu menschenähnlichen Maschinen wie der Golem, Mary Shelleys Frankenstein, Isaac Asimovs Gesetze der Robotik aber auch griechische Sagen zeigen bereits früh Visionen einer KI auf. Die wissenschaftliche Auseinandersetzung mit KI im engeren Sinne beginnt Mitte der Fünfziger Jahre des 20. Jahrhunderts (Turing Test 1950, Dartmouth Konferenz 1956).

Mit Blick auf die Entwicklung innerhalb der Informatik und Statistik sind vor allem seit dem zweiten Weltkrieg starke Fortschritte zu verzeichnen:

- 1940er: Prinzip KNN wurde entwickelt
- 1950er: Mathematische Grundlagen ML und erste Verwendung des Begriffes der „künstlichen Intelligenz“
- 1960 – 1980: Mangelnde Daten und zu komplexe Methoden für die existierenden Rechner. Stagnation der Entwicklung und wenig Erfolge
- Seit 1990er: Erfolge der KI in mehr Anwendungen aufgrund besserer Algorithmen, mehr Daten und mehr Rechenleistung
- 1996 KI gewinnt Schach gegen Weltmeister
- 2000er: Große Zunahme der Datenmengen und Rechenleistung
- 2011: KI gewinnt Quiz-Show
- 2017: KI bester Go-Spieler weltweit

Vieles, was heute KI heißt, sind grundsätzlich teilweise altbekannte Verfahren der Statistik, die dort schon seit Jahrzehnten genutzt werden. Eine entscheidende Änderung in der heutigen Situation ist jedoch die Verfügbarkeit deutlich größerer Daten-

mengen. Dies führt dazu, dass die mathematischen Verfahren verstärkt auf Probleme des Alltags angewendet werden können.

2.5 ZUKÜNFTIGE ENTWICKLUNG

Der aktuelle Stand im Bereich der KI lässt sich wie folgt zusammenfassen: In einzelnen Nischenanwendungen ist KI dem Menschen heute bereits ebenbürtig oder vereinzelt sogar überlegen. In komplexen Anwendungen wie Übersetzungen oder Autofahren ist KI aber noch in einem frühen Stadium, und wirklich gute Leistungen werden voraussichtlich noch einige Jahre bis Jahrzehnte in Anspruch nehmen. Trotzdem kann KI heute und in naher Zukunft in vielen einfachen Routinetätigkeiten eine Unterstützung für den Menschen darstellen und damit in Unternehmen mehr Produktivität erzeugen und für die Menschen mehr Zeit für kreative, anspruchsvolle oder schöne Tätigkeiten freimachen.

Im weiteren erfolgt eine Übersicht der mittelfristig (bis 2025) zu erwartenden künftigen Entwicklung von KI und ihrer Einflussfaktoren, die auf der Verfügbarkeit von Daten und Rechenkapazität basieren.

Die zukünftige Entwicklung der KI in den nächsten Jahren wird von stark wachsenden Datenmengen und zunehmender Rechenleistungen dominiert sein. Diese ermöglichen weitere Anwendungen und Verbesserungen von KI-Systemen. Neben öffentlichkeitswirksamen Erfolgen bei weiteren Spielen wie bspw. Poker (bei dem im Gegensatz zum Schach oder Go nur unvollständige Informationen vorliegen) werden persönliche Assistenten (wie Siri) und Spracherkennung stetig besser werden und bald Teil des Alltags sein. KI wird für uns einfache Anrufe übernehmen können und natürlich auch Anrufe entgegennehmen können. Da Hotlines und Kundendienst für viele Unternehmen relevant sind, werden diese Anwendungen sich schnell durchsetzen und durch Chatbots ergänzt. Im Bereich der Fahrzeuge werden derzeit große Anstrengungen für das automatisierte Fahren unternommen. Studien gehen von einer Markteinführung des vollautomatisierten Fahrens der Stufe 4 in der Oberklasse ab 2025 aus¹⁷.

Die zunehmenden Datenmengen und auch die steigende Expertise in vielen Organisationen zu Analysen von Daten durch Data Scientists aber auch mit Hilfe von KI-Verfahren werden Vorhersagen von Zeitreihen oder Kundenverhalten besser machen und zu einer weiteren Verbreitung führen. Viele Konzerne bauen gerade eigene Big Data- und Data Analytics-Abteilungen auf, und erste Früchte dieser Entwicklungen sollten sich in den nächsten Jahren zeigen. Auch wenn die Verbesserungen häufig nur wenige Prozentpunkte gegenüber dem Status quo sein

werden, kann dies doch einen interessanten Vorteil und Weiterentwicklung aus Sicht der Unternehmen oder Kunden bzw. Anwender bedeuten.

Neben den Fortschritten in der Technologie und der Anwendung wird die Relevanz rechtlicher und ethischer Fragen weiter zunehmen: Wer darf welche Daten nutzen, wie kann informatorische Selbstbestimmung umgesetzt werden, welche Maßnahmen werden freiwillig oder auf Weisung durchgeführt? Im Bereich der autonomen Fahrzeuge gibt es bereits entsprechende ethische Diskussionen, und auch bei sozialen Netzwerken werden Fragen des Datenschutzes vielfach diskutiert. Es häufen sich aber Berichte zur automatischen Gesichtserkennung in autoritären Systemen in deutschen Medien. Eine Diskussion der rechtlichen Rahmenbedingungen und Einschränkungen in Deutschland (Schutz der Privatsphäre versus bspw. Terrorismusbekämpfung) ist für die kommenden Jahre zu erwarten.

¹⁷ Krail u. a. 2019, S. 34

3 BEITRAG VON KI IN DER INTEGRIERTEN ENERGIEWENDE

Kern der integrierten Energiewende ist eine umfassende Dekarbonisierung aller Anwendungssektoren und umfasst damit auch eine sektorübergreifende Optimierung der Energieströme. Die damit einhergehende stärkere Vernetzung der zunehmenden Zahl an Assets und Akteuren und die resultierende Steigerung der Komplexität im Energiesystem soll insbesondere mittels digitaler Technologie bewältigt werden. An dieser Stelle wird ein großer Beitrag von KI zur integrierten Energiewende erwartet, indem die mit zunehmender Digitalisierung extrem vervielfachte Datenmenge durch KI-Methoden effizient analysiert und ausgewertet werden können. Doch in welchen Bereichen der Energiewirtschaft bietet sich der Einsatz von KI in der Energiewirtschaft konkret an? Welchen Beitrag können die KI-Anwendungen für eine erfolgreiche integrierte Energiewende leisten? Wie weit ist die Entwicklung der jeweiligen Anwendungen fortgeschritten?

Diesen Fragen wird im Folgenden systematisch in zwei Schritten nachgegangen:

1. Analyse von KI-Anwendungen in der Energiewirtschaft

Es erfolgt ein breites Screening aktueller und in naher Zukunft absehbarer KI-Anwendungsbeispiele aus Forschung und der Energiewirtschaft. Basierend auf dem von der dena entwickelten Strategietool Landkarte Digitale Dynamik werden diese beispielhaften Anwendungen den unterschiedlichen Marktfeldern der digitalen Energiewelt zugeordnet. Darüber hinaus erfolgt eine Zuordnung zu den in Abschnitt 2.2 eingeführten KI-Anwendungsgruppen Allgemeine Daten, Audio & Sprache, Bild & Gesicht sowie Robotik & Assistenzsysteme. Einander ähnliche Anwendungen werden schließlich zu Anwendungsfeldern zusammengefasst.

2. Einordnung des Beitrags der verschiedenen KI-Anwendungsfelder zur integrierten Energiewende und des Entwicklungsstands

Die so ermittelten KI-Anwendungsfelder werden hinsichtlich ihres jeweiligen Beitrags zur integrierten Energiewende bewertet. Diese Bewertung findet auf Grundlage der folgenden fünf Kriterien statt: Beitrag zur Integration erneuerbarer Energien (1), zur Erhöhung der Energieeffizienz (2), zur Versorgungssicherheit

(3), zur Steigerung der Systemeffizienz (4) und zur Steigerung der Akzeptanz und Partizipation an der integrierten Energiewende (5).

Abschließend wird der aktuelle Entwicklungsstand der einzelnen KI-Anwendungsfelder in der Energiewirtschaft bewertet und eingeordnet. In einigen Bereichen ist der Einsatz von KI bereits umgesetzt.

Mithilfe der genannten Schritte wird Entscheidungsträgern aus Politik und Wirtschaft ein Überblick über die wichtigsten Anwendungen der KI in der Energiewirtschaft gegeben und ihr Beitrag zur integrierten Energiewende aufgezeigt.

3.1 DAS WERTSCHÖPFUNGSNETZWERK KI IN DER ENERGIEWIRTSCHAFT

Ausgangspunkt für die Identifikation der Anwendungsfelder ist eine umfassende Recherche der aktuellen Entwicklungen und Vorhaben im Bereich der KI-Anwendungen. Ziel ist es, ein detailliertes Bild der aktuellen KI-Landschaft im Energiebereich zu bekommen. Basis für die Identifikation der Anwendungsbeispiele aus Forschung und Energiewirtschaft sind nationale Aktivitäten^{18 19 20 21} auch internationale Erfahrungen^{22 23 24 25 26}. Die Recherche umfasst ein breites Screening der aktuellen Vorhaben, die in der Energiewirtschaft und im Forschungsbereich entwickelt werden.

Eine systematische Einordnung der Anwendungen von KI in der Energiewirtschaft erfolgt auf Basis einer Matrix, die eine energiewirtschaftliche und eine KI-spezifische Dimension hat (siehe Abbildung 9). Die energiewirtschaftliche Grundlage der Matrix stellt die dena-Landkarte Digitale Dynamik nach Richard

18 PWC 2017
 19 Ndiaye 2019
 20 Edelmann/Fleischle 2018
 21 Plattform lernende Systeme 2019
 22 Backes-Gellner u. a. 2019
 23 Microsoft 2018
 24 OECD 2019 a
 25 OCED 2019 b
 26 World Economic Forum 2018

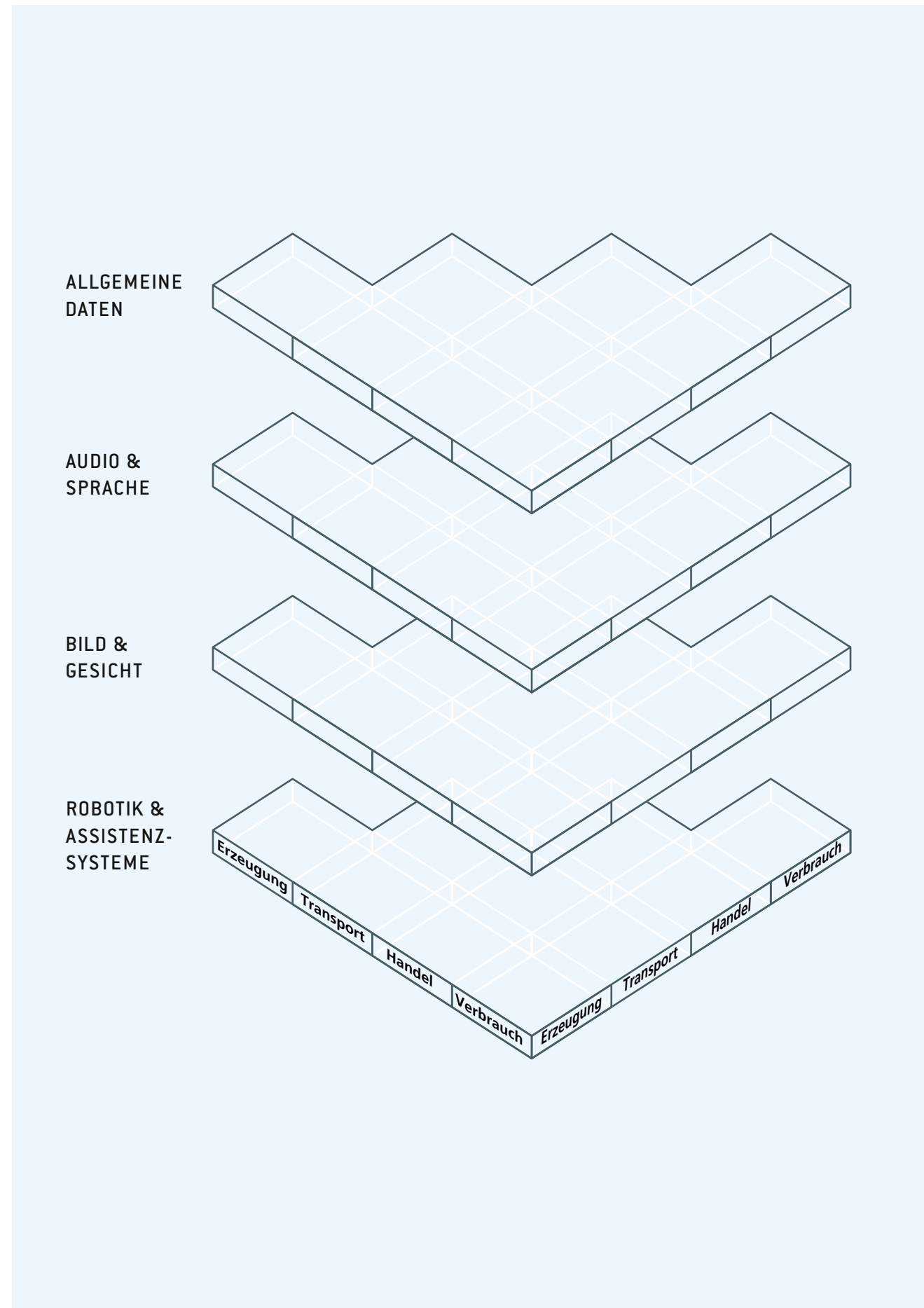


ABBILDUNG 9 Wertschöpfungsnetzwerk KI in der Energiewirtschaft in Anlehnung an Richard & Vogel, 2017

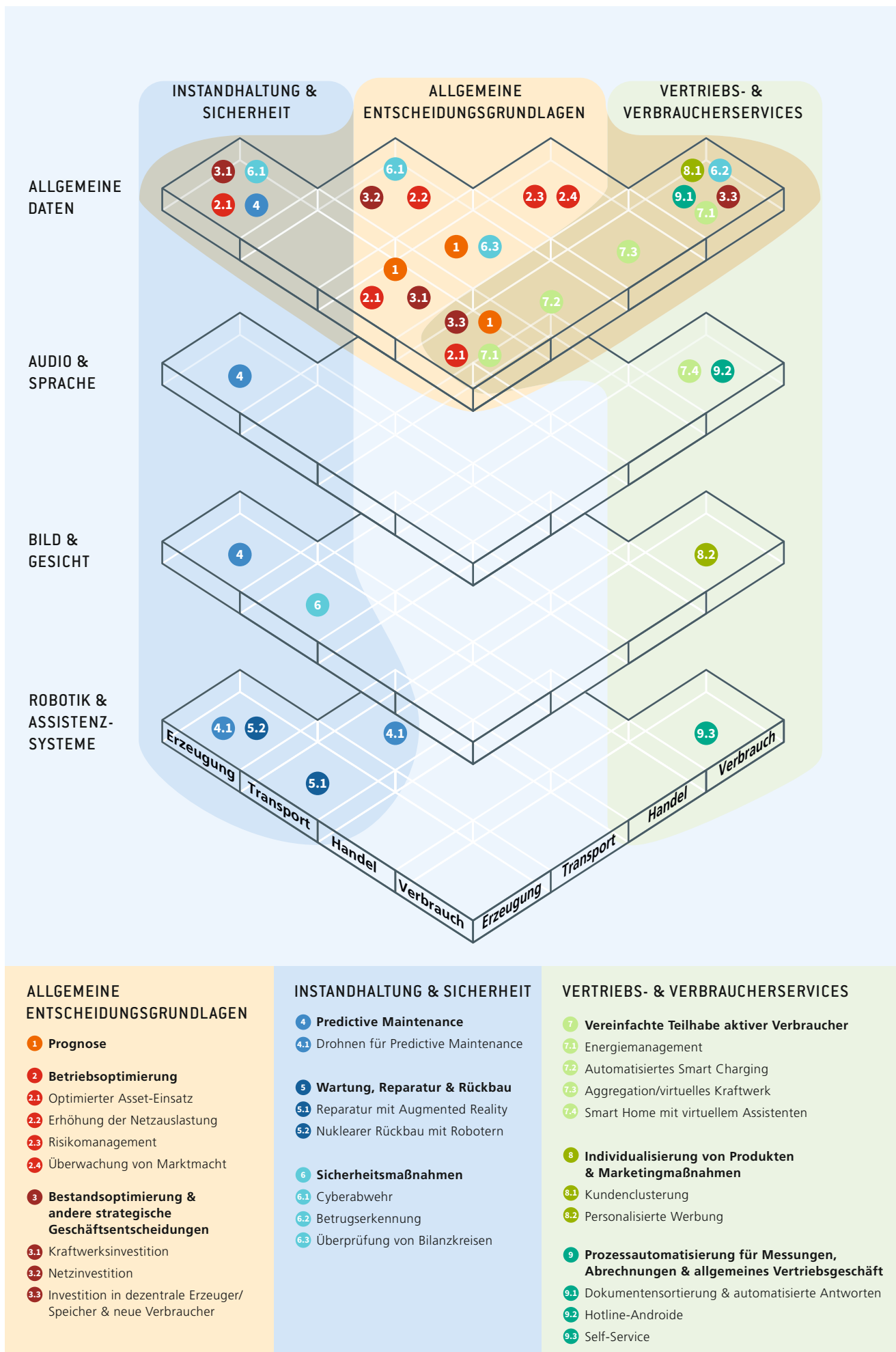


ABBILDUNG 10 Die neun KI-Anwendungsfälle im Wertschöpfungsnetzwerk

& Vogel²⁷ dar. Die starre Abgrenzung zwischen den Stufen der energiewirtschaftlichen Wertschöpfungskette aus Erzeugung, Transport, Handel und Verbrauch werden im Rahmen der Digitalisierung und Dezentralisierung der Energiewirtschaft zunehmend aufgebrochen. Neue Geschäftsmodelle, die mehrere Wertschöpfungsstufen kombinieren, entstehen und stellen häufig auch relevante Anwendungsfelder für KI im Energiebereich dar. Diese Dynamik spiegelt die Landkarte wieder.

Die KI-spezifische Dimension bezieht sich auf die in Abschnitt 2.2 vorgestellten typischen KI-Anwendungen Audio & Sprache, Bild & Gesicht, sowie allgemeine Datenverarbeitung^{28 29 30}. Als weitere KI-Dimension wird Robotik & Mensch-Maschine-Interaktion verwendet, da es mehrere Anwendungsbeispiele in der Forschung und der Energiewirtschaft KI in diesem Bereich gibt. Robotik & Mensch-Maschine-Interaktion sind bereits eine Kombination aus verschiedenen KI-Elementen und stellen damit bereits eine komplexere Form von KI dar.

3.2 DIE NEUN KI-ANWENDUNGSFELDER

Im Folge der Auswertung der nationalen Aktivitäten und der internationalen Beispiele können insgesamt neun Anwendungsfeldern und drei übergeordneten Clustern identifiziert werden (in Abbildung 10 sind diese Anwendungsfelder in unterschiedlichen Farbtönen ausgewiesen, die Cluster hingegen durch farblich hinterlegte Bereiche markiert):

Cluster „Allgemeine Entscheidungsgrundlagen“: KI unterstützt verschiedene Akteure beispielsweise dabei, Investitionsentscheidungen zu treffen, die Auslastung des Netzes, den Verbrauch und die Einspeisung der Erzeugung besser vorherzusagen oder auch den Betrieb bzw. Verbrauch zu optimieren. KI-Anwendungsbeispiele dieses Clusters sind innerhalb des gesamten energiewirtschaftlichen Wertschöpfungsnetzwerks verteilt und setzen KI-Methoden vornehmlich für die allgemeine Datenanalyse ein. Das Cluster umfasst die folgenden Anwendungsfelder:

- Anwendungsfeld 1: Prognosen
- Anwendungsfeld 2: Betriebsoptimierung
- Anwendungsfeld 3: Bestandsoptimierung & andere strategische Geschäftsentscheidungen

Cluster „Instandhaltung & Sicherheit“: KI leistet in diesem Cluster beispielsweise einen Beitrag zu der der Minimierung der Ausfallzeiten von Energieerzeugungsanlagen sowie des Netzes

²⁷ Richard/Vogel 2017
²⁸ Fraunhofer 2018
²⁹ Hartmann/Holtel/Weber 2018
³⁰ Plattform lernende Systeme 2019

und der Gewährleistung eines sicheren Anlagenbetriebs. KI-Anwendungsbeispiele dieses Clusters finden sich insbesondere in den Wertschöpfungsstufen Erzeugung und Transport. Das Cluster enthält nachfolgende Anwendungsfelder:

- Anwendungsfeld 4: Predictive Maintenance
- Anwendungsfeld 5: Wartung, Reparatur & Rückbau
- Anwendungsfeld 6: Sicherheitsmaßnahmen

Cluster „Vertriebs- & Verbraucherservices“: KI-Anwendungen dieses Clusters zielen auf die Verbesserung von Kundenbeziehungen und finden sich entsprechend insbesondere in der Wertschöpfungsstufe Verbrauch. In diesem Cluster sind die folgenden Anwendungsfelder zusammengefasst:

- Anwendungsfeld 7: Vereinfachte Teilhabe aktiver Verbraucher
- Anwendungsfeld 8: Individualisierung von Produkten & Marketingmaßnahmen
- Anwendungsfeld 9: Prozessautomatisierung für Messungen, Abrechnungen & allgemeines Vertriebsgeschäft

3.3 DER BEITRAG DER KI-ANWENDUNGSFELDER ZUR INTEGRIERTEN ENERGIEWENDE UND IHR ENTWICKLUNGSSTAND

Die neun ermittelten KI-Anwendungsfelder in der Energiewirtschaft werden in den nachfolgenden Kapiteln jeweils kurz vorgestellt. Konkrete Praxisbeispiele sollen dabei helfen, das Verständnis für das jeweilige Anwendungsfeld zu verbessern. Darauf folgt eine Bewertung der neun Anwendungsfelder hinsichtlich ihres Beitrags zur integrierten Energiewende und ihres Entwicklungsstands. Die Einordnung des Beitrags der einzelnen KI-Anwendungsfelder zur integrierten Energiewende bezieht sich auf die folgenden fünf Kriterien:

Integration der erneuerbaren Energien: Effiziente Einbeziehung der erneuerbaren Energien in die bestehenden Marktstrukturen mit dem Ziel, deren Einspeisung möglichst genau zu bilanzieren, Abregelungen zu vermeiden und eine Beteiligung an sämtlichen Strommärkten zu ermöglichen. Dies betrifft neben einer Beteiligung am Stromhandel auch die Einbindung in Systemdienstleistungen wie Regelenergie und Redispatch.

Energieeffizienz: Reduzierung des Primärenergieverbrauchs und Beitrag zur Senkung des spezifischen Energieeinsatzes und damit zur Erhöhung der Energieeffizienz. Damit ist in der Regel auch eine Verbesserung der Systemeffizienz verbunden.

Versorgungssicherheit: Sicherstellung des Ausgleichs zwischen Angebot und Nachfrage auf Markt und Netzebene. Vermeidung von kritischen Netzzuständen und Beitrag zu bestehenden Systemdienstleistungen

Systemeffizienz: Umsetzung der integrierten Energiewende unter Verwendung möglichst geringer Ressourcen. Dabei wird bewertet, ob die KI-Anwendungsfelder die Gesamtkosten des Energiesystems bei einer bestehenden Versorgungsaufgabe reduzieren können bzw. ob vorgegebene Klimaschutzpfade mit möglichst geringen Kosten erreicht werden.

Akzeptanz und Partizipation: Umfang der Informationsbereitstellung, Anhörung, Mitbestimmung und Entscheidungskompetenz verschiedener Akteure mit dem Ziel, Zustimmung und Mitwirkung für die Umsetzung der integrierten Energiewende zu erreichen

Daneben erfolgt jeweils eine qualitative Einordnung des Entwicklungsstands der einzelnen KI-Anwendungsfelder. Hierbei werden einerseits die identifizierten Beispiele von KI-Anwendungen einbezogen, die sich bereits in der praktischen Umsetzung oder zumindest in der konkreten Entwicklung befinden. Auch ähnliche Entwicklungen in anderen Branchen als der Energiewirtschaft, bei denen eine Übertragbarkeit auf den Energiesektor möglich erscheint, werden hier berücksichtigt. Darüber hinaus werden auch aktuelle Forschungsarbeiten in die Bewertung integriert.

3.3.1 KI-EINSATZ ZUR VERBESSERUNG VON PROGNOSEN

Viele KI-Anwendungsbeispiele betreffen die Verbesserung von Prognosen. Eine Kombination aus statistischen Methoden und ML (insb. KNN) ist bereits seit längerem etabliert. Anforderungen an die Gleichzeitigkeit zwischen Erzeugung und Verbrauch machen Prognosen zu einem elementaren Bestandteil der Energiewirtschaft über mehrere Wertschöpfungsstufen (Erzeugung – Handel, Transport – Handel, Erzeugung – Verbrauch) hinweg. Mit dem Aufkommen von fluktuierenden erneuerbaren Energien und der zunehmenden Auslastung von Verteilnetzen wird dieser Bedarf zukünftig steigen. Auch das Aufkommen von neuen Anwendungen wie Elektromobilität erhöht den Bedarf für geeignete Prognosen, um den Ladebedarf auch in Abhängigkeit von unterschiedlichen Preisanreizen zu bestimmen. Für die Prognoseerstellung werden historischen Daten und ggf. weitere Parameter aus Echtzeitdaten verwendet, um die künftige Entwicklung abzuleiten. Diese Ableitung kann mithilfe von KI über statistische Verfahren oder KNN deutlich verbessert werden.

BEISPIEL: SINTEG-Projekt DESIGNETZ mit dem Deutschen Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI)

Im Rahmen des SINTEG-Projekts DESIGNETZ entwickeln Wissenschaftler des DFKI drei Prognoseverfahren auf Grundlage von ML und deren Kombination für die Prognose von PV-Erzeugung. **Weiterführende Informationen:** <https://www.dfki.de/web/forschung/projekte/publikationen/projekte/projekt/designetz/>

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Valide Prognosen sind ein grundlegender Bestandteil der integrierten Energiewende. Eine Verbesserung von Prognosen durch KI liefert daher einen wichtigen Beitrag zu ihrem Gelingen. Mithilfe von ML kann für Prognosen eine größere Datenmenge aufgearbeitet werden, mit der dann Muster und Vorhersagen auch unter der Berücksichtigung heterogener Variablen abgeleitet und Anomalien besser erkannt werden können. Dies ermöglicht eine kleinteiligere zeitliche und räumliche Auflösung und somit individualisierte Prognosen. Beispielsweise können mit einer genaueren Vorhersage fluktuierender erneuerbarer Energien eine gezieltere Vermarktung erreicht, ausgleichende Maßnahmen bei Ungleichgewichten von Angebot und Nachfrage eingeleitet und die Fälligkeit von Strafzahlungen durch Bilanzungleichgewichte vermieden werden. Eine Verbesserung von Prognosen durch KI kann somit insbesondere zur Integration erneuerbarer Energien beitragen.

Zudem kann der Einsatz von KI-Methoden zur Prognoseerstellung z. B. die Basis für eine höhere Netzauslastung auch auf niedrigeren Netzebenen schaffen und gezielte Eingriffe um Netzengpässen vorzubeugen. KI-basierte Prognosen des Netzzustands, die neben der Erzeugung auch die Nachfrageseite sektorübergreifend prognostizieren sowie Echtzeitdaten integrieren und analysieren können, liefern damit einen Beitrag zur Versorgungssicherheit und zur Systemeffizienz.

Ein derartiger Beitrag zur Umsetzung der Energiewende, der eine sichere Energieversorgung zu möglichst geringen Kosten gewährleistet, führt indirekt auch zu einer höheren Akzeptanz der integrierten Energiewende.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

Bei Prognosen und der Optimierung kommerzieller Erzeugungsprognosen werden heute schon verschiedene statistische Methoden verwendet. Für die Vorhersage der Einspeisung räumlich verteilter Erzeugungsportfolios sowie für einzelne Regelzonen sind hierdurch in der Vergangenheit bereits deutliche

Verbesserungen erzielt worden. Der aktuelle forschungsseitige Entwicklungsstand von KI-basierten Prognosen wird exemplarisch anhand aktueller Arbeiten verdeutlicht. Li erstellt in seiner Veröffentlichung mithilfe eines vierlagigen KNN Zeitreihenprognosen für die Windproduktion³¹. In Abgrenzung zu herkömmlichen Prognosen werden Durchschnittswerte von 10 Minuten gebildet. Punktuelle Erzeugungsspitzen können damit besser vorhergesagt werden. Sharma et al. geht auf das Problem ein, dass eine Vorhersage von Witterungsverläufen auf weitreichenden und standortspezifischen Vergangenheitswerten aufgebaut werden muss, um Anomalien abzubilden³². Unter der Verwendung von verschiedenen Regressionsmethoden sagt er die Solarerzeugung mit einer um 27 Prozent höheren Genauigkeit voraus als die vorhandenen Prognosemodelle, die lediglich Vergangenheitswerte eines Tages berücksichtigen.

3.3.2 KI-EINSATZ ZUR BETRIEBSOPTIMIERUNG

Aufbauend auf Prognosen, historischen Datensets oder Stammdaten (bspw. Netzzustandsdaten oder Kraftwerksdaten) können Strategien für den Betrieb von Assets in der Energiewirtschaft abgeleitet werden. KI-Anwendungsmöglichkeiten reichen von einem optimierten Einsatz von konventionellen und erneuerbaren Kraftwerken einschließlich einer möglichen Gas- bzw. Wärmeverversorgung (virtuelle Kraftwerke und Dispatch-Optimierung) bis hin zu einem optimierten Netzbetrieb und einer höheren Netzauslastung. Bei der Erstellung von Betriebsstrategien können äußere Rahmenbedingungen (bspw. Strompreisentwicklung) und weitere in Echtzeit verfügbare Daten genutzt und mit KI-Methoden ausgewertet werden, um eine optimale Strategie abzuleiten (bspw. zur Profitmaximierung).

Ein weiteres größeres KI-Anwendungsfeld ist dabei die Netzzustandserfassung, die Netzbelastungen aus Echtzeitdaten ableitet und kritische Netzzustände prognostizieren und Maßnahmen zur Verhinderung ableiten kann. Weitere darauf aufbauende KI-Anwendungen können das Risikomanagement im Netz verbessern oder die Transparenz von Markthandelsplätzen etwa durch eine automatisierte Überwachung bzw. Analyse von Handelstransaktionen erhöhen. Dies kann dann bspw. zur Reduktion von Marktmacht eingesetzt werden.

BEISPIEL: Security Assessment & System Optimisation (SASO) von PSI

Mit Security Assessment and System Optimisation (SASO) stellt PSI den Netzbetreibern ein System zur Verfügung, das eine konzentrierte Beurteilung des Netzzustandes erlauben soll und Vorschläge zur Beseitigung festgestellter kritischer Zustände präsentiert.

Für die Entscheidungsunterstützung werden algorithmische Verfahren und Verfahren der Computational Intelligence (CI) wie beispielsweise Fuzzy Logic oder KNN eingesetzt. Für die Visualisierung sind neue, hierarchisch aufgebaute Konzepte vorgesehen, die einen schnellen Überblick über den Netzzustand erlauben.

Weiterführende Informationen: <https://www.pse-energy.de/de/loesungen/saso-dso-20/>

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Innerhalb der letzten 10 Jahre beobachtet man einen Rückgang bei den Versorgungsstörungen im Netzbetrieb und einen geringeren Regelenergiebedarf^{33 34}. Trotz zunehmend fluktuierender erneuerbarer Energien im System konnte durch bessere Vorhersagen der Erzeugung sowie einer verbesserten Abstimmung zwischen den Netzbetreibern die Versorgungssicherheit sichergestellt werden³⁵. Gleichzeitig sind in den letzten Jahren die Kosten für den Netzbetrieb insbesondere auf Grund von Redispatch- und Einspeisemanagementmaßnahmen deutlich gestiegen. Ein durch KI optimierter Betrieb könnte hier von großer Bedeutung sein, in dem durch eine Anpassung der Erzeugung an die tatsächliche Netzbelastung Einspeisemanagementmaßnahmen deutlich reduziert werden. Damit würden KI-Anwendungen einen Betrag zur Integration der erneuerbaren Energien leisten.

Bei der Betriebsoptimierung eines Assets sind externen Rahmenbedingungen (bspw. Strompreisentwicklung), internen, asset-spezifische Eigenschaften (bspw. Anfahrtszeiten eines Kraftwerks) und auch die erwartete Nachfrage zu berücksichtigen. Mit einem weiter steigenden Anteil an Erneuerbaren Energien und der Verbreitung von neuen Anwendungen (z. B. Elektromobilität) wird die Bestimmung der äußeren Rahmenbedingungen zunehmend schwieriger. Neue energiewirtschaftliche Assets, wie Speicher oder flexible Sektorkopplungstechnologien,

³³ Bundesnetzagentur 2018

³⁴ Leichter Anstieg in 2017 von 12,08 Minuten auf 15,14 Minuten aufgrund von Extremwetterereignissen, im Vergleich waren es 2006 21,53 Minuten

³⁵ Zusätzlich zu Anpassungen im Marktdesign

³¹ Li 2003

³² Sharma u. a. 2011

können die zunehmende Fluktuation der Erzeugung zum Teil kompensieren. Mit einer Berücksichtigung von Speichern bei der Betriebsoptimierung kommen u. a. neue speicherspezifische Anforderungen bei der Planung des Portfolios hinzu. Bspw. findet die Festlegung der Lade- und Entladezeitpunkte unter Berücksichtigung von Laderestriktionen und Speicherverlusten statt. Hier können KI-Methoden einen größeren Beitrag leisten die Vielzahl an Parametern und Variablen handzuhaben und damit die Systemeffizienz zu erhöhen und gleichzeitig die Versorgungssicherheit zu gewährleisten.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

Tools zur Betriebsoptimierung sind als kommerzielle Anwendung umfassend etabliert. Der Einsatzbereich reicht vom Netzbetrieb bis hin zu virtuellen Kraftwerken. Dabei gibt es erste Ansätze zur Nutzung von KI-Methoden und es wird erwartet, dass diese zunehmend auch zum Einsatz kommen. Mit einem optimierten Betrieb von Windkraftanlagen (bspw. Anpassung der Rotorausrichtung je nach Windrichtung) möchte GE Energy den Windertrag um bis zu 20 % steigern³⁶.

Eine Betriebsoptimierung unter Berücksichtigung von mehreren externen und internen, asset-spezifischen Parametern wird durch ML ermöglicht. Bspw. wendet das Fraunhofer IOSB ML zur Fehlererkennung im Netz an. Im ersten Schritt werden die 4,3 Millionen automatisch erfassten Datensätze pro Tag auf 20 Prozent der Daten komprimiert und ausgewertet. Auf Grundlage typischer Betriebsstörungen wird im zweiten Schritt das KNN angelernt. Damit kann das KNN innerhalb von Millisekunden Anomalien erkennen und Gegenmaßnahmen vorschlagen³⁷. Ohne ML wäre eine Auswertung in nahezu Echtzeit nicht möglich.

Die aufgezeigte Präzision der Prognosen mit ML ist eine Grundlage für viele Betriebsoptimierungen. Bspw. optimiert Vazquez-Crespo et al. den Einsatz einer Windenergie-Speicher-Kombination unter Berücksichtigung der Speicherverfügbarkeit und -größe, sowie der Strompreisentwicklung mithilfe verschiedener stochastischer Optimierungsansätze und erzielt mit KNN einen bis zu 6 Prozent höheren Ertrag³⁸.

3.3.3 KI-EINSATZ ZUR BESTANDSOPTIMIERUNG & ANDERE STRATEGISCHE GESCHÄFTSENTSCHEIDUNGEN

Neben der kurzfristigen Betriebsoptimierung kann KI auch einen Beitrag zur Bestandsoptimierung und zu anderen strategischen

Geschäftsentscheidungen leisten. Analog zur Betriebsoptimierung werden dabei externe und interne Daten miteinander abgeglichen und hierdurch Entscheidungsgrundlagen generiert. Diese können genutzt werden, um beispielsweise Neuinvestitionen und Stilllegungen von Assets zu planen oder Geschäftsfelder weiterzuentwickeln.

BEISPIEL: SINTEG-Projekt WindNODE mit enersis

Das SINTEG-Projekt WindNODE entwickelt mit enersis eine Plattform für automatisierte Sanierungsfahrpläne für ein Stadtquartier mit Altbauten. Durch die Verknüpfung von nutzerspezifischen Daten mit allgemein verfügbaren Daten lassen sich mit KI-Methoden automatisierte CO₂-Bilanzierungen oder Maßnahmenvorschläge erstellen.

Weiterführende Informationen: <http://www.enersis.ch/smartheat-windnode/>

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Die Investition und der Rückbau von Erzeugungsanlagen, Netzinfrastruktur für Strom, Wärme und Gas sowie andere Infrastrukturen wie Ladesäulen sind ein relevanter Aspekt für die integrierte Energiewende. Kommt es bspw. vermehrt zu Knappheitsmomenten im System, entscheiden Marktakteure unter Berücksichtigung von Preisprognosen und unternehmensinternen Rahmenbedingungen (bspw. Liquidität, Komplementarität mit bestehenden Portfolio), ob und in welchem Umfang neu investiert werden soll. Die zunehmende Anzahl an Erzeugungsanlagen sowie die stärkere Vernetzung aller Energieverbrauchssektoren erschwert es auf Grund der gestiegenen Komplexität, optimale Investitionsstrategien zu entwickeln. KI-Methoden eröffnen hier die Möglichkeit, eine Vielzahl an Rahmenbedingungen zu berücksichtigen und mit selbstlernenden Systemen zu besseren Entscheidungen zu kommen ohne alle relevanten Aspekte einzeln abbilden zu müssen. Dadurch können zeitliche Verzögerungen von Maßnahmen und das Risiko von Fehlinvestitionen reduziert werden.

Diese Vorteile gelten nicht nur für Neuinvestitionen, sondern auch für Retrofit-Maßnahmen bestehender Assets. Unter welchen Bedingungen eine Retrofit-Maßnahme sinnvoll ist (refinanziert sich die Investition in der geplanten Nutzungsdauer wieder) kann mit Hilfe von ML-Ansätzen ggf. präziser bestimmt werden. Derartige Entscheidungsprozesse für die Bestandsoptimierung sind in sämtlichen Energieinfrastrukturen zu finden. Über Ansätze wie Digital Twins können auf Basis von realen Zustandsdaten virtuelle Zukunftsszenarien modelliert und als Grundlage für die Weiterentwicklung des Assets angewendet werden.

Den größten Beitrag liefert dieses KI-Anwendungsfeld daher vor allem zu einer Steigerung der Systemeffizienz. Abwägungen wie z. B. zwischen dem Einsatz innovativer Netzelemente (bspw. Spannungslängsregler) und der Durchführung von Netzausbaumaßnahmen können mit ML vorgenommen werden.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

In der Erzeugungsplanung findet ML bereits heute Anwendung. Kommerzielle Softwareprodukte, die KI-Methoden einsetzen, existieren auch für die Planung von Verteilnetzinfrastrukturen oder die Städteplanung. In China wird z. B. für die Bestimmung von Netzausbaumaßnahmen ein Support Vector Machine Ansatz entwickelt, um Maßnahmen von 2018 bis 2022 abzuschätzen. Die Validierung mit historischen Daten hat gezeigt, dass mit einem Prognosefehler von unter 1 Prozent Maßnahmen abgeschätzt werden können³⁹. Andere Arbeiten leiten die optimalen Standorte für Windkraftanlagen unter Berücksichtigung der Netzengpässe und des Akteursverhaltens ab⁴⁰.

3.3.4 KI-EINSATZ FÜR PREDICTIVE MAINTENANCE

Die KI-Beispiele im Anwendungsfeld Predictive Maintenance weisen eine große Bandbreite auf, die von der KI-basierten Auswertung von Daten bis zu KI-gesteuerten Drohnen zur Inspektion von Netzinfrastruktur reichen. Dazu zählen die Wartung von Produktionsanlagen, typischen Querschnittsanwendungen wie Pumpen oder eines Fuhrparks. Wartungen und Instandhaltungen finden häufig turnusmäßig oder bei außerordentlichen Ereignissen statt. Ein zu langer Turnus kann zu zwischenzeitlichen Ausfällen führen, ein zu kurzer Turnus erzeugt einen unnötigen Aufwand. Die Erhebung und Auswertung von Produktions- und Anlagendaten in Echtzeit erlaubt es, die Qualität oder die Verfügbarkeit zu sichern und bedarfsgerechte Wartungspläne zu erstellen. Neben der KI-basierten Auswertung von solchen Daten kann KI auch zur Analyse von Audio- oder Bilddaten eingesetzt werden, um optimierte Wartungszeitpunkte festzulegen. Auch die direkte Erhebung von Daten und die Analyse des Wartungszustandes kann mit Hilfe von KI-Einsatz verbessert werden z. B. durch intelligente Sensoren oder durch Robotik-Anwendungen (bspw. Drohnen).

BEISPIEL: Predictive IS

Die selbstlernende KI-Softwarelösung Predictive Intelligence von Predictive IS deckt Anomalien im Maschinenverhalten auf, bietet Transparenz darüber, welche Faktoren die Maschineneffizienz beeinflussen, und sagt Maschinenausfälle voraus. Weiterführende Informationen: <http://www.ispredict.com/index>

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Der Betrieb und die Wartung von Anlagen macht einen großen Anteil der Kosten im Energiesystem aus. Auswertungen von GE Oil & Gas zeigen, dass Betreiber von Offshore Öl- und Gasplattformen im Schnitt jährliche Kosten für ungeplante Betriebsausfälle von rd. 49 Millionen Dollar haben, die mit Hilfe von KI-basierten Predictive Maintenance Ansätzen um die Hälfte reduziert werden können⁴¹. Wartungsarbeiten können effizienter durchgeführt oder im Extremfall ausbleibende Erträge aufgrund eines Betriebsausfalls reduziert werden.

Einen Beitrag zur Versorgungssicherheit können KI-basierte Predictive Maintenance Ansätze beim Betrieb und der Instandhaltung von Energieinfrastrukturen (Strom-, Wärme- oder Gasnetz) leisten, wenn mögliche Ausfälle frühzeitig erkannt und defekte Teile ersetzt werden können. Anbieter von Predictive Maintenance für Windturbinen versprechen eine Vorhersage der Ausfälle von Betriebselementen 60 Tage im Voraus und Einsparungen in Höhe von 12.500 Euro je Turbine aufgrund von vermiedenen Wartungsarbeiten⁴². Im Rahmen von Predictive Maintenance werden damit nicht nur unnötige Kosten vermieden, sondern es wird auch die Auslastung der erneuerbaren Energien gesteigert.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

Verschiedene Anbieter entwickeln aktuell Produkte für Predictive Maintenance, die auf Basis von Anlagen- und Produktionskennwerten die Wartung optimieren. Zusätzliches Optimierungspotential bietet eine stärkere Vernetzung der Produktionsanlagen innerhalb von Unternehmen aber auch über Wertschöpfungsstufen hinweg (Industrie 4.0 bzw. Internet of Things).

Nach Merizalde et al. bauen die meisten Predictive Maintenance-Anwendungen auf ML auf⁴³. Sie sehen ein besonders großes Potenzial bei der Anwendung von hybriden Modellen, die die Lernfähigkeit und die Möglichkeit der Abbildung von

³⁶ GE Energy 2017

³⁷ Fraunhofer IOSB 2019

³⁸ Crespo-Vazquez u. a. 2018

³⁹ Dai/Niu/Han 2018

⁴⁰ Le Cadre/Papavasiliou/Smeers 2015

⁴¹ GE Oil & Gas/E Digital o. J.

⁴² Boldare 2019

⁴³ Merizalde u. a. 2019

Nicht-Linearität von KNN mit der Flexibilität der Fuzzy Logik⁴⁴ verbinden. Hier besteht noch weiterer Forschungsbedarf. Gleichzeitig weist er auf die Schwierigkeit hin, dass die Ergebnisse von KNN nur begrenzt nachvollziehbar sind. Auf dieses Blackbox-Problem geht Stetco et al. näher ein. Mit der Vielschichtigkeit der Methoden steigt die Präzision der Ergebnisse. Gleichzeitig wird es jedoch schwieriger die Ergebnisse nachzuvollziehen. Die Nachvollziehbarkeit ist sowohl für die Weiterentwicklung des Modells wichtig, als auch für die Verwertung der Ergebnisse. Um die Transparenz bei Blackbox-Modellen wie KNN zu steigern, ist es wichtig, ihre Funktionsweise und Attribute auszuweisen. Eine Abwägung zwischen Präzision und Nachvollziehbarkeit bleibt jedoch bestehen⁴⁵.

3.3.5 KI-EINSATZ FÜR WARTUNG, REPARATUR & RÜCKBAU

Wartungen, Reparaturen und der Rückbau von energiewirtschaftlichen Assets erfordert Vorwissen, Ausrüstung und handwerkliche Fähigkeiten. KI-Assistenzsysteme können mit der Ausgabe nützlicher Informationen, durch die Bewertungen des Zustands vor Ort oder durch physische Interaktion den Reparatur unterstützen. Zudem können Roboter in lebensfeindlichen oder für den Menschen schwer zugänglichen Umgebungen Wartungen, Reparaturen und Rückbauten ausführen.

Dieses Anwendungsfeld kombiniert eine Vielzahl von KI-Elementen des Bitkom-Periodensystems. Das Erfassen des Zustands kann auf Grundlage von Audio-, Sprach-, Bild-, Gesichts- oder Sensordaten geschehen. Auf Grundlage dieser Daten werden Ursachen gefolgert, Lösungsmöglichkeiten ausgegeben oder direkt durch einen Roboter umgesetzt.

BEISPIEL: ROBDEKON

In dem Projekt ROBDEKON entwickeln Wissenschaftlicher des Karlsruher Institut für Technologie, des Fraunhofer-Instituts für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB, des FZI-Forschungszentrum Informatik und des DFKI einen Roboter für menschenfeindliche Umgebungen. Mit der Kombination aus kognitiven Fähigkeiten der Algorithmen und physischen Fähigkeiten der Robotik können bspw. kerntechnische Anlagen rückgebaut werden, ohne Menschen zu gefährden. **Weiterführende Informationen:** <https://www.iosb.fraunhofer.de/servlet/Entry.85406.Display/>

⁴⁴ Fuzzy Logik ist ein Ansatz zum Umgang mit ungenauen oder vagen Daten in Anlehnung an die Fuzzy-Mengen Theorie nach Lotfi A. Zadeh und Dieter Klaua. Elemente werden dabei nicht einer Menge bzw. nicht mit notwendiger Evidenz zugeordnet.

⁴⁵ Stetco u.a. 2019

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Zeitliche Verzögerungen und Fehler bei der Wartung und Reparatur von energiewirtschaftlichen Assets können durch Assistenzsysteme und Robotik reduziert und Risiken vermieden werden. Diese bauen in der Regel auf Klassifikationsmodelle auf, die das Problem einordnen und aus einem Pool an bisherigen Lösungsansätzen den geeignetsten auswählen.

In schwer zugänglichen Umgebungen wie bei Windanlagen auf hoher See können Robotersysteme zu einer Senkung der Wartungskosten und einer vereinfachten Reparatur von Rotorblättern beitragen. Die Wartungs- und Reparaturkosten nehmen den größten Anteil bei den Betriebskosten ein und sind im Vergleich zu Windanlagen an Land um ein Vielfaches höher. Auch bei der Wartung der Stromnetze hat dieses Anwendungsfeld eine größere Bedeutung, da der Zugang ebenfalls erschwert ist. Der Beitrag des Anwendungsfeldes liegt damit vor allem in einer Steigerung der Systemeffizienz sowie der einer Sicherstellung/Erhöhung der Versorgungssicherheit.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

Kommerzielle Anwendungsbeispiele gibt es bereits wie bspw. Augmented Reality-Brillen von GE als Assistenzsystem. GE berichtet beim Einsatz im Rahmen der Wartung von Windanlagen auf hoher See von einer Produktionsverbesserung von 34 Prozent⁴⁶.

Der nächste noch in der Forschung befindliche Schritt ist die Weiterentwicklung von Assistenzsystemen zu vollständig autonomen Systemen. Hier forscht das Kompetenzzentrum „Robdekon“ an der Entwicklung von Robotersystemen für menschenfeindliche Umgebungen. Diese Robotersysteme können bspw. beim Rückbau von Atomkraftwerken eingesetzt werden.

3.3.6 KI-EINSATZ FÜR SICHERHEITSMASSNAHMEN

Im Rahmen von digitalen Anwendungen nimmt nicht nur die Gefährdung hinsichtlich Informations- und Datensicherheit zu, sondern es entstehen auch neue Möglichkeiten zur Überwachung und Eingrenzung dieses Risikos. Auffällige Muster bei digitalen Prozessen aus Energieerzeugung, -transport, -handel oder -verbrauch können ausgewiesen und adressiert werden. Cyberattacken auf Kraftwerke oder Netze können mit Hilfe dieses KI-Anwendungsfeldes besser identifiziert und Maßnahmen zur Gegensteuerung ergriffen werden. In Unternehmen können Emails mit Trojanern zielgenauer gefiltert oder Manipulationen bei der Bilanzierung oder Abrechnung reduziert werden.

⁴⁶ GE Energy 2017

Aber auch jenseits von der digitalen Sphäre können Bild-, Gesichts-, Sprach- und Audioauswertungen Gefahren (bspw. Einbrecher) identifizieren. Neben der Identifikation von illegalen Aktivitäten können diese Auswertungen auch helfen, Arbeitsschutzmaßnahmen umzusetzen. Bspw. indem ein verbaler Hinweis ausgegeben wird, wenn Kameras identifizieren, dass Arbeiter ohne Helm das Kraftwerk betreten.

BEISPIEL: zeroBS

ZeroBS bietet Beratungen und Services rund um Informations- und Datensicherheit an. Sie spüren u.a. Sicherheitslücken von Software auf und zeigen Möglichkeiten, deren Ausnutzung einzugrenzen. Als ihr neuester Anwendungsfall werden diese sogenannten Exploit-Kampagnen automatisiert mit ML ausgeführt. **Weiterführende Informationen:** <https://zero.bs/>

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Laut Angaben des Bundesamts für Sicherheit in der Informationstechnik haben sich in 2018 im Vergleich zum Vorjahr die Cyberattacken auf kritische Infrastrukturen mehr als vervierfacht. Rund 12 Prozent waren davon auf Stromnetze gerichtet⁴⁷. In diesem Zusammenhang wird die Errichtung einer neuen Agentur für Cybersicherheit in Deutschland diskutiert. Ähnliche Vorhaben wurden bereits in den USA beschlossen, die als Begründung nicht nur die Versorgungssicherheit, sondern auch wirtschaftliche Schäden anführten. Nach dem wissenschaftlichen Dienst des US Kongress können durch Cyberattacken auf Kraftwerke und Netze wirtschaftliche Schäden in Höhen von ein paar Prozent des Brutto-Produktums entstehen⁴⁸.

Eine stärkere Nutzung kleinteiliger Flexibilität, das optimierte Laden von Elektrofahrzeugen sowie der systemdienliche Einsatz von Haushaltsstromspeichern erhöht die Anzahl der Transaktionen, die im Energiesystem stattfinden. Eine Überprüfung und Validierung dieser Transaktionen ist für die Sicherheit der Stromversorgung zukünftig von zunehmender Bedeutung und kann durch KI-Methoden einfacher und automatisiert erfolgen. Damit trägt dieses Handlungsfeld insbesondere zur Systemeffizienz und zur Versorgungssicherheit bei.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

Erste Anwendungen von KI zur Überprüfung der Bilanzkreise von sämtlichen Netznutzern werden heute von Übertragungsnetzbetreibern bereits getestet. Missbräuchliches Verhalten und

⁴⁷ Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik o.J.

⁴⁸ Campbell 2018

die Ausnutzung von Marktmacht einzelner Netznutzer sollen damit erkannt werden. Die schnelle Prüfung von großen Datenmengen zur Identifikation verschiedener Anomalien beim Betrieb von Netzen und Kraftwerken oder bei Netznutzungsdaten von Kunden eignet sich ML. Im Forschungsbereich stellen insbesondere KNN mit dem hohen Grad an eigenständigem Lernen und der selbstständigen Identifikation von neuen Anomalien einen vielversprechenden Ansatz für Sicherheitsmaßnahmen dar. Berman et al. weist auf die Notwendigkeit von ausreichend verfügbarer Trainingsdaten hin, um KNN für Sicherheitsmaßnahmen und zur Cyberabwehr weiterhin zu verbessern⁴⁹.

3.3.7 KI-EINSATZ FÜR DIE VEREINFACHTE TEILHABE AKTIVER VERBRAUCHER

Die Dezentralisierung und Digitalisierung der Energiewirtschaft eröffnen die Möglichkeit einer aktiven Teilhabe der Verbraucher. Diese verfügen immer häufiger auch über eigene Erzeugungsanlagen und Speicher. Auf Basis von Verbrauchs- oder Erzeugungsdaten des Haushalts können KI gestützte Entscheidungshilfen für mögliche Verbrauchsanpassungen und die Nutzung bzw. den Verkauf von selbsterzeugtem Strom generiert oder auch direkt umgesetzt werden. Das erleichtert es dem Verbraucher sein Verbrauchsverhalten anzupassen oder eigene Erzeugungsanlagen zu betreiben und den Strom zu verkaufen.

Analog zur Betriebs- und Bestandoptimierung im Abschnitt 3.3.2 und 3.3.3 kann der KI-Einsatz Entscheidungshilfen für ein angepasstes Verbrauchsverhalten (bspw. Identifikation von Effizienzpotenzialen oder Lastverschiebung zur Erhöhung der Eigenverbrauchsquote) geben als auch Investitionsentscheidungen für neue Haushaltsgeräte, dezentrale Erzeugungsanlagen oder Batterien optimieren. Dazu nutzt die KI z.B. Daten seines historischen Verbrauchsverhalten, um auf den Verbraucher zugeschnittene Empfehlungen zu geben.

BEISPIEL: Shine Energiemanager

Der Shine Energiemanager hilft Haushalten, die Erzeugung ihrer PV-Anlage und ihren Verbrauch von steuerbaren und nicht steuerbaren Verbrauchseinrichtungen in Einklang zu bringen. Mithilfe von ML kann das individuelle Verbrauchsverhalten mit seinen einzelnen Anwendungen erfasst und Anpassungsmöglichkeiten aufgezeigt werden. **Weiterführende Informationen:** <https://www.shine.eco/2017/10/10/wie-kuenstliche-intelligenz-das-energiemanagement-revolutioniert/>

⁴⁹ Berman u.a. 2019

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Der Beitrag des KI-Anwendungsfelds zur integrierten Energiewende kann vielfältig sein. KI-Anwendungsbeispiele, die zu einem Ersatz von ineffizienten Haushaltsgeräten führen, reduzieren den Energieverbrauch und steigern die Energieeffizienz. KI unterstützte Betriebsoptimierungen von PV-Anlagen und Speichern mit einer gezielten Spitzenlastkappung erhöhen die Versorgungssicherheit. Lastverlagerungen in sonnenreiche Stunden verbessern die Integration von erneuerbaren Energien. Die Berücksichtigung von individuellen Begebenheiten und Präferenzen soll mit KI-Ansätzen ermöglicht werden und kann durch eine einfache Teilhabe der Verbraucher die Akzeptanz für die integrierte Energiewende stärken.

Neue Geschäftsmodelle in der digitalen Energiewelt bieten Anwendungsfelder für den KI-Einsatz bei Haushalten wie bspw. der Einsatz von intelligenten Assistenten bei Smart Home Anwendungen. Energiemanagementsysteme und das intelligente Laden von Elektrofahrzeugen sind weitere Anwendungsbereiche, die in unterschiedlichen Wertschöpfungsbereichen der Energiewirtschaft zum Einsatz kommen. Durch KI-Anwendungen ist ein Zugang zum Energiesystem und aktives energiewirtschaftliches Handeln auch für kleinere Verbraucher zukünftig leichter möglich. Individuelle Verbrauchsauswertungen und Entscheidungshilfen für Investitionen und Betrieb, sowie automatisierte Schaltungen durch KI können den Verbraucher dabei unterstützen. Ohne eine automatisierte und adaptive Verarbeitung der Verbraucherdaten sind diese Services nicht zu vertretbaren Kosten und in der notwendigen Präzision möglich. Hier kann das KI-Anwendungsfeld einen großen Beitrag für die integrierte Energiewende liefern.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

Eine weite Verbreitung von digitalen Assistenzsystemen im Haushaltsbereich gibt es bisher mit Systemen wie Amazons Alexa oder dem Google Echo, die bisher jedoch nur begrenzt für energiewirtschaftliche Anwendungen zum Einsatz kommen. Mit dem in 2019 geplanten Roll-Out von Smart Metern und den damit verfügbaren Daten ergeben sich neue Anwendungsmöglichkeiten für den Einsatz von KI. Einzelne Anwender bieten bereits die KI-gestützte Erkennung von einzelnen Haushaltsgeräten auf Basis von hochaufgelösten Stromverbrauchsdaten an. Eine Steuerung und ein Management von Anwendungen bei Haushalten findet derzeit jedoch auf kommerzieller Ebene nur vereinzelt statt (z. B. die Einbindung von Haushaltsbatteriespeichern in einen Regellenergiepool).

Vielfältige Aktivitäten zu dem KI-Anwendungsfeld bestehen im Forschungsbereich. Auf den Einsatz von ML zur Handhabung der Kleinteiligkeit neuer Netznutzer im Rahmen der Sektor-

kopplung geht MacDougall ein. Sie reduziert Prognosefehler zur Einsatzdauer von einem virtuellen Kraftwerk bestehend aus Haushaltswärmeanwendungen mithilfe von KNN. Im Gegensatz zur linearen Regression können die Prognosefehler so um ein Drittel reduziert werden⁵⁰. Valogianni optimiert mithilfe von überwachtem Lernen und Random Forest den Eigenverbrauch von PV-Aufdachanlagen und Elektrofahrzeugen. So erhöht sie den Eigenverbrauch im Sommerhalbjahr auf 93 Prozent⁵¹. Lopez et al optimiert das Lademanagement von Elektrofahrzeugen in Abhängigkeit des Strompreises mithilfe verschiedener Methoden mit KNN⁵². Die Optimierung mit Deep Learning zeigt die geringste Abweichung zum globalem Optimum in Höhe von 0,95 des Durchschnittswertes. Zusätzlich geht er auf das Dilemma zwischen genaueren Ergebnissen durch aufwendigere Methoden wie KNN und lange Rechenzeiten ein. Um die Umsetzbarkeit für neue Geschäftsmodelle sicherzustellen, empfiehlt sich eine Kombination aus schneller Offline-Optimierung und aufwendigem Deep Learning.

Bei der kurzfristigen Lastvorhersage mithilfe von Random Forest, KNN und Fuzzy Inductive Reasoning⁵³ konnte Jurado et al. Prognosefehler um 88 Prozent auf 15 Prozent reduzieren und die Trainingsdauer der Algorithmen auf 10 Sekunden je stündliches Datenset begrenzen⁵⁴. Diese schnellen und präzisen Ansätze eignen sich perspektivisch für eine Prognose vor Ort innerhalb des intelligenten Messsystems. Die z. T. starken Abweichungen zwischen dem Standardlastprofil und dem tatsächlichen Verbrauch von Haushalten mit Eigenverbrauch oder steuerbaren Verbrauchseinrichtungen werden durch eine Analyse von Daten intelligenter Messsysteme von Trianel verdeutlicht⁵⁵. Der Endkunde entwickelt sich weiter, die energiewirtschaftlichen Prozesse und Produkte sind noch nicht umfassend darauf eingestellt. Mit einer höheren Automatisierung, präzisieren Adaption und kleinteiligen Analysen kann ML helfen, hier Schritt zu halten.

3.3.8 KI-EINSATZ FÜR DIE INDIVIDUALISIERUNG VON PRODUKTEN & MARKETINGMASSNAHMEN

Das Anwendungsfeld „Vereinfachte Teilhabe aktiver Verbraucher“ zielt auf die Verbraucher, die über eigene Erzeugungsanlagen oder ein Speichermedium verfügen. Dahingegen befasst sich das Anwendungsfeld „Individualisierung von Produkten & Marketingmaßnahmen“ mit den Möglichkeiten, speziell auf den Verbraucher zugeschnittene Produkte zu erstellen und zu

⁵⁰ MacDougall u. a. 2016

⁵¹ Valogianni 2016

⁵² Lopez/Gagne/Gardner 2019

⁵³ Vgl. Anwendung von Fuzzy Logik auf Zuordnung durch Algorithmen

⁵⁴ Jurado u. a. 2015

⁵⁵ Seibring 2016

vermitteln. Die Maßnahmen können bspw. auf Grundlage von Struktur- oder Verbrauchsdaten erstellt werden. Mithilfe von KI können Verbrauchersegmente gebildet werden, die Beziehungen zwischen den Verbrauchern verdeutlicht, Gründe für ihr Verhalten identifiziert und passgenaue Lösungen generiert werden. Die Individualisierung betrifft nicht nur das angebotene Produkt, sondern auch die Art der Ansprache. Durch die Individualisierung können z. B. Empfehlungen und Maßnahmen zur Steigerung der Energieeffizienz passgenau für einzelne Haushalte erstellt werden. Auch die Verwendung von Echtzeitdaten kann in diesem KI-Anwendungsfeld genutzt werden, um z. B. Empfehlungen für die Anschaffung effizienterer Geräte zu geben oder eine individualisierte Steuerung von Heizungsgeräten durchzuführen.

BEISPIEL: Business Intelligence Software mit ML

ML findet zunehmend Anwendung bei Business Intelligence Software, mit deren Hilfe Vertriebsseinheiten Verbraucher segmentieren und individuell zugeschnittene Angebote generieren können. Zusätzlich können kritische Kunden für das Vertriebsgeschäft ausgewiesen werden, bspw. Kunden mit einer hohen Abwanderungswahrscheinlichkeit oder mit mangelnder Liquidität. Anbieter von Business Intelligence Software sind bspw. Qlik und Cosmo Consult. **Weiterführende Informationen:** <https://de.cosmoconsult.com/produkte/data-and-analytics/bi-branchenloesungen/bi-energiemarkt-und-versorgungsmarkt/> & <https://www.qlik.com/de-de/solutions/industries/energy-and-utilities>

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Speziell auf den Verbraucher zugeschnittene Produkte und Marketingmaßnahmen können zu einer höheren Effizienz beim Stromverbrauch führen und einen höheren Nutzen für den Verbraucher schaffen. Bspw. können Angebote für PV-Aufdachanlagen gezielt an Verbraucher mit einem Eigenheim mit südlicher Dachfläche gesendet werden. Auch Empfehlungen für Energieeffizienzmaßnahmen können gezielt an geeignete Zielgruppen weitergeleitet werden (z. B. Identifikation von Haushalten mit niedriger Energieeffizienz ihrer Elektrogeräte).

Insbesondere durch soziale Medien und den Onlinehandel werden Verbraucherpräferenzen sichtbar. Eine Studie von Matz, die das Kaufverhalten von 3,5 Mio. Facebook Nutzern untersucht, identifiziert einen bis zu 50 Prozent höheren Absatz mit personalisierter Werbung⁵⁶. Das höhere Absatzpotenzial spiegelt

⁵⁶ Matz u. a. 2017

sich auch in der Ausrichtung deutscher Unternehmen wieder. Laut einer Umfrage von Adobe nutzen aktuell zwar nur 42 Prozent der befragten deutschen Unternehmen personalisierte Werbung, jedoch möchten 93 Prozent dafür bis 2020 in KI investieren⁵⁷. Gerade bei der Identifizierung von neuen und vielversprechenden Marktsegmente steigt die Wahrscheinlichkeit mithilfe von ML höhere Umsätze zu generieren um das 2,5 fache an⁵⁸. Gleichzeitig können durch die schnelleren und stärker automatisierten Ansätze 15 bis 70 Prozent der bisherigen Kosten eingespart werden⁵⁹.

Durch ML verbesserte Kenntnis der Nutzerpräferenzen kann im Kontext der integrierten Energiewende genutzt werden, um zielgenaue Maßnahmenempfehlungen an die Haushalte zu geben. Der Beitrag des Anwendungsfeldes liegt daher insbesondere in der Steigerung der Energie- und Systemeffizienz.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

Etablierte Methoden können nur begrenzt Änderungen der Segmente im zeitlichen Verlauf abbilden und können nur einen geringen Umfang an Daten verarbeiten. Während die Kundensegmentierung früher hauptsächlich auf demographischen Daten und dem bisherigen Kaufverhalten fußte, können heute allein durch die Nutzerprofile im Internet bessere Segmentierungen erstellt werden. ML-Methoden wie bspw. K-Means werden dafür verwendet. Diese Anwendungen profitieren von der Reife der Entwicklungen der Business Intelligence-Anwendungen aus dem E-Commerce. Sie können auf die Energiewirtschaft weitestgehend übertragen werden.

3.3.9 KI-EINSATZ FÜR PROZESS-AUTOMATISIERUNG FÜR MESSUNG, ABRECHNUNG UND ALLGEMEINES VERTRIEBSGESCHÄFT

Insbesondere angesichts des steigenden Wettbewerbs sind Vertriebsseinheiten von Unternehmen aus dem Energiebereich darauf angewiesen, ihre Prozesse effizient auszugestalten. KI kann dabei helfen, Prozesse zu automatisieren. Dazu zählen u. a. eine automatisierte und lernende Ablage eingehender Dokumente, automatisch generierte Antworten auf Grundlage von Textbausteinen, Hotline-Androide oder Self-Services für den Kunden.

⁵⁷ Ilg 2018

⁵⁸ MIT Sloan Management Review 2016

⁵⁹ Harvard Business Review 2016

BEISPIEL: Attentive Tasks von Traffiqx

Als eine Erweiterung der prozessbasierten Plattform TraffiQX dient Attentive Tasks zur Einordnung und Vorbereitung von Rechnungen. Auf Grundlage von bisherigen Zuordnungen werden die eingehenden Dokumente zugeordnet und Vorschläge zur weiteren Bearbeitung angeboten. **Weiterführende Informationen:** <https://www.traffiqx.net/>

Bedeutung des KI-Anwendungsfelds für die integrierte Energiewende

Das KI-Anwendungsfeld verschlankt durch eine Automatisierung bestehende Prozesse oder ermöglicht neue Prozesse, die zuvor nicht zu vertretbaren Kosten abbildbar gewesen wären. Bspw. können Standardprozesse wie die Ersatzwertbildung bei der Abrechnung automatisiert und präzisiert werden oder Verbraucher anstelle des Standardlastprofils zu individuelleren Profilen abgerechnet werden.

Neue Anwendungen wie intelligentes Laden von Elektrofahrzeugen, der Einsatz von kleinteiliger Flexibilität oder der optimierte Speicherbetrieb von Haushaltsstromspeichern führt zu einer steigenden Anzahl an Transaktionen im Energiesystem, die durch den KI-Einsatz zukünftig automatisiert und kostengünstig durchgeführt werden können.

Das Anwendungsfeld trägt daher vor allem zur Systemeffizienz und zu einer besseren Integration erneuerbarer Energien bei. Die Prozessautomatisierung hebt Effizienzpotenziale, erhöht die Präzision und eröffnet dadurch neue Möglichkeiten für den Verbraucher.

Entwicklungsstand des KI-Anwendungsfelds

Nach einem Artikel des Chatbotmagazins wird bis 2020 85 Prozent der Kundenbetreuung auf Basis von KI automatisiert und damit ohne einen Unternehmensvertreter stattfinden⁶⁰. IBM verspricht mit ihrem KI-basierten Computersystem Watson bis zu 30 Prozent der Servicekosten einzusparen und schneller und präziser auf die Bedürfnisse der Kunden eingehen zu können⁶¹.

3.4 FAZIT ZU DEN ANWENDUNGSFELDERN UND BEISPIELEN VON KI IN DER ENERGIEWIRTSCHAFT

Die Anwendungsfelder werden in Abbildung 11 entlang der Dimensionen Beitrag für die integrierte Energiewende und KI-Entwicklungsstand in der Energiewirtschaft eingeordnet.

Das Cluster „Allgemeine Entscheidungsgrundlagen“ zeigt auf, inwiefern KI einen Beitrag kurzfristig zur höheren Auslastung und langfristig besseren Planung von energiewirtschaftlichen Assets leisten kann. Die hohe Dringlichkeit für die integrierte Energiewende drückt sich auch in dem fortgeschrittenen Entwicklungsstand aus. Die Tatsache, dass sich diese Anwendungsfelder schon in der kommerziellen Umsetzung befinden hängt auch damit zusammen, dass die Informationen schon in Form von Daten vorliegen und nicht erst von Audio- oder Bilddateien abgeleitet werden muss. Damit kann sich die KI auf die Auswertung der Daten konzentrieren („schwache KI“)⁶².

Im Gegensatz dazu werden bei den Clustern „Instandhaltung und Sicherheit“ und „Vertriebs- und Verbrauchservices“ visuelle oder akustische Informationen z. T. erst erhoben und durch KI zu nutzbaren Daten weiterverarbeitet. Im Sinne einer Annäherung an die „starke KI“ werden insbesondere im Clustern „Instandhaltung und Sicherheit“ nicht nur Daten erhoben und Folgerungen daraus getroffen, sondern auch Handlungen abgeleitet, bspw. für den Einsatz von Robotern der Wartung. Die Handhabung dieser erhöhten Komplexität basiert auf KNN. Deren Einsatz und insbesondere die Erklärbarkeit ihrer Ergebnisse bietet noch weiteres Forschungspotential.

Im Cluster „Vertriebs- und Verbrauchservices“ zeichnen sich zwei Tendenzen ab. Die Individualisierung von Produkten und Marketingmaßnahmen, sowie die Prozessautomatisierung hat eine untergeordnete Relevanz für die integrierte Energiewende. Gleichzeitig treiben andere Sektoren (insbesondere E-Commerce) ihre Entwicklung stark voran, so dass künftig auch eine breitere Anwendung in der Energiewirtschaft zu erwarten ist. Auf der anderen Seite hat die vereinfachte Teilhabe aktiver Verbraucher einen hohen Beitrag für die integrierte Energiewende. Durch die automatisierte Datenverarbeitung ermöglicht KI dem Verbraucher ähnlich wie den etablierten Akteuren im Cluster „Allgemeine Entscheidungsgrundlagen“ einen Zugang zu energiewirtschaftlichen Prozessen.

Eine Vielzahl von KI-Anwendungen kann nicht nur in der Theorie einen Beitrag zur Energiewende leisten, sondern ist bereits heute oder in naher Zukunft auch praktisch einsetzbar. KI trägt dazu bei die Kleinteiligkeit und die Unstetigkeit der Energieversorgung von morgen zu organisieren und Potentiale zu heben.

60 Chatbotmagazine 2018
61 IBM 2019

62 Auch im Cluster „Allgemeine Entscheidungsgrundlagen“ Weiterentwicklungspotential in Richtung starke KI

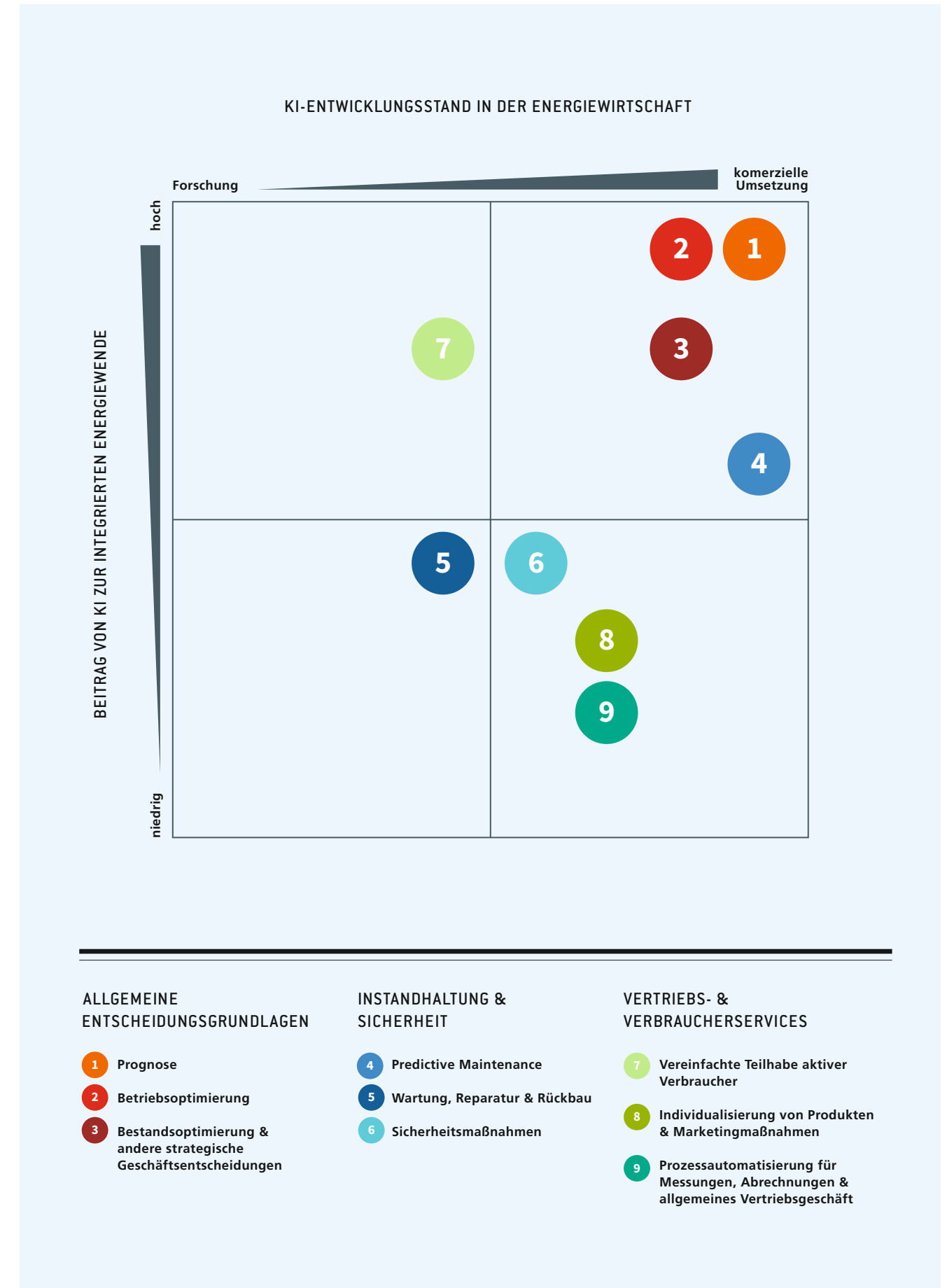


ABBILDUNG 11 Einordnung der KI-Anwendungsfelder

4 DIE RAHMENBEDINGUNGEN FÜR KI-ANWENDUNGSFELDER IN DER ENERGIEWIRTSCHAFT

In Deutschland und Europa herrschen andere Bedingungen für KI als in den USA oder in China. Ein Artikel aus der ZEIT zu den ethischen Leitlinien für vertrauenswürdige KI der EU fasst die Sachlage treffend zusammen: „Während in China die Technologie eher vom Staat kontrolliert sei und in den USA eher von Unternehmen getrieben werde, wolle man in der EU eine KI, die die Rechte und Bedürfnisse des Menschen berücksichtigt⁶³.“ Laut Roberto Viola, dem Generaldirektor der europäischen Generaldirektion Kommunikationsnetze, könne der verantwortungsvolle Umgang mit KI das europäische Markenzeichen in dem von China und den USA hart umkämpften Markt werden. In diesem Sinne wird nachfolgend die Verankerung von KI in Deutschland und Europa dargestellt sowie welche KI-Potenziale sich im Rahmen dieses Wertesystems und der wirtschaftlichen Strukturen ergeben. Der Umgang mit personenbezogenen Daten, die Darstellung von rechtlichen Graustellen, die Etablierung von Standards und Prozessen sowie die Etablierung in Unternehmen sind dabei zentrale Punkte.

Der Umgang mit personenbezogenen Daten

Das Recht auf informationelle Selbstbestimmung ist nach der Rechtsprechung des Bundesverfassungsgerichts in Anlehnung an die Artikel 1 und 2 des Grundgesetzes ein anerkanntes Grundrecht. Jeder Bürger darf grundsätzlich selbst über die Preisgabe und Verwendung seiner personenbezogenen Daten bestimmen. Die europäische Datenschutzgrundverordnung (EU-DSGVO) und das Bundesdatenschutzgesetz (BDSG) verfolgen diesen Leitgedanken.

Gleichzeitig bauen immer mehr Anwendungen im alltäglichen Leben auf einer Vielzahl von erhobenen Daten auf. So hat sich das Prinzip „Dienste gegen Daten“ bei einer Vielzahl von Apps und sonstigen Dienstleistungen durchgesetzt. Gleichzeitig muss das Zweckbindungsprinzip und der Grundsatz der Datensparsamkeit stets eingehalten werden.

Im Zuge der Informationspflicht nach Art. 13 und 14 DSGVO muss jeder Betroffene bei Erhebung der Daten über die Daten-

verarbeitung informiert werden. Nach Art. 20 DSGVO hat der Betroffene auch das Recht, die erhobenen Daten in einem strukturierten, gängigen und maschinenlesbaren Format zu erhalten. Verwendungsmöglichkeiten für diese Daten sind für die Betroffenen jedoch meist wenig ersichtlich, der Handel mit Daten ist fragmentiert und für Einzelpersonen nur begrenzt zugänglich.

Palmethofer et al. untersuchen in einem Gutachten für den Sachverständigenrat für Verbraucherfragen Möglichkeiten, den Wert von Daten zu konkretisieren und den Urheber daran teilhaben zu lassen⁶⁴. Drei Marktsegmente haben sie dabei identifiziert. Im größten Marktsegment, dem Handel von Daten gegen Services, nimmt der Verbraucher eine passive Rolle ein. An dieser Stelle gilt es, die Datenschutzrisiken transparent zu machen. Datenspenden sind ein weiteres Segment, bei dem Betroffene für einen gesellschaftlichen Mehrwert ihre Daten freiwillig zur Verfügung stellen. Für den Handel gegen Entgelt als letztes Segment verweisen die Autoren auf drei Unsicherheiten: Erstens gibt es technische Hindernisse für die Erstellung eines Marktes (bspw. Zugang zu Plattformen und Abrechnung). Zweitens stellt sich die Frage, ob der erwirtschaftete Preis den Mehraufwand für den Verbraucher rechtfertigt. Drittens ist die Konkurrenzfähigkeit dieses Marktes im Vergleich zum Datenhandel mit Unternehmen mit entsprechenden Netzwerk- und Skaleneffekten uneindeutig. Nach dem ZEW-Diskussionspapier von Schweitzer und Peitz kann der Handel über einen Primär- oder Sekundärhandel organisiert werden und über bilaterale Verhandlungen oder standardisierte Marktbeziehungen abgewickelt werden⁶⁵. Diese offenen Punkte müssen weiterverfolgt werden, um den Weg für eine höhere Datenverfügbarkeit bei gleichzeitig besserer Selbstbestimmung zu ebneten.

Der Einsatz von ML hängt von der Datenverfügbarkeit ab, die in der deutschen Energiewirtschaft heterogen ist. Bspw. erfolgt der Austausch von Stammdaten standardisiert über das Marktstammdatenregister. Der Austausch von Bewegungsdaten zwischen den Netzbetreibern muss bilateral organisiert wer-

den⁶⁶. Auch die Erhebung von Verbrauchsdaten über ein nach dem Messstellenbetriebsgesetz definiertes Mindestmaß muss bilateral mit dem Messstellenbetreiber vereinbart werden. Für den erfolgreichen Einsatz von ML in der Energiewende müssen standardisierte Datenformate und -prozesse eingeführt werden, sowie weitere Daten erhoben sowie deren Qualität geprüft werden.

Beseitigung von rechtlichen Unsicherheiten und Standardisierung

Die EU-DSGVO und das BDSG stellen juristisch wichtige Grundlagen für den Umgang mit Daten dar. Nichtsdestotrotz bleiben rechtliche Unsicherheiten bestehen. Dazu zählt bspw. die Abgrenzung zwischen personenbezogenen und nicht-personenbezogenen Daten. Artikel 4 DSGVO besagt, dass „alle Informationen, die sich auf eine identifizierte oder identifizierbare natürliche Person [...] beziehen“ personenbezogene Daten sind. Wie stark Daten anonymisiert werden müssen, damit die Rückverfolgbarkeit ausgeschlossen ist, bleibt jedoch Auslegungssache⁶⁷. Neben einer eindeutigen Definition können auch standardisierte Prozesse zur Anonymisierung der Daten dabei helfen, diese Hemmnisse für die Verwendung von Daten abzubauen.

Die Einführung von Standards für Datenformate sind zudem eine Voraussetzung für ein effizientes Datenmanagement und deren Analyse. Gleichzeitig muss auch den vielfältigen Formen der Datenerhebung und -verarbeitung und dem heutzutage schon fragmentierten Markt Rechnung getragen werden. Alternativ zu einheitlichen Datenformaten können auch standardisierte Prozesse für die Vereinheitlichung von unterschiedlichen Daten ein Lösungsansatz sein.

Die Nachvollziehbarkeit von Entscheidungen basierend auf Datenauswertungen ist ebenso ein zentraler Diskussionspunkt. Nach Artikel 22 Absatz 1 DSGVO haben Urheber das Recht, „nicht einer ausschließlich auf einer automatisierten Verarbeitung beruhende Entscheidung unterworfen zu werden“. Die darauffolgenden Absätze definieren jedoch einige Ausnahmen für automatisierte Entscheidungen. Problematisch werden automatisierte Entscheidungen insbesondere, wenn sie nicht mehr nachvollziehbar sind. Das trifft insbesondere auf KNN zu, bei denen Rückschluss auf die Herleitung des Ergebnisses nur sehr begrenzt möglich sind. Entsprechende Umgangsformen oder Leitlinien für den Umgang mit Blackbox-Modellen sind zu entwickeln.

Damit aus rechtlichen Unsicherheiten kein Hemmnis für die Entwicklung der KI in Deutschland wird, werden u. a. sogenannte

Sandboxumgebungen diskutiert⁶⁸, bei denen innerhalb von Forschungsprojekten Ausnahmeregelungen gelten sollen. Eine Bestimmung, wie weitreichend diese Ausnahmen ausgestaltet sein sollen, ist jedoch schwierig. Andere Marktteilnehmer, die nicht von diesem Sonderstatus profitieren können, sollten nicht diskriminiert werden. Gleichzeitig sollten auch keine zu umfassenden Ausnahmeregelungen eingerichtet werden.

Berücksichtigung von KI bei der strategischen Ausrichtung von Unternehmen und Weiterbildungsbedarf

Ein zentraler Aspekt für die Anwendung von KI in der Energiewende ist die notwendige Expertise in den Unternehmen. Große Konzerne bauen bereits eigene interne Big Data- und KI-Zentren auf und KMU könnten hierfür Expertise einkaufen. Trotzdem bedarf es für die sinnvolle Anwendung und Umsetzung in den Firmen entsprechendes Wissen um die Bedingungen, Möglichkeiten und Grenzen von KI. Hier besteht erheblicher Weiterbildungsbedarf. Nach einer Umfrage von Deloitte beklagen 62 Prozent der deutschen Unternehmen einen Mangel an KI-Kompetenzen⁶⁹.

Die Einführung von KI in der Energiewende kann und wird nicht über Nacht erfolgen. Die sinnvolle und passgenaue Anwendung erfordert eine Reihe von Schritten wie die Strategieentwicklung (Unternehmensprozesse verstehen, Potenziale identifizieren und bewerten, Ziele und Plan festlegen), die Erschließung der Daten (Datenverfügbarkeit prüfen, Datenqualität untersuchen, Daten aufbereiten), die Datenanalyse (Auswahl von Algorithmen und Entwicklung von Modellen, Integration von Expertenwissen, Berücksichtigung spezifischer Anforderungen) und schließlich der großflächige Einsatz (zugeschnittene Big Data- und KI-Architekturen, Aufbau leistungsfähiger Infrastruktur, Anpassung der Unternehmensprozesse). Vorlaufzeiten für solche Prozesse sind zu berücksichtigen und einzuplanen.

63 Hegemann 2019

64 Palmethofer/Semsrott/Alberts 2016

65 Schweitzer/Peitz 2017

66 Meyer 2014

67 Schweitzer/Peitz 2017

68 Beringer/Bienert/Rothe 2018

69 Saballa/Esler 2019

5 FAZIT

KI ist aktuell einer der meist diskutierten Trends innerhalb der Energiewirtschaft. Im Rahmen der integrierten Energiewende wird das Energiesystem zunehmend dynamisch und kleinteilig. Für den Umgang mit der daraus resultierenden Komplexität kann KI einen bedeutenden Beitrag leisten.

Für die Einordnung des Beitrags wird im Rahmen dieses Grundgutachtens ein umfassendes Screening von Anwendungsbeispielen durchgeführt. Die identifizierten Beispiele lassen sich insgesamt neun Anwendungsfeldern zuordnen, die unter drei übergeordnete Cluster zusammengefasst werden können. Dies Kategorien sind:

- KI-Cluster „Allgemeine Entscheidungsgrundlagen“
- KI-Cluster „Instandhaltung und Sicherheit“
- KI-Cluster „Vertriebs- und Verbraucherservices“

Das Cluster „Allgemeine Entscheidungsgrundlagen“ weist vergleichsweise den größten Beitrag zur integrierten Energiewende auf und ist durch den Fokus auf Datenauswertung im Sinne der „schwachen KI“ schon in der kommerziellen Umsetzung zu finden. Eine umfassende KI-Anwendung im Sinne der „starken KI“ findet bei „Instandhaltung von Assets“ und „Vertriebs- und Verbraucherservices“. Bei KNN und insbesondere der darauf aufbauenden Anwendung von Robotik und Assistenzsystemen besteht noch Forschungsbedarf für eine umfassendere Anwendung.

Auf der einen Seite ermöglicht KI, dass die aufgezeigten Anwendungen in der Energiewirtschaft ihre Funktion besser erfüllen können (bspw. Prognosen). Auf der anderen Seite wer-

den manche Anwendungen erst durch KI ermöglicht (bspw. Assistenzsysteme). Damit sich beide Wirkungsweisen künftig entfalten können, ist die Datenverfügbarkeit im Einklang mit dem Selbstbestimmungsrecht des Verbrauchers, der Umgang mit KNN als Blackbox-Modelle im Sinne der DSGVO und als vertrauensstärkende Maßnahme, sowie die Standardisierung von betroffenen Prozessen und Datenformaten entscheidend. Die Energiewirtschaft ist traditionell eine datenintensive Branche, die auf etablierten Prozessen für die Verarbeitung der Daten aufbaut. Deren Weiterentwicklung zur Nutzung von KI ist daher ein nächster konsequenter Schritt für die Umsetzung einer integrierten Energiewende.

Bereits heute zeigt sich, dass neben den technischen Entwicklungen eine Vielzahl an weiteren Fragen und Aspekten zu klären und zu beachten sind, um KI verstärkt einzusetzen.

- Welche technischen Möglichkeiten bestehen, welche Daten werden genutzt und wie können diese erhoben werden?
- Welche Grundprinzipien und ethischen Grundsätze sollten beachtet werden? Wie kann eine informationelle Selbstbestimmung gewährleistet werden?
- Wie kann man solche Ansätze technisch implementieren? Welche KI Methoden (Architektur und Design von Algorithmen) erlauben solche Grundprinzipien zu integrieren?

Dadurch lässt sich ein umfassendes Verständnis der technischen Möglichkeiten und gleichzeitig eine frühzeitige Einbindung von weiteren gesellschaftlichen Anforderungen an die Entwicklung von KI-Technologien in der Energiewirtschaft erzielen.

6 ABBILDUNGSVERZEICHNIS

| | | |
|---------------------|---|----|
| Abbildung 1 | Verortung der KI und des ML zwischen akademischen Disziplinen..... | 6 |
| Abbildung 2 | Periodensystem der Künstlichen Intelligenz..... | 9 |
| Abbildung 3 | Die am häufigsten verwendeten Methoden von Data Scientists und ML-Fachleuten..... | 13 |
| Abbildung 4 | Einfache lineare Regression zwischen dem Börsenstrompreis und der Last in Deutschland (gezeigt sind die Stunden des Jahres 2010 als blaue Kreise und eine einfache Regressionsgerade)..... | 14 |
| Abbildung 5 | Entscheidungsbaum für das Überleben des Titanic-Untergangs (die Fragen werden für die einzelnen Passagiere beantwortet, die Prozentzahlen in Klammer geben die Überlebenschancen für die Passagiere dieser Gruppe an..... | 15 |
| Abbildung 6 | Lastkurven über die Stunden des Tages, gemittelt von 1456 Tagen eines Haushaltes südlich von Paris..... | 17 |
| Abbildung 7 | Schematische Darstellung eines KNN, hier in Form eines Feed-forward Network..... | 17 |
| Abbildung 8 | Beispielziffern aus dem MNIST-Datensatz der Trainings- und Testdaten von handgeschriebenen Ziffern..... | 17 |
| Abbildung 9 | Wertschöpfungsnetzwerk KI in der Energiewirtschaft..... | 20 |
| Abbildung 10 | Die neun KI-Anwendungsfälle im Wertschöpfungsnetzwerk..... | 22 |
| Abbildung 11 | Einordnung der KI-Anwendungsfelder..... | 33 |

7 TABELLENVERZEICHNIS

| | | |
|------------------|---|----|
| Tabelle 1 | Exemplarische Darstellung der Auswahl der Anwendungen des Periodensystems der KI..... | 10 |
| Tabelle 2 | Klassifikation von ML- und KI-Methoden..... | 13 |
| Tabelle 3 | Vergleich der KI-Methoden auf einer semi-quantitativen Skala (gering, mittel, hoch, sehr hoch)..... | 18 |

8 LITERATURVERZEICHNIS

- Backes-Gellner, Uschi et al.** (2019). Gutachten zu Forschung, Innovation und technologischer Leistungsfähigkeit Deutschlands. Expertenkommission Forschung und Innovation (EFI).
- Berman, Daniel et al.** (2019). A Survey of Deep Learning Methods for Cyber Security. In: Information, 10 (2019), Nr. 4, S. 122.
- Bishop, Christopher M.** (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. New York: Springer.
- Bitkom** (2018a). Digitalisierung gestalten mit dem Periodensystem der Künstlichen Intelligenz – Ein Navigationssystem für Entscheider. [Online] URL: https://www.bitkom.org/sites/default/files/2018-12/181204_LF_Periodensystem_online_0.pdf [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Bitkom** (2018b). 82.000 freie Jobs: IT-Fachkräftemangel spitzt sich zu. [Online] URL: <https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/82000-freie-Jobs-IT-Fachkraeftemangel-spitzt-sich-zu> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- BMW** (2018). Monitoring-Report Wirtschaft DIGITAL 2018. [Online] URL: http://ftp.zew.de/pub/zew-docs/gutachten/ZEW_MonitoringWirtschaftDigital2018_LF.pdf [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Boldare** (2019). Predictive maintenance for wind turbines – an interview with Boldare's machine learning engineers. [Online] URL: <https://www.boldare.com/blog/predictive-maintenance-wind-turbine/> [zuletzt abgerufen am 06.06.2019].
- Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik** (2017). Schutz Kritischer Infrastrukturen durch IT-Sicherheitsgesetz und UP KRITIS. [Online] URL: https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/Publikationen/Broschueren/Schutz-Kritischer-Infrastrukturen-ITSig-u-UP-KRITIS.pdf?__blob=publicationFile&v=7 [zuletzt abgerufen am 07.08.2019].
- Bundesnetzagentur; Bundeskartellamt** (2018). Monitoringbericht 2018. [Online] URL: https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Allgemeines/Bundesnetzagentur/Publikationen/Berichte/2018/Monitoringbericht_Energie2018.pdf?__blob=publicationFile&v=6 [zuletzt abgerufen am 07.08.2019].
- Campbell, Richard J.** (2018). Electric Grid Cybersecurity. [Online] URL: <https://fas.org/sgp/crs/homesecc/R45312.pdf> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Chatbots Magazine** (2018). How Will AI-Powered Customer Service Help Customer Support Agents? [Online] URL: <https://chatbotsmagazine.com/how-will-artificial-intelligence-powered-customer-service-help-customer-support-agents-4fc9054a6a6b> [zuletzt abgerufen am 13.06.2019].
- Crespo-Vazquez, Jose L. et al.** (2018). A machine learning based stochastic optimization framework for a wind and storage power plant participating in energy pool market. In: Applied Energy, 232 (2018), S. 341–357.
- Dai, Shuyu et al.** (2018). Forecasting of Power Grid Investment in China Based on Support Vector Machine Optimized by Differential Evolution Algorithm and Grey Wolf Optimization Algorithm. In: Applied Sciences, 8 (2018), Nr. 4, S. 636.
- Dato-on, Dariel** (2018). The MNIST dataset provided in a easy-to-use CSV format. [Online] URL: <https://www.kaggle.com/oddrational/mnist-in-csv> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Deloitte** (2019). State of AI in the Enterprise. Ergebnisse der Befragung von 100 AI-Experten in deutschen Unternehmen.
- dena** (2017a). Landkarte Digitale Dynamik – Ein Instrument zur Bewertung von Marktfeldern der digitalen Energiewelt. [Online] URL: https://www.dena.de/fileadmin/dena/Publikationen/PDFs/2019/dena_Landkarte_Digitale_Dynamik_inkl._Marktfelder.PDF [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- dena** (2017b). dena-Positionspapier Elektromobilität in der digitalen Energiewelt – Beitrag der Digitalisierung zur kundenorientierten Einbindung der Elektromobilität im integrierten Energiesystem. [Online] URL: https://www.dena.de/fileadmin/dena/Dokumente/Pdf/9249_Positionspapier_Elektromobilitaet_in_der_digitalen_Energiewelt.pdf [zuletzt abgerufen am 03.09.2019].
- dena** (2018). dena-Leitstudie Integrierte Energiewende – Impulse für die Gestaltung des Energiesystems bis 2050. https://www.dena.de/fileadmin/dena/Dokumente/Pdf/9261_dena-Leitstudie_Integrierte_Energiewende_lang.pdf [zuletzt abgerufen am 03.09.2019].
- dena** (2019). dena-Multi-Stakeholder-Studie Blockchain in der integrierten Energiewende. [Online] URL: https://www.dena.de/fileadmin/dena/Publikationen/PDFs/2019/dena-Studie_Blockchain_Integrierte_Energiewende_DE4.pdf [zuletzt abgerufen am 03.09.2019].
- Deutscher Bundestag** (2018). Enquete-Kommission zur Künstlichen Intelligenz eingesetzt. [Online] URL: <https://www.bundestag.de/dokumente/textarchiv/2018/kw26-de-enquete-kommission-kuenstliche-intelligenz/560330> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Deutschlandfunk** (2019). Debatte um Künstliche Intelligenz – „Europa hat die geistige Führung übernommen“. [Online] URL: https://www.deutschlandfunk.de/debatte-um-kuenstliche-intelligenz-europa-hat-die-geistige.676.de.html?dram:article_id=445805 [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Die Bundesregierung** (2018). Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung. [Online] URL: https://www.bmbf.de/files/Nationale_KI-Strategie.pdf [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Edelmann, Helmut; Fleischle, Frank** (2018). Digitalisierungsbarometer der Energiewende – Ein neues Denken und Handeln für die Digitalisierung der Energiewende. Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie.
- Europäische Kommission** (2018a). Künstliche Intelligenz. [Online] URL: https://ec.europa.eu/commission/news/artificial-intelligence-2018-dec-07_de [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Europäische Kommission** (2018b). Künstliche Intelligenz: Kommission beschreibt europäisches Konzept zur Förderung von Investitionen und Entwicklung ethischer Leitlinien. [Online] URL: https://europa.eu/rapid/press-release_IP-18-3362_de.htm [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Europäische Kommission** (2019). Ethics Guidelines for Trustworthy AI. [Online] URL: https://ec.europa.eu/newsroom/dae/document.cfm?doc_id=60419 [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].

- Fraunhofer** (2018). Maschinelles Lernen – Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung. [Online] URL: https://www.bigdata.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publicationen/Fraunhofer_Studie_ML_201809.pdf [zuletzt abgerufen am 07.08.2019].
- Fraunhofer IOSB** (2019). Fehler in Stromnetzen mit Künstlicher Intelligenz automatisiert erkennen. [Online] URL: <https://www.fraunhofer.de/de/presse/presseinformationen/2019/april/fehler-in-stromnetzen-mit-kuenstlicher-intelligenz-automatisiert-erkennen.html> [zuletzt abgerufen am 19.07.2019].
- GE Energy** (2017). Looking Smart: Augmented Reality Is Seeing Real Results In Industry. [Online] URL: <https://www.ge.com/reports/looking-smart-augmented-reality-seeing-real-results-industry-today/> [zuletzt abgerufen am 06.06.2019].
- Hammond, Kris** (2016). The Periodic Table of AI. [Online] URL: <https://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/the-periodic-table-of-ai> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Hegemann** (2019). Künstliche Intelligenz – Eine Frage der Ethik. [Online] URL: <https://www.zeit.de/digital/internet/2019-04/kuenstliche-intelligenz-eu-kommission-richtlinien-moral-kodex-maschinen-ethik> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- IBM** (2017). How chatbots can help reduce customer service costs by 30%. [Online] URL: <https://www.ibm.com/blogs/watson/2017/10/how-chatbots-reduce-customer-service-costs-by-30-percent/> [zuletzt abgerufen am 13.06.2019].
- Ilg, Garrett** (2018). Kontext ist alles – wie das Streben nach Relevanz und Personalisierung einen KI-Goldrausch auslöst. Umfrage von Adobe zur Personalisierung von Produkten.
- James, Gareth et al.** (2013). An Introduction to Statistical Learning. Vol. 112, S. 18. New York: Springer.
- Jurado, Sergio et al.** (2015). Hybrid methodologies for electricity load forecasting: Entropy-based feature selection with machine learning and soft computing techniques. In: Energy, Elsevier, Vol. 86(C), S. 276–291.
- Koalitionsvertrag** (2018). Ein neuer Aufbruch für Europa – Eine neue Dynamik für Deutschland – Ein neuer Zusammenhalt für unser Land. Koalitionsvertrag zwischen CDU, CSU und SPD. 19. Legislaturperiode. [Online] URL: <https://www.bundesregierung.de/resource/blob/656734/847984/5b8bc23590d4cb2892b31c987ad672b7/2018-03-14-koalitionsvertrag-data.pdf?download=1> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Krail, Michael et al.** (2019). Energie- und Treibhausgaswirkungen des automatisierten und vernetzten Fahrens im Straßenverkehr. Wissenschaftliche Beratung des BMVI zur Mobilitäts- und Kraftstoffstrategie. Fraunhofer ISI, Karlsruhe.
- Le Cadre, Hélène et al.** (2015). Wind Farm Portfolio Optimization under Network Capacity Constraints. In: European Journal of Operational Research, 247 (2015), Nr. 2, S. 560–574.
- Li, S.** (2003). Wind power prediction using recurrent multilayer perceptron neural networks. In: 2003 IEEE Power Engineering Society General Meeting (IEEE Cat. No.03CH37491), S. 2325–2330.
- Lopez, Karol Lina et al.** (2019). Demand-Side Management Using Deep Learning for Smart Charging of Electric Vehicles. In: IEEE Transactions on Smart Grid, 10 (2019), Nr. 3, S. 2683–2691.
- MacDougall, Pamela et al.** (2016). Applying machine learning techniques for forecasting flexibility of virtual power plants. In: 2016 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC), S. 1–6.
- manager magazin** (2018). China und die USA im Hightechkrieg. [Online] URL: <http://www.manager-magazin.de/magazin/artikel/kuenstliche-intelligenz-china-und-usa-im-hightech-krieg-a-1205729.html> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Matz, Sibylle C. et al.** (2017). Psychological targeting as an effective approach to digital mass persuasion. In: Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 114 (2017), Nr. 48, S.12714–12719.
- McCorduck, Pamela** (2004). Machines Who Think. 2nd ed., Natick, MA: A. K. Peters, Ltd.
- McKinsey** (2018). Notes from the AI Frontier. Applying AI for Social Good. [Online] URL: https://www.mckinsey.de/~media/McKinsey/Locations/Europe%20and%20Middle%20East/Deutschland/News/Presse/2018/2018-11-29%20%20MGI%20AI%20for%20social%20good/MGI_AI%20for%20Social%20Good_Discussion%20paper_Dec%202018.ashx [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Merizalde, Yuri et al.** (2019). Maintenance Models Applied to Wind Turbines. A Comprehensive Overview. In: Energies 2019, 12 (2), 225.
- Merkel, Angela** (2018). Rede von Bundeskanzlerin Merkel beim Digital-Gipfel am 4. Dezember 2018 in Nürnberg. [Online] URL: <https://www.bundeskanzlerin.de/bkin-de/aktuelles/rede-von-bundeskanzlerin-merkel-beim-digital-gipfel-am-4-dezember-2018-in-nuernberg-1557288> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- Microsoft** (2018). Artificial Intelligence in Europe – How 277 Major Companies Benefit from AI. [Online] URL: https://pulse.microsoft.com/uploads/prod/2018/10/WE_AI_Report_2018.pdf [zuletzt abgerufen am 07.08.2019].
- Microsoft** (2019). AI for Earth. [Online] URL: <https://www.microsoft.com/de-de/ai/ai-for-earth?activetab=pivot1:primaryr6> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].
- MIT Sloan Management Review** (2016). Sales Gets a Machine-Learning Makeover. [Online] URL: <https://sloanreview.mit.edu/article/sales-gets-a-machine-learning-makeover> [zuletzt abgerufen am 13.06.2019].
- Ndiaye, Alassane** (2019). Prognoseverfahren im Kontext der Energiewende. Vortrag im Rahmen des SINTEG Projekts DESIGNETZ.
- OECD** (2019a). Going Digital: Shaping Policies, Improving Lives. OECD Publishing, Paris.
- OECD** (2019b). Measuring the Digital Transformation – A Roadmap for the Future. OECD Publishing, Paris.
- Palmetshofer, Walter et al.** (2016). Der Wert persönlicher Daten – Ist Datenhandel der bessere Datenschutz? Bericht im Auftrag des Sachverständigenrats für Verbraucherfragen beim Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz.
- Plattform lernende Systeme** (2019). Künstliche Intelligenz in Deutschland. [Online] URL: <https://www.plattform-lernende-systeme.de/ki-in-deutschland.html> [zuletzt abgerufen am 12.06.2019].
- Poole, David et al.** (1998). Computational Intelligence – A Logical Approach. New York: Oxford University Press.

9 ABKÜRZUNGEN

Portilla, Jose Marcial (2015). Enchanted Random Forest. A quick guide to Decision Trees and Random Forests. [Online] URL: <https://towardsdatascience.com/enchanted-random-forest-b08d418cb411> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].

PWC (2017). Sizing the prize: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise? [Online] URL: <https://www.pwc.com/gx/en/issues/analytics/assets/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].

PWC (2018). Fourth Industrial Revolution for the Earth – Harnessing Artificial Intelligence for the Earth. [Online] URL: <https://www.pwc.com/gx/en/sustainability/assets/ai-for-the-earth-jan-2018.pdf> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].

Romijn, Jan-Willem (2014). Philosophy of Statistics. [Online] URL: <https://plato.stanford.edu/entries/statistics/> [zuletzt abgerufen am 30.08.2019].

Seibring, Martin (2016). Der Mehrwert liegt in den Daten. Präsentation von Trianel zu Smart Metering.

Sharma, Navin et al. (2011). Predicting solar generation from weather forecasts using machine learning. In: 2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm), S. 528–533.

Silver, David et al. (2018). A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play. Science, Vol. 362, Issue 6419, S. 1140–1144.

t3n (2019). Fast schon unheimlich: KI simuliert das Universum. [Online] URL: <https://t3n.de/news/fast-schon-unheimlich-ki-simuliert-universum-1174398/> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].

Valogianni, Konstantina (2016). Sustainable Electric Vehicle Management using Coordinated Machine Learning. [Online] URL: <https://repub.eur.nl/pub/93018> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].

Viola, Luciano Guivant (2018). Clustering electricity usage profiles with K-means. [Online] URL: <https://towardsdatascience.com/clustering-electricity-profiles-with-k-means-42d6d0644d00> [zuletzt abgerufen am 08.08.2019]

Wilson, H. James et al. (2016). Companies Are Reimagining Business Processes with Algorithms. Harvard Business Review. [Online] URL: <https://hbr.org/2016/02/companies-are-reimagining-business-processes-with-algorithms> [zuletzt abgerufen am 13.06.2019].

World Economic Forum (2018). Harnessing Artificial Intelligence for the Earth. [Online] URL: http://www3.weforum.org/docs/Harnessing_Artificial_Intelligence_for_the_Earth_report_2018.pdf [zuletzt abgerufen am 08.08.2019].

| | |
|----------------|--|
| BDS | Bundesdatenschutzgesetz |
| EU-DSVO | Europäische Datenschutz-rundverordnung |
| KI | Künstliche Intelligenz |
| KNN | Künstliche neuronale Netze |
| ML | Maschinelles Lernen |
| PV | Photovoltaik |

IMPRESSUM

Herausgeber

Fraunhofer-Institut für System- und
Innovationsforschung ISI
Breslauer Straße 48
76139 Karlsruhe

<https://www.isi.fraunhofer.de>

Autoren

Dr. Marian Klobasa
Dr. Patrick Plötz
Sabine Pelka (Fraunhofer ISI)
Lukas Vogel (dena)

Layout und Satz

Renata Sas

Lektorat

xxxxx

Karlsruhe, 2019

Fotonachweis

Titelseite © Yurchanka Siarhei/Shutterstock

