Lernende Systeme

DIE PLATTFORM FÜR KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

Mit Künstlicher Intelligenz zu nachhaltigen Geschäftsmodellen

Nachhaltigkeit von, durch und mit KI

GEFÖRDERT VOM

Bundesministerium für Bildung und Forschung

acatech
DEUTSCHE AKADEMIE DER TECHNIKWISSENSCHAFTEN

WHITEPAPER

Boll, S. & Schnell, M. et al.
AG Geschäftsmodellinnovationen

Inhalt

Zusammenfassung 3

1. Einleitung 5

2. KI-Potenziale für eine nachhaltige Entwicklung 7

3. Nachhaltigkeit von KI: Lösungen für ressourceneffizientere KI-Technologien 10
   3.1 Training von KI-Modellen als bedeutende Emissionsquelle 10
   3.2 Herausforderung durch Rebound-Effekte 13
   3.3 Lösungen für mehr Energie- und Ressourceneffizienz von KI-Anwendungen 15

4. Nachhaltigkeit durch KI: Fallbeispiele aus verschiedenen Anwendungskontexten 20
   4.1 Mobilität und intelligente Verkehrssteuerung 20
   4.2 Landwirtschaft 21
   4.3 Energiewirtschaft 24
   4.4 Industrie und Prozesse – Innovative Optimierung und Kreislaufwirtschaft mit KI 26
   4.5 Intelligente Kreislaufwirtschaft 27

5. Nachhaltigkeit mit KI: KI-basierte Nachhaltigkeitsbewertung 33
   5.1 Investment in nachhaltige Unternehmen 33
   5.2 Gute Arbeitsbedingungen 36
   5.3 Naturschutz und Umweltmonitoring 38

6. Visualisierung: Nachhaltigkeits-Impact von KI 41

7. Fazit und Gestaltungsoptionen 45

Literatur 48

Über dieses Whitepaper 53

Zusammenfassung

Ressourcenschonung, Effizienzgewinne und Emissionsreduzierung – Künstliche Intelligenz (KI) bietet die Chance, nachhaltige Geschäftsmodelle zu entwickeln sowie bestehende Geschäftsmodelle und -prozesse ökonomisch, ökologisch und sozial nachhaltiger zu optimieren. Der Klimawandel zählt ebenso wie der digitale Wandel zu den prägendsten Veränderungen in unserer Gesellschaft und gleichzeitig zu einer der größten Herausforderungen des 21. Jahrhunderts. Beide Veränderungen lösen bereits heute tiefgreifende Transformationsprozesse in verschiedenen Gesellschaftsbereichen aus. KI gilt im Nachhaltigkeitskontext als Schlüsseltechnologie: So kann KI zur Effizienzsteigerung bestehender Prozesse, zur Umsetzung innovativer, datengetriebener und plattformbasierter Geschäftsmodelle, zur Reduzierung unseres Energie- und Ressourcenverbrauchs sowie zur Entwicklung nachhaltiger Produkte, Dienstleistungen und Mobilitätskonzepte beitragen.

Expertinnen und Experten der Arbeitsgruppe Geschäftsmodellinnovationen der Plattform Lernende Systeme diskutieren in diesem Whitepaper hierzu die Bedeutung von KI-Technologien für nachhaltige Geschäftsmodelle sowie Potenziale KI-basierter Geschäftsprozessoptimierungen für mehr Nachhaltigkeit. Die konzeptionelle Grundlage für die Identifizierung von KI-Potenzialen im Nachhaltigkeitskontext stellen dazu die Ziele für eine nachhaltige Entwicklung der Vereinten Nationen dar (Kapitel 2). In Anknüpfung daran werden drei Dimensionen detaillierter in den Blick genommen:

- Erstens, wie nachhaltig KI-Technologien aufgrund benötigter Ressourcen selbst sind, und Lösungen, wie diese nachhaltiger werden könnten (Kapitel 3). In diesem Zusammenhang werden der Energiebedarf von KI-Technologie diskutiert sowie Praxisbeispiele und technologische Lösungen für die Verringerung des Ressourcenverbrauchs vorgestellt.

- Eine zweite Dimension untersucht, wie KI-Technologien in verschiedenen Anwendungskontexten zu mehr Nachhaltigkeit in Geschäftsmodellen, Prozessen und von Produkten beitragen können (Kapitel 4). Dazu werden innovative KI-Praxis- und -Forschungsprojekte vorgestellt, etwa aus der Landwirtschaft, der Energieversorgung oder der Kreislaufwirtschaft.

- Drittens wird analysiert, wie KI-Anwendungen bei der Nachhaltigkeitsbewertung eingesetzt werden können (Kapitel 5). Dazu werden unter anderem Standards für nachhaltige Investments sowie KI-Potenziale in den Bereichen Naturschutz und Umweltmonitoring diskutiert.

Verschiedene Anwendungsbeispiele im Papier verdeutlichen, wie KI-Technologien die Nachhaltigkeit bestehender Geschäftsmodelle optimieren und neue ermöglichen können. Diese Beispiele sollen Unternehmen und Forschung als Inspiration dienen. Gleichzeitig belegen die Anwendungsbeispiele, dass KI großes Potenzial besitzt, uns bei der Erreichung ökonomischer, sozialer und ökologischer Nachhaltigkeitsziele zu unterstützen, und KI daher auf die UN-Nachhaltigkeitsziele eine überwiegend positive Wirkung entfalten kann (Kapitel 6). Die zentralen positiven KI-Wirkungspotenziale für eine nachhaltige Entwicklung lassen sich unter folgenden Kategorien zusammenfassen:

- Bestehendes besser nutzen
- Verbesserte Arbeitsbedingungen
- Materialeinsparung
- Energieeinsparung
- Zeiteinsparung
- Entscheidungsunterstützung
- Effizienzsteigerung
- Verbesserte Informationsverarbeitung
- Qualitätsverbesserung

Trotz der vielversprechenden Potenziale gilt es, den notwendigen Energiebedarf sowie mögliche Rebound-Effekte von KI-Technologien stets zu berücksichtigen. Dazu braucht es in Zukunft weitere innovative Lösungen und Forschung, um KI-Technologien an sich nachhaltiger zu gestalten. Nur so kann das Potenzial innovativer KI-Anwendungen voll ausgeschöpft werden. Das Papier adressiert dazu einige Gestaltungsoptionen, wie Wirtschaft, Wissenschaft und Politik gemeinsam die Rahmenbedingungen verbessern können, um die Nachhaltigkeit von und durch KI zu fördern (Kapitel 7). Dazu gehören etwa technologische Maßnahmen sowie der breite Datenaustausch zwischen Unternehmen, Forschungseinrichtungen und Behörden.

1. Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) ermöglicht neue, nachhaltigere Geschäftsmodelle sowie die Optimierung bestehender Geschäftsmodelle und -prozesse hin zu mehr Nachhaltigkeit. Neben der gesellschaftlichen Dringlichkeit einer nachhaltigen Entwicklung verspricht dies langfristig auch Effizienzgewinne und wirtschaftliche Wettbewerbsvorteile.

Die globale Erderwärmung schreitet rascher voran als angenommen und bereits 2030 – und damit bereits früher als ursprünglich prognostiziert – könnte die Erderwärmung von 1,5 Grad im Vergleich zum vorindustriellen Zeitalter erreicht werden, wie der UNO-Weltklimabericht 2021 warnte (IPCC, 2021). Der Klimawandel zählt ebenso wie der digitale Wandel zu den prägendsten Veränderungen und größten Herausforderungen des 21. Jahrhunderts, die heute bereits tiefgreifende Veränderungsprozesse in verschiedenen Gesellschaftsbereichen auslösen (vgl. Umweltbundesamt, 2019, S. 8). Um die Erderwärmung zu bremsen, müssen die Emissionen von Treibhausgasen drastisch reduziert werden. Dabei müssen ökonomische, ökologische und soziale Aspekte auf dem Weg zu einer nachhaltigen Gesellschaft berücksichtigt werden, um die Lebenssituation von Menschen weltweit zu verbessern und gleichzeitig die natürliche Lebensgrundlage zu bewahren. Dazu braucht es Innovationen und Technologien, die beispielsweise eine Energieversorgung auf Basis erneuerbarer Energien, emissionsarme und reduzierte Mobilität sowie eine umweltschonende und klimaschützende Landwirtschaft ermöglichen.

Künstliche Intelligenz gilt im Nachhaltigkeitskontext als Schlüsseltechnologie, die aktuell an der Schwelle zur Diffusion in vielfältige Anwendungsbereiche steht (vgl. World Economic Forum, 2018; Umweltbundesamt, 2019; WBGU 2019a; Capgemini Research Institute, 2020). KI verwirklicht Fähigkeiten wie Lernen, Planen oder Problemlösen in Computersystemen, um abstrakte Aufgaben und Probleme auch eigenständig zu bearbeiten (Müller-Quade, 2019, S. 5). Durch die intelligente Verknüpfung von Daten gewinnen KI-Systeme neue Erkenntnisse, mit denen sich bestehende Prozesse optimieren oder neue Geschäftsmodelle entwickeln lassen. So kann KI zur Ressourceneffizienz bestehender Prozesse sowie zu innovativen, datengetriebenen und plattformbasierten Geschäftsmodellen beitragen (Plattform Lernende Systeme, 2019, 2020, 2021).

KI und Nachhaltigkeit

Ein Diskussionsbeitrag für die Plattform Lernende Systeme –
Von Christiane Schulzki-Haddouti

Die Publikation beleuchtet in 15 Interviews mit Expertinnen und Experten aus Wirtschaft und Wissenschaft, wie KI zu einer nachhaltigen Entwicklung unserer Gesellschaft beitragen kann.

KI gilt zudem als zentrale Technologie, um aus den riesigen Datenmengen, die in unserer digitalisierten Welt vorliegen, neue Erkenntnisse zu gewinnen und neue Lösungen zu finden. So können innovative KI-Lösungen entstehen, die Unternehmen, Institutionen und jeden Einzelnen wirksam dabei unterstützen, ökologisch verträglich, sozial gerecht und gleichzeitig wirtschaftlich erfolgreich zu handeln. Künstliche Intelligenz kann uns helfen, den Energie- und Ressourcenverbrauch zu minimieren und dabei nachhaltige Produkte, Dienstleistungen und Mobilitätskonzepte zu entwickeln und zu nutzen. Die Plattform Lernende Systeme hat dazu bereits verschiedene Ansätze und Praxisprojekte für mehr ökologische, ökonomische und soziale Nachhaltigkeit aus Wissenschaft und Wirtschaft in einer Interview-Broschüre (siehe Infobox, S. 5) vorgestellt (vgl. Schulzki-Haddouti, 2021).

Das vorliegende Papier der Arbeitsgruppe Geschäftsmodellinnovationen der Plattform Lernende Systeme knüpft an diese Dimensionen für eine nachhaltigere Wirtschaft und Gesellschaft inhaltlich an und widmet sich folgender Fragestellung: Wie können KI-Technologien und KI-basierte Geschäftsmodelle nachhaltiger gestaltet oder Geschäftsprozesse mithilfe von KI optimiert werden, um zu mehr ökonomischer, sozialer und ökologischer Nachhaltigkeit beizutragen? Als Ausgangsbasis für die Identifizierung von KI-Potenzialen im Nachhaltigkeitskontext dienen hierzu die Ziele für eine nachhaltige Entwicklung der Vereinten Nationen (Sustainable Development Goals, kurz SDGs) (vgl. Vinuesa et al., 2020).[1] Daher fungieren im vorliegenden Papier ausgewählte UN-Nachhaltigkeitsziele als gesellschaftlicher Wertekanon, der grundlegend für die übergeordnete theoretische Konzeptualisierung ist. In Anknüpfung daran sollen drei verschiedene Dimensionen des Themenkomplexes KI und Nachhaltigkeit betrachtet werden:

Dimensionen der Analyse

1. Wie nachhaltig ist der Einsatz von KI-Technologien aktuell und was könnte diesen nachhaltiger machen?
2. Wie können KI-Technologien in verschiedenen Branchen zu mehr Nachhaltigkeit beitragen?
3. Wie können KI-basierte Verfahren zur Nachhaltigkeitsbewertung herangezogen werden?

1 Siehe weiterführend dazu: Die Oxford Initiative on AIxSDGs will herausfinden, wie KI genutzt wurde und in Zukunft genutzt werden kann, um die Ziele für nachhaltige Entwicklung der Vereinten Nationen (SDGs) zu unterstützen und voranzubringen.

2. KI-Potenziale für eine nachhaltige Entwicklung

Eine nachhaltige Entwicklung befriedigt die Bedürfnisse der Gegenwart, ohne zu riskieren, dass künftige Generationen ihre eigenen Bedürfnisse nicht befriedigen können, so geht es aus dem 1987 geschlossenen, auch als Brundtland-Bericht bekannt gewordenen Zukunftsbericht „Unsere gemeinsame Zukunft" („Our Common Future") der Vereinten Nationen hervor (United Nations, 1987). Aufbauend auf dieser Konzeption hat sich die Weltgemeinschaft 2015 unter dem Dach der Vereinten Nationen mit der Agenda 2030 zu 17 globalen Zielen (UN Sustainable Development Goals, SDGs) für nachhaltige Entwicklung verpflichtet (vgl. Die Bundesregierung, 2020, S. 11). Leitbild der Agenda 2030 ist es, weltweit ein menschenwürdiges Leben zu ermöglichen und gleichzeitig die natürlichen Lebensgrundlagen dauerhaft zu bewahren. Dies umfasst ökonomische, ökologische und soziale Aspekte. Gleichzeitig unterstreicht die Agenda 2030 die gemeinsame Verantwortung aller Akteure aus Politik, Wirtschaft, Wissenschaft, Zivilgesellschaft – und jedes einzelnen Menschen. Diese Vision wurde in Ziele für eine nachhaltige Entwicklung übersetzt, die unter anderem eine Welt ohne Armut und Hunger, bezahlbare und saubere Energie, nachhaltigen Konsum und Klimaschutz ermöglichen sollen (vgl. Bundesverband Digitale Wirtschaft, 2020, S. 3).

In Deutschland wird die Agenda 2030 vor allem durch die Deutsche Nachhaltigkeitsstrategie (DNS) umgesetzt, die alle 17 UN-Nachhaltigkeitsziele in den Blick nimmt und im März 2021 weiterentwickelt wurde (Die Bundesregierung, 2021a, S. 8). Im europäischen Kontext zeigt sich, dass die EU in den letzten fünf Jahren bei fast allen 17 UN-Nachhaltigkeitszielen Fortschritte erreicht hat – die Fortschritte waren bei einigen Zielen aber weitreichender als bei anderen. Zwei Ziele haben sich allerdings von der nachhaltigeren Entwicklung entfernt, dies betrifft die Zielsetzungen „bezahlbare und saubere Energie" sowie „Leben an Land" (European Union, 2021).

Abbildung 1: **17 Ziele für eine nachhaltige Entwicklung**

Quelle: Die Bundesregierung (2021b).

Verknüpfung von Digitalisierung und Nachhaltigkeit

Ökologische und gesellschaftliche Herausforderungen wie der Klima- und Artenschutz sowie die wachsende soziale Ungleichheit zeigen die Notwendigkeit für eine nachhaltige Entwicklung immer deutlicher auf (Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF), 2019, S. 3). Der digitale Wandel eröffnet neue Realitäten und Möglichkeiten und verändert unsere Wirtschafts- und Lebenswelten – Digitalisierung und nachhaltige Entwicklung müssen daher konsequent zusammengeführt werden, um eine digitale, nachhaltige Zukunft zu ermöglichen (BMBF, 2019, S. 3).

Das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) hat dazu Ende 2019 den Aktionsplan „Natürlich. Digital.Nachhaltig." vorgelegt, um bildungs- und forschungspolitische Aktivitäten mit dem Ziel einer digital gestützten Nachhaltigkeit zu unterstützen. Der Verknüpfung der beiden Veränderungsprozesse – Klimawandel und digitaler Wandel – hat sich 2019 auch der Wissenschaftliche Beirat der Bundesregierung Globale Umweltveränderungen (WBGU) gewidmet, der in einem Hauptgutachten verschiedene Schlüsselthemen zum Verhältnis von Digitalisierung und Nachhaltigkeit vorgestellt hat (WBGU, 2019). Bei der Verwirklichung der Ziele für eine nachhaltige Entwicklung wird die Digitalisierung demnach eine wichtige, ja sogar transformative Rolle spielen (WBGU, 2019a,b). Der Beirat skizzierte dazu Richtungen für die nächste Generation von Nachhaltigkeitsparadigmen im Zusammenhang mit Entwicklungen und Anwendungen digitaler Techniken und ging damit über die Perspektive der Agenda 2030 hinaus (WBGU, 2019a). Den Analysen des WBGU zufolge entfalten Digitalisierungsdynamiken massive Auswirkungen auf alle 17 UN-Nachhaltigkeitsziele der Agenda 2030 (WBGU, 2019b, S. 8).

KURZINFO

Nachhaltigkeit in einer digitalen Gesellschaft

Nachhaltigkeit in einer digitalen Gesellschaft umfasst verschiedene Facetten und Lebensbereiche: Es geht um nachhaltige digitale Infrastrukturen und digitale Netzwerke, beispielsweise bei Energie- und Mobilitätssystemen, sowie um die nachhaltige Verwendung von Stoffen und Ressourcen (z. B. Kreislaufwirtschaft, Dematerialisierung, Verbrauch und Verwendung seltener Erdmetalle). Dimensionen, die eine Gesellschaft nachhaltiger machen, betreffen auch die gesellschaftliche Entwicklung (z. B. Armut, Landwirtschaft, Zugang, Inklusion), den sozialen Zusammenhalt (z. B. digitale Kluft, Geschlechterungleichheiten) sowie die Demokratie (z. B. öffentlicher Diskurs, Privatsphäre, Verantwortlichkeit). Für einige dieser Dimensionen ergeben sich durch die Digitalisierung auch Probleme. Dekarbonisierung, Kreislaufwirtschaft, umweltschonendere und klimaschützende Landwirtschaft, Ressourceneffizienz und Emissionsreduktionen, Monitoring und Schutz von Ökosystemen können allerdings mithilfe digitaler Innovationen leichter und schneller erreicht werden (WBGU, 2019b, S. 9).

Die weitere Digitalisierung verschiedener Lebensbereiche kann uns hier unterstützen, gesellschaftliche Modernisierungspotenziale zu erschließen und Nachhaltigkeitstransformationen zu beschleunigen, menschliche Teilhabe zu verbessern, ein Weltumweltbewusstsein zu stärken und eine transnational vernetzte Gesellschaft hervorzubringen, in der sich globale Kooperationskulturen entwickeln können (WBGU, 2019b S. 9). Für die Zielsetzung, die Digitalisierung umweltfreundlich zu gestalten, hat das Bundesumweltministerium (BMU) 2019 mit der Umweltpolitischen Digitalagenda ein Maßnahmenpaket vorgelegt (vgl. BMU, 2020). 2020 wur-

den auch auf dem Digital-Gipfel, der vom Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) ausgerichtet und jährlich unter ein wechselndes Schwerpunktthema gestellt wird, Forschungserkenntnisse, Ideen und innovative Ansätze zum Thema „Digital nachhaltiger leben" diskutiert.

Bedeutung von KI für eine nachhaltige Entwicklung

Die Anwendung, Entwicklung und der Einsatz von KI-Technologien sollte diskriminierungsfrei sein und immer die Förderung des Gemeinwohls zum Ziel haben (vgl. Beck et al., 2019; Heesen et al., 2020, S. 3). In diesem Kontext besitzt KI auch eine große Bedeutung für eine nachhaltigere Gesellschaft: Die wissenschaftliche Forschung zum Einfluss der Digitalisierung insgesamt und spezifisch von KI für mehr ökologische, soziale und ökonomische Nachhaltigkeit steht noch relativ am Anfang (vgl. van Wynsberghe, 2021; Deutscher Bundestag, 2020, S. 95). Klar ist aber, dass KI-Technologien zu einer nachhaltigen Entwicklung der Mobilität, zu einem effizienteren Umgang mit Ressourcen und einer gelingenden Energiewende beitragen und so das Erreichen der gesteckten Klimaziele unterstützen können (Deutscher Bundestag, 2020, S. 35–36). Spezifische Rahmenbedingungen könnten hier helfen, dass nachhaltige Innovationen im Bereich KI gefördert werden (Deutscher Bundestag 2020, S. 36).

Gleichzeitig muss berücksichtigt werden, dass der Einsatz von KI-Lösungen nicht per se wirtschaftlich, ökologisch und sozial nachhaltig ist. So muss der Einsatz von KI-Technologien immer vor dem Hintergrund des hohen Energie- bzw. Ressourcenverbrauchs, der potenziellen Einsparungspotenziale sowie in Anbetracht von Unterschieden zwischen Trainings- und Einsatzphase eines KI-Systems abgewogen werden.[2] Eine weitere Herausforderung stellen Rückkopplungseffekte (sogenannte Rebound-Effekte) neuer KI-Lösungen dar, die sich dann entwickeln können, wenn etwa durch die breitere Anwendung von KI-Technologien oder durch Effizienzsteigerungen (z. B. Mobilität) insgesamt ein höherer Energieverbrauch entsteht. Wie diese Effekte entstehen können, wie nachhaltig KI-Technologien sind und welche Lösungen für mehr Energie- und Ressourceneffizienz von KI-Anwendungen existieren, ist Gegenstand des folgenden Kapitels.

Aktuelle Studienergebnisse zeigen deutlich, dass die Digitalisierung und darauf aufbauende KI-Anwendungen großes Potenzial besitzen, ökonomische, soziale und ökologische Nachhaltigkeitsziele zu erreichen. Viel mehr noch: Insbesondere die Effizienzgewinne durch KI ermöglichen es, dass ökologisch und sozial nachhaltige Produkte und Prozesse gleichzeitig auch ökonomisch nachhaltig sein können. Gezielte Forschung und Investitionen in KI-Anwendungen können dabei unterstützen, dass KI-Technologien in allen drei Dimensionen zu mehr Nachhaltigkeit führen.

2 Vgl. dazu weiterführend den Pilotinnovationswettbewerb „Energieeffizientes KI-System" des Bundesforschungsministeriums (BMBF) sowie die Ausschreibung Ressourceneffiziente KI des Bundesumweltministeriums (BMUV).

3. Nachhaltigkeit von KI: Lösungen für ressourceneffizientere KI-Technologien

3.1 Training von KI-Modellen als bedeutende Emissionsquelle

Der Aspekt der Nachhaltigkeitspotenziale innerhalb der KI bedarf besonderer Aufmerksamkeit. Dem gesamten Bereich der Informations- und Kommunikationstechnologien wird ein Wachstum vorhergesagt, welches bis 2030 zu einer Verdreifachung des heutigen Niveaus führen und laut Prognosen rund 20 Prozent des globalen Energiebedarfs ausmachen wird (vgl. Jones, 2018). Künstliche Intelligenz wird hierbei eine zentrale Rolle spielen, sowohl im Cloud- als auch im Edge-Computing, also Bereichen, denen durch den Bedeutungszuwachs verteilter, autonomer Systeme und IoT-Anwendungen (Internet der Dinge) ein exponentielles Wachstum vorhergesagt wird (Reply, 2021).

Diese Trends erfordern ein Umdenken bei der KI-Entwicklung, hin zu einer nachhaltigeren, grünen KI, die umweltfreundlicher und inklusiver ist (Zielinski, 2021; Schwartz, Dodge, Smith & Etzioni, 2020). Der Begriff „Grüne KI" (Green AI) bezieht sich dabei auf KI-Forschung, die neuartige Ergebnisse liefert und gleichzeitig die Rechenkosten berücksichtigt, was eine Reduzierung der eingesetzten Ressourcen fördert. Sie behandelt neben der Genauigkeit auch die Effizienz als Bewertungskriterium und fördert durch die breite Zurverfügungstellung von Trainingsdaten und Modellen die Transparenz und Wiedernutzung vorhandener Lösungen. Das Gegenmodell hierzu ist nach Schwartz et al. (2020) die sogenannte „Rote KI" (Red AI), worunter der wachsende Rechenbedarf immer größerer KI-Modelle (insbesondere aus dem Bereich des Deep Learning) und die damit verbundenen CO_2-Emissionen verstanden werden, ebenso wie zunehmende Barrieren im Zugang zu Daten, Rechenkapazitäten und (vor-)trainierten Modellen. Die Klassifizierung kann dabei allerdings nicht immer trennscharf nur auf Basis des bei der Rechenleistung verursachten CO_2-Fußabdrucks vorgenommen werden, da auch direkte Auswirkungen von KI und Digitalisierung auf die Umwelt – etwa durch das Wachstum im Bereich der Informations- und Kommunikationstechnologien – berücksichtigt werden müssen (Zielinski, 2021).

Eine der größten Herausforderungen im Zusammenhang mit dem Einsatz von KI-Technologien besteht daher darin, den Ressourcenbedarf der Technologie selbst zu bewerten und bei der Evaluation der Nachhaltigkeits-Potenziale zu berücksichtigen (Cowls et al., 2021). Ein wichtiger Aspekt bei der objektiven Bewertung von KI-Technologien ist auch die Evaluation der Qualität der Daten und der errechneten Modelle vor dem Hintergrund des notwendigen Ressourcenverbrauchs: Nicht alle Daten sind gleich wertvoll, die Qualität unterschiedlicher Daten zu bestimmen fällt aber noch immer schwer. So existieren zwar bereits einzelne Ansätze, mit deren Hilfe der Wert von Daten quantifiziert werden kann (Miller, 2021; Ghorbani & Zou, 2019), eine allgemeine Austauschplattform für Daten, Trainingsmethoden oder Modelle gibt es bislang allerdings noch nicht (siehe Infobox). Längst geht es dabei nicht mehr nur um die Frage nach der Herkunft und Qualität der Daten, dem Datenschutz oder danach, ob jeder Datenerzeuger eine Art „Datendividende" erhalten sollte. Das Erzeugen der Modelle selbst benötigt Rechenzeit, die zwar dank spezieller Hardware nur noch einen Bruchteil dessen beträgt, was vor einigen Jahren notwendig gewesen wäre, doch dieses Training bedarf einer Ressource, die nicht digital ist: Strom. Bislang werden solche Nachhaltigkeitsaspekte in der KI-Forschung nur sehr punktuell berücksichtigt (Umweltbundesamt, 2019, S. 5). Studiendaten zeigen aber, dass das Training von Modellen mit erheblichen CO_2-Emissionen verbunden sein kann (vgl. Strubell et al., 2019). Der CO_2-Abdruck von KI-Technologien wird unter anderem durch das Training maschineller Lernsysteme verursacht (Cowls et al., 2021, S. 11), aber auch durch ihre wiederholte Ausführung oder die Suche nach optimalen

Modellkonfigurationen. So werden KI-Systeme trainiert, indem sie mit riesigen Datenmengen gefüttert werden, was entsprechend leistungsfähige Rechenzentren und damit hohe Energieleistungen erfordert (Cowls et al., 2021, S. 11). Seit dem Aufkommen des Deep Learning, wobei Algorithmen aus riesigen Datenmengen lernen, hat sich die für das Training von Modellen erforderliche Rechenleistung alle drei bis vier Monate verdoppelt, was zu einem immer weiter steigenden Energiebedarf führt (Cowls et al., 2021, S. 11) (siehe Infobox).

Deep Learning

Ein besonders leistungsfähiger Teilbereich des maschinellen Lernens ist das *Deep Learning*. Er basiert auf sogenannten künstlichen neuronalen Netzen, die mehrere Schichten umfassen: In der ersten Schicht erkennt der Algorithmus beispielsweise ein Muster, in der zweiten ein Muster von Mustern und so weiter. Je komplexer das Netz, desto komplexere Sachverhalte kann der Algorithmus verarbeiten.
Inspiriert ist diese Lernmethode von den Mechanismen des menschlichen Gehirns. Angewendet wird Deep Learning beispielsweise zum Erkennen von Bildern, Sprache und Objekten oder für Vorhersagen auf Basis historischer Daten.

Diese und weitere Erklärungen zentraler KI-Begriffe finden Sie auf unserem Wissensportal KI Konkret.

Bezüglich Relationsrechnungen gilt es zu beachten, dass nicht jede KI-Anwendung gleich viel Energie beim Training benötigt und die Rechenleistungen auch stetig verbessert werden. Für das Basistraining von BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), einem aktuellen Modell aus der Sprachverarbeitung, errechnen Forschende eine CO_2-Bilanz, die äquivalent zu einem Flug zwischen der Ost- und Westküste der USA ist (Strubell et al., 2019), wobei der Modellrechnung der typische Strommix in den USA zugrundeliegt. Das heißt nicht automatisch, dass Maschinelles Lernen zum Klimakiller geworden ist: BERT ist ein äußerst komplexes Modell, von dessen Größe und Datengrundlage die meisten typischerweise im Einsatz befindlichen Modelle weit entfernt sind. Darüber hinaus existiert mit BERT ein Modell, das, einmal trainiert, von vielen genutzt wird. Tatsächlich setzt Google – wo BERT auch entwickelt wurde – das Modell ein, um Suchanfragen von Nutzenden besser verstehen zu können. Man muss das Modell also in Relation zum Einsatz sehen und berücksichtigen, ob dieser Einsatz allgemeinen gesellschaftlichen und nicht rein privatwirtschaftlichen Zielen dient, sowie dem Trainingsaufwand die Anzahl an möglichen Inferenzen mit dem Modell gegenüberstellen. Ein weiteres Beispiel aus dem Mobilitätsbereich verdeutlicht den hohen Ressourcenaufwand: So benötigt ein autonom fahrendes Auto nach derzeitigem Stand rund 2.500 Watt für die Rechenleistung, das entspricht etwa 10–20 Prozent des Fahrbetriebs (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 95).

Gleichwohl gibt es hierbei die Hoffnung, dass solche Innovationen auch zu Effizienzgewinnen führen, die den Mehrverbrauch (über-)kompensieren könnten. Dennoch kann vor dem Hintergrund des insgesamt hohen Energieaufwands nur eine energieeffiziente KI mit aufeinander abgestimmten, optimierten Algorithmen, Hardware-Architektur, Spezialprozessoren und Schaltungstechnik zu mehr Nachhaltigkeit beitragen (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 95). Abgesehen vom relativ ressourcenintensiven Anlernen von Modellen und

ML-Verfahren existieren weitere Ansätze, etwa regelbasierte KI-Verfahren, die hinsichtlich des Energieverbrauchs deutlich effektiver sind. Gleichzeitig müssen Anreize für Unternehmen geschaffen werden, solche Verfahren auch zu nutzen.

KURZINFO

Nicht nur Daten sind wertvoll

Als Teilgebiet der KI wird Maschinelles Lernen (ML) heute von Algorithmen dominiert, die sogenanntes Modell-basiertes Lernen durchführen. Das bedeutet, dass mithilfe eines Algorithmus aus vorhandenen Datenpunkten ein Modell angenähert wird, das beschreibt, wie die zur Verfügung stehenden Daten erklärt werden können. Modell-basiertes Lernen hat den Vorteil, dass das entstandene Modell auch mit neuen, unbekannten Daten arbeitet und sie entsprechend einordnen kann. In dieser Eigenschaft liegt das große Potenzial maschineller Lernverfahren.

Dafür sind drei Aspekte entscheidend: Die **Daten**, ein **Trainingsalgorithmus** und schließlich auch das **Modell** selbst. Der Wert von Daten an sich ist offensichtlich: Ohne Daten kann kein Modell errechnet werden. Abgesehen vom Sammeln und Speichern der Daten liegt ihr Wert auch in der notwendigen Vorverarbeitung, die für Maschinelles Lernen notwendig ist. Sie müssen bereinigt werden, vollständig sein und außerdem das Ausgabeziel des Modells beinhalten. Bei der Objekterkennung braucht es beispielsweise also nicht nur die Bilder an sich, sondern auch die zugeordneten Objekte, die darauf gezeigt werden. Auch diese Vorverarbeitung ist energieintensiv. Ohne Eingabe (*Features*) und Ausgabe (*Labels*) kann Maschinelles Lernen häufig nicht funktionieren, eine Ausnahme stellt unsupervised learning dar.

Erst auf den zweiten Blick zeigt sich allerdings, dass auch der Trainingsalgorithmus sehr wertvoll ist. Zwar sind die Kernalgorithmen längst veröffentlicht und vielfältig als Open-Source-Software implementiert, jedoch sind erfolgreiche Modelle nicht das Ergebnis eines Trainingsdurchlaufs und -algorithmus, sondern einer Kombination mehrerer Algorithmen, die selbst viele Stellschrauben besitzen (*die Hyperparameter*) und deren Anwendung (genannt *Training Schedule*) selbst ein Stück Software von Wert ist.

Das Ergebnis des Trainingsprozess ist das fertig trainierte Modell: Bei einem künstlichen neuronalen Netz bezeichnet dies beispielsweise die Gewichtsmatrix. Auch große Modelle sind serialisierbar, das heißt, sie stellen selbst ein Datum dar, das gespeichert wird. Das Modell besitzt nun die Fähigkeit, mit unbekannten Daten umzugehen und sinnvoll Daten zu prädizieren. Die Trainingsdaten benötigt es nun nicht mehr. Somit ist auch das Modell selbst wertvoll und kann auch als Ausgangspunkt für eine effizientere Entwicklung neuer Modelle in verwandten Problemstellungen sein (sogenanntes *Transfer Learning*).

Am Ende des Prozesses existieren also insgesamt drei wertvolle Gegenstände: die **Trainingsdaten**, die **Trainingspipeline** sowie das **trainierte Modell**.

3.2 Herausforderung durch Rebound-Effekte

Das Beispiel BERT verdeutlicht, dass die zunehmende Digitalisierung und speziell das Training von KI-Modellen in der Kritik stehen, Nachhaltigkeitsziele zu konterkarieren. So können KI-Anwendungen sogenannte Rebound-Effekte verursachen, etwa durch die Zunahme der Nutzung eines Guts durch die Effizienzsteigerung in der Produktion oder Nutzung anderer Güter (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 21). Wenn beispielsweise durch einen niedrigeren Energieverbrauch das Trainieren oder die Nutzung von KI-Anwendungen erschwinglicher wird, kann sich die Zahl der Anbietenden und Nutzenden erhöhen oder es attraktiver werden, durch breit gefächerte Ansätze viele Stellschrauben zu explorieren (z. B. in Ensemble-Ansätzen). In der Summe könnte das einen höheren Energieverbrauch bedeuten (= Rebound-Effekt).

Solche Rückkopplungseffekte können auch durch die Änderung des Nachfrageverhaltens entstehen, beispielsweise dann, wenn eine steigende Nachfrage nach autonomem Fahren eine geringere Nachfrage nach Angeboten des ÖPNV zur Folge hat und damit insgesamt der CO_2-Verbrauch steigt. Rebound-Effekte können aber auch dadurch entstehen, dass etwa durch Fortschritte im Bereich des autonomen Fahrens auch der Individualverkehr deutlich günstiger wird, was dann möglicherweise zu mehr Nutzung und damit auch zu höheren CO_2-Emissionen führen könnte (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 21). Wenn Rebound-Effekte frühzeitig schon bei der Planung neuer KI-Anwendungen berücksichtigt werden, bieten sich auch Chancen, das volle Potenzial von KI für die Ressourcenschonung zu nutzen. So könnten bei der Einführung neuer KI-Anwendungen Maßnahmen zur Aufklärung (ggf. auch Nudging) der Anwenderinnen und Anwender und das Aufzeigen umweltschonender Alternativen Rebound-Effekte abmildern, indem sie etwa zu einer energiesparenderen und/oder suffizienteren Nutzung führen. Im Anwendungsbereich Mobilität können so beispielsweise neue KI-basierte Geschäftsmodelle auch zu ressourcenschonenderen Sharing-Modellen führen sowie dazu, dass multimodale Mobilität einfacher und der ÖPNV flexibilisiert wird (vgl. Boll et al., 2020). Insgesamt kann eine Entscheidung für eine nachhaltige Entwicklung jedoch auch bedeuten, gar keine KI oder energiesparende Alternativen einzusetzen.

Ansätze zur Evaluation und Regulierung des KI-bedingten Ressourcenverbrauchs

Für die objektive Evaluation und Regulierung des KI-bedingten Ressourcenverbrauchs gibt es einige Ansatzpunkte, die bereits jetzt oder zukünftig dabei helfen können, den Energie- und Ressourcenverbrauch und damit den ökologischen Fußabdruck von eingesetzten KI-Technologien besser bewerten, erforschen und senken zu können. Zu diesen Ansätzen gehören unter anderem folgende:

- **Suffizienzprinzip:** KI ist kein Selbstzweck – im Hinblick auf eine nachhaltige Entwicklung ist es wichtig, sich um einen möglichst geringen Rohstoff- und Energieverbrauch zu bemühen und damit konkret die Frage zu berücksichtigen, welcher Technologieeinsatz für die Bearbeitung welchen Problems unter Abwägung von Nachhaltigkeitszielsetzungen sinnvoll ist und welcher nicht (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 95). Allerdings stehen wir aktuell bei vielen KI-Anwendungen vor einem Explorationsproblem: Bisher fehlen analytische Zugänge beim Maschinellen Lernen noch häufig, sodass Forschende auf Basis großer Datenmengen erste Modelle errechnen können. Solche Trial- and Error-Verfahren ermöglichen es aktuell daher noch nicht, das Suffizienzprinzip durchgängig anzuwenden. Dies ist aus Nachhaltigkeitsperspektive allerdings dringend geboten, auf Basis weiterer KI-Forschung muss eine solche Abwägung in Zukunft häufiger vorgenommen werden können.

- **Hardware-Effizienz:** Verbesserungen der Hardware-Effizienz sind eine zentrale Möglichkeit, um den Anstieg des Energieverbrauchs abzufedern, der auf das Training größerer Modelle und die weit verbreitete Einführung von KI zurückgeführt werden kann. Hierfür gibt es bereits verschiedene, erfolgreiche Ansätze (Cowls et al., 2021, S. 11). Die Hardware-Effizienz muss dabei zunächst differenzierter betrachtet werden: Einerseits geht es um den Energie- und Ressourcenverbrauch bei Herstellung und Recycling, andererseits um die Nutzung der Hardware. Je nachdem, wo KI ausgeführt wird, ob in der Cloud oder im Edge-Device, müssen die Beiträge der Herstellung, der Nutzung und des Recyclings zum Ressourcenverbrauch unterschiedlich stark gewichtet werden.
  Cloud-Rechenzentren sind schon aus wirtschaftlichen Erwägungen auf maximale Effizienz und Auslastung ausgelegt. Die Server-Hardware in Rechenzentren wird so lange eingesetzt, bis sich der Austausch durch eine neue Hardware-Generation aus Effizienzgründen lohnt (Rechenleistung pro elektrische Leistung). Daher spielt der CO_2-Fußabdruck aus der Chipherstellung hier nur eine vergleichsweise geringe Rolle. Anders verhält es sich bei der Emissionslast durch den Energieverbrauch bei der Nutzung. Bei (mobilen) Endgeräten (Edge) ist dagegen vor allem der Ressourcenverbrauch bei der Herstellung und dem Recycling relevant, da die Nutzungszeit und der Lebenszyklus deutlich kürzer sind. Entsprechend gilt dies auch für einen KI-Algorithmus, der darauf ausgeführt wird.

- **Verlängerung der Lebenszyklen und zirkuläre Wertschöpfungsketten:** Ein möglicher weiterer Lösungsansatz für einen reduzierten KI-bedingten Ressourcenverbrauch ist die Verlängerung der Lebenszyklen der Geräte sowie eine zirkuläre, möglichst rückstandsfreie Wertschöpfungskette (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 95; Plattform Industrie 4.0, 2020).

- **Schaffung eines nachhaltigen Bewusstseins:** Um Rebound-Effekte möglichst zu reduzieren, sollten zudem bei Entwicklerinnen und Entwicklern von KI ein Bewusstsein über die Emissionen des KI-Trainingseinsatzes über den ganzen Entwicklungszyklus geschaffen und innovative Möglichkeiten zur Reduktion entwickelt werden. Hier können Sensibilisierungs- und Assessment-Methoden helfen.[3] Dazu gehört auch, im Zuge einer betriebswirtschaftlichen Gesamtbetrachtung die wahren Kosten für Rechenleistungen mit dem Nutzen von KI-Anwendungen systematisch zu evaluieren. Bei KI-Anwendungen, die über Cloud-Anbieter laufen und der Ressourcenverbrauch daher nicht nur in Deutschland oder der Europäischen Union erhoben werden kann, braucht es geeignete Bewertungsverfahren.

- **Energieeffiziente Infrastruktur, Umstellung auf erneuerbare Energien und intelligentes Recycling von Abwärme:** Große Betreiber von Rechenzentren, darunter Cloud-Anbieter wie Microsoft und Google, haben inzwischen Schritte unternommen, ihren CO_2-Fußabdruck durch Investitionen in energieeffiziente Infrastrukturen, die Umstellung auf erneuerbare Energien, das Recycling von Abwärme und weitere Lösungskonzepte zu verringern (Cowls et al., 2021, S. 12). Ähnliche Maßnahmen sollten auch in kleineren Rechenzentren umgesetzt werden.

- **Reinvestition der eingesparten Ressourcen in nachhaltige Prozesse:** Etwaige Rebound-Effekte müssen auch bei den durch KI ermöglichten Effizienzsteigerungen im Industrie-Kontext berücksichtigt werden. Entscheidend dabei ist, dass Unternehmen die eingesparten Ressourcen weiter in Umwelttechnologien und -prozesse investieren, um positive ökologische Effekte zu

3 Vgl. dazu weiterführend: TU Delft OpenCourseWare (2020): Technology Development and Impact Assessment.

erzielen (Umweltbundesamt, 2019, S. 25). Nicht im Sinne der Nachhaltigkeit wäre, eingesparte Ressourcen zu reinvestieren, um dadurch die Wertschöpfung weiter zu steigern.

- **Effizienz statt Expansion – Verringerung des absoluten Energie- und Ressourcenverbrauchs:** Nachhaltige KI behandelt die Ressourceneffizienz als primäres Bewertungskriterium und fördert durch die breite Zurverfügungstellung von Trainingsdaten und Modellen die Transparenz und Wiedernutzung vorhandener Lösungen (Zielinski, 2021; Schwartz et al., 2020). Es braucht Anreize und Regulierung, damit sich Unternehmen verstärkt für Effizienz statt Expansion entscheiden (Umweltbundesamt, 2019, S. 25). Insgesamt muss daher der absolute Energie- und Ressourcenverbrauch verringert werden. Eine Steigerung der Effizienz allein reicht hier nicht aus, sie kann sogar zum gegenteiligen Effekt führen. Hierzu bedarf es weiterer Forschung, um aus aggregierten Verbrauchsdaten weitere Maßnahmen zur Verringerung des Energie- und Ressourcenverbrauchs ableiten zu können.

3.3 Lösungen für mehr Energie- und Ressourceneffizienz von KI-Anwendungen

Der hohe Stromverbrauch von KI-Prozessoren ist technologieinhärent, denn große neuronale Netze benötigen große Rechenkapazitäten und viel Energie, vor allem für die Kühlung der Anlagen. Gleichzeitig entstehen weltweit immer mehr Rechenzentren, die für einen steigenden Energieverbrauch verantwortlich sind (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 95; Reset, 2020, S. 56). Parallel dazu gibt es den starken Anstieg intelligenter Endgeräte mit eingebauten KI-Fähigkeiten, der den Bedarf an effizienten KI-Architekturen auch im IoT-Bereich verdeutlicht (Reset, 2020). Im Folgenden sollen einige praktische Lösungen vorgestellt werden, um den Energieverbrauch von KI-Anwendungen zu senken:

- **Nachhaltigkeit by Design:** Nachhaltigkeit in der KI-Forschung wird durch viele Faktoren beeinflusst: Der größte Effekt kann nur erreicht werden, wenn Nachhaltigkeit stets und von Anfang an mitgedacht wird, etwa, indem Datensätze in verschiedenen Größen angeboten oder nur Daten verwendet werden, die nachweisbar einen Beitrag zur Systemperformance leisten. Zudem kann es bei manchen KI-Anwendungen sinnvoll sein, vortrainierte Modelle zu verwenden. Eine weitere Möglichkeit stellt die Kombination von semantischen Methoden oder digitalen Zwillingen und dem Anlernen von KI-Modellen dar. So kann etwa in der Prozessoptimierung, wenn relevante Features bereits bekannt bzw. typisch für den analysierten Prozessablauf sind, die Semantik im Vorfeld integriert werden, sodass das intensive Lernen für die Feature-Extraktion nicht mehr notwendig ist. Diese Verfahren können etwa beim Strangguss oder generell in der Metallurgie eingesetzt werden: Hier sind thermische Prozesse wichtig und es werden viele und unterschiedliche Temperaturmessungen vorgenommen. Manche Messungen sind für die untersuchten Fragestellungen wichtiger (z. B. Einfluss auf die Qualität) und werden daher präferiert betrachtet. Diese Informationen über die exponierte Bedeutung liefern entweder Fachexpertinnen und -experten oder semantische Modelle, die aus ähnlichen Anwendungsfällen bereits abgeleitet sind, oder die Kombination aus beidem. „Nachhaltigkeit by Design" umfasst hierzu Forschung (z. B. Algorithmen und Topologien), Systementwicklung (Trainingsdaten) und Betrieb, etwa durch energieeffiziente Microchips mit spezialisierten Beschleunigern. Forschungsprojekte gibt es dazu auch im Bereich der neuromorphen Mikroelektronik, wobei neuromorphe KI-Chips aufgrund ihrer speziellen Chiparchitektur lernfähig sind. Eine weitere Möglichkeit ist, die Forschung über sogenanntes „energyaware training" weiter zu fördern. Ein System könnte dann so konzipiert werden, dass es zunächst mit einem kleinen Datensatz trainiert wird. Auch

dabei gilt: Nicht jeder Datensatz ist gleich wertvoll für das Training. Unternehmen, die Datensätze anbieten oder anwenden, können diese zunächst auf „most valuable first" anwenden bzw. auf die vielversprechendsten Elemente des Datensatzes. Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler an der Stanford University haben dazu eine Methode vorgeschlagen, um zu quantifizieren, wie viel einzelne Datensätze zur Leistung von KI-Modellen und zum Gewinn von Unternehmen beitragen.[4] Des Weiteren kann auf spezialisierten Rechnern trainiert werden, um den Trainingsprozess von KI-Modellen möglichst kosteneffizient zu gestalten. Dennoch muss auch bei der Elektronik-Hardware im Sinne der Nachhaltigkeit abgewogen werden, ob für eine Anwendung die Entwicklung einer spezialisierten, auf minimalen Energieverbrauch optimierte Hardware für KI oder die (Wieder)-verwendung vorhandener Hardware sinnvoller ist.

- **Federated Learning und Wiederverwendung von Modellrechnungen:** Wiederverwertung ist offensichtlich nachhaltig – und auch im Bereich des Maschinellen Lernens möglich. Allerdings spiegeln einmal trainierte Modelle die den Trainingsdaten zugrundeliegende Systematik wider. Ändert sich das Einsatzgebiet, das heißt, passt das Modell nicht mehr zu den Daten, mit denen es trainiert wurde, wird die Abweichung zwischen den vom Modell prädizierten und den tatsächlichen (Ausgangs-)Daten so groß, dass das Modell nicht mehr sinnvoll eingesetzt werden kann. Jedoch ist dieses als Concept Drift bekannte Problem kein spezifischer Effekt, der entsteht, wenn Modelle auf andere Aufgaben übertragen werden, sondern ein Effekt, der im Laufe der Zeit mit hoher Wahrscheinlichkeit auftritt. Um Modelle innerhalb einer Anwendungsdomäne auf verwandte Aufgaben zu übertragen, kann man sogenanntes Transferlernen einsetzen (Tan et al., 2018). Beim Übertragen von der Quell- auf die Zieldomäne benötigt der Transferlernen-Algorithmus nur einen Bruchteil der Daten, die für das initiale Training notwendig waren. Damit werden große Modelle auch dann einsetzbar, wenn die Nutzerin oder der Nutzer nicht über einen großen Datenschatz oder die Rechenressourcen für das Training verfügt. Aufbauend auf Maßnahmen verantwortungsbewussten unternehmerischen Handelns (schon bei der Datenerhebung) kann innovatives Maschinelles Lernen in diesem Zusammenhang zudem zwei typische organisatorische Probleme adressieren: die Einhaltung der notwendigen Datenschutzstandards sowie die Sicherheit, dass kein internes Wissen (*Intellectual Property*), das in den Trainingsdaten vorhanden ist, indirekt über das Modell nach außen kommuniziert wird.

  Federated Learning bietet hier eine elegante Methode, um mindestens das erste Problem zu lösen: Dabei wird die Trainingsaufgabe partitioniert; jeder Knoten trainiert nur mit den Daten, die er auch selbst besitzt. Dadurch verlassen schützenswerte Daten ihren festgelegten Einflussbereich nicht. Der zentrale, orchestrierende Server erhält dann nur die jeweils lokal erzeugten Modelle und fügt sie dann zusammen (siehe Abbildung 2). Der Stromverbrauch der lokalen Geräte ist dabei niedriger als der eines großen, zentralen Trainingsservers; in Summe kann allerdings nicht die Effizienz des Trainings aller Daten auf einer Maschine erreicht werden. Federated Learning kann allerdings als Unterstützung eines Konzepts von *„Privacy By Design"* wirken: Die Rohdaten sind weiterhin datenschutzkonform gespeichert. Vor allem in Bereichen mit hohen Anforderungen, wie der medizinischen Bildanalyse, oder verteilten Akteuren mit intensiver Kollaboration (z. B. Landwirtschaft, siehe auch Infobox zu Agri-Gaia) verspricht das große Potenziale (vgl. Kaissis, Makowski & Rückert, 2020).

4 Vgl. dazu weiterführend: Quantifying the value of data.

Abbildung 2: **Verfahren beim Federated Learning**

Quelle: Eigene Darstellung.

- **Nutzung von Abwärme aus Rechenzentren:** Digitale Technologien (z. B. Informations- und Telekommunikationstechnologie, Rechenzentren) sind weltweit für etwa vier Prozent der Treibhausgasemissionen verantwortlich – und damit für mehr klimaschädliche Emissionen als der internationale Flugverkehr (Eon, 2021). KI gilt dabei als besonders energieintensiv. Wesentlicher Faktor ist dabei nicht nur der reine Stromverbrauch der Geräte, sondern vor allem deren Kühlung. KI, Autonomes Fahren, Industrie 4.0 und Co. erfordern immer mehr Rechenleistung in Rechenzentren. Die Anforderungen für diese leistungsfähigen Anwendungen steigen dabei so stark an, dass sich trotz der Fortschritte in der Energieeffizienz von Informationstechnik und Rechenzentrumsinfrastruktur der Strombedarf der Rechenzentren kontinuierlich erhöht. 2017 benötigten die Rechenzentren in Deutschland etwa so viel Strom wie die Großstadt Berlin (NeRZ & eco, 2019, S. 3). Bislang wurde dieser Strom, der in den Rechenzentren in Wärme umgewandelt wird, häufig noch ungenutzt in die Umgebung abgegeben. Eine innovative Nutzungsmöglichkeit der Abwärme aus Rechenzentren ist die Einspeisung der Wärme in vorhandene oder neu zu installierende Nah- und Fernwärmenetze. Nahwärmenetze werden meist innerhalb von kleineren Wohn- oder Gewerbegebieten installiert, Fernwärmenetze umspannen dagegen meist ganze Städte und sogar Ballungsräume (NeRZ & eco, 2019, S. 5).

  In Schweden wird schon heute intensiv die Abwärme aus Rechenzentren genutzt, indem sie in Fernwärmenetze eingespeist wird (NeRZ & eco, 2019, S. 5). Das Netzwerk energieeffiziente Rechenzentren (NeRZ) und der Verband der Internetwirtschaft e. V. (eco) haben dazu verschiedene Nutzungsmöglichkeiten zusammengetragen (vgl. NeRZ & eco, 2019, S. 3–8): Wenn kein geeignetes Fernwärmenetz in der direkten Umgebung vorhanden ist, kann eine Alternative die Abwärmenutzung des Rechenzentrums in Anlagen in der unmittelbaren Umgebung sein. Egal ob Schwimmbäder, Wäschereien oder Gewächshäuser – zahlreiche Einrichtungen benötigen ganzjährig Wärme. Eine weitere Nutzungsmöglichkeit von Abwärme im Bereich von Gewächshäusern stellt die vertikale Landwirtschaft (vertical farming) dar. Hier erfolgt im urbanen Bereich eine Produktion von pflanzlichen und tierischen Produkten in mehrstöckigen Gebäuden. Eine dritte Möglichkeit bietet die Nutzung der Abwärme in den eigenen bzw. angrenzenden Gebäuden von Rechenzentren, etwa mithilfe von Wasser/Wasser-Wärmepumpen,

um beispielsweise Büro- oder Aufenthaltsräume zu heizen. Darüber hinaus kann mithilfe von Abwärme auch Kälte erzeugt werden, etwa zum Kühlen von Anlagen. Dies bietet zudem den Vorteil, dass dabei keine klimaschädlichen Gase erzeugt werden.

ANWENDUNGSBEISPIELE

Energieeffiziente Rechenzentrumsinfrastruktur

Am Leibniz-Rechenzentrum der Bayerischen Akademie der Wissenschaften in Garching bei München wird die Abwärme der Hochleistungsrechner SuperMUC und CoolMUC verwendet, um in der kalten Jahreszeit Gebäude zu heizen. In der warmen Jahreszeit wird die Rechnerabwärme mittels sogenannter Adsorptionskältemaschinen genutzt, um Prozesskälte zu erzeugen (LRZ, 2014).

Cloud&Heat im ehemaligen Rechenzentrum der EZB

Auf den frei gewordenen Rechenzentrumsflächen des ehemaligen Gebäudes der Europäischen Zentralbank (EZB) hat das Unternehmen Cloud&Heat Technologies GmbH 2017 eigene Server installiert, um den wachsenden Bedarf an Cloud-Server-Kapazitäten zu decken (Ostler, 2017). Im danebenliegenden Hochhaus Eurotheum wird bis zu 90 Prozent der Abwärme des Rechenzentrums genutzt. Dazu wird die Wärme durch ein Heißwasserkühlsystem an den Servern abgeführt und in den Heißwasserkreislauf des Eurotheums eingespeist (NeRZ & eco, 2019, S. 7). Damit können durch die Abwärme, die für das Beheizen der ansässigen Büro- und Konferenzräume, Hotellerie und Gastronomie verwendet wird, noch zusätzlich Kühlkosten für das Rechenzentrum im Vergleich zur konventionellen Luftkühlung eingespart werden (vgl. NeRZ & eco, 2019, S. 7; Digitales Hessen, 2018; Ladner, 2017; Ostler, 2017).

CO_2-Ausgleichsleistungen

Wo die direkte Beeinflussung der Ressourceneffizienz nicht möglich ist, kann zumindest ein Ausgleich der CO_2-Bilanz vorgenommen werden: Ein Beispiel dafür sind Kompensations-Zertifikate, womit etwa globale Klimaschutzprojekte oder die Entwicklungshilfe unterstützt werden können (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 21). Um sicherzustellen, dass KI-Anwendungen einen Beitrag zur Energie- und Ressourceneffizienz leisten, sind auch Modelle vorstellbar, mit denen die verbrauchte Rechenleistung durch äquivalente Ausgleichszahlungen kompensiert wird, ähnlich wie das zum Beispiel bereits bei Flügen durch eine CO_2-Abgabe möglich ist. Alternativ könnten Anbieter der KI-Anwendung direkt Umweltmaßnahmen unterstützen: Ein Beispiel dafür ist die Suchmaschine ecosia, bei der durch „Suchanfragen Bäume gepflanzt“ werden: Klickt eine Nutzerin bzw. ein Nutzer in einem Suchergebnis auf einen Werbelink, spendet ecosia einen Teil der Einnahmen an Aufforstungsprojekte. 2020 vermeldete ecosia, dass damit bereits rund 100 Millionen Bäume gepflanzt werden konnten (ecosia, 2020).

Rechenzentren in Windkraftanlagen

Das Unternehmen windCores integriert Rechenzentren in den zahlreich vorhandenen Windkraftanlagen im Raum Paderborn. Aufgrund drohender Überlastung des Stromnetzes müssen Windkraftanlagen immer öfter abgestellt werden. 2019 wurden so 5,4 TWh saubere Energie nicht produziert. Energieintensive Rechenzentren können diese Energie vor Ort nutzen und beispielsweise nicht zeitkritisches, aber aufwändiges Anlernen von KI-Modellen dann starten, wenn Energie vom Netz nicht abgenommen werden kann (Windcores, 2021).

Der große Energieverbrauch von KI steht den Effizienzgewinnen gegenüber. Die Potenziale von KI-Technologien können nur dann voll ausgeschöpft werden, wenn Kosten, Aufwand sowie Nutzen vor dem Hintergrund eines möglichst niedrigen Ressourcenverbrauchs sorgfältig abgewogen werden. Zum einen kann durch neue Methoden des Lernens, die Wiederverwendung von Modellen und effizientere Hardware die benötigte Energie reduziert werden. Zum anderen kann die Abwärme von Rechenzentren genutzt werden, um den Energieverbrauch in anderen Bereichen (z. B. für Gebäudebeheizung, Kühlen von Anlagen) zu reduzieren.

4. Nachhaltigkeit durch KI: Fallbeispiele aus verschiedenen Anwendungskontexten

Für die Bewältigung des Klimawandels müssen Emissionen reduziert werden, was Veränderungen unter anderem in den Bereichen Mobilität, Land-, Energie- und Kreislaufwirtschaft erforderlich macht, während zudem Anpassung an die Folgen des Klimawandels sowie Planung der Widerstandsfähigkeit und des Katastrophenmanagements auf der Grundlage eines Verständnisses des Klimas und extremer Ereignisse nötig sind (Rolnick et al., 2019, S. 1). Vom Start-up über den Mittelständler zum Großkonzern – Unternehmen sind Haupttreiber bei der Entwicklung von KI-Anwendungen, viele bringen inzwischen KI-basierte Lösungen auf den Markt, die helfen, Umweltbelastungen zu reduzieren, Systeme und Prozesse ressourceneffizienter zu gestalten und das Systemverständnis von Umwelt und Klima zu verbessern (Umweltbundesamt, 2019, S. 5). Gleichzeitig gibt es auch an Hochschulen und Universitäten viele anwendungsbezogene Forschungsprojekte, um Prozesse oder Geschäftsmodelle mithilfe von KI „grüner" zu machen. Einige dieser KI-basierten Anwendungen, Lösungen und Geschäftsmodelle aus verschiedenen Branchen werden in diesem Kapitel vorgestellt.

4.1 Mobilität und intelligente Verkehrssteuerung

Technologischer Fortschritt formt und gestaltet den Mobilitätssektor – KI kann auch hier einen wichtigen Beitrag zur Mobilität der Zukunft leisten. Trotz eines vor allem durch Sondereffekte (z. B. Corona-Pandemie) bedingten starken Rückgangs der Emissionen war der Verkehrssektor 2020 für fast 20 Prozent der Treibhausgasemissionen Deutschlands verantwortlich (vgl. Umweltbundesamt, 2021). KI kann in diesem Bereich helfen, Verkehrssysteme intelligenter und zukunftsfähiger zu machen (vgl. Plattform Lernende Systeme, 2019a). Potenziale von KI-Anwendungen im Bereich Mobilität bestehen insbesondere darin, Verkehrsflüsse und Stromnetze durch Vorhersage von Angebot und Nachfrage zu optimieren sowie die bessere Nutzung erneuerbarer Energien zu steuern (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 12). Auch hinsichtlich der klimafreundlicheren Verkehrssteuerung können KI-Technologien zu einer nachhaltigeren Zukunft beitragen (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 93). So können KI-Technologien die Emissionsreduktion unter anderem durch die datenbasierte Ausbalancierung und Vorhersage von Nachfragespitzen (z. B. Grid-Control) sowie durch optimiertes Nutzerverhalten (bewusstes Energiesparen, effizientes Fahrverhalten) unterstützen (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 7).

Entscheidend für den Erfolg der Einführung von KI-basierten Verkehrssystemen ist aber die Akzeptanz der Nutzerinnen und Nutzer. Trends in der Verkehrsentwicklung deuten in diesem Zusammenhang auf eine steigende Verkehrsleistung sowohl im Individual- als auch im Güterverkehr hin: KI-Technologien können hier gezielt eingesetzt werden, um die Komplexität neuer Sharing- und Mobilitätskonzepte zu reduzieren, Verkehrsflüsse zu simulieren, optimal zu steuern und geeignete Orte für Infrastrukturmaßnahmen (Ladesäulen, Sharing-Parkplätze etc.) zu finden und somit den Verkehr nachhaltiger zu gestalten und insgesamt zu reduzieren (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 14–15). Im Individualreiseverkehr kann KI damit einen wichtigen Beitrag für eine nachhaltigere Entwicklung leisten, indem sie etwa Infrastrukturen, die Umwelt und Ressourcen nachhaltig und effizient entlasten kann (vgl. Hesse & Müller-Quade et al., 2021). Auch können dadurch Geschäftsmodellinnovationen entstehen: Die Plattform Lernende Systeme hat dazu in einem Whitepaper Beispiele aus dem Bereich Reisen und Transport zusammengetragen, wie KI-basierte Mobilitätskonzepte gleichzeitig neue Geschäftsmodelle ermöglichen, etwa für digitale Plattformen, über die künftig zahlreiche Unternehmen aller Größen und Branchen kooperieren können (vgl. Boll et al., 2020).

Klärungsbedarf besteht bezüglich der KI-Nutzung im Mobilitätssektor vor allem hinsichtlich der Verarbeitung personenbezogener Daten (Beschränkungen durch die Datenschutzgrundverordnung [DSGVO]) sowie durch die nicht vorhandene Standardisierung und Verpflichtung der Emissionsausweisung durch die Verursachenden. Auch die zu geringe und zu stark aggregierte Datenbereitstellung aus öffentlicher Infrastruktur, der Mangel an Vernetzung und der fehlende Praxistransfer von Forschungsinitiativen sowie die Skepsis und Unsicherheiten bei den Nutzerinnen und Nutzern erschweren aktuell noch, dass KI-Potenziale im Mobilitätssektor voll ausgeschöpft werden können (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 7). Künftig braucht es daher eine verbindliche Emissionserhebung im Transportbereich sowie einen sicheren, unabhängigen und multilateralen Datenaustausch zwischen Unternehmen über zentrale Transportdaten-Plattformen (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 9). Eine partizipative und transdisziplinäre Forschung kann dabei unterstützen, die Entwicklungen erfahrbar zu machen und die gesellschaftliche Akzeptanz zu steigern.

ANWENDUNGSBEISPIELE

Mobility Data Space

Vor dem Hintergrund der mangelnden Datengrundlage und Vernetzung wurde im Rahmen des vom Bundesverkehrsministerium (BMVI) geförderten Projekts „Datenraum Mobilität" 2021 der Mobility Data Space ins Leben gerufen. Auf diesem Datenmarktplatz sollen gleichberechtigte Partner im Mobilitätssektor selbstbestimmt Daten austauschen können, um innovative, umwelt- und nutzerfreundliche Mobilitätskonzepte zu ermöglichen und weiterzuentwickeln (Mobility Data Space, 2021a, b). Trägergesellschaft des Mobility Data Space ist eine neutrale Non-Profit-Organisation, die den Mobility Data Space weiter aufbaut. Gründungsgesellschafterin der GmbH ist acatech – die Deutsche Akademie der Technikwissenschaften. An der Konzeption des Mobility Data Space haben mehr als 200 Stakeholder der deutschen Mobilitätslandschaft aus Wissenschaft, Wirtschaft und öffentlicher Verwaltung mitgearbeitet. Der Mobility Data Space ist eine Data Sharing Community für Akteure der Mobilitätsbranche, dieser soll den Wettbewerb um innovative, umweltfreundliche und nutzerfreundliche Mobilitätskonzepte anreizen, indem allen Nutzerinnen und Nutzern ein gleichberechtigter und transparenter Datenzugang verschafft wird.

4.2 Landwirtschaft

Ackerbau und Viehzucht waren im Jahr 2020 für rund neun Prozent der Treibhausgasemissionen in Deutschland verantwortlich (vgl. Umweltbundesamt, 2021). Zu den größten Faktoren der Treibhausgasemissionen in der Landwirtschaft zählen die Viehhaltung und die Düngung landwirtschaftlich genutzter Böden (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 9–10). Auch im Bereich der Landwirtschaft können KI-Technologien helfen, eine nachhaltige Ressourcennutzung zu erzielen, etwa durch die sensorbasierte Überwachung von landwirtschaftlichen Nutzflächen, durch bessere Prognosen von Erntequalität und -mengen, einen effizienteren Einsatz von Saatgut, Düngemitteln und anderen Substanzen oder durch den Einsatz KI-gesteuerter Unkrautvernichter durch Roboter (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 93, 99; Umweltbundesamt, 2019, S. 23). KI-Technologien können auch durch lokalisiertes und gezieltes Bewässern sowie durch die differenzierte Ernte und die angepasste Futterbeigabe in der Viehzucht zu einer nachhaltigeren Agrarwirtschaft beitragen (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 9). Auch eine ressourceneffiziente Produktion und Verarbeitung von Lebensmitteln sowie verbesserte Arbeitszeiteinsparung und -erleichterung lassen sich mithilfe von KI-Methoden umsetzen (Die Bundesregierung, 2020, S. 141).

ANWENDUNGSBEISPIELE

PhenoRob

Die Universität Bonn erforscht gemeinsam mit dem Forschungszentrum Jülich im Exzellenzcluster PhenoRob – Robotik und Phänotypisierung für nachhaltigen Pflanzenbau Methoden und neue Technologien, mit denen Pflanzen besser analysiert werden können (PhenoRob, 2021). Zielsetzung ist eine nachhaltige Pflanzenproduktion mit begrenzten Ressourcen; dazu soll untersucht werden, wie sich der Pflanzenanbau durch Optimierung von Züchtung und Betriebsführung mit neuen Technologien verändert. Im Fokus des Projekts steht das grundlegende Verständnis für relevante Parameter wie Pflanzenwachstum, Boden, Biodiversität oder Umweltfaktoren (PhenoRob, 2021).[5]

WaterFox – feldgenaue Bewässerung mit KI

Dürre, Wetterschwankungen und feuchtigkeitsbedingte Krankheiten sind jedes Jahr für Milliardenschäden in der Landwirtschaft verantwortlich und bedrohen die Nahrungsmittelsicherheit von Millionen von Menschen weltweit. Genauere Informationen über den Zustand von Pflanzen und Böden können Landwirten dabei helfen, wirkungsvolle Maßnahmen gegen Ernteausfälle und Trockenschäden zu unternehmen und effizienter zu bewässern. Das Start-up heliopas.ai aus Karlsruhe liefert Landwirten präzise Daten zur Bodenfeuchtigkeit ihrer Felder und berücksichtigt dabei auch Faktoren wie die individuelle Beschaffenheit der Äcker, die Fruchtart oder historische Wetterdaten. Das Ziel: durch effiziente Bewässerung den Ertrag verbessern und natürliche Ressourcen schonen. Die KI-basierte Analyse von Satellitenbildern unterstützt Landwirte so bei der Umsetzung einer nachhaltigeren Landwirtschaft (vgl. Plattform Lernende Systeme, 2020b).

Cognitive Agriculture (COGNAC)

Im Fraunhofer-Leitprojekt COGNAC werden Innovationen für die digitale Transformation in der Landwirtschaft erforscht. Die Vision dabei ist die Schaffung eines lebendigen digitalen Ökosystems für die Landwirtschaft der Zukunft, des Agricultural Data Space (ADS). Im Projekt werden dazu fortschrittliche Sensorlösungen, Anwendungen der Feldrobotik und kognitive Datendienste konzipiert, pilotiert und evaluiert. Im Rahmen des ADS werden diese Lösungen auf einer zentralen digitalen Plattform miteinander verknüpft. Mehrwerte für Landwirte ergeben sich durch den systemübergreifenden Agrardatenraum, indem betriebliche Entscheidungen auf Basis hochaufgelöster Messdaten aus luft- oder bodengestützten Systemen und deren Veredelung mittels kognitiver Dienste unterstützt werden können. In der autonomen Feldrobotik kann durch die Anbindung an den ADS die pflanzenspezifische Feldarbeit auf den Feldern des Landwirts optimiert werden (Fraunhofer-Institut für Experimentelles Software Engineering IESE, 2019, S. 3).[6]

5 Vgl. dazu weiterführend: Schulzki-Haddouti, 2021, S. 10–19. Dieses und weitere Anwendungsbeispiele zum Thema KI und Nachhaltigkeit finden Sie auf unserer Themenseite https://www.plattform-lernende-systeme.de/nachhaltigkeit.html.

6 Vgl. dazu weiterführend: Schulzki-Haddouti, 2021, S. 74–85.

ANWENDUNGSBEISPIEL

Agri-Gaia – KI-Ökosystem für die Agrar- und Ernährungsindustrie

© DFKI GmbH

Nicht nur der Klimawandel macht eine nachhaltigere und ressourcenschonendere Landwirtschaft nötig, um Ressourcen effizienter einzusetzen, auch ständige Änderungen im Wettbewerb fordern eine innovative Landwirtschaft. Dazu entwickelt die mittelstandsgeprägte Landtechnik hocheffiziente und nachhaltig agierende Maschinen und setzt auf den Einsatz von KI-Technologien – sie spielen eine Schlüsselrolle im Erfolg der heutigen Landwirtschaft (vgl. Plattform Lernende Systeme, 2021, S. 42–43). Mittelständische Firmen der Agrar- und Ernährungsindustrie verfügen oftmals noch nicht über eigene KI-Kompetenz im Unternehmen. Deshalb müssen andere Firmen spezialisierte KI-Entwicklungen als B2B-Kooperation (z. B. als KI-as-a-Service-Variante) bereitstellen. Dazu braucht es eine digitale Infrastruktur für Daten und Algorithmen, die diese Kooperationsprozesse unterstützt.

Mit Agri-Gaia wird dazu ein KI-Ökosystem für die mittelstandsgeprägte Agrar- und Ernährungsindustrie geschaffen. In einem Konsortium mit zwölf Partnern[7] aus Industrie und Forschung wird dazu eine innovative B2B-Plattform realisiert, die branchenspezifisch adaptierte KI-Bausteine als leicht verwendbare Module bereitstellt und Anwendende, Entwicklerinnen und Entwickler von KI-Algorithmen zusammenbringt. Agri-Gaia schließt den Kreis von der Datenaufnahme auf der Landmaschine, dem Trainieren der KI-Modelle auf entsprechenden Servern und der kontinuierlichen Bereitstellung aktueller und optimierter Algorithmen. Es werden entsprechende Schnittstellen und Standards entwickelt, sodass eine herstellerübergreifende Infrastruktur für den Austausch von Daten und Algorithmen entsteht. Durch das herstellerübergreifende Zusammenspiel der KI-Produkte wird KI-Start-ups eine Infrastruktur geboten, die den Marktzugang erleichtert. Dadurch können – auch in mittelständischen Unternehmen – vielfältige neue Geschäftsmodelle rund um die Plattform aufgebaut werden, etwa Dienstleistungen in der Datenverarbeitung.

7 **Agri-Gaia-Konsortium:** AgBRAIN GmbH, Agrotech Valley Forum e.V., AMAZONEN-WERKE H. DREYER SE & Co. KG, Robert Bosch GmbH, CLAAS E-Systems GmbH, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz GmbH, Hochschule Osnabrück, Josef Kotte Landtechnik GmbH & Co. KG, Maschinenfabrik Bernard Krone GmbH & Co. KG, LMIS AG, Universität Osnabrück, Wernsing Feinkost GmbH.

Als zentrale Voraussetzung gilt auch hier der Zugriff auf geeignete Daten: Die Digitalisierung der Landwirtschaft ist bereits weit fortgeschritten und reicht über die intelligente Sensorik bis hin zu stark automatisierter Robotik. Hemmnisse bestehen in diesem Sektor bei der KI-Anwendung durch die sensorische Komplexität in der Umwelt und der derzeit verfügbaren Datengrundlage, dem Erkennen von geeigneten Use Cases und praktischen Vorteilen sowie der mechanischen Komplexität und den hohen Kosten für autonome Maschinen (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 9). Gleichzeitig bedeuten Automatisierung und Digitalisierung für viele kleine und mittlere Betriebe eine große Herausforderung (vgl. Plattform Lernende Systeme, 2021). Besonders diesen Betrieben ermöglicht der KI-Einsatz in der Landwirtschaft aber, dem Kostendruck durch höhere Produktqualität und weniger Materialeinsatz begegnen zu können (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S.10; Plattform Lernende Systeme, 2021).

4.3. Energiewirtschaft

Der Großteil der Treibhausgasemissionen geht in Deutschland auf energiebedingte Emissionen zurück, Hauptverursacher der energiebedingten Treibhausgasemissionen ist die Energiewirtschaft (ca. 29,8 %), also die Strom- und Wärmeerzeugung, Raffinerien sowie Erzeuger von Festbrennstoffen (vgl. Umweltbundesamt, 2021).Technologien wie IOT, KI und Distributed-Ledger-Technologien (DLT) (z. B. Blockchain) können dabei helfen, die Energiewende zu beschleunigen, wenn dabei gleichzeitig mögliche negative Auswirkungen und Rebound-Effekte im Blick behalten werden (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 96; Wurm et al., 2021a,b). Bereits heute existieren KI-Anwendungen in praktisch allen Marktfeldern der energiewirtschaftlichen Wertschöpfungskette; Zudem sind KI-Anwendungen auch in den Marktfeldern verbreitet, die an der Schnittstelle von mehreren Wertschöpfungsstufen entstehen (vgl. Deutsche Energie-Agentur GmbH, 2019, S. 30). So wurden in den vergangenen Jahren insbesondere im Smart-Home-Bereich große Fortschritte erzielt, wodurch nutzerfreundliche Messgeräte defekte oder ineffiziente Haushaltsgeräte mithilfe von KI identifizieren können und mehr Transparenz über den eigenen Energieverbrauch schaffen (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 96). Die Potenziale der Entwicklung und Verbreitung von KI-Anwendungen im Energiebereich für mehr Nachhaltigkeit können in drei übergeordnete Dimensionen eingeteilt werden (Tabelle 1).

Tabelle 1: **Anwendungsfelder für die Entwicklung und Verbreitung von KI-Anwendungen im Energiebereich**

I. Allgemeine Entscheidungsgrundlagen	• Prognosen • Betriebsoptimierung • Beanstandungsoptimierung, strategische Geschäftsentscheidungen • Stromnetzmanagement
II. Instandhaltung und Sicherheit	• Predictive Maintenance • Wartung, Reparatur, Rückbau • Sicherheitsmaßnahmen
III. Vertriebs- und Verbraucherservices	• Vereinfachte Teilhabe aktiver Verbraucherinnen und Verbraucher • Individualisierung von Produkten und Marketingmaßnahmen • Prozessautomatisierung für Messungen, Abrechnungen, allgemeines Vertriebsgeschäft • Smart-Home-Bereich

Quelle: Vgl. Deutsche Energie-Agentur GmbH, 2019, S. 30 – 31.

Im Zentrum der integrierten Energiewende steht die umfassende Dekarbonisierung aller Sektoren durch eine Optimierung über Sektorengrenzen hinweg; die damit verbundene stärkere Vernetzung und steigende Komplexität im Energiesystem soll insbesondere mithilfe digitaler Technologien bewältigt werden (vgl. Deutsche Energie-Agentur GmbH, 2019, S. 27). Bei dieser integrierten Energiewende können KI-Methoden dabei unterstützen, die mit zunehmender Digitalisierung extrem vervielfachte Datenmenge effizient zu analysieren und auszuwerten (vgl. Deutsche Energie-Agentur GmbH, 2019, S. 27). Potenziale für mehr Nachhaltigkeit ermöglicht KI in der Energiebranche auch konkret im Bereich der CO_2-Reduktion, etwa durch die Vorhersage von Angebot und Nachfrage, die Optimierung der Einsatzplanung von Erzeugungsanlagen, die Minimierung der Transportverluste von Energie durch Predictive Maintenance, die Optimierung des Energieverbrauchs in der Industrie sowie die Vorhersage von Netzauslastungen (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 3–4).

Auch im Bereich der besseren Netzintegration von erneuerbaren Energien werden KI-Systemen große Potenziale attestiert: Wichtig sind hierfür die erfolgreiche Digitalisierung des Energiesektors und der datenschutzkonforme Zugang zu relevanten Daten – etwa Netzzustandsdaten, Liegenschaftskatasterdaten sowie Verbrauchs- und Erzeugungsdaten (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 96). Digitale Zwillinge können mithilfe von KI den Einsatz von erneuerbaren Energien optimieren, indem diese Energieerzeugung bedarfsgerechter und netzdienlicher eingesetzt wird und Ausfallzeiten minimiert werden (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 96). Ein Forschungsprojekt der RTWH Aachen lieferte in diesem Zusammenhang auch einen Beleg dafür, dass die Netzeinspeisung erneuerbarer Energien mithilfe eines KI-Programms (Smart Operator) durch optimiertes Lastmanagement um 35 Prozent erhöht werden kann (vgl. Zimmermann & Frank, 2019, S. 30; Deutscher Bundestag, 2020, S. 96–97). Mit KI kann zudem die Energie- und Gebäudeeffizienz gesteigert, die Systemsteuerung von miteinander vernetzten Produktionsmaschinen sowie die Regelung von Heiz-, Kühl- und Lüftungssystemen innerhalb von Gebäuden verbessert werden (vgl. Umweltbundesamt, 2019, S. 23).

Damit KI-basierte Anwendungen und Geschäftsmodellinnovationen zur Verminderung von CO_2-Emissionen in der Energiebranche beitragen, müssen bestimmte Anforderungen erfüllt werden: Einerseits müssen die Anwendungen technisch so weit ausgereift sein, dass sie sicher in der Energiewirtschaft eingesetzt werden können. Andererseits müssen sie einen Beitrag zur integrierten Energiewende leisten können, also ein gewisses Maß an CO_2-Einsparungspotenzial bieten. Darüber hinaus müssen KI-Anwendungen ihren Strombedarf aus erneuerbaren Energiequellen decken (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 5). Weiterer Klärungsbedarf für die KI-Anwendung in der Energiewirtschaft besteht hinsichtlich des Datenschutzrechts (v. a. im Smart-Home-Bereich), der Datensicherheit und des Energierechts (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 4). Zudem liefern aktuelle Stromnetze noch nicht ausreichend große Datenmengen, dazu ist die enge Zusammenarbeit zwischen Expertinnen und Experten aus der Energiewirtschaft, KI, Datensicherheit und dem Umweltschutz komplex und zeitaufwändig, aber notwendig, um rentable Use Cases identifizieren und umsetzen zu können (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 4). Damit KI-Algorithmen für Energienetze genutzt werden können, muss auch die Sensorik in Stromnetzen weiter ausgebaut werden; dazu müssen Energie-Anbieter diese Daten zur Verfügung stellen, staatliche Förderungen können Anreize dafür schaffen (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 6). Zudem sollten Daten aus Anlagen erneuerbarer Energien geteilt werden können, um Synergieeffekte mithilfe von KI-Modellen zu erzielen und einer möglichen Monopolisierung entgegenzuwirken; hierzu ist auch die Kooperation zwischen Großkonzernen, kleinen und mittleren Unternehmen sowie Start-ups ein wichtiger Schritt (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 6–7). Derzeit erschwert die komplexe Struktur des Energiemarkts mit überregionalen Transport- und regionalen Verteilnetzen und einer großen Zahl unterschiedlich großer Erzeuger die Etablierung KI-gestützter, prognosebasierter Geschäftsmodelle – ein Austausch über eine zentrale europäische Datenplattform könnte hier noch Optimierungspotenzial bieten (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 97).

ANWENDUNGSBEISPIEL

Vision – The AI-empowered Smart Grid

Die Forschungsgruppe Power Systems Intelligence erforscht hauptsächlich Lösungen für eine dezentrale, dekarbonisierte und cyber-resiliente Energieversorgung, die auf ML- und KI-Verfahren basieren (vgl. OFFIS – Institut für Informatik, 2021).

Quelle: Offis – Institut für Informatik 2021.

Ohne Wind keine Windenergie – die Integration verteilt genutzter, dargebotsabhängiger Primärenergien – und somit volatiler Einspeisung – gehört zu den zentralen Herausforderungen der Energiewende. Zu den dargebotsabhängigen Primärenergiequellen gehören etwa Sonnen- oder Windenergie, bei denen die Stromproduktion nicht von der Nachfrage, sondern vom Wetter abhängig ist. KI- und ML-basierte Verfahren können hier an vielen Stellen helfen, dieser Herausforderung zu begegnen, etwa in der semi-automatischen Betriebsführung von Stromnetzen, bei der von Einsicht getriebenen Vermarktung von dezentralen Energieanlagen oder bei der Prognose von Last- und Erzeugungszeitreihen. Dafür notwendig ist die enge Verknüpfung von Energiesystemen und IKT-Infrastruktur in Smart Grids sowie ein adaptives und autonomes „Immunsystem", um mit Angriffen gegen die Infrastruktur und Ausfällen von Teilsystemen umgehen zu können. Die Forschergruppe Power Systems Intelligence entwickelt deshalb Lösungen an der Schnittstelle zwischen Stromnetz und Energiemarkt, basierend auf KI und einem cyber-resilienten Systemverständnis, und verfolgt die Vision: KI im Smart Grid – the AI-empowered Smart Grid. Zielsetzung dabei ist das Erlernen von Netz- und Systemcharakteristika sowie die KI-gestützte Analyse möglicher Angriffsszenarien, um das Stromnetz auch bei starker Digitalisierung zu einem selbstadaptierenden, sicheren und cyber-resilienten Gesamtsystem zu machen.

4.4 Industrie und Prozesse – Innovative Optimierung und Kreislaufwirtschaft mit KI

Trotz sinkender Kohlendioxid-Emissionen war die Industrie 2020 für knapp ein Viertel (24,1 %) der Treibhausgasemissionen in Deutschland verantwortlich (vgl. Umweltbundesamt, 2021). Auch hier können KI-Verfahren im Bereich von Instandhaltung und Sicherheit helfen, Prozesse effizienter und ressourcenschonender zu gestalten. Auch bei der Produktentwicklung muss *Nachhaltigkeit by Design* stärker berücksichtigt werden – also beim Produktplanungs-, Produktentwicklungs- und Produktgestaltungsprozess. KI kann hier unterstützen, dass inhärent nachhaltige oder kreislaufwirtschaftsfähige Produkte durch biogene, bioabbaubare Materialien hergestellt werden, sodass Repair, Refurbish, Remanufacture und Recycle möglich wird.

Das Konzept des digitalen Zwillings wird im Zuge der Industrie-4.0-Transformation bereits eingesetzt und ist Teil der Digitalisierungsstrategie der deutschen Bundesregierung (vgl. Presse- und Informationsamt der Bundesregierung, 2021, S. 113). Dabei handelt es sich um die Virtualisierung physischer Objekte jeglicher Art, von der Maschine bis zum Wohnareal, um damit eine digitale Kopie bereitzustellen. Mit einem solchen digitalen Zwilling lässt sich beispielsweise eine Fernsteuerung des jeweiligen Geräts durchführen. Das Konzept der digitalen Zwillinge bietet aber nicht nur wirtschaftliche Vorteile, wie niedrigere Kosten (etwa die Möglichkeit der Fernwartung), sondern die Virtualisierung ermöglicht auch neue servicebasierte Geschäftsmodelle und eine nachhaltigere Nutzung vorhandener Ressourcen. Durch die Virtualisierung wird auch der Einsatz von KI deutlich vereinfacht, da man direkter auf Sensor- und andere Gerätedaten zugreifen kann.

Beispielsweise nutzen intelligente digitale Zwillinge KI-Methoden, insbesondere des Maschinellen Lernens, zur prädiktiven Wartung von Anlagen, wodurch bei schwer zugänglichen und komplexen Anlagen der physische Zugang überflüssig wird. Ähnliches gilt auch für die Entwicklung neuer Produkte, bei der die Herstellung von materiellen Prototypen und deren Transport vermieden werden kann. Gleichzeitig bietet die Virtualisierung digitaler Zwillinge und die Nutzung Künstlicher Intelligenz auch die Basis für eine verbesserte Entscheidungsfindung. Ein weiteres Einsatzgebiet der KI bei digitalen Zwillingen ist die Simulation des Verhaltens der zugehörigen physischen Objekte (vgl. Barricelli et al., 2019).

Durch solche Simulationsmöglichkeiten können sowohl der Verbrauch materieller Ressourcen in der Entwicklung als auch mögliche Umweltbelastungen durch die physische Erprobung vermindert werden. Schließlich unterstützen digitale Zwillinge das sogenannte „Plug & Produce", eine Übertragung des bekannten „Plug & Play"-Prinzips auf die Produktion (vgl. Plattform Industrie 4.0, 2017). Dieses ermöglicht eine flexiblere Produktion, indem Produktionskomponenten einfacher kombiniert werden können, um den Anforderungen kundenindividualisierter Massenfertigung besser Rechnung zu tragen. Damit ergeben sich neue Möglichkeiten für die Zusammenarbeit zwischen Unternehmen und neue Geschäftsmodelle. Digitale Zwillinge und KI unterstützen diese Zusammenarbeit, indem sie ermöglichen, die Verbindung der Komponenten bereits im Vorfeld digital zu analysieren (Ashtari Talkhestani et al., 2019).

4.5 Intelligente Kreislaufwirtschaft

Der Gebrauch von Elektro- und Elektronikgeräten ist in modernen Industriegesellschaften unverzichtbar geworden und trägt zu einem höheren Lebensstandard bei; die Produktion und Nutzung ist allerdings ressourcenintensiv, daher muss die Recyclingquote erhöht werden, außerdem muss die Rückgewinnung von Materialien im Sinne geschlossener Materialkreisläufe verstärkt werden (vgl. Forti et al., 2020, S. 13–15). KI-Methoden können in der gesamten Wertschöpfungskette angewandt werden, um eine Transformation zu einer ressourceneffizienten Kreislaufwirtschaft zu fördern. Beispielhaft sind KI-Anwendungen in den Bereichen Design, Produktion, Logistik, Sammlung und Sortierung zum Recycling sowie zur zielgerichteten Wiederverwendung bzw. Vermarktung von Sekundärrohstoffen.

Das Konzept der Kreislaufwirtschaft (bzw. Circular Economy) integriert Effizienz-, Konsistenz- und Suffizienzstrategien, wodurch sich Zielsetzungen verschiedener gesellschaftlicher Akteure miteinander in Einklang bringen und scheinbare Gegensätze zwischen ökonomischen, ökologischen und sozialen Belangen überwinden lassen (vgl. Circular Economy Initiative Deutschland, 2021, S. 22). Das Konzept zielt auf eine naturverträgliche und mit den Ökosystemen im Einklang stehende Gestaltung von Wirtschaftssystemen ab, wozu sicherere und unbedenklichere Chemikalien in der Material- und Produktentwicklung genutzt und Stoffkreisläufe geschlossen werden sollen (Circular Economy Initiative Deutschland, 2021, S. 22). Die Kreislaufwirtschaft erlebt gerade einen

Umbruch, da sie nicht mehr vorrangig Reststoffe beseitigt, sondern nun sekundäre Rohstoffe bestimmter Qualität auf den Markt bringt und somit auch Lieferketten resilienter gestalten kann. Geschäftsmodellinnovationen gehören hier zum zentralen Ansatzpunkt, der Unternehmen dabei hilft, die Circular Economy anzunehmen; idealerweise stimmt ein Geschäftsmodell die zirkulären Wertschöpfungsaktivitäten mit den unternehmerischen Chancen ab, um wirtschaftlichen Wert zu schaffen (vgl. Circular Economy Initiative Deutschland, 2021, S. 8). Relevant in diesem Kontext sind auch die sogenannten „6 REs" (Reduce, Reuse, Repair, Remanufacture, Recycle, Recovery) (vgl. ReTraCE, 2019): Ansätze, die Repair, Refurbish, Remanufacture in die Maschinen-/ Anlagenplanung sowie die Produktions- und Fabrikplanung integrieren, stellen hier ein interessantes Einsatzfeld für KI dar. KI-Innovationen können diese Ansätze in der Kreislaufwirtschaft auf drei Arten fördern (vgl. Ellen MacArthur Foundation, 2019, S. 4–5):

- Erstens kann KI die Entwicklung kreislauffähiger Produkte, Komponenten und Materialien durch iterative, auf maschinellem Lernen basierende Designprozesse verbessern und ein schnelles Prototyping und Testen ermöglichen.

- Zweitens kann KI die Wettbewerbsstärke von Geschäftsmodellen der Kreislaufwirtschaft, wie Product-as-a-Service und Leasing, verstärken.

- Drittens kann KI helfen, die Infrastruktur für die Rückwärtslogistik aufzubauen und zu verbessern, die erforderlich ist, um den Kreislauf von Produkten und Materialien zu schließen, indem die Prozesse zum Sortieren und Zerlegen von Produkten, zur Wiederaufbereitung von Komponenten und zum Recycling von Materialien verbessert werden.

Der potenzielle Wert, den KI bei der Vermeidung und Verschwendung in einer Kreislaufwirtschaft alleine für Lebensmittel freisetzen kann, wird für das Jahr 2030 auf bis zu 127 Mrd. USD geschätzt und vor allem den Optimierungspotenzialen in Landwirtschaft, Verarbeitung, Logistik und Verbrauch zugeschrieben (vgl. Ellen MacArthur Foundation, 2019, S. 5). Damit verschiedene Akteure der Wertschöpfungskette gemeinsam KI-Anwendungen erfolgreich umsetzen können, ist eine Etablierung gemeinsamer Schnittstellen zur Nutzung von Daten über Unternehmensgrenzen und Wertschöpfungsschritte hinweg erforderlich. Dieser ganzheitliche Aspekt der Kreislaufwirtschaft wird aktuell von der Förderbekanntmachung KI-Anwendungshub Kunststoffverpackungen adressiert.[8]

Besonders in der Abfallwirtschaft zeigen Pilotprojekte bereits, wie sich der Anteil von Rezyklaten durch KI-Einsatz deutlich steigern lässt (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 93). In der großtechnischen Anwendung werden KI im Bereich Recycling und Abfallwirtschaft Potenziale für die Verbesserung der Erkennung und Sortierung von Abfällen attestiert, um die Effizienz des Recyclings zu erhöhen (vgl. Umweltbundesamt, 2019, S. 22). Dies ist vor allem in Sortieranlagen für Leichtverpackungen heutiger Standard und wird bereits umgesetzt. Da das Erkennen von Abfallstoffen und deren Analyse immer mehr an Bedeutung zunehmen wird, steigt das Interesse an Bilderkennungsverfahren. Während in Leichtverpackungssortieranlagen Produkte meist vereinzelt über ein laufendes Förderband erkannt werden können, ist es bei Haufwerken wie beim

8 Vgl. dazu weiterführend weitere BMBF-geförderte Projektbeispiele entlang der Wertschöpfungskette: ConCirMy: Configurator for the Circular Economy; EIBA: Sensorische Erfassung, automatisierte Identifikation und Bewertung von Altteilen anhand von Produktdaten sowie Informationen über bisherige Lieferungen; DiLink: Digitale Lösungen für industrielle Kunststoffkreisläufe; DiTex: Digitale Technologien als Enabler einer ressourceneffizienten kreislauffähigen B2B-Textilwirtschaft; LongLife: Neue Geschäftsmodelle für die Weiternutzung technischer Systeme basierend auf einer einfachen, dezentralen Zustandsbestimmung und Prognose der Restnutzungsdauer; DigInform: Digitales Informationsmanagement in der Akteurskette der Kreislaufwirtschaft in der produzierenden Industrie; CYCLOPS: Konzeption und Vorentwicklung eines digitalen Unterstützungssystems zur passgenauen Aufbereitung und zielgerichteten Rückführung von Sekundärkunststoffen in hochwertige Anwendungen.

Sperrmüll oder in einer Abfallverbrennungsanlage schwer, Produkte zu erkennen und auf bestimmte Merkmale zu schließen. Bei der Abfallentsorgung, etwa bei der Müllverbrennung, können KI-basierte Verfahren der Bilderkennung beispielsweise eine automatisierte und frühzeitige Abschätzung zum voraussichtlichen Heizwert des Abfalls sowie die möglichst effiziente Verbrennung des Abfalls ermöglichen (siehe Infobox).

Abfallverbrennungsanlagen folgen außerdem vorrangig dem übergeordneten Ziel, bei der thermischen Verwertung die in den Abfällen enthaltenen Schadstoffe zu reduzieren und zu neutralisieren sowie das Volumen der Abfälle zu verringern. Allerdings lässt sich in einem Abfallverbrennungskraftwerk auch der positive Nebeneffekt nutzen, die in den Abfällen gebundene chemische Energie zurückzugewinnen und als Elektrizität und Wärme der Bevölkerung und der Industrie zur Verfügung zu stellen. Neben der Volumenreduktion, die von erheblichem ökonomischen Interesse ist, stellt somit die energetische Verwertung einen weiteren gewichtigen Grund für die thermische Verwertung dar – auch unter der Maßgabe einer umfassenden Energieeffizienzbetrachtung. Die Umsetzung einer effizienten thermischen Verwertung in einem Abfallverbrennungskraftwerk gestaltet sich als komplexe Aufgabe. Insbesondere die Heterogenität des aus verschiedenen Abfällen bestehenden Brennstoffes stellt vielseitige Anforderungen an den Betrieb (vgl. Pehlken et al., *im Erscheinen*).

ANWENDUNGSBEISPIEL

ReCircE

Das Projekt ReCircE zielt darauf ab, eine digitale „Lebenszyklusakte" zu entwickeln, um die Transparenz der Produktlebenszyklen zu erhöhen und die Ressourceneffizienz von Stoffkreisläufen und damit auch die Kreislaufwirtschaft insgesamt zu verbessern (vgl. GreenDelta GmbH, 2021). Dieses Ziel soll durch die Verbindung einer digitalen Produktbeschreibung (Lebenszyklusakte) mit intelligenten und durch KI unterstützten Sortierungstechnologien erreicht werden. In der Lebenszyklusakte werden Informationen zum Produkt und Produktlebenszyklus hinterlegt – in Form eines digitalen Produktpasses. Dazu gehören etwa die beim Herstellungsprozess verwendeten Materialien und deren Eigenschaften. Die Cloud-basierte Lebenszyklusakte teilt Informationen mit Produzenten und Entsorgern, um mit den gesammelten Daten eine Recycling-freundlichere Produktentwicklung zu unterstützen. Die Informationen werden dazu auch für die Materialrückgewinnung – also für die Sortierung, das Recycling und die anschließende Wiederverwertung – nutzbar gemacht. So können gesamte Werkstoffketten von Produkten transparent gemacht, aus der Lebenszyklusakte Daten bezogen und für eine verbesserte Sortierung genutzt werden. Produkt- und Materialdaten ermöglichen anschließend KI-basierte Sortierentscheidungen. Insgesamt können damit höhere Anteile kostbarer Materialien zurückgewonnen und zu hochwertigeren Produkten aus Sekundärrohstoffen verarbeitet werden (vgl. GreenDelta GmbH, 2021). Das Pilotprojekt in der Kunststoffbranche zeigt exemplarisch die Potenziale der KI für die Kreislaufwirtschaft, außerdem sollen die Projektergebnisse auch in andere Branchen übertragen werden. Das Projekt wird vom Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz (BMUV) im Rahmen der Initiative „KI-Leuchttürme für Umwelt, Klima, Natur und Ressourcen" gefördert.s

Quelle: In Anlehnung an ReCirCe Projekt.

ANWENDUNGSBEISPIEL

AKVIN – Abfallverbrennungskessel 4.0

Zur Optimierung der Betriebsführung einer Abfallverbrennungsanlage werden derzeit kaum Methoden aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz angewandt. Damit beschäftigt sich das Forschungsprojekt Abfallverbrennungskessel 4.0, welches in Zusammenarbeit zwischen den Forschungsinstituten der Uni Hannover (Institut für Kraftwerkstechnik und Wärmeübertragung, IKW) und dem OFFIS – Institut für Informatik – mit einer reellen Abfallverbrennungsanlage, der EEW Energy from Waste (EEW), durchgeführt und vom Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) gefördert wird. Im Rahmen des Projektes wird mithilfe von Data-Mining und Machine-Learning-Verfahren in Kombination mit Bilderkennungsverfahren die Abfallentsorgung analysiert. Ziel ist dabei die Vorhersage des Heizwertes und der Brenneigenschaften des Abfalls unter Einbehaltung der Emissionsgrenzwerte. Aktuell ist die Heterogenität des Inputs in die Abfallverbrennungskraftwerke sehr hoch und erschwert somit die Vorhersage des Verbrennungsverhaltens.

Aufgrund des heterogenen Brennstoffes müssen Dampferzeuger von Abfallverbrennungskraftwerken spezielle Anforderungen erfüllen. Zum einem resultieren diese Anforderungen aus den im Rauchgas enthaltenen Schadstoffen. Einige Schadstoffe können im Dampferzeuger durch hohe Temperaturen bei gleichzeitig langsamen Rauchgastemperaturen effizient zerstört werden. Dieser Prozess ist ein zentraler Bestandteil der Abgasreinigung in einem Abfallverbrennungskraftwerk und muss somit im Dampferzeugerbetrieb jederzeit gewährleistet sein. Zum anderen führt die heterogene Zusammensetzung des Abfalls zu Schwankungen von Temperaturen, Drücken und den produzierten Rauchgas- und Dampfmengen. Um auf diese Schwankungen möglichst gut zu reagieren, werden zahlreiche Messdaten erhoben. Diese werden teilweise für eine automatisierte Feuerleistungsregelung verwendet.

Viele Messdaten können jedoch aufgrund ihrer komplexen Abhängigkeiten in der Feuerleistungsregelung nicht berücksichtigt werden. Diese Messdaten werden verwendet, um kurzfristig manuelle Eingriffe in die Feuerleistungsregelung vorzunehmen und langfristige Analysen zur Zustandsbewertung des Dampferzeugers vorzunehmen. Die Bilderkennung kann hier genutzt werden, um automatisiert und frühzeitig eine Abschätzung zum voraussichtlichen Heizwert des Abfalls zu gewinnen und die Verbrennung des Abfalls möglichst vorausschauend und effizient zu gestalten. Durch Eingriffe in die Feuerleistungsregelung, etwa durch Änderungen der zugeführten Verbrennungsluft oder durch Einbringung von Zusatzbrennstoffen (Heizöl oder Gas), können die Effekte des schwankenden Heizwerts ausgeglichen werden.

Quelle: Cyris, 2021.

5. Nachhaltigkeit mit KI: KI-basierte Nachhaltigkeitsbewertung

Künstliche Intelligenz kann auch dafür eingesetzt werden, die Nachhaltigkeit von Unternehmen zu bewerten bzw. das Investment in Unternehmen an bestimmte Nachhaltigkeitskriterien zu koppeln. Auch beim Naturschutz und Umweltmonitoring existieren bereits vielversprechende Projekte und Ansätze, bei denen KI-Methoden zur Überwachung und Evaluation von Nachhaltigkeitszusagen eingesetzt werden.

5.1 Investment in nachhaltige Unternehmen

Um nachhaltige Innovationen zu ermöglichen, muss in nachhaltige Unternehmen investiert werden. Sogenannte Environment-, Social- und Governance-Kriterien (ESG) sind dabei besonders wichtig, um die Nachhaltigkeit eines Unternehmens evaluieren zu können. Sie unterstützen auch Investoren, gesellschaftliche Verantwortung zu übernehmen, und helfen gleichzeitig nachzuvollziehen, wie sich nicht-finanzielle Faktoren auf die Wertschöpfung eines Unternehmens, die langfristige Unternehmensperformance oder Gewinn- und Umsatzerwartungen auswirken könnten. Im Zentrum der ESG-Kriterien stehen der Schutz der Umwelt (Environment) vor Verschmutzung oder Gefährdung, Aspekte wie Arbeitssicherheit, Gesundheitsschutz, Vielfalt oder gesellschaftliches Engagement (Social) sowie eine nachhaltige Unternehmensführung (Good Governance) (vgl. Haberstock, 2019). Die ESG-Kriterien werden zunehmend wichtiger für Stakeholder und zahlreiche Ratings, und auch institutionelle Investoren berücksichtigen die ESG-Kriterien (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 17).

In der Finanz- und Investmentbranche gibt es bereits zahlreiche Ansätze, um Anreize für Investments zu setzen, die zur Emissionsreduktion beitragen können. Die gängigste Form der Umsetzung der ESG-Kriterien ist dabei das Ausschlussprinzip. Dabei werden Unternehmen bei der Kapitalanlage ausgeschlossen, die bestimmten, vorher definierten Werten nicht gerecht werden (vgl. Haberstock, 2019). So gibt es in allen Branchen einen zunehmenden Druck, den der Finanzmarkt auf Unternehmen ausübt, sich zu Risiken in den Bereichen Klimawandel und ESG-Themen im Allgemeinen zu positionieren. Durch die Risikobeurteilung und Marktbewertungen werden Investitionen in nachhaltige Unternehmen gefördert (z. B. auch durch steuerliche Anreize) und klimaschädliche Unternehmen bestraft (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 16).

Die Bundesregierung will mit einer neuen Finanzstrategie Geldströme und Kapitalanlagen ebenfalls stärker nach Klima- und Umweltaspekten sowie dem Schutz von Menschenrechten ausrichten (vgl. Die Bundesregierung, 2021b). Die Strategie sieht dazu vor, dass Anlagen (z. B. Fonds) mit einer Nachhaltigkeitsampel versehen werden, damit Anlegerinnen und Anleger schnell und einfach Hinweise erhalten, wie Nachhaltigkeit bei der Vermögensanlage eingeschätzt und berücksichtigt werden kann (vgl. Die Bundesregierung, 2021b, S. 25). Für Unternehmen ergeben sich daraus personelle, zeitliche und monetäre Herausforderungen, etwa durch aufwändigere Prozesse, da Investoren Transparenz und Vergleichbarkeit herstellen müssen (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 17 – 18). Bislang fehlt es bei den ESG-Kriterien an transparenten Nachhaltigkeitsbewertungen und öffentlich zugänglichen Datenbanken: KI könnte hierbei helfen, automatisiert Informationen aufzubereiten oder die CO_2-Emissionen von Unternehmen zu ermitteln sowie durch die automatisierte Informationsaufbereitung und -interpretation die Transparenz zum nachhaltigen Wirtschaften in Unternehmen für Investoren und Stakeholder zu verbessern und zu beschleunigen (vgl. KI-Bundesverband, 2018, S. 1, 18).

Ein bekanntes Beispiel zur Anwendung von KI in der Finanzbranche ist die automatische Bewertung der Nachhaltigkeit von Unternehmen auf Basis vorhandener Nachhaltigkeitsberichte, Geschäftsnachrichten und Finanznachrichten, wodurch potenzielle ESG-Risiken und -Chancen transparent gemacht werden können (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 19). Die Informationen können sowohl als Steuerungsinstrument für Investitionsentscheidungen als auch als Handlungsempfehlung für die bewerteten Unternehmen genutzt werden. Teilweise werden mithilfe von Natural Language Processing auch ESG-Bewertungen aus Social Media und anderen Kanälen vorgenommen, wodurch Nachhaltigkeitsberichte plausibilisiert werden können, allerdings ist die Bewertung und Herleitung dabei nicht immer transparent (*Explainable AI*) (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 19)

ANWENDUNGSBEISPIEL

Datenplattform zum Austausch von Nachhaltigkeitsinformationen

Besonders für kleine und mittelständische Handels- und Industrieunternehmen stellt die Nachhaltigkeitsberichtspflicht eine Herausforderung dar, da Lieferanten und Hersteller in verschiedenen Branchen verortet sind und die erforderlichen Informationen sehr unterschiedlich zur Verfügung stellen (vgl. Plattform Lernende Systeme, 2020). Die Daten müssen zudem häufig individuell aufbereitet werden. Die Schaffung einer Nachhaltigkeitsplattform für die übergreifende Zusammenarbeit kann dabei helfen, dass Ideen, Bedürfnisse und Daten sicher ausgetauscht und somit gemeinsam an nachhaltigen Projekten gearbeitet werden kann (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 1). GS1 Germany, eine Not-for-Profit-Organisation zur Entwicklung marktgerechter, zukunftsorientierter Lösungen auf Basis international gültiger GS1-Standards, bietet mit *GS1 ECOtraxx* eine Cloud-basierte Plattform zum einheitlichen und EU-konformen Austausch der benötigten Nachhaltigkeitsdaten entlang der gesamten Supply Chain. Jede Teilnehmerin und jeder Teilnehmer kann seine Informationen und Nachweise einpflegen und individuell anderen Nutzerinnen und Nutzern der Plattform zugänglich machen, was den Austausch der Nachhaltigkeitsinformationen erheblich vereinfacht. Die Daten werden auf Grundlage eines standardisierten Kriterienkatalogs erhoben, den GS1 Germany im Rahmen von GS1 ECOtraxx gemeinsam mit Vertreterinnen und Vertretern aus Industrie und Handel definiert hat. Damit werden Kriterien für ökologische, ökonomische und soziale Nachhaltigkeit vereinheitlicht. Der Fokus des Systems liegt auf Transparenz und Effizienz. Darin besteht für die Teilnehmerinnen und Teilnehmer der große Nutzen der Plattform, auch wenn die Auswertung der Daten durch KI-Methoden derzeit nicht möglich ist. Expertinnen und Experten aus Industrie und Handel entwickeln die Plattform kontinuierlich weiter.

Quelle: Plattform Lernende Systeme, 2020a, S. 28.

ANWENDUNGSBEISPIELE

EcoVadis – Carbon Action Module

Die Lieferkette stellt einen großen Hebel für die Emissionsreduzierung dar, da ungefähr 70 bis 80 Prozent der Unternehmensemissionen in den vor- und nachgelagerten Bereichen ihrer Wertschöpfungsketten entstehen (Meitinger, 2021). EcoVadis, einer der führende Anbieter von Nachhaltigkeitsratings, hat in diesem Zusammenhang ein „Carbon Action Module" entwickelt, diese Plattform nutzen bereits über 85.000 Unternehmen. Mehr als 750 globale Einkaufsorganisationen nutzen das EcoVadis Rating zur Bewertung der Nachhaltigkeitsleistung ihrer Lieferanten und erhalten detaillierte Einblicke in ökologische, soziale und ethische Risiken in 200 Einkaufskategorien und 160 Ländern. In der Bewertung müssen Dokumente als Nachweise angegeben werden, die von einem Expertenteam validiert werden. Anschließend stellt EcoVadis dem Unternehmen eine Scorecard zur Verfügung, die Stärken aufzeigt und als Basis für weitere Verbesserungen dient (vgl. Institute for Energy, Ecology and Economy, 2021).

Das Nachhaltigkeitsrating für globale Lieferketten ermöglicht Unternehmen, ihre Klimaschutzmaßnahmen in größerem Umfang voranzutreiben, indem sie ihre Geschäftspartner in der Wertschöpfungskette in die Dekarbonisierung einbeziehen (Meitinger, 2021). Mit dem „Carbon Action Module" erhalten Unternehmen eine zusätzliche Carbon Scorecard, die das Management von CO_2- und THG-Emissionen bewertet und Verbesserungsbereiche aufzeigt. Das „Carbon Action Module" ist Teil der Sustainability Intelligence Suite von EcoVadis, die mit Ratings und IQ Riskmapping Unternehmen ganzheitliche Lösungen zum Nachhaltigkeitsrisiko- und Verbesserungsmanagement bietet.

Process-Mining-Lösungen

Das Softwareunternehmen Celonis entwickelt Process-Mining-Lösungen, die durch die digitale Abbildung von Geschäftsprozessen und die Analyse von Prozesswissen bestehende Geschäftsmodelle und -prozesse nachhaltiger machen. Datensätze in den bestehenden IT-Systemen der Unternehmen lassen sich so nutzen, um die Abläufe zu analysieren und zu verbessern. Wie ein Röntgenstrahl durchleuchtet die Software von Celonis die riesigen Datenberge, die täglich in einem Unternehmen anfallen.

Typische Anwendungsbereiche und Optimierungsziele von Process Mining für Nachhaltigkeitszwecke entlang der Wertschöpfungskette eines Unternehmens

Quelle: Schulzki-Haddouti, 2021, S. 127.

Dabei wird schnell klar, welche Prozesse in einer Firma gut oder ineffizient ablaufen. Mit dem sogenannten Execution Management System (EMS) kann die Software von Celonis nicht nur Probleme erkennen, sondern schlägt mittels Künstlicher Intelligenz vor, wie sich Probleme lösen lassen. So kann etwa der Ausschuss oder Abfall in der Produktion reduziert werden, indem die Produktion mittels Prozessanalyse transparenter gemacht und damit eine bessere Planung und Optimierung des Produktionsmanagements möglich wird. Das Eingreifen in diese Prozesse und die Optimierung finden in den Unternehmen häufig noch manuell statt, durch die Nutzung von KI kann dies aber künftig stärker automatisiert werden (vgl. Schulzki-Haddouti, 2021, S. 120–129).

5.2 Gute Arbeitsbedingungen

In Anbetracht der UN-Entwicklungsziele und der Zielsetzung einer nachhaltigen Unternehmensführung (Good Governance) betrifft eine nachhaltigere Gesellschaft auch weitere Dimensionen, etwa das Berufsleben. Gute Arbeitsbedingungen sind zuvorderst das Ergebnis angemessener gesellschaftlicher Rahmensetzungen. In Bezug auf die KI-Entwicklung stellen sich darüber hinaus die Fragen: Wie gestalten wir die Zusammenarbeit und Arbeitsteilung zwischen dem, was KI gut kann, und dem, was Menschen besser können? Welche Entscheidungsbefugnis wollen wir KI einräumen, und welche Akzeptanz(-barriere) ergibt sich daraus für Beschäftigte und Führungskräfte? Das ist insbesondere für Geschäftsmodellinnovationen zentral, denn die Akzeptanz (oder der Mangel daran) entscheidet oftmals über die Umsetzung in Unternehmen, und damit über die tatsächliche Überführung in die Praxis.

ANWENDUNGSBEISPIEL

Mit KI arbeitsbedingte Gesundheitsrisiken steuern

Mit der Digitalisierung und Globalisierung steigen die Flexibilitätsanforderungen an Unternehmen, gleichzeitig nehmen mit dem demografischen Wandel Einschränkungen der Arbeitsfähigkeit und Ausfälle wegen chronischer und psychischer Erkrankungen zu (vgl. Engineering Mathematics and Computing Lab [EMCL], 2021). Durch gute Arbeitsbedingungen und gesundheitsförderliche Maßnahmen gilt es daher, die Arbeitsfähigkeit sowie die Erwerbsteilhabe von Beschäftigten zu erhalten (vgl. EMCL, 2021). Gemeinsam mit weiteren Partnern aus dem Mittelstand und der Universität Heidelberg hat die HealthVision GmbH im Projekt KIPROSPER die Entwicklung eines neuen, KI-gestützten Verfahrens zur Früherkennung und Prävention von gesundheitsbedingten Risiken bis zur Anwendungsreife realisiert. Die darauf aufbauende innovative Unternehmenssoftware ermöglicht über einen aktuellen Ist-Bericht hinaus auch eine Prognose über die Entwicklung von Arbeitsfähigkeit und Gesundheit der Belegschaft für die nächsten sechs Monate. Der Fokus liegt auf arbeitsbedingten Schutz- und Belastungsfaktoren für die Arbeitsfähigkeit, der gesundheitsbezogenen Lebens- und Arbeitszufriedenheit und der psychischen Gesundheit. Ferner können gesundheitliche Risiken, insbesondere mit Schmerzen verbundene Muskel-Skelett-Erkrankungen, abgebildet werden, die durch Intervention günstig beeinflussbar sind. Im Gegensatz zu Lösungen, die auf der klassischen regelmäßigen Umfrage mit zeitlich nachgestellter Berichterstattung basieren, lässt sich über KIPROSPER eine Prognose und eine Simulation von Interventionen realisieren. Dies ermöglicht die Planung und datenbasierte Entscheidung über Maßnahmen gegen gesundheitliche Risiken (vgl. EMCL, 2021). In verschiedenen Unternehmen ist die Software bereits erfolgreich im Einsatz, sodass dort datenbasiert Verbesserungen eingeleitet wurden.

PRAXISBEISPIEL

Infineon Technologies AG – Innovationen für nachhaltigere Unternehmen

Der Weg zu nachhaltigeren Unternehmen muss gesamtumfänglich konzipiert werden. Am Beispiel von Infineon, einem der weltweit größten Halbleiterhersteller, können einige Maßnahmen dargestellt werden: Die **Infineon Technologies AG** will bis zum Jahr 2030 CO_2-neutral sein. Bereits bis 2025 sollen die Emissionen um 70 Prozent gegenüber 2019 gesenkt werden. Neben der Vermeidung direkter Emissionen spielt auch die weitere Reduzierung des Energiebedarfs eine wichtige Rolle. Emissionen, die nicht vermieden werden können, plant das Unternehmen durch den Erwerb von grünem Strom mit Herkunftsnachweisen auszugleichen. Zu einem kleineren Teil werden Emissionen auch durch Zertifikate kompensiert werden, die Entwicklungsförderung und CO_2-Vermeidung kombinieren.

Mit dem Ziel hin zu einem nachhaltigeren Unternehmen setzt Infineon Technologies AG auch auf innovative Lösungen: In der neusten Chipfabrik von Infineon im österreichischen Villach werden innerhalb des Konzeptes der „lernenden Fabrik" KI-Methoden eingesetzt, vor allem im Bereich der vorausschauenden Instandhaltung. Vernetzte Anlagen zeigen durch eine Vielzahl an Daten und Simulationen frühzeitig Wartungsbedarf an. Am Standort in Villach wurde bereits beim Bau auf eine Verbesserung der Energiebilanz gesetzt: 80 Prozent des Wärmebedarfs am Standort werden durch **intelligentes Recycling aus der Abwärme der Kühlsysteme** gedeckt (siehe Kapitel 3). Der flächendeckende Einsatz von Abluftreinigungssystemen reduziert direkte Emissionen klimaschädlicher Gase, die in der Fertigung nicht ersetzt werden können, auf nahezu null. Im Sinne der **Kreislaufwirtschaft** (Kapitel 4) soll der in der Fertigung als Prozessgas benötigte Wasserstoff ab Anfang 2022 direkt vor Ort in Villach aus erneuerbaren Energiequellen produziert werden. Dieser grüne Wasserstoff soll nach der Nutzung in der Chipproduktion wiederverwertet und zur Betankung von Bussen im öffentlichen Nahverkehr eingesetzt werden. In einem weiteren Projekt ist vorgesehen, eine virtuelle Megafabrik zu konzipieren, die zwei große Leistungshalbleiter-Fertigungen in Dresden und Villach verbindet. Beide Werke basieren auf den gleichen standardisierten Fertigungs- und Digitalisierungskonzepten. Damit können die Fertigungen der beiden Standorte vernetzt und miteinander integriert gesteuert werden. Dadurch ergeben sich Produktivitätszuwächse sowie mehr Ressourcen- und Energieeffizienz und daraus eine Optimierung des ökologischen Fußabdrucks.

Quelle: Infineon Technologies AG.

Der Klimawandel bedroht das globale Ökosystem und somit die Lebensgrundlage der Menschheit. Die Notwendigkeit zu handeln ist erkannt. Mit dem Ziel der CO_2-Neutralität geben wir ein Versprechen nach außen, an dem wir uns messen lassen wollen. Gleichzeitig ist es Motivation nach innen, alles zu unternehmen, um den eigenen Fußabdruck weiter zu minimieren. Immer bessere Lösungen zu finden ist das, was uns bei Infineon antreibt. Die Produkte von Infineon sind bereits Grundlage der Energie- und Mobilitätswende.

Dr. Reinhard Ploss, Vorstandsvorsitzender von Infineon;
Mitglied im Lenkungskreis der Plattform Lernende Systeme

5.3 Naturschutz und Umweltmonitoring

Auch beim Naturschutz und im Umweltmonitoring können KI-Methoden zur Überwachung und Evaluation von Nachhaltigkeitszusagen eingesetzt werden, da sie komplexe Zusammenhänge deuten, Muster erkennen und Folgen modellieren können (vgl. Umweltbundesamt, 2019, S. 27). So kann KI im Umweltmonitoring auch Industrieunternehmen unterstützen, die Einhaltung bestimmter Umweltauflagen zu überwachen, damit ihre Prozesse im Einklang mit gesetzlichen Richtlinien zur Minderung der Umweltbelastungen durchgeführt werden und die Emission von Treibhausgasen bzw. luftverunreinigenden Stoffen verringert werden kann (vgl. Umweltbundesamt, 2019, S. 27). Durch die Erhebung unternehmerischer Daten zu Maschinenauslastungen, Ressourcenflüssen und Energieverbräuchen können KI-basierte Detektions-, Warn- und Prognosesysteme sowohl dazu beitragen, drohende Grenzwertüberschreitungen frühzeitig zu erkennen bzw. zu vermeiden, als auch Nachhaltigkeits- und Performance-Kriterien in Produktionsprozessen flexibel zu harmonisieren (vgl. Umweltbundesamt, 2019, S. 27). Es besteht großer kommunaler Bedarf für die Gewinnung und Anwendung von Klima- und Umweltinformationen mittels KI. Der Forschungsbedarf zum Potenzial von KI zur Klimaanpassung für die nachhaltige Entwicklung von Städten und Regionen sollte daher konkret kommunale Fragestellungen adressieren und entsprechende Produkte entwickeln, die auch auf andere Regionen übertragbar sind.

Auch in der Stadtplanung und in Unternehmen können KI-Systeme Forschenden eine wichtige Unterstützung sein: So können diese Kommunen und Unternehmen etwa helfen, Klimaschäden in Stadt und Land einzudämmen und Waldzerstörungen sowie klimatische Problemzonen zu identifizieren (Hitze- und Starkregengefährdungsflächen), Potenzialflächen etwa für erneuerbare Energien (insbesondere Photovoltaik und Windkraft) zu erkennen sowie die Kommunikation mit Bürgerinnen und Bürgern und deren Beteiligung zu verbessern (vgl. Peteranderl, 2021).

Anhand der Verknüpfung regionalklimatisch erhobener Messdaten mit globalen Klimadaten können zukünftig Klimaveränderungen mikroklimatisch besser abgeschätzt werden und bei der Planung helfen, gezielte infrastrukturelle Klimaanpassungsmaßnahmen vorzunehmen. Gleichzeitig kann damit auch mehr Akzeptanz in der Bevölkerung für Klimaschutz sowie Transparenz hergestellt werden. Des Weiteren können Effizienzgewinne erzielt werden, indem vorhandene Infrastrukturen mit Sensoriken ausgestattet werden, beispielsweise durch gezieltere Steuerung von Straßenbeleuchtung. In der Ausgestaltung kommunaler Klimaschutz- und Klimaanpassungsmaßnahmen kann KI durch Transparenz sowie durch frühzeitige und direkte Bürgerbeteiligung auch einen Beitrag zur Akzeptanz der sozial-ökologischen Transformation leisten.

KI kann ferner einen Beitrag leisten, das Klima und das Erdsystem besser zu verstehen, insbesondere in Anbetracht historischer und aktuell verfügbarer Daten, die von zahlreichen Messpunkten weltweit erhoben werden, und eine geeignete Ausgangslage für KI-Anwendungen im Bereich Klimawissenschaft bzw. Klimainformatik bieten (vgl. Global Partnership on AI Report, 2021; Deutscher Bundestag, 2020, S. 97). Die KI-Technologie wird bereits im Bereich der Klima- und Erdsystemmodellierung eingesetzt. Es können weitere vielversprechende Anwendungsfelder im Bereich der Umweltmodellierung, Umweltbeobachtung und Umweltplanung erschlossen werden, etwa durch die Verknüpfung regionalklimatischer Messdaten mit globalen Klimadaten für Modelle zu mikroklimatischen Veränderungen. So können etwa komplexe dynamische Klima- und Umweltprozesse und -folgen (z. B. Entstehung von Hurrikanen, Ausbreitung von Feuer, Vegetationsdynamiken) mit KI besser beschrieben werden (Deutscher Bundestag, 2020, S. 97). KI-Technologien werden daher bereits eingesetzt, um Änderungen der globalen Durchschnittstemperatur vorherzusagen oder klimatische und ozeanische Phänomene zu prognostizieren. Zudem können KI-Tools auch dabei helfen, extreme Wetterereignisse vorherzusehen, die durch den Klimawandel immer häufiger auftreten (vgl. Cowls et al., 2021, S. 6). Verschiedene Anwendungen der KI, insbesondere die Bilderkennung (z. B. visuelle Tierbiometrie), bieten

zudem große Potenziale, den Artenschutz zu unterstützen, indem aus Bildmaterialien (z. B. Drohnenaufnahmen) Tiere automatisch erkannt, Spezies klassifiziert und einzelne Tiere identifiziert werden können (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 98; Loos, 2019). Mithilfe solcher Daten lassen sich auch Erkenntnisse über die Lebensräume oder das Sozialverhalten von Tieren gewinnen (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 98)

ANWENDUNGSBEISPIEL

KI-unterstützte Müll-Detektion

Plastikmüll in Gewässern ist ein großes gesellschaftliches und globales Problem; zum Schutz von Meeren und Ozeanen können hierzu auch KI-Technologien eingesetzt werden. Staatliche und nicht-staatliche Umwelt- und Entwicklungsorganisationen wie The Ocean Cleanup, everwave, UN Environment Program und die Weltbank nutzen KI-Analysen von Drohnendaten bei der Detektion von Plastikmüll in Flüssen und an Stränden in Asien und Europa (Wolf et al., 2020). Das unter anderem von der Weltbank finanzierte Vorhaben APLASTIC-Q zählt zu jenen DFKI-Forschungsprojekten, in denen Lösungen für mehr Umweltschutz und Nachhaltigkeit entwickelt werden, und erstreckt sich – neben jüngsten Einsätzen in Deutschland, der Slowakei sowie Bosnien und Herzegowina – mittlerweile auf Kambodscha, Myanmar, Vietnam und die Philippinen (vgl. Wolf et al., 2020; DFKI, 2020). In diesen Ländern werden fest installierte Kameras an Brücken bzw. Kameras an Flugdrohnen eingesetzt, um Müll auf Flüssen und an Ufern zu detektieren und mithilfe von KI-Methoden zu analysieren.

Detaillierte Angaben über einzelne Müllbestandteile helfen den lokalen Behörden, die Quellen des Plastikmülls zu identifizieren und Gegenmaßnahmen einzuleiten (DFKI, 2020). Die Technologie basiert dabei auf sogenannten Convolutional Neural Networks, einer Klasse künstlicher neuronaler Netze, die sich besonders gut für das maschinelle Lernen im Bereich der Bilderkennung eignet. Zwei unterschiedliche Deep-Learning-Komponenten, der Plastikmüll-Detektor und der Plastikmüll-Quantifizierer, analysieren in viele kleinere Bildbereiche unterteilte Aufnahmen nacheinander. Mit einer Genauigkeit von rund 83 Prozent gelingt es dem Plastikmüll-Detektor, zwischen Wasser, Sand, Vegetation und Plastikmüll zu unterscheiden. Für die als Müll gekennzeichneten Bereiche werden zusätzlich Schätzungen über die Mülldichte angegeben. Im zweiten Schritt analysiert der Plastikmüll-Quantifizierer die Bereiche und unterteilt die Objekte in Unterkategorien (z. B. Plastikflaschen, Styropor, Kanister). Die Quantifizierung durch die DL-Algorithmen ermöglicht hierbei ein gezieltes Management der Aufräumarbeiten und die Klassifizierung der Müllsorten (vgl. Glover, 2020; Wolf et al., 2020). Die gewonnenen Bilddaten werden wiederum genutzt, um APLASTIC-Q weiterzuentwickeln und dessen Präzision bei der Erkennung und Bestimmung von Plastikmüll zu erhöhen. Hieraus ergeben sich sowohl neue Möglichkeiten in der Bürgerbeteiligung im aktiven Beitrag zum Umweltschutz als auch innovative Geschäftsfelder für Start-ups im Bereich der KI-gestützten nachhaltigen Ressourcenbewirtschaftung.

Auch können politische Entscheidungsträger und Interessengruppen mithilfe dieser Erkenntnisse effektive Maßnahmen gegen Umweltverschmutzung beschließen, so können aus den Daten Rückschlüsse über besonders problematische Kunststoffarten, Müll-Hotspots sowie über die Müll-Ursachen

abgeleitet werden. Langfristig soll dies zu einer Verbesserung des Abfallmanagements in den jeweiligen Ländern führen, etwa durch die Schaffung von Recyclingprogrammen im Sinne einer Kreislaufwirtschaft (vgl. Wolf et al., 2020; DFKI, 2020).

Quellen: Key Consultants Cambodia, DFKI. Marine Umgebungswahrnehmung.

Marine Umgebungswahrnehmung

Im Deutschen Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) wird im Forschungsbereich Marine Umgebungswahrnehmung (Marine Perception) an der Entwicklung intelligenter Sensoren und Systeme geforscht, die im Meer oder anderen aquatischen Umgebungen einsetzbar sind (vgl. DFKI, 2021). Der Fokus liegt dabei auf der automatischen Erfassung und Klassifizierung mariner Gefahren mittels optisch-physikalischer Sensornetzwerke. Für die autarke Analyse multisensorischer Daten werden Methoden, Techniken und Werkzeuge der Künstlichen Intelligenz weiterentwickelt. So entsteht etwa durch die Fusion von bildgebenden mit (hyper-)spektralen Informationen ein hochdimensionales Lagebild, welches eine einzigartige Umgebungsinterpretation ermöglicht und als Basis für zielgerichtete und adaptive Handlungsabläufe autonom agierender Systeme dient. Der Anwendungsfokus liegt im Bereich der Meerestechnik (z. B. Offshore-Windenergie, Meeresforschungstechnik, Umweltschutztechnik), weitere Anwendungsfelder sind die Überwachung von Produktionsprozessen und Umweltsituationen von Unternehmen mit Schnittstelle zur aquatischen Umwelt (z. B. Wasserversorgung, Aquakultur, Abwasserkontrolle/-reinigung).

6. Visualisierung: Nachhaltigkeits-Impact von KI

KI kann die Umsetzung der 17 Ziele und 169 Vorgaben der Agenda 2030 für nachhaltige Entwicklung (SDGs) unterstützen. So prognostizieren Vinuesa et al. (2020) in ihrer Studie für einen Großteil der UN-Nachhaltigkeitsziele (79 %) einen positiven Einfluss durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz, während für einen geringeren Anteil der Zielsetzungen (35 %) negative Auswirkungen durch die Technologie vorhergesagt werden (vgl. Abbildung 4). So wird auch erwartet, dass sich KI sowohl kurz- als auch langfristig auf die globale Produktivität, die Chancengleichheit und Integration, die ökologische Umwelt und verschiedene andere Bereiche auswirken wird, wenn es gelingt, diese Positivbeispiele in breite Anwendungen und gesellschaftliche Akzeptanz zu überführen (vgl. Vinuesa et al., 2020). Der Einsatz von KI kann daher das Wohlergehen der Menschen in vielerlei Hinsicht verbessern, etwa durch die Steigerung der Produktivität von Dienstleistungen in den Bereichen Ernährung, Gesundheit, Wasser, Bildung und Energie – welche einen direkten Beitrag zur Erreichung der SDGs liefern. KI hat zudem das Potenzial, Menschen besser auszubilden und zu schulen, damit sie ihre Aufgaben und Tätigkeiten angemessen bewältigen können (vgl. Yang et al., 2021). Künstliche Intelligenz spielt daher nicht nur bei der Verwirklichung der Umweltziele eine wichtige Rolle, sondern auch bei der Verwirklichung aller anderen Nachhaltigkeitsziele in der Entwicklung (insbesondere in Bezug auf SDG 12), im Konsum und der Produktion (vgl. Di Vaio et al., 2020). Gleichwohl muss vor dem Hintergrund des hohen Energiebedarfs von KI immer kritisch reflektiert werden, ob KI für ein Problem ein Teil der Lösung sein muss oder es alternative, energieärmere Lösungswege gibt (vgl. Kapitel 2).

Nachhaltige Entwicklung muss gleichermaßen auf allen Ebenen – der ökologischen, sozialen und ökonomischen – stattfinden, um die geforderten Ziele zu erreichen. Die SDGs lassen sich entsprechend kategorisieren, obgleich hier Interdependenzen bestehen (Abbildung 3).

Abbildung 3: **Kategorisierung der SDGs entlang der Dimensionen Gesellschaft, Wirtschaft und Umwelt**

Quelle: Eigene Darstellung (vgl. Vinuesa et al., 2020, S. 8.).

Anwendungen mit KI können positive und negative Auswirkungen auf die vorgestellten Ebenen und somit die SDGs haben. Die folgende Abbildung (Abbildung 4) veranschaulicht die positiven und negativen Wirkungen, die KI-Anwendungen bzw. KI-basierte Geschäftsmodelle auf die jeweiligen SDGs – unterteilt in die jeweiligen Ebenen – haben können. Der Fokus der folgenden Ausführungen liegt auf den positiven Nutzungspotenzialen von KI, auch wenn die möglichen negativen Wirkungen in konkreten Nachhaltigkeitsüberlegungen stets berücksichtigt werden sollten. Insbesondere die Kategorie der Umwelt-SDGs, aber auch soziale und industrielle Ziele können stark vom Einsatz von KI in Bezug auf Nachhaltigkeitsziele profitieren.

Abbildung 4: **Zusammenfassung der positiven/negativen Auswirkungen von KI in Bezug auf verschiedene SDGs**

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Vinuesa et al., 2020, S. 2.
Anmerkung: Dokumentierte Belege für das Potenzial von KI als Befähiger oder Hemmschuh für jedes der SDGs. Die Zahlen stehen für die einzelnen SDGs. Die Prozentsätze geben dabei den Anteil aller Unterziele an, die potenziell von KI betroffen sind (vgl. Vinuesa et al., 2020, S. 2).

Die in den vorangehenden Kapiteln anhand vielseitiger Beispiele beschriebenen positiven Wirkungspotenziale (bzw. Impact[9]) von KI lassen sich unter folgende High-level-Kategorien zusammenfassen (Abbildung 5). Für viele Unternehmen können diese Kategorien als Inspiration dienen, wie mit KI-basierten Geschäftsmodellen und KI-basierten Optimierungen bestehender Geschäftsmodelle ein positiver Beitrag zur Nachhaltigkeit realisiert werden kann. Auch diese Kategorien sind dabei teilweise interdependent zu verstehen:

Abbildung 5: **Dimensionen für positive Wirkungspotenziale von KI für mehr Nachhaltigkeit (Geschäftsmodelle bzw. Geschäftsprozessoptimierung)**

Eigene Darstellung nach Terzidis, Eckerle, Manthey – ARRTI, Karlsruher Institut für Technologie, 2021, angelehnt an Di Vaio et al., 2020; Vinuesa et al., 2020; Cowls et al., 2021; Yang et al., 2021.

Sich den Zusammenhang zwischen den direkt messbaren Wirkungs-Kategorien und den SDGs vor Augen zu führen macht das Potenzial des eigenen KI-Geschäftsmodells für die Erreichung der Nachhaltigkeitsziele deutlich. Ausgehend von den vorgestellten Anwendungsbeispielen lassen sich beispielhaft folgende Impact-Kategorien den entsprechenden Nachhaltigkeitszielen zuordnen (die Anwendungsdomäne umfasst die hier jeweils vorgestellten Beispiele) (vgl. Tabelle 2).

9 Impact beschreibt allgemein eine Veränderung durch die Handlung eines Unternehmens, die entweder intendiert oder nicht-intendiert, positiv oder negativ sein kann (Impact Management Project, 2021).

Tabelle 2: **Nachhaltigkeitsziele nach Impact-Kategorien und Anwendungsdomäne**

Anwendungsdomäne	Impact-Kategorie[10]	Nachhaltigkeitsziele
Mobilität	• Bestehendes besser nutzen • Verbesserte Informationsverarbeitung • Qualitätsverbesserung • Effizienzsteigerung • Energieeinsparung • Entscheidungsunterstützung • Zeiteinsparung	9 INDUSTRIE, INNOVATION UND INFRASTRUKTUR 11 NACHHALTIGE STÄDTE UND GEMEINDEN 13 MASSNAHMEN ZUM KLIMASCHUTZ 17 PARTNERSCHAFTEN ZUR ERREICHUNG DER ZIELE
Landwirtschaft	• Bestehendes besser nutzen • Effizienzsteigerung • Entscheidungsunterstützung • Materialeinsparung • Qualitätsverbesserung • Verbesserte Informationsverarbeitung • Zeiteinsparung	2 KEIN HUNGER 4 HOCHWERTIGE BILDUNG 9 INDUSTRIE, INNOVATION UND INFRASTRUKTUR 12 NACHHALTIGE/R KONSUM UND PRODUKTION 13 MASSNAHMEN ZUM KLIMASCHUTZ 15 LEBEN AN LAND 17 PARTNERSCHAFTEN ZUR ERREICHUNG DER ZIELE
Energiebranche	• Bestehendes besser nutzen • Effizienzsteigerung • Energieeinsparung • Qualitätsverbesserung (Resilienz, Stabilität)	7 BEZAHLBARE UND SAUBERE ENERGIE 8 MENSCHENWÜRDIGE ARBEIT UND WIRTSCHAFTSWACHSTUM 10 WENIGER UNGLEICHHEITEN
Industrie und intelligente Kreislaufwirtschaft	• Bestehendes besser nutzen • Energieeinsparung • Qualitätsverbesserung • Materialeinsparung • Entscheidungsunterstützung	8 MENSCHENWÜRDIGE ARBEIT UND WIRTSCHAFTSWACHSTUM 9 INDUSTRIE, INNOVATION UND INFRASTRUKTUR 11 NACHHALTIGE STÄDTE UND GEMEINDEN 12 NACHHALTIGE/R KONSUM UND PRODUKTION 13 MASSNAHMEN ZUM KLIMASCHUTZ
Förderliche Arbeitsbedingungen	• Bestehendes besser nutzen • Effizienzsteigerung • Energieeinsparung • Entscheidungsunterstützung • Materialeinsparung • Qualitätsverbesserung • Verbesserte Arbeitsbedingungen • Verbesserte Informationsverarbeitung • Zeiteinsparung	3 GESUNDHEIT UND WOHLERGEHEN 4 HOCHWERTIGE BILDUNG 8 MENSCHENWÜRDIGE ARBEIT UND WIRTSCHAFTSWACHSTUM 9 INDUSTRIE, INNOVATION UND INFRASTRUKTUR 10 WENIGER UNGLEICHHEITEN 12 NACHHALTIGE/R KONSUM UND PRODUKTION 13 MASSNAHMEN ZUM KLIMASCHUTZ 16 FRIEDEN, GERECHTIGKEIT UND STARKE INSTITUTIONEN 17 PARTNERSCHAFTEN ZUR ERREICHUNG DER ZIELE

Tabelle 2 visualisiert, welche vielseitigen positiven Auswirkungen KI-Geschäftsmodelle bereits haben und welchen Beitrag sie zur Erreichung der nachhaltigen Entwicklungsziele leisten können. Die aktuellen Beschlüsse zur Entwicklung nachhaltiger, entwicklungsfreundlicher KI bis 2030 haben das Potenzial, Vorteile freizusetzen, die weit über die SDGs in unserem Jahrhundert hinausgehen könnten. Um diese Potenziale schlussendlich auch zu entfalten, ist ein entsprechender Umgang mit KI und deren Integration unerlässlich. Die Anwendungsbeispiele des Whitepapers sowie Beispiele, wie eine Integration von KI in bestehende und neue Geschäftsmodelle erfolgen kann, soll Unternehmen und Forschung als Inspiration für weitere Projekte in diesem Kontext dienen.

10 Die hier zugeordneten Impact-Kategorien stellen die vorrangig erzielten Impact-Bereiche dar. Andere werden z.T. auch angesprochen, machen aber nicht den Hauptbestandteil aus.

7. Fazit und Gestaltungsoptionen

Zielsetzung des Papiers ist die Diskussion der Bedeutung von KI-Technologien für nachhaltige Geschäftsmodelle und nachhaltigere Geschäftsprozessoptimierungen. Dabei stehen drei Dimensionen im Fokus:

- Erstens, wie nachhaltig KI-Technologien aufgrund benötigter Ressourcen selbst sind, und Lösungen, wie diese nachhaltiger werden könnten.
- Zweitens, wie KI-Technologien in verschiedenen Anwendungskontexten zu mehr Nachhaltigkeit in Geschäftsmodellen, Prozessen und Produkten beitragen können.
- Die dritte Dimension fokussiert darauf, wie KI-Anwendungen dabei helfen könnten, Nachhaltigkeit zu bewerten und datenbasierte Empfehlungen zu generieren – etwa im Bereich der Bewertung von Unternehmen, von nachhaltigen und förderlichen Arbeitsbedingungen für Beschäftigte oder im Umweltmonitoring.

Das Papier zeigt dabei entlang verschiedener Dimensionen und Anwendungsbeispiele aus unterschiedlichen Branchen, dass KI einen wesentlichen Beitrag zu mehr ökologischer, ökonomischer und sozialer Nachhaltigkeit für unsere Gesellschaft leisten kann. Wichtig ist aber, dass die hohen notwendigen Energieleistungen und mögliche Rebound-Effekte von KI-Technologien immer mitberücksichtigt werden. Zusätzlich braucht es innovative Lösungen und Forschung, um KI-Technologien an sich nachhaltiger zu gestalten (Grüne KI) und ihr Potenzial somit voll ausgeschöpft werden kann.

Wirtschaft, Wissenschaft und Politik können gemeinsam die Rahmenbedingungen verbessern, damit die Nachhaltigkeit von und durch KI gefördert wird. Für die einzelnen Dimensionen lassen sich dabei folgende Gestaltungsoptionen ableiten:

Technologische Maßnahmen

Rebound-Effekte und der bislang noch sehr hohe Energieverbrauch zur Berechnung von KI-Modellen stellen eine große Herausforderung dar: Klare Rahmenbedingungen müssen dafür sorgen, dass nachhaltige Innovationen gefördert und Rebound-Effekte in Zukunft Stück für Stück reduziert werden können (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 99). Dazu sollte auch bei KI-Entwicklerinnen und -Entwicklern ein Bewusstsein über die Emissionen des KI-Trainings geschaffen und Möglichkeiten zur Reduktion diskutiert und gefördert werden. Zudem muss der Beitrag von KI-Technologien zum Minderungspotenzial von klimaschädlichen Emissionen in den Schlüsselsektoren Energie, Industrie, Landwirtschaft, Wohnen und Mobilität weiterhin systematisch analysiert und auf Einsparungspotenziale hin erforscht werden (vgl. Deutscher Bundestag, 2020, S. 99 – 100).

Weiterer Forschungsbedarf besteht auch hinsichtlich der Frage, in welcher Relation errechnete ML-Modelle und ihr Einsatz stehen. Dazu sollte auch der Trainingsaufwand und die Anzahl möglicher Inferenzen mit dem Modell gegenübergestellt werden. Zentral dafür ist, dass die Datenbasis über den Beitrag von KI-Anwendungen zum Energie- und Ressourcenverbrauch verbessert und über den gesamten Lebenszyklus nachvollziehbar wird. Dazu gehört neben dem Training auch weitere Forschung und Entwicklung (z. B. Modellsuche) sowie die Evaluation von Implementation und Inferenz.

Die Erforschung und Entwicklung einer auf Nachhaltigkeit abzielenden KI wird von der Politik bereits unterstützt, etwa durch Förderinstrumente, wie dem Aktionsplan Natürlich.Digital.Nachhaltig des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF), sowie durch die BMBF-Fördermaßnahme für den KI-Anwendungshub Kunststoffverpackungen – nachhaltige Kreislaufwirtschaft durch Künstliche Intelligenz. Solche Förderprogramme können Forschungseinrichtungen, Unternehmen, Organisationen und Behörden helfen, ein wachsendes KI-Ökosystem mit ökologisch-nachhaltiger Ausrichtung zu etablieren (vgl. Zielinski, 2021). Auch die Initiative KI-Leuchttürme für Umwelt, Klima, Natur und Ressourcen, die durch das BMUV gefördert werden, zahlen auf diese Zielsetzung ein. SustAIn – Nachhaltigkeits-Index für Künstliche Intelligenz ist eines der durch diese Initiative mitfinanzierten Projekte und zielt auf die Entwicklung eines Nachhaltigkeitsindex für KI-Systeme ab, der künftig als valide Bewertungssystem dienen soll. Dazu werden Kriterien für die Nachhaltigkeitsbewertung von Anwendungen mit Künstlicher Intelligenz entwickelt und die Nachhaltigkeitswirkungen exemplarisch erhoben. Die Ergebnisse sollen in jährlichen „Sustainable AI Index Reports" veröffentlicht werden (vgl. AlgorithmWatch, 2021; Institut für ökologische Wirtschaftsforschung GmbH, 2021). Für den gesellschaftlichen Dialog zum Thema Nachhaltigkeit werden im Rahmen von „Sustainable AI Labs" auch Dialogprozesse für Entwicklerinnen und Entwickler organisiert, Richtlinien für nachhaltige KI-Entwicklung formuliert sowie Politikempfehlungen erarbeitet (vgl. AlgorithmWatch, 2021).[11] Zudem könnte der breite Einsatz smarter Lösungen der Abwärmenutzung von Rechenzentren – etwa zur Beheizung von Gebäuden, Schwimmbädern oder im Bereich der vertikalen Landwirtschaft – in Zukunft helfen, die Effizienz genutzter Ressourcen zu erhöhen und den ökologischen Fußabdruck von KI zu verringern.

Regulierungsansätze

Weiterhin denkbar wäre, KI-Anwendungen, die sich durch vortrainierte Modelle, sparsame Modellrechnungen oder die Möglichkeit der Wiederverwertung von Modellergebnissen auszeichnen, eine Art Nachhaltigkeits-Label zu geben. Ähnlich wie bei Haushaltsgeräten könnte dazu eine verpflichtende Kennzeichnung des Energieverbrauchs für KI-Systeme eingeführt werden. In der Folge könnten KI-Anwendungen, die hinsichtlich des Energie- und Ressourceneinsatzes und des Effizienzpotenzials im Einsatz optimiert sind, unter der Bezeichnung „Sustainable AI" gekennzeichnet werden und künftig etwa bei öffentlichen Ausschreibungen vorrangig berücksichtigt werden (vgl. Deutscher Bundestag 2020, S. 36). Denkbar wäre in diesem Zusammenhang auch, bei der Vergabe einer solchen Kennzeichnung zu berücksichtigen, ob der Strombedarf für Rechenzentren größtenteils oder ausschließlich durch erneuerbare Energiequellen abgedeckt wird. Kritisch diskutiert werden muss, ob eine solche Kennzeichnung für Endverbraucherinnen und -verbraucher eine entscheidende Rolle spielen kann. Dazu wäre es möglich, für Behörden und öffentliche Einrichtungen die Nutzung von KI-Systemen bestimmter Energieklassen vorzuschreiben.

Mehr Bewusstsein bei Endkonsumentinnen und -konsumenten könnte auch durch das Tracking der verwendeten Ressourcen für Produkte und Dienstleistungen geschaffen werden, um die Ressourcennutzung nachvollziehbar und transparent zu machen. Ein digitaler Produktpass (vgl. Kapitel 4), der Informationen zum Produkt über Material, Recyclingvorgaben oder Angaben zum ökologischen Fußabdruck über die gesamte Wertschöpfungskette enthält, könnte dafür eine mögliche Lösung sein (vgl. Plattform Industrie 4.0, 2021, S. 17). Auch Sustainable Twins, die als virtuelle Ebenbilder von physischen Produkten Informationen über den gesamten Produktionszyklus (z. B. zu Materialien, Fertigung) enthalten, können am Ende von Nutzungszyklen Entscheidungshilfen in Hinblick auf Refurbishing oder Re-Manufacturing bieten (vgl. Plattform Industrie 4.0, 2021, S. 17). Ebenso könnte für Veröffentlichungen geförderter Forschungsprojekte zu KI-Modellen und Trai-

11 Das Projekt wird im Rahmen der Förderinitiative KI-Leuchttürme vom Bundesumweltministerium (BMUV) finanziert und gemeinsam mit AlgorithmWatch und der Technischen Universität Berlin durchgeführt.

ningsmethoden eine Kennzeichnungspflicht des Ressourcenverbrauchs sowie eine Beschreibung der zugrundeliegenden Datensätze gefordert werden (z. B. zu den Umständen der Datenerhebung sowie möglichen Verzerrungen) (vgl. Wurm et al., 2021a,b).

Standardisierung und Datenaustausch

Der Austausch von Daten (z. B. zu Bestandteilen von Produkten) zwischen Unternehmen sowie zwischen Unternehmen, Forschungseinrichtungen und staatlichen Behörden muss durch gesetzgeberische und regulatorische Schritte weiter gefördert werden. Auch in der Gestaltung von kommunalen Dateninfrastrukturen und Geo-Masterportalen zum Austausch zwischen Unternehmen und staatlichen Behörden besteht Forschungsbedarf (z. B. Datenverfügbarkeit, Daten-Architekturen, Datenstandards und datenrechtliche Fragestellungen). Damit könnten Bemühungen, klimabezogene Probleme ohne Gewinnanreize anzugehen, und somit die Entwicklung von mehr und besseren KI-basierten Lösungen, vorangetrieben werden (vgl. Cowls et al., 2021, S. 18). Speziell in der Kreislaufwirtschaft findet aktuell noch zu wenig Datenaustausch zwischen Produzenten und Recycling-Unternehmen statt. Sinnvoll wäre hier, wenn Hersteller ihre Herstellungsprozesse transparent offenlege; ein Teil der Lösung kann hier auch eine Verknüpfung zum digitalen Materialzwilling sein. Wettbewerbs- sowie datenschutzrechtliche Gründe hemmen den Datenaustausch aber beispielsweise im Mobilitätssektor. Voraussetzung für den Datenaustausch ist die Interoperabilität und die Standardisierung erfasster Daten (z. B. Angaben zu Effizienzklassen). Die Standardisierung von Datenaustauschformaten könnte hier ein möglicher Lösungsweg sein, den die Plattform Lernende Systeme so bereits für den Mobilitätssektor vorgeschlagen hat (vgl. Hesse & Peylo et al., 2021).

Im Zusammenhang mit der KI-basierten Evaluation von Nachhaltigkeit ist eine einheitliche und transparente Nachhaltigkeitsbewertung sinnvoll. Unternehmen könnten so Umweltdaten – etwa zu CO_2-Emissionen – standardisiert ermitteln und öffentlich machen, damit gut bewertete Unternehmen Vorteile bei Förderungen und Finanzierungsmaßnahmen erhalten (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 1). Um die Transparenz der Nachhaltigkeit von Unternehmen weiter erhöhen zu können, kann zudem eine offene Nachhaltigkeits-Plattform gegründet werden (vgl. KI-Bundesverband, 2021, S. 20). Notwendig ist darüber hinaus eine interdisziplinäre und branchenübergreifende Verständigung und Kooperation, um Brücken zwischen wissenschaftlichen Disziplinen – etwa der Informatik, den Ingenieurwissenschaften, der Ökologie, der Soziologie, der Rechts- und Politikwissenschaft sowie der Ökonomie – und verschiedenen Branchen, wie der Land- und Energiewirtschaft, aufbauen zu können. Dazu braucht es Dialog- und Diskursplattformen, um die Erforschung der Potenziale und Herausforderungen von KI für eine nachhaltige Gesellschaft zu unterstützen.

Literatur

AlgorithmWatch (2021): SustAIn – Nachhaltigkeits-Index für Künstliche Intelligenz. Online unter: https://algorithmwatch.org/de/sustain/

Ashtari Talkhestani, B., Jung, T., Lindemann, B., Sahlab, N., Jazdi, N., Schloegl, W. & Weyrich, M. (2019): „An architecture of an Intelligent Digital Twin in a Cyber-Physical Production System", in: at – Automatisierungstechnik, 67(9) S. 762–782.

Barricelli, B. R., Casiraghi, E. & Fogli, D. (2019): „A Survey on Digital Twin: Definitions, Characteristics, Applications, and Design Implications", in: IEEE Access (7), S. 167653–167671.

Beck, S. et al. (2019): Künstliche Intelligenz und Diskriminierung, Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG3_Whitepaper_250619.pdf

Boll, S. et al. (2020): KI-Geschäftsmodelle für Reisen und Transport: Mehr Wirtschaftlichkeit und Nachhaltigkeit in der Mobilität der Zukunft. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG4_5_Geschaeftsmodelle_Reisen_Transport.pdf

Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) (2019): Natürlich. Digital. Nachhaltig. Ein Aktionsplan des BMBF. Online unter: https://www.bmbf.de/SharedDocs/Publikationen/de/bmbf/pdf/natuerlich-digital-nachhaltig.pdf?__blob=publicationFile&v=2

Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit (BMU) (2020): Umweltpolitische Digitalagenda. Online unter: https://www.bmu.de/fileadmin/Daten_BMU/Pools/Broschueren/broschuere_digitalagenda_bf.pdf

Capgemini Research Institute (2020): Climate AI – How artificial intelligence can power your climate action strategy. Online unter: https://www.capgemini.com/de-de/wp-content/uploads/sites/5/2020/11/Report_Climate_AI_Capgemini_Research_Institute.pdf

Tan, C., Sun, F., Kong, T., Zhang, W., Yang, C. & Liu, C. (2018): „A Survey on Deep Transfer Learning", in: Kůrková, V., Manolopoulos, Y., Hammer, B., Iliadis, L., Maglogiannis, I. (Hrsg.), Artificial Neural Networks and Machine Learning – ICANN 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol 11141. Springer, Cham.

Circular Economy Initiative Deutschland (2021): Circular Economy Roadmap für Deutschland. Online unter: https://www.acatech.de/publikation/circular-economy-roadmap-fuer-deutschland/download-pdf?lang=de

Cowls, J., Tsamados, A., Taddeo, M. & Floridi, L. (2021): The AI Gambit – Leveraging Artificial Intelligence to Combat Climate Change: Opportunities, Challenges, and Recommendations. Online unter: https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/SSRN_ID3804983_code2916880.pdf?abstractid=3804983&mirid=1

Cyris, F. (2021): Prozessgütemonitoring der Wärmekraftumwandlung von Abfallverbrennungskraftwerken. Dissertation. Leibniz Universität Hannover.

Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena) (2019): Künstliche Intelligenz für die integrierte Energiewende. Online unter: https://www.dena.de/fileadmin/dena/Publikationen/PDFs/2019/dena-ANALYSE_Kuenstliche_Intelligenz_fuer_die_integrierte_Energiewende.pdf

Deutscher Bundestag (2020): Bericht der Enquete-Kommission Künstliche Intelligenz – Gesellschaftliche Verantwortung und wirtschaftliche, soziale und ökologische Potenziale. Drucksache 19/23700. Online unter: https://dip21.bundestag.de/dip21/btd/19/237/1923700.pdf

Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) (2020): Pressemitteilung: Mit KI gegen die Plastikflut – DFKI-Technologien liefern wichtige Erkenntnisse zur Abfallbekämpfung in Südostasien. Online unter: https://www.dfki.de/web/news/mit-ki-gegen-die-plastikflut-dfki-technologien-liefern-wichtige-erkenntnisse-zur-abfallbekaempfung-i

Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) (2021): Marine Perception. Online unter: https://www.dfki.de/web/forschung/forschungsbereiche/marine-perception/

Di Vaio, A. et al. (2020): „Artificial intelligence and business models in the sustainable development goals perspective: A systematic literature review", in: Journal of Business Research 121, S. 283–314.

Die Bundesregierung (2020): Deutsche Nachhaltigkeitsstrategie. Weiterentwicklung 2021. Online unter: https://www.bundesregierung.de/resource/blob/998006/1873516/7c0614aff0f2c847f51c4d8e9646e610/2021-03-10-dns-2021-finale-langfassung-barrierefrei-data.pdf?download=1, S. 141

Die Bundesregierung (2021a): Gemeinsam den Wandel gestalten. Die UN-Nachhaltigkeitsziele. Online unter: https://www.bundesregierung.de/breg-de/themen/nachhaltigkeitspolitik/die-un-nachhaltigkeitsziele-1553514

Die Bundesregierung (2021b): Deutsche Sustainable Finance-Strategie. Online unter: https://www.bundesfinanzministerium.de/Content/DE/Downloads/Broschueren_Bestellservice/deutsche-sustainable-finance-strategie.pdf?__blob=publicationFile&v=6

Digitales Hessen (2018): Frankfurts grünes Rechenzentrum in der ehemaligen EZB. Online unter: https://www.digitalstrategie-hessen.de/Cloudandheat

Ecosia (2020): Ecosia Nutzer*innen haben 100 Millionen Bäume gepflanzt: Meilenstein und Anfang. Online unter: https://de.blog.ecosia.org/100-millionen/

Ellen MacArthur Foundation (2019): Artificial intelligence and the circular economy – AI as a tool to accelerate the transition. Online unter: https://emf.thirdlight.com/link/dl06eujbcbet-wx40o7/@/download/1

Engineering Mathematics and Computing Lab (EMCL) (2021): KIPROSPER: Künstliche Intelligenz in der Prognose und Steuerung von gesundheitsbedingten Personalwirtschaftlichen Risiken / Artificial Intelligence in the Prognosis and Control of Health-related Personnel Risks. Online unter: https://emcl.iwr.uni-heidelberg.de/research/projects/kiprosper

Eon (2021): Grünes Internet ist die Lösung. Online unter: https://www.eon.com/de/ueber-uns/green-internet.html

European Union (2021): Sustainable development in the European Union. Monitoring report on progress towards the SDGs in an EU context. 2021 edition. Online unter: https://ec.europa.eu/eurostat/documents/3217494/12878705/KS-03-21-096-EN-N.pdf/8f9812e6-1aaa-7823-928f-03d8dd74df4f?t=1623741433852%22

Forti, V., Baldé, C. P., Kuehr, R. & Bel, G. (2020): The Global E-Waste Monitor 2020. Quantities, flows, and the circular economy potential. Online verfügbar unter: https://www.itu.int/en/ITU-D/Environment/Documents/Toolbox/GEM_2020_def.pdf

Fraunhofer-Institut für Experimentelles Software Engineering IESE (2019): Agricultural Data Space (ADS). Veröffentlichung des Fraunhofer-Leitprojekts „Cognitive Agriculture". Online unter: https://www.iese.fraunhofer.de/content/dam/iese/de/dokumente/innovationsthemen/COGNAC_Whitepaper_ADS2019.pdf

Ghorbani, A. & Zou, J. (2019): Data shapley: Equitable valuation of data for machine learning. International Conference on Machine Learning. Online unter: https://arxiv.org/pdf/1904.02868.pdf

Global Partnership on AI Report (2021): Climate Change & AI: Recommendations for Government. Online unter: https://www.gpai.ai/projects/climate-change-and-ai.pdf

GreenDelta GmbH (2021): ReCircE – Digital Lifecycle Record for the Circular Economy – Transparente Gestaltung von Stoffkreisläufen und Optimierung von Abfallsortierung mithilfe Künstlicher Intelligenz. Online unter: https://www.recirce.de/

Haberstock, P. (2019): ESG-Kriterien, in: Gabler Wirtschaftslexikon. Online unter: https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/esg-kriterien-120056/version-369280

Heesen, J. et al. (Hrsg.) (2020): Ethik-Briefing. Leitfaden für eine verantwortungsvolle Entwicklung und Anwendung von KI-Systemen – Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG3_Whitepaper_EB_200831.pdf

Hesse, T. & Müller-Quade, J. et al. (2021): Mit KI sicher reisen. Datenmanagement und Datensicherheit bei KI-basierten Reiseassistenten. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München 2021. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG3_5_WP_Sicheres_Reisen.pdf

Hesse, T. & Peylo, C. et al. (2021): Potenziale für industrieübergreifendes Flottenlernen – KI-Mobilitätsdatenplattform zur Risikominimierung des automatisierten Fahrens. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG5_Whitepaper_Mobilitaetsplattform.pdf

Impact Management Norms (2021): What is impact? Online unter: https://impactmanagementproject.com/impact-management/impact-management-norms/

Institute for Energy, Ecology and Economy (2021): EcoVadis: Für mehr Transparenz entlang der Lieferkette. Online unter: https://dfge.de/ecovadis/

Institut für ökologische Wirtschaftsforschung GmbH (2021): Nachhaltigkeitskriterien für künstliche Intelligenz. Entwicklung eines Kriterien- und Indikatorensets für die Nachhaltigkeitsbewertung von KI-Systemen entlang des Lebenszyklus. Schriftenreihe des IÖW 220/21. Online unter: https://www.ioew.de/fileadmin/user_upload/BILDER_und_Downloaddateien/Publikationen/2021/IOEW_SR_220_Nachhaltigkeitskriterien_fuer_Kuenstliche_Intelligenz.pdf

IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change (2021): Climate Change 2021 – The Physical Science Basis. Online unter: https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_Full_Report.pdf

Jones, N. (2018): How to stop data centres from gobbling up the world's electricity, in: Nature, 561(7722), S. 163–166.

Kaissis, G. A. et al. (2020): Secure, privacy-preserving and federated machine learning in medical imaging, in: Nature Machine Intelligence (2), S. 305–311.

KI-Bundesverband (2021): Wie Künstliche Intelligenz Klimaschutz und Nachhaltigkeit fördern kann. Online unter: https://ki-verband.de/wp-content/uploads/2021/02/KIBV-Klima-Positionspapier.pdf

Ladner, R. (2017): Cloud&Heat eröffnet grünes Rechenzentrum in der ehemaligen EZB in Frankfurt. Online unter: https://netzpalaver.de/2017/12/10/cloudheat-eroeffnet-ihr-gruenes-rechenzentrum-in-der-ehemaligen-ezb-in-frankfurt/

Loos, A. (2019): Künstliche Intelligenz unterstützt den Artenschutz. Online unter: https://www.wissenschaftsjahr.de/2019/neues-aus-der-wissenschaft/das-sagt-die-wissenschaft/kuenstliche-intelligenz-unterstuetzt-den-artenschutz

LRZ (2014): Energieeffiziente Rechenzentrumsinfrastruktur. Online unter: https://www.lrz.de/wir/green-it/ee-infrastruktur/

Meitinger, T. (2021): Logistik-IT: Ecovadis bewertet CO_2-Bilanz von Zulieferern. Logistik Heute. Online unter: https://logistik-heute.de/news/logistik-it-ecovadis-bewertet-c02-bilanz-von-zulieferern-33098.html

Miller, K. (2021): Quantifying the Value of Data. Online unter: https://hai.stanford.edu/news/quantifying-value-data

Mobility Data Space (2021a): Mobility Data Space. Online unter: https://mobility-dataspace.eu/

Mobility Data Space (2021b): Raum für uns alle. Online unter: https://mobility-dataspace.eu/#c13

Müller-Quade, J. et al. (2019): Künstliche Intelligenz und IT-Sicherheit. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/20190403_Whitepaper_AG3_final.pdf

NeRZ – Netzwerk energieeffiziente Rechenzentren & eco – Verband der Internetwirtschaft e. V. (2019): Abwärmenutzung im Rechenzentrum. Ein Whitepaper von NeRZ in Zusammenarbeit mit dem eco – Verband der Internetwirtschaft e. V. Online unter: https://ne-rz.de/wp-content/uploads/2019/07/Whitepaper_Abwaermenutzung_2019.pdf

OFFIS – Institut für Informatik (2021): Intelligenz in Energiesystemen. Online unter: https://www.offis.de/anwendungen/energie/intelligenz-in-energiesystemen.html

Ostler, U. (2017): Cloud&Heat übernimmt ehemaliges Rechenzentrum der EZB in Frankfurt. Online unter: https://www.data-center-insider.de/cloudheat-uebernimmt-ehemaliges-rechenzentrum-der-ezb-in-frankfurt-a-613373/

Pehlken, A., Eschemann, P., Garmatter, H., Cyris, F. & Niesse, A. (im Erscheinen): Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der Digitalisierung von Abfallverbrennungskraftwerken, in: Gesellschaft für Informatik e.V. (GI) (Hrsg.), INFORMATIK 2021, Lecture Notes in Informatics (LNI), Gesellschaft für Informatik, Bonn.

Peteranderl, S. (2021): Wie künstliche Intelligenz die Klimakrise bekämpfen kann. Spiegel Online. Online unter: https://www.spiegel.de/ausland/kuenstliche-intelligenz-wie-tech-werkzeuge-im-kampf-gegen-den-klimakrise-helfen-a-f7ed1f82-790a-4d4f-be34-22196d99730e

PhenoRob (2021): PhenoRob – Robotics and Phenotyping for Sustainable Crop Production. Online unter: https://www.lf.uni-bonn.de/de/forschung/exzellenzcluster-phenorob

Plattform Industrie 4.0 (2017): Industrie 4.0 Plug-and-Produce for Adaptable Factories: Example Use Case Definition, Models, and Implementation. Online unter: https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/Industrie-40-20Plug-and-Produce.pdf?__blob=publicationFile&v=6

Plattform Industrie 4.0 (2020): Nachhaltige Produktion: Mit Industrie 4.0 die Ökologische Transformation aktiv gestalten. Impulspapier der Task Force Nachhaltigkeit. Online unter: https://www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/Nachhaltige-Produktion.pdf?__blob=publicationFile&v=4

Plattform Lernende Systeme (2019a): Auf dem Weg zu einem intelligenten Mobilitätsraum – Bericht der Arbeitsgruppe Mobilität und intelligente Verkehrssysteme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG5_Bericht_280619.pdf

Plattform Lernende Systeme (2019b): Neue Geschäftsmodelle mit Künstlicher Intelligenz – Bericht der Arbeitsgruppe Geschäftsmodellinnovationen, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG4_Bericht_231019.pdf

Plattform Lernende Systeme (2020a): Von Daten zu Wertschöpfung. Potenziale von daten- und KI-basierten Wertschöpfungsnetzwerken, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/PLS_Booklet_Datenoekosysteme.pdf

Plattform Lernende Systeme (2020b): Künstliche Intelligenz zum Nutzen der Gesellschaft gestalten – Potenziale und Herausforderungen für die Erforschung und Anwendung von KI. Fortschrittsbericht der Plattform Lernende Systeme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/PLS_Fortschrittsbericht_2020.pdf

Plattform Lernende Systeme (2021): KI im Mittelstand – Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/PLS_Booklet_KMU.pdf

Presse- und Informationsamt der Bundesregierung (2021): Digitalisierung gestalten. Umsetzungsstrategie der Bundesregierung. 6. akt. Fassung. Online unter: https://www.bundesregierung.de/resource/blob/975292/1605036/d71af00f84eb2253ec2435d93fda5b6d/digitalisierung-gestalten-download-bpa-data.pdf

Reply (2021): From Cloud to Edge. Online unter: https://www.reply.com/en/topics/cloud-computing/from-cloud-to-edge

Reset (2020): Greenbook: Künstliche Intelligenz – Können wir mit Rechenleistung unseren Planeten retten? Online unter: https://reset.org/app/uploads/2020/09/RESET_KI_Greenbook_01-1.pdf

ReTraCE (2019): Circular Economy and the 6 Res. Online unter: https://www.retrace-itn.eu/2019/07/15/the-6-res-of-the-circular-economy-reduce-reuse-repair-remanufacture-recycle-and-recover/.

Rolnick, D. et al. (2019): Tackling Climate Change with Machine Learning, preprint arXiv:1906.05433, 2019. Online unter: https://arxiv.org/pdf/1906.05433.pdf

Schulzki-Haddouti, C. (2021): KI und Nachhaltigkeit – Ein Diskussionsbeitrag für die Plattform Lernende Systeme. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/PLS_KI_und_Nachhaltigkeit_2021.pdf

Schwartz, R., Dodge, J., Smith, N. A. & Etzioni, O. (2020): Green AI, in: Communications of the ACM, 63(12), 54–63.

Strubell, E., Ganesh A. & McCallum A. (2019): Energy and policy considerations for deep learning in NLP. https://arxiv.org/abs/1906.02243

Umweltbundesamt (2019): Künstliche Intelligenz im Umweltbereich. Anwendungsbeispiele und Zukunftsperspektiven in Sinne der Nachhaltigkeit. Kurzstudie. Texte 56/2019. Online unter: https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/1410/publikationen/2019-06-04_texte_56-2019_uba_ki_fin.pdf

Umweltbundesamt (2021): Emissionsübersichten in den Sektoren des Bundesklimaschutzgesetzes. Online unter: https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/361/dokumente/2021_03_10_trendtabellen_thg_nach_sektoren_v1.0.xlsx

United Nations (1987): Our Common Future. Report of the World Commission on Environment and Development. Online unter: https://www.netzwerk-n.org/wp-content/uploads/2017/04/0_Brundtland_Report-1987-Our_Common_Future.pdf

University of Oxford & Said Business School (2021): Research Centres, Initiatives and Networks. Oxford Initiative on AIxSDGs. https://www.sbs.ox.ac.uk/research/centres-and-initiatives/oxford-initiative-aisdgs

van Wynsberghe, A. (2021): Sustainable AI: AI for sustainability and the sustainability of AI, in: AI Ethics 1, 213–218.

Vinuesa, R. et al. (2020): The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals, in: Nature communications 11(1), S. 1–10.

WBGU – Wissenschaftlicher Beirat der Bundesregierung Globale Umweltveränderungen (2019a): Unsere gemeinsame digitale Zukunft. Berlin: WBGU. Online unter: https://www.wbgu.de/fileadmin/user_upload/wbgu/publikationen/hauptgutachten/hg2019/pdf/wbgu_hg2019.pdf

WBGU – Wissenschaftlicher Beirat der Bundesregierung Globale Umweltveränderungen (2019b): Unsere gemeinsame digitale Zukunft. Zusammenfassung. Berlin: WBGU. Online unter: https://www.wbgu.de/fileadmin/user_upload/wbgu/publikationen/hauptgutachten/hg2019/pdf/WBGU_HGD2019_Z.pdf

Windcores (2021): Nutze, was da ist. Nachhaltig. Effizient. Naheliegend. Wir bauen Rechenzentren in Windenergieanlagen. Online unter: https://www.windcores.de/#herausforderung

Wolf, M., van den Berg, K., Garaba, S. P., Gnann, N., Sattler, K., Stahl, F. & Zielinski, O. (2020): Machine learning for aquatic plastic litter detection, classification and quantification (APLASTIC-Q), in: Environmental Research Letters 15(11), 114042. Online unter: https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/abbd01/pdf

World Economic Forum (2018): Harnessing Artificial Intelligence for the Earth. Online unter: https://www3.weforum.org/docs/Harnessing_Artificial_Intelligence_for_the_Earth_report_2018.pdf

Wurm, D., Zielinski, O., Lübben, N., Jansen, M. & Ramesohl, S. (2021a): Wege in eine ökologische Machine Economy. (Wuppertal Report Nr. 22). Wuppertal Institut. Online unter: https://epub.wupperinst.org/frontdoor/deliver/index/docId/7828/file/WR22.pdf

Wurm, D., Zielinski, O., Lübben, N., Jansen, M. & Ramesohl, S. (2021b): Wege in eine ökologische Machine Economy. CO:DINA Positionspapier (4). Online unter: https://codina-transformation.de/wp-content/uploads/Positionspapier_WEGE-IN-EINE-O%CC%88KOLOGISCHE-MACHINE-ECONOMY-1.pdf

Yang, S. J.H. et al. (2021): Human-centered artificial intelligence in education: Seeing the invisible through the visible, in: Computers and Education: Artificial Intelligence 2, 100008.

Zielinski, O. (2021): Grüne Künstliche Intelligenz, in: The Pioneer. Online unter: https://www.thepioneer.de/originals/thepioneer-expert/articles/gruene-kuenstliche-intelligenz

Zimmermann, H. & Frank, D. (2019): Künstliche Intelligenz für die Energiewende: Chancen und Risiken. Hintergrundpapier. Online unter: https://germanwatch.org/sites/default/files/K%C3%BCnstliche%20Intelligenz%20f%C3%BCr%20die%20Energiewende%20-%20Chancen%20und%20Risiken.pdf

Über dieses Whitepaper

Die Autorinnen und Autoren des Whitepapers sind Mitglieder der Arbeitsgruppe Geschäftsmodellinnovationen der Plattform Lernende Systeme. Als eine von insgesamt sieben Arbeitsgruppen identifiziert und analysiert die Arbeitsgruppe neue Geschäftsmodelle auf Basis von Künstlicher Intelligenz sowie das wirtschaftliche Potenzial Lernender Systeme. Sie untersucht, wie Lernende Systeme die Kostenstrukturen in Unternehmen und Wirtschaft verändern und welche Erlösstrukturen durch neue Arten der Kundenbindung und Wertschöpfung bei smarten Produkten und Dienstleistungen entstehen.

Autorinnen und Autoren der Plattform Lernende Systeme
Prof. Dr. Susanne Boll, Carl von Ossietzky Universität Oldenburg
Prof. Dr. Michael Dowling, Universität Regensburg
Dr. Wolfgang Faisst, ValueWorks GmbH
Olga Mordvinova, incontext technology GmbH
Prof. Dr. Alexander Pflaum, Fraunhofer-Arbeitsgruppe für Supply Chain Services (SCS)
Dr.-Ing. Martin Rabe, Fraunhofer-Institut für Entwurfstechnik Mechatronik IEM
Dr.-Ing. Eric Veith, OFFIS – Institut für Informatik
Prof. Dr.-Ing. Astrid Nieße, Carl von Ossietzky Universität Oldenburg
Christian Gülpen, RWTH Aachen
Dr. Markus Schnell, Infineon Technologies AG
Prof. Dr. Orestis Terzidis, Karlsruher Institut für Technologie
Dr. rer. nat. Uwe Riss, FHS St. Gallen, Hochschule für Angewandte Wissenschaften

Gastautorinnen und -autoren
Christin Eckerle, Academy for Responsible Research, Teaching, and Innovation (ARRTI), Karlsruher Institut für Technologie
Sarah Manthey, Academy for Responsible Research, Teaching, and Innovation (ARRTI), Karlsruher Institut für Technologie
Dr.-Ing. Alexandra Pehlken, Carl von Ossietzky Universität Oldenburg
Prof. Dr. Oliver Zielinski, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Carl von Ossietzky Universität Oldenburg

Redaktion
Dr. Ursula Ohliger, Geschäftsstelle der Plattform Lernende Systeme

Impressum

Herausgeber
Lernende Systeme –
Die Plattform für Künstliche Intelligenz
Geschäftsstelle | c/o acatech
Karolinenplatz 4 | 80333 München
www.plattform-lernende-systeme.de

Gestaltung und Produktion
PRpetuum GmbH, München

Stand
Februar 2022

Bildnachweis
dusanpetkovic1/Adobe Stock/Titel

Empfohlene Zitierweise
Boll, Susanne & Schnell, Markus et al. (2022): Mit Künstlicher Intelligenz zu nachhaltigen Geschäftsmodellen – Nachhaltigkeit von, durch und mit KI. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München.
https://doi.org/10.48669/pls_2022-1

Dieses Werk ist urheberrechtlich geschützt. Die dadurch begründeten Rechte, insbesondere die der Übersetzung, des Nachdrucks, der Entnahme von Abbildungen, der Wiedergabe auf fotomechanischem oder ähnlichem Wege und der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen, bleiben – auch bei nur auszugsweiser Verwendung – vorbehalten.

Bei Fragen oder Anmerkungen zu dieser Publikation kontaktieren Sie bitte Johannes Winter (Leiter der Geschäftsstelle):
kontakt@plattform-lernende-systeme.de

Über die Plattform Lernende Systeme

Die Plattform Lernende Systeme ist ein Netzwerk von Expertinnen und Experten zum Thema Künstliche Intelligenz (KI). Sie bündelt vorhandenes Fachwissen und fördert als unabhängiger Makler den interdisziplinären Austausch und gesellschaftlichen Dialog. Die knapp 200 Mitglieder aus Wissenschaft, Wirtschaft und Gesellschaft entwickeln in Arbeitsgruppen Positionen zu Chancen und Herausforderungen von KI und benennen Handlungsoptionen für ihre verantwortliche Gestaltung. Damit unterstützen sie den Weg Deutschlands zu einem führenden Anbieter von vertrauenswürdiger KI sowie den Einsatz der Schlüsseltechnologie in Wirtschaft und Gesellschaft. Die Plattform Lernende Systeme wurde 2017 vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) auf Anregung des Hightech-Forums und acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften gegründet und wird von einem Lenkungskreis gesteuert.