

Künstliche Intelligenz (KI)

Nähere Betrachtung, Abgrenzung und Einordnung

Martin Eigner*

Künstliche Intelligenz wird als nächste Stufe der digitalen Transformation betrachtet und hat das Potenzial, tiefgreifende Veränderungen in Wirtschaft und Arbeitsmarkt zu bewirken. Trotz fehlender einheitlicher Definition beschreibt KI die Fähigkeit von Maschinen, Aufgaben autonom auszuführen und sich anzupassen. Die Entwicklung von Large Language Models (LLMs) zeigt unterschiedliche Ansichten über den Weg zur künstlichen allgemeinen Intelligenz (AGI). Artificial Narrow Intelligence (ANI), auch als schwache KI bezeichnet, zeigt bereits gute Ergebnisse und ist in vielen Bereichen darauf spezialisiert, spezifische Aufgaben mit hohem Automatisierungsgrad, hoher Präzision und Effizienz auszuführen.

Dieter Westerkamp, Bereichsleiter des VDI-Technik und Gesellschaft: „*Künstliche Intelligenz (KI) ist der nächste, konsequente Schritt im Rahmen der digitalen Transformation.*“ [1]. Der derzeitige Technologie-Optimismus und die gleichzeitige Besorgnis über die möglichen Auswirkungen auf Arbeitnehmer und Arbeitsmärkte beruhen auf der Vorstellung führender Ökonomen, dass es sich bei Künstlicher Intelligenz (KI) – ähnlich wie bei der Digitalisierung – um eine „Universaltechnologie“ handelt. Solche Technologien wirken sich übergreifend auf die gesamte Wirtschaft aus [2]. In diesem Sonderheft soll der Fokus auf den Bereich des Engineerings und der Produktion beschränkt werden. Obwohl diese Technologien oft Jahre und Jahrzehnte brauchen, um ihr Potenzial zu entfalten, sind sie in der Lage, einen nachhaltigen Produktivitätsschub und ein starkes Wirtschaftswachstum auszulösen.

Schon 1948 wurden von Alan Turing die Möglichkeiten beschrieben, die intelligente Maschinen erreichen könnten. 1950 postulierte er bereits, dass Computer die Intelligenz von Menschen erreichen werden und sich sogar als Menschen ausgeben könnten [3]. Der Begriff KI (engl. Artificial Intelligence – AI) wur-

de bereits 1955 zum ersten Mal genannt [4]. Es gibt trotzdem keine allgemein anerkannte Definition, sondern nur eine Vielzahl von aus verschiedenen Sichtweisen geprägten Interpretationen. Es mag auch daran liegen, dass selbst für der Begriff der Intelligenz eine allgemein anerkannte Definition fehlt.

Für diesen Beitrag wird die KI-Definition nach Mindsquare favorisiert [5]: *„Künstliche Intelligenz beschreibt die Fähigkeit von Maschinen, basierend auf Algorithmen Aufgaben autonom auszuführen und dabei anpassungsfähig auf unbekannte Situationen zu reagieren. Ihr Verhalten ähnelt damit dem menschlichen: Sie führen nicht nur repetitive Aufgaben aus, sondern lernen aus Erfolg und Misserfolg und passen ihr Verhalten entsprechend an. Zukünftig sollen KI auch in der Lage sein, wie Menschen zu denken und zu kommunizieren.“*

In der wissenschaftlichen Diskussion über den aktuellen Status und die relevanten Forschungsziele bestehen starke Meinungsunterschiede. Sam Altman, CEO von OpenAI, und Mark Zuckerberg, CEO von Meta, sind der Meinung, dass das Large Language Model (LLM) einen bedeutenden Fortschritt auf dem Weg zur künstlichen allgemeinen Intelligenz (AGI)

darstellt. Die CEOs der anderen KI-Anbieter (Anthropic, xAI) sind der Meinung, dass KI auf menschlichem Niveau in einem Zeitraum von 2025 bis 2029 entwickelt werden kann [6]. Die Gegenposition wird von Yann LeCun, dem Chief Scientist for AI bei Meta, vertreten. Er äußert sich skeptisch hinsichtlich der Annahme, dass große Sprachmodelle (LLMs) zur Schaffung einer künstlichen allgemeinen Intelligenz (AGI) führen werden. Er vertritt die Auffassung, dass diese Modelle lediglich über ein sehr begrenztes Verständnis von Logik verfügen und nicht in der Lage sind, wie Menschen zu denken und zu planen. LeCun ist der Ansicht, dass eine AGI zwar grundsätzlich möglich ist, derzeit jedoch noch nicht technisch realisierbar. Bis zum Durchbruch wird es noch eine geraume Zeit dauern [7]. Diese Auffassung vertritt auch Bernhard Schölkopf, ein führender deutscher Forscher im Bereich des maschinellen Lernens und der Kausalität. Er hat neue Lernverfahren entwickelt, die in der Lage sind, Strukturen und kausale Zusammenhänge in großen Datensätzen zu erkennen. Beide Forscher leisten mit ihren realistischen und innovativen Ansätzen einen wesentlichen Beitrag zur Weiterentwicklung der KI. Diese Einschätzung wird von 1712 Spitzenforschern der Universitäten Berkeley, Oxford und Bonn geteilt. Sie schätzen die Wahrscheinlichkeit, dass bis 2028 eine Maschine entwickelt wird,

* Korrespondenzautor

Prof. Dr.-Ing. Martin Eigner; EIGNER Engineering Consult; Höllhäuserweg 38a, 76534 Baden-Baden; Tel: +49 (0) 172 1524406, E-Mail: eigner.engineeringconsult@gmail.com

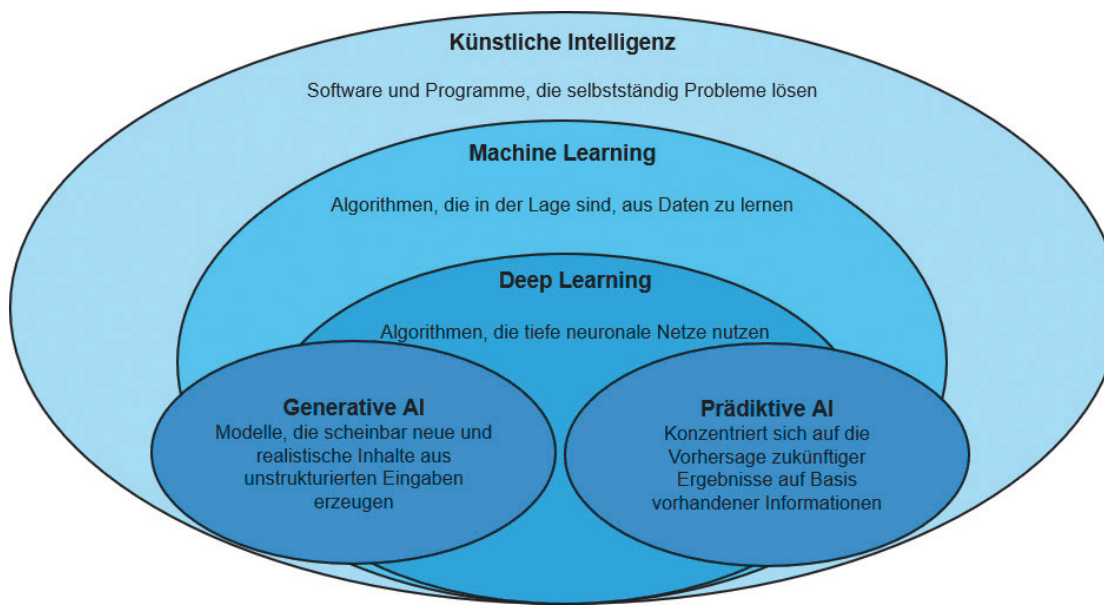


Bild 1. Vereinfachtes Venn-Diagramm für KI, ML, DL und GenAI (nach [11])

die eine Aufgabe besser erledigt als ein Mensch, auf 10 Prozent. Für 2047 liegt die Wahrscheinlichkeit selbst bei den Forschern nur bei 50 Prozent [8].

Einordnung und Beschreibung von KI

Für die Umsetzung von KI-Anwendungen oder der Entwicklung neuer KI-Technologien gibt es verschiedene Verfahren [9, 10]. Einige der wichtigsten KI-Verfahren und wesentlichen Merkmale sind in Bild 1 abgebildet und nachfolgend knapp dargestellt:

Maschinelles Lernen (ML)

ML ist ein Teilbereich der KI, der vor allem Algorithmen beschreibt, die das Lernen auf Basis von Daten ermöglicht. Bei komplexeren KI-Systemen sind die Anpassungsfähigkeit, das qualitative Ergebnisse sowie ggf. die selbständige Entscheidungsfindung geprägt durch die gewählten ML-Algorithmen. Es wird hierbei hauptsächlich zwischen drei weiteren Untergruppen von ML-Verfahren unterschieden:

Überwachtes Lernen

ML-Modelle werden mit Daten trainiert, die zuvor gekennzeichnet wurden (Data Labeling/Tagging). Trainingsdaten können annotierte/klassifizierte Daten, wie beispielsweise Personen auf Bildern bei Facebook, aber auch Zeitreihendaten wie

kontinuierliche Sensormesswerte sein. Häufig wird überwachtes Lernen für den Einsatz in Prädiktoren zur Vorhersage von zukünftigen Klassen oder Messwerten genutzt, die selbst keine Annotation oder Klassifikation besitzen.

Unüberwachtes Lernen

Hierbei werden verwendete Daten zuvor nicht annotiert oder klassifiziert. Ziel ist das selbständige Erlernen der verschiedenen Annotation oder Klassen. Häufig wird auch eine Clusterung von vorhandenen Daten durch das ML-Modell angestrebt, um Muster in großen Datensätzen zu erkennen. Die Benennung bzw. Auswertung der Cluster muss weiterhin durch den Menschen erfolgen.

Bestärkendes Lernen

Beim bestärkenden Lernen werden Belohnungen und/oder Bestrafungen für Handlungen oder Entscheidungen von ML-Algorithmen modelliert. So wird dem ML-Modell ein gewünschtes Verhalten antrainiert, welches bei zukünftigen Situationen angewandt werden kann. Ziel ist hierbei meist eine Reihe von optimalen Handlungen des Algorithmus, wie z. B. beim Schachspielen, anzutrainieren.

Tiefes Lernen

Tiefes Lernen (Deep Learning – DL) bezeichnet den Einsatz tiefer neuronaler Netze im ML. Die künstlichen neuronalen

Netze sind dem Aufbau von Neuronen des menschlichen Gehirns nachempfunden und weisen einen Adaptionsmechanismus auf. Durch den Aufbau und Einsatz sehr großer neuronaler Netze mit mehreren Lagen von Neuronen, ihrer Vernetzung und ihres Adaptionsmechanismus, können diese für komplexere Aufgaben trainiert werden. Zu beachten ist, dass komplexe neuronale Netze mehrere Milliarden Neuronen besitzen können, also auch durchaus mal mehr als das menschliche Gehirn. Das Training sehr komplexer Modelle kann für Unternehmen daher entsprechend zeit- und kostenintensiv sein – beispielsweise durch aktuell noch sehr hohe Hardwarekosten und Trainingszeiten von mehreren Monaten. Komplexe KI-Systeme sind zudem häufig aus mehreren großen und verschachtelten neuronalen Netzen aufgebaut.

Generative KI

Generative KI (Generative AI – GenAI) wird in der Praxis häufig mittels Einsatzes von ML bzw. DL erzeugt, obgleich dies nicht zwingend der Fall sein muss. GenAI wird daher oft als weiteres KI-Verfahren in DL angesehen. GenAI ermöglicht insbesondere scheinbar neue Inhalte in Form von Text, Bildern oder Audio zu erzeugen. Hierfür werden zuvor mit – meist unstrukturierten – Daten sehr große neuronale Netze trainiert. Ein anschauliches Beispiel hierfür ist insbe-

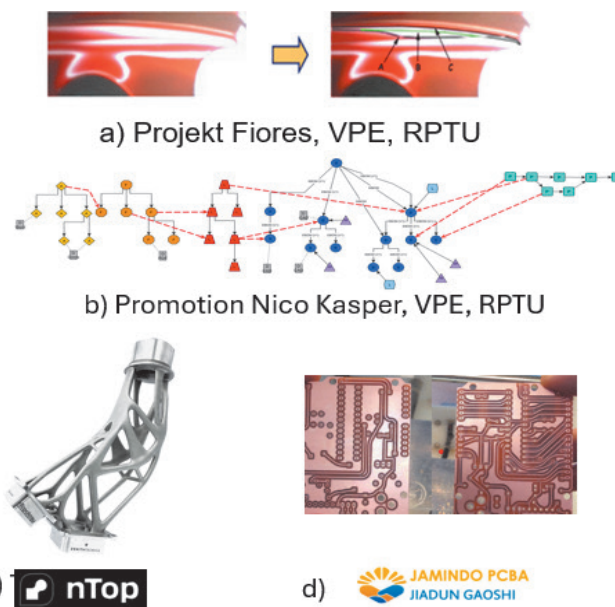


Bild 2. Von Menschen programmierte Lösungen im Engineering

sondere Stable Diffusion, welches aus einer Reihe von textuellen und visuellen Eingaben neue, fotorealistische Inhalte generieren kann. Vereinfacht sorgt hierfür ein DL-Modell dafür, dass ein zufällig verrauschtes Ausgangsbild Schritt für Schritt und entsprechend der Eingaben entrauscht wird. Durch verschiedene zufällig verrauschte Ausgangsbilder entstehen unterschiedliche Inhalte.

Prädiktive KI

Prädiktive KI (Predictive AI), auch bekannt als Predictive Analytics, nutzt historische und aktuelle Daten, um Muster zu erkennen und fundierte Schlussfolgerungen über zukünftige Ereignisse zu ziehen. Sie konzentriert sich auf die Vorhersage zukünftiger Ergebnisse auf Basis vorhandener Informationen. Die prädiktive KI stützt sich i. d. R. auf statistische Algorithmen und ML-Modelle, um Daten zu analysieren und Vorhersagen zu treffen.

KI-Reifegradstufen

Hier soll das pragmatische dreistufige Modell von IBM zu einem vierstufigen Modell erweitert werden [12]. In der Literatur werden bis zu achtstufige KI-Modelle vorgestellt, die sehr weit in die Zukunft reichen [13]. Den drei Stufen von IBM vorangestellt soll jedoch eine klare Abgrenzung von hochintelligenten Systemen vor-

genommen werden, die von Menschen – in der Regel durch Programmierung – konzipiert und realisiert werden. Wir wollen bewusst diesen Level einführen, weil hier häufig fälschlicherweise bereits der Begriff KI verwendet wird. Diesen Level bezeichnen wir als „Menschliche Intelligenz (MI)“. Der Unterschied zwischen diesen von Menschen programmierten Systemen und der tatsächlichen KI liegt vor allem in der Art und Weise, welche Fähigkeiten sie anbieten bezüglich des Lernen, Verarbeiten und Entscheiden:

Von Menschen programmierte Systeme (Menschliche Intelligenz – MI)

Diese Systeme folgen festen Regeln und Algorithmen, die von Menschen entwickelt und programmtechnisch umgesetzt wurden. Sie sind darauf ausgelegt, bestimmte Aufgaben effizient und genau auszuführen. Darüber hinaus sind sie nicht lernfähig und daher auch nicht in der Lage, die Anwendung selbstständig zu erweitern. Allerdings können sie abgeschlossenen Aufgaben erledigen, die Menschen nicht mehr ohne ihre Hilfe erledigen können. Das wird oft schon mit KI verwechselt und tatsächlich liegt die intellektuelle Leistung dieser Systeme über der ersten KI-Stufe (ANI). Diese Ebene spielt aktuell im Engineering eine wichtige Rolle und deshalb soll sie in diesem Kontext hervorgehoben werden. Bild 2 zeigt einige Beispiele:

- Projektion von Lichtkanten auf Freiformflächen (a): Durch interaktives Verschieben entstehen die vom Design gewünschten Veränderungen der Oberflächen (Projekt Fiore, VPE, RPTU),
- Ableitung eines Digital Thread über mehreren Legacy Systemen, um Affected Item bei einer Änderung zu identifizieren (b),
- Generierung von druckbaren Volumina aus vorgegebenen Parametern (nTop) (c),
- Routing von doppellagigen Leiterplatten (d).

Künstliche Intelligenz mit begrenztem Funktionsumfang (Artificial Narrow Intelligence – ANI)

Auch als schwache KI bezeichnet. ANI wird im Engineering häufig eingesetzt, um bestimmte Aufgaben mit hoher Präzision, hohem Automatisierungsgrad und somit Effizienz auszuführen. Im Folgenden einige Beispiele [14]:

- **Vorausschauende Wartung**
ANI-Systeme analysieren Maschinendaten, um den Wartungsbedarf vorherzusagen, Ausfallzeiten zu reduzieren und kostspielige Ausfälle zu verhindern.
- **Optimierung von Simulationen**
Berechnungsprogramme mit mehreren sich gegenseitig beeinflussenden Parametern können heute nur in reduzierter Anzahl durchgeführt werden. Durch KI unterstützte Optimierung der Parameter könnten weit höhere Qualitäts- und Optimierungsziele erreicht werden.
- **Qualitätskontrolle**
Bilderkennungssoftware wird eingesetzt, um Produkte während des Herstellungsprozesses auf Fehler zu untersuchen und hohe Qualitätsstandards zu gewährleisten.
- **Robotic Process Automation (RPA)**
Roboter werden so programmiert, dass sie sich wiederholende Aufgaben wie Schweißen, Lackieren und die Montage von Produkten an Produktionslinien ausführen.
- **Structural Health Monitoring**
ANI-Systeme überwachen den Zustand von Bauwerken wie Brücken und Gebäuden, indem sie Daten von Sensoren analysieren, um potenzielle Probleme zu erkennen.

■ Code Assistent zur intelligenten SW-Entwicklung

ANI ist schon heute ein wesentlicher Bestandteil der SW-Entwicklung (Bild 3). Sie unterstützt Entwickler bei der automatischen Code Vervollständigung, beim Testen und bei der Dokumentati-

■ Supply Chain Optimierung

ANI-Algorithmen optimieren die Abläufe in der Lieferkette, indem sie die Nachfrage vorhersagen, den Lagerbestand verwalten und die Logistik verbessern.

■ ChatGPT, AI Chat oder Gemini

Als unsere täglichen fleißigen Helfer sind sie in der Lage, Informationen zu recherchieren, komplexe Konzepte zu erklären, Texte zu verfassen und allgemeine Konversationen zu führen. Sie sind darauf trainiert, präzise und verständliche Antworten zu liefern. Ergänzt werden sie durch inzwischen hervorragende Übersetzer mit zielorientierter Textanpassung (locker, akademisch, formal) und mit hervorragenden Literaturrecherchen.

Diese Anwendungen zeigen, wie ANI die Effizienz und Genauigkeit bei verschiedenen technischen Aufgaben verbessern kann. ANI ist hochspezialisiert und hervorragend in den ihm zugewiesenen Aufgaben. Sie verfügt jedoch nicht über allgemeine Intelligenz oder die Fähigkeit, Aufgaben außerhalb seines spezifischen Bereichs auszuführen. Hierfür fehlt ANI die Fähigkeit der allgemeinen Anpassungsfähigkeit und damit die Möglichkeit, erlerntes Wissen auf andere Kontexte zu übertragen. Ohne menschlichen Eingriff kann ANI weder ihren Funktionsumfang eigenständig erweitern noch autonom Entscheidungen treffen oder neue Bedeutungszusammenhänge erschließen. Es ist sicher umstritten, ob der kreative Anteil auf dieser Stufe wirklich fehlt. Es basiert zwar bei ANI alles auf gelernten Daten mittels ML, aber auch die noch nie zuvor erlebte Kombination von gelerntem „Wissen“ ist möglich. Zusammengefasst ist diese Ebene gekennzeichnet durch Lösungen, die durch eine sehr effiziente Wissensauswertung, einen hohen Automatisierungsgrad und damit einen sehr guten Performance-Gewinn ermöglichen, aber

```
import requests
# Onshape API credentials
onshape_api_key = 'YOUR_ONSHAPE_API_KEY'
onshape_access_key = 'YOUR_ONSHAPE_ACCESS_KEY'
# OpenBOM API credentials
openbom_api_key = 'YOUR_OPENBOM_API_KEY'
openbom_access_key = 'YOUR_OPENBOM_ACCESS_KEY'
# Onshape document details
document_id = 'YOUR_DOCUMENT_ID'
workspace_id = 'YOUR_WORKSPACE_ID'
element_id = 'YOUR_ELEMENT_ID'
# Get BOM from Onshape
onshape_url = f'https://cad.onshape.com/api/assemblies/d/{document_id}/w/{workspace_id}/e/{element_id}/bom'
headers = {'Accept': 'application/json', 'Authorization': f'Bearer {onshape_api_key}'}
response = requests.get(onshape_url, headers=headers)
bom_data = response.json()
# Load BOM to OpenBOM
openbom_url = 'https://api.openbom.com/v1/bom'
headers = {'Content-Type': 'application/json', 'Authorization': f'Bearer {openbom_api_key}'}
response = requests.post(openbom_url, headers=headers, json=bom_data)
if response.status_code == 200: print('BOM successfully loaded to OpenBOM')
else: print('Failed to load BOM to OpenBOM')
```

Bild 3. Eingabe ChatGPT: „BOM-Übertragung von CAD-System Onshape zu PLM-System OpenBOM“

immer noch von Menschen (langsamer) umgesetzt werden könnten.

KI mit allgemeinem Funktionsumfang (Artificial General Intelligence – AGI)

Auch als starke KI bezeichnet. AGI ist eine theoretische Form der KI, die darauf abzielt, die menschliche Intelligenz nachzubilden, sodass Maschinen in der Lage sind, Wissen zu verstehen, zu erlernen und bei einer Vielzahl von Aufgaben anzuwenden. Obwohl AGI noch nicht realisiert wurde, gibt es einige hypothetische Beispiele dafür, was AGI erreichen könnte [16–18]:

■ **Fortgeschrittene persönliche Assistenten**
Stellen Sie sich einen persönlichen Assistenten vor, der nicht nur Ihre Termine plant und Ihre Fragen beantwortet, sondern auch Ihre Vorlieben versteht, Ihre Bedürfnisse vorhersieht und auf der Grundlage Ihrer bisherigen Interaktionen personalisierte Empfehlungen abgibt.

■ Selbstlernende Robotik

Mit AGI ausgestattete Roboter könnten sich ohne explizite Programmierung an neue Umgebungen und Aufgaben anpassen. Zum Beispiel könnte ein Haushaltsroboter lernen, neue Rezepte zu kochen, verschiedene Arten von Oberflächen zu reinigen und sogar Gesellschaft zu leisten.

■ Gesundheitsdiagnostik

AGI könnte das Gesundheitswesen revolutionieren, indem es genaue und personalisierte Diagnosen und Behandlungspläne liefert. Es könnte riesige Mengen medizinischer Daten analy-

sieren, Muster erkennen und die beste Vorgehensweise für einzelne Patienten vorschlagen.

■ Autonome Fahrzeuge

Während aktuelle selbstfahrende Autos auf schwacher KI (ANI) basieren, könnten AGI-betriebene Fahrzeuge in komplexen und unbekannten Umgebungen navigieren, Entscheidungen in Echtzeit treffen und mit Passagieren auf menschlichere Weise interagieren.

■ Kreative KI

AGI könnte zur Schaffung von Kunst, Musik und Literatur verwendet werden, die mit menschlicher Kreativität mithalten kann. Sie könnte verschiedene Stile verstehen und nachahmen, originelle Inhalte generieren und sogar mit menschlichen Künstlern zusammenarbeiten. Hier wären beispielsweise auf der Basis natürlicher Sprachein-gabe das kreative Gestalten und Konstruieren von innovativen Produkten angesiedelt.

Diese Beispiele veranschaulichen das Potenzial von AGI, verschiedene Aspekte unseres Lebens zu verändern. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass AGI nach wie vor ein theoretisches Konzept ist. Es bedarf noch erheblicher Fortschritte in der Forschung, um es zu verwirklichen. Entscheidend ist hierbei, dass die Qualität der Ergebnisse und das Aufgabenspektrum das menschliche Niveau auf allen Ebenen (z.B. auch emotional) erreichen. Was AI benötigt, um auf den Level AGI zu kommen, verdeutlicht Bild 4.

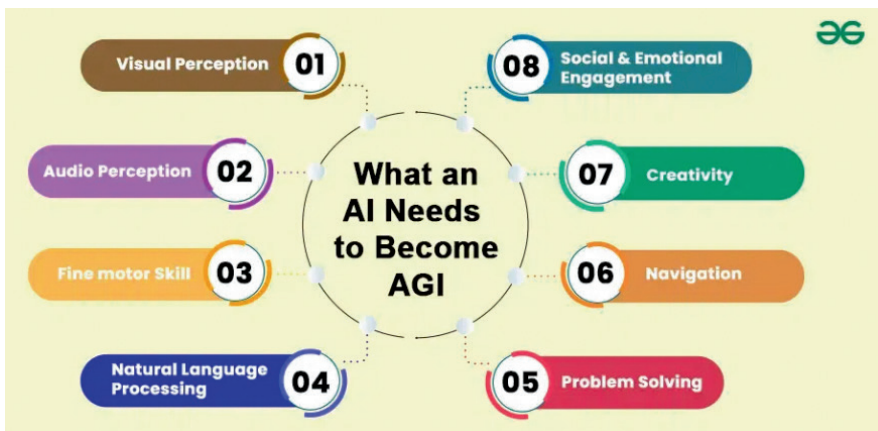


Bild 4. Was benötigt AI, um AGI zu sein? [16]

Künstliche Superintelligenz (Artificial Superintelligence – ASI)

Hierbei handelt es sich um eine hypothetische KI, die die menschliche Intelligenz in allen Aspekten übertrifft, einschließlich Kreativität, Problemlösung und emotionaler Intelligenz. ASI ist noch ein theoretisches Konzept und wird weit in die Zukunft projiziert [13].

Probleme und Herausforderungen im Ingenieurwesen

Künstliche Intelligenz (KI) und maschinelles Lernen (ML) bieten viele Vorteile für das Ingenieurwesen, bringen aber auch einige Herausforderungen und Probleme mit sich [19]. Diese liegen unter anderem in der traditionellen und seit Jahren bewährten Vorgehensweise von Ingenieuren. Datenbasierte Problemlösungen, wie sie durch den Einsatz von maschinellen Lernverfahren entstehen, unterscheiden sich in ihrer Entstehung grundlegend von ingenieurmäßigen Lösungen. Anstelle des Menschen, der erfahrungsbasiert Gesetzmäßigkeiten zur Problemlösung geschickt kombiniert, generiert der maschinelle Lernalgorithmus aus den bereitgestellten Beobachtungsdaten ein datenbasiertes Modell als spezifische Lösung für die konkrete Problemstellung [19]. In Kauf genommen werden muss auch, dass ML-Methoden im besten Fall branchenspezifisch und im Regelfall unternehmensspezifisch aufgebaut sind, was einen extrem hohen kapazitiven Aufwand für die spezifische Anwendung bedeutet. Folgende Punkte sind zu beachten [19–24]:

- **Datenqualität und -verfügbarkeit**
ML-Modelle benötigen große Mengen qualitativ hochwertiger Daten, um effektiv zu funktionieren. Im Ingenieurwesen sind solche Daten oft schwer zu beschaffen oder unvollständig.
- **Interpretierbarkeit des Modells**
Ingenieure müssen die Entscheidungen und Vorhersagen von ML-Modellen verstehen, um ihnen vertrauen und sie nutzen zu können. Viele ML-Modelle, insbesondere komplexe Modelle wie neuronale Netze, sind jedoch schwer zu interpretieren.
- **Funktionale Sicherheit**
In sicherheitskritischen Anwendungen, wie z.B. in der Automobil- oder Luftfahrtindustrie, muss die Zuverlässigkeit und Sicherheit von ML-Modellen gewährleistet sein. Dies stellt eine große Herausforderung dar, da ML-Modelle häufig nicht deterministisch sind.
- **Integration in existierende Systeme**
Die Integration von ML-Modellen in bestehende Engineering-Systeme kann komplex und zeitaufwendig sein. Oft sind umfangreiche Anpassungen und Tests erforderlich, um sicherzustellen, dass die neuen Modelle reibungslos funktionieren. Vor allem gibt es keine vernünftigen Vorgehensmodelle für die Entwicklung von KI-intensiven Systemen.
- **Regulatorische und ethische Fragen**
Der Einsatz von KI in den Ingenieurwissenschaften wirft auch regulatorische und ethische Fragen auf, insbesondere in Bezug auf den Datenschutz und die Verantwortung für Entschei-

dungen, die von KI-Modellen getroffen werden. KI-Einsätze müssen durch ethisch-moralische und rechtliche Informationen eingegrenzt werden. Aufgrund dieser Risiken wird der Ruf nach Regulierung immer lauter. Harari beschreibt in Nexus brillant, welche manipulative und destruktive Richtung KI ohne entsprechende Kontrolle einnehmen kann [25]. Auf EU-Ebene wurde im April 2021 ein Vorschlag für eine Verordnung über künstliche Intelligenz (KI) vorgelegt – der „AI-Act“, der am 1. August 2024 in Kraft getreten ist. Mit dem AI-Act sollen einheitliche Standards für die Entwicklung, Nutzung und Vermarktung von KI in der EU geschaffen werden. Er soll sicherstellen, dass KI-Systeme sicher, transparent und verantwortungsvoll eingesetzt werden und die Grundrechte und -freiheiten der EU-Bürger gewahrt bleiben [22]. Hiermit hat sich in der notwendigen gesellschaftlichen Dimension von KI sicher ein Wendepunkt ergeben.

Eine Studie von McKinsey zeigt, dass generative KI potenziell die meisten Unternehmensfunktionen beeinflussen könnte. Bild 5 zeigt die Auswirkungen der Technologie verglichen mit dem Anteil an den Funktionskosten. Die Analyse von 16 Unternehmensfunktionen zeigte, dass lediglich sechs Bereiche – darunter auch Forschung und Entwicklung – rund 75 Prozent des jährlichen Gesamtwerts der Anwendungsfälle generativer KI ausmachen könnten [26].

Diese Herausforderungen und Analysen zeigen, dass der Einsatz von KI und ML im R&D-Umfeld ein hohes Nutzenpotential enthält, aber eine sorgfältige Planung und Umsetzung erfordert, um die gesellschaftliche und technische Akzeptanz der Nutzer zu sichern.

Zusammenfassung und Ausblick

(Generiert mit Chat GPT)

Künstliche Intelligenz (KI) wird als nächste, konsequente Stufe der digitalen Transformation betrachtet und hat das Potenzial, sowohl in der Wirtschaft als auch im Arbeitsmarkt tiefgreifende Veränderungen zu bewirken. Bereits 1955 wurde der Begriff KI erstmals erwähnt, doch es existiert bis heute keine einheitliche Definition.

Eine vielgenutzte Definition beschreibt KI als die Fähigkeit von Maschinen, Aufgaben autonom auszuführen und sich an neue Situationen anzupassen. Diese Technologie hat in den letzten Jahrzehnten bedeutende Fortschritte gemacht.

Mit der Entwicklung von Large Language Models (LLMs) und den Meinungsunterschieden prominenter Experten wie Sam Altman und Yann LeCun, zeigt sich, dass es nach wie vor verschiedene Ansichten über den Weg zur künstlichen allgemeinen Intelligenz (AGI) gibt. Während einige glauben, dass AGI in naher Zukunft erreichbar ist, sind andere skeptisch und betonen die Herausforderungen, die noch vor uns liegen. Die Wahrscheinlichkeit, dass bis 2028 eine Maschine entwickelt wird, die eine Aufgabe besser als ein Mensch erledigen kann, wird von vielen Forschern auf nur 10 Prozent geschätzt.

Der Weg zur weiteren Entwicklung und Integration von KI in unsere Gesellschaft bleibt spannend und birgt sowohl Herausforderungen als auch Chancen. Die Meinungsunterschiede und die kontinuierliche Forschung im Bereich der KI zeigen, dass es noch viele ungelöste Fragen und Potenziale gibt. Die Anwendung von KI-Verfahren, sei es im Bereich des maschinellen Lernens (ML) oder der generativen KI (GenAI), wird in den kommenden Jahren weiter zunehmen und neue Innovationen hervorbringen.

Die Zukunft der KI wird stark davon abhängen, wie wir als Gesellschaft mit ihren Implikationen umgehen und welche ethischen und regulatorischen Rahmenbedingungen geschaffen werden. Die Entwicklungen in den nächsten Jahrzehnten könnten unser Verständnis von Arbeit, Kreativität und Intelligenz fundamental verändern und neue Möglichkeiten für Fortschritt und Wohlstand bieten. Es bleibt abzuwarten, wie wir diese Möglichkeiten nutzen werden und welche Rolle KI in der Gestaltung unserer Zukunft spielen wird.

Literatur

- VDI – Verein Deutscher Ingenieure e.V.: Gute Daten, gute Ideen – dann kommt KI ins Spiel (2024). Online unter <https://www.vdi.de/digitale-transformation/kuenstliche-intelligenz-ki/gute-daten-gute-ideen-dann-kommt-ki-ins-spiel> [Abruf am 12.12.2024]
- Coyle, D.: Wird die KI-Revolution zu mehr Wohlstand führen? Handelsblatt Nr. 189, 30.09.2024

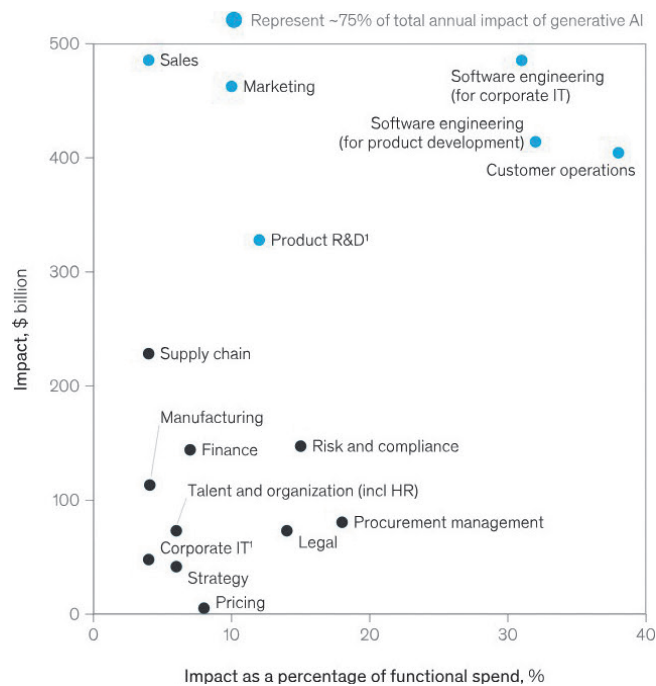


Bild 5. Nutzen von AI-Anwendungen [26]

- Turing, A.: Intelligent Machinery. In: Copeland, B. J. (Hrsg.): The Essential Turing. New York University Press, USA 2004, S. 395–432. DOI:10.1093/oso/9780198250791.003.0016
- McCarthy, J. et al.: A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project of Artificial Intelligence (1955). Online unter <https://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf> [Abruf am 27.08.2024]
- <https://mindsquare.de/knowhow/kuenstliche-intelligenz> [Abruf am 20.07.2024]
- Holski, L.; Bomke, L.: Wissenschaft oder doch nur Marketing. Handelsblatt Nr. 124, 01.07.2024
- Voisin, M.: Yann LeCun: Sprachmodelle werden keine Super KI erschaffen, 23.05.2024. Online unter <https://www.vdinachrichten.com/technik/informationstechnik/yann-lecun-sprachmodelle-werden-keine-super-ki-erschaffen> [Abruf am 09.07.2024]
- Jahn, T.; Oder, L.; Kipnis, A.: Online unter <https://www.handelsblatt.com/technik/ki/ki-bei-diesen-prognosen-lag-elon-musk-falsch-01/100031072.html> [Abruf am 10.04.2024]
- Generative und prädiktive KI im Vergleich: Den Unterschied verstehen | SS&C Blue Prism, 12.10.23
- Abdullahi, A.: Prädiktive KI vs. Generative KI: Die zwei Säulen der künstlichen Intelligenz (geekflare.com), 2025. Online unter <https://geekflare.com/de/predictive-ai-vs-generative-ai> [Abruf am 02.02.2025]
- Keil, M.; Bleisinger, O.: KI-intensive Systeme: Herausforderungen und Perspektiven für das Systems Engineering, Beitrag TDSE 2024
- IBM: Understanding the Different Types of Artificial Intelligence (2023). Online unter <https://www.ibm.com/think/topics/artificial-intelligence-types> [Abruf am 10.04.2024]
- <https://capitalmaniacs.com/8-levels-of-ai-from-basics-to-superintelligence> [Abruf am 11.05.2024]
- Interview Kickstart: Artificial Narrow Intelligence: Examples, Challenges, and Types (2025). Online unter <https://interviewkickstart.com/blogs/articles/artificial-narrow-intelligence> [Abruf am 02.02.2025]
- KPMG: Generative KI in der deutschen Wirtschaft - Studie (2024). Online unter <https://hub.kpmg.de/de/generative-ki-in-der-deutschen-wirtschaft-2024> [Abruf am 11.05.2025]
- Künstliche allgemeine Intelligenz (AGI) – Definition, Beispiele, Herausforderungen – GeeksforGeeks, 22.05.2024
- Andre, D.: What is Artificial General Intelligence? (24.09.2024). Online unter <https://www.allaboutai.com/ai-glossary/artificial-general-intelligence> [Abruf 23.11.2024]
- IBM: Explainers (2024). Online unter <https://www.ibm.com/think/topics> [12.11.2024]
- Klås, M.; Jedlitschka, A.: Maschinelles Lernen und KI – warum tun wir uns im Engineering schwer damit? (22.08.2018). Online unter <https://www.ielse.fraunhofer.de/blog/maschinelles-lernen-und-ki-im-engineering> [Abruf am 10.04.2024]
- Klås, M.; Vollmer, A. M.: Uncertainty in Machine Learning Applications – A Practice-Driven Classification of Uncertainty, First

International Workshop on Artificial Intelligence Safety Engineering Sept 18th, 2018, Västerås, Sweden

DOI:10.1007/978-3-319-99229-7_36

21. Maschinelles Lernen – eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung, Fraunhofer Studie. Online unter <https://www.bigdata-ai.fraunhofer.de/de/publikationen/ml-studie.html>, 2018 [Abruf am 09.04.2024]
22. ÖVE: Online unter <https://www.ove.at/ove-news/details/maschinelles-lernen> [Abruf am 15.06.2023]
23. COMPAILE: Die Herausforderungen bei der Implementierung von KI: Ein Blick hinter die Kulissen (30.09.2024). Online unter <https://blog.compaille.com/die-herausforderungen-bei-der-implementierung-von-ki-ein-blick-hinter-die-kulissen> [Abruf am 23.11.2024]
24. Digitales Institut: Was KI nicht kann – Grenzen und Herausforderungen der Künstlichen Intelligenz (12.11.2023). Online unter <https://digitales-institut.de/was-ki-nicht-kann-grenzen-und-herausforderungen-der-kuenstlichen-intelligenz> [Abruf am 23.11.2024]
25. Harari, Y. N.: Nexus. Penguin Random House, New York City 2024
26. McKinsey&Company: The Economic Potential of Generative AI (June 14, 2023). Online unter <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier> [Abruf am 05.02.2024]

Der Autor dieses Beitrags

Prof. Dr.-Ing. Prof. h. c. mult. Martin Eigner übernahm nach seinem Abschluss an der Universität Karlsruhe in Deutschland im Jahr 1980 die Leitung des Bereichs PMT (Process, Methods, Tools) bei der Robert Bosch GmbH. 1985 gründete er die EIGNER + PARTNER AG – das erste PDM/PLM-Unternehmen der Welt. Im Jahr 2003 gründete er EIGNER Engineering Consult, ein Beratungsunternehmen, das sich der Optimierung von Engineering-Prozessen widmet, mit besonderem Schwerpunkt auf Produktlebenszyklus-Management und Engineering-Digitalisierung. Von Oktober 2003 bis September 2017 war Prof. Eigner Leiter des Instituts für Virtual Product Engineering an der Universität Kaiserslautern und setzt seine Arbeit derzeit bei EIGNER Engineering Consult fort. Prof. Eigner hält seit 1984 Vorlesungen an verschiedenen Universitäten und ist Autor bzw. Co-Autor von fünfzehn Büchern sowie zahlreichen Artikeln zu Themen wie PLM, MBSE, Engineering-Digitalisierung, KI und Industrie 4.0.

Abstract

Artificial Intelligence (AI) – Closer Examination, Delimitation and Classification. Artificial Intelligence is considered the next stage of digital transformation and has the potential to bring about profound changes in the economy and the labor market. Despite the lack of a standard definition, AI describes the ability of machines to perform tasks autonomously and

to adapt. The development of Large Language Models (LLMs) shows different views on the path to Artificial General Intelligence (AGI). Artificial Narrow Intelligence (ANI), is already achieving good results and is specialized in a wide range of areas to perform specific tasks with a high degree of automation, precision and efficiency.

Hinweis

Eine englische Kurzfassung des Artikels wurde unter „Artificial Intelligence (AI) in Engineering“ am 12.11.2024 mit Hinweis auf dieses Sonderheft in LinkedIn (<https://www.linkedin.com/pulse/artificial-intelligence-ai-engineering-martin-eigner-aew4e>) veröffentlicht.

Schlüsselwörter

Künstliche Intelligenz (KI), Maschinelles Lernen, Generative KI, Prädiktive KI, Engineering

Keywords

Artificial Intelligence (AI), Machine Learning, Generative AI, Predictive AI, Engineering

Bibliography

DOI:10.1515/zwf-2025-0024

ZWF 120 (2025) Special Issue; page 5 – 11

© 2025 Walter de Gruyter GmbH,

Berlin/Boston, Germany

ISSN 0947-0085 · e-ISSN 2511-0896