

Juli 2026
56

Rainer Rehak

Unverhältnismäßige KI?

Schriftliche Stellungnahme zur Anhörung von Sachverständigen
durch die Enquetekommission IV „Notwendige Infrastruktur und
Wertschöpfungsketten“ (Drucksache MMD18-11609)
des Landtags Nordrhein-Westfalen am 5. März 2026

AUTOREN

Rainer Rehak \\ Weizenbaum-Institut, Berlin \ rainer.rehak@weizenbaum-institut.de

ÜBER DIESES PAPER

Dieses Papier wurde als schriftliche Stellungnahme durch die Enquetekommission IV „Notwendige Infrastruktur und Wertschöpfungsketten“ im Landtags Nordrhein-Westfalen angefragt und dort am 5. März 2026 vorgestellt.

ÜBER DAS WEIZENBAUM-INSTITUT

Das Weizenbaum-Institut ist ein Verbundprojekt und wird vom Bundesministerium für Forschung, Technologie und Raumfahrt (BMFTR) und dem Land Berlin gefördert. Es betreibt interdisziplinäre Grundlagenforschung zur digitalen Transformation der Gesellschaft und liefert evidenzbasierte und wertorientierte Handlungsoptionen, damit die Digitalisierung nachhaltig, selbstbestimmt und verantwortungsvoll gestaltet werden kann.

Weizenbaum Discussion Paper

Unverhältnismäßige KI?

Schriftliche Stellungnahme zur Anhörung von Sachverständigen durch die Enquetekommission IV „Notwendige Infrastruktur und Wertschöpfungsketten“ (Drucksache MMD18-11609) des Landtags Nordrhein-Westfalen am 5. März 2026

// Abstract

Diese Stellungnahme für die Enquete-Kommission „Künstliche Intelligenz (KI) – Für einen smarten Staat in der digitalisierten Gesellschaft“ des Landtags von NRW in der Anhörung „Notwendige Infrastruktur und Wertschöpfungsketten“ setzt die Nachhaltigkeits- und die Wirtschaftsimplicationen eines Ausbaus von KI-Rechenzentren ins Verhältnis. Danach werden konkrete Fragen des Landtages adressiert.

Alle digitalen Technologien, aber insbesondere Systeme mit generativer KI, haben immense lokale und globale Nachhaltigkeitsimplikationen, wie etwa den Verbrauch von Wasser, Strom, Fläche oder materiellen Ressourcen, aber tendenziell auch Machtzentralisierung und einen riesigen Datenbedarf. Dabei sind insbesondere die konkreten wirtschaftlichen Vorteile von generativer KI (genKI) unsicher, denn die realen Ergebnisse sind weder zuverlässig noch qualitativ hochwertig, was viele systematische Untersuchungen zeigen. Viele wirtschaftlichen Prognosen attestieren daher nur selektive Vorteile in hochspezialisierten Kontexten und daher praktisch kein Wirtschaftswachstum. Gemessen an den immensen Kosten dieser Systeme existiert aktuell kein Geschäftsmodell und es drohen horrenden Verluste ohne Perspektive auf Besserung. Ein strategischer Fokus auf genKI ist also mit großen wirtschaftlichen und ökologischen Risiken verbunden, und auch hinsichtlich digitaler Souveränität wären vorhandene Mittel für alternative Cloudinfrastrukturen und offene Standards erheblich sinnvoller eingesetzt.

Wenn aber die sehr risikoreiche genKI-Strategie verfolgt werden soll, so müssen die Rahmenbedingungen entsprechen ausgestaltet werden:

Es braucht Mindestwerte für ökologische Kennzahlen von Rechenzentren (PuE, WuE etc.), konkrete Anreize für Abwärmenachnutzung und nachhaltige Bauweisen. Effizienzregeln allein genügen jedoch ausdrücklich nicht, es braucht auch absolute Verbrauchsobergrenzen verbunden mit einer Priorisierung für die genKI-Nutzung, etwa für gesellschaftliche Zwecke. GenKI muss also wirtschaftlich, aber insbesondere hinsichtlich Nachhaltigkeitsfragen als Hoch-Risiko-Technologie behandelt werden.

Inhalt

1	Einleitung	5
2	KI als Technologie	6
2.1	Symbolische KI-Systeme	6
2.2	Sub-symbolische KI-Systeme	6
3	KI als Spannungs- und Diskursfeld	7
3.1	Domänenspezifische KI-Systeme	8
3.2	Künstliche Superintelligenz	8
3.3	Informierte KI-Debatten	8
4	Möglichkeiten und Grenzen existierender KI-Systeme	9
4.1	Wirtschaftliche Implikationen von KI-Systemen	9
4.2	Nachhaltigkeitsrelevante Implikationen von KI-Nutzung	14
5	Fragenkatalog bezüglich Energie, Ressourcen, Daten und nachhaltiger KI-Nutzung	16
	Literatur	19
	Danksagung	23
	Impressum	24

1 Einleitung

„Jeden Tag lesen wir [in der Zeitung], dass digitale Computer Schach spielen, Sprachen übersetzen, Muster erkennen und bald in der Lage sein werden, unsere Jobs zu übernehmen. Das alles ist mittlerweile ein Kinderspiel für sie.“

(Hubert Dreyfus, 1972)

Bei der Veröffentlichung des interaktiven Chatbots ChatGPT durch das US-amerikanische Unternehmen OpenAI im November 2022 wurde erstmals eine Anwendung der künstlichen Intelligenz (KI) einer breiten Öffentlichkeit zugänglich, die insbesondere für Laien beeindruckende Ergebnisse liefert und als textbasierte Webanwendung ohne besondere technische Voraussetzungen genutzt werden kann. Dadurch erhielten nicht nur Medien, sondern auch interessierte Akteure aus Politik, Wirtschaft und Zivilgesellschaft – ebenso wie Privatpersonen – die Möglichkeit, diese Art von Technik unmittelbar selbst auszuprobieren. Diskussionen über die aktuelle Leistungsfähigkeit und zukünftige Entwicklungen einer KI-Technologie wurden so in der Breite der Gesellschaft anschlussfähig und das Thema wurde innerhalb kurzer Zeit brandaktuell (Rehak 2023).

In der folgenden Stellungnahme werde ich primär auf die Nachhaltigkeitsaspekte künstlicher Intelligenz (KI) eingehen. Ziel ist es, Erkenntnisse aufzuzeigen, die im besten Falle für eine vorausschauende Landespolitik Nordrhein-Westfalens nützlich sind. Da digitale Systeme immer einen gewissen nachhaltigkeitsrelevanten Fußabdruck mit sich bringen (Creutzig et al. 2022), genügt es nicht, allein auf relative Effizienzfragen zu fokussieren. Vielmehr müssen auch Abschätzungen bezüglich absoluter Ressourcenverbräuche sowie zu lokalen ökologischen Folgen in den Blick genommen und diese sorgfältig gegen Vorteile und wahrscheinliche Potenziale abgewogen werden. Gerade KI-Systeme sind sowohl bei der Vorconfiguration (Training) als auch bei der konkreten Nutzung (Inferenz) vergleichsweise rechenintensiv und erfordern daher spezielle leistungsfähige und laufend modernisierte Speicherungs- und Berechnungsinfrastrukturen, also Rechenzentren.

Nachhaltigkeit wird im Folgenden als integrierter und integrierender Begriff verstanden, der ökologische, soziale und ökonomische Dimensionen umfasst. Im Rahmen dieser Stellungnahme stehen primär die ökologische Dimension (Ressourcenerhalt) und die ökonomische Dimension (Krisenfestigkeit) im Mittelpunkt.

Den breiten Einsatz von KI einschließlich der damit verbundenen konkreten Fragen notwendiger Infrastrukturen und möglicher Wertschöpfungsketten möchte ich in dieser Stellungnahme aus der Perspektive einer Verhältnismäßigkeitsüberlegung bearbeiten. Um derartige Verhältnismäßigkeitsüberlegungen zu skizzieren, ist es notwendig, nicht nur die nachhaltigkeitsrelevanten Implikationen zu umreißen, sondern auch die übergeordneten gesellschafts- und wirtschaftsbezogenen Linien aufzuzeigen.

In diesem Sinne folgen nun – vor der Beantwortung der konkreten Fragen – ein paar allgemeinere Einführungen und Überlegungen, gefolgt von der Darstellung nachhaltigkeitsrelevanter Aspekte und einem Zwischenfazit. Dieses Vorgehen soll den inhaltlichen Grundstein für die anschließende Beantwortung der konkret gestellten Fragen bereiten.

2 KI als Technologie

Obwohl es viele andere Arten künstlicher Intelligenz gibt, wird der Begriff heute üblicherweise mit generativer KI verbunden. Darunter werden Systeme gefasst, die nicht primär dazu verwendet werden, Muster in vorhandenen Daten zu finden, sondern auch auf dieser Basis neue Muster – etwa Texte, Bilder oder Töne – erzeugen. Beispiele hierfür sind sogenannte große Sprachmodelle (Large Language Model, LLM), aber auch bild- und tonerzeugende Modelle. Informationstechnisch betrachtet basiert generative KI auf sogenannten Künstlichen Neuronalen Netzen (KNN). Trotz der Bezeichnung haben diese aber praktisch nichts mit dem menschlichen Gehirn und seinen neuronalen Strukturen gemein (Rehak 2021).

Der Terminus *Artificial Intelligence* (AI) wurde bereits im Jahre 1955 von einer Gruppe US-amerikanischer Informatiker um John McCarthy und Marvin Minsky eingeführt. Der neue Begriff diente dazu, ein Forschungsprogramm im Rahmen der Dartmouth Conference vorzustellen und dafür Forschungsgelder einzuwerben (McCarthy et al. 1955).

2.1 Symbolische KI-Systeme

Um diesem Ziel näher zu kommen, bildeten sich in den folgenden Dekaden im Wesentlichen zwei Strömungen innerhalb der Informatik heraus, die unterschiedliche Ansätze bei der Entwicklung von KI-Systemen verfolgten. Einerseits entstanden die sogenannten symbolischen Systeme, bei denen Informationen explizit abgespeichert und miteinander verknüpft werden (etwa „Hauptstadt(Deutschland)=Berlin“). Die eingegebenen Daten und Zusammenhänge können logisch kombiniert und strukturiert durchsucht werden. Dieser Ansatz ermöglichte die sogenannten Expertensysteme und Wissensdatenbanken (Rehak 2023; Coy & Bonsiepen 1989; Rehak 2025).

2.2 Sub-symbolische KI-Systeme

Andererseits und parallel dazu wurden sogenannte subsymbolische Systeme entwickelt, auch Machine Learning (ML) genannt. Hierbei werden Informationen und Zusammenhänge nur statistisch, also implizit, im System abgebildet. Entsprechende Systeme werden gestaltet, indem die Programmkonfiguration (etwa die Parameter und Gewichtungen im System) anhand großer Mengen an Eingabedaten automatisiert so lange verändert werden, bis Er-

gebnisse in der Regel in gewünschter Qualität vorliegen – das sogenannte Training. Wie ein System später ein konkretes Ergebnis produziert, ist dabei zweitrangig, nur schwer nachvollziehbar (Rehak 2023, 2025) und Gegenstand intensiver Forschung.

Während in symbolischen Systemen logische Zusammenhänge also explizit modelliert und während der Entwicklung in das System eingeschrieben werden, verläuft die Konfiguration subsymbolischer Systeme in vielen kleinen automatisierten Schritten. Am Ende enthält das Programm eine Vielzahl komplexer statistischer Beziehungen, aber keine expliziten semantischen Zusammenhänge. Insofern die eingegebene Datengrundlage das hergibt, existiert bei einer textbasierten KI dann beispielsweise eine abstrakt-statistische Beziehung zwischen den Worten „Hauptstadt“, „Deutschland“ und „Berlin“, die sich jedoch nicht direkt aus den unzähligen Parametern des Systems ablesen lässt. Zudem bedeutet eine solche abstrakt-statistische Beziehung auch nicht automatisch, dass das Ergebnis sachlich korrekt ist, wie wir weiter unten nachvollziehen werden.

Auch die wirtschaftlichen Folgen von KI wurden bereits vor Dekaden diskutiert. So schrieb der schon im damaligen KI-Diskurs einflussreiche Philosoph Hubert Dreyfus im Jahr 1972 kritisch über die KI-Zuschreibungen: „Jeden Tag lesen wir [in der Zeitung], dass digitale Computer Schach spielen, Sprachen übersetzen, Muster erkennen und bald in der Lage sein werden, unsere Jobs zu übernehmen. Das alles ist mittlerweile ein Kinderspiel für sie.“ (Dreyfus 1972) – eine Äußerung, die bereits damals wissenschaftlich und medial verbreitet war und bis heute bemerkenswert aktuell ist, gleichwohl sie zu jeder Zeit hoch umstritten war (Dreyfus 1972; Weizenbaum 1978; Bender et al. 2021; Rehak 2025).

3 KI als Spannungs- und Diskursfeld

Dass derartige Äußerungen zu jeder Zeit umstritten waren und nach wie vor sind, verweist darauf, dass wir es beim Thema KI nicht mit einer rein technischen Debatte zu tun haben, sondern in wesentlichen Teilen auch mit subjektiven Einschätzungen, unsicheren Voraussetzungen, unfundierten Hoffnungen, hehren Wünschen und vagen Ängsten. Diskussionen über KI sind also immer auch Diskussionen über die Deutungshoheit über mögliche technische, wirtschaftliche und gesellschaftliche Zukünfte (Schütze 2024).

Es greift jedoch zu kurz, diese Debatten als bloße Sprachspiele abzutun. Die diversen diskutierten Vorstellungen darüber, welche Eigenschaften solchen Systemen zugeschrieben werden, beeinflussen direkt die konkreten Einsatzzwecke, für die sie angedacht werden. Auch Wirtschaftsstrategien, Forschungsförderung und Gesetzgebung werden maßgeblich durch den öffentlichen Diskurs bestimmt (Bareis & Katzenbach 2022).

3.1 Domänenspezifische KI-Systeme

Um diese Diskurse ein wenig zu sortieren, haben sich über die Jahrzehnte folgende Klassifizierungen für KI-Systeme durchgesetzt:

Erstens gibt es domänenspezifische KI-Systeme (*artificial narrow intelligence*, ANI), manchmal auch schwache KI genannt, die für einen klar definierten Aufgabenbereich konzipiert und entwickelt werden. Sie sind für bestimmte Abläufe optimiert, aber auch nur in diesem Rahmen überhaupt zu gebrauchen. Ein Programm zur energieeffizienten Klimatisierung von Rechenzentren etwa nutzt ausgewählte Lastdaten der Vergangenheit, um den Einsatz von Kühlaggregaten je nach Bedarf wirtschaftlich zu steuern; es kann jedoch keine Musik-Playlist kuratieren. Ebenso wenig kann ein Schachprogramm Bilder erzeugen oder eine Bild-generator-KI mathematische Regressionsanalysen durchführen. Darum sind vermenschlichende Begriffe wie „selbstlernend“ in diesem Kontext irreführend (Rehak 2021).

Alle aktuell existierenden KI-Systeme fallen zweifelsfrei in die Kategorie domänenspezifischer künstlicher Intelligenz, vom modernen Go-Computer über Bilderkennungs- oder Übersetzungssoftware bis hin zu den großen Sprachmodellen (LLMs) wie OpenAIs GPT, Googles Gemini, BAAs WuDao, Metas LLaMa oder Anthrops Modelle (Rehak 2023, 2025). Dass LLMs aktuell für allerlei allgemeine Aufgaben verwendet werden, bedeutet nicht automatisch, dass sie all diese Aufgaben auch verlässlich und ausreichend lösen können.

3.2 Künstliche Superintelligenz

Zweitens existiert das rein hypothetische Konzept universeller KI-Systeme (*artificial general intelligence*, AGI), manchmal auch starke KI oder *Artificial Superintelligence* (ASI) bezeichnet. Solche Systeme sollen eigenständig lernen, abstrakt denken und dazu über Kreativität, Motivation sowie Bewusstsein und Emotionen verfügen können. Allerdings gibt es bislang keinerlei Anhaltspunkte, dass ein solches System mit aktuellen Computerarchitekturen überhaupt realisierbar wäre. Diskussionen über AGI werden dennoch intensiv geführt, was mit den geschäftlichen Motiven wirtschaftlicher Akteure in Verbindung steht (FAZ 2023; Andreessen 2023), teils aber auch mit der prominenten Rolle solcher Systeme in Science-Fiction-Filmen, etwa Samantha in 'HER', Data in 'Star Trek', Ava in 'Ex Machina' oder C3PO in 'Star Wars' (Rehak 2023, 2025).

3.3 Informierte KI-Debatten

Größte Vorsicht ist geboten, wenn in Diskursen ganz allgemein, also ohne Konkretisierung, von „KI“ gesprochen wird. Es besteht dann die Gefahr, dass hier gar keine konkrete Technologie gemeint ist, sondern einfach „komplexe Informatik“ (auch Zeitgeist-KI genannt, Rehak

2025) und alles von Big Data und Statistik über Software, IT, Digitalisierung, Algorithmen, Roboter, Apps und IKT bis hin zum „Internet“ umfasst. Dadurch wird der Begriff zunehmend verwässert und dient eher als Sammelbegriff für digitaltechnische Systeme in Gegenwart und Zukunft. In diesem breiten Verständnis kann dann auch alles als KI-System bezeichnet werden. Schon 2022 wurde in einem Bericht zum Stand von KI in der öffentlichen Verwaltung festgestellt, „dass oftmals Projekte als KI-basiert bezeichnet würden, jedoch de facto konventionelle IKT-Anwendungen nutzen“ (Bundestag 2022). Auch in der Wirtschaft ist dieses schwammige Verständnis schon länger anzutreffen (Vincent 2019). Um eine reflektierte gesellschaftliche Auseinandersetzung mit den Implikationen künstlicher Intelligenz zu ermöglichen, muss dieses zu breite Verständnis expliziert und aufgelöst werden (Rehak 2023, 2025).

Viele wirtschaftliche Versprechen einer angeblichen „KI-Revolution“ stützen sich auf die Fähigkeiten einer (fiktiven) künstlichen Superintelligenz. Tatsächlich fallen aber alle aktuell existierenden und denkbaren Systeme in die Kategorie der domänenspezifischen KI-Systeme und werden daher sehr wahrscheinlich nur selektive und inkrementelle wirtschaftliche Effekte zeitigen. Um diese realistisch zu erwartenden Effekte soll es im Folgenden gehen.

4 Möglichkeiten und Grenzen existierender KI-Systeme

Aktuell werden unzählige Nutzungsszenarien für KI-Systeme diskutiert und experimentell sowie produktiv implementiert. Die zwei Haupteinsatzbereiche liegen dabei in Wirtschaft und Nachhaltigkeit. Der Bereich KI speziell für Nachhaltigkeit (Rehak 2026) wird in dieser Stellungnahme nur nachrangig behandelt (Rehak 2026), weil die an mich gerichteten Fragestellungen vorrangig die Nachhaltigkeitsfragen von KI selbst betreffen (siehe Brandenburger et al. 2025). Um die Nachhaltigkeitsimplikationen des KI-Einsatzes in der Wirtschaft sinnvoll einordnen und daraus konkrete Maßnahmen ableiten zu können, wird es zunächst um allgemeine wirtschaftliche Implikationen von KI-Nutzung gehen.

4.1 Wirtschaftliche Implikationen von KI-Systemen

Einerseits gibt es sehr positive Einschätzungen wie die folgende Aussage:

„KI ist nicht die nächste Stufe der Digitalisierung – sie ist etwas völlig Neues, ein neues Paradigma. Zum ersten Mal übertreffen Maschinen den Menschen in dem, was uns bisher einzigartig machte: unsere Intelligenz. [...] Das ist die Dimension: eine Zäsur – wie der Schritt in der Aufklärung von Dogma zu Vernunft. KI verändert alle Lebensbereiche, die Forschung, jedes Geschäftsmodell, jede Industrie – tiefgreifend und dauerhaft.“

Die ist ein Ausschnitt aus der Rede von Dr. Karsten Wildberger, Bundesminister für Digitales und Staatsmodernisierung, bei der Pressekonferenz „Industrial AI Cloud“ am 4. November 2025. Auch EU-Kommissionspräsidentin von der Leyen griff in ihrer Rede zum EU-Budget im Mai 2025 ähnliche Punkte auf.

4.1.1 Realistische Betrachtungen von Wirtschaftlichkeit

Derartige Aussagen erzeugten direkt die Kritik einer unfundierten Hype-Befuerung, insbesondere aus der Wissenschaft (ICCL 2025). Derartige Versprechen seien gänzlich unbelegt und erinnerten an frühere, ähnlich leere Revolutionserzählungen wie Blockchain, Meta-verse, NFTs, Google Glass, Virtual Reality und das Web3. Konkrete Nachforschungen, etwa durch Informationsfreiheitsgesetzanfragen, ergaben, dass etwa die Aussagen von der Leyens tatsächlich primär auf Blog-Einträgen oder Aussagen der KI-Firmen Anthropic oder OpenAI basierten (European Commission 2025).

Doch auch innerhalb der Wirtschaftsfachwelt sind solche kritischen Stimmen zu finden. So titelte bereits im Jahr 2024 die Investmentbank Goldman Sachs in einem Gutachten „Generative KI – zu hohe Ausgaben, zu geringer Nutzen“ (Goldman Sachs 2024). Die Fachzeitschrift *The Economist* fragte „Was ist aus der Revolution der künstlichen Intelligenz geworden? Bislang hatte die Technologie fast keine wirtschaftlichen Auswirkungen.“ (*The Economist* 2024), und die *Financial Times* lieferte „Argumente gegen KI – Fünf Gründe, die Begeisterung für diese Technologie zu hinterfragen“ (Parikh 2024).

Im Jahr 2025 setzte sich die Kritik fort. Das *Fortune*-Magazin berichtete, dass „eine neue wegweisende Umfrage zeigt, dass die meisten KI-Projekte einfach nicht liefern.“ (Ivanova 2025) und im Februar dieses Jahres ergab eine Studie des US-amerikanischen *National Bureau of Economic Research* (NBER), dass „über 80 % der Unternehmen keine Auswirkungen auf Beschäftigung oder Produktivität melden [, aber] dass KI [in den nächsten drei Jahren] die Produktivität um 1,4 % steigern, die Produktion um 0,8 % erhöhen und die Beschäftigung um 0,7 % senken wird.“ (Yotzov et al. 2026). Und das scheinen auch keine unfundierten Analysen zu sein. So zeigen reale wirtschaftliche Ergebnisse, dass KI bislang nur selektiv wirtschaftlichen Nutzen generiert (Acemoglu 2025). Trotz aller Anstrengungen und Investitionen verzeichnet der Branchenprimus OpenAI Ende des Jahres 2025 einen Quartalsverlust von mindestens 10 Milliarden Euro (Rosoff 2025).

In der Gesamtschau haben die meisten KI-Projekte trotz riesiger Ausgaben über Jahre hinweg, wenn überhaupt, nur minimale wirtschaftliche Effekte gezeigt (Krzywdzinski et al. 2026). Bisher zählt nur der KI-Chiphersteller Nvidia zu den klaren Profiteuren. Im Bereich KI zeichnet sich aktuell also weder ein tragfähiges Geschäftsmodell noch eine „Revolution“ ab. Auch deswegen sind die KI-Rechenzentren in NRW nicht ausgelastet. Auf die Frage, wie denn mit KI überhaupt Geld verdient werden soll, antwortete Sam Altman, CEO von OpenAI, im Jahre 2019:

„Die ehrliche Antwort lautet: Wir haben keine Ahnung. Wir haben noch nie Einnahmen erzielt. Wir haben derzeit keine Pläne, Einnahmen zu erzielen. Wir haben keine Ahnung, wie wir eines Tages Einnahmen erzielen könnten. Wir haben den Investoren eine vage Zusage gegeben, dass wir, sobald wir dieses [superintelligente] System aufgebaut haben, es im Grunde genommen bitten werden, einen Weg zu finden, um eine Investitionsrendite zu erzielen.“ (TechCrunch 2019)

Sieben Jahre später hat sich daran offenbar wenig geändert. Echte breite, dauerhafte und zuverlässige Erfolge jenseits kurzer publikumswirksamer Spektakel bleiben nach wie vor aus, die versprochene „PhD level intelligence“ (Zitat Sam Altman, Landymore 2025) kam nicht. Dabei scheinen nun alle relevanten Daten weltweit ausgewertet (Kebande 2026) und die Qualität von auf KI-Ergebnissen trainierten Modellen ist nicht zuverlässig gut (Shumailov et al. 2024).

Fest steht: Der wirtschaftliche Erfolg von KI ist keinesfalls gesichert. KI ist nicht nur wirtschaftlich gesehen eine Hochrisiko-Technologie, ihre systematische Förderung gleicht somit in vielerlei Hinsicht einer Wette. Gleichzeitig erzeugt sie immensen Ressourcen hunger, sowohl hinsichtlich Daten als auch in materieller Hinsicht wie etwa Strom, was Verhältnismäßigkeitsüberlegungen notwendig macht.

Um die Problematiken greifbarer zu machen, werden im Folgenden exemplarisch charakteristische Fehler aufgeführt, die in der grundsätzlichen statistischen Architektur von LLMs begründet sind und daher nicht einfach korrigiert werden können (Hicks et al. 2024). Andere Funktionen wie Bilderkennung oder Sprachübersetzung sind bereits produktiv in Verwendung, aber basieren nicht auf genKI.

4.1.2 Konkrete Nutzung: Texte zusammenfassen

Amazon führte im Laufe des Jahres 2024 einen großangelegten und systematischen Zusammenfassungs-Test für die australische Finanzaufsichtsbehörde ASIC durch, welcher ergab, dass KI-Systeme tatsächlich mehr Arbeit erzeugen könnten, statt sie zu reduzieren. Laut dem Bericht bemängelten die evaluierenden Fachleute, dass KI-Zusammenfassungen häufig Nuancen, Kontext und Schwerpunkte verfehlten, falsche Informationen enthielten oder relevante Fakten ausließen. Oft fokussierten sie sich auf unwichtige Nebenaspekte oder fügten irrelevante Inhalte hinzu. Insgesamt hielten die Gutachter:innen die KI-Zusammenfassungen für kontraproduktiv, da zusätzliche Arbeit durch detaillierte Faktenchecks erforderlich war – die Originaltexte seien hingegen präziser und klarer (Wilson 2024).

In einem zweiten großen Versuch fand die britische BBC in Zusammenarbeit mit Apple heraus, dass KI-Zusammenfassungen echte Nachrichten verfälschen können. Die Untersuchung zeigte, dass LLMs weiterhin regelmäßig falsche Inhalte fabrizierten. Bei der Prüfung von KI-Antworten stellten BBC-Journalist:innen erhebliche Mängel fest: 51% der Antworten wiesen erhebliche Probleme auf, 19% führten zu faktischen Fehlern bei BBC-Quellen (z.B. falsche Zahlen und Daten), und 13% der zitierten Aussagen waren verändert oder erfunden (Currie 2025).

Beide Versuche schlossen demnach an Ergebnisse von 2022 an, als Meta ein LLM ausschließlich auf wissenschaftlichen Artikeln trainiert hatte, es jedoch nach kurzer Zeit wegen grober Fehler in den Antworten offline nehmen musste. Auch damals produzierte das System stets überzeugend klingende Antworten, auch wenn sie massenhaft fehlerhaft waren (Heaven 2022).

4.1.3 Konkrete Nutzung: Informationsrecherche

Die Europäische Rundfunkunion (European Broadcasting Union, EBU) – ein Zusammenschluss von 68 öffentlich-rechtlichen Sendern aus 56 Ländern – hat im Jahr 2025 systematisch die Zuverlässigkeit der populärsten KI-Systeme getestet. Die Studie ergab, dass regelmäßig 40 % der erzeugten Antworten von ChatGPT, Gemini und anderen Chatbots falsch waren, die Modelle diese aber autoritativ als Fakten formulierten (Fletcher, Verckist 2025).

Was das konkret bedeutet, zeigte sich im Jahre 2024 im Fall des Journalisten Martin Bernklau. Im Copilot-Chatbot von Microsoft erschien bei einer Suche nach seinem Namen, er sei des Kindesmissbrauchs überführt worden. Faktisch falsch; korrekt war lediglich, dass er regelmäßig über entsprechende Gerichtsurteile berichtete (Beschorner 2024). In öffentlichen Texten kam sein Name also regelmäßig in der „Nähe“ von Kindesmissbrauchsberichten vor.

Statistische Wortnähe bedeutet also nicht automatisch semantische Verbindung, aber genau darauf basieren die Modelle.

4.1.4 Konkrete Nutzung: Interaktion und Kommunikation

Auch im Einsatzbereich der automatisierten Interaktion und Kommunikation mit KI zeigen sich erhebliche Nutzungsdefizite. In Kanada wurde eine Fluggesellschaft verurteilt, da ihr KI-Chatbot einem Kunden fälschlicherweise einen „Trauergast-Rabatt“ anbot, den es gar nicht gab. Das Unternehmen argumentierte, der Chatbot sei selbst „verantwortlich“, doch das Gericht urteilte, dass die Firma für alle Aussagen der KI haftbar ist, wenn sie den Chatbot direkt Fragen beantworten lasse (Yagoda 2024).

Im Jahre 2023 fiel die US-amerikanische *National Eating Disorder Association* medial negativ auf, nachdem vier Mitarbeiter:innen entlassen wurden, die eine Gewerkschaft gegründet hatten. Daraufhin wurde der sogenannte „Helpbot Tessa“ in Betrieb genommen, um anstelle der Menschen die Hotline für Essstörungen zu beantworten. Allerdings produzierte das System therapeutisch unsinnige, ja gar schädliche Ratschläge, die gerade bei Menschen in vulnerablen Lebenssituationen zu großen Problemen bis hin zu Suizid führen können (Aratani 2023).

4.1.5 Benotung im Bildungsbereich

Im Jahr 2024 untersuchte eine Studie KI-Systeme in Rheinland-Pfalz, die zur automatisierten Benotung von Hausaufgaben in Schulen eingesetzt werden können. Dabei traten große Probleme zutage, denn nicht nur hingen „die numerischen Bewertungen und qualitativen Rückmeldungen des Tools [...] häufig vom Zufall ab und verbessern sich nicht durch die Einarbeitung

der Verbesserungsvorschläge“, zudem war eine „Bestbewertung nur mit Texten erreichbar, die von ChatGPT geschrieben sind“. LLMs als „objektive und zeitsparende Lösung“ anzubieten, sei daher „irreführend und unverantwortlich“, zumal „diese Mängel auf die inhärenten Einschränkungen großer Sprachmodelle (LLMs) zurückzuführen sind“ (Mühlhoff, Henningsen 2024).

4.1.6 Konkrete Nutzung: Programmieren

Auch im Bereich der Softwareentwicklung zeigen sich gemischte Ergebnisse. Zwar berichten einzelne Anwender:innen von Produktivitätsgewinnen, etwa besonders schnelles Prototyping, doch mehrere Studien dämpfen die Erwartungen. So stellte eine GitHub-Copilot-Studie im Jahr 2024 ein systematisches Absinken der Codequalität fest (Ramel 2024), wobei Entwickler:innen kaum oder nur begrenzt von KI-Assistenten profitieren (Gross 2024). Wenn überhaupt, gewinnen Senior-Programmierer:innen bei ganz bestimmten Aufgaben und Einsatzszenarien an Geschwindigkeit, während viele Aufgaben, die heute automatisiert werden, im Juniorbereich liegen, also gerade dort, wo angehende Entwickler:innen noch lernen und sich weiterentwickeln.

Durchaus betonen Selbstberichte von Expert:innen, dass sie mit aktuellen Systemen produktiver werden, systematische Studien zeigen auch hier objektiv geringere oder sogar negative Effekte: „Nach Abschluss der Studie schätzten die Entwickler selbst, dass die Nutzung von KI die Bearbeitungszeit um 20 % verkürzt habe. Überraschenderweise ergab sich jedoch, dass KI die Bearbeitungszeit tatsächlich um 19 % verlängert hatte“ (Becker et al. 2025). In diesem Fall erzeugen KI-Werkzeuge also ein subjektives Beschleunigungsgefühl bei den Entwickler:innen, führen objektiv jedoch zu einer Verlangsamung. Weitere Fortschritte werden zwar erwartet (Carlini 2026), aber wo, wie wirksam und in welchem Umfang, ist nach wie vor komplett unklar.

4.1.7 Zwischenfazit

Aktuell weit verbreitete KI-Systeme sind überwiegend LLMs, bei denen statistische Wortnähe in den Quelldaten als eine semantische Verbindung interpretiert wird. In vielen Fällen funktioniert das gut, aber weder zuverlässig noch auf einem hohen Qualitätsniveau.

Gerade in Bereichen mit hohen Anforderungen an die Ergebnisqualität sind solche Systeme nicht sinnvoll einsetzbar. Es ist außerdem grundsätzlich unklar, wie Erfundenes bzw. Fälschungen, also Falschaussagen, in statistischen Verfahren wie LLMs begrenzt werden können. Insbesondere die Felder mit hohem Qualitätsanspruch sind gleichzeitig eben jene mit den hohen Margen.

Sinnvolle Einsatzzwecke liegen dort, wo die Nutzenden entweder das Ergebnis bewerten können (zum Beispiel als Übersetzungshilfe, Strukturieren von Entwürfen etc.) oder bei offenen

Aufgaben (Kreativbereich, Ideensammlungen etc.). Die Problematik liegt im Besonderen darin, dass falsche Antworten üblicherweise nicht auffallen, weil Menschen diese Systeme gerade dann verwenden, wenn sie die Antworten nicht kennen. Selbstaussagen von Nutzer:innen dieser Systeme können daher bei der Bewertung nicht zuverlässig als Datengrundlage helfen. Neuere Entwicklungen wie etwa KI-Agenten oder sogenannte Reasoning-Modelle – also mit Zwischenschritten bei der Antwortgenerierung – ändern an den Grundproblemen mit dieser Technologie nichts, Nutzen und Probleme skalieren gleichermaßen, was eine der Erklärung für die unwesentliche Auswirkung von KI auf die Wirtschaftszahlen sein mag.

4.2 Nachhaltigkeitsrelevante Implikationen von KI-Nutzung

Subsymbolische KI wie etwa LLM-basierte Systeme ist sowohl bei der Vorkonfiguration (Training) als auch bei der konkreten Nutzung (Inferenz) sehr rechenintensiv. Daher benötigen sie immense Speicherungs- und Berechnungsinfrastrukturen in Form von Rechenzentren, die in Bau und Betrieb einen großen ökologischen Fußabdruck hinterlassen. Im Sinne dieser Stellungnahme soll es nun primär um die ökologischen Aspekte gehen, insbesondere Energie-, Wasser- und Rohstoffverbrauch (UNEP 2025, Gröger et al. 2025).

4.2.1 Energieverbrauch

Die Nutzung von KI führt weltweit zu einem stark steigenden Energiebedarf. Rechenzentren (RZ) verbrauchen bereits rund 1,5 % des globalen Stroms – eine Zahl, die laut McKinsey bis 2030 durch den wachsenden Anteil von KI-basierten Anwendungen weltweit auf 3,5 % und in der EU sogar auf 5 % steigen könnte. Regional hat das teilweise immense Auswirkungen, da Stromnetze kostenintensiv angepasst werden müssen. In Frankfurt (Main) entfallen rund 25 % des städtischen Stromverbrauchs auf Rechenzentren, in Dublin liegt der Anteil sogar bei nahezu 80 %, während in Irland landesweit über 20 % der Energie von Rechenzentren genutzt werden.

Diese Entwicklung wird maßgeblich durch den massiven Ausbau globaler Cloud-Infrastrukturen von Unternehmen wie Google, Microsoft und Amazon vorangetrieben. Zwischen 2019 und 2023 meldete Google einen 48 % höheren Energieverbrauch, vor allem verursacht durch das Training und die Nutzung großer Sprachmodelle (Marx 2025). KI-basierte Dienste wie ChatGPT benötigen mindestens das Zehnfache der Energie einer herkömmlichen Websuche. Eine einfache ChatGPT-Mail mit 100 Wörtern und einigen Korrekturschleifen verbraucht etwa 140 Wh. Microsoft verzeichnete seit 2020 einen Anstieg der Treibhausgas-Emissionen um rund 30 %, was auf die zunehmende KI-Aktivität in Rechenzentren zurückzuführen ist.

Prognosen von Greenpeace erwarten eine Verdreifachung der Emissionen durch KI-Systeme in den nächsten sieben Jahren. Aktuell wird intensiv versucht, durch effizientere Chips,

Abwärmenutzung, Heißluftkühlung und erneuerbare Energiequellen (EE) gegenzusteuern. Dennoch bleiben lokale Netzengpässe und steigende CO₂-Emissionen eine Herausforderung, insbesondere in urbanen Hotspots. Voraussichtlich werden zudem nicht genug EE verfügbar sein, sodass die KI-Rechenzentren anderen Nutzungen die EE „wegnehmen“. Die oben erwähnten neueren KI-Modelle mit sogenannter *Reasoning*-Funktion benötigen teilweise das 500-fache an Energie, was den Gesamtverbrauch weiter steigen lässt (Luccioni, Gamazaychikov 2025).

4.2.2 Wasserverbrauch

Neben dem Energiebedarf ist auch der Wasserverbrauch von Rechenzentren ein wachsendes Nachhaltigkeitsproblem. Wasser wird direkt zur Kühlung der Server und indirekt für die Herstellung und Entsorgung von Hardware-Komponenten gebraucht. Besonders die Kühlung verursacht einen erheblichen Mengenverbrauch: Für das Verfassen einer Mail mit 100 Wörtern über GPT-4 werden in verschiedenen US-Standorten 0,5 Liter (Illinois), knapp 1 Liter (Arizona) oder bis zu 1,5 Liter Wasser (Washington) benötigt – je nach klimatischen Bedingungen und Kühlungssystem (Li et al. 2025, Gröger et al. 2025).

Der rasant steigende Bedarf zeigt sich auch in Unternehmensberichten. Laut dem *Microsoft Sustainability Report 2023* verbrauchte das Unternehmen im Zuge des KI-Ausbaus 7,8 Millionen Liter Wasser – eine Verdoppelung gegenüber 2022. Insgesamt wurden 2023 nach brancheneigenen Angaben rund 175 Milliarden Liter Wasser weltweit für den Betrieb von Rechenzentren eingesetzt (Gröger et al. 2025). Problematisch ist zusätzlich, dass sich viele dieser Anlagen in Gebieten mit zunehmender Wasserknappheit befinden, wodurch Zielkonflikte mit der Versorgung lokaler Gemeinden entstehen. Zwar investieren Unternehmen langsam auch in geschlossene Kühlsysteme statt Verdunstungskühltechnologien, um den Wasserverbrauch zu reduzieren, doch insgesamt zeigt die Entwicklung einen bislang steigenden Trend.

4.2.3 Rohstoffverbrauch

Parallel dazu steigt der Bedarf an Rohstoffen und Materialien durch den KI-Boom. Serverfarmen und Hochleistungs-Grafikprozessoren (sog. GPUs) benötigen große Mengen seltener Erden, Kupfer, Lithium und Silizium. Für jede neue Generation KI-fähiger Chips müssen große Mengen dieser Rohstoffe abgebaut werden, was ökologische Folgen wie Bodenzerstörung, Vergiftung, hohes Elektroschrottaufkommen und soziale Konflikte in Förderregionen (z. B. Chile, DR Kongo, China) nach sich zieht (Dachwitz & Hilbig 2025).

Zudem verhindert die schnelle Innovationsrate der Hardware den Aufbau einer zirkulären Wertschöpfung, da Komponenten häufig bereits nach wenigen Jahren ersetzt werden. Ansätze für nachhaltigere KI umfassen hier beispielsweise das Recycling von Servern, modulare

Hardwarekonzepte und die Verlagerung der Rohstoffgewinnung in zertifizierte Lieferketten. Allerdings fehlen hierfür derzeit Marktanreize zur Umsetzung nachhaltiger Maßnahmen.

4.2.4 Globale Verteilung der Umweltkosten

Sowohl beim Rohstoffverbrauch als auch bei Energie und Wasserbedarf ist eine globale Schieflage der ökologischen Schäden zu erkennen (Martins 2025). Für viele der genannten negativen Umweltfolgen haben besonders Regionen des globalen Südens die Kosten zu tragen. Währenddessen profitiert der globale Norden von der Wertschöpfung und ökologischen Einsparungen durch Effizienzgewinne (Brodie 2023). Im Fachdiskurs wird diese Struktur daher auch als neokoloniales ökologisches Outsourcing bezeichnet, da Umweltbelastungen räumlich ausgelagert werden, gerade damit wirtschaftliche Gewinne und technologische Vorteile in kapitalstarken Ländern konzentriert bleiben und die Bilanzen gut aussehen (Dachwitz & Hilbig 2025).

4.2.5 Zwischenfazit

Angesichts der oben ausgeführten wirtschaftlichen und ökologischen Implikationen eines weiter vorangetriebenen KI-Ausbaus stellt sich daher weniger die Frage, ob KI sinnvolle Einsatzzwecke hat – solche existieren, wenn auch in stark begrenztem Umfang – sondern vielmehr, ob diese Einsatzzwecke den damit verbundenen nachhaltigkeitsrelevanten Fußabdruck rechtfertigen. Diese Frage lässt sich im Rahmen dieser Stellungnahme nicht beantworten. Festzuhalten wäre allerdings durchaus, dass eine wirtschaftliche Strategie, die auf KI setzt, mit großen Risiken verbunden ist.

Vor diesem Hintergrund können die folgenden Fragen schematisch angegangen werden, immer in Referenz zu den obigen Ausführungen.

5 Fragenkatalog bezüglich Energie, Ressourcen, Daten und nachhaltiger KI-Nutzung

1. Welche Strom- und Wasserverbräuche verursacht der Aufbau und Betrieb von KI-Infrastrukturen entlang der gesamten Wertschöpfungskette und wie lassen sich diese Bedarfe angesichts begrenzter Ressourcen, konkurrierender Nutzungen und der Klimaziele von NRW verantwortbar priorisieren und steuern?

Der Aufbau und Betrieb von KI-Infrastrukturen verursacht entlang der Wertschöpfungskette – von der Rohstoffgewinnung über Hardwareproduktion und Rechenzentrumsbau bis hin zum laufenden Betrieb – erhebliche Strom- und Wasserverbräuche, die lokal anfallen und somit in Deutschland und insbesondere in NRW durch begrenzte Ressourcen, Netzengpässe und Klimaziele eine Priorisierung erfordern.

Vor diesem Hintergrund erscheint es notwendig, systemische Zielmarken (z.B. maximale Totalverbräuche, -Emissionen etc.) und eine Vorzugsreihenfolge festzulegen und darauf aufbauend eine Priorisierung verschiedener Nutzungsbereiche vorzunehmen. Rechenressourcen könnten entlang dieser Freigaben bis zur vordefinierten Grenze entlang der festgelegten Prioritäten genutzt werden. Eine mögliche Priorisierung wäre beispielsweise, KI für hochgesellschaftlichen Nutzen (z.B. Klimaforschung oder Medizin) ganz nach vorn und Anwendungen zu Unterhaltungszwecken entsprechend nachrangig zu berücksichtigen.

Insbesondere bei der Nutzung von KI für Marketingzwecke sind Zielkonflikte zu bearbeiten. Zwar kann gutes Marketing wirtschaftlich sinnvoll sein, aber der dadurch gegebenenfalls verursachte Zusatzkonsum erzeugt wiederum indirekt an anderen Stellen neue Ressourcenverbräuche. Solche Rückkopplungseffekte müssen bei einer nachhaltigkeitsorientierten Politisierung berücksichtigt werden.

2. Welche verbindlichen Vorgaben bezüglich Energieeffizienz und Ressourcennutzung müssen wir bei der Planung neuer und dem Ausbau bestehender Netze, Rechenzentren und digitaler Infrastrukturen berücksichtigen, um den Einsatz von KI mit unseren klimapolitischen Zielen in Einklang zu bringen?

In Deutschland müssen Planungen für neue und bestehende Netze, Rechenzentren und digitale Infrastrukturen das Energieeffizienzgesetz (EnEfG) sowie ergänzende EU- und Landesvorgaben strikt einhalten (etwa Transparenzpflichten in EU-KI-Verordnung und *Digital Markets Act*), um KI-Einsatz mit Klimazielen (CO₂-Reduktion und dann Klimaneutralität) zu vereinbaren. Diese verbindlichen Standards zielen auf Effizienzsteigerung, Abwärmenutzung und EE ab. Zentral sind hierbei Grenzwerte bezüglich *Power Usage Effectiveness* (PUE), Abwärme- und Ressourcennutzung laut *Energy Reuse Factor* (ERF) und die bilanzielle Abdeckung des Stromverbrauchs mit EE.

Zusätzlich müssen noch andere Kennzahlen in verbindlichen Vorgaben geregelt werden, so etwa der relative Wasserverbrauch (*Water Usage Effectiveness*, WUE), um zu verhindern, dass Energieeinsparungen bei der Kühlung durch erhöhten Wasserverbrauch erreicht werden (adiabatische Kühlung).

3. Wie können wir verhindern, dass durch vermeintlich energieeffizientere KI-Modelle letztlich ein Rebound-Effekt entsteht, der zu einer noch stärkeren Verbreitung und damit zu einem insgesamt höheren Gesamtenergieverbrauch führt?

Effizientere KI-Modelle können durch einen Rebound-Effekt – wie das Jevons-Paradoxon – zu höherem Gesamtverbrauch führen. Sinkende Kosten pro Anfrage senken die Nutzungsschwelle, erhöhen die Nachfrage und eröffnen zugleich neue Anwendungsfelder in weiteren Wirtschaftssektoren. Der dadurch entstehende Mehrverbrauch kann die ursprünglichen Effizienzgewinne überkompensieren. Dieses Risiko ist bei KI besonders stark ausgeprägt, da sich der Trainingsaufwand von Modellen regelmäßig verdoppelt und die Nutzungszahlen weiterhin steigen. Außerdem werden die ökologischen Kosten nach wie vor nicht adäquat in Preissignalen abgebildet, sodass keine effektiven ökonomischen Anreize bestehen, den Gesamtverbrauch zu limitieren. Um die Verbräuche tatsächlich zu beschränken, sind systemische Zielmarken (Caps, maximale Totalverbräuche, -Emissionen etc.) nötig, innerhalb derer dann die Priorisierungen abgearbeitet werden können, bis die jeweilige Grenze erreicht ist.

Zu weiteren Maßnahmen zählen: verbrauchsabhängige Steuern (Preis pro Operation), detaillierte Transparenzpflichten, Best-Practices in Rechenzentren der öffentlichen Hand oder die Priorisierung kleiner Modelle (TinyML, *sparse models*). Diese Maßnahmen sind allerdings nur ergänzend und unterstützend zu absoluten Obergrenzen zu verstehen, nicht als Alternativen.

4. Wie können branchenspezifische Datenräume dazu beitragen, die Entwicklung vertrauenswürdiger und wettbewerbsfähiger KI-Anwendungen in Nordrhein-Westfalen zu fördern, und welche regulatorischen oder technischen Rahmenbedingungen sind aus Ihrer Sicht notwendig, um Datensouveränität, Interoperabilität und den Zugang für kleine und mittlere Unternehmen sicherzustellen?

Branchenspezifische Datenräume können dazu beitragen, die Entwicklung wettbewerbsfähiger KI-Anwendungen in Nordrhein-Westfalen zu fördern. Gleichzeitig würden viele andere und grundlegende Anwendungen ebenfalls von Datenräumen profitieren, wobei dann der Fokus auf Datenqualität, semantischen Metadaten, Verlinkung sowie offenen Ontologien liegen sollte. Eine solche Ausrichtung würde nicht nur KI-Anwendungen zugutekommen, sondern der gesamten Datenverarbeitung.

Und bevor sich der Fokus hinsichtlich Datensouveränität und Interoperabilität primär auf den KI-Zugang für kleine und mittlere Unternehmen verschiebt, gälte es meiner Ansicht nach, die elementaren Abhängigkeiten wie die von Cloud-Diensten, Mobilplattformen oder Office-Suiten anzugehen. Die Reduzierung dieser Abhängigkeiten würde einen großen Nutzen für Datensouveränität und Interoperabilität entfalten. Deshalb sollte der Ausbau von KI-Zugängen eher nachgelagert erfolgen.

5. Für welche konkreten KI-Anwendungsfelder (z. B. Industrie, Medizin, Energie, Mobilität, Klima) ist JUPITER besonders relevant und wie kann JUPITER konkret zur Stärkung regionaler und landesweiter Wertschöpfungsketten beitragen?

JUPITER, der Exascale-Supercomputer am Forschungszentrum Jülich (NRW), ist besonders relevant für KI-Anwendungsfelder mit hohem Rechenbedarf und strategischer Bedeutung für Europa. Als Kern der JUPITER AI Factory (JAIF) bietet er aktuell 40 ExaFLOP/s KI-Rechenleistung.

Die Priorisierung von JUPITER-Zugang für kleine und mittlere Unternehmen via Subventionen ist ein erster sinnvoller Schritt. Für besonders relevant halte ich zusätzliche systematische und nicht profitorientierte Analysen, um zu klären, welche Sachbereiche mit dem statistischen Charakter aktueller KI-Systeme kompatibel sind und welche nicht. Die Kombination solcher Analysen mit der oben angerissenen Priorisierung wäre eine sinnvolle Stärkung regionaler und landesweiter Wertschöpfungsketten.

Literatur

Acemoglu, Daron. 2025. 'The Simple Macroeconomics of AI'. *Economic Policy* 40(121): 13–58. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiae042>.

Andreessen, Marc. 2023. The Techno-Optimist Manifesto, <https://a16z.com/the-techno-optimist-manifesto/>.

Aratani, Lauren. 2023. 'US Eating Disorder Helpline Takes down AI Chatbot over Harmful Advice'. The Guardian. <https://www.theguardian.com/technology/2023/may/31/eating-disorder-hotline-union-ai-chatbot-harm> (July 10, 2024).

Bareis, Jascha, and Christian Katzenbach. 2022. 'Talking AI into Being: The Narratives and Imaginaries of National AI Strategies and Their Performative Politics'. *Science, Technology, & Human Values* 47, 5: 855–81. <https://doi.org/10.1177/01622439211030007>.

Becker, Joel, Nate Rush, Elizabeth Barnes, and David Rein. 2025. 'Measuring the Impact of Early-2025 AI on Experienced Open-Source Developer Productivity'. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.09089>.

Bender, Emily M., Timnit Gebru, Angelina McMillan-Major, and Shmargaret Shmitchell. 2021. 'On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? 🦜'. In *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, Virtual Event Canada: ACM, 610–23. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>.

Beschorner, Markus. 2024. 'Martin Bernklau Wird Opfer Der Künstlichen Intelligenz: KI-Chat Macht Tübinger Journalisten Zum Kinderschänder'. *SWR Aktuell*. <https://www.swr.de/swraktuell/baden-wuerttemberg/tuebingen/ki-macht-tuebingen-journalist-zum-kinderschaender-100.html> (March 2, 2026).

Brandenburger, Bonny, Lars Gerhold, Jana Gonnermann-Müller, Norbert Gronau, Andrea Hamm, Jan Hase, Dietmar Kammerer, et al. 2025. Digitalpolitische Impulse für die Bundestagswahl 2025: Eine starke digitale Agenda für Gesellschaft und Wissenschaft. Weizenbaum Institute. <https://doi.org/10.34669/WI.WPP/12>.

Brodie, Patrick. 2023. 'Data Infrastructure Studies on an Unequal Planet'. *Big Data & Society* 10(1): 20539517231182402. <https://doi.org/10.1177/20539517231182402>.

Carlini, Nicholas. 2026. 'Building a C Compiler with a Team of Parallel Claudes'. <https://www.anthropic.com/engineering/building-c-compiler> (March 3, 2026).

Creutzig, Felix, Daron Acemoglu, Xuemei Bai, Paul N. Edwards, Marie Josefine Hintz, Lynn H. Kaack, Siir Kilkis, et al. 2022. 'Digitalization and the Anthropocene'. *Annual Review of Environment and Resources* 47(1): 479–509. <https://doi.org/10.1146/annurev-environ-120920-100056>.

Currie, Richard. 2025. 'AI Summaries Turn Real News into Nonsense, BBC Finds: Research after Apple Intelligence Fiasco Shows Bots Still Regularly Make Stuff Up'. The Register. https://www.theregister.com/2025/02/12/bbc_ai_news_accuracy/ (March 2, 2026).

Deutscher Bundestag. 2022. Bericht zum Stand von KI in der öffentlichen Verwaltung, Bildung, Forschung und Technikfolgenabschätzung – Bericht – hib 520/2022, <https://www.bundestag.de/presse/hib/kurzmeldungen-914308>.

European Commission. 2025. 'Application for Access to Documents – EASE 2025/2838 - Dr Kris Shrishak ICCL'. <https://www.iccl.ie/wp-content/uploads/2025/10/European-Commission-To-Shrishak-AI-reasoning.pdf>.

FAZ. 2023. X.AI: Elon Musk gründet KI-Unternehmen trotz Brief mit Moratorium, in: Frankfurter Allgemeine Zeitung, 16.4.23, <https://www.faz.net/aktuell/wirtschaft/unternehmen/x-ai-elon-musk-gruendet-ki-unternehmen-trotz-brief-mit-moratorium-18825457.html> (March 2, 2026).

Fletcher, James, and Dorien Verckist. 2025. News Integrity in AI Assistants: An International Public Service Media (PSM) Study. European Broadcasting Union. https://www.ebu.ch/Report/MIS-BBC/NI_AI_2025.pdf.

Gröger, Jens, Felix Behrens, Peter Gailhofer, and Inga Hilbert. 2025. Umweltauswirkungen Künstlicher Intelligenz. Öko-Institut. https://www.oeko.de/fileadmin/oekodoc/Report_KI_DEU.pdf.

Gross, Grant. 2024. 'Devs Gaining Little (If Anything) from AI Coding Assistants'. CIO. <https://www.cio.com/article/3540579/devs-gaining-little-if-anything-from-ai-coding-assistants.html> (March 2, 2026).

Heaven, Will Douglas. 2022. 'Why Meta's Latest Large Language Model Survived Only Three Days Online: Galactica Was Supposed to Help Scientists. Instead, It Mindlessly Spat out Biased and Incorrect Nonsense'. MIT Technology Review. <https://www.technologyreview.com/2022/11/18/1063487/meta-large-language-model-ai-only-survived-three-days-gpt-3-science/> (March 3, 2026).

Hicks, Michael Townsen, James Humphries, and Joe Slater. 2024. 'ChatGPT Is Bullshit'. *Ethics and Information Technology* 26(2): 38. <https://doi.org/10.1007/s10676-024-09775-5>.

Hubert L. Dreyfus. 1972. What Computers Can't Do. A Critique of Artificial Reason, New York

ICCL (Irish Council for Civil Liberties) 2025. 'Scientist's Open Letter: Retract Your Unscientific AI Hype'. https://www.iccl.ie/wp-content/uploads/2025/11/20251110_Scientists-letter-to-the-President-AI-Hype.pdf (March 2, 2026).

Ivanova, Irina. 2025. 'As Klarna Flips from AI-First to Hiring People Again, a New Landmark Survey Reveals Most AI Projects Fail to Deliver'. *Fortune*. <https://fortune.com/2025/05/09/klarna-ai-humans-return-on-investment/> (March 2, 2026).

Kebande, Victor. 2026. 'The End of Pretraining for Large Language Models: The Future of Agentic and AI Reasoning Beyond Peak Data'. *Computer* 59(3): 60–69. <https://doi.org/10.1109/MC.2025.3612810>.

Krzywdzinski, Martin, and Philip Wotschack. 2026. Zunehmender KI-Einsatz in der Arbeitswelt: Wie Management und Betriebsräte die Einführung und Nutzung von KI-Anwendungen gestalten. Weizenbaum Institute. <https://doi.org/10.34669/WI.DP/53>.

Landmore, Frank. 2025. 'There's a Compelling Theory Why GPT-5 Sucks so Much'. <https://futurism.com/theory-why-gpt-5-sucks> (March 2, 2026).

Li, Pengfei, Jianyi Yang, Mohammad A. Islam, and Shaolei Ren. 2025. 'Making AI Less "Thirsty": Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models'. *Commun. ACM* 68(7): 54–61. <https://doi.org/10.1145/3724499>.

Luccioni, Sasha, and Boris Gamazaychikov. 2025. 'AI Energy Score v2: Refreshed Leaderboard, Now with Reasoning 🧠'. <https://huggingface.co/blog/sasha/ai-energy-score-v2> (March 3, 2026).

Martins, Lais. 2025. 'Indígenas Anacé protestam contra Data Center do TikTok no Ceará e pedem suspensão do licenciamento ambiental'. *The Intercept Brasil*, August 4th. <https://www.intercept.com.br/2025/08/04/indigenas-anace-protestam-data-center-tiktok-ceara/>.

Marx, Paris. 2024. 'Generative AI Is a Climate Disaster – Tech Companies Are Abandoning Emissions Pledges to Chase AI Market Share'. *Disconnect*. <https://disconnect.blog/generative-ai-is-a-climate-disaster/>.

McCarthy, John et al. 1955. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, Stanford University.

Mühlhoff, Rainer, and Marte Henningsen. 2024. 'Chatbots Im Schulunterricht: Wir Testen Das Fobizz-Tool Zur Automatischen Bewertung von Hausaufgaben'. <https://doi.org/10.48550/AR-XIV.2412.06651>.

Parikh, Tej. 2024. 'The Bear Case for AI: Five Reasons to Question the Frenzy behind the Technology'. *Financial Times*. <https://www.ft.com/content/42bad56f-02cc-4b32-b9ac-1af5dbc7bc83> (March 2, 2026).

Ramel, David. 2024. 'New GitHub Copilot Research Finds "Downward Pressure on Code Quality"'. *Visual Studio Magazine*. <https://visualstudiomagazine.com/articles/2024/01/25/copilot-research.aspx> (March 2, 2026).

Rehak, Rainer. 2021. 'The Language Labyrinth: Constructive Critique on the Terminology Used in the AI Discourse'. In *AI for Everyone? Critical Perspectives*, ed. Pieter Verdegem. London: University of Westminster Press, 87–102. <https://doi.org/10.16997/book55.f>.

Rehak, Rainer. 2023. 'Zwischen Macht Und Mythos: Eine Kritische Einordnung Aktueller KI-Narrative'. Soziopolis: Gesellschaft beobachten. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-91379-4>.

Rehak, Rainer. 2025. 'AI Narrative Breakdown. A Critical Assessment of Power and Promise'. In Proceedings of the 2025 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT, '25). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1250–1260. <https://doi.org/10.1145/3715275.3732083>.

Rehak, Rainer. 2026. 'Catastrophic Computation. On the Impossibility of Sustainable Artificial Intelligence'. In Digital Humanism, Lecture Notes in Computer Science, eds Ludger Hagedorn, Ute Schmid, Susan Winter, and Stefan Woltran. Cham: Springer Nature Switzerland, 110–18. https://doi.org/10.1007/978-3-032-11108-1_8.

Rosoff, Matt. 2025. 'Microsoft Earnings Suggest \$11.5B+ OpenAI Quarterly Loss: Microsoft Just Revealed That OpenAI Lost More than \$11.5B Last Quarter. Satya Has Also Delivered Sam Most of the Cash He Promised'. The Register. https://www.theregister.com/2025/10/29/microsoft_earnings_q1_26_openai_loss.

Sachs, Goldman. 2024. 'Gen AI: Too Much Spend, Too Little Benefit'. <https://www.goldman-sachs.com/insights/top-of-mind/gen-ai-too-much-spend-too-little-benefit> (March 2, 2026).

Schütze, Paul. 2024. 'The Problem of Sustainable AI: A Critical Assessment of an Emerging Phenomenon'. *Weizenbaum Journal of the Digital Society* 4(1). <https://doi.org/10.34669/WI.WJDS/4.1.4>.

Shumailov, Ilia, Zakhar Shumaylov, Yiren Zhao, Nicolas Papernot, Ross Anderson, and Yarin Gal. 2024. 'AI Models Collapse When Trained on Recursively Generated Data'. *Nature* 631(8022): 755–59. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-07566-y>.

TechCrunch. 2019. 'Sam Altman's Leap of Faith.' TechCrunch, May 18, 2019. <https://techcrunch.com/2019/05/18/sam-altmans-leap-of-faith/>

The Economist. 2024. 'What Happened to the Artificial-Intelligence Revolution? So Far the Technology Has Had Almost No Economic Impact'. The Economist. <https://www.economist.com/finance-and-economics/2024/07/02/what-happened-to-the-artificial-intelligence-revolution> (March 2, 2026).

UNEP (United Nations Environment Programme). 2025. 'AI Has an Environmental Problem. Here's What the World Can Do about That'. <https://www.unep.org/news-and-stories/story/ai-has-environmental-problem-heres-what-world-can-do-about> (March 3, 2026).

Vincent, James 2019. Forty percent of 'AI startups' in Europe don't actually use AI, claims report, in: The Verge, 5.3.2019, <https://www.theverge.com/2019/3/5/18251326/ai-startups-europe-fake-40-percent-mmc-report> (March 2, 2026).

Weizenbaum, Joseph. 1978. Die Macht der Computer und die Ohnmacht der Vernunft. 10th edn Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Wilson, Cam. 2024. 'AI Worse than Humans in Every Way at Summarising Information, Government Trial Finds'. Crikey. <https://www.crikey.com.au/2024/09/03/ai-worse-summarising-information-humans-government-trial/> (March 2, 2026).

Wolfgang Coy und Lena Bonsiepen, Erfahrung und Berechnung. Kritik der Expertensystem-technik, Berlin / Heidelberg 1989.

Yagoda, Maria. 2024. 'Airline Held Liable for Its Chatbot Giving Passenger Bad Advice - What This Means for Travellers'. BBC Travel. <https://www.bbc.com/travel/article/20240222-air-canada-chatbot-misinformation-what-travellers-should-know> (March 3, 2026).

Yotzov, Ivan, Jose Maria Barrero, Nicholas Bloom, Philip Bunn, Steven Davis, Kevin Foster, Aaron Jalca, et al. 2026. Firm Data on AI. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w34836>.

Danksagung

Ich bedanke mich herzlich bei Alissa Theresa Steer (Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung, WZB) für die inhaltliche und formale Zuarbeit.

// Impressum

Rainer Rehak

Unverhältnismäßige KI? Schriftliche Stellungnahme zur Anhörung von Sachverständigen durch die Enquetekommission IV „Notwendige Infrastruktur und Wertschöpfungsketten“ (Drucksache MMD18-11609) des Landtags Nordrhein-Westfalen am 5. März 2026

Weizenbaum Discussion Paper #56
Juli 2026

ISSN 2943-937X \ [DOI 10.34669/WI.DP/56](https://doi.org/10.34669/WI.DP/56)

Weizenbaum-Institut e.V.

Hardenbergstraße 32 \ 10623 Berlin \ Tel.: +49 30 700141-001
info@weizenbaum-institut.de \ www.weizenbaum-institut.de

DISCLAIMER: Diese Publikation stellt forschungsbasierte Informationen dar. Die Inhalte spiegeln die Auffassung des Autors zum Zeitpunkt der Veröffentlichung wider. Eine Verwendung dieser Publikation liegt daher in der ausschließlichen Verantwortung des Lesers oder der Leserin. In keinem Fall haften das Weizenbaum-Institut, seine gesetzlichen Vertreter:innen, die Autor:innen, Herausgeber:innen oder sonstige Beteiligte für jegliche Schäden, seien sie mittelbar oder unmittelbar, die aus der Nutzung dieser Publikation resultieren. Alle Rechte, auch der auszugsweisen Vervielfältigung, liegen beim Weizenbaum-Institut.

KOORDINATION: Dr. Moritz Buchner \ **TYPESETTING:** Luisa Le van, M.A., Atelier Hurra

Dieses Paper ist unter der [Creative Commons Attribution 4.0 \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) lizenziert.

Gefördert durch: