

Auswirkungen generativer KI auf die Arbeit in Ingenieurberufen

Perspektiven, Chancen und Empfehlungen



Chat with AI

Den Wandel
konstruktiv
mitgestalten.

Command Prompt

VDI-Studie

Executive summary

Das Aufkommen leistungsfähiger generativer KI-Modelle, insbesondere die Veröffentlichung von ChatGPT, bestimmt seit Ende 2022 den Diskurs um Auswirkungen von KI auf neue Arbeitsformen. Die Fähigkeit dieser Systeme, Texte, Designs, Codes und komplexe Analysen zu generieren, eröffnet weitreichende Möglichkeiten zur Effizienzsteigerung und Innovationsförderung. Vor diesem Hintergrund untersucht die vorliegende Studie die Auswirkungen generativer KI auf den Ingenieurberuf.

Das Ziel dieser Untersuchung ist es, die Potenziale und Risiken generativer KI für die ingenieurwissenschaftliche Praxis systematisch zu analysieren. Dabei werden sowohl technische als auch arbeitsorganisatorische und berufspolitische Fragestellungen adressiert. Ein besonderer Fokus liegt auf der Frage, welche strategischen Maßnahmen erforderlich sind, um den Wandel durch generative KI im Ingenieurwesen konstruktiv zu gestalten.

Methodischer Ansatz

Die Studie basiert auf einem mehrstufigen empirischen Ansatz, der sowohl quantitative als auch qualitative Methoden kombiniert. Neben einer breit angelegten Online-Umfrage mit 468 Teilnehmerinnen und Teilnehmern – primär aus dem Kreis der Mitglieder des Vereins Deutscher Ingenieure e. V. – wurden Workshops mit Ingenieurinnen und Ingenieuren aus verschiedenen Fachrichtungen durchgeführt. Ergänzend wurden leitfadengestützte Expertinnen- und Experteninterviews geführt. Übergeordnetes Ziel war es, die bisherigen Thesen und Hypothesen über die Auswirkungen generativer KI zu validieren und domänenspezifische Einschätzungen einzuholen.

Die Online-Befragung umfasste sowohl Fragen zur aktuellen Nutzung generativer KI als auch zur zukünftigen Relevanz der Technologie. Ein besonderer Fokus lag auf der Identifikation von Aufgabenbereichen, in denen generative KI als potenzielle Unterstützung wahrgenommen wird, sowie auf den Herausforderungen, die mit

ihrer Implementierung verbunden sind – vor allem mit Blick auf den Ingenieurberuf und dessen Fachdisziplinen/Gewerke.

Technologische Grundlagen generativer KI

Generative KI basiert auf tiefen neuronalen Netzwerken, die mithilfe äußerst großer Mengen an Trainingsdaten Muster und Zusammenhänge in Texten, Bildern und anderen strukturierten sowie unstrukturierten Daten erlernen. Während die Technologie erhebliche Potenziale zur Automatisierung und Unterstützung ingenieurwissenschaftlicher Tätigkeiten aufweist, bestehen weiterhin Herausforderungen im Hinblick auf ihre Zuverlässigkeit und Nachvollziehbarkeit und auf die Qualität der generierten Ergebnisse. Insbesondere die Problematik sogenannter „Halluzinationen“ – also fehlerhafter oder unplausibler Ausgaben durch die KI – stellt eine zentrale Limitation für den Einsatz in sicherheitskritischen und hochpräzisen ingenieurtechnischen Anwendungen dar.

Zudem sind generative KI-Modelle auf qualitativ hochwertige und repräsentative Trainingsdaten angewiesen. In vielen ingenieurwissenschaftlichen Domänen sind umfangreiche und standardisierte Datensätze jedoch (noch) nicht verfügbar, was die Modellqualität beeinflussen kann. Dies führt dazu, dass generative KI in spezialisierten Fachgebieten nicht immer zuverlässig einsetzbar ist und alternative Möglichkeiten zur Domänenanpassung, jenseits des reinen Trainierens, erforderlich sind.

Zentrale Ergebnisse der Studie

1. Einsatzpotenziale generativer KI in Ingenieurberufen

- a. **Effizienzsteigerung und Automatisierung:** Besonders unmittelbares Potenzial wird der KI in der Dokumentation sowie bei administrativen Aufgaben und der Übernahme von Tätigkeiten außerhalb des eigenen Kernprofils zugesprochen.

- b. **Assistenzfunktion in Entwicklungsprozessen:** Mittelfristig sehen die Befragten Potenzial in der Unterstützung und Vereinfachung analytischer Prozesse und von Entwurfsprozessen. Beispielweise ermöglicht generative KI die Konformitätsprüfung von Entwürfen oder die Interaktion mit Daten in natürlicher Sprache. („Warum hat die Maschine gestern weniger produziert?“) Darüber hinaus zeigt die Studie auch langfristige Potenziale für die Erforschung weiterer, neuartiger Anwendungsfelder für generative KI in Ingenieurberufen auf.
- c. **Skepsis gegenüber vollständiger Automatisierung:** Die schlussendliche Kontrolle über Ausgaben der generativen KI sollte nach Auffassung der Befragten von Menschen vorgenommen werden.

2. Herausforderungen und Limitationen

- a. **Mangelnde Transparenz:** Generative KI kann nicht immer nachweisen, wie sie zu einer bestimmten Lösung gelangt ist, was eine Nachvollziehbarkeit von Entscheidungen erschwert. Eine Integration in Prozesse muss entsprechend sicherstellen, dass Möglichkeiten bestehen, die Ausgaben menschlich überprüfen zu können.
- b. **Datenverfügbarkeit und Datenschutz:** Die Nutzung generativer KI erfordert Daten, die für spezialisierte Anwendungen in vielen Ingenieurdisziplinen erst zur Verfügung gestellt werden müssen. Dazu eignen sich in Firmen lokal installierte KI-Systeme besonders. Bei der Nutzung der Systeme müssen Datenschutz und geistiges Eigentum beachtet werden.

- c. **Skepsis:** Trotz überwiegender Akzeptanz und Offenheit gegenüber dem Einsatz generativer KI besteht vereinzelt auch erhebliche Skepsis und Ablehnung unter den Befragten. Damit sollte offen und transparent umgegangen werden. Partizipative Beteiligungsformate und die Identifikation spezifischer Anwendungspotenziale bewähren sich im Umgang mit dieser Skepsis.

3. Handlungsempfehlungen

- a. **Gezielte Integration von KI in ingenieurwissenschaftliche Prozesse:** Ingenieurinnen und Ingenieure sollten die Technologie aktiv als Unterstützung in Entwurfs- und administrativen Prozessen nutzen, ohne jedoch ihre Kontrollfunktion aufzugeben.
- b. **Bewusst Erfahrungen sammeln:** Es gilt, agil mit KI-Systemen zu experimentieren, um zugehörige Erfahrungen zu sammeln. Entsprechende strategische Entscheidungen in Forschung und Entwicklung sind dafür erforderlich.
- c. **Aufbau spezifischer KI-Kompetenzen:** Unternehmen sollten gezielt in Weiterbildungen investieren, um Fachkräfte für den Einsatz und die Bewertung von KI-Systemen zu befähigen.

Insgesamt wurden zehn Handlungsempfehlungen entwickelt, die in Abschnitt 4. der Studie hervorgehoben sind.

Die Studie verdeutlicht, dass generative KI bereits heute vielfach genutzt und nachgefragt wird. Ihr volles Potenzial wird sich jedoch erst in den kommenden Jahren entfalten. Entscheidend für den Erfolg wird sein, die Technologie gezielt einzusetzen und Rahmenbedingungen zu schaffen, die sowohl Innovation als auch Sicherheit gewährleisten.

Einleitung und Motivation

Mit der Veröffentlichung von ChatGPT durch das US-Unternehmen OpenAI im November 2022 wurde zum ersten Mal ein leistungsstarkes generatives KI-System einer breiten Öffentlichkeit zugänglich.

Die große gesellschaftliche Aufmerksamkeit hat ChatGPT zu einer Art Synonym für die Technologie gemacht, die sich hinter diesen Systemen verbirgt: „Generative Künstliche Intelligenz“ (generative KI).

Die rasante Verbreitung von generativer KI hat in kurzer Zeit vielseitige Diskussionen über mögliche Veränderungen in zahlreichen Industriezweigen hervorgebracht. So birgt die Integration generativer KI in den Ingenieurberuf weitreichende absehbare Implikationen. Ingenieurinnen und Ingenieure, die traditionell auf präzise manuelle Entwürfe, detaillierte Berechnungen und analytisches Denken angewiesen sind, sehen sich nun mit einer Technologie konfrontiert, die Teile ihrer bisherigen Aufgaben automatisieren kann. Diese Dynamik scheint sich zu verstärken, je mehr KI-Anbieter sogenannte „Reasoning“-Modelle wie DeepSeek R1 oder OpenAI o3 veröffentlichen. Diese Modelle können logische Problemstellungen bearbeiten, was KI-Systemen vor wenigen Monaten noch nicht möglich war.

Daraus entstehen für Ingenieur Tätigkeiten einerseits Potenziale, z.B. die erhebliche Verkürzung

von Entwicklungszyklen und eine gesteigerte Effizienz in der Problemlösung. Andererseits stellt sich die Frage, welche Rolle Ingenieurinnen und Ingenieure in einer zunehmend KI-gestützten Arbeitsumgebung einnehmen werden. Die beruflichen Anforderungen könnten sich von traditionellen, handwerklichen Fähigkeiten hin zu Aufgaben im Bereich der Überwachung, Anpassung und Weiterentwicklung von KI-Systemen und den von ihnen erstellten Outputs verschieben.

Obwohl die Auswirkungen von KI auf die Arbeitswelt in Branchen mit hohem Ingenieuranteil bereits intensiv untersucht werden, ist bislang nur in Ansätzen absehbar, wie stark die neuen generativen KI-Systeme die Arbeit in Ingenieurberufen in den kommenden Jahren verändern werden. Ziel dieser Studie ist, ebendies zu untersuchen und damit einen bisher kaum erforschten Aspekt der generativen KI ausführlicher zu beleuchten.

Diese Studie geht dazu zunächst auf den relevanten Stand der Technik und Forschung mit Blick auf den Ingenieurberuf ein. Kernstück der Studie ist die Auswertung einer gemeinsam mit dem Verein Deutscher Ingenieure e. V. (nachfolgend nur VDI) konzipierten Umfrage vorrangig unter Mitgliedern des VDI. Auf Basis der deskriptiven und statistischen Auswertung werden Handlungsempfehlungen für generative KI im Ingenieurberuf abgeleitet. Um die plausiblen, weitreichenden Veränderungen durch generative KI zu veranschaulichen, schließt die Studie mit einer Vision in Form fiktiver Zukunftsbilder für ausgewählte Fachbereiche des Ingenieurwesens. Sie beschreiben eine vorstellbare Zukunft im Jahr 2035, in der Ingenieurinnen und Ingenieure generative KI in ihrer täglichen Arbeit selbstverständlich und intensiv einsetzen.

Inhalt

Executive summary	1
Einleitung und Motivation	3
1 Stand der Technik und Wissenschaft	5
1.1 Begriffsdefinition und Grundlagen generativer KI	5
1.2 Herausforderungen von und Lösungsansätze zu generativer KI	6
1.3 Nutzung von generativer KI in Betrieben	7
1.4 Stand der Forschung zu Auswirkungen generativer KI auf die Arbeit der Zukunft	10
1.5 Beispielhafte Nutzungsszenarien aus Forschung und laufender Anwendung	12
2 Methodischer Ansatz der Studie	15
2.1 Empirische Komponenten	15
2.2 Limitationen	15
3 Ergebnisse	17
3.1 Deskriptive Analyse des Befragungsdatensatzes	17
3.1.1 Beschreibung der Umfrage	17
3.1.2 Beschreibung der Stichprobe vs. Grundgesamtheit der Befragung	17
3.2 Deskriptive Auswertung der Ergebnisse zu generativer KI in Ingenieurberufen	19
4 Handlungsempfehlungen und Potenziale	24
4.1 Handlungsempfehlungen und Potenziale für den Ingenieurberuf	24
4.1.1 Übergeordnete Handlungsempfehlungen	24
4.1.2 Technisch kurzfristig mögliche und erstrebenswerte Potenziale	25
4.1.3 Technisch langfristig mögliche und erstrebenswerte Potenziale	27
4.1.4 Technisch noch nicht mögliche, aber erstrebenswerte Potenziale	29
4.1.5 Technisch mögliche, aber nicht erstrebenswerte Potenziale	30
4.2 Weitere Handlungsempfehlungen und Potenziale zum Einsatz generativer KI	31
5 Beispielhafte Zukunftsbilder zum Einsatz generativer KI in vier Ingenieurfeldern	33
5.1 Mess- und Automatisierungstechnik 2035	33
5.2 Bauen und Gebäudetechnik 2035	34
5.3 Produktion und Logistik 2035	35
5.4 Verfahrenstechnik und Chemie 2035	36
6 Fazit	37
Autorenteam	38
Schrifttum	39

1 Stand der Technik und Wissenschaft

1.1 Begriffsdefinition und Grundlagen generativer KI

Generative KI ist ein Teilbereich des maschinellen Lernens, der sich auf die Erstellung neuer Inhalte auf Grundlage bestehender statistischer Muster in Daten konzentriert. Dies erfolgt durch den Einsatz von Modellen, die mit großen Mengen an Daten trainiert werden, um z.B. Texte, Bilder, Designs oder Audiosignale zu erzeugen. Der Ansatz unterscheidet sich vor allem von regelbasierten Ansätzen, bei denen menschliche Programmiererinnen und Programmierer festlegen, welche Outputs möglich sind. Im Gegensatz dazu lernt generative KI im Idealfall die Regeln für korrekten Output ohne menschliches Zutun aus bereits vorliegenden Daten. Dies ist besonders dann hilfreich, wenn die Zielverteilungen der Outputs nur schwer durch Regeln beschreibbar sind, z.B. für realistisch aussehende Fotos oder valide Bauteilentwürfe.

In den vergangenen Jahren wurde eine Vielzahl von Modellen veröffentlicht, die in ihren jeweiligen Anwendungsfeldern zu Paradigmenwechseln geführt haben. Ein bekanntes Modell für Text ist z.B. GPT-3 mit 175 Milliarden Modellparametern, das mit etwa 570 GB Textdaten aus verschiedenen Quellen wie Büchern und Webseiten trainiert wurde (Radford et al. 2018). Das entspricht in etwa 25 Millionen Seiten Text oder 50.000 Büchern. Entscheidend für den Erfolg des Modells ist die Transformer-Modellarchitektur, die erstmals massive Parallelisierung und damit die Verarbeitung von solchen hohen Mengen an Daten ermöglicht, sowie der Self-Attention-Mechanismus, mit dem das Modell lernen kann, welche Informationen aus einem Text besonders relevant sind.

Im Bereich der Bildgenerierung gibt es Modelle wie DALL-E 2, das auf der Architektur von GPT-3 basiert und mit einem Datensatz von 650 Millionen Bild-Text-Paaren trainiert wurde (Heaven 2021). Es ermöglicht es, aus Texteingaben überzeugende Bilder in verschiedenen Stilen zu generieren. Eine weitere erfolgreiche Methode zur Bildgenerierung ist Stable Diffusion (Rombach et al. 2021). In diesen Modellen wird der generative Prozess dadurch erreicht, dass iterativ Rauschen auf einen Bildsensor

über mehrere Schritte angewendet wird, wobei in jedem Schritt die Menge des hinzugefügten Rauschens allmählich reduziert wird. Indem das Modell darauf trainiert wird, diesen Prozess umzukehren, lernt es, hochwertige Bilder zu generieren, die der Verteilung der Trainingsdaten entsprechen. Dieser Ansatz kann auch für die Generierung von 3-D-Modellen genutzt werden (Shi et al. 2023).

Wie jede Technologie birgt generative KI Vor- und Nachteile. Ein großer Vorteil besteht darin, dass sie komplexe Muster allein aus Daten lernen und wiedergeben kann. Dies ist aber auch ihr größter Nachteil: Wenn bestimmte Daten unterrepräsentiert, verrauscht oder veraltet sind, dann werden auch diese Muster im Output wiedergegeben. Ebenso können unerwünschte Korrelationen zu Fehlern führen: Nur, weil bestimmte Daten zusammen auftreten, bedeutet das nicht, dass sie voneinander abhängig sind. Was hier vielleicht für einen menschlichen Programmierer oder eine Programmiererin offensichtlich wäre, ist durch eine generative KI oft nur sehr schwer abzubilden.

Generative KI ist damit ein weiteres Werkzeug im Arsenal einer Ingenieurin bzw. eines Ingenieurs. Was sind die Eigenschaften, die ein Problem haben kann, um durch generative KI lösbar zu sein? Zunächst sollten vorhersehbare Muster vorhanden sein, die die KI erkennen und replizieren kann, um aus den vorhandenen Daten zu lernen und ähnliche Inhalte zu erzeugen. Eine große Menge qualitativ hochwertiger Daten ist dabei unerlässlich, da generative Modelle, insbesondere tief lernende Modelle, umfangreiche Daten benötigen, um effektiv zu arbeiten und hochwertige Ausgaben zu erzeugen. Zudem sollten die Anwendungen nicht sicherheitskritisch sein, da es bei generativer KI (anders als bei regelbasierten Systemen) keine festen Garantien für bestimmte Outputs gibt.

Generative KI ist gut geeignet für offene Aufgaben, bei denen mehrere Lösungen möglich sind. Probleme, die von Variabilität und Vielfalt in ihren Ergebnissen profitieren, wie personalisierte Marketinginhalte, sind ein Beispiel. Die Fähigkeit der generativen KI zu schnellen Iterationen ist wertvoll für Aufgaben, die schnelles Prototy-

ping und Verfeinerung erfordern, wie Designprozesse in der Architektur oder Mode. Menschliche Kontrolle ist aber in fast allen Anwendungsszenarien erforderlich.

1.2 Herausforderungen von und Lösungsansätze zu generativer KI

Nicht jedes Problem entspricht den zuvor skizzierten Voraussetzungen. Aus den Schwächen der generativen KI ergeben sich folgende Herausforderungen, die zurzeit im Fokus der Forschung liegen.

Falschaussagen durch fehlenden Weltbezug

Generative Modelle werden oft nur mit Text- oder Bilddaten und ohne einen expliziten Bezug auf die außersprachliche Welt trainiert. Das führt dazu, dass oft grammatikalisch richtige, aber faktisch falsche Aussagen generiert werden oder real wirkende Fotos von unmöglichen Situationen. Lösungsansätze sind hier die Anbindung von Datenbanken, um Fakten zu verifizieren, sogenannte Retrieval Augmented Generation (RAG). Dabei wird zunächst eine (nicht generative) Retrieval-Komponente verwendet, um basierend auf der Eingabeaufforderung oder dem Kontext relevante Informationen aus einer Datenbank zu extrahieren. Anschließend nimmt das generative Modell die Eingabeaufforderung oder den Kontext zusammen mit den abgerufenen Informationen entgegen und generiert die gewünschte Ausgabe. Dabei nutzt das Modell die zusätzlichen Informationen, um die Qualität und Relevanz des generierten Textes zu verbessern.

Ein weiterer Ansatz ist die Verankerung durch multimodales Training, z.B. mit Text- und Bilddaten gleichzeitig. Durch das Erlernen von multimodalen Repräsentationen können Informationen aus einer Modalität den Generierungsprozess in einer anderen Modalität beeinflussen und dadurch falsche Outputs reduzieren. Zuletzt ist auch die Einbindung von menschlichem Feedback durch Human-in-the-Loop-Ansätze möglich. Vor allem das Reinforcement Learning mit menschlichem Feedback, das bei der Entwicklung von ChatGPT zum Einsatz kam, ist ein populärer Ansatz.

Mangelnde Anpassung an domänenspezifische Anwendungsfälle

Da leistungsfähige Sprach- und Bildmodelle sehr hohe Mengen an Trainingsdaten benötigen, sind Anwendungsbereiche, von denen nur wenige Daten öffentlich zur Verfügung stehen, in diesen Modellen unterrepräsentiert. Dies führt zu einer schlechteren Performance, z. B. wenn technische Fachbegriffe oder branchenspezifischer Jargon verwendet werden. Dies trifft auch für anwendungsspezifische Programmiersprachen zu. Lösungsansätze sind hier das Zusammenspiel von mehreren kleineren Modellen als AI-Agents. Dabei wird ein kleineres Sprachmodell für eine spezifische Aufgabe mit einem relativ limitierten Datensatz angepasst und nach dem Training in Kombination mit anderen, größeren und generelleren Modellen eingesetzt. Dies ermöglicht einen „Dialog der Modelle“, bei dem die generelleren Modelle die Schwächen des domänenspezifischen Modells ausgleichen können, aber dennoch von dem spezifischen Domänenwissen profitieren.

Ähnlich ist auch der Einsatz von Mixture-of-Experts-Modellen, bei denen dieser Ansatz in einem übergreifenden Modell implementiert ist. Weitere Ansätze sind domänenspezifisches Training, bei dem ein generelles Modell mit domänenspezifischen Daten weitertrainiert wird, und Human-in-the-Loop-Ansätze.

Hoher Energieverbrauch, hohe Hardwareansprüche und langsame Verarbeitungszeit

Das Training mit großen Mengen von Daten erfordert eine entsprechende technische Infrastruktur. Auch während des Betriebs haben Modelle unter Umständen hohe Ansprüche. Während Rechenleistung bei Cloud-Anbietern eingekauft werden kann, kommt diese Option für viele Unternehmen aus Datenschutzgründen nicht infrage. Dieses Problem kann durch das Verkleinern von Modellen durch verschiedene Methoden der Modellkompression angegangen werden.

Beim Pruning werden weniger wichtige Gewichte oder Neuronen aus dem Modell entfernt, z. B. Gewichte, die nahe null sind und so nahezu keinen Einfluss auf den Modelloutput haben.

Bei der Quantisierung wird die Genauigkeit der Modellparameter (Gewichte) reduziert, was die Modellgröße verringert und so die Geschwindigkeit der Vorhersageberechnung verbessern kann. Wissensdestillation (Knowledge Distillation) beinhaltet, dass ein kleineres Modell darauf trainiert wird, das Verhalten eines größeren, vortrainierten Modells zu replizieren. Zuletzt können spezielle Modellarchitekturen gewählt werden, um Modelle klein zu halten, z.B. MobileNets, SqueezeNet oder EfficientNet, die von Grund auf für Leistung und Effizienz optimiert sind.

Hoher Bedarf an (annotierten) Trainingsdaten

Generative KI-Modelle müssen mit sehr großen Datensätzen trainiert werden, um gute Ergebnisse zu erzielen. Für spezifische Anwendungsfälle liegen aber oft nur kleine Datenmengen vor. Dieser Herausforderung kann dadurch begegnet werden, dass Modelle mit frei verfügbaren Daten vortrainiert und mit domänenspezifischen Daten feinangepasst werden. Auch kann die Menge an Daten durch Data Augmentation vergrößert werden. Für Bilddaten könnte das z.B. durch Skalierung, Drehung oder durch das Hinzufügen von Rauschen geschehen. Personen können zur Generierung von Daten durch Human-in-the-Loop-Ansätze ebenfalls hinzugezogen werden.

1.3 Nutzung von generativer KI in Betrieben

Unternehmen sehen sich oft mit starken Einschränkungen hinsichtlich der verfügbaren Hardware sowie der Trainingsdaten konfrontiert. Speicherplatz war bis vor Kurzem noch sehr teuer, und bevor maschinelles Lernen zu Popularität gelangte, gab es keinen Anlass, in großem Stil Daten über Produktionsprozesse oder Kundeninteraktionen systematisch zu sammeln und für Datenanalysen einfach bereitzustellen. Zusätzlich zu den technischen Herausforderungen stehen die Betriebe vor weiteren Hürden, die in der Forschung eher eine untergeordnete Rolle spielen. Zum Beispiel müssen sowohl Datenschutz als auch Urheberrecht rigoros eingehalten werden, wenn generative KI im Betrieb zum Einsatz kommt.

Für die Einhaltung des Datenschutzes, vor allem, wenn personenbeziehbare Daten verarbeitet werden, sind einige Fragen zu klären, um gesetzliche Vorschriften einzuhalten und die Privatsphäre zu schützen. Sollen bisher gesammelte Daten z.B. für das Training von KI genutzt werden, handelt es sich in der Regel um einen neuen Nutzungszweck der Daten, der im Zweifel erneut mit den Personen besprochen werden muss, die ihre Daten zur Verfügung gestellt haben. Ein klarer Plan für den Umgang mit Datenschutzverletzungen und Transparenz gegenüber Kundinnen und Kunden sowie Partnerinnen und Partnern über den Einsatz der KI sind ebenfalls notwendig. Das gilt sowohl für Trainingsdaten, mit denen Modelle trainiert werden, als auch für Ausgaben des resultierenden Systems.

Aus Sicht des Urheberrechts sind die Trainings- sowie die Ausgabeseite einer generativen KI ebenfalls zu betrachten. Urheberrechtlich geschützte Inhalte dürfen nicht ohne explizite Einwilligung genutzt werden. Andererseits unterliegen Ausgaben von generativen KI-Systemen nicht dem Urheberrecht. Wenn Unternehmen also sicherstellen wollen, dass die Ausgaben eines Systems nicht kopiert und weiterverbreitet werden, müssen neue Wege gefunden werden. Entsprechend wichtig ist es, zu prüfen, inwiefern Ausgaben generativer KI für Innovations- oder Entwicklungsprozesse genutzt werden können.

Hinsichtlich funktionaler Einschränkungen wurden bereits weiter oben einige wichtige Aspekte genannt, die aktuell noch erforscht werden. Auch beim Einsatz von generativer KI in Unternehmen sind diese Einschränkungen zu berücksichtigen. Unternehmen sollten idealerweise prüfen, ob die Rohdaten der einzusetzenden generativen KI Biases oder unterrepräsentierte Dimensionen enthalten, die für den Anwendungsfall im Unternehmen von Relevanz sein könnten. Bei den Ausgaben generativer KI-Systeme ist im Unternehmenskontext zu prüfen, welche Anforderungen an die faktische Genauigkeit (Stichwort: Halluzinationen) und Transparenz in der Funktionsweise zu stellen sind. Zudem ist festzulegen, wie groß das Kontextverständnis für den Anwendungsfall sein muss. Dies betrifft beispielsweise die Anzahl der Tokens oder von Seiten Text, die ein Sprachmodell verarbeiten

können sollte, damit es in einem Unternehmen hilfreich eingesetzt werden kann, beispielsweise für die Erstellung von Zusammenfassungen. Besondere Abwägungen aus Unternehmenssicht sind ebenfalls bei den funktionalen Anforderungen zu treffen. Im Sinne eines Monitorings des eingesetzten generativen KI-Modells sollte ein Benchmark-Datensatz vorgehalten werden. Dieser kann dazu genutzt werden, die vor allem von externen Anbietern genutzten Modelle auf Veränderungen in der Eignung und Performanz zu überprüfen. Damit kann sichergestellt werden, dass Unternehmen nachverfolgen können, ob generative KI-Modelle weiterhin für den Einsatz geeignet sind. Für den Betrieb von Modellen in Unternehmen ist zudem zu beachten, dass Anforderungen an Kontextfenster mit Anforderungen an Hardware zusammenhängen. Je größer das Kontextfenster sein soll, desto mehr bzw. schnellere Hardware in Form von GPU-Chips (Graphic Processing Unit) werden benötigt. Diese muss im Zweifelsfall zusätzlich zu einem Modell angeschafft werden. IT-Sicherheit ist ein weiteres Thema, das beim Einsatz von generativer KI in Unternehmen nicht vergessen werden darf. Die neue Technologie eröffnet unter Umständen auch neue Sicherheitslücken. Daher sollte bei der Einführung von generativer KI eine systematische Risikoanalyse durchgeführt werden. Je nach konkretem Anwendungsfall sind eine Reihe von Angriffen möglich. Soll z.B. ein KI-Chatbot Anfragen der Kundschaft bearbeiten, dann können Nutzerinnen und Nutzer mit ungewünschten Absichten über die Anwendung Schadcode generieren oder Zugang zu im Hintergrund abgerufenen Datenbanken erhalten (sogenannte Prompt Injection).

Obwohl konkrete Gegenmaßnahmen stark von der Art der Anwendung abhängen, lassen sich generelle Verhaltensempfehlungen nennen. Das Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik spricht sich für folgende Punkte aus, insbesondere beim Einsatz von großen Sprachmodellen (large language models – LLMs) (Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik 2024):

- **Sensibilisierung:** Nutzerinnen und Nutzer sollten über die Chancen und Risiken von generativer KI aufgeklärt werden, einschließlich möglicher Datenweiterverwendung, Qualitätsmängeln, Missbrauchsmöglichkeiten

ten und Angriffsvektoren. Eine umfassende Information und Schulung der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter ist erforderlich.

- **Tests:** LLMs und darauf basierende Anwendungen sollten vor ihrer Einführung ausgiebig getestet werden. Abhängig von der Kritikalität kann auch ein Red-Teaming durchgeführt werden, um Angriffe und Missbrauch zu simulieren.
- **Datenschutz:** Der Umgang mit sensiblen Daten bei LLMs erfordert Vorsicht, da alle Informationen, auf die das Modell Zugriff hat, den Nutzerinnen und Nutzern angezeigt werden könnten. Entsprechend sind mit sensiblen Daten trainierte Modelle ähnlich vorsichtig zu behandeln wie die sensiblen Daten selbst, und ein unbedachtes Teilen von Metadaten des Modells sollte unterbunden werden. Anweisungen und hinterlegte Dokumente sollten so gestaltet sein, dass die Ausgabe ein tragbares Risiko darstellt. Techniken wie RAG können helfen, Rechte- und Rollensysteme umzusetzen.
- **Transparenz:** Entwicklerinnen und Entwickler sowie Betreiber sollten umfassende Informationen bereitstellen, damit Nutzerinnen und Nutzer die Eignung eines Modells bewerten können. Risiken, Gegenmaßnahmen und verbleibende Restrisiken sollten klar kommuniziert werden.
- **Kontrolle:** Um fragwürdige und kritische Ausgaben zu verhindern, sollten anwendungsspezifische Filter zur Bereinigung von Ein- und Ausgaben implementiert werden. Je nach Anwendungsfall sollte es möglich sein, Ausgaben zu prüfen, mit anderen Quellen abzugleichen und bei Bedarf nachzubearbeiten, bevor das LLM Aktionen initiiert.
- **Datenqualität:** Entwicklerinnen und Entwickler sollten die Trainingsdaten sorgfältig auswählen, beschaffen und aufbereiten, um die bestmögliche Funktionsweise des Modells zu gewährleisten. Die Speicherung der Daten sollte professionell gemanagt werden, unter Berücksichtigung der Sensibilität der erhobenen Daten.
- **Expertise:** LLMs bieten vielfältige Einsatzmöglichkeiten und können die Digitalisierung

vorantreiben. Praktische Expertise sollte aufgebaut werden, um die Möglichkeiten und Grenzen der Technologie realistisch bewerten zu können. Dies erfordert praktische Erprobung, etwa durch Proof-of-Concepts für kleinere, unkritische Anwendungsfälle.

Abschließend ist ebenfalls die Sichtweise der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter einzubeziehen. Die Einführung neuer Technologien, Prozesse und Systeme birgt immer das Risiko, auf Widerstände in der Belegschaft zu stoßen. Die Notwendigkeit der Implementierung von generativen KI-Anwendungen wird von Management, Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern häufig zu nächst kritisch hinterfragt (Menn 2024): Warum systemische Anpassungen vornehmen, wenn dies mit (zusätzlichem) Aufwand verbunden ist?

Gleichzeitig haben sich Tools wie ChatGPT schnell im Alltag etabliert und auch der unautorisierte Einsatz von KI am Arbeitsplatz ist inzwischen so weit verbreitet, dass das Phänomen einen eigenen Namen erhalten hat: Shadow-AI. Dieser Begriff beschreibt die Nutzung von KI-Anwendungen durch Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter außerhalb der offiziellen IT-Richtlinien des Unternehmens, ohne entsprechende Prüfung und Genehmigung. Laut bitkom e.V. berichten ein Drittel der deutschen Unternehmen, dass ihre Beschäftigten für die Nutzung von KI-Anwendungen auf private Accounts zurückgreifen – mit hoher Dunkelziffer (Bitkom e.V. 2024, S. 48). Eine internationale Befragung von 6000 Wissensarbeiterinnen und -arbeitern (Knowledge Workers) in den USA, Großbritannien und Deutschland vom September 2024 zeigt, dass mehr als die Hälfte der Befragten unautorisierte KI-Tools für berufliche Zwecke einsetzt. Fast die Hälfte gibt zudem an, KI-Anwendungen auch im Falle expliziter Verbote im Arbeitskontext zu nutzen (Software GmbH 2024).

Obwohl diese Praktiken auf individueller Ebene als unbedenklich wahrgenommen werden, bergen sie auf Unternehmensebene erhebliche Risiken. Dazu zählen mögliche Verstöße gegen Datenschutzvorgaben sowie die Gefahr, dass sensible Informationen in unsichere Systeme gelangen (Coles 2024).

Viele Beschäftigte greifen dennoch auf generative KI-Anwendungen zurück, um Prozesse effizienter zu gestalten, Aufgaben zu erleichtern

oder kreative Unterstützung zu erhalten. Diese Entwicklung verdeutlicht, dass KI-gestützte Tools eine zunehmend wichtige Rolle in modernen Arbeitsumgebungen spielen. Damit Unternehmen von diesen Potenzialen profitieren können, ohne gleichzeitig Compliance- und Sicherheitsrisiken einzugehen, ist es entscheidend, Beschäftigte möglichst frühzeitig aktiv in Veränderungsprozesse einzubinden, die generative KI-Anwendungen mit sich bringen. Statt eines generellen Verbots von KI sollte daher die Erarbeitung kompatibler Rahmenbedingungen für ihren Einsatz im Mittelpunkt stehen. Ein Weg dafür ist, Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern die Möglichkeit zu geben, die Art und Weise der generativen KI-Implementierung mitzugestalten und ihre Wünsche nach generativen KI-Anwendungen aktiv zu adressieren. So können geplante Use Cases von KI-Anwendungen von betroffenen Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern getestet und hinsichtlich ihrer Praxistauglichkeit und Überzeugungskraft bewertet werden (McKinsey & Company 2023). Die Ergebnisse der Bitkom-Umfrage zeigen, dass in diesem Bereich weiterer Handlungsbedarf besteht. Mehr als die Hälfte der befragten Unternehmen gab an, sich bisher nicht mit der internen Regulierung von KI befasst zu haben oder aktuell keine entsprechenden Richtlinien zu planen (Bitkom e.V. 2024, S. 49).

Wie schon das Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik deutlich macht, ist zu berücksichtigen, dass der Umgang mit generativen KI-Anwendungen zunächst erlernt werden muss. Die generative KI-Technologie ist neu und entwickelt sich ständig weiter. Entsprechend wichtig ist es, dass sich Beschäftigte mit den Möglichkeiten und Grenzen spezifischer KI-Anwendungen vertraut machen können: Wo genau kann das intelligente System unterstützen und welche Arbeitsschritte bleiben ihnen überlassen? Dies erfordert eine kontinuierliche Weiterbildung und eine Stärkung des Ausbildungssystems (Science Media Center Germany GmbH 2024).

1.4 Stand der Forschung zu Auswirkungen generativer KI auf die Arbeit der Zukunft

Empirische Befunde zu den Auswirkungen von generativer KI auf die Arbeit liegen bislang kaum vor. Allerdings lassen sich zum einen aus den Tätigkeitsprofilen einzelner Berufsfelder sogenannte „AI Exposures“ (dt. KI-Exponiertheiten) ableiten. Diese zeigen auf, welche Tätigkeitsfelder auf der Grundlage technologischer Möglichkeiten von der Implementierung aktuell absehbarer generativer KI-Technologien betroffen sein können. Zum anderen können die Auswirkungen bisheriger Automatisierungsprozesse untersucht und daraus Schlussfolgerungen für die Verbreitung von generativer KI und deren Auswirkungen gezogen werden.

Moderne generative KI-Anwendungen ermöglichen nicht mehr nur, einfache Wenn-dann-Abläufe (sogenannte regelbasierte Prozesse) zu automatisieren. Sie sind ebenso dazu in der Lage – konfrontiert mit komplexen Fragestellungen –, eigenständige Lösungswege zu entwickeln. Sie gehen über starre Kategorisierungen hinaus und werden immer besser darin, menschliche Heuristiken zu imitieren (Braun 2023). Durch umfangreiche und qualitativ hochwertige Trainingsdaten kommen generative KI-Modelle menschlichen heuristischen Denkmustern immer näher und können diese zur Lösung komplexer Problemstellungen einsetzen. Eine Studie zu KI-Exponiertheit von OpenAI und der University of Pennsylvania kommt zu dem Ergebnis, dass LLMs in 80 % aller Arbeitsplätze der USA eingesetzt werden könnten. Dies bedeutet nicht zwangsläufig Ersetzbarkeit, sondern dass der Einsatz von LLMs, im Fall der Studie GPT-4, in diesen Berufen denkbar ist. Laut der Studie beinhalten jedoch 19 % aller Arbeitsplätze Tätigkeiten, die zu mehr als 50 % von LLMs übernommen werden könnten. Betrachtet man andere generative KIs, sind es sogar 49 % aller Jobs (Eloundou et al. 2023; Seemann 2023). Insgesamt ist davon auszugehen, dass es zu Verschiebungen hinsichtlich des Tätigkeitsspektrums kommen wird. Eine kürzlich veröffentlichte Studie der Firma Anthropic zu Nutzungsmustern ihres Chatbots „Claude“ unterstreichen dies. In ca. 4 % der Berufe wird generative KI für mindestens 75 % der Aufgaben

genutzt und bereits in 36 % der Berufe wird generative KI in mindestens 25 % der Aufgaben genutzt, was auf das Potenzial für eine tiefgreifende Nutzung auf Aufgabenebene in einigen Rollen hindeutet. Zudem ergibt die Studie, dass in ca. 57 % der Nutzungsfälle menschliche Fähigkeiten erweitert werden (durch dialogisches Erfragen unbekannter Inhalte), während in 43 % Aufgaben automatisiert werden (durch Erfüllung einer Anfrage mit minimaler menschlicher Beteiligung) (Handa et al. 2025). Besonders hohe KI-Exponiertheit ist aktuell bei kognitiven Routinetätigkeiten, aber auch bei komplexeren, analytischen Aufgaben festzustellen (Science Media Center Germany gGmbH 2024).

Entsprechend rücken Berufe der sogenannten Wissensarbeit stärker in den Fokus (Gmyrek et al. 2023). Wissensarbeit bezieht sich auf berufliche Tätigkeiten, die primär das Verarbeiten, Erzeugen, Verwalten und Anwenden von Wissen erfordern. Im Gegensatz zu manueller Arbeit, die physische Aufgaben umfasst, stehen bei Wissensarbeit kognitive Fähigkeiten im Vordergrund, z.B. analytisches Denken, Problemlösung, kreative Innovation und die Nutzung von Fachwissen (Nerdinger et al. 2019; Davenport 2005). Der Begriff und die Abgrenzung gehen zurück auf den Ökonomen Peter Drucker, der Wissensarbeit das erste Mal 1959 erwähnte (Drucker 1959).

Für ein genaueres Verständnis der Auswirkungen generativer KI auf Wissensarbeit können die folgenden Aufgabenfelder von Innovations- und Wissensarbeit herangezogen werden:

- Informationen recherchieren
- Dokumentieren, Organisieren, Planen, Vorbereiten von Arbeitsprozessen
- Entwickeln, Forschen, Konstruieren
- Programmieren und Datenverarbeitung
- Gesetze und Vorschriften anwenden oder auslegen
- Beraten und Informieren
- Ein- und Verkaufen, Verhandeln
- Öffentlichkeitsarbeit

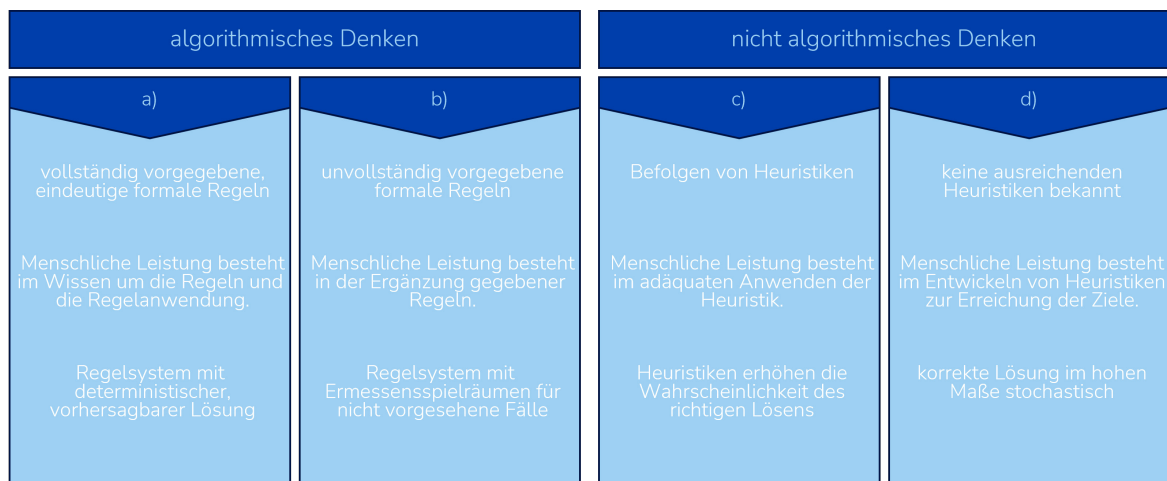


Bild 1. Tätigkeitsprofile von Wissensarbeit; eigene Darstellung nach Braun, M., et al. (2023)

Innerhalb dieser Aufgabenfelder lassen sich Tätigkeiten jeweils in eine der vier Unterkategorien aus Bild 1 einordnen. Je weiter links eine Tätigkeit einzuordnen ist, desto größer ist das Automatisierungspotenzial (Braun 2023). Anhand der obigen Beschreibungen zu generativer KI rücken in Zukunft allerdings ebenso Tätigkeiten aus den Kategorien weiter rechts – also auch soziale, kreative und kognitive Tätigkeiten – in den Fokus und kommen für eine Unterstützung oder Übernahme durch generative KI infrage (Frey und Osborne 2023).

Grundsätzlich kann dies je nach Tätigkeitsfeld den Ersatz menschlicher Arbeit, die Einschränkung menschlicher Arbeit, die Entlastung menschlicher Arbeit oder die Entstehung neuer, maschineller Arbeit hervorrufen. Der Ersatz menschlicher Arbeit wird vorrangig im Bereich kognitiver Routinetätigkeiten stattfinden, z.B. durch die automatisierte Beantwortung von sich wiederholenden Kundenanfragen. Die Einschränkung menschlicher Arbeit ist in Situationen möglich, in denen ein generatives KI-System eine Auswahl an Optionen zur Lösung einer Aufgabe vorgibt. Das generative KI-System berücksichtigt nicht alle möglichen Lösungswege und schränkt damit den Menschen ein. Dies ist vor allem in Tätigkeitsfeldern, in denen mit Heuristiken gearbeitet wird, eine mögliche Auswirkung generativer KI. Die Entlastung menschlicher Arbeit findet in ähnlichen Tätigkeitsfeldern statt. Ein klassisches Beispiel dafür ist die Entscheidungsunterstützung durch die Übernahme zeitintensiver Recherchen und Informationszusammenfassung sowie -aufbereitung. Der Unterschied zum Ersatz menschlicher Arbeit ist dabei, dass nicht die komplette Tätigkeit übernom-

men wird, sondern lediglich notwendige, begleitende Arbeiten. Abschließend ist durch die niedrighwelligen Einsatzmöglichkeiten generativer KI-Systeme in Zukunft auch die Entstehung neuer, maschineller Arbeit möglich. So bestehen z.B. neue Analysemöglichkeiten, die vorher nicht vorhanden waren. Daraus können sich auch neue Tätigkeitsfelder für Menschen ergeben (Richthofen et al. 2021) – analog beispielsweise zum Jobprofil des Datenanalysten, das aus früheren KI-Entwicklungen entstanden ist.

Diese Verschiebungen führen auch zu Verschiebungen in den Qualifikationsanforderungen. Wie eine Analyse von Stellenanzeigen in den USA zeigt, werden besonders in Jobprofilen mit hoher KI-Exponiertheit bereits einige zuvor gesuchte Qualifikationen nicht mehr nachgefragt und dafür neue Qualifikationen notwendig. So gewinnen Fähigkeiten für KI-gestützte Datenanalyse oder kreatives und komplexes Denken an Bedeutung, während standardisierte Datenverarbeitung oder Aufgaben der manuellen Verwaltung seltener nachgefragt werden. Die Nachfrage nach körperlichen bzw. manuellen Fähigkeiten ist hingegen unverändert. Zugleich steigt die Nachfrage nach Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern mit KI-Bezug in Unternehmen, deren Aufgabenstrukturen hohe KI-Exponiertheit aufweisen (Acemoglu et al. 2022).

Im Vorhinein eine exakte Abschätzung zu geben, welche Jobprofile sich wie verändern, verschwinden oder neu entstehen werden, ist nicht möglich. Dies zeigen zwei Foresight-Studien, die einerseits mögliche Formen der Veränderung von Jobprofilen beschreiben und andererseits die Vielzahl an Einflussfaktoren aufzeigen,

die entsprechenden Veränderungen in Gesellschaften, Arbeitsmärkten, Organisationen und schlussendlich in Jobprofilen beeinflussen.

In einer Studie der Hans Böckler Stiftung (Seemann 2023) werden drei Szenarien beschrieben:

- **Disruption von Jobprofilen** durch eine vollständige Automatisierung. Als Beispiel wird die Übersetzung von Texten genannt, in der sich generative KI als vollständiger Ersatz für menschliche Übersetzungen durchsetzen könnte.
- **Integration in Jobprofile** und damit der Wegfall von Routinetätigkeiten sowie die Entstehung neuer, datengetriebener und digitaler Tätigkeiten. Hier wird als Beispiel der Pflegebereich aufgeführt, in dem zwischenmenschliche Tätigkeiten manuell und unberührt von generativer KI bleiben, wohingegen administrative Tätigkeiten und die Analyse von Pflegebedürftigkeit – und damit das Jobprofil der Pflegekräfte – stark von generativer KI verändert werden könnten.
- **Transformation von Jobprofilen** und damit tiefgreifende Umgestaltungen der Arbeitsprozesse und -ergebnisse. Hier wird als Beispiel der Sektor Bildung und Forschung genannt, in dem komplett neue Formen der Prüfung und Kontrolle sowie neue Praktiken der Publikation wissenschaftlicher Ergebnisse erforderlich sein könnten, weil durch generative KI die Erstellung von Texten massiv verändert wird (Seemann 2023).

Zwar deuten die zitierten Szenarien bereits plausibel anzunehmende Veränderungen von Jobprofilen an. Dabei beziehen diese jedoch nur einen Ausschnitt der für die Veränderung von Jobprofilen relevanten Einflussfaktoren ein. In einer zweiten Foresight-Studie (Peters et al. 2022) zu Auswirkungen von KI auf die Arbeit werden tiefgreifendere Einflussfaktoren beschrieben. Zu diesen Faktoren zählen unter anderem die Entwicklung der Leistungs- und Lernfähigkeit von KI-Systemen oder Veränderungen im Produktivitätsverständnis. Darüber hinaus nehmen z. B. die Möglichkeiten der Gesellschaft, KI-Systeme mitzugestalten, die vorherrschende Unternehmenskultur bzw. deren Veränderbarkeit, die Zugänglichkeit von Daten

und die Verbreitung von KI-Kompetenz in der Gesellschaft maßgeblichen Einfluss auf die Veränderung von Arbeit und Jobprofilen (Peters et al. 2022).

Somit wird deutlich, dass pauschale Statistiken zu Veränderungswahrscheinlichkeiten einzelner Jobprofile nicht ohne Weiteres auf Ingenieurberufe übertragen werden können. Zum aktuellen Stand können hingegen vielmehr einzelne Nutzungsszenarien betrachtet werden, die aufzeigen, wie Ingenieurinnen und Ingenieure generative KI einsetzen können.

1.5 Beispielhafte Nutzungsszenarien aus Forschung und laufender Anwendung

Es gibt eine Reihe von Aufgabenfeldern, in denen generative KI bereits heute im Arbeitsalltag von Ingenieurinnen und Ingenieuren Anwendung findet oder in denen derzeit Ansätze erforscht und zur Marktreife entwickelt werden. Die folgenden Beispiele sollen einen Eindruck davon vermitteln, was im Rahmen dieser Technologie heute schon möglich ist oder in wenigen Jahren Einzug in den Arbeitsalltag halten könnte. Grundsätzlich ist dabei zu beachten, dass Anwendungen generativer KI in der Regel in digitalisierte Arbeitsprozesse eingebettet sind. Dabei profitiert die oder der Nutzende davon, dass Daten aus dem digitalisierten Arbeitsprozess rund um die generative KI-Anwendung zur Kontextualisierung genutzt werden können und damit in der Regel die Ausgabequalität erhöhen. Die Wirkungsmöglichkeiten sind somit stark an den Grad der Digitalisierung der Unternehmensprozesse sowie die Möglichkeiten des Zugriffs auf (Kontext-)Daten gekoppelt, weshalb eine geeignete technische Infrastruktur notwendig ist, um das volle Potenzial der generativen KI auszuschöpfen.

Ein durch den Erfolg von ChatGPT in den Fokus gerückter Anwendungsfall ist der Einsatz von LLMs zur **Generierung von Texten**. Die Modelle werden beispielsweise in der Kundenbetreuung eingesetzt, wo Kundinnen und Kunden aus Effizienzgründen inzwischen häufig zunächst auf einen KI-gestützten Chatbot statt auf menschliche Ansprechpersonen treffen, während lediglich komplexere Anliegen weiterhin an Menschen weitergeleitet werden (Peruchini et al. 2024). Für alltägliche Aufgaben im Ingenieur-

wesen, wie die Kommunikation mit Kundinnen, Kunden und Zulieferern, können große Sprachmodelle ebenfalls dabei helfen, professionelle E-Mails, Angebote oder technische Anfragen schneller und präziser zu formulieren. Auch bei der technischen Dokumentation, etwa bei der Erstellung von Wartungs- und Bedienungsanleitungen, bietet die automatische Textproduktion Unterstützung und spart Zeit, indem Ingenieurinnen und Ingenieure auf KI-generierte Textvorschläge zurückgreifen und diese an ihre spezifischen textlichen Anforderungen anpassen können.

Weitere KI-gesteuerte Algorithmen können integriert werden, um **Nachfrage- und Preisentwicklungen vorherzusagen**. Dadurch werden Verhandlungen teilautomatisiert und die Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter im technischen Einkauf entlastet (Borchert et al. 2024; Brenning et al. 2024). Ähnliche Einsatzmöglichkeiten bestehen auch im Bauwesen, wo generative KI zum Einsatz kommen kann, indem sie aus Bauvorschriften relevante Anforderungen ermittelt und zusammenfassende, projektspezifische Berichte erstellt. Ebenso können automatisch Kosten- und Zeitplanschätzungen erstellt oder sogar 3-D-Modelle entworfen werden (Ghimire et al. 2024). So können generative Modelle dabei helfen, 3-D-Modelle im Einklang mit definierten Spezifikationen zu generieren und damit den Entwicklungsprozess beschleunigen. In diesem Bereich wird derzeit sowohl an Design-Tools geforscht, die auf generativer KI basieren, als auch an Möglichkeiten, Designentwürfe durch generative KI zu bewerten (Faruqi et al. 2024; Faruqi et al. 2023; Bader et al. 2024; Bendoly et al. 2023; Regenwetter et al. 2023; Makatura et al. 2023). Im Rahmen der Topologieoptimierung kann beispielsweise mithilfe von KI-Anwendungen die Materialverteilung in Bauteilen noch effizienter optimiert werden, um das bestmögliche Verhältnis von Festigkeit zu Gewicht zu erzielen (Iyer et al. 2024; Giannone und Ahmed 2023). Dies führt zu leichteren, aber gleichzeitig stabileren Strukturen, was insbesondere in der Luft- und Raumfahrt sowie im Automobilbau von großem Nutzen ist.

Vorausschauende Instandhaltung (engl.: Predictive Maintenance), ein etablierter Anwendungsfall in der Industrie 4.0, ist ein Beispiel für eine bereits innovative Anwendung, die durch

generative KI eine signifikante Weiterentwicklung erfährt. Hier analysieren KI-Tools auf Basis von beispielsweise Prozess- und Maschinendaten bislang, wann die Wartung einer Maschine idealerweise durchgeführt werden soll oder wann es durch Verschleiß einer Komponente zum ungeplanten Maschinenausfall kommen würde. Durch die Vorhersage dieser Zustände können außerplanmäßige Stillstandzeiten minimiert und kann die Effizienz des Ressourcenmanagements gesteigert werden (Carvalho et al. 2019). Während die bisher eingesetzten Systeme bereits vorhandene Daten zur Vorhersage optimaler Wartungszeitpunkte nutzen, erweitert generative KI diese Fähigkeiten und ermöglicht sowohl präzisere Analysen der Datenmuster als auch die automatische Simulation von Wartungsszenarien und die Erstellung entsprechend optimierter Wartungsempfehlungen (Siemens AG 2024).

Über die Aufgaben im Bereich der technischen Unterstützung hinaus finden KI-Tools auch bei anderen **fachlichen Kernaufgaben** Anwendung: Laut einer Umfrage vom Herbst 2024 nutzen bereits über drei Viertel der Ingenieurinnen und Ingenieure sowie Programmiererinnen und Programmierer Sprachmodelle zur Unterstützung bei der Softwareentwicklung (Stack Exchange Inc. 2024), insbesondere bei der Verwendung universell nutzbarer Programmiersprachen wie Python oder C++ (Databricks 2024; Rasa Technologies Inc. 2024; Salesforce, Inc. 2023; GitHub, Inc. 2024; Werra und Ben Allal 2023). Auch in der Automatisierungstechnik können KI-gestützte Lösungen beispielsweise bei der Erstellung von Code für speicherprogrammierbare Steuerungen (SPS) unterstützen. Ein Sprachmodell ist immer nur so gut wie die Datenbasis, die ihm zugrunde liegt. Viele Codebeispiele in der SPS-Programmierung sind jedoch aufgrund von geistigem Eigentum und proprietären Lösungen nicht öffentlich verfügbar. Daher ist die Unterstützung durch KI in diesem Bereich derzeit oftmals noch nicht so verlässlich wie für Programmiersprachen mit größerem öffentlichem Codebestand. Weiterhin ist der erforderliche Code oft stark an spezifische Maschinenarten sowie Herstelleranforderungen angepasst, sodass spezialisierte Modelle erforderlich sind. Hier werden aktuell Ansätze wie RAG und domänenspezifisches Training erforscht, um eine bessere Anpassung an die je-

weiligen Anforderungen zu erreichen (Fakih et al.; Koziolk et al. 2023; Koziolk et al. 2024).

Diese Fortschritte eröffnen neue Möglichkeiten für Innovationen: Im multidisziplinären Systems Engineering ermöglichen LLMs bereits die Übersetzung natürlichsprachlicher Beschreibungen in formale Beschreibungssprachen und Programmcode, wodurch Entwicklungsprozesse deutlich beschleunigt werden können. Gleichzeitig erleichtern sie die Zusammenarbeit der Expertinnen und Experten verschiedener Fachbereiche, indem sie als Brücke zwischen unterschiedlichen technischen Sprachen und Anforderungen fungieren (Busch et al. 2024; García Alarcia et al. 2024; Bader et al. 2024; Chen et al. 2024; Decardi-Nelson et al. 2024).

Generative KI zeigt ihr Potenzial im Ingenieurwesen also in unterschiedlichen Aufgabenfeldern. Von der automatisierten Textgenerierung über die Optimierung technischer Designs bis hin zur Unterstützung bei der Softwareentwicklung bietet sie Werkzeuge, die Effizienz und Präzision in den Arbeitsprozessen steigern können. Diese Entwicklungen markieren dennoch nur den Beginn einer tiefgreifenden Transformation. Die Forschung konzentriert sich zunehmend darauf, generative KI auch für besonders anspruchsvolle und hoch spezialisierte Aufgaben im Ingenieurwesen weiterzuentwickeln. Dazu zählen etwa die Anpassung an individualisierte technische Umgebungen oder die Integration von umfassendem Kontextwissen, um komplexe Entscheidungen zu erleichtern. Gleichzeitig werden Methoden erforscht, die generative KI robuster und vertrauenswürdiger machen,

beispielsweise durch den Einsatz von domänenspezifischen Trainingsansätzen oder hybriden Modellen, die klassische Algorithmen und KI kombinieren.

Gleichzeitig gibt es Bereiche, in denen der Einsatz generativer KI vorerst begrenzt bleibt. Dies betrifft insbesondere Aufgaben, die auf hochspezialisierte technische Kenntnisse oder proprietäre, schwer zugängliche Daten angewiesen sind. Hier fehlen oft sowohl ausreichende Forschungsansätze als auch die technischen Voraussetzungen, um diese komplexen Anforderungen vollständig zu automatisieren. Langfristig könnten jedoch Fortschritte in der Digitalisierung, der Verfügbarkeit von Trainingsdaten und der Entwicklung spezialisierter Modelle dazu beitragen, diese Herausforderungen zu überwinden.

Mit der zunehmenden Verknüpfung von KI-Entwicklung und praktischer Anwendung entstehen so möglicherweise neue Lösungen, die heute noch außerhalb der Reichweite liegen. Der Weg in die Zukunft wird davon abhängen, wie erfolgreich generative KI an die spezifischen Anforderungen technischer Domänen angepasst und in digitalisierte Arbeitsumgebungen integriert werden kann. Eine starke Verknüpfung von KI-Entwicklung, domänenspezifischem Wissen und praxisorientierter Anwendung wird entscheidend sein, um das volle Potenzial dieser Technologie auszuschöpfen. Gelingt dies, könnte generative KI nicht nur bestehende Prozesse effizienter gestalten, sondern auch neue Innovationsfelder im Ingenieurwesen erschließen.

2 Methodischer Ansatz der Studie

2.1 Empirische Komponenten

Auf Basis der Literatur wurde ein Thesenpapier verfasst, das Thesen und Fragen zur Diskussion für einen Workshop darlegte. In diesem Workshop wurden die Auswirkungen generativer KI auf die Ingenieurarbeit diskutiert. Der Workshop wurde insgesamt zwei Mal identisch mit unterschiedlichen Personen durchgeführt.

Ziel des Workshops war sowohl die Validierung bestehender Forschungsergebnisse als auch die Sammlung spezifischer Erkenntnisse zu Gewerken des Ingenieurberufs. Jeweils etwa 15 Teilnehmerinnen und Teilnehmern pro Workshop, die in Kleingruppen von ca. 5 Personen aufgeteilt wurden, arbeiteten interaktiv auf einem Miro-Board¹.

Im Workshop zur Ingenieurarbeit diskutierten die Teilnehmerinnen und Teilnehmer Fragen zur Abgrenzung der Ingenieur Tätigkeit, zu Einsatzmöglichkeiten und zur Vision für generative KI. Die Erkenntnisse aus dem Workshop wurden durch vier leitfadengestützte Experteninnen- und Experteninterviews ergänzt. Befragt wurden Expertinnen und Experten aus den Bereichen Arbeitsmarktökonomie, Lehr- und Lernwissenschaften sowie Digitalisierung im Ingenieurwesen. Ziel war es, unveröffentlichte Erkenntnisse zu identifizieren und bestehende Wissenslücken im Bereich der Auswirkungen generativer KI auf den Ingenieurberuf zu schließen.

Anhand der Erkenntnisse aus diesen Formaten wurde eine Online-Umfrage entwickelt, die mit keyingress® umgesetzt wurde. Die Befragung richtete sich hauptsächlich an VDI-Mitglieder sowie an Ingenieurinnen und Ingenieure allgemein. Das Ziel der Studie war es, die bis dahin erarbeiteten Thesen zu validieren und vor allem mit Blick auf unterschiedliche sozio-demografische Items sowie Fachbereiche des Ingenieurberufs auszudifferenzieren. Dazu sollten die Teilnehmerinnen und Teilnehmer Thesen zu

Auswirkungen generativer KI in ihrem Gewerk und ihrer Arbeit auf ihre Passfähigkeit bzw. ihre Zustimmung bewerten und teilweise eine Einschätzung zur zeitlichen Umsetzbarkeit abgeben. Die Ergebnisse liefern eine Grundlage für die Ableitung spezifischer Handlungsempfehlungen.

2.2 Limitationen

Die Studie versucht mit Ansätzen der strategischen Vorausschau die möglichen Auswirkungen von generativer KI plausibel abzuschätzen. Sie untersucht, wie sich generative KI in den kommenden Jahren technologisch weiterentwickeln, in Ingenieurberufen Anwendungspotenziale entfalten und Akzeptanz finden könnte. Dabei ist zu berücksichtigen, dass strategische Vorausschau keine deterministischen Prognosen liefert. Die Entwicklung sozio-technischer Systeme unterliegt komplexen Wechselwirkungen und kann nicht mittels wissenschaftlich gesicherter Erkenntnisse vorhergesagt werden. Selbst wenn technologische Innovationen präzise antizipiert werden könnten, bleibt die soziale Dimension der Adaption und Verbreitung von Unsicherheiten geprägt.

Was strategische Vorausschau jedoch leisten kann – und was auch diese Studie anstrebt –, ist eine wissenschaftlich fundierte Annäherung an plausible Entwicklungspfade generativer KI-Technologien und deren Auswirkungen. Dies geschieht durch einen mehrstufigen empirischen Prüf- und Abstimmungsprozess, bei dem systematisch hergeleitete Thesen sowohl mit Expertinnen und Experten aus Forschung und Wissenschaft als auch mit Fachleuten aus der Ingenieurpraxis abgeglichen werden.

Auf diese Weise wird Orientierungswissen geschaffen, das aufzeigt, welche Entwicklungen sowohl technologisch erwartbar als auch in der Alltagspraxis erwünscht sind und damit voraussichtlich Unterstützung für eine breite Anwendung finden werden. Auf Grundlage dieses Ori-

¹ Ein Miro-Board ist eine browserbasierte Möglichkeit, kollaborativ an der gleichen Ansicht zu arbeiten. Das Board besteht aus digitalen Post-Its und anderen Gestaltungs-

möglichkeiten, um Gedanken festzuhalten und sich dazu auszutauschen.

entierungswissens können adäquate Handlungsempfehlungen abgeleitet werden.

Die zentrale Limitation dieser Studie liegt in der Selbstselektion der beteiligten Mitglieder des VDI. Erfahrungen mit vergleichbaren Studien zeigen, dass sich zur Mitwirkung an Befragung und Workshops in der Tendenz jene Personen bereit erklären, die eine eher offene und positive Einstellung bezogen auf Zukunftstechnologien haben. Eine in der Tendenz positive Einstellung der Befragten zeigt sich auch in der hier durchgeführten Befragung. Dieses Muster könnte auf verschiedene Formen des Response-Bias zurückzuführen sein.

Erstens könnte ein Akquieszenz-Bias vorliegen, bei dem Befragte dazu neigen, Fragen generell positiv oder zustimmend zu beantworten, unabhängig von ihrem tatsächlichen Inhalt. Zweitens könnte die Verzerrung durch soziale Erwünschtheit entstehen, bei der die Teilnehmerinnen und Teilnehmer Antworten bevorzugen, die sie als sozial akzeptabel oder konform mit den vermuteten Erwartungen der Forschenden wahrnehmen. Drittens könnte ein grundsätzlicher Optimismus die Ergebnisse beeinflusst haben, da Ingenieurinnen und Ingenieure möglicherweise dazu tendieren, Zukunftsperspektiven von Technologien generell positiv zu bewerten – sei es aufgrund ihrer beruflichen Rolle oder ihrer persönlichen Einstellung.

Diese Verzerrungen schränken die Aussagekraft der Ergebnisse ein, da sie ein einseitig optimistisches Meinungsbild zeichnen und differenziertere Perspektiven in der quantitativen Betrachtung der Ergebnisse unberücksichtigt bleiben. Dies zeigt sich vor allem an vereinzelt, sehr negativen Haltungen gegenüber generativer KI, die lediglich in den Freitextantworten zu beobachten sind. Zukünftige Studien sollten Maßnahmen zur Minimierung solcher Effekte ergreifen, etwa durch neutralere Itemformulierungen, Methoden zur Erkennung sozialer Erwünschtheit oder den Einsatz zusätzlicher qualitativer Forschungsansätze.

Was die Stichprobe selbst angeht, kann hingegen davon ausgegangen werden, dass eine repräsentative Stichprobe im Vergleich zur Grundgesamtheit anhand zentraler sozio-demographischer Aspekte (Altersverteilung, Fachgesellschaften-Verteilung und Geschlechterverteilung) erreicht wurde.

3 Ergebnisse

3.1 Deskriptive Analyse des Befragungsdatensatzes

3.1.1 Beschreibung der Umfrage

Die Online-Umfrage umfasste einen zentralen Themenbereich: die Auswirkungen generativer KI auf den Ingenieurberuf. Dabei wurden die Teilnehmerinnen und Teilnehmer gebeten, sowohl Einschätzungen zur aktuellen und zukünftigen Relevanz als auch zur zeitlichen Entwicklung zu verschiedenen, im Folgenden aufgezählten Aspekten zu geben.

Auswirkungen generativer KI auf den Ingenieurberuf

1. berufsspezifische Merkmale mit dem Ziel, Alleinstellungsmerkmale einzelner Gewerke der Ingenieurarbeit im Vergleich zu anderen Berufen und Gewerken zu identifizieren
2. Zeithorizont der Aufgabenübernahme durch generative KI mit dem Ziel, zeitliche Einschätzungen zur Realisierbarkeit von Aufgabenübernahmen durch generative KI zu erhalten
3. Einsatzgründe für Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter mit dem Ziel, Motivationen und Gründe für den Einsatz generativer KI aus Sicht der Beschäftigten für ihr Gewerk und ihre Arbeit zu verstehen
4. Einsatzgründe für Arbeitgeber mit dem Ziel, Beweggründe für den Einsatz generativer KI aus Unternehmensperspektive zu analysieren
5. Vision für generative KI mit dem Ziel, Zukunftsvorstellungen und Zielbilder für den Einsatz generativer KI im Ingenieurberuf bewerten zu können
6. Zeithorizont für die zur Abstimmung gestellten Visionen mit dem Ziel, Prognosen zum zeitlichen Eintritt der Visionen zu erfassen

3.1.2 Beschreibung der Stichprobe vs. Grundgesamtheit der Befragung

Die Umfrage wurde online im Herbst 2024 durchgeführt. Die Teilnehmerinnen und Teilnehmer wurden über verschiedene Kanäle – etwa per Newsletter, E-Mail und Social Media – informiert und zur Teilnahme eingeladen. Insgesamt konnten so von 468 Personen vollständig ausgefüllte Umfragebögen eingesammelt werden, wovon 455 ordentliche bzw. außerordentliche Mitglieder im VDI sind. Von den 468 Befragten sind 412, also ca. 88 %, männlich. Mit Blick auf die im Rahmen des Einzelmailing angeschriebenen Mitglieder kann dieser Wert als repräsentativ angesehen werden. 89,5 % der Personen, die im Einzelmailing angeschrieben wurden, sind Männer. Die Aufteilung nach Alter ist Bild 2, die Aufteilung nach Anstellungsverhältnis Bild 3 zu entnehmen. Daran wird deutlich, dass der größte Anteil der Befragten aus angestellten, männlichen VDI-Mitgliedern zwischen 46 und 60 Jahren besteht.

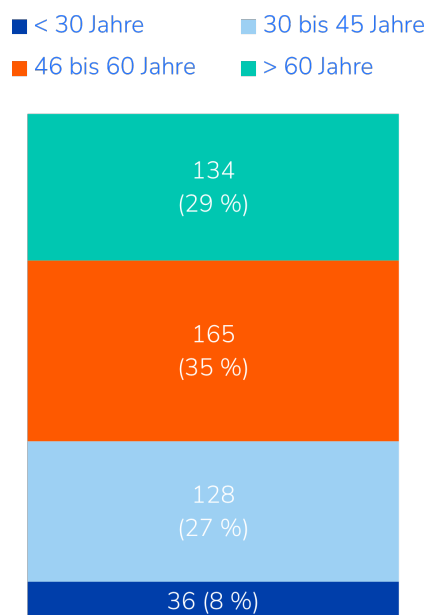


Bild 2. Aufteilung der Befragten nach Altersgruppen

- angestellt
- beamtet
- Selbstständig/Unternehmer
- studierend
- Sonstiges

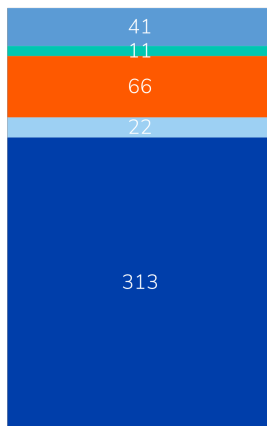


Bild 3. Aufteilung der Befragten nach Anstellungsverhältnis

Mit Blick auf die Gewerke, die von den Befragten angegeben wurden, sind mehrere Gewerke, darunter Fahrzeug- und Verkehrstechnik, Energie und Umwelt sowie Bauen und Gebäudetechnik, häufig vertreten. Die exakte Verteilung

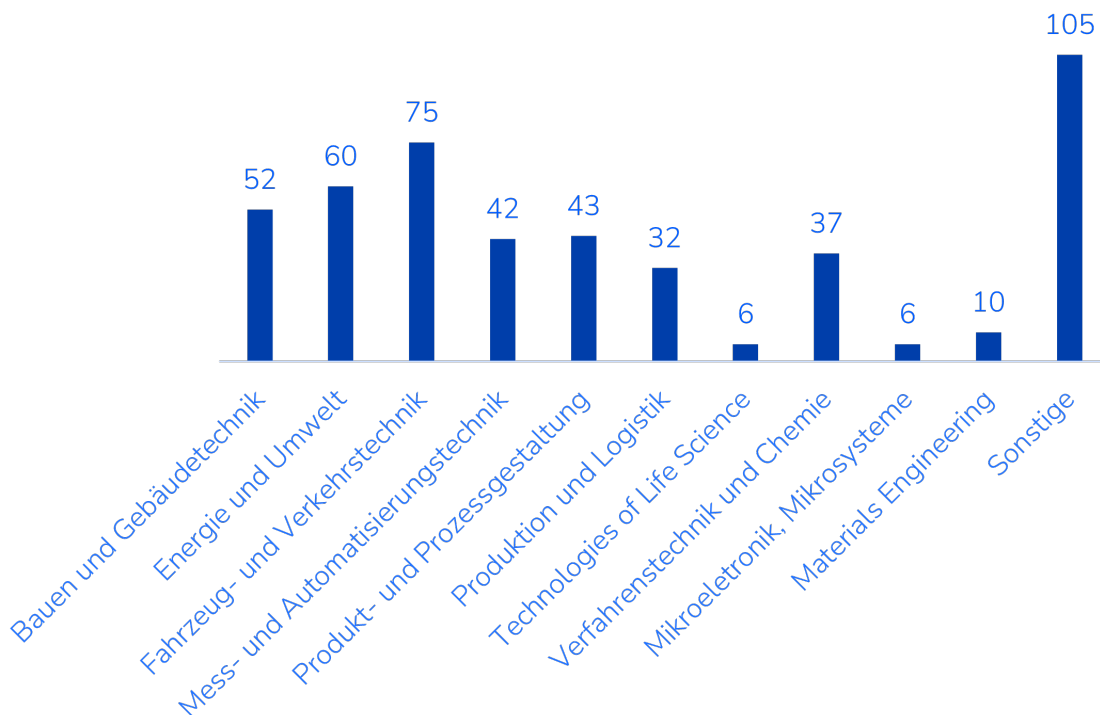


Bild 4. Aufteilung der Befragten nach Gewerken des Ingenieurwesens

der Gewerke ist in Bild 4 abgebildet. Befragte, die sich in den zehn genannten Gewerken nicht wiederfanden, konnten unter „Sonstige“ eigene Angaben machen. Diese wurden im Nachgang ausgewertet. Dabei konnten gewisse Gruppierungen identifiziert werden. Die größte Gruppe unter „Sonstige“ sind 17 Befragte, die sich der IT-Branche (z.B. IT- bzw. Software-Entwicklung, Telekommunikation) zuordnen, gefolgt von zehn Personen, die sich der Beratungsbranche (z.B. IT-Beratung, Management-Beratung) zuordnen, und sieben weiteren, die allgemein „Maschinenbau“ angegeben haben. Im Vergleich zur Grundgesamtheit aus dem Einzelmailing zeigen sich kleinere Abweichungen, die in der weiteren Betrachtung allerdings vernachlässigt werden können.

Bei der Betrachtung der Mitglieder zeigt sich, dass sich 42 der 455 Mitglieder ehrenamtlich engagieren. 400 der befragten Mitglieder ordnen sich als reines Mitglied ohne weiteres Engagement ein.

3.2 Deskriptive Auswertung der Ergebnisse zu generativer KI in Ingenieurberufen

Was zeichnet die Arbeit als Ingenieur oder Ingenieurin aus?

Zur Beschreibung ingenieurspezifischer Tätigkeitsprofile wurden die Befragten gebeten, eine Auswahl charakteristischer Einflussfaktoren ihrer Tätigkeit zu nennen. Die Zusammenarbeit mit verschiedenen Fachbereichen, hohe Anforderungen an die Genauigkeit der Arbeit, die Bedeutung von Fachwissen für die tägliche Arbeit und die Arbeit mit hochspezialisierten Systemen und Verfahren wurden von der überwiegenden Mehrheit als allgemeingültig angesehen (siehe Bild 5.)

Betrachtet man die Altersunterschiede, so zeigt sich, dass das Merkmal „Einhaltung von Richtlinien und Gesetzen“ mit zunehmendem Alter der Befragten signifikant an Relevanz gewinnt. Während nur 68 % der Befragten bis 45 Jahre dieses Merkmal als typisch für den Ingenieurberuf ansehen, sind es bei den Befragten über 60 Jahre 73 %. Das Bedürfnis, die eigenen Entwicklungen zu dokumentieren, nimmt dagegen von 72 % (< 45 Jahre) auf 63 % (> 60 Jahre) ab. Nur geringfügig, von 52 % (< 45 Jahre) auf 48 % (> 60 Jahre) sinkt die Zustimmung dazu, dass nicht für jede Anforderungssituation alle notwendigen Informationen zur Verfügung stehen und mit Daumenregeln gearbeitet wird.

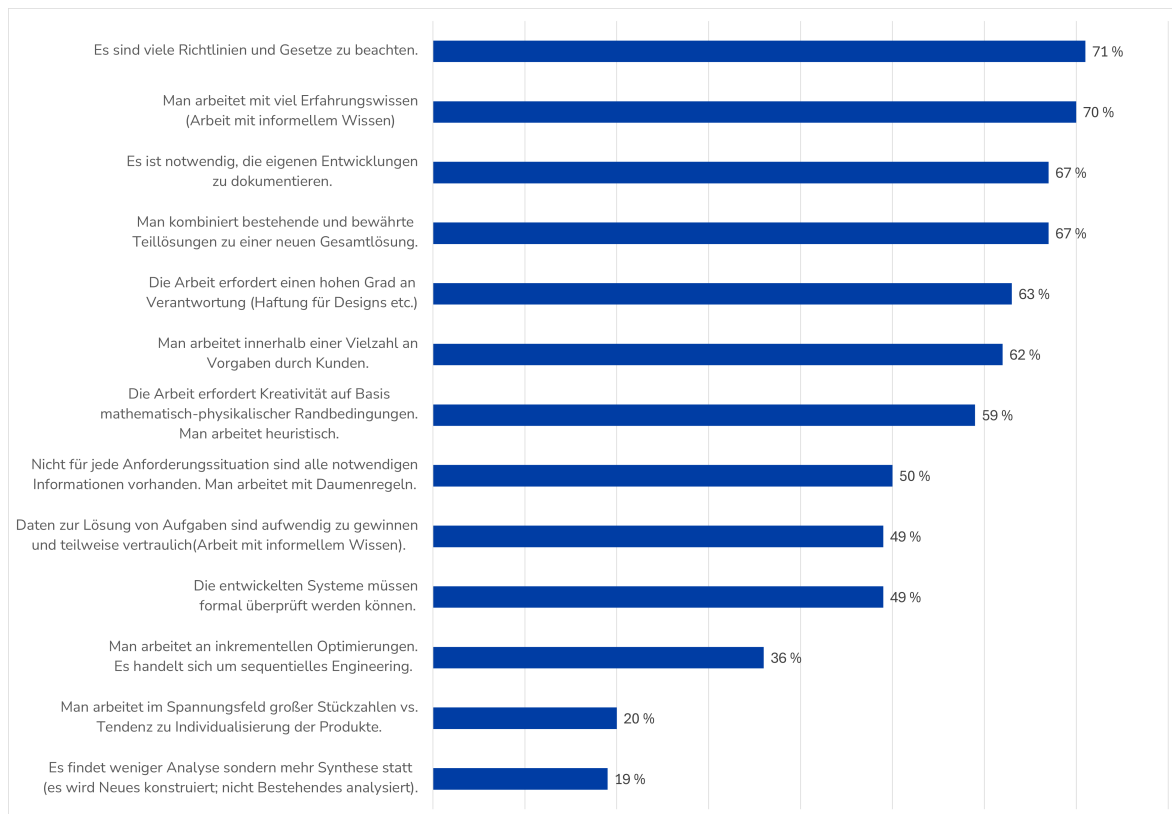


Bild 5. Aspekte, die den Ingenieurberuf nach Angabe aller Beteiligten auszeichnen

Wann wird generative KI gewisse ingenieurspezifische Aufgaben erledigen können?

Bereits kurzfristig sehen die Befragten erhebliche Anwendungspotenziale für generative KI im Ingenieurberuf. Es gibt deutliche unmittelbare Potenziale in der Generierung von Programmcodes einerseits zur Steuerung von Prozessen und andererseits zur Steuerung von Maschinen. Ältere Befragte (> 60 Jahre) sehen in diesen beiden Punkten eher mittelfristig und teilweise erst langfristig Potenzial, während jüngere Befragte (< 45 Jahre) dieses Potenzial mehrheitlich bereits unmittelbar erwarten. Je älter die Befragten sind, desto weniger Anwendungspotenzial sehen sie im Abbau von Kommunikationsbarrieren durch generative KI. Diese Tendenz ist auch zu erkennen und signifikant für die Potenziale der nativen Interaktion mit spezifischen Datenlogs, (z.B. Error-Logs zur Wartungsunterstützung) sowie der nativen Interaktion mit Entwürfen und Systemen. Grundsätzlich sehen die Befragten für viele der genannten Anwendungsbeispiele vor allem mittelfristig Potenziale. Diese grundsätzlich positive Haltung zeigt sich am stärksten bei vermeintlich fachgebietspezifischen Anwendungsmöglichkeiten, wie der Generierung neuer chemischer Verbindungen. Hier meinen z.B. 31 % der Befragten aus dem Gewerk Mess- und Automatisierungstechnik, dass diese Anwendung für ihr Gewerk unmittelbar Potenzial habe.

Die Annahme, dass Verbeamtete grundsätzlich skeptischer und Studierende grundsätzlich optimistischer gegenüber den Anwendungspotenzialen generativer KI sind, lässt sich anhand der Befragungsdaten nicht bestätigen. Vielmehr variieren die Skepsis bzw. der Optimismus hinsichtlich einzelner Themen. Beispielsweise sehen Verbeamtete und Studierende in der Übersetzung von Entwurfsmodellen in verschiedene Formen – z.B. Übersetzung eines Bauentwurfs in ein Building Information Model (BIM) – ein größeres unmittelbares und mittelfristiges Potenzial als Angestellte, Unternehmerinnen und Unternehmer. Dagegen sind Verbeamtete skeptischer, wenn es um den Einsatz generativer KI zur Abschätzung möglicher Technikfolgen auf Basis eines Entwurfs geht oder um die Erstellung von Umweltprognosen für einen Entwurf.

Studierende hingegen halten das mehrheitlich bereits unmittelbar für möglich.

Aus welchen Gründen setzen Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter in ihrer Arbeit generative KI ein?

Hinsichtlich der Motivationsgründe der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter, generative KI einzusetzen, zeigt sich, dass diese altersübergreifend in der Entlastung von Routineaufgaben sowie in der Steigerung der eigenen Effizienz stark ausgeprägt ist. Auch bei der Betrachtung der unterschiedlichen Beschäftigungsverhältnisse sind die Entlastung von Routine- und bürokratischen Tätigkeiten sowie die Steigerung der eigenen Effizienz die wichtigsten Motivationsfaktoren. Im Vergleich dazu sehen die Befragten eine geringere Motivation, generative KI zu nutzen, um der „Angst vor dem weißen Blatt“ zu begegnen sowie das „Learning on the Job“ zu erleichtern. Eine Ausnahme bilden Studierende, die im Vergleich zu anderen Gruppen nicht nur eine deutlich höhere Motivation für diesen Zweck zeigen, sondern auch ein besonderes Interesse daran haben, generative KI zur Verringerung der Aufgabenkomplexität einzusetzen.

Verbeamtete erkennen in der Komplexitätsreduktion durch generative KI hingegen keine Nutzungsmotivation. Für Angestellte sind die zusätzliche Sicherheit bei Entscheidungen und die Überwindung der „Angst vor dem weißen Blatt“ die geringsten Motivationsquellen. Generative KI einzusetzen, um zusätzliche Sicherheit bei Entscheidungen zu erlangen, sehen vor allem jüngere Befragte (< 45 Jahre) als nicht zentral an. Für ältere Befragte ist Entscheidungsunterstützung ein signifikant höherer Motivationsgrund. Unentschlossenheit besteht hinsichtlich der Nutzung zur Verringerung der Komplexität von Aufgaben.

Insgesamt zeigt Bild 6, dass Effizienzsteigerungen der größte Motivationsgrund sind, gefolgt von der Abgabe von Routine- und Bürokratiertätigkeiten.

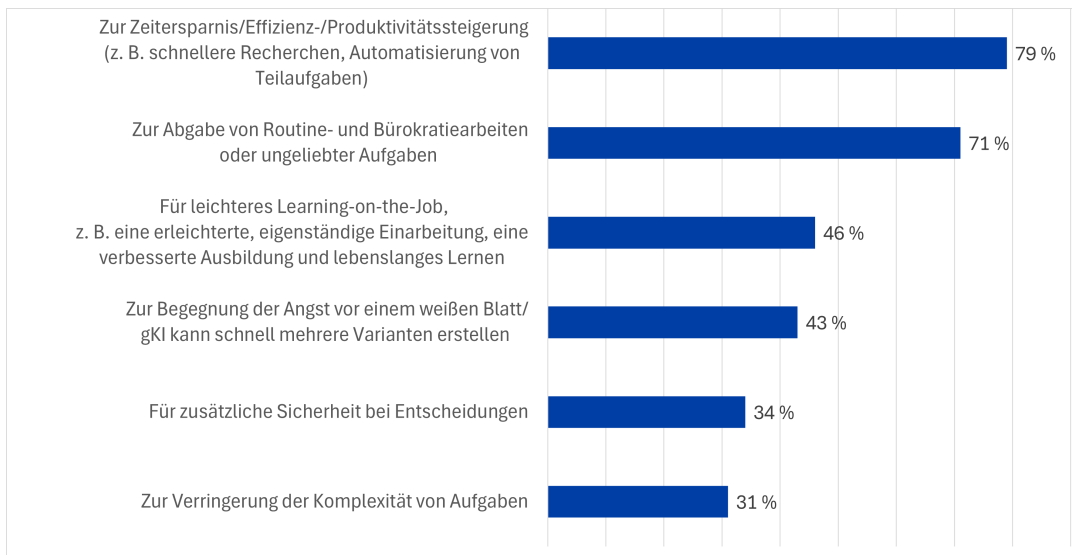


Bild 6. Zustimmung zu Motivationsgründen der Nutzung von generativer KI von Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter aller Befragten

Aus welchen Gründen setzen Arbeitgeber und Unternehmen generative KI ein?

Über alle Altersgruppen der Befragten hinweg sind für Arbeitgeber und Unternehmen Zeiterparnis und Effizienzsteigerung der wichtigste Motivationsgrund für den Einsatz generativer KI. Je älter die Befragten sind, desto eher sehen sie auch die Realisierung eines Wettbewerbsvorteils als Motivation für Unternehmen. Dem Fachkräftemangel mit generativer KI zu begegnen, ist vor allem aus Sicht jüngerer Befragter eher kein Motivationsgrund für Arbeitgeber, generative KI zu implementieren. Ältere Befragte (> 45 Jahre) sehen hingegen signifikant häufiger als jüngere Befragte (< 45 Jahre) einen Motivator in der Unterstützung aller vorhandenen Fachkräfte und der damit verbundenen Begegnung des Fachkräftemangels. Den Einsatz generativer KI als unabhängige bzw. kontrollierende Instanz sieht im Vergleich zu den anderen Faktoren keine Altersgruppe als erheblichen Motivationsgrund für Arbeitgeber. Mit zunehmendem Alter der Befragten betrachten signifikant mehr von ihnen die Einführung einer neutralen Instanz durch generative KI als Motivationsgrund für Unternehmen. Selbstständige sowie Unternehmerinnen und Unternehmer unter den Befragten sehen im Gegensatz zu den Angestellten unter den Befragten mehrheitlich die Unterstützung aller vorhandenen Fachkräfte und damit das Begegnen des Fachkräftemangels als Motivation für den Einsatz generativer KI in Unternehmen. Studierende sind deutlich

skeptischer, was die Behebung des Fachkräftemangels angeht. Unternehmerinnen und Unternehmer schätzen die Einführung einer neutralen Instanz durch generative KI als Motivator ähnlich niedrig ein wie die anderen Gruppen; die Realisierung von Effizienzpotenzialen hingegen bewerten die Unternehmerinnen und Unternehmer ähnlich hoch wie die anderen Gruppen. Insgesamt zeigt Bild 7, dass Effizienzsteigerungen das wichtigste Motivationskriterium sind, gefolgt von der Erreichung eines Wettbewerbsvorteils gegenüber der Konkurrenz.

Was ist Ihre Vision für generative KI in Ingenieurberufen?

Allgemein skeptisch stehen die Befragten der These gegenüber, dass generative KI die Arbeitsbedingungen flexibilisieren wird, z.B. durch mobiles Arbeiten für bisher ortsgebundene Jobprofile (siehe Bild 8). Diese Skepsis steigt deutlich in den jüngeren Befragten-Gruppierungen. Die höchste Zustimmung unabhängig vom Alter entfällt auf die Thesen, der Mensch verbleibe in Zukunft in der Kontrollinstanz generativer KI (Zustimmung: 75 % über alle Befragten) und generative KI übernehme bürokratische Dokumentations- und Routine-Aufgaben (Zustimmung: 72 % über alle Befragten). Weniger stark, aber immer noch sehr positiv ist die Überzeugung der Befragten aller Altersgruppen, dass Unternehmen lokale Instanzen generativer KI aufbauen werden, um etwa interne Dokumente verarbeiten zu können.

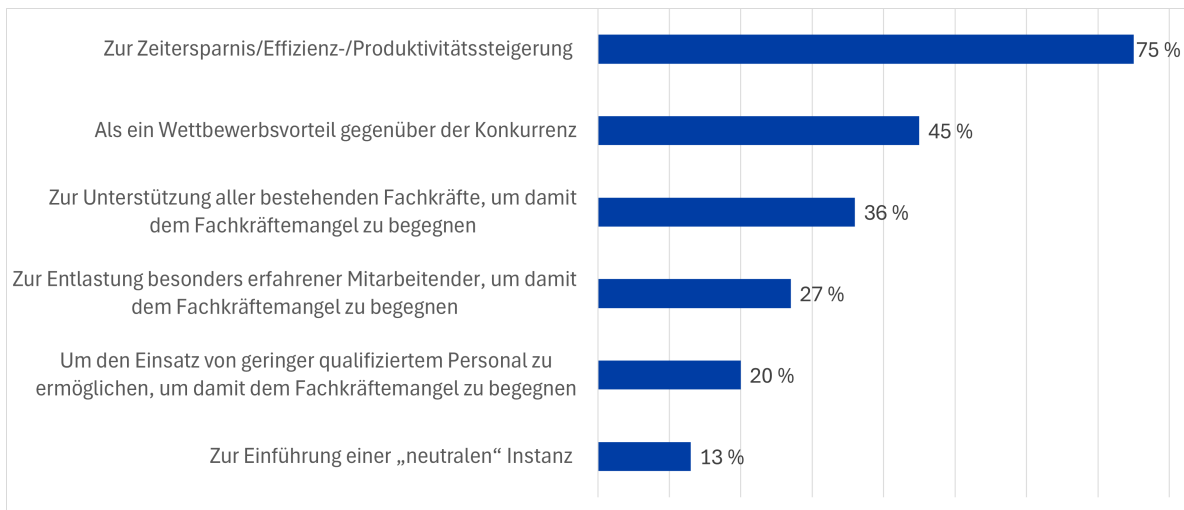


Bild 7. Zustimmung zu Motivationsgründen der Nutzung von generativer KI von Arbeitgebern aller Befragten

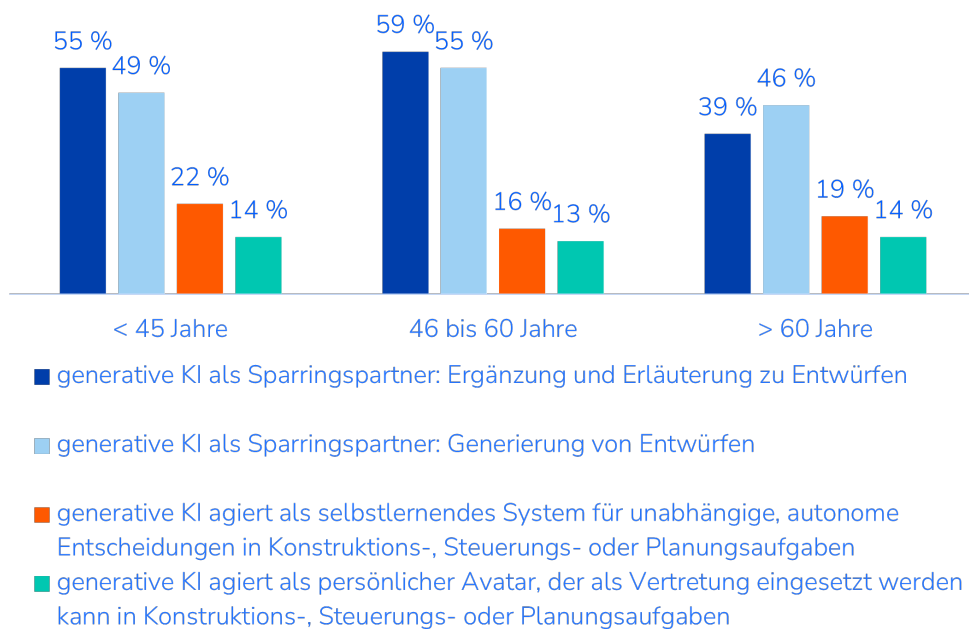


Bild 8. Zustimmung zu verschiedenen Visionen zur Rolle generativer KI in der Zusammenarbeit mit Ingenieurinnen und Ingenieuren

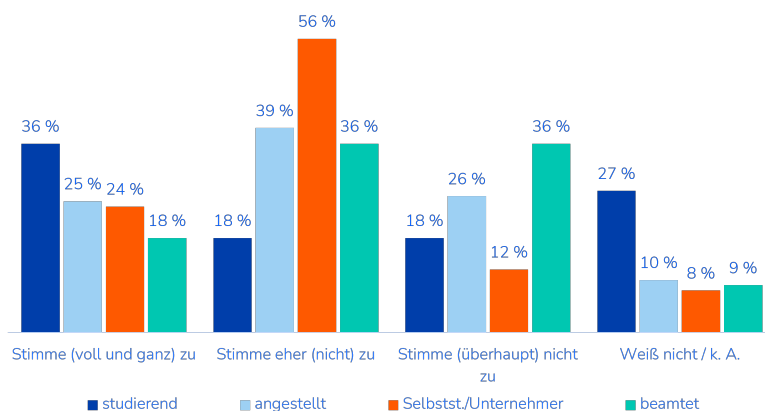


Bild 9. Einschätzung der Beschäftigtengruppen zur Flexibilisierung der Arbeitsbedingungen durch generative KI

In der weiteren Betrachtung der Rollen zwischen Ingenieurin bzw. Ingenieur und generativer KI zeigt sich eine deutliche Präferenz der Befragten, generative KI als Sparringspartner einzusetzen. Die Visionen, dass generative KI als selbstlernendes System oder als persönlicher Avatar eingesetzt wird, werden deutlich negativer bewertet. Im direkten Vergleich stehen die jüngeren Befragtengruppen (< 45 Jahre und 46–60 Jahre) zudem einer generativen KI als Sparringspartner, die Entwürfe ergänzt und erklärt, positiver gegenüber als einer generativen KI als Sparringspartner, die konstruktive oder planerische Lösungen generiert. Ältere Befragte haben signifikant umgekehrte Präferenzen für generative KI als Sparringspartner.

Die Zustimmung zur Kontrolle der generativen KI durch den Menschen und zur Übernahme bürokratischer Aufgaben durch die KI ist über die Beschäftigungsverhältnisse hinweg ähnlich stark und gleichmäßig ausgeprägt. Besonders hoch ist die Zustimmung zur menschlichen Kontrollinstanz unter Verbeamteten (95 % vs. 75 % unter allen Befragten), hingegen deutlich niedriger unter Studierenden (64 % vs. 75 % aller Befragten). Selbstständige und Unternehmerinnen und Unternehmer sind hingegen leicht kritischer, wenn es um die Übernahme von Routine-tätigkeiten geht (61 % vs. 72 % aller Befragten). Studierende sind ebenfalls skeptischer und unentschlossener, ob Unternehmen lokale Instanzen generativer KI besitzen werden (18 % Zustimmung vs. 59 % aller Befragten und 36 % „weiß nicht, keine Angabe“). Angestellte, Ver-

beamtete und Unternehmerinnen und Unternehmer stimmten jeweils zu über 50 % zu. Hinsichtlich der Zukunftsvision, ob generative KI die Arbeitsbedingungen flexibilisieren wird, herrscht unter Angestellten eher Unsicherheit bis Skepsis (39 % stimmen eher zu und stimmen eher nicht zu, 26 % stimmen nicht zu) (siehe Bild 9). Verbeamtete sehen dies noch kritischer – 36 % stimmen nicht zu –, während 56 % der Unternehmerinnen und Unternehmer sowie der Selbstständigen zwischen Zustimmung und Ablehnung schwanken. Von den Studierenden stimmen gar 36 % zu, nur 18 % lehnen die Vision ab.

Mit Blick auf die Rollen zwischen generativer KI und Ingenieurinnen sowie Ingenieuren (siehe Bild 10) erfährt generative KI als persönlicher Avatar die höchste Ablehnung – vor allem von Verbeamteten und Studierenden. Etwas weniger skeptisch wird generative KI als selbstlernendes System gesehen. 55 % der Studierenden und 27 % der Selbstständigen sowie Unternehmerinnen und Unternehmer stimmen dieser Vision zu, vs. 16 % der Angestellten. Ähnlich zeichnet sich das Bild bei der Vision der generativen KI als Sparringspartner zur Erzeugung von Entwürfen: 58 % und 64 % der Unternehmer/Selbstständigen respektive der Studierenden stimmen der Vision zu (vs. 50 % der Angestellten). Zur Ergänzung und Erläuterung von Entwürfen sehen vor allem Angestellte (56 %) und Studierende (73 %) die Rolle bei der generativen KI. Verbeamtete zeigen eine eher unentschlossene bis ablehnende Haltung bei diesen Rollenvisionen.

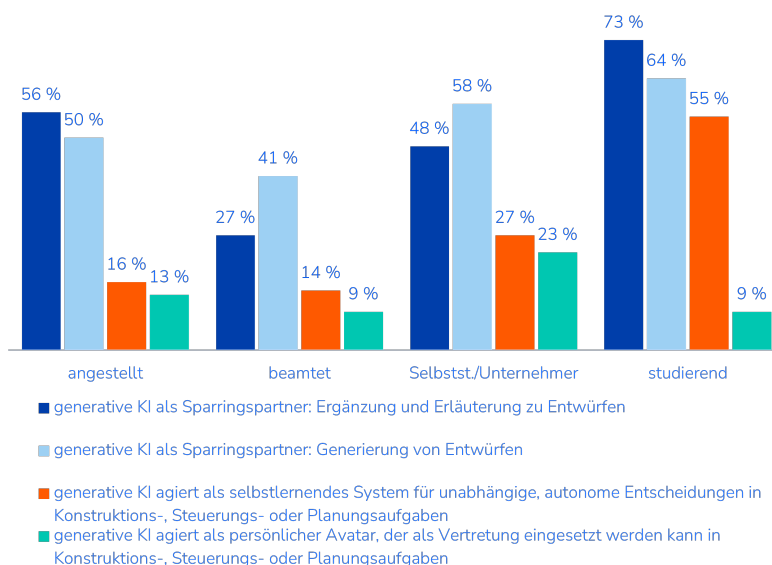


Bild 10. Zustimmung unter Beschäftigtengruppen zu verschiedenen Visionen der Rolle generativer KI in der Zusammenarbeit mit Ingenieurinnen und Ingenieuren

4 Handlungsempfehlungen und Potenziale

4.1 Handlungsempfehlungen und Potenziale für den Ingenieurberuf

4.1.1 Übergeordnete Handlungsempfehlungen

Generative KI sollte im Ingenieurberuf nicht in Prozessen eingesetzt werden, die eine kontinuierliche menschliche Kontrolle erfordern und in denen Fehler schwerwiegende Folgen haben könnten. Dies zählt letztlich auch auf die vom VDI erarbeiteten ethischen Grundsätze des Ingenieurberufs ein. In diesen beschreibt der erste Grundsatz die Notwendigkeit, dass Verantwortung bei KI-unterstützten Prozessen beim Menschen bleiben muss (VDI Verein Deutscher Ingenieure e.V. 2021).

Handlungsempfehlung 1

Generative KI sollte von Ingenieurinnen und Ingenieuren nicht in Prozessen eingesetzt werden, die eine kontinuierliche menschliche Kontrolle erfordern und in denen Fehler schwerwiegende Folgen haben können.

Die Expertinnen- und Experteninterviews verdeutlichen die Notwendigkeit, dass Personen entsprechendes Wissen über Prozesse, die mit generativer KI unterstützt werden, nicht verlieren sollten. Gleichzeitig existiert das wissenschaftlich als „Ironie der Automatisierung“ beschriebene Phänomen. Es beschreibt, dass in (teil-)automatisierten Prozessen Menschen durch die (Teil-)Automatisierung Prozesswissen verlieren. Somit können sie bei Fehlern des Systems nicht eingreifen, da sie nicht mehr über die Grundlage zur Kontrolle der Systeme verfügen. Diese Kontrolle wiederum wird von den Befragten gefordert: Generative KI sollte nicht ohne menschliche Kontrolle eingesetzt werden. Solange keine adäquaten Formen der Erklärbarkeit von KI-Systemen gefunden sind, kann nicht davon ausgegangen werden, dass eine Kontrolle sicherzustellen ist.

Darüber hinaus sind rechtliche Fragen, insbesondere die Eigentumsrechte an Eingaben und generierten Inhalten, nicht eindeutig geklärt.

Dies birgt Risiken für Unternehmen, die sensible Daten oder geistiges Eigentum schützen müssen. Bevor vertrauliche Informationen in ein LLM eingegeben werden, sollten die Nutzungsbedingungen sorgfältig geprüft werden, um ungewollte Datenweitergabe oder den Verlust von Nutzungs- und Verwertungsrechten zu vermeiden.

Handlungsempfehlung 2

Nutzungsbedingungen von Informationen in ein LLM sind sorgfältig zu prüfen, um ungewollte Datenweitergabe oder den Verlust von Nutzungs- und Verwertungsrechten zu vermeiden.

In Erweiterung der ersten Empfehlung reicht es nicht aus, Ingenieurinnen und Ingenieure lediglich in die Überwachung und Anwendung von generativen KI-Systemen einzubinden. Vielmehr sollten sie aktiv in den Entwicklungs- und Anpassungsprozess dieser Systeme eingebunden werden, wobei ihre Expertise genutzt wird, um praxisnahe und kontrollierbare Anwendungen zu schaffen. Dabei geht es nicht darum, dass alle Ingenieurinnen und Ingenieure die KI-Modelle selbst programmieren, sondern dass die spezifischen Anwendungen unter Berücksichtigung ihres Fachwissens trainiert und ihre Anregungen hinsichtlich der Arbeitsgestaltung in Mensch-KI-Teams berücksichtigt werden.

Handlungsempfehlung 3

Ingenieurinnen und Ingenieure sind aktiv in den Entwicklungs- und Anpassungsprozess von KI-Systemen einzubinden, um ihre Expertise zur Schaffung praxisnaher und kontrollierbarer Anwendungen zu nutzen.

Dies basiert auf der Annahme, dass die Gestaltung produktiver und kontrollierbarer Anwendungen generativer KI am besten durch die Anwenderinnen und Anwender selbst erfolgt, die ihre Bedürfnisse und Anforderungen am besten kennen. Gleichzeitig sollten Wege gefunden werden, die es den Nutzerinnen und Nutzern er-

möglichen, bestehende Prozesse mit der Hilfe von KI zu hinterfragen und weiterzuentwickeln, ohne dass eine vollständige Einbindung in die Entwicklung erforderlich ist.

Generative KI hat, wie auch die Umfrage zeigt, das Potenzial, Arbeitsweisen grundlegend zu verändern. Dabei ist es wichtig, dass vor allem diejenigen, die direkt mit der Implementierung und Nutzung der Technologie arbeiten, aktiv in den Anpassungsprozess eingebunden werden. Dies stellt schlussendlich auch sicher, dass in den jeweiligen Aufgabenprofilen entsprechende Kerntätigkeiten bestehen bleiben (siehe Abschnitt 4.1.5).

Unter anderem aus den Freitextantworten wird deutlich, dass das disruptive Potenzial generativer KI nicht nur Zustimmung, sondern auch Skepsis und in Einzelfällen Ablehnung hervorruft. Eine erfolgreiche Einführung im Ingenieurberuf erfordert daher, diese Bedenken ernst zu nehmen und den Austausch zwischen positiv und kritisch Eingestellten zu fördern. Sachliche Einwände lassen sich durch transparente Argumentation adressieren, während emotionale Vorbehalte wie die Sorge vor Überforderung oder Kontrollverlust gezielt aufgegriffen werden sollten. Erkenntnisse aus der Transformationsforschung zeigen, dass Widerstände oft durch mangelnde Einbindung verstärkt werden. Daher sind aufklärende und partizipative Formate wie Workshops oder Schulungen essenziell, um Wissen zu vermitteln, Ängste abzubauen und Akzeptanz zu fördern. Entscheidend ist eine niedrigschwellige und dialogorientierte Gestaltung, um Vertrauen zu schaffen und unterschiedliche Perspektiven angemessen zu berücksichtigen.

Handlungsempfehlung 4

Bedenken bei der Einführung von KI-Systemen im Ingenieurberuf sind ernst zu nehmen – der Austausch zwischen positiv und kritisch eingestellten Personen ist zu fördern.

Handlungsempfehlung 5

Die Gestaltung von KI-Systemen sollte niedrigschwellig und dialogorientiert sein, um sicherzustellen, dass Vertrauen geschaffen wird und dass unterschiedliche Perspektiven angemessen berücksichtigt werden.

Im Weiteren werden die Ergebnisse der Befragung vor dem Hintergrund technologischer Machbarkeiten in die Kategorien „technisch möglich und kurzfristig erstrebenswert“, „technisch langfristig möglich und erstrebenswert“, „technologisch noch nicht möglich, aber erstrebenswert“ sowie „technisch möglich, aber nicht erstrebenswert“ eingeordnet. Die technische Machbarkeit wird durch das Autoren- und Autorinnenteam vor dem Hintergrund der Darstellung in Abschnitt 1 eingeordnet. Die Einordnung in „erstrebenswert“ und „nicht erstrebenswert“ basiert einerseits auf der Zustimmung bzw. Ablehnung der Befragten gegenüber Thesen sowie deren Einschätzung zur zeitlichen Umsetzbarkeit. Andererseits findet eine Einordnung der Potenziale entlang den übergeordneten Rückmeldungen der Befragten statt – so zum Beispiel bei der Übernahme bürokratischer Aufgaben durch generative KI.

4.1.2 Technisch kurzfristig mögliche und erstrebenswerte Potenziale

Die Ergebnisse der Befragung zeigen: Das Potenzial generativer KI steckt im Ingenieurberuf nicht in der One-size-fits-all-Lösung. Vielmehr ist die Identifikation gegebenenfalls gruppenspezifischer Anwendungspotenziale gefragt. Dazu gibt diese Studie erste Anhaltspunkte, von denen die kurzfristigen Potenziale für Gewerke, die diesen Anwendungen besonderes Potenzial zugeschrieben haben, in Bild 11 zusammengefasst werden. Zu den dargestellten zentralen Potenzialen gehört die Erstellung verschiedener Varianten in der Entwurfsphase, auf deren Basis Ingenieurinnen und Ingenieure spezifische Lösungsansätze detaillieren können. Darüber hinaus kann generative KI insbesondere in interdisziplinären Teams eine sinnvolle Unterstützung bieten, indem sie die Kommunikation innerhalb und zwischen Teams verbessert, etwa durch eine einheitliche Bildsprache im Corporate De-

sign oder standardisierte Dokumentation. Außerdem besteht das kurzfristige erstrebenswerte Potenzial, mit generativer KI Programmieraufgaben (von Excel-VBA bis hin zu Maschinenprogrammen) zu unterstützen.

Verbesserte Kommunikation durch einheitliche Bildsprache	Variantenentwicklung in frühen Entwurfsphasen	Unterstützung bei Programmieraufgaben
Bauen und Gebäudetechnik	Energie und Umwelt	Energie und Umwelt
Energie und Umwelt	Fahrzeug- und Verkehrstechnik	Fahrzeug- und Verkehrstechnik
Fahrzeug- und Verkehrstechnik	Produkt- und Prozessgestaltung	Mess- und Automatisierungstechnik
Mess- und Automatisierungstechnik		Produkt- und Prozessgestaltung
Produkt- und Prozessgestaltung		Produktion und Logistik
Produktion und Logistik		Verfahrenstechnik und Chemie
Verfahrenstechnik und Chemie		

Bild 11. Technisch kurzfristig mögliche und erstrebenswerte Anwendungsfälle für generative KI in Ingenieurberufen

In Ergänzung dazu machen die Interviews deutlich, dass eine Unterstützung durch generative KI insbesondere in Entwicklungs- und Designprozessen vor allem in der frühen Phase sinnvoll ist, wenn dadurch kreative Lösungsfindung gefördert wird. Entsprechend sollten Möglichkeiten zum Einsatz generativer KI geschaffen werden, die dazu anregen, neue Lösungsansätze verfolgen und entwickeln zu können.

Handlungsempfehlung 6

Generative KI sollte in frühen Phasen von Entwicklungs- und Designprozessen genutzt werden, um Lösungsräume bestmöglich nutzen zu können.

Besonders die Unterstützung in der Varianten-erstellung zahlt hierauf ein. Dabei ist es in der Implementierung wichtig zu beachten, dass keine vollständigen Lösungsansätze generiert werden. Um den Ingenieurinnen und Ingenieuren die kreative Exploration zu ermöglichen und unerwünschte Halluzinationen der generativen KI zu unterbinden, sollte die KI lediglich Ansätze für Lösungen generieren. Gleichmaßen zeigt die Befragung erhebliche Potenziale bei pro-

zessbegleitenden und unterstützenden Aufgaben, die als notwendige, aber nicht zentrale Tätigkeiten angesehen werden. Dazu zählen beispielsweise Dokumentations- und Verwaltungsaufgaben sowie die Überprüfung von Entwürfen z.B. auf Norm- oder Umweltkonformität. Hier kann generative KI bereits jetzt Fachkräfte entlasten, ohne dass dies als Eingriff in wesentliche Tätigkeitsbereiche wahrgenommen wird. Zudem besteht darin die Möglichkeit, die Akzeptanz für generative KI zu steigern, indem Aufgaben, die als störend oder nervend angesehen werden, von generativer KI abgenommen werden. Um diese Potenziale kurzfristig umsetzen zu können, müssen Möglichkeiten geschaffen werden, mit unternehmens- und gewerkespezifischen Datensätzen generative KI-Systeme nutzen zu können. Demzufolge erwarten mehr als 50 % der Befragten aus nahezu allen Gewerken in Zukunft lokale Instanzen generativer KI in Unternehmen.

Handlungsempfehlung 7

Um generative KI-Systeme mit unternehmens- und gewerkespezifischen Datensätzen nutzen zu können, müssen entsprechende Ressourcen im Unternehmen bereitgestellt werden.

Diese können sodann als „Wissens-Hub“ dienen und insbesondere bei bürokratischen und administrativen Aufgaben unterstützen. In weiteren Adaptionen können diese Instanzen ebenfalls genutzt werden, um gewerkespezifische Anwendungen generativer KI noch stärker zu ermöglichen. Dabei ist zu beachten, dass einerseits die Möglichkeit besteht, mit einer lokalen Instanz kommerziell erhältlicher generativer KI-Modelle zu arbeiten. Damit können unternehmensinterne Dokumente verarbeitet werden, ohne Abstriche beim Stand der Technik des Modells selbst machen zu müssen. Alternativ könnte ein bestehendes Open-Source-Modell genutzt werden, um dieses mit unternehmensinternen Inhalten, z.B. Entwürfen, Produktspezifikationen oder Datensätzen aus anderen Systemen, zu verfeinern und stärker an den Unternehmenskontext anzupassen. Eine Abwägung der Vor- und Nachteile dieser beiden Ansätze ist der folgenden Tabelle zu entnehmen:

Tabelle 1. Gegenüberstellung proprietärer und offener generativer KI-Modelle

	Lokale Instanz eines proprietären, kommerziellen Modells	Feintuning eines Open-Source-Modells
Leistungsqualität	Hohe Leistungsqualität durch umfassendes Training und Optimierung. Kommerzielle Modelle sind in der Regel vielseitig einsetzbar und liefern direkt gute Ergebnisse.	Die Qualität variiert stark je nach Modell und Feintuning. Ohne gezielte Anpassungen können Open-Source-Modelle in der Leistung hinter kommerziellen Modellen zurückbleiben.
Kosten	Sehr flexibel; Organisationen können die Modelle tiefgreifend anpassen, sei es durch Feintuning, Training auf neuen Daten oder Änderungen an der Architektur.	Keine Lizenzkosten, aber die Kosten für Hardware, Feintuning und internes Know-how können erheblich sein.
Flexibilität	Begrenzt flexibel; Anpassungen erfolgen meist über bereitgestellte APIs oder begrenztes Feintuning, nicht an der Modellstruktur.	Sehr flexibel; Organisationen können die Modelle tiefgreifend anpassen, sei es durch Feintuning, Training auf neuen Daten oder Änderungen an der Architektur.
Zeitaufwand für Set-up	Gering; das Modell kann nach der Installation oder Lizenzierung direkt genutzt werden.	Hoch; der Feintuning-Prozess erfordert Zeit für Datenaufbereitung, Training und Optimierung.
Technischer Support	Technischer Support wird in der Regel vom Anbieter bereitgestellt, oft als Teil des Lizenzpakets.	Support hängt von interner Expertise ab. Externer Support durch Community oder spezialisierte Anbieter kann genutzt werden, ist jedoch nicht garantiert.
Langfristige Kontrolle	Eingeschränkt; Organisationen sind von Lizenzbedingungen und der Verfügbarkeit des Anbieters abhängig.	Vollständig; Organisationen behalten die vollständige Kontrolle über das Modell und dessen Weiterentwicklung.
Empfehlung	Empfohlen für Organisationen, die schnell eine leistungsfähige KI-Lösung implementieren möchten und bereit sind, für Support und Updates zu bezahlen. Ideal für Anwendungen mit hohem Qualitätsanspruch, aber wenig Bedarf an tiefer Anpassung.	Geeignet für Organisationen, die über starke interne Expertise und Hardware verfügen, um KI-Lösungen maßgeschneidert anzupassen. Besonders vorteilhaft für spezialisierte Anwendungsfälle oder bei langfristigem Fokus auf Unabhängigkeit.

Für welchen der Ansätze für lokale Instanzen generativer KI sich Unternehmen entscheiden, hängt stark von den erwünschten Anwendungsfällen ab. Für administrative, textbasierte Aufgaben ist es gegebenenfalls ausreichend, wenn eine kommerziell erhältliche generative KI auf Dokumente aus dem Unternehmen zugreifen kann. Für spezifische Entwurfs- und Prüfungsaufgaben ist gegebenenfalls ein höherer Anpassungsgrad des Modells an unternehmensinterne Datensätze notwendig.

4.1.3 Technisch langfristig mögliche und erstrebenswerte Potenziale

Technisch zwar noch nicht unmittelbar, aber langfristig mögliche und erstrebenswerte Anwendungen für die jeweiligen Gewerke zeigt Bild 12. Die Zuordnung zu Gewerken erhebt keinen Anspruch auf Vollständigkeit. Es handelt sich dabei um die Einordnung auf Basis der Befragungsergebnisse und der Rückmeldungen der Befragten aus den entsprechenden Gewerken zu den jeweiligen Thesen. Die Realisierbarkeit der oben dargestellten Anwendungsmöglichkeiten hängt davon ab, mit welchen unternehmensinternen, gewerkespezifischen oder

weiteren Daten (z.B. Normkataloge, Patente) eine lokale Instanz generativer KI nachtrainiert wird bzw. auf welche sie zugreifen kann. Die folgenden Fragen könnten möglich sein: Erfüllt mein aktueller Entwurf die dafür einschlägigen Standards? Werden unternehmensinterne Patente genutzt und wird gegen keine externen verstoßen? Wie nachhaltig sind die in meinem Entwurf verwendeten Materialien? Wie nachhaltig ist der von mir geplante Prozess im Sinne der Energieeffizienz? Kann ich für die beschriebenen Anforderungen auf bestehende Lösungen zurückgreifen? Welche Fehlerursache ist aus dem Error-Daten-Log am wahrscheinlichsten? Diese Fragen oder die Überführung eines Modells in eine andere Form (z.B. ein Building-Information-Model in einen 3-D-Entwurf) werden von den Befragten als potenziell erstrebenswert für ihr Gewerk eingeschätzt.

Allerdings gibt es klare Einschränkungen dazu: Generative KI kann nur die Aspekte prüfen, die in den Trainingsdaten vorhanden und ausreichend repräsentiert sind. Wenn bestimmte Normen oder Anforderungen in den Trainingsdaten nur selten vorkommen, besteht ein höheres Risiko, dass die KI diese weniger zuverlässig bewertet als häufig vertretene Aspekte. Insofern ist klar, dass aus technischer Sicht die Realisierung mittel- bis langfristig umsetzbar ist, sobald die ertragreichsten Konfigurationen aus Trai-

ningsdaten und vortrainierten generativen KI-Modellen identifiziert sind. Auch die Befragten schätzen das Potenzial generativer KI in dieser Hinsicht vorwiegend als mittel- bis langfristig ein.

In den quantitativen Befragungsergebnissen ist zu dieser Einschätzung keine eindeutige Erklärung zu finden. Eine Perspektive dazu könnte hingegen der qualitative Teil der Befragung geben. Eine Freitextantwort lautet: „Die Anwendungsmöglichkeiten sind nahezu unbegrenzt, es ist zu hinterfragen, ob dies auch gewollt ist“. Nachdem die Befragten in allen Gewerken mit überwiegender Mehrheit den Menschen als Kontrollinstanz der generativen KI sehen, wäre es logisch, wenn generative KI als Prüfinstanz menschlicher Arbeitsergebnisse eher kritisch gesehen wird. Nachdem in der gesamten Befragung eine positive Grundtendenz in der Einschätzung von Potenzialen festzustellen ist (siehe Abschnitt 2.2), scheint die Tendenz, dass Potenziale eher mittel- bis langfristig gesehen werden, auch eine versteckte Skepsis bzw. Unsicherheit der Befragten auszudrücken. Im Zuge der mittel- bis langfristigen Umsetzung der oben genannten Potenziale ist erneut der intensive Dialog mit Ingenieurinnen und Ingenieuren zu suchen, um sinnvolle und ertragreiche Anwendungsfälle zu bestimmen (siehe Handlungsempfehlung 5).

Automatisierte Entwurfsbewertung bzw. Prüfung	Erstellung von Nachhaltigkeitsbewertungen	Prüfung der Anwendbarkeit bestehender Verfahren	Übersetzung von Modellen	Native Interaktion mit Datenlogs
Bauen und Gebäudetechnik	Bauen und Gebäudetechnik	Bauen und Gebäudetechnik	Bauen und Gebäudetechnik	Bauen und Gebäudetechnik
Energie und Umwelt	Energie und Umwelt	Produkt- und Prozessgestaltung	Energie und Umwelt	Energie und Umwelt
Fahrzeug- und Verkehrstechnik	Produkt- und Prozessgestaltung		Fahrzeug- und Verkehrstechnik	Fahrzeug- und Verkehrstechnik
Mess- und Automatisierungstechnik			Mess- und Automatisierungstechnik	Mess- und Automatisierungstechnik
Produkt- und Prozessgestaltung			Produkt- und Prozessgestaltung	Produkt- und Prozessgestaltung
Produktion und Logistik			Produktion und Logistik	Produktion und Logistik
Verfahrenstechnik und Chemie			Verfahrenstechnik und Chemie	Verfahrenstechnik und Chemie

Bild 12. Technisch langfristig mögliche und erstrebenswerte Anwendungsfälle für generative KI in Ingenieurberufen

4.1.4 Technisch noch nicht mögliche, aber erstrebenswerte Potenziale

Auf Basis der Befragungsergebnisse zeigen sich zudem einige wünschenswerte, wenn auch technisch noch nicht unmittelbar umsetzbare Potenziale für generative KI. Daraus lassen sich konkrete, neue Forschungsperspektiven für das Ingenieurwesen ableiten und eröffnen.

Vor allem Ingenieurinnen und Ingenieure aus dem Fachbereich Verfahrenstechnik und Chemie sehen großes Potenzial generativer KI-Modelle für ihre Arbeit, neue chemische Verbindungen automatisch zu generieren. Diese Vision orientiert sich an bestehenden Erfolgen, wie dem der Software AlphaFold von DeepMind, die eine präzise Vorhersage von Proteinstrukturen in der Biochemie ermöglichte. Die Einschätzung der Befragten ist insofern plausibel, als die technische Basis bereits existiert. Dennoch gibt es entscheidende Herausforderungen: AlphaFold konnte beispielsweise auf umfangreiche, strukturierte Daten und klare wissenschaftliche Modelle zurückgreifen, während in vielen anderen technischen Bereichen sowohl die Datenbasis als auch ein tiefgehendes Verständnis der zugrundeliegenden Prozesse fehlen. Zudem sind die möglichen Lösungsräume oft weit größer und schwieriger zu modellieren. Auch regulatorische und ethische Aspekte, insbesondere mit Blick auf die Sicherheit synthetisierter Verbindungen, müssen berücksichtigt werden. Dennoch zeigt sich: Mit der Weiterentwicklung spezialisierter KI-Modelle und verbesserter Datenverfügbarkeit können langfristig auch komplexe Aufgaben wie die Generierung chemischer Verbindungen angegangen werden. Die Einschätzungen der Ingenieurinnen und Ingenieure spiegeln somit eine realistische, wenn auch ambitionierte, Zukunftsvision wider, die durch gezielte Forschung und interdisziplinäre Zusammenarbeit schrittweise realisiert werden könnte.

Weiterhin ist mittelfristig die Generierung präziser Umweltprognosen vor allem für Ingenieurinnen und Ingenieure aus den Fachbereichen Bauen und Gebäudetechnik sowie Energie und Umwelt ein weiteres potenzielles Anwendungsfeld generativer KI. Die Prognosen können beispielsweise für die Planung von Gebäuden genutzt werden, um die Auswirkungen verschiedener Umweltszenarien zu bestimmen. Die

Anregung basiert vermutlich auf Erfolgen moderner Klimasimulationsmodelle und KI-gestützter Analysen, etwa in der Wettervorhersage oder bei urbanen Klimastudien. Der Stand der Technik zeigt, dass diese Einschätzung realistisch, aber derzeit nur eingeschränkt umsetzbar ist. Die technische Basis existiert – insbesondere KI-Modelle für zeitliche und räumliche Vorhersagen –, erfordert aber deutliche Verbesserungen bei der Datenintegration (z.B. Gebäude-, Umwelt- und Wetterdaten) sowie der Modellspezialisierung auf komplexe und dynamische Entwurfsparameter. Die Umsetzung eines solchen fortschrittlichen Anwendungsfalls hängt von der interdisziplinären Zusammenarbeit zwischen Expertinnen und Experten aus den Fachbereichen Bauingenieurwesen, Umweltwissenschaften und KI ab, um so die notwendigen datenbasierten Grundlagen und spezifischen Modellierungen zu schaffen.

Ein weiteres Potenzial sehen die Befragten in der Erstellung von Prüfregelein, z.B. für Entwürfe. Besonders in den Gewerken Energie und Umwelt sowie Produktion und Logistik wird dieses Potenzial mehrheitlich als mittelfristig eingeschätzt. Im Gegensatz dazu bewerten es mehr als ein Drittel der Befragten im Gewerk Mess- und Automatisierungstechnik kritischer: Sie sehen hier kein Potenzial für generative KI. Auch aus technischer Sicht ist das Potenzial der generativen KI zur Erstellung von entwurfsspezifischen Prüfregelein beschränkt. Um eine hohe Genauigkeit zu erreichen, wären – wie bereits bei der zuvor erwähnten automatisierten Prüfung von Entwürfen – annotierte Trainingsdaten nötig. Häufig sind die Prüfregelein jedoch nicht abstrakt mit den entsprechenden Entwürfen dokumentiert, sodass Trainingsdatensätze erst aufgebaut werden müssten. Zudem ist im aktuellen Stand der Technik kein entsprechendes Kontextwissen verankert, was zu ungenauen oder irrelevanten Prüfregelein führen kann. Ebenso besteht das Problem, dass Randfälle, sofern sie nicht ausgeglichen im Trainingsdatensatz enthalten sind, dazu führen, dass für seltene oder sehr spezifische Aspekte von Entwürfen keine Prüfregelein entwickelt werden können. Das Erstellen von Prüfregelein durch generative KI hat grundsätzlich Potenzial, insbesondere da die Kontrolle beim Menschen bleibt.

Allerdings sind weitere technische Entwicklungen erforderlich, um valide Prototypen in diesem Bereich zu realisieren.

4.1.5 Technisch mögliche, aber nicht erstrebenswerte Potenziale

Die Umfrageergebnisse zeigen, dass Ingenieurinnen und Ingenieure ihre Kerntätigkeiten trotz technischer Machbarkeit nicht an generative KI delegieren möchten. Daher sollten Use Cases für generative KI in enger Abstimmung mit den Fachkräften entwickelt werden, um gezielt solche Anwendungsfälle zu identifizieren, die auf Akzeptanz stoßen, anstatt ausschließlich auf technische Machbarkeit zu setzen. Dies zeigt sich exemplarisch in den beiden Gewerken Bauen und Gebäudetechnik sowie Mess- und Automatisierungstechnik, in denen die Befragten nicht in den Aufgaben das größte Potenzial für generative KI sehen, die explizit den Kern ihrer Tätigkeiten adressieren.

Handlungsempfehlung 8

Use Cases für generative KI sind in enger Abstimmung mit geeigneten Fachkräften zu entwickeln, um gezielt solche Anwendungsfälle zu identifizieren, die auf Akzeptanz stoßen, anstatt ausschließlich auf technische Machbarkeit zu setzen.

Im Gewerk Bauen und Gebäudetechnik sehen 92 % der Befragten die Einhaltung von Richtlinien und Gesetzen als zentrale Anforderung ihrer Arbeit, gefolgt von 73 %, die Kundenvorgaben als essenziell einstufen. Trotz dieser starken Regulierungsorientierung wird das Potenzial generativer KI in der automatisierten Prüfung von Entwürfen im Vergleich zu anderen Anwendungsfeldern und Gewerken als eher gering eingeschätzt. Gleichzeitig erkennen die Befragten Potenzial in der Unterstützung bei der Erstellung von Prüfregeln. Dies deutet darauf hin, dass KI als Werkzeug zur Standardisie-

rung und Strukturierung von Prüfprozessen hilfreich sein kann, die finale Anwendung laut den Befragten jedoch weiterhin unter menschlicher Kontrolle bleiben sollte. Diese Einschätzung spiegelt sich auch in ihren Visionen wider: Während generative KI im Gewerk Bauen und Gebäudetechnik eher als unterstützendes Werkzeug gesehen wird, das ergänzt und erläutert, besteht weniger Interesse an einer KI, die eigenständig Lösungen generiert. Insgesamt geben die Ergebnisse der Studie nur bedingt Aufschluss über die Motivationsgründe zu diesem Abstimmungsverhalten. Ein Indiz steckt in der hohen Zustimmung zur Vision, dass der Mensch die Kontrollfunktion gegenüber der generativen KI einnehmen sollte. Möglich ist, dass die Prüfung von Entwürfen durch generative KI von den Befragten als ein Abtreten dieser Kontrolle verstanden wird, während das Erstellen von Prüfregeln, ohne, dass diese von der KI autonom angewendet werden, diese Grenze nicht überschreitet.

Ähnlich verhält es sich in der Mess- und Automatisierungstechnik. Die prägendsten Charakteristika der Ingenieur Tätigkeiten sind hier die Kombination von bewährten Teillösungen zu neuen Gesamtlösungen, die Arbeit mit Erfahrungswissen und die notwendige Dokumentation von Entwicklungen. Trotz der Möglichkeit auf bestehende Lösungen zurückzugreifen, fällt die Zustimmung generative KI zur Prüfung bestehender Verfahren für neue Anforderungen oder zur Generierung alternativer Lösungsvorschläge zu nutzen, relativ gering aus. Dagegen wird das größte Potenzial in der Unterstützung bei Programmieraufgaben und der natürlichsprachlichen Interaktion mit Daten gesehen. Dies zeigt, dass generative KI gerade dort als nützlich betrachtet wird, wo sie bestehende Prozesse effizienter machen kann, während sie für komplexere kreative oder regelbasierte Aufgaben skeptischer bewertet wird. Eine zusammenfassende Darstellung der Handlungsempfehlungen ist Bild 13 zu entnehmen.

Übergeordnete Handlungsempfehlungen	Technisch möglich, aber nicht erstrebenswert	Technisch kurzfristig möglich und erstrebenswert	Technisch langfristig möglich und erstrebenswert	Technisch noch nicht möglich, aber erstrebenswert
Generative KI nicht in kritischen, vollständig kontrollierbaren Prozessen einsetzen	Generative KI den kreativen Kern der Arbeit übernehmen lassen	Lokale KI-Instanzen im Unternehmen einrichten und nutzen	Automatische Bewertung und Prüfung von Entwürfen, z. B. auf Normen und Nachhaltigkeit	Entwicklung von Prüfregelelementen zur automatisierten Entwurfsprüfung
Fachkräfte in Entwicklung und Adaption generativer KI einbinden		KI-gestützte Variantenentwicklung in frühen Entwurfsphasen	Native Interaktion mit Daten und Modellen	Erstellung von Umweltprognosen für Entwürfe
Kritische Perspektiven anerkennen und diskutieren		Verbesserte Kommunikation durch einheitliche Bildsprache	Verarbeitung und Übersetzung von Daten und Modellen	KI-gestützte Vorhersage chemischer Verbindungen und neuer Materialien
Nutzbringende und akzeptierte KI-Anwendungen gezielt identifizieren		Unterstützung bei Programmieraufgaben	Prüfung der Anwendbarkeit bestehender Verfahren auf neue Anforderungen	

Bild 13. Übersicht über Anwendungspotenziale generativer KI und deren Realisierbarkeit im Ingenieurberuf

4.2 Weitere Handlungsempfehlungen und Potenziale zum Einsatz generativer KI

Grundsätzlich ist den Befragungsergebnissen zu entnehmen, dass Modelle wie GPT-4 und Anwendungen wie ChatGPT hohe Erwartungen an ihre Anwendungsmöglichkeiten in Ingenieurberufen geweckt haben. Diese Modelle haben gewisse Stärken, wozu auch die Möglichkeit zählt, z.B. mit Techniken wie Transfer-Learning, Anpassungen an spezifische Anwendungsfälle im Ingenieurberuf vorzunehmen. Dennoch erfordert die erfolgreiche Integration generativer KI für spezifische Anwendungsfälle sowohl technische als auch organisatorische Anpassungen. Teilweise bestehen diese Anpassungsbedarfe auch, wenn nicht speziell generative KI-Systeme eingeführt werden. Auf Basis des aktuellen Forschungsstands, z.B. zu Datenbedarf und Hardware-Anforderungen generativer KI-Systeme, ergeben sich beim Einsatz generativer KI gewisse Handlungsempfehlungen allerdings mit besonderer Notwendigkeit. Ein zentrales Thema ist der eben genannte Datenbedarf. Während vortrainierte Modelle den Umfang notwendiger Trainingsdaten reduzieren, bleibt die Erhebung qualitativ hochwertiger, ausgewogener und repräsentativer Daten für konkrete Anwendungsfälle eine Herausforderung. Hier können Methoden wie Datenaugmentation oder selbstüberwachtes Lernen helfen, Datenlücken

zu schließen und die Effizienz zu steigern. Die Frage, wie viele Daten ausreichend für spezialisierte Anwendungsfälle sind, kann damit trotzdem nicht a priori beantwortet werden. Hier gilt es für Organisationen, agil zu experimentieren, Erfahrungspunkte zu sammeln und basierend darauf zu optimieren. Strategische Entscheidungen, in Forschung und Entwicklung zu investieren, unterstützen dieses Vorgehen.

Handlungsempfehlung 9

Es gilt für Unternehmen, agil mit KI-Systemen zu experimentieren, um zugehörige Erfahrungen zu sammeln. Entsprechende strategische Entscheidungen in Forschung und Entwicklung sind dafür erforderlich.

Eine weitere zentrale Voraussetzung ist der Aufbau effizienter technologischer Infrastruktur. Die Nutzung skalierbarer Cloud-Lösungen und spezialisierter Hardware wie GPUs oder TPUs (Tensor Processing Unit) ist entscheidend, um die hohen Rechenanforderungen generativer KI zu bewältigen. Durch Parallelisierung und Optimierung der Hardwareauslastung lassen sich dabei sowohl Kosten als auch Ressourcenaufwände reduzieren. Verschiedene Förderprogramme von Bund und Ländern können hier zur Unterstützung herangezogen werden, um diese Investitionen in Infrastruktur und Forschung zu

bewältigen. Gerade mit Blick auf die hohen Investitionskosten ist allerdings auch ein genauer Blick auf den (monetären) Nutzen des Einsatzes generativer KI in einer Organisation notwendig.

Gleichzeitig müssen Unternehmen in die Weiterbildung ihrer Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter insbesondere im Ingenieurwesen investieren, um den kompetenten Umgang mit generativen KI-Systemen zu fördern. In Anbetracht eines möglichen Kompetenzverlusts (De-Skilling) der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter durch den Einsatz von generativer KI ist die kontinuierliche Weiterbildung der Angestellten weiterhin entscheidend. Interne Schulungen sowie Kooperationen mit Universitäten und Forschungseinrichtungen können dazu beitragen, notwendige Kompetenzen aufzubauen und die Innovationskraft zu stärken.

Handlungsempfehlung 10

Unternehmen müssen in die Weiterbildung ihrer Ingenieurinnen und Ingenieure investieren, um den kompetenten Umgang mit generativen KI-Systemen zu fördern.

Der Alltag von Ingenieurinnen und Ingenieuren beinhaltet die Arbeit mit einer Vielzahl an Medien und Formaten. Trotz der beeindruckenden Fortschritte generativer KI stehen ihre technischen Möglichkeiten in bestimmten Bereichen noch am Anfang. Während sich textbasierte Anwendungen schnell weiterentwickeln, zeigt die Übertragung dieser Technologien auf andere Medien wie Bilder und Videos noch Entwicklungsbedarf. Ansätze wie Generative Adversarial Networks (GANs) und Variational Autoencoders (VAEs) bieten hier Potenzial, benötigen jedoch spezifische Anpassungen. Die Bewertung von Anwendungsfällen sollte anhand der Komplexität des Problems, der Modellwahl und der Datenqualität erfolgen. Empirische Methoden wie Lernkurven oder Kreuzvalidierung (Cross-Validation) helfen, die Eignung von Datenmengen zu beurteilen. Insgesamt erfordert die Umsetzung generativer KI technische Innovation, durchdachte Ressourcenplanung und interdisziplinäre Zusammenarbeit, um ihr Potenzial nachhaltig zu nutzen.

5 Beispielhafte Zukunftsbilder zum Einsatz generativer KI in vier Ingenieurfeldern

5.1 Mess- und Automatisierungstechnik 2035

KI-gesteuerte Präzision und adaptive Automatisierung

Generative KI hat die Mess- und Automatisierungstechnik in eine Ära überführt, in der Systeme nicht nur hochpräzise und störungsfrei steuern, sondern auch adaptive Lösungen für komplexe Prozesse entwickeln.

Beispielhafte Anwendungen

- **Selbstlernende Sensorik:** Sensoren, die durch generative KI kontinuierlich optimiert werden, adjustieren sich selbst in Echtzeit. Sie passen ihre Messparameter an veränderte Bedingungen an, z.B. in einem chemischen Reaktor mit dynamischen Temperatur- und Druckverhältnissen.
- **Autonome Steuerungssysteme:** Generative KI entwickelt Steueralgorithmen für komplexe Roboterarme in der Industrie. Diese Algorithmen ermöglichen es den Systemen, unerwartete Hindernisse zu erkennen und sich in Millisekunden anzupassen.
- **Smart Grids für Industrieanlagen:** Automatisierungssysteme in Smart Grids nutzen generative KI, um Energieflüsse in Echtzeit zu optimieren, Produktionsausfälle zu vermeiden und Energieverluste zu minimieren.

So könnte der Arbeitstag aussehen:

Der Tag beginnt mit einem Teammeeting in einem virtuellen Arbeitsraum, in dem Optimierungsvorschläge für eine Fertigungslinie diskutiert werden. Die generative KI hat in der Nacht Daten von Sensoren und Aktoren analysiert und Ansätze identifiziert, um Taktzeiten zu verkürzen und Abnutzungserscheinungen frühzeitig zu erkennen. Gemeinsam werden die vielversprechendsten Szenarien anhand von den Ingenieuren definierten Parametern ausgewählt. Mit einem haptischen Interface, das Simulationen durch taktile Rückmeldungen greifbar macht,

überprüft die Ingenieurin/der Ingenieur diese Szenarien direkt in einer virtuellen Version der Fertigungslinie. Er/sie testet verschiedene Einstellungen, etwa die Synchronisation zwischen zwei Robotern, die Bauteile präzise zusammenfügen, und beobachtet die simulierten Auswirkungen auf Produktionsgeschwindigkeit. Die KI liefert Echtzeitanalysen und schlägt Alternativen vor, falls unerwünschte Nebeneffekte auftreten. Mögliche Einsparungen für nachgelagerte Prozesse werden ebenfalls von der KI kalkuliert, sodass die Ingenieurin/der Ingenieur die Anpassungen verständlich kommunizieren und sofort umsetzen kann. Durch den ständigen Austausch über ein kollaboratives Dashboard kann die Ingenieurin/der Ingenieur in Echtzeit Feedback von Fachkolleginnen und -kollegen und anderen beteiligten Disziplinen, z.B. Materialwissenschaftlern oder Logistikern, einholen und Optimierungen priorisieren. **Am Nachmittag** widmet sich die Ingenieurin/der Ingenieur dem Monitoring und der Optimierung der Produktionsqualität. Zusätzlich zu bereits gängigen Übersichten über die Prozessqualität verschiedener Standorte und Gesellschaften werden ihr/ihm mögliche Fehlerursachen dargestellt. Dies geschieht auf Basis einer generativen KI, die Fehler-Log-Daten der betroffenen Maschinen und Prozesse auswertet und beschreibt. Ein weiteres KI-System schlägt anhand dieser Erkenntnisse verschiedene Kalibrierungs- und Anpassungsstrategien für die Messsysteme und Prozessparameter vor, um Fehlerquellen zu minimieren. Dabei werden auch vorab definierte Qualitätsgrenzwerte und Toleranzen berücksichtigt. **Zum Ende des Tages** wird eine Dokumentation automatisiert generiert, die zukünftige Kalibrierungszyklen und Optimierungsschritte erleichtert. Dies beinhaltet einen Bericht, der die validierten Maßnahmen und zukünftige Handlungsempfehlungen zusammenfasst – ein wichtiger Schritt zur kontinuierlichen Verbesserung der Produktionsqualität und zur langfristigen Sicherung der Systemstabilität. Einmal in der Woche findet am Ende des Tages zu diesem Bericht ein Erfahrungsaustausch unter den Ingenieurinnen und Ingenieuren statt, um übergeordnete Best-Practices und mögliche

Herausforderungen in der Zusammenarbeit mit den verschiedenen KI-Systemen zu besprechen.

5.2 Bauen und Gebäudetechnik 2035

Gebäude, die sich selbst entwerfen und betreiben

Generative KI ermöglicht energieeffiziente, nachhaltige Gebäude, die nicht nur perfekt geplant, sondern auch selbstlernend sind und sich dynamisch an Umwelt- und Nutzeranforderungen anpassen.

Beispielhafte Anwendungen

- **Generatives Design von Gebäuden:** Gebäudepläne werden durch KI automatisch erstellt. Dabei berücksichtigt die KI architektonische Anforderungen, Nachhaltigkeitskriterien und zukünftige Nutzungsszenarien. Ein Hochhaus in einer Erdbebenregion wird z.B. mit KI-simulierten, hochresilienten Strukturen geplant.
- **Selbstlernende HLK-Systeme:** Heizungs-, Lüftungs- und Klimaanlage werden durch KI gesteuert, die aus Echtzeitdaten wie Wetter, Gebäudenutzung und Energiepreisen die effizientesten Betriebsparameter generiert.
- **Automatisierte Sanierungskonzepte:** Für ältere Gebäude generiert die KI Sanierungsvorschläge, die sowohl Kosten als auch Energie- und Ressourceneffizienz maximieren, z.B. durch Vorschläge für die Nachnutzung bestehender Materialien sowie Solarpaneele und Isolierungen, die exakt auf die Gebäudestruktur abgestimmt sind.

So könnte der Arbeitstag aussehen:

Früh am Morgen erhält die Ingenieurin/der Ingenieur eine Benachrichtigung von der KI-gestützten Gebäudeüberwachung, die Probleme mit der Energieeffizienz eines Bürogebäudes gemeldet hat. Die ungleichmäßige Wärmeverteilung wurde identifiziert und erste Anpassungen an Heiz- und Lüftungssystemen werden vorgeschlagen. Diese Meldung gibt den Impuls, sich im Holoraum mit den virtuellen Abbildungen des Gebäudes und den Empfehlungen der KI auseinanderzusetzen, bevor sie mit weiteren Experten besprochen werden. **Am Nachmittag**

konzentriert sich die Ingenieurin/der Ingenieur auf die Modernisierung eines Gebäudes. Zusammen mit den beteiligten Architektinnen und Architekten entsteht die Idee, ein städtisches Verwaltungsgebäude aus den 1980er-Jahren nicht abzureißen, sondern zu sanieren und zu modernisieren. Um es kosteneffizient für eine nachhaltige Neunutzung umzugestalten, konsultiert die Ingenieurin/der Ingenieur ein Multi-Agenten-KI-System. Verschiedene KI-Systeme analysieren die jeweils unterschiedlichen Baumaterialien des Gebäudes und bewerten deren Zustand und Wiederverwendbarkeit. Am Ende werden diese Analysen von einer weiteren generativen KI zusammengeführt und eine optimale Kombination aus Stahl, Glas und Beton identifiziert, die in neue Gebäudestrukturen integriert werden könnte. Die Ingenieurin/der Ingenieur nutzt diese Informationen, um die Planungen so anzupassen, dass möglichst viele der vorhandenen Materialien in den Umbau einfließen – ein Ansatz, der sowohl die Ressourceneffizienz erhöht als auch den CO₂-Fußabdruck des Projekts minimiert. Dabei tauscht sie/er sich in einer interaktiven Plattform mit Architektinnen, Architekten, Statikerinnen und Statikern aus, um sicherzustellen, dass die Lösungen technisch umsetzbar sind und den Projektanforderungen entsprechen. Zusätzlich entwickelt die KI Optimierungsvorschläge für die technische Gebäudeausrüstung. Sie simuliert Szenarien, in denen Wärmepumpen und eine intelligente Steuerung der Heizungs-, Lüftungs- und Klimaanlage (HLK) den Energieverbrauch um bis zu 30% reduzieren könnten. Die Ingenieurin/der Ingenieur testet diese Optionen im digitalen Zwilling des Gebäudes und passt sie an die spezifischen Anforderungen der geplanten Nutzung an. Im Rahmen eines Workshops, der von der KI organisiert wird, bringt sie/er die Stakeholder zusammen, um die Ergebnisse abzustimmen. **Zum Abschluss des Tages** überwacht die Ingenieurin/der Ingenieur den Fortschritt eines anderen Modernisierungsprojekts, bei dem autonome Baumaschinen im Einsatz sind. Über Drohnen und AR-Interfaces erhält sie/er Einblicke in den Baufortschritt und kann bei Bedarf Anpassungen direkt an die Maschinen weitergeben. Generative KI ermöglicht es der Ingenieurin/dem Ingenieur, die Anweisungen in natürlicher Sprache zu geben, und übersetzt diese in neue Programmierungen für die Baumaschinen.

5.3 Produktion und Logistik 2035

Vollständig optimierte und autonome Lieferketten

In der Produktion und Logistik hat generative KI Prozesse von der Fertigung bis zur Lieferung perfektioniert und vollständig automatisierte, resiliente Produktions- und Logistiksysteme geschaffen.

Beispielhafte Anwendungen

- **On-Demand-Produktion:** KI-gestützte Fertigungsanlagen produzieren nur, was gerade benötigt wird. Generative KI analysiert Marktdaten und plant Fertigungsstraßen dynamisch, um Restbestände und Lagerkosten zu vermeiden.
- **Adaptives Logistiknetzwerk:** Lieferketten werden durch generative KI in Echtzeit optimiert, um auf Störungen wie Extremwetterereignisse oder geopolitische Krisen zu reagieren. Ein KI-gesteuertes Logistikzentrum leitet Pakete automatisch auf alternative Routen um, falls Engpässe auftreten.
- **Intelligente Verpackungssysteme:** Produktionsanlagen verwenden KI, um Verpackungen zu entwerfen, die minimalen Materialverbrauch mit maximaler Schutzwirkung kombinieren.

So könnte der Arbeitstag aussehen:

Ein Tag voller Herausforderungen beginnt mit einem „KI-Morning-Briefing“ – einer dynamischen Statusanalyse der Produktions- und Lieferketten. Das Briefing enthält ebenfalls eine Aufbereitung der relevantesten Nachrichten, die Logistikströme und die Produktion betreffen könnten, z.B. dass in Polen gestern ein Zug entgleist ist. Mithilfe von Live-Daten aus den verschiedenen Standorten in Kombination mit einer interaktiven KI-Plattform überprüft die Ingenieurin/der Ingenieur Materialflüsse und identifiziert gemeinsam mit der KI Engpässe, die umgehend behoben werden können. Dabei bietet die KI nicht nur Vorschläge, sondern simuliert innerhalb weniger Minuten alternative Szenarien, die auf Veränderungen in der Nachfrage, Preisschwankungen von Logistik Anbietern oder an-

deren externen Schocks reagieren. Mit einer Mixed-Reality-Brille überprüft die Ingenieurin/der Ingenieur die Simulationen, die die KI für alternative Szenarien erstellt hat, etwa die Anpassung der Taktzeiten an eine veränderte Nachfrage oder die Umleitung von Transportwegen, um die Lieferzeiten zu verkürzen. Sie/er testet diese Optimierungen in einem digitalen Zwilling der Produktionsumgebung und gibt der KI Feedback, um unerwünschte Nebeneffekte, wie eine zusätzliche Belastung der Maschinen, zu vermeiden. **Am Nachmittag** widmet sich die Ingenieurin/der Ingenieur der Integration eines neuen Designs für autonome Förderfahrzeuge, das von der generativen KI entwickelt wurde. Diese Fahrzeuge sollen den internen Materialtransport in einem Logistikzentrum energieeffizienter gestalten. Die Ingenieurin/der Ingenieur simuliert die Bewegungsrouten und überprüft, wie die Fahrzeuge mit bestehenden Systemen wie automatisierten Lagerkränen und Förderbändern interagieren. Anhand der Simulationsergebnisse passt sie/er die Steuerungsalgorithmen an, um eine optimale Synchronisation und Auslastung zu gewährleisten. Die Ergebnisse werden in einer Wissensdatenbank dokumentiert, auf die andere Teams zugreifen können. Durch zielgruppengerechte Aufbereitung der Simulationen mithilfe einer generativen KI wird eine verbesserte gemeinsame Kommunikationsbasis geschaffen, die zu effektiverem Austausch im interdisziplinären Team führt. **Zum Abschluss des Tages** arbeitet die Ingenieurin/der Ingenieur an der Umgestaltung eines bestehenden Logistikzentrums nach Prinzipien der Ressourceneffizienz und Kreislaufwirtschaft. Die KI hat eine Analyse der Material- und Verpackungsströme durchgeführt und dabei Maßnahmen vorgeschlagen, um Einwegverpackungen durch modulare, wiederverwendbare Alternativen zu ersetzen. Außerdem hat sie Empfehlungen zur Umnutzung ungenutzter Lagerflächen erstellt, die als automatisierte Sammelstationen für Recyclingmaterialien dienen könnten. Die Ingenieurin/der Ingenieur simuliert diese Vorschläge in einer interaktiven 3-D-Umgebung, überprüft die Ergebnisse und gibt erste Umsetzungsschritte frei.

5.4 Verfahrenstechnik und Chemie 2035

Revolution der Stoffumwandlung durch KI

Generative KI hat Verfahrenstechnik und Chemie so transformiert, dass neue Prozesse, Stoffe und Anwendungen entstehen, die ressourcenschonend und hocheffizient sind.

Beispielhafte Anwendungen

- **KI-optimierte Lebensmittelhaltbarkeit:** Durch die Analyse von Faktoren wie Lagerbedingungen, Temperatur und Feuchtigkeit, Produktions- und Bilddaten kann die KI das Mindesthaltbarkeitsdatum von Lebensmitteln ohne oder mit reduzierter Probenentnahme bestimmen und dynamisch anpassen.
- **Molekulare Innovation:** Die KI entwickelt in kurzer Zeit neue Moleküle für Pharmazeutika oder Materialien, die spezifische Anforderungen erfüllen (z.B. biologisch abbaubare Kunststoffe, hochwirksame Medikamente).
- **Autonome Prozessoptimierung:** Produktionsanlagen zur Herstellung von Kraft- oder Kunststoffen überwachen sich selbst und passen Parameter wie Katalysatoren oder Druck in Echtzeit an, um Ausbeuten zu maximieren und Energieverbrauch zu minimieren.

So könnte der Arbeitstag aussehen:

Der Arbeitstag startet mit einem Blick in die unternehmensinterne Wissensdatenbank, die von der generativen KI kontinuierlich aktualisiert und erweitert wird. Während die Ingenieurin/der Ingenieur Anpassungen für die Optimierung eines chemischen Reaktors plant, stehen ihr/ihm auf einen Blick passende Ergebnisse und Best Practices anderer Projekte zur Verfügung. So lässt sich mit wenigen Klicks mit der Simulation von Szenarien beginnen, die die Effizienz steigern und gleichzeitig Ressourcen schonen. **Am Vormittag** konzentriert sie/er sich auf die Entwicklung eines neuen biokompatiblen Materials. Dazu erhält sie/er zur Mitte jeder Woche ein Forschungsdossier, das mit Hilfe generativer KI alle relevanten neuen Publikationen aus den Materialwissenschaften zusammenfasst. Seine/ihre Aufgabe ist, zu entscheiden, ob Erkenntnisse aus dem Dossier in die Wissensdatenbank und zum weiteren Training der eigenen genera-

tiven KI genutzt werden sollen. Für die Entwicklung des neuen Materials greift sie/er im Anschluss auf eine KI zurück, die molekulare Designs vorschlägt, die bestimmte mechanische und thermische Eigenschaften erfüllen. In Zusammenarbeit mit Kolleginnen und Kollegen weltweit, die ebenfalls auf die KI-Plattform zugreifen, testet sie/er die vorgeschlagenen Designs in einer Simulation. Die KI generiert optimierte Materialien, die für die vorgesehenen medizinischen Anwendungen geeignet sind. Nach der Simulation gibt die Ingenieurin/der Ingenieur ein autonomes Pilotverfahren in Auftrag, das von einer KI-gesteuerten Laboranlage durchgeführt wird. Diese testet die Eigenschaften des Produkts unter realistischen Bedingungen. Zeigen sich positive Produkteigenschaften und besteht entsprechender Bedarf, wird auf dieser Basis eine größere Produktionsanlage entwickelt. Der kontinuierliche Austausch zwischen internationalen Teams sorgt für eine effiziente Wissensverteilung. **Am Nachmittag** widmet sich die Ingenieurin/der Ingenieur der Optimierung einer bestehenden Anlage zur CO₂-Abscheidung. Mithilfe der generativen KI testet sie/er neue Betriebsparameter, um den Energieverbrauch zu senken und die Menge an Abfallprodukten zu minimieren. Die KI analysiert Echtzeitdaten von Sensoren und schlägt proaktive Anpassungen vor, wie die modifizierte Zufuhr von Reagenzien oder die Anpassung von Strömungsraten, um die Effizienz der Abscheidung zu steigern. In einem interaktiven Dashboard kann die Ingenieurin/der Ingenieur direkt mit Kolleginnen und Kollegen aus verschiedenen Abteilungen zusammenarbeiten und die Vorschläge der KI in größere Prozessketten integrieren. Sobald die wichtigsten Anpassungen für den Tag umgesetzt/weitergegeben wurden, hält sie/er die erzielten Fortschritte in einem KI-gestützten Dokumentationssystem fest. Dieses System erstellt automatisch Berichte, die Diagramme, Simulationsergebnisse und visuell aufbereitete Daten enthalten, die für interne Teams oder Kundenpräsentationen verwendet werden können. Die Ingenieurin/der Ingenieur tauscht sich abschließend mit dem Team aus, um Feedback zu den erprobten Szenarien zu erhalten und neue Ansätze für den nächsten Tag zu planen. Dank der Unterstützung der KI können die Ergebnisse aus diesen Meetings sofort in die Wissensdatenbank aufgenommen werden, um zukünftige Projekte effizienter zu gestalten.

6 Fazit

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen eindrücklich, dass sich der Ingenieurberuf durch den Einfluss generativer KI nachhaltig verändern wird. Die Umfrage unter den Mitgliedern des VDI macht deutlich, dass der Großteil der Befragten offen und bereit dafür ist, generative KI in ihrer Arbeit zu nutzen und sich mit Ideen und Vorschlägen konkret in die Gestaltung des Einsatzes von generativer KI einzubringen. Gleichmaßen zeigen die beschriebenen Zukunftsbilder beispielhaft für ausgewählte Fachbereiche, wie sich Arbeitsprozesse, Entscheidungsfindung und die Entwicklung technischer Lösungen durch KI-gestützte Werkzeuge zunehmend effizienter und kreativer gestalten lassen könnten.

Der Einsatz von generativer KI wird die Berufsrealität von Ingenieurinnen und Ingenieuren verändern und geht mit großen Herausforderungen einher. Darüber hinaus steht die weitere Entwicklung generativer KI grundsätzlich vor großen Aufgaben, wenn die erwarteten Potenziale in der beruflichen Realität von Ingenieurinnen und Ingenieuren Wirklichkeit werden sollen. Generative KI muss in spezifischen Anwendungsbereichen, insbesondere dort, wo Daten knapp oder qualitativ eingeschränkt sind, noch weiterentwickelt werden. Die Analyse des Stands der Technik zeigt, dass die Fähigkeiten generativer KI noch zu verfeinern und praxistauglicher zu gestalten sind. Dabei kommt auch den Unternehmen und Organisationen, die generative KI einsetzen wollen, eine wichtige Rolle zu. Um generative KI, die für allgemeine Anwendungsfälle trainiert wurde, in spezifischen, ingenieurrelevanten Aufgaben einsetzen zu können, sind nahezu immer spezifische Daten Grundlagen notwendig. Diese können im Zweifel nur von den Unternehmen, die ein generatives KI-System einsetzen wollen, bereitgestellt werden. Entsprechend müssen Prozesse weiter digitalisiert und Daten systematisch erfasst, gespeichert sowie aufbereitet werden.

Dabei nutzen Ingenieurinnen und Ingenieure schon heute generative KI für vielfältige Aufgaben. Als leicht zugängliches Werkzeug ermöglichen entsprechende Modelle Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern, in der eigenen Arbeit neue Wege zu gehen und kreative Lösungen zu entwickeln. Die für diese Studie durchgeführte Umfrage zeigt zudem: Technologischer Fortschritt durch generative KI darf nicht als Allheilmittel missverstanden werden. Menschen sollten sich bewusst machen, dass die Lösungen unserer Herausforderungen auch weiterhin auf menschlicher Intelligenz, Kreativität und vor allem auf zwischenmenschlicher Kooperation basieren wird. Generative KI kann uns dabei eine wertvolle Unterstützung sein und als Werkzeug dienen, um komplexe Probleme effizienter zu lösen. Gleichzeitig bringt die Nutzung dieser Technologie neue Herausforderungen mit sich, die nur durch gemeinschaftliche Kooperation und den festen Willen bewältigt werden können, als Gesellschaft zusammenzuarbeiten. Dafür braucht es die menschliche Anstrengung sowie das Bewusstsein dafür, die Technologie gezielt und mit einem verantwortungsvollen Blick einzusetzen. Die Befragung unterstreicht dies letztendlich: Nicht alle vorstellbaren Anwendungsfälle werden als nutzbringend wahrgenommen. Nicht alle wollen sofort mit generativer KI arbeiten. Und trotzdem identifizierte die Studie eine Vielzahl an Möglichkeiten des Einsatzes für generative KI. Darauf aufbauend bedarf es umso mehr eines gemeinsamen Prozesses mit der Zielgruppe, auch um Menschen, die der Technologie kritisch gegenüberstehen, am Diskurs zu beteiligen und die wirklich mehrwertschaffenden Anwendungen zu bestimmen.

In diesem Sinne ist diese Studie als Aufruf zu verstehen. Gestalten Sie diesen Wandel aktiv mit. Nutzen Sie Chancen der Weiterbildung, scheuen Sie sich nicht davor, mit dieser neuen Technologie zu experimentieren und hinterfragen Sie, wie generative KI Ihre beruflichen Tätigkeiten bereichern kann.

Autorenteam

Diese Studie wurde im Auftrag des VDI e.V. von den folgenden Autorinnen und Autoren der Firma VDI/VDE – Innovation und Technik GmbH verfasst:

- Benedikt Krieger
- Nikolas Hubel
- Juliane Hanel
- Dr. Sabine Weber
- Michael Nerger
- Dr. Robert Peters

Schrittum

Acemoglu, Daron; Autor, David; Hazell, Jonathon; Restrepo, Pascual (2022): Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies. In: *Journal of Labor Economics* 40 (S1), S293-S340. DOI: 10.1086/718327.

Bader, Elias; Vereno, Dominik; Neureiter, Christian (2024): Facilitating User-Centric Model-Based Systems Engineering Using Generative AI. In: *Proceedings of the 12th International Conference on Model-Based Software and Systems Engineering. Workshop on Model-based System Engineering and Artificial Intelligence. Rome, Italy, 21.02.2024 - 23.02.2024: SCITEPRESS - Science and Technology Publications*, S. 371–377. Online verfügbar unter <https://www.scitepress.org/PublishedPapers/2024/126232/>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Bendoly, Elliot; Chandrasekaran, Aravind; Lima, Mateus do Rego Ferreira; Handfield, Robert; Khajavi, Siavash H.; Roscoe, Samuel (2023): The role of generative design and additive manufacturing capabilities in developing human-AI symbiosis: Evidence from multiple case studies. In: *Decision Sciences*, Artikel deci.12619. DOI: 10.1111/deci.12619.

Bitkom e. V. (Hg.) (2024): Künstliche Intelligenz in Deutschland. Perspektiven aus Bevölkerung & Unternehmen. Online verfügbar unter <https://www.bitkom.org/sites/main/files/2024-10/241016-bitkom-charts-ki.pdf>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Borchert, Philipp; Coussement, Kristof; Weerdt, Jochen de; Caigny, Arno de (2024): Industry-sensitive language modeling for business. In: *European Journal of Operational Research* 315 (2), S. 691–702. DOI: 10.1016/j.ejor.2024.01.023.

Braun, Martin (2023): Einfluss der künstlichen Intelligenz auf Arbeitstätigkeiten und Berufsbilder. Kurzstudie für das Handelsblatt. Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation (IAO). Online verfügbar unter <https://publica-rest.fraunhofer.de/ser-ver/api/core/bitstreams/fe05f100-ae82-451f-b908-8e5e57551768/content>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Brennig, Katharina; Benkert, Kay; Löhr, Bernd; Müller, Oliver (2024): Text-Aware Predictive Process Monitoring of Knowledge-Intensive Processes: Does Control Flow Matter? In: Jochen de Weerdt und Luise Pufahl (Hg.): *Business Process Management Workshops*, Bd. 492. Cham: Springer Nature Switzerland (Lecture Notes in Business Information Processing), S. 440–452.

Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (Hg.) (2024): Generative KI-Modelle - Chancen und Risiken für Industrie und Behörden. Online verfügbar unter https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/KI/Generative_KI-Modelle.html, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Busch, Daniel; Balczyk, Alexander; Steffen, Bernhard (2024): Towards LLM-Based System Migration in Language-Driven Engineering. In: Jan Kofroň, Tiziana Margaria und Cristina Seceleanu (Hg.): *Engineering of Computer-Based Systems*, Bd. 14390. Cham: Springer Nature Switzerland (Lecture Notes in Computer Science), S. 191–200. Online verfügbar unter https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-49252-5_14, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Carvalho, Thyago P.; Soares, Fabrizzio A. A. M. N.; Vita, Roberto; Da Francisco, Roberto P.; Basto, João P.; Alcalá, Symone G. S. (2019): A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. In: *Computers & Industrial Engineering* 137, S. 106024. DOI: 10.1016/j.cie.2019.106024.

Chen, Wang; Yan-yi, Liu; Tie-zheng, Guo; Da-peng, Li; Tao, He; Zhi, Li et al. (2024): Systems engineering issues for industry applications of large language model. In: *Applied Soft Computing* 151, S. 111165. DOI: 10.1016/j.asoc.2023.111165.

Coles, Cameron (2024): Shadow AI: how employees are leading the charge in AI adoption and putting company data at risk. Hg. v. Cyberhaven. Online verfügbar unter <https://www.cyberhaven.com/blog/shadow-ai-how-employees-are-leading-the-charge-in-ai-adoption-and-putting-company-data-at-risk>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Databricks (2024): LLMs for Customer Service and Support. Online verfügbar unter <https://www.databricks.com/solutions/accelerators/llms-customer-service-and-support>, zuletzt aktualisiert 2024, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Davenport, Thomas H. (2005): Thinking for a Living. How to Get Better Performances And Results from Knowledge Workers. Boston: Harvard Business Review Press. Online verfügbar unter https://www.researchgate.net/publication/248078273_Thinking_for_A_Living_How_to_Get_Better_Performance_and_Results_from_Knowledge_Workers, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Decardi-Nelson, Benjamin; Alshehri, Abdulelah S.; Ajagekar, Akshay; You, Fengqi (2024): Generative AI and Process Systems Engineering: The Next Frontier. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2402.10977v2>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Drucker, Peter (1959): The Landmarks of Tomorrow. New York: Harper & Row.

Eloundou, Tyna; Manning, Sam; Mishkin, Pamela; Rock, Daniel (2023): GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2303.10130>, zuletzt geprüft am 14.04.2025

Fakih, Mohamad; Dharmaji, Rahul; Moghaddas, Yasamin; Araya, Gustavo Quiros; Ogundare, Oluwatosin; Faruque, Mohammad Abdullah Al: LLM4PLC: Harnessing Large Language Models for Verifiable Programming of PLCs in Industrial Control Systems. DOI: 10.1145/3639477.3639743.

Faruqi, Faraz; Katary, Ahmed; Hasic, Tarik; Abdel-Rahman, Amira; Rahman, Nayeemur; Tejedor, Leandra et al. (2023): Style2Fab: Functionality-Aware Segmentation for Fabricating Personalized 3D Models with Generative AI. In: Sean Follmer, Jeff Han, Jürgen Steimle und Nathalie Henry Riche (Hg.): Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. UIST '23: The 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. San Francisco CA USA, 29 10 2023 01 11 2023. New York, NY, USA: ACM, S. 1–13. Online verfügbar unter

<https://dl.acm.org/doi/10.1145/3586183.3606723>, zuletzt geprüft am 14.05.2024.

Faruqi, Faraz; Tian, Yingtao; Phadnis, Vrushank; Jampani, Varun; Mueller, Stefanie (2024): Shaping Realities: Enhancing 3D Generative AI with Fabrication Constraints. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2404.10142v2>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Frey, Carl Benedikt; Osborne, Michael A. (2023): Generative AI and the Future of Work: A Reappraisal. Online verfügbar unter <https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/publications/generative-ai-and-the-future-of-work-a-reappraisal>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

García Alarcia, Ramón María; Russo, Pietro; Renga, Alfredo; Golkar, Alessandro (2024): Bringing Systems Engineering Models to Large Language Models: An Integration of OPM with an LLM for Design Assistants. In: Proceedings of the 12th International Conference on Model-Based Software and Systems Engineering. Workshop on Model-based System Engineering and Artificial Intelligence. Rome, Italy, 21.02.2024 - 23.02.2024: SCITEPRESS - Science and Technology Publications, S. 334–345.

Ghimire, Prashna; Kim, Kyungki; Acharya, Manoj (2024): Generative AI in the Construction Industry: Opportunities & Challenges. In: Buildings 14 (1), S. 220. DOI: 10.3390/buildings14010220.

Giannone, Giorgio; Ahmed, Faez (2023): Diffusing the Optimal Topology: A Generative Optimization Approach. In: Volume 3A: 49th Design Automation Conference (DAC). ASME 2023 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference. Boston, Massachusetts, USA, 20.08.2023 - 23.08.2023: American Society of Mechanical Engineers. Online verfügbar unter <https://asmedigitalcollection.asme.org/IDETC-CIE/proceedings-abstract/IDETC-CIE2023/87301/V03AT03A012/1170418>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

GitHub, Inc. (2024): Getting code suggestions in your IDE with GitHub Copilot. Online verfügbar unter <https://docs.github.com/en/copilot/using-github-copilot/getting-code-suggestions-in-your-ide-with-github-copilot>, zuletzt aktualisiert 2024, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Gmyrek, Pawet; Berg, Janine; Bescond, David (2023): Generative AI and jobs : a global analysis of potential effects on job quantity and quality. Hg. v. International Labour Organization (ILO). Online verfügbar unter <https://www.ilo.org/media/360821/download>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Handa, K.; Tamkin, A.; McCain, M.; Huang, S.; Durmus, E.; Heck, S. et al. (2025): Which Economic Tasks are Performed with AI? Evidence from Millions of Claude Conversations. Anthropic. Online verfügbar unter https://assets.anthropic.com/m/2e23255f1e84ca97/original/Economic_Tasks_AI_Paper.pdf, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Heaven, Will Douglas (2021): This avocado armchair could be the future of AI. In: MIT Technology Review, 05.01.2021. Online verfügbar unter <https://www.technologyreview.com/2021/01/05/1015754/avocado-armchair-future-ai-openai-deep-learning-nlp-gpt3-computer-vision-common-sense/>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Iyer, Naresh; Mirzendehtdel, Amir M.; Raghavan, Sathya; Jiao, Yang; Ulu, Erva; Behandish, Morad et al. (2024): PATO: Producibility-Aware Topology Optimization Using Deep Learning for Metal Additive Manufacturing. In: Int J Interact Des Manuf 18 (10), S. 7459–7476. DOI: 10.1007/s12008-024-01905-z.

Koziolok, Heiko; Gruener, Sten; Ashiwal, Virendra (2023): ChatGPT for PLC/DCS Control Logic Generation. 2023 IEEE 28th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2305.15809v1>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Koziolok, Heiko; Grüner, Sten; Hark, Rhaban; Ashiwal, Virendra; Linsbauer, Sofia; Eskandani, Nafise (2024): LLM-based and Retrieval-Augmented Control Code Generation. LLM4Code 2024. Online verfügbar unter <https://conf.researchr.org/details/icse-2024/llm4code-2024-papers/17/LLM-based-and-Retrieval-Augmented-Control-Code-Generation>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Makatura, Liane; Foshey, Michael; Wang, Bohan; Hähnlein, Felix; Ma, Pingchuan; Deng, Bolei et al. (2023): How Can Large Language Models Help Humans in Design and Manufac-

turing? Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2307.14377v1>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

McKinsey & Company (2023): What's the future of generative AI? An early view in 15 charts. Online verfügbar unter <https://www.mckinsey.com/featured-insights/mckinsey-explainers/whats-the-future-of-generative-ai-an-early-view-in-15-charts#/>, zuletzt aktualisiert am 14.04.2025.

Menn, Andreas (2024): „Deutschlands Chance liegt in spezialisierter KI für die Industrie“. Interview mit Antonio Krüger. WirtschaftsWoche.

Nerdinger, Friedemann W.; Blickle, Gerhard; Schaper, Niclas (2019): Wissensarbeiter (Lehrbuch Psychologie). Online verfügbar unter <https://lehrbuch-psychologie.springer-nature.com/glossar/wissensarbeiter>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Peruchini, Melise; Da Silva, Gustavo Modena; Teixeira, Julio Monteiro (2024): Between artificial intelligence and customer experience: a literature review on the intersection. In: Discov Artif Intell 4 (1). DOI: 10.1007/s44163-024-00105-8.

Peters, Robert; Burmeister, Klaus; Apt, Wenke (2022): Arbeiten mit Künstlicher Intelligenz – fünf Kurzscenarien zur „Mensch-Technik-Interaktion 2030“. Hg. v. Denkfabrik Digitale Arbeitsgesellschaft. BMAS. Online verfügbar unter https://www.denkfabrik-bmas.de/fileadmin/Downloads/Publikationen/Arbeiten_mit_KI_fuenf_Szenarien_2030_bf.pdf, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Radford, Alec; Narasimhan, Karthik; Salimans, Tim; Sutskever, Ilya (2018): Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. Online verfügbar unter https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Rasa Technologies Inc. (2024): Let's Build Conversational AI Experiences. Online verfügbar unter <https://rasa.com>, zuletzt aktualisiert 2024, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Regenwetter, Lyle; Srivastava, Akash; Gutfreund, Dan; Ahmed, Faez (2023): Beyond Statistical Similarity: Rethinking Metrics for Deep Generative Models in Engineering Design.

Online verfügbar unter <https://arxiv.org/abs/2302.02913>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Richthofen, Georg von; Gümüşay, Ali Aslan; Send, Hendrik (2021): Künstliche Intelligenz und die Zukunft von Arbeit. In: CSR und Künstliche Intelligenz, S. 353–366. DOI: 10.1007/978-3-662-63223-9_19.

Rombach, Robin; Blattmann, Andreas; Lorenz, Dominik; Esser, Patrick; Ommer, Björn (2021): High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2112.10752>, zuletzt geprüft am 14.04.2025

Salesforce, Inc. (2023): Salesforce Announces Einstein GPT, the World's First Generative AI for CRM. Online verfügbar unter <https://www.salesforce.com/news/press-releases/2023/03/07/einstein-generative-ai/>, zuletzt aktualisiert 2024, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Science Media Center Germany gGmbH (Hg.) (2024): KI und Arbeitsmarkt – welche Effekte sind zu erwarten? Online verfügbar unter <https://www.sciencemediacenter.de/alle-angebote/science-response/details/news/ki-und-arbeitsmarkt-welche-effekte-sind-zu-erwarten/>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Seemann, Michael (2023): Künstliche Intelligenz, Large Language Models, ChatGPT und die Arbeitswelt der Zukunft. Hg. v. Hans-Böckler-Stiftung (HBS).

Shi, Yichun; Wang, Peng; Ye, Jianglong; Long, Mai; Li, Kejie; Yang, Xiao (2023): MVDream: Multi-view Diffusion for 3D Generation. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2308.16512>, zuletzt geprüft am 14.4.2025

Siemens AG (Hg.) (2024): The Transformative Role of Generative AI in Predictive Maintenance. Online verfügbar unter <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:11070e6effbb-4e5c-a125-c2e68437196a/GEN-AI-Report.pdf>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Software GmbH (Hg.) (2024): Schatten-KI in Unternehmen: Unterschätze Gefahren verstehen und rechtzeitig reagieren. Online verfügbar unter <https://newscenter.softwareag.com/de/news-stories/thought-leaders-stories/mudum1.html>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Stack Exchange Inc. (Hg.) (2024): 2024 Stack Overflow Developer Survey. Online verfügbar unter <https://survey.stackoverflow.co/2024/>, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

VDI Verein Deutscher Ingenieure e.V. (2021): Ethische Grundsätze des Ingenieurberufs. Hg. v. Verein Deutscher Ingenieure e.V. (VDI). Online verfügbar unter https://www.vdi.de/fileadmin/pages/mein_vdi/redakteure/publikationen/VDI_Ethische_Grundsätze_des_Ingenieurberufs.pdf, zuletzt geprüft am 14.04.2025.

Der VDI

Sprecher, Gestalter, Netzwerker

Seit mehr als 165 Jahren gibt der VDI wichtige Impulse für den technischen Fortschritt. Mit seiner einzigartigen Community und seiner enormen Vielfalt ist er Gestalter, Wissensmultiplikator, drittgrößter technischer Regelsetzer und Vermittler zwischen Technik und Wissenschaft, Wirtschaft und Politik. Er motiviert Menschen, die Grenzen des Möglichen zu verschieben, setzt Standards für nachhaltige Innovationen und leistet einen wichtigen Beitrag, um Fortschritt und Wohlstand in Deutschland zu sichern. Der VDI gestaltet die Welt von morgen – als Schnittstelle zwischen Ingenieurinnen und Ingenieuren, Wissenschaft, Wirtschaft, Politik und Gesellschaft. In seinem einzigartigen multidisziplinären Netzwerk mit rund 130.000 Mitgliedern bündelt er das Wissen und die Kompetenzen, die nötig sind, um den Weg in die Zukunft zu gestalten.

VDI Verein Deutscher Ingenieure e.V.
VDI/VDE-Gesellschaft
Mess- und Automatisierungstechnik
Sascha Dessel
Tel. +49 211 6214-678
dessel@vdi.de
www.vdi.de

ISBN 978-3-911670-15-9 | E-ISBN 978-3-911670-16-6