

Implementierung von KI im Mittelstand – Die Verfügbarkeit von Trainingsdaten und Förderung offener Datenstrukturen

WIK Kurzstudie

Autorinnen und Autoren:

Dr. Isabel Gull
Dr. Andrea Liebe
Dr. Nico Steffen
Dr. Lukas Wiewiorra

Bad Honnef, Dezember 2021

Inhalt

1 Einleitung	2
2 Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Mittelstand	3
2.1 Definition von Künstlicher Intelligenz	3
2.2 Arten von Daten im Digitalisierungskontext	5
2.3 Datenquellen	9
2.4 Einordnung von KI in allgemeine Digitalisierungs- und Datenprozesse	9
2.5 Der Autonomiegrad von KI	11
2.6 Use Cases von KI im Unternehmen	12
2.7 Die Umsetzungsentscheidung: Make or buy ... or sell or drop	13
3 Hemmnisse für den Einsatz von KI im Mittelstand	16
3.1 Die Verbreitung von KI-Anwendungen ist im Mittelstand weiterhin gering	16
3.2 Datenverfügbarkeit ist nicht das einzige Hemmnis	17
4 Handlungsrahmen & -empfehlungen	19
4.1 Wissenstransfer und betriebswirtschaftliche Beurteilung bilden die Grundlage für Investitionsentscheidungen	21
4.2 Datenaustausch und offene Datenstrukturen	23
5 Fazit	28
Literaturverzeichnis	29
Anhang	32

1 Einleitung

Ob für die Logistikplanung, die Qualitätskontrolle in der Produktion, die Analyse von Bildern oder die Planung von Wartungsintervallen: Künstliche Intelligenz (KI) hält in immer mehr Unternehmensbereichen Einzug. Laut einer Umfrage des Digitalverbands bitkom unter 503 Unternehmen (ab 50 Mitarbeitern) geben 34 Prozent an, aktuell KI einzusetzen, den Einsatz zu planen oder zumindest darüber zu diskutieren – für fast zwei Drittel ist die Anwendung von KI aber immer noch nicht auf der Agenda.¹

Diese Verfahren und Technologien benötigen Trainingsdatensätze, um im Betrieb zuverlässige Ergebnisse liefern zu können. Dies kann insbesondere für kleine und mittlere Unternehmen (KMU) ein Problem darstellen – das gilt umso mehr, je spezifischer der Use Case ist. Bei eher generischen Fällen können Daten auch extern, z. B. von öffentlichen Institutionen oder im Austausch mit anderen Unternehmen bezogen werden. Bei spezifischen Fällen können relevante Daten für das Training häufig nur selbst erhoben werden, wenn Daten aus verwandten Anwendungsfällen kaum verfügbar oder nicht übertragbar sind.

Das Ziel der Studie ist es zu klären, wie KMU bei der Implementierung und Nutzung von KI, insbesondere in Hinblick auf den notwendigen Datenbedarf, unterstützt werden können. Dafür werden zunächst allgemein die Eigenschaften und Anwendungsmöglichkeiten von KI und Daten in Unternehmen aufgezeigt und ihre Bedeutung für Wertschöpfungs- und Digitalisierungsprozesse eingeordnet. Bei der großen Bandbreite an Einsatzmöglichkeiten und -hürden für KMU zeigt sich, dass das Problem in der Praxis weiter gefasst ist als das ursprünglich postulierte reine Datenverfügbarkeitsproblem.

Für den KI-Einsatz im Unternehmen gibt es schon heute diverse niedrigschwellige Marktlösungen für gängige Anwendungsfälle, aber auch für einfache Eigenentwicklungen, die auch mit neu erfassten und/oder geringen Datenmengen schnell implementiert werden können. Wichtig ist entsprechend eine übergreifende Sensibilisierung des Managements für die aktuelle und strategische Relevanz von Investitionen in digitale Technologien und die dafür notwendigen Anpassungen der Prozesse und der Organisation.

Um einen möglichst praxisnahen Einblick in Erfahrungen von KMU bei der Implementierung von KI zu erhalten, war als Kern der Studie eine explorative Online-Umfrage von KMU und *IHK-Beratern* mit dem Schwerpunkt der Datenverfügbarkeit im Rahmen von KI-Anwendungen angesetzt. Aufgrund der geringen Rücklaufquote in der Feldphase, insbesondere von Seiten der Unternehmen selbst, wurde der methodische Rahmen dieser Kurzstudie einerseits um die Analyse von verschiedenen verfügbaren Fallstudien und Vortragspräsentationen ergänzt. Aus dieser Analyse und den Rückläufen der Beraterumfrage zeigt sich, dass die prinzipielle Datenverfügbarkeit häufig nicht als das primäre oder originäre Problem für die Einführung von KI-Anwendungen in KMU angesehen wurde. Entsprechend wurden außerdem erweiterte Hypothesen zur Ursachenforschung abgeleitet und diese anschließend in 8 persönlichen Interviews mit KI-Trainern aus dem Mittelstand-Digital-Netzwerk² abgefragt und validiert.

¹ Vgl. Bitkom (2021)

² Vgl. <https://www.mittelstand-digital.de/MD/Navigation/DE/Praxis/KI-Trainer/ki-trainer.html>

In Abgrenzung zu den per Online-Umfrage befragten IHK-Beratern sind die Ergebnisse aus den Trainer-Interviews im Verlauf der Studie durch die Bezeichnungen „Experteninterviews“ bzw. „KI-Experten“ gekennzeichnet

2 Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Mittelstand

2.1 Definition von Künstlicher Intelligenz

„Künstliche Intelligenz (KI) bezeichnet **lernfähige technische Systeme**, die selbstständig Situationen und Umgebungen erfassen und daraus Schlussfolgerungen ableiten können. KI-Anwendungen können zur **Automatisierung** genutzt werden, aber auch um komplexe Tätigkeiten durchführen, zu denen etwa das autonome Fahren zählt.“³

Es gibt viele unterschiedliche Definitionen, die alle die gemeinsamen Elemente haben, dass es technische Systeme sind, die Probleme lösen und Schlussfolgerungen ziehen können und sich mit jeder Analyse, die sie durchführen, selbst verbessern, sprich lernen.⁴

Während die Idee von Künstlicher Intelligenz bereits seit den 40er und 50er Jahren stark diskutiert und erforscht wird, nimmt in der aktuellen praktischen Anwendung das Teilgebiet des **Maschinellen Lernens (Machine Learning, ML)** eine besondere

Position ein, wobei wiederum Durchbrüche im Teilgebiet des „Deep Learning“ mit dem Einsatz neuronaler Netze die aktuellste Entwicklung prägen.⁵

Dafür sind insbesondere immer leistungsstärkere Computer und Datenspeichersysteme bei sinkenden Preisen sowie das auch damit wiederum einhergehende Wachstum an Datenmengen und -varietäten verantwortlich. Im Vergleich zu traditioneller Software und Algorithmen liegt der entscheidende Unterschied beim Maschinellen Lernen in der schon besagten Selbstlernfähigkeit. Die den Berechnungen zugrundeliegenden Entscheidungsregeln bleiben dabei nicht statisch, sondern erfahren laufend eine Rückkopplung aus den Programmausgaben und dem Erlernten. Trotz der Möglichkeit der laufenden Rückkopplung, ist es auch gerade bezüglich der späteren Anwendung wichtig, die Trainingsphase und Anwendungsphase voneinander abzugrenzen, da jeweils völlig unterschiedliche Datenbedarfe, Rechenleistungen und auch rechtliche Bedingungen relevant sind.⁶

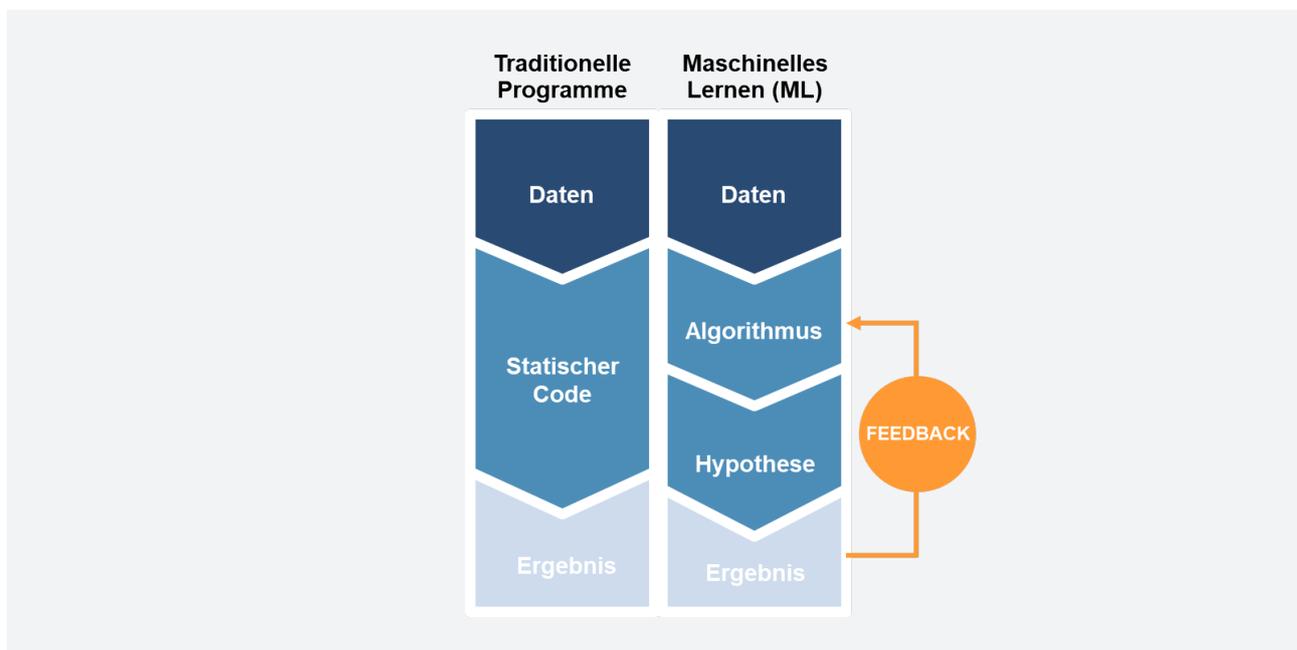


Abbildung 1: Traditionelle Programme vs. Maschinelles Lernen

Quelle: Kirste & Schürholz (2019)

³ WIK (2019), S. 5.

⁴ Vgl. exemplarisch Bundesregierung (2018), Bitkom & DFKI (2017), Fraunhofer-Gesellschaft e.V. (2017).

⁵ Vgl. Kirste & Schürholz (2019).

⁶ Vgl. Kreuzer & Christiansen (2021).

Dabei passen verschiedene ML-Softwaremethoden ihre mathematischen Modelle laufend anhand eingegebener (Beispiel-)Daten und Rückmeldungen auf die erwarteten Ergebnisse und Ausgaben an. Es wird grundsätzlich zwischen drei Arten von ML-Verfahren unterschieden, dem überwachten, unüberwachten und verstärkenden Lernen.⁷

Beim **überwachten Lernen (Supervised Learning, SL)** ist das jeweilige erwartete und als richtig erachtete Ergebnis und das Ziel je Eingabe für einen Eingabedatensatz bereits bekannt und wird dem ML-Modell damit „antrainiert“. Der Mehrwert im Vergleich zu starren vorherigen Erkennungsmethoden ist dabei, dass nach der Trainingsphase auch Eingaben erfolgreich klassifiziert werden können, die nicht im Trainings-Set enthalten waren. Im linken Beispiel in Abbildung 2 erkennt das Modell z. B. auch ein andersfarbiges Dreieck und in einem anderen Neigungswinkel, als es ihm bisher aus den Trainingsdaten bekannt war. Dies wird hier am Beispiel einer einfachen Bilderkennung veranschaulicht, funktioniert aber in ähnlicher Form auch für Spracherkennung, die Klassifikation von Videomaterial und Dokumenten auf Basis von Schlüsselwörtern oder für die Erlernung von Regressionszusammenhängen.⁸ Mittels Regression soll ausgehend von bestimmten Eingabewerten (z. B. Geschlecht, Körperhöhe, Bauchumfang) auf Ausgabewerte (z. B. Körpergewicht) geschlossen werden.

Im Gegensatz zum überwachten Lernen, arbeitet das **unüberwachte Lernen (Unsupervised Learning, UL)** ohne Zielvorgaben und sucht selbstständig nach in den Daten enthaltenen Mustern und bildet dabei sogenannte „Cluster“. Anhand von Methoden wie dem Data Mining und multivariater Statistik können z. B. diverse Kundeneigenschaften auf Basis des Kaufverhaltens vorhergesagt und die Kunden daraufhin mit entsprechenden Werbeangeboten versorgt werden.⁹ Da die Cluster hier zunächst selbstständig gebildet werden, wären im rechten Beispiel in Abbildung 2 neben der Sortierung nach Form ebenso eine Sortierung nach Farbe oder Größe denkbar, was je nach ML-Programm und Durchlauf variieren kann.

Hier ist in der Anwendung insbesondere die klassische Verwechslung von Korrelation und Kausalität eine Gefahr. Identifiziert ein solches ML-System beispielsweise Produktionsprobleme, die immer am Anfang der Woche auftauchen, erkennt es dabei nicht, ob dieses Problem durch die Produktion bestimmter Artikel oder das Hochfahren der Anlagen am Wochenanfang bedingt ist. Beim **bestärkenden Lernen (Reinforcement Learning, RL)** wird jede Ausgabe eines ML-Systems durch vordefinierte Funktionen oder externe Instanzen bewertet und das System versucht sein Modell daraufhin anzupassen, mit seinen ausgegebenen Ergebnissen nach und nach bessere Bewertungen zu erzielen.

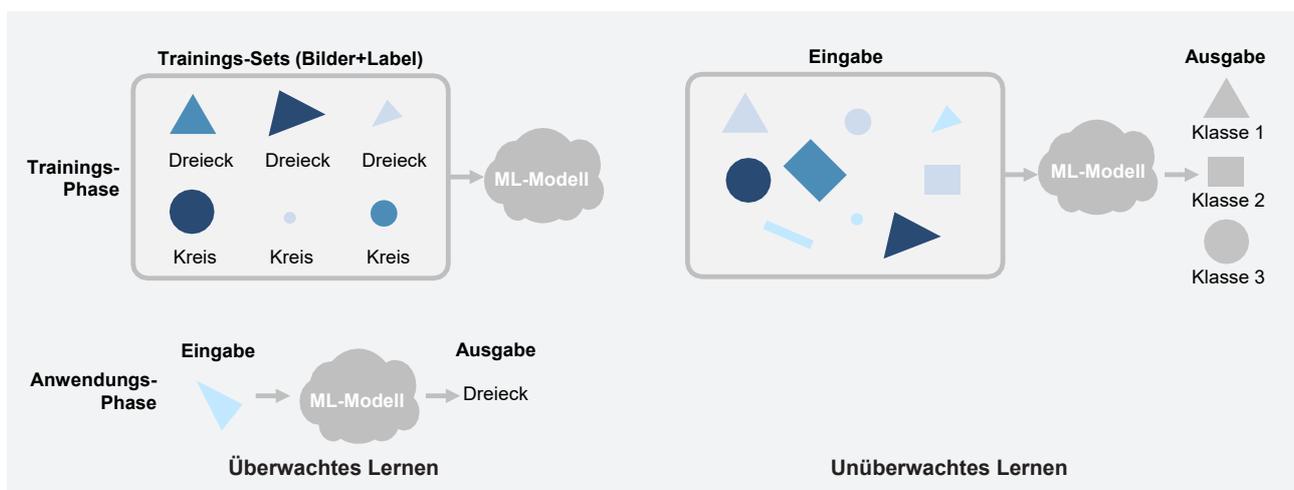


Abbildung 2: Überwachtes vs. unüberwachtes Lernen

Quelle: Murrenhoff et al. (2021)

⁷ Vgl. z. B. Turing (1950).

⁸ Vgl. Kirste & Schürholz (2019).

⁹ Vgl. Hill (2012).

Neben immer komplexer werdenden innovativen Anwendungen bieten sich zunächst einmal vor allem klar definierte, standardisierte und abgrenzbare Abläufe zur vergleichsweise einfachen Optimierung und Automatisierung an, wie z. B. in der Logistikbranche, die grundsätzlich deterministisch und „vollständig algorithmierbar“ ist.¹⁰ Allerdings entstehen in der Praxis aus der Kombination von Prozessschritten wie Transport, Umschlag, Ein- und Auslagerung hochkomplexe Optimierungsprobleme, die weder von etablierten Softwareprogrammen noch von menschlichen Entscheidern vollständig erfasst werden können. In ihrer Fähigkeit aus Erfahrungen selbst zu lernen und auch hochkomplexe Zusammenhänge abbilden zu können, bieten sich hier durch KI neue Möglichkeiten).¹¹

In der KI-Literatur wird grundsätzlich zwischen starker und **schwacher KI** unterschieden.¹² Die Diskussion über starke KI im Sinne einer Maschine mit einem Bewusstsein und menschenähnlichem eigenen Intellekt ist dabei aber eher hypothetischer und philosophischer Natur, da sämtliche Anwendungen auf aktuellem und absehbarem Stand ausschließlich schwache KI darstellen, also eine *Simulation* von menschlicher Intelligenz und Denken.¹³ Dahinter steckt letztlich stets eine zwar sehr gute, aber „nur“ eine statistische Analyse.¹⁴ Auch heutige KI-Anwendungen arbeiten letztendlich nur Regeln ab, auch wenn diese im Vergleich zu klassischen starren und voreingestellten Regelsystemen heute ggf. selbst erlernt und in Grenzen adaptiv an neue Gegebenheiten und geänderte Zustände angepasst werden.

Eine auch für die Praxis wichtige Unterscheidungsdimension für KI wird außerdem zwischen aktiver und passiver Nutzung getroffen. Unter **aktiver KI-Nutzung** wird die proprietäre Implementierung von KI für eigene Produkte, Services und Prozesse verstanden, während die **passive KI-Nutzung** den Rückgriff auf KI-Dienste von Drittanbietern beschreibt. Dazu gehört insbesondere die Nutzung von „KI-as-a-Service“-Angeboten, die gerade für KMU eine

große Bedeutung durch ihre einfachere Zugänglichkeit hat.¹⁵ Genau genommen stellt heutzutage häufig schon die Verwendung von Übersetzungsdiensten, Office-Funktionen wie der automatischen Korrektur und von Suchmaschinen eine niedrigschwellige oder sogar unbewusste Nutzung von KI dar. Die Grenzen von der Anwendung entsprechender Massensoftware über teilweise Anpassungen von KI-as-a-Service bis hin zur eigenständigen Neuentwicklung von KI-Programmen sind dabei fließend.

Im Zusammenhang mit der Datengrundlage für Anwendungen mit KI wird häufig vom Begriff **Big Data** gesprochen. Darunter versteht man das Sammeln und Auswerten großer Datenmengen, häufig mit Methoden der KI, die mit herkömmlichen Datenbanken nicht mehr handhabbar sind.¹⁶ Die große Menge und häufige Aktualisierung von Daten bringt dabei auch Probleme mit sich. Erhebungsaufwand, Medienbrüche, mangelnde Datenqualität und Bereinigungsnotwendigkeit führen zu einem hohen Aufwand im Datenmanagement. Um diesen Problemen zu begegnen, wurde der Ansatz von **Smart Data** entwickelt.¹⁷ Ziel ist es hier, mit kleineren, hochwertigen Datensätzen z. B. durch Imputation fehlender Werte und Bereinigung von redundanten oder fehlerhaften Werten eine schnellere Verarbeitung und effektive Wissensgewinnung aus den Daten zu ermöglichen.

Im Folgenden sollen zunächst grundlegend Arten von datengetriebenen Innovationen und anwendungsrelevante Dateneigenschaften dargestellt werden, um anschließend die Nutzung von KI in übergreifende Digitalisierungs- und Datenprozesse einzuordnen.

2.2 Arten von Daten im Digitalisierungskontext

Bei den verschiedenen Definitionen des Datenbegriffs wird zunächst deutlich, dass Daten per se zunächst wenig bis gar keinen wirtschaftlichen Wert haben und nicht für sich selbst sprechen. Für die

10 Vgl. ten Hompel (2019).

11 Vgl. Murrenhoff et al. (2021).

12 Vgl. Nilsson (2010).

13 Vgl. Apt & Priesack (2019).

14 Vgl. Holtel, S. (2020).

15 Vgl. WIK (2019).

16 Vgl. hier und im Folgenden Buhl et al. (2013).

17 Vgl. hier und im Folgenden Triguero et al. (2018).

Interpretation und Umwandlung in verwertbare Informationen und Wertschöpfung ist zunächst ein teils erheblicher Aufwand bei Datenerfassung, Datenmanagement und Datenauswertung notwendig.¹⁸

Laut Oslo-Handbuch¹⁹ lassen sich datengetriebene Innovationen allgemein in vier Haupttypen unterscheiden: Produktinnovation (Waren und/oder Dienstleistungen), Prozessinnovation, Marketinginnovation und Organisationsinnovation. Die Datenanalyse kann demnach genutzt werden, um z. B. (1) neue mögliche Kunden zu identifizieren, (2) gezielte Angebote und Rabatte zur Erhöhung der Zahlungsbereitschaft zu entwickeln, (3) Waren und Dienstleistungen entsprechend der Bedürfnisse der Kunden zu diversifizieren und (4) Optimierungen der betrieblichen Organisation und/oder Produktion zu erreichen.²⁰ Zusammenfassend werden die Hauptziele bei der Nutzung von (Big) Data beschrieben als:²¹

- 1) Verbesserung der unternehmerischen Entscheidungsfindung,
- 2) Verbesserung der Abläufe bzgl. Effektivität, Effizienz und Produktivität,
- 3) höhere Kundenzufriedenheit und -bindung durch bessere Nutzungs-/Einkaufserlebnisse,
- 4) Produkt- und/oder Dienstleistungsinnovation.

Auch die besondere Bedeutung von Sensorik und vernetzten Geräten wird hervorgehoben: *„intelligente und vernetzte Geräte sind eine ergiebige Quelle für Innovationen in allen Sektoren. Sie sammeln und übertragen Daten über Prozesse, Nutzung und Umweltbedingungen, die eine Prozessoptimierung, vorausschauende Analytik/Diagnostik und in ihrem fortgeschrittensten Stadium den autonomen Betrieb von Systemen ermöglichen“*²².

In der Literatur findet sich eine Vielzahl von Typisierungsansätzen, jedoch hängt eine sinnvolle Ein-

ordnung und Abgrenzung von Daten häufig vom spezifischeren Kontext und Verwendungszweck ab. Eine Auswahl der in dieser Studie relevanten Unterscheidungen ist im Folgenden gegeben:²³

- strukturiert, unstrukturiert & wiederholend, unstrukturiert & nicht wiederholend
- Roh-, Primär-, Sekundär- und Tertiärdaten
- intern, extern
- Index-, Attribut- und Metadaten
- streng geheime, hochsensible, sensible, private und öffentliche Daten
- personenbezogen, nicht-personenbezogen

Strukturierte Daten haben ein vorgegebenes Format und lassen sich in relationaler bzw. tabellarischer Form darstellen. Die Datenpunkte besitzen konkrete Werte, die nur einer begrenzten und vordefinierten Wertemenge entstammen und entsprechend kategorisch eingeordnet werden können. Unstrukturierte Daten haben keine kategorischen Werte oder ein festes Schema, dazu gehören insb. gesprochene und geschriebene Sprache, Bild-, Ton- und Videodateien.²⁴ Für die Nutzung traditioneller Software und auch einfacherer KI-Methoden müssen die Daten in strukturierter Form erfasst werden oder erst in entsprechender Form aufbereitet werden. Moderne KI-Anwendungen sind allerdings bereits in der Lage, Muster in unstrukturierten Daten selbst zu erkennen, zu analysieren, z. B. im Freitext von Kunden-E-Mails.²⁵

Verschiedene Arten von internen Unternehmensdaten können z. B. Produkt-, Prozess-, Maschinen- und Mitarbeiterdaten darstellen. Kundendaten können auch je nachdem, ob es sich um Bestandskunden oder potentielle Kunden handelt, als interne oder externe Daten angesehen werden. Weitere mögliche externe Datenquellen sind andere Unternehmen, u. a. Lieferanten, Umgebungsdaten und öffentliche Einrichtungen.

18 Vgl. Günther et al. (2017), Grover et al. (2018), Faroukhi et al. (2020) Monino (2021).

19 Vgl. OECD & Eurostat (2018).

20 Vgl. OECD (2015).

21 Vgl. Grover et al. (2018).

22 Paunov & Planes-Satorra (2019), S. 11.

23 Vgl. Kitchin (2014); Arnold et al. (2020).

24 Vgl. Bitkom (2020a).

25 Vgl. Bitkom & DFKI (2017).

Ein besonderes Augenmerk liegt außerdem auf der Unterscheidung von personenbezogene Daten und nicht-personenbezogene Daten gemäß DSGVO.²⁶ Personenbezogene Daten sind dort definiert als „*alle Informationen, die sich auf eine identifizierte oder identifizierbare natürliche Person beziehen; als identifizierbar wird eine natürliche Person angesehen, die direkt oder indirekt, insbesondere mittels Zuordnung zu einer Kennung wie einem Namen, zu einer Kennnummer, zu Standortdaten, zu einer Online-Kennung oder zu einem oder mehreren besonderen Merkmalen, die Ausdruck der physischen, physiologischen, genetischen, psychischen, wirtschaftlichen, kulturellen oder sozialen Identität dieser natürlichen Person sind, identifiziert werden kann*“.

Explizit ausgenommen sind u.a. „a) aggregierte und anonymisierte Datensätze für Big-Data-Analysen, b) Daten im Zusammenhang mit der Präzisionslandwirtschaft, die dabei helfen können, den Einsatz von Pestiziden und Wasser zu überwachen und zu optimieren, oder c) Daten zum Wartungsbedarf von Industriemaschinen“²⁷, was klassischen Anwendungsbeispielen für KI entspricht, die auch im Folgenden diskutiert werden. Unkritisch sind in dieser Hinsicht entsprechend Maschinen- & Sensordaten oder Umwelt-/Umfelddaten wie Wetterdaten. Daten über juristische Personen und anonymisierte Daten gehören zwar zunächst ebenfalls nicht zu den personenbezogenen Daten, unterliegen aber dem Risiko, dass sie indirekt oder durch technologische Methoden der Deanonymisierung wiederum natürliche Personen identifizieren können und damit den Anforderungen personenbezogener Daten gerecht werden müssen.²⁸

Ein entscheidendes Kriterium der Datennutzung für KI-Zwecke liegt in der Qualität der Daten. Zu den wichtigsten Dimensionen der Datenqualität gehören:²⁹

- **Vollständigkeit:** ausreichende Breite, Tiefe und Umfang der Daten für eine vorliegende Aufgabe,

- **Genauigkeit:** Daten müssen möglichst korrekt, zuverlässig, gültig und belegt sein,
- **Aktualität:** angemessenes Alter der Daten für eine vorliegende Aufgabe,
- **Konsistenz:** Daten sollten im gleichen Format vorliegen und mit früheren Daten kompatibel sein,
- **Zugänglichkeit:** Daten sollten gut verfügbar bzw. leicht und schnell abrufbar sind.

Gerade Trainingsdaten sollten für die vorhergesehenen Aufgabe repräsentativ und möglichst fehlerfrei sein. Zwar kann eine große Datenmenge gerade im Kontext von Big Data und moderner KI-Methoden auch gewisse Ungenauigkeiten kompensieren, dennoch ist eine größere Datenquantität nicht pauschal ausreichend um z. B. grundlegende Verzerrungen und Mängel in Bezug auf die Datenqualität zu beheben.³⁰ Ein abnehmender Grenznutzen ist dabei meist einem erhöhten Rechenaufwand und einer erschwerten Ergebnisinterpretation verbunden.³¹

Bezüglich der Aktualität ist auch die Veränderungshäufigkeit von Daten relevant. Während im einen Anwendungsfall Stammdaten und andere statische Daten für eine erste Optimierung ausreichen können, werden an anderer Stelle Daten in Echtzeit (real-time/near-time) benötigt. Dabei muss ggf. der Zeithorizont des realen Prozesses/Objektes vom Zeithorizont der Datenverfügbarkeit abgegrenzt werden. Zum Beispiel werden für intelligente Live-Steuerungssysteme aktuellste Verkehrs- und Wetterdaten benötigt, werden aber schon am nächsten Tag zu historischen Daten. Allgemein wird angenommen, dass Daten einen abnehmenden Nutzen aufweisen, je älter sie sind.³²

Die folgende Übersicht fasst verschiedene mögliche datengetriebene Geschäftsmodelle und deren Charakteristiken zusammen.³³

26 Vgl. Regulation (EU) 2016/679.

27 Vgl. EU (2018).

28 Vgl. Arnold et al. (2020); Blankertz (2020).

Eine ausführliche Diskussion über technische und rechtliche Aspekte von Anonymisierung und Pseudonymisierung findet sich in Bitkom (2020a).

29 Vgl. Cichy & Rass (2019).

30 Vgl. Hestness et al. (2017).

31 Vgl. Dewenter & Lüth (2016).

32 Vgl. Feijóo et al. (2016).

33 Vgl. Hartmann et al. (2016).

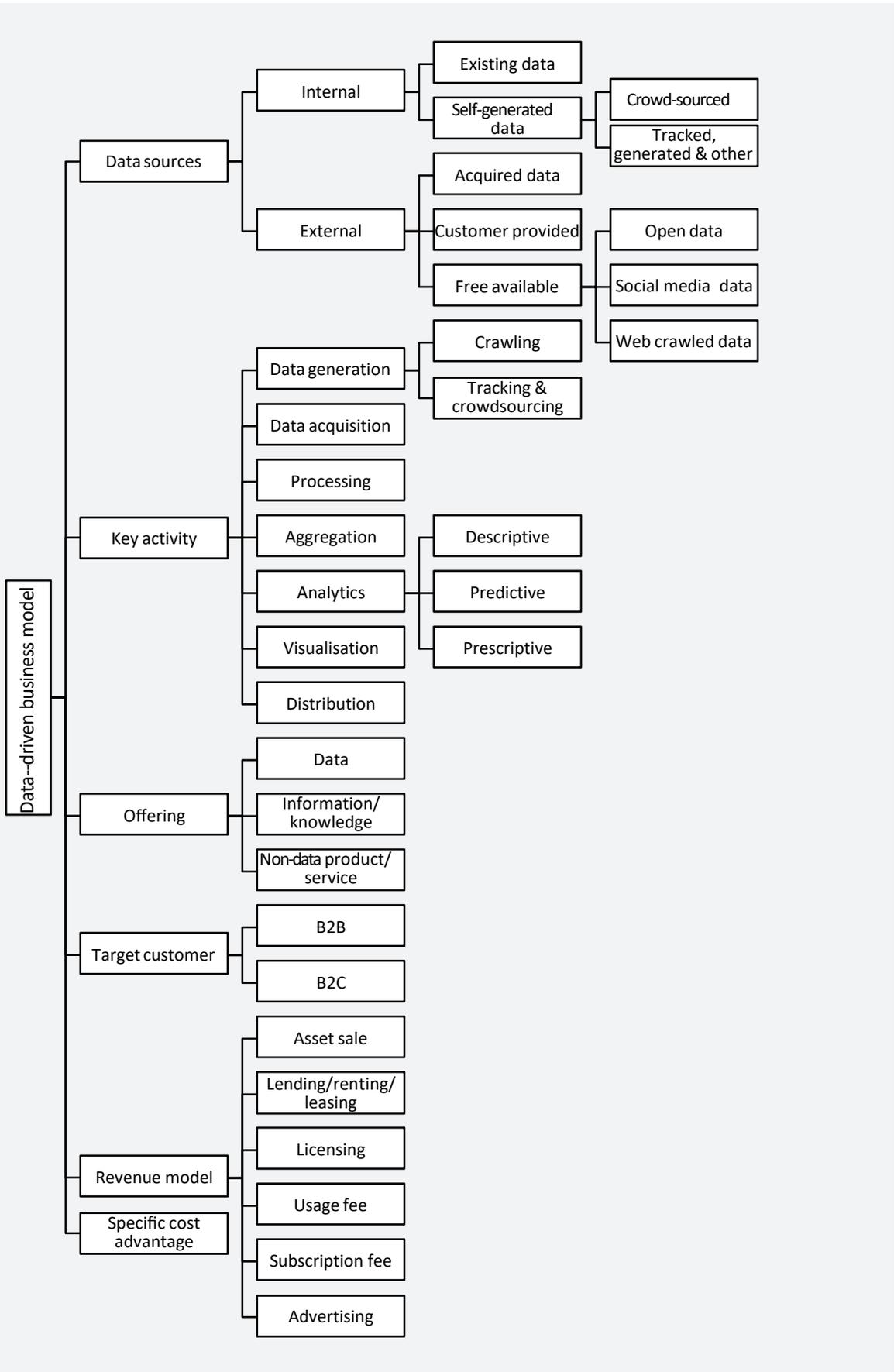


Abbildung 3: Einordnung datengetriebener Geschäftsmodelle

2.3 Datenquellen

Im Folgenden geht es zunächst darum, Ansätze zu listen, die das Ziel haben, Daten zu erfassen und zu beschreiben. Im ersten Schritt wird unterschieden zwischen Methoden, die selbst Daten erheben, und Ansätzen, die auf bereits vorhandenen Daten aufbauen. Zu den Möglichkeiten, selbst Daten zu erheben, zählen insbesondere verschiedene Arten von Sensoren, aber auch die Aufbereitung von Kundendaten. Methoden, die auf vorhandenen Daten aufsetzen, können grundsätzlich auf öffentliche und/oder privatwirtschaftliche Daten zurückgreifen.

Für die befragten IHK-Berater, die hauptsächlich im produzierenden Gewerbe aktiv sind, waren überwiegend interne Daten relevant, insbesondere Produktions- und Prozessdaten. Auch Daten von Bestandskunden und eigene Produktdaten wurden noch in rund der Hälfte der Fälle aktiv genutzt. Von geringerer Bedeutung waren externe Daten, z. B. von potenziellen Kunden oder Lieferanten. Auch öffentliche Daten wie Verkehrs- oder Wetterdaten wurden selten genutzt, was auch in den Experteninterviews bestätigt wurde. Hier ist allerdings die Überrepräsentation des Produktionssektors zu beachten, da diese Daten z. B. im Logistiksektor wiederum hoch relevant sind.

Dieses Ergebnis spiegelt sich auch in den genutzten Datenquellen wieder. Die wichtigsten Datenquellen sind Kundendaten und Sensorik an Produktionsanlagen, die als einzige von einer Mehrheit überwiegend oder sogar ausschließlich genutzt werden. Auf die bisher relativ wenig genutzten Möglichkeiten zum Datenaustausch und Open Data wird abschließend noch einmal in Kapitel 4.2 eingegangen.

Daten können generell von dem handelnden Akteur entweder originär erhoben oder zugekauft werden. Dieser kann sich dann auch die Frage stellen, ob er Daten aus verschiedenen Quellen miteinander kombiniert und so seine Datengrundlage für aufbauende Services optimiert.

2.4 Einordnung von KI in allgemeine Digitalisierungs- und Datenprozesse

Neben einem öffentlichen und politischen Fokus auf den großen insb. amerikanischen Technologieunternehmen und deren datengetriebenen Services und Geschäftsmodellen auf neuartigen Märkten verschiebt sich die Aufmerksamkeit auch auf Seiten traditioneller Industrien zunehmend hin zu einer direkten Wertschöpfung aus Daten und einem aktiven

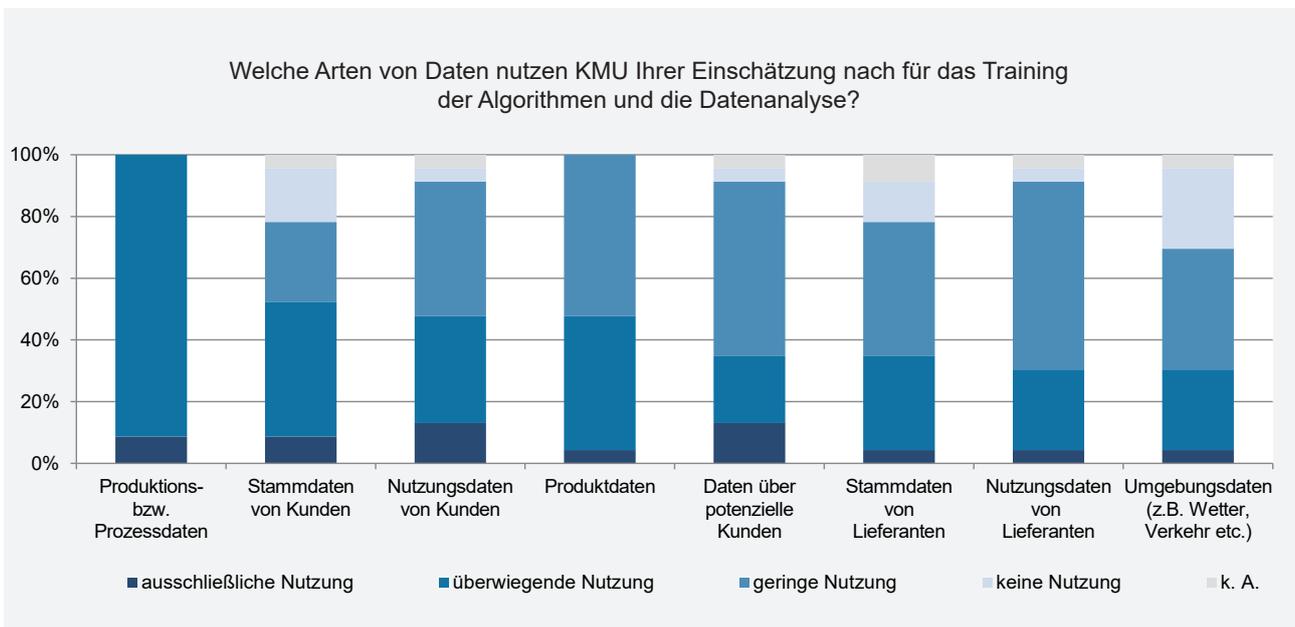


Abbildung 4: Bedeutung verschiedener Datenarten

Quelle: Befragung IHK-Berater (N=23), Mehrfachnennung möglich

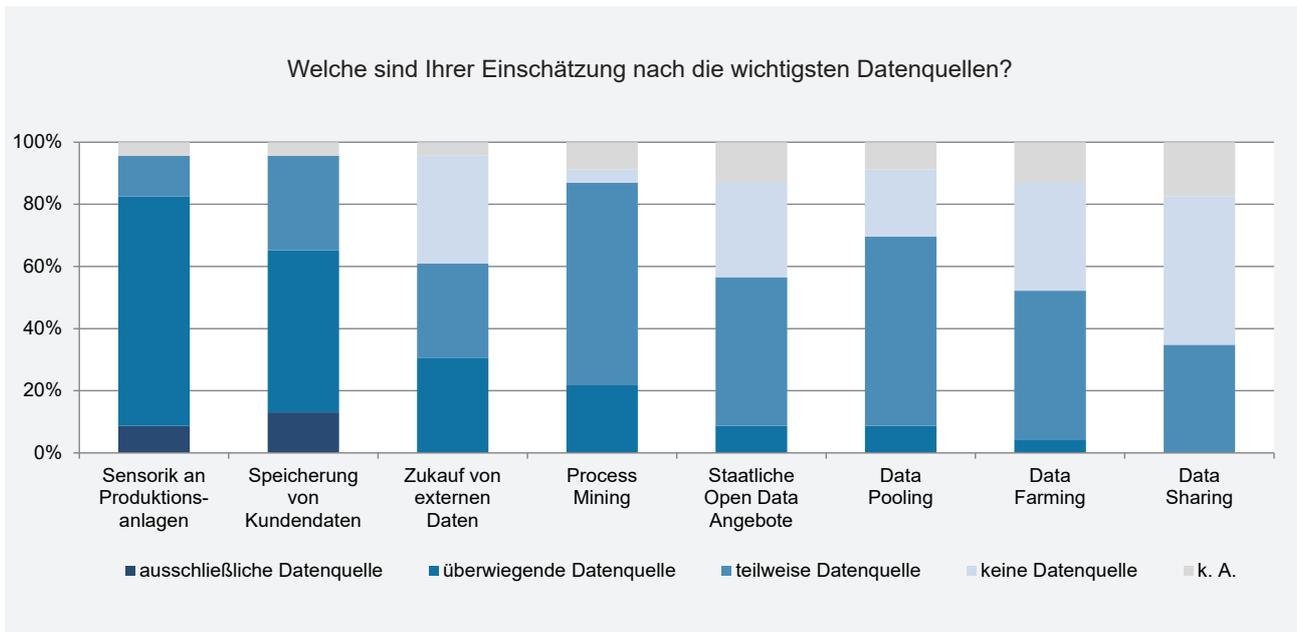


Abbildung 5: Bedeutung verschiedener Datenquellen

Quelle: Befragung IHK-Berater (N=23), Mehrfachnennung möglich

Datenaustausch im B2B-Kontext bzw. entlang ganzer Wertschöpfungsketten.³⁴

In Abbildung 6 ist ein typischer Entwicklungspfad eines Unternehmens von der Datenerfassung/-erhebung hin zu „intelligenten“ Mehrwerten dargestellt. Prinzipiell ist der Pfad in Teilen und im Gesamten auch analog denkbar, von der Erhebung mit Stift und Papier hin zu aus der Beobachtung abgeleiteten Optimierungen, z. B. bei der Absatzprognose. Idealerweise sollte der Pfad heute aber auch schon bei der Erhebung und Sammlung durch eine parallele Digitalisierung begleitet sein. Hierbei lässt sich auch verdeutlichen, dass ein typisches Anwendungsbeispiel für KI wie „Predictive Maintenance“ (entsprechend der Stufe 5) in großen Teilen nur der konsequente nächste Schritt zu einer Fernüberwachung und -wartung (entsprechend der Stufen 3 & 4) ist. Entsprechend bieten viele KI-Anwendungen hier dann „nur“ einen weiteren Automatisierungs- und/oder Optimierungsschritt gegenüber schon etablierten Lösungen.

Gerade kleinere Firmen stehen hier aber eher noch vor dem Problem, Daten aus schon bestehenden Kunden und Prozessen überhaupt erst(malig) nutzbar zu

machen. Mit Daten aus neuartigen Online-Diensten und der Verbreitung von neuen intelligenten Geräten (z. B. Smart Home & IIoT) zur Messung bestehender realer Prozesse ist die generierte Datenmenge heute größer denn je. Zusätzlich verfügen wir durch immer größere Rechenkapazitäten und Methoden des maschinellen Lernens über ebenso gewachsene Möglichkeiten der Datenverarbeitung und -analyse.

KI ermöglicht dabei sowohl die Verwertung und Analyse dieser gewachsenen Datenmengen als auch weitere Dimensionen bei der neuen Datenerfassung, z. B. durch automatische Sprach- oder Bilderkennung. Die Vielfalt an KI-Einsatzmöglichkeiten drückt sich auch darin aus, dass KI-Anwendungen nicht nur am Ende des Pfades (vgl. Abbildung 6) stehen können, sondern gleichzeitig Lösungen und Vereinfachungen entlang der gesamten Kette bieten. So können automatische Methoden der Bild-, Sprach- oder Texterkennung den Eingabe- und Erfassungsprozess von Prozess-, Produkt- oder Maschinencharakteristika extrem erleichtern. Auch für die Datenaggregation und Aufbereitung kann z. B. eine automatische Klassifizierung genutzt werden, die mit semi- und unstrukturierten Daten umgehen kann.

³⁴ Vgl. Industrie 4.0, International Data Spaces, etc.

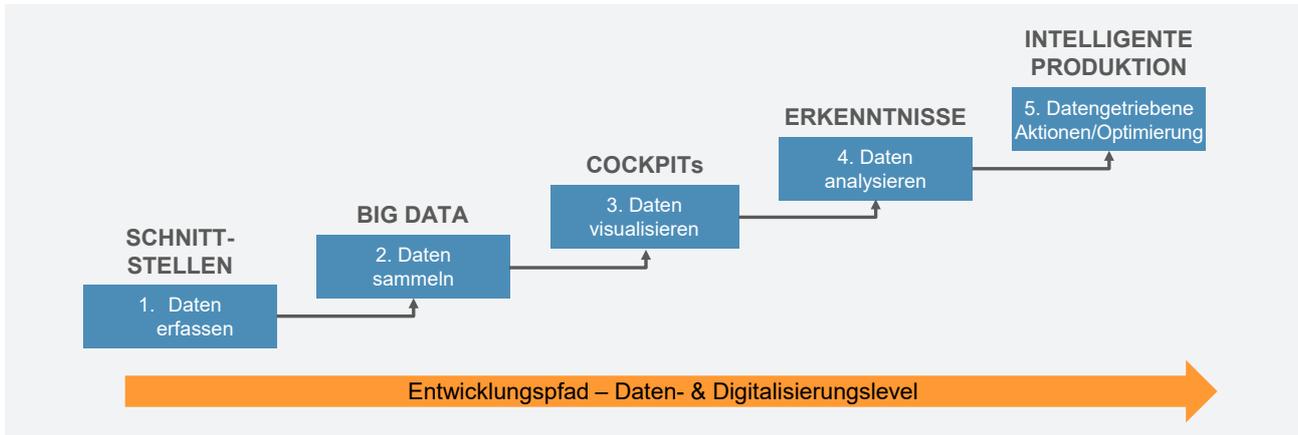


Abbildung 6: Entwicklungspfad des Daten- und Digitalisierungslevel in Unternehmen

Quelle: nach Boch (2021)

2.5 Der Autonomiegrad von KI

Außerdem lässt sich bei der KI-Anwendung nach dem Autonomiegrad unterscheiden. In Stufe 0 entscheidet der Mensch ohne technische Unterstützung. Stufe 1 stellt eine Assistenz bei ausgewählten Funktionen dar, dazu können auch noch einfache Instrumente bis hin zu Tabellenkalkulationen gehören. In Stufe 2 gibt es bereits eine zeitweise Autonomie des Systems, allerdings innerhalb abgegrenzter Bereiche und Vorgaben, wenn z. B. eine Spracherkennung nach Eingabe einen Bestellvorgang auslöst. Stufe 3 beschreibt eine abgegrenzte Autonomie in größeren Teilbereichen. Lösungsvorschläge des Systems, das z. B. für die Umgebungsüberwachung zuständig ist und bei Problemen warnt oder auch Produkte im Rahmen bekannter und vorefasster Präferenzen vorschlägt, müssen allerdings vom Menschen noch bestätigt werden. In Stufe 4 arbeitet das System in Grenzen bereits adaptiv und autonom, z. B. steuert es in einem Rechenzentrum die Kühlleistung, der Mensch greift nur noch in

Notfallsituationen ein. In Stufe 5 kann der Mensch theoretisch abwesend sein, das System übernimmt dauerhaft und zuverlässig die Kontrolle über größere und komplexe Bereiche, z. B. bei einem automatischen Transportsystem innerhalb bestimmter Routen. Dennoch kann der Mensch bei Bedarf stets die Kontrolle zurücknehmen und eingreifen.

Insbesondere für die Realisierung der Stufen 4 und 5 sind in der Regel Echtzeit- und vielfältige extensive Daten nötig. Zumindest auf den Ebenen 1 bis 3 gibt es aber auch bereits Anwendungen, die entweder mit einem relativ geringen Datenbedarf trainiert und eingesetzt werden können oder vortrainierte Anwendungen, für die nur noch individuelle Präferenzen und Parameter eingestellt werden müssen. Allgemein geht die Entwicklung dahin, auch Lösungen für geringe Datenmengen zu entwickeln.³⁵ Verschiedene Ausgestaltungsmöglichkeiten und Anwendungsfälle für KI-Anwendungen werden im Folgenden exemplarisch aufgezeigt.

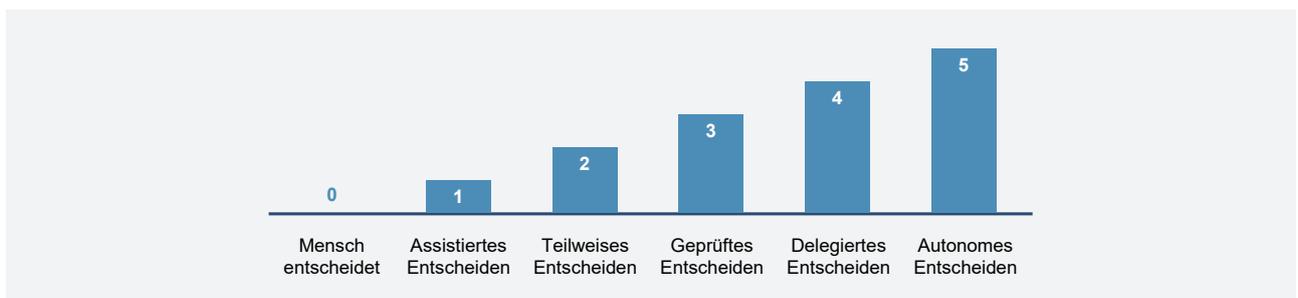


Abbildung 7: Stufen der Automation des Entscheidens

Quelle: Holtel et al. (2017)

35 Vgl. Ehrenberg-Sillies (2019).

2.6 Use Cases von KI im Unternehmen

In der Literatur finden sich diverse Beispiele, Fallstudien und Klassifizierungsansätze in unterschiedlichen Granularitäten je nach KI-Technologie, Anwendung, Aufgabe und Einsatzbereich.³⁶ Zu verbreiteten Anwendungstypen gehören z. B. Automatisierung, Auswertung, Qualitätskontrolle, Prognose/Vorhersage, Muster-/Objektidentifikation, Einordnen in Kategorien, Planungsassistenz/Ressourcenmanagement, Bilder & Texte interpretieren, Wissensmanagement. Das „Dortmunder Anwendungsmodell für Maschinelles Lernen“³⁷ bietet eine aggregierte Übersicht über grobe Aufgabenbereiche, die KI-Anwendungen erfüllen können, und welche Ausprägungen für verschiedene Wertschöpfungsstufen in Unternehmen besonders relevant sind:

Von der automatischen Korrektur bei der einfachen Texterstellung und der Nutzung von Routenplanungs-Apps bis hin zu sich autonom bewegenden Maschinen und eigenen KI-Anwendungen als Kernprodukt – sowohl die möglichen Einsatzbereiche als auch der Umgang von Unternehmen mit den vorhandenen KI-Möglichkeiten zeigen eine extrem vielschichtige Bandbreite auf. Weitere allgemeine Beispiele, welche verschiedenen Wertschöpfungsaktivitäten³⁸ zugeordnet sind, werden im Folgenden aufgelistet.³⁹

Für die Programmierung, das Training und die Implementierung solcher Anwendungen kommen die unterschiedlichsten bereits vorhandenen oder neu erfassten Daten zum Einsatz, häufig in Kombination miteinander. Viele Anwendungen sind von Anbietern (teilweise) vortrainiert und können im Betrieb direkt

Bereich \ Aufgabe	Beschaffung & Einkauf	Produktion	Vertrieb & Distribution
Erkennung	Lokalisierung, Identifikation und Zählen von Objekten		
	Sprach-, Gesten- und Gesichtserkennung zur Mensch-Maschine-Kommunikation		
Analyse	Identifikation von Versorgungsrisiken	Condition Monitoring	Änderungen des Kundenverhaltens
	Lieferantenbewertung	Anlagenperformance	Kundenklassifikation
	Dokumentenanalyse zur Extraktion von Informationen (Bestellungen, Lieferscheine, Rechnungen...) aus semistrukturierten Daten		
Planen und Entscheiden	Lieferantenauswahl	Produktionsprogramm und Kapazitäten	Absatz
	Bestände (Materialien/Teile, WIP, Fertigprodukte)		
	Transportkapazitäten, Transportmodi, Sendungen, Routing	Fertigungsaufträge und Produktionsreihenfolge	Transportkapazitäten, Transportmodi, Sendungen, Routing
	Entladung, Lagerplatzvergabe und Einlagerung	Innerbetriebliche Transporte (Scheduling)	Picken, Packen, Verpacken und Beladen
Ausführen	Autonomes Fahren (öffentliche Straßen)	Automatisierung des Transports (innerbetrieblich)	Autonomes Fahren (öffentliche Straßen)
	Steuerung der Automatisierungstechnik in Wareneingang und Lagerung	Automatische Produktion	Steuerung der Automatisierungstechnik in Kommissionierung und Warenausgang

Tabelle 1: Dortmunder Anwendungsmodell für Maschinelles Lernen

Quelle: Murrenhoff et al. (2021)

36 Vgl. Seifert et al. (2018), Fink et al. (2018), DIN (2020), Plattform Lernende Systeme (2021).

37 Murrenhoff et al.(2021).

38 Vgl. Plattform Lernende Systeme (2021a).

39 Vgl. u.a. Plattform Lernende Systeme (2021), Kreuzer & Christiansen (2021).

eingesetzt werden.⁴⁰ Ein Beispiel ist die automatische Erkennung von Warenlabels, z. B. für Gefahrgut. In der Trainingsphase werden durch Video- oder Bildererkennung automatisch erkannte Label zunächst klassifiziert bzw. getaggt. Der Vorteil von KI gegenüber vorherigen starren Erkennungsmethoden besteht darin, dass auch teils verdeckte Labels oder aktualisierte und abgewandelte ähnliche Labels zuverlässig erkannt werden können. U.a. Werkstoffe und Transportmittel können durch KI-Methodik außerdem auch ohne Label bzw. Seriennummern automatisch erkannt und eingeordnet werden. Individuelle Stücke wie Stahlstangen oder Euro-Paletten können ähnlich eines Fingerabdrucks anhand von Wicklungs-, Säge-, Holzmusterung etc. erkannt werden. Auch diese Anwendung ist vortrainiert, ggf. mit der Anpassung auf betriebseigene Stücke und Muster möglich.

Eine buchstäbliche Mustererkennung, hier anhand optischer Muster im Bodenbelag der Lagerhalle, kommt auch für die Navigation und Koordination von autonomen Fahrzeugen, z. B. sogenannten Loadrunnern, zum Einsatz.⁴¹ Für den innerbetrieblichen Transport ist das autonome Fahren durch den begrenzteren räumlichen und inhaltlichen Rahmen schon heute wesentlich marktreifer als für den Individualverkehr.

Eine automatisierte Bewegungsanalyse bezüglich der physischen Belastung von Mitarbeitern zeigt den Vorteil von moderner Sensorik auf. Mit Hilfe von „Wearables“ kann die erfasste Datenmenge stark erhöht werden, wo vorher nur kurze Stichproben unter hohem manuellen Beobachtungsaufwand möglich waren. Durch den intelligenten Abgleich von so erkannten Bewegungsabläufen zu Tätigkeiten wie dem Abholen und Verpacken von Ware können so anhand der KI Belastungs- und Verletzungsquellen identifiziert werden. Ähnlich zu dem Anwendungsfall einer personalisierten Pausenempfehlung können bei der Nutzung von z. B. Vital- und Bewegungsdaten von Mitarbeitenden hier aber arbeits- und datenschutzrechtliche Bedenken zum Tragen kommen.

Der Bereich der Logistik und Disposition stellt mit optimierter Routenplanung und ETA-Prognosen ein Beispiel für hochkomplexe Kombinationen von Daten(quellen) dar. Für Training und Anwendung sind dabei historische bzw. aktuelle Verkehrs- und Wetterdaten, Daten von Logistikpartnern, Arbeitskalender u.v.m. nötig. Dem gegenüber stehen vielfältige Optionen bei der Wahl der Transportroute, des Transportmodus, der Abwägung von Zusatztransporten und der Verlängerung von Öffnungszeiten für die Warenannahme. Solche komplexen Optimierungsprobleme sind für den Menschen nicht mehr vollständig erfassbar und durchdringbar, so dass KI-Anwendungen hier ein signifikantes Effizienzpotenzial mit sich bringen. Auch im Rahmen z. B. von Absatzprognosen ist das Optimierungsproblem beliebig ergänz- und erweiterbar, von historischen intern verfügbaren Umsatz- und Lieferketten bis hin zu aktuellen Wechselkursdaten oder dem Text Mining/Scraping öffentlicher Internetquellen.

2.7 Die Umsetzungsentscheidung: Make or buy ... or sell or drop

Für Unternehmen stellt sich dabei jeweils die Frage, ob eine entsprechende Lösung extern beschafft oder selbst entwickelt werden kann und soll. Wie bereits erwähnt gibt es eine Vielzahl von fertigen Lösungen am Markt, deren Potenziale einfach genutzt werden können. Auch verschiedene Abstufungen von individueller Anpassung oder Weiterentwicklung von Standardsoftware sind verbreitet. So kann z. B. für die betriebliche Nutzung von Sprachassistenten spezifisches Fachvokabular notwendig sein, das nicht standardmäßig in vortrainierter Software bekannt ist.⁴² Ein Großteil der Anwendungen ist für KMU prinzipiell genauso relevant wie für große Unternehmen. Anwendungen wie Chatbots, automatische Inventur oder der automatische Self-Check-Out für Kunden sind allerdings von Natur aus hauptsächlich für jene Unternehmen relevant, die sich auch einer entsprechend großen Zahl von Kunden oder Produkten gegenübersehen, was für KMU nicht immer der Fall ist.⁴³

40 Vgl. Anwendungsbeispiele aus Murrenhoff et al. (2021).

41 Vgl. auch ten Hompel et al. (2020).

42 Vgl. Ottenhaus & Eder (2020).

43 Vgl. Jenny et al. (2019).

Auf der Kostenseite weisen KMU verschiedene weitere Besonderheiten auf, die eine Eigenentwicklung erschweren. Gerade für die Eigenentwicklung sind gewisse kognitive, technische und finanzielle Ressourcen nötig, d. h. IT-Know-how, Speicher- und Rechenkapazitäten sowie mittel- bis langfristiger Investitionsspielraum.⁴⁴ Gerade ein Fehlen von technischer Infrastruktur kann häufig nur durch den Rückgriff auf externe Serverdienstleister, v.a. in Form von Cloud-Diensten, aufgelöst werden. Eine fehlende Expertise kann neben der externen Unternehmensberatung und IT-Dienstleistern v.a. auch in Kooperation mit Forschungseinrichtungen, Universitäten und Fördernetzwerken erreicht werden, um eine erfolgreiche Kombination aus IT-Know-how und fachspezifischem Unternehmenswissen zu erreichen.⁴⁵

Am Beispiel eines einzelnen Anwendungsfalls wie der Predictive Maintenance lässt sich aufzeigen, dass die strategische Ausrichtung für jeden Fall anders ausfallen kann. Läuft die Maschine bereits nahe am Optimum mit geringer Fehlerquote, z. B. durch eine Betriebsleitung mit einem besonders guten Bauchgefühl und Erfahrungsschatz, sind Aufwendungen für einen KI-Einsatz eher nicht zu rechtfertigen, während eine Maschine mit hohen Ausfallzeiten einen sinnvollen Startpunkt darstellen kann.

Entsprechend sollte weder der passive noch der aktive KI-Einsatz⁴⁶ dabei zum Selbstzweck verkommen. So geben z. B. selbst viele Unternehmen, die eigene KI-Anwendungen am Markt anbieten, an, dass Sie trotz des demnach grundsätzlich vorhandenen Know-Hows auf KI-Anwendungen im internen Betrieb (vorerst) verzichten.⁴⁷ Abbildung 8, die vielversprechende KI-Einsatzbereiche für KMU aufzeigt, zeigt entsprechend auch den Verzicht auf eine KI-Nutzung als Option auf. Daneben ist für generische Anwendungsfälle im Overhead-Bereich (Verwaltung, Einkauf, Vertrieb) davon auszugehen, dass diese von bestehenden Marktlösungen bereits bedient werden und für einsteigende KMU somit eher eine passive Nutzung in Frage kommt. Der Vorstoß in vollständig eigene Entwicklungen und das ggf. eigene Angebot ist hingegen eher rund um das Kernprodukt bzw. – dienstleistung relevant, also in spezialisierteren Nischenbereichen, in denen KMU häufig aktiv sind.

Je nachdem wie gängig im vorangegangenen Predictive Maintenance Beispiel die Maschine ist, gibt es eventuell schon Marktangebote, z. B. direkt vom Maschinenhersteller selbst, oder durch standardisierte Sensoriklösungen von Drittanbietern. Handelt es sich um einen hoch individualisierten Maschineneinsatz aus verschiedenen Komponenten, bleibt ggf.

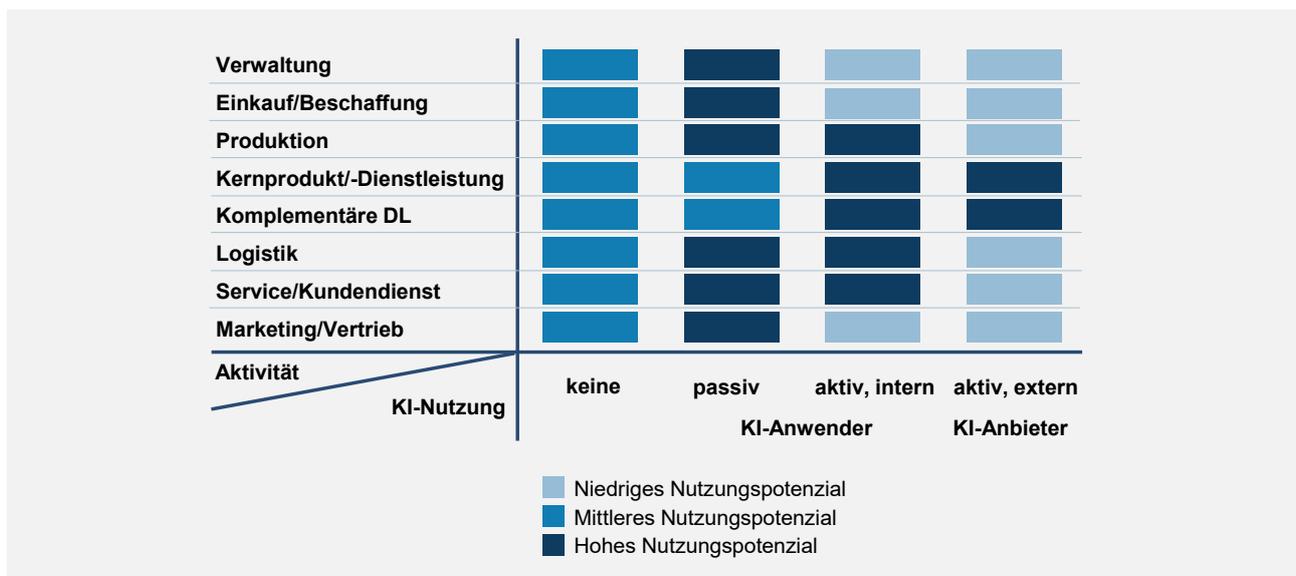


Abbildung 8: Tendenzielles KI-Nutzungsspektrum für KMU

Quelle: Eigene Darstellung

44 Vgl. z. B. Plattform Lernende Systeme (2021) & Murrenhoff et al. (2021).

45 Vgl. ten Hompel et al. (2020).

46 Vgl. Kapitel 2.1

47 Vgl. Rammer et al. (2021)

nur noch die Eigen(weiter-)entwicklung. Auch die nachfolgenden Beispiele zeigen, dass auch pauschale Empfehlungen für oder gegen eine Eigenentwicklung nicht sinnvoll möglich sind, sondern die unterschiedlichen Faktoren und Konstellationen im Einzelfall abzuwägen sind. Je nach Marktlage kann eine eigene Lösung einen Wettbewerbsvorteil bringen oder aber eine unnötige Replikation von bereits vorhandenen Angeboten darstellen.

Auch die **aktive Nutzung** lässt sich weiter in interne Prozessinnovationen oder nach außen gerichtete Marktinnovationen unterteilen. Werden Verwaltungs- oder Produktionsprozesse optimiert oder wird die KI-Lösung bzw. ihre Ergebnisse für angebotene Produkte oder Dienstleistungen verwendet? Einfache input-orientierte Make-or-Buy-Überlegungen greifen entsprechend zu kurz, da gerade wenn es um das Kerngeschäft und anliegende Bereiche geht, neue Geschäftsmodelle und Wettbewerbsvorteile geschaffen werden können. Am Beispiel eines Maschinenherstellers wären z. B. Geräte mit integrierter Predictive Maintenance Funktion als Zusatzfeature denkbar, aber auch vergünstigte Serviceverträge für Kunden, die ihre Maschinendaten zur Verfügung stellen.

Neben der Möglichkeit, das Kernprodukt mit KI-Anwendungen zu erweitern besteht außerdem die Möglichkeit, die KI-Lösung selbst am Markt anzubieten. Große Cloud-Anbieter wie Amazon, IBM, Google und Microsoft, aber auch kleine Unternehmen, insb. Start-Ups, halten vorkonfigurierte KI-Lösungen wie Sprachanalyse, Muster- oder Objekterkennung „as-a-Service“ bereit, häufig als Lizenz- oder Pay-per-use-Modell. Beispiele für erfolgreiche deutsche Start-Ups mit KI-basierten Lösungen als Kernprodukt sind Neuroflash⁴⁸ und Carrypicker⁴⁹.

Neuroflash trainiert mit extensivem Web-Scraping und Konsumentenumfragen ein KI-Programm, das automatisiert Marketingtexte generiert, z. B. für Social Media Werbung, und dabei zudem durch die Verknüpfung von Wörtern mit bestimmten Emotionen die Zielgenauigkeit und damit den Erfolg der Texte stark erhöht.

Carrypicker vermittelt Transportdienstleistungen, die durch eine intelligente Routenplanung und Bündelung von Teilladungen Kosten und CO₂-Ausstoß senkt. Aufgrund der extrem hohen Komplexität von Handlungsoptionen und über 50 Einflussvariablen gibt es dabei im Vergleich zu klassischen Planungstools und Disponenten ein hohes Optimierungspotenzial durch den KI-Einsatz. Beide Unternehmen stellen Beispiele dar, die mit extrem hohem Entwicklungs- und Trainingsaufwand verbunden waren, für Benutzer aber wiederum eine direkte Anwendung ohne Vorkenntnisse und Zubehör ermöglichen.

Eine weitere mögliche Marktinnovation ist die Ergänzung von (physischen) Kernprodukten mit (digitalen) Zusatzleistungen. Hersteller von Produktionsmaschinen können diese mit Sensorik und Software ausstatten, die eine vorausschauende Wartung ermöglicht. Dies kann dann entweder (zu einem ggf. höheren Verkaufspreis) dem Kunden direkt überlassen werden, oder aber es können eigene neuartige Geschäftsmodelle in diesem Kontext angeboten werden. So bietet z. B. der Druckmaschinenhersteller Koenig & Bauer vergünstigte Wartungs- und Servicepakete, auch im Pay-per-use-Modell, für ihre Maschinen an, wenn die Käufer im Anlagenbetrieb ihre Daten mit Hilfe von Analytic Bots mit der Herstellerfirma teilen.⁵⁰

Aber auch sehr kleine traditionelle Unternehmen können von proprietären Entwicklungen im internen Bereich grundsätzlich profitieren, wie die Beispiele der Firmen *Eifelbrennholz* und *Polierscheibenfabrik Spaeth* in Kooperation mit dem Mittelstand 4.0-Kompetenzzentrum Dortmund zeigen.⁵¹ Um das neue Großkundensegment für sich zu erschließen, war für Brennholzhersteller Eifelbrennholz eine manuelle Palettierung notwendig, die in Deutschland mit hohen Personalkosten verbunden wäre. Unter dem Einsatz von 3D-Sensorik und einer eigenen Greiftechnik konnte eine dennoch preiswerte Lösung gefunden werden, die wegen der verarbeitungs- und naturbedingten Individualität von Holzscheiten nicht auf standardisierte CAD-Modelldaten zurückgreifen konnte.

48 Vgl. Neuroflash (2021).

49 Vgl. Carrypicker (2021).

50 Vgl. Koenig & Bauer (2021).

51 Vgl. Mittelstand 4.0-Kompetenzzentrums Dortmund (2020).

Für die Polierscheibenfabrik Spaeth wurde ein Tool zur Fehlererfassung mit Hilfe von Tablets und Maschinensensorik entwickelt. Sensoren und Halterungen mussten individuell angepasst werden, um besonderen Fabrikbedingungen vor Ort mit u.a. erhöhter

Feuchtigkeit gerecht zu werden. In der Kombination aus einer systematischen Fehleraufnahme und den Maschinendaten lassen sich durch Clusteranalysen und Häufigkeitsuntersuchungen Fehlerquellen und Lösungsvorschläge ableiten.

3 Hemmnisse für den Einsatz von KI im Mittelstand

3.1 Die Verbreitung von KI-Anwendungen ist im Mittelstand weiterhin gering

Trotz der eingangs aufgezeigten Möglichkeiten von KI sind entsprechende Anwendungen noch nicht in der Breite des Mittelstands angekommen, wie sowohl unsere eigene Erhebung als auch diverse andere Studien regelmäßig zeigen.⁵² Im Logistik-Bereich gaben zuletzt lediglich 15 bzw. 17 % der Unternehmen an, den KI-Einsatz konkret zu planen, obwohl gerade in diesem Bereich der KI eine große zukünftige Bedeutung beigemessen wird.⁵³ Insgesamt ist der berichtete Einsatz von KI in Unternehmen immer noch gering, aber steigend.⁵⁴

Auch im Rahmen der für diese Studie durchgeführten Online-Umfrage gab nur eine kleine Zahl von Unter-

nehmen an, KI bereits im operativen Einsatz zu nutzen, während 64 % der befragten IHK-Berater angaben, dass die von ihnen betreuten Unternehmen den KI-Einsatz sogar aktuell (eher) nicht planen.

Eine mögliche Teilerklärung für die häufig berichtete geringe Nutzung von KI-Anwendungen im Mittelstand könnte allerdings bereits das diffuse Verständnis und Missverständnisse rund um das Thema KI darstellen. So wird aus den Expertenaussagen deutlich, dass viele Unternehmen beim Thema eine zu große Zielvorstellung haben, z. B. von vollumfänglichen und autarken Systemen die sonst nur aus Science-Fiction-Werken bekannt sind und/oder von Datenbedarfen à la Google & Co ausgehen. Darüber hinaus muss nicht jedes Unternehmen selbst das hauseigene KI-„Rad“ neu erfinden. Genau genommen stellen viele Hard- und Softwareangebote des Massenmarkts wie

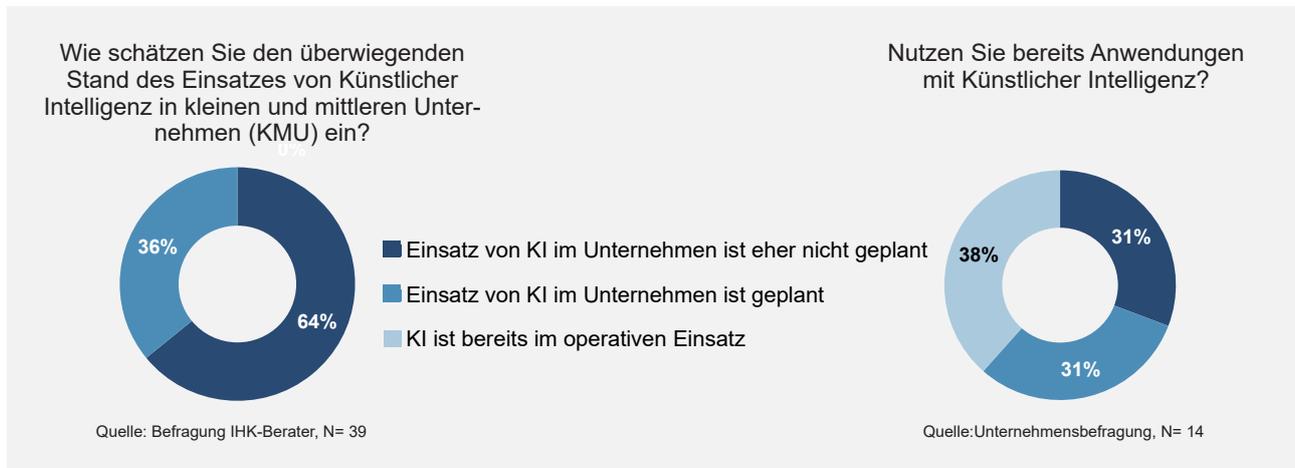


Abbildung 9: Aktueller und geplanter Einsatz von KI in KMU

Quelle: Eigene Befragungen

52 Vgl. z. B. Bitkom (2020b), Seifert et al. (2018), Geretshuber & Reese/PwC (2019).

53 Vgl. Rohleder (2019), Tata Consultancy (2020).

54 Vgl. Büchel et al. (2021).

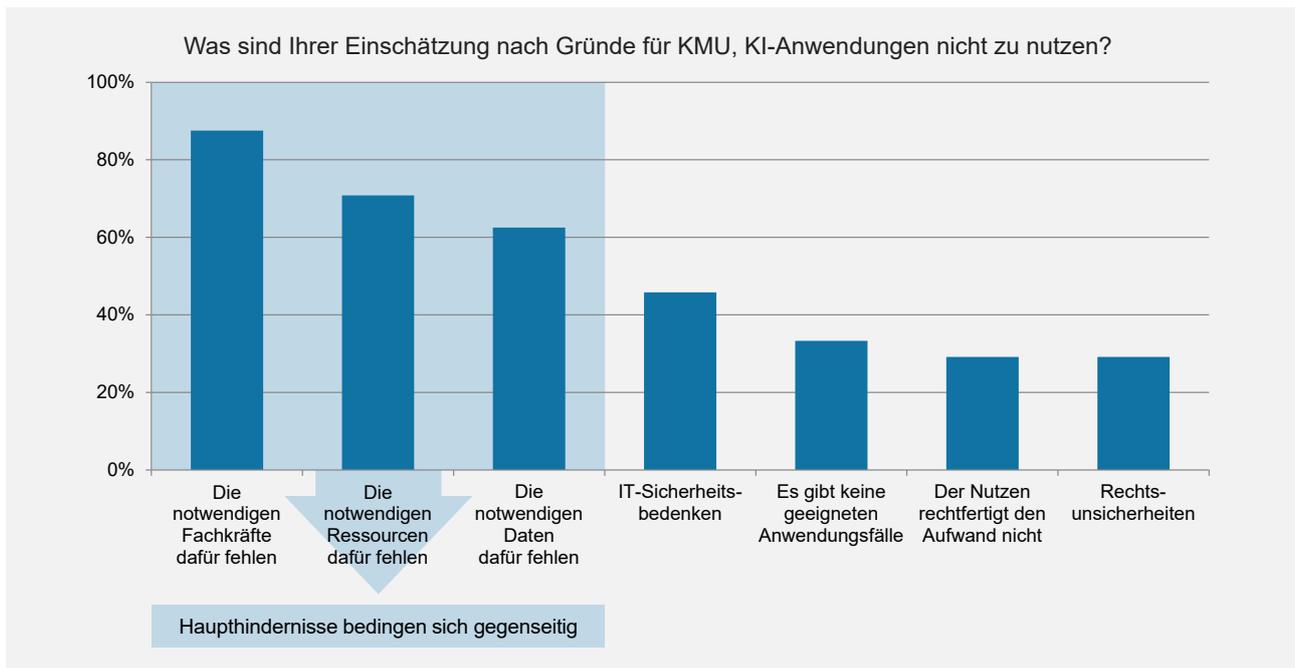


Abbildung 10: Haupthindernisse für die Anwendung von KI

Quelle: Befragung IHK-Berater; N= 24; Mehrfachnennungen möglich

die Sprachsteuerung von mobilen Endgeräten oder die Live-Routenplanung bereits einen (passiven) „KI-Einsatz“ dar, was vielen Endnutzern und auch Unternehmen gar nicht immer bewusst ist. Auch im Bereich z. B. von HR-Software, Logistik-Planung, Lagerhaltung und mehr gibt es bereits diverse Anwendungen, die KI-Komponenten niederschwellig inkorporieren und schon heute direkt am Markt verfügbar und im Einsatz sind.

3.2 Datenverfügbarkeit ist nicht das einzige Hemmnis

Dass der Fokus beim Thema potentieller KI-Anwendungen in (kleinen und mittelständischen) Unternehmen gedanklich eher bei mehr oder weniger proprietären Anwendungen liegt, zeigen aber auch die Ergebnisse aus der Umfrage bei IHK-Beratern. Sie führen noch vor einer fehlenden Datenbasis vor allem einen Fachkräfte- und Ressourcenmangel als Haupthemmnis für den Einsatz von KI-Anwendungen im Mittelstand an.

Dabei wird deutlich, dass sich insbesondere die Haupthindernisse gegenseitig bedingen, sodass sich die Frage nach einer (möglicherweise gemeinsamen)

Kernursache ergibt. Fehlendes Know-how im Unternehmen führt zu einem mangelnden allgemeinen digitalen Reifegrad, da Möglichkeiten der Datenerfassung und -verarbeitung, Anwendungsfälle und Nutzenpotenziale nicht bekannt sind und daher nicht implementiert werden können.

In Bezug auf mögliche Problemlösungen ist außerdem zu klären, ob es sich um ein absolutes oder ein relatives Verfügbarkeitsproblem von Ressourcen und Fachkräften handelt. Handelt es sich v.a. um eine fehlende Priorisierung und Zuteilung von Ressourcen, möglicherweise bedingt durch eine mangelnde Sensibilisierung im Management, oder sind Ressourcen und qualifizierte Fachkräfte grundsätzlich nicht in ausreichendem Maße verfügbar? Würden mehr IT-Fachkräfte für den Mittelstand das Problem der Datenverfügbarkeit auflösen und damit schnell KI-Anwendungen ermöglichen können oder ist davon auszugehen, dass solche Fachkräfte zunächst eher einen noch größeren zugrundeliegenden Mangel beim digitalen Reifegrad der Unternehmen aufdecken würden?

Die Erhebung zeigt aber, dass die Datenerhebung häufig nicht das Haupthindernis ist. Sowohl in der Umfrage als auch in den durchgeführten Interviews

hat sich gezeigt, dass für KI-Anwendungen relevante Daten oft intern bereits verfügbar sind oder relativ kurzfristig erhebbar sind.⁵⁵ Auch eine Fallstudienanalyse zeigt, dass viele prävalente Use Cases erfolgreich mit internen Daten durchgeführt werden konnten (s. Abbildung 11). Insbesondere in der Produktion kann ein großer Teil von Anwendungen durch von Sensorik erfassten Produkt- und Prozessdaten intern abgebildet werden. In der dieser Studie zugrunde liegenden Erhebung ist zwar eine Überrepräsentation des produzierenden Gewerbes gegeben, aber auch Use Cases und Facheinschätzungen aus anderen Bereichen wie der Logistik oder dem Kundenmanagement zeigen, dass konkrete Datenprobleme ggf. eher genau auf der Stufe zwischen der Erhebung von Daten und einer prospektiven Auswertung durch KI-Algorithmen verortet werden.

Ob manuell oder in gängigen IT-Systemen wie ERP (Enterprise Resource Planning), WMS (Warehouse Management) oder MES (Manufacturing Execution), schon lange werden diverse Daten wie Auftragszustände, Abschluss- und Störmeldungen, Arbeits- und Pausenzeiten in Unternehmen erfasst. Häufig sind die Daten somit grundsätzlich vorhanden, aber in abteilungsbezogenen oder sogar personen- oder

maschinenindividuellen Datensilos ohne aufgebaute Schnittstellen und Standardisierung verstreut und isoliert. Teilweise wird der Informationsgehalt der Daten auch unterschätzt und daher nicht ausgenutzt oder „falsche“ Daten erfasst, obwohl eine ausreichende Infrastruktur teilweise bereits vorhanden ist.

Laut Aussage der befragten KI-Experten, die verschiedene Unternehmen bei der Implementierung von KI-Lösungen begleitet haben, liegt der wesentliche Zeit- und Arbeitsaufwand (bis zu 80 %) weder bei der Erfassung der Daten noch beim Design und Einbindung in die KI-Programmierung, sondern bei der Datensammlung über Silos hinweg, der adäquaten Datenaufbereitung und -vorbereitung.

Insbesondere im Gespräch mit den KI-Experten wurde allerdings deutlich, dass gerade bei KMU letztlich die Sensibilisierung für digitale und datengetriebene Projekte und Anwendungen der auf Dauer entscheidende Hauptfaktor bleibt. Die durchaus vorhandenen praktischen Hürden entlang der Datennutzungskette seien alle grundsätzlich mehr oder weniger einfach überwindbar, solange entsprechende Projekte aus der Geschäftsführung heraus tatsächlich unvoreingenommen unterstützt und mitgetragen

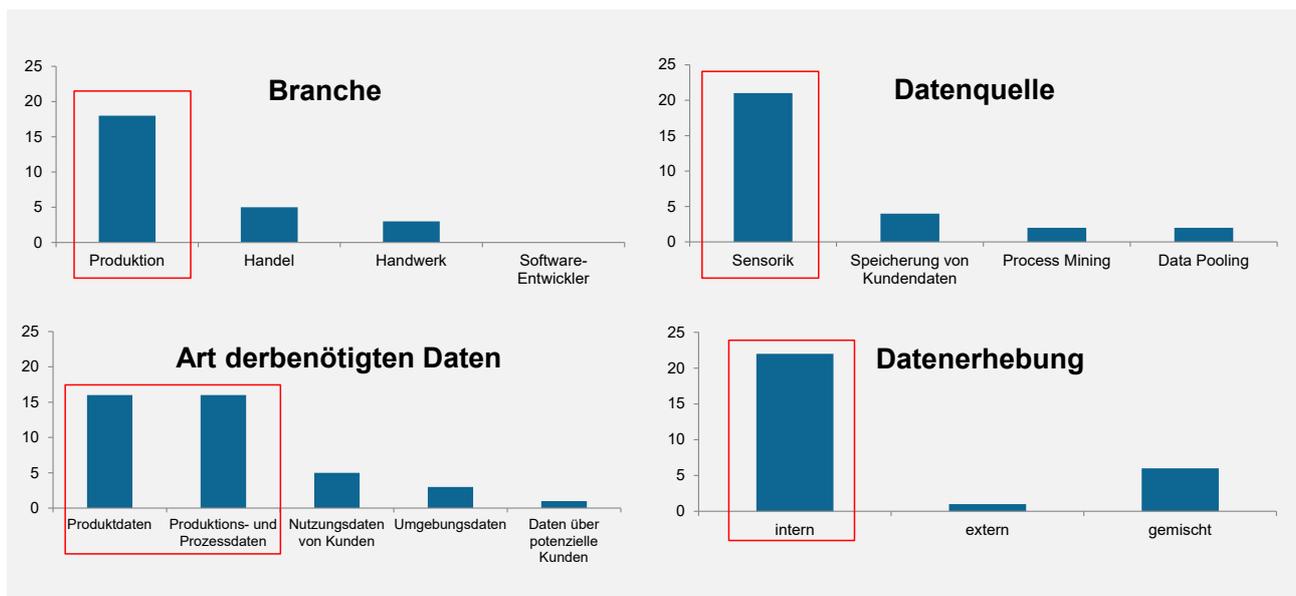


Abbildung 11: Kategorisierung der betrachteten Fallstudien

Quelle: Eigene Darstellung⁵⁶, N = 28

⁵⁵ Vgl. auch Rüping (2021): „KMU haben genug Daten oder können diese sogar selbst generieren!“

⁵⁶ Für eine Auflistung der betrachteten Fallstudien siehe Anhang.

werden. Auch bei der Frage nach KMU als möglichem Arbeitgeber für digitale Fachkräfte wurde dieser Aspekt als der letztendlich entscheidende Faktor genannt.

Neben den bereits diskutierten Problemen tauchen regelmäßig eine Reihe von weiteren Bedenken für den Einsatz von KI auf. Die Sorge um Datenschutz und Geschäftsgeheimnisse wird im folgenden Kapitel beim Thema Datenaustausch aufgegriffen. Außerdem befürchten Mitarbeiter teilweise den Verlust von Arbeitsplätzen. Die bisherige Entwicklung zeigt allerdings, dass die Anwendung von KI bisher eher unterstützend und kooperierend eingesetzt wird bzw. durch die Entlastung von eintönigen Routineaufgaben zwar teilweise Aufgaben übernimmt, aber andererseits Freiräume für produktivere oder neue Aufgaben schafft.⁵⁷ Um die Akzeptanz von KI-Anwendungen in Unternehmungen zu schaffen, ist es wichtig,

hierüber aufzuklären und diesen Aspekt in Best Practices mit hervorzuheben.

Weitere Bedenken seien im Hinblick auf den Fokus dieser Studie hier allerdings nur ergänzend genannt. Gerade im Bereich von Deep Learning Programmen kommt es durch deren technische Komplexität häufig zu Ergebnissen, deren Entscheidungsfindung und -begründung von außen für den Nutzer nicht nachvollziehbar ist. Dieser mangelnden Transparenz und „Black Box“-Problematik wird aktuell durch Bestrebungen für eine erklärbare KI (explainable AI/XAI) versucht entgegenzuwirken.⁵⁸ Auch Fragen der Fairness und Ethik, insbesondere in militärischen oder rechtsstaatlichen Anwendungsbereichen, spielen in den verschiedensten Facetten eine Rolle in der öffentlichen Diskussion.⁵⁹ Des Weiteren können diverse rechtliche Fragen wie zum Urheber- und Haftungsrecht entstehen.⁶⁰

4 Handlungsrahmen & -empfehlungen

Um Nutzen aus der Sammlung, Auswertung von Daten und Implementierung der Erkenntnisse zu ziehen, müssen Unternehmen organisatorische Fähigkeiten entwickeln, um die Bereiche zu identifizieren, die von diesen Erkenntnissen profitieren können sowie Datenanalyseprojekte strategisch zu planen und durchzuführen.⁶¹ Abbildung 12 zeigt dabei den Prozess auf, den Unternehmen durchlaufen, um Wert aus Daten zu generieren. Dabei muss zunächst ein Kompetenzaufbauprozess durchlaufen werden, in dem sowohl die zugrundeliegende digitale Infrastruktur als auch die Mitarbeitendenqualifizierung aufgebaut wird.⁶²

Wenn die initiale Aufbauphase absolviert ist, können die Kompetenzen und Ressourcen genutzt werden, um Nutzen für das Unternehmen zu generieren. Dabei gibt es verschiedene moderierende Einfluss-

faktoren auf den Prozess. Interne Einflussfaktoren sind dabei Strategie, Leadership, Technikvertrauen und die Unternehmenskultur. Externe Faktoren können der Kontext von Technologie, Industrie und Wettbewerb und die Rahmenbedingungen, in denen sich die Organisation bewegt, sein. In mittelständischen Unternehmen ist typischerweise der Einfluss der Unternehmensleitung auf viele der internen Faktoren höher als bei großen Unternehmen, was auch die befragten Experten hervorhoben.⁶³ Strategieentwicklung, Leadership, kulturelle Faktoren und Vertrauen liegen dabei häufig nah an der Geschäftsführung. Daher ist die Sensibilisierung von und die Unterstützung durch das Management bei KMU von besonderer Bedeutung.

Der Unternehmensnutzen kann abhängig von Branche, Geschäftsmodell und eingesetzter KI-Anwendung

57 Vgl. Lundborg & Märkel (2019), Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0 (2021).

58 Lundberg et al. (2020).

59 Vgl. z. B. Bartneck et al. (2019), Jobin et al. (2019).

60 Vgl. Kreuzer & Christiansen (2021).

61 Vgl. Mikalef et al. (2020).

62 Vgl. hier und im Folgenden Grover et al. (2020).

63 Vgl. auch Welter et al. (2015).

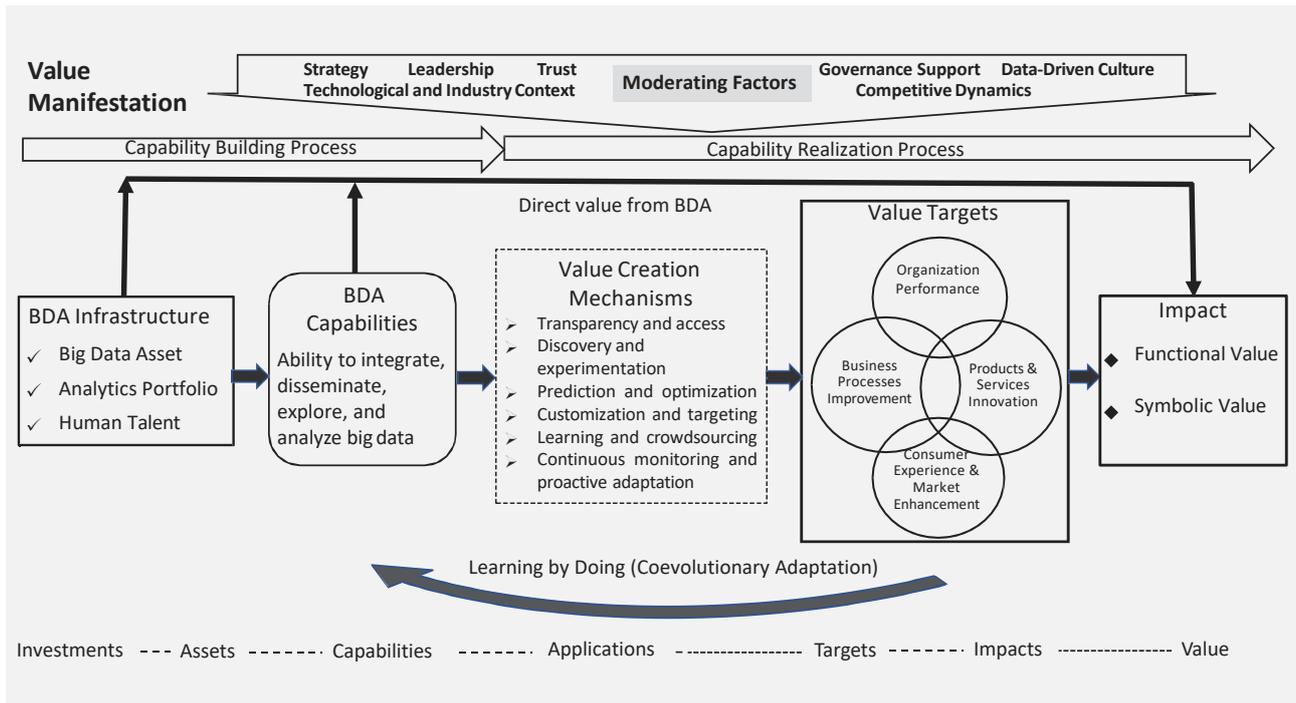


Abbildung 12: Wertschöpfungsprozess durch Big-Data Anwendungen

Quelle: Grover et al. (2020), S. 398

in der Verbesserung der Organisation, der Prozesse, der Produkte und Services, des Verbrauchererlebnisses und/oder einer Ausweitung des Absatzmarktes liegen. Ziel ist es, durch eine Steigerung der Transparenz und Effizienz Wettbewerbsvorteile zu generieren.⁶⁴

Parallel findet ein rekursiver Lernprozess statt, bei dem wiederum die Ergebnisse aus den Datenanalysen und im Ablauf gewonnene Erfahrungen in den Kompetenzaufbau einfließen. Die Vielfalt an KI-Einsatzmöglichkeiten drückt sich in diesem Prozess auch darin aus, dass KI-Anwendungen nicht nur am Ende des Pfades stehen können, sondern gleichzeitig Lösungen und Vereinfachungen entlang der gesamten Kette bieten.⁶⁵ So können automatische Methoden der Bild-, Sprach- oder Texterkennung den Eingabe- und Erfassungsprozess von Prozess-, Produkt- oder Maschinencharakteristika erleichtern. Auch für die Datenaggregation und Aufbereitung kann z. B. eine automatische Klassifizierung genutzt werden, die mit semi- und unstrukturierten Daten umgehen kann.

Die bisherige Diskussion hat gezeigt, dass sich die Unternehmenssituationen und -probleme einerseits und die KI-Technologien andererseits äußerst vielfältig darstellen. Unternehmen mit den unterschiedlichsten Kerngeschäften, Strukturen und Abläufen sehen sich unterschiedlichsten Bedingungen und Problemen gegenüber, während KI-Technologien verschiedene Nutzenpotenziale und Anwendungsmöglichkeiten bieten können. Entsprechend unterschiedlich müssen sich demnach auch die Abwägungen zur möglichen Einsatzempfehlung und zu Hilfestellungen gestalten. Zur Entscheidung zwischen Eigenentwicklung oder Beschaffung wurden verschiedene Aspekte in Kapitel 2.7 diskutiert, pauschale Ratschläge erscheinen hier aber aufgrund der Vielzahl an möglichen Konstellationen zwischen zu lösenden Aufgaben, Marktangeboten, Kosten und eigenen Kapazitäten nicht zielführend.

Im Folgenden sollen noch verschiedene Lösungsvorschläge für die aufgedeckten Hemmnisse erläutert werden, die allerdings ebenfalls nicht den Anspruch auf generelle Gültigkeit und Vollständigkeit erheben.

64 Vgl. Vidgen et al. (2017), und Gupta & George (2016).

65 S. auch Plattform Lernende Systeme (2021)

Im Verlauf der Studie wurde aufgezeigt, dass sich die Gesamtheit von Daten-, Digitalisierungs- und KI-Prozessen sowie den damit verbundenen Hürden vielschichtig und mehrstufig darstellt. Auf jeder dieser verschiedenen Stufen (vgl. auch Abbildung 6) ergeben sich unterschiedliche Eingriffs- und Fördermöglichkeiten. Was im Einzelfall aber für ein Unternehmen sinnvoll ist, hängt von den jeweiligen individuellen Umständen und Anforderungen ab. Nach Lösungsmöglichkeiten für die vielfältigen allgemeinen Hemmnissen, denen sich viele KMU aktuell noch in frühen Phasen der möglichen KI-Nutzung gegenübersehen in Kapitel 4.1, soll abschließend in Kapitel 4.2 ein Ausblick auf Lösungen für Hürden für einen interaktiveren multilateralen Datenaustausch gegeben werden.

4.1 Wissenstransfer und betriebswirtschaftliche Beurteilung bilden die Grundlage für Investitionsentscheidungen

Über alle Stufen hinweg wird aus der Recherche und der Expertensicht deutlich, dass sowohl innerhalb von Unternehmen (insb. KMU) als auch in der Öffentlichkeit noch große Informationsdefizite und Missverständnisse bezüglich KI vorherrschen. Übergreifend stellt sich also weiterhin ein großer Bedarf für Sensibilisierungsmaßnahmen und eine „Entmystifizierung“ dar.

Viele KMU haben z. B. die Vorstellung, dass viel mehr Daten benötigt werden („wie Google“), um KI zu trainieren als es tatsächlich der Fall ist, und lassen das Thema deshalb fallen. Auch wenn es heute teilweise bereits möglich ist, erste Anwendungen mit geringen und frisch erfassten Datenmengen zu starten, sollte früh ein breiteres Bewusstsein für die Problematik der Datenqualität geschaffen werden. Die Erfahrungen der befragten KI-Experten haben gezeigt, dass die Stufen der primären Datenerfassung und der letztendlichen KI-Programmierung häufig überraschend einfach lösbar sind, wenn die Expertise dafür einmal mitgebracht wird. Den weitaus größten Aufwand stellten allerdings regelmäßig die Datensammlung und -aufbereitung dar. Hier sollte möglichst frühzeitig auf die Kompatibilität und die Vernetzung über verschiedene unternehmensinterne Dateninseln und -silos hinweg geachtet werden. KMU sollten daher insbesondere mit niedrigschwelligen Angeboten der Sensibilisierung

des Managements und den Grundlagen des Kompetenzaufbauprozesses unterstützt werden.

Auch fehlende allgemeine Prozessdefinitionen und ein fehlendes Bewusstsein, welche Informationen überhaupt in Unternehmensprozessen enthalten sind, verhindern es frühzeitig, dass die richtigen Fragen und Erwartungen an eine KI gestellt werden können. Die Prozessoptimierung und -definition, die nicht zwingend Digitalisierungsprojekte sein müssen, sind daher auch bei der Unterstützung von KMU mitzudenken.

Bei der Förderung und Information für Unternehmen sollte die Vermittlung der großen Bandbreite von Einsatzmöglichkeiten und -bedingungen allgemein eine wichtige Rolle einnehmen. Vom Einkauf über Verwaltung und Kerngeschäft zum Vertrieb, von der marktfertigen vorkonfigurierten Lösung zur innovativen Eigenentwicklung, von erster Datenerfassung bis zum Verkauf eigener KI-unterstützter Leistungen und Produkte – für jedes Unternehmen wird es Anwendungsfälle geben, in denen die Nutzung von KI zumindest eine Option ist. Trotz, oder gerade wegen, der vielfältigen Einsatzmöglichkeiten, sollte die KI-Nutzung dabei niemals zum Selbstzweck verkommen, sondern als Mittel zum Erreichen eines klar definierten Ziels angesehen werden. Zu Beginn eines KI-Projekts sollte also nicht das Ziel des KI-Einsatzes selbst, sondern ein zu lösendes Problem stehen. Auch bei der proaktiven Suche nach KI-Einsatzmöglichkeiten sollte klar herausgearbeitet werden, was damit erreicht werden soll und in welchem Bereich sich der Einsatz tatsächlich lohnt. Die Umsetzung und öffentlichkeitswirksame und allgemeinverständliche Aufbereitung von Leuchtturmprojekten ist daher ein wichtiger Baustein des Wissenstransfers zu KMU.

Die an KMU gerichtete Informationsvermittlung sollte sich laut Aussage der befragten Experten über eine grundsätzliche Themenvermittlung hinaus vor allem auf praxisnahe Beispiele und Erfolgsgeschichten konzentrieren. Gerade KMU suchen häufig eher untereinander Hilfe und nach Vorbildern als bei externen Beratern. Viele, auch einfache, Anwendungsfälle sind KMU gar nicht bewusst. Hier sollte nicht nur die Bandbreite der möglichen Anwendungsgebiete aufgezeigt werden, sondern vor allem auch die Diversität von Unternehmen, die diese zum Einsatz gebracht haben. Erfolgsgeschichten aus dem eigenen Umfeld und von

strukturell ähnlichen Unternehmen können hier einen besonders guten Zugang vermitteln, um Probleme und Lösungen greifbarer zu machen. In diesem Sinne sollte bei der Aufbereitung und Vermittlung von Best Practices ein Fokus auf die Sammlung von Beispielen aus den unterschiedlichsten Branchen, Regionen, Unternehmensgrößen und -strukturen gelegt werden. Eine Möglichkeit hierfür können verstärkte Vernetzungs- und Mentorenprogramme darstellen, in denen Unternehmen direkt von anderen Unternehmen lernen und sich zu dem Thema austauschen können.

In Studien zur KI-Nutzung, insb. in KMU, wird die Digitalisierung regelmäßig als „grundlegende Voraussetzung für den anschließenden Einsatz von KI“ identifiziert, denn die Unternehmen, die heute schon KI nutzen oder ihren Einsatz aktiv planen sind tatsächlich überwiegend bereits vorher stark digitalisierte Unternehmen.⁶⁶ Dies ist insofern richtig, da vorhandene Daten- und digitale Infrastrukturen den Einsatz von KI stark begünstigen und beschleunigen können, wenn z. B. strukturierte Log-Dateien nur noch aus bereits vernetzten Maschinen abgerufen werden müssen. Dennoch sollte insbesondere im Hinblick auf eine breite Förderung des KI-Einsatzes eine damit verbundene Abschreckung von Unternehmen mit einem bisher geringen digitalen Reifegrad vermieden werden. Neben der beschleunigenden Wirkung der allgemeinen Digitalisierung auf KI-Anwendungen sollte hier auch die wechselseitige Wirkung von KI als Beschleuniger für die Digitalisierung hervorgehoben werden.⁶⁷ KI kann entsprechend sowohl Output, Input als auch ein Tool innerhalb der Digitalisierung darstellen. Das eine Unternehmen kann mit seinen bereits ans Fernmonitoring angeschlossenen Maschinen schnell den nächsten Schritt zur vorausschauenden Wartung gehen, das andere Unternehmen, das sich noch mit der allgemeinen Digitalisierung überfordert sah, kann durch intelligente Sensorik oder automatische Dokumentenerkennung große Sprünge in der Datenerfassung inklusive erster automatischer Analysefunktionen machen.

Gerade für Unternehmen, die vor der großen Bandbreite und der Gesamtheit des Themas KI zurückschrecken, ist es empfehlenswert, klein anzufangen. Mit externen Angeboten und kleinen Anwendungsfällen können nach und nach erste Kenntnisse und eine Sensibilisierung über die Vorteile und Grenzen von KI gesammelt werden, um diese Kenntnisse anschließend für weitere Unternehmensbereiche und größere Anwendungsfälle einsetzen zu können.⁶⁸ Verschiedene externe „*-as-a-Service“ und Beratungsleistungen am Markt, aber auch öffentlich geförderte Beratungs- und Kooperationsangebote z. B. mit Forschungseinrichtungen können hier Startpunkte bilden.

Eine weitere Besonderheit für KMU ist ein häufig kurzer Planungshorizont von wenigen Jahren. Dies führt dazu, dass eine besonders kurze Amortisationserwartung auch an KI-Projekte gestellt wird.⁶⁹ Auch hier können niedrighschwellige „off-the-shelf“-Lösungen helfen, um erste Grundsteine für ein besseres KI-Verständnis und Datenkompetenzen zu legen. Beratungs- und Testangebote sollten diesen Aspekt hervorheben und darauf abzielen, dass KMU den Kosten-Nutzen-Aufwand besser einschätzen und einordnen können. Für KMU bietet sich daher der Start mit Projekten mit kurzer Amortisationsdauer an, um Vertrauen in den Nutzen der Technologie zu schaffen und eine Kultur der Offenheit gegenüber neuen Technologien zu schaffen. „*-as-a-Service“-Produkte können dabei die Planungssicherheit erhöhen und die Entwicklungs- und Implementierungsphase deutlich verkürzen.

Außerdem sollten als Einsteiger zunächst möglichst Projekte angegangen werden, in denen keine personenbezogenen Daten verarbeitet werden, da diese durch hohe Anforderungen an Datenschutz und -sicherheit überfordern können. Für viele KMU bietet sich hier der Produktionsbereich mit intelligenter Sensorik oder auch Assistenzsysteme im Einkauf und mehr an.⁷⁰

66 Z. B. Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0 (2021), Deloitte (2021) u.v.m.

67 S. auch Plattform Lernende Systeme (2021)

68 Vgl. Murrenhoff et al. (2021)

69 Vgl. Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0 (2021)

70 Vgl. Plattform Lernende Systeme (2021)

Langfristig sollte außerdem die Aus- und Weiterbildung von Fachkräften weiter gefördert werden. Dies sollte sich ausdrücklich nicht auf reine Data Scientists und KI-Experten beschränken. Laut den erhobenen Expertenaussagen ist gerade die Kombination aus anwendungsrelevantem Domänenwissen mit soliden digitalen Grundkenntnissen vielversprechend. Beide Seiten sollten innerhalb von Teams, aber perspektivisch idealerweise auch in Personalunion abgedeckt werden. Auch die allgemeine Datenkompetenz, z. B. im Hinblick auf statistische Zusammenhänge und Verzerrungen, in Unternehmen muss häufig noch gestärkt werden. Auch für die KI-Programmierung selbst gibt es unter den Stichworten „Low-Code/No-Code“ und „Citizen Developer“ schon heute Ansätze, einem breiten Nutzerkreis mit Baukastenlösungen die Entwicklung zu ermöglichen.⁷¹

4.2 Datenaustausch und offene Datenstrukturen

Im Rahmen der Experteninterviews hat sich gezeigt, dass viele Unternehmen noch mit grundsätzlichen und internen Hürden zu kämpfen haben und dement-

sprechend noch nicht in der Position sind, aktiv einen dynamischen und multilateralen Datenaustausch anzustreben. Trotzdem kann perspektivisch gerade ein unternehmensübergreifender Austausch, insbesondere auf vertikaler, aber auch auf horizontaler Ebene den Weg zu disruptiveren Mehrwerten und effizienterer Kooperation entlang von ganzen Wertschöpfungsketten ebnen. Dies spiegelt erneut das große Spektrum von KI-Anwendungen wider, in dem sich sowohl einfache interne Möglichkeiten für Digitalisierungsanfänger finden, gleichzeitig am oberen Ende aber auch Chancen für immer komplexere und multilaterale Innovationen. In der Zusammenarbeit mit Zulieferern oder sogar Mitbewerbern können sowohl Daten, Infrastruktur und Wissen, aber auch Risiken geteilt werden.⁷²

Dafür ist es auch schon heute von hoher Relevanz, entsprechenden Hürden zu begegnen, damit einerseits Unternehmen, die bereits einen hohen Digitalisierungs- und Datenreifeegrad aufweisen, ihr Innovationspotenzial entfalten können und damit auch eine Leuchtturmfunktion für nachfolgende Unternehmen darstellen können. Auch grundlegenderen Problemen, wie einer fehlenden Interoperabilität und

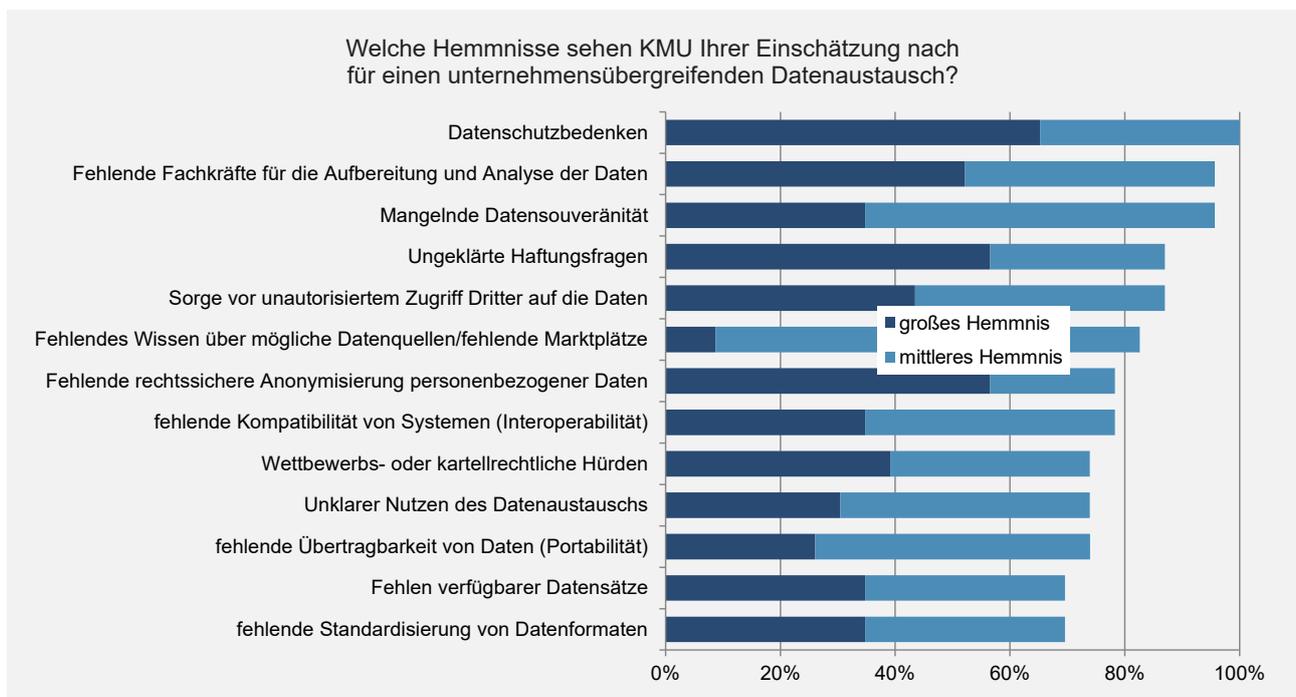


Abbildung 13: Hemmnisse für den unternehmensübergreifenden Datenaustausch

Quelle: Unternehmensbefragung, N= 4, Mehrfachnennung möglich

71 Vgl. Maiya, A. S. (2020), Crisp Research (2020)

72 Vgl. auch Plattform Lernende Systeme (2021)

Portabilität, sollte idealerweise schon frühzeitig vorgebeugt werden. So können viele der in unserer Umfrage genannten Hemmnisse für einen unternehmensübergreifenden Datenaustausch, wie das fehlende Wissen über Datenquellen oder einen unklaren Nutzen durch entsprechende Qualifizierungs- und Informationsmaßnahmen, gemindert werden.

Neben dem bereits diskutierten grundsätzlichen Problem der fehlenden Fachkräfte werden aber auch in anderen Befragungen regelmäßig Bedenken zum Datenschutz und zur Datensouveränität geäußert, d. h. der Verlust der Kontrolle über die Daten bei Freigabe oder Austausch befürchtet.⁷³

Laut Fraunhofer-Netzwerk soll unter Datensouveränität *„die Hoheit des Datenerzeugers und -inhabers – somit die Kontrolle – über die eigenen Daten verstanden werden. [...] Die Eigentümer der Daten sollen selbst bestimmen, mit wem sie Daten austauschen und wie vertrauenswürdige Geschäftspartner diese Daten zu welchen Zwecken und unter welchen Bedingungen nutzen dürfen – kurz: Sie üben Datensouveränität aus.“*⁷⁴ Es sollte Transparenz darüber herrschen und kontrollierbar sein, was mit den eigenen Daten passieren kann und darf. Wer bzw. welche Art

von Unternehmen darf wann, welche Art von Daten oder konkrete Teildatensätze, für wie lange, zu welchem Zweck abrufen und einsetzen? In welchem Rahmen dürfen Daten oder Erkenntnisse an Dritte weitergegeben werden? All diese Fragen wären idealerweise individuell und granular bestimmbar. Verschiedene Arten von Datenplattformen können dabei eine wichtige Rolle spielen, entsprechende technische, organisatorische und rechtliche Rahmenbedingungen zu schaffen. Dazu sind verschiedene technische Möglichkeiten derzeit noch in der Entwicklung oder schon in der Erprobung, die einen Datenmissbrauch möglichst schon ex ante „by design“ verhindern oder zumindest stark erschweren können. Technische Lösungen, die alternativ eine ex post Transparenz und Kontrolle ermöglichen, können als second-best-Lösung zumindest die Haftbarmachung bei Verstößen gegen vereinbarte Datennutzungsverträge sicherstellen.

Echte multilateral ausgelegte Austauschplattformen finden sich bereits in einzelnen Kontexten wie Smart Cities oder in einzelnen Sektoren wie der Landwirtschaft.⁷⁵ Im Agrarbereich gibt es derzeit das Projekt „ATLAS“.⁷⁶ Hierbei kommt z. B. eine für alle Landmaschinen kompatible Sensorik sowie Drohnen und

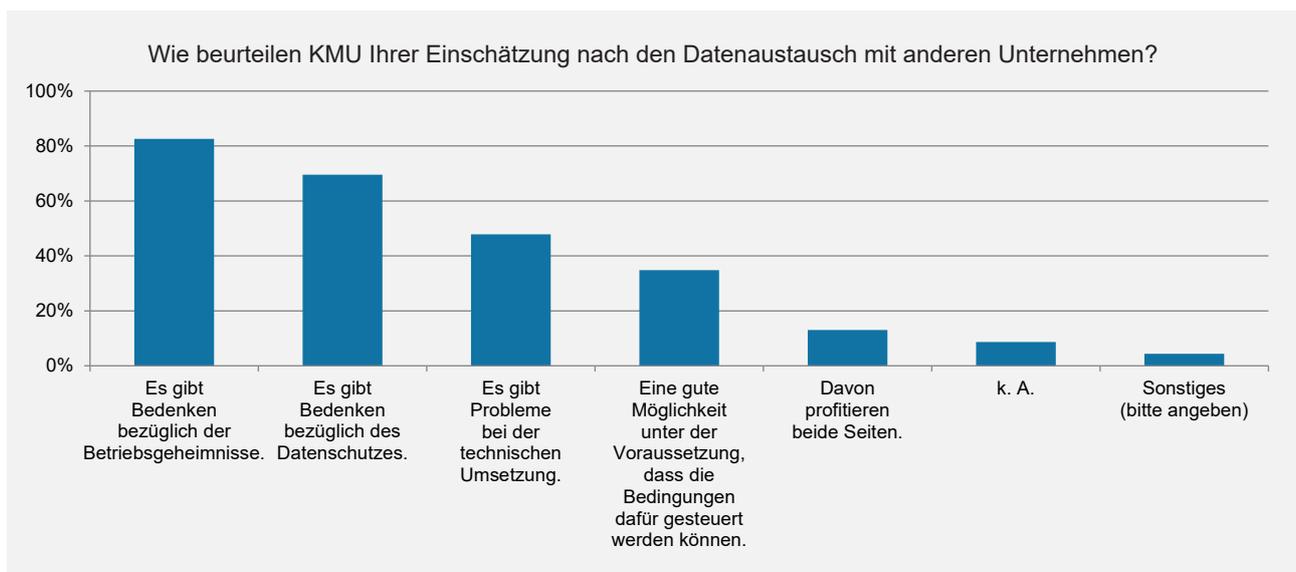


Abbildung 14: Beurteilung des unternehmensübergreifenden Datenaustauschs

Quelle: Befragung IHK-Berater, N= 23, Mehrfachnennung möglich

73 Vgl. z. B. KPMG (2020).

74 Fraunhofer CCIT (2021).

75 Beispiele sind hier umfassende urbane Datenplattformen für Städte und Kommunen (z. B. Schlüter et al., 2021), oder anwendungszentrierte Datenplattformen im Mobilitätsbereich (z. B. Fraunhofer IAO, 2021).

76 Vgl. ATLAS (2020)

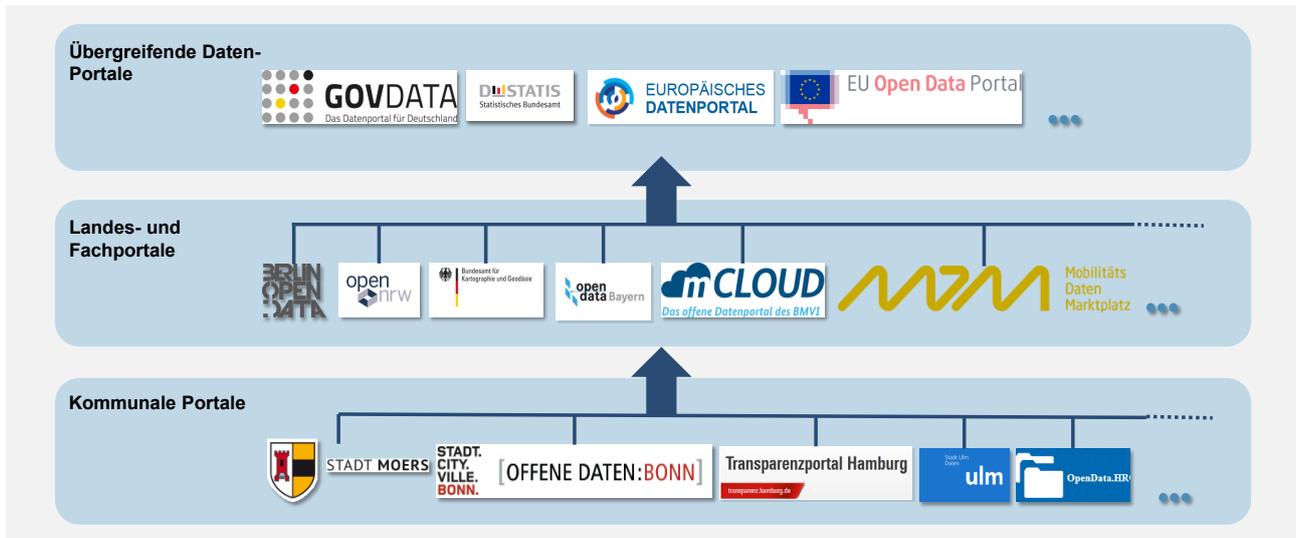


Abbildung 15: Open Data Hierarchie in Deutschland

Quelle: WIK basierend auf Horn (2019)

Roboter zum Einsatz, um intelligente Bewässerungssysteme zu steuern oder den Insektenbefall zu überwachen. Landwirte können Kamerabilder an einen Datenanalysedienst weitergeben, der durch Trainingsbilder erkennen kann, welche Stellen nachgedüngt oder bewässert werden müssen. Die Erkenntnisse, welche Boden- und Bewässerungssituationen zu erfolgreichen Ernten oder Krankheitsbefall geführt haben, können dann stetig die Automation weiter verbessern, so dass jeder Landwirt, der seine Daten teilt, davon profitieren und am Ende Ressourcen einsparen kann.⁷⁷

Ebenso stellt das Projekt ein Beispiel für eine mögliche Relevanz von staatlich bereitgestellten Daten dar, in diesem Fall insbesondere Wetter- und Geodaten, die landwirtschaftliche Auswertungen und Vorhersagen sinnvoll erweitern können.⁷⁸ Bestrebungen unter dem Stichwort „Open Data“, Daten zu bestimmten vordefinierten Grundsätzen wie der Maschinenlesbarkeit oder der Bereitstellung unter offenen Lizenzen⁷⁹ verfügbar zu machen, sind im Bereich der Open Government Data wohl am weitesten fortgeschritten. Dabei geht es konkret um Daten, die durch öffentliche Institutionen generiert oder bereitgestellt werden. Daneben werden unter dem Begriff weitere

öffentlich verfügbare Datenquellen verstanden, die aber nicht zwangsläufig im Einzelnen jeweils alle der definierten Grundsätze von „Open Data“ im engeren Sinne explizit erfüllen.

Die nachstehende Abbildung zeigt den Aufbau von Open Data in Deutschland. Neben zentralen und sektorspezifischen Datenportalen haben Bundesländer und ebenso einige Kommunen Open-Data Portale bereitgestellt.⁸⁰

Allerdings maßen sowohl die befragten Unternehmen (s.o.) als auch Experten diesem Bereich aktuell eine eher geringe Bedeutung bei. Auch einer Verpflichtung zur Datenbereitstellung stehen die befragten Teilnehmer eher kritisch gegenüber bzw. befürworten eine solche aber teils zumindest für öffentliche Unternehmen und Projekte.

Ein Gesamtpaket aus Interoperabilität, Kontrolle und Souveränität mit der Bereitstellung eines Referenzarchitekturmodells und entsprechender technischer Schnittstellen versprechen die *International Data Spaces*. Diese virtuellen Datenräume sollen einen vollumfänglichen, selbstbestimmten Datenaustausch ermöglichen und verbinden dafür bestehende und

77 Vgl. Fraunhofer IAIS (2019)

78 Vgl. Bartels et al. (2020)

79 Vgl. <http://www.opengovdata.org>.

80 Vgl. dazu auch ausführlich Bender et al. (2020)

neue Technologien und Standards sowie ein Zertifizierungssystem. Solche Datenräume können einerseits auch auf einzelne Unternehmen oder Anwendungsfälle beschränkt sein, sollen aber letztendlich vor allem eine multilaterale Verknüpfung über Wertschöpfungsstufen- und Branchengrenzen hinweg ermöglichen. Das Projekt, das an GAIA-X angegliedert wurde, besteht selbst schon länger und ist deutlich reifer, hat allerdings dennoch in seiner Funktionalität noch nicht die gleiche breite öffentliche Aufmerksamkeit wie das übergeordnete GAIA-X-Programm erlangen können.

In Abgrenzung zur Server- und Cloud-Infrastruktur-Ebene, die in vielen Diskussionen häufig alleinig gleichgesetzt mit dem Namen GAIA-X wird, liegt der Fokus der International Data Spaces nicht auf der Datenspeicherung („Data in rest“), sondern bei der kontrollierten Datennutzung („Data in use“) auf sicheren Datenwegen zwischen Unternehmen, grundsätzlich erst einmal unabhängig davon, ob die Daten dabei auf privaten Firmenservern oder auf Cloud-Plattformen gespeichert werden.

Neben dem als internationalem Ökosystem avisierten GAIA-X-Projekt gibt es bereits heute diverse Datenportale und -plattformen, die auf verschiedenen Ebenen verschiedene Funktionen im Rahmen von Datenbereitstellung, Datennutzung und Datenaustausch anbieten. Allgemein lässt sich zwischen zentralen und dezentralen Datenplattformen unterscheiden.⁸¹ Der zentrale Ansatz, bei dem Daten auf Cloud-Servern oder einem anderen gemeinsamen Ort gesammelt und gespeichert werden, bietet gerade für KMU ohne eine erweiterte IT-Infrastruktur den Vorteil, dass externer Speicherplatz und Rechenleistung genutzt werden können. Hingegen verbleiben im dezentralen Ansatz die Daten bei den Plattformnutzern selbst. Auf der Plattform können dann z. B. lediglich Metadaten bereitgestellt werden, um so an dieser Stelle die Datensouveränität zu gewährleisten. Auch eine Beschränkung der Freigabe auf sog. „actionable information“, also destillierte Ergebnisse und Botschaften, hat den Vorteil, dass mit zentralen Stellen oder Dritten nicht notwendigerweise Rohdaten geteilt werden müssen.

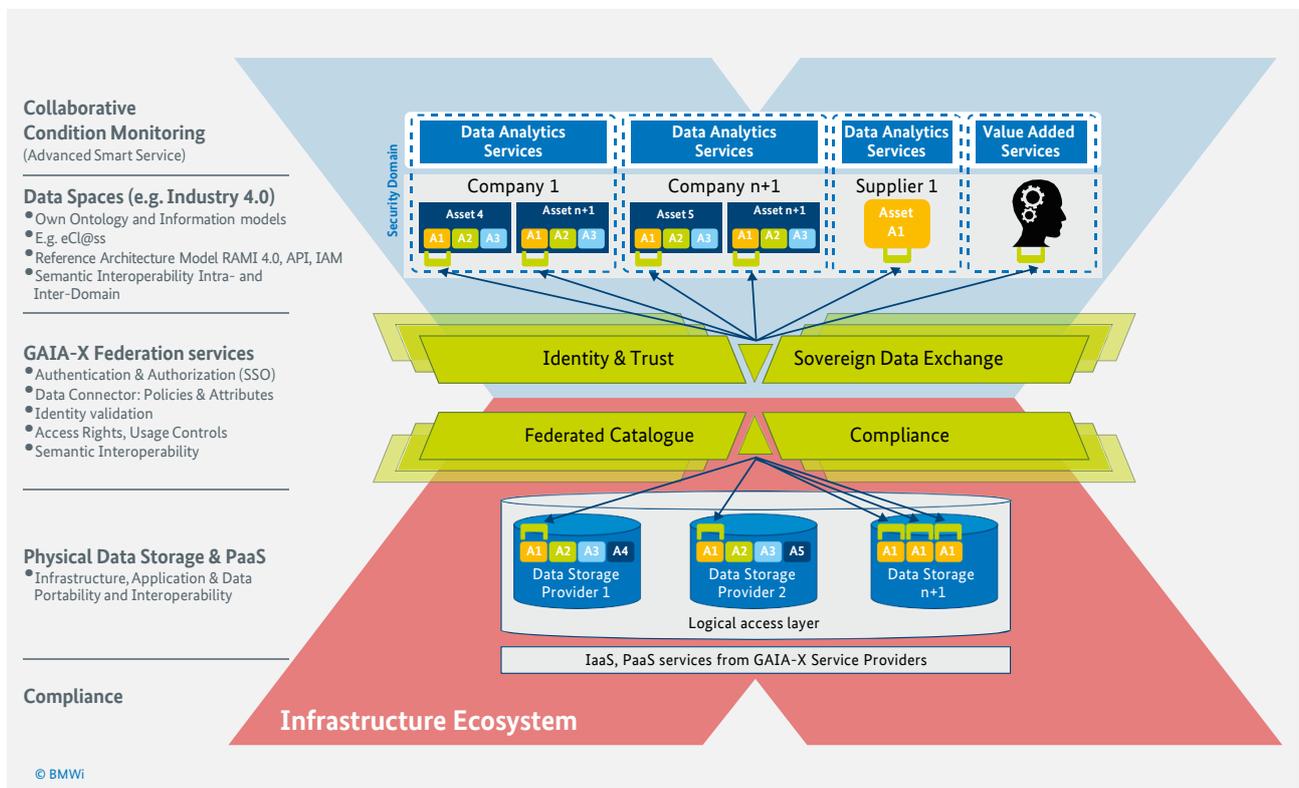


Abbildung 16: Die GAIA-X Architektur

Quelle: BMWi (2020), S. 16

81 Vgl. Spiekermann, 2019

Von Industrial-Internet-of-Things(IloT)-Plattformen für die unternehmensinterne Verknüpfung und Visualisierung von Maschinendaten über öffentlich bereitgestellte Verwaltungsdaten bis hin zu Plattformen zum vollumfänglichen Datenaustausch finden sich diverse Ausprägungen, auch hinsichtlich Finanzierung, Zielgruppe, Zusatzservices und mehr.⁸² Je nach Mechanismus finden sich dabei sowohl reine Sharing-Plattformen (mit oder ohne Teilnahmegebühr) als auch klassische angebots- und nachfragebasierte Datenmarktplätze. Neben der direkten Finanzierung via Transaktionsgebühren oder Fixpreisen kommen dabei Fördergelder aus dem öffentlichen oder Stiftungsbereich in Frage, sowie gemeinsame Trägerschaften durch Netzwerke und Branchenverbände. Ein Plattformbetreiber selbst kann dabei verschiedene Rollen einnehmen. Es werden passiv und neutral nur Strukturen zur verbesserten Abwicklung geboten, teilweise werden frei verfügbare Datensätze aggregiert oder verwertet, teils tritt der Betreiber selbst als Anbieter oder Nachfrager von Primärdaten auf. Ein Überblick über mögliche Funktionen solcher Data-Sharing-Plattformen ist im Folgenden gegeben:

Interessant ist hierbei, dass viele der Funktionen nicht nur den Datenaustausch an sich betreffen, sondern auch darauf abzielen, das grundlegende unternehmensinterne Datenmanagement zu unterstützen. Durch das gleichzeitige Angebot von Soft- oder Hardware-Infrastruktur mit Services wie der Datenaufbereitung oder -analyse können Komplementaritäten

geschaffen werden, die ggf. sowohl das Angebot als auch die Nutzung einer Plattform erst profitabel machen können, bis hin zu Mehrwerten wie vorausschauender Wartung „as-a-service“.

Solche Arten von Plattformen und Intermediären sind dafür möglicherweise besonders geeignet, um die Skalen- und Netzwerkeffekte ausnutzen zu können. Will ein Unternehmen seine Datenarchitektur für den Austausch mit anderen Unternehmen anpassen, kann es dabei auf einer Plattform einerseits einen größeren Nutzerstamm gleichzeitig erschließen und auf die Kompatibilität, Expertise und Hilfestellung der Plattform zurückgreifen. Durch einheitliche Datenarchitekturen und eine verbesserte Auffindbarkeit wird dabei der Austausch mit möglichen Partnern erleichtert. Plattformbetreiber bieten häufig komplementäre Services selbst an oder ermöglichen über Schnittstellen und App Stores die Zuschaltung von externen Drittanbietern. Der Datenaustausch kann dabei entweder horizontal, also mit Wettbewerbern stattfinden („Coopetition“), z. B. zur Trainingsdatenoptimierung von KI-Anwendungen, oder auf vertikaler Ebene entlang von Wertschöpfungsketten. Dazu kann der Austausch mit öffentlichen Stellen, Kunden oder sogar branchenexternen Unternehmen gehören.

Grundsätzlich können z. B. nationale und internationale Handels- und Wirtschaftsentwicklungen einen großen Teil von Beschaffungs- und Absatzplanungen noch ergänzen, aber gerade im Bereich des

Funktionsgruppen	Funktionen			
Transaktionsinfrastruktur	Daten-Discovery	Regelsetzung & Zugriffsmanagement	Transaktionsausführung	Speicherung
Schnittstellen & Sicherheit	Schnittstellen	Datensicherheit	Profilsicherheit	
Datenintegration	Datenimport	Datentransformation	Metadatenmanagement	
Datenservices	Datenanalyse	Datenanreicherung	Datenbereinigung	Datenbasierte Beratung
Plattformadministration	Verwaltung der Datenhistorie	Benutzerverwaltung	Konfliktmanagement	Netzwerkpflege
Ergänzende Infrastrukturleistungen	Rechenleistung	Speicherplatz	Software zur internen Datenverarbeitung	

Tabelle 2: Funktionen von Data-Sharing-Plattformen

Quelle: Lindner et al. (2021)

82 Heumann & Jentzsch (2019).

produzierenden und verarbeitenden Gewerbes sind die naheliegenden Probleme und Anwendungsfälle für KI eher interner Natur und öffentliche Daten bisher selten von direktem Interesse. Gerade im Logistik-Bereich gibt es mit Verkehrs- und Wetterdaten aber auch weitere natürliche Anknüpfungspunkte und Bedarfe für öffentliche Daten, z. B. für eine intelligente Ankunftszeitprognose, die auf öffentlichen Datenquellen zu Geo-, Stau- und Wetterdaten beruht.⁸³

Diesbezüglich wurde im Interview mit einem Logistik-Experten aber auch das Problem genannt, dass viele durchaus interessante Daten öffentlich zugänglich sind, aber nur an verschiedenen Stellen und in verschiedenen Formaten zu verschiedenen Bedingungen vorhanden sind, und somit die Nutzbarkeit erschwert wird. Ein weiterer Ausbau, eine Vereinheitlichung und bessere Bekanntmachung solcher Datenquellen sollte entsprechend vorangetrieben werden.

5 Fazit

Allmächtig, fehlerfrei und vollkommen objektiv – entgegen dem mystifizierten Bild einer allwissenden „Künstlichen Intelligenz“ sind KI-Anwendungen in der Realität all dies nicht, und müssen es auch gar nicht sein. Dennoch dennoch bietet KI schon heute eine signifikante Erweiterung des Werkzeugkastens an digitalen Lösungen für verschiedenste Bereiche. Dabei handelt es sich häufig „nur“ um die Fortführung und Verbesserung bestehender Lösungen im Bereich von Automatisierung und Optimierung und KI kann dabei in praktisch jeder Branche und auf jeder Wertschöpfungsstufe zumindest punktuell Anwendung finden. So vielfältig wie die Aufgaben und Tätigkeitsfelder des Mittelstands sind, so vielfältig sind auch die Einsatzmöglichkeiten von KI in Unternehmen. Gänzlich neuartige Geschäftsmodelle und disruptive Innovationen wie das autonome Fahren stellen dabei in der Praxis nur die Spitze des breiten KI-Spektrums dar.

Hier gilt es, das Informationsdefizit insbesondere in KMU über KI-Möglichkeiten entlang des gesamten Spektrums aufzulösen. Zwischen Überschätzen und Unterschätzen müssen dabei am einen Ende pragmatische und niedrighschwellige Lösungen für verschiedene Aufgaben und Probleme im Unternehmen aufgezeigt werden, denn schon heute gibt es eine Vielzahl an externen Angeboten, die eine (passive) KI-Nutzung „off-the-shelf“ ohne größere Anpassungen und auch ohne eine historische Datenbasis ermöglichen. Am anderen Ende des Spektrums müssen potentielle Wettbewerbsvorteile aufgezeigt werden, die häufig unterschätzt werden.

Diese Wettbewerbsvorteile können durch eine Steigerung der Transparenz und Effizienz, aber auch durch neue Produkte und Geschäftsmodelle geschaffen werden. Abhängig von Branche, Geschäftsmodell und eingesetzter KI-Anwendung können die Organisation, die Prozesse, die Produkte und Services oder das Verbrauchererlebnis verbessert werden. Auch kann der Absatzmarkt erweitert oder ein neuer Markt erschlossen oder aufgebaut werden.

Dafür muss ein Unternehmen zunächst eine initiale Aufbauphase durchlaufen, in der es grundlegende Kompetenzen und Ressourcen erwirbt. Denn um Anwendungen mit KI nutzenstiftend einzusetzen, muss eine Basis an digitaler Infrastruktur und Kompetenzen in diesem Bereich im Unternehmen vorhanden sein. Des Weiteren muss ein geeigneter Use Case entwickelt und die Anwendung implementiert werden.

Dabei gibt es verschiedene Einflussfaktoren im Unternehmen, wie Strategie, Leadership, Technikvertrauen und die Unternehmenskultur. Aber auch der Kontext von Technologie, Industrie und Wettbewerb, die Rahmenbedingungen, in denen sich die Organisation bewegt, können eine Rolle spielen. In mittelständischen Unternehmen ist typischerweise der Einfluss der Unternehmensleitung auf viele der internen Faktoren höher als bei großen Unternehmen.

Gerade in den häufig von KMU bedienten hoch spezialisierten Nischenmärkten liegen um das jeweilige Kerngeschäft herum noch Möglichkeiten neuer und

⁸³ Vgl. Fraunhofer IML (2021).

erweiterter Geschäftsmodelle frei. Eine bereits vorhandene Digital- und Datenkompetenz und -infrastruktur im Unternehmen kann dabei den Beginn und die Weiterentwicklung von KI-Anwendungen zwar stark begünstigen, gleichzeitig kann KI aber auch mehr denn je den Aufbau solcher Strukturen beschleunigen und erleichtern.

Die Studie hat gezeigt, dass die Datenverfügbarkeit im Sinne einer grundsätzlich mangelnden Daten*quantität* in der praktischen Umsetzung häufig gar nicht das von Unternehmen befürchtete Problem ist, da häufig schon mehr Daten als bewusst passiv vor-

handen oder mit geringem Aufwand erhebbare sind. Ein in der Praxis größeres, wenn auch nicht unüberwindbares, Problem stellt aber regelmäßig die Daten*qualität* dar, so dass in vielen Projekten der mit Abstand größte Aufwand auf die Datensammlung, -zusammenführung und -aufbereitung entfällt, häufig auch bedingt durch nicht nur im Datenkontext mangelnde Prozessdefinitionen in Unternehmen. Als größte letztendlich entscheidende Bedingung für eine erfolgreiche Anwendung von KI in kleinen und mittelständischen Unternehmen wurde allerdings regelmäßig die Sensibilisierung und Akzeptanz für KI-Projekte innerhalb der Geschäftsführungsebenen genannt.

Literaturverzeichnis

- Altmann, E.J., Nagle, F., Tushman, M.L. (2014): Innovating without Information Constraints: Organizations, Communities, and Innovation, When Information Costs Approach Zero: Harvard Business School, Working Paper 14-043. Online verfügbar unter https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2362855 [zuletzt abgerufen am 24.06.2021].
- Arnold, R.; Hildebrandt, C. und S. Taş (2020): Europäische Datenökonomie: Zwischen Wettbewerb und Regulierung, Wissenschaftliches Institut für Infrastruktur und Kommunikationsdienste (WIK), Bad Honnef.
- Apt W., Priesack K. (2019) KI und Arbeit – Chance und Risiko zugleich. In: Wittpahl V. (eds) Künstliche Intelligenz. Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-58042-4_14
- ATLAS (2020): <https://www.atlas-h2020.eu/>, abgerufen am 29.11.2021
- Bartels, N., Dörr, J., Fehrmann, J., Gennen, K., Groen, E. C., Härtel, I., ... Walter, L.-S., (2020). Abschlussbericht Machbarkeitsstudie zu staatlichen digitalen Datenplattformen für die Landwirtschaft. Kaiserslautern: Fraunhofer IESE
- Bartneck, C., Lütge, C., Wagner, A., & Welsh, S. (2019). Ethik in KI und Robotik. Carl Hanser Verlag GmbH Co KG.
- BDI Bundesverband der Deutschen Industrie (2020): Deutsche digitale B2B Plattformen: Auf Deutschlands industrieller Stärke aufbauen. Ein Ökosystem für B2B Plattformen fördern, Berlin, verfügbar unter <https://bdi.eu/publikation/news/deutsche-digitale-b2b-plattformen/> [26.05.2020].
- Bender, C., Dieke, A., Strube Martins, S., Hillebrand, A. (2020): Open Data für mehr Mobilität: Kommunale Daten, Attraktive Anwendungen, Mobile Bürger, Studie der mFUND Begleitforschung, Bad Honnef.
- Bitkom (2020a), Anonymisierung und Pseudonymisierung von Daten für Projekte des maschinellen Lernens: Eine Handreichung für Unternehmen. Berlin: BITKOM, 2020, 89 pp.
- Bitkom (2020b). „Unternehmen tun sich noch schwer mit Künstlicher Intelligenz“. Pressemitteilung. 8.6.2020. <https://bitkom.org/Presse/Presseinformation/Unternehmen-tun-sich-noch-schwermit-Kuenstlicher-Intelligenz>
- Bitkom & DFKI (2017): Künstliche Intelligenz. Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderungen, menschliche Verantwortung. Berlin.
- Bitkom (2021): Künstliche Intelligenz Wo steht die deutsche Wirtschaft?, verfügbar unter https://www.bitkom.org/sites/default/files/2021-04/bitkom-charts-kuenstliche-intelligenz-21-04-2021_final.pdf [29.11.2021].
- Blankertz, A. (2020): Die Datenökonomie aus gesellschaftlicher Perspektive denken. Heinrich Böll Stiftung. Abrufbar unter <https://www.boell.de/de/2020/12/17/die-datenoekonomie-aus-gesellschaftlicher-perspektive-denken>
- Boch, S. (2021): KI-based Services – Das BMWi-Projekt „Service-Meister“, Vortrag im Rahmen der Veranstaltung: KI: Von der Kunst, zwischen Buzzwords und Mehrwerten für den Mittelstand zu differenzieren, <https://www.medienakademie-koeln.de/event/ki-zwischen-buzzwords-und-mehrwerten-fuer-den-mittelstand/#programm>
- Büchel, J. Demary, V., Goecke, H., Kohlisch, E., Koppel, O., Mertens, A., Rusche, C., Scheufen, M., Wendt, J. (2021): KI-Monitor: Status quo der Künstlichen Intelligenz in Deutschland, Gutachten im Auftrag des Bundesverbandes Digitale Wirtschaft (BVDW) e.V., Köln
- Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BmWi) (2020): GAIA-X: Driver of digital innovation in Europe Featuring the next generation of data infrastructure
- BVDW (2018). Data Economy: Datenwertschöpfung und Qualität von Daten. Abgerufen am 11. Mai 2021 von https://www.bvdw.org/fileadmin/bvdw/upload/publikationen/data_economy/BVDW_Datenwertschoepfung_2018.pdf
- Carrypicker (2021): Unternehmens-Website. Abgerufen am 29.11.2021 von <https://www.carrypicker.com/>

- Cichy, C., Rass, S. (2019): An Overview of Data Quality Frameworks. IEEE Access 7: 24634-48. Abrufbar unter <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8642813>
- Crisp Research (2020): Low Code Development Die High Speed Transformation für digitale und mobile Geschäftsprozesse. <https://www.intrex.com/de/studie/crisp-research-low-code-development#inhalt>
- Deloitte (2021), Künstliche Intelligenz im Mittelstand. Abgerufen am 29.11.2021 von <https://www2.deloitte.com/de/de/pages/mittelstand/contents/kuenstliche-intelligenz-im-mittelstand.html>
- Dewenter, R., Lüth, H. (2016). Big data aus wettbewerblicher Sicht. Wirtschaftsdienst, 96(9), 648-654.
- DIN (2020): Deutsche Normungsroadmap Künstliche Intelligenz Abgerufen am 29.11.2021 von <http://publica.fraunhofer.de/documents/N-621212.html>
- DLG (2019): ATLAS Projekt - Agricultural interoperability and analysis system, Abgerufen am 29.11.2021 von <https://www.dlgi-pz.de/de/forschung/atlas-projekt>
- Ehrenberg-Silies, S. (2019): Beyond Big Data. Themenkurzprofil Nr. 34. Büro für Technikfolgen-Abschätzung beim Deutschen Bundestag (TAB).
- EU (2018): VERORDNUNG (EU) 2018/1807 DES EUROPÄISCHEN PARLAMENTS UND DES RATES vom 14. November 2018 über einen Rahmen für den freien Verkehr nicht-personenbezogener Daten in der Europäischen Union
- Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., & Amine, A. (2020). Big data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review. Journal of Big Data, 7(1), 1-22.
- Feijóo, C., Gómez-Barroso, J.-L., Aggarwal, S. (2016): Economics of Big Data. In Handbook on the Economics of the Internet, ed. JM Bauer, M Latzer, pp. 510-25. Cheltenham: Edward Elgar Publishing
- Fink, L., Petersen, U. & Voss, A. (2018): Künstliche Intelligenz in Deutschland: Ein systematischer Katalog von Anwendungen des Maschinellen Lernens. Fraunhofer-Institut für Intelligente Analyse und Informationssysteme IAIS.
- Fraunhofer-Gesellschaft e.V. (2017): Trends für die Künstliche Intelligenz.
- Fraunhofer CCIT (2021): Glossar, Abgerufen am 29.11.2021 von [Glossar \(fraunhofer.de\)](https://www.fraunhofer.de)
- Fraunhofer IAIS (2019): Smart Farming für Europa: Neue Plattform für eine datengesteuerte und ressourcenschonende Landwirtschaft, Abgerufen am 29.11.2021 von https://www.iais.fraunhofer.de/content/dam/iais/pr/pi/2019/ATLAS-Smart-Farming/2019_11_11_PI_ATLAS_FraunhoferIAIS.pdf
- Fraunhofer IAO (2021): Datenplattform für die Integration von Sharing-E-Tretrollern im Straßenverkehr. Abgerufen am 29.11.2021 von <https://www.iao.fraunhofer.de/de/presse-und-medien/aktuelles/datenplattform-fuer-die-integration-von-sharing-e-tretrollern-im-strassenverkehr.html>
- Fraunhofer IML (2021): Offen, souverän, intelligent: Ein neuer Ansatz zur Prognose von Ankunftszeiten, verfügbar unter: <https://www.silicon-economy.com/volle-datensouveraenitaet-bei-der-bestimmung-von-ankunftszeiten-multimodaler-transporte/>
- Geretshuber D., Reese H. (2019): Künstliche Intelligenz in Unternehmen – Eine Befragung von 500 Entscheidern deutscher Unternehmen zum Status quo mit Bewertungen und Handlungsoptionen von PwC. <https://www.pwc.de/de/digitale-transformation/kuenstliche-intelligenz/studie-kuenstliche-intelligenz-in-unternehmen.pdf>
- Grover, V.; Chiang R. H. L.; Liang, T.-P., Zhang, D. (2018): Creating Strategic Business Value from Big Data Analytics: A Research Framework. Journal of Management Information Systems 35: 388-423
- Günther, W. A., Mehrizi, M. H. R., Huysman, M., & Feldberg, F. (2017): Debating big data: A literature review on realizing value from big data. The Journal of Strategic Information Systems, 26(3), 191-209.
- Gupta, M., George, J. F. (2016): Toward the development of a big data analytics capability. Information & Management, 53(8), 1049-1064.
- Hartmann, P.M., Zaki, M., Feldmann, N. and Neely, A. (2016): „Capturing value from big data – a taxonomy of data-driven business models used by start-up firms“, International Journal of Operations & Production Management, Vol. 36 No. 10, pp. 1382-1406. <https://doi.org/10.1108/IJOPM-02-2014-0098>
- Hestness, J., Narang, S., Ardalani, N., Diamos, G., Jun, H., et al. (2017): Deep learning scaling is predictable, empirically. arXiv preprint arXiv:1712.00409. Abrufbar unter <https://arxiv.org/pdf/1712.00409.pdf>
- Hill, K.: How Target Figured Out A Teen Girl Was Pregnant Before Her Father Did. <https://www.forbes.com/sites/kashmirhill/2012/02/16/how-target-figured-out-a-teen-girl-was-pregnant-before-her-father-did/#788589776668>
- Holtel, S., Hufenstuh, A. & Klug, A. (2017): Künstliche Intelligenz verstehen als Automation des Entscheidens: Leitfaden. Bitkom e. V.
- Holtel, S. (2020): KI-volution: Künstliche Intelligenz einfach erklärt für alle. Redline Wirtschaft.
- Jenny, M., Meißner, A., Glende, S., Dellbrügge, G., Kruse, A., Nowak, A., & Will, N. (2019): Perspektiven der Künstlichen Intelligenz für den Einzelhandel in Deutschland. YOUSE, EHI, DFKI. https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Studien/perspektiven-kuenstliche-intelligenz-fuer-einzelhandel.pdf?__blob=publicationFile&v=12
- Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019): The global landscape of AI ethics guidelines. Nature Machine Intelligence, 1(9), 389-399.
- Kirste, M., & Schürholz, M. (2019): Einleitung: Entwicklungswege zur KI. In Künstliche Intelligenz (pp. 21-35). Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg.
- Kitchin, R. (2014): Big Data, new epistemologies and paradigm shifts. Big data & society, 1(1), 2053951714528481.
- Koenig & Bauer (2021): Unternehmens-Website. Abgerufen am 29.11.2021 von <https://www.koenig-bauer.com/de/service/digital-webfed/service/>
- KPMG (2020): KPMG: Cloud-Monitor 2020 – Die Integrationsfähigkeit und Interoperabilität der Cloud stärken, Unternehmensumfrage in Zusammenarbeit mit Bitkom Research.
- Kreutzer, T. & P. Christiansen (2021). KI in Unternehmen - Ein Praxisleitfaden für rechtliche Fragen. Bertelsmann Stiftung (Hrsg.)
- Lindner, M.; Straub, S. und B. Kühne (2021): How to Share Data? Data-Sharing-Plattformen für Unternehmen, Begleitforschung Smarte Datenwirtschaft, Institut für Innovation und Technik (iit), Berlin. Abrufbar unter https://www.iit-berlin.de/wp-content/uploads/2021/04/SDW_Studie_DataSharing_ES-1.pdf

- Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., ... & Lee, S. I. (2020): From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature machine intelligence*, 2(1), 56-67.
- Maiya, A. S. (2020). ktrain: A low-code library for augmented machine learning. arXiv preprint arXiv:2004.10703.
- Mikalef, P., Pappas, I., Krogstie, J., Pavlou, P. A. (2020): Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value. Elsevier, 2020
- Mittelstand 4.0-Kompetenzzentrum Dortmund (2020): Künstliche Intelligenz im Mittelstand - Potenziale und Anwendungsbeispiele Eine Publikation des Mittelstand 4.0-Kompetenzzentrums Dortmund
- Monino, J. L. (2021): Data Value, Big Data Analytics, and Decision-Making. *Journal of Knowledge Economy* 12, 256–267.
- Murrenhoff, A., Friedrich, M., Witthaut, M. (2021): Künstliche Intelligenz in der Logistik, in: Ten Hompel, Michael (Hrsg.); Henke, Michael (Hrsg.); Clausen, Uwe (Hrsg.)
- Neuroflash (2021): Unternehmens-Website. Abgerufen am 29.11.2021 von <https://neuroflash.com/de/>
- Nilsson, N. J. (2010): The Quest for Artificial Intelligence. A History of Ideas and Achievements. New York: Cambridge University Press.
- OECD (2015): The OECD Model Survey on ICT Usage by Businesses - 2nd revision, Organization for Economic Co-operation and Development, Paris. Abrufbar unter <https://www.oecd.org/sti/ieconomy/ICT-Model-Survey-Usage-Businesses.pdf>
- OECD, Eurostat (2018): Oslo Manual 2018: Guidelines for Collecting, Reporting and Using Data on Innovation, 4th Edition, The Measurement of Scientific, Technological and Innovation Activities. Paris and Luxembourg: OECD Publishing and Eurostat. Abrufbar unter <https://www.oecd-ilibrary.org/docserver/9789264304604-en.pdf?expires=1624546190&id=id&accname=guest&checksum=7E52443A259BEA92C960EF-54BD431E30>
- Ottenhaus, S., Eder, M. (2020): KI-von der Wissenschaft in die industrielle Praxis, in: KI4Industry - KI für den Mittelstand. Matthias Feiner, Manuel Schöllhorn (Hrsg.) <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2106/2106.09455.pdf>
- Paunov, C., Planes-Satorra, S. (2019): How are digital technologies changing innovation? Evidence from agriculture, the automotive industry and retail, Organisation for Economic Co-operation and Development, Paris. Abrufbar unter <https://www.oecd-ilibrary.org/docserver/67bbcafe-en.pdf?expires=1624546652&id=id&accname=guest&checksum=3FB43D8AFEFF8974C2EDFF0A8EB63FBE>
- Plattform Lernende Systeme (2021): KI im Mittelstand – Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern. <https://www.acatech.de/publikation/ki-im-mittelstand-potenziale-erkennen-voraussetzungen-schaffen-transformation-meistern/>
- Plattform Lernende Systeme (2021a): KI-Landkarte. Abgerufen am 29.11.2021 von <https://www.plattform-lernende-systeme.de/ki-landkarte.html>
- Rammer, Christian, Janna Axenbeck, Patrick Breithaupt, Jan Büchel, Theresa Geyer, Manuel Lauer, Thomas Niebel und Mareike Seifried (2021), Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz, Ergebnisse einer Befragung von jungen und mittelständischen Unternehmen in Deutschland, Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi), Mannheim
- Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation)
- Rohleder, B.: (2019): Digitalisierung der Logistik https://www.bitkom.org/sites/default/files/2019-06/bitkom-charts_digitalisierung_der_logistik_03_06_2019.pdf – abgerufen am 22.02.2021.
- Rüping, S. (2021): KI FÜR DEN MITTELSTAND - TRENDS UND LÖSUNGEN. <https://www.eco.de/event/vortragspraesentationen-ki-zwischen-buzzwords-und-mehrwerten-differenzieren/>
- Schlüter, K., Strelau, L., Hellwig, D., Herth, M. Schmitz, E. Costantini, R. Wiegand, P. Janßen, F. (2021): Die Stadt der Zukunft mit Daten gestalten: souveräne Städte ; nachhaltige Investitionen in Dateninfrastrukturen, Deutscher Städtetag.
- Seifert, I., Bürger, M., Wangler, ., Christmann-Budian, S., Zinke, G. (2018): Potenziale der Künstlichen Intelligenz im produzierenden Gewerbe in Deutschland. Eine Studie im Rahmen der Begleitforschung zum Technologieprogramm PAiCE. Institut für Innovation und Technik (iit) in der VDI/VDE Innovations + Technik GmbH (Hrsg.). Berlin.
- Spiekermann, M. (2019): Data Marketplaces: Trends and Monetisation of Data Goods. *Intereconomics* 54, issue 4, 208-216. Abrufbar unter <https://www.intereconomics.eu/contents/year/2019/number/4/article/data-marketplaces-trends-and-monetisation-of-data-goods.html>
- Tata Consultancy Service Limited (2020): Deutschland lernt KI: Wie Unternehmen digitale Technologien einsetzen - <https://www.tcs.com/de-de/trendstudie-digitalisierung/studie-digitalisierung-2020> abgerufen am 09.03.2021
- ten Hompel, M. (2019): Das Big Picture der Silicon Economy; in: LTManager – Das Premiummagazin für Logistik und Transport, Nr. 46-01/2019, S. 10-15
- ten Hompel, M., Bayhan, H., Behling, J., Benkenstein, L., Emmerich, J., Follert, G., & Hoppe, C. (2020): Technical Report: LoadRunner®, a new platform approach on collaborative logistics services. *Logistics Journal*: nicht referierte Veröffentlichungen, 2020(10)
- Turing, A. M. (1950): Computing machinery and intelligence. *Mind – a Quarterly Review of Psychology and Philosophy*, 59(236), 433-460
- Vidgen, R., Shaw, S., & Grant, D. B. (2017). Management challenges in creating value from business analytics. *European Journal of Operational Research*, 261(2), 626-639
- Welter, F., May-Strobl, E., Holz, M., Pahnke, A., Schlepphorst, S., Wolter, H.-J. Kranzusch, P. / Institut für Mittelstandsforschung Bonn (2015): Mittelstand zwischen Fakten und Gefühl. Zugriff am 30.11.2021. https://www.ifm-bonn.org/fileadmin/data/redaktion/publikationen/ifm_materialien/dokumente/IFM-Materialien-234_2015.pdf
- WIK (2019); Künstliche Intelligenz im Mittelstand – Relevanz, Anwendungen, Transfer, Eine Erhebung der Mittelstand-Digital Begleitforschung

Anhang

Nr.	Quelle	Name/Unternehmen	Branche	Art der benötigten Daten	Datenquelle	intern/ extern
1	Künstliche Intelligenz – Potenziale im Mittelstand	Plastikpack GmbH	Produktion	Produktdaten, Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
2	Künstliche Intelligenz – Potenziale im Mittelstand	Eifelbrennholz Inh. Günter Meiners e.K.	Handel	Produktdaten	Sensorik	intern
3	Künstliche Intelligenz – Potenziale im Mittelstand	Polierscheibenfabrik Spaeth e.K.	Produktion	Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
4	Künstliche Intelligenz – Potenziale im Mittelstand	G. Elsinghorst Stahl und Technik GmbH	Handel	Umgebungsdaten bzw. frei verfügbare Daten für das Training (zB Schriftarten); Produktdaten bzw. die erfassbaren Daten auf dem Lieferschein	Data Pooling bzw. Sensorik	extern bzw intern
5	Künstliche Intelligenz – Potenziale im Mittelstand	Schwering & Hasse Elektrodraht GmbH	Produktion	Produktdaten, Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
6	Künstliche Intelligenz – Potenziale im Mittelstand	Laserline GmbH	Produktion	Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
7	BAADER - Künstliche Intelligenz in der industriellen Bildverarbeitung	Nordischer Maschinenbau Rudolf Baader GmbH	Produktion	Produktdaten, Produktions- und Prozessdaten	Speicherung von Kundendaten	extern
8	KI trainieren mit automatischer Datenerfassung	Nico Fahrzeugteile GmbH	Handel	Produktdaten	Sensorik	intern
9	KI im Lebensmittelbereich	Bäckerei Hengstermann	Handwerk	Nutzungsdaten von Kunden	Speicherung von Kundendaten	intern
10	Wie KI bei der Kundensuche hilft	Kaiser & Waltermann	Produktion	Nutzungsdaten von Kunden	Speicherung von Kundendaten	intern
11	Künstliche Intelligenz für den Mittelstand – ein Praxisleitfaden	Günter Effgen GmbH	Produktion	Produktdaten, Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
12	Künstliche Intelligenz für den Mittelstand – ein Praxisleitfaden	Tischlerei Kasper GmbH	Handwerk	Produktdaten, Produktions- und Prozessdaten	Process Mining	intern
13	Künstliche Intelligenz für den Mittelstand – ein Praxisleitfaden	Helmut Meeth GmbH & Co. KG	Produktion	Produktdaten, Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
14	KI-Kochbuch	Satherm GmbH	Handel	Umgebungsdaten bzw. frei verfügbare Daten für das Training (z. B. Schriftarten); Produktdaten bzw. die erfassbaren Daten auf dem Lieferschein	Data Pooling bzw. Sensorik	extern bzw intern
15	KI-Kochbuch	Folge 3 GmbH	Handel	Produktions- und Prozessdaten	Process Mining	intern
16	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	INDIA-DREUSICKE	Produktion	Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
17	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	META-Regalbau GmbH & Co. KG	Produktion	Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
18	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	Achenbach Buschhütten GmbH & Co. KG	Produktion	Produktions- und Prozessdaten, Nutzungsdaten von Kunden	Sensorik, Speicherung von Kundendaten	intern/ extern
19	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	MULTI Kühlsysteme GmbH	Produktion	Produktdaten, Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern/ extern

Nr.	Quelle	Name/Unternehmen	Branche	Art der benötigten Daten	Datenquelle	intern/ extern
20	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	Wandel Packaging Group	Produktion	Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
21	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	Jowat SE	Produktion	Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
22	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	InfraTec GmbH	Produktion	Produktions- und Prozessdaten	Sensorik	intern
23	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	Alfred Willich GmbH & Co. KG	Produktion	Produktions- und Prozessdaten	Sensorik, Process Mining	intern
24	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	ORTLIEB Sportartikel GmbH	Produktion, Handel	Produktdaten, Nutzungsdaten von Kunden	Speicherung von Kundendaten, Process Mining	intern
25	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	Mindpeak GmbH	Software-Entwickler	Produktdaten	Sensorik	intern/ extern
26	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	C. Jentner GmbH	Produktion, Handel	Produktdaten	Sensorik	intern
27	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	Restemeier GmbH	Handwerk	Produktdaten	Sensorik	intern
28	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	Tatonka GmbH	Produktion	Produktdaten, Nutzungsdaten von Kunden, Daten über potenzielle Kunden, Umgebungsdaten	Data Pooling	intern/ extern
29	KI im Mittelstand - Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern	Wernsing Feinkost GmbH	Produktion	Produktdaten	Sensorik	intern

Impressum

WIK Wissenschaftliches Institut für
Infrastruktur und Kommunikationsdienste GmbH
Rhöndorfer Str. 68
53604 Bad Honnef
Deutschland
Tel.: +49 2224 9225-0
Fax: +49 2224 9225-63
E-Mail: info@wik.org
www.wik.org

Vertretungs- und zeichnungsberechtigte Personen

Geschäftsführerin und Direktorin	Dr. Cara Schwarz-Schilling
Direktor	Alex Kalevi Dieke
Direktor Abteilungsleiter Netze und Kosten	Dr. Thomas Plückebaum
Direktor Abteilungsleiter Regulierung und Wettbewerb	Dr. Bernd Sörries
Leiter der Verwaltung	Karl-Hubert Strüver
Vorsitzende des Aufsichtsrates	Dr. Daniela Brönstrup
Handelsregister	Amtsgericht Siegburg, HRB 7225
Steuer-Nr.	222/5751/0722
Umsatzsteueridentifikations-Nr.	DE 123 383 795

Dezember 2021