



Künstliche Intelligenz in der Produktion: Erfolgsfaktor oder Zukunftsversprechen?



MATERIALS & COMPONENTS

DIGITAL TWIN

PRODUCTION PLANNING

QUALITY INSIGHTS

98.6%

Inhalt

Einleitung: Warum KI in der Produktion an Bedeutung gewinnt	4
KI ist nicht gleich KI: Generative, prädiktive und analytische KI im Überblick.....	6
Potenziale in der Produktion: Qualität, Wartung, Planung und Effizienz.....	9
Voraussetzungen für den erfolgreichen KI-Einsatz.....	10
Praxisbeispiele und Fazit.....	12
Literaturverzeichnis.....	14
Abkürzungsverzeichnis	15

Impressum

Autor

Anton Mauersberger 
Fraunhofer-Allianz autoMOBILproduktion

Satz und Design

Fraunhofer-Allianz autoMOBILproduktion &
FIR e. V. an der RWTH Aachen

Bildnachweise

Titel : © KI-generiert über Microsoft Copilot
S. 2: © KI-generiert über Microsoft Copilot
S. 5: © KI-generiert über Microsoft Copilot
S. 8: © KI-generiert über Microsoft Copilot
S. 11: © KI-generiert über Microsoft Copilot
S. 13: © panuwat – stock.adobe.com

Lizenzhinweis

Open Access: Dieses Whitepaper wird unter der Creative-Commons-Lizenz „Share alike – Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International“ (CC BY-SA 4.0) veröffentlicht.



Projekt DiSerHub
FIR e. V. an der RWTH Aachen
Campus-Boulevard 55 | 52074 Aachen

E-Mail: projekt-DiSerHub@fir.rwth-aachen.de
diserhub.de

Stand: 07.2026

Einleitung: Warum KI in der Produktion an Bedeutung gewinnt

Produzierende Unternehmen befinden sich in einem tiefgreifenden Transformationsprozess, geprägt durch globale Lieferketten, steigenden Kosten- und Wettbewerbsdruck, wachsende Qualitätsanforderungen sowie zunehmende Anforderungen an Nachhaltigkeit und Ressourceneffizienz. Parallel entstehen durch den steigenden Digitalisierungsgrad immer größere Datenmengen in der Produktion. Intelligente Maschinen und Komponenten, moderne Schnittstellen wie OPC UA sowie MES und ERP-Systeme liefern kontinuierlich Informationen zu Prozesszuständen, Anlagenverfügbarkeit, Produktqualität und Materialflüssen.

In diesem Zusammenhang gewinnt der Stellenwert der Künstlichen Intelligenz zunehmend an Bedeutung. Derzeit gehen die Prognosen davon aus, dass vor allem die generative KI das Bruttoinlandsprodukt um 7 Prozent erhöhen könnte, gleichzeitig aber 300 Millionen Arbeitsplätze verloren gehen könnten¹. Grundlage dafür ist vor allem für die Nutzbarmachung der Informationen, also nicht nur die reine Datenerfassung, sondern die systematische Auswertung sowie Einbindung der gewonnenen Rückschlüsse in operative sowie strategische Entscheidungen. In der Wissenschaft wird KI im Bereich der Produktion häufig in maschinennahen Anwendungen wie Condition-Monitoring, Predictive Maintenance, Qualitätskontrolle und Remote-Services verwendet². Darüber hinaus spielt KI auch in den übergeordneten Prozessen, wie der Produktions- sowie Logistikplanung, aber auch in der klassischen Verwaltung eine Rolle. Systematische Übersichtsarbeiten zeigen, dass KI-Anwendungen in der Fertigung sowohl zur Effizienzsteigerung als auch zur Verbesserung von Qualität, Flexibilität und Resilienz

beitragen können³. Dadurch entstehen Potenziale, Produktionsabläufe wirtschaftlicher zu gestalten, Reaktionszeiten zu verkürzen und Ressourcen gezielter einzusetzen.

Besonders relevant ist KI dort, wo Produktionsprozesse datenintensiv, komplex oder schwer vorhersehbar sind. Maschinelles Lernen kann beispielsweise eingesetzt werden, um Muster in Sensordaten zu erkennen, Abweichungen im Prozessverlauf zu identifizieren oder Ausfallwahrscheinlichkeiten von Anlagen vorherzusagen⁴. In der vorausschauenden Instandhaltung ermöglicht dies eine Abkehr von rein reaktiven oder starr zeitbasierten Wartungsstrategien hin zu einer zustands- und datenbasierten Instandhaltung⁵. Aktuelle Literaturübersichten beschreiben Predictive Maintenance deshalb als eines der zentralen Anwendungsfelder von KI in Smart Manufacturing⁶.

Auch in der Qualitätssicherung eröffnen KI-Verfahren neue Möglichkeiten. Verfahren wie Deep Learning, Künstliche Neuronale Netze (KNN) oder bildbasierte Fehlererkennung können dazu beitragen, Qualitätsabweichungen frühzeitig zu erkennen und Ausschuss zu reduzieren. Gerade in komplexen Produktionsumgebungen, in denen große Mengen an Prüf-, Bild- und Prozessdaten entstehen, kann KI die klassische Qualitätskontrolle ergänzen und teilweise automatisieren⁷.

¹ S. GOLDMAN SACHS RESEARCH 2023

² S. MAUIERSBERGER ET AL. 2025

³ S. NELSON ET AL. 2023

⁴ S. WANG ET AL. 2018

⁵ S. WANG ET AL. 2018

⁶ S. ZHU ET AL. 2019

⁷ S. NELSON ET AL. 2023

Der erfolgreiche Einsatz von KI ist jedoch an Voraussetzungen gebunden: Forschung zu KI in Industrie 4.0 verweist auf zentrale Herausforderungen wie Datenqualität, Systemintegration, IT/OT-Schnittstellen, Qualifizierung von Mitarbeitenden, Akzeptanz sowie vertrauenswürdige und erklärbare KI. Damit wird deutlich, dass KI-Projekte nicht allein als Technologieprojekte verstanden werden sollten. Sie erfordern vielmehr ein Zusammenspiel aus technischer Infrastruktur, Prozesswissen, organisatorischer Veränderungsfähigkeit und klar definierten Anwendungsfällen⁸.

Für produzierende Unternehmen bedeutet dies: KI ist kein Selbstzweck, sondern ein Werkzeug zur Lösung konkreter Produktionsprobleme. Der Nutzen entsteht dort, wo ein relevantes Problem, eine belastbare Datenbasis und ein messbarer wirtschaftlicher oder qualitativer Mehrwert zusammenkommen. Dieses Whitepaper zeigt daher, welche Formen von KI für die Produktion besonders relevant sind, welche Voraussetzungen Unternehmen schaffen müssen und wie der Weg vom ersten Use-Case zur wirksamen Umsetzung gelingen kann.

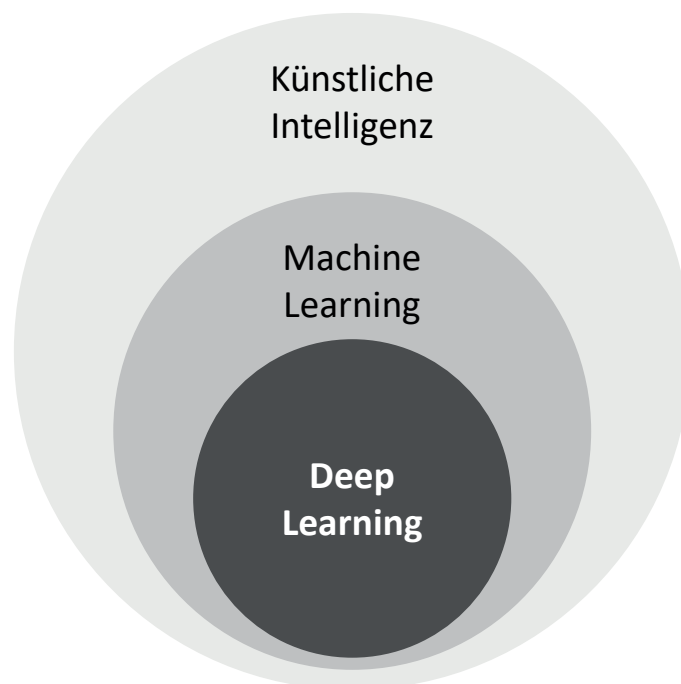
⁸ S. WINDMANN ET AL. 2024



KI ist nicht gleich KI: Generative, prädiktive und analytische KI im Überblick

Das Forschungsgebiet der Künstlichen Intelligenz wurde bereits in den 1950er-Jahren erstmals systematisch untersucht. Schon damals stand das Ziel im Fokus, bestimmte Vorgänge und Prozesse nach dem Vorbild der menschlichen Kognition zu automatisieren⁹. Künstliche Intelligenz wird häufig sehr pauschal und als Überschrift oder Schlagwort benutzt, dabei gibt es verschiedene Untergruppen. Dazu zählen unter anderem Machine Learning, Deep Learning, Natural-Language-Processing und Computer-Vision¹⁰. Für produzierende Unternehmen ist diese Unterscheidung wichtig, weil nicht jede KI-Anwendung dasselbe Ziel verfolgt und nicht jede Methode für dieselbe Aufgabe geeignet ist¹¹.

Bild 1 zeigt die technologische Einordnung: Künstliche Intelligenz bildet den übergeordneten Begriff, Machine Learning ist eine Teilmenge davon, und Deep Learning kann wiederum als Teilbereich des Machine Learnings verstanden werden¹². Generative KI ist in dieser Abbildung nicht als eigener Kreis dargestellt. Sie ergänzt die technologische Grundordnung vielmehr als anwendungsorientierte Ausprägung, die in modernen Systemen häufig auf Machine Learning, Deep Learning sowie großen Sprach- oder Multimodalmodellen basiert. Generative KI findet Anwendung in der Text-, Bild-, Sprach- und Musik- sowie Codegenerierung.¹³



⁹ S. ROBINSON 2001

¹⁰ S. BERGER ET AL. 2026

¹¹ S. BERGER ET AL. 2026

¹² S. BERGER ET AL. 2026

¹³ S. FEUERRIEGEL ET AL. 2024

Bild 1: Zusammenhang zwischen KI, Machine Learning und Deep Learning (BERGER ET AL. 2026, S. 16)

In der Produktion lassen sich KI-Anwendungen zunächst nach ihrer Funktion unterscheiden. Analytische KI hilft dabei, vorhandene Daten auszuwerten, Muster zu erkennen und Prozesse besser zu verstehen. Sie kann zum Beispiel eingesetzt werden, um Prozessdaten, Qualitätsdaten oder Energieverbräuche zu analysieren¹⁴. Prädiktive KI geht einen Schritt weiter. Sie nutzt historische und aktuelle Daten, um zukünftige Zustände oder Ereignisse vorherzusagen. Typische Beispiele sind Predictive Maintenance, Qualitätsprognosen oder die Vorhersage von Engpässen in der Produktions- und Logistikplanung¹⁵.

Generative KI verfolgt einen anderen Schwerpunkt. Sie erzeugt neue Inhalte, etwa Texte, Bilder, Programmcode, technische Dokumentationen oder Handlungsvorschläge. In der Produktion kann sie beispielsweise genutzt werden, um Mitarbeitende bei der Suche nach Wissen zu unterstützen, Wartungsanleitungen aufzubereiten oder Assistenzsysteme für technische Rückfragen bereitzustellen¹⁶. Während prädiktive KI vor allem Vorhersagen über Maschinen, Prozesse oder Qualität liefert, unterstützt generative KI eher bei Kommunikation, Dokumentation und Wissensarbeit.

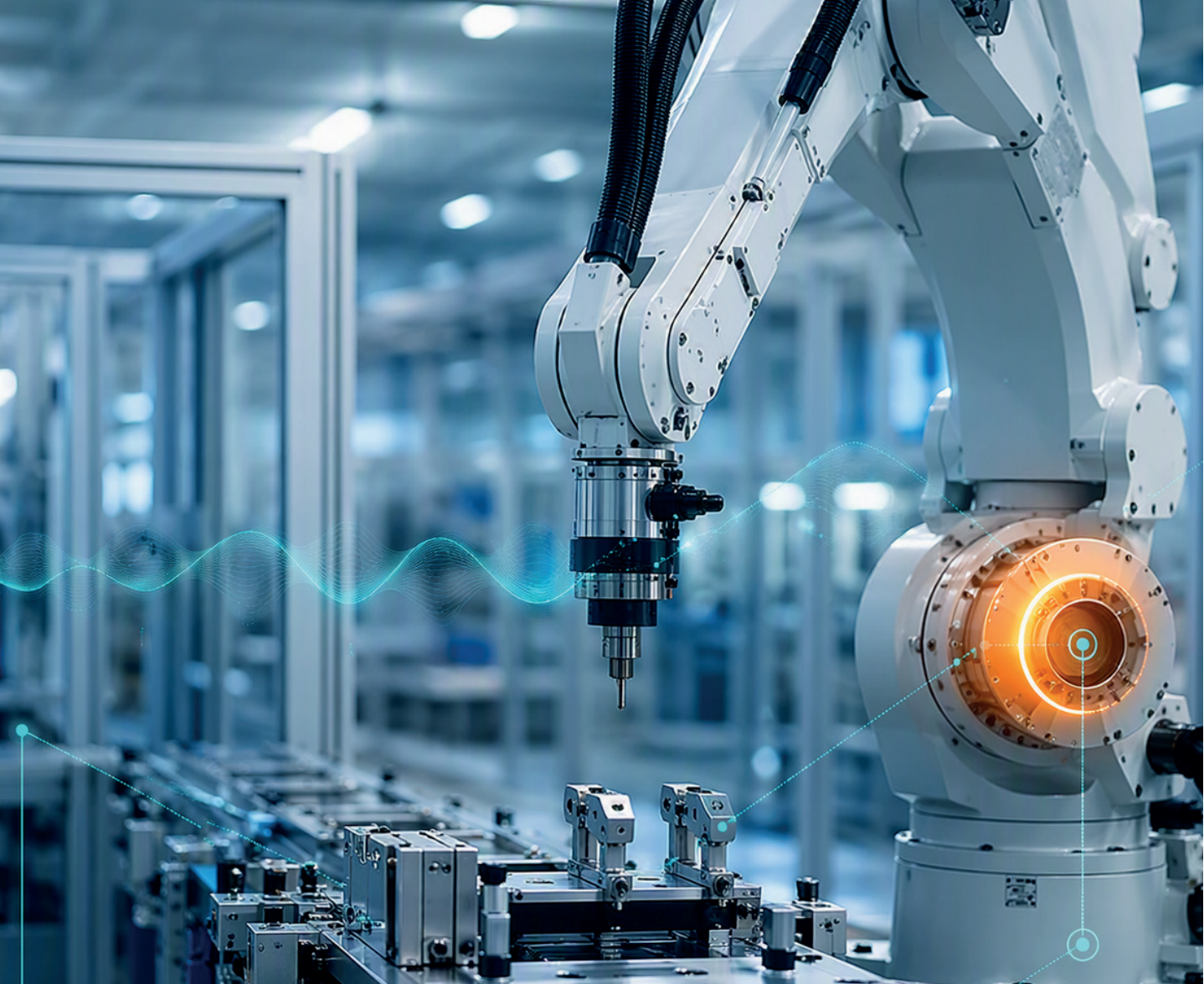
Eigenschaft	analytische KI	prädiktive KI	generative KI
Fokus	wertet vorhandene Daten aus und erkennt Muster	sagt zukünftige Zustände oder Ereignisse voraus	erzeugt neue Inhalte oder Vorschläge
typische Methoden	Datenanalyse, Machine Learning, Mustererkennung, Computer Vision	Machine Learning, Zeitreihenanalyse, Prognosemodelle, Deep Learning	Large Language Models (LLMs), Transformer-Modelle, Diffusionsmodelle, Deep Learning
Beispiele aus der Produktion	Prozessanalyse, Qualitätsanalyse, Energie- und Ressourcentracking	Predictive Maintenance, Qualitätsprognosen, Engpassvorhersagen, Bedarfsprognosen	technische Assistenzsysteme, Wissensabfrage, Dokumentation, Schulungsunterlagen
Mehrwerte	schafft Transparenz über Prozesse und Zusammenhänge	ermöglicht frühzeitiges Handeln vor Störungen oder Abweichungen	erleichtert den Umgang mit Wissen, Texten und komplexen Informationen
Rolle des Menschen	interpretiert Ergebnisse und leitet Maßnahmen ab	bewertet Prognosen und trifft Entscheidungen	prüft, korrigiert und verantwortet erzeugte Inhalte

Bild 2: Analyseergebnisse (eigene Darstellung unter Einbezug von MAUERSBERGER 2025, S. 700f.; FEUERRIEGEL 2024, S. 112f.; SÜMECZ U. KRUMAY 2025, S. 22; V. GARREL 2026, S. 7f.)

¹⁴ S. SÜMECZ U. KRUMAY 2025

¹⁵ S. NELSON ET AL. 2023

¹⁶ S. FEUERRIEGEL ET AL. 2024; SÜMECZ U. KRUMAY 2025



Diese drei Formen lassen sich in der Praxis nicht immer strikt voneinander trennen. Ein KI-System kann beispielsweise Maschinendaten analysieren, einen möglichen Ausfall prognostizieren und anschließend eine verständliche Handlungsempfehlung für die Instandhaltung formulieren¹⁷. Entscheidend ist daher weniger die Bezeichnung der KI, sondern die Frage, welches Problem gelöst werden soll und welche Daten dafür zur Verfügung stehen.

Auch der Automatisierungs- und Robotisierungsgrad beeinflusst, wie KI in der Produktion eingesetzt werden kann. KI kann einzelne Arbeitsschritte unterstützen, teilautonome Anlagen ergänzen oder in hochautomatisierten Produktionsumgebungen zur Überwachung, Planung und Steuerung beitragen. Eine mögliche Differenzierung von KI-Anwendungen in der Fertigung erfolgt unter anderem nach den Bereichen Entwicklung, Planung, Überwachung und Steuerung¹⁸. Beispiele reichen von generativem Design über Predictive Maintenance und Qualitätsüberwachung bis hin zur Prozessanpassung in Echtzeit¹⁹.

Eine sinnvolle Einordnung von KI in der Produktion erfordert daher zwei Perspektiven: Einerseits lassen sich KI-Technologien technisch einordnen, etwa über Machine Learning oder Deep Learning. Andererseits ist für Unternehmen entscheidend, welche Funktion eine KI-Anwendung im konkreten Prozess erfüllt. Analytische KI unterstützt vor allem das Verstehen bestehender Zustände, prädiktive KI erweitert dies um Vorhersagen zukünftiger Entwicklungen, und generative KI hilft dabei, Informationen aufzubereiten, Wissen zugänglich zu machen oder neue Inhalte zu erzeugen. Diese Unterscheidung erleichtert es, passende Anwendungsfälle auszuwählen und realistische Erwartungen an den Nutzen von KI zu formulieren. Sie bildet zugleich die Grundlage, um die Potenziale von KI in Qualitätssicherung, Wartung, Planung und Effizienz gezielt einzuordnen.

¹⁷ S. SUMECZ U. KRUMAY 2025

¹⁸ S. NELSON ET AL. 2023

¹⁹ S. NELSON ET AL. 2023

Potenziäle in der Produktion: Qualität, Wartung, Planung und Effizienz

KI bietet in der Produktion vor allem dort Potenziale, wo große Datenmengen entstehen und Entscheidungen auf Basis dieser Daten verbessert werden können. Dazu zählen insbesondere Qualitätssicherung, Instandhaltung, Produktionsplanung und Prozessoptimierung. Der Nutzen entsteht dabei nicht allein durch die KI-Technologie selbst, sondern durch ihre Anwendung auf konkrete betriebliche Problemstellungen²⁰.

Ein zentrales Potenzial liegt in der Qualitätssicherung: Bildbasierte KI und Computer-Vision können eingesetzt werden, um Bauteile, Oberflächen, Positionen oder Abweichungen automatisiert zu erkennen. Dadurch lassen sich Prüfprozesse beschleunigen, Fehler früher identifizieren und Ausschuss reduzieren. In der Produktion ist dies besonders relevant, weil Qualitätsabweichungen häufig direkte Auswirkungen auf Kosten, Nacharbeit und Lieferfähigkeit haben²¹. Ein Beispiel dafür ist die automatisierte Hochgeschwindigkeitsinspektion von Photovoltaikanlagen, bei der ein kamerabasiertes Inspektionswerkzeug die bisher überwiegend manuelle Prüfung unterstützt²².

Ein weiteres wichtiges Anwendungsfeld ist die Wartung. Durch die Analyse von Maschinen-, Sensor- und Prozessdaten können Anomalien erkannt und mögliche Ausfälle frühzeitig prognostiziert werden. Predictive Maintenance ermöglicht es, Wartungen rechtzeitig und kontrolliert durchzuführen, anstatt erst nach einem ungeplanten Stillstand zu reagieren²³. Dadurch können Anlagenverfügbarkeit und Prozessstabilität verbessert werden²⁴. Ein Beispiel ist der Intelligente Werkzeughalter smartTOOL, der durch integrierte Sensorik den Zerspanungsprozess überwacht und Hinweise auf Werkzeugverschleiß liefern kann²⁵.

Auch in der Planung und Steuerung können KI-Systeme Mehrwert schaffen: Sie können Produktionsdaten auswerten, Engpässe sichtbar machen, Reihenfolgen

optimieren oder Prognosen zu Energieverbrauch, Materialbedarf und Auslastung unterstützen. Besonders in komplexen Produktionsumgebungen kann KI helfen, Zusammenhänge zu erkennen, die mit klassischen Planungsmethoden nur schwer zu erfassen sind²⁶.

Ein weiteres Potenzial liegt in der Energie- und Ressourceneffizienz. KI-gestützte Analysen können Energieverbräuche bestimmten Produkten, Chargen oder Betriebszuständen zuordnen und dadurch Optimierungspotenziale sichtbar machen²⁷. Ein Beispiel ist die Überwachung des Energieverbrauchs eines Walzwerkes. Dabei wurde der Energieaufwand für die jeweiligen Produkte und das zugehörige Materialgewicht bestimmt. Durch die Überwachung konnten verschiedene Betriebszustände erfasst und Anomalien im Energieverbrauch sichtbar gemacht werden. Dadurch lassen sich Optimierungspotenziale im Produktionsprozess identifizieren, technische Störungen frühzeitig erkennen und Ausfallzeiten minimieren²⁸.

Insgesamt zielt der Einsatz von KI auf eine höhere Effizienz in Produktionsprozessen und -abläufen ab. Potenziale ergeben sich durch geringeren Ausschuss, weniger Stillstände, bessere Ressourcennutzung, schnellere Entscheidungen und eine gezieltere Unterstützung der Mitarbeitenden. Für produzierende Unternehmen ist entscheidend, KI nicht isoliert zu betrachten, sondern mit Zielen wie Qualität, Verfügbarkeit, Planbarkeit oder Kostensenkung zu verbinden.

²⁰ S. SÜMECZ U. KRUMAY 2025

²¹ S. BERGER ET AL., 2026; SÜMECZ U. KRUMAY 2025

²² S. SÜMECZ U. KRUMAY 2025

²³ S. ZHU ET AL., 2019

²⁴ S. ZHU ET AL., 2019; SÜMECZ U. KRUMAY 2025

²⁵ S. SCHUSTER ET AL., 2024

²⁶ S. NELSON ET AL., 2023; BERGER ET AL., 2026

²⁷ S. SÜMECZ U. KRUMAY 2025

²⁸ S. SÜMECZ U. KRUMAY 2025

Voraussetzungen für den erfolgreichen KI-Einsatz

Damit KI in der Produktion erfolgreich eingesetzt werden kann, müssen technische, organisatorische und wirtschaftliche Voraussetzungen erfüllt sein. KI-Systeme können entweder in bestehende Anwendungen integriert oder ergänzend zu vorhandenen Systemen eingeführt werden. Für eine erfolgreiche Implementierung lassen sich vier zentrale Erfolgsfaktoren unterscheiden²⁹:

- **Unternehmen benötigen ein grundlegendes Verständnis** der eingesetzten KI-Technologie, ihrer Mehrwerte sowie ihrer Stärken und Schwächen. Dies betrifft sowohl Entwicklerinnen und Entwickler als auch Anwenderinnen und Anwender. Da KI-Systeme nicht immer vollständig transparent arbeiten, sind Vertrauen, Nachvollziehbarkeit und Akzeptanz wichtige Voraussetzungen.
- **Ausgangspunkt der Einführung sollten konkrete Use-Cases sein.** Unternehmen müssen klären, welches Problem gelöst werden soll, welche Daten verfügbar sind, welche Anwendung geeignet ist und welcher Nutzen erwartet wird. Mehrere mögliche Anwendungsfälle können in einem Projektportfolio gesammelt, bewertet und priorisiert werden.
- **KI-Systeme sollten zunächst in kleinem Rahmen pilotiert werden.** Eine Pilotierung oder ein Proof of Concept ermöglicht es, technische Machbarkeit, Datenqualität, wirtschaftlichen Nutzen und regulatorische Anforderungen vorab zu prüfen. Gleichzeitig kann dadurch Vertrauen bei den späteren Nutzer*innen aufgebaut werden.
- Nach einer erfolgreichen Pilotierung muss geprüft werden, **ob das KI-System skaliert**

werden kann. Dazu gehört, dass es auf weitere Prozesse, Anlagen, Standorte oder Datenquellen übertragbar ist und stabil in bestehende Abläufe integriert werden kann. So können Störungen vermieden und bisherige sowie zukünftige Prozesse besser unterstützt werden.

Als wesentliche Herausforderungen bei der Integration von KI in industrielle Systeme gelten die Bereiche Datengrundlage, Systemintegration, Fachwissen und vertrauenswürdige KI³⁰. Eine zentrale Voraussetzung ist eine geeignete Datenbasis: KI-Systeme benötigen verfügbare, vollständige und qualitativ ausreichende Daten. In produzierenden Unternehmen ist dies häufig anspruchsvoll, weil Maschinendaten aus unterschiedlichen Anlagen, Altsystemen oder heterogenen IT- und OT-Strukturen stammen. Fehlende Schnittstellen, unvollständige Daten, fehlerhafte Zeitstempel oder nicht gekennzeichnete Datensätze können die Entwicklung zuverlässiger KI Modelle erschweren³¹.

Neben der Datenbasis müssen KI-Anwendungen technisch in bestehende Systeme integriert werden. Dazu zählen geeignete IT-Infrastrukturen, Rechenleistung, Schnittstellen, Datenschutz und Cybersicherheit. Besonders in industriellen Umgebungen ist dies relevant, weil KI-Systeme mit Produktionsanlagen, Sensoren und betrieblichen Informationssystemen zusammenwirken³². Die Verbindung von IT und OT, bestehende Altsysteme, Sicherheitsanforderungen und die Aus-

²⁹ S. SÚMECZ U. KRUMAY 2025

³⁰ S. WINDMANN ET AL. 2024

³¹ S. WINDMANN ET AL. 2024

³² S. WINDMANN ET AL. 2024

wahl geeigneter KI-Ansätze zählen daher zu den zentralen Hürden der KI-Integration.

Auch Fachwissen und Organisation sind entscheidend. So erfordern KI-Projekte die Zusammenarbeit von mehreren Abteilungen, wie Produktion, IT, Automatisierung, Datenanalyse und Management. Mitarbeitende müssen verstehen, welche Daten genutzt werden, wie KI-Ergebnisse einzuordnen sind und welche Grenzen die Systeme haben³³. Schulungen, Datenkompetenz und praxisnahe Anwendungsfälle fördern deshalb Akzeptanz und helfen, Unsicherheiten abzubauen³⁴.

Für kleine und mittlere Unternehmen sind diese Voraussetzungen besonders herausfordernd. Begrenzte finanzielle und personelle Ressourcen erschweren den Aufbau eigener KI-Kompetenzen, die Finanzierung geeigneter Infrastruktur und die langfristige Betreuung von KI-Systemen³⁵. Hinzu kommen Kosten für Schulungen, externe Expertise, Systemintegration sowie laufende Überwachung und Anpassung. Da der wirtschaftliche Nutzen häufig erst später sichtbar wird, ist eine realistische Kosten-Nutzen-Abschätzung notwendig, bevor ein KI-Projekt gestartet wird.

Ein erfolgreicher Einsatz von KI-Systemen endet daher nicht mit der technischen Einführung. Die neuen Systeme müssen dauerhaft betreut, überwacht und bei Bedarf angepasst werden. Dazu gehören technischer Support, regelmäßige Kontrolle der Ergebnisse, Pflege der Datenbasis, erneutes Training von Modellen sowie die Anpassung an veränderte Prozesse, Maschinen oder Anforderungen³⁶. Gerade in der Produktion müssen Zuständigkeiten klar geregelt sein: Wer überwacht das System, wer bewertet Fehlermeldungen, wer greift bei Abweichungen ein und wer entscheidet über Anpassungen? Der Mensch bleibt deshalb ein zentraler Bestandteil des Systems. Er prüft Ergebnisse, bewertet Handlungsempfehlungen und übernimmt Verantwortung für Entscheidungen. Für produzierende Unternehmen ist es daher sinnvoll, KI zunächst in kleinen, klar abgegrenzten Pilotprojekten einzuführen und anschließend schrittweise mit geeigneter Betreuung, Schulung und Supportstruktur in bestehende Prozesse zu integrieren³⁷.

³³ s. WINDMANN ET AL. 2024

³⁴ s. SÚMECZ U. KRUMAY 2025; WINDMANN ET AL. 2024

³⁵ s. WINDMANN ET AL. 2024

³⁶ s. WINDMANN ET AL. 2024

³⁷ s. SÚMECZ U. KRUMAY 2025



Praxisbeispiele und Fazit

Die folgenden Praxisbeispiele zeigen, wie KI und Digitalisierung in kleinen und mittleren Unternehmen konkret eingesetzt werden können. Sie verdeutlichen, dass erfolgreiche KI-Anwendungen nicht mit der Technologie selbst beginnen, sondern mit einem konkreten betrieblichen Problem, einer geeigneten Datenbasis und einem nachvollziehbaren Nutzen.

Ein erstes Beispiel ist die digitale Fabrikplanung. Sie unterstützt Unternehmen dabei, Produktionslayouts, Materialflüsse und relevante Datenquellen systematisch zu erfassen und geplante Veränderungen am Produktionssystem vorab zu bewerten. Für KMU ist dies besonders relevant, da Anpassungen an Prozessen, Flächennutzung oder Materialflüssen mit hohen Kosten und Risiken verbunden sein können. Digitale Planungsmethoden schaffen Transparenz über Betriebsmittelanordnungen, Flächenbedarfe sowie Produktions- und Logistikkonzepte. Zugleich zeigt das Beispiel, dass digitale Planung eine belastbare Datenbasis voraussetzt. Vor Beginn einer Simulation muss geprüft werden, welche System-, Organisations- und technischen Daten verfügbar sind und welche Qualität diese Daten besitzen. Damit beginnt digitale Planung nicht erst bei der Simulation, sondern bereits bei der strukturierten Erfassung und Bewertung der vorhandenen Daten.

>> digitalzentrum-chemnitz.de/wissen/die-digitale-fabrik-vorausschauend-planen-und-gestalten

Ein zweites Beispiel ist die KI-gestützte Prozessoptimierung. Im Fokus stehen technische Produktionsprozesse, einzelne Maschinen und Anlagen, Produktionsschritte oder ganze Prozessketten. Auf Basis von Maschinen- und Prozessdaten können KI-Modelle

wichtige Einflussfaktoren identifizieren und optimale Prozesseinstellungen ableiten. Ziel ist es, Ausschuss und Energiebedarf zu reduzieren, Prozessschwankungen zu verringern, Störungen schneller auszugleichen und Produktqualität sowie Durchsatz zu verbessern. Gleichzeitig zeigt das Beispiel typische Herausforderungen: Datenqualität, geringe Datenmengen, Integration in bestehende Systeme, Skalierbarkeit sowie die Akzeptanz der Beschäftigten. KI kann daher nur dann wirksam eingesetzt werden, wenn sie eng mit Prozesswissen, Datenverfügbarkeit und organisatorischer Umsetzung verbunden wird.

>> digitalzentrum-chemnitz.de/wissen/ki-zur-prozessoptimierung

Ein drittes Praxisbeispiel betrifft die Qualitätssicherung durch die Klassifikation von Kfz-Scheinwerfern mithilfe von KI. Moderne Scheinwerfertypen, etwa Matrix-LED-Systeme oder herstellersistenspezifische Lichtverteilungen, erhöhen die Komplexität der Prüfung. Klassische analytische Verfahren stoßen dabei teilweise an Grenzen. Im Projekt wurden gelabelte Bilddaten bereitgestellt, gesichtet und vorverarbeitet. Anschließend wurde ein KI-Modell für die Klassifikation entwickelt und erweitert. Dabei kam unter anderem ein *Convolutional Neural Network* zum Einsatz. Zur besseren Nachvollziehbarkeit der Vorhersagen wurde das Grad-CAM-Verfahren genutzt. Das Beispiel zeigt, dass KI in der Qualitätssicherung nicht nur zur Erkennung komplexer Muster beitragen kann. Ebenso wichtig sind Transparenz, Erklärbarkeit und eine nachvollziehbare Bewertung der Ergebnisse.

>> digitalzentrum-chemnitz.de/wissen/scheinwerfer-mit-ki-klassifizieren



Ein viertes Beispiel verdeutlicht den Einsatz generativer KI im Arbeitsalltag. Dabei wurde untersucht, wie kleine Teams Large Language Models und Chatbots nutzen können, ohne daraus ein umfangreiches IT-Projekt zu machen. Im Mittelpunkt standen interne Informationen, Wissensmanagement, Textarbeiten, redaktionelle Aufgaben, Analyseaufgaben und Datensicherheit. Anhand konkreter Fragestellungen wurde erprobt, wie generative KI-Werkzeuge Mitarbeitende bei der Informationssuche, Texterstellung und Wissensaufbereitung unterstützen können. Das Beispiel zeigt, dass generative KI insbesondere dort Nutzen stiften kann, wo viele Informationen, Dokumente und Kommunikationsaufgaben zusammenkommen. Gleichzeitig wird deutlich, dass eine schrittweise Einführung, sichere Nutzung und klare Orientierung für Mitarbeitende notwendig sind.

>> digitalzentrum-chemnitz.de/wissen/large-language-models-und-chatbots-im-praxiseinsatz

Zusammenfassend zeigen die Praxisbeispiele, dass KI und Digitalisierung in der Produktion unterschiedliche Funktionen übernehmen können. Digitale

Planung schafft Transparenz über Strukturen, Daten und Materialflüsse. Analytische KI hilft, Prozesse und Qualitätszustände besser zu verstehen. Prädiktive KI unterstützt vorausschauendes Handeln, etwa bei Prozessstabilität, Wartung oder Störungserkennung. Generative KI erleichtert den Umgang mit Wissen, Dokumenten und Kommunikation.

Für KMU ist entscheidend, nicht mit zu großen und unklaren KI-Projekten zu beginnen. Sinnvoller ist ein schrittweises Vorgehen mit klar abgegrenzten Anwendungsfällen, vorhandener oder gezielt aufbaubarer Datenbasis, überschaubarem Aufwand und erkennbarem Nutzen. Der erfolgreiche Einsatz von KI hängt damit weniger von den technologischen Fähigkeiten selbst ab als vielmehr von einer passenden Problemstellung, guter Datenqualität, geeigneter Systemintegration, Akzeptanz der Mitarbeitenden und einer realistischen Kosten-Nutzen-Bewertung. Unternehmen sollten KI daher nicht technologiegetrieben einführen, sondern mit einer konkreten Zielstellung beginnen. Anschließend sollte die Lösung zunächst im kleinen Rahmen pilotiert und bei erfolgreichem Nachweis schrittweise skaliert werden.

Literaturverzeichnis

BERGER, P.; GARREL, J. v.; JAHN, C.: Künstliche Intelligenz in der Produktion. In: Künstliche Intelligenz im produzierenden Mittelstand. Hrsg.: J. v. Garrel; S. Thomas. Springer Gabler, Wiesbaden 2026, S. 15–34.

FEUERRIEGEL, S.; HARTMANN, J.; JANIESCH, C.; ZSCHECH, P.: Generative AI. In: Business & Information Systems Engineering 66 (2024) 1, S. 111–126. DOI: 10.1007/s12599-023-00834-7.

GARREL, J. v., JAHN, C., LANGE, A. K.: KI-basierte Arbeitssysteme in produzierenden Unternehmen – Eine soziotechnische Perspektive. In: Künstliche Intelligenz im produzierenden Mittelstand. Hrsg.: J. v. Garrel; S. Thomas. Springer Gabler, Wiesbaden 2026. DOI: 10.1007/978-3-658-49275-5_1.

GOLDMAN SACHS RESEARCH (HRSG.): Generative AI could raise global GDP by 7%. Goldman Sachs online, 05.04.2023. <https://www.goldmansachs.com/insights/articles/generative-ai-could-raise-global-gdp-by-7-percent>. (Link zuletzt geprüft: 06.07.2026).

MAUERSBERGER, A.; REINHARDT, H.; MAHDAVIA, M.; IHLENFELDT, S.: Streamlining the development of smart product-service systems. In: Procedia CIRP 134 (2025), S. 699–704. DOI: 10.1016/j.procir.2025.03.064.

NELSON, J. P.; BIDDLE, J. B.; SHAPIRA, P.: Applications and Societal Implications of Artificial Intelligence in Manufacturing: A Systematic Review. Arxiv online, 25.07.2023. DOI: 10.48550/arXiv.2308.02025.

ROBINSON, B. (2001): Book Review: Artificial Knowing: Gender and the Thinking Machine. In: Mind, Culture, and Activity 8 (2), S. 210–211. DOI: 10.1207/S15327884MCA0802_08.

SCHUSTER, A.; OTTO, A.; RENTZSCH, H.; IHLENFELDT, S.: Multi-Sensory Tool Holder for Process Force Monitoring and Chatter Detection in Milling. In: Sensors (Basel, Switzerland) 24 (17). DOI: 10.3390/s24175542.

SÜMECZ, F.; KRUMAY, B.: Künstliche Intelligenz in der Produktion. In: Digitalisierung in der Produktion. Lösungen und Anwendungen. Ergebnisse aus drei Jahren EDIH AI5production. AI5production Symposium 2025, 15. Oktober 2025, JKU Linz, OIC Stufenforum. Johannes Kepler Universität Linz, Linz 2025, S. 21–28. <https://ai5production.at/wp-content/uploads/2025/11/AI5pproduction-Symposium-2025.pdf> (Link zuletzt geprüft: 15.07.2026).

WANG, J.; MA, Y.; ZHANG, L.; GAO, R. X.; WU, D.: Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. In: Journal of Manufacturing Systems Part C (2018) 48, S. 144–156. 2024 IEEE 22nd International Conference on Industrial Informatics (INDIN), Beijing, China, 2024, 8 S. DOI: 10.1109/INDIN58382.2024.10774364.

WINDMANN, A.; WITTENBERG, P.; SCHIESECK, M.; NIGGEMANN, O.: Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Review of Integration Challenges for Industrial Systems. DOI: 10.48550/arXiv.2405.18580.

ZHU, T.; RAN, Y.; ZHOU, X.; WEN, Y.: A Survey of Predictive Maintenance: Systems, Purposes and Approaches. Arxiv online, 12.12.2019; 22.03.2024. Erschien zuvor u. d. Titel „A Survey on Intelligent Predictive Maintenance (IPdM) in the Era of Fully Connected Intelligence“, in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 28, pp. 633–671, 2026, doi: 10.1109/COMST.2025.3567802. DOI Arxiv: 10.48550/arXiv.1912.07383.

Abkürzungsverzeichnis

CAM	Computer aided Manufacturing
ERP	Enterprise-Resource-Planning
KMU	Kleinstunternehmen, kleine und mittlere Unternehmen
LED	Light-Emitting Diode
LLM	Large Language-Model
MES	Manufacturing-Execution-System
OPC UA	Open Platform Communications Unified Architecture
OT	Operational Technology



Zuwendungsgeber:

Gefördert durch:



Förderkennzeichen: 16THB0004A

Laufzeit: 01.09.2022 – 31.12.2026

Projekträger:

VDI | VDE | IT

VDI / VDE Innovation + Technik GmbH

5 Partner. 5 Standorte. 1 Netzwerk.



diserhub.de