

FORSCHUNGSBEIRAT



Leitfaden zur Expertise des Forschungsbeirats der Plattform Industrie 4.0

Künstliche Intelligenz zur Umsetzung von Industrie 4.0 im Mittelstand

Impressum

Herausgeber

Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0 /
acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften

Projektbüro

acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften
Geschäftsstelle
Karolinenplatz 4
80333 München

Autorinnen und Autoren

Institut für Produktionsmanagement, Technologie und
Werkzeugmaschinen (PTW) an der Technischen Universität
Darmstadt: Prof. Dr.-Ing. Joachim Metternich, Tobias Biegel,
Beatriz Bretones Cassoli, Felix Hoffmann, Nicolas Jourdan,
Jannik Rosemeyer, Patrick Stanula, Amina Ziegenbein

Koordination

Dr. Anna Frey, acatech
Lisa Hubrecht, acatech
Simon Litsche, acatech

Redaktion und Lektorat

Karola Klatt, Berlin

Gestaltung und Produktion

PRpetuum GmbH, München

Bildnachweis

Adobe Stock/ Blue Planet Studio (Titel)
Abbildungen: PTW der TU Darmstadt, Laserline GmbH,
Polierscheibenfabrik Spaeth e.K., Arno Arnold GmbH, Sensitec
GmbH, b_digital UG, OmegaLambdaTec GmbH,
WZL RWTH Aachen

Stand

August 2021



Plattform Industrie 4.0



acatech – Deutsche Akademie
der Technikwissenschaften

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

 acatech

DEUTSCHE AKADEMIE DER
TECHNIKWISSENSCHAFTEN


TU DARMSTADT



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

Der **Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0** berät als strategisches und unabhängiges Gremium die Plattform Industrie 4.0, ihre Arbeitsgruppen und die beteiligten Bundesministerien, insbesondere das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF).

Als **Sensor** von Entwicklungsströmungen beobachtet und bewertet der Forschungsbeirat die Leistungsprofilentwicklung von Industrie 4.0 und versteht sich als **Impulsgeber** für künftige Forschungsthemen und Begleiter beziehungsweise Berater zur Umsetzung von Industrie 4.0. Dabei konzentriert sich der Forschungsbeirat inhaltlich auf folgende **Themenfelder im Kontext von Industrie 4.0**:

- Wertschöpfungsnetzwerke
- Technologische Wegbereiter
- Neue Methoden und Werkzeuge
- Arbeit und Gesellschaft

Hier setzen die **Expertisen des Forschungsbeirats** an. Vor dem Hintergrund der Themenfelder werden klar umrissene Problemstellungen aufgezeigt, Forschungs- und Entwicklungsbedarfe definiert und Handlungsoptionen für eine erfolgreiche Gestaltung von Industrie 4.0 abgeleitet.

Die Expertisen liegen in der inhaltlichen Verantwortung der jeweiligen Autorinnen und Autoren. Alle bisher erschienenen Publikationen des Forschungsbeirats stehen unter www.acatech.de/projekt/forschungsbeirat-industrie-4-0/ zur Verfügung.

Inhalt

1	Einleitung	3
2	Hauptkenntnisse der begleitenden Expertise	4
3	SWOT-Analyse	5
4	Leitfaden zur erfolgreichen Einführung von KI im Produktionsumfeld	6
5	Best Practice-Beispiele	14
6	Zusammenfassung	20
	Abbildungen	22
	Literatur	21
	Autorinnen und Autoren	23
	Befragte Expertinnen und Experten	23
	Mitglieder des Forschungsbeirats	24

1 Einleitung

Mehr als 65 Jahre nachdem die Bezeichnung *Künstliche Intelligenz* erstmalig verwendet wurde¹, zeigt sich vor allem in den letzten Jahren ein starker Anstieg der Anwendung von KI-Lösungen in Forschung und Unternehmenspraxis.² Dieser ist unter anderem bedingt durch schnellere Hardwaresysteme und die gesteigerte Verfügbarkeit von Daten.³ Es ist zu erwarten, dass die Kombination von Daten, Algorithmen und Rechenleistung bestehende Wertketten effizienter gestaltet und traditionelle Abläufe durch neue ersetzt. Dies ist insbesondere in den produktionsunterstützenden Bereichen (Qualitätsmanagement, Instandhaltung und Arbeitsvorbereitung) zu erwarten. Darüber hinaus erlauben KI-Technologien neue Anwendungen und Dienstleistungen und weisen damit ein hohes Disruptionspotenzial auf. So erlauben KI-Technologien Erweiterungen des Produktleistungsspektrums und ermöglichen neue Geschäftsmodelle. Werden diese Möglichkeiten zielgerichtet genutzt, dann versprechen KI-Anwendungen große Potenziale für Unternehmen und ganze Wirtschaftsstandorte. Für das deutsche Bruttoinlandsprodukt prognostiziert die Unternehmensberatung PricewaterhouseCoopers GmbH (PwC) beispielsweise eine Steigerung von 11,3 Prozent oder 430 Milliarden Euro bis 2030 durch den Einsatz von KI.⁴

KI-Systeme sind heutzutage bereits in einer Vielzahl von Anwendungen im praktischen Einsatz – ob sichtbar oder unsichtbar. Für produzierende Unternehmen bietet sich der Einsatz KI-basierter Anwendungen beispielsweise in Form einer selbststeuernden Lagerüberwachung, einer selbstlernenden Qualitätsüberwachung, eines automatisierten Erstellens von Prozessmodellen und des Durchführens von Ursachenanalysen an.⁵ Obwohl die Machbarkeit dieser Anwendungen in einer Vielzahl von Forschungsprojekten bereits nachgewiesen ist und erste marktfähige Produkte erhältlich sind, legt die Unternehmenspraxis ihren Fokus auf die Auswertung von Daten mit dem Ziel, ihre Produkte aufzuwerten, den Kundenservice zu verbessern und das Marketing zielgerichteter und aufwandsärmer zu gestalten.⁶

Wenngleich die Erwartungen an KI-Anwendungen groß sind, entspricht die wirtschaftliche Nutzung bei Weitem nicht dieser Erwartungshaltung. Nach einer globalen Studie der Boston Consulting Group (BCG) aus dem Jahr 2017 versprechen sich zwar 85 Prozent der befragten Expertinnen und Experten Potenziale durch KI-Anwendungen, doch lediglich rund 5 Prozent der Unternehmen haben entsprechende Anwendungen bereits im Einsatz.⁷ Ein ähnliches Bild ermit-

telt Bitkom Research in einer Umfrage von 2020 für den deutschen Markt.⁸ Bitkom hebt unter anderem hervor, dass die Einstellung gegenüber KI auch von der Unternehmensgröße abhängig sei: Je kleiner die Unternehmen wären, desto kritischer ständen sie KI-Technologien gegenüber.

Doch auch für kleine und mittlere Unternehmen (KMU) können KI-Anwendungen effizienzsteigernd wirken oder neue Leistungen ermöglichen und damit eine Schlüsseltechnologie sein, um Wettbewerbsvorteile zu erlangen.⁹ Als Katalysator dient die in den letzten Jahren zunehmende Verbreitung cyber-physischer Systeme im Rahmen von Industrie 4.0. Immerhin, so zeigt eine Publikation des Forschungsbeirats der Plattform Industrie 4.0, ist das Thema Industrie 4.0 in KMU Gegenstand vieler aktueller Projekte.¹⁰ Im Kontrast zu großen Unternehmen (GU) weist die Wertschöpfungsstruktur von KMU jedoch einige Besonderheiten auf. Kleinere Stückzahlen und eine höhere Produktindividualität erschweren Lern- und Skaleneffekte. Gleichzeitig stehen weniger Ressourcen – ob finanzieller oder personeller Art – zur Verfügung, sodass Unternehmensleitungen von KMU insbesondere bei risikobehafteten Projekten vor der Fragestellung stehen, ob sich durch diese ein unmittelbarer Mehrwert für den Kunden oder für das eigene Geschäft bietet.¹¹

Mit dem vorliegenden Leitfaden soll mittelständischen Unternehmen die grundlegenden Schritte zur Einführung und Umsetzung von KI-Technologien aufgezeigt werden. Der Leitfaden stellt Rahmenbedingungen zur erfolgreichen Einführung von KI-Anwendungen im produzierenden Mittelstand dar. Zu Beginn des Leitfadens wird eine SWOT-Analyse durchgeführt, die die verschiedenen relevanten Aspekte von KI-Technologien aus Sicht des produzierenden Mittelstandes systematisch aufarbeitet. Die hierin dargestellten Aspekte basieren auf einer vorangegangenen Studie des Forschungsbeirats der Plattform Industrie 4.0 (gefördert vom Bundesministerium für Bildung und Forschung, beauftragt von acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften), welche von Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern des Instituts für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW) der TU Darmstadt und mit Unterstützung des VDMA durchgeführt wurde.¹² Anschließend beleuchtet der Leitfaden sowohl geschäftsmodellrelevante, organisatorische als auch technische Aspekte bei der Einführung von KI-Technologien. Praktische Beispiele aus der Industrie ergänzen den Leitfaden abschließend inhaltlich um ein realitätsnahes Bild.

1 Vgl. McCarthy et al. 2006.

2 Vgl. Web of Science 2021.

3 Vgl. Russell et al. 2016, S. 27.

4 Vgl. PwC 2018.

5 Vgl. Hatiboglu et al. 2019.

6 Vgl. Bauer et al. 2019, S. 31.

7 Vgl. MIT Sloan Management Review and BCG 2017.

8 Vgl. Bitkom 2020.

9 Vgl. Lundborg/Märkel 2019.

10 Vgl. Forschungsbeirat/acatech 2019a.

11 Vgl. Pfohl et al. 2021, S. 158-159.

12 Vgl. Forschungsbeirat/acatech 2021.

2 Haupterkenntnisse der begleitenden Expertise

Die Expertise wirft ein Schlaglicht auf den Einsatz von KI in produzierenden KMU. Sie untersucht den Umfang der eingesetzten KI-Lösungen sowie Potenziale und Hemmnisse einer Ausweitung des KI-Einsatzes. Als Basis des Vergleichs dienen dabei große Unternehmen, die ebenso befragt wurden.

Es überrascht nicht, dass KMU KI insgesamt weniger einsetzen als GU, sowohl in internen als auch externen Prozessen. Bemerkenswert ist dennoch das Ausmaß, in dem KMU im Rückstand sind. Eine wichtige Erkenntnis ist es, dass in vielen KMU die digitalen Grundlagen für den Einsatz von KI schlicht noch nicht geschaffen wurden. Während große Unternehmen hier bereits Fortschritte aufgrund umfassender Digitalisierungsmaßnahmen gemacht haben, die eine automatisierte Datenaufnahme ermöglichen, erfolgt die Datenerfassung in KMU häufig immer noch manuell. KI-Initiativen in KMU – egal welcher Art – müssen daher meist auch mit dem Schaffen einer digitalen Infrastruktur verbunden sein. Problematisch sind vor allem die signifikanten Unterschiede in den Bereichen der strategischen Verankerung und der Wahrnehmung von Chancen durch KI für das eigene Geschäftsmodell. Denn hierin liegt die Gefahr, dass Marktchancen nicht erkannt oder Bedrohungen nicht wahrgenommen werden. Konsequenterweise priorisieren KMU auch deutlich seltener einen systematischen Kompetenzaufbau in ihren Belegschaften zum Thema KI.

Hervorzuheben ist die Tatsache, dass Unternehmen, die bereits KI-basierte Anwendungen im Einsatz haben – darunter auch einige wenige KMU – von sehr positiven Erfahrungen berichten. Dort wo KI angewendet wird, erzeugt sie mehrheitlich einen wirtschaftlichen Nutzen. Bemerkenswert ist auch die Erkenntnis, dass viele Unternehmen neue KI-Anwendungen in einer Pilotierungsphase haben. Es wird spannend sein zu beobachten, wie sich dies in den kommenden Jahren in Prozessen und Produkten niederschlägt.

Da KMU die Potenziale des Einsatzes von KI-Lösungen durchaus realisieren, sollten die identifizierten Hemmnisse entsprechend adressiert werden, um die Verbreitung von KI im deutschen Mittelstand weiterzuentwickeln. Während die Förderinitiativen zur KI-Entwicklung bundesweit im Rahmen der KI-Strategie der Bundesregierung in den letzten Jahren deutlich erweitert wurden, gibt es dennoch Potenziale im Bereich von Erfahrungsaustausch und Praxisbezug sowie Qualifizierung im Mittelstand. Um diesen zu begegnen, sollen auch zukünftig flankierende Fördermaßnahmen, wie bspw. die *Mittelstand 4.0-Kompetenzzentren*, angeboten werden. Diese Art der Förderung bietet – über konkret beantragte Förderprojekte hinaus – den Vorteil, dass fehlende Kompetenzen im Unternehmen identifiziert, kurzfristig durch Expertinnen und Experten überbrückt und anschließend durch langfristige Maßnahmen wie Neueinstellung oder Weiterbildung zielgerichtet adressiert werden können. Soll KI im Mittelstand in der Breite zur Anwendung kommen, braucht es eine Plug-and-Play-Hardware, die bereits mit leicht konfigurierbaren Algorithmen ausgestattet ist. Die Notwendigkeit einer erklärungsarmen, leicht verständlichen KI, die ohne erweiterte programmiertechnische Kenntnisse auf einen Anwendungsfall angepasst werden kann, wird von vielen der befragten Expertinnen und Experten hervorgehoben. Darüber hinaus kann forschungsseitig das Problem weniger beziehungsweise mangelhafter Daten durch die Entwicklung datenarmer KI oder synthetischer Daten adressiert werden. Die praxisnahe Forschung im ingenieurwissenschaftlichen Bereich kann dies leisten und stellt ein wichtiges Bindeglied zwischen der Entwicklung abstrakter Algorithmen und dem Einsatz in der produzierenden Praxis dar. Diese Brücke zu schlagen, ist das definierte Ziel aktueller und zukünftiger Produktionsforschung.

3 SWOT-Analyse

Die durchgeführte *SWOT-Analyse* betrachtet aus Perspektive der KMU systematisch die verschiedenen relevanten Aspekte von KI im Kontext von Industrie 4.0. Das SWOT-Framework (*Strengths, Weaknesses, Opportunities and Threats*; auf Deutsch: *Stärken, Schwächen, Chancen und Risiken*) wird als Hilfsmittel für die Strategieformulierung und Entscheidungsfindung des Managements verwendet.¹³ Die *SWOT-Analyse* listet die Stärken und Schwächen einer Organisation auf, indem sie ihre Ressourcen und Fähigkeiten analysiert. Gleichzeitig werden Chancen und Risiken

im Umfeld identifiziert und analysiert.¹⁴ In einer Matrix werden anschließend die internen Stärken und Schwächen und die externen Chancen und Risiken miteinander konfrontiert, um strategische Handlungsoptionen zu erkennen.¹⁵ Die *SWOT-Matrix* (Abbildung 1) zeigt beispielhaft auf, wie Stärken zur Nutzung von Chancen und zur Abwehr von Risiken eingesetzt werden können. Zudem wird ermittelt, wie der Abbau von Schwächen zur Nutzung von Chancen und zur Vermeidung von Risiken erfolgen kann.

Abbildung 1: SWOT-Matrix zur Nutzung von KI im Mittelstand

	Chancen <ul style="list-style-type: none"> • Produkt als Kommunikationsplattform mit dem Kunden nutzen • Vernetzte Produkte als Datenlieferanten einsetzen • Wertsteigernde, datenbasierte Dienstleistungen anbieten • KI in internen Schlüsselprozessen der Wertkette gezielt einsetzen 	Risiken <ul style="list-style-type: none"> • Fehlendes Bewusstsein für Einsatzmöglichkeiten von KI führt zur Vernachlässigung bei strategischer Planung • Fehlende KI-Aktivität birgt Gefahr, dass Anschluss an GU und Mitbewerber aus dem Ausland verloren wird • KI wird nicht als Kernkompetenz angesehen, sodass kein Aufbau von internem Know-how stattfindet
Stärken <ul style="list-style-type: none"> • Umfangreiches Domänenwissen und Produkt-Know-how in KMU • Gutes Verständnis von Kundenanforderungen und -problemen • Große Kompetenz in der Erstellung individueller Lösungen • KMU haben kurze Entscheidungswege. Sie sind flexibel und schnell in der Umsetzung 	Einsatz von Stärken zur Nutzung von Chancen <p>KMU haben tiefes Domänenwissen (v. a. über Produkttechnologie und Wirkzusammenhänge) und einen intensiven Kundenkontakt. Dieses Wissen ist zu verwenden, um KI für die Steigerung des Produktnutzens einzusetzen bzw. Kunden neue Problemlösungen zu bieten.</p>	Einsatz von Stärken zur Abwehr von Risiken <p>KMU haben kurze Entscheidungswege, sind flexibel und schnell in der Umsetzung. Im lokalen Ökosystem aus Hochschulen, Technologiepartnern und Fördermittelgebern sollten Leuchtturmprojekte rasch umgesetzt werden, um Erfahrung zu sammeln und die Machbarkeit zu prüfen. Die Übertragbarkeit auf das eigene Unternehmen, wird durch die hohe Produkt- und Technologiekompetenz unterstützt.</p>
Schwächen <ul style="list-style-type: none"> • Fehlendes KI-Know-how und fehlende Fachkräfte im Unternehmen • Mangelnde Datenbasis/Datenqualität erschwert den Einsatz von KI-Algorithmen • Unzureichende digitale Infrastruktur 	Abbau der Schwächen zur Nutzung von Chancen <p>Datenverfügbarkeit ist eine Grundvoraussetzung des Einsatzes von KI. Kurzfristig sollten KI-Lösungen bevorzugt werden, die im Paket mit der IT-Lösung angeboten werden. Wird KI als strategisches Thema vertieft, ist eine eigene IT-Infrastruktur aufzubauen, um langfristig eigene KI-Anwendungen zu betreiben und ihre Weiterentwicklung zu ermöglichen.</p>	Abbau der Schwächen zur Vermeidung von Risiken <p>Das Know-how zum komplexen Zusammenspiel von Prozessen, Sensorik, digitaler Technologie und KI-Methoden ist in vielen KMU eher schwach ausgeprägt. Daher sind KI-Projekte zum Kompetenzaufbau bei den eigenen Beschäftigten zu nutzen. Ein Zukauf bietet nicht die Voraussetzung, KI-Lösungen aus eigener Kraft zu betreiben und weiterzuentwickeln. Wird KI als strategisches Instrument gesehen, sollten Kompetenzen durch Einstellung von Experten oder Weiterbildung aufgebaut werden.</p>

Quelle: eigene Darstellung

13 Vgl. Pickton/Wright 1998.

14 Vgl. Helms/Nixon 2010.

15 Vgl. Sarsby 2016.

4 Leitfaden zur erfolgreichen Einführung von KI im Produktionsumfeld

Die geringe Verbreitung von KI-Anwendungen in KMU ist in vielen Fällen der fehlenden Orientierung seitens der Unternehmensleitung auf dem Themengebiet geschuldet. Ein verhältnismäßig niedriger Digitalisierungsgrad sowie mangelnde Kompetenzen im Umgang mit KI können zudem als verstärkende Faktoren für das unzureichende Bewusstsein über den Nutzen von KI-Anwendungen in der Produktion und dem damit verbundenen Aufwand angesehen werden. Die daraus resultierende, fehlende Einbindung von KI in die strategische Unternehmensplanung birgt die Gefahr, dass KMU zunehmend den Anschluss im in- und ausländischen Wettbewerb verlieren. Ein erster Schritt zur breiteren Akzeptanz und schnelleren Verbreitung von KI in KMU ist es also, die Führungskräfte für diese Technologie zu sensibilisieren. Nur durch entsprechende Bekenntnisse und das Hinzufügen von KI zu den Kernkompetenzen eines Unternehmens kann nachhaltig internes Know-how im Unternehmen aufgebaut und somit die Wettbewerbsfähigkeit verbessert werden. Vor allem aufgrund der starken Produkt- und Dienstleistungsorientierung der KMU kommt KI ein hoher Stellenwert in Bezug auf ihre Zukunftsfähigkeit zu.

Der folgende Leitfaden richtet sich im Besonderen an das Führungspersonal in KMU des Maschinen- und Anlagenbaus (zum Beispiel Geschäftsführung, Abteilungsleitung)

und zeigt dabei grundlegende Schritte sowie die notwendigen Erwägungen und Kompetenzen bei der Durchführung von KI-Projekten auf. Eine strukturierte Vorgehensweise bei der Einführung neuer Technologien in produzierenden Unternehmen gilt als Schlüsselfaktor für deren Erfolg. Die Besonderheit von KI-Anwendungen im Produktionsumfeld liegt im hohen Grad der Interdisziplinarität bei der Zusammenarbeit der Beteiligten sowie im hohen Bedarf an strategischen Ressourcen für die Umsetzung und den Betrieb.¹⁶ Besonders für KMU gilt es daher zunächst abzuwägen, für welche Anwendungsfälle in der Produktion ein Einsatz sinnvoll ist (siehe Breakout-Kasten a).

Nachfolgend wird modellhaft ein Vorgehen dargestellt, das auf Grundlage der praktischen Erfahrungen aus Forschungs- und Industrieprojekten am PTW entwickelt wurde.¹⁷ Mithilfe dieses Modells können geeignete Problemstellungen identifiziert und durch Anwendung von KI gelöst werden (siehe Abbildung 2). Dabei handelt es sich um einen dreistufigen Prozess, für den mehrere Ausfallpunkte definiert sind. An diesen Ausfallpunkten wird unter anderem geprüft, ob eine Anwendung von KI aus technischer und finanzieller Perspektive möglich ist. Der Prozess teilt sich in die Stufen **Problemselektion**, **Lösungsentwurf** und **Lösungsentwicklung** auf. Ausgangspunkt ist eine Menge zuvor identifizierter, unternehmens- oder kundenspezifischer Probleme sowie

KI-geeignete Probleme und strategische Ressourcen (Breakout-Kasten a)

Ein KI-geeignetes Problem liegt vor, wenn es

- wirtschaftlich relevant ist (entweder aus Effizienz- oder aus Marktperspektive),
- nicht durch klassische modell- oder wissensbasierte Verfahren gelöst werden kann,
- durch Daten messbar und damit quantifizierbar ist,
- Hypothesen über Wirkzusammenhänge zwischen Prozessverhalten und Prozessergebnis gibt, sodass dieses Problem mithilfe eines mathematischen Modells gelöst werden kann, das auf problemspezifischen Daten trainiert wird.

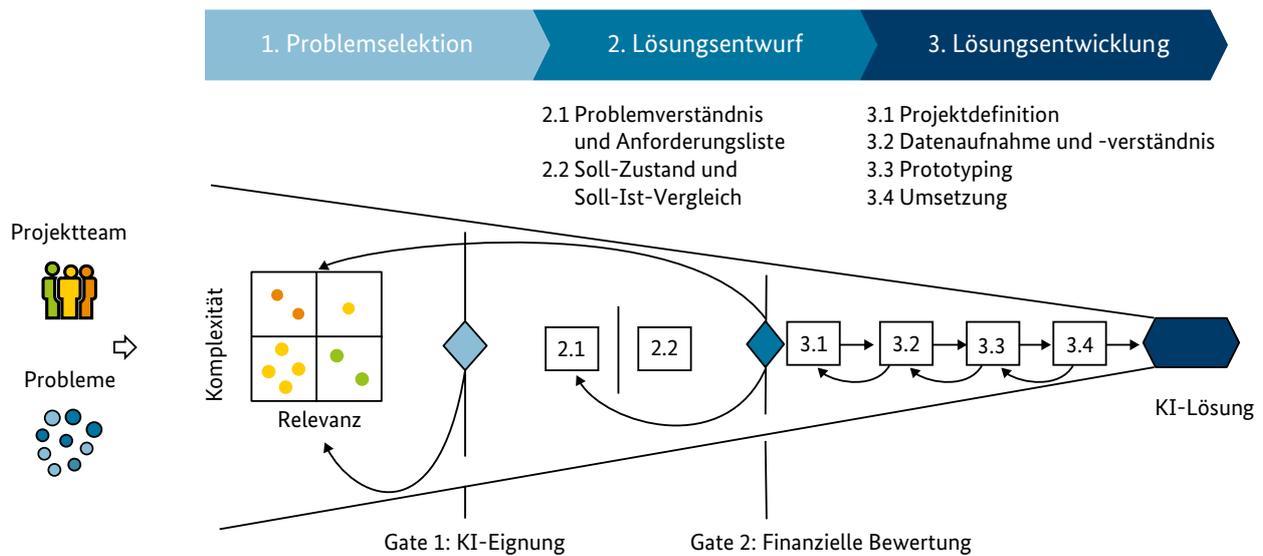
Analog zu anderen Technologien des Internet of Things (IoT) ist die Anwendung von KI in einem Unternehmen gekennzeichnet durch entsprechende infrastrukturelle Anforderungen. Für die notwendige Datenaufnahme, -speicherung und -verarbeitung muss eine geeignete digitale Infrastruktur vorhanden sein oder geschaffen werden. Dies kann entweder in Eigenleistung erfolgen oder mittels geeigneter Partnerunternehmen aus dem IoT- beziehungsweise KI-Bereich. Trotz sinkender Kosten für die Datenspeicherung und -verarbeitung ist der Aufbau einer ganzheitlichen Infrastruktur für den industriellen Bereich weiterhin mit einem erheblichen finanziellen und zeitlichen Aufwand verbunden. Entsprechende Planungen sollten daher auf strategischer Ebene erfolgen.¹⁸

¹⁶ Vgl. Stanula et al. 2018.

¹⁷ Vgl. Biegel et al. 2021.

¹⁸ Vgl. Kaufmann/Servatius 2020.

Abbildung 2: Prozess von der Problemauswahl bis zur Lösungsimplementierung



Quelle: eigene Darstellung

ein interdisziplinäres Projektteam (siehe Breakout-Kasten b), das den Prozess gemeinsam durchläuft.

Die *Problemselektion* leitet den Prozess ein. Aufgrund der geringen Verfügbarkeit von Informationen zu Beginn eines KI-Vorhabens ist diese Phase geprägt durch ein hohes Maß an Unsicherheit bezüglich der zu treffenden Entscheidungen.

Ziel der *Problemselektion* ist es, die vorhandenen Produktions- oder Kundenprobleme hinsichtlich unterschiedlicher Kriterien (unter anderem Relevanz und Komplexität) gegeneinander abzuwägen und schließlich auf eine Problemstellung zu reduzieren. In der anschließenden Phase des *Lösungsentwurfs* wird der vorhandene Ist-Zustand visualisiert und ein möglicher Soll-Zustand entworfen.

Projektteam (Breakout-Kasten b)

Das Ziel bei der Zusammenstellung eines Projektteams ist es, geeignete Kräfte zu identifizieren und die Verantwortlichkeiten hervorzuheben, die jede Person während des Projekts übernimmt. Dabei werden folgende Rollen unterschieden¹⁹, wobei es möglich ist, dass eine Person mehr als eine Rolle übernehmen kann: Der/die Projektsponsor/-sponsorin sorgt dafür, dass das Projekt über genügend Ressourcen und Sichtbarkeit innerhalb des Unternehmens verfügt und stellt sicher, dass es mit der Strategie des Unternehmens konform ist. Aufgrund der hierfür benötigten Führungs- und Entscheidungskompetenz sollte diese Person Teil des Top-Managements sein.²⁰

Der/die Domänenexperte/-expertin arbeitet produktionsnah und ist mit dem Betrieb, den Prozessen und dem Anwendungsfall vertraut. Diese Person ist verantwortlich für die Erläuterung des Anwendungsfalls und die Identifizierung relevanter Datenquellen. Letztendlich bringt sie die Hypothesen über Zusammenhänge in das Projekt ein. Dadurch kann der/die Data Scientist deutlich zielgerichteter vorgehen.²¹

Der/die Data Scientist kann Daten für Geschäftsentscheidungen untersuchen und kennt Datenanalysemethoden und deren Einsatzmöglichkeiten. Diese Person verfügt über Kenntnisse zur Implementierung von Algorithmen, ist auf dem neuesten Stand der Forschung und kann Ideen aus akademischen Veröffentlichungen umsetzen.

Der/die Softwareingenieur/-ingenieurin ist für die Operationalisierung des KI-Modells verantwortlich. Diese Person kennt die IT-Infrastruktur des Unternehmens und verfügt über Kenntnisse in den Bereichen API-Entwicklung, Webentwicklung und Cloud-Computing. Sie erfüllt außerdem die Rolle des Bindeglieds zur IT-Abteilung. Die IT-Abteilung übernimmt wichtige Supportaufgaben bezüglich der Umsetzung und des Betriebs der KI-Lösung.

19 Vgl. Bretones Cassoli et al. 2021.

21 Vgl. Roscher et al. 2020.

20 Vgl. MIT Sloan Management Review and BCG 2019.

Durch Gegenüberstellung der beiden Zustände werden notwendige Maßnahmen identifiziert und eine finanzielle Bewertung ermöglicht. Im Falle einer positiven Bewertung wird der *Lösungsentwurf* in der abschließenden Phase der *Lösungsentwicklung* bearbeitet. Ziel ist hier, nach Durchlaufen der Entwicklungsschritte, die resultierende Lösung umzusetzen.

1. Problemelektion

Zu Beginn der Problemelektion werden die identifizierten Problemstellungen des Unternehmens hinsichtlich ihrer **Relevanz** und **Komplexität** bewertet und klassifiziert. Als treibende Faktoren für die *Komplexität* gelten in diesem Kontext

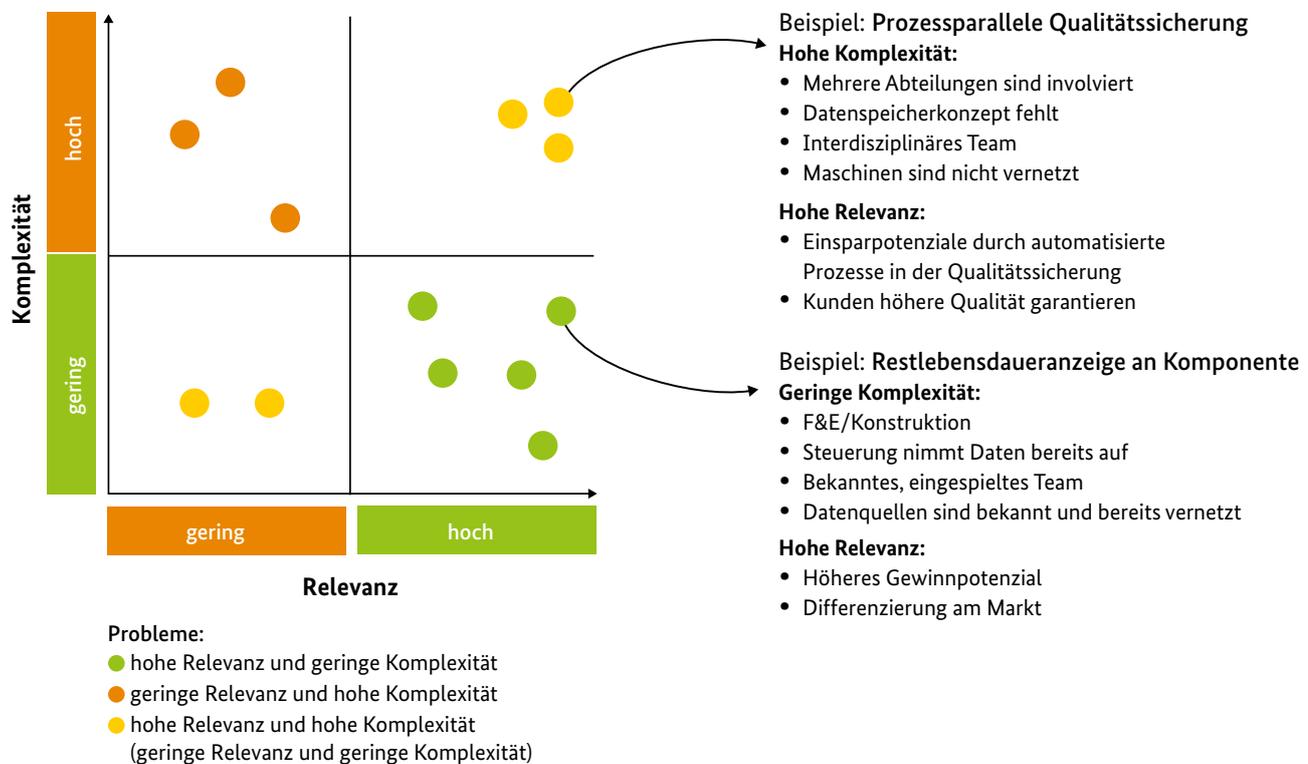
- die Anzahl der Beteiligten,
- die notwendigen Ressourcen,
- das erforderliche Maß an Interdisziplinarität zur Lösung des Problems und
- die Komplexität der Datenbeschaffung.

Die *Relevanz* einer Problemstellung kann anhand

- monetärer Effekte, wie zum Beispiel Höhe des Einsparbeziehungsweise Gewinnpotenzials, oder
- nichtmonetärer Effekte, beispielsweise Differenzierungsmerkmale im Markt,

gesteigert werden. Für die Ermittlung der beiden Dimensionen bieten sich bewährte Methoden wie die Nutzwertanalyse an. Zur Gegenüberstellung können die so bewerteten Problemstellungen in einer Portfoliomatrix eingeordnet werden. In Abbildung 3 sind zwei Probleme beispielhaft in der Matrix eingetragen, sowohl die prozessparallele Qualitätssicherung als auch die Restlebensdaueranzeige besitzen eine hohe Relevanz. Das Letztere weist im Beispiel eine geringere Komplexität auf, da Zusammenhänge bekannt sind und die erforderlichen Daten bereits erfasst werden. In diesem Beispiel ist das Vorhaben mit einer hohen Relevanz bei gleichzeitig geringer Komplexität zu priorisieren. Vorhaben mit geringer Relevanz und hoher Komplexität sollten vermieden werden.

Abbildung 3: Portfoliomatrix für die Problemelektion



Quelle: eigene Darstellung

Gate 1: KI-Eignung

Im weiteren Verlauf des Prozesses muss geprüft werden, ob eine so priorisierte Problemstellung für die Anwendung von KI-Methoden geeignet ist. Bei dieser Bewertung sind folgende Kriterien zu beachten.

- Grundlegende organisatorische Voraussetzungen:
 - ✓ Prozessstandards sind beschrieben
 - ✓ Normalzustand ist beschreibbar
- Rechtliche Aspekte:
 - ✓ Datenschutz kann gewährleistet werden
 - ✓ Vertragliche Vereinbarungen, beispielsweise zum Recht an den Daten, können festgelegt werden
- Technische und infrastrukturelle Voraussetzungen:
 - ✓ Datenerfassung ist im Problemkontext möglich
 - ✓ Technische Infrastruktur zur Erhebung, Speicherung und Verarbeitung von Daten ist vorhanden oder kann implementiert werden
 - ✓ Defizite in der digitalen Infrastruktur sind kompensierbar
 - ✓ Problemrelevante Daten sind in ausreichender Menge generierbar
- Alternative Lösungen:
 - ✓ Problem ist nicht durch konventionelle Ansätze technisch und/oder wirtschaftlich lösbar

2. Lösungsentwurf

Nach der Ermittlung einer geeigneten Problemstellung gilt es, einen entsprechenden Lösungsentwurf zu entwickeln. Während des Entwurfsprozesses müssen mehrere aufeinander aufbauende Schritte durchlaufen werden, die sich wie folgt aufteilen lassen:

- Aufbau eines tieferen Problemverständnisses und Erstellen einer Anforderungsliste
- Entwicklung des Soll-Zustands und Anstellen eines Soll-Ist-Vergleichs
- Finanzielle Bewertung der notwendigen Maßnahmen zur Erreichung des Soll-Zustands

2.1 Problemverständnis und Anforderungsliste

Der Schritt *Problemverständnis und Anforderungsliste* beinhaltet eine tiefgehende Analyse der betrachteten Problemstellung. Durch eine intensive Diskussion zwischen den unterschiedlichen Anspruchsgruppen wird ein detailliertes Verständnis über die zugrundeliegenden Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge erlangt. Hier ist vor allem das spezifische Wissen der Domänenexpertinnen und -experten relevant. Zur Erfassung der notwendigen Informationen bietet es sich an, dass das KI-Team die Anforderungen in

einer Anforderungsliste erfasst. Auf der Grundlage der erkannten Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge lässt sich die Erfüllbarkeit funktionaler und infrastruktureller Anforderungen überprüfen.

- Funktionale Anforderungen:
 - ✓ Kundenanforderungen (intern/extern) sind definiert und können erfüllt werden
 - ✓ Finanzieller Nutzen ist vorhanden
 - ✓ KI-Anwendung liefert absehbar ausreichende Güte
 - ✓ Unternehmensinterne Leistungskennzahlen – Overall Equipment Effectiveness (OEE), Return on Investment (ROI) und andere – werden erfüllt
- Infrastrukturelle Anforderungen:
 - ✓ Notwendige technische Infrastruktur ist definiert
 - ✓ Ressourcen für den Betrieb der KI-Anwendung sind vorhanden oder können beschafft werden

2.2 Soll-Zustand und Soll-Ist-Vergleich

Der Schritt *Soll-Zustand und Soll-Ist-Vergleich* ermöglicht eine Übersicht über die notwendigen Maßnahmen hinsichtlich Datenfluss, Schnittstellen und Ressourcen zur Lösung der vorhandenen Problemstellung mit KI. Zur strukturierten Abbildung des Ist-Zustands und der Erarbeitung des Soll-Zustands bietet sich die Verwendung eines Visualisierungstools an (siehe Breakout-Kasten c). Hierbei soll das Bewusstsein des Projektteams dafür geschärft werden, wie die einzelnen Elemente des betrachteten Systems interagieren. Auf dieser Grundlage kann ermittelt werden, welche Komponenten oder Veränderungen im Datenfluss notwendig sind, um die funktionalen und infrastrukturellen Anforderungen zu erfüllen. Es ist zu beachten, dass es unterschiedliche Lösungsmöglichkeiten geben kann, die zu einem zufriedenstellenden Ergebnis führen, beispielsweise die Auswahl von Sensoren oder Algorithmen des maschinellen Lernens.

Gate 2: Finanzielle Bewertung

Die so entwickelte Architektur muss schließlich noch einer *finanziellen Bewertung* unterzogen werden. Ziel dieses Schritts ist es, den erwarteten Nutzen den anstehenden Kosten gegenüberzustellen und zu entscheiden, ob das Problem in die Lösungsentwicklungsphase übergeht. Mithilfe der bereits erlangten Kenntnisse ist es möglich, notwendige Investitionen abzuschätzen und zu ermitteln, ob sie im Verhältnis zum erwarteten Nutzen angemessen sind. Hierzu bieten sich

- Return on Investment (ROI),
- Amortisationszeit und
- Kapitalwert an.

Aufgrund der verbleibenden Unsicherheit zu diesem Zeitpunkt der Planungsphase ist eine Pro-/Contra-Entscheidung stets auch von der Risikoaversion des Führungspersonals abhängig.

Soll-Ist-Vergleich mit Zustandskarten (Breakout-Kasten c)

Zur Visualisierung der Ist- und Soll-Zustände wird ein Satz standardisierter Symbole verwendet, um Datenspeicher, Ressourcen, Schnittstellen, Kunden, Datenfluss und Systemgrenzen zu identifizieren (siehe hierzu Abbildung 4):

- Der *Datenspeicher* repräsentiert jede Instanz, in der Daten gespeichert werden, zum Beispiel Datenbanken.
- Eine *Ressource* ist ein allgemeines und flexibles Symbol, das zur Darstellung von datenerzeugenden Quellen, wie zum Beispiel Maschinen, verwendet wird.
- Die *Schnittstelle* stellt die Punkte im System dar, an denen eine Kommunikation und Interaktion mit infrastrukturellen Ressourcen oder Endnutzerinnen und -nutzern erforderlich ist.
- Der *Kunde* repräsentiert die Endnutzerinnen und -nutzer, die mit der KI-Lösung interagieren und deren Ergebnisse nutzen werden.
- Der *Datenfluss* zeigt den Austausch von Daten zwischen den Elementen des Systems.
- Die *Systemgrenze* grenzt das System ab und ermöglicht unter anderem die Unterscheidung zwischen lokalen und externen Servern.

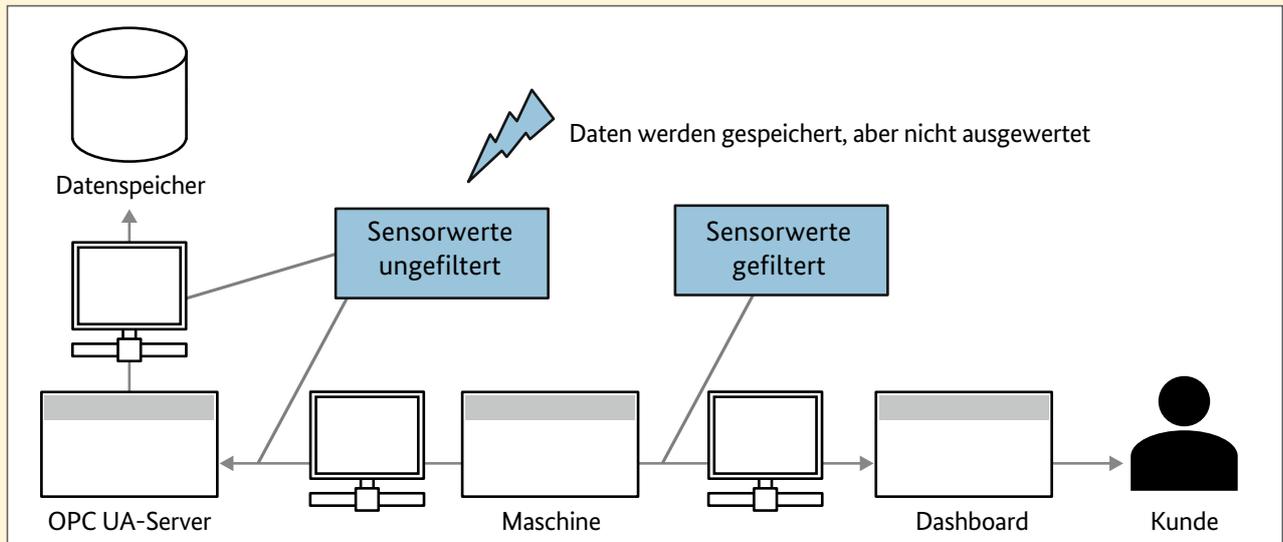
Abbildung 4: Zustandskarten-Symbole



Quelle: eigene Darstellung

Beispiele für Zustandskarten sind in Abbildung 5 und Abbildung 6 dargestellt. Sie ermöglichen die Visualisierung des Ist-Zustands und der notwendigen Entwicklungen zum Erreichen des gewünschten Soll-Zustands, in dem die KI-Lösung umgesetzt ist.

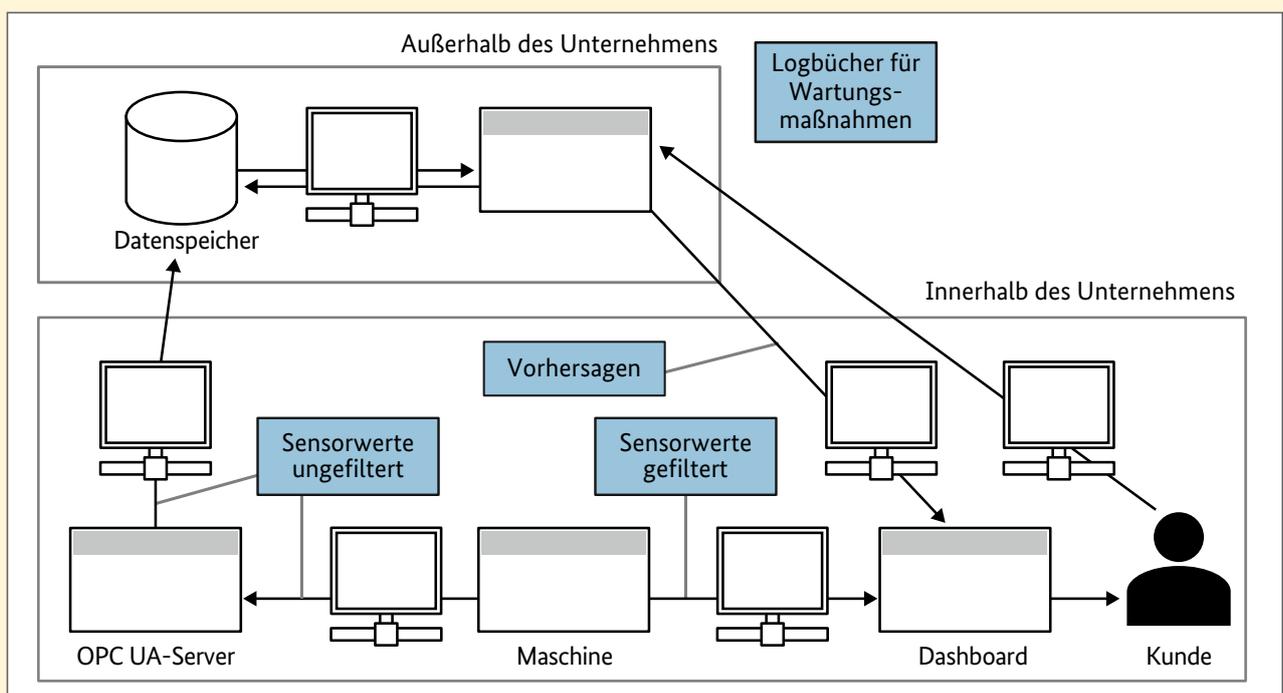
Abbildung 5: Ist-Zustand in der Zustandskarte



Quelle: eigene Darstellung

Ziel des Vorgehens ist es, den Soll-Zustand für die KI-Lösung auf Basis des Ist-Zustands und der im Problemverständnis gesammelten initialen Anforderungen zu konzipieren. Das KI-Team identifiziert dabei, welche Komponenten notwendig sind, um die im Problemverständnis abgeleiteten funktionalen und infrastrukturellen Anforderungen zu erfüllen. So müssen Datenspeicher, Ressourcen (zum Beispiel Maschinen), Schnittstellen, Kunden, Datenflüsse und Systemgrenzen geändert, entfernt oder hinzugefügt werden. Abbildung 6 zeigt ein Beispiel für einen Soll-Zustand eines cloudbasierten KI-Modells für die vorausschauende Instandhaltung. Der Ist-Zustand in Abbildung 5 zeigt, dass Daten von einer Maschine erfasst, in einem Dashboard angezeigt und in einem Datenspeicher bevorratet werden. Eine Verwendung für weitergehende Analysen ist nicht vorgesehen. Im Soll-Zustand in Abbildung 6 werden zusätzliche Schnittstellen zur Implementierung einer Lösung zur vorausschauenden Instandhaltung hinzugefügt. Das KI-Modell wird in der Cloud, außerhalb der Unternehmensserver, gespeichert. Die Vorhersagen werden den Personen, die die Maschinen bedienen, in einem Dashboard angezeigt.

Abbildung 6: Soll-Zustand in der Zustandskarte



Quelle: eigene Darstellung

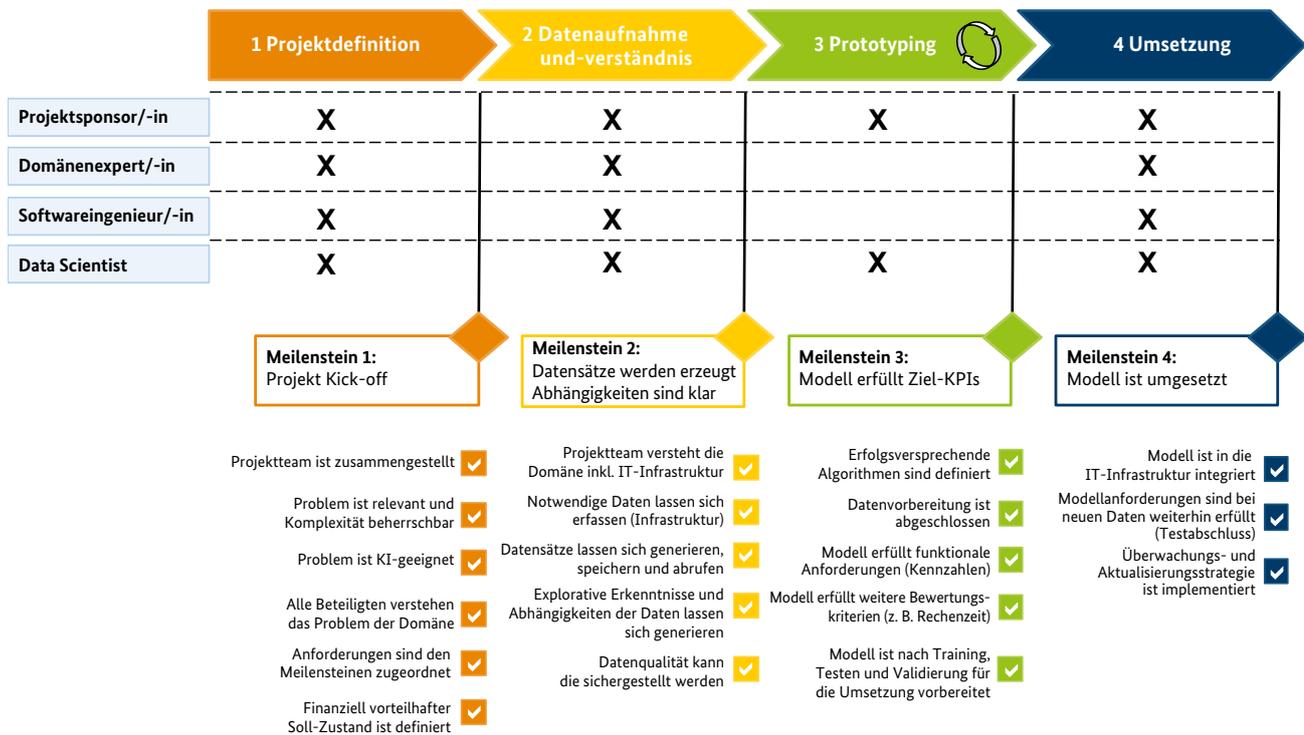
3. Lösungsentwicklung

Die *Lösungsentwicklung* hat zum Ziel, den Soll-Zustand zu erreichen. Sie umfasst eine erste *Projektdefinition*, die *Datenaufnahme und das -verständnis*, das *Prototyping* und die *Umsetzung*. Jedem der vier Schritte werden Aufgaben zugeordnet, die das Projektteam abschließen muss. Die Übersicht über die Lösungsentwicklung, inklusive einer Checkliste der Aufgaben, ist in Abbildung 7 dargestellt.

3.1 Projektdefinition

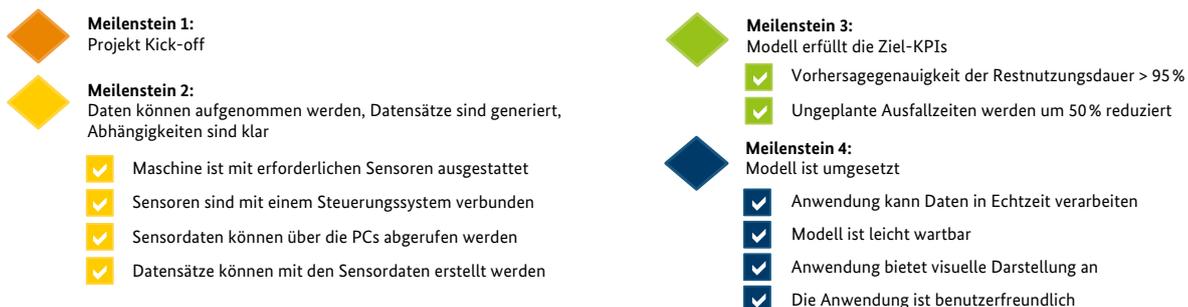
In der *Projektdefinition* ordnet das Projektteam die funktionalen und infrastrukturellen Anforderungen den Projektmeilensteinen zu. Die Ergebnisse der Projektdefinition sind in Abbildung 8 beispielhaft dargestellt.

Abbildung 7: Lösungsentwicklung bestehend aus vier Schritten inklusive Checkliste



Quelle: eigene Darstellung

Abbildung 8: Beispielhafte Darstellung der Projektdefinition



Quelle: eigene Darstellung

3.2 Datenaufnahme und Datenverständnis

Nach der *Projektdefinition* beginnen *Datenaufnahme* und *Datenverständnis*. Dabei sind zwei Schritte zu berücksichtigen:

- *Domänenverständnis*: Domänenexpertinnen und -experten erklären den Data Scientists den Prozess, die Datenquellen und Abhängigkeiten für die Definition der IT-Infrastruktur (einschließlich der erforderlichen Sensoren). Anschließend erfolgt die Datenerfassung.
- *Explorative Datenanalyse*: Erste Erkenntnisse über die Daten und ihre Qualität sind bekannt, Datensätze werden zusammengefasst, die Datenverteilung visualisiert, Ausreißer identifiziert und behandelt.

3.3 Prototyping

Durch das *Prototyping* lässt sich feststellen, ob die verfügbaren Daten und entwickelten Modelle das Problem lösen können. Hier ist folgendes Vorgehen sinnvoll:

- Vorauswahl von Algorithmen
- Durchführen der Datenvorbereitung
- Bewerten der Modellierung sowie der ausgewählten Algorithmen anhand der zuvor definierten Leistungskennzahlen

- Auswahl des besten Modells anhand von Bewertungsmetriken sowie weiterer Faktoren (zum Beispiel Rechenzeit, Latenzzeit)
- Vorbereitung des ausgewählten Modells nach Training, Testen und Validierung für die Umsetzung
- Das Prototyping sollte iterativ durchgeführt werden, zum Beispiel mit dem agilen Projektmanagementansatz (siehe Breakout-Kasten d).

3.4 Umsetzung

Im Rahmen der *Umsetzung* wird folgendes Vorgehen vorgeschlagen:

- Integration des Modells in die IT-Infrastruktur: Das integrierte Modell wird getestet und parallel ausgeführt.
- Abschluss des Testens, sobald das Modell neue, unbekannte Daten erhält und seine Ergebnisse genauso gut sind wie diejenigen, die beim *Prototyping* erzeugt wurden.
- Überwachung und Aktualisierung sind Aufgaben, die während des laufenden Betriebs des Modells kontinuierlich durchgeführt werden müssen.

Agiles Projektmanagement (Breakout-Kasten d)

Der agile Projektmanagement-Ansatz wird für das Prototyping und die Umsetzung aus zwei Hauptgründen empfohlen: Erstens helfen die kurzen Iterationszyklen und klar definierten Ergebnisse, Risiken zu minimieren und mehrere Lösungswege vorzusehen. Zweitens spart die direkte Kommunikation mit internen Partnern (zum Beispiel Domänenexpertinnen und -experten) Zeit bei der Projektdokumentation und ermöglicht dem Team eine schnelle Anpassung an sich ändernde Anforderungen.²² Der bekannteste agile Ansatz ist Scrum und nutzt kurze, sich wiederholende Iterationen (auch „Sprints“ genannt, die meist zwei Wochen dauern), um lange Entwicklungsprojekte zu untergliedern.²³ Dies erlaubt ein schnelles Feedback, einen intensiven Austausch zwischen Mitarbeitenden und eine übersichtliche, flexible Projektsteuerung, beispielsweise durch Kanban-Boards.

Im Prototyping ist im agilen Ansatz darauf zu achten, dass die kreative Lösungsfindung nicht durch standardisierte und strikt nach Zeit organisierte Sprints behindert wird. Dieser Schritt ist durch einen offenen Forschungscharakter gekennzeichnet, in dem die Lösungsfindung großen Unsicherheiten unterliegt (beispielsweise unsichere Datenqualität oder Aussagekraft vorhandener Daten).

22 Vgl. Cooper/Sommer 2018.

23 Vgl. Cervone 2011.

5 Best Practice-Beispiele

In diesem Abschnitt werden Beispiele für die erfolgreiche Durchführung von KI-Projekten in KMU in Form von Steckbriefen dargestellt. Diese Erfolgsgeschichten illustrieren sowohl identifizierte Hürden als auch Lösungsansätze. Die Projektdarstellungen wurden von den Projektbeteiligten verfasst. Die Auswahl dieser Best Practice-Beispiele soll einen Einblick in die Vielfalt der Anwendungsbereiche von KI in KMU verschiedener Branchen bieten. Auch hinsichtlich der Problemstellungen, der vertikalen Integration im Unternehmen und dem Reifegrad der Lösung unterscheiden sich die im Folgenden vorgestellten Beispiele.

Die aufgeführten Projekte zeigen, dass der Fokus des Einsatzes von KI in KMU auf eigenen Produkten und Dienstleistungen liegt und resultierende Lösungen häufig noch nicht operativ etabliert sind. Ebenso bestätigt sich, dass eine mangelnde Datenbasis und nicht ausreichende Datenqualität in vielen Projekten als Herausforderungen gesehen wurden. Auch wenn produzierende KMU in Deutschland noch ein ganzes Stück von einem flächendeckenden KI-Einsatz entfernt sind, leben die vorgestellten Unternehmen vor, dass der Einsatz auch im Mittelstand erfolgreich möglich ist und hieraus neue Geschäftsmodelle entstehen können.

Laserline GmbH

Fraunhofer-Straße 5, 56218 Mülheim-Kärlich

Branche: Produktion von Diodenlasern

Anzahl der Beschäftigten: 340



Ausgangssituation/Problembeschreibung: Die Laserline GmbH wurde 1997 von Dr. Christoph Ullmann und Dipl.-Ing. Volker Krause gegründet und ist inzwischen einer der führenden Hersteller von Diodenlasern für die industrielle Materialbearbeitung. Maschinelles Lernen hat in der Produktion mit Bearbeitungslasern, zum Beispiel beim Laserstrahlschweißen, Laserlöten, Auftragsschweißen oder der Wärmebehandlung in Form von Härten und Entfestigen, selten bis gar nicht Einzug gehalten. Dabei bietet die aktuelle Produktgeneration der Laserline GmbH die Möglichkeit, während der Bearbeitungsprozesse Sensordaten via OPC UA, einem Industrie 4.0-konformen Kommunikationsprotokoll, zu einem externen System wie einer Datenbank zu transferieren. Mit einer stringenten Analyse dieser Daten möchte die Laserline GmbH zukünftig Produktionsausfälle und Ausschussraten reduzieren.

Problemlösung: In Workshops zu Anwendungsmöglichkeiten von KI und durch die Zieldefinition des Unternehmens konnten konkrete Zielsetzungen für die KI-Einführung definiert werden. Eine explorative Datenanalyse hat das Potenzial der bis dato aufgenommenen Prozessdaten aufgedeckt.

Erfolgsfaktoren: Für den beschriebenen Anwendungsfall ist insbesondere die Datenqualität und die Klarheit über die Zielsetzung von entscheidender Bedeutung. Die explorative Analyse hat im Laufe des Projekts die Grenzen und Möglichkeiten der bestehenden Daten gezeigt. Auf Basis dieser Ergebnisse konnte eine erweiterte Versuchsplanung initiiert werden.



Quelle: Laserline GmbH

Herausforderungen: Die Herausforderung im Rahmen des Projekts war es, die richtigen Daten für die Fragestellung zu generieren beziehungsweise zu akquirieren. Dies ist insbesondere bei Fragestellungen zur Predictive Maintenance relevant, da hier üblicherweise sehr langfristige Versuche und Datenmonitoring geplant und durchgeführt werden müssen.

Ergebnis: Durch das Projekt konnte das Potenzial der Prozessdaten von Lasersystemen abgeschätzt werden sowie die Möglichkeiten der Datennutzung für zukünftige Produkte im Rahmen der Anlagenwartung.

Ansprechpartnerin:

Beatriz Bretones Cassoli, M. Sc.

KI-Trainerin Mittelstand 4.0 Kompetenzzentrum Darmstadt

Wissenschaftliche Mitarbeiterin

Institut für Produktionsmanagement, Technologie und

Werkzeugmaschinen (PTW) der TU Darmstadt

b.cassoli@ptw.tu-darmstadt.de

Polierscheibenfabrik Spaeth e.K.

Schleckheimer Str. 17, 52076 Aachen

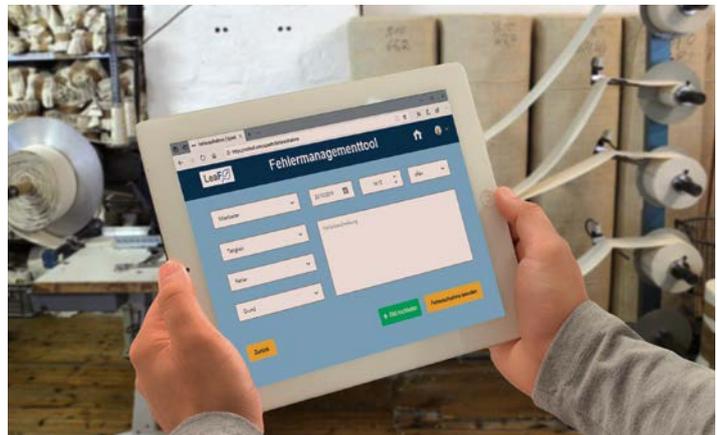
Branche: Herstellung von Polierscheiben

Anzahl der Beschäftigten: 11



Ausgangssituation/Problembeschreibung: Die Polierscheibenfabrik Spaeth e. K. gehört auf dem Gebiet der Herstellung von Polierscheiben zu den ältesten Unternehmen in Deutschland und zählt mit circa elf Mitarbeitenden zu den kleineren Betrieben. Insbesondere in KMU fehlt es an einer strukturierten Erfassung von Unregelmäßigkeiten und erarbeiteten Lösungen, weshalb Fehler nicht systematisch erkannt und anschließend abgestellt werden können. In diesem Projekt wurden die Voraussetzungen für ein auf KI basierendes Fehlermanagement geschaffen. Ziel des Projekts war die Entwicklung einer leicht anzuwendenden und klar zu interpretierenden Fehlererfassung.

Problemlösung: Die Fehleraufnahme wird durch eine Webanwendung umgesetzt, die eine Fehlerbeschreibung entsprechend bekannter Fehlerbilder zulässt. Über Dropdown-Menüs werden die Fehler- und Ursachenangaben ausgehend vom betreffenden Arbeitsplatz sukzessive eingeschränkt, sodass in Zukunft nur eine geringe Auswahl möglicher Beschreibungen zur Verfügung stehen wird. Einfache Funktionalität, verständliche Sprache und die Möglichkeit, neue Fehlereinträge zu ergänzen, zeichnen das System aus. Auch Maßnahmen und deren Wirkungen werden hinterlegt.



Quelle: RWTH Aachen/Polierscheibenfabrik Spaeth e.K.

Erfolgsfaktoren: Grundlage war die erfahrungsbasierte Erarbeitung eines Fehlerbaums, der alle bis dato bekannten Fehler, Ursachen sowie mögliche Sofort- und Langzeitmaßnahmen einschließt.

Herausforderungen: Quelle der Prozessdaten sind zehn implementierte Sensoren, die ebenso wie zugehörige 3D-gedruckte Gehäuse eigens für das Projekt entwickelt wurden. Eine Schwierigkeit lag in der Beschreibung von Fehlerursachen. Weitere Herausforderungen bestanden in den umfangreichen Programmieraufwänden, die mit der Entwicklung der Software verbunden waren, sowie in der Implementierung von Data-Analytics-Methoden. Das lag vor allem an der fehlenden Datenbasis, die noch aufgebaut und über die Projektlaufzeit hinaus erweitert werden muss. Diese soll dann perspektivisch mit Prozessdaten kombiniert werden, um den anschließenden Einsatz von Datenanalyse- und KI-Methoden zu ermöglichen.

Ergebnis: Die einheitliche Fehleraufnahme befähigt langfristig zur Durchführung weitreichender Analysen in Form von einfachen Häufigkeitsuntersuchungen bis hin zum selbstständigen Erkennen von Auffälligkeiten innerhalb der verknüpften Prozessdaten oder der Bereitstellung von Ursachen- und Maßnahmeninformationen im Moment der Fehlererkennung.

Ansprechpartner:

Dr. Sait Başkaya

KI-Trainer Kompetenzzentrum Digital in NRW

Lehrstuhl für Fertigungsmesstechnik und Qualitätsmanagement am Werkzeugmaschinenlabor (WZL)

der RWTH Aachen

s.baskaya@wzl.rwth-aachen.de

Arno Arnold GmbH

Bieberer Str. 161, 63179 Obertshausen

Branche: Herstellung von Schutzabdeckungen

Anzahl der Beschäftigten: circa 40



Ausgangssituation/Problembeschreibung: Die Arno Arnold GmbH ist ein mittelständischer Hersteller innovativer Schutzabdeckungen und Zulieferer für die Werkzeugmaschinenindustrie. Für das bestehende Produktportfolio flexibler Schutzabdeckungen soll eine prädiktive Instandhaltung ermöglicht werden. Gegenwärtig werden diese vom Endkunden entweder ausgetauscht, nachdem Schäden bereits offensichtlich sind oder periodisch, wobei noch intakte Abdeckungen frühzeitig ausgewechselt werden. Während in einem Fall andere Maschinenkomponenten möglicherweise ebenfalls geschädigt sind, wird im anderen Fall die Abnutzungsreserve nicht optimal ausgenutzt. Der Einsatz von Predictive Maintenance verspricht, diesen Zielkonflikt zu lösen.

Problemlösung: Für die bisher rein analoge Schutzabdeckung wurde ein geeignetes Sensorkonzept sowie eine dazugehörige Systemarchitektur entwickelt. Die in mehreren Testläufen mit einem Funktionsmuster erzeugten Daten wurden mithilfe unterschiedlicher Algorithmen des maschinellen Lernens ausgewertet. Hierdurch konnte eine nachvollziehbare Klassifikation und Regression des Verschleißzustandes erzeugt werden.

Erfolgsfaktoren: Vorteilhaft erwies sich das umfangreiche Domänenwissen der beteiligten Beschäftigten. In mehreren Workshops konnten die möglichen Verschleißarten in der betrachteten Produktgruppe bestimmt und die wichtigsten Mechanismen identifiziert werden. Somit konnte zielgerichtet ein Sensorkonzept entwickelt werden, das bereits in der ersten Auswertung zu vielversprechenden Ergebnissen führte.



Quelle: Arno Arnold GmbH

Herausforderungen: Als Herausforderungen wurde neben einer fehlenden Datenbasis zu Verschleißfällen bei Endkunden die fehlende Ausstattung der Abdeckung mit Sensorik aufgefasst. Hierdurch nahmen die Maßnahmen bis zur Erzeugung erster, verwendbarer Daten einen erheblichen Teil des Projektzeitraums ein. Weiterhin stellt sich die Übertragbarkeit aufgrund der hohen Variantenvielfalt der angebotenen Abdeckungen als kritischer Erfolgsfaktor dar. Das Unternehmen hat noch wenig Vorerfahrungen im Bereich der Datenanalyse und KI.

Ergebnis: Die Anwendung liegt gegenwärtig als Proof of Concept vor und soll zukünftig im Rahmen von Anschlussprojekten in einen serienreifen Zustand gebracht werden. Profitiert hat das Unternehmen während des Projekts insbesondere durch den mit dem Projekt verbundenen Wissensaufbau hinsichtlich des Bauteilverschleißes und der Anwendung von KI.

Ansprechpartner:

Felix Hoffmann, M. Sc.

Wissenschaftlicher Mitarbeiter

Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW)
der TU Darmstadtf.hoffmann@ptw.tu-darmstadt.deExzellente Forschung für
Hessens Zukunft

Sensitec GmbH

Schanzenfeldstr. 2, 35578 Wetzlar

Branche: Sensortechnologie

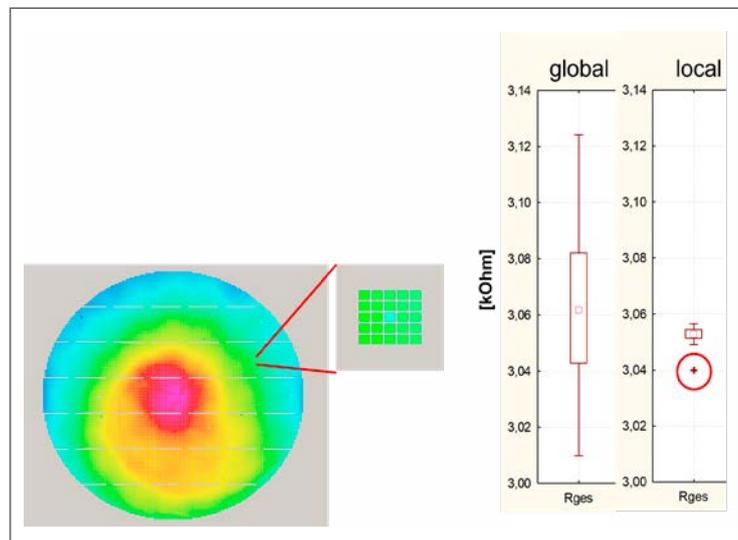
Anzahl der Beschäftigten: 145



Ausgangssituation/Problembeschreibung: Sensitec ist ein mittelständischer Hersteller von Sensoren, die auf dem magnetoresistiven Prinzip beruhen. Diese Sensoren werden für Weg-, Winkel-, Feld- und Strommessungen in unterschiedlichen Branchen eingesetzt. Es gibt zahlreiche sicherheitskritische Anwendungen, zum Beispiel in den Rad-drehzahlsensoren von Fahrzeugen. Bei solchen Anwendungen ist es wichtig, dass das Ausfallrisiko des Einzelsensors so gering wie möglich gehalten wird. Um dies zu gewährleisten, werden unterschiedliche Verfahren angewandt, um die Sensorchips, die auf einem Silizium-Wafer hergestellt werden, zu beurteilen. Das Ziel ist, Algorithmen zu entwickeln, die ein Maximum an Sicherheit bieten, ohne zu einem hohen Ausbeuteverlust zu führen.

Problemlösung: Sensitec prüft die gefertigten Bauteile mittels eines „Local Part Average Testing“-Verfahrens (LPAT). Für dieses Verfahren werden die einzelnen Sensorchips nicht nur mit globalen Statistiken, die für den gesamten Sensor-Wafer gelten, analysiert, sondern jeder Sensorchip wird mit Statistiken seiner unmittelbaren Nachbarn auf dem Wafer verglichen. Durch dieses Verfahren können Ausreißer auf dem Wafer hochgenau detektiert werden. Damit wird höchste Sicherheit ohne gravierende Ausbeuteverluste gewährleistet.

Erfolgsfaktoren: Sensitec verfügt historisch bedingt über eine hohe Kompetenz im Bereich von Statistik, Test-Software und Test-Hardware. Dieses vorhandene Know-how bildete die Grundlage für die Entwicklung der oben genannten Algorithmik.



Quelle: Sensitec GmbH

Herausforderungen: Das beschriebene Verfahren bedarf vieler Erfahrungswerte, bevor ein optimal funktionierendes System erreichbar ist. Hier ist Geduld gefragt und es bedarf auch einer ausreichenden Datenmenge, um begründete Entscheidungen zu treffen, da es keine adäquaten Verfahren für eine rein modellbasierte Vorgehensweise gibt.

Ergebnis: Für diese Arbeit hat Sensitec ein ausgezeichnetes Qualitätsniveau erreicht. In der oben genannten Endanwendung wurden bisher knapp 300 Millionen Sensorchips ohne Feldausfall geliefert. Verbesserungspotenzial durch eine intensivere Nutzung von fortgeschrittenen KI-Algorithmen wird in der automatisierten Parameteroptimierung des beschriebenen Verfahrens gesehen. Dies könnte den Ausbeuteverluste bei einem gleichbleibend hohen Qualitätsniveau weiter reduzieren und die Notwendigkeit für manuelle Adjustierung verringern.

Ansprechpartner:

Dr. Rolf Slatter

Geschäftsführer Sensitec GmbH

rolf.slatter@sensitec.com

b_digital UG

Sudhoferweg 99-107, 59269 Beckum

Branche: Automatisierungstechnik, Errichtung und Aufbau sowie

Vertrieb von digitalen Geschäftsmodellen

Anzahl der Beschäftigten: 2



Ausgangssituation/Problembeschreibung: Bei der Montage elektrotechnischer Anlagen sollte vereinfacht der aktuelle Montagestand ermittelt werden. In der digitalen Montageanweisung mussten dafür gesetzte Häkchen erfasst und mit der Gesamtzahl an Häkchen verglichen werden. Um dies umsetzen zu können, mussten zunächst Stromlaufpläne, unter anderem von Stücklisten, automatisiert abgegrenzt werden. Kritisch hierbei war die bestehende Datenlage, da Trainingsdaten zu Beginn des Projekts nicht vorlagen.

Problemlösung: Nach mehreren Versuchsreihen konnten die verschiedenen Seiten letztlich mittels eines künstlichen neuronalen Netzes passend klassifiziert werden.

Erfolgsfaktoren: Als vorteilhaft für das Projekt erwies sich die ergebnisoffene Aufgabenstellung. Auf Abteilungsleitungsebene wurde entschieden, das Projekt anzustoßen und ein Ausprobieren zu akzeptieren.

Herausforderungen: Als Herausforderungen wurden neben der bestehenden Datenlage ein Zeitmangel aufseiten der Beschäftigten identifiziert. Theoretisches Wissen lag zwar vor, praktische Anwendungsfälle und damit Vorerfahrungen konnten jedoch nicht vorgewiesen werden.

Ergebnis: Die Anwendung liegt gegenwärtig als Proof of Concept vor und soll zeitnah in die verwendete Software implementiert werden. Profitiert hat das Unternehmen insbesondere durch den mit dem Projekt verbundenen Wissensaufbau.

Ansprechpartner:

Thomas Hagemann

Abteilungsleiter Innovationsprozessmanagement, Blumenbecker Automatisierungstechnik GmbH

THagemann@blumenbecker.com



Quelle: b_digital UG

OmegaLambdaTec GmbH

Lichtenbergstraße 8, 85748 Garching

Branche: Industrie, Energie und Versorgung, Handel und Logistik,

Smart City

Anzahl der Beschäftigten: 9



Ausgangssituation/Problembeschreibung: Die OmegaLambdaTec GmbH (OLT) ist ein Data Science & KI Start-up mit Fokus auf der Entwicklung maßgeschneiderter Smart Data-Lösungen für Kunden aus den Bereichen Industrie 4.0, Energie und Smart City. Die Kernkompetenzen liegen dabei auf ganzheitlichen automatisierten Lösungen aus den Themenfeldern Forecasting, Anomaliedetektion, Digital Twin-Simulationen und Optimierung.

Ein mittelständischer Produzent von Metallflachbändern suchte nach einer KI-basierten Lösung, um die Produktionslinie eines neuen Produkts möglichst schnell datengetrieben zu optimieren und perspektivisch auch in Echtzeit zu steuern. Die Produktionslinie beinhaltete etwa 50 kritische Prozessparameter und insgesamt circa 14.000 Messgrößen. Da die Produktlinie neu war, gab es kaum aufgezeichnete Daten. Außerdem war der Produktionsprozess noch instabil, sodass es zu häufigen Ausfällen und Stillständen kam.

Problemlösung: Da die geringe Datenlage und mangelnde Prozessstabilität keine volle KI-basierte Produktionsautomatisierung erlaubte, entwickelte OLT für den Kunden ein interaktives Tool, mit dessen Hilfe die Produktionsingenieure schnell und gezielt Prozessfehler und deren Ursachen identifizieren konnten. Dafür wurden Qualitätssicherungsdaten in übersichtliche kontinuierliche Qualitäts-KPI-Diagramme überführt und die Messreihen der verschiedenen Prozessparameter von der Zeitdomäne in die Ortsdomäne auf der Produktebene transformiert, sodass die Parameter-einstellungen der verschiedenen Prozessschritte unmittelbar dem Ergebnis beziehungsweise der Qualitäts-KPI zugeordnet werden können. Über Auswahlmenüs lassen sich dazu alle beliebigen Parameter in dieser Ursache-Wirkung-Beziehung betrachten, um so schnell auf die verantwortlichen Prozessparameter für eine verminderte Produktqualität schließen zu können.

Erfolgsfaktoren: Hinreichend gute und umfangreiche Datensätze für das gezielte Trainieren von KI-Modellen sind in der Regel in der produzierenden Industrie noch nicht vorhanden. Das heißt allerdings nicht, dass man mit datengetriebenen Analysen keine signifikanten Mehrwerte generieren kann. Vielmehr gilt es in solchen Fällen, geeignete und schnell umsetzbare Zwischenschritte zu gehen, die bei der gezielten Produktionsoptimierung helfen und dann sukzessive weiter automatisiert und in ihren Funktionalitäten erweitert werden können, je mehr Daten verfügbar werden.

Herausforderungen: Die Herausforderung in diesem Projekt bestand darin, aus wenigen Daten mit moderater Qualität das Maximum an Erkenntnissen herauszuholen.

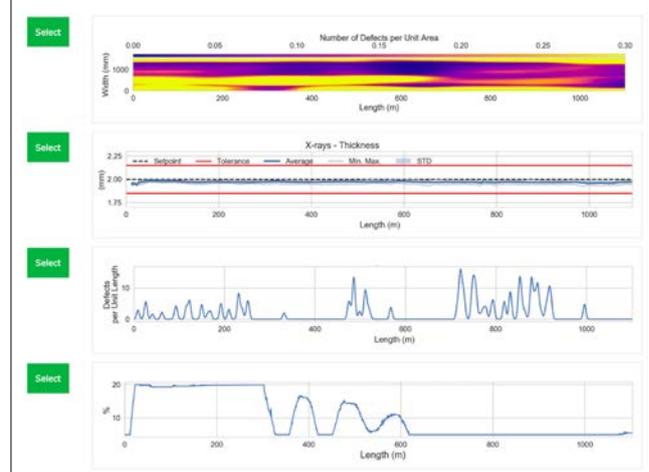
Ergebnis: Die neue Produktionslinie konnte in etwa der Hälfte der Zeit im Vergleich zu früheren neuen Produkteinführungen optimiert und die notwendige Prozessstabilität erreicht werden. Damit reduzierten sich entsprechend auch die Kosten für die experimentellen Ausschüsse und die nicht produktive Belegung der Anlage um etwa 50 Prozent.

Ansprechpartner:

Dr. Rene Fassbender; Geschäftsführer OmegaLambdaTec GmbH

Rene.Fassbender@olt-dss.com

Interaktives Dashboard



Quelle: OmegaLambdaTec GmbH

6 Zusammenfassung

Die vorliegenden Handlungsempfehlungen stellen ein systematisches Vorgehen für die Einführung von KI-Technologien in kleinen und mittleren Unternehmen des Maschinen- und Anlagenbaus dar. Er soll KMU dabei unterstützen, von dem wirtschaftlichen Nutzen von KI, den die befragten Unternehmen der begleitenden Expertise der Technologie attestieren, profitieren zu können.

Beginnend mit einer SWOT-Analyse werden Stärken und Schwächen von KMU den entstehenden Chancen und Risiken gegenübergestellt und Maßnahmen zur Adressierung dieser abgeleitet. Hierbei wird insbesondere hervorgehoben, wie KMU ihr bestehendes Domänenwissen und ihre Flexibilität gewinnbringend einsetzen können. Empfehlungen zum Abbau bestehender Schwächen beispielsweise hinsichtlich des Know-hows über KI werden zuzüglich praktischer Implikationen ebenfalls aufgezeigt.

Der darauffolgende Leitfaden vertieft die Aspekte der Problemselektion, des Lösungsentwurfs sowie der Lösungsentwicklung, an dessen Ende erfolgreich umgesetzte KI-Projekte stehen. Im Zusammenhang der Problemselektion werden bestehende Problemstellungen des eigenen Unternehmens beleuchtet und diese hinsichtlich ihrer Komplexität und Relevanz beispielsweise durch eine Nutzwertanalyse bewertet. Adressiert werden sollten entsprechend

vordergründig Probleme mit geringer Komplexität und hoher Relevanz. Im Kontext des Lösungsentwurfs werden die Problemstellungen vertiefend analysiert und auf Basis von Domänenwissen Verständnis über die Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge erlangt. Um gewünschte Ziele zu erreichen, wird an dieser Stelle der Soll-Zustand definiert sowie die Abweichung von diesem präzisiert bevor zu betrachtende Problemstellungen finanziell beispielsweise durch einen ROI bewertet werden. Der finale Schritt der Lösungsentwicklung umfasst letztlich konkrete Schritte bis hin zur umsetzbaren Lösung. Hier wird der Verantwortungsbereich des Projektteams, welchem die Aufgabe der Implementierung anvertraut ist, vorgestellt. Über die Datenaufnahme und die Entwicklung eines Prototypen entsteht abschließend ein Modell, welches in die bestehende IT-Infrastruktur des jeweiligen Unternehmens integrierbar ist.

KI-Projekte aus der Industrie runden den vorliegenden Leitfaden ab und zeigen auf, vor welchen Herausforderungen andere Unternehmen standen und welche Faktoren sich für die gewinnbringende Umsetzung als vorteilhaft erwiesen haben. Die Beispiele demonstrieren dabei insbesondere die Vielfalt der Anwendungsmöglichkeiten und erlauben einen Einblick in mögliche Wettbewerbsvorteile für KMU.

Literatur

Bauer et al. 2019

Bauer, W./Ganz, W./Hämmerle, M./Renner, T. (Hrsg.): *Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis. Studie zu Auswirkungen auf Dienstleistung und Produktion*, 2019. URL: <https://biec.iao.fraunhofer.de/content/dam/iao/biec/documents/Digitalfestival-BeSmart/kuenstliche-intelligenz-in-der-unternehmenspraxis.pdf> [Stand: 24.02.2021].

Biegel et al. 2021

Biegel, T./Bretones Cassoli, B./Hoffmann, F./Jourdan, N.: *AI Management Model*. TU Darmstadt, i. E., 2021.

Bretones Cassoli et al. 2021

Bretones Cassoli, B./Ziegenbein, A./Metternich, J.: *Getting Started: KI zum Nutzen der Industrie vorantreiben*, 2021. URL: www.ingenieur.de/fachmedien/vdi-z/industrie-4-0/getting-started-ki-zum-nutzen-der-industrie-vorantreiben/ [Stand: 10.02.2021].

Cervone 2011

Cervone, H.: „Understanding agile project management methods using Scrum”. In: *OCLC Systems & Services: International digital library perspectives*, 27: 1, 2011, S. 18-22. URL: <https://people.eecs.ku.edu/~hossein/Teaching/Sp18/811/Lectures/Misc/Agility/agile-understanding.pdf> [Stand: 30.06.2021].

Cooper/Sommer 2018

Cooper, R./Sommer, A.: „Agile-Stage-Gate for Manufacturers: Changing the Way New Products Are Developed Integrating Agile project management methods into a Stage-Gate system offers both opportunities and challenges”. In: *Research-Technology Management* 61: 2, 2018, S. 17-26.

Forschungsbeirat/acatech 2019

Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0/acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften (Hrsg.): *Vorstudie zur Entwicklung einer bedarfs- und nutzergerechten Unterstützung von KMU bei der Einführung und Anwendung von Industrie 4.0*, 2019. URL: www.acatech.de/publikation/unterstuetzung-von-kmu-auf-dem-weg-zur-industrie-4-0/ [Stand: 14.01.2021].

Forschungsbeirat/acatech 2021

Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0/acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften (Hrsg.): *Künstliche Intelligenz zur Umsetzung von Industrie 4.0 im Mittelstand*, 2021.

Hatiboglu et al. 2019

Hatiboglu, B./Schuler, S./Bildstein, A./Hämmerle, M.: *Einsetzungsfelder von Künstlicher Intelligenz im Produktionsumfeld*, 2019. URL: http://publica.fraunhofer.de/eprints/urn_nbn_de_0011-n-5491073.pdf [Stand: 23. Januar 2021].

Helms/Nixon 2010

Helms, M./Nixon, J.: „Exploring SWOT analysis—where are we now? A review of academic research from the last decade”. In: *Journal of strategy and management* 3: 3, 2010, S. 215-251.

Kaufmann/Servatius 2020

Kaufmann, T./Servatius, H.-G.: *Das Internet der Dinge und Künstliche Intelligenz als Game Changer*. Wiesbaden: Springer, 2020, S. 42-49.

Lundborg/Märkel 2019

Lundborg, M./Märkel, C.: *Künstliche Intelligenz im Mittelstand*, 2019. URL: www.mittelstand-digital.de/MD/Redaktion/DE/Publikationen/kuenstliche-intelligenz-im-mittelstand.pdf?blob=publicationFile&v=5 [Stand: 08.12.2020].

McCarthy et al. 2006

McCarthy, J./Minsky, M./Rochester, N./& Shannon, C.: „A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955”. In: *AI Magazine* 27: 4, 2006.

MIT Sloan Management Review and BCG 2017

MIT Sloan Management Review and Boston Consulting Group (BCG) (Hrsg.): *Reshaping Business With Artificial Intelligence*, 2017. URL: https://image-src.bcg.com/Images/Reshaping%20Business%20with%20Artificial%20Intelligence_tcm9-177882.pdf [Stand: 10.10.2020].

MIT Sloan Management Review and BCG 2019

MIT Sloan Management Review and Boston Consulting Group (BCG) (Hrsg.): *Winning With AI*, 2019. URL: <https://sloanreview.mit.edu/projects/winning-with-ai/> [Stand: 10.10.2020].

Pfohl et al. 2021

Pfohl, H.-C./Ballarini, K./Bamberger, I.: *Betriebswirtschaftslehre der Mittel- und Kleinbetriebe. Größenspezifische Probleme und Möglichkeiten zu ihrer Lösung*, Erich Schmidt Verlag 2021.

Pickton/Wright 1998

Pickton, D./Wright, S.: „What’s swot in strategic analysis?“. In: *Strategic change* 7: 2, 1998, S. 101–109.

PwC 2018

PricewaterhouseCoopers GmbH (PwC): *Künstliche Intelligenz in Unternehmen*, 2018. URL: www.pwc.de/de/business-analytics/sizing-the-price-final-juni-2018.pdf [Stand: 07.09.2020].

Roscher et al. 2020

Roscher, R./Bohn, B./Duarte, M./Garcke, J.: „Explainable machine learning for scientific insights and discoveries”. In: *IEEE Access* 8, 2020, S. 42200-42216.

Russell et al. 2016

Russell, S./Norvig, P. (Hrsg.): *Artificial intelligence. A modern approach. Third Edition*. Boston: Pearson 2016.

Sarsby 2016

Sarsby, A.: *SWOT analysis: A Guide to Swot for business studies students*. Spectaris Ltd. 2016, S. 13-15.

Stanula et al. 2018

Stanula, P./Ziegenbein, A./Metternich, J.: „Machine learning algorithms in production: A guideline for efficient data source selection”. In: *Procedia CIRP* 78, 2018, S. 261-266.

Web of Science 2021

Web of Science: *Anzahl der Publikationen in Bezug auf künstliche Intelligenz*, 2021. URL: https://apps.webofknowledge.com/RAMore.do?product=WOS&search_mode=GeneralSearch&SID=D5KiS3x7r4t8yPj1urt&qid=1&ra_mode=more&ra_name=PublicationYear&col-Name=WOS&viewType=raMore [Stand: 25.02.2021].

Abbildungen

Abbildung 1: SWOT-Matrix zur Nutzung von KI im Mittelstand	5
Abbildung 2: Prozess von der Problemauswahl bis zur Lösungsimplementierung	7
Abbildung 3: Portfoliomatrix für die Problemselektion	8
Abbildung 4: Zustandskarten-Symbole	10
Abbildung 5: Ist-Zustand in der Zustandskarte	11
Abbildung 6: Soll-Zustand in der Zustandskarte	11
Abbildung 7: Lösungsentwicklung bestehend aus vier Schritten inklusive Checkliste	12
Abbildung 8: Beispielhafte Darstellung der Projektdefinition	12

Autorinnen und Autoren

Prof. Dr.-Ing. Joachim Metternich ist seit 2012 Leiter des PTW an der Technischen Universität Darmstadt. Nach seiner Promotion am PTW arbeitete er in verschiedenen leitenden Funktionen in der Industrie im Bereich des Produktionsmanagements. Zuletzt war er Leiter des globalen Produktionssystems bei der Knorr-Bremse AG in München. Prof. Metternich ist Sprecher des Kompetenzzentrums Mittelstand 4.0 Darmstadt.

Tobias Biegel, M. Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am PTW in der Forschungsgruppe Center für industrielle Produktivität (CiP) der Technischen Universität Darmstadt. Im Forschungsschwerpunkt „Data Science und Künstliche Intelligenz in der Produktion“ untersucht er den Einsatz von Deep Learning zur multivariaten statistischen Prozessüberwachung in der diskreten Fertigung.

Beatriz Bretones Cassoli, M. Sc., ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am PTW in der Forschungsgruppe Management industrieller Produktion (MiP) der Technischen Universität Darmstadt. Im Forschungsschwerpunkt „Datengestützte Wertstrom- und Geschäftsmodellinnovation“ beschäftigt sie sich mit der Einführung und Nutzung von Machine Learning in Produktionsprozessen.

Felix Hoffmann, M. Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am PTW in der Forschungsgruppe Management industrieller Produktion (MiP) der Technischen Universität Darmstadt. Im Forschungsschwerpunkt „Datengestützte Wertstrom- und Geschäftsmodellinnovation“ entwickelt er KI-basierte Geschäftsmodelle für die Produktion.

Nicolas Jourdan, M. Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am PTW in der Forschungsgruppe Center für industrielle Produktivität (CiP) der Technischen Universität Darmstadt. Im Forschungsschwerpunkt „Data Science und Künstliche Intelligenz in der Produktion“ beschäftigt er sich mit dem Einsatz von Machine Learning zur Prozessüberwachung und -optimierung.

Jannik Rosemeyer, M. Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am PTW in der Forschungsgruppe Center für industrielle Produktivität (CiP) der Technischen Universität Darmstadt. Im Forschungsschwerpunkt „Data Science und Künstliche Intelligenz in der Produktion“ entwickelt er Ansätze zur Befähigung produktionsnaher Mitarbeiter und Führungskräfte für den Einsatz von KI-Technologien.

Patrick Stanula, M. Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am PTW in der Forschungsgruppe Management industrieller Produktion (MiP) der Technischen Universität Darmstadt. Im Forschungsschwerpunkt „Datengestützte Wertstrom- und Geschäftsmodellinnovation“ erarbeitet er verschleißbasierte Bezahlmodelle für Werkzeugmaschinen.

Amina Ziegenbein, M. Sc., M. Sc., ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am PTW in der Forschungsgruppe Management industrieller Produktion (MiP) der Technischen Universität Darmstadt. Im Forschungsschwerpunkt „Datengestützte Wertstrom- und Geschäftsmodellinnovation“ beschäftigt sie sich mit dem Einsatz von KI-gestützter Datenanalyse im Bereich der Qualitätssicherung.

Befragte Expertinnen und Experten

Prof. Eberhard Abele, PTW TU Darmstadt

Prof. Thomas Bauernhansl, IFF Universität Stuttgart und Fraunhofer IPA

Prof. Kristian Kersting, Artificial Intelligence and Machine Learning Lab TU Darmstadt

Prof. Gisela Lanza, wbk Karlsruher Institut für Technologie

Prof. Joachim Metternich, PTW TU Darmstadt

Prof. Wilfried Sihm, IMW TU Wien

Dr. Alexander Arndt, Laserline GmbH

Dr. Jörg Baldauf, Adesso Mobile Solutions GmbH

Klaus Bauer, TRUMPF Werkzeugmaschinen GmbH + Co. KG

Rene Buß, Sensitec GmbH

Christian Büttner, Altair Engineering GmbH

Dr. Vitali Dejkun, Coherent Inc.

Dr. Rene Fassbender, OmegaLambdaTec GmbH

Thomas Fröse, atlan-tec Systems GmbH

Thomas Hagemann, b_digital Unternehmensgruppe

Dr. Werner Kraus, Fraunhofer IPA

Dr. Jens Ottnad, Trumpf Werkzeugmaschinen GmbH + Co. KG

Dr. Eike Permin, SMS-Digital GmbH

Dr. Rolf Slatter, Sensitec GmbH

Dr. Sven Spieckermann, SimPlan AG

Mitglieder des Forschungsbeirats

Vertreterinnen und Vertreter der Wissenschaft

Prof. Reiner Anderl, TU Darmstadt

Prof. Thomas Bauernhansl, Universität Stuttgart/
Fraunhofer IPA

Prof. Manfred Broy, TU München

Prof. Angelika Bullinger-Hoffmann, Technische
Universität Chemnitz

Prof. Claudia Eckert, TU München/Fraunhofer AISEC

Prof. Ulrich Epple, RWTH Aachen

Prof. Alexander Fay, Helmut-Schmidt-Universität Hamburg

Prof. Jürgen Gausemeier, Universität Paderborn

Prof. Hartmut Hirsch-Kreinsen, TU Dortmund

Prof. Gerrit Hornung, Universität Kassel

Prof. Gisela Lanza, Karlsruher Institut für Technologie

Prof. Peter Liggesmeyer, TU Kaiserslautern/Fraunhofer IESE

Prof. Wolfgang Nebel, Universität Oldenburg/OFFIS

Prof. Sabine Pfeiffer, Friedrich-Alexander-Universität
Erlangen-Nürnberg

Prof. Frank Piller, RWTH Aachen

Prof. Thomas Schildhauer, Alexander von Humboldt
Institut für Internet und Gesellschaft/Institute of
Electronic Business

Prof. Rainer Stark, TU Berlin/Fraunhofer IPK

Prof. Michael ten Hompel, TU Dortmund/Fraunhofer IML

Prof. Wolfgang Wahlster, Deutsches Forschungszentrum
für Künstliche Intelligenz GmbH

Vertreterinnen und Vertreter der Industrie

Klaus Bauer, TRUMPF Werkzeugmaschinen GmbH &
Co. KG

Wilfried Bauer, T-Systems International GmbH

Stefan-Maria Creutz, BIZERBA SE & Co. KG

Dr. Jan-Henning Fabian, ABB AG

Dr. Ursula Frank, Beckhoff Automation GmbH & Co. KG

Dr. Christina Franke, Robert Bosch GmbH

Dietmar Goericke, Verband Deutscher Maschinen und
Anlagenbau e. V.

Prof. Torsten Kröger, Intrinsic

Dr. Uwe Kubach, SAP SE

Prof. Peter Post, Festo AG & Co. KG

Dr. Harald Schöning, Software AG

Dr. Georg von Wichert, Siemens AG

Dr. André Walter, Airbus Operations GmbH

