

Software und Digitalisierung



# KI in der Industrie

Beispiele und Anregungen aus der Praxis



# Vorwort

## Vorwort



Markus Günther

### **Künstliche Intelligenz – in der Praxis angekommen**

Nach einigen Jahren voller Hype und (akademischen) Prototypen ist KI (Künstliche Intelligenz) erfolgreich in der Praxis angekommen. In diesem Whitepaper zeigen rund 21 Beispiele, wie KI heute schon einen Mehrwert für viele Unternehmen aus dem Maschinen- und Anlagenbau schafft. Die Berichte präsentieren eindrucksvoll, dass KI nicht nur die Erzeugnisse des Maschinenbaus verbessert, sondern auch in den Geschäftsprozessen Verbesserungen erreicht.

Die Praxis zeigt – die Einsatzmöglichkeiten und Potenziale von KI sind umfassend und längst nicht nur auf Predictive Maintenance oder Bilderkennung beschränkt. Auch wenn die Einsatzvarianten vielfältig sind – KI-Lösungen sollten nur dort zum Einsatz gelangen, wo sie einen deutlichen Nutzen bieten und nicht als generelle „Universallösung“ für alle Herausforderungen. Trotz aller technologischen Fortschritte, Möglichkeiten und Erfolge gibt es nach wie vor Aufgaben, die mit anderen, traditionellen Methoden besser zu lösen sind.

Mittlerweile hat sich durch die zahlreichen erfolgreichen Praxisbeispiele auch die Bedenken deutlich reduziert, dass KI als „Blackbox“ agiert, Arbeitsplätze gefährdet und Wissen und Kompetenzen der Nutzer untergräbt. Vielmehr kann KI als Unterstützung der Mitarbeitenden dienen, Routinetätigkeiten übernehmen und durch intelligente Entscheidungsunterstützung Arbeitsplätze aufwerten und Effizienz und Effektivität steigern.

Auch bezüglich der Weiterentwicklung der Hardwarekomponenten für die Anwendung der künstlichen Intelligenz im Maschinen- und Anlagenbau haben sich in den vergangenen Jahren bedeutende Fortschritte ergeben. Maßgeschneiderte KI-Prozessoren, die speziell für den Einsatz in industriellen Anwendungen konzipiert sind, sind ein Beispiel für diese innovative Technologieentwicklung. Diese Prozessoren bieten nicht nur eine erhebliche Steigerung der Rechenleistung, sondern wurden darauf ausgerichtet, den anspruchsvollen Anforderungen des Maschinen- und Anlagenbaus gerecht zu werden.

Durch die Integration von Edge-Computing-Lösungen in die Hardware wird auch die lokale Verarbeitung von Daten in unmittelbarer Nähe zu Sensoren und Aktoren realisierbar. Dies trägt nicht nur zur Reduzierung der Datenübertragungskosten bei, sondern ermöglicht auch Echtzeitreaktionen auf lokale Ereignisse. Im Maschinen- und Anlagenbau führt dies zu einer verbesserten Effizienz und liefert die Basis für autonome Entscheidungen in Echtzeit, was beispielsweise in der Qualitätsprüfung oder bei Predictive Maintenance von großer Bedeutung ist.

Hinsichtlich des wirtschaftlichen Aspektes ist auch die Entwicklung des Preis-/Leistungsverhältnisses entscheidend. Dies führt dazu, dass Unternehmen im Maschinen- und Anlagenbau in die Lage versetzt werden, fortschrittliche KI-Technologien zu einem vertretbaren finanziellen Aufwand in ihre Produkte zu integrieren. Die verbesserte Wirtschaftlichkeit macht den Einsatz von KI in der Branche zunehmend attraktiver, da sie nicht nur die Effizienz steigert, sondern auch langfristig zu Kosteneinsparungen führt.

Ein weiteres Beispiel für Fortschritte in der KI-Hardware im Maschinenbau sind Quantencomputer. Obwohl diese Technologie noch nicht weit verbreitet ist, könnte sie in der Zukunft die Leistungsfähigkeit von KI-Anwendungen revolutionieren – daher ist es wichtig, auch diese Technologie schon „im Auge zu behalten“ und mögliche Anwendungsfelder zu betrachten. Die Möglichkeit, komplexe Berechnungen in kürzester Zeit durchzuführen, eröffnet neue Horizonte für anspruchsvolle KI-Modelle im Maschinen- und Anlagenbau. Trotz der derzeitigen Kosten und technischen Herausforderungen könnten Quantencomputer langfristig zu kosteneffizienten Lösungen für komplexe Problemstellungen werden. Eine Möglichkeit sich die Vorteile dieser Technologie dennoch zu erschließen, liegt in der Nutzung von Quantencomputing-Lösungen über die Cloud.

Insgesamt spiegelt die aktuelle Entwicklung der KI-Hardware im Maschinen- und Anlagenbau eine vielversprechende Zukunft wider, in der die Integration von künstlicher Intelligenz zunehmend praxisrelevanter wird. Die kontinuierliche Optimierung von Kosten und Leistungsfaktoren wird die Akzeptanz und Anwendung von KI-Technologien in der Industrie weiter vorantreiben.

KI wird zukünftig ein zentrales Werkzeug sein und der Maschinenbau muss frühzeitig das Thema strategisch verankern, um wettbewerbsfähig zu bleiben beziehungsweise die Möglichkeiten nutzen, um die Wettbewerbsfähigkeit auszubauen. Dabei ist auch zu beachten, dass die „Hausaufgaben“ in Bezug zur Digitalisierung gemacht werden müssen, da sie ein wichtiger Baustein auf dem Weg zum erfolgreichen KI-Einsatz sind.

**Markus Günther**

INFORM GmbH und

Mitglied des Vorstandes Software und Digitalisierung  
und des Expertenkreises Machine Learning

# Inhalt

<b>Vorwort</b>	<b>2</b>
<b>1. Hintergrund und Aufbau des Whitepapers</b>	<b>8</b>
<b>2. Redaktionelle Beiträge</b>	<b>9</b>
2.1 Praxistaugliche AI, oder: Passt mein Hammer zu jedem Problem?	9
2.2 Digitalisierung und KI – eine erfolgreiche Transformation	13
<b>3. Praxisbeispiele</b>	<b>16</b>
3.1 Qualitätssicherung und Produktionsprozessoptimierung mit Data Science AMAG – Austria Metall GmbH / ACP CUBIDO Digital Solutions GmbH	16
3.2 Maintenance 4.0: Künstliche Intelligenz als Stabilitätsfaktor Energiekonzern / adesso SE	18
3.3 Skalierbares Cloud Condition-Monitoring von Verdichtern und Gebläsen Aerzener Maschinenfabrik GmbH, Aerzen Digital Systems GmbH / The MathWorks Inc.	20
3.4 Aufbau einer digitalen und intelligenten Serviceplattform BOMAG GmbH / Empolis Information Management GmbH	22
3.5 KI-gestützte Produktionsüberwachung zur Analyse und Optimierung von Holzwerkstoff-Anlagen Dieffenbacher GmbH Maschinen- und Anlagenbau / Forschungseinrichtung Fraunhofer IOSB / Universität Karlsruhe (KIT/wbk)	24
3.6 Mit KI und virtueller Sensorik zur automatisierten Maschinensteuerung Erlenbach GmbH / eoda GmbH	26
3.7 Schwingungsbasierte Anomalieerkennung bei Pumpen KSB SE & Co. KGaA / esentri AG	29
3.8 Mehrwert schaffen an Werkzeugmaschinen: Optimierungen mit Daten und KI Festo SE & Co. KG	31
3.9 Intelligentes Skill-Management für optimale Ressourcennutzung im Entwicklungs- und Fertigungsbereich Automobilzulieferer / GFT Integrated Systems GmbH / Google Cloud	33

3.10	Automobilzulieferer optimiert die Qualitätskontrolle mit KI Automobilzulieferer / GFT Technologies SE	35
3.11	KI-basierte Zeichnungs- und Kostenanalyse von Warengruppen Horsch Maschinen GmbH / Easy2Parts GmbH	37
3.12	Effiziente Inbetriebnahme von robusten Bildverarbeitungs- lösungen in Industrie 4.0-Anwendungen durch generative KI Gießereiunternehmen / i-mation GmbH / Si Synthetic Images UG	39
3.13	Deep-Learning-Methoden von industrieller Bildverarbeitungs- software verbessern die Qualitätsinspektion von Elektronikkomponenten Bosch Car Multimédia Portugal / MVTec Software GmbH	41
3.14	Text Analysis zur Bereinigung von Textuellen Daten PHOENIX CONTACT Electronics GmbH	43
3.15	Predictive Maintenance für Hochleistungspumpen Abel GmbH / Point 8 GmbH	46
3.16	Verbrauchsprognosen für die zielsichere Zukunftsplanung: Einkauf optimieren, Bestand steuern und Kapital freisetzen Nemo GmbH (proALPHA Gruppe)	48
3.17	KI-basierte Automatisierung von Routineprozessen Springer Maschinenfabrik GmbH / Asseco Solutions AG	50
3.18	Mit KI-basierter Produktionsplanung zu höherer Liefertreue und Transparenz STÖBER Antriebstechnik GmbH & Co. KG / INFORM GmbH	52
3.19	Potenzialanalyse für Automatisierung und Maschinelles Lernen für die TapeHeads der Glaub Automation & Engineering GmbH / Synostik GmbH	54
3.20	Prozesssteuerung auf Basis von Reinforcement Learning beim Streckblasformen für PET- und rPET-Flaschen Krones AG / The MathWorks GmbH	56
3.21	Assistenzsystem für Parametrisierungsprozesse REHAU Industries SE & Co. KG / XITASO GmbH	58

<b>4. Ausgewählte Fragen und Antworten rund um das Thema</b>	
<b>Künstliche Intelligenz</b>	<b>62</b>
4.1 Wie bringe ich KI-Gedanken ins Unternehmen, damit sich die Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter damit auch auseinandersetzen?	62
4.2 Wie schule ich am besten meine Belegschaft zum Thema KI?	63
4.3 Wie können wir den Fortschritt und den Erfolg von KI-Projekten messen und bewerten?	64
4.4 Wie gehe ich mit generativer KI um – was sind die „low hanging fruits“?	65
4.5 Wie erweitere ich mein eigenes Produkt mit KI und stoße Innovationen an?	66
4.6 Welche Ansätze gibt es, KI „on Edge“ einzusetzen?	67
4.7 Wie kann KI dazu beitragen, die Nachhaltigkeitsziele im eigenen Unternehmen oder in den Anwendungsbranchen zu erfüllen?	68
4.8 Habe ich den Anschluss verpasst? Womit starte ich?	69
4.9 Ich habe noch keinen Anwendungsfall, sollte ich trotzdem schon Vorbereitungen treffen und zum Beispiel Daten sammeln?	70
4.10 Wie manage ich die Erwartungshaltung beim Einsatz von KI?	71
4.11 Was muss ich als Führungskraft in der „KI-Welt“ beachten – was wird von mir erwartet?	72
4.12 Welche technischen und infrastrukturellen Fragen sollten für den Einsatz von KI beantwortet werden?	74
4.13 Welche Kompetenzen sind erforderlich, um den Einstieg sowie den dauerhaften Einsatz von KI zu ermöglichen?	75
4.14 KI und Datenschutz – was muss beachtet werden?	76
<b>5. Übersicht zu den Mitwirkenden</b>	<b>77</b>
<b>6. Literaturverzeichnis</b>	<b>79</b>
<b>VDMA Software und Digitalisierung</b>	<b>80</b>

## Abkürzungsverzeichnis

AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Networks (deutsch: künstliche neuronale Netze)
API	Application Programming Interface (deutsch: Anwenderprogrammierschnittstelle)
APS	Application Service Provider (deutsch: Anwendungsdienstleister)
CI/CD	Continuous Integration/Continuous Delivery oder Continuous Deployment
CM	Condition Monitoring (deutsch: Zustandsüberwachung)
CRM	Customer Relationship Management
DL	Deep Learning (deutsch: tiefes Lernen)
DevOps	Development and Operations (deutsch: Entwicklung und Betrieb)
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung
ERP	Enterprise Resource Planning
EW	Embedded Words (deutsch: Wortvektoren)
GenAI	Generative Artificial Intelligence
GenKI	Generative künstliche Intelligenz
GPT	Generative Pretrained Transformers
IIoT	Industrial Internet of Things
IPC	Industrie PC
KI	Künstliche Intelligenz
KPIs	Key Performance Indicators (deutsch: Leistungskennzahlen)
LLM	Large Language Model (deutsch: großes Sprachmodell)
LSTM	Long Short Term Memory (deutsch: langes Kurzzeitgedächtnis)
ML	Maschinelles Lernen
MLOps	Machine Learning Operations
MES	Manufacturing Execution System
NN	Neuronales Netzwerk
OK/NOK	okay/not okay (deutsch: in Ordnung/nicht in Ordnung)
PM	Predictive Maintenance (deutsch: vorausschauende Wartung)
RAG	Retrieval Augmented Generation
RoI	Return on Investment
SaaS	Software as a Service
SVM	Support Vector Machine

# 1. Hintergrund und Aufbau des Whitepapers

Künstliche Intelligenz ist nicht nur sprichwörtlich in aller Munde, sondern findet auch in der Maschinen- und Anlagenbaubranche Anklang. Insbesondere der Hype um die generative künstliche Intelligenz – OpenAI oder Aleph Alpha – haben das Interesse weiter befeuert. Trotz aller Euphorie gibt es, was die Umsetzung angeht, noch große Potenziale, die bei weitem noch nicht ausgeschöpft sind, um die Technologie in den eigenen Prozessen einzusetzen oder in die eigenen Produkte zu integrieren. Dieses Whitepaper soll dazu anregen, Praxisbeispiele kennenzulernen, die als Inspiration dienen und möglicherweise sogar auf die eigene Unternehmung übertragbar sind.

Das Whitepaper gliedert sich in drei Teile: 1) einen redaktionellen Part, der eine Einleitung in das Thema bietet, den 2) eigentlichen Hauptteil mit 21 Praxisbeispielen und einer 3) „Auswahl an typischen Fragen und Antworten“, zum Thema. Alle Beispiele und redaktionellen Beiträge wurden von VDMA-Mitgliedern beigesteuert. Die beteiligten Akteure sind unter der Rubrik „Mitwirkende“ am Ende des Whitepapers aufgeführt.

Im Rahmen des ersten Beitrags des redaktionellen Parts (Kapitel 2) wird das „Werkzeug KI“ etwas genauer beleuchtet und auch darauf eingegangen, wann welche KI-Lösung in Erwägung gezogen werden sollte – nicht immer ist die „overengineerte High-End-Lösung“ die richtige. Der zweite Beitrag betrachtet die zeitliche Entwicklung und Zwischenschritte auf dem Weg zu KI-Projekten aus der Sicht eines Automatisierungsunternehmens – und geht dabei auch auf die Herausforderungen ein.

In Kapitel 3 werden Praxisbeispiele aus dem Maschinen- und Anlagenbau beziehungsweise der Industrie beschrieben. Die einzelnen Anwendungsbeispiele umfassen die folgenden Gliederungspunkte: Ausgangssituation, Umsetzung, Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung, gewonnene Erkenntnisse, Ausblick und Zusammenfassung. Neben der Zusammenfassung am Ende jedes Praxisbeispiels gibt es eine „Fakten-

box“, die ein paar grundlegende Informationen beinhaltet – wie die Größe des betrachteten Unternehmens, beteiligte Partner und die „Anwendungsdomain“.

Im Kapitel 4 setzen sich die Autorinnen und Autoren mit Fragestellungen auseinander, die sich Akteure häufig stellen, wenn Sie mit dem Thema konfrontiert sind. Die Auswahl der Fragen kann beliebig erweitert werden – und je nach Unternehmen oder Institution stellen sich ganz andere Fragen, die hier vielleicht aufgelistet wurden. Es wurden hier vor allem Fragen ausgewählt, die eher am Anfang oder vor Beginn eines KI-Projektes zu beantworten sind – wie beispielsweise „Wie bringe ich den KI-Gedanken ins Unternehmen hinein?“ oder „Welche Kompetenzen erforderlich sind, um den Einstieg sowie den dauerhaften Einsatz von KI zu ermöglichen?“.

Die vorliegende Publikation dient vor allem als Ideenquelle und zur Anregung, um eigene KI-Projekte zu initiieren oder bereits bestehende KI-Projekte anzupassen und zu verbessern. In Abhängigkeit von den unternehmensspezifischen Herausforderungen sind mehr oder weniger angepasste KI-Lösungen notwendig. Um KI-Lösungen erfolgreich zu entwickeln, ist es sinnvoll sich geeignete Kooperationspartner zu suchen und auch langfristig zusammenzuarbeiten. Auf der Suche nach Kooperationspartnern kann der VDMA Software und Digitalisierung wertvolle Dienste leisten.

Autoren: Guido Reimann und Carsten Rückriegel,  
VDMA Software und Digitalisierung



Musik und sogar Videos zu erstellen, die auf bereits vorhandenen Daten und daraus mit großem Aufwand errechneten AI-Datenmodellen basieren. Ein Klima des „Fear of Missing out“ (FOMO) ist gerade bei Unternehmensentscheidern entstanden, weil kein Manager die Chancen und Potenziale verpassen möchte, die sich aus dem Einsatz von GenAI ergeben könnten. Dabei wird gerne diese einzelne AI-Technologie mit dem allgemeinen Begriff der Artificial Intelligence gleichgesetzt – dabei gibt es auf diesem Gebiet noch viele andere Verfahren, die in bestimmten Problembereichen gezielter, einfacher und v. a. auch kostengünstiger zu besseren Ergebnissen führen können. Und tatsächlich hat die LLM-Technologie das Potenzial, fundamentale Veränderungen herbeizuführen, insbesondere wenn es um die Art und Weise geht, wie wir Menschen einfach und intuitiv mit Maschinen interagieren. Wenn es darum geht, Sprachverständnis zu simulieren oder aus umfangreichen Inhalten und Texten Zusammenfassungen zu erstellen. Oder auch, wenn es um kreative Aufgaben geht, wie die Erstellung von Texten, Bildern und Gemälden bis hin zu generierten Videos. McKinsey schätzt in einer Studie, dass GenAI das Potenzial hat, einen jährlichen Produktivitätszuwachs von 2,6 bis 4,4 Billionen US Dollar zu ermöglichen. Besonders in den Branchen Finanzdienstleistungen, High-Tech, Medien und Biowissenschaften sind die Potenziale als Produktivitätsbooster am größten (Quelle: McKinsey 2023).

Dabei haben insbesondere LLMs doch stand heute noch ganz eindeutige Schwächen. So tendieren diese Modelle aufgrund ihrer statistikbasierten Architektur zur Erzeugung von Falschinformationen, das sogenannte „Halluzinieren“ (Quelle: Smith 2023).

Dabei reicht dieser Effekt von einfachen inhaltlichen Widersprüchen innerhalb einer Antwortausgabe (sentence contradiction) über falsche Ausgaben in Bezug auf die Anfrage (prompt contradiction) bis hin zu Falschaussagen (factual contradiction) oder einfach nur irrelevanten Zusatzinformationen. Oftmals sind die korrekten

Fakten von den Falschinformationen nicht immer sofort unterscheidbar, was dazu führt, dass Anwender jede faktische Aussage eines solchen Systems überprüfen sollten, wenn diese nicht aus eigener Erfahrung beurteilbar ist (Quelle: Karger 2023).

Ebenso sind statistik-basierte LLMs nicht in der Lage mathematische Berechnungen durchzuführen oder korrekte und v. a. replizierbare logische Schlussfolgerungen zu ziehen (kausales Schließen) (Quelle: Charpentier 2023). Das führt dazu, dass sie gerade in den hochgradig fehlerintoleranten technischen Einsatzbereichen noch Defizite aufweisen. Dazu kommt, dass die vom Modell erzeugten Ergebnisse nicht so einfach nachvollziehbar sind und eine direkte Angabe von Referenzen, Artikeln oder Input-Dokumenten, aus denen das unterliegende Foundation Model (Basismodell) die Antwort generiert hat, oft fehlt.

Eine weitere Schwäche von LLMs ist der enorm hohe Trainingsaufwand der Modelle und ihr limitiertes Domänenwissen. Das Foundation Model ist in der Regel ein generisches Modell und hat kein spezielles Domänenwissen.

Dieses Domänenwissen muss bei LLMs meist durch recht aufwendige, energie- und kostenintensive Verfahren im Modellkorpus erweitert oder ergänzt werden, um beispielsweise unternehmensspezifische Produkte im Sprachmodell selbst zu ergänzen. Aus diesem Grund arbeiten zahlreiche Wissenschaftler am Aufbau spezialisierter und auch energieeffizienter Sprachmodelle (Quelle: Ananthaswamy 2023), da ein dauerhaftes Wachstum der großen Sprachmodelle an seine Grenzen kommt (Quelle: Knight 2023). Jedoch sind auch Veränderungen der Realität, die im Modell abgebildet werden sollen, nicht ohne Aufwand abbildbar. Ein Modell also etwas wieder „vergessen“ zu lassen, ist ebenfalls eine aufwendige Aufgabe.

Daher wird gerade für die Verarbeitung von domänenspezifischem Wissen und für komplexere und wissensintensive Aufgaben ein auf all-

gemeinen Sprachmodellen basierendes Verfahren genutzt, das auf externe, domänenspezifische Wissensquellen und Systeme zugreift. Dies ermöglicht mehr sachliche Konsistenz, verbessert die Zuverlässigkeit der generierten Antworten und hilft, das Problem der „Halluzination“ zu entschärfen (Quelle: DAIR.AI 2024).

Aufgrund der vorgenannten Schwächen sind Anwendungen auf Basis von LLMs oder GenAI gerade im Bereich komplexer Industrieprodukte aktuell nur mit Vorsicht einsetzbar. Hier ist insbesondere die Kombination aus wissensbasierten AI-Verfahren (symbolischer AI) und statistischen AI-Verfahren (subsymbolische AI) sinnvoll, um Transparenz, Nachvollziehbarkeit und einfach abbildbares Wissen über Zusammenhänge und Fachdomänen (wissensbasierte AI) mit den Vorteilen statistischer AI-Verfahren, wie Einfachheit der Interaktion, schnelles Generieren von Informationen und Inhalten und Erkennen von Mustern zu kombinieren.

Ein Beispiel aus der Flugzeugwartung soll das verdeutlichen: Wenn ein Techniker, im Rahmen einer Inspektionstätigkeit oder einer Fehlerdiagnose an einem Flugzeugtriebwerk, in einem interaktiven Dialog von einem intelligenten Assistenten zu einer möglichen Lösung geführt wird, dann erwarten wir als Passagiere, dass das dahinterliegende AI-System die exakten Drehmomentwerte für das Anzugsmoment der Kraftstoffzuleitungen an den Kraftstoffdüsen ausgibt. Diese Information wird von Ingenieuren im Rahmen der Konstruktion ermittelt und mathematisch exakt bestimmt. Sie ist unter Umständen abhängig von bestimmten Randbedingungen, wie der vorliegenden exakten Triebwerksvariante bzw. Baureihe, dem verwendeten Druckschlauch oder den verfügbaren Fittings und Gewindegrößen. Und das ist noch ein einfaches Beispiel für die technischen Abhängigkeiten, Bedingungen und Regeln, die sich bei derart komplexen Bauteilen, Maschinen und Anlagen ergeben.

Mit einem statistik-basierten AI-Verfahren, wie einem Large Language Model, kann die korrekte Ausgabe solcher Daten und Informationen nicht sichergestellt werden, da die Antworten aus statistischen Verfahren abgeleitet werden und somit der Drehmomentwert völlig falsch generiert werden könnte. Hier braucht es regelbasiertes, logisches Schließen, mathematische Präzision und semantisches Verständnis, um einen sicheren Flugbetrieb gewährleisten zu können. Ebenso ist in der Regel der einfache Zugang zu den Informationen und Daten eines solchen technischen Systems gewährleistet, da aufgrund des Engineering Prozesses viele Informationen digital vorliegen. So können mit vorhandenen Informationsquellen in der Regel sehr schnell digitale Informationszwillinge von technischen Systemen, von Maschinen oder Anlagen aufgebaut werden, die dann als Grundlage für die korrekte Ausgabe und das richtige Schließen von digitalen Assistenten dienen können.

Hierfür werden man beispielsweise Knowledge Graphen verwendet, ein Verfahren der wissensbasierten AI, um die Zusammenhänge eines technischen Systems nachvollziehen und zuverlässige Informationen ausgeben zu können.

Durch den Knowledge Graphen kennt ein AI-System Zusammenhänge, d. h. das Flugzeugtriebwerk weiß, dass es verschiedene Bauteile hat oder Teil einer speziellen Baureihe/Serie ist und daher verschiedene Sensoren besitzt, unterschiedliche Druckschläuche oder Treibstoff-Wärmetauscher benötigt oder dass ein spezielles Teil bestimmte Fehlermeldungen oder Symptome zeigen kann. Und dieses System kann einem Techniker dann auch die Antwort geben, was das richtige Drehmoment für eine bestimmte Schraube an dieser Maschine oder die optimale Vorwärmtemperatur für einen Wärmetauscher ist. Die wissensbasierte symbolische AI führt zu vertrauenswürdigen Antworten.

Andererseits werden LLMs einen enormen Einfluss auf solche AI-Anwendungsfälle haben, da sie die Art und Weise, wie wir heute mit Maschi-

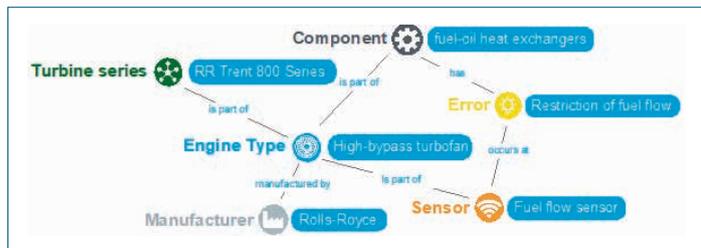


Abbildung 2.1.2: Knowledge Graph (Quelle: Empolis)

nen oder technischen Systemen interagieren, dramatisch verändert werden. Sie verfügen über großartige Fähigkeiten zur einfachen sprachlichen Interaktion. Sie können uns wie ein Kollege verstehen und uns zu den richtigen Informationen führen oder uns bei der Fehlersuche unterstützen, aber sie können auch Informationen oder Aufgaben wie Wartungsberichte, Kundendokumentationen usw. zusammenfassen.

Genau hier kommt das Beste aus den jeweiligen AI-Welten zusammen und sorgt letztlich für vertrauenswürdige und leistungsfähige AI-Anwendungen. Durch die Kombination der Methoden der statistischen AI (Maschinelles Lernen, Neural Networks, LLMs etc.) und der wissensbasierten AI (Knowledge Graphen, semantische Suchen, Natural Language Understanding, Decision Trees etc.) zu funktionierenden Anwendungsfällen entstehen in vielen Bereichen der Industrie völlig neue Use Cases. So werden zum Beispiel Produkte deutlich intelligenter und Anwender wesentlich produktiver. Diese AI-Verfahren können der „sprechenden Maschine“ ganz real Gestalt geben und dem Anwender oder Maschinenbediener künftig sagen, was er in bestimmten Situationen zu tun hat. Zusätzlich lassen sich Mixed Reality Use Cases für Trainings, Schulungen bis hin zu direkten Produktanwendungen mit Remote Support deutlich intelligenter gestalten.

Aber auch der Abfluss von Wissen aus der Organisation kann reduziert werden, indem LLMs und wissensbasierte AI-Verfahren kombiniert werden, um Expertenwissen aus Chatverläufen, Tickets

und Service-Calls oder anderen Informationsquellen zu aggregieren und in strukturierte Wissensartikel und Knowledge Graphen zu überführen.

Letzen Endes ermöglicht die Kombination aus wissensbasierter AI und statistischer, generativer AI-Verfahren bessere Entscheidungsunterstützung und erhöhte Produktivität bei Wissensarbeitern im technischen Verkauf, in der Erforschung neuer Technologien und Innovationen und in der Entwicklung technischer Produkte.

Aus diesem Grund ist die Kombination der verschiedenen AI-Technologien in einer passenden Plattform zu funktionierenden Anwendungsfällen entscheidend für den erfolgreichen Einsatz (Quelle: Cagle 2023). Es ist wichtig zu beachten, dass sich symbolische und subsymbolische AI-Methoden nicht ausschließen, sondern oft in Kombination den größten Mehrwert versprechen. Zum Beispiel können Expertensysteme mit Maschinellem Lernen angereichert werden, um automatisch Regeln aus Daten abzuleiten und das Wissensmanagement zu verbessern. Ebenso können neuronale Netzwerke mit symbolischem Wissen angereichert werden, um die Interpretierbarkeit von Entscheidungen zu verbessern.

Entscheidungssträger sollten sich mit GenAI befassen, da sie – wie viele AI-Methoden – das Potenzial hat, den Produktivitätsgewinn für Anwender auf ein neues Niveau zu heben und damit zahlreiche Branchen zu transformieren, produktiver zu gestalten und neue Wettbewerbsvorteile zu schaffen.

Autor: Dirk Brandes, Empolis Information Management GmbH

## 2.2 Digitalisierung und KI – eine erfolgreiche Transformation

Wie KI-Algorithmen für die Fertigung zum „plug-and-work Standard“ bei Kunden werden

Es gab einmal die Vision, dass KI-Modelle prädikative Verbesserungen in der Qualitätssicherung oder der Instandhaltung ermöglichen und Energieverbräuche helfen sollten zu optimieren. Damit es zu dieser Innovation kam, mussten viele Akteure eingebunden und überzeugt werden – unter anderem IT-Fachabteilungen, Maschinenbauunternehmen, Anwender, Forschungseinrichtungen und auch Wettbewerber. Als Automatisierungstechnikunternehmen hat Festo sowohl mit den Produktionsfirmen und als auch Anwendern einen engen Kontakt und konnte so seinen Teil dazu beitragen, damit diese Vision Wirklichkeit werden konnte.

### **Feldbustechnik: Erste Schritte zu mehr Digitalisierung**

Seit mehr als 30 Jahren versuchten innovative Firmen, durch ausgefeilte Diagnosekonzepte und Condition Monitoring die Verlässlichkeit von Maschinen und Anlagen zu verbessern. Die Einführung der Feldbustechnik schaffte erstmals einen einfachen Zugang zu Feldgeräten und ihren Daten. Jedoch waren alle Lösungen sehr individuell gestaltet und auf der SPS programmiert. Eine übergeordnete Darstellung und Auswertung auf Fabrikebene oder gar global blieben eine kaum bezahlbare Vision und daher die große Ausnahme.

### **Industrie 4.0: Revolution und Transformation**

Mit dem Beginn der Industrie 4.0-Diskussion wurden mehrere massive Verbesserungen im Umfeld einer Fertigung in Aussicht gestellt: Flexibilisierung, Individualisierung, Effizienzoptimierung, aber eben auch Digitalisierung und Standardisierung von Kommunikation durch Web- und Cloud-Technologien. Diese eröffneten Optionen wie eine direkte Kundenkommunikation, perfekte Vernetzung mit Lieferanten, aber auch die Optimierung komplexer Fertigungsabläufe dank Transparenz und direkter Kommunikation über alle Ebenen. In jüngsten Jahren zeigte sich, dass auch die umfassende Analyse großer Datenmengen z. B. mit Methoden der Künstlichen Intelligenz signifikanten Mehrwert schaffen kann.

All diese Trends und Technologien hat Festo von Anfang aufgegriffen und maßgeblich mitgestaltet und geprägt: von Feldbus über Industrie 4.0 bis KI. Wie sich dabei ein traditionelles Maschinenbauunternehmen durch die digitale Transformation wandelt, zeigen die folgenden Erfolgsgeschichten rund um das Thema KI und deren Entwicklung vom Pilotprojekt zur Standard-App.



Abbildung 2.2: Moderne und ältere Produktionsanlagen profitieren von einer Optimierung mit KI (Quelle: Festo)

### Zwanzig Jahre Erfahrung und Erfolge mit KI-Algorithmen

Festo hat in den vergangenen Jahren viele KI-Algorithmen getestet, entwickelt und erforscht:

- Im Bereich des Bionic Learning Network (LearningGripper, BionicWorkplace, BionicSofthand u. a.)
- In der Forschung (Projekte wie FLAIROP, KI-MUSIK4.0, Insect-inspired depth perception, Data Efficient Reinforcement Learning, Prediction of human intention in industrial setups)
- Beim KI-Dienstleister Resolto seit 2003, heute Teil der Festo-Gruppe
- In der firmeneigenen Technologiefabrik Scharnhausen
- Und in über 100 KI-Kundenprojekten und tausenden KI-überwachten Geräten

So entstand eine KI-basierte Softwareplattform für praxisnahe Lösungen. Sie hat in Kundenanwendungen z. B. ungeplante Stillstände um bis zu 25 Prozent reduziert, Ausschuss um 20 Prozent gesenkt und Leckagen um 65 Prozent verringert. Wie? Dank des Mehrwertes aus Daten zuzüglich des Know-hows aus Mechatronik und Data Science.

### Vom KI-Pilotprojekt zur KI-Standard-App

Viele KI-Algorithmen wurden sowohl in der eigenen Produktion getestet und eingesetzt als auch bei Kunden im Rahmen von Projekten. Zuständig dafür ist eine eigene Business Unit. Mittlerweile kann das Unternehmen das gesammelte und in Algorithmen geflossene Wissen in der Breite skalieren, was eine besondere Herausforderung darstellt. Beispiele sind:

1. KI-Solutions: Das bezeichnet Algorithmen in Lösungspaketen für eine vollständige Anwendung/Applikation wie Kleben, Nieten, Schweißen, Beladen, Verpacken. Diese Lösungspakete können mit geringem Aufwand auf eine Kun-

denanwendung angepasst und zum Fixpreis angeboten werden. 20 KI-Solutions sind bislang definiert.

2. Industrial Apps: Mit den Industrial Apps optimieren Anwender Ihre Komponenten hinsichtlich Transparenz, Verfügbarkeit, Leistung und Qualität. Diese KI-Apps sind standardisiert, einfach und sofort betriebsbereit. Sind die technischen Voraussetzungen gegeben, ist sogar ein Retro-Fit möglich.

Die erste KI-Standard-App (Festo AX Motion Insights Pneumatic) sorgt für eine automatisierte Zylinderüberwachung und lässt sich für Predictive Maintenance aller Zylinderfabrikate nutzen. Die Idee dahinter: Der Kunde kann die KI-App selbst installieren und zahlt pro Zylinder eine kleine Jahresgebühr. Bei großen Unternehmen der Elektronik- oder Automobilindustrie kommen teilweise über 100.000 Zylinder weltweit zum Einsatz. Diese Apps werden über eine eigene App-World vertrieben, aber auch auf Plattformen von Partnern.

Damit ist eine erfolgreiche Transformation von einer mechanisch orientierten Fertigung zum Software- und KI-Dienstleister gelungen, der mit Know-how innerhalb dieser Apps neuen Mehrwert bei seinen Kunden schafft und damit auch ein neues Geschäftsmodell etablieren konnte.

Autor: Eberhard Klotz, Global Sales Director  
Industry 4.0/Digitalization, Festo SE & Co. KG

## 3. Praxisbeispiele

### 3.1 Qualitätssicherung und Produktionsprozessoptimierung mit Data Science

AMAG – Austria Metall GmbH

#### Ausgangssituation

Bei AMAG weiß man, dass bis zur Fertigstellung eines Erzeugnisses eine Vielzahl an Einflussfaktoren zusammenspielen. Darin lag auch eine der größten Herausforderungen im Projekt, denn die Überprüfung auf Fehler im Produkt ist erst am Ende des Prozesses möglich. Daher mussten AMAG und der Digitalisierungsdienstleister ACP CUBIDO einen Weg finden, um schädliche Produktionsbedingungen zu identifizieren, bevor Ausschuss produziert wird. Mit der Hilfe statistischer Analysen wurden aus generierten Daten Änderungen im Rohmaterialeinsatz oder Anpassungen von Prozessparametern abgeleitet. Durch die Optimierung dieser Einflussgrößen ließ sich der Ausschuss verringern und Kosten einsparen.

#### Umsetzung

Am Produktionsstandort der AMAG Austria Metall AG in Ranshofen werden aus Primär- und Sekundäraluminium hochwertige Aluminiumgusslegierungen sowie Bänder, Bleche und Platten hergestellt. Speziell der Produktionsprozess für Produkte der Luftfahrtindustrie muss höchste Qualitätsstandards erfüllen. Daher entschied sich der Produzent für Guss- und Walzprodukte den Prozess zur Herstellung von Luftfahrtwerkstoffen mittels Data Science und Predictive Analytics zu optimieren. Auf Basis gesammelter Daten wurden Analysen der Prozessdaten durchgeführt. Data Science-Methoden fanden anschließend heraus, welche Produktionsschritte Einfluss auf die Qualität der erzeugten Produkte haben, beziehungsweise welche nicht.

ACP CUBIDO übernahm das Software-Engineering zur Anbindung von Maschinen sowie das Data-Engineering, um die gesammelten Daten aufzubereiten.

Data Scientisten setzten anschließend auf der Datenbasis auf, um die erforderlichen Erkenntnisse für die Endbenutzer konsumierbar zu machen.

„Das Projekt war von einer sehr engen Zusammenarbeit zwischen dem AMAG- und dem ACP CUBIDO-Team geprägt. Schließlich müssen wir verstehen, wie der Prozess bei unserem Auftraggeber funktioniert und welche Bedeutung die Daten haben. Dies beinhaltet auch sehr viele Feedbackschleifen und kann als Lernprozess (durchaus für beide Seiten) betrachtet werden,“ so Wolfgang Ennikl, Geschäftsführer der ACP CUBIDO. Ohne die Expertinnen und Experten aus den Fachabteilungen und der IT-Abteilung der AMAG wäre das Projekt nicht realisierbar gewesen. Ennikl ist überzeugt: „Erst mit dem Wissen aus beiden Welten ließ sich das Datenpotenzial heben.“

Der Technologie-Stack von ACP CUBIDO basiert größtenteils auf Microsoft Azure. Die Prozessdaten werden über einen Edge-PC abgegriffen und dann mithilfe eines IoT-Hubs und Stream Analytics in Data Lakes abgelegt. Die Data Engineering- und Data Science-Teams haben die Daten anschließend mittels Data Bricks verarbeitet. Dashboards zur Visualisierung von Analysen wurden teils direkt in Data Bricks sowie in Power BI implementiert.

#### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Das Einsparungspotenzial will Wolfgang Ennikl, Geschäftsführer bei ACP CUBIDO, nicht beziffern; nur so viel verrät er: „Wenn man schon mal einen mehrere Meter langen und einige zig Tonnen schweren Barren in Natura gesehen hat, dann weiß man, dass eine solche Produktion kein billiges Unterfangen ist und Optimierungen einen



Abbildung 3.1: Bild aus der Fertigung der Aluminium-Walzprodukte (Quelle: AMAG – Austria Metall GmbH)

enormen finanziellen Hebel haben.“ Neben der Korrelation von Daten unterschiedlichster Herkunft war die korrekte Transformation von Sensordaten eine besondere Herausforderung.

An mehreren Stellen des vielstufigen Produktionsprozesses werden die Produkte gekürzt und verformt, sodass die Positionen entsprechend komplex transformiert werden mussten.

### Gewonnene Erkenntnisse

Das Ergebnis eines jeden IoT-Projektes kann nur so gut sein, wie die Datenbasis. Ennikl weiß um die Stolperfallen bei Data Science-Projekten: „In der Euphorie laufender Digitalisierungs- und IoT-Projekte werden Maschinen vernetzt, Prozesse digitalisiert und unzählige Daten angehäuft. Aber Daten sammeln nur um des Sammelns Willen ist weder sinnvoll noch zielführend.“ Für erfolgreiche Projekte braucht es deshalb die richtigen Daten, in der richtigen Qualität und der richtigen Granularität. Erst dann kann die Information, also das Wissen, aus den Daten gehoben werden. Am Anfang des Projektes stand die Formulierung von konkreten Fragen, die mit Hilfe der Daten beantwortet werden sollten. Das Ziel war es, bessere, validere Grundlagen für präzisere Geschäftsentscheidungen zu erhalten.

Neben der Planungssicherheit sollte die Qualität, Zuverlässigkeit und Granularität von Prognosen und Planungen erhöht werden.

### Ausblick

Das System wird ständig weiterentwickelt, sowohl in der Tiefe als auch in der Breite. Es werden weitere Maschinen von zusätzlichen Produktionsbahnen wie auch Anwendungsbereichen angebunden.

### Zusammenfassung

Künstliche Intelligenz und Big Data gehören zu den zentralen Gamechangern der industriellen Transformation und tragen wesentlich dazu bei, dass die Industrieproduktion in Zukunft wertvolle Energie und Rohstoffe sparen und somit umweltschonender erfolgen kann. Ein international vielbeachtetes Vorzeigeprojekt wurde von AMAG gemeinsam mit dem Digitalisierungspartner ACP CUBIDO in Ranshofen in Oberösterreich umgesetzt und mit dem LSZ Green Business Data Award ausgezeichnet.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000 (AMAG)

**Partner:** ACP CUBIDO Digital Solutions GmbH

**Anzahl Kernteam:** 6 Personen (ACP CUBIDO)

**Anwendungsbereich:** Predictive Quality, Prozessoptimierung

**Reifegrad der KI-Lösung:** produktive Lösung, die laufend erweitert wird

**Anwendungsdomain:** Aluminiumwalz- und Gussprodukte

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:** Wolfgang Ennikl (ACP CUBIDO)

### 3.2 Maintenance 4.0: Künstliche Intelligenz als Stabilitätsfaktor Energiekonzern

#### Ausgangssituation

Das mit diesem Praxisbeispiel beschriebene Unternehmen, zuständig für die Stromerzeugung innerhalb eines Energiekonzerns, stand vor folgender Herausforderung: Ausfälle in Kraftwerken drohten massive Einnahmeverluste und Beeinträchtigungen der kritischen Infrastruktur zu verursachen. Mit Tausenden von Sensoren, die kontinuierlich Daten sammeln, war die Datenlage komplex – hoch in der Quantität, jedoch ohne effektive Aufbereitung und Vernetzung, was die Qualität der nutzbaren Informationen minderte. Die Motivation war es, durch verbesserte Datenanalyse und präventive Wartung Ausfälle zu verhindern. Die Erwartung lag in der Schaffung einer Plattform, die durch KI und Machine Learning eine intelligente Wartungsvorhersage ermöglicht, um so die Zuverlässigkeit der Anlagen zu steigern und gleichzeitig die Kosten zu reduzieren.

#### Umsetzung

Auf Basis der Microsoft Azure Cloud wurde YUMA Lake entwickelt, eine innovative Plattform, die es dem Team ermöglicht, Machine Learning-Modelle für die Vorhersage potenzieller Wartungsmaßnahmen zu erstellen. Diese Plattform bildet das Fundament für sämtliche weiterführenden Arbeiten und stellt sicher, dass die Modelle mit allen erforderlichen Daten versorgt werden. Ein zentraler Bestandteil des Projektes ist die Implementierung der Value-Based Maintenance (VBM), einer wertorientierten Instandhaltung. Ziel ist es, den Ingenieurinnen und Ingenieuren im Kraftwerk mittels des VBM-Cockpits einen umfassenden Überblick über sämtliche Datenquellen und relevante Leistungskennzahlen (KPIs) zu bieten. Das Cockpit umfasst themenspezifische Dash-

boards, die verschiedene Charts anzeigen, wie etwa den Health-Status der Komponenten, dargestellt in einem Wertebereich von 0 bis 100.

Ein weiteres wichtiges Chart ist „Wind und Solar“, das aufzeigt, wie viel Megawatt Strom täglich in Großbritannien durch erneuerbare Energiequellen generiert wird. Diese Informationen ermöglichen es, das Kraftwerk bei Bedarf herunterzufahren und schnell auf abgenutzte oder beschädigte Komponenten zu reagieren.

Machine Learning spielt hierbei eine Schlüsselrolle: Die Modelle erlauben es den Anwendern, den Zeitpunkt für den Austausch oder die Reparatur von Komponenten präziser vorherzusagen, was zu signifikanten Einsparungen bei Zeit und Kosten führt.

Der kontinuierliche Austausch zwischen dem Team und den Experten von adesso sicherte somit den Projekterfolg. Das Team umfasste dabei rund 30 Personen aus verschiedenen Unternehmensbereichen. Insbesondere die Vor-Ort-Besuche in den Kraftwerken waren für das Team von großer Bedeutung, da sie den Entwicklern wertvolle Einblicke in die realen Arbeitsbedingungen und die Herkunft der Daten lieferten, was wiederum die Datenverarbeitung und -nutzung maßgeblich verbesserte.

#### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Ein Gaskraftwerk in Wales, diente als Vorreiter für das Projekt, wo die Dashboards erstmals erfolgreich implementiert wurden. Die Ausweitung auf weitere Standorte, darunter ein Kraftwerk in Schottland, und ein Kraftwerk in den Niederlanden, ist bereits in Planung. Diese fortschrittliche digitale Datenvernetzung könnte bald auf bis zu 30 Kraftwerke ausgerollt werden. Die erfolgreiche Partnerschaft zwischen adesso und dem Energiekonzern verspricht Einnahmeverluste und Kosten durch Anlagenausfälle signifikant zu reduzieren, wodurch die gesteckten Ziele des Projektes erreicht wurden.

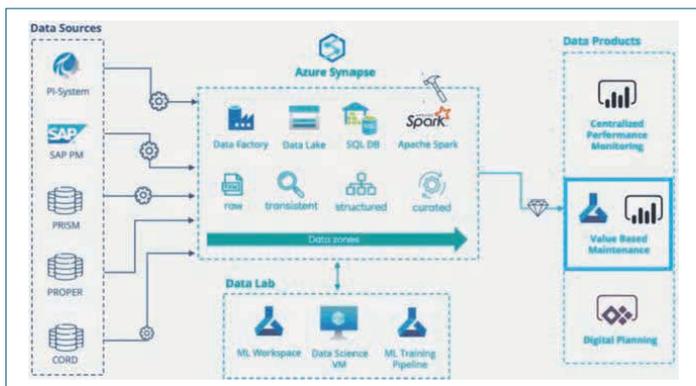


Abbildung 3.2: Schaubild der Data & Digital Plattform (YUMA) (Quelle: adesso SE)

### Gewonnene Erkenntnisse

Das Projekt unterstreicht die Bedeutung von intelligenten Systemen und KI-gestützten Technologien. Die Machine Learning-Plattform bildet hierbei das Herzstück. Diese ermöglicht es, die Fülle an Daten nicht nur zu sammeln, sondern auch sinnvoll zu nutzen, wodurch eine wertorientierte Instandhaltung (Value-Based Maintenance) geschaffen wird. Ein zentraler Faktor für den Erfolg des Projektes liegt in der konsequenten Verfolgung einer klar definierten und einheitlichen KI-Strategie. Beginnend mit einem Maturity Check zur Bewertung der Unternehmensreife, gefolgt von der Entwicklung und Priorisierung von Top Use Cases, die ein solides Fundament für die erfolgreiche Umsetzung der KI-Initiativen bilden. Für die Realisierung sind jedoch auch „Enabling Factors“ unverzichtbar. Hierzu zählen z. B. das Fachwissen der Mitarbeitenden und die Kultur des Unternehmens. Diese Elemente sind nicht nur Wegbereiter, sondern auch Schlüsselfaktoren für den langfristigen Erfolg und die Nachhaltigkeit des Projektes.

### Ausblick

Dieses Praxisbeispiel lässt sich auch auf andere Bereiche und Branchen insbesondere auf den Maschinen- und Anlagenbau adaptieren. Ähnliche Machine Learning-Plattformen können ein-

gesetzt werden, um präventive Wartungsstrategien zu optimieren und Produktionsausfälle zu minimieren. Diese Übertragung würde es ermöglichen, komplexe Fertigungsprozesse effizienter zu gestalten, indem Ausfallrisiken frühzeitig erkannt und behoben werden. Dadurch würde nicht nur die Anlagenzuverlässigkeit erhöht, sondern auch die Gesamteffizienz und Wettbewerbsfähigkeit eines Unternehmens deutlich gesteigert werden.

### Zusammenfassung

Das Projekt demonstriert, wie KI und Machine Learning die Datenanalyse und präventive Wartung revolutionieren, indem sie eine effiziente Nutzung großer Datenmengen ermöglichen und dadurch Ausfälle reduzieren sowie Kosten senken. Zentral für diesen Erfolg sind eine klar definierte KI-Strategie, die Einbeziehung von Mitarbeiterexpertise und eine anpassungsfähige Unternehmenskultur, die zusammen den Weg für langfristigen Erfolg und nachhaltige Betriebsverbesserungen ebnet.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000

**Partner:** adesso SE

**Projektlaufzeit in Monaten:** > 36

**Anzahl Kernteam:** 30 Personen

**Anwendungsbereich:** Predictive Maintenance

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Reagieren

**Datenquelle:** Zeitreihe, Sensorwert

**Modell-Integration:** MS Azure

**Lernstil:** verschiedene

**Lernmethode:** verschiedene

**Reifegrad der KI-Lösung:** Produktiv

**Anwendungsdomain:** Kraftwerke

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Nikolaos Kofidis (adesso)

### 3.3 Skalierbares Cloud Condition-Monitoring von Verdichtern und Gebläsen

Aerzener Maschinenfabrik GmbH,  
Aerzen Digital Systems GmbH

#### Ausgangssituation

Die Aerzener Maschinenfabrik aus dem Weserbergland entwickelt und baut seit 1864 hocheffiziente Verdichter und Gebläse. Diese werden heute weltweit in der kritischen Infrastruktur wie Kläranlagen eingesetzt, finden aber auch Anwendung in der Schüttgutförderung, wie zum Beispiel bei Erntegut oder Zement. Diese Anwendungsgebiete stellen hohe Anforderungen an die Zuverlässigkeit und damit auch an die Transparenz und Planbarkeit von Wartungsarbeiten. Zur Unterstützung der Kunden hat Aerzen Digital Systems, der Digitalisierungs- und KI-Experte der AERZEN Gruppe, die Asset Monitoring Plattform AERprogress entwickelt. Diese schafft Transparenz und erlaubt das Condition Monitoring von Maschinen mittels KI, wie beispielsweise Deep Neuronal Networks. Nicht immer sind jedoch zusätzliche Plattformen oder exklusive Lösungen kundenseitig erwünscht, daher wurde das im Folgenden vorgestellte Framework entwickelt.

#### Umsetzung

Die Herausforderung bei diesem Projekt war das Design einer Machine Learning Operations (MLOps)-Pipeline, die zum einen der Individualität der Maschine und zum anderen der der Kundensystemen gerecht wird. Es wurden Daten von fünf identischen AERZEN-Gebläsen einer großen Kläranlage in Nordeuropa verwendet. Zum Condition Monitoring wurde ein LSTM-basierter Autoencoder verwendet, der für jede Maschine individuell trainiert wird.

Das vorliegende Framework basiert auf Microsoft Azure, Kubernetes und MATLAB Production Server mit einer benutzerdefinierten MLOps-Pipeline. Die Pipeline ist aus verschiedenen Funktionen für beispielsweise Vorverarbeitung und Training modular aufgebaut. Dies erlaubt einen parallelen Entwick-

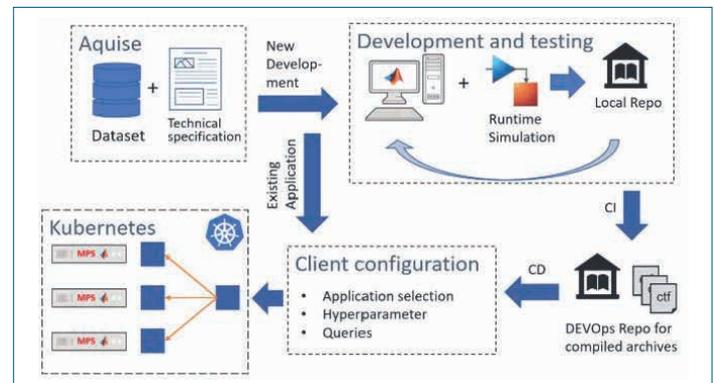


Abbildung 3.3.: Grundlegender Projektablauf einer individuellen Lösung (Quelle: Aerzen Digital Systems GmbH)

lungsprozess und somit eine effiziente Modellauslegung.

Durch diese Aufteilung können beispielsweise Ingenieurinnen und Ingenieure ihr Domain-Wissen in die Vorverarbeitungsfunktionen einfließen lassen und die Data Scientists sich auf die Modellarchitektur konzentrieren. Die gesamte MLOps-Pipeline inklusive des Modells muss damit nur noch in ihrem Ablauf definiert und anschließend über eine CI/CD-Pipeline in der Cloud implementiert werden. Um die Gesamtanwendung anzusteuern, wird eine REST-API-Schnittstelle verwendet, die auf eine Kunden-Datenbank zugreift. Mit dem entsprechenden Client kann die Anwendung gesteuert werden, um z. B. ein Re-Training zu veranlassen. Weiterhin wird das Modell kontinuierlich überwacht und mittels einer geeigneten Metrik kann das Modell auch automatisch aktualisiert werden.

Durch die kombinierte Implementierung von Modell und Pipeline wird dieses Framework der Individualität der Maschinen gerecht und kann effizient auf andere Anwendungsfälle transferiert werden. Für die Konfiguration wird ein Ingenieur und/oder ein Data Scientist benötigt, sowie ein Cloud-Ingenieur. Letzterer muss nach der Einrichtung der CI/CD-Pipelines lediglich die REST-API-Schnittstelle konfigurieren. Die Besonderheit der MATLAB-basierten Lösung ist die Verwertbarkeit von Modell und Pipeline in der Simulationsumgebung Simulink. Somit können ML-Modelle mit First-Principle-Modellen kombiniert werden, um den Modelllebenszyklus, als auch Fehler zu simulieren.

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Mit einer autoencoderbasierten Anomalieerkennung kann eine Auffälligkeit in der AERZEN-Maschine bis zu zwei Wochen vor dem Ausfall eines Maschinenelements detektiert werden. Das beschriebene Vorgehen lässt sich auch auf weitere Anwendungsfälle übertragen.

Das vorgestellte MLOps-Pipeline-Framework ermöglicht AERZEN Digital Systems die schnelle Bereitstellung MATLAB-basierter Modelle auf Cloud-Plattformen. Die Leistung der Modelle wird kontinuierlich überwacht, und die Modelle werden bei unzureichenden Leistungsindikatoren und Datendrift automatisch neu trainiert. Durch die Verwendung von Kubernetes-Clustern werden gleichzeitige Anfragen auf die verfügbaren Ressourcen verteilt und so Rechenzeit reduziert. Die Fähigkeit von Kubernetes, nach Bedarf zu skalieren, minimiert die Kosten für die Datenverarbeitung und sorgt gleichzeitig für eine skalierbare Architektur, die vom System überwacht wird.

### Gewonnene Erkenntnisse

Für die robuste Anomalieerkennung ist es enorm wichtig, das Verhalten und die physikalischen Eigenschaften einer Maschine zu kennen, um ein robustes Feature Engineering durchzuführen, sowie ein passendes Machine Learning-Modell auszuwählen und zu trainieren. Hierbei ist insbesondere die Zusammenarbeit mit Maschinenexpertinnen und -experten wichtig, um die Repräsentation des Maschinenverhaltens in den Sensorsignalen deuten und gewichten zu können.

Insbesondere für das in der Umsetzung beschriebene Re-Training ist es enorm wichtig, hieraus übertragbare Performance-Indikatoren abzuleiten, welche zuverlässig in der Lage sind, einen erneuten Trainingsprozess auf dem Kubernetes Cluster zu triggern.

### Ausblick

Nach der erfolgreichen Implementierung im Pilotprojekt wird das System erweitert, um zunächst Modelle und Pipelines ausschließlich online zu konfigurieren. In Zukunft rückt die Simulink-Komponente weiter in den Fokus, um das Framework um First-Principle-Modelle sinnvoll zu ergänzen. Auf Grund der herausfordernden Systemeigenschaften von Kläranlagen ist dies besonders wichtig, um holistische Lösungen für den gesamten Prozess anbieten zu können. Dieses Projekt hat bereits den Grundstein hierfür gelegt.

### Zusammenfassung

Mit dem vorgestellten Vorgehen ist es möglich, einen automatisierten Entwicklungsprozess von ML-Modellen für verschiedene, maschinennahe Anwendungsfälle durchzuführen. Insbesondere bei verschiedenen Maschinenvarianten oder komplexen Datensätzen bietet dies eine effiziente Möglichkeit umfassendere Analyseverfahren durchzuführen.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000

(Aerzener Maschinenfabrik GmbH)

**Partner:** The MathWorks Inc.

**Projektlaufzeit in Monaten:** 3

**Anzahl Kernteam:** 1-2 Personen

**Anwendungsbereich:** Prozessmonitoring, Predictive Maintenance

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Beurteilen, Schlussfolgern

**Datenquelle:** Zeitreihe, Sensorwert

**Daten-Quantität:** 3 Wochen mit 1 Hz Abtastrate und 32 Sensorwerten

**Modell-Integration:** Cloud

**Lernstil:** unüberwachtes Lernen (Dimensionen Reduktion)

**Lernmethode:** Autoencoder

**Reifegrad der KI-Lösung:** Pilotprojekt

**Anwendungsdomain:** Kompressoren Druckluft- und Vakuumtechnik

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Björn Müller (Aerzen Digital Systems)

### 3.4 Aufbau einer digitalen und intelligenten Serviceplattform BOMAG GmbH

#### Ausgangssituation

Als Hersteller von Baumaschinen geht es beim BOMAG-Kundenservice vor allem darum, Ausfall- und Stillstandzeiten so gering wie möglich zu halten und kostspielige Verzögerungen auf Baustellen zu vermeiden. Daher ist es wichtig, dass Nutzer oder Servicemitarbeiter so wenig Zeit wie möglich für die Recherche und Lösung eines Problems benötigen. Die Herausforderungen sind dabei die zunehmende Komplexität der Maschinen, das mobile und autonome Arbeiten der Servicetechnikerinnen und Servicetechniker sowie die fehlende Abrufbarkeit der benötigten Serviceinformationen.

Das Ziel von BOMAG war es, das Expertenwissen im Service zu digitalisieren und zu zentralisieren, um allen Servicetechnikern und Anwendern jederzeit und überall die benötigten Informationen zur Lösung von Servicefällen bereitzustellen. Außerdem sollten den Kunden neue digitale Services angeboten werden.

#### Umsetzung

Das Ergebnis ist die Serviceplattform BIP (BOMAG-Information-Plattform) mit einer dazugehörigen Field Service-App, die weltweit allen Servicemitarbeitern, Werkstätten und Bedienern tagesaktuelle Informationen jederzeit und am richtigen Ort zur Verfügung stellt.

Mit der App können Servicemitarbeiter und Bediener, im Falle eines Problems, einen dynamisch generierten QR-Code, der auf dem Maschinendisplay eingeblendet wird, mit dem Smartphone einscannen. Dadurch werden neben der Fehlerinformation weitere Maschinendaten, wie Typ und Echtzeitdaten, zur Verfügung gestellt, die dann mithilfe der zugrundeliegenden Künstlichen Intelligenz analysiert werden. Jeder Servicemitarbeiter erhält in Sekundenschnelle die passende Fehlerbeschreibung oder eine Schritt-für-Schritt-Anleitung, sodass sie oder er das Problem zügig und sicher beheben kann. So können Stillstandzeiten geringgehalten und kostspielige Verzögerungen auf Baustellen verhindert werden.

Gleichzeitig werden durch die Analyse der Anfragen Rückschlüsse auf den Maschineneinsatz gezogen.

Bei der Implementierung und Umsetzung sind kleine Schritte, eine gute Fehlerkultur und ein offenes System notwendig, um neue Ideen einzubinden und Anforderungen anzupassen. Um dies zu erreichen, spielen gemeinsame Zielbilder, das Wissen um kulturelle und methodische Werte eine wichtige Rolle, um erfolgreiche Kooperationen einzugehen.

#### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Durch die breite Nutzung der BIP ergeben sich positive Effekte auf die First Time Fix-Rate. Allgemein generiert die Plattform eine wesentlich bessere Customer Experience und steigert damit die Zufriedenheit der Nutzerinnen und Nutzer. Durch den Einsatz der Field Service App und den



Abbildung 3.4: Service APP 4.0 (Quelle: BOMAG)

einfachen Zugriff über den Scan per App können einige Anrufe beim Support vermieden werden. Durch die regelmäßige und konsequente Pflege und Erweiterung der Informationsbasis mit einem zuständigen Team wird der dauerhafte Betrieb gewährleistet, BIP ist fester Bestandteil des Serviceportfolio von BOMAG.

### Gewonnene Erkenntnisse

Die Kundenbindung wird stärker und die Kunden zufriedener, wenn benötigte Informationen für eine Problemlösung schnell geteilt und zur Verfügung gestellt werden. Außerdem macht sich die langjährige Kooperation mit Empolis im Wissensmanagement bezahlt.

Mit der BOMAG-Information-Plattform kann BOMAG das volle Potenzial aus Mitarbeitern, Wissen und Künstlicher Intelligenz ausschöpfen, um neue, digitale Produkte und Services zu generieren.

### Ausblick

Geplant ist, weitere Datenquellen und Informationen der BIP zur Verfügung zu stellen, um den Ansatz des Single Source of Truth weiter auszubauen. Zusätzlich sollen Wissenslücken in Zukunft KI-basiert aus Tickets, Mails und Chats extrahiert, überarbeitet und in der BIP zur Verfügung gestellt werden. Die Integration in das vorhandene Ticketsystem, um hier kontextbasiert Informationen auszuspielen und damit die Nutzung weiter zu steigern, ist ein weiterer Meilenstein auf der Roadmap zur perfekten Knowledge Base.

Generell prüft BOMAG mit Empolis, wie mit Generative AI und Large Language Models die Arbeit der Beteiligten optimiert und das User-erlebnis weiter verbessert werden kann. Hier gibt es bereits einige spannende Ansätze, die demnächst in den Test gehen.

### Zusammenfassung

BIP ist dank Künstlicher Intelligenz der zentrale Punkt, an dem alle Informationen rund um den Service der BOMAG-Produkte zusammenlaufen. Während früher Informationen an verschiedenen Stellen zusammengesucht werden mussten, befinden sich diese nun an einem Ort und sind immer und überall verfügbar.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000 (BOMAG)

**Partner:** Empolis

**Projektlaufzeit in Monaten:** 6

**Anzahl Kernteam:** 4

**Anwendungsbereich:** Aftersales Service

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Case-based Reasoning, Semantische Suche, Graph-basierte Wissensrepräsentation, Schlussfolgern, Abstrahieren

**Datenquelle:** Technische Dokumentation und weitere Service-Dokumente

**Daten-Quantität:** ca. 1 Terabyte

**Modell-Integration:** Einbindung in SaaS-Anwendung

**Lernstil:** Explainable AI

**Lernmethode:** Semantische Modelle & Statistische Verfahren

**Reifegrad der KI-Lösung:** Produktiv

**Anwendungsdomain:** Baumaschinen und Baustoffanlagen, Abfall- und Recyclingtechnik, insbesondere: Maschinen für die Boden-, Asphalt- und Müllverdichtung sowie Stabilisierer/Recycler, Fertiger und Kaltfräsen.

**Ansprechpartner:** Dennis Klaus (Empolis Information Management GmbH)

### 3.5 KI-gestützte Produktionsüberwachung zur Analyse und Optimierung von Holzwerkstoff-Anlagen

#### Dieffenbacher GmbH Maschinen- und Anlagenbau

#### Ausgangssituation

Die Dieffenbacher GmbH aus Eppingen baut Maschinen und Anlagen zur Produktion von Holzwerkstoffplatten – einem komplexen, zusammenhängenden Prozess. Anlagenbetreiber sind daher bestrebt, diesen stetig zu optimieren, um Ressourcen und Kosten zu sparen. Dies gelingt z. B. durch geringeren Einsatz von Energie, Holz und Leim. Neben der Reduktion des CO<sub>2</sub>-Fußabdrucks der Produkte muss die erforderliche Plattenqualität gleichzeitig sichergestellt werden. Hierfür wird die Anlage stetig überwacht und geregelt. Diverse Faktoren können die Qualität beeinflussen, wie:

- Wechselwirkungen in den Verarbeitungsschritten,
- variierende Produktionsbedingungen und Materialeigenschaften,
- schonender Einsatz von Ressourcen.

Wenn produzierte Platten Qualitätsstandards nicht erfüllen, kann das zu Produktionsverzögerungen und Ausschuss führen. Hier kommen die in digitalen Plattform EVORIS integrierten KI-Lösungen zum Zug, um Produktion und Qualität automatisch und kontinuierlich zu überwachen.

#### Umsetzung

Mit EVORIS kann die Produktion flexibel und herstellerunabhängig digitalisiert werden. Anlagenweit werden Prozess- und Komponentendaten erfasst und an zentraler Stelle gespeichert. Die gesammelten Daten werden in EVORIS-Apps mit-



Abbildung 3.5.1: Dashboard der smarten EVORIS Digitalisierungslösung (Quelle: Dieffenbacher)

hilfe der eingesetzten KI aufbereitet. Besonders die Anomaly-Detection- und Quality-Prediction-App spielen beim kontinuierlichen Monitoring der Produktion und Qualität eine entscheidende Rolle.

**Anomaly-Detection:** Die selbstlernende App erkennt genau, wann und wo es zu Abweichungen im Produktionsprozess kommt.

Sie informiert Anlagenbediener frühzeitig und gibt Einblicke in die Signale, die die Anomalie verursachen. Der gleichzeitige Betrieb mehrerer Anomalie-Modelle ermöglicht eine sehr spezifische Ursachenanalyse. Damit können sich Hersteller auf auftretende Probleme vorbereiten, schnell eingreifen und Anlagenstillständen vorbeugen.

**Quality-Prediction:** Die App sagt stetig und live die Qualitätsparameter der laufenden Plattenproduktion voraus. Ändern sich Produktionsparameter, zeigt die Online-Qualitätsvorhersage an, wie diese die Plattenqualität beeinflussen. Bei absehbaren Abweichungen kann direkt einge-

griffen werden, um zügig wieder die gewünschte Plattenqualität zu erreichen, Ressourcen einzusparen und Qualitätsgrenzen einzuhalten.

Für die Entwicklung der KI-Algorithmen und die Integration neuester Erkenntnisse aus der KI-Forschung, hat Dieffenbacher ergänzend die Expertise von Instituten wie dem Fraunhofer IOSB und dem wbk am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) an Bord. Um EVORIS eng an den Bedürfnissen des Marktes auszubauen, wird die Software zudem in Zusammenarbeit mit Kundinnen und Kunden entwickelt. Zusätzlich triggert die enge Zusammenarbeit des multidisziplinären Teams den schnellen Fortschritt der Software-Entwicklung.

Herausforderungen bei der Entwicklung der KI-Applikationen sind unter anderem der Aufbau einer geeigneten, reproduzierbaren Versionierung und das Management verschiedener Softwarestände und dazugehöriger Modelle.

Zusätzlich muss eine saubere Datenerfassung eingerichtet und sichergestellt werden. Denn die Verfügbarkeit und Qualität historischer und aktueller Produktionsdaten sind kritische Erfolgsfaktoren für das erfolgreiche Trainieren der neuronalen Netze/ ML- Algorithmen und eine gut funktionierende KI.

### **Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung**

Durch die Integration von selbstlernenden ML-Algorithmen in EVORIS wird die Produktion von Holzwerkstoffplatten intelligenter und robuster gegenüber wechselnden Eingangsmaterialien oder menschlichen Bedienfehlern. Die KI-Apps helfen Produktionsprozesse zu optimieren, effizienter zu gestalten und Ressourcen einzusparen. Außerdem können Hersteller spezifische Plattenqualitäten produzieren, Stillstandzeiten reduzieren und die Anlagenverfügbarkeit erhöhen. Regelmäßige Weiterentwicklungen und Updates von EVORIS sichern den Betrieb der Lösung.

Mit der Entwicklung von EVORIS ist es gelungen, den Mehrwert, den KI und Data Science bringen, mit dem Prozesswissen in der Holzwerkstoffproduktion zum Vorteil für den Kunden zu verknüpfen.

### **Gewonnene Erkenntnisse**

Bei der Entwicklung der Plattform hat sich gezeigt, dass die in den Apps eingesetzten selbstlernenden ML-Algorithmen besondere Vorteile bringen.

Für das Training der Modelle sind korrekte Daten das A und O, damit sich die KI selbst richtig optimiert. Damit werden im Laufe der Zeit immer genauere Qualitätsvorhersagen für die produzierten Holzwerkstoffplatten erreicht. Anlagenbetreiber können somit an genau den Stell-schrauben drehen, die zu einer effizienteren Fertigung führen.

Die Zusammenarbeit im agilen Team und die Einbeziehung verschiedener Disziplinen wie Software- und KI-Entwicklung, Technologie, Marketing, Vertrieb und Service war besonders wertvoll. Die frühe Einbindung der Kunden ermöglicht eine flexible und schnelle Reaktion auf aufkommende Anforderungen – somit ist eine kundenorientierte und spezifische Lösung möglich.

### **Ausblick**

Nächste Schritte in der Weiterentwicklung von EVORIS sind die Verknüpfung der einzelnen KI-gestützten Funktionen zu ganzheitlichen Lösungen. Neben dem Live-Monitoring von Anomalien und Qualitätswerten werden Bedienerinnen und Bediener konkrete Optimierungsvorschläge erhalten, gefolgt von Assistenzsystemen. Durch die Weiterentwicklung des EVORIS-Systems wird Holzwerkstoffherstellern zudem der Weg in Richtung (Teil-)autonomer Anlagen geebnet.

### Zusammenfassung

Mit EVORIS gibt Dieffenbacher Anlagenbetreibern ein starkes Tool an die Hand, um kostensparender und nachhaltiger gewünschte Plattenqualitäten zu produzieren. Der KI-Einsatz in der Software unterstützt Dieffenbacher dabei mit EVORIS der Vision einer autonomen Produktionsanlage immer näher zu kommen.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000

**Partner:** Forschungseinrichtung Fraunhofer IOSB, Universität Karlsruhe (KIT/wbk)

**Anwendungsbereich:** Werkzeugmaschinen und Fertigungssysteme, Holzbearbeitungsmaschinen

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:** Jürgen Woll (Dieffenbacher)

## 3.6 Mit KI und virtueller Sensorik zur automatisierten Maschinensteuerung

Erlenbach GmbH

### Ausgangssituation

Die Erlenbach GmbH in Lautert, Teil der Hirsch Servo- Gruppe, ist Technologieführer im Bereich der Herstellung von Verarbeitungsanlagen von Partikelschaumstoffen unter anderem für Dämmplatten oder Verpackungen. Die Herstellung der Formteile erfolgt im Dampfdruckverfahren. Die Maschinen bedampfen das kugelförmige Ausgangsmaterial, bis es sich ausdehnt und die gewünschte Form optimal ausfüllt.

Die Komplexität des Herstellungsprozesses ergibt sich aus der Vielzahl an Einflussfaktoren und herzustellenden Formen mit ihren unterschiedlichen Eigenschaften. Zunehmende Lieferschwierigkeiten machen es darüber hinaus regelmäßig notwendig, unterschiedliche Materialien je nach Verfügbarkeit einzusetzen. Dies bedeutet große Herausforderungen für die Erzielung einer konstant hohen Qualität des Outputs, auf die insbesondere die gewählte Bedampfungszeit einen enormen Einfluss hat. In der Regel gilt: Eine längere Bedampfungszeit des Materials wirkt sich positiv auf die Qualität der gefertigten Formteile aus. Um den Durchsatz dennoch so hoch und die Energiekosten so niedrig wie möglich zu halten, gilt es immer wieder die optimale Bedampfungszeit aufs Neue zu ermitteln.

Erfahrene Bedienerinnen und -bediener sind in der Lage, die Erlenbach-Maschinen so einzustellen, um sie unter Berücksichtigung von Qualitätsanforderungen, Durchsatz und Energiekosten optimal zu fahren. In Zeiten des zunehmenden Fachkräftemangels werden diese Fachleute aber immer seltener.

## Umsetzung

Erlenbach möchte für seine Kundinnen und Kunden einen Lösungsbaustein schaffen, der ihnen hilft, diesen Herausforderungen besser begegnen zu können: Ein Assistenzsystem, das es entscheidend erleichtert, die Erlenbach-Maschinen zu bedienen – auf Basis von KI.

Für die Entwicklung des KI-basierten Assistenzsystems zur automatisierten Maschinensteuerung setzt Erlenbach auf den Data-Science-Dienstleister eoda.

Die zentrale Einflussvariable für die Schaffung eines Systems zur automatisierten Maschinensteuerung ist bei Erlenbach der Schaumdruck. Anhand der entstehenden Schaumdruckkurve lässt sich der Produktionsprozess auf der Maschine sehr gut steuern. Um diese zu ermitteln, braucht es spezielle Sensoren, die sehr kosten- und wartungsintensiv sind. Außerdem ist die Erfassung selbst sehr aufwändig und auch nicht bei jedem Formteil möglich.

Um an der Realisierung des KI-basierten Assistenzsystems dennoch festhalten zu können, haben die Datenexperten von eoda zusammen mit Erlenbach eine Alternative für die Ermittlung des Schaumdrucks geschaffen: Den virtuellen Schaumdrucksensor. Dieser ergibt sich aus der Verbindung anderer vorhandener Datenquellen aus dem gesamten Herstellungsprozess wie Kammerdruck oder -temperatur. Durch eine konsequente Modelloptimierung konnte ermittelt werden, welche Einflüsse sich wie auf den Schaumdruck auswirken. Bereits nach kurzer Zeit konnte der Schaumdruck somit sehr präzise prognostiziert werden.

Zudem konnten mit Erlenbach-internen Versuchsreihen gezielt weitere Trainingsdaten erzeugt werden, die es ermöglichen auch bei unterschiedlichen Materialien und Formteilen eine hohe Verlässlichkeit der Prognosen zu gewährleisten. Dieses Projekt ist damit auch ein Beispiel für viele KI-Anwendungsfälle in denen es

nicht auf „Big Data“ ankommt, sondern um die Verfügbarkeit guter und variantenreicher Daten, um die unterschiedlichen Rahmenbedingungen in den Trainingsdaten abbilden zu können.

Die verlässliche virtuelle Prognose des Schaumdrucks ist der Qualitätsindikator und das technische Herzstück für die Automatisierung der Maschinensteuerung und die Entlastung der Maschinenbedienenden. Die Live Prediction kann wahlweise direkt in die Maschinensteuerung integriert oder in Form einer App bereitgestellt werden. Über diese können die Maschinenbedienerinnen und -bediener Informationen zu Material und Formteilen eingeben und erhalten mit der Prognose des Schaumdruckverlaufs konkrete Anhaltspunkte für die Optimierung des Produktionsprozesses.

Darüber hinaus bietet sich die Möglichkeit über die Schaumdruckkurve Anomalien und damit Probleme frühzeitiger zu erkennen.

## Methodische Umsetzung

GAM, Random Forest, XGBoost: Für den Projekterfolg haben die Data Scientists von eoda eine Vielzahl an unterschiedlichen Modellen erprobt und miteinander kombiniert – insbesondere auch, um die notwendige Geschwindigkeit der Prognosen für den Einsatz im Livebetrieb sicherstellen zu können.

## Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Steigende Energiekosten, Fachkräftemangel, Wettbewerbsdruck: Erlenbach schafft mit dem KI-basierten Assistenzsystem einen innovativen digitalen Service um Energie- und Personalkosten einzusparen, den Ressourceneinsatz zu optimieren und gleichzeitig die Produktionsmenge und -qualität hochzuhalten.

Bemerkenswert dabei ist, dass dies gelungen ist, ohne dass bereits beim Projektstart große Datenmengen zur wichtigsten Einflussvariable verfügbar waren oder diese aufwändig und kostenintensiv mit neuer Sensorik erfasst werden mussten. Der Schlüssel für dieses Projekt: Der Aufbau eines virtuellen Sensors.

### Zusammenfassung

Das Beispiel zeigt die Entwicklung eines KI-basierten Assistenzsystems zur Maschinensteuerung als Antwort auf Qualitätsschwankungen, den Fachkräftemangel sowie steigende Energiekosten.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** 1–249 (Erlenbach)

**Partner:** eoda GmbH (KI-Berater), Flatz GmbH (Kunde), Schloms Process GmbH (IT-Dienstleister), Storopack Hans Reichenecker GmbH (Kunde)

**Personen im Kernteam:** 3–5

**Anwendungsbereich:** Automatisierung Maschinensteuerung, Virtuelle Sensorik

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Prognostizieren, Zusammenhänge erkennen

**Datenquelle:** gesamter Herstellungsprozess (Kammerdruck, -temperatur etc.)

**Lernstil:** Überwachtes Lernen

**Lernmethode:** Random Forest, GAM, XGBoost

**Reifegrad der KI-Lösung:** Pilotprojekt/PoC

**Anwendungsdomain:** Werkzeugmaschinen und Fertigungssysteme, Partikelschaumstoffe

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Thorsten Jacoby (Erlenbach)

Oliver Bracht (eoda)

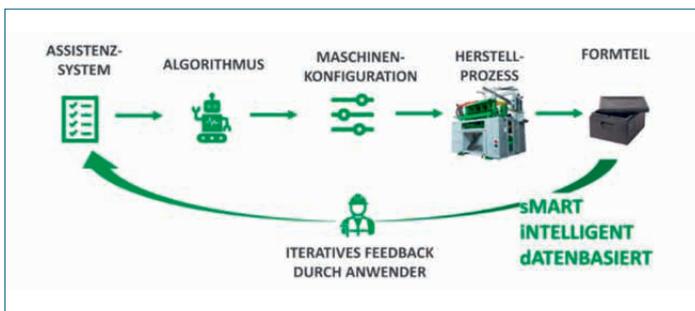


Abbildung 3.6: KI in der Formteilherstellung (Quelle: Erlenbach GmbH)

### Gewonnene Erkenntnisse

Es lohnt sich von Beginn an den gesamten Herstellungsprozess vom Lieferanten bis zum fertigen Formteil zu betrachten und nicht nur den Kernprozess an der Maschine in den Fokus zu nehmen. Die Rückverfolgung wird somit sichergestellt und durch die Betrachtung des Gesamtprozesses auch eine nachhaltige Qualitätsverbesserung möglich.

### Ausblick

Erlenbach und eoda setzen gemeinsam den Weg zur smarten Formteilmaschine fort – unter anderem im Bereich der sensordatenbasierten Anomalie-Erkennung zur weiteren Reduzierung von Ausschuss und Ressourcenverbrauch.

### 3.7 Schwingungsbasierte Anomalieerkennung bei Pumpen

KSB SE & Co. KGaA

#### Ausgangssituation

Die KSB Guard Sensorik wird an verschiedensten Pumpentypen angebracht, um Betriebsdaten wie Schwingungen, Temperaturen etc. zu erfassen. Die Pumpen wiederum werden für unterschiedliche Anwendungsfälle eingesetzt. Ziel des Projektes war es, einen KI-basierten Algorithmus zu entwickeln, der nach einem gewissen Zeitverlauf das individuelle Schwingungsverhalten einer Pumpe erlernt. Basierend auf dem erlernten Schwingungsverhalten sollten dann KI-basierte Alarming-Grenzwerte der Schwingung der Pumpe berechnet werden, sodass Kundinnen und Kunden in Echtzeit über anomale Betriebspunkte informiert werden und rechtzeitig eingreifen können.

Die Lösung sollte außerdem hoch skalierbar und die dahinter liegenden Machine-Learning-Modelle sollten einfach austausch- und erweiterbar sein.

#### Umsetzung

Zunächst musste das Problem gelöst werden, bei datentechnisch komplexen Pumpen wie zum Beispiel solchen, die auch im Aus-Zustand starken Schwingungen aufgrund von Nachbarschaftspumpen unterliegen, eine valide Aussage zum Betriebsstatus der Pumpe zu treffen. Dies stellte sich als sehr schwierig dar. Als Lösungsansatz wurde daher eine Realtime-Betriebsstatusschätzung, basierend auf einem Machine-Learning-Ansatz, entwickelt. Um dabei einer 100 Prozent-Lösung möglichst nahezukommen, wurde eine Architektur gewählt, die das Wissen durch Datenlabelling des KSB Support-Teams kontinuierlich in das Modelltraining einbezieht. Als Resultat konnte eine sehr präzise Schätzung des Betriebsstatus der Pumpen erzielt und damit bereinigte Ausgangsdaten für die weitere Anomalieerkennung bereitgestellt werden.

Im nächsten Schritt wurde ein Machine-Learning-Algorithmus entwickelt, der im Zeitverlauf das typische Schwingungsverhalten für jede Pumpe individuell erlernt und darauf aufbauend intelligente Schwingungsgrenzwerte berechnet, die nicht überschritten werden sollten. Dadurch werden Kundinnen und Kunden stets informiert, sobald ungewöhnliche Schwingungsmuster auftreten und können diese frühzeitig überprüfen und gegebenenfalls Gegenmaßnahmen einleiten.

Insgesamt wurde das System so entworfen, dass sämtliche Services hoch skalierbar sind, um das System bei einer Vielzahl von Kunden ausrollen zu können. Außerdem wurde stets darauf geachtet, den KI- und Datenlogikteil der Implementierung vom Service- und Infrastrukturtteil zu trennen. Dies war notwendig, damit unabhängig voneinander weiterentwickelt, versioniert und gewartet werden kann.

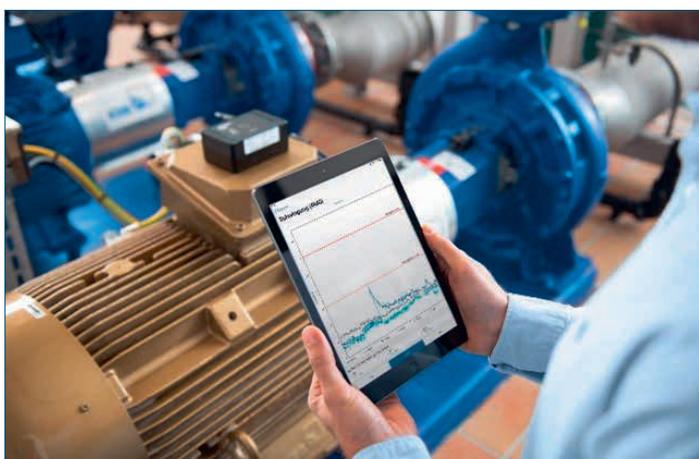


Abbildung 3.7: KSB Guard Sensorik & Kundenapplikation  
(Quelle: KSB SE & Co. KGaA)

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Die hohe Präzision des Schätzers des Betriebspunktes bewirkt eine Steigerung der Datenqualität. Denn die Information über den Betriebsstatus der Pumpe dient als Grundlage für jeden weiteren intelligenten Service und kann außerdem zur Berechnung von Kennzahlen wie der OEE (Overall Equipment Efficiency) dienlich sein.

Der Anomalieerkennungsservice befähigt Kunden zudem zur vorausschauenden Wartung (Predictive Maintenance) und verringert dadurch die Häufigkeit von Maschinenausfällen und -stillständen.

### Gewonnene Erkenntnisse

Im Rahmen des Projektes wurde schnell festgestellt, dass der Austausch zwischen dem Fachbereich der Maschinendiagnose, dem Data Science-Team und dem Cloud-Infrastruktur-Team essenziell für den Projekterfolg ist. Dementsprechend wurde dieser Austausch bereits in einer frühen Projektphase gefördert. Da es sich um sehr unterschiedliche Domänen handelt, musste zunächst ein gemeinsames Verständnis geschaffen werden, was nicht zu unterschätzen ist.

Außerdem wurde die Bedeutung von qualitativ hochwertigen, gelabelten Daten im Rahmen des Projektes herausgestellt. Hier empfiehlt es sich frühzeitig Labelingprozesse einzuführen und deren Qualität regelmäßig zu überwachen.

Gerade als es in Richtung Produktivgang ging, hat sich das Thema „Machine Learning Operations (MLOPS)“ als besonders wichtig herausgestellt. Es empfiehlt sich Best-Practices aus dem MLOPS-Bereich möglichst frühzeitig anzuwenden, um unerwartete Probleme bezüglich der Erweiterbarkeit und der Wartbarkeit von komplexen KI-Anwendungen zu vermeiden.

### Ausblick

Das Projekt zeigt eindrücklich, dass es durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz möglich ist, anhand von Sensordaten zuverlässige Aussagen über den Zustand einer Pumpe abzuleiten. Ist eine Anomalie erst einmal erkannt, kann diese im nächsten Schritt klassifiziert werden, was wiederum Services wie Predictive Maintenance ermöglicht.

Außerdem zeigt das Projekt, dass in Schwingungsdaten von rotierendem Equipment viel Potenzial für den Maschinenbau steckt, um den Weg vom rein physischen Produkt zum Datenprodukt zu ermöglichen.

### Zusammenfassung

Das Praxisbeispiel beschreibt eine KI-basierte Anomalieerkennung beim Betrieb von Pumpen. Dabei handelt es sich um eine Echtzeitanwendung im Produktiveinsatz.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000 (KSB)

**Partner:** esentri AG

**Projektlaufzeit in Monaten:** 12+

**Anzahl Kernteam:** 3–5 Personen

**Anwendungsbereich:** Prozessmonitoring, Predictive Maintenance

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Schlussfolgern

**Datenquelle:** Zeitreihen, Sensorwerte

**Daten-Quantität:** Mehrere Jahre historischer Werte mit Abstraten im kHz-Bereich

**Modell-Integration:** Cloud, Im eigenen Produkt

**Lernstil:** Unüberwachtes Lernen (Klassifizierung)

**Reifegrad der KI-Lösung:** Praxiseinsatz

**Anwendungsdomain:** Pumpen + Systeme, Motoren und Systeme

**Nutzen:** Steigerung der OEE, Qualitätsverbesserung des Kundensupports

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:** Simon Kneller (esentri)

### 3.8 Mehrwert schaffen an Werkzeugmaschinen: Optimierungen mit Daten und KI

Festo SE & Co. KG

#### Ausgangssituation

Die hohe Beanspruchung einer Werkzeugmaschine oder eines Bearbeitungszentrums, die Verschmutzung durch den Bearbeitungsprozess selbst, die Auswirkungen verschiedener Materialien, aber vor allem die sich stets ändernde Nutzung in Abhängigkeit von der individuellen Auftragslage führen zu wechselnden Fehlern und Instandhaltungsaufgaben, die sich zeitlich nicht fixieren lassen. Die Kosten ließen sich durch ungeplanten Stillstand auf einen niedrigen fünfstelligen Betrag beziffern – allein für dieses Fehlerbild.

Dies bedeutet konkret: Die Türen des Werkzeugmagazins werden durch Späne sowie Kühl- und Schmiermittel schwergängig, die Maschine verliert zunächst Taktzeit, später droht ein ungeplanter Stillstand und Produktionsausfall. Als Daten standen die zyklischen Prozessdaten der Maschinen-SPS zur Verfügung. Das Diagnosekonzept der SPS lieferte keine hinreichende Lösung.

#### Umsetzung

Dank eines digitalen Wartungsmanagers (Smartenance) war eine genaue Dokumentation gegeben und die Ursachen sowie Kosten für den ungeplanten Stillstand bekannt. Das Bewegungsprofil der Türantriebe war der Schlüssel zum Erfolg.

Die nicht-stetigen Fehlerbilder machten eine sehr flexible, lernfähige KI-Lösung naheliegend. Der gezeigte Use-Case wurde an einer Chiron Maschine FZ12KW in der Festo eigenen Fertigung erprobt.

Mit den SPS-Daten der Türantriebe (Verfahrzeit, Beschleunigung) wurde auf einem Edge-IPC ein KI-Modell trainiert, das den Zustand „gut“ repräsentierte und dann, anhand der Abweichungen und Anomalien, zusammen mit der Instandhaltung weiter verfeinert werden konnte. Signifikante Abweichungen werden nun dem Maschinenbediener gemeldet, so dass zustandsabhängig (und damit nutzungsabhängig) vorbeugend eine Wartung erfolgen kann.

#### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Ein KI-Modell kann Anomalien auch bei variierenden Aufträgen erkennen und verschiedene Fehler- bzw. Ursachen-Kategorien unterscheiden. Im gezeigten Fall sind nach einer Reinigung die Daten wieder „normal“.

Das KI-Projekt war schnell umgesetzt, da einerseits zyklische Maschinendaten im Takt weniger Sekunden zur Verfügung standen und die Fehler (zum Verifizieren) mehrmals pro Monat auftreten konnten. Auch war in den Fachabteilungen und beim KI-Team genug Know-how vorhanden, um schnell zu Ergebnissen zu gelangen. Damit lagen die Kosten für das KI-Modell in etwa auf dem Niveau der Ausfälle p. a. – und damit erreichte



Abbildung 3.8: Mobile Instandhaltung mit Smartenance, Online-Zugriff auf Fehlerbilder (Quelle: Festo)

Festo einen ROI < 1 Jahr für eine Maschine; bei mehreren Maschinen derselben Typen bzw. Fehler wird der ROI demnach noch viel schneller erreicht.

### Gewonnene Erkenntnisse

Festo hat ca. 100 ähnliche Maschinen, von unterschiedlichen Herstellern. Alle Probleme und Konstellationen, die an pneumatischen Zylindern oder elektrischen Achsen auftreten können, sind ähnlich. Daher wissen wir bereits jetzt – und aus weiteren Projekten bei Kunden: Dieser Festo-Lösungsansatz kann auf jede Maschine und auf jede Komponente (bei Endanwenderinnen und -anwendern wie auch OEMs) übertragen werden!

Was eine KI an einer Werkzeugmaschine bewirken kann, lässt sich zukünftig auch mit vielen anderen Maschinen in der Fertigung umsetzen. So können aus Daten Mehrwerte geschaffen und die OEE-Kennzahlen verbessert werden.

### Ausblick

Die entwickelten KI-Lösungen funktionieren generell: mit jeder Steuerung und jeder IT/OT-Umgebung, laufen on-edge, on-premise oder in der Cloud. Festo wird das Know-how vieler KI-Projekte nun in sogenannte Standard-KI-Apps überführen und damit entsprechende Lösungen für seine Kunden anbieten.

### Zusammenfassung

KI-Projekte müssen nicht unbedingt teuer sein. Mit vorhandenem Erfahrungswissen von KI-Experten wird nur das analysiert, was nötig ist womit der Anwender einen schnellen Erfolg erzielen kann.

## Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000

**Partner:** keine

**Projektlaufzeit in Monaten:** 3

**Anzahl Kernteam:** 3–4 Personen

**Anwendungsbereich:** Predictive Maintenance

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Reagieren

**Datenquelle:** SPS-Daten, z. B. Zylinderschalter

**Daten-Quantität:** zyklische Prozessdaten

**Modell-Integration:** SPS

**Lernstil:** überwachtetes Lernen (Klassifizierung)

**Lernmethode:** verschiedene, Anomaliedetektion

**Reifegrad der KI-Lösung:** Standard-App

**Anwendungsdomain:** alle Pneumatikzylinder aller Hersteller in allen Anwendungen

**Allgemeine Kostenreduktion:** einzelfallabhängig, ca. 10–20 %

**Materialaufwand:** keiner

**Energieaufwand:** keiner

**Zeitaufwand:** wenige Wochen

**Qualitätssteigerung:** einzelfallabhängig

**Sonstige Benefits/Verbesserungen:** Reduzieren ungeplanter Stillstände

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Eberhard Klotz (Festo SE & Co. KG)

### 3.9 Intelligentes Skill-Management für optimale Ressourcennutzung im Entwicklungs- und Fertigungsbereich

#### Automobilzulieferer

#### Ausgangssituation

Das Personal wurde beim Automobilzulieferer sowohl in Projekten als auch für die Belegung der Fertigungsleitstände manuell zugeteilt. Über direkte Absprachen und Arbeitspläne erfolgte die Personalplanung mit Hilfe von Softwarewerkzeugen wie beispielsweise Excel. Das funktioniert, ist jedoch nicht effizient und lässt viele Faktoren außer Acht, so beispielsweise die individuellen Fähigkeiten der Beschäftigten: Nicht jeder Mitarbeitende benötigt für dieselbe Aufgabe auch dieselbe Zeit.

Das Ziel war es, eine optimale Ressourcenplanung anhand eines automatisiert erhobenen Skill-Managements zu ermöglichen. Da das Personal durch den Mangel an qualifizierten Fachkräften eine der rarsten Ressourcen des Unternehmens darstellt, könnten durch diesen Ansatz Kosten und Zeit transparent gemacht und gleichzeitig minimiert werden. Ein automatisiertes Ressourcenmanagement wurde bislang kaum genutzt, weshalb jedoch dafür erst eine solide Datenbasis geschaffen werden musste.

#### Umsetzung

Als erstes wurde die erwähnte Datenbasis gepflegt. Den Mitarbeitenden mussten dabei sogenannte Skills zugewiesen werden. Wer kann welche Maschinen bedienen? Wer hat welche Fähigkeiten, wer welches Level und wer welche Vorerfahrung? Hierfür wurden historische Arbeitspläne zur Ableitung der Fähigkeiten genutzt. Ein erster Einsatz von künstlicher Intelligenz erfolgte bei der Analyse der vorhandenen Daten. Daraus resultierend ergaben sich dann

Skills-Vorschläge. Sowohl die Personalabteilung als auch Projektleiterinnen und Projektleiter wurden dabei eingebunden, um den anspruchsvollen Anforderungen gerecht zu werden.

So konnte anhand von Produktions- und Entwicklungsplänen eine automatisierte (KI-gestützte) Ressourcenplanung für Projekt- bzw. Fertigungsleitstände konzipiert werden.

Folgende zwei Hürden zeigten sich bereits zum Projektbeginn:

- Erste Hürde, bedingt durch den KI-Einsatz: Akquise von Daten, sowie deren Bereinigung und Semantisierung.
- Zweite Hürde: Reibungslose Anbindung von Drittsystemen zur Integration in bereits bestehende Unternehmensprozesse.

Für die zweite Hürde konnte schnell eine passende Lösung gefunden werden: Die Integration der Funktion in die bereits existente Projektportfoliomanagement Software Engenion.

#### Ergebnis und konkreter Nutzen

Der Einsatz des intelligenten Ressourcenmanagements durch die nun eingesetzte Softwarelösung zeigte bereits nach kurzer Zeit eine Erleichterung der Prozesse beim Automobilzulieferer. Fällt eine Person aus, so kann die Software automatisch einen Ersatz vorschlagen. So wird nicht nur die Effizienz, sondern zeitgleich die Zufriedenheit der Mitarbeitenden erhöht, die den Projekten zugeteilt werden, da die Aufgaben exakt zu ihrem Profil passen. Ein weiterer Vorteil ist es, dass Urlaub, Krankheit oder Elternzeit prognostisch einkalkuliert werden, wodurch sich ebenfalls Zeitpunkte und Abläufe optimal abschätzen lassen. Zudem konnten die Personalkosten um knapp 20 Prozent reduziert und damit die angestrebte Optimierung des Personaleinsatzes erreicht werden.

Der Ressourcenbedarf kann nun zugeschnitten auf die Daten, die das intelligente System transparent zur Verfügung stellt, genau angepasst werden.

### Gewonnene Erkenntnisse

KI kann große Datenmengen schnell analysieren und Muster erkennen, die für Menschen schwer zu erfassen sind. Dies führt zu fundierteren Entscheidungen bei der Personalzuweisung, bei der Bedarfsprognose und bei der Entwicklung von Personalstrategien. Durch Optimierung der Personaleinsatzpläne konnte der Automobilzulieferer ebenso die Effizienz steigern und gleichzeitig Kosten sparen, indem eine Überbesetzung oder Unterauslastung vermieden wurde. Außerdem fördert ein KI-basierter Lösungsansatz eine objektivere und fairere Entscheidungsfindung, sofern das KI-System richtig trainiert und frei von menschlichen Vorurteilen ist. Dies kann dazu beitragen, Projektprioritäten stärker zu nutzen und Unternehmensinteressen zu wahren.

### Ausblick

Eine der wertvollsten Erkenntnisse des Projektes ist es, dass intelligente Ressourcenplanung universell eingesetzt werden kann. Die Implementierung beim Automobilzulieferer ist ein beispielhafter Einsatz, der einen langfristigen Optimierungserfolg im Entwicklungsbereich verspricht. Die Grundidee lässt sich jedoch auf jegliche Einsatzplanung von Personal anpassen – und ist damit ein Grundstein für weitere Prozessoptimierungen durch den Einsatz von KI. In Zukunft wird die KI-gestützte Ressourcenplanung präziser und adaptiver werden, wodurch Unternehmen ihre Effizienz und Wettbewerbsfähigkeit weiter steigern können. Fortschritte in der KI und Datenanalyse werden maßgeschneiderte, dynamische Personalstrategien ermöglichen, die sich unmittelbar an Marktveränderungen anpassen.

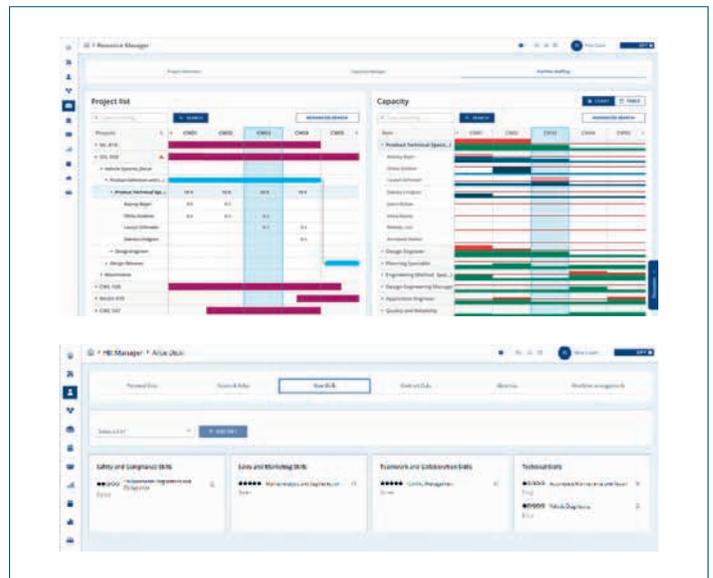


Abbildung 3.9: Skill-Clustering in Engenion, Stand: 11/23 (Quelle: GFT Integrated Systems GmbH)

### Zusammenfassung

Intelligenten Ressourcenmanagement bietet auch für vermeintlich erfolgreich Prozesse großes Potenzial.

### Fakten

- Unternehmensgröße:** > 1.000 (Automobilzulieferer)
- Partner:** GFT Integrated Systems GmbH
- Anwendungsbereich:** Ressourcenmanagement
- Fähigkeit der KI-Lösung:** Reagieren
- Datenquelle:** ERP, HR
- Daten-Quantität:** > 10.000 Datenelemente
- Modell-Integration:** Unternehmens-Cloud
- Reifegrad der KI-Lösung:** Pilotprojekt
- Anwendungsbereich:** Entwicklungsprojekte mit komplexer Datenbasis, Automotive- und Manufacturing
- Allgemeine Kostenreduktion:** 20%
- Zeitaufwand:** 30%
- Sonstige Benefits/Verbesserungen:** Effizienzsteigerung, Flexible Anpassung, Objektive Entscheidungsfindung, Kontinuierliche Verbesserung
- Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:** Pascal Laube (GFT Integrated Systems)

### 3.10 Automobilzulieferer optimiert die Qualitätskontrolle mit KI Automobilzulieferer

#### Ausgangssituation

Mit KI beginnt die nächste Phase der digitalen Revolution, durch die die Arbeitswelt transformiert wird. Im Zuge der Einführung von Visual Inspection AI basierend auf Google Cloud Technologie von GFT kann ein weltweit führender Hersteller von Komponenten für Fahrzeuginnerräume, seine Qualitätskontrolle verbessern, Kosten senken und Daten zum Herzstück seines Fertigungsprozesses machen.

#### Umsetzung

Die Bereitstellung hochwertiger Fahrzeugkomponenten ist entscheidend für den Unternehmenserfolg des Automobilzulieferers. Ein Schlüsselement ist dabei, potenzielle Mängel und Anomalien schnell und genau zu erkennen. Obwohl dies manuell möglich ist, wurde das Potenzial einer Automatisierung durch Visual Inspection AI erkannt.

Das strategische Ziel des Projektes war es, die Komponentenprüfung zu automatisieren, um die Erkennung von Mängeln zu verbessern, die Gesamtqualität zu erhöhen und einen Zyklus kontinuierlicher Verbesserung durch Qualitätsmetriken zu generieren. Neben der Reduzierung der „Ausschussrate“ von fehlerhaften Komponenten können somit erfahrene Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter mit anderen Aufgaben betraut werden.

Der Automobilzulieferer benötigte praktische Hilfe, um eine Lösung zu entwickeln, die alle angebotenen Vorteile liefert und Teil der angewandten KI-Strategie werden konnte. Als erfahrener Google Cloud-Partner für Daten und KI war

GFT auch mit den Methoden, Tools und Technologien von Google Cloud bestens vertraut und konnte schnell eine Lösung liefern.

Dieses Projekt wird unternehmensintern als Teil der strategischen KI-Initiative betrachtet und schrittweise zu einem größeren Rollout getrieben. Die wichtigsten Prüfkriterien bestanden darin, festzustellen, ob die Clips sich an der richtigen Position befinden, und zu überwachen, wann Clips vollständig fehlen oder falsch ausgerichtet sind.

Zur Erweiterung der IT-Kapazität wurde in diesem Projekt vollständig auf Google Cloud Tools zurückgegriffen.

Die „Augen“ der Lösung bestehen aus Kameras auf der Produktionslinie als Teil einer Edge-Bereitstellung im unternehmenseigenen Rechenzentrum. Das Edge Deployment ist entscheidend, um die erforderlichen Ergebnisse in wenigen Sekunden zu liefern. In technischer Hinsicht handelt es sich um eine echte Hybridlösung, die moderne Methoden und das Beste aus Cloud- und On-Premises-Verarbeitung vereint.

#### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Während des gesamten Projekts arbeiteten die Partner eng zusammen, um Probleme schnell und entschlossen zu lösen. Diese Kultur der Transparenz ermöglichte es GFT zu gewährleisten, dass die Lösung alle Erwartungen der Stakeholder erfüllte.

Die entwickelte Lösung ist darüber hinaus sehr intuitiv zu bedienen. Wichtige Metriken sind auf Dashboards verfügbar, und ein „Ampelsystem“ zeigt den Prüfstatus an. Außerdem wurde sie gründlich getestet, um die Machbarkeit über jeden Zweifel hinaus zu beweisen und zu zeigen, dass sie eine echte Verbesserung gegenüber der manuellen Inspektion darstellt.

### Gewonnene Erkenntnisse

Aufbauend auf dem Erfolg des Proof-of-Concepts skalieren die Partner die Lösung horizontal und evaluieren neue Bereitstellungen. Neben einer signifikanten Verbesserung der visuellen Inspektion wird die neue Lösung den Automobilzulieferer befähigen, Daten als Produktionsfaktor in seinem Fertigungsprozess zu nutzen.

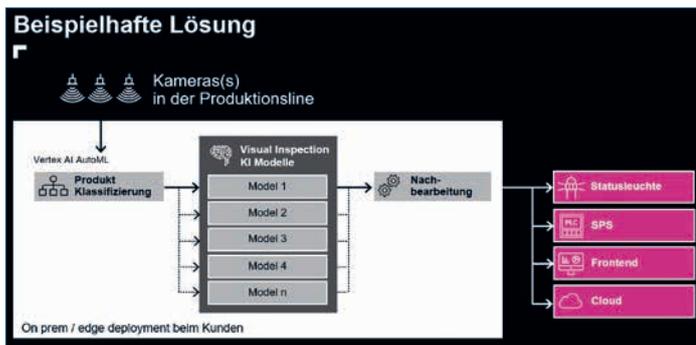


Abbildung 3.10: Beispielhafte Lösung (Quelle: GFT SE)

Potenzielle Anwendungen umfassen dabei: Ursachenidentifikation, Anomalieerkennung, Predictive Maintenance, Digitale Zwillinge und Inline-Qualitätskontrolle.

### Ausblick

Visual Inspection AI kann auf vielen weiteren Produktionslinien eingesetzt werden. Der Erfolg des Projektes zeigt, wie digitale Technologien es Unternehmen ermöglichen, zusammenzuarbeiten und innovative, transformative Produkte mit minimalem spekulativem Investitionsaufwand und ohne Risiko zu liefern.

### Zusammenfassung

Digitale Technologien unterstützen den Fertigungsprozess und erleichtern die Arbeit.

Der Aufwand ist dabei gut kalkulierbar und relativ gering. Zudem können die Ergebnisse und daraus resultierende Erkenntnisse auf andere Bereiche angewendet werden.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000 (Automobilzulieferer)

**Partner:** GFT & Google Cloud

**Anzahl Kernteam:** ≈ 2 Personen

**Anwendungsbereich:** Qualitätsprüfung und Steuerung

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Beurteilen

**Datenquelle:** Sensorwert, sonstiges: Kamera

**Daten-Quantität:** 100 bis 250 Bilder

**Modell-Integration:** Edge & Cloud

**Lernstil:** Semisupervised & Klassifizierung

**Lernmethode:** ANN (künstliches neuronales Netzwerk)

**Reifegrad der KI-Lösung:** Pilotprojekt

**Anwendungsdomain:** Automotive, sonstiges:

Alle Prozesse/Produkte, in denen visuelle Qualitätskontrolle, sprich Sichtkontrolle oder Bildverarbeitung stattfindet

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Denis Häußler (GFT Technologies SE)

### 3.11 KI-basierte Zeichnungs- und Kostenanalyse von Warengruppen

Horsch Maschinen GmbH

#### Ausgangssituation

Die HORSCH Maschinen GmbH, weltweit führender Hersteller von Landmaschinen für Bodenbearbeitung, Aussaat und Pflanzenschutz, bietet ein breites Portfolio an Produkten für die Agrartechnik. Dies spiegelt sich in der Menge der einzelnen zeichnungsgebundenen Bauteile wider, die sich auf weit mehr als 10.000 beläuft. Zur Strukturierung sind die Bauteile in verschiedene Warengruppen unterteilt, die i.d.R. ca. 5.000 einzelne Bauteile umfassen.

Bei dieser Menge an Daten stellte sich für HORSCH die Herausforderung, eine effiziente Ähnlichkeits- bzw. Kostenanalyse für Zeichnungsbauteile zu implementieren. Mit herkömmlichen Mitteln gestaltete sich die Analyse als zu kostenaufwendig, zudem war es aufgrund der Datenstruktur unmöglich, eine automatisierte Analyse von Lieferanten und deren Kernkompetenzen durchzuführen.

Mit dieser Problemstellung trat HORSCH im Jahr 2023 an die Easy2Parts GmbH heran, die mit ihrem KI-Tool „PartSpace“ eine Lösung für diesen Anwendungsfall bietet.

#### Umsetzung

Zur Lösung der Problemstellung wurde ein Projekt-Team, bestehend aus den Einkaufsverantwortlichen von HORSCH und den KI-Spezialisten der Easy2Parts GmbH zusammengestellt. Nach der Definition des Projektziels und der Aufstellung von einzelnen Meilensteinen startete das Projekt mit den High Runnern in der Warengruppe „Bleche und Laser-Kantteile“. Durch iterative Abstimmungen zwischen den Projekt-Mitarbeitenden konnten die Konstruktionsdaten in

der erforderlichen Datenqualität bereitgestellt und mit der Implementierung von ca. 2.500 Bauteilen begonnen werden. Dabei kamen verschiedene Methoden zum Einsatz, wie z. B. k-Nearest-Neighbor, (Convolutional) Neural Networks, Knowledge Graphs, Autoencoder und multiple lineare Regression.

Die PartSpace-KI konnte automatisiert aus den vorliegenden technischen Zeichnungen die kostentreibenden Eigenschaften wie z. B. Material, Form- und Lagetoleranzen, Gewinde/Passungen und Beschichtungen extrahieren und mit den geometrischen Features aus den 3D-Modellen verknüpfen.

Wenige Wochen nach Projektstart wurden in den Sprint-Meetings bereits Ergebnisse vorgestellt: Die KI hat die Preise von allen Bauteilen sehr gut prognostiziert und eine Übersicht über alle Preisausreißer erstellt. Darüber hinaus wurde zu jedem Bauteil der optimale Lieferant aus dem ganzen Lieferantenstamm vorgeschlagen. Dies war ohne weitere manuelle Daten-Eingaben von HORSCH möglich. So konnte HORSCH mit den Ergebnissen bereits in Verhandlungen mit Lieferanten treten und erste signifikante Einsparungen erzielen.

Nach der erfolgreichen Analyse der ersten Warengruppe wurde die Warengruppe „Dreh- und Frästeile“ in gleicher Weise aufbereitet.

In Feedback-Runden wurde zudem in enger Abstimmung mit HORSCH das Design des Tools weiterentwickelt. Die intuitive Benutzeroberfläche hat bereits zu Projektstart eine Schulung der Anwenderinnen und Anwender überflüssig gemacht. Durch das Feedback wurde die Ähnlichkeitssuche, die Preiskalkulation von Neuteilen und die Preisanalyse (u. a. Non-Linear Performance Pricing) des gesamten Bauteilbestandes noch komfortabler gestaltet.

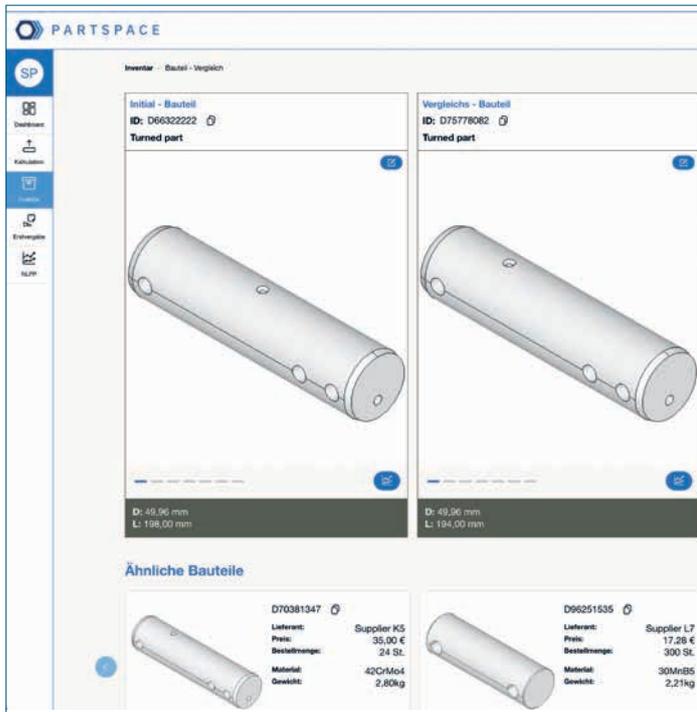


Abbildung 3.11: Ähnlich- und Gleichteilesuche (Quelle: easy2Parts GmbH)

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Nach einer umfangreichen Datenanalyse der genannten Warengruppen, deren Einkaufsvolumen ein zweistelliger Millionenbetrag umfasste, wurden bereits nach wenigen Monaten ca. 12 Prozent als Einsparpotenzial identifiziert. Davon wurde aktuell schon ein signifikanter Anteil umgesetzt, die Realisierung des restlichen Potenzials läuft kontinuierlich weiter.

Die Erwartungen der HORSCH GmbH wurden somit erfüllt. Die KI-Lösung „PartSpace“ trug erheblich dazu bei, die Ähnlichkeits- und Kostenanalyse von zeichnungsgebundenen Fertigungsteilen schnell und einfach zu gestalten und eine Preistransparenz über alle Bauteile zu erhalten. Um das KI-Tool effizient in die tägliche Arbeit des

Einkaufs zu integrieren, wurde eine Schnittstelle zwischen dem PLM-System von Horsch und PartSpace geschaffen.

### Gewonnene Erkenntnisse

Zu Beginn des Projektes war es wichtig, dass die Zeichnungen, 3D-Modelle und Einkaufsdaten in einer größeren Anzahl bereitgestellt werden. Nachdem dieses Arbeitspaket von HORSCH in wenigen Tagen umgesetzt war, konnte die KI mit diesen Daten trainiert werden und der Aufwand für Horsch lag einzig darin, die Ergebnisse der KI zu validieren und darauf aufbauend in Preisverhandlungen mit den Lieferanten zu gehen. Johann Neidl, Head of Digitalization, fasste es kurz und prägnant zusammen: „Wir konnten schnell und mit wenig Aufwand respektable Kosteneinsparungen generieren“.

Als weitere positive Erkenntnis stellte sich heraus, dass die Ähnlichkeitsanalyse der Bauteile eines Lieferanten einen entscheidenden Vorteil bei Preisverhandlungen mit sich bringt, da die Einkaufsdaten zu ähnlichen Produkten transparent darstellt werden.

### Ausblick

Nach den ersten Erfolgen wird nun eine Vollintegration der KI-Software in den Vergabe- und Einkaufsprozess der Horsch GmbH umgesetzt. So soll bei weniger wertigen Bauteilen der Anfrageprozess eliminiert werden, indem die KI eine automatisierte Bewertung von Neuteilen hinsichtlich ihres Preises durchführt und beim optimalen Lieferanten bestellt.

Des Weiteren werden die restlichen Warengruppen analysiert und weitere Einsparpotenziale identifiziert. Die begonnene Umsetzung der Warengruppe „Schweißbaugruppen“ wird fortgesetzt. Da die Kalkulation und der Einkauf dieser Bauteile besonders zeit- und kostenaufwendig

sind, stellt die Implementierung dieser Warengruppe für HORSCH einen entscheidenden Gamechanger dar.

### Zusammenfassung

In einem gemeinsamen Projekt implementierte HORSCH die KI-gestützte Ähnlichkeits- und Kostenanalyse von zeichnungsgebundenen Bauteilen „PartSpace“. Dabei wurden – mit geringem Aufwand für Horsch – innerhalb von wenigen Wochen der Return-on-Investment erreicht und in den nächsten Monaten noch sehr viel Kosteneinsparungspotenzial realisiert.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000 MA (Horsch)

**Partner:** Easy2Parts GmbH

**Projektlaufzeit in Monaten:** 6 Monate

**Anzahl Kernteam:** 2 Personen

**Anwendungsbereich:** Einkauf

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Sehr gut

**Datenquelle:** 3D-Modelle, Technische Zeichnungen, SAP-Auszug

**Daten-Quantität:** >10.000 Datensätze.

Für die Analyse passend

**Reifegrad der KI-Lösung:** produktiv in Arbeitsalltag integriert

**Anwendungsbereich:** Landtechnik

**Allgemeine Kostenreduktion:** 12%

**Zeitaufwand:** wenige Monate

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Robert Hilmer (Easy2Parts)

### 3.12 Effiziente Inbetriebnahme von robusten Bildverarbeitungslösungen in Industrie 4.0-Anwendungen durch generative KI Gießereiunternehmen

#### Ausgangssituation

Die Nutzung von Künstlicher Intelligenz (KI) im Maschinenbau für Industrie 4.0-Anwendungen, insbesondere im Bereich der industriellen Bildverarbeitung, bietet schon seit Jahren zahlreiche Vorteile und Anwendungsmöglichkeiten.

Speziell im Bereich der Qualitätskontrolle und Inspektion können KI-gestützte Bildverarbeitungssysteme in Fertigungslinien eingesetzt werden, um Produkte automatisiert auf Fehler oder Unregelmäßigkeiten zu überprüfen und manuelle Kontrollen zu ersetzen. Weitere Nutzungsmöglichkeiten sind Wartungsplanung oder Prozessregelung.

KI-gestützte Systeme lernen aus einer Vielzahl von Bildern, um zu erkennen, was als Qualitätsprodukt gilt und was nicht. Sie sind in der Lage, selbst kleinste Defekte zu identifizieren, die für das menschliche Auge möglicherweise nicht sichtbar sind.

Für eine Gießerei war die Entscheidung, die Qualitätsinspektion mit KI-gestützten Bildverarbeitungssystemen durchzuführen, bereits vor mehreren Jahren gefallen. Hauptargumente waren neben der Wirtschaftlichkeit, die konstante Inspektionsleistung und die Reduzierung der Risiken durch menschliche Einflüsse. Als Folge konnte der Output bei reduzierter Reklamationsrate erhöht werden.

Fehlende Fertigungsstreuungen (GUT-Streuungen), fehlende Fehlermuster bei Neuprodukten, und die Implementierung von Qualitätsprüfungen für immer mehr neue Produkte (Bilder nicht übertragbar), verursachten für die Gießerei bei

allen Vorteilen und dem Nutzen solcher Systeme aber einen hohen Ressourcenaufwand für die Erzeugung relevanter Trainingsbilder und die Erstellung und Optimierung von Deep Learning-Modellen.

### Umsetzung

Daher verfolgt die Gießerei mit der i-mation GmbH und der SI Synthetic Images UG nun einen neuen Ansatz, den Prozess der Inbetriebnahme durch die Nutzung von, mit generativer KI erzeugten, synthetischen Bildern sehr viel effizienter zu gestalten. Die synthetisch erzeugten Bilder repräsentieren zulässige Fertigungsstreuungen und Fehlerbilder in den unterschiedlichen Ausprägungen inklusive Grenzmustern. Durch Signifikanz-Analysen auf Basis der Bilddaten wird zusätzlich die Möglichkeit genutzt, gezielt Trainingssets zu optimieren und somit KI-gestützte Bildverarbeitungssysteme schneller und robuster zu entwickeln.

Im Rahmen dieses Projekts wurde auch die Möglichkeit entwickelt, Bilder inklusive Labels und Annotationen (Markierung der Fehler) in KI-Trainingsumgebungen zu importieren. Dies reduziert den Aufwand und die Risiken bei der Vorbereitung von Bildtrainingsdaten (Labeln, Annotieren) auf ein Minimum.

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Durch die Möglichkeit, mit generativer KI erzeugte, synthetische Bilder für das Training nutzen zu können, profitiert die Gießerei durch deutlich kürzere Zeiten für die Inbetriebnahme von KI-gestützten Bildverarbeitungssystemen.

Der datenzentrierte Ansatz und die zur Verfügung stehenden Tools reduzieren zudem die Anzahl der Iterationen zur Erreichung der Systemreife von bisher erforderlichen 7 bis 10 Iterationen auf durchschnittlich 2 bis 3 Iterationen. Je nach Komplexität der Aufgabenstellung können

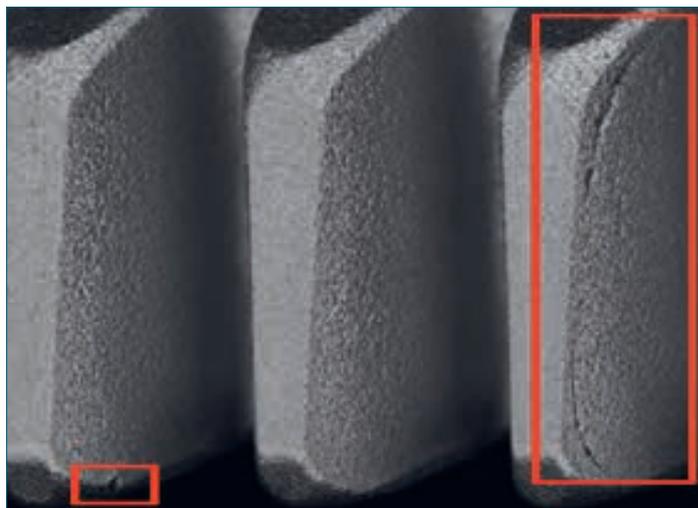


Abbildung 3.12: Fehler – Kratzer, Schlagstellen in der Metalloberfläche (Quelle: i-mation GmbH, Labor)

so bis zu 70 Prozent der Zeit und des Ressourcenbedarfes für die Inbetriebnahme und Pflege des Prüfprogramms eingespart werden.

Zu beachten ist bei solchen Projekten, dass KI-gestützte Lösungen gezielt ausgewählt und eingesetzt werden müssen und nicht in jedem Fall die besten Ergebnisse (technisch, wirtschaftlich) liefern. Wichtig ist auch, die eindeutige und nachvollziehbare Klassifizierung von Produkten, die sehr sorgfältige Auswahl von Bildtrainingsdaten und eine systematische Vorgehensweise, um ein solches Projekt zum Erfolg führen zu können.

### Ausblick

Für vollkommen neue Produkte werden zukünftig Bilder vorhandener Produkte, 3D-Modelle neuer Produkte und Signifikanz-Analysen (Analyse & Insights) genutzt, um Bildtrainingsdaten zu erzeugen. So steht zu Beginn der Inbetriebnahme bereits ein Prüfprogramm zur Verfügung.

### Zusammenfassung

Der Einsatz von synthetisch erzeugten Bildern und Datenanalysen helfen der Gießerei den Ressourcen- und Zeitbedarf für die Inbetriebnahme KI-gestützter Bildverarbeitungssysteme in Industrie 4.0-Anwendungen, um bis zu 70 Prozent zu reduzieren. Risiken bei der Vorbereitung von Bildtrainingsdaten (Labeln, Annotieren) werden minimiert und somit auch Amortisierungszeiträume deutlich verkürzt.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000

**Partner:** i-mation GmbH/Si Synthetic Images UG

**Projektlaufzeit in Monaten:** 2

**Anwendungsbereich:** Preventive Maintenance, Qualitätsprüfung und -steuerung, Generatives Design und Produktsimulation

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Beurteilen, Schlussfolgern, Generieren

**Datenquelle:** Bilder aus Fertigungsanlage und selbst erzeugte synthetische Bilder

**Lernstil:** Überwachtes Lernen & generative KI

**Lernmethode:** Lineare Regression

**Reifegrad der KI-Lösung:** Projekt

**Anwendungsbereich:** Automotive, Nutzfahrzeuge, Maschinenbau, Land- und Baumaschinen, Druckguss- und Eisenbahnindustrie, Luft- und Raumfahrt

**Allgemeine Kostenreduktion:** >50% der Modellierungskosten für KI-basierte Prüfmodelle

**Zeitaufwand:** bis zu 70%

**Qualitätssteigerung:** 21-50%

**Sonstige Benefits/Verbesserungen:**

Reduzierung Ressourcenbedarf um bis zu 70%

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Tim Schäfer (Si Synthetic Images)

### 3.13 Deep-Learning-Methoden von industrieller Bildverarbeitungssoftware verbessern die Qualitätsinspektion von Elektronikkomponenten Bosch Car Multimédia Portugal

#### Ausgangssituation

Durch Künstliche Intelligenz und insbesondere Deep-Learning-Methoden profitieren immer mehr Anwendungen von Machine Vision, die bislang nicht automatisiert werden konnten. Darüber hinaus kann die Leistung bestehender Applikationen erheblich verbessert werden. Auch das Unternehmen Bosch Car Multimédia in Portugal setzt auf die Vorteile von Machine Vision in Verbindung mit Deep Learning. Im konkreten Fall nutzt das Unternehmen Machine Vision, um die Qualität von elektrischen Verbindungen zwischen Platinen und Sensoren zu prüfen. Zuvor gab es bereits einen automatisierten Prüfprozess. Mit der Umrüstung auf Deep-Learning-Methoden sollten drei Verbesserungen erreicht werden: Erstens soll die Qualität der Inspektion insgesamt verbessert werden. Zweitens soll die neue Lösung kostengünstiger sein und drittens die Wartungsarbeiten für die Anwendung reduzieren.

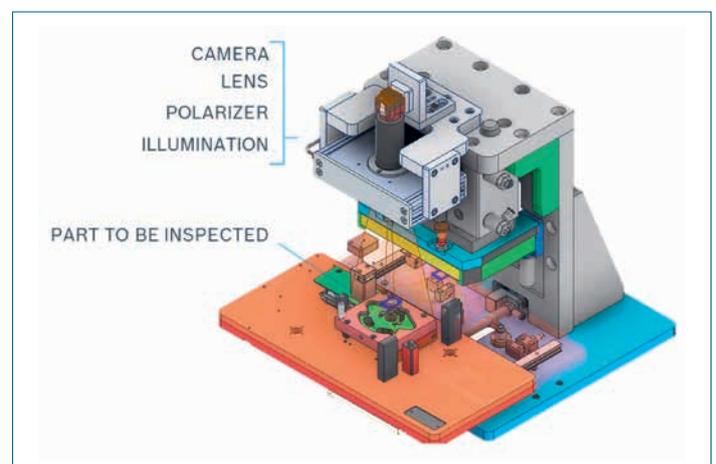


Abbildung 3.13.1: MVTec\_Praxisbeispiel – Inspecting\_Application  
(Quelle: @boschBild)

### Umsetzung

Bei der Anwendung geht es darum, Metallfedern auf Defekte zuverlässig mittels industrieller Bildverarbeitung zu prüfen. Diese Metallfedern bilden die elektronische Verbindung zwischen der Hauptplatine und einer Kupferdurchführung auf der Abdeckung eines Sensors. Da die Bearbeitung manuell durchgeführt wird, können bei der Produktion unterschiedliche Defekte an der Metallfeder auftreten. Die Metallfedern werden von einer oberen und einer unteren Abdeckung in einer Maschine eingehaust. Die untere Baugruppe wird händisch in die Maschine eingelegt. Auch wenn die Gefahr gering ist, können hierbei Schäden an den Metallfedern entstehen. Daher muss genau an dieser Stelle die Inspektion erfolgen, nämlich, bevor das obere Bauteil montiert wird. Der Bildeinzug, also die Aufnahme der Bilder, erfolgt weiterhin von oben. Eine Fünf-Megapixel-Kamera nimmt für jedes Bauteil ein Bild von oben auf.

Als Lichtquelle kommt eine polarisierte Flachkuppelbeleuchtung zum Einsatz. Auf den aufgenommenen Bildern mit den Metallfedern erfolgt mit der Global Context Anomaly Detection die Inspektion.

Die Global Context Anomaly Detection ist eine von der MVTec Software entwickelte Deep-Learning-Technologie, die in der Machine Vision Software MERLIC enthalten ist. Die Technologie verfügt über zwei neuronale Netze. Das „lokale“ Netz prüft, ob kleinflächige Defekte wie Kratzer, Risse oder Verschmutzungen vorliegen. Das „globale“ Netz geht einen Schritt weiter und prüft, ob logische Fehler vorliegen. Beispielsweise ob die Metallfedern verbogen sind, sie komplett fehlen oder andere Komponenten rund um die Metallfedern fehlen. Aus der Interferenz der beiden Netze ermittelt die Global Context Anomaly Detection einen Anomaly Score. Dieser Wert wird anschließend mit dem im Vorfeld festgelegten Anomaly-Schwellenwert verglichen. Liegt der Anomaly Score darüber, handelt es sich per Definition um ein fehlerhaftes Bauteil, das dann als

Nicht-OK (NOK) ausgesondert wird. Der Anomaly-Schwellenwert ist manuell einstellbar. Das heißt, die Bedienerin oder der Bediener der Anlage kann individuell bestimmen, wie stark die Anomalien sein dürfen, bevor ein Bauteil als NOK eingestuft wird. Das ist zum Beispiel für die Bearbeitung von unterschiedlichen Materialien nützlich.

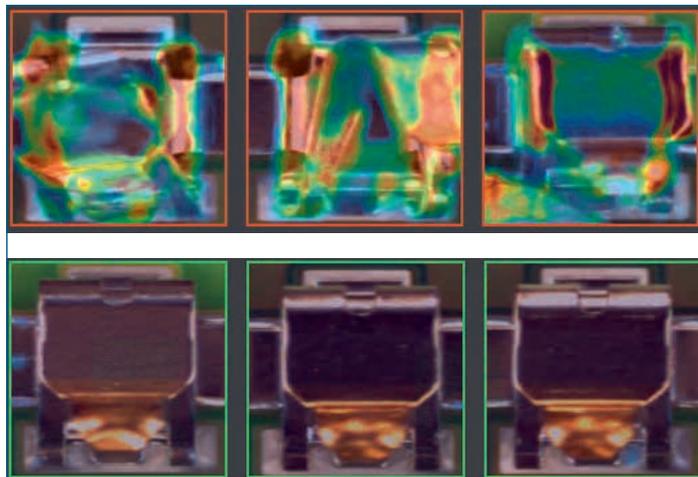


Abbildung 3.13.2: MVtec\_Praxisbeispiel – NOK-Metallfedern (oben) und OK-Metallfedern (unten) (Quelle: @boschBild)

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Der Proof-of-Concept wurde Ende 2022 erfolgreich abgeschlossen. Dabei wurden alle Ziele hinsichtlich Erkennungsraten, Wartungsaufwand der Anlage sowie der Kosten erreicht. Daher erfolgt Mitte des Jahres 2023 die Inbetriebnahme einer neuen Produktionslinie. Anschließend ist der Roll-out auf andere bestehende Linien geplant. Aufgrund des Potenzials plant Bosch zukünftig weitere Automotive Electronics Werke mit Hilfe von Deep Learning zu automatisieren.

### Zusammenfassung

Die Firma Bosch Car Multimédia in Portugal verbessert mithilfe der industriellen Bildverarbeitungssoftware MVtec MERLIC und der darin enthaltenen Deep-Learning-Methoden die Qualitätsinspektion von Elektronikkomponenten.

### Fakten

**Partner:** MVtec Software GmbH

**Anwendungsbereich:** Qualitätsinspektion von Elektronikkomponenten

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Auffinden von Anomalien

**Datenquelle:** Bilder

**Lernstil:** überwachtes Lernen (Supervised Learning)

**Lernmethode:** Convolutional neural networks

**Reifegrad der KI-Lösung:** Ausgereift/im Einsatz

**Anwendungsbereich:** Elektronikkomponenten (Metallfedern)

**Sonstige Benefits/Verbesserungen:**

- Qualität der Inspektion verbessern
- Kostenersparnis
- Reduzierung von Wartungsarbeiten für die Anwendung.

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Christoph Ruchlak (MVtec Software GmbH)

## 3.14 Text Analysis zur Bereinigung von Textuellen Daten

PHOENIX CONTACT Electronics GmbH

### Ausgangssituation

Es sollte ein System implementiert werden, das automatisch Protokolle (vorliegend im PDF-Format) analysiert und auswertet. In diesen Protokollen Arbeitsschritte bei Produktneuanläufen bewertet. Als Ergebnis dieser Analysen sollen dann aggregierte Kennzahlen aus den Protokollen zur Verfügung gestellt werden (bspw. Anzahl Ausfälle bei Arbeitsschritt X). Dazu ist es nötig, die Arbeitsschritte zu gruppieren. Ein Beispiel: Arbeitsschritte „Loeten“ und „loeten Welle/Selektive“ sollen in einer übergeordneten Gruppe (hier „Löten“) gruppiert werden.

Anhand des Beispiels wird die Heterogenität der Beschreibung der Arbeitsschritte deutlich. Diese sind als Freitext im Manufacturing Execution System (MES) hinterlegt. Das erschwert eine saubere Gruppierung von gleichen oder ähnlichen Arbeitsschritten, denn teilweise liegen ähnliche oder gleiche Arbeitsschritte in unterschiedlicher Schreibweise vor.

### Umsetzung

Die Schwierigkeit bei diesem Projekt war es, eine Möglichkeit zu finden, mit der Varianz in der Beschreibung der Arbeitsschritte umgehen zu können. Für die Gruppierung der Arbeitsschritte wurde deshalb ein Machine Learning-Ansatz aus dem Bereich der Text Analysis gewählt.

Dazu wurden die Texte aus dem MES geladen und mithilfe der Text Analysis betrachtet. Es wurde versucht Arbeitsschritte aufgrund ihrer textuellen Ähnlichkeit in Gruppen zu clustern, also zu einem gegebenen Arbeitsschritt eine entsprechende übergeordnete Gruppe zu finden.

Da ein Arbeitsschritt keine hinreichende Länge für ein typisches Topic Model besitzt, musste ein Verfahren entwickelt werden, das einem Text, bestehend aus einem bis vier Wörtern, ein Topic zuordnet.

Für die Umsetzung wurden zunächst NLP-Techniken angewandt, um die Wörter im Text zu bereinigen und auf ihre Grundformen zu bringen. Anschließend wurden Bags-of-Words modelliert, mit deren Hilfe sich die Ähnlichkeiten der Dokumente in einer Matrix abbilden lassen. Diese Ähnlichkeitsmatrix wurde dann in einem K-Means Cluster Algorithmus verwendet, um die Dokumente in Cluster zu sortieren.

Im Ergebnis ist es möglich bei einer vorher definierten Anzahl an Clustern die Arbeitsschritte basierend auf der Ähnlichkeit ihrer Grundformen zueinander einem dieser Cluster zuzuordnen zu können.

Das Cluster bekommt als Gruppenbezeichnung das Wort zugewiesen, das als Mehrheit in dem Cluster selbst vorkommt. Das bedeutet, es handelt sich um einen Unsupervised-Learning-Ansatz. Die Gruppenbezeichnung stammt aus den Arbeitsschritten selbst.

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Das vorgestellte Machine Learning-Verfahren ermöglicht kurze Texte anhand ihrer Ähnlichkeit in Gruppen zu clustern. Angewandt wird dies bei Arbeitsschritten, die von Anwendern in einem Freitext in das SAP-System eingetragen werden. Die Varianz in den Texten ist entsprechend hoch. Das macht das automatische Weiterverwenden der Bezeichnungen an anderer Stelle schwierig. Deshalb wird das Verfahren genutzt, um die Texte zu gruppieren und auf Textgruppen-Ebene weiterzuarbeiten.

Konkret wird dies bei der Auswertung von Testprotokollen genutzt. In einem Protokoll ist der vollständige Arbeitsvorgang mit den Arbeits-

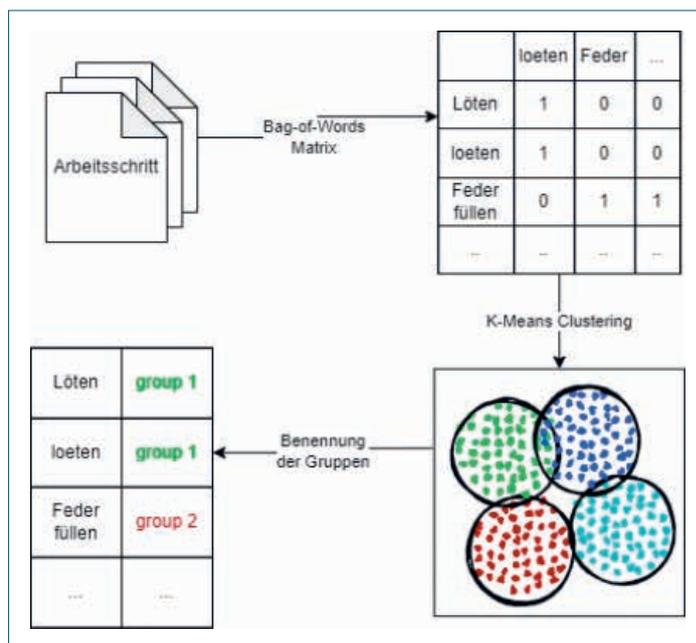


Abbildung 3.14: Modell Architektur  
(Quelle: PHOENIX CONTACT Electronics Gmb)

schritten eingetragen. Das Controlling möchte über alle Protokolle hinweg die Ergebnisse der Auswertungen zusammenfassen. Allerdings sind gleiche oder ähnliche Arbeitsschritte nicht einheitlich geschrieben, sodass eine Aggregation nicht möglich ist. Hier hilft die Einsortierung der Arbeitsschritte in eine übergeordnete Gruppierung. Die Aggregation und Auswertung für das Controlling finden also auf übergeordneter Ebene statt.

### Gewonnene Erkenntnisse

Es hat sich gezeigt, dass das iterative Vorgehen – von einfachen zu komplexeren ML-Modellen – bei diesem Projekt ein guter Ansatz war. Die einfachsten Konzepte aus dem Bereich der Text Analysis und Machine Learning angewandt auf die Problemstellung haben bereits gute Ergebnisse geliefert. So konnten bereits in kurzer Zeit erste Ergebnisse erzielt und das gesamte Projekt in den

Status Proof-of-Concept überführt werden, ohne dass große Textmodelle verwendet oder trainiert werden mussten.

Das in dem Projekt entwickelte Vorgehen kann skaliert und in weitere Anwendungsfälle implementiert werden, bei denen eine einheitliche Bezeichnung notwendig ist, aber nicht vorliegt und bei denen Fuzzy oder Topic Modelling nicht angewandt werden kann.

### Ausblick

Trotz der Einfachheit der Lösung ist die Fehlerquote bei der Einsortierung in die Cluster gering. Allerdings können viele Begriffe noch nicht zugeordnet werden. Dazu muss das Verfahren noch verbessert werden. Daher werden zwei Konzepte verfolgt, um die Lösung zu optimieren. Zum einen wird ein Konzept entwickelt, bei dem das bisherige Unsupervised-Learning-Verfahren durch ein Supervised-Learning-Verfahren unterstützt werden kann (bspw. manuelles Labeln von falsch oder nicht zugeordneten Texten). Zum anderen wird die Implementierung und Kombination komplexerer Modelle getestet wie beispielsweise LLSTMs, SVMs und Embedded Words.

### Zusammenfassung

In dem Projekt wurde gezeigt, wie Methoden der Text Analysis verwendet werden können, um teilstrukturierte Daten (kurze Texte) zu clustern und damit für eine Analyse verwendbar machen zu können.

## Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000

**Projektlaufzeit in Monaten:** 2

**Anzahl Kernteam:** 1–2 Personen

**Anwendungsbereich:** Data Science

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Schlussfolgern

**Datenquelle:** Dokument, ERP/MES

**Modell-Integration:** Sonstiges: Microservice Architektur

**Lernstil:** unüberwachtes Lernen (Clustern)

**Lernmethode:** K-Means-Clustering

**Reifegrad der KI-Lösung:** Proof of Concept

**Anwendungsdomain:** Software und Digitalisierung

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Dennis Reetz (PHOENIX CONTACT Electronics GmbH)

### 3.15 Predictive Maintenance für Hochleistungspumpen Abel GmbH

#### Ausgangssituation

Die Firma ABEL ist weltmarktführender Hersteller für Kolbenmembranpumpen. Diese Hochleistungspumpen für schwierige Medien befinden sich häufig an schwer zugänglichen Standorten untertage und sind nicht selten bis zu 40 Betriebsjahre im Einsatz. Der Ausfall einer solchen Pumpe ist mit hohen Kosten verbunden, Kundinnen und Kunden haben also ein großes Interesse daran, ungeplante Ausfallzeiten zu vermeiden. Verbreitet im Markt ist die vorbeugende Instandhaltung, die auf Ausfallsicherheit abzielt, aber nicht kosteneffizient ist. Es sollte deshalb ein datenbasiertes Hinweissystem geschaffen werden, dass die Optimierung des Betriebs und insbesondere die vorausschauende Wartung von Pumpen ermöglicht. ABEL verfügte bereits über eine gute Datenbasis. Allerdings konnten nur ABEL-Expertinnen und -Experten daraus Schlüsse über den Pumpenzustand ziehen. Um die maschinelle Bewertung des Jetzt-Zustands und die Vorhersage von Verschleißeffekten zu ermöglichen, wurde die Data-Science-Expertise der Point 8 GmbH hinzugezogen.

#### Umsetzung

Zunächst konnte Point 8 durch eine explorative Analyse bereits vorhandener Datensamples schnell den geplanten Use Case evaluieren. Dieser fundamentale Schritt und die anschließende gemeinsam erstellte Roadmap boten daraufhin den Rahmen für die bis heute andauernde Kooperation. Hierbei wurde von Anfang an Wert auf eine partnerschaftliche Zusammenarbeit auf Augenhöhe gelegt. Predictive Maintenance wurde als langfristiges, strategisches Ziel gesteckt. Darüber hinaus galt und gilt es stets, auf dem Weg dorthin bereits greifbare Mehrwerte für die Kundinnen und Kunden von ABEL zu erzeugen.

Ein interdisziplinäres Team aus Pumpenexpertinnen und Pumpenexperten, Service (seitens ABEL) und erfahrenen Data Scientists (Point 8) war notwendig, um Zusammenhänge richtig zu interpretieren und eine Grundlage für erste physikalisch-technische Modelle zur Zustands- und Effizienzüberwachung der Pumpen zu entwickeln. Sowohl die in dieser Projektphase erlangten Erkenntnisse als auch eine auf diesen Modellen basierende (deterministische) Anomalieerkennung lieferten bereits nutzbare Mehrwerte, wie detaillierte Alarm-E-Mails oder automatisch erstellte Performance-Reports.

Dadurch konnte eine Vielzahl von Betreibern dazu bewegt werden, weitere Pumpen anzubinden und so den vorhandenen Datenpool zu vergrößern. Diese große Menge an hochaufgelösten Pumpendaten lieferte im folgenden Schritt die Grundlage für die Entwicklung von KI-Modellen zur Live-Zustandsüberwachung der Pumpen. Ein Deep-Learning-Classifer evaluiert eingehende Datenpakete und unterscheidet zwischen einwandfreiem Pumpenbetrieb und häufig im Feld auftretenden Fehlerbildern. Hierbei orientiert sich die Bewertung an exakt den Merkmalen, die auch für die Ingenieurinnen und Ingenieure von ABEL bei der Untersuchung von Pumpen eine entscheidende Rolle spielen.

Eine weitere, eigens zu diesem Zweck entwickelte KI erkennt zusätzlich das tatsächliche Ausmaß eines Defekts. Die Kombination beider Modelle ermöglicht dann eine genaue zeitliche Bewertung sich entwickelnder Verschleißbilder und damit insbesondere die Einleitung präventiver Wartungsmaßnahmen. Hervorzuheben ist hierbei, dass neu ausgelieferte Pumpen direkt von den genannten Entwicklungen profitieren. Ebenso gewinnen die eingesetzten KI-Techniken mit jeder neu ausgestatteten Pumpe an Genauigkeit. Hierfür wurden dedizierte MLOps-Systeme und Pipelines erstellt, um regelmäßig ein Retraining der Modelle durchzuführen.

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Zum jetzigen Stand verfügt ABEL durch die eingesetzten KI-Methoden über die Fähigkeit, spezifische Verschleißerscheinungen bei Pumpen vorherzusagen und so optimal darauf reagieren zu können. Dies stellt in dieser Branche einen Meilenstein dar. Somit können bereits jetzt Wartungsintervalle bis zu 30 Prozent nach hinten geschoben werden.

Dies bietet ein enormes Potenzial für die Kunden, sowohl Ersatzteilkosten zu sparen und Standzeiten zu verlängern als auch die Prozesssicherheit zu erhöhen und kostspielige Folgefehler durch auftretenden Verschleiß zu verhindern. Dieser monetäre Kundennutzen liefert auch für ABEL selbst wichtige Argumente im direkten Vergleich mit Mitbewerbern. Predictive Maintenance kann somit das bestehende Geschäft verbessern und eröffnet darüber hinaus neue digitale Geschäftsmodelle.

Neben diesen Faktoren liefert die stetig andauernde Analyse von Betriebsdaten den Ingenieurinnen und Ingenieuren bei ABEL konkrete neue Einsichten über die von Ihnen entwickelten Produkte. Diese fließen direkt und indirekt in die Entwicklung und Installation neuer Anlagen ein.

### Gewonnene Erkenntnisse

Das gesamte Projekt wäre nicht möglich gewesen ohne einen engen und partnerschaftlichen Austausch zwischen ABEL und Point 8. Nur durch die enge Verzahnung von Domänenwissen und Daten-Know-how konnte der Weg von der ersten Idee eines Use Cases bis hin zur finalen Umsetzung eines rentablen Business Cases beschritten werden. Ein wesentlicher Faktor war hierbei das starke Interesse der Mitarbeitenden von ABEL an den eigenen Daten sowie der Mut, Pionierarbeit in diesem Sektor zu leisten.

Im Fokus stand stets, greifbare Mehrwerte für Pumpenbetreiber und ABEL selbst zu generieren. Dies geschah in den ersten Phasen durch physikalische Ansätze und statistische Auswertungen, in der finalen Umsetzung durch den Einsatz von individuell entwickelten KI-Modellen. Diese Offenheit gegenüber eingesetzten Methoden und Techniken war ebenfalls ein zentraler Punkt für den Erfolg des Projektes.

### Zusammenfassung

Auf Basis bereits gesammelter Daten wurde in enger Zusammenarbeit und unter Verwendung KI-gestützter Verfahren eine Produktivlösung für Predictive Maintenance für Hochleistungspumpen realisiert. Diese ist bei Kunden von ABEL bereits erfolgreich im Einsatz und birgt hohe Einsparungspotenziale.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** 1–249 (ABEL GmbH)

**Partner:** Point 8 GmbH

**Projektlaufzeit in Monaten:** 3 Jahre (andauernd)

**Anzahl Kernteam:** 2 Personen

(+ 2–3 feste Ansprechpartner bei ABEL)

**Anwendungsbereich:** Predictive Maintenance für Hochleistungspumpen

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Klassifizieren, Evaluieren, Prognostizieren

**Datenquelle:** Zeitreihen von Sensorwerten

**Daten-Quantität:** 20 Datenpakete pro Pumpe und Stunde

**Modell-Integration:** Cloud

**Lernstil:** überwachtes Lernen (Klassifizierung)

**Lernmethode:** Neuronale Netze, Autoencoder

**Reifegrad der KI-Lösung:** Praxiseinsatz

**Anwendungsdomain:** Pumpen + Systeme

**Wartungsintervalle:** + 20–30%

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Dr. Carsten Zwilling (Point 8)

### 3.16 Verbrauchsprognosen für die zialsichere Zukunftsplanung: Einkauf optimieren, Bestand steuern und Kapital freisetzen Nemo GmbH (proALPHA Gruppe)

#### Ausgangssituation

Jahrelange Schwankungen und Engpässe in den Lieferketten, haben sich im Planungsverhalten und den Unsicherheiten der Einkaufs- und Beschaffungsabteilungen vieler Unternehmen niedergeschlagen. Doch was sind die „neuen“ optimalen bzw. korrekten Lagerbestände für einzelne Teile? Wieviel muss wann beschafft werden, ohne dass Überbestand teuer „gehamstert“ wird? Lässt sich ein Verbrauch möglichst treffsicher für die nächsten Monate prognostizieren?

Diese Fragen häuften sich bei den Unternehmen, insbesondere bei Kunden der proALPHA Gruppe aus dem Maschinen- und Anlagenbau. Daher wurde gemeinsam mit Kunden in einem Entwicklungsprojekt, unter Verwendung der eigenen KI-Plattform NEMO, eine ganzheitliche Lösung rund um das Thema Bestandsoptimierung erarbeitet. Als Basis dienten dafür die ERP-Daten der vergangenen Jahre.

#### Umsetzung

Zu Beginn wurde mit drei Industrieunternehmen ein übergreifendes Entwicklungsteam gebildet. Die Unternehmen lieferten zunächst die Datenbasis der vergangenen zwei Jahre im Hinblick auf Beschaffungsvorgänge aus dem Einkauf sowie Verbräuche und Bestandsdaten aus dem ERP-System. Im Anschluss wurden die Verbrauchsdaten mit modernen KI-basierten Vorhersagemodellen für die nächsten Monate prognostiziert. Aus KI-technischer Sicht funktioniert dies über unüberwachtes Lernen (unsupervised learning) auf Basis von künstlichen neuronalen Netzen (ANN) und K-Means Clustering. Um die Präzision kontinuierlich zu steigern, setzt der Ansatz gezielt auf das KI-Konzept der ‚Time-Series-Prediction‘, wobei die

KI durch iteratives Testen die Parameter für das Vorhersagemodell optimal anpasst. Für das Modelltraining wurden die gesammelten Verbrauchsdaten verwendet. Anschließend ging es an die Erstellung der Prognosen.

Der Trick dabei: Die prognostizierten Monate lagen in der Vergangenheit, sodass umgehend ein Abgleich mit den tatsächlichen Verbrauchsdaten aus diesen Monaten möglich war. Auf Basis dieses Vergleiches und der wöchentlich durchgeführten Prognose bei den Unternehmen, konnten die verwendeten Prognoseverfahren und Modelle über ein Jahr hinweg optimiert werden. Schließlich kam der Punkt, an dem klar war, dass die KI-basierte Prognose nun besser funktioniert und um ein Vielfaches effizienter ist als bisherige Ansätze.

Dann konnten die bereits sehr treffsicheren Prognosen mit den schon eingelasteten Bedarfen in der Disposition verglichen werden. Die Ergebnisse der Verbrauchsprognose wurden also neben die bereits bekannten Bedarfe gelegt. Auf einen Blick war erkennbar, ob alles nach Plan läuft oder mit unerwarteten Abweichungen zu rechnen wäre.

Darüber hinaus wurden mit der KI-Plattform NEMO aus der Datenbasis auch weitere Parameter für fortlaufende optimale Lagerbestände herausgearbeitet:

- Wiederbeschaffungszeiten: Diese lassen sich aus den getätigten Beschaffungsvorgängen, abhängig von Lieferanten und weiteren Rahmenbedingungen, genauer bestimmen als mit den Stammdaten im ERP-System.
- Lagerreichweiten: Aufdecken von „Ladenhütern“ und Bestandsreserven bzw. Sicherheitsbeständen, welche seit Jahren bestehen und somit zielgerichtet abgebaut werden können.
- Dispositionsparameter: Auf Basis von Verbrauchsregelmäßigkeiten und Bestandswerten kann kontinuierlich die optimale Dispositionsstrategie ermittelt und im ERP-System konfiguriert werden.

- Optimierungspotenziale in Echtzeit: Mittels eines intelligenten Crawlers werden auch die Wechselwirkungen zwischen Schlüsselfaktoren wie z. B. der Lagerreichweite und deren Einfluss auf den Cashflow im Unternehmen beleuchtet.

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Aus dem Pilotprojekt ist nun eine eigene Anwendung auf der KI-Plattform geworden. Die Datenbasis wird täglich bis wöchentlich aus dem ERP-System bereitgestellt und die Berechnungen schnell in der Cloud ausgeführt. Die relevanten Informationen können den Nutzerinnen und Nutzern dann als Dashboard zur Verfügung gestellt und bei der Disposition und Bestands- bzw. Verbrauchsplanung berücksichtigt werden. Damit ist ein Rundumblick auf alle Komponenten und Bestände möglich, so dass sich langfristig wieder ein Bestandsoptimum einpendeln kann.

### Gewonnene Erkenntnisse

Oberste Priorität bei der Implementierung von KI-basierten Lösungen liegt darin, das Vertrauen der Nutzerinnen und Nutzer zu gewinnen und den Integrationsprozess reibungslos zu gestalten. Von besonderer Bedeutung ist hierbei, dass die von der KI generierten Ergebnisse für die Anwender verständlich und nachvollziehbar sind. Dieses Vertrauen wurde durch intensive Test- und Validierungsphasen mit den Anwendern aufgebaut. Außerdem wurde in der KI-Plattform ein Chat-Assistent integriert, um die Verständlichkeit komplexer Ergebnisse effektiv zu fördern.

In der initialen Phase ist es ebenfalls vorteilhaft, sich auf das Wesentliche zu konzentrieren und weniger auf die Einzigartigkeiten und spezifischen Fälle, um das Risiko einer zu detaillierten Betrachtung zu minimieren. Steht das allgemeine brauchbare Modell können im Anschluss diese Sonderfälle kundenspezifisch implementiert werden.

### Ausblick

Das Thema „Bestandsoptimierung“ ist nicht nur für Unternehmen des Maschinen- und Anlagenbaus relevant. Alle produzierenden bzw. lagerhaltenden Unternehmen können von solchen Lösungsansätzen profitieren. Zudem gibt es eine ganze Reihe weiterer Anwendungsoptionen, die mit der KI-Plattform schon heute gelöst werden können. Die wachsende Datenbasis und die Erfahrungen im Tagesgeschäft der Unternehmen werden somit die KI-Unterstützung weiter vorantreiben.

### Zusammenfassung

In Zusammenarbeit zwischen Industrieunternehmen und dem ERP-Anbieter proALPHA entstand eine KI-basierte Lösung für die Bestandsoptimierung, deren Ansatz sich auch auf weitere Anwendungen übertragen lässt.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000 (proALPHA)

**Partner:** Industrieunternehmen

**Projektlaufzeit in Monaten:** 12

**Anzahl Kernteam:** 6–10 Personen

**Anwendungsbereich:** Supply Chain Optimierung und Nachfrageprognose

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Schlussfolgern

**Datenquelle:** ERP/CRM/MES, Zeitreihe

**Modell-Integration:** Cloud, im eigenen Produkt

**Lernstil:** Unüberwachtes Lernen (unsupervised)

**Lernmethoden:**

– Künstliche Neuronale Netze (ANN)

– K-Means-Clustering

**Reifegrad der KI-Lösung:** Praxiseinsatz

**Anwendungsdomain:** Sonstiges: branchen- und themenübergreifend

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Christian Mäder/Lars Müller (proALPHA GmbH)

### 3.17 KI-basierte Automatisierung von Routineprozessen Springer Maschinenfabrik GmbH

#### Ausgangssituation

Die Springer Maschinenfabrik GmbH – ein Familienunternehmen mit Hauptsitz in Friesach (Österreich) – plant, entwickelt und produziert Maschinen und modernste digitale Lösungen für die Holzverarbeitende Industrie. Die Firma stand vor der Herausforderung, das steigende Auftragsvolumen mit der bestehenden Belegschaft zu bewältigen. Um dem Fachkräftemangel entgegenzuwirken und das positive Unternehmenswachstum fortzusetzen, entschieden sich die Geschäftsführer Timo und Gero Springer für die Integration von Künstlicher Intelligenz. Gemeinsam mit dem ERP-Spezialisten Asseco Solutions AG wurde das Projekt gestartet.

#### Umsetzung

Als erster Anwendungsbereich für die KI-basierte Automatisierung wurde der Einkauf identifiziert. Ein Algorithmus wurde implementiert, der die täglichen Arbeitsabläufe über drei Monate beobachtete, personenbezogene Daten anonymisierte und eine solide Datenbasis schuf. Die Qualität des Datensatzes wurde durch die Expertise von Key-Usern optimiert. Auf dieser Basis wurde die KI trainiert, um Routineprozesse zu identifizieren. Ein Dashboard präsentierte die Ergebnisse den Key-Usern, die notwendige Korrekturen vornahmen. Die KI lernte in mehreren Zyklen und optimierte die Qualität ihrer Kategorisierung.

Die Einbindung von Experten unter der Leitung von Yvonne Ache, ERP Product Owner bei Springer, gewährleistete die Anpassung der KI-Lösung an die spezifischen Anforderungen des Unternehmens. Die Implementierung erfolgte in enger Zusammenarbeit zwischen dem Kernteam

(3–5 Personen) und den Key-Usern, um sicherzustellen, dass die Lösung optimal auf die Bedürfnisse des Unternehmens abgestimmt ist.

#### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Die Analyse führte zur Identifikation zahlreicher standardisierter Einkaufsprozesse, die nun zu mehr als 20 Prozent automatisiert sind. Das Ziel, Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter von Routineprozessen zu entlasten und Kapazitäten für weiteres Wachstum zu schaffen, wurde im Einkauf erfolgreich umgesetzt. Die KI-Lösung wird kontinuierlich gepflegt, um die Qualität zu sichern. Neue Prozesse und Artikel werden regelmäßig in die Analyse einbezogen und das Feedback der Key-User verbessert die Funktionsweise des Algorithmus.

Die Implementierung der KI-Lösung führte zu einer Effizienzsteigerung zwischen 20 und 25 Prozent im Einkauf, was zu einer erheblichen Zeitersparnis und einer verbesserten Bearbeitung von Bestellvorschlägen führte.

#### Gewonnene Erkenntnisse

Ein entscheidender Erfolgsfaktor für die Implementierung von KI ist die fachliche Expertise der beteiligten Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter im Anwenderunternehmen. Die Kombination aus

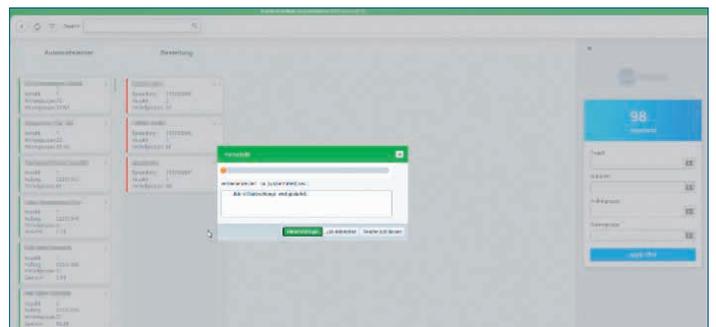


Abbildung 3.17: Die KI-Automatisierung bei Springer im Praxiseinsatz (Quelle: Springer Maschinenfabrik)

technischem Know-how und Fachwissen der Anwender ist essenziell. Die anfängliche Skepsis der Key-User konnte durch die Praxistauglichkeit der Lösung überwunden werden, was die Bedeutung der frühzeitigen Einbindung aller Projektbeteiligten unterstreicht.

Die transparente Kommunikation und Schulung der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter über die Vorteile der KI-Lösung trug wesentlich zum Erfolg des Projektes bei.

### Ausblick

Aufgrund der erfolgreichen Prozessautomatisierung im Einkauf plant Springer, die KI-Technologie nun auf weitere Bereiche auszudehnen. Insbesondere im Servicebereich könnte KI bei der Bearbeitung einfacher Anfragen helfen, indem Tickets vorsortiert werden oder der Versand von Ersatzteilen automatisiert wird. Die Ergebnisse dieses Projekts zeigen das Potenzial von KI für eine nachhaltige und mitarbeiterfreundliche Effizienzsteigerung.

### Zusammenfassung

Die KI-Implementierung bei der Springer Maschinenfabrik GmbH zeigt das Potenzial, welches durch die Automatisierung von zeitintensiven Routinetätigkeiten im Maschinen- und Anlagenbau realisiert werden kann. Künstliche Intelligenz kann somit einen entscheidenden Beitrag zur Effizienzsteigerung leisten und freie Kapazitäten für nachhaltiges Wachstum schaffen. Der erfolgreiche Einsatz im Einkauf motiviert außerdem zur Ausweitung der Technologie auf weitere Unternehmensbereiche.

## Fakten

**Unternehmensgröße:** 250–1.000  
(Springer Maschinenfabrik)

**Partner:** IT-Dienstleister & KI-Berater Asseco Solutions

**Anzahl Kernteam:** 3-5 Personen

**Anwendungsbereich:** Prozessmonitoring und -optimierung von Geschäfts- und Produktionsprozessen

**Datenquelle:** ERP

**Reifegrad der KI-Lösung:** Praxiseinsatz

**Anwendungsdomain:** Maschinen- und Anlagenbau

**Zeitaufwand:** Reduktion des Zeitaufwands um 20–25%

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:** Christian Leopoldseder (Asseco Solutions)

### 3.18 Mit KI-basierter Produktionsplanung zu höherer Liefertreue und Transparenz

STÖBER Antriebstechnik GmbH & Co. KG

#### Ausgangssituation

Die STÖBER Antriebstechnik GmbH & Co. KG beliefert Unternehmen weltweit mit Getrieben, Motoren, Getriebemotoren und entsprechender Elektronik sowie Kabeln. Die Lösungen sind individuell anpassbar, frei skalierbar und werden bedarfsgerecht gefertigt, wodurch komplexe Fertigungsnetze mit ca. 16.000 verschiedenen Maschinenkomponenten entstehen. Da etwa 50 Prozent der STÖBER-Lösungen nicht versandfertig im Lager liegen, sondern in der Fertigung zusammengebaut werden müssen, ergibt sich ein enorm hoher Steuerungsaufwand. Auch der steigende Termindruck zeigt Auswirkungen auf die Fertigung und Montage. Zusätzlich sorgten in der Vergangenheit eine fehlende Gesamtübersicht über alle Aufträge sowie die komplexe Rückwärtsterminierung für eine Verringerung der Lieferfähigkeit als auch Liefertermintreue. Um diesen Herausforderungen entgegenzuwirken, entschied sich STÖBER für die Einführung des APS-Systems FELIOS von INFORM.

#### Umsetzung

2005 entschied sich STÖBER dazu, FELIOS von INFORM zu implementieren. Seitdem ist die Software das führende System des Antriebstechnikers. Auch der ERP-Systemwechsel 2015 verlief schnell und unkompliziert, da bereits fertige Schnittstellen zur Lösung von INFORM existierten.

FELIOS ist auf Basis von KI und fortschrittlicher Mathematik des Operations Research entwickelt und hilft bei der Optimierung komplexer Planungsprozesse. Als Add-On zum bestehenden ERP-System übernimmt das APS-System alle planungsrelevanten Daten aus SAP und berechnet die bestmögliche Fertigungsabfolge unter Berücksichtigung aller verfügbaren Ressourcen und Kapazitäten. Der nahtlose Datenaustausch zwischen den beiden Systemen ist elementar für effiziente und transparente Prozesse.

Zunächst erfolgte die Übertragung der Stammdaten lediglich per Download an das APS-System. Nachdem sich das Zusammenspiel der beiden Tools als erfolgreich erwies, ging das Unternehmen einen Schritt weiter und implementierte auch den Upload der Daten vom APS-System zurück an das ERP-System, worauf viele Folgeprozesse aufbauen. Den Upload der APS-Daten zurück an das ERP-System einzuführen, bot ein gewisses Risiko, jedoch zeigte sich schnell, dass die Berechnungen in FELIOS sehr zuverlässig waren.

Durch die nahtlose Integration und den Upload der Daten vom APS- in das ERP-System können die Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter ohne Medienbrüche in Ihren gewohnten ERP-Masken mit den Daten aus dem APS-System arbeiten und müssen nicht zwischen den Tools wechseln.

Die Aktualisierung und Neuberechnung aller planungsrelevanten Daten führt die Software bei STÖBER jede Nacht durch. Sie generiert die tagesaktuellen Arbeitsvorratslisten für jede Ressource und kommuniziert diese direkt digital



Abbildung 3.18: Ein Screenshot der Plantafel aus FELIOS. Das Bsp. zeigt die Auslastung verschiedener Ressourcen über den Zeitraum von zehn Wochen. (Quelle: INFORM)

an den Shopfloor. So wird sichergestellt, dass an jeder Ressource an den richtigen Aufträgen gearbeitet wird. Die Key-User des APS-Systems prüfen darüber hinaus die längerfristige Planung. Nach dem Prinzip des Management-by-Exception zeigt ihnen das System sich abzeichnende Engpässe priorisiert an, sodass eine gezielte Steuerung mit Hilfe von KI erfolgen kann.

Ob ein dringender Eilauftrag bedient werden sollte, obwohl sich dadurch beispielsweise ein Großauftrag verschiebt, ist Dank des APS-Systems nun eine fundierte und bewusst getroffene Entscheidung.

### **Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung**

Der besondere Mehrwert durch den Einsatz des Optimierungssystems liegt für STÖBER in der hohen Transparenz, die es über alle fertigungsnahen Abteilungen hinweg schafft. Vor der Implementierung führten die fehlende Gesamtübersicht über alle Aufträge und die komplexe Rückwärtsterminierung zu einem hohen manuellen Abstimmungsbedarf und Fehlteilen, die häufig den Liefertermin gefährdeten. Heute ist mit FELIOS eine bedarfssynchrone Beschaffung und Disposition sowie eine verbesserte Synchronisation der komplexen Auftragsnetze über alle Bereiche hinweg gegeben, wodurch die Software auch als Kommunikationsplattform fungiert.

„Die heutige Liefertermintreue wäre ohne FELIOS, speziell unter den turbulenten Einflussfaktoren der letzten Zeit, nicht möglich“, kommentiert Heinz Ueberacker, Werksleiter bei STÖBER. Um einen dauerhaften Betrieb der KI-Lösung zu gewährleisten, gibt es regelmäßige Updates sowie ein FELIOS-Support-Team und darüber hinaus Ansprechpartner, welche das Projekt von Beginn an betreuen.

### **Gewonnene Erkenntnisse**

Die Einführung eines Softwareprojektes geschieht häufig nicht über Nacht. Insbesondere die Implementierung eines APS-Systems, das auf die Bedürfnisse und Anforderungen eines Unternehmens zugeschnitten wird. Daher ist es wichtig, den richtigen Partner für ein solches Projekt zu finden. Die Einführung des Systems verlief ohne Probleme und die Ergebnisse erwiesen sich schnell als vertrauenswürdig, sodass immer weitere Schritte unternommen wurden, die Planungsprozesse zu optimieren und zu automatisieren.

Für STÖBER war der Weg der stückweisen Implementation genau der richtige, da so die einzelnen Schritte und deren Auswirkungen beobachtet und analysiert werden konnten. Dies führte zu immer mehr Vertrauen und einer steigenden Akzeptanz der Belegschaft, da die Software und deren Ergebnisse zunehmend überzeugten.

### **Ausblick**

Neben STÖBER profitieren auch weitere rund 300 zufriedene Kunden von der Optimierung durch das APS-System. Genau wie Markt und Herausforderungen entwickelt sich auch die Software stetig weiter. Mit den verschiedenen Features und Modulen bietet es den notwendigen Spielraum für die Anpassung an veränderte Gegebenheiten.

### Zusammenfassung

In der immer komplexer und schnelllebiger werdenden Welt, in Kombination mit der zunehmenden Digitalisierung und dem Fortschritt der Technologie, entstehen täglich neue Herausforderungen, deren Bewältigung ein hohes Maß an Agilität und Adaptivität erfordert. STÖBER erreichte dies durch die Optimierung der Produktion mit dem APS-System FELIOS, das auf Basis von KI zu einer enormen Verbesserung der innerbetrieblichen Transparenz aber auch der Lieferfähigkeit sowie Liefertermintreue beitrug.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** 250–1.000 (STÖBER)

**Partner:** INFORM GmbH

**Anzahl der Personen im Kernteam:** 3–5

**Anwendungsbereich:** Prozessmonitoring/-optimierung v. Geschäfts-/Produktionsprozessen

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Schlussfolgern

**Datenquelle:** ERP

**Reifegrad der KI-Lösung:** Praxiseinsatz

**Anwendungsdomain:** Antriebstechnik, Motoren und Systeme

**Sonstige Benefits/Verbesserungen:** Transparenz, Erhöhung Termintreue, Red. Planungsaufwand

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:** Heinz Ueberacker (STÖBER), Stipo Nad (INFORM)

### 3.19 Potenzialanalyse für Automatisierung und Maschinelles Lernen für die TapeHeads der Glaub Automation & Engineering GmbH

#### Ausgangssituation

Die Glaub Automation & Engineering GmbH aus Salzgitter fertigt Applizierköpfe (TapeHeads), mit denen automatisch Klebeband aufgebracht werden kann. Der Vorgang kann – je nach Anwendung – geradlinig, als Kurvenfahrten, mit Steigungen bzw. Tälern erfolgen. Die Einsatzgebiete finden bevorzugt in den Bereichen Automotive und Elektronikfertigung sowie in der Kunststofftechnik Anwendung. Speziell bei der Montagevorbereitung von Kunststoffbauteilen wie Zierteilen, Stoßfängern oder Blenden ist das präzise Applizieren von Klebebändern extrem wichtig.

Die Synostik GmbH aus Oebisfelde wurde daher beauftragt, die Optimierung der TapeHeads zu begleiten. Ziele waren einerseits einen praxistauglichen und digitalen Instandhaltungsleitfaden zu erstellen, andererseits Verbesserungspotenziale für zukünftige Generationen der TapeHeads aufzuzeigen. Hierbei sollten insbesondere Potenziale für eine Verbesserung der Automatisierungstechnik sowie Ansatzpunkte für den Einsatz des maschinellen Lernens identifiziert werden.

#### Umsetzung

In insgesamt vier Workshops wurde mit den Methodiken der Synostik GmbH ein strukturiertes Abbild der Mechatronik der TapeHeads am Beispiel TapeHead-3000 erzeugt. Anhand dieses Abbildes wurden für alle Bestandteile der Mechatronik diejenigen Ereignisse ermittelt, die den Einsatzalltag der TapeHeads bestimmen. Hierzu zählen beispielsweise Ereignisse, die bei der Fertigung der TapeHeads (Bauteil falsch, Bauteil defekt, ...), der Inbetriebnahme am Einsatzort

(falsch eingestellt, fehlende Stromversorgung, ...) und dem eigentlichen Einsatz (Verschleiß, Leckage, ...) auftreten.

Die Kombinationen aus Bestandteil der Mechanik (Wirkort) und Ereignis wurden hinsichtlich ihrer Auftrittswahrscheinlichkeit und Auswirkung bewertet. Wurde das Auftreten eines Ereignisses an einem bestimmten Wirkort als „wahrscheinlich“ und die Auswirkungen des Auftretens als „relevant“ bewertet, wurde diese Kombination genauer analysiert.

Bei dieser Analyse wurde das Augenmerk daraufgelegt, mit welchen Algorithmen die Detektion, Identifikation und Behandlung der in Rede stehenden Kombination erfolgen kann. Diese Algorithmen sind dann die Grundlage für die Optimierung der Automatisierungstechnik und den Einsatz des maschinellen Lernens am TapeHead.

Bei den Workshops brachten die Leiter der Bereiche Konstruktion, Automatisierung und Programmierung sowie die Geschäftsleitung der Glaub GmbH das Wissen über die TapeHeads ein. Die Mitarbeiter der Synostik steuerten zum einen das methodische Wissen zum Vorgehen bei der strukturierten Systemanalyse sowie die Algorithmen-Definition und -Dokumentation bei.

Diese Expertise wurde ergänzt durch Methoden des klassischen Anforderungsmanagements bei der Identifikation der Potenziale für Automatisierung und maschinelles Lernen sowie einen breiten Überblick über generelle Möglichkeiten durch den Einsatz von KI-Anwendungen. Fertigungs-, Inbetriebnahme- und Betriebsereignisse für solche TapeHeads wurden im Rahmen des Projektes analysiert und Potenziale zur Detektion, Identifikation und Behandlung mittels KI aufgedeckt.

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Im Rahmen des Projektes wurden 13 Ereignisse an 24 Wirkorten hinsichtlich Auftrittswahrscheinlichkeit und Auswirkung bewertet. 112 Kombina-



Abbildung 3.19: Ein TapeHead im Einsatz (Quelle: Glaub Automation & Engineering GmbH)

tionen aus Ereignis und Wirkort wurden somit detailliert analysiert und gut 130 Algorithmen als Grundlage für die Optimierung der Automatisierung durch den KI-Einsatz definiert.

Die Eignung der Algorithmen als Anforderungsdokumentation und Umsetzungsleitaden wurde damit bestätigt. Eine regelmäßige Überprüfung und gegebenenfalls Anpassung der Ergebnisse erscheint angebracht, insbesondere vor dem Hintergrund zukünftiger konstruktiver Veränderungen an den TapeHeads sowie der Erweiterung der Möglichkeiten durch technische Fortschritte im Bereich KI.

### Gewonnene Erkenntnisse

Die Adaption der Methodik der Synostik GmbH auf den beschriebenen Anwendungsfall hat ausgezeichnet funktioniert. Hierfür waren die Aufhängung des Projektes auf Geschäftsebene sowie die konstruktive Mitarbeit der Experten der Glaub GmbH unerlässlich.

Im Rahmen des beschriebenen Projektes wurde eine bereits im Einsatz befindliche Ausbaustufe des TapeHeads betrachtet. Konstruktive Anpassungen wurden daher bei der Anforderungsdokumentation ausgeschlossen.

Es kann davon ausgegangen werden, dass die identifizierten Potenziale umso umfangreicher ausfallen, je früher in der Produktentwicklung die Analyse vorgenommen wird.

### Ausblick

In Zukunft wird regelmäßig geprüft werden müssen, ob der Einsatz von Automatisierung und maschinellem Lernen den jeweils gewünschten Effekt erzielt. Außerdem wird zu prüfen sein, ob sich auf Grundlage von veränderten Rahmenbedingungen neue Potenziale für den Einsatz von KI ergeben. Hierbei wird insbesondere auf konstruktive Veränderungen an den TapeHeads und den technischen Fortschritt im Bereich KI zu achten sein.

### Zusammenfassung

Das Projekt hat gezeigt, dass es sinnvoll und zielführend ist, Einsatzmöglichkeiten für KI strukturiert und methodisch aufzuzeigen und zu analysieren. Die produktive und partnerschaftliche Zusammenarbeit zwischen der Glaub GmbH und der Synostik GmbH wird zu diesem Zweck auch in Zukunft fortgesetzt.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** 1–249 (Glaub)

**Partner:** Synostik GmbH

**Projektlaufzeit in Monaten:** 7

**Anzahl Kernteam:** 2 Personen

**Anwendungsbereich:** Autonome Fabrik und Automatisierungslösungen in der Fertigung, Konzeptentwicklung/Einstieg in die KI

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Detektieren und Identifizieren, Reagieren

**Reifegrad der KI-Lösung:** Pilotprojekt

**Anwendungsbereich:** Werkzeugmaschinen und Fertigungssysteme, Applizierköpfe für das automatische Aufbringen von Klebeband

**Sonstige Benefits/Verbesserungen:** Identifikation und Analyse von Einsatzmöglichkeiten für Maschinelles Lernen

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:** Johannes H. Diedrich (Synostik GmbH)

## 3.20 Prozesssteuerung auf Basis von Reinforcement Learning beim Streckblasformen für PET- und rPET-Flaschen

Krones AG

### Ausgangssituation

Mit Hauptsitz in Deutschland, stellt die Krones AG komplette Produktionslinien für die Prozess-, Abfüll- und Verpackungsindustrie her. Streckblasformmaschinen zur Herstellung von Polyethylenterephthalat (PET)-Flaschen sind eine Produktart, die durch Krones gefertigt werden. Das Herstellen leichter, recycelter PET (rPET)-Flaschen stellt jedoch einzigartige Herausforderungen dar – selbst geringfügige Änderungen in den Rohmaterialien sowie Umweltfaktoren wie Temperatur und Feuchtigkeit können die Qualität der Endprodukte beeinflussen. Daher hat Krones das Ziel die Prozesssteuerung zukünftig auf Basis eines Reinforcement Learning-Ansatzes zu gestalten.

### Umsetzung

Krones entwickelte mit Contiloo AI eine KI-gesteuerte Blasformmaschine, um diesen Herausforderungen zu begegnen. Die Erwartungshaltung war dabei sehr hoch, da der neue KI-basierte Steuerungsalgorithmus von Beginn an mit den erfahrensten Streckblasformexperten von Krones mithalten musste. Zur Entwicklung dieser KI wählte das Unternehmen eine auf Reinforcement Learning basierende Strategie, da das System eine beträchtliche Anzahl von Steuereingängen und -ausgängen verwalten musste. Contiloo AI sammelt Daten im Zuge von vollautomatisierten Testläufen, die an die Krones IIoT-Plattform übermittelt werden.

Dort wird automatisch ein Metamodell innerhalb der Krones KI-Pipeline generiert, das den KI-basierten Steuerungsalgorithmus (Agent) mit der Reinforcement Learning Toolbox™ trainiert. Nach der Leistungsbewertung wird der Agent automatisch in ein Simulink®-Modell integriert, das automatisch C/C++-Quellcode für verschiedene Zielsysteme unter Verwendung optimierter Inferenzbibliotheken generiert. Wesentliche Teile dieses Workflows finden dabei in der Cloud statt.

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Durch die Kombination neu entworfener Hardware mit KI-basierter Steuerungssoftware reagiert Contilooop AI auch auf wechselnde Umwelt- und Materialbedingungen und passt die Prozesseinstellungen automatisch an. Dies minimiert Bediener Eingriffe und eliminiert manuelle Anpassungen für Tag-/Nachtschichten. Basierend auf der Lichtdurchlässigkeit wird jede Flasche während des Blasprozesses geprüft, um eine optimale Produktqualität sicherzustellen und den Ausschuss zu reduzieren. Contilooop AI kann das kleine Prozessfenster für den Umgang mit rPET präzise verwalten und leichte Flaschen produzieren. Bei größeren Änderungen wird es neu trainiert, um neue Materialien, Formen oder Flaschentypen zu bewältigen.

### Gewonnene Erkenntnisse

Die anfänglichen Erfahrungen von Krones stammen aus mehreren Anwendungsfällen, die mit MATLAB® und Simulink umgesetzt wurden, und ebenso war der direkte Austausch mit The MathWorks GmbH sehr wertvoll, um die Schwierigkeiten in der Entwicklung, Generalisierung und Implementierung der geschlossenen KI-Anwendung zu überwinden.

### Zusammenfassung

Die Krones AG hat mit Contilooop AI eine KI-gesteuerte Blasformmaschine für PET- und rPET-Flaschen entwickelt, die Herausforderungen wie Qualitätsschwankungen aufgrund von Material- und Umweltveränderungen durch den Einsatz von Reinforcement Learning bewältigt.

Dieses System verbessert die Flaschenqualität und reduziert Ausschuss, indem es Prozesseinstellungen automatisch anpasst und für kontinuierliche Qualitätsmessungen sorgt.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000 (Krones AG)

**Partner:** The MathWorks GmbH

**Anwendungsbereich:** Qualitätsprüfung und -steuerung

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Reagieren

**Datenquelle:** Zeitreihe, Sensorwert

**Lernstil:** Bestärkendes Lernen (Reinforcement Learning)

**Reifegrad der KI-Lösung:** Praxiseinsatz

**Anwendungsdomain:** Nahrungsmittelmaschinen und Verpackungsmaschinen

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**

Rainer Mümmler (The MathWorks),

Benedikt Böttcher (Krones)

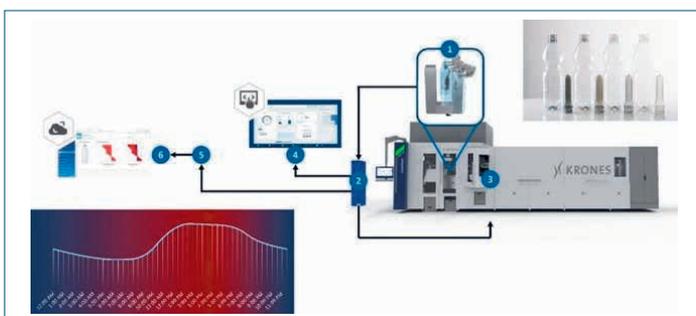


Abbildung 3.20: Contilooop AI mit Informationsfluss für den Blasprozess (Quelle: Krones AG)

### 3.21 Assistenzsystem für Parametrisierungsprozesse REHAU Industries SE & Co. KG

#### Ausgangssituation

Durch demografischen Wandel und Fachkräftemangel werden erfahrene Maschinenbedienerinnen und -bediener zunehmend rar. Diese sind jedoch zum reibungslosen Ablauf in der Produktion unerlässlich, da die Prozesse häufig zu komplex für den Einsatz selbstregelnder Maschinen sind.

Das Ziel war es daher, ein Assistenzsystem für die REHAU Industries SE & Co. KG zu entwickeln, das durch den Vorschlag von Parametrisierungen die Einarbeitungszeit für die Maschinenbedienung reduziert und somit flexibler auf die Bedingungen des Arbeitsmarktes reagieren kann. Außerdem lassen sich dadurch auch Ausschuss reduzieren und Fertigungsqualität erhöhen. Im konkreten Anwendungsfall handelte es sich um Extrusionsstrecken, die jeweils aus verschiedenen zu regelnden Maschinen bestehen. Herausfordernd war dabei, dass nur sehr wenige Schlechtfälle auftraten, – d. h. Qualitätsdefekte und Parameteränderungen, um diese zu beheben – so dass nur eine geringe Anzahl an Fehlerdaten vorlag.

#### Umsetzung

Zuerst wurde der verteilten Datenerfassung durch ein einheitliches Data Engineering entgegengetreten, um die vorhandenen Daten nutzbar zu machen. Unterschiedliche Datenquellen wurden integriert und das kontinuierlich gefertigte Produkt zu Digital Product Twins diskretisiert, welche dann je Extrudat Auskunft über Qualität und verwendete Parameter geben.

Die Hauptherausforderungen ergaben sich aus einer Kombination von:

- der Vielzahl der Parameter und möglichen Qualitätsdefektausprägungen des Produktionssystems,
- der Knappheit an Schlechtfällen, welche nötig sind, um etablierte lernende Systeme zu trainieren,
- sowie den hohen Anforderungen an die Übertragbarkeit der trainierten Modelle, die sich aus der Produkt- und Variantenvielfalt ergeben.

Um diese zu adressieren, wurde ein neuro-symbolic Lernverfahren entwickelt, welches im maschinellen Lernen erfolgreich eingesetzte neuronale Netze mit formalisiertem, symbolischen, Expertenwissen kombiniert.

Zur Gewinnung dieses Expertenwissens wurden datenbasierte Ansätze entwickelt, die die Güte der jeweiligen Wissenssegmente klassifizieren und zu einer konsistenten Wissensbasis weiterverarbeiten. Dabei ist es wichtig zu erkennen, ob die Mitarbeiterin oder der Mitarbeiter sich gerade auf bestehendes Wissen verlässt oder sich der Problemlösung experimentell nähert.

Das durch diese Verfahren gewonnene Wissen enthält nicht nur grobe Zusammenhänge zwischen Parametern und erzielte Qualitäten, sondern auch zugrunde liegende Werte und daraus abgeleitete Formeln. Zusätzlich zur datenbasierten Betrachtung wird durch automatisierte Interaktion mit den Bedienern die Datenqualität erhöht, was sich in einer höheren Qualität der resultierenden Wissensbasis widerspiegelt.

Durch dieses Expertenwissen kann das entwickelte Lernverfahren in die richtige Richtung gelenkt werden. Bei einer Anomalieerkennung wird das Assistenzsystem ausgelöst und der Bedienerin oder dem

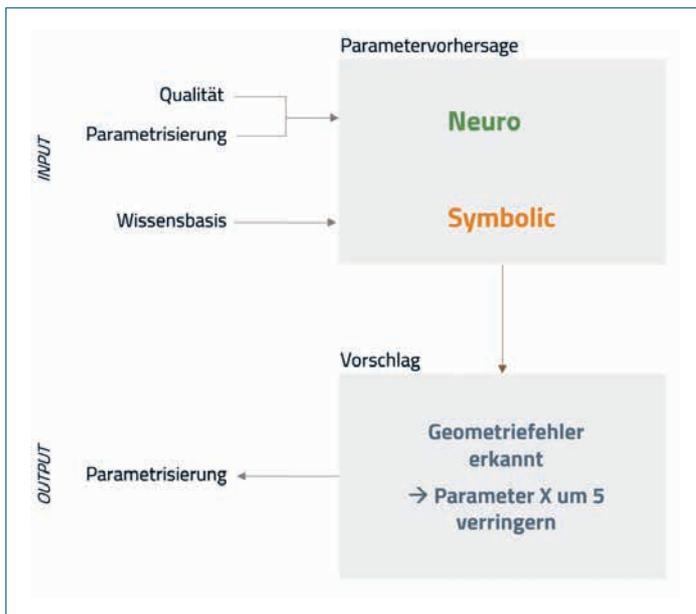


Abbildung 3.21: Komponenten des Assistenzsystems (Quelle: XITASO GmbH)

Bediener werden Lösungsvorschläge für das aktuelle Problem präsentiert.

Um das Projektrisiko zu minimieren, wurde ein synthetischer Datensatz zur Abbildung der Bedingungen in der Fertigung erzeugt.

Generell wurde bei der Implementierung ein interdisziplinärer Ansatz gewählt, der Innovationsabteilung und Werksvertreter von REHAU mit der Software- und KI-Methodenkompetenz von XITASO und der wissenschaftlichen Begleitung durch die beiden Universitäten zusammenbringt.

### Ergebnis und konkrete Nutzenbeschreibung

Im Projekt wurde eine solide Dateninfrastruktur geschaffen, wodurch auch offensichtlich wurde, dass die subjektive Wahrnehmung zu Qualitätsdefekten in der Realität trügerisch sein kann. Die datenbasierte Wissensextraktion erzielte neben einer quantifizierten Wissensbasis auch wertvolle Einblicke in die Diskrepanz von Verfahrensdokumentation und Operatorverhalten.

Das neuro-symbolic Lernverfahren führt zu einer wesentlichen Verringerung der benötigten Datenmengen, was die Einschätzung untermauert, dass es als Grundlage für ein Assistenzsystem geeignet ist. Aufgrund des Pilotprojektcharakters des noch andauernden Projekts steht eine weitergehende Evaluierung des Assistenzsystems noch aus.

### Gewonnene Erkenntnisse

Der anfänglich geringen Motivation Zusatzinformationen bezüglich der Maschinenbedienung mit dem KI-Projektteam zu teilen konnte jedoch mit einer Kombination aus Aufweisen von Mehrwerten, Incentivierung, und beharrlichem Hinweisen entgegengewirkt werden.

Wie in vielen anderen KI-Projekten wurde die Bedeutung einheitlicher Datenqualität und Data Engineering ebenfalls sichtbar. Eine Datenerhebung ohne konkrete Anwendungsfälle führt oft zu Datensilos und dem Unterschätzen der Bedeutung der Qualitätssicherung im Data Engineering. Durch den interdisziplinären Ansatz wurden zudem neue Blickwinkel auf die Behebung der inhärenten Probleme von KI in der Produktion ermöglicht.

### Ausblick

Im nächsten Schritt soll das Ausrollen des Assistenzsystems auf einen artverwandten Produktionsprozess getestet werden, um die Übertragbarkeit des Ansatzes sowie die Auswirkungen und Akzeptanz des Assistenzsystems zu evaluieren. Im Erfolgsfall wird noch eine Qualitätssensorik ergänzt und der Ansatz für den Produktivitätseinsatz weiterentwickelt.

### Zusammenfassung

Durch die Kombination aus Expertenwissen und neuro-symbolic Learning können zwei wesentliche Herausforderungen von KI in der Produktion – Knappheit an fehlerbehafteten Produkten und Übertragbarkeit – begegnet werden. Die datenbasierte Wissensextraktion erlaubt die Gewinnung von quantifiziertem Expertenwissen ohne wesentlichen zusätzlichen Personalaufwand.

### Fakten

**Unternehmensgröße:** > 1.000 (REHAU)

**Partner:** XITASO GmbH, Universität Augsburg, Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg

**Anwendungsbereich:** Predictive Quality/  
Parameter Prediction

**Fähigkeit der KI-Lösung:** Vorhersagen &  
Reagieren

**Datenquelle:** Zeitreihe, formalisiertes Expertenwissen

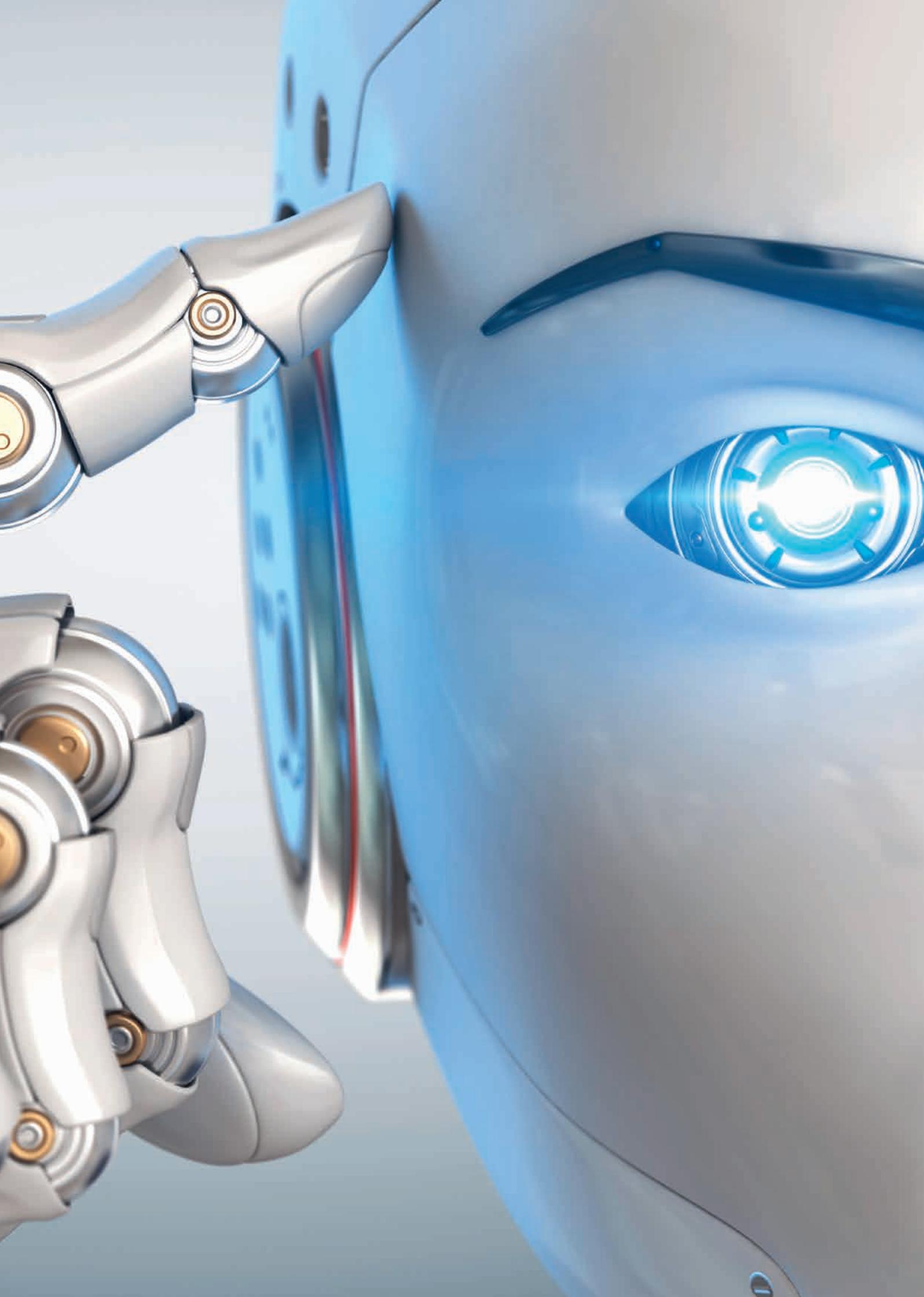
**Lernstil:** Neuro-symbolic Learning, Clustering

**Reifegrad der KI-Lösung:** Pilotprojekt/  
Forschungsprojekt

**Anwendungsbereich:** Kunststoff-/Gummi-Maschinen, Werkzeugmaschinen/Fertigungssysteme

**Sonstige Benefits/Verbesserungen:** Analyse-möglichkeit Verfahrensdokumentation vs. Operatorverhalten

**Ansprechpartner für das Praxisbeispiel:**  
Richard Nordsieck (XITASO GmbH)



## 4. Ausgewählte Fragen und Antworten rund um das Thema Künstliche Intelligenz

### 4.1 Wie bringe ich KI-Gedanken ins Unternehmen, damit sich die Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter damit auch auseinandersetzen?

Der Einsatz von künstlicher Intelligenz im Unternehmenskontext eröffnet heute vielfältige Möglichkeiten, Geschäftsprozesse zu optimieren und Produkte intelligenter zu gestalten. Der Erfolg dieser Technologie hängt jedoch nicht nur von der technischen Umsetzung ab, sondern vor allem auch von der Akzeptanz und der aktiven Beteiligung der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter im Unternehmen. Veränderungen sind auf den ersten Blick immer schwierig, und nicht jeder ist gleichermaßen begeistert, sich mit einer neuen Technologie auseinanderzusetzen und diese zu erlernen.

#### Vorteile hervorheben und Beispiele aufzeigen

Der erste entscheidende Schritt sollte seitens der Geschäftsführung daher darin bestehen, die potenziellen Vorteile des Einsatzes von KI hervorzuheben und konkrete Anwendungsbeispiele aufzuzeigen. KI-basierte Lösungen haben sich bereits in zahlreichen Anwendungsfeldern bewährt und auch in diesem Whitepaper finden sich verschiedene Praxisbeispiele, die nicht nur die unmittelbare Relevanz von KI für die tägliche Arbeit, sondern auch deren konkrete Verbesserungen in den Geschäftsprozessen verdeutlichen.

#### Vertrauen schaffen und KI-Wissen vermitteln

Darüber hinaus ist es wichtig, Vertrauen zu schaffen und mögliche Bedenken der Beschäftigten aus dem Weg zu räumen. Mitarbeitende sollten deshalb aktiv in Entscheidungsprozesse eingebunden werden, und es sollte deutlich gemacht werden, wie sich deren Arbeit durch den Einsatz von KI-Lösungen verbessern kann. So können Bedenken frühzeitig angesprochen und gemeinsam Lösungen erarbeitet werden. Schulungen,

die speziell auf die Anforderungen der Branche zugeschnitten sind und vor allem die praktischen Anwendungen in den jeweiligen Arbeitsbereichen verdeutlichen, können hierbei unterstützen.

Viele Beschäftigte haben verständlicherweise auch die Befürchtung, durch eine KI-Lösung ersetzt zu werden. Daher ist es wichtig, klar zu vermitteln, dass die Technologie nicht dazu dient, Arbeitsplätze zu ersetzen, sondern vielmehr die Beschäftigten zu unterstützen und die eigenen Fähigkeiten zu erweitern. Der Fokus sollte somit daraufgelegt werden, wie KI genutzt werden kann, um noch produktiver zu sein, mehr Zeit für wertschöpfende Tätigkeiten zu gewinnen und die Freude an der Arbeit zu steigern.

Letztlich kommt es darauf an, die Einführung von KI-Lösungen als positive Entwicklung darzustellen, die sich bereits in vielen Unternehmen erfolgreich bewährt hat, die Arbeitsweise verbessert, das Unternehmen stärkt und den individuellen beruflichen Erfolg fördert. Eine offene Kommunikation über Erfolge und Herausforderungen und die kontinuierliche Unterstützung durch die Geschäftsführung sind dabei wichtige Schlüsselfaktoren, die dazu beitragen, den KI-Gedanken dauerhaft ins Unternehmen zu bringen und die Belegschaft erfolgreich durch diesen Veränderungsprozess zu führen.

Autor: Markus Günther, Head of Sales Production Division, INFORM GmbH

## 4.2 Wie schule ich am besten meine Belegschaft zum Thema KI?

Was bisher vor allem ein Thema für Konzerne oder einzelne Fachabteilungen war, ändert sich mit der Einführung von generativer KI (GenAI). Ob in der Logistik, der Produktion, in der Software-Entwicklung oder bei der Inbetriebnahme, Service und Wartung – jede Mitarbeiterin oder jeder Mitarbeiter wird zukünftig in Kontakt mit KI kommen. Für viele stellt sich daher die Frage: Wie bringen wir uns auf den neuesten Stand? KI kann entlang der gesamten Wertschöpfungskette eines Unternehmens eingesetzt werden. Deshalb müssen auch alle Mitarbeitenden entsprechend geschult werden.

### KI im Produkt- und Anlagenlebenszyklus

Die VDMA-Studie „Future Skills im Maschinen- und Anlagenbau“ (Quelle: **VDMA 2022**) betont die Bedeutung der Entwicklung von KI-Kompetenzen entlang des Lebenszyklus von Maschinen und Anlagen. So benötigt beispielsweise eine Ingenieurin in der Produktentwicklung KI für die Modellierung von 3D-Modellen, während ein Techniker in der Produktion eine moderne Instandhaltungssoftware mit KI nutzt, um Wartungsberichte anhand von Stichworten selbstständig zu ergänzen und in andere Sprachen zu übersetzen.

### Gezielte Weiterbildungen im KI-Zeitalter

Bei der Weiterbildung der Beschäftigten ist eine ausgewogene Mischung aus internen Schulungen und externen Angeboten sinnvoll. Intern können Schulungen zu den Do's and Don'ts im Umgang mit großen Sprachmodellen (wie z. B. von OpenAI, Anthropic) durchgeführt werden, damit Mitarbeitende lernen, wie sie diese nutzen oder Inhalte vor dem Einfügen anonymisieren können. Extern gibt es zahlreiche relevante Weiterbildungsangebote, die auf die einzelnen Fach-



Abbildung 4.2: Für die Weiterbildung der Beschäftigten ist eine ausgewogene Mischung aus internen Schulungen und externen Angeboten sinnvoll. (Quelle: remberg GmbH)

bereiche zugeschnitten sind. Gleichzeitig ist aber auch „Learning by Doing“ gerade im Umgang mit GenAI von großer Bedeutung.

### Innovation fördern – Begeisterung wecken

Neugier ist dabei ein starker Motor für Innovation. Mitarbeitende sollten mit neuen KI-Tools und KI-Sprachmodellen experimentieren dürfen und sich darüber austauschen können. Dadurch wird Mitarbeitenden die „Berührungsangst“ genommen. Wichtig ist dabei, dass Datenschutz und Datensicherheit gewahrt bleiben – vertrauliche Unternehmensdaten sollten beispielsweise nur in Tools von sorgfältig ausgewählten Anbietern und mit entsprechenden Verträgen hochgeladen werden.

Mit strategischer Planung, einer Kombination aus organisierten und individuellen Lernwegen sowie einer offenen und neugierigen Unternehmenskultur können KI-Kompetenzen in der Industrie effektiv und zukunftsfähig gestaltet werden.

Autor: David Hahn, CEO, remberg GmbH



### 4.3 Wie können wir den Fortschritt und den Erfolg von KI-Projekten messen und bewerten?

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz in Unternehmen erfordert präzise Bewertungsmethoden, um den Fortschritt und Erfolg von KI-Projekten zu messen. Dies ist insbesondere für Entscheidungsträger in Unternehmen von großer Bedeutung.

#### MLOps-Reifegradmodelle

Ein zentraler Aspekt bei der Implementierung und Skalierung von KI-Lösungen ist das Konzept des Machine Learning Operations (MLOps). Dieser Ansatz bezieht sich auf die Anwendung von Prinzipien der Softwareentwicklung, auf die Erstellung, den Betrieb und die Wartung von Machine Learning-Modellen. Dadurch wird eine effiziente und skalierbare Entwicklung und Bereitstellung dieser Modelle ermöglicht, was wesentlich zur Optimierung von Geschäftsprozessen beiträgt.

Für die Messung des Erfolgs von KI-Projekten ist es entscheidend, die Effektivität von Automatisierung, Zusammenarbeit und Prozessverbesserungen zu bewerten. Ein wichtiger Ansatz ist die Verwendung eines MLOps-Reifegradmodells. Das Modell hilft dabei, den aktuellen Stand der MLOps-Implementierung zu bestimmen und zeigt auf, welche Schritte für eine weitere Entwicklung nötig sind. Dabei spielen Faktoren wie die Standardisierung von Prozessen, Automatisierung von Arbeitsabläufen, Förderung der Zusammenarbeit und die Implementierung von kontinuierlicher Integration und Delivery eine wesentliche Rolle.

#### Monitoring und Steuerung

Ein weiterer Aspekt der Bewertung ist das Monitoring und die Steuerung der KI-Systeme. Hierbei geht es darum, wie Experimente nachverfolgt und Daten gespeichert werden, um eine kontinuierliche Optimierung und Anpassung der KI-Modelle zu gewährleisten. Dies beinhaltet auch die Bewertung der KI-Fähigkeiten des Unternehmens und die Identifizierung von Bereichen, die verbessert werden können.

Für Unternehmen ist es entscheidend, entweder eine eigene Expertise auf diesem Gebiet zu haben bzw. aufzubauen oder auf die Kooperation mit einem kompetenten Partner für die Entwicklung und Umsetzung der KI-Strategie zu setzen. Dieses Know-how ist notwendig, um geeignete Tools auszuwählen, Änderungen einzuleiten und die Möglichkeiten auszuloten.

Der Erfolg von KI-Projekten kann anhand der Effizienzsteigerung in den Geschäftsprozessen, der Verbesserung der Automatisierung und Zusammenarbeit sowie der Reife der MLOps-Praktiken gemessen werden. Eine fortlaufende Bewertung und Anpassung dieser Kriterien sind entscheidend für den langfristigen Erfolg von KI-Initiativen in Unternehmen.

Autorin: Eike-Gretha Breuer, Sales Marketing Manager, Cloudflight Germany GmbH

#### 4.4 Wie gehe ich mit generativer KI um – was sind die „low hanging fruits“?

Ende 2022 berichteten 50 Prozent der Unternehmen, dass sie vom Fachkräftemangel betroffen sind – ein Anstieg um das 5-fache seit 2009 (Quelle: **McKinsey 2023**). Unter diesem Aspekt treffen Aussagen, dass durch generative KI mittelfristig bis zu vierzigprozentige Kosten- und Personalreduktionen (Quelle: **The Hackett Group 2024**) erwartbar sind, auf großes und breites Interesse in den Unternehmen. Da sich dies vor allem auf Positionen bezieht, die gut ausgebildete Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter benötigen (Quelle: **McKinsey 2023**), ist es nicht überraschend, dass 89 Prozent der Führungskräfte KI und darunter auch generative KI zu den Top-3-Investitionsprioritäten in diesem Jahr zählen (Quelle: **Boston Consulting Group 2024**).

Auch wenn es einige Aspekte (z. B. Halluzinationen) beim Einsatz von generativer KI zu beachten gilt, gibt es eine Vielzahl von Anwendungsfällen, die mit recht geringer Einstiegshürde umgesetzt werden können.

Im Folgenden ist eine Auswahl von Anwendungsmöglichkeiten, aufsteigend nach der Komplexität geordnet, dargestellt:

- Content Creation (Entwurf von E-Mails, Agenden, Marketingtexten, ...)
- Chatbots für folgende Anwendungsbereiche:
  - Chat with your data (Protokolle & Transkriptionen, Verfahrensdokumentation)
  - Erleichterte Einarbeitung (durch Erläuterung von domänentypischen Abkürzungen oder individuelle Einarbeitungspläne)
  - Verbesserte Kundenorientierung (Service, Fehlerbehebung, Bestellung digitaler Services)

- Natürlichsprachige Human Machine Interfaces (HMIs)
- Angebotserstellung und -kalkulation
- Code-Generierung
- Übersetzung zwischen unterschiedlichen SPS-Sprachen

Durch frühzeitiges Experimentieren mit niederschwelligen gegebenenfalls internen Anwendungsfällen ist es möglich, die Belegschaft an das Thema generative KI heranzuführen, falls sie nicht schon außerhalb der Arbeitswelt damit in Berührung gekommen ist. Zusätzlich bietet es sich an, die Anwendungsfälle in konkrete, individuelle Business-Cases zu überführen, um die zu erwartenden Auswirkungen richtig einschätzen zu können. Positiv schlägt sich auch die Tatsache nieder, dass generative KI-Systeme ohne größere vorgelagerte Aufwände zur Schaffung einer kohärenten Datenbasis eingesetzt werden können. Je nach Anwendungsfall erlaubt dies einen zügigen Start und die Ergebnisse können bei Bedarf meist durch die Integration weiterer Datenquellen noch verbessert werden. Voraussetzung für die Implementierung von disruptiveren Use-Cases ist allerdings eine KI-Strategie, die mit der Implementierung von Prinzipien zum verantwortungsvollen Umgang mit KI einhergeht, um Sicherheit für das Unternehmen, die Partner und generell alle Beteiligten zu bieten.

Autor: Richard Nordsieck, Researcher/Consultant, XITASO GmbH

#### 4.5 Wie erweitere ich mein eigenes Produkt mit KI und stoße Innovationen an?

Künstliche Intelligenz, und vor allem das Teilgebiet des Maschinellen Lernens, kann als Bestandteil digitaler Produkte und Dienstleistungen rund um Maschinen und Anlagen einen wesentlichen Beitrag zur eigenen Wertschöpfung und vor allem zur Differenzierung vom Wettbewerb leisten. Erfolgreiche Beispiele reichen von sprachbasierten Assistenzsystemen über vorausschauende Wartung bis hin zu datengestützter Qualitätsprädiktion und -optimierung. Gute Modelle stellen darüber hinaus zentrale Bausteine für neue Geschäftsmodelle wie „Equipment as a Service“ oder „Performance as a Service“ dar. Allen Beispielen gemein ist der innovative Charakter – also eine erfinderische Lösung (Invention), die Bedarfe am Markt adressiert und daher erfolgreich wird.

Basierend auf einer aktuellen Studie mit über 200 Unternehmen des deutschen Maschinen- und Anlagenbaus werden zwei Dinge in der Umsetzung solcher Innovationen klar:

1. Weniger als die Hälfte der untersuchten Unternehmen hat bereits Angebote am Markt platziert
2. Alle Anbieter innovativer Daten- und Machine Learning-basierter Angebote beschreiben die gleichen Wirkmuster in der Umsetzung

Alle diese Innovatoren setzen in ihrer Entwicklung auf kundenfokussierte, agile Arbeitsweisen. Gemeinsam mit Pilotkunden wurden durch Werkzeuge wie Design Thinking Problemfelder adressiert und Ideen abgeleitet. Um hier auf Augenhöhe zu agieren, erfordert die erfolgreiche Entwicklung innovativer datenbasierter Angebote im Maschinen- und Anlagenbau viel spezifisches Domänenwissen. Gleichzeitig stellen agile Arbeitsweisen und neue Technologien völlig neue Themen für etablierte, traditionsreiche Unter-

nehmen dar. Gemischte Teams aus erfahrenen Branchenexperten und Spezialisten für neue Disziplinen wie SCRUM, Design Thinking und Data Science sind daher der beste Weg, um schnell Erfolge zu erzielen.

Die Zusammenführung unterschiedlicher Arbeitskulturen stellt dabei jedoch eine nicht zu unterschätzende Herausforderung an Führungskräfte dar. Um schnell Ideen umzusetzen, sind externe Partnerschaften essenziell – sowohl für neue Arbeitsweisen als auch Technologien. Mit der Zeit sollten diese Fähigkeiten jedoch Schritt für Schritt internalisiert werden, um nicht in einseitige Abhängigkeiten zu geraten. Externe Ressourcen können langfristig helfen, schnell zu skalieren oder auch wieder zu schrumpfen. Ein Kernteam aus eigenen Beschäftigten für essenzielle Technologien und Fähigkeiten minimiert gleichzeitig Risiken und Kosten.

Autor: Prof. Dr.-Ing. Eike Permin, Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften, Technische Hochschule Köln



#### 4.6 Welche Ansätze gibt es, KI „on Edge“ einzusetzen?

Eine „Edge“-Lösung, sprich eine lokal auf Geräten in der Nähe des Anwenders bzw. der Maschine eingebaute KI-Lösung kann gegenüber einer cloudbasierten Variante dann besonders vorteilhaft sein, wenn Daten vor Ort verarbeitet werden sollen, um Ergebnisse in „Echtzeit“ zu erhalten oder auch um im Prozess unabhängig von Infrastrukturen außerhalb des Unternehmens zu sein. Interessant sind dabei zum Beispiel Lösungen in der Produktion, für autonom fahrende Fahrzeuge in der Logistik oder für den Einsatz in Kameras oder Spracherkennungssysteme.

Edge-Lösungen können auch für das Qualitätsmanagement Vorteile bieten. So ist es in der industriellen Produktion essenziell, eine konstant hohe Qualität zu produzieren und Abweichungen möglichst früh zu erkennen: Denn je später ein Fehler erkannt wird, desto höher sind die Kosten für Reparatur, Ersatz oder Schadensbegrenzung. Noch besser ist es, Abweichungen oder Qualitätsmängel rechtzeitig vorherzusagen – zum Beispiel mit Unterstützung Künstlicher Intelligenz (KI) „on Edge“.

Ein konkreter Anwendungsfall für KI „on Edge“ kann beispielsweise Predictive Quality sein. Die Erfahrung hat gezeigt, dass es auch dann zu Ausschuss oder Nacharbeit kommen kann, wenn sich alle Prozessparameter innerhalb der jeweils gültigen Toleranzgrenzen bewegen. Grund dafür sind komplexe Zusammenhänge und Wechselwirkungen, die auf die eigentliche Fertigungstechnologie zurückzuführen sind. Damit Predictive Quality funktioniert, ist zunächst ein Vorhersagemodell erforderlich. Dafür werden verschiedene Prozesswerte (Temperatur, Druck ...) zusammen mit einer Bewertung der Produktqualität als Trainingsdaten verwendet. Wichtig ist es, dass die erfassten Prozesswerte synchron mit den Qualitätseinstufungen sind. Je mehr die einzelnen Prozess-

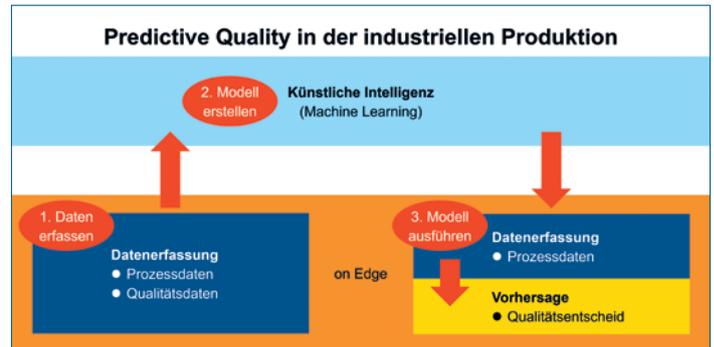


Abbildung 4.6: Aus der Gesamtheit der erfassten Daten (1) wird mit Hilfe von Machine Learning ein Vorhersagemodell entwickelt (2), das „on Edge“ mit den aktuellen Prozessdaten gefüttert werden kann (3). (Quelle: MPDV Mikrolab GmbH)

werte innerhalb ihrer zulässigen Toleranzen streuen und je mehr Kombinationen unterschiedlicher Werte erfasst werden, desto besser.

Im Produktivbetrieb berechnet die KI-Lösung dann „on Edge“ einerseits eine Qualitätseinstufung und andererseits eine Wahrscheinlichkeit dafür, dass diese Einstufung zutrifft. Anschließend liegt es in der Verantwortung des Menschen, Regeln festzulegen, wie diese Ergebnisse genutzt werden. Beispielsweise könnten alle Teile, die mit mehr als 60 Prozent Wahrscheinlichkeit Ausschuss sind, sofort recycelt oder explizit geprüft und Teile, die zu mehr als 90 Prozent die Einstufung „Gutteil“ bekommen, ungeprüft ausgeliefert werden. Damit lassen sich auch die Prüfkosten reduzieren, da dann nur noch wirklich relevante Prüfungen durchgeführt werden müssen.

Für die Umsetzung des Anwendungsfalls „Predictive Quality“ empfiehlt es sich auf Standardsoftware zu setzen, die sowohl die nötigen Daten (on Edge) erfasst als auch die KI-Modellierung übernimmt. So bleiben die Kosten in einem überschaubaren Rahmen und es ergibt sich ein schnellerer ROI.

#### 4.7 Wie kann KI dazu beitragen, die Nachhaltigkeitsziele im eigenen Unternehmen oder in den Anwendungsbranchen zu erfüllen?

Die Integration von Künstlicher Intelligenz im Maschinenbau bietet auch bezüglich der Erreichung der Nachhaltigkeitsziele der Branche große Potenziale. Energieeffizienz, Ressourceneffizienz und präventive Wartungsmaßnahmen sind nur einige Beispiele dafür.

Mithilfe von KI-Lösungen lassen sich heute „intelligente“ Maschinen und Anlagen entwickeln, die ihren Energieverbrauch überwachen, analysieren und selbstständig optimieren. Durch den Einsatz von Sensoren und Algorithmen können Maschinen somit in „Echtzeit“ auf variable Betriebsbedingungen reagieren und ihren Energieverbrauch selbstständig minimieren.

Beispielmaßnahmen hierfür wären:

- Die Implementierung von Frequenzumrichtern zur Optimierung des Energieverbrauchs von Motoren.
- Die Nutzung von Predictive Maintenance, um den Zustand der Maschine vorherzusagen und damit Wartungsintervalle, den Austausch von Komponenten/Verschleißteilen und ungeplante Ausfallzeiten zu reduzieren.
- Die Anzeige der Optimierungen und der Konfiguration von Predictive Maintenance-Fällen auf einer zentralen Service-Plattform, um die Energieeffizienz permanent weiter zu optimieren.

Durch die Analyse von Echtzeitdaten der Maschine kann die KI-Lösung Vorschläge für effiziente Betriebsparameter machen, um den Energieverbrauch zu minimieren. Damit eng verbunden ist ebenfalls die Möglichkeit anhand der gesammelten Echtzeitdaten eine Vorhersage des Zustandes der Maschine vorzunehmen und präventive Wartungsmaßnahmen über eine digitale

Serviceplattform darzubieten. Durch eine frühzeitige Identifizierung des Wartungsbedarfes und die zentrale Darstellung können unnötige Stillstandszeiten oder Schäden vermieden und somit auch die Lebensdauer der Maschinen verlängert werden. Gleichfalls reduziert sich dadurch der Bedarf an Ersatzteilen und Neuanschaffungen.

Auch bei der Beschaffung der Ersatz- und Verschleißteile können mithilfe von KI-Lösungen und einer digitalen Serviceplattform die Lieferketten effizienter gestaltet werden. Dies umfasst insbesondere die Optimierung von Transportrouten oder Lagerbeständen unter gleichzeitiger Berücksichtigung der bestehenden Produktionspläne. KI-basierte Ansätze können somit den gesamten Lebenszyklus von Maschinen, von der Entwicklung über die Produktion und Nutzung bis zur Entsorgung, berücksichtigen.

Die Integration von KI im Maschinenbau eröffnet somit auch neue Perspektiven für eine nachhaltige Entwicklung. Durch die gezielte Umsetzung von Maßnahmen zur Energieeffizienz, Material- und Ressourceneffizienz, Lebenszyklusoptimierung, sozialen Verantwortung und zum Einsatz von grünen Technologien kann die Branche ihre Nachhaltigkeitsziele erfolgreich erreichen. Die Kombination von Technologie und strategischer Planung wird den Weg zu einer umweltfreundlichen und zukunftsfähigen Maschinenbaubranche ebnen.

Autor: Gerd Bart, Geschäftsführer/CEO, Transaction-Network GmbH & Co. KG





#### 4.8 Habe ich den Anschluss verpasst? Womit starte ich?

Als Geschäftsführer eines IT-Dienstleisters im KI-Umfeld treffe ich auf Kundenseite oft auf die Sorge, den Anschluss verpasst zu haben. Für manche ist diese Sorge gar der Hauptgrund gewesen, um den Kontakt zu einem externen Partner zu suchen.

Obwohl dieser Umstand uns als Dienstleister in Teilen sogar hilft, empfehle ich, sich von diesem gedanklichen Ballast zu befreien. Natürlich wird man landauf, landab auf Konferenzen mit den KI-Erfolgsgeschichten anderer Unternehmen konfrontiert. Das sollte aber viel mehr Inspiration als Grund zur Sorge sein. Vielerorts sind es einzelne vielversprechende Initiativen und noch nicht der unternehmensweite KI-Durchbruch. Außerdem ist das Thema KI so attraktiv geworden, dass es sich auch als Erfolgsgeschichte im Marketing eignet – Diskrepanzen zwischen Außendarstellung und Wirklichkeit nicht ausgeschlossen.

##### **Mit Überzeugung und Strategie zur eigenen KI-Erfolgsgeschichte**

Dennoch erschüttert die KI-Disruption die angekratzte Position der Stärke im Maschinenbau. Von der Gestaltung interner Prozesse bis zu digitalen Serviceangeboten braucht es bereits heute andere oder neue Antworten auf viele Fragen und dennoch ist es wichtig, die eigene Überzeugung

nicht zu verlieren. Die Überzeugung, dass auch diese Herausforderung machbar ist, wenn sie strategisch und zielgerichtet angegangen wird.

Spätestens seit dem Durchbruch von ChatGPT gibt es in den Unternehmen viele Aktivitäten und immer häufiger auch schon KI-Kompetenzen. Ohne den richtigen Überbau bleiben sie aber oft im Verborgenen und ohne nachhaltigen Erfolg. Deswegen gilt es im ersten Schritt, den eigenen KI-Reifegrad („Was haben wir bereits?“) zu verstehen und darauf aufbauend das strategische Gerüst zu bauen – von der Vision über die Rahmenbedingungen bis hin zur Besetzung wichtiger Rollen.

Eine erstrebenswerte Vision und eine dedizierte KI-Strategie helfen dabei, Klarheit und Orientierung zu geben – vom Management bis zu den Fachabteilungen. Die Gründung eines Center of Excellence, um KI-Themen im Unternehmen zu bündeln und voranzutreiben, ist ebenfalls lohnend. Damit in diesem Prozess auch die bereits erwähnte Überzeugung weiter wächst, braucht es spürbare Erfolgserlebnisse. Überlegen Sie sich also gut, was die Anwendungsfälle für Ihre KI-Erfolgsgeschichten sein sollen. Es sind nicht immer die mit dem vermeintlich größten Business Value. Gerade am Anfang sollte der Fokus auf der Machbarkeit liegen. Jede erfolgreich in den Arbeitsalltag überführte KI-Lösung wird das Vertrauen stärken, auf dem richtigen Weg zu sein und eben nicht den Anschluss verloren zu haben.

Autor: Oliver Bracht, Mitgründer & Chief Data Scientist, eoda GmbH



#### 4.9 Ich habe noch keinen Anwendungsfall, sollte ich trotzdem schon Vorbereitungen treffen und zum Beispiel Daten sammeln?

Künstliche Intelligenz ist eine der wichtigsten Technologien für die digitale Transformation von Unternehmen und unserer Gesellschaft. KI ermöglicht es, große Mengen von Daten zu analysieren, Muster darin zu erkennen, Vorhersagen und automatisierte Entscheidungen zu treffen oder zumindest eine zuverlässige Basis für Entscheidungen zur Verfügung zu stellen. Und dann gibt es noch die – für den aktuellen Hype verantwortliche – Generative KI, oder GenAI, die Inhalte erstellen kann. Grob geclustert kann KI also Erkennen, Entscheiden oder Erschaffen. Unabhängig davon braucht aber ein jedes KI-Modell geeignete Daten und entsprechende Rahmenbedingungen. Beginnen wir mit ersterem.

##### **Die Grundlage eines jeden KI-Modelles sind Daten**

Grundsätzlich schadet es also nie, Daten zu haben und weitere zu sammeln. Passiert dies jedoch nicht zielgerichtet, besteht die Gefahr, dass die vorhandenen Daten, deren Qualität oder Granularität später für das Erreichen eines bestimmten Zieles nicht relevant sind und der Anwendungsfall erst recht nicht umgesetzt werden kann. Es ist also wichtig, dass die Datensammlung in einer strukturierten und geplanten Weise erfolgt.

Gibt es noch keine konkreten Anwendungsfälle, empfiehlt es sich, in einem Discovery Prozess mögliche Anwendungsfälle im Unternehmen schon früh zu identifizieren. Hierbei macht es Sinn, sich von KI-Expertinnen bzw. KI-Experten

begleiten zu lassen. Einerseits können diese mit Best Practice-Beispielen inspirieren, vor allem aber bieten sie im Hinblick auf die Umsetzbarkeit, die erforderliche Datenbasis und den notwendigen Rahmenbedingungen einzelner Anwendungsfälle kompetente Beratung und Unterstützung, denn KI-Projekte sind oft komplex, experimentell und iterativ. Ist eine Reihe von potenziellen Use Cases gefunden, kann mit dem vielversprechendsten Anwendungsfall die KI-Reise begonnen und überprüft werden, wie „ready“ die eigene Organisation dafür ist.

##### **Neben einer hohen Datenqualität erfordern KI-Projekte aber auch eine klare Vision und Strategie, interdisziplinäre Zusammenarbeit sowie ethische Verantwortung.**

Wie wäre es, wenn Künstliche Intelligenz als eine „neue Mitarbeiterin“ bzw. ein „neuer Mitarbeiter“ im eigenen Unternehmen betrachtet wird. Was benötigt diese bzw. dieser, um erfolgreich mitarbeiten zu können? Je nachdem, welche Problemstellungen mit KI gelöst werden sollen, sind auch die erfolgsentscheidenden Kriterien unterschiedlich. Die Wahl der geeigneten KI-Methoden und -Technologien, die Definition der notwendigen Ressourcen und klare organisatorische Verantwortlichkeiten sind nur einige davon.

Die Möglichkeiten, KI gewinnbringend einzusetzen sind vielfältig und zahlreich. Garantiert werden einige davon auch einen entscheidenden Wettbewerbsvorteil für das eigene Unternehmen bringen oder sogar kritische Erfolgsfaktoren sein. Es ist also auf jeden Fall eine gute Idee, sich mit dem Einsatz von Künstlicher Intelligenz auseinanderzusetzen.

Autor: Dr. Mario Schnalzenberger, Chief Data Scientist, ACP CUBIDO Digital Solutions GmbH

#### 4.10 Wie manage ich die Erwartungshaltung beim Einsatz von KI?

Der aktuelle Hype um Künstliche Intelligenz ist unübersehbar. Obwohl KI gekommen ist, um langfristig auch im Maschinen- und Anlagenbau Fuß zu fassen, spielt gerade die gegenwärtige Phase eine entscheidende Rolle in Bezug auf die Erwartungshaltungen. Viele Anbieter nutzen diese Hochphase, um weitreichende Versprechen zu machen, die sie jedoch nicht immer erfüllen können. Diese Diskrepanz zwischen Erwartung und Realität führt oft schnell zu Enttäuschungen hinsichtlich der in Aussicht gestellten Effizienz-, Produktivitäts- und Transparenzsteigerungen, was dann entsprechende Zurückhaltung und ein Akzeptanzrisiko nach sich zieht. Um dem entgegenzuwirken sind verschiedene Strategien notwendig.

##### Verständnis zu KI-Fähigkeiten und Anwendungsgebieten vermitteln

Der erste Schritt ist, dass ein realistisches Verständnis im Unternehmen entwickelt wird, was KI leisten kann und was nicht. Hierzu gehört über die verschiedenen Formen der KI zu informieren und deren Anwendungsgebiete wie Sprach- oder Bilderkennung grundlegend zu verstehen. Ein realistisches Verständnis über die Fähigkeiten hilft, überzogene Erwartungen von Anfang an zu vermeiden und die Möglichkeiten einzuordnen.

##### Klare Zieldefinition erarbeiten

Es ist wichtig, spezifische, realistische Ziele für KI-Projekte zu definieren und klare Erfolgsindikatoren festzulegen. Dies hilft, die Erwartungen zu kalibrieren und den Erfolg messbar zu machen.

##### Mit Pilotprojekten zur schrittweisen Einführung kommen

Anstatt eine vollständige Umstellung auf KI-basierte Systeme in ganzen Bereichen anzustreben, empfiehlt es sich, mit Pilotprojekten zu beginnen. Diese bieten die Möglichkeit, die Technologie in einem kontrollierten Umfeld zu testen und Erfahrungen zu sammeln, bevor die breitere Implementierung erfolgt. Das Vorgehen sollte dabei von den Mitarbeitenden als ein iterativer Prozess verstanden werden, der auch regelmäßiger Bewertungen und Anpassungen bedarf.

##### Innovationstreiber für die offene Kommunikation nutzen

Durch die Einbindung von innovationsoffenen und organisationsintern gut vernetzten Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern kann die Kommunikation an Kolleginnen und Kollegen dazu beitragen, durch Intransparenz und Unwissenheit entstehenden Ängsten vorzubeugen. Der regelmäßige Austausch und das Einholen von Nutzerfeedback dienen dazu, Erwartungen zu managen und die Lösungen unter diesen Gesichtspunkten zu optimieren.

Die Einführung von KI in wertschöpfende Prozesse bietet enorme Möglichkeiten, erfordert jedoch ein umsichtiges Erwartungsmanagement. Ein realistisches Verständnis der KI-Kapazitäten, adäquate Schulungen, klare Zielsetzungen, offene Kommunikation und schrittweise Einführung sind die Schlüssel zum Erfolg.

Autor: Stefan Philipp, Head of Product, operations1 / cioplenu GmbH

#### **4.11 Was muss ich als Führungskraft in der „KI-Welt“ beachten – was wird von mir erwartet?**

##### **Warum sollte ich mich als Führungskraft mit KI beschäftigen?**

KI bietet enorme Chancen für Innovation, Effizienz und Wettbewerbsfähigkeit, aber auch Herausforderungen für Ethik, Datenschutz und Arbeitsmarkt. Als Führungskraft müssen Sie sich daher mit KI vertraut machen, um die Potenziale und Risiken für Ihr Unternehmen zu erkennen und zu nutzen. Die Frage ist nicht, ob Sie sich mit KI beschäftigen sollten, sondern wie und wann.

##### **Wie kann ich mich über KI informieren?**

Es gibt viele Möglichkeiten, sich über KI zu informieren, je nach Vorwissen, Interesse und Zeitbudget. Eine gute Möglichkeit ist es, selbst die Möglichkeiten von KI zu erleben, indem Sie zum Beispiel ein Sprachmodell wie GPT-4 ausprobieren, das Ihnen Texte auf Basis Ihrer Eingaben generieren kann. So können Sie einen Eindruck von der Leistungsfähigkeit und den Grenzen von KI bekommen. Eine andere Möglichkeit ist es, sich an Veranstaltungen und Angeboten zu beteiligen, die speziell für Führungskräfte konzipiert sind, um einen kompakten Überblick über die Grundlagen, Anwendungen und Trends von KI zu erhalten. Solche Angebote finden Sie bei unterschied-



lichen Anbietern. Außerdem können Sie sich Branchenlösungen ansehen, die KI in verschiedenen Bereichen wie Marketing, Produktion oder Finanzen einsetzen, um zu sehen, wie KI in der Praxis funktioniert und welche Vorteile sie bringt.

### **Wie kann ich eine KI-Strategie für mein Unternehmen entwickeln?**

Nachdem Sie sich über KI informiert haben, können Sie eine KI-Strategie für Ihr Unternehmen entwickeln, die zu den Zielen, Ressourcen und Werten passt. Dabei sollten folgende Schritte beachtet werden:

- Analysieren Sie Ihre bestehende Unternehmens- und Digitalisierungsstrategie und identifizieren Sie, wo KI einen Mehrwert schaffen oder bestehende Probleme lösen kann.
- Definieren Sie konkrete Ziele und Kennzahlen für Ihre KI-Projekte und priorisieren Sie sie nach Dringlichkeit, Machbarkeit und Wirkung.
- Erstellen Sie einen Aktionsplan für die Umsetzung Ihrer KI-Projekte, der die notwendigen Ressourcen, Partner, Daten, Technologien und Prozesse umfasst.
- Berücksichtigen Sie die ethischen, rechtlichen und sozialen Aspekte von KI und stellen Sie sicher, dass Ihre KI-Projekte transparent, fair, sicher und verantwortungsvoll sind.

### **Wie kann ich meine Mitarbeiter für KI begeistern?**

Ein wichtiger Faktor für den Erfolg Ihrer KI-Strategie ist die Akzeptanz und Beteiligung Ihrer Beschäftigten. Denn KI wird nicht nur die Arbeitsabläufe, sondern auch die Kompetenzen, Rollen und Erwartungen Ihrer Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter verändern. Um Widerstände zu vermeiden und Motivation zu fördern, sollten Sie daher folgende Maßnahmen ergreifen:

- Kommunizieren Sie die Ziele und Vorteile Ihrer KI-Strategie klar und offen und beziehen Sie die Beschäftigten in den Entscheidungsprozess ein.
- Bieten Sie Schulungen und Weiterbildungen im Unternehmen an, um die notwendigen Fähigkeiten und das Verständnis für KI zu vermitteln.
- Fördern Sie eine Kultur der Experimentierfreude, des Lernens und des Feedbacks, um die Beschäftigten zu ermutigen, KI auszuprobieren und zu verbessern.
- Unterstützen Sie die Mitarbeitenden bei der Anpassung an die neuen Anforderungen und Herausforderungen, die KI mit sich bringt, und schaffen Sie ein Umfeld, in dem sie sich wertgeschätzt und respektiert fühlen.

Autor: Hans-Peter Gasser, Customer Strategy Manager & Prokurist, COSMO CONSULT AG



## 4.12 Welche technischen und infrastrukturellen Fragen sollten für den Einsatz von KI beantwortet werden?

### Technische Voraussetzungen

Zunächst müssen die Hardware- und Software-Anforderungen erfüllt sein: Leistungsfähige Prozessoren und ausreichender Speicherplatz sind essenziell, um KI-Modelle effizient zu trainieren und zu betreiben. Es gilt auch zu prüfen, ob die bestehende IT-Infrastruktur langfristig ausreichend ist und an Veränderungen angepasst werden muss, um die Anforderungen von KI-Systemen zu erfüllen. Moderne KI-Frameworks wie TensorFlow und PyTorch unterstützen Unternehmen dabei, KI-Lösungen einfacher umzusetzen.

### Datenmanagement

Eine zentrale Rolle spielt das Datenmanagement, denn hochwertige und relevante Daten sind das Fundament für KI-Modelle. Es müssen genügend relevante Daten aus internen oder auch externen Quellen in ausreichender Qualität verfügbar sein, um aussagekräftige und verlässliche KI-Modelle zu entwickeln. Edge-KI-Lösungen bieten hier neue Möglichkeiten, indem sie Daten direkt an der Quelle verarbeiten, was zu schnelleren Reaktionszeiten führt und auch eine höhere Datensicherheit ermöglicht.

### Netzwerk und Sicherheit

Die steigende Nutzung von KI führt zu höheren Bandbreitenanforderungen. Unternehmen müssen in Netzwerkinfrastrukturen investieren, die

diese Anforderungen erfüllen können. Gleichzeitig ist es essenziell, die Netzwerksicherheit zu stärken, um sich auch gegen KI-gestützte Bedrohungen zu schützen. Es müssen angemessene Sicherheitsmaßnahmen implementiert werden, um die Vertraulichkeit, Integrität und Verfügbarkeit der Daten zu gewährleisten.

### Praktische Integration, Skalierbarkeit und Wartung

Die Integration von KI in bestehende Systeme erfordert eventuell auch eine Anpassung der bestehenden Systeme sowie der vorhandenen Produktions- und Betriebsabläufe.

Für den langfristigen Erfolg ist es zudem entscheidend, die Skalierbarkeit und regelmäßige Wartung der KI-Systeme zu gewährleisten. Dies beinhaltet kontinuierliche Updates und technischen Support, um die Systeme aktuell und sicher zu halten.

### Fazit

Die erfolgreiche Implementierung von KI eröffnet Unternehmen neue Möglichkeiten, ihre Effizienz zu steigern und innovative Lösungen zu entwickeln. Eine strategische Planung, die technische und infrastrukturelle Aspekte berücksichtigt, ist dabei unerlässlich.

Autor: Arno S. Schimmelpfennig, ASS Marketing im Auftrag von Your Expert Cluster GmbH

### 4.13 Welche Kompetenzen sind erforderlich, um den Einstieg sowie den dauerhaften Einsatz von KI zu ermöglichen?

Viele Firmen stehen heute vor der Frage, wie eine langfristige KI-Strategie im eigenen Unternehmen entwickelt und implementiert werden kann. Häufig wird die anfängliche Euphorie geeignete Anwendungsfälle gefunden zu haben von der Frage ausgebremst, wie diese überhaupt umgesetzt werden können und welche Fähigkeiten das Personal mitbringen muss. Wie bei der Bewältigung von fast allen technischen Problemstellungen ist es wichtig ein interdisziplinäres Team aus Expertinnen und Experten zusammen zu stellen.

Da KI-Projekte bestehende Prozesse basierend auf gesammelten Daten verbessern, sind beispielsweise Ingenieure oder Naturwissenschaftlerinnen unabdingbar, da sie in der Lage sind, die anfallenden Datenmengen der eingesetzten Sensorik zu verstehen und zu beurteilen. Das Verständnis der fachlichen – und prozessspezifischen Zusammenhänge wird als Domänenwissen bezeichnet – und ist die Basis aller weiteren Entwicklungsschritte.

In enger Absprache mit einem Data-Engineer wird dann eine Datenpipeline entwickelt, welche für die Datenakquise und den späteren Betrieb eingesetzt wird. Diese Datenpipeline nutzt Technologien wie beispielsweise Cloud-Services, welche die gesammelten Daten verlustfrei für weitere Verarbeitungsschritte zur Verfügung stellen.

Aufbauend auf den Entwicklungen kann ein Data-Scientist Machine-Learning-Lösungen entwickeln, indem verschiedene Frameworks wie PyTorch oder scikit-learn zum Einsatz kommen. Auch in diesem Projektabschnitt lohnt es sich in enger Absprache mit den Domänenexperten zu agieren und verschiedenste Ansätze zu vergleichen, denn häufig gibt es nicht die eine out-of-the-box Lösung.

Bei der Bewertung der entwickelten Lösungen ist auch zu berücksichtigen, dass unter Bedingungen getestet wird, die dem späteren Einsatz in der Produktion möglichst nahekommen. Ein erfahrener Data-Scientist ist dabei in der Lage geeignete Metriken zu entwickeln und eventuelle Störfaktoren wie z. B. wechselnde Lichtverhältnisse oder Schwankungen in den Eingangsdaten zu berücksichtigen.

Wurden alle Projektabschnitte bis hierhin erfolgreich durchlaufen, ist der Einstieg in die erste KI-Anwendung gelungen und die Lösung kann in den laufenden Betrieb integriert werden. Dabei ist es wichtig zu definieren, wie die Infrastruktur langfristig gestaltet werden soll, da sich z. B. große Unterschiede ergeben, wenn die entworfene Datenpipeline in der Cloud statt on-premise betrieben werden soll. Ebenso muss berücksichtigt werden, welche zusätzlichen Schnittstellen wie z. B. zu Datenplattformen für die Visualisierung der Ergebnisse oder die Ansteuerung externer Aktoren implementiert werden können. Um die entworfene Lösung langfristig betreiben zu können, ist es empfehlenswert in eine geeignete DevOps-Struktur zu investieren, damit die eingesetzten Modelle überwacht und weitere Daten aus dem Betrieb der Lösung gewonnen werden können.

Zusammenfassend lässt sich also sagen, dass ein erfolgreicher Start in die KI-Anwendung damit beginnt, die zu lösende Problematik und die vorhandenen Daten umfassend zu verstehen und die passende Dateninfrastruktur aufzubauen – dies ist nur mit den beschriebenen Kompetenzen möglich. Ist diese Basis erst einmal aufgebaut steht einer erfolgreichen Umsetzung der KI-Strategie im eigenen Unternehmen nichts mehr im Weg.

Autoren: Dr. Markus Müller, Managing Director; Denis Häußler, Lead Consultant; Jonathan Gross, Customer Engineer; GFT Technologies SE



#### 4.14 KI und Datenschutz – was muss beachtet werden?

KI ist im Maschinen- und Anlagenbau bereits zu einem unverzichtbaren Bestandteil geworden, um in einem dynamischen globalen Markt wettbewerbsfähig zu bleiben. Sie eröffnet vielfältige Anwendungsmöglichkeiten, von intelligentem Maschinenmanagement bis zur Optimierung von Fertigungsprozessen, und trägt zur Effizienzsteigerung und Qualitätsverbesserung bei. Allerdings bremsen teilweise Sicherheits- und Datenschutzbedenken diesen Fortschritt, was die Wichtigkeit einer ausgewogenen Balance zwischen technologischer Innovation und Datensicherheit betont.

##### Sicherheitsbedenken und Datenschutz

Obwohl KI längst etabliert ist, sind die Potenziale im Maschinenbau unter anderem aufgrund von Sicherheits- und Datenschutzbedenken noch ungenügend ausgeschöpft. Der Umgang mit sensiblen Daten erfordert umfassende Sicherheitsmaßnahmen. Entscheidend sind robuste Sicherheitskonzepte, eine transparente Kommunikation durch die KI-Unternehmen und auch der Standort dieser Unternehmen, da dieser einen Einfluss auf die Einhaltung von Datenschutzrichtlinien wie beispielsweise der DSGVO in der EU hat. Bei der Auswahl von Partnerunternehmen für die Implementierung von KI-Technologien sind Aspekte wie der Speicherort der Daten, End-to-End-Verschlüsselung und eine verantwortungsvolle Datenverwendung und -aufbewahrung wichtig. Zudem ist die Nutzung von Cloud-Computing-Plattformen hilfreich, da es dadurch möglich ist, komplexe Daten sicher zu speichern und zu verarbeiten. Insbesondere hybride Cloud-Lösungen, die einen lokalen Betrieb mit Cloud-

Services verbinden, sind für die spezifischen Anforderungen des Maschinenbaus von Bedeutung.

##### KI? Aber sicher!

Deutschland hat das Potenzial, eine führende Rolle im KI-gestützten Maschinenbau einzunehmen. Für eine zukunftssichere Gestaltung von KI im Maschinenbau ist die Flexibilität jedoch essenziell. Die Architektur von KI-Systemen sollte sogenannte Sollbruchstellen enthalten, die einen Wechsel zu anderen Plattformen ohne große Umstrukturierungen ermöglichen. Diese Strategie unterstützt nicht nur den Datenschutz, sondern ermöglicht es Unternehmen auch, agil auf Veränderungen im Markt zu reagieren und die Kontrolle über ihre Daten zu behalten. Datenschutz und Datensicherheit sind dabei nicht nur Herausforderungen, sondern wesentliche Bestandteile einer intelligenten Unternehmensstrategie.

Mit den richtigen Partnerunternehmen und Strategien lassen sich Datenschutzbedenken überwinden und die Vorteile von KI voll ausschöpfen.

Autor: Michael Thomas, Product Owner shopfloor.io, elunic AG

## 5. Übersicht zu den Mitwirkenden

Gerd Bart  
Transaction-Network GmbH & Co. KG,  
Gottmadingen

Dr. Mario Schnalzenberger  
ACP CUBIDO Digital Solutions GmbH, Leonding

Benedikt Böttcher  
Krones AG, Neutraubling

Oliver Bracht  
eoda GmbH, Kassel

Dirk Brandes  
Empolis Information Management GmbH,  
Kaiserslautern

Eike-Gretha Breuer  
Cloudflight Germany GmbH, Frankfurt am Main

Johannes H. Diedrich  
Synostik GmbH, Oebisfelde

Markus Diesner  
MPDV Mikrolab GmbH, Mosbach

Matthias Dietel  
IBM Deutschland, Ehningen

Wolfgang Ennikl  
ACP CUBIDO Digital Solutions GmbH, Leonding

Sebastian Freund  
Easy2Parts GmbH, Deggendorf

Hans-Peter Gasser  
COSMO CONSULT AG, Seiersberg-Pirka

Jonathan Gross  
GFT Technologies SE, Stuttgart

Markus Günther  
INFORM GmbH, Aachen

Denis Häußler  
GFT Technologies SE, Stuttgart

Thomas Hahn  
i-mation GmbH, Rottweil

David Hahn  
remberg GmbH, München

Robert Hilmer  
Easy2Parts GmbH, Deggendorf

Thorsten Jacoby  
Erlenbach GmbH, Lautert

Nikolaos Kofidis  
adesso SE, Dortmund

Dennis Klaus  
Empolis Information Management GmbH,  
Kaiserslautern

Eberhard Klotz  
Festo SE & Co. KG, Esslingen

Simon Kneller  
esentri AG, Ettlingen

Dr. Pascal Laube  
GFT Integrated Systems GmbH, Konstanz

Christian Leopoldseder  
Asseco Solutions AG, Karlsruhe

Christian Mäder  
proALPHA GmbH, Weilerbach

Nadine Mörz  
phronesis PR GmbH, Augsburg

Björn Müller  
Aerzen Digital Systems, Hameln

Lars Müller  
proALPHA GmbH, Weilerbach

Dr. Markus Müller  
GFT Technologies SE, Stuttgart

Dr. Rainer Mümmler  
The MathWorks, München

Stipo Nad  
INFORM GmbH, Aachen

Richard Nordsieck  
XITASO GmbH, Augsburg

Prof. Dr.-Ing. Eike Permin  
Technische Hochschule Köln, Köln

Stefan Philipp  
cioplenu GmbH, Augsburg

Dennis Reetz  
PHOENIX CONTACT Electronics GmbH,  
Bad Pyrmont

Guido Reimann  
VDMA Software und Digitalisierung,  
Frankfurt am Main

Christoph Ruchlak  
MVTec Software GmbH, München

Carsten Rückriegel  
VDMA Software und Digitalisierung,  
Frankfurt am Main

Tim Schäfer  
Si Synthetic Images UG, München

Arno S. Schimmelpfennig  
ASS Marketing, Bamberg

Michael Thomas  
elunic AG, München

Heinz Ueberacker  
STÖBER ANTRIEBSTECHNIK GmbH & Co. KG,  
Pforzheim

Jürgen Woll  
DIEFFENBACHER GMBH Maschinen- und  
Anlagenbau, Eppingen

Dr. Carsten Zwilling  
Point 8 GmbH, Dortmund

## 6. Literaturverzeichnis

- Ananthaswamy, Anil (2023): Sprachmodelle: Ist bei einer KI größer immer besser?  
Abgerufen unter <https://www.spektrum.de/news/sprachmodelle-ist-bei-einer-ki-groesser-immer-besser/2120211> [30.06.2024]
- Boston Consulting Group (2024): From Potenzial to Profit with GenAI.  
Abgerufen unter <https://www.bcg.com/publications/2024/from-potential-to-profit-with-genai> [30.06.2024]
- Cagle, Kurt (2023): Nine ChatGPT Tricks for Knowledge Graph Workers.  
Abgerufen unter <https://thecaglereport.com/2023/03/16/nine-chatgpt-tricks-for-knowledge-graph-workers/> [30.06.2024]
- Charpentier, Arthur (2023): The bullshit Society.  
Abgerufen unter <https://freakonometrics.hypotheses.org/66326> [30.06.2024]
- DAIR.AI (2024): Retrieval Augmented Generation (RAG).  
Abgerufen unter <https://www.promptingguide.ai/techniques/rag> [30.06.2024]
- Karger, Reinhard (2023): Zeit für eine neue Kulturtechnik – Test ChatGPT  
Abgerufen unter <https://www.linkedin.com/pulse/zeit-f%25C3%25BCr-eine-neue-kulturtechnik-test-chatgpt-reinhard-karger/> [30.06.2024]
- Kienbaum Consultants International GmbH und VDMA e.V. (2022): Future Skills im Maschinen- und Anlagenbau.  
Abgerufen unter [https://www.vdma.org/documents/34570/51415166/VDMA\\_Kienbaum\\_Studie.pdf/8208b5c2-eec7-3a9a-09e9-cc2c59ff3c27?t=1651134100696](https://www.vdma.org/documents/34570/51415166/VDMA_Kienbaum_Studie.pdf/8208b5c2-eec7-3a9a-09e9-cc2c59ff3c27?t=1651134100696) [30.06.2024]
- Knight, Will (2023): OpenAI's CEO Says the Age of Giant AI Models Is Already Over.  
Abgerufen unter <https://www.wired.com/story/openai-ceo-sam-altman-the-age-of-giant-ai-models-is-already-over/> [30.06.2024]
- McKinsey (2023): Fachkräftemangel: GenAI kann akuten Bedarf bei hochqualifizierten Jobs lindern.  
Abgerufen unter <https://www.mckinsey.com/de/news/presse/wie-genai-die-arbeitswelt-in-deutschland-veraendert> [30.06.2024]
- McKinsey (2023): Studie: Generative KI kann zum Produktivitätsbooster werden.  
Abgerufen unter <https://www.mckinsey.de/news/presse/genai-ist-ein-hilfsmittel-um-die-produktivitaet-zu-steigern-und-das-globale-wirtschaftswachstum-anzukurbeln> [30.06.2024]
- Smith, Craig S. (2023): Hallucinations Could Blunt ChatGPT's Success OpenAI says the problem's solvable, Yann LeCun says we'll see.  
Abgerufen unter <https://spectrum.ieee.org/ai-hallucination> [30.06.2024]
- The Hackett Group (2024): Our Research Shows Gen AI Can Increase Staff Productivity by 44%.  
Abgerufen unter <https://www.thehackettgroup.com/insights/generative-ai-research-alert-2308/> [30.06.2024]

# VDMA Software und Digitalisierung

## Über uns

Der VDMA Software und Digitalisierung vertritt die Interessen der Software-Hersteller und spiegelt digitale Technologien an den Maschinenbau. Die Abteilung Informatik und der VDMA Software und Digitalisierung arbeiten sehr eng zusammen und werden als eine Einheit im VDMA geführt. Ziel der beiden Gruppierungen ist es, die Zusammenarbeit von Softwareindustrie und Maschinenbau zu fördern und damit die digitale Transformation voranzutreiben.

[www.vdma.org/software-digitalisierung](http://www.vdma.org/software-digitalisierung)  
[www.vdma.org/digitalisierung-industrie-40](http://www.vdma.org/digitalisierung-industrie-40)

## Unsere Publikationsübersicht – kompakt und online

Die Publikationen beschäftigen sich mit verschiedenen Aspekten der Digitalisierung in Maschinenbauunternehmen sowie Cybersecurity und Informationssicherheit und dienen als Handlungsempfehlungen.

[Alle Infos zu unserer Publikationsübersicht – kompakt und online – vdma.org – VDMA](#)

## VDMA-Industrie Podcast

Der Audio-Blog für den Maschinen- und Anlagenbau beleuchtet auch digitale Trendthemen wie Plattformökonomie, Digitale Souveränität, Künstliche Intelligenz, Smart Factory, Security und Blockchain.

<https://derindustriepodcast.podigee.io>







# Impressum

## Impressum

### **Herausgeber**

VDMA Software und Digitalisierung  
Lyoner Straße 18  
60528 Frankfurt  
Telefon +49 69 6603-1360  
E-Mail [software@vdma.org](mailto:software@vdma.org)  
Internet [www.vdma.org/software-digitalisierung](http://www.vdma.org/software-digitalisierung)

### **Design**

VDMA DesignStudio

### **Produktion**

Druck- und Verlagshaus  
Zarbock GmbH & Co. KG  
Frankfurt am Main

### **Bildnachweis**

Sofern nicht anders angegeben:  
Shutterstock

Copyright 2025

Das Werk, einschließlich seiner Teile,  
ist urheberrechtlich geschützt.

## **VDMA**

Software und Digitalisierung

Lyoner Straße 18

60528 Frankfurt am Main

Telefon +49 69 6603-1360

Internet [www.vdma.org/software-digitalisierung](http://www.vdma.org/software-digitalisierung)

[www.vdma.org/software-digitalisierung](http://www.vdma.org/software-digitalisierung)