



Mittelstand-Digital
**Zentrum
Hannover**

Zukunft.Digital

Digitalisierung
von der Idee zur Umsetzung
Ausgabe 01/2025



Im Fokus

**Algorithmen und Erfahrung
machen Prüfprozesse
vorausschauend**

Seite 08

Aus der Praxis

**Mit dem Social-Media-
Navigator zur effizienten
Plattformauswahl**

Seite 24

Aus der Forschung

**Markierungsfreie
Bauteilidentifikation
zum Plagiatschutz**

Seite 32



Das Mittelstand-Digital Netzwerk bietet mit den **Mittelstand-Digital Zentren** und der **Initiative IT-Sicherheit in der Wirtschaft** umfassende Unterstützung bei der Digitalisierung. Kleine und mittlere Unternehmen profitieren von konkreten Praxisbeispielen und passgenauen, anbieterneutralen Angeboten zur Qualifikation und IT-Sicherheit. Das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie ermöglicht die kostenfreie Nutzung der Angebote von Mittelstand-Digital.

Weitere Informationen finden Sie unter:
www.mittelstand-digital.de

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

Mittelstand-
Digital 

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Zukunft.Digital

Digitalisierung
von der Idee zur Umsetzung
Ausgabe 01/2025

Inhalt

Aus dem Zentrum

**KI-Endkontrolle für die
Mobile Fabrik**
Seite 06

Im Fokus:

KI in der Qualitätskontrolle
Algorithmen und Erfahrung
machen Prüfprozesse
vorausschauend
Seite 08

**KI unterstützt die
Qualitätskontrolle für
Bremsbeläge**
Seite 10

Interview:
Unser Ziel sind keine
kurzfristigen Effekte, sondern
nachhaltige Verbesserungen
Seite 14

Schnell und präzise:
Nutzung von KI zur Auswertung
von Messdaten
Seite 16

Aus der Praxis

**Härtung in der industriellen IT:
Schutzmaßnahme gegen
Cyberangriffe**
Seite 20

**KI mit Verantwortung: Was der EU
AI Act für Unternehmen bedeutet**
Seite 23

**Mit dem Social-Media-Navigator
zur effizienten Plattformauswahl**
Seite 24

**Wissensmanagement:
KI als Schlüssel zum effizienten
Arbeiten**
Seite 28

Aus der Forschung

**Markierungsfreie Bauteil-
identifikation zum Plagiatschutz**
Seite 32

**Datenakquise-Applikation
für KI-Anwendungen in
Werkzeugmaschinen**
Seite 36

**Strukturierte Schleifwerkzeuge
gezielt auslegen – Simulation als
Schlüssel zur Optimierung**
Seite 40

Editorial



Prof. Dr.-Ing. Berend Denkena
Konsortialleiter des
Mittelstand-Digital Zentrums
Hannover

„Technologie allein reicht nicht aus – entscheidend ist, dass sie im Unternehmen ankommt und mitgetragen wird.“ Dieser Satz aus unserem Interview mit Meik Philipsen, dem Geschäftsführer der Firma Bremskerl, bringt es auf den Punkt: Nur wenn neue Lösungen sinnvoll in bestehende Prozesse integriert und von den Mitarbeitenden aktiv unterstützt werden, können sie ihr volles Potenzial entfalten.

Das gilt auch für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz. Die Erfahrung der Fachkräfte ist nicht nur für die Einführung entscheidend, sondern auch bei der Weiterentwicklung intelligenter Systeme. Wer KI erfolgreich einsetzen will, muss daher beides zusammenbringen – datenbasierte Analyse und praktisches Know-how.

Dieses Zusammenspiel war ein zentraler Erfolgsfaktor in den Projekten, die wir im Rahmen des Schwerpunktthemas „KI in der Qualitätskontrolle“ in dieser Magazin-Ausgabe vorstellen. Wir zeigen, wie Unternehmen Künstliche Intelligenz nutzen, um Prüfprozesse effizienter, präziser und zukunftsfähiger zu gestalten. Im Projekt mit der DeltaTest GmbH wurden zwei KI-Modelle trainiert, um Materialfehler in Rohren zu erkennen – mit einer Erfolgsquote von bis zu 97 Prozent. Gemeinsam mit dem Unternehmen Bremskerl haben wir

eine Lösung zur optischen Kontrolle von Bremsbelägen entwickelt. Warum dabei nicht nur Algorithmen, sondern auch Erfahrung und Akzeptanz eine zentrale Rolle spielen, erläutert Geschäftsführer Meik Philipsen im Interview.

Auch in der Rubrik „Aus dem Zentrum“ stellen wir eine Anwendung zur automatisierten Qualitätskontrolle vor: Der neue KI-Demonstrator in der Mobilen Fabrik prüft die korrekte Montage gefertigter Modellautos – und vermittelt dabei auf anschauliche Weise die grundlegenden Prinzipien Künstlicher Intelligenz.

Neben den Beiträgen zu unserem Schwerpunktthema finden Sie unter den Rubriken „Aus der Praxis“ und „Aus der Forschung“ weitere interessante Beiträge rund um die Themen Digitalisierung und Künstliche Intelligenz. Werfen Sie einfach einen Blick hinein. Ich wünsche Ihnen eine spannende Lektüre.



Bild 1
 Echtzeitvergleich
 von Soll- und Ist-Fahrzeug

KI-Endkontrolle für die Mobile Fabrik

In einer zunehmend vernetzten und automatisierten Industrie spielt Künstliche Intelligenz (KI) eine immer größere Rolle. Um die Einsatzmöglichkeiten dieser Technologie greifbar zu machen, wurde ein neuer Demonstrator für die Mobile Fabrik entwickelt, der den Einsatz von KI anschaulich und praxisnah präsentiert: Von Besucherinnen und Besuchern montierte Modellautos werden automatisiert durch eine Kamera optisch erfasst. Ein neuronales Netzwerk wertet die Bilder aus und erkennt, ob alle Bauteile korrekt zusammengesetzt sind.

In der Mobilen Fabrik des Mittelstand-Digital Zentrums Hannover können Besuche eine eigene, individualisierbare Modellfahrzeug herstellen. Der durchgängige Fertigungsablauf – von der digital erfassten Auftragsstellung bis zur Anleitung und Überwachung aller Produktionsschritte – veranschaulicht, wie Digitalisierung praxisnah und effizient umgesetzt werden kann. Inzwischen wurde eine KI-basierte Endkontrolle der produzierten Fahrzeuge in die Fabrik integriert.

Individuelle Fahrzeugkonfigurationen – Risiko für Montagefehler

Bei der Konfiguration des Fahrzeugmodells können Karosserien mit einem, zwei oder drei Fenstern pro Fahrzeugseite individuell ausgewählt werden. Zusätzlich stehen fünf unterschiedliche Reifenfarben zur Verfügung. Die Auftragsstellung an der Eingangsstation sowie die anschließende Montage im hinteren Bereich der Mobilen Fabrik bilden exemplarisch industrielle Prozesse ab, die in der realen Produktion von verschiedenen Personen an unterschiedlichen Standorten durchgeführt werden. Da den ausführenden Mitarbeitenden die individuellen Kundenwünsche ausschließlich über die Auftragsdaten übermittelt werden, fehlt ihnen häufig der direkte Bezug zu den spezifischen Anforderungen. Das kann zu einer vom Kundenwunsch abweichenden Ausführung führen.

Qualitätseindkontrolle – ein entscheidender, aber aufwändiger Schritt

Trotz hoher Sorgfalt, treten in jeder Produktion zu einem gewissen Anteil Fehler auf. Damit nur einwandfreie Produkte die Fertigung verlassen und fehlerhafte Komponenten-

ten frühzeitig erkannt werden, ist die Qualitätsendkontrolle ein unverzichtbares Element jeder Produktionslinie. Traditionell wird dieser Schritt von geschultem Personal manuell durchgeführt, was zeitintensiv ist und erhebliche Personalkosten verursacht. Zudem kann es bei den Prüfenden – etwa durch Ermüdung oder Unachtsamkeit – zu Fehlern kommen, die die Qualität der Kontrolle beeinträchtigen. Die Automatisierung durch KI-basierte Systeme eröffnet neue Möglichkeiten: Sie sorgt für eine gleichbleibend präzise, effiziente und rund um die Uhr verfügbare Qualitätskontrolle.

Anlernen statt programmieren

Ein typischer Fehler bei der Montage der Modellautos in der Mobilfabrik ist der Einbau einer Karosserie mit der falschen Anzahl an Fenstern oder von Reifen in der falschen Farbe. Da diese Merkmale visuell erfassbar sind, übernimmt eine Kamera in der neuen Demonstratorstation die Identifikation der montierten Komponenten. Die Auswertung des aufgenommenen Bildmaterials erfolgt in Echtzeit mithilfe eines neuronalen Netzwerks. Neuronale Netzwerke wie das hier eingesetzte gehören zum Fachgebiet der Künstlichen Intelligenz.

Ein wesentliches Merkmal von KI-Systemen ist ihre Fähigkeit, aus vorhandenen Daten zu lernen, ohne dass jede einzelne Aufgabe manuell programmiert werden muss. Damit das System bestimmte Fähigkeiten erlangt, ist jedoch zu Beginn ein Training erforderlich. Im Fall des neuen Demonstrators wurden dazu zunächst Bilder von Fahrzeugen in unterschiedlichen Kombinationen erstellt. Die relevanten Bildbereiche wie etwa Fenster und Reifen wurden manuell markiert und mit Informationen zur Fensteranzahl bzw. Reifenfarbe versehen. Da die beiden Merkmale voneinander unabhängig sind, war es nicht notwendig, sämtliche möglichen Kombinationen als reale Montage-Modelle bereitzustellen. Eine geringere Anzahl an Trainingsdaten reichte. Die wesentliche Herausforderung bestand darin, Trainingsdaten so zu gestalten, dass das System die Fahrzeugmerkmale auch bei optischen Abweichungen zuverlässig erkennt. Konkrete Einflussfaktoren sind dabei unter anderem variierende Lichtverhältnisse sowie unterschiedliche Betrachtungswinkel, die beispielsweise zu Spiegelungen auf der Metalloberfläche führen können.

Grafische Oberfläche zur Darstellung der Qualitätsbewertung

Nach der Erkennung der tatsächlich verbauten Komponenten erfolgt ein Abgleich mit den geplanten Merkmalen des individuellen Modellautos. Die Montage der Fahrzeuge wird dann als erfolgreich angesehen, wenn sowohl Fensterzahl als auch Reifenfarbe gemäß dem anfangs erstellten Auftrag durchgeführt wurde. Die eigens gestaltete grafische Benutzeroberfläche stellt das geplante sowie das tatsächlich gefertigte Fahrzeug nebeneinander dar. Darüber hinaus gibt sie das Resultat der Qualitätsbewertung aus.

Die neue Demonstratorstation ermöglicht es den Besucherinnen und Besuchern, die grundlegenden Konzepte der „Künstlichen Intelligenz“ besser zu verstehen. Durch das anschauliche Anwendungsbeispiel wird nicht nur das Funktionsprinzip nachvollziehbar gemacht. Es bietet auch die Gelegenheit, über zentrale Herausforderungen wie die Notwendigkeit geeigneter Trainingsdaten zu sprechen. Damit bietet der Demonstrator einen Einblick in die Potenziale und Herausforderungen der Künstlichen Intelligenz und fördert gleichzeitig das Verständnis für ihren sinnvollen Einsatz in der industriellen Produktion von morgen.



Bild 2

Der Aufbau der neuen Station: Die Fahrzeuge werden von einem kollaborativen Roboter vor die Kamera (oben links) gehalten.

Wussten Sie,
dass die Mobile Fabrik auf Wunsch auch bei Ihrem Unternehmen oder Ihrem Event Halt macht?
Alle Infos unter www.digitalzentrum-hannover.de/angebote/mobile-fabrik



Autor

Heiko Blech
Projektingenieur im
Mittelstand-Digital Zentrum
Hannover



Algorithmen und Erfahrung machen Prüfprozesse vorausschauend

Fehler vermeiden, bevor sie entstehen – das ist der Anspruch moderner Qualitätskontrolle. In der industriellen Fertigung stoßen manuelle Prüfverfahren dabei oft an ihre Grenzen: Sie sind zeitintensiv, subjektiv und stark vom Erfahrungswissen einzelner Fachkräfte abhängig. Künstliche Intelligenz (KI) eröffnet hier neue Möglichkeiten. Sie erkennt Muster in Bildern, Messdaten oder Oberflächenstrukturen, die für das menschliche Auge kaum erfassbar sind. In Echtzeit kann sie Abweichungen bewerten, Auffälligkeiten markieren und so helfen, Qualitätsmängel frühzeitig zu identifizieren.

Dabei geht es nicht darum, Erfahrung zu ersetzen – sondern sie zu ergänzen. KI-gestützte Prüfprozesse verbinden die Stärken beider Seiten: das tiefgreifende Praxiswissen der Fachkräfte mit der Datenpräzision moderner Algorithmen. So entsteht eine Qualitätskontrolle, die nicht nur schneller und objektiver arbeitet, sondern auch anpassungsfähiger ist – gerade in dynamischen Produktionsumgebungen. Dank benutzerfreundlicher KI-Modelle, die sich flexibel auf unterschiedliche Prüfaufgaben anpassen lassen, wird der Einstieg in die automatisierte Qualitätssicherung auch für kleine und mittlere Unternehmen realistisch. Die Systeme lassen sich in bestehende Prozesse integrieren, ohne dass umfassende Systemwechsel oder komplexe Infrastrukturprojekte notwendig sind.

Ob in der Werkstoffprüfung, bei der optischen Inspektion oder in der Analyse technischer Oberflächen – KI ermöglicht es, Qualitätsdaten konsistenter zu erfassen, Trends frühzeitig zu erkennen und Entscheidungen datenbasiert abzusichern. Gleichzeitig entlastet sie Fachkräfte von Routinetätigkeiten und schafft neue Freiräume für Bewertung, Prozessverbesserung und Weiterentwicklung.

KI unterstützt die Qualitätskontrolle für Bremsbeläge

Projekt-Abschlussbericht von
Dr.-Ing. Michael Rehe und Paul Krombach

Projektüberblick

Im Projekt mit dem Unternehmen Bremskerl wurde die Nutzung von KI zur optischen Analyse der Reibfläche von Bremsbelägen untersucht. Diese Technologie soll die Mitarbeitenden bei der Kontrolle der Produktqualität unterstützen.

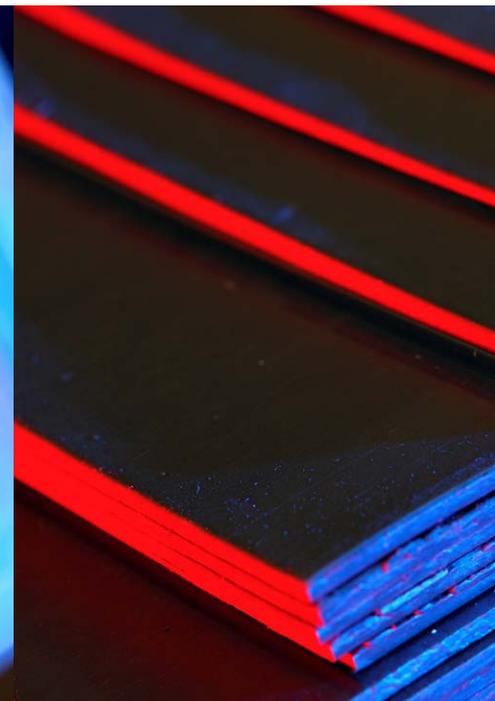
Unternehmen und Produkt

Das Unternehmen Bremskerl-Reibbelagwerke Emmerling GmbH & Co. KG (Bremskerl) zählt zu den führenden Anbietern im Bereich der Reibmaterialien. Das Unternehmen entwickelt, produziert und vertreibt Brems- und Reibbeläge für eine Vielzahl von Anwendungsbereichen, darunter die Antriebstechnik, der Maschinen- und Anlagenbau sowie die Robotik.

Herausforderung und Zielsetzung

Der Bremsbelag ist ein elementarer Bestandteil der Reibungsbremse und gewährleistet damit in einer Vielzahl von Anwendungen den sicheren Betrieb des Gesamtsystems. Um die Anforderung der unterschiedlichen Systeme vollständig abzubilden, werden organische Bremsbeläge aus einer Vielzahl unterschiedlicher Rohstoffe entwickelt.

Das Erscheinungsbild dieser Verbundwerkstoffe ist so vielseitig wie die Anwendungsfälle der Produkte. Um die technische Sicherheit der Bremsbeläge zu gewährleisten, wird oft eine hundertprozentige Sichtprüfung auf Oberflächenmerkmale und optische Abweichungen von der Produktspezifikation durchgeführt. Abweichungen im Erscheinungsbild der Bremsbeläge werden so erkannt, bevor diese überhaupt in Kundenanwendung gelangen. Die technische Qualität des Belages wird dabei nicht beeinträchtigt. Um beim Kunden ein



hohes Maß an Vertrauen in die hergestellten Bremsbeläge zu schaffen, wird das optische Erscheinungsbild durch Sichtprüfungen möglichst konstant gehalten. Dies stellt das Fachpersonal in der Qualitätssicherung (QS) vor die Herausforderung, ab wann ein Bremsbelag aufgrund seiner optischen Erscheinung als nicht spezifikationsgerecht deklariert werden muss, um unberechtigte Beanstandungen zu vermeiden.

In einer Machbarkeitsstudie wird daher eine Automatisierungslösung zur objektiven und automatisierten hundertprozentigen Kontrolle jedes Bauteils in Kooperation zwischen der Bremskerl und dem Mittelstand-Digital Zentrum Hannover (MDZH) umgesetzt.

Anhand eines beispielhaften optischen Fehlerbildes wird überprüft, ob ein Kamerasystem in Kombination mit einem Modell der Künstlichen Intelligenz (KI) in der Lage ist, dieses Fehlerbild automatisiert zu erkennen und zu quantifizieren. Bei dem gewählten optischen Fehlerbild handelt es sich um schwarze Flecken, die auf den ansonsten gräulichen Bremsbelägen fertigungsbedingt auftreten können. Ebenfalls geprüft wird der Einschluss von rohstoffbedingten Fremdbestandteilen (siehe Bild 2, nächste Seite). Dieses Fehlerbild kann aufgrund seiner geringen Größe eine Herausforderung bei der visuellen Kontrolle darstellen und führt zu subjektiven Entscheidungen. Eine weitere wesentliche Zielstellung des Projektes ist es, diese zu 100 % auszuschließen, zu objektivieren und zu dokumentieren.

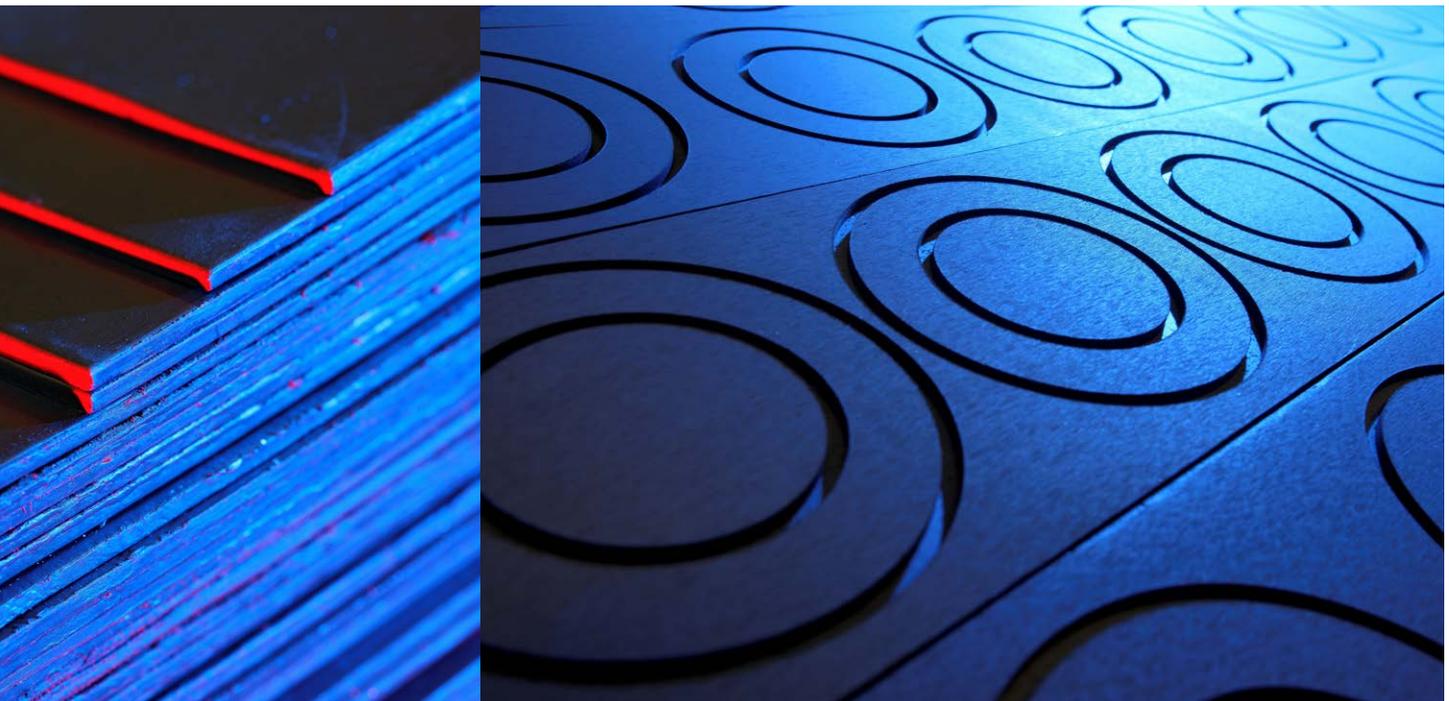
Lösungsweg

Einfache Umsetzung durch wenig standardisierte Hardware

Der prototypische Prüfstand zur QS besteht aus einer Basler puA2500 USB-Kamera mit 5 Megapixeln und einem Basler C125-0618-5M Objektiv (siehe Bild 2, nächste Seite). Mit dem kompakten Aufbau (270 x 260 x 200 mm) kann die gesamte Breite der beispielhaften Halbzeuge aus Reibwerkstoff mit einer Breite von 22,5 mm erfasst werden. Aus diesen werden kleinere Bremsbeläge ausgeschnitten, wie beispielsweise der Bremsbelag in Bild 3 auf der nächsten Seite. Um die gesamte Länge der Halbzeuge (ca. 900 mm) zu überprüfen, sind fünf Einzelbilder erforderlich. Für die QS werden die Reibwerkstoffhalbzeuge bzw. Bremsbeläge unter der Kamera platziert und mit Offenblende aufgenommen, sodass das Umgebungslicht ausreicht. Für eine möglichst robuste QS sollte bei der Einrichtung der finalen Prüfwelle auf eine konstante Belichtung geachtet werden. Es empfiehlt sich daher, externe Beleuchtungseinheiten einzusetzen und diese an die Umgebungsgegebenheiten anzupassen. Konstante Umgebungsbedingungen unterstützen neben der Bildaufnahme mit hoher Abbildungsgüte die Robustheit des KI-Modells zur Erkennung der Fehlstellen.

Bild 1

links: Rohstoffe für Bremsbeläge
 mittig: Reibwerkstoffhalbzeuge für kundenindividuelle Produkte
 rechts: Bearbeitung von Reibwerkstoffhalbzeugen



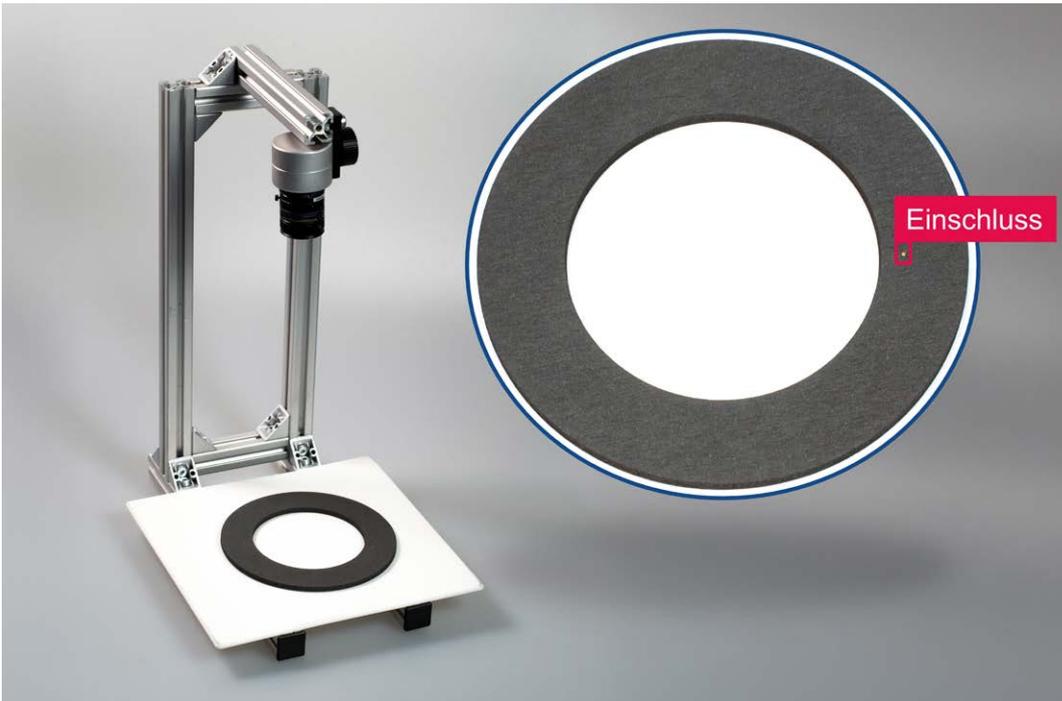


Bild 2
Prüfstand zur
optischen
Qualitätskontrolle

Das KI-Modell wird auf einem Embedded System der Jetson-Orin-Produktreihe des Herstellers Nvidia ausgeführt. Diese Systeme haben den Vorteil, dass sie aufgrund der kompakten Abmessungen in den Schaltschrank der Maschinen integriert werden können – so ist eine QS auch direkt in der Fertigung möglich.

KI als Unterstützung in der Qualitätssicherung

Für die Qualitätssicherung werden zwei Arten von KI-Modellen verwendet: ein Modell zur Objekterkennung und ein Modell zur Objektsegmentierung. Einschlüsse von rohstoffbedingten Fremdbestandteilen führen zu einem nicht spezifikationsgerechten Bremsbelag, wohingegen bei den schwarzen Flecken Größe und Anzahl entscheidend sind. Zur Erkennung von Einschlüssen genügt daher ein KI-Modell zur Objekterkennung. Diese Modellart gibt als Ausgabe die Klasse des Objekts, in diesem Fall „Einschluss“, und die ungefähre Position in Form eines umschließenden Rechtecks (der sogenannten Bounding Box) aus. In der Anwendung wird somit die Position des Einschlusses auf dem Bild markiert, wodurch bei Bedarf eine manuelle Nachkontrolle erfolgen kann (siehe Bild 3).

Für die zweite Fehlerart, die schwarzen Flecken, wird ein Modell zur Objektsegmentierung verwendet. Bei dieser Modellart wird ebenfalls die Klasse des Objekts ausgegeben, die Position jedoch als Polygon, also als pixelgenaue Fläche ausgegeben. Dies ermöglicht eine Umrechnung in die Größe der Fehlstelle mittels des

Abbildungsmaßstabs in Relation zur Auflösung der Kamera. Der Nachteil besteht darin, dass für das Anlernen des KI-Modells deutlich mehr Zeit für die Erstellung eines Datensatzes benötigt wird, da die Fehlstellen in den Trainingsdaten manuell als Polygon markiert werden müssen. Bei der Objekterkennung reicht hingegen die gröbere und weniger zeitaufwändige Markierung mittels der Bounding Box.

Für die Erkennung von Einschlüssen wurden ca. 200 Bilder von fünf Bremsbelägen in Ringform sowie vier Reibwerkstoffhalbzeuge aufgenommen. Für die Erkennung und Segmentierung von Flecken wurden 325 Bilder von 21 Halbzeugen aufgenommen. Die Daten wurden im Anschluss im Verhältnis 8:1:1 in Trainings-, Validierungs- und Testdaten aufgeteilt. Üblicherweise werden die Trainings- und Validierungsdaten während des Trainings verwendet. Die Validierungsdaten stellen sicher, dass das Modell nicht auf die Trainingsdaten überangepasst wird. Der Datensatz dient zur abschließenden Bewertung der Modellgüte und Generalisierungsfähigkeit.

Als Modellarchitektur wird YOLO11s für die Objekterkennung und YOLO11s-seg für die Segmentierung von Ultralytics verwendet. Diese Modelle sind aufgrund ihrer kompakten und effizienten Netzarchitektur für die Ausführung auf Embedded Systems geeignet. Für beide Modellarten werden die besten Ergebnisse erzielt, wenn eine Bildgröße von 2560 Pixel verwendet wird. Dies entspricht nahezu der Auflösung des Kamerasystems (2592 x 1944 Pixel). Die Verar-

beitung erfolgt bei dieser Bildgröße in unter einer Sekunde, was als ausreichend betrachtet wird.

Für die Erkennung von Einschlüssen wird eine mittlere durchschnittliche Genauigkeit (engl. mean Average Precision, mAP) von 0,835 bei einer Schnittmenge über der Vereinigungsmenge (engl. Intersection over Union, IoU) von $\geq 0,5$ erreicht (mAP@50). Die mAP ist eine gängige Bewertungsmetrik in der Bildverarbeitung und kann im Idealfall 1,0 betragen. Für Flecken wird eine mAP@50 von 0,748 erreicht.

Anhand von Machbarkeitsuntersuchungen konnte gezeigt werden, dass beispielsweise auch kleine Einschlüsse vom Algorithmus erkannt werden. Dies zeigt, dass die Modelle eine gute Generalisierungsfähigkeit besitzen und verdeutlicht gleichzeitig, dass ein automatisiertes und objektives System für die Fehlererkennung hohes Potenzial für die QS und zur Vermeidung von Beanstandungen bietet.

Nutzen für den Mittelstand

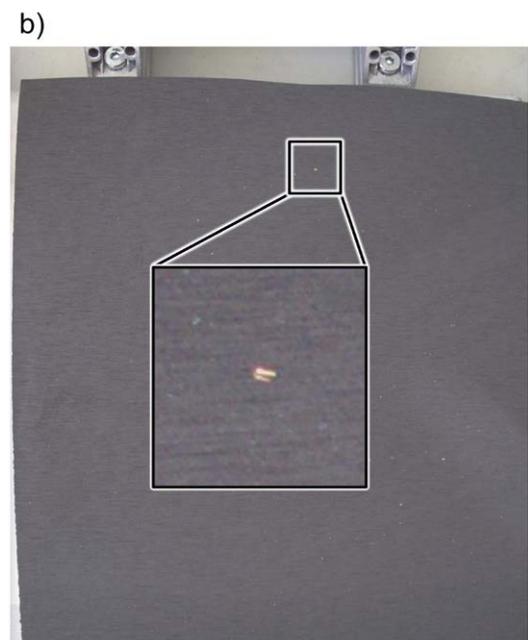
Die Unterstützung der Qualitätskontrolle mittels KI-gestützter Bildverarbeitung bietet dem Mittelstand erhebliche Vorteile. Durch die Implementierung eines objektiven und automatisierten Systems können Abweichungen von der Spezifikation bei Produkten effizienter erkannt und quantifiziert werden. Dies reduziert die Quote der beanstandeten Produkte und erhöht die Zuverlässigkeit der Qualitätskontrolle schon im Produktionsprozess.

Der erhöhte Grad an Objektivität, der durch die Verringerung von Störgrößen aus der Umwelt erreicht wird, führt zu einer transparenten Bewertung der Produkte. Durch die analytische Betrachtung optischer Oberflächenmerkmale wird ein faktenbasierter Umgang mit potenziellen Beanstandungen ermöglicht. Dies hat zur Folge, dass sich das Verhältnis zwischen Kunden und Lieferanten positiv entwickelt und die Kundenzufriedenheit steigt.

Darüber hinaus ermöglicht die Technologie eine effizientere Ressourcennutzung und kann dem Fachkräftemangel entgegenwirken, indem sie das Fachpersonal entlastet und ihm mehr Raum für komplexere Aufgaben schafft. Langfristig stärkt dies die Wettbewerbsfähigkeit von kleinen und mittleren Unternehmen in der Fertigungsindustrie.

Lesen Sie auf der nächsten Seite ein Interview mit Meik Philipsen, dem kaufmännischen Geschäftsführer der Bremskerl-Reibbelagwerke Emmerling GmbH & Co. KG.

Bild 3
a) Ausgabe des KI-Modells, Einschluss auf Reibwerkstoffhalbzeug
b) Vergrößerte Ansicht der Fehlstelle zur Nachkontrolle



Autoren

Dr.-Ing. Michael Rehe

Bereichsleiter am IFW – Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen und Teil der Geschäftsführung im Mittelstand-Digital Zentrum Hannover

Paul Krombach

Wissenschaftlicher Mitarbeiterin am IFW und Experte für KI im Mittelstand-Digital Zentrum Hannover

Unser Ziel sind keine kurzfristigen Effekte, sondern nachhaltige Verbesserungen

Meik Philipsen ist seit 2022 kaufmännischer Geschäftsführer der Bremskerl-Reibbelagwerke Emmerling GmbH & Co. KG und verantwortet unter anderem das Qualitätsmanagement. Bremskerl mit Sitz in Estorf entwickelt und fertigt seit über 90 Jahren spezialisierte Reibmaterialien für eine Vielzahl an Industrieanwendungen.

Herr Philipsen, im Rahmen Ihres gemeinsamen Projekts mit dem Mittelstand-Digital Zentrum Hannover wurde untersucht, wie Künstliche Intelligenz die Qualitätskontrolle bei Bremsbelägen unterstützen kann. Wie kam es zu der Entscheidung, dieses Thema anzugehen?

Die Qualitätskontrolle spielt in unserem Unternehmen eine zentrale Rolle. Unsere Brems- und Reibbeläge müssen höchsten Sicherheitsanforderungen genügen – insbesondere in Anwendungen wie der Antriebstechnik, dem Maschinen- und Anlagenbau oder der Robotik. Wir haben erkannt, dass sich durch KI-gestützte Bildverarbeitung in diesem Bereich neue Möglichkeiten ergeben. Die Idee entstand aus unserem strategischen Ziel heraus, die Prozesse kontinuierlich zu verbessern – technologisch wie organisatorisch. Das Projekt war eine hervorragende Gelegenheit, dieses Zukunftsthema strukturiert anzugehen.

Wie bewerten Sie die Ergebnisse der durchgeführten Machbarkeitsstudie?

Die Ergebnisse waren durchweg positiv. Die Studie hat uns gezeigt, dass KI in der Lage ist, unsere Mitarbeitenden bei der visuellen Qualitätsprüfung objektiv, wiederholbar und effizient zu

Bild 1

Die Geschäftsführung:
Meik Philipsen links und
Stefan Purbs rechts



unterstützen. Insbesondere bei der Erkennung feiner Oberflächenfehler liegt ein großes Potenzial. Gleichzeitig wurde deutlich, dass KI-Systeme sinnvoll ergänzen, aber den geschulten Blick unserer Mitarbeitenden nicht ersetzen – insbesondere bei repetitiven oder sehr detailorientierten Aufgaben.

Welche Erkenntnisse nehmen Sie aus dem Projekt mit? Gibt es bereits konkrete Überlegungen, KI-basierte Lösungen zukünftig in Ihre Qualitätskontrolle zu integrieren?

Wir haben ein gutes Verständnis dafür gewonnen, wie sich ein KI-System in bestehende Abläufe integrieren lässt. Besonders wichtig war für uns die Erkenntnis, dass die Qualität der Daten – also z. B. die Bilder der Prüfteile – entscheidend für den Erfolg eines KI-Systems ist. Auf Basis der Studie diskutieren wir derzeit intern, in welchem Umfang wir eine Pilotanwendung entwickeln und testen können. Der Wille zur Umsetzung ist definitiv da.

Welche Herausforderungen sind Ihnen bei der Umsetzung des Projekts begegnet – fachlich, technisch oder organisatorisch?

Technologie allein reicht nicht aus – entscheidend ist, dass sie im Unternehmen ankommt und mitgetragen wird. Unser Ziel war es von Anfang an, nicht nur ein funktionierendes KI-Modell zu entwickeln, sondern ein System, das unsere Mitarbeitenden mitnimmt und sich sinnvoll in ihre Arbeit integrieren lässt. Fachlich ist es besonders anspruchsvoll, die Vielzahl unserer unterschiedlichen Produkte korrekt zu erfassen und zu kategorisieren. Dabei zeigt sich auch: Die Qualität der KI hängt maßgeblich vom Input ab – und der kommt von unseren erfahrenen Mitarbeitenden. Ihr Know-how ist nicht nur für die Entwicklung entscheidend, sondern bleibt auch in Zukunft zentral, wenn es darum geht, KI-Systeme richtig einzusetzen und weiterzuentwickeln.

Planen Sie weitere Schritte in Richtung KI-Einsatz in Ihrem Unternehmen oder ergeben sich daraus neue Digitalisierungsansätze?

Ja, definitiv. Das Projekt war für uns ein wichtiger Impulsgeber. Wir haben heute ein deutlich klareres Verständnis davon, wo Künstliche Intelligenz in einem mittelständischen Produktionsunternehmen wie Bremskerl sinnvoll und wirkungsvoll eingesetzt werden kann. Derzeit evaluieren wir erste konkrete Anwendungsfälle in internen Tests und prüfen, wie sich die Technologie systematisch und praxisnah in unsere Abläufe integrieren lässt. Unser Ziel sind keine kurzfristigen Effekte, sondern nachhaltige Verbesserungen entlang der gesamten Prozesskette. Neben der Qualitätskontrolle sehen wir auch Potenziale in der Prozessüberwachung, um unsere Produktqualität weiter zu steigern und unseren Kunden langfristig einen noch höheren Mehrwert zu bieten. Für uns ist klar: KI soll kein Selbstzweck sein – sie muss uns helfen, besser zu werden in dem, was wir ohnehin mit Leidenschaft tun.

Vielen Dank, Herr Philipsen, für das Gespräch und die interessanten Einblicke in den Einsatz von KI in der Qualitätskontrolle bei Bremskerl.



Schnell und präzise: Nutzung von KI zur **Auswertung** von **Messdaten**

Projekt-Abschlussbericht von Paulina Merkel und Paolo Pappe

Projektüberblick

Die DeltaTest GmbH prüft Rohre per Wirbelstrommessung zur Erkennung von Verschleißdefekten. Ziel des Projekts war eine KI-gestützte Analyse zur Detektion und Klassifikation von Materialfehlern. Dafür wurden Messdaten gesammelt und fehlerhafte Bereiche manuell markiert. Zwei KI-Modelle – ein Convolutional Neural Network (CNN) und MiniROCKET – wurden trainiert und getestet. Die CNNs erreichten eine Erkennungsrate von bis zu 97 %. MiniROCKET erkannte 96 % der Defekte, hatte jedoch Schwächen bei der Einordnung der Fehlertiefe (der Klassifikation des Fehlers). Die Modelle sollen künftig weiterentwickelt werden, um manuelle Prüfungen zu reduzieren.

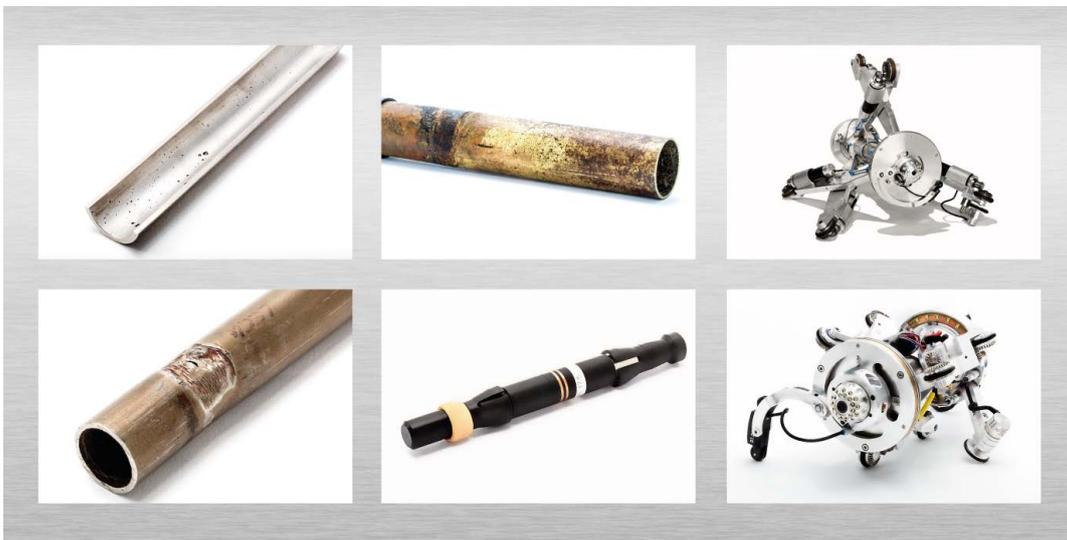


Bild 1

Werkzeuge und Komponenten der Rohrprüfung: Drei Rohre, eine Sonde und zwei Pipeline-Molche

Insbesondere in der Öl- und Gasindustrie, in der chemischen Verarbeitung oder in der Energieerzeugung ist die Überwachung und Sicherstellung der Fehlerfreiheit von Rohrleitungen von entscheidender Bedeutung. Unter den verschiedenen Methoden zur Qualitätsprüfung hat sich die Wirbelstrommessung als äußerst effektive Technik etabliert. Durch die Erfassung von Veränderungen elektrischer Wirbelströme, die durch das Vorhandensein von Defekten oder Un-

regelmäßigkeiten im Material erzeugt werden, ermöglicht diese Methode eine präzise und effektive Identifizierung potenzieller Fehler in Rohren. Die manuelle Analyse von Messdaten ist dagegen zeitaufwändig und fehleranfällig. Durch den Einsatz von automatisierten Auswertungsverfahren können sowohl die Effizienz bei der Überwachung gesteigert als auch die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Ergebnisse verbessert werden.

Unternehmen und Produkt

Die DeltaTest GmbH ist ein akkreditiertes Prüflabor mit über 30 Jahren Erfahrung in der Wirbelstromprüfung und qualifizierten Materialprüfung. Mit einem breiten Dienstleistungsspektrum, zum Beispiel IRIS, Videoskopie und EMUS/EMAT, bietet das Unternehmen weltweit zuverlässige Prüfungen mit kurzen Reaktionszeiten und hoher Qualität an. Ein Schwerpunkt ist die Rohrprüfung, die hilft, ungeplante Ausfälle zu vermeiden und die Sicherheit von Anlagen zu gewährleisten. Die Wirbelstromprüfung ist ein zerstörungsfreies Verfahren, bei dem eine Sonde durch das Rohr geführt wird. Mithilfe elektromagnetischer Felder erkennt sie Unregelmäßigkeiten wie Risse, Korrosion oder Materialfehler – für eine frühzeitige Problemidentifikation und gezielte Instandhaltung.

Herausforderung und Zielsetzung

Aktuell werden bei der Rohrprüfung Messdaten, die von einer Sonde über die Länge des Rohres gesammelt werden, von erfahrenem Fachpersonal unter Verwendung einer entwickelten Software ausgewertet. Durch die Analyse der Messsignale werden Materialfehler, Risse und andere Unregelmäßigkeiten erkannt. Dieser Prozess erfordert jedoch viel Zeit, Geduld und Konzentration: Die Expertinnen und Experten müssen die Signale in der Regel über mehrere Stunden hinweg sorgfältig untersuchen. Dies kann zur Ermüdung und somit zu Fehlern bei der Erkennung der Defekte führen.

Die Herausforderung besteht darin, den Prozess der Fehlererkennung und Klassifikation effizienter und weniger fehleranfällig zu gestalten. Eine KI-gestützte Analyse der Messdaten bietet eine vielversprechende Lösung. Mit einem intelligenten System können Materialfehler automatisch erkannt und klassifiziert, zeitintensive manuelle Auswertungen reduziert und gleichzeitig die Qualität und Zuverlässigkeit der Ergebnisse verbessert werden.

Ziel dieses Projekts ist daher die Entwicklung eines KI-Modells, das die automatisierte Auswertung der Messdaten und die Klassifizierung der Fehler übernimmt. Die Ergebnisse der KI sollen dann von Expertinnen und Experten überprüft und bestätigt werden, wodurch Fehleranfälligkeit und Zeitaufwand reduziert sowie die Qualität und Effizienz der Prüfprozesse verbessert werden. Die prototypische Umsetzung soll eine breitere Anwendung von KI in der Wirbelstrommessung ermöglichen.

Lösungsweg

Der Lösungsweg orientierte sich am branchenübergreifenden Standard für Data-Mining-Projekte namens CRISP-DM und unterteilt sich im Wesentlichen in die Schritte Datenvorverarbeitung und -bereinigung, KI-Modellierung und Evaluation. DeltaTest ist bereits seit vielen Jahren im Bereich der Wirbelstrommessungen an Rohren tätig und verfügt daher über große Datenmengen. Eine beispielhafte Messung eines Rohres ist in Bild 2 dargestellt.

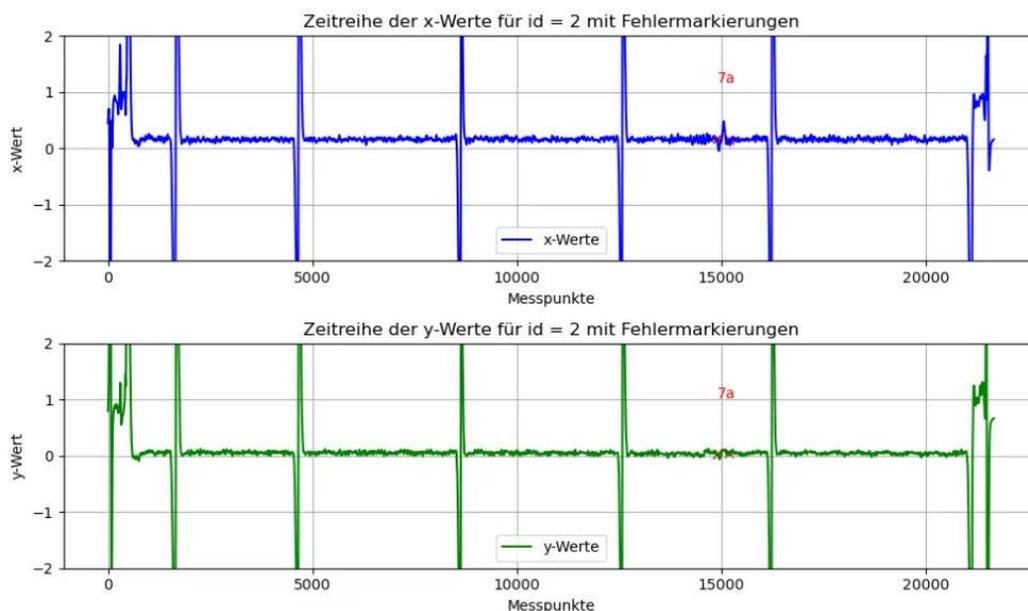


Bild 2
Beispiel für die Datenreihe von einer Messung

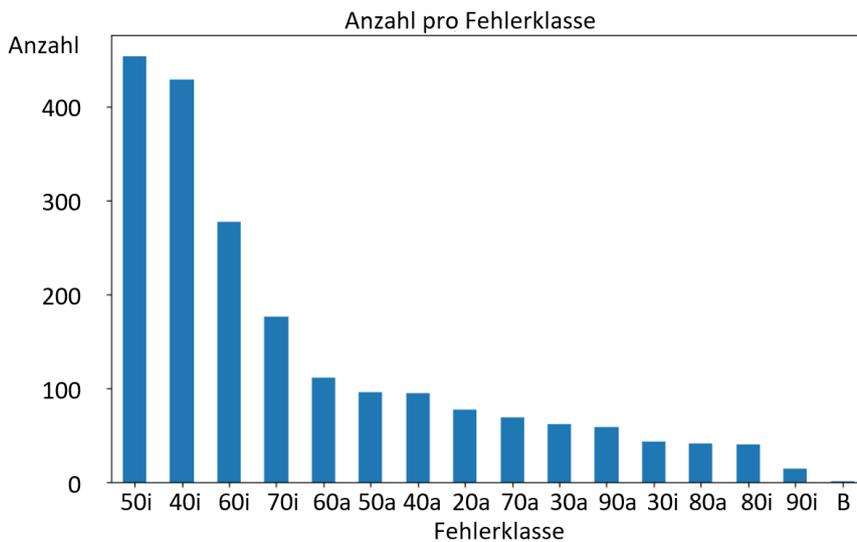


Bild 3
Übersicht der Anzahl der unterschiedlichen Fehlerklassen im Datensatz

Bei der Messung werden Informationen zum Rohrtypen, dem Signalverlauf der Wirbelströme (jeweils eine x- und y-Komponente) und den durch den Materialprüfer zugeordneten Materialfehlern an den entsprechenden Stellen gesammelt. Durch die bereits vorhandene Markierung der Materialfehler handelt es sich somit um gelabelte Daten. In Bild 2 ist ein Rohrdefekt markiert worden, der mit „7a“ gelabelt ist. Das bedeutet, dass es sich um einen Fehler an der Außenseite des Rohrs (=a) mit einer Tiefe von 70 % (=7) der Materialstärke handelt. Es gibt außerdem Innenfehler (=i), die durch Korrosion im Rohr entstehen können und Beulen (=B).

Für die Untersuchungen im Rahmen des Projektes wurden sieben ähnliche Rohrtypen ausgewählt und ein Datensatz aus 2000 Messungen zusammengestellt. Diese Daten wurden vorverarbeitet, indem statistische Analysen durchgeführt und die Daten gesichtet wurden. Dabei wurden auch mögliche Fehler oder Störungen in den Daten bereinigt, um die Qualität der Daten für die Modellierung zu verbessern. Es stellte sich heraus, dass der übergebene Datensatz viele Messungen enthielt, bei denen nicht alle Fehler in den Rohren markiert worden waren. Dies ist dem Umstand geschuldet, dass aufgrund des zeitlichen Aufwands vor allem die großen Defekte im Rohr markiert werden. Es war daher notwendig, alle Datensätze erneut zu sichten und alle Fehlerstellen zu labeln. Hier war das Expertenwissen der Materialprüfer*innen notwendig. In Bild 3 ist eine Übersicht der Anzahl unterschiedlicher Label zu sehen. In den Daten lagen deutlich mehr Innenfehler als Außenfehler vor. Außerdem sind Fehler mit hohen Prozentzahlen seltener, da Rohre regelmäßig untersucht und bei einer Fehlertiefe ab 60 % meistens aussortiert werden.

Für die Lösung des Problems wurden zwei Ansätze der KI-Modellierung kombiniert. Die Wirbelstrommessungen werden als Zeitreihen betrachtet und in die Algorithmen eingespeist, um Anomalien oder Ausreißer in den Daten zu identifizieren, die auf potenzielle Defekte hinweisen könnten. Es wurden der MiniROCKET-Algorithmus und ein Bildverarbeitungsalgorithmus ge-

nutzt. Anschließend werden für den anomalen Bereich die x- und y-Werte übereinander dargestellt, sodass sich eine Schlaufe wie in Bild 4 bildet. Die Neigung der Schlaufe im Raum gibt die Fehlertiefe (in Prozent an) und ob der Fehler an der Außen- oder an der Innenseite liegt. Diese Schlaufe wird dann mit einem Bildverarbeitungsalgorithmus klassifiziert, um die Fehlerklasse zu ermitteln. Bei der Bildverarbeitung werden die Wirbelstrommessungen in ein Bild umgewandelt, um sie von einem KI-Modell analysieren zu lassen. So lässt sich die Fehlerklasse eindeutig klassifizieren. Das Modell wurde auf Basis von Convolutional Neural Networks (CNNs) trainiert, anhand welcher die Rohrdefekte klassifiziert werden konnten.

Die entwickelten KI-Modelle wurden anhand eines Testdatensatzes evaluiert, der separate Wirbelstrommessungen enthält. Dabei wurde überprüft, wie viele tatsächliche Defekte von den Modellen korrekt erkannt und wie viele Fehler vom Modell nicht erkannt wurden. Zusätzlich gefundene Defekte wurden nicht als negativ gewertet, da hier auch Fehler beim Labeling vorliegen könnten. Das Modell erkannte 97 % aller Anomalien in den Zeitreihen und sogar 99 %, wenn nur Fehler mit einer Tiefe von über 30 % berücksichtigt werden. Während CNNs mehr Fehler erkennen konnten, liegt die Rechenzeit pro Messung vergleichsweise hoch bei circa 30 Sekunden.

In Bild 5 ist ein Ausschnitt der Softwareoberfläche dargestellt, die im Rahmen des Projektes zur Visualisierung der KI-Algorithmen genutzt wurde. Im oberen Bereich der Grafik ist die Messreihe mit den gelabelten Defekten dargestellt. Unten in blau ist visualisiert, was die KI-Algorithmen detektieren. Sichtbar ist, dass alle Fehler detektiert wurden. Außerdem ist erkennbar, dass zusätzliche Fehler von der KI erkannt wurden, die im Datensatz nicht gelabelt waren. Es kommt außerdem zwischen Labeling und KI-Auswertung zu Abweichungen von bis zu 10 % bei der Erkennung der Fehlertiefen. Dies entspricht dem ungefähren Spielraum, den Prüfer*innen beim Labeling haben, da eine Unterscheidung in 10er-Schritten aufgrund der Fehlerklassifizierungskomplexität nicht immer eindeutig möglich ist.

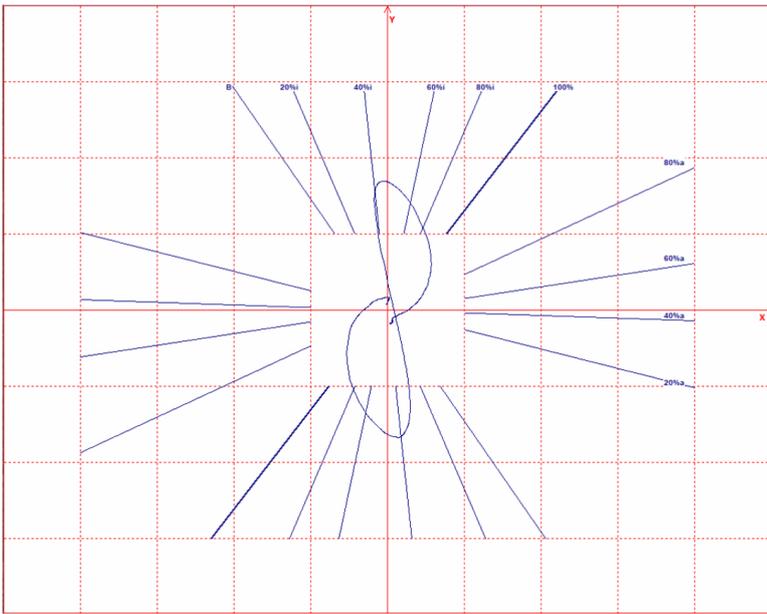


Bild 4
Beispielhafter x-y-Graph für einen Defekt der Klasse 60i

Autoren

Paulina Merkel
Wissenschaftliche Mitarbeiterin am IPH – Institut für Integrierte Produktion Hannover gGmbH und KI-Koordinatorin im Mittelstand-Digital Zentrum Hannover

Paolo Pappe
Wissenschaftlicher Mitarbeiter am IPH – Institut für Integrierte Produktion Hannover gGmbH und Projektgenieur im Mittelstand-Digital Zentrum Hannover

Nutzen für den Mittelstand

Die Nutzung von Wirbelstrommessungen bietet mittelständischen Unternehmen eine kosteneffiziente Möglichkeit, die Qualität ihrer Rohrprodukte zu überwachen und Defekte frühzeitig zu erkennen. Durch die frühzeitige Identifizierung von Fehlern können teure Ausfallzeiten und Reparaturkosten vermieden werden, was zu einer verbesserten Betriebskontinuität und Kosteneinsparungen führt. Die Automatisierung der Auswertungsprozesse ermöglicht es mittelständischen Unternehmen, ihre Prüfkapazitäten zu optimieren und ihre Wettbewerbsfähigkeit zu steigern, indem sie schnellere und genauere Ergebnisse erzielen.

Darüber hinaus können weitere mittelständische Unternehmen KI in ähnlichen Feldern einsetzen, z. B. in der Bildverarbeitung zur visuellen Inspektion ihrer Produkte oder für die Analyse von Sensordaten zur Vorhersage von Wartungsbedarf und Produktionsausfällen. Die Integration von KI-Algorithmen ermöglicht es, Muster und Anomalien in großen Datensätzen automatisch zu erkennen und Prozesse zu optimieren. Standardisierte Auswertungsverfahren, die durch KI unterstützt werden, erleichtern die Einhaltung von Industriestandards und -normen.

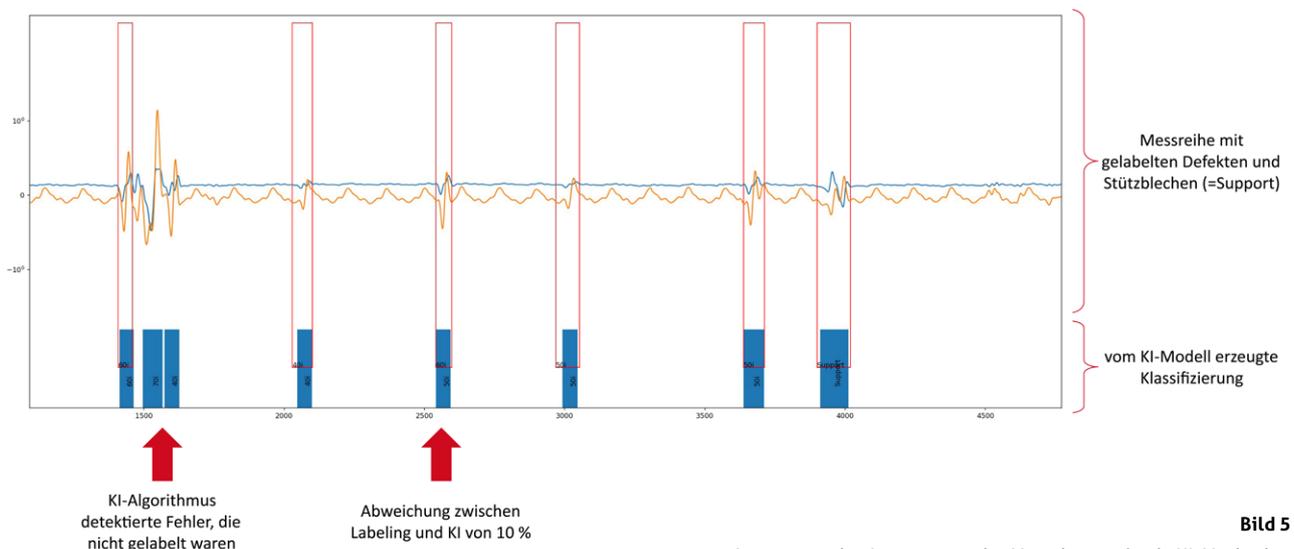


Bild 5
Auszug aus der Auswertung der Messdaten mittels KI-Methoden

Härtung in der industriellen IT: Schutzmaßnahme gegen Cyberangriffe

Produktionsanlagen sind heute vernetzt – und damit angreifbar. Wer nicht will, dass überflüssige Dienste oder offene Schnittstellen zum Einfallstor werden, muss handeln. Härtung ist kein Hexenwerk, sondern ein pragmatischer Schritt, um Systeme robuster gegen Angriffe zu machen.

Viele Unternehmen wurden in der Vergangenheit Opfer von Cyberangriffen, mit zum Teil großen negativen Auswirkungen. Das Angriffsziel war dabei häufig die Informationstechnik (IT). Neben der Informationstechnik wird aber auch immer häufiger die Automatisierungstechnik, engl. Operational Technology (OT), Ziel von Cyberangriffen. Ursache hierfür ist eine stetig voranschreitende Vernetzung der OT mit der IT.

Während in der Vergangenheit keine oder wenige Schnittstellen zwischen Automatisierungstechnik und Informationstechnik vorhanden waren, sondern eine physische Trennung vorherrschte, ist die aktuelle Entwicklung darauf ausgerichtet, dass OT-Komponenten der IT Daten zur Verfügung stellen und entgegennehmen sowie für Wartungszwecke eine Verbindung zum Hersteller benötigen. Diese Entwicklung hat neben zahlreichen positiven Effekten aber auch zur Folge, dass OT-Komponenten Ziel von Cyberangriffen werden können. Um Komponenten einen gewissen Schutz vor diesen zu ermöglichen, bietet sich als eine von vielen Schutzmaßnahmen die Umsetzung von Härtungsmaßnahmen an. Die Beschreibung des Vorgehens bei einer Härtung wurde in Form eines Digitalisierungsprojektes näher betrachtet.*

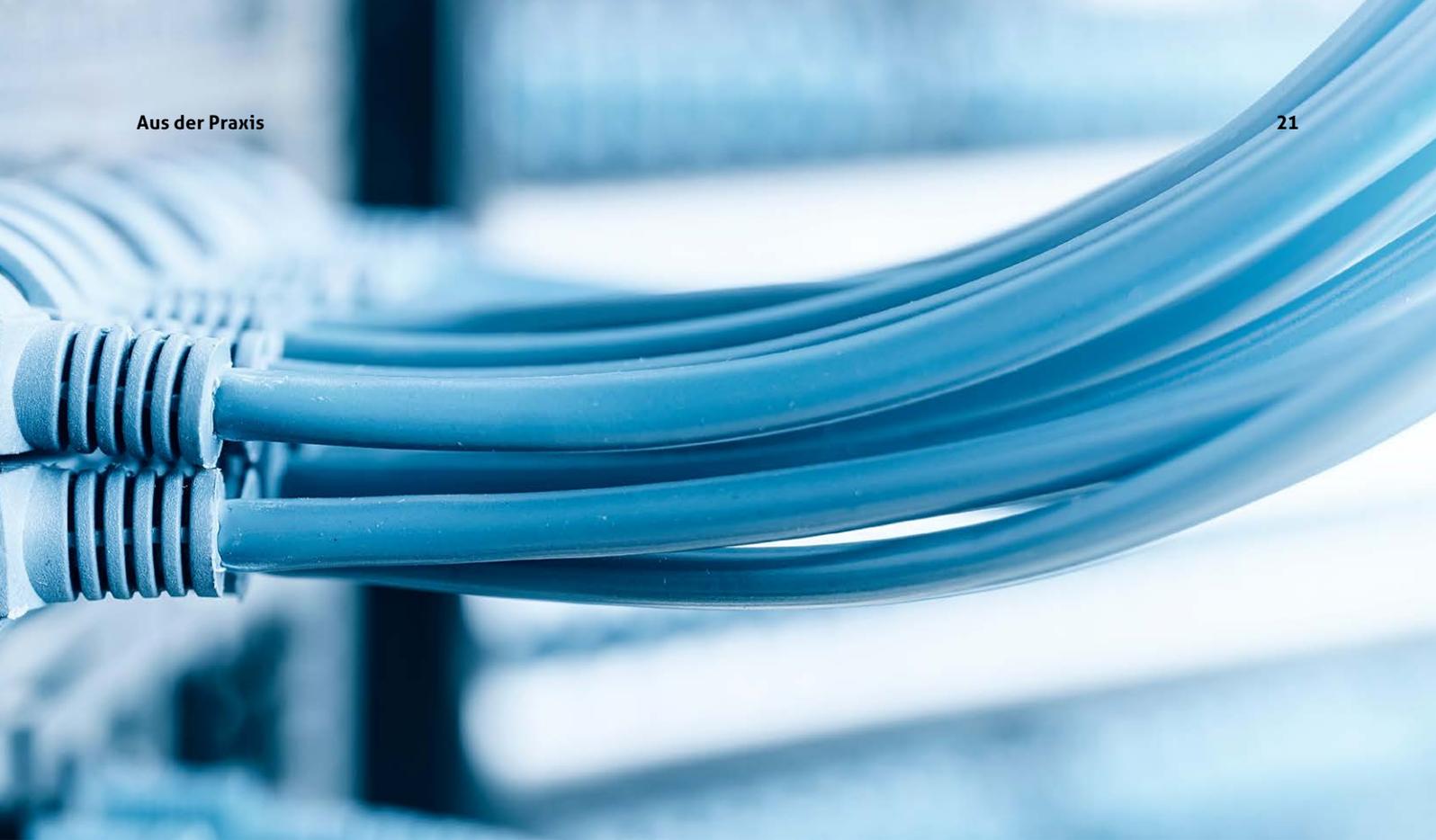
* Die IT-Sicherheit ist ein überaus sensibles Thema. Um keine Rückschlüsse auf das bei diesem Digitalisierungsprojekt vom Mittelstand-Digital Zentrum Hannover begleitete mittelständische Unternehmen zu ermöglichen, wird es in diesem Bericht namentlich nicht genannt.

Das Unternehmen beschäftigt sich mit komplexen Sicherheitslösungen, die auf die spezifischen Bedürfnisse unterschiedlicher Branchen und Betriebe zugeschnitten sind. Das Angebotsspektrum erstreckt sich über den gesamten Lebenszyklus von Automatisierungs- und Produktionsdatensystemen – von der Beratung bei der Betreiberanforderung bis hin zu Wartung und Betrieb.

Definition Härtung

Der Begriff „Härtung“ beschreibt im Rahmen der IT-Sicherheit einen Prozess, bei dem die mögliche Angriffsfläche eines Geräts auf ein Minimum reduziert wird. Im Kontext der Automatisierungstechnik handelt es sich bei den betrachteten Geräten beispielsweise um Industrie-PCs (IPC), speicherprogrammierbare Steuerungen (SPS), Server oder Switches. Häufig sind auf Geräten im Auslieferungszustand alle vorhandenen Softwarefunktionen und Services aktiviert. Weiterhin sind alle vorhandenen Schnittstellen aktiviert, sodass eine Inbetriebnahme schnell und aufwandsarm umsetzbar ist.

In Bezug auf die OT-Security hat dieses Vorgehen allerdings einen entscheidenden Nachteil, da jede aktive Software, jeder Service und jede Schnittstelle eine mögliche Schwachstelle bedeuten kann, die Angreifende ausnutzen können. Mithilfe von Härtung werden nun alle nicht benötigten Software-Komponenten, Services, und Schnittstellen deaktiviert und benötigte Schnittstellen möglichst sicher konfiguriert. Dies hat zur Folge, dass ausschließlich Dienste aktiv sind, die für den Betrieb des jeweiligen Gerätes benötigt werden und somit eine Reduzierung der möglichen Angriffsvektoren auf die not-



wendigen Dienste erfolgt. Weiterhin werden die genutzten Schnittstellen möglichst sicher konfiguriert, damit diese trotz ihrer Verwendung möglichst sicher vor Angriffen sind. Härtung beschreibt somit eine präventive Schutzmaßnahme.

In der Literatur wird der Begriff Härtung zum Teil weiter gefasst, indem er ebenfalls die Aktivierung von implementierten Sicherheitsfunktionen umfasst. Um einen einfachen Einstieg in das Thema für das Unternehmen zu ermöglichen, wurde diese Maßnahme in diesem Projekt zurückgestellt und es wurden im ersten Schritt mögliche Angriffsflächen reduziert, indem die für den Betrieb nicht notwendigen Dienste deaktiviert wurden.

Vorbereitung der Härtung

In der Regel betreiben Unternehmen des produzierenden Gewerbes mehr als eine Anlage der Automatisierungstechnik, sodass zunächst folgende Vorbereitungen durchzuführen sind, bevor mit der Härtung begonnen werden kann:

1. Zunächst ist zu bestimmen mit welcher Anlage, bzw. bei großen Anlagen mit welchem Anlagenteil begonnen wird, auch vor dem Hintergrund der erstmaligen Durchführung von Härtungsmaßnahmen, bei denen noch wichtige Erfahrungen gesammelt werden.
2. Es muss ermittelt werden, ob Inventarlisten der verwendeten Automatisierungskomponenten, Netzwerkpläne der ausgewählten Anlage sowie Log-Dateien vorhanden sind. Mithilfe der Log-Dateien werden die verwendeten Kommunikationsprotokolle ermittelt. Falls diese verschiedenen Daten nicht vorhanden sein sollten, müssen sie zunächst erfasst werden. Nur wenn bekannt ist, welche Komponenten und Kommunikationsprotokolle tatsächlich in der Anlage verwendet werden, kann eine sinnvolle Härtung erfolgen.
3. Die Systemgrenzen der betrachteten Anlage sowie zu weiteren Anlagen oder zur IT, zum Bereitstellen von Daten müssen ermittelt und analysiert werden. Welche Kommunikationsverbindungen und Datenflüsse sind zwischen zwei verschiedenen Anlagen vorhanden? Sind alle ermittelten Kommunikationsverbindungen und Datenflüsse für den Betrieb notwendig, oder sind einige nur aktiv, ohne dass sie tatsächlich verwendet werden?

Bild 1

Switches und Netzkabel sind mehr als nur Infrastruktur: Ohne Härtung werden sie zur potenziellen Schwachstelle in der OT-Security.

Durchführung

Auf Basis der Vorbereitung wird nun ermittelt, welche Softwarekomponenten, Services, Schnittstellen, Kommunikationsverbindungen und Datenflüsse für den Anlagenbetrieb relevant und somit erforderlich sind und welche nicht benötigt werden und im Rahmen der Härtung deaktiviert werden können. Die relevanten Schnittstellen sollten gleichzeitig sicher konfiguriert werden. Im Allgemeinen ist es ratsam, bei der Durchführung eine Priorisierung vorzunehmen, um zuerst die Geräte zu härten, die Angreifer als erstes zu kompromittieren versuchen. Folgende Priorisierung bietet sich an:

1. Server
2. Industrie PCs (IPC)
3. Switches
4. Speicherprogrammierbare Steuerungen (SPS)
5. IO Devices

Konkrete Härtungsmaßnahmen für die jeweiligen Automatisierungskomponenten bieten Hersteller häufig direkt auf ihrer Website oder auf Anfrage an. Für Geräte, die ebenfalls in der IT verwendet werden und die mit Standard-Betriebssystemen arbeiten, beispielsweise Server oder Computer, werden Härtungsmaßnahmen im Internet bereitgestellt. Das Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI) stellt beispielsweise Konfigurationsempfehlungen zur Härtung von Windows 10 mit Bordmitteln [1] zur Verfügung, die auch auf Windows 11 übertragbar sind.

Im Bereich OT stellt das BSI unter dem Titel „IND.1: Prozessleit- und Automatisierungstechnik“ [2] umfassende Informationen bereit. Das National Institute of Standards and Technology (NIST), das amerikanische Pendant zum BSI, bietet unter dem Titel „Guide to Operational Technology (OT) Security“ [4] ebenfalls umfangreiche Inhalte zur OT-Security und zur Härtung technischer Systeme. Auch die NAMUR (Interessengemeinschaft Automatisierungstechnik der Prozessindustrie e. V.) stellt kostenfrei Informationen zur Härtung von Automatisierungskomponenten zur Verfügung [3].



- [1] Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI): Konfigurationsempfehlungen zur Härtung von Windows 10 mit Bordmitteln. URL: https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/Cyber-Sicherheit/SiSyPHus/Konfigurationsempfehlungen_zur_Haertung_von_Windows_10.pdf?__blob=publicationFile&v=3
- [2] Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI): IND.1: Prozessleit- und Automatisierungstechnik. URL: https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/Grundschutz/Kompodium_Einzel_PDFs_2021/08_IND_Industrielle_IT/IND_1_Prozessleit_und_Automatisierungstechnik_Edition_2021.pdf?__blob=publicationFile&v=3
- [3] NAMUR AK 4.18 Automation Security: Härtung von Computersystemen. URL: https://www.namur.net/fileadmin/media/www/Dokumente/AK-PRAXIS_4.18_Haertung_2017-09-11.pdf
- [4] National Institute of Standards and Technology (NIST), SP 800-82 Rev. 3: Guide to Operational Technology (OT) Security, 2023. URL: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/SpecialPublications/NIST.SP.800-82r3.pdf>

Autoren

Jan-Niklas Puls

Wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Fakultät 1 Elektro- und Informationstechnik der Hochschule Hannover und Experte für IT-Sicherheit im Mittelstand-Digital Zentrum Hannover

Prof. Dr.-Ing. Karl-Heinz Niemann

Professor im Fachbereich Prozessinformatik und Automatisierungstechnik (PIA) der Fakultät 1 Elektro- und Informationstechnik der Hochschule Hannover



KI mit Verantwortung: Was der EU AI Act für Unternehmen bedeutet

Mit dem EU AI Act schafft die Europäische Union erstmals einen einheitlichen Rechtsrahmen für Künstliche Intelligenz (KI). Für Unternehmen bietet sich dadurch die Chance, mit einer vertrauenswürdigen KI neue Märkte zu erschließen und Innovationspotenziale sicher zu nutzen. Zugleich verpflichtet der AI Act sie aber zu Transparenz, Risikomanagement und der Einhaltung ethischer sowie technischer Standards.

Der EU AI Act verfolgt einen risikobasierten Ansatz und teilt KI-Systeme in vier Risikoklassen ein: von minimalem bis hin zu unverträglichem Risiko. Maßgeblich ist dabei das potenzielle Risiko für Grundrechte, Gesundheit oder Sicherheit: Je höher dieses ausfällt, desto strenger die regulatorischen Anforderungen. Ziel ist es, einerseits Innovation zu fördern und andererseits Risiken wie Diskriminierung, mangelnde Transparenz oder Sicherheitslücken zu minimieren. Die vier Risikoklassen umfassen: minimales Risiko (z. B. KI-gestützte Spamfilter), begrenztes Risiko (z. B. kennzeichnungspflichtige Chatbots), hohes Risiko (z. B. der Einsatz von KI im Personalwesen) und unverträgliches Risiko, bei dem der Einsatz grundsätzlich verboten ist (z. B. Social Scoring oder manipulative KI-Systeme).

Unternehmen sollten daher jetzt prüfen, inwieweit ihre KI-Anwendungen betroffen sind.

Die folgenden Schritte können dabei helfen:

- 1. KI-Risiken erkennen:** Welche Systeme werden genutzt, wer ist betroffen?
Eigene KI-Anwendung in eine Risikoklasse klassifizieren.
- 2. Kompetenzen aufbauen:** Mitarbeitende zu Technik, Recht und Ethik weiterbilden (s. Art. 4 AIA).
- 3. Prozesse etablieren:** Entscheidungen dokumentieren, menschliche Kontrolle sichern.
- 4. Lieferketten prüfen:** Externe KI auf Konformität mit dem AI Act kontrollieren.

Der AI Act ist kein Innovationshemmnis – im Gegenteil: Er schafft einen Anlass zur Etablierung eines vertrauenswürdigen Umfelds für den produktiven und ethisch vertretbaren Einsatz von KI. Unternehmen, die frühzeitig handeln, sichern sich damit nicht nur regulatorische Sicherheit, sondern auch einen Wettbewerbsvorteil.

Mit dem **Social-Media-Navigator** zur effizienten Plattformauswahl

Projekt-Abschlussbericht von Levke Walten



Bild 1

Welcher Social-Media-Kanal ist für mein Unternehmen geeignet?

Projektüberblick

Für Unternehmen ist es unerlässlich, in den sozialen Medien präsent zu sein. Es ermöglicht ihnen, direkt mit ihrer Zielgruppe zu interagieren, ihren Bekanntheitsgrad zu steigern und ihre Produkte oder Dienstleistungen gezielt zu bewerben. Die Auswahl geeigneter Social-Media-Kanäle stellt Unternehmen jedoch häufig vor eine Herausforderung: Sie müssen diejenigen auswählen, die unter anderem ihre Zielgruppe am besten erreichen und ihre Ziele unterstützen.

Vor diesem Hintergrund war es Ziel des Projektes, ein leicht zugängliches Tool zu entwickeln, das Unternehmen bei der Auswahl geeigneter Social-Media-Plattformen unterstützt. Dazu wurden zunächst Befragungen von Unternehmen und eine umfangreiche Recherche durchgeführt, um relevante Faktoren für die Auswahl zu identifizieren. Diese wurden anschließend in einen Fragebogen überführt, an dessen Ende die teilnehmenden Unternehmen ein individuelles Ranking geeigneter Social-Media-Plattformen erhalten.

Die Nutzung sozialer Medien ist in Deutschland weit verbreitet und spielt sowohl im Alltag der Menschen als auch in der Geschäftswelt eine wichtige Rolle. Nach aktuellen Zahlen des Global Digital Report 2025 [1] waren im Februar 2025 insgesamt 77,6 Prozent der Internetnutzerinnen und -nutzer in Deutschland (unabhängig vom Alter) auf mindestens einer Social-Media-Plattform aktiv ([We Are Social, 2025](#)). Die durchschnittliche Gesamtnutzungszeit lag bei einer Stunde und 41 Minuten pro Tag. Die meistgenutzten Social-Media-Plattformen in Deutschland sind Instagram, Facebook, Tiktok und Pinterest. Die Nutzung und Beliebtheit der einzelnen Plattformen variieren jedoch je nach Altersgruppe, Interessen und Bedürfnissen. Die jüngeren Generationen (unter 30) sind besonders aktiv und verbringen viel Zeit auf Plattformen wie Instagram, TikTok und Snapchat. Ältere Generationen (über 50) nutzen eher Facebook und zunehmend auch LinkedIn.

Während die Hauptgründe für die Nutzung von Social Media in Deutschland häufig im persönlichen Bereich liegen, wie der Kontakt zu Freunden und Familie oder das Lesen von Nachrichten, spielen auch konsumbezogene Interessen eine wichtige Rolle. An fünfter und sechster Stelle der Nutzungsmotive stehen bei den befragten Personen die „Suche nach Inspiration für Dinge, die man tun und kaufen könnte“ und die „Suche nach Produkten, die man kaufen könnte“. Darüber hinaus sind die sozialen Medien neben Suchmaschinen und TV-Anzeigen ein wichtiger Kanal, um von potenziellen Kundinnen und Kunden entdeckt zu werden. Unternehmen können also in den sozialen Medien auf sich aufmerksam machen und eine kaufwillige Zielgruppe erreichen.

Herausforderung und Zielsetzung

Dieses Potenzial sozialer Netzwerke als Marketingplattformen haben Unternehmen längst erkannt. Die Nutzung der einzelnen Kanäle variiert jedoch stark. Laut Statista [2] nutzten im Jahr 2024 86 Prozent der weltweit befragten Unternehmen Facebook, gefolgt von Instagram mit 79 Prozent und LinkedIn mit 65 Prozent ([Social Media Examiner, 2024](#)). Und auch die Möglichkeiten für Unternehmen, ihre Präsenz zu stärken und mit Kund*innen zu interagieren, unterscheiden sich je nach Plattform. Instagram eignet sich besonders für visuelle Inhalte wie Fotos und Videos. Facebook bietet eine breite Nutzerbasis und ermöglicht es Unternehmen, Werbung zu schalten und ihre Reichweite zu erhöhen. YouTube ist eine wichtige Plattform für Videocontent. Neben den rein technischen Voraussetzungen sollte die Wahl der Plattform jedoch auch im Hinblick auf die Zielgruppe gut überlegt sein, um diese effektiv zu erreichen und den größtmöglichen Nutzen zu erzielen.

Für kleine und mittlere Unternehmen (KMU) besteht jedoch genau hier die Herausforderung. Aufgrund begrenzter Ressourcen, sowohl finanzieller als auch personeller Art, müssen KMU ihre Social-Media-Strategien besonders sorgfältig planen. Es ist wichtig, dass sie ihre Zielgruppe genau kennen und die Plattformen auswählen, die am besten zu ihrem Geschäftsmodell passen. Die Vielzahl der verfügbaren Plattformen und die unterschiedlichen Nutzungsgewohnheiten der Zielgruppen machen die Auswahl der geeigneten Social-Media-Kanäle jedoch zu einer Herausforderung. Unternehmen müssen sorgfältig abwägen, welche Plattformen ihre spezifischen Ziele und Zielgruppen am besten erreichen. Ziel des Projekts war es daher, ein Tool zu entwickeln, das Unternehmen bei der Auswahl geeigneter Social-Media-Plattformen unterstützt.

Lösungsweg

In Anlehnung an den Wahl-O-Maten der Bundeszentrale für politische Bildung war das Ziel des Projektes, dass der Social-Media-Navigator verschiedene Aspekte sozialer Netzwerke abfragt und auf Basis der Antworten der Nutzerinnen und Nutzer eine Empfehlung für eine Social-Media-Plattform ausspricht. Für die Entwicklung des Social-Media-Navigators wurde daher zunächst eine allgemeine Recherche zur Social-Media-Nutzung in Deutschland durchgeführt, um sowohl relevante Plattformen als auch relevante Kriterien bei der Auswahl von Social-Media-Plattformen zu identifizieren. Auf Basis der ersten Erkenntnisse wurde ein Interviewleitfaden entwickelt, mit dem verschiedene KMU befragt wurden. Durch die Einbindung von KMU sollte sichergestellt werden, dass alle relevanten Aspekte der Auswahl von Social-Media-Plattformen bei der Entwicklung des Navigators berücksichtigt werden, insbesondere auch solche, die von KMU als wichtig erachtet werden. Durch die Auswertung der Interviews und die vorangegangene Recherche wurden verschiedene Kriterien herausgearbeitet, die bei der weiteren Entwicklung berücksichtigt wurden.

In Bezug auf die Zielgruppe wurde beispielsweise die Altersgruppe mit einbezogen, aber auch die Unterscheidung zwischen Endverbraucherinnen und -verbraucher (B2C) und anderen Unternehmen (B2B). Darüber hinaus wurden plattformbezogene Aspekte berücksichtigt, wie die Art der Formate, die die Unternehmen hauptsächlich über ihre Social-Media-Kanäle verbreiten wollen, oder die Häufigkeit der Veröffentlichung von Inhalten. Um die-

se Kriterien hinsichtlich ihrer Ausprägung bewerten zu können, wurde zunächst eine Auswahl der zu betrachtenden Social-Media-Plattformen getroffen. Auf Basis aktueller Daten wurden die in Deutschland am häufigsten genutzten Plattformen ausgewählt: Facebook, Instagram, Tiktok, YouTube, Pinterest, X, LinkedIn und Xing. Anschließend erfolgte eine vertiefende Recherche zu den ausgewählten Kriterien in Bezug auf die ausgewählten Social-Media-Plattformen.

Neben der inhaltlichen Ausgestaltung des Social-Media-Navigators war auch zu prüfen, wie der Navigator technisch umgesetzt werden kann. Nach sorgfältiger Abwägung fiel die Entscheidung zugunsten der klassischen Programmierung. Diese Wahl bot die beste Möglichkeit, ein robustes und vielseitiges Tool zu entwickeln, das auf Basis der Antworten der Unternehmen spezifische Berechnungen durchführt und maßgeschneiderte Empfehlungen für die Unternehmen erstellt.

Basierend auf den Erkenntnissen der Recherche und dem Wissen um die technische Umsetzung des Navigators wurde schließlich ein interaktiver Fragebogen entwickelt, der die identifizierten Auswahlkriterien abfragt. Je nach Auswahlkriterium und Antwort erhalten die Social-Media-Plattformen unterschiedlich viele Punkte. Nach Beantwortung aller Fragen werden die Punktzahlen der Plattformen berechnet und die Nutzerinnen und Nutzer des Navigators erhalten als Ergebnis ein individuelles Ranking der Social-Media-Plattformen entsprechend ihrer Präferenzen.

Bild 2 Screenshot der Landingpage

The screenshot shows the landing page for 'Der Social-Media-Navigator'. At the top right, there are links for 'Glossar', 'Wirtschaftsförderung', 'Downloads', 'Newsletter', and 'Suche'. The main navigation bar includes 'Aktuelles', 'Schwerpunkte', 'Veranstaltungen', 'Angebote', 'Praxisbeispiele', 'E-Learning', and 'Über uns'. The logo for 'Mittelstand-Digital Zentrum Hannover' is on the left. The main heading is 'Der Social-Media-Navigator'. Below it is a photograph of five hands holding up icons for YouTube, Instagram, Facebook, TikTok, and Snapchat. At the bottom center, there is a red button with the text 'Jetzt starten'.

**Bild 3**

Die Zielgruppe effektiv erreichen:
Der Social-Media-Navigator
gibt Unternehmen eine Starthilfe.

Nutzen für den Mittelstand

Die Vielzahl der verfügbaren Social-Media-Plattformen und die unterschiedlichen Nutzungsgewohnheiten der Zielgruppen machen die Auswahl geeigneter Social-Media-Kanäle für KMU zu einer Herausforderung. Der Social-Media-Navigator ermöglicht mittelständischen Unternehmen eine effiziente Auswahl geeigneter Social-Media-Plattformen und reduziert damit Zeit und Kosten für Recherche und Planung.

Durch die maßgeschneiderten Empfehlungen hilft der Navigator bei der zielgruppengerechten Ansprache, was die Wahrscheinlichkeit erhöht, dass Unternehmen in den sozialen Medien die gewünschten Ergebnisse erzielen.

Probieren Sie den Social-Media-Navigator selbst aus!

Sie finden ihn auf unserer Website unter:

<https://digitalzentrum-hannover.de/der-social-media-navigator/>



- [1] Global Digital Report 2025: <https://wearesocial.com/de/blog/2025/02/digital-2025/>, abgerufen am 14.04.2025
- [2] Social Media Examiner (Mai, 2024): Anteil der Unternehmen, die folgende Social-Media-Plattformen nutzen weltweit im Januar 2024. In Statista, abgerufen am 14.04.2025, <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/71251/umfrage/einsatz-vonsocial-media-durch-unternehmen/>

Autorin

Dr. Levke Walten

Wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut für Marketing und Management (M2) der Leibniz Universität Hannover und Expertin für Marketing und Organisationsentwicklung im Mittelstand-Digital Zentrum Hannover

Wissensmanagement: KI als Schlüssel zum effizienten Arbeiten

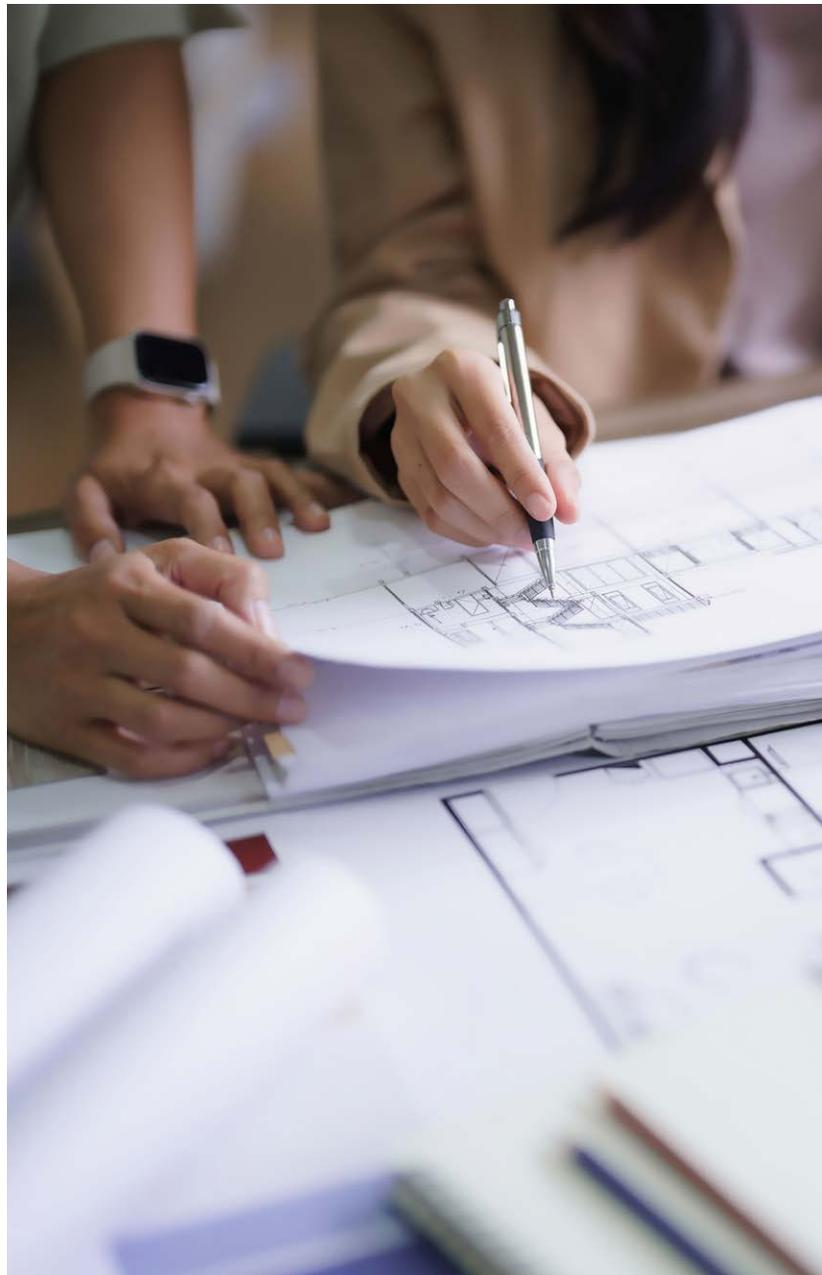
Projekt-Abschlussbericht von Paulina Merkel und Paolo Pappe

Die Digitalisierung verändert zunehmend auch die Bauwirtschaft – insbesondere im Bereich des Wissensmanagements. Ein zentrales Problem vieler Architekturbüros ist die aufwändige Erstellung von Ausschreibungstexten, die oft Hunderte von Seiten umfassen. Das Mittelstand-Digital Zentrum Hannover hat gemeinsam mit der Prusseit und Reiss Bauplanungsbüro GmbH untersucht, wie Künstliche Intelligenz (KI) diesen Prozess effizienter gestalten kann. Ziel des Projekts war die Entwicklung einer KI-gestützten Suchlösung, die es ermöglicht, bereits vorhandene, thematisch passende Textpassagen schnell und gezielt zu finden.

Projektüberblick

Das Mittelstand-Digital Zentrum Hannover entwickelte gemeinsam mit der Prusseit und Reiss Bauplanungsbüro GmbH einen KI-gestützten Prototypen zur Optimierung des Wissensmanagements. Bestehende Ausschreibungen können hochgeladen und mithilfe eines Information-Retrieval-Ansatzes durchsucht werden, um relevante Passagen zu ermitteln.

Die Lösung ermöglicht eine effiziente Dokumentensuche, die den manuellen Rechercheaufwand erheblich reduziert. So können beispielsweise bei der Suche nach einem Ausschreibungstext zu einer bestimmten Dachkonstruktion passende Passagen schnell identifiziert werden. Der Prototyp zeigt, wie KI-gestützte Informationssuche den Erstellungsprozess von Ausschreibungen beschleunigen kann, indem relevante Inhalte schneller gefunden werden. Dies spart Zeit und verbessert die Qualität der Ausschreibungsdokumente.



Unternehmen und Produkt

Die Prusseit und Reiss Bauplanungsbüro GmbH ist ein Bauplanungs- und Architekturbüro mit Sitz in Garbsen, das auf mehr als 66 Jahre erfolgreiche Tätigkeit im Gewerbe- und Industriebau zurückblicken kann. Das Leistungsspektrum des Büros umfasst die ganzheitliche Realisierung von Projekten – von der Grundstücksfindung über Vorentwürfe mit Betriebsablaufplanungen bis hin zur Baugenehmigung. Besonderer Wert wird auf bautechnisch und bauphysikalisch einwandfreie Baukonzeptionen gelegt, die sowohl kostenoptimiert als auch ästhetisch und termingerecht umgesetzt werden.

Bild 1

Herausforderung im Bauwesen:
Ausschreibungen manuell erstellen und durchsuchen



Herausforderung und Zielsetzung

Ein hoher Zeitaufwand entsteht für das Unternehmen bei der Erstellung von Generalunternehmer-Ausschreibungen. Es handelt sich dabei um sehr umfangreiche und komplexe Dokumente, die jeden Arbeitsschritt für den Bau oder die Sanierung des Gebäudes beinhalten. Die Bauunternehmen können sich auf die Arbeitsschritte bewerben. Um die notwendige Qualität dieser Ausschreibungen effizient zu erreichen, orientiert man sich an früheren Bauausschreibungen, in die bereits erheblicher Arbeitsaufwand geflossen ist. Für junge Architektinnen und Architekten entsteht hier die Herausforderung, dass sie nicht immer einen Überblick über frühere Ausschreibungen haben. Dadurch entsteht ein Wissensengpass, der durch Wissensmanagement behoben werden soll.

Eine einfache Suche nach Stichwörtern genügt hier nicht, da normale Suchsysteme keine Textauschnitte über mehrere Ausschreibungen hinweg finden und auch nicht die notwendigen Metadaten aus der Ausschreibung berücksichtigen, beispielsweise ob es sich um Industrie- oder Wohngebäude handelt und ob die Ausschreibung eine Sanierung oder einen Neubau behandelt. Daher sollte im Rahmen eines Projekts ein Wissensspeicher aufgebaut werden, der in den KI-basierten Information-Retrieval-Ansatz eingebunden wird. Information-Retrieval bezeichnet die Extraktion relevanter Informationen aus einer Datenbasis, sodass mithilfe eines Sprachmodells (Large Language Model, LLM) relevante Abschnitte schnell und präzise aufgerufen werden können.

Lösungsweg

Sprachmodelle können genutzt werden, um das Wissensmanagement zu unterstützen. Zwei Methoden spielen eine übergeordnete Rolle:

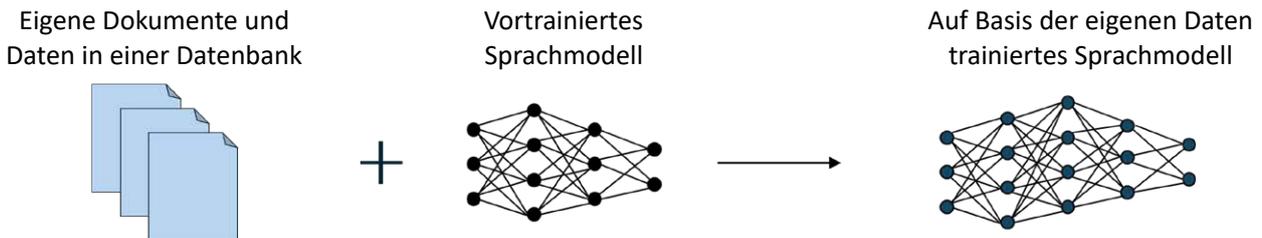


Bild 2
Schematische
Darstellung vom
Fine-Tuning eines
Modells

1. Das Training eines eigenen Sprachmodells anhand von Unternehmensdaten und
2. der Retrieval-Augmented-Generation (RAG)-Ansatz.

Beide Varianten können lokal auf eigenen Servern betrieben oder online genutzt werden. Ein eigenes Sprachmodell zu trainieren beinhaltet das Fine-Tuning eines bestehenden Modells wie zum Beispiel Llama oder BERT anhand der Unternehmensdaten (siehe Bild 1). Dadurch kann das modifizierte Sprachmodell Aufgaben entsprechend der Unternehmensvorgaben lösen. Nachteilig ist dabei, dass keine Echtzeitdaten abgerufen werden können und beim Hinzufügen neuer Daten ein erneuter Trainingsprozess notwendig ist. Anders ist dies beim RAG-Ansatz.

Der RAG-Ansatz wurde von Meta AI entwickelt und verbindet ein retrieval-basiertes (deutsch: Abfrage-basiertes) Modell mit einem generativen Sprachmodell. Das Schema der Funktionsweise ist in Bild 2 dargestellt. Zunächst sucht das System in einer vordefinierten Wissensdatenbank nach relevanten Dokumenten oder Textausschnitten zur jeweiligen Anfrage. Diese Informationen werden dann als Kontext an das Sprachmodell weitergegeben. Das Sprachmodell formuliert seine Antwort dann auf Basis der übergebenen Daten. Dadurch kann das Modell auch über sein ursprüngliches Training hinaus aktuelle oder domänenspezifische Informationen nutzen, ohne neu trainiert werden zu müssen. Dies verbessert nicht nur die Qualität der Antworten, sondern stellt auch sicher, dass die bereitgestellten Inhalte auf verlässlichen Daten basieren. Die extrahierten Daten aus der Wissensdatenbank können abgerufen werden, um die Basis für die Aussage des Sprachmodells zu überprüfen und die Genauigkeit der Anfrage sicherzustellen.

Für das Unternehmen wurde ein browserbasiertes Suchtool entwickelt, das Nutzerinnen und Nutzer dabei unterstützt, gezielt relevante Textpassagen in umfangreichen Ausschreibungstexten zu finden. Die Lösung basiert auf dem Information-Retrieval-Ansatz, der auch bei RAG genutzt wird und umfasst mehrere Schritte: Zunächst wurden die Ausschreibungen nach

Kapiteln und Unterkapiteln unterteilt. Anschließend generierte ein Sprachmodell (hier: GPT-4o) eine kurze Zusammenfassung für jede Textpassage. Diese Zusammenfassungen sowie die gestellten Suchanfragen wurden vektorisiert. Anschließend wurde eine semantische Ähnlichkeitssuche durchgeführt, um die relevantesten Zusammenfassungen zu identifizieren. Das System gibt schließlich die Textpassagen mit den höchsten Ähnlichkeitswerten aus, sodass Nutzerinnen und Nutzer schnell und effizient die passenden Inhalte finden können.

Erstellung der Datenbank

Um eine fundierte Datenbank zu erstellen, müssen zunächst Generalunternehmer-Ausschreibungen gesammelt werden, die eine möglichst breite Palette an Anwendungsfällen abdecken. Diese Dokumente dienen als zentrale Wissensquelle für das spätere System. In diesem Fall wurden PDF-Dateien verwendet. Die Dokumente haben einen ähnlichen Aufbau und sind strukturiert in Kapitel und Unterkapitel. Im nächsten Schritt erfolgt die Segmentierung der Dokumente, das sogenannte Chunking. Die Inhalte werden automatisiert in kleinere, sinnvolle Einheiten aufgeteilt, um eine effizientere Verarbeitung zu ermöglichen. Anschließend werden diese Segmente mithilfe eines KI-Modells prägnant zusammengefasst, sodass relevante Informationen schnell abrufbar sind. Dieser kombinierte Ansatz stellt sicher, dass die gespeicherten Inhalte sowohl strukturiert als auch leicht durchsuchbar sind.

Ähnlichkeitssuche in der Vektordatenbank

Nachdem eine Suchanfrage gestellt wurde, wird sie in einen Vektor umgewandelt. Ein Vektor entspricht einer numerischen Repräsentation des semantischen Inhalts. Gleichzeitig werden auch die zuvor segmentierten Textpassagen in Vektoren überführt. Durch den Vergleich dieser Vektoren werden die relevantesten Passagen ermittelt, die inhaltlich am besten mit der Suchanfrage übereinstimmen. Dieser Prozess, bekannt als Similarity Search, filtert die passendsten Treffer heraus und ermöglicht es den Mitarbeiterinnen

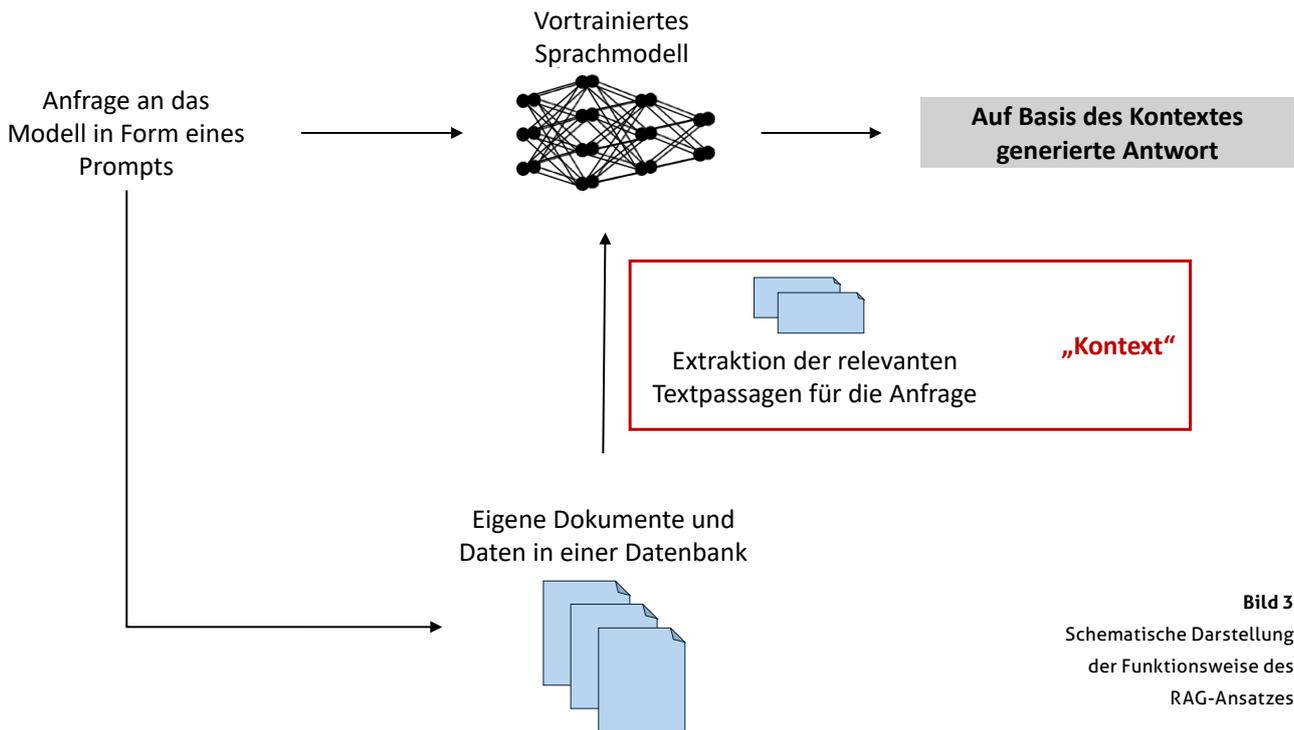


Bild 3
Schematische Darstellung
der Funktionsweise des
RAG-Ansatzes

und Mitarbeitern, bewährte Formulierungen effizient wiederzuverwenden. Eine zentrale Herausforderung besteht in der Präzision der Suchergebnisse. Während ausführliche und präzise formulierte Prompts meist sehr relevante Treffer liefern, führen kürzere oder unspezifische Suchanfragen häufig zu unpassenden Ergebnissen.

Auswahl des Sprachmodells

Für die Zusammenfassung der einzelnen Absätze wurde ein Sprachmodell genutzt. Die Auswahl des Sprachmodells erfordert eine Abwägung zwischen Leistungsfähigkeit, Kosten und Datenschutz. Im vorliegenden Fall wurde eine Schnittstelle (API) zu ChatGPT genutzt. Da es sich um öffentliche Ausschreibungen ohne personenbezogenen Inhalten handelte, waren die Datenschutzanforderungen vergleichsweise gering.

Nutzen für den Mittelstand

Allgemein ist ein effektives Wissensmanagement für den Mittelstand von großer Bedeutung. Es ermöglicht Unternehmen, vorhandenes Wissen systematisch zu erfassen, zu speichern und gezielt wiederzuverwenden. Angesichts des demografischen Wandels gewinnt Wissensmanagement zunehmend an Relevanz, da Unternehmen Wissen sichern müssen, das in den Köpfen erfahrener Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter gespeichert ist.

Die Einführung eines strukturierten Wissensmanagements steigert die Effizienz, da Mitarbeitende schneller auf relevante Informationen zugreifen können und Doppelarbeit vermieden wird. Zudem fördert es die Innovationsfähigkeit, indem es den Austausch von Best Practices erleichtert und kontinuierliche Verbesserungsprozesse unterstützt. So wird der manuelle Aufwand reduziert, die Qualität der Dokumente erhöht und Fehler werden minimiert. Besonders in dynamischen Branchen mit sich wandelnden Anforderungen bietet strukturiertes Wissensmanagement einen klaren Wettbewerbsvorteil.

Autor*innen

Paulina Merkel

Wissenschaftliche Mitarbeiterin am IPH – Institut für Integrierte Produktion Hannover gGmbH und KI-Koordinatorin im Mittelstand-Digital Zentrum Hannover

Paolo Papp

Wissenschaftlicher Mitarbeiter am IPH – Institut für Integrierte Produktion Hannover gGmbH und Projekt-Ingenieur am Mittelstand-Digital Zentrum Hannover

Markierungsfreie Bauteilidentifikation zum Plagiatschutz

Prof. Dr.-Ing. Berend Denkena, Klaas Maximilian Heide, Hendrik Voelker

Die markierungsfreie Identifikation von Bauteilen anhand einzigartiger Oberflächenmerkmale ermöglicht die Unterscheidung von Bauteilen, die unter gleichen Randbedingungen hergestellt wurden. Dieser Beitrag zeigt, wie diese neuartige Methode effizient für neue Bauteiltypen eingesetzt werden kann.

Im Zuge der Digitalisierung und im Kontext von Industrie 4.0 gewinnt die lückenlose Bauteilidentifikation zunehmend an Bedeutung. Zur Identifikation speichern Unternehmen begleitend erfasste Daten bauteilbezogen ab, wodurch eine Transparenz entsteht, die zeigt, wie, wann und wo ein Produkt hergestellt wurde. Dieses Vorgehen ist von zentraler Bedeutung für das Qualitätsmanagement, beispielsweise für die ISO Normen 9000 und 9001. Diese Normen werden gerade in der Automobilbranche eingesetzt, um Rückrufe zu verhindern und die Qualität zu steigern. Eine verlässliche Rückverfolgbarkeit ist hierbei essenziell, um Zulieferern und Originalgeräteherstellern (OEM) Transparenz über den gesamten Produktionsweg zu ermöglichen.

Identifikationsmethoden spielen auch eine zentrale Rolle beim Schutz vor Produktpiraterie. Schätzungen

zufolge beläuft sich der wirtschaftliche Schaden durch Plagiate allein für deutsche Unternehmen im Maschinen- und Anlagenbau auf mehrere Milliarden Euro pro Jahr. Weltweit entsteht durch Produktfälschungen ein Schaden in dreistelliger Milliardenhöhe, was, durch den Verlust zahlreicher Arbeitsplätze in Deutschland, auch erhebliche Auswirkungen auf den Arbeitsmarkt hat. Der durch unberechtigte Ersatzansprüche oder den Imageverlust aufgrund unerkannter Plagiate verursachte Unternehmensschaden lässt sich dabei nicht mal beziffern.

Aus der Studie ist ersichtlich, dass der Unternehmensschaden durch Plagiate in den letzten zehn Jahren reduziert werden konnte. Um den Schaden weiter abzuwenden, fehlt es jedoch an standardisierten Verfahren, wozu auch die Identifikationsmethode gehört. Damit eine Identifikationsmethode wirksam zum Plagiats-

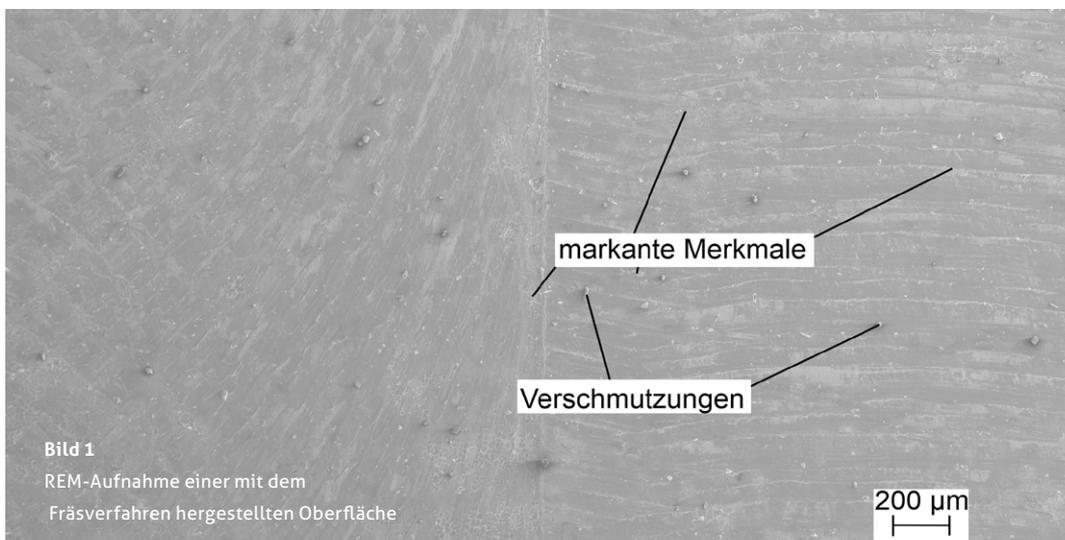


Bild 1
REM-Aufnahme einer mit dem
Fräsverfahren hergestellten Oberfläche

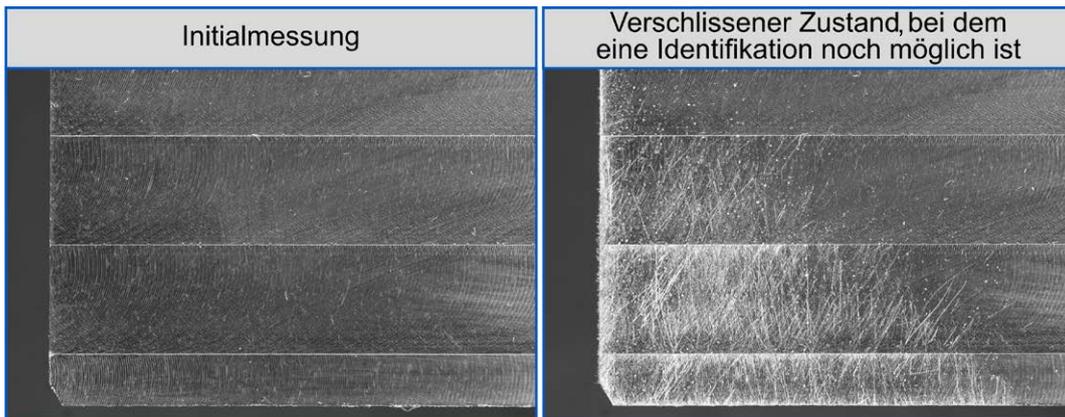


Bild 2

Zustand einer verschlissenen Oberfläche, bei der eine Identifikation weiterhin möglich ist

schutz eingesetzt werden kann, muss sie digital auslesbar, unempfindlich gegenüber äußeren Einflüssen, fälschungssicher und resistent gegen Entfernung sein. Derzeit kommen häufig Codesysteme zum Einsatz, die jedoch einen zusätzlichen Applikationsschritt erfordern. Das Aufbringen solcher Codes erfüllt jedoch nicht alle genannten Anforderungen, da sie anfällig gegenüber Umwelteinflüssen sind, relativ leicht nachzuahmen und von der Oberfläche entfernt oder beschädigt werden können, insbesondere wenn sie geklebt sind.

Ein weiterer Ansatz für die Identifikation ist die Verwendung von markanten Oberflächenmerkmalen. Jede Oberfläche erzeugt Merkmale, die sich selbst bei gleichbleibenden Fertigungsbedingungen unterscheiden. Bild 1 zeigt eine Rasterelektronenmikroskop-Aufnahme (REM) einer mit dem Fräsverfahren hergestellten Oberfläche. In der Aufnahme sind markante Merkmale, wie Materialausbrüche oder die Schartigkeit des Fräswerkzeugs ersichtlich, welche die Einzigartigkeit einer Oberfläche ausmacht. Jedoch ist bei einer späteren Verwendung dieser Merkmale für eine Identifikation darauf zu achten, dass auf der Oberfläche befindliche Verschmutzungen nicht verwendet werden.

Ein gemeinsam vom Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW) sowie dem Institut

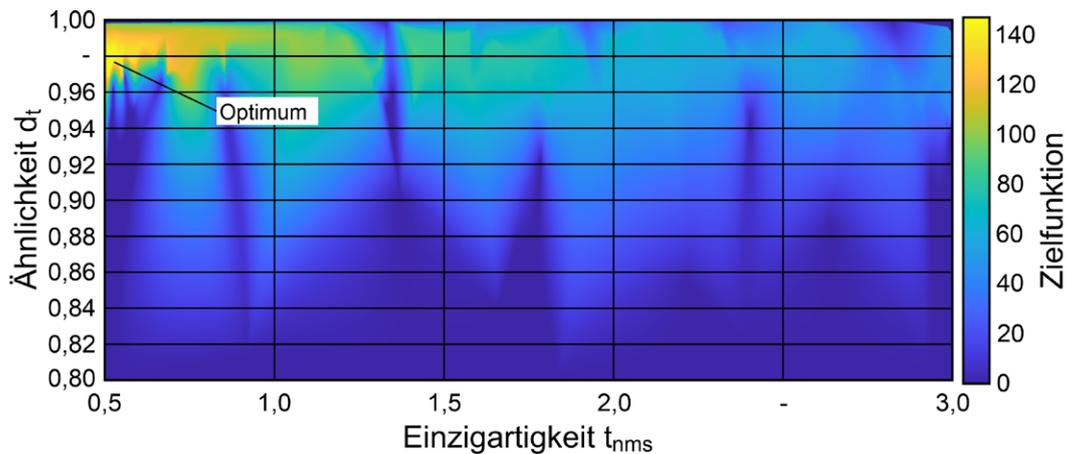
für Informationsverarbeitung (TNT) im Sonderforschungsbereich 653 entwickelter Algorithmus extrahiert diese Merkmale aus einer Oberflächenmessung mit einer Industriekamera [1]. Für die Extrahierung der Merkmale werden die Messungen im Frequenzbereich analysiert, in welchem für jedes Bauteil einzigartige Muster vorliegen. Diese Muster werden von dem Algorithmus erkannt und mit einer Datenbank abgeglichen, die alle Bauteile enthält. Über den Vergleich dieser Frequenzmuster ist es möglich, Bauteile eindeutig und sicher zu identifizieren. Hierfür ist nur ein kleines Messfeld von 0,5 mm² notwendig.

Die Methode zeichnet sich durch eine hohe Robustheit gegenüber Oberflächenveränderungen und Umwelteinflüssen aus. Versuchsergebnisse zeigen, dass eine zuverlässige Identifikation selbst bei einer Oberflächenveränderung von bis zu 50 % weiterhin möglich ist (vgl. Bild 2). Weitaus entscheidender für den Plagiatsschutz ist jedoch die Fälschungssicherheit der Methode. Mit dem aktuellen Stand des Wissens lassen sich die für die Identifikation verwendeten Merkmale nicht nachahmen. Darüber hinaus ist das genaue Messfeld potenziellen Fälschern nicht bekannt, was einen zusätzlichen Schutzmechanismus darstellt.

Damit die vorgestellte Methode für den Plagiatsschutz verwendet werden kann, ist eine präzise Parametrierung des zugrundeliegenden Algorithmus essenziell,

[1]

Denkena B., Mörke T. (Hrsg.): Cyber-physical and intelligent systems in manufacturing and life cycle: Genetics and intelligence - keys to industry 4.0. Academic Press an imprint of Elsevier, London, 2017.



Stirn-Umfangsfräsen	Parameter	Messtechnik
Durchmesser = 10 mm	$f_z = 0,06$ mm/min	Basler acA5472-17 μ m
Zähnezahl = 4	$v_c = 160$ m/s	Kowa LM50FC24M
Schneidstoff = HM	$a_e = 5$ mm	Pixelgröße 4 μ m
Beschichtung = TiAlN	$a_p = 6$ mm	Falcon Illumination FFPR-i100-W



Bild 3
Bayes-Optimierung der Parameter

um eine zuverlässige und belastbare Identifikation sicherzustellen. Eine universelle, bauteilübergreifende Anwendung solcher Methoden ist in der Regel nicht möglich, da die Merkmale je nach Werkstoff, Fertigungsprozess und Werkzeug stark variieren. Aus diesem Grund sind eine individuelle Anpassung und eine spezifische Parametrierung für jedes neue Bauteil unerlässlich.

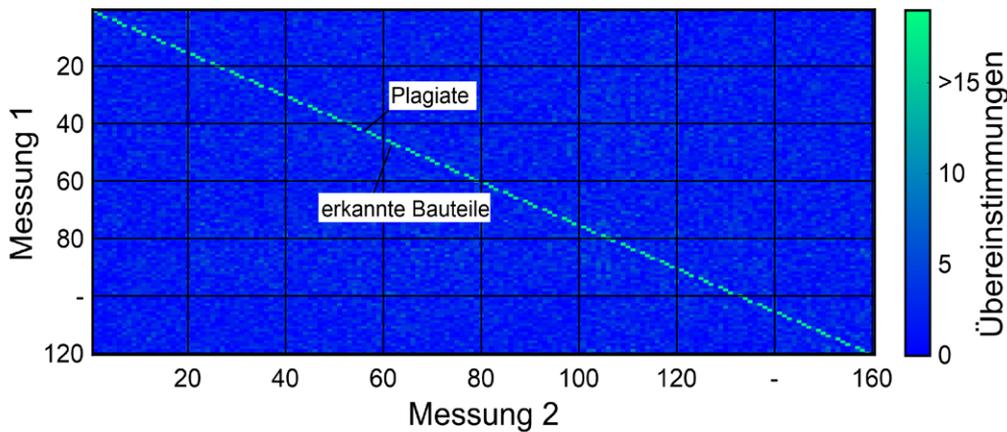
Zur Demonstration der Parametrierung werden 120 Bauteile mittels Stirn-Umfangsfräsen hergestellt und anschließend mit einer Industriekamera erfasst. Zum Einsatz kommt hierbei eine Basler ace acA5472-17 μ m, kombiniert mit einem Kowa LM50FC24M-Objektiv. Diese Kombination ergibt eine effektive Auflösung von ca. 4 μ m pro Pixel und erlaubt somit die detaillierte Erfassung feinsten Oberflächenmerkmale. Für eine gleichmäßige und kontrastreiche Ausleuchtung wird ein Ringlicht vom Typ Falcon Illumination FFPR-i100-W verwendet. Das Licht trifft dabei unter einem flachen Winkel auf die Oberfläche des Prüfkörpers, wodurch Reflexionen reduziert und die Mikrostruktur der Oberfläche besonders gut sichtbar wird.

Die Parametrierung des Algorithmus erfolgt durch eine Bayes'sche Optimierung. Diese Art der Optimierung ist besonders für Probleme mit hohem Rechenaufwand und unbekannter Zielfunktion geeignet. Diese Optimierung durchsucht den Parameterraum iterativ und modellgestützt. Hierbei wird der Parameterraum bei jedem Optimierungsschritt intelligent an-

gepasst, um sich effizient dem Optimum anzunähern. Für die vorliegende Anwendung wurden zwei zentrale Parameter berücksichtigt.

Der erste Parameter beschreibt die Einzigartigkeit der extrahierten Merkmale im Frequenzbereich. Der zweite Parameter definiert die Ähnlichkeitsschwelle, ab der zwei Frequenzmuster als identisch und somit als dieselben Bauteile gewertet werden. Beide Parameter stehen in einem Zielkonflikt zueinander. Mit fallender Einzigartigkeit der Merkmale steigt das Risiko von falsch-positiven Identifikationen. Eine zu hohe Einstellung der Schwellenwerte hingegen kann die Robustheit der Methode beeinträchtigen, insbesondere im Hinblick auf äußere Einflüsse und Oberflächenveränderungen, bei denen sich Merkmale verschieben oder aus dem Frequenzmuster verschwinden.

Die ausgewählte Zielfunktion der Bayes'schen Optimierung bildet genau diesen Zielkonflikt ab, indem die minimale Übereinstimmung gleicher Bauteile der maximalen Übereinstimmung unterschiedlicher Bauteile gegenübergestellt wird. Damit eine Identifikation als sicher eingestuft werden kann, sollte der Abstand von gleicher Oberfläche zur unterschiedlichen Oberfläche mindestens 20 Merkmale betragen. Für die Untersuchung der Optimierung werden 20 Bauteile verwendet. Das Ergebnis zeigt, dass die Optimierung mit einer Zielfunktion von 140 eine Parametereinstellung liefert, die den bestmöglichen Kompromiss zwischen einer hohen Detektionsrate und einer geringen Anfälligkeit für Fehlklassifikationen darstellt (vgl. Bild 3).



Stirn-Umfangsfräsen	Parameter	Messtechnik
Durchmesser = 10 mm	$f_z = 0,06$ mm/min	Basler acA5472-17um
Zähnezahl = 4	$v_c = 160$ m/s	Kowa LM50FC24M
Schneidstoff = HM	$a_e = 5$ mm	Pixelgröße 4 μ m
Beschichtung = TIALN	$a_p = 6$ mm	Falcon Illumination FFPR-i100-W



Bild 4

Ergebnis zur Qualifizierung der markierungsfreien Bauteilidentifikation für den Plagiatsschutz

Zur Validierung der Methode wurden gezielt 40 neue Oberflächen in die Testdaten integriert. Da diese Oberflächen nicht Teil der ursprünglichen Messreihe waren, dienen sie in diesem Kontext als Plagiate. Der Datensatz umfasst somit 120 Messungen der Ausgangsobjekte (Messung 1) sowie 160 Identifikationsmessungen (Messung 2). Für die Auswertung werden sämtliche Messungen miteinander verglichen und die Ergebnisse in einer Konfusionsmatrix dargestellt (vgl. Bild 4). Diese Matrix zeigt tabellarisch die Anzahl korrekter und fehlerhafter Identifikationen. Eine erfolgreiche Identifikation zweier Oberflächen erfordert mindestens 15 Übereinstimmungen aus beiden Frequenzmustern.

Zusammenfassend konnte gezeigt werden, dass mit wenigen Bauteilen eine erfolgreiche Parametrierung für eine markierungsfreie Bauteilidentifikation durchgeführt werden kann. Eine Industriekamera ist dabei ausreichend, um „Plagiate“ zu erkennen, die mit denselben Prozessparametern hergestellt wurden.

Die Konfusionsmatrix zeigt somit, dass der optimierte Algorithmus alle 40 Plagiate erfolgreich identifiziert, ohne dabei falsch-positive Klassifikationen bei den Originalteilen zu erzeugen. Dies weist nicht nur auf die Effektivität der Bayes'schen Optimierung in Bezug auf die Parametrierung hin, sondern bestätigt auch die grundsätzliche Eignung der gewählten Methodik für die Erkennung von Plagiaten im industriellen Umfeld.

Die Autoren danken dem Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) für die Förderung des Projekts „Markierungsfreie Bauteilidentifikation“ (IGF-Vorhaben-Nr. 21235 N).

Autoren

Prof. Dr.-Ing. Berend Denkena

Leiter des Instituts für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW) der Leibniz Universität Hannover

Klaas Maximilian Heide

Leiter des Bereiches Produktionssysteme am IFW

Hendrik Voelker

Wissenschaftlicher Mitarbeiter am IFW

Datenakquise-Applikation für KI-Anwendungen in Werkzeugmaschinen

Prof. Dr.-Ing. Berend Denkena, Henning Buhl, Aleks Arzer, Jonas Becker, Alexander Böttcher, Jana Pralle, Bengt Rademacher

Deutsche Produktionsbetriebe sind mit steigendem Kostendruck, hohen Energiepreisen und Fachkräftemangel konfrontiert. KI-Anwendungen können Fachpersonal z. B. bei der Mehrmaschinenbedienung oder beim Energiesparen unterstützen, benötigen jedoch große Mengen qualitativ hochwertiger Daten. Werkzeugmaschinen speichern Prozessdaten bislang weder dauerhaft noch in ausreichend hoher Frequenz. Die nachfolgend vorgestellte Datenakquise (DAQ)-Applikation erfasst die Prozessdaten kontinuierlich. Sie bildet die Grundlage für vielfältige KI-Anwendungen. Außerdem wird gezeigt, wie Sprachmodelle die strukturiert gespeicherten Daten für das Maschinenpersonal direkt nutzbar machen.

Von der zentralen zur dezentralen Datenspeicherung

Bereits seit dem Aufkommen computergestützter Systeme in den 1960er Jahren werden Produktionsdaten aufgezeichnet.

Im Laufe der Zeit setzten sich zentrale Datenmanagement-Systeme durch, die Daten aus allen Arbeitsschritten der spanenden Fertigung speichern (Bild 1):

- PLM-System – Verwaltet u. a. werkstückspezifische Daten (z. B. CAD/CAM)
- TDM-System – Enthält werkzeugspezifische Daten (z. B. Werkzeuglänge)
- MES – Speichert maschinenspezifische Daten (z. B. Maschinenzustände)

Die Grenzen zwischen den Systemen sind fließend. Die gespeicherten Daten werden beispielsweise zur Erzeugung von NC-Programmen verwendet.

Mit der wachsenden Zahl an Sensoren, Anlagen und Software-Applikationen stößt das zentrale Speicherkonzept jedoch an seine Grenzen. So werden hochfrequente Signale wie Achsbeschleunigungen oder Motorströme damit nicht erfasst. Diese Daten sind jedoch essenziell für moderne

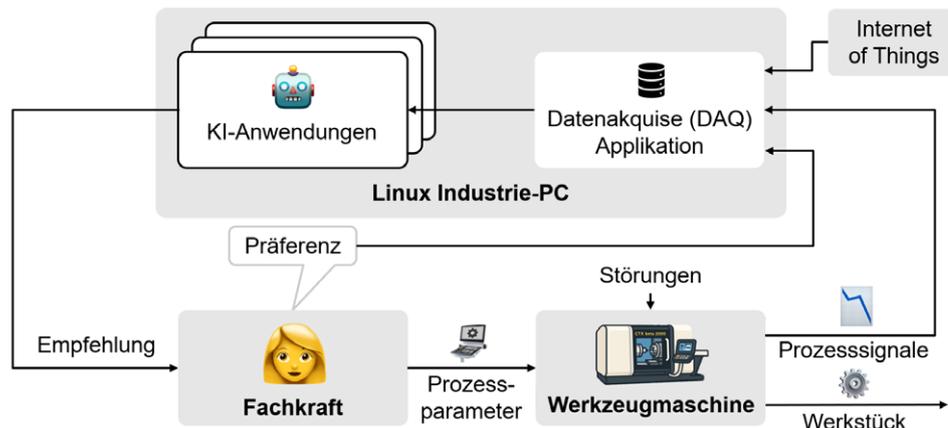
KI-Applikationen. Im Kontrast zur zentralen Datenspeicherung verfolgt der Industrie-4.0-Gedanke eines „Marktplatzes der Fähigkeiten“ ein dezentrales Speicherkonzept. „Dezentral“ bezieht sich dabei auf die logische Organisation der Daten, nicht zwangsläufig auf die physische Verteilung der Computerressourcen. Dezentrale Speicherkonzepte sind in der Lage auch große, hochaufgelöste Datenmengen verschiedenster Systeme effizient zu verarbeiten.

Industriell verfügbare DAQ-Applikationen, die werkzeug- und werkstückspezifische Daten mit zeitabhängigen, hochfrequenten Prozessdaten kombinieren, sind noch selten. Wissenschaftliche Ansätze sind häufig stark auf spezifische Anwendungsfälle zugeschnitten, wie z. B. ein schichtbasierte Modelle für das 5-Achs-Fräsen. Somit erfordert derzeit jede neue KI-Anwendung für Werkzeugmaschinen die Entwicklung einer eigenen Lösung zur Datenerfassung. Die Auswahl relevanter Signale, das Design des Datenbank-Sche-



Bild 1
Stand der Technik: Zentrale Datenmanagementsysteme werden an die Arbeitsschritte der spanenden Fertigung angebunden (vgl. [Wintool TCM – Werkzeug und Datenmanagement])

Bild 2
Dezentrale
Datenakquise Applikation
in Werkzeugmaschinen
als Grundlage für
KI-Anwendungen



mas und der Datenvorverarbeitung sind dabei zeit- und wissensintensiv. Eine adaptierbare „Out-of-the-Box“-DAQ-Applikation für Werkzeugmaschinen existiert bisher nicht. Daher bleibt die Datenakquise ein wesentliches Hindernis für die Entwicklung von KI-Anwendungen für Werkzeugmaschinen.

Aufbau der Datenakquise-Applikation

Um die Entwicklung von KI-Anwendungen für Werkzeugmaschinen zu vereinfachen, hat das Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW) eine DAQ-Applikation für Werkzeugmaschinen mit Open-Source Komponenten entwickelt. In Bild 2 ist die DAQ-Applikation in der Produktionsumgebung dargestellt. Die Fachkraft bedient die Werkzeugmaschine und stellt Prozessparameter

ein. Wesentliche Eingangsgrößen für die DAQ-Applikation sind hochfrequente Prozesssignale aus der Maschinensteuerung, eine Präferenz des Bedieners (z. B. Optimierung der Werkzeugstandzeit oder der Taktzeit) sowie Daten aus weiteren Quellen, wie z. B. dem TDM-System.

Die Hardware-Komponenten der DAQ-Applikation sind in Bild 3 dargestellt. Das zentrale Element ist ein Industrie-PC mit Linux Betriebssystem, der mit der Maschinensteuerung verbunden wird. Aktuell ist eine Anbindung an Siemens Steuerungen über S7-Comm und OPC UA implementiert, wobei die Anbindung an Steuerungen anderer Hersteller grundsätzlich ebenfalls möglich ist. Weitere Sensoren und Edge-Devices sind optional und können für spezifische Anwendungsfälle zusätzlich verwendet werden. So kann etwa ein Beschleunigungs- oder Condition-Moni-

toring-Sensor auf der Spindel magnetisch befestigt werden, um die Prognose des Werkzeugverschleißes zu unterstützen.

Die Software der DAQ-Applikation besteht aus mehreren Open-Source Diensten, die in Docker Containern ausgeführt werden. Hierzu gehören z. B. Node-Red zur Datenverarbeitung, eine Zeitreihendatenbank oder ein MQTT-Broker. In einer sogenannten „Pipeline“ werden die Daten eingelesen, verarbeitet und der Datenbank abgelegt (siehe Tabelle 1, nächste Seite).

Um die Datenmenge zu begrenzen, wird für jede Pipeline ein Start- und Stopptrigger für die Datenaufzeichnung definiert. Die Signale werden durch die Pipelines nach Quelle, Protokoll, dem Aufzeichnungstrigger und der Abtastfrequenz gruppiert. Der Speicherbedarf ist abhängig von der Anzahl der erhobenen Signale und ih-

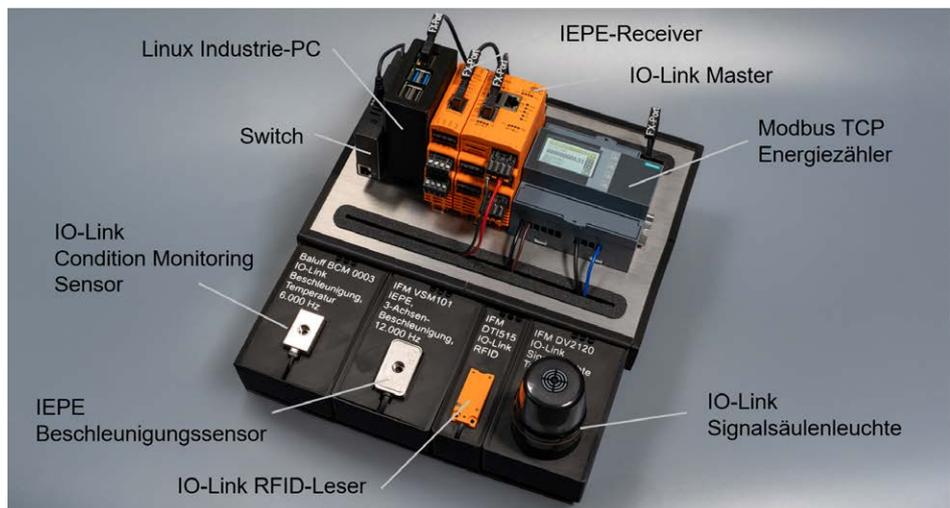


Bild 3
Zusätzliche Hardware für die
Datenakquise-Applikation

Nr.	Signale	Anzahl Signale	Quelle	Protokoll	Trigger Aufzeichnung	Abtastfrequenz
1	Werkzeugdaten	6	Steuerung	OPCUA	Maschine ein	On-Change
2	Maschinenzustände	10	Steuerung	OPCUA	Maschine ein	On-Change
3	Achsdaten	17	Steuerung	S7-COMM	Prozess aktiv	125 Hz
4	Energiedaten	9	Energiezähler	Modbus TCP	Maschine ein	4 Hz
5	Frequenzbandsommen	16	IO-Link Master	HTTP	Prozess aktiv	4 Hz
6	Werkstück-ID (RFID)	2	IO-Link Master	HTTP	Maschine ein	On-Change

Tabelle 1
Datenpipelines zur Akquise von Maschinendaten

rer Abtastfrequenz. Den größten Speicherbedarf haben die Achsdaten (siehe Tabelle 1, Nr. 3). Diese erzeugen $17 \times 125 \text{ Hz} = 2.125$ Werte pro Sekunde. Für 8-Byte Double-Signale und eine wöchentliche Produktionszeit von 100 Stunden führt dies zu etwa 320 GB Rohdaten pro Jahr. Moderne Zeitreihendatenbanken bieten fortschrittliche Kompressionsalgorithmen und unterstützen Kompressionsraten von bis zu 90%. Diese konservative Überschlagsrechnung zeigt, dass eine 2 TB Festplatte ausreicht, um die anfallenden Daten für mehrere Jahre zu speichern.

Aufbau der Zeitreihendatenbank

Die zentrale Software-Komponente der DAQ-Applikation ist die Datenbank. In ihr werden die relationalen und zeitvarianten Daten aus Tabelle 1 gespeichert. Für die Speicherung hochfrequenter Daten eignen sich insbesondere Zeitreihendatenbanken. Im Rahmen der DAQ-Entwicklung wurden verschiedene Lösungen verglichen (Tabelle 2). Eine kostenlose Installation ohne Zeitbeschränkung sowie eine Structured Query Language (SQL)-Unterstützung wurden als Pflichtenfor-

derungen definiert. Eine Unterstützung relationaler Beziehungen vereinfacht zusätzlich die Handhabung der Werkzeug- und Werkstückdaten. Nach diesen Kriterien wurde die Timescale DB ausgewählt.

Das grundlegende Schema der Datenbank ist in Bild 4 dargestellt. Auf der linken Seite befinden sich die relationalen, zeitunabhängigen Werkzeug- und Werkstückdaten. Rechts stehen die zeitabhängigen Prozesssignale, die in verschiedenen Frequenzen vorliegen. Segmente für einzelne Prozesse oder Formelelemente werden als View

Anforderung	Quest DB	Timescale DB	Influx DB 2	Influx DB 3
Kostenlose Installation ohne Zeitlimit (Pflicht)	ja	ja	ja	nein
SQL-Unterstützung (Pflicht)	ja	ja	nein	ja
Unterstützung relationaler Daten (optional)	nein	ja	nein	nein

Tabelle 2
Vergleich verschiedener Zeitreihendatenbanken

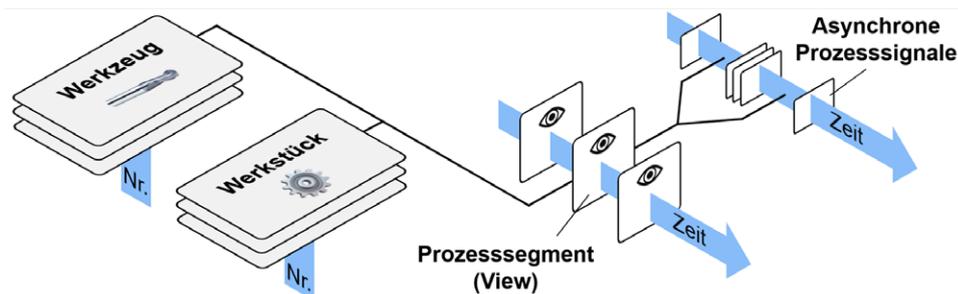


Bild 4
Grundlegendes Schema der Datenbank

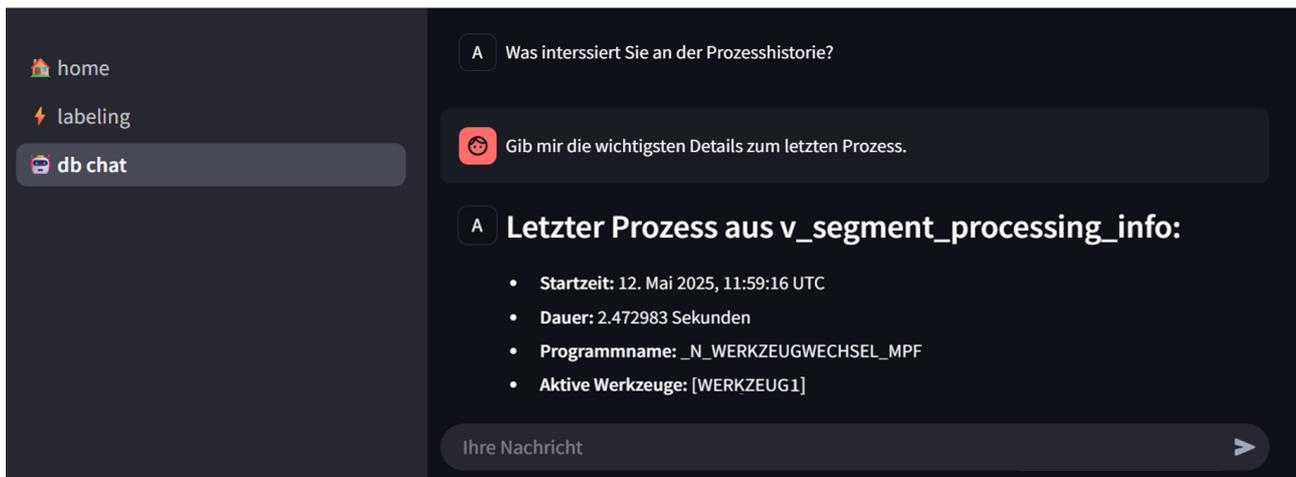


Bild 5

Ausschnitt aus dem Benutzerinterface (Python Bibliotheken Streamlit und Langchain) – Interaktion mit der Datenbank über ein Sprachmodell (Large Language Model)

implementiert und verbinden relationale und Zeitreihendaten. Ein Segment, z. B. für eine einzelne Bohrung, enthält somit die Werkzeug- und Werkstückdaten sowie einen Verlauf der Prozesssignale (z. B. Antriebsdrehmoment).

Einfache Datenbank-Interaktion mit Hilfe von Sprachmodellen

Die entwickelte DAQ-Applikation richtet sich primär an Produktionsausrüster und Entwickler datenbasierter Applikationen. Mithilfe von großen Sprachmodellen können Datenbank-Abfragen jedoch auch von Personen ohne Programmierkenntnisse durchgeführt werden. Hierzu wurde vom IFW ein Chat-Interface entwickelt, das in Bild 5 dargestellt ist. Das Datenbank-Schema wurde dem Sprachmodell übergeben. Hierfür wurde die kostenlose Python-Bibliothek „Langchain“ genutzt. Das Sprachmodell ist anschließend in der Lage, natürliche Sprache in Datenbankabfragen zu übersetzen und die Datenbank auszulesen. Durch die Verwendung lokal ausführbarer Sprachmodelle, wird zudem auch die Datensicherheit gewährleistet.

Zusammenfassung

Das IFW hat ein modulares System aus Open-Source-Komponenten zur Datenakquise in Werkzeugmaschinen entwickelt. Derzeit werden UPC UA und S7 von Siemens für steuerungsinterne Daten unterstützt. Zusätzliche Sensoren können ein-

gebunden werden. Über sechs definierte Pipelines werden hochfrequente Prozess-, Energie- und Vibrationsdaten in eine Time-scaleDB-Zeitreihendatenbank übertragen, auf die per Default nur das Maschinenpersonal Zugriff hat. Ein Chat-Interface auf Basis großer Sprachmodelle übersetzt natürliche Fragen in Datenbankabfragen und ermöglicht die Nutzung der Datenbank ohne Programmierkenntnisse.

Autoren

Prof. Dr.-Ing. Berend Denkena

Leiter des Instituts für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW) der Leibniz Universität Hannover

Henning Buhl

Leiter des Bereiches Maschinen und Steuerungen am IFW

Aleks Arzer, Jonas Becker, Alexander Böttcher, Jana Pralle, Bengt Rademacher

Wissenschaftliche Mitarbeiter am IFW

Strukturierte Schleifwerkzeuge gezielt auslegen – Simulation als Schlüssel zur Optimierung

Prof. Dr.-Ing. Berend Denkena,
Dr.-Ing. Benjamin Bergmann,
Maximilian Tontsch

Um die Auswirkungen von Schleifwerkzeugstrukturen auf den Schleifprozess bereits in der Auslegungsphase der Schleifwerkzeuge zu berücksichtigen, werden mithilfe einer Simulation des Materialabtrags die Eingriffsbedingungen unterschiedlich strukturierter Schleifwerkzeuge untersucht. Auf diese Weise wird eine belastungsangepasste Auslegung von strukturierten Schleifbelägen für das Werkzeugschleifen ermöglicht.

Zur Herstellung von Schaftwerkzeugen, wie beispielsweise Fräsen und Bohren, werden unterschiedliche Schleifprozesse eingesetzt. Neben der Bearbeitung der Umfangs- und Stirnschneiden werden ebenfalls die Spannten des Werkzeugs geschliffen. Die Spannten werden in der Regel tiefgeschliffen. Dabei wird das gesamte Nutvolumen in einer Zustellung abgetragen. Dies führt zu einer hohen thermischen und mechanischen Belastung von Werkzeug und Werkstück.

Um Schädigungen vorzubeugen werden Kühlschmierstoffe (KSS) eingesetzt. Durch die Eingriffsbedingungen beim Nuttiefeschleifen gestaltet sich jedoch die KSS-Zufuhr in die Kontaktzone herausfordernd. Eine Möglichkeit zur Verbesserung der KSS-Versorgung besteht in der Erhöhung von Druck und Volumenstrom. Dies führt jedoch zu einem höheren Energiebedarf. Am Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW) konnte bereits gezeigt werden, dass sich durch strukturierte Schleifwerkzeuge die KSS-Versorgung am Schleifkontakt deutlich verbessern lässt. So wird eine Reduktion der Pumpenleistung und eine erhebliche Steigerung der Energieeffizienz des Schleifprozesses ermöglicht.

Die additive Fertigung von Schleifwerkzeugen eignet sich besonders zur Herstellung von strukturierten Schleifwerkzeugen, da hier die Strukturen direkt während des Herstellprozesses eingebracht werden. Die Verwendung von additiven Verfahren zur Herstellung von Schleifwerkzeugen findet bereits bei Unternehmen wie der BDW-BINKA Diamantwerkzeug GmbH und 3M Anwendung. Durch die additive Fertigung ist es möglich Strukturen direkt in das Schleifwerkzeug einzubringen, die mit konventionellen Verfahren nicht herstellbar sind. Aufgrund der hohen mechanischen Belastung und den komplexen Eingriffsbedingungen beim Nuttiefeschleifen ist jedoch eine belastungsangepasste Auslegung notwendig, um die Einsatzfähigkeit der Werkzeuge zu gewährleisten. Zu diesem

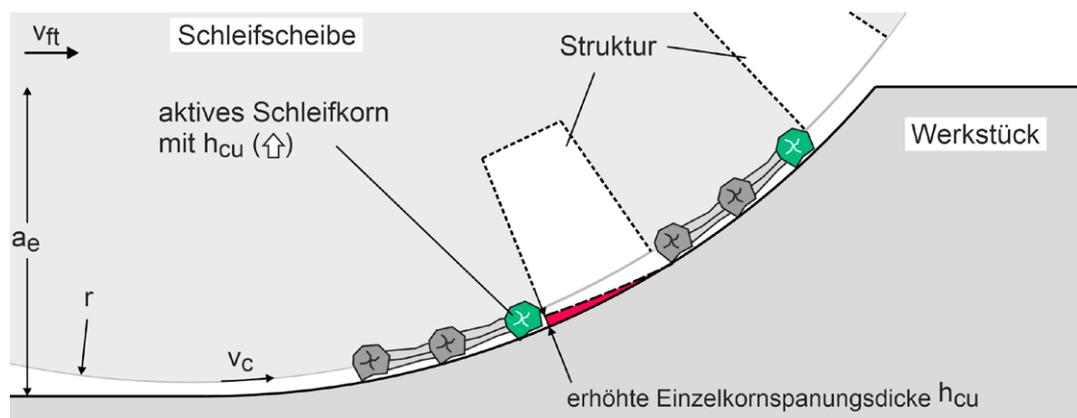
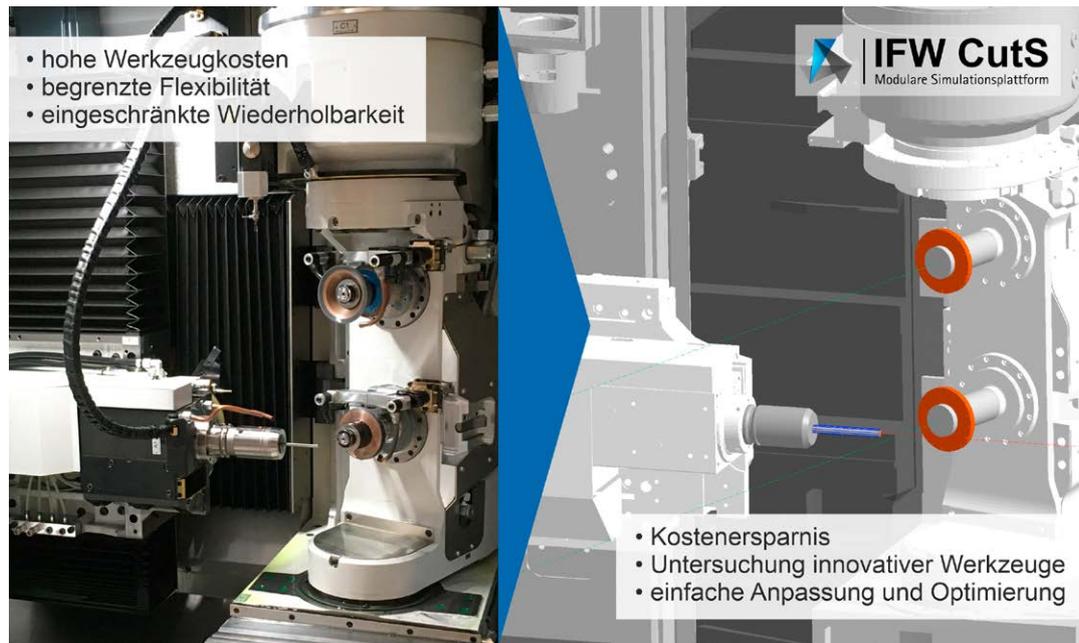


Bild 1
Einfluss von Schleifwerkzeugstrukturen auf die Einzelkornspannungsdicke

Bild 2
Vorteile der
Werkzeugentwicklung
mithilfe von IFW CutS



Zweck wird am IFW eine Methode zur simulativen Auslegung von strukturierten Schleifwerkzeugen entwickelt.

Einfluss von Schleifwerkzeugstrukturen auf den Schleifprozess

Die Auslegung von Strukturen für additiv gefertigte Schleifwerkzeuge bedarf der Beachtung verschiedener Kriterien. Durch die additive Fertigung ergibt sich zwar eine große Flexibilität in Bezug auf mögliche Strukturgeometrien, jedoch gibt es bei der Herstellung von Schleifbelägen Beschränkungen in Bezug auf die minimale Größe der zu druckenden Strukturen.

Ein weiteres Kriterium ist die Verschleißbeständigkeit des Schleifwerkzeugs. Zuletzt ist es für Schleifanwendungen vorteilhaft, dass das Schleifwerkzeug kontinuierlich in das Werkstück eingreift. Andernfalls kann es während des Schleifprozesses zu Schwingungsanregung und Geräusentwicklung kommen. Die potenziell möglichen Geometrien der Schleifwerkzeugstrukturen bewegen sich daher im Spannungsfeld dieser drei Auslegungskriterien. Durch die Verwendung der vorgestellten Simulationsmethode eine Analyse von Änderung der Belastungen des Schleifwerkzeugs durch die Einbringung von Strukturen ermöglicht. Auch werden durch verschiedene Strukturanordnungen verursachte, unvorteilhafte Eingriffsbedingungen aufgezeigt.

Im Rahmen der Untersuchung wurden durch Strukturen induzierte Schwankungen im Zeitspanvolumen ermittelt. Durch das Fehlen eines Bereichs des

Schleifwerkzeugs erfolgt kurzzeitig kein Materialabtrag. Der auf die Struktur folgende Bereich des Schleifwerkzeugs und die darin liegenden Schleifkörner müssen daher mehr Material abtragen. Dieser plötzliche Anstieg des Zeitspanvolumens führt zu einer punktuell erhöhten Einzelkornspannungsdicke und damit zu einer erhöhten Belastung der Schleifwerkzeugs an den auf die Struktur folgenden Schleifwerkzeugkanten (siehe Bild 1).

Eine Überschreitung von kritischen Einzelkornspannungsdicken kann zum Ausbrechen ganzer Körner führen, wodurch das Schleifwerkzeug an diesen Stellen übermäßig verschleißt. Dieser Verschleiß kann bis hin zum Versagen des Schleifwerkzeugs führen.

Simulation des Nutenschleifprozesses

Die in diesem Beitrag vorgestellten Ergebnisse wurden durch Simulationen mit der Software IFW CutS ermittelt. IFW CutS ist ein Programm für die dexelbasierte Simulation von Prozessgrößen von Produktionsprozessen. Sie wird für die unterschiedlichsten Arten von zerspanenden und auch additiven Fertigungsprozessen eingesetzt. Die Simulationssoftware ermöglicht es, die komplexen Eingriffsbedingungen beim Nutenschleifen abzubilden und Kenngrößen der Nutbearbeitung zu berechnen. In Bild 2 ist der reale Prozess dem simulierten Prozess gegenübergestellt.

Die wichtigsten kinematischen Kenngrößen sind Kontaktlänge und die Eingriffstiefe. Durch den runden Querschnitt des geschliffenen Rohlings, variieren sowohl die Kontaktlänge als auch die Eingriffstiefe über die Breite der Schleifscheibe. Aus diesen Prozessgrößen lassen sich weitere Größen, wie beispielsweise die Kontaktfläche und das bezogene Zeitspanvolumen berechnen. Anhand der Kontaktlängen und des bezogenen Zeitspanvolumens ist es darüber hinaus möglich, eine Aussage über die Einzelkornspannungsdicke hcu zu treffen. Die Einzelkornspannungsdicke ist ein Maß dafür, wie tief ein Schleifkorn im Schleifprozess in den Werkstoff eindringt. Sie bedingt zum einen die Spanbildung und zum anderen die Kräfte, die auf das Schleifkorn wirken sowie die Verschleißmechanismen am Schleifkorn.

IFW CutS bietet die Möglichkeit, durch verschiedene Kalkulatoren, die genannten Kenngrößen für jeden Zeitschritt zu berechnen. So kann anhand der Verläufe der Kenngrößen eine Aussage über die Eingriffsverhältnisse beim Nutentiefschleifen getroffen werden. Vor allem können hierbei die Unterschiede zwischen strukturierten und nicht strukturierten Schleifscheiben dargestellt werden. Im Folgenden werden drei Schleifscheiben verglichen. Eine Referenzschleifscheibe ohne Oberflächenstrukturen, eine Schleifscheibe mit 16 jeweils 1 mm breiten Nuten und einem Winkel von 0° zur Schleifscheibenachse sowie eine Schleifscheibe, welche die gleichen Strukturen in einem Winkel von 45° aufweist. In Bild 3 ist der durch die Simulation ermittelte Verlauf des maximalen bezogenen Zeitspanvolumens $Q'_{w,max}$ dargestellt. Zu erkennen ist zunächst eine Phase, in der die Schleifscheibe in den Rohling eintaucht und das maximale bezogene Zeitspanvolumen ansteigt. Sobald die Schleifscheibe komplett im Eingriff ist, beginnt ein Bereich in dem der Verlauf konstant bleibt. Es ist erkennbar, dass der mittlere Wert des maximalen bezogenen Zeitspanvolumens unabhängig von den verwendeten Strukturen konstant bleibt. Durch die Einbringung von Strukturen steigt jedoch die Schwankung um den Mittelwert. Diese Schwankung erreicht den größten Wert bei einem Nutwinkel der Strukturen von 45°.

Ein Grund für das beobachtete Verhalten ist die Überlagerung des Einstellwinkels der Schleifscheibe zur Erzeugung des Spannutdralls und dem Winkel der Strukturen auf der Schleifscheibe. Durch diese Überlagerung liegen unvorteilhafte Eingriffsbedingungen mit langen Schnittunterbrechungen vor. Der Einstellwinkel ergibt sich aus dem Drallwinkel λ und dem Vorhaltewinkel λ_c (siehe Bild 3).

Inwieweit sich die erhöhte Schwankung des bezogenen Zeitspanvolumens negativ auf den gesamten Schleifprozess auswirkt, lässt sich derzeit noch nicht abschließend beurteilen. Weitere Faktoren, wie beispielsweise die verbesserte Kühlschmierung durch die Strukturen, haben hier ebenfalls einen Einfluss. Das Beispiel zeigt jedoch, dass die Simulation erfolgreich zur Analyse des Einflusses der Strukturordnungen auf die Eingriffsverhältnisse eingesetzt werden kann. Besonders bei variierenden Nutgeometrien ermöglicht dies

gezielte Anpassungen des strukturierten Schleifwerkzeugs an das zu fertigende Schaftwerkzeug.

Der Einfluss der Schleifwerkzeugstrukturen wird mit der verwendeten Simulation sichtbar gemacht, jedoch reichen die zeitliche Auflösung der Simulation und die Diskretisierung des Rohlings nicht aus, um die Steigerung des Zeitspanvolumens und der damit korrelierenden Einzelkornspannungsdicke hinter einer Struktur (vgl. Bild 1) zu quantifizieren. Aus diesem Grund wurde eine zweite Simulationsstudie durchgeführt, die es durch die Reduktion des simulierten Bereichs auf die Kontaktzone ermöglicht die Dixelauflösung so weit zu steigern, dass die einzelnen Eingriffe der Schleifwerkzeugstrukturen zu erkennen sind. Über die kinematischen Größen Schnittgeschwindigkeit, bezogenes Zeitspanvolumen sowie Kontaktlänge, die während der Simulation berechnet werden, ist es möglich die Einzelkornspannungsdicke für jeden Simulationsschritt direkt in CutS zu berechnen. Da der Schleifwerkzeugeingriff über die Schleifscheibenbreite, beim Schleifen der Nuten von Schaftwerkzeugen, durch eine variierende Eingriffstiefe gekennzeichnet ist, resultieren unterschiedliche Kontaktlängen und damit unterschiedliche Einzelkornspannungsdicken. Um den Einfluss der Schleifwerkzeugstrukturen auf die Einzelkornspannungsdicke unter Berücksichtigung der Eingriffsbedingungen zu simulieren, wurde die Schleifscheibe in zehn jeweils 1 mm breite Segmente („Slices“) unterteilt. Für jedes Segment wurde anschließend der Verlauf der Einzelkornspannungsdicke über die Zeit simuliert. In Bild 4 ist der Einfluss der Eingriffstiefe auf die Einzelkornspannungsdicke erkennbar. Darüber hinaus können die Schwankungen

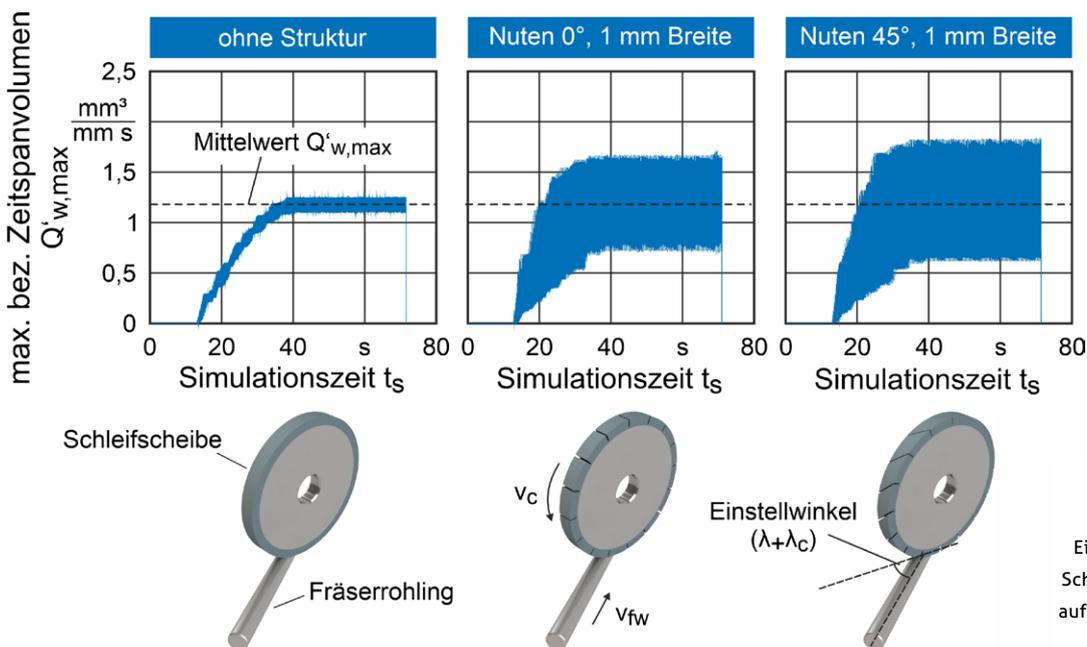
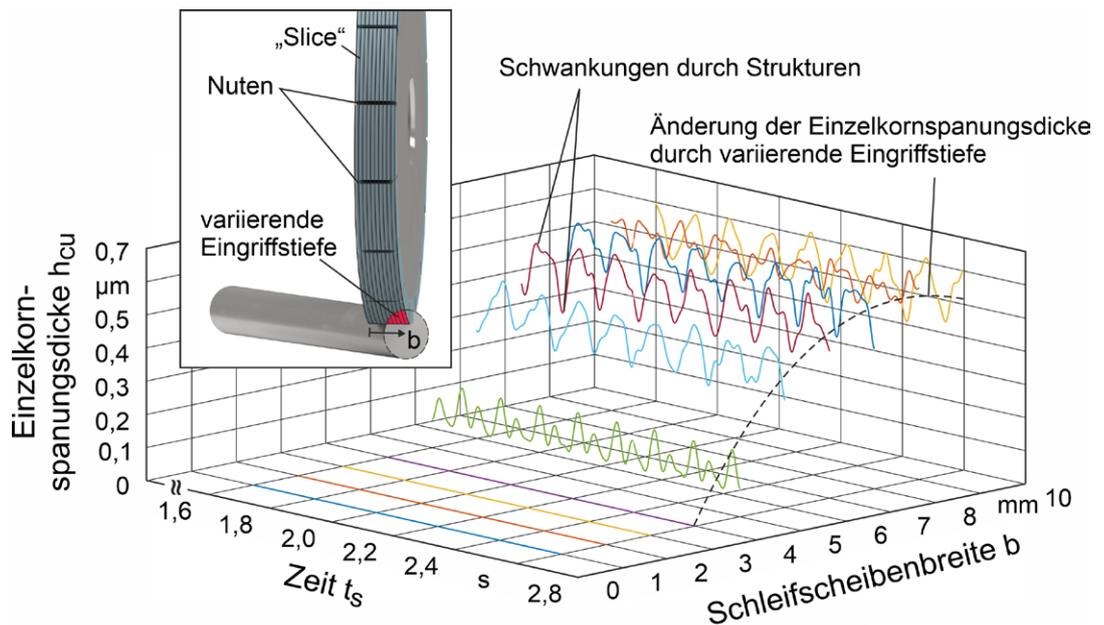


Bild 4
Einfluss unterschiedlicher Schleifwerkzeugstrukturen auf das maximale bezogene Zeitspanvolumen

Bild 4
Verlauf der Einzelkornspannungsdicken beim Nutentiefschleifen mit strukturiertem Schleifwerkzeug



der Einzelkornspannungsdicke für jede in das Schleifwerkzeug eingebrachte Nut sichtbar gemacht werden.

Anhand dieser Simulationsstudie ist es möglich für unterschiedliche Schleifwerkzeugstrukturen zu prüfen, ob kritische Einzelkornspannungsdicken durch den unterbrochenen Schnitt überschritten werden. So werden zu hohe mechanische Belastungen der Einzelkörner bei strukturierten Schleifscheiben vermieden.

Zusammenfassung und Ausblick

Durch die Simulation ist es möglich, den Einfluss von Strukturen auf das schwankende Zeitspanvolumen sichtbar zu machen. Bereits in der Auslegungsphase

eines Schleifwerkzeugs können so unvorteilhafte Effekte von Schleifwerkzeugstrukturen auf den Schleifprozess erfasst und die Strukturgeometrien gezielt auf Basis der Simulationsergebnisse angepasst werden. Mit einer kleinskaligen Simulation ist es zudem möglich, auch qualitative Aussagen über die Auswirkungen von Schleifwerkzeugstrukturen auf die Einzelkornspannungsdicke zu treffen. So kann ein Überschreiten kritischer Einzelkornspannungsdicken und damit ein erhöhter Schleifwerkzeugverschleiß im Kantenbereich hinter der Struktur vermieden werden.

Zukünftig wird die Simulation für komplexere Strukturgeometrien erweitert. Zudem soll ein optimaler Winkel von nutförmigen Strukturen in Abhängigkeit vom Drallwinkel des gefertigten Schaftwerkzeugs ermittelt werden. Darüber hinaus ist die Entwicklung eines Auslegungstools geplant, das auf Basis der Simulationsergebnisse gezielte Empfehlungen zur Anpassung der Strukturgeometrien liefert.

Autoren

Prof. Dr.-Ing. Berend Denkena
Leiter des Instituts für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW) der Leibniz Universität Hannover

Dr.-Ing. Benjamin Bergmann
Leiter des Bereichs Fertigungsverfahren des IFW, Leibniz Universität Hannover

Maximilian Tontsch
Wissenschaftlicher Mitarbeiter, IFW, Leibniz Universität Hannover



Die dargestellten Ergebnisse entstanden innerhalb des Projektes „Energieeffizientes Nutentiefschleifen“. Das Forschungsvorhaben wird durch Mittel aus dem Europäischen Fonds für Regionale Entwicklung (EFRE) und vom Land Niedersachsen gefördert.

Das IFW dankt dem Förderer und der Sieglinde-Vollmer-Stiftung für die Unterstützung des Forschungsvorhabens und dem Projektpartner, der BDW-BINKA Diamantwerkzeug GmbH, für die vertrauensvolle Zusammenarbeit.

Impressum

Schriftenreihe des Mittelstand-Digital Zentrums Hannover
Zukunft.Digital – Digitalisierung von der Idee zur Umsetzung
Ausgabe 01/2025

Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen
der Leibniz Universität Hannover
An der Universität 2, 30823 Garbsen

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Berend Denkena
Redaktion: Gerold Kuiper
Satz und Layout: Sofie Bauer

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind online unter <https://www.dnb.de> abrufbar.

Dieses Werk ist urheberrechtlich geschützt. Alle Rechte, auch das des Nachdruckes, der Wiedergabe, der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen und der Übersetzung des vollständigen Werkes oder von Teilen davon, sind vorbehalten.

© TEWISS – Technik und Wissen GmbH, Juni 2025
An der Universität 2, 30823 Garbsen
Telefon: 0511 762 19434. Mail: info@tewiss-verlag.de
www.tewiss-verlag.de

Konsortialführung
des Mittelstand-Digital Zentrums Hannover:



Bildnachweis

- Titel, Seite 08: Solikah/stock.adobe.com, generiert mit KI
- Seite 05, 32-43: Institut für Fertigungstechnik und Werkzeugmaschinen (IFW), Leibniz Universität Hannover
- Seite 06-07, 26, Rückseite links: Mittelstand-Digital Zentrum Hannover
- Seite 10-15, Rückseite rechts unten: Bremskerl-Reibbelagwerke Emmerling GmbH & Co. KG
- Seite 16: DeltaTest GmbH
- Seite 17-19, 30-31: IPH - Institut für Integrierte Produktion Hannover gGmbH
- Seite 20-21, Rückseite rechts mittig: xiaoliangge/stock.adobe.com
- Seite 23, Rückseite rechts oben: DC Studio/stock.adobe.com
- Seite 24, 27: freepik.com
- Seite 28-29: snowing12/stock.adobe.com

ISSN der Reihe Zukunft-Digital (online)
2944-7674

ISBN dieser digitalen Ausgabe
978-3-69030-081-0



