

WHITEPAPER

Datengestützte Mehrwerte im- Maschinenbau

EINSATZMÖGLICHKEITEN VON KI UND CO.



Use Cases, Strategien, Erfolgsgeschichten: Die Inhalte im Überblick

Einsatzmöglichkeiten von
Data Science und KI im
Maschinenbau

1

Augmented Intelligence:
Menschliche Kognition trifft
auf masch. Lernen

2

Federated Learning: Tür-
öffner für Data Science und KI
im Maschinenbau

3

Der Blick in die Praxis: KI im
Produktiveinsatz bei TRUMPF
und Schenck Process.

4

]] Innovationskraft, Technologien, Daten: Der Maschinenbau bietet das perfekte Umfeld für KI und Co.

Von der Entwicklung und dem Betrieb der Maschinen, über die richtige Bevorratung von Ersatzteilen bis hin zur Koordination von Vertriebsaktivitäten: Die Use Cases für den Einsatz von Data Science und KI im Maschinenbau sind genauso vielfältig wie die daraus entstehenden Mehrwerte. Auf Basis unserer über zehnjährigen Erfahrung in der Konzeption und Realisierung von Analytikprojekten im Maschinenbau für Unternehmen wie TRUMPF und Schenck Process und dem engen Austausch mit dem VDMA und seinen Mitgliedern stellen wir Ihnen in diesem Whitepaper erfolgsversprechende Data Science Use Cases im Maschinenbau vor.

Lassen Sie sich von den spannenden Anwendungsfällen inspirieren.

Damit das Thema Analytik in Ihrem Unternehmen zu einer Erfolgsgeschichte wird, braucht es

zwei entscheidende Komponenten: Akzeptanz und natürlich Daten. Mit Augmented Intelligence und Federated Learning stellen wir Ihnen hierzu zwei Konzepte vor, die diese beiden Komponenten bedienen.

Zum Abschluss nehmen wir Sie mit in die Praxis. Erfahren Sie, wie Maschinenbauer auf Basis von Daten neue Umsatzquellen und Prozessverbesserungen generiert haben.

Viel Spaß beim Lesen.

Herzliche Grüße



Oliver Bracht
Chief Data Scientist bei eoda



Einsatzmöglichkeiten von Data Science und KI im Maschinenbau



Daten sind der Rohstoff des 21. Jahrhunderts.

Predictive Maintenance: Intelligente und vorausschauende Instandhaltung

Predictive Maintenance ist eine der Kernkomponenten der Industrie 4.0 und das omnipräsente Thema, wenn es um die sinnvolle Nutzung von Maschinendaten geht. Der Anspruch von Predictive Maintenance ist es, Maschinenstörungen vorherzusagen, bevor die Auswirkungen spürbar werden und ein ungeplanter Ausfall droht. Temperaturanstiege, Geräusch- und Vibrationsentwicklungen, Schwingungen oder die Entstehung von Streulicht in der Lasertechnik: Die Indikatoren für drohende Störungen können ganz unterschiedlich sein. Algorithmen erkennen in diesem komplexen Umfeld Anomalien und können Prognosen über die Ausfallwahrscheinlichkeit von Bauteilen liefern.

Automatisierung der Maschinenkonfiguration: Optimierung der Maschinensteuerung per Algorithmus

Moderne Industrieanlagen verfügen über eine Vielzahl an einstellbaren Parametern. Die optimale Konfiguration dieser Parameter unterliegt unterschiedlichen Einflussfaktoren, wie dem benötigten Output, den eingesetzten Rohstoffen oder äußeren Einflüssen, wie der Temperatur in der Fertigungshalle. Stets die optimalen Maschineneinstellungen zu finden ist aufwändig und erfordert eine hohe Kompetenz der Maschinenführer. Eine falsche Maschineneinstellung kann sich negativ auf die Produktqualität und damit auch auf die Zufriedenheit der Anlagenbetreiber mit der eingesetzten Maschine auswirken. Mittels Data Science lassen sich automatisch Konfigurationsvorschläge ermitteln, die den Maschinenführern die Arbeit erleich-

tern und den optimalen Betrieb der Maschine ermöglichen. Konkret können Nachjustierungsaufwände durch den Bediener aufgrund einer ungünstigen initialen Konfiguration minimiert werden – der Produktionsprozess verläuft stabiler. Die Produktqualität bleibt unabhängig vom Maschinenführer konstant hoch. Die Bedienbarkeit der Maschinen wird deutlich leichter und die Einarbeitungszeiten kürzer. Dieses Assistenzsystem basiert auf einem Machine-Learning-Algorithmus, der in einer Trainingsphase auf historischen Maschinendaten lernt, wie sich Prozessparameter auf die Qualität des Outputs auswirken. In diesen Lernprozess können auch die Rückmeldungen der Maschinenführer einbezogen werden.

Optimierung der Produktionskosten bei variierenden Rahmenbedingungen

Neben der erzielten Produktqualität sind die Produktionskosten die entscheidende Kennzahl bei der Auswahl der richtigen Maschinenkonfiguration. Um für den jeweiligen Anlagenbetreiber die optimale Konfiguration zu finden, ist es zum Beispiel wichtig auch regionale Eigenheiten des Betriebsstandorts einzubeziehen. Gerade die Kunden international agierender Maschinenbauer unterliegen sehr unterschiedlichen Kostenstrukturen. Besonders Energiekosten oder additive Kosten unterscheiden sich teilweise gravierend. Diese externen Informationen können in das Analysemodell zur optimalen Maschinenkonfiguration eingebunden werden. Das Assistenzsystem empfiehlt dem Maschinenführer die Konfiguration, mit den an diesem Standort geringsten Produktionskosten.

Umsätze mit Marktneuheiten
oder Kostensenkung durch
Prozessinnovationen:
Die konsequente Daten-
nutzung ist der Schlüssel
zu beidem.

Qualitätsüberwachung mittels Bild- datenanalysen

Das Qualitätsmanagement ist ein weiteres zentrales Anwendungsgebiet von Data Science in der Industrie 4.0. Ein immer wichtiger werdender Baustein davon ist die Bilddatenanalyse. Mittels Bilderkennungsalgorithmen kann die Qualitätsüberwachung stärker automatisiert werden. Dadurch gelingt es flächendeckender zu prüfen und schneller auf Qualitätsschwankungen des Outputs aufmerksam zu werden. Konkret können zum Beispiel erzeugte Schweißnähte per Bild erfasst und automatisiert analysiert werden. Die Erkennung unzureichender Schweißnähte kann dann eine Warnung an den Fachexperten auslösen. Durch dieses zweistufige Vorgehen bleibt die Entscheidungskompetenz beim Menschen und der Algorithmus kann mit den Rückmeldungen der Experten weiter trainiert werden. Ein analoges Beispiel findet sich in der Medizin, wo Bilddatenanalysen bereits erfolgreich zur Erkennung von Krebserkrankungen auf Untersuchungsaufnahmen eingesetzt werden.

Predictive Ordering: Optimierung der Lagerhaltung und des Ersatzteil- services

Um bei tausenden Bauteilen kurze Reaktionszeiten und schnelle Lieferungen zu ermöglichen, braucht es eine hohe Ersatzteilverfügbarkeit. Genau hier gilt es Out-of-Stock-Situationen zu vermeiden, gleichzeitig aber auch die Kapitalbindung im Lager möglichst gering zu halten. Eine manuelle Optimierung der Lagerhaltung

ist ab einem bestimmten Sortimentsumfang nur schwer möglich. Algorithmen helfen die Warenbeschaffung zu automatisieren und deutlich mehr relevante Einflussgrößen einzubeziehen. Saisonale Schwankungen, Trends oder bekannte Nutzungszyklen von bestimmten Teilen: Durch die Verbindung unterschiedlicher Kennzahlen und Einflussgrößen lässt sich der zukünftige Bedarf prognostizieren. Gleichzeitig hilft eine Analyse der jeweils notwendigen Wiederbeschaffungszeiten den richtigen Bestellzeitpunkt zu finden.

Beschaffungsoptimierung durch Preisprognose

Die Verfügbarkeit von Rohstoffen ist die unverzichtbare Grundlage für eine funktionierende Produktion. Die Zeiten in denen Rohstoffe unbegrenzt und zu vergleichsweise konstanten Konditionen verfügbar waren sind aber vorbei. Starke neue Marktteilnehmer wie China oder Finanzinvestoren treten immer stärker in den Markt ein und erschweren die Bedingungen beim Rohstoffeinkauf. Mit Zeitreihen- und Machine-Learning-Algorithmen können Preisentwicklungen von Rohstoffen prognostiziert und optimale Beschaffungszeitpunkte leichter gefunden werden. Die möglichen relevanten Datenquellen reichen von der historischen Preisentwicklung der Rohstoffe über Nachrichtenmeldungen bis hin zu Branchenindizes und Währungskursen.

Hit Rate von Angeboten prognostizieren: Verbesserung des Angebotsmanagements

Auch im Bereich der Angebotserstellung und Kundenbetreuung lassen sich mit Data Science Prozesse im Maschinenbau optimieren. Ein möglicher Use Case betrifft die Hit Rate – also die Erfolgsquote – von unterbreiteten Angeboten. Diese prognostizieren zu können ist insbesondere im Maschinenbau von großer Bedeutung. Denn besonders hier im Bereich umfangreicher Industrieanlagen mit individuellen Modifikationen oder kompletter Individualentwicklungen ist die Angebotserstellung besonders komplex und aufwändig. Gelingt es die Hit Rate verlässlich zu prognostizieren, lässt sich der investierte Aufwand für die Angebotserstellung besser steuern und Ressourcen effektiver nutzen. Auch hier bedienen sich die Prognosemodelle unterschiedlicher Einflussgrößen, wie wirtschaftlichen Kennzahlen des interessierten Unternehmens, Branchenindizes oder der Hit Rate zurückliegender Angebote. Ein weiterer Mehrwert dieses Use Cases: Die Verlässlichkeit der Umsatzplanung lässt sich ebenfalls erhöhen.

Next Best Offer: Das richtige Angebot für den richtigen Kunden

Mit welchem Produkt lassen sich bestehende Kunden am besten ansprechen? Welche Leistung ist die passendste im Hinblick auf die bereits gekauften Produkte und Services? CRM-Daten können hier Aufschluss geben. Analytisch basierend auf Warenkorb- bzw. As-

soziationsanalysen werden im historischen Kaufverhalten der Kunden analysiert, um Sets an zusammengehörigen Produkten zu identifizieren. Auch kann im Hinblick auf den Vertrieb eines bestimmten Produktes oder Services ein Scoring der Bestandskunden vorgenommen werden, um die erwartete Attraktivität der entsprechenden Leistung für den jeweiligen Kunden zu bewerten. Dieses Scoring ist die belastbare Grundlage, um Prioritäten zu setzen und die Responsequote von Vertriebsaktivitäten zu steigern.



Durch die Kombination von menschlichen und maschinellen Fähigkeiten können wir übermenschliche Ergebnisse liefern.

Fei-Fei Li

Informatikerin und Professorin an der Stanford University

2



Augmented Intelligence:
Menschliche Kognition trifft
auf maschinelles Lernen

Die stetig neuen Meilensteine in der Entwicklung von Künstlicher Intelligenz bringen wie zuvor beschrieben bereits heute in vielen Anwendungsbereichen große Vorteile. Doch gerade in der gesellschaftlichen Wahrnehmung schüren sie auch Sorgen und Ängste vor der Verdrängung der menschlichen durch die maschinelle Intelligenz. Science-Fiction-Szenarien von außer Kontrolle geratenen Robotern, erscheinen plötzlich vorstellbar. Dabei sieht die Realität ganz anders aus: Denn erst die konsequente Verknüpfung von Künstlicher Intelligenz mit menschlicher Intuition, Kontext-Wissen und Kreativität bringt echte Mehrwerte und hilft darüber hinaus gesellschaftliche Bedenken abzubauen.

KI als Unterstützung für den Menschen

Augmented Intelligence, also die „erweiterte Intelligenz“, beschreibt genau diese Symbiose

des Wissens. Das Ziel hinter diesem Konzept ist es nicht den Menschen zu ersetzen, sondern ihn zu entlasten und ihm vor allem belastbare Entscheidungsgrundlagen auf Datenbasis zu liefern. Es können große, für Menschen kaum fassbare Datenmengen analysiert werden, die vom Unternehmen, bis zur Arztpraxis als Entscheidungshilfe dienen können. Durch die in kürzester Zeit in den Daten gefundenen Muster und Abhängigkeiten, können Experten schneller und präziser Entscheidungen treffen. Die menschliche Intuition kann so durch die algorithmusgestützte Datenauswertung in Sekundenschnelle bestätigt oder widerlegt werden. Am Ende trifft aber immer der Mensch die Entscheidungen – der zentrale Unterschied zur Artificial Intelligence, die eine mindestens in Teilbereichen vollständige Autonomie der Maschinen anstrebt.



Augmented Intelligence macht aus datengetriebenen datengestützte Unternehmen

Augmented Intelligence in der Praxis

Umsätze, Webtraffic auf der eigenen Homepage oder Informationen über die Produktionsprozesse: Maschinenbauer sitzen auf riesigen Datenbeständen, treffen aber das Gros ihrer Entscheidungen immer noch auf Basis begrenzter Informationen oder gar ganz aus dem Bauchgefühl heraus. Mit Techniken des Machine Learning können Unternehmen auch unstrukturierte Daten für sich nutzen. Entscheider erhalten dadurch ein umfassendes Bild der Rahmenbedingungen und können die möglichen Auswirkungen einer Maßnahme deutlich besser abschätzen. Das erhöht die Erfolgswahrscheinlichkeit von Entscheidungen signifikant und senkt gleichzeitig den Aufwand im Zuge der Entscheidungsfindung für die Mitarbeiter. Augmented Intelligence ist der Ansatz um aus datengetriebenen datengestützte Unternehmen zu machen.

Schaut man über den Unternehmenskontext hinaus, wird schnell deutlich, dass Augmented Intelligence beispielsweise auch in der Medizin zum Vorteil von Patienten und Ärzten eingesetzt werden kann. Analysemodelle können in kurzer Zeit Millionen Patienten- und Gesundheitsdaten verschiedener Patienten miteinander vergleichen und Abhängigkeiten sowie Ursachen für Erkrankungen finden. Bei der Analyse unter Zuhilfenahme von KI spart der Arzt Zeit und die Chancen der Patienten auf eine optimale Behandlung steigen durch evidenzbasierte Entscheidungen. Im englischsprachigen Raum ist Augmented Intelligence in der Medizin vieler-

orts bereits Realität.

Handlungshoheit behalten, Akzeptanz schaffen

Durch den rasanten technischen Fortschritt ist die Künstliche Intelligenz mehr denn je in den Fokus von Politik, Gesellschaft und Unternehmen gerückt. In komplexen Situationen mit großen Datenmengen und wiederkehrenden Aufgaben sind uns Algorithmen schon heute voraus. Die Kunst ist es, die Stärken von Künstlicher Intelligenz mit denen des Menschen zusammenzubringen. Augmented Intelligence gibt diesem Ansatz einen Rahmen in dem Entscheidungen dem Menschen vorbehalten bleiben und er stets die Handlungshoheit behält. Und genau darin liegt der Schlüssel zum Erfolg: Im Zusammenwirken von Mensch und Maschine entfaltet Analytik ihr volles Potenzial und erhält die größtmögliche Akzeptanz in der Gesellschaft.

3

Federated Learning: Tür-
öffner für Data Science und
KI im Maschinenbau

Der Erfolg von Data-Science- und KI-Initiativen in der Industrie steht und fällt mit der vorhandenen Datenbasis. Federated Learning hilft die Datenhürde zu nehmen und gleichzeitig Datenschutz und Datenhoheit zu berücksichtigen.

Die Industrie 4.0 braucht sie wie der Mensch die Luft zum Atmen: Daten. Der Vergleich hinkt, denn im Unterschied zum Menschen und seiner Atemluft, produziert die Industrie 4.0 ihre Daten selbst. Dennoch leiden viele Unternehmen und ihre KI-Initiativen an „Datennot“.

Die Gründe für eine unzureichende Datenbasis

Die Ursachen für diese „Datennot“ sind vielfältig. Eine fehlende oder unzureichende technische Infrastruktur zur systematischen Datenerfassung ist in einigen Industrieunternehmen immer noch eine der größten Hürden. Aber auch in stärker digitalisierten Unternehmen, in denen zum Beispiel die Sensorik an Maschinen und Anlagen täglich große Datenbestände produzieren, ist die Datengrundlage oft ein Stolperstein. Dieser zeigt sich beispielsweise in Form von abgeschlossenen Datensilos, die nur einzelnen Abteilungen zur Verfügung stehen. Die Themen Datenhoheit und Datenschutz als regulatorische Basis der Datenverarbeitung, sind hier ein Bremsklotz für das schnelle und umfangreiche Training von Analysemodellen. Auch Konflikte über die Nutzung der Daten zwischen Maschinen- und Komponentenbauern und den jeweiligen Betreibern der Anlagen verringern das tatsächlich vorhandene Datenpotenzial.

Predictive Maintenance: Großes Potenzial, wenig relevante Daten Ergebnis

Wenn es um den Einsatz von Data Science in der Industrie geht, landet man beinahe zwangsläufig bei der vorausschauenden Instandhaltung – Predictive Maintenance. Die Prognose von Maschinenstörungen und -ausfällen auf Basis der verfügbaren Sensordaten, birgt im Erfolgsfall ein enormes wirtschaftliches Potenzial. Aus Data-Science-Gesichtspunkten sind Maschinenausfälle aber oftmals seltene Ereignisse mit heterogenem Ursprung und die vorhandenen historischen Daten von Störungsfällen sehr begrenzt. Haben die relevanten Daten einen Personenbezug – zum Beispiel zum jeweiligen Maschinenführer – erschwert dies die Nutzung zusätzlich. Die Qualität und Güte der für Predictive Maintenance eingesetzten Machine-Learning-Modelle ist aber untrennbar mit der verfügbaren Menge an relevanten Trainingsdaten verbunden. Ist diese unzureichend, bleibt die große Vision von der vorausschauenden Instandhaltung unerfüllt oder der Weg dorthin weit. Dieser Anwendungsfall ist ein prägnantes Beispiel für die Datenhoheit als Herausforderung. Die zentralen Fragen lauten: Wer hat die Hoheit über die Daten und wie können Wege gefunden werden, sodass Maschinenbauer und -betreiber wirklich von den Daten profitieren können?

Federated Learning: Per Paradigmenwechsel zum Ziel

Eine mögliche Antwort auf diese Frage: Federated Learning. Methodisch handelt es sich bei

Federated Learning um eine spezielle Technik des verteilten maschinellen Lernens. Im Kern geht es um einen Sharing-Economy-Ansatz, der hilft, die Güte von Machine-Learning-Modellen zu verbessern und gleichzeitig Datenschutzbestimmungen einzuhalten. Wie kann dies gelingen? Beim Federated Learning wird aus einer Vielzahl einzelner Analysemodelle unterschiedlicher Akteure ein zentrales Modell gebildet. Die Lerneffekte des Modells fließen schließlich iterativ zurück in die einzelnen Modelle der unterschiedlichen Akteure und verbessern diese dadurch.

Die Erfolgsformel von Federated Learning besteht darin, dezentral eine deutlich umfangreichere Datenbasis für das Training der Modelle einbeziehen zu können, ohne dass diese Daten dafür den Besitzer wechseln müssen. Die Herausgabe sensibler Informationen entfällt. Das zentrale Analysemodell – das Herzstück von Federated Learning – erhält nur die Lernergebnisse, also die anonymisierten Parameter, der einzelnen Modelle.

Durch die Einbeziehung der Informationen aus dem Training einer Vielzahl unterschiedlicher Modelle, wird der entstehende Lerneffekt massiv verstärkt. Verschiedene Analysemodelle können dabei parallel zueinander trainiert werden. Im Vergleich zu einem einzigen Modell und einer begrenzten Datenbasis können Analysemodelle mit Federated Learning deutlich schneller eine höhere Genauigkeit erreichen.

Predictive Maintenance ist dabei nur ein mög-

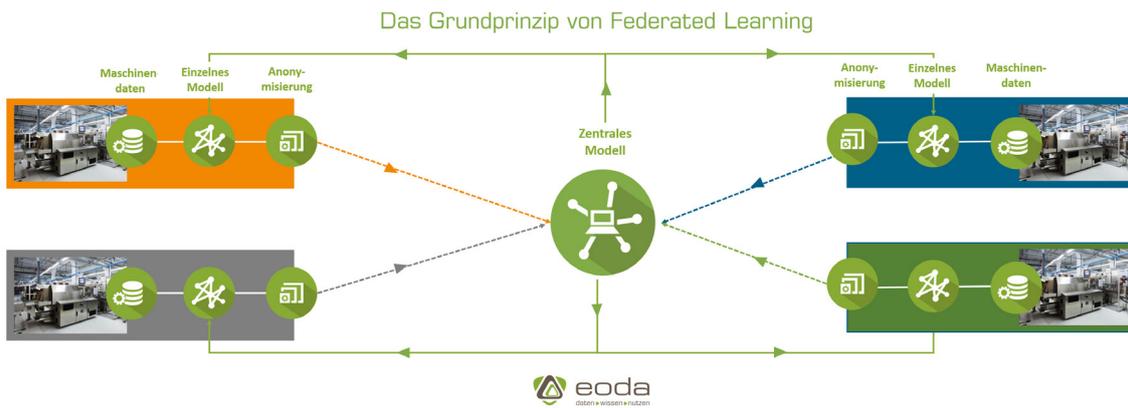
liches Analyseszenario, für die Verbindung der Analysemodelle unterschiedlicher Maschinenbauer und -betreiber und damit indirekt auch unterschiedlicher Datentöpfe. Durch diese Verbindung kann das Volumen an Trainingsdaten deutlich erweitert und Wissensvorsprünge generiert werden.

Federated Learning als Türöffner zu datengetriebenen Prozessen und Services

Federated Learning hat das Potenzial, die Time-to-Market sowie die Entwicklungskosten von datengetriebenen Lösungen entscheidend zu reduzieren und schneller die erhofften Mehrwerte zu generieren. Mehr noch: Für Unternehmen mit sehr begrenzter Datenbasis kann das Federated Learning einen Türöffner-Charakter haben.

Damit dies gelingen kann, braucht es die technische Infrastruktur und noch wichtiger, die Bereitschaft von Industrieunternehmen zur Kooperation. Denn neben Herausforderungen, wie der Lastenverteilung und der Modellsicherheit, ist Federated Learning vor allem eine Frage des Mindsets. Regelmäßige Umfragen unter Industrievertretern verdeutlichen zwei Aspekte: KI und Co. ist in den Köpfen angekommen und das Potenzial für Unternehmen ist erkannt, jedoch hat die digitale Transformation in diesem Bereich in vielen Unternehmen erst begonnen. Wenn Unternehmen auf diesem Weg Grenzen eines Alleingangs erkennen, kann eine Investition in eine entsprechende Federated-Learning-Infrastruktur und die Zusammenarbeit mit

Lieferanten, und sogar Wettbewerbern, sehr attraktiv werden. Denn Federated Learning kann die „Datennot“ lindern. Auf eine sehr intelligente Art und unter Berücksichtigung von Datenschutz und Datenhoheit.



4



Der Blick in die Praxis I: Predictive Maintenance bei der TRUMPF Lasertechnik

Herausforderung

TRUMPF ist im Bereich industrieller Laser und Lasersysteme Weltmarkt- und Technologieführer. Die TRUMPF Lasertechnik bietet CO₂-Laser, Festkörperlaser, Beschriftungslaser sowie Lasersysteme an. Um die Leistung und Qualität hoch zu halten sowie unvorhergesehene Maschinenausfälle zu vermeiden, soll mittels Datenanalyse die vorausschauende Instandhaltung ermöglicht und dadurch die Qualität und Verfügbarkeit der Maschinenleistung erhöht werden.

Ziel

Die übergeordneten Ziele der vorausschauenden Instandhaltung der Lasermaschinen waren wie folgt:

- Einführung von Data Science zur Nutzung der Daten
- Analyse von Lasern, deren Sensoren täglich unzählige Maschinendaten produzieren
- Transparente und anschauliche Visualisierung der Maschinendaten
- Rollenübergreifende Workflows zur Unterstützung der Geschäftsprozesse zwischen Entwicklung, Service, After Sales und externen wie auch internen Data Scientists
- Einführung von Algorithmen zur Mustererkennung von Fehlerbildern und Prognose zukünftiger Ausfälle

Im Grundsatz sollte der „Industrie 4.0-Reifegrad“ – basierend auf Daten und Algorithmen – erhöht werden.

Lösung

Im ersten Schritt half eoda TRUMPF ein eigenes Data-Science-Team auszubilden. Das geschulte Team vereinte dadurch Domänen- und Statistikwissen und konnte so schnell erste Use Cases erfolgreich identifizieren und umsetzen. Um die komplexen Analysen der Maschinendaten durchzuführen, wurde die Open-Source-Skriptsprache R verwendet, die über einen einmaligen Funktionsumfang zur Analyse, Prognose und Visualisierung verfügt und nach kurzer Zeit von den Ingenieuren bei Trumpf verwendet wurde.

Die Use Cases bestanden darin, die vorhandenen Maschinendatensätze auszuwerten, auf Anomalien und Ausfälle hin zu untersuchen sowie die Ergebnisse abzubilden und zukünftige Probleme vorherzusagen.

Die beteiligten Fachabteilungen sowie das Management wurden nachhaltig von den Ergebnissen der Analysen überzeugt. Im weiteren Verlauf lag der Fokus auf der Integration von Data Science in die bestehenden Geschäftsprozesse. Dazu wurde auf Basis der eoda Lösung YUNA ein Condition Monitoring Portal entwickelt.

Das Condition Monitoring Portal ermöglicht es, den Zustand der Maschinen zu kontrollieren und im Kontext von Predictive Maintenance den Aufwand und die Kosten der Wartung und Instandhaltung zu optimieren. Das Portal ist eine On-Premise-Lösung: TRUMPF behält die vollständige Kontrolle über die Daten und Algorithmen.

Ergebnis

Dank des Condition Monitoring Portals können Maschinendaten und Trends in Form von Dashboards, flexibel kombinierbaren Widgets und Grafiken veranschaulicht und analysiert werden. Unterschiedliche Abteilungen, wie z.B. Entwicklung, Service oder After Sales, arbeiten in verschiedenen Rollen durch Workflows verbunden zusammen an den verschiedenen Use Cases.

Infolgedessen wird eine Instandhaltungsstrategie umgesetzt, die mögliche Fehler im Voraus erkennt und somit unvorhergesehenen Maschinenausfällen vorbeugt. Dadurch wird die Planung einer optimalen Wartung ermöglicht sowie neue Mehrwertdienste auf Basis von Daten und Algorithmen geschaffen.

TRUMPF



Dank der Datenauswertung in Echtzeit reduzieren wir Ausfallzeiten, optimieren Prozesse und erhöhen gleichzeitig die Verfügbarkeit der Maschinen.

Marco Holzer | Leiter Produktmanagement/Logistik Services | TRUMPF

5



Der Blick in die Praxis II:
Mit Data Science zu neuen
Kundenservices für
Schenck Process

Herausforderung

Schenck Process ist weltweiter Technologie- und Marktführer im Bereich der angewandten Messtechnik und punktet mit innovativen Lösungen unter anderem für das Wägen, Fördern und Sieben. Um das Serviceangebot für ihre Kunden stetig weiterzuentwickeln plant Schenck Process die Realisierung eines Use Cases aus dem Bereich der vorausschauenden Instandhaltung. Dies ist für Schenck Process besonders relevant, da ungeplante Maschinenausfälle mit hohen Kosten und sehr aufwändigen Reparaturprozessen verbunden sind.

Schenck Process verfügte im Vorfeld des Projekts über eine eingeschränkte Datenbasis mit historischen Daten. Diese beinhaltete zahlreiche Datensätze von Maschinen im Gut-Zustand, allerdings nur wenige Datensätze mit einer Zuordnung zu bestimmten Fehlerfällen. Aufgrund individueller Spezifikationen stellt jede hergestellte Maschine ein Unikat dar.

Ziel

Das Ziel von Schenck Process ist es, Zustandsänderungen an den Maschinen durch den Einsatz von Algorithmen zu erkennen. Konkret geht es um die Herleitung eines „Health Indicators“, der den Maschinenzustand auf Basis von Sensordaten für die Nutzer nachvollziehbar macht.

Lösung

Zur Schaffung einer adäquaten Datenbasis haben Experten von Schenck Process die jeweils aktuellen Maschinenzustände definiert und damit die Grundlage für das Training der Ana-

lysemodelle geschaffen. Im Rahmen des Datenmanagements hat eoda zusätzlich durch die Interpolation fehlender Messzeiträume Äquidistanzen hergestellt.

Für die Generierung des „Health Indicators“ hat eoda auf Verfahren zur Detektion von Strukturänderungen auf Basis von Regressionsmodellen gesetzt. Wichtige Aspekte bei der Konzeption der Analysemodelle durch eoda:

- Effizientes Re-Training der Modelle: Einfache Übertragbarkeit der Analysen auf andere Maschinen.
- Einsatz von Echtzeitdaten: Zustandsänderungen im Produktivsystem können kontinuierlich aktualisiert werden.
- Vorhandenes Toolset: Schenck Process setzt auf die kommerzielle Software Matlab. Daher sind die verwendeten Algorithmen und Methoden natürlich in Matlab reimplementierbar.

Ergebnis

Mit dem „Health Indicator“ schafft eoda für Schenck Process die Mehrwerte für einen neuen Servicebaustein. Der Indikator hilft, Maschinenausfälle automatisch proaktiv zu erkennen und das Verständnis für den Maschinenzustand deutlich zu erhöhen.

Damit kann der „Health Indicator“ entscheidend dazu beitragen, die Maschinenverfügbarkeiten und damit auch die Kundenzufriedenheit zu steigern.



Erschließen Sie mit uns Ihr Datenpotenzial.

Ihr Ansprechpartner:

Oliver Bracht

E-Mail: sales@eoda.de

Tel.: +49 561 87948-370



Wir sind Ihr Partner im Umfeld von Big Data, Machine Learning und Künstlicher Intelligenz. Wir unterstützen Sie ganzheitlich – von der Identifikation des richtigen Anwendungsfalls über die Datenanalyse und Interpretation der Ergebnisse bis hin zur Implementierung der entwickelten Lösung in Ihr Produktivsystem.

Effektivere Vertriebskampagnen, zuverlässigere Industrieanlagen oder optimierte Lagerbestände: Der Schlüssel zur Erreichung Ihrer Ziele liegt in den Daten.

Wir helfen Ihnen, sich Daten zunutze zu machen und sich im Zeitalter der digitalen Transformation bestmöglich aufzustellen.

Schreiben Sie mit uns Ihre digitale Erfolgsgeschichte.



eoda
daten ► wissen ► nutzen