

Stufenweise zu nachhaltigem Mehrwert aus Maschinendaten

Wie Daten aus Betrieb und Wartung für kundenspezifische Dienstleistungen verwertet werden können

LUKAS HOFMANN |
CHRISTOPHER JOSEF ROTHSCHEDL |
ALEXANDER MUTZL

Im Sondermaschinenbau ist man mit der Datenanalyse oft (zu) zurückhaltend, da die Verifikation auf Basis statistischer Kenngrößen fehlt. Mit einer ganzheitlichen Herangehensweise, die physikalische Zusammenhänge und Besonderheiten des Maschinenbetriebs miteinbezieht, können komplexe Problemstellungen systematisch angegangen werden. Unter diesen Bedingungen ist es möglich, schrittweise einen nachhaltigen Mehrwert für Maschinenbetreiber zu kreieren. Essenziell ist dabei, Fachwissen und Erfahrungen von Domänenexperten zu integrieren, was mit gezieltem Einsatz von Konzepten und Methoden der Datenanalyse gelingt.

Datensammeln kann doch jeder?

Begriffe wie Industrie 4.0, Big Data oder prädiktive Instandhaltung (Predictive Maintenance) sind bereits seit Jahren auch in der Bahnindustrie angekommen und gelten mittlerweile als omnipräsent. Besonders in Europa scheint sich jedes Unternehmen – egal ob Hersteller oder Betreiber – und jede staatliche Betreibergesellschaft dieser Themen unter dem Schlagwort der „Digitalisierung“ anzunehmen. Oft stellt sich bei Gesprächen schon nach kurzer Zeit heraus, dass es unterschiedliche Sichtweisen auf die Digitalisierung gibt: Für die einen endet sie bereits beim papierlosen Büro, bei anderen geht es um die Optimierung von Geschäftsprozessen. Um Letztere ganzheitlich betrachten und umsetzen zu können, ist mehr gefordert als nur das Sammeln von Daten.

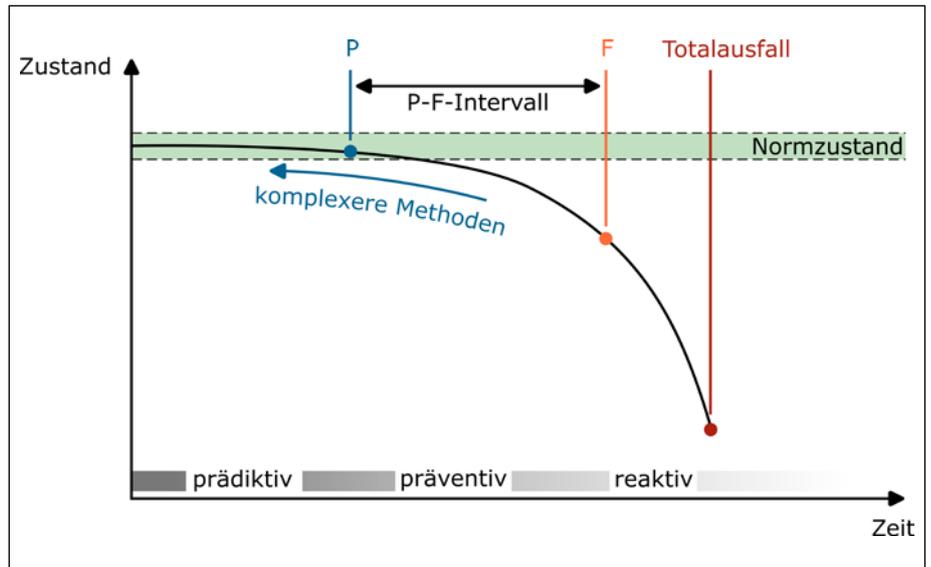


Abb. 1: P-F-Kurve, bei P wird ein potenziell bevorstehender Ausfall erkannt, bei F kommt es zum funktionalen Ausfall, zur Wartungsoptimierung ist ein hinreichend großes P-F-Intervall wünschenswert.

Quelle aller Abb.: Plasser & Theurer

Predictive Maintenance, bist du es?

Um der Gefahr vorzubeugen, sich in den vielfältigen Begrifflichkeiten zu verlieren, lohnt sich eine kurze Einordnung vorweg, die im gegebenen Umfang natürlich nicht in die Tiefe gehen kann. Zur Illustration bietet sich ein Blick auf die sogenannte P-F-Kurve an, (Abb. 1). Die Grundidee geht auf eine Pionierarbeit aus dem Jahre 1978 zurück, die den Begriff Reliability-centred Maintenance prägte und sich mit optimalen Wartungsstrategien beschäftigte [1]. Darin konnte gezeigt werden, dass bei sinnvoller Anwendung des Konzepts neben einer erhöhten Kosteneffizienz der Wartung auch eine verbesserte Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit der betrachteten Ressource

zu erwarten ist. Der Ansatz wurde in der Folge auch erfolgreich auf andere Industrien übertragen (siehe z. B. [2–4]).

Der funktionale Ausfall einer Komponente (Zeitpunkt F) tritt ein, wenn ein gefordertes Leistungsziel nicht mehr erreicht wird, was nicht immer gleichbedeutend mit einem Totalausfall sein muss (z. B. unzureichendes Druckniveau einer Hydraulikpumpe). Entscheidend ist, wie frühzeitig der bevorstehende potenzielle Ausfall erkannt wird (Zeitpunkt P). Je länger dieses P-F-Intervall ist, desto eher lässt sich eine kostenoptimale Lösung finden. Dieses Intervall hängt wesentlich von den Methoden zur Überwachung und Vorhersage des Zustands ab. Diese sind drei grundsätzlichen

	Instandhaltungsstrategie		
	prädiktiv	präventiv	reaktiv
Planung	nach Bedarf bezogen auf Verhalten einer Komponente	fixe Intervalle auf der Basis von statistischen Überlegungen	anlassbezogen bei Ausfall einer Komponente
Vorteile	zielgerichtete und kosteneffiziente Wartung, maximierte Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit	einfach umzusetzen, höhere Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit als reaktive Instandhaltung	volle Ausnutzung des Lebens einer Komponente, keine komplexe Planung
Nachteile	meist zusätzliche Technologie zur Aufzeichnung notwendig, benötigt Know-how und Ressourcen zur Modellierung und Auswertung	Tendenz zur Überservicierung, arbeitsintensiv	Reparatur- und Ausfallkosten oft höher als der Mehrwert durch volle Ausnutzung des Komponentenlebens

Tab. 1: Gegenüberstellung der grundlegenden drei Wartungsstrategien

Wartungsstrategien zuzuordnen, die in Tab. 1 gegenübergestellt sind. Vielfach sind die Übergänge fließend, die Grundkonzepte bieten jedoch eine gute Orientierung. Wichtig ist, zu verstehen, dass in der Regel ein Mix der Ansätze zielführend sein wird.

Vollintegrierte Digitalisierungslösung anstatt nur Flottenmanagement

Für Bahnbaumaschinen hat Plasser&Theurer in Kooperation mit Track Machines Connected (tmc) eine Digitalisierungslösung – die Plasser Datamatic – erarbeitet, die sowohl Anforderungen der Maschinenbetreiber als auch der Infrastrukturbetreiber bei ihren Arbeitseinsätzen abdeckt sowie bei der Instandhaltung und Wartung unterstützt. Die Anwendungen gehen dabei weit über klassisches Flottenmanagement hinaus und ermöglichen unter anderem,

- Signalverläufe mit Positionsdaten und Events zu korrelieren,
- Benachrichtigungen bei Grenzwertüberschreitungen relevanter Messwerte zu erhalten,
- aussagekräftige Berichte über die Performance der Maschinen in Arbeitseinsätzen zu generieren,

- Auflaufstöße an der abgestellten Bahnbaumaschine während Rangierarbeiten zu erkennen
- oder auch die Fernunterstützung für den Bediener durch hoch qualifizierte Techniker und Spezialisten zur Verfügung zu stellen, sollte es zu einem Fehlerfall auf der Maschine kommen.

Darüber hinaus ist die Lösung auch integraler Bestandteil des vollständigen End-to-End-Prozesses, der die Übertragung von Mess-, Arbeits- und Nachweisführungsdaten in einer schlüssigen, nachvollziehbaren, gesicherten und automatisierten Verarbeitungskette gewährleistet. Des Weiteren erfasst die Plasser Datamatic über das an Bord installierte und mit der Maschinensteuerung integrierte Edge-Computing-Device Daten, um diese gesichert in eine hochverfügbare Plattform zu übertragen, dort persistent zu speichern und für die Auswertung und weitere Verarbeitung zur Verfügung zu stellen.

Dabei ist die Datamatic ein Instrument, um mit Maschinendaten Mehrwert zu erzeugen. Damit das gelingt, ist es unumgänglich, die Signalzeitreihen mit zusätzlichen Metadaten aus dem Betrieb sowie Wartungsinformationen zu verschneiden. Die entstehende Datenbasis

selbst ist kein Mehrwert, dazu ist die strukturierte Integration von Fachwissen notwendig – Big Data allein löst noch keine Probleme.

Detect – Diagnose – Predict

Wenn aus Maschinendaten Mehrwert generiert werden soll, muss zuerst klar sein, welche Baugruppen oder Komponenten einer Bahnbaumaschine Aufmerksamkeit benötigen. Man kann das mit einem Menschen vergleichen, der unbeschwert den Flur entlanggeht. Tritt er auf einen Klemmbaustein, zuckt er zusammen und weiß, welche Stelle ihm Schmerzen bereitet. Diese Phase soll „Detect“, also „Detektieren“ genannt werden: Es geht um das Identifizieren, wo zu einem gewissen Zeitpunkt genauer hingesehen werden muss. Ist der Ort bekannt, ist dieser genauer zu betrachten: Was ist beschädigt? Gibt es Auffälligkeiten, die zu überprüfen sind? Auf das Beispiel von vorher zurückkommend: Ist der Schmerz nur kurz, oder muss ich den Fuß behandeln? In dieser Phase geht es klar um die genauere Betrachtung, um das Stellen einer „Diagnose“. Ist die Schwere des Problems und im Idealfall auch bereits die Auswirkung bekannt, unternimmt man Anstrengungen, um zu verstehen, warum etwas passiert ist und was man

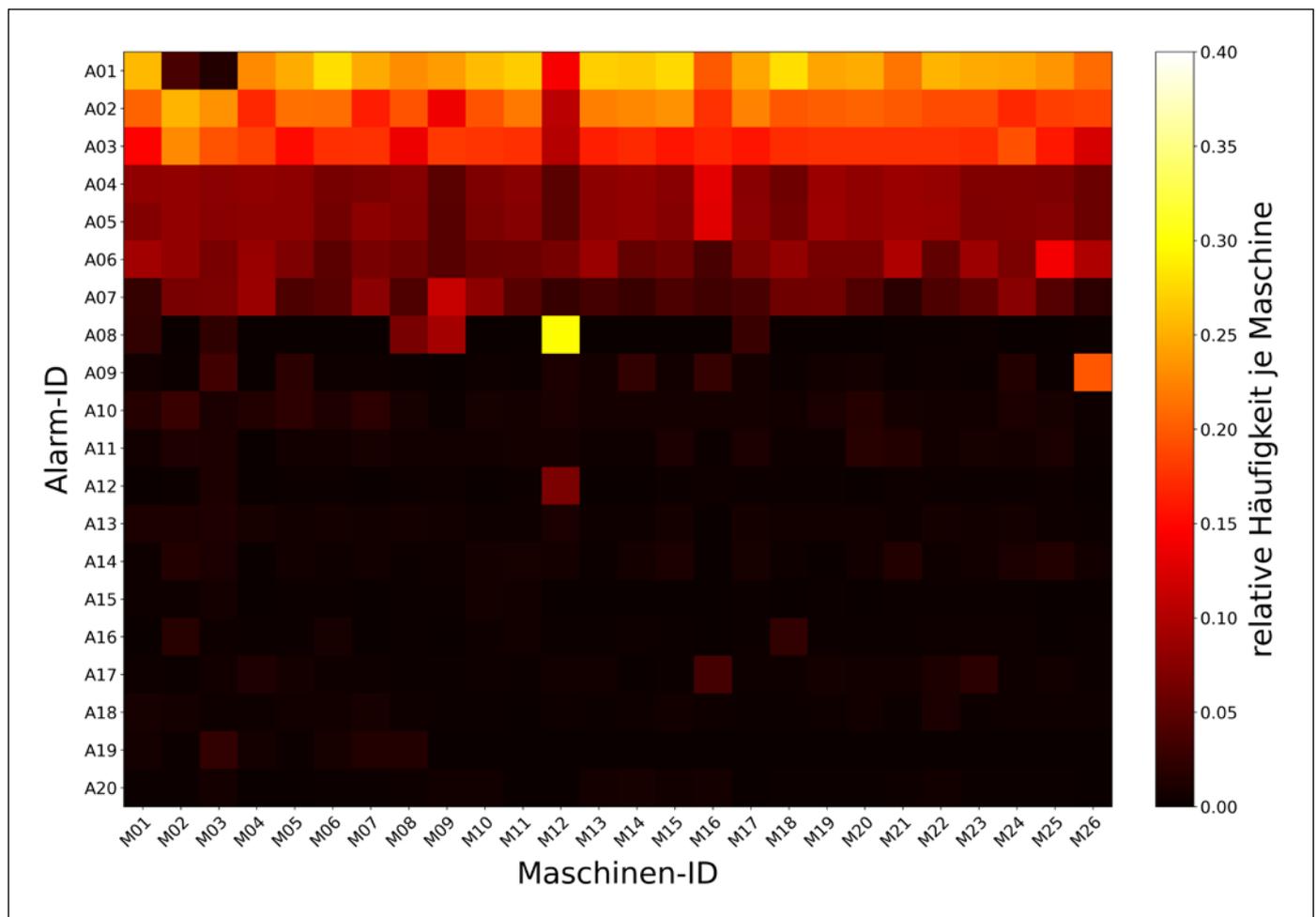


Abb. 2: Heatmap über die 20 häufigsten Alarmmeldungen (y-Achse) einer Flotte von 26 Maschinen (x-Achse). Je heller ein Datenpunkt, desto öfter kommt jene Kombination im Vergleich zu den restlichen Datenpunkten vor.

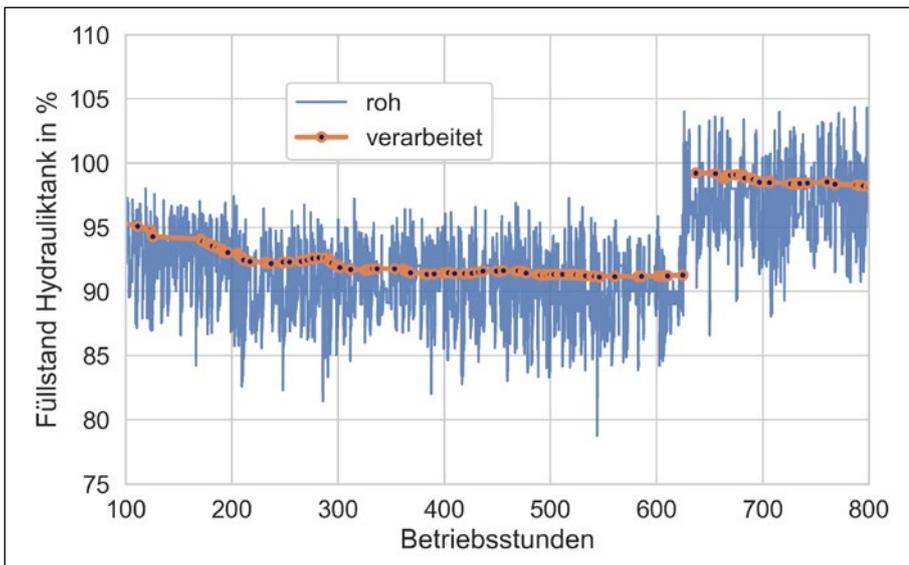


Abb. 3: Verläufe des Hydraulikfüllstands, roh und verarbeitet

tun kann, damit man es im Wiederholungsfall früher bemerken, zukünftig vermeiden oder zumindest die Auswirkungen eines Risikos minimieren kann. An das Beispiel von vorhin anknüpfend: Hier könnte man den Schluss ziehen, einfach nicht ohne Schuhe zu gehen,

die Kinder sind wohl noch länger mit Klemmbausteinen beschäftigt. Bei Maschinen ist es jedoch komplexer und schwieriger, solche Probleme zu lösen. Hier muss der Sachverhalt aus den Daten heraus ausreichend verstanden werden, auch über Wissen und Erfahrung, die

aus den Fachabteilungen eingeflossen sind. Erst dann können künftige Fälle simuliert beziehungsweise modelliert und erste Handlungsempfehlungen abgegeben werden. Diese Phase nennt sich „Predict“, also „Vorhersage/Simulation“.

Anhand des beschriebenen Schemas beleuchtet dieser Beitrag Problemstellungen, wie sie auf Bahnbaumaschinen zu finden sind.

Phase „Detect“ – Wo muss man hinsehen?

Zur richtigen Zeit am richtigen Ort nachzusehen, kann ein Glücksspiel sein. Im Produktivumfeld ist es daher unumgänglich, Methoden zur Verfügung zu haben, die ein Identifizieren von relevanten Zuständen von Baugruppen und Komponenten simpel und verlässlich zulassen.

Eine Möglichkeit ist die automatisierte Überwachung wichtiger Parameter, die man selbst mit Grenzwerten versieht. Werden die definierten Grenzwerte überschritten oder unterschritten, erfolgt eine Benachrichtigung in der Webplattform beziehungsweise wird eine E-Mail mit entsprechenden Details versendet. Die Adressaten sind dabei definierbar und frei wählbar, abhängig von den jeweiligen Zielgruppen. Beispielsweise kann so bei einem Motor eine relevante Veränderung der Kühl-

mitteltemperatur auf ein Problem im Kühlsystem oder auf einen defekten Sensor hindeuten. Was genau die Veränderung verursacht hat, kann durch Analysen in weiteren Diagnoseschritten untersucht werden.

Verantwortet man eine Flotte mit mehreren Maschinen, hat man über die Betrachtung von Einzelmaschinen hinaus zusätzlich die Möglichkeit, flottenuntypisches Verhalten zu erkennen. Abb. 2 stellt die häufigsten 20 Alarme von 26 baugleichen Maschinen einer Flotte gegenüber. Dabei ist zu erkennen, dass einzelne Maschinen ein von der Restflotte abweichendes Alarmbild zeigen, die genauer untersucht werden müssen. Eine Feststellung, die bei einer Einzelmaschine schwer oder gar nicht möglich ist.

Phase „Diagnose“ – Wie werte ich Daten aus?

Oft lässt sich aus unbearbeiteten Daten direkt keine Aussage ableiten. In solch einem Fall ist eine zweckdienliche Vorverarbeitung nötig.

Versucht man beispielsweise, aus dem Füllstandsignal des Hydrauliktanks eine Leckage-Rate abzuleiten, stellt man fest, dass die Schwankungen bedingt durch unterschiedliche Betriebszustände erheblich sind (Abb. 3). Im vorliegenden Fall wurden daher nur Datenpunkte in bestimmten Betriebszuständen herangezogen und zusätzlich temperaturkorrigiert und geglättet. Aus dem abgeleiteten Verlauf lässt sich eine durchschnittliche Leckage-Rate bestimmen. Minimale Leckagen sind in einem realen System unter rauen Baustellenbedingungen unvermeidlich. Im Signaltrend zeichnen sich jedoch beginnende größere Leckagen schon frühzeitig ab, bevor sie zu Betriebseinschränkungen führen. Dies erlaubt proaktives Handeln und vermeidet mit verhältnismäßig wenig Aufwand (z. B. Dichtungsaustausch) kostspielige Systemausfälle im Feld.

Schon in diesem vergleichsweise einfachen Beispiel war eine Vorverarbeitung nötig, die Systemverständnis voraussetzt – hier konkret zu den Betriebszuständen des Hydrauliksystems. Noch deutlicher wird diese Notwendigkeit bei komplexeren Problemen, wie z.B. Vibrationsanalysen zur Überwachung und Diagnose.

Phase „Predict“ – Wie kann man künftige Zustände simulieren?

Bei prädiktiver Instandhaltung geht es darum, zukünftiges Systemverhalten vorauszusagen. Um einen praktischen Mehrwert zu generieren, ist eine hohe Zuverlässigkeit der getroffenen Aussagen wichtig. Ebenso entscheidend ist, dass Handlungen aus diesen Vorhersagen ableitbar sind (z.B. Tausch einer konkreten Komponente).

Sowohl zur Definition als auch zur Vorhersage entsprechender Indikatoren wird oft auf statistische Überlegungen oder Methoden

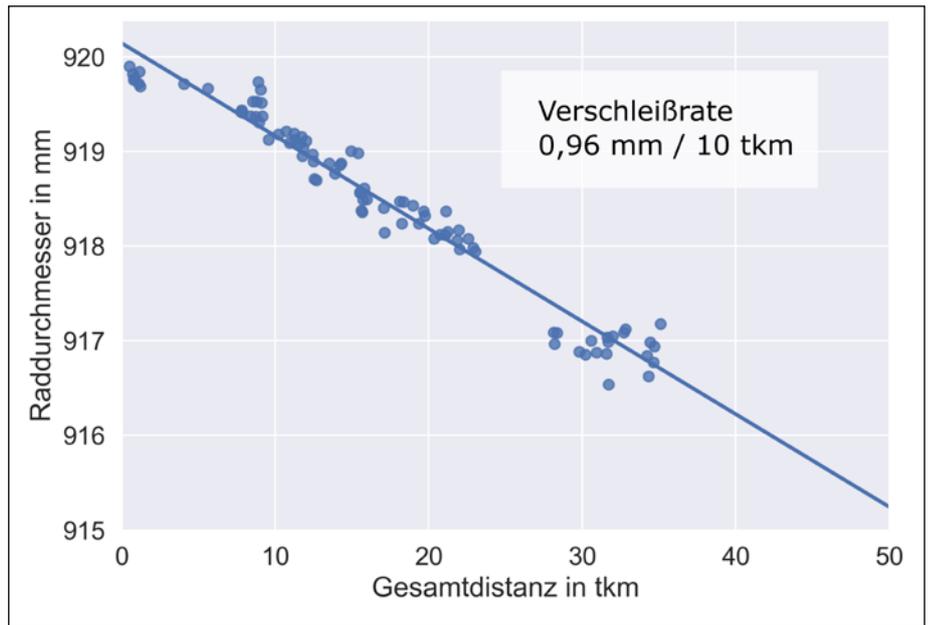


Abb. 4: Verlauf des berechneten Raddurchmessers über die Gesamtdistanz, angegeben ist auch die abgeleitete Verschleißrate.

der Künstlichen Intelligenz (KI) verwiesen. Diese Herangehensweisen funktionieren vor allem bei Großserienprodukten oder stets gleichförmigen Abläufen gut. Anwendungsbeispiele sind große Flotten eines Automodells oder eine automatisierte Fertigungsmaschine, die einen gleichbleibenden Prozess in häufiger Abfolge wiederholt. Gerade im Sondermaschinenbau mit geringen Stückzahlen sind derartige Versuche jedoch oft ungeeignet. Erschwerend kommen bei Bahnbaumaschinen auch weitere Einflüsse wie Schotterzustand oder veränderliche Einstellwerte hinzu, die sich auf Signalsignaturen auswirken. Vielversprechender ist hier ein modellbasierter Ansatz, der

Systemkenntnis voraussetzt. Dabei wird ein physikalisches Modell definiert, das in weiterer Folge entweder zur Berechnung abgeleiteter Größen aus den Signaldaten oder zum Vergleich der gemessenen Daten mit einem Soll-Zustand verwendet wird.

Ein illustratives Beispiel dafür ist eine Methode, die Plasser & Theurer entwickelt hat, um den aktuellen Raddurchmesser und die Verschleißrate ohne spezielle Sensorik zu ermitteln. Das Prinzip besteht darin, Geschwindigkeiten beziehungsweise Distanzen aus dem GNSS¹-Signal mit jenen von

¹ GNSS: Global Navigation Satellite Systems (umfasst unter anderem das bekannte System GPS)

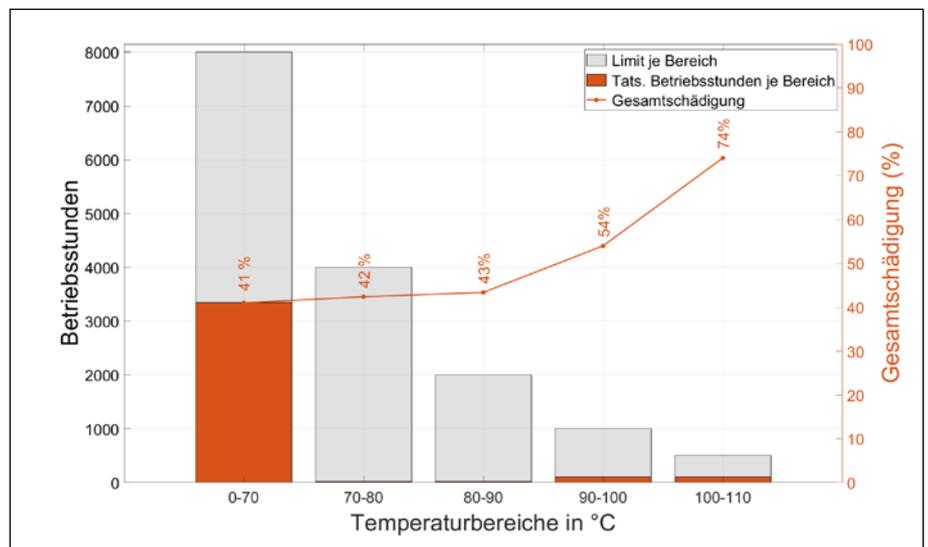


Abb. 5: Betriebsstunden in den verschiedenen Bereichen der Tanktemperatur eines Pumpenverteilergetriebes, darüber aufgetragen ist die Gesamtschädigung beziehungsweise das verbrauchte Leben des Öls.

den Achsgebern zu vergleichen. Um eine ausreichende Genauigkeit zu erzielen, ist wiederum Vorverarbeitung nötig, die eine annähernd unbeschleunigte Fahrt, ein geeignetes Geschwindigkeitsniveau und eine hinlänglich lange Dauer dieses Zustands sicherstellt. Basierend darauf lässt sich eine Entwicklung wie in Abb. 4 beobachten. Aufgrund des Verschleißes nimmt der Rad-durchmesser mit der Zeit ab. Kennt man die aktuelle Verschleißrate, lässt sich ein zukünftiger Zustand gut vorhersagen, und Wartungsmaßnahmen beziehungsweise das zugehörige Budget können zielgerichtet geplant werden. Zu beachten ist, dass sich die Verschleißrate bedingt durch die Einsatzbedingungen oder das Einsatzprofil (z. B. anteiliges Verhältnis Arbeitsfahrt zu Überstellfahrt) über die Zeit verändern kann.

Eine etwas anders gelagerte Anwendung sind intelligente Intervalle beim Ölwechsel. In großvolumigen (Hydraulik-)Systemen mit moderaten Temperaturspitzen wird die Ölalterung wesentlich durch das Temperaturniveau im Tank bestimmt. Oberhalb von (in diesem Fall) 70 °C verdoppelt sich die Oxidationsgeschwindigkeit dabei je 10 °C (siehe [5] oder Zuliefererangaben). Viele Maschinen sind mit einem Temperatursensor im Hydrauliktank ausgestattet. Aus den gemessenen Werten lässt sich ein Kollektiv bestimmen, woraus das tatsächlich verbrauchte Leben des Öls abgeschätzt wird. Für ein Pumpenverteilergetriebe ist ein Beispiel in Abb. 5 angegeben. Basierend auf der bisherigen Nutzung kann dynamisch vorhergesagt werden, wann ein Ölwechsel ratsam ist. Die Umstellung von starren Intervallen in Betriebsstunden oder gar Kalendertagen auf ein intelligentes Intervall bietet zwei Vorteile. Zunächst wird sichergestellt, dass das Öl stets einen geeigneten Zustand² aufweist. Darüber hinaus können unnötige Kosten durch verfrühte Ölwechsel vermieden werden. Nebenbei konnte im vorliegenden Fall eine bis dahin unbemerkte Fehlfunktion detektiert werden, die zu den Phasen mit Temperaturen über 90 °C führte.

² Zu beachten ist, dass der Wassergehalt, Verunreinigungen und weitere Alterungsmechanismen hier nicht betrachtet werden.

Methoden aus dem Bereich der KI können selbstverständlich auch im Sondermaschinenbau zur Optimierung von Wartung und Betrieb höchst nützlich sein, wenn sie zielgerichtet eingesetzt werden. Aktuell wird an Methoden zur Zustandsüberwachung und prädiktiven Instandhaltung von Stopfaggregaten geforscht, welche auf dem Zusammenspiel von Domänenwissen und KI beruht.

Für alle beschriebenen Phasen bietet Plasser & Theurer seinen Kunden Kompetenz in der Datenanalyse in Form von Analytics-as-a-Service an. So können maßgeschneiderte Lösungen für kundenspezifische Fragestellungen erarbeitet werden.

Zusammenfassung und Ausblick

Im vorliegenden Beitrag wurde zunächst ein Konzept für eine Digitalisierungslösung dargelegt, welche im Sondermaschinenbau zum Einsatz kommen kann. Im Folgenden wurden einige Aspekte der Datenanalyse bei Bahnbaumaschinen näher beleuchtet und anhand realer Beispiele verdeutlicht. Dabei wurde auch gezeigt, warum gerade im Sondermaschinenbau Fachwissen unerlässlich ist, um aussagekräftige und belastbare Ergebnisse zu erhalten. Allgemeine Methoden der Datenanalyse, wie sie auch im Marketing oder Finanzwesen verwendet werden,

sind nur sehr bedingt übertragbar, denn sie berücksichtigen nicht die physikalische Natur der (Maschinen-)Daten. Natürlich wird konsequent weiter an der Verbesserung der angebotenen Services in Kooperation mit Kunden gearbeitet. Dabei werden auch Erfahrungen aus anderen Industrien und die neuen Möglichkeiten von KI miteinbezogen. Ein Beispiel dafür sind die Methoden zur Zustandsüberwachung und prädiktiven Instandhaltung für Stopfaggregat, an denen intensiv geforscht wird. Die datengestützte Entwicklung bildet dabei die Brücke zwischen Fachwissensträgern verschiedener Disziplinen und den vielseitigen Anforderungen aus dem Sondermaschinenbau. ■

QUELLEN

[1] Nowlan, F.; Heap, H.: Reliability-Centered Maintenance, Report Number, AD-A066579, United States Department of Defense, 1978, <https://apps.dtic.mil/sti/citations/ADA066579>, 27.11.2023 um 14:30
 [2] SAE JA 1011: Evaluation Criteria for Reliability-Centered Maintenance (RCM) Processes, Society of Automotive Engineers International, 2009, https://www.sae.org/standards/content/ja1011_200908/, 27.11.2023 um 15:00
 [3] DIN EN 60300-3-11: Zuverlässigkeitsmanagement – Teil 3-11: Anwendungsleitfaden – Auf die Funktionsfähigkeit bezogene Instandhaltung (IEC 60300-3-11:2009), 2010, <https://www.beuth.de/de/norm/din-en-60300-3-11/126130321>, 24.11.2023 um 15:30
 [4] Moubray, J.: Reliability centered Maintenance, 2. Auflage, Industrial Press Inc., New York, USA, 2001
 [5] Krethe, R.: Welche maximale Temperatur hält (m) ein Öl aus?, OilDoc GmbH, 2018, https://de.oildoc.com/fileadmin/oildoc/download_center/whitepapers/Temperatur_WhitePaper.pdf, 23.11.2023 um 10:00



Analytics-as-a-Service – Darf es ein bisschen mehr sein?

Plasser & Theurer unterstützt seine Kunden dabei, das Potenzial ihrer Daten auszuerschöpfen – über die Möglichkeiten der Datamatic hinaus, die den Benutzern webbasierte Werkzeuge zur Verfügung stellt. Art und Umfang der Unterstützung variieren dabei je nach Anwendungsfall und den hauseigenen Kompetenzen des Betreibers.

Der Einstieg in komplexere Auswertung sind in der Regel maßgeschneiderte Berichte, die regelmäßig automatisiert erstellt werden. Ein typisches Beispiel eines solchen Berichts mit interaktiven Funktionalitäten kann über den QR-Code oder unter www.plassertheurer.com/performance-and-emissions-report abgerufen werden. Neben spezifischen Services werden auch Service-Leistungen zur Optimierung von Betrieb und Wartung sowie Einzelfallanalysen angeboten. Die Visualisierung und Präsentation der Ergebnisse erfolgen oft über solche Berichte oder auch über maßgeschneiderte Services. So ist es für Endkunden ohne eigene Analytics-Kompetenz möglich, von modernen Methoden der Datenanalyse zu profitieren, zugeschnitten auf den jeweiligen Anwendungsfall.



Dipl.-Ing. Lukas Hofmann
 Team Lead
 Data Science and Analytics
 Digital Services Competence Centre
 Plasser & Theurer, AT-Linz
lukas.hofmann@plassertheurer.com



Dipl.-Ing. Dr. mont. Christopher Josef Rothschedl
 Head of
 Digital Services Competence Centre
 Plasser & Theurer, AT-Wien
christopher.rothschedl@plassertheurer.com



Alexander Mutzl
 Team Lead Requirements Engineering and Sales Support
 Digital Services Competence Centre
 Plasser & Theurer, AT-Wien
alexander.mutzl@plassertheurer.com