

Foto: BRP-Rotax

Alfred Kinz, Hubert Biedermann, Patrick Traxler, Bernhard Freudenthaler, Jutta Isopp, Werner Schröder, Andreas Schlegel

Smart Maintenance

Ressourcenintelligente antizipative Instandhaltung durch Condition Monitoring, Datenanalyse und Störungsprognostik

Das Projekt "Smart Maintenance" hat die Entwicklung eines ressourceneffizienten Instandhaltungsansatzes zum Ziel. Es soll in Kombination aus mathematischen, daten- und wissensbasierten, technologischen und ökonomischen Methoden ein Modell zur verbesserten Instandhaltungsstrategiebestimmung entwickelt werden. Kernthema ist dabei die Erforschung von Instrumenten zur verbesserten Determinierbarkeit des Ausfallverhaltens von Anlagenkomponenten. Neben den technischen Realisierungsmöglichkeiten am Beispiel von realen Fertigungssystemen soll der wirtschaftliche Nutzen dieser neu entwickelten Ansätze untersucht und bewertet werden. Das Ergebnis für den industriellen Nutzer ist die Erhöhung der Verfügbarkeit von Produktionsanlagen, bei gleichzeitig verringertem Instandhaltungsaufwand.

Einleitung

Komponenten von Fertigungsanlagen unterliegen der Abnutzung. Diese führt ohne Gegenmaßnahmen im schlimmsten Fall zum Ausfall der Komponenten und zu ungeplanten Stillständen der Anlage, kann jedoch auch zu einer Minderung der Produktqualität, eingeschränkten Betriebsbedingungen oder erhöhten Energieverbräuchen führen. Speziell Verschleiß und Ermüdung erfordern einen entsprechenden Instandhaltungsstrategiemix mit einem Maßnahmenbündel reaktiver, präventiver, prädiktiver und proaktiver (anlagenverbessernder) Art, um ökonomische und ökologische Folgen zu minimieren. Zu den prädiktiven Maßnahmen gehören unter anderem auch Condition Monitoring (CM) Systeme sowie Ausfallprognosemodelle. Diese werden nach der in Abb. I dargestellten Vorgehensmethodik in ein Instandhaltungsstrategieauswahlmodell integriert. Die Erprobung der einzelnen Konzepte sowie die Implementierung der Ergebnisse an den Fertigungssystemen der Industriepartner BMW Motoren und BRP-Powertrain erfolgt jeweils mit Schwerpunkt auf die mechanische Bearbeitung in der Motorenproduktion.

1. Identifikation kritischer Anlagen

In einem ersten Schritt werden die Anlagen der Produktionssysteme der Industriepartner mittels strukturierter Anlagenbewertung nach Kosten- und Risikoaspekten bewertet. Dies dient der Identifikation kritischer Anlagen zur detaillierteren Betrachtung hinsichtlich gezieltem CM Einsatz und Störungsprognose mittels Datenanalyse.

Hierfür wurde mit den Experten aus Produktion und Instandhaltung jeweils ein maßgeschneidertes Kriterienbewertungsmodell, ausgerichtet auf die speziellen Anforderungen der Industriepartner, entwickelt. Abb. 2 zeigt ein Beispiel für ein Bewertungsmodell mit dem sämtliche Anlagen nach der Ausprägung des jeweiligen Kriteriums bewertet werden. Als Ergebnis ergibt sich für jede Anlage ein Anlagenindex der eine Reihung nach Kritikalität ermöglicht. Wichtig ist, dass die einzelnen Kriterienabstufungen – z.B. gering, mittel und hoch – mit konkreten Zah-

WINGbusiness 1/2016

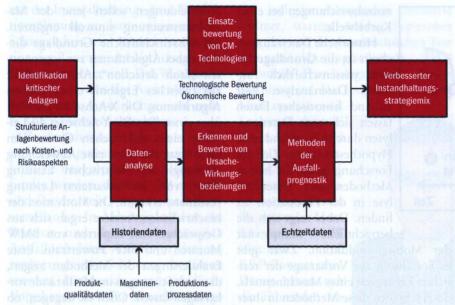


ABB. I SMART MAINTENANCE VORGEHENSMETHODIK

lenwerten oder genauen qualitativen Beschreibungen hinterlegt sind, um eine einheitliche Bewertung zu ermöglichen. (Kinz & Biedermann, 2015) sung relevanter Größen kann eine Maschinendiagnose durchgeführt werden. Auf diese Weise ist es möglich den Zustand von Anlagen, Maschinen-

Anlage/Objekt hoch technische Verfügbarkeit Störungsanfälligkeit hoch 100% sehr hoch IH-Intensität Alter der Anlage keiner hoch Qualitätsrelevanz mittel Qualifikation der mittel hoch Instandhaltung

ABB. 2 KRITERIENBEWERTUNGSMODELL

Die Kritikalität einer Anlage ist auch für die Bestimmung des Instandhaltungsstrategiemix eine wichtige Perspektive. Ein strukturiertes Vorgehen bei der Bewertung ist zu empfehlen um das subjektive Empfinden der Mitarbeiter durch die quantifizierte Größe des Anlagenindex zu ergänzen.

2. Einsatzbewertung von Condition Monitoring Technologien

Strategische Condition-Monitoring-Ansätze haben das Potenzial eine verbesserte Grundlage für Instandhaltungsstrategieentscheidungen zu schaffen, die Wartungskosten zu senken sowie die Anlagenverfügbarkeit zu erhöhen.

Condition Monitoring hat sich als Methode der zustandsorientierten Instandhaltung bewährt. Durch Meskomponenten sowie Schäden und deren Ursachen zu identifizieren. Die Integration Condition Monitoring-Funktionalitäten in die Welt der Automatisierung erlauben neue Wege den Anlagenzustand effizient und kostengünstig erfassen. Belie-

big viele Parameter können hier ohne Schnittstelle problemlos miteinander verknüpft werden. Die Visualisierung erfolgt praktischer Weise webbasierend und eignet sich für Telemonitoring.

Bisherige Industriebefragungen zeigen, dass traditionelle Condition-Monitoring-Methoden, zu denen Stromaufnahmemessungen, Schmiermittelanalysen und Temperaturmessungen zählen, als Standard in den meisten Produktionsunternehmen etabliert sind. Erweiterte Analysen, Messungen und die Einbindung bereits vorhandener Daten hingegen finden wesentlich weniger Anwendung.

Im Rahmen des Forschungsprojekts "Smart Maintenance" soll der Einsatz von Condition Monitoring an den kritischen Anlagen der Industriepartner optimiert werden. Ob zustandsüberwachende Technologien für systemkritische Anlagenkomponenten geeignet sind und diese aus ökonomischer Perspektive überhaupt Sinn machen, soll über die Analyse von Bewertungs- und Entscheidungsmodellen gezeigt werden. Zu diesem Zweck werden punktuelle Condition-Monitoring-Daten für kombinatorische Datenanalysen und Störungsdatenerfassung genutzt um schließlich eine kostenoptimale Condition-Monitoring-Methode abzuleiten. Die kombinatorische Datenanalyse umfasst hierbei aktuelle Maschinendaten, gespeicherte Daten zur Anlagenhistorie (Störungsdatenbank) sowie Prozess- und Produktdaten (Qualitätsmerkmale, Anzahl fehlerhafter Teile und Fehlermerkmale). Abb. 3 zeigt die Fehlerursachenanalyse mittels Fehlerbaum an einer hochkritischen Anlage eines Industriepartners.

3. Datenanalyse und Störungsprognostik

In der Motorenfertigung produzieren eine Vielzahl unterschiedlicher Maschinen die einzelnen Teile, wie z.B. Kurbelgehäuse, Kurbelwellen oder Zylinderköpfe. Das Gehirn der Maschine ist die Steuerung, die kontinuierlich Informationen über den Zustand der Maschine sendet. Allerdings sind moderne Steuerungen nicht fähig, ihren eigenen Zustand so zu beurteilen, um daraus relevante Informationen für den Instandhaltungstechniker abzuleiten. Die Vision der Maschinendiagnose und -prognostik ist es, diese Lücke zu schließen. Ziel ist dabei, den "early war-

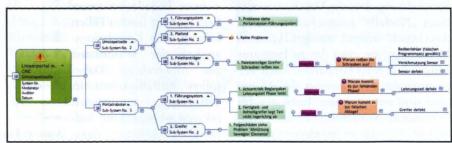


ABB. 3 FEHLERURSACHENANALYSE MITTELS FEHLERBAUM



ABB. 4: EARLY WARNING POINT

ning point" zu finden, bei dem rechtzeitig gewarnt werden soll, wenn ein möglicher Schaden droht (siehe Abb. 4). Durch entsprechende Instandhaltungsmaßnahmen kann der Zustand einer Komponente bzw. Maschine wieder verbessert und somit ein drohender Stillstand vermieden werden. Der Instandhaltungstechniker soll dadurch so gut wie möglich in seiner Arbeit unterstützt werden und Antworten auf z.B. folgende Fragen bekommen: "Ist die Maschine "krank", treten Störungen auf?" oder "Wann ist der kostengünstigste Zeitpunkt der Wartung?"

Um diese Fragen algorithmisch, d.h. mithilfe des Computers zu beantworten, müssen Daten aus unterschiedlichen Quellen analysiert werden. Ein erster Teil des Projektes besteht darin, relevante Datenbestände zu identifizieren und auf ihre Tauglichkeit für die algorithmische Datenanalyse zu untersuchen. Die Daten werden dabei von den Partnern BMW Motoren und BRP-Powertrain geliefert. Vier wichtige Datenquellen lassen sich dabei identifizieren:

- Meldungen der Steuerung,
- Daten zu einzelnen Bearbeitungsschritten (Betriebsdaten),
- Transportinformationen und Qualitätsmessungen.

Interessant sind vor allem Informationen zu Störungen der Maschine. So liefern einige Maschinen etwa die Störmeldung, dass die Maschine wegen eines "Notfalls" ausgeschalten wurde. Aber auch weitaus weniger kritische Meldungen wie etwa das zu langsame Schwenken eines Greifarms. Auch Verzögerungen im Transport der Motorteile sind ein wichtiger Indikator für Störungen. Schließlich können sich Störungen auch in minderer Qualität eines Motorteils zeigen, wie etwa Tole-

ranzabweichungen bei einer Kurbelwelle.

Historische Daten zu speichern ist die Grundlage für eine wissenschaftlich fundierte Datenanalyse. Nur anhand historischer Daten lassen sich erste Datenanalysen durchführen und erste Hypothesen testen. Ziel der Forschung ist es, die besten Methoden zur Datenanalyse in der Produktion zu finden. Dabei zeigt sich die beträchtliche Komplexität

der Motorenproduktion. Zwar gibt es Forschung zur Vorhersage der restlichen Lebenszeit eines Maschinenteils, doch scheinen diese Methoden in ihrer Anwendung sehr aufwändig zu sein. Problematischer ist, dass viele dieser Methoden stark spezialisiert auf bestimmte Bauteile einer Maschine sind und daher in vielen Fällen nicht anwendbar sind.

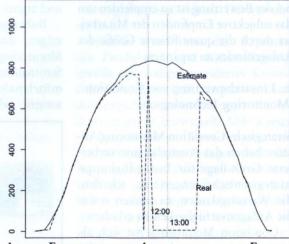
Um diese Schwierigkeiten zu überwinden, werden im laufenden Forschungsprojekt allgemeine Methoden der Datenanalyse getestet und weiterentwickelt. Als vielversprechende Datenquelle erweisen sich die Meldungen Maschinensteuerung. Störmeldungen häufen sich, bevor eine Maschine (automatisch) ausgeschaltet wird. Diese Beobachtung ist die Grundlage für Lernalgorithmen und die Vorhersage von Stillständen der Maschine. Der Algorithmus lernt Wenn-Dann-Beziehungen, sogenannte Assoziationen. Ein Beispiel: Schwenkt der Greifarm nicht rasch genug (und häuft sich dieses Ereignis), dann kommt es mit hoher Wahrscheinlichkeit zu einem Stillstand der Maschine.

Ein zweiter Ansatz basiert auf der Überlegung,
dass die mangelhafte Qualität von Motorteilen ein
Indikator für Störungen
einer Maschine ist. Ein
dritter Ansatz ist die zielgerichtete Installation neuer
Sensoren. In beiden Fällen
kommt eine Korrelationsanalyse der Sensordaten
zur Anwendung. Dabei
sollen Auffälligkeiten in
den Daten automatisch
erkannt werden. Eine Auffälligkeit generiert dann
eine Störmeldung. Diese

Störmeldungen sollen jene der Maschinensteuerung sinnvoll ergänzen. Als wissenschaftliche Grundlage dienen dabei Algorithmen zur sogenannten "fault detection". Abb. 5 enthält ein typisches Ergebnis eines solchen Algorithmus. Die X-Achse ist die Zeit über einen Tag. Die Y-Achse ist die Leistung eines elektrischen Geräts. Um die Mittagszeit wird eine Abweichung (Störung) der elektrischen Leistung (Real) von der erwarteten Leistung (Estimate) erkannt. Die Motivation der beschriebenen Ansätze ergab sich aus Gesprächen mit Experten von BMW Motoren und BRP- Powertrain. Erste Evaluierungen der Methoden zeigen, dass sich Störungen und Stillstände vorhersagen lassen. Offen ist dagegen, ob die Vorhersagen so zuverlässig gemacht werden können, damit sie die tägliche Arbeit des Instandhaltungstechnikers sinnvoll erleichtern.

4. Integration in die Instandhaltungsstrategie

In einem nächsten Schritt gilt es die Erkenntnisse aus den installierten CM Systemen und den generierten Modellen zur Störungsprognose in die Instandhaltungsstrategieplanung mittels geeigneter Planungsregeln zu integrieren. Im Idealfall lässt sich ein Algorithmus, der eine laufzeitabhängige Zunahme der Ausfallwahrscheinlichkeit prognostiziert, finden. Durch Vergleich der erwarteten Ausfallkosten für die nächsten Betriebszyklen (z.B. Schicht) mit der Verminderung der durchschnittlichen Bauteilkosten durch die weitere Nutzung kann der optimale Ersatzzeitpunkt bestimmt werden. Letzterer ist



fälligkeit generiert dann Abb. 5: Ergebnis eines Algorithmus zur Fault eine Störmeldung. Diese Detection (Traxler et al., 2015)

mit der Instandhaltungs- bzw. Produktionsplanung zu harmonisieren. Eine Schwierigkeit wird hierbei die Integration der Resultate der Vorhersage sein, da diese unsicher sind. Des Weiteren ist zu beachten, dass der Austausch einer Komponente Auswirkungen auf andere Komponenten haben kann.

Zusätzlich müssen Lösungen zur Instandhaltungsstrategiebestimmung für kritische Baugruppen bzw. Bauteile gefunden werden, die kein CM zulassen und für die kein Prognosemodell anwendbar ist. In Abhängigkeit von der Priorität und des charakteristischen Ausfallverhaltens, welche in den vorangegangenen Schritten bestimmt wurden, lassen sich unterschiedliche Vorgehensweisen für Instandhaltungsstrategien einer Betrachtungseinheiten ableiten:

- Ausfallbezogene Instandhaltung (reaktiv)
- Vorbeugende Instandhaltung (präventiv)
- Zustandsorientierte Instandhaltung (prädiktiv)
- Technische Verbesserung (proaktiv) Jedenfalls müssen die Planungslogik und die Instandhaltungsstrategien im Regelkreis der Instandhaltung integriert und dynamisch an sich verändernde Bedingungen – Anlagenrisiko, Beanspruchungsgrad, Gesamtstrategie – angepasst werden. (Biedermann, 2015)

5. Zusammenfassung

Durch die Kombination von unterschiedlichen Instandhaltungsstrategien, abgeleitet aus innovativen Ansätzen in der Datenanalyse und dem CM, geht der Ansatz von "Smart Maintenance" weit über traditionell etablierte Methoden hinaus. Auf diese Weise können technische Möglichkeiten und Grenzen aufgezeigt sowie die industrielle Anwendung ökonomisch bewertet werden. Besonders die projektinternen Industriepartner BMW Motoren und BRP-Powertrain können durch die konkret erarbeiteten Methoden und Modelle in direkter Weise profitieren.

6. Das Projekt

Im Rahmen der FTI-Initiative (Forschung, Technologie und Innovation) "Produktion der Zukunft", welche sich vor allem zentralen Fragestellungen

der sachgütererzeugenden Industrie widmet, startete Anfang September 2014 das von der österreichischen Forschungsförderungsgesellschaft (FFG) geförderte Forschungsprojekt "Smart Maintenance". Das Projektkonsortium:

Montanuniversität Leoben - Lehrstuhl Wirtschafts- und Betriebswissenschaften (Leitung), Software Competence Center Hagenberg, Messfeld sowie BMW Motoren und BRP-Powertrain. Damit haben sich die führenden nationalen Experten auf ihren Gebieten zusammengeschlossen, um an einem ressourcenintelligenten antizipativen Instandhaltungsansatz zu forschen und adäquate Lösungen für die Industrie zur Verfügung zu stellen.

Literatur:

Biedermann, H. (2015): Smart Maintenance – Intelligente, lernorientierte Instandhaltung. In: Smart Maintenance. H. Biedermann (Hrsg.). Köln.

Kinz, A., Biedermann, H. (2015): Anlagenspezifische Instandhaltungsstrategiewahl durch strukturierte Anlagenbewertung. In: Smart Maintenance. H. Biedermann (Hrsg.). Köln: TÜV Rheinland.

Traxler, P., Gómez, P., Grill, T. (2015): A Robust Alternative to Correlation Networks for Identifying Faulty Systems. In: Proceedings of the 26th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX-2015), Paris, pp. 11–18.

Autoren:



Dipl.-Ing.
Alfred Kinz
Universitätsassistent
am Lehrstuhl für
Wirtschafts- und Betriebswissenschaften,
Montanuniversität
Leoben



Dr. Bernhard
Freudenthaler
Executive Head Forschungsschwerpunkt
"Data Analysis Systems", Software
Competence Center
Hagenberg



Dipl.-Ing. Ing.
Jutta Isopp
Geschäftsführerin
Messfeld GmbH



Dipl.-Ing. Dr.mont.
Werner Schröder
Leiter Instandhaltung
Mechanische Fertigung, BMW Motoren
Steyr

Dipl.-Ing. Alfred Kinz ist seit 2013 Universitätsassistent am Lehrstuhl für Wirtschafts- und Betriebswissenschaften an der Montanuniversität Leoben und beschäftigt sich in seiner Dissertation mit dem Thema "Lean Smart Maintenance". Er studierte Maschinenbau und Wirtschaftsingenieurswesen an der TU Graz. Seit 2015 ist er zusätzlich Geschäftsführer der Österreichischen technisch-wissenschaftlichen Vereinigung für Instandhaltung und Anlagenwirtschaft (ÖVIA).

Dr. Bernhard Freudenthaler ist Executive Head des Forschungsschwerpunktes "Data Analysis Systems" am Software Competence Center Hagenberg. Seine Forschungsinteressen umfassen vor allem die Themen Case-based Reasoning, Decision Support Systems sowie Situation Awareness und Assessment, wobei er mehr als 25 wissenschaftliche Publikationen veröffentlicht hat. Darüber hinaus leitet und koordiniert er zahlreiche nationale sowie internationale Forschungsprojekte."

(Geschäftsführerin Messfeld GmbH,

Dipl.-Ing. Ing. Jutta Isopp

Geschäftsführerin Trainingsakademie für Instandhaltung und Produktion). Im Jahr 2006 gründete Dipl.-Ing. Ing. **Iutta** Isopp Messfeld GmbH. Die vier Hauptarbeitsgebiete Messfeld umfassen Condition und Energiemonitoring, Industriemesstech-

nik sowie Aus- und Weiterbildung. Durch intensive Einbringung in die Instandhaltungsforschung gewährleistet sie ihren Kunden Dienstleistungen basierenden auf modernsten Methoden. Dipl.-Ing. Dr.mont. Werner Schröder: Leiter Instandhaltung Mechanische Fertigung, BMW Motoren Steyr.

Werner Schröder studierte Wirtschaftsingenieurwesen-Maschinenbau mit der Vertiefung Managementwissenschaften. Er promovierte 2009 an der Montanuniversität Leoben, Lehrstuhl Wirtschafts- und Betriebswissen-



Dipl.- Ing. (FH)
Andreas Schlegel
Central Maintenance
bei BRP- Powertrain

schaften im Bereich Instandhaltungsmanagement und war von 2005 bis 2014 als Wissenschaftlicher Mitarbeiter am selben Lehrstuhl tätig. Seit 2015 ist Werner Schröder Leiter Instandhaltung der Mechanischen Fertigung bei BMW Motoren in Steyr.

Dipl.- Ing. (FH) Andreas Schlegel studierte Automatisierungstechnik an der FH Wels. Danach war er 13 Jahre bei namhaften Ist Tier Lieferanten im Automotive- Bereich tätig, vorwiegend in Führungspositionen. Seit 2015 ist er für den Bereich Central Maintenance bei BRP- Powertrain zuständig.

