

Foto: Opel Wien GmbH

**Robert Bernerstätter, Tanja Nemeth, Robert Glawar, Christoph Habersohn,
Hubert Biedermann**

Instandhaltung 4.0

Sicherung der Produktqualität und Anlagenverfügbarkeit durch einen echtzeitbasierten Instandhaltungsleitstand

Ziel des durch die FFG (Forschungsförderungsgesellschaft) geförderten Projektes „Instandhaltung 4.0“ ist die Entwicklung eines Instandhaltungsleitstandes, welcher Daten aus verschiedenen Quellen verknüpft, um Ausfallzeitpunkte von Anlagenelementen zu prognostizieren. Das Projektkonsortium besteht aus dem Institut für Managementwissenschaften, als Konsortialführer, dem Institut für Fertigungstechnik (IFT), beide von der TU Wien, dem Lehrstuhl für Wirtschafts- und Betriebswissenschaften (WBW) der Montanuniversität Leoben, der Pimpel GmbH und der Opel Wien GmbH. An den Bearbeitungszentren der Opel GmbH wird der Instandhaltungsleitstand entwickelt, der Daten aus der Qualitätssicherung, dem Produktionsprogramm, der Instandhaltungsdatenbank und eines Simulators, welcher von der Pimpel GmbH und dem IFT entwickelt wird, verknüpft. In Verbindung mit den Schlüssen aus einem Datamining-Modell, welches das WBW entwickelt, wird ein Regelwerk für die prädiktive Instandhaltung abgeleitet.

Einleitung

Die Anforderungen an die Wirtschaft und Industrie in den Bereichen Innovation, Flexibilität und Komplexität nehmen stetig zu. Durch die Individualisierung der Kundenwünsche und die damit verbundene steigende Produktvielfalt kommt es zu einer Vermehrung der Rüstvorgänge, was u. a. zu mehr nicht-produktiver Zeit führt. Kürzere Bestellzyklen und oft ändernde Kundenwünsche erfordern eine schnelle und aggregierte Übersicht der planungs- und steuerungrelevanten Daten (Spath et al. 2013). Mittels der im Begriff Industrie 4.0 verknüpften Konzepte insbesondere der Datenintegration zu

cyber-physikalischen Systemen kann vorstehend genannten Entwicklungen entsprochen werden. In diesem Kontext steht die Instandhaltung vor neuen Herausforderungen. Durch den Einsatz von Sensortechnologien und Datenanalysemethoden rückt die Schwachstellenanalytik und folglich ein modernes Wissensmanagement immer stärker in den Fokus. Die Aufbereitung von Daten kombiniert mit Expertenwissen zum Ziehen von Schlüssen ist der Kern einer prädiktiven Instandhaltung. (Biedermann, 2015). Letztere soll die durch die zunehmende Anlagenkomplexität und Verknüpfung notwendige Verfügbarkeit und Zuverlässigkeit sicherstellen.

Konzept des Instandhaltungsleitstandes

Um den Herausforderungen einer prädiktiven Instandhaltung gerecht zu werden, wird ein Instandhaltungs-Leitstand für Produktionsanlagen entwickelt, der durch die Verknüpfung von Echtzeit-Maschinensteuerungsdaten, Condition Monitoring Daten, historischen Qualitätsmess- und Ausfalldaten sowie dem impliziten Wissen der Instandhaltungsmitarbeiter, Ausfallzeitpunkte prognostiziert und bereits während der Produktion Qualitätsabweichungen erkennt (vgl. Abbildung 1).

Dem Leitstand liegt ein Regelwerk zu Grunde, welches zusätzlich durch

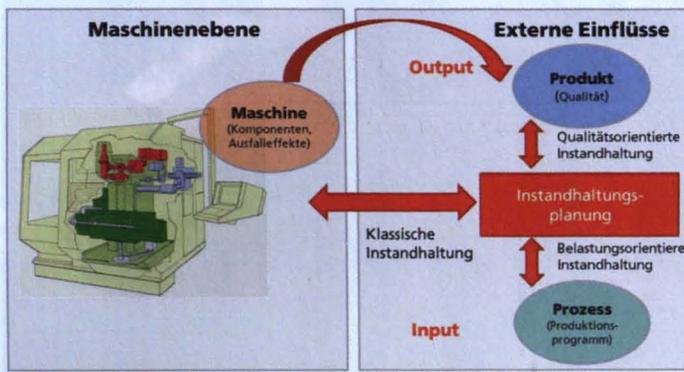


ABBILDUNG 1: KOMBINATION VON MASCHINEN-, PRODUKTQUALITÄTS- UND PROZESSPERSPEKTIVE

zustandsorientierte Störungsdiagnostiken wie etwa ein Simulationsverfahren und ein datenbasiertes Verfahren wie Datamining unterstützt wird und antizipative Instandhaltungsmaßnahmen vorschlägt.

Die Methodik wird mit folgenden 4 Schritten umgesetzt (vgl. Tabelle 1):

Schritt 1: Um das Verhalten des betrachteten Systems, im konkreten

instandhaltungsrelevanten Maschinenparametern. Durch das angewandte Simulationsverfahren können in Verbindung mit Werkzeugdaten Prozesskräfte abgeschätzt werden, woraus als Ergebnis bereits zukünftig auftretende Lastkollektive für ein entsprechendes NC-Programm abgeleitet werden können.

Schritt 3: Anschließend können die Belastungsprofile von Maschinen gleicher Bauart, aber unterschiedlichem Produktspektrum verglichen und mit den über den betrachteten Zeitraum aufgezeichneten Ausfallsprotokollen in Verbindung gebracht werden, um Aussagen über verschleißbestimmende Einflussgrößen zu erhalten. In weiterer Folge können unterschiedliche Belastungsszenarien auf dem entwickelten Simulator durchlaufen und somit die möglichen Belastungsfälle klassifiziert und validiert werden.

Schritt 4: Im letzten Schritt werden allgemein gültige Regeln aus den zuvor ermittelten Datensätzen entwickelt. Die Ableitung der Planungsregeln soll dabei durch die Anwendung von Data-Mining Methoden unterstützt werden.

Mittels derselben und der Verknüpfung im Leitstand können halbautomatische und regelbasierte Datenverknüpfungen durchgeführt werden.

Mit Hilfe der generierten Informationen und der Verknüpfung dieser mit aktuellen Planungsdaten aus der Produktion, können folgende Ergebnisse im Leitstand erzielt werden:

- Transparente Darstellung über relevante Kennzahlen und Kosten in der Instandhaltung
- Transparenz über den aktuellen Anlagenzustand, z.B. Abnutzungsvorrat und Verschleißentwicklung der Komponenten
- Visualisierung von zukünftigen Produktqualitäts- und Verschleißtrends
- Vorschläge zu zukünftig notwendigen Instandhaltungsmaßnahmen unter Berücksichtigung von instandhaltungsstrategischer Prioritäten, Ersatzteilbevorratung und ggf. weiterer externer Einflussgrößen

Simulator

Voraussetzung für den Leitstand ist eine zuverlässige Datenbasis aufgrund derer eine vorausschauende Berechnung des Ausfallzeitpunkts einer Maschine, bzw. einer Maschinenkomponente möglich ist. Dabei wird für gefährdete Komponenten einer Maschine ein Abnutzungsvorrat definiert, der durch die historische Produktion aufgebraucht wurde. Anhand des Produktionsprogrammes kann in weiterer Folge die zukünftige Abnutzung berechnet und bei unterschreiten eines Schwellwertes ein entsprechender Instandhaltungsauftrag ausgelöst werden (siehe Abbildung 2).

Basis dieser Berechnung bildet der Abnutzungsfortschritt (z.B. Verschleiß), der durch jedes gefertigte Teil an einer Maschinenkomponente verursacht wird. Eine Möglichkeit für diese Bestimmung besteht in einer analytischen Betrachtung der Lebensdauer und einem entsprechenden Rückrechnen auf ein einzelnes Teil. Als prägnantes Beispiel kann hier ein Kugelgewindetrieb genannt werden, dessen Lebensdauer neben statischen Werten primär von Drehzahl und Last abhängig ist. Durch geeignete Umformung der Lebensdauergleichung nach DIN ISO 3408-5 ist es hierbei möglich einzelne zeitliche Beanspruchungen skaliert herauszuheben und somit als Abnutzung zu definieren.

Voraussetzung für diese Berechnung ist die Kenntnis des zeitlichen Verlaufs

Schritt 1: Framework-Entwicklung
<ul style="list-style-type: none"> • Abbildung der Produktionsanlagen auf Komponentenebene mit zugehörigen Lastprofilen • Identifikation und Übertragung von Produktionszustand einer Realanlage auf entwickelte Systematik
Schritt 2: Datenanalyse- und Simulationsstudie
<ul style="list-style-type: none"> • Auswahl und Vorbereitung der historischen Daten (Maschinen-, Produkt- und Prozessdaten), Condition Monitoring Daten und Belastungsdaten • Untersuchung von instandhaltungsrelevanten Daten, um Rückschlüsse auf Last-induzierte Abnutzung und Qualitätsabweichungen abzuleiten
Schritt 3: Identifikation von Belastungseinflüssen
<ul style="list-style-type: none"> • Klassifikation und Korrelation unterschiedlicher Belastungsszenarien • Ableitung, Validierung und Verdichtung der Belastungseinflüsse
Schritt 4: Entwicklung eines integrativen IH-Ansatzes
<ul style="list-style-type: none"> • Ableitung von allgemein gültigen Regeln • Implementierung und Testlauf der Reaktionsmodelle im Leitstand

TABELLE 1: METHODIK DES INSTANDHALTUNGSLEITSTANDES

Anwendungsfall ein System aus mehreren Werkzeugmaschinen, in seinem vollen Funktionsumfang zu erfassen, werden die Betriebsmittel bis auf Komponentenebene strukturiert dargestellt. Den Elementen werden aufgezeichnete Maschinen- und Belastungsdaten, wie beispielsweise Positionen der Werkzeugschlitten, Stromaufnahme der Antriebseinheiten, Werte von Beschleunigungs- und Temperatursensoren, zugeordnet und real auftretende Lastkollektive erfasst.

Schritt 2: Parallel zu Schritt 1 werden historische Maschinen-, Produkt-

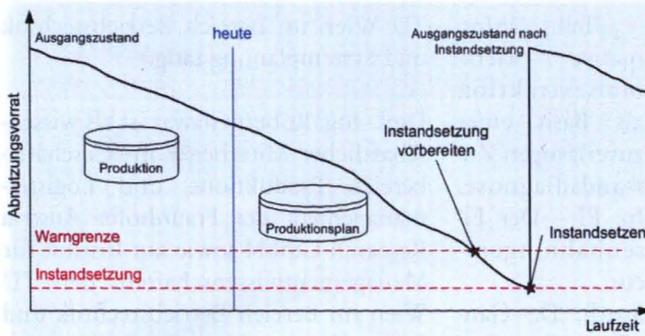


ABBILDUNG 2: ABNUTZUNG EINER KOMPONENTE

der Belastung und der Drehzahl für eine Achse während eines Bearbeitungszyklus. Für bereits existierende NC-Programme besteht hierbei die Möglichkeit diese Daten direkt aus den Antrieben auszulesen und die Abnutzung der Maschinenkomponente bei diesem Produktionsprogramm zu berechnen. Im Fall von neuen Produktionsprogrammen (wechselnde Produkte, wechselnde Reihenfolge) müssen die Belastungs- und Drehzahlprofile mittels Simulation gewonnen werden. Ausgangspunkte für diese Simulation sind dabei die 3D-CAD Daten des Fertigungsteils, vorliegende Maschinendaten und das NC Programm. Zuerst erfolgt eine Bahnaufbereitung im Programm CHECKitB4®. Dabei werden aus den CAD- und NC

Geschwindigkeiten bzw. Schaltvorgängen in der Abnutzungsberechnung bestimmt (siehe Abbildung 3).

Der Vorteil der simulativen Abnutzungsbestimmung liegt in der Generierung eines weiteren Optimierungsparameters für NC-Programme. Gegenwärtig fokussieren Programmoptimierungen auf einer Reduzierung der Fertigungszeiten, um hierdurch einen möglichst großen Durchsatz zu erreichen. Durch die Abnutzungsberechnung ist es möglich zusätzlich die Belastung einzelner Maschinenkomponenten zu berücksichtigen und zu minimieren. So kann beispielsweise durch drehen der Bearbeitungsebenen die Lastverteilung auf die Achsen geändert werden, um Beanspruchungen von stark belasteten Komponenten auf gering belastete Maschinenelemente zu transferieren.

in Abhängigkeit der Schlittenpositionen als auch die Prozesskräfte anhand des Zerspanungsvolumens berücksichtigt. Im letzten Schritt wird die Abnutzung einzelner Maschinenkomponenten anhand der vorliegenden Lasten,

macht. Am geeignetsten erweist sich der CRISP-DM Zyklus, welcher ein besonderes Augenmerk auf das Verständnis der Produktionsprozesse und der Daten legt. Dies ist nötig, um falsche Annahmen zu vermeiden und richtige Schlüsse durch ideal abgestimmte Modelle zu ziehen.

Die Phase der Modellierung beinhaltet die wichtigen Schritte der Datentransformation und der Anwendung des eigentlichen Datamining Algorithmus. Die Datentransformation überführt die Daten in eine Form, auf die der Algorithmus angewandt werden kann. Dies umfasst entweder eine einfache Skalentransformation von z.B. metrisch skalierten Daten in binär skalierte Daten oder die Umwandlung eines Signals in eine Form, die von anderen eindeutig unterscheidbar ist. (Wirth & Hipp, 2000)

Im Falle des Projektes Instandhaltung 4.0 wird die AMT-Methode auf Daten des Condition Monitoring angewandt. Die Methode erlaubt es das Messsignal der Stromaufnahme beim Verfahren der Spindel auf wenige charakteristische Größen zu komprimieren (Schenkendorf & Böhm, 2014). Mit diesen kann ein Trendverlauf (Abbildung 4) gebildet werden. Trendumbrüche werden in weiterer Folge mit instandhaltungsrelevanten Aufzeichnungen abgeglichen. Kommt es zu eindeutig zuordenbaren und reproduzierbaren Übereinstimmungen, kann eine Ausfallprognose erstellt werden. Der Abgleich mit den instandhaltungsrelevanten Daten ist die Externalisierung des Expertenwissens. Um zu vermeiden, dass Zuordnungen getroffen werden, welche die Realität nicht wiedergeben und somit das Ergebnis verfälschen, müssen Experten aus dem Unternehmen in diesen Schritt einbezogen werden.

Eine ähnliche Vorgehensweise kommt bei den Qualitätsdaten zur Anwendung. Eine komplexe Transformation des Signals ist nicht nötig. Die Herausforderung liegt im Finden indirekter Zusammenhänge. Während Daten aus dem Condition Monitoring im Idealfall direkt an der betroffenen Komponente aufgenommen werden, sind Änderungen in der Qualität (siehe Abbildung 4) nicht direkt auf Probleme an einer Komponente umlegbar. Die größte Problematik stellen zum einen ein ggf. zu geringes Sample instand-

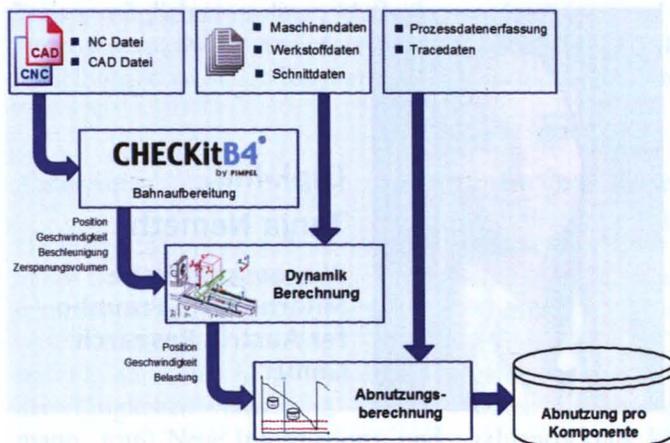


ABBILDUNG 3: PROGRAMMSTRUKTUR KOMPONENTENABNUTZUNG

Dateien die Achspositionen, Geschwindigkeiten und Beschleunigungen sowie das Zerspanungsvolumen für die Weiterverarbeitung zur Verfügung gestellt. Anschließend erfolgt im Zuge der Dynamikberechnung eine Kalkulation der Achs- und Lagerlasten auf Basis eines Mehrkörpermodells. Hierzu werden sowohl die Beschleunigungskräfte

Datenanalyse

Ziel von Datamining ist es Muster und Zusammenhänge in großen und auf den ersten Blick unzusammenhängenden Datenmengen zu finden. Mit einem strukturierten Vorgehen soll ein Regelwerk abgeleitet werden, welches Vorhersagen für den Leitstand möglich

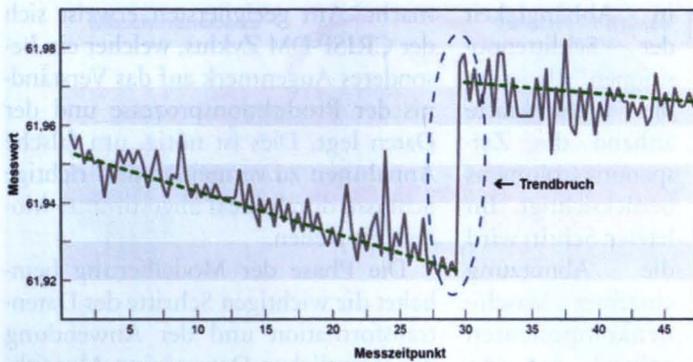


ABBILDUNG 4: MÖGLICHER MERKMALS- BZW. MESSVERLAUF

haltungsrelevanter Daten und zum anderen Interdependenzen zwischen einzelnen Komponentenabnutzungen und den Qualitätsverläufen dar.

Aus der Messkurve der Qualitätsmessung werden mithilfe statistischer Verfahren Merkmale extrahiert. Diese können mit einem Klassifikationsbaum den Instandhaltungsfällen zugeordnet werden. Abhängig von der Größe des Samples und der Reproduzierbarkeit der Muster ergibt sich eine Klassifikationsgüte. Der große Vorteil eines Klassifikationsbaumes besteht darin, dass daraus direkt ein Regelwerk abgeleitet werden kann, welches in den Leitstand einfach integrierbar ist.

Zusammenfassung

Das Projekt „Instandhaltung 4.0“ verbindet mit der Kombination unterschiedlicher Datenquellen und der Abbildung physischer Prozesse in einer Simulation wichtige Teilaspekte der Industrie 4.0. Damit wird die Instandhaltung um wichtige Methoden erweitert und als „Smart Maintenance“ die Basis für „Smart Factory“.

Mit der Aufbereitung und Visualisierung der Ergebnisse bietet der Leitstand einen einfach zu beziehenden Mehrwert für den Industriepartner Opel GmbH in Form einer wertschöpfenden Instandhaltung.

Literatur

Biedermann, H. (2015): Smart Maintenance – Intelligente, lernorientierte Instandhaltung. In: Smart Maintenance. H. Biedermann (Hrsg.). Köln: TÜV, Rheinland.
 Schenkendorf, R.; Böhm, T. (2014): Aspekte einer datengetriebenen zustandsabhängigen Instandhaltung

(2013): Produktionsarbeit der Zukunft - Industrie 4.0. Stuttgart: Fraunhofer Verlag.
 Wirth, R.; Hipp, J. (2000): CRISP-DM Towards a standard process model for data mining. In: Proceedings of the 4th international conference on the practical application of knowledge discovery and data mining.

Autoren:

Dipl.-Ing. Robert Bernerstätter ist seit 2014 Projektmitarbeiter am Lehrstuhl für Wirtschafts- und Betriebswissenschaften an der Montanuniversität Leoben. Sein Tätigkeitsfeld am Lehrstuhl liegt im Anlagenmanagement in Kombination mit Big Data Analytics.

Dipl.-Ing. Tanja Nemeth ist seit zwei Jahren als wissenschaftliche Mitarbeiterin im Geschäftsbereich Produktions- und Logistikmanagement der Fraunhofer Austria Research GmbH sowie am Institut für Managementwissenschaften der

– (Teil) Informative Merkmalsextraktion als Basis einer zuverlässigen Zustandsdiagnose. In: EI – Der Eisenbahningenieur.

Spath, D.; Ganschär, O.; Gerlach, S.; Hämmerle, H.; Krause, T.; Schlund, S.

TU Wien im Bereich Betriebstechnik und Systemplanung tätig.

Dipl.-Ing. Robert Glawar ist als wissenschaftlicher Mitarbeiter im Geschäftsbereich Produktions- und Logistikmanagement der Fraunhofer Austria Research GmbH sowie am Institut für Managementwissenschaften der TU Wien im Bereich Betriebstechnik und Systemplanung tätig.

Dr. Christoph Habersohn absolvierte das Studium des Maschinenbaus an der Technischen Universität Wien und ist seit 2008 als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Fertigungstechnik und Hochleistungslasertechnik der TU Wien beschäftigt.



Dipl.-Ing. Robert Bernerstätter

Projektmitarbeiter am Lehrstuhl für Wirtschafts- und Betriebswissenschaften, Montanuniversität Leoben



Dipl.-Ing. Tanja Nemeth

Wissenschaftliche Mitarbeiterin Fraunhofer Austria Research GmbH



Dipl.-Ing. Robert Glawar

Wissenschaftlicher Mitarbeiter Fraunhofer Austria Research GmbH