

Vorausschauende Instandhaltung – Wenn der Digitale Schatten an seine Grenzen stößt

Harmonisierung datengetriebener und physikbasierter Modelle für die vorausschauende Instandhaltung

Andreas Werner,
Veerendra C. Angadi,
Joachim Lentes und
Alireza Mousavi,
Stuttgart/London*)

Datengetriebene Modelle zur Analyse von Produktionssystemen gewinnen in der Industrie an Bedeutung. Wesentliche Vorteile bei ihrem Einsatz sind, dass die Erzeugung sogenannter Digitaler Schatten nur auf gemessenen Sensordaten basiert und bestehende Datenschnittstellen und Analyseverfahren für Vorhersagen genutzt werden können. Datengetriebene Ansätze stoßen jedoch an Grenzen, da sie lediglich aus vergangenen Ereignissen Trends extrapolieren. Es fehlen häufig relevante Daten zu Ausfallszenarien, die bis dato real nicht aufgetreten sind. Somit entsteht ein Bedarf für sogenannte Digitale Zwillinge zu Analysezwecken, welche datengetriebene und physikbasierte Modelle zusammenführen, um repräsentative prädiktive Aussagen, wie die Restnutzungsdauer von Maschinenkomponenten zu ermöglichen. Im EU-geförderten Projekt Z-BRE4K werden Ansätze zur Harmonisierung datengetriebener und physikbasierter Modelle für die vorausschauende Instandhaltung gemeinsam mit Industrieanwendern erforscht, entwickelt und erprobt, welche im Rahmen dieses Beitrags vorgestellt werden.**)

Motivation und Handlungsbedarf

Die Bestimmung des richtigen Zeitpunktes für die Instandhaltung von Maschinenanlagen stellt viele Unternehmen vor große Herausforderungen. Nach wie vor reagieren viele Unternehmen erst bei auftretenden Ausfällen (Reaktive Instandhaltung) oder die Instandhaltung wird in festgelegten Zeitintervallen durchgeführt (Prädiktive Instandhaltung). Dies verursacht unerwartete Produktionsstillstände oder Verschwendung von Maschinenbetriebszeiten, da Komponenten zu früh ausgetauscht werden. Eine Studie aus dem Jahr 2017 kommt zu

dem Ergebnis, dass der Kundennutzen vorausschauender Instandhaltung primär in der Leistungssteigerung der Produktionstechnik gesehen wird [1]. Dazu zählen eine Erhöhung der Anlagenverfügbarkeit, der Lebensdauer von Anlagen, der Produkt- und Prozessqualität und der Betriebssicherheit und Nachhaltigkeit sowie eine verbesserte Planung von Servicezyklen. Dieser Auffassung sind 79 Prozent der Studienteilnehmer, wohingegen 21 Prozent einen Hebel zur Senkung von Instandhaltungskosten sehen. Trotz der erwarteten Potenziale stellt die Implementierung einer vorausschauenden Instandhaltung viele Unternehmen vor Herausforderungen, was in selbiger Studie bestätigt wird. Als größte Hürde zum Aufbau eines entsprechenden Geschäftsmodells und damit zur Einführung vorausschauender Instandhaltung geben die Unternehmen eine fehlende Systematik – im Sinne einer klaren Strategie – an.

Neben strategischen Herausforderungen bezüglich der vorausschauenden Instandhaltung wird im EU-geförderten Projekt Z-BRE4K deutlich, dass deren Implementierung durch operative Detailfragen erschwert wird. So können beispielsweise selbst bei einer funktionierenden Betriebsdatenerfassung und -auswertung mittels datengetriebener Modelle relevante Daten zu in der Realität bis dato nicht aufgetretenen Ausfallszenarien fehlen, um vollständige repräsentative Aussagen über die Restnutzungsdauer (Remaining

*) Hinweis

Bei diesem Beitrag handelt es sich um einen von den Mitgliedern des ZWF-Advisory Board wissenschaftlich begutachteten Fachaufsatz (Peer-Review).

**)Danksagung

Der Inhalt dieses Beitrags ist Teil der Arbeit im Projekt Z-BRE4K. Dieses Projekt wurde vom Horizon-2020-Rahmenprogramm der Europäischen Union im Rahmen der Zuschussvereinbarung Nr. 768869 gefördert. Die Autoren möchten sich bei den Förderern und Partnern des Projekts bedanken, ohne die diese Publikation nicht realisiert werden könnte.

Useful Life - RUL) von Maschinenkomponenten zu treffen. Ein Lösungsansatz kann das Simulieren derartiger Ausfallszenarien mittels physikbasierter Modellierung und das Anreichern datengetriebener Vorhersagemodelle mit den generierten Simulationsdaten sein. Hierfür gilt es das physikbasierte Simulationsmodell in ausgewählten Bereichen extrem nahe an die Realität zu approximieren.

Instandhaltungsstrategien in der Produktion

Eine Instandhaltungsstrategie beschreibt eine Vorgehensweise, welche die Instandhaltungsmaßnahmen sowie den Instandhaltungszeitpunkt und -umfang festlegt [2, 3]. Derzeit setzt eine Vielzahl an produzierenden Unternehmen auf reaktive oder präventive Instandhaltungsstrategien, da Kosten und Komplexität der alternativen proaktiveren Instandhaltungsstrategien zunächst discouragieren. Generell kann keine optimale Instandhaltungsstrategie festgelegt werden. Es muss selektiv für jeden Produktionsanlagenteil ermittelt werden, welche Instandhaltungsstrategie am geeignetsten ist. Technische und wirtschaftliche Erwägungen sowie gesetzliche Rahmenbedingungen liefern die Grundlage für die Entscheidungsfindung. Bertsche beschreibt die optimale Instandhaltungsstrategie als „das Ergebnis eines Zielkonflikts zwischen erzielter Verfügbarkeit einer Anlage und aufzuwendenden Instandhaltungskosten“ [4]. Bild 1 gibt einen Überblick über Instandhaltungsstrategien. Die sogenannte präskriptive Instandhaltung ist dabei in der Praxis noch kaum anzutreffen.

Digitaler Schatten und Digitaler Zwilling für die vorausschauende Instandhaltung

In der Literatur sind zwei wesentliche Paradigmen zur (prädiktiven) Analyse von Produktionssystemen erkennbar: Datengetriebene Ansätze als Grundlage für einen Digitalen Schatten von Produktionssystemen und Ansätze, bei denen ein physikbasiertes Modell im Fokus steht [8-13]. Eine Harmonisierung beider Modellierungsansätze wird der Definition eines Digitalen Zwillings zu Analyse Zwecken gerecht.

Datengetriebene versus physikbasierte Modellierungsansätze
 Datengetriebene Modellierungsansätze basieren, nach erfolgreicher Datenerfas-

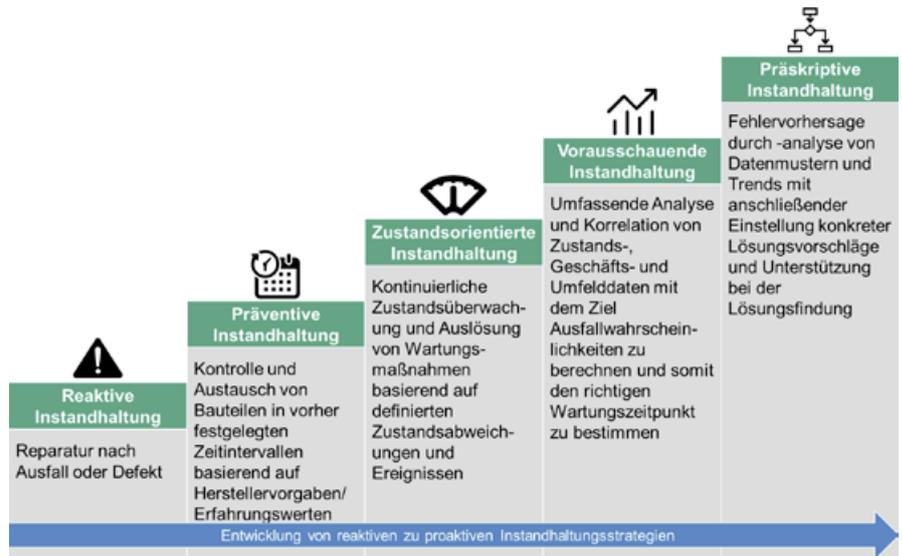


Bild 1. Überblick über Instandhaltungsstrategien (i. A. an [5-7])

sung und -verarbeitung, in erster Linie auf Techniken des maschinellen Lernens, welche unter Verwendung großer Datenmengen ein prädiktives Modell zur Vorhersage erstellen. Maschinelle Lernverfahren unterteilen sich in drei Lernstile, dem überwachten, dem unüberwachten und dem bestärkten Lernen [14, 15].

Physikbasierte Modellierungsansätze erfordern theoretisches Wissen über das zu analysierende System und dessen Komponenten. Dieses Wissen beinhaltet unter anderem deduktives sowie Expertenwissen, aber auch Erfahrungswerte [16]. Hierbei ist es wichtig, die Verfügbarkeit relevanter Maschinen- und Produktentwicklungsdaten, welche bereits vor dem Betrieb generiert wurden, zu überprüfen und entsprechend zu nutzen. Demnach gilt es Daten und Informationen über den gesamten Lebenszyklus eines Produkts bzw. einer Maschine zu berücksichtigen und bei Bedarf in die physikbasierte Modellierung zu Zwecken einer vorausschauenden Instandhaltung zu integrieren.

Zur Harmonisierung der beiden genannten Modellierungsansätze existieren zwei wesentliche Möglichkeiten, die im Folgenden beschrieben werden [17]. Bild 2 illustriert die beiden Modellierungsansätze.

Hybrider Ansatz ohne Aktualisierung des Simulationsmodells

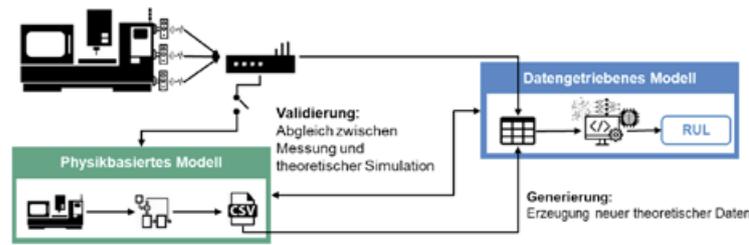
Werden keine Sensordaten an das Simulationsmodell übertragen bzw. aus einer Historiendatenbank genutzt, gibt die Simulation lediglich theoretische Berech-

nungsergebnisse wieder. Diese theoretischen Daten können in Form von Zeitreihendaten in das datengetriebene Modell eingespeist und dort als weiterer Datensatz behandelt werden. Der entsprechende neue Datensatz als Output kann zur Vorhersage im datengetriebenen Modell verwendet werden. Durch Simulationen können Daten, welche im realen Feld nicht auftreten, wie z.B. Ausfallszenarien, die in der Vergangenheit bis dato nicht gemessen werden konnten, generiert werden. [17]

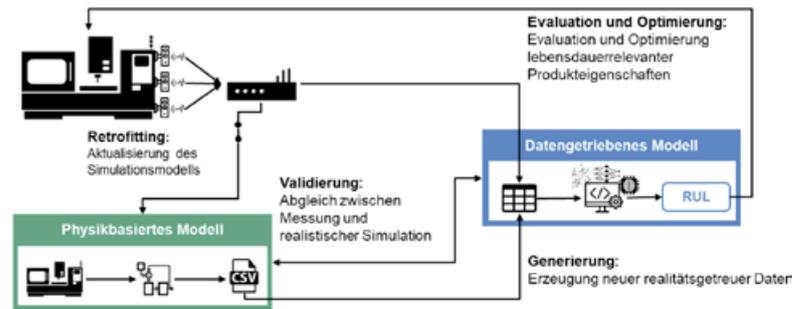
Hybrider Ansatz mit Aktualisierung des Simulationsmodells

Bei Nutzung von Betriebsdaten durch die Simulation kann das Simulationsmodell ein relativ realitätsgetreues digitales Abbild der realen Maschine bzw. Anlage darstellen. Das Simulationsmodell „lernt“ von den tatsächlichen Erfahrungen und Ereignissen in der Realität. Durch diese Verschmelzung von realem und digitalem System entsteht ein Digitaler Zwilling. Der hybride Modellierungsansatz mit einer Sensordatenübertragung an das Simulationswerkzeug kann zudem um einen in Echtzeit laufenden Betrieb erweitert werden. Sowohl das datenbasierte Modell als auch das physikbasierte Simulationsmodell können dann synchron mit Betriebsdaten versorgt werden. Das prädiktive Modell wird direkt und in Echtzeit mit historischen Realdaten versorgt und zusätzlich mit den im Simulationsmodell generierten realitätsgetreuen Daten - ebenfalls in Echtzeit - angereichert.

Statisches Simulationsmodell ohne Aktualisierung



Simulationsmodell mit Aktualisierung durch Daten aus dem »Feld«



RUL = Remaining Useful Life

Bild 2. Harmonisierung datengetriebener und physikbasierter Modelle (i. A. an [17])

Durch dieses Zusammenspiel der beiden Modelle wächst eine auf viele Eventualitäten vorbereitete Datengrundlage zur Befähigung eines Gesamtsystems, welches sich selbst überwacht, steuert und optimiert. Nur in diesem Fall ist eine tatsächliche Steuerung der realen Produktion möglich. Der Einsatz dieses Konzepts ist im Anwendungsbereich der virtuellen Inbetriebnahme relativ fortgeschritten, im Kontext der vorausschauenden Instandhaltung steht die Anwendung in der industriellen Praxis aufgrund der komplexen Sachverhalte noch am Anfang. [17]

I Anwendungsfälle

Im EU-geförderten Projekt Z-BRE4K existieren drei Anwendungsfälle, in denen die entwickelten Konzepte gemeinsam mit Industrieanwendern erprobt werden. Zwei Anwendungsfälle beschäftigen sich mit Stanz- und Biegewerkzeugmaschinen und der Vorhersage von Materialdegradation bzw. Verschleiß. Im Rahmen dieses Beitrags wird auf den dritten Anwendungsfall, einen Wärmeregulator zur Kühlung von Formpressmaschinen, näher eingegangen.

In der Formpressmaschine werden im Druckgussverfahren Kunststoff-Flaschendeckel hergestellt. Im Fokus der Betrachtung für die vorausschauende Instandhaltung steht dabei ein der Formpressmaschine vorgelagerter Wärmeregulator inklusive Kühlkreislauf, welcher die Kanäle innerhalb der Formpressmaschine mit Kühlmittel versorgt, um die entspre-

chende Verformung bzw. Aushärtung der Deckel sicherzustellen. Die Temperatur des Kühlmittels wird individuell an das jeweilige eingesetzte Deckelmaterial angepasst. Das Kontrollsystem des Wärmeregulators hält die eingestellte Temperatur je eingesetztem Material konstant. Der Wärmeregulator besteht aus Komponenten wie Pumpe, Filter und Wärmetauscher sowie Sensoren zur Erfassung von Druck, Durchflussrate, Temperatur und weiteren Werten. Die erhobenen Daten werden in einer cloudbasierten Datenbank gespeichert. Zudem werden die Daten in eine für die Anwendung der Algorithmen notwendige Struktur gebracht. Ferner sollte eine klare Zuordnung zwischen den gemessenen Sensorwerten, den Komponenten im System sowie deren Ausfallszenarien erfolgen. Da diese Zuordnung anfangs nicht zwingend eindeutig ist, gilt es, zunächst Hypothesen aufzustellen und diese entsprechend zu verifizieren bzw. falsifizieren. In diesem Anwendungsfall wird angenommen, dass eine sinkende Durchflussrate und/oder steigender Druck im Kühlkreislauf auf einen sich abzeichnenden verstopften Filter hindeutet. Innerhalb des Datensatzes zum Training des Modells liegen keine Aufzeichnungen von Ausfallszenarien vor, weswegen es einer Vordefinition von Schwellenwerte für die einzelnen Sensorwerte bedarf. Vorhergesagte Sensorwerte werden dahingehend überwacht, dass keine vom Anwender vordefinierten Schwellenwerte pro Sensorwert über- bzw. unterschritten werden, damit die Funktion des Wärmeregulators ge-

währleistet ist. Das Modell wurde mit einer Vielzahl historischer Daten trainiert, welche ein gegenüber dem Rauschen der Sensordatenerfassung robustes Modell ermöglichen. Gleichung 1 beschreibt das Modell der Regressionsanalyse als mathematische Funktion. Darin stellt σ den Versatz, $\phi(t)$ die zeitabhängige Verschleißfunktion und $\epsilon(t)$ das Rauschen des Sensorbetriebs dar.

$$f(t) = \sigma + t \times \phi(t) + \epsilon(t) \tag{1}$$

Der innerhalb der historischen Daten erkennbare Trend wird bis zum Erreichen des jeweiligen Schwellenwertes extrapoliert, wodurch die Restnutzungsdauer pro Zyklus berechnet werden kann. Ein Zyklus beschreibt hierbei eine vollständige Rotation des Antriebsmotors der Pumpe. Die statistische Analyse dieser Restnutzungsdauern pro Zyklus liefert eine Weibull-Verteilung, welche zur mittleren Betriebsdauer zwischen Ausfällen (Mean Time Between Failure - MTBF) einer Komponente im System führt. Die Berechnung der Restnutzungsdauern und der mittleren Betriebsdauer zwischen Ausfällen pro Sensorwert kann auf alle Sensoren im Wärmeregulator ausgedehnt werden. Die Gewichtung des Einflusses jedes einzelnen Sensors kann durch Event Clustering festgelegt werden. Durch die Korrelation von Sensorwerten wie beispielsweise Durchflussrate und Druck wird die Berechnung der Restnutzungsdauer des gesamten Wärmeregulators ermöglicht.

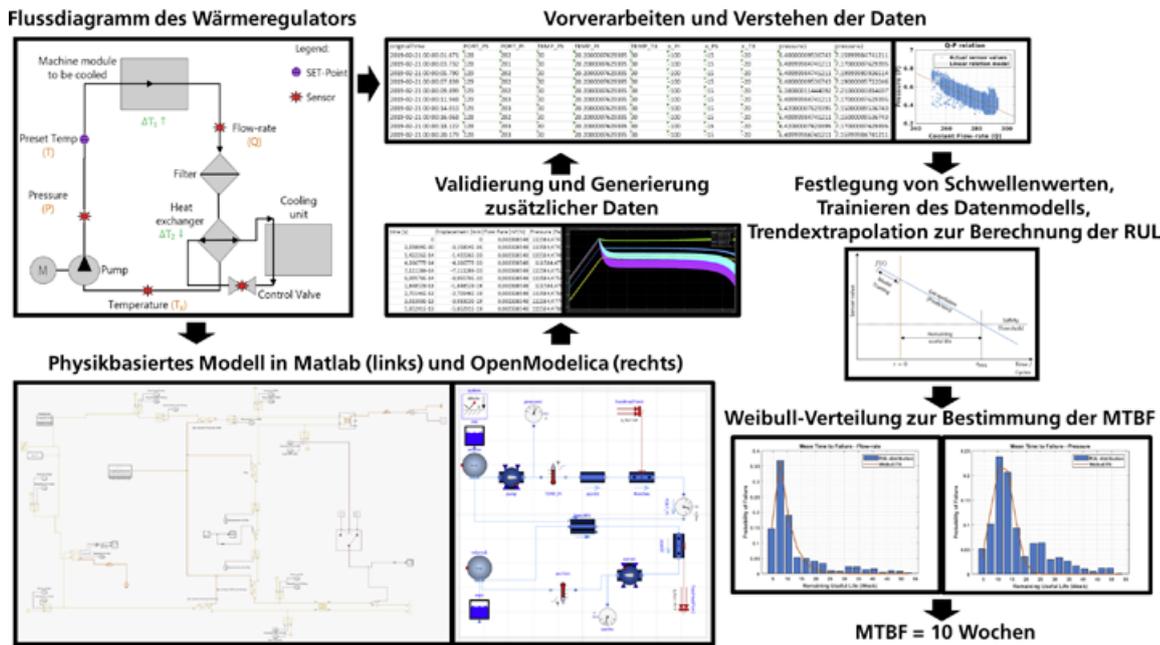


Bild 3. Vorgehensweise zur vorausschauenden Instandhaltung eines Wärmeregulators

Die physikbasierte Simulation, welche auf Basis eines erstellten Flussdiagramms des Wärmeregulators mittels objektorientierten Modellierungssprachen durchgeführt wurde, dient zunächst als Nachbildung des dynamischen Verhaltens des Wärmeregulators in Form eines experimentierfähigen Modells. Unter Verwendung dieses Simulationsmodells können virtuelle Experimente, beispielsweise zum Verstopfen des Filters, kostengünstig durchgeführt werden. Das Verstopfen kann je nach regelnder mathematischer Funktion u. a. linear oder exponentiell abgebildet werden. Neben der Generierung zusätzlicher Daten für das Modell der Regressionsanalyse soll das physikbasierte Simulationsmodell als Abgleich sowie zur gegenseitigen Validierung der erzielten Ergebnisse dienen. Zusammengefasst ist die beschriebene Vorgehensweise in Bild 3.

Ausblick

Insbesondere für hybride Modellierungsansätze sind integrierte Softwaresysteme bisher nicht optimal ausgestattet. Wenn keine kostenintensive Standardlösung angeschafft werden kann, müssen die Schnittstellen selbstständig entwickelt werden. Bezüglich der Simulationstools existiert nach wie vor keine praktisch einsetzbare Lösung, welche verschiedene Granularitäten der Simulationstechniken abbilden kann. Es bedarf einer Gesamtlösung, welche sowohl kontinuierliche als auch ereignisdiskrete Simulations-

techniken in einer Umgebung ermöglicht, um den Anforderungen an eine ganzheitliche vorausschauende Instandhaltung gerecht zu werden.

Literatur

1. Roland Berger GmbH et al. (Hrsg.): Predictive Maintenance: Service der Zukunft – und wo er wirklich steht. Roland Berger GmbH, München, 2017
2. Landherr, M.; Neumann, M.; Volkman, J.; Jäger, J.; Constantinescu, C.: Digitale Fabrik. In: Westkämper, E.; Spath, D.; Constantinescu, C.; Lentz, J. (Hrsg.): Digitale Produktion. Springer-Vieweg-Verlag, Wiesbaden 2013, S. 107–131
DOI: 10.1007/978-3-642-20259-9_12
3. Bertsche, B.; Lechner, G.: Zuverlässigkeit im Fahrzeug- und Maschinenbau – Ermittlung von Bauteil- und System-Zuverlässigkeiten. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg 2004
4. Bertsche, B.; Zeiler, P.: Vorlesungsunterlagen: Zuverlässigkeitstechnik – Berechnung reparierbarer Systeme. Institut für Maschinenelemente, Universität Stuttgart, 2017
5. Reichinger, M.: Von der reaktiven zur zustandsorientierten Instandhaltung. SPS Magazin (2014) 7, S. 1
6. Kalt, F.; Rosenberger, P.: Stairway to Heaven. Mobilität, Service. Siemens AG – Das Magazin, 2018
7. Instandhaltung 4.0 mit SAP. Instandhaltungstage, Nürnberg. 06.12.2017. Orianda Solutions AG, Nürnberg, 2017
8. Bailey, C. J.; Yin, C.; Sutharssan, T.; Stoyanov, S.: Prognostic and Health Management for Engineering Systems: A Review of the Data-driven Approach and Algorithms. The Journal of Engineering (2015) 7, S. 215–222
DOI: 10.1049/joe.2014.0303

9. Ahmadzadeh, F.; Lundberg, J.: Remaining Useful Life Estimation: Review. International Journal of System Assurance Engineering and Management (2014) 4, S. 461–474
DOI: 10.1007/s13198-013-0195-0
10. Zio, E.: Prognostic and Health Management of Industrial Equipment. In: Zio, E. (Hrsg.): Diagnostic and Prognostic of Engineering Systems – Methods and Techniques. Elsevier, Amsterdam 2015, S. 333–356
DOI: 10.4018/978-1-4666-2095-7.ch017
11. Okoh, C.; Roy, R.; Mehnen, J.; Redding, L.: Overview of Remaining Useful Life Prediction Techniques in Through-Life Engineering Services. In: Proceedings of the 16th CIRP Conference on Industrial Product-Service Systems, Windsor, Canada, 1.–2. Mai 2014. Elsevier, Amsterdam 2014, S. 158–163
DOI: 10.1016/j.procir.2014.02.006
12. Ardakani, H. D.: Prognostic and Health Management of Engineering Systems Using Minimal Sensing Techniques. Dissertation, University of Cincinnati, 2016
13. Aivaliotis, P.; Georgoulas, K.; Chryso-louris, G.: A RUL Calculation Approach Based on Physical-based Simulation Models for Predictive Maintenance. In: Proceedings of the 23rd Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC), Madeira Island, Portugal, 27.–29. Juni 2017. IEEE, Piscataway 2017, S. 1243–1246
DOI: 10.1109/ICE.2017.8280022
14. Döbel, I.; Leis, M.; Vogelsang, M.M.; Neustroev, D.; Petzka, H.; Rüping, S.; Voss, A.; Wegele, M.; Welz, J.: Maschinelles Lernen – Kompetenzen, Anwendungen und Forschungsbedarf (Ergebnisbericht). Fraunhofer-Gesellschaft, München 2018
15. MathWorks I: Homepage. © 2020. Online unter <https://de.mathworks.com/discovery/machine-learning.html> [Letzter Aufruf am 08.03.2020]

16. Dimensional Insight: Homepage. © 2020. Online unter <https://www.dimins.com/blog/2018/01/26/simulation-in-predictive-analytics/> [Letzter Aufrufe am 08.03.2020]
17. Werner, A.; Zimmermann, N; Lentes, J.: Approach for a Holistic Predictive Maintenance Strategy by Incorporating a Digital Twin. *Procedia Manufacturing* 39 (2019), S. 1743–1751 DOI: 10.1016/j.promfg.2020.01.265

Die Autoren dieses Beitrags

Andreas Werner, M.Sc., geb. 1994, studierte Technologiemanagement und Maschinenbau an der Universität Stuttgart und ist seit 2019 Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Arbeitswissenschaft und Technologiemanagement der Universität Stuttgart. Während seines Studiums war er u. a. als hilfswissenschaftlicher Mitarbeiter am Fraunhofer Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation tätig. Schwerpunkt seiner jetzigen Forschungsarbeit ist die Vernetzung von Entwicklung und Produktion. Er leitet seitens der Universität Stuttgart das EU-Projekt Z-BRE4K.

PhD Veerendra C. Angadi, geb. 1990, studierte Elektrotechnik und erlangte 2018 seinen Doctor of Philosophy in „Electrical, Electronics and Communications Engineering“ an der University of Sheffield. Seit 2018 ist er wissenschaftlicher Mitarbeiter in der „Systems Engineering Research Group“ (SERG) der Brunel University London. Während seiner Forschungsarbeit beschäftigt er sich mit der Anwendung von „Data Science“ im Produktions-

umfeld. Derzeit arbeitet er am Projekt Z-BRE4K zur Vorhersage von Ausfällen von Produktionsmaschinen auf Basis von Techniken des maschinellen Lernens.

Dipl.-Ing. Joachim Lentes, geb. 1969, studierte Maschinenwesen und ist Leiter Digital Engineering am Fraunhofer IAO und Lehrbeauftragter an der Universität Stuttgart. Er ist Gutachter für internationale Konferenzen sowie Zeitschriften und initiiert und leitet seit vielen Jahren Forschungsvorhaben für die Europäische Kommission, nationale Fördergeldgeber sowie namhafte Industrieunternehmen im In- und Ausland. Er hat Preise wie den Best Paper Award der International Conference for Production Research ICPR2019 gewonnen. Seine Forschungsarbeit adressiert insbesondere die Entwicklung und Produktion der Zukunft mit innovativen Strategien, Vorgehensweisen, Methoden und Werkzeugen.

Dr. Alireza Mousavi, geb. 1970, studierte Elektrotechnik an der Brunel University London, wo er sowohl seinen Doctor of Philosophy erlangte, als auch als Post-Doc tätig war. Aktuell ist er Lektor im Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnik der Brunel University London. Er leitet die Forschungsgruppe „Systems Engineering Research Group“ (SERG) der Brunel University London und ist seit vielen Jahren in nationalen sowie internationalen Forschungsvorhaben tätig. Sein Forschungsschwerpunkt liegt in der mathematischen Modellierung und Simulation sowie der angewandten Steuerung technischer Systeme unterschiedlicher Branchen.

Summary

Predictive Maintenance: When the Digital Shadow Reaches its Limits – Harmonization of data-driven and physics-based models for predictive maintenance. Data-driven models for the analysis of production systems are becoming increasingly important in industry. The main advantages of their use are that the generation of Digital Shadows is only based on measured sensor data and existing data interfaces and analysis methods can be used for predictions. However, data-driven approaches have their limits, as they only extrapolate trends from past events. Relevant data on failure scenarios that have not occurred in reality are often missing. Therefore, there is a need for Digital Twins for analysis purposes, which combine data-driven and physics-based models to enable representative predictive statements such as the Remaining Useful life of machine components. In the EU-funded project Z-BRE4K, approaches to harmonize data-driven and physics-based models for predictive maintenance are researched, developed and tested together with industrial users. These approaches are presented in this paper.

Bibliography

DOI 10.3139/104.112295

ZWF 115 (2020) 5; page 335–339

© Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG

ISSN 0947–0085