

Schwingungsanalyse & Rotordynamik im Kontext von Industrie 4.0

Richard Büssow, Marc Vollmer und Markus Schildhauer

Gasverwendungstechnik, Anlageninstandhaltung, Schwingungsüberwachung, Prozessmodellierung, Rotordynamik

Im vorliegenden Artikel wird ein Überblick über den aktuellen Stand der Technik und die Möglichkeiten von integrierten rotordynamischen Analysesystemen gegeben. Parallel dazu wird erläutert, wie diese Systeme im Rahmen von Industrie 4.0-Projekten optimal eingebettet werden. Zunächst werden die grundlegenden Datenquellen dargestellt. Anschließend werden Ansätze zur Verarbeitung der daraus gewonnenen Informationen basierend auf rotordynamischen Datenmodellierung erklärt.

Daraus ergeben sich eine Reihe von Vorteilen für den Endnutzer bzw. Betreiber solcher Systeme. Zum einen wird Spezialwissen übergreifend leicht zugänglich gemacht, was zu mehr Transparenz führt. Zum anderen werden der Maschinen-/Anlagenebene ungeplante Stillstände vermieden bzw. frühzeitig erkannt. Hierfür müssen zuverlässige Algorithmen in der Lage sein, Trends und Anomalien intelligent zu erkennen und in den Gesamtkontext des Prozesses zu führen.

Vibration Monitoring & Rotordynamics in the context of industry 4.0

This article provides an overview of the state-of-the art and future possibilities for integrated rotordynamic analytics. In parallel, it explains how these systems are optimally embedded in the context of industrial 4.0 projects. First, the basic data sources are summarized, followed by approaches of the information processing sourced by rotordynamic data models.

This results in significant advantages for the end user (or the operator) of such systems. One advantage is that expert knowledge will be made available comprehensively and improves transparency. Additionally, unplanned downtimes - on the machinery/plant-level - will be avoided or detected in advance. Hence, reliable algorithms must be capable of detecting trends and anomalies intelligently while contextualizing data in the underlying process.

1. Einleitung

Traditionelle Software zur Diagnose und Überwachung von Schwingungen in der Prozessindustrie sind in der Regel Insellösungen. Diese bestehen aus Hardware, die zur Erfassung hochfrequenter Signale dient, und einer dedizierter Software für Diagnosespezialisten.

Aktuelle Entwicklungen, wie die zunehmende Vernetzung und Verschmelzung der traditionellen Bereiche für das Messen, Steuern, Regeln und der Informationstechnik, machen integrierte Konzepte möglich. Betreiber nutzen zentrale Dateninfrastrukturen für Zeitreihen, wie z. B. das PI-System. Hier wachsen IT und OT zusammen. Der

Vorteil einer kombinierten Nutzung von Schwingungs- und Prozessdaten ist eine bessere Zugänglichkeit und Vereinfachung der Software-Landschaft. Diese müssen zum Beispiel durch Webanwendungen nicht mehr lokal installiert werden, sondern benötigen lediglich einen aktuellen Webbrowser und können damit unkompliziert einer größeren Zahl Nutzer zur Verfügung gestellt werden und folgen dem Gedanken der IoT-Plattform. Ermöglicht wird eine heterogene Infrastruktur zur Datenerfassung. Hier werden Daten unterschiedlicher Messsysteme in einer einheitlichen Oberfläche kombiniert. So ist zum Beispiel eine Kombination zur Erfassung von Wellenschwin-

Schwingungsanalyse

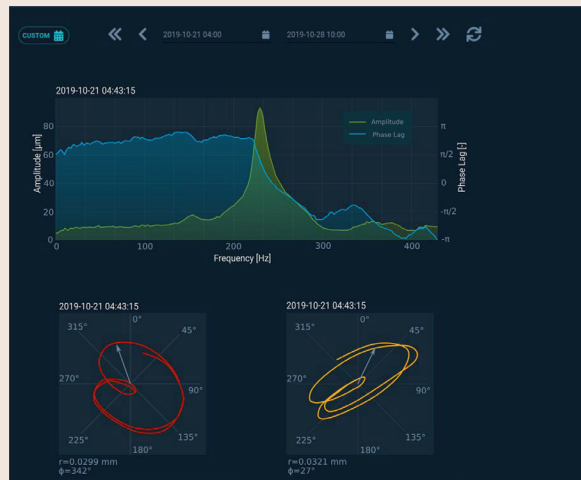
Rotordynamik

Künstliche Intelligenz



Bild 1: Intelligenter Antrieb / Digitale Rotordynamik

Bild 2: Orbit-Darstellung eines Rotors



gungen, mit dem weit verbreiteten BN 3500 System, und Gehäuseschwingungen möglich. Der Stand der entsprechenden IT-Lösung wird kontinuierlich weiterentwickelt und durch zentrale Updates verbessert, damit die Nutzer schneller von neuen Entwicklungen profitieren können.

Aufbauend auf die Funktionalität traditioneller Systeme, ermöglicht die verstärkte Nutzung von Methoden des maschinellen Lernens und der künstlichen Intelligenz eine breitere Nutzung der Systeme zur Überwachung und Interpretation von Schwingungsdaten. Ziel ist es, dass die Software wesentliche Funktionen zur Interpretation und Entdeckung von Abweichungen übernimmt und damit einen wesentlichen Beitrag zur Arbeitserleichterung des Personals leistet. Wesentlich ist dabei die Zuverlässigkeit der Systeme, da nicht nachvollziehbare oder häufige Falschmeldungen keinen echten Mehrwert generieren [1].

Die Ziele eines vernetzten Systems, welche auch die KI nutzt, sind:

1. Die Etablierung eines lernenden Systems mit systematischer Erfassung von Annotationen der Nutzer
2. Die Minimierung von Fehlalarmen und Erklärbarkeit der Resultate.

Der zweite Punkt kann im Gegensatz zu rein statischen Ansätzen durch die Nutzung physikalischer Modelle erreicht werden. Hierbei kommen beispielsweise rotordynamische Modelle infrage, die interpretierbare Resultate liefern können.

Eine wesentliche Verbesserung ist die Nutzung von Methoden der erklärbaren künstlichen Intelligenz. Dies ist insbesondere in der aktuellen Forschung eine populäre Richtung mit vielversprechenden Methoden, die für den Menschen nachvollziehbare und bewertbare Ergebnisse produzieren sollen (Bild 1).

2. Schwingungssignale

Die Überwachung von Schwingungen ist die zuverlässigste Methode, um eine Maschine sicher zu betreiben. Andere Messwerte wie Temperaturen und Drücke sind träge und können bestimmte Schäden erst dann detektieren, wenn es zu spät ist. Die Nutzung von Schwingungssignalen zur Langzeitüberwachung kann mit einer geeigneten Diagnostik frühzeitig auf Schäden hindeuten und so im Sinne der Predictive Maintenance einen wesentlichen Beitrag zum sicheren Betrieb der Maschinen leisten.

Prinzipiell ist eine Messung an der rotierenden Welle von Schwingungsmessungen zu nicht-rotierenden Teilen, wie dem Lager, dem Gehäuse etc., zu unterscheiden.

Wellenschwingungen

Normalerweise werden an einer Position zwei Wirbelstromsensoren verwendet, die um 90° versetzt sind, um den Schwingungsweg und die Lage des Wellenmittelpunkts zu messen (Bild 2).

Gehäuseschwingungen

Zum Einsatz kommen hier Beschleunigungssensoren, die von außen befestigt werden. Idealerweise werden diese, für die dauerhafte Messung, verschraubt oder temporär mit Magneten angebracht.

Wesentlich bei der Schwingungsüberwachung ist, dass die Rohsignale mit hoher Frequenz im Bereich von 10k-100k Samples pro Sekunde vorliegen, und eine ständige Archivierung oder Analyse der Rohsignale keine zielführende Strategie sein kann.

Prinzipiell kann man Werte, die aus den Rohsignalen gewonnen werden in folgende Kategorien untergliedern [2]:

Maschinenschutz

Der Schutz der Maschine wird entsprechend der Normreihe ISO 20816-x "Mechanische Schwingungen - Messung und Bewertung der Schwingungen von Maschinen" realisiert. Hier werden Messpositionen und Grenzwerte für den Spitze-Spitze- oder Effektivwert der Schwingungen festgelegt, die zur sofortigen Abschaltung führen.

Trendüberwachung

Zusätzlich zu den ISO-Werten ist es sinnvoll einzelne Parameter langfristig zu überwachen, um zusätzlich zum Schutz der Maschine, auch frühzeitig Abweichungen zu registrieren und rechtzeitig Maßnahmen ergreifen zu können. Dies kann zum Beispiel die Amplitude bei der Wellendrehzahl sein.

Diagnose

Neben Werten, die für eine Trendüberwachung geeignet sind, ist es ratsam noch zusätzliche Analysewerte zur Verfügung zu stellen, die eine Diagnose im Fall von Auffälligkeiten ermöglichen. Dies können beispielsweise vollständige Spektren im Fall eines Stopps der Maschine sein oder das Bereithalten von Daten, um gefilterte Orbits zur Anzeige zu bringen.

Die Datenquellen für die Schwingungsanalyse 4.0 können dabei existierende Maschinenschutzsysteme sein, die oft für weitere Analysen ertüchtigt werden können. Mit dem weitverbreiteten 3500 System von Bentley Nevada ist es zum Beispiel möglich, eine Reihe von Analysewerte, wie drehzahl-synchrone Amplitude und Phase, über das Auslesen des Bussystems in der zentralen Dateninfrastruktur bereitzustellen. Dies ist eine relativ einfache Lösung, die ohne zusätzliche Hardware auskommt, sich schnell realisieren lässt und einen großen Mehrwert bietet.

Nicht immer sind aber alle notwendigen Daten verfügbar. Für diesen Fall ist es möglich, sogenannte Edge-Devices direkt an der Maschine bzw. dem Prozess zu verwenden. Diese sind typischerweise kostengünstige Systems on a Chip (SoC), welche heutzutage über eine ausreichende Rechenkapazität verfügen. Damit können

Filterfunktionen, Vorkalkulationen o. ä. durchgeführt werden und nur die aufbereiteten (auf das Wesentliche reduzierte) Daten werden in weiterführende Systeme oder beispielsweise die Cloud geleitet.

Beispiele für typische zu berechnende Parameter sind in **Tabelle 1** dargestellt. Diese können für Anomaliedetektion (Abgleich zwischen Mess- und Erwartungswerten), Trendvorhersagen, Diagnosen und Vergleichen mit normgerechten Messungen (z. B. DIN, ISO, VDI) genutzt werden.

Weiterhin können Edge-Geräte, die Daten mit höherer Auflösung für gewisse Zeitintervalle zwischenspeichern, weiterführende Analysen, Diagnosen und Visualisierungen ermöglichen. Bei stationären Betriebsbedingungen (konst. Drehzahl) dagegen, kann die Menge der zu speichernden Daten reduziert werden. Die Edge-Geräte sind also unterstützende Elemente für erfolgreiche Root-Cause-Betrachtungen, Troubleshootings oder sog. Bad-Actor-Identifizierungen.

3. Rotordynamik-KI

Ein populäres Konzept im Kontext der Industrie 4.0 ist der digitale Zwilling zur Abbildung der gesamten Industrieanlage oder einzelner Kernmaschinen. Hier bildet das rotordynamische Ersatzmodell einen Aspekt des digitalen Zwillings.

Die Idee zur Nutzung eines rotordynamischen Modells rührt daher, dass man der KI Ingenieurkenntnisse der Rotordynamik beibringen kann. Ziel ist es auch Maschinen, die Unikate sein können, zuverlässig zu überwachen und die Ergebnisse interpretierbar zu gestalten. Eine mögliche Vorgehensweise kann folgendermaßen aussehen [3, 4]:

1. Das Erstellen eines rotordynamisches Modell, das möglichst einfach, aber hinreichend detailreich ist
2. Anpassung freier Parameter des Modells, wie Lagersteifigkeiten, Masse- und Steifigkeitsverteilung
3. Übereinstimmung beim Abgleich des Modells mit Beobachtungswerten.

Ein solches Vorgehen zum Modell-Fitting ist auch bei der thermodynamischen Prozessmodellierung erfolgreich in

Tabelle 1: Darstellung der möglichen Beobachtungsparameter

Physikalische Komponente	Berechnete Parameter				
Gehäuseschwingung	RMS	DIN ISO 20816 V_{effektiv}	Crest Factor	Frequenzspektrum	Oktavspektrum
Wellenschwingung	DIN ISO 2081 S_{p-p}	Non-1X S_{p-p}	nX Amplitude und Phase	Polardiagramme	Wellenbahn
Lager	Öltemperatur	Öldruck	Ölviskosität		
Maschine (z.B. für Kompressoren)	Leistung	Ausgangsdruck	Drehzahl	Stellung Leitrad	Luftmenge

der Anwendung. Die Erweiterung von den thermodynamischen Prozessmodellen, um Rotordynamik wurde im Rahmen eines BMWi geförderten Forschungsvorhaben realisiert. Es basiert auf Open Source Bibliotheken wurde mit industrieller Standardsoftware verglichen. Der daraus resultierende Code erlaubt es unter anderem, basierend auf typischen Lastszenarien, Berechnungen von Frequency-Response-Functions (FRF) zu erstellen. Wesentlich ist hier, dass die Software im Gegensatz zur üblichen Anwendung für das inverse Problem "Suche Parameter des Modells, die die Beobachtung wiedergeben" optimiert ist.

Dies entkoppelt die Entwicklung von teuren Softwarelizenzen und ermöglicht gleichzeitig mehr Freiheitsgrade zur Entwicklung zusätzlicher Features und Schnittstellen zu anderen Systeme (ERP, MES etc.). Als zusätzlicher Nebeneffekt erhält man so sogenanntes "Open Innovation Potential" und bleibt flexibel. In **Bild 3** ist eine Übersicht der verwendeten Technologien (sog. Techstack) zu sehen.

Das Modell wird mit historischen Daten trainiert, und repräsentiert somit den gemittelten historischen Maschinenzustand. Letzteres ist die Prämisse des modellbasierten Monitorings. Um Änderungen des Maschinenzustandes, sogenannte Events, sichtbar zu machen, werden signifikante Abweichungen zwischen den aktuell beobachteten Größen und ihren modellbasierten Erwartungswerten unter Berücksichtigung des Betriebszustandes und der Unsicherheiten detektiert. Wenn eine signifikante Veränderung eintritt, kann durch ein erneutes Training ein interpretierbares Ergebnis bestimmt werden.

Das modellbasierte Monitoring integriert auch klassische KI-Methoden (z. B. Neuronale Netze) zur Regression und Fehlerklassifikation. Typische identifizierbare und unterscheidbare Fehler sind [2]:

1. Unwucht
2. Fehlerhafte Ausrichtung
3. Anstreifen und Lockerung
4. Strömungsinduzierte Instabilität.

Um eine KI gestützte automatisierte Klassifikation von Maschinenzuständen zu interpretieren und zu verbessern, werden den Diagnosespezialisten die bekannten Darstellungen der rotordynamischen Analyse zur Verfügung zu gestellt [5](**Bild 2**):

1. Spektrogramme
2. Orbit-Plot
3. Shaft-Centerline
4. Bode-Diagramme

4. Event-KI

Die Interaktion mit dem Nutzer muss im Zentrum jeglicher KI-Anwendungen stehen ("Human-in-the-Loop").

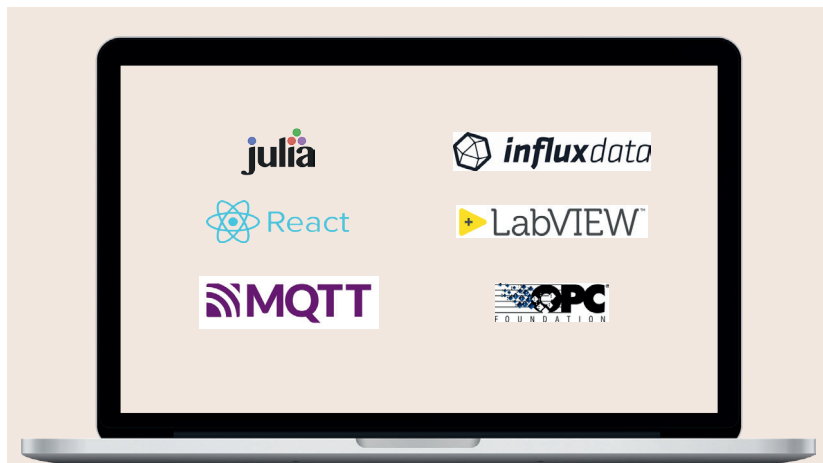


Bild 3: Techstack

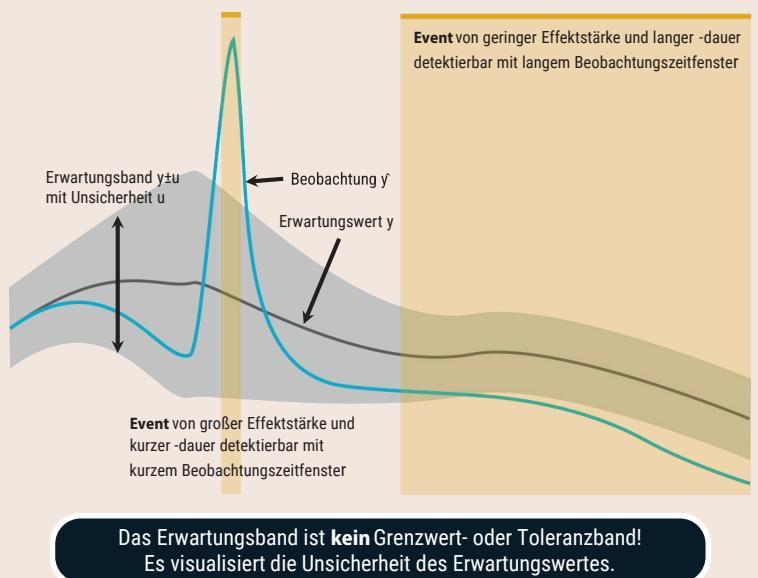
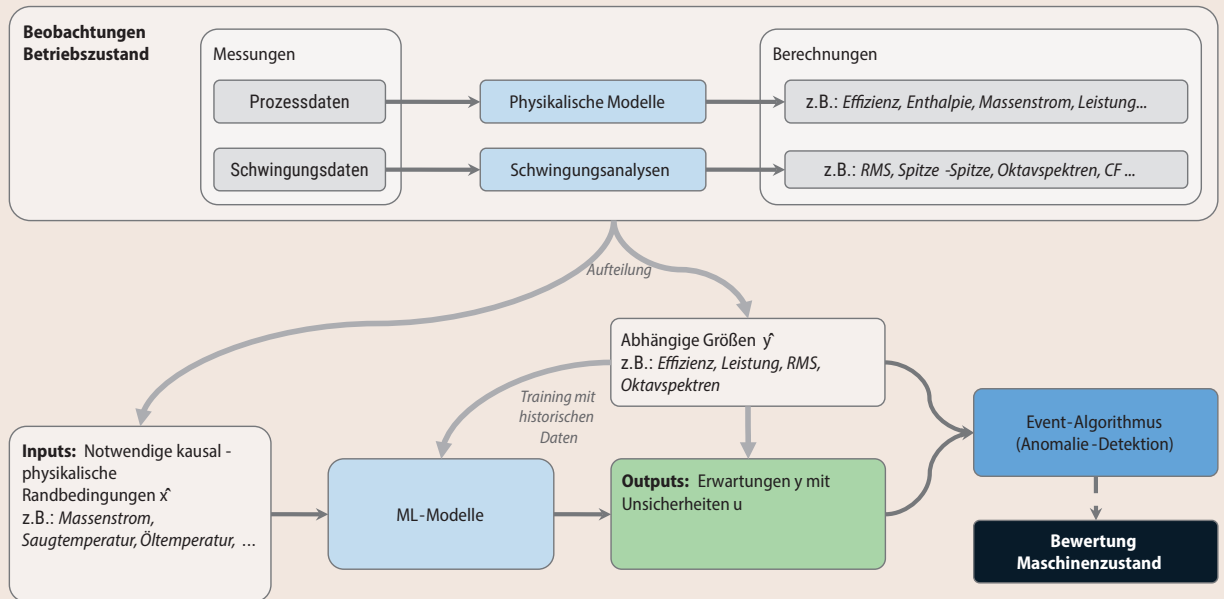


Bild 4: Modellbasierter Event-Algorithmus

Das User Interface bietet dem Nutzer die Möglichkeit, die KI zu verbessern. Dies erfolgt durch das Arbeiten mit Events, die sich durch einen Zeitraum und Labels auszeichnen. Der Nutzer kann durch die Auswahl von Zeiträumen, Events erstellen oder existierende Events, die von der KI erstellt wurden, bearbeiten. Events, die sich auf Zeitreihen einzelner Sensoren beziehen, können zusammengefasst werden und gemeinsam annotiert werden. Dies ist der entscheidende Schritt, damit die KI die konkreten Handlungen erlernen kann. Eine wesentliche Voraussetzung für das erfolgreiche Lernen, ist ein Datenmodell, welches die Verbindungen der einzelnen Messstellen und Komponenten repräsentiert. Die KI "weiß", dass die Messstelle X sich am Lager L befindet, welches die Lagertemperatur T hat und vom Ölsystem OS versorgt

Bild 5: Modellbasiertes Monitoring (schematische Darstellung)



wird. Eine kausale Kette in der Form Öltemperatur hoch > hohe Lagertemperatur > höhere Schwingungen kann an einer Maschine gelernt werden und dann auf die Nächste übertragen werden.

Eine illustrative Darstellung eines modellbasierten Event-Algorithmus zeigt **Bild 4**. Die Funktionsweise lässt sich wie folgt beschreiben:

- Die KI detektiert signifikante Abweichungen der Beobachtung vom Erwartungswert unter Berücksichtigung der schwankenden Unsicherheit.
- Die Entscheidung, ob ein Event (Ereignis, Anomalie) vorliegt, wird mithilfe von statistischen Methoden (bayesianische und frequentistische Inferenz) getroffen, die auf einer Kaskade von gleitenden Beobachtungszeitfenstern unterschiedlicher Länge operieren.
- Je kleiner die Unsicherheiten oder je länger die Beobachtungszeitfenster bzw. die Effektdauer, desto kleiner ist die detektierbare Effektstärke, bei gleich hoher Sensitivität und Spezifität.
- Falsch-Positiv-Rate wird auf Kosten der Sensitivität und detektierbarer Effektstärke auf ein erträgliches Maß kalibriert.
- Tatsächliche Maschinenzustandsänderungen sind typischerweise anhand von lang andauernden Effekten bzw. Events zu erkennen.

5. Beispiel

Das Monitoring System vergleicht erwartete Schwingungswerte in Abhängigkeit vom thermodynamischen Betriebszustand der Maschine. Eine signifikante Abwei-

chung wird detektiert und ein Event generiert. Auffällig ist, dass der drehzahl-synchrone Anteil der Schwingungen überproportional auf der Antriebsseite des Kompressors ansteigt. Mithilfe des rotordynamischen Modells zeigt sich, dass ein solche räumliche Verteilung durch eine Variation der Parameter an der Kupplung erzeugen lässt. Der Betreiber der Anlage hat in der Konsequenz nicht nur die Information "Schwingungen erhöht", sondern auch die Information eine Prüfung der Kupplung vorzunehmen. Weiterhin ist es möglich ein solches Event zu annotieren und im Wiederholungsfall vom System eine konkrete Handlungsempfehlung zu erhalten.

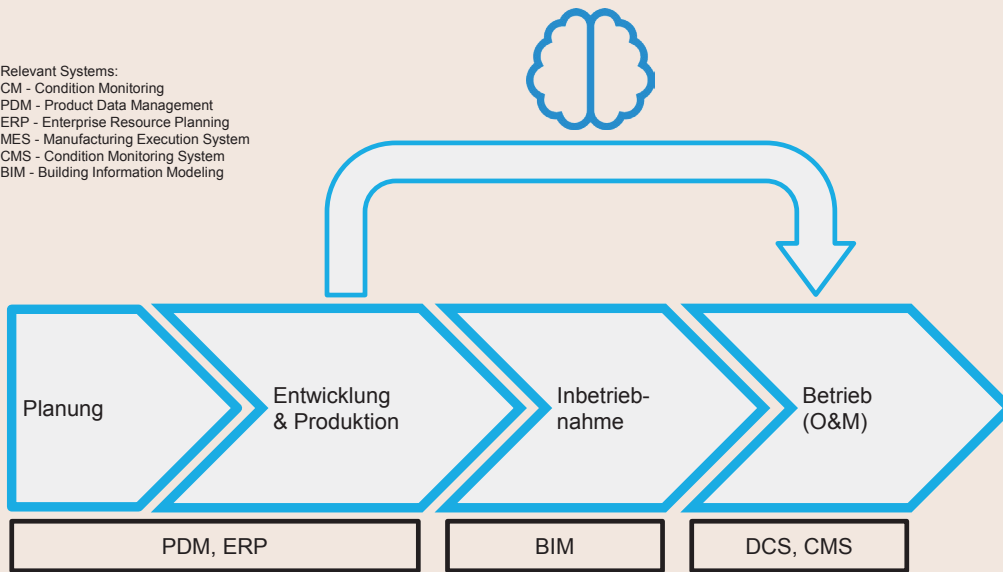
6. Zusammenfassung

In **Bild 5** findet sich die schematische Darstellung eines modellbasierten Monitorings. Ein hochwertiges Monitoring bezieht sich sowohl auf die Betriebsdaten also auch auf die Gesundheitsdaten des rotordynamischen Systems. Um einen solchen ganzheitlichen Service aufzubauen, werden folgende Entwicklungsbausteine benötigt [5]:

- Aufbau von physikalischen Ersatzmodellen (Rotordynamik, Thermodynamik) der Anlage und Fitting mit historischen Daten
- Integration von Schwingungsdaten mit Nutzung von Analysewerten aus bestehenden Messsystemen oder Nachrüstung eines vernetzten Vibration Edge Device
- Auslieferung der Lösung bestehend aus fertig trainierten Modellen und des User Interfaces im Rechenzentrum des Betreibers oder in der Cloud.

Bild 6: KnowHow-Transfer

Relevant Systems:
 CM - Condition Monitoring
 PDM - Product Data Management
 ERP - Enterprise Resource Planning
 MES - Manufacturing Execution System
 CMS - Condition Monitoring System
 BIM - Building Information Modeling



Industrial Analytics sieht für die innovative Technologie natürlich neben den Turbomaschinen in Energie- und Chemieanlagen noch weitere Anwendungen. Die Walzstraßen in der Stahlherstellung oder die Anwendungen in der Papierindustrie sind nur zwei ausgewählte Anwendungsfelder.

Aus der langjährigen Erfahrung bei einem renommierten OEM im Engineering Design mit komplexen rotordynamischen Herausforderungen, setzen die Gründer von Industrial Analytics heute Lösungen für den Betrieb und die Instandhaltung (Reliability & Maintenance) um (**Bild 6**).

Die Wirtschaftlichkeit der Technologie ist gegeben, da teure Stillstände vermieden werden. Es ist zu erwarten, dass sich die Technologie mit stetiger Entwicklung in den kommenden Jahren auch für kleinere Maschinen wirtschaftlich darstellbar sein wird.

Literatur

- [1] Begleitstudie Erklärbare KI - Anforderungen, Anwendungen, Lösungen (Herausgeber: i.A. Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, 2021)
- [2] Littleton, J.E. und Subbiah, R.: Rotor and Structural Dynamics of Turbomachinery - Springer Verlag, 2017
- [3] Roßner, M.: Modellbasiertes Monitoring von Rotoren mit mehreren gleichzeitigen Fehlern, Dissertation, TU München 2014
- [4] Zhang, H. und Bai, Y.: A smart diagnosis system based on automatic recognition of multiple rotor faults; Advances in Mechanical Engineering Vol. 9 (9) 1-12, 2017
- [5] Review Article "Rotordynamic Faults: Recent Advances in Diagnosis and Prognosis" International Journal of Rotating Machi-

nery Volume 2013, Article ID 856865, 12 pages, <http://dx.doi.org/10.1155/2013/856865>

Autoren



Dr. Richard Büssow
 Industrial Analytics IA GmbH |
 Berlin |
richard.buessow@industrial-analytics.io



Marc Vollmer
 Industrial Analytics IA GmbH |
 Berlin |
 Tel.: +49 15156380402 |
marc.vollmer@industrial-analytics.io



Markus Schildhauer
 Industrial Analytics IA GmbH |
 Berlin |
markus.schildhauer@industrial-analytics.io