

5. Modernisierung und Instandhaltung

5.1 Vorausschauende Instandhaltung für Thermoprozessanlagen

Hartmut Steck-Winter, Günther Unger

2018 haben die Autoren dieses Beitrags in der gwi [1] und der PROZESSWÄRME [2] über das Entwicklungsvorhaben „Vorausschauende Instandhaltung mit datengetriebener Zustandsüberwachung“ von Aichelin berichtet. 2020 gab es eine erste positive Bilanz. Im ersten Teil dieses Beitrags geht es um smartes Condition Monitoring (CM) zur automatischen Anomalieerkennung von ausfallkritischen Baugruppen. Die Signalvorverarbeitung erfolgt mit für Thermoprozessanlagen speziell entwickelten Methoden. Für die Überwachung und Prognose wurde das Prozessüberwachungssystem FOCOS 4.0 mit einem CM-Modul ergänzt. Das CM-Modul ist in eine statistische Prozesskontrolle eingebunden. Zustandsmeldungen und Anomalien werden in einem Cockpit übersichtlich visualisiert. Wie genau dies alles in der Praxis zusammenwirkt und welche Ergebnisse vorliegen, wird in diesem Beitrag beschrieben.

Im zweiten Teil des Beitrags geht es um die Restlebensdauerprognose zur Vorbereitung und Unterstützung einer präventiven Instandhaltung. Eine praxisnahe Restlebensdauerprognose kann die Instandhaltung bei der Entscheidung unterstützen, ob ein ausfallkritisches Bauteil weiter genutzt werden kann oder ob es präventiv ersetzt werden sollte, weil das Risiko eines Anlagenausfalls zu groß wird. Die Methode verbindet die aus den Weibull-Lebensdauerdaten berechnete Ausfallwahrscheinlichkeit mit dem als Einflussfaktoren messbaren Umfeld- und Prozesseinfluss und mit der realen Beurteilung des Abnutzungsvorrats bei einer angeleiteten Inspektion. Sie steht also auf drei Säulen: statistische Lebensdauerdaten, gemessene Einflussfaktoren und inspizierter Abnutzungsvorrat. Die vorgeannten drei Bestandteile aus Statistik, Messung und Inspektion werden in einem Regelkreis kontinuierlich verbessert.

5.1.1 Anomalieerkennung

In vielen Fachbeiträgen wird vorausschauende Instandhaltung, englisch „Predictive Maintenance“ (PdM), über englische Schlagworte definiert, manchmal sogar geradezu erschlagen. Typische Beispiele sind „Analytics, Artificial Intelligence (AI), Anomaly Detection (AD), Machine Learning (ML), Time to Failure Analysis (TTF), Remaining Useful Life Estimation (RUL)“ usw. Die Liste ließe sich noch sehr viel weiter fortsetzen.

5.1.1.1 Was genau ist eine vorausschauende Instandhaltung?

Nach der hier verwendeten Definition ist PdM eine Instandhaltungsstrategie und -methode, die auf der Analyse von Prozess-, Betriebs-, Maschinen- und Instandhaltungsdaten basiert, und Anomalieerkennung (AD), statistische Daten und -Methoden, aber auch traditionelle präventive Instandhaltungsstrategien einschließt und sich dabei moderner Industrie-4.0-Techniken bedient. PdM ist insofern eine Kombination bekannter und neuer Methoden.

Weil große Datenmengen, Algorithmen und Informationsverarbeitung mit den Techniken der vorgenannten Schlagworte dabei eine wichtige Rollen spielen, wird die vorausschauende Instandhaltung auch die Instandhaltungsstrategie der Industrie 4.0 genannt.

Für die betriebliche Instandhaltung ist PdM eine Methode zur Vorhersage von ungeplanten Ausfällen ausfallkritischer Bauteile mit dem Ziel, solche Ausfälle durch geplante, präventive

Instandhaltungsmaßnahmen zu verhindern, zumindest aber deren negative wirtschaftliche Folgen zu reduzieren. PdM ist eine strategische Methode. Sie stellt anstelle von reaktivem Korrigieren die vorausschauende Vermeidung von Ausfällen in den Vordergrund [3]. Betriebswirtschaftlich geht es bei PdM immer um eine Verbesserung der technischen Verfügbarkeit bei gleichzeitig geringeren Instandhaltungskosten.

Condition Monitoring: Definition und Theorie

CM zur Anomalieerkennung ist die kontinuierliche Zustandsüberwachung von Bauteilen durch Messung von physikalischen Größen (z. B. Schwingungen, Temperaturen, Strom), im Weiteren „Zustandsmerkmale“ genannt, mithilfe von Sensoren. Dabei geht es um die Erkennung von i. d. R. sehr langsamen Zustandsveränderungen mit physikalischen Ursachen, z. B. Erosion, Korrosion oder tribologischem Verschleiß.

CM liegt die Theorie des P-F-Intervalls der zuverlässigkeitsorientierten Instandhaltungsstrategie zu Grunde [4]. Dabei wird vorausgesetzt, dass einem nicht zufälligen Ausfall „F“ (Failure) ein potenzieller Fehler „P“ (Potential Failure), also eine Abweichung vom „Normalzustand“, vorausgeht und die P-F-Intervallzeit als Vorwarnzeit genutzt werden kann. Der Gutzustand ohne Zustandsveränderung dauert i. d. R. lange an, oft mehrere Jahre. Die P-F-Intervallzeit ist demgegenüber vergleichsweise kurz, oft nur wenige Tage oder gar nur Minuten. Condition Monitoring zur Anomalieerkennung ist also ein Frühwarnsystem gegen unerwartete Ausfälle.

An Thermoprozessanlagen wird CM zur Anomalieerkennung hauptsächlich eingesetzt, weil die Inspektionsintervalle einer Jahreswartung typischerweise zu lange sind, um sich anbahnende Zustandsverschlechterungen rechtzeitig zu erkennen. Wichtigste Ziele des CM sind demzufolge, einen bevorstehenden Bauteilausfall mit ausreichender Vorwarnzeit zu melden, um größeren Schaden zu vermeiden, aber auch Abnutzung und Verschleiß kontinuierlich zu messen.

Industrielle Thermoprozessanlagen: Was ist daran so besonders?

Industrielle Thermoprozessanlagen haben einige Spezifika, die sie auch im PdM-Kontext deutlich von Maschinen unterscheiden. Insbesondere sind (fast) alle ausfallkritischen Bauteile im Ofen eingebaut. Im Ofen ist aber schon wegen der hohen Temperatur kein CM mit Sensoren möglich. Zustandsinspektionen sind i. d. R. nur jährlich bei kaltem Ofen durchführbar. Im laufenden Betrieb sind Ofenanlagen eine Blackbox, aus der Zustandsinformationen nur indirekt gewonnen werden können. Konzepte aus dem Maschinenbau sind daher i. d. R. nicht übertragbar.

Ein weiteres sehr wichtiges Unterscheidungsmerkmal ist, dass Thermoprozessanlagen wegen der sehr hohen Ausfallfolgen meist nach einer s. g. RCM-Strategie¹ gewartet werden. Ausfälle bzw. deren Ursachen werden, soweit es irgendwie geht, präventiv verhindert.

Um welche Baugruppen und Bauteile geht es?

Anders als im Maschinenbau, bei dem CM meist nur auf einer Schwingungsdiagnose der Bearbeitungsachsen basiert, wurden bei dem hier vorgestellten Projekt alle Bauteile in den Blick genommen, deren unerwarteter Ausfall hohe Folgekosten verursachen könnte.

Wegen der für Thermoprozessanlagen spezifischen Besonderheiten werden die ausfallkritische Bauteile immer in ihrem Funktionszusammenhang der jeweiligen Baugruppe betrachtet. Eine Baugruppe ist eine Funktionseinheit aus mehreren Bauteilen. Sie ist ausfallkritisch, wenn mindestens eines ihrer Bauteile ausfallkritisch ist. Solche Baugruppen in und an

¹ Reliability Centered Maintenance, deutsch: zuverlässigkeitsorientierte Instandhaltung.

konventionellen Thermoprozessanlagen sind z. B. Hub- und Senkbühnen, Transportsysteme, Türen etc.

Die Zustandserfassung auf Baugruppenebene hat Vor- und Nachteile. Nachteilig ist, dass die Beteiligung eines Bauteils an einer Zustandsänderung der Baugruppe nur als Wahrscheinlichkeitswert ausgedrückt werden kann. Welches Bauteil für die Zustandsveränderung verantwortlich ist, kann erst bei einer Inspektion eindeutig bestimmt werden. Der große Vorteil ist jedoch, dass der Funktionszusammenhang nie aus dem Blick gerät.

5.1.1.2 Infrastruktur und Nachrüstungen

Bild 1 zeigt das Layout einer Gasaufkühlungs-Durchstoßofenanlage, die als Pilotanlage zur Erprobung gedient hat. Die farbigen Rechtecke zeigen das aktuelle CM-Zustandsmonitoring.

Das Ziel war, die vorausschauende Instandhaltung auch für „Altanlagen“ verfügbar zu machen. Der Nachrüstungsaufwand soll hier nicht kleingeredet werden. Er ist aber sehr davon abhängig, welche Analysetiefe mit dem CM erreicht werden soll und welcher Automatisierungsgrad bereits vorhanden ist.

Die für das CM benötigten zusätzlichen Sensoren werden an eine Interface-SPS mit sehr schneller Verarbeitungsgeschwindigkeit angeschlossen, die mit dem FOCOS-CM-Modul verbunden ist. Ein Eingriff in die Anlagenautomatisierung ist dafür nicht erforderlich. Bei der beschriebenen Anlage erfolgte die Nachrüstung im laufenden Betrieb.

FOCOS 4.0 mit CM-Modul

Als IT-Plattform wurde das Prozessüberwachungssystem FOCOS² 4.0 gewählt und mit einem CM-Modul erweitert. Dies hat den Vorteil, dass man auf einem ausgereiften System aufsetzt, in dem schon alle Betriebs- und Maschinendaten vorliegen und das insbesondere

² FOCOS steht für Furnace Operating and Optimization System. In der IoT-Terminologie ist FOCOS ein on-premise Edge Computer.

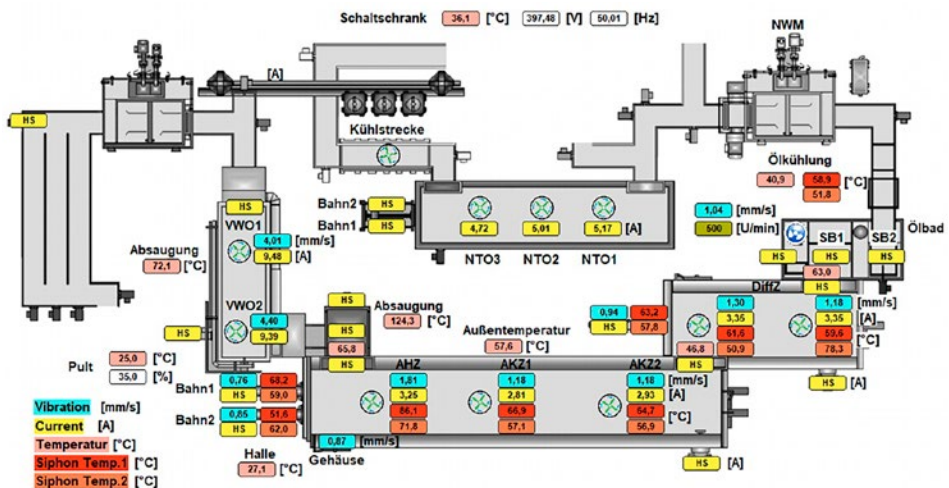


Bild 1: Layout der Pilotanlage mit CM-Zustandsanzeigen

über blitzschnelle Erfassungs- und Analysemöglichkeiten großer Datenmengen verfügt. Es geht ausdrücklich nicht nur um Zustandsdaten.

Das CM-Modul fügt sich nahtlos in die Basisfunktionalität von FOCOS 4.0 ein. Der Auswertzeitraum der Zustandserfassung ist nicht begrenzt, auch wenn ggf. sehr viele Daten ausgewertet werden müssen. Kleinere Zeitbereiche können zwischen zwei Linealen eingegrenzt werden. Im eingegrenzten Zeitbereich werden dann sofort alle Kennwerte der Zustandsvariablen berechnet, beispielsweise Minimal, Durchschnitt, Maximal, Gradient, Integral etc. Beide Lineale können synchron über den ganzen Zeitraum verschoben werden. Mit einer Lupe können sowohl die Variable als auch der Zeitbereich beliebig gezoomt werden. Auch die Chargenverfolgung wird angezeigt. Der Produktionseinfluss auf die Zustandsvariablen kann so einfach nachvollzogen werden.

5.1.1.3 Erfassungsmethoden und Zustands-monitoring

In diesem Kapitel geht es um Zustandserfassungsmethoden und -monitoring.

Die Erfassungsmethoden sind das Fundament, mit dem jedes CM steht oder fällt. Die wichtigste Aufgabe des Monitorings ist, Abnutzung und Verschleiß sichtbar zu machen.

Wie schon einleitend ausgeführt, ist eine Zustandserfassung mit Sensoren im Ofen nur indirekt über den Funktionszusammenhang der beteiligten Bauteile in einer Baugruppe möglich. Abnutzungsbedingte Zustandsveränderungen benötigen i. d. R. sehr lange Zeit, entwickeln sich dann aber nach dem Auftreten der ersten potenziellen Probleme oft recht rasch bis zum Ausfall (vgl. P-F-Intervall). Das Monitoring der erfassten Zustandsvariablen muss daher sowohl über sehr lange Zeiträume (Jahre) als auch über sehr kurze Zeitintervalle (Millisekunden) möglich sein.

Das hier eingesetzte CM basiert im Wesentlichen auf vier speziell für Thermoprozessanlagen entwickelten Methoden: (1.) einer hochauflösenden Strommessung für Antriebssysteme mit Asynchronmotoren, (2.) einer hochgenauen Zeitmessung der Bewegungsabfolgen, (3.) einem Control Performance Monitoring der Regelkreise und (4.) einer Prozessdatenvalidierung der Stoffströme.

Traditionelle CM-Sensoren, beispielsweise für Schwingung oder Oberflächentemperatur, spielen natürlich auch eine Rolle.

Strommessung für Asynchronmotoren

Die am häufigsten vorkommenden ausfallkritischen Baugruppen sind Antriebssysteme mit Asynchronmotoren, beispielsweise Türantriebe, Durchstoßer, Querstoßer, Senkbühnen usw.

Abnutzung und Verschleiß der beteiligten Bauteile haben einen Einfluss auf die Belastung und den daraus resultierenden Schlupf des Motors. Asynchronmotoren haben bauartbedingt einen Schlupf, d. h., der Rotor hinkt dem Drehfeld in Abhängigkeit von der Belastung etwas hinterher, versucht aber gleichzeitig den Schlupf durch eine höhere Stromaufnahme zu verringern. Die Stromaufnahme gibt also Auskunft über die Belastung. Die Strommessung erfolgt über im Schaltschrank eingebaute Stromwandler. Sie ist eine preisgünstige Methode, weil der Materialeinsatz gering ist und keine Installationsarbeiten außerhalb an der Anlage erforderlich sind.

Stromaufnahme von Dauerläufern

Die Stromaufnahme von Dauerläufern (Motoren, die dauernd in Betrieb sind), beispielsweise Gasumwälzer oder Umwälzpumpen, ist auch wesentlich von der Medientemperatur

bzw. deren Viskosität abhängig. D. h., es muss entweder eine „einfache Temperaturkompensation“ vorgesehen oder auf eine weniger beeinflusste Methode, beispielsweise Schwingungsüberwachung, ausgewichen werden.

Strommessung von getakteten Antrieben

Die Strommessung von getakteten Antrieben ist eine Herausforderung. Ein Stromverlaufsmuster während der Bewegung zeigt sich, wie in **Bild 2** ersichtlich ist, erst bei einer sehr schnellen Strommessung mit einer Abtastgeschwindigkeit von nur wenigen Millisekunden. Das bedeutet, dass für einen einzigen Bewegungszyklus, beispielsweise ca. 15 s für Heben und Senken einer Ofentür bei einer Abtastrate von 3 ms ca. 2.500 Datensätze verarbeitet werden müssen. Bei einer Taktzeit von 15 min sind dies am Tag nur für diese Bewegung schon 240.000 Datensätze. Big Data steht da schon in der Tür.

Getaktete Antriebe können prinzipiell in Antriebe mit und ohne Chargentransport unterschieden werden. Antriebe ohne Chargentransport, i. d. R. Türantriebe, werden von Chargen nicht beeinflusst. Zustandsveränderungen sind daher einfacher zu erkennen. Antriebe mit Chargentransport, beispielsweise Durchstoßer, Querstoßer usw., stellen höhere Anforderungen an das CM, weil sowohl das Chargengewicht als auch die Gegenkörper der Transporteinrichtung (beispielsweise der Reibwert der Gleitschienen) zu berücksichtigen sind.

Ein getakteter Antrieb läuft im Schrittablauf immer nur wenige Sekunden, beispielsweise zuerst ca. 7 s Tür öffnen und ca. 30 s danach ca. 7 s Tür schließen. Der Türantrieb hat dann in Abhängigkeit von der Taktzeit einige Minuten Pausenzeit. Es gibt also keinen kontinuierlichen Stromverlauf.

Für das CM wird sowohl der Summenstrom berechnet als auch das Stromverlaufsmuster analysiert. Der Summenstrom entspricht der Fläche unter der Kurve, also dem Integral, und ist proportional zur benötigten Antriebsleistung der gesamten Bewegung. Wenn der Summenstrom einer Bewegung, wie in **Bild 3** dargestellt, als einzelner Punkt dargestellt wird, kann man die Punkte verbinden und erhält ein Liniendiagramm (Tür heben: blau, Tür senken: rot), das im Monitoring angezeigt wird. Zustandsveränderungen, auch über sehr lange Zeit, können so anschaulich visualisiert werden.

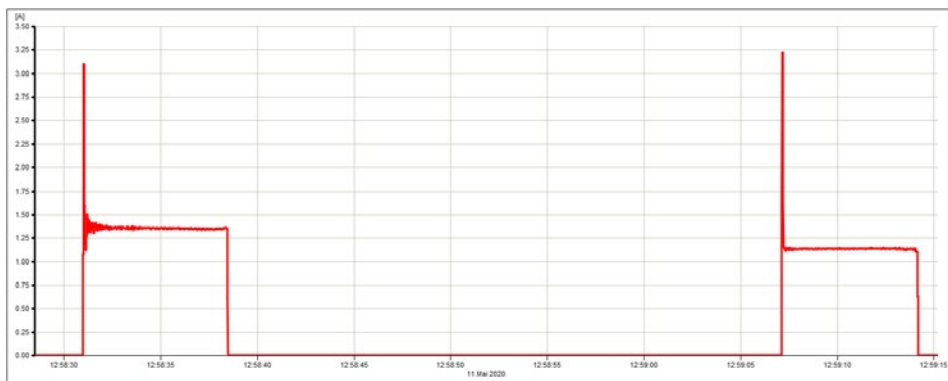


Bild 2: Monitoring des Stromverlaufs der Ofen-Einlauffür als Taktfolge

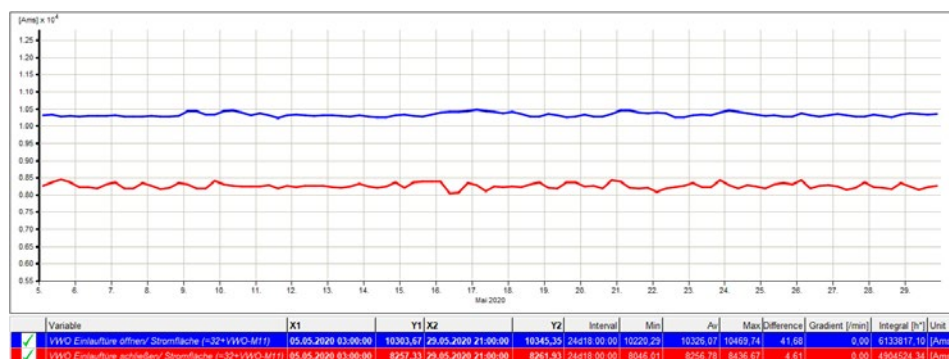


Bild 3: Monitoring des Stromverlaufs der Ofen-Einlauffür als Liniendiagramm

Zeitmessung von getakteten Antrieben

Zeitmessung ist sensorlos. Die SPS verfügt über eine hochgenaue Uhr, die zur Bewegungszeitmessung genutzt werden kann. Zeitmessung ist damit die preisgünstigste und einfachste Methode zur Zustandsüberwachung von taktgesteuerten Antrieben.

Die erwartbaren schlupfbedingten Bewegungszeitschwankungen sind allerdings sehr klein (ca. 1 bis 3 % der Bewegungsdauer). Ein Verlaufsmuster über die Bewegungsdauer ist im Gegensatz zum Stromverlauf nicht darstellbar. Auch die schlupfbedingte Bewegungsdaueränderung ist im Gegensatz zur Strommessung deutlich geringer ausgeprägt. Bezüglich der Analysemöglichkeiten kann also eine Zeitmessung der Bewegungsdauer eines Asynchronmotors die (sensorbasierende) Strommessung nicht ersetzen.

Strom- und Zeitmessung können aber miteinander korreliert werden und sich damit gegenseitig plausibilisieren.

Control Performance Monitoring

Für das CM von Regelstrecken, beispielsweise Heizungsregelungen, wurde die neu entwickelte, sensorlose Methode des Control Performance Monitoring (CPM) eingesetzt. Dabei werden sowohl der Stellgrad des Reglers als auch der Temperaturgradient der Regelstrecke in einem zeitweisen stationären Zustand als Zustandsvariablen ermittelt. Beispielsweise sind im stationären Zustand die Gradienten der Abkühlung kennzeichnend für den Zustand der Isolation und die Wärmeverluste oder der Stellgrad der Heizungsregelung für die Leistung der Beheizungseinrichtung.

Sobald das CPM einen stationären Zustand erkennt, werden, wie in **Bild 4** dargestellt, der Stellgrad und der Temperaturgradient registriert. Trends bzw. Veränderungen sind so schon im Monitoring ohne komplexe Auswertungsmethoden mit Berücksichtigung der vielfältigen Einflussfaktoren sichtbar.

Prozessdatenvalidierung

Für alle Baugruppen mit Stoffströmen, beispielsweise Wärmetauscher, wurde die Methode der Prozessdatenvalidierung (PDV) für Thermoprozessanlagen adaptiert. Wärmetauscher, als Blackbox betrachtet, haben einen funktionalen Zusammenhang zwischen Eingangstemperatur, Ausgangstemperatur und Wärmeabgabe.

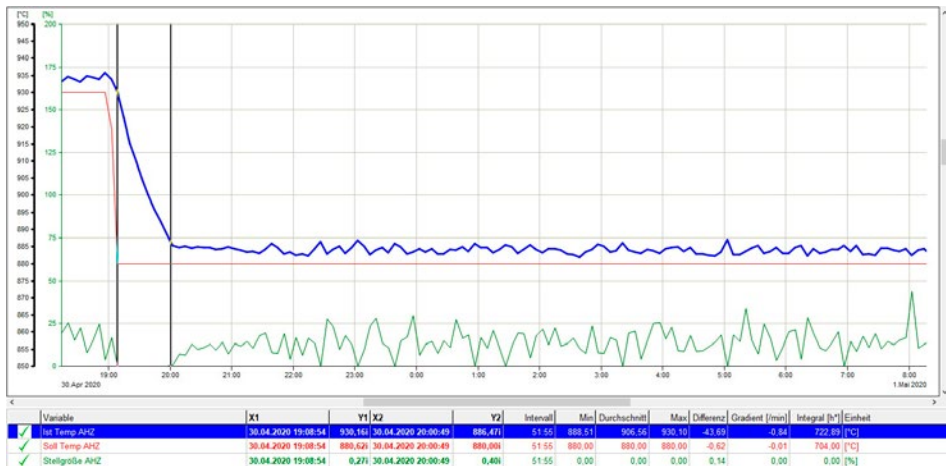


Bild 4: Stellgrad und Temperaturgradient im stationären Zustand

Verändert sich die Ausgangstemperatur bei bekannten messbaren Einflussfaktoren außerhalb des bekannten Funktionszusammenhangs, liegt eine Veränderung in der Blackbox vor. Beispielsweise steigt die Ausgangstemperatur bei gleichbleibender Eingangstemperatur, weil der Wärmetauscher verschmutzt ist.

Gehäuseschwingungen

Gehäuseschwingungen sind häufig ein Verschleißtreiber. Für ihre Erfassung wurden Schwingungssensoren an Gehäusen befestigt. Das Ofengehäuse hat beispielsweise durch die angebauten Umwälzer und Ventilatoren eine permanente Grundschwingung, die, wie die Erfahrung zeigt, wenn sie ein zulässiges Niveau übersteigt, die Standzeit der Ofenmauerung gravierend herabsetzt.

Transportbewegungen wirken sich auf den ersten Blick diffus im Schwingungsmuster aus, liefern aber wertvolle Zustandsinformationen, beispielsweise bei Übergängen.

5.1.1.4 Smartes Condition Monitoring

Bis hierhin wurde über Zustandserfassung und Monitoring berichtet. Dies ist aber noch kein smartes CM. Zum smarten CM werden Zustandserfassung und Monitoring erst durch Anomalieerkennung und Prognose. Wenn nämlich die betriebliche Instandhaltung mit Vorlaufzeit erfahren kann, wann ein Bauteil bzw. eine Baugruppe wahrscheinlich ausfällt, kann sie rechtzeitig Gegenmaßnahmen einleiten. Das ist immer wirtschaftlicher, als abzuwarten, bis etwas nicht mehr optimal funktioniert oder gar ausfällt.

Der Grundgedanke des smarten CM ist daher auch schnell erklärt: Alle Zustandsvariablen einer Baugruppe werden, wie vorstehend beschrieben, kontinuierlich aufgezeichnet und zur Überwachung und Zustandsdiagnose in eine elektronische Prozesskontrollkarte eingespeist. Bei einem Vorlauf³ werden auf Basis der natürlichen Streuung ein Mittel- bzw.

³ Der aus dem SPC übernommene Begriff „Vorlauf“ als Erwartungswert ist etwas irreführend. Tatsächlich ist der Vorlauf eine nachträglich ausgewählte Stichprobe, die den Gutzustand (als Vergleichsgröße) repräsentiert. Man nennt den Erwartungswert daher auch oft Normkurve.

Erwartungswert sowie Warn- und Eingriffsgrenzen berechnet und in einem Ampelchart angezeigt. Langwierige Grenzwerteinstellungen sind nicht erforderlich, das smarte CM parametrisiert sich mit einem AI-Algorithmus selbst. Die aktuellen Zustandsmessungen werden mit dem Erwartungswert verglichen. Anomalien werden so zuverlässig erkannt, Trends werden für Prognosen ausgewertet.

Die wichtigsten Bestandteile des smarten CM werden im Folgenden kurz beschrieben.

CM-Fähigkeit

Nicht jede Zustandsvariable ist auch CM-fähig. Die CM-Fähigkeit wird, ähnlich wie die Prozessfähigkeit, in SPC kontinuierlich berechnet und in dem Ampelchart als Fähigkeitsindex (FI) angezeigt.

Ist die natürliche Streuung zu groß, geht ein P-F-Intervall ggf. im Rauschen unter. Ein Ausfall kommt dann scheinbar zufällig ohne jede Vorwarnung. Dann ist mit dieser Zustandsvariable kein CM möglich.

Vorlauf bzw. Erwartungswert

Ein Vorlauf ist das Spiegelbild der natürlichen Streuung einer Zustandsvariablen im Gutzustand, also im ungestörten Produktionsbetrieb. Er wird durch den Mittelwert und die Standardabweichung charakterisiert. Der Mittelwert dient als Erwartungswert für das CM im laufenden Betrieb. Die Standardabweichung ist die Basis für die Berechnung der Warn- und Eingriffsgrenzen. Man nennt den Erwartungswert mit seinen Warn- und Eingriffsgrenzen daher manchmal auch Normkurve.

Mit jedem neuen Vorlauf, beispielsweise nach einer Wartung, wird die bisherige Normkurve einer Zustandsvariablen mit einem Algorithmus neu berechnet. Sie wird dann bis zum nächsten Vorlauf fixiert. So lassen sich sowohl der Aufwand für die Parametrierung des CM als auch die Anzahl der Fehlalarme signifikant reduzieren. Gerade die Reduzierung von Fehlalarmen trägt wesentlich zu höherer Akzeptanz bei, da bei zu häufigen Fehlalarmen alle weiteren Meldungen mit einem Schulterzucken abgetan und weggedrückt werden [5].

Zustandsbestimmende Variable

Die Zustandsbestimmende Variable (ZbV) repräsentiert den momentanen „CM-Gesundheitszustand“ der Baugruppe in Relation zum Erwartungswert. Sie wird aus allen Zustandsvariablen einer Baugruppe, beispielsweise Antriebsstrom, Bewegungsdauer, Gehäuse-schwingung und Oberflächentemperatur berechnet.

Ampelchart

Mit dem Begriff „Ampelchart“ soll zum Ausdruck gebracht werden, dass eine Zustandsvariable im Zeitverlauf zwischen einem Erwartungswert (grün) und in positiver und negativer Richtung zwischen einer Warngrenze (gelb) und einer Eingriffsgrenze (rot), also den drei Ampelfarben, pendeln kann.

In dem in **Bild 5** dargestellten Ampelchart werden der Erwartungswert (grün), Warn- und Eingriffsgrenzen (gelb und rot) mit den neuen Messwerten einer Zustandsvariablen verglichen.

Der Messbereich wird aufgespreizt, d. h., im Chart wird nur die Schwankung der Zustandsvariablen (blau) um den Erwartungswert angezeigt. Die Warn- (gelb) und Eingriffsgrenzen (rot) werden +/- um den Erwartungswert positioniert. Der Trend im ausgewählten Zeitbereich wird durch eine rote Linie visualisiert.

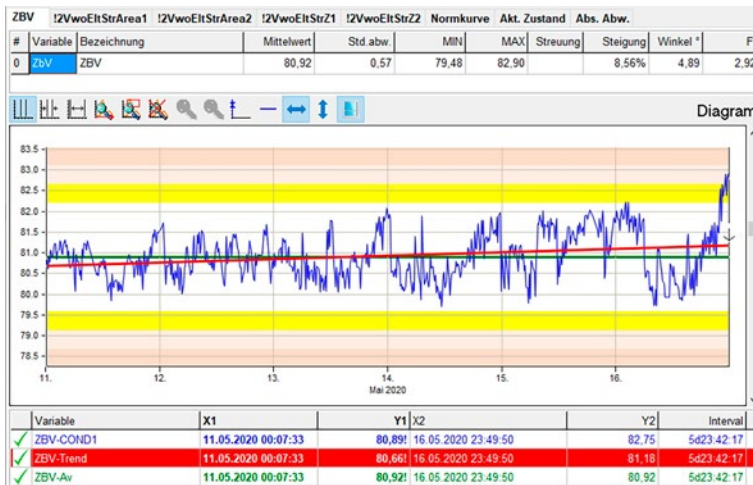


Bild 5:
Ampechart

CM-Kurvenverlaufsmusteranalyse

Ein CM-Kurvenverlaufsmuster hat gegenüber allen anderen Zustandsvariablen einen herausgehobenen Informationsgehalt. Muster sind, wie beispielhaft in **Bild 6** dargestellt, dynamische und scheinbar chaotische Kurvenformen, die sich während eines taktgesteuerten Bewegungsvorgangs einstellen, beispielsweise während einer Türbewegung.

Der Summenstrom aus der Fläche unter der Kurve kann die Kurvenform nicht auswerten. Es ist beispielsweise möglich, dass bei einer Bewegung aufgrund ruckender Gleiteigenschaften schnelle Schwingungen nach oben, danach aber sofort immer wieder (chaotische) Entlastungen nach unten erfolgen. Damit ergeben sich zwar nur kleine oder gar keine Abweichungen in der Flächenerfassung, aber große Abweichungen in der Kurvenform, die möglicherweise wichtige Zustandsinformationen beinhalten. Das Kurvenverlaufsmuster hat also einen größeren Informationsinhalt.

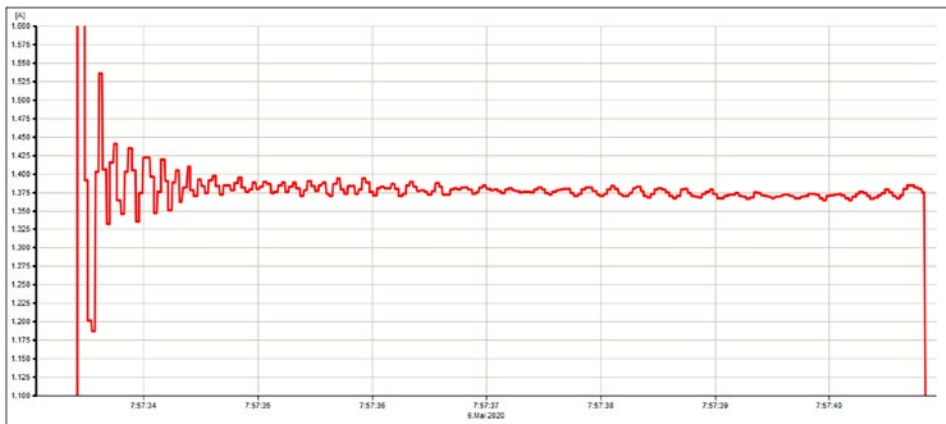


Bild 6: CM-Stromverlaufsmuster – Ofen-Einlauffür heben

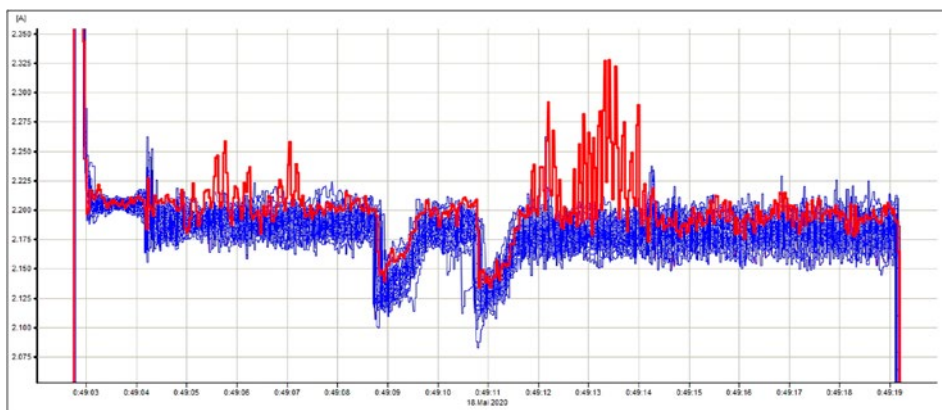


Bild 7: CM-Stromverlaufsmuster – Querstoßer vorfahren mit übereinandergelegten Stichproben

Eine Mustererkennung beinhaltet im Wesentlichen eine Merkmalsextraktion und eine Klassifikation. Merkmale sind beispielsweise die Kurvenkontur oder die Volatilität. Klassifikationen sind die Ausprägung der Merkmale, beispielsweise die Anzahl der Konturüberschreitungen.

Aus allen klassifizierten Merkmalen wird die Zustandsvariable „CM-Muster“ gebildet, die ebenfalls bei der Berechnung der ZbV berücksichtigt wird.

Einen sehr tiefen, i. d. R. Analysten vorbehaltenen Einblick in Zustandsveränderungen über die Zeit ermöglicht das Übereinanderlegen verschiedener Stichproben, wie in **Bild 7** dargestellt. Das Beispiel zeigt das Stromverlaufsmuster eines Querstoßers. Die für den Querstoßer typischen Übergänge der Gleitsteine und im Kettenkanal sind im Muster deutlich erkennbar. Sie korrespondieren auch mit dem Schwingungsmuster am Querstoßergehäuse.

Die Herausforderung einer Kurvenverlaufsmusteranalyse ist neben der online Merkmalsextraktion der Datenumfang. Schon für eine einfache Querstoßerbewegung kann der Vergleich einer aktuellen Kurvenform mit den Erwartungswerten schnell einige hunderttausend Datensätze am Tag überschreiten.

5.1.1.5 Cockpit für den Praktiker

Das Cockpit soll die Instandhaltung dabei unterstützen, abnormales Verhalten einer Baugruppe intensiver in den Blick zu nehmen. Im in **Bild 8** dargestellten CM-Cockpit werden die wichtigsten CM-Parameter Trend, Aktivität und Mittelwertabweichung für den Praktiker einfach und trotzdem mit der notwendigen Informationstiefe visualisiert.

Trend

Der Trend zeigt, in welche Richtung und wie ausgeprägt sich eine Zustandsvariable mit der Zeit verändert. Zusätzlich wird die Zeit berechnet, bis eine Eingriffsgrenze des Ampelcharts verletzt wird. Der Trend einer Zustandsvariablen wird durch die Steigung einer Regressionsgeraden zwischen allen Messpunkten in einem ausgewählten Zeitraum bestimmt. Der Trend gibt der Instandhaltung also eine Idee davon, ab wann mit einem abnormalen Verhalten der Baugruppe zu rechnen ist.



Bild 8: CM-Cockpit

Aktivität

Die Aktivität zeigt auf, wie dynamisch eine Zustandsvariable zwischen ihrem Erwartungswert und ihren Warn- und Eingriffsgrenzen hin und her pendelt. Die Aktivität gibt einen Hinweis auf die Wahrscheinlichkeit der in nächster Zeit möglichen Zustandsveränderungen.

Mittelwertabweichung

Eine andauernde Mittelwertabweichung (MW-Abw.) ist ein Indiz dafür, dass eine Zustandsvariable anhaltend von ihrem Erwartungswert (Normkurve) abweicht, beispielsweise weil sich die Belastungssituation eines Antriebssystems verschleißbedingt erhöht hat.

Zustandsampel

Die CM-Zustandsampel gibt dem Praktiker einen schnellen Überblick über den „Gesundheitsstatus“ einer Zustandsvariablen. Grün beschreibt einen Zustand, der nicht von seinem Erwartungswert abweicht. Rot beschreibt einen vom Erwartungswert stark abweichenden Zustand, also eine Anomalie, beispielsweise wenn sich der Mittelwert der ZbV verschoben hat und es zu permanenten Verletzungen der Warn- und Eingriffsgrenzen kommt. Die Ampelfarben Gelb und Rot sind also ein Hinweis darauf, dass eine Baugruppe entweder bei nächster Gelegenheit oder sehr bald inspiziert werden sollte.

5.1.1.6 Die unverzichtbare Rolle der Instandhalter und Analysten

Die Daten des Ampelcharts und des Cockpits geben der Instandhaltung, wie vorstehend ausgeführt, einen schnellen Überblick über den Zustand ausfallkritischer Baugruppen. Sie können auch mobilen Instandhaltungsassistenten über eine Schnittstelle zur Verfügung gestellt werden.

Für eine tiefergehende Interpretation des CM ist dann aber eine gute Kenntnis der Anlagen notwendig, da Zustandsdaten meist eine Reihe von Abhängigkeiten aufweisen, die nur von einem geschulten Instandhalter beurteilt werden können [4]. Aber auch mit AI-Unterstützung lassen sich nicht alle Anomalien vorhersagen.

Datenanalyse ist ein Fachgebiet, das nur von leistungsfähigen Herstellern oder Servicelieferanten als Dienstleistung angeboten werden kann. Ein guter Zeitpunkt für eine Datenanalyse ist – neben der Remote-Unterstützung bei einer anstehenden Störung – beispielsweise vor einer Jahreswartung, um potenzielle Schwachstellen oder Risiken aufzudecken.

CM zur Anomalieerkennung ist also viel mehr, als nur bereits Vorhandenes irgendwie zusammenzubringen und mit einer Ampel zu signalisieren, sondern braucht eine technologische Infrastruktur, Sachverstand und ein durchgängiges Konzept, um einen echten Mehrwert zu schaffen.

Zustandsrückmeldungen

Ohne Zuordnung eines CM-Signalpegels zu einem bei einer Inspektion erfassten physikalischen Zustand hängt das CM so wie eine nicht geeichte Waage in der Luft. Das CM kann dann zwar eine Zustandsveränderung erkennen und auch überwachen, aber keine Aussage darüber machen, ob die Zustandsänderung kritisch ist.

Ohne Rückmeldungen und Klassifizierungen durch die Instandhaltung, beispielsweise über die bereits erwähnte Schnittstelle mit einem mobilen Instandhaltungsassistenten, läuft eine vorausschauende Instandhaltung, AI und ML eingeschlossen, ins Leere. Leider erfolgen Zustandsrückmeldungen, wenn überhaupt, trotzdem meist nur nach Bauchgefühl und nicht quantitativ anhand von festgelegten physischen Zustandsmerkmalen.

Was ist nun mit der Anwendung von IoT-Techniken?

Manch einer mag sich nun noch fragen, warum fast nichts über die Nutzung von ML, AI usw. gesagt wurde. So attraktiv und interessant diese Technik auch sein mag, ihre Anwendung ist mit einigen Hürden verbunden.

ML und AI sind für das Aufspüren von P-F-Intervallen und Anomalien zwar nahezu unschlagbar, insbesondere wenn aus sehr vielen unstrukturierten Daten bisher unbekannte Ereignismuster und Zusammenhänge mit typischerweise Cloud-basierenden Mustererkennungs- oder Analytics-as-a-Service-Programmen aufgedeckt werden sollen. Je größer die Häufigkeit, umso automatischer kann das ML-Datenmodell erstellt werden. Umso mehr auch dann, wenn Daten über mehrere Anlagen oder gar Standorte hinweg ausgewertet werden können. Das Problem ist nicht die Technik, sondern die oft nicht vorhandenen Ausfalldaten und nachvollziehbaren Rückmeldungen zum Training des Modells. Da führt auch eine Umkehrung auf die Daten des Gutzustands nicht weiter.

Fehlende Ausfalldaten sind allerdings meist nicht die Folge ungenügender Dokumentation, sondern die gewünschte Folge der RCM-Strategie. Funktioniert die RCM-Strategie, gibt es auch im schlimmsten Falle nur wenige sich wiederholende Ausfälle aus denselben Gründen.

Wie auch immer, hybride IT-Systeme, bei denen die bereits bekannten unvermeidbaren Anomalien zuerst in Echtzeit lokal in FOCOS aufgedeckt werden, halten die Autoren für eine gute Lösung. I. d. R. ist es nämlich sinnvoll, sich zuerst auf „die üblichen Verdächtigen“ zu konzentrieren und erst im zweiten Schritt mit einem Cloud-basierenden Analytics-as-a-Service-Programm eher seltene, unbekannte Zusammenhänge aufzudecken und deren kontinuierliche Überwachung dann als Regel wieder zurück auf den Edge-Computer zu verlagern.

5.1.1.7 Fazit und Ausblick

Die vorausschauende Instandhaltung ist ein Schlüsselement der Industrie 4.0. Die Erwartungen sind entsprechend hoch. Die Betreiber von Thermoprozessanlagen erwarten, dass die Instandhaltungseffizienz insgesamt besser wird, sich die Zuverlässigkeit der Anlage erhöht und sich die Instandhaltungskosten verringern. Für Serviceanbieter bleiben diese Erwartungen nicht folgenlos. Nachhaltiger Erfolg wird nur noch möglich sein, wenn das vorhandene Serviceportfolio durch vorausschauende Instandhaltung ergänzt wird.

Ein Weg in eine vorausschauende Instandhaltung geht über Condition Monitoring, um sich anbahnende Zustandsverschlechterungen von ausfallkritischen Bauteilen rechtzeitig zu erkennen. Das in diesem Beitrag beschriebene CM-System umfasst Zustandserfassung, -monitoring, -überwachung, -diagnose, -prognose und es parametrisiert sich selbst. Es ist smart, weil alles zusammen, wie ein Uhrwerk, ineinandergreift.

Das CM zur Anomalieerkennung hat seine Bewährungsprobe in der Praxis gut bestanden. Auch wenn nach ca. neun Monaten Erprobungszeit keine Ausfälle vorhergesagt werden konnten, weil es keine gab (vgl. die Ausführungen zur RCM-Strategie), sind die Autoren von der Praxistauglichkeit voll überzeugt. In einigen Fällen konnten sogar ungenügend geschmierte Antriebssysteme identifiziert werden.

Der richtige Anwendungszeitpunkt ist jetzt. Ein Problem ist (noch), dass die gewonnenen Zustandsdaten oft unspezifisch sind und ein Abnutzungsproblem nur eingegrenzt werden kann. Dies ist für die Instandhaltung aber viel besser als nichts. Es ist auch gut möglich, dass aus den rasant zunehmenden Datenpools schon bald neue Informationen gewonnen werden können.

Skalierbarkeit und einfache Erweiterungsmöglichkeiten der Hard- und Software sind neben der unverzichtbaren Onlinefähigkeit eine wichtige Voraussetzung dafür, als Betreiber auch an zukünftigen Erkenntnissen und Weiterentwicklungen zu partizipieren. Es wird noch einige Updates und Verbesserungen geben⁴. Denn eines ist sicher: Anomalieerkennung als wichtiger Bestandteil einer vorausschauenden Instandhaltung steht noch am Anfang ihrer Erfolgsgeschichte.

5.1.2 Restlebensdauerprognose

In dem vorliegenden Abschnitt wird nun über die neu entwickelte Restlebensdauerprognose, englisch „Remaining Useful Life“ (RUL), und das zugehörige Zustandsrückmeldesystem zur Vorbereitung und Unterstützung einer vorausschauenden Instandhaltung, englisch „Predictive Maintenance“ (PdM), berichtet.

RUL-Prognosen sind ein Kernelement der vorausschauenden Instandhaltung. Das Besondere ist, dass die RUL-Prognose, anders als die Anomalieerkennung, den viel längeren Zeitraum zwischen zwei Jahreswartungen, i. d. R. ca. ein Jahr überbrücken muss.

Bei der Entwicklung ist man zweigleisig gefahren. Die unter der Federführung von Fraunhofer Austria Research entwickelte RUL-Prognose ist im mobilen Instandhaltungsassistenten #jakob implementiert [6]. Anhand von statistischen Weibull-Lebensdauerdaten und Einflussfaktoren wird die Überlebenswahrscheinlichkeit berechnet und visualisiert.

Die zweite Methode berücksichtigt zur RUL-Prognose zusätzlich auch die starke Korrelation zwischen der Ausfallwahrscheinlichkeit und dem Abnutzungsvorrat⁵. Darum geht es in diesem Abschnitt.

Er soll folgende Fragen beantworten:

- Warum benötigt man für Thermoprozessanlagen eine spezielle RUL-Prognose?
- Was genau soll mit einer RUL-Prognose erreicht werden?
- Welche Rolle spielen statistische Lebensdauerdaten und dynamische Einflussfaktoren?
- Warum sind angeleitete Zustandsrückmeldungen zur Beurteilung des Abnutzungsvorrats so wichtig?
- Und nicht zuletzt: Wie lässt sich eine RUL-Prognose kontinuierlich verbessern?

⁴ Damit ist aber ausdrücklich nicht das Bananenprinzip „grün ausliefern und beim Kunden reifen lassen“ gemeint.

⁵ Eine Korrelation impliziert zwar keinen Kausalzusammenhang, legt ihn diesem Fall aber nahe.

5.1.2.1 Was genau ist PdM?

Bevor der Beitrag sich dem Thema RUL-Prognosen zuwendet, soll erst einmal präzisiert werden, was unter PdM für Thermoprozessanlagen zu verstehen ist und wie sich im PdM-Kontext Thermoprozessanlagen von Maschinen unterscheiden.

Nach der hier verwendeten Definition ist PdM eine (smarte) Instandhaltungsstrategie und -methode, die auf der Analyse von Prozess-, Betriebs-, Maschinen- und Instandhaltungsdaten basiert und sensorbasierendes CM, sensorlose statistische Daten und Methoden, aber auch traditionelle präventive Instandhaltungsstrategien und -methoden einschließt und sich dabei moderner Industrie-4.0-Techniken bedient. PdM ist insofern eine Kombination meist bekannter und einiger neuer Methoden.

Meist sind die Ziele hochgesteckt. Es geht fast immer darum, die Verfügbarkeit der Anlagen zu verbessern und gleichzeitig die präventiven Instandhaltungskosten im Griff zu behalten. Trotzdem ist PdM für viele Instandhaltungspraktikerinnen und -praktiker noch eine reine Zukunftsvision.

PdM ist keine Methode für alles und jeden. Es geht wie so häufig erst einmal um eine Kosten-Nutzenabwägung. Es kommt nämlich auf die Ausfallfolgen an.

5.1.2.2 Daten, Daten, Daten: Leider nicht immer die richtigen!

Daten sind das neue Öl⁶ der Industrie 4.0; sie sind bei der klassischen Herangehensweise im Maschinenbau auch eine Voraussetzung für PdM. Allerdings sind selbst große Datenmengen allein noch nicht besonders werthaltig, es kommt darauf an, was man mit ihnen machen kann bzw. macht.

Moderne Thermoprozessanlagen mit CM haben gewöhnlich ebenfalls eine Unmenge von Betriebs- und Maschinendaten in ihren Archiven gespeichert, die beispielsweise für eine Anomalieerkennung ausgewertet werden können.

Typischerweise machen sich derartige Anomalien maximal Tage bis einige Stunden vor einem Ausfall bemerkbar. Für kurzfristige Prognosen zur Reduzierung der Ausfallfolgen funktioniert Anomalieerkennung schon ganz gut, wie bereits im ersten Teil dieses Fachbeitrags gezeigt wurde.

Digitale Maschinendaten für langfristige Prognosen gibt es aber nicht. Dafür gibt es keine Zustandssensoren – schon gar nicht für die ausfallkritischen Bauteile im Ofen. Diese „analoge“ Daten müssen auf anderen Wegen gewonnen werden.

5.1.2.3 Aufgabenstellung: RUL-Prognosen vor und bei einer Jahreswartung

Mit der Anomalieerkennung ist also das Problem mit dem langen Zeithorizont zwischen zwei Jahreswartungen noch nicht gelöst. Die Jahreswartung ist meistens die einzige Möglichkeit für einen periodischen Ersatz oder eine Inspektion der ausfallkritischen Bauteile im Ofen, ohne dass die Anlage ungeplant außer Betrieb genommen werden muss. Dies führt dann auch zu der eigentlichen Aufgabenstellung und der Frage, was genau mit einer RUL-Prognose erreicht werden soll.

Am besten vor, spätestens aber während, einer Jahreswartung muss die Instandhaltung, meist ohne Hilfsmittel, abschätzen, ob ein ausfallkritisches Bauteil noch mindestens bis zum nächstfolgenden Wartungstermin, i. d. R. in einem Jahr, sicher überlebt. D. h., der

⁶ Diese Metapher setzt in einem Artikel des Economist 2017 den Wert der Daten mit dem des Erdöls gleich.

Vorhersagehorizont einer unterstützenden RUL-Prognose muss mindestens ein Jahr umfassen.

Dabei ergibt sich für jedes dieser Bauteile eine Weichenstellung:

- Das Bauteil ist neuwertig, zeigt keine Abnutzungserscheinungen und ist wahrscheinlich noch mehrere Jahre voll funktionsfähig. Es sind keine weiteren Maßnahmen erforderlich. Die einfachste Entscheidung.
- Das Bauteil wird schon einige Zeit eingesetzt und zeigt Abnutzungserscheinungen. Es ist wahrscheinlich, aber doch nicht ganz sicher, noch einige Zeit, mindestens bis zur nächsten Wartung funktionstüchtig. Die Instandhaltung steht vor dem Dilemma, das Bauteil ohne Rücksicht auf die Ersatzteilkosten (auch zur eigenen Absicherung) zu ersetzen oder aber ein geringes Ausfallrisiko in Kauf zu nehmen. Oft wird wenigstens ein Ersatzteil disponiert. Die häufigste und auch schwierigste Entscheidung.
- Das Bauteil zeigt deutlich ausgeprägte Abnutzungserscheinungen. Es fällt wahrscheinlich noch vor der nächsten Wartung aus und wird daher präventiv ersetzt. Die sicherste Entscheidung. Mehr kann die Instandhaltung nicht tun.

Was folgt daraus? Überinstandhaltung und vorzeitiger Ersatz kosten den Betreiber viel Geld. Unterinstandhaltung und ein daraus resultierender Ausfall aber noch viel mehr! Wie auch immer, eine Fehlentscheidung ist kostspielig. Ohne technische Unterstützung ist es schwer, den goldenen Mittelweg zu finden.

Die Entscheidung für einen präventiven Bauteilersatz könnte mit einer Inspektionscheckliste zur Beurteilung der Abnutzung und einer datenbasierten RUL-Prognose unterstützt werden. Die zentralen Aufgaben dabei sind, den derzeitigen Abnutzungszustand und die Abnutzungsgrenze sicher zu bestimmen und darauf aufbauend zu berechnen, ob ein Bauteil bis zur nächsten Wartung sicher überlebt oder ob es ersetzt werden muss.

5.1.2.4 Regelkreis einer RUL-Prognose

Die Instandhaltung von Thermoprozessanlagen benötigt also eine Methode, die es in der Praxis ermöglicht, die wahrscheinliche RUL von ausfallkritischen Bauteilen einfach, sicher und mit einem Zeithorizont von ca. einem Jahr abzuschätzen.

In diesem Kapitel sollen nun die Fragen beantwortet werden, wie eine RUL-Berechnung erfolgt und welche Rolle statistische Lebensdauerdaten, dynamische Einflussfaktoren und Zustandsrückmeldungen des Abnutzungsvorrats dabei spielen.

Die RUL-Prognose wird in einem Regelkreis (**Bild 9**) als kontinuierlicher Prozess bearbeitet. Sie soll die bisherigen individuellen Schätzungen mit höherer Genauigkeit und mehr Transparenz ersetzen und kontinuierlich verbessern. Nicht mehr, aber auch nicht weniger.

Die Rolle der Instandhaltung kann dabei nicht überschätzt werden. Eine proaktive Instandhaltung ist und bleibt unersetzbar. Sie kann und sollte aber durch digitale Checklisten und RUL-Prognosen bei ihren Aufgaben unterstützt werden. Freilich fällt dieser Mehrwert nicht vom Himmel. Die Instandhaltung muss auch Arbeit und ihr Wissen investieren.

Die einzelnen Elemente des Regelkreises werden im Folgenden im Detail erläutert.

5.1.2.5 Instandhaltungsplan

Ausgangspunkt jeder präventiven Instandhaltung ist ein baugruppenbezogener Instandhaltungsplan. Er wird auf Basis der Betriebsanleitung und der betrieblichen Erfordernisse

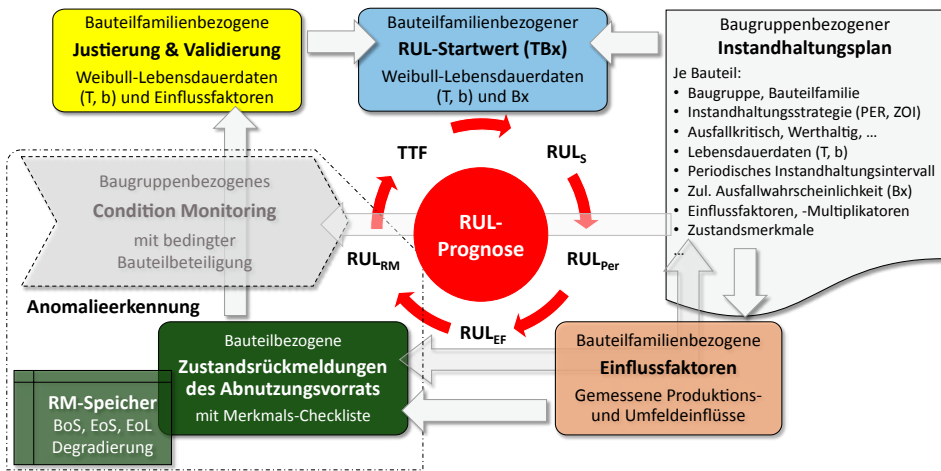


Bild 9: Regelkreis der RUL-Prognosen

i. d. R. von der Instandhaltung erstellt. Qualifizierte Servicelieferanten können dabei unterstützen oder die Aufgabe ganz übernehmen.

Im Instandhaltungsplan werden die instand zuhaltenden Baugruppen, ihre Bauteile, die jeweilige Instandhaltungsstrategie usw. festgelegt. Er sollte maschinenlesbar sein, beispielsweise eine Excel-Tabelle mit Zeilen in Reihenfolge der Instandhaltungsstätigkeiten und Spalten mit Maßnahmen und Daten.

Der Instandhaltungsplan enthält auch alle „analogen“ sensorlosen Daten, die für eine RUL-Prognose und Zustandsrückmeldung benötigt werden. Insbesondere gilt dies für die nachfolgenden Punkte.

Instandhaltungsstrategie

PdM ist nicht die allein selig machende Instandhaltungsstrategie. Es gibt keine PdM-Strategie für die gesamte Anlage, sondern eine Mischung aller Instandhaltungsstrategien über alle Bauteile hinweg, je nach Ausfallfolgen oder Werthaltigkeit. Genau genommen muss für jedes Bauteil bzw. jede Bauteilfamilie eine individuelle Instandhaltungsstrategie festgelegt werden. Von den drei klassischen Instandhaltungsstrategien „störungsbedingt“, „periodisch“ und „zustandsorientiert“ ist nur die Letzte für eine vorausschauende Instandhaltung prädestiniert. PdM als Instandhaltungsstrategie sollte zudem nur gewählt werden, wenn der Nutzen den Aufwand rechtfertigt.

Ausfallkritische Bauteile

Nur ausfallkritische oder besonders werthaltige Bauteile rechtfertigen den Aufwand für PdM. Sie sind ausfallkritisch, wenn durch ihren Ausfall ein großer Schaden bzw. hohe Kosten entstehen. Das Schadensausmaß ist im Wesentlichen vom Einbaort bzw. der Reparaturzeit eines Bauteils abhängig. Die größten Ausfallfolgen haben Bauteile im Hochtemperaturofen, die geringsten Bauteile an kalten, frei zugänglichen Anlagenteilen.

Beispielsweise hat ein blockierter Durchstoßer im Härteofen weit größere Ausfallfolgen als die gerissene Antriebskette einer außenliegenden Transportbahn. Im ersten Fall dauert die

Reparatur mit dem Abkühlen und Wiederaufheizen des Härteofens mehrere Tage, im zweiten maximal eine Stunde. Der gerechtfertigte Präventionsaufwand ist dementsprechend bei den beiden Beispielen sehr unterschiedlich.

Periodisches Instandhaltungsintervall

Periodische Instandhaltung ist noch immer die am häufigsten verwendete präventive Instandhaltungsstrategie. Das Intervall wird i. d. R. empirisch durch die Instandhaltung festgelegt und ebenfalls durch die Ausfallfolgen bestimmt. Es beantwortet die Frage, nach welcher Zeit Bauteile erfahrungsbasiert präventiv ersetzt werden sollten, auch wenn keine Abnutzung sichtbar ist. Das periodische Instandhaltungsintervall und die im PdM berechnete Lebensdauer sind vorzugsweise, aber nicht notwendigerweise identisch.

Ist jedoch das periodische Instandhaltungsintervall bekannt, können daraus die charakteristische Lebensdauer, der Formfaktor und die zulässige Ausfallwahrscheinlichkeit berechnet werden.

Weibull-Lebensdauerdaten

Die Weibullverteilung als statistische Berechnungsmethode ist besonders für verschleißbehaftete mechanische Bauteile geeignet. Mit den beiden Parametern „charakteristische Lebensdauer“ (T) und „Formfaktor“ (b) kann sie nicht nur die Ausfallwahrscheinlichkeit, sondern auch die Ausfallsteilheit (die Form der Ausfallrate) mathematisch beschreiben [8]. Die charakteristische Lebensdauer (T) ist per Definition die Zeit, nachdem 63,2 % einer Gesamtheit vergleichbarer Bauteile⁷ – unabhängig vom Formfaktor – ihre spezifizierte Funktion nicht mehr erfüllen. Der Formfaktor bestimmt die Ausfallsteilheit, er ist kennzeichnend für die mit der Nutzungsdauer ansteigende Ausfallrate⁸.

Die beiden Parameter basieren auf Daten und Erkenntnissen aus der Literatur, Herstellerinformationen und eigenen Erfahrungen. Einen allgemein gültigen Katalog gibt es nicht. Lebensdauerdaten sind daher immer nur als grobe Näherung zu betrachten.

Für Instandhaltungspraktikerinnen und -praktiker sind beide Definitionen ungewohnt. Im Betrieb sind andere Lebensdauerdaten üblicher, beispielsweise die mittlere Zeit zwischen Ausfällen (MTBF), sehr häufig auch der früheste Ausfall, an den sich jemand erinnert. Die charakteristische Lebensdauer hat immer einen höheren Wert als die vorgenannten. Dennoch spricht viel für die Weibull-Verteilung, insbesondere die Möglichkeit, die Ausfallsteilheit darstellen zu können, auch wenn der Formfaktor für die meisten Praktikerinnen und Praktiker zu abstrakt ist. Die Methode muss daher eine Handhabe beinhalten, mit der beide Parameter (T , b) justiert und validiert werden können; dazu mehr gegen Ende dieses Beitrags.

Zulässige Ausfallwahrscheinlichkeit bzw. Abnutzungsgrenze

Die zulässige Ausfallwahrscheinlichkeit einer Baugruppe ist kennzeichnend für das Risiko, inwiefern ihre Bauteile noch ihre volle spezifizierte nutzungszeitabhängige Funktionsfähigkeit erfüllen. Je höher die Ausfallfolgen, desto geringer die zulässige Ausfallwahrscheinlichkeit.

Die Abnutzungsgrenze ist neben der Ausfallwahrscheinlichkeit hauptsächlich von spezifischen Abnutzungserscheinungen und deren Ausprägung abhängig.

⁷ Der ungewöhnliche Wert ergibt sich aus der Weibull-Verteilungsfunktion von $1 - e^{-1}$ bei $T = t$.

⁸ Der Verlauf der Ausfallrate wird in der sogenannten „Badewannenkurve“ dargestellt.

5.1.2.6 RUL_S und RUL_{Per} : RUL-Startwert und periodische Instandhaltung

Das erste Element im Regelkreis (Bild 9) ist der RUL-Startwert (RUL_S), synonym auch spezifische Lebensdauer (T_{Bx}) genannt. Er wird aus der charakteristischen Lebensdauer (T), dem Formfaktor (b) und der zulässigen Ausfallwahrscheinlichkeit (Bx) berechnet. Je geringer die charakteristische Lebensdauer und/oder die zulässige Ausfallwahrscheinlichkeit ist, desto geringer ist auch der RUL-Startwert. Aber auch der Formfaktor hat eine große Auswirkung.

Bei der RUL_{Per} -Berechnung werden Nutzungszeit oder -zyklen (nicht die kalendarische Zeitdifferenz) vom RUL-Startwert subtrahiert, so wie bei einer rückwärts laufenden Stoppuhr. Eine Digitaluhr mit logischen Verknüpfungen macht daraus jedoch noch kein Digitalisierungsprojekt, sie ist aber ein altbewährtes Mittel zur Unterstützung der periodischen Instandhaltung und eine notwendige Voraussetzung für RUL_{EF} .

5.1.2.7 RUL_{EF} : Dynamische RUL-Berechnung mit Einflussfaktoren

Im nächsten Element des Regelkreises (Bild 9), der RUL_{EF} -Berechnung, werden nun auch Einflussfaktoren berücksichtigt. Der Unterschied zwischen RUL_{Per} und RUL_{EF} kann mit einer Kraftfahrzeug-Wartungsanzeige verdeutlicht werden. Während in älteren Kfz nur die gefahrenen Kilometer (also die Nutzung) für die nächste Wartung eine Rolle spielten, haben heute über Sensoren erfasste dynamische Faktoren, beispielsweise der Fahrstil, auch einen Einfluss. RUL_{EF} ist demnach realistischer.

Alle Bauteile unterliegen während ihrer Nutzung einbauortsabhängigen Einflussfaktoren. Sie verkürzen oder verlängern die „normale“ Nutzungsdauer, die nur bei Referenzbedingungen gilt. Referenzbedingungen sind am ehesten als der „normale“ Gebrauch einer Anlage zu beschreiben.

Grundsätzlich wird zwischen Einflüssen, die durch das Produktionsprogramm und das Umfeld, beispielsweise Ofentemperaturen, Temperaturwechsel, Umgebungstemperaturen usw., bedingt sind und Einflüssen der Instandhaltungs- und Bauteilqualität differenziert. Während Erstere sich messen lassen, können qualitative Faktoren nur empirisch bestimmt werden. Die Erfassung der messbaren Einflussfaktoren erfolgt über das Prozessüberwachungssystem FOCOS.

In der Praxis zeigt sich, dass sich Einflussfaktoren recht drastisch auf die RUL auswirken können. Beispielsweise kann ein werthaltiges Gasstrahlrohr bei einer durchschnittlichen Temperatur von 940 °C nur viel kürzer als bei 920 °C Referenztemperatur genutzt werden.

Dieser Zusammenhang wird beispielhaft in **Bild 10** dargestellt. Die RUL_{EF} -Prognose nach einem Jahr ($t = 1,0$, schwarze senkrechte Linie) bis zur Abnutzungsgrenze nach (6,5 - 1,0 =) 5,5 Jahren (doppelte braune senkrechte Linie) wird mit den aktuellen durchschnittlichen Einflussfaktoren (rote Linie) berechnet. Im Kontrast zu RUL_{Per} , mit Referenzbedingungen (graue Linie), d. h. ohne Einflussfaktoren, ist sie um 0,6 Jahre kürzer. Zu Beginn (bei $t = 0$) sind RUL_{Per} und RUL_{EF} noch gleich groß und entfernen sich mit der Nutzungszeit zunehmend voneinander. Einflussfaktoren sind also auch nutzungszeitabhängig.

Die Spanne zwischen den minimal und maximal möglichen Einflussfaktoren wird durch die beiden gestrichelten roten Linien illustriert. Sie verringert sich mit zunehmender Nutzungsdauer.

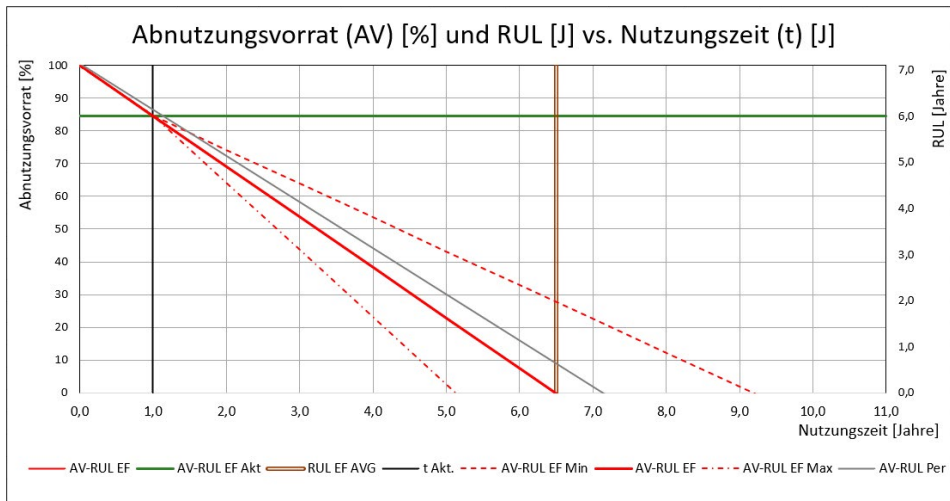


Bild 10: Abnutzungsvorrat-/RUL-Prognose mit dynamischen Einflussfaktoren

5.1.2.8 Exkurs: Abnutzungsvorrat und Zustandsrückmeldungen

Bevor der Beitrag sich dem zentralen Element im Regelkreis – der RUL_{RM} -Prognose – zuwendet, folgt nun ein Exkurs zur Definition und Bedeutung von Abnutzungsvorrat und Zustandsrückmeldungen. Sie sind für die in diesem Beitrag beschriebenen Vorgehen grundlegend.

Das Prinzip des Abnutzungsvorrats nach DIN 31051:2003-06 ist schon lange bekannt. Auch die zustandsorientierte Instandhaltung nach VDI 2888:1999-12 ist keine neue Erfindung. Zustandsorientierte Instandhaltung basiert auf der Erfassung von physikalischen Abnutzungszuständen gefolgt von einer Zustandsbewertung. Physikalische Abnutzungs- und Verschleißzustände – synonym auch zustandsbeschreibende Merkmale genannt – sind messbare bzw. sicht- oder zählbare Veränderungen eines Bauteils, beispielsweise Deformation, Löcher, Materialabtragung, Mulden, Rattermarken, Riefen, Risse usw. Zustandsorientierte Instandhaltung setzt immer eine quantifizierbare Abnutzung voraus.

In **Bild 11** sind die wichtigsten Bestandteile des Prinzips dargestellt.

Abnutzungsvorrat

Jedem Bauteil steht eine bestimmte Vorratsmenge an Funktionserfüllungen, im weiteren Abnutzungsvorrat genannt, zur Verfügung. Die „Messbarkeit“ des Abnutzungsvorrats wird durch die drei vertikalen Skalen auf der linken Seite – Ausfallwahrscheinlichkeit $F(t)$, Restlebensdauer (RUL) und Abnutzungsvorrat (AV) – verdeutlicht. Allerdings sind weder der wahre Abnutzungszustand noch die Abnutzungsgrenze auf einer Skala am Bauteil ablesbar. Sie können nur bei einer Inspektion anhand der für ein Bauteil vorher definierten spezifischen Merkmale beurteilt werden.

Die rechte vertikale Skala zeigt den einer Zustandsbeurteilung „zugeordneten Abnutzungsvorrat“ mit sechs Ampelfarben von hellgrün (1,0) bis dunkelrot (6,0).

Instandhalterinnen und Instandhalter, ähnlich einer FMEA, erfolgen und mit baugruppen-spezifischen, digitalen Checklisten standardisiert werden.

Zustandsrückmeldungen

Während der Nutzung erfolgen i. d. R. bei den Jahreswartungen regelmäßige Zustandsrückmeldungen ($RM_{i,x}$) des Abnutzungsvorrats eines Bauteils. Leider sind sie für viele Instandhalterinnen und Instandhalter oft nur ein zusätzlicher Zeitaufwand, der Mehrwert erschließt sich ihnen (noch) nicht. Ohne Zustandsrückmeldungen läuft aber eine realitäts-nahe RUL-Prognose ins Leere.

Eine geeignete Zustandsrückmeldung muss digitalisiert, nachvollziehbar, am besten bedienergeführt mit bauteilspezifischen Checklisten erfolgen. Sie beinhaltet sowohl eine Zustandserfassung mithilfe spezifischer Abnutzungsmerkmale und deren Ausprägungen, beispielsweise „Riefen“ als Merkmal und „viele“ als Ausprägung, als auch eine Zustandsbewertung. Bei der Zustandsbewertung wird der Abnutzung ein Schulnotenwert von 1 bis 6 zugeordnet und mit Ampelfarben visualisiert. Je realitätsnäher und feinstufiger die Zustandsbewertung, desto besser die spätere Güte der RUL-Prognose. Bei der Bewertung des Abnutzungsvorrats sollte sich die Instandhaltung jedenfalls nicht nur auf das Bauchgefühl verlassen.

Die Ausführung des Rückmeldesystems ist ganz entscheidend für die Akzeptanz der Instandhaltung. Es sind mehrere Ausführungsvarianten möglich. Im einfachsten Fall erfolgen Rückmeldungen mit dem Desktop direkt in den Instandhaltungsplan einer Jahreswartung. Besser sollte das Rückmeldesystem der Instandhaltung aber ermöglichen, die Daten, die sie braucht und erfasst, in einer selbstkonfigurierbaren agilen App, beispielsweise auf einem Pad oder einem Smartphone, zu bearbeiten.

Die Instandhaltung muss ihre Zustandsrückmeldungen ohne Medienbrüche gut dokumentieren. Sonst droht ein zu großer Interpretationsspielraum, sprich: zwei Instandhalterinnen und Instandhalter – drei Meinungen! Die Zustandsrückmeldung muss die Nachbearbeitung von Checklisten, Fotos, Messwerten, Statusänderungen, Serviceberichten und Ersatzteillogistik unterstützen. Dadurch erhält sie auch einen Mehrwert für die Instandhaltung selbst. Sie kann im Laufe der Zeit zu einem Wissensmanagement ausgebaut werden, das mit einer punktgenauen Bedienerführung bei der Zustandserfassung der Instandhaltung Spezialistenwissen zur Verfügung stellt.

Rückmeldespeicher

Das womöglich Wichtigste ist aber die Beharrlichkeit der Instandhaltung. Zustandsrückmeldungen des Abnutzungsvorrats über mehrere Bauteil-Lebenszyklen hinweg sind eine sehr langwierige Angelegenheit, deren Mehrwert sich erst im Laufe der Zeit entfaltet. Alle Rückmeldungen sollten in einem RM-Speicher, ähnlich einem Fahrtenschreiber oder einer Black Box, gesammelt werden. Sie können dann auch für vergleichende Auswertungen und zum maschinellen Lernen genutzt werden.

5.1.2.9 RUL_{RM} : RUL-Prognose mit Zustandsrückmeldungen

Nach der Theorie im vorstehenden Exkurs folgt nun die praktische Umsetzung mit RUL_{RM} , die auch Zustandsrückmeldungen des Abnutzungsvorrats in die Berechnung mit einbezieht.

In dem in **Bild 12** dargestellten Diagramm werden die beiden bereits erläuterten AV-/RUL- P_{er} /EF-Prognosen, die neu hinzugekommene AV-/RUL- R_{M} -Prognose mit Zustandsrückmeldungen und die Degradierung in einer Gesamtschau dargestellt.

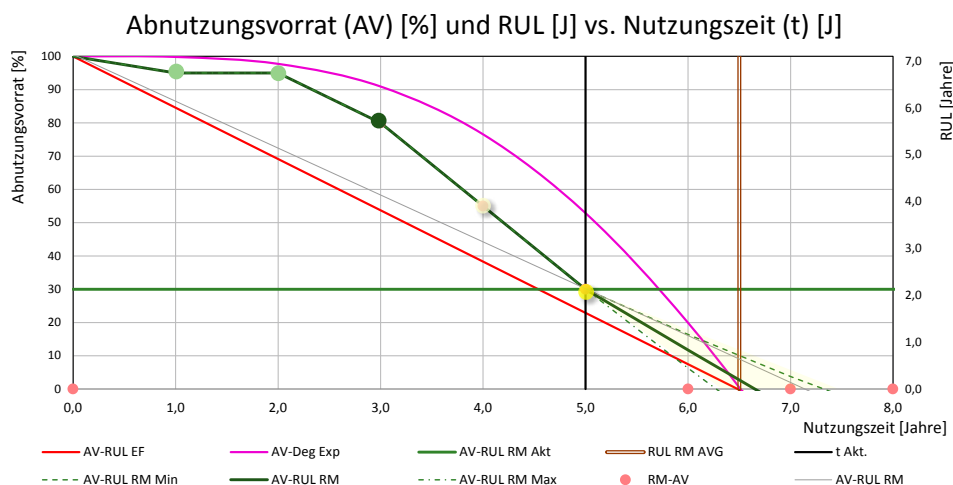


Bild 12: Abnutzungsvorrat-/RUL-Prognose mit Degradierung und Rückmeldungen

Anzeigen im Diagramm:

- Graue schräge Linie: Abnutzungsvorrat vs. RUL_{Per} ($AV-RUL_{Per}$) mit linearer Degradierung, aber ohne Einflussfaktoren
- Rote schräge Linie: Abnutzungsvorrat vs. RUL_{EF} ($AV-RUL_{EF}$) mit linearer Degradierung und durchschnittlichen Einflussfaktoren
- Lila Kurve: Abnutzungsvorrat ($AV-Deg_{Exp}$) mit exponentieller Degradierung und durchschnittlichen Einflussfaktoren
- Grüne Kurve: Abnutzungsvorrat vs. RUL_{RM} ($AV-RUL_{RM}$) mit exponentieller Degradierung, Zustandsrückmeldungen und durchschnittlichen Einflussfaktoren
- Farbige Punkte auf grüner Kurve: Zustandsrückmeldungen $RM(t)$ in Ampelfarben
- Grüne gestrichelte Kurven: Abnutzungsverlauf vs. RUL_{RM} mit minimalen und maximalen EF-Grenzwerten ($AV-RUL_{RM Min}$ und $AV-RUL_{RM Max}$)
- Grüne waagrechte Linie: aktueller Abnutzungsvorrat ($AV-RUL_{RM Akt}$)
- Braune doppelte senkrechte Linie: RUL_{RM} -Prognose bis Abnutzungsvorratsschwelle ($RUL_{RM AVG}$)
- Schwarze senkrechte Linie: Aktuelle Nutzungszeit (t_{Akt}).

Erfolgte Zustandsrückmeldungen werden mit sechs Ampelfarben visualisiert. Jede Farbe entspricht einem Abnutzungsvorrat, beispielsweise Ampel = hellgrün (Zustand 1) = 95 %, Ampel = hellgelb (Zustand 3) = 55 % oder Ampel = gelb (Zustand 4) = 30 %.

Der Nutzen des Diagramms für die Instandhaltung liegt auf der Hand: Es zeigt die Prognose aus verschiedenen Perspektiven, was früher war, was aktuell ist und was zukünftig sein wird. Auf das Letztere kommt es bei der RUL-Prognose vor allem an.

Das Problem der Zustandsrückmeldungen zeigt sich im Unterschied zwischen RUL_{EF} und der exponentiellen Degradierungskurve (lila). Der Abnutzungsvorrat wird nicht linear, sondern exponentiell zur Nutzungszeit (t) abgebaut, d. h., die Degradierung nimmt mit der Nutzungszeit überproportional zu. Beispielsweise sind nach 50 % der theoretischen Nutzungsdauer (bei $t = 3,25$) erst ca. 15 % des Abnutzungsvorrats aufgebraucht; im Gegensatz dazu

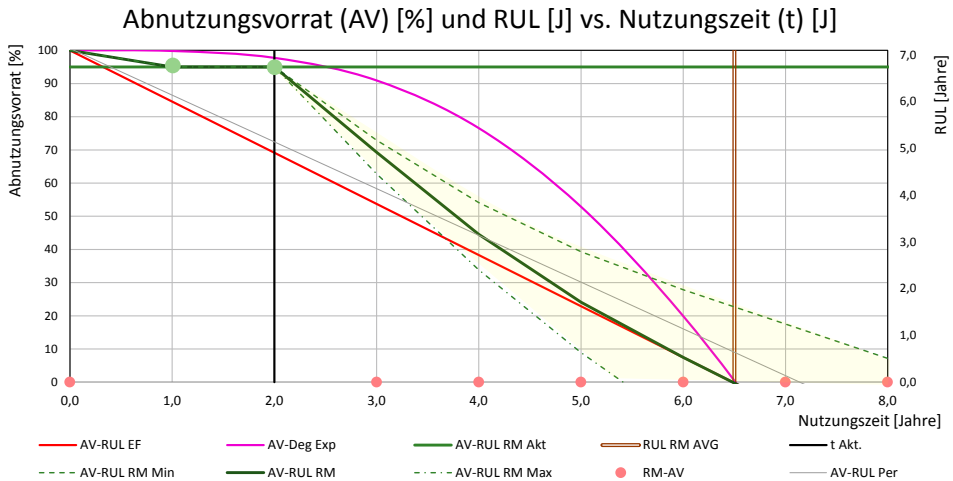


Bild 13: Abnutzungsvorrat-/RUL-Prognose mit zwei Rückmeldungen

sind im letzten Jahr der Nutzungszeit (bei $t = 5,5$) noch ca. 40 % des Abnutzungsvorrats vorhanden, die nun innerhalb eines Jahres verbraucht werden. Bedingt durch das exponentielle Wachstum der Degradierung wird der Abnutzungsvorrat zum Ende der erwartbaren Nutzungszeit, also rasend schnell, abgebaut. In der RUL_{RM} -Prognose wird daher der Abnutzungsvorrat mit einer Modellierung der Degradierung „nach unten korrigiert“, weil sonst die Zustandsbewertungen am Ende der Nutzungszeit eine viel zu lange RUL vorgaukeln würden.

In der Sprache der Mathematik ist mit der Modellierung zu jedem Zeitpunkt der Erwartungswert des Abnutzungsvorrats bekannt und kann mit einer Zustandsrückmeldung verglichen und verrechnet werden. Das Ergebnis ist dann eine realitätsnähere AV-/ RUL_{RM} -Prognose.

Das exponentielle Wachstum der Degradierung verdeutlicht auch das in der Aufgabenstellung bereits beschriebene Dilemma der Instandhaltung bei der Zustandsbewertung und erklärt ihre häufigen Entscheidungen zum „sicheren“ präventiven Bauteilersatz.

Einfluss der Zustandsrückmeldungen und Abklingfunktion

Geeignete Zustandsrückmeldungen haben also einen großen Einfluss. Sie erfolgen entweder bei jeder Jahreswartung, bei jeder sich bietenden Gelegenheit, freilich recht häufig aber auch nicht. Die Vorhersage muss in jedem Fall plausible Ergebnisse liefern. Dabei spielt die Abklingfunktion eine wichtige Rolle. Sie ist eine parametrierbare mathematische Funktion und hat, grob gesagt, das Bestreben, sich bei fehlenden Rückmeldungen der linearen RUL_{EF} anzunähern. Dies kann je nach Parametrierung entweder auf dem schnellsten Weg als Gerade oder in Kurvenform der Degradierung erfolgen.

Der enorme Einfluss der Zustandsrückmeldungen und der Abklingfunktion auf eine RUL-Prognose soll in zwei Beispielen verdeutlicht werden:

Im ersten Beispiel (**Bild 13**) wurde das Bauteil zwei Jahre genutzt ($t = 2$, schwarze senkrechte Linie). Der modellierte Erwartungswert des Abnutzungsvorrats (lila Kurve, AV-AVK)

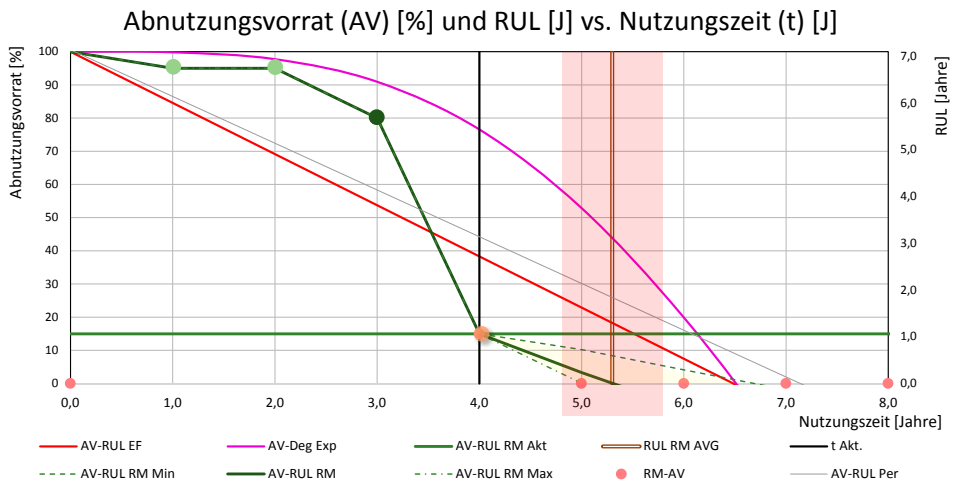


Bild 14: Abnutzungsvorrat-/RUL-Prognose mit vier Rückmeldungen

ist 96 %. Der reale Abnutzungsvorrat bei der letzten Rückmeldung RM_{12} ist 95 % (waagerechte grüne Linie).

RUL_{EF} (rote Linie) und RUL_{RM} (grüne Kurve) sind an der Abnutzungsgrenze (bei $AV = 0\%$, braune doppelte senkrechte Linie) jeweils $(6,5 - 2,0 =) 4,5$ Jahre. Die Abklingfunktion hat in der Zeit ohne Zustandsrückmeldungen eine vollständige Annäherung der beiden RUL-Prognosen bewirkt.

Im zweiten Beispiel (**Bild 14**) wurde das Bauteil vier Jahre genutzt ($t = 4$, schwarze senkrechte Linie). Der modellierte Erwartungswert des Abnutzungsvorrats (lila Kurve, $AV-Deg_{Exp}$) ist 77 %. Der reale Abnutzungsvorrat bei der letzten Rückmeldung (RM_{14}) ist 15 % (waagerechte grüne Linie). Die Differenz zwischen Rückmeldung und Erwartungswert ist dementsprechend sehr groß.

RUL_{EF} ist $(6,5 - 4,0 =) 2,5$ Jahre, aber RUL_{RM} ist nur noch $(5,3 - 4,0 =) 1,3$ Jahre bis zur Abnutzungsgrenze (bei $AV = 0\%$, braune doppelte senkrechte Linie). Rechnet man zur RUL_{RM} -Prognose noch eine Prognoseunsicherheit hinzu (rote Einfärbung), wird deutlich, dass das Bauteil sofort, d. h. gegenüber RUL_{EF} schon zwei Jahre früher, bei der derzeit laufenden Jahreswartung ersetzt werden muss.

Spannweite der Einflussfaktoren

In den vorstehenden Beispielen kann auch die Veränderung der Spannweite der Einflussfaktoren beobachtet werden (gelbe Füllung). Sie ist von den minimalen und maximalen Grenzen der Einflussfaktoren und der Nutzungszeit abhängig. Bis zur aktuellen Nutzungszeit wirkt sich der Durchschnittswert der bisherigen Einflussfaktoren aus. Erst ab dem aktuellen Zeitpunkt können sich veränderte Einflussfaktoren innerhalb der Grenzwerte auf die Vorhersage auswirken.

Im ersten Beispiel (Bild 13) ist die Spannweite noch recht groß. Sie sieht aus wie ein auf dem Kopf stehender Trichter und reicht ausgehend von der aktuellen Nutzungszeit ($t = 2$) von minimal 5,5 bis zu maximal 8,8 Jahren.

Im zweiten Beispiel (Bild 14) ist die Spannweite schon sehr klein, weil sich die Zeit, in der sich geänderte Einflussfaktoren noch auswirken können, um die Nutzungsdauer ($t = 4$) verringert hat und auch der Abnutzungsvorrat ($AV = 15\%$) nur noch gering ist. Sie reicht von minimal 5,0 bis zu maximal 6,7 Jahren.

Die Spannweite hat nichts mit Genauigkeit oder Toleranzen zu tun. Sie zeigt nur die Möglichkeiten auf, in denen eine RUL-Prognose in ihren durch die Einflussfaktoren vorgegebenen Grenzen variieren kann.

5.1.2.10 TTF: Einbindung Condition Monitoring

Im letzten Element des Regelkreises (Bild 9) wird das CM in die Vorhersage eingebunden. CM wirkt wie ein Fieberthermometer. Hat ein Bauteil in einer ausfallkritischen Baugruppe schon „Krankheitssymptome“ (d. h. eine Anomalie), muss rasch interveniert werden, um die Folgen zu begrenzen. Es ist dann nur noch eine Frage der Zeit bis zum Ausfall (TTF = Time to Failure). Wie genau eine Anomalieerkennung funktioniert, wurde bereits im ersten Teil des Beitrags ausgeführt.

5.1.2.11 Prognoseunsicherheit

Nachdem nun alle Elemente des Regelkreises dargelegt wurden, stellt sich die Frage, ob das anfänglich genannte Ziel – höhere Genauigkeit und mehr Transparenz – erreicht werden konnte.

„Prognosen sind schwierig, besonders wenn sie die Zukunft betreffen.“ Dieses beliebte Bonmot enthält ein großes Stück Weisheit. Je weiter entfernt die Zukunft ist, umso höher ist die Prognoseunsicherheit. Ein Zeithorizont von mehr als einem Jahr ist zweifellos grenzwertig. Allerdings wird genau dies von den Servicetechnikern bei einer Jahreswartung erwartet, bisher auch ohne Hilfsmittel.

Die Genauigkeit einer RUL-Prognose wird durch die drei technischen Elemente „Lebensdauerdaten“, „Einflussfaktoren“ und Zustandsrückmeldungen des Abnutzungsvorrats bestimmt. Der Zeithorizont kommt hinzu. Zu Beginn sind die Lebensdauerdaten und Einflussfaktormultiplikatoren nur „informierte“ Experten-Schätzungen. Die Ungenauigkeit jedes einzelnen Elements ist noch hoch und kann sich im schlechtesten Fall mit den anderen addieren. Mit dem inkrementellen Prozess wird jedoch gegengesteuert und die Genauigkeit kontinuierlich verbessert. Über mehrere Lebenszyklen hinweg lässt sich dann die Prognoseunsicherheit verringern.

5.1.2.12 Justierung und Validierung der Lebensdauerdaten

Dies führt auch zur Antwort auf die letzte Frage, wie man die Lebensdauerdaten justieren und validieren kann.

Dies geht einfacher als gedacht. Charakteristische Lebensdauer und Formfaktor müssen einigermaßen mit den Zustandsrückmeldungen übereinstimmen. Je deckungsgleicher sie sind, umso geringer ist der Fehler in den Lebensdauerdaten. Dies soll nachfolgend beispielhaft veranschaulicht werden:

Zunächst werden, wie in **Bild 15** dargestellt, bei Jahreswartungen (grüne Kurve, $AV-RUL_{RM}$) alle Zustandsrückmeldungen bis zur Abnutzungsgrenze aufgezeichnet. D. h., ein Bauteil wird dabei so lange genutzt, bis die festgelegten Zustandsmerkmale mit hoher Ausprägung sichtbar sind.

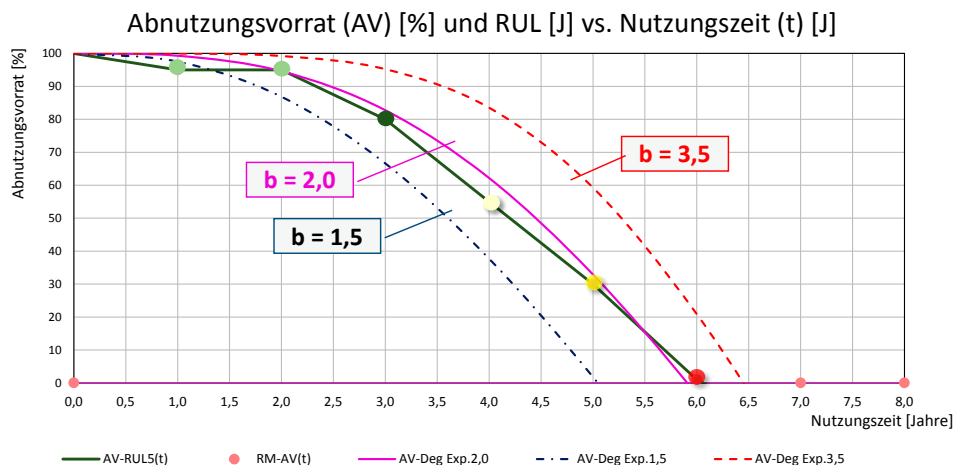


Bild 15: Justierung und Validierung des Formfaktors

Die bis zur Abnutzungsgrenze abgelaufene Nutzungsdauer, im Beispiel 6,0 Jahre, entspricht dem Produkt der spezifischen Lebensdauer und des Einflussfaktormultiplikators. Bei bekannter zulässiger Ausfallwahrscheinlichkeit kann daraus die charakteristische Lebensdauer (T) zurückgerechnet und justiert oder validiert werden.

Über die „Verschiebung“ der Degradierungskurve im Vergleich zu den Zustandsrückmeldungen kann auch der Formfaktor sehr einfach und praxisnah überprüft werden. Ist der Verlauf der Zustandsrückmeldungen (grüne Kurve, AV-RUL_{RM}) nahezu identisch mit der Degradierungskurve (lila Kurve, AV-Deg_{Exp. 2,0}), ist der Formfaktor ($b = 2,0$) optimal. Bei der blauen strichpunktierten Kurve (AV-Deg_(Exp. 1,5)) ist der Formfaktor ($b = 1,5$) zu klein. Sie ist über die gesamte Nutzungsdauer nach links verschoben. Im Gegensatz dazu ist bei der roten gestrichelten Kurve (AV-Deg_{Exp. 3,5}) der Formfaktor ($b = 3,5$) deutlich zu groß. Sie ist über die gesamte Nutzungsdauer nach rechts verschoben.

5.1.2.13 Zustandsrückmeldungen über mehrere Lebenszyklen und Anlagen

Mit der Zeit können die im RM-Speicher gesammelten Zustandsrückmeldungen mehrerer Lebenszyklen zu einem Streudiagramm aus vielen Abnutzungsverläufen zusammengefasst werden. Bei einer Gesamtschau zeigt sich dann auch die Varianz der Lebensdauerdaten, der Degradierung und der Merkmalsausprägungen. Ein solches Streudiagramm ermöglicht dann auf breiterer Basis eine empirische Validierung der Lebensdauerdaten und Einflussfaktoren sowie die Darstellung typischer Degradierungsverläufe im Wissensmanagement der Instandhaltung. Wer beispielsweise den „normalen“ Verlauf der Degradierung eines ausfallkritischen Bauteils kennt, kann über den Daumen gepeilt schon einige Jahre im Voraus seine wahrscheinliche Nutzungszeit vorhersagen.

5.1.2.14 Aufwand versus Nutzen

Die beschriebene RUL-Prognose ist sensorlos. Sie verursacht, vorausgesetzt FOCOS ist bereits vorhanden, keinen weiteren Hardwareaufwand und kann in einer Beta-Version für den PC, beispielsweise zusammen mit einem Aichelin-Serviceplan, genutzt werden.

Eine naheliegende Anwendungsmöglichkeit ist die Unterstützung einer Jahreswartung und Ersatzteilbedarfsplanung mit einer Auflistung aller ausfallkritischen Bauteile mit RUL-Prognose, Ausfallwahrscheinlichkeit usw. Mit einer etwas aufwendigeren mobilen Ausführung des Rückmeldesystems kann die Zustandserfassung bedienergeführt und Zustandsrückmeldungen an Ort und Stelle erfolgen.

Schwieriger ist es, den Aufwand gegen den Nutzen, also die Wirtschaftlichkeit, abzuwägen, weil der ROI schon wegen des Präventionsparadoxes schwer nachweisbar ist. Trotzdem: Der wirtschaftliche Mehrwert ist einer der wichtigsten Gründe für alle PdM-Anwendungen. Betriebswirtschaftlich geht es bei PdM immer um eine Verbesserung der technischen Verfügbarkeit bei gleichzeitig geringeren Instandhaltungskosten. Letztendlich steht es außer Frage, dass schon ein einziger „verhinderter“ Ausfall eine Investition in eine vorausschauende Instandhaltung mehr als rechtfertigt.

5.1.2.15 Fazit und Ausblick

Thermoprosessanlagen sind nicht nur etwas wärmere Maschinen. Bewährte PdM-Konzepte aus dem Maschinenbau sind daher nicht auf die Kernbereiche von Thermoprosessanlagen übertragbar. Wegen der sehr hohen Ausfallfolgen müssen Ausfälle mit fast allen Mitteln verhindert werden. Dazu ist neben einer Anomalieerkennung eine weit vorausschauende RUL-Prognose mit einem Vorhersagehorizont von mindestens einem Jahr ein Schlüsselement.

Die RUL-Prognose für Thermoprosessanlagen steht auf drei Säulen: statistische Lebensdauerdaten, gemessene Einflussfaktoren und angeleitete Zustandsrückmeldungen des Abnutzungsvorrats. Sie werden in einem Regelkreis kontinuierlich nachgeschärft. Die Methode kann die Instandhaltung bei der Entscheidung unterstützen, ob ein ausfallkritisches Bauteil präventiv ersetzt werden sollte oder noch weiter betrieben werden kann. Einfachheit und Praxisnähe zeichnen die Methode aus.

Eine RUL-Prognose ist nicht nur ein mathematisches Problem. Eher das Gegenteil: Die aktive Mitwirkung der Instandhaltung bei den Zustandsrückmeldungen hat eine herausragende Bedeutung. Sie ist Schwachstelle und Stärke gleichermaßen. Ohne geeignete Zustandsrückmeldungen läuft jede RUL-Prognose ins Leere. Sie sind die „Eichgewichte“ der Lebensdauerdaten, der Einflussfaktoren und des CM.

Künstliche Intelligenz (KI) spielt heute für Zustandsbewertungen und RUL-Prognosen noch keine große Rolle. Bei KI durchforsten Algorithmen große Datenmengen, um daraus eigenständige Schlussfolgerungen zu ziehen und maschinell zu lernen. Es ist zwar naheliegend, die Kamera eines Smartphones zusammen mit KI zur Erfassung und Beurteilung des Abnutzungszustands zu verwenden, es darf dabei aber nicht vergessen werden, dass KI sehr viele Lernbeispiele benötigt, um daraus ein Abnutzungsmuster zu erkennen. Davon ist man aber noch meilenweit entfernt. Perspektivisch wird KI aber einen Quantensprung bei der Zustandsbewertung ermöglichen.

Zugegeben, die hier beschriebene Methode ist also noch lange nicht perfekt. Sie ist so einfach wie möglich, aber auch nur so komplex wie nötig. Jetzt zu beginnen, ist wichtiger als Perfektion. Der Übergang zwischen Digitalisierung und KI ist fließend. Nur wenn digitale Daten und Prozesse vorhanden sind, funktioniert KI als zweiter Schritt. Wer sich also jetzt in diese Richtung bewegt, wird in Zukunft nicht im Abseits stehen und ohne allzu großen zusätzlichen Aufwand von den Weiterentwicklungen der vorausschauenden Instandhaltung profitieren können. Die wichtigsten Voraussetzungen dafür sind das Erfassen, Digitalisieren, Speichern, Analysieren und Bewerten von Zustandsdaten.

Literatur

- [1] Steck-Winter, H.; Stölting, C.; Unger, G.: Vorausschauende Instandhaltung mit datengetriebener Zustandsüberwachung – Teil 1. In: gwi – gaswärme international, 66 (2017) 5, S. 87-95
- [2] Steck-Winter, H.; Stölting, C.; Unger, G.: Vorausschauende Instandhaltung mit datengetriebener Zustandsüberwachung – Teil 2. In: PROZESSWÄRME, 1 (2018) 3, S. 49-58
- [3] Ahorner, M.: KI in der Fabrik – wie funktioniert das? Teil 1 bis 5, LinkedIn, 2020
- [4] Steck-Winter, H.: Vorausschauende Instandhaltung von Thermoprossenanlagen. In: gwi – gaswärme international, 60 (2011) 3, S. 141-152
- [5] Defèr, F.: Predictive Maintenance Realitätscheck Teil 1 bis 3, Instandhaltung. Verlag Moderne Industrie, Landsberg am Lech, 2020
- [6] Kovacs, K. et al.: Innovative Servicekonzepte durch prädiktive Instandhaltung. ÖVIA-Konferenz, Leoben, 2021
- [7] Steck-Winter, H.; Unger, G.: Vorausschauende Instandhaltung von Thermoprossenanlagen Praxisbericht Teil 1 – Anomalieerkennung. In: PROZESSWÄRME, 3 (2020) 7, S. 39-47
- [8] Steck-Winter, H.: Vorausschauende Instandhaltung von Thermoprossenanlagen. In: gwi – gaswärme international, 60 (2011) 3, S. 141-152

