Ist die Zeit reif für intelligente Anlageüberwachung?

Autor(en): **Tanner, Rudolf**

Objekttyp: **Article**

Zeitschrift: **Wasser Energie Luft = Eau énergie air = Acqua energia aria**

Band (Jahr): **110 (2018)**

Heft 3

PDF erstellt am: **31.05.2024**

Persistenter Link: https://doi.org/10.5169/seals-941587

Nutzungsbedingungen

Die ETH-Bibliothek ist Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Inhalten der Zeitschriften. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern.
Die auf der Plattform e-periodica veröffentlichten Dokumente stehen für nicht-kommerzielle Zwecke in Lehre und Forschung sowie für die private Nutzung frei zur Verfügung. Einzelne Dateien oder Ausdrucke aus diesem Angebot können zusammen mit diesen Nutzungsbedingungen und den korrekten Herkunftsbezeichnungen weitergegeben werden.
Das Veröffentlichen von Bildern in Print- und Online-Publikationen ist nur mit vorheriger Genehmigung der Rechteinhaber erlaubt. Die systematische Speicherung von Teilen des elektronischen Angebots auf anderen Servern bedarf ebenfalls des schriftlichen Einverständnisses der Rechteinhaber.

Haftungsausschluss

Alle Angaben erfolgen ohne Gewähr für Vollständigkeit oder Richtigkeit. Es wird keine Haftung übernommen für Schäden durch die Verwendung von Informationen aus diesem Online-Angebot oder durch das Fehlen von Informationen. Dies gilt auch für Inhalte Dritter, die über dieses Angebot zugänglich sind.

Ein Dienst der *ETH-Bibliothek*
ETH Zürich, Rämistrasse 101, 8092 Zürich, Schweiz, www.library.ethz.ch

http://www.e-periodica.ch

Ist die Zeit reif für intelligente Anlagenüberwachung?

Rudolf Tanner

Zusammenfassung

Die Schweiz ist ein Land der Wasserkraftwerke. Viele Kleinwasserkraftwerke sind nur mit der Standardüberwachung oder einer Notabschaltung ausgerüstet. Eine zusätzliche oder sogar intelligente Überwachung, der Wälzlager, ist fast nie vorzufinden weil die erwarteten Installationskosten als zu hoch eingeschätzt werden. Aber die Kosten für entsprechende Hardware sind gesunken und Anbieter von Cloud-basierter Überwachungssoftware können die Kostenvorteile an ihre Kunden weiterreichen. So befinden sich heute die Investitionskosten oft nur noch im vierstelligen Bereich.

Betreiber, die Erfahrung mit einem Wellenbruch hatten oder keine Fachkräfte mehr finden, sind gegenüber intelligenter Überwachung offener. Als erster Schritt wird die Zustandsüberwachung (Condition Monitoring, CM), angesehen, wo, basierend auf historischen Messwerten, Aussagen zum aktuellen Maschinen- oder Komponentenzustand gemacht werden. Erst wenn genügend Daten vorhanden sind, speziell solche, die den Verlauf von Defekten wiedergeben, kann die Königsdisziplin, die Wartungsvorhersage (Predictive Maintenance, PM), ins Auge gefasst werden. Der Übergang von CM zu PM ist ein Fokus dieses Fachberichts.

1. Ausgangslage

Die Schweiz hat 650 Grosswasserkraftwerke mit >300 kW und über 1000 Kleinwasserkraftwerke mit <10 MW Leistung. Damit werden 63 % des Stromes in den Bergkantonen erzeugt. Grosswasserkraftwerke sind teure Investitionen, und daher werden solche Anlagen immer mit Überwachungstechnik ausgestattet. Bei der Kleinwasserkraft sieht dies anders aus. Dafür gab es Gründe wie die Installationskosten, die Anlagen waren robust dimensioniert und hielten 40 und mehr Jahre und man hatte Fachpersonal zur Verfügung. Neue Technologien und der Einsatz von Wartungssoftware könnten dies ändern.

Bei der Wartung unterscheidet man zwischen Predictive Maintenance (PM), das Schäden vorhersagt, und Condition Monitoring (CM), was den Anlagezustand überwacht. PM war an der Hannover Messe Industrie (HMI) ein aktuelles Thema, wohingegen das CM, die Zustandsüberwachung, schon etabliert ist. Viele Windkraftanlagenbetreiber setzen CM ein, weil die Versicherungen sie dazu motivieren. Änderungen bei der Einspeisevergütung, schrumpfende Personalbudgets, Erfahrungen mit unerwarteten Produktionsverlusten oder Anlagendefekten, ausgereizte Maschinenkonstruktionen (auch Hydroanlagen werden nicht mehr unnötig überdimensiert) oder Fachkräftemangel, wenn die eigenen Schwingungsexperten in Pension gehen, können den Einsatz von CM oder PM notwendig machen. Eine Instandhaltungssoftware kann mittels Resultaten von PM/CM ergänzt werden, um die Effizienz zu steigern.

In diesem Bericht wollen wir, ausgehend von CM, auf PM überleiten und die Anforderungen und Grenzen aufzeigen, damit Anlagenbetreiber, speziell Kleinwasserkraftwerke, den Einsatz der Technologie in Betracht ziehen können.

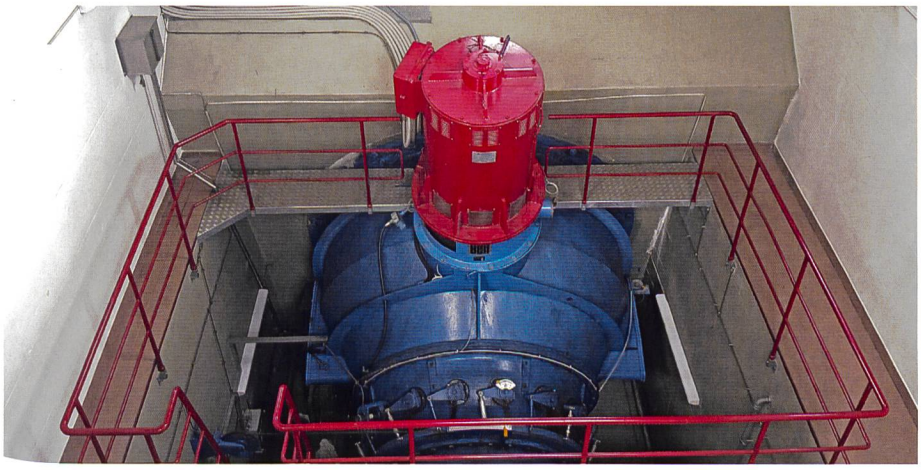

Bild 1. Beispiel einer Turbine-Generator-Komposition eines Kleinwasserkraftwerks.

2. Stand der Technik

Grosswasserkraftwerke, Dampf- und Gasturbinen, Schiffsdiesel oder Minenanlagen sind schon lange mit CM ausgestattet, welche u. U. eine Notabschaltung auslösen. Zum Einsatz kommen oftmals SCADA («supervisory control and dataacquisition-basierte») Systeme wie auch bei Windkraftanlagen. Solche Leitsysteme vereinen Datenakquise, Messwertdarstellung und Regelung und stellen die erwartete Anlagenfunktion sicher. PM geht noch einen Schritt weiter und soll aus den Messwerten mögliche Defekte frühzeitig erkennen können und ideallerweise sogar die verbleibende Restlebensdauer von Komponenten/Maschinen vorhersagen.

Messwerte, wie RMS-Vibrationswerte, werden teilweise im 10-Minuten-Intervall (SCADA) festgehalten. Aus der Summe aller Daten ermitteln CM-Verfahren, ob z. B. die Vibrationen auf einen Wälzlagerdefekt schliessen lassen. Getriebe, Kugel- und Wälzlagerdefekte lassen sich durch Frequenzanalysen sicher erkennen, aber es ist fraglich, ob bei den gängigen groben Abtastintervallen solche Aussagen gemacht werden können. Es ist auch unsicher, wie gut sich Erkenntnisse bezüglich Maschinendefekte zwischen Anlagen transferieren lassen. Uns ist keine Publikation bekannt, welche beweist, dass zwischen unterschiedlichen Maschinen eine hohe Korrelation bezüglich Fehlermuster von Wälzlagerdefekten besteht.

Moderne CM- oder Überwachungssoftware erlaubt das Setzen von Alarm-Schwellwerten, um den personellen Aufwand zu reduzieren. *Bild 2* zeigt ein Beispiel, wo die Schwellwerte an den relevanten Lager-Defektfrequenzen gesetzt werden und man keinen breitbandigen Schwellwert (Giesskannenprinzip) mehr hat.

Dem Einsatz von CM oder sogar PM steht heute nichts mehr im Wege: günstige und leistungsfähige Prozessoren, Cloud-Speicher, breite Funkabdeckung (LTE/5G) und IoT, grosse Fortschritte bei künstlicher Intelligenz (KI) wie das maschinelle Lernen (ML) und Verfügbarkeit von relevanten (open-source) Software-Tools. Der Einsatz von neuartigen statistischen Verfahren, Stichwort KI, steht bei Leitsystemen noch am Anfang, da diese (Blackbox) Methoden sehr schwierig zu validieren sind und man bei Grossanlagen eher konservativ ist. Aber bei CM und vor allem PM finden diese neuartigen Methoden regen Anklang. Viele (akademische) Konzepte sind leider wohl nicht industrietauglich weil sie mit vereinfachten Daten aus dem Messlabor entwickelt wurden.

Um Lager- oder Getriebedefekte zu identifizieren, verwenden Schwingungsexperten immer noch Frequenzanalyseverfahren, d.h. das Vibrationssignal wird mittels Fourieranalyse in seine Frequenzen zerlegt und visuell interpretiert. Dies nennen wir die etablierte oder traditionelle Methode. Die gängigsten Verfahren sind die Amplituden-Fourieranalyse, Hüllkurvenanalyse, Ordnungsanalyse oder Cepstrum. Je nach Vorliebe wird das Beschleunigungssignal (m/s^2) oder die Schwinggeschwindigkeit (mm/s) analysiert. Der Personalaufwand und die ansonst beschränkte Beurteilung an einem Zeitpunkt machen eine kontinuierliche und automatisierte Analyse attraktiv. Die Wirksamkeit ist generell nicht leicht nachzuweisen. Eine konservative Wartung, bei der schon bei Verdacht gewechselt wird, verhindert eine Messung der Falschalarmrate oder auch Sensitivität. Ein grosser zentraler Datenpool, der eine höhere Anzahl an echten Schadensfällen beinhaltet, würde hier Erleichterung schaffen.

Um zukünftig vollautomatisierte Systeme einzusetzen braucht es entsprechende Methoden wie das Kurtogramm in *Bild 3*. Es veranschaulicht in welchem Frequenzbereich welche Kurtosis gemessen wurde. Die Kurtosis charakterisiert die Wölbung einer Verteilung: eine hohe Wölbung hat mehr Extrema, d.h. mehr Ausreisser. Ein Lagerdefekt verursacht überdurchschnittlich grosse Signalausschläge, wenn die Kugel über ein Loch rollt.

Bei der Sensorik beginnt man langsam, MEMS (micro-electro-mechanical-systems) einzusetzten, welche es vorzugsweise in mehrdimensionaler Ausführung gibt. MEMS sind klein, leicht und sehr günstig herzustellen und erlauben auch das ökonomische Ausrüsten von kleinen Maschinen. Nachteilig sind deren begrenzte Bandbreite und Empfindlichkeit auf Schläge, was deren Einsatzspektrum heute noch begrenzt. Wir setzen schon erfolgreich 2D-MEMS bei Gleitlagern ein. Wachsende Märkte der Robotik und mobilen Geräte werden in den kommenden Jahren den Sensormarkt massiv ausweiten und viele neue, billige und vor allem kleine Sensoren auch zur Maschinenüberwachung bereitstellen. Davon profitieren speziell CM und PM.

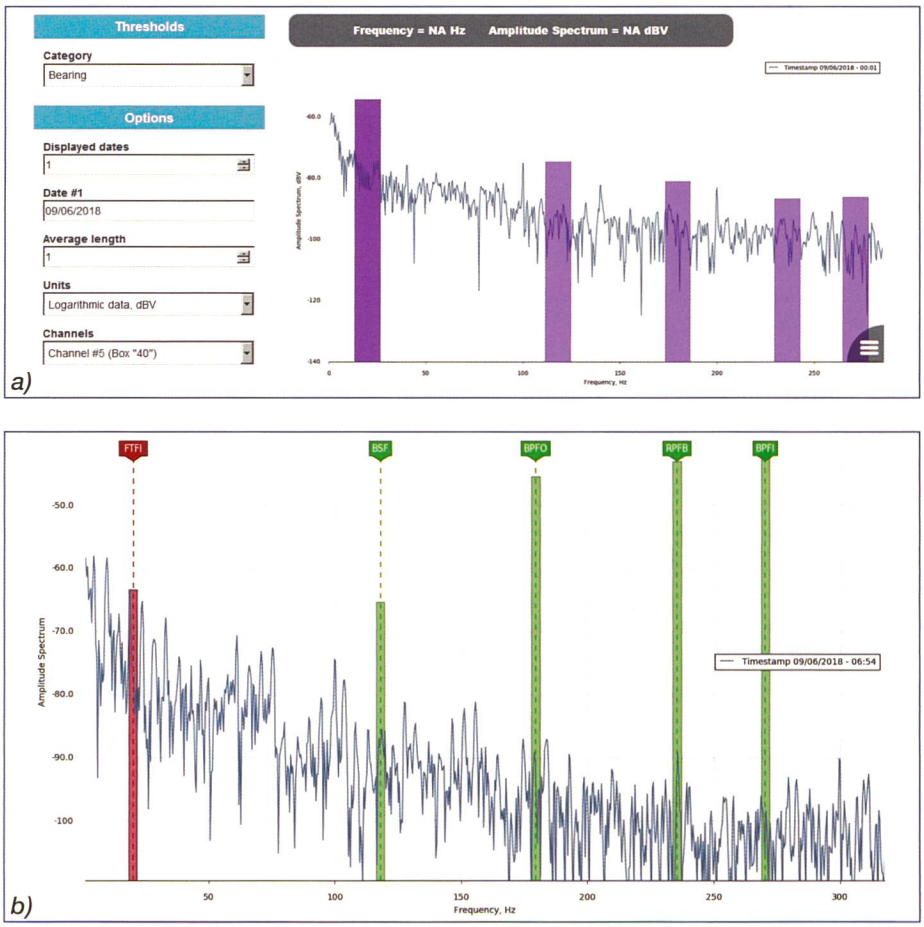

Bild 2. Aktuelle CM-Software erlaubt, intelligente Schwellwerte zu definieren. a) Fünf Schwellwerte werden automatisch erstellt; b) Die Alarmmeldung zeigt sogar, welcher Schwellwert den Alarm getriggert hat.

3. Maschinenüberwachung 4.0

Der Einsatz von IT-Technologien ist der Kern von 4.0-Systemen, so auch bei CM und PM. Ein Ziel bei CM und PM ist das Wissen von (Schwingungs-)Experten in Software abzubilden um die relevanten Informationen aus den Daten zu extrahieren damit Aussagen zum Zustand von Lagern oder Getrieben gemacht werden können. Die Qualität und Quantität von Daten ist der Schlüssel zum Erfolg bei KI-basierten Verfahren. Das fängt bei der Wahl von passenden und korrekt platzierten Sensoren an. Diese Sensordaten müssen zuerst digitalisert und dann vorverarbeitet werden. Hier sind die korrekte Wahl der Abtastfrequenz, Bitauflösung und Filterbandbreite wichtig. Informationen welche schon bei der Digitalisierung fehlen, können später nicht mehr rekonstruiert werden und limitieren somit die Performanz.

Diese Daten werden dann typischerweise in eine Cloud, intern oder extern, zur Verarbeitung geschickt. Dabei kann jeder Sensor seine Daten direkt via eines Gateways (WLAN) schicken, oder ein sog. Edge-Device bündelt die Sensordaten und schickt diese in die Cloud. Oftmals werden im EdgeDevice auch schon Voranalysen durchgeführt, aber diese sind im Umfang beschänkt, weil das Gerät ja nur Zugriff auf die zur Verfügung stehenden lokalen Daten hat, und es hierzu auch noch eine Datenbank im EdgeDevice bräuchte. In der Cloud können Informationen aus den Daten aller Maschinen berücksichtigt werden, mittels «cross-fertilization», «transfer learning» oder «fusion», was zu besseren Resultaten führt und allen Nutzern zugute kommt.

Der Nutzen von CM oder PM, bei der zur Lager- und Getriebeüberwachung, und somit die Beschaffungs- und Betriebs-

kosten für ein solches System, wird unterschiedlich beurteilt. Ein 2-MW-Wasserkraftwerk verliert z. B. mindestens CHF 4512.– (48 h × 2000 kW x 4.7 Rp.), wenn es zwei Tage still stünde [1]. Eine Gondelbahn hat einen grösseren Umsatzausfall, wenn sie für vier Wochen während der Wintersaison ausfällt, weil ein Ersatzgetriebe nicht sofort lieferbar ist. Oder ein Rechenzentrum kann beim Ausfall einer Kühlpumpe nicht die volle Rechenkapazität verkaufen. Dagegen stehen die offensichtlichen Alternativen der Wartungsverantwortlichen: 1) Ersatzteile an Lager halten, 2) redundante Anlagen, 3) alle 6 Monate den Vibrationsdoktor den Maschinenzustand überprüfen lassen. Option 1 und 2 sind teuer, und Ersatzteile können Lagerungsschäden entwickeln und sind dann nicht mehr einsatzfähig wenn man sie braucht. Option 3 bietet nur eine Momentaufnahme eines Zustandes. Zur betriebswirtschaftlichen Beurteilung wäre aber noch die Kenntnis der Ausfalldauer- und Ausfallwahrscheinlichkeit hilfreich. Aber bei einer konservativen Wartung kennen Anlagenbetreiber diese Zahlen meistens nicht. Bei Windkraftanlagen (WKA) ist das anders [2,3]. Studien haben gezeigt, dass die Instandhaltung über eine lange Laufzeit zwischen 30 und 160 EUR/kW oder pro Jahr 2 % der Investition [4], kostet und dass Generator oder Getriebe schon nach 5 bis 10 Jahren defekt sind. Gerne würden Anlagenbetreiber aber den Wartungszeitpunkt selbst bestimmen, denn Offshore-WKA sind nicht immer zugänglich und die Hinfahrt teuer. Daher sind PM-Systeme für solche Branchen besonders attraktiv. Die Kosten für ein CM/PM-System sollten sich also am Ausfallpotenzial und an den Alternativen zur Prävention orientieren. Das US-Electric-Power-Research-Institute hat eine Wartungskostenreduktion durch PM allein von 24 $/PS auf 9 $/PS geschätzt, was hohe Erwartungen weckt.

4. Maschinelles Lernen (ML) und Künstliche Intelligenz (KI)

Aktuell wird im Bereich KI versucht, alle Probleme mit sog. Deep-Neural-Networks (DNN) und deren Variationen zu lösen. Zuerst wird ein neuronales Netz mittels vieler Daten für ein bestimmtes Vorhersageproblem trainiert [5]. Das resultierende Modell kann dann für diese Anwendung wie Sprach- oder Bilderkennung verwendet werden. Die Menge und Qualität der Daten bestimmen die Güte des Modells wie Falschalarmrate und Detektionsrate. Gute Bilderkennungsmodelle, um 1000 Klassen (Hund, Katze, Velo usw.) zu unterscheiden, brauchen typ. 1 Mio und mehr Trainingsbilder. Jedes Bild muss annotiert sein, d. h., sein Inhalt ist separat beschrieben und Klassen zugeordnet. Diese Aufgabe ist langwierig und teuer und wird oftmals an Internetbenutzer (sog. Crowdsourcing) ausgelagert. Dieses Vorgehen ist bei der Maschinenüberwachung nicht anwendbar: man kann weder 19 Jahre warten, oder 19 baugleiche Anlagen ein Jahr lang parallel betreiben, um 1 Mio. Datensätze (10-Min.-Intervall) mit hoffentlich wertvollem Informationsgehalt (Schadensfällen) aufzunehmen, noch Laien im Internet fragen welche Informationen die Daten beinhalten. Also braucht es einen anderen Ansatz.

Die Maschinendaten in der Cloud kommen von einer Vielzahl von Messstellen. Diese repräsentieren physikalische Messwerte wie Temperatur, Beschleunigung, Geschwindigkeit, Drehzahl, Position, Feldstärke, Spannung oder Strom, und zum anderen davon abgeleitete (berechnete) Werte wie Mittelwert, Varianz, Kurtosis, Gradient oder Frequenzamplituden. Diese Daten liegen in einer Datenbank vor, eine Spalte pro Parameter (auch «feature» genannt). Dateneinträge, d. h. Zeilen mit Zeitstempel, können in regelmässigen Intervallen, wie alle zehn Minuten oder täglich, erhoben werden oder sind triggerbasiert. Um aber einen Lagerdefekt identifizieren zu können, wird eine feine Frequenzauflösung gebraucht was lange Messungen bedingt (10 Sekunden für eine Auflösung von 0.1 Hz), und zu hohem Datenvolumen führt.

Den Anlagenzustand kann man z. B. mittels der Norm DIN/ISO 10816-3 beurteilen. Diese besagt, dass eine Maschine (>300 kW) auf starrem Fundament für bis zu 2.3 mm/s Schwinggeschwindigkeit für Dauerbetrieb geeignet ist, und ab 4.5 mm/s nicht mehr permanent betrieben werden soll und somit zu reparieren ist. In einem aktuellen CM-System kann man sich aber auch die Signalpegel an Lagerdefektfrequenzen ansehen. *Bild 4* zeigt den Verlauf von täglichen Messwerten und wenn die Maschine ruht. Erkennbar ist eine Phase, wo der Pegel innerhalb eines Monats stark ansteigt. Im April wurde dann das Lager präventiv vom Betreiber ersetzt.

Der Totpunkt des Lagers, d. h. Referenzpunkt, wann das Lager als Totalschaden gilt uns somit wann die Maschine abzuschalten ist, ist Definitionssache. Eine akademische Untersuchung hat eine Vibrationsbeschleunigung von 20 g als Totpunkt angenommen, während DIN 10816-3 eine Schwinggeschwindigkeit von 7.1 mm/s dafür definiert. Weitverbreitet ist bei CM der Ansatz mittels Klassifizierung, wie z. B. Anomalie-Detektion («outlier-detection»). Wenn man nur Daten von guten Maschinenteilen hat, dann lernt der ML-Algorithmus die Charakteristik der guten Lager. Kommt nun ein ungewöhnlicher Datenwert, wegen eines Defektes, dann meldet der Algorithmus einen Alarm. Die Schwierigkeit generell ist, den realen Defekt von einem (guten) Ausreisser unterscheiden zu können, v. a. wenn man nur mit gemittelten Werten arbeitet. Deshalb ist eine korrekte Defektdetektion komplexer. Man könnte nun noch kinematisches Wissen einbringen, indem man Frequenzspektren nach relevanten Frequenzmustern durchsucht. Dem ML-Algorithmus wird z. B. ein feines Frequenzspektrum zugeführt, was leider die Komplexität eines neuronalen Netzwerkes massiv erhöht. Des Weiteren müssen fachmännisch annotierte Daten (Trainingsdaten) zur Genüge vorhanden sein.

CM kann jedoch nur etwas über den aktuellen Zustand einer Anlage aussagen, wenn es eventuell schon zu spät ist. Anla-

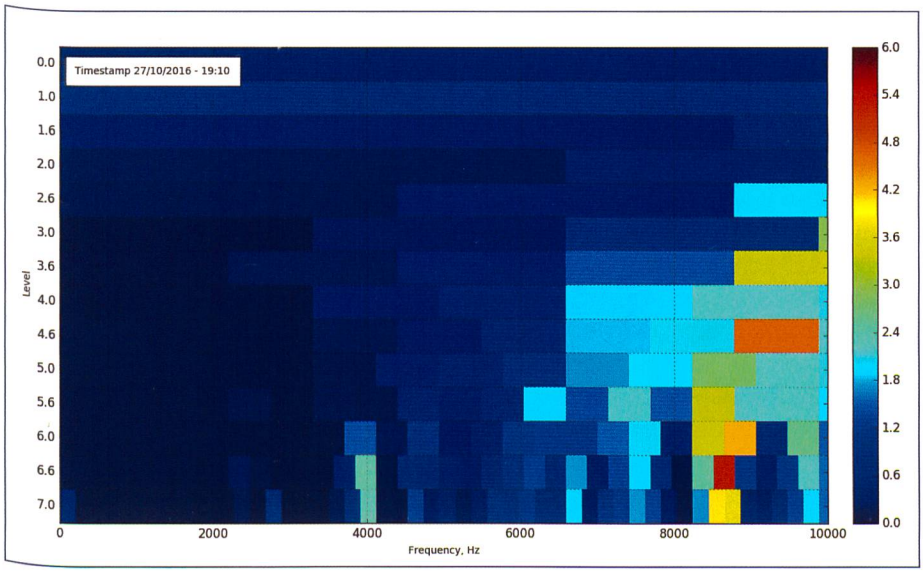

Bild 3. Das Kurtogramm zeigt an, wo sich Extrema befinden, Wert >3, welche eventuell von einem Defekt stammen.

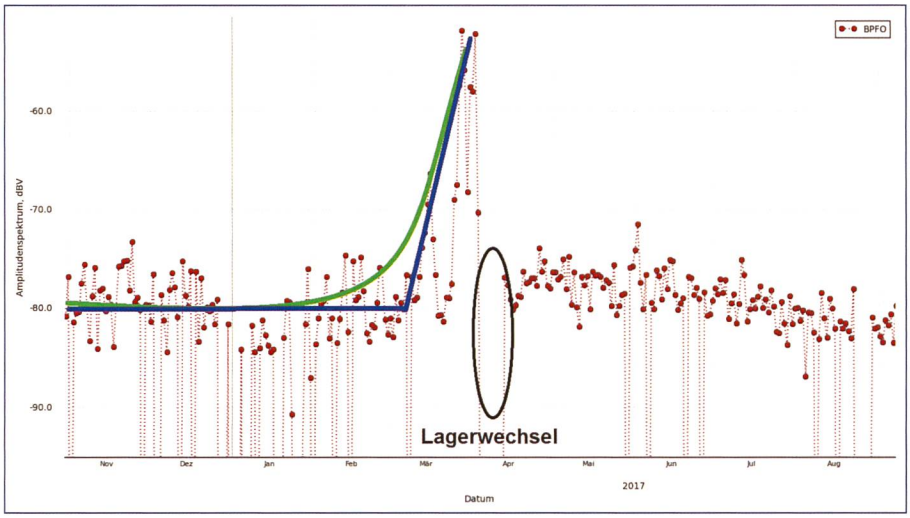

Bild 4. Beispiel eines Alterungsverlaufs eines Rollenlagers bei einem 400-kW-Generator.

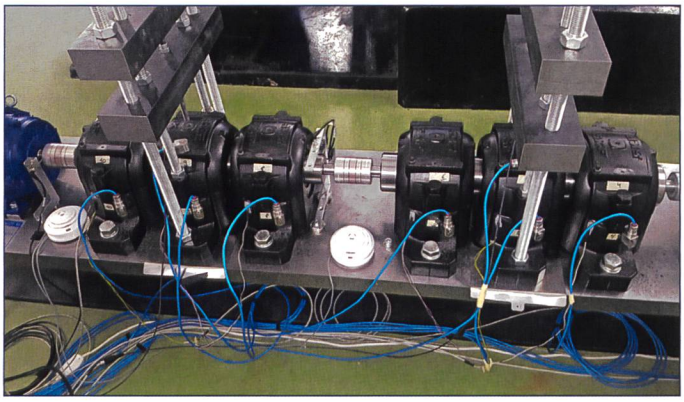

Bild 5. Prüfbank, die Vibrationsdaten von Industrielagern sammelt.

gebetreiber wollen Produktionsunterbrüche und Reparaturen planen können. Daher braucht es PM, auch Prognostik genannt, das zum Ziel hat, Defekte vorherzusagen, und damit die «remaining useful life» (RUL) zu bestimmen. Weil CM die Vergangenheit festhält, kann PM auf diesen Daten aufbauend versuchen, in die Zukunft zu extrapolieren. *Bild 4* zeigt exemplarisch eine solche Historie (rote Punkte), von der man durch Regression einen Trend extrahieren kann. Zwei Beispiele, exponenziell (grün) und stückweise linear (blau), sind dargestellt. Für eine Extrapolation ist es dann notwendig vorherzusagen, wie dieser Trend sich weiterentwickelt, was eines der schwierigsten Probleme darstellt. Die oben schon erwähnten CM-Methoden kann man auch als Vorhersager («predictor») einsetzen, indem man sie mit einer temporalen Komponente (eine Art Gedächnis) kombiniert, um den Trend zu extrahieren und weiterzuführen. Solche Algorithmen, wie rekursive neuronale Netzwerke, finden auch in Sprachrobotern (Apple-Siri, Amazon-Alexa) Anwendung. Doch was lässt sich heute konkret vorhersagen?

Die Verheissungen von PM-Anbietern an der HMI waren beeindruckend, wie «Lagerausfall in 200 h, defekter Keilriemen in 10Tagen usw.». Konsultierte Schwingungsexperten sind skeptisch, weil die Datenqualität nicht sichergestellt ist, oder weil aus Kostengründen auf Datenminimierung gesetzt wird, und Voraussagen über drei Monate hinaus seien Humbug. Die erzielbare Qualität von PM hängt allgemein von drei Faktoren ab. Erstens, dass man genügend relevante Daten von (baugleichen) Komponenten mit Defekten hat. Zweitens, dass Metadaten an der Quelle erfasst werden (wie die Schmierung) und auch Annotierungen von Experten vorhanden sind. Drittens, dass die Datenqualität stimmt, d. h. korrekt verbaute Sensoren, keine Störfeldeinstreuung. Generell ist die erzielbare Performanz zurzeit offen, weil man noch zu wenig Daten hat. Wir verfolgen deshalb noch weitere Wege. Seit mehr als 20 Monaten werden Daten von weit über 120 Komponenten bei 17 Kunden gesammelt. Ausserdem generiert eine Prüfbank Daten von Lagern, welche wir durch Überlast langsam kaputt machen. Eine zweite Prüfbank sammelt Daten zur Charakterisierung von defekten Lagern, deren Defekt uns genau bekannt ist. Schliesslich werden aus den Datenund Erkenntnissen synthetische Daten en masse generiert, die von echten Daten nicht zu unterscheiden sind, um das zeitige Trainieren von KI-Algorithmen zu ermöglichen.

Abschliessend lässt sich festhalten, dass PM die logische Weiterentwicklung von CM ist. Dass die Hardwarekosten einen Bereich erreicht haben, der die Nachrüstung bei kleineren, auch abgelegenen Maschinen erschwinglich macht. Dass die wiederkehrenden Ausgaben für den Zugang zur Cloud-basierten Überwachungssoftware auch für KMU oder Gemeinden leicht tragbar sind. Dass die Integration von CM/PM-Resultaten in eine Instandhaltungssoftware realisierbar und empfehlenswert ist, damit u. a. die Metadaten auch ausgewertet werden können. Ausserdem führen Cloud-basierte CM/PM-Lösungen auch zu Effizienzsteigerungen bei Schwingungsexperten, wenn deren Reisezeiten wegfallen und sie dank kontinuierlicher Maschinenüberwachung Einblick auf die Historie erhalten. Damit der Mehrwert von PM genutzt werden kann, sollten Anlagenbetreiber sich im Klaren sein dass zuerst genügend Daten vorhanden sein müssen, z. B. 3 bis 18 Monate bei täglicher Datenakquise je nach Maschinentyp. Die Arbeit mit fortschrittlichen Softwaretools wie CM oder PM ist dann sicher auch wieder ein Grund, dass man junge Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter für die Wartung begeistern kann. Der Einsatz von CM ist nicht mehr aufzuhalten. PM wird auch bald standardmässig angeboten. Betriebe, welche diese Technologien zukünftig nicht nutzen, eventuell integriert in einer Wartungssoftware, werden weniger effizient arbeiten können als andere.

Literatur

[1] «Zur Wirtschaftlichkeit der Wasserkraft», https://www.ethz.ch/de/news-und-veranstaltungen/eth-news/news/2016/04/zur-wirtschaftlichkeit-der-wasserkraft.html (14.7.18)

[2] «CONDITION-MONITORING OF WIND TURBINES: STATE OF THE ART, USER EXPERIENCE AND RECOMMENDATIONS», https://www.vgb.org/vgbmultimedia/383_Final+report-p-9786.pdf (14.7.18)

[3] «Erodierende Rotoren», http://www.taz.de/!5486175/ (14.7.18)

[4] «Betriebs- und Wartungskosten», http://drømstørre.dk/wp-content/wind/miller/windpower%20web/de/tour/econ/oandm.htm (14.7.18)

[5] «Data-Mining – das etwas andere Eldorado», https://www.researchgate.net/publication/283421995_Data_Mining_-_das_etwas_andere_Eldorado (14.7.18)

Anschrift

Dr. *Rudolf Tanner*, Mechmine GmbH

CH-9478 Azmoos, info@mechmine.com