

Bei diesem Beitrag handelt es sich um einen wissenschaftlich begutachteten und freigegebenen Fachaufsatz („reviewed paper“).

## Hypothesengetriebener Ansatz für das Monitoring elektrischer Großantriebe

# „ Smarte Überwachung elektrischer Großantriebe

*E. Uhlmann, J. Polte, C. Geisert, H. Rauch, K. Brach*

Die Nutzung von Digitalisierungstechnologien im Kontext von Industrie 4.0 bietet insbesondere für den gesamten Bereich der Wartung und Instandhaltung von elektrischen Großantrieben großes Potenzial zur Schaffung innovativer Serviceangebote. Durch erweiterte Sensorik im elektrischen Antrieb und Intelligenz in der Verarbeitung und Analyse von Daten im Betrieb von Anlagen, kann eine vorausschauende Instandhaltungsstrategie eingeführt werden, die eine höhere Verfügbarkeit der Anlagen ermöglicht und gleichzeitig den Aufwand für Instandhaltungseinsätze reduziert. Um diese Potenziale im Servicegeschäft elektrischer Großantriebe zu erschließen, wird in diesem Beitrag ein hypothesengetriebener Ansatz zur Zustandsüberwachung beschrieben.

### STICHWÖRTER

Elektrische Antriebe, IoT, Edge Computing, Verfügbarkeit

## 1 Motivation

Einer Studie von Frost & Sullivan aus dem Jahr 2020 zufolge wird die Vernetzung von Motoren durch die Ausstattung neuer und bereits installierter Motoren mit Echtzeit-Zustandsüberwachungssystemen und die Bereitstellung von vorausschauender Wartung, Leistungsüberwachung und anderen fortschrittlichen Diensten voraussichtlich ein entscheidendes Unterscheidungsmerkmal für Motorenanbieter sein [1].

## 2 Zielsetzung

Die Nutzung von Digitalisierungstechnologien verändert insbesondere den gesamten Bereich der Instandhaltung. Durch erweiterte Sensorik im Produkt und Intelligenz in der Verarbeitung und Analyse von Daten im Betrieb von Anlagen, können neue Wartungsstrategien eingeführt werden, die eine höhere Verfügbarkeit von Anlagen sicherstellen und gleichzeitig den Aufwand für Instandhaltungseinsätze reduzieren, helfen. Um diese Potenziale im Servicegeschäft elektrischer Großantriebe zu erschließen, werden spezielle Technologien als Bausteine für Smart Maintenance Lösungen benötigt. Ziel der hier beschriebenen Arbeiten ist die hypothesengetriebene Entwicklung von Verfahren, welche es gestatten, die im Betrieb der Anlage aufgezeichneten Daten kontinuierlich zu analysieren und daraus Informationen über den Anlagenzustand und das Nutzungsprofil generie-

## Smart monitoring large electric drives

The use of digitization technologies in the context of Industry 4.0 offers great potential for creating innovative service offerings, particularly for the entire area of the maintenance and servicing of large electrical drives. Advanced sensor technology in the electric drive and intelligence in the processing and analysis of data in the operation of plants can be used to introduce a predictive maintenance strategy that enables higher availability of the plants and at the same time reduces the cost of maintenance operations. To unlock this potential in the service business of large electrical drives, the following paper describes a hypothesis-driven approach to condition monitoring.

ren. Die Daten sollen Aussagen über die Belastung der Anlagen geben und durch Trendanalyse die Prognose von Instandhaltungsbedarf und -zeitpunkt ermöglichen. Dies stellt eine Grundvoraussetzung für das von Anwendern immer stärker geforderte Smart Predictive Maintenance zur Reduzierung von Wartungskosten und zur Steigerung der Verfügbarkeit ihrer Anlagen dar. Zudem können mit Hilfe der gewonnenen Informationen der Anlagenzustand und das Nutzungsprofil im Digitalen Zwilling abgebildet und für weitere Services genutzt werden.

## 3 Stand der Wissenschaft und Technik

Bereits Anfang der 2000er Jahre wurden im Rahmen des Fraunhofer-internen Forschungsprojekts „e-Industrial Services“ sowie in weiteren nationalen und internationalen Forschungs- und Entwicklungsprojekten internetbasierte Dienste für unterschiedliche Anwendungsfälle im produzierenden Gewerbe entwickelt. Der Anwendungsfall eMaintenance umfasst unter anderem Dienstleistungen zur Zustandsüberwachung und vorausschauenden Instandhaltung mit erweiterten Diagnoseverfahren. Voraussetzung für diese Dienste ist, dass die jeweilige Produktionsanlage in der Lage ist, Selbsttests durchzuführen, interne Steuerdaten wie Antriebssignale, Maschinenparameter und Systemmeldungen zu erfassen und mit Webservices für die Datenanalyse zu kommunizieren [2–5].

Aktuelle Lösungen zur Erhöhung der technischen Verfügbarkeit von Produktionsanlagen verwenden häufig steuerungsinterne Antriebsdaten. Diese werden zu einem Server gesendet und von einem Condition Monitoring Webservice analysiert. Um die Belastungshistorie der Produktionsanlagen zu erfassen, können weitere interne Daten wie Betriebsstunden, Nutzungszeiten und Systemmeldungen kontinuierlich protokolliert und auch für die zustandsorientierte Instandhaltungsplanung verwendet werden. Wird das Condition Monitoring mit zusätzlichen Informationen aus verschiedenen Phasen im Lebenszyklus, zum Beispiel aus dem Produktdatenmanagement, dem Enterprise-Resource-Planning und der Instandhaltungsplanung und -steuerung, angereichert und intelligent – beispielsweise mit Methoden der künstlichen Intelligenz (KI) – verknüpft, wird das Condition Monitoring zum Lifecycle Monitoring, welches eine anwendungsspezifische Ausprägung eines Digitalen Zwillings darstellt [6].

Die Entwicklung mathematisch-technischer Modelle für das Condition Monitoring von elektrischen Großmaschinen ist aufwendig. Zudem sind solche Modelle aufgrund ihrer dem Modellgedanken innenwohnende Abstraktion durch unbekannte Einflussfaktoren im Realbetrieb häufig nicht ausreichend robust. Maschinelle Lernansätze aus dem Bereich der KI für das Condition Monitoring benötigen ausreichende Felddaten von Sensoren und Anlagensteuerungen mit entsprechenden Labeln zu eingetretenen Ereignissen, wie zum Beispiel Störungen aufgrund von Verschleiß. Diese Felddaten stehen in der Regel nicht in ausreichennder Menge zur Verfügung. Viele Unternehmen scheuen jedoch den Aufwand, zielgerichtet eine solche Datenbasis zu generieren, da nicht garantiert werden kann, dass ein geeignetes KI-Modell gefunden werden kann [7].

Im Forschungsprojekt „DizRuPt“ wurde ein Referenzprozess für die betriebsdatengestützte Produktplanung entwickelt. Dieser baut auf Produkthypothesen zur Produktnutzung und zum Verhalten im Betrieb beim Kunden auf. Des Weiteren werden geeignete Datenanalyseverfahren zur Falsifizierung der Hypothesen eingesetzt. Ziel ist es, in Zukunft relevante Produkteigenschaften zu ermitteln und diese in neuen Produktgenerationen umzusetzen [8]. Der hypothesenbasierte Ansatz eignet sich auch, um eine geeignete Strategie zur Datenerfassung und -analyse für die Einführung einer vorausschauenden Instandhaltung zur Verfügbarkeitssteigerung von Werkzeugmaschinen einzuführen [9].

Im ZVEI-Projekt „Demonstrator Antrieb 4.0“ werden elektrische Antriebe als Industrie 4.0-Komponenten untersucht. Grundlagen bilden die Industrie 4.0-Verwaltungsschale, der Kommunikationsstandard OPC UA (Open Platform Communications Unified Architecture) für das Internet of Things (IoT) sowie das Beschreibungsmodell „eCl@ss“. Ziel ist die Schaffung neuer Wertschöpfungsnetzwerke mit innovativen Geschäftsmodellen [10]. Auch Anbieter elektrischer Großantriebe bieten bereits, zum Beispiel mit „Sidrive IQ“ (Siemens AG) oder „ABB Ability“ (ABB Asea Brown Boveri Ltd), proprietäre Cloud-Lösungen zur Überwachung ihrer Anlagen an. Im Fokus steht die Erfassung von Betriebsdaten und deren Übertragung in eine Cloud, wo diese in aufbereiteter Form den Anwendern bereitgestellt werden [11].

## 4 Konzept

Mithilfe von Erfahrungswissen aus dem Betrieb und der Instandhaltung der elektrischen Antriebe sowie der Kenntnis über die prinzipiellen physikalischen Zusammenhänge in der elektri-

schen Antriebstechnik lassen sich in einem ersten Schritt Vermutungen anstellen, welche Ereignisse während der Nutzung eines Elektromotors seine geplante Restlebensdauer potenziell verkürzen. Die Vermutungen wurden im vorliegenden Fall in mehreren Workshops diskutiert und die erfolgversprechendsten als Hypothesen formuliert. Eine Hypothese zeichnet sich insbesondere dadurch aus, dass

- sie falsifizierbar ist,
- auf einen Zusammenhang, einen Unterschied oder eine Veränderung hinweist sowie
- Wirkrichtung und Ausmaß der Wirkung benannt sind.

Die nachfolgend beschriebenen Hypothesen basieren auf Erfahrungen beim Service des Herstellers sowie auf wissenschaftlichen Kenntnissen über physikalische Zusammenhänge. Bislang ist in der Praxis keine systematische Vorgehensweise vorhanden, um die Hypothesen zu überprüfen und empirisch zu testen. Im Rahmen der Forschungsarbeiten wurden daher generische Ereignisse ermittelt, mit welchen die aufgestellten Hypothesen anhand von Felddaten falsifiziert werden können. Die Hypothesen enthalten dabei keine quantitativen Angaben, da diese anwendungs- und motorspezifisch variieren. Konkret wurden folgende Hypothesen als Basis für die smarte Überwachung herangezogen, da bei diesen sich der Ursache-Wirkungs-Zusammenhang einfach physikalisch erklären lässt:

1. Je häufiger ein Motor nach einer zu kurzen Pause nach dem Herunterfahren wieder hochgefahren wird, desto wahrscheinlicher entsteht aufgrund der zu hohen Temperaurentwicklung ein Schaden an den Wicklungen. Die Häufigkeit des Hochfahrens eines Motors unmittelbar nach einer zu kurzen Ruhepause nach dem Herunterfahren korreliert positiv mit dem Auftreten von Schäden an den Wicklungen aufgrund einer erhöhten Temperaurentwicklung. Begründet wird dies durch den höheren Strom, der beim Start fließt. Aufgrund der nicht ausreichenden Abkühlzeit wird die Isolation thermisch stärker belastet. Bei einer Dauergebrauchstemperaturbelastung wird davon ausgegangen, dass eine dauerhafte Erhöhung um 10 °C die Lebensdauer der Isolation etwa halbiert [12].
2. Je häufiger Lastwechsel mit einer bestimmten Stärke stattfinden, desto wahrscheinlicher kommt es zu Schädigungen am Motor. Begründet wird dies sowohl durch die stärkere Belastung der kraftaufnehmenden Komponenten als auch durch die kurzfristig auf die Isolation einwirkenden erhöhten Temperaturen.
3. Je häufiger der Motor mit Überlast betrieben wird, desto wahrscheinlicher ist ein frühzeitiger schadensbedingter Ausfall. Dabei spielt auch die Dauer des Überlastbetriebs eine große Rolle. Die erhöhte mechanische und thermische Belastung, die durch die Überlastung verursacht wird, kann zu einer beschleunigten Verschlechterung der Komponenten führen, was letztendlich zu einem vorzeitigen Ausfall des Motors führt. Der Motor wird über seine Entwurfsparameter hinaus beansprucht, und die wiederholte Überlastung kann zu dauerhaften Schäden an den internen Bauteilen wie den Wicklungen, dem Rotor, den Lagern und anderen Komponenten führen.

Im zweiten Schritt wird ermittelt, welche Daten benötigt werden, um die Information über das Eintreten der Ereignisse mit möglichst geringem Aufwand zu erfassen. Es muss festgelegt werden, mit welchen festen Abtastraten oder, falls möglich, ereignisbasiert die Daten erfasst werden sollen, um die gewünschte Information daraus ableiten zu können. Gleichzeitig soll der Aufwand für die

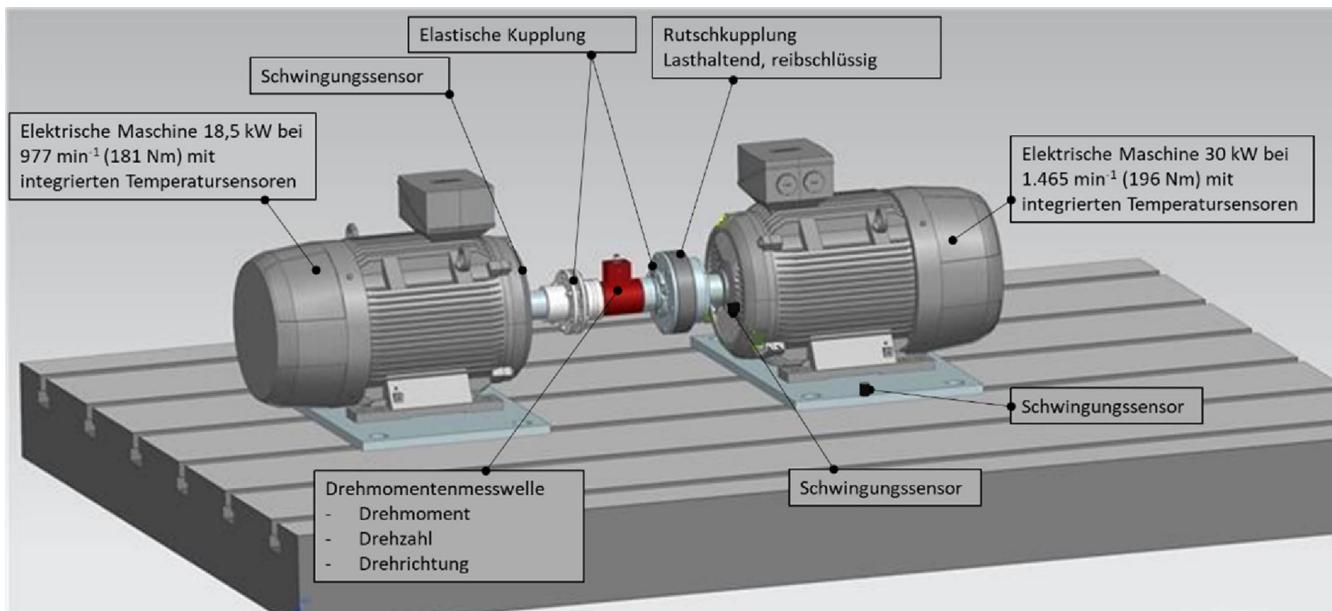


Bild 1. Modell des Demonstrators. Grafik: Siemens AG



Bild 2. Physischer Demonstratoraufbau. Grafik: Siemens AG

Datenerfassung und -analyse möglichst gering gehalten werden. Da die Übertragung hochfrequenter Sensordaten, wie zum Beispiel Lagerschwingungsdaten, in eine IoT-Plattform in der Cloud über IoT-Protokolle nicht nur schwierig umsetzbar, sondern darüber hinaus in vielen Fällen auch nicht notwendig ist, werden die Daten per Edge Computing analysiert. Gesendet werden lediglich die benötigten Informationen zu den ermittelten Ereignissen. Damit können zum einen die Belastung durch den Datenverkehr im Internet und die Kosten für die Speicherung gering gehalten werden. Das Cloud Computing eignet sich für die Analyse der Ereignisse über längere Zeiträume und mehrere verteilte Antriebe, zum Beispiel als Flottenanalyse.

## 5 Prototypische Umsetzung

Da im Projekt keine realen elektrischen Großantriebe für die prototypische Implementierung und Evaluierung längerfristig zur Verfügung standen, wurde der in Bild 1 dargestellte kompakte Versuchsaufbau entwickelt. Er besteht aus zwei elektrischen Maschinen, welche über eine Messwelle zur Erfassung des realen Drehmoments mechanisch gekoppelt sind. Die Elektromotoren werden über eine gemeinsame Steuereinheit angesteuert, so dass

unterschiedliche Verfahrprofile für die Durchführung von Experimenten einstellbar sind. Die in Bild 1 links dargestellte Maschine stellt den eigentlichen elektrischen Antrieb (Motor) dar, während die rechts gezeigte Maschine den Anwendungsstrang, zum Beispiel Pumpe, Walze oder Mühle, simuliert. Sicherheit gewährleistet dabei eine einstellbare Rutschkupplung. Bild 1 zeigt das Modell des Versuchsaufbaus (ohne Peripherie), Bild 2 den umgesetzten physikalischen Demonstrator.

Im Rahmen des Versuchsaufbaus stehen sowohl Sensordaten als auch steuerungsinterne Daten aus dem Umrichter zur Verfügung, welche auf unterschiedliche Weise erfasst und per Edge Computing verarbeitet sowie in die Cloud weitergeleitet werden. Der Versuchsaufbau wird über den modularen Systembaukasten „Sinamics S120“ (Umrichter) gesteuert. Hierüber werden sowohl die steuerungsinternen Daten als auch die Daten vom „Dataflex“ Drehmomentensor erfasst und an das Siemens-Modul „Simotics Connect 600“ (SC 600) weitergeleitet. Von dort greift das Siemens-Edge „Device Nano Connect“ alle benötigten Daten ab, verarbeitet diese und ermöglicht das Versenden der Daten an den MQTT-Broker (Message Queuing Telemetry Transport) der IoT-Plattform „Elements for IoT“ der Firma Contact Software GmbH. Temperaturdaten weiterer im Motor integrierter Thermoelemente werden von einem „Raspberry Pi“ erfasst und ebenfalls an die IoT-Plattform gesendet. Bild 3 zeigt die Systemarchitektur, wobei die Verbindungspeile die Datenkommunikation zwischen den Komponenten darstellen.

Die Tabelle zeigt einen Ausschnitt der für die Überwachung erfassten Rohdaten.

Für die Überprüfung der aufgestellten Hypothesen werden die genannten Ereignisse „Hochfahren des Motors bei Unterschreitung einer Pausenzeit x“ (Hypothese 1), „Eintreten eines Lastwechsels größer als y Newtonmeter“ (Hypothese 2) sowie „Motorbetrieb bei Überschreitung der Motorstromgrenze z“ (Hypothese 3) algorithmisch anhand der aufgezeichneten Rohdaten ermittelt. Für die Ermittlung Detektion von Pausenzeiten zwischen Starts und Stopps eignen sich prinzipiell verschiedene Rohdaten. Starts und Stopps lassen sich durch eine einfache

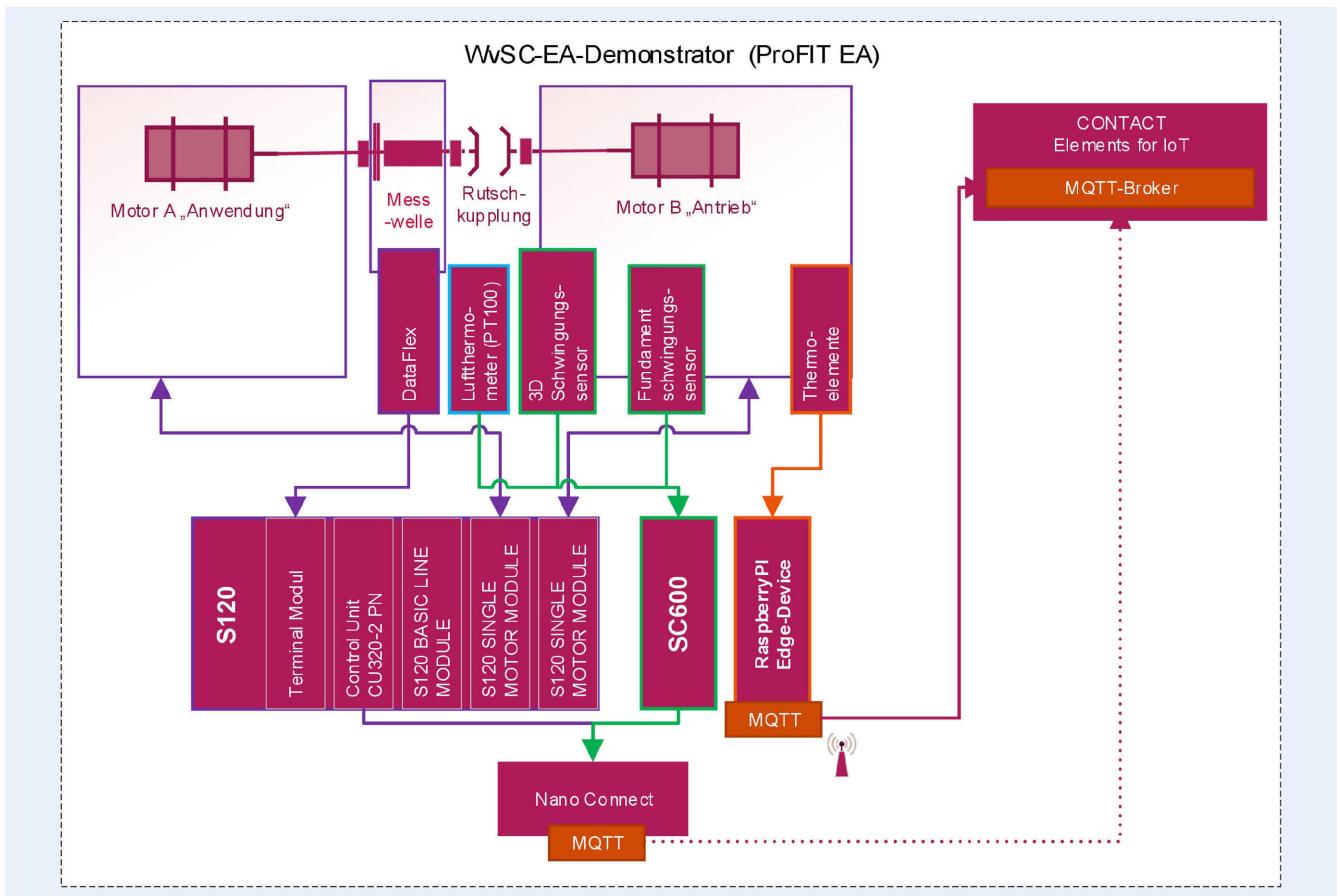


Bild 3. Systemarchitektur. Grafik: Fraunhofer IPK

Tabelle. Messgrößen für die Überwachung.

| Messgröße                     | Einheit           | Abtastfrequenz | Erfassungsgerät |
|-------------------------------|-------------------|----------------|-----------------|
| Lagerschwingung               | mm/s <sup>2</sup> | 1.000 Hz       | SC 600          |
| Umgebungstemperatur           | °C                | 1 Hz           | SC 600          |
| Motordrehmoment               | Nm                | 1 Hz           | Umrichter       |
| Momentenbildender Strom       | A                 | 1 Hz           | Umrichter       |
| Wirkleistung                  | W                 | 1 Hz           | Umrichter       |
| Motordrehzahl                 | min <sup>-1</sup> | 1 Hz           | Umrichter       |
| Drehzahl Messwelle            | min <sup>-1</sup> | 10 Hz          | Umrichter       |
| Drehmoment Messwelle          | Nm                | 10 Hz          | Umrichter       |
| Wicklungstemperatur (U, V, W) | °C                | 1 Hz           | Raspberry Pi    |
| Lagertemperatur               | °C                | 1 Hz           | Raspberry Pi    |

Schwellwertüberwachung detektieren, wie man den in Bild 4 dargestellten Zeitreihen entnehmen kann. Bei der Versuchsreihe wurde ein Profil gefahren, bei dem der Motor nach unterschiedlichen langen Pausenzeiten auf unterschiedliche konstante Drehzahlen hochgefahren wurde. Lastwechsel oder Überlastbetrieb lassen sich im Demonstratoraufbau dadurch erzeugen, dass bei dem momentengesteuerten Motor, welcher den Anwendungsstrang darstellt, ein variierendes Drehmoment als Profil vorgegeben (Hypothese 2) beziehungsweise ein Offset zu dem konstan-

ten Drehmoment aufaddiert wird (Hypothese 3). In beiden Fällen versucht der drehzahlgesteuerte Motor, der den eigentlichen elektrischen Antrieb darstellt, die eingestellte Drehzahl zu halten. Das begrenzende Element stellt bei diesen versuchen die Rutschkupplung dar, da sie bei einer Überschreitung des eingestellten Drehmoments auslöst, um Motorschäden zu verhindern. Beide Ereignisarten lassen sich anhand des momentenbildenden Motorstroms detektieren. Neben dem eigentlichen Auftreten des Ereignisses, ermittelt der jeweilige Algorithmus



a) Momentenbildender Strom

b) Drehzahl Messwelle

c) Lagerschwingung

Bild 4. Darstellung verschiedener Zeitreihen aus einer Versuchsreihe. Grafik: Fraunhofer IPK

Maximal- und Mittelwert des momentenbildenden Stroms als zusätzliche Kenngrößen zur Beschreibung des Ereignisses.

## 6 Fazit und Ausblick

Für eine smarte Überwachung ist die Verfügbarkeit von Daten aus dem Betrieb von Anlagen unerlässlich. Die Integration zusätzlicher Sensorik sowie ein Zugang zu steuerungsinternen Daten ist bereits heute relativ einfach umsetzbar. Aufgrund der unterschiedlichen Anforderungen an die zu erfassenden Daten, insbesondere die Abtastrate betreffend, erfordert in der Regel eine Kombination aus Edge und Cloud Computing. Der hypothesengetriebene Ansatz eignet sich gut, wenn Vermutungen über Zusammenhänge bestehen, es aber an mathematisch-technischen Modellen oder einer ausreichenden Datenbasis für KI-Modelle mangelt. Im Beitrag konnte prinzipiell gezeigt werden, wie aus aufgezeichneten Sensordaten die für die Überprüfung der vorgestellten Hypothesen benötigten Ereignisse abgeleitet werden können. Eine Falsifizierung der Hypothesen konnte im Rahmen der Arbeiten nicht erfolgen, da dazu Felddaten in ausreichender Menge vorliegen müssen. In weiteren Arbeiten sollen weitere Hypothesen und entsprechende Algorithmen zur Identifikation relevanter Ereignisse erarbeitet werden, um eine Datenbasis für den Einsatz von KI zu schaffen. Zusätzlich sollen Anwenderalgorithmen entwickelt werden, die mit der IoT-Plattform kommunizieren und mit den dort bereitgestellten Informationen den vor Ort Service im Rahmen der Instandhaltung unterstützen.

## DANKSAGUNG

Die beschriebene Arbeit entstand im Rahmen eines Projektes des Werner von Siemens Centre for Industry and Science (<https://wvsc.berlin/>) WvSC.EA „Elektrische Antriebe 2.0“ und wurde durch den Europäischen Fonds für regionale Entwicklung (EFRE) kofinanziert.

## L iteratur

- [1] N. N.: Global Electric Motors and Electric Drives Market Outlook, 2020. Marktstudie, Frost & Sullivan, 2020
- [2] Hohwieler, E.; Geisert, C.: Intelligent Machines Offer Condition Monitoring and Maintenance Prediction Services. In Roberto Teti (Hrsg.): Proceedings of the 4th CIRP International Seminar on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering (CIRP ICME '04), 30.06. – 02.07.2004, Sorrento, Italien, 2004, S. 599 – 604
- [3] Meier, H.: Embedded Online Service: Internetbasierte Dienstleistungsplattform für Produktionsbetriebe. VDMA, 2004
- [4] Kreidler, V.: Internet-basierte Produktions-Dienstleistungen für Werkzeugmaschinen, Dissertation, TU Braunschweig, 2004
- [5] Lee, J.; Abujamra, R.: An integrated platform for diagnostics, prognostics and maintenance optimization. In: Proceedings of the IMS' 2004 International Conference, 15.17.07.2004, Arles, Frankreich, 2004, S. 1 – 5
- [6] Uhlmann, E.; Geisert, C.; Hohwieler, E.: Life-Cycle-Monitoring – Integration in Service-Prozesse und Produktdatenmanagement. Der Instandhaltungs-Berater, 60. Akt.-Liefg. Juni 2014, TÜV Media GmbH, Kapitel 05200, G. Horn (Hrsg.), 2014, S. 1 – 14
- [7] Plattform Lernende Systeme (Hrsg.): KI im Mittelstand – Potenziale erkennen, Voraussetzungen schaffen, Transformation meistern. Druck- und Verlagshaus Zarbock GmbH & Co. KG, Frankfurt, 2021
- [8] Dumitrescu, R.; Koldewey, C. (Hrsg.): Datengestützte Produktplanung – Mit Betriebsdaten und Data Analytics zur fakturbasierten Planung zukünftiger Produktgenerationen im produzierenden Gewerbe. Band 408, Verlagsschriftenreihe des Heinz Nixdorf Instituts, 2023.
- [9] Uhlmann, E.; Polte, J.; Simsek, D.; Koutrakis, N.-S.; Epping, M.: Hypothesengetriebene Analyse von Ausfallursachen. Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, (116)4, 2021, S. 263 – 268.
- [10] ZVEI – Zentralverband Elektrotechnik und Elektronikindustrie e. V. (Hrsg.): Antrieb 4.0 – Vision wird Realität: Merkmale, Daten und Funktionen elektrischer Antriebssysteme in Industrie 4.0 für Hersteller, Maschinenbauer und Betreiber. ZVEI – Zentralverband Elektrotechnik und Elektronikindustrie e.V., 2018
- [11] Drescher, U.: Der Antrieb als Einstieg in die Digitalisierung. Konstruktionspraxis, Vogel Communications Group, 20.03.2019, Internet: <https://www.konstruktionspraxis.vogel.de/der-antrieb-als-einstieg-in-die-digitalisierung-a-811075>. Zugriff am 16.04.2023
- [12] Friederic, G.: Vier Versagensgründe für Isolationen. Elektronikpraxis, Vogel Communications Group, 28.03.2017. Internet: <https://www.elektronikpraxis.de/vier-versagensgruende-fuer-isolationen-a-439877>. Zugriff am 18.04.2023



Dipl.-Ing. **C l a u d i o   G e i s e r t**  
Foto: Autor

Prof. Dr.-Ing. **J u l i a n   P o l t e**

Prof. Dr. h. c. Dr.-Ing. **E c k a r t   U h l m a n n**

Fraunhofer-Institut für Produktionsanlagen  
und Konstruktionstechnik IPK  
Pascalstr. 8–9, 10587 Berlin  
Tel.+49 30 / 39006-133  
claudio.geisert@ipk.fraunhofer.de  
www.ipk.fraunhofer.de

**H a r t m u t   R a u c h**

**K a r s t e n   B r a c h**

Siemens AG  
Large Drives Applications  
Nonnendammallee 72, 13629 Berlin



Dieser Fachaufsatz steht unter der Lizenz Creative Commons  
Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)