

Anforderungen an Condition-Monitoring-Verfahren zur Nutzung im zuverlässigkeitsgeregelten Betrieb adaptiver Systeme

Dipl.-Ing. **Tobias Meyer**, **James K. Kimotho**, M.Sc., Prof. Dr.-Ing. **Walter Sextro**, Mechatronik und Dynamik, Universität Paderborn

Kurzfassung

Intelligente technische Systeme, die in der Lage sind, sich an geänderte Umgebungsbedingungen anzupassen, ermöglichen eine Adaption anhand der aktuell erreichten Zuverlässigkeit. Zu diesem Zwecke kann ein geschlossener Regelkreis formuliert werden, der dazu geeignet ist, den Betriebspunkt des Systems während der gesamten Lebensdauer anzupassen. Dadurch wird eine harte Umschaltung während des Betriebs vermieden und die Verhaltensanpassung ist vom Nutzer weitgehend unbemerkt möglich. Dazu wird die aktuelle Restlebensdauer mit einer vorgegebenen Restlebensdauer verglichen. Durch Änderung der vorgegebenen Restlebensdauer lässt sich auch eine Anpassung der gewünschten Nutzungsdauer erreichen, beispielsweise um veränderte Wartungsintervalle einzuhalten.

Zu diesem Zwecke ist es allerdings notwendig, die aktuell erreichte Zuverlässigkeit zu schätzen. Für die Regelung ist dabei die aktuelle Restlebensdauer der wichtigste Parameter, da er als Istwert direkt mit der gewünschten Restlebensdauer als Sollwert verglichen wird und als Reglereingang dient. Für die Genauigkeit der Regelung ist daher die Bestimmung der Restlebensdauer von entscheidender Bedeutung. Es wird ein Modell des Regelkreises vorgestellt, das auch den Einfluss einer fehlerhaften Restlebensdauerschätzung auf die Verhaltensanpassung abbildet. Dadurch ist es möglich, Grenzen der Verhaltensanpassung und die zur Einhaltung notwendige Genauigkeit der Restlebensdauerschätzung zu bestimmen.

Es gibt zahlreiche Ansätze, die Restlebensdauer zu schätzen, die aufgeteilt werden in modellbasierte Verfahren und datengetriebene Verfahren. Die individuelle Eignung eines jeden Verfahrens sowie die Modellbildung oder die Nutzung geeigneter Algorithmen ist stark systemabhängig. Um die Auswahl von Verfahren und Modellen oder Algorithmen zu ermöglichen, werden zunächst die Anforderungen an die Restlebensdauerschätzung zur Nutzung als Regelungs-Istwert bestimmt. Verschiedene Verfahren werden sodann hinsichtlich ihrer Eignung evaluiert und Anwendungsgrenzen aufgezeigt.

Einführung

Zuverlässigkeitsadaptive Systeme sind in der Lage, ihr Verhalten selbstständig an die aktuelle Systemzuverlässigkeit anzupassen. Dies kann dazu genutzt werden, die verbleibende Lebensdauer über die Wahl des aktuellen Verhaltens zu beeinflussen und somit eine gewünschte Lebensdauer sicherzustellen. Die dazu notwendigen Voraussetzungen umfassen einerseits eine Möglichkeit zur Verhaltensanpassung, die beispielsweise über Selbstoptimierung hergestellt werden kann, und andererseits eine Erkennung der aktuellen Lebensdauer. Dies geschieht bevorzugt über Condition Monitoring basierend auf Lernverfahren, wobei aber nicht alle Verfahren gleichermaßen geeignet sind.

Im Folgenden geben wir einen Überblick über Möglichkeiten zur Zuverlässigkeitsregelung und Verfahren des Condition Monitorings. Im zweiten Kapitel schließt sich eine detaillierte Vorstellung bestehender Konzepte zur Zuverlässigkeitsregelung an, aus der sich Anforderungen an Condition Monitoring-Verfahren ergeben. Diese werden in Kapitel 0 zur Auswahl geeigneter Messdaten und in Kapitel 0 zur Auswahl von Condition Monitoring-Verfahren herangezogen. Im Abschluss folgt eine Zusammenfassung der Erkenntnisse.

Vorstellung Zuverlässigkeitsregelung

Der Begriff zuverlässigkeitsadaptiver Systeme wurde in [1] geprägt und beschreibt ganz allgemein Systeme, die ihr Verhalten an die aktuelle Zuverlässigkeit anpassen. Konkrete Umsetzungen ergeben sich durch Life-Extending Control [2], das Safety and Reliability Control Engineering-Concept [3], das Mehrstufige Verlässlichkeitskonzept [4] oder durch zuverlässigkeitsgeregelten Betrieb [5].

Allen Verfahren ist gemein, dass über klassische Ansätze zur Steigerung der Zuverlässigkeit einer Flotte von Systemen hinaus jedes individuelle System so angepasst wird, dass seine Zuverlässigkeit, dabei insbesondere die verbleibende Nutzungsdauer, verändert wird. Dies wird durch die Anpassung von Regelparametern, Systemvorgaben oder ähnlichen, während des Betriebs veränderlichen Größen, erreicht. Dabei können verschiedene Ziele verfolgt werden, wie etwa das Sicherstellen einer vorgegebenen Nutzungsdauer bei möglichst gutem Systemverhalten, die Maximierung der Nutzungsdauer bei gerade ausreichend gutem Systemverhalten oder gleichmäßige Degradation mehrerer parallel betriebener Systeme.

Soll die verbleibende Nutzungsdauer mit in die Auswahl der Betriebsparameter einfließen, ist es notwendig, sie während des Betriebs ständig zu schätzen. Zu diesem Zwecke werden Condition Monitoring-Verfahren eingesetzt.

Condition Monitoring

Condition Monitoring oder die Zustandsüberwachung eines technischen Systems beinhaltet die kontinuierliche oder regelmäßige Datensammlung von einem Netz von Sensoren oder Betriebsdaten, um den Zustand eines Systems zu schätzen, während das System in Betrieb ist. Diese Daten werden verarbeitet, um Zustands-Kennzahlen, die verschiedenen Zustände eines Systems zugeordnet sind, zu identifizieren. Diese können nachfolgend als Eingangssignal zur Wartungsentscheidung oder für zuverlässigkeitsadaptive Systeme verwendet werden. Dadurch kann die Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit und Sicherheit des Systems erhöht werden. Bild 1 zeigt die Elemente eines Zustandsüberwachungssystems [6].

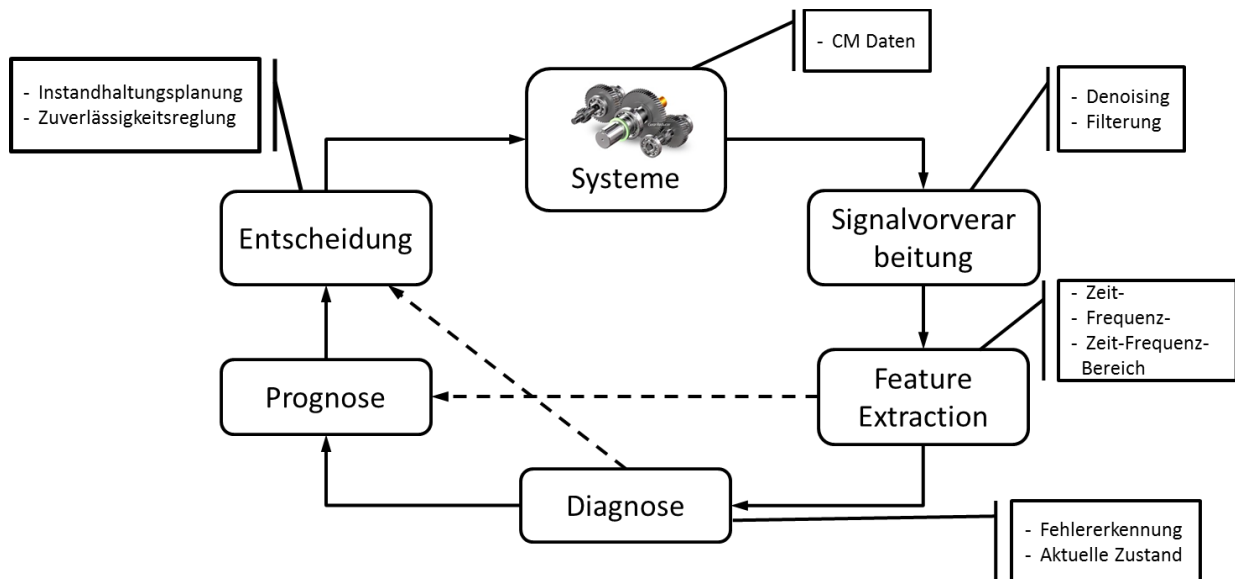


Bild 1: Elemente eines Zustandsüberwachungssystems [6]

Bei einfachen Anwendungen können die extrahierten Merkmale verwendet werden, um Systemauffälligkeiten zu erkennen und eine Entscheidung aufgrund dieser Angaben zu ermöglichen. Soll zustandsorientierte Instandhaltung genutzt werden, so ist eine Zustandsüberwachung auf höherem Niveau notwendig. Dabei werden Diagnose und Prognose genutzt, um die Wartung basierend auf dem aktuellen Zustand des Systems und der geschätzten Restnutzungsdauer (RUL) zu planen. Dieser Ansatz kann um ein Modul, das die Information des Zustandsüberwachungssystems nutzt, um die Zuverlässigkeit zu steuern, ergänzt werden. Dies bildet den Rahmen dieser Arbeit.

Umsetzung Zuverlässigkeitsregelung

Verschiedene Verfahren zur Umsetzung einer Anpassung des Systemverhaltens an die aktuelle Systemzuverlässigkeit waren und sind Gegenstand der Forschung. Dabei hat sich insbesondere eine Kombination aus flexiblen Reglerauslegungsverfahren mit der Bewertung

des Systemverhaltens hinsichtlich mehrerer Zielgrößen herausgebildet. Wird dabei eine Zielgröße ergänzt, die die Schädigung des Systems berücksichtigt, kann durch Priorisierung dieser Zielgröße ein Kompromiss zwischen Schädigung und weiteren Zielgrößen, wie etwa der Güte des Systemverhaltens, erreicht werden.

Life-Extending Control [7] beruht auf einer Integration der Modelle von Systemdynamik und Systemschädigung. Regler werden sodann situationsabhängig anhand des kombinierten Modells darauf ausgelegt, bestimmte Anforderungen hinsichtlich Schädigung und Systemverhalten zu erfüllen. Die Regler werden dabei als LQR-Regler oder als H_∞ -Regler ausgelegt, sodass die Ziele während des Entwurfs berücksichtigt werden können. Ohne Rückführung der aktuellen Zuverlässigkeit kann dies genutzt werden, um das Systemverhalten jederzeit gerade ausreichend gut zu halten und dabei die Zuverlässigkeit zu maximieren, was in Zusammenhang mit zustandsabhängiger Wartung nutzungsdauersteigernd wirkt. Die Realisierbarkeit wurde an zahlreichen isolierten Systemen aus der Luft- und Raumfahrt simulativ evaluiert. Als Beispiele seien hier insbesondere die Schadensüberwachung von Hubschraubern [8] und von Raketentriebwerken [2] genannt. Ein alternativer Ansatz zur Umsetzung ist die Nutzung von Selbstoptimierung, die Systeme in die Lage versetzt, sich selbstständig an äußere oder innere Änderungen der Anforderungen an das System und an Änderungen in der Umgebung anzupassen [9]. Dabei werden die Möglichkeiten entweder im „Mehrstufigen Verlässlichkeitskonzept“ [4] genutzt für eine diskrete Anpassung als Reaktion auf unerwünschte Ereignisse, wie beispielsweise einen zu frühen Ausfall oder ein Sicherheitsrisiko [4], oder in einem geschlossenen Zuverlässigkeits-Regelkreis für eine kontinuierliche Anpassung des Systemverhaltens [5]. Beiden Ansätzen ist gemein, dass das bevorzugte Verfahren zur Bestimmung möglicher Betriebspunkte die numerische Mehrzieloptimierung ist. Dabei werden mehrere, üblicherweise konfliktäre, Ziele zugleich minimiert, was zu Pareto-optimalen Lösungen führt. In die Ziele geht dabei das Systemverhalten, beispielsweise über ein Modell der Systemdynamik, ein. Optimierungsparameter können dabei Reglerparameter unabhängig vom Auslegungsverfahren sein, es können aber auch Optimalsteuerungsprobleme gelöst werden, die ein System von einem bekannten Anfangs- in einen gewünschten Endzustand überführen und als Ergebnis eine Trajektorie über einen Zeithorizont liefern.

Im Folgenden beschränken wir uns auf die Betrachtung zuverlässigkeitsgeregelten Betriebs, da dieser die Vorteile von Life Extending Control, insbesondere die kontinuierliche Anpassung, und die Vielseitigkeit des Mehrstufigen Verlässlichkeitskonzepts vereint.

Zuverlässigkeitsgeregelter Betrieb

Die vielseitige Einsetzbarkeit von zuverlässigkeitsgeregelterm Betrieb basiert auf der Nutzung von Mehrzieloptimierung zur Bestimmung möglicher Betriebspunkte. Das zugrundeliegende Mehrzieloptimierungsproblem beinhaltet ein Modell der Systemdynamik, das für ein charakteristisches Manöver simuliert wird. Das charakteristische Manöver muss dabei repräsentativ für die betrachtete Situation sein. Ändert sich die Situation grundlegend, ist unter Umständen eine neue Optimierung während des Betriebs nötig. Ergebnis der Simulation sind Zielgrößen zur Bewertung der gewünschten Systemmerkmale, etwa Komfort, Energieverbrauch oder die Dauer für das charakteristische Manöver, und eine oder mehrere Zielgrößen, die die Schädigung des Systems repräsentieren. Dies kann etwa Reibleistung bei Systemen mit Reibung, Schwingspiele oder Kräfte bei dynamisch belasteten Komponenten sein.

Zur Verhaltensanpassung kommt dann ein Kaskadenregler, dargestellt in Bild 2, zum Einsatz, der in der inneren Schleife das gewünschte Systemverhalten und in der äußeren die verbleibende Lebensdauer sicherstellt. Aus der Abbildung ist unmittelbar ersichtlich, dass die Differenz zwischen gewünschter verbleibender Lebensdauer zum aktuellen Zeitpunkt und der tatsächlich vorhandenen verbleibenden Lebensdauer als Reglereingang gebildet wird. Dies setzt eine Erkennung der aktuellen verbleibenden Lebensdauer voraus, die zu jedem Zeitpunkt der Berechnung des nächsten Regeleingriffes zur Verfügung stehen muss. Dies ist, außer bei sehr trägen Systemen, nur mit automatisierten Lösungen möglich, nicht jedoch mit manuell durchgeführten Untersuchungen.

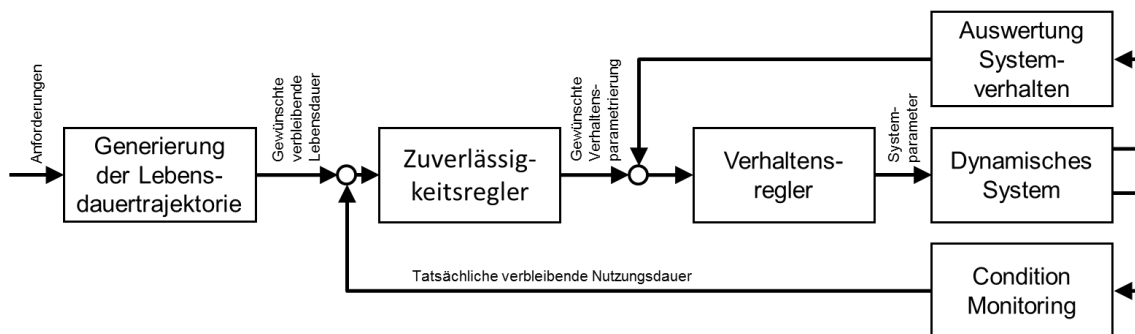


Bild 2: Prinzipaufbau des Regelkreises zur Anpassung der Systemzuverlässigkeit während des Betriebs

Die Vorhersage der verbleibenden Nutzungsdauer muss daher von einem effizienten Algorithmus in nahezu-Echtzeit durchgeführt werden, dabei noch möglichst genau sein und robust gegenüber Systemänderungen. Das Grundprinzip der Verhaltensanpassung bedingt außerdem, dass die Vorhersage bei veränderlichem Betriebspunkt weiterhin möglich ist. Da der geschätzte Zustand als Istwert in einem geschlossenen Regelkreis verwendet wird, kann

durch betriebspunktabhängige fehlerhafte Schätzung die Stabilität beeinträchtigt werden. Da jedoch durch den Verhaltens- und den Zuverlässigkeitsregler lediglich der Betriebspunkt des Systems aus vorab festgelegten Möglichkeiten ausgewählt wird, ist selbst bei einer instabilen Verhaltensanpassung das eigentliche Systemverhalten stabil und sicher.

Auswahl und Vorbereitung von Messdaten für Condition Monitoring

Der Erfolg eines Zustandsüberwachungssystems ist abhängig von für den aktuellen Zustand relevanten Informationen, die in den erfassten Daten enthalten sind. Dabei sollte aber der Umfang der erfassten Daten so gering wie möglich gehalten werden. Es ist daher wichtig, genau die Daten zu sammeln, die die meisten Informationen über den Zustand der verschiedenen Komponenten innerhalb des Systems enthalten. Um die Kosten und die Komplexität des Systems zu verringern, ist es darüber hinaus wichtig, eine möglichst geringe Anzahl Sensoren zu nutzen. Dabei sollen in erster Linie diejenigen Sensoren eingesetzt werden, die für Primärfunktionen der Anlage ohnehin vorhanden sind. Um zu überprüfen, ob diese geeignet sind, werden die Daten vorverarbeitet und, um die Dimensionalität zu verringern, charakteristische Merkmale extrahiert. Bilder 3-5 zeigen Zustandsüberwachungsdaten für verschiedene Systeme und entsprechende Merkmale, die den Verlauf der Degradation zeigen.

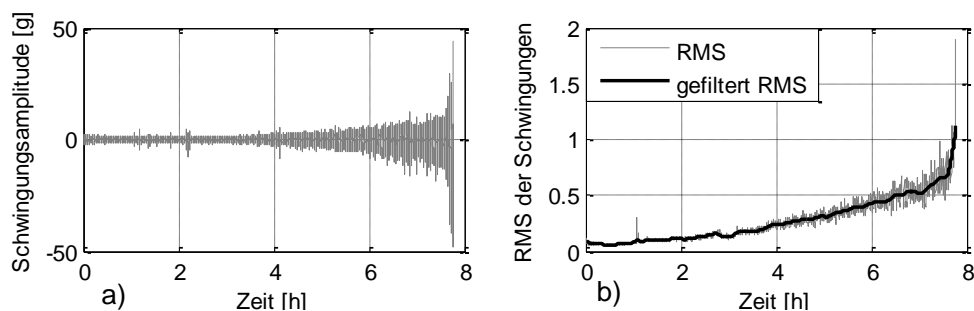


Bild 3: Zustandsüberwachungsdaten eines Kugellagers, a) Rohe Schwingungsdaten und b) Extrahierte Merkmale, die den Degradierungstrend zeigen

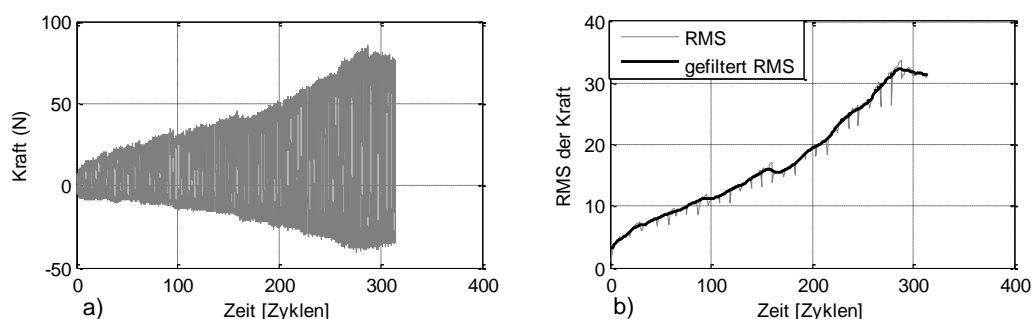


Bild 4: Zustandsüberwachungsdaten des Werkzeugs einer Fräsmaschine a) Kraftdaten b) Extrahierte Merkmale, die den Verlauf des Verschleißes zeigen

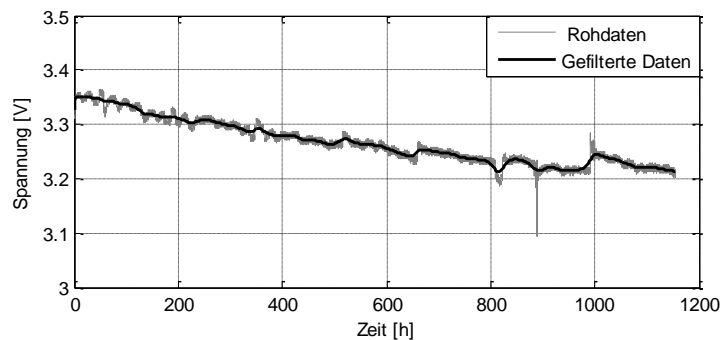


Bild 5: Spannungsdaten von Protonenaustauschmembran-Brennstoffzellen, die auch zur Überwachung der Leistungsfähigkeit genutzt werden

Auswahl des Condition Monitoring-Ansatzes

Die Wahl des Condition-Monitoring-Ansatzes hängt von den zur Verfügung stehenden Zustandsüberwachungsdaten und weiteren zusätzlichen Informationen über die Degradation des Systems ab. Typische Ansätze auf der Basis verfügbarer Daten und Systeminformationen werden in diesem Abschnitt erörtert.

Modellbasierte Zustandsüberwachung

Bei dieser Methode wird ein Systemmodell genutzt, das die Degradation abbildet. Es basiert auf einer vollständigen Beschreibung des Systems und der Degradationsvorgänge von Grund auf. Variablen des Systemmodells, die mit Fehlerarten korrelieren, können dann durch Simulation des Systemmodells unter Berücksichtigung der Nutzung und der Umgebung, evaluiert werden. Somit wird eine Vorhersage der Restnutzungsdauer möglich [10]. Modellbasierte Verfahren zur Vorhersage der Restnutzungsdauer können leicht in zuverlässigkeitsadaptive Systeme integriert werden und sind erste Wahl, wenn ein Systemmodell zur Verfügung steht. Allerdings erfordert die Modellentwicklung ein umfassendes Verständnis des Systems und kann für komplexe Systeme sehr schwierig zu entwickeln sein. Die Simulation des Systemmodells kann auch sehr rechenintensiv sein und ist möglicherweise nicht für Systeme mit sehr kurzen Lebensdauern geeignet.

Datengetriebene Zustandsüberwachung

Datengetriebene Vorhersagemethoden verwenden Maschinenlernverfahren, um Zustandsüberwachungsdaten auf die Restnutzungsdauer oder auf eine Zustands-Kennzahl, die mit der Degradation des Systems korreliert, abzubilden. Die Vorhersagemodelle sind ausschließlich auf Messdaten basiert, deshalb ist eine gründliche Kenntnis des Systems oder gar Modellierung nicht notwendig [6]. Maschinenlernverfahren, wie neuronale Netze, Support

Vector Machines (SVM), Klassifikations- und Regressionsbäume, Random forests, k nearest neighbors (k-NN), usw. können verwendet werden. Die Verfahren werden zunächst offline zum Anlernen eines Modells genutzt. Dabei wird ein Modell erstellt, das Zustandsüberwachungsdaten auf ein Ziel (Restnutzungsdauer oder Zustands-Kennzahl) abbildet. Dazu sind sowohl Zustandsüberwachungsdaten als auch die zugehörige tatsächliche Restnutzungsdauer oder Zustands-Kennzahl als Trainingsdaten notwendig. Das Modell kann dann online mit Zustandsüberwachungsdaten eines ähnlichen Systems verwendet werden, um die Restnutzungsdauer in Echtzeit zu schätzen. Diese Verfahren sind einfach zu implementieren, da eine Anzahl gebrauchsfertiger Pakete verfügbar ist. Die Verfahren sind leicht an unterschiedliche Systeme anzupassen. Jedoch erfordern die Verfahren eine Menge von Trainingsdaten, um das darunterliegende Verhalten des Systems zu lernen. Die Trainingsdaten sind teuer zu erzeugen und erfordern viel Zeit. Die Verfahren sind auch anfällig für „over-fitting“ (Messdaten werden sehr genau abgebildet, neue Daten jedoch sehr ungenau) oder „underfitting“ (alle Daten werden ungenau abgebildet) in Abhängigkeit von der Datenmenge, die für das Training zur Verfügung steht. Darüber hinaus können die Verfahren sowohl bei Analyse und Umsetzung rechenintensiv sein [6].

a) Zustandsschätzung

Für Systeme, die diskrete Zustände während der Degradation zeigen, kann ein Klassifizierungsverfahren verwendet werden. Dieses klassifiziert die Zustandsüberwachungs-Daten anhand gegebener Zustände. Diese Klassifikation ermöglicht zwar noch keine Regelung der Systemzuverlässigkeit, ist aber bereits zur Erkennung kritischer Zustände geeignet. Soll kontinuierlich geregelt werden, kann anhand der von anderen, ähnlichen Systemen bekannten Restnutzungsdauer innerhalb eines jeden Zustands die Restnutzungsdauer geschätzt werden [11]. Nur bei wenigen Systemen ist diese Schätzung für eine zufriedenstellende Regelung ausreichend. Algorithmen des maschinellen Lernens, wie Support Vector Machines, Klassifikations- und Regressionsbäume, Random forests, k nearest neighbors (k-NN), neuronale Netze, usw. können verwendet werden, um den aktuellen Zustand zu erkennen und

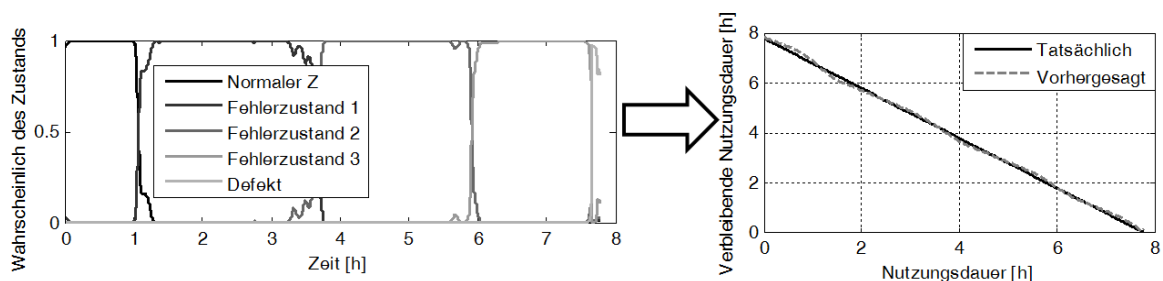


Bild 6: Schätzung der Restnutzungsdauer in Abhängigkeit von der Wahrscheinlichkeit des jeweiligen Zustands

damit die Restnutzungsdauer zur aktuellen Zeit zu schätzen. Bild 6 zeigt die Zustände eines degradierenden Kugellagers und eine Vorhersage der Restnutzungsdauer zu einem bestimmten Zeitpunkt.

b) Abbilden der extrahierten Merkmale auf die Restnutzungsdauer

Wenn Zustandsüberwachungsdaten bis zum Ausfall für ähnliche Systeme verfügbar sind, können die Merkmale, die den Verlauf der Degradation des Systems zeigen, auf die Restnutzungsdauer abgebildet werden. Maschinelle Lernverfahren wie neuronale Netze werden verwendet [12]. Bild 7 zeigt eine Anwendung. Aufgrund der direkten Abbildung ist dieser Ansatz bei vielen Systemen in der Lage, die Restnutzungsdauer gut zu schätzen. Er ist daher insbesondere auch gut für sich kontinuierlich anpassende zuverlässigkeitsadaptive Systeme geeignet, da die Restnutzungsdauer ebenso als kontinuierlicher Wert berechnet wird.

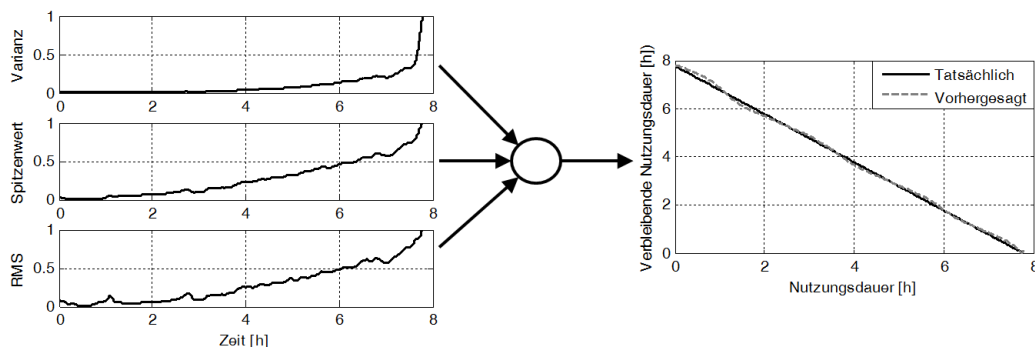


Bild 7: Abbildung von extrahierten Merkmalen zu Restnutzungsdauer

c) Abbilden der extrahierten Merkmale auf eine Zustands-Kennzahl

Für den Fall, dass die Zustands-Kennzahl gemessen werden kann, können die aus den Zustandsüberwachungsdaten extrahierten Merkmale direkt auf die Zustands-Kennzahl abgebildet werden [10]. Die abgebildete Zustands-Kennzahl wird extrapoliert bis eine Schwelle erreicht wird, um die Restnutzungsdauer zu bestimmen. Ein in Bild 8 dargestelltes Beispiel ist die Nutzung von Zustandsüberwachungsdaten um den Werkzeugverschleiß zu schätzen.

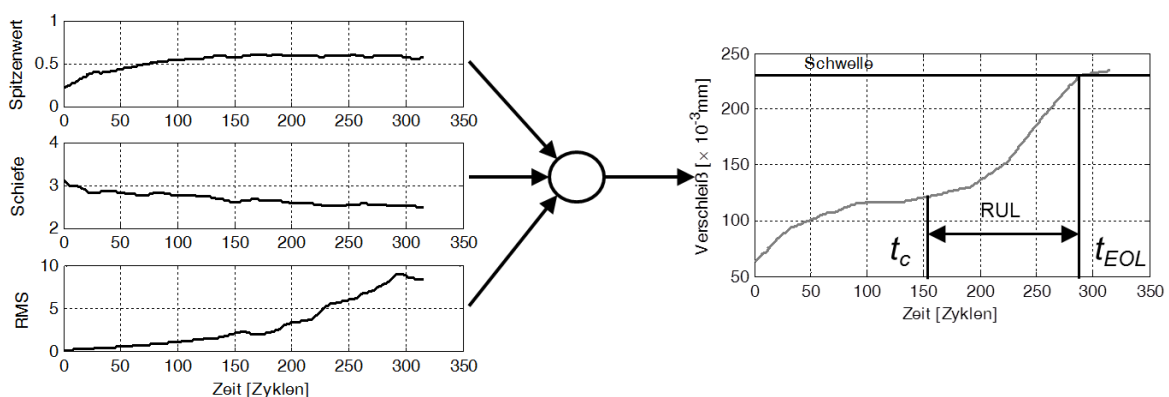


Bild 8: Abbilden der extrahierten Merkmale auf die Zustands-Kennzahl

Die Zustands-Kennzahl hat den Vorteil, nicht nur diskrete Werte (Zustände) annehmen zu können, aber ermöglicht die Schätzung der Restnutzungsdauer nur mit zusätzlichen Hilfsfunktionen. Somit hängt die Eignung für eine kontinuierliche Verhaltensanpassung vor allem von der Güte der Extrapolation der aktuellen Zustands-Kennzahl ab.

d) Propagation der Zustands-Kennzahl

Für den Fall, dass die Zustandsüberwachungsdaten aus einer Zustands- oder Leistungs-Kennzahl bestehen, können diese Kennzahlen bis zu einer vorbestimmten Schwelle propagiert werden. Methoden wie Particle-Filter, Kalman-Filter, usw. können verwendet werden, um die Restnutzungsdauer zu schätzen. Ein typisches Beispiel, wie in Bild 9 dargestellt, ist die Nutzung des Spannungsabfalls von Protonenaustauschmembran-Brennstoffzellen um die Restnutzungsdauer zu schätzen [13]. Durch Propagation der Zustands-Kennzahl wird die Problematik einer Extrapolation vermieden, wie sie in Fall c) besteht. Die zur Propagierung eingesetzten Algorithmen erlauben eine höhere Genauigkeit und sind daher besser als Grundlage einer Verhaltensanpassung geeignet.

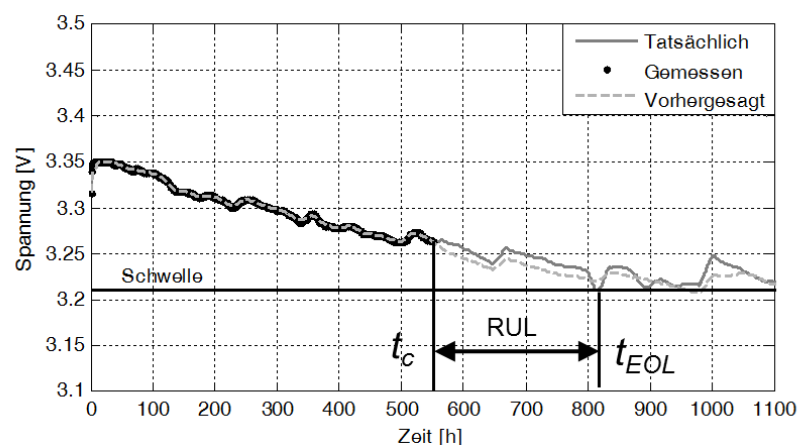


Bild 9: Schätzung der Restnutzungsdauer durch die Ausbreitung der Leistungskennzahl

Zusammenfassung

Die Erkennung der Restnutzungsdauer oder des Zustands eines Systems ermöglicht eine autonome Reaktion durch eine Verhaltensanpassung. Systeme, die dies implementieren, werden zuverlässigkeitsadaptive Systeme genannt. Es wurden mögliche Umsetzungen mit unterschiedlichen Funktionalitäten kurz vorgestellt. Zuverlässigkeitsgeregelter Betrieb als vielseitige Möglichkeit kann besonders gut mit Condition-Monitoring-Verfahren kombiniert werden. Die sich daraus ergebenden Anforderungen an die Condition-Monitoring-Verfahren wurden vorgestellt und verschiedene Ansätze hinsichtlich ihrer Nutzbarkeit bewertet.

Für die Nutzung eines Condition-Monitoring-Systems als Grundlage eines zuverlässigkeits-adaptiven Systems ist eine möglichst genaue Vorhersage der Restnutzungsdauer notwendig. Dazu werden Zustandsüberwachungsdaten während des Betriebs aufgenommen und es wird die Restnutzungsdauer über ein Modell geschätzt.

Die bestmögliche Schätzung ist dabei von einem Modell zu erwarten, das die extrahierten Merkmale direkt auf die Restnutzungsdauer abbildet. Dieses kann entweder auf Basis der physikalischen Effekte aufgebaut worden sein oder mit Hilfe von Lernverfahren automatisch generiert werden. Ist der Aufbau oder die Generierung eines solchen Modells nicht möglich, aber können die Merkmale mit Hilfe von Lernverfahren auf eine Zustands-Kennzahl abgebildet werden, so kann diese zur Schätzung der Restlebensdauer propagiert oder extrapoliert werden. Aufgrund besserer Algorithmen ist bei einer Propagierung eine etwas bessere Genauigkeit als von einer Extrapolation zu erwarten. Ist auch dies nicht möglich, bleibt das Schätzen von Zuständen des Systems. Diese können nur eingeschränkt für eine kontinuierliche Anpassung genutzt werden, sind aber zumindest für eine Reaktion auf unerwünschte Ereignisse geeignet.

Danksagung

Diese Arbeit ist innerhalb des Forschungsprojekts Spitzencluster ‚it’s owl‘ (Intelligente technische Systeme OstWestfalenLippe) vom Bundesministerium für Bildung und Forschung gefördert und vom Projektträger Karlsruhe betreut worden. Die Autoren danken dem Deutschen Akademischen Austauschdienst und dem Ministry of Higher Education Science and Technology, Kenya.

Literatur

- [1] U. K. Rakowsky, „An Introduction to Reliability-Adaptive Systems,“ in *Advances in Safety and Reliability. Proceedings of the European Conference on Safety and Reliability – ESREL 2005*, 2005.
- [2] X. Dai und A. Ray, „Damage-Mitigating Control of a Reusable Rocket Engine, Parts I and II,“ *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Bd. 118, Nr. 3, pp. 409-415, September 1996.
- [3] D. Söffker und U. K. Rakowsky, „Perspectives of monitoring and control of vibrating structures by combining new methods of fault detection with new approaches of reliability engineering,“ in *A Critical Link: Diagnosis to prognosis; Proc. 12th ASME Conference on Reliability, Stress Analysis and Failure Prevention*, 1997.

- [4] C. Sondermann-Wölke und W. Sextro, „Integration of Condition Monitoring in Self-optimizing Function Modules Applied to the Active Railway Guidance Module,“ *International Journal On Advances in Intelligent Systems*, Nr. 3, pp. 65-74, 2010.
- [5] T. Meyer und W. Sextro, „Closed-loop Control System for the Reliability of Intelligent Mechatronic Systems,“ in *Proceedings of the Second European Conference of the Prognostics and Health Management Society 2014*, 2014.
- [6] K. Goebel, A. Saxena, M. Daigle, J. Celaya und I. Roychoudhury, „Tutorial: Introduction to Prognostics,“ *First European Conference of the Prognostics and Health Management*, 2012.
- [7] A. Ray, X. Dai, M. Carpino und C. F. Lorenzo, „Damage-mitigating control: an interdisciplinary thrust between controls and material science,“ in *American Control Conference*, 1994.
- [8] D. O. Bridges, J. F. Horn und A. Ray, „Model-Following Control of a Military Helicopter with Damage Mitigation,“ in *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*, 2005.
- [9] J. Gausemeier, F.-J. Rammig, W. Schäfer und W. Sextro, Hrsg., *Dependability of Self-optimizing Mechatronic Systems*, Heidelberg New York Dordrecht London: Springer, 2014.
- [10] C. Sankavaram, B. Pattipati, A. Kodali, K. Pattipati, M. Azam, S. Kumar und M. Pecht, „Model-based and Data-driven Prognosis of Automotive and Electronic Systems,“ *5th Annual IEEE Conference on Automation Science and Engineering*, August 2009.
- [11] J. Kimotho, C. Sondermann-Woelke and W. Sextro, "Machinery Prognostic Method Based on Multi-Class Support Vector Machines and Hybrid Differential Evolution-Particle Swarm Optimization," in *Prognostic and Health Management Conference*, Milano, Italy, 2013.
- [12] J. Kimotho und W. Sextro, „An approach for feature extraction and selection from non-trending data for machinery prognosis,“ *Proceedings of the Second European Conference of the Prognostics and Health Management Society*, Bd. 5, 2014.
- [13] J. Kimotho, T. Meyer und W. Sextro, „PEM fuel cell prognostics using particle filter with model parameter adaptation,“ *2014 IEEE Conference on Prognostics and Health Management*, June 2014.