

Entwicklung verlässlicher, intelligenter Systeme

Herausforderungen und Chancen

Prof. Dr.-Ing. **W. Sextro**, **J. K. Kimotho**, M.Sc., **T. Kaul**, M.Sc., Dipl.-Ing. **T. Meyer**, Lehrstuhl für Mechatronik und Dynamik, Universität Paderborn

Kurzfassung

Intelligente technische Systeme sind durch einen erhöhten Funktionsumfang charakterisiert, der diese dazu befähigt, autonom auf wechselnde Umgebungsbedingungen, Anforderungen und inhärente Systemzustände zu reagieren. Dies kann mit den Methoden der Selbstoptimierung erreicht werden. Hier werden mit Verfahren der Mehrzieloptimierung mögliche Betriebspunkte des Systems bestimmt zwischen denen das System im Betrieb autonom auswählt und somit eine Verhaltensadaption erwirkt. Zur Berechnung der Betriebspunkte ist es notwendig ein Modell des Systemverhaltens aufzustellen und das Verhalten hinsichtlich verschiedener, meist konfliktärer, Ziele zu quantifizieren.

Bei der Modellierung des Systemverhaltens und der Formulierung der Ziele stellt die Absicherung der Verlässlichkeit auf Grund der zunehmenden Systemkomplexität eine große Herausforderung dar, der im Entwicklungsprozess begegnet werden muss. Die Implementierung von Selbstoptimierung bietet darüber hinaus in Kombination mit einer Zustandsüberwachung im Betrieb die Möglichkeit einer zuverlässigkeitsbasierten Verhaltensanpassung, deren Potential zu einer Steigerung der Verlässlichkeit genutzt werden kann.

In dieser Arbeit werden die Entwicklung intelligenter technischer Systeme und die damit verbundenen notwendigen Entwicklungsschritte zur Absicherung der Verlässlichkeit anhand von selbstoptimierenden Systemen betrachtet. Dazu gehören die Formulierung verlässlichkeitsrelevanter Ziele und die Implementierung einer Zustandsüberwachung als Basis für eine zuverlässigkeitsbasierte Verhaltensanpassung. Es werden auf Grundlage einer Beschreibung der Entwicklungsschritte, Potentiale zur Steigerung der Verlässlichkeit sowie Chancen und zukünftige Herausforderungen herausgestellt und diskutiert.

Intelligente technische Systeme

Moderne maschinenbauliche Erzeugnisse sind charakterisiert durch hohe Anforderungen an ihre Leistungsfähigkeit und ihre Verlässlichkeit. Die Verlässlichkeit umfasst dabei unter anderem die Aspekte Zuverlässigkeit, Sicherheit und Verfügbarkeit (1). Um die Leistungsfähigkeit zu erhöhen, wird bereits seit geraumer Zeit die klassische mechanische Struktur durch Aktoren, Sensoren und Informationsverarbeitung ergänzt – diese Systeme werden als mechatronische Systeme bezeichnet. Durch den Einsatz leistungsfähiger Informationsverarbeitung als digitale Regler wird ein gezieltes Beeinflussen der Systemdynamik möglich. Darauf aufbauend haben sich adaptive Systeme ergeben, die sich durch eine Anpassung der Dynamik zur Laufzeit auszeichnen.

Durch die zunehmende Integration von Kommunikationsfähigkeiten, von Sensoren zur Aufnahme der Umgebung von Produkten und durch komplexe Datenauswerteverfahren wird mittlerweile über die reine Adaption des Systemverhaltens hinaus eine intelligente, selbstständige Anpassung des Systems an veränderte Anforderungen, veränderte Situationen und den Systemzustand selbst möglich. Eine Variante, diese Adaptionstelligenz zu implementieren besteht aus der Nutzung von Selbstoptimierung.

Problematisch bei jeglichen Formen der Erweiterung der Informationsverarbeitung ist die steigende Komplexität, die nicht nur durch die Software, sondern auch und insbesondere durch Ersetzung mechanischer Funktionalitäten durch mechatronische Komponenten steigt. Ein Beispiel dafür sind diverse X-by-wire-Systeme im Kraftfahrzeug, die dazu geführt haben, dass die Zuverlässigkeit moderner KFZ maßgeblich durch die zur einwandfreien Funktion notwendige Elektronik beeinflusst wird.

Nachdem in den vergangenen Jahrzehnten einzelne Komponenten oder Systeme innerhalb der Produkte durch mechatronische Systeme ersetzt oder erweitert wurden, ist die aktuelle Herausforderung vernetzte Systeme sicher und zuverlässig interagieren zu lassen. Diese Kombination ermöglicht neuartige Ansätze: Daten können nicht mehr nur innerhalb eines Systems verarbeitet und genutzt werden, sondern werden während des Betriebs dem Nutzer, einer Prozessleitstelle oder dem Hersteller zur Verfügung gestellt. Auf Basis dieser Daten lassen sich moderne Condition Monitoring-Verfahren anwenden, um die Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit einzelner Systeme zu steigern.

Dazu wird die Adaptionfähigkeit nicht mehr nur zur funktionalen Adaption der Systeme genutzt, sondern auch zu einer zuverlässigkeitsbasierten Adaption. Diese ermöglicht eine Anpassung des Systems an die aktuelle Zuverlässigkeit. Die Zuverlässigkeitsanforderungen, die konfliktär zu leistungsorientierten Zielen sein können, werden durch eine Priorisierung dieser Zuverlässigkeitsziele sichergestellt. Da diese Anpassung rein auf Software-Ebene geschieht und

keine weiteren Aktoren im System benötigt, ist die zusätzlich entstehende Komplexität im Rahmen der Softwareentwicklung beherrschbar. Zur Entwicklung einer solchen zuverlässigkeitsbasierten Verhaltensanpassung sind neben der reinen Erkennung des Zustands weitere Schritte notwendig, die den Entwicklungsprozess erweitern.

Entwicklungsprozess selbstoptimierender technischer Systeme

Eine wesentliche Grundlage zur Entwicklung selbstoptimierender Systeme ist die Formulierung von Zielen des Systems. Mittels Mehrzieloptimierungsverfahren werden auf Basis der vorab definierten Ziele mögliche Betriebspunkte berechnet, zwischen denen das System während des Betriebs autonom wählen kann. Zur Nutzung von Mehrzieloptimierung ist allerdings neben der Formulierung der Ziele auch eine exakte Quantifizierung der Zielerreichung notwendig, die nur auf Basis eines Modells des Systemverhaltens erfolgen kann. Das Modell muss dabei den Zusammenhang zwischen allen zur Laufzeit veränderlichen Parametern und allen relevanten Zielen abdecken, was einen ganzheitlichen Modellierungsansatz erfordert. Es reicht nicht mehr, Teilmodelle einzelner Domänen losgelöst voneinander zu betrachten, sondern das Systemmodell muss alle Domänen und eventuell auch sekundäre Teilaspekte beinhalten, die bei einem rein zum Reglerentwurf oder zur Auslegung der mechanischen Struktur aufgestellten Modells nicht notwendig wären. Dies führt zu einer starken Durchmischung der einzelnen Domänen Maschinenbau, Elektrotechnik, Regelungstechnik und Informatik innerhalb des Entwicklungsprozesses. Dabei ergeben sich insbesondere durch die zwangsläufig notwendigen Abstimmungen zwischen den Mitarbeitern der einzelnen Domänen große Risiken in Bezug auf die Modellkonsistenz, die in allererster Linie die Verlässlichkeit des gesamten Systems gefährden (1–3).

Dieser Prozess erfordert die Unterstützung durch geeignete Werkzeuge zur Sicherstellung synchroner Modellierungen innerhalb der einzelnen Domänen. Ein für das Systemverhalten letztendlich maßgebliches Bindeglied stellt dabei das innerhalb der Domäne Regelungstechnik aufgestellte Modell des Systemverhaltens dar, das die dynamischen Eigenschaften mechanischer Komponenten (Elastizitäten, Massen,...), elektronische Teilsysteme (Energieversorgung, Filter, Sensoren,...) mit den für das Verhalten entscheidenden Regelgesetzen und ihren Parametern verknüpft, die dann zur Erzeugung von Steuergerätecode dienen. Durch die Festlegung dieser Reglerparameter wird auch über die Lebensdauer physischer Komponenten des Systems entschieden. Denn hohe Reglerdynamik führt meist zu hohen Geschwindigkeiten, Stellkräften und Strömen, zu niedriger Reglerdynamik kann dagegen ungewolltes Systemverhalten wie starke Überschwinger begünstigen. Somit kann eine nicht optimale Reglerdynamik die zugehörigen Komponenten stark belasten und zu einer kürzeren Lebensdauer führen. Die

genutzte Reglerdynamik ist dadurch eine maßgebliche Stellgröße, die zwischen dynamischen Systemverhalten und seiner Zuverlässigkeit ausgewählt werden kann. Während der Entwicklung selbstoptimierender Systeme ist daher eine selbstständige Auswahl von Reglerparameter während des Betriebs auf Basis der vorab formulierten Ziele der Schlüssel zur Implementierung von Verhaltensadaption. Die zur Berechnung möglicher Betriebspunkte notwendige Quantifizierung der Zielwerte bewertet dabei das (dynamische) Systemverhalten, muss aber zugleich auch die gegensätzliche Zuverlässigkeit bewerten. Für die Abbildung beider Aspekte ist eine Integration der Zuverlässigkeitsmodellierung in das Verhaltensmodell geeignet.

Integrierte Modellierung zur Absicherung von Verlässlichkeits- und Verhaltensanforderungen

Die Absicherung von Verlässlichkeits- und Verhaltensanforderungen in selbstoptimierenden Systemen erfordert eine geeignete Quantifizierung der gewählten Ziele. Zur Abbildung der Verhaltensanforderungen (Effizienz, Betriebskosten, Performance u. a.) eignen sich beispielsweise Kostenfunktionale, die das Verhalten direkt bezüglich der Ziele bewerten. Die Abbildung der Verlässlichkeit erfordert dem gegenüber eine eigenständige Modellierung, die nicht kongruent zu dem Modell des Systemverhaltens ist. Die Herausforderung ist die Modellierung des Zusammenhangs zwischen Systemverhalten, Degradation der Systemelemente und Zuverlässigkeit des Gesamtsystems. Diese Aspekte, Verhalten und Zuverlässigkeit von Komponenten und des Gesamtsystems, weisen eine starke Abhängigkeit auf. So verändert der aktuell gewählte Betriebspunkt das (dynamische) Systemverhalten und damit auch die wirkenden Lasten im System selbst. Die Degradation der Systemkomponenten hängt im hohen Maße von diesen Belastungen ab und ist maßgeblich für die Zuverlässigkeit des gesamten Systems. Das bisherige Vorgehen zur Modellierung der Verlässlichkeit ist eine manuelle, auf Expertenwissen basierende Aufgabe, die eine allgemeine geschlossene Betrachtung des Systemverhaltens und der Verlässlichkeit im Rahmen einer Mehrzieloptimierung ausschließt (vgl. Bild 1 oben). In jeder Optimierungsiteration ist eine Synchronisation zwischen Verhaltens- und Verlässlichkeitsmodell erforderlich, die manuell nicht umsetzbar ist. Es ist daher eine automatisierte Ableitung eines Verlässlichkeitsmodells aus dem Modell des Systemverhaltens umzusetzen, um eine geschlossene Modellierung zu erreichen. So ist es möglich, Verlässlichkeits- und Verhaltensanforderungen gleichermaßen in der Mehrzieloptimierung zu betrachten (vgl. Bild 1 unten).

Um die Auswirkung der sich in Abhängigkeit des gewählten Betriebspunkts ändernden Belastungen auf die Degradation der einzelnen Komponenten abzubilden, werden Lebensdauer-

schätzer an relevante Komponenten annotiert und bilden zusammen mit dem Verhaltensmodell das vollständige Systemmodell (Bild 2). Dieses Systemmodell umfasst Verhaltens- sowie Verlässlichkeitsaspekte, hier die Zuverlässigkeit, und wird jeweils für die aktuell gewählten Optimierungsparameter simuliert. Als Eingangsgrößen müssen Soll-Trajektorien für das System gewählt werden, die charakteristische Betriebszustände des Systems abdecken. Dies ist notwendig, um das System für den Betrieb und die zu erwartenden Umgebungs- und Einsatzbedingungen optimieren zu können.

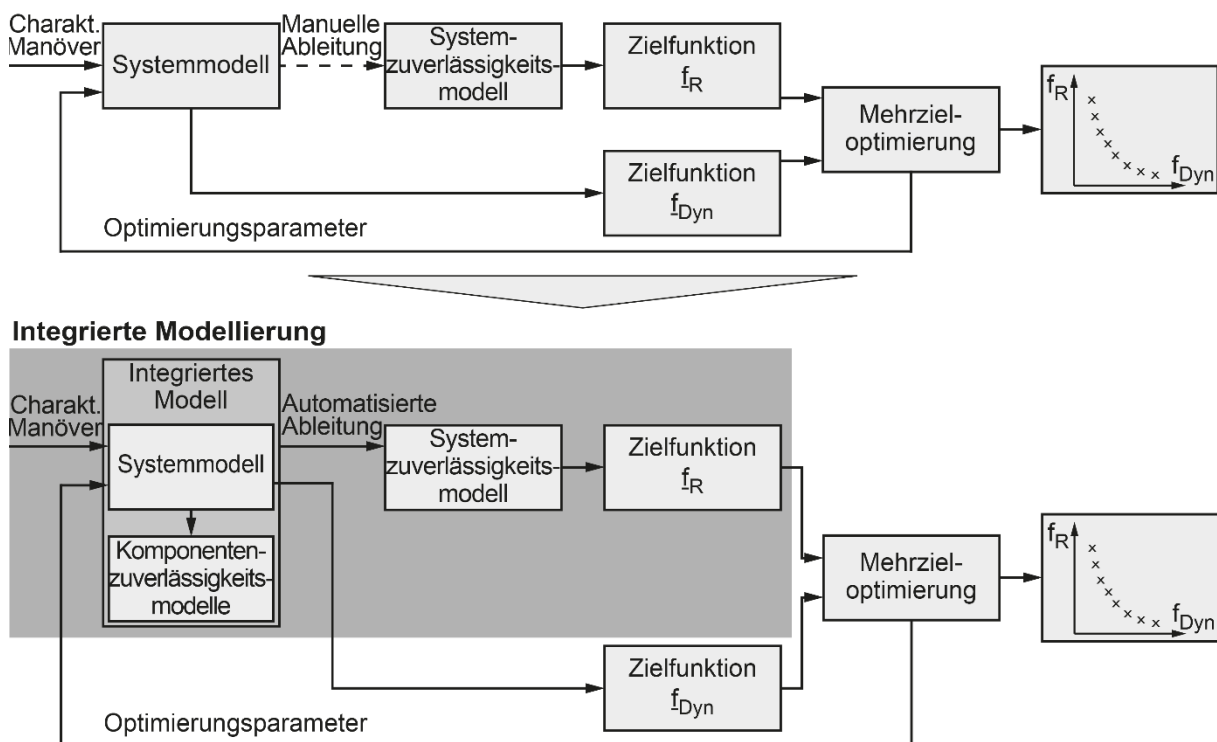


Bild 1: Vergleich der Vorgehen zur Berücksichtigung verlässlichkeitsrelevanter Ziele für die Mehrzieloptimierung (nach (4)). Oben: bisheriges Vorgehen. Unten: Integrierte Modellierung.

Eine automatisierte Ableitung eines Verlässlichkeitsmodells aus dem Systemmodell wird über eine geeignete Transformation ermöglicht (4, 5). Auf Basis des Verlässlichkeitsmodells ist nun die Formulierung verlässlichkeitsrelevanter Zielfunktionen, die Quantifizierung des Systemverhaltens hinsichtlich geforderter Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit und Sicherheit, möglich.

Indem eine geforderte Zuverlässigkeit zu einer bestimmten Nutzungsdauer schon frühzeitig im Entwicklungsprozess berücksichtigt wird, ist es möglich die Obsoleszenz eines technischen Systems gezielt einzustellen. Um die geforderte Nutzungsdauer auch während des Betriebs noch zu beeinflussen ist eine Anpassung des Systemverhaltens während des Betriebs notwendig.

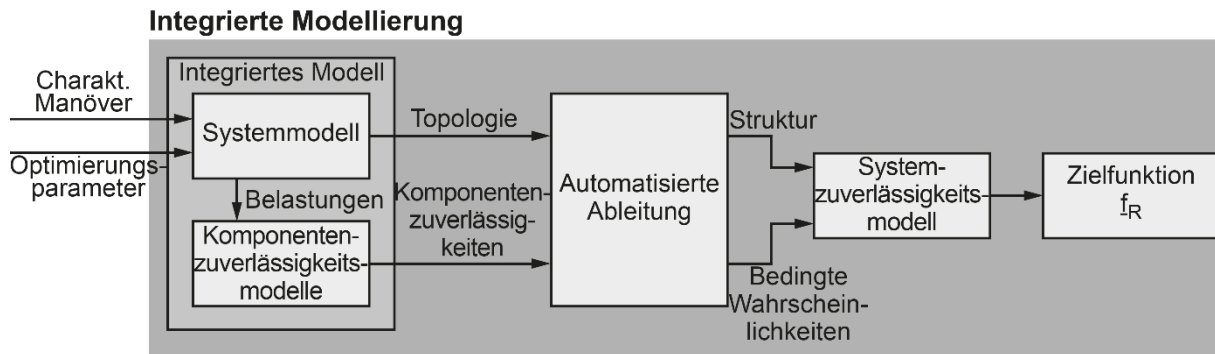


Bild 2: Modellstruktur der Integrierten Modellierung (nach (5))

Verhaltensanpassung

Um die für die Herstellung eines technischen Systems aufgewendeten Ressourcen gut auszunutzen, ist eine möglichst lange Nutzung anzustreben. Dies wird nur dann ermöglicht, wenn Anforderungen der Nutzer erfüllt sind und wenn das System lebensdauergerecht belastet wird. Die erreichbare Lebensdauer befindet sich dabei meist im Konflikt mit den Anforderungen des Nutzers an das Systemverhalten: Starke Nutzung, beispielsweise die ständige Nutzung in einem Bereich, in dem hochdynamische Regler mit großen Stellkräften notwendig sind, beansprucht das System stark und schränkt die Lebensdauer ein.

Die unterschiedliche Belastung ähnlicher Systeme mit resultierend stark unterschiedlichen Lebensdauern erfordert aufwendige Wartungsplanung. Nutzung von Condition Monitoring-Verfahren ermöglicht dabei eine Vorhersage der verbleibenden Nutzungsdauer, die als Basis einer zustandsbasierten Instandhaltung bzw. vorausschauender Wartung genutzt werden kann. Problematisch dabei ist, dass optimale Ressourcennutzung möglichst späte Wartung kurz vor dem tatsächlichen Schadenseintritt erfordert, was die Wartungsplanung zusätzlich kompliziert. Um dies zu erleichtern, kann die Verhaltensanpassungsfähigkeit selbstoptimierender Systeme zur Sicherstellung einer vorab definierten Lebensdauer genutzt werden. Diese schränkt dabei die anderen Ziele des Systems so weit ein, dass die gewünschte Lebensdauer möglichst gut erreicht wird – zugleich aber nur so weit, dass eine bestmögliche Leistungsfähigkeit erhalten bleibt. Als Grundlage dient dabei die Formulierung von mindestens zwei Zielen: Eines muss die Zuverlässigkeit des Systems abbilden, das andere seine Leistungsfähigkeit. Hat ein System mehrere kritische Komponenten, die eventuell sogar selbst konfliktär sind, sind weitere Ziele notwendig. Dies ist der Fall bei allen Systemen mit Redundanz, da dabei mehrere Komponenten oder Teilsysteme die gleiche Teilfunktion erbringen, aber unterschiedliche stark geschädigt werden. Ebenso muss bei mehreren Leistungsfähigkeitszielen die Menge aller Ziele erweitert werden (6).

Für den Fall je eines Zieles findet während des Betriebs eine Abwägung der beiden Ziele gegeneinander statt. Dazu wurden Regelungsverfahren entwickelt, die auf einem Health Index basieren (7). Er ist ein Maß für die Fähigkeit des Systems, weitere Schädigung zu ertragen. Bei einem neuen System ist der Health Index 1, bei einem verbrauchten System zum Zeitpunkt des Schadenseintritts 0. Der gewünschte Health Index wird dabei als zeitveränderlicher Sollwert vorgegeben. Typischerweise ist er streng monoton fallend, Ausnahmen bestehen allerdings für Systeme mit Selbstheilung (beispielsweise Brennstoffzellen, in denen sich die Membran während Ruhezeiten chemisch selbst regeneriert). Die Definition des Zeitverlaufs basiert dabei auf einer Zuverlässigkeits-Zeit, die nicht mit der tatsächlichen Zeit korrelieren muss, und beispielsweise bei Luftfahrzeugen auf Flugstunden oder bei zyklisch belasteten Komponenten auf der Anzahl Betriebszyklen basieren kann. Während des Betriebs wird der aktuelle Health Index des Systems bestimmt und als Istwert genutzt. Das selbstoptimierende System erbringt dann die Funktionalität eines Reglers, der Soll- und Istwert vergleicht und das Verhalten so vorgibt, dass der gewünschte Health Index erreicht wird (6).

Die Verwendung des Health Index ist für Ausfallarten basierend auf einem Degradationsverhalten geeignet. Um Zufallsausfällen, also Ausfallarten ohne erkennbarer Degradation, zu begegnen, wurde ein mehrstufiges Verlässlichkeitskonzept entwickelt. Hier werden online Diagnoseverfahren genutzt, um das Systemverhalten und Umfeldbedingungen zu analysieren und mögliche Komponentenausfälle zu identifizieren. Um aufgetretenen Fehlern zur Laufzeit zu begegnen, wird unter Ausnutzung der Adaptionfähigkeit das Systemverhalten, beispielsweise mit Hilfe von Rekonfiguration, angepasst (8).

Condition Monitoring zur Erkennung des aktuellen Zustands

Condition Monitoring oder die Zustandsüberwachung eines technischen Systems beinhaltet die kontinuierliche oder regelmäßige Datensammlung aus einem Netz von Sensoren oder Betriebsdaten, um den Zustand eines Systems während des Betriebs zu schätzen. Condition Monitoring kann entweder im Aktiv- oder Passiv-Modus durchgeführt werden. Im Aktiv-Modus wird das System mit einer definierten Anregung periodisch angeregt. Dieser Ansatz wird für statische, quasi-statische Systeme oder Systeme mit stochastischer Anregung verwendet, da keine definierte, kontinuierliche Systemantwort gemessen werden kann. Beispiele für solche Systeme sind Strukturen wie Windkraftanlagen, Brücken, Flugzeugrümpfe und Kräne. Auf der anderen Seite weisen die meisten dynamischen Systeme eine gut definierte Antwort auf, die während des Betriebs gemessen werden können. Die gewonnenen Daten werden verarbeitet, um Zustandkennzahlen, die verschiedenen Zuständen des Systems (Health States) zuge-

ordnet sind, zu identifizieren. Diese können nachfolgend als Eingangssignal zur Wartungsent-scheidung oder für zuverlässigkeitsadaptive Systeme verwendet werden. Dadurch kann die Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit und Sicherheit des Systems erhöht werden. Typische Condition Monitoring-Ansätze auf Basis verfügbarer Daten und Systeminformationen werden im Folgenden erörtert (10).

1) Modellbasiertes Condition Monitoring

Bei dieser Methode wird ein Systemmodell genutzt, das die Degradation abbildet. Es basiert auf einer vollständigen Beschreibung des Systems und der Degradationsvorgänge. Die 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 Zustandserkennung möglich. Bild 3 zeigt die Elemente eines modellbasierten Ansatzes zur Zustandserkennung. Modellbasierte Verfahren können leicht in zuverlässigkeitsadaptive Systeme integriert werden und sollten die erste Wahl sein, wenn ein Systemmodell zur Verfügung steht. Allerdings erfordert die Modellentwicklung ein umfassendes Verständnis des Systems, wobei große, komplexe Systeme eine Herausforderung darstellen. Die Simulation komplexer Systemmodelle kann zudem sehr rechenintensiv sein, sodass die umsetzbare Modellkomplexität abhängig ist von der zur Verfügung stehenden Rechenleistung. Auf Grund einer komplexitätsbedingt hohen Simulationsdauer ist dieser Ansatz nicht für Systeme mit sehr kurzen Lebensdauern geeignet.

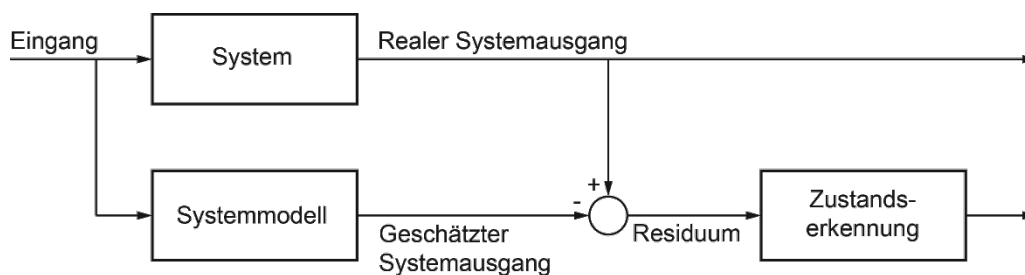


Bild 3: Modellbasierte Zustandserkennung

2) Datengetriebenes Condition Monitoring mittels maschineller Lernverfahren

Datengetriebene Methoden verwenden Maschinenlernverfahren, um Zustandsüberwachungsdaten auf eine Zustandskennzahl, die mit der Degradation des Systems korreliert, abzubilden. Diese Modelle basieren ausschließlich auf Messdaten, wodurch keine tiefgehende Kenntnis des Systems notwendig ist (9). Maschinenlernverfahren, wie neuronale Netze, Support Vector

Machines (SVM), Klassifikations- und Regressionsbäume, Random Forests u. ä., können verwendet werden. Die Verfahren werden zunächst offline zum Anlernen eines Modells genutzt. Dabei wird ein Modell erstellt, das Zustandsüberwachungsdaten auf ein Ziel (Zustandskenn (11)zahl) abbildet (Bild 4). Dazu sind sowohl Zustandsüberwachungsdaten als auch Zustandskennzahl als Trainingsdaten notwendig. Das Modell kann dann online mit Zustandsüberwachungsdaten eines ähnlichen Systems verwendet werden, um den aktuellen Zustand in Echtzeit zu schätzen (12).

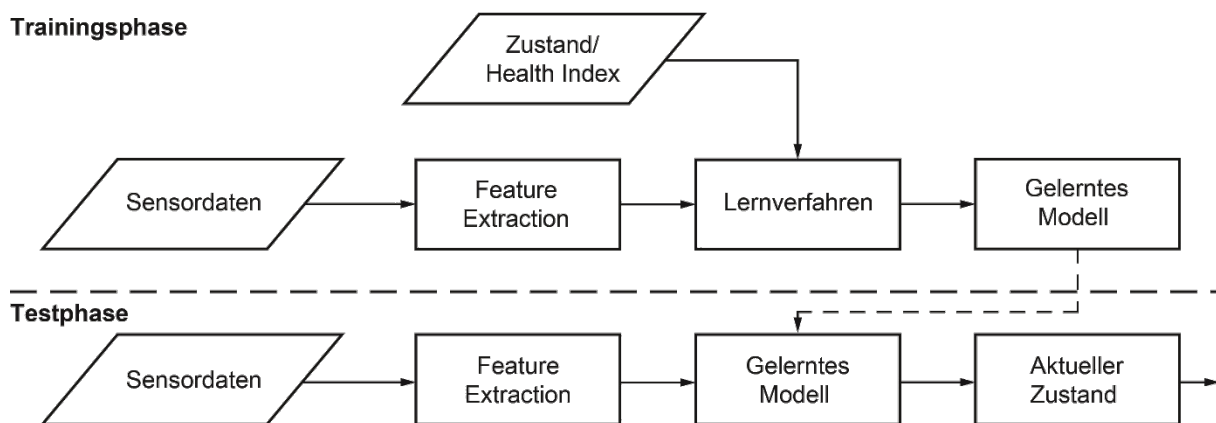


Bild 4: Allgemein Nutzung von maschinellem Lernverfahren zur Zustandsüberwachung

3) Hybrides Condition Monitoring

Um die Genauigkeit der Zustandserkennung zu erhöhen, kann ein Hybridansatz mit modellbasierten und datengetriebenen Modellen verwendet werden. Die Kombination kann durch unterschiedliche Methoden, sowie gewichtete Mehrheitsentscheidung durchgeführt werden, wobei jeweils die Vorteile der verwendeten Modelle genutzt werden (13).

Zukünftige Herausforderungen

Selbstoptimierung ist eine vielversprechende Möglichkeit zur Steigerung der Verlässlichkeit mechatronischer Systeme, die sich bereits bei Laborversuchen bewährt hat (7, 14) und die Anwendungsreife erlangt hat. Dies wurde unter anderem durch leistungsfähige Condition Monitoring-Systeme ermöglicht. Durch gezielte Softwareunterstützung des Entwicklungsprozesses können fehleranfällige manuelle Synchronisierungsprozesse reduziert werden (4, 5). Dennoch bleibt die Komplexität selbstoptimierender Systeme hoch und im zugehörigen Entwicklungsprozess müssen Aspekte zahlreicher Domänen zugleich berücksichtigt werden.

Eine besondere Herausforderung stellt dabei die Nutzung der Mehrzieloptimierung zur Berechnung möglicher Betriebspunkte dar. Die dabei notwendigen Zielfunktionen müssen auf

Basis eines Modells des Systemverhaltens quantifiziert werden. Dies bedingt einerseits eine detaillierte Modellierung des Systemverhaltens, andererseits, bedingt durch zahlreiche Auswertungen und Simulationen durch den Optimierungsalgorithmus, schnelle Rechenzeit. Dieser Konflikt wird durch die Art der genutzten Modelle erschwert: Das (dynamische) Verhalten des Systems wird typischerweise mit spezialisierten Programmen modelliert und simuliert, beispielsweise als Mehrkörperdynamikmodell. Diese Modelle können zwar in einer Mehrzieloptimierung genutzt werden, bedingen durch die eingeschränkte Verfügbarkeit des Gradienten der Zielfunktionen jedoch noch einmal mehr Auswertungen und höhere Rechenzeit während der Optimierung.

Nach dem aktuellen Stand der Technik, ist es nicht möglich, die Gültigkeit eines Condition Monitoring-Systems ohne ein bestehendes Anwendungssystem zu gewährleisten, da Trainingsdaten benötigt werden. Um diese Abhängigkeit bei der Entwicklung eines Condition Monitoring-Systems in der Entwicklungsphase eines Anwendungssystems zu beseitigen, sollte ein modellbasierter Ansatz gleichzeitig mit dem Entwurf des Anwendungssystems entwickelt werden. Mit dem Systemmodell können Trainingsdaten zur Auswertung des Condition Monitoring-Systems generiert werden. Alle möglichen Fehlerarten sollten berücksichtigt und in das Systemmodell aufgenommen werden, um die Zustandserkennung zu ermöglichen (15).

Um Verlässlichkeitssteigerung im Betrieb durch autonome Verhaltensanpassung weiter zu verbreiten ist eine weitere Herabsetzung der komplexitätsbedingten Hürden bei der Implementierung von Condition Monitoring-Systemen und insbesondere bei der Auswahl geeigneter Messgrößen und Algorithmen durch softwareunterstützte Methoden notwendig.

Chancen

Erst die Verfügbarkeit kleiner, leistungsfähiger Recheneinheiten ermöglichte den Übergang von der Mechanik zur Mechatronik. Der nächste Schritt hin zu vernetzten, adaptiven und letztlich intelligenten Systemen wurde auch erst durch die weitere Miniaturisierung ermöglicht. Mit dem Anhalten des Trends zu immer leistungsfähigeren, kleinen, energiesparenden Prozessoren mit mehreren Kernen steigt auch die Verfügbarkeit von Rechenleistung. Während vor kurzem noch ein Supercomputer zur Mehrzieloptimierung mechatronischer Systeme notwendig war, kann dies mittlerweile ein leistungsfähiger Arbeitsplatzrechner durchführen. In absehbarer Zeit werden diese Berechnungen sogar auf im System ohnehin verfügbarer Hardware, etwa gerade nicht ausgelasteten Steuergeräten, durchgeführt werden können. Dadurch ergibt sich eine neue Stufe der Adaptionsfähigkeit: Statt einer reinen Auswahl zwischen vorab berechneten Betriebspunkten ist nun auch eine Neuberechnung möglich. Damit einher geht eine

Berücksichtigung neuer Ziele, neuer Umgebungsbedingungen oder die Integration neuer Komponenten.

Die Integration von echtzeitfähigen Netzwerkschnittstellen und der Austausch von Sensordaten oder Sollwerten über diese ermöglicht auch eine Erweiterung des Datenaustauschs um Eigenschaften einzelner Komponenten. So könnte bei einer Wartung eine defekte Komponente gegen eine neue getauscht werden, die ihre veränderten Eigenschaften an die anderen Komponenten weitergibt und eine Neuberechnung aller Betriebspunkte initiiert. Die Nutzung dieser Möglichkeiten würde damit eine ständige Adaption des Systems und einen jederzeit optimalen Betrieb gewährleisten.

Derzeitige Wartungsstrategien sind auf solche Systeme noch nicht vorbereitet. Der aktuelle Stand der Technik geht von einer verschleißgetriebenen Wartungsplanung aus, in der auf das Ausfallverhalten der Systeme nur reaktiv eingegangen wird. Bei klassischer zustandsbasierter Instandhaltung schränkt die Verfügbarkeit von Wartungsteams die real erreichbare Verfügbarkeit stark ein. Soll, was zur bestmöglichen Ressourcennutzung erstrebenswert ist, möglichst spät gewartet werden, steigt die Gefahr der Nicht-Verfügbarkeit von Wartungsteams und eines vermeidbaren Ausfalls vor der Wartung. Zuverlässigkeitsbasierte Verhaltensanpassung auf der anderen Seite ergänzt das Condition Monitoring um den Rückschluss zum Systemverhalten, sodass der Ausfallzeitpunkt vorgegeben werden kann und die Wartung besser planbar wird. Dies in einen Wartungsplan zu integrieren und die entstehende Verfügbarkeit zu berechnen ist ein derzeit noch ungelöstes Problem.

Die Verwendung von Betriebsdaten, in der Regel für die Leistungsüberwachung eingesetzt, kann auch für die Zustandsüberwachung mittels Big Data Analytics verwendet werden. Big Data Analytics untersucht große Mengen an Daten unterschiedlicher Arten, um Muster, Korrelationen und andere Erkenntnisse aufzudecken.

Die Weiterentwicklung und Verbreitung von Sensor- und Informationstechnik, das Internet of Things, Remote-Condition-Monitoring und die Verknüpfung mit Big Data Analytics ermöglichen detaillierteres Systemverständnis und tragen zu einem verlässlicheren Betrieb von autark agierenden technischen Systemen bei.

Zusammenfassung/Ausblick

Die Entwicklung intelligenter, technischer Systeme mit den Methoden der Selbstoptimierung führt zu einer Steigerung der Komplexität dieser Systeme und damit zu einer Gefährdung für die Verlässlichkeit. Der steigenden Komplexität kann mit geeigneten Modellierungswerkzeugen in frühen Phasen des Entwicklungsprozesses begegnet werden. Die systeminhärente In-

telligenz, implementiert als Selbstoptimierung, ermöglicht eine zuverlässigkeitsbasierte Verhaltensanpassung während des Betriebs auf Basis des aktuellen Zustands des Systems. Die Umsetzbarkeit intelligenter Systeme ist durch die stark gestiegene verfügbare Rechenleistung in der Informationsverarbeitung ermöglicht worden und führt zu Systemen wie (teil-) autonomen Fahrzeugen und Produktionsanlagen in der Industrie 4.0.

Neben der gestiegenen Rechenleistung ist ein weiterer Schlüsselfaktor die Verbreitung von (vernetzten) Sensoren im Rahmen der Industrie 4.0 und dem Internet of Things, die in Kombination mit Big Data-Methoden ein tiefergehendes Systemverständnis ermöglichen. Durch die weitere Verbreitung dieser zwei Faktoren ist es möglich das Potential intelligenter Systeme stärker nutzbar zu machen während zudem ihre Verlässlichkeit gesteigert werden kann.

Quellen

1. GAUSEMEIER, J., F.-J. RAMMIG und W. SCHÄFER. *Sonderforschungsbereich 614 - Selbstoptimierende Systeme des Maschinenbaus: Verlässlichkeit selbstoptimierender Systeme -Definitionen, Anwendungen, Konzepte*: Heinz Nixdorf Institut, Universität Paderborn, 2009. 234.
2. GAUSEMEIER, J., F.-J. RAMMIG, W. SCHÄFER und W. SEXTRO. *Dependability of Self-optimizing Mechatronic Systems*: Springer-Verlag, 2014.
3. GAUSEMEIER, J., F.-J. RAMMIG und SCHÄFER W. *Design Methodology for Intelligent Technical Systems*: Springer-Verl, 2014.
4. KAUL, T., T. MEYER und W. SEXTRO. Integrierte Modellierung der Dynamik und der Verlässlichkeit komplexer mechatronischer Systeme. In: J. GAUSEMEIER, R. DUMITRESCU, F.J. RAMMIG, W. SCHÄFER und A. TRÄCHTLER, Hg. *10. Paderborner Workshop Entwurf mechatronischer*. Paderborn: Heinz Nixdorf Institut, Universität Paderborn, 2015.
5. KAUL, T., T. MEYER und W. SEXTRO. Integrated Model for Dynamics and Reliability of Intelligent Mechatronic Systems. In: PODOFILLINI ET AL, Hg. *European Safety and Reliability Conference (ESREL2015)*. London: Taylor and Francis, 2015.
6. MEYER, T. *Optimization-based reliability control of mechatronic systems*. Dissertation: Paderborn.
7. MEYER, T., C. SONDERMANN-WÖLKE, J.K. KIMOTHO und W. SEXTRO. Controlling the Remaining Useful Lifetime using Self-Optimization. *Chemical Engineering Transactions*, 2013, **33**, 625-630.
8. SONDERMANN-WÖLKE, C. *Entwurf und Anwendung einer erweiterten Zustandsüberwachung zur Verlässlichkeitssteigerung selbstoptimierender Systeme*, 2015.

9. GOEBEL, K., A. SAXENA, M. DAIGLE, J. CELAYA, I. ROYCHOUDHURY und S. CLEMENTS. Introduction to prognostics. In: *European PHM conference*, 2012.
10. KIMOTHU, J.K. *Development and Performance Evaluation of Prognostic Approaches for Technical Systems*. Dissertation.
11. BUSCHMEYER, L. *Grundlagen und Anwendungspotential elektroaktiver Polymere*: Heinz Nixdorf Institut, Paderborn, Jan 06.
12. KIMOTHU, J.K., C. SONDERMANN-WOELKE, T. MEYER und W. SEXTRO. Machinery Prognostic Method Based on Multi-Class Support Vector Machines and Hybrid Differential Evolution - Particle Swarm Optimization [online]. *Chemical Engineering Transactions*, 2013, **33**, 619-624. Verfügbar unter: doi:10.3303/CET1333104
13. SANKAVARAM, C., B. PATTIPATI, A. KODALI, K. PATTIPATI, M. AZAM, S. KUMAR und M. PECHT. Model-based and data-driven prognosis of automotive and electronic systems. In: *2009 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*, 2009, S. 96-101.
14. MEYER, M., A. UNGER, S. ALTHOFF, W. SEXTRO, M. BRÖKELMANN, M. HUNSTIG und K. GUTH. Reliable Manufacturing of Heavy Copper Wire Bonds Using Online Parameter Adaptation. In: *IEEE 66th Electronic Components and Technology Conference*, 2016, S. 622-628.
15. MEYER, T., J.K. KIMOTHU und W. SEXTRO. Anforderungen an Condition-Monitoring-Verfahren zur Nutzung im zuverlässigkeitsgeregelten Betrieb adaptiver Systeme. In: *27. Tagung Technische Zuverlässigkeit (TTZ 2015) - Entwicklung und Betrieb zuverlässiger Produkte*. Leonberg, 2015, S. 111-122.