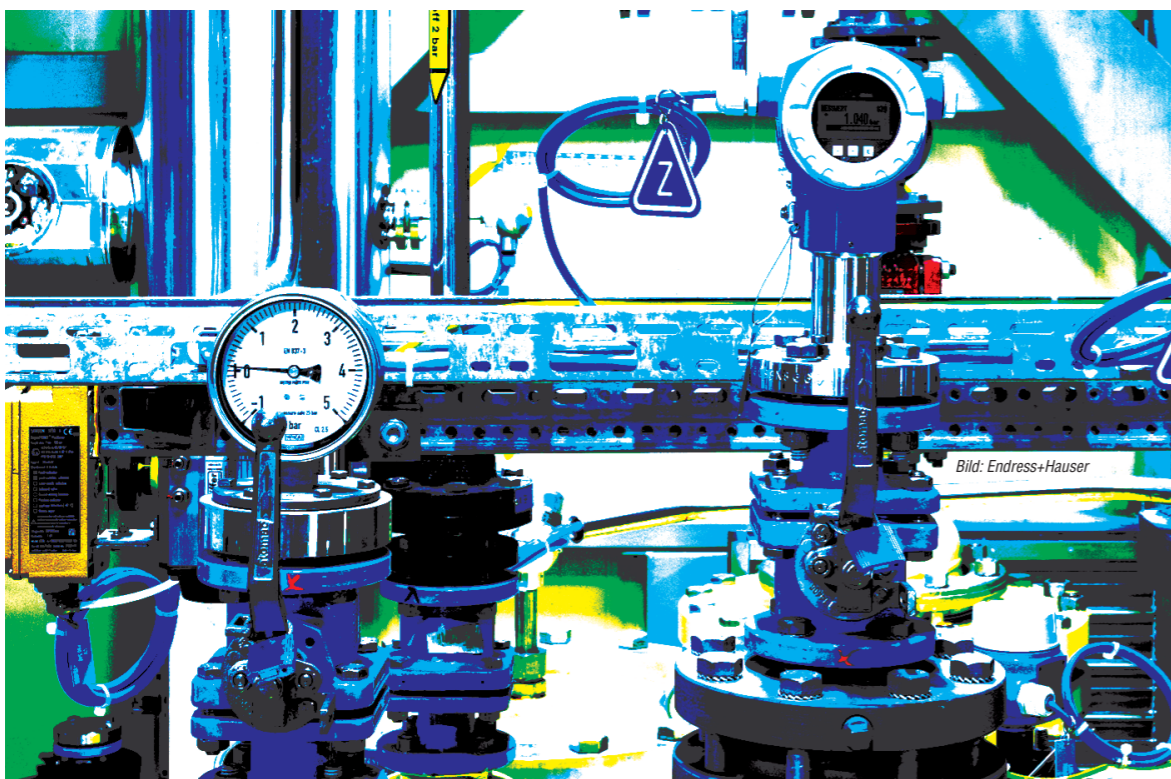


Von BIG DATA zu Smart Data zum digitalen Zwilling

Von OLIVER BREUER



Industrial Internet of Things (IIoT) und Industrie 4.0 sind heute in aller Munde. Auf der Suche nach einem geschickten, nutzbringenden Einstieg sehen sich Unternehmen einem enormen Angebot an Datenmanagementlösungen gegenüber. Um für den Anwender relevante Ergebnisse zu offerieren, müssen die Daten, die von den angeschlossenen Komponenten eines IIoT-fähigen Systems geliefert werden, analysiert und in den richtigen Kontext eines Systemmodells gestellt werden.

Die Überwachung industrieller Systeme ist keine neue Erfindung. Ein System mit Sensoren auszustatten und deren Daten zu protokollieren ist seit Jahrzehnten bewährte Praxis. Condition Monitoring als differenzierter Ansatz für die vorbeugende Instandhaltung ist nur ein Beispiel. Die wirklichen Unterschiede zwischen konventionellen und intelligenten Systemen liegen im Grad der Konnektivität und in den Sensoren, die jetzt in den verwendeten Komponenten integriert sind. Im Gegensatz zu einem konventionellen System liefern die in den Komponenten befindlichen Sensoren eines intelligenten Systems Daten, die je nach Vernetzungsgrad ausgewertet werden können. Das klingt simpel, jedoch ist die Verteilung von Daten in einer industriellen Umgebung nicht zuletzt aus Sicherheitsgründen eine echte Herausforderung.

Übergang zu nützlichen Informationen

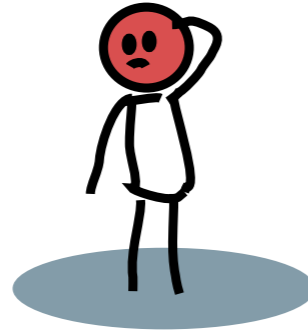
Eine triviale Analogie verdeutlicht, wie aus Messdaten durch intelligente Verarbeitung nützliche Informationen werden: Die Aufgabe eines Autofahrers ist, alle relevanten Informationen seiner Sinne zu nutzen, um das Fahrzeug sicher zu steuern. Die Unterschiede zwischen erfahrenen und unerfahrenen Fahrern liegen in der Identifizierung von „relevanten“ Informationen, in Kenntnissen über den sicheren Betrieb und im individuellen Grad der Kontrolle über das System „Fahrzeug“. Der unerfahrene Fahrer indes wird oftmals von der Fülle auf ihn einströmender Informationen stark gefordert. Verkehr, Straßenzustand, Wetter, Verkehrszeichen, Fußgänger, Gebäude, sogar das Radioprogramm – all das muss zur Kenntnis genommen und berücksichtigt werden. Der erfahrene Fahrer ist stets in der Lage, die eingehenden

Informationen richtig zuzuordnen. Er kennt die relevanten Bits im Datenstrom, die das Verhalten seines Fahrzeugs beeinflussen. Der Grund dafür ist, dass er eine viel bessere Vorstellung als der ungeübte Fahrer davon hat, wie sein Auto reagiert und welches die Voraussetzungen für eine sichere Fahrt sind. So weiß er, dass Feuchtigkeit in einer Kurve mit Laub auf der Fahrbahn viel gefährlicher ist als auf einer geraden Autobahn.

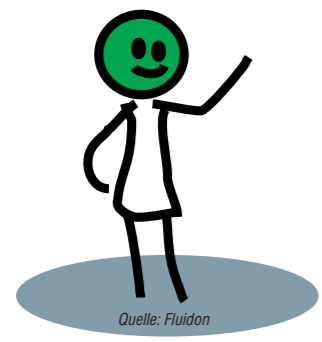
Der erfahrene Fahrer hat ein Modell seiner Umgebung entwickelt und kann dieses mit den aktuellen Daten abgleichen. Er hat ein Gefühl dafür entwickelt, wann sein Auto anfängt, auf einer nassen Straße die Bodenhaftung zu verlieren. Nachdem er die relevanten Daten analysiert und auf sein Modell übertragen hat, kann er vorhersagen, wie schnell er durch die nächste Kurve fahren kann, ohne dass es zu einem Unfall oder einer nicht kontrollierbaren Situation kommt.

Die Qualität einer Analyse oder Vorhersage hängt von den aktuellen Daten, dem Wissen über das Systemverhalten (Modell) und der eigenen Erfahrung ab. Das Screening der relevanten Daten und deren manuelle Bewertung ist ein geeigneter Weg für eine überschaubare Datenmenge und einfache Systeme, stößt aber mit zunehmender Datenmenge und Systemkomplexität an seine Grenzen, wenn das volle Potenzial neuer Technologien wie IIoT ausgeschöpft werden soll.

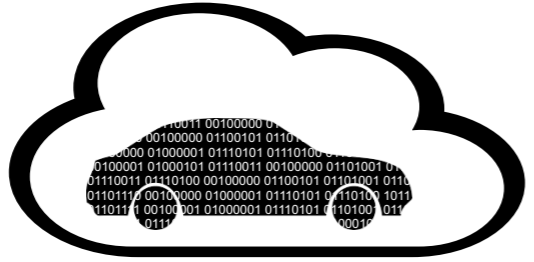
Ein vielversprechender Ansatz zur schnellen und vollständigen Untersuchung von Daten ist die automatisierte Datenverarbeitung. Ein modernes Datenverarbeitungssystem kann Millionen von Werten in Sekundenbruchteilen aggregieren, mit Schwellenwerten vergleichen und Meldungen für den Bediener anzeigen. Doch die Generierung nützlicher Daten ist mit steigender Datenflut nicht mehr



Um Big Data in Smart Data zu verwandeln, ist viel Expertenwissen notwendig



Quelle: Fluidon



Ein naheliegender Anwendungsfall ist die vorbeugende Instandhaltung: Diese Methode versucht, unerwartete Systemausfälle, beispielsweise durch Verschleiß, zu vermeiden, indem sie den Verlauf bestimmter Indikatoren überwacht und eine geschätzte Restlaufzeit der Maschine oder Anlage bis zum Wartungsbedarf liefert. Die Indikatoren werden durch ein Simulationsmodell berechnet, das einer Nachbildung des realen Systems entspricht, auch bekannt als „digitaler Zwilling“.

Die Echtzeit-Datenverarbeitung von riesigen Datenmengen durch den digitalen Zwilling des Gesamtsystems bietet eine ganze Reihe neuer Möglichkeiten – schließlich klingt es sehr verlockend, jede zukünftige Entwicklung eines Bauteils in der Anlage vorhersagen zu können. Dabei gilt freilich: Je detailgetreuer, desto umfangreicher ist das Simulationsmodell.

Dies steht in direktem Zusammenhang mit der Rechenleistung, die für akzeptable Antwortleistungen benötigt wird. Die Antwortzeiten eines detaillierten Modells, das eine ganze Anlage mit allen Teilaspekten darstellt, wären aktuell viel zu lang, um den analysierten Zustand des Systems zeitnah zu liefern. Die Lösung liegt in der Vereinfachung und Konzentration auf das Wesentliche. Dabei sollte mit der Definition, welche Informationen nützlich sind, begonnen werden. Ein Simulationsmodell gemäß diesen Anforderungen lässt sich schneller berechnen und ist aufgrund seiner Größe wesentlich wartungsfreundlicher.

Typischer Anwendungsfall

Am Beispiel eines Systems mit hydraulischen Zylinderantrieben soll ein Anwendungsfall diskutiert werden. Ein solches System wird unter anderem in der Materialbearbeitung eingesetzt, wo Präzision und Geschwindigkeit höchste Priorität haben und Maschinenstillstandszeiten unbedingt minimiert werden müssen.

durch simple Schwellwertvergleiche möglich, stattdessen muss die gesuchte Information oft aus dem Kontext ermittelt werden. Die Lösung, mit der das volle Potenzial großer Datenmengen ausgeschöpft werden kann, liegt in einem Perspektivwechsel: Statt alle Daten zu verwerten, werden Kenngrößen identifiziert und zueinander in Beziehung gesetzt. Eine Instanz, die dies vermag, ist das Systemmodell. Eine Zustandsbeschreibung gelingt in der automatisierten Analyse unter Verwendung eines geeigneten Systemmodells, auch wenn es nicht direkt von dedizierten Sensoren überwacht wird. Dabei verhält sich das Modell wie ein erfahrener Wartungstechniker, der auf der Grundlage seines Wissens Fehlfunktionen diagnostizieren kann, indem er beispielsweise die Geräusche der Maschine analysiert. Darüber hinaus können sowohl das „Gedankenmodell des Wartungstechnikers“ als auch der Ansatz des digitalen Modells für Was-wäre-wenn-Szenarien genutzt werden. Das bedeutet, dass es möglich ist, auf der Grundlage einer Verhaltensbeschreibung ein Modell zur Extrapolation aktueller Daten zu verwenden.

Vorteile auf einen Blick

Der Autor ist bei der Fluidon GmbH mit Sitz in Aachen tätig. Der Systemanbieter vertreibt das CAE-Tool DSHplus zur Simulation, Analyse und Optimierung fluidtechnischer Systeme und bietet entsprechende Dienstleistungen an.

www.fluidon.com

Dazu ist das System mit den üblichen Sensoren ausgestattet. Eine SPS verarbeitet die relevanten Sensordaten und steuert die benötigten Komponenten. Der Betreiber ist auf dem neuesten Stand und hat einen Pool für alle anfallenden Daten seiner Anlagen eingerichtet, einprägsam als „Cloud“ bezeichnet. Obwohl die Sensoren von verschiedenen Herstellern stammen, lassen sich alle Daten in die Cloud übertragen, entweder direkt über die SPS oder über eigene Schnittstellen.

Der Anlagenbetreiber möchte bei gleichbleibend hoher Prozessqualität eine möglichst lange Laufzeit der Maschine sichergestellt wissen. In unserem Beispiel mit dem Zylinderantrieb ist dies insbesondere von dem Hochdruckfilter und dem Servoventil abhängig. Den Betreiber interessiert deshalb, wann bei der Beibehaltung der gegenwärtigen Betriebsbedingungen der Filter oder das Servoventil ausgetauscht werden muss oder wie schnell mit dem aktuellen Anlagenzustand produziert werden kann, ohne dass die Qualität beeinträchtigt wird.

Der Zustand der fokussierten Komponenten wird durch ihren systemischen Kontext bestimmt. So muss der Stellwert des Ventils mit dem aktuellen Zylinderbewegungsprofil abgeglichen werden, und der Differenzdruck über dem Filter ist abhängig von der Filterbelastung sowie der Viskosität des Mediums. Diese Abhängigkeiten werden im Modell des hydraulischen Teils des Zylinderantriebs (digitaler Zwilling) beschrieben und sind Teil der Cloud.

Digital Twin und Intellectual Property

Die Erstellung digitaler Zwillinge sowie die Erstellung von Simulationsmodellen erfordert Know-how und Daten. Das kann Fragen rund um das geistige Eigentum aufwerfen, da der Anlagenhersteller nicht unbedingt der Hersteller der verwendeten Komponenten ist und daher nur eingeschränkt auf die erforderlichen Daten zugreifen kann. Eine Möglichkeit, mit dieser Informationslücke umzugehen, besteht darin, die fehlenden Daten auf der Grundlage von Erfahrungswissen abzuschätzen. Eine weitere Möglichkeit ist, die Wertschöpfungskette des Komponentenherstellers um neue Prozesse zu erweitern.

Zum einen können die physischen Komponenten zusammen mit dem entsprechenden digitalen Zwillingen durch den Komponentenhersteller angeboten werden. In diesem Fall handelt es sich, informationstechnisch gesehen, um ein verpacktes Simulationsmodell mit definierter Schnitt-

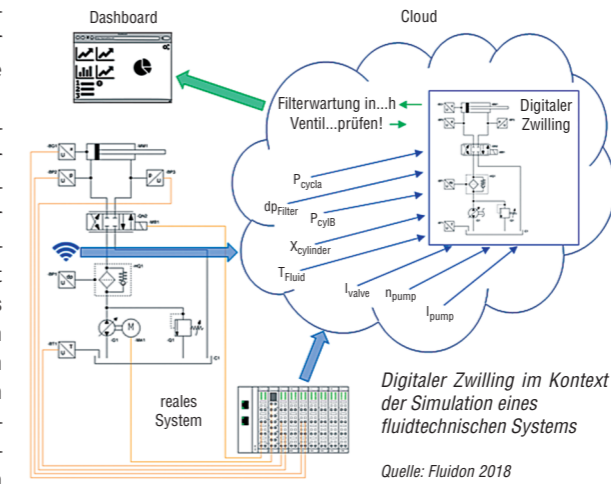
stelle. Der Modellaustausch gelingt über das Functional Mock-up Interface (FMI), das vor einigen Jahren als Standard entwickelt wurde, um den Austausch von Simulationsmodellen zwischen Zulieferern und OEMs zu verbessern. Die Verwendung von FMI schützt das geistige Eigentum, erlaubt aber die Verwendung eines Modells mit Herstellerdaten. Das Modell, nach dem FMI-Standard FMU (Functional Mock-up Unit) genannt, wird Teil des digitalen Zwillings, der sich in der Cloud des Anlagenbetreibers befindet.

Ein andere Möglichkeit besteht darin, dass der Komponentenhersteller seine Bauteile inklusive Datenanalyse als Dienstleistungspaket anbietet (Product Service Systems, PSS). Dies beinhaltet eine vom System ausgelagerte Datenanalyse, für die der Komponentenhersteller Zugriff auf bestimmte Daten aus der Cloud des Anlagenbetreibers erhält; diese

wertet er mithilfe seines Komponentenzwillings aus. Dieser Ansatz funktioniert am besten, wenn die Komponente nicht zu viele logische Abhängigkeiten vom Rest des Systems hat. Obwohl viele Unternehmen einem Datenaustausch mit Dritten kritisch gegenüberstehen, können beide Seiten davon profitieren. Erhält der Hersteller Informationen über die Leistung von Komponenten unter Echtzeit-Betriebsbedingungen, lassen sich Bauteilanpassungen und Verbesserungen zielgerichtet durchführen.

Der vernetzte Datenfluss zwischen Design, Entwicklung und Betrieb eines Systems wird durch die Anwendung digitaler Modelle ermöglicht. Wurden früher Simulationsmodelle vor allem in der Produktentwicklung eingesetzt, heben digitale Zwillinge diese Einschränkung nun auf. Diese speziellen Modelle werden nicht nur parallel zur Betriebsphase des realen Systems eingesetzt, sondern können auch als Prototyp für einen neuen Klon dienen, der für zukünftige Entwicklungen verwendet werden kann und ständig mit Echtzeit-Prozessdaten gespeist wird. Dies eröffnet die Möglichkeit, beispielsweise Leistungs- und Verschleißverhaltensuntersuchungen während der Entwicklung auf Basis aktueller Daten durchzuführen. Dabei wird deutlich, dass für die Ableitung aktueller Zustände auf Basis von Messdaten zunehmend spezielle Fach- und Simulationskompetenz benötigt wird.

Die größte Herausforderung jedoch liegt im Datenmanagement der Cloud-Dienstleister. Die Verteilung sensibler Daten jenseits des Firmengeländes verursacht – nicht ohne Grund – vielen Anlagenbetreibern ein unangenehmes Gefühl.



Digitaler Zwilling im Kontext der Simulation eines fluidtechnischen Systems

Quelle: Fluidon 2018