

# DIESER WEG WIRD KEIN LEICHTER SEIN

Von Big Data zu Smart Data: Forschungsprojekt zur Ermittlung typischer

**Armaturenfehler** – Gerade im Zusammenhang mit Industrie 4.0 sehen viele Entscheider den Schlüssel in Big-Data-Analysen. Doch der Weg von Big Data zu Smart Data kann mitunter sehr weit sein. Ohne eine intelligente Aufbereitung der Daten helfen selbst sehr große Datenmengen wenig. Dies zeigte sich bei der Entwicklung eines prädiktiven Wartungskonzeptes für Regelarmaturen.

DIPL.-ING. SABINE MÜHLENKAMP\*

**S**tellungsregler oder Ventile fallen zwar nicht besonders häufig aus, aber wenn, hat

dies meist weitreichende Auswirkungen. Aus diesem Grund wurde in der Vergangenheit in der Prozessindustrie sehr viel Aufwand in die vorbeugende Instandhaltung von Armaturen gesteckt. „Von der Tendenz sind unsere Armaturen sicher eher überwartet“, beschreibt es Dr. Thorsten Pötter, Head of Manufacturing IT bei Bay-

er in Leverkusen. „Im Augenblick haben wir jedoch keine andere Wahl. Wir kennen meist weder die genaue Ursache für einen Ausfall, noch wissen wir, wann dieser Ausfall stattfinden wird.“

Beide Informationen sind jedoch für effektivere (und damit fast immer besser planbare) Wartungsmaßnahmen unabdingbar. „Es gibt



**Sabine Mühlenkamp**  
freie Mitarbeiterin  
redaktion@process.de

z.B. Verschleiß, mit dem könnte man sicherlich noch einige Monate, also bis der nächste geplante Anlagenstillstand kommt, gut leben. Aber weil wir eben nichts über den genauen Zeitpunkt wissen, wird das Ventil lieber ausgetauscht“, erklärt Pötter. Auch die Ursachenforschung ist bei Armaturen alles andere als einfach. Was ist der Grund für Undichtigkeiten am Ventil? Sind Korrosion oder Verschmutzung schuld, ist der Defekt eher prozessbedingt oder liegt es am Ventil selbst?

Vor diesem Hintergrund entstand SIDAP (Skalierbares Integrationskonzept zur Datenaggregation, -analyse, -aufbereitung von großen Datenmengen in der Prozessindustrie), an dem Betreiber (Bayer, Covestro, Evonik), Armaturenhersteller (Samson), Feldgerätehersteller (Krohne, Sick), IT-Unternehmen (Gefasoft, IBM) und die Technische Universität München zusammenarbeiten. Dabei sollen aus großen Datenmengen, die u.a. von vorhandenen Messgeräten stammen, neue Zusammenhänge ermittelt werden. Diese sollen wiederum Aufschluss über den Zustand eines Ventils geben und letztendlich für eine höhere Anlagenverfügbarkeit sorgen.

Eine der zentralen Fragen dabei: Wie führt man verschiedene Datenquellen aus Entwicklung, Betrieb und Wartung, aber auch von verschiedenen Herstellern so zusammen, dass daraus die richtigen Rückschlüsse für z.B. neue Wartungskonzepte gezogen werden können?

### Welche Daten sind überhaupt geeignet?

Im Detail zieht dies eine ganze Reihe an Fragen nach sich. „Wir mussten erst einmal analysieren,

## Typische Ventilfehler und das richtige Modell zur Fehleranalyse

Ein Modell für alle Fehler? Fehlanzeige – abhängig vom Problem müssen unterschiedliche Modelle gewählt werden!

FEHLERBILD	URSÄCHLICHER MECHANISMUS	ERKENNUNGSMERKMAL	PRAKTISCHE UMSETZUNG
Verschleiß am Ventilkegel oder -sitz	Kavitation Erosion Korrosion	Gemessener Durchfluss des Ventils ist größer als der zu erwartende Durchfluss (modell- oder signalbasiert ermittelt)	Benötige Messgrößen (Soll- oder Ist-Hub, Vordruck und Nachdruck sowie Durchfluss und Temperatur) nicht standardmäßig vorhanden
Anhaftungen am Ventilkegel oder -sitz		Gemessener Durchfluss des Ventils ist kleiner als der zu erwartende Durchfluss (modell- oder signalbasiert ermittelt)	
Festsitzen des Ventilkegels im Sitz	Fouling	Durchfluss annähernd 0 bei Sollwert des Ventilhubes größer 0	
Erhöhte Haftreibung im Ventil		Phasenversatz zwischen Durchfluss und Ventilhub und sprunghafte Änderungen	Benötigte Messgrößen (Soll-Hub sowie Ist-Hub oder Durchfluss) meist vorhanden. Erste Beobachtungen/Modelle erstellt
Erhöhte Haftreibung in der Dichtung	Verschleiß Fouling	Phasenversatz zwischen Durchfluss und Ventilhub und sprunghafte Änderungen	

Quelle: E. Trunzer, I. Weiß, J. Folmer, C. Schrüfer, B. Vogel-Heuser, S. Erben, S. Unland, C. Vermum: "Failure Mode Classification for Control Valves for Supporting Data-Driven Fault Detection" in IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2017

welche Daten wir denn gerne hätten und in welchem Format diese vorliegen müssen“, so Pötter und benennt gleich den nächsten Schritt: „Wie erhält das dahinterliegende Rechenmodell zwar die notwendigen Informationen über das Ventil, gibt aber kein Prozess-Know-how heraus?“ So sollte die Information, dass ein Ventil ausgefallen ist und daher vielleicht Produkt XY nicht mehr produziert werden kann, nicht beim Wettbewerber landen.

Daher werden die Rohdaten gemäß den Vorgaben des Datenbesitzers, z.B. des Anlagenbetreibers, automatisch anonymisiert, für die Analyse nicht benötigte Metainformation entfernt und Datenreihen normalisiert. Des Weiteren

muss neben einer manipulations-sicheren und verschlüsselten Übertragung der Daten eine sichere Speicherung der Daten am Ort der Verwendung gewährleistet werden. „Auch rechtliche Rahmenbedingungen, etwa wem die Daten gehören, mussten geklärt werden“, erinnert sich Pötter an die Vorarbeiten. Die Arbeit begann dann mit der Entwicklung und Einbindung verschiedener Data Mining Algorithmen, Daten- und Systemarchitekturen sowie Cloud-Technologien.

### Herausforderungen bei der automatisierten Diagnose

Zur Identifikation von Schadensfällen bei Ventilen wurden parallel physikalisch-modellbasierte und datengetriebene Methoden entwickelt. Unerwünschte Anhaftungen am Ventilkegel und Kegelverschleiß als häufige Schadensfälle rückten dabei in den Fokus. Innerhalb des Projektes SIDAP wurden 530 Millionen Datensätze in die Analyse miteinbezogen. Ziel war es, Anomalien im Ventilverhalten zu erkennen und daraus auf einen Ventildefekt zu schließen. „Wir ha-



Bild: PROCESSMühlentkämp

„Wir haben schnell gemerkt, dass es für die Detektion unterschiedlicher Ventilfehler auch verschiedene Diagnosemethoden geben muss.“

DR. THORSTEN PÖTTER  
BAYER

ben bereits gut funktionierende Modelle, die einen Defekt im Ventil beschreiben, aber wir haben schnell gemerkt, dass es für die Detektion unterschiedlicher Ventilfehler auch verschiedene Diagnosemethoden geben muss“, so Pötter. Zudem gibt es weitere Einflüsse im Prozess, die sich im Datenmodell nicht so ohne Weiteres beschreiben lassen. „So ist die Unterscheidung von Prozesszuständen alles andere als einfach“, nennt Pötter ein Beispiel. „So lange dem Modell die Prozesszustände unbekannt sind, wird auch ein Prozess im Anfahren als Anomalie bzw. Fehler erkannt.“

Dies sind aber bei Weitem nicht die einzigen Herausforderungen, auf die Anwender bei der automatisierten Diagnose stoßen. So können selbst scheinbar gleiche Daten in unterschiedlichen Datenbanken verschiedene Bezeichnungen oder Einheiten besitzen. Und schon gar nicht kann ein Algorithmus etwas mit Freitexteingaben, etwa in Formblättern der Instandhaltung, anfangen, in denen die Aussagen „Ventil klemmt“, „Ventil funktio-

niert nicht“ und „Ventil fährt nicht auf“ das Gleiche bedeuten.

Bei Stellungsreglern gibt es zudem die Problematik, dass sich die Daten erst gar nicht herauslesen lassen, weil die dafür notwendige Kommunikation entweder nicht konfiguriert wurde oder von der Datenübertragungsrate nicht die notwendige Kapazität aufweist (z.B. bei Hart).

Und wenn man noch weiter in die Tiefe schaut, stellt sich die Frage: Unterscheiden sich die Abtastraten der einzelnen Signale und müssen diese vor der Analyse auf eine gemeinsame Referenzzeit übertragen werden (Zeitsynchronisation)?

Für die Validierung der eingesetzten Modelle stehen verschiedene, mehrjährige Datensätze mit historischen Prozessdaten von einer automatisierten prozesstechnischen Anlage zur Verfügung. Diese beinhalteten u.a. Werte zu den Messgrößen Ventilhub, Druck und Durchfluss. Zusätzlich wurden aufgetretene Fehler der Ventile innerhalb des Aufzeichnungszeitraumes mit Zeitstempel und Be-

schreibung dokumentiert. Die vorliegenden Datensätze werden in einen Trainings- und einen Testdatensatz unterteilt. Durch die Optimierung der Modellparameter unter Verwendung des Trainingsdatensatzes werden die Modelle an das zu untersuchende Ventilverhalten angepasst. Mithilfe des Testdatensatzes werden die Modelle anschließend validiert und das Ergebnis evaluiert.

## Es gibt noch Aufgaben für die Zukunft

Insgesamt konnten bereits ein hoher Anteil der Fehler richtig erkannt und die Informationen für den Anwender entsprechend aufbereitet werden. Allerdings wurden auch einige Fehlalarme (False Positives) durch die Modelle ausgegeben. „Noch haben wir fälschlicherweise zu viele ‚defekte‘ Ventile detektiert, die aber eigentlich keinen Fehler hatten. Hier muss noch weiter geforscht werden und Ursachenforschung kostet Zeit“, mahnt Pötter. „Daher haben wir sicher nicht alles erreicht, was wir gehofft haben. Wir haben zwar viele Daten, aber manchmal einfach noch nicht die richtigen.“

Gelohnt hat sich SIDAP für Pötter aber schon deshalb, weil sich nun viele Informationen besser einordnen lassen und deutlich wurde, was nicht möglich ist. Eine Konsequenz daraus ist z.B., dass man nicht alle Fehler über Modelle abbilden kann und dass man andere Messdaten benötigt.

Daraufhin wurden gezielt Versuchsstände entwickelt, auf denen ein beschädigtes Ventil getestet und ermittelt wurde, wie sich das Verhalten bei einem Fehler über die Zeit ändert. Daraus lassen sich wiederum neue Rückschlüsse ziehen. Schließlich geht es bei Weitem nicht nur um das frühzeitige Erkennen von Fehlern.

„Es wäre natürlich wünschenswert, wenn letztendlich daraus sogar Rückschlüsse auf die Weiterentwicklung der Regelarmaturen gezogen werden, oder die Ventile besser an die tatsächlichen Bedingungen der Anlage angepasst werden könnten“, so Pötter abschließend.

### PROCESS-Tipp

- Mehr zum **SIDAP-Projekt** erfahren Sie auf: [www.sidap.de](http://www.sidap.de)
- Wo die **Herausforderungen von Big-Data-Analysen** liegen, das lesen Sie auch in unserem Beitrag „Big-Data-Analysen – auf der Suche nach dem neuen Gold“ auf [process.de](http://process.de).

Nachgefragt bei Prof. Birgit Vogel-Heuser, TU München

## „UNSERE METHODENERFAHRUNG UND WERKZEUGBOX WÄCHST“

Wie geht es mit dem SIDAP-Projekt weiter, welche Aufgaben stehen an? Prof. Birgit Vogel-Heuser, Lehrstuhl für Automatisierung und Informationstechnik, Technische Universität München, gibt Einblick in die nächsten Schritte.

### ❗ Frau Prof. Vogel-Heuser, inwiefern erhöht SIDAP die Anlagenverfügbarkeit in der Prozessindustrie?

VOGEL-HEUSER: SIDAP versucht, sich anbahnende Fehler von Armaturen während des Betriebs frühzeitig zu erkennen. Ziel ist es, diese vor dem Anlagenpersonal zu detektieren, um zusätzliche Zeit für entsprechende Maßnahmen zu gewinnen. Dies kann z.B. die rechtzeitige Bestellung von Ersatzteilen oder die angepasste Planung von Wartungsstillständen sein. Hierdurch kann die Verfügbarkeit des Produktionsprozesses gesteigert werden, da ungeplante Stillstände vermieden werden.

### ❗ Lässt sich das Modell auch auf andere Komponenten der Prozessindustrie, z.B. Pumpen, ausweiten?

VOGEL-HEUSER: Ja! Die innerhalb von SIDAP entwickelten Modelle lassen sich prinzipiell auch auf andere Komponenten der Prozessindustrie, z.B. Pumpen, anpassen. Die Modelle zur Ermittlung der Prozessbedingungen sind direkt für prozesstechnische Anlagen einsetzbar.

### ❗ Wie sehen die weiteren Pläne aus?

VOGEL-HEUSER: Die in SIDAP entwickelten Datenanalysemethoden werden derzeit mit weiteren Daten aus Anlagen und von Versuchsständen verbessert, um robustere und eindeutige Ergebnisse zu erzielen. Die Frage der Cloud-Architekturen und einer generellen Architektur für Smart Data in der Prozessindustrie beschäftigt uns stark. Unsere Methodenerfahrung und Werkzeugbox wächst. Eine Kernherausforderung der Forschung ist es allerdings, die Qualität von Daten schneller und effizienter zu beurteilen.

Vielen Dank für das Gespräch.



Bild: Uli Benz/TU München