

# Untersuchung datenbasierter Verfahren zur Prozessüberwachung und Fehlerdiagnose von komplexen, mechatronischen Systemen

Daniel Schoch, Hochschule Lausitz

daniel.schoch@hs-lausitz.de

Peter Engel, PC-Soft GmbH

pengel@pcsoft.de

Torsten Stargala, Hochschule Lausitz

Torsten.stargala@hs-lausitz.de

Steven X. Ding, Universität Duisburg-Essen

steven.ding@uni-due.de

Torsten Jeinsch, Hochschule Lausitz

tjeinsch@hs-lausitz.de

## Zusammenfassung

Die Anwendung mechatronischer Systeme hat in den jüngeren Jahren zu einer neuen Qualität bei vielen technischen Produkten und zu Leistungssteigerungen bei fertigungstechnischen Industrieanlagen geführt. Mit den stetig zunehmenden Anforderungen an die Systemzuverlässigkeit und –verfügbarkeit gewinnt das Themengebiet der softwaregestützten Prozessüberwachung und Fehlerdiagnose sowohl in der Forschung als auch in der Industrie stark an Bedeutung. In der Anlagenindustrie genießen datenbasierte Verfahren zur Prozessüberwachung und Fehlerdiagnose eine sehr hohe Akzeptanz. Der Vorteil datenbasierter Verfahren fußt auf einem algebraischen Modell, dass direkt aus den Prozessdaten und ohne spezifische regelungstechnische Kenntnisse gewonnen werden kann. Ein Nachteil dieser Realisierung ist bisher oft, dass die Prozessdynamik nicht genügend berücksichtigt wird. Im Rahmen dieses Beitrages sollen ausgewählte datenbasierte Verfahren zur Prozessüberwachung und Fehlerdiagnose untersucht und verglichen werden. Als Benchmark für diese Untersuchung dient ein komplexes, mechatronisches Massentransportsystem.

## 1 Einleitung

Um den weltweit steigenden Qualitätsanforderungen gerecht zu werden, setzt die Industrie immer komplexere hochautomatisierte Maschinen und Anlagen ein. Diese Entwicklung führt dazu, dass die physikalisch-technische Interpretation, die Analyse und Bewertung von

Fehlentwicklungen sowie die Optimierung von Prozessen immer schwieriger wird. Es stehen durch den zunehmenden Automatisierungsgrad der Anlagen immer größere Mengen an Messdaten zur Verfügung, für deren produktionspezifische Aufbereitung und Interpretation es jedoch kaum Werkzeuge und Modelle gibt.

Dem Ingenieur stehen zur Auswertung oftmals riesige unbearbeitete Datenarchive zur Verfügung. Die Archivierung von Messdaten wird einerseits vom Gesetzgeber gefordert, um eine bestimmungsgemäße und sichere Fahrweise der Anlagen entsprechend der Errichtungsgenehmigung überprüfen zu können. Andererseits lassen sich die Daten über einen längeren, teilweise lebenslangen Zyklus einer Anlage gewinnbringend nutzen, etwa zur Prozessoptimierung, Fehlerdiagnose oder zur vorbeugenden Instandhaltung. In der Praxis werden diese Möglichkeiten bisher unzureichend ausgeschöpft [2].

## 2 Datenbasierte Fehlerdiagnose

Mit den Werkzeugen der schließenden Statistik ist es möglich, einen Schluss aus der Stichprobe auf die zugehörige Grundgesamtheit mit allgemeinen Gesetzmäßigkeiten, die über den Beobachtungsbereich hinaus gültig sind, durchzuführen [4].

Es wird ein datengestütztes, statistisches Prozessmodell anhand der Prozessmessdaten erstellt, wobei die Daten aus dem nominellen, fehlerfreien Prozesszustand gewonnen werden. Die Modellierung erfolgt mithilfe von statistischen Methoden z. B. ML-Schätzer (Maximum Likelihood), in dem die Modellparameter anhand der vorhandenen oder historischen Daten ermittelt werden können. Die Residuengenerierung und Residuenauswertung fußt auf statistischen Tests (z.B. Likelihood Quotienten Test), wobei die Residuen aus den aktuellen Prozessmessdaten und Modellparametern berechnet werden. Die Residuenauswertung beinhaltet den Vergleich der Residueninformationen mit dem aus dem Prozessdatenmodell berechneten Schwellenwert. In Abhängigkeit von der Anforderung zur Fehlerdiagnose umfasst die Residuenauswertung eine Fehlerdetektion und eine Fehlerisolierung. Das Grundprinzip der datenbasierten Fehlerdiagnosemethoden ist in der Abbildung 1 skizziert.

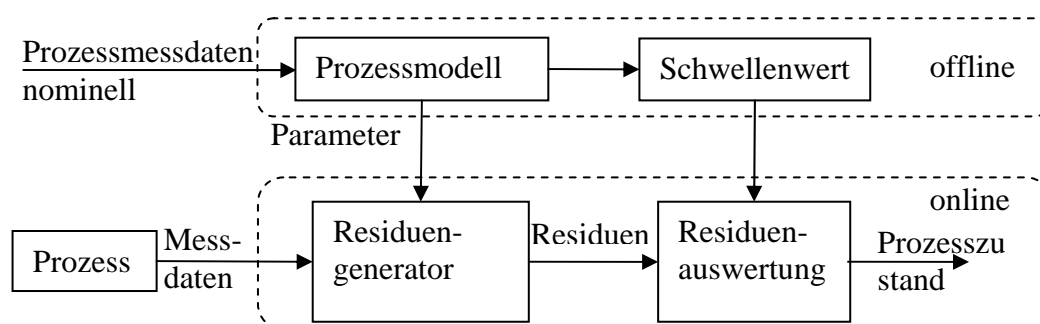


Abbildung 1: Grundprinzip der datenbasierter Fehlerdiagnosemethoden

Der Vorteil von datenbasierten, statistischen Methoden fußt darauf, dass auch komplexe, physikalische Zusammenhänge mit einem begrenzten Aufwand durch die Prozessdatenmodellbildung abgebildet und anschließend zur Fehlerdiagnose genutzt werden können.

Die Principal Component Analysis (PCA, Hauptkomponentenanalyse) und der Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT, Verallgemeinerte Likelihood Quotienten Test) sind typische Vertreter von datenbasierten, statistischen Methoden, die oft zur Fehlerdiagnose eingesetzt werden [1].

### 3 Anwendung des Erwartungswerttests zur Fehlerdetektion

Zur Untersuchung standen umfangreiche Messdaten eines Massentransportsystems zur Verfügung. Diese Datensätze beinhalteten neben ausgewiesenen Fehlerzuständen Abschnitte, die den fehlerfreien Zustand des Massentransportsystems repräsentativ abbilden.

Die standardisierten Prozessmessdaten des fehlerfreien Zustandes sind multinormalverteilt. So können die Parameter empirischer Mittelwertvektor und empirische Kovarianzmatrix des statistischen Prozessmodells berechnet werden [4],[5]. Statistische Tests werden häufig zur Prüfung des Erwartungswertes angewendet. Im Fall der Fehlererkennung wird der Erwartungswerttest mit bekannter Varianz verwendet, da die gemessenen Stichproben einen repräsentativen Zustand der Anlage darstellen und es keine Veränderung in der Varianz des fehlerfreien Zustandes der Anlage gibt. Für die Residuengenerierung und -auswertung wird der Likelihood-Quotienten-Tests (LQ-Test) angewendet. Man definiert zwei Hypothesen:

- die Nullhypothese: fehlerfreier Zustand der Anlage liegt vor,  $H_0 : \boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\mu}_0 \in \Theta_{\text{Fehlerfrei}}$  und
- die Alternativhypothese, sonstiger Zustand,  $H_1 : \boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\mu}_1 \in \Theta \setminus \Theta_{\text{Fehlerfrei}}$ ,

wobei  $\Theta_{\text{Fehlerfrei}}$  der zulässige Wertebereich des Mittelwertvektors  $\boldsymbol{\mu}$  des gesamten zulässigen Parameterraums  $\Theta \in \mathbb{R}^m$  darstellt. Getestet wird die Nullhypothese gegen die Alternativhypothese, ob der konkrete Erwartungswert aus dem aktuellen Messdatenvektor innerhalb des Nichtablehnungsbereiches der Nullhypothese liegt.

So kann der  $LQ$  als Teststatistik verwendet werden:

$$-2 \ln LQ = 2 \left( l(\bar{\mathbf{x}}; \mathbf{X}) - l(\boldsymbol{\mu}_0; \mathbf{X}) \right) \quad (1)$$

Als Residuum  $T^2$  dient der durch das Hotelling-T<sup>2</sup>-statistik [6] approximierter logarithmischer Likelihood-Quotient (2), wobei  $\mathbf{z}$  der aktuelle standardisierte Datenvektor und  $\mathbf{S}$  die empirische Kovarianzmatrix sind.

$$T^2(m, n) = -2 \ln LQ = n \mathbf{z}^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{z} \quad (2)$$

Der Schwellenwert für das Residuum berechnet sich mithilfe der F-Statistik nach (3),

$$J_{th,F} = \frac{nm}{n-m+1} F(m, n-m+1, 1-\alpha) \quad (3)$$

wobei  $\alpha$  das Konfidenzintervall,  $n$  die Anzahl der Datenpunkte aus dem fehlerfreien Zustand und  $m$  die Datendimension sind.

Als Residuenauswertung dient der Vergleich des Residuums mit dem Schwellenwert (3).

$$g(\mathbf{z}) = \begin{cases} 1 & \text{falls } T^2 > J_{th,F} \rightarrow H_0 \text{ ablehnen: Fehler} \\ 0 & \text{falls } T^2 \leq J_{th,F} \rightarrow H_1 \text{ ablehnen: Normalzustand} \end{cases} \quad (3)$$

Bei der Anwendung des Erwartungswerttests zur Fehlerdetektion am Massentransportsystem wurde der Fehlerzustand erfolgreich detektiert. Die Ergebnisse sind in der Abbildung 2 dargestellt.

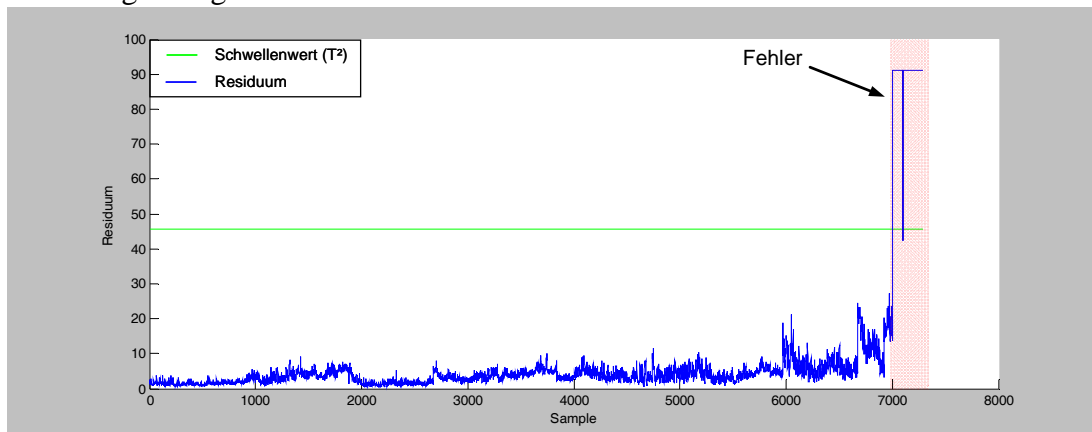


Abbildung 2: Fehlerdetektion, Residuenauswertung

## 4 Zusammenfassung

Die dargestellten Ansätze zeigen, dass sich datenbasierte Fehlerdiagnosemethoden für die Überwachung eines komplexen, industriellen Massentransportsystems verwenden lassen. Die Idee des Verfahrens ist es, ein datengestütztes, statistisches Prozessmodell anhand von Prozessmessdaten zu erstellen, ohne dass der Nutzer sich mit aufwändigen Tätigkeiten zur Modellierung, Datenaufbereitung und Grenzwertermittlung beschäftigen muss. Das vorgestellte Verfahren fußt auf dem Likelihood-Quotienten-Test und realisiert eine erfolgreiche Fehlerdetektion.

## Literatur

- [1] Ding S. X., Zhang P., Jeansch T., Ding E. L., Engel P., Gui W.: *A survey of the application of basic data-driven and model-based methods in process monitoring and fault diagnosis*, 18th IFAC World Congress, Milan, Italy, 2011
- [2] Engel P., Jeansch T., Schoch D., Stargala T.: *Fehlerdetektion und –klassifizierung mit Support Vector Machines bei komplexen industriellen Prozessen*, VDI-Kongress AUTOMATION 2010, Baden-Baden, 2010
- [3] Jeansch T., Engel P., Ding S.X., Schoch D., Neumann H.: *Statistische Verfahren zur Fehlererkennung und –diagnose in der Automatisierungstechnik*, atp - Automatisierungstechnische Praxis, Oldenbourg Industrieverlag, 2010
- [4] Fahrmeir L., Hamerle A., Tutz G.: *Multivariate statistische Verfahren*, 2. Auflage, Walter de Gruyter, 1996
- [5] Sachs L., Hedderich J.: *Angewandte Statistik*, 12. Auflage, Springer-Verlag, 2006
- [6] Russell E.L., Chiang L.H., Braatz R.D.: *Data driven methods for fault detection and diagnosis in chemical processes*. Springer-Verlag, 2000