

Modellbasierte Überwachung und Fehlerdiagnose von kontinuierlichen technischen Prozessen

Model-based Supervision and Fault Diagnosis of Continuous Technical Processes

Eine kurze Zusammenfassung von erprobten Methoden mit Anwendungsbeispielen

A Short Summary of Tested Methods with Application Examples

Rolf Isermann, TU Darmstadt

Zusammenfassung Durch zunehmende Anforderungen an hochzuverlässige und sichere Prozesse, an Lebenszykluskosten und an das Assetmanagement kommt der Überwachung und Fehlerdiagnose aller wichtiger Komponenten technischer Anlagen eine wesentliche Bedeutung zu. Der Beitrag gibt zunächst eine Übersicht von einigen signalgestützten und modellgestützten Methoden zur Erkennung von fehlerhaften Änderungen des normalen Prozessverhaltens. Hierbei gelingt es durch Analyse einzelner periodischer oder stochastischer Signale mit Methoden der Spektralanalyse und durch Analyse mehrerer Ein- und Ausgangssignale über Prozessmodelle mit Parameterschätzung, Beobachtern oder Paritätsgleichungen mehrere Symptome zu erzeugen. Diese bilden die Grundlagen für eine Fehlerdiagnose mit Klassifikations- oder Inferenzmethoden. Das prinzipielle Vorgehen wird an einer Auswahl von am Institut für Automatisierungstechnik untersuchten technischen Prozessen, wie einem hydraulischen Aktor, Elektroantrieben, Kreiselpumpen, Verbrennungsmotoren und Kraftfahrzeugen kurz erläutert und es werden experimentelle Ergebnisse für eingebaute Fehler beschrieben. Der Beitrag schließt mit einer Zusammenfassung bisher erreichter Ergebnisse und einer Beurteilung der angewandten Methoden, die im Laufe der Jahre entwickelt wurden.

Der Beitrag soll mit Hilfe der Beispiele die Anwendbarkeit deutlich machen. ▶▶▶ **Summary** With increasing demands on highly reliable and safe processes, lifecycles costs and asset-management the supervision and fault diagnosis of important components of technical plants develops to an important task within process automation. The contribution gives first a brief view on some signal- and model-based methods for the detection of faulty changes of the normal process behavior. Several symptoms can be generated through the analysis of periodic and stochastic signals with spectral estimation methods and through the processing of several input- and output signals via process models with parameter estimation, observers and parity equations. This is followed by a fault diagnosis with classification or inference methods. The application of this procedure is described shortly for a selection of investigated processes at the Institute of Automatic Control, as a hydraulic servo axes, electrical drives, centrifugal pumps, combustion engines and a passenger car. Some experimental results for inserted faults are shown. Then a summary of hitherto gained practical results and an evaluation of the applied methods is given. It is tried to demonstrate the applicability of the fault-diagnosis methods by using concrete examples.

Schlagwörter Überwachung, Fehlerdiagnose, Aktoren, Motoren, Fahrzeuge ▶▶▶ **Keywords** Supervision, fault diagnosis, actuators, motors, vehicles

1 Einleitung

Im Rahmen einer weiter zunehmenden Prozessautomatisierung und des Assetmanagement steigen die Anforderungen an Zuverlässigkeit, Sicherheit und Funktionsgarantien. Deshalb kommt einer umfassenden Überwachung und Fehlerdiagnose eine wachsende Bedeutung zu. Die Aufgaben der Überwachung bestehen dabei darin, den gegenwärtigen Prozesszustand anzuzeigen, unerwünschte und unerlaubte Prozesszustände zu melden und entsprechende Maßnahmen einzuleiten, um den weiteren Betrieb zu erhalten und um Schäden oder Unfälle zu verhindern. Hierbei kann man folgende Arten der Überwachung unterscheiden, vgl. Bild 1.

- (a) **Grenzwert-Überwachung:** Direkt messbare Größen werden im Hinblick auf das Überschreiten von Toleranzen geprüft, und es werden Alarmmeldungen gegeben.
- (b) **Automatischer Schutz:** Bei gefährlichen Prozesszuständen leitet eine Grenzwert-Überschreitung automatisch eine geeignete Gegenmaßnahme ein, um den Prozess in einen sicheren Zustand zu überführen.
- (c) **Überwachung mit Fehlerdiagnose:** Aus messbaren Größen werden Merkmale berechnet, Symptome erzeugt, eine Fehlerdiagnose durchgeführt und Entscheidungen für Gegenmaßnahmen getroffen.

Die klassischen Methoden (a) und (b) sind geeignet für die allgemeine Prozessüberwachung. Der große Vorteil der klassischen Überwachungsmethoden auf der Basis von Grenzwerten direkt messbarer Signale ist die Einfachheit und Zuverlässigkeit im stationären Betrieb. Eine Alarmmeldung kann jedoch nur nach relativ großen Merkmalsänderungen, z. B. nach einer relativ großen plötzlichen Änderung oder nach lang anhalten-

den allmählichen Änderungen erfolgen. Ferner ist eine detaillierte Fehlerdiagnose im Allgemeinen nicht möglich. Hinzu kommt bei Großanlagen, dass bei größeren Störungen eine Flut von Alarmmeldungen erscheint, deren Auswertung durch das Bedienungspersonal nur schwierig möglich ist. Aus diesen Gründen werden weiter entwickelte Methoden der Art (c) Überwachung mit Fehlerdiagnose benötigt, die folgende Eigenschaften erfüllen sollten:

- (1) Frühe Erkennung kleiner Fehler (plötzliches, allmähliches oder intermittierendes Auftreten),
- (2) Fehlerdiagnose mit Angabe von Fehlerort, Fehlergröße und Fehlerursache,
- (3) Erkennung von Fehlern in geschlossenen Regelkreisen,
- (4) Überwachung von Prozessen in dynamischen Betriebszuständen,
- (5) möglichst keine zusätzlichen Sensoren.

Hierzu können die bereits vorhandenen Messsignale der Prozesseingangs- und ausgangsgrößen besser genutzt werden, denn beim Auftreten von Fehlern ändern sich bestimmte Signale oder ihr Zusammenhang untereinander. Wenn man die Signale und Signalzusammenhänge über mathematische Signal- und Prozess-Modelle beschreibt, kann man aus ihren Änderungen auf Fehler ohne zusätzliche Sensoren zurückschließen [1–6].

Eine frühzeitige Fehlererkennung und -diagnose ist auch eine Grundlage des anlagenorientierten Assetmanagements und wird mit den Begriffen condition monitoring oder health monitoring versehen. Dabei geht es um eine Optimierung von Anlagekosten, Wartungskosten und der Produktionskosten im Rahmen des Lebenszyklus einer Anlage. Ein Fehlermanagement

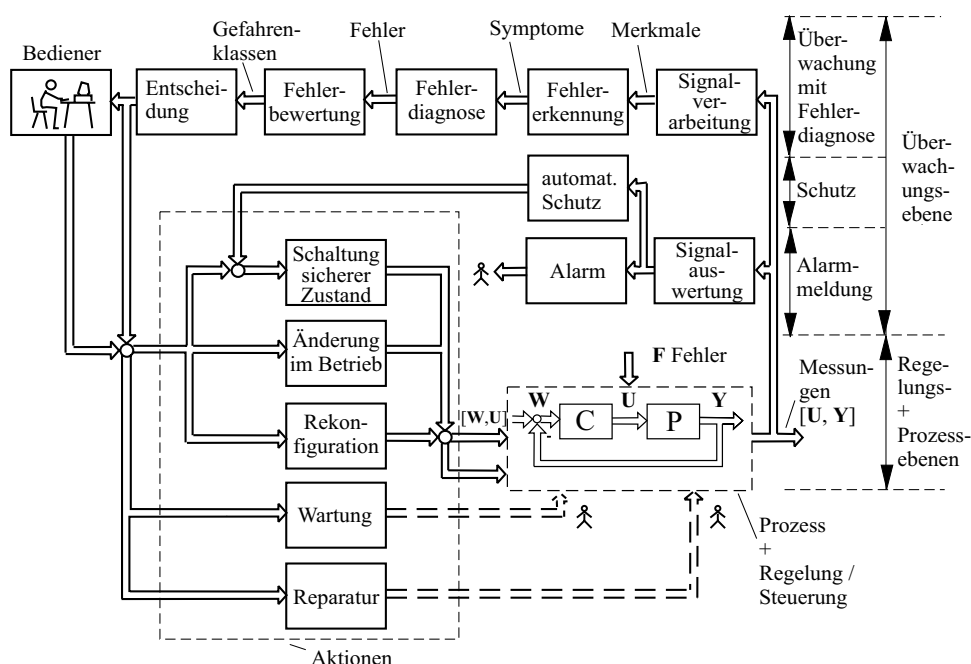


Bild 1 Schema für die verschiedenen Überwachungsmethoden und folgende Aktionen.

umfasst dabei geplante und ungeplante Wartung oder Reparatur und falls möglich, eine Rekonfiguration über Redundanz, siehe z.B. NAMUR (2001, 2005) [37], ISO/DIS 13372-2 (2005) [7]. Modellgestützte Fehlerdiagnosemethoden können ferner im Rahmen der Qualitätskontrolle montierter Produkte eingesetzt werden. Im Folgenden werden einige bewährte Methoden der Fehlererkennung und Fehlerdiagnose in einer kompakten Form (für die Anwender) in einer Übersicht dargestellt und es werden an ausgewählten Beispielen experimentell erhaltene Ergebnisse beschrieben.

2 Wissensbasierte Fehlererkennung und Fehlerdiagnose

Die wesentlichen Aufgaben einer wissensbasierten Methodik können in die *Fehlererkennung* durch Erzeugung analytischer und heuristischer Symptome und die *Fehlerdiagnose* mit Klassifikations- und Interferenzmethoden unterteilt werden.

a) Analytische Symptomerzeugung

Das quantifizierbare Wissen über den Prozess wird verwendet, um analytische Information zu erzeugen. Hierzu wird auf der Grundlage gemessener Variablen eine Datenverarbeitung durchgeführt, um zunächst Kennwerte (charakteristische Größen) zu bilden durch:

- *Grenzwert-Überwachung* direkt messbarer Signale. Kennwerte sind überschrittene Signaltoleranzen (Standardmethode)
- *Signalanalyse* direkt messbarer Signale durch Bildung von Signalmodellen wie Korrelationsfunktionen, Frequenzspektren, ARMA-Modelle (auto regressive moving average). Kennwerte sind z.B. Varianzen, Amplituden, Signalmodellparameter oder Frequenzen, Bild 2a)
- *Prozessanalyse* durch Verwendung mathematischer Prozessmodelle in Verbindung mit Parameterschätzmethoden, Zustandsschätzmethoden und Paritätsgleichungen

chungen. Kennwerte sind Parameter, Zustandsgrößen oder Residuen, Bild 2b)

In manchen Fällen können aus diesen Kennwerten besondere Merkmale ermittelt werden, z.B. physikalisch definierte Prozess-Koeffizienten oder gefilterte oder transformierte Residuen. Diese Merkmale werden dann mit den normalen Merkmalen des fehlerlosen Prozesses verglichen. Hierzu werden Methoden zur Erkennung signifikanter Änderungen eingesetzt. Die resultierenden Änderungen der Merkmale bilden dann die *analytischen Symptome*.

b) Heuristische Symptomerzeugung

Als Ergänzung zur analytischen Symptomerzeugung können dann aus der qualitativen Information, über die menschliche Bediener verfügen, heuristische Symptome gebildet werden. Beobachtung und Inspektion des Prozesses erlauben z.B. heuristische Angaben in Form von bestimmten Geräuschen, Farben, Gerüchen, Schwingungen, Verschleißmarken usw. Die bisherige Prozessgeschichte in Form von Wartung, Reparaturen, früheren Fehlern, Standzeiten, Belastungsmaßen bilden eine weitere Quelle heuristischer Information, ebenso statistische Daten über denselben oder ähnliche Prozesse. Auf diese Weise lassen sich heuristische Symptome bilden, die als linguistische Variablen (z.B. klein, mittel, groß) oder als unscharfe Zahlenwerte angebar sind, um die Wissensbasis über den Prozess zu ergänzen.

c) Fehlerdiagnose

Die Aufgabe der Fehlerdiagnose besteht aus der Bestimmung des Typs, der Größe und dem Ort des Fehlers und dem Zeitpunkt seiner Erkennung auf der Grundlage der analytischen und heuristischen Symptome. Eine erste Möglichkeit besteht in der Verwendung von Klassifikationsmethoden, bei denen die Änderungen in mehrdimensionalen Räumen bestimmt werden. Ein anderer Weg ist die Nutzung von in der Struktur bekannten oder erlernten Fehler-Symptom-Kausalitäten.

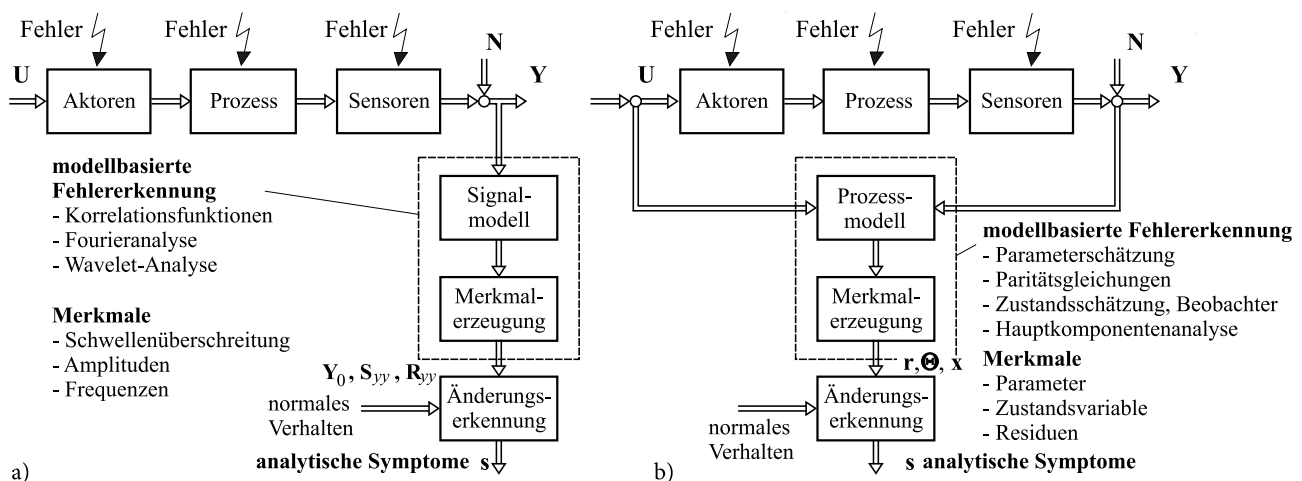


Bild 2 Fehlererkennung mit Signal- und Prozessmodellen: (a) signalmodellbasiert, (b) prozessmodellbasiert.

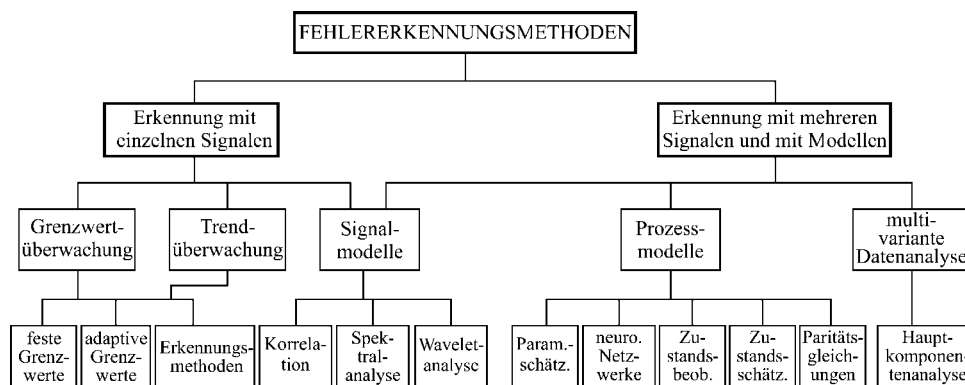


Bild 3 Übersicht der Fehlererkennungsmethoden [4].

Dann kann man diese heuristische Prozesskenntnis dazu verwenden. Methoden des diagnostischen Schließens anzuwenden. Schließlich erfolgt eine Fehlerentscheidung über den möglichen Fehler. Dies ist ausführlich in [4] beschrieben. Die folgende Darstellung betrachtet im Wesentlichen a) und c).

3 Modellgestützte Methoden der Fehlererkennung

Um einen tieferen Einblick in den Prozess zu erhalten, werden die im statischen und dynamischen Prozessverhalten vorhandenen Abhängigkeiten verschiedener messbarer Signale durch Einsatz von mathematischen Prozessmodellen ausgenutzt. Als Messgrößen stehen in der Regel die Eingangsgrößen U und die Ausgangsgrößen Y (mit Störsignalen N) zur Verfügung. Aufgrund dieser Messgrößen sollen Fehler in den Aktoren, im Prozess und den Sensoren erkannt werden. Eine modellgestützte Fehlererkennung vergleicht den Prozess mit einem Prozessmodell und erzeugt mit verschiedenen Methoden Merkmale. Weichen diese Merkmale vom normalen Verhalten ab, dann bilden sich Symptome aus, Bild 2b). Je mehr Signale zwischen Ein- und Ausgangs-Messgrößen zur Verfügung stehen, desto detaillierter wird die Fehlererkennung und -diagnose. Bei der Modellbildung von Fehlern entscheidet man sprungförmige Fehler (abrupt), driftförmige Fehler (allmählich), intermittierende Fehler (sporadisch). Diese Fehler können die gemessenen Variablen additiv ändern oder multiplikativ. (Additiv bedeutet, dass die Fehler sich durch eine Addition im Signalwert ausdrücken, z. B. durch eine Gleichwertänderung. Bei einer multiplikativen Änderung gehen die Fehler durch eine Multiplikation mit dem Signalwert ein, z. B. durch eine Parameteränderung [4].) Prozessmodellgestützte Methoden der Fehlererkennung sind z. B.

- Parameterschätzung mit statischen oder dynamischen Modellen
 - Paritätsgleichungen
 - Zustandsgrößenbeobachter und Kalman-Filter
- siehe Bild 3, Tabellen 1, 2 und 3 [4;8]. Symptome sind dann Änderungen von Parametern, Residuen zwischen Prozessmodell und Prozess-Ausgangsgrößen oder

Tabelle 1 Parameterschätzmethoden für dynamische Prozesse.

Minimierung des Gleichungsfehlers	Minimierung des Ausgangsfehlers
Verlustfunktion: $V = \sum e^2(k)$ Methode: • nichtrekursiv, direkt $\hat{\Theta} = [\Psi^T \Psi]^{-1} \Psi^T y$ • Rekursiv $\hat{\Theta}(k+1) = \hat{\Theta}(k) + \gamma(k)e(k+1)$	Verlustfunktion: $V = \sum e'^2(k)$ Methode: • nichtdirekte, iterative Parameteroptimierung $\hat{\Theta}(v+1) = \hat{\Theta}(v) + \Gamma(v) \frac{\partial V}{\partial \Theta}(v)$
Symptome:	Symptome:
• Modellparameter $\Delta \hat{\Theta}(j) = \hat{\Theta}(j) - \Theta_0$ • Prozesskoeffizienten $\hat{p} = f^{-1}[\hat{\Theta}]$	$\Delta p(j) = \hat{p}(j) - p_0$

Änderungen interner Zustandsgrößen. Signalmodellgestützte Methoden der Fehlererkennung werten die in einem einzelnen Messsignal enthaltenen harmonischen oder regellosen Anteile aus durch Fourier- oder Korrelationsanalyse bei stationärem Verlauf oder z. B. Waveletanalyse bei impulsförmigem Verlauf. Symptome sind z. B. Änderungen von Amplituden oder charakteristische Frequenzen, Bild 2. Eine detaillierte Behandlung dieser Methoden bringen z. B. [2–5].

4 Methoden der Fehlerdiagnose

Die Aufgabe der Fehlerdiagnose ist die Ermittlung der Fehler mit möglichst detaillierten Angaben über ihren Ort und ihre Größe. Hierzu reicht die Kenntnis analytischer Symptome im Allgemeinen nicht aus, sondern es ist auch die Verarbeitung von heuristischem Wissen erforderlich. Deshalb ist der Einsatz von Online-Expertensystemen zweckmäßig. Zunächst sind die analytischen und heuristischen Symptome in einer einheitlichen Form darzustellen. Hierzu eignen sich besonders unscharfe Mengen als fuzzy sets mit Zugehörigkeitsfunktionen (Symptom z. B. groß, mittel,

Tabelle 2 Paritätsgleichungen für dynamische Prozesse.

Ein-/Ausgangsmodell	Zustandsgrößenmodell
<p>Paritätsgleichungen:</p> $r(s) = A_M(s)y(s) - B_M(s)u(s)$ $r(t) = \Psi_a^T(t)\Theta_{Ma} - \Psi_a^T(t)\Theta_{Mb}$ $B_M(s) = b_0 + b_1s + \dots + b_ms^m$ $A_M(s) = 1 + a_1s + \dots + a_ns^n$ $\Theta_{Mb}^T = [b_0 \ b_1 \dots b_m]$ $\Theta_{Ma}^T = [a_1 \ a_2 \dots a_n]$ $\Psi_b^T = [u^{(1)} \ u^{(2)} \dots u^{(n)}]$ $\Psi_a^T = [y \ y^{(1)} \dots y^{(m)}]$	$\mathbf{Y}_F(t) = \mathbf{T}\mathbf{X}(t) + \mathbf{Q}\mathbf{U}_F(t)$ $\mathbf{W}\mathbf{Y}_F(t) = \mathbf{W}\mathbf{T}\mathbf{x}(t) + \mathbf{W}\mathbf{Q}\mathbf{U}_F(t)$ $\mathbf{W}\mathbf{T} = 0$ $\mathbf{r}(t) = \mathbf{W}(\mathbf{Y}_F(t) - \mathbf{Q}\mathbf{U}_F(t))$ $\mathbf{D}'\mathbf{u} = [u \ u^{(1)} \dots u^{(m)}]^T = \mathbf{U}_F$ $\mathbf{D}'\mathbf{y} = [y \ y^{(1)} \dots y^{(n)}]^T = \mathbf{Y}_F$ $\mathbf{T} = [\mathbf{C} \ \mathbf{CA} \ \mathbf{CA}^2 \dots]^T$ $\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \dots \\ \mathbf{CB} & 0 & 0 \\ \mathbf{CAB} & \mathbf{CB} & 0 \\ \mathbf{M} \end{bmatrix}$

Tabelle 3 Beobachter für dynamische Prozesse.

Zustandsbeobachter	Ausgangsbeobachter
<p>Prozessmodell:</p> $\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{F}\mathbf{v}(t) + \mathbf{L}\mathbf{f}_L(t)$ $\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{N}\mathbf{n}(t) + \mathbf{M}\mathbf{f}_M(t)$ <p>$\mathbf{v}(t), \mathbf{n}(t)$: Störsignale; $\mathbf{f}_L, \mathbf{f}_M$: additive Fehlersignale</p>	
<p>Beobachtergleichungen</p> $\hat{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{H}\mathbf{e}(t)$ $\mathbf{e}(t) = \mathbf{y}(t) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t)$ <p>Symptome:</p> <ul style="list-style-type: none"> • $\Delta\mathbf{x}(t) = \mathbf{x}(t) - \mathbf{x}_0(t)$ • $\mathbf{e}(t)$ • $\mathbf{r}(t) = \mathbf{W}\mathbf{e}(t)$ <p>Besondere Beobachter</p> <ul style="list-style-type: none"> – fault-sensitive filters (H so, dass $\mathbf{r}(t)$ bestimmte Richtung) – dedicated observers (für verschiedene Sensorausgänge) 	$\hat{\xi}(t) = \mathbf{A}_\xi \hat{\xi}(t) + \mathbf{B}_\xi \mathbf{u}(t) + \mathbf{H}_\xi \mathbf{y}(t)$ $\eta(t) = \mathbf{C}_\xi \hat{\xi}(t)$ $\xi(t) = \mathbf{T}_1 \mathbf{x}(t): \text{Transformation}$ $\mathbf{r}(t) = \mathbf{C}_\xi \hat{\xi}(t) - \mathbf{T}_2 \mathbf{y}(t)$ <ul style="list-style-type: none"> – unabhängig von $\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \mathbf{v}(t)$ – abhängig von $\mathbf{f}_L(t), \mathbf{f}_M(t)$ <p>Entwurfsgleichungen:</p> $\mathbf{T}_1 \mathbf{A} - \mathbf{A}_\xi \mathbf{T}_1 = \mathbf{H}_\xi \mathbf{C}$ $\mathbf{B}_\xi = \mathbf{H}_1 \mathbf{B}$ $\mathbf{T}_1 \mathbf{V} = 0$ $\mathbf{C}_\xi \mathbf{T}_1 - \mathbf{T}_2 \mathbf{C} = 0$

klein). Der Zusammenhang zwischen den beobachteten Symptomen und den Fehlern kann durch Klassifikationsmethoden (oder Mustererkennungsmethoden) experimentell „erlernt“ oder „trainiert“ werden, siehe Tabelle 4.

Wenn jedoch der prinzipielle Zusammenhang „Fehler $\mathbf{F} \rightarrow$ Zwischenereignisse $\mathbf{E} \rightarrow$ Symptome \mathbf{S}^* “ bekannt ist, z. B. als kausale Verknüpfung oder Wenn-Dann-Regeln, dann lassen sich Inferenzmethoden (Methoden des diagnostischen „Schließens“ oder „Schlussfolgerns“)

Tabelle 4 Methoden der Fehlerdiagnose.

Klassifikationsmethoden	Inferenzmethoden
<p>Ohne Vorwissen über Fehler-Symptom-Kausalitäten</p> <p>Abbildung:</p> <p>$\mathbf{S}^T = [S_1, S_2, \dots, S_n]$</p> <p>$\mathbf{F}^T = [F_1, F_2, \dots, F_m]$</p> <p>Klassifikation:</p> <ul style="list-style-type: none"> – statistisch – geometrisch – Neuronale Netze – fuzzy Clusters 	<p>Mit Vorwissen über Fehler-Symptom-Kausalitäten</p> <p>Kausales Netz:</p> <p>Fehler-Symptom-Baum:</p> <p>Regeln:</p> <ul style="list-style-type: none"> Wenn $\langle S_1 \wedge S_2 \rangle$ dann $\langle E_1 \rangle$ Diagnostisches Schließen – Bool'sche Logik: Fakten sind binär – Approximatives Schließen – Probabilistisches Fakten sind: Verteilungsdichten – Fuzzy-logische Fakten sind: Fuzzy Mengen

einsetzen. Da die Symptome meistens unscharfe Größen sind, eignet sich besonders das approximative Schließen mit Fuzzy-Logik [4].

5 Anwendungen für technische Prozesse

Im Folgenden werden das prinzipielle Vorgehen bei der Fehlererkennung und -diagnose und die experimentell gewonnenen Ergebnisse an einigen ausgewählten Komponenten und Prozessen dargestellt. Am Beginn der Entwicklung oder zur Auswahl einer Fehlerdiagnose-Methodik empfiehlt es sich, eine Fehler-Symptom-Liste aufzustellen, in der die zu erkennenden Fehler und ihre Auswirkungen zusammengestellt werden. Hierbei kann man nach einer Ereignis-Ablauf-Analyse (ETA), Fehlerbaumanalyse (FTA) oder FMEA (failure mode and effects analysis) vorgehen (IEC 60812, IEC 61508, DIN 40 041), wobei aber besonders die Auswirkungen von Fehlern auf die Messsignale vor Auftreten eines Ausfalls interessieren. Für die Auswahl der Fehlererkennungsmethoden ist dann wesentlich, ob es sich im Bezug auf die Signale und Modelle um *additive Fehler*, wie z. B. Änderungen eines Sensor-Gleichwertes oder eines Aktor-Durchflussquerschnitts, oder *multiplikative Fehler*, wie z. B. eine Sensor-Kennliniensteigung oder eine Aktor-Reibung oder Verstärkung, handelt. Denn Pa-



ritätsgleichungen und Zustandsbeobachter sind primär für additive Fehler und Parameterschätzmethoden für multiplikative Fehler geeignet. Ferner spielt der Betrieb in *stationären* oder *instationären Zuständen* und die Zahl der jeweils verfügbaren Messsignale eine wesentliche Rolle, wie im Einzelnen gezeigt wird. Ferner ist der *Fehler-Zeitverlauf* von Interesse, also ob die Fehler abrupt, allmählich oder sporadisch (intermittierend) auftreten.

5.1 Elektrische, pneumatische und hydraulische Aktoren

Aktoren werden häufig mit elektrischer, pneumatischer oder hydraulischer Hilfsenergie betrieben. Sie bestehen dann aus einem Signalumformer, Stellantrieb, Stellübertrager und Stellventil und ihre Ausgangsgröße ist oft ein Masse- oder Energiestrom. Wenn der Aktor nur gesteuert wird, dann steht als Signal in der Regel nur das elektrische Eingangssignal (Stellgröße) zur Verfügung. Eine Fehlererkennung muss dann zusammen mit Messgrößen des nachfolgenden Prozesses erfolgen. Bei höherwertigen Aktoren ist üblicherweise ein aktorinterner Sensor eingebaut, der z. B. Wege, Geschwindigkeiten, Kräfte oder Ströme misst und eine unterlagerte Stellantriebs-Regelung ermöglicht. Dann sind 2 Messgrößen verfügbar, mit denen bereits eine modellgestützte Fehlererkennung möglich wird, wie z. B. bei Elektromagneten [9]. Wenn die Stellgröße und der gestellte Masse- oder Energiestrom des Stellventils gemessen und geregelt werden, ermöglicht das Regelkreisverhalten eine Fehlererkennung, wie z. B. bei einem pneumatischen Durchflussventil [10; 11]. Die Möglichkeiten zur Fehlererkennung und -diagnose werden aber wesentlich erweitert, wenn 3 Messgrößen vorhanden sind. So konnten an einer elektrischen Drosselklappe mit einem BLDC-Motor und Messungen von Spannung, Strom und Position mit Parameterschätzmethoden und Paritätsgleichungen für das dynamische Verhalten 11 Symptome erzeugt und mehr als 20 verschiedene Fehler diagnostiziert werden [12]. Bei einer Flugzeug-Kabinendruck-Klappe erlaubte eine entsprechende Methodik mit 4 Messgrößen und 7 Symptomen die Diagnose von 5 Fehlerarten [13].

Bild 4 zeigt die Messgrößen für eine hydraulische Servoachse bestehend aus elektromagnetischem Steuer-

schieber und hydraulischem Zylinder. Eine Fehlererkennung mit Parameterschätzung und Paritätsgleichungen erlaubte mit 6 Messgrößen die Diagnose von 16 verschiedenen Fehlern [14].

5.2 Elektrische Antriebe

Elektrische Antriebe setzen sich aus dem Elektromotor, einem Getriebe oder einer Kupplung und einer mechanischen Last zusammen. Bei Gleichstrommotoren können als Messsignale in der Regel Spannung, Strom und Drehzahl die Basis für eine Fehlererkennung bilden. Paritätsgleichungen eignen sich bei konstanter Drehzahl gut zur Erkennung von additiven Fehlern (z. B. Sensorfehler) und die Parameterschätzung bei dynamischem Betrieb für multiplikative Fehler (Lager-, Bürsten-, Windungsfehler) [15]. Deren Kombination ergibt eine große Fehlerarten-Abdeckung.

Grundlage für die Fehlererkennung bei Asynchronmotoren ist ein Zugang zu Signalen einer feldorientierten Regelung. Aus jeweils Spannung und Strom des q-Systems (drehmomentbildend) und des d-Systems (feldbildend), Speisefrequenz und Rotordrehzahl können z. B. mit lokal-linearen LOLIMOT-Modellen 2 Paritätsgleichungen gebildet werden. Ergänzt man noch 3 Residuen für die gemessenen Statorphasenströme, dann lassen sich mehr als 10 verschiedene Fehler im elektrischen Teil erkennen wie z. B. Statorwicklungsdefekte, Rotorstabbruch, offene Phasen und defekte Ventile des Umrichters. Zur Fehlererkennung im mechanischen Teil ist im Zusammenhang mit der Last eine Parameterschätzung besser geeignet [16], wie auch das folgende Beispiel mit der Kreiselpumpe zeigt.

5.3 Kreiselpumpen und Membranpumpen

Bei relativ gut instrumentierten Kreiselpumpen stehen Differenzdruck Δp , Volumenstrom \dot{V} , Drehzahl ω , Spannungs- und Stromwerte eines antreibenden Elektromotors zur Verfügung, so dass auch das elektrische Drehmoment M_{mot} bekannt ist. Die möglichen Fehlererkennungsmethoden hängen von der Betriebsart ab, siehe Tabelle 5. Wird die Kreiselpumpe im Wesentlichen *stationär an verschiedenen Betriebspunkten* betrieben, dann können aus einer Parameterschätzung der Differenzdruck- und Drehmoment-Kennlinien Δp

Tabelle 5 Modellbasierte Fehlererkennungsmethoden für Kreiselpumpen in Abhängigkeit der Betriebsart.

Erkennungsmethode	Betriebsarten	Stationäre Betriebspunkte Nichtlineare Kennlinien		Dynamischer Betrieb Nichtlineare dynamische Prozesse	
		Parameter-schätzung	Paritäts-gleichungen	Parameter-schätzung	Paritäts-gleichungen
Mathematisches Modell	Betriebsarten				
	Ein Betriebspunkt	–	X	–	–
	Mehrere Betriebspunkte	X	X	–	–
	Dynamische Anregung	–	–	X	X
	Abschaltvorgang	–	–	X	X

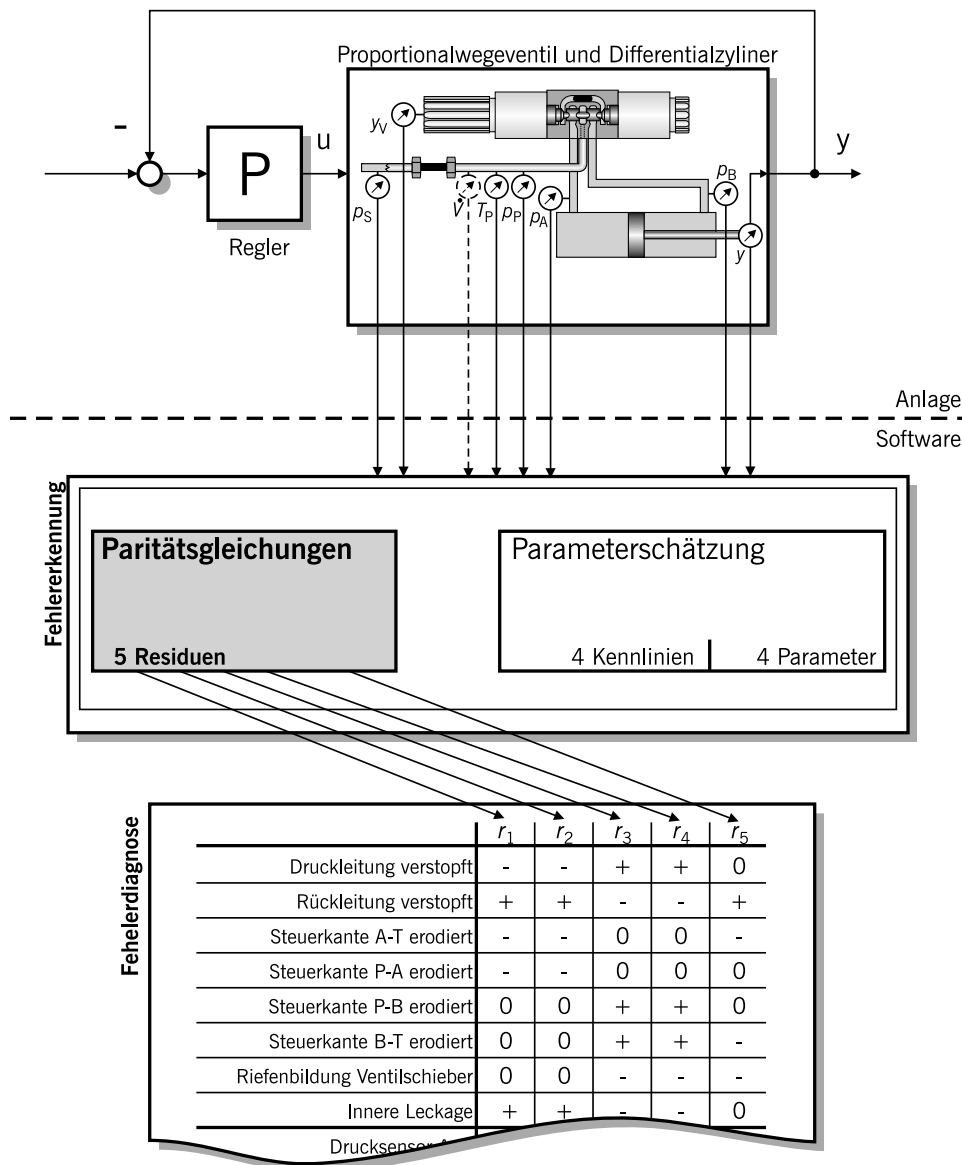


Bild 4 Modellgestützte Fehlerdiagnose an einer hydraulischen Servoanlage.

(\dot{V}, ω) und $M_{\text{mot}}(\dot{V}, \omega)$ mehrere Fehler wie z. B. Dichtspaltverschleiß, Schaufeldefekte und Kavitation diagnostiziert werden [17].

Bei andauerndem oder gelegentlichem dynamischen Betrieb liefert eine Parameterschätzung für das dynamische Verhalten (Differentialgleichungen 2. Ordnung) zusätzliche Parameter, wie z. B. Trägheitsmoment und zusätzliche Reibungsterme. Durch eine Kombination mit Paritätsgleichungen können mehrere Motoren-, Pumpen- und Sensorfehler über 11 verschiedene Symptome diagnostiziert werden, siehe Bild 5 und Tabelle 6. Hierzu haben sich lokal-lineare dynamische Modelle (Parameterschätzung mit LOLIMOT) bewährt [11; 16]. Die Paritätsgleichungen können auch bei stationärem Betrieb an einem Betriebspunkt eingesetzt werden, um Fehler wie Dichtspaltverluste, Lagerreibung und Sensor-Offsetfehler zu diagnostizieren. Jedoch können dann andere Fehler wie

erhöhter Strömungswiderstand, Kavitation und Schaufelschäden zwar erkannt, aber nicht unterschieden werden, wie Tabelle 6 zeigt. Eine Parameterschätzung während des Auslaufens bis zum Stillstand nach einer Abschaltung erlaubt zusätzliche Symptome für erhöhte Reibung und Schaufelschäden [17]. Eine Signalanalyse von Körperschall über Beschleunigungssensoren an geeigneten Stellen des Pumpengehäuses ermöglicht die Erkennung von Kavitation (zusätzlich) und Unwucht des Rotors [18; 19].

Zusammenfassend kann also bei 4 verfügbaren Messgrößen (I_{sq} , ω , Δp , V) ein großer Umfang an Fehlern von Elektromotor, Pumpe und Leitungen diagnostiziert werden. Mit abnehmender Zahl an Messgrößen reduziert sich die Zahl der diagnostizierbaren Fehler [4; 11]. Ein zweckmäßiges Vorgehen ist der dauernde Einsatz von Paritätsgleichungen und nach sich einstellenden ersten Symptomen kurzfristig dynamische Drehmomentanre-

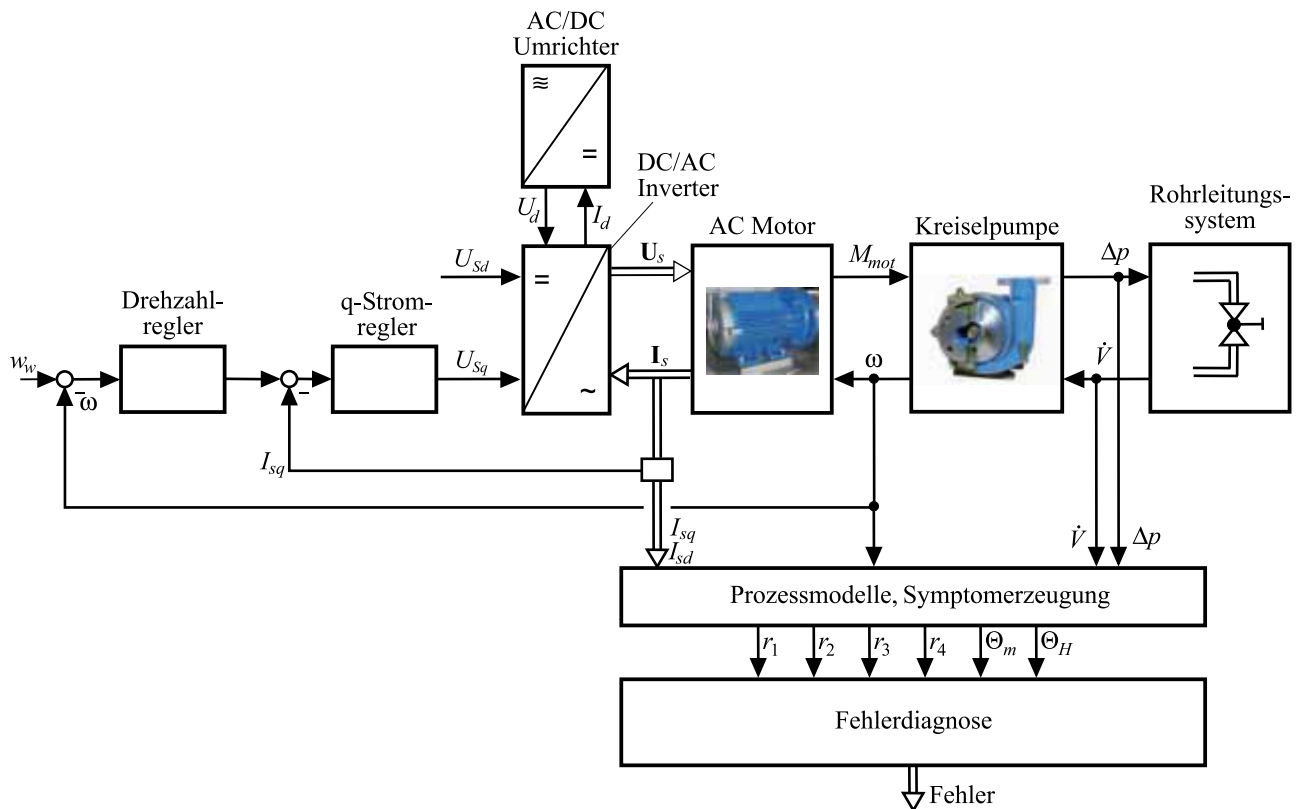


Bild 5 Schema einer Kreislaspumpe mit drehzahlgeregeltem Asynchronmotor. U_s : Statorspannungen (PWM), I_s : Statorstromvektor, r_i : Residuen von Paritätsgleichungen, $\theta_m^T = [k_0 \ k_1 \ k_2]$, Parametervektor Drehmomentkennlinie, $\theta_h^T = [h_0 \ h_1 \ h_2]$ Parametervektor Förderhöhenkennlinie.

Tabelle 6 Fehler-Symptom-Tabelle für kombinierte Parameterschätzung und Paritätsgleichungen einer Kreislaspumpe.

Fehler	Symptome										
	Paritätsgleichungen				Parameterschätzwerte						
	$ r_1 $	$ r_2 $	$ r_3 $	$ r_4 $	ΔJ	ΔM_{f0}	ΔM_2	Δa_B	Δh_{rr}	Δh_{nn}	Δh_w
Sensor ω	+ / ++	0	+ / ++	+ / ++	0	0	0	0	0	0 / -	+ / ++
Sensor \dot{V}	0	+ / ++	+ / ++	0	0	0	0	0 / -	+	0	0
Sensor p_1, p_2	+ / ++	+ / ++	0	0	0	0	0	0 / +	0	0 / -	+ / ++
Spaltverluste	+	0	0	0	0	0	0	0	0	-	+
Leckage	+	+	+	0	0	0	0	-	-	0	0
Strömungswiderstand + 20–40%	+	+	+	0	0	0	0	0	+	0	0
Strömungswiderstand + 40–60%	+	++	+	+	0	0	0	++	++	0	0
Strömungswiderstand + 60–90%	++	++	++	++	0	0	+	++	++	0	0
Kavitation	+	++	++	+	0	0	+	--	++	--	++
Zunehmende Lagerreibung	0	0	0	+	0	+	+	0	0	0	0
Defektes Laufrad	+	+	+	+	+	0	0	-	-	-	+

gungen mit Testsignalen, um eine differenzierte Diagnose zusammen mit Parameterschätzwerten zu erhalten [4].

Membranpumpen und Kolbenpumpen (oszillierende Verdrängerpumpen) werden in der chemischen und pharmazeutischen Industrie eingesetzt, um hohe Drücke bis zu 3000 bar zu erzeugen. Dabei wirkt der Kolben häufig über eine Hydraulikflüssigkeit auf eine

Membran. Aus den 4 Phasen des Druckverlaufes in Abhängigkeit vom Kurbelwinkel können 9 Symptome über Paritätsgleichungen gebildet werden. Zusammen mit weiteren Symptomen aus Körperschallmessungen lassen sich kleine Fehler wie z. B. Gaseinschluss, Ventilleckagen, Membranleckagen diagnostizieren. Die zusätzliche Messung von Drehzahl und Statorströmen des antrie-

benden Asynchronmotors erlaubt die Erkennung von Antriebsstrang- und Sensorfehlern [20].

5.4 Verbrennungsmotoren

Durch die Zunahme an motorischen Komponenten wie z.B. Turbolader, AGR-Rückführung, verschiedenen Brennverfahren, Abgasnachbehandlung und durch die Zunahme von Sensoren und Motormanagement-Funktionen ist die Komplexität moderner Verbrennungsmotoren stark gestiegen. Deshalb müssen auch wesentlich mehr Überwachungs- und Diagnosefunktionen entwickelt und implementiert werden. Die gesetzlich

vorgeschriebene On-board-Diagnose (OBD, EOBD) beschränkt sich auf emissionsrelevante Komponenten und Funktionen wie z.B. Sensoren, Aktoren, AGR, Lecks, Verbrennungsaussetzer. Dabei werden elektrische Signalfälle und Plausibilitäten geprüft, Prüfsignale eingegeben und verschiedene Grenzwerte überprüft. Dies wird in Werkstätten durch Off-board-Diagnose-Systeme ergänzt. Um den Umfang der erkennbaren Fehler zu erhöhen und die Diagnosetiefe zu verbessern, wurden signalmodell- und prozessmodellbasierte Methoden entwickelt.

In Bild 6 ist eine modulare Struktur dargestellt, bei der Fehlererkennungsmodulen bestimmten Teilbereichen

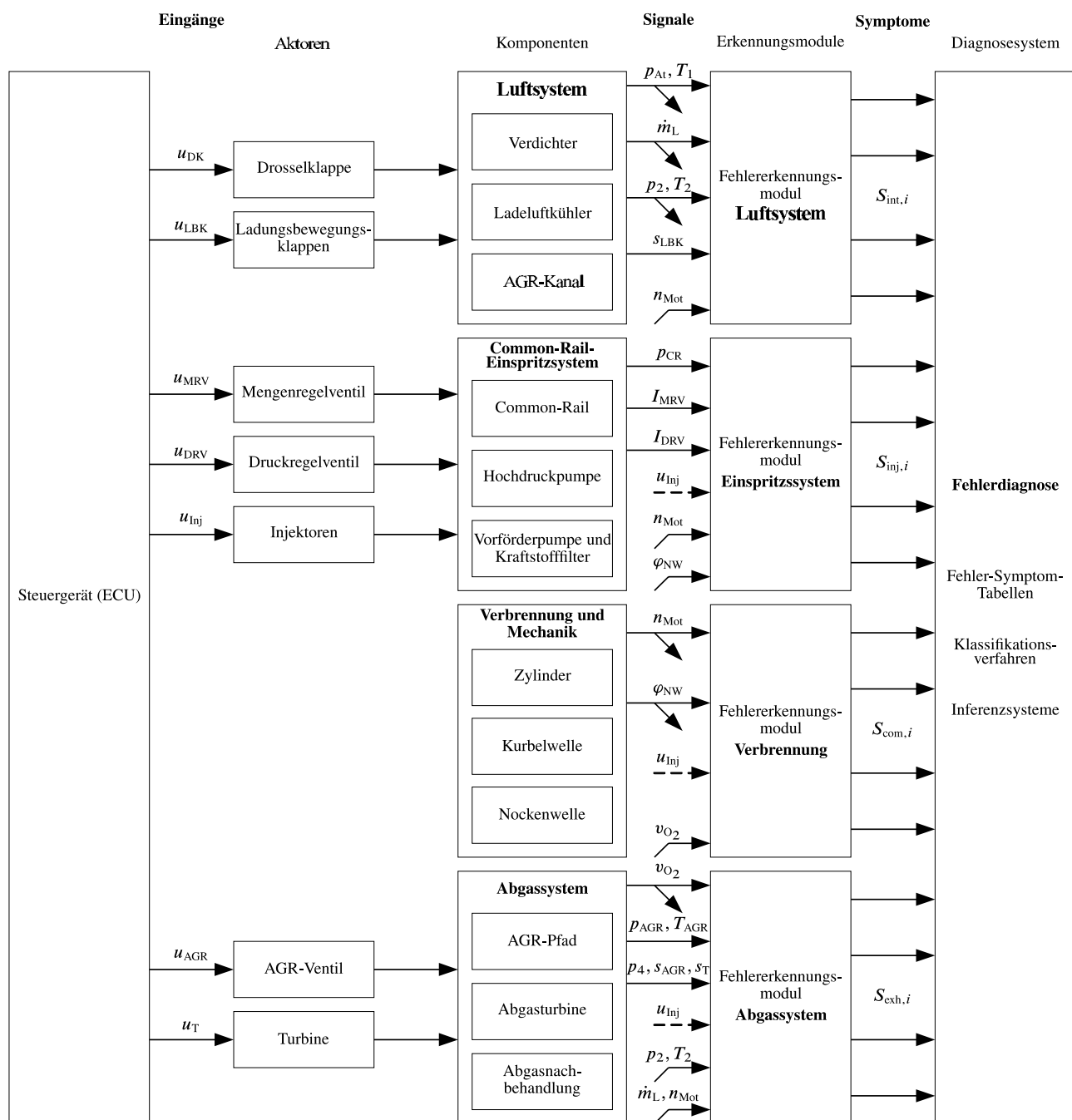


Bild 6 Modulare Struktur zur Fehlererkennung und -diagnose eines Dieselmotors.

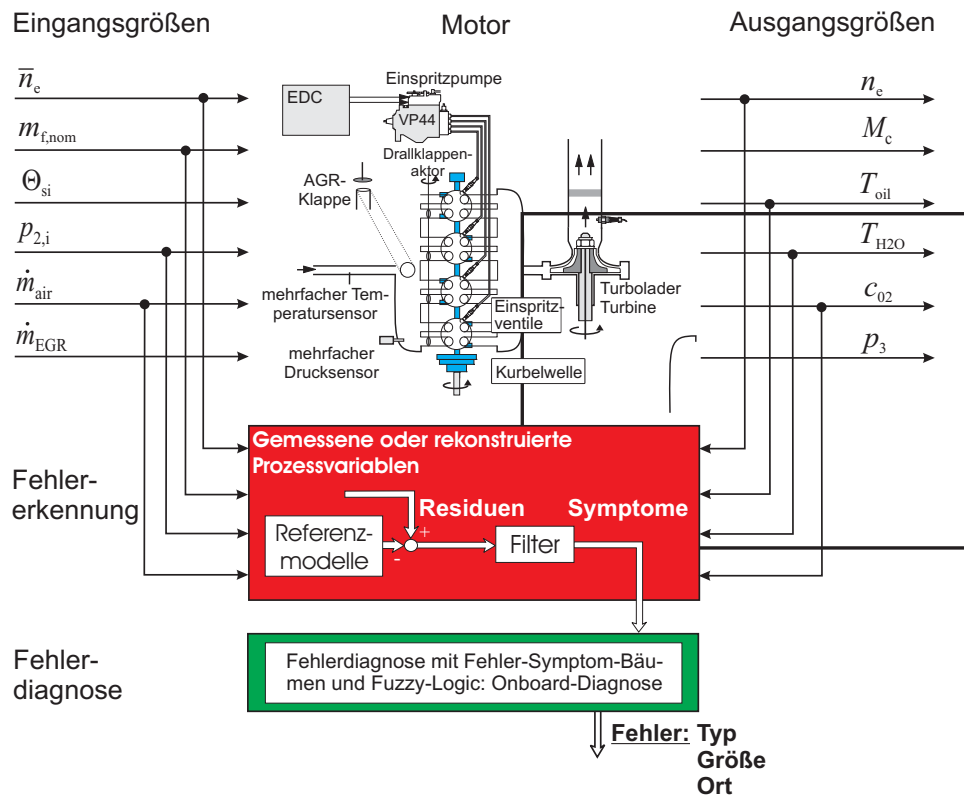


Bild 7 Fehlerdiagnose-Schema für das Luftsystem eines Dieselmotors.

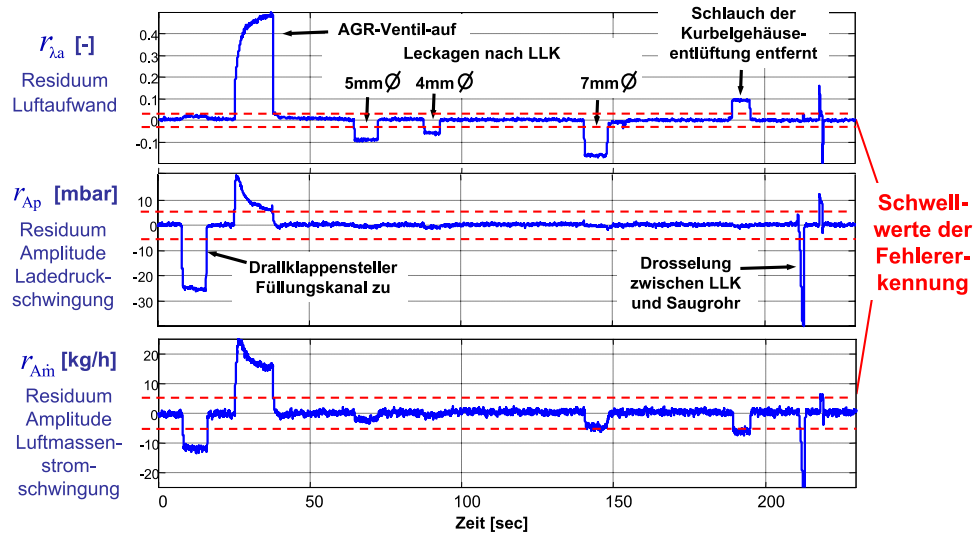


Bild 8 Änderungen von drei Residuen von Paritätsgleichungen für das Luftsystem eines Dieselmotors für verschiedene Fehler.

zugeordnet sind [21]. Bild 7 zeigt z. B. das Fehlererkennungsmodul des Luftsystems eines Dieselmotors mit Turbolader. Aus Änderungen der Amplitude und Phase der Schwingungen des Ladedrucks (Residuen r_{Ap} , $r_{\phi p}$) und des Luftstroms (Residuen r_{Am} , $r_{\phi m}$) und aus Paritätsgleichungen für die Luftziffer (angesaugte Luftmenge pro Hub (Residuum $r_{\eta v}$)) können dann die in Tabelle 7 angegebenen Fehler diagnostiziert werden. Bild 8 zeigt den Verlauf dieser Residuen von Paritätsgleichungen für verschiedene Fehler. Entsprechende Methoden erlauben

die Diagnose von Fehlern der Verbrennung und des Abgassystems [21–23].

Für einen FSI-Benzinmotor erhält man aus signal- und prozessmodellbasierten Symptomen des Luftkanals, des Einspritzsystems, der Drehzahl und der Lambda-Regelung die Diagnose mehrerer Fehler, z. B. für die Einspritzung und Zündung sowohl für homogene als auch geschichtete Verbrennung [24]. Dabei ist die Bildung von Symptomen abhängig vom gerade betriebenen Drehzahl/Drehmoment-Bereich. Ein Gesamtbild

Tabelle 7 Fehler-Symptom-Tabelle für das Luftsystem eines Dieselmotors.

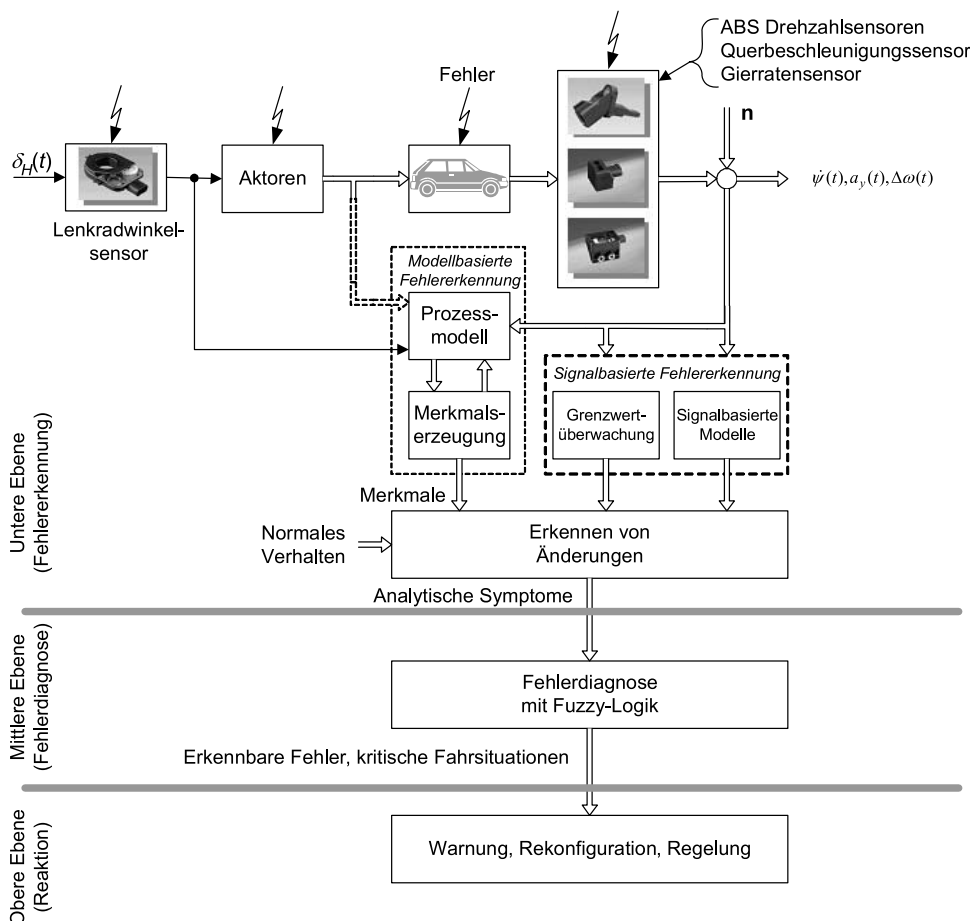
Fehler	Symptome				
	$S_{\eta v}$	S_{Am}	S_{Ap}	$S_{\varphi m}$	$S_{\varphi p}$
Entfernte Kurbelgehäuse-Entlüftung	+	0	0	0	0
Leck zwischen Ladeluftkühler und Motor	-	0	0	0	0
Ablagerungen zwischen Ladeluftkühler und Motor	0	-	-	+	+
Drallklappenaktor zu	0	-	-	0	0
AGR-Ventil klemmt offen	++	-	-	0	0
AGR-Ventil mit Leck	+	0	0	0	0

der Diagnose ergibt sich nach dem Durchfahren dieser Teilbereiche.

5.5 Kraftfahrzeuge

Die Funktion von fahrdynamischen Regelungen wie z. B. ABS, ESP, ACC und von Fahrerassistenzsystemen wie Notbremsen, Spurverlassenswarnung, Einparken hängt von der korrekten Funktion der Sensoren, Aktoren und Steuergeräte ab. So wurde z. B. in [25] gezeigt, wie durch Messungen von vertikalen Radbeschleunigungen Fehler in Stoßdämpfern erkannt werden und es wurde in [26] eine umfangreiche Diagnose aktiver hydraulischer Radaufhängungen entwickelt. Die online Erkennung querdynamischer Fahrzustände mit Einspurmodellen wie Untersteuern, Übersteuern und instabiles Verhalten wurde in [27] erprobt. Dies wurde mit Sensoren für den Lenkwinkel, Gierrate, Querbesehleunigung und 4 Raddrehzahlen erreicht, siehe Bild 9.

Auf der Grundlage von Ein- und Zweispurmodellen entwickelte [29] eine Fahrdynamik-Informationsplattform für einen PKW. Durch Messung der serienmäßig eingebauten Fahrdynamik-Sensoren werden mittels nichtlinearer Beobachter, Kalmanfilter und Parameterschätzer nichtmessbare Größen wie Masse, Schwimmwinkel und Kraftschlusskoeffizienten rekonstruiert, siehe Bild 10. Diese werden Paritätsgleichungen zugeführt und erlauben die Diagnose von 5 Fahrdynamik- und 4 Raddrehzahlsensor-Fehlern. Dann werden mittels analytischer Redundanz über die Fahrdynamikmodelle und Kalmanfilter rechnerische Ersatzwerte für fehlerhafte Messwerte erzeugt. Bild 11 zeigt die gemessenen Signale für ein Slalommanöver, bei dem ein Gleichwertfehler des Querbesehleunigungssensor auftritt, der durch die Informationsplattform erkannt und durch einen modellgestützten Ersatzwert ersetzt wird. Diese

**Bild 9** Fahrsituationserkennung für das querdynamische Verhalten eines Kraftfahrzeuges [27; 28].

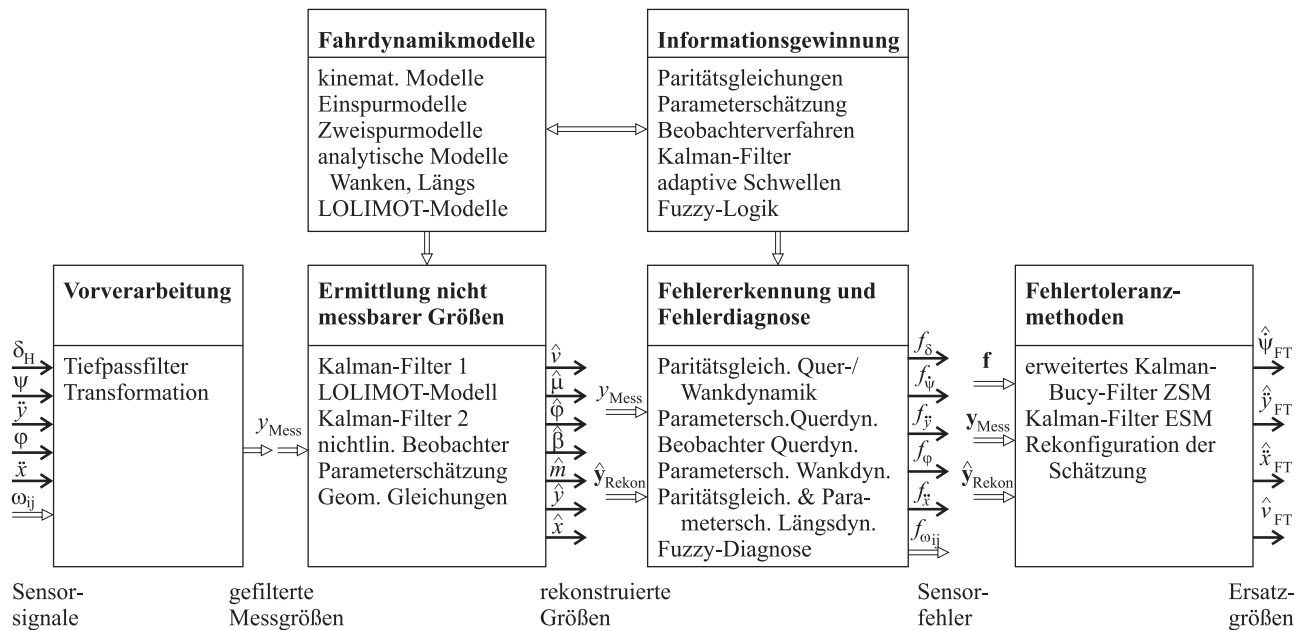


Bild 10 Fahrdynamik-Informationsplattform für Kraftfahrzeuge [29].

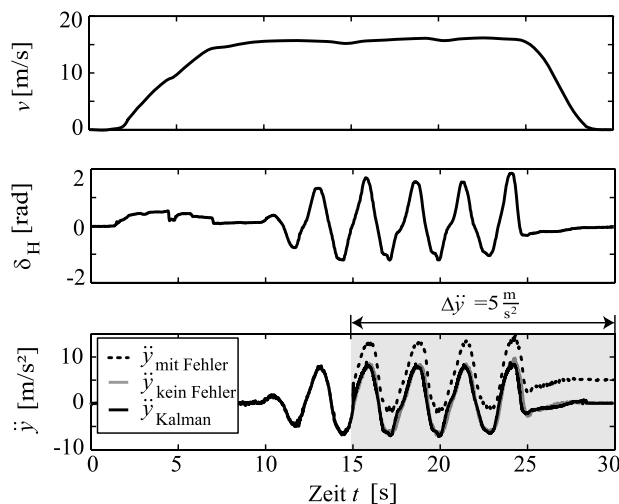


Bild 11 Gemessene Signale für ein Slalomanöver mit einer fehlertoleranten Informationsplattform, v Geschwindigkeit, δ_H Lenkwinkel, \ddot{y} Querbeschleunigung (für $T > 15$ s mit Offset-Fehler) und durch Kalmanfilter rekonstruierter Ersatzwert [29; 30].

neu entwickelte Informationsplattform führt also alle fahrdynamischen Messgrößen zusammen (die bisher in getrennten Steuergeräten verarbeitet werden) und nutzt über die Fahrdynamik-Modelle Mehrfach-Redundanzen aus, um ein Fehlertoleranz-System für Sensorfehler zu erzeugen.

6 Zusammenfassung und Schlussfolgerungen

Die mit verschiedenen Fehlererkennungsmethoden erzielten Ergebnisse wurden an Beispielen von ausgewählten Prozessen kurz in einer Übersicht dargestellt. Es wurde beschrieben, wie durch den Einsatz von prozessmodellbasierten und signalbasierten Methoden mehrere analytische Symptome erzeugt werden, um

einen größeren Umfang an Fehlern besonders im Anfangsstadium ihrer Entwicklung zu erkennen und zu diagnostizieren. Dies wird mit Prozessmodellen dann möglich, wenn mehrere Messsignale, möglichst 2, besser 3 oder mehr in einer Signalkette zur Verfügung stehen.

Die eingesetzten Prozessmodelle müssen relativ genau sein. Dabei empfiehlt es sich, die Grundstruktur aus einer physikalisch/theoretischen Modellbildung und die Parameter über eine experimentelle Identifikation (Parameterschätzung) zu bestimmen. Lineare dynamische Modelle reichen manchmal aus, besonders bei stationären Zuständen. Die Art der nichtlinearen Modelle ergibt sich meist aus den der theoretischen Modellbildung zugrunde liegenden Bilanzgleichungen, konstitutiven und phänomenologischen Gesetzen. Bei Prozessen in einem stationären Betrieb um einen festen Arbeitspunkt (z. B. Antriebe, Kreispumpen, Wärmeaustauscher) eignen sich besonders Paritätsgleichungen. Bei ausgeprägt instationärem Betrieb erlauben Parameterschätzverfahren auch bei wenig messbaren Signalen die Erkennung und Differenzierung einer größeren Anzahl von Fehlern (z. B. bei Antrieben, Aktoren, Robotern, Pumpen, Werkzeugmaschinen, Wärmeaustauschern, Fahrzeugen). In Kombination mit Paritätsgleichungen können dann mehrere Symptome erzeugt werden, die eine differenzierte Fehlerdiagnose ermöglichen.

Prozesse mit periodischen Arbeitszyklen, wie z. B. oszillierende Verdrängerpumpen, Verbrennungsmotoren und Werkzeugmaschinen bieten eine Fehlererkennung über periodische Signalmodelle an. Dabei lassen sich Veränderungen durch Fehler über die Schätzung von Amplituden, Phasen und Frequenzen mit Methoden der Fourier- oder Waveletanalyse oder mit Bandpassfiltern erkennen. Bei mehreren, aber einigen wenigen unbekannten

Tabelle 8 Anwendung modellbasierter Fehlererkennungsmethoden (IAT, TU Darmstadt). X erfolgreich; (x) nicht empfohlen; [3p:3 Drucksensoren].

Prozess	Art des Betriebs		Messungen		linear		nicht-linear		Identifikation		Prozessmodelle		Beobachter		Signalmodelle		Zahl erkannter Fehler
	stationär	nicht stationär	open loop	closed loop	linear	nicht-linear	Korrelation	Param.-schätzung	Netzmodelle	Ausgangsfehler	Paritätsgleichungen	Zustandsbeobachter	Fehlerbeobachter	Bandpass	Fourier-Transf.	Wavelet	
Elektromotoren																	
• DC	X	X	X		X	X		X	X		X		(x)				7
• AC		X		X		X		X	X								>9
Aktoren																	
• elektrisch		X	X		X	X		X			X						5
• pneumatisch		X		X		X					X						6
• hydraulisch		X		X		X		X	(x)		X						16
Industrierobot.		X		X		X		X									6
Werkzeugmaschinen																	
• Vorschubantr.		X		X		X		X									7
• Fräsen			X	X		X		X									3
• Schleifen	X	X	X	X		X		X						(x)		X	3
Pipeline																	
• Flüssigkeit	X	X	X		X	X		X									1
• Gas	X	X	X			X											1
Pumpen																	
• Kreisl. (DC)	X	X	X			X		X									15
• Kreisl. (AC)		X	X			X			X		X			X			9
• Membranpumpe	X		X			X					X						4
Wärmeaustauscher																	
• Dampf/Wasser		X	X		X	X		X									4
• Dampf/Wasser		X	X			X			X		X						9

Frequenzen kann eine ARMA-Parameterschätzung eingesetzt werden (z. B. Schleifmaschinen).

Eine Kombination der Signalmodell-Analysen mit Paritätsgleichungen für Mittelwert-Prozessmodelle erhöht die Zahl der Symptome und damit die Fehlerabdeckung, wie z. B. bei Verbrennungsmotoren oder Verdrängerpumpen.

Dynamische Zustandsgrößen-Beobachter konnten erfolgreich bei der Leckerkennung von Gaspipelines eingesetzt werden, da hier ein aufgetretener Leckstrom die Zustandsgröße Massenstrom eines Rohrabschnittes additiv verkleinert. Wenn jedoch die auftretenden Fehler einzelne Zustandsgrößen nicht additiv beeinflussen, sind Zustandsgrößen-Beobachter nicht geeignet, da sie über die Beobachter-Rückführung den Beobachterfehler durch Veränderungen der Zustandsgrößen schnell kompensieren. Speziell für die Fehlererkennung ausgelegte fault-sensitive observers, dedicated observers oder output-observers und Kalmanfilter setzen im Allgemeinen Mehrgrößenmodelle voraus und führen etwa zu den selben Resultaten wie die einfacheren Paritätsgleichungen [4; 30]. Lineare oder nichtlineare Zustandsgrößen-Beobachter sind jedoch gut geeignet, um nichtmessbare Variable, wie z. B. den Schwimmwinkel bei Fahrzeugen oder Temperaturen in Bauteilen, zu rekonstruieren. Ein besonderes Problem ist die Fehlererkennung in und von Regelkreisen. Regelkreise kompensieren zunächst kleine Fehler von Aktoren, Sensoren und Prozessen und lassen sie nur schwer erkennen. Lediglich größere Fehler machen sich über das Regelverhalten bemerkbar. Ähnliche Änderungen des Regelverhaltens treten jedoch auch bei großen Störungen oder bei schlecht eingestellten Reglern auf. Hier bringt eine Kombination mehrerer Erkennungsmethoden Fortschritte [4; 10; 31]. Tabelle 8 enthält in einer Übersicht für mehrere Prozessklassen die Betriebsart, Messgrößen, Fehlererkennung mit Prozess- und Signalmodellen und die Zahl der (experimentell) erkannten Fehler.

Eine Fehlerdiagnose setzt im Allgemeinen die Erzeugung von mehreren signifikanten Symptomen voraus. In diesem Kurzbericht konnten aus Platzgründen nur Fehler-Symptom-Tabellen gezeigt werden. Diese lassen dann eine Unterscheidung (Isolierung) bestimmter Fehler zu, wenn sich die Vorzeichen und Größen der Symptome deutlich unterscheiden. Dann reicht schon eine einfache Mustererkennung zur Klassifikation aus. In komplizierten Fällen, auch bei stärker gestörten Symptomen kommen Klassifikationsmethoden nach Tabelle 4 in Betracht, wie z. B. statistische Methoden oder neuronale Netze oder state-vector machines. Eine tiefer gehende Diagnose mit mehreren Entscheidungsmöglichkeiten ist mit approximativem Schließen über Wenn-Dann-Regeln möglich. Hierzu eignet sich besonders Fuzzy-Logik, wie z. B. [12; 24; 32]. [11] beschreibt hierzu ein selbstlernendes Diagnosesystem SELECT. Eine ausführliche Beschreibung der gezeigten Beispiele und der Prozesse in Tabelle 8 wird in [36] zu finden sein.

Eine Weiterentwicklung ist die Gestaltung von fehler-toleranten Systemen für z. B. Antriebe, Aktoren, Sensoren und Prozesskomponenten. Dies setzt in der Regel eine Redundanz voraus. Dabei kann man statische Redundanz (z. B. 2-aus-3) und dynamische Redundanz (hot and cold standby) unterscheiden. Im Fehlerfall der aktiven Komponente erfolgt eine Rekonfiguration zur redundanten, intakten Komponente, eventuell mit einer Degradation des Funktionsumfangs. Eine Voraussetzung ist eine Fehlererkennung, aber nicht unbedingt eine Diagnose. Hierzu gibt es bekanntlich mehrere Beispiele in der Bahntechnik, Luft- und Raumfahrt und bei Kernkraftwerken. Eine Übersicht ausgeführter fehlertoleranter Produkte und Systeme im industriellen Bereich gibt [33], Beispiele für Sensorredundanz [12; 29] und ein Duplex-Antrieb mit 2 Asynchronmotoren wird in [34] beschrieben, siehe auch [35].

Literatur

- [1] Himmelblau, D. M.: *Fault detection and diagnosis in chemical and petrochemical processes*. Elsevier, New York, 1978.
- [2] Gertler, J.: *Fault detection and diagnosis in engineering systems*. Marcel Dekker, New York, 1998.
- [3] Chen, J., Patton, R. J.: *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*. Kluwer, Boston, 1999.
- [4] Isermann, R.: *Fault diagnosis systems – An introduction from fault detection to fault tolerance*. Springer, Heidelberg, 2006.
- [5] Blanke, M., Kinnaert, M., Lunze, J., Staroswiecki, M.: *Diagnosis and fault-tolerant control*. 2nd ed. Springer, Berlin, 2006.
- [6] Frank, P.: Fault diagnosis in dynamic systems using analytical redundancy. In: *Automatica* 26(3) (1990) 459–474.
- [7] ISO/DIS 13374-2: Condition monitoring and diagnostics of machines – Data processing, communication and presentation – Part 2: Data processing, International Organization for Standardization, Genf, 2007.
- [8] Isermann, R.: Modellgestützte Überwachung und Fehlerdiagnose Technischer Systeme (Teile 1 u. 2). *atp – Automatisierungstechnische Praxis* 38 (1996) 5 u. 6.
- [9] Moseler, O., Straky, H.: Fault detection of a solenoid valve for hydraulic systems in vehicles. IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes (SAFEPROCESS'2000), 14–16 June 2000, Budapest, Hungary.
- [10] Deibert, R.: Methoden zur Fehlererkennung an Komponenten im geschlossenen Regelkreis. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 650. VDI Verlag, Düsseldorf, 1997.
- [11] Füssel, D.: Fault diagnosis with tree-structured neuro-fuzzy systems. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 957. VDI Verlag, Düsseldorf, 2002.
- [12] Pfeufer, T.: Modellgestützte Fehlererkennung und Diagnose am Beispiel eines Fahrzeugaktors. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 749. VDI Verlag, Düsseldorf, 1999.
- [13] Moseler, O.: Mikrocontrollerbasierte Fehlererkennung für mechanische Komponenten am Beispiel eines elektromechanischen Stellantriebs. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 980. VDI Verlag, Düsseldorf, 2001.
- [14] Münchhof, M.: Model-based fault detection for a hydraulic servo axis. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 1105. VDI Verlag, Düsseldorf, 2006.
- [15] Höfling, T.: Methoden zur Fehlererkennung mit Parameterschätzung und Paritätsgleichungen. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 546. VDI Verlag, Düsseldorf, 1996.
- [16] Wolfram, A.: Komponentenbasierte Fehlerdiagnose industrieller Anlagen am Beispiel frequenzumrichter gespeister Asynchronma-

- schinen und Kreispumpen. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 967. VDI Verlag, Düsseldorf, 2002.
- [17] Nold, S.: Wissensbasierte Fehlererkennung und Diagnose mit den Fallbeispielen Kreispumpe und Drehstrommotor. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 273. VDI Verlag, Düsseldorf, 1991.
- [18] Kafka, T.: Aufbau eines Störungsfrüherkennungssystems für Pumpen der Verfahrenstechnik mit Hilfe maschinellen Lernens. Dissertation, Univ. Kaiserslautern, 1999.
- [19] Hawiwobo, S.: Sicherheitstechnische Abschätzung des Betriebszustandes von Pumpen zur Schadensfrüherkennung. Dissertation, Technische Universität Berlin, 1997.
- [20] Haus, F.: Methoden zur Störungsfrüherkennung an oszillierenden Verdrängerpumpen. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 1109. VDI Verlag, Düsseldorf, 2006.
- [21] Kimmich, F., Schwarte, A., Isermann, R.: Fault detection for modern Diesel engines using signal- and process model-based methods. *Control Engineering Practice* **13** (2005) 189–203.
- [22] Schwarte, A.: Modellbasierte Fehlererkennung und Diagnose des Ansaug- und Abgassystems von Dieselmotoren. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 12, 634. VDI Verlag, Düsseldorf, 2007.
- [23] Kimmich, F.: Modellbasierte Fehlererkennung und Diagnose der Einspritzung und Verbrennung von Dieselmotoren. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 12, 569. VDI Verlag, Düsseldorf, 2004.
- [24] Leykauf, M., Isermann, R.: Diagnosemethoden GDI-Motor: Modellgestützte präventive Diagnosemethoden (Fehlerfrüherkennung) für direkteinspritzende Ottomotoren. Abschlussbericht. FVV Heft 828. Forschungsvereinigung Verbrennungskraftmotoren, Frankfurt, 2006.
- [25] Börner, M., Weispfenning, T., Isermann, R.: Überwachung und Diagnose von Radaufhängungen. In: *Mechatronische Systeme für den Maschinenbau* (Ergebnisse SFB 241 IMES). Wiley-VCH, Weinheim, 2002.
- [26] Fischer, D.: Fehlererkennung für mechatronische Fahrwerksysteme. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 12, 615. VDI Verlag, Düsseldorf, 2006.
- [27] Börner, M.: Adaptive Querdynamikmodelle für Personenkraftfahrzeuge – Fahrzustandserkennung und Sensorfehlertoleranz. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 12, 563. VDI Verlag, Düsseldorf, 2004.
- [28] Isermann, R. (Hrsg.): *Fahrdynamik-Regelung*. Vieweg-Verlag, Wiesbaden, 2006.
- [29] Halbe, I.: Modellgestützte Sensoreninformationsplattform für die Quer- und Längsdynamik von Kraftfahrzeugen: Anwendungen zur Fehlerdiagnose und Fehlertoleranz. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 12, 680. VDI Verlag, Düsseldorf, 2008.
- [30] Halbe, I.: Modellbasierte Sensorfehlererkennung für das querdynamische Verhalten von Kraftfahrzeugen. *at – Automatisierungstechnik* **6** (2007) 3022–3029.
- [31] Horch, A., Dumont, G.: Special issue on control performance monitoring. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* **17**(7–9) (2003) 523–727.
- [32] Freyermuth, B.: Wissensbasierte Fehlerdiagnose am Beispiel eines Industrieroboters. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8, 315. VDI Verlag, Düsseldorf, 1993.
- [33] Beck, M.: Fehlertolerante Systeme – Prinzipien und Ausführungsbeispiele –. Abschlussbericht der Studie. DFAM, Frankfurt, 2007.
- [34] Reuss, J., Isermann, R.: Umschaltstrategien eines redundanten Asynchronmotoren-Antriebssystems. SPS/IPC/DRIVES 2004: Elektrische Automatisierung, Systeme und Komponenten: Fachmesse & Kongress 23.–25. Nov. 2004, 469–477.
- [35] Isermann, R.: Fehlertolerante mechatronische Systeme. *at – Automatisierungstechnik* **55/4** (2007) 170–179 & **55/5** (2007) 219–227.
- [36] Isermann, R.: *Fault diagnosis of technical processes*. Springer, Berlin, 2010.
- [37] NAMUR-Recommend. Anforderungen an Systeme für anlagennahes Assetmanagement. NE91. NAMUR, Leverkusen, 2001.

Manuskripteingang: 30. September 2009



Prof. Dr.-Ing. Rolf Isermann ist Leiter der Forschungsgruppe Regelungstechnik und Prozessautomatisierung am Institut für Automatisierungstechnik der Technischen Universität Darmstadt. Hauptarbeitsgebiete: Modellbildung und Identifikation, digitale Regelung, adaptive Regelung, Fehlerdiagnose, mechatronische Systeme mit Anwendungen im Bereich der Fahrzeugdynamik, Verbrennungsmotoren und verschiedene technische Prozesse.

Adresse: Technische Universität Darmstadt, Fachbereich Elektrotechnik, Forschungsgruppe Regelungstechnik und Prozessautomatisierung, 64283 Darmstadt, Fax: +49-(0)6151-16-6114, E-Mail: risermann@iat.tu-darmstadt.de



Für alle MATLAB-Nutzer

Anne Angermann, Michael Beuschel,
Martin Rau, Ulrich Wohlfarth

MATLAB - Simulink - Stateflow Grundlagen, Toolboxes, Beispiele

6., aktualisierte Auflage 2009.
518 Seiten | Broschur | mit CD-ROM
€ 34,80
ISBN 978-3-486-58985-6



Das bereits in der 6. Auflage erscheinende Lehrbuch der vier ausgezeichneten Autoren stellt eine kompakte Einführung in MATLAB und die grafischen Erweiterungen Simulink und Stateflow dar. Hierauf aufbauend werden Erweiterungspakete für Regelungstechnik, Signalverarbeitung und Optimierung behandelt: Control System Toolbox, Signal Processing Toolbox und Optimization Toolbox. Prägnante Beispiele und zahlreiche Übungsaufgaben ermöglichen die Vertiefung des Inhalts.

Helmut Bode
**Systeme der Regelungstechnik mit
MATLAB und Simulink
Analyse und Simulation**

2010 | 448 Seiten | Broschur
€ 34,80
ISBN 978-3-486-59083-8



Das Werk stellt die Einsatzmöglichkeiten von MATLAB und Simulink in der Regelungstechnik zur Analyse und Simulation dynamischer Systeme dar. Es wird eine sehr elementare Darstellung der Einsatzmöglichkeiten der Software gegeben, die dadurch ausgezeichnet für den Einsatz in der Lehre geeignet ist. Die eingesetzten MATLAB-Codes werden auf den Internetseiten zum Download angeboten.

Wolfgang Schweizer
MATLAB kompakt

4., aktualisierte und ergänzte
Auflage 2009.
596 Seiten | Broschur | mit CD-ROM
€ 44,80
ISBN 978-3-486-59193-4



Wolfgang Schweizer bietet eine in die einzelnen Fachgebiete gruppierte Dokumentation der rund 1.000 MATLAB-Befehle. Die Funktionen der einzelnen Befehle werden verständlich erläutert und anhand zahlreicher praxisorientierter Beispiele und Abbildungen verdeutlicht. Der umfangreiche Index und die klare Strukturierung vervollständigen das Buch und ermöglichen einen effizienten, praxisgerechten Einsatz des Buches und damit auch von MATLAB selbst.

Oldenbourg

Bestellen Sie in Ihrer Fachbuchhandlung oder direkt bei uns:
Tel: 089/45051-248, Fax: 089/45051-333, verkauf@oldenbourg.de