

# Erfolgreiche Anwendungen von Fuzzy Logik und Fuzzy Control (Teil 1)

## Successful Applications of Fuzzy Logic and Fuzzy Control (Part 1)

Bernd-Markus Pfeiffer, Jens Jäkel, Andreas Kroll, Christian Kuhn, Helge-Björn Kuntze, Ulrich Lehmann, Timo Slawinski und Volker Tews

---

Eine große Zahl von industriell erfolgreichen Fuzzy-Control-Anwendungen wird analysiert und nach ihrer Fuzzy-Grundfunktionalität klassifiziert. Zu jeder Klasse werden Hinweise gegeben, welche Literaturstellen sich zur Einführung in diesen Aspekt der Methodik eignen und welche Quellen konkrete Anwendungen beschreiben. Ausgewählte Applikationen aus jeder Klasse werden steckbrieflich zusammengefasst.

A large number of industrially successful fuzzy control applications are analyzed and classified according to their basic fuzzy functionality. Hints are given to every class, which literature is suited for an introduction into this aspect of the methodology and which sources describe real world applications. Selected applications from every class are summarized in a common form.

**Schlagwörter:** Fuzzy Logik, Fuzzy Control, Industrielle Anwendungen

**Keywords:** Fuzzy logic, fuzzy control, industrial applications

---

## 1 Einführung

Dieser Übersichtsbeitrag soll die Erfahrungen bei der Anwendung von Fuzzy-Logik in der Prozessführung, Regelung und Steuerung kondensieren, die in 11 Jahren Arbeit des GMA-Fachausschusses 5.22 gesammelt worden sind. Die Sammlung ist nach Grundaufgaben der eingesetzten Fuzzy-Module gegliedert:

- Direkte Fuzzy-Regelung und Steuerung (Kürzel DFC),
- Fuzzy-Logik zur Parameter-Steuerung oder Adaption (ADAP),
- Prädiktivregler mit Fuzzy-Prozessmodellen (FPC),
- Diagnose (DIAG),
- Klassifikation/Mustererkennung (KLAS),
- datenbasierte Modellierung/Identifikation (IDEN),
- Fuzzy-basierte Prozessführung und Optimierung (SUP),
- Experten- bzw. Entscheidungsunterstützungs-Systeme (DSS, „decision support systems“).

Dieses Gliederungsschema ist nicht ganz überlappungsfrei, enthält aber alle wichtigen Schlagworte, nach denen Anwender suchen. Eine dazu orthogonale Gliederung nach Anwendungsklassen wäre genauso möglich gewesen.

Nur die ersten drei Klassen sind der Regelung im engeren Sinn zuzuordnen, während sich viele andere Fuzzy-Anwendungen eher auf der überlagerten Ebene der Prozessführung finden.

In jedem Abschnitt werden zunächst einige Literaturstellen angeführt, die sich aufgrund ihrer anschaulichen Darstellung als einführende Lektüre zu dieser Themengruppe eignen. Diese Literaturstellen ersetzen jedoch keine grundlegenden Lehrbücher zu Fuzzy Control. Hier sei beispielhaft auf [1] und [2] verwiesen.

Anschließend werden ausgewählte industrielle Applikationen anhand von Steckbriefen vorgestellt. Diese umfassen Problemstellung, Lösungsmethode, Realisierungsform sowie Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen). Die Wahl fiel auf solche Anwendungen, die von Mitgliedern des Ausschusses bearbeitet wurden oder ihnen aus eigener Anschauung bekannt sind. Auch bei den zusätzlich angeführten Beispielen trifft dies überwiegend zu. Hiermit ist keine Bewertung beabsichtigt, es sollte lediglich sicher gestellt werden, dass es sich bei den in den Steckbriefen enthaltenen Angaben um Informationen aus erster Hand handelt.

Aufgrund der Platzbegrenzung können nicht alle Steckbriefe hier wiedergegeben werden. Sie finden sich jedoch

teilweise in der Langfassung dieses Beitrags für den GMA-Workshop Fuzzy Control 2001, der im Internet zu finden ist unter [3], oder komplett auf den neu eingerichteten Internet-Seiten des Fachausschusses [4].

Umfangreiche Zusammenstellungen industrieller Anwendungen der Fuzzy-Logik sind auch in den folgenden Büchern zu finden: Anwendungen des Fuzzy-Tools der Fa. Inform [5], industrielle Anwendungen insbesondere aus Japan [6], Hard- und Software-Anwendungen [7].

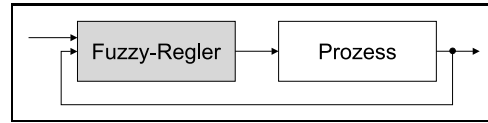
Fuzzy-Systeme müssen heute (meist) nicht mehr „zu Fuß“ (z. B. in C) programmiert werden, sondern werden überwiegend mit Hilfe von speziellen Fuzzy-Tools realisiert. Einen Überblick derzeit verfügbarer Werkzeuge im Umfeld von Prozessleitsystemen findet man z. B. in [8]. Fuzzy Tools sind nicht nur für Prozessleitsysteme, sondern auch für zahlreiche speicherprogrammierbare Steuerungen und Microcontroller am Markt verfügbar.

In den folgenden Abschnitten werden die oben genannten Methodenklassen der Reihe nach vorgestellt und diskutiert.

## 2 Direkte Fuzzy-Regelung und Steuerung, auch in Kombination mit klassischen Ansätzen (DFC)

Zu dieser Klasse gehören die wenigen Anwendungen, bei denen konventionelle Regler durch Fuzzy-Regler ersetzt werden (siehe Bild 1), aber auch kombinierte Strukturen,

wie z. B. eine Fuzzy-Störgrößenaufschaltung auf einen PI-Regler oder Kaskadenschaltungen mit einem Mehrgrößen-Fuzzy-Führungsregler und konventionellen Folgereglern.

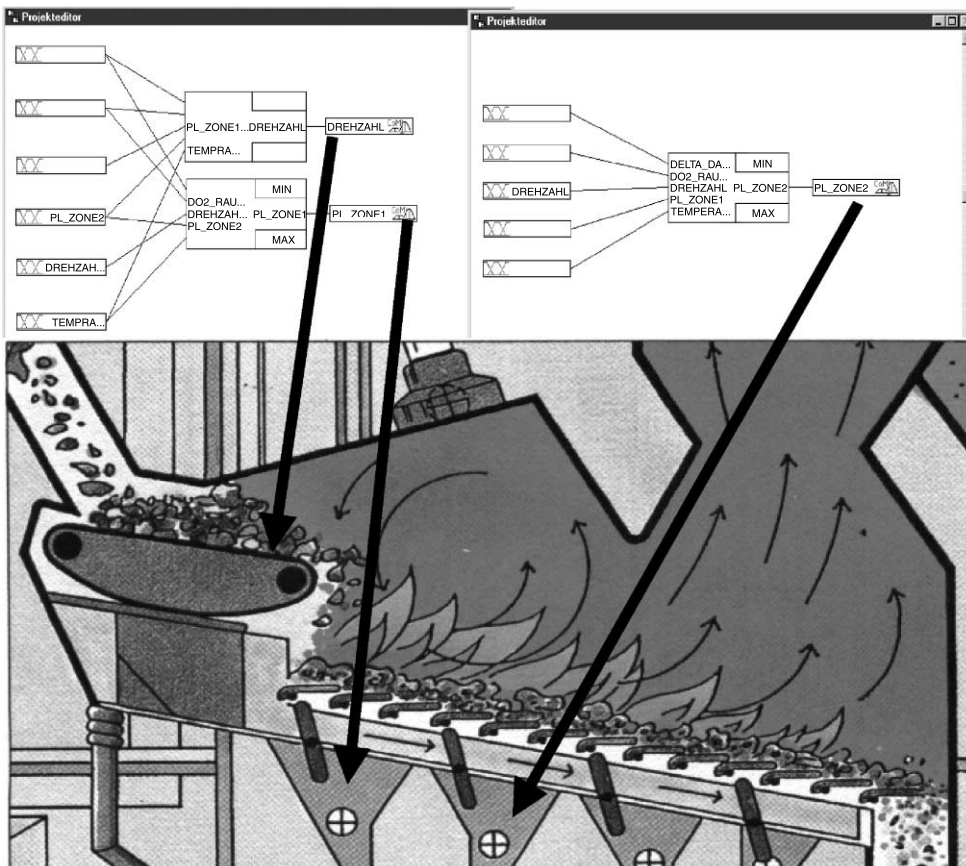


**Bild 1:** Prinzip-Schema zur Klasse „direkte Fuzzy-Regelung und Steuerung“ (DFC).

Mit einem Fuzzy-Regler können beliebige nichtlineare, statische Kennfelder definiert werden. Dynamisches Verhalten muss durch Beschaltung mit externen Dynamikgliedern (z. B. Differenzierer, Integrierer) erzielt werden. Der Einsatz von Fuzzy-Reglern anstelle konventioneller Regler ist dann (und eigentlich nur dann) attraktiv, wenn nichtlineares Prozessverhalten vorliegt, für das kein exaktes mathematisches Modell bekannt ist, während Erfahrungswissen menschlicher Bediener verfügbar ist, oder ein Fuzzy-Modell identifiziert werden kann.

Als einführende Literatur eignet sich z. B.: Imitation eines linearen PI-Reglers, als Basis für weitere Manipulationen [9], Reglerbaukasten aus konventionellen und Fuzzy-Komponenten [10].

Ein Beispiel für eine in der Praxis erfolgreiche Applikation wird hier anhand eines kurzen Steckbriefs zusammengefasst.



**Bild 2:** Fuzzy-Mehrgrößen-Regelung in Müllheizkraftwerken.

## 2.1 Direkte Fuzzy-Mehrgrößen-Regelung in Müllheizkraftwerken

### 2.1.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Vorgestellt wird in [11] die Feuerleistungsregelung im Kessel 3 des Müllheizkraftwerks Mannheim-Nord (Bild 2). Die Abfälle werden auf einem zweibahnigen, leicht geneigten Vorschubrost verbrannt, der in 4 Zonen eingeteilt ist: 1. Trocknung/Zündung, 2. Hauptverbrennung, 3. und 4. Ausbrennen/Ausglühen. Der Vorschubrost wird über einen Wanderrost mit Müll beschickt. Trotz umfangreicher Versuche zur Optimierung der konventionellen Regelung ist es nicht gelungen, die Schwankungen der Dampfmenge ( $\pm 10$  t/h innerhalb einer Stunde) zu reduzieren, die zu entsprechenden Emissionsspitzen führten.

### 2.1.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Die Lösung besteht in einem Fuzzy-Regler mit 5 Eingangsgrößen (Sauerstoffgehalt und Temperatur im Rauchgas, Regeldifferenz des Dampfstroms, bisherige Primärluftverteilung in den Zonen 1 und 2), 3 Stellgrößen (Aufgabedrehzahl des Wanderrostes d.h. Brennstoffzufuhr, Primärluftverteilung in den Zonen 1 und 2) und 3 Regelbasen mit insgesamt ca. 1000 Regeln. Der Fuzzy-Regler wurde auf der Basis von Expertenwissen mit dem Tool FuzzyTech der Firma Inform entworfen und auf einer Klöckner-Möller-SPS implementiert. Nach intensiven Vorarbeiten auf der Basis historischer Messdaten wurde die Feinabstimmung des Reglers an der laufenden Anlage vorgenommen.

### 2.1.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Entwurf und Realisierung des Fuzzy-Reglers wurden im Rahmen einer Diplomarbeit durchgeführt. Nach 95 Monaten störungsfreien Betriebs lässt sich anhand der Messkurven eine gleichmäßigere Dampfproduktion bei gleichzeitig verbessertem Gas- und Feststoffausbrand nachweisen. Die CO-Schadstoffkonzentration im Abgas und die Schwankungsbreite des  $\text{NO}_x$ -Ausstoßes sind deutlich reduziert. Die gleichmäßigere Fahrweise führt auch zu einer geringeren Kesselverschmutzung und vermindert die bei solchen Anlagen sehr stark ausgeprägten Korrosionsprobleme. Der elektrische Eigenverbrauch der Anlage konnte um fast 10% reduziert und damit der Wirkungsgrad gesteigert werden.

Anmerkung zur Klassifikation dieses Beispiels: Es wird hier von direkter Fuzzy-Regelung geredet, weil direkt messbare Größen verwendet werden, um direkt in den Prozess einzugreifen. Eine Zuordnung dieses Beispiels zur Klasse „supervisory control“ (SUP) wäre möglich mit der Begründung, dass es sich um eine nachträglich zur Basisautomatisierung ergänzte, „übergeordnete“ Funktionalität handelt.

Ähnliche Erfolge bei Müllverbrennungsanlagen sind auch an anderen Stellen in der Literatur dokumentiert, z. B.

bei [12–14]. In [15] wird der Ersatz eines Drei-Punkt-Reglers durch einen Fuzzy-Regler in einer Müllverbrennungsanlage beschrieben.

Außerdem findet sich in Abschnitt 8 noch eine ähnliche Anwendung, die als „supervisory control“ (SUP) klassifiziert wurde.

Als weitere Literaturstellen zu industriellen Anwendungen der direkten Fuzzy-Regelung finden sich z. B.:

- Fuzzy-PI-Regler für eine nichtlineare Totzeitstrecke (Phosphatelimination in Kläranlagen) [16, Kap. 3],
- Fuzzy-Mehrgrößenregler mit Störgrößenaufschaltung (Wasserchlorung und -aufbereitung in Schwimmbädern) [16, Kap. 6],
- Fuzzy-Kaskadenregelung einer nichtlinearen Strecke (pH-Wert-Regelung an einer Neutralisationsanlage) [17].

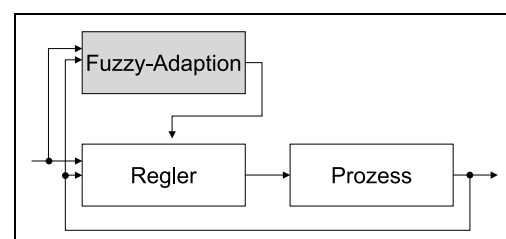
## 3 Fuzzy-Logik zur Parameter-Steuerung oder Adaption von Reglern, Beobachtern oder Modellen (ADAP)

Diese Art von Strukturen (siehe Bild 3) erfreut sich besonders großer Beliebtheit in unterschiedlichsten Anwendungsfeldern: Wenn man die Fuzzy-Anwendungen im engeren Umfeld der Regelungstechnik (closed loop control) betrachtet, so ist dies wahrscheinlich der am häufigsten verwendete Ansatz. Zu dieser Klasse gehören neben der Grundform des „Fuzzy Gain-Scheduling“ als einer gesteuerten (vorab festgelegten, „feedforward“) Adaption auch Verfahren zur automatischen Optimierung oder Selbsteinstellung von Reglerparametern mit Hilfe von Fuzzy-Logik. Mögliche Gründe für den Einsatz von Fuzzy-Logik sind weiche Übergänge zwischen verschiedenen Parametersätzen oder die Imitation menschlicher Adaptionsstrategien.

Erste Ansätze zur Selbsteinstellung entsprechend der Strategie menschlicher Bediener finden sich z. B. in [18].

Diese wurden an verschiedenen Stellen weiterentwickelt, z. B. als Fuzzy-Adaption von PI-Reglern im geschlossenen Regelkreis [20], oder als Fuzzy-Adaption für integrierende Strecken [21].

Der Grundansatz wurde auch von anderen Forschern an Laboraufbauten industrieller Komponenten erprobt, z. B.



**Bild 3:** Prinzip-Schema zur Klasse „Fuzzy-Parameter-Adaption“ (ADAP).

in der hydraulischen [22] und pneumatischen [23] Antriebstechnik, wovon eine kommerzielle Anwendung derzeit nicht bekannt ist. Allerdings wird das Verfahren von der Fa. Honeywell Inc., USA als Ausgangspunkt für das internationale Patent PCT/US98/24380 „Verfahren zum Vorhersagen der Überschwingung in einem Steuerungssystem“ zitiert.

Viele weitere Einsatzfälle zur fuzzy-basierten Parameteradaptation sind in der Literatur dokumentiert.

- Fuzzy-Regelung von Robotern [24],
- Fuzzy-Regelung eines Glasziehprozesses [26],
- Fuzzy-Parameteradaptation eines PID-Gießspiegel-Reglers in Abhängigkeit von Regelabweichung und Arbeitspunkt [28].
- Lineare Direktantriebe [29],
- Multikriterielle Fuzzy-Optimierung von Reglerparametern [30].

Zu einigen Beispielen für erfolgreiche industrielle Einsätze sind beim GMA-Fachausschuss kurze Steckbriefe verfügbar:

- Fuzzy-adaptive Gießspiegelregelung [31; 32],
- Störgrößenausblendung bei Dosierwaagen [33].

Ein weiterer Steckbrief sei hier exemplarisch wiedergegeben:

### 3.1 Empfindlichkeitsregelung bei einem Unwuchtmessgerät

#### 3.1.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Bei der Unwuchtmessung [34] wird das Ausgangssignal eines Kraftsensors mit einem aus der Umdrehung des Wuchtkörpers abgeleiteten Referenzsignal korreliert und daraus ein komplexer Übertragungsfaktor bestimmt, aus dem Größe und Winkellage der Unwucht berechnet werden. Das Kraftsignal ist durch mechanische Störungen von außen wie z.B. Anregungen von Resonanzen des Wuchtkörpers, der Auswuchtmaschine oder des Fundamentes durch Gabelstapler, Hallenkran etc. sehr stark gestört

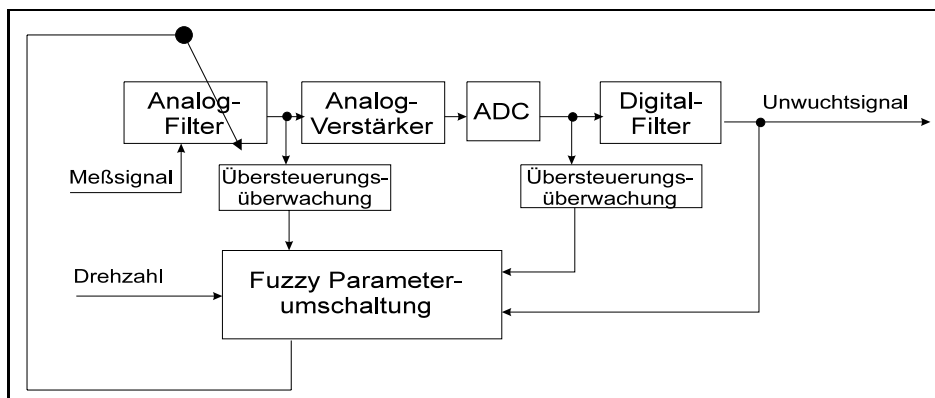
mit einem Störpegel, der oft um Größenordnungen höher liegt als das Nutzsignal. Die Größe des Messsignals schwankt sehr stark durch die Unwucht des aktuellen Prüfings, Resonanzen des Wuchtkörpers und äußere Störungen. Ein Analogfilter in der Messkette wirkt dabei als Anti-Aliasing- und Störungsfilter. Damit der A/D-Wandler immer möglichst gut angesteuert wird, müssen die Parameter dieses Analogfilters laufend an das Messsignal angepasst werden.

Aufgabenstellung ist daher die Entwicklung einer Parameterumschaltung, die Verstärkungen und Eckfrequenzen so einstellt, dass der A/D-Wandler möglichst optimal angesteuert wird und die Auswirkungen von Störungen gering gehalten werden.

#### 3.1.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Da die Umschaltkriterien größtenteils unscharf und die Umschaltstrategien heuristisch bestimmt sind, wurde eine Fuzzy-Lösung entwickelt. Eingangsgrößen sind neben dem Unwuchtsignal auch Informationen über eventuelle Übersteuerungen einzelner Komponenten der Messkette (vgl. Bild 4). Als Ausgangsgrößen werden Schaltbefehle an den Messpfad ausgegeben, aus einer Anzahl diskreter vorgegebener Eckfrequenzen und Verstärkungen bestimmte Parametersätze einzustellen, sowie Befehle an die Steuerlogik wie *Messung starten*, *Messung beenden*, *Messung unterbrechen* (um stark gestörte Messsignalteile auszublenden). Dynamische Veränderungen des Messsignals werden durch eine Fuzzy-Zustandsbeschreibung mit Integratoren und Zählern erfasst, deren Inhalte bestimmte Zustände der Umschaltlogik darstellen und aus denen Fuzzy-Zustandsgrößen wie *Störungsgrad* oder *effektive Messzeit* abgeleitet werden. Das Regelwerk beschreibt unterschiedliche Umschaltstrategien für verschiedene Störungsszenarien wie z. B. für kurze Störimpulse, periodische Schwankungen oder Umschaltung kurz vor Ende der regulären Messzeit.

Die Empfindlichkeitsregelung wurde in Matlab / Simulink mit der Fuzzy Toolbox entwickelt, Zugehörigkeitsfunktionen und Regeln wurden in der Simulation optimiert. Die Realisierung auf der Zielhardware erfolgte mit einer früher bereits selbst entwickelten Fuzzy-Klassenbibliothek.



**Bild 4:** Empfindlichkeitsregelung bei einem Unwuchtmessgerät mit Fuzzy-Parameteradaptation des Analogfilters.

### 3.1.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Eine positive Erfahrung ist, dass die Formulierung von Szenarien und die Entwicklung des Regelwerkes zu systematischem Arbeiten zwingt, statt die Umschaltstrategien durch *Probieren* zu entwickeln, wie es bei ähnlichen Anwendungen vorher oft der Fall war. Als Hauptvorteil gegenüber einer konventionellen Realisierung wird die umgangssprachliche Formulierung genannt: das Regelwerk ist selbsterklärend im Sinne einer Dokumentation, die Wartung und Weiterentwicklung erleichtert und die Vermittlung der Arbeitsweise an die Kunden / Bediener stark vereinfacht.

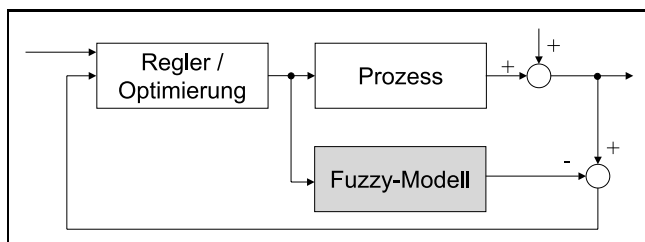
## 4 Prädiktivregler mit Fuzzy-Prozessmodellen (FPC)

Ein vollständiges Projekt zur Entwicklung eines Prädiktivreglers mit Fuzzy-Prozessmodell (siehe Bild 5) umfasst mehrere Teilschritte, die verschiedenen Anwendungsklassen zuzuordnen sind: bei der Modellierung ist eine Kombination von prozessspezifischem Vorwissen und datenbasierten Identifikationsverfahren (siehe Klasse IDEN, Abschnitt 7) gefordert. Nach der Inbetriebnahme kann der Prädiktivregler zum direkten Eingriff auf den Prozess (siehe Klasse DFC, Abschnitt 2) oder im Sinne von „Supervisory Control“ (siehe Klasse SUP, Abschnitt 8) als Führungsregler für mehrere konventionelle Folgeregler dienen. Daher wurde für die Prädiktivregler eine eigene Anwendungsklasse definiert.

Neben einführender Literatur zum Thema gibt es auch Berichte von erfolgreichen Laboranwendungen:

- Prädiktive Regelung für einen Bioprozess (Fermentor) [35]
- Prädiktive Regelung für eine Klimaanlage [36]
- Prädiktivregelung mit adaptivem Fuzzy-Prozessmodell für einen Wärmetauscher [37]

Der industrielle Einsatz von Prädiktivreglern (MPC) mit linearen Prozessmodellen ist heute Stand der Technik. Es gibt mehrere Jahrzehnte an Erfahrung und zahlreiche kommerzielle Produkte. Der Einsatz von nichtlinearen Prädiktivreglern mit nichtlinearen Prozessmodellen (Fuzzy-, Neuro- oder physikalische Prozessmodelle) ist in der Praxis noch nicht so etabliert, aber es gibt einige



**Bild 5:** Prinzip-Schema zur Klasse „Fuzzy-Prädiktivregler“ (FPC) in IMC-Struktur.

Installationen sowie eine geringe Anzahl kommerzieller Produkte.

Beispielhaft sei im Folgenden eine Anwendung dargestellt, bei der mit einem Fuzzy-Prädiktivregler die höchste Regelgüte aller verglichenen Regelungsverfahren erzielt wurde.

## 4.1 Prädiktivregelung mit Fuzzy-Prozessmodell für einen hydraulischen Antrieb

### 4.1.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

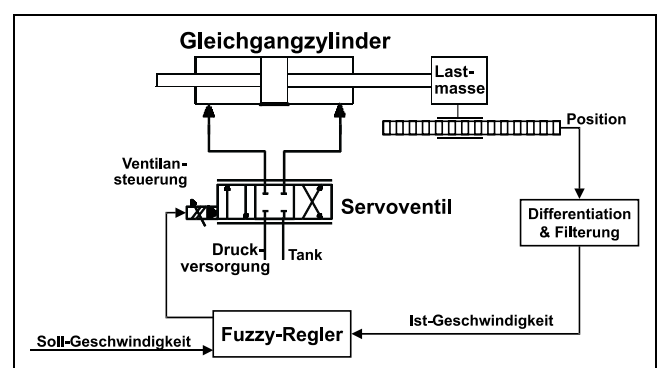
Die Verfahrensgeschwindigkeit eines elektrohydraulischen Linearantriebs [38] (siehe Bild 6) war so zu regeln, dass der geschlossene Kreis eine gute Regelgüte aufweist. Die Herausforderung liegt im dynamisch nichtlinearen Verhalten des offenen Kreises: Der Antrieb weist eine vom Eingangssignal abhängige Dämpfung auf.

### 4.1.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

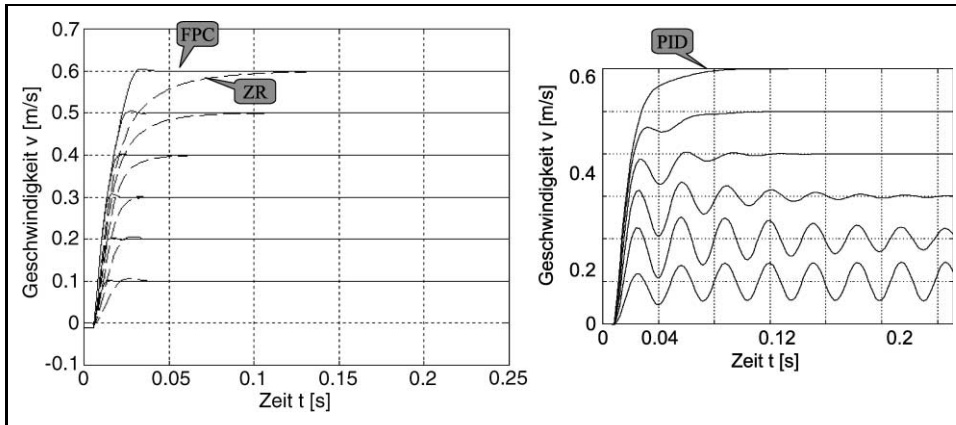
Die industrielle Regelung solcher Antriebe erfolgt überwiegend durch PID-Regler, Präzisionsregelungen berücksichtigen zusätzlich Kompensationsmaßnahmen bezüglich statischer Nichtlinearitäten. Hier wurde ein nichtlinearer modellprädiktiver Regler mit Fuzzy-Modell implementiert. Als Fuzzy-Modell wurde eine Weiterentwicklung des Sugeno-Fuzzy-Modells (rekurrentes Fuzzy-Netzwerkmodell, d. h. mit Rückführung von Ausgängen auf den Eingang) zusammen mit einem neuen Identifikationsverfahren verwendet. Zum Vergleich wurden ein Fuzzy-Zustandsregler und ein PID-Regler betrachtet.

### 4.1.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Entwurf und Realisierung des Fuzzy-Reglers wurden im Rahmen einer Diplomarbeit durchgeführt. Der Fuzzy-MPC übertrifft die Regelgüte der konkurrierenden Konzepte deutlich (siehe Bild 7): Kleine Anregelzeiten lassen sich gleichzeitig mit geringem Überschwingen realisieren. Auch der Entwurfsaufwand ist niedrig. Die Einschränkungen liegen im hohen Rechenaufwand, der eine sehr leistungsfähige



**Bild 6:** Prädiktivregelung mit Fuzzy-Prozessmodell für einen hydraulischen Antrieb: schematische Darstellung.



**Bild 7:** Prädiktivregelung mit Fuzzy-Prozessmodell für einen hydraulischen Antrieb: Messergebnisse, links: Fuzzy-Prädiktivregler (FPC) und Fuzzy-Zustandsregler (ZR), rechts: PID-Regler.

Hardware erfordert und für eine industrielle Umsetzung noch durch Modifikationen reduziert werden muss.

## 5 Diagnose (DIAG)

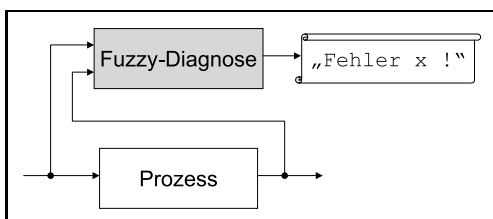
Wenn in einem technischen System ein Fehler auftritt, bewirkt er aufgrund exakter physikalischer Kausalitäten bestimmte Symptome, die beobachtet werden können. Die Aufgabe der Fehlerdiagnose ist jedoch gemäß Bild 8 ein logisches Schließen in umgekehrter Richtung: von den beobachteten Symptomen zurück auf die zugrunde liegenden Fehler. Da diese Zusammenhänge oft nur unscharf bekannt sind, bietet sich hier der Einsatz von Fuzzy-Logik besonders an. Ähnliche methodische Anforderungen wie die technische Fehlerdiagnose stellt auch die medizinische Diagnose.

Theoretisch lässt sich die Fehlerdiagnose natürlich als Klassifikationsaufgabe (siehe Klasse KLASS, Abschnitt 6) beschreiben, nämlich als Klassifikation von Fehlern anhand von Fehlersymptomen. Aufgrund der großen praktischen Bedeutung wird sie dennoch als eigene Klasse geführt.

Fuzzy-Systeme zur Diagnose unterscheiden sich in einem Punkt grundsätzlich von Fuzzy-Reglern: sie brauchen im Allgemeinen keine Defuzzifizierung, wie beispielsweise in einer Arbeit zur modellbasierten Residuenerzeugung und Auswertung mit Fuzzy-Logik [39] begründet.

Eingangsgrößen des Fuzzy-Moduls sind beobachtete Symptome oder aus Messwerten berechnete Residuen. Die Grundform der Regeln lautet:

„Wenn <Symptom i> beobachtet, dann liegt <Fehler j> vor.“



**Bild 8:** Prinzip-Schema zur Klasse „Diagnose“ (DIAG).

Als Ergebnis von Fuzzifizierung und Regel-Aktivierung liegen Aktivierungsgrade für die verschiedenen Regelkonklusionen vor, die als „Wahrscheinlichkeiten“ (Möglichkeiten) für die zugrunde liegenden Fehler interpretiert und direkt an den Benutzer ausgegeben werden.

Als einführende Literatur zur residuenbasierten Fehlererkennung und Diagnose eignet sich auch [40]. Berichte von erfolgreichen praktischen Anwendungen der Fehlerdiagnose mit (teilweise selbstlernenden) Fuzzy-Ansätzen finden sich z. B. bei [41].

Für die folgenden Anwendungen liegen beim GMA-Fachausschuss Steckbriefe vor:

- Zustandsanalyse von Pendelmühlen [43]
- Fehlerklassifikation bei Verbrennungsmotoren [44]

Exemplarisch sei ein weiterer Steckbrief hier wiedergegeben:

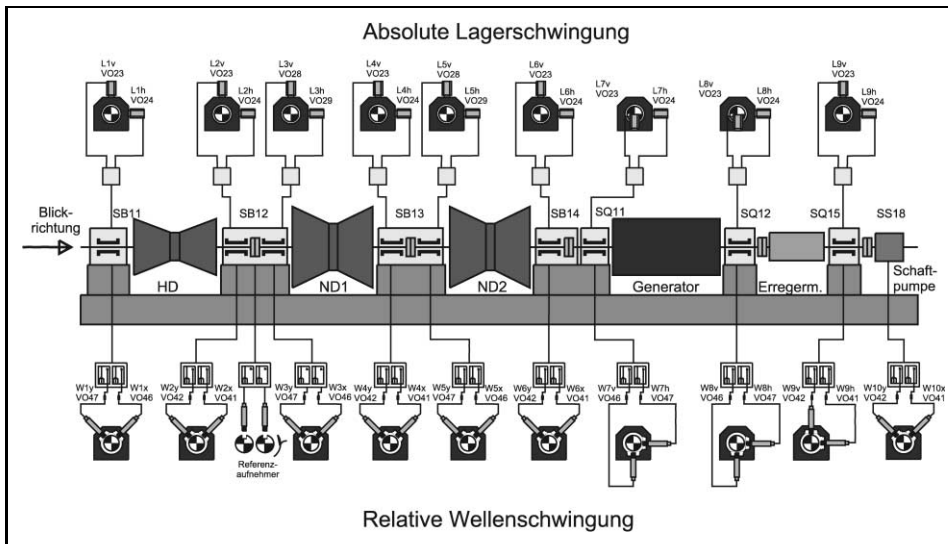
### 5.1 Analyse von Betriebszuständen bei Turbogeneratoren

#### 5.1.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Zur Überwachung von Turbogeneratoren in Kraftwerken [45] (Bild 9) werden die Schwingungen an mehreren Stellen gemessen und bei Überschreitung von Grenzwerten ein Alarm ausgelöst. Gleichzeitig werden die beeinflussbaren Betriebsparameter und weitere Einflussgrößen aufgezeichnet. Um die Anlage optimal fahren zu können, ist die Kenntnis der Ursachen der Schwingungsüberhöhungen, also beispielsweise des analytischen Zusammenhangs zwischen Betriebsparametern und Schwingungsamplituden, nützlich.

#### 5.1.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Die gemessenen Daten sind stark instationär und hängen über den wechselnden Energiebedarf jeweils von der Jahreszeit, dem Wochentag und der Tageszeit ab. Kernstück des Verfahrens ist daher eine Unterteilung der Daten in stationäre Segmente, die durch ein Fuzzy C-Means Clustering



**Bild 9:** Analyse von Betriebszuständen bei Turbogeneratoren.

realisiert wird. Für die interessierenden Segmente werden polynomiale Modelle angesetzt. Über eine Vorwärtsselektion werden diejenigen Polynomterme ausgewählt, die für die gesuchte Abbildung relevant sind. Schon über die so automatisch ausgewählten Terme kann ein Zusammenhang zwischen den Betriebsparametern und den jeweiligen Schwingungsgrößen angegeben werden. Eine Identifikation der zugehörigen Koeffizienten – d. h. der eigentlichen Modellparameter – ist daher gar nicht in jedem Falle notwendig.

Für das beschriebene Verfahren wurde ein entsprechendes Tool mit grafischer Unterstützung entwickelt.

### 5.1.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Das Tool wird in Kraftwerken benutzt um außergewöhnliche Schwingungen zu analysieren und gegebenenfalls durch entsprechende Fahrweise des Turbogenerators zu minimieren.

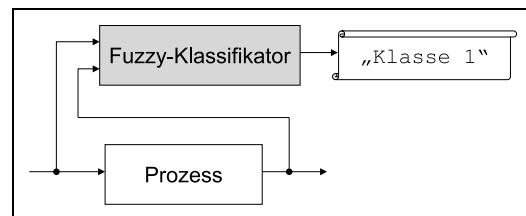
## 6 Klassifikation, Mustererkennung (KLASS)

Konventionelle Klassifikationsverfahren werden dazu verwendet, einzelne konkrete Muster (Vektoren, Signale) in eine von mehreren vorgegebenen „Schubladen“ (Klassen) einzusortieren. Bei einer Fuzzy-Klassifikation werden dagegen die harten Grenzen zwischen den Schubladen aufgeweicht und ein Muster kann beispielsweise zu 80% (im Sinne einer Fuzzy-Zugehörigkeitsfunktion) der einen und zu 20% der anderen Klasse zugeordnet werden. Unterschiedlichste Aufgabenstellungen der Automatisierungstechnik können als Klassifikationsaufgabe formuliert und entsprechend dem Prinzip-Schema in Bild 10 gelöst werden: z. B. die Erkennung von Ablauf-Phasen einer Batch-Anlage. Vor der eigentlichen Klassifikation ist generell die Spezifikation und Extraktion geeigneter Merkmale erforderlich.

Als einführende Literatur zur Merkmalgenerierung und Klassifikation eignet sich z. B. [46].

Beispiele für erfolgreiche Klassifikations-Anwendungen finden sich z. B. in [47–50].

Exemplarisch sei hier zunächst eine auch vom methodischen Ansatz her interessante Applikation zusammengefasst. Die neue Methodik ergibt sich hierbei – wie in vielen anderen Fällen – durch eine „Fuzzifizierung“ von klassischen Konzepten (hier z. B. eines Zustandsautomaten), die bisher nur mit scharfen Größen bearbeitet wurden.



**Bild 10:** Prinzip-Schema zur Klasse „Fuzzy-Klassifikation / Mustererkennung“ (KLASS).

### 6.1 Mustererkennung mit Fuzzy-Mealy-Automaten an einer Stranggieß-Anlage

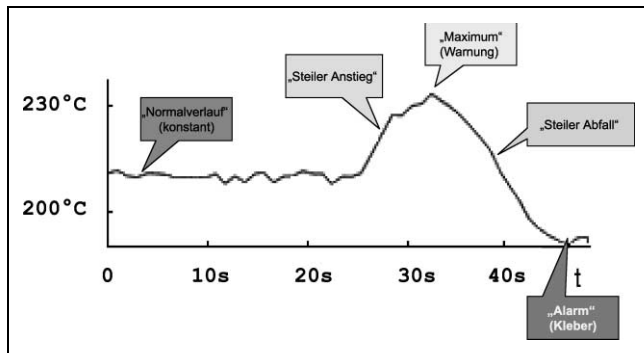
#### 6.1.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

So genannte Kleber, d. h. Schwachstellen in der Strangschale, die nach Verlassen der Kokille durchbrechen und zu schweren Schäden führen können, sollen anhand von bestimmten Mustern im Temperaturverlauf an der Kokille frühzeitig erkannt werden [51]. Durch eine Reduktion der Gieß-Geschwindigkeit können dann die Schwachstellen wieder ausgeheilt werden. Im Gegensatz zu einer offline-Mustererkennung, mit der komplette, historische Zeitverläufe ausgewertet und klassifiziert werden können (blockweise Datenverarbeitung), ist hier eine sequentielle (online-) Mustererkennung gefordert.

### 6.1.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Diese kann mit Zustandsautomaten und so genannten syntaktischen Verfahren durchgeführt werden. Für die Erkennung von Mustern in kontinuierlichen Signalen eignen sich Fuzzy-Automaten besonders gut, bei denen die Messwerte in linguistische Werte transformiert werden. Im Gegensatz zu klassischen Automaten sind bei den Fuzzy-Automaten die Übergänge zwischen den Zuständen unscharf. Der Automat kann sich also z.B. zu 20% im Zustand 1 und zu 80% im Zustand 2 befinden. Mit jedem weiteren im Signalverlauf detektierten Merkmal (vgl. Bild 11) bewegt sich der Automat zu einem Zustand höherer Erkennungswahrscheinlichkeit, bis schließlich das komplette Muster erkannt wird.

Die Algorithmen wurden auf der prozessnahen Komponente von Prozessleitsystemen (z. B. Teleperm M) realisiert.



**Bild 11:** Sequentielle Mustererkennung mit Fuzzy-Mealy-Automaten an einer Stranggieß-Anlage: Temperaturverlauf mit Schwachstellen-Muster und Fuzzy-Merkmalen.

### 6.1.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Die Anzahl der ausgelösten Fehlalarme konnte gegenüber dem bisherigen, konventionellen Überwachungssystem auf ein Viertel reduziert werden. Fehlalarme, d.h. überflüssige Reduktionen der Gießgeschwindigkeit beeinträchtigen Produktionsleistung und Qualität, aber auch die Akzeptanz des Bedienpersonals für das Überwachungssystem. Jeder vermiedene Durchbruch erspart einen vier- bis achtstündigen Anlagenstillstand mit Kosten von bis zu einer halben Million Mark. Bei einer halbjährigen Erprobung konnte der einzige in dieser Zeit stattfindende Durchbruch vorhergesagt werden, den das konventionelle System nicht erkannte. Der Einsatz erfolgte in Stahl-Stranggießanlagen in Duisburg, Kapstadt und Hazira (Indien).

Inzwischen wird das Verfahren unter der Bezeichnung BOPS (BreakOut Prediction System) von Siemens I&S standardmäßig für alle Stranggußanlagen angeboten.

Im folgenden Beispiel wird ein Klassifikator automatisch aus Lerndaten generiert, sodass man die Anwendung ebenso der datenbasierten Modellierung (siehe IDEN, Abschnitt 7) zuordnen könnte.

## 6.2 Generierung eines Fuzzy-Klassifikators zur Qualitätskontrolle in der Automobilindustrie

### 6.2.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Gegenstand der in Bild 12 dargestellten Anwendung [52] ist die akustische Prüfung von Automatikgetrieben. Die Aufgabe bestand darin, einen Fuzzy-Klassifikator zu entwickeln, der den Prüfscheid des Experten, der die Getriebe vor Ort nach Gehör bewertet, unterstützt und letztendlich automatisiert. Mit 149 potenziell auszuwertenden akustischen Prozessmerkmalen handelt es sich um ein sehr komplexes Problem.

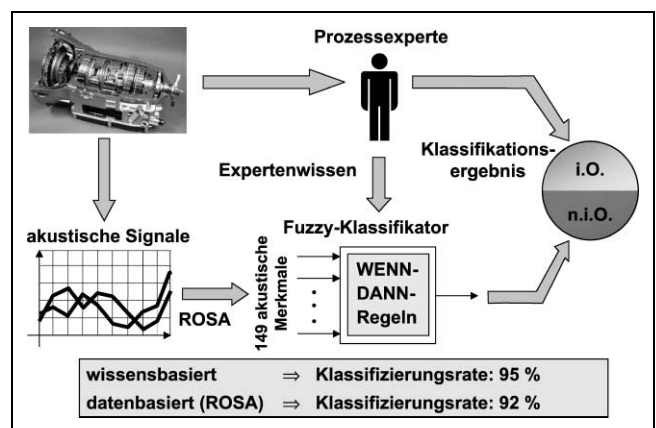
### 6.2.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Ein wissenschaftlicher Ansatz ist daher zeitaufwändig und setzt gute Prozesskenntnisse voraus. Dennoch konnte auf diesem Wege von Hand ein Fuzzy-Klassifikator entworfen werden (im Rahmen einer Doktorarbeit [53]), der mit etwa 200 Regeln mehr als 95% der untersuchten Getriebe richtig klassifiziert. Richtig bedeutet dabei, dass die Klassifizierung mit dem Urteil des menschlichen Prozessexperten übereinstimmt.

Alternativ wurde ein Fuzzy-Klassifikator mit dem Fuzzy-ROSA-Verfahren auf der Basis von 1060 Datensätzen (1000 „fehlerfreie“ und 60 „defekte“ Getriebe) generiert (Zeitaufwand ein Monat). Um in dem hochdimensionalen Suchraum (die maximale Kombinationstiefe von linguistischen Ausdrücken in der Prämisse wurde mit zehn festgelegt) relevante Regeln zu finden, wurde die fuzzy-adaptierte evolutionäre Suche verwendet.

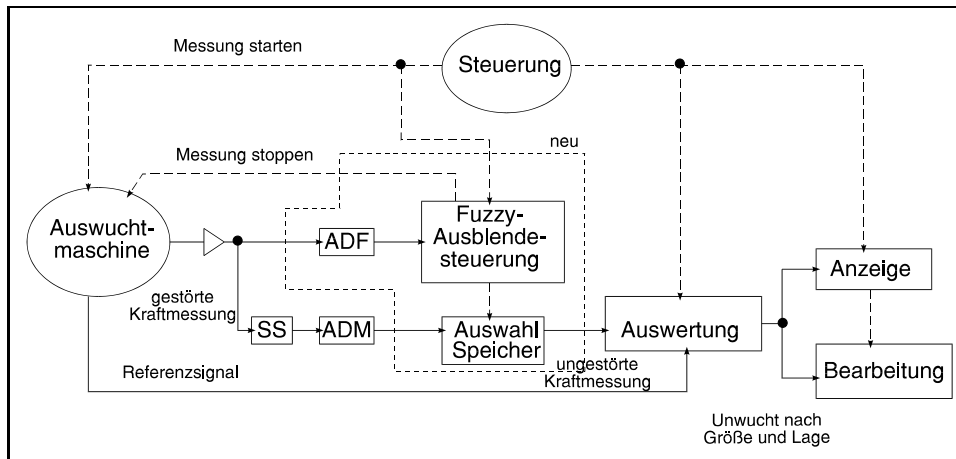
### 6.2.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

In etwa 20 Stunden evolutionärer Suche war es möglich, einen Regelsatz mit mehreren tausend Regeln zu generieren, der eine Klassifizierungsrate von 100% aufweist. Durch eine spezielle Regelreduktion konnte der Regelsatz



**Bild 12:** Wissens- und datenbasierte Generierung eines Fuzzy-Klassifikators zur Qualitätskontrolle von Automatik-Getrieben in der Automobilindustrie.





**Bild 13:** Störgrößenausblendung bei einer Radauswuchtmaschine.

auf 170 Regeln reduziert werden, ohne das Klassifizierungsergebnis zu verschlechtern. Zur Überprüfung, ob auch Getriebe, die nicht in den Lerndaten enthalten sind, richtig klassifiziert werden, wurden nur 90% der verfügbaren Datensätze zur Regelgenerierung verwendet. Die Klassifizierungsrate auf den verbleibenden Validierungs-Datensätzen beträgt 92% (95% für „fehlerfreie“ Getriebe, 70% für „defekte“ Getriebe).

### 6.3 Störgrößenausblendung bei einer Radauswuchtmaschine

#### 6.3.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Bei der Unwuchtmessung [54] wird das Ausgangssignal eines Kraftsensors mit einem aus der Umdrehung des Wuchtkörpers abgeleiteten Referenzsignal korreliert. Nach dem Verfahren der orthogonalen Korrelation wird ein komplexer Übertragungsfaktor bestimmt, aus dem Größe und Winkellage der Unwucht berechnet werden. Störungen wie Bearbeitungsmaschinen in der Nähe, vorbeifahrende Transportgeräte, Stöße gegen die Maschine u.ä. können das Ergebnis der Unwuchtmessung sehr stark verfälschen. Im Allgemeinen wird eine lange Messzeit gewählt in der Hoffnung, dass sich solche Störungen dann weitgehend herausmitteln. Bei schwach gestörten Systemen wird dabei die Messzeit unnötig verlängert.

Aufgabe ist daher, eine Störgrößenerkennung und -ausblendung zu entwickeln, die dafür sorgt, dass nur weitgehend störungsfreie Kraftsignale verarbeitet werden, und die gleichzeitig die Messzeit minimiert.

#### 6.3.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Die gestörte Messgröße Kraft wird in eine Auswahl- und Speichereinheit gegeben, die jeweils die Werte für einen vollen Umlauf des Wuchtkörpers speichert. Die Abtastung erfolgt winkelsynchron. Die Auswahl- und Speichereinheit liefert nur ungestörte Werte an die nachfolgende Auswertung, in der auf konventionelle Weise Größe und Winkellage der Unwucht bestimmt werden. Eine Fuzzy-Ausblende-steuerung (Bild 13) entscheidet jeweils, ob die

aktuellen Werte an die Auswertung weitergegeben werden, ob der ganze Umlauf ausgeblendet wird oder ob einzelne als gestört erkannte Messwerte durch alte ungestörte Werte aus dem Speicher ersetzt werden. Dazu wird in jedem Abtastschritt der aktuelle Messwert mit dem korrespondierenden Wert gleicher Winkellage aus dem letzten Umlauf verglichen. Stimmen die Werte im Fuzzy-Sinne überein, wird der aktuelle Messwert als störungsfrei beurteilt. Bei großen Abweichungen wird der Messwert als gestört bewertet und gesperrt. Bei mittleren Störungen wird ein Gütemaß aus der Vorgeschichte mit berücksichtigt. Im störungsfreien Fall überschreitet der aktuelle Messwert den gespeicherten aus dem letzten Umlauf.

Die Ausblende-steuerung zählt die Messwerte und beendet den ganzen Messvorgang als erfolgreich, wenn eine vorgegebene Anzahl ungestörter Messwerte in etwa erreicht worden ist. Kann diese Anzahl nicht innerhalb einer vorgegebenen Zeit aufgenommen werden, wird der ganze Messvorgang als fehlerhaft abgebrochen.

Die Lösung wurde mit einem Fuzzy-Entwicklungstool entwickelt und simuliert und im Zielprozessor durch ein C-Programm näherungsweise realisiert.

#### 6.3.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Bei der prototypischen Realisierung in einer Radauswuchtmaschine musste viel seltener als früher die ganze Messung wiederholt werden, und die notwendigen Messzeiten waren im Schnitt wesentlich kürzer.

*(wird fortgesetzt)*

#### Literatur

- [1] Kahlert, J., Frank, H.: Fuzzy-Logik und Fuzzy-Control. Vieweg, Braunschweig, 1993.
- [2] Kiendl, H.: Fuzzy Control methodenorientiert. Oldenbourg, München, 1997.
- [3] <http://bibliothek.fzk.de/zb/berichte/FZKA6660.pdf>
- [4] <http://www.iai.fzk.de/medtech/biosignal/gma/tutorial>

- [5] Zimmermann, H.-J., von Altrock, C.: Fuzzy Logic-Anwendungen. Bd. 2. Oldenbourg, München, 1994.
- [6] Hirota, K.: Industrial Applications of Fuzzy Technology. Springer, Tokio, 1993.
- [7] Fuzzy logic and control: Software and hardware applications. Eds.: Jamshidi, M., Vadie, N., Ross, T.J., Prentice Hall, Englewood Cliffs/New Jersey, 1993.
- [8] Reinig, G., Dittmar, R.: INTERKAMA 1999 – Produkte im Bereich Advanced Control. atp 42 (2000), 4, S. 46–57. <http://www.rus.ruhr-uni-bochum.de/docs/Interkama130300Reinig.pdf>
- [9] Pfeiffer, B.-M.: Ein Beitrag zur Didaktik – simulierbare Applikationsbeispiele zu FuzzyControl++ für Simatic S7. 10. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-Fachausschusses 5.22, Dortmund, Okt. 2000, ISSN 0947–8620, S. 236–248.
- [10] Tews, V., Reine, F.: Ein Reglerbaukasten aus konventionellen und Fuzzy-Komponenten für Echtzeitanwendungen. Kongreß 'Echtzeit' 95, Karlsruhe, 20.–22.06.1995.
- [11] Gierend, C.: Fuzzy-Control in Kraftwerken – Potentiale und Anwendungsmöglichkeiten. VGB-Kraftwerkstechnik 78 (1998), 5, S. 116–125.
- [12] Schumacher, W., Schäfers, W.: Regelung der Feuerleistung bei Müllverbrennungsanlagen. EntsorgungsPraxis 6, 1991, S. 312–314.
- [13] Onishi, T.: A combustion control system for a refuse incineration plant. In: Hirota K. (Hg.): Industrial Applications of Fuzzy Technology. Tokio: Springer, 1993, S. 161–192.
- [14] von Altrock, C., Limper, K., Schäfers, W.: Regelung einer Müllverbrennungsanlage mit Fuzzy Logik. In: H.-J. Zimmermann und C. Von Altrock (Hg.): Fuzzy Logic – Anwendungen. Bd. 2. München: Oldenbourg, 1994, S. 188–201.
- [15] Koch, M., Wernstedt, J., Schmand, H.: Fuzzy Leistungssteuerung einer Unterschubfeuerungsanlage. 5. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-Fachausschusses 5.22, Dortmund, Nov. 1995, ISSN 0941–4169, S. 266–275.
- [16] von Altrock, C. (Hrsg.): Fuzzy Logic, Bd. 3 „Werkzeuge“. Oldenbourg, München, 1995.
- [17] Chaker, N., Hampel, R.: Fuzzy Control of a Neutralization Process. Proc. 6th Zittau Fuzzy Colloquium, Sep. 3–4, 1998, S. 115–119.
- [18] Pfeiffer, B.-M.: Selbsteinstellende klassische Regler mit Fuzzy-Logik. 2. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-UA 1.4.2., Dortmund, November 1992, ISSN 0941-4169, S. 285–298.
- [19] Pfeiffer, B.-M.: Einsatz von Fuzzy-Logik in lernfähigen digitalen Regelsystemen. Fortschrittbericht VDI, Reihe 8, Nr. 500, Düsseldorf, 1995.
- [20] Schädel, H.M., Ctistis, C., Nikolai, D.: Fuzzy-Adaption von PI-Reglern im geschlossenen Regelkreis ohne Prozesskenntnis. 9. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-FA 5.2.2., Dortmund, November 1999, ISSN 0941-4169, S. 270–283.
- [21] Bunzemeier, A.: Ein stukturerweiterter PI(D)-Regler für Strecken ohne Ausgleich. at Automatisierungstechnik 44 (1996), 9, S. 443–448.
- [22] Berger, M.: Self-tuning of a PI controller using fuzzy logic, for a construction unit testing apparatus. Control Engineering Practice 4 (1996), 6, S.785–790.
- [23] Berger, M., Bernd, T., Heibisch, H.: Fuzzy-adaptation of PI-controllers for pneumatic servo-drives. Manufacturing Syst.: Modelling, Management and Control. IFAC Workshop, Vienna, A, Feb. 1997, S. 93–98.
- [24] Kuntze, H.-B., Sajidman, M., Jacobasch, A.: A Fuzzy-Logic concept for highly fast and accurate position control of industrial robots. Proc. 1995 Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA'95), Nagoya, Japan, May 21–27, 1995.
- [25] Kuntze, H.-B., Sajidman, M., Schill, W., Endres, D.: Fuzzy-Logic-Regelung von Robotern. VDI/VDE-Gesellschaft Mess- und Automatisierungstechnik. Düsseldorf: VDI-Verlag, 1993 (VDI-Berichte 1094), S. 305.
- [26] Sajidman, M., Kuntze, H.-B.: Fuzzy-Regelung stark gestörter verfahrenstechnischer Prozesse mit großer Meßtotzeit. 5. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-UA 1.4.2, Dortmund, Nov. 1995, ISSN 0941-4169, S. 118–133.
- [27] Sajidman, M., Kuntze, H.-B.: Integration of Fuzzy Control and Model Based Concepts for Disturbed Industrial Plants with Large Dead-Times. Proceedings of sixth IEEE Conf. on Fuzzy Systems (FUZZ IEEE'97), Barcelona, Spain, July 1997
- [28] Niemann, M., Adamy, J., Nitsche, H.-J.: Modular aufgebaute Gießspiegelregelung für Stranggießanlagen. Stahl und Eisen 117 (1997), Nr. 9, S. 77–83.
- [29] Kuhn, C.: Ein nichtlineares Regelungskonzept für lineare Direktantriebe. 45. Internationales Wissenschaftliches Kolloquium, Ilmenau, 2000
- [30] Bernard, T., Sajidman, M.: Multikriterielle Fuzzy-Optimierung der Parameter bei der Regelung eines verfahrenstechnischen Prozesses mit großer Meßtotzeit. Berichtsband 10. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-FA 5.22, Okt. 2000, Dortmund, ISSN 0947-8620, S. 15–28.
- [31] Dumitriu, B., Mikut, R., Bretthauer, G., Werfel, G., Böttger, S., Siewior, M.: Inbetriebnahme einer fuzzy-adaptiven Gießspiegelregelung in einem Stahlwerk der Baogang Steel in Baotou/China. Stahl und Eisen, 119 (1999), S. 35–38.
- [32] Dumitriu, B., Bretthauer, G., Mikut, R., Werfel, G.: Ganzheitliche Automatisierung von Stranggießanlagen. GMA-Kongress 2001, Baden-Baden, VDI-Bericht 1608, S. 731–740.
- [33] Tews, V., Wehhofer, J., Werner, H.: Suppression of Interferences in Differential Distribution Weighing Means. Proc. First European Congress on Fuzzy and Intelligent Technologies EUFIT'93, Aachen, Sept. 7–10, 1993.
- [34] Tews, V.: Fuzzy-adaptive Empfindlichkeitsregelung bei einem Unwucht-Meßgerät. 7. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-UA 1.4.2, Nov. 1997, Dortmund, ISSN 0941-4169, S. 231–242.
- [35] Te Braake, H., Babuska, R., van Can, E.: Fuzzy and neural models in predictive control. Journal A 35 (1994), 3, S. 44–51.
- [36] Sousa, J.M., Babuska, R., Verbruggen, H.B.: Fuzzy predictive control applied to an air conditioning system. Control Engineering Practice 5 (1997), 10, S. 1395–1406.
- [37] Fischer, M., Nelles, O., Fink, A.: Adaptive fuzzy model-based control. Journal A 39 (1998), 3, S. 22–28.
- [38] Kroll, A., Bernd, T.: Nichtlineare modellprädiktive Regelung mit Fuzzy-Prädiktionsmodell für einen hydraulischen Antrieb. GMA/GI-Tagung Computational Intelligence, Baden-Baden, Mai 2000, VDI-Berichte 1526, S. 329–334.
- [39] Kuipel, N.: Fuzzy-Logik-basierte Fehlerdiagnose am Beispiel eines anaeroben Abwasser-Reinigungsprozesses. Fortschritt-Berichte VDI, Reihe 8, Nr. 627, Düsseldorf, 1997.
- [40] Füssel, D., Ballé, P., Moseler, O., Willimowski, M., Höfling, T.: Residuenbasierte Fehlererkennung und Diagnose an komplexen Prozessen. at-Automatisierungstechnik 46 (1998), 9, S. 435–443.
- [41] Willimowski, M., Füssel, D., Isermann, R.: Diagnose von Verbrennungsaussetzern in Ottomotoren durch Messung des Abgasdrucks. mtz -Motortechnische Zeitschrift 60, No. 10, S. 654–663.
- [42] Moseler, O.: Mikrocontrollerbasierte Fehlererkennung für mechatronische Komponenten am Beispiel eines elektromechanischen Stellantriebs. Fortschr.-Ber.- VDI Reihe 8 Nr. 908. Düsseldorf: VDI Verlag, 2001.

- [43] Zöllner, R., Reine, F., Tews, V.: Zustandsanalyse von rotierenden Maschinen mittels Zeitreihenanalyse. Workshop Zeitreihenanalyse, Düsseldorf, 10.12.1997. Berichtsband herausgegeben vom VDI-Technologiezentrum Physikalische Technologien, Düsseldorf, 1998.
- [44] Reine, F., Fischer, M., Tews, V.: Classification of Faults in Combustion Engines. Proc.-Third European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing EUFIT '95, Aachen, 28.-31.08.1995, S.1181-1185.
- [45] Zöllner, R.: Methoden der Nichtlinearen Dynamik zur Zustandsanalyse technischer Systeme. Dissertation TH Darmstadt, 1997.
- [46] Kuhn, C.: Merkmalgenerierung und Klassifikation. Berichtsband 10. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-FA 5.22, Dortmund, Oktober 2000, ISSN 0947-8620, S. 177-191.
- [47] Adamy, J.: Adaption der Flächengewichts-Querprofilregelung bei Papiermaschinen mittels einer Fuzzy-Entscheidungslogik. 4. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-Fachausschusses 1.4.2, Dortmund, Nov. 1994, ISSN 0941-4169, S. 108-119.
- [48] Zöllner, R.: Konstruktion von Wellenbahnen rotierender Maschinen aus Messungen einer einzelnen Koordinate durch Phasenraumrekonstruktion. Tagungsband A-KIDA 96, 1996, S. 145-158.
- [49] Kuhn, C.: Automated Measurement and Control on a Rotary Evaporator. 7th European Congress on Intelligent Techniques & Soft Computing, Aachen 1999.
- [50] Schaedel, H.M., Jantzen, U., Oberdörffer, E.: Steigerung der Empfindlichkeit in der Metallfeinsuchtechnik durch Fuzzy-Signalauswertung. 9. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-Fachausschusses 5.22, Dortmund, Nov. 1999, ISSN 0941-4169, S. 141-152.
- [51] Adamy, J.: Breakout Prediction for Continuous Casting by Fuzzy Mealy Automata. Proc. 3rd European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing EUFIT'95, Aachen, 1995, S. 754-759.
- [52] Slawinski, T., Praczyk, J., Schwane, U., Krone, A., Kiendl, H.: Data-based Generation of Fuzzy-Rules for Classification, Prediction and Control with the Fuzzy-ROSA method. European Control Congress (ECC '99), Karlsruhe, 1999. (CD-ROM)
- [53] Lieske, D.: Objektive Geräuschprüfung zur Qualitätssicherung von Automatikgetrieben. Dissertation, Technische Universität Dresden, 1999.
- [54] Tews, V.: Intelligente Störausblendung mit Fuzzy Logik. Anwenderseminar Fuzzy Duisburg '95- Fuzzy Technik in der Automation und in Intelligenten Systemen, Duisburg, 17.07.1995.
- Dr.-Ing. Bernd-Markus Pfeiffer** ist Projektleiter für „Advanced Control Verfahren“ in der Vorfeldentwicklung („Advanced Technologies and Standards“) des Geschäftsbereichs Automation & Drives der Siemens AG.  
Adresse: Siemens AG, A&D ATS 32, 76181 Karlsruhe,  
E-Mail: bernd-markus.pfeiffer@siemens.com
- Dr.-Ing. Jens Jäkel** ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Angewandte Informatik (IAI) im Forschungszentrum Karlsruhe. Hauptarbeitsgebiete: Anwendung der Methoden der Computational Intelligence in der Automatisierungstechnik, datenbasierte Fuzzy-Modellbildung, Datenanalyse.  
Adresse: Forschungszentrum Karlsruhe GmbH, Institut für Angewandte Informatik, PF 3640, 76021 Karlsruhe, E-Mail: jaekel@iai.fzk.de
- Dr.-Ing. Andreas Kroll** leitet die Gruppe „Control & Optimization“ der ABB AG – Forschungszentrum Deutschland. Zu den Forschungsschwerpunkten gehören gehobene Regelung, Prozessführung, Diagnose und Planungs-/Feinplanungssysteme für die Anwendung in der Prozessindustrie.  
Adresse: ABB AG – Forschungszentrum Deutschland, Abt. I4, Wallstadter Str. 59, 68526 Ladenburg, E-Mail: andreas.kroll@de.abb.com
- Dipl.-Ing. Christian Kuhn** ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Systemanalyse des Institutes für Automatisierungs- und Systemtechnik der TU Ilmenau. Hauptarbeitsgebiete: automatische Klassifikation, zelluläre Räume, dynamische Systeme.  
Adresse: TU Ilmenau, Postfach 100565, 98684 Ilmenau,  
E-Mail: kuhn@tu-ilmenau.de
- Dr.-Ing. Helge-Björn Kuntze** ist Leiter des Geschäftsfeldes Mess-, Regelungs- und Diagnosesysteme am Fraunhofer-Institut für Informations- und Datenverarbeitung IITB. Hauptarbeitsfelder: Entwicklung von innovativen Systemlösungen zur intelligenten sensorbasierten Überwachung, Diagnose und Regelung von verfahrenstechnischen Prozessen sowie von Robotern und Mechatronikprodukten. Anwendung modellbasierter Methoden und wissensbasierter Neuro-Fuzzy-Konzepte.  
Adresse: Fraunhofer-Institut für Informations- und Datenverarbeitung IITB, Fraunhofer-Straße 1, 76131 Karlsruhe,  
E-Mail: kuntze@iitb.fraunhofer.de
- Prof. Dipl.-Ing. Dipl.-Ing. Ulrich Lehmann** vertritt das Lehrgebiet Antriebstechnik, Prozessinformatik, Regelungstechnik an der Fachhochschule Südwestfalen.  
Adresse: Fachhochschule Südwestfalen, Fachbereich Informatik und Naturwissenschaften, Frauenstuhlgweg 31, 58644 Iserlohn,  
E-Mail: lehmann@fh-swf.de
- Dr.-Ing. Timo Slawinski** ist Projektleiter für Manufacturing Execution Systems zur Integration produktionsnaher DV-Systeme mit SAP R/3 und der unterlagerten Prozessleittechnik im Ressort Process Management Technology der Bayer Technology Services.  
Adresse: Bayer AG Leverkusen, BTS-PMT-AMS-MES1, Geb. B610, 51368 Leverkusen, E-Mail: timo.slawinski.ts@bayer-ag.de
- Dr.-Ing. Volker Tews** ist Mitarbeiter der Schenck Pegasus GmbH. Arbeitsgebiet: Modellbildung und Simulation dynamischer Systeme und Verfahrensentwicklung für Prüfstandsautomatisierungen.  
Adresse: Schenck Pegasus GmbH, Abteilung BKFP, Landwehrstraße 55, 64293 Darmstadt, E-Mail: tews@schenck.net

Manuskripteingang: 3. Mai 2002.