

Erfolgreiche Anwendungen von Fuzzy Logik und Fuzzy Control (Teil 2)*

Successful Applications of Fuzzy Logic and Fuzzy Control (Part 2)

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

7 Datenbasierte Modellierung/Identifikation mit Fuzzy-Modellen (IDEN, einschließlich Soft-Sensorik und Neuro-Fuzzy-Methoden)

Die Grundidee der Fuzzy-Logik besteht zwar darin, vorhandenes Expertenwissen auf sprachlicher Ebene zu erfassen, und dann erst mit Hilfe von Zugehörigkeitsfunktionen den Übergang von der linguistischen auf die numerische Ebene zu vollziehen, aber dennoch stößt diese Art des Wissenserwerbs des öfteren an ihre Grenzen. Nicht immer liegt tatsächlich menschliches Wissen über das zu beschreibende Verhalten vor, oder dieses Wissen ist teilweise im Unterbewusstsein verankert bzw. lässt sich nicht genügend genau quantifizieren.

In solchen Fällen ist ein Wissenserwerb entsprechend dem Grundansatz künstlicher neuronaler Netze hilfreich: induktives Lernen aus Beispielen, d. h. aus (numerischen) „Trainings“-Daten. Dazu sind Algorithmen erforderlich, die anhand der gegebenen Daten Fuzzy-Regeln und/oder Zuge-

hörigkeitsfunktionen automatisch generieren, und zwar so, dass die in den Daten erkennbaren Zusammenhänge möglichst genau wiedergegeben werden. In Analogie zur klassischen Identifikation dynamischer Prozesse spricht man auch von datenbasierter bzw. experimenteller Modellbildung oder von Fuzzy-Identifikation (Bild 14).

Genau wie ein neuronales Netz kann ein Fuzzy-System jedes beliebige, nichtlineare statische Kennfeld darstellen. Dynamische Effekte müssen gegebenenfalls durch externe Verzögerungsglieder berücksichtigt werden.

Während neuronale Netze reine Black-Box-Modelle darstellen, besteht bei identifizierten Fuzzy-Systemen die

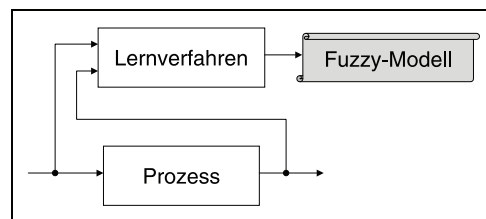


Bild 14: Prinzip-Schema zur Klasse „Modellbildung / Identifikation“ (IDEN).

* Teil 1 in at 50 (2002) Heft 10, Seite 461–471

Möglichkeit, das Ergebnis auf linguistischer Ebene zu interpretieren oder sogar zu modifizieren. Dies stellt jedoch besondere Herausforderungen an die entsprechenden Identifikationsalgorithmen, die neben der Parameteridentifikation gegebenenfalls auch eine Strukturidentifikation leisten müssen. Ziel ist es, einen gegebenen Zusammenhang mit einer möglichst geringen Anzahl möglichst gut verständlicher Regeln darzustellen, was je nach Größe des Problems (Zahl der Ein- und Ausgangsvariablen) und Qualität des vorhandenen Datenmaterials (Anzahl der Messdaten, Abdeckung des Eingangsraums, Stör-/Nutz-Signalverhältnis, Konsistenz) mehr oder weniger schwer erreichbar ist.

Es existiert daher eine Vielzahl unterschiedlicher Methoden, die aus ganz verschiedenen anderen Fachgebieten heraus abgeleitet wurden: von klassischen Parameterschätzverfahren (z.B. Methode der kleinsten Fehlerquadrate), über neuronale Trainingsalgorithmen bis hin zu Baum-Suchverfahren aus der Informatik.

Prozessmodelle, und d. h. auch Fuzzy-Prozessmodelle, können zu sehr vielen verschiedenen Zwecken genutzt werden, z. B.

- zur Simulation z. B. im Rahmen der Anlagen-Planung,
- zur Prognose (Simulation in die Zukunft),
- zur Diagnose (Klasse DIAG, eventuell Simulation parallel zum realen Prozess),
- zum Ersatz von Messungen (Soft-Sensorik),
- zur Entwicklung und Erprobung verschiedener Regelungsverfahren,
- und sogar direkt in modellgestützten Regelungsverfahren (z. B. Klasse FPC).

Je nach Art der Nutzung des automatisch generierten Fuzzy-Systems lassen sich Anwendungen aus dieser Klasse meist auch noch in eine der anderen Methoden-Klassen einordnen. Aufgrund der großen praktischen Bedeutung und der erforderlichen zusätzlichen Methoden und Software-Werkzeugen erscheint es dennoch als sinnvoll, eine separate Klasse „Fuzzy-Identifikation“ zu definieren, sozusagen als Basis-Technologie für verschiedene andere Methoden-Klassen.

Zur datenbasierten Modellierung werden bevorzugt Sugeno-Fuzzy-Modelle verwendet. Die Besonderheit der Sugeno- gegenüber den Mamdani-Fuzzy-Modellen liegt in der scharfen Schlussfolgerung der Regeln. Sugeno-Modelle zeichnen sich durch ihre hohe Prädiktionsgüte aus. Ihre Struktur gestattet eine modifizierte Übertragung von Methoden aus der konventionellen Regelungstechnik.

Im Laufe der Identifikation müssen Zugehörigkeitsfunktionen (Anzahl und Parametrierung) und Schlussfolgerungen – üblicherweise vom ARX-Typ (Ansatz und Parametrierung) – bestimmt werden. Die Zugehörigkeitsfunktionen können beispielsweise direkt durch ein Fuzzy-Clusterverfahren, z. B. Fuzzy-c-Means, ermittelt werden. Die Schlussfolgerungen können durch ein Verfahren der kleinsten Fehlerquadrate berechnet werden. Das ermittelte Modell kann

anschließend durch ein gradientenbasiertes Optimierungsverfahren optimiert werden. Abschließend wird bei der Modellvalidierung (z. B. Kreuzvalidierung) die Qualität des ermittelten Modells geprüft. Ist das Modell nicht akzeptabel, wird die Identifikation unter geänderten Bedingungen wiederholt (z. B. andere Ordnung des Schlussfolgerungspolynoms).

Als einführende Literatur eignet sich z. B. das Lehrbuch [55]. Kürzere Einführungen zur Parameter-Identifikation von Fuzzy-Modellen bietet [56], sowie zur (Struktur-) Identifikation von Sugeno-Fuzzy-Modellen [57; 58]. Eine Übersicht zur datenbasierte Fuzzy-Modellierung von Prozessbedienern findet sich in [59].

Im Folgenden sind ausgewählte Anwendungsbeispiele kurz zusammengefasst.

7.1 Modellierung und Regelung einer Roheisen-Entschwefelungsanlage

7.1.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Bei der Herstellung von Stahl hoher Güteklassen wird die Entschwefelung des Roheisens der Behandlung im Konverter vorgeschaltet [60; 61]. Das so genannte Tauchlanzenverfahren hat sich bei der externen Roheisenentschwefelung bewährt. Bei dem von der Thyssen Stahl AG (heute ThyssenKrupp Steel) entwickelten und von der Thyssen Still Otto Anlagentechnik GmbH (heute ThyssenKrupp EnCoke) implementierten Verfahren werden Magnesium und Kalziumkarbid gleichzeitig nach einem metallurgisch und kostenoptimierten Verlauf in das Roheisen eingeblasen. Beide Stoffe werden in getrennten Silos gelagert und pneumatisch durch die gleiche Rohrleitung bis zur Lanze gefördert.

Die Aufgabenstellung bestand in der Verbesserung der vorhandenen Regelung der Entschwefelungsanlage (Bild 15). Folgende Anforderungen sind von der Prozessführung zu erfüllen:

- Aufrechterhaltung eines stabilen Betriebszustandes bei der Förderung der Entschwefelungsmittel, da sonst Entmischungen, Lanzenverstopfungen und Auswürfe von flüssigem Roheisen auftreten können,
- Durchführung der Entschwefelung in der zur Verfügung stehenden Zeitspanne unter Berücksichtigung des maximal zulässigen Turbulenzgrades und der Kosten der Entschwefelungsmittel,
- Regelung der Entschwefelungsmittelströme gemäß dem chargenweise vorgegebenen optimalen Sollverlauf.

7.1.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Experimente in einem Stahlwerk sind wegen der damit verbundenen Kosten und Risiken für die laufende Produktion kaum möglich. Ein dynamisches Modell der pneumatischen Förderstrecke wurde entwickelt, um eine Simulati-

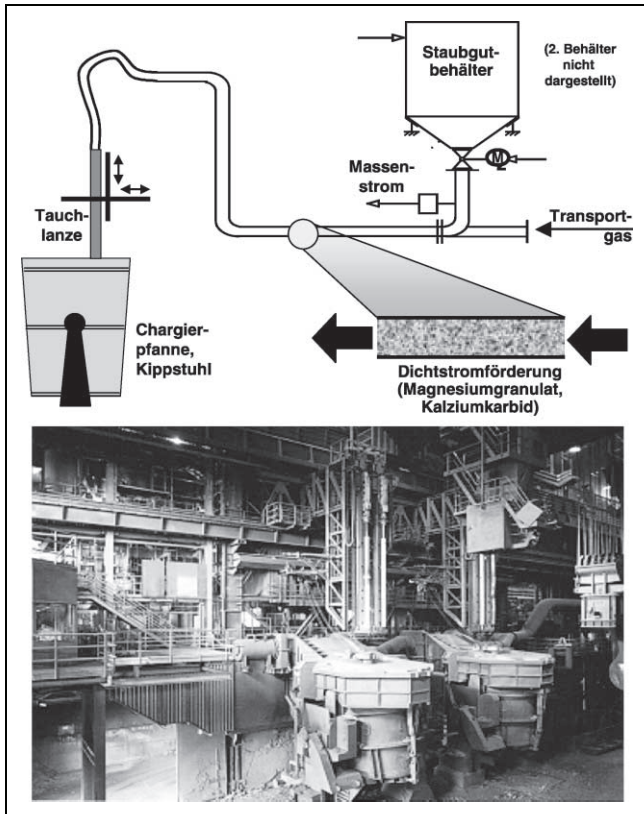


Bild 15: Modellierung einer Roheisen-Entschwefelungsanlage: Schematische Darstellung und Beispiel einer ausgeführten Anlage.

onsumgebung für die Reglerentwicklung und -validierung zu erhalten sowie um einen modellbasierten Regler mit verbessertem Verhalten zu entwickeln.

Eine physikalische dynamische Modellierung des Förderprozesses ist wegen des begrenzten Wissens über die Prozessdynamik und der starken Reibungseffekte schwierig und aufwändig. Deshalb erfolgte eine empirische Modellierung. Die Entscheidung für die Anwendung von Fuzzy-Modellen fiel, da sie eine Abbildung der schwierig zu beschreibenden Nichtlinearitäten im Modell versprach.

In einer Technikumsanlage konnte eine begrenzte Anzahl von Experimenten durchgeführt werden, um Datensätze für die Identifikation zu erhalten. Drei verschiedene Modellsätze wurden verglichen: Mamdani, Fuzzy-Hammerstein und Fuzzy-Netzwerk. Für jedes Modell bietet sich ein bestimmter Reglertyp an, der die Modellstruktur ausnutzt. Das Fuzzy-Netzwerkmodell ist im Hinblick auf erzielte Modellgüte, Übertragbarkeit und Aufwand den anderen beiden deutlich überlegen. Angemerkt sei zudem, dass die Modellierung meistens der mit Abstand aufwändigste und damit teuerste Teil eines modellbasierten Regelungsprojektes ist.

7.1.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Die Anwendung der Fuzzy-Netzwerkmodellierung auf den pneumatische Förderprozess war Teil einer Diplomarbeit. Die Durchführung der Identifikation ist eine Frage weniger

Tage, wenn die Werkzeuge und Messdaten vorliegen: Die Parameteridentifikation und die Modelloptimierung laufen vollständig automatisch ab, die Strukturidentifikation semi-automatisch. Das Modell bildet das Prozessverhalten gut ab.

Ein erster indirekter Nutzen ergab sich während der Modellierung dadurch, dass in verschiedenen Hinsichten verwertbare neue Einsichten ins Streckenverhalten (insbesondere bezüglich des Verhaltens von Stellantrieb, Feststoffreguliereinheit und Staubgutbehälter) gewonnen wurden. Regler wurden entworfen und in der Simulation erfolgreich getestet, aber nicht mehr in der Anlage implementiert.

7.2 Automatisierung eines Semi-Batch-Prozesses durch Prozessbediener-Modellierung

7.2.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Bei dem zu automatisierenden Prozess [62] handelt es sich um einen Semi-Batch-Reaktor, in dem Polyether aus Ethylen und Propylen hergestellt wird (Bild 16). Das Reaktionsprodukt dieser stark exothermen Reaktion ist wesentlich von den Reaktionsparametern Temperatur und Druck abhängig. Die Dosieraten für Ethylenoxid und Propylenoxid, die entscheidend den Ablauf der Reaktion und damit den Reaktordruck und die Reaktortemperatur bestimmen, werden durch erfahrene Experten mit dem Hintergrundwissen, um welches Produkt es sich handelt, von Hand eingestellt. Die Schwierigkeit einer automatischen Dosieraten-Einstellung besteht in der Vielzahl der Produkte sowie dem komplexen Polymerisationsprozess selbst. Es ergibt sich eine große Bandbreite von dynamischen Eigenschaften des Prozessverhaltens, welches insbesondere bei Anfahrprozessen kritisch ist. Darüber hinaus wurde von Seiten der Industrie die Einhaltung folgender Rand-

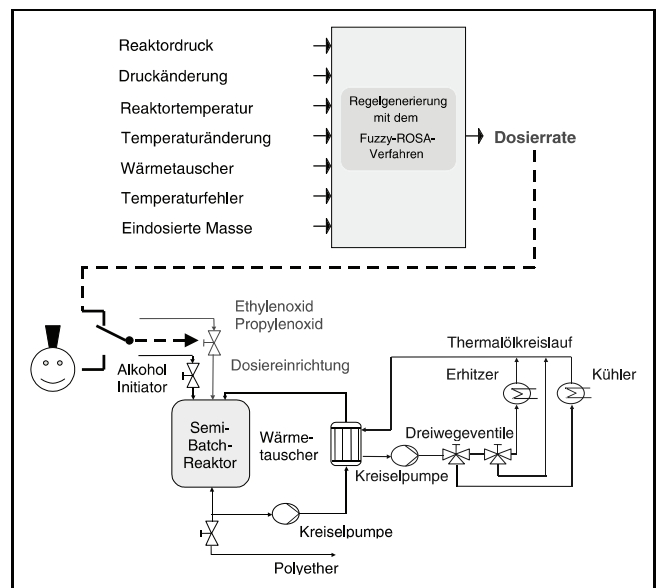


Bild 16: Automatisierung eines Semi-Batch-Prozesses durch Prozessbediener-Modellierung.

bedingungen beim Reglerentwurf gefordert: Die laufende Produktion darf nicht unterbrochen werden, die Grenzwerte für Temperatur und Druck müssen eingehalten werden und der Dosierregler soll ohne Produktinformation auskommen. Weiterhin besteht keine Möglichkeit, spezielle Tests durchzuführen oder einzelne Zusammenhänge separat zu untersuchen.

7.2.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Mit dem Ziel, die Dosierung zu automatisieren, wurde mit dem Fuzzy-ROSA-Verfahren eine Modellierung der Prozessbediener in folgenden Schritten vorgenommen: Für die datenbasierte Regelgenerierung wurde die Einstellung der Dosierdaten verschiedener Prozessbediener beobachtet und deren Vorgehensweise sowie die messbaren Prozessgrößen protokolliert. So konnten die Daten für drei Anfahrprozesse zu unterschiedlichen Produkten erhalten werden. Aufgrund einer vorangestellten Clusteranalyse konnten sieben Einflussgrößen sowie ihre Zugehörigkeitsfunktionen ermittelt werden. Die durchschnittliche Anzahl der Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsgrößen beträgt etwas über fünf und für die Ausgangsgrößen sind acht Zugehörigkeitsfunktionen gewählt worden. Mit dem Fuzzy-ROSA-Verfahren konnten in einer kompletten Durchmusterung des Suchraumes für Regeln mit maximal zwei Prämissenausdrücken ungefähr 2100 relevante Fuzzy-Regeln gefunden werden. Durch eine automatische Nachbearbeitung des Regelsatzes konnte dieser auf 128 Regeln reduziert werden, mit denen alle möglichen Eingangssituationen immer noch abgedeckt werden.

Aufgrund der Nutzung des identifizierten Fuzzy-Systems ließe sich diese Anwendung auch als SUP (Abschnitt 8) klassifizieren.

7.2.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Die datenbasierte Regelgenerierung wurde im Rahmen einer Diplomarbeit durchgeführt. Der so gewonnene Fuzzy-Dosierregler konnte anschließend direkt an der Reaktoranlage getestet werden. Es zeigte sich, dass die spezialisierte Reaktortemperatur des Produktplans sowie die Grenzen des Reaktordrucks sehr gut eingehalten werden konnten. Hervorzuheben ist hierbei, dass eine Dosierregel auch für ein neues, dem Lernverfahren „unbekanntes“ Produkt erfolgreich eingestellt wurde. Auch einem Dosierausfall, aufgrund eines technischen Fehlers in den Zuleitungen des Ethylenoxids konnte sofort nach Beendigung der Störung erfolgreich begegnet werden. Das unterstreicht die Eigenschaft des Fuzzy-ROSA-Verfahrens, nicht nur das Eingangs-/Ausgangsverhalten nachzubilden, sondern vorzugsweise generalisierende Regeln zu generieren. Darüber hinaus zeigt sich, dass das Fuzzy-ROSA-Verfahren in der Lage ist, auch von widersprüchlichen Daten, in diesem Fall von unterschiedlichen Bedienern und verschiedenen Produktchargen, zu lernen.

7.3 Kurzfristige Lastprognose bei der Energieversorgung

7.3.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Eine möglichst genaue Prognose der in einem Versorgungsgebiet nachgefragten elektrischen Leistung (Last) ist für die Wirtschaftlichkeit und Sicherheit der elektrischen Versorgung von wesentlicher Bedeutung. Dieses Prognoseproblem [63] zeichnet sich dadurch aus, dass viele potenzielle Einflussgrößen berücksichtigt werden können und die Daten stark stochastisch gestört sind.

7.3.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Die Auswahl der relevanten Einflussgrößen erfolgte sowohl daten- als auch wissensbasiert. Ferner wird das Regellernen kaskadiert vorgenommen. Dadurch wird der Suchraum einerseits weiter verkleinert und andererseits ist es möglich, zunächst globalere Einflüsse wie z. B. die Jahreszeit für die Prognose zu verwenden und dann auf den um diese Einflüsse bereinigten Daten lokalere Strukturen, wie z. B. in Abhängigkeit von Tageszeit und Tagestyp, im Verbraucherverhalten zu erkennen.

7.3.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Die datenbasierte Regelgenerierung wurde im Rahmen einer Doktorarbeit durchgeführt. Die ursprünglichen, im Fuzzy-ROSA-Verfahren implementierten Regeltest- und Bewertungsverfahren (Relevanzindex, normierte Trefferquote) zeichnen sich dadurch aus, dass sie darauf abzielen einen Ursache-Wirkungszusammenhang zu finden oder eine hohe Treffergenauigkeit zu gewährleisten. Im Falle der Lastprognose können aufgrund der schwachen Zusammenhänge und der starken stochastischen Störungen keine geeigneten Regeln im Sinne dieser Regeltests gefunden werden. Wird hingegen die schwächere Forderung eines im Mittel korrekten Prognosewertes gestellt, so kann der neuentwickelte mittelwertbasierte Regeltest erfolgreich eingesetzt werden.

In Bild 17 wird das mit diesem Ansatz erzielte Ergebnis mit dem Referenzsystem verglichen. Das Referenzsystem (unten) basiert auf einer Basisprognose (P_{Bas}), die durch eine temperaturabhängige Interpolation von archivierten Datensätzen für alle Zeitpunkte eines jeden Wochentags unter Berücksichtigung von Schulferienzeiten ermittelt wird. Die Basisprognose enthält somit den prognostizierten Lastverlauf eines vollständigen Tages, der für die Kraftwerkseinsatzplanung unbedingt erforderlich ist. Darauf aufsetzend erfolgt für die kurzfristige Lastprognose (P_{Ref}) eine Adaption durch additive Überlagerung des exponentiell gemittelten Prognosefehlers der Vergangenheit. Das Fuzzy-System kommt hingegen ohne Basisprognose aus und ist ausschließlich für die kurzfristige Lastprognose konzipiert. Es prognostiziert ausgehend von den beobachteten vergangenen Laständerungen den Wert der zukünftigen Laständerung. Durch additive Überlagerung der prognostizierten

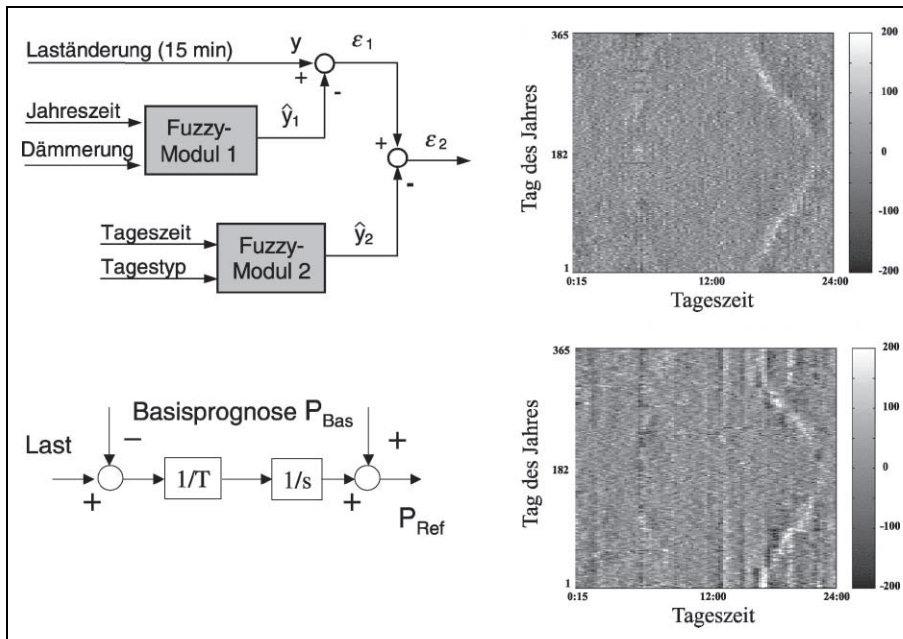


Bild 17: Kurzfristige Lastprognose bei der Stromversorgung: Prognosefehler des Fuzzy-Prognosesystems (oben): Jahresmittel (MAE) 41,7 MW, und des Referenzsystems (unten): Jahresmittel (MAE) 46,6 MW. Positive/negative Prognosefehler werden durch helle/dunkle Grautöne dargestellt.

Laständerung mit der aktuell gemessenen Last kann damit der nächste absolute Lastwert ermittelt werden.

Werden die mit diesem Ansatz erzielten Ergebnisse mit denen des Referenzsystems verglichen, so zeigt sich, dass der mittlere absolute Fehler der Prognose von gut 46 MW auf unter 40 MW reduziert werden konnte (vgl. Bild 17).

8 Fuzzy-basierte Prozessführung und Optimierung (SUP)

In dieser Klasse sollen Anwendungen auf höheren, der eigentlichen Basisautomatisierung überlagerten Ebenen zusammengefasst werden, die oft in der Vorgabe von Sollwerten für unterlagerte Basisregler münden (vgl. Bild 18). Das Stichwort „Optimierung“ bedeutet in diesem Zusammenhang oft keine Optimierung im streng mathematischen Sinne, sondern die Verbesserung einer bereits vorhandenen Automatisierung durch zusätzliche, überlagerte Funktionen. Hierbei werden Aufgaben der Prozessführung automatisiert, die bisher dem Anlagenfahrer überlassen wurden, weshalb sich der Einsatz von Fuzzy-Logik hier besonders anbietet. Auf dieser Ebene können auch Klassifikationsverfahren (siehe Klasse KLAS, Abschnitt 6) so-

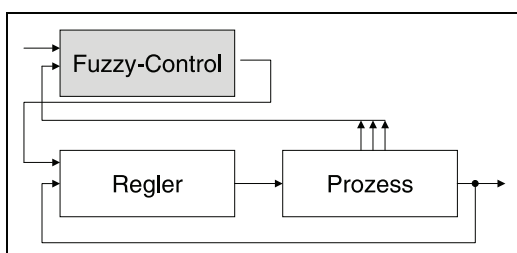


Bild 18: Prinzip-Schema zur Klasse „Fuzzy-Prozessführung und Supervisory Control“ (SUP).

wie Mehrgrößen-Prädiktivregler (siehe Klasse FPC, Abschnitt 4) zum Einsatz kommen.

Falls ein Fuzzy-Regler Sollwerte für unterlagerte PID-Regler erzeugt, könnte man die gesamte Struktur auch als Kaskadenregelung mit Fuzzy-Führungsregler betrachten und als DFC klassifizieren. Wir wollen eine solche Kaskade jedoch nur dann als DFC bezeichnen, wenn der Fuzzy-Regler einen konventionellen Führungsregler ersetzt. Wenn dagegen eine bisher manuell durchgeführte Sollwertvorgabe durch einen Fuzzy-Regler automatisiert wird, handelt es sich um Prozessführung (SUP).

Insgesamt sechs Beispiele für erfolgreiche Applikationen sind steckbrieflich erfasst, von denen aus Platzgründen nur vier hier wiedergegeben werden. Zunächst die Literaturhinweise auf die beiden anderen Anwendungen:

- Bei dem Fuzzy-System [64] zur Ausbrandoptimierung in der thermischen Abfallbehandlung wird im Gegensatz zum Beispiel Fuzzy-Regelung bei Müllverbrennungsanlagen aus Abschnitt 2.1 eine zusätzlich installierte Bildverarbeitung als „Sensor“ für den Fuzzy-Regler benutzt. Wenn man von diesem Aspekt absieht, könnte man auch diesen Fall als „direkte Fuzzy-Regelung“ (DFC) bezeichnen.
- Das zweite Beispiel ist ein typischer Vertreter der Klasse Prozessführung: Bedarfsorientierte multikriterielle Fuzzy-Optimierung von Raumklima-Regelkreisen [65; 66].

Weitere Literaturstellen zu industriellen Anwendungen von Fuzzy Supervisory Control:

- Fuzzy-Sollwertsteuerung für PI-Regler (Sauerstoffregelung einer biologischen Abwasser-Reinigungsanlage) [67],
- Ersatz von Handbedienung durch eine überlagerte Struktur mit PID-Regler, Fuzzy-Kompensationsglied, Fuzzy-Störgrößenaufschaltung und ereignisdiskreter Ablaufsteuerung [68],

- Übergeordnete Fuzzy-Sollwertführung (Optimierung einer C2-Hydrieranlage) [16, Kap. 7],
- Fuzzy-Strategie statt manueller Fahrweise durch Labordanten (Temperaturregelung einer Batch-Destillationskolonne) [16, Kap. 8].

8.1 Optimierung der Kühlwasseraufbereitung

8.1.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Die Anlage aus [69] (Bild 19) besteht aus zwei Reaktoren, zwei Kältemaschinen und einem Kühlwasserspeicher. Das Kühlmittel wird in einem großen Behälter gespeichert, so dass bei Kühlmittelbedarf neben der direkten Kälteerzeugung auf den Speicherinhalt zurückgegriffen werden kann. Das Kühlmittel muss immer in ausreichendem Maß zur Verfügung stehen, wobei jedoch die Art der erzeugten Produkte sowie die Anzahl und Größe der in der Anlage arbeitenden Reaktoren veränderlich sind. Unter Verwendung von Fuzzy Control soll die Kühlwassererzeugung in Abhängigkeit vom aktuellen Werksstrombedarf und gegebenen Stromtarifrahmen so gesteuert werden, dass Kältemaschinen eingeschaltet werden, wenn der Kühlwasserbehälter nur teilweise gefüllt ist bzw. sich produktionsbedingt leert, während gerade günstig Strom zu haben ist, oder auch wenn ein bevorstehender Bedarf an Kühlleistung abzusehen ist.

8.1.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Binäre logische Steuerentscheidungen, die unter Berücksichtigung einer Vielzahl kontinuierlicher Messwerte zu

treffen sind, lassen sich mit Fuzzy-Logik realisieren, wenn der defuzzifizierte Ausgang des Fuzzy-Systems mit Hilfe von Grenzwertschaltern oder Hysteresegliedern ausgewertet wird. Das Problem wird in kleinere Teil-Einheiten zerlegt und dann mehrere Fuzzy-Systeme hintereinander kaskadiert. Sie werden auf dem Prozessleitsystem Teleperm M mit Hilfe des Fuzzy-Tools Sifloc TM von Siemens implementiert.

8.1.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Durch Einsatz der Fuzzy-Logik konnte nicht nur das Operatorteam von der bisherigen manuellen Prozessführung entlastet werden, es wurden auch gesteigerte Produktionsraten und darüber hinaus eine Verringerung der Energiekosten erreicht. Bereits die einmalige Vermeidung des Überschreitens des zulässigen Werksstrom-Grenzwerts bedeutet eine Einsparung von 100 000 DM. Es liegen keine wirtschaftlichen Zahlen über Implementierungsaufwand, Amortisationszeit oder eine Mehrfachnutzung vor.

8.2 Regelung eines Trocknungsprozesses in der Zuckerindustrie

8.2.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Betrachtet wird die Regelung eines Trocknungsprozesses in einem Werk der SÜDZUCKER AG Mannheim/Ochsenfurt [70; 71]. Entzuckerte Rübenschnitzel werden dabei zur Konservierung in einem Trommeltrockner getrocknet. Eine Basisautomatisierung mit der Regelung einiger Hilfsgrößen war bereits vorhanden. Die eigentliche Zielgröße, der Trok-

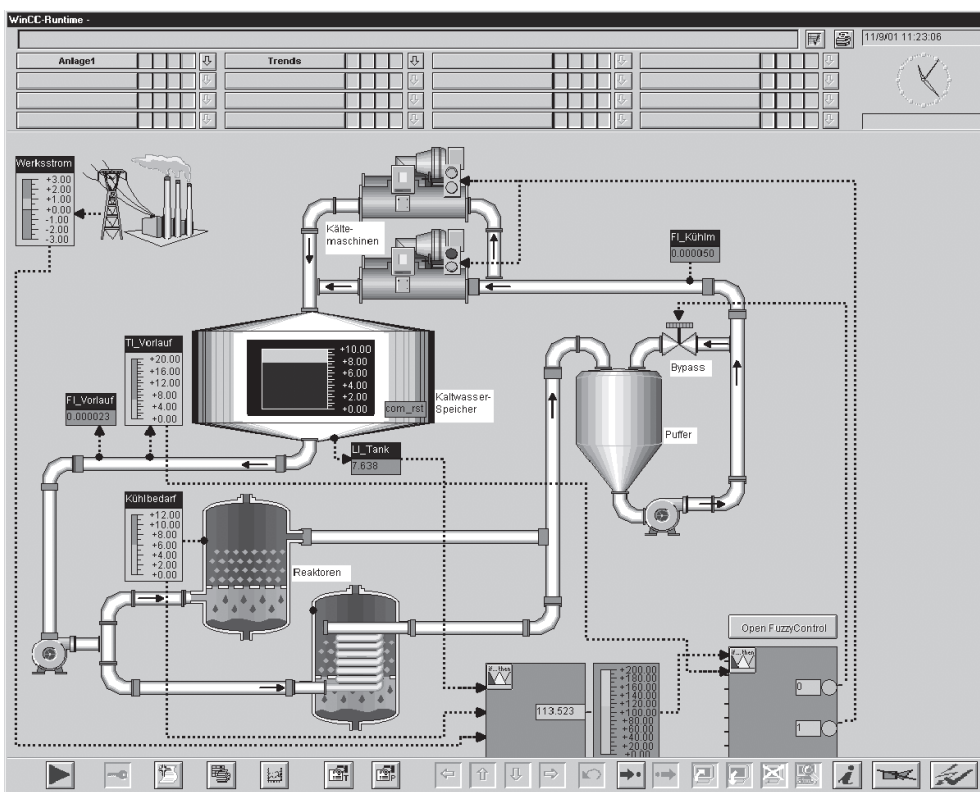


Bild 19: Optimierung der Kühlwasseraufbereitung für chemische Reaktoren durch eine überlagerte Fuzzy-Logik mit Führungs- und Folgeregler.

kensubstanzgehalt der Trockenschnitzel, konnte jedoch vorher wegen einer großen Totzeit von ca. 25 Minuten nicht automatisch, sondern nur vom Bedienpersonal „von Hand“ geregelt werden. Mit dem Ziel, das Bedienpersonal zu entlasten und den Prozess gleichmäßiger zu fahren, wurde eine auf Fuzzy Control basierende Automatisierung entwickelt.

8.2.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

In der realisierten Lösung werden insgesamt sieben Prozessmesswerte verarbeitet, siehe Bild 20. Der Algorithmus enthält eine Messwertaufbereitung, zwei hintereinander geschaltete Fuzzy Controller sowie eine Störgrößenaufschaltung. Die Ausgangsgröße des Algorithmus ist ein Sollwert für eine unterlagerte Temperaturregelung.

Um trotz der großen Totzeit im Prozess eine Regelung der Zielgröße zu ermöglichen, bildet der erste der beiden Fuzzy Controller eine Vorhersage über die zeitliche Änderung der Zielgröße. Dies ist möglich, weil bestimmte Drücke und Temperaturen innerhalb des Trommeltrockners schnell-

ler auf Änderungen am Trommeleingang reagieren als die Zielgröße. Diese Information über die zeitliche Änderung der Zielgröße nutzt der nachgeschaltete Fuzzy Controller, um die Zielgröße auf einen festen Sollwert zu regeln.

Diese Lösung war bisher realisiert auf einer Speicherprogrammierbaren Steuerung SIMATIC S5 155 U. Im Jahr 2002 wird die gesamte Automatisierung der Anlage mit Hilfe des Prozessleitsystems ABB Freelance 2000 erneuert. Die Fuzzy-Automatisierung wird dabei übertragen auf einen mit Hilfe des Matlab/Simulink DDE-Clients von Siemens an das Prozessleitsystem angekoppelten PC. Die Programmierung erfolgt mit der Fuzzy-Toolbox von Matlab.

8.2.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Die erstellte Fuzzy-Automatisierung wurde im Rahmen von Diplomarbeiten in Zusammenarbeit mit der Universität Kaiserslautern entwickelt. Sie läuft seit 1996 ohne jegliche Anpassungen jeweils in der Zuckerrübenkampagne im Dauerbetrieb von Mitte September bis Mitte/Ende Dezember

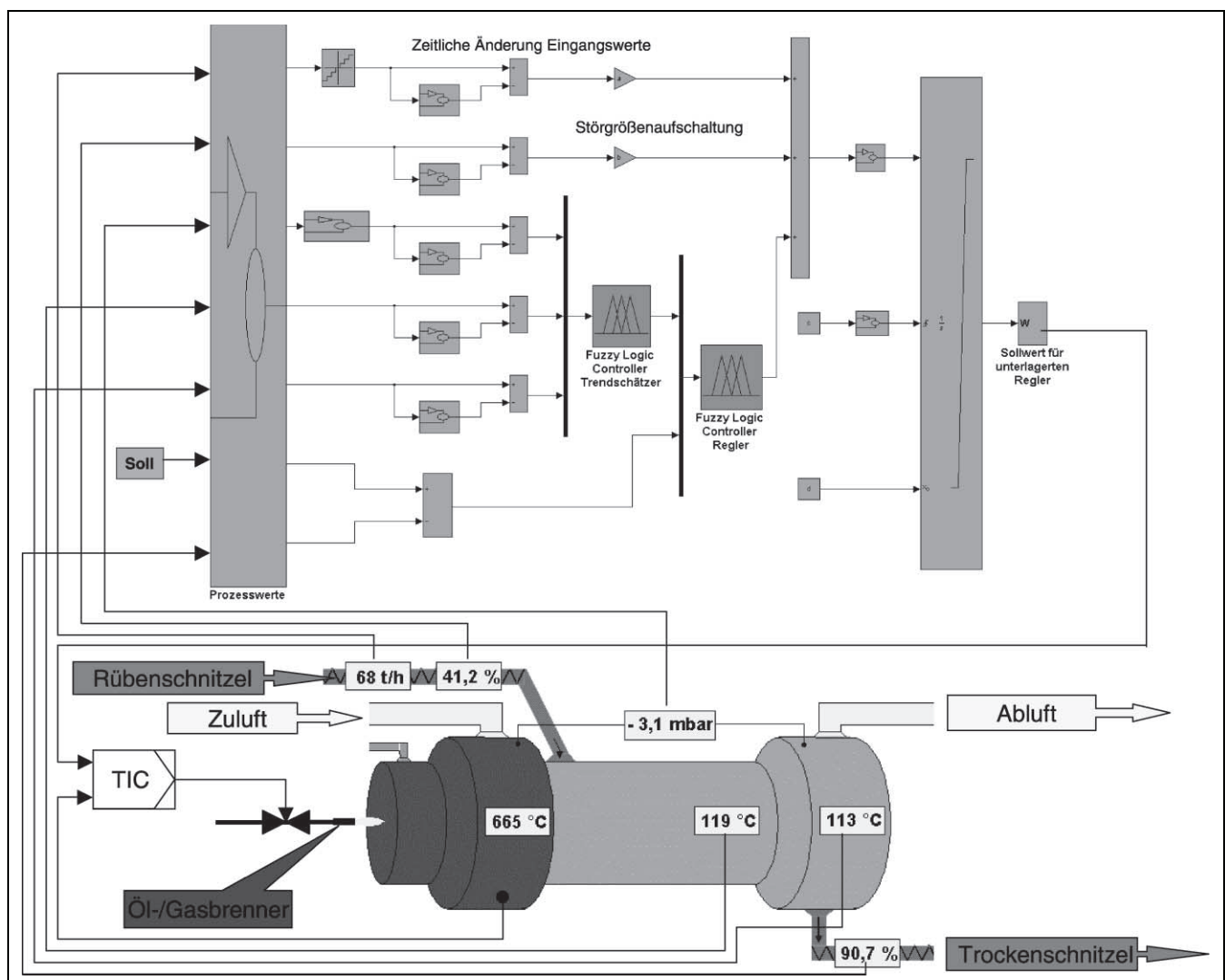


Bild 20: Regelung eines Trocknungsprozesses in der Zuckerindustrie: überlagerte Fuzzy-Kaskadenstruktur ersetzt manuelle Bediener-Eingriffe.

und hat sich somit als sehr robust und zuverlässig erwiesen. Es wurde eine deutliche Entlastung des Bedienpersonals sowie eine spürbar gleichmäßigere Prozessführung erreicht. Die über viele Jahre in der Zuckerindustrie untersuchte Problemstellung der Schnitzel-Trocknungsregelung wurde dadurch erfolgreich gelöst. Weitere Installationen sind geplant.

8.3 Fuzzy-basierte Prozessführung eines industriellen Batchprozesses

8.3.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

Es gibt zahlreiche komplexe Batch-Prozesse in der Stahl- und Glasindustrie, deren Automatisierung nicht zuletzt dadurch erschwert wird, dass sich in den einzelnen Prozessphasen nicht nur das statische und dynamische Systemverhalten, sondern auch die Zielstellungen stark voneinander unterscheiden. So erfordert das automatische Hochfahren eines Glasziehprozesses bis auf den Arbeitspunkt [72; 73] eine völlig andere Steuerungs- bzw. Regelstrategie als die Regelung in der stationären Prozessphase, die Ausregelung starker temporärer Störungen oder das Herunterfahren des Prozesses. Die Unterschiedlichkeit der einzelnen Prozessphasen kann u. a. daraus resultieren, dass zu Prozessbeginn noch nicht alle Sensoren Signale liefern oder am Prozessende durch verbrauchtes Rohmaterial eine wesentlich veränderte Prozessdynamik auftritt.

8.3.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Die große Mehrzahl der in theoretischen Beiträgen vorgeschlagenen Fuzzy-Regelungskonzepte geht von einer weitgehend monolithischen Multi-Input-Multi-Output (MIMO-)Struktur des Reglers aus. Die Einführung eines einzelnen komplexen MIMO-Reglers mit Einebenen-Struktur für alle Prozessphasen erweist sich in der industriellen Praxis als zu wenig transparent und zu unflexibel, gleichgültig, ob ein modell- oder fuzzy-basiertes Konzept zugrunde liegt. Geeigneter sind hierarchisch organisierte Regelungskonzepte, deren Struktur bzw. Parameter sich variabel auf charakteristische Prozesssituationen einstellen.

Das am IITB entwickelte fuzzy-basierte hierarchische Zweiebenen-Konzept zur Prozessphasenerkennung und -regelung (Bild 21) geht davon aus, das komplexe Gesamtregelungsproblem in verschiedene phasenspezifische Teilregelungsprobleme zu untergliedern. Die untere Strukturebene der Regelung wird durch modell- oder fuzzy-basierte Teilregler repräsentiert, die jeweils für bestimmte Prozessphasen entworfen und optimiert wurden. Aktiviert und adaptiert werden diese phasenspezifischen Teilregler durch einen Fuzzy-Mode-Selector in der oberen Ebene, der Zweiebenen-Hierarchie. In welcher Situation bzw. Phase sich der Prozess jeweils befindet, ermittelt ein fuzzy-basiertes Diagnosesystem aus den online gemessenen Prozessdatenverläufen.

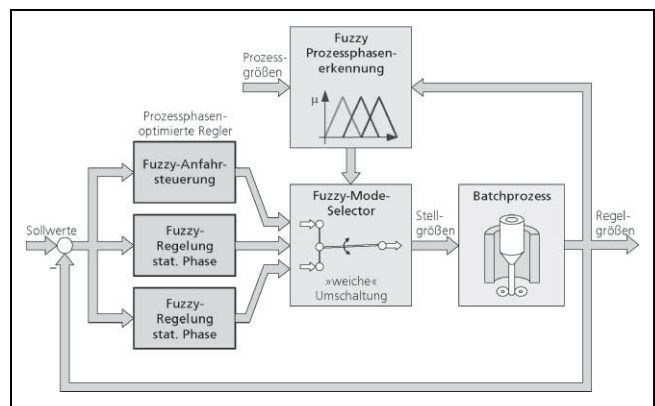


Bild 21: Schema der fuzzy-basierten Prozessphasenerkennung und -regelung eines Batch-Prozesses.

Die fuzzy-basierte online-Prozessdiagnose verläuft in zwei Schritten. In einer Signalvorverarbeitungsstufe werden zunächst alle relevanten Merkmale der verfügbaren Sensorsignale extrahiert. Dies beinhaltet zunächst eine unscharfe Grenzwertüberwachung und Trendanalyse der Messsignale sowie der Sollwertverläufe. Nachfolgend wird zur Identifikation phasentypischer Signalabschnitte ein online-fähiges Mustererkennungsverfahren angewendet, das sich im Gegensatz zu anderen sehr aufwändigen Verfahren (z. B. Fuzzy-Cluster Verfahren oder Neuronale Netze) durch einen sehr geringen Rechenaufwand auszeichnet. Es geht davon aus, die Signalverläufe in wenige charakteristische Signalformen zu unterteilen und dadurch datenmäßig zu komprimieren.

Durch eine fuzzy-basierte Auswertung dieser komprimierten Datenmerkmale unter Verwendung heuristischer Wenn-Dann-Regeln gelingt eine online-Detektion und -Klassifikation der jeweils aktuellen Prozessphasen bzw. -zustände. In Abhängigkeit davon aktiviert bzw. adaptiert der Fuzzy-Mode-Selector eine phasen- bzw. zustandsspezifische Steuerung bzw. Regelung in der unteren Ebene der Regelungshierarchie. Dies kann z. B. eine Adaption von Reglerparametern, eine „weiche“ Umschaltung auf eine andere Reglerstruktur oder die Aktivierung eines phasenspezifischen Sollwertverlaufes beinhalten.

8.3.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Das am IITB entwickelte hierarchische Fuzzy-Leitkonzept wurde erfolgreich auf einen industriellen Glasziehprozess angewendet, zu dessen Regelung in der stationären ersten Prozessphase in der Vergangenheit bereits ein hybrides fuzzy- und modellbasiertes Regelungskonzept entwickelt und realisiert worden ist. Die Schwierigkeiten dieses komplexen rheologischen Prozesses resultieren einerseits aus der starken Kopplung der Prozessgrößen, großen Messtotzeiten und extremen stochastischen Störungen. Andererseits unterscheidet sich das Prozessverhalten in der stationären Phase von dem in der Anfahrphase, in der Schlussphase sowie in transienten Phasen starker materialbedingter Störungen. Die Leistungsfähigkeit des in der industriellen Praxis realisierten Fuzzy-Leitkonzeptes manifestiert sich in einer

starken Reduktion des kostenträchtigen Maßauschusses (d. h. der Anteil des Produkts, der wegen Verletzung der Abmessungs-Toleranzen nicht in den Verkauf gelangen darf), der in der Vergangenheit besonders in der Anfah- und Endphase des Batchprozesses auftrat. Darüber hinaus konnte die Form- und Maßqualität der hochwertigen Glas-ziehprodukte deutlich verbessert werden.

Anmerkung zur Klassifikation: diese Anwendung enthält eine Erkennung von Ablaufphasen eines Batchprozesses, und ließe sich daher auch unter dem Punkt Klassifikation (KLAS) einordnen.

8.4 Regelung und Prozessüberwachung von Kläranlagen

8.4.1 Prozessbeschreibung, Problemstellung

In kommunalen Kläranlagen [74; 75] müssen häufig Abwässer mit einer hohen Stickstofffracht behandelt werden. Dieses kann das Prozesswasser der Schlamm-pressung oder der Ablauf von Kompostieranlagen sein. Hierbei ergeben sich Regelungsprobleme, die ähnlich auch in zahlreichen anderen verfahrenstechnischen Anlagen auftreten:

- Auf Grund der stetig veränderlichen Biomasseaktivität und der variablen Zeitkonstanten des Systems muss der Regler kontinuierlich dem Prozess angepasst werden, eine sehr komplexe Aufgabe.
- Die Speicher- und Reaktionsbecken erzeugen eine relativ große Trägheit des Systems gegenüber Belastungsänderungen. Der Zulauf sollte deshalb einige Zeit vor Auftritt einer Belastungsspitze reduziert werden; solche Vorhersagen sind für einen Standard-Regler unmöglich.

8.4.2 Lösungsmethode, Realisierungsform

Über ein selbst-lernendes Neuronales Netz werden Stickstoff-Ablaufwerte vorhergesagt. Mit der Vorhersage wird über einen Fuzzy-Regler die Dosierung geregelt (Bild 22). Dies

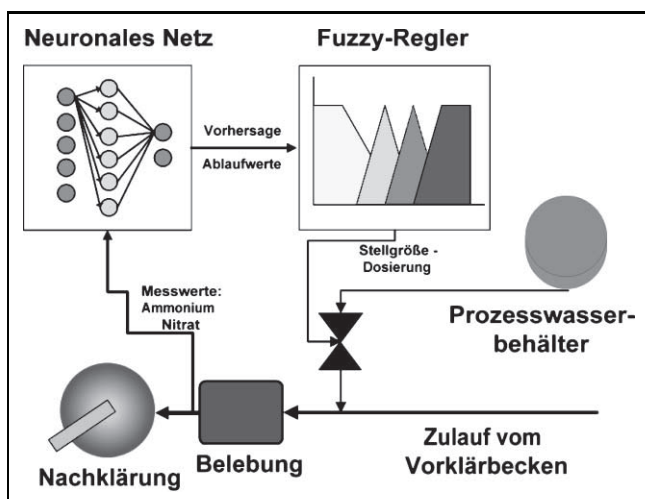


Bild 22: Regelung und Prozessführung von Kläranlagen.

bietet den Vorteil, dass das extrem nichtlineare und sehr komplexe Verhalten der Anlage automatisch mit Hilfe von vorhandenen Messdaten über ein Rechnerprogramm erlernbar ist. Der maximale Fehler der Vorhersage für eine Stunde liegt bei gut trainiertem Netz unter 1 mg/l, 97% der Vorhersagen waren sogar besser als 0,75 mg/l, was im Bereich des Messfehlers liegt.

Die Dosierung des hochbelasteten Abwassers erfolgt nun in Abhängigkeit von dem in ein bis zwei Stunden zu erwartenden Ablaufwert. In die Fuzzy-Regelung geht weiterhin der aktuelle Füllungsgrad des Pufferbehälters ein: Bei vollem Behälter muss mit etwas größerem Risiko dosiert werden als bei leerem Behälter.

8.4.3 Aufwand und Ergebnis (erzielter Nutzen)

Seit April 1998 ist das neue Sensor- und Regelungssystem mit kurzen Unterbrechungen auf mehreren Anlagen des Aggerverbandes (Gummersbach) im Einsatz.

Auf der Kläranlage Gummersbach mit 60 000 Einwohnerwerten konnte die Stickstoff-Konzentration im Ablauf um etwa ein Drittel reduziert werden, obwohl die Abwassermenge und -fracht konstant blieben und der zu behandelnde Klärschlamm im Betrachtungszeitraum um ca. 4% pro Jahr zunahm.

Auf der Anlage ist mit dem Einsatz der hier beschriebenen Regelung zunächst nur ein Teil der geplanten Ausbauarbeiten erforderlich gewesen und durchgeführt worden. Weiterhin ist der Zeitpunkt für den sehr kostenintensiven Endausbau nun erheblich flexibler planbar geworden.

Anmerkung zur Klassifikation: Der Steckbrief zeigt einen Fuzzy-Regler, dessen Eingangsgrößen von einem neuronalen Netz geliefert werden. Die Anwendung wird als „Prozessführung“ klassifiziert, obwohl der Fuzzy-Regler über ein Ventil direkt in den Prozess eingreift, da die bisherige manuelle Prozessführung automatisiert wird.

9 Experten- bzw. Entscheidungsunterstützungs-Systeme (DSS, „decision support systems“)

Das kennzeichnende Merkmal für Systeme dieser Klasse ist, dass die Fuzzy-Logik nicht direkt in den Prozess eingreift, sondern nur „Vorschläge“ macht, die von Menschen ausgewertet und gegebenenfalls umgesetzt werden (siehe Bild 23). Die Grundidee entspricht der klassischen Vorstellung eines Expertensystems: Ein Experte codiert sein Erfahrungswissen in Form von Wenn-Dann-Regeln, die im Fuzzy-System implementiert werden und damit auch anderen Anwendern zur Verfügung stehen. Solche Systeme finden sich beispielsweise bei nicht-technischen Anwendungen im Finanzwesen oder in der Medizin. Im konkreten Fall können solche Systeme auch eine Klassifikation (siehe Klasse KLASS) oder eine Diagnose (siehe DIAG) unterstützen, bzw. datenbasiert generiert werden (siehe IDEN),

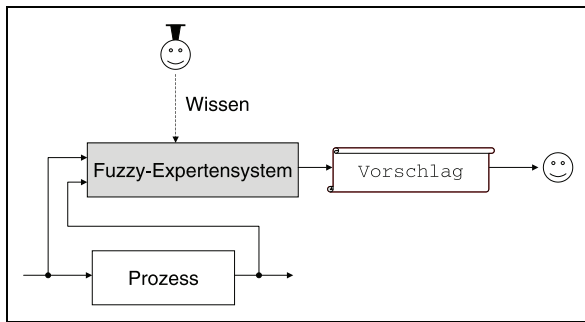


Bild 23: Prinzip-Schema zur Klasse „Fuzzy-Expertensysteme“ (DSS).

wie das Beispiel [76] zur Vorhersage der Versicherung-Vertragsdauer zeigt.

10 Zusammenfassung: Was bleibt?

Die Jahre der Fuzzy-Euphorie in Europa sind vorbei. Manche überspannten Erwartungen mussten korrigiert werden: Die Behauptung, dass die klassische Regelungstechnik nach und nach vollständig durch Fuzzy-Control abgelöst werden würde, hat sich nicht bewahrheitet. Nachdem sich „der aufgewirbelte Staub gelegt hat“, sollte der Blick frei sein für die wirklich sinnvollen Ansätze zur Lösung praktischer Aufgabenstellungen der Automatisierungstechnik mit Hilfe von Fuzzy-Logik.

Für welche Arten von Aufgabenstellungen wird Fuzzy-Logik auch in Zukunft das Mittel der Wahl bleiben?

Mit diesem Überblick versucht der GMA-Fachausschuss 5.22 „Fuzzy Control“ auf der Basis langjähriger Erfahrungen einige erfolgversprechende Ansätze aufzuzeigen.

In der Zusammenschau der ausgewerteten industriellen Anwendungen lassen sich folgende allgemeine Aussagen treffen:

- In jeder der acht Methodenklassen gibt es erfolgreiche Anwendungen.
- Bezüglich Anwendungsklassen bzw. Branchen ist in der vorliegenden Sammlung eine gewisse Häufung in den Feldern Stahlwerke und Müllverbrennung zu beobachten. Dabei handelt es sich um Anwendungen, bei denen eine physikalisch-theoretische Modellbildung sich als besonders schwierig erweist. Die Größe der „Stichprobe“ lässt jedoch keine zuverlässigen, branchenbezogenen statistischen Aussagen zu. Weitere Branchen, in denen Fuzzy-Logik erfolgreich zum Einsatz kommt, sind: Konsumgüter (z. B. Waschmaschinen, Video-Rekorder), Medizintechnik, Transport und Verkehr (z. B. Kfz-Automatikgetriebe) sowie betriebswirtschaftliche Anwendungen.
- Die bereits 1993 als Hypothese aufgestellten Kriterien [77] zur Auswahl von Anwendungen, bei denen der Einsatz von Fuzzy-Control erfolgversprechend ist, haben auch heute noch Bestand:
 - Prozesse, bei denen die Nichtlinearitäten des Verhaltens eine entscheidende Rolle spielen.

- Prozesse, von denen keine vollständigen mathematischen Modelle bekannt sind, weil der Modellierungsaufwand zu hoch wäre oder bestimmte Effekte theoretisch nicht genau genug verstanden sind.
- Automatisierungsaufgaben, bei denen es schwerpunktmäßig darauf ankommt, das Erfahrungswissen von menschlichen Bedienern (z. B. Anlagenfahrern) zu erfassen und zu nutzen.
- Beschreibung von (hochdimensionalen) Kennfeldern in einer selbsterklärenden und übersichtlich modifizierbaren Form.

In Verallgemeinerung des vorletzten Kriteriums kommen Anwendungen in Frage, bei denen das menschliche Erkennungs- und Entscheidungsvermögen maschinell nachgebildet werden soll. Damit sind nicht nur (unscharfe) logische Schlussfolgerungen gemeint, sondern z. B. auch die Fähigkeit zur Erkennung von Mustern bzw. zur Klassifikation von Beobachtungen. Hervorzuheben ist, dass bei vielen Anwendungen in einer unscharfen Klassifikation zusätzliche nutzbare Information steckt: wenn beispielsweise der Anwender statt der scharfen Klassifikationsaussage „Teil defekt“ eine Aussage „Teil zu 80%-“ oder „Teil nur zu 20% defekt“ bekommt, kann er dies bei einer angemessenen Reaktion berücksichtigen.

Ganz allgemein bildet die Fuzzy-Logik (mit den Zugehörigkeitsfunktionen) ein Bindeglied zwischen der abstrakten Darstellung von Informationen auf sprachlicher Ebene (Wenn-Dann-Regeln, linguistische Werte) und einer numerischen Informationsdarstellung auf der Ebene von Zahlen, Messwerten, Kennfeldern. Die sprachliche Darstellung von Informationen ist ein spezifischer Vorteil von Fuzzy Control-Lösungen, indem das Expertenwissen, z. B. das Erfahrungswissen von Bedienern, in verständlicher, von anderen leicht nachvollziehbarer und später leicht modifizierbarer Form dokumentiert wird.

Es bleibt jedoch festzuhalten, dass Fuzzy Control trotz aller Bemühungen um eine Standardisierung und Operationalisierung von Methoden und trotz eines reichhaltigen Angebots an Software-Werkzeugen für Prozessleitsysteme und speicherprogrammierbare Steuerungen ein „**Advanced Control-Verfahren**“ geblieben ist, d. h. Fuzzy Control ist meist nicht ein (selbstverständlicher) Teil der Basisautomatisierung, sondern

- wird eventuell zu einem späteren Zeitpunkt im Lebenszyklus von Anlagen nachgerüstet, um Optimierungspotenziale zu erschließen,
- ergänzt die Basisautomatisierung (z. B. PID-Regelungen), aber ersetzt diese nicht,
- wird im Allgemeinen als applikationsspezifisches Konzept entwickelt und realisiert, wobei neben der Beherrschung der regelungstechnischen Methoden das Verständnis des zu automatisierenden Prozesses eine große Rolle spielt und relativ hohe Engineering-Kosten einzukalkulieren sind.

Von dieser Seite könnte Fuzzy-Control als ein typisches Lösungsgeschäft (im Gegensatz zum reinen Produktge-

schäft) betrachtet werden, vergleichbar mit der Entwicklung von anderen Advanced-Control-Lösungen auf der Basis von künstlichen neuronalen Netzen oder Prädiktivreglern. Allerdings gibt es in Deutschland inzwischen eine relativ breite Basis von Ingenieuren, deren Kenntnisstand über Fuzzy Control sie in die Lage versetzt, solche Lösungen selbstständig, d. h. ohne Rückgriff auf explizite Fuzzy-Experten zu entwickeln. Dagegen sind die „Berührungsgängste“ bei neuronalen Netzen oder Prädiktivreglern noch deutlich stärker ausgeprägt, so dass hier eher spezialisierte Dienstleister zum Zuge kommen.

Einzelne „Fuzzy-Booms“ in bestimmten Branchen entstehen immer wieder aufs Neue, wenn bei einer bestimmten Klasse von Applikationen mit Hilfe von Fuzzy Control große Fortschritte erzielt worden sind: Jüngstes Beispiel ist die Regelung von Müllverbrennungsanlagen, bei denen derzeit kein Angebot für eine Automatisierung ohne Fuzzy Control von den Anlagenbetreibern akzeptiert wird.

Danksagung

Der Obmann des GMA Fachausschusses 5.22, Herr Dr. Mikut, Forschungszentrum Karlsruhe, hat die Entstehung dieses Beitrags in vielfältiger Weise unterstützt, und übernimmt die Verantwortung für die entsprechende Internet-Darstellung [4].

Literatur

- [1] bis [54] in Teil 1.
- [55] Babuska, R.: Fuzzy Modeling for Control. Kluwer, 1998.
- [56] Pfeiffer, B.-M.: Identifikation von Fuzzy-Regeln aus Lern-daten. 3. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-UA 1.4.2, Dortmund, Nov. 1993, ISSN 0941-4169, S. 238–250.
- [57] Kroll, A., Agte, A.: Structure identification of fuzzy models. 2nd International ICSC Symposium on Softcomputing, Fuzzy Logic, Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms SOCO'97, Nîmes/France, 17.–19.09.1997, S. 185–191.
- [58] Bernd, T., Kroll, A.: FIMO 8.1: Ein Programmpaket zur rechnergestützten Fuzzy-Modellierung nichtlinearer Prozesse. 8. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-FA 5.22, Dortmund, Nov. 1998, ISSN 0941-4169, S. 154–167.
- [59] Slawinski, T., Krone, A., Kiendl, H.: Automatisierung durch datenbasierte Fuzzy-Modellierung von Prozessbedienern. In: Computational Intelligence: neuronale Netze, evolutionäre Algorithmen, Fuzzy-Control im industriellen Einsatz. Tagung Berlin, 1998. Düsseldorf: VDI-Verlag, 1998 (VDI-Berichte, Nr. 1381), S. 203–219.
- [60] Kroll, A.: Grey-box models: Concepts and application. In: New Frontiers in Computational Intelligence and its Applications. Hrsg. M. Mohammadian, Amsterdam: IOS Press, 2000. S. 42–51.
- [61] Gerke, W., Kroll, A.: Kostenminimale Regelung einer Roheisenentschwefelungsanlage. Automatisierungstechnische Praxis atp 10 (1994), S. 48–56.
- [62] Krone, A., Frenck, C., Russak, O.: Design of a Fuzzy-Controller for an Alkoxylation Process Using the ROSA method for Automatic Rule Generation. Proceedings of the 3rd European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing EUFIT'95, Aachen, 1995, Bd. 2, S. 760–764.
- [63] Jessen, H., Slawinski, T.: Mittelwertbasierter Regeltest und Bewertung für das Fuzzy-ROSA-Verfahren und Anwendung zur Lastprognose. Berichtsband 9. Workshops „Fuzzy Control“ des GMA-FA 5.22, Forschungsbericht der Fakultät für Elektrotechnik, Nr. 0298, Universität Dortmund, 1998, ISSN 0941-4169, S. 67–81.
- [64] Müller, B., Keller, H.B., Kugele, E., Albert, F., Bloy, U.: Fuzzy Control in Thermal Waste Treatment. Proc. EUFIT'98, Aachen, 1998, S. 1497–1501.
- [65] Bernard, T., Kuntze, H.-B.: Multi-Objective Optimization of Building Climate Control Systems Using Fuzzy-Logic. European Control Conference ECC'99, Karlsruhe, 31.08.–03.09.1999 (CD-ROM).
- [66] Bernard, T., Kuntze, H.-B.: Erfahrungen bei der Realisierung eines fuzzy-basierten Leitkonzeptes für Raumklimareglerkreise. 8. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-UA 1.4.2, Dortmund, ISSN 0941-4169, 05.–06.11.1998, S. 96–108.
- [67] Müller-Nehler, U., Bruns, M., Fromme, K.P., Lorenz, O., Schloßer, G.: Erfahrungen in der Hoechst AG beim Einsatz von Fuzzy Control. 2. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-Fachausschusses 5.22, Dortmund, ISSN 0941-4169, Nov. 1992, S. 73–79.
- [68] Schmidt, F., Pandit, M.: Einsatz von Fuzzy Control bei der Automatisierung einer Fruchtsaftedampfanlage. 4. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-Fachausschusses 5.22, Dortmund, Nov. 1994, ISSN 0941-4169, S. 120–130.
- [69] Bork, P.: Fuzzy Control zur Optimierung der Kühlwasseraufbereitung an einer Chemie-Reaktoranlage. Automatisierungstechnische Praxis atp 35 (1993) 5, S. 306–309.
- [70] König, H., Litz, L.: Einsatz von Fuzzy Control zur Automatisierung eines Trocknungsprozesses in der Zuckerindustrie. 6. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-Fachausschusses 5.22, Dortmund, ISSN 0941-4169, Okt. 1996, S. 127–137.
- [71] König, H.: Der Regelbasisfehler – ein Zugang zum transparenten Entwurf von Fuzzy Controllern. Fortschrittberichte VDI Reihe 8 Nr. 554, VDI-Verlag. Düsseldorf, 1996.
- [72] Frey, C., Sajidman, M., Kuntze, H.-B.: Fuzzy-basierte Prozeßphasenerkennung und -regelung komplexer Batchprozesse. Berichtsband 9. Workshop „Fuzzy Control“ des GMA-FA 5.22, 04.–05.11.1999, Dortmund, ISSN 0941-4169, S. 153–165.
- [73] Frey, C.W., Kuntze, H.-B.: A neuro-fuzzy supervisory control system for industrial batch processes. IEEE Transactions on Fuzzy Systems 9 (2001) No. 4, S. 570–577.
- [74] Bongards, M., Weber, M., Graner, M.: Einsatz von Fuzzy-Reglern und Neuronalen Netzen zur Prozessoptimierung auf der Kläranlage Krummenohl. VDI-Bericht 1516 – Mess- und Regelungstechnik in abwassertechnischen Anlagen, 1999, S. 115–124.
- [75] Bongards, M.: Improving the Efficiency of a Wastewater Treatment Plant by Fuzzy Control and Neural Networks. Water Science and Technology, Vol. 43 (2001), No 11, S. 189–196.
- [76] Slawinsky, 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 Conference ECC '99, Karlsruhe, Germany.
- [77] Pfeiffer, B.-M., Isermann, R.: Criteria for successful applications of fuzzy control. Engineering Applications of Artificial Intelligence 7 (1994), 3, S. 245–253.

Manuskripteingang: 3. Mai 2002.

Vorstellung der Autoren in Teil 1, at 50 (2002) Heft 10, Korrespondenzautor: bernd-markus.pfeiffer@siemens.com.