

Modellierung eines pneumatischen Feststofffördersystems mit relationalen Fuzzy-Modellen

Andreas Kroll, Duisburg und Wolfgang Gerke, Bochum



Dipl.-Ing. Andreas Kroll ist wissenschaftlicher Mitarbeiter im Fachgebiet Meß-, Steuer- und Regelungstechnik (Prof. Dr.-Ing. H. Schwarz) der Gerhard-Mercator-Universität-GH Duisburg und am Institut für Mechatronik (IMECH GmbH), Abteilung Meß- und Regelungstechnik. Hauptarbeitsfelder: Fuzzy-Regelung und -Modellbildung.

Adresse: Gerhard-Mercator-Universität-GH Duisburg, FB 7, FG 8, D-47048 Duisburg, Tel.: (0203) 379-3023, email: kroll@uni-duisburg.de.



Dr.-Ing. Wolfgang Gerke ist Sachbereichsleiter für Automatisierungstechnik bei der Fa. Thyssen Still Otto Anlagentechnik GmbH in Bochum. Hauptarbeitsfelder: Automatische Qualitätsprüfung mit Bildverarbeitungssystemen, neuartige Meß- und Regelungsverfahren.

Adresse: Thyssen Still Otto Anlagentechnik GmbH, Christstraße 9, D-44783 Bochum, Tel.: (0234) 317-319.

In diesem Artikel wird die Modellbildung für ein pneumatisches Feststofffördersystem beschrieben. Dieses System zeichnet sich durch viele Nichtlinearitäten, innere Kopplungen und seine Komplexität aus, weshalb eine theoretische Modellbildung zu einem zu hohen Aufwand führen würde. Daher erfolgt hier eine Modellierung mit Fuzzy-Modellen, die einen Prozeß durch einen Satz linguistischer Regeln beschreiben. Für die betrachtete Anlage werden zwei relationale Fuzzy-Modelle identifiziert: Zum einen ein einfacheres Modell, das zu ausreichender Güte führt, und zum anderen ein komplexeres Modell für höhere Anforderungen an die Modellgüte.

Modelling of a pneumatic conveying system for particles using relational fuzzy models

In this article the modelling of a pneumatic conveying system for particles is described. This complex system possesses multiple nonlinearities and inner couplings such that a theoretical modelling would cause unjustifiable efforts. Hence, the modelling is carried out with fuzzy models which describe a process by a set of linguistic rules. For the plant considered two relational fuzzy models are identified: A simpler one providing for a satisfactory performance and a more complex one for higher requirements.

1 Einführung

Viele technische Prozesse zeichnen sich durch hohe Komplexität, innere Kopplungen und Nichtlinearitäten aus, die oft nicht ausreichend bekannt oder nicht analytisch beschreibbar sind. Das in diesem Beitrag betrachtete pneumatische Fördersystem besitzt z. B. eine deutlich nichtlineare Übertragungscharakteristik der zur Fördergutdosierung eingesetzten sogenannten Feststoffreguliereinheit. In dieser wie auch im Rohrleitungssystem treten ausgeprägte nichtlineare Reibungseffekte auf. In solchen Fällen verspricht eine experimentelle Modellbildung schneller gute Resultate als eine theoretische. Letztere erfordert sehr aufwendige grundlegende Untersuchungen sowie oft auch die experimentelle Bestimmung von Parametern, die nicht theoretisch abgeleitet werden können. Hierzu zählen bei der betrachteten Anlage z. B. die die Reibung be-

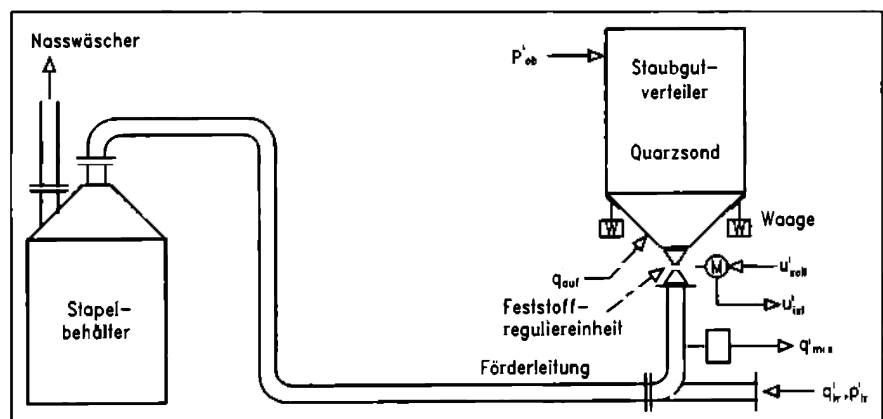


Bild 1: Struktur der Technikumsanlage.

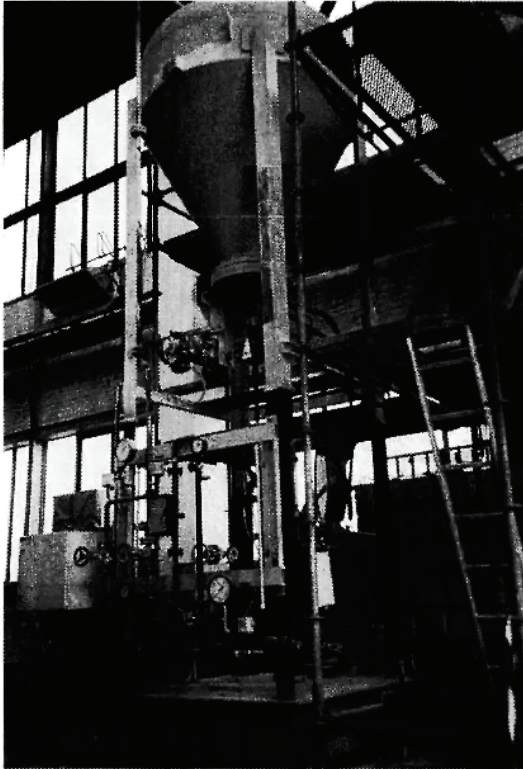


Bild 2: Staubgutverteiler mit Feststoffreguliereinheit.

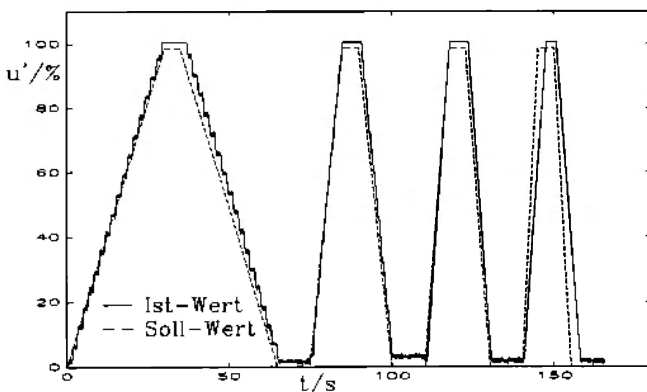


Bild 3: Soll-Ist-Wertverlauf der Stellgröße für verschiedene Änderungsgeschwindigkeiten der Stellgröße.

schreibenden Parameter. Zur experimentellen Modellbildung werden hier zeitdiskrete parametrische Modelle zur Beschreibung des Ein-/Ausgangsverhaltens des Systems betrachtet, deren Parameter durch Auswertung von am System gemessenen Ein- und Ausgangssignalen identifiziert werden. Relationale Fuzzy-Modelle [6; 7] stellen eine bestimmte Form dieser Modelle

dar. Sie beschreiben einen Prozeß über einen Satz von linguistischen Regeln.

Für das betrachtete pneumatische Fördersystem ist eine theoretische Modellbildung aus den oben genannten Gründen zu aufwendig. Zur Modellierung des Systems werden zwei relationale Fuzzy-Modelle identifiziert: Zum einen ein einfacheres Drei-Eingangsgrößenmodell mit befriedigender Genauigkeit und zum anderen ein Vier-Eingangsgrößenmodell für höhere Anforderungen an die Modellgüte. Die Meßdatenaufzeichnung erfolgte in einer Technikumsanlage, einem vereinfachten maßstabsgetreuen Nachbau einer industriellen Anlage. Diese Anlage besitzt physikalisch zwei Eingänge und einen Ausgang, es handelt sich also um ein MISO-System.

Der folgende Abschnitt enthält eine Beschreibung der Anlage. Im 3. Abschnitt wird die Modellbildung erläutert. Dabei werden relationale Fuzzy-Modelle, die Modellidentifikation und die Ergebnisse der Modellbildung dargestellt.

2 Das technische System

In diesem Artikel wird als Prozeß ein technisches pneumatisches Fördersystem betrachtet. Die Anlage stellt einen vereinfachten maßstabsgetreuen Nachbau industrieller Roheisenschwefelungsanlagen dar. Das Funktionsprinzip kann der schematischen Darstellung in Bild 5 entnommen werden. Dargestellt ist der Staubgutverteiler, an dessen unteres Ende sich eine Dosiereinrichtung (Feststoffreguliereinheit), eine Massenstrommeßstrecke sowie die eigentliche Förderstrecke anschließen. Letztere ist etwa 36 m lang und mündet in einen Stapelbehälter, der unter Atmosphärendruck steht. Dabei bezeichnet die Apostrophierung einer Größe, daß diese nicht normiert ist. Bei der Fuzzy-Modellbildung in Abschnitt 3.2 werden dagegen auf dimensionslose Werte im Intervall [0; 1] normierte Größen verwendet. Der Staubgutverteiler wird unter Überdruck (p'_{ob}) gesetzt. In der Modellanlage wurden Oberdrücke bis zu 4 bar verwendet. Eine Dosierung des Förderguts (Quarzsand) erfolgt über die Feststoffreguliereinheit, die über einen von einem Computer angesteuerten Stellantrieb verfahren wird. Bild 5 zeigt einen Teil der Technikumsanlage, an der die Messungen vorgenommen wurden. In [2] findet sich eine ausführliche Darstellung des Fördersystems.

Bei den Versuchen wurden der Auflockerungsgasvolumenstrom q'_{auf} sowie der Transportgasvolumenstrom q'_{tr} und -druck p'_{tr} konstant gehalten. Somit stellen der

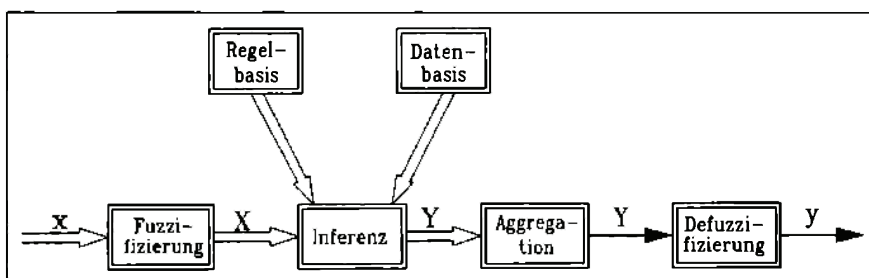
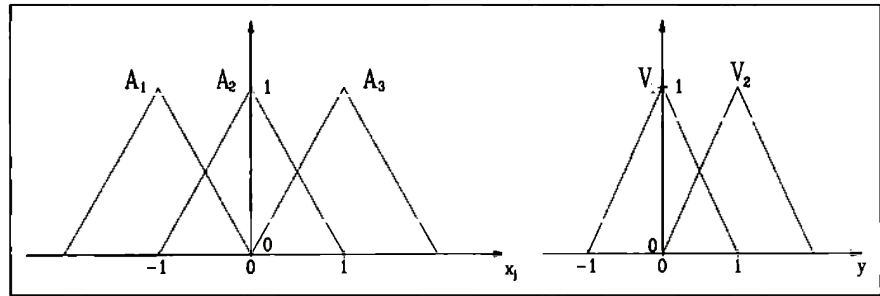


Bild 4: Schema der relationalen Verarbeitung von Fuzzy-Regeln.

Bild 5: Fuzzy-Referenzmengen A_1 , A_2 und A_3 der Eingangsgröße x_j (entspricht *negativ*, *null* und *positiv*) und Fuzzy-Referenzmengen V_1 und V_2 der Ausgangsgröße y (entspricht *klein* und *groß*).



Obergasdruck p'_{ob} und das Stellsignal u'_{ist} der Feststoffreguliereinrichtung die Eingangsgrößen und der Massenstrom q'_{mes} die Ausgangsgröße des Systems dar. Außerdem steht als Information noch der Differenzdruck $p'_{diff} = p'_{ob} - p'_{tr}$, also die Differenz zwischen Ober- und Transportgasdruck, zur Verfügung (innere Systemgröße). Der Massenstrom wird über ein kapazitives Meßsystem, die Drücke über Drucktransmitter und der Verfahrenwinkel φ des Stellantriebs über einen im Antrieb integrierten Drehgeber gemessen.

3 Modellbildung

Das gesamte Modell kann in zwei zeitdiskrete Teilmodelle unterteilt werden: erstens den Stellantrieb sowie zweitens Staubgutverteiler, Ventil und Förderstrang. Durch eine Entropieanalyse [8] wurde in Vor-messungen eine günstige Abtastzeit zu $T_0 = 0,5$ s bestimmt.

3.1 Modellierung der Aktuatorik

Experimentell wurde ermittelt, daß der Stellantrieb wegen eines internen Stellungsreglers in 18 Stufen wertediskret verfährt. Der Stellantrieb ist weiterhin durch seine maximale Verfahrensgeschwindigkeit von $\dot{\varphi}_{max} = 100\%/7,5$ s charakterisiert. 100% entsprechen dabei 5 Umdrehungen. Bei schnellerer Änderung der Führungsgröße u_{soll} divergieren deshalb die zeitlichen Verläufe von u_{soll} und u_{ist} . Ändert sich u_{soll} so, daß der Stellantrieb sich mit $\dot{\varphi} = \dot{\varphi}_{max}$ dreht, so tritt kein quantisiertes Verfahren mehr ein, da der Motor mit seiner (einzig möglichen) konstanten Geschwindigkeit dreht. Bild 5 illustriert diese Effekte.

Bei der Modellbildung wird der Stellantrieb deshalb über einen 18stufigen Quantisierer (identische Stufenhöhen) modelliert, wobei sich in einer Abtastperiode T_0 das Ist-Signal nur um eine Quantisierungsstufe ändern darf. Dieses Teilmodell erzeugt das Signal $u'_d(k)$ aus der Soll-Stellgröße $u'_{soll}(k)$. Die Charakteristik des Stellantriebes begrenzt die Dynamik der zur Identifikation einsetzbaren Testsignale. Wegen der in industriellen Anwendungen typischen polygonzugartigen Führungsgrößen wurden als Testsignale Polygonzüge mit Begrenzung der maximalen Flankensteilheit eingesetzt.

3.2 Das Fuzzy-Modell

Die Aufgabe des Fuzzy-Modells besteht darin, den Zusammenhang zwischen Oberdruck $p_{ob}(k)$ sowie Stellgröße $u_d(k)$ als Eingangsgrößen und dem Massen-

strom im nächsten Abtastpunkt $q(k+1)$ als Ausgangsgröße zu beschreiben. Bei einem zweiten Modell wird zusätzlich der Differenzdruck $p_{diff}(k)$ als Eingangsgröße verwendet. Alle Meßgrößen sind aus physikalischen Gründen nicht negativ. Sie werden deshalb vor der Verarbeitung im Fuzzy-Modell auf den Definitionsbereich $\mathbb{D}^+ \rightarrow \mathbb{D}_N^+ = [0; 1]$ normiert. Der Modellausgang wird mit dem Inversen des entsprechenden Normierungsfaktors auf die physikalische Größe abgebildet ($\mathbb{D}_N^+ = [0; 1] \rightarrow \mathbb{D}_y^+ = [0; 45] \text{ kg min}^{-1}$). Um den an sich statischen Fuzzy-Modellen dynamische Eigenschaften zu verleihen, erfolgt eine verzögerte Ausgangsgrößenrückführung auf den Modelleingang.

3.2.1 Relationale Fuzzy-Modelle

Kern relationaler Fuzzy-Modelle [6; 7] sind n WENN-DANN-Regeln der Form

$$R_i: \text{ WENN } (X_1 \text{ IST } A_{1,r(i)}^i) \text{ UND } \dots \text{ UND } (X_m \text{ IST } A_{m,r(i)}^i) \text{ DANN } (Y_i \text{ IST } V_i) |_{g_i} \quad (1)$$

mit

- X_j fuzzifizierte normierte scharfe Eingangsgröße $x_j \in \mathbb{D}_{Nj}$, $j = 1, 2, \dots, m$ (auch als linguistische Variable bezeichnet),
- $A_{j,r(i)}^i$ $r(i)$ -te Eingangsgrößen-Fuzzy-Referenzmenge der j -ten Eingangsgröße der i -ten Regel,
- V_i Ausgangsgrößen-Fuzzy-Referenzmenge der i -ten Regel,
- Y_i unscharfe (Partial-)Ausgangsgröße der i -ten Regel,
- g_i $g_i \in [0; 1]$ Gewichtung der Regel und
- m Anzahl der Eingangsgrößen.

Über die Gewichtung einer Regel wird eingestellt, ob diese Regel dominant (g_i nahe bei 1) oder rezessiv (g_i nahe bei 0) ist. Wegen $g_i \in [0; 1]$ ist ein gleitender Übergang möglich. Die Gewichte der Regeln werden zu einem Relationaltensor R zusammengefaßt, der bei m Eingangsgrößen und einer Ausgangsgröße die Dimension $m+1$ besitzt. Den Ablauf der Auswertung einer solchen Regelbasis illustriert Bild 5. Dargestellt ist ein MISO-System mit dem Eingangsgrößenvektor x und der skalaren Ausgangsgröße y . Ein scharfer Meßwert $x_{j,mes}$ der Eingangsgröße x_j wird bei jedem Eingang $j \in \{1; m\}$ durch Fuzzy-Einermengen (Singletons) fuzzifiziert, d. h. jedem scharfen Wert $x_{j,mes}$ wird eine Fuzzy-Einermenge $X_{j,mes}$ mit Träger $x_{j,mes}$, also

$$\begin{aligned} \mu_{x_j, \text{mes}}(x_j) &= \\ &= \begin{cases} 1 & \forall x_j = x_{j, \text{mes}}, \quad x_j \in \mathbb{D}_N \\ 0 & \forall x_j \neq x_{j, \text{mes}}, \quad x_j \in \mathbb{D}_N \end{cases} \quad \forall j \in \{1; m\}, \quad (2) \end{aligned}$$

zugeordnet. Der $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_m]^T$ zugeordnete unscharfe Eingangsgrößenvektor $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_m]^T$, dessen m Komponenten Fuzzy-Einermengen sind, wird über die in der *Regelbasis* abgelegten Fuzzy-Regeln und die in der *Datenbasis* abgelegten Referenz-Fuzzy-Mengen ausgewertet. Mit (2) folgt für den Erfülltheitsgrad α_{ji} der j -ten Partialprämisse der i -ten Regel mit der $r(i)$ -ten Fuzzy-Referenzmenge

$$\alpha_{ji} = (X_j \text{ IST } A_{j,r(i)}^i) = \mu_{A_{j,r(i)}^i}(x_j). \quad (3)$$

Für die hier verwendete multiplikative Verknüpfung der Partialprämisse ergibt sich der (Gesamt-)Erfülltheitsgrad der i -ten Regel zu

$$\omega_i = \prod_{j=1}^m \alpha_{ji}. \quad (4)$$

Die Aktivierung erfolgt nach *Larsen* [5], d.h. aus der Fuzzy-Referenzmenge V_i berechnet sich der linguistische Wert der Schlußfolgerung für das aktuelle ω_i zu

$$\mu_{Y_i} = \omega_i g_i \mu_{V_i}. \quad (5)$$

(Inferenz). Anschließend werden bei der *Aggregation* die unscharfen (Partial-)Ausgangsgrößen Y_i zu einer unscharfen Ausgangsgröße Y zusammengefaßt. Dazu wird hier der SUM-Operator angewendet. Die Aggregation erfolgt in zwei Schritten: Zuerst werden jeweils die Partialausgangsgrößen zusammengefaßt, die aus Regeln mit der gleichen Ausgangsgrößen-Fuzzy-Referenzmenge stammen. Dies wird als *vertikale Partialaggregation* bezeichnet. Bei der anschließenden *horizontalen Partialaggregation* werden die bei der vertikalen Partialaggregation entstehenden Fuzzy-Mengen zu einer einzigen Fuzzy-Menge Y zusammengefaßt. Durch die Defuzzifizierung, die nach der erweiterten Schwerpunktmethod durchgeföhrt wurde, wird Y auf eine (scharfe) Zahl $y \in \mathbb{W}$ abgebildet. Begriffsdefinitionen und weitere Erläuterungen hierzu entnehme man [3]. Abkürzend werden im folgenden Inferenz und vertikale Partialaggregation als SUM-PROD-Komposition bezeichnet.

3.2.2 Identifikation

Modellstruktur, Abtastzeit und Testsignale wurden bereits oben festgelegt. Unter der im folgenden beschriebenen Parameteridentifikation wird hier die Bestimmung von Totzeiten, Regelanzahl und Regelgewichten verstanden.

Totzeiten

Mit Hilfe einer Korrelationsanalyse wird die Totzeit zwischen $q(k)$ und $u(k)$ zu Null bestimmt. Dem Fuzzy-Modell wird also $u(k)$ unverzögert als Eingangsgröße zugeföhrt ($\tau(u) = 0$). Bei p_{diff} treten allerdings deutliche Verzögerungen des Signals durch Umladevorgänge zwischen konzentrierten Energiespeichern auf. Da eine

Korrelationsanalyse nicht zwischen solchen Verzögerungen und Totzeiten unterscheidet, kann sie bei p_{diff} nicht zur Totzeitidentifikation benutzt werden. Auf Grundlage physikalischer Betrachtungen wird davon ausgegangen, daß das Modellausgangssignal $q(k+1)$ ohne Totzeit vom Eingangssignal $p_{\text{diff}}(k)$ abhängt, d.h. $\tau(p_{\text{diff}}) = 0$. Bei der Modelleingangsgröße p_{ob} liegen die Zeitkonstanten um Größenordnungen über denen von u . Deshalb machen sich hier kleine Totzeiten $\tau(p_{\text{ob}})$ zwischen $q(k+1)$ und $p_{\text{ob}}(k)$ nicht bemerkbar. Eine Festlegung von $\tau(p_{\text{ob}}) = 2$ föhrt zur Minimierung des quadratischen Gütekriteriums

$$J = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (q_{\text{mes}}(k) - q_{\text{mod}}(k))^2 \text{ min}^2 \text{ kg}^{-2}, \quad (6)$$

wobei N die Anzahl der ausgewerteten Meßwerttupel bezeichnet.

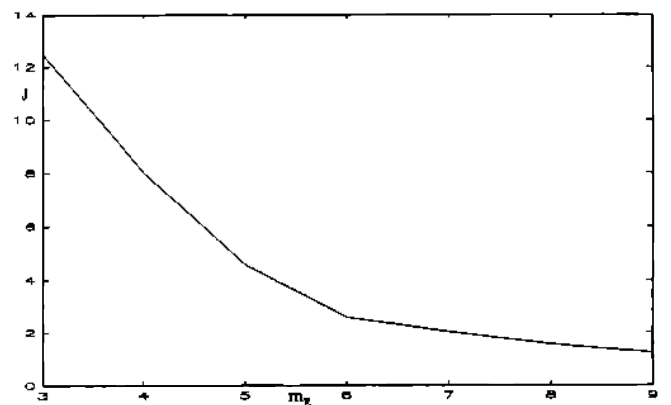
Wahl der Fuzzy-Referenzmengen

Als Fuzzy-Referenzmengen werden gleichschenklige, gleichverteilte Dreiecke gleicher Fläche verwendet, wobei sich benachbarte bei einer Ordinate von $\mu = 0,5$ schneiden. Bild 5 zeigt ein Beispiel. *Küpper* [4] zeigt, daß sich für die zuvor gewählten Verknüpfungsoperatoren (PROD für Konjunktion, SUM für Disjunktion) die Anzahl der Fuzzy-Referenzmengen für die Schlußfolgerungen ohne Verluste an Genauigkeit auf zwei beschränken läßt. Dagegen steigt die Modellgüte mit steigender Anzahl an Eingangsgrößen-Fuzzy-Referenzmengen an. Bild 6 illustriert dies für ein Modell

$$Q_{\text{mod},k+1} = Q_{\text{mes},k} \circ U_k \circ P_{\text{ob},k-2} \circ R_1, \quad (7)$$

das mit S1, einem der sechs zur Identifikation benutzten Meßdatensätze (S1–S6), ausgewertet wird. In (7) bedeuten Großbuchstaben fuzzifizierte Größen, \circ stellt den SUM-PROD-Kompositionoperator dar und R_1 bezeichnet den die Regelgewichte zusammenfassenden Relationaltensor. In Bild 6 wird für alle drei Eingangsgrößen die gleiche Anzahl an Referenzmengen verwendet. Ein sinnvoller Kompromiß zwischen Modellgüte und -größe liegt hier bei 6 Referenzmengen, wobei deren Anzahl bezüglich q noch ohne größere Güteeinbußen auf 4 gesenkt werden kann [9].

Bild 6: Wert des Gütemaßes J in Abhängigkeit von der Anzahl m_E der Fuzzy-Referenzmengen bezüglich der Prämissen (Totzeiten zu Null angenommen) beim Datensatz S1.



Identifikation der Regelgewichte

Die Regelgewichte werden nach dem Verfahren von *Bertram und Schwarz* [1] identifiziert. Zu einem Zeitpunkt kT werden die Komponenten von $x(k)$ sowie $y(k)$ über Fuzzy-Einermengen fuzzifiziert. Anschließend erfolgt eine Schnittmengenbildung zwischen jeder fuzzifizierten Eingangsgröße nacheinander mit allen bezüglich der Eingangsgröße definierten Fuzzy-Referenzmengen, um die Erfülltheitsgrade der Partialprämisse gemäß (3) zu bestimmen. Gleiches wird für die Ausgangsgrößen-Fuzzy-Referenzmengen und die fuzzifizierte Ausgangsgröße durchgeführt. Bei der verwendeten SUM-PROD-Komposition erhält man dann die Elemente des Partialrelationaltensors ${}^kR_p = [{}^k g]$, der den Zusammenhang zwischen den m Eingangsgrößen $x_1(k), \dots, x_m(k)$ und der Ausgangsgröße $y(k)$ nur im Zeitpunkt kT beschreibt, als

$${}^k g_{i,1j,\dots,mi} = \mu_{v_i}(y(k)) \mu_{A_{1j}}(x_1(k)) \dots \mu_{A_{mi}}(x_m(k)). \quad (8)$$

Der Index i gibt hierbei an, daß es sich um die i -te Regel, der Index $1j$, daß es sich bei der 1. Eingangsgröße um die j -te Eingangsgrößen-Fuzzy-Referenzmenge handelt usw. Da die Grundmenge der Eingangsgrößen-Fuzzy-Referenzmenge bei allen Regeln gleich ist, kann der Hochindex i bei den μ_A entfallen. Nach der Bestimmung von N Partialrelationaltensoren kR_p für alle $1 < k < N$ Meßdaten, werden die kR_p durch elementweise Summation zu einem Tensor zusammengefaßt (SUM-Aggregation):

$$\bar{R} = \left[\sum_{k=1}^N {}^k g \right]. \quad (9)$$

Wegen der sehr großen Zeitkonstanten bezüglich der Eingangsgröße Oberdruck verglichen mit dem Stellantrieb erfolgten Messungen mit verschiedenen Oberdrücken, bei denen jeweils im wesentlichen nur das Stellsignal variiert wurde. Bei der Identifikation eines Relationaltensors nur mit *einem* solchen Meßdatensatz beschreibt das Modell das System aber nur für einen kleinen Oberdruckbereich. Deshalb werden sechs Meßdatensätze $S1 \dots S6$ zur bereichsweisen Identifikation des das Gesamtsystem beschreibenden Relationaltensors R verwendet. Dazu wird für die 6 Oberdruckniveaus jeweils ein Ten-

sor $R^{S_i} = [r^{S_i}]$ wie zuvor beschrieben identifiziert. Diese 6 Tensoren werden dann durch MAX-Verknüpfung der korrespondierenden Tensorelemente

$$r = \max_{1 < i < 6} (r^{S_i}) \quad (10)$$

auf den Tensor $R = [r]$ abgebildet, der damit die gleiche Dimension wie die R^{S_i} besitzt. Die Meßdaten wurden zwar nur für 6 verschiedene Oberdruckniveaus aufgezeichnet, zwischen diesen erfolgt aber eine Interpo-

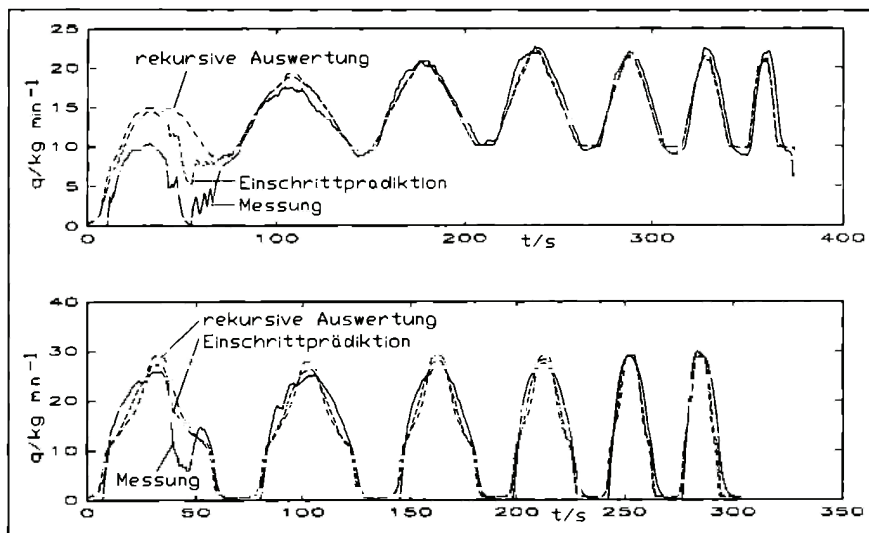


Bild 7: Gemessene, einschrittprädizierte und rekursiv prädizierte Ausgangsgrößen des Drei-Eingangsgrößenmodells für die Datensätze S1 (oben) und S7 (unten).

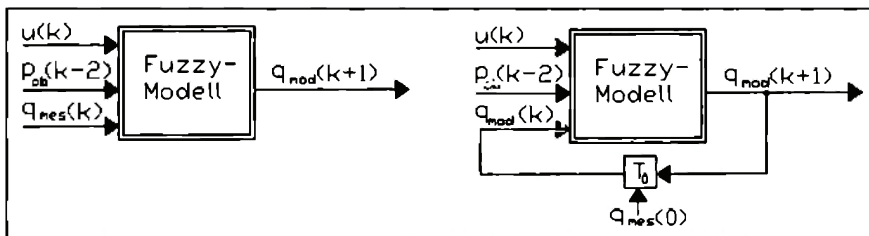


Bild 8: Einschrittprädiktion (links) und rekursive Modellauswertung (rechts) beim Drei-Eingangsgrößenmodell (T_0 symbolisiert eine Verzögerung um einen Abtastschritt).

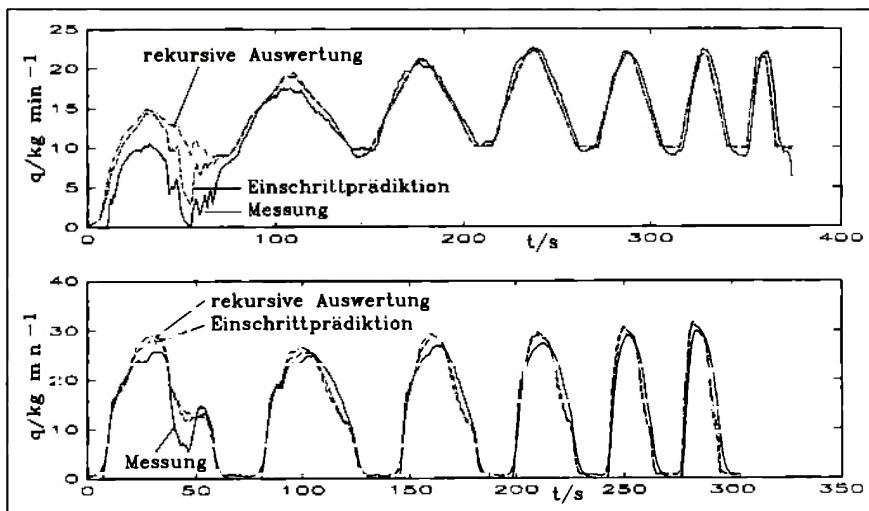


Bild 9: Gemessene, einschrittprädizierte und rekursiv prädizierte Ausgangsgrößen des Vier-Eingangsgrößenmodells für die Datensätze S1 (oben) und S7 (unten).

lation durch das Fuzzy-Modell. Deshalb beschreibt R das System für den gesamten Oberdruckbereich.

3.3 Ergebnisse der Modellbildung

Zuerst wird ein Drei-Eingangsgroßenmodell (q, p_{ob}, u) betrachtet. Eine Modellauswertung über Einschrittprädiktion nach (7) liefert für den oben in Bild 7 dargestellten Datensatz S1 eine Güte von $J = 4,4066$. Bei einer Modellauswertung mit dem nicht zur Identifikation benutzten Datensatz S7 ergibt sich $J = 6,6537$. Die ebenfalls dargestellte rekursive Modellauswertung gemäß

$$Q_{mod,k+1} = Q_{mod,k} \circ U_k \circ P_{ob,k-2} \circ R_1 \quad (11)$$

mit $q_{mod}(0) = 0$ liefert $J = 9,4175$ für S1 und $J = 13,7075$ für S7. Bild 8 erläutert den Unterschied zwischen Einschrittprädiktion und rekursiver Modellauswertung. Die Modellauswertungen mit nicht zur Identifikation verwendeten Meßdaten dienen der Validierung des Modells. Wie deutlich in Bild 7 zu erkennen ist, werden die Nichtlinearitäten zu Beginn der Messungen bei rekursiver Auswertung nicht gut vom Modell wiedergegeben.

Deshalb wird das Modell um die Eingangsgröße p_{diff} erweitert, die eng mit den Nichtlinearitäten korreliert. Wie zuvor ausgeführt, tritt bei p_{diff} keine Signalverzögerung auf. Für Einschrittprädiktion gilt dann

$$Q_{mod,k+1} = Q_{mes,k} \circ U_k \circ P_{ob,k-2} \circ P_{diff,k} \circ R_2 \quad (12)$$

und bei rekursiver Auswertung folgt entsprechend

$$Q_{mod,k+1} = Q_{mod,k} \circ U_k \circ P_{ob,k-2} \circ P_{diff,k} \circ R_2 \quad (13)$$

mit $q_{mod}(0) = 0$. Bild 9 zeigt exemplarisch einige Simulationsergebnisse. Als Güten berechnen sich $J = 3,4699$ für Einschritt- und $J = 7,3085$ für rekursive Prädiktion für S1 und $J = 4,8271$ bzw. $J = 8,9849$ für S7. Die Nichtlinearitäten werden nun gut durch das Modell wiedergegeben.

Auf eine Wiedergabe der Regelgewichte der beiden Modelle wird an dieser Stelle aus Platzgründen verzichtet, da die große Zahl numerischer Werte ($4 \times 6 \times 6 \times 2 = 288$ für das Drei-Eingangsgroßenmodell) keine neuen Erkenntnisse vermittelt.

4 Zusammenfassung

Dieser Artikel beschreibt die Modellierung eines komplexen stark nichtlinearen Fördersystems für pneumatische Feststoffe. Dabei werden ausgehend von Meßdaten aus einer Technikumsanlage relationale Fuzzy-Modelle als parametrische Ein-/Ausgangsmodelle der Strecke ermittelt. Zwei Modellstrukturen wurden vorgestellt: Das Drei-Großenmodell kann das Sy-

stemverhalten mit ausreichender Güte modellieren. Allerdings gibt das Modell einige nichtlineare Effekte nicht richtig wieder. Für die Nutzung des Modells als Simulationsmodell für eine Reglersynthese muß das Modell rekursiv ausgewertet werden, da dann keine Meßdaten für den Massenstrom zur Verfügung stehen. Dies ist beim Drei-Großenmodell direkt möglich.

Das Vier-Eingangsgroßenmodell nutzt den Differenzdruck als weitere Modelleingangsgröße. Während dieser in der Anlage als eine der Meßgrößen zur Verfügung steht, muß er für eine Systemsimulation im geschlossenen Regelkreis selbst prädiert werden, bevor er als Eingangsgröße im Vier-Großenmodell verwendet werden kann. So liefert das Vier-Eingangsgroßenmodell zwar sehr gute Güten, kann aber ohne eine weitere Modellbildung für p_{diff} nicht zur Regelkreissimulation verwendet werden.

Bei der Modellbildung wurde physikalisches A-priori-Wissen bei der Festlegung von Eingangsgrößen und der Bestimmung der Totzeiten genutzt. Anschließend erfolgte die Identifikation der Regelgewichte automatisch. Über die Festlegung der Fuzzy-Referenzmengen-Anzahl kann die Modellgüte gesteigert werden, wobei aber ein Kompromiß zwischen Modellgröße (Rechenzeit, Speicherplatz) und -genauigkeit (Kosten-Nutzen-Abschätzung) festzulegen ist.

An dieser Stelle soll der Fa. Thyssen Still Otto Anlagentechnik GmbH, Bochum, Abteilung Automatisierungstechnik, für die Finanzierung des Forschungsprojektes gedankt werden, in dem diese Ergebnisse erzielt wurden.

Literatur

- [1] Bertram, T. und Schwarz, H.: Fuzzy identification of hydraulic systems. 12th IFAC World Congress, 18–23 July 1993, Sydney/Australien. Vol. 7, S. 489–492.
- [2] Gerke, W. und Kroll, A.: Kostenminimale Regelung einer Roh-eisenentschwefelungsanlage. Automatisierungstechnische Praxis 36 (1994) 10, S. 48–56.
- [3] Kroll, A.: Verfahren für adaptive Regelungen mit Fuzzy-Logik. Forschungsbericht Nr. 10/93 MSRT, Universität Duisburg.
- [4] Küpper, K.: Fuzzy modelling for the control of mechatronic systems. Proc. of the 2nd Conf. on Mechatronics and Robotics, 27–29th Sept. 1993, Duisburg, Moers, S. 89–106.
- [5] Lee, C. C.: Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller, part II. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics 20 (1990), S. 419–435.
- [6] Pedrycz, W.: An identification algorithm in fuzzy relational systems. Fuzzy Sets and Systems 13 (1984), S. 153–167.
- [7] Pedrycz, W.: Fuzzy modelling: Fundamentals, construction and evaluation. Fuzzy Sets and Systems 41 (1991), S. 1–15.
- [8] Reuter, H.: Ein neues Verfahren zur Abschätzung einer günstigen Abtastzeit mittels Entropieanalyse. Forschungsbericht Nr. 09/93 MSRT, Universität Duisburg.
- [9] Torre Flores, P.: Fuzzy-Modellbildung und Regelung einer Roh-eisenentschwefelungsanlage. Studienarbeit MSRT, Universität Duisburg.

Manuskripteingang: 8. September 1994.