

THEORETISCHE VERTIEFUNGEN ZUM AUTOMATISCHEN ERLERNEN VON REGELN IM VOLLSTÄNDIG DEFINIERTEN REGELRAUM

(THEORETICAL CONSOLIDATIONS CONCERNING THE AUTOMATIC LEARNING
OF RULES IN THE COMPLETELY DEFINED RULE SPACE)

Kurt Dirk Bettenhausen

Technische Hochschule Darmstadt, Institut für Regelungstechnik, Fachgebiet Regelsystemtheorie & Robotik, Landgraf-Georg-Strasse 4, D-64283 Darmstadt

Kurzfassung

Der vorliegende Artikel befaßt sich mit den theoretischen Grundlagen und Möglichkeiten eines Ansatzes zur automatischen Erstellung unscharfer Regelbasen, der in verschiedenen Aufgabengebieten experimentell untersucht wurde. Dabei konnten bislang sowohl das Aufstellen von Regeln zur Klassifikation charakteristischer Phasen eines biotechnologischen Prozesses und der Aufbau eines Fuzzy-Reglers für einen kontinuierlich arbeitenden Rührkesselreaktor als auch die Generierung von Strategien zur optimierten Führung eines biotechnologischen Batch-Prozesses erfolgreich bearbeitet werden.

Abstract

The article at hand deals with the theoretical basics and possibilities of an approach for the automatic design of fuzzy rule bases which was already examined in practice. The generation of rules for the classification of physiological states and the building of a fuzzy controller for the design of a continuously working stirred tank reactor were successfully prepared as well as the generation of long time strategies for the optimizing control of a biotechnological batch-fermentation.

1 Einleitung

Die Führung und Optimierung komplexer nichtlinearer Prozesse erfordert die Steigerung der Leistungsfähigkeit der ausgewählten und eingesetzten Methoden über die konventionellen Verfahren der Regelungs- und Automatisierungstechnik hinaus. Aus mathematischer Sicht stellen sich alle numerisch arbeitenden – und demzufolge für eine automatische rechnergestützte Verarbeitung geeigneten – Ansätze als beliebig nichtlineare statische Kennfelder mit geeignet gewählten Eingangsgrößen dar. Im Rahmen vieler aktueller Arbeiten wird untersucht, wie sich die Vorteile der Transparenz bzw. Anschaulichkeit sowie der einfachen linguistischen Mensch-Maschine-Kommunikation von Fuzzy-Ansätzen mit den Vorteilen neuronaler Ansätze wie Lernfähigkeit und Handhabbarkeit hochdimensionaler Räume sinnvoll verbinden lassen – siehe z.B. (Brown und Harris 1994) (Preuß und Tresp 1994).

In den vergangenen Jahren wurde unter der Bezeichnung **vollständig definierter Regelraum** vom Autor ein Ansatz entwickelt, implementiert und untersucht, der es erlaubt, nach

der Vorgabe einfachster Rand- bzw. Startbedingungen Regelbasen automatisch zu erstellen oder falsche Bedienvorgaben zu verbessern. Dieser Ansatz wurde bislang in verschiedenen Bereichen erfolgreich praktisch erprobt:

- Automatisches Aufstellen von Regeln zur Klassifikation charakteristischer Phasen eines biotechnologischen Prozesses anhand graphischer Bedienvorgaben (Bettenhausen et al. 1993).
- Selbständiger Aufbau eines Fuzzy-Reglers und einer Fuzzy-Vorsteuerung für einen kontinuierlich arbeitenden Rührkesselreaktor (Bettenhausen 1994a) (Bettenhausen 1994b).
- Generierung von Strategien zur Führung und Optimierung eines biotechnologischen Batch-Prozesses (Bettenhausen et al. 1995).
- Erzeugung von Führungsstrategien bei der automatischen, robotergestützten Demontage elektronischer Geräte (Schwartz 1995).

In dieser Arbeit wird ein Überblick über die Grundlagen und Möglichkeiten dieses Ansatzes sowie die entwickelten und implementierten Verfahren zur Optimierung, d.h. zum Aufbau einer Regelbasis, und zur wissensbasiert motivierten Analyse gegeben. Da es im Rahmen dieses kurzen Aufsatzes nicht möglich ist, den Gesamtumfang der theoretischen Grundlagen und eine praxisnahe Applikation vollständig darzustellen, werden die anschaulichen Ausführungen anhand eines einfachen Beispiels illustriert.

2 Grundlagen

Im folgenden werden alle Darstellungen des vollständig definierten Regelraumes bezogen auf das in Abbildung 1 (links) gezeigte Beispiel des Fuzzy-Reglers für den bereits genannten Prozeß des chemischen Rührkesselreaktors mit den Eingangsgrößen Regeldifferenz $e(k)$ und $e(k-1)$ sowie der Ausgangsgröße Stellgrößenänderung $\Delta u(k)$. Sämtliche im weiteren ausgeführten Me-

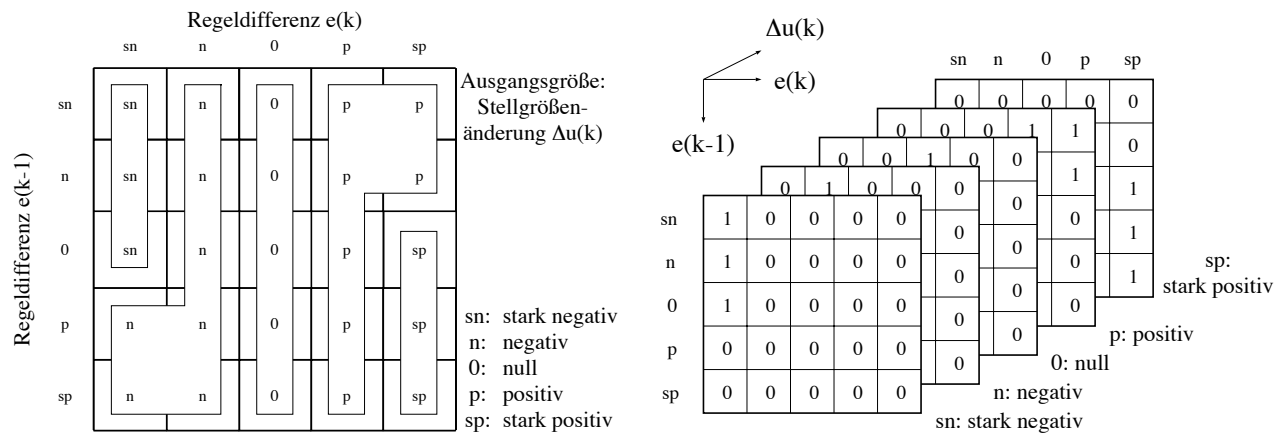


Abbildung 1: Manuell entworfener Fuzzy-Regler mit der mathematischen Abbildung $[e(k), e(k-1)]^T \mapsto \Delta u(k)$ (links); entsprechender, vollständig definierter Regelraum (rechts).

thoden gelten jedoch ohne Beschränkung der Allgemeinheit auch für beliebig hochdimensionale Regelräume¹. Nach der Einführung der Plastizität der Regelgewichte $w_j \in [0; 1]$ und dem Aufspannen einer kompletten Matrix für jeden Term der Ausgangsgröße stellt sich der vollständig

¹Im allgemeinen werden die zur Verfügung stehenden Zeit- und Rechnerressourcen jedoch praktische Limitierungen darstellen.

definierte Regelraum wie in Abbildung 1 (rechts) dar. Ein entsprechender Ansatz kontinuierlicher Regelzugehörigkeitsmaße (rule confidences) wurde unabhängig von den eigenen Arbeiten von Brown et al. entwickelt und ist in (Brown und Harris 1994) diskutiert. Die Regelgewichte bieten jedoch neben der auch dort besprochenen Möglichkeit zur Optimierung auch eine Reihe von impliziten numerisch arbeitenden – und somit automatisierbaren – Analysemöglichkeiten.

2.1 Vollständigkeit und Konsistenz

Besonders einfach stellt sich der Test der Regelbasis auf Vollständigkeit dar, bei dem überprüft wird, ob die Regelbasis für jede a-priori mögliche Situation des Eingangsraumes eine Regel und somit eine definierte Reaktionsmöglichkeit enthält. Eine Regelbasis im vollständig definierten Regelraum ist nur dann vollständig, wenn für jede Ausgangsvariable mindestens eine Ausgangsebene (ein Term) für jede komplette Schnittmenge aller Eingangsvariablen belegt ist.

Ein weiteres Problem komplexer Regelbasen stellt die Sicherstellung der Konsistenz dar. Verschiedene Regeln können prinzipiell beim Auftreten einer Eingangssituation aktiviert werden und unterschiedlich auf diese reagieren. Ein klassisches Beispiel dafür ist die Kollisionsvermeidung von Fahrzeugen; werden dabei die Regeln für eine Ausweichbewegung nach links und rechts gleichmäßig aktiviert, wird keine Ausweichbewegung ausgeführt und das Hindernis mit Sicherheit getroffen. Eine Regelbasis im vollständig definierten Regelraum unter Verwendung der Center-of-Gravity- (*COG*-) oder Center-of-Singletons- (*COS*-) Defuzzifizierung ist nur dann konsistent, wenn die „Gewichtsfunktion“ für jede komplette Schnittmenge aller Eingangsvariablen über alle Ausgangsterme jeder Ausgangsvariablen rechtsgekrümmt ist. Der Nachweis ist sehr anschaulich unter Betrachtung der beiden komplementären Fälle:

- Ist die für eine Schnittmenge über alle Terme der Ausgangsvariablen aufgetragene diskrete „Gewichtsfunktion“ (teilweise) konstant, so wird keine Entscheidung getroffen und der Mittelwert der Ausgangsvariable ist das Resultat, solange die Zugehörigkeitsfunktionen symmetrisch sind.
- Ist die „Gewichtsfunktion“ (teilweise) linksgekrümmt, so werden entgegengerichtete Regeln aktiviert und die Regelbasis ist inkonsistent, weil der Ausgang zu einem (symbolischen) Wert gehört, für den keine Regel gefeuert wird.

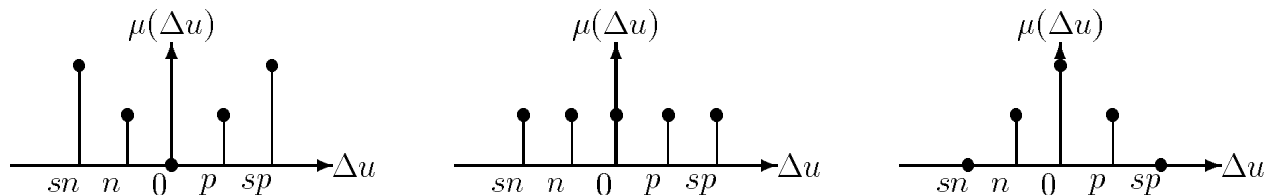


Abbildung 2: Linksgekrümmte (links), konstante (Mitte) und rechtsgekrümmte (rechts) „Gewichtsfunktion“ für eine Eingangssituation.

2.2 Cluster innerhalb der Regelbasis

Die eingeführte Plastizität erfordert eine große Anzahl von Regelgewichten in Abhängigkeit von der Anzahl der Variablen und der jeweiligen Terme. Sei n die Anzahl der Eingangsvariablen, m die Anzahl der Ausgangsvariablen, t_i die Anzahl der Terme der Eingangsvariablen i und t_o die Anzahl der Terme der Ausgangsvariablen o eines sinnvollerweise vorstrukturierten

Regelblockes, so ergibt sich die Dimension D des Suchraumes zu:

$$D = \dim(\underline{w}) = \sum_{o=1}^m \left[t_o \cdot \prod_{i=1}^n t_i \right] \quad (1)$$

Dieser hochdimensionale Suchraum könnte durch dynamische Allokierung und Ergänzung von Termen, Zugehörigkeitsfunktionen und Verbindungen vermieden werden, was jedoch zum Nachteil hoher Rechenzeiten während der on-line Optimierung führen würde. In der hier diskutierten Realisierung wird eine geringe Rechenzeit gefordert, was zunächst eine a-priori Definition aller für sinnvoll erachteten Terme erfordert. Diese Anzahl kann jedoch automatisch verringert werden, falls die bei der Optimierung entstehende Regelbasis überflüssige Redundanz enthält. Eine Regelbasis im vollständig definierten Regelraum kann minimiert werden, falls Gewichtscluster w_m für einen oder mehrere benachbarte Terme einer oder mehrerer Eingangsvariablen in jeder Ebene eines Ausgangsvariablenterms auftreten. Die Vereinigung der Eingangsterme kann dann für eine neue Unterteilung der Eingangsvariablen verwendet werden, wie dies anhand der Abbildung 3 veranschaulicht wird. Wenn die Gewichtscluster a_t bis

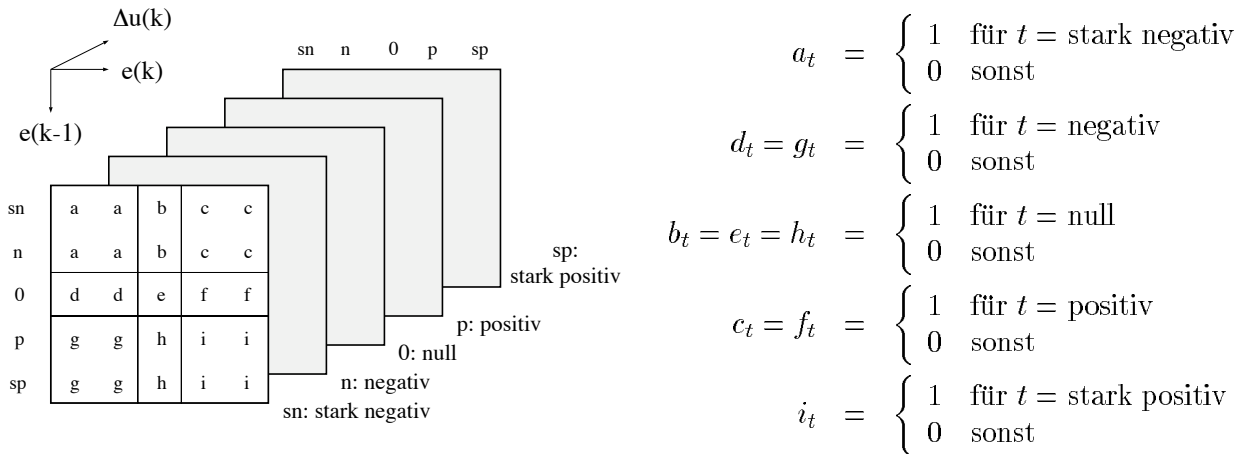


Abbildung 3: Eingangs-Cluster – die Größe der Regelbasis kann verringert werden, wenn die eingezeichneten Gewichts-Cluster in jeder Ebene der Ausgangsvariablen-Terme gefunden werden können.

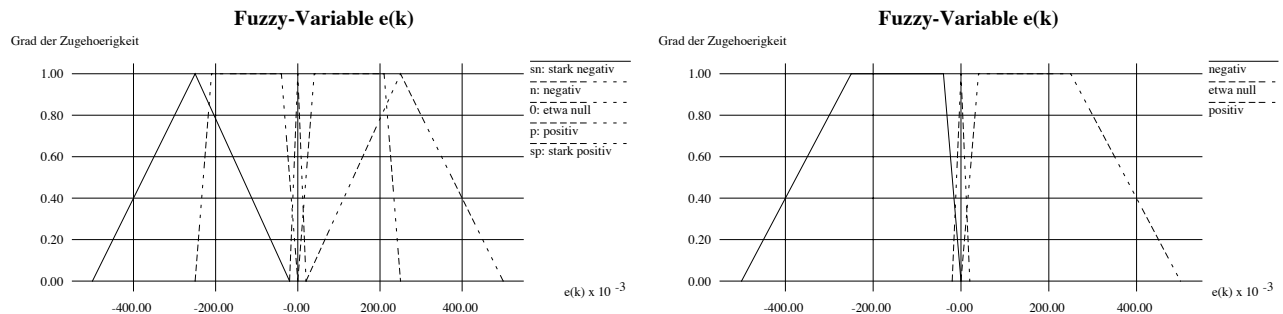


Abbildung 4: Alte (links) und neue (rechts) Zugehörigkeitsfunktionen der Regeleingangsvariablen.

i_t in jeder (schattierten) Ebene t (jeder) Ausgangsvariablen gefunden werden können, kann die Anzahl der Terme der als Beispiel verwendeten Variablen $e(k)$ und $e(k-1)$ auf jeweils drei reduziert werden. Dadurch reduziert sich die Zahl der erforderlichen Regelgewichte von 125 auf

45 und eine resultierende minimale Regelbasis würde nur noch aus 9 anstelle der ursprünglich 25 Regeln bestehen, weil sich die Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsvariablen – wie in Abbildung 4 dargestellt – vereinfachen lassen, ohne das das resultierende Ausgangskennfeld (Abbildung 5) verändert wird.

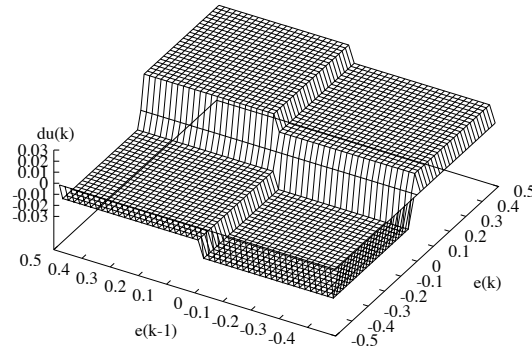


Abbildung 5: Kennfeld der durch Analyse der Eingangsfelder minimierten Regelbasis.

2.3 Modifikation von Ausgangs-Zugehörigkeitsfunktionen

Nicht nur die Eingangsvariablen und ihre Terme können untersucht werden; die Veränderung von Regelgewichten beeinflusst auch die Terme der Ausgangsvariablen und ihre Diskretisierung, da eine Regelbasis im vollständig definierten Regelraum mit Regelgewichten $w_j \in [0; 1]$ auch eine (quasi) kontinuierliche Einstellung der Ausgangsvariablen erlaubt, auch dann, wenn sich die Terme der Eingangsvariablen nicht überlappen. Start der Überlegungen zur Veranschauli-

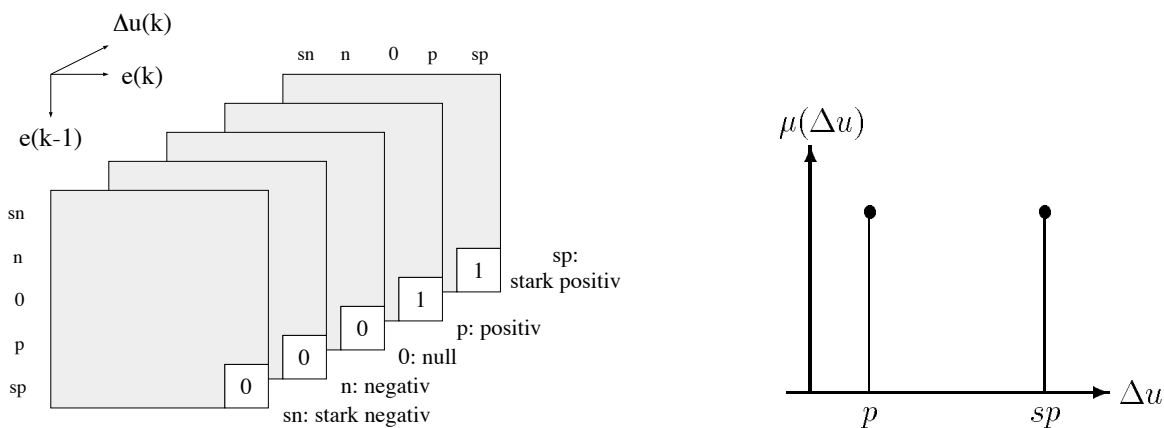


Abbildung 6: Beispiel einer möglichen Veränderung der Zugehörigkeitsfunktionen einer Ausgangsvariablen (links); aktive Singletons der Ausgangsvariablen Δu (rechts).

chung seien die Regelgewichte und die aktiven Ausgänge in Abbildung 6. Daraus resultieren die drei in Abbildung 7 dargestellten, verschiedenen Möglichkeiten zur Veränderung dieses Gewichtsmusters:

- Unter der Voraussetzung, daß keine andere Regel diese beiden Terme der Ausgangsvariablen aktiviert, können beide Terme entfernt und durch einen neuen Term mit dem

Singleton

$$\Delta u_{sp,neu} = \frac{w_p \cdot \Delta u_{sp} + w_{sp} \cdot \Delta u_{ssp}}{w_p + w_{sp}} \quad (2)$$

ersetzt werden; dabei steht p für positiv und sp für stark positiv.

- Wenn nur einer der Terme nirgends sonst verwendet wird, kann das Singleton des anderen zu der neuen Position gemäß Gleichung 2 verschoben werden.
- Wenn beide Terme in anderen Regeln verwendet werden, muß für eine abschließende minimale Regelbasis ein neuer Term eingeführt werden.

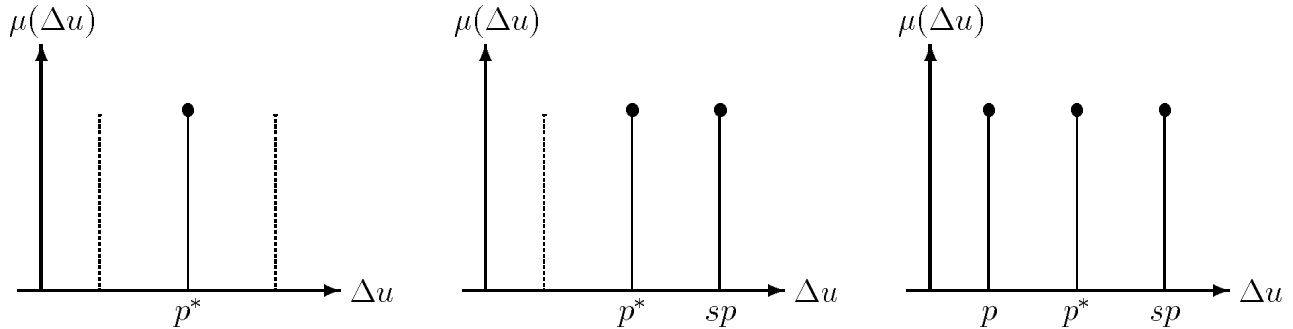


Abbildung 7: Reduzierte (links), verschobene (Mitte) und ergänzte (rechts) Anzahl von Termen einer Ausgangsvariablen, vertreten durch ihre jeweiligen Singletons.

3 Optimierung der Regelgewichte

Grundsätzlich sind zwei verschiedene Methoden zur Optimierung der Regelgewichte denkbar:

1. Manipuliere die Regelgewichte w_j direkt und beurteile anhand des vorgegebenen Gütekriteriums – z.B. das Verhalten von Regler **und** Prozeß im geschlossenen Regelkreis – oder
2. verwende einen zweistufigen Ansatz motiviert von der Modellvorstellung über die Generierung von Aktionssequenzen nach (Burnod 1989):
 - (a) Generiere eine optimale Sequenz von Stellaktionen $u_{opt}(k+n), u_{opt}(k+2\cdot n), \dots, u_{opt}(k+p \cdot n)$; beurteile währenddessen lediglich das Prozeßverhalten und notiere die auftretenden Prozeßzustände.
 - (b) Stelle die Werte durch Rückverteilung des Reglerausgangsfehlers $e_u = u_{opt} - u_{act}$ ein.

Dieses zweite Verfahren ist nichts anderes als die besondere Form eines *NeuroFuzzy*-Ansatzes entsprechend Abbildung 8 und enthält die folgenden Ebenen:

Ebene 1: Getrennte Fuzzyfizierung jeder einzelnen Eingangsvariablen.

Ebene 2: Bildung der Schnittmenge für jede mögliche Kombination von Eingangstermen.

Ebene 3: Gewichtung jeder möglichen Eingangs-Ausgangs-Kombination.

Ebene 4: Bildung der Vereinigungsmenge für alle aktivierten Gewichte eines einzelnen Ausgangsterms.

Ebene 5: Defuzzyfizierung der Ausgangsvariablen durch Berücksichtigung der Zugehörigkeitsfunktionen und

Ebene 6: Center-of-Singletons (*COS*-) oder jede andere Defuzzyfizierungsmethode.

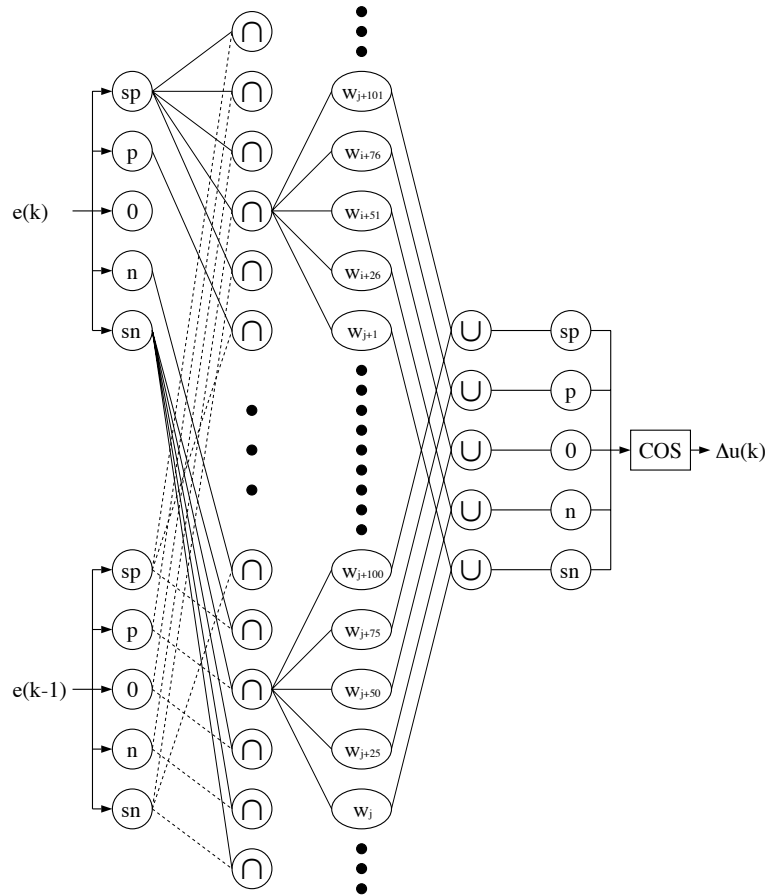


Abbildung 8: *NeuroFuzzy*-Interpretation des vollständig definierten Regelraumes für das Beispiel aus Abbildung 1. Nur ein Teil der Verbindungen zwischen den 6 Ebenen ist eingezeichnet. Ebene 2 beinhaltet $5^2 = 25$ Schnittmengen der zwei Eingangsvariablen und Ebene 3 beinhaltet $5^3 = 125$ Regelgewichte w_j . Die Vereinigungs-Operatoren in Ebene 4 sind mit jeweils 25 Regelgewichten verbunden.

Für mehr als einen Ausgang muß diese Struktur ab Ebene 3 mehrfach definiert werden. Prinzipiell ergeben sich sechs verschiedene Möglichkeiten der Optimierung:

- Optimierung in Ebene 1:** Optimiere Form und Lage der Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsvariablen. Dies kann durch Verschiebung der Stützstellen der hier verwendeten Polygonzüge oder durch Veränderung der Parameter von radialen Basisfunktionen geschehen.
- Optimierung in Ebene 2:** Verwende andere Operatoren als den hier eingesetzten algebraischen Produktoperator \prod .
- Optimierung in Ebene 3:** Modifiziere die Regelgewichte.
- Optimierung in Ebene 4:** Verwende andere Operatoren als den hier eingesetzten algebraischen Summenoperator.
- Optimierung in Ebene 5:** Optimiere Form und Lage der Zugehörigkeitsfunktionen der Ausgangsvariablen. Dies kann durch Verschiebung der Stützstellen der hier verwendeten Polygonzüge, durch Veränderung der Parameter von radialen Basisfunktionen oder in diesem einfachen Fall durch Veränderung von Position und Gewicht der Singletons geschehen.

Optimierung in Ebene 6: Verwende andere Defuzzifikationsverfahren anstelle der hier eingesetzten Center-of-Singletons- (*COS*-) Defuzzifizierung, z.B. Ermittlung des maximalen Zugehörigkeitsgrades für Klassifikationsaufgaben.

Wie die Ausführungen der vorangegangenen Abschnitte gezeigt haben, kann die Optimierung – ohne jeden Verlust an Allgemeingültigkeit – auf eine Optimierung in Ebene drei reduziert werden, solange die Zugehörigkeitsfunktionen sinnvoll initialisiert sind, die dem Problem – Regelung, Klassifikation etc. – entsprechende Defuzzifizierungsmethode sowie die richtigen Operatoren für die Bildung von Schnitt- und Vereinigungsmenge ausgewählt wurden. In den bereits genannten Anwendungen hat sich die Verwendung der algebraischen Operatoren als besonders geeignet herausgestellt, wie dies aus Gründen „weicher“ Ausgangsverläufe und kontinuierlicher Veränderungen während der Optimierung auch in anderen Applikationen der Fall ist.

4 Zusammenfassung

Im Rahmen dieser Arbeit wurde aufgezeigt, daß der Ansatz des vollständig definierten Regelraumes eine ganze Reihe von Möglichkeiten zur automatischen – aber stets anschaulichen und transparenten – algorithmischen Optimierung und wissensbasiert motivierten Analyse nichtlinearer statischer Kennfelder bietet. Es handelt sich dabei um die Erzeugung und Verbesserung von Regeln, die Veränderung und Reduzierung von Eingangsvariablen und deren Termen sowie die Veränderung von Ausgangsvariablen und deren Zugehörigkeitsfunktionen.

Wie die bereits in der Einleitung aufgezählten, bislang untersuchten Einsatzgebiete gezeigt haben, handelt es sich dabei nicht nur um eine theoretische Leistungsfähigkeit. Besonders die in (Bettenhausen et al. 1995) veröffentlichten Ergebnisse zeigen, wie eine optimierte und anschließend von 25 möglichen auf 4 Regeln minimierte Teil-Regelbasis zur Änderung des *pH*-Sollwertes für die unterlagerte Regelung dazu geeignet ist, die Führung einer biotechnologischen Batch-Fermentation bezüglich der erzielbaren Produktausbeute zu optimieren.

Literatur

- Bettenhausen, Kurt Dirk (1994a). Ansätze und Untersuchungen zum transparenten Wissenserwerb durch selbständiges Erlernen von Regeln. In: *GMA-Aussprachetag Fuzzy Control*. Band 1113. VDI/VDE-Gesellschaft Meß- und Automatisierungstechnik. Seiten 57–75.
- Bettenhausen, Kurt Dirk (1994b). Fuzzy-Lernas – An Approach for Intelligent Control. In: *EUFIT '94*. ELITE-Foundation, ISBN 3-86073-286-2. Aachen, Germany. Seiten 1006–1010.
- Bettenhausen, Kurt Dirk, Peter Marenbach und Albert Flügel (1993). Fuzzy-Logik zum strukturierten und transparenten Wissenserwerb. In: *Fuzzy-Systeme: Management unsicherer Informationen*. Braunschweig. Seiten 116–124.
- Bettenhausen, Kurt Dirk, Stefan Gehlen, Peter Marenbach und Henning Tolle (1995). *BioX⁺⁺ – New Results and Conceptions Concerning the Intelligent Control of Biotechnological Processes*. In: *6th International Conference on Computer Applications in Biotechnology* (A. Munack und K. Schügerl, Hrsg.). IFAC. Garmisch-Partenkirchen, Germany. Seiten 324–327.
- Brown, Martin und Christopher J. Harris (1994). *Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control*. Prentice Hall.
- Burnod, Yves (1989). *An Adaptive Neural Network - the cerebral cortex*. Masson, ISBN 2-225-81538-0.
- Preuß, Hans-Peter und Volker Tresp (1994). Neuro-Fuzzy. *atp – Automatisierungstechnische Praxis* **36**(5), 10–24.
- Schwartz, Matthias (1995). Untersuchungen zur Nutzung heuristischen Wissens für die robotergestützte Demontage. Diplomarbeit. TH Darmstadt, FG Regelsystemtheorie & Robotik.