Seminar Softcomputing

Fuzzy Regler

Bei Abteilung Formale Konzepte

Betreuung: Prof. Claus, Nicole Weicker

Martin Fesser

25. August 2000

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung

In der Praxis werden oft Maschinen gesteuert, d.h. die Maschine soll ohne weiteres zutun bestimmte Bewegungsabläufe ausführen, z.B. mit einem Arm in Abhängigkeit von der Zeit von links nach rechts fahren. Bei einer Steuerung wird lediglich durch ein festes Programm mit Zeitabhängigkeiten und Benutzereingaben *gesteuert*. Wenn die Abweichung vom gewünschten Wert zu groß wird, kann nicht reagiert werden. Der *Istwert*, die aktuelle Position, wird nicht eingelesen. Wenn durch eine reine Steuerung das gewünschte Ergebnis nicht erreicht werden kann, muss eine Regelung verwendet werden. Bei einer Regelung wird der Istwert verwendet. Auf eine Abweichungen kann so reagiert und gegensteuert werden. Die Regelung soll meistens für verschiedene gewünschte Werte geeignet sein, der Arm muss z.B. am Anfang auf links geregelt werden, am Schluss nach rechts. Oft werden Differentialgleichungen (DGL) für den Regler verwendet, meistens PID-Regler (Proportional Integral Differenzial). Hierbei gibt es ausführliche mathematische Grundlagen und Stabilitätskriterien. Zur Konstruktion werden Systemanalyse oder Heuristiken eingesetzt. Allerdings ist das geregelte System manchmal so komplex, dass die Regelung entweder zu langsam, zu komplex oder zu instabil würde. Oft ist bekannt, wie in einer bestimmten Situation geregelt werden sollte. Dieses Expertenwissen kann aber in DGL basierten Reglern nicht verwendet werden. Fuzzyregler sind einfacher zu konstruieren und können Expertenwissen verwenden.

In der Arbeit geht es um Fuzzyregler. Zunächst wird auf den Mamdani Ansatz eingegangen, den wohl üblichsten Fuzzyregler. Danach wird eine Abwandlung des Mamdani Ansatzes, der Sugeno Ansatzes sowie Fragen und die mögliche Verknüpfung mit Neuronalen Netzen besprochen.

1.1 Grundlagen

Für die Fuzzyregelung ist verschiedenes Grundwissen notwendig. Die wichtigen Begriffe der Regelung werden zuerst am Beispiel eines Baggerfahrers verdeutlicht. Das *geregelte System* ist der Bagger. Der *Regler* ist der Baggerfahrer . Er regelt den Bagger zur Lösung bestimmter Aufgaben, zur Umfahrung bestimmter Hindernisse, Bewegung, Transport, ... Der *Stellwert* wird vom Baggerfahrer einstellt, z.B. die Stellung des Gaspedals, Lenker, ... Der *Istwert* ist, was der Baggerfahrer sieht. *Störgrößen* sind externe Einflüsse wie Wind oder Temperatur, wenn sie das Verhalten des Baggers ändern. Es gibt auch Messfehler, die den Regler beeinflussen. Messfehler und Störgrößen werden hier nicht behandelt, sind bei der realen Regelung aber nicht zu vernachlässigen. Sie beeinflussen die Stabilität eines Systems. Ein Regler ist stabil, wenn er nicht schwingt. Der Bagger würde schwingen, wenn er um den gewünschten Wert herum pendelt. In Abbildung 1 steht der Regler für einen beliebigen Regler, es kann also z.B. ein Fuzzyregler oder ein PID-Regler sein. Regler können meist einfach durch andere Regler ersetzt werden. Der Sollwert ist der Wert der von einer Steuerung kommt oder von einem Menschen eingestellt wird. Ein Motor soll z.B. eine bestimmte Drehzahl haben. Damit diese Drehzahl nicht auf alle Zeiten fest

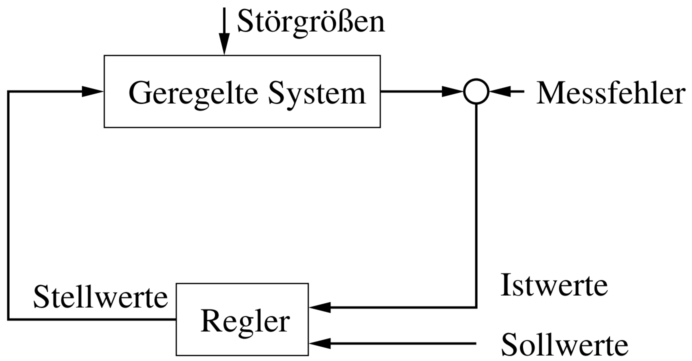

Abbildung 1: Geregeltes System

eingestellt ist, wird der Wert entweder vorher mit dem Istwert verrechnet oder dem Regler direkt übergeben. Die Störgröße beeinflusst das geregelten System direkt und verändert es, es handelt sind unvorhersehbare Ereignisse. Messfehler treten auf, wenn das Messgerät z.B. falsch geeicht ist.

Nun werden die zentralen Begriffe der Fuzzymengen für die Fuzzyregelung erklärt. Eine *Fuzzymengen* μ von X ist eine Funktion von der Grundmenge X auf das Einheitsintervall, d.h. $\mu : X \rightarrow [0,1]$. $F(X)$ bezeichne die Menge aller Fuzzymengen von X. Wenn ein Eingangswert an eine solche Funktion übergeben wird, wird der entsprechenden Zugehörigkeitsgrad zur Fuzzymenge zurückgegeben. Ein Fuzzywert ist ein Zweitupel (A, x). A ist die Fuzzymenge und x der Zugehörigkeitsgrad.

Falls ein Regler mit einem Ausgang nicht auskommen sollte, können mehrere Regler parallel geschaltet werden, wodurch ein Regler mit mehreren Stellwerten als Ausgang entsteht.

2 Mamdani Ansatz

Der Mamdani Ansatz stellt eine mögliche Realisierung eines Fuzzyreglers dar. Die Grundlagen dieses Reglers werden nun erläutert.

In einem Fuzzregler soll meist Expertenwissen verwendet werden. Dieses liegt in Form linguistischen Regeln vor. Hierbei handelt es sich um Ausdrücke oder Formeln, die sprachlich und damit unscharf, fuzzy vorliegen. Um nun einen scharfen Eingangswert verarbeiten zu können, müssen die Istwerte fuzzifiziert werden, um sie den unscharfen Ausdrücken zuordnen zu können. Danach wird durch linguistische Terme aus den Fuzzymengen die Ausgangsfuzzymenge bestimmt. Das Ergebnis liegt aber dann genauso fuzzy vor, es muss defuzzifiziert werden um einen scharfen Stellwert zu bekommen. Die Wissensbasis ist das informelle Wissen das in den Fuzzyregler eingebracht wird, z.B. was ist klein, was soll passieren wenn der Eingang klein ist ... ? Die Entscheidunglogik entspricht der technischen Realisierung der Fuzzyregeln. Siehe Abbildung 2.

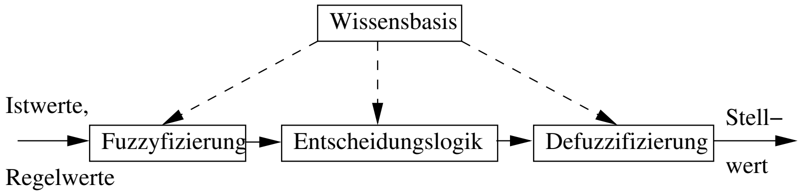

Abbildung 2: Fuzzy Regler

2.1 Fuzzifizierung

Für die verschiedenen Messwerten werden zuerst verschiedenen Fuzzymengen erstellt, die man für die Fuzzyregeln benötigt und mit denen dann Eingangswerte in Fuzzymengen übersetzt werden.

Diese Fuzzymengen werden durch Expertenwissen erstellt. Bei der späteren Verwendung wird damit zu jedem Eingangswert die Zugehörigkeit τ zu den möglichen Fuzzymengen bestimmt. Fuzzymengen werden meist durch Dreiecks oder Trapezfunktionen realisiert, Funktionen die sich durch lineare Teilestücke erzeugen lassen. Funktionen die aus linearen Teilstücken zusammengesetzt werden sind einfach zu berechnen. Fuzzyregler sind meist auch nur in einem bestimmten Bereich definiert, für den Rand verwendet man oft spezielle Randfunktionen. Vergleiche mit Abbildung 3. Mathematisch sieht die Dreiecksfunktion so aus:

$$\mu \ : \ x \rightarrow 1 - min\{\frac{1}{\epsilon} \cdot |x - x_0|, 1\}$$

ϵ gibt hier den Absolutwert der Steigung an. Alternativ entspricht ϵ der Breite des Anstiegs oder Abfalls bei einer Dreiecksfunktion, da der Maximalwert eins beträgt. x_0 gibt die Mitte der Dreiecksfunktion an. In Abbildung 3 wird dem Eingangswert 0.75 der Fuzzywert (pk, 0.5) zugewiesen. Der exakte Messwert wird nicht mehr benötigt. x_0 wurde mit x0 bezeichnet. x1 ist $x_0 + \epsilon$. Entsprechend liegt $x_0 - \epsilon$ beim Eingangswert Null (y-Achse).
Eine untere Randfunktion ist:

$$\mu \ : \ x \rightarrow \begin{cases} 1 & \text{falls } x \leq x_0 \ , \\ 1 - min\{\frac{1}{\epsilon} \cdot |x - x_0|, 1\} & \text{sonst} \end{cases}$$

Wenn eine obere Randfunktion gewünscht ist, muss nur $\leq$ durch $\geq$ ersetzt werden. Die zweite Zeile entspricht der Dreiecksfunktion. Im Normalfall treffen auf einen Eingang mehrere Fuzzymengen auf einmal zu, manchmal eben nur mit einer Zugehörigkeit von Null. Andererseits sollte aber immer mindestens

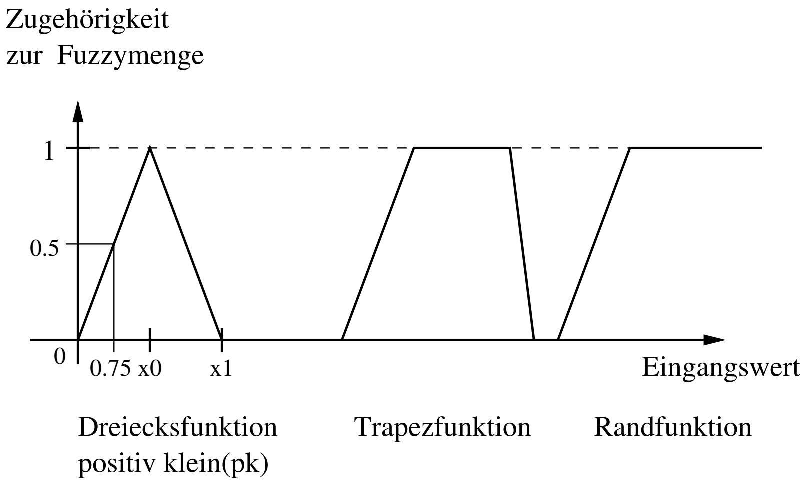

Abbildung 3: Fuzzy Mengen

eine Fuzzymenge zu einem Eingang einen Zugehörigkeitsgrad > 0 haben. Mathematisch: $sup_{x \in X_1}(min\{\mu_1(x), \ldots, \mu_n(x)\}) > 0$. Für einen Eingangswert sollte aber nur eine Fuzzymenge einen Zugehörigkeitswert größer als 0.5 haben, sonst würden zwei unterschiedliche Aussagen auf einmal zutreffen. Formal: $i \neq j \Rightarrow sup_{x \in X_1}(min\{\mu_i(x), \ldots, \mu_j(x)\}) \leq 0.5$. Die mit einer solchen Fuzzymenge gemessenen Fuzzywerte werden nun an die Fuzzyregelung übergeben. Beim Mamdani Ansatz werden auch den Ausgängen Fuzzymengen zugeordnet.

2.2 Fuzzy Regeln

Fuzzyregeln bestimmen aus den gemessenen Fuzzywerten die Reaktion, wie auf die Situation reagiert werden soll. Fuzzy Regeln werden durch linguistische Terme beschrieben. Linguistische Terme bilden dabei die Verknüpfung von den Eingangswerten zu den Ausgangswerten.
Beispiel:
Wenn die Temperatur niedrig ist dann muss die Heizung hochgestellt werden. Hier wird deutlich, dass Begriffe wie niedrig und hoch zwar genauer spezifiziert werden müssen, aber in der Fuzzyregelung dürfen die unscharf bleiben. Formal:

R_i : if ξ_1 is $A_{1,i}$ and $\cdots$ and ξ_n is $A_{n,i}$ then η_i is B_i

Der Ausgang η ergibt sich durch $\vee_{i=0}^{m}\ \eta_i$. m ist die Anzahl Regeln.
Hierbei handelt es sich um eine Funktionsdefinition. Wenn die Eingänge (ξ_i , $i \in [1, n]$) bestimmte Werte haben soll der Ausgang η_i auf B_i gesetzt werden. deshalb kann man es auch so schreiben:

$$R_i :\ \eta_{B_i,i} = \mu_{A_{1,i}}(\xi_1) \wedge \cdots \wedge \mu_{A_{n,i}}(\xi_n)$$

Hier ist $\eta = \vee_{i=0}^{m} \ \eta_{B_i,i}$. Wiederum ist m die Anzahl Regeln.
Der Ausgangsfuzzymenge η wird auf die konjunktive Verknüpfung der Funktionsausgänge gesetzt. Diese konjunktive Verknüpfung wird beim Mamdani Ansatz durch das Minimum der Eingangszugehörigkeiten gebildet.

$$\top = min\{\mu_1, \cdots, \mu_i\}$$

Der Erfülltheitsgrad τ ergibt sich durch diese Konjunktion, ist aber ein einfacher Zahlenwert und keine Fuzzymenge. Man formuliert mehrere dieser Regeln, aus denen dann eine Regelbasis entsteht. Der Ausgang wird nun durch die disjunktive Verknüpfung der einzelnen Regelausgänge gebildet. Die disjunktive Verknüpfung wird beim Mamdani Ansatz durch die Maximumsfunktion gebildet.

$$\perp = max\{\mu_1, \cdots, \mu_i\}$$

Hierbei werden die Fuzzymengen für den Ausgang verwendet. Man kann alles aber auch in einer Formel schreiben:

$$\eta : Y \to [0,1], \ y \mapsto max_{i \in \{1,\ldots,k\}}\{min\{\mu_{B_i}(y), \mu_{A_{1,i}}(\xi_1), \cdots, \mu_{A_{n,i}}(\xi_n)\}\}$$

Zuerst werden aus den Eingangsfuzzymengen die Zugehörigkeitswerte mit der entsprechenden Ausgangsfuzzymenge mit der Minimusfunktion disjunktiv verknüpft, das entspricht den verschiedenen Regeln. Danach werden diese Regeln mit der Maximumsfunktion konjunktiv verknüpft, wodurch eine Ausgangsfuzzymenge entsteht. Aus dieser Ausgangsfuzzymenge muss man wieder einen Stellwert bilden. Dies geschieht durch die Defuzzifizierung. Der Mamdani Regler wird wegen der verwendeten Operationen auch Max/MinRegler genannt. Prinzipiell könnte man auch jede andere t-Norm und t-Conorm verwenden.

2.3 Defuzzifizierung

Die Defuzzifizierung wird benötigt, wenn aus der Ausgangsfuzzymenge ein Stellwert gebildet werden soll. Hierfür gibt es drei verschiedene Möglichkeiten.

1. Max Kriterium Methode :
   Man wählt einen beliebigen Stellwert von der Menge aller Ausgangswerten mit maximalem Zugehörigkeitsgrad. Dies ist sinnvoll wenn es mehrere 'Höhenlevels' mit gleichem Zugehörigkeitsgrad gibt und man sich für einen von ihnen entscheiden will. Man kann sich in Abbildung 4 also einen Stellwert x aus $x0 \leq x \leq x1$ oder $x2 \leq x \leq x3$ aussuchen. In der Abbildung sind die Dreiecksfunktionen mögliche Ausgänge. Die schraffierte Fläche soll der ermittelte Ausgang sein. Bei den folgenden Defuzzifizierungsbilder genauso.

2. Mean of Maximum Methode:
   Man wählt als Stellwert die Mitte aller Ausgangswerte mit maximalem Zugehörigkeitswert. Auch hier ist die Ausgabe bei stetiger Eingabeänderung nicht immer stetig. Wenn bei kleiner Änderung der Eingangswerte

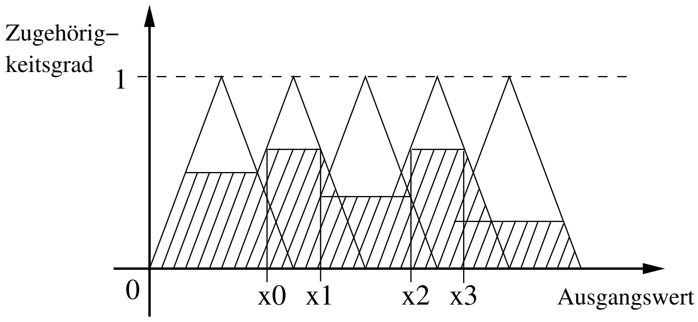

Abbildung 4: Maximum Kriterium Methode

eine Regel auf einmal den höchsten aller Erwartungwerte bekommt. Die Änderung im Erwartungswert könnte aber minimal sein. In Abbildung 5 wählt man bei der Mean of Maximum Methode den Wert $x4$.

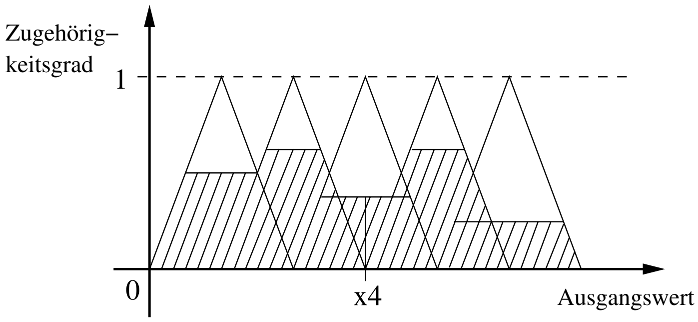

Abbildung 5: Mean of Maximum Methode

3. Center of Area Methode:
   Man wählt den Flächenschwerpunkt der Ausgangsfuzzymenge als Stellwert. Wenn die Fläche links von einem Wert s so groß ist wie die Fläche rechts von diesem s dann ist s der Flächenschwerpunkt. Diese Methode hilft wie die Mean of Maximum Methode nicht bei Entscheidungsproblemen. Soll ich rechts oder links gehen? In Abbildung 6 wählt man bei der Center of Area Methode den Wert $x5$.

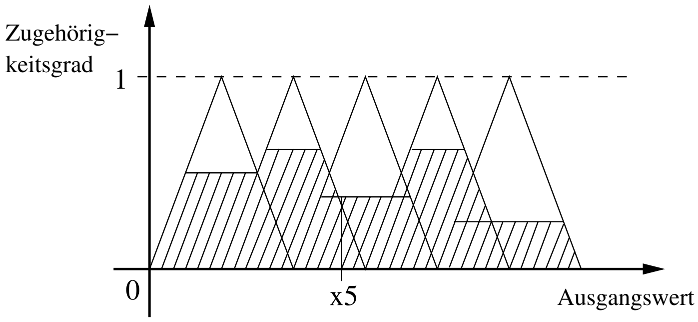

Abbildung 6: Center of Area Methode

Wichtiges

Definitionslücken im Ausgang sollten vermieden werden. Sie können durch fehlenden Fuzzymengen bei einem Eingang oder Ausgang sowie durch fehlende Regeln entstehen, wenn nicht alle Eingangsfunktionen miteinander verknüpft werden. Bei Definitionslücken hätte man für bestimmte Eingangswerte keinen definierten Ausgang oder der Ausgang könnte Unstetigkeiten aufweisen. Definitionslücken vermeiden ist aber nicht immer nötig, da bestimmte Fälle unmöglich sind, oder man sie nicht mehr regeln könnte. Die Eingänge und Ausgänge werden auch nur in einem bestimmten Wertebereich verwendet.

2.4 Beispiel

Man will am höchsten Punkt eines Berges ohne Bremsen anhalten. Verwenden kann man die Position $A_1[m]$ und die Geschwindigkeit $A_2[\frac{m}{s}]$. Zur Steuerung der Wagens hat man ein Gaspedal, mit dem man vorwärts und rückwärts beschleunigen kann. Das Fahrzeug wird auch durch die Erdanziehungskraft beeinflusst. Am Hang kann man trotz Beschleunigung rückwärts fahren. Der Berg habe die Form einer Normalverteilung. Man bewegt sich nur im eindimensionalen. Die Dreiecksfunktion zu A_i wird nur über zwei Punkte $[p1, p2]$ mit $p1, p2 \in \{R\}$ angegeben. Der Mittelpunkt x_0 ergibt sich durch $x_0 = \frac{1}{2} \cdot (p1 + p2)$. Die halbe Breite ϵ durch $\epsilon = \frac{1}{2} \cdot |p2 - p1|$.
Die Zugehörigkeitsfunktion ist dann:

$$\mu_{A_i}(x) = 1 - min\{\frac{1}{\epsilon} \cdot |x - x_0|, 1\}$$

In der Bezeichnung der Fuzzymengen werden Abkürzungen verwendet: n steht für negativ, p für positv, e für etwa, N für Null, K für klein und G für groß.
Hier nun die Zugehörigkeitswerte:

$A_{1,nG} = [-10, -1]$ $A_{2,nG} = [-10, -1]$ $B_{nG} = [-10, -4]$
$A_{1,nK} = [-3, 0]$ $A_{2,nK} = [-3, 0]$ $B_{nK} = [-6, 0]$
$A_{1,eN} = [-1, +1]$ $A_{2,eN} = [-1, +1]$ $B_{eN} = [-1, +1]$
$A_{1,pK} = [0, +3]$ $A_{2,pK} = [0, +3]$ $B_{pK} = [0, +6]$
$A_{1,pG} = [+1, +10]$ $A_{2,pG} = [+1, +10]$ $B_{pG} = [+4, +10]$

Die Fuzzyregeln als Tabelle:

$A_2 \downarrow A_1 \rightarrow$	nG	nK	eN	pK	pG
nG	pG	pG	pG	pK	nK
nK	pG	pG	pK	eN	nK
eN	pG	pK	eN	nK	nG
pK	pK	eN	nK	nG	nG
pG	pK	nK	nG	nG	nG

Man liest z.B. 1.Spalte, 2.Zeile :

if A_1 is negativ klein and A_2 is negativ groß then η is $B_{positivgroß}$

Geregelt werden soll mit der Mean of Maximum Methode. Es werden nun folgende Werte am Eingang gemessen.

1. Messung:

   $\xi_1 = 0.5 \qquad \xi_2 = 1$

   Zuerst werden aus dem gemessenen Werten die Fuzzymengen mit Zugehörigkeitsgrad größer Null bestimmt. Dies lässt sich einfach dadurch bestimmen, dass der Wert im Intervall liegt. Alle anderen setzen in der Konjunktion den Ausgang auf Null und haben deshalb keinen Einfluss auf den Stellwert.

   $\xi_1 = 0.5$:

   $$\begin{aligned} \mu_{A_{1,eN}}(0.5) &= 1 - min\{\frac{1}{1} \cdot |0.5 - 1|, 1\} = 1 - min\{0.5, 1\} = 0.5 \\ \mu_{A_{1,pK}}(0.5) &= 1 - min\{\frac{1}{\frac{3}{2}} \cdot |0.5 - 1.5|, 1\} = 1 - min\{\frac{2}{3}, 1\} = \frac{1}{3} \end{aligned}$$

   Genauso für $\xi_2 = 1$:

   $$\mu_{A_{2,pK}}(\xi_2) = 1 - min\{\frac{1}{\frac{3}{2}} \cdot |1 - 1.5|, 1\} = \frac{2}{3}$$

   Für $\xi_1 = 0.5$ und $\xi_2 = 1$ werden B_{nK} und B_{nG} :

   $$\begin{aligned} B_{nK} &= \mu A_{1,eN}(\xi_1) \wedge \mu_{A_{2,pK}}(\xi_2) = 0.5 \wedge \frac{2}{3} = 0.5 \\ B_{nG} &= \mu A_{1,pK}(\xi_1) \wedge \mu_{A_{2,pK}}(\xi_2) = \frac{1}{3} \wedge \frac{2}{3} = \frac{1}{3} \end{aligned}$$

Die Defuzzifizierung ergibt $\eta = -3$ da B_{nK} den Maximalwert des Ausgangs stellt und die Mitte von B_{nK} minus drei ist.

2. Messung:
$\xi_1 = 2 \qquad \xi_2 = 1$

Die Zugehörigkeitswerte ergeben sich zu:

$$\begin{aligned}
\mu_{A_{1,pK}}(\xi_1) &= \frac{2}{3} \\
\mu_{A_{1,pG}}(\xi_1) &= \frac{2}{9} \\
\mu_{A_{2,pK}}(\xi_2) &= \frac{2}{3}
\end{aligned}$$

Für $\xi_{1,2}$ und $\xi_{2,1}$ wird nur B_{nG} gesetzt, wie oben:

$$\begin{aligned}
B_{nG} &= \frac{2}{3} \qquad aus\, pK,\ pK \\
B_{nG} &= \frac{2}{9} \qquad aus\, pG,\ pK
\end{aligned}$$

Wenn zwei Regeln denselben Ausgang erzeugen, wird derselbe Ausgang doppelt belegt und durch die Disjunktion zur Verknüpfung aller Ausgänge wird aber nur der stärkere benutzt. Also wird B_{nG} auf zwei drittel gesetzt. Bei dieser Art der Defuzzifizierung spielt das aber keine Rolle. Der Stellwert wird minus sieben.

3. Messung:
$\xi_1 = 4 \qquad \xi_2 = 1$

Die Zugehörigkeitswerte ergeben sich zu:

$$\begin{aligned}
\mu_{A_{1,pG}}(\xi_1) &= \frac{2}{3} \\
\mu_{A_{2,pK}}(\xi_2) &= \frac{2}{3}
\end{aligned}$$

Für ξ_1 und ξ_2 wird nur B_{nG} gesetzt, wie oben:

$$B_{nG} = \frac{2}{3} \quad aus\, pG,\ pK$$

Auch hier wird der Stellwert minus sieben.

Bei diesem Regler erzeugen viele verschiedene Eingänge denselben Ausgang. Hier bedeutet auch eine Änderung am Eingang nur selten eine Änderung am Ausgang. In 100 Prozent aller Fälle werden nur fünf Stellwerte verwendet, die fünf Mittelwerte der Ausgangsfuzzymengen. Wenn zwei oder mehr Ausgangsfuzzymengen den gleichen Erfülltheitsgrad haben, gibt es zwar noch weitere

Stellwerte, diese sind im Zweidimensionalen aber nur Geraden. Diese Geraden kann man sich wie die Trennungsstriche in der Regelbasis zwischen zwei Zeilen oder zwei Spalten vorstellen. Geraden bilden aber keine Fläche. Falls der Regler nicht funktioniert sollte man zuerst eine andere Defuzzifizierung wählen.

3 Sugeno Ansatz

Der Sugeno Ansatz stellt lediglich eine Abwandlung des Mamdani Ansatzes dar. Die Fuzzifizierung funktioniert genau gleich wie beim Mamdani Ansatz. Unterschiede gibt es den Fuzzy Regeln und bei der Defuzzifizierung.

3.1 Fuzzy Regeln

Die Fuzzy Regeln beim Sugeno Ansatz sind n-dimensionale Formeln, wobei n die Anzahl Eingänge ist.

R_i : if ξ_1 is $A_{1,i}$ and $\cdots$ and ξ_n is $A_{n,i}$ then $\eta_i = f_r(\xi_1, \cdots, \xi_n)$

Der Ausgang einer Regel hängt also von den Eingängen durch eine Funktion ab und ergibt einen Ausgangswert $\in R$, beim Mamdani Ansatz erhält man Fuzzywerte mit Zugehörigkeit $\in [0,1]$. Man erhält durch die Regelbasis mehrere Stellwerte, wobei man, anders als beim Mamdani Ansatz, jeden für sich schon als einzelnen Stellwert verwenden könnte. Als Konjunktion wird entweder die Minimums oder die Produktbildung herangezogen.
Produktbildung:

$\top = \prod_{i=0}^{n} \mu_i$

Den Erfüllltheitsgrad τ einer Regel kann man dann wie beim Mamdani Ansatz bestimmen.

3.2 Defuzzifizierung

Diese Stellwerte werden nun defuzzifiziert indem man die verschiedenen Stellwerte entsprechend dem Erfüllltheitsgrad der entsprechenden Regeln gewichtet.

$\eta = \frac{\sum_{i=1}^{m} \tau_i \cdot f_i(x_1, \cdots, x_n)}{\sum_{i=1}^{m} \tau_i}$

m ist die Anzahl Regeln. Das finden der Funktionen beim Sugeno Ansatz ist relativ schwierig, weil man auch das Zusammenspiel der verschiedenen Regeln berücksichtigen muss. Außerdem weiß man meist nicht wie die Ausgänge bei bestimmten Eingängen als Funktion einzustellen wären.

Sugeno Ansatz: Zusammenfassung

Beim Sugeno Ansatz kann die Defuzzifizierung immer ohne Integral, ohne die Fläche unter den Stellwerten, berechnet werden. Deshalb ist er meist schneller zu berechnen. Um allerdings gute Funktionen zu finden, benötigt man eine gute Strategie. Deshalb ist ein Mamdani Regler meist einfacher zu erstellen.

4 Abschlussfragen

4.1 Fragestellung

Nach dem Vortrag wurde die Frage an die Gruppe gestellt:
Man soll einen Helikopter mit vier Propellern im Kreis fliegen lassen. Diese Aufgabe ist schwierig, da viele Parameter berücksichtigt werden müssen, wie Flughöhe, Winkel, Geschwindigkeit sowie weitere Stellungen im Raum. Allerdings haben Experten schon eine einfache Fuzzyregelung erstellt, die einen Kreis mit kleinen Fehlern fliegt.

Zur Lösung wurden zuerst genetische Algorithmen und sonstige Evolutionsstrategien vorgeschlagen. Später kamen wir auf die Idee Teile des Fuzzyreglers durch lernfähige Komponenten auszutauschen. Hier waren vor allem Neuronale Netze im Gespräch. Kombinationen zwischen Fuzzyreglern und Neuronalen Netzen nennt man *Neuronale Fuzzy-Systeme*. Bei diesen Lösungsversuchen ging aber immer ein Teil des schon vorhandenen Wissens verloren, oder ein Teil konnte nicht mit dem lernfähigen Teil verbessert werden. Dann hat unsere Betreuerin gesagt wie es realisiert wurde: Mit einem *hybriden Neuronalen Fuzzy-Regler*. Bei diesem kann das gesamte Wissen in ein Neuronales Netz geschrieben werden. Im Neuronalen Netz kann dann der ganze Fuzzyregler verbessert werden.

4.2 Realisierungsmöglichkeiten

Hier ein Versuch plausibel zu machen, ob und wie man einen Fuzzyregler in ein Neuronales Netz übersetzen kann und wo Schwierigkeiten lauern könnten. Fuzzyregler können in ein lineares Neuronales Netz geschrieben werden, zumindest mit kleinen Fehlern oder speziellen Neuronalen Netzen. Ein Perceptron hat dann eine semilineare Aktivierungsfunktion, der Ausgang soll immer $\in [0,1]$ oder $\in [0,\infty]$ sein. Mit Hilfe von Ausgängen zwischen Null und unendlich hat man die modifizierte Differenz zur Verfügung, vgl. Theoretische Informatik II. Damit kann man Minimums und Maximums Bildung einfach realisieren. Auch Dreiecksfunktionen können durch ein solches Neuronales Netz kodiert werden. Für jede Flanke einer Dreiecksfunktion wird ein Perceptron benötigt, das Eingangswert minus Mitte bestimmt. Zusätzlich wird durch eine Minimum Funktion die beiden Ausgänge verknüpft. Man kann mit Minimum Funktionen die Regeln nachbilden. Der Ausgang erfolgt über die Maximumsbildung. Die Verknüpfung dieses Ausgangs kann dann wahrscheinlich nur mit einer Annäherung realisiert werden, da prinzipiell jede noch so unstetige Funktion für eine Fuzzymenge verwendet werden kann. Außerdem hatte man beim Fuzzyregler einen unendliche großen Speicher für die Menge von Zugehörigkeitswerten über dem einzustellenden Ausgangswert. Aus dieser unendlichen Menge wurde dann wieder ein Stellwert gebildet. Mit einer Diskretisierung kann man sich hier behelfen.

Bei einfachen Fuzzymengen wie Dreiecksfunktionen kann man es auch vielleicht auch ganz ohne Verlust schaffen.

In der Literatur werden kompliziertere Ansätze gemacht, man spart aber Knoten und Schichten im Neuronalen Netz. In [2], Kapitel 18 wird hauptsächlich auf das ARIC-Modell(Approximate Reasoning based Intelligent Control) von Berenji und das GARIC-Modell(generalized ARIC) von Berenji und Khedkar verwiesen. Desweiteren gibt es das NNDFR-Modell(Neural Network Driven Fuzzy Reasoning) von Takagi und Hayashi sowie das ANFIS-Modell(Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System) von Jang.

4.3 Äquivalenz

Angenommen wir haben einen Fuzzyregler in ein Neuronales Netz übertragen. Mit Hilfe von bekannten Daten lernt es etwas dazu. Kann man nun dieses Neuronale Netz wieder in einen Fuzzyregler zurückschreiben? Selbst wenn die Abbildung bijektiv war, kann man das *veränderte* Neuronale Netz nicht zwingend zurückübersetzt werden. Das Neuronale Netz wurde verändert und hat möglicherweise Strukturen zerstört, die notwendig waren. Falls die Abbildung es doch erlaubt, das Neuronale Netz wieder in einen Fuzzyregler zu übersetzen, bedeutet das aber auch noch nicht, daß man den entstandenen Regler verstehen kann. Der Regler könnte genauso kompliziert und unverständlich wie ein Neuronales Netz sein.

5 Zusammenfassung und Abschließendes

Fuzzy Regler können genutzt werden, um Expertenwissen leichter in einen Regler zu pressen. Man muss die DGL des geregelten Systems nicht kennen. Ein Fuzzyregler ist relativ einfach zu realisieren. In Stabilitätsfragen gibt es nicht so viel theoretisches Hintergrundwissen wie bei Reglern auf Basis von DGL's. Allerdings gibt es die Möglichkeit einen Fuzzyregler in ein Neuronales Netz zu übertragen, wodurch man dem Regler schon eine Voreinstellung gegeben hat und man ihn dann automatisch lernen lassen kann. Automatisches Anpassen an das geregelte System geht bei DGL basierten Reglern nicht, man benötigt immer einen Fachmann (Ingenieur). Fuzzy Regler sind also vor allem gut, wenn man schnell einen einfachen Regler braucht oder einem Neuronalen Netz die langwierige Voreinstellung ersparen will, bzw. schon einen Fuzzyregler hat.

In einer Maschinenbauvorlesung wurde allerdings schon das Ende von Fuzzyreglern vorhergesagt. Fuzzyregler befänden sich wieder auf dem Rückzug. Allerdings gilt dies wohl nur für fertigungstechnische Anlagen. Bei Haushaltsgeräten stimmt das wohl nicht.

Literatur

[1] Paul Freiberger Daniel McNeil. *Fuzzy Logic.* Doemer Kamer, 1994.

[2] Detlef Nauck, Frank Klawonn, and Rudolf Kruse. *Neuronale Netze und Fuzzy-Systeme*. Vieweg, 1996. German.

[3] Ulrich Schulte. *Fuzzy Logik:Fortschritt durch Unschärfe*. Franzis, 1993.