

Fuzzy Logic

*Fuzzy Sets & Fuzzy Logic -
Geographische Informationsverarbeitung mit
Unsicherem Wissen*

Inhaltsverzeichnis: Fuzzy Logic

1.	Was ist eigentlich Fuzzy Logic?.....	4
2.	Wann sollte Fuzzy Logik angewendet werden?.....	5
3.	Wann sollte Fuzzy Logic nicht angewendet werden?	5
4.	Vorteile von Fuzzy Logic	5
5.	Linguistische Variablen oder die Frage: Wie lang ist eigentlich lang?	5
6.	Mengenoperatoren	7
7.	Welcher Operator wählen?.....	9
8.	Unterschiede der Operatoren / Beispiel Occasionswagen-Kauf	9
9.	Die 5 Stufen eines Fuzzy Systems	11
10.	Fuzzifizieren anhand Dreiecksfunktionen	11
11.	Regeln.....	12
12.	Fuzzy Association Map FAM	13
13.	Vorgehensweise: Entwurf eines Fuzzy Systems	14
14.	Schlussfolgerung (Inferenz) oder was hinten rauskommt.....	14
15.	Defuzzifikation	16
16.	Soft-Computing.....	17
17.	Komplettes Fuzzy-Logik-Beispiel	18
18.	Die Delta-Regel (Beispiel).....	21
19.	Neuro-Fuzzy-Systeme	22
20.	Modellbildung	22
21.	Hyperinferenz	23
22.	Neuronale Netze	23
23.	Unterschied Fuzzy-Systeme – Neuronale Netze	24
24.	Lernen eines Neuronalen Netzes.....	25
25.	Link-Verzeichnis:	26

1. Was ist eigentlich Fuzzy Logic?

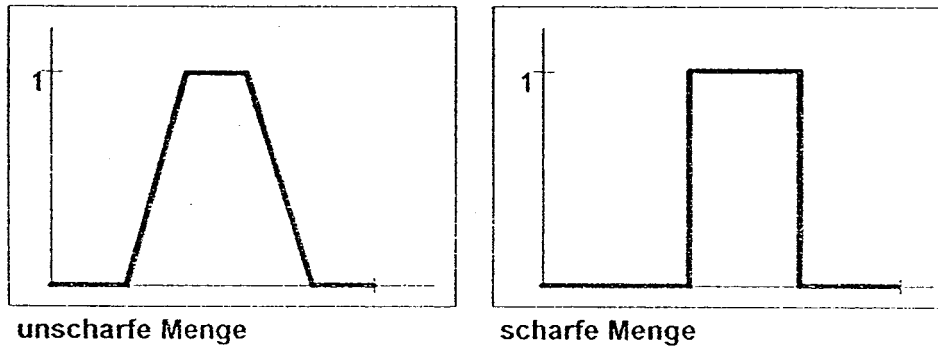
Der Begriff „Fuzzy“ kommt aus dem Englischen und heißt soviel wie **fusselig, verschwommen, unscharf**.

Fuzzy Logic ist die Logik, die auch unscharfe Begriffe verarbeitet. Heute hat die Fuzzy logic in der Computertechnik ihren festen Platz. Die boolsche Algebra mit ihrer Beschränkung 0 und 1, schwarz und weiß, bzw. wahr und falsch, ist durchbrochen.

		Boolean Logic		Fuzzy Logic	
A	B	A And B	A Or B	A And B	A Or B
1	1	1	1	1	1
1	0	0	1	0	1
0	1	0	1	0	1
0	0	0	0	0	0
0.7	1	?	?	0.7	1
0.7	0.8	?	?	0.7	0.8
0.7	0	?	?	0	0.7
0.5	0.5	?	?	0.5	0.5

Bei Werten zwischen 0 und 1 ist mit der Boolean Logic nicht klar, ob diese den Wert 0 (false) oder 1 (true) annehmen soll. In der Fuzzy-Logic ist A **und** B immer das Minimum der vorgegebenen Werte und A **oder** B das Maximum. Dies ist klar, wenn man etwas möglichst schnell erledigen will und auf Parameter A **und** B Acht geben will, muss man sich auf den langsameren einstellen. Kann man aber mit Parameter A **oder** B arbeiten, so wählt man den schnelleren.

Die in unserer realen Welt mannigfaltig vorkommenden „Grautöne“ lassen sich computertechnisch abbilden und verarbeiten. Dafür genügen meist nur ein paar wenige Daten, die auf Erfahrungen beruhen und **nicht 100 %ig exakt** sein müssen. Das macht die fuzzygesteuerten Systeme so **robust** und vor allem **handhabbar**. Viele auf exakter Mathematik beruhenden Simulationsmodelle, die eine Unmenge von Daten benötigen, versagen gegenüber der unscharfen Modelle.



Fuzzygesteuerte Systeme beruhen auf unscharfen Mengen

2. Wann sollte Fuzzy Logik angewendet werden?

- ✚ Wenn für die Regelstrecke (Problemlösung) kein angemessenes mathematisches Modell gefunden werden kann.
- ✚ Wenn die Regelstrecke Nichtlinearitäten besitzt, schwierig zu quantifizierende Zeitkonstanten aufweist oder die Streckenparameter zeitvariant sind.
- ✚ Wenn menschliche Fähigkeiten mit kontinuierlicher Genauigkeit automatisiert werden sollen.

3. Wann sollte Fuzzy Logic nicht angewendet werden?

- ✚ Wenn die Aufgabenstellung gut mit einem einfachen Regler wie beispielsweise einem Zweipunktregler oder PID-Regler gelöst werden kann.
- ✚ Es gibt Aufgabenstellungen, in denen auch Fuzzy Logik keine Lösung liefert.

4. Vorteile von Fuzzy Logic

- ✚ Durch die Beschreibung technischer Zusammenhänge mit Begriffen der Umgangssprache entsteht ein **weitgehend selbsterklärendes System**.
- ✚ Durch die bessere Ausnutzung von Eingangsinformation und Prozess-Know-How können **vorhandene Funktionen verbessert** und **neue geschaffen werden**.
- ✚ Bestehende Steuerungen können durch Einsatz der Fuzzy Logik **fehlertoleranter** und **robuster** werden.

5. Linguistische Variablen oder die Frage: Wie lang ist eigentlich lang?

Eine Linguistische Variable ist eine Kollektion von *Fuzzy-Sets*. Es ist eine Variable, deren Werte in Worte abgebildet ist.

Die Wort-Werte sind unscharf und werden als Fuzzy-Sets abgebildet. Bei einem Fluss lauten diese Werte z.B. lang, kurz, etc.

Flüsse:

Nil (4180 mls.)
Hudson (306 mls.)
Donau (1766 mls.)
Rhein (820 mls.)
Mississippi (2348 mls.)

Spätestens hier muß man Vergleichskriterien anbringen, also der Wert allein sagt noch nichts aus, eine Information entsteht erst durch den Zusammenhang zwischen mehreren Daten.

So hängt die Wahrheit über die Aussage: „Der Fluß ist lang“ von Eigenschaften der Menge ab (Weltflüsse, Flüsse in Europa,...). Diese Eigenschaften können durchaus subjektiv geprägt und unsicher sein. Zwischen „wahr“ und „falsch“ (1 und 0) gibt es noch viele Zwischenwerte (Grautöne). Die Fuzzy logic macht sich diese Zwischenwerte zu eigen.

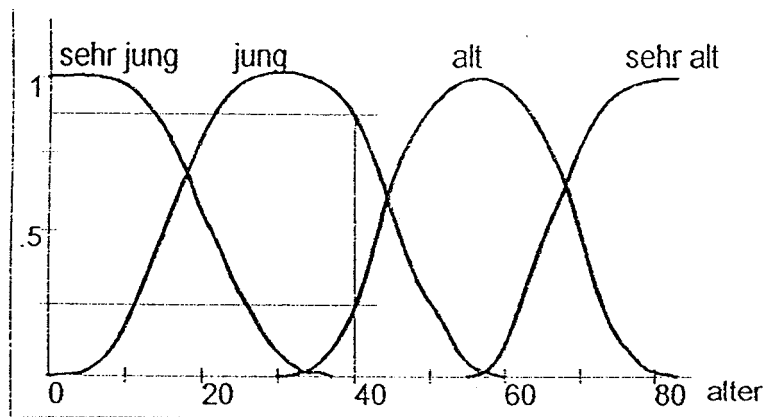
In der menschlichen Sprache nutzt man dafür keine Zahlen, sondern Wörter als unscharfe Wahrheitswerte (sehr viel, sehr warm, ziemlich warm, nicht sehr viel, nicht sehr groß, mittelmäßig, selten)

Man nennt solche unscharfen Beschreibungen *linguistische Variablen*, die einem bestimmten Gültigkeitsbereich zugeordnet sind und zwischen 0 und 1 (zu einem bestimmten Prozentsatz) der Wahrheit entsprechen. Jede linguistische Variable bildet also eine unscharfe Menge, ein Fuzzy Set.

Die meisten Anwendungen beinhalten 3 bis 7 Fuzzy-Sets. Die Bestimmung der Fuzzy-Sets kann auf 2 Arten erfolgen:

1. Sind bereits die Regeln formuliert, erkennt man daraus, welche Fuzzy-Sets benötigt werden:
Ist Aussentemperatur hoch, stellen wir die Heizung auf Null.
2. Sind die Regeln noch nicht bekannt, wählt man für die Eingangsvariablen 3 bis 5 Fuzzy-Sets, für Ausgangsvariablen 5 Fuzzy-Sets. Eine kleinere Anzahl als 3 ist meistens nicht sinnvoll. (Bei einem Fluss heißen die Fuzzy-Sets z.B. lang, kurz, etc.)

Beispiel Alter:



Alter 40 Jahre = 0.25 Menge ALT + 0.82 Menge Jung

6. Mengenoperatoren

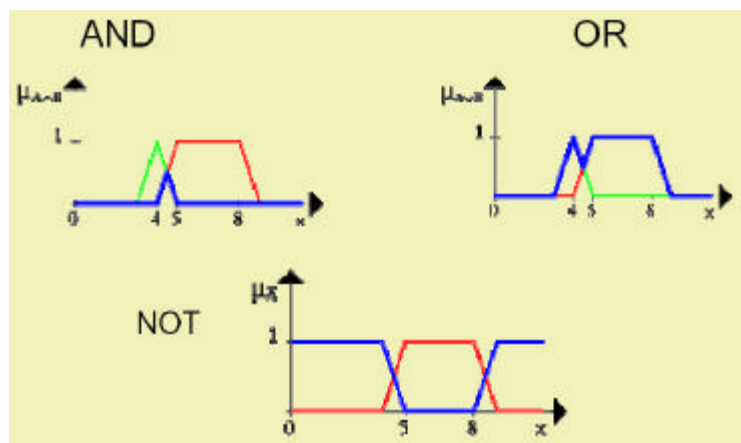
Durch Operatoren soll menschliches Schlussverhalten möglichst gut nachgebildet werden. Dies wird Anhand eines Beispiels im Kapitel „Welcher Operator wählen“ verdeutlicht.

Klassische Operatoren:

Schnittmenge = UND (AND)

Vereinigungsmenge = ODER (OR)

Komplementmenge = NICHT (NOT)



Fuzzy-Operatoren:

☒ Dreiecks-Normen

☒ Schnittmenge

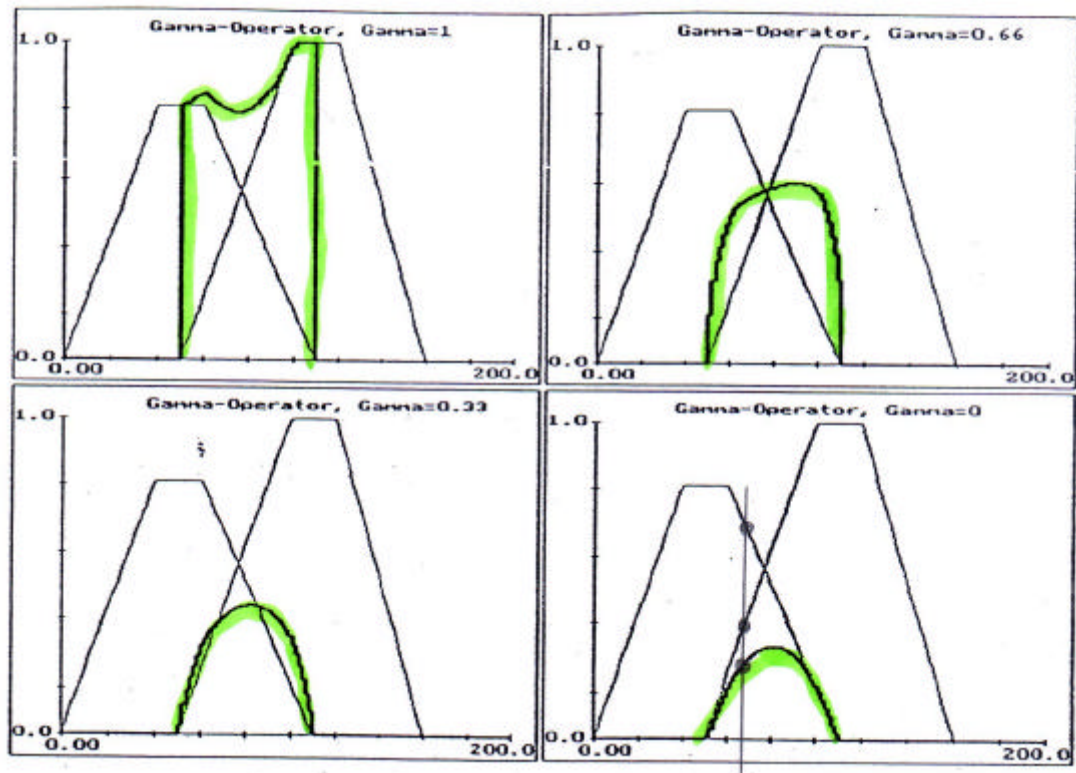
☒ Vereinigungsmenge

☒ Komplementmenge

☒ Gamma-Operator: Kompensation zwischen UND und ODER

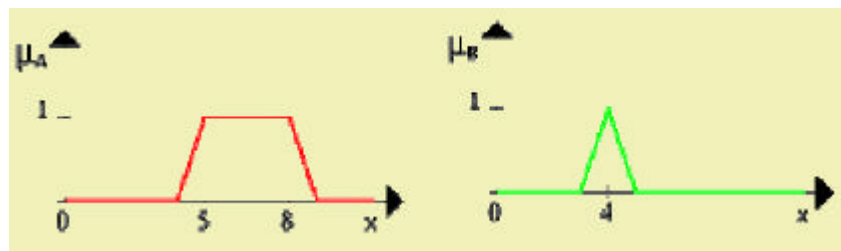
$\mu_G = (\mu_A * \mu_B) \cdot 1 - ? * (1 - (1 - \mu_A) * (1 - \mu_B)) ?$

wenn $\gamma = 0$, dann keine Kompensation, d.h. reines UND
wenn $\gamma = 1$, dann volle Kompensation, also ODER

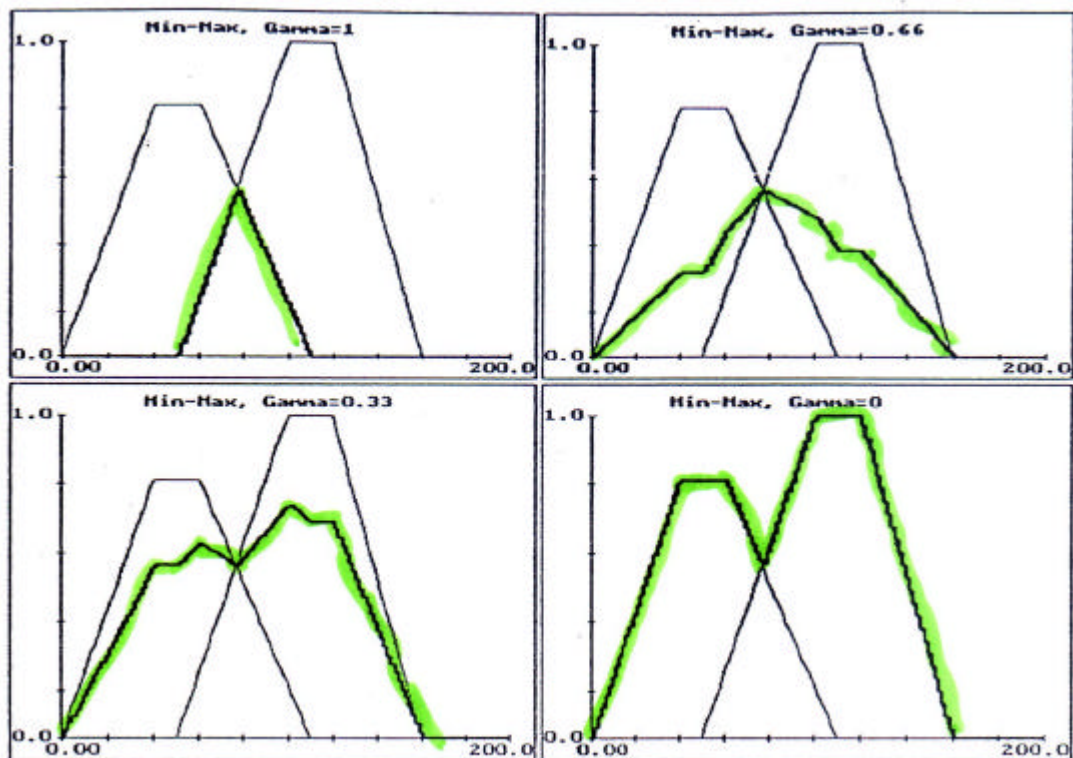


Gamma-Operator

✚ Zwei Fuzzy Sets einer Linguistischen Variablen für eine Basisvariable x



✚ Min-Max Operator



7. Welcher Operator wählen?

Menschliches Schlussverhalten kann am besten mit dem **Fuzzy-UND, Fuzzy-ODER** resp. **Gamma-Operator** nachgebildet werden -> Anwendung in Expertensystemen.

Für **regeltechnische Anwendungen** wird vorwiegend **Minimum-** resp. **Maximum Operator** benützt, wobei auch Fuzzy-UND; Fuzzy-ODER gute Ergebnisse liefern.

8. Unterschiede der Operatoren / Beispiel Occasionswagen-Kauf

Die Unterschiede der verschiedenen Operatoren werden anhand des Beispiel eines Occasionswagen-Kaufes verdeutlicht.

Es stehen 6 Occasionswagen zur Verfügung:

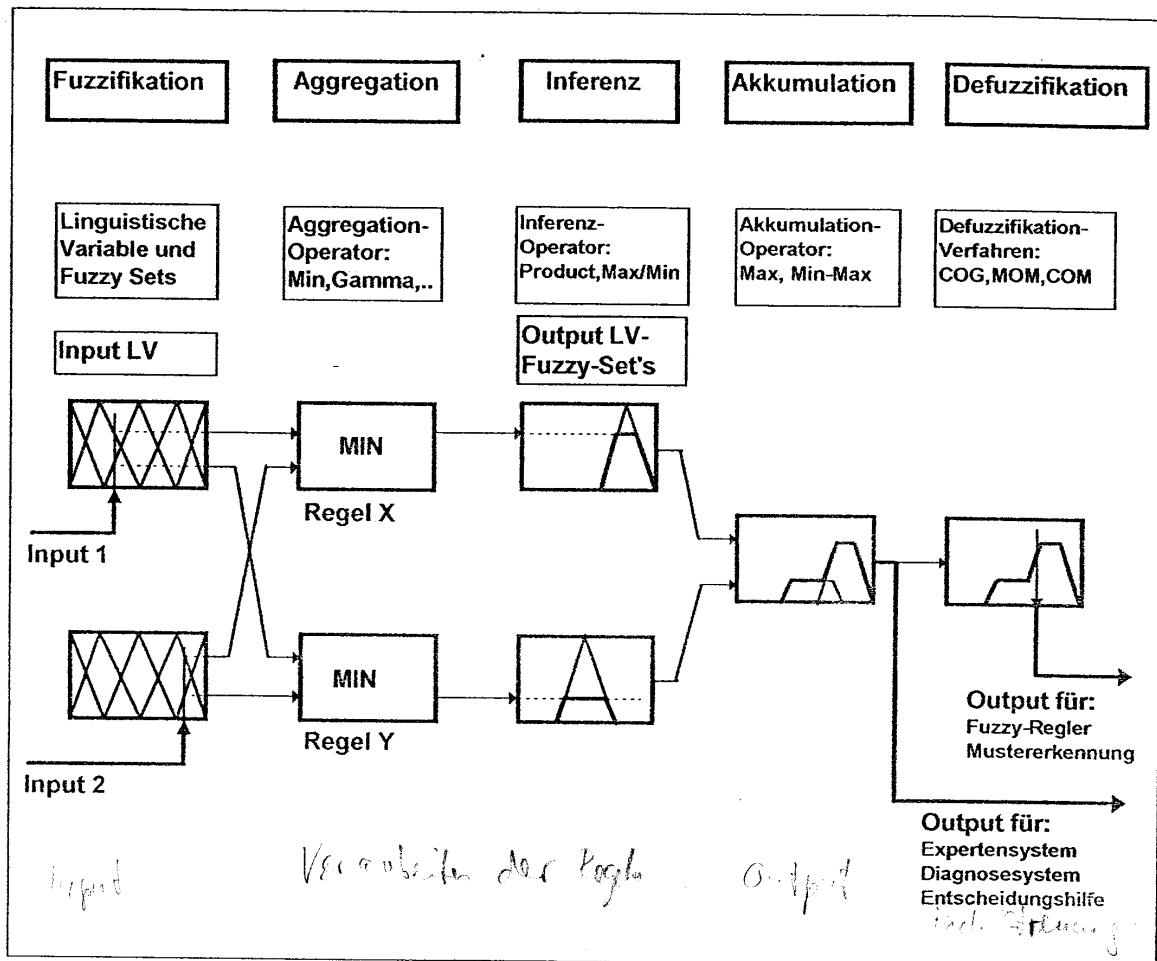
	Auto1	Auto2	Auto3	Auto4	Auto5	Auto6
Höchstgeschwindigkeit	0.1	0.6	0.0	0.9	1.0	0.0
Alter	0.8	0.2	0.9	0.4	0.3	1.0
Preis	0.4	0.8	0.3	0.6	0.7	0.4
Image	0.3	0.4	0.0	0.7	0.8	0.8

Nun wird der Grad der Begeisterung (GdB) für die verschiedenen Autos mit verschiedenen Operatoren ausgerechnet und das Resultat aufgeführt:

Operator	Auto 1	Auto 2	Auto 3	Auto 4	Auto 5	Auto 6
<i>Arithmetisches Mittel</i> Arithmetic-Mean	0,4000	0,5000	0,3000	0,6500	0,7000	0,5500
Gamma-Operator ($\gamma = 0,6$)	0,1487	0,2652	0,0000	0,4677	0,4899	0,0000
Minimum	0,1000	0,2000	0,0000	0,4000	0,3000	0,0000
Hamacher-Product	0,0710	0,1348	0,0000	0,2698	0,2493	0,0000
Gamma-Operator ($\gamma = 0,3$)	0,0378	0,1009	0,0000	0,2659	0,2869	0,0000
Algebraic-Product	0,0096	0,0384	0,0000	0,1512	0,1680	0,0000
Einstein-Product	0,0031	0,0157	0,0000	0,0902	0,1191	0,0000
Bounded-Difference	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Drastic-Product	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

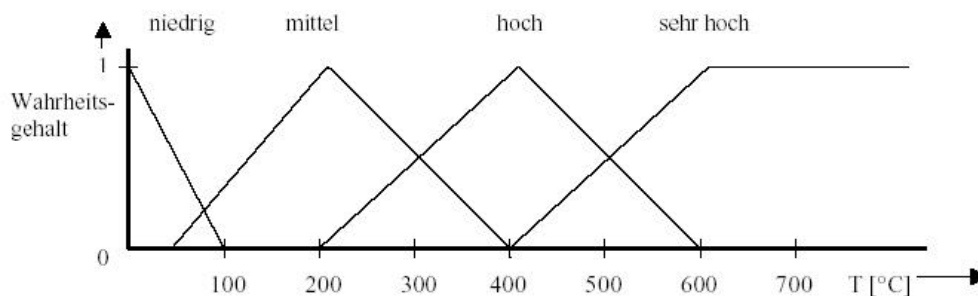
Durch die Wahl des Minimum-Operators wird das Auto 4 zur besten Wahl bestimmt, d.h. der Grad der Begeisterung ist da am höchsten. Die meisten Käufer würden sich aber für das Auto 5 entscheiden. Beim Gamma-Operator wäre das Auto 5 die beste Wahl.

9. Die 5 Stufen eines Fuzzy Systems



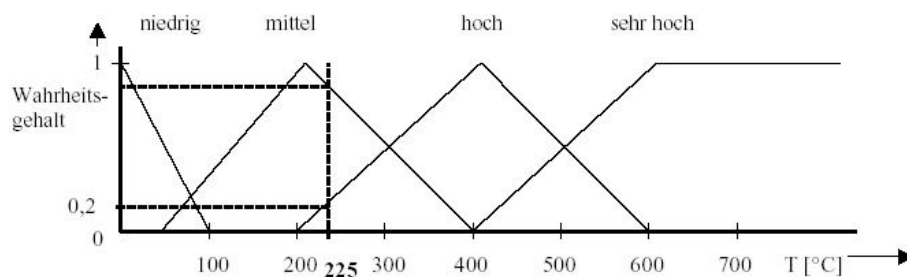
10. Fuzzifizieren anhand Dreiecksfunktionen

Geometrisch lassen sich diese FuzzySets u.a. als Dreiecksfunktionen darstellen:



niedrig	von	0	-	100°C
	wahr	1		0
mittel	von	50	200	400°C
	wahr	0	1	0
hoch	von	200	400	600°C
	wahr	0	1	0
sehr hoch	von	400	600	...°C
	wahr	0	1	

Unser Eingangswert sei 225 °C.



Die Zugehörigkeit zu den einzelnen FuzzySets kann wie folgt beschrieben werden: 225°C entspricht zu 20 % einer **hohen** Temperatur und zu 80 % einer **mittleren** Temperatur.

11. Regeln

Fuzzy-Logik baut auf „Wenn dann“ - Regeln auf.

Danach wird ein Regelsystem aufgestellt, in dem Eingangs- und Ausgangsgrößen voneinander abhängig sind.

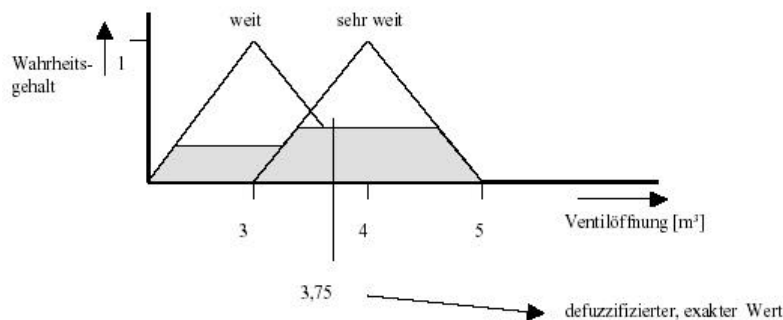
Hierzu ein Beispiel:

1. Wenn die Temperatur hoch und der Druck mittelmäßig ist, dann ist das Ventil ein wenig zu öffnen.
2. Wenn die Temperatur niedrig und der Druck niedrig ist, dann ist das Ventil weit zu öffnen.



Nachdem die Eingangsgrößen fuzzifiziert wurden, werden alle Regeln ausgewertet. Nicht jede Regel gilt für einen bestimmten Zustand, die eine mehr, die andere weniger. Die einzelnen Anteile der FuzzySets jeder gültigen Regel werden überlagert. Je nachdem erhält man einen breiten Bereich, in dem die zu steuernde Ausgangsgröße liegt. Das nutzt zum Steuern nicht viel. Also muß der Bereich in eine

exakte Ausgangsgröße umgewandelt werden. Das erhält man z.B. durch die Ermittlung des Schwerpunktes (exakt). Die Ausgangsgröße „Ventilöffnung“ könnte z.B. so aussehen:



Eine weitere mögliche Regel im Zusammenhang für die Einstellung der Heizleistung: „ist es in der Wohnung **kalt** und draussen **sehr kalt**, stellen wir die Heizleistung auf **Maximum**“.

Durch die Regeln stehen die möglichen Input- / Output-Werte bereits. Für dieses Beispiel lauten diese in etwa folgendermassen:

Wohnungstemperatur: {kalt, angenehm, heiss}

Aussentemperatur: {sehr_kalt, kalt, angenehm, heiss, sehr_heiss}

Heizleistung: {null, mittel, maximum}

Der Fuzzy-Regler besteht aus 2 Input- und 1 Outputvariable.

Inputvariable: Wohnungstemperatur, Aussentemperatur

Outputvariable: Heizleistung

Durch die 2 Inputvariablen kann das System die Outputvariable berechnen.

Falls die Situation genau mit den Regeln übereinstimmt, ist die Bedingung der Regel voll erfüllt. Stimmt die Situation nicht mit den Regeln überein, spricht man vom unscharfen Schliessen.

$$\text{Anz. Regeln} = \text{AnzahlInputwerte} \cdot \text{AnzahlOutputwerte}$$

12. Fuzzy Association Map FAM

Regeln:

1. if *Geschw = niedrig* AND *Distanz = klein* THEN *Bremsdruck = mittel*
2. if *Geschw = niedrig* AND *Distanz = mittel* THEN *Bremsdruck = min*
3. if *Geschw = niedrig* AND *Distanz = gross* THEN *Bremsdruck = min*
4. if *Geschw = mittel* AND *Distanz = mittel* THEN *Bremsdruck = klein*
5. if *Geschw = mittel* AND *Distanz = gross* THEN *Bremsdruck = min*
6. usw.

Aus diesen Regeln kann eine entsprechende FAM geschaffen werden. Dabei stellt die vertikale Spalte den Input 1 und die horizontale Reihe den Input 2 dar. Die normal geschriebenen Worte drücken den Output aus.

Z.B. **Regel 1**: *Geschw. = niedrig* AND *Distanz=klein* THEN *Bremsdruck=mittel*

	klein	mittel	gross
niedrig	mittel	min	min
mittel	--	klein	min

13. Vorgehensweise: Entwurf eines Fuzzy Systems

1. **Eingangsvariablen festlegen:** meistens Regelabweichung e und de/dt .
Pro Regelbasis max. 2 Eingänge, sonst in Teilsysteme aufteilen.
z.B. Höchstgeschwindigkeit, Alter, Preis, Image
2. **AusgangsvARIABLE festlegen:** meistens Stellwert U oder du/dt , abhängig vom Regelstreckentyp.
z.B. GdB (Grad der Begeisterung)
3. **Geltungsbereich der Variablen festlegen**
z.B. von -1 bis $+1$
4. **Anzahl Fuzzysets festlegen:** zuerst gleichmässig über den Geltungsbereich verteilt
Geltungsbereich z.B.:
5 Fuzzysets: nb, ns, z, ps, pb (neg.big, neg.small, zero, pos.small, pos.big)
oder:
3 Fuzzysets: z, s, b (zero, small, big)

14. Schlussfolgerung (Inferenz) oder was hinten rauskommt

Die Input-Werte werden also mit den gültigen Regeln ausgewertet. Somit entsteht eine Schlussfolgerung.

- ✚ Kombination aller Konsequenzen (Aggregationen) aus den aktivierten Regeln gewichtet mit Gültigkeitsgrad.
- ✚ Eine Schlussfolgerung ist zum gleichen Grad erfüllt wie die Vorbedingungen

Zur Berechnung der Inferenz werden folgende Formeln angewandt:

Bei CoA/Cog (Center of Area / Center of Gravity):

$$y_{res} = \frac{\sum_{i=1..m} X_i \cdot F_i \cdot H_i}{\sum_{i=1..m} F_i \cdot H_i}$$

X_i = x-Werte der Schwerpunkte

F_i = Fläche

H_i = Aggregation (Siehe: Komplettes Fuzzy-Logic-Beispiel)

m = Anzahl der Fuzzy-Sets

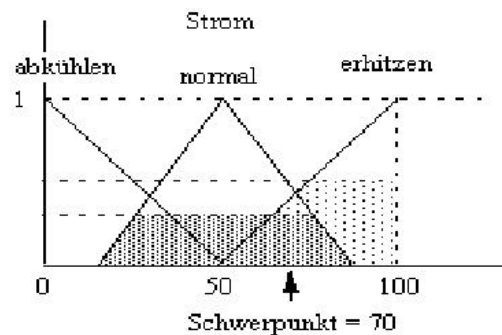
Bei CoM (Center of Maxima):

$$y_{res} = \frac{\sum_{i=1..m} X_i \cdot H_i}{\sum_{i=1..m} H_i}$$

X_i = x-Werte der Maximalpunkte (Bsp. Strom-Diagramm unten: $X_{normal}=50$)

H_i = Aggregation (Siehe: Komplettes Fuzzy-Logic-Beispiel)

m = Anzahl der Fuzzy-Sets



Die unscharfe Schlussfolgerung (output) wird zu einer scharfen Zahl defuzzifiziert.

Es gibt 3 Arten des Unscharfen Schliessens:

Deduktives Schliessen: aus den allgemeinen Sachverhalten werden konkrete Aussagen abgeleitet.

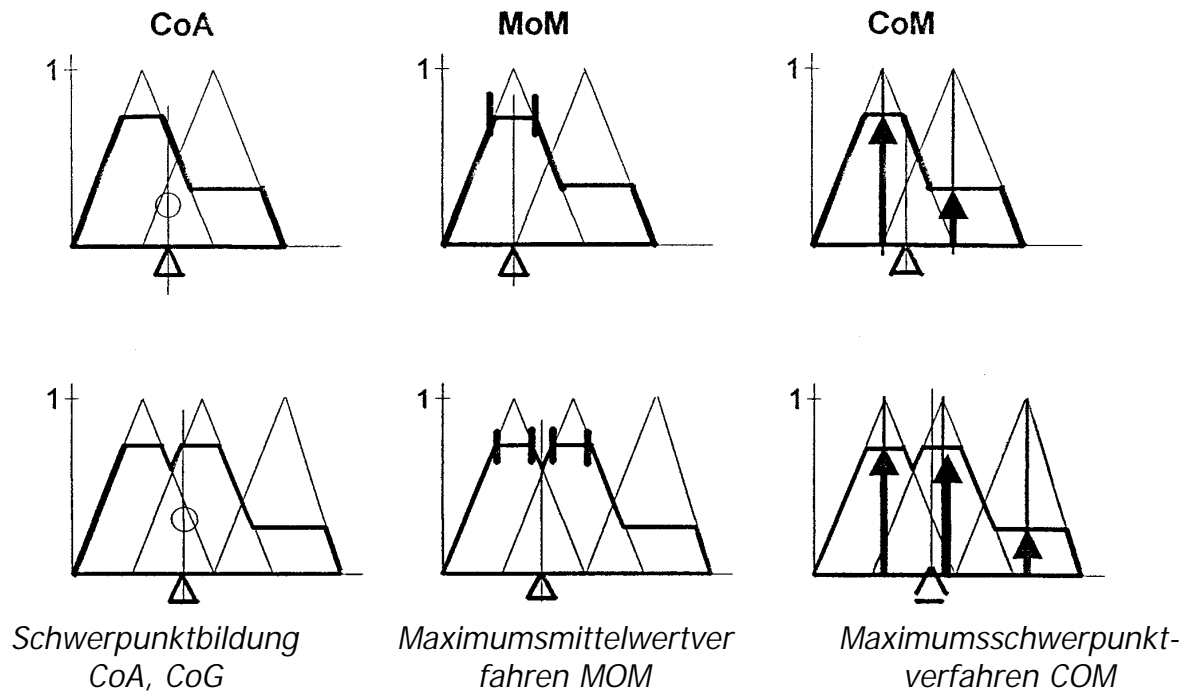
Induktives Schliessen: aus Einzelgegebenheiten werden allgemeine Aussagen abgeleitet.

Analoges Schliessen: bei unbekanntem Sachverhalten werden Schlüsse anhand von Analogien gezogen.

Unscharfes Schliessen: wird verwendet, wenn unsicheres oder vages Wissen vorliegt.

15. Defuzzifikation

Falls es notwendig wird, zu binären Entscheidungen (entweder/oder) kommen zu müssen, ist es möglich, mit verschiedenen Methoden (Schwerpunktbildung, Maximummittelwertverfahren, Maximumschwerpunktverfahren) unscharfe Mengen zu defuzzifizieren, d.h. aus den gesammelten Bewertungen der Mengen einen eindeutigen Wert zu ermitteln.

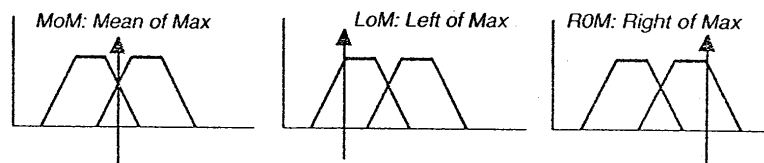


Schwerpunktbildung CoA, CoG (Center of Area, Center of Gravity):

Diese Methode ist die meist benützte für regelungstechnische Anwendungen. Der scharfe Ausgabewert entspricht der horizontalen Komponente des Flächenschwerpunkts (d.h. nur x-Wert). Eine minimale Änderung der Eingangswerte bewirkt geringe Änderung des Ausgangswerts.

Maximummittelwertverfahren MoM (Mean of Maximum):

Der Wert des Maximums wird zurückgegeben. Falls das Maximum eine horizontale Linie ist (\Rightarrow unendlich viele x-Werte für das Maximum) wird der Mittelwert ausgegeben (oberes Bild von MOM). Bei mehreren Maxima wird der Median ausgegeben (unteres Bild von MOM).



Maximumschwerpunktverfahren CoM (Center of Maximum):

Beim Maximumschwerpunktverfahren werden lokale Maxima-Punkte festgestellt. Dieser wird dann zurückgegeben.

Weitere Unterschiede zwischen den div. Defuzzifikationsarten stellt diese Tabelle zusammen:

	Center-of-Area	Center-of-Maximum	Mean-of-Maximum
Linguistische Charakteristik	"bester Kompromiß"	"bester Kompromiß"	"plausibelste Lösung"
Übereinstimmung mit Intuition	Bei variierenden und stark überlappenden Zugehörigkeitsfunktionen unplausibel	Gut	Gut
Stetigkeit	Ja	Ja	Nein
Rechenaufwand	Sehr hoch	Niedrig	Sehr niedrig
Einsatzschwerpunkt	Regelungstechnik, Entscheidungsfällung	Regelungstechnik, Entscheidungsfällung	Mustererkennung, Entscheidungsfällung

Vergleich unterschiedlicher Defuzzifikationsverfahren

16. Soft-Computing

Soft-Computing verbindet ...

- ✚ Neuronale Netze (neurocomputing),
- ✚ evolutionäre Strategien wie Genetische Algorithmen (genetic computing),
- ✚ Fuzzy Logic,
- ✚ probabilistic computing

mit zusammenwirkendem Effekt.

17. Komplettes Fuzzy-Logik-Beispiel

Beispiel: Fahrzeugbremsystem:

Folgende Operatoren wurden gewählt:

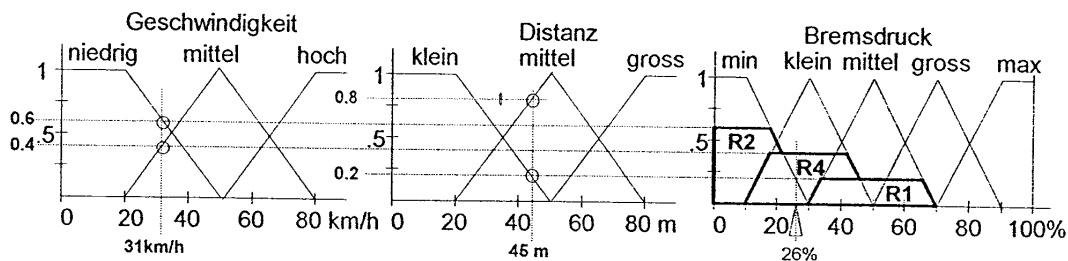
Aggregation : **Min - Operator (UND Operator)**
Akkumulation : **Max - Operator (ODER Operator)**
Inferenz : **Max - Min Inferenz**

Die Gültigkeit der Regel und der Fakten wurde als sicher angenommen : $G_F, G_R = 1$

Regeln:

1. if *Geschw = niedrig* AND *Distanz = klein* THEN *Bremsdruck = mittel*
2. if *Geschw = niedrig* AND *Distanz = mittel* THEN *Bremsdruck = min*
3. if *Geschw = niedrig* AND *Distanz = gross* THEN *Bremsdruck = min*
4. if *Geschw = mittel* AND *Distanz = mittel* THEN *Bremsdruck = klein*
5. if *Geschw = mittel* AND *Distanz = gross* THEN *Bremsdruck = min*
6. usw.

Für die scharfen Werte der Geschwindigkeit (31 km/h) und der Distanz (45 m) ergibt sich folgende Situation :



Auswertung :

	Aggregation		Inferenz
Regel 1:	Geschw. = 0.6 * niedrig	UND Distanz = 0.2 * klein	=> Bremsdruck = 0.2 * mittel
Regel 2:	Geschw. = 0.6 * niedrig	UND Distanz = 0.8 * mittel	=> Bremsdruck = 0.6 * min
Regel 3:	Geschw. = 0.6 * niedrig	UND Distanz = 0 * gross	=> Bremsdruck = 0
Regel 4:	Geschw. = 0.4 * mittel	UND Distanz = 0.8 * mittel	=> Bremsdruck = 0.4 * klein
Regel 5:	Geschw. = 0.4 * mittel	UND Distanz = 0 * gross	=> Bremsdruck = 0

Wir erhalten drei Fuzzy - Sets : R1, R2, R4 als Resultat der **Max - Min - Inferenz**.

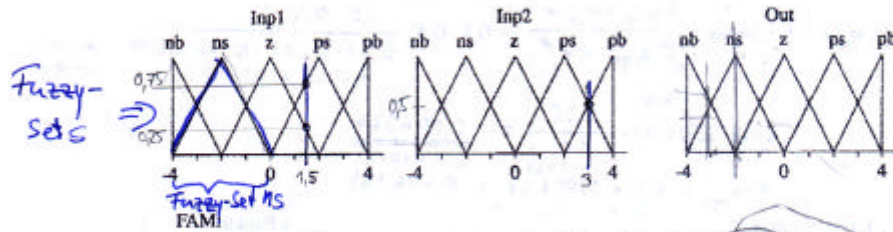
Das resultierende Fuzzy - Set erhalten wir durch **Akkumulation** der Fuzzy - Sets R1, R2, R4 durch den Akkumulationsoperator **OR (Max Operator)**.

Die anschliessende **Defuzzifikation** mittels **Schwerpunkt Methode (CoA)** ergibt ein scharfes Ergebnis von **26% Bremsdruck**.

Aufg. 1: Fuzzy Logik

8 Punkte ()

Folgendes Fuzzy System ist gegeben:



Fuzzy-sets

Fuzzy-Set MS
FAM

		Inp1							
		nb	ns	z	ps	pb			
Inp2	nb	1	5	2	4	3	4	5	z
	ns	6	7	3	8	5	9	3	10
	z	11	12	12	13	13	14	14	15
	ps	16	17	17	18	18	19	19	20
	pb	21	22	22	23	23	24	24	25

Gewichtung: Regel 18, 8 / 0.8
 Regel 19, 7 / 0.6
 Regel 24, 2 / 0.7

Uebrig Regeln mit Gewichtung 1

- 5 Defuzzifikation: CoM
- 4 Akkumulation Operator: max
- 3 Aggregation Operator: min
- 2 Inferenzoperator: min-max
- 1 Multiplikation

Akkumulation

		Inp1	Inp2	Agg _i	w _i	x _z	Agg: * w _i
(15)	✓	R 23	: 0,25 z & 0,5 pb = 0,25	nb	1,0	-4	0,25
(18)	✓	R 18	: 0,25 z & 0,5 ps = 0,25	ns	0,8	-2	0,2
(19)	✓	R 19	: 0,75 ps & 0,5 ps = 0,5	ns	0,6	-2	0,3
(24)	✓	R 24	: 0,75 ps & 0,5 pb = 0,5	nb	0,7	-4	0,35

© A.Kurka HSR

Aggregation Gewichtung

Geben Sie für die Eingangswerte $Inp1 = 1.5$ und $Inp2 = 3$ die

Aggregationsresultate mit dazugehöriger Regelnummer und Resultat der Defuzzifikation mit genauer Angabe des Vorgehens (Berechnungsformel und Zwischenresultate)

Aggreg. Res. $0,25$ bei Regel Nr. 23 ; Aggreg. Res. $0,5$ bei Regel Nr. 19
 Aggreg. Res. $0,25$ bei Regel Nr. 18 ; Aggreg. Res. $0,5$ bei Regel Nr. 24

Berechnung des Resultats: Variable: da Aktum open w_{23} können von $R19$ & $R24$ verwendet werden

Var. 1: $y = \frac{\sum Agg_i \cdot w_i \cdot x_i}{\sum Agg_i \cdot w_i} = \frac{0,25 \cdot 1 \cdot (-4) + 0,75 \cdot 0,8 \cdot (-2) + 0,5 \cdot 0,6 \cdot (-2) + 0,5 \cdot 0,7 \cdot (-4)}{0,25 \cdot 1 + 0,25 \cdot 0,8 + 0,5 \cdot 0,6 + 0,5 \cdot 0,7} = \frac{-3,4}{1,7}$

Formel für CoM (es gibt noch für CoG)

Resultat der Defuzzifikation mit CoM: $-3,0909$
 Var. 2: Resultat = $\frac{0,1 \cdot 0,6 \cdot (-1) + 0,5 \cdot 0,7 \cdot (-4)}{0,5 \cdot 0,6 + 0,5 \cdot 0,7} = \frac{-0,6 - 1,4}{0,3 + 0,35} = \frac{-2,0}{0,65} = -3,077$ 6 Punkte

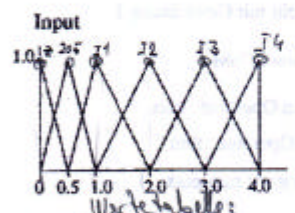
Aufg. 2: Neuro-Fuzzy

Der Outputwert des Fuzzy-Systems aus Aufgabe 1 soll um $+0.1$ grösser werden. Der Lernschritt beträgt 0.2 . Wie wird sich die Gewichtung der Regel 24 ändern nach einem Lernschritt. (Genauere Berechnung verlangt.) $\Delta w_{24} = 0,1$, $LR = 0,2$ - Werte Aggregation

$\Delta w_{24} = LR \cdot \Delta q = LR \cdot \Delta q \cdot \frac{Agg_{24} \cdot w_{24}}{\sum Agg_i \cdot w_i}$ da $w < 1$ muss es verwendet werden!
 $\Delta w_{24} = 0,2 \cdot 0,1 \cdot \frac{0,5 \cdot 0,7}{0,25 \cdot 1 + 0,25 \cdot 0,8 + 0,5 \cdot 0,6 + 0,5 \cdot 0,7}$
 $\Delta w_{24} = 0,2 \cdot 0,1 \cdot \frac{0,35}{1,7} = 0,006364$
 $w_{24_{neu}} = 0,7 + 0,006364 = 0,706364 = w_{24} + \Delta w_{24}$

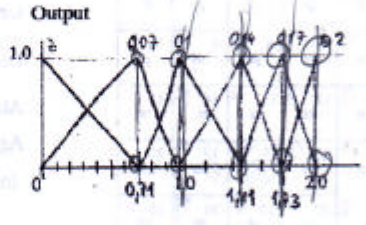
Aufg. 3: Fuzzy Logik

Ein Fuzzy-System mit 1 Input und 1 Output soll die Funktion $y = x^{0.5}$ (Wurzelfunktion) approximieren. Die Fuzzy-Sets des Inputs sind gegeben, Inputbereich ist 0 bis 4. Zeichnen Sie die Fuzzy-Sets des Ausgangs. Defuzzifikation: CoM.



Werte tabelle:

x	y
0	0
0,5	0,707
1	1
2	1,414
3	1,732
4	2



Regeln:

I_1	$+4$	$0,7$
I_2	$+4$	$0,14$
I_3	$+4$	$0,17$
I_4	$+4$	$0,2$

18. Die Delta-Regel (Beispiel)

1.3.4
A. Kurka

Beispiel: Delta Lernregel

Output

$w = \text{Gewichtung}$
 $\text{Agg} = \text{Aggregation}$

Max?	Iup1 &	Iup2 =	Outp		Gewichtung
Regel 1:	z & R	ns =	z	=> 0,75 & 0,75 = 0,75 z	w _i = 1
Regel 2:	ns & z	=	ns	=> 0,25 & 0,25 = 0,25 ns	w _j = 1

Min?

$$\text{Outp}_{i,j} = \frac{x_i \cdot \text{Agg}_i \cdot w_{ij} + x_j \cdot \text{Agg}_j \cdot w_{ij}}{\text{Agg}_i \cdot w_{ij} + \text{Agg}_j \cdot w_{ij}} = \frac{0 \cdot 0,75 \cdot 1 + (-0,5) \cdot 0,25 \cdot 1}{0,75 \cdot 1 + 0,25 \cdot 1} = \frac{-0,125}{1} = -0,125$$

Gewünschte Output = -0,15 (Iup1 = -0,25, Iup2 = -0,375, Outp = -0,15)

Delta = Output_{neu} - Output_{alt} = -0,15 - (-0,025) = -0,025

↳ Um wieviel ändert sich output?

$$w_{neu,ij} = w_{alt,ij} + \text{LR} \cdot \text{Delta} \cdot \frac{\text{Agg}_i \cdot w_{ij}}{\sum \text{Agg}_{i,j} \cdot w_{ij}}$$

LR = Lernschritt = 0,1
Alle w < 1

$$w_{neu,ij} = 1 + 0,1 \cdot (-0,025) \cdot \frac{0,75}{1} = 1 - 0,0025 \cdot 0,75 = 0,9981$$

$$w_{neu,j} = 1 - 0,0025 \cdot \frac{0,25}{1} = 1 - 0,0025 \cdot 0,25 = 0,999375$$

$$\text{Outp}_{i,j} = \frac{0 \cdot 0,75 \cdot 0,9981 + (-0,5) \cdot 0,25 \cdot 0,999375}{0,75 \cdot 0,9981 + 0,25 \cdot 0,999375} = \frac{-0,12512}{0,9981} = -0,12542$$

Normale	Input 1	Input 2	Output
Sample 1	1,1	2,3	8
2	0	0	-1
3	1,1	2,3	-8
4			

gleiche Input aber div. Output
=> funktioniert nicht

19. Neuro-Fuzzy-Systeme

Neuro-Fuzzy-Systeme kombinieren die Vorteile der beiden Prinzipien und eliminieren weitgehend ihre Nachteile.

Das System generiert zuerst alle möglichen Kombinationen der Regeln mit der Gewichtung = 0.

Aus den vorgegebenen Eingangs- und Ausgangsdaten des Fuzzysystems werden Gewichtungen der Regeln so lange verändert, bis die gewünschte Übereinstimmung erreicht wird. Neben den Gewichtungen können auch Positionen der Fuzzysets beim Lernvorgang verändert werden.

Nachteile:

Definition der gewünschten Ausgangsdaten ist bei Systemen mit Rückkopplung (alle Regelungen) sehr schwierig.

Lernmodus und Ausführungsmodus (offline lernen).

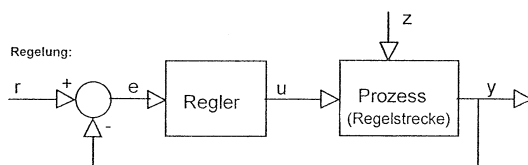
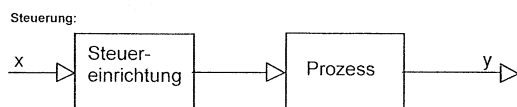
Linguistische Variablen mit Fuzzy-Sets müssen vordefiniert werden.

20. Modellbildung

1.6 Modellbildung der Regelstrecke

Vertiefte Informationen siehe :
*Einführung in die Regelungstechnik, Band 1,2, H.Gassmann, Verlag Harri Deutsch
Regelungstechnik, O.Föllinger, Elitera Verlag.*

1.6.1 Begriffsdefinition

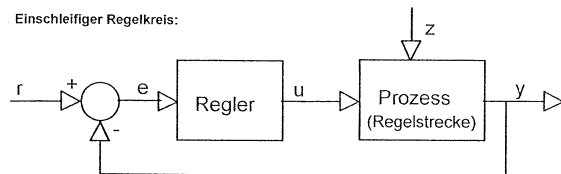


Symbol:

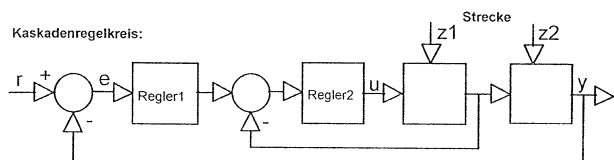
y:	Regelgröße:	Ausgangsgröße der Regelstrecke, wird am Messort der Regelstrecke erfasst. Sie ist damit Eingangsgröße des Reglers (Istwert).
u:	Stellgröße:	Ausgangsgröße des Reglers und zugleich Eingangsgröße der Strecke.
z:	Störgröße:	Größen, die von aussen auf die Regelstrecke einwirken.
r:	Führungsgröße:	Größe, die der Regelung von aussen zugeführt wird (Sollwert).
e:	Regeldifferenz:	Fehler, Differenz Führungsgröße - Regelgröße. (Soll-Istdifferenz).

Typen der Regelkreise:

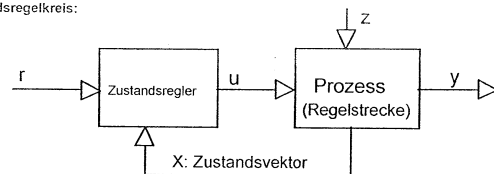
Einschleifiger Regelkreis:



Kaskadenregelkreis:



Zustandsregelkreis:

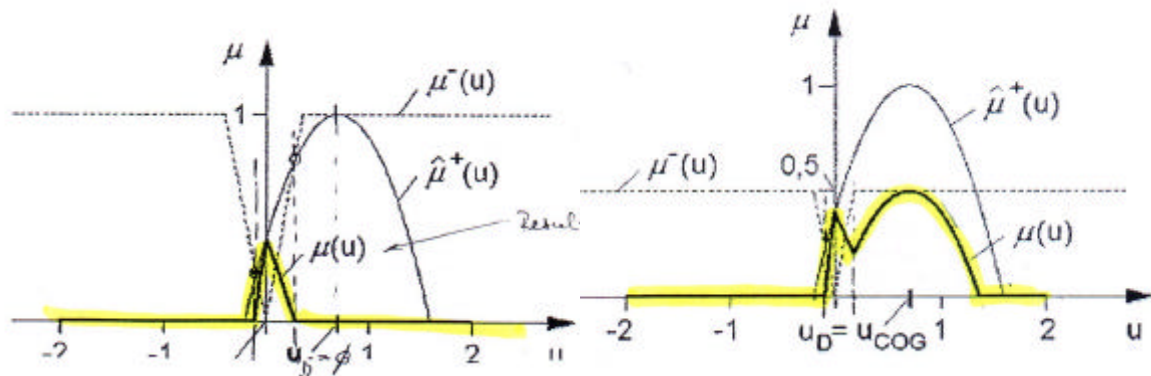


Zustände = Speicherwerte der Regelstrecke

21. Hyperinferenz

Bei der Fuzzy-Logik können noch Verbote eingeführt werden z.B. „WENN Fieber, DANN Warnung vor Spaziergang“ bzw. „WENN hohes Fieber, DANN Spaziergang verboten“.

Die negativen Regeln werden für das Endresultat von den positiven Regeln subtrahiert.



Die negative Regel (gestrichelte Linie) hat die Gewichtung 1. Somit ist die Lösung (gelb) überall, wo negativ=1 ist 0.

Die negative Regel hat die Gewichtung 0.5. Positiv – Negativ ergibt folgende Lösung (gelb).

22. Neuronale Netze



Beim Begriff 'Neuronale Netze' da denkt man an ‚Neuronen‘ und Neurologie, also an eine medizinische Betrachtung des Gehirns, an Nervenzellen, die die Organe mit dem Gehirn verbinden. Man könnte vordergründig meinen, das alles hat nichts mit Wissensbasierten Systemen in der Wirtschaftsinformatik zu tun. Dennoch ist genau dieses *assoziative* Denken, worum es hier geht!

Wir Menschen sind in der Lage Verbindungen herzustellen, sind in der Lage assoziativ zu denken, können komplizierte Muster vervollständigen, können abstrahieren. Aus erlerntem Wissen, aus ungefähren Wahrnehmungen, aus Ideen, aus Inspirationen, aus Gedankenblitzen schaffen wir es, Zusammenhänge zu erkennen, Probleme zu lösen, Gedankengebäude zu entwickeln - nicht nur in der Wissenschaft, im Alltag bei der Reaktion auf schwierige und überraschende Ereignisse beim Autofahren, beim Zappen im Fernsehen, wenn wir 2 Filme mit nicht allzu hoher Informationsdichte gleichzeitig anschauen und dennoch mitkommen!

Das alles ist Teil unserer Intelligenz. Das leistet alles unser Gehirn. Und dies soll nun auf die Computer übertragen werden. Die Neurologen erforschen unser Gehirn, die Arbeitsweise unseres Gehirns. Unser Wissen aber über das Funktionieren des Gehirns, insbesondere der Leistungen wie Abstrahieren und Schlüsse fassen, ist noch sehr unvollständig.

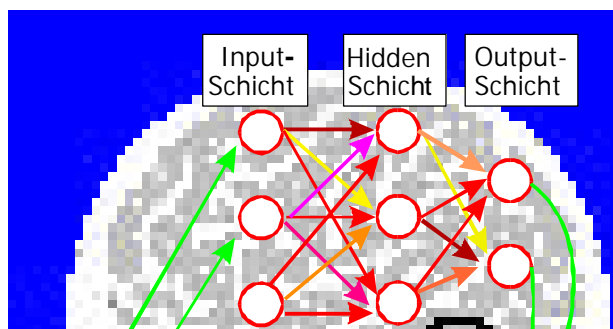
Aber was man weiß, das versucht man mit Computern zu simulieren. Das ist die Idee, um die es uns hier geht.

Input -> Mathematische Formel -> Output

23. Unterschied Fuzzy-Systeme – Neuronale Netze

	Vorteile	Nachteile
Fuzzy-Systeme	Wissen ist strukturiert in Regeln gespeichert. Funktionsweise kann intuitiv nachvollzogen werden.	Fuzzy-Systeme sind direkt nicht lernfähig, d.h. Regeln oder Fuzzy-Sets können nicht aus Beispieldaten generiert werden. Unstrukturierte Probleme (Mustererkennung) sind nicht direkt mit Fuzzy-Systemen lösbar.
Neuronale Netze	Systeme sind lernfähig von Grund auf.	Gespeichertes Wissen ist unstrukturiert und unverständlich. In vielen Fällen keine, oder sehr langsame Konvergenz, Unstabilitäten treten häufig auf. Durch irreguläre Eingangswerte kann das erlernte Wissen wieder vergessen werden.

Was haben Neuronale Netze mit dem Menschlichen Hirn gemein?



→ Dendrit

24. Lernen eines Neuronalen Netzes



Wie bringen wir nun das Netz zum Arbeiten und wie spielt das alles zusammen? Dazu kommt nun ein ganz wesentlicher neuer Aspekt, nämlich der des Lernens. Wir müssen uns überlegen, was Lernen bedeutet.

Als Lernen kann man die Modifikation von Verhalten aufgrund von Erfahrung bezeichnen. Dieses einfachste Modell des Lernens wird als das Reiz-Reaktions-Modell (Stimulus-Response-Modell)

bezeichnet. Gelernt wird, auf einen bestimmten Reiz mit einer bestimmten Reaktion zu antworten.

Wie simulieren wir denn nun das Lernen in einem Computer? Folgendes Modell legen wir uns für die Simulation des Lernens in einem Computer zu Grunde: Aus dem, was vorhin besprochen wurde, ist schon eines klar: Ein neuronales Netz stellt mathematisch gesehen eine Funktion dar, die n reellen Zahlen als Eingabewerte auf eine Anzahl m von reellen Zahlen als Ausgabewerte abbildet. Mit Hilfe der Kombinationen der Rechenelemente in den Neuronen in Form des Netzwerkes wird also aus kleinen Bausteinen eine mathematische Funktion gebaut.



n Eingangssignale
(Eingangsvektor)

m Ausgangssignale
(Ausgangsvektor)

$f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

m



n

25. Link-Verzeichnis:

<http://www.mbhs.edu/~lpiper/FuzzyLogic/>

http://www.azer.com/aiweb/categories/magazine/24_folder/24_articles/24_fuzzylogic.html

<http://cajal.unizar.es/eng/part/Zadeh.html>

<http://www.cs.berkeley.edu/People/Faculty/Homepages/zadeh.html>

<http://www.austinlinks.com/Fuzzy/>

<http://www.flll.uni-linz.ac.at/pdw/fuzzy/fuzzy.html>

<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/fuzzy/fuzzyint.shtml>

<http://www.fh-deggendorf.de>