

# **Konfektionierte relationale Fuzzy-Regler für Systemklassen**

Michael Berger

Forschungsbericht Nr. 16/94

Meß-, Steuer- und Regelungstechnik

**Übersicht:** In diesem Bericht werden die Grundlagen eines systematischen Reglerentwurfs für Fuzzy-Regler vorgestellt. Die Grundlage dieses systematischen Reglerentwurfs bilden konfektionierte relationale Fuzzy-Regler (Standard-Fuzzy-Regler) für Systemklassen. Die Systeme (Prozesse) werden aufgrund ihres dominanten dynamischen Verhaltens bzw. ihrer charakteristischen Eigenschaften durch einen unscharfen Klassifikator in Systemklassen eingeteilt. Entsprechend der Systemklassenzugehörigkeit werden dem Prozeß Standard-Fuzzy-Regler zugewiesen. Der systematische Reglerentwurf mit Hilfe der Standard-Fuzzy-Regler wird an einem technischen Beispiel dokumentiert.

Gerhard-Mercator-Universität - GH Duisburg

Meß-, Steuer- und Regelungstechnik

Prof. Dr.-Ing. H. Schwarz

# Inhaltsverzeichnis

<b>Nomenklatur</b>	<b>II</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Beschreibung der Fuzzy–Referenzmengen . . . . .	2
<b>2 Systemklassen</b>	<b>5</b>
2.1 Zeitreihenobjekt . . . . .	6
2.2 Merkmale . . . . .	7
2.3 Systemklassenbildung . . . . .	8
2.3.1 Unscharfer Klassifikator . . . . .	8
2.3.2 Systemklasse oszillatorisch . . . . .	10
<b>3 Konfektionierte relationale Fuzzy–Regler</b>	<b>12</b>
3.1 Struktur der konfektionierten relationalen Fuzzy–Regler . . . . .	12
<b>4 Standard–Fuzzy–Regler</b>	<b>18</b>
4.1 Systemklasse I–System . . . . .	19
4.2 Systemklasse oszillatorisch . . . . .	22
4.3 Systemklasse Totzeit–System . . . . .	22
4.4 Systemklasse statische Nichtlinearitäten . . . . .	23
<b>5 Anwendung der Standard–Fuzzy–Regler an einem technischen Beispiel</b>	<b>26</b>
5.1 Klassifizierung des translatorischen hydraulischen Antriebes . . . . .	27
5.2 Regelung des translatorischen hydraulischen Antriebes . . . . .	28
<b>6 Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>30</b>
<b>7 Literaturverzeichnis</b>	<b>31</b>
<b>Anhang</b>	<b>35</b>
<b>A Mathematische Beschreibung der Fuzzy–Referenzmengen</b>	<b>35</b>
<b>B Ergebnisse der Simulation</b>	<b>36</b>

# Nomenklatur

$a$	:	Betrag der Toten-Zone
$c_{1,2}$	:	Begrenzung des Einflußbereiches der Fuzzy-Mengen
$e$	:	Regelabweichung
$\tilde{e}$	:	normierte Regelabweichung
$\Delta e$	:	Änderung der Regelabweichung
$\Delta \tilde{e}$	:	normierte Änderung der Regelabweichung
$\int e(t)dt$	:	Integral der Regelabweichung
$k$	:	diskretes Zeitargument
$k_e$	:	Skalierungsfaktor der Regelabweichung des Fuzzy-PD-Reglers
$k_{eI}$	:	Skalierungsfaktor der Regelabweichung des Fuzzy-PI-Reglers
$k_{\Delta e}$	:	Skalierungsfaktor der Änderung der Regelabweichung des Fuzzy-PD-Reglers
$k_{\Delta eI}$	:	Skalierungsfaktor der Änderung der Regelabweichung des Fuzzy-PI-Reglers
$k_u$	:	Skalierungsfaktor der Stellgröße des Fuzzy-PD-Reglers
$k_{\Delta u}$	:	Skalierungsfaktor der Änderung der Stellgröße des Fuzzy-PI-Reglers
$K_I$	:	integrale Verstärkung (PI-Regler)
$K_k$	:	Systemklassen
$K_P$	:	proportionale Verstärkung (PI-Regler)
$m$	:	Modalwert
$m_E$	:	Anzahl der Fuzzy-Referenzmengen bezüglich $E$
$m_{\Delta E}$	:	Anzahl der Fuzzy-Referenzmengen bezüglich $\Delta E$
$m_U$	:	Anzahl der Fuzzy-Referenzmengen bezüglich $U$
$m_{\Delta U}$	:	Anzahl der Fuzzy-Referenzmengen bezüglich $\Delta U$
$NL$	:	statische Nichtlinearität
$o_v$	:	Überschwingen
$R$	:	Fuzzy-Relation
$t$	:	Zeit
$T$	:	Abtastzeit
$T_{63}$	:	Teit, innerhalb der $y(kT)$ 63 % des stationären Endwertes erreicht
$T_e$	:	Einschwingzeit
$T_i$	:	initiale Abtastzeit
$u$	:	Stellgröße
$\Delta u$	:	Änderung der Stellgröße
$u_o$	:	Amplitude der Sprungfunktion bzw. Element des Testsignalvektors
$u_{off}$	:	Offset der Stellgröße
$\Delta u_{off}$	:	Offset der Änderung der Stellgröße
$u_{PD}$	:	Stellgröße des Fuzzy-PD-Reglers
$u_{PI}$	:	Stellgröße des Fuzzy-PI-Reglers

---

$\Delta u_{PI}$	: Änderung der Stellgröße des Fuzzy-PI-Reglers
$v_K$	: Kolbengeschwindigkeit
$w$	: Führungsgröße
$y$	: Systemantwort
$z$	: Anzahl der relationalen Fuzzy-Regeln
$z_\infty$	: stationärer Endwert des Zeitreihenobjektvektors

### Mengen:

$A$	: Fuzzy-Menge
$\mathbb{A}$	: Menge der Fuzzy-Referenzmengen
$\mathbb{D}$	: Definitionsbereich
$\mathbb{D}_N$	: Definitionsbereich normierter Größen
$\mathbb{K}$	: Menge der Systemklassen
$KOZ$	: Fuzzy-Menge <i>kein oszillatorisches System</i>
$MOZ$	: Fuzzy-Menge <i>mittel oszillatorisches System</i>
$N$	: Fuzzy-Menge <i>negativ</i>
$\tilde{N}$	: scharfe Menge <i>negativ</i>
$NG$	: Fuzzy-Menge <i>negativ groß</i>
$NM$	: Fuzzy-Menge <i>negativ mittel</i>
$NP$	: Fuzzy-Menge <i>in der Nähe des Nullpunktes</i>
$NPK$	: Fuzzy-Menge <i>in der Nähe des Nullpunktes klein</i>
$NSK$	: Fuzzy-Menge <i>negativ sehr klein</i>
$P$	: Fuzzy-Menge <i>positiv</i>
$PG$	: Fuzzy-Menge <i>positiv groß</i>
$PM$	: Fuzzy-Menge <i>positiv mittel</i>
$PSK$	: Fuzzy-Menge <i>positiv sehr klein</i>
$STOZ$	: Fuzzy-Menge <i>stark oszillatorisches System</i>
$SOZ$	: Fuzzy-Menge <i>schwach oszillatorisches System</i>
$X_i$	: Fuzzy-Referenzmenge der Eingangsgröße normierte Regelabweichung $\tilde{e}$
$\mathbb{X}$	: Menge der Fuzzy-Referenzmengen der Eingangsgröße normierten Regelabweichung $\tilde{e}$
$Y_j$	: Fuzzy-Referenzmenge der Eingangsgröße normierte Änderung der Regelabweichung $\Delta\tilde{e}$
$\mathbb{Y}$	: Menge der Fuzzy-Referenzmengen der Eingangsgröße normierten Änderung der Regelabweichung $\Delta\tilde{e}$
$U_k$	: Fuzzy-Referenzmenge der Ausgangsgröße Stellgröße $u$
$\mathbb{U}$	: Menge der Fuzzy-Referenzmengen der Ausgangsgröße Stellgröße $u$
$\Delta U_l$	: Fuzzy-Referenzmenge der Ausgangsgröße Änderung der Stellgröße $\Delta u$

$\Delta \mathbb{U}$  : Menge der Fuzzy–Referenzmengen der Ausgangsgröße Änderung der Stellgröße  $\Delta u$

### Unscharfe Größen:

$E$  : fuzzifizierte Größe  $\tilde{e}$   
 $\Delta E$  : fuzzifizierte Größe  $\Delta \tilde{e}$   
 $M_{oz}$  : fuzzifizierte Größe  $m_{oz}$   
 $U$  : fuzzifizierte Größe  $u$   
 $\Delta U$  : fuzzifizierte Größe  $\Delta u$

### Vektoren und Matrizen:

$\mathbf{A}$  : Systemmatrix  
 $\mathbf{b}$  : Eingangsvektor  
 $\mathbf{c}$  : Ausgangsvektor  
 $\mathbf{m}$  : Merkmalsvektor  
 $\mathbf{m}_{oz}$  : Merkmalsvektor zur Klassifikation von oszillatorischen Systemen  
 $\mathbf{N}$  : Systemmatrix des bilinearen Anteils  
 $\mathbf{u}$  : Testsignalvektor  
 $\mathbf{x}$  : Zustandsvektor  
 $\dot{\mathbf{x}}$  : Ableitung des Zustandsvektors  
 $\mathbf{z}$  : Zeitreihenobjektvektor  
 $\Delta \mathbf{z}$  : zeitliche Änderung des Zeitreihenobjektvektors  
 $\mathbf{Z}$  : Zeitreihenobjektmatrix  
 $\Delta \mathbf{Z}$  : zeitliche Änderung der Zeitreihenobjektmatrix

### Griechische Buchstaben:

$\alpha$  : Erfülltheitsgrad  
 $\alpha_A$  : linke Spannweite der Fuzzy–Menge  
 $\beta_A$  : rechte Spannweite der Fuzzy–Menge  
 $\mu_A$  : Zugehörigkeitsgrad zur Menge  $A$   
 $\mu_A(x)$  : Zugehörigkeitsgrad des Elementes  $x$  zur Menge  $A$   
 $\mu^*$  : Sympathiewert  
 $\hat{\mu}^*$  : Hauptsympathiewert

**Operatoren:**

---

$\max(\cdot)$	:	Maximum–Operator
$\min(\cdot)$	:	Minimum–Operator
$T(A)$	:	Träger der Fuzzy–Menge
$\text{hgt}(A)$	:	Höhe der Fuzzy–Menge
$\in$	:	Element von
$\notin$	:	kein Element von
$\dot{(\cdot)}$	:	Differentiation nach der Zeit
$(\cdot)^T$	:	transponierte Größe
$[-1, 1]$	:	abgeschlossener Wertebereich
$\rightarrow$	:	Subjunktion
$\Rightarrow$	:	allgemeingültige Implikationsbeziehung
$\vee$	:	Disjunktionsverknüpfung
$\wedge$	:	Konjunktionsverknüpfung
$\sum$	:	Summation
$D$	:	Differenzierer
$\forall$	:	für alle

# 1 Einleitung

In diesem Bericht wird die Grundlage eines systematischen Reglerentwurfs für Fuzzy-Regler vorgestellt. Der systematische Reglerentwurf stützt sich dabei auf konfektionierte relationale Fuzzy-Regler (Standard-Fuzzy-Regler) für Systemklassen. Die konfektionierten relationalen Fuzzy-Regler werden anhand von linearen Systemen (I-System, PT<sub>2</sub>-System) nach heuristischen Gesichtspunkten (Lenat 1983) erstellt. Die Einteilung der Systeme (Objekte) (Bocklisch 1987b) in Systemklassen erfolgt aufgrund ihres dominanten dynamischen Verhaltens (I-Verhalten, Totzeit-Verhalten, schwingungsfähiges Verhalten) bzw. ihrer charakteristischen Eigenschaften durch Messung der Ein- und Ausgangswerte (Saridis und Hofstadter 1974).

Die Zuordnung der Systeme in Systemklassen geschieht durch die Methoden der Klassifikation (Nagao 1990, Lunze 1987a und 1987b) und der Merkmalsextraktion. Da die Klassifikation nicht nur durch den meßtechnischen Zugang erfolgen soll, sondern auch die Möglichkeit gegeben werden soll, durch subjektive Beschreibung das System zu charakterisieren, wird die Klassifikation durch eine unscharfe Klassifikation (Bocklisch 1987a, Bothe 1993, Tilli 1994, Schroer, Frey, Vater und Klein 1994) realisiert. Der unscharfe Klassifikator eröffnet die Möglichkeit, unscharfe Basisinformationen relativ leicht zu verarbeiten (Bocklisch 1987b). Entsprechend der Systemklassenzugehörigkeit werden dem Prozeß konfektionierte relationale Fuzzy-Regler zugewiesen.

Die Klassifikation ist nur dann notwendig, wenn kein A-priori-Wissen über den Prozeß vorliegt, wenn es sich also um eine *black box* handelt (Schwarz 1991). Ist Systemwissen über den Prozeß vorhanden, z.B. ob es sich um eine Strecke mit oder ohne Ausgleich handelt, so kann entsprechend auf Teile der Klassifikation verzichtet werden und direkt der Standard-Fuzzy-Regler für die Systemklasse *I-System* bei einer Strecke ohne Ausgleich dem Prozeß zugeordnet werden.

Bei den hier erstellten relationalen Fuzzy-Reglern handelt es sich um MISO<sup>1</sup> Fuzzy-Reglern mit den Eingangsgrößen Regelabweichung  $e$  und Änderung der Regelabweichung  $\Delta e$  sowie der Stellgröße  $u$  bzw. Änderung der Stellgröße  $\Delta u$  als Ausgangsgröße. Die Eingangsgrößen sowie die Ausgangsgröße werden durch die Fuzzy-Referenzmengen

$$\mathbb{X} = \{X_i \mid X_i \rightarrow [0, 1] \quad \forall \quad i = 1, \dots, m_E\} \quad (1.1)$$

$$\mathbb{Y} = \{Y_j \mid Y_j \rightarrow [0, 1] \quad \forall \quad j = 1, \dots, m_{\Delta E}\} \quad (1.2)$$

sowie

$$\mathbb{U} = \{U_k \mid U_k \rightarrow [0, 1] \quad \forall \quad k = 1, \dots, m_U\} \quad (1.3)$$

bzw.

$$\Delta \mathbb{U} = \{\Delta U_l \mid \Delta U_l \rightarrow [0, 1] \quad \forall \quad l = 1, \dots, m_{\Delta U}\} \quad (1.4)$$

---

<sup>1</sup>Multi Input Single Output

partitioniert. Die Anzahl der maximalen Fuzzy–Referenzmengen wird auf  $m_{E,max} = m_{\Delta E,max} = m_{U,max} = m_{\Delta U,max} = 5$  begrenzt, da in den meisten Fällen eine solche Partitionierung mehr als ausreichend ist. Weiterhin hat sich eine ungerade Anzahl der Fuzzy–Referenzmengen für eine Eingangsgröße in der Praxis bewährt (Traeger 1993). Es existieren somit maximal

$$z = m_E m_{\Delta E} = 25 \quad (1.5)$$

linguistische Regeln pro Standard–Fuzzy–Regler, wenn der Erfülltheitsgrad  $\alpha$  (Bertram 1991) der Prämisse einer Fuzzy–Regel mit einer Fuzzy–Referenzmenge  $U_k$  bzw.  $\Delta U_l$  verknüpft wird. Die Ausgangsgröße der Standard–Fuzzy–Regler werden on line bestimmt, u.a. um hier im Vergleich zur off line Bestimmung der Ausgangsgröße empfindlicher (Wu, Böning und Schneider 1994) und dem linguistisch formulierten Algorithmus näher zu sein (Bertram 1992).

Die Anwendbarkeit der konfektionierten relationalen Fuzzy–Regler für Systemklassen werden am Beispiel eines translatorischen hydraulischen Antriebes dokumentiert. Die Simulation wird anhand des identifizierten bilinearen Modells (Dorißen 1990b)

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A} \mathbf{x}(t) + \mathbf{N} \mathbf{x}(t) u(t) + \mathbf{b} u(t) \quad (1.6)$$

$$y(t) = \mathbf{c}^T \mathbf{x}(t), \quad (1.7)$$

durchgeführt. Eine Zusammenfassung und ein Ausblick in Abschnitt 6 schließen den Forschungsbericht.

## 1.1 Beschreibung der Fuzzy–Referenzmengen

Die zur Klassifizierung und zur Auslegung der konfektionierten relationalen Fuzzy–Reglern benötigten Fuzzy–Referenzmengen

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in \mathbb{D}\} \quad (1.8)$$

(Lee 1990a, b) werden durch Dreiecke, Trapeze, Fuzzy–Einermengen (Singletons) und halbe Trapeze<sup>L</sup> bzw. halbe Trapeze<sup>R</sup> beschrieben Bild 1.1, 1.2 und 1.3 (Tilli 1993a und 1993b). Der Exponent  $L$  weist auf den „linken“ Teil und der Exponent  $R$  auf den „rechten“ Teil des Trapezes hin (Böhme 1993). Diese Unterteilung ist notwendig, da auch bei diesen Fuzzy–Referenzmengen die Definition der „linken Spannweite“  $\alpha_A = m - c$  bzw. der „rechten Spannweite“  $\beta_A = c - m$  angewandt werden soll. Charakteristisch für diese Mengen sind die Modalwerte  $m$  und die Begrenzungen des Einflußbereiches  $c$  (Böhme 1993, Pedrycz 1993) mit

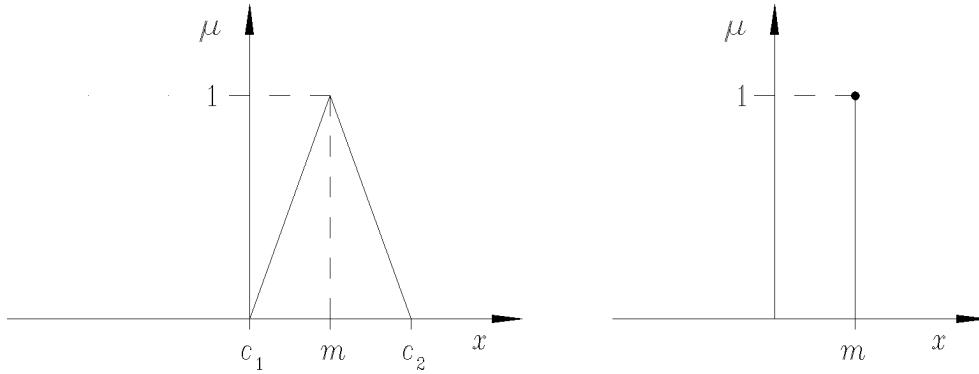
$$\mu_A(c) = 0 \quad (1.9)$$

$$\mu_A(m) = 1 \quad (1.10)$$

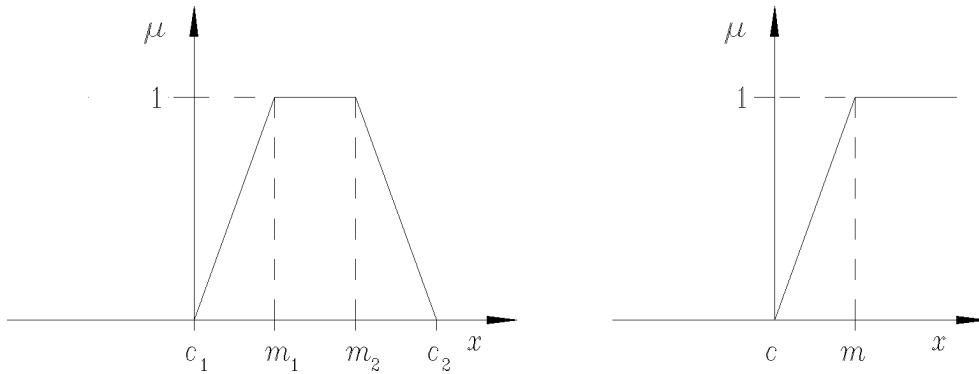
und die lineare Zugehörigkeitsfunktion  $\mu_A$  im Intervall  $[c, m]$ . Das heißt, der Träger

$$T(\mu_A) = \{x \mid x \in \mathbb{D}, \mu_A > 0\} \quad (1.11)$$

der Fuzzy-Mengen (Bertram 1991, Tilli 1993a, Bertram u.a. 1994) wird durch die Begrenzungen der Einflußbereiche  $c$  und die Höhe der Fuzzy-Mengen durch die Modalwerte  $m$  bei normalen Fuzzy-Mengen  $\text{hgt}(A) = 1$  gebildet (Bertram 1991, Rommelfanger 1994). Durch diese Art der Beschreibung lassen sich die Fuzzy-Referenzmengen, wie es in der Fuzzy-Arithmetik (Kaufmann und Gupta 1988) für Referenzfunktionen  $L, R$  (Mayer, Mechlner, Schwindwein und Wolke 1993) üblich ist, als Kurzschreibweise (Buckley 1992, Zeng und Singh 1994),  $A = (c_1, m_1, m_2, c_2)$  darstellen (Tabelle 1.1).



**Bild 1.1:** Fuzzy-Referenzmenge als Dreiecke (links) und als Fuzzy-Einermenge (rechts)

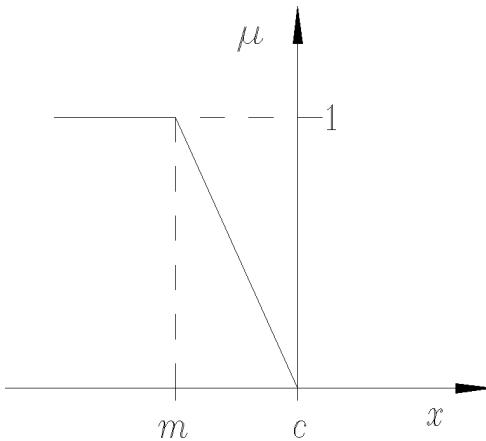


**Bild 1.2:** Fuzzy-Referenzmenge als Trapeze (links) und als halbes Trapez $L$  (rechts)

Die mathematische Beschreibung der Fuzzy–Referenzmengen ist im Anhang A aufgeführt. Diese Fuzzy–Referenzmengen werden vor allem deswegen verwendet, weil sie durchzuführende Berechnungen des Fuzzy–Reglers bei stückweise linearen Funktionen sehr vereinfachen (Kruse, Gebhardt und Klawonn 1993, Traeger 1993).

Fuzzy–Referenzmengen	Kurzschreibweise
Dreiecke	$A = (c_1, m, c_2)$
Einermengen	$A = (m)$
Trapeze	$A = (c_1, m_1, m_2, c_2)$
halbe Trapeze <sup>L</sup>	$A = (c, m)$
halbe Trapeze <sup>R</sup>	$A = (m, c)$

**Tabelle 1.1:** Kurzschreibweisen der Fuzzy–Referenzmengen



**Bild 1.3:** Fuzzy–Referenzmenge als halbes Trapez<sup>R</sup>

## 2 Systemklassen

Bei der Bestimmung von Systemklassen handelt es sich um die typische Form von Mustererkennungsproblemen, wobei unter Mustererkennung die Suche nach Strukturen in Daten verstanden werden kann (Tilli 1994). Bei dem hier verwendeten Mustererkennungsverfahren handelt es sich um ein *numerisches* Mustererkennungsverfahren. Generell werden in einem numerischen Mustererkennungssystem entweder Datenmatrizen oder Distanzmatrizen verwendet. Datenmatrizen — welche auch hier verwendet werden — beinhalten eine Kollektion von Datenvektoren, die aufgrund von Messungen am System (Objekte) gewonnen werden (Bocklisch 1987a). Die Datenvektoren werden aufgrund von Erregungen des offenen Systems durch Sprungfunktionen  $u(kT) = u_o \cdot 1(kT)$  mit unterschiedlicher positiver und negativer Amplitude  $u_o$  gewonnen.

Systemklassen umfassen solche Objekte, die eine Einheitlichkeit aufweisen. Die Einheitlichkeit stützt sich dabei auf inhaltliche oder formale Kriterien. Aufgrund dieser Beurteilung entstehen semantische oder natürliche Systemklassen. Die natürlichen Systemklassen können als primäre Einteilungsstruktur angesehen werden. Die Unterscheidung der natürlichen Systemklassen stützt sich dabei auf natürliche Gesetzmäßigkeiten, das heißt, sie ist standpunktunabhängig und somit nicht subjektiv. Die semantischen Systemklassen werden hier als sekundäre Einteilungsstrukturen verwendet. Bei der Bildung der semantischen Klassen wird auf das Wissen von Experten zurückgegriffen. Hier kann die Einteilung standpunktabhängig erfolgen. Die Standpunktabhängigkeit ist in erster Linie von der Verwendbarkeit der semantischen Systemklasse abhängig. Objekte entstehen durch Messungen am realen System, das heißt, sie sind durch einen Satz von Meßdaten charakterisiert. Bei der Systemklassenbildung wird grundsätzlich ein stabiles Systemverhalten vorausgesetzt. Im folgenden sind die natürlichen Systemklassen,

- *oszillatorisch*
- *monoton*
- *I-System*
- *Totzeit-System*
- *statische Nichtlinearitäten*
- *Sammelklasse*

welche in diesem Bericht unterschieden werden, dargestellt. Die Sammelklasse dient zur Aufnahme der nicht zu klassifizierenden Objekte.

Die natürlichen Systemklassen *oszillatorisch* und *statische Nichtlinearitäten* lassen sich weiterhin in semantische Systemklassen unterteilen:

- *oszillatorisch*
  - *schwach oszillatorisch*,
  - *mittel oszillatorisch* und
  - *stark oszillatorisch*
- *statische Nichtlinearitäten*
  - *Tote-Zone*,
  - *Begrenzer*,
  - *Zweipunktschalter* und
  - *Dreipunktschalter*

Die natürlichen Systemklassen werden aufgrund von inhaltlichen Kriterien in semantische Systemklassen unterteilt. Bei der natürlichen Systemklasse *oszillatorisch* ist das inhaltliche Kriterium die Überschwingweite  $o_v$  (Abschnitt 2.3.2). Die Objekte werden aufgrund ihres dominanten dynamischen Verhaltens bzw. ihrer charakteristischen Eigenschaft klassifiziert. Dieses geschieht anhand von einfach zu beschreibenden Merkmalen (Bothe 1994, Kahlert und Frank 1993). Die Klassifikation stützt sich dabei auf Aussagen und Daten des Objektes. Dies geschieht durch

- experimentellen meßtechnischen Zugang und/oder
- subjektive Aussagen und Einschätzungen von Experten.

## 2.1 Zeitreihenobjekt

Objekte sind im allgemeinen diskrete Abbildungen (Modelle) von Systemen. Sie werden durch einen Satz von Informationen über das System erklärt (Bocklisch 1987a). Die Informationen liegen meist als Meßdatenvektor vor. Der Meßdatenvektor besteht dann aus abgetasteten Meßdaten. Für die Betrachtung von Sprungantworten lässt sich der Objektbegriff konkretisieren. Die Sprungantworten werden im Rahmen der Systemklassenbildung von nun an als Zeitreihenobjekte bezeichnet. Das Zeitreihenobjekt ist an spezielle Zeitpunkte der Zeitreihe und deren Umgebung gebunden. Das heißt, es existiert eine eindeutige Zuordnung zwischen Objekt und Abtastzeitpunkt. Zur Bestimmung der Systemklassen durch Zeitreihenobjekte wird ein Zeitreihenobjektvektor  $\mathbf{z}$  benötigt. Dabei bestimmt die Anzahl  $m$  der Abtastungen die Dimension des Zeitreihenobjektvektors  $\mathbf{z}$ :

$$\mathbf{z} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]^T \quad (2.1)$$

Da meist ein Zeitreihenobjektvektor  $\mathbf{z}$  zur Bestimmung der Systemklassen nicht ausreicht, wird eine Zeitreihenobjektmatrix

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \dots & y_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

benötigt. Es entsteht so eine  $m \times n$  Matrix, wobei  $n$  die Anzahl der Sprungfunktionen angibt. Die Sprungfunktion lässt sich dann als Testsignalvektor

$$\mathbf{u} = [u_{o,1} u_{o,2} \dots u_{o,n}]^T \quad (2.3)$$

mit den  $n$  Amplituden  $u_{o,1} < u_{o,2} < \dots < u_{o,n}$  mit  $u_{o,n} \in [-1, 1]$  zusammenfassen.

## 2.2 Merkmale

Merkmale sind charakteristische Eigenschaften von Objekten und wirken insofern unterscheidend. Die Merkmale lassen sich anhand von zwei Vorgehensweisen beschreiben, welche zuvor genannt worden sind. Subjektive Einschätzungen könnten z.B. ausgeprägte Schwingungserscheinungen sein, meßtechnische Auswertungen könnten z.B. an Zeitreihenobjekten durchgeführt werden. Die Menge aller Merkmale wird zu einem Merkmalsvektor

$$\mathbf{m} = [m_1 \ m_2 \ \dots \ m_N]^T \quad (2.4)$$

mit den  $N$  Merkmalen  $m_1, m_2, \dots, m_N$  zusammengefaßt.

Die Zuordnung eines Objektes zu einer oder mehreren Systemklassen geschieht in erster Linie über die Implikation<sup>2</sup> ( $a \implies b$ ) (Böhme 1992 und 1993). In einer Implikation (WENN ... DANN Regel) bildet der Merkmalsvektor  $\mathbf{m}$  die Prämisse und die Systemklasse  $K_k$  die Konklusion. Da man meist mehrere Partialprämissen zur Systemklassenzuordnung benötigt, werden die Konjunktion und die Disjunktion (Böhme 1993) als weitere Verknüpfungen gebraucht. Im folgenden ist die Verknüpfung Subjunktion als WENN ... DANN Regel dargestellt, wobei die einzelnen Merkmalsvektoren  $\mathbf{m}$  konjunktiv über den Minimum-Operator und disjunktiv über den Maximum-Operator (Zadeh 1965) verknüpft sind:

$$\text{WENN } \mathbf{m}_{1,k} \wedge \mathbf{m}_{2,k} \vee \mathbf{m}_{3,k} \vee \dots \wedge \mathbf{m}_{N,k} \quad \text{DANN } K_k. \quad (2.5)$$

Da ein Ziel dieses Berichtes darin besteht, reale Strecken (Prozesse) in Systemklassen einzuteilen und dementsprechend damit zu rechnen ist, daß die Zeitreihenvektoren mit

---

<sup>2</sup> Im Gegensatz zur Subjunktion ( $a \longrightarrow b$ ) (Bocklisch 1987a) bringt die Implikation direkt eine logische Folgerung und einen ursächlichen oder bedingungsgemäßen, inhaltlichen Zusammenhang zwischen  $a$  und  $b$  zum Ausdruck (WENN  $a$  DANN  $b$ ) (Böhme 1993)

Störungen oder mit sogenannten „Ausreißern“ belegt sind, werden für die Einzelmerkmale Toleranzintervalle zugelassen. Aus diesem Grunde werden die Merkmale durch unscharfe Mengen und die Regeln für die Systemklassenbildung durch unscharfe Relationen dargestellt. Das heißt, es wird eine unscharfe Klassifikation, welche sich besonders durch ihre große Robustheit auszeichnet, durchgeführt (Schroer, Frey, Vater und Klein 1994, Pribor u. a. 1994). Ein weiterer Vorteil des unscharfen Klassifikators liegt in der relativ einfachen Verarbeitung von unscharfen Basisinformationen (elementaren Informationen des Objektes). Die Unschärfe der Basisinformationen beruht z.B. auf Meßgerätefehlern, Störeinflüssen beim Messen und nichtreproduzierbaren Anfangs- und Randbedingungen (Bocklisch 1987b). Der Aufbau des unscharfen Klassifikators erfolgt analog zu dem Aufbau eines Fuzzy-Reglers. Welche Merkmale zu verknüpfen sind und wie die Klassifizierung im Merkmalsraum von stattent geht, entscheidet der Klassifikator (siehe Abschnitt 2.3.1). In einem weiteren Schritt wird dann jeweils ein Standard-Fuzzy-Regler jeder natürlichen und semantischen Klasse zugeordnet.

## 2.3 Systemklassenbildung

Zur Einteilung der Systemklassen werden die Sprungantworten des Systems (Objekt) abgetastet und als Zeitreihenobjektvektor  $\mathbf{z}$  bzw. als Zeitreihenobjektmatrix  $\mathbf{Z}$  abgespeichert. Die Abtastzeit  $T$  wird aus der Sprungantwort des Systems bestimmt. So kann aus der Zeit  $T_{63}$  ein Intervall  $T \in [0, 18 T_{63}; 0, 36 T_{63}]$  bestimmt werden (Mindel 1993). Für die erste Messung wird die initiale Abtastzeit

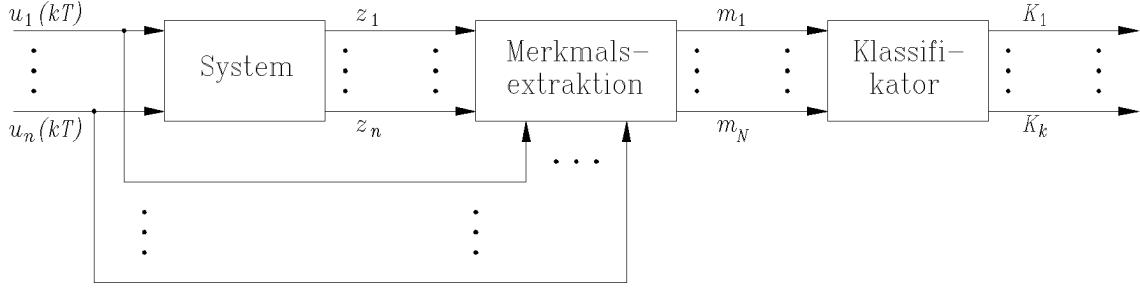
$$T_i = \frac{T_e}{200} \quad (2.6)$$

in Abhängigkeit der Einschwingzeit  $T_e$  festgelegt.

Nach dieser ersten Messung kann dann zunächst  $T_{63}$  und damit  $T$  berechnet werden. Im Bild 2.1 ist die Vorgehensweise zur Bestimmung der Systemklassen aufgezeichnet. In der Merkmalsextraktion sind die Merkmalsvektoren  $\mathbf{m}$  abgelegt. Da hier die Merkmale zur Unterscheidung der Klassen von vornherein bekannt sind, läuft die Merkmalsextraktion darauf hinaus, die Merkmale zu „messen“. Zur Merkmalsextraktion werden meist nicht nur die Zeitreihenobjekte benötigt, sondern auch die entsprechenden Sprungfunktionen  $u_n(kT)$ . Das heißt, daß neben dem Zeitreihenobjektvektor  $\mathbf{z}$  bzw. der Zeitreihenobjektmatrix  $\mathbf{Z}$  auch der Testsignalvektor  $\mathbf{u}$  ausgewertet wird. Der Klassifikator ordnet dann das System (Objekt), charakterisiert durch die Merkmale, einer Systemklasse zu.

### 2.3.1 Unscharfer Klassifikator

An Skalen und folglich auch an Variablen, die zu Merkmalen führen, werden die *nicht metrischen* nominalen und ordinalen Skalen sowie die *metrischen* Intervall- und Verhäl-



**Bild 2.1:** Vorgehensweise bei der Systemklassenbildung

nisskalen unterschieden. Zu den Metrischen gehören direkt gemessene oder vorverarbeitete Signale — Zeitreihenobjekte — und Bestimmungsgrößen — Betrag der Toten-Zone — des Prozesses. Durch den Menschen werden Informationen oft mittels ordinaler Skalen angegeben. Derartige Informationen treten häufig als linguistische Variablen auf (Bertram 1991). Die Besonderheit des unscharfen Klassifikators besteht darin, daß alle Arten von Skalen und auch ihre Kombinationen verarbeitet werden können, womit die Option der Beschreibung des Systems mit subjektiven Einschätzungen gewährleistet ist. Die Grundstruktur des unscharfen Klassifikators ist im Bild 2.2 dargestellt. Er besteht aus den gleichen Grundelementen wie ein Fuzzy-Regler. Es wird jedem Merkmal ein Sympathiewert  $\mu_N^* = \mu^*(m_N)$  zugewiesen, welcher vergleichbar mit dem Zugehörigkeitsgrad  $\mu_A$  beim Fuzzy-Regler ist.



**Bild 2.2:** Unscharfer Klassifikator

Da jedoch aufgrund der hohen Anzahl der Merkmale der Aufwand relativ groß ist diese zu verarbeiten, werden aus den Merkmalsvektoren bzw. den Merkmalmatrizen (wenn möglich) signifikante Merkmale im Vorfeld selektiert. Dies können z.B. die Maximum-, Minimum- oder arithmetischen Mittelwerte sein. Es wird also angestrebt, die Dimension des Merkmalsvektors  $N$  wesentlich kleiner zu halten als die des Zeitreihenobjektes  $n$ . Dies bedeutet, daß in der Merkmalsextraktion gleichzeitig auch eine Merkmalselektion enthalten ist. Eine weitere Möglichkeit zur Datenreduktion ergibt sich, wenn die Merkmale im relativen Bereich zu einem Bezugspunkt  $k^*T$  beschrieben werden. Dieser Bezugspunkt könnte z.B. durch die subjektive Aussage eines Experten bestimmt werden. Die scharfen Werte der Merkmale werden durch die Fuzzifizierung in unscharfe Werte überführt. Durch

die Inferenzmethode, basierend auf der Regelbasis, entstehen die Hauptsympathiewerte  $\hat{\mu}^*$ . Diese werden durch die Maximalentscheidung (Kahlert und Frank 1993, Tilli 1993a) gebildet:

$$\hat{\mu}_{K_i}^* = \max_{K_i} (\mu_j^*) , \quad (2.7)$$

mit  $i = 1, 2, \dots, k$  und  $j = 1, 2, \dots, N$ , wobei  $K_i$  die zutreffende Systemklasse im scharfen Sinne darstellt.

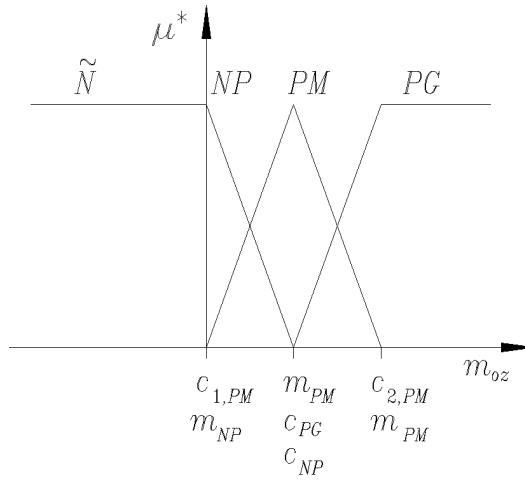
Die Defuzzifizierung weist dann einem Objekt eine oder mehrere Systemklassen aufgrund des Betrages der Hauptsympathiewerte zu. Die Ausgangs–Fuzzy–Mengen werden durch Fuzzy–Einermengen (Singletons) (Bertram u.a. 1994) modelliert. Die Defuzzifizierung erfolgt nach der Maximum–Methode (MAX) (Bertram 1991, Kahlert und Frank 1993). Dadurch wird eine konkrete Klassifizierung erzielt, da nur die Regel mit dem höchsten Hauptsympathiewert  $\hat{\mu}_{K_k}^*$  berücksichtigt wird. Eine fehlerhafte Mittelung zwischen den verschiedenen Klassen  $\mathbb{K}$  (wie sie sich mit der Höhenmethode einstellen kann) ist daher nicht möglich. Die Maximum–Defuzzifizierungsmethode erlaubt hohe Verarbeitungsgeschwindigkeiten und ist für die Klassifizierung geeignet, die eine harte Zuordnung der Objekte zu den vordefinierten Klassen vornimmt (Tilli 1994). Der Nachteil der Maximum–Methode ist jedoch, daß die Eindeutigkeit erzwungen werden muß. Diese wird durch eine Verfeinerung der Merkmalsextraktion erzielt, wodurch sich die Anzahl der Regeln erhöht.

### 2.3.2 Systemklasse oszillatorisch

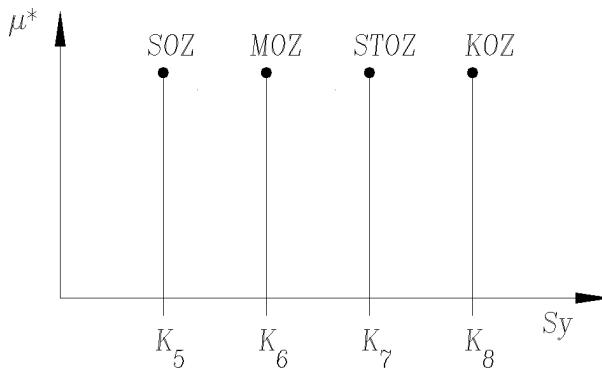
Bei der weiteren Einteilung der natürlichen Systemklassen in semantische Systemklassen werden inhaltliche Kriterien (Bocklisch 1987a) berücksichtigt. Im Falle der Systemklasse *oszillatorisch* ist das inhaltliche Kriterium die Überschwingweite  $o_v$ . Sie gibt das Verhältnis des maximalen Überschwingens des Zeitreihenobjektvektors  $\max(\mathbf{z}) - \mathbf{z}_\infty$  zu dem stationären Endwert  $\mathbf{z}_\infty$  wider:

$$o_v := \frac{\max\{\mathbf{z}\} - \mathbf{z}_\infty}{\mathbf{z}_\infty} \quad (2.8)$$

Die Überschwingweite  $o_v$  ist das charakteristische Merkmal  $m_{oz}$  der natürlichen Systemklasse *oszillatorisch* mit ihren semantischen Systemklassen. Dieses charakteristische Merkmal wird fuzzifiziert und entsprechend den Bildern 2.1 und 2.2 ausgewertet. In den Bildern 2.3 und 2.4 sind die Fuzzy–Referenzmengen der Prämisse und der Konklusion dargestellt. Zur Systematik der Klassifizierung der anderen natürlichen und semantischen Systemklassen wird auf Berger (1994) verwiesen.



**Bild 2.3:** Fuzzy-Referenzmengen der Prämisse



**Bild 2.4:** Fuzzy-Referenzmengen der Konklusionen

Die Regelbasis zur Klassifizierung besteht aus vier relationalen Regeln:

$$\text{WENN } (m_{oz} \text{ IST } \tilde{N}) \quad \text{DANN } (Sy \text{ IST } KOZ), \quad (2.9)$$

$$\text{WENN } (M_{oz} \text{ IST } NP) \quad \text{DANN } (Sy \text{ IST } SOZ), \quad (2.10)$$

$$\text{WENN } (M_{oz} \text{ IST } PM) \quad \text{DANN } (Sy \text{ IST } MOZ), \quad (2.11)$$

$$\text{WENN } (M_{oz} \text{ IST } PG) \quad \text{DANN } (Sy \text{ IST } STOZ). \quad (2.12)$$

### 3 Konfektionierte relationale Fuzzy-Regler

#### 3.1 Struktur der konfektionierten relationalen Fuzzy-Regler

Jeder natürlichen Systemklasse wird ein konfektionierter relationaler Fuzzy-Regler in Form eines Fuzzy-PD-Reglers bzw. eines Fuzzy-PI-Reglers zugeordnet, wobei sich die Regler aufgrund ihrer Ausgangsgröße unterscheiden. Der Unterschied wird durch einen Vergleich des Fuzzy-PD-Reglers bzw. des Fuzzy-PI-Reglers mit den konventionellen (Kahlert und Frank 1993) PD-Regler bzw. PI-Regler erläutert (Driankov, Hellendoorn und Reinfrank 1993). Ein konventioneller PD-Regler wird durch die Differentialgleichung

$$u(t) = K_P e(t) + K_D \dot{e}(t) \quad (3.1)$$

beschrieben, das heißt, er verarbeitet die Regelabweichung  $e(t)$  und die Ableitung der Regelabweichung  $\dot{e}(t)$  zu einer Stellgröße  $u(t)$ . Die gleiche strukturierte Verarbeitung der Eingangsgrößen zur Ausgangsgröße weist der Fuzzy-PD-Regler auf, nur daß hier die Änderung der Regelabweichung  $\Delta e(kT)$  verwendet und die Stellgröße  $u(kT)$  aufgrund von relationalen Fuzzy-Regeln der Form

$$\text{WENN } (E \text{ IST } X_i) \text{ UND } (\Delta E \text{ IST } Y_j) \text{ DANN } (U \text{ IST } U_k) \quad (3.2)$$

$$\begin{aligned} \text{mit } X_i &\in \{NG, NM, NP, PM, PG\} \\ Y_j &\in \{NG, NM, NP, PM, PG\} \\ U_k &\in \{NG, NM, NP, PM, PG\} \end{aligned}$$

gebildet wird. Der konventionelle PI-Regler wird durch die Differentialgleichung

$$u(t) = K_P e(t) + K_I \int e(t) dt \quad (3.3)$$

beschrieben, differenziert man diese Gleichung, so erhält man einen äquivalenten Ausdruck der Form

$$\dot{u}(t) = K_P \dot{e}(t) + K_I e(t) . \quad (3.4)$$

Das heißt man erhält als Eingangsgröße die Regelabweichung  $e(t)$  und die Ableitung der Regelabweichung  $\dot{e}(t)$  sowie die Ableitung der Stellgröße  $\dot{u}(t)$  als Ausgangsgröße. Die gleiche Struktur bezüglich der Verarbeitung der Eingangsgrößen zu der Ausgangsgröße weist der Fuzzy-PI-Regler auch auf, nur daß hier die Änderung der Regelabweichung  $\Delta e(kT)$  verwendet und die Änderung der Stellgröße  $\Delta u(kT)$  aufgrund von relationalen Fuzzy-Regeln der Form

$$\text{WENN } (E \text{ IST } X_i) \text{ UND } (\Delta E \text{ IST } Y_j) \text{ DANN } (\Delta U \text{ IST } \Delta U_l) \quad (3.5)$$

$$\begin{aligned} \text{mit } X_i &\in \{NG, NM, NP, PM, PG\} \\ Y_j &\in \{NG, NM, NP, PM, PG\} \\ \Delta U_l &\in \{NG, NM, NP, PM, PG\} \end{aligned}$$

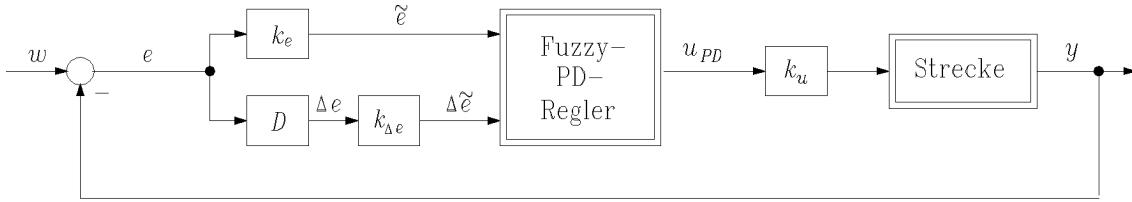
gebildet wird. Die verwendeten konfektionierten relationalen Fuzzy-Regler bestehen aus den Grundelementen Fuzzifizierung, Regelbasis und Defuzzifizierung. Dem Regler werden die Regelabweichung  $e(kT)$  und deren zeitliche Änderung  $\Delta e(kT)$  in Form eines einfachen Differenzenquotienten

$$e(kT) = w(kT) - y(kT) \quad (3.6)$$

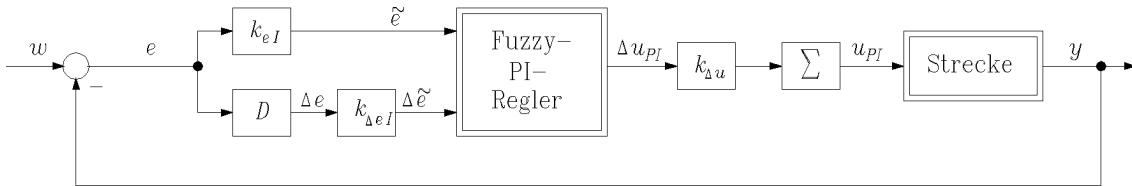
$$\Delta e(kT) = \frac{e(kT) - e((k-1)T)}{T} \quad (3.7)$$

zugeführt.

Da der Fuzzy-Regler selbst ein rein statisches Übertragungsverhalten besitzt, muß er mit dynamischen Gliedern ergänzt werden (Preuß 1992a, b) (Bild 3.1 und 3.2). Aus diesem Grunde wird vor dem Fuzzy-Regler ein Differenzierer  $D$  geschaltet. Zusätzlich werden die Skalierungsfaktoren  $k_e, k_{\Delta e}$  bzw.  $k_{eI}, k_{\Delta eI}$  eingeführt, mit denen die Wertebereiche der Eingangsgrößen  $e, \Delta e$  auf das Definitionsintervall  $\mathbb{D}_N = [-1, 1]$  normiert werden (normierte Regelabweichung  $\tilde{e}$  und normierte Änderung der Regelabweichung  $\tilde{\Delta e}$ ).



**Bild 3.1:** Fuzzy-PD-Regler im Regelkreis



**Bild 3.2:** Fuzzy-PI-Regler im Regelkreis

Da der Fuzzy-PI-Regler als Ausgangsgröße die Änderung der Stellgröße  $\Delta u(kT)$  besitzt, muß diese noch summiert werden:

$$u(kT) = k_{\Delta u} \Delta u(kT) + u((k-1)T) . \quad (3.8)$$

Eine Erhöhung der Skalierungsfaktoren  $k_e$  und  $k_{\Delta e}$  bzw.  $k_{eI}$  und  $k_{\Delta eI}$  führt zu einer Sensibilisierung der Regelung in der Umgebung des Arbeitspunktes und zu einer Desensibilisierung in der transienten Phase (Kroll 1993). Bei der Einstellung der Skalierungsfaktoren  $k_e$

und  $k_{\Delta e}$  bzw.  $k_{eI}$  und  $k_{\Delta eI}$  wird zunächst von den Maximalwerten der jeweiligen skalierten Größen ausgegangen und die Skalierungsfaktoren so eingestellt, daß beim Einstellen dieser Maximalwerte der normierte Grundbereich  $\mathbb{D}_N$  gerade ausgeschöpft wird. Einen signifikanten Einfluß auf das Systemverhalten hat der Skalierungsfaktor  $k_{\Delta u}$ . Ein zu kleiner  $k_{\Delta u}$ -Wert hat ein zu trüges Systemverhalten zur Folge. Ein zu groß gewählter  $k_{\Delta u}$ -Wert kann eine Instabilität mit großen Amplitudenänderungen um den Sollwert verursachen (Bare, Mulholland und Sofer 1990). Bei der Auslegung der Standard-Fuzzy-Regler werden verschiedene Werte für die Skalierungsfaktoren  $k_{\Delta u}$  untersucht. Die besten Ergebnisse werden bei einem Skalierungsfaktor von

$$k_{\Delta u} \in \left[ \frac{T}{10}, \frac{T}{4} \right]$$

erzielt (Berger 1994). Die normierte Regelabweichung  $\tilde{e}(kT)$ , die normierte Änderung der Regelabweichung  $\Delta\tilde{e}(kT)$  und die Stellgröße  $u(kT)$  bzw. die Änderung der Stellgröße  $\Delta u(kT)$  werden jeweils durch fünf Fuzzy-Referenzmengen partitioniert. Die Fuzzy-Referenzmengen assoziieren dabei die linguistischen Variablen *negativ groß* (NG), *negativ mittel* (NM), *in der Nähe des Nullpunktes* (NP), *positiv mittel* (PM) sowie *positiv groß* (PG) (Bild 3.3 und 3.4). Weiterhin sind die Fuzzy-Referenzmengen der Eingangsgrößen der Fuzzy-Regler orthogonal auf  $\mathbb{D}_N$  gemäß der

**Definition:** (Rommelfanger 1993)

Eine Menge  $\mathbb{A} = \{A_k\}_{k=1, \dots, K}$  unscharfer Mengen  $A = \{(x, \mu_{A_k}(x)) \mid x \in \mathbb{D}_N\}$  heißt genau dann orthogonal auf  $\mathbb{D}_N$ , wenn gilt

$$\sum_{k=1}^K \mu_{A_k}(x) = 1 \quad \forall x \in \mathbb{D}_N$$

□

wenn die Menge aller Fuzzy-Referenzmengen  $\mathbb{A}$  nicht über eine linguistische Beschreibungsweise

$$\mathbb{A} = \{NG, NM, NP, PM, PG\} , \quad (3.9)$$

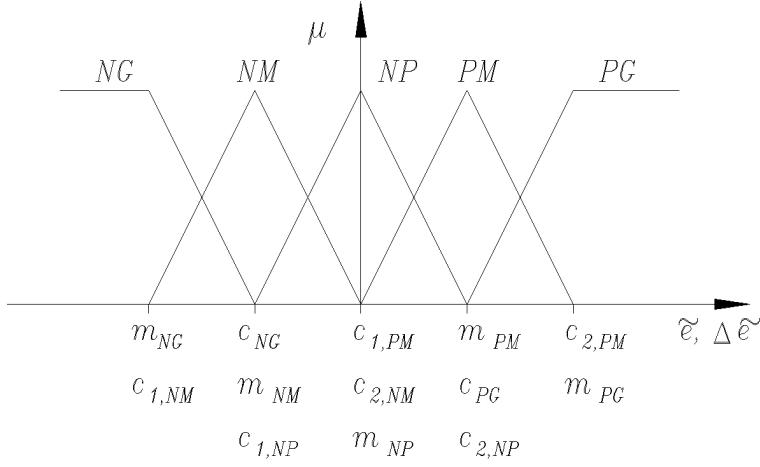
sondern über eine numerische Bezeichnungsweise

$$\mathbb{A} = \{1, 2, 3, 4, 5\} \quad (3.10)$$

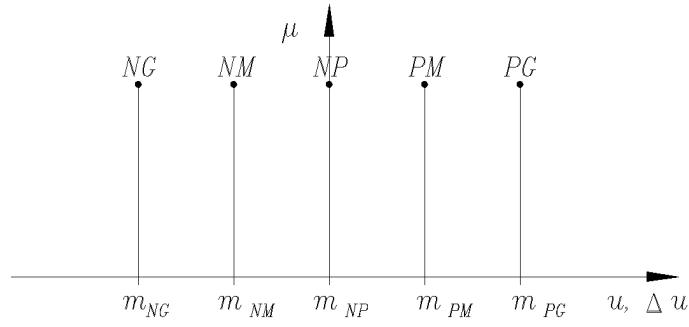
dargestellt wird. Somit ergibt sich für die konfektionierten relationalen Fuzzy-Regler

$$\sum_{i=1}^{m_E} \mu_{X_i}(\tilde{e}) = 1 \quad \forall \tilde{e} \in \mathbb{D}_N \quad (3.11)$$

$$\sum_{j=1}^{m_{\Delta E}} \mu_{Y_j}(\Delta\tilde{e}) = 1 \quad \forall \Delta\tilde{e} \in \mathbb{D}_N \quad (3.12)$$



**Bild 3.3:** Fuzzy-Referenzmengen der Prämisse  $X_i$  und  $Y_j$



**Bild 3.4:** Fuzzy-Referenzmengen der Konklusionen  $U_k$  und  $\Delta U_l$

Für die Fuzzy-Referenzmengen der Prämisse und der Konklusionen ergeben sich folgende Kurzschreibweisen,

$$X_{NG} = Y_{NG} = (-0,5, -1,0, 0) \quad (3.13)$$

$$X_{NM} = Y_{NM} = (-1,0, -0,5, 0,0, 0) \quad (3.14)$$

$$X_{NP} = Y_{NP} = (-0,5, 0,0, 0,5) \quad (3.15)$$

$$X_{PM} = Y_{PM} = (0,0, 0,5, 1,0) \quad (3.16)$$

$$X_{NG} = Y_{NG} = (0,5, 1,0) \quad (3.17)$$

$$U_{NG} = \Delta U_{NG} = (-1,0) \quad (3.18)$$

$$U_{NM} = \Delta U_{NM} = (-0,5) \quad (3.19)$$

$$U_{NP} = \Delta U_{NP} = (0,0) \quad (3.20)$$

$$U_{PM} = \Delta U_{PM} = (0, 5) \quad (3.21)$$

$$U_{NG} = \Delta U_{PG} = (1, 0) . \quad (3.22)$$

Bei der Verknüpfung der Partialprämissen ( $E \text{ IST } X_i$ ) und ( $\Delta E \text{ IST } Y_j$ ) wurden die aus der Praxis bekanntesten  $t$ -Normen (Gottwald 1993, Kruse, Gebhardt und Klawonn 1993) untersucht (Ying, Silver und Buchley 1990). Ausgangspunkt der Untersuchungen ist die min-Verknüpfung der Zadehschen Logik (Zadeh 1965). Nachteilig wirkt sich bei dieser Verknüpfung das nicht interaktive Verhalten (Grimm 1994) aus, da das Verknüpfungsergebnis nur von einer Partialprämissen abhängt und sich nur dann ändert, wenn eine Partialprämissen kleiner ist als die andere. Aufgrund von experimentellen Untersuchungen von Berger (1994) und Pedrycz (1989) wird als Verknüpfung der Partialprämissen das algebraische Produkt verwendet (Böhme 1992, 1993, Grimm 1994).

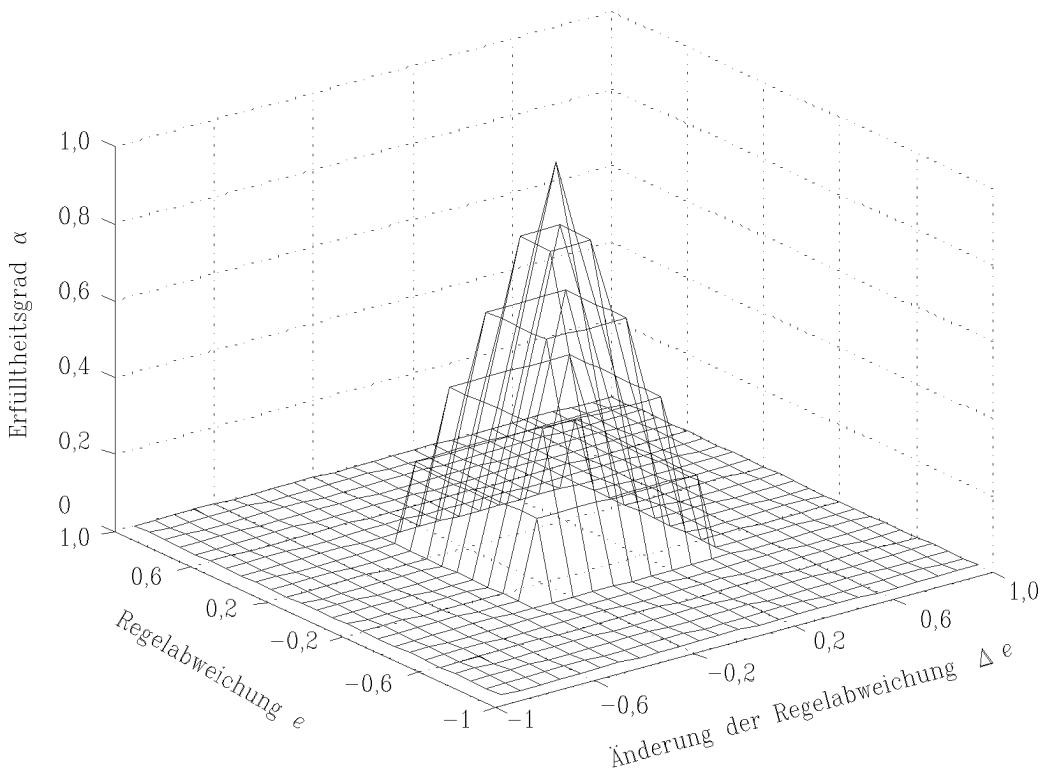
Diese Verknüpfung zeichnet sich besonders durch ihr interaktives und sensitivs Verhalten aus (Grimm 1994). Weiterhin ist mit dieser Verknüpfung eine „glattere“ Stellgrößenerierung zu erreichen (Brown and Harris 1991). In den Bildern 3.5 und 3.6 sind binäre Fuzzy-Relationen  $R = \{((e, \Delta\tilde{e}), \alpha(\tilde{e}, \Delta\tilde{e})) \mid \tilde{e} \in \mathbb{X}, \Delta\tilde{e} \in \mathbb{Y}\}$  einmal über den Minimum-Operator und einmal über das algebraische Produkt dargestellt, welches die Unterschiede im interaktiven und sensitiven Verhalten verdeutlicht.

Somit berechnet sich der Erfülltheitsgrad  $\alpha_{R_r}$  der Prämissen der  $r$ -ten Regel zu

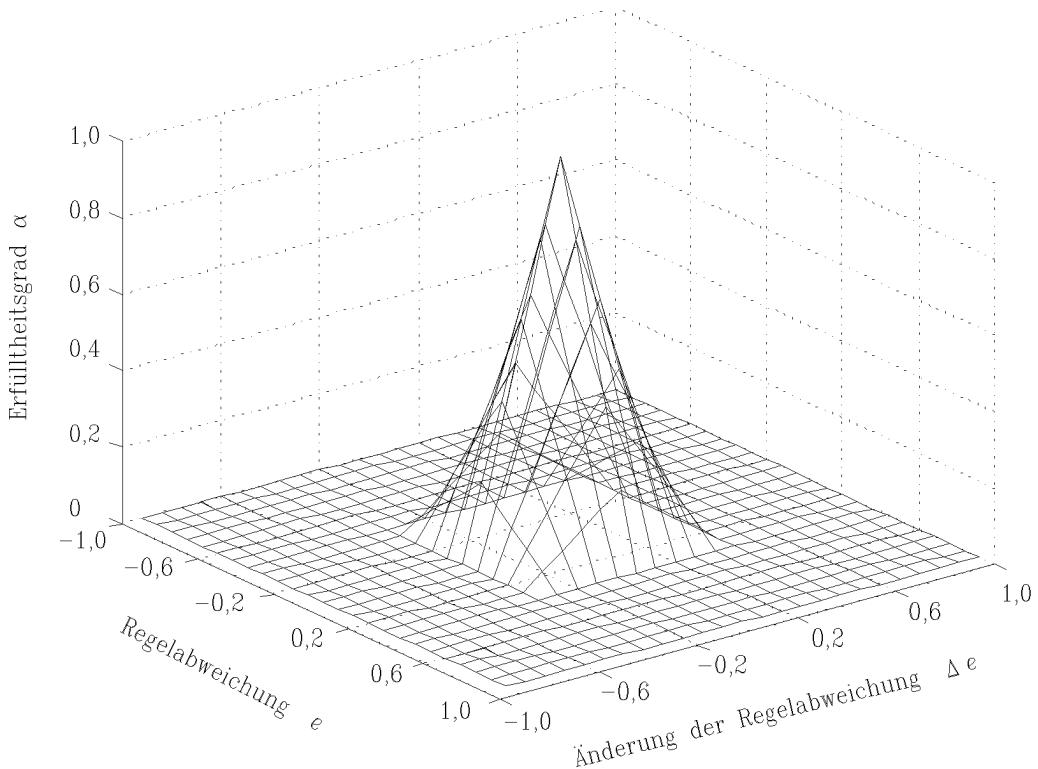
$$\alpha_{R_r}(\tilde{e}, \Delta\tilde{e}) = \mu_{X_i}(\tilde{e}) \mu_{Y_j}(\Delta\tilde{e}) . \quad (3.23)$$

Die Defuzzifizierung erfolgt nach der Schwerpunktmetode für Fuzzy-Einermengen (Kahlert und Frank 1993). Es wird für jede Regel  $R_r$  der Erfülltheitsgrad  $\alpha_{R_r}$  mit dem Modalwert  $m_{R_r}$  multipliziert. Die Produkte  $\alpha_{R_r} m_{R_r}$  werden über alle Regeln aufsummiert und durch die Summe der Erfülltheitsgrade  $\alpha_{R_r}$  dividiert:

$$u(kT) = \frac{\sum_{r=1}^n \alpha_{R_r}(kT) m_{R_r}}{\sum_{r=1}^n \alpha_{R_r}(kT)} \quad (3.24)$$



**Bild 3.5:** Binäre Fuzzy-Relation  $R = \{((\tilde{e}, \Delta\tilde{e}), \alpha(\tilde{e}, \Delta\tilde{e})) \mid \tilde{e} \in \mathbb{X}, \Delta\tilde{e} \in \mathbb{Y}\}$  über den Minimum-Operator



**Bild 3.6:** Binäre Fuzzy-Relation  $R = \{((\tilde{e}, \Delta\tilde{e}), \alpha(\tilde{e}, \Delta\tilde{e})) \mid \tilde{e} \in \mathbb{X}, \Delta\tilde{e} \in \mathbb{Y}\}$  über das algebraische Produkt (Produkt-Operator)

## 4 Standard-Fuzzy-Regler

Ausgangspunkt zur Erstellung der Standard-Fuzzy-Regler ist die in Abdelnour, Chang, Huang und Cheung (1991) sowie in Buckley und Ying (1991) vorgestellte  $8 \times 8$  Regelbasis-Matrix (Tabelle 4.1) für die Fuzzy-Referenzmengen  $X_i$ ,  $i = -3, \dots, +3$ ,  $Y_j$ ,  $j = -3, \dots, +3$  und  $U_k$ ,  $k = -6, \dots, +6$ , welche vergleichbar mit der Macviar-Whelan-Matrix (Tzafestas und Papanikolopoulos 1990, Bare, Mulholland und Sofer 1990) ist. Hierbei wurde die linguistische Beschreibungweise der Fuzzy-Referenzmengen z.B.

$$\mathbb{A} = \{NG, NM, NK, NNP, PNP, PK, PM, PG\} \quad (4.1)$$

durch eine numerische Beschreibungsweise

$$\mathbb{A} = \{-3, -2, -1, -0, +0, +1, +2, +3\} \quad (4.2)$$

ersetzt.

		$\Delta \tilde{e}$							
		-3	-2	-1	-0	+0	+1	+2	+3
$\tilde{e}$	-3	-6	-5	-4	-3	-3	-2	-1	+0
	-2	-5	-4	-3	-2	-2	-1	+0	+1
	-1	-4	-3	-2	-1	-1	+0	+1	+2
	-0	-3	-2	-1	-0	-0	+1	+2	+3
	+0	-3	-2	-1	+0	+0	+1	+2	+3
	+1	-2	-1	+0	+1	+1	+2	+3	+4
	+2	-1	+0	+1	+2	+2	+3	+4	+5
	+3	+0	+1	+2	+3	+3	+4	+5	+6

**Tabelle 4.1:** Regelbasis-Matrix (Karnaugh-Tafel) nach Abdelnour, Chang, Husang und Cheung (1991)

Eine weitere Hilfestellung zur Erstellung der Standard-Fuzzy-Regler ist gegeben, wenn eine typische Systemantwort in ihre charakteristischen Bereiche aufgeteilt (Buckley und Ying 1991) und diese Bereiche dann auf die Regelbasis-Matrix übertragen wird (Lee 1990). Die Standard-Fuzzy-Regler werden entsprechend der Systemklassen für lineare I-Strecken, PT<sub>2</sub>-Strecken mit/ohne Totzeit erstellt.

## 4.1 Systemklasse I-System

Die Standard-Fuzzy-Regler werden nach heuristischen Gesichtspunkten (Lenat 1983) erstellt. Ausgehend von den relationalen Fuzzy-Regeln aus (Gleichung (3.2) und (3.5)) mit den Fuzzy-Referenzmengen  $X_i, Y_j, U_k, \Delta U_l \in \{NG, NM, NP, PM, PG\}$  und der Regelbasis-Matrix nach Abdelnour, Chang, Husang und Cheung (1991), ergibt sich eine  $5 \times 5$ -Regelbasis-Matrix mit der linguistischen Beschreibung der Fuzzy-Referenzmengen (Tabelle 4.3). Dabei werden die Fuzzy-Referenzmengen der Regelbasis-Matrix nach Abdelnour, Chang, Husang und Cheung (1991)  $X_i, i = \{-3, -0, +3\}, Y_j, j = \{-3, -0, +3\}, U_k, k = \{-6, -5, +5, +6\}$  nicht betrachtet. In der Tabelle 4.2 ist aufgeführt, wie die anderen Fuzzy-Referenzmengen in Beziehung zur linguistischen Beschreibungsweise der Standard-Fuzzy-Regler gesetzt wurden.

$U_k, \Delta U_l$	$X_i, Y_j$
$\{-4, -3\} \Rightarrow NG$	$\{-2\} \Rightarrow NG$
$\{-2, -1\} \Rightarrow NM$	$\{-1\} \Rightarrow NM$
$\{+0, -0\} \Rightarrow NP$	$\{+0\} \Rightarrow NP$
$\{+1, +2\} \Rightarrow PM$	$\{+1\} \Rightarrow PM$
$\{+3, +4\} \Rightarrow PG$	$\{+2\} \Rightarrow PG$

**Tabelle 4.2:** Transformation der numerischen Beschreibungsweise in die linguistische Beschreibungsweise

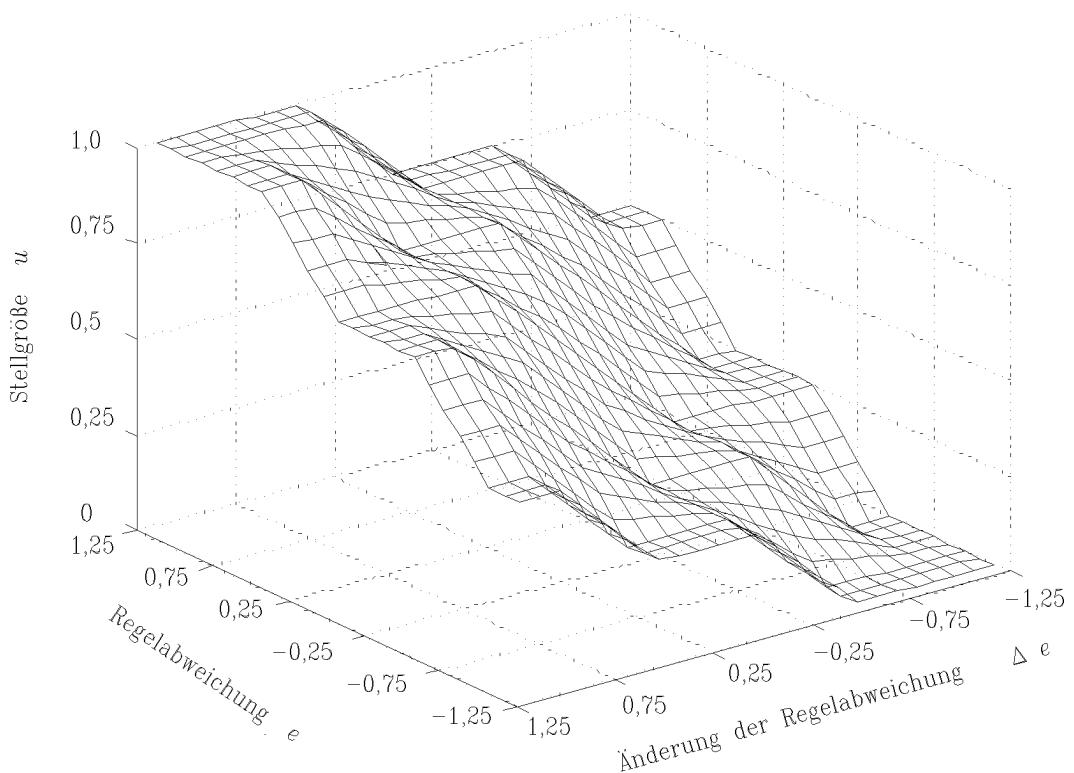
		$\Delta \tilde{e}$				
		NG	NM	NP	PM	PG
$\tilde{e}$	NG	NG	NG	NM	NM	NP
	NM	NG	NM	NM	NP	PM
	NP	NM	NM	NP	PM	PM
	PM	NM	NP	PM	PM	PG
	PG	NP	PM	PM	PG	PG

**Tabelle 4.3:** Erster Entwurf der Regelbasis-Matrix (Karnaugh-Tafel) des Fuzzy-PD-Reglers für die Systemklasse *I-System* nach der Vorlage der Regelbasis-Matrix Tabelle 4.1

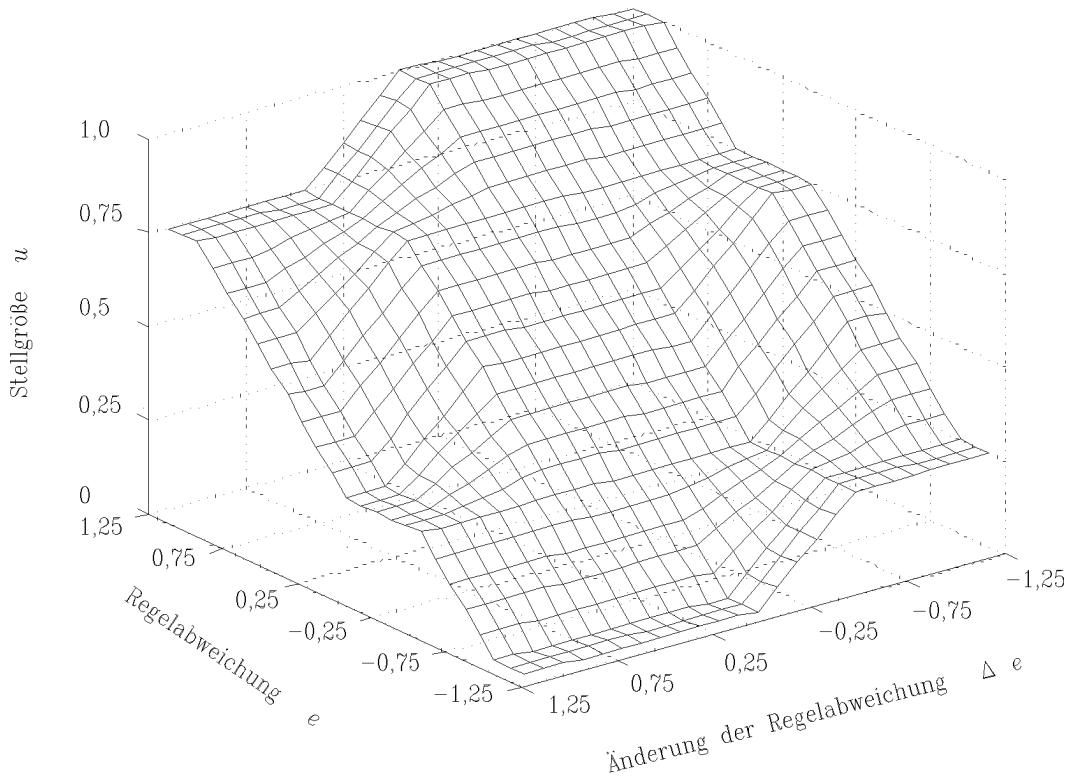
**Tab**

zz y

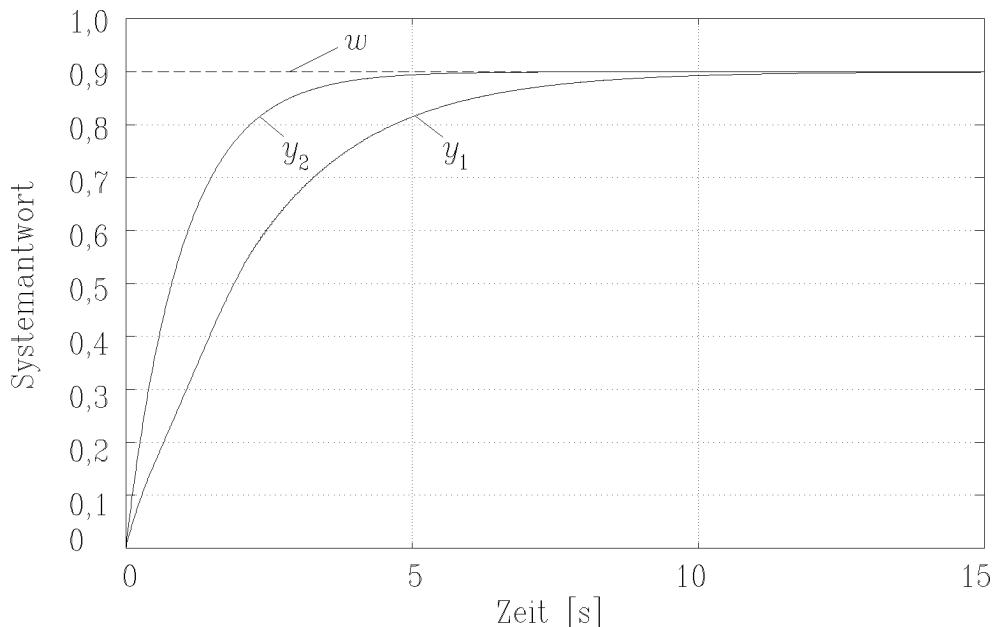
In d  
Regl  
Im l  
die  
Verg  
Fuzzy-  
estellt.  
.3 und  
t. Zum  
agen.



**Bild 4.1:** Kennfeld des Fuzzy-Reglers nach Abdelnour, Chang, Husang und Cheung (1991)



**Bild 4.2:** Kennfeld des Standard-Fuzzy-Reglers für die Systemklasse *I-System*



**Bild 4.3:** Systemantworten des geregelten I-Systems für einen Führungsprung von  $w(kT) = 0,9 \ 1(kT)$  mit der Systemantwort  $y_1$  nach der Regelbasis-Matrix der Tabelle 4.3 und der Systemantwort  $y_2$  nach der Regelbasis-Matrix der Tabelle 4.4

## 4.2 Systemklasse oszillatorisch

Bei der natürlichen Systemklasse *oszillatorisch* mit ihren semantischen Systemklassen *schwach oszillatorisch*, *mittel oszillatorisch* und *stark oszillatorisch* werden die Standard-Fuzzy-Regler genauso erstellt wie bei der Systemklasse *I-System*, nur daß hier ein Fuzzy-PI-Regler verwendet wird. Aus diesem Grunde werden hier nur die Regelbasis-Matrizen der semantischen Systemklassen dargestellt, für die weiteren Ergebnisse wird auf Berger (1994) verwiesen.

		$\Delta\tilde{e}$				
		NG	NM	NP	PM	PG
$\tilde{e}$	NG	NM	NM	NM	NM	NM
	NM	NP	NM	NM	NM	NM
	NP	PM	PM	NP	NM	NM
	PM	PM	PM	PM	PM	NP
	PM	PM	PM	PM	PM	PM

**Tabelle 4.5:** Karnaugh-Tafel des Fuzzy-PI-Reglers für die natürliche Systemklasse *oszillatorisch* mit der semantischen Systemklasse *stark oszillatorisch*

		$\Delta\tilde{e}$				
		NG	NM	NP	PM	PG
$\tilde{e}$	NG	NM	NM	NG	NG	NG
	NM	NP	NM	NM	NM	NM
	NP	PM	PM	NP	NM	NM
	PM	PM	PM	PM	PM	NP
	PG	PG	PG	PG	PM	PM

**Tabelle 4.6:** Karnaugh-Tafel des Fuzzy-PI-Reglers für die natürliche Systemklasse *oszillatorisch* mit der semantischen Systemklasse *mittel oszillatorisch* und *schwach oszillatorisch*

## 4.3 Systemklasse Totzeit-System

Bei der Klassifizierung eines Prozesses zur Systemklasse *Totzeit-System* wird die Regelbasis-Matrix bzw. der Skalierungsfaktor  $k_{\Delta u}$  angepaßt und zwar in der Form, daß der Reglereingriff im Bereich großer Regelabweichung „vorsichtiger“ generiert wird (Frenck und Kiendl 1993), welches nur beim Fuzzy-PI-Regler notwendig ist. Dieses verdeutlicht die Regelbasis-Matrix für die Systemklassen *mittel oszillatorisch* und *Totzeit-System* (Tabelle 4.7). Eine sinnvolle Anpassung des Skalierungsfaktors  $k_{\Delta u}$  ist nur möglich, wenn dieser nicht *global* definiert ist ( $k_{\Delta u} = \text{const}$ ). Erste Ansätze zur *lokalen* Definition z.B.  $k_{\Delta u} = f(e, \Delta e)$  finden sich in Peng, Liu und Yamakawa (1988) sowie in Liaw und Wang

(1991). Der Skalierungsfaktor  $k_{\Delta u}$  muß im Bereich der Totzeit, also im Bereich großer Regelabweichung einen kleineren Wert erhalten als im übrigen Bereich, um so eine zu große Stellgrößengenerierung  $u(kT)$  bedingt durch die Aufsummierung der Änderung der Stellgröße  $\Delta u(kT)$  im Bereich der Totzeit zu vermeiden.

		$\Delta \tilde{e}$				
		NG	NM	NP	PM	PG
$\tilde{e}$	NG	NM	NM	NG	NM	NM
	NM	NP	NM	NM	NM	NM
	NP	PM	PM	NP	NM	NM
	PM	PM	PM	PM	PM	NP
	PM	PM	PM	PG	PM	PM

**Tabelle 4.7:** Karnaugh-Tafel des Fuzzy-PI-Reglers für die natürliche Systemklasse *oszillatorisch* mit der semantischen Systemklasse *mittel oszillatorisch* und der natürlichen Systemklasse *Totzeit-System*

#### 4.4 Systemklasse statische Nichtlinearitäten

Bei der Klassifizierung eines Prozesses zur natürlichen Systemklasse *statische Nichtlinearitäten* mit der semantischen Systemklasse *Tote-Zone* erfolgt eine Aufschaltung eines Offset auf die Stellgröße des anderen klassifizierten Standard-Fuzzy-Reglers. Somit ergibt sich eine generierte Stellgröße von

$$u(kT) = \frac{\sum_{r=1}^n \alpha_{R_r}(kT) m_{R_r}}{\sum_{r=1}^n \alpha_{R_r}(kT)} k_u + u_{off}(kT) \quad (4.3)$$

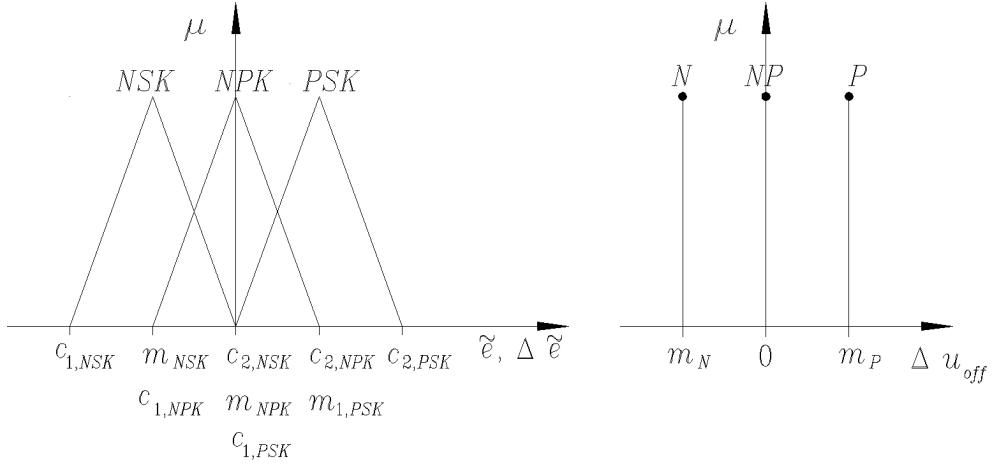
für einen Fuzzy-PD-Regler bzw.

$$u(kT) = \frac{\sum_{r=1}^n \alpha_{R_r}(kT) m_{R_r}}{\sum_{r=1}^n \alpha_{R_r}(kT)} k_{\Delta u} + u_{PI}((k-1)T) + u_{off}(kT) \quad (4.4)$$

für einen Fuzzy-PI-Regler.  $u_{off}(kT)$  wird über einen Fuzzy-Regler (Fuzzy-Regler-Tote-Zone) generiert und über eine Rekursionsformel (Bertram 1993)

$$u_{off}(kT) = u_{off}((k-1)T) + \Delta u_{off}(kT) \quad (4.5)$$

berechnet, also in Form eines Fuzzy-PI-Reglers. Die Fuzzy-Referenzmengen der Parti-alprämissen  $X_i$  und  $Y_j$  mit  $i, j \in \{NSK, NPK, PSK\}$  sowie die Fuzzy-Referenzmengen der Konklusionen  $\Delta U_l$  mit  $l \in \{N, NP, P\}$  sind im Bild 4.4 dargestellt.



**Bild 4.4:** Fuzzy-Referenzmengen der Partialprämissen  $X_i$  und  $Y_j$  (links) und der Konklusionen  $\Delta U_l$  (rechts)

Die Werte der Begrenzungen der Einflußbereiche  $c$  und die Modalwerte  $m$  müssen auf das System abgestimmt werden. Aus Bertram (1993) und Wagner (1994) ist bekannt, daß dieser Offset erst in der Nähe des Nullpunktes einsetzt. Somit werden zur ersten Auslegung folgende numerische Werte für die Fuzzy-Referenzmengen angesetzt:

$$X_{NSK} = (-0,25, -0,125, 0,0) \quad (4.6)$$

$$X_{NPK} = (-0,125, 0,0, 0,125) \quad (4.7)$$

$$X_{PSK} = (0,0, 0,125, 0,25) \quad (4.8)$$

$$\Delta U_N = (-0,2) \quad (4.9)$$

$$\Delta U_{NP} = (0,0) \quad (4.10)$$

und

$$\Delta U_P = (0,2) \quad (4.11)$$

Liegen die Werte der normierten Regelabweichung  $\tilde{e}$  bzw. der normierten Änderung der Regelabweichung  $\Delta \tilde{e}$  außerhalb der Begrenzungen der Einflußbereiche  $c_{1,NSK}$  und  $c_{2,PSK}$ , dann nimmt die Stellgröße  $u_{off}$  den Betrag der Toten-Zone  $a$  an (Berger 1994). In der Tabelle 4.8 ist die Regelbasis-Matrix des Standard-Fuzzy-Reglers für die natürliche Systemklasse *statische Nichtlinearitäten* mit der semantischen Systemklasse *Tote-Zone* als Karnaugh-Tafel dargestellt.

		$\Delta\tilde{e}$		
		NSK	NPK	PSK
$\tilde{e}$	NSK	N	N	P
	NPK	N	NP	P
	PSK	N	P	P

**Tabelle 4.8:** Karnaugh-Tafel des Fuzzy-Reglers für die natürliche Systemklasse *statische Nichtlinearitäten* mit der semantischen Systemklasse *Tote-Zone*

Die gleiche Systematik der Reglerzuweisung wie bei der semantischen Systemklasse *Tote-Zone* wird bei der semantischen Systemklasse *Dreipunktschalter* angewendet. Dies liegt in der Tatsache begründet, daß ein Dreipunktschalter eine Tote-Zone enthält. Bei der Klassifizierung der semantischen Systemklassen *Begrenzer* und *Zweipunktschalter* werden zum jetzigen Stand der Forschung keine Standard-Fuzzy-Regler zugewiesen.

## 5 Anwendung der Standard-Fuzzy-Regler an einem technischen Beispiel

In diesem Abschnitt wird das Regelungskonzept der Standard-Fuzzy-Regler am Beispiel eines translatorischen hydraulischen Antriebes gemäß der Skizze Bild 5.1 dokumentiert. Geregelt werden soll die Kolbengeschwindigkeit  $v_K$  des hydraulischen Zylinders ( $y(t) = v_K$ ). Zur Simulation des translatorischen hydraulischen Antriebes wird ein bilineares Systemmodell (Bild 5.2) wegen seiner sehr guten Approximation der realen Dynamik verwendet (Beater 1986, Schwarz und Dorißen 1989). Das kontinuierliche bilineare Modell der Form

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A} \mathbf{x}(t) + \mathbf{N} \mathbf{x}(t) u(t) + \mathbf{b} u(t) \quad (5.1)$$

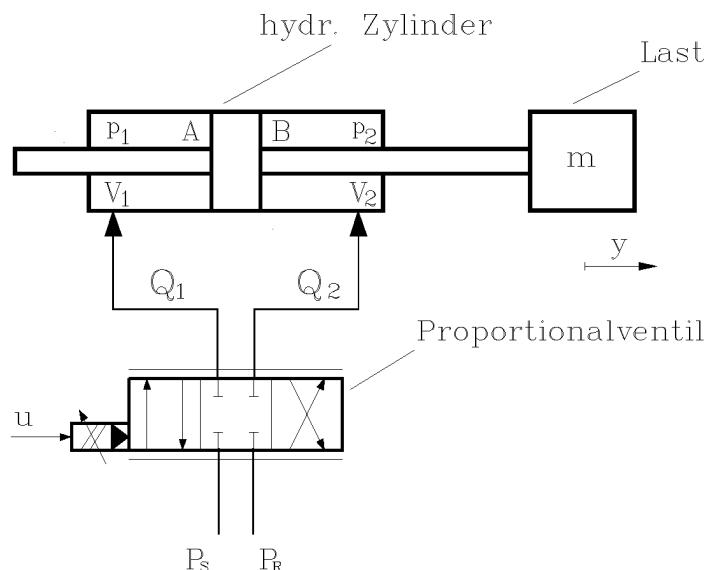
$$y(t) = \mathbf{c}^T \mathbf{x}(t), \quad (5.2)$$

mit den numerischen Werten

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0,0037 & -0,2232 \\ 0,2232 & -0,1449 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{N} = \begin{bmatrix} -0,0266 & 0,0683 \\ -0,0070 & -0,0667 \end{bmatrix}.$$

$$\mathbf{b} = [-0,0473 \quad 0,1187]^T, \quad \mathbf{c}^T = [-0,2730 \quad -0,2352]$$

wurde mit einem Identifikationsverfahren von Dorißen (1990a, 1990b) bestimmt.



**Bild 5.1:** Skizze eines translatorischen hydraulischen Antriebes

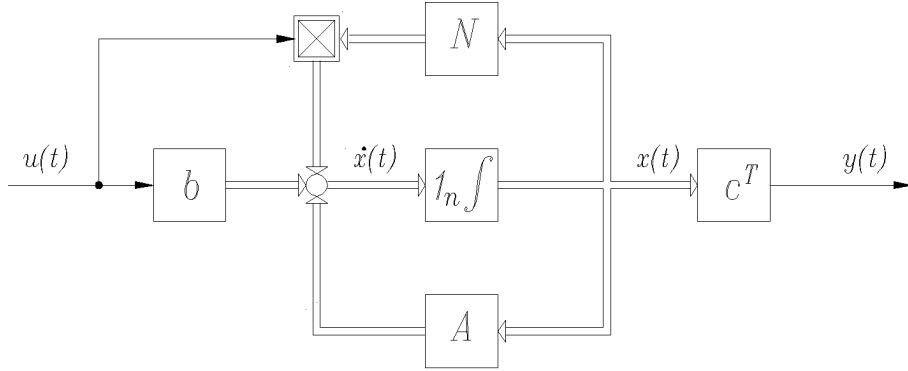


Bild 5.2: Blockschaltbild eines bilinearen Systems

## 5.1 Klassifizierung des translatorischen hydraulischen Antriebes

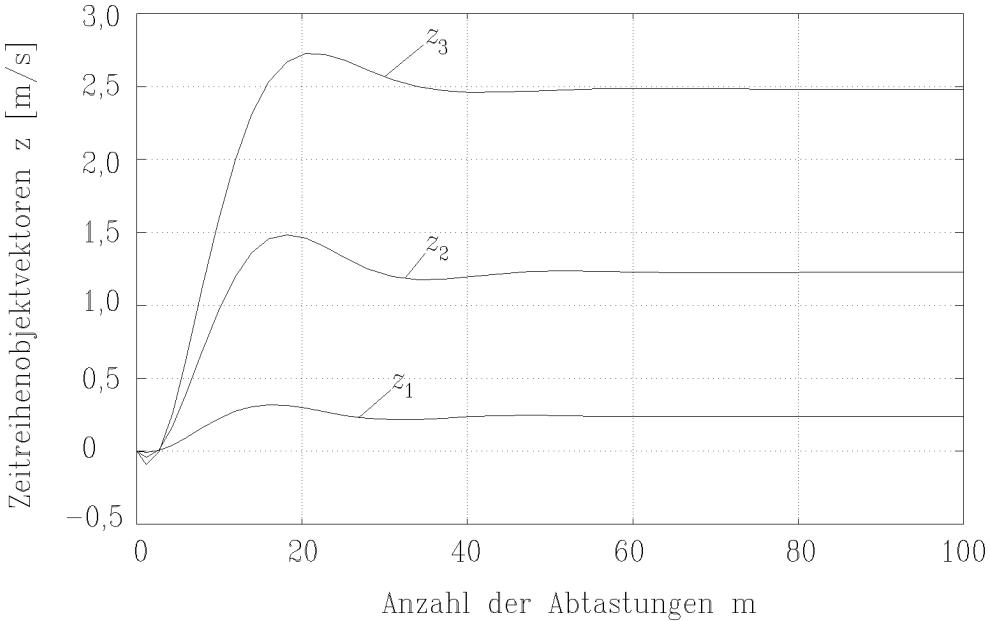
Zur Klassifizierung wird das offene System durch einen Testsignalvektor

$$\mathbf{u} = [0, 1, 0, 5, 1, 0]^T \quad (5.3)$$

erregt und nach der Vorgehensweise der Systemklassenbildung (Bild 2.1 und 2.2) ausgewertet. Es entstehen so die Zeitreihenobjektvektoren  $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2$  und  $\mathbf{z}_3$  welche zur Merkmalsextraktion verwendet werden (Bild 5.3). Die Tabelle 5.1 zeigt die Ergebnisse der Klassifikation. Der Prozeß wird der natürlichen Systemklasse *oszillatorisch* mit der semantischen Systemklasse *mittel oszillatorisch* zugeordnet.

	klassifiziert	nicht klassifiziert
<i>oszillatorisch</i>	×	
<i>schwach oszillatorisch</i>		×
<i>mittel oszillatorisch</i>	×	
<i>stark oszillatorisch</i>		×
<i>monoton</i>		×
<i>I-System</i>		×
<i>Totzeit-System</i>		×
<i>statische Nichtlinearitäten</i>		×

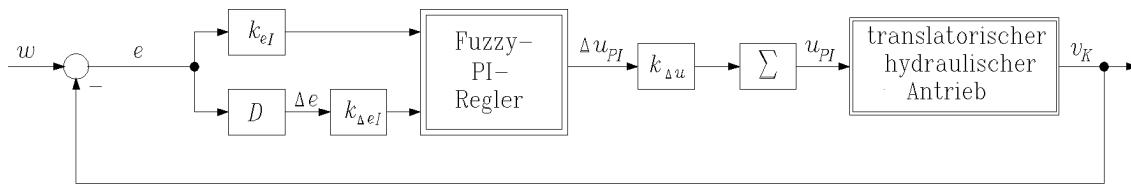
Tabelle 5.1: Klassifizierung des identifizierten bilinearen Modells eines translatorischen hydraulischen Antriebes



**Bild 5.3:** Zeitreihenobjektvektoren  $z_1$ ,  $z_2$  und  $z_3$

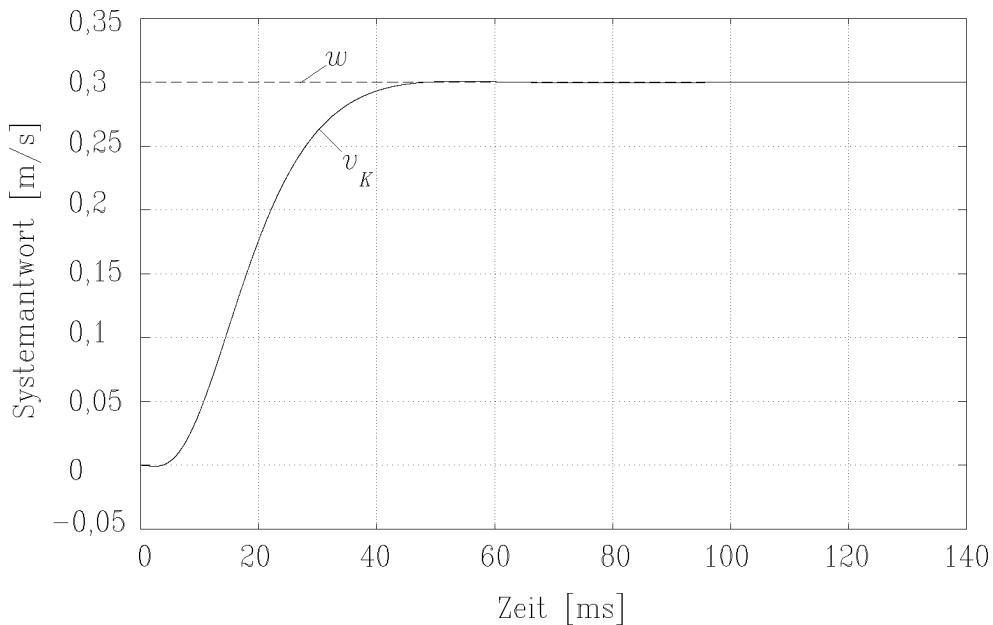
## 5.2 Regelung des translatorischen hydraulischen Antriebes

Nachdem die Klassifizierung abgeschlossen ist, wird entsprechend der Zuordnung des Prozesses ein Standard-Fuzzy-Regler automatisch ausgewählt. Hier wird dem Prozeß ein Standard-Fuzzy-Regler der semantischen Systemklasse *mittel oszillatorisch* in Form eines Fuzzy-PI-Reglers mit der Regelbasis Tabelle 5.3 (Bild 5.4) zugeordnet.

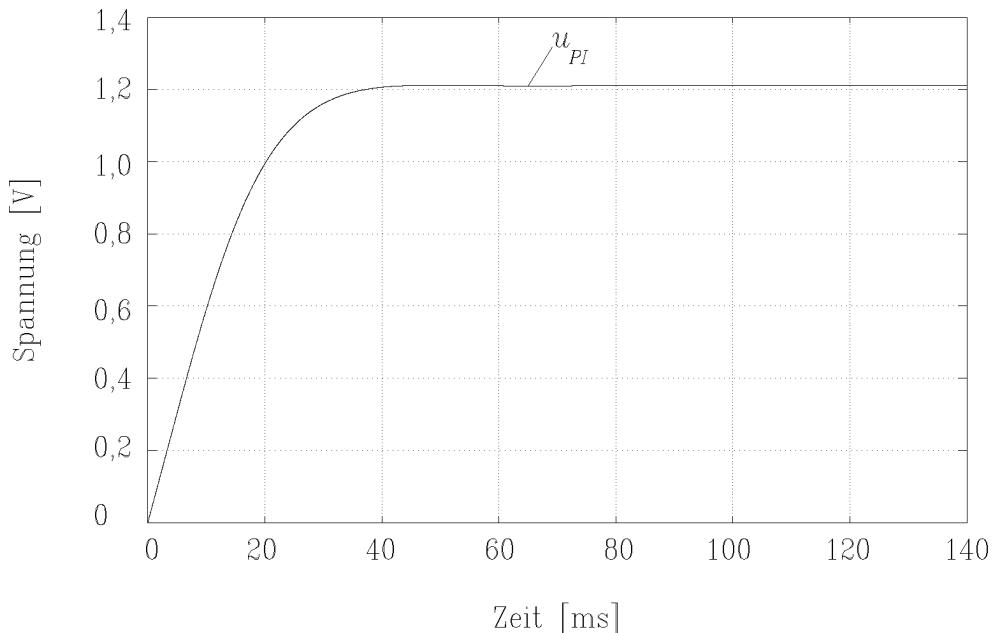


**Bild 5.4:** Zuordnung des Standard-Fuzzy-Reglers zum klassifizierten System eines translatorischen hydraulischen Antriebes

In den Bildern 5.5 und 5.6 sind die Simulationsergebnisse des geregelten identifizierten bilinearen Systemmodells eines translatorischen hydraulischen Antriebes für einen Sollwert von  $v_K = 0,3 \text{ m/s}$  dargestellt. Die Bilder 5.5 und 5.6 demonstrieren das gute Führungsverhalten des Standard-Fuzzy-Reglers und unterstreichen die Anwendbarkeit der Standard-Fuzzy-Regler auch für nichtlineare Strecken. Weitere Simulationsergebnisse sind im Anhang B dargestellt.



**Bild 5.5:** Kolbengeschwindigkeit  $v_K$  des bilinearen Systemmodells eines translatorischen hydraulischen Antriebes für einen Sollwertsprung von  $w = 0,3 \text{ m/s}$



**Bild 5.6:** Spannung (Stellgröße)  $u_{PI}$  des Standard–Fuzzy–Reglers für die natürliche Systemklasse *oszillatorisch* mit der semantischen Systemklasse *mittel oszillatorisch*

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Bericht<sup>3</sup> wurden die Grundlagen eines systematischen Reglerentwurfs für Fuzzy-Regler vorgestellt. Der systematische Reglerentwurf stützte sich dabei auf konfektionierte relationale Fuzzy-Regler für Systemklassen. Die konfektionierten relationalen Fuzzy-Regler wurden anhand von linearen Systemen (I-System, PT<sub>2</sub>-System) nach heuristischen Gesichtspunkten erstellt. Die Systeme (Objekte) werden aufgrund ihres dominanten dynamischen Verhaltens bzw. ihrer charakteristischen Eigenschaften in Systemklassen eingeteilt. Dies geschieht durch Messungen der Ein- und Ausgangswerte des Prozesses.

Die Zuordnung der Systeme in Systemklassen geschieht durch die Methoden der Klassifikation und der Merkmalsextraktion. Um die Klassifizierung durch subjektive Beschreibungen zu ermöglichen, wurde die Klassifikation durch eine unscharfe Klassifikation realisiert. Entsprechend der Systemklassenzugehörigkeit werden dem Prozeß konfektionierte relationale Fuzzy-Regler zugewiesen.

Die Anwendbarkeit der Standard-Fuzzy-Regler wurde an einem identifizierten bilinearen Systemmodell eines translatorischen hydraulischen Antriebes dokumentiert. Es wurde experimentell gezeigt, daß mit den Standard-Fuzzy-Regler auch bei nichtlinearen Strecken ein gutes Führungsverhalten erzielt werden kann, obwohl die Standard-Fuzzy-Regler anhand einer linearen Strecke mit niedriger Ordnung erstellt wurden und der Regler nicht speziell an die physikalische Strecke angepaßt wurde.

Im weiteren muß nun das Regelungskonzept der Standard-Fuzzy-Regler für Systeme ausgebaut werden, die sich aus mehr als einer Systemklasse zusammensetzen.

---

<sup>3</sup>Die Ergebnisse dieses Berichtes entstanden im Rahmen des Projektes „Fuzzy-Regler für lineare und bilineare Systeme bei veränderlichen Systemparametern“, das von der DFG Az.: schw 120/53-1 gefördert wurde.

## 7 Literaturverzeichnis

- Abdelnour, G.M., C.H. Chang, F.H. Huang und J.Y. Cheung.** 1991. Design of a Fuzzy Controller Using Input and Output Mapping Factors. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 21. 952–960.
- Anderson, T. und S.B. Nielsen.** 1985. An Efficient Single Output Fuzzy Controller Algorithm for Adaptive Applications. *Automatica* 21. 539–545.
- Bare, W.H., R.J. Mulholland und S.S. Sofer.** 1990. Design of Self-Tuning Rule Based Controller for a Gasoline Refinery Catalytic Reformer. *IEEE Transactions on Automatic Control* 35. 156–164.
- Beater, P.** 1986. Bilineare Systemmodelle für einen elektro–hydraulischen Servoantrieb. *Automatisierungstechnik* 34. 252–254.
- Berger, M.** 1994. *Fuzzy–Regelungskonzepte für Systemklassen*. Diplomarbeit MSRT. Universität Duisburg.
- Bertram, T.** 1991. *Einführung in die Fuzzy–Regelung*. Forschungsbericht 4/91. MSRT. Universität Duisburg.
- Bertram, T.** 1992. *Herleitung einer analytischen Darstellung für ein Fuzzy–System*. Forschungsbericht 13/92. MSRT. Universität Duisburg.
- Bertram, T.** 1993. Design of a fuzzy controller for a rotating oscillator. *INT. J. SYSTEMS SCI.* 24. 1923–1934.
- Bertram, T., F. Svaricek, T. Bindel, R. Böhm, H. Kiendl, B. Pfeiffer, und M. Weber.** 1994. Fuzzy Control. Zusammenstellung und Beschreibung wichtiger Begriffe. *Automatisierungstechnik* 42. 322–326.
- Bocklisch, S.F.** 1987a. *Prozeßanalysen mit unscharfen Verfahren*. Berlin: VEB Verlag Technik.
- Bocklisch, S.F.** 1987b. Beratungssysteme mit unscharfen Klassifikatoren und Klassifikationsnetzen. *MSR* 30, 344–348.
- Böhme, G.** 1992. *Algebra*. Berlin: Springer.
- Böhme, G.** 1993. *Fuzzy–Logik*. Berlin: Springer.
- Bothe, H.** 1993. *Fuzzy–Logic*. Berlin: Springer.
- Braae, M. and D.A. Rutherford.** 1979. Theoretical and Linguistic Aspekt of the Fuzzy Logic Controller. *Automatica* 15. 553–577.

- Brown, M. und C.J. Harris.** 1991. A Nonlinear Adaptive Controller: A Comparison between Fuzzy Logik Control and Neurocontrol. *IMA Journal of Mathematical Control Information* 8. 239–265.
- Buchley, J.J.** 1992. Universal Fuzzy Controllers. *Automatica* 28. 1245–1248.
- Buchley, J.J. und H. Ying.** 1989. Fuzzy Controller Theory: Limit Theorems for Linear Fuzzy Control Rules. *Automatica* 25. 469–472.
- Driankov, D., H. Hellendoorn und M. Reinfrank.** 1993. *An Introduction to Fuzzy–Control*. Berlin: Springer.
- Dorißen, H.T.** 1990a. A methode for bilineare system identification. *11th IFAC World Congress, Tallin, Estland*. 186–191.
- Dorißen, H.T.** 1990b. *Zur Minimalisierung und Identifikation bilinearer Systeme durch Markovparameter*. Diss. Universität –GH– Duisburg. VDI Fortschrittsberichte. Reihe 8. Nr. 221. Düsseldorf: VDI–Verlag.
- Frenck, C. und H. Kiendl.** 1993. Fuzzy Control. Entwurf eines Fuzzy–Reglers am Beispiel eines Mischventils. *Automatisierungstechnik at 41*. A17–A20.
- Gottwald, S.** 1993. *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic*. Braunschweig: Vieweg.
- Grimm, W.** 1994. Regelungstechnische Bedeutung von linguistischen Fuzzy–Operatoren. *VDI–Berichte 1113. Fuzzy Control*. 483–496.
- Kahlert, J und H. Frank.** 1993. *Fuzzy–Logic und Fuzzy–Control*. Braunschweig: Vieweg.
- Kroll, A.** 1993. *Verfahren für adaptive Regelungen mit der Fuzzy–Logik*. Forschungsbericht 10/93. MSRT. Universität Duisburg.
- Kruse, R., J. Gebhardt und F. Klawonn.** 1993. *Fuzzy–Systeme*. Stuttgart: Teubner.
- Lee, C.C.** 1990a. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller — Part I. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 20. 404–418.
- Lee, C.C.** 1990b. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller, Part II. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 20. 419–435.
- Lenat, D.** 1983. *Theory Formation by Heuristic Search. The Nature of Heuristics II: Background and Examples. Search and Heuristics*. ed. J. Pearl. 31–59. Amsterdam: North–Holland.

- Liaw, C. und J. Wang** 1991. Design and Implementation of a Fuzzy Controller for a High Performance Induction Motor Drive. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 21. 921–929.
- Lunze, J.** 1987a. Wissensbasierte Systeme Teil 1: Überblick. *MSR* 30. 437–443.
- Lunze, J.** 1987b. Wissensbasierte Systeme Teil 2: Einsatzmöglichkeit in der Automatisierungstechnik. *MSR* 30. 502–508.
- Mayer, A., B. Mechler, A. Schlindwein und R. Wolke.** 1994. *Fuzzy Logic: Einführung und Leitfaden zur praktischen Anwendung. Mit Fuzzy-Shell in C++*. Bonn: Adisson-Wesley.
- Mindel, K.** 1993. *Integration von analytischem und heuristischem Wissen in ein System zur experimentiellen Modellbildung*. Diss. MSRT. Universität Duisburg.
- Nagao, M.** 1990. *Knowledge and Inference*. Tokyo: Academic Press.
- Pedrycz, W.** 1993. *Fuzzy Control and Fuzzy Systems*. New York: John Wiley & Sons.
- Peng, X.T., S.M. Liu und T. Yamakawa.** 1988. *Self-Regulating PID Controllers and its Applications to a Temperature Controlling Process. Fuzzy Computing*. ed. M.M. Gupta und T. Yamakawa. 355–364. Amsterdam: North-Holland.
- Preuß, H.P.** 1992a. Fuzzy-Logik – heuristische Regelung mittels unscharfer Logik. Teil 1. *Automatisierungstechnische Praxis atp* 34. 176–184.
- Preuß, H.P.** 1992b. Fuzzy-Logik – heuristische Regelung mittels unscharfer Logik. Teil 2. *Automatisierungstechnische Praxis atp* 34. 239–246.
- Priber U., H. Franke, G. Ruhnau, D. Müller, K. Eichhorn, und P. Schlegel.** 1994. *Akzeleratorunterstützte Fuzzy-Klassifikation zur Echtzeit-Prozeßüberwachung. Echtzeitsysteme und Fuzzy Control*. ed. H. Rzehak. 143–156. Braunschweig: Vieweg.
- Rommelfanger, H.** 1994. *Fuzzy Decision Support-Syteme*. Berlin: Springer.
- Saridis, G.N. und R.F. Hofstadter.** 1974. A Pattern Recognition Approach to the Classification of Nonlinear Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 4. 362–371.
- Schwarz, H. und H.T. Dorißen.** 1989. System identification of bilinear systems via realization theory and its application. *Control Theory and Advanced Technology, C-Tat* 5. 137–155.
- Schwarz, H.** 1991. *Nichtlineare Regelungssysteme: Systemtheoretische Grundlagen*. München: Oldenbourg.

- Schroer, W., H. Frey, B. Vater und F. Klein.** 1994. *Mustererkennung mit Fuzzy-Logic. Echtzeitsysteme und Fuzzy Control.* ed. H. Rzehak. 143–156. Braunschweig; Vieweg.
- Tilli, T.** 1992a. *Fuzzy-Logik.* München: Franzis.
- Tilli, T.** 1992b. *Automatisierung mit der Fuzzy-Logik.* München: Franzis.
- Tilli, T.** 1993. *Mustererkennung mit Fuzzy-Logik.* München: Franzis.
- Traeger, D.H.** 1993. *Einführung in die Fuzzy-Logik.* Stuttgart: Teubner.
- Tzafetas, S. und N.P. Papanikolopoulos.** 1990. Incremental fuzzy expert PID control. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 37. 365–371.
- van der Rhee, F., H.R. van Nauta Lemke und J.G. Dijkman.** 1990. Knowledge Based Fuzzy Control of Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control* 35. 148–155.
- Wagner, S.** 1993. *Entwicklung eines Fuzzy-Reglers zur Regelung der Zink-Beschichtungsdicke von Blechen und Bändern.* Diplomarbeit MSRT. Universität Duisburg.
- Wu, Q., D. Böming und E. Schneider.** 1994. Realisierung von Fuzzy-Reglern mit Hilfe von Relationsmatrizen. *at-Automatisierungstechnik* 42. 162–169.
- Ying, H., W. Siler und J.J. Buckley.** 1990. Fuzzy Control Theory: A Nonlinear Case. *Automatica* 26. 513–520.
- Zadeh, L.A.** 1965. Fuzzy Sets. *Information and Control* 8. 338–353.
- Zeng, X.J. und M.G. Singh.** 1994. Approximation Theory of Fuzzy System–SICO Case. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 2. 162–176.

## A Mathematische Beschreibung der Fuzzy-Referenzmengen

Fuzzy-Referenzmenge als Dreieck:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{für } x \notin [c_1, c_2] \\ \frac{x - c_1}{m - c_1} & \text{für } x \in [c_1, m[ \\ 1 & \text{für } x = m \\ \frac{c_2 - x}{c_2 - m} & \text{für } x \in ]m, c_2] \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

Fuzzy-Referenzmenge als Fuzzy-Einermenge:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{für } x \neq m \\ 1 & \text{für } x = m \end{cases} \quad (\text{A.2})$$

Fuzzy-Referenzmenge als Trapez:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{für } x \notin [c_1, c_2] \\ \frac{x - c_1}{m_1 - c_1} & \text{für } x \in [c_1, m_1[ \\ 1 & \text{für } x \in [m_1, m_2] \\ \frac{c_2 - x}{c_2 - m_2} & \text{für } x \in ]m_2, c_2] \end{cases} \quad (\text{A.3})$$

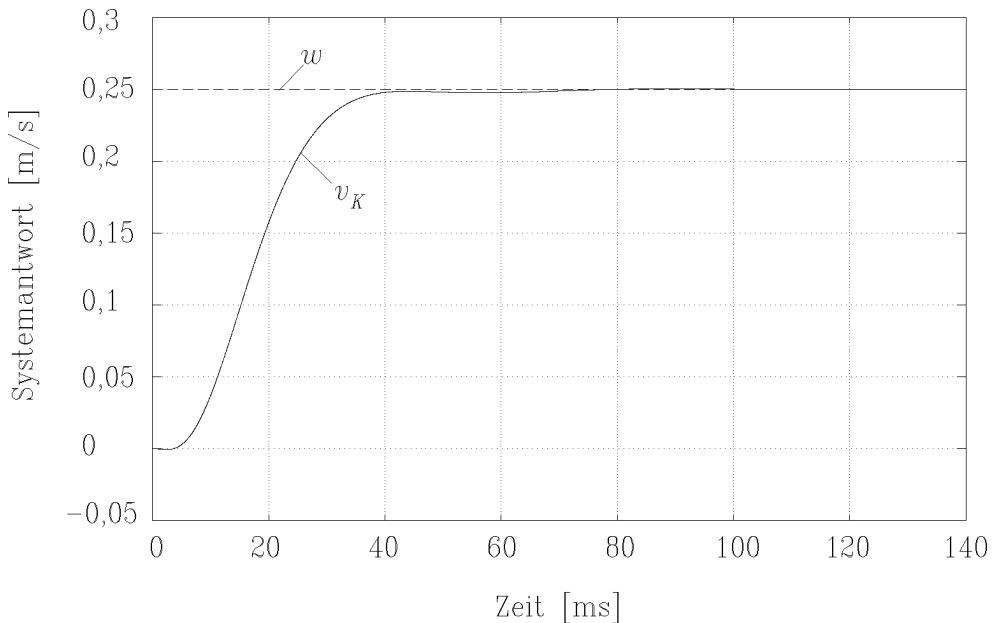
Fuzzy-Referenzmenge als halbes Trapez<sup>L</sup>:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{für } x < c \\ \frac{x - c}{m - c} & \text{für } x \in [c, m[ \\ 1 & \text{für } x \geq m \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

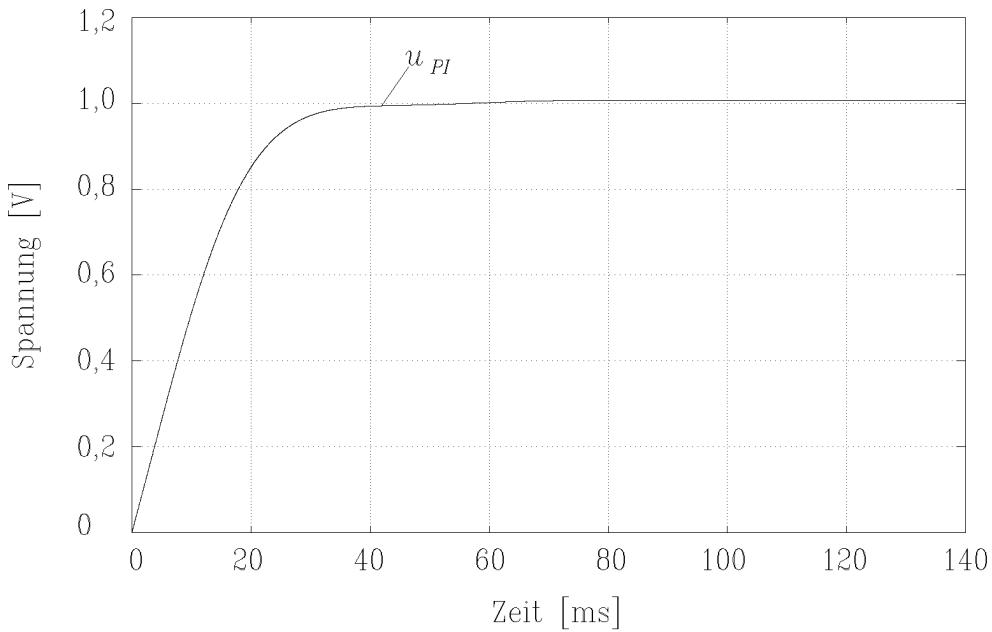
Fuzzy-Referenzmenge als halbes Trapez<sup>R</sup>:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{für } x > c \\ \frac{c - x}{c - m} & \text{für } x \in [c, m[ \\ 1 & \text{für } x \leq m \end{cases} \quad (\text{A.5})$$

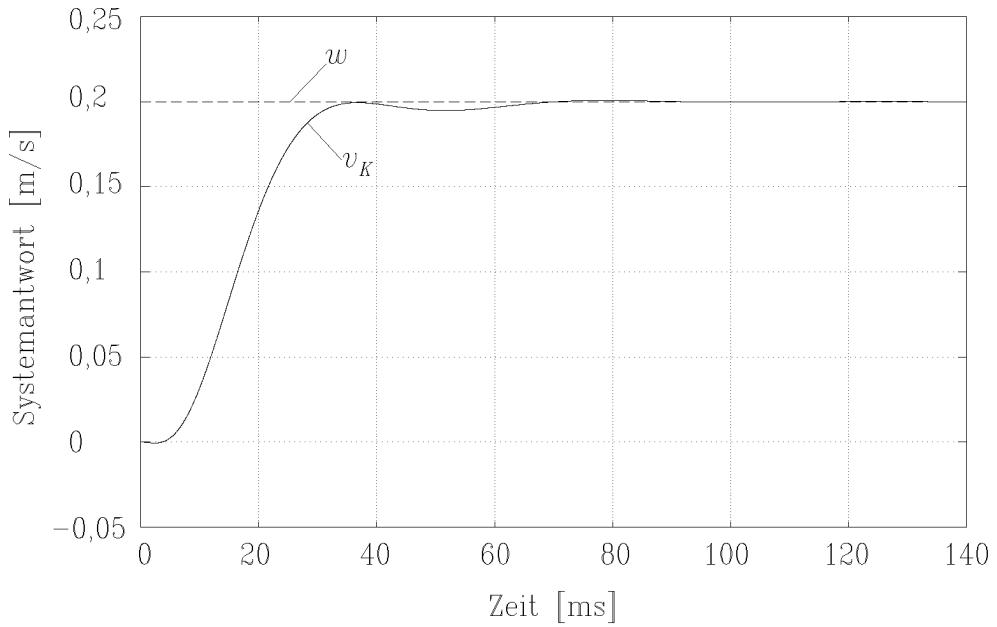
## B Ergebnisse der Simulation



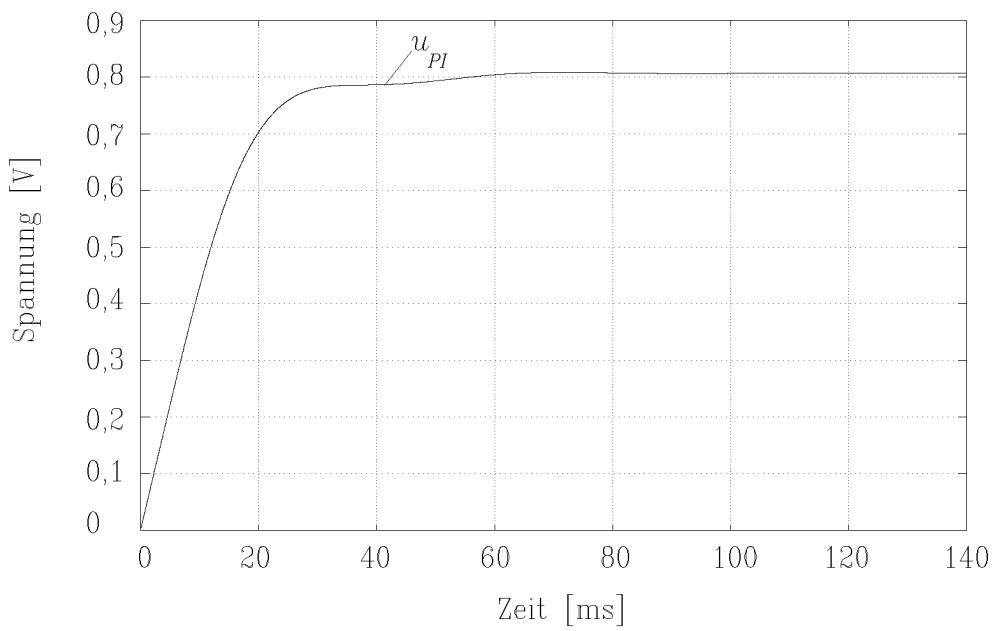
**Bild B.1:** Kolbengeschwindigkeit  $v_K$  des bilinearen Systemmodells eines translatorischen hydraulischen Antriebes für einen Sollwertsprung von  $w = 0,25$  m/s



**Bild B.2:** Spannung (Stellgröße)  $u_{PI}$  des Standard-Fuzzy-Reglers für die natürliche Systemklasse *oszillatorisch* mit der semantischen Systemklasse *mittel oszillatorisch*



**Bild B.3:** Kolbengeschwindigkeit  $v_K$  des bilinearen Systemmodells eines translatorischen hydraulischen Antriebes für einen Sollwertsprung von  $w = 0,2 \text{ m/s}$



**Bild B.4:** Spannung (Stellgröße)  $u_{PI}$  des Standard–Fuzzy–Reglers für die natürliche Systemklasse *oszillatorisch* mit der semantischen Systemklasse *mittel oszillatorisch*