

REKURRENTE FUZZY-SYSTEME

ROLAND KEMPF, MA, PROF. DR.- ING. JÜRGEN ADAMY

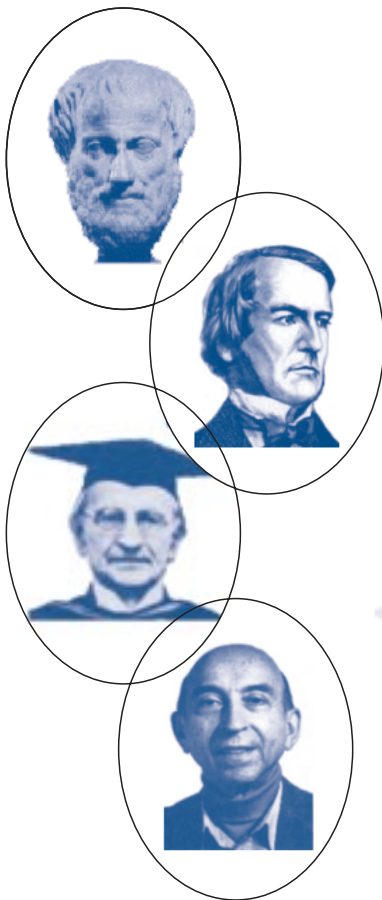


Abbildung 1:
Von der Logik zur
Fuzzy-Logik –
Aristoteles,
Boole,
Lukasiewicz,
Zadeh
From logic to
fuzzy-logic –
Aristoteles,
Boole,
Lukasiewicz,
Zadeh

Einleitung

In der klassischen Logik, wie sie von Aristoteles formuliert wurde, ist eine Aussage wahr oder falsch. Zwischenstufen gibt es nicht. Dieser Ansatz wurde von Boole mathematisiert: Einer wahren Aussage wird der Wahrheitswert 1 zugeordnet und einer falschen der Wert 0. Im täglichen Leben gibt es aber viele Aussagen, bei denen eine scharfe Bewertung mittels „wahr“ oder „falsch“ den Sachverhalt nicht richtig wiedergibt. Dafür ist der Aussagegehalt zu verschwommen, zu unscharf.

Das motiviert dazu, logische Werte zwischen 0 und 1 einzuführen. Erste Ideen hierzu stammen um 1932 von J. Lukasiewicz und führten zu einer mehrwertigen Logik. Eine vollständig unscharfe Logik-Theorie, die Fuzzy-Logik, entwickelte 1965 L. Zadeh [10].

Die aus dieser Theorie entwickelten und heute schon als klassisch zu bezeichnenden Fuzzy-Systeme besitzen ein statisches Eingangs-/Ausgangsverhalten. Dagegen sind Fuzzy-Systeme, die das Zeitverhalten interner Größen explizit durch Regeln beschreiben, ein neues Forschungsgebiet [1,2,6,9].

In diese Klasse reihen sich die aus einer industriellen Anwendung [1] hervorgegangenen und

hier vorgestellten rekurrenten Fuzzy-Systeme ein. Ziel dieses Beitrages ist es, rekurrente Fuzzy-Systeme zu erläutern, einige Eigenschaften zu beschreiben und Anwendungsfelder aufzuzeigen.

Motivation rekurrenter Fuzzy-Systeme

Ausgangspunkt der Überlegung ist ein allgemeines nichtlineares zeitdiskretes System, wie in Abbildung 2 gezeigt. Dieses läßt sich durch folgende zwei Gleichungen beschreiben:

$$\underline{x}_{k+1} = f(\underline{x}_k, \underline{u}_k) \text{ und } \underline{y}_k = g(\underline{x}_k, \underline{u}_k).$$

In Abhängigkeit des Eingangsvektors \underline{u}_k wird aus dem momentanen internen Vektor \underline{x}_k der zukünftige Vektor \underline{x}_{k+1} berechnet. Außerdem gibt das System einen Ausgangsvektor \underline{y}_k je nach Belegung von \underline{x}_k und \underline{u}_k aus. Es gibt eine Vielzahl verschiedener Klassen dynamischer Systeme, die diese Gleichungen erfüllen. Sie unterscheiden sich in den Definitionsbereichen der Größen \underline{u} , \underline{x} und \underline{y} und den Eigenschaften der Funktionen f und g . Sind die Funktionen linear, so haben wir ein lineares System. Oder bei nichtlinearen Funktionen nicht-lineare dynamische Systeme.

Eine ganz andere Klasse von Systemen erhält man, wenn man für die Komponenten der Vektoren \underline{u} , \underline{x} und \underline{y} nur die Werte 0

RECURRENT FUZZY-SYSTEMS

Fuzzy-systems are used in various fields of application. For example in automation, control, but also in pattern recognition, decision making and expert systems. The classical approach establishes a static relationship between different quantities, which are only characterized in a rough or fuzzy way. Recurrent fuzzy-systems, which are introduced here, allow in addition to create a mathematical model for dynamic processes that are described by causal linguistic knowledge. This method is demonstrated by an industrial application in the field of steel casting.

oder 1 wählt und für die Funktionen f und g boolesche Logikfunktionen einsetzt. Das resultierende System beschreibt dann einen booleschen Automat. Bei Verwendung mehrwertiger Logikfunktionen ergibt sich ein mehrwertiger Automat. Ein weiterer bekannter Vertreter solcher dynamischer Systeme, die sich durch eine Rückführung interner Größen auszeichnen, sind rekurrente Neuronale Netze.

Es stellt sich nun die Frage: Was erhält man, wenn man für f und g Fuzzy- Funktionen, bestehend aus Fuzzifizierung, Inferenz und Defuzzifizierung, einsetzt? Offensichtlich ergeben sich dann Fuzzy- Systeme mit Dynamik, bei denen u_i , x_i und y_i scharfe Größen sind. In Analogie zu rekurrenten neuronalen Netzen werden diese Systeme hier als rekurrente Fuzzy-Systeme bezeichnet.

Rekurrente Fuzzy-Systeme als Verallgemeinerung von Automaten

Um einen Anhaltspunkt für die Untersuchung rekurrenter Fuzzy-Systeme zu erhalten, ist es sinnvoll, sich die Grundgedanken der Fuzzy-Logik vor Augen zu führen. So ist die Fuzzy-Logik eine Generalisierung der booleschen und mehrwertigen Logik. Analog sind rekurrente Fuzzy-Systeme eine Generalisierung dynamischer Systeme, die boolesche oder mehrwertige Funktionen verwenden, also eine Verallgemeinerung boolescher und mehrwertiger Automaten. Es stellt sich damit die Frage, inwieweit rekurrente Fuzzy-Systeme Automaten-eigenschaften besitzen.

Als „automatenähnlich“ kann man ein rekurrentes Fuzzy-System bezeichnen, dessen Dynamik des Zustandsvektors \underline{x} maßgeblich durch die Transitionsregeln, bzw. durch einen Zustandsgraphen beschrieben wird. Das rekurrente Fuzzy-System verhält sich dann wie ein mehrwertiger Automat mit dem Unterschied, dass die Zustandsgrößen, Verläufe und Transitionsfunktionen stetig sind. Aber nicht alle Auslegungen eines rekurrenten Fuzzy-Systems führen zu einem automatenähnlichen Verhalten.

Damit „Automatenähnlichkeit“ gegeben ist, wählt man die Zugehörigkeitsfunktionen in der Fuzzifizierung als Trapeze, die sich zu Eins summieren und in

der Defuzzifizierung Singletons. Als Inferenzoperatoren sind sumprod und min-max möglich. Um dann garantieren zu können, dass sich das rekurrente Fuzzy-System „automatenähnlich“ verhält, reicht die folgende mit „Regelstetigkeit“ bezeichnete Eigenschaft der Regelbasis aus:

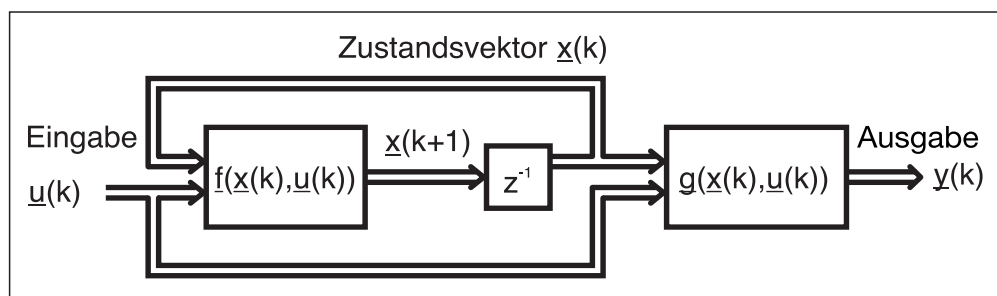
Bei benachbarten Fuzzy-Eingaben muß jeder Fuzzy-Zustand auf benachbarte Fuzzy-Zustände abgebildet werden. Und bei gleicher Fuzzy-Eingabe sind benachbarte Fuzzy-Zustände nach der Abbildung auch weiterhin benachbart.

Grundlagen für diese Aussagen sind in [5] zu finden.

Anwendungsfelder

Rekurrente Fuzzy-Systeme können auf einfache Art und Weise aufgebaut werden. Sie werden z.B. als sequentielle Mustererkenner zur Durchbruchfrüherkennung in Stranggießanlagen [1] eingesetzt, worauf unten noch weiter eingegangen wird. Die gleiche Methode wird in [4] zur Brand- und Gefahrenmeldung verwendet. Anwendungen als Expertensysteme sind auch denkbar. Weiterhin kann man sie als rekurrente Neuro-Fuzzy-Systeme auslegen, die eine Identifikation und Adaption anhand von Daten erlauben. Es lassen sich auch die elementaren dynamischen Einheiten, wie Integrierer und Differenzierer, mit rekurrenten Fuzzy-Systemen bilden [2]. Damit ist es auch möglich, PID-Regler durch

Abbildung 2: Aufbau eines allgemeinen, zeitdiskreten Systems
Structure of a general discrete-time system



rekurrente Fuzzy-Systeme zu verwirklichen, um dann gezielt über die Regeln Nichtlinearitäten wie Anti-Wind-up-Reset, nichtlineare Kennlinien o.ä. einzubringen. Ein weiteres Einsatzgebiet ist die qualitative Modellierung. So wird ein ähnlicher Ansatz in [3] zur Modellierung von Populationsdynamiken verwendet.

Sequentielle Mustererkennung in Stranggießanlagen

Beim Stranggießverfahren, wie in Abbildung 3 dargestellt, wird flüssiger Stahl aus einem Transportbehälter, der Gießpfanne, in einen Verteiler gegossen. Der Verteiler versorgt im allgemeinen mehrere parallele Anlagen, wobei der flüssige Stahl jeweils über ein Tauchrohr in den strangformenden Anlagenteil, die Kokille, gelangt. Die Innenwände der Kokille sind wassergekühlt, so dass die Schmelze an den Wänden so weit abkühlt, dass sie aushärtet. So entsteht eine feste Strangschale, die den noch flüssigen Stahl umschließt. Der Strang kann aus der Kokille herausgezogen werden. Damit der Strang dabei nicht an der Kokille haftet, wird zum einen ein Gleitmittel, das Gießpulver, zwischen Kokillenwand und Strangschale eingebracht, und zum anderen wird die Kokille oszillatorisch auf- und abbewegt. Über die Leitrollen geführt kühlt der Strang weiter ab und wird schließlich durch eine Schneidevorrichtung in einzelne Brammen zerteilt.

Der reibungsfreie Betrieb der Anlage ist durch Durchbrüche gefährdet. Durchbrüche entstehen aufgrund von Schwachstellen der Strangschale, die aus einem fehlerhaften Schalenwachstum in der Kokille resultieren und nach dem Herausziehen aus der Kokille

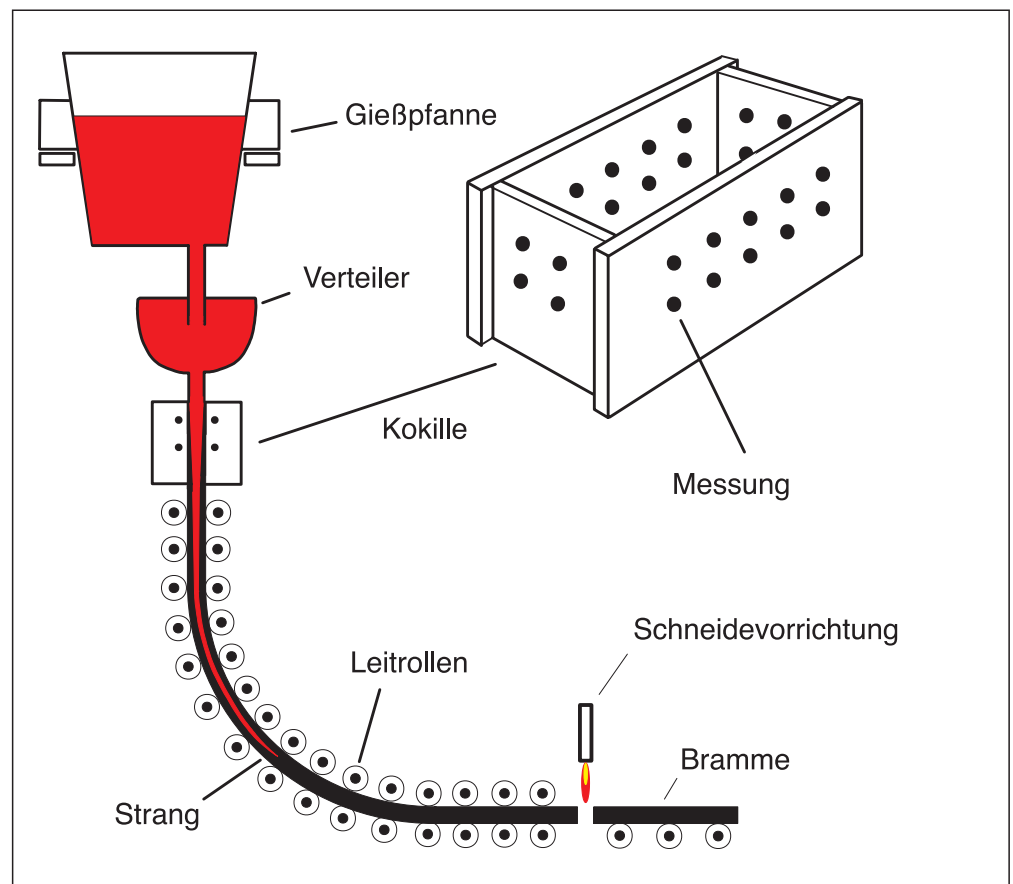
aufbrechen. Flüssiger Stahl tritt aus. Beschädigungen und Anlagestillstand sind die Folge. Für Schwachstellen der Strangschale gibt es verschiedene Ursachen [7]. Die mit ca. 80% Anteil häufigste Ursache, der Kleber, resultiert aus einem lokalen Mangel an Gießpulver zwischen Kokillenwand und Strangschale. Das fehlende Gleitmittel führt dazu, dass der Strang an der Wandung einer höheren Reibung unterliegt – er klebt. Die sich ausbildende Strangschale reißt daher an dieser Stelle immer wieder auf. Aus diesem Grund ist sie beim Verlassen der Kokille nur schwach ausgeprägt und bricht auf. Mit ca. 15% Anteil sind Luftpolster zwischen Strang und Kokillenwand, Cracks genannt, die zweithäufigste Durchbruchursache. Sie bilden sich z.B. aufgrund des Schrumpfprozesses während der Stahlaushärtung in der Strangschale und vermindern die Wärmeabfuhr vom Strang in die

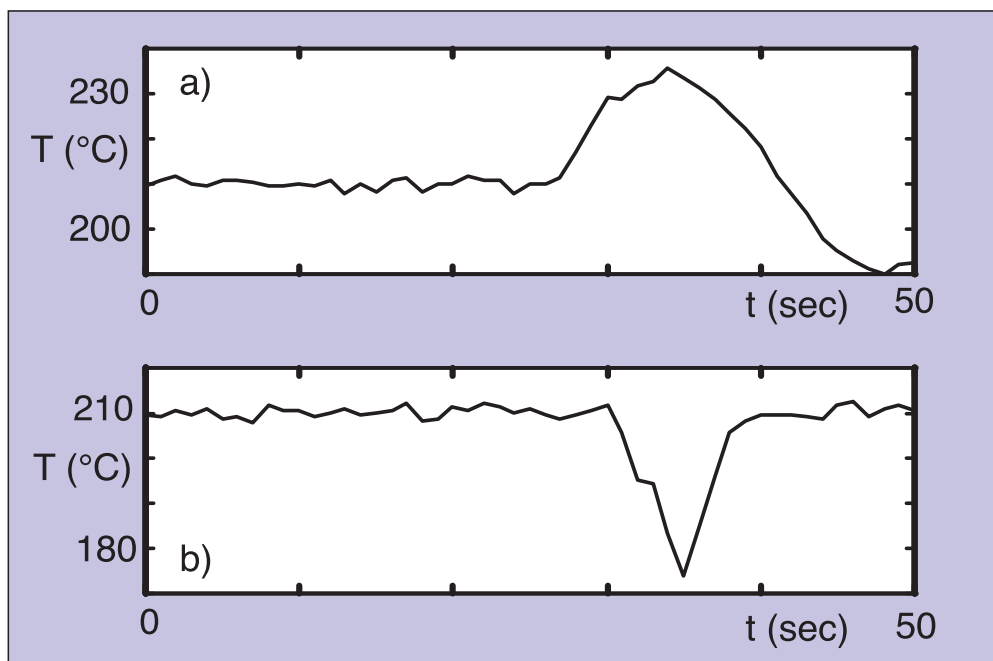
gekühlte Kokillenwand wesentlich. Entsprechend schwach bildet sich die Strangschale an dieser Stelle aus.

Um Durchbrüche zu vermeiden muss man Schwachstellen frühzeitig in der Kokille erkennen und dann die Gießgeschwindigkeit reduzieren [8]. So erhöht sich die Verweil- und damit die Kühldauer des Stranges in der Kokille, und die Schwachstellen heilen aus. Erkannt werden Schwachstellen anhand charakteristischer Temperaturverläufe, die rund um die Kokille gemessen werden. Ein Kleber verursacht z.B. durch die aufgerissene Strangschale und den an der Kokillenwand gelangenden flüssigen Stahl eine typische Temperaturerhöhung, wie sie Abbildung 4 zeigt. Ein Crack dagegen bewirkt aufgrund der verminderten Wärmeabfuhr durch das Luftpolster einen kurzzeitigen Temperaturabfall.

Für die Erkennung von Schwachstellen existieren ver-

Abbildung 3:
Schematischer
Aufbau einer
Stranggießanlage
Continuous
casting process





schiedene Verfahren. Hier wird die Verwendung eines rekurrenten Fuzzy-Systems für diese Aufgabe dargestellt. Das eingesetzte System besitzt eine einfache Struktur, wie in Abbildung 5 gezeigt.

Im vorliegenden Fall bilden die Temperaturwerte $T(k)$ und ihre zeitliche Änderung $\Delta T(k) = T(k) - T(k-1)$ die Elemente des Eingangsvektors \underline{u} , wobei ΔT die linguistischen Werte NB (negative big), NS (negative small), Z (zero), PS (positive small) und PB (positive big) und T noch zusätzlich den Wert PH (positive huge)

besitzt. Des weiteren existieren nur ein Zustands- und ein Ausgangswert $y(k) = x(k+1)$, d.h. die Funktionen f und g sind identisch. Der Ausgangswert $y(k)$ schätzt dabei die Durchbruchwahrscheinlichkeit anhand der linguistischen Werte Z (zero), T (tiny), S (small), M (middle), B (big), und H (huge) ab.

Anschaulich betrachtet, läuft die Erkennung eines Klebers wie folgt ab: Ist die Temperatur konstant und im normalen Bereich, so ist die geschätzte Durchbruchwahrscheinlichkeit y gleich Z. Zu Beginn einer Kleberentwicklung

Abbildung 4: Charakteristische Temperaturverläufe von a) Klebern und b) Cracks
Typical temperature pattern of a) sticks and b) cracks

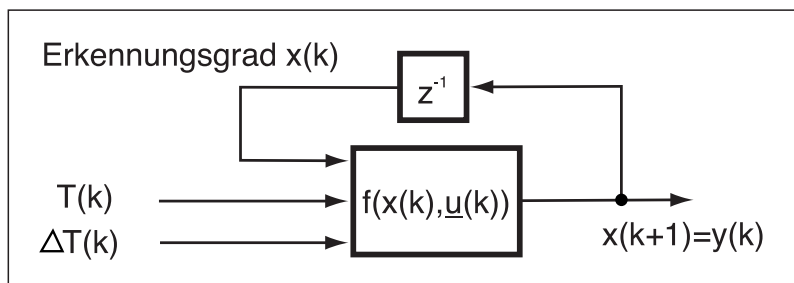


Abbildung 5: Spezieller Aufbau des sequentiellen Mustererkenners
Structure of the sequential pattern recognition system

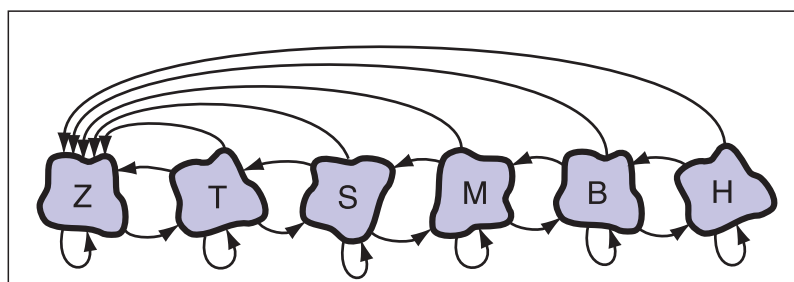


Abbildung 6: Zustandsgraph des sequentiellen Mustererkenners
State graph of the sequential pattern recognition system

steigt die Temperatur an, d.h. der Eingabevektor $\underline{u} = (T, \Delta T) = (PS, PS)$. Als Folge steigt y auf den Wert T. Nach dem Kleberbeginn erhöht sich T und ΔT , d.h. es ist $(T, \Delta T) = (PB, PB)$. Weist dann der Wert $x(k-1) = y(k)$ den Wert T auf, was gleichbedeutend damit ist, dass der Kleberanstieg gerade durchlaufen wurde, so geht das Fuzzy-System in den nächsthöheren Erkennungszustand S über. Im weiteren Verlauf des Klebers wird so zu immer höheren Erkennungszuständen fortgeschritten. In Abbildung 6 ist dies anhand des Fuzzy-Zustandsgraphen illustriert. Die Knoten geben die Erkennungszustände an und die Pfeile die Übergänge zwischen ihnen. Große Abweichungen vom Muster aktivieren Regeln bzw. Übergänge, die auf den Ausgangszustand Z verweisen. Somit ist eine Erkennung von Fehlalarmen möglich. Kleinere Abweichungen leiten in den vorhergehenden Zustand. Eingesetzt wird obiges System seit 1998 bei Saldanha Steel Ltd. in Südafrika und seit 1999 bei Thyssen-Krupp in Deutschland.

Zusammenfassung

Dynamische und rekurrente Fuzzy-Systeme ermöglichen es, verbal formuliertes Kausalwissen, das dynamische Sachverhalte beschreibt, mathematisch zu modellieren. Somit ist es möglich, viele Prozesse aus Bereichen der Medizintechnik, Ökologie, Betriebswirtschaft, aber auch der Technik, wie am Beispiel der Stranggießanlage illustriert, oder den Naturwissenschaften mathematisch zu fassen. Damit dies effektiv möglich ist, benötigt man eine fundierte mathematische Theorie rekurrenter Fuzzy-Systeme. Erste Schritte für eine solche wurden hier dargestellt.

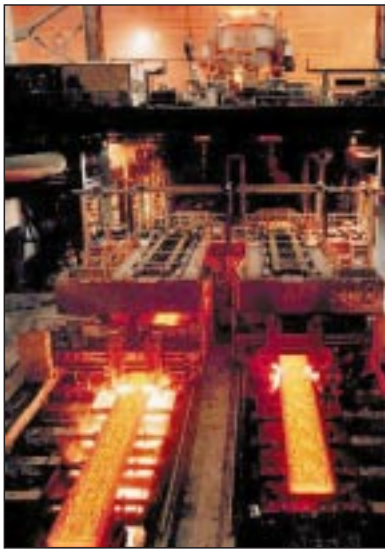


Abbildung 7:
Stranggießanlage - im Hintergrund oben die Gießpfanne, im Vordergrund zwei Brammen

Continuous casting plant – the upper part shows the ladle, the lower part the red-hot slabs

Literaturhinweise:

- [1] J. Adamy: Breakout Prediction for Continuous Casting by Fuzzy Mealy Automata, Proc. EUFIT 1995, S. 754-759.
- [2] J. Adamy, A. Yousif: Regler mit zeitdiskreten, dynamischen Fuzzy-Regelgliedern, Patentschrift DE 197 34 711 C1, 1999.
- [3] W. Bock, A. Salski: A fuzzy knowledge-based model of population dynamics of the Yellow-necked mouse (*Apodemus flavicollis*) in a beach forest. Ecol. Modelling 108 (1998), S. 155-161.
- [4] R. Engel, K. Henning: Sichere Brand- und Gefahrenmeldung mit Mehrfachsensoren und Fuzzy-Logik, atp 41 (1999), S. 39-43.
- [5] R. Kempf: On Ω -limit sets of discrete-time systems, eingereicht zur Veröffentlichung beim Journal of Difference Equations and Applications.
- [6] M. Kurano, M. Yasuda, J. Nakagami, Y. Yoshida: A limit theorem in some dynamic fuzzy systems, Fuzzy Sets and Systems, 51 (1992), S. 83-88.
- [7] K.C. Mills et al.: causes of stickler breakout during continuous casting, Ironmaking and Steelmaking 19 (1991) Nr.4, S. 253-265
- [8] M.A. Patton, A. Klein, M.M. Wolf: Advanced Breakout Prevention System Custom-Made to Product Mix, Proc. Of the 74th Steelmaking Conference, Washington, D.C., USA, Vol. 74, 14.17 April 1991, S.553-560
- [9] E. Schäfers, V. Krebs: Dynamic fuzzy-systems for qualitative process modeling: principles of a new system theory, at 47 (1999), S. 382-389.
- [10] L. Zadeh: Fuzzy Sets, Information and Control (1965), S. 338-353

FACHGEBIET REGELUNGSTHEORIE UND ROBOTIK (RTR) AN DER TU DARMSTADT

Das Fachgebiet Regelungstheorie und Robotik ist Teil des Instituts für Automatisierungstechnik des Fachbereichs Elektrotechnik und Informationstechnik.

Forschungsschwerpunkt ist die Bionik in der Automatisierungs- und Regelungstechnik, d. h. die Nutzung biologischer Mechanismen für automatisierungs- oder regelungstechnische Aufgabenstellungen. Unter diesem Dach wird insbesondere in den Bereichen „Computational Intelligence“ und „Autonome mobile Roboter“ geforscht.

Entwickelt und genutzt werden z.B. Methoden der Evolutionären Programmierung. Diese werden insbesondere zur Modellbildung komplexer Prozesse, die nicht hinreichend effizient durch Gleichungen beschreibbar sind, angewandt. In Kooperation mit Firmen der Biotechno-

logie wurde und wird das Verfahren erfolgreich genutzt.

Des Weiteren werden rekurrente Fuzzy-Systeme untersucht. Den Schwerpunkt bildet hierbei die Ausarbeitung der Systemtheorie dieser Systeme.

Im Bereich der „Autonomen mobilen Roboter“ werden Verfahren entwickelt, um autonom in einer a priori unbekannt Umgebung zu navigieren. Dabei sind insbesondere Verfahren zur selbständigen Überwachung der ausgeführten Handlungen von Interesse.

In beiden Bereichen existieren Analogien in der Biologie, sei es die Vorgehensweise der Evolutionären Algorithmen, die an das natürliche Selektions- und Mutationsprinzip angelehnt ist, oder die Verwandtschaft des Verhaltens der Fuzzy-Systeme mit dem menschlichen Urteilsvermögen. Ebenso gibt es Parallelen bei der Umgebungsexploration von Lebewesen und möglichen Navigationsstrategien eines mobilen Roboters.

Daher spielt hier bei der Entwicklung von Ideen oft die Bionik eine zentrale Rolle, um neue technische Lösungen zu gewinnen.

Ansprechpartner:

Prof. Dr.-Ing. J. Adamy
Tel. 0 6151/16-52 37
JAdamy@iat.tu-darmstadt.de

Roland Kempf, MA
Tel. 0 6151/16-35 42
rdkempf@rt.e-technik.tu-darmstadt.de

Technische Universität Darmstadt
Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnik
Fachgebiet Regelungstheorie und Robotik

Landgraf-Georg Straße 4,
64283 Darmstadt
Fax. 0 6151/16-25 07
<http://www.rt.e-technik.tu-darmstadt.de>