Ein Verfahren zur datenbasierten Komplexitätsreduktion

J. Praczyk, H. Kiendl, H. Jessen

Lehrstuhl für Elektrische Steuerung und Regelung
Universität Dortmund, 44221 Dortmund
Tel.: 0231 755-4621 Fax: 0231 755-2752
E-Mail: praczyk@esr.e-technik.uni-dortmund.de

Kurzfassung

Im vorliegenden Beitrag wird ein fuzzybasiertes Verfahren vorgestellt, das potentiell zu berücksichtigende Eingangsgrößen eines zu erstellenden Modells auf eindeutige Zusammenhänge mit den Ausgangsgrößen und mit den übrigen potentiell zu berücksichtigenden Eingangsgrößen untersucht. Weist eine Eingangsgröße keinen eindeutigen Zusammenhang mit der Ausgangsgröße auf oder läßt sie sich durch eine andere Eingangsgröße eindeutig ausdrücken, ist sie zur Modellierung nicht erforderlich. Das Verfahren dient in erster Linie dazu, bei der datenbasierten Fuzzy–Modellierung die Anzahl der Eingangsgrößen des Fuzzy–Modells und damit seine Komplexität zu reduzieren.

1 Einführung

Die Basis der Untersuchung und Weiterentwicklung technischer Systeme bilden häufig Modelle dieser Systeme. Bei komplexen Systemen kann eine physikalisch–mathematische Modellierung jedoch sehr zeitaufwendig oder nur näherungsweise möglich sein. In solchen Fällen besteht ein Lösungsansatz darin, die Modellierung datenbasiert auf der Grundlage vorhandener Meßdaten vorzunehmen. Dabei haben sich in jüngerer Zeit insbesondere Fuzzy–Modelle bewährt, da sie einerseits datenbasiert generiert, andererseits aber durch wissensbasiert generierte Regeln verbessert werden können [1].

Ein Hauptproblem dieses Ansatzes besteht in der Auswahl der zu berücksichtigenden Eingangsgrößen. Um die Anzahl dieser Größen und damit die Komplexität des zu entwerfenden Fuzzy–Modells möglichst gering zu halten, sind in der Regel Voruntersuchungen wünschenswert, mit denen die Relevanz der potentiell zu berücksichtigenden Eingangsgrößen untersucht wird. Deshalb ist es sinnvoll, ein der Fuzzy–Modellierung vorgeschaltetes Verfahren zur Aufdeckung komplexer Zusammenhänge zwischen verschiedenen Größen zu entwickeln, das ebenfalls auf der Fuzzy–Logik basiert. Ein solches Verfahren wird im vorliegenden Beitrag vorgestellt.

Ein möglicher Ansatz für die Auswahl von Eingangsgrößen ist die Untersuchung potentiell zu berücksichtigender Eingangsgrößen auf Korrelation mit den Ausgangsgrößen und mit den übrigen potentiell zu berücksichtigenden Eingangsgrößen. Zwei Größen sind korreliert, wenn zwischen ihnen ein irgendwie gearteter Zusammenhang besteht. Ist eine Eingangsgröße nicht mit der Ausgangsgröße korreliert, ist sie für die Modellierung nicht relevant und braucht nicht berücksichtigt zu werden. Ist eine potentielle Eingangsgröße e_1 mit einer anderen Eingangsgröße e_2 in dem speziellen Sinne korreliert, daß sich e_2 durch e_1 eindeutig ausdrücken läßt, braucht sie ebenfalls nicht berücksichtigt zu werden. Demgegenüber differenziert der gebräuchliche Begriff der Korrelation nicht zwischen den beiden möglichen Richtungen der Abhängigkeit. Deshalb stützt sich das vorliegende Verfahren nicht auf das allgemeine Konzept der Korrelation, sondern auf das Konzept der ein- und mehrdeutigen Abbildungen.

Ein weiterer Unterschied zu existierenden statistischen Verfahren zur Aufdeckung von Korrelationen zwischen Größen und zur Reduktion der Anzahl von Eingangsgrößen eines zu modellierenden Systems besteht im folgenden: Diese Verfahren machen meist eine Strukturannahme über den potentiellen Zusammenhang zwischen den betrachteten Größen und überprüfen, wie gut der tatsächliche Zusammenhang zwischen diesen Größen der angenommenen Struktur entspricht. Diese Verfahren haben damit aber den Nachteil, daß sich die Analyse jeweils nur auf eine bestimmte Strukturannahme bezieht. Dies gilt speziell für die Korrelationsanalyse [2] oder die Faktoranalyse / Hauptkomponentenanalyse [3], die Größen auf eine lineare Korrelation hin untersuchen. Ebenso gilt das für die Regressionsanalyse, mit der strukturell komplexere Zusammenhänge erkannt werden können [2].

Im Gegensatz zu diesen statistischen Verfahren setzt das hier vorgestellte keine Strukturannahme voraus. Es überprüft vielmehr, ob sich der durch die Daten repräsentierte Zusammenhang zwischen zwei Größen e_1 und e_2 durch eine irgendwie geartete eindeutige Abbildung $e_2 = f(e_1)$ — sei sie linear oder nichtlinear — beschreiben läßt. Über die Struktur dieser Abbildung macht das Verfahren keine Aussage. Dies ist für die Auswahl von Eingangsgrößen auch nicht erforderlich.

2 Das Verfahren

Bei der Auswahl von Eingangsgrößen können solche unberücksichtigt bleiben, aus denen keine Rückschlüsse auf die Ausgangsgröße gezogen werden können. Außerdem kann auf eine solche Größe e_2 verzichtet werden, die in einem irgendwie gearteten eindeutigen Zusammenhang $e_2 = f(e_1)$ mit einer bereits ausgewählten Eingangsgröße e_1 steht.

Um potentielle Eingangsgrößen auf diese beiden Bedingungen hin zu untersuchen, wird zunächst der Begriff der (mehrdeutigen) Abbildung auf den hier vorliegenden Fall linguistischer Variablen übertragen und die Eigenschaft der Eindeutigkeit einer solchen Abbildung definiert.

Zur Erfassung von Fällen, daß keine Eindeutigkeit im strikten Sinne vorliegt, wird der Begriff der Eindeutigkeit durch die Definition eines Maßes für den Grad, in dem eine irgendwie geartete eindeutige Abbildung $e_2 = f(e_1)$ in den Daten belegt ist, unter Verwendung der Fuzzy–Logik erweitert. Aufbauend darauf werden zwei Reduktionsregeln formuliert, mit denen erkannt werden kann, welche Eingangsgrößen für die Modellierung nicht erforderlich sind und deshalb unberücksichtigt bleiben können.

2.1 Definition eines Eindeutigkeitsmaßes

Die zentrale Frage, die sich bei der Untersuchung von Zusammenhängen zwischen Größen im Hinblick auf die Berücksichtigung dieser Größen bei der Modellierung stellt, lautet, wie gut eine Größe e_2 aus einer Größe e_1 aufgrund eines bestehenden Zusammenhangs zwischen diesen beiden Größen bestimmt werden kann. Diese Frage ist gleichbedeutend mit der, wie gut die Größe e_2 durch die Größe e_1 ausgedrückt werden kann. Zur Verdeutlichung sind in Bild 1 mögliche Verteilungen von Datenpunkten in der e_1/e_2–Ebene beschrieben. Dabei ist jedesmal qualitativ angegeben, wie gut (nach Augenschein) die Größe e_2 aus der Größe e_1 bestimmt werden kann.

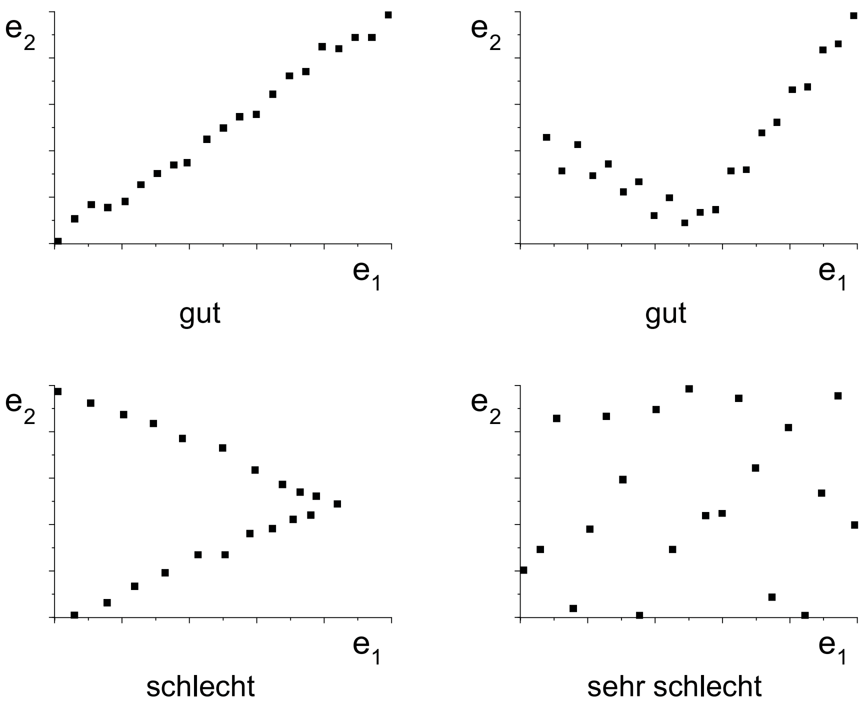

Bild 1: Beispiele möglicher Verteilungen von Datenpunkten in der e_1/e_2–Ebene mit qualitativer Bewertung, wie gut sich e_2 aus e_1 bestimmen läßt

Ließe sich ein Zusammenhang zwischen den Größen e_1 und e_2 in Form einer mathematischen Beziehung angeben, stimmt die oben formulierte Frage formal mit der Frage überein, ob sich dann jeder Wert von e_2 durch eine eindeutige Abbildung $e_2 = f(e_1)$ erhalten läßt. Dieser Ansatz wird hier auf den Fall übertragen, daß die Größen e_i linguistische Variablen sind.

Definition 1 *Eindeutigkeit einer Abbildung*

Seien $\mathrm{e}_{1,k}$ *mit* $k = 1, \ldots m$ *die linguistischen Werte der linguistischen Variablen* e_1 *und* $\mathrm{e}_{2,l}$ *mit* $l = 1, \ldots n$ *die linguistischen Werte der linguistischen Variablen* e_2. *Seien weiterhin* A *die Menge aller linguistischen Werte* $\mathrm{e}_{1,k}$, $k \in \{1, \ldots m\}$, *und* B *die Menge aller linguistischen Werte* $\mathrm{e}_{2,l}$, $l \in \{1, \ldots n\}$.

Eine (ein- oder mehrdeutige) Abbildung p *der Menge* A *in die Menge* B *ist eine binäre Relation in der Menge* $A \cup B$, *für die Vorbereich(p)* $\subseteq A$ *und Nachbereich(p)* $\subseteq B$ *gilt.*

Ist p Abbildung von A in B und gilt

$$\forall e_{1,k} \forall e_{2,l_1} \forall e_{2,l_2} ((e_{1,k}, e_{2,l_1}) \in p \wedge (e_{1,k}, e_{2,l_2}) \in p \rightarrow e_{2,l_1} = e_{2,l_2}),$$

so heißt p eindeutig.

Häufig entspricht der durch die Daten repräsentierte Zusammenhang zwischen zwei Größen e_1 und e_2 keiner eindeutigen Abbildung im obigen strengen Sinne. Deshalb wird dieser Begriff im folgenden unter Verwendung der Fuzzy–Logik weicher gefaßt.

Für jede Kombination $(e_{1,k}, e_{2,l})$, $k \in \{1, \dots m\}$, $l \in \{1, \dots n\}$, linguistischer Werte der Größen e_1 und e_2 kann angegeben werden, wie viele Datenpunkte in der e_1/e_2–Ebene dieser Kombination entsprechen. Anhand dieser Anzahl kann der maximale Anteil der Datenpunkte, für die eine eindeutige Abbildung $e_2 = f(e_1)$ vorliegt, bezogen auf die Gesamtanzahl der gegebenen Datenpunkte bestimmt werden. Dieses Verhältnis stellt ein Maß für den Grad dar, in dem eine irgendwie geartete eindeutige Abbildung $e_2 = f(e_1)$ in den Daten belegt ist. Damit bewertet es auch quantitativ, wie gut sich e_2 aus e_1 bestimmen läßt.

Dieses Konzept zur Schaffung eines Eindeutigkeitsmaßes wird im folgenden präzisiert. Dabei werden die Zugehörigkeiten $\mu_{e_{1,k}}$ und $\mu_{e_{2,l}}$ der Datenpunkte zu den linguistischen Werten berücksichtigt.

Zunächst wird eine $n \times m$–Matrix $\{a_{l,k}^{1,2}\}$ definiert, deren Einträge $a_{l,k}^{1,2}$ sich gemäß Gleichung (1) anhand der vorliegenden q Datenpunkte in der e_1/e_2–Ebene $(d_{i,1}, d_{i,2})$, mit $i = 1, \dots q$, ergeben:

$$a_{l,k}^{1,2} = \sum_{i=1}^{q} (\mu_{e_{1,k}}(d_{i,1}) \wedge \mu_{e_{2,l}}(d_{i,2})). \tag{1}$$

Der Fuzzy–UND–Operator wird als Algebraisches Produkt gewählt.

Bild 2 zeigt beispielhaft die Belegung der Matrix $\{a_{l,k}^{1,2}\}$. Zur Vereinfachung werden dort keine Fuzzy–Zugehörigkeitsfunktionen, sondern crispe Zugehörigkeitsfunktionen (charakteristische Funktionen) verwendet, so daß die $a_{l,k}^{1,2}$ ganzzahlig sind und damit mit der Anzahl der Datenpunkte übereinstimmen.

Auf der Basis dieser Matrix wird nun ein Maß für den Grad, in dem eine irgendwie geartete eindeutige Abbildung $e_2 = f(e_1)$ in den Daten belegt ist, wie folgt definiert:

Definition 2 *Eindeutigkeitsmaß* $\kappa(e_1, e_2)$

$$\kappa(e_1, e_2) := \frac{\sum\limits_{k=1}^{m} \max\limits_{l} a_{l,k}^{1,2}}{\sum\limits_{k=1}^{m} \sum\limits_{l=1}^{n} a_{l,k}^{1,2}} \tag{2}$$

Je weiter Datenpunkte in e_2–Richtung vom Maximum $\max\limits_{l} a_{l,k}^{1,2}$ abweichen, desto weniger kann die Abweichung durch Streuung in den Meßdaten erklärt werden. Daher liegt es nahe, in einem erweiterten Ansatz Datenpunkte, die weiter als einen

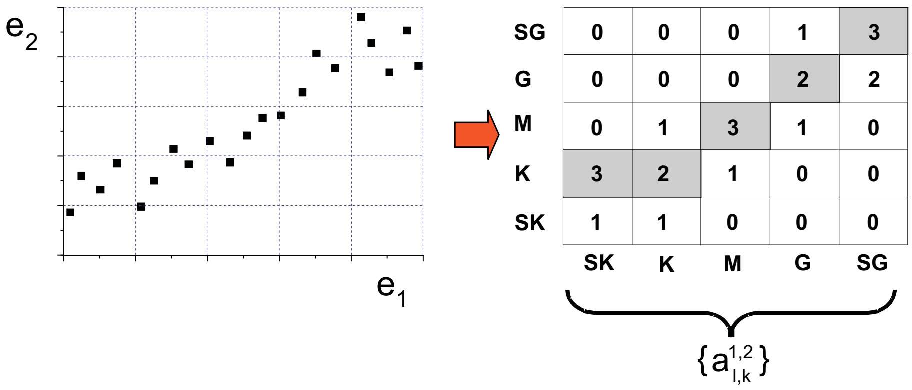

Bild 2: Belegung der Matrix $\{a_{l,k}^{1,2}\}$. Zur Vereinfachung werden hier crispe Zugehörigkeitsfunktionen verwendet. Die Maxima $\max\limits_{l} a_{l,k}^{1,2}$ sind für jedes k jeweils grau unterlegt.

linguistischen Wert vom Maximum abweichen, bei der Berechnung des Eindeutigkeitsmaßes durch eine Subtraktion der Zugehörigkeitsgrade dieser Datenpunkte zu berücksichtigen:

Definition 3 *Erweitertes Eindeutigkeitsmaß* $\kappa(e_1, e_2)$

$$\kappa(e_1, e_2) := \frac{\sum\limits_{k=1}^{m}\left(\max\limits_{l} a_{l,k}^{1,2} - \Big(\sum\limits_{i=1}^{l_{max}-2} a_{i,k}^{1,2} + \sum\limits_{j=l_{max}+2}^{n} a_{j,k}^{1,2}\Big)\right)}{\sum\limits_{k=1}^{m}\sum\limits_{l=1}^{n} a_{l,k}^{1,2}} \tag{3}$$

Dabei gilt für l_{max}*:*

$$a_{l_{max},k}^{1,2} = \max_{l} a_{l,k}^{1,2}. \tag{4}$$

Damit in beiden Fällen für $\kappa(e_1, e_2)$ die Beziehung $0 < \kappa(e_1, e_2) < 1$ gilt, muß im Falle des erweiterten Eindeutigkeitsmaßes der Wert von $\kappa(e_1, e_2)$ gegebenenfalls nach unten auf Null begrenzt werden.

Aufgrund der Definition des Begriffes der Eindeutigkeit von Abbildungen gilt im allgemeinen $\kappa(e_i, e_j) \neq \kappa(e_j, e_i)$.

Zur Verdeutlichung möglicher Ausprägungen des Eindeutigkeitsmaßes sind in Bild 3 die Werte der Eindeutigkeitsmaße nach Definition (2) für die Beispiele aus Bild 1 angegeben.

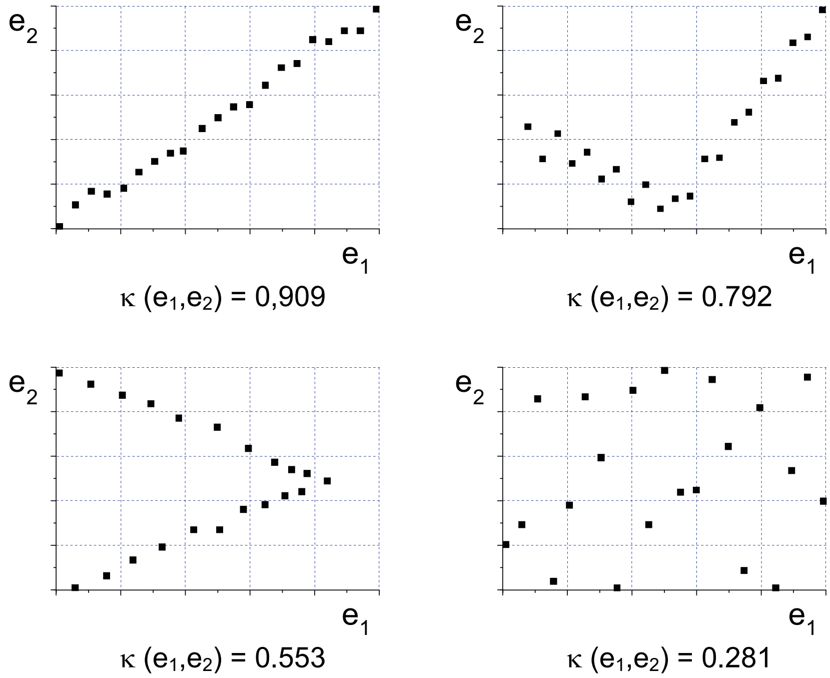

Bild 3: Eindeutigkeitsmaße $\kappa(e_1, e_2)$ nach Definition (2) für die Beispiele möglicher Datenverteilungen in der e_1/e_2–Ebene aus Bild 1. Zur Vereinfachung werden hier crispe Zugehörigkeitsfunktionen verwendet.

2.2 Reduktion nicht relevanter Größen

Mit dem Eindeutigkeitsmaß κ wird für die Eingangsgröße e bzgl. der Ausgangsgröße u ein Relevanzmaß $\omega_u(e)$ definiert. Es gibt an, wie relevant die Eingangsgröße e für die Bestimmung des Wertes der Ausgangsgröße u ist.

Definition 4 *Relevanzmaß* $\omega_u(e)$

$$\omega_u(e) := \kappa(e, u) \tag{5}$$

Mit Hilfe dieses Relevanzmaßes wird folgende Reduktionsregel formuliert:

Reduktionsregel 1:

WENN $\omega_u(e) < S_1$, DANN entferne e.

Dabei ist S_1 eine festzulegende Schwelle. Als sinnvolle Werte hierfür haben sich bei Verwendung der Eindeutigkeitsmaße (2) und (3) die Werte $S_1 = 0.3$ bzw. $S_1 = 0.1$ erwiesen.

Durch Anwendung der Reduktionsregel 1 auf alle potentiellen Eingangsgrößen werden solche Größen reduziert, aus denen der jeweilige Wert der Ausgangsgröße nicht ausreichend eindeutig bestimmt werden kann.

2.3 Reduktion redundanter Größen

Das Eindeutigkeitsmaß $\kappa(e_1, e_2)$ wird weiterhin zur Definition eines Redundanzmaßes $\rho_u(e_2, e_1)$ verwendet, das ausdrückt, wie notwendig die Größe e_2 neben der Größe e_1 zur Bestimmung des Verhaltens der Ausgangsgröße u ist.

Definition 5 *Redundanzmaß* $\rho_u(e_2, e_1)$

$$\rho_u(e_2, e_1) := \begin{cases} \kappa(e_1, e_2), & \textit{falls } \kappa(e_2, u) \le \kappa(e_1, u); \\ 0 & \textit{sonst.} \end{cases} \tag{6}$$

Mit Hilfe dieses Redundanzmaßes wird folgende Reduktionsregel formuliert:

Reduktionsregel 2:

WENN $\rho_u(e_2, e_1) > S_2$, DANN entferne e_2 unter Beibehaltung von e_1.

Dabei ist S_2 eine festzulegende Schwelle. Als sinnvolle Werte für S_2 haben sich bei Verwendung der Eindeutigkeitsmaße (2) und (3) Werte $0.6 \le S_2 \le 0.8$ erwiesen.

Zur Reduktion von Eingangsgrößen anhand von Reduktionsregel 2 werden zunächst die Werte $\rho_u(e_i, e_j)$ für alle $i, j = 1, \ldots N$ mit $i \ne j$ und $N =$ Anzahl potentieller Eingangsgrößen berechnet. In der Reihenfolge aufsteigender Werte von $\kappa(e_i, u)$ wird dann auf alle Größen e_i die Reduktionsregel 2 angewendet. Dabei werden verkettete Abbildungen berücksichtigt. Das bedeutet, eine Eingangsgröße e_i darf nur reduziert werden, falls nicht schon eine andere Eingangsgröße e_j anhand von Reduktionsregel 2 unter Beibehaltung von e_i reduziert wurde. Diese Einschränkung für die Reduktion von e_i gilt nicht, falls für die Größe e_j und eine andere noch nicht reduzierte Größe e_k, $k \ne i$, die Beziehung $\rho_u(e_j, e_k) > S_2$ erfüllt ist und sich damit eine für eine Reduktion ausreichende eindeutige Abbildung $e_j = f(e_k)$ angeben läßt.

2.4 Einzelheiten zum Verfahren

Es hat sich bei der Untersuchung von Beispielen gezeigt, daß trapezförmige eingangs- und ausgangsseitige Fuzzy–Zugehörigkeitsfunktionen (Bild 4) für das Verfahren sehr geeignet sind. Sie reduzieren im Vergleich zu dreieckförmigen Zugehörigkeitsfunktionen die Empfindlichkeit gegenüber Streuungen in den Meßdaten. Fünf linguistische Werte pro linguistische Variable haben sich in den betrachteten Beispielen meist als ausreichend erwiesen.

Es gibt statistische Verfahren zur Komplexitätsreduktion, nach denen zur Reduktion der Anzahl von Eingangsgrößen *neue* Größen bestimmt werden, die sich aus den ursprünglichen Eingangsgrößen zusammensetzen. Im Falle der Hauptkomponentenanalyse werden die identifizierten Hauptkomponenten beispielsweise durch Linearkombinationen der ursprünglichen Größen definiert. Diese Vorgehensweise hat gegenüber der hier vorgestellten den Nachteil, daß diese neuen Eingangsgrößen im allgemeinen keine interpretierbaren Systemgrößen darstellen. Im Gegensatz dazu bleiben die Eingangsgrößen bei dem hier vorgestellten Verfahren in ihrer ursprünglichen Form erhalten und sind damit auch weiterhin als Systemgrößen interpretierbar.

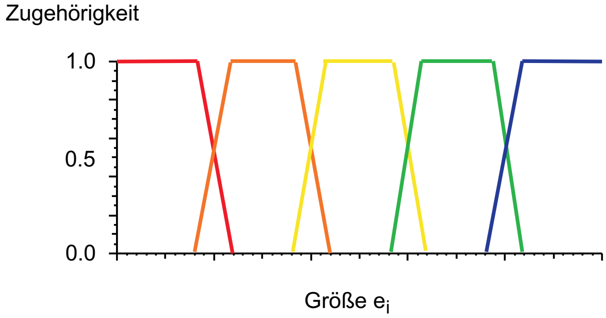

Bild 4: Beispielhafte trapezförmige Fuzzy–Zugehörigkeitsfunktionen bei Verwendung von fünf linguistischen Werten pro Größe

Das vorliegende Verfahren setzt auf den für die betrachteten Größen festgelegten Fuzzy–Zugehörigkeitsfunktionen auf. Somit kann im Gegensatz zu existierenden statistischen Verfahren durch die Festlegung der Zugehörigkeitsfunktionen sichergestellt werden, daß der gesamte Arbeitsbereich berücksichtigt wird, auch dann, wenn nur für einen eingeschränkten Bereich Daten vorliegen. Auf diese Art wird verhindert, daß bei Vorliegen von Datenpunkten ausschließlich in einem Teilintervall des Arbeitsbereiches eindeutige Abbildungen nicht erkannt oder nicht ausreichend ausgeprägte eindeutige Abbildungen verstärkt werden. Dies wird im folgenden anhand zweier Beispiele näher beschrieben.

In Bild 5 ist links die Verteilung der Datenpunkte über den Arbeitsbereich von e_2 dargestellt. Man erkennt eine eindeutige Abbildung $e_2 = f(e_1)$ (e_2 ist bei den hier gewählten Zugehörigkeitsfunktionen nahezu konstant für alle linguistischen Werte von e_1 und braucht aus diesem Grund bei einer Modellierung nicht berücksichtigt zu werden).

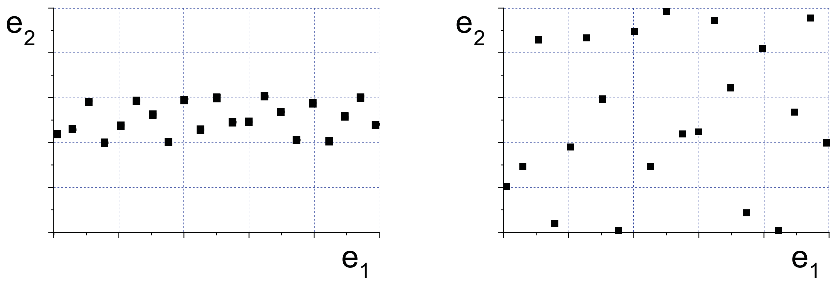

Bild 5: Verteilung der Datenpunkte in der e_1/e_2–Ebene mit voller (links) und teilweiser (rechts) Berücksichtigung des Arbeitsbereiches von e_2

Rechts sind die Verteilung der Datenpunkte und die (vereinfachten) Zugehörigkeitsfunktionen bei ausschließlicher Berücksichtigung des Intervalles von e_2, für das Datenpunkte vorliegen, dargestellt. Dieses Intervall entspricht dem mittleren linguistischen Wert von e_2 aus Bild 5 links. Hier ist wegen der „Aufweitung" dieses Intervalls keine eindeutige Abbildung $e_2 = f(e_1)$ festzustellen. Daher wird bei dieser Festlegung der Fuzzy–Zugehörigkeitsfunktionen e_2 fälschlich nicht reduziert.

Demgegenüber bieten die bekannten statistischen Standardverfahren keine Möglichkeit zur Berücksichtigung von Bereichen, für die keine Daten vorliegen. Eindeutige Zusammenhänge, wie der in Bild 5 links, werden daher fälschlich gemäß Bild 5 rechts behandelt.

Ferner besteht bei Nichtberücksichtigung des gesamten Arbeitsbereiches die Gefahr, daß der Grad einer linearen Abhängigkeit fälschlich verstärkt wird (Bild 6).

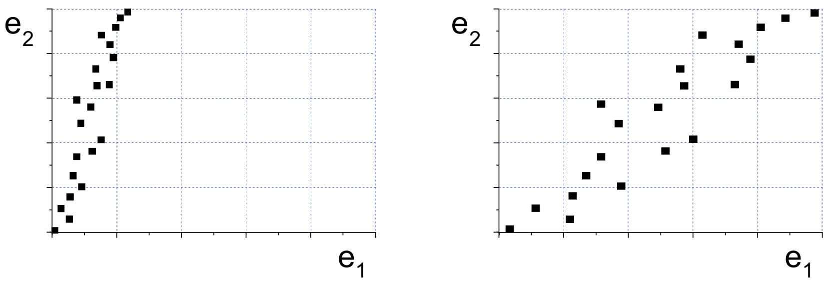

Bild 6: Verteilung der Datenpunkte in der e_1/e_2–Ebene mit voller (links) und teilweiser (rechts) Berücksichtigung des Arbeitsbereiches von e_1

Links ist die Verteilung von Datenpunkten in der e_1/e_2–Ebene bei Berücksichtigung des gesamten Arbeitsbereiches von e_1 dargestellt, rechts die bei ausschließlicher Berücksichtigung des Intervalls, für das Datenpunkte vorliegen. Die sehr schwach ausgeprägte lineare Abhängigkeit von e_1 und e_2 links wird durch die ausschließliche Betrachtung des Intervalles, in dem Datenpunkte vorliegen, verstärkt und führt zu einer unberechtigten Reduktion von e_2.

Sollen zur Reduktion der Komplexität eines Systems auch nominal skalierte Größen untersucht werden (die Eigenschaften darstellen, die in keine Rangfolge gebracht werden können), kann beispielsweise die statistische Kontingenztafelanalyse [2] verwendet werden. Damit können aber nur Größen untersucht werden, die eine Klasseneinteilung aufweisen. Befinden sich jedoch zusätzlich ordinale oder metrische Größen im Satz der zu untersuchenden Eingangsgrößen, führt die Anwendung der Kontingenztafelanalyse wegen der hierzu erforderlichen Klasseneinteilung zu einem Informationsverlust.

Im Gegensatz dazu ist das vorliegende Verfahren wegen der Verwendung linguistischer Variablen und wegen des zugrunde liegenden Konzeptes der Eindeutigkeit von Abbildungen prinzipiell auch zur Verarbeitung von nominal, ordinal und metrisch skalierten Größen geeignet. Die Übergangsbereiche der linguistischen Werte wirken dem Informationsverlust, der bei den statistischen Verfahren durch die Klassenbildung auftritt, entgegen.

3 Schlußfolgerungen

In diesem Beitrag wird ein Verfahren zur datenbasierten Komplexitätsreduktion vorgestellt. Es weist für die praktische Anwendung gegenüber statistischen Verfahren eine Reihe von Vorteilen auf. Der wichtigste besteht darin, daß Zusammenhänge zwischen Eingangsgrößen untereinander und zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen in Form von Abbildungen, die nur in eine Richtung näherungsweise eindeutig sind und über deren Charakter sonst nichts vorausgesetzt wird, zur Reduktion von nicht relevanten und redundanten Eingangsgrößen ausgenutzt werden können. Die daraus resultierenden Bedingungen für die Nichtberücksichtigung von Eingangsgrößen stellen somit geringere Anforderungen an Zusammenhänge zwischen Größen als bekannte statistische Standardverfahren. Des weiteren werden im Gegensatz zu jenen Verfahren keine neuen, nicht als Systemgrößen interpretierbare Größen gebildet.

Die Leistungsfähigkeit des Verfahrens wird an anderer Stelle am Beispiel eines datenbasierten Entwurfs eines Fuzzy-Klassifikators zur Qualitätskontrolle von automatischen Getrieben mit dem Fuzzy–ROSA–Verfahren [4, 5, 6, 7, 8, 9] demonstriert [10, 11]. Durch die Anwendung des Verfahrens wird der mit dem Fuzzy–ROSA–Verfahren zu durchsuchende Regelraum und damit die Regelgenerierungszeit deutlich verkleinert. Weiterhin wird der Aufwand zur Bestimmung der charakteristischen Prozeßmerkmale aus den aufgenommenen Meßdaten durch den Wegfall von Prozeßmerkmalen vermindert.

Diese Arbeit wurde von der *Deutschen Forschungsgemeinschaft* im Rahmen des Sonderforschungsbereichs 531 *„Computational Intelligence“* und des Graduiertenkollegs *„Modellierung und modellbasierte Entwicklung komplexer technischer Systeme“* gefördert.

Literatur

[1] H. Kiendl: Fuzzy Control methodenorientiert, Oldenbourg Verlag München, 1997.

[2] J. Hartung, B. Elpelt, K. Klösener: Statistik, 10. Auflage, Oldenbourg Verlag München, 1995.

[3] J. Hartung, B. Elpelt: Multivariate Statistik, 2. Auflage, Oldenbourg Verlag München, 1986.

[4] M. Krabs: Das ROSA–Verfahren zur Modellierung dynamischer Systeme durch Regeln mit statistischer Relevanzbewertung, VDI - Verlag Düsseldorf, 1994.

[5] M. Krabs, H. Kiendl: Automatische Generierung von Fuzzy Regeln mit dem ROSA–Verfahren, Tagungsband VDI/VDE-GMA-Aussprachetag Fuzzy Control, VDI - Berichte 1113, VDI - Verlag Düsseldorf, 1994.

[6] A. Krone, H. Kiendl: An Evolutionary Concept for Generating Relevant Fuzzy Rules from Data. *Journal of Knowledge–based Intelligent engineering Systems*, Vol 1, No. 4, ISSN 1327-2314, October 1997.

[7] M. Lindenblatt: Evolutionäre Suche im Fuzzy–ROSA–Verfahren — Genetische Repräsentation und Steuerung der genetischen Operatoren, Interne Berichte des Fachbereichs Informatik der Universität Dortmund, 1998.

[8] H. Jessen, T. Slawinski: Test- and Rating Strategies for Data Based Rule Generation. Reihe *Computational Intelligence*, Sonderforschungsbereich 531, ISSN 1433-3325, paper # 39, 1998.

[9] A. Krone and H. Taeger: Relevance Test for Fuzzy Rules, Reihe *Computational Intelligence*, Sonderforschungsbereich 531, ISSN 1433-3325, paper # 40, 1998.

[10] T. Slawinski, U. Schwane, J. Praczyk, A. Krone, H. Jessen, H. Kiendl, D. Lieske: Application of WINROSA for Controller Adaptation in Robotics and Classification in Quality Control, 2nd Data Analysis Symposium EUFIT '98, 1998.

[11] J. Praczyk, T. Slawinski, H. Kiendl: Auswahl relevanter Prozeßmerkmale für einen Fuzzy–Klassifikator durch ein Verfahren zur datenbasierten Komplexitätsreduktion, 8. Workshop *Fuzzy Control* des GMA–FA 5.22, Forschungsbericht der Fakultät für Elektrotechnik Nr. 0298, Universität Dortmund, ISSN 0941 - 4169, 1998.