複数入力ファジィ制御のための 単一入力ルール群結合型 ファジィ推論モデルの提案[†]

湯場崎 直養^{*1} 易 建強^{*1} 廣田 薫^{*2}

複数入力システムに対してルールの前件部に入力項目が1つしか含まれない「単一入力ルール群(SIRMs, Single Input Rule Modules)結合型ファジィ推論モデル」を提案した。提案手法では、まず各入力項目に対応してそれぞれ1入力のファジィルール群を構成し、次に入力項目のシステムへの貢献度あるいは制御の目的に合わせるように各入力項目に対して重視度を定義して、そして各ルール群のファジィ推論結果の重視度付き総和を最終出力とする。従来手法に比べて提案手法では、ファジィルール数とパラメータ数を大幅に減らせるだけでなく、ルールの設定も簡単にし、また目的に合わせて入力項目を直感通りに強調したり抑制したりすることもできる。提案手法を典型的な1次遅れ+むだ時間系および2次遅れ+むだ時間系に適用して、従来手法より制御性能の点でもかなり改善できることを示した。さらに、簡略化ファジィ推論法を用いた場合の提案手法の学習アルゴリズムを導出し、4入力1出力の非線形関数を同定することにより、非線形システムに対しても提案手法が精度よく対応できることを確認した。

キーワード：ファジィ推論モデル、複数入力ファジィ制御、単一入力ルール群、重視度、同定

1. はじめに

Mamdani がファジィ論理の概念をスチームエンジン実験装置の制御へ適用^[7]して以来、種々の分野でファジィ理論の研究と応用が盛んに行われている。特にファジィ推論を用いたファジィ制御が最も注目されており、応用例もすでにたくさん報告されている^[1]。

Mamdani 方式の if-then 形ファジィモデルでは、システムのすべての入力項目が if の前件部にセットされ、すべての出力項目が then の後件部にセットされる。入力項目数が少ない場合にはその構造が有効である。とりわけ1入力あるいは2入力のシステムについてはルールテーブルが利用でき、ファジィルールをビジュアルに設定することができる。しかし、入力項目数が多く大規模化すると、各ファジィルールの設定や調整が難しくなり、またルールの数が爆発的に増加するなどの問題が生じる。前者の問題に対して、すでにいくつかの学習アルゴリズムが提案されており^[2,9,13,14]、与えられた教師データに従って前件部と後件部のパラメータを自動的にチューニングすることが可能である。

一方、ルール数の増加を抑えるため、階層型または多段ファジィ推論モデルも報告されている^[2]。それは、まず多入力システムをいくつかのサブシステムに分けて各サブシステムのファジィ構造を定義し、次にそれらのサブシステムの出力すなわち中間変数を入力として上位の層のサブシステムを同様に構成し、最後の目的の推論結果を出すまでさらに上位の層を順次作っていくものである。階層型ファジィモデルでは、ルール数が減るが、階層数と各層におけるサブシステムの個数が通常経験的に決められ、また各入力項目をサブシステムに振り分ける系統的方法論もまだ確立されていない。さらに中間変数の意味が必ずしも明確ではないことから、各中間変数を次の上位の層のサブシステムに関係付けるときに混乱が起きやすい。

川路らは、PD 制御器と等価なファジィ制御器として前件部変数がただ一つであるファジィルール^[3]を導入しているが、入力項目が2個以上ある場合のルールの設定は従来方式と同じである。大西が提案した順序構造モデル^[10,11]も1入力のファジィルールを持つが、それは各ルールに重要さに基づいて順序関係をつけ、合成演算のときに各ルールの役割の違いを区別するものである。しかしその順序関係の設定がさほど容易ではない上に自動チューニングにも向かず、また合成演算により順序関係が線形的に出力に現れない。水本が提案したシングルトン型のファジィ推論法^[9]においても、後件部変数の重みが実質上ルールの重みあるいは順序関係と見なせる。一方、制御の観点からみれば、それぞれのルールというよりもむしろ直接に入力項目

[†] A Proposal of SIRMs (Single Input Rule Modules) Connected Fuzzy Inference Model for Plural Input Fuzzy Control
Naoyoshi YUBAZAKI, Jianqiang YI, and Kaoru HIR-OTA

^{*1} マイコム株式会社

Dept. of Research and Development, Mycom, Inc.

^{*2} 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻
Dept. of Computational Intelligence and Systems Science,
Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

に重みをつけて入力項目を強調したり、抑制したりした方がオペレータにとって操作しやすい。

ここでは、複数入力システムに対して、すべて1入力の if-then 形式のファジィルールから構成する「単一入力ルール群(Single Input Rule Modules、以下 SIRMs と略する)結合型ファジィ推論モデル」を提案する。まず各入力項目についてそれぞれ1つのルール群を用意して各ルール群毎に対応する入力項目のみを前件部変数とする1入力のファジィルールをセットし、次にシステムにおける各入力項目の重要さに注目しそれぞれの重視度(重み)を定義し、各ルール群の推論結果の重視度付き総和を最終出力とする。

本提案モデルでは、従来手法とは違う非線形特性を持ち、同じ出力項目に対して同時に異なるスケーリングファクターを与えることができる。また、直接に各入力項目に独立に重視度を与え、各ルール群の合成演算結果の重視度付き総和を求めることにより、ルール数とパラメータ数を減らすばかりではなく、入力項目のシステムの出力への影響を直感通りに操作できるという利点を持つ。Kuwahara らは互いに補数となる重みを2つのファジィルール群の推論結果の結合^[4]に用いているが、それは本提案手法の重み操作の特別な場合に帰着する。

2章ではまず従来のファジィ推論モデルを述べた上で、SIRMs 結合型ファジィ推論モデルを説明し、その特徴を明らかにする。また簡略化ファジィ推論法を用いた場合の学習アルゴリズムを与える。3章では、1次遅れ+むだ時間系および2次遅れ+むだ時間系を制御対象として従来手法との比較を行い、提案手法により優れた制御結果が得られることを示す。4章では4入力1出力の非線形関数を同定することにより、本ファジィモデルが非線形システムに対しても精度よく対応できることを示す。

2. SIRMs 結合型ファジィ推論モデル

以下では説明を簡単にするために、 n 入力1出力のシステムを例にして、簡略化ファジィ推論法^[5,9]を用いることにする。ただし、以下で導出される結果(学習アルゴリズムを除いて)は、ほかの推論法(例えば min-max 重心法^[8]、代数積重心法^[6]など)または複数入力複数出力システムにおいても同様に拡張できることを付記しておく。

2.1 従来のファジィ推論モデル

n 入力1出力のシステムに対して、簡略化推論法を用いた場合従来のファジィモデルでは、 j 番目のファジィルールを次のように表すことができる。

$$\text{if } \bigwedge_{i=1}^n x_i = A_j^i \text{ then } y = c_j \quad (1)$$

ここでは、 x_i はシステムの i 番目の入力項目に対応する入力変数(ルールの i 番目の前件部変数)、 y はシステムの出力変数(ルールの後件部変数)とする。 A_j^i は j 番目のルールにおける i 番目の入力変数 x_i がとるファジィラベルのメンバーシップ関数を意味し、 c_j は j 番目のルールにおける後件部の実数出力値を表す。また、ルール番号 j は $j=1, 2, \dots, m$ 、入力項目番号 i は $i=1, 2, \dots, n$ とする。

各入力項目の観測値 x_i^0 が与えられたとき、 j ルールについて i 番目の入力項目のファジィグレードが $A_j^i(x_i^0)$ となり、そのルールの前件部の適合度 h_j が式(2)のように代数積で定義される。そして、推論結果 y^0 は合成重心法により式(3)で求められる。

$$h_j = A_j^1(x_1^0) \cdots A_j^i(x_i^0) \cdots A_j^n(x_n^0) \quad (2)$$

$$y^0 = \frac{\sum_{k=1}^m h_k \cdot c_k}{\sum_{k=1}^m h_k} \quad (3)$$

上記のようなファジィモデルでは、システムの入力項目が基本的にすべてルールの前件部に入れられる。そのため、設定できるファジィルールの最大個数が、各入力項目のファジィラベルの個数の組み合わせで決まる。入力項目数が少ない場合にはルールなどがある程度経験的に設定できるが、入力項目数が増えるにつれて設定可能なルール数が指数的に増加し、ルールの設定も格段に難しくなる。山崎らは設定可能なルールの中の一部だけを設定する試み^[15]を行ったが、システムの入力項目数が大きくなるとやはり系統的に全体として対応しにくくなる。

2.2 提案のファジィ推論モデル

従来のファジィモデルではファジィルールの数が入力項目数が増えると爆発的に増加するのは、すべての入力項目がルールの前件部にセットされたことに由来する。しかしここで、各入力項目に対してそれぞれルール群を用意し、ルール群には対応する入力項目だけを前件部変数とする1入力の if-then 形式のファジィルールを定義して、ルール群の推論結果の重み付き総和を最終推論結果とすれば、ルールの数を大幅に減らすことができる。そこで、 n 入力1出力のシステムに対して、次のように入力項目数 n と同じ個数の1入力1

出力のルール群から構成する「SIRMs 結合型ファジィ推論モデル」を提案する。

$$\begin{aligned} \text{SIRM-1} : \{R_j^1 : \text{if } x_1 = A_j^1 \text{ then } y_1 = c_j^1\}_{j=1}^{m_1} \\ \text{SIRM-}i : \{R_j^i : \text{if } x_i = A_j^i \text{ then } y_i = c_j^i\}_{j=1}^{m_i} \quad (4) \\ \text{SIRM-}n : \{R_j^n : \text{if } x_n = A_j^n \text{ then } y_n = c_j^n\}_{j=1}^{m_n} \end{aligned}$$

ここで、 R_j^i は i 番目のルール群 SIRM- i の中の j 番目のルールを表す。 x_i はシステムの i 番目の入力項目に対応する SIRM- i の唯一の前件部変数、 y_i はその SIRM- i の後件部変数である。 A_j^i は SIRM- i の中の j 番目のルールの前件部変数 x_i のメンバーシップ関数、 c_j^i は SIRM- i の中の j 番目のルールの後件部の実数出力値を意味する。また、ルール群の番号は $i=1, 2, \dots, n$ 、 i 番目のルール群 SIRM- i の中のルール番号は $j=1, 2, \dots, m_i$ とする。従来のファジィモデルでは前件部変数の各メンバーシップ関数が通常何回も使われるのに対して、提案のファジィモデルでは1つのメンバーシップ関数が基本的に1回しか使われない。そのため、各ルール群の最大ルール数はその前件部変数の台集合の分割数つまりメンバーシップ関数の個数に等しいことになる。

各入力項目の観測値 x_i^0 が入力されたとき、ルール群 SIRM- i の j 番目のルールの前件部の適合度 h_j^i は式 (5) で与えられ、そのルール群の推論結果 y_i^0 は合成重心法により式 (6) で求められる。

$$h_j^i = A_j^i(x_i^0) \quad (5)$$

$$y_i^0 = \frac{\sum_{k=1}^{m_i} h_k^i \cdot c_k^i}{\sum_{k=1}^{m_i} h_k^i} \quad (6)$$

通常、システムの動作に対して各入力項目の影響力あるいは貢献度が異なる。貢献度の大きい入力項目もあれば、貢献度の小さい入力項目もある。また強調によって、システムのパフォーマンスをもっとよくする項目と、逆にシステムのパフォーマンスに良い効果を与えない項目に区別することもできる。貢献度の大きいまたは望ましい影響をもたらす入力項目の役割を強調し、逆に貢献度の少ない入力項目の効果を抑制することは経験的手法に合致し、システムのパフォーマンスの向上につながる。

しかし従来手法では、すべての入力項目が同等に取り扱われ、たとえルール^[10,11]または後件部の実数出力値^[9,12]に重みを定義しても結局すべての前件部変数に同じ重みを与えることになる。そこでここでは、入力

項目の役割の違いに注目し、各入力項目について重視度を導入する。重視度の値が大きければ対応の入力項目の役割が強調され、小さければその役割が抑制される。

各入力項目(ルール群)の重視度を w_i ($i=1, 2, \dots, n$) に設定した場合、提案モデルの最終出力 y_0 を式 (7) のようにルール群の推論結果の重視度付き総和として定義する。これによって、重視度の大きい入力項目は最終出力に大きく貢献し、重視度の小さい入力項目は最終出力にあまり貢献しないことになる。また、重視度によって規定された入力項目間の相対関係はそのまま線形的に最終出力に写されるので、目的に合わせて重視度を操作すれば直感通りの結果を得ることが可能であることを表している。

$$y^0 = \sum_{i=1}^n w_i \cdot y_i^0 \quad (7)$$

なお、各重視度が独立に設定されるので、重視度の総和をちょうど1になるように規制する必要はまったくない。式 (7) から分かるように、各重視度がすべて同じ値に設定されたならば、各単一入力ルール群の出力にすべて同じ大きさのスケーリングファクターがかかることになる。しかし、各重視度が異なる値に設定されていれば、各ルール群は同じ出力項目であるにもかかわらず、異なるスケーリングファクターが定義されていると見なせる。実際には出力のスケーリングファクターを適当に設定した上で、重視度の値を試行錯誤で調整するか、または次節で示すように自動チューニングで決める。

2.3 提案手法の学習アルゴリズム

システムが複雑になるにつれて、ファジィルールを設定することが次第に難しくなる。その場合、システムの入出力データに基づいてファジィルールを自動的に作成することが望まれる。そこでここでは、教師データ(入力パターンと理想の出力値の組)が得られた場合の学習アルゴリズムを導くことにする。最急降下法を用いたファジィルールとメンバーシップ関数の学習アルゴリズム^[2,9,13,14]がすでにいくつか提案されており、ここでも最急降下法を提案手法に適用する。ただし、学習しようとするパラメータは前件部変数のメンバーシップ関数のパラメータ、後件部の実数出力値、および入力項目の重視度である。

p 番目の入力パターン($x_1^p, \dots, x_i^p, \dots, x_n^p$)に対して、理

想の出力が y^{Tp} 、提案のファジィモデルの実際の出力が y^{0p} であったとすると、評価関数 E^p を式(8)のように定義できる。

$$E^p = \frac{1}{2} (y^{Tp} - y^{0p})^2 \quad (8)$$

各パラメータについて、評価関数のこれらのパラメータに対するグラジエントベクトルの逆方向に探索していけばこの評価関数が最小値に収束することが最急降下法としてよく知られている。これに基づいて、簡略化ファジィ推論法をベースにした学習アルゴリズムを導くことができる。

前件部変数のメンバーシップ関数 $A_j^i(x_i)$ が式(9)でガウス関数として与えられた場合は、重視度 w_i 、後件部の実数出力値 c_j^i 、前件部変数のメンバーシップ関数のパラメータ a_j^i と b_j^i の修正量がそれぞれ以下の式により求められる。ただし、 $i=1, 2, \dots, n$ 、 $j=1, 2, \dots, m_i$ 、 t は現在の学習回数、 α 、 β 、 γ 、 η は学習係数を表す。

$$A_j^i = \exp\left(-\frac{(x_i - a_j^i)^2}{b_j^i}\right) \quad (9)$$

$$\Delta w_i(t+1) = \alpha \cdot (y^{Tp} - y^{0p}(t)) \cdot y_i^0(t) \quad (10)$$

$$\Delta c_j^i(t+1) = \beta \cdot w_i(t) \cdot (y^{Tp} - y^{0p}(t)) \cdot \frac{h_j^i(t)}{\sum_{k=1}^{m_i} h_k^i(t)} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \Delta a_j^i(t+1) &= \gamma \cdot w_i(t) \cdot (y^{Tp} - y^{0p}(t)) \cdot (c_j^i(t) - y_i^0(t)) \\ &\quad \cdot \frac{h_j^i(t)}{\sum_{k=1}^{m_i} h_k^i(t)} \cdot \frac{2 \cdot (x_i^p - a_j^i(t))}{b_j^i(t)} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \Delta b_j^i(t+1) &= \eta \cdot w_i(t) \cdot (y^{Tp} - y^{0p}(t)) \cdot (c_j^i(t) - y_i^0(t)) \\ &\quad \cdot \frac{h_j^i(t)}{\sum_{k=1}^{m_i} h_k^i(t)} \cdot \left(\frac{x_i^p - a_j^i(t)}{b_j^i(t)}\right)^2 \end{aligned} \quad (13)$$

また、前件部変数のメンバーシップ関数 $A_j^i(x_i)$ が二等辺三角形として式(14)のように与えられた場合は、重視度 w_i 、後件部の実数値出力 c_j^i 、前件部変数のメンバーシップ関数の中心 a_j^i と半幅 b_j^i の修正量がそれぞれ以下の式により求められる。ただし、式(17)と(18)は $a_j^i(t) - b_j^i(t) \leq x_i^p \leq a_j^i(t) + b_j^i(t)$ のときに限って成り立つので、それ以外の場合にはその2つのパラメータを学習しないことにする。

$$A_j^i(x_i) = \begin{cases} 1 - |x_i - a_j^i|/b_j^i; & a_j^i - b_j^i \leq x_i \leq a_j^i + b_j^i \\ 0; & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$$\Delta w_i(t+1) = \alpha \cdot (y^{Tp} - y^{0p}(t)) \cdot y_i^0(t) \quad (15)$$

$$\Delta c_j^i(t+1) = \beta \cdot w_i(t) \cdot (y^{Tp} - y^{0p}(t)) \cdot \frac{h_j^i(t)}{\sum_{k=1}^{m_i} h_k^i(t)} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \Delta a_j^i(t+1) &= \gamma \cdot w_i(t) \cdot (y^{Tp} - y^{0p}(t)) \\ &\quad \cdot \frac{(c_j^i(t) - y_i^0(t)) \cdot \text{sgn}(x_i^p - a_j^i(t))}{\sum_{k=1}^{m_i} h_k^i(t) \cdot b_j^i(t)} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \Delta b_j^i(t+1) &= \eta \cdot w_i(t) \cdot (y^{Tp} - y^{0p}(t)) \\ &\quad \cdot \frac{(c_j^i(t) - y_i^0(t)) \cdot |x_i^p - a_j^i(t)|}{\sum_{k=1}^{m_i} h_k^i(t) \cdot (b_j^i(t))^2} \end{aligned} \quad (18)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1; & x > 0 \\ 0; & x = 0 \\ -1; & x < 0 \end{cases} \quad (19)$$

2.4 提案手法の特徴

従来のファジィモデルに比べて、提案のファジィモデルの主な特徴として以下が挙げられる：

a) ルール数およびパラメータ数の大幅削減

ここで、システムの各入力項目の台集合の分割数が $m_i (i=1, 2, \dots, n)$ とすれば、従来のファジィモデルでは、設定できるルールの総数は $\prod_{i=1}^n m_i$ となり、入力項目数の増加に対して指数的に増えてしまう問題が生じる。それに対し、提案のファジィモデルでは、ルールの総数は最大 $\sum_{i=1}^n m_i$ となり、入力項目数の増加に対して対応する台集合の分割数だけ代数的に増加することがわかる。従って、大規模なシステムになるほど、また入力項目の台集合の分割が細くなるほど、提案手法ではルール数の大幅な削減が図れる。

一方、提案手法では前件部変数のパラメータの総数が従来手法と同じであるが、入力項目数と同じ個数の重視度パラメータが増える。しかし、パラメータはルール数に依存し、ルール数が著しく減少するので、全体的にパラメータの数も大幅に減らすことができる。ここで、前件部変数のメンバーシップ関数のパラメータ数がすべて2、後件部変数のメンバーシップ関数が高さ1の実数値シングルトンである場合は、従来手法と提案手法の必要なパラメータの総数をそれぞれ式(20)と(21)で表すことができる。提案手法では減らしたルール数とほぼ同じ個数のパラメータが減少できることがわかる。石らは分解型ファジィシステムモデル^[13]を提案しパラメータの数の削減を図ったが、完全分

解の場合のみ本手法とほぼ同じ個数のパラメータを持ち、それ以外の場合は本手法よりも多くのパラメータを必要とする。また、その手法ではルール数が従来手法と全く同じであり、本手法のようにルール数およびパラメータ数を削減することはできない。

$$\text{従来手法パラメータ数} = 2 \cdot \sum_{i=1}^n m_i + \prod_{i=1}^n m_i \quad (20)$$

$$\text{提案手法パラメータ数} = 3 \cdot \sum_{i=1}^n m_i + n \quad (21)$$

b) ルールの設定がある程度簡単になる

複数入力システムの場合、従来手法では1つのルールを設定するのにすべての入力項目を同時に考慮しなければならないので、専門家にとってもかなり重労働になる。一方、提案手法ではすべてのルールの前件部に入力項目が1つしかないので、ルールを設定するときに対象となる入力項目とシステムの出力との関係だけを考えればよいわけである。従って、設定時の難しさがある程度和らげられる。

c) 重視度の調整で望ましい制御結果が得られる

個別のルールの重みを調整してルールの働きを制御する研究^[9,12]も行われているが、ルールと制御結果の関係が必ずしも明確ではない。制御の観点からみれば、個々のルールというよりもむしろ入力項目の働きを直接に操作した方がオペレータにとって操作しやすい。提案手法では、ルールではなく直接入力項目の重視度を調整することで入力項目のシステムへの影響を強調したり抑制したりすることができる。例えば1次遅れ系の制御において、偏差を強調すれば立ち上がりが早くなり、偏差の1階差分を強調すれば振動を小さく抑えるような具合である。また、すべてのファジィルールを固定した場合制御結果を変更しようとする、従来手法ではスケーリングファクターを調整するしかないが、提案手法ではスケーリングファクターだけではなく各入力項目の重視度の相対関係なども調整できるので、様々な目的にあった結果を得ることが可能である。

d) ハードウェア化しやすい

提案手法ではルール数を大幅に削減できるので、ハードウェア化するときメモリに対する要求が格段に下げられる。さらに各ルールの前件部に入力項目が1つしかないことから、前件部の適合度がその前件部変数のファジィグレードそのものとなり、適合度を計算するときグレードの計算以外は積算などはまったく必要としない。従って、演算時間も短縮される。

3. 制御シミュレーション

提案手法が軌道追従制御シミュレーション^[16]に適用され、すでに成功を収めている。ここでは提案手法の一般性を検証するため、まずよく知られた典型的な1次遅れ+むだ時間系、次に2次遅れ+むだ時間系を制御対象として、提案手法と従来手法の制御性能の比較を行うことにする。

3.1 1次遅れ+むだ時間系

1次遅れ+むだ時間系の伝達関数が次のように表される。 K 、 L 、 T はそれぞれプロセスゲイン、むだ時間、および時定数を表す。むだ時間と時定数の比(L/T)の小さい順から、遅れ系、中間系、むだ時間系に分類でき、むだ時間が支配的になるほど制御が難しくなるといわれている^[12]。

$$G(s) = \frac{K \cdot e^{-L \cdot s}}{1 + T \cdot s} \quad (22)$$

従来手法では、ファジィ制御器が正規化後の偏差 x_1 と偏差の1階差分 x_2 を前件部変数として操作量の変化分 Δy を後件部変数とし、表1のように2入力1出力のルールテーブルとして設定できる^[12]。一方、提案手法では表2のように偏差 x_1 と偏差の1階差分 x_2 をそれぞれ前件部変数とする1入力1出力のルール群を2つ構成し、それらの推論結果 Δy_1 、 Δy_2 の重視度付き総和で操作量の変化分 Δy を与える。ただし以下のシミュレーションにおいては、ラベルNB、ZO、PBで代表されるメンバーシップ関数を図1のように定義した。また、サンプリング周期をすべて0.1秒に設定した。

目標値1.0に対し、遅れ系($K=1$, $L=1$, $T=10$)^[12]、中間系($K=1$, $L=1$, $T=1$)^[12]、むだ時間系($K=1$, $L=1$, $T=0.1$)^[12]について制御シミュレー

表1 従来手法の場合のファジィルール

後件部変数 Δy		x_2		
		NB	ZO	PB
x_1	NB	-1.0	-1.0	0.0
	ZO	-1.0	0.0	1.0
	PB	0.0	1.0	1.0

表2 提案手法の場合のファジィルール群

前件部変数 x_i ($i=1,2$)	後件部変数 Δy_i ($i=1,2$)
NB	-1.0
ZO	0.0
PB	1.0

ション結果をそれぞれ図2、3、4に示す。スケール
 ングファクターを試行錯誤で調整して、立ち上がり時
 間、オーバーシュート、振動および定常誤差という4
 項目から総合的に判断して最もよかった従来手法に
 よる結果(a)に対して、全く同じスケールングファク
 ターを使用し重視度を適当に調整したときの提案手法
 の結果を(b)に表示している。図において、記号S
 (1.000, 0.028, 0.150)の中の数字は順に偏差、偏差の
 1階差分、操作量の変化分のスケールングファクター
 を意味する。W(1.169, 1.040)の中の数字は順に偏差
 と偏差の1階差分の重視度を表す。また、点線は目標
 値、上の曲線は制御対象の出力、下の曲線は操作量
 を表す。

図2の遅れ系について、従来手法では定常誤差が残

図1 メンバシップ関数

(a) 従来手法による

(b) 提案手法による

図3 中間系についての制御結果

(a) 従来手法による

(b) 提案手法による

図2 遅れ系についての制御結果

(a) 従来手法による

(b) 提案手法による

図4 むだ時間系についての制御結果

っている。提案手法では最初は振動が少し起きているが、やがて目標値に収束していく。また、目標到達時間が従来手法の場合の制御開始から安定になるまでの時間より25%ほど短縮できた。

図3の中間系については、従来手法の結果に定常誤差が残っているのに比べて、提案手法では最初に振動が少しあるものの、定常誤差が完全になくなった。さらに、目標到達時間が従来手法の場合より約20%短くなった。

図4のむだ時間系については、従来手法と同様に提案手法では目標到達してから安定になるまですこし振動が起きている。しかし、目標到達時間が30%近く短縮できた。

3.2 2次遅れ系

2次遅れ系の伝達関数が一般に式(23)のように記述できる。ただし、 A 、 B 、 C は係数であり、 L はむだ時間である。ここでは具体的に以下の3つの2次遅れ系^[6]を制御対象とする。制御対象a)、b)、c)はそれぞれ非振動減衰系、減衰振動系、減衰振動+むだ時間系である。

$$G(s) = \frac{A}{s^2 + B \cdot s + C} \cdot e^{-L \cdot s} \quad (23)$$

a) $A=1.228$, $B=0.6380$, $C=0.0340$, $L=0.0$

b) $A=19.54$, $B=0.4000$, $C=0.5400$, $L=0.0$

c) $A=0.231$, $B=0.0994$, $C=0.0064$, $L=1.0$

2次遅れ系を制御するのに、偏差 x_1 、偏差の1階差分 x_2 、偏差の2階差分 x_3 をファジィ制御器の入力項目とする。従来手法の場合のファジィルールを表3のように構成する^[6]。一方、提案手法の場合は、ファジィ制

表3 従来手法の場合のファジィルール

if $x_1 = \text{NB}$				
後件部変数 Δy		x_3		
		NB	ZO	PB
x_2	NB	-1.000	-1.000	-0.667
	ZO	-1.000	-0.667	-0.333
	PB	-0.667	-0.333	0.000
if $x_1 = \text{ZO}$				
後件部変数 Δy		x_3		
		NB	ZO	PB
x_2	NB	-0.667	-0.333	0.000
	ZO	-0.333	0.000	0.333
	PB	0.000	0.333	0.667
if $x_1 = \text{PB}$				
後件部変数 Δy		x_3		
		NB	ZO	PB
x_2	NB	0.000	0.333	0.667
	ZO	0.333	0.667	1.000
	PB	0.667	1.000	1.000

御器が3つの1入力1出力のルール群から構成されることになり、これらのルール群を表4のように設定する。従って、ルール数は、従来手法の場合27個、提案手法の場合9個となっている。なお、前件部変数のメンバーシップ関数とサンプリング周期の設定は前節と同じとしている。

目標値60.0に対して、この3つの制御対象について制御シミュレーション結果をそれぞれ図5、6、7に示す。各図において、記号 $S(65.000, 0.2200, 0.0500, 1.5000)$ の中の数字はそれぞれ偏差、偏差の1階差分、偏差の2階差分、操作量の変化分のスケールリングファクターを意味し、 $W(5.5110, 2.8856, 1.9000)$ の中の数字は順に各入力項目の重視度を意味する。

非振動減衰系a)については、図5のように従来手法に比べて提案手法ではオーバーシュートをほとんど起こさずに目標到達時間を約50%ほど短縮することができた。

減衰振動系b)については、図6からわかるように提

表4 提案手法の場合のファジィルール群

前件部変数 x_i ($i=1,2,3$)	後件部変数 Δy_i ($i=1,2,3$)
NB	-1.0
ZO	0.0
PB	1.0

(a) 従来手法による

(b) 提案手法による

図5 非振動減衰系についての制御結果

(a) 従来手法による

(b) 提案手法による

図6 減衰振動系についての制御結果

(a) 従来手法による

(b) 提案手法による

図7 減衰振動+むだ時間系についての制御結果

案手法ではオーバーシュートが少しあったが、目標到達時間が30%以上短縮できた。

減衰振動+むだ時間系c)については、図7に示されているように従来手法では目標到達してから振動が発生し、それが長時間にわたって持続することが操作量の図形からわかる。それに対して、提案手法では目標到達時間が10%ほど遅れるが、振動がほとんど起きていない。

以上のように1次遅れ+むだ時間系、および2次遅れ+むだ時間系についての制御結果より、提案手法は従来手法に比べてルール数およびパラメータ数を大幅に削減できるだけでなく、制御性能も向上できることがわかった。

ここで注意しなければいけないのは、各入力項目、特に偏差に関するスケーリングファクターの設定である。例えば、図7において目標値60.0に対し、偏差のスケーリングファクターが78.5に設定されている。一般的には、偏差のスケーリングファクターは通常目標値と同じ値に設定されるが、この例では従来手法による制御が良い結果をもたらすことができなかった。それで試行錯誤で図に示されたスケーリングファクターを選択した。またスケーリングファクターの効果を除くため、提案手法のシミュレーションにも同じスケーリングファクターを用いた。もし従来手法と異なるスケーリングファクターを用いれば、より良い結果^[17,18]が得られる。

4. 関数同定シミュレーション

3章では制御例を用いて提案手法の有効性を示した。ここでは、複数入力1出力の非線形関数を同定することにより、提案手法が強い非線形性を持つシステムにも対応できることを示す。

$$\text{関数1: } y = (2 \cdot x_1 + 4 \cdot x_2^2 + 0.1)^2 / 74.42 + ((3 \cdot e^{3 \cdot x_3} + 2 \cdot e^{-4 \cdot x_4})^{-0.5} - 0.077) / 4.68$$

$$\text{関数2: } y = (2 \cdot x_1 + 4 \cdot x_2^2 + 0.1)^2 / 37.21 + (4 \cdot \sin(\pi \cdot x_3) + 2 \cdot \cos(\pi \cdot x_4) + 6) / 12$$

具体的には、上記の4入力1出力の非線形関数^[13]を同定対象とする。各入力の範囲は全部 $[-1.0, +1.0]$ であり、出力の範囲は $[0.0, 1.0]$ である。入力項目数に対応して、提案手法によるファジィ同定器は、1入力1出力のルール群を4つ持つことになる。同定において、各入力項目に5個のガウス型メンバーシップ関数を用意し、初期のガウス型メンバーシップ関数を隣同士がグレード0.50で交差するように設定した。また後件部変数の実数値メンバーシップ関数の初期値をすべて0.00にセットした。さらに各入力項目の重視度の

初期値を 0.25 に設定した。

与えられた教師データに対して、2.3 節で説明した学習アルゴリズムで式(24)の平均自乗誤差 D が閾値以下になるまで学習を続ける。

$$D = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (y^{Tp} - y^{Op})^2 \quad (24)$$

ただし、学習係数 α 、 β 、 γ 、 η は試行錯誤で最終的にそれぞれ 0.10、0.10、0.01、0.01 に設定した。学習終了後、ファジィ同定器にテストデータを入力し、テストデータに対する式(24)の平均自乗誤差を評価誤差として計算し、さらに理想の出力と実際の出力との差の絶対値の最大値を最大誤差として求める。

まず、文献^[13]と全く同じ教師データとテストデータを使ってさらに同じ閾値 0.001 に対してチェックしたところ、関数 1 については評価誤差が 0.0031、最大誤差が 0.1107、関数 2 については評価誤差が 0.0031、最大誤差が 0.1734 という結果が得られた。ちなみに文献^[13]では、関数 1 に対して評価誤差と最大誤差が 0.0063 と 0.1618、関数 2 に対して評価誤差と最大誤差が 0.0069 と 0.1939 であった。

次に、文献^[13]と同じ方法で、教師データとテストデータをそれぞれ 20 組ランダムに生成することにした。この場合、両関数に対して 0.001 の閾値で行った 10 回のシミュレーション結果をそれぞれ表 5 と表 6 に示す。文献^[13]の結果と比較してみると、提案手法では学習回数があまりかからずに、評価誤差および最大誤差がほ

ぼ同じレベルになっていることがわかる。しかも、ファジィルールがここではわずか 20 個しか使わなかったのに対して、文献^[13]では 625 個も使っている。この点からも、本手法の同定能力がうかがえる。

提案手法は一見して非線形システムに弱いように見えるが、チューニングによって各ルール群における入力と出力が非線形関係になり、さらに重視度も互いに異なってくる。この 2 重の非線形操作の結果、提案手法の非線形性能が引き出され、上の例で示したように非線形性の強いシステムに対しても精度よく同定できるという結果が得られた。

5. おわりに

複数入力システムに対して、ルール形式がすべて 1 入力である「単一入力ルール群(SIRMs)結合型ファジィ推論モデル」を提案した。提案手法では、入力項目数と同じ個数のルール群を有する。各ルール群には対応の入力項目のみに関する 1 入力変数のファジィルールを設定し、かつ各入力項目についてシステムの挙動への貢献の度合いを表す重視度を定義する。そしてルール群の推論結果の重視度付き総和を最終出力として求める。提案手法は従来手法に比べてルール数およびパラメータ数を大幅に削減でき、ルールの設定をある程度簡単にし、各入力項目を目的に合わせて強調したり抑制したりすることができる。典型的な 1 次遅れ + むだ時間系および 2 次遅れ + むだ時間系に提案手法を適用し、従来手法よりも制御性能が改善できることを示した。また、簡略化ファジィ推論法を用いた場合の本手法の学習アルゴリズムを導出し、4 入力 1 出力の非線形関数の同定に適用した。同定の結果、提案手法は 2 重の非線形操作により非線形システムにも精度よく対応できることがわかった。

今後は、以上の基本的な成果をふまえて、提案手法を大規模システムおよび実システムに適用しようと考えている。また、ハードウェア化も検討中である。

参 考 文 献

- [1] 廣田薫：ファジィ活用事例集、工業調査会(1991)。
- [2] H. Ichihashi: Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network, Proceedings of the 4th IFSA Congress, Brussels, Vol. Engineering, pp.49-52(1991)。
- [3] 川路茂保、松永信智、前田輝幸：ファジィ制御系の設計に関する一考察、第 19 回制御理論シンポジウム、pp.313-318(1990)。
- [4] H. Kuwahara, Y. Seno, M. Harada, and K. Kinoshita: Application of Fuzzy Theory to the Control of Shield Tunneling, Proceedings of the 3rd IFSA Congress, Seattle, pp.250-253(1989)。

表 5 関数 1 についての同定結果

番号	学習回数	評価誤差	最大誤差
1	78	0.0070	0.1718
2	85	0.0048	0.1742
3	98	0.0075	0.1875
4	94	0.0050	0.1254
5	29	0.0084	0.1917
6	65	0.0048	0.1157
7	58	0.0043	0.1575
8	43	0.0058	0.1367
9	80	0.0044	0.1481
10	47	0.0091	0.1766

表 6 関数 2 についての同定結果

番号	学習回数	評価誤差	最大誤差
1	107	0.0062	0.2069
2	72	0.0072	0.1638
3	44	0.0043	0.1661
4	115	0.0050	0.1616
5	85	0.0063	0.1508
6	35	0.0048	0.1798
7	46	0.0054	0.1738
8	45	0.0049	0.2382
9	93	0.0050	0.1897
10	158	0.0068	0.1963

- [5] 前田幹夫、村上周太：ファジィ論理を用いた自動車追従制御、第3回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.61-66(1987)。
- [6] 前田幹夫、村上周太、山崎久代：自己調整ファジィ制御装置の設計、第5回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.89-94(1989)。
- [7] E.H. Mamdani: Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, Proceedings of the Institution of Electrical Engineers, Vol.121, No.12, pp.1585-1588(1974)。
- [8] M. Mizumoto: Fuzzy Controls under New Fuzzy Reasoning Methods, Joint Hungarian-Japanese Symposium on Fuzzy Systems and Applications, Budapest, pp.122-126(1991)。
- [9] 水本雅晴：ファジィ制御の改善法(VI)ーシングルトン型ファジィ推論法による場合ー、第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.529-532(1992)。
- [10] 大西巍：制御規則の順序構造モデルによるファジィ推論方法、日本ファジィ学会誌、Vol.2、No.4、pp.577-584(1990)。
- [11] 大西巍：順序構造モデルによるファジィ推論とその制御への応用、Vol.4、No.4、pp.733-741(1992)。
- [12] 大坪昭文、林健一郎、村上周太、前田幹夫：簡略推論法を適用した低次元分割におけるファジィ制御性能の改善、第11回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.375-378(1995)。
- [13] 石岩、水本雅晴、湯場崎直養、大谷正幸：分解型ファジィシステムモデルに対するファジィ推論とファジィ規則のチューニング、第12回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.175-178(1996)。
- [14] L. Wang and J.M. Mendel: Back-Propagation Fuzzy System as Nonlinear Dynamic System Identifiers, Proceedings of the IEEE International Congress on Fuzzy Systems, San Diego, pp.1409-1415(1992)。
- [15] 山崎束、菅野道夫：ファジィ制御、システムと制御、Vol.28、No.7、pp.442-446(1984)。
- [16] 湯場崎直養、易建強、大谷正幸、芦田隆次、畝村暢一、川崎慎一、廣田薫：2ステップモータによる平面上のボールの運動軌道のファジィ制御、第11回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.71-74(1995)。
- [17] 湯場崎直養、易建強、大谷正幸、廣田薫：SIRM's 結合型ファジィ推論モデルと制御への適用、第39回自動制御連合講演会論文集、pp.247-250(1996)。
- [18] N. Yubazaki, J. Yi, M. Otani and K. Hirota: SIRM's Connected Fuzzy Inference Model and Its Applications to First-order Lag Systems and Second-order Lag Systems, Proceedings of 1996 Asian Fuzzy Systems Symposium, Kenting, pp.545-550(1996)。

(1996年6月20日 受付)

(1997年1月16日 再受付)

(1997年6月10日 再々受付)

[問い合わせ先]

〒616 京都市右京区嵯峨広沢南下馬野町12番地

マイコム株式会社技術研究所

易 建強(YI Jianqiang)

TEL : 075-882-3601

FAX : 075-882-6531

E-mail: yi@mycom-japan.co.jp

著者紹介

湯場崎 直養 (ゆばさき なおよし)

マイコム株式会社取締役社長

1964年、京都市立洛陽工業高等学校電気通信科卒業。1968年、マイコム株式会社の前身、松本電機株式会社を創立。1970年、大阪電気通信大学工学部通信工学科卒業。現在、マイコム株式会社取締役社長。(米国)Nyden Corporation、(シンガポール)Mycom Technology (S) Pte. Ltd. 各会長兼社長。(台湾)Mycom Technology Inc. と(韓国)Mycom Korea Inc. の取締役最高顧問。日本ファジィ学会評議委員。制御概念の研究、とくにモータ制御とファジィ制御の融合に関する研究に従事。日本ファジィ学会、研究技術計画学会各会員。

易 建強 (い けんきょう)

マイコム株式会社技術研究所

1985年、北京理工大学力学工学系卒業。1992年、九州工業大学大学院制御工学科博士課程修了。工学博士。コンピュータソフトウェア開発株式会社を経て、1994年よりマイコム株式会社に入社。現在、マイコム株式会社技術研究所主任。パターン処理、学習アルゴリズム、ファジィ推論モデル、ファジィ制御などの研究開発に従事。計測自動制御学会会員。

廣田 薫 (ひろた かおる)

東京工業大学大学院総合理工学研究科

1975年、東京工業大学工学部電子工学科卒業。1979年、同大学院理工学研究科博士課程修了工学博士。同年、相模工業大学情報工学科専任講師。1982年、法政大学工学部専任講師、教授を経て、1995年、東京工業大学大学院総合理工学研究科教授。ファジィシステムの研究に従事。

A Proposal of SIRMs (Single Input Rule Modules) Connected Fuzzy Inference Model for Plural Input Fuzzy Control

by

Naoyoshi YUBAZAKI, Jianqiang YI, and Kaoru HIROTA

Abstract :

A new fuzzy inference model, "SIRMs(Single Input Rule Modules) Connected Fuzzy Inference Model", for plural input fuzzy control is proposed. In the model, the degree of importance is defined first and single input fuzzy rule module is constructed for each input item. Then, the final output is obtained by summarizing the products of the importance degree and the fuzzy inference result of each module. When the number of input items increases, the total number of fuzzy rules rises only algebraically for the proposed model while ascends exponentially for the conventional model. Moreover, the importance degrees can be strengthened or weakened according to experts' intuitive experiences to achieve each control purpose. The proposed model is applied to typical first-order lag systems and second-order lag systems to confirm the improvement in control performance compared with the conventional models. Tuning algorithm is also given based on the simplified inference method. Finally, the proposed model is applied to identification of non-linear functions of 4 inputs. The results show that the proposed model has the ability to identify non-linear systems, too.

Keywords : Fuzzy Inference Model, Plural Input Fuzzy Control, Single Input Rule Module, Importance Degree, Identification

Contact Address : YI Jianqiang

*Dept. of Research and Development, Mycom, Inc.
12, S.Shimobano, Saga Hirosawa, Ukyo, Kyoto 616, Japan
TEL : 075-882-3601
FAX : 075-882-6531
E-mail : yi@mycom-japan.co.jp*