

## FCM(Fuzzy C-means)を用いたファジィ制御規則の同定

HIROTA, Kaoru / YOSHINARI, Yusuke / 吉成, 有介 / 廣田, 薫

---

(出版者 / Publisher)

法政大学工学部

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学工学部研究集報 / 法政大学工学部研究集報

(巻 / Volume)

26

(開始ページ / Start Page)

99

(終了ページ / End Page)

109

(発行年 / Year)

1990-02

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00003922>

# FCM(Fuzzy C-means)を用いたファジィ制御規則の同定

廣 田 薫\*・吉 成 有 介\*\*

## Identification of Fuzzy Control Rules Based on FCM (Fuzzy C-means)

Kaoru HIROTA\* and Yusuke YOSHINARI\*\*

### Abstract

FCM (Fuzzy C-means) has been applied to the identification problem of fuzzy production rules in fuzzy reasoning. Fuzzy division of support set in the premise part of fuzzy production rules is performed by using FCM algorithm. Based on the result a set of fuzzy production rules are generated. Then the rules are tuned up taking experimental result into consideration.

### § 1. 緒 言

ファジィ制御は非線形な制御システムに多数用いられ良好な結果を得ている<sup>1-3)</sup>。しかしながらこれらに用いられている方法は、1974年に Mamdaniによって提案されたもの<sup>3)</sup>から原理的に何ら変わっていない。それに対して本論文で採用した方法は、最近応用が進んでいる高木、菅野らによって提案されたファジィモデル<sup>4)</sup>と呼ばれるものである。本研究はこのファジィモデル同定の際に問題となってくる、前件部の構造同定、いわゆるファジィ分割を FCM(Fuzzy C-means)<sup>5)</sup>を用いて行った。この方法によると、従来から問題になっていたファジィ分割の形状の制限の問題などが解決される。

### § 2. ファジィモデリングの概要

ここで述べるファジィモデリングでは、システムの入出力がある程度わかっている場合に、システムの入力空間を複数の部分空間に分割し、それぞれの空間を構成する線形方程式を入出力関係から同定し、それぞれの部分空間におけるシステムのルールとし、それら線形方程式を線形補間法を用いて結果的に、非線形なシステムを記述しようというものである。その記述方法として

---

\* 工学部電気工学科計測制御専攻

\*\* 大学院工学研究科システム工学専攻

式(2-1)に示すような, if-then 形式のものを用いる<sup>4)</sup>。

$$R^i: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, \dots, x_m \text{ is } A_m^i \text{ then } f^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m \quad (2-1)$$

ここで,  $R^i (i=1, 2, \dots, n)$  は  $i$  番目のシステムのルール,  $x_j (j=1, 2, \dots, m)$  は入力変数,  $f^i$  は  $R^i$  システムの出力であり,  $A_1^i, \dots, A_m^i$  は  $i$  番目のルールにおけるファジィ変数であり, 通常は台形型 Fig. 2.1 のものを用いる。システムの入力値,  $x_1^0, \dots, x_m^0$  に対する  $n$  個のシステムのルールにおける出力値  $Y^0$  の推論法を以下に示す。

$$Y^0 = \frac{\sum_{i=1}^n \omega^i * f^i}{\sum_{i=1}^n \omega^i} \quad (2-2)$$

$$\omega^i = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_j^0) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2-3)$$

式(2-2)の  $f^i$  は

$$f^i = a_0^i + a_1^i x_1^0 + a_2^i x_2^0 + \dots + a_m^i x_m^0 \quad (2-4)$$

のように式(2-1)の後件部の入力値,  $x_1^0, \dots, x_m^0$  を代入して求めた値である。 $A_j^i(x_j^0)$  はファジィ変数  $A_j^i$  の  $x_j^0$  におけるメンバーシップ値であり, 式(2-3)はそれら  $m$  個の積である。 $\omega^i$  は入力値  $x_1^0, \dots, x_m^0$  に対するシステムのルール  $R^i$  の適合度であるが, 式(2-2)においては,  $f^i$  の平均を求めるための重みとして用いている。

このような記述方法の特長としては, よくファジィ制御などに用いられる Mamdani の推論法<sup>3)</sup> によるシステムの記述法に比べて, ファジィ制御の特長である言語表現をするものとしては適切ではないが, 一つのルールの記述能力がすぐれている, そのためシステムを構成するためのルールが少なくすむことがあげられる。

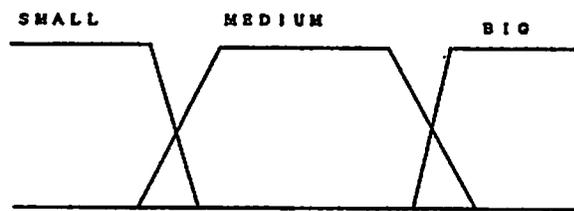


Fig. 2.1 台形型メンバーシップ関数

ファジィモデリングとは, 式(2-1)の諸パラメータを同定することである。しかしながらファジィモデリングの場合問題がかなり複雑になる。そこでファジィモデルの同定を分類すると Fig. 2.2 のようになる。

Fig. 2.2 の中で最も重要なのは, 前件部同定における前件部の構造同定である。前件部の構造同定とは, 考えられる入力変数のうちそれぞれのルールに関ってくる入力変数の組はどれとどれであるかということと, その前件部変数空間の分割をすること, つまりファジィ分割の仕方である。ファジィ分割に関する問題としては, 前件部変数空間をいくつに分割するか, どのように分割するかということである。例えば, 前件部変数が  $x_1, x_2$  の場合で, 変数空間が3分割されたと

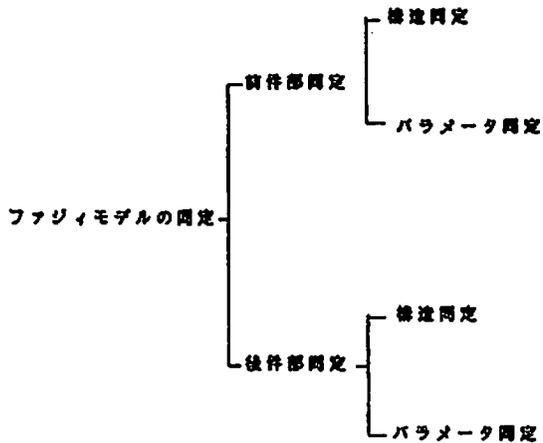


Fig. 2.2 ファジィモデル同定法の分類

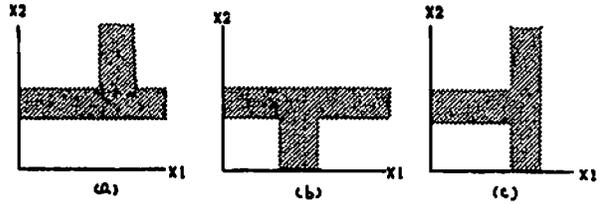


Fig. 2.3 ファジィ分割

すると、Fig. 2.3(a)の他にも(b), (c)のような分割方法が考えられる。図において斜線部分があいまいな部分である。そこで前件部の構造同定とは、前件部変数の組と、変数空間のファジィ分割を見い出すことになる。

ファジィモデリングにおいて特徴的なのは、ファジィ分割である。この分割数は多ければ多いほどよいというものではなく、何か最適なものが存在すると思われる。

前件部のパラメータ同定とは、Fig. 2.3のようにファジィ分割が定まったのちに Small, Big などのファジィ変数のパラメータを決定することである。

後件部の同定は、Fig. 2.2 に示すように、前件部の同定と同様に構造同定、パラメータ同定に分けられる。構造同定は後件部に関ってくる変数の組を定めることであり、パラメータの同定とは、線形式の係数を定めることである。両者ともに、前件部の構造とパラメータが分かっている

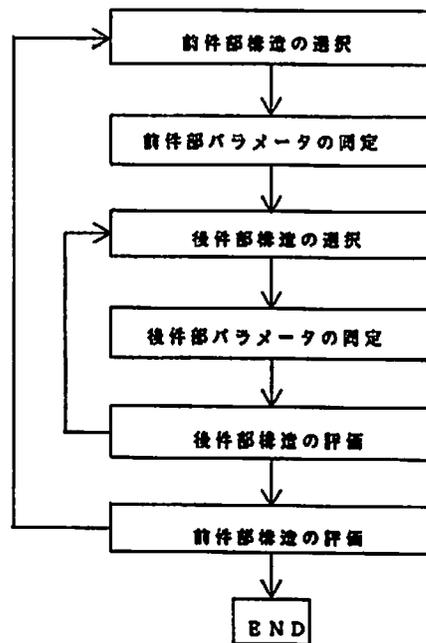


Fig. 2.4 ファジィモデルの同定のアルゴリズム

れば、前件部の同定問題に比べて複雑な問題ではない。

前件部の構造とパラメータの同定のための基本的アルゴリズムを Fig. 2.4 に示す。式(2-1)、(2-2)に示すような、ファジィモデルの出力のプロセスより、モデルの同定には、まず前件部に関する諸量を仮定し、その上で最適な後件部を求め、適当な規範を用いて評価し、前件部を修正して、というような繰り返し型のアルゴリズムとなる。

### §3. ファジィクラスタリングの概要

クラスタリングとは、与えられたデータの集合の各要素をクラス分けするものである。そしてクラス分けしたそれぞれの要素をクラスタといい、クラスタリングにおける分割数をクラスタ数という。通常のクラスタリングは、明確な境界線を入れて、データ集合をいくつかのクラス分けするのであるが、実際には、境界部分に存在するデータをいずれか1つのクラスタに帰属させるのは無理が伴う場合が多い。そこで帰属度を  $\{0, 1\}$  の二値から  $[0, 1]$  に拡張して中間の状態も認めることにし、境界部のデータは、複数個のクラスタに少しずつ帰属せるように定式化したものが、ファジィクラスタリング手法である。

基本的には、扱うデータの集合を

$$X = \{x_j\}_{j=1 \sim n} (x \in R^S) \quad (3-1)$$

クラスタ数を  $C$  とすると、ファジィクラスタリングの最終結果は、一つの分割列  $U$

$$U = [u_{ij}] \quad i=1 \sim C, j=1 \sim n \quad (3-2)$$

で表現することができる。ここで  $u_{ij}$  は  $[0, 1]$  の数値をとり、 $j$  番目のデータ  $x_j$  が第  $i$  クラスタに帰属する度合を表している。ただし各データ毎に帰属度の総和が1に規格化されているものとして

$$\sum_{i=1}^C u_{ij} = 1 \quad 1 \leq j \leq n \quad (3-3)$$

また各クラスタごとに必ず正の帰属度があるものとして

$$\sum_{j=1}^n u_{ij} > 0 \quad 1 \leq i \leq C \quad (3-4)$$

という二つの制約条件を与える。つまり、与えられたデータ集合に対して、式(3-3)、(3-4)の二つの制約条件を満足する分割行列  $U$  を求めることがファジィクラスタリングである。そのアルゴリズムは多数報告されているが、大規模データにもうまく適用でき、出力結果も比較的安定なアルゴリズムが Fuzzy C-Means 法 (FCM)<sup>9)</sup> である。これは分割最適型の分類法で、クラスタの等質性基準としてクラスタ内平方和を用いている、これを重みつき最小自乗法の問題として扱い、重みとして適当な帰属関数を工夫するという反復手法である。

実行指標の目的関数として

$$f = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^C g [w(x_j), u_{ij}] d(x_j, v_k) \quad (3-5)$$

を考える。ここで  $w(x_j)$  は各データに与えられた事前荷重であり、 $d(x_j, v_k)$  はデータ  $x_j$  と付加要素  $v_k$  (第  $k$  クラスタの中心ベクトルと考えてよい) の非類似度である。非類似度は

$$d(x_j, v_k) \geq 0 \quad (3-6)$$

$$d(x_j, v_k) = d(v_k, x_j) \quad (3-7)$$

の二つの公理を満たす尺度として定義される距離よりも弱い概念である。 $v_k$  と  $U$  をかえて

$$\min \{ f \mid v_k \in R^s, U = [u_{ij}] : \text{式(3-3), (3-4)} \} \quad (3-8)$$

で与えられるような、 $f$  の最適化問題を扱うことにする。とくに

$$f_p(U, \{x_j\}, \{v_k\}) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^C (u_{ij})^p \|x_j - v_k\|^2 \quad (1 \leq p < \infty) \quad (3-9)$$

という目的関数を採用した。局所最小化によって  $U$  を決定する反復手法によるアルゴリズムが Bezdek の Fuzzy-ISODATA<sup>5)</sup> である。そのアルゴリズムを以下に示すと次のようになる。

- ① クラスタ数を  $C$  に定め、初期分割行列  $U^0$  と適当な収束判定値  $\varepsilon$  を与える。
- ② 式(3-10)により、中心クラスタベクトルを求める。

$$v_i = \sum_{j=1}^n (u_{ij})^p x_j / \sum_{j=1}^n (u_{ij})^p \quad (1 \leq i \leq C) \quad (3-10)$$

- ③ 式(3-11)によって  $U$  を  $\hat{U}$  に更新する。

$$u_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^C \left[ \frac{\|x_j - v_i\|^2}{\|x_j - v_k\|^2} \right]^{1/(p-1)} \quad \begin{matrix} 1 \leq i \leq C \\ 1 \leq j \leq n \end{matrix} \quad (3-11)$$

- ④  $|\hat{U} - U| \leq \varepsilon$  となったとき計算終了、さもなければ  $\hat{U} = U$  として②に戻る。

また各式中に  $p$  というパラメータがあるが本論文において、このパラメータを  $p=1.2$  に統一して計算を行った。

## §4. ファジィクラスタリングを用いたファジィモデリング

### 4.1 ファジィクラスタリングを用いたファジィ分割及びファジィ推論

§2. で述べたようにファジィモデリングにおいて、前件部変数空間の分割であるファジィ分割は、重要かつ難しい問題である。本研究においては、将来オンラインでルールの構成を行うことができるように、ファジィ分割の手法をある程度簡略化し、入力変数空間における入力変数の分布をある程度有効に用いるために、ファジィ分割の手段としてファジィクラスタリングを用いることを提案する。そこで本研究において対象とするモデルの条件として、ある程度再現性のあるシステムを考える。

ファジィ分割にファジィクラスタリングを用いる必然性として以下のようなことがあげられる。

- ① ファジィクラスタリングは、 $\{0, 1\}$  の二値にクラスタリングされるのではなく、 $[0, 1]$  の

無限多値にクラスタリングするので、メンバーシップ関数を構成する際に有利である。またファジィ分割の形状に、制約がなくなることが挙げられる。

- ② 本研究で用いるファジィクラスタリング手法であるFCM(Fuzzy C-means)は出力が安定している。
- ③ 入力変数がある程度まで増加しても、拡張が容易である。

次に簡単な例をあげながら説明していく。前件部入力空間における変数が二つの場合で Fig. 4.1 のような入力変数の分布があったとする。

このような場合の前件部構造同定であるファジィ分割を考える訳であるが、それよりも前に戻ってくる入力変数の組を定めなくてはならない。本研究ではファジィクラスタリングの特性上すべての変数が各ルールについて戻ってくることを仮定した。次に問題となるのは分割数をいくつにするかということである。この分割数は多ければ多いほどよいというものではなく、ある評価尺度のもとで最適な分割数があると思われる。この最適な分割数を求めるためには、Fig. 2.4 に示したような繰り返しアルゴリズムによって、何かの評価規範の下に一つを拾い上げる方法をとる以外に方法はない。そこで本研究では、出力の誤差の自乗和の平均  $e$  式(4-1)を規範とした。

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4-1)$$

式(4-1)において  $N$  はデータの総数、 $\hat{y}_i$  はモデルの正しい出力値で、 $y_i$  は出力の推論値である。

この  $e$  を用いての評価方法では、まず同定に用いる入出力データを同定用のデータと評価用のデータとに分ける。そして、同定用のデータで前件部、後件部ともに一つ構造を仮定し、同様にパラメータの同定を行う。この同定用のデータを用いて作ったモデルに同定用、評価用両方のデータを用いて推論値を求め、式(4-1)を用いて  $e$  を計算する。そして  $e$  が最小となる分割数を最適なものとする。ここで注意しなければならないのは、同定用のデータと評価用のデータの散らばり方が極端に異ならないようにすることである。

同定用、評価用にデータをわけてモデルの同定を行うのは、限られたデータから全体のモデルの出力を導き出すため、データを分けずにモデルの同定を行ってしまうとそのデータにしか合わないモデルができてしまうからである。

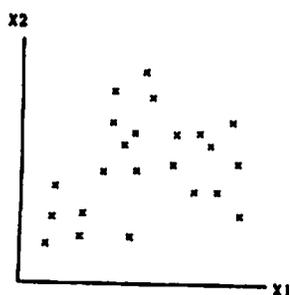


Fig. 4.1 入力変数空間の例

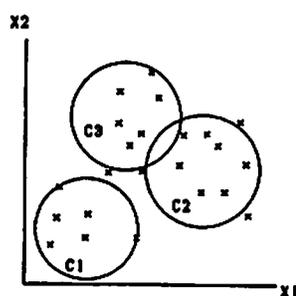


Fig. 4.2 クラスタリング結果

そこで例にあげた Fig. 4.1 の場合において分割数が 3, つまりファジィクラスタリングによるクラスタ数が 3 のときに  $e$  の値が最小となり, Fig. 4.2 のようにクラスタリングされたとする。この結果がそのままファジィ分割の結果となる。通常ファジィ分割の結果から前件部ファジィ変数は, 前述したように台形型のものを用いるために, ファジィ分割の結果の表現方法は Fig. 4.3 のようになり, 境界は線形となっている。しかし, 本研究の場合ファジィクラスタリングの結果を利用することより, それぞれ分割された空間を表現できるため, Fig. 4.4 のような非線形境界となり, 分割された前件部変数空間を全体的に, 立体空間としての表現が可能となる。

次に Fig. 4.4 のようなファジィ分割された場合の前件部のファジィ変数の記述方法を述べる。通常の場合上に述べたようにファジィ分割が Fig. 4.3 のようになるのでファジィ変数は台形型となる。しかし, 本研究のようにファジィ分割の結果が Fig. 4.4 のように, 各境界に非線形性を持たせた場合台形型のファジィ変数では, それぞれにおける記述に無理があることが分かる。そこで本研究ではファジィ分割に用いたファジィクラスタリングの結果及び, 特徴を最大限に利用する方法を提案する。

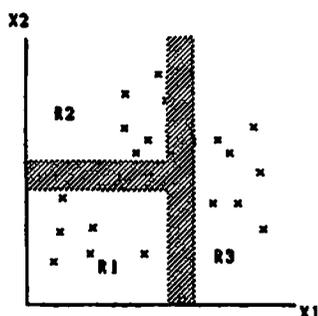


Fig. 4.3 線形な境界

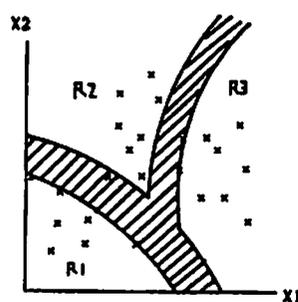


Fig. 4.4 非線形な境界

ファジィクラスタリングは §3. で述べたアルゴリズムより, 中心クラスタベクトルを基準としてクラスタリングを行っている。そこで, 中心クラスタベクトルを用いて前件部のファジィ変数の記述を行う。この中心クラスタベクトル  $v_1 = (x_1^1, x_2^1)$ ,  $v_2 = (x_1^2, x_2^2)$ ,  $v_3 = (x_1^3, x_2^3)$  より Fig. 4.1 に現れていない入力変数の各クラスタ, つまりファジィ分割された各ルールへの帰属度を求めることができれば, 非線形なファジィ分割に対応して前件部の記述ができる。Fig. 4.2 のクラスタリングの結果において Fig. 4.5 の点  $P(a_1^0, a_2^0)$  の各クラスタにおける帰属度を求めてみる。

この  $P(a_1^0, a_2^0)$  の各クラスタの帰属度を求めるには, §3. で示したアルゴリズムにおいてすでに収束判定値  $\epsilon$  に収束している場合を考える。このときの中心クラスタベクトル, 例における Fig. 4.5 の  $v_1, v_2, v_3$  と  $P(a_1^0, a_2^0)$  を用いて式 (3-11) を用いることにより計算することができる。例の場合データ個数  $n=1$  クラスタ数  $C=3$  より式 (4-1) のようになる。

$$u_i = 1 / \sum_{k=1}^C \left[ \frac{\|P - v_i\|^2}{\|P - v_k\|^2} \right]^{1/(p-1)} \quad 1 \leq i \leq C (=3) \quad (4-1)$$

帰属度の結果は分割行列  $U_A$  に格納される。この方法のよって Fig. 4.4 のような非線形なファジィ

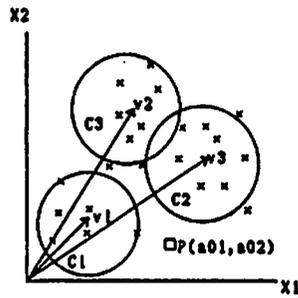


Fig. 4.5 各分割の中心クラスタベクトル

分割の場合においても、ファジィ変数の表現が可能となる。

そこで、§2. で示した式(2-1)の if-then の記述方法及び、式(2-2)の推論方法は以下のように書き換えることが可能となる。

$$R^i: \text{if } \mathbf{x}^j = (x_1, x_2, \dots, x_m) \text{ is } A^i \text{ then } f^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_n^i x_n \quad (4-2)$$

$$Y^0 = \frac{\sum_{i=1}^c f^i * A(x^j)}{\sum_{i=1}^c A(x^j)} \quad (j=1, 2, \dots, n) \quad (4-3)$$

この式で  $\mathbf{x}^j$  は  $i$  番目のルールにおける  $j$  番目データの入力変数ベクトルである。これはすべての入力変数がかかわってくるためである。 $A^i$  は各ルールにおけるファジィ集合である。また  $A^i(\mathbf{x}^j)$  は入力変数空間上の各ルールに帰属する度合を示している、つまりこれは  $P(x_1^0, x_2^0)$  におけるメンバーシップ値であり結果として式(2-3)の適合度と同じ意味となり、 $A^i(\mathbf{x}^j)$  が式(4-3)の平均の重みとして働いている。

本論文において、この方法のファジィ推論をファジィクラスタリングを用いたファジィ推論として提案する。

#### 4.2 後件部の同定

後件部は式(4-4)で示されるように線形式になっている。

$$f^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (4-4)$$

後件部の同定とは各ルールごとの式(4-4)の線形パラメータ  $a_0^i, a_1^i, \dots, a_m^i$  を同定するパラメータ同定と、入力変数  $x_1, x_2, \dots, x_m$  を選ぶ構造同定に分けられる。パラメータの同定は前件部の構造、パラメータが同定されていれば、入力値  $x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j$  とそのメンバーシップ値  $A^i(\mathbf{x}^j)$  とその出力値  $f^i$  によって、メンバーシップ値を重みとする最小自乗法によって求めることができる。

入力変数を選ぶ構造同定は、規範を 4.1 で示した  $e$  として変数減少法で行う。変数減少法とは各ルールごとにおいて、最初にすべての変数を用いたモデルを作り  $e$  を計算し、この値を  $e_0$  とする。次に任意の変数を一つのぞいたモデルを同じように作り  $e_1$  を計算する。もし  $e_1$  が  $e_0$  より大きければ、その変数を戻して他の変数をのぞいてまた新しい  $e_1$  を計算する。もし  $e_1$  が  $e_0$  より小さければ、さらに他の変数を一つのぞいてモデルを作り  $e_2$  を計算する。こうして  $e_k$  ( $k$  個の変数

をのぞいてあるモデル)において、どこの変数をのぞいても  $e$  の値が減少しないならば、 $e_k$  に対応する後件部の構造を最適なものとする。

## § 5. 運用結果

### 5.1 ファジィクラスタリングを用いたファジィモデリングのシミュレーションに用いたシステムの概要とデータ

本研究の運用へのシミュレーションとして、廣田、荒井、蜂巢らの可変速移動物体把握ロボットシステム<sup>9)</sup>のデータを利用した。

このシステムは CCD カメラと 5 自由度垂直多関節型ロボットを用い、ベルトコンベア上に運ばれてくる可変速移動物体を実時間で把握するものである。このシステムはある程度再現性がある。

Table 5.1 シミュレーションに用いたデータ

No.	L	V	P	No.	L	V	P
1	16	4	9.76	31	6	4	1.87
2	10	6	5.34	32	4	11	5.40
3	5	2	1.26	33	14	3	4.61
4	12	3	0.02	34	9	7	6.26
5	9	5	4.27	35	3	2	1.26
6	5	1	0.91	36	13	5	5.66
7	4	3	1.64	37	7	11	7.69
8	15	7	9.84	38	16	1	1.95
9	10	2	1.96	39	14	6	8.13
10	8	5	3.67	40	6	2	0.74
11	4	5	2.58	41	5	4	1.95
12	13	8	9.54	42	12	6	5.89
13	4	4	2.00	43	10	5	4.13
14	2	9	2.32	44	11	3	2.90
15	16	10	12.66	45	8	11	7.98
16	3	1	0.91	46	13	0	0.00
17	2	3	1.64	47	12	1	1.90
18	11	4	3.35	48	1	0	0.00
19	8	10	7.51	49	3	3	1.53
20	15	0	1.95	50	4	0	0.00
21	13	3	3.80	51	3	8	3.00
22	9	13	9.54	52	4	12	5.87
23	16	0	0.06	53	7	5	3.20
24	16	6	8.65	54	15	14	14.11
25	7	3	1.38	55	3	2	3.41
26	6	11	7.21	56	2	13	2.30
27	14	14	13.95	57	10	10	9.29
28	16	3	4.76	58	8	8	6.09
29	11	0	0.00	59	6	0	0.00
30	11	6	5.36	50	16	14	14.11

り本研究における条件に合うものとして選択した。

このシステムの入力変数は物体とロボットのハンド間の距離  $L$  (Length) と、物体の移動速度  $V$  (Velocity) の2つである。出力値は  $(L, V)$  における物体の移動位置  $P$  (Position) である。また入力変数  $L$  は物体とロボットの間が遠いと大きな値、近いと小さな値をとる。これは入力変数  $V$  においても同様である。出力値  $P$  は物体の移動位置が大きく変わるほど大きな値をとり、その逆の場合は小さな値をとる。

データの標本化の方法としては、物体がロボットのアームより少し離れたところにあるとして、順々に近づいてきてある程度まで近付いたら、ロボットがその物体を把握したのものとしてデータを抽出した。

このようにして抽出したデータを Table 5.1 に示す。この表において No.1 から No.35 までがルールの同定用のデータ、No.36 から No.60 までのデータが評価用のデータである。

## 5.2 シミュレーション結果

5.1 に示したシステムのデータを用いて、本論文で述べた手法を運用した。

まず Table 5.1 の入力変数空間の分割である。これはこの適用するシステムの複雑さなどから筆者の主観によって分割数  $C$  を1から6までの間と定めた。Table 5.2 に各分割数ごとの  $e$  の値を示す。この Table 5.2 の分割数  $C$  が5のとき  $e$  の値が評価用、同定用データともに最小となることが分かる。そこで Table 5.3 には分割数5の場合のそれぞれのルールの中心クラスタベクトルと後件部線形方程式を示す。

この結果分割数  $C$  が5のとき  $e$  の値が最小になった。よってこの時の分割数を最適なものとする。いまこの選択を行ったときの後件部は、線形パラメータの選択を行っていない。そこで4.2で示

Table 5.2 各分割ごとの  $e$  の値

分割数 $C$	評価用データの $e$ の値	同定用データの $e$ の値
1	2.4021	1.3809
2	4.0936	3.1179
3	4.5875	4.1298
4	3.3440	0.8740
5	0.8878	0.2994
6	2.1983	0.9643

Table 5.3 分割数の5ときの中心クラスタベクトルと後件部線形方程式

ルールNo	中心クラスタベクトル ( $L, V$ )	後件部線形方程式 $f^i$
$R^1$	(2.2579, 2.7993)	$f^1 = -0.1987L + 0.2943V + 1.6338$
$R^2$	(5.8101, 10.8041)	$f^2 = 0.7047L + 0.5597V - 3.7229$
$R^3$	(9.6991, 4.9623)	$f^3 = -0.0981L + 0.8009V + 1.3012$
$R^4$	(14.1734, 2.1522)	$f^4 = -0.3041L + 1.3816V + 4.5023$
$R^5$	(14.7798, 9.0457)	$f^5 = 0.5806L + 0.2943V + 1.6338$

Table 5.4 後件部パラメータを選択したときの後件部線形方程式

ルールNo	中心クラスタベクトル (L, V)	後件部線形方程式 $f^i$
$R^1$	(4.2579, 2.7993)	$f^1 = -0.0504L + 0.4799V$
$R^2$	(5.8101, 10.8041)	$f^2 = -0.7047L + 0.5597V - 3.7229$
$R^3$	(9.6991, 4.9623)	$f^3 = -0.0981L + 0.8009V + 1.3012$
$R^4$	(14.1734, 2.1522)	$f^4 = 1.4826V$
$R^5$	(14.7798, 9.0457)	$f^5 = 0.5806L + 0.6850V - 3.6428$

Table 5.5 パラメータ選択後の  $e$  の値

同定用のデータ	0.1665
評価用のデータ	0.7511
全 体	0.4101

した方法によって線形パラメータの選択を行った, その結果の  $e$  の値と後件部線形パラメータを Table 5.4, 5.5 に示す。

## § 6. 結 言

ファジィモデルを構築する上で問題となるファジィ分割を, FCM を用いて行う方法を提案した。これによって従来から問題となっているファジィ分割の形状に関する制約の問題などが解決され, より柔軟なファジィモデルの構築が可能となる。今後の課題として挙げられるのは, ルールの調整である。ルールの調整の方法としては前件部のファジィ集合を表す中心クラスタベクトルの調整を行うことによって実現する。このための方法としては現在ニューラルネットワークを用いて行うシステムを構築中である。

## 参 考 文 献

- 1) 安信, 宮本, 井原: 予見 Fuzzy 制御方式による列車自動運転, システムと制御, 28, 10, pp.605/613 (1984).
- 2) 柳下, 伊藤, 菅野: ファジィ理論の浄水場薬品注入への応用, システムと制御, 28, 10, pp.597/604 (1984).
- 3) E.A. Mamdani: Application of fuzzy algorithms for control of a simple dynamic plant., *Proc. IEEE*, 121, 12, pp.1584/1588 (1974).
- 4) T. Takagi and M. Sugeno: Fuzzy Identification of Systems and Applications to Modelling and Control., *IEEE, SMC-15*, pp.116/132 (1985).
- 5) Bezdek, J.C.: Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. Plenum Press (1981).
- 6) K. Hirota, Y. Arai, S. Hachisu; Moving Object Recognition and Moving Object Manipulation in Fuzzy Controlled Robot, Control Theory and Advanced Technology. Mita Press (Tokyo), (Invited paper), Vol.2, pp.399/418 (1986).