ファジィ同定アルゴリズムの簡略化法と都市ゴミ焼却炉のモデリング

田 中 一 男*・佐 野 学*・鈴 木 一 如**

A Simplified Method on Fuzzy Identification Algorithm and Its Applications to Modeling of a Municipal Refuse Incinerator

Kazuo TANAKA*, Manabu SANO* and Kazuyuki SUZUKI**

This paper proposes a simplified method on fuzzy identification algorithm. The main purpose of this method is to reduce computational quantity for identifying a fuzzy model. In particular, the procedure for finding an optimal structure of fuzzy partition is simplified. This algorithm consists of four stages which realize structure identification and parameter identification of a fuzzy model. The Widrow-Hoff learning algorithm, which is a learning method of neural networks, is used for parameter identification of a fuzzy model.

The aim of the first stage is to identify a linear model. The second stage finds an optimal structure of fuzzy partition which is defined by fuzzy sets in premise parts. The third stage realizes structure identification in consequent parts of a fuzzy model which has an optimal structure of fuzzy partition determined in the second stage. The last stage achieves parameter identification of a final fuzzy model.

The procedure of this algorithm is concretely demonstrated by a simple example, which has been used in some modeling exercises. Finally, this algorithm is applied to modeling of a municipal refuse incinerator. Identification results show that this algorithm is very useful for modeling of complex systems such as the municipal refuse incinerator.

Key Words: simplified method on fuzzy identification algorithm, neural network, structure identification, parameter identification

1. はじめに

本論文はファジィ同定アルゴリズムに関する簡略化法を提案し、都市ゴミ焼却炉における排ガス O_2 濃度予測へ適用した結果を述べる。都市ゴミ焼却炉は多変数相互干渉システムの一つであり、燃焼反応が複雑でゴミの性質からくる外乱の要因が多く、しかも多変数の制約条件の下で運転される大規模プラントである。

都市ゴミ焼却炉のような多因子が複雑に影響し合っているシステムに対する予測モデルの構築の際に考慮しなければならないことはつぎのような項目である。

1. 複雑なシステムは一般に強い非線形関係を有して

いるので、これに対処できなければならない。

2. 複雑なシステムでは説明変数の数が一般に多いので、効率の良い構造同定が望まれる。
3. 予測モデルを用いたシステム管理、運用、設計などの必要性という側面から人間にとって理解しやすいモデルの同定が望まれる。

複雑な非線形システムの同定手法としてよく知られている GMDH 法は多数の部分表現を組み合わせて多項式モデルを表現するため、効率のよい自己組織化的同定アルゴリズムが実現されている。しかしながら、同定されるモデルが多項式モデルのため、同定された予測モデルが人間にとって理解しにくいことが欠点である。

一方、通常のファジィモデルはファジィ IF-THEN 規則(言語規則)によって対象を記述するため、人間に理解しやすいモデル構造になっているが、複雑なシステム、特に多変数のシステムの記述には不向きであることが報告されている¹⁾。この理由は前件部変数が増えるたびに規則数が指数関数的に増大するからである。

* 金沢大学工学部 金沢市小立野 2-40-20

** 荏原インフィルコ(株) 東京都港区港南 1-6-27

* Faculty of Engineering, Kanazawa University, Kanazawa

** Ebara Infilco Co., Ltd., Minato-ku, Tokyo

(Received December 12, 1991)

(Revised May 27, 1992)

これに対して、高木、菅野によって提案されたファジィモデル²⁾は多変数系を扱えるように後件部に線形関数を用いている。このファジィモデルを用いることによって、より少ない規則で複雑なシステムの挙動を表現できることが知られている¹⁾。このファジィモデルは局所的には線形モデルで表現されているため、多項式モデルに代表されるようなほかの非線形モデルよりも動特性の性質を理解しやすいモデル構造になっている。このような特徴を生かして、運転管理・保守、制御系設計^{6), 16), 17)}などへの適用の試みがすでに行われている。

菅野、姜はこのタイプのファジィモデルを同定する手法を提案している。さらに、この手法を複雑な実システムの同定問題へ適用し、GMDH 法よりも優れた結果が得られたと報告している^{3)~5)}。しかし、ファジィモデルの構造同定、パラメータ同定を行うためには前件部と後件部の相互関係を考慮するため多くの計算量を必要とする。この原因は菅野、姜の方法のアルゴリズムが規則数最少の原理に基づいているためである。規則数最少の原理とは規範を用いてファジィ分割数なるべく少ないモデル構造を見出そうとするものである。菅野、姜の方法の具体的な欠点を示すつつぎのようになる。

1. 前件部のパラメータであるファジィ集合の同定をコンプレックス法で行っているため、パラメータ同定の効率が悪い。
2. 前件部空間の最適なファジィ分割を決定するまでに、多くのファジィ分割のパターンを仮定しなければならない。

本論文では、大規模システムのモデリングを目的として、なるべくモデルの精度を失わずに計算量が少なく済むような計算量最少の原理に基づいたアルゴリズムを提案する。ファジィモデルを同定するアルゴリズムがより簡単化されれば、その適用範囲もより広がるものと期待できる。特に、ファジィ同定アルゴリズムを簡略化するために一番必要なことは、最適なファジィ分割を決定するまでに仮定するファジィ分割のパターン数をできるかぎり少なくすることである。なぜなら、ファジィ分割のパターンを一つ仮定するごとに、パラメータ同定を再度行わなければならないからである。本論文では上記の欠点を克服した新しいモデリング法を提案する。このモデリング法は簡略化されたファジィ同定アルゴリズム (Simplified method On Fuzzy Identification Algorithm) であることから、以後 SOFIA 法と呼ぶ。SOFIA 法では、上記の二つの問題点がつつぎのように改良されている。

1. 文献 10) で示されているような δ ルール学習則を用いて前件部、後件部のパラメータを同時に最適化

するため効率のよいパラメータ同定が期待できる。

2. 最適なファジィ分割を決定するまでに、仮定するファジィ分割のパターン数をなるべく少なくする。

ニューラルネットの学習則を利用してファジィモデルのパラメータを同定する方法^{8), 9)}はいろいろと提案されている。 δ ルールを用いたモデリング法についてもいくつかの研究報告^{10), 11)}があるが、本章で述べる方法は簡略化ファジィ推論のモデリングが試みた市橋らの方法¹⁰⁾を高木、菅野のファジィモデルに適用したものである。文献 18) においてもニューロ学習則を用いたファジィ同定アルゴリズムが提案されている。文献 18) の方法ではファジィモデルと等価な入出力特性をニューラルネットワークで表現しているのに対して、ここでは評価関数の最急降下方向へパラメータを修正するように δ ルールを適用する。また、文献 18) では、構造同定に関して特に新しい試みは行っていない。

2. 高木、菅野のファジィモデル

ここでは、高木、菅野によって提案されたファジィモデル²⁾の概略を説明する。 n 入力 1 出力のファジィモデルはつつぎの形で記述される。

Rule i : IF x_1 is A_i^1 and...and x_n is A_i^n

$$\text{THEN } y^i = c_0^i + c_1^i x_1 + \dots + c_n^i x_n \quad (1)$$

ここで、Rule i ($i=1, 2, \dots, l$) は i 番目の規則であることを示している。 l は規則数である。 A_k^i ($k=1, 2, \dots, n$) はファジィ集合である。 $x_1 \sim x_n$ は入力変数 (説明変数)、 y_i は i 番目の規則からの出力、 c_k^i は i 番目の規則の後件部のパラメータである。以後、前件部に使用する変数を前件部変数、後件部に使用する変数を後件部変数と呼ぶ。推論値は (2) 式に示すような重み付き平均で求められる。

$$y = \left(\sum_{i=1}^l w^i y^i \right) / \sum_{i=1}^l w^i \quad (2)$$

ここで、 w^i は i 番目の規則の前件部の適合度であり、つつぎのように求められる。

$$w^i = \prod_{k=1}^n A_k^i(x_k) \quad (3)$$

$A_k^i(x_k)$ はファジィ集合 A_k^i の x_k におけるメンバーシップ値である。

菅野、姜によって提案された同定アルゴリズム^{3), 5)}はこのモデルの構造とパラメータを決定するものである。ここでは、 δ ルール学習則を用いてファジィモデルのパラメータの最適化が行えるように高木、菅野のファジィモデルの非ファジィ化計算を文献 10) と同様に (2) 式から (4) 式に変更する。

$$y = \sum_{i=1}^l w^i y^i \quad (4)$$

(4)式は(2)式のように $\sum_{i=1}^l w^i$ で割るという重心計算を行っていない。重心計算を行う必要性がない理由としてつぎの2点を挙げることができる。

1. 重心計算を行わなければ δ ルール学習則が適用でき、パラメータ同定の効率が図れる。

2. (4)式のような非ファジィ化計算を用いてもファジィダイナミックシステムの安定性に関する条件^{6),7)}は保存されるため、制御系設計などへの影響がない。

3. δ ルール学習則によるパラメータ同定

システム同定は一般に構造同定とパラメータ同定に分けられる。ファジィモデルの前件部、後件部のパラメータ同定にはニューラルネットの学習の基礎である δ ルールを使用する。本章では、 δ ルール学習則を用いたパラメータ同定法について述べる。なお、SOFIA法の具体的なアルゴリズムは4章で述べる。

いま、前件部のファジィ集合 A_k はつぎのようなメンバーシップ関数をもつものと仮定する。

$$A_k(x_k) = \exp\left(-\frac{(x_k - a_{ik})^2}{b_{ik}}\right) \quad (5)$$

ここで、 a_{ik} , b_{ik} はパラメータである。各規則の適合度は

$$w^i = \prod_{k=1}^n A_k(x_k) = \prod_{k=1}^n \exp\left(-\frac{(x_k - a_{ik})^2}{b_{ik}}\right) \quad (6)$$

のように計算される。

(1)式と(3)式と(4)式から次式を得る。

$$y = \sum_{k=0}^n \left(\sum_{i=1}^l w^i c_k^i \right) x_k \quad (7)$$

ただし、 $x_0=1$ とする。

ここで、(7)式で示されるファジィモデルの出力 y と実際の出力 y^* からつぎのような評価関数を設定する。

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

このとき、ファジィモデルの各パラメータで(8)式を偏微分すると(9)式～(11)式が導ける。

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial c_k^i} &= \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial c_k^i} \\ &= -(y - y^*) w^i x_k = -\delta w^i x_k \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial a_{ik}} &= \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial a_{ik}} \\ &= -(y - y^*) \left(\frac{2(x_k - a_{ik})}{b_{ik}} \right) w^i \sum_{k=0}^n c_k^i x_k \\ &= -\delta \left(\frac{2(x_k - a_{ik})}{b_{ik}} \right) w^i \sum_{k=0}^n c_k^i x_k \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial b_{ik}} &= \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial b_{ik}} \\ &= -(y - y^*) \left(\frac{(x_k - a_{ik})^2}{b_{ik}^2} \right) w^i \sum_{k=0}^n c_k^i x_k \\ &= -\delta \left(\frac{(x_k - a_{ik})^2}{b_{ik}^2} \right) w^i \sum_{k=0}^n c_k^i x_k \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、 $\delta = y - y^*$ である。(9)式～(11)式より、学習則は以下のように定義できる。

$$c_k^{i\text{NEW}} = c_k^{i\text{OLD}} + \varepsilon_1 \delta w^i x_k \quad (12)$$

$$\begin{aligned} a_{ik}^{\text{NEW}} &= a_{ik}^{\text{OLD}} \\ &+ \varepsilon_2 \delta \left(\frac{2(x_k - a_{ik}^{\text{OLD}})}{b_{ik}^{\text{OLD}}} \right) w^i \sum_{k=0}^n c_k^{i\text{OLD}} x_k \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} b_{ik}^{\text{NEW}} &= b_{ik}^{\text{OLD}} \\ &+ \varepsilon_3 \delta \left(\frac{(x_k - a_{ik}^{\text{OLD}})^2}{(b_{ik}^{\text{OLD}})^2} \right) w^i \sum_{k=0}^n c_k^{i\text{OLD}} x_k \end{aligned} \quad (14)$$

ここで、 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ は学習係数で、 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3 > 0$ であるものとする。(12)式～(14)式を使って前件部と後件部のパラメータを同時に逐次学習させることができる。 δ の値が十分小さくなるまで繰り返し学習を行う。なお、 a_{ik}, b_{ik}, c_k^i の初期値の設定については4.2節で述べる。

4. ファジィ同定アルゴリズム

ここでは、構造同定、パラメータ同定を含めたファジィ同定アルゴリズムを提案する。まず、構造同定に必要な評価規範について述べる。

4.1 構造同定のための評価規範

菅野、姜によって提案されたモデリング法⁹⁾では構造同定のための評価規範としてGMDH法で使用されている不偏性規範(UC)¹²⁾を用いた。

UC値はつぎのように定義されている。

$$\begin{aligned} UC &= \left\{ \sum_{i=1}^{n_A} (y^i_{AB} - y^i_{AA})^2 \right. \\ &\quad \left. + \sum_{i=1}^{n_B} (y^i_{BA} - y^i_{BB})^2 \right\}^{0.5} \end{aligned} \quad (15)$$

ここで、 y_{AA} は N_A によって同定されたモデルの N_A に対する出力値、 y_{AB} は N_B によって同定されたモデルの N_A に対する出力値、 y_{BA} は N_A によって同定されたモデルの N_B に対する出力値、 y_{BB} は N_B によって同定されたモデルの N_B に対する出力値、 n_A は N_A のデータ数、 n_B は N_B のデータ数である。

不偏性規範を計算するためには二つのモデルを同定しなければならず、単純に考えれば2倍の計算量を必要とする。そこで、本論文では不偏性規範の計算の簡略化を図る。この規範を簡略化不偏性規範(SUC)と呼ぶ。SUC値はつぎのように定義されている。

$$SUC = \frac{1}{n_B} \sum_{i=1}^{n_B} \frac{|y^i_{BA} - y^i_{B}|}{|y^i_{B}|} \times 100 \quad (16)$$

ここで、 y_{B} はデータセット N_B の実際の出力値データである。これは、モデルの予測値と実際の出力値との距離を測っており、根本的な原理はUC値と同じものであると考えてよい。(16)式はデータセット N_A を用いてモデルを同定し、データセット N_B でその予測精度を計算していることを意味する。(16)式の場合は一つのモデル

を同定すればよいので、計算量を半減できる。

4.2 同定アルゴリズム

システム同定は一般にモデルの構造を決定する構造同定とモデルのパラメータを決定するパラメータ同定に分けられる。ファジィモデルの構造同定は前件部構造同定と後件部構造同定に分けることができる。構造同定とは、簡単にいうとモデルを表現するのに必要と思われる変数を見つけだすものである。前件部構造、後件部構造の発見は前件部、後件部に必要な変数を見つけだすことである。特に、前件部構造同定はファジィ分割の決定も含んでいるので難しい。ファジィ分割とは規則の前件部のファジィ集合によって分割される入力空間(前件部空間)の領域のことである。もちろん、ファジィ集合の形によって前件部空間のファジィ分割も異なるので、どのようなファジィ分割が最適であるのかを決定しなければならない。従来のファジィモデリング法では最適なファジィ分割を決定するまでに多くのファジィ分割のパターンを仮定しなければならなかったことが欠点だった。SOFIA 法では、最適なファジィ分割を効率よく決定するために $p(k)$ と $CHECK(k)$ ($k=1, 2, \dots, n$) という変数を導入する。 $p(k)$ は第 k 番目の前件部変数 x_k における分割数を示したものである。ファジィモデルの規則数 l と $p(k)$ の値とはつぎのような関係がある。

$$l = \prod_{k=1}^n p(k)$$

一方、 $CHECK(k)$ は 0 または 1 の値をとり、これらの値に関してはつぎのような意味をもつものとする。 $CHECK(k)$ が 1 のときは第 k 番目の前件部変数 x_k の分割数 $p(k)$ を増やすことができる。一方、 $CHECK(k)$ が 0 のときは第 k 番目の前件部変数 x_k の分割数 $p(k)$ をこれ以上増やさない。

なお、入出力データはあらかじめ各変数について平均値 0、分散 1 になるように正規化されているものとする。ただし、(16) 式の SUC 値の計算に使用する $y^i BA$, $y^i B$ は正規化前のモデルの出力値と実際の出力値を用いる。

つぎに、3 章で示した (12) 式～(14) 式を用いてパラメータ同定を行う際の a_{ik} , b_{ik} , c_k^i の初期値の設定について述べる。

前件部のファジィ集合のパラメータである a_{ik} , b_{ik} の初期設定はつぎのように行う。 $p(k)=1$ の場合、すなわち 1 分割の場合にはすべての x_k に対してメンバーシップ値 1 をとるファジィ集合を考える。 $p(k)>1$ の場合には、つぎの三つの条件を満たすように a_{ik} , b_{ik} を設定する。

1. 隣合うファジィ集合がメンバーシップ値 0.5 で交わる。

2. ファジィ集合の幅に関するパラメータ b_{ik} の値は

各 k について同一にする。

3. $A_k^1(-2)=1.0$, $A_k^{p(k)}(2)=1.0$ とする。

3 は一番左(右)に位置するファジィ集合のメンバーシップ値が 1.0 になる横軸の値を $-2(2)$ に設定することを意味している。この -2 と 2 の値はある意味ではスケーリングファクタとみなすことができるので、データのばらつきの範囲を考えてこれらの初期値を決定する必要がある。入出力データは各変数 x_k について正規化されているため、各変数 x_k のスケールは統一されていることに注意する。 $N(0, 1)$ の場合、各変数 x_k が $-2 < x_k < 2$ の範囲に存在する確率は 95% 以上であることから、これらの値を初期値にした妥当性がいえる。

後件部の線形式のパラメータ c_k^i の初期値の設定はつぎのように行う。上記の三つの条件を満たすように初期設定された前件部のファジィ集合に対して各規則 i の適合度 w^i が $w^i \geq 0.5$ となるデータを集めて最小二乗法によって線形システム

$$y^i = d_0^i + d_1^i x_1 + \dots + d_n^i x_n$$

を同定し、このときの第 k 番目の変数のパラメータの値 d_k^i を c_k^i の初期値とする。

以下に、SOFIA 法の同定アルゴリズムを示す。アルゴリズムはつぎの四つの stage からなっている。

(Stage 1) 線形システムの同定

(Stage 2) 前件部空間のファジィ分割の決定

(Stage 3) 後件部構造の決定

(Stage 4) パラメータ同定

(Stage 1) 線形システムの同定

線形システムの構造同定は SUC 値をもとに、変数減少法¹³⁾ により行う。変数減少法によって得られたモデルがもつ最小 SUC 値を SUC^* とする。ここで捨てられた変数は以後後件部変数から除外する。最後に、 SUC^* の値を SUC^{OLD} へ代入し、(Stage 2)へ進む。

(Stage 2) 前件部空間のファジィ分割の決定

前件部空間のファジィ分割の決定は各前件部変数の分割数 $p(k)$ を決める問題である。(Stage 2)では各 $p(k)$ の値を決定することが目的である。(Stage 2)は四つの手順から構成されている。いま、

$$p(k)=1 \quad k=1 \sim n$$

$$CHECK(k)=1 \quad k=1 \sim n$$

に初期設定する。 n は入力変数の数を示している。また、 $k=1$ とする。

<2-1> $CHECK(k=0)=0$ ならば SUC^{k0} に非常に大きな値を代入し、<2-2>へ進む。一方、 $CHECK(k=0)=1$ ならば、 $p(k=0)$ の値を一つ増やす。これは、第 $k=0$ 番目の前件部変数 x_{k0} の分割数 $p(k=0)$ を一つ増やすことを意味する。このファジィ分割の構造をもつモデルを $model(k=0)$

と名付ける。(12)式～(14)式を用いて model ($k0$) のパラメータの同定を行う。ただし、(Stage 1)で捨てた変数は後半部変数から除外する。パラメータ同定を行ったのち、モデルの SUC 値を求める。この値を SUC^{k0} とする。最後に $p(k0)$ をもとの値に戻す(1を引く)。

〈2-2〉 $k0$ の値を一つ増やす。 $k0$ が n 以下であれば〈2-1〉 戻り、 n より大きければ、

$$SUC^{NEW} = \min_k SUC^k$$

の計算を行う。もし、

$$SUC^{NEW} \geq SUC^{OLD}$$

ならばここで (Stage 2) を終了し、 SUC^{OLD} を SUC 値としてもつモデルを選び、(Stage 3)へ進む。一方、

$$SUC^{NEW} < SUC^{OLD}$$

であれば 〈2-3〉 へ進む。

〈2-3〉 $\min_k SUC^k$ となる第 k 番目の前件部変数 x_k の分割数 $p(k)$ の値を一つ増やす。

〈2-4〉 $SUC^k \geq SUC^{OLD}$ となる k の場合、CHECK (k) に 0 を代入する。これは第 k 番目の前件部変数 x_k についてはさらに分割しないことを意味する。最後に、

SUC^{NEW} の値を SUC^{OLD} に代入して〈2-1〉へ戻る。この〈2-1〉～〈2-4〉の繰返し回数が仮定されたファジィ分割のパターン数である。前述のとおり、仮定するパターン数を減らすことがモデリングの労力を減らすための得策である。文献 5) では現在選ばれている分割パターンに対して分割数一つ増やすことのできるすべてのパターンを考慮するのに対し、ここでは格子状の分割パターンのみ限定しているため、仮定するファジィ分割のパターン数を減らすことができる。

(Stage 3) 後件部構造の決定

ここでは、(Stage 2)で決定されたファジィ分割をもつモデルの各規則の後件部の変数選択を行う。変数選択は SUC 値に基づく変数減少法により行う。変数減少法により得られた最小 SUC 値をもつモデルを選び、(Stage 4)へ進む。

(Stage 4) パラメータ同定

(Stage 3)で選ばれた後件部構造をもつファジィモデルのパラメータ同定を(12)式～(14)式を用いて行う。同定されたモデルの同定用データに対する同定精度と評価用データに対する予測精度を次式から求める。

$$J = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y^{*i} - y^i|}{|y^{*i}|} \times 100 \quad (17)$$

ここで、 y^* は実際の出力値、 y はモデルの予測値である。これらの値は正規化前の実際の値を使用するものとする。 n はデータ数である。

4.3 例題

簡単な例題として文献 3), 14) で示されているつぎのような非線形システムの同定問題を考える。

$$y = (1.0 + x_1^{0.5} + x_2^{-1} + x_3^{-1.5})^2 \quad (18)$$

モデリングに用いる入出力データを Table 1 に示す。

Table 1 において、no. 1～no. 20 は同定に用いる同定用データ、no. 21～no. 40 は評価用データである。評価用のデータは同定されたモデルの予測精度を求めるためのもので、同定には使わずに残しておく。Table 1 の x_4 はダミー変数である。本例題では、学習係数は $\varepsilon_1 = 0.1$, $\varepsilon_2 = 0.01$, $\varepsilon_3 = 0.01$ に設定されている。

この例題はすでに GMDH 法やファジィモデリング法の同定に用いられている⁵⁾。本例題の最後に、これらの方法と SOFIA 法の比較を行う。

(Stage 1)

Fig. 1 に変数減少法により変数選択を行った結果を示す。変数減少法に基づく構造同定の結果、 x_4 の変数が捨てられたことがわかる。以上の結果より、以後後件部変数から x_4 を除外する。このときの最小 SUC 値は 12.15 であるから、

$$SUC^{OLD} = 12.15$$

とし、(Stage 2)へ進む。

(Stage 2)

Fig. 2 は前件部空間のファジィ分割の決定のプロセスを示している。 $p(1) = p(2) = p(3) = p(4) = 1$ の初期設定に対して、1 回目の前件部変数選択では第 k 番目の前件部変数 x_k の分割数 $p(k)$ を一つ増やした場合のモデルである model(k) ($k=1, 2, 3, 4$) のパラメータ同定を行い、

Table 1 Input-output data for identification and prediction

No.	x_1	x_2	x_3	x_4	y	No.	x_1	x_2	x_3	x_4	y
1	1	3	1	1	11.11	21	1	1	5	1	9.545
2	1	5	2	1	6.521	22	1	3	4	1	6.043
3	1	1	3	5	10.19	23	1	5	3	5	5.724
4	1	3	4	5	6.043	24	1	1	2	5	11.25
5	1	5	5	1	5.242	25	1	3	1	1	11.11
6	5	1	4	1	19.02	26	5	5	2	1	14.36
7	5	3	3	5	14.15	27	5	1	3	5	19.61
8	5	5	2	5	14.36	28	5	3	4	5	13.65
9	5	1	1	1	27.42	29	5	5	5	1	12.43
10	5	3	2	1	15.39	30	5	1	4	1	19.02
11	1	5	3	5	5.724	31	1	3	3	5	6.38
12	1	1	4	5	9.766	32	1	5	2	5	6.521
13	1	3	5	1	5.87	33	1	1	1	1	16
14	1	5	4	1	5.406	34	1	3	2	1	7.219
15	1	1	3	5	10.19	35	1	5	3	5	5.724
16	5	3	2	5	15.39	36	5	1	4	5	19.02
17	5	5	1	1	19.68	37	5	3	5	1	13.39
18	5	1	2	1	21.06	38	5	5	4	1	12.68
19	5	3	3	5	14.15	39	5	1	3	5	19.61
20	5	5	4	5	12.68	40	5	3	2	5	15.39

N O.	Combination of input variables					S U C
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_0	
0	○	○	○	○	○	14.00
1		○	○	○	○	49.05
	○		○	○	○	21.33
	○	○		○	○	26.75
	○	○	○	—	○	12.15*
	○	○	○	○		14.00
2		○	○	—	○	50.73
	○		○	—	○	20.63
	○	○		—	○	17.57
	○	○	○	—	—	12.17*

(x₀ : constant term)

Fig. 1 Forward selction of variables and SUC values

N0	model	p (1)	p (2)	p (3)	p (4)	S U C ^k	CHECK (k)
0	Linear model	1	1	1	1	12.15	—
1	model (1)	2	1	1	1	17.15	0
	model (2)	1	2	1	1	8.33*	1
	model (3)	1	1	2	1	9.49	1
	model (4)	1	1	1	2	11.00	1
2	model (1)	—	—	—	—	—	0
	model (2)	1	3	1	1	8.55	0
	model (3)	1	2	2	1	3.89*	1
	model (4)	1	2	1	2	15.72	0
3	model (1)	—	—	—	—	—	0
	model (2)	—	—	—	—	—	0
	model (3)	1	2	3	1	4.32*	0
	model (4)	—	—	—	—	—	0

Fig. 2 Determination process of fuzzy partition

このときの SUC 値を求める。Fig. 2 より、これらの SUC 値は

$$SUC^1=17.15, SUC^2=8.33,$$

$$SUC^3=9.49, SUC^4=11.00$$

であることがわかる。よって、

$$SUC^{NEW}=\min_k SUC^k=8.33$$

$$<SUC^{OLD}=12.15$$

であることが確認できる。また、

$$SUC^k \geq SUC^{OLD}$$

となるのは $SUC^1=17.15$ となる $k=1$ のときであるから、CHECK (1)=0 とする。最後に、 SUC^{OLD} に SUC^{NEW}

の値を代入して 2 回目の前件部変数選択を行う。

2 回目では、CHECK (1)=0 であるので model (1) の同定は行わず、model (2)~model (4) のパラメータ同定を行い、このときの SUC 値を求める。それぞれの SUC 値は

$$SUC^2=8.55, SUC^3=3.89, SUC^4=15.72$$

であった。この結果より、

$$SUC^{NEW}=\min_k SUC^k=3.89$$

$$<SUC^{OLD}=8.33$$

であることがわかる。また、

$$SUC^k \geq SUC^{OLD}$$

となるのは $SUC^2=8.55, SUC^4=17.72$ となる $k=2$ と $k=4$ のときであるから、CHECK (2)=0, CHECK (4)=0 とする。最後に、 SUC^{OLD} に SUC^{NEW} の値を代入して、3 回目の前件部変数選択を行う。

3 回目では、CHECK (1)=CHECK (2)=CHECK (4)=0 であるので model (1), model (2), model (4) の同定は行わない。ここでは、model (3) のパラメータ同定を行い、このときの SUC 値を求める。SUC 値は $SUC^3=4.32$ であった。この結果より、

$$SUC^{NEW}=\min_k SUC^k=4.32$$

$$\geq SUC^{OLD}=3.89$$

であることがわかる。よって、 $SUC^{OLD} (=3.89)$ を SUC 値としてもつモデルを選び、(Stage 3)へ進む。このモデルは、

$$p(1)=1, p(2)=2, p(3)=2, p(4)=1$$

をもつ。すなわち、各前件部変数の最適分割数は x_1 と x_4 が 1 (分割なし)、 x_2 と x_3 が 2 である。よって規則数 l は 4 であることがわかる。(Stage 2)での繰返し回数は 8 回である。すなわち、仮定されたファジィ分割のパターン数は 8 である。文献 5)の方法では 12 であった。

(Stage 3)~(Stage 4)

(Stage 2)で決定されたファジィ分割をもつファジィモデルの後件部の変数選択を変数減少法で行った。このときの最小 SUC 値は 2.30 であった。つぎに、この最小 SUC 値をもつモデルのパラメータ同定を行った。その結果を Fig. 3 に示す。

つぎに、同定されたモデルの精度を評価するために (17) 式から同定精度、予測精度を求める。(17) 式の評価式を用いて精度を求めた結果を Table 2 に示す。Table 2 において、FM は菅野、姜によるファジィモデリング法を示している。予測精度 1 は Table 1 で示した no. 21~no. 40 の評価用データに対する予測精度を示している。一方、予測精度 2 は入力変数 $x_1 \sim x_3$ のデータを [1, 5] の間でランダムに発生させ、このときの y の値を (18) 式から計算

Rule 1 IF x_2 is A_1^1 and x_2 is A_2^1
 THEN $y = 0.8038x_1 - 1.3777x_2$
 Rule 2 IF x_2 is A_1^2 and x_2 is A_2^2
 THEN $y = 0.7444x_1 - 0.7609x_2 - 0.3453x_2 + 0.2511$
 Rule 3 IF x_2 is A_1^3 and x_2 is A_2^3
 THEN $y = 0.7323x_1 + 0.7657x_2 - 0.7828x_2 - 2.0220$
 Rule 4 IF x_2 is A_1^4 and x_2 is A_2^4
 THEN $y = 0.5030x_1 - 0.0946x_2$

(1) Fuzzy model

$$A_1^1(x_1) = \exp\left(-\frac{(x_1 + 2.165)^2}{5.737}\right) \quad A_2^1(x_2) = \exp\left(-\frac{(x_2 + 2.199)^2}{5.742}\right)$$

$$A_1^2(x_1) = \exp\left(-\frac{(x_1 + 1.999)^2}{5.772}\right) \quad A_2^2(x_2) = \exp\left(-\frac{(x_2 - 1.990)^2}{5.778}\right)$$

$$A_1^3(x_1) = \exp\left(-\frac{(x_1 - 1.952)^2}{5.768}\right) \quad A_2^3(x_2) = \exp\left(-\frac{(x_2 + 2.113)^2}{5.736}\right)$$

$$A_1^4(x_1) = \exp\left(-\frac{(x_1 - 2.012)^2}{5.769}\right) \quad A_2^4(x_2) = \exp\left(-\frac{(x_2 - 2.063)^2}{5.758}\right)$$

(2) Membership function

Fig. 3 Identified fuzzy model

Table 2 Comparison results of identified models

	Linear model	GMDH	FM	SOFIA
Identification data	12.7%	4.7%	1.5%	1.8%
Prediction data 1	11.1%	5.7%	2.1%	2.9%
Prediction data 2	—	—	4.2%	3.4%

し、これらの50組の入出力データを評価用データとした場合の予測精度を示している。同定精度と予測精度1からSOFIA法は線形モデルやGMDH法よりも優れた結果を示していることがわかる。一方、予測精度1では、菅野のファジィモデリング法に比べると若干の見劣りをするものの、予測精度2では逆に優れた予測精度を示している。この結果より、SOFIA法は従来のファジィモデリング法に比べて少ない労力にも関わらず、FM法と同程度、あるいはそれ以上の結果が期待できることがわかる。

5. 都市ゴミ焼却炉の排ガスO₂濃度予測への適用

本章では、SOFIA法を都市ゴミ焼却炉の排ガスO₂濃度予測へ適用した結果について述べる。

都市ゴミ焼却炉は複雑多変数の相互干渉システムの一つで、燃焼反応がモデル化できない上、ゴミの性質からくる外乱の要因が多く、しかも多数の制約条件下で運転される大規模プラントである。プラントの大きな目的としては、

Fig. 4 Inputs and an output of municipal refuse incinerator

1. 持ち込まれたゴミ量を確実に燃焼処理する
2. 十分に燃えつきた燃焼残渣を生成すること
3. 排ガス中の煤塵, SO_x, NO_x, HCLなどが基準値以下であること
4. 蒸気, 発電の形でエネルギー回収のための排熱ボイラの安定運転

があり、いずれをも満足するような運転が求められている。しかしながら、上記の目的間にはドレードオフの関係があり、状況に合わせた多目的な制御が要求される。本章では、都市ゴミ焼却炉において重要な要因の一つである排ガスO₂濃度の予測モデルをSOFIA法により同定する。この予測モデルを同定するためには多くの説明変数が必要な上に上記のような相互干渉が存在するため、モデル化が困難なシステムである。本章の最後に、AICを基準にした線形時系列モデル、菅野、姜の方法によるファジィモデル¹⁵⁾と比較し、SOFIA法の有効性を示す。なお、学習係数 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ は

$$\varepsilon_1=0.001, \varepsilon_2=0.0001, \varepsilon_3=0.0001$$

に設定されている。

ゴミ焼却炉の実プラントからデータを採取し、主成分分析、自己・相互共分散関数、ノイズ寄与率分布の検討結果からFig. 4に示すような30個の説明変数を設定した。ここで、

x_1 : 炉冷空気量	y_1 : 炉出口温度
x_2 : 燃焼総空気量	y_2 : ボイラ蒸発水量
x_3 : 燃焼1帯空気量	y_3 : 排ガスNO _x 濃度
x_4 : 燃焼2帯空気量	y_4 : 炉下圧
x_5 : ゴミ投入量	y_5 : 排ガスO ₂ 濃度

である。また、パワースペクトル密度関数の解析結果から、モデリングに用いるデータサンプリング間隔を1分とした。採集した入出力データは426組で、このうち同定用データとして213組、評価用データとして213組とした。同定用データの中で若干個の重なりを許して前半、後半おのおの113組を取り、データセット N_A, N_B とした。

SOFIA法によって同定されたファジィモデルをFig. 5に示す。なお、ファジィ分割を決定するまでに仮定されたファジィ分割のパターン数はFM法では64、SOFIA

Rule 1 IF $x_2(t)$ is A^1

$$\begin{aligned} \text{THEN } y_S(t+1) = & 0.1973x_2(t-2) - 0.1890x_2(t) - 0.0449x_2(t-2) \\ & - 0.0372x_2(t-1) - 0.0262x_4(t-2) + 0.0596x_4(t) \\ & - 0.0747x_5(t-2) + 0.2264x_5(t-1) - 0.1805x_5(t) \\ & - 0.0833y_1(t-1) - 0.0341y_2(t-2) - 0.1261y_2(t) \\ & + 0.1117y_2(t-2) - 0.1874y_2(t-1) + 0.8207y_5(t) \end{aligned}$$

Rule 2 IF $x_2(t)$ is A^2

$$\begin{aligned} \text{THEN } y_S(t+1) = & 0.1868x_2(t-2) - 0.1193x_2(t-1) - 0.1386x_2(t) \\ & + 0.0028x_2(t-2) + 0.0957x_2(t-1) - 0.0173x_4(t) \\ & - 0.0345x_5(t-2) + 0.0482x_5(t) - 0.4774y_1(t-2) \\ & + 1.6530y_1(t-1) - 1.3603y_1(t) + 0.0236y_2(t-2) \\ & - 0.1295y_2(t-1) + 0.1903y_2(t) + 0.7277y_5(t) \end{aligned}$$

(1) Fuzzy model

$$A^1(x_2(t)) = \exp\left(-\frac{(x_2(t) + 1.989)^2}{5.780}\right) \quad A^2(x_2(t)) = \exp\left(-\frac{(x_2(t) - 2.001)^2}{5.768}\right)$$

(2) Membership functions

Fig. 5 Identified fuzzy model

Table 3 Comparison results of identified models

	Linear model	FM	SOFIA
Identification data	0.610%	0.791%	0.596%
Prediction data	13.88%	1.051%	0.921%

法では 40 であった。同定するシステムの変数が多くなるほど、このパターン数の差は顕著に現れるものと思われる。また、三つのモデルの精度の比較を Table 3 に示す。Table 3 から、線形モデルはほかの二つのモデルに比べて予測精度が極端に悪いことがわかる。これは、システムが強い非線形性を有しているためである。また、菅野、姜のファジィモデリング法と SOFIA 法を比較すると若干ではあるが SOFIA 法のほうが優れていることがわかる。以上の結果とモデリング労力の面から、複雑大規模な実システムへの SOFIA 法の適用の可能性が示唆できたものと思われる。

また、同定されたモデルは、前件部変数として $x_2(t)$ が選択されており、燃焼総空気量が少ない場合と燃焼総空気量が多い場合のプロセスの状態に合わせて動特性の記述が条件分けされていることがわかる。このため、多項式モデルなどのほかの非線形モデルに比べてその動特性の性質を理解しやすいという利点があり、運転管理・保守、制御系設計^{(6),(16),(17)}などへの効果的活用が期待できる。

6. ま と め

本論文では SOFIA 法のアルゴリズムを提案し、例題によって SOFIA 法の有効性を明らかにした。特に、構造同定、パラメータ同定においてモデリングの効率化を図ったことが特徴である。また、多くの説明変数をもつ都市ゴミ焼却炉のモデリングを行った結果、実システムへの SOFIA 法の適用可能性を示唆できたものと思われる。パラメータ同定に 8 ルールを適用していることから、適応制御¹⁹⁾やオンラインでのモデル同定への本手法の適用を考えることもできる。今後は、多くの実システムに適用し本手法の有効性を明らかにしていきたい。

参 考 文 献

- 1) M. Sugeno and K. Tanaka: Successive Identification of a Fuzzy Model and Its Applications to Prediction of a Complex System, FUZZY SETS AND SYSTEMS, 42-3 315/334 (1991)
- 2) T. Takagi and M. Sugeno: Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modelling and Control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-15-1, 116/132 (1985)
- 3) 菅野道夫: ファジィ制御, 日刊工業新聞社 (1988)
- 4) M. Sugeno and G. T. Kang: Fuzzy Modelling and Control of Multilayer Incinerator, Fuzzy Sets and Systems, 18, 329/346 (1986)
- 5) M. Sugeno and G. T. Kang: Structure Identification of Fuzzy Model, FUZZY SETS AND SYSTEMS, 28, 15/33 (1989)

- 6) 田中, 菅野: ファジィ制御系の解析と設計に関する一考察, 第5回ファジィシステムシンポジウム, 127/132 (1989)
- 7) K. Tanaka and M. Sugeno: Stability Analysis and Design of Fuzzy Control Systems, FUZZY SETS AND SYSTEMS, 46-1, 135/156 (1992)
- 8) 山岡, 向殿: ニューラルネットワークを用いたファジィ推論ルールの学習法, 第7回ファジィシステムシンポジウム, 489/492 (1991)
- 9) 堀川, ほか: ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器, 計測自動制御学会論文集, 27-2, 208/215 (1991)
- 10) H. Ichihashi: Iterative Fuzzy Modeling and a Hierarchical Network, Proceedings of IFSA '91, 49/52 (1991)
- 11) H. Nomura, I. Hayashi and N. Wakami: A Self-Tuning Method of Fuzzy Control by Descent Method, Proceedings of IFSA '91, 155/158 (1991)
- 12) A. G. Ivakhnenko, V. N. Vysotskiy and N. A. Ivakhnenko: Principle Versions of the Minimum Biase Criterion for a Model and an Investigation of Their Noise Immunity, Soviet Automatic Control, 11, 27/45 (1978)
- 13) 奥野, ほか: 多変量解析, 日科技連 (1971)
- 14) 近藤正: モデルの次数を推定する改良形 GMDH, 計測自動制御学会論文集, 22-9, 928/934 (1986)
- 15) 鈴木, 田中, ほか: 都市ゴミ焼却炉のファジィモデリング, 第7回ファジィシステムシンポジウム論文集, 335/338 (1991)
- 16) K. Suzuki, Y. Naka and K. Bito: Fuzzy Multi-model Control of a High-purity Distillation System, Proceedings of the International Fuzzy Engineering Symposium '91, 2 684/693 (1991)
- 17) T. Yamaguchi: Fuzzy Associative Memory System and Its Application to a Helicopter Control, Proceedings of the International Fuzzy Engineering Symposium '91, 2 770/779 (1991)
- 18) 堀川, 古橋, 内川: ファジィニューラルネットワークの構成とそのファジィモデリングへの応用, ファジィ/ニューラルネットの機械システムのダイナミクスと制御への応用シンポジウム, 5/12 (1991)

- 19) 渡辺, 市橋: フィードバック誤差学習によるロボットマニピュレータのファジィ制御, システム制御情報学会誌, 3-7, 212/217 (1990)

[著者紹介]

田中 一男 (正会員)

1990年, 東京工業大学システム科学専攻博士後期課程修了。同年金沢大学工学部機械システム工学科助手。ファジィ制御, ニューロ制御などの研究に従事 (工学博士)。日本ファジィ学会奨励賞受賞。システム制御情報学会, 日本ファジィ学会, IEEEなどの会員。

佐野 学 (正会員)

1975年, 金沢大学大学院工学研究科修了。同年金沢大学助手, 85年助教授となり現在に至る。ファジィ制御, 油圧機器の開発, 画像処理の研究に従事 (工学博士)。システム制御情報学会, 日本ファジィ学会, 国際ファジィシステム学会などの会員。

鈴木 一如

1973年, 京都大学工学部化学工学科卒業。同年荏原インフィルコ (株) 入社。プロセスシステム工学, ファジィ制御に関する研究に従事。技術士 (水道部門)。日本ファジィ学会, 化学工学会などの会員。