

パターン情報に基づく学習法による空調風速分布のモデリング

本 多 中 二 高 田 雄 二
村 上 真 之 西 野 順 二

本稿では従来のファジィ的手法とは異なるコンセプトに基づいた新たなモデリング手法、能動的学習法 (Active Learning Method ; ALM) を提案する。能動的学習法は人間の知的機能のファジィ的に解釈し、システムモデリングのアルゴリズムとしたものである。まず 2 入力非線形関数の同定問題を通して本手法の特性を調べる。最後に本手法を 4 入力非線形性をもつ空調風速分布のモデリングに適用し、その有効性を検証する。

Modeling of wind speed in air-conditioning using learning method based on pattern information

NAKAJI HONDA ,[†] YUJI TAKADA,[†] MASAYUKI MURAKAMI[†]
and JUNJI NISHINO[†]

In this paper, we propose a novel modelling method based on some fuzzy concepts, which is different from the conventional fuzzy methodologies. First, we show some abilities of this method through the identification of a two dimensional non-linear function. Finally, we apply this method to the modeling of wind speed in air-conditioning which has non-linear characteristics with four input variables.

1. はじめに

機械学習は人工知能の重要な一分野として、様々な研究が成されてきた。しかし研究が進むほど、また人間の学習機能の巧妙さや難しさも明らかになってきている。

われわれは人間の知的情報処理機能をマクロな視点で捉え、ファジィ的な解釈に基づきアルゴリズム化した手法である能動的学習法 (Active Learning Method 以下、ALM) を提案してきた (参考文献¹⁾²⁾)。ALM は主として数式を用いずにあいまいさを含んだパターン情報の組み合わせとその処理によってシステムの入出力特性の表現を実現しているのが大きな特徴である。

本稿では、まず ALM によるシステムモデリングのアルゴリズムを述べる。さらに非線形システムに対して ALM を適用しそのモデリング能力を調べ、モデリング手法としての有効性を検証する。

2. アルゴリズム

本手法によるモデリングは多入力 1 出力システム $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ をまず各入力ごとに 1 入力 (x_i) 1 出力 (y) に分解し、その分解された 1 入力 1 出力データを 2 次元平面 ($x_i - y$) にプロットする。このプロットされたデータから平面の垂直方向に光源を置く。この光源から平面に光を照射させることで光の輪郭 (データスプレッドと呼ぶ) を作る。この光の明暗によるパターン情報から入出力の傾向情報を得ることができる (図 1, 図 2 参照)。

得られた光の干渉パターンは広がりをもった経路 (ナロウパスと呼ぶ) となり、あいまいさを含んだぼんやりとしたパターンとして x_i と y の入出力関係をあたえる。必要であれば x_i 以外の変数空間をいくつか分割し、その分割された領域ごとにナロウパスを抽出する。同様にすべての入力と出力の間の関係をナロウパスとして得る。このナロウパスを抽出する方法をインクドロップスプレッド (IDS) 法とよぶ。次にこれらのナロウパスを (1) 式のようにメンバーシップ関数を用いたルールによって結合して、入出力関係を内挿および外挿する。これでシステム全体のモデルが構成される。

[†] 電気通信大学 システム工学科
The University of Electro-Communications
Department of Systems Engineering

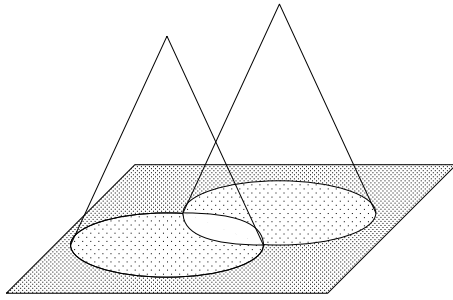


図 1 光の干渉の明暗パターン
Fig. 1 Pattern of light sources

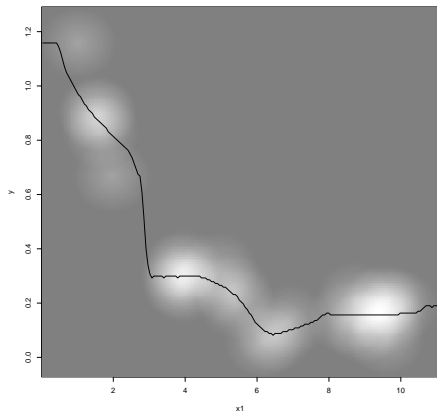


図 2 ナロウパスの例
Fig. 2 Example of a narrow path

$$\begin{aligned}
 R_1 &: \text{if } x_2 \text{ is } A_{21}, \text{ then } y_1 \text{ is } U_{11} \\
 R_2 &: \text{if } x_2 \text{ is } A_{22}, \text{ then } y_2 \text{ is } U_{12} \\
 R_3 &: \text{if } x_1 \text{ is } A_{11}, \text{ then } y_3 \text{ is } U_{21} \\
 R_4 &: \text{if } x_1 \text{ is } A_{12}, \text{ then } y_4 \text{ is } U_{22}
 \end{aligned} \quad (1)$$

y is $\beta_{11}y_1$ or $\beta_{12}y_2$ or $\beta_{21}y_3$ or $\beta_{22}y_4$

この (1) 式の A_{ij} はメンバーシップ関数であり、 i 番目の入力変数の j 番目の分割領域に対するものである。 U_{ij} は $x_i - y$ 平面上での j 分割領域に対するナロウパスである。 β_{ji} はそれぞれのナロウパスを結合するときのモデル全体の特性への重みであり、ナロウパスの広がりから得られる。これは、モデル全体に対してのそのナロウパスの重要度を示す指標になっている。

モデルの精度が十分でない場合には、データ数を増したり、分割領域を増してルール数を増すなどして行く。以上の操作は絶対的な評価規準のもとで行なっているものではなく、ヒューリスティックである。

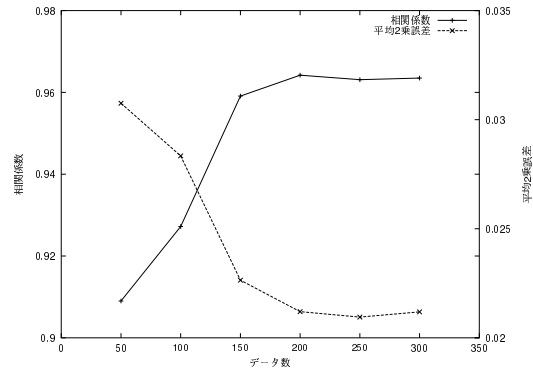


図 3 データ数増加による精度の変化
Fig. 3 Change of the precision with increasing data points

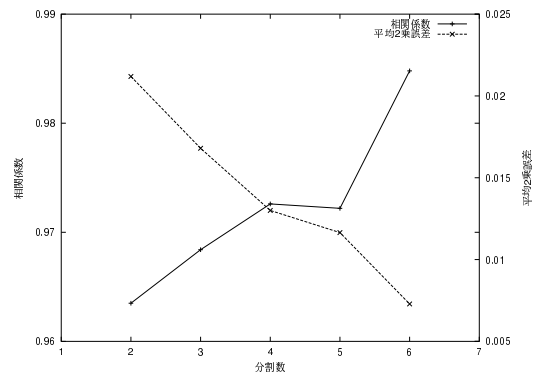


図 4 分割領域数増加による精度の変化
Fig. 4 Change of the precision with increasing divided region

3. ALM の特性

次の (2) 式に示す 2 入力非線型関数をモデリング対象とする。

$$y = \sqrt{2\left(\frac{\sin x_1}{x_1}\right)^2 + 3\left(\frac{\sin x_2}{x_2}\right)^2} \quad (2)$$

一様乱数によって得た入力値をこの関数に入力し、その出力値とあわせて入出力データセットを作成する。

まず最初にデータの個数と復元したモデルの精度との関係調べる。データの個数を 50 個、100 個、150 個、...、300 個と増していきそれぞれのデータ数の場合においてモデリングを行ない、その精度を調べると図 3 のようになる。ここでは領域を各入力とも 2 分割としており、よって求めるナロウパスの総数は 4 である。図 3 から明らかなようにデータ数の増加とともに、平均 2 乗誤差は減少、相関係数は増加し、モデルの精度が向上していくことがわかる。しかし、データ

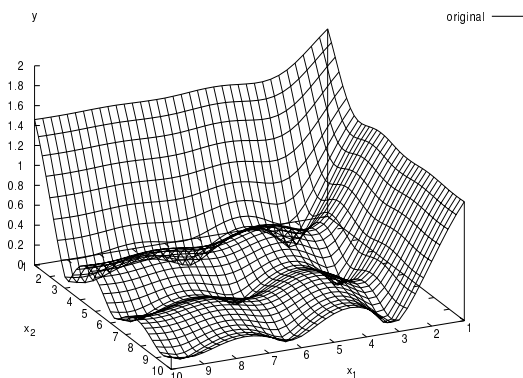


図 5 (2) 式の関数
Fig. 5 Visualization of the function(2)

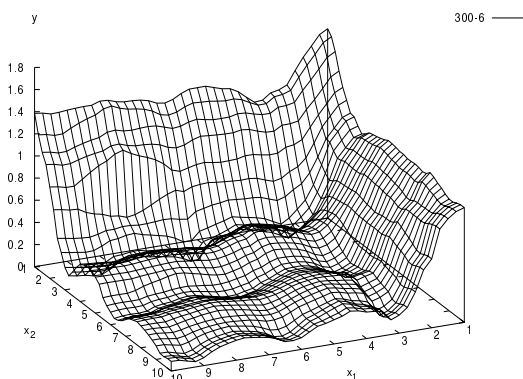


図 6 ALM による関数の復元
Fig. 6 The function restored by ALM

数が 200 個を越すと精度は飽和してくる．ルール数の数によりそのモデルの表現力が制限されるためである．

次に分割領域数の増加により精度がどのように向上するかを調べる．分割領域の増加にともなって求めるナロウパスの数が増し，(1) 式のルール数の増加となる．図 4 にデータ数 300 個のデータセットを用いたときの，分割領域の増加にともなう精度の変化を示す．図 4 からわかるように分割領域数を増すことで，非常に精度のよいモデルを構築することができる．(2) 式の関数のグラフを図 5 に，データ数 300 個，分割領域数 6 個の場合のモデルのグラフを図 6 に示す．

4. 風速特性のモデリング

ALM を空調における風速分布に適用し実際の応

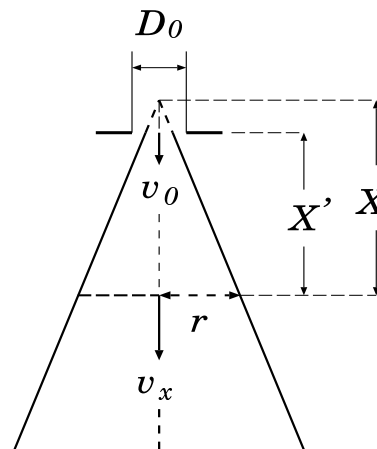


図 7 軸流吹き出し口
Fig. 7 Axial flow style jet

用に対しても本手法が有効であることを検証する．図 7 に示した軸流吹き出し口の自由空間中の非等温流風速特性をモデリングの対象とする．これは 4 入力変数をもつ非線形システムである．まず，図 7 中の風速 v_x については次に示す (3) 式が得られている．

$$\frac{v_x}{v_0} = K_p \frac{D_0}{X} \left\{ 1 \pm 1.9 \frac{\beta g |\Delta t_0| D_0}{K_p v_0^2} \left(\frac{X}{D_0} \right)^2 \right\}^{\frac{1}{3}} \quad (3)$$

v_x : 吹き出し点より X の所の断面最大速度 (m)

v_0 : 吹き出し口速度 (m/s)

D_0 : 吹き出し口有効直径 (m)

K_p : 吹き出し口定数

Δt_0 : 吹き出し口温度差 ()

X : 吹き出し点からの距離 (m)

β : 気体膨張率=1/273

g : 重力加速度

± 号 : 冷房時下，暖房時上向きの時 (+)
冷房時上，暖房時上向きの時 (-)

(3) 式で得られた v_x を中心軸としそこから垂直な方向に r [m] 離れた地点の風速 V [m/s] を求める式は次の (4) 式で与えられる．

$$\frac{V}{v_x} = \exp \left(-a \left(\frac{r}{X} \right)^2 \right) \quad (4)$$

ここで， $a = 2K_p^2$ である．(4) 式の V [m/s] が，中心軸上にある地点の風速が v_x の時の中心軸から垂直な方向に r [m] 離れた点における風速である．また，定数 K_p を以下に示す．

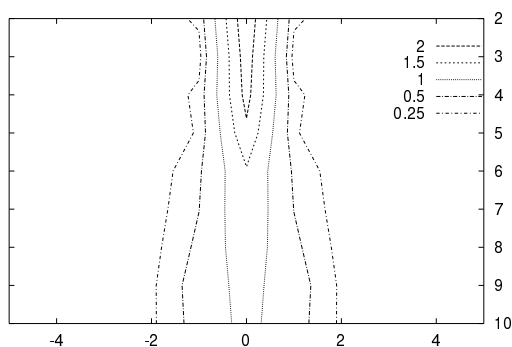


図 8 ALM による推定値
Fig. 8 Estimated output of ALM model

$$K_p = 5.0 \quad : \quad 3.0 \leq v_0 \leq 5.0$$

$$K_p = 0.24 \times v_0 + 3.8 \quad : \quad 5.0 \leq v_0 \leq 10.0$$

以上の (3) 式, (4) 式を用いて入力変数は $v_0, \Delta t_0, X, r$ の 4 変数であり, 出力を V とするデータを作成し, モデリングを行う. 各変数の範囲を以下に示すように設定し, この範囲の中で一様乱数で入力値を選び (3) 式, (4) 式を入力し, モデリング用データを作成する. D_0 は 0.5 に固定した.

$$3.0 \leq v_0 \leq 10.0 \quad [m]$$

$$-10.0 \leq \Delta t_0 \leq 10.0 \quad []$$

$$2.0 \leq X \leq 10.0 \quad [m]$$

$$-5.0 \leq r \leq 5.0 \quad [m]$$

データ数 1000 個のデータセットを用いて, 分割領域の数は各変数をそれぞれ 3 分割とし, 各データ点のデータブレッドの大きさは変域の 5% としてモデリングを行った. このときの ALM モデルの推定値の例として, $v_0 = 3.0, \Delta t_0 = -4.0$ における断面図を図 8 に示す. また, 実験式における同じ断面図を図 9 に示す. 図 8 と図 9 は, 縦軸に X , 横軸に r をとっており出力値である風速 V の等高線を示してある. このモデルの相関係数は 0.943, 平均 2 乗誤差は 0.363 となり, このような複雑な非線形システムにおいても本手法は精度良くモデルの構築が行なえることがわかった.

5. おわりに

本稿では 2 入力非線形関数のモデリングから ALM の特性を調べた. さらに複雑な空調風速分布の特性のモデリングから ALM が複雑な非線形システムのモデ

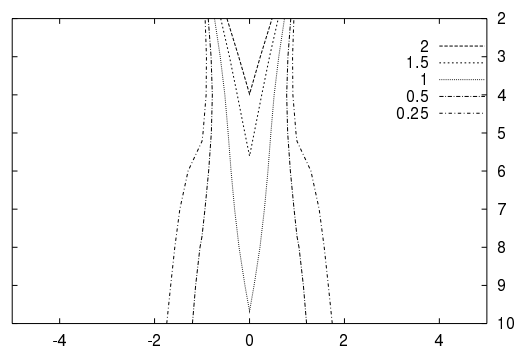


図 9 実験式の出力
Fig. 9 Output of the experimental formula

リングに適用可能であることがわかった.

ALM の特徴はできるだけ数式を用いずにデータ点がつくりだすパターン情報からシステムの特徴を捕みだすことである. 単純なパターン情報とその組みあわせの操作から成っているにもかかわらず, かなり良い精度のモデルの作成が可能である.

今後は, 本手法を様々な対象に適用し多様な分野に応用可能な手法として確立し, さらに ALM 本来の特徴である対象に能動的に働きかけデータを取得し学習する過程をモデリングにおいての有効性を検証などしていく予定である.

参 考 文 献

- 1) Saeed Bagheri Shouraki, Nakaji Honda : 'Recursive Fuzzy Modeling Based on Fuzzy Interpolation', Journal of Advanced Computational Intelligence, Vol.3, No.2, pp.114-125 (1999)
- 2) Saeed Bagheri, Nakaji Honda, Go Yuasa : 'Fuzzy Interpretation of Human Intelligence', International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, Vol.7, No.4, pp.407-411 (1999)

[問い合わせ先]

〒 182-8585

東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

電気通信大学 システム工学科

本多中二

Honda Nakaji

The University of Electro-Communications

Department of Systems Engineering

TEL 0424-43-5277 FAX 0424-43-8020

e-mail:honda@se.uec.ac.jp