

2T-2 教師データから直接抽出した
ファジィルールによる関数近似

阿部重夫

Ming-Shong Lan

(株)日立製作所 日立研究所 Science Center, Rockwell International Corp.

1 はじめに

ファジィ推論とニューラルネットワークが関数近似に対して適用されているが、両者を比べたとき、ファジィ推論の方が動作がファジィルールで説明できるという点で優れている。しかしながら、ファジィ推論では一般に知識獲得が難しく、また入力変数を分割する必要があるため、専門家の知識が得られ、比較的小規模な問題にしか適用できない。

知識獲得の問題を解決する方法として、教師データからファジィルールを抽出する方法が提案されているが、多くは予め領域を分割する方法を取っている¹。文献2)では任意サイズの領域のルールを抽出する方法を提案しているが、完全な解決とはなっていない。

我々は文献3)において教師データから直接にファジィルールを抽出してパターン認識を行なう方法について述べた。本論文では、この論文の手法を拡張して以下の特徴を持つファジィ推論による関数近似手法について述べる⁴。

- (i) ニューラルネットより高速に学習ができる。
- (ii) 従来のファジィ推論に比べて大規模な問題に適用できる。

2 ファジィルールの抽出

m次元入力xにより出力yを近似することを考える。まず出力を次のようにn個の区間に分割する。

$$[y_0, y_1]: y_0 \leq y \leq y_1$$

...

$$[y_{n-1}, y_n]: y_{n-1} < y \leq y_n \quad (1)$$

i番目の区間を出力領域*i*と呼ぶことにし、各々 Function Approximation Using Fuzzy Rules Extracted Directly From Numerical Data

*Shigeo Abe, **Ming-Shong Lan

*Hitachi, Ltd., **Rockwell International Corp.

の出力領域の教師データについて文献3)と同様にして入力変数毎に最大値と最小値を求めて各出力領域の入力空間での存在範囲を活性超直方体と呼ぶ超直方体で近似する。出力領域間の領域に重なりがあるときは、重なった部分を禁止超直方体と呼ぶ超直方体で近似する。更に、禁止領域内に出力領域のデータがあるときは、内部に活性超直方体を定義し、以下再帰的に、出力領域間の重なりを解消する(図1参照)。

このようにして、禁止領域があるときの再帰のレベルが*l*のルールは

$$\begin{aligned} &\text{If } x \text{ が } A_{ij}(l) \text{ で } x \text{ は } I_{ij}(l) \text{ でない} \\ &\text{then } x \text{ は出力領域 } i \text{ に属す} \end{aligned} \quad (2)$$

となる。但し、 $A_{ij}(l)$, $I_{ij}(l)$ は各々レベル*l*の活性及び禁止超直方体である。

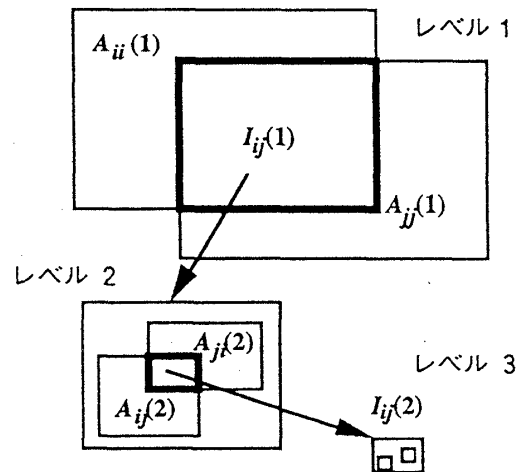


図1 ファジィルールの抽出

3 ファジィルールによる推論

活性超直方体に対する入力ベクトルxの成立

度は、入力ベクトル x が活性超直方体内にあるときは1で入力ベクトル x が活性超直方体から離れて行くにつれて小さくなればよい。そのようなメンバーシップ関数として次式を用いる。

$$m_x(x) = \min_{k=1, \dots, m} m_x(x, k), \quad (3)$$

$$m_x(x, k) = \begin{cases} 1 & \text{for } u_k \leq x_k \leq U_k \\ 1 - \max(0, \min(1, \gamma(u_k - x_k))) & \text{for } x_k < u_k \\ 1 - \max(0, \min(1, \gamma(x_k - U_k))) & \text{for } x_k > U_k \end{cases} \quad (4)$$

但し、 $X = A_{ij}(l)$ で u_k と U_k は各々対応する最小値及び最大値であり、 γ は感度定数である。

入力ベクトル x が禁止超直方体の内部にあるときは成立度を0にする。

ファジィ推論の手順を推論ネットで表すと図2のようになる。図には出力領域*i*に対するネットしか書いていないが他も同様である。入力ベク

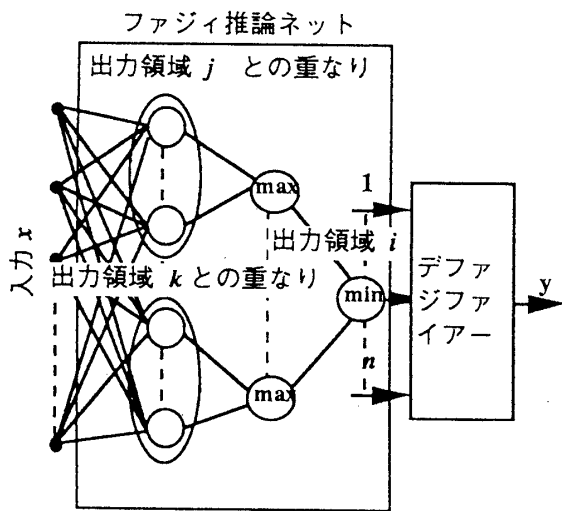


図2 ファジィ推論システムの構成

トル x に対して2層目で各ルールの成立度を計算する。同一出力領域との競合を解消するルールは独立であるので、第3層で同一出力領域のルールに対してmax計算を行なう。異なる出力領域間の競合は考慮しないでルールを抽出しているため、第4層でmin計算を行なう。これから分かるように、出力領域*i*が他の出力領域と重

なりがないときは、2層のみで、入力ベクトル x の度合いが計算でき、第3層目以降は不要になる。また、重なりがあるとも、他の一つの出力領域とのみ重なっているときは、3層でよく、4層目は不要になる。このようにファジィ推論では、ニューラルネットと異なり、ネットの構造まで自動的に求まることが特徴である。

各出力領域に対する成立度から出力値は次のようにして求める。

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^n c_i \sigma_i d_i(x)}{\sum_{i=1}^n \sigma_i d_i(x)} \quad (5)$$

但し c_i と σ_i は平均値と分散で初期値としては次式で与え、最急降下法でチューニングする。

$$c_i = (y_i + y_{i1})/2$$

$$\sigma_i = (y_i - y_{i1})/2. \quad (6)$$

4 おわりに

教師データからファジィルールを抽出し、関数近似する方法を開発した。数値計算例については講演時に示す。

参考文献

- 1) C.T. Lin and C.S.G. Lee, "Neural Network-based Fuzzy Logic Control and Decision System," IEEE Trans. Computers, Vol. 40, No. 12, pp. 1320-1336, 1991.
- 2) P. K. Simpson, "Fuzzy Min-Max Neural Networks-Part 1: Classification," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, pp. 776-786, 1992.
- 3) S. Abe and M.-S. Lan, "A Classifier Using Fuzzy Rules Extracted Directly from Numerical Data," Proceedings of Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp. 1191-1198, March 1993.
- 4) S. Abe, M-S Lan, "A Function Approximator Using Fuzzy Rules Extracted Directly from Numerical Data," IJCNN'93 Nagoya, October 25-29, 1993.