

教師データから直接抽出したファジイルールによるパターン認識

7C-3

阿部重夫

(株)日立製作所 日立研究所

Ming-Shong Lan

Rockwell International Corp. Science Center

1 はじめに

理論上はニューラルネットとファジィシステムは等価である¹が、実際上は各々長所欠点を持っている。ニューラルネットでは知識は逆伝播法による学習で自動的に獲得できるが学習が極めて遅く、またネットの解析は難しい。他方、ファジィシステムにおいては入力空間を分割する必要があるため、入力変数が多いと適用が難しくなる。また専門家を通じての知識獲得も難しい場合がある。しかしながら、一度知識が獲得されれば、システムがどのように動作するのを理解するのは易しい。2つの手法の知識獲得のギャップを埋めるものとして、ニューラルネットを用いてファジイルールを抽出する方法²、及び教師データからファジイルールを直接抽出する方法^{3,4}が提案されているが、完全な解決とはなっていない。

本論文では、以下の特徴を持つファジィ推論によるパターン認識手法について述べる。

- (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 ファジイルールの抽出

各々のクラスの教師データについて入力変数毎に最大値と最小値を求めて各クラス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。クラス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、禁止領域内にクラス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、クラス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

$$\text{If } x \text{ is } A_{ij}(l) \text{ and } x \text{ is not } I_{ij}(l) \text{ then } x \text{ is class } i. \quad (1)$$

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。

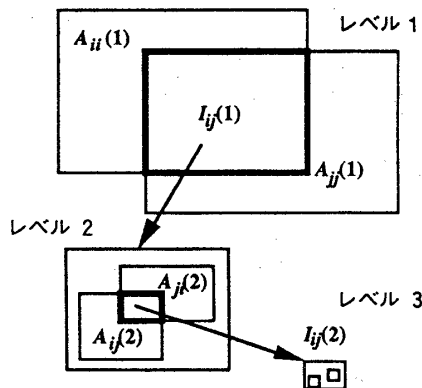


図1 ファジイルールの抽出

3 ファジイルールによる推論

活性超直方体に対する入力ベクトル*x*の度合いは、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⁴を用いる。

$$m_x(x) = [1 - \frac{1}{\alpha_k} \sum_{k=1}^m \max(0, \min(1, \gamma_m(m_k - x_k)))] \times [1 - \frac{1}{\beta_k} \sum_{k=1}^m \max(0, \min(1, \gamma_M(x_k - M_k))] \quad (2)$$

但し、 $X = A_{ij}(l)$ で m_k と M_k は各々対応する最小値及び最大値であり、 γ_m と γ_M は感度定数、 α_k は $x_k < m_k$ を満たす次元の数、 β_k は $x_k > M_k$ を満たす次元の数で α_k あるいは β_k が0のときは $1/\alpha_k$ あるいは $1/\beta_k$ を0に設定する。

入力ベクトル*x*が禁止超直方体の内部にあるときは度合いを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。図にはクラス*i*に対するネットしか書いて

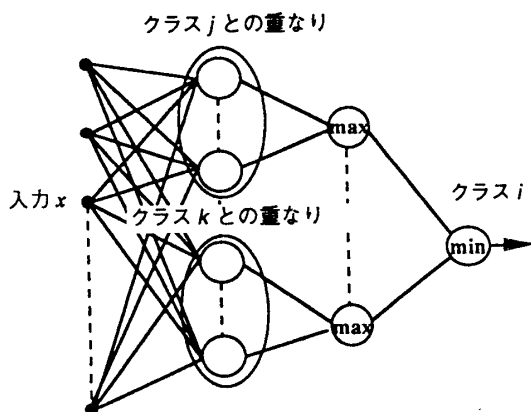


図2 パターン認識のファジィ推論ネット

いないが他も同様である。入力ベクトル x に対して2層目で各ルールの成立度を計算する。同一クラスとの競合を解消するルールは独立であるので、第3層で同一クラスのルールに対してmax計算を行なう。異なるクラス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、クラス i が他のクラス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、他の一つのクラス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。

4 入力変数の選択

異なるクラス間で同一のデータがないかぎり、教師データに対しては100%の認識率を達成できるが、汎化能力を考えれば、ルール数が少ないほどよいと言える。この観点からももとの入力変数で生成されるルール数と等しいルール数の範囲で入力変数を削減することが可能となる。

5 数字認識での評価

12の特徴量を用いて数字を認識するシステムのデータを用いて評価した。810教師データ、820テストデータで評価したところ、学習は16MIPSの計算機で1秒以内で終了し、ニューラルネットに対して2桁以上高速であることが確かめられた。またテストデータの認識率もニューラルネットの平均の認識率よりも高く、入力変数も認識率を落とすことなく削減できることが確かめられた。

6 従来方式との比較

本報告のファジィ推論方式のニューラルネットに対する利点を、パターン認識に関して述べると次のとおりである。

- (i) ネット構造がルールの自動抽出により決まる。
- (ii) ルールの学習時間が極めて高速である。従って誤認識のあるときの再学習も問題とならない。
- (iii) 誤認識はファジィルールで容易に解析できる。従ってルールの修正も可能である。

(iv) 感度定数を変えることにより、汎化能力を直接的に制御できる。もしテストデータの近くに活性超直方体がないときは、入力が分離できないことを明示できる。

ニューラルネットに対する欠点は、クラス間の境界が入力に平行なため、教師データの数が少ないときニューラルネットより汎化能力が低くなる可能性がある。

7 おわりに

教師データからファジィルールを抽出し、推論する方法を開発した。即ち、パターン認識のときあるクラスのデータの存在領域を示す活性超直方体、クラスのデータの存在を禁止する禁止超直方体によりパターン認識をするファジィルールを定義する。これらのルールは教師データから決まる活性超直方体の異なるクラスの間での重なりを再帰的に解消することにより求める。更に、抽出されたルールの数に基づいて、ルールに対する最適な入力変数が決める。数字認識システムにおいて本手法をニューラルネットと比較して認識性能はほとんど変わらず、学習時間が極めて短縮されることが確かめられた。

参考文献

- 1) J.J. Buckley, Y. Hayashi & E. Czogala, "On the Equivalence of Neural networks and Fuzzy Expert Systems," Proc. IJCNN-92, Baltimore, Vol. 2, pp. 691-695, 1992.
- 2) C.T. Lin & C.S.G. Lee, "Neural network-Based Fuzzy Logic Control and Decision System," IEEE Trans. Computers, Vol. 40, No. 12, pp. 1320-1336, 1991.
- 3) Li-Xin Wang, J.M. Mendel, "Generating Fuzzy Rules from Numerical Data with Applications," University of Southern California SIPI Report No. 169.
- 4) P. K. Simpson, "Fuzzy Min-Max Neural Networks," Proc. IJCNN-91, Singapore, pp. 1658-1669, November 1991.