1E−9　パターン認識用ニューラルネットのチューニング法

阿部重夫　鹿山昌宏　武長寛
(株) 日立製作所　日立研究所

1. はじめに

多層ニューラルネットは、学習により認識ネットを構築できるという大きな特徴を持っている[1]。しかしながらこのアルゴリズムが不要であるというメリットは逆にデメリットとなることがある。例えば学習済みのニューラルネットを用いた認識により誤認識が生じたとき、その解消のためには誤認識したデータを追加して再度時間のかかる学習をし直す必要がある。この問題を解決するために我々は文献2)においてパターン認識用のニューラルネットがどのようにして構成されているかを明らかにした。本論文ではそれに基づいてネットワークのチューニングにより誤認識を解消する方法について述べる。

2. ネットワークの合成

文献2) において次のことを明らかにした。

n次元データをm個のパターンに分類することを考える。n次元空間にk個の超平面が存在しこれらの超平面によりm個の各パターンが単連結領域に分離できるとき、入力と中間層の間の重みを超平面をあらわす方程式の係数に設定することにより入力n, 中間層k、出力mの3層のニューラルネットでパターン分離が可能である。単連結領域とならないときは、4層で合成できる。

例えば図1の2次元平面のデータの分離において、p1, p2, p3のように分離直線が取れたとするとパターンI, IIIは3層で、パターンIIは4層で合成できる。

但し上記の合成条件は十分条件であり単連結とならない場合も3層で合成できる場合がある。ここでn入力のパリティ回路を考える。パリティ回路は1となる入力の数が偶数あるいは0のとき1を出力する回路であり、パターン分離の特別な場合と考えることができる。ここで

$$\sum_{i=1}^{n} x_i = k \qquad k = 1,\ldots,n \qquad (1)$$

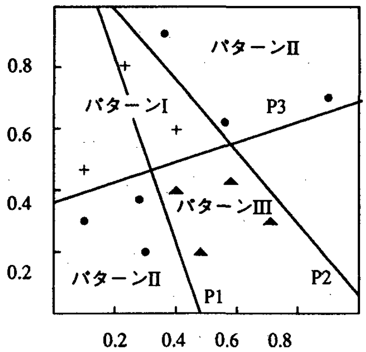

図1 平面上の点の分離

とすれば、この超平面は1の個数がk個の入力を含んでいる。ここでx_iはi番目の入力である。従って分離超平面として

$$\sum_{i=1}^{n} x_i = k - 1/2 \qquad k = 1,\ldots,n \qquad (2)$$

を採ることができる。すなわち中間層のニューロン数をnとすればよい。図2に3入力の場合を示すが単連結領域とはならない。しかしながらこの時は出力を合成する段の不等式を解くことができ3層ネットで合成できる。すなわち

n入力パリティ回路は中間層ニューロン数がnの3層ネットで合成できる。

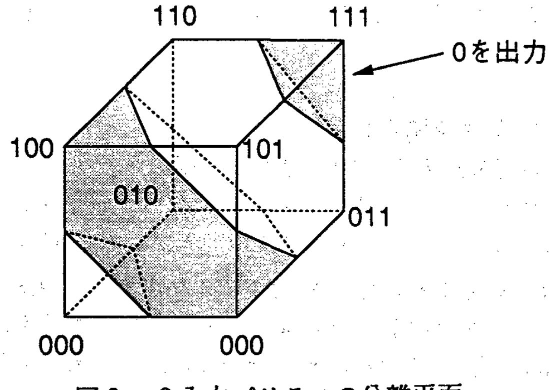

図2　3入力パリティの分離平面

Tuning Neural Networks for Pattern Recognition
Shigeo ABE, Masahiro KAYAMA, Hiroshi TAKENAGA
Hitachi, Ltd.

3．ネットのチューニング

入力と中間層の間の重みを超平面を定義する方程式の係数に設定することにより誤認識が生じたときにその解析が可能となる。すなわち中間層のニューロンの出力を調べることによりどの中間層ニューロンが悪いかが判定できる。また誤認識の解消はそのニューロンに対応する重みを修正すればよい。

それではどのようにして分離超平面が求められるかといえば[3]現状では逆伝播法（BP）がよいと思われる。

BPで求まった重みにより分離超平面を次のようにして決めることができる。教師データ入力に対する中間層ニューロンの出力を調べ同一パターン入力に対して全て１／２より大きい、あるいは小さいとき、中間層出力を１あるいは０とする。どちらも含むときは０／１とする。従って異なるパターンに対してある中間層ニューロンが同一の１あるいは０を出力するときそれらのパターンは対応する超平面の同一の側にあることになる。このとき各々のパターンに対して中間層ニューロンの出力ベクトルが独立になるときそのパターンに対応する分離超平面がとれることになる。重みが求まった分離超平面に対応するようにチューニングする。それはm個のn次教師データをx_{ij}, $i = 1,\ldots,n$, $j = 1,\ldots,m$, 重みを$w_1,\ldots,w_{n+1}$とし、最初のk個の教師出力を$1-\varepsilon$残りをεとすると次の不等式を解けばよい。

$$\sum_{j=1}^{n+1} w_j x_{ji} \geq \alpha \quad i = 1,\ldots,k \tag{3}$$

$$\sum_{j=1}^{n+1} w_j x_{ji} \leq -\alpha \quad i = k+1,\ldots,m \tag{4}$$

これは２層のBPを用いることにより解くことができる。

4．数字認識の例

12特徴量入力、10出力の数字認識ネットに対してチューニングの効果を調べた。教師データを200個としてテストデータを1630個とした。中間層ニューロン数を４としたときのBPにより求まった中間層ニューロンの離散化出力は表１のようになり分離超平面を学習していることが分かった。しかもこの時各々のパターンは単一領域に分離されている。このとき教師データを含めた認識率は96.0％となった。表１の分離パターンにしたがって200個の教師データで重みをチューニングし直し認識率を評価すると95.3％と下がった。これは元の分離平面のパターンではテストデータの分離平面とはなりえないことを示している。このため分離できていないパターンに着目して、組み合わせを変えて重みのチューニングを行なった。最終的に求まった中間層ニューロンのパターンを表２に示す。このときの認識率は98.7％まで上昇した。同様に中間層ニューロンの数を6にしたときは元々のネットでの認識率は99.0％となった。この時も離散化した中間層出力により分離超平面を学習していることが確かめられた。このパターンに基づいて重みをチューニングしたときの認識率は98.3％に落ちたが、パターンの組合せを変えることにより99.7％まで認識率が向上した。

表１　４中間層ニューロンの離散化出力

出力	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
z 1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0
z 2	0	1	1	1	1/0	0	0	1	0	0
z 3	1	1	0	0	1	0	0	0	1/0	0
z 4	0	0	1	0	0	0	1	1	1	0

表２　修正後の４中間層ニューロンの離散化出力

出力	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
z 1	1	1	1	0	**1**	1	1	0	**1**	0
z 2	0	1	1	1	**1**	0	0	1	0	0
z 3	1	**0**	**1**	0	**0**	0	0	0	**1**	0
z 4	0	0	1	0	**1**	0	1	1	1	0

影文字：変更したパターン

5．おわりに

パターン認識用ニューラルネットの構成理論に基づいてn入力パリティ回路がn個の中間層ニューロンにより合成できることを示した。またBPに基づいて分離超平面を学習する方法を示し、これにより誤認識が生じたとき、重みのチューニングにより回避できることを示した。

参考文献

1. D.E. Rumelhart et al., "Parallel Distributed Processing", Vols. 1, 2, MIT Press, Cambridge, Mass.

2. 阿部他、" パターン認識用ニューラルネットはいかにして構成できるか？"、情報処理第４１回全国大会、第２巻、pp.113-114, 平成２年１０月.

3. A.G.アルカデーエフ、電子計算機とパターン認識、ラティス社、昭和４３年６月.