

ニューラルネットワークによる輪郭線図形の形状識別

4 C - 5

坂口 嘉之
東洋紡績総合研究所

美濃 導彦
京都大学工学部高度情報開発実験施設

池田 克夫
京都大学工学部情報工学教室

1 はじめに

教師なし学習法によるチェーン状ネットワークにより抽出した、輪郭線図形からの特徴を用いたニューラルネットワークによる画像の形状識別について報告する。

2 システム全体の構成

図1に、システムの全体図を示す。入力は、2次元ベクトル(x,y座標に対応)であり、最終出力の数は、識別対象物の数Nに対して、log₂N点(2進数)である。中間は、機能的に3つの層に分けられ、それぞれに像形成層、フーリエ級数展開層、認識層と呼ぶことにする。

2.1 像形成層

この層で、教師なし学習による入力画像の特徴ベクトルの抽出を行う。平面上の点の座標を入力とするニューラルネットの最初と最後を連結することにより得られるチェーン状ネットワークは、任意の閉じた画像を学習できる[1]。与える入力は、線図形の輪郭上の座標である。線図形は、濃淡画像に輪郭抽出処理を施しても得られる。

この回路の全てのニューロンは、2つの同じ入力を得る。回路をチェーン状にすることにより、画像の輪郭を学習するのに適したものになる。L個のニューロンを考え、第i番目のニューロンのシナプス結合強度をM_i ∈ R²とする。ある入力パターンPを提示したときには、次式で決定されるcが発火することになる[2]。

$$\|(P, M_c)\| = \min_i \|(P, M_i)\| \quad (1)$$

() は、ベクトルの内積。
シナプス結合強度の学習則は、発火細胞の近傍 N_c の概念を導入して、

$$M_i(t+1) = M_i(t) + \beta(t) \|(P - M_i)\| \text{ for } i \in N_c(t) \quad (2)$$

$$M_i(t+1) = M_i(t) \text{ for } i \notin N_c(t) \quad (3)$$

ここで、β(t)、N_c(t) は、単調減少関数である。(1)式は、パターン・ベクトルと最も近い角度の位置にあるニューロンが発火することを表している。この様子を図2に示す。図2において、小さな四角形で示しているのが、入力ベクトルである。その回りの円は、シナプス結合強度M_iの初期値である。黒い四角形が入力されたとき

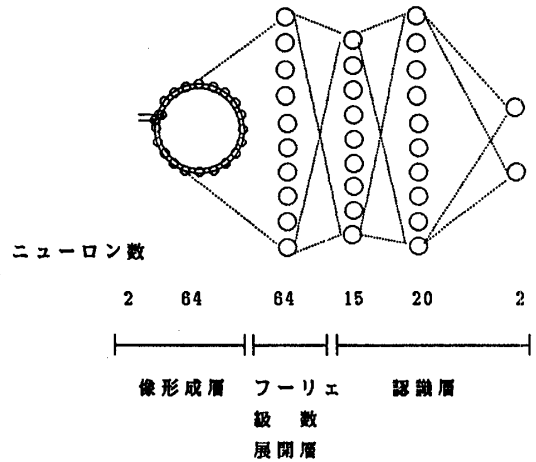


図1 ネットワーク構造

きに、黒い丸と最も近い角度の位置にあるニューロンが強化される。この結果、各々のニューロンは、入力画像の輪郭を等角度きざみに学習する。

2.2 フーリエ級数展開層

ニューラルネットワークの構造(階層構造)を用いてフーリエ級数展開を実現できる。固定シナプス荷重は、フーリエ級数展開と等価になるような値を持つものとする。この層のニューロン(j)のシナプス荷重(W_{kij})は、それぞれの入力の番号(i)に対応する固定の結合荷重を持つ。

$$W_{kij} = \sin(2\pi i / \text{Length} + k\pi/2) \quad (4)$$

ここで、

- k = 0,1 (画像の x,y に対応する。)
- i = 1,2,...,Length (像形成層からの入力に対応する)
- j = 1,2,...,30 (この層のニューロンの数に対応する)
- Length = 64 (像形成層の出力数に対応する)

フーリエスペクトルの振幅項は、画像の形状と大きさを表し、位相項は、画像の回転を表しているため、振幅項を規格化し、位相項を無視することにより、画像の収縮・拡大、回転に影響されにくい特徴ベクトルに変換できる。

IMAGE CLASSIFICATION BY NEURAL NETWORK
USING CHARACTERISTICS OF OUT-LINE SHAPE
Yoshiyuki SAKAGUCHI* Michihiko MINOH** Katsuo IKEDA**
* TOYOBO, Ltd.
** KYOTO university.

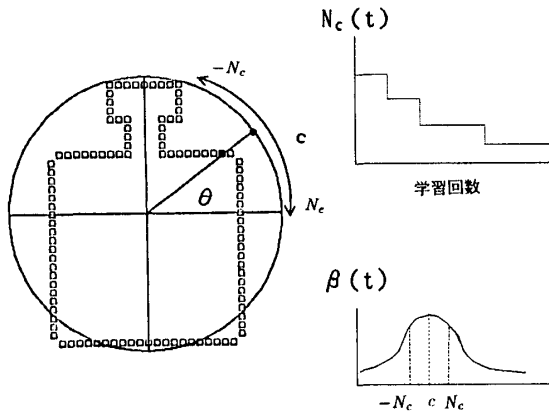


図2 学習則

2.3 認識層

この層は、誤差逆伝播法を用いた、入力層と隠れ層(中間層)、出力層から成る多層パーセプトロンである[3]。データの提示法は、一括学習とした。逐次学習より一括学習の方が学習速度が早く、又、データの提示順序にも依存しない。そして、学習の結果をテストし、間違えているところは追加学習をした。追加学習での重みは、その前の重みを初期値とした。

3 実験

4種類の任意の角度で回転しているボトル(図2に一例を示す)の識別を行った。その結果を表1に示す。初期学習には、45[deg]毎に回転させた8組の画像を用い、完全に識別できるようになるまで学習を繰り返した。そして、20[deg]毎に回転させた画像の識別を調べたのが、初期学習後の結果である。ここで、誤識別をしている回転角のデータを学習データに取り込み、完全に識別できるまで学習を繰り返した。そして、回転角を少し変えて識別を調べたのが、追加学習後の結果である。まだ、誤識別をしているところもあるが、さらに追加学習を行うことにより、100%の識別率が得られた。

4 考察

学習の完了したニューラルネットワークは、各画像の輪郭のスペクトルの特徴を見つけ、その変動分を許容するものであった。今回は、4種類の対象物の識別を行ったが、より多くの対象物を識別する必要がある。その場合には、大規模なネットワークを構築するより、このような小規模のネットワークを並列に用いて、統合するのがより実用的であると考えられる[4][5]。完全な識別ができるようになるまで追加学習が必要となるが、追加学習では、学習データの中に矛盾したものが現れる可能性があり、そのような矛盾したデータを学習させるとローカルミニマに落ちたり、学習が振動したりする。学習デー

初期学習後の結果					追加学習後の結果				
回転角	No 1	No 2	No 3	No 4	回転角	No 1	No 2	No 3	No 4
180					170				
160	*				160				
140					130				
120					110				
100					90				
80					70				
60					60				
40					30				
20	*			*	10				
0					0				
-20					-10				
-40					-30	*			
-60					-50				
-80					-70				
-100					-90				
-120					-110				
-140				*	-130				
-160	*				-150				
-180					-170				*
識別率	84%	100%	100%	89%	識別率	94%	100%	100%	94%

* : 誤識別
初期学習データ: 0.0, ±45.0, ±90.0, ±135.0, 180.0
(8回転, 32データ)

表1 回転図形の識別結果

タの矛盾チェック機構が必要であろう。また、必要以上の学習データで学習している可能性があるため本質を学習するために必要最小限の学習データ数に対しても検討する必要がある。

5 おわりに

輪郭情報を用いることにより、小規模なネットワークでも形状の識別ができることが確認できた。今後は、より少い追加学習を可能にする教師モデルについても検討していく。

参考文献

- [1] H.Ritter, K.Schulten. Kohonen's Self-Organizing Maps: Exploring their Computational Capabilities, IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS Vol.1., 1988
- [2] T.Kohonen. Self-Organization and Associative Memory, Second Edition, Springer Series in Information Sciences 8, 1987
- [3] D.E.Rumelhart, G.E.Hinton, R.j.Williams. Learning Internal Representation by Error Propagation, Parallel Distributed Processing, Vol.1., MIT Press
- [4] 河村,西川. 外部環境を分割・学習するニューラル・ネットワークNN/Iの提案, 京都大学電気工学科修士論文, 1989
- [5] 加藤,高木. 複数の特徴ベクトルを利用したニューラル・ネットによる手書き英数字認識, 通信技報, PRU88-150