

2L-5

# ニューラルネットワークによる 2次元パターン位置の正規化

竹谷尚\*, 光本浩士\*, 田村進一\*, 河合秀夫\*\*, 岡崎耕三\*\*\*, 副井裕\*\*\*  
\*大阪大学, \*\*大阪電通大短大部, \*\*\*鳥取大学

## 1. はじめに

近年, バックプロパゲーションネットワーク(BPN)はパターン認識の分野で文字認識をはじめ幅広く利用され, その効果が報告されている. ニューラルネットワークを用いてパターン認識を行う場合, パターンの移動や回転, 拡大, 縮小されたパターンに対しては別のパターンと認識してしまうという問題点がある. この場合, 位置ずれのあるパターンに対し, ずれを補正する処理を行えばBPNの認識・連想能力は強化できると考えられる.

我々は, 既に3層で1次元位置ずれパターンに対して学習できるネットワークの1つの構成法を提案している[1]. その際, 2次元パターンの正規化では収束性が余りよくなかった. 本稿では収束性を改善するため, ネットワーク構造を変え学習をおこなった結果について報告する.

## 2. 3層BPネットによる位置ずれ学習

ネットワーク構成は, 入力層7, 中間層7, 出力層7である. 学習は一般的なBP(バックプロパゲーション)を使用した. 連続する3ユニットからなる正值パターンを基本パターンと呼ぶ. この基本パターンを, 順次右にサイクリックに平行移動した信号を入力とする. 学習は基本パターンが中央に出力されるように行った(図1)

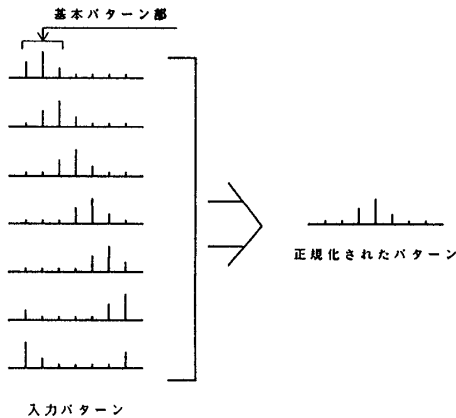
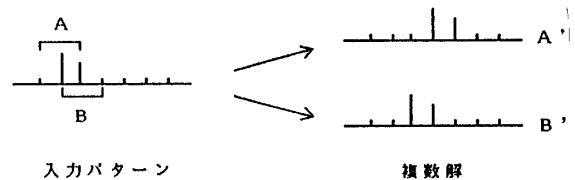


図1 位置ずれ学習

### 2.1 曖昧性

同期問題もしくは位置抽出問題は特に境界が不鮮明な場合, 曖昧さが生じ, 学習効率が落ちる. 従って,

教育時にどこをパターン位置と指示するかが問題になる. 本稿では長さ3の短かい, 統計的に形が一樣に変動すると見なせるパターンを用いたので, 単純にその中央をパターン位置とした. しかしながら, 本質的に候補が複数個あり, 解が一意に定まらない(図2)ため, 曖昧性の大きいパターンに対しては学習が進まない可能性がある. 実験では3点の高さが{0.1, 0.5, 0.9}のどれかを取るランダムなパターン60種を7箇所の位置にサイクリックにシフトしたものを(60×7)を3回繰り返したものを1セットの学習用入力パターンデータとし, これを必要回数提示した. 端の値が小さい曖昧性の大きいパターンに対しては, 出力の誤差2乗和は一定値以下にならなかった.



A, B: 基本パターン部

図2 位置ずれ学習の曖昧性

### 2.2 位置信号の挿入

2.1の曖昧性をどの程度除外できるかを検討するために, 入力信号に加えて入力層にさらに位置信号層を付加したものを考えた. この位置信号層には, 図3に示されるように基本パターンの中央部に対応する位置に"1"が位置信号として入力される. 曖昧性のために学習が進まない場合でも, この位置信号の追加により学習が進むことが確かめられた.

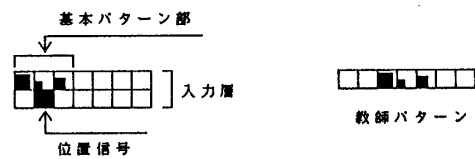


図3 位置ずれ入力と位置を示す信号との併用による学習

## 3. 位置信号の抽出とパターン正規化

### 3.1 位置信号抽出NET (NET1)

ネットワーク, 入力パターンはそれぞれ図1と同じものを使用し, 教師パターンには基本パターンの中央

Normalization of two-dimension pattern location by using neural network.  
H. Taketani, H. Mitsumoto, S. Tamura, H. Kawai\*, K. Okazaki\*\* and Y. Fukui\*\*  
Osaka Univ., \*Osaka Electro-Communication Univ., \*\*Tottori Univ.

位置に“1”を、それ以外には、すべて“0”のパターンを用いて学習を行った。これにより曖昧性を含まばかりでなく、基本パターン部の中央に重心がない入力に対しても位置信号抽出のネットワークにより位置検出がうまく行われた。

3.2 2つのネットワークの組み合わせによる位置の正規化

3.1で用いたネットワークをNET1, 2.2で用いたネットワークをNET2とする。まずNET1により位置信号を抽出し入力パターンと位置信号を合わせたものをNET2の入力とし、位置の正規化を行った。但しネットワークは、NET1, NET2を個別に学習を行ったウェイトを用いて構成した。図4に入力として単にパターンのみを与えた3層BPNとNET1+NET2の構成のネットとの正解率の比較を示す。

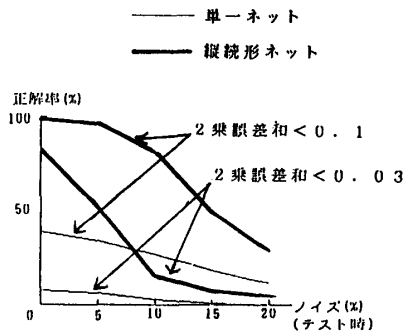


図4 正解率の比較

これにより単一3層BPNの時よりもうまくパターン位置の正規化が行われた。これはネットワークの構造を問題に合わせた効果と、位置の教師信号を外部から加えたことによる学習効果によるものであろうと思われる。

4. 2次元パターンの正規化

入力パターン、出力パターンは共に7×7である。基本パターンサイズは3×3で、パターンは{0.1, 0.5, 0.9}のどれかを取るランダムな値を発生させて作成した。ネットワークは基本パターンが中央部に出力されるよう構成を行った。2次元パターンの場合、重みの数が多いためかNET2の収束性が余りよくない。そこでネットワークの学習能力向上のために、ネットワークの複雑さを減少させ収束性を向上させようとする構成法を以下に示し、テスト結果も示す。

4.1 1次元の場合を2次元に拡張した構成

NET1は入力層49, 中間層49, 出力層49である。位置信号はパターンの中心部位置に位置信号を発生させるように学習を行った。NET2は入力層98(入力パターン49+位置検出信号49), 中間層ユニット数可変, 出力層49である。入力パターン、位置検出信号を移動させ、中心部に基本パターンが出力されるよう学習を行った。

4.2 位置信号を2つの1次元信号に分解した構成

NET1は入力層49, 出力層14である。位置信号は2次元位置信号をX, Y軸にそれぞれ投影した信号が得られるよう学習を行った。NET2は入力層63(入力パターン49+位置検出信号14), 中間層ユニット数可変, 出力層49である。

4.3 1次元学習済みウェイトを利用した構成

3.で使用した1次元正規化ネットワークを図5に示すように利用し2次元パターンの正規化を行おうとするものである。

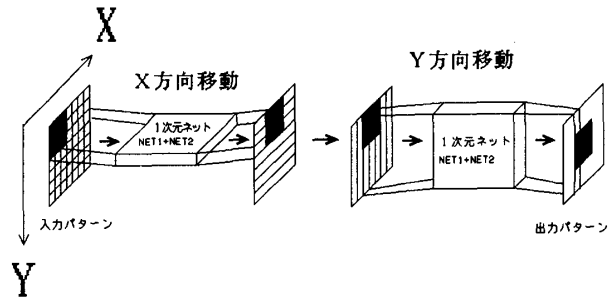


図5 一次元学習済みウェイトを利用した構成

4.4 実験結果

上記の3つの構成法に対してそれぞれ学習パターンを用いてテストを行った結果を表1に示す。但し、学習は4.1, 4.2それぞれ60(基本パターン)×49(シフト回数)×3(繰り返し回数)=8820パターンを1セットとして150回提示、学習を行った。正解率は入力パターンと教師パターンとの2乗誤差和をしきい値(=0.49)を用いて判定を行った。

構成法, 中間層ユニット数	正解率(%)	
4.1	30	51.3
	40	36.1
	49	76.3
4.2	30	48.4
	40	48.9
	49	48.5
4.3		22.9

表1 3つの構成による正解率

4.1では中間層ユニット数49の時、正解率76.3%が得られている。さらに学習をする事によって正解率が向上すると考えられる。

また4.1, 4.2はそれぞれ学習時間が多くかかるため、現在のところ学習が不十分である。従って、学習の収束性の向上は得られていない。

4.3では1次元正規化ネットワークを2度使用するために、累積誤差が大きくなり、低い正解率しか得られなかったと考えられる。

5. むすび

本稿では、NET1, NET2について2つ別々に学習を行い、それを組み合わせた。学習が困難な場合、構造を工夫することが重要な問題となろう。

本研究の一部は重点領域研究による。また、実験に関し、日本電気技術情報システム開発(株)の援助を得た。

参考文献

[1]竹谷, 岡崎, 光本, 田村, 河合, 副井: ニューラルネットワークによるパターン位置の抽出と正規化, 信学技報 PRU89-93, pp. 33-39, 1990