

## 3層BPモデルを用いた文字の切り出しと認識

### Letter Extraction and Recognition System by the Three-Layered BP-Models

今井勝次 郷原一寿 内川嘉樹  
Katsuji IMAI, Kazutoshi GOUHARA, Yoshiki UCHIKAWA

名古屋大学工学部  
School of Engineering, Nagoya University

#### ABSTRACT

We propose a pattern extraction and recognition system by the three-layered BP-Models. This system is mainly based on the following two subsystems.

1. To detect the position and size of a target pattern
2. To recognize the target pattern

They are completely separated. We refer to the reports obtained by many physiological and psychological analyses that are concerned with the eyeball movement.

Using the proposed system, we report experimental results about handwriting letter recognition. In these experiments, input images were very noisy, and a letter which included in a input image was written without any restrictions.

#### 【1】はじめに

眼球運動を含んだ視覚認識に関する生理学的、心理学的報告をもとに、認識対象を定位する機構、認識対象を認知する機構を明確に分離したパターン認識モデルを提案する。提案するモデルは、扱いが容易で数理解析の進んでいる3層BPモデルのみによって構成され、パターン認識に必要な機能を学習によって獲得することを基本としている。このことにより、ノイズ、背景光を含む入力画像から、位置、大きさのずれ、変形のある認識対象を切り出して認識するような自由度の高い画像認識において、パターン認識装置のソフトウェア開発における負担を軽減することを目的とする。

筆者らは以前からこのモデルに関する報告を行ってきたが、これまでに触れてこなかった問題点として、3層BPモデルの学習機能によってどこまで精度を向上させられるかという点が挙げられる。今回は、ノイズの多い粗悪な入力画像に含まれる、制約条件なしで書かれた、位置、大きさのずれ、変形が大きい‘A’から‘E’の手書きアルファベット大文字の簡単な識別実験結果について報告し、文字認識に3層BPモデルを用いることに対するメリット、デメリットについて考察する。

#### 【2】序論

たとえば街角を歩いていると、我々は様々な看板を目にする。そして、それがどういう店であるとか、どういう会社であるということを瞬時にして認識できる。眼球運動を含んだ視覚認識に関する生理学、心理学における報告<sup>[1]</sup>

<sup>[2]</sup><sup>[3]</sup>によると、このように日常的な視覚認識行為における脳の情報処理メカニズムは、

- ① 認識対象を定位する機構
- ② 認識対象を認知する機構

から成り立っていることが分かっている。また、この2つの機構はある程度独立して存在するらしいことも分かっている。そこで筆者らは、人間の視覚認識行為の中で、ある目立つものに注意をひかれ、それが存在している場所に目を向け、それが何であるかを認知する一連の行為に注目してきた<sup>[7]</sup><sup>[8]</sup>。

ところで、BPモデル<sup>[4]</sup>が提案されて以来、パターン認識などに対する工学的応用が幅広く研究されているほか、このモデルに関する数理解析がなされ、現在では多くの結果が報告されている<sup>[5]</sup><sup>[6]</sup>。この中でも特に舟橋の報告<sup>[5]</sup>に注目すると、中間層ユニット数を限定しない3層BPモデルを用いれば、任意の非線形連続写像を任意の精度で近似的に実現できることが証明されている。最適ネット荷重、最適中間層ユニット数など、学習に関して不明な点をまだ残してはいるものの、このことは、ある程度の誤差までは許容できるような非線形連続写像の実現に関して、3層BPモデルをパターン変換におけるブラックボックスとして扱ってよいことを保証している。この点で3層BPモデルは、現在提案されているニューラルネットワークモデルの中で、最も数理的に信頼性があり、工学的扱いが容易なモデルと位置づけられる。

さて、パターン認識を長期的なビジョンでとらえた場合、ノイズ、背景光を含んだ入力画像から、位置、大きさのずれ、変形のある認識対象を切り出す方法について議論する必要がある。そこで筆者らは、3層BPモデルがもつ非線

形写像の近似的な実現能力に着目し、単純な機能を学習させた3層BPモデルの組み合わせによって、扱いが容易なパターン認識モデルを構成するアプローチを試みてきた<sup>[7][8]</sup>。ところで、この問題をすでに解決しているニューラルネットワークモデルとして、ネオコグニロン<sup>[9]</sup>が挙げられる。ネオコグニロンは、自己組織化<sup>[10]</sup>、またはBP<sup>[11]</sup>によって位置、大きさのずれ、変形のある認識対象の識別機能を、1つのネットで学習することを基本とし、第1次視野における生理学的な知見に基づいた複雑なモデルであるほか、選択的注視まで実現できるとされている。我々の提案するモデルは、眼球運動を含んだ視覚認識を前提として、1つのネットで全ての問題を解決するのではなく、機能ごとにネットを分割し、複数のネットによる役割分化によって位置、大きさのずれ、変形のある認識対象を識別することが特徴である。この点でネオコグニロンとは異なり、例えば乱雑に書き留めたメモから、文字などの意味のある記号を切り出して認識するようなシステムを、将来的に実現したいと考えている。

提案するモデルは、パターン認識に必要な機能を分割し、すべて3層BPモデルの学習によってそれぞれの機能を獲得することを基本としている。このことは、BPモデルの応用可能性を探る上で、どんな問題に適し、どんな問題に適さないかを実験的に明らかにすることにも役立つと考えている。

### 【3】 提案するモデル

提案するモデルを図1に示す。入力画像に含まれる認識対象は、矢印で示した手順に従って定位され、切り出されて認識される。図1の(a)の部分が認識対象を定位する機構であり、図1の(b)の部分は認識対象を認知する機構である。つまり、認識対象を定位する機構と、認識対象を認知する機構を明確に分けた点が大きな特徴である。

また、これらの機能を実現するために、フィルタネット、位置ネット、大きさネット、枠取りネット、認識ネットという、それぞれ単純な機能を学習させた5つの3層BPモデルを用いており、パターン認識モデルとしての扱いが簡単であることも重要な特徴である。パターン認識に必要な機能は学習によって獲得することを基本としており、ソフトウェア開発における負担が軽減できることを長所とする。

#### (1) 認識対象を定位する機構

ノイズ、背景光を含んだ入力画像から、位置、大きさのずれ、変形のある認識対象を定位する機構は、フィルタネット、位置ネット、大きさネットという3つのネットによって構成される。

認識対象を含んだ入力画像は、フィルタネットに入力される。フィルタネットは、入力画像の平均の濃度と比較して、濃度の高い画素が集中している部分に選択的に反応して1を出力し、それ以外の部分には0を出力するように学習する。フィルタネットは、入力層のユニット数と、出力層のユニット数が同じ構造とする。フィルタネットの出力と入力画像の濃度を各画素ごとに掛け合わせることで、入力画像のノイズ、背景光が軽減できる(図2)。

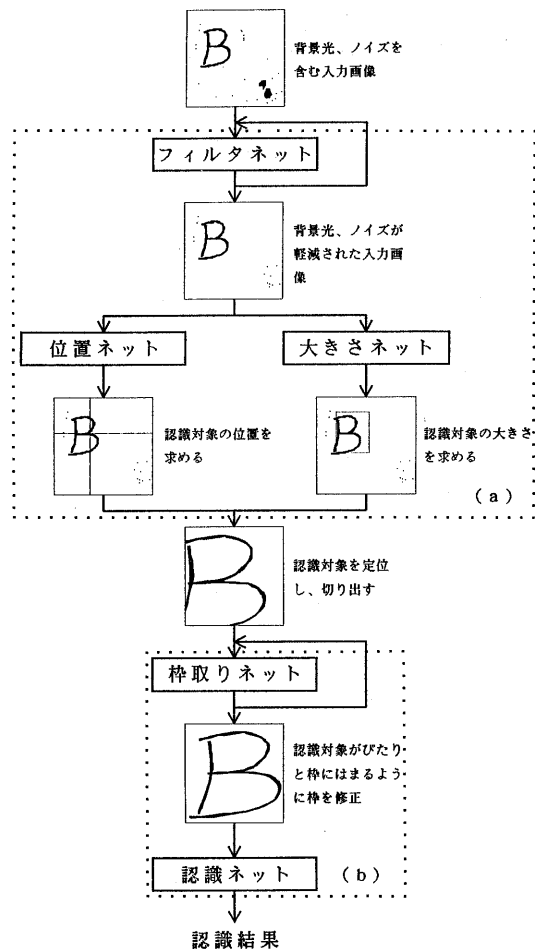


図1 提案するモデル

フィルタネットによってノイズ、背景光が軽減された入力画像は、位置ネット、大きさネットに並列に入力される。位置ネットは、ノイズや形状によらず、認識対象の中心位置を出力するように学習し、大きさネットは、認識対象の縦、横の長さを出力するように学習する。位置ネットでは認識対象の位置座標  $(x_p, y_p)$  ( $0.2 \leq x_p, y_p \leq 0.8$ ) が(図3)、大きさネットでは認識対象の縦の長さ  $S_x p$ 、横の長さ  $S_y p$  ( $0.2 \leq S_x p, S_y p \leq 0.8$ ) が出力される(図4)。位置ネットの出力した位置座標、大きさネットの出力した縦、横の長さにより、認識対象を定位することができる。これに基づき、認識対象に枠をはめて切り出す。

#### (2) 認識対象を認知する機構

定位された認識対象が何であるかを認知する機構は、枠取りネット、認識ネットという2つのネットによって構成される。

位置ネット、大きさネットの出力には誤差が含まれる。この誤差を補正するため、認識対象を切り出す枠が認識対

象にびたりとあてはまるように、枠を移動させながら補正する必要がある。これは、枠取りネットの出力に基づいて行う。枠取りネットには、枠内の画像を入力し、上、下、左、右の各方向に対して、認識対象がその方向の枠に当たっていると考えられる場合は1を出力し、認識対象が枠の内側にあると考えられる場合は0を出力するように学習する(図5)。

定位置され、枠をはめられた認識対象が切り出され、認識ネットに入力される。認識ネットは各カテゴリに対して1つずつ対応させ、枠内の画像がそれぞれに並列に入力される。各認識ネットは出力ユニットを1つもち、それぞれが受け持つカテゴリに、認識対象が属しているかどうかを判定する(図6)。認識ネットは認識対象の変形のほか、少しの位置、大きさのずれも学習する。

これら2つのネットの使用法について簡単に説明する。まず、枠取りネットによる枠の補正を数回行う。そして、認識ネットにかけ、さらに枠取りを行う操作を数回繰り返し、この中で認識ネットの出力の総和が最大であるものを認識結果として判定する。今のところ、この方法で最も高い識別率を得ている。

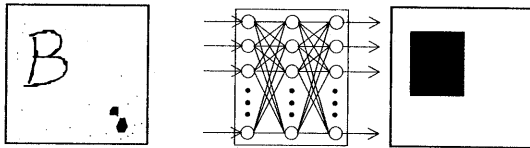


図2 フィルタネット

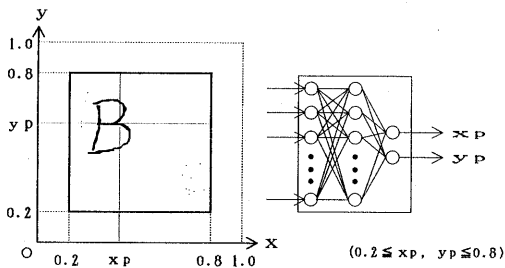


図3 位置ネット

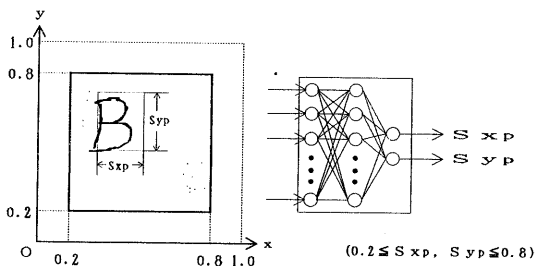


図4 大きさネット

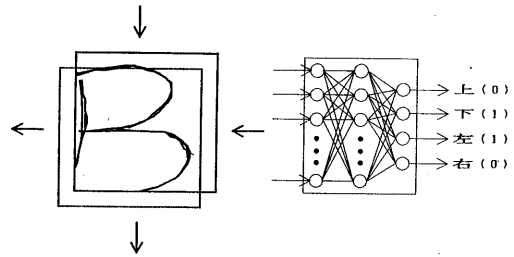


図5 枠取りネット

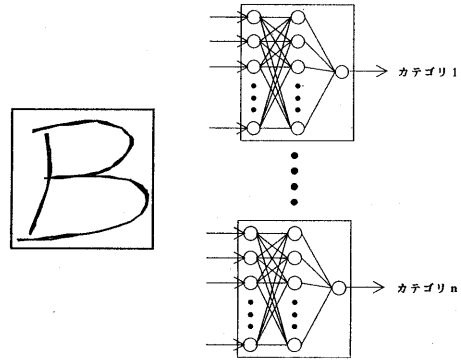


図6 認識ネット

#### 【4】 文字の識別実験

提案するモデルを用いて、'A' から 'E' までの手書きアルファベット大文字の識別実験を行った。学習、識別実験ともに、計算機としてはPC-386(エプソン)1台のみを用いた。この程度の計算機だけでも、機能の高い文字認識が実現できることを確認した。

まず、この実験で用いた各ネットの構造を表1に示す。ここで、中間層ユニット数は、20個きざみで変動させて学習を行った後に一般化能力の評価を行い<sup>[7]</sup>、一番最適と考えられるユニット数を採用した。

	入力層	中間層	出力層
フィルタネット	100	80	100
位置ネット	100	60	2
大きさネット	100	100	2
枠取りネット	81	40	4
認識ネット(A)	256	60	1
”(B)	256	60	1
”(C)	256	60	1
”(D)	256	60	1
”(E)	256	60	1

表1 実験に用いた各ネットの構造

次に、各ネットの学習方法を示す。トレーニングペアを次に述べる規則に基づいてランダムに作成し、トレーニングペアを1つネットに提示するごとに荷重を変更する方法を用いて学習を行ったこと、学習率0.5、慣性係数0.5で、慣性項を含むオリジナルのBPを用いて学習を行ったことは各ネットについての共通条件である。

### <フィルタネット>

ランダムな大きさの長方形をランダムに1個から3個作成し(後に作成する長方形の縦横それぞれの長さは、前に作成した長方形の縦横それぞれの長さの半分以下になるようにした)、互いに重なり合わないよう、10画素×10画素の2次元平面内のランダムな位置に置く。長方形内の各画素には0.3から1.0の範囲のランダムな濃度をもたせる。これに、0.0から0.2の範囲のランダムノイズを重畳した2次元画像情報を入力パターンとして提示した。教師信号は、最も面積の大きい長方形が存在している領域に対応するユニットに対して1を与え、それ以外のユニットに対しては0を与えた、2次元画像情報とした。さらに誤差が減少する傾向が見られたが、学習回数は10万回で打ち切った。

### <位置ネット>

ランダムな大きさの長方形を作成し、10画素×10画素の2次元平面内のランダムな位置に置く。長方形内の各画素は0.3から1.0の範囲のランダムな濃度をもつ。ここに0.0から0.2の範囲のランダムノイズを重畳したものを入力パターンとして提示した。その中心位置座標( $x_p, y_p$ ) ( $0.2 \leq x_p, y_p \leq 0.8$ )を教師信号として与えた。誤差は十分に下がりきったと考えられたので、学習回数は12万回で打ち切った。

### <大きさネット>

ランダムな大きさの長方形を作成し、10画素×10画素の2次元平面内のランダムな位置に置く。長方形内の各画素は0.3から1.0の範囲のランダムな濃度をもつ。ここに0.0から0.2の範囲のランダムノイズを重畳したものを入力パターンとして提示した。その縦方向の長さ $S_x p$ 、横方向の長さ $S_y p$  ( $0.2 \leq S_x p, S_y p \leq 0.8$ )を教師信号として与えた。誤差はさらに減少する傾向を示していたが、学習回数は15万回で打ち切った。

### <枠取りネット>

認識ネットで用いる標準パターンをランダムに拡大縮小して濃度を0から1の範囲に規格化し、9画素×9画素の2次元平面のランダムな位置に、3画素以内のみはみだしも許容して置く(15画素×15画素の2次元平面内のランダムな位置に置くことと等価である)。これに0.0から0.2の範囲のランダムノイズを重畳したものを、入力パターンとして用いた。教師信号は、パターンがはみ出している方向の枠に対応する出力ユニットに1を与え、それ以外には0を与えた。学習回数は、十分に誤差が下がりきったと判断されたので、10万回で打ち切った。

### <認識ネット>

各文字に対して、16画素×16画素の標準パターンを2種類ずつ作成した。入力パターンとしては、

①標準パターンをランダムに変形させて0から1の範囲に規格化し、0.0から0.2の範囲のランダムノイズを重畳した変形文字パターン

②乱数によって始点、終点、長さを含めた縦横斜めの線分を、ランダムに0から8本引いた16画素×16画素の2次元画像に、0.0から0.2の範囲のランダムノイズを重畳した乱数パターン

のいずれかをランダムに選択して提示した。教師信号は、各認識ネットが受け持つカテゴリに相当する変形文字パターンが提示された時には1を与え、それ以外の時は0を与えた。学習回数は、提示されたパターンにより、誤差はまだまだかなり変動する傾向を示していたが、それぞれ2万回で打ち切った。

処理手順の詳細について説明する。まず、入力画像(64画素×64画素)をフィルタネットに入力し、その出力をさらにフィードバック的に<sup>[12]</sup>フィルタネットに入力した。これを10回繰り返して、フィルタネットの出力と入力画像の濃度を各画素毎に単純に掛け合わせ、位置ネット、大きさネットに入力した。位置ネット、大きさネットは、0.0から0.2までの範囲のランダムなノイズを加え、各10回ずつ出力をとり、10回の平均を認識対象の位置、大きさの情報として取り扱った。ここで、BPモデルは細かいチューニングが困難であることが指摘されている<sup>[13]</sup>が、ノイズによるゆらぎを与え、数回の出力の平均をとることで、位置、大きさを求める問題に関しては精度が不均一である問題を解消することができた。位置ネット、大きさネットの出力から0.2を引き、0.6で割った後に64を掛け、認識対象を位置、大きさの情報とした。大きさに関しては、さらに8を加え、実際の認識対象よりも小さく切り出されることを防いだ。認識対象を定めた後、枠取りを10回行って枠の補正を行った。枠内の画像をさらに枠取りを行いながら各認識ネットに入力する操作を5回繰り返して、各認識ネットの出力の5回分の総和をとり、それが最大となった認識ネットに対応する文字を認識結果として判断した。

最後に、識別させる文字は、'A'から'E'までの手書きアルファベット大文字であり、各文字に対して120例とした。これは、藁半紙に制約条件なしでかいてももらった手書き文字を256画素×256画素の解像度でCCDカメラで取り込み、濃度の正規化を行ってから64画素×64画素に2値化したものである。これを10人の人間に見せ、10人ともそう読めると判断したもののみを採用した。これらは全て、位置、大きさのずれ、変形のあるものであり、入力画像の粗悪な性質上、かなり大きな塊状のノイズ、局所的に集中したノイズを含むものもあった。

識別結果を表2にまとめる。120例の入力画像のうち、何個がどの文字と識別されたかを示している。なお、切り出し失敗とは、大きさが認識ネットの画素数16を下回って切り出された場合、もしくは、全ての認識ネットの出力が5回とも0であった場合のいずれかを示す。なお、識別実験に用いた文字データの一覧とそれぞれに対する識別結果を、本報告最後の付録に示す(正方形で囲った内部が入力画像であり、その上部に○を付した文字は正認識、×を付した文字は誤認識されたことを表す)。

識別 \ 入力	A	B	C	D	E
A	113	7	1	2	2
B	3	103	0	1	1
C	0	0	103	0	2
D	1	4	3	115	1
E	1	3	8	0	108
切り出し失敗	2	3	5	2	6

表2 文字の識別結果

切り出しに失敗したものは、フィルタネット、あるいは大きさネットの誤差が大きく、出力された大きさが実際の大きさを下回ったものがほとんどであった。切り出し失敗以外の誤認識については、

①切り出しには成功したが、認識ネットの判断結果により誤認識されたもの

②入力画像の認識対象付近のノイズが、文字と共に切り出されたもの

が約半数ずつである。このほか、'A'に1例、'C'に1例、文字の一部が欠けて切り出されたものも存在した。

結果について考察する。はじめに、切り出しに失敗したものと、文字の一部が欠けて切り出されたものは、認識ネットの精度をいくらか向上させても認識不能である。大きさネット、フィルタネットの誤差はさらに下がる傾向を示していたので、学習を継続すれば認識可能であるものが増加してくる可能性はある。しかし、従来手法では簡単に認識できるものでも、切り出しに失敗することによって認識不能となることがあり、さらに検討を要する。次に、認識ネットによる誤認識例については、今回の実験に用いた認識ネットは枠内の原画像をそのままネットに入力する単純な手法を用いているが、ヒストグラム処理、FFT処理などを加えれば誤認識はかなり避けられ、精度が向上することが報告されている<sup>[14]</sup>。最後に、ノイズが文字に含まれて切り出されたものに関しては、切り出し後の画像をさらに入力画像として再入力すれば認識可能になるものが増加することを確認している。しかし、これは定量的に述べるのが困難であるが、認識対象と比較して大きなノイズは、大きくなるほど避けるのが困難となり、さらに別の機構(例えば、ネオコグニトロンにおける選択的注視機構)を加える必要がある。

#### 【5】 まとめ及び今後の課題

3層BPモデルのみを用い、ノイズ、背景光を含んだ入力画像から、位置、大きさのずれ、変形のある認識対象を定位して切り出し、認識するパターン認識モデルを提案した。特に今回は、制約条件なしで書いた手書きアルファベット大文字'A'から'E'の識別実験結果を報告し、それについて考察した。

提案するモデルの有効である応用範囲として、ノイズが多い環境でのパターン認識にメリットがあることが確認できた。逆に、ノイズが少なく、きれいな入力画像を扱う場合に関しては、デメリットとなる場合も考えられる。ノイズが存在しない場合に関しては従来の論理的な手続きに基づくパターン認識を超えるだけの精度がまだ得られていないが、ノイズ存在下に関しては従来手法では認識不可能で

あった認識対象を認識することが可能になる。

具体的な応用範囲としてはまず、工場の生産ラインでのパターン認識装置への応用が挙げられる。工場の生産ラインで用いられている文字認識装置で認識不能と判断された文字を再認識するシステムとして、実用を目指した研究に着手する予定である。これら認識不能である文字は、油污れやほりこりによる塊状のノイズ、欠陥による文字の欠けなどを含んでおり、論理的な手続きによる認識処理は、例外処理が極端に増加することから殆ど不可能である。しかし、今回提案したモデルを用いれば認識可能となる文字も多く、認識率を向上させることができると考えている。

また、平仮名、行書体などくずして書いた文字の認識への応用に対して有効であると考えている。論理的な手続きでくずれた文字を認識することは、ノイズの多い環境下と同様に例外処理が極端に増加し、そのソフトウェアの実現となると非現実的である。学習による特徴抽出機能の獲得ということが、かなり有効になるのではないかと考えている。

さらに、再生紙など粗悪な紙に書かれた文字を識別することに対しても有効であると考えられる。

最後に今後の研究の見通しについて述べる。現在のシステムでは選択的注視は困難であるが、リカレントネットを応用することによって部分的な視覚情報を集積し、より自由度の高いパターン認識システムを実現できる可能性があり、具体的な方法を検討中である。さらに、中間層ユニット数を変化させながら学習を行う、自律学習型文字認識システムの実現を目指したい。

#### 【参考文献】

- [1] P. H. リンゼイ, D. A. ノーマン著、中溝、箱田、近藤訳：情報処理心理学入門Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ、サイエンス社(1984)
- [2] R.A.Andersen et al. : Encoding of spatial location by posterior parietal neurons, Science, 230[4724], pp.456-458(1985)
- [3] H.Saito et al. : Integration of direction signals of image motion in the superior temporal sulcus of the macaque monkey, J.Neuroscience, 6[1], pp.145-157(1986)
- [4] D.E.Rumelhart et. al : Parallel Distributed Processing, Vol.1, Chap.8, MIT Press(1986)
- [5] K.Funahashi : On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks, Neural Networks, 2[3], pp.183-192(1989)
- [6] 郷原、内川：階層型ニューラルネットワークにおける学習曲面の解析、信学技報 NC90-43(1990)
- [7] 今井、郷原、内川：3層BPモデルの組合せによるパターン認識アーキテクチャー、信学技報 NC89-37(1989)
- [8] K.Gouhara, K.Imai, Y.Uchikawa: Position and Size Representation by Neural Networks, Proceedings of the 5th IASTED, pp.148-153(1989)
- [9] 福島：神経回路と情報処理、6章、7章、朝倉書店(1989)
- [10] K.Fukushima : Neocognitron : A Hierarchical

Neural Network Capable of Visual Pattern Recognition, Neural Networks, 1[2], pp.119-130(1988)

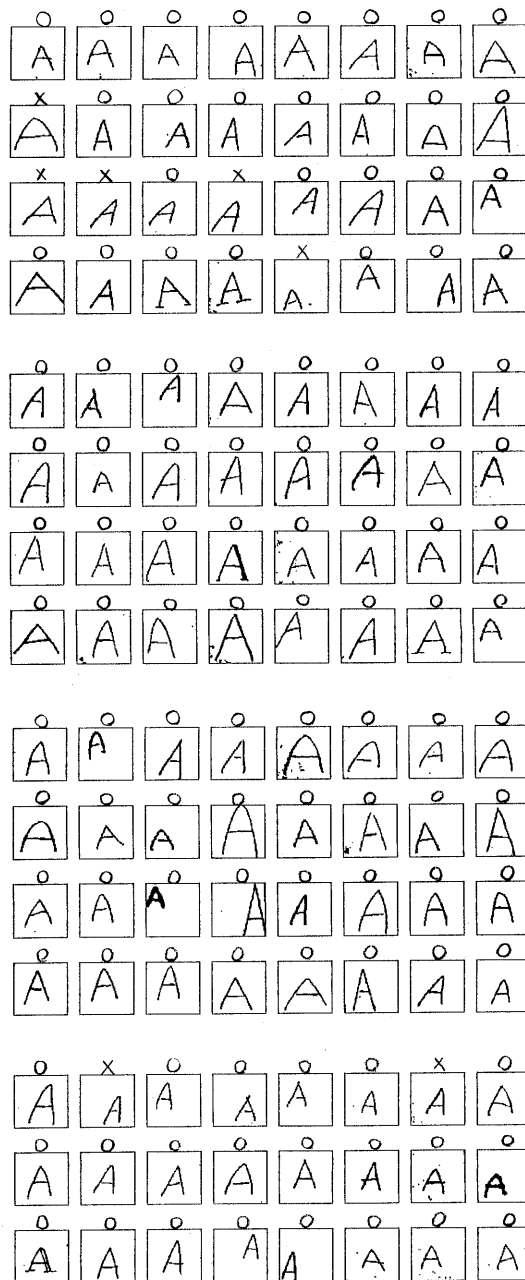
[11]岡田、福島：ネオコグニトロンノ誤差逆伝播法による学習、信学技報 NC89-50(1989)

[12]M. I. Jordan : Attractor dynamics and parallelism in a connectionists sequential machine, Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society , pp. 531-546(1986)

[13]日経AI別冊1990秋号：もう一步、人間に近い情報処理を—ニューラル・ネットワーク応用システムの実用化に挑む日本企業、pp.18-33(1990)

[14]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数字認識、信学技報 PRU88-150(1988)

## 付録



o	o	x	o	o	o	x	o
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	o	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	x	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	o	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B

o	o	o	x	o	o	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C
x	o	x	o	x	o	x	o
C	C	C	C	C	C	C	C
o	o	o	o	x	o	x	o
C	C	C	C	C	C	C	C
o	o	o	o	o	o	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C

o	o	o	o	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	o	o	o	o	x
B	B	B	B	B	B	B	B
o	x	o	o	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	x	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B

o	o	o	o	o	o	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C
o	o	o	x	o	o	x	o
C	C	C	C	C	C	C	C
o	o	o	o	o	o	x	o
C	C	C	C	C	C	C	C
o	o	o	o	x	o	x	o
C	C	C	C	C	C	C	C

o	o	o	o	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	o	o	x	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B
x	o	x	o	x	x	x	o
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	x	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B

o	o	o	o	o	o	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C
x	o	o	o	o	o	o	x
C	C	C	C	C	C	C	C
o	x	o	o	o	o	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C
x	o	o	o	o	x	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C

x	o	o	o	x	o	o	x
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	o	x	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B
o	o	o	o	o	o	o	o
B	B	B	B	B	B	B	B

o	o	o	o	o	o	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C
o	o	c	o	x	o	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C
o	o	o	o	o	o	o	o
C	C	C	C	C	C	C	C

D	D	D	D	x	D	D	D
x	D	D	D	D	D	D	D
D	x	D	D	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	D

E	E	x	E	E	E	E	E
E	E	E	E	E	x	E	E
E	x	E	E	E	E	E	E
E	E	E	E	E	x	E	E

D	D	D	D	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	x

E	E	E	E	E	E	x	E
E	E	E	E	E	E	E	E
E	E	E	E	E	E	E	x
E	E	E	x	E	E	E	E

D	D	D	D	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	D

E	E	E	E	E	E	E	E
E	E	E	E	E	E	E	E
E	E	E	E	E	E	E	E
E	E	E	E	E	E	x	E

D	D	D	x	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	D
D	D	D	D	D	D	D	D

E	E	x	E	E	E	E	E
E	E	E	x	E	E	E	E
E	E	E	x	E	E	E	E