

CVCV-WG 特別報告：コンピュータビジョンにおける技術評論と将来展望(V)

—多層ニューラルネットワーク—

鶴田 直之

九州大学大学院総合理工学研究科

近年では、ボトムアップ処理とトップダウン処理の統合における上位情報と下位情報をそれぞれ記号とパターンと捉えた研究が活発に行われている。本稿では、多層 NN を用いた物体認識における記号とパターンの双方向処理の有効性を検討する。多層 NN は、パターンの分類問題に対して万能な機械であると同時に選択的注意機構や意識的想起と呼ばれるトップダウン型のパターン再構成機能を有している。物体認識における記号は対象物領域全体の画像情報を統合して得られるものであるから、この大域的な情報をフィードバックして利用することにより、局所情報に基づく信号レベルの不安定な処理を安定にすることができる。

CVCV-WG Special Report: Technical Review and View in Computer Vision(V)

—Multilayered Neural Networks—

Naoyuki TSURUTA

Department of Information Systems, Kyushu University

Recently, there are many researches on the mechanism of an integrated information processing between pattern information and symbolic information. In this paper, an applicability of multilayered neural networks for object recognition based on an interaction between symbol and pattern is discussed. The interaction by using multilayered neural networks makes early vision processing based on local information be stable, because symbols include global information. However we yet have an open problem how to make network structures especially for intelligent CV task.

1.はじめに

CVの問題に限らず、認識や理解の問題では、ボトムアップ処理とトップダウン処理の統合の必要性が古くから指摘されている。この指摘に対して、ニューラルネットワーク(NN)の分野でもコネクショニストやPDPグループによる統合処理のモデル化が行われてきた。CVの分野では、川人らがMRFモデルの枠組みでモデル化を行った[1]。

また、近年では、ボトムアップ・トップダウン統合処理における上位情報と下位情報をそれぞれ記号とパターンと捉えた研究が活発に行われている。ここでは、記号を外界の微細な変動には左右されない抽象化された情報表現であり、推論や計画に適した安定した情報表現であると捉えている。

これまでの信号レベルの解析中心のCVの研究においても、高度な視覚情報処理が実現困難であるという批判に答えるためには、記号とパターンの統合は1つの重要な考え方である。CVにおける記号とパターンの捉え方は様々であろうが、本稿では、パターンを画像または初期視覚を経た固有画像とし、記号を画像中の物体のカテゴリと考える。そして、多層NNを用いた物体認識における記号とパターンの双方向処理の有効性を検討する。多層NNは、パターンの分類問題に対して万能な機械であると同時に選択的注意機構や意識的想起と呼ばれるトップダウン型のパターン再構成機能を有している。物体認識における記号は対象物領域全体の画像情報を統合して得られるものであるから、この大域的な情報をフィードバックして利用することにより、局所情報に基づく信号レベルの不安定な処理を安定にすることができる。

以下では、まず2節で多層NNのパターン認識原理を概観し、3節で多層NNの構成論上の問題点を指摘したうえで、4節でそれらを解消する試みを取りあげる。そして、5節で、双方向処理を用いた初期視覚処理の改善と不変認識への応用例を通して多層NNの有効性を考察する。

2.パターン認識の基本原理解

多層NNが任意の有界な連続関数を任意の精度で近似できる万能性を持つことは入江一三宅[2]や船橋[3, 4]によらなければならないが、直感的には多層NNによるパターン認識の原理は以下のように理解できる[5]。

まず、入力パターンを n 次元のベクトル $i = [i_1, i_2, \dots, i_n]$, $0 \leq i_k \leq 1$ と考え、次の活性化関数にしたがって出力値 o を出力するニューロン1個の働きを考える (図1(a1))。

$$o = f(\text{net})$$

$$\text{net} = \sum_{k=1}^n w_k i_k - \text{bias} \quad (1)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x/T)}$$

ここで、 $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ は入力ベクトルと同じ次元数の重みベクトル、 bias はバイアスと呼ばれる適当な定数値である。このとき、入力ベクトルが張る空間のうち、出力値がほぼ1となる部分空間は図1(a2)のようになる。このことから、1つのニューロンは、重みベクトル w をテンプレートとし、テンプレートとの内積相関値に基づいて入力空間を2分割する働きを持つことが分かる。

次に、このようなニューロンを複数用意し、更に、それらの出力値を入力とする第2層目のニューロンを1つ考える¹ (図1(b1))。このとき、第1層目のニューロンの出力値は全てほぼ0(off)か1(on)になっていると考えてよい。第2層目ニューロンがちょうど論理演算のandのように第1層ニューロンの1つのon-offパターンに対してのみ選択的に反応するように重みベクトルおよびバイアスを調節されていたとすると、このニューロンは図1(b2)のように、パターン空間の中の1つの凸領域に属するパターンにのみ選択的に反応する。もし1層目ニューロンが無限にあれば、この2層目のand型ニューロンは、入力空間の任意の凸領域を任意の精度で切り出すことができる。同様にして、更に層を1つ増やすことを考える。いま、この3層目ニューロンが、ちょうど論理演算のorのように第2層ニューロンが1つでも活性化していれば活性化するように重みベクトルおよびバイアスを調節されていたとすると、このニューロンは図1(c1)(c2)のように、2層目ニューロンによって切り出された凸領域の組み合わせ領域に対して選択的に反応する。もし、1, 2層目のニューロンが無限にあれば、3層目のor型二

¹ 本稿では、ネットワークの入力部を層として数えないことにする。従って、図1(b1)のネットワークを2層ネットワークと呼ぶ。

ニューロンは、任意の凸領域の任意の組み合わせで表現される領域を任意の精度で切り出すことができる。従って、3層 NN は、パターンの分類問題に対して万能な機械であるといえる。

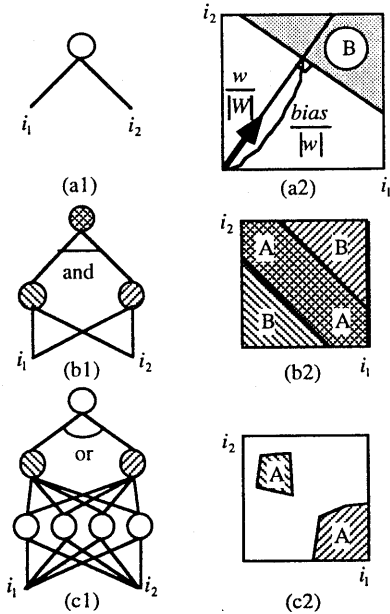


図 1 多層 NN によるパターン認識の原理ネットワークの構造(a1)-(c1)とそれぞれの分離可能な入力空間領域(a2)-(c2).

3. 物体認識への応用上の課題

多層 NN は、テンプレートとの内積相関に基づくパターン認識モデルであるから、物体認識への応用は見え方モデルによる手法の一つと位置づけられる。この問題に対して、多層 NN は万能であるから、現実問題としてどれだけ「高度な」記号的概念を抽出できるかという問題は、主に次の問題に帰着される。

- ニューロンや結合がどれだけ必要かという計算コストの問題

この問題に対しては、2つの複雑な問題クラスが分類されている。1つは、図 2(a)のように空間的に離れたパターン領域を一度個別に切り出す必要がある問題で、parity 問題などがこの問題に属する。もう1つは、図 2(b)のように連続した領域であるにもかかわらず、細かな部分領域に分割して個別に切り出す必要がある問題である。

物体認識の場合、特に不変認識の問題は、

一般に parity 型の問題に属する複雑な問題に位置づけることができる。例えば、図 3 (a)(b)に示す2つのパターンを同一カテゴリとして学習する際、この2つのパターンは内積相関の意味ではほとんど直交してしまうので、一度2つの中間ニューロンで別々のカテゴリ領域として分離しておく必要がある。もし、図 3(c)に示すようなテンプレートを持つ or 型の中間ニューロンを1つだけ形成して、この2つのパターンを一度に同一カテゴリ領域として表現してしまうと、図 3(d)のパターンも同じカテゴリのパターンとして認識してしまう。したがって、内積相関で表現できない類似性を扱う問題や内積相関で計算できる適当な不変量が存在しない問題では、必要なニューロン数が増大してしまう。

次節では、このニューロン数増大の問題を解消する試みをいくつかとりあげる。

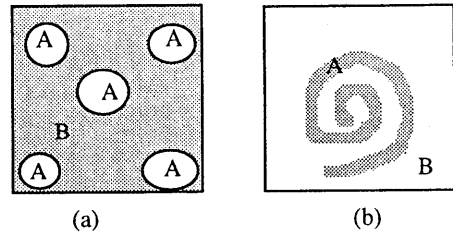


図 2 多層 NN にとって複雑な問題

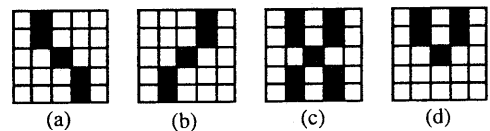


図 3 回転不変認識の難しさ (a)(b):ベクトルの内積相関では類似しない回転パターン。(c):(a)(b)を同一視するための or 型テンプレート。(d):(c)によって同一視されてしまう別のカテゴリパターン

4. 構成論

4.1. 発見的学習法

3 節で述べた問題の最も単純なものは XOR(排他的論理和)問題である。これに対し、Rumelhart ら[6]は、図 4 のような中間ニューロンが1つしかないネットワークを BP 法[6]で学習することによって2変数の XOR 問題が解けることを示した。このように、特殊な構造を用いることによって、従来難しいとさ

れていた問題が容易に解ける場合もあり、そのようなネットワーク構造を問題に応じて発見的に求めるのも1つの方法であると思われる。ネットワーク構造の発見的な求め方としては、近年遺伝的アルゴリズムを用いる研究が行われている[7,8,9,10]。

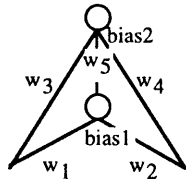


図4 2変数 XOR 問題のためのネットワーク $w_1=w_2=w_3=w_4=+1, w_5=-2, bias_1=+1.5, bias_2=+0.5$

4.2.Higher order network

2変数 XOR 問題に対する図4のネットワークを見ると、入力値 $net = i_1 + i_2 - 2i_1i_2$ についてパターン領域の分離判定を行えばよいことが分かる。ここでは、 i_1i_2 という2項(second order)関係の計算が必要になるので、これを直接的に実現するために式(1)そのものを以下のように変更したものを Higher order ネットワークという[11,12,13,14]。

$$net = w + \sum_j w_{j_j} + \sum_{j,k} w_{j_k} i_{j_k} + \dots$$

Higher order ネットワークは、これまでのネットワークに比べ学習時の収束速度、安定性ともによくなるとされる。ニューロン数については、見かけ上は少なく済むとされているが、1つのニューロンの活性値の計算に、入力要素の多項関係をその組み合わせ数だけ計算する必要があり、実質的な計算量の削減に成功しているかどうかは疑問が残る。

4.3.高階層化

4.3.1.結合の局所化

層数を増やすと同時に結合を局所化することによってニューロン数や結合数を減らせることがいくつかの研究[15,6,14,16,17]から読みとれる。このようなモデルの1つにネオコグニトロン[16]がある。

ネオコグニトロンは、図5のように、and型(単純ニューロン)の細胞層とor型(複雑ニューロン)の細胞層を明示的に分けて、それらを交互に重ねた多層モデルである。各細胞層は、複数の細胞面(細胞の2次元配列)

から構成されている。

and型の細胞層の場合、各ニューロンは、入力側のor層の全ての細胞面に対して、同一位置の局所領域と結合している。また、隣接したand型ニューロンの結合領域の中心は微小にずれている。同一細胞面内のニューロンは、全て同じ重みベクトルを持ち、特定のパターンにのみ活性化する。結合領域の中心が同じ異なった細胞面のニューロンは細胞面に垂直の方向に一列に並んでコラムを形成している。

また、or型層の細胞面は、それぞれ入力側のand型層の細胞面と一対一に対応している。各or型ニューロンは、対応するor型細胞面の局所領域とのみ正の重みで結合しており、結合領域内で1つでもニューロンが活性化すると活性化する。隣接するニューロンの結合領域は、and型の場合と比べて中心位置のずれが大きい。つまり、位置ずれの吸収をして解像度を落としている。このように、解像度を徐々に繰り返し落とすことによって、最上位層では、大きなパターンの位置ずれや拡大縮小に不変な認識が可能になっている。ただし、各繰り返しのand層で一端特徴抽出を行い、特徴毎に解像度を落とすので、入力パターンそのものの解像度を落とすのと異なり、パターンの微細な特徴を用いた認識が可能になっている。

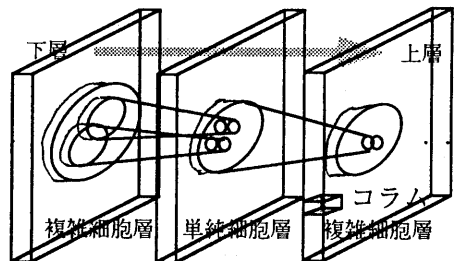


図5 ネオコグニトロンの局所結合

この結合形態の利点[18]は、まだ十分に分かっているとはいえないが、3層NNに比べて、計算コストの削減の点で優れていると思われる。

- 多次元のパターン空間を on-off の1次元出力に縮退させる問題を部分問題に分割して分割統治型のアルゴリズムで解いており、計算コスト(結合数)が大幅に削減されている。

- パターン全体が階層的に表現されており、部分パターン（中間ニューロン）が複数のパターンで共有されるため、ニューロン数が削減されている。

4.3.2.or型ニューロンの学習

ネオコグニトロンは、or層による位置ずれ吸収という不偏認識のための構造を明示的に導入することによって並行移動および拡大縮小に不変な認識を可能にしている。更に、回転不変など一般的な性質を有するカテゴリを形成するためには、or型ニューロンで、位置ずれ吸収に加えて、細胞面にまたがったコラム内の特徴統合を行えばよい。例えば、コラム内で微小回転したパターンの統合を繰り返し行うことによって、全体では大きな回転に不変な認識を行うことができる[19]。より一般的な性質のカテゴリ形成において、or統合すべき特徴の集合を見つけることは容易ではないが、ここでは最近の研究を2つ挙げる。

1つは、ネオコグニトロンのモデルにもなっている視覚皮質のハイパーコラム構造を構成するための自己組織化原理であり、もう1つは、部分パターンの共起関係に基づく構成法である。

ハイパーコラムでは、類似した部分パターンに対応したニューロンが物理的に隣接しておりコラムを形成している。すなわち、自己組織化によって、直接or型ニューロンを学習するのではなく、予め設定されたor型ニューロンの局所的な結合領域内にor統合すべきand型ニューロンを何らかの意味で最適配置していると考えられる。この最適配置のための原理は、様々な角度から研究がなされており[20,21]、特にKohonenのFeature Map[22]²に基づくモデルは、その特性が計算論の立場からもよく整理されている[23,24,25]。この原理に基づいて得られるor統合パターンは、微小変形を受けたパターン同士をガボール関数でぼかすことによって高い内積相関が得られるような連続的な変形を全て含むことになる。

or統合すべきパターン集合の性質は、パターン間の内積相関を用いずに定義することができる。今、図6に示すように、カテゴリ C^0 は、部分カテゴリ C^1 、 C^2 、 C^3 が全てonの状態である

パターン集合とする。ここで、 C^1 、 C^2 、 C^3 は、それぞれパターン集合 $\{U_i^1\}$ 、 $\{U_i^2\}$ 、 $\{U_i^3\}$ のor演算によって得られるものである。このとき、集合 $\{U_i^1\}$ 、 $\{U_i^2\}$ 、 $\{U_i^3\}$ は、「どの要素の組み合わせを選んでも、その組み合わせパターンがカテゴリ C^0 に属する」という条件を満足するものでなければならない。近年、自然言語処理の分野では、前述の条件を共起関係と呼び、サンプル文から共起関係に基づいて文法（パターンの階層表現）を生成する試みが行われている[26]。CVの分野でも、カテゴリの抽象度が増して記号的な概念に近いレベルを取り扱うようになると、カテゴリ間に明確な類似度を定義できなくなることも考えられる。[26]のアルゴリズムは、共起関係の項数が増えると膨大な計算量を要するので、次元数の高い多層NNの問題に直ちに適用できるものではないが、今後CVの立場からもこのような研究が必要になってくると思われる。

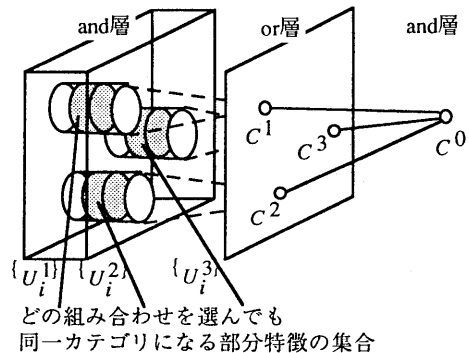


図6 共起関係に基づくor型ニューロンのパターン統合

5.記号情報のトップダウン利用

5.1. トップダウン処理

はじめに述べたように、本稿では、CVにおける記号を対象物のカテゴリと考えた。このような記号は、推論や計画に適した抽象的な情報表現であると同時に、対象物領域全体の性質を表した大体的な情報である。このような記号情報をフィードバックすることにより、信号レベルにおける画素単位あるいは部分特徴単位の局所的な解析では不十分であった処理内容を改善することができる。

多層NNの多くは、記号情報を入力部側にフィードバックする機能として、入力パター

² KohonenのFeature Mapについては、今なお多くの研究発表が見られるが、一通りの大系化がなされたように思われる。詳しい内容は文献[22]を参照されたい。

ンを目的カテゴリに属するパターンに再構成する機能を備えている。例えば、BP学習モデルの場合、認識時の出力値と目的カテゴリの正しい出力値との差分を誤差逆伝播する際に重みベクトルを変更する代わりに活性値を繰り返し変更することによって、入力パターンの再構成を最急降下法によって実現できる[27,28]。いずれのモデルの機能も、目的カテゴリに属するパターンのうち入力パターンに最も近いパターンを再構成するものである。以下では、これらの機能を用いた前処理（初期視覚処理）の改善と不変認識の改善について述べる。

5.2. 前処理（初期視覚）の改善

初期視覚では、エッジ検出のしきい値や正規化の不連続検出のためのペナルティエネルギーなど、多くのパラメータを用いる。これらのパラメータは個々の入力画像に対して適応的に設定するべきであるが、信号レベルの局所的な情報のみを用いて設定することには限界がある。この問題に対して、記号のフィードバック情報を用いると以下のような改善が可能になる。

1. 前処理後の画像に対して物体認識を行う。
2. 最も強く活性化されたカテゴリニューロンを強制的に最大に活性化し、トップダウン機能を用いてパターンを再構成する。
3. 再構成パターンと入力パターンの違いを調べる（図 7(a)）。
4. 両パターンの違いが前処理の修正（例えばしきい値の変更）によって解消できるかどうか調べ、可能なものは修正する。
5. 前処理を修正した後のパターンに対して再度認識を行う（図 7(b)）。

もし、ステップ2で十分に強く活性化しているニューロンが1つもない場合は、以上の処理を全てのカテゴリについて行って、最も信頼度の高い（カテゴリニューロンの活性値が高い）ものを出力とする。

5.3. 不変認識の改善

Asogawaら[29]は、BPモデルの入力部をパターン上を動く動的なセルを用いて構成し、不変認識への応用を行っている。

まず、入力パターンを認識する。前節のステップ2と同じ要領で目的カテゴリを決め、カテゴリニューロンが最大活性値になるように活性値の誤差逆伝播を行う。このとき、入力パターンを適当なスケールのガウスフィル

タでぼかしておく。そして、誤差逆伝播の結果、濃度値が大きくなるセルは、その現在位置におけるパターンの濃度値のグラディエントに基づいて、濃度値の大きな方向へ山登り法で移動する。同様に濃度値が小さくなるセルは、濃度値が小さくなる方向へ移動する。最終的には、全てのセルは、再構成パターンと入力パターンが重なるように移動して停止する。

更に、Asogawaらは、入力セルをメッシュ状のパネで結合し、セルどうしの相対的な位置関係の変形が affine 変換に限られるように弱い制約を加えている。

このモデルを用いて以下の手続きで認識を行う。

1. 1つの目的カテゴリを決め、入力セルを移動させる。
2. 移動したセル位置でパターンを再認識し、カテゴリユニットの活性値とパネの変形が affine 変換からずれている度合いとを総合的評価して、入力パターンが目的カテゴリに属する信頼度を計算する。
3. 以上の処理を全てのカテゴリについて行い、最も高い信頼度を得たカテゴリを出力する。

この方法では、濃度値のグラディエントに基づく山登り法によってセルが移動できる範囲では、多層 NN が記憶しておくべきパターンは1つで良いことになる。従って、学習サンプルを間引くことができるという利点を持っている。

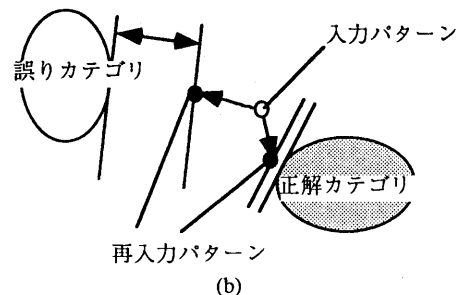
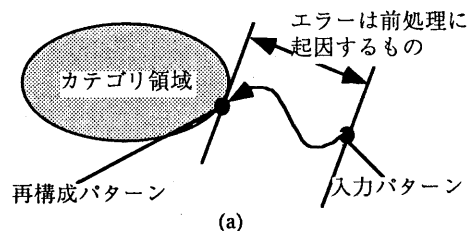


図7 トップダウン情報を用いた前処理の改善 (a)変換パターンと入力パターンとの比較による前処理の修正。(b)前処理修正後の再入力パターンによるカテゴリの決定

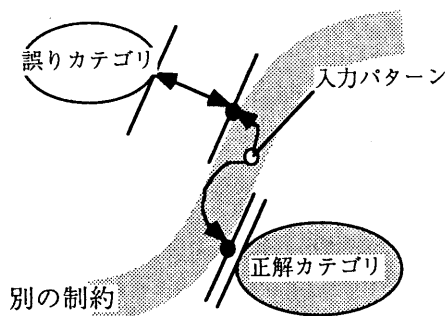


図8 他の類似度を統合した不変認識

6. おわりに

本稿では、記号とパターンの統合処理における多層 NN の有効性を検討した。多層 NN の課題は、ベクトルの内積相関では自然に表現できないパターンの類似性を扱う問題に対して、如何にニューロン数を減らせるかにある。この問題に対しては、問題毎に適切なネットワーク構造を見つけることが重要である。従って、CV問題がどの程度複雑な問題なのか、あるいはパターンの分布が持つ特殊な性質(偏り)があるのかを調べ、CV向きのネットワーク構造を発見する研究が重要であると思われる。

また、記号レベルの推論や計画の結果をどのようにパターンレベルにフィードバックし、新しい情報を得るかといった視覚情報処理の高度化の研究も必要であると思われる。このような高度化を目指した最近の研究としては、文献[30,31]が挙げられる。

[参考文献]

- 1 川人, 乾, 視覚大脳皮質の計算理論, 信学論 D-II, Vol. j73-D-II, No. 8, pp. 1111-1121, 1990
- 2 B. Irie, S. Miyake, Capabilities of Three-layered Perceptrons, IEEE Annual International Conference on Neural Networks, 1988
- 3 船橋, ニューラルネットワークによる連続写像の近似的実現について, 信学技報,

MBE88-19, 1988

4 船橋, ニューラルネットワークの capability について, 信学技報, MBE88-52, 1988

5 R. P. Lippman, An introduction to computing with neural nets, IEEE ASSP Magazine, Vol. 4, p. 14, 1987

6 D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, Learning internal representations by error propagation, Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition, Vol. 1: Foundations, pp. 318-362, MIT Press, Cambridge, MA, 1986

7 H. Kitano, Designing Neural Networks using Genetic Algorithms with Graph Generation System, Complex System, Vol. 4, 1990

8 S. Harp, T. Samad and A. Guha, Towards the Genetic Synthesis of Neural Networks, Proc. of ICGA-89, 1989

9 G. Miller, P. Todd and S. Hegde, Designing Neural Networks using Genetic Algorithms, Proc. of ICGA-89, 1989

10 H. Kitano, Neurogenetic Learning: An Integrated Method of Designing and Training Neural Networks Using Genetic Algorithms, Technical Report, Carnegie Mellon University, 1992

11 C. L. Giles and T. Maxwell, Learning, invariance, and generalization in high-order neural networks, Applied Optics, Vol. 26, 23, December 1, pp. 4972-4978, 1987

12 C. L. Giles, R. D. Griffin and T. Maxwell, Encoding geometric invariance in high-order neural networks, Neural Information Processing Systems, American Institute of Physics Conference Proceedings, pp. 301-309, 1988

13 B. M. Reid, L. Sprikovska and E. Ochoa, Rapid training of higher-order neural networks for invariant pattern recognition, International Joint Conference on Neural Networks, Washington DC, Vol. I, pp. 689-692, 1989

14 M. W. Koch, M. W. Roberts and S. W. Aiken, A Vision Architecture for Scale, Translation and Rotation Invariance, Proc. of IJCNN-90, Vol. II, pp. 393-396, 1990

15 B. G. Horne and D. R. Hush, On the Node

- Complexity of Neural Networks, *Neural Networks*, Vol. 7, No. 9, pp. 1413-1426, 1994
- 16 福島邦彦著, 神経回路網と情報処理, 朝倉書店, 1989
- 17 木方, 松本, 岡田, 鳥脇, 大規模画像処理のための並列協調型ニューラルネットワークの一実現方式, *信学技報 NC95-14*, pp. 103-110, 1995
- 18 R. Kinsker, Self-organization in a perceptual network, *Computer Magazine*, Col. 21, pp. 105-117, 1988
- 19 鶴田, 中村, 谷口, 雨宮, 形式的なパターン記述からのハイパーコラムモデルの導出, *信学技報 PRU94-40*, pp. 9-16, 1994
- 20 M. Miyashita and S. Tanaka, A mathematical model for the self-organization of orientation columns in visual cortex, *NeuroReport*, Vol. 3, No. 1, pp. 69-72, 1992
- 21 K. D. Miller, Development of orientation columns via competition between on- and off-center inputs, *NeuroReport*, Vol. 3, No. 1, pp. 73-76, 1992
- 22 T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*, Springer Series in Information Sciences, 1995
- 23 R. Durbin and G. Mitchison, A dimension reduction framework for understanding cortical maps, *Nature*, Vol. 343, pp. 644-647, 1990
- 24 K. Obermayer, G. G. Biazdel and K. Schulten, A neural network model for the formation and for the spatial structure of retinotopic maps, orientation and ocular dominance columns, In T. Kohonen, K. Makisara, O. Simula and J. Kangas, editors, *Artificial Neural Networks*, pp. 505-511, Elsevier Science Publishers B. B., 1991
- 25 高橋, 中内, 臼井, 受容野の最適配置に基づく視覚皮質地図の形成, *信学技報 NC93-108*, pp. 211-218, 1994
- 26 松永, 中村, 長尾, 共起関係に注目したDM分解と確率的推定による単語のクラスタリング, *信学技報 NL72-8*, pp. 1-8, 1989
- 27 山田, 天満, 階層ニューラルネットワークによる意識的想起と想起学習の検討, *信学技報 NC90-22*, 1990
- 28 K. Yamada, Learning of Category Boundaries Multi-layer Neural Network, *Proc. of IJCNN*, Vol. 2, pp. 7-12. 1991 Based on Inverse Recall by
- 29 M. Asogawa, Adaptive Input Field Neural Network - that can recognize rotated and/or shifted character -, *Proc. of IJCNN 90*, Vol. 3. pp. 733-738, 1990
- 30 T. Omori, Dual Representation of Image Recognition Process-- Interaction of Neural Network and Symbolic Processing -, *Proc. of International Symposium on Neural Information Processing*, pp. 50-53, 1992
- 31 I. A. Bachevalier and A. M. Waxman, Mobile Robot Visual Mapping and Localization: A View-Based Neurocomputational Architecture That Emulates Hippocampal Place Learning, *Neural Networks*, Vol. 7, Nos. 6/7, pp. 1083-1099, 1994