

人間のパターン認知機構とそのシミュレーション

梅野正義・王 景雪・神保孝志

電気情報工学科

(1989年9月1日受理)

The Mechanism and Simulation of Human Pattern Recognition

Masayoshi UMENO, Jing-Xue WANG and Takashi JIMBO

Dept. of Electrical and Computer Eng.

(Received September 1, 1989)

In this paper, the mechanism of human pattern recognition is reviewed and, as one application, a recognition model of hand-written numeric characters is discussed. In this model, the input layer is divided into some local fields, which overlap one another. A unit on intermediate layer 1 receives inputs from a local field. With this structure, connections and calculations can be reduced.

1. 序 論

電子計算機はノイマンによって提案されてから、四世代の交替を経過して、今年43年目に入った。この40年ぐらいの短い間に、計算機は計算の速さや正確さなど一連の特徴で人間の信頼を得て、社会システムのいたるところに浸透し活躍してきた。ひところは“電子頭脳”などともてはやされたが、人間の研究範囲の拡大にしたがって、以下のような事実が明らかになった。即ち、そのいわゆる“電子頭脳”であるノイマン型電子計算機が実現したものはわれわれ人間の能力のごく一部である。例えば、自然言語の理解・図形識別などの問題に対しては、われわれ人間では子供でもできるが、電子計算機ではとても困難である。上述の原因で、ここ数年では、脳の情報処理メカニズムを模倣して、ノイマン型電子計算機が苦手としてきた図形処理・パターン認識及び自然言語の理解などができる機械（ニューロン・コンピュータとも呼ばれる）の開発研究が、世界的な関心になっている^{1)~5)}。言い換えれば、人間が持つ機能により近い機械の開発が進んでいる。

このように、生体が持つ優れた能力を工学的に実現するときに、生物系と工学系の橋渡しをするのが、いわゆる生体工学といわれるものである。これには“生体機能の合成”と“生体機能の解析”という二つの立場がある。“生体機能の合成”とは、生体が長い歴史を経て進化してきた優れた機能を学び、それをヒントに工学機能を実現しようという工学側の要求からなるものである。“生体機能の解析”とは、工学系で発達した理論や方法を生物

系科学に利用することにより、生体の機能を解き明かそうというものである。

ここでは、生物系の視覚機能を対象として、“生体機能の合成”の立場から、人間のパターン認識メカニズムに基づいて、手書き文字を認識できる人工網膜デバイスを実現するためのモデルを提案し、報告する。

2. 人間のパターン認知機能^{6),7)}

2.1 網膜の構造及び視覚系の情報処理

網膜は脳の中で神経回路が極めて複雑な一部で、厚さは0.1~0.5mmである。Fig.1は電子顕微鏡による観測をもとにして描いた網膜内神経回路の模式図である。網膜の細胞は視細胞層・内顆粒層・神経節細胞層の3層に分かれている。

視細胞層には杆状体 (rod) と錐状体 (cone) がある。杆状体は暗いところで物を見るのに働き、錐状体は杆状体に対して感度が低く、明るいときに働く。杆状体と錐状体には、光受容の主役をする視物質をたくさん含んでいる。水晶体や角膜などのような生体レンズを通過して視細胞層に至る外界光信号は、この視物質に当たると、一連の生体化学反応を引き起こし、電気信号に変換される。また、ヒトやサルなどの霊長類の視細胞層には、光スペクトルに対する分光感度の異なった3種類の錐状体がある。つまり、赤色光に最大感度を持つもの、緑色光に最大感度を持つもの及び青色光に最大感度を持つものがある。これはわれわれ人間の色覚の基礎をなしている。

視細胞層から出た電気信号は内顆粒層の双極細胞 (bipolar cell) により一次処理して、網膜の出力細胞で

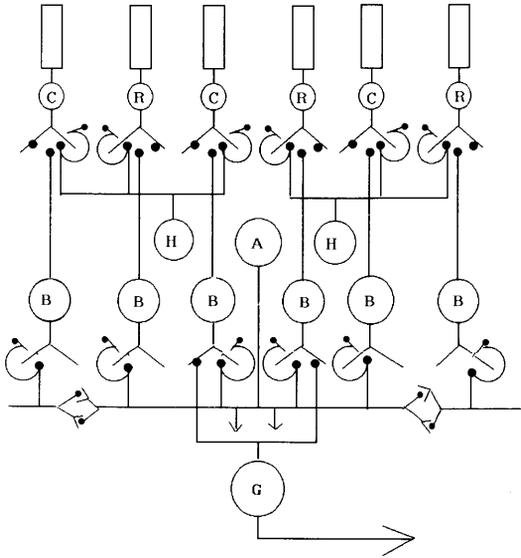


Fig. 1 Illustration of retinal nerve tissue.
 R: rod C: cone H: horizontal cell B: bipolar cell
 A: amacrine cell G: ganglion cell

ある神経節細胞 (ganglion cell) に伝えられる。さらに、神経節細胞はこれをパルス列に変換し、中枢へ送る。なお、この“視細胞→双極細胞→神経節細胞”という縦の経路は水平細胞 (horizontal cell) とアマクリン細胞 (amacrine cell) という2種類のニューロンによって横方向に結合されている。視細胞と水平細胞間および双極細胞とアマクリン細胞間には負のフィードバック回路が形成されている。

2. 2 視覚系の受容野

生理学では、生体の視覚系の途中の一つの神経細胞に微小電極を挿入し、網膜上の種々の位置にスポット光を与えたときの反応が調べられている。これによれば、この細胞になんらかの反応をひきおこす網膜上の領域があり、この領域はこの神経細胞の受容野と呼ばれている。ネコヤサルの実験によると、脊椎動物の網膜の出力細胞 (あるいは神経節細胞) では、受容野はほぼ円形をなしている。受容野にスポット光を当てるときの反応様子を調べてみると、Fig.2 のような2種類の受容野が発見された。(a) は on 中心型受容野と呼ばれる。この種の受容野では、その中心部に光を当てると出力側にパルスを発生し (on 反応という)、周辺部に光を当てると逆にパルスが停止し、光を消した瞬間に多数のパルスを放出する (off 反応という)。(b) には、中心部と周辺部の働きが (a) と全く逆になった off 中心型受容野を示す。こ

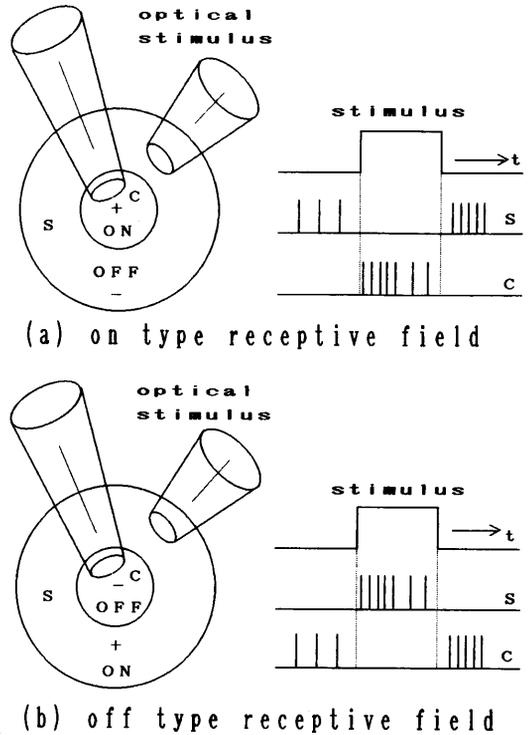


Fig. 2 On and off-center receptive fields of retinal ganglion cells.

れにおいて、普通 on 反応及び off 反応の領域はほぼ同心円状をなして、中心部と周辺部が互いにきつ抗している。

大脳皮質視覚領の細胞についても受容野が調べられているが、網膜におけるものと全く形を異にしている。これらは Hubel らによれば、その働きによって、単純型細胞・複雑型細胞及び超複雑型細胞などに分類されている⁹⁾。単純型細胞は Fig.3 のような形の受容野を持っていて、受容野上の on 反応領域 (+印) に一致した位置に直線状の光または白黒エッジが当たると強く反応するが位置及び角度がずれるとほとんど反応しなくなる。複雑型細胞は特定方向の直線やエッジが受容野の中にありさえすれば、その位置に無関係に反応する。また、超複雑細胞の中には網膜上に与えたパターンの角の部分に強く反応するものや特定の長さの直線に強く反応するものなどがあり、一般に入力パターンの持っている種々の特徴の複雑な組合せに反応を示す。また、視覚領の細胞の受容野では入力パターンが静止したものよりも特定の方向へ動く場合に強い反応を示すものが多いことも知られている。

網膜から大脳視覚領までの視覚経路は Fig.1 のようにいくつかの細胞層が介在し、信号はこれらの細胞層を経

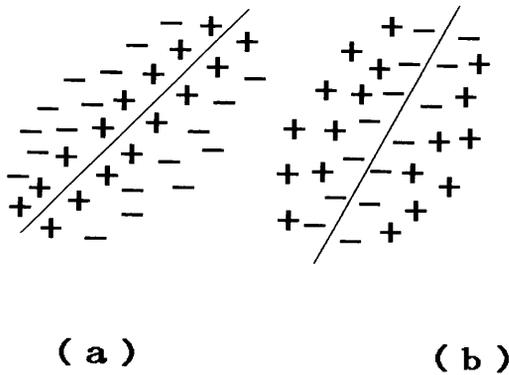


Fig. 3 Typical arrangements of the receptive fields of simple cortical cells

て伝送されている。ある細胞層の一つの神経細胞は上述のような受容野を持っているが、この層内には、このような性質の細胞が数多く並んでいて、それぞれの受容野は Fig.4 のように互いに密にオーバーラップしている。このため任意の二つの細胞層間の結線は相互に入り組んでおり、数式表現すると空間積分演算で表わされると考えられる。すなわち、空間座標 (x, y) に対して、入力側の層の信号を $v(x, y)$ 、出力側層での反応を $z(x, y)$ として、

$$z(x, y) = \iint W(x-y', y-y') v(x', y') dx' dy'$$

と表されると考えられる。ここに、 $W(x, y)$ は細胞層間の結合の重みを表わす関数である。

3. 手書き文字認識ニューラルネット・システム

3. 1 モデルの構成

ニューラルネットは入力層、中間層 1、中間層 2 及び出力層からなり、各層内の結合はなく、信号は上層に向かって一方向に伝達されるフィードフォワード型の階層

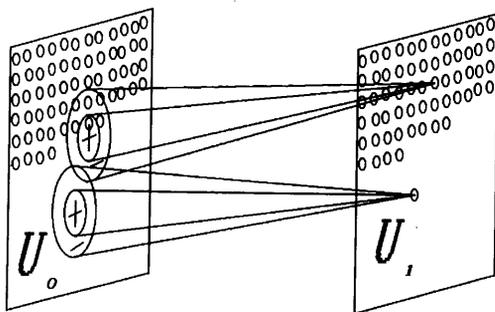


Fig. 4 Illustration of interconnection between cell layers in the case of two dimension.

的なネットワークである。ここで、入力層は網膜の視細胞層に相当し、外界の入力パターンがこの層からネットワークに入る。中間層 1 と中間層 2 は網膜の内顆粒層と神経細胞層に対応し、入力層から入ってきた信号はこれらにより一次処理して、ネットワークの出力層へ送られる。出力層は脳の視覚領に相当する。なお、各層間の接続については、出力層と中間層 2 の各ユニットは、それぞれの下層の全てのユニットと接続されているが、中間層 1 の各ユニットと入力層のユニットの接続は、2 次元的に結合範囲を限定され、一部の結合範囲は互いにオーバーラップしている。Fig.5 (a) はニューラルネットの層間結合の様子を示す。Fig.5 (b) は Fig.5 (a) の入力層内の破線部分の拡大図である。A・B・C などの円状部分は中間層 1 の結合範囲(受容野)を表す。ここで、円状に描いてあるのは結合範囲が互いにオーバーラップすることを理解するためだけのものであり、実際に円状である必要はない。シミュレーション時には正方形の結合範囲を用いた。例えば、A の結合範囲は、“・”で塗りつぶした A 円と外接した正方形領域である。同じように、B の結合範囲は、B と外接した正方形領域である。

入力層を除く各層のユニットは、下の層のユニットからの重み付き入力を受けて、その総和を計算し、それに適当なしきい値関数で処理した後、その値を上層へ出力する。すなわち、 I_k^i 、 O_k^i をそれぞれ第 k 層の第 i ユニットの入力総和、出力とし、 $W^{k-1,k}$ を第 $k-1$ 層の第 j ユニットの第 k 層の第 i ユニットの結合の強さ、 θ_k^i を第 k 層 i ユニットのしきい値とすると、これらの変数の間の関係は

$$I_k^i = \sum_j W_j^{k-1,k} O_k^{j-1} - \theta_k^i \tag{1}$$

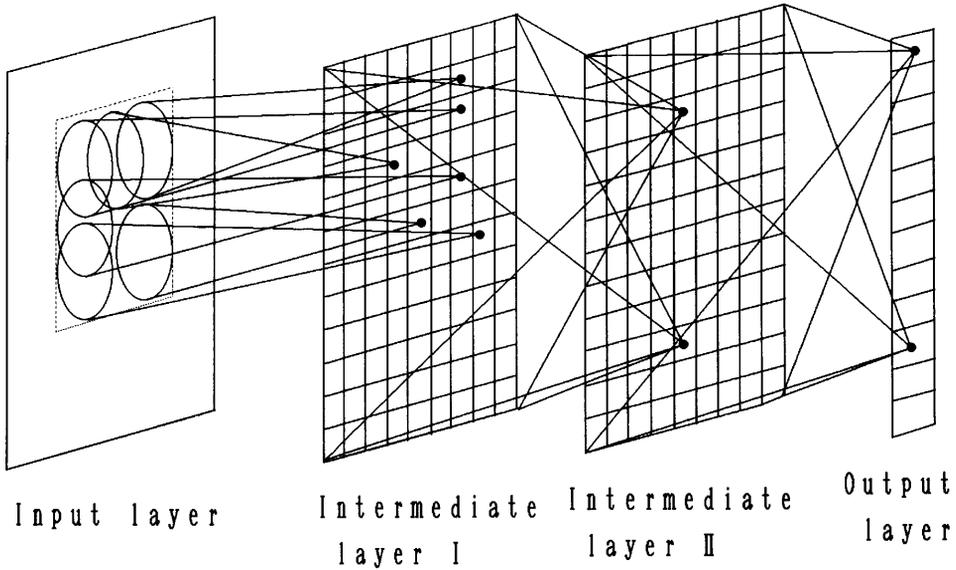
$$O_k^i = f(I_k^i) \tag{2}$$

となる。ここで、閾値関数 $f(x)$ は、微分可能な関数である。

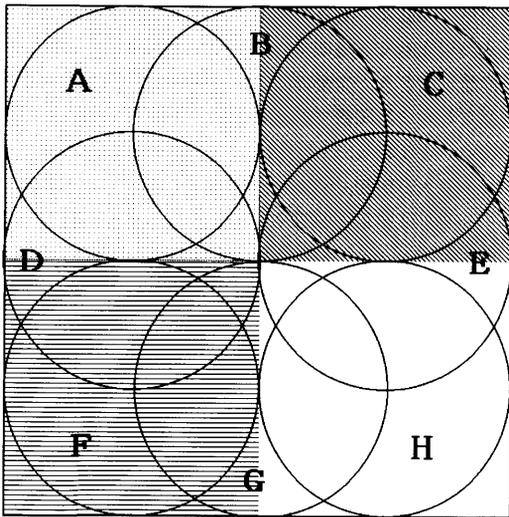
3. 2 ネットワークの学習メカニズム

Fig. 5 に示した階層ネットワークを学習させるには、入力層の各ユニットに入力データを与え、出力層から出力された値を望ましい値(教師信号とも呼ばれる)と比較し、その差を減らすように結合の強さを変えればよい。ここでは、学習アルゴリズムとして、Rumelhart ら⁹⁾により提案されたバックプロパゲーション法(Error Back Propagation)を用いた。

バックプロパゲーションでは、評価関数 E として、階層ネットワークにある入力パターンを与えたときに、出力層から出力される値 O_i と、教師信号として外部から与えられる望ましい出力の値 t_i の 2 乗誤差総和を用いた。



(a) Hierarchical structure of the interconnections between different cell-layers.



(b) Illustration of receptive fields of intermediate layer 1.

Fig. 5 Illustration of the model structure.

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (t_i - O_i)^2 \tag{3}$$

ネットワークを学習させる目的は、この2乗誤差総和を最小化するよう、各層間の結合強度を変更していくことである。そこで、結合の修正量 ΔW^{k-1k} を求めればよいわけである。 ϵ を定数として

$$\Delta W^{k-1k} = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial W^{k-1k}} \tag{4}$$

となり、ここで、

$$\frac{\partial E}{\partial W^{k-1k}} = \frac{\partial E}{\partial I_i^k} \cdot \frac{\partial I_i^k}{\partial W^{k-1k}} = \frac{\partial E}{\partial I_i^k} \cdot O_i^{k-1} \tag{5}$$

となる。 $\partial E / \partial I_i^k$ の計算はユニット i が出力層にあるか中間層にあるかで異なる。

中間層ユニットの場合は

$$\frac{\partial E}{\partial I_i^k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial I_j^{k+1}} \cdot \frac{\partial I_j^{k+1}}{\partial O_i^k} \cdot \frac{\partial O_i^k}{\partial I_i^k} \tag{6}$$

$$= \sum_j \frac{\partial E}{\partial I_j^{k+1}} \cdot W_{ji}^{k+1} f'(I_i^k) \tag{7}$$

出力ユニットの場合は

$$\frac{\partial E}{\partial I_i^k} = \frac{\partial E}{\partial O_i^k} \cdot \frac{\partial O_i^k}{\partial I_i^k} \tag{8}$$

$$= (t_i - O_i^k) f'(I_i^k) \tag{9}$$

である。 $\partial E / \partial I_i^k = d_i^k$ とおくと、結合の修正量 ΔW^{k-1k} は

$$\Delta W^{k-1k} = -\epsilon d_i^k O_i^{k-1} \tag{10}$$

$$d_i^{0\mu} = -(t_i - O_i^{0\mu}) f'(I_i^{0\mu}) \tag{11}$$

$$d_i^k = (\sum_j W_{ji}^{k+1} d_j^{k+1}) f'(I_i^k) \tag{12}$$

という式を満たすものになる。

実際、バックプロパゲーションによる学習では、振動を減らし、学習の収束を早めるために、結合強度を変更する際に、前回の変更量が影響するように変更するのが一般的である。すなわち

$$\Delta W^{k-1k}(t+1) = -\epsilon d_i^k O_i^{k-1} + \alpha \Delta W^{k-1k}(t) \tag{13}$$

ここで、 α は学習の加速度レート、 t は学習の回数を表わ

す。

3.3 計算機シミュレーション

上記のようなニューラルネットモデルの計算機シミュレーションを行った。シミュレーションでは、入力層の細胞数は 24×24 個、中間層1の細胞数は40個、中間層2の細胞数は10個、出力層の細胞数は10個とした。中間層1と入力層の結合範囲は 6×6 とした。また、各層間の結合の初期値は $-0.5 \sim 0.5$ のランダム値で、閾値の初期値は $0 \sim 1$ のランダム値である。閾値関数としては、式(14)のようなシグモイド関数が使われている。学習パラメータは $\alpha = 0.7$ 、 $\epsilon = 0.3$ を用いた。

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad (14)$$

上述のパラメータを用いて、24人分の数字(0~9)を学習させてから、25人分の未学習のデータを認識実験した結果、認識率は85.3%であった。Fig. 6は学習させた後、この回路がどの程度変更したパターンまで正しく認識できるかを例示したものである。図に見られるように、このシステムは入力パターンの形変に、影響されずに正しく認識できる。

3.4 人工網膜実現への課題

今回作成したモデルは、ハードウェア化を目指すという事でかなりシンプルなものにしたが、実際のハードウェア化に際してはまだ数多くの課題が残っている。そ

の中で、深刻な問題として次の二つがある。一つは、層間の結合を学習のために変化させる方法であり、もう一つは、多数の細胞ユニットと重み付けを同一チップ上で結合する配線技術である。確かに、現在の集積化技術でもかなり多くのユニットを同一チップ上に実現できるが、重み付けにあたる極小の可変結合の抵抗を作製し、それらを多数にチップ上に実現する技術はまだない。そのため、今までに実現されたニューラルネットLSIでは、普通抵抗値を固定としているが、ニューラルネットの能力を十分に発揮させるためには結合の可変性がぜひとも必要である。

最近、可変結合を試みているニューラルネットLSIがいくつか報告されている^{10)~12)}が、方法としては、いずれも、ニューラルネットチップの内部に可変結合の値を格納するためのメモリ(RAM)または不揮発的なメモリ(EEPROM)ユニットを開設し、結合の変更は、ホストコンピュータによって行う。明らかに、この方法では、ニューラルネットの“並列処理”というメリットがほとんどなくなっており、あくまでも一つの実験方法である。新しいLSI技術の開発にしたがって、ハードウェアの動作特性や動作状態を変えてやることによって、結合を変更させるニューラルネットLSIが実現できるであろう。

一方、ニューラルネットの膨大な配線問題の解決策については、シリコン(Si)基板とIII-V化合物半導体の組み合わせることによる新しい配線技術の開発が注目を集めている^{13)~16)}。具体的に言えば、Siにガリウムひ素

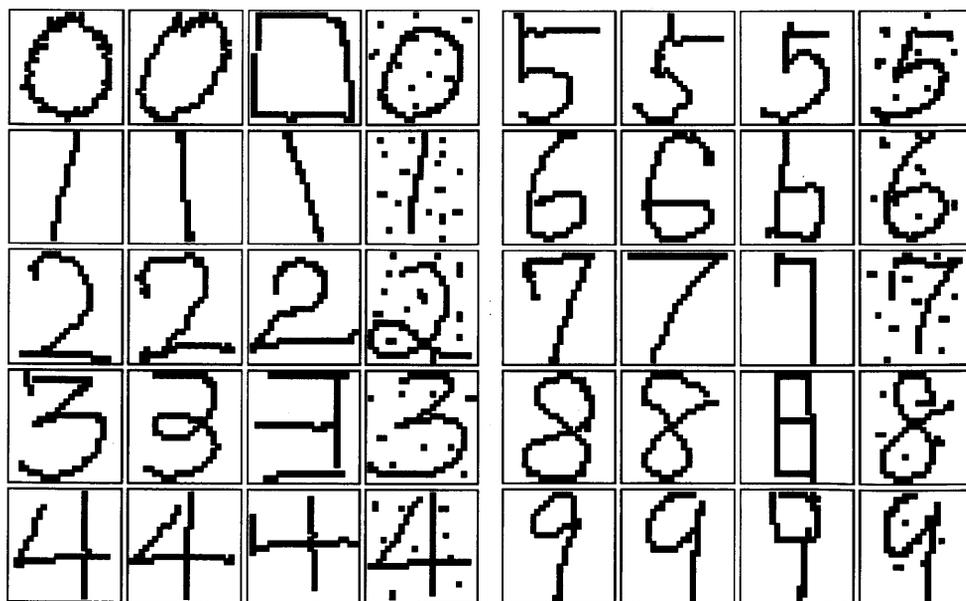


Fig. 6 Examples of the deformed numerals which the model recognized correctly.

(GaAs)の発光機能を持たせる光電子集積回路(OEIC)やSiC上にGaAsを成長し、GaAs中にもICを構成し、SiのICとGaAsのICの間が光で結合された3次元ICなどの開発が期待されている。なお、もしこのような光配線が実現できれば、実配線を設ける必要がないうえ、結合する2つの細胞ユニット間の回路上の電位差を考慮しなくてすむという利点もある。現在のところ、Si基板上にGaAsを成長するには、SiとGaAsの間に、格子不整合、熱膨張係数の違い及び有極性/無極性半導体結晶に伴う逆相領域の発生などの問題があるが、それらの解決は名古屋大学を中心として、鋭意なされてきて、良好なGaAs/Siの結晶成長に成功している。いずれにしても、Si上に化合物半導体を結晶成長する研究が人工網膜のハード化、実用化に、将来のカギを握っているとも言えるであろう。

4. ま と め

本論文では、人間のパターン認知機構及びこれに基づいた手書き文字認識ニューラルネットシステムモデルについて述べた。本モデルの特徴は、中間層1の各ユニットに接続される入力層の範囲は入力層全体でなく、部分的な範囲であること、および各受容範囲が互いにオーバーラップしていることである。これによると、システム全体の配線数や計算量などが従来の多層パーセプトロンよりかなり減少するうえ、システムの働きが生体の視覚系にさらに近づいてくる。実際、人工網膜デバイスを実現するためには、高認識率及びシンプルさがモデルの一番重要な目標である。現在、新しいモデルとその光電子デバイス化を検討している。

参 考 文 献

- 1) 輝きを見せはじめたニューロ・コンピュータ<日経コンピュータ>1988, 3, 14 pp. 87-105.
- 2) David E. Rumelhart et al.: <PARALLEL DISTRIBUTED PROCESSING> MIT Press 1986.
- 3) 梅野, 朱, 中村「生体の視覚系モデルによる文字パターン認識」電学論C Vol. 108-C pp. 453-456, 1988.
- 4) 朱, 岩瀬, 神保, 梅野「ニューロンモデルを用いた文字認識」光学 Vol. 18 pp. 250-255, 1989.
- 5) 梅野, 枇杷木「文字パターン認識における自己組織化を利用した特徴の検出」信学論D J 69D pp. 1443-1449, 1986.
- 6) 樋渡<生体情報工学>コロナ社 1971.
- 7) 福島<視覚の生理とパイオニクス>コロナ社 1976.
- 8) D. H. Hubel and T. N. Wiesel: "Receptive fields and functional architecture in two nonstriate visual area of the cat" J. Neurophysiol. 28 pp. 229-289 1965.
- 9) D. E. Rumelhart et al.: "Learning Representation by Back-propagation Error" Nature Vol. 323 pp. 533-536, 1986.
- 10) Y. Hirai et al: "A Digital Neuro-Chip with Unlimited Connectivity for Large Scale Neural Networks" IJCNN89 P. II-163.
- 11) Silvio Eberhardt et al: "Design of Parallel Hardware Neural Network Systems from Custom Analog VLSI 'Building Block' Chips" IJCNN89 P. II-183.
- 12) Mark Holler et al: "An Electrically Trainable Artificial Neural Network (ETANN) with 10240' Floating Gate' Synapses" IJCNN89 P. II-191.
- 13) 酒井, 梅野「ガリウムひ素・シリコン一体化結晶」Semiconductor World No. 2 pp. 1-6, 1986.
- 14) 梅野, 曾我「Si基板上への化合物半導体のヘテロエピタキシー」応用物理 Vol. 55 No. 8 pp. 47-50, 1986.
- 15) 梅野, 曾我「Si基板上へのGaAs結晶成長と光素子への応用」電子情報通信学会誌 Vol. 70 No. 2 pp. 169-173, 1987.
- 16) 梅野, 曾我「歪み超格子を中間層に用いたSi基板上へのIII-V化合物半導体のMOCVD成長」日本結晶成長学会誌 Vol. 13 No. 4 pp. 38-42, 1986.