

解説**視覚とパターン認識**

三宅 誠

ATR 視聴覚機構研究所 〒540 大阪市東区城見 2-1-61

(1987年9月29日受理)

Visual Information Mechanism and Pattern Recognition

Sei MIYAKE

ATR Auditory and Visual Perception Research Laboratories,
2-1-61, Shiromi, Higashi-ku, Osaka 540**1. はじめに**

人間の持つ優れたパターン認識能力は、学習、記憶、直感、連想、概念形成など、まだそのメカニズムが解明されていない高次の脳機能に基づくものと考えられる。そこで、もういちど人間を含む生物の情報処理機構を調べ、そのアルゴリズムを応用していくことが、新しい画期的なパターン認識方式を見いだす大きな手掛かりとなる。また、学習や記憶のメカニズムを知ることは、文字や図形だけでなく音声や画像などさまざまな情報を効率的に取り込み、整理し、検索する知的判断機構を実現するための方式の開発にもつながる。

とはいつても、人間の脳の中には100億個以上にも達するといわれる膨大な数の神経細胞があり、これらが複雑に繋がり合って一つの大きな神経回路を構成している。したがって、微小電極を用いて単一神経細胞の反応を分析する神経生理学的手法だけでは、断片的な知識は数多く得られても、脳の神経回路の全容を知ることとはほとんど不可能に近い。そこで、神経生理学的研究と並行して、数学的あるいは工学的な立場からの理論的研究すなわち、バイオサイバネティクス(あるいは神経情報科学)研究を進めることが重要である。

本稿2章では、視覚に関わる情報処理機構について概観し、3章では、すでに学習済みのパターンに関する情報と入力刺激との照合を繰り返しながら処理を進めていくモデルを紹介する。4章では、シンボル化された情報のコンテキストを利用したパターン認識過程のモデル化について述べる。5章では、このような神経回路型モ

デルを実際にシステムとして実現しようという研究と開発の動向について述べる。

2. 脳の神経回路と自己組織化**2.1 階層仮説**

大脳視覚野において、単純型、複雑型、超複雑型という受容野の分類が行なわれると同時に、外側膝状体からはじまる階層的な神経結合によってこれらの受容野の性質を説明しようとする考えが提出された¹⁾。この階層モデルは、外側膝状体から単純型細胞、単純型細胞から複雑型細胞、そしてさらに超複雑型細胞へと直列的な興奮結合を仮定している。この階層モデルの本質は、結合が一段進むごとに細胞の特徴選択性が少しずつ付加されていくという考え方にある。連合野において、さらに複雑な「かたち」に選択的に反応する細胞が見つかること^{2,3)}を考え合わせれば、大脳の中で、情報が単純なものから複雑なものへ階層的に処理され抽象化されていくというこの階層仮説は、脳の神経回路の基本的な設計原理を示唆しており、バイオサイバネティクス研究に大きなインパクトを与えている。

2.2 神経回路の自己組織化

Blakemoreら⁴⁾は、生まれたばかりのネコを縦の縞模様しか見えない環境に置いて育てた。このような環境で育ったネコの大脳視覚野には、縦線に反応する細胞しか見いだせなかったという。もちろん、正常な環境で育てた普通のネコの大脳視覚野には、縦線に反応する細胞だけでなく、横線や斜めの線に反応する細胞も存在するのである。

このように、外からの刺激に応じて神経回路が変化し成長する現象を「自己組織化」と呼んでいる。最近では、発育期だけでなく成熟した生物の脳の神経回路も外からの刺激に応じて変化することを示唆する知見が得られており⁵⁾、「自己組織能力」という脳の柔軟な性質が、学習や記憶といった生物特有の機能を生み出しているものと推定されている。

2.3 教師なしの自己組織化

神経回路の自己組織化の方法には、大別して「教師ありの自己組織化」と「教師なしの自己組織化」がある。教師ありの自己組織化では、神経回路に学習させるべきパターンを一つ呈示するごとに、そのパターンをどのカテゴリーに分類すべきかを教える。あるいは、パターンを一つ呈示するごとに、神経回路にそれが何というパターンであるかを答えさせてみて、その後、その答えが正しかったか誤っていたかを神経回路に教えてやる。回路は、外部の「教師」から教えられるカテゴリーの情報を利用して自己組織化を進めていく。

これに対して、教師なしの自己組織化では、神経回路に学習させるべき何種類かのパターンをただ単に繰り返して呈示するだけで、それぞれのパターンをどのカテゴリーに分類すべきかの情報はいっさい与えない。神経回路は、その初期状態や、外部から与えられる刺激パターンの形とか発生頻度などの影響を受けて自己組織化されていき、その過程でパターンの分類基準を自分自身で作り上げていく。本論文では、教師なし自己組織化を行なうモデルを取り扱っている。

3. 効率的特徴抽出能力をもつ自己組織回路

すでに学習済みのパターンに関する情報と入力刺激との照合を繰り返しながら処理を進めていく構造の回路を構成する⁶⁾。この回路では、順方向の興奮性可変結合と対になった形のフィードバック型抑制性可変結合を想定している。

3.1 Bechtereva⁷⁾ の実験

Bechtereva は、埋込み電極で治療を受けている患者の脳（皮質下部）の神経細胞についてその活動を記録し、種々の単語を聞かせて記憶させ、一定時間後に復唱させることによって神経活動の応答性を調べている。図1にその実験の結果を簡略化して示す。

図1からわかるように、なじみのない単語や意味を理解しない目新しい単語に対しては、単語を聞き終わってから復唱を始めるまでの間ずっと高頻度でパルスを出し続ける細胞が見つかり、その細胞のパルス頻度は、単語

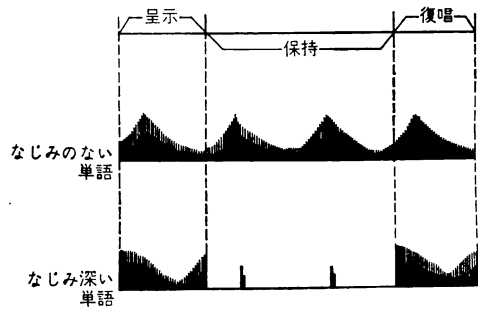


図1 Bechtereva⁷⁾の実験

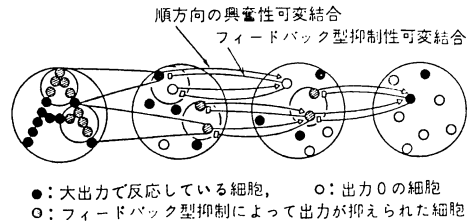


図2 フィードバック抑制結合をもつ回路の基本構造

の音声波形のエンベロープに似た形を示す。一方、被験者になじみ深い単語を与えると、この細胞は、単語の呈示が終わると同時に急速にパルス頻度を減少させ、復唱時に再び高頻度でパルスを出すまでの間、途中ではわずか数個のパルスしか出さなくなると報告されている。この事実は、目新しい単語に対しては、刺激の情報をそのままの形で保持していなければならない、そのためには、単語を繰り返し想起し続けている必要があることを示している。また、聞き慣れた単語に対しては、それが長期記憶のどこに蓄えられているかを指示するアドレス情報を保持しておくだけで十分であることを示唆している。

このような知見から、視覚パターンの特徴抽出過程においても、長期記憶との照合操作に基づくトップダウン的な抑制作用が働き、わかり切った情報についてはその処理機構の活動を抑え、目新しい情報に注意を向けて処理していく機構が存在するものと推定される。

3.2 モデルの概要

モデルの概略を図2に示す。この回路では、順方向の興奮性可変結合と対になった形のフィードバック型抑制性可変結合を想定している。与えられたパターンの特徴がすでに学習済みで、その特徴を抽出する回路ができあがっている場合には、特徴抽出と同時に、入力側にフィードバック型抑制作用が働き、特徴の構成要素となっている細胞の反応を抑制してしまう。しかし、未学習の目新しい特徴が与えられた場合には、その特徴を抽出する

t	1	2	3	4
学習パターン	X	Y	T	Z
目新しい成分	X	Y	T	Z

図3 目新しさに注目した特徴抽出

細胞がまだ形成されていないので、特徴抽出細胞からのフィードバック型抑制はもちろん働かない。したがって、この新しい特徴の構成要素になっている細胞の反応は変化せずにそのまま状態を保持する。このようすを図3に模式的に示す。また、このモデルでは、一つのパターンの提示で引き起こされた細胞の反応の総量に応じて結合の強化量が定まるものと仮定しているの、抑制されずに反応が持続した細胞からの結合がより強く強化され、目新しい特徴を抽出するための回路の形成が促進される。

したがって、このモデルでは、たとえ学習済みのパターンと重なりが多いパターンが与えられても、新しいパターンに特有の特徴に注目して回路の形成が進行し、類似パターンに対する分離能力を短期間の自己組織化で身につけることができる。

4. コンテキストを利用したパターン認識過程のモデル

パターン認識においては、単に、パターンの特徴の分析と統合といった処理だけではなく、すでに学習によって獲得したコンテキスト(文脈)が大きな手がかりを与える。そこで、シンボル化された情報のコンテキストを利用したパターン認識過程のモデル化を進めている。

本稿ではその第一段階として、シンボル処理能力をもつ回路を提案する⁸⁾。このシンボル処理回路は、従来の相互活性化モデル⁹⁾とは異なり、学習能力をもつ。すなわち、あらかじめ各ユニット間の結合強度を逐一決めておく必要はなく、単語や文を呈示するだけで回路が自動的に形成される。学習を終えた回路は、単語や文の一部が欠けた不完全な入力を与えられても、コンテキストによってその欠落部分を推定する信号を送り出すことができる。

4.1 コンテキストによるパターン認識

われわれは図4のようなパターン列を「THE CAT」と読むことができる。実際には、真中のパターンがHでもAでもないあいまいなパターンなのであるが、TとE

THE CAT

図4 コンテキスト効果

の間にあればHと解釈し、CとTの間にあればAと解釈するのである。すなわち、このパターンは、特徴を分析し統合するだけでは認識できないパターンの例を示しており、すでに学習によって獲得したコンテキストという内在的基準に従ってはじめてそのパターンが何であるかを推定することができる。

4.2 モデルの概要

モデルは、従来のネオコグニロン型パターン認識回路¹⁰⁾の後にシンボル処理回路を付加した並列階層的構造を成す(図5)。モデル構成の第一段階として、シンボル処理能力を有する自己組織回路を構成し、計算機シミュレーションによってその能力を確認した。シンボル処理回路は、文字ユニット層、単語ユニット層、文ユニット層から成りすずにアルファベットを学習済みで、個々のアルファベットに選択的に反応する文字ユニットが用意されているものとしている。

「学習段階」では、たとえば、いままで与えられたことのない新しい単語が入力されると、その単語に対応するユニットを自己組織的に新たに作り上げる。また、入力された文字Xが、すでに学習済みの単語Yに含まれている場合には、ユニット[X]とユニット[Y]の間の結合を強化する。単語ユニットとさらに上位の文ユニットの間の結合も同様にして強化される。

「認識段階」では、任意の入力文字列に対するすべてのユニットの出力が計算され、入力に最も近い候補として、各ユニット層で最大出力を出したユニットが選ばれる。

このシンボル処理回路は、パターン認識回路と同様に自己組織能力をもち、目的に応じた学習によって必要な機能を発揮させることができる。

今後の課題は、シンボル処理回路で得られる推定信号を、図5に示すような形でパターン認識回路にフィードバックし、パターン認識回路の能力をさらに向上させる方法を見いだすことである。

シンボルを扱う高次の神経回路モデルを構成していくためには、生理学的知見はまだ不十分である。認知心理学的考察によって、時には大胆な仮説を立ててモデルを構成していくことも必要である。

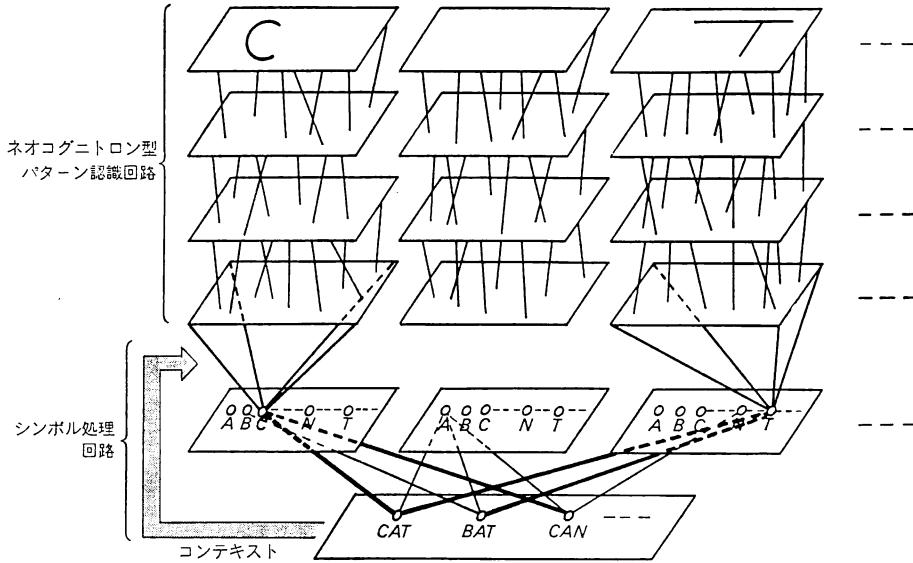


図 5 コンテキストを使うパターン認識過程のモデル

5. 神経回路型並列分散処理システムの開発動向

最近、神経計算論、およびそのシステム化という新しい研究・開発の流れが注目されている。論理演算と記号操作を核にした従来の人工知能研究は電子技術の進歩に支えられ今日の隆盛をみた。しかし、パターン処理、直感的思考、学習、創造、発想などの機能についてはさまざまな壁に突き当たっている。そこで、もういちど人間の優れた情報処理機構を見直し、脳の神経回路のように多数の要素が同時並列的に機能するような機構によって新しい計算原理を見いだそうとする方法論が求められるようになった。本章では、この種の研究の背景、現状、今後について概観する。

5.1 バイオサイバネティクスの進展

生体機能がどのようなメカニズムで実現されているかを探る研究は、バイオサイバネティクス研究で進められ、着実にその成果をあげつつある。ことに、その応用可能性を示す成果も徐々に現れている。

たとえば、ネオコグニトロン¹⁰⁾は、図 6 に示すように、特徴抽出を行なう U_i 層と位置ずれを吸収する U_c 層とが交互に接続された並列処理向きの構造をもつ。学習を終えたネオコグニトロンは、入力パターンの位置がずれたり形が大きくゆがんでも、入力パターンをその形に基づいて正しく認識する。実用可能性を示す例題として、手書き数字の認識実験が行なわれている。

福島¹¹⁾は正のフィードバックを用い、Malsburg¹²⁾は

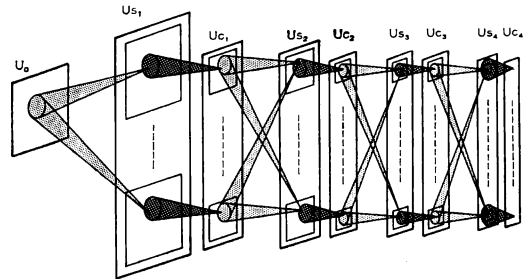


図 6 ネオコグニトロン並列処理向き構造

時間軸上の相関を利用して「注意」によるセグメンテーション機構を提案している。Poggio¹³⁾は、両眼立体視の神経回路モデルをコネクションマシン¹⁴⁾上にインプリメントし、一般画像の各点での奥行きを得るデモンストレーションを試みている。Koch らは、視覚情報処理の初期過程における並列処理計算原理の構築を進めている。たとえば、不連続部分の奥行き抽出について、マルコフ確率場の考えを導入した正則化を考案している¹⁵⁾。Hopfield¹⁶⁾のモデルは原理的には相関行列による連想記憶モデルの一種であるが、「巡回セールスマン問題」という実際の応用例を示したことで注目された。この問題は、AI における手続き的処理によっても非常にこずる最適化問題の一つの解法を与えたため、インパクトは大きかった。最近では、音声単語の認識への応用を試みている¹⁷⁾。Sejnowski¹⁸⁾は、NETtalk と名付けた音読モデルを提案している。一種の音声合成モデルであるが、単に発音記号と音素の対応を取るのではなく、英文

字つづり入力による発声を可能にしている。デモンストレーションでは、実際の子供の声を聞かせてモデルに学習させ、徐々に上達するようすが示されている。たとえば、同じ a という文字であっても、date と cat で発音が異なるといった一種の前後関係認識機能を身につけていく。

5.2 並列処理システムの開発

ブームになりつつある¹⁹⁾神経回路型計算論(ニューラルコンピューテーション)研究の最も大きな原動力は、「並列処理」の魅力であろう。もちろん、脳の優れた機能の実現にあたっては、並列処理と同時に直列処理も重要である²⁰⁾。しかし、これまでの工学的設計原理の研究が直列処理に偏っていたため、未開拓であった並列処理の側面がクローズアップされている。すでに、神経回路モデルをはじめとする並列処理計算原理を既存の技術でシステム化しようという動きも活発化している。

デバイス技術においては、多数のプロセッサを組み合わせさせてチップ化することが夢物語ではなくなりつつあり、その技術を生かす新しい方式については、並列処理向き構造の神経回路モデルに期待できるとする認識が高まりつつある。たとえば、AT & T では、物性物理出身の研究者や生理学研究者が共同し、神経細胞を模した多数のプロセッサを結合してチップ化する研究を始動させた²¹⁾。カリフォルニア工科大学²²⁾や MIT²³⁾でも同種の LSI 化研究が始められている。

光学的には、レンズの組合せやホログラフィによって相関等の演算を行なわせるという方式が提案されている²⁴⁾。この種のアプローチは、データのアナログ性と処理のリアルタイム性を原理的に確保できる。しかし、細胞や結合という単位で構築される神経回路的演算原理を生かせるかは今後の課題である。また、解像度、コスト、開発スパン等の問題を抱えている。

5.3 並列処理計算機によるシステム化の検討

並列処理計算原理を基礎にしてシステムを実際に作り上げるには、まだまださまざまな要素技術の進展が必要とされ、原理自身の構築についても研究段階にある。そこで、応用可能性を意識した原理の検証を行なうために、並列処理計算機の利用が検討されている。

最近、コネクションマシン¹⁴⁾、NCUBE²⁵⁾をはじめとする並列処理計算機が商品化されるようになってきた²⁶⁾。商品化が急がれた理由に、バイオサイバネティクスや PDP (parallel distributed processing)²⁷⁾ 等、互いに結合したエレメントが同時並列的に働く機構によって工学的に実現しにくかった問題にアプローチしようと

する分野が後押ししたことが挙げられる¹⁹⁾。

むろんこれまでも計算機工学で議論されているように、実装技術の限界、非同期疎結合の原理的問題、コミュニケーションとローカルプロセッサのロードとのバランスなど多くの懸案事項は抱えたままの実用化である。しかし、並列処理向き計算原理を抱える分野は、とてもその完全な解決を待ってはられない状況にあった。

この種の計算機は、従来の計算機とはそのアーキテクチャを大きく異にするので、市場はまだ狭い。また、問題自身が並列処理に有効であるようなものをもつユーザーしか狙えないのも事実である。反面、このような計算機の出現でこれまで複雑さや処理速度の点で研究の遅れていた並列処理計算原理の構築に拍車のかかることは疑いない。なかでも、バイオサイバネティクス研究の究極の目標は脳に学んだ計算原理の構築にあり、その計算原理の開発にとって並列処理計算機はおおいに力を発揮しそうである。

前章で、神経細胞を模した多数のプロセッサを相互に結合し、たとえばパターン認識機能を実現するモデルがすでに作られていることを紹介したが、速度や記憶容量の制限から、入力パターンを2値化した線画(手書き数字、手書き文字など)に限ったりすることで実用可能性を示してきた¹⁰⁾。しかし、並列処理計算機を利用することで、道具による制約を受けていた一般画像を入力として用いたり、リアルタイム化に近い高速化を狙うことも夢ではなくなっている。

そこで、並列処理計算機を使って、画像や音声の生データについてモデルの実用性を示そうとする研究が増加している。視覚の初期過程における特徴抽出処理についても、人間に学んだ並列処理向き計算原理の構築が加速されつつあり、網膜 Y 細胞の全活動モデルによる心理物理実験のシミュレーション²⁸⁾や、マルコフ確率場による正則化モデルの構築²⁹⁾などが進められている³⁰⁾。

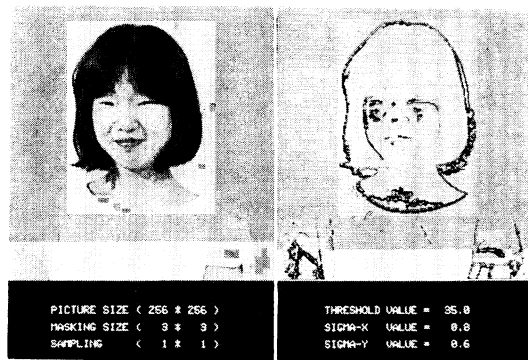


図 7 並列処理計算機によるエッジ検出

たとえば図7は、大脳視覚野の単純型細胞の受容野に似たフィルタを用いたエッジ検出を、256個のプロセッサを持つ並列処理計算機 NCUBE で実行した結果である。処理に要した時間は10秒以下であった³⁰⁾。

6. おわりに

以上のように、視覚情報の並列処理システムの設計にあたっては、データの並列性を生かす優れた計算原理の確立と蓄積が重要課題である。このような計算原理を生む可能性の大きいバイオサイバネティクスの研究は、新しい道具を得てますます盛んになるものと予想される。

また、従来の人工知能がてこずっていた知的機能を実現する並列処理向き原理が生まれることによって、バイオサイバネティクスから新しい計算機アーキテクチャ設計のアイデアが提供されることも大いに期待されよう。

本稿前半3., 4.章の研究は NHK 放送技術研究所で実施したものであり、研究の機会を与えられた大川雅彦所長、日下秀夫視覚情報研究部長、直接ご指導いただいた福島邦彦主任研究員に感謝する。また、5.章について研究の機会を与えていただいた ATR 視聴覚機構研究所 淀川英司社長、梅田三千雄視覚研究室長に感謝する。

文 献

- 1) 福島邦彦：“視覚の生理とバイオニクス”，第6章，電子通信学会 (1976) pp. 134-189.
- 2) E. Iwai：“The visual learning area in the infero-temporal cortex in monkeys,” *Integrative Control Functions of the Brain I*, ed. M. Ito (Kodansha, Tokyo, 1978) pp. 419-427.
- 3) C. Bruce, R. Desimone and C.G. Gross：“Visual properties of neurons in a polysensory area in superior temporal sulcus of the macaque,” *J. Neurophysiol.*, **46** (1981) 369-384.
- 4) C. Blakemore and G.F. Cooper：“Development of the brain depends on the visual environment,” *Nature*, **5270** (1970) 477-479.
- 5) T. Kasamatsu and J. Pettigrew：“Restoration of visual cortical plasticity by local microperfusion of norepinephrine,” *J. Comp. Neurol.*, **185** (1979) 163-181.
- 6) S. Miyake and K. Fukushima：“A neural network model for the mechanism of feature extraction—A self-organizing network with feedback inhibition—,” *Biol. Cybern.*, **50** (1984) 377-384.
- 7) N.P. Bechtereva：“Biological expression of long-term memory activation and its possible mechanisms,” *Brain Res. Monogr.*, **4** (1979) 311-327.
- 8) 三宅 誠：“コンテキストを利用したパターン認識過程のモデル”，昭和61年信学全大論文集，No. 6-251 (1986).
- 9) D.E. Rumelhart and J.L. McClelland：“An interactive activation model of context effects in letter perception: Part 2. The contextual enhancement effect and some tests and extensions of the model,” *Psychol. Rev.*, **89** (1982) 60-94.
- 10) K. Fukushima, S. Miyake and T. Ito：“Neocognitron: A neural network model for a mechanism of visual pattern recognition,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, **SMC-13** (1983) 826-834.
- 11) 福島邦彦：“視覚パターン認識における選択的注意機構の神経回路モデル”，信学論誌 (D)，**J69 D** (1986) 993-1003.
- 12) Von der Malsburg：“A neural cocktail-party processor,” *Biol. Cybern.*, **54** (1986) 29-40.
- 13) M. Drumheller and T. Poggio：“On parallel stereo,” *Proc. IEEE Conf. on Robotics* (1986).
- 14) D. Hillis: *The Connection Machine* (MIT Press, Cambridge, 1985).
- 15) C. Koch, J. Marroquin and A. Yuille：“Analog “neural” networks in early vision,” *Proc. Natl. Acad. Sci.*, **83** (1986) 4263-4267.
- 16) J.J. Hopfield and D.W. Tank：““Neural” computation of decisions in optimization problems,” *Biol. Cybern.*, **52**, No. 3 (1985) 141-152.
- 17) D.W. Tank and J.J. Hopfield：“Neural computation by concentrating information in time,” *Proc. Natl. Acad. Sci.*, **84** (1987) 1896-1900.
- 18) T.J. Sejnowski and C.R. Rosenberg：“NETtalk: A parallel network that learns to read aloud,” *The Johns Hopkins Univ. Electr. Eng. Comput. Sci. Tech. Rep.*, **JHU/EECS-86/01** (1986) 1-23.
- 19) O. Port：“Computers that come awfully close to thinking,” *Business Week*, June 2 (1986) 66-71.
- 20) 田中啓治：“視覚中枢における情報の並列処理，階層処理そして逐次処理”，信学技報，**PRU 86-58** (1986) 53-55.
- 21) H. Graf, L. Jackel, R. Howard, B. Straughn, J. Denker, W. Hubbard, D. Tennant and D. Schwartz：“VLSI implementation of a neural network memory with several hundreds of neurons,” *AIP Conf. Proc.*, No. 151 (1986) 182-187.
- 22) M.A. Sivilotti, M.R. Emerling and C.A. Mead：“VLSI architectures for implementation of neural networks,” *AIP Conf. Proc.*, No. 151 (1986) 408-413.
- 23) J.P. Sage, K. Thompson and R.S. Withers：“An artificial neural network integrated circuit based on MNOS/CCD principles,” *AIP Conf. Proc.*, No. 151 (1986) 381-385.
- 24) N.H. Farhat, S. Miyahara and K.S. Lee：“Optical analog of two-dimensional neural networks and their application in recognition of radar targets,” *AIP Conf. Proc.*, No. 151 (1986) 146-152.
- 25) NCUBE: *NCUBE Handbook*, 1.0 (NCUBE Corp., Beaverton, 1986).
- 26) 稲葉則夫：“期待と不安を乗せて飛び立った並列処理コンピュータ”，日経エレクトロニクス，**407** (1986) 119-129.
- 27) D.E. Rumelhart, J.L. McClelland and the PDP Research Group: *Parallel Distributed Processing*, Vol. 1&2 (MIT Press, Cambridge, 1986).
- 28) 乾 敏郎，可児一孝，三宅 誠：“ヒトの網膜モデルによる閾値-面積曲線のシミュレーション”，昭和62年電気関係学会関西支部連合大会講演論文集 (1987) p. S 64.
- 29) 池田孝利，三宅 誠，川人光男，乾 敏郎，淀川英司，鈴木良次：“初期視覚の計算理論と神経回路による解法”，第2回生体・理工工学シンポジウム講演論文集 (1987) pp. 137-140.
- 30) 三宅 誠，乾 敏郎：“神経計算論と並列信号処理”，第2回デジタル信号処理シンポジウム講演論文集 (1987) pp. 1-10.