

光ニューロコンピューティング

石川 正 俊

東京大学工学部計数工学科
〒113 東京都文京区本郷7-3-1

1. はじめに

将来のコンピューティング機構の有力な候補として、光コンピューティングが注目を集めている¹⁾。光コンピューティングは、高速性、並列性、高密度インターコネクションなどの特徴を持ち、これらの特徴を生かして、従来の電子技術を中心とするハードウェア技術の限界を打ち破ろうとするものである。ところが、原理的な可能性は古くから指摘されてきたものの、並列性を真に生かすアルゴリズムが少なく、しかも演算の汎用性を付与することが難しいため、実際にシステムとして実現されているものはほとんどない。

ニューロコンピューティングは、このような光コンピューティングに、演算の柔軟性を持つ実現可能性の高いアーキテクチャを提供することができ、逆に光コンピューティングの並列性の高さは、ニューロコンピューティングのハードウェアとして大きな魅力を持っている²⁾。このような2つの技術を融合しようとする考え方を光ニューロコンピューティングと呼ぶ。

本稿では、このような光コンピューティングと並列学習情報処理との融合に焦点を絞り、いくつかの具体例を通して、その構造や特徴を述べる。

2. 光ニューロコンピューティングの特徴

従来のコンピュータは対象の演算構造を論理手順(プログラム)として直列的に表現していたのに対して、ニューロコンピューティングは演算構造を空間的に展開する手法であり、神経細胞モデルを基本的な演算素子とした大規模並列

性とプログラムに代わって演算の柔軟性を生み出す学習機構に特徴がある。

2.1 大規模並列性

大規模並列処理の実現は、現在のコンピュータ技術がかかえる大きな課題であり、本質的に並列性を保持する実用的演算手法の開発が焦点となっている。

ニューロコンピューティングにおける大規模並列性は、能力のそれほど高くない単機能の演算素子(神経細胞に相当)を多数並列に用い、しかもこれらの演算素子間を高密度に接続するネットワークの実現を要請している。

2.2 学 習

従来の光コンピューティングは、フーリエ変換系などの特定用途の処理ではスマートな処理を実現できるが、任意の演算構造を実現するといった汎用性を備えるまでには至っておらず、とくにプログラムの概念を実現することが難しいとされてきた。

学習は、このような柔軟性に欠ける光コンピューティングに対し、演算対象や環境に応じた演算構造の実現を可能にするものである。

2.3 光インターコネクション

情報の媒体としての光は、空間的並列性に加えて、信号間の非干渉性、広帯域性を持ち、その上誘導性ノイズや容量性の遅延がなく、アース線も不要であるという特徴がある。しかも、基板やLSIの内部の配線のように平面内に限定されることもなく、演算部分に垂直な方向への高密度配線が可能である。

これらの利点を生かして演算素子間の相互通信を光で行う技術を光インターコネクションと

呼び、光で演算を行う場合はもちろん、演算を電子回路で行いインターコネクションのみを光で行うという考え方もある³⁾。

2.4 イメージの直接処理

光を情報の媒体として用いる利点の一つに、外界の視覚的情報の直接処理が挙げられる。すなわち、検出機構が何らかの認識機構と一体化した知能化センサの実現が期待されている。

3. 提案されているシステム

このような考え方から数多くの光ニューロコンピュータシステム、とくに光連想記憶システムが提案されている。

3.1 シリコン網膜

視覚情報の直接処理という意味では、Meadらによるシリコンチップ上に光検出器と演算器を一体化した“シリコン網膜”がある⁴⁾。これは生体の網膜を検出器と検出器直後の処理回路をシリコンチップの回路として実現したものであり、図1に示すように、1)光検出器(フォトトランジスタ)による光電流をダイオードの対数特性により、電圧に変化する光検出部(光受容器に相当する)、2)水平細胞に相当する、光検

出器の出力を時空間的に平均化する回路(コンデンサと抵抗ネットワークによって作られる拡散系)、3)水平細胞の出力と光受容器の出力の差を出力するバイポーラ細胞に相当する差分回路からできている。Meadらはこのチップについて、受容器特性、時間応答、エッジの応答、抵抗ネットワークの空間特性、マッハバンドの実現等を考察している。

また、実際にチップも作られている。

3.2 格子型ネットワークによる写像の学習

前述したシリコン網膜は、生体の網膜の模倣を主眼としたものであり、応用は特に想定されていない。しかし、実際の応用を考えると、網膜上の座標系がそのまま外界の座標系と一致していない点を考慮しなくてはならない。このような外界の座標系を内部座標として学習するための回路が、実現可能性の高い抵抗ネットワークを用いて示されている⁵⁾。この回路と座標の学習の様子を図2に示す。この回路の学習は、抵抗ネットワークの抵抗値を変えることにより行われる。

外界の空間的情報を空間的に分布した受容器群で検出する場合(主として視覚と触覚)に必ず

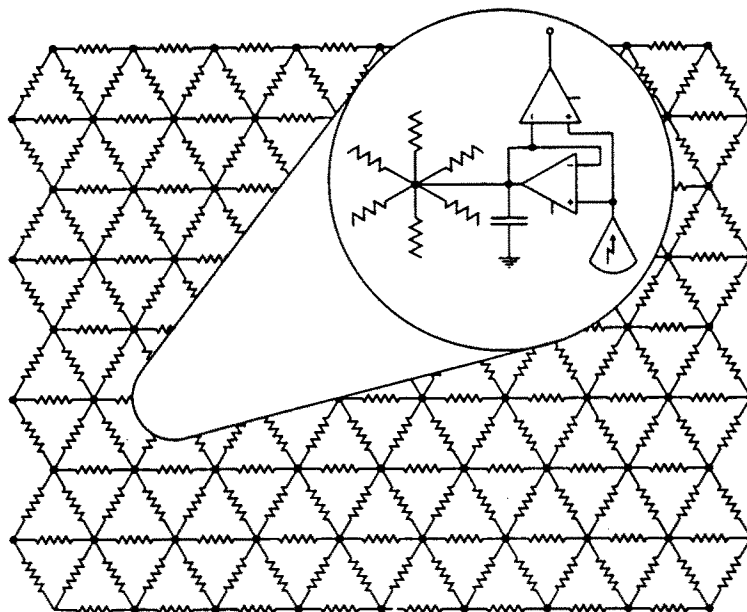
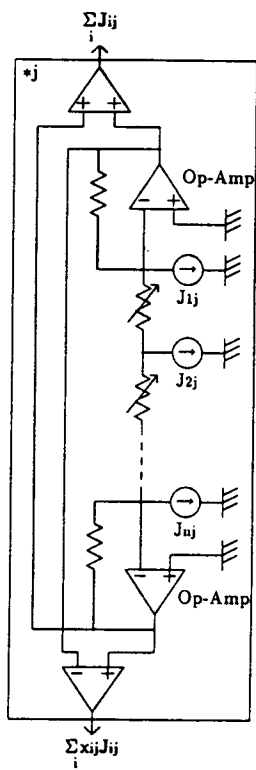
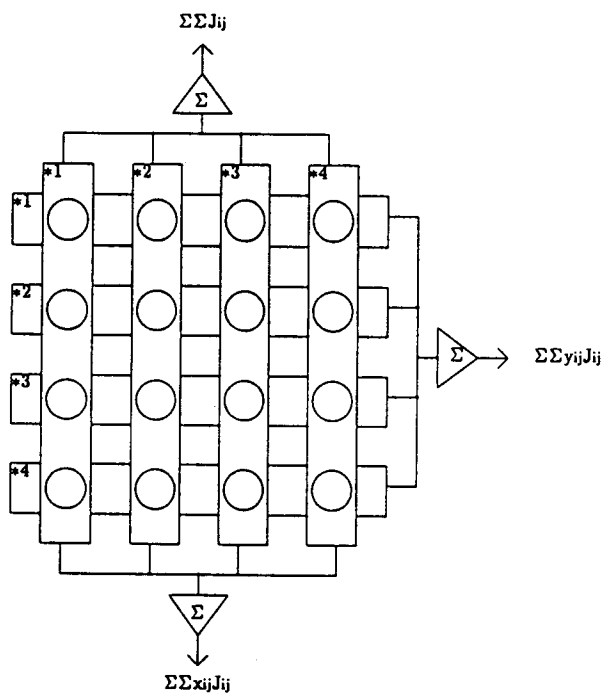


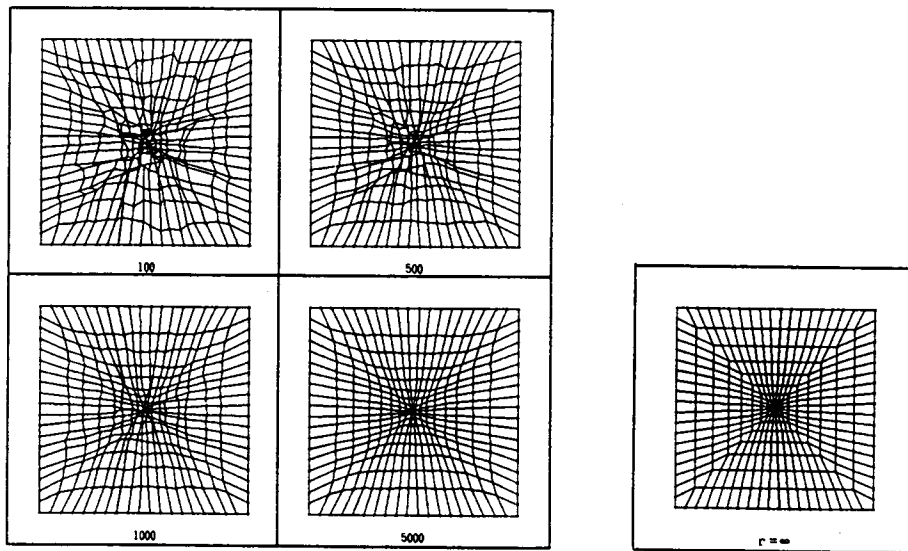
図1 シリコン網膜⁴⁾



(a)



(b)



(c)

図2 格子型ネットワークによる座標の学習⁵⁾

(a)回路モジュール (b)全体回路 (c)学習の様子(右側が学習する座標系)

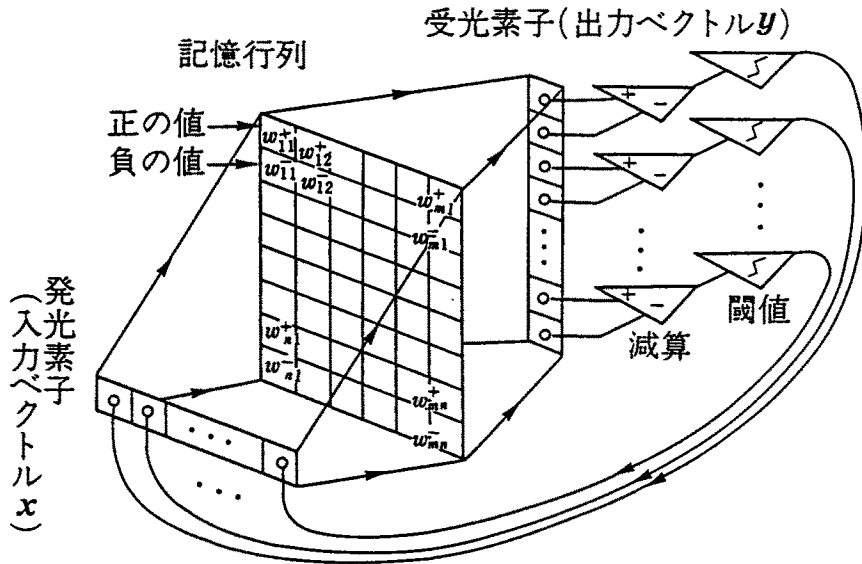


図3 Hopfield モデルの実現^{2,7)}

必要となるものである。また、このような空間的に分布したセンサ群から、重心等のモーメント特徴を検出する並列処理回路も提案されている⁶⁾。

3.3 Hopfield モデルの実現

Hopfield モデルは、単層のネットワークの出力を入力側にフィードバックすることによってダイナミックな系を作り、その系のエネルギーが極小となることによって何らかの問題の解を得る計算モデルである⁷⁾。

このモデルを実現する光並列演算回路を最初に提案したのは、Farhat と Psaltis らである⁸⁾。彼らの方法を図3に示す。一般的な光行列ベクトル演算回路を用い、その出力に対し電子回路による閾値演算を施して入力へフィードバックしている。光の強度を情報の媒体としているため、負の値が表現できず、このため記憶行列を正負で別々に書き込み、正負別々の素子で受光した後、電子回路で減算を実行している。

学習は、一般に共分散学習と呼ばれる、記憶行列を事前に与える開ループ型学習に相当するが、このモデルでは陽に学習の問題を扱っておらず、Farhat と Psaltis らのシステムでも学習機構の実現手法には言及していない。物理的な

構造の見通しがつきやすく、ハードウェアでの実現が比較的容易であるという利点がある。

3.4 ホログラムと位相共役デバイスの利用

一方、ホログラムの技術も非線形光学の助けをかりて再登場した。つまり、BaTiO₃等の結晶を用いて位相共役波を発生する技術（位相共役ミラー）の開発により、並列の非線形増幅演算や閾値演算が可能となり、これを利用して想起能力をあげた光連想記憶システムが試作されている。図4にDunning らが試作したシステムを示す⁹⁾。このシステムでは、参照光の角度を変えて多重に記録したホログラムに不完全な入力パターンを与えると、記録されているパターンとの相関に応じた光が参照光の方向に出力される。この光は位相共役ミラーの非線形増幅機能により、相関の強い光が位相共役波としてホログラムに戻され、この光が参照光となって完全なパターンが想起されることになる。Dunning らは、実際に人の顔の一部から顔全体を想起する実験を行っている。

現在のところホログラムが必要とする分解能で高速に書き替え可能な光デバイスがなく、効果的な学習を実現することはできない。

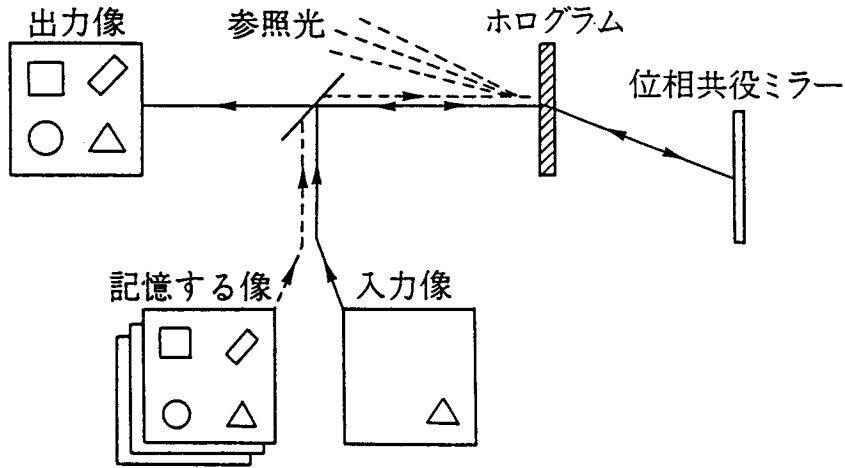


図4 ホログラムと位相共役ミラーを利用した光連想記憶システム^{2,8)}

4. 学習の実現

上述した例のほかにも、多くのシステムが発表されている。しかし、その内容を見ると、自律的な学習機構を持たないシステムであったり、学習可能なシステムであっても提案のみの場合が多く、その本質である並列学習情報処理を的確に実証したシステムはほとんどない。

しかし、近年 Ishikawa らにより学習可能な光連想記憶システムが試作され¹⁰⁾、いくつかの学習実験が示されている^{11,12)}。ここでは、このシステムを例として学習機構の実現について述べる。

4.1 空間光変調器

神経回路網モデルで学習を実現するためには、記憶行列の内容を変化させることが可能でなくてはならない。このためには、2次元の光パターンで、書き込み、読み出し、加減算、消去などの演算が可能な光記憶デバイスが必要である。このような機能を持つ光デバイスを空間光変調器と呼ぶ。

開発されている空間光変調器には、CdS とネマチック液晶を用いたもの、BSO($\text{Bi}_{12}\text{SiO}_{20}$)の単結晶を用いたもの、光電面とマイクロチャンネルプレートを用いた光入力部と電気光学結晶(LiNbO_3)を用いた空間光変調管など、数多く

のデバイスが提案されている。最近では、強誘電性の液晶を用いたものが高速で高分解能なデータを示している。

一例として空間光変調管では、解像度 10 lp/mm (10mm×10mm の結晶で要素数100×100)、演算時間数十 ms、コントラスト1000:1程度のもので利用できる¹³⁾。

4.2 光アソシアトロン

Ishikawa らは、空間光変調管を用いて学習可能な自己想起型光連想記憶システムを実現し、光アソシアトロンと名付けている¹⁰⁾。光連想記憶システムでは、光行列・マトリクス演算ならびに空間光変調管のアナログ演算・記憶機能を積極的に利用し、しかも負の値を用いなくてもよいシステムを構成しなくてはならない。

光アソシアトロンではこの点を考慮して、Kohonen が示した直交学習法¹⁴⁾を導入した。この方法は、閉ループ型の学習方法であり、入出力関係を逐次的に線形近似(最小2乗近似)しようとする方法である。具体的には、 ϕ_{out} を線形ベクトル関数とし、時刻 t における記憶行列 M_t に対する想起出力ベクトル y_t と記憶入力ベクトル x とから、自己相関行列に対応した修正行列 $(x - y_t) x^T$ をつくり、学習ゲイン α を掛けた上で、

$$M_{t+1} = M_t + \alpha (x - y_t) x^T \quad (t=0,1,2, \dots) \quad (1)$$

$$y_t = \phi_{out}(M_t x) \quad (2)$$

として M_t を修正するものである。

ただし、実際の光演算では、(2)式が厳密な線形とはならず、ハードウェアの特性に応じた形の近似となる。また、記憶行列 M_t には下限（要素が負にならない）や上限（読みだし光の強度以上にはならない）があり、その分、連想記憶としての性能には限界が存在する。しかし、この点についてはモデルの解析も十分なされており、通常のパターン（ある程度以上独立した要素を持つパターン）では、想起性能の低下はあるものの限界に達することも少なく、実験に適した方法である。

光アソシアトロン²⁾の構成を図5に示す。このシステムは、まず、すべての演算を光演算を用いて実現するシステムを想定し、そのうちの主要な部分(想起と記憶行列の書き替え)のみを光演算で実現し、それ以外の部分を計算機や電子

回路で置き換えたハイブリッドシステムとなっている。空間光変調管1は記憶行列（16×16、アナログ）を記憶するためのものであり、発光ダイオード1に提示される修正パターン（(1)式の第二項）により学習が実現される。空間光変調管2は、記憶行列に合った形に多重化された入力パターンをコヒーレント光に変換するためのものである。空間光変調管1により記憶行列の強度変調を受けた光は、続けて空間光変調管2に入射され、入力パターン情報による強度変調を受けることにより、並列の乗算が実行される。結果はフォトトランジスタで検出され出力処理が施される。

また、神経回路網モデルでは、入出力パターンをベクトルで表現するため、2次元のパターンを扱うにはベクトル表現に置き換えるのが普通であるが、ここでは独特の空間コーディング法により、2次元のパターンのままで演算ができるように設計されている。ニューロン数は16、入出力は4×4=16次元である。

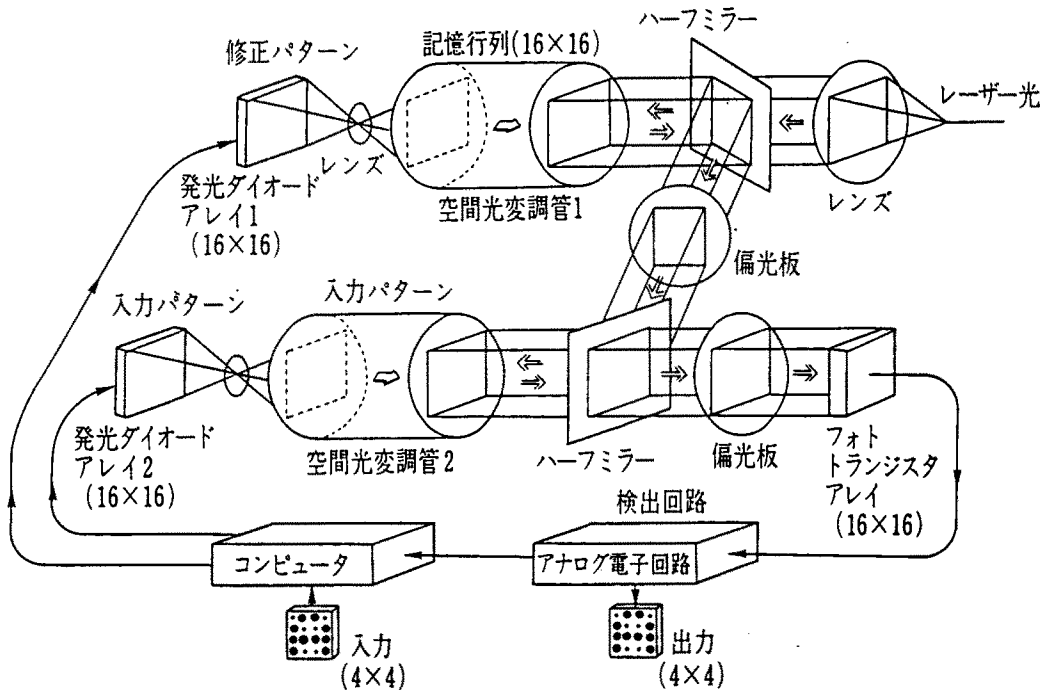


図5 光アソシアトロン²⁾

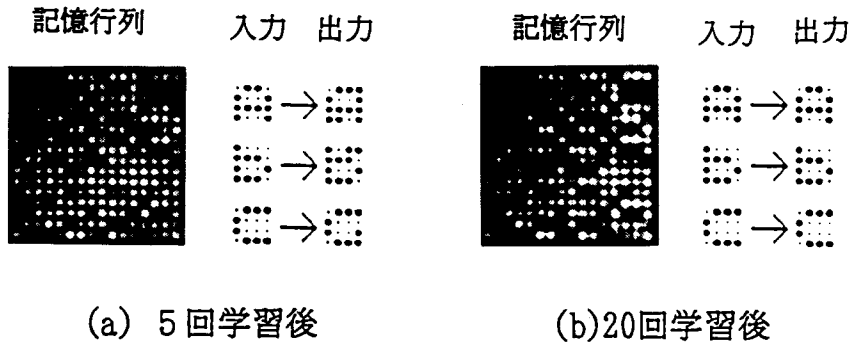


図6 記憶行列の収束

実際にこのシステムを用いて、学習を実行することにより得られた記憶行列の例を図6に示す。ただし、3つのパターンを学習させることを1回の学習とし、想起出力はアナログの出力に対して閾値処理を施したものを示している。図6(a)の場合はまだ学習が不十分であるが、学習が進むにつれて記憶行列が変化し、図6(b)の場合のように正しい出力に近づく様子がわかる。

また、光アソシアトロンでは、入出力や記憶行列を空間的に分割し、記憶行列を層ごとに割り当てればバックプロパゲーション学習則に従って記憶行列を学習させることも可能である。しかし、学習を光コンピューティングで実現する方法を明確に示さない限り、実現の意味はないと考えている。

4.3 光1次処理との結合

この光アソシアトロンは、単層のネットワークであるが、従来の光演算の後段に接続することにより、従来の光演算に柔軟性を付与することが可能となる。Ishikawaらは、このようなシステムの例として、光フーリエ変換と光アソシアトロンを接続したシステムを用いて実験を行っている¹²⁾。この組み合わせにより、出力パターンを任意に設定することができ、しかもフーリエ変換によって位置不変性を実現することができる。

4.4 学習の意義

このような学習を導入することの意義は、第

一に、光並列処理回路が、プログラムによって外部から処理機能が規定されるのではなく、演算処理回路が自体が処理機能を獲得し、柔軟な処理が実現できる点に意義がある。

第二の点は、光デバイスの不均一性を補償できる点にある。光学的なデバイスにはさまざまな形で不均一性が存在する。これらの不均一性の影響は出力値に反映されるので、直交学習のような閉ループ型の学習を用いることにより、このような不均一性をも補償して記憶行列を形成することができる。このことは、アナログの光コンピューティングにおいて、通常の電子回路と同様にフィードバック型の演算の重要性を再認識するものである。

5. おわりに

光ニューロコンピューティングには、未解決の課題が数多く存在する。空間並列性、演算の高速化、小形化については実用的な限界が明らかにされねばならない。また、新しい学習方法の開発も今後の重要な課題である。能力の向上のためには光演算の特徴を考慮した効果的な学習方法の開発が必要である。学習により、どれだけ演算処理の柔軟性の限界が広がり、どれだけ実用に耐え得るものとなるかを示さなければならない。

文 献

- 1) 石川正俊：光コンピューティング. 電子情報通信学会誌, **72**, 157-163, 1989.
- 2) 石川正俊：光コンピュータと並列学習情報処理. 計測と制御, **27**, 1115-1122, 1988.
- 3) 武田光夫：光インターコネクション. 応用物理, **56**, 361-367, 1987.
- 4) C. Mead: Analog VLSI and neural systems. Addison-Wesley, 1989.
- 5) A. Utsugi and M. Ishikawa: Construction of inner space representation of latticed network circuits by learning. *Neural Networks*, **4**, 81-87, 1991.
- 6) 石川正俊, 吉澤修治：多層型並列処理回路を用いた n 次モーメントの検出方法. 計測自動制御学会論文集, **25**, 904-906, 1989.
- 7) J. J. Hopfield and D. W. Tank : "Neural" computation of decisions in optimization problems, *Biological Cybernetics*, **52**, 141-152, 1985.
- 8) N. H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata and E. Paek: Optical implementation of Hopfield model. *Applied Optics*, **24**, 1469-1475, 1985.
- 9) G. J. Dunning, E. Maron, Y. Owechko and B. H. Soffer: All-optical associative memory with shift invariance and multiple-image recall. *Optics Letters*, **12**, 346-348, 1987.
- 10) M. Ishikawa, N. Mukohzaka, H. Toyoda and Y. Suzuki: Optical Associatron: A simple model for optical associative memory. *Applied Optics*, **28**, 291-301, 1989.
- 11) M. Ishikawa, N. Mukohzaka, H. Toyoda and Y. Suzuki: Experimental studies on learning capabilities of optical associative memory. *Applied Optics*, **29**, 289-295, 1990.
- 12) M. Ishikawa, H. Toyoda, N. Mukohzaka and Y. Suzuki: Optical associative memory combining with optical pre-processing. *Proceeding of Optical Computing*, 160-161, 1990.
- 13) T. Hara, Y. Doi, T. Kato and Y. Suzuki : Microchannel spatial light modulator with improved resolution and contrast ratio. *Proceeding of SPIE*, **613**, 153-157, 1983.
- 14) T. Kohonen: Self-organization and associative memory, 2nd ed. Springer-Verlag, 1987.