

解説

並列処理システムとしての光ニューロ
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

(1990年9月11日受理)

Optical Neurocomputing as a Parallel Processing System

Masatoshi ISHIKAWA

Department of Mathematical Engineering and Information Physics,
Faculty of Engineering, University of Tokyo,
7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113

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⁾。情報の媒体としての光は、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、実際上並列性を真に生かす手法に乏しく、しかも装置に柔軟性を付与することが難しいため、具体的なコンピューティング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⁾。このような二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び、実現性の乏しかった光コンピューティングの分野に魅力的な研究分野を提供している。

このようなことから、本誌でも既に光コンピュータ³⁾やニューロコンピューティング⁴⁾の概要、あるいは関連

する光デバイス⁵⁻⁷⁾などに関して優れた解説がなされている。そこで本稿では、これらの解説との重複を避け、光ニューロコンピューティングを並列処理システムとして眺めることにより、その設計思想や基本的なアーキテクチャについて、実際の構成例に基づき、その現状と課題を探る。

2. 並列処理システムと光コンピューティング

光の並列性の利用が光コンピューティングの最大の特徴であるとすれば、必然的にそのアーキテクチャは並列処理を基本としたものとなる。もちろん、並列性以外の特徴を利用することを考えると並列処理が唯一のアーキテクチャであるとは言い切れないが、コンピュータ技術全体が単一プロセッサによる逐次型の処理から複数のプロセッサによる並列処理へと移行しようとしている現在、光コンピューティングもまた並列処理を主体とすることに関して大きな異論はない。

現在、並列処理の研究が抱える問題の多くは、コンピューティングの基本的な設計思想をもう一度考え直すことを求めている。ニューロコンピューティングもまた、行き詰まりを見せ始めたフォンノイマンアーキテクチャに対するアンチテーゼとして登場したといっても過言ではない。そこでここでは、並列処理構造の基本的な考え方を示し、その考え方と光コンピューティングの

* 本稿は平成元年度光学論文賞受賞記念講演 (1990年3月29日, 東洋大学) を骨子として、まとめたものである。

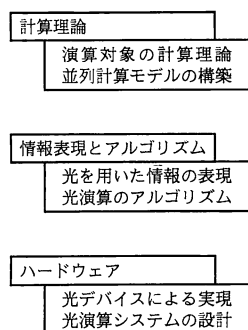


図1 情報処理の三つのレベルと光コンピューティング

アーキテクチャとの関連を述べる。

2.1 情報処理の基本構造

神経科学者であるマーは、視覚情報処理を例に、情報処理を理解するためには、三つのレベル、すなわち、①処理対象や処理目的を明示的に記述する計算理論 (computational theory), ②その計算理論を実際の計算過程として実行するための入出力などを含めた情報表現とアルゴリズム (representation and algorithm), ③これらを実現する物理的なハードウェア (hardware implementation) を用意する必要があり、どの一つが欠けても情報処理は成立しないと述べている⁸⁾。

この考え方を光コンピューティングに当てはめると、処理対象の計算理論を規定し、光を媒体とする情報表現とアルゴリズムを決め、実際に光デバイスを用いたハードウェアを設計すればよいということになる (図1)。視覚情報処理の場合には、主として計算理論の必要性が示されているが、光コンピューティングでは三つのレベルとも十分に解決されているとはいいがたく、これらの三つの方向のすべての方向からのアプローチが今後の重要な課題となっている。

2.2 コンピュータの設計思想の変化

急速な進歩を続けるコンピュータ技術も、技術革新の流れの中でその設計思想の変革が求められている。従来の主流は、フォンノイマンアーキテクチャを基本とする単一プロセッサによる逐次処理であった。この処理手法は、万能性を保証されたチューリングの計算理論、フォンノイマンアーキテクチャによる情報表現とアルゴリズム、さらにはシリコンを中心とする半導体によるハードウェア技術、すなわちマーのいう三つのレベルのすべてにおいて確立された技術が存在する優れた情報処理手法である。

しかし、情報処理技術の成熟とともに、処理対象が拡

表1 並列処理の応用分野

特徴	応用分野
計算理論自体が並列性をもつもの	偏微分方程式, 行列演算 連続体シミュレーション 流体, 気象, 有限要素法 多体問題, 信号処理など
完全並列の負荷分散が可能なもの	コンピュータグラフィックス 人工知能, 組合せ問題 画像処理, データベース 回路シミュレーションなど
特定用途の並列化	開口合成, ロボットの制御 センサー情報処理, FFT など

大し、広範な処理方法への対応が求められるようになった。また、間接的には、単一プロセッサの演算速度の限界や集積化によるプロセッサの低価格化なども影響して、新たな設計思想の導入が必要となってきた。とくに並列処理への期待、すなわち大型で汎用の逐次型プロセッサを用いた汎用の処理装置よりは、特定用途あるいは準汎用の処理を安価なプロセッサを用いた並列処理で実現する方法への期待が高まってきた。

このようなことからコンピュータの設計思想も並列分散処理を強く意識したものへと大きく変化している。

2.3 並列処理の特徴と応用分野

現在のところ、並列処理に対してチューリングマシンのような万能性が保証された計算原理は存在しないため、並列処理が逐次型の処理形態よりも優れた性能を発揮するには、処理対象自体に本質的な並列性が内在していることが必要である。つまり、並列処理の計算理論が既に存在し、情報表現やアルゴリズムが確立している分野に限定すれば、あとはハードウェアの構造を実現すればよいことになり、並列処理の研究はそのような分野を中心として研究が進められている。

具体的には、表1に示すような分野がある。とくに、計算理論が偏微分方程式で記述されていたり (気象、流体など)、アルゴリズムが完全並列に記述可能であったり (画像処理、CG など)、特定用途に限定してその詳細な並列化を行うもの (ロボット制御やセンサーの処理⁹⁾) などが多い。

3. ニューロコンピューティング

このような並列処理の分野に新たな視点を導入したコンピューティング手法の一つが、ニューロコンピューティングである。ニューロコンピューティングは、神経

細胞モデルを一つの演算単位とした大規模並列処理システムであり、従来のプログラムに変わって学習により演算構造を自己組織化する点に特徴がある。すなわち、特定用途の演算単位を用いて少しでも汎用の処理を実現しようとするもので、ハードウェア側からの要請と応用面での要請を両立できる可能性を持った並列処理手法の一つである。

3.1 ニューロコンピューティングが指摘する課題

このような従来の考え方と違った視点を提供してくれるニューロコンピューティングの研究の前提には、従来のコンピューティング手法の問題点が存在する。つまり、ある意味でニューロコンピューティングの研究は、従来のコンピューティング手法に対して、その問題点を鋭く指摘しているといえる。

その指摘の第一は、大規模並列処理システムとして唯一の実証的存在である脳の情報処理機能の解明の必要性である。現在のコンピュータ技術は、脳が行っている情報処理をマーのいう三つのレベルで説明することはできない。このことから、従来のコンピュータ技術がすべての情報処理を直接的に説明するものではないことがわかり、脳の情報処理をも説明し得るような並列処理の基本原理の確立の必要性が浮かび上がってくる。

第二の指摘は、逐次型処理の実用的限界の存在、すなわちプログラム量や計算時間が爆発する問題である。この問題は、逐次型処理の研究者の間からも指摘されていたことではあるが、ニューロコンピューティングは学習という対抗する手法を示した上でその問題点を指摘している。

これらの指摘は、現在のコンピューティング手法の欠点を実的に示したものであり、それだけでもニューロコンピューティングの研究の意義が認められる。しかしながら、残念なことに、ここで指摘された問題点は、現在のコンピューティング手法ではもちろんのこと、ニューロコンピューティング自体でも解決できていない。

3.2 ニューロコンピューティングの条件

ニューロコンピューティングを情報処理手法として考えるには、マーの条件を満たす必要がある。とくに実現するハードウェアを考える上では、マーの条件は重要な指針を提供してくれる。つまり、ニューロコンピューティングが情報処理手法として理解されハードウェア化が意味を持つための条件として、①演算ならびに学習の計算理論が明示的に示されていること、②データの表現方法が明確で適切であること、③学習方法、入出力など

について大規模並列化の見通しがつくことが必要である。以後に述べる光ニューロコンピューティングでは、この条件を満たすことがそのままこの分野の課題を的確に示すことになる。

4. 光ニューロコンピューティング

ニューロコンピューティングが要請する大規模並列性を光コンピューティングの原理的並列性で確保し、特定用途の演算を主体としてきた光コンピューティングにニューロコンピューティングの学習を導入することにより演算の柔軟性を付与しようとする考え方が、光ニューロコンピューティングである。

4.1 提案されているシステム

このような考え方から現在までに数多くの光ニューロコンピューティングシステム、とくに光連想記憶システムが提案され、その数は現在も増加する傾向にある。

4.1.1 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¹⁰⁾。

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¹¹⁾。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。

一方、Hopfield 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。しかし、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。

4.1.2 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続記憶システムが試作されている¹²⁾。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

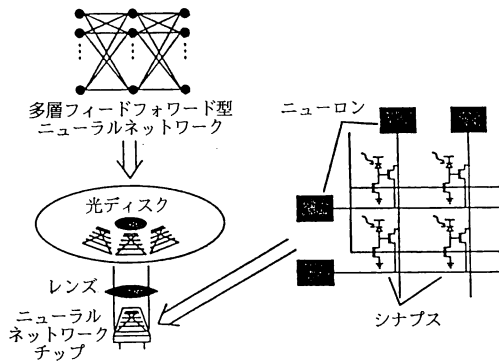


図2 光ディスクとニューロチップの組合せ¹⁴⁾

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。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。

Abu-Mostafa からも、ホログラムを用いたフィードバック型のネットワークの実験を行っている¹³⁾。相関を取った後に出力される参照光に対し閾値処理を導入している点に特徴がある。

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。

4.1.3 光ディスクと光ニューロチップの利用

記憶媒体としての光ディスクは、 $1\mu\text{m}$ オーダーで記録ができる魅力的な光記憶デバイスであるが、Psaltisらは、ここに記憶する情報を現在のようなコード化された情報だけでなく、光ニューロチップの記憶行列の値を記録しておくことを提案し、具体的なシステムを示している¹⁴⁾。このシステムを図2に示す。使われているニューロチップは、光電流により記憶行列を表現するように設計されており、光ディスクに記録された記憶行列をさまざまに変更することにより、種々のネットワークを実現しようとするものである。また同様の方法は、従来の線形識別にも用いることができ、係数行列を光ディスクに書き込んでおき、読みだし時にパターン識別演算を光で実現する方法等を示している。

4.2 光アソシアトロン

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少ない。

しかし、近年 Ishikawa らにより空間光変調管を用い

た学習可能な光連想記憶システム、光アソシアトロンが試作され¹⁵⁾、いくつかの学習実験^{16,17)}が示されてからは、試作に基づいた学習機能の検証がいくつか見受けられるようになった。ここでは、光アソシアトロンを例として学習機構の実現について述べる。

4.2.1 学習の実現

光アソシアトロンでは、学習機能の実現に空間光変調管¹⁸⁾を用いている。空間光変調管はアナログの光演算・記憶デバイスで、書き込み、読み出し、加減算、消去などの演算が並列に実現可能であり、解像度 10lp/mm ($10\text{mm}\times 10\text{mm}$ の結晶で要素数 100×100)、演算時間数十 ms、コントラスト $1000:1$ 程度のものが利用できる。

また、負の値を用いなくてもよいシステムを構成するため、光アソシアトロンでは直交学習法¹⁹⁾を導入した。この方法は、閉ループ型の学習方法であり、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 と記録入力ベクトル 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、

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

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

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、光コンピューティングの実験には適した方法である。

4.2.2 システム構成

光アソシアトロンの構成を図3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

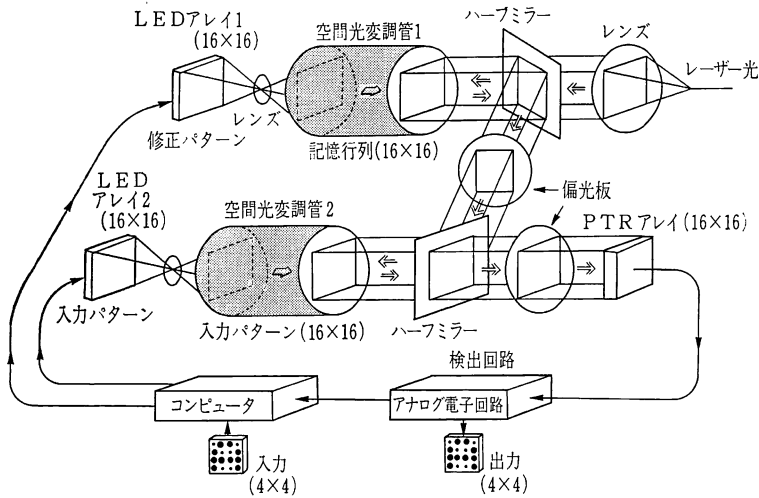


図 3 光アソシアトロン¹⁵⁾

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 $4 \times 4 = 16$ 次元である。

4.2.3 学習実験

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4に示す。ただし、三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4(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4(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

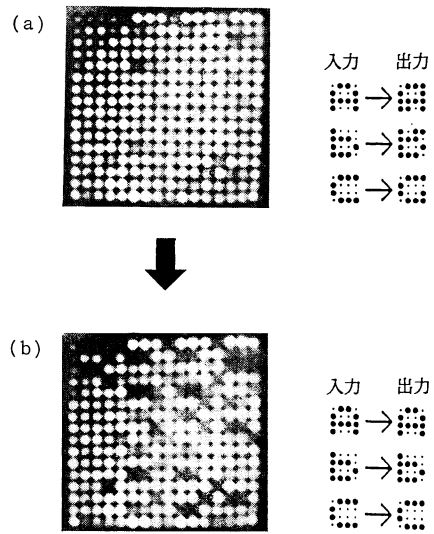


図 4 記憶行列の収束¹⁶⁾
(a) 5回学習後, (b) 20回学習後

プロパゲーション学習則²⁰⁾に従って記憶行列を学習させることも可能である¹⁶⁾。しかし、3.2節で述べたように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

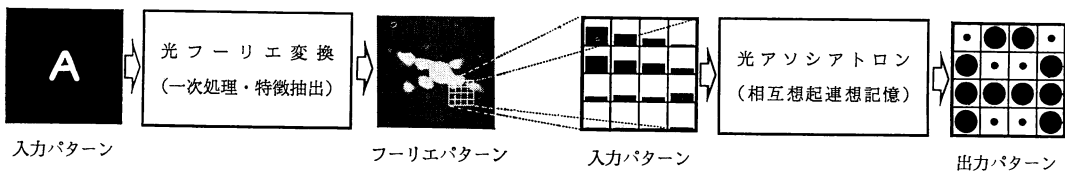


図 5 光一次処理との結合¹⁷⁾

さない限り, 実現の意味はないと考えている.

4.2.4 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, 前段に従来の光演算を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¹⁷⁾. 図5に構成図を示す. この組み合わせにより, 光フーリエ変換の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表現することができる.

5. 光ニューロコンピューティングの特徴と課題

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る. 光コンピューティングはこれらに効果的なハードウェアを提供可能であり, 逆にニューロコンピューティングは光コンピューティングに実現可能性の高いアーキテクチャを提供している.

5.1 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手法の開発が焦点となっている.

光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(脳の神経細胞に相当)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. しかし, 現在の実証的研究のレベルは, 数十×数十のオーダーであり, 原理的な並列性とのギャップは大きい. 大規模並列処理が実際上可能かどうかは今後のおおきな課題である. 具体的には, 1000×1000の実現が鍵となる.

5.2 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.

もう一つの学習の意義は, 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.

しかし, 光ニューロコンピューティングにおける学習の実現は, 正值のみで実現することが最大の課題である. このことは, ネガティブフィードバックの導入を困難にする. 従って情報の表現方法の検討や電子回路との協調などが重要な課題となる.

5.3 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.

光ニューロコンピューティングに限らず, 光コンピューティング一般に求められている課題であるが, 高密度化とともに多層化のための光インターコネクション技術の開発が必要である.

6. 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, 光演算の特徴を考慮した効果的な学習方法の開発も今後の重要な課題である. 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.

近年の傾向として, 光アソシアトロン以降, 学習を実際のシステムで実現した研究が徐々に増えつつある. これは, 実現性の高い光ニューロコンピューティングの研究により, 光コンピューティングの分野に実証的研究が導入されたことを意味する. つまり, 光コンピューティングの実証的研究に便利な道具が提供されたことを意味する.

考えてみれば, コンピュータ技術は, 従来から実証に基づいて発展してきた技術分野である. その意味から光ニューロコンピューティングが及ぼす影響は計り知れないものがある.

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 (1989) 157-163.
- 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** (1988) 1115-1122.
- 3) 谷田貝豊彦: "光コンピュータ", 光学, **14** (1985) 2-10.
 - 4) 太田 淳, 久間和生: "ニューロコンピュータ", 光学, **17** (1988) 550-556.
 - 5) 窪田恵一, 西田信夫: "光空間変調素子", 光学, **14** (1985) 19-28.
 - 6) 久間和生, ほか: "光ニューロデバイス", 光学, **19** (1990) 2-9.
 - 7) 黒川隆志: "空間変調器と並列光演算", 光学, **19** (1990) 417-422.
 - 8) D. Marr: *Vision* (Freemann, New York, 1982).
 - 9) 石川正俊: "センサ情報の並列処理技術", 光技術コンタクト, **27** (1989) 9-14.
 - 10) J. J. Hopfield and D. W. Tank: "Neural computation of decisions in optimization problems," *Biol. Cybern.*, **52** (1985) 141-152.
 - 11) N. H. Farhat, *et al.*: "Optical implementation of hopfield model," *Appl. Opt.*, **24** (1985) 1469-1475.
 - 12) G. J. Dunning, *et al.*: "All-optical associative memory with shift invariance and multiple-image recall," *Opt. Lett.*, **12** (1987) 346-348.
 - 13) Y. S. Abu-Mostafa and D. Psaltis: "Optical neuro computers," *Sci. Am.*, **256** (1987) 66-73.
 - 14) D. Psaltis, *et al.*: "Optoelectronic implementations of neural networks," *IEEE Commun. Mag.*, **27** (1989) 37-40.
 - 15) M. Ishikawa, *et al.*: "Optical associatron: A simple model for optical associative memory," *Appl. Opt.*, **28** (1989) 291-301.
 - 16) M. Ishikawa, *et al.*: "Experimental studies on learning capabilities of optical associative memory," *Appl. Opt.*, **29** (1990) 289-295.
 - 17) M. Ishikawa, *et al.*: "Optical associative memory combining with optical preprocessing," *Optical Computing '90* (1990) pp. 160-161.
 - 18) T. Hara, *et al.*: "Microchannel spatial light modulator with improved resolution and contrast ratio," *Proc. SPIE*, **613** (1983) 153-157.
 - 19) T. Kohonen: *Self-Organization and Associative Memory*, 2nd ed. (Springer-Verlag, 1987).
 - 20) D. E. Rumelhart, *et al.*: "Learning internal representations by error propagation," *Parallel Distributed Processing Vol. 1*, eds. D. E. Rumelhart, *et al.* (MIT Press, Cambridge, 1986) pp. 318-362.