

ニューラルネットワークモデルによる光連想メモリ

Optical Associative Memories Based on The Neural Network Models

三菱電機(株)中央研究所

Mitsubishi Electric Corporation Central Research Laboratory

久間 和生
Kyuma Kazuo田井 修市
Tai Shuichi太田 淳
Ohta Jun高橋 正信
Takahashi Masanobu

あらし 筆者らが研究を進めている2種類の光ニューラルネットワークについて報告する。本報告の前半では、光技術を用いた、ベクトルマトリックス演算に基づくニューラルネットワークについて述べる。確率的手法を導入することによって、連想メモリの認識率が大幅に改善されることを示す。後半では、ホログラフィを記録媒体に用いた光連想メモリについて述べる。本方式は画像処理に有用であることを示す。また、今後開発すべきシステム、光デバイスの要素技術についても議論する。

Abstract Two types of optical neural networks developed in our laboratory are reported. In the first part, an optical implementation of the neural network model based on the vector-matrix multiplication is described. It is shown that the recognition rate of the associative memory is drastically improved by introducing a stochastic process. In the second part, optical holographic associative memories, in which complete informations are stored in the hologram, are briefly described. This type is shown to be useful for the associative memories of two-dimensional pictorial images. The subjects to be solved in future are also discussed.

1. はじめに

最近、生物の脳のすぐれた情報処理能力を模倣したニューロコンピュータ(神経回路網模擬計算機)の研究が盛んである。^{1)~3)}ニューロコンピュータは、多数のニューロン(神経細胞)と呼ばれる素子で構成されたネットワークの配線パターン(ニューロン間結合強度の時間的・空間的パターン)に着目した学習能力をもつ超並列コンピュータで、現行のコンピュータが苦手とする処理能力、例えば音声、手書き文字、画像などのパターン認識や連想機能、を潜在的にもっている。

ニューロコンピュータの研究には、生物の脳のモデル化や学習アルゴリズムの研究、現行のコンピュータを用いた仮想ニューロシステムのロボティクスなどへの応用研究、LSIや光技術を用いた専用ハードウェアの研究がある。本稿では、これらの中で、筆者らが研究を進めている光技術を用いた2種類のニューロコンピュータ⁴⁾⁵⁾(ベクトルマトリックス乗算方式、ホログラフィ方式)の特長、原理、システム構成、今後の研究課題について述べる。

2. 光ニューロコンピュータの特長

光ニューロコンピュータは、LSIを利用したものと比較して、次のような潜在的な利点をもっている。

(1) 光は空間並列性を有しているので、本質的に、完全並列コンピュータであるニューロコンピ

ュータとの整合性がよい、すなわち、ホログラムや空間光変調素子などを用いた空間光配線技術により、膨大な数のニューロン間の配線が可能である。また、ニューロン間の結合（シナプス結合）の強さを動的（ダイナミック）に制御・変更可能である。

- (2) 光波は互いにクロストークを受けることなく伝搬し、またその伝送容量も大きい。
- (3) しかも超高速演算が期待される。

これらの中でも、(1)の特長は以下に述べる理由により、特に重要である。ニューロコンピュータは、ニューロン数が多くなるとニューロン間配線数が天文学的に増加するという問題点がある。例えば、 10^4 個のニューロンで構成されるネットワークでは、最大 10^8 個の配線数が必要になる。このような膨大な配線数は、現在のLSI技術を用いても実現が困難である。また、学習機能を持つニューロコンピュータでは、シナプス結合強度が修正信号によって可変の動的ネットワークが必要とされる。このような動的ネットワークをLSIで作製すると、集積されるニューロン数が急激に減少してしまう。これに対して、光技術を用いれば、このような膨大な数のニューロン間配線を、空間配線技術によって動的にかつ超高速に行える可能性がある。

3. ベクトル・マトリックス演算による光ニューロコンピュータ

3.1 ニューロンの機能とモデル

ニューロンは多入力/1出力型のしきい値特性をもつ飽和型非線形素子とみなせる。ニューロンを数式でモデル化する場合、各ニューロンの出力は、その興奮の度合に応じて0~1のアナログ値を取り得るものとする。この時 i 番目のニューロンの出力状態 v_i は、これに接続されている N 個のニューロンの出力状態 v_j ($j=1, 2, \dots, N$) とシナプス結合強度 T_{ij} との積 $T_{ij} v_j$ の総和、および自己固有のしきい値 I_i を用いて次式で近似される。

$$v_i = g \left(\sum_{j=1}^N T_{ij} v_j + I_i \right) \quad (1)$$

ここで、 j 番目のニューロンが i 番目のニューロンに及ぼす程度を表わす T_{ij} は、その値が正の時に興奮性、負の時は抑制性シナプス結合に対応する。また、 g は単調飽和関数、例えばsigmoid関数で表わされ、

$$g(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \tanh \left(\frac{x}{x_0} \right) \right] \quad (2)$$

で与えられる。

この N 個のニューロンから構成されるネットワークのエネルギー E は、

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N T_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^N I_i v_i \quad (3)$$

で表わせる。⁶⁾

3.2 feedback型ニューラルネットワークモデル

図1に示されているように、ネットワークに含まれるニューロンが互いに接続されており、各ニューロンの出力信号がフィードバックして再び他のニューロンに入力するモデルを、ここではfeedbackモデルと呼ぶことにする。このモデルを用いた代表例として、連想メモリを考える。

いま、 N 個のニューロンで構成されるネットワークにおいて、記憶する完全情報の数を M 、また、 m 番目の完全情報に対するニューロンの状態を2値(1, 2)のベクトル $v^{(m)} = (v_1^{(m)}, v_2^{(m)}, \dots, v_N^{(m)})$ で表現する。次に、シナプス結合行列 T_{ij} を

$$T_{ij} = \begin{cases} \sum_{m=1}^M (2v_i^{(m)} - 1)(2v_j^{(m)} - 1) & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (4)$$

で定義すれば、記憶されたという現象がネットワークの安

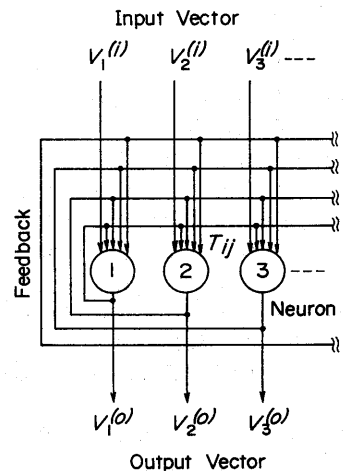


図1. feedback型ニューラルネットワークモデル

定状態、すなわち、(3)式で与えられるエネルギー E の極小値となることに対応することが証明できる。⁶⁾したがって、記憶情報を完全情報と考えると、任意の不完全情報がニューロンの状態ベクトルとして入力された時、(1)式で与えられる非線形しきい値処理およびフィードバック作用により、ニューロンの状態ベクトルは入力情報に最も類似した記憶情報に自発的に変化して、結局安定点に達した時のベクトルを完全情報として出力することになる。これが連想メモリの基本原理である。しかし、連想機能を精度よく得るためには、ニューロン数 N は記憶する情報の数 M に比べて充分大きく、また各記憶状態ベクトル $v^{(m)}$ ($m=1, 2, \dots, M$)間には特別に強い相関がなく、できれば直交性が成り立つことが望ましい。これらの条件が満足されている場合でも、ニューロンの非線形処理によって、一般的にエネルギー関数 E は、 N 次元ベクトル空間において、記憶情報に対応する極小点(グローバルミニマと呼ぶ)のほかにも望ましくないローカルミニマと呼ばれる多くの浅い谷底が存在して、初期条件によっては、これらのローカルミニマにトラップされてしまうことも示されている。

3.3 feedbackモデルによる光連想メモリ

Psaltisらは、3.2で述べたfeedback型モデルに基づいた連想メモリを光学的に実現することを提案し、その基礎実験を行なった。⁷⁾また、筆者らのグループでは、途中の浅い谷底(ローカルミニマ)にトラップされることなく記憶情報に対応した極小点に収束するように、外部から雑音を与えてニューロンの状態を確率的に遷移させていく、一種のSimulated Annealingの考え方を導入した光連想メモリを試作した。⁸⁾筆者等の試作したシステムを図2に示す。光学的な行列ベクトル乗算器⁹⁾を基本構造に用いたニューロン数 $N=32$ 、記憶状態ベクトル数 $M=3$ のシステムである。ニューロンは、図3に示されているように、フォトダイオード(PD)と比較器およびLEDで構成されている。各ニューロンの興奮状態は、一列に並べられたLEDの点滅状態に対応している。各発光素子からの出力、例えば v_j ($j=1, 2, \dots, N$)はレンズ系(図中で省略されている)を用いて扇状ビームとなるように波面変換され、行列 T に対応する光学マスクの j 列成分のみを一様に照射する。 T の (i, j) 成分 T_{ij} の大きさを光透過率として与えておくと、その出

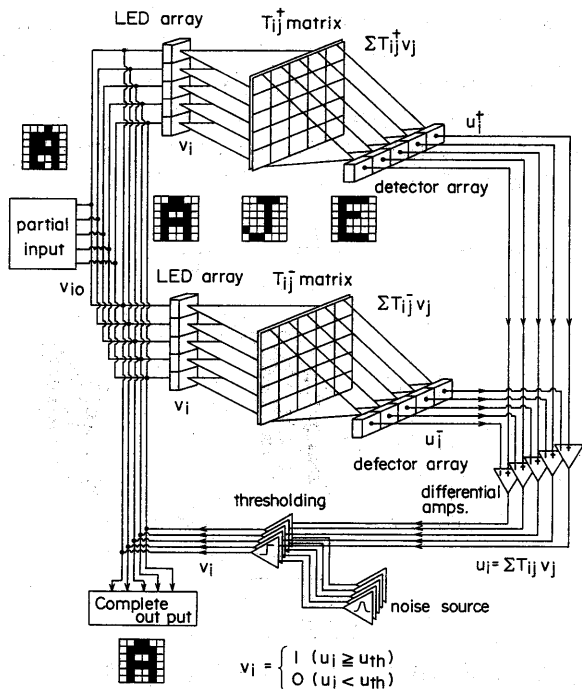


図2. feedbackモデルに基づいた光連想メモリの構成図

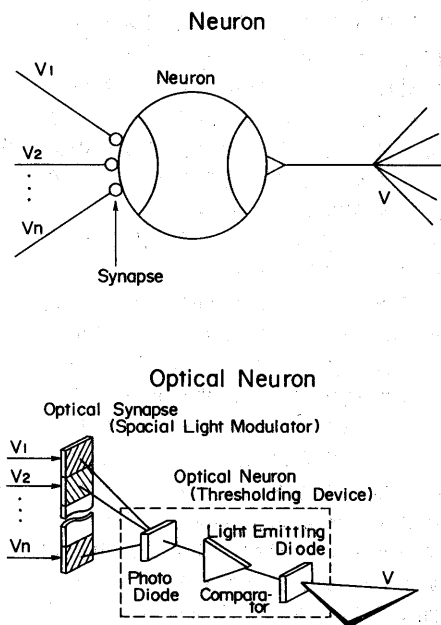


図3. 光電子ハイブリット型光ニューロンモデル

力光強度は $T_{ij} v_j$ に比例する。次に、この光学マスクからの出力光はレンズ系によって、今度はすべての i 行成分が受光素子アレイの一つに集光される。したがって、 i 番目の受光素子出力 u_i は、

$$u_i = \sum_{j=1}^N T_{ij} v_j \quad (5)$$

となり、受光素子出力に行列ベクトル積が得られることがわかる。ここで重要なことは、光学的手法を用いると、上述の演算が極めて高速に並列に実行されることである。PDアレイで光電変換された信号は、比較器でしきい値処理され、LEDアレイにフィードバックされる。この繰り返し演算によって、不完全入力 A に対して、蓄積された完全情報 A, J, E の中で最も類似した A を選択し、完全出力が得られる。

但し、行列 T_{ij} は興奮性、抑制性シナプス結合に対応する、正負の成分を有する双極性である。従って、実際のシステムでは T_{ij} の正成分のみを集めた $T_{ij}^{(+)}$ と負成分のみを集めた $T_{ij}^{(-)}$ に対応した2チャンネルの光学系を構成している。

また、前述したローカルミニマにトラップされることなく完全情報に相当するグローバルミニマに収束するように、互いに相関のない雑音源を比較器の参照端子に与えている。その結果、図4に示されているように、文字認識率が大幅に向上した。

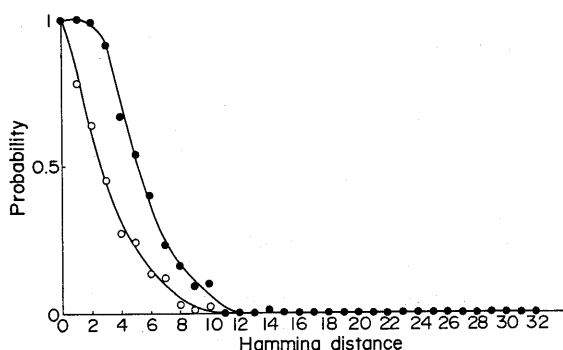


図4. 確率的手法の導入による連想メモリの文字認識率の改善

4. 今後の研究課題

4.1 動的ニューラルネットワーク

実時間で、二次元並列光情報のパターン（光強度、位相、偏光分布などのパターン）を変調する機能を有する空間光変調素子は、膨大な数のニューロン間をプログラマブルあるいは動的に配線する光インターコネクション素子（光シナプス結合素子）として用いられる。現在までに、液晶材料、誘電体材料（LiNbO₃, PLZT, BSO単結晶など）、磁性材料（YIG薄膜）、半導体材料（GaAs薄膜など）を用いた種々の空間光変調素子が報告されているが、解像度、応答速度、コスト、使い易さなどの面で十分な性能のものが得られているとは言い難い。

ここでは1つの空間光変調素子構成例を紹介して、光ニューロコンピュータで必要とされる最低限の性能について私見を述べる。

図5は、GGG(Gadolinium Gallium Garnet)上に成長したYIG単結晶薄膜の光ファラデー効果を利用した空間光変調素子の構成例を示す。YIG薄膜をメサエッチングしてpixelを作り、次に二次元マトリクス状の電極を形成する。この各々の電極に変調電流を流すことによって各pixelの磁化、従って入射直線偏光のファラデー回転角を二次元空間で変調する。この回転角は、検光子によって光強度に変換される。これまでに、波長546nmの光に対して、

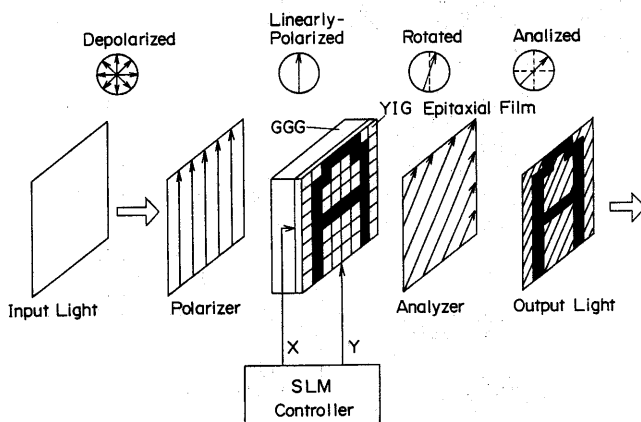


図5. 磁性薄膜の光ファラデー効果を利用した空間光変調素子の原理図

解像度 128×128 , 応答速度 $\sim 1 \mu\text{s}/\text{pixel}$, フレームレート $\sim 500\text{Hz}$, 消光比 $1000:1$ が得られている。しかし, この素子はファラデー回転角や光透過率が使用する光源や波長や Y I G 薄膜の膜厚などに強く依存する問題がある。

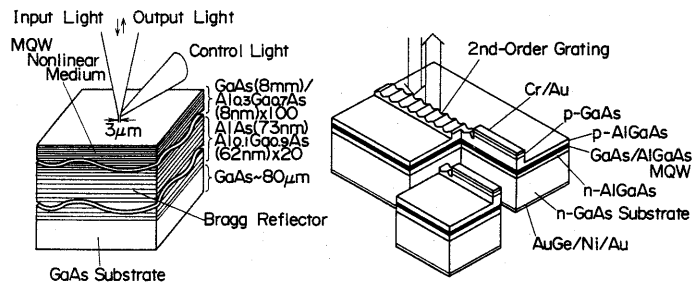
光ニューロコンピュータへの応用を前提とすると, とりあえず, 解像度 1000×1000 , フレームレート $\sim 10\text{kHz}$ 程度の性能を有し, 入射光の波長変動や周囲温度などに対して安定な空間光変調素子の開発が必要であろう。

4.2 全光方式によるニューラルネットワーク (光ニューロン)

ここでは, 将来の全光ニューロコンピュータを目指して, 現在筆者のグループで開発段階にある図 6 に示す全光方式の光しきい値素子の例を紹介しよう。(a)図の素子は,¹⁰⁾ 100 \AA 程度の膜厚の GaAs と AlGaAs 層を交互に積層に成長した MQW (多重量子井戸) 層の強い非線形光学効果を利用する。ここで言う非線形光学効果とは, 入力光強度によって屈折率が変化する現象である。この MQW 層を 2 枚の部分ミラーでサンドイッチ構造にした非線形光学共振器を作る。この素子では, 入力光強度で MQW 層の屈折率を変えると光共振器の特性が変わるので, プローブ光の出力状態をスイッチできる。応答速度も速く, ナノ秒以下で動作する。筆者のグループでは, 直径 $3 \mu\text{m}$, 厚さ $3 \mu\text{m}$ の非線形光学共振器を作製して, 入力光パワー 10mW 以下で動作する光閾値素子を得ている。この光共振器を, 例えば素子間隔 $10 \mu\text{m}$ で 2 次元アレイ化すると, 1 cm^2 のウェハ上に 10^6 個の光しきい値素子が得られる。

(b)図に筆者のグループで開発した他の方式による全光しきい値素子の構成図を示す¹¹⁾ 2 次の回折格子を利用した面発光双安定 MQW-DBR (分布ブラッグ反射器) レーザである。

まず, レーザへの注入電流をしきい値電流よりわずかに低くバイアスしておく。次に, 可飽和吸収体として働く DBR 領域に入力光 (制御光) を照射すると, レーザの発振しきい値が低下し, その結果レーザは発振 (スイッチオン) する。この現象を利用した光しきい値素子では, 立上り時間約 30 ピコ秒, スイッチングエネルギー約 10 ピコジュールの特性が得られている。この素子は, 超高速応答特性, 利得を有する, 2 次元アレイ化が可能など多くの特長を有しており, 今後動作エネルギーの一層の低下, 素子寸法の低減などが期待される。



(a) 受動形全光方式

(b) 能動形全光方式

図 6. 光しきい値素子

4.3 feedforwardモデルによる学習コンピュータ

最近注目されている feedforwardモデルによる学習機能をもつ光ニューロコンピュータの実現も可能である。

図 7 に, 行列ベクトル乗算器を利用した 3 層構造のネットワークの構成例を示す。この場合にも, LED の発光強度がニューロンの興奮状態に対応する。合計 N 個の LED は, N_I 個の I 素子群, N_H 個の H 素子群, N_O 個の O 素子群で構成されている。空間光変調素子で実現されるシナプス行列

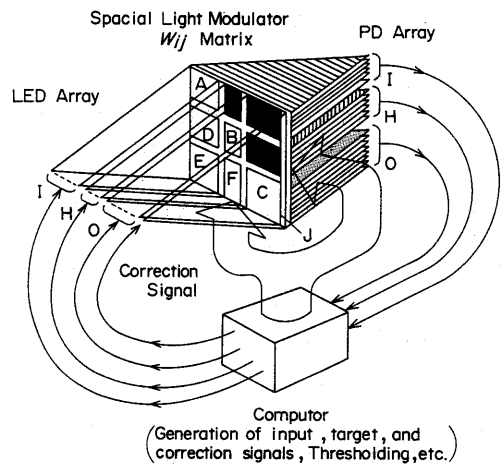


図 7. feedforward モデルに基づいた学習コンピュータの概念図

W_{ij} は9つの小行列からなる。 $A(N_I \times N_I)$, $B(N_H \times N_H)$, $C(N_O \times N_O)$ 小行列は、それぞれI層、H層、O層内の配線を行なうためのものである。また、 $D(N_I \times N_H)$ 小行列はIとH層間の配線を、 $F(N_H \times N_O)$ 小行列はHとO層間の配線を、 $E(N_I \times N_O)$ 小行列はIとO層間の配線を行う。 $LED\theta$ およびシナプス行列の $(N+1)$ 列成分(小行列 J)により、各素子のしきい値がグローバルに調整できるよう工夫されている。学習則として、例えばバックプロパゲーション法を用いる時には、 D, F 以内の小行列は0行列となる。ここで、I素子群のLEDに入力信号を与えると、H層を介してO層から出力信号が得られる。この出力信号を(2)式に従ってしきい値処理したのち、望ましい教師信号と比較して、その二乗誤差が小さくなるようにIとH層間(B 小行列)およびHとO層間(E 小行列)のシナプス結合強度を修正する。このような学習機能を有する光ニューラルネットワークは、今後パターン認識をはじめとする様々な応用分野で極めて有力なハードウェアを提供するものと思われる。¹²⁾

4.4 光ニューロチップ

LEDアレイ、空間光変調素子、およびPDアレイを集積化した光ニューロチップの概念図を図8に示す。この例では、GaAs/A ℓ GaAs MQW構造のElectro-Absorption効果を利用した空間光変調素子を、ストリップ状のLEDアレイとPDアレイでサンドイッチ構造に層状に集積化する。さらに、図8の光ベクトルマトリクス乗算器を、最近開発の盛んな3次元LSIと集積化すれば、飽和型非線形機能をもつニューロチップの実現も可能である。

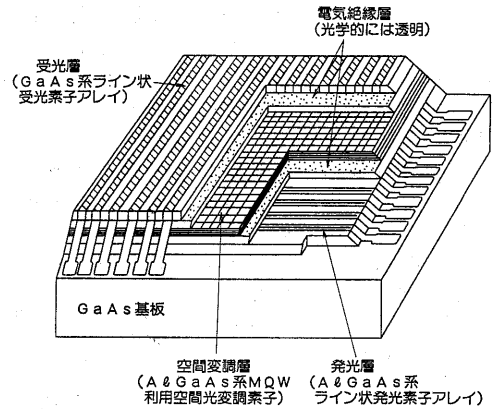


図8. 光ニューロチップの概念図

5. ホログラフィ応用光連想メモリ

ホログラフィを利用した光連想メモリの概念は、1969年にGaborにより提案された¹³⁾が、最近再び注目されるようになった。その背景として、(1)ニューラルネットと類似していること、(2)画像処理に適していること、(3)最近開発の盛んな非線形光素子(しきい値素子)と組合せることにより高性能化が期待されること、(4)ホログラムの有する高密度配線能力、などが挙げられる。以下、筆者らが研究を進めている光連想メモリについて述べる。

5.1 基本原理

図9に原理図を示す。(a)図において、入力面(P_1)に置かれた画像情報 $a(x, y)$ と参照情報 $b(x, y)$ の回折像により、 P_1 面から距離 L だけ離れた P_2 面上でホログラム(例えば、フレネルホログラム)を作る。 P_2 面上での光振幅を $A(u, v) + B(u, v)$ とすると、ホログラムの透過率 t は、

$$t = |A + B|^2 \quad (6)$$

で表わせる。ニューラルネットに対応させると、 t は(4)式のシナプス結合マトリクスに相当する。

光連想メモリでは、相関演算と再生の

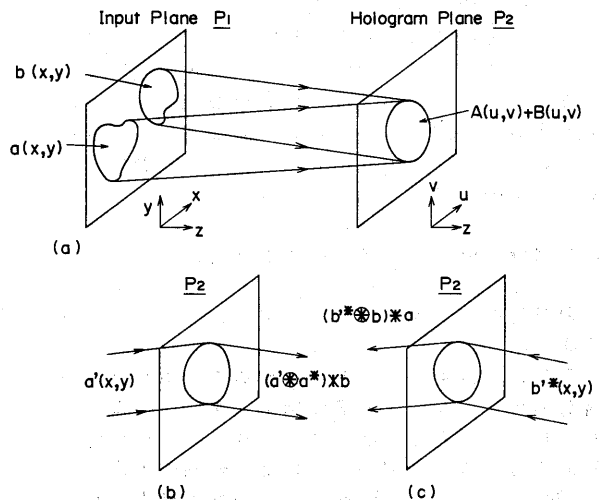


図9. ホログラフィ応用光連想メモリの原理

2段階の過程を経て、連想機能を実現する。まず第1の相関演算過程では、不完全情報 $a'(x, y)$ をホログラムに照射する。ホログラムからの透過光は、

$$A' |A+B|^2 = A' (|A|^2 + |B|^2) + A' AB^* + A' A^* B \quad (7)$$

となる。ここで第4項に注目して、これをフレネル-キルヒホッフの式を用いて近似式を求めると、

$$A' A^* B = \int_{S_1} [(a' \otimes a^*) * b] e^{-2\pi j(ux+vy)/\lambda L} dx dy \quad (8)$$

となる。ここで、 λ は光の波長である。(8)式より、 $A' A^* B$ は a' と a の相関関数 (\otimes)と b のコンボリューション ($*$)をフーリエ変換したものであることがわかる。ここで、例えば参照光 b を平面波とすると、

$$A' A^* B = b \int_{S_1} [(a' * a^*) * b] e^{-2\pi j(ux+vy)/\lambda L} dx dy \quad (9)$$

となる。(9)式を光学的に逆フーリエ変換すれば、 a' と a の相関強度に比例した信号が得られる。

第2の再生課程では、まず相関信号 ($a' \otimes a^*$)を非線形処理して、参照光 b に類似した b^* (または b')を作る。次に、図9(c)に示すように、 b^* を右側からホログラムに照射すると、(8)式と同様な回折光が得られる。

$$B^* BA^* = \int_{S_1} [(b \otimes b^*) * a^*] e^{-2\pi j(ux+vy)/\lambda L} dx dy \quad (10)$$

ここで、 $(b \otimes b^*)$ が δ 関数で近似できるような鋭い相関をもつときには、

$$B^* BA^* \approx \int_{S_1} a^* e^{-2\pi j(ux+vy)/\lambda L} dx dy \quad (11)$$

となり、これを逆フーリエ変換することによって、元の入力画像 $a(x, y)$ が再生される。

5.2 光連想メモリ

次に、上述した基本原理に基づく光連想メモリについて述べる。記憶する複数の完全画像情報 $a_i (i=1, 2, \dots, M)$ は、1枚のホログラムに、各信号光 a_i に対して参照光 b_{i0} (平面波)の入射角度を順次変えながら多重露光して蓄積された。

このホログラムに不完全入力画像 a_j' を照射すると、記憶された M 個の完全画像 a_i に対応した回折光が放射される。各々の回折光の放射角は、画像記憶時の参照光の入射角に等しい。また、各々の回折強度は、(9)式より a_j' と a_i の相関強度に比例する。従って、非線形しきい値素子を用いて、最も相関強度の強い回折光、すなわち記憶画像 a_j による回折光のみスイッチオンして、かつ(9)式で示される再生用参照光を発生させれば、5.1の議論によって完全情報 a_j が得られる。しきい値素子として、光電子ハイブリッド素子、位相共役素子 (BaTiO₃単結晶)を用いた光連想メモリを、それぞれ図10、⁴⁾ 図11⁵⁾に示す。例えば、図10の連想メモリでは、ホログラムの中に5人 ($M=5$)の顔写真が記憶されており、顔の一部分 (完全情報の50%以下の情報)を入力した場合でも、それに最も

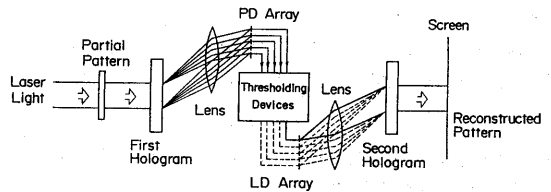


図10. 光電子ハイブリッド形しきい値素子を用いたホログラフィ応用光連想メモリ

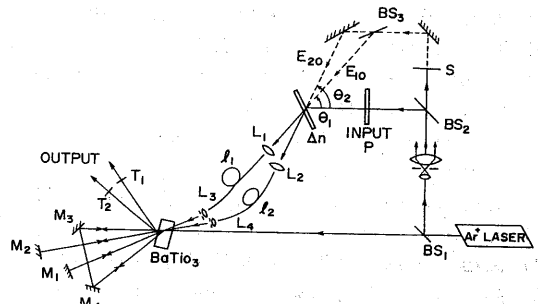


図11. 位相共役ミラーをしきい値素子に用いた全光連想メモリ

近い完全情報を得ることができた。図11は、位相共役発振器をしきい値素子に用いた $M=2$ の全光連想メモリで、相関強度が強い回折光に対応したモードが発振することを利用している。

図12は Yariv, 筆者らにより提案された記憶された画像の各々に対して光共振器の固有モードを対応させるfeedback形の光連想・メモリの概念図である¹⁶⁾。光共振器の中にはPhotorefractive材料を用いた光画像増幅器が入れている。この光増幅器を入画像情報 a_j' でポンプすると、 M 個の記憶画像 a_i ($i=1, 2, \dots, M$)の中で最も a_j' 類似した画像 a_j が最も強く増幅される¹⁶⁾。光共振器の内部では、ホログラム回折効率の選択性(相関強度)と、Photorefractive光増幅器の選択性の相乗効果によって、 a_j の光強度が最も強くなる。位相共役ミラー(PCM)はしきい値特性を有しているのので、何度かfeedbackが繰り返されているうちに、結局 a_j に対応する固有モードが発振する。このモードが発振すると、光増幅器の利得抑制効果によって、他のモードの発振は生じない。このようにして、 a_j' に対する完全画像 a_j が、BS₂ (ビームスプリッタ)を介して、出力される。

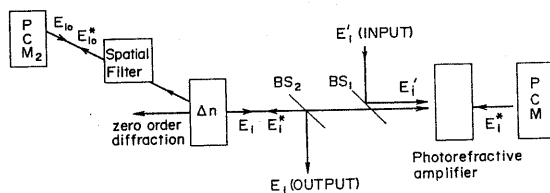


図12. 位相共役共振器を用いたfeedback型光連想メモリ

6. おわりに

これまで述べたきたように、光技術は電子技術と比較して、ニューロコンピュータをハードウェア化する手段として潜在的に魅力ある特長を有している。しかし、電子技術がVLSIという形で、その能力の限界に近づいているのに対して、光技術はようやく単体のレーザ素子が気軽に使われはじめた時代である。電子の世界にたとえれば、トランジスタの時代に相当する。従って、光の特長を充分利用したシステムを構築するには、すぐれたニューラルモデル、学習アルゴリズムや光ニューロコンピュータのアーキテクチャの研究はもちろんのこと、本稿でも紹介した光しきい値素子アレイ、空間光変調素子、高性能位相共役素子などの新しい光素子や、それらの材料、プロセス技術に関する研究が不可欠であろう。

参考文献

- 1) 甘利, 「神経回路網の数理」, 産業図書(1978).
- 2) 甘利, 数理科学, 286, 61 (1987).
- 3) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP Research Group, *Parallel Distributed Processing Volume 1, II*, The MIT Press (1986).
- 4) 久間, bit, 20, 2, 155 (1988) 共立出版.
- 5) 久間, 田井, テレビジョン学会技術報告12, 14, 13(1988)
- 6) J. J. Hopfield, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 79, 2554 (1982).
- 7) N. H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata, and E. Peak, *Appl. Opt.*, 24, 1469 (1985).
- 8) 太田, 田井, 黒田, 追田, 久間, 浜中, 電子情報通信学会 OQE 87-174 (1988).
- 9) H. J. Gaultfield, SPIE, 456, Optical Computing, 2 (1984).
- 10) J. Ohta, K. Kyuma, M. Oita, K. Mitsunaga, K. Hamanaka, and T. Nakayama, *Electron. Lett.*, 24, 216, (1988).
- 11) K. Kojima, K. Kyuma, S. Noda, J. Ohta, and K. Hamanaka, *Appl. Phys. Lett.*, 52, 942 (1988).
- 12) N. H. Farhat, *Optt. Lett.*, 12, 448 (1987).
- 13) D. Gabor, *IBM J. Res. Dev.* 13, 156 (1969).
- 14) 高橋, 小島, 久間, 応用物理学会春季講演予稿集, 30a-ZF-4, 731 (1988).
- 15) A. Yariv, S-K. Kwong, and K. Kyuma, *Appl. Phys. Lett.*, 48, 1114 (1986).
- 16) K. Kyuma, S. K. Kwong, M. Cronin-Golomb, and A. Yariv, *OPTOELECTRONICS-Devices and Technologies*, 2, 1 (1987) Mita Press.