7. 光ニューロコンピュータ

太田 淳[†], 久間 和生[†]

1. ま え が き

最近、生物のすぐれた情報処理機能を模擬したニューロコンピュータの研究が盛んである¹⁾²⁾。ニューロコンピュータは、膨大な数のニューロンと呼ばれる素子間の結合状態に着目して、超並列情報処理を行うことを目指している。また、ニューロコンピュータは自己組織化、すなわち学習によって自分でプログラムを組むことも可能である。

ニューロコンピュータは、専用 LSI や光学素子を用いて、ハードウェアとして実現可能である。光技術を利用したニューロコンピュータは、

- (1) 光波は空間並列性を有しているの、本質的にニューロコンピュータとの整合性が良い。
- (2) 多数のニューロン間の相互配線が容易である。しかも実時間ホログラムや空間変調素子などを用いれば、膨大な数の素子間の可変配線が可能である。
- (3) しかも光波は互いにクロストークを受けることなく伝播し、また伝送容量も大きい。

などの特徴を有している。光ニューロコンピュータの目標は、連想処理、パターン認識など現行のコンピュータが不得手とする問題を超高速、超並列に処理する知的コンピュータの実現にある。

以下本稿では、ニューラルネットワーク(神経回路網)の基本モデルについて述べた後、これを光学的に処理するための基本光学系と基本素子の概念について述べる。最後に、光ニューロコンピュータの構成法について紹介する。

2. ニューラルネットワークモデル

脳の中で情報処理を担っている基本要素はニューロ

図 1 ニューロンモデル

ニューロンは多くの入力信号 $V_j(j=1, 2, \dots, N)$ の総和に従って、自己の出力状態 V_i を決定する。

ン(神経細胞)である¹⁾³⁾。図 1 に示されているように、ニューロンは、多入力/1 出力型の閾値特性をもつ非線形素子とみなせる。すなわち、ニューロンは、その膜電位がある一定値(閾値)以下の時には出力はゼロであるが、閾値以上になるとパルスが発生して、他のニューロンに信号を送る。1つのニューロンは、シナプスを介して 1000~10000 個もの他のニューロンと結合している。このシナプスを介した結合には、相手のニューロンの膜電位を上げるように働く興奮性の結合と、下げるように働く抑制性の結合がある。

いま、 N 個のニューロンからなるネットワークを考える。ここで各ニューロンは、その興奮の度合いに応じて 0~1 の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、自分を含む他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、および自己固有の閾値 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す T_{ij} は、その値が正の時に興奮性、負の時は抑制性結合に対応する。また、 g は、例えば Sigmoid 関数で表され、

[†] 三菱電機株式会社 中央研究所

“Optical Neuro-Computer” by Jun Ohta and Kazuo Kyuma (Central Research Laboratory, Mitsubishi Electric Corporation, Tokyo)

図2 各ニューロンに初期条件、例えばA, B, Cで表される状態を与えると、各ニューロンはエネルギーEが極小となる状態 $V^{(1)}$, $V^{(2)}$, $V^{(3)}$ に収束していく。

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

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、

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

で表せる。Hopfieldは、シナプス結合が対称性を有する場合、すなわち $T_{ij}=T_{ji}$ の時、各ニューロンは、(3)式の E が極小値に向かって、自己の状態を自発的に変えていくことを示した⁴⁾。その様子を図2に示す。この原理は、後述する連想メモリーや種々の組合せ最適化問題の解法⁵⁾に適用され、ニューロコンピュータの有用性が示されている。

3. 基本光学系と基本素子

ニューロコンピュータを光学的ハードウェアとして実現するには、膨大なニューロン間の配線素子と閾値素子、および、これらの素子を用いた光学系が必要である。

3.1 行列-ベクトル乗算器

(1)式で表現される行列-ベクトル積を演算する光学系を紹介しよう⁶⁾。図3に基本的な構成例を示す。ベクトル情報 V は、LED(発光ダイオード)やLD(レーザーダイオード)などの発光素子アレイから光強度として放射される。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、その出力強度は $T_{ij} V_j$ 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

図3 光の空間並列性を利用した行列-ベクトル乗算器

図4 ホログラムを用いた光配線
入出力の各点A, B, A', B'がニューロンに相当する

って、今度はすべての i 行成分が受光素子アレイの1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、

$$U_i = \sum_{j=1}^N T_{ij} V_j \quad (4)$$

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。例えば、 $100 \times 100 = 10^4$ 個の成分の行列を仮定して、発光素子を100 MHzで駆動すると、1秒間に 10^{12} 回の演算がなされることに相当する。より汎用性の高い行列-ベクトル乗算器を得るには、電気的または光学的に行列成分の値を高速に変えることの可能な2次元空間並列素子の開発と、負数と複素数の演算も自由にできる光学系の開発が必要である。

3.2 ホログラム応用光配線素子

ホログラムは、コヒーレントな2光波間の干渉効果を利用して感光剤を露光し、その後定着することによって周期的に屈折率変化を作る。したがって、1枚のホログラムの中にいくつもの回折格子を前もって作っておくと、図4に示されるように、入力面の任意の一点(ニューロンに相当する)から放射された光ビームを、出力面の任意の点に配線できる。ホログラムの空間分解能は2000本/mm程度であるので、 2 cm^2 のホログラム素子は原理的に 10^9 個以上の独立した回折格子をもつことに相当する。このことは 10^4 個以上の入

(a) 光エレクトロニクス利用方式: N 個の入力 $V_1, V_2, \dots, V_N$ の和がある閾値レベル以上になると、比較器出力が H レベルになり発光素子が“ON”される

(b) N 個の入力光の強度和がある閾値以上になると、GaAs/AlGaAs 多重量子井戸層と 2 枚の部分ミラーで構成される光共振器の透過率が $0 \rightarrow 100\%$ にスイッチ“ON”される。

図 5 光閾値素子

力と 10^4 個以上の出力点を自由に接続できる可能性を意味している。

通常のパログラムでは回折格子を書き換えることはできない。これに対し、 BaTiO_3 や LiNbO_3 単結晶などの Photorefractive 材料は、光によって励起される電荷の移動が屈折率変化を作る。この現象を利用すれば、入出力素子間の配線方法やその結合強度を任意にプログラム可能な実時間パログラム素子が得られる。

3.3 光閾値素子(光ニューロン素子)

光配線素子と共に光閾値素子も不可欠である。最も簡単な光閾値素子は、図 5(a) に示されているように、受光素子と、電氣的に動作する比較器および発光素子で構成される。ここでは、現在開発段階にある図 5(b) に示す全光方式の光閾値素子の例を紹介しよう。この素子は、 $100 \text{ \AA}$ 程度の極薄の GaAs と AlGaAs 層を交互に積層に成長した MQW (多重量子井戸) 層と呼ばれる媒質の強い非線形光学効果を利用する。ここでい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

図 6 光閾値素子構造模式図
反射モードで使用する構造としている。

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 $3 \mu\text{m}$ の非線形光共振器を作製して、入力光パワー 10 mW 以下で動作する光閾値素子を得ている⁷⁾。図 6 は、片側の部分ミラーも MQW 層と同じ AlGaAs 系材料で作製した素子の構造模式図である。精密な膜厚制御が可能な分子線エピタキシャル法を用いることで、素子特性を大面積にわたって均一化できている。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 のウエハ上に 10^6 個の光閾値素子が得られる。

4. 光ニューロコンピュータの例

4.1 ニューラルネットワークモデルによる光連想メモリー

いま、 N 個のニューロンから構成されるネットワークにおいて、記憶する情報の数を M 、 m 番目の情報に対するニューロンの状態を 2 値 ($1, 0$) のベクトル $\mathbf{V}^{(m)} = (V_1^{(m)}, V_2^{(m)}, \dots, V_N^{(m)})$ で表現する。次に $\mathbf{V}^{(m)}$ を、 $\mathbf{S}^{(m)} = 2\mathbf{V}^{(m)} - 1$ のような双極表現に変換して、シナプス結合行列 T_{ij} を、

$$\left. \begin{aligned} T_{ij} &= \sum_{m=1}^M S_i^{(m)} S_j^{(m)} & i \neq j \\ &= 0 & i = j \end{aligned} \right\} (5)$$

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定状態、すなわち、(3) 式で与えられるエネルギー E が極小となることに対応することが証明できる。したがって、記憶情報を“完全情報”；ベクトル $\mathbf{V}^{(m)} (m=1, 2, \dots, M)$ で表される情報と考えると、任意の“不完全情報”；ベクトル $\mathbf{V}^{(m)} (m=1, 2, \dots,$

M)の成分の一部をビット反転したベクトル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閾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。これがニューラルモデルによる連想メモリの基本原理である。しかし、連想機能を精度良く得るためには、①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、

$$M \leq N / (4 \log N) \quad (6)$$

とすべきこと、②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、

$$\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S_j^{(m)} S_j^{(n)} \sim \delta_{mn} \quad (7)$$

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のほかにも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。

Psaltis らは、このニューラルネットワークモデルに基づいた連想メモリスистемを光学的に実現することを提案し、その基礎実験を行った⁸⁾。また、筆者らのグループでは、途中の浅い谷底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スистемを試作した⁹⁾。ここでは、図7に示した筆者らのシステムを紹介しよう。図3で述べた光学的な行列-ベクトル乗算器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。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。フォトダイオード (PD) アレイで光電変換された信号は、比較器で閾値処理され、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、出力とし

図7 ニューラルネットワークモデルに基づいた光連想メモリー

写真1 光連想メモリー装置外観写真

図8 雑音導入光連想メモリー実験結果の一例

て完全な A が得られる。

ただし、行列 T_{ij} は正負の成分を有する双極性であるので、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。写真1は、試作した装置の外観写真である。

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が得られるように、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。実験結果の一例を図8に示す。ローカルミニマにトラップされても、ノイズを加えることにより正しい蓄積情報であるAに収束している。

4.2 ホログラフィ応用光連想メモリー

次に、ホログラムを光配線素子に利用した光連想メモリーを述べよう。図9に筆者らによる光連想メモリーの構成例を示す¹¹⁾。

記憶する複数の2次元画像情報 $A_i (i=1, 2, \dots, M)$ は、1枚のホログラムの中に、各信号光 A_i に対して参照光 A_{i0} の入射角度を順次変えながら多重露光して蓄積される。

このようにして作製されたホログラムに不完全な入力画像 A_j' を照射すると、蓄積された M 個の記憶画像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、各々の回折光の強度は A_j' と A_i の相関強度に比例する。ここでは、光源としてガスレーザの代わりに半導体レーザを用いており、そのためコンパクトな系の構成となっている。蓄積情報としては、5人分の顔写真とし、例えば図9中に示すように、顔の一部分を

入力しても、それに最も近い完全情報を出力することができる。さらに、数十psのスイッチング速度をもつ面発光レーザスイッチが開発されており¹²⁾、これを用いれば超高速の連想が実現できよう。

図10はYariv、筆者らにより提案された多重露光ホログラムの性質を利用して、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。光連想メモリーである¹³⁾。光共振器の中にはPhotorefractive材料を用いた光画像増幅器が入れられている。この光増幅器を入力画像 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' に類似した画像 A_j が最も強く増幅される¹³⁾。光共振器の内部では、上述したホログラム回折効率の選択性と、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。PCM(位相共役ミラー)は閾値特性を有しているため、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。

Y. S. Abu-Mostafa らは、多重露光ホログラムを用いた異なった構成による光連想メモリーを提案してい

図9 半導体レーザによるホログラム連想メモリー

図10 ホログラムと光共振器を用いた連想メモリー

ホログラム中には複数個の完全画像が記憶されており、各々が光共振器固有のモードに対応している。不完全入力画像に最も類似した画像に対応したモードが発振し、完全画像を出力する。

図 11 ホログラムと光閾値素子を用いた光連想メモリー

る¹⁴⁾。図 11 にその構成図を示す。このシステムは、基本的に 2 枚のホログラムと光閾値素子で構成されている。第 1 のホログラムで、入力画像 A_j' と記憶された完全画像 A_i の相関演算がなされる。放射された M 個の回折光は、空間フィルタとして働くピンホールアイで、相関強度に比例した空間的に一様な平面波に変換された後、第 2 のホログラムで光強度が重み付けされた完全画像 $\sum_{i=1}^M W_i A_i$ が再生される。空間的に重ね合わさった $\sum W_i A_i$ は、閾値素子の裏面に照射される。一方、閾値素子の表面に照射されている入力画像 A_j' の反射率は、裏面に照射された光強度パターンに依存し、光強度の大きな部分 ($W_i A_j$) のみが強調される。したがって、反射光強度パターンは、望ましい完全画像に類似してくる。この過程が何度も繰り返され、結局、第 1 のホログラムから最適の完全画像 A_j が出力される。

5. む す び

これまで述べてきたように、光技術は電子技術と比較して、ニューロコンピュータを実現する手段として興味ある特徴を有している。第 1 に本質的に並列処理に適していること、第 2 に直接画像処理を行えること、そして第 3 に複雑なニューロン間の配線を比較的容易に実現する能力を有していることである。

しかし今後解決すべき技術課題は多い。光ニューロコンピュータとしてのアーキテクチャの開発と、光閾値素子、光配線素子、空間変調素子などの光素子の飛躍的な特性改善が必要である¹⁶⁾。(昭和 63 年 4 月 25 日受付)

〔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 I, II, The MIT Press（1986）
- 4) J. J. Hopfield：Proc. Natl. Acad. Sci. USA, **79**, p. 2554（1982）
- 5) M. Takeda, and J. W. Goodman：Appl. Opt., **25**, p. 3033（1986）
- 6) H. J. Gaultfield：SPIE, 456, Optical Computing, 2（1984）
- 7) 太田，追田，久間，小島，光永，浜中：信学技報，OQE 87-138（1987）
- 8) N. H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata, and E. Peak：Appl. Opt., **24**, p. 1469（1985）
- 9) 太田，田井，黒井，追田，久間，浜中：信学技報，OQE 87-174（1988）
- 10) N. H. Farhat：Opt. Lett., **12**, p. 448（1987）
- 11) 高橋，小島，久間：応用物理学学会春季大会，30 a-ZF-4, p. 731（1988）
- 12) 小島，久間，野田，光永，太田，浜中：信学技報，OQE 87-68（1987）
- 13) A. Yariv, S. K. Kwong, and K. Kyuma：SPIE, 613 Non-linear Optics and Applications, 2（1986）
- 14) K. Kyuma, S. K. Kwong, M. Cronin-Golomb, and A. Yariv：Optoelectronics-Devices and Technologies, **2**, 1, Mita Press（1987）
- 15) Y. S. Abu-Mostafa and D. Psaltis：Scientific America, 66（Mar., 1987）
- 16) 久間：bit, **20**, 2, p. 155（1988）

おた じゅん
太田 淳 昭和 58 年，東京大学工学部大学院修士課程物理学専攻修了。同年，三菱電機(株)に入社。現在，同社中央研究所基礎研究部第 1 グループに所属。GaAs 系化合物半導体結晶成長，光電子集積回路および光コンピュータの研究に従事。

きゆうま かずお
久間 和生 昭和 52 年，東京工業大学大学院博士課程電子物理学専攻修了。同年，三菱電機(株)に入社。以来，同社中央研究所勤務。60 年～61 年，米国カリフォルニア工科大学客員研究員。現在，同社基礎研究部第 1 グループマネージャ。光ファイバセンサ，半導体レーザ，光コンピュータの研究に従事。工学博士。