学習型光ニューラルネットワーク

Learning Optical Neural Networks

森雅彦 (電子技術総合研究所)

Masahiko Mori (Electrotechnical Laboratory)

1. はじめに

これまで多くの光ニューラルネットワークに関する提案や実験システムが発表されてきた。その中でも光の並列性を生かしたインターコネクションを中心とし、ニューラルネットワークの基本となるベクトル・マトリックス演算を光学的に実現するものが多数を占めている。しかし、これらのシステムでは想起過程における高速化を図ることは出来るが、それだけでは学習を高速に実現することは困難である。そこで本研究では、学習に必要な学習信号の計算も、基本的には並列演算可能なベクトル演算であることに着目し、光学システムを用いて学習信号の計算を行うことが可能なシステムを提案する。

われわれはこれまで、何種類かの空間光変調素子を入力ベクトル表示、結合荷重の記録、表示デバイスとして用いた学習型光ニューラルネットワークを作製し、その学習動作を確認してきた[1-7]。その中でもPROMは高い解像度を持ち、メモリ機能、画像での加算、減算機能を持つ透過型の光アドレス型空間光変調器である[8]。今回、我々が結合荷重の記録および表示に用いたPROMはBismuth Silicon Oxide (BSO)結晶の両側に透明電極をつけたものである。光電導効果を利用し、BSO結晶の吸収係数が大きい青色光により画像の書き込み (加算、減算) を行い、電気光学 (ポッケルス) 効果により、吸収係数の小さい赤色光を用いて読み出しを行う。この時、PROMへの画像の書き込みと読み出しは同じ方向から波長の異なった光を入射することによって同時に実現することができる。

本研究においては、この特性を生かし、ニューラルネットワークの想起過程だけではなく、結合荷重の更新値の計算も光を用いた並列演算で行い、演算結果を直接PROMに書き込むシステムを構築し、学習を実現した。これにより、より高速な光ニューラルネットワークの学習動作が可能となる。また、2次元構造[2,6]とPROM、およびこの学習方式を導入することにより、光学的な位置合わせが容易になることを実証した。

2. 原理

今回の研究においては学習ルールに直交学習を採用した。これは直交学習においては、単純なベクトルの外積演算により学習信号を並列に計算できることから採用したものである。想起及び学習過程での並列計算を光学的に行うシステムの原理図をFig.1に示す。我々の用いた液晶デバイス(LCD)とPROMは入力光の偏波面を回転させる空間光変調器であるが、ここではそれらのデバイスの後ろに検光子を置くことにより強度変調の空間光変調器として使用する。Fig.1の中では検光子は省略している。ここでは説明を簡単にするために1次元構造のネットワークを用いて説明する。

想起過程では入力ベクトル (I_i) はLCD1に縦方向に引き延ばされた形で表示される(Fig.1(a))。赤色の読み出し光は入力ベクトルの各要素の大きさに応じた光強度に変調される。この入力ベクトル画像は、PROM上に記録された結合荷重 (W_{ji}) を透過することにより、入力ベクトルと結合荷重との乗算結果 ($I_i \times W_{ji}(t)$) としてCCDカメラにより受光される。CCDで受光された乗算結果の画像はコンピュータ内で横方向に加算される($U_j = \sum (W_{ji} \times I_i)$)。現在は操作性の点からCCDとコンピュータ内での数値の加算を用いているが、シリンドリカルレンズとフォトダイオードの一次元アレイを用いることにより、より高速に処理することも可能である。非線形演算 ($f(U_j)$) も現在はコンピュータ内で計算される。

Fig. 1 The principle of the recalling (a) and the learning (b) processes.

学習過程においては、非線形処理された想起結果 ($O_j = f(u_j)$) と教師信号 (T_j) との差 (エラー信号: $\delta_j = T_j - O_j$) がコンピュータ内で計算され、LCD2上に入力ベクトルとは直行する方向にのぼされたベクトルとして表示される(Fig.1(b))。ここで青色の書き込み光を照射するとエラー信号 (δ_j) と入力ベクトル (I_i) との外積 ($\delta_j \times I_i$) が実現され、その結果が結合荷重の更新値 (ΔW_{ji}) として直接PROM上の結合荷重に加算される。

$$\Delta W_{ji} = \alpha (\delta_j \times I_i) \quad (1)$$

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji} \quad (2)$$

ここで α は学習定数である。この原理に基づき、直交学習を進めることが出来る。

一般のニューラルネットワークにおいて、結合荷重は正負両方の値を持ちうるが、空間光変調器を用いて透過率で負の値を表現することは出来ない。そこで本実験においては、結合荷重を正の結合荷重と負の結合荷重の絶対値で表現する。

3. 光学システム

作成した学習型光ニューラルネットワークシステムをFig.2に示す。システムへの入力像はCRTに表示され、セルフオックマイクロレンズアレイ(SLMA)を用いて、その多重像 (入力マトリックス) がLCD1に表示される。

Fig. 2 The experimental setup of the optical neural network with red/blue LEDs and a PROM based on optical outer-product.

想起過程においては赤色光を用い、入力マトリックスとPROM上に記録された結合荷重との乗算結果がCCD2により受光される。結果はイメージプロセッサを通し、コンピュータに入力される。局所加算と、正の結合荷重でのマトリックス・テンソル演算結果から負の結合荷重を用いたマトリックス・テンソル演算結果の減算、さらに非線形演算がコンピュータ内で実行される。

学習過程では、コンピュータ内で計算されたエラー信号マトリックスをLCD2上に表示する。このマトリックスの各要素は多重入力像の一つ一つと重なるように表示される。この時エラー信号が正の時には結合荷重の正の部分に更新値が書き込まれ、エラー信号が負の場合には結合荷重の負の部分に更新値が書き込まれる位置にエラー信号を表示する。青色LEDの光でエラー信号と入力ベクトルの外積が計算され、直接PROM上に加算され、結合荷重が更新される。このシステム上での学習係数は青色LEDの光強度と書き込み時間、PROMの感度で決定される。

想起、学習過程の切り替え、学習信号の書き込み時間等はコンピュータで青色LED、赤色LED、PROMへの電圧を制御し、実現する。

想起過程においては、LCD1上の入力マトリックスと結合荷重のテンソルの各要素同士の重ね合わせが必要であるが、学習にも同じ入力マトリックスと光学系を用いているためにこの入力と結合荷重の位置合わせは不要である。また、CCD2はその受光像の一点一点を特定する必要はなく、あるエリア（入力多重像の一つの像の領域）を局所加算するだけでよい。また、学習課程においてもLCD1上の入力マトリックスとLCD2上のエラーマトリックスは一画素ずつの位置合わせは必要なく、入力多重像の一つの像の領域とエラーマトリックスの一要素が重なるだけでよい。このことにより、簡便な位置合わせで、大規模なネットワークが可能である。

4. 学習実験

今回、作成した光学システム上で実現したニューラルネットワークは入力が文字、出力が4ニューロン、2層構造である。また、出力に0,1の2値を用い、非線形関数としては出力が0,1となるステップ関数を用いた。学習アルゴリズムとしては直交学習を用いた。これによりもっとも単純にベクトルの外積を用いて学習を行うことができる。Fig.3に多重入力像、および外積演算結果の一例の写真を示す。外積演算は多重像と3つの要素だけが1であるエラーマトリックスの重ね合わせである。

Fig. 3 The multiple image of M produced by an SMLA (a), and the calculated outer-products with the multiple image and the error signals (b).

Fig. 4 The learning curve of the optical neural network with 4 alphabetic characters (M, O, R, I).

結合荷重の初期値は0とし、PROM上にはなにも書き込まれていない状態から学習をスタートしたが、光学系およびデバイスの不均一生により各結合荷重は小さなランダム値を持つ。学習は逐次学習とし、入力ベクトルを一つ表示する度にエラー信号を計算し1回の学習を行った。4文字

レーザー学会学術講演会第18回年次大会

(M,O,R,I)の学習をそれぞれ1回づつ行うことにより1サイクルを終了する。このサイクルを繰り返すことにより学習を進めた。

4文字に対する学習曲線をFig.4に示す。横軸は学習のサイクルであり、縦軸は各サイクルの学習後の二乗誤差の合計である。6回の繰り返しで学習が終了し、4文字を認識するネットワークが構成された。このシステムでは学習のスピードは基本的にはPROMへの書き込み時間により制限される。

5. 検討

PROM自体は数十万コネクションを実現する解像度を持っているが、現在のシステムで可能な最大のコネクション数は約2万である。これは光学系の大きさ、解像度とLCDの解像度によって決定されている。さらに大規模なネットワークの構築には現在はLCDを用いている多重入力像表示デバイスの改善が必要である。

より高速で動作するシステムを構築するにはPROMの感度を大きくする、もしくは書き込み光強度を大きくする必要がある。現在のBSOを用いたPROMの感度を上げるにはより短波長の光源を用いる必要があるが、コンパクトなシステムを構成できるLEDもしくは半導体レーザにおいて現在、今回使用したLED以上に短波長のものはない。従って、この点での改良は当面期待できない。これに対し、書き込み光の強度はLED、または半導体レーザの開発によりより発光強度の大きなものが期待できる。さらにはアレイ化する事によりより高速なシステムを構築できる。

次に問題となるのがCCDの読み込みから加算、減算、非線形演算、エラー信号の計算、LCD2への表示である。これらを光学系及び並列光電子回路を用いて実現し、LCD2の代わりにLEDアレイ等を用いることにより、より高速なシステムを実現することができる。これらを実現した後に最終的に速度を決定する要因はPROMの反応速度である。可能であればPROMと同等の解像度を持つ半導体ベースの光書き込み型空間光変調器の開発が必要である。

6. まとめ

PROMを用いて、コンパクト、かつ位置合わせが容易な学習型光ニューラルネットワークシステムを構築した。このシステムでは光学システムを用いて並列にマトリックスの外積を行うことが可能であり、これにより、学習信号の生成も光による並列演算で実現することができる。本システムを用いて2層構造のニューラルネットワークを実現し、4文字の認識学習実験に成功した。システムの改良により、より大規模、高速な学習型ニューラルネットワークの実現が可能となる。

7. 謝辞

PROMを御提供いただいた日本ガイシ株式会社、大杉幸久氏に感謝する。また、デバイスの特性測定に協力いただいたソウル大学、Kang Yong Hoon氏、御討論いただいた徳島大学、早崎芳夫氏に感謝する。本研究はリアルワールドコンピューティング計画の一環として行われたものである。

参考文献

- [1] N.Kasama, Y.Hayasaki, T.Yatagai, M.Mori and S.Ishihara, Jpn. J. Appl. Phys., 29, L1565 (1990).
- [2] Y.Hayasaki, I.Tohyama, T.Yatagai, M.Mori and S.Ishihara, Jpn. J. Appl. Phys., 31, 5B, 1689 (1992).
- [3] I.Tohyama, Y.Hayasaki, T.Yatagai, M.Mori and S.Ishihara, Proc. SPIE, 1806, 271 (1992).
- [4] M.Mori, S.Ishihara, I.Tohyama, Y.Hayasaki and T.Yatagai, Proc. SPIE, 1812, 57 (1992).
- [5] Y.Hayasaki, I.Tohyama, T.Yatagai, M.Mori and S.Ishihara, Appl. Opt., 33, 8, 1477 (1994).
- [6] M.Mori, Y.Hayasaki, I.Tohyama and T.Yatagai, Optical Review, 1, 1, 44 (1994).
- [7] M.Mori, M.Kondo, Y.Hayasaki, I.Tohyama and T.Yatagai, Inst. Phys. Conf. Ser. No.139: Part IV, 443 (1994).
- [8] Y.Osugi, H.Abe, A.Honda, A.Hamajima and S.Toyoda, Conf. Record of OC'90 (Kobe, Japan), 21 (1990).