

誤差逆伝搬学習用 Folthret

正員 横井 博一†

Folthret for Error Back Propagation Learning

Hirokazu YOKOI†, Member

†九州工業大学工学部電気工学科, 北九州市  
Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology,  
Kitakyushu-shi, 804 Japan

あらまし 本論文では、従来のフーリエ級数型学習しきい素子 Folthret に少し変更を加え、誤差逆伝搬学習法が適用できる Folthret を新たに提案した。この Folthret は、誤差逆伝搬学習が実行される階層型ニューラルネットワークを実現するとき、配線が極めて簡単になるという利点をもっている。

キーワード ニューラルネットワーク、誤差逆伝搬学習、ニューロデバイス、ニューロコンピュータ、フーリエ級数

1. まえがき

ニューラルネットワークのハードウェア化に使用できる技術としては、電子技術、光電子技術、光技術の三つが考えられる<sup>(1)</sup>。これらの中で電子技術が現在のところ最も成熟しており、そのため電子回路によってハードウェア化する方法が一番進んでいる。しかし、この場合、ニューラルネットワークをその構造どおり実現しようとする、配線の複雑化という LSI 化には不利な問題が発生する。この主要な原因は、各ニューロンの入力信号が極めて多いことにある。

この配線の複雑化の問題を解決するため、筆者は先に、フーリエ級数信号<sup>(2),(3)</sup>を用いてニューロンを実現することを考え、このような素子をフーリエ級数型学習しきい素子 Folthret (Fourier series-type learning threshold element) と名づけた<sup>(4),(5)</sup>。フーリエ級数信号は、ベクトルの各成分をフーリエ係数とした交流信号で、この信号を用いると、ベクトルの加減算や内積演算が極めて簡単なアナログ回路で実現でき、また周波数分割多重方式を採用すれば複数個のベクトルを1本の信号線に乗せることも可能となる。Folthret は入力線が2本で済むだけでなく、周波数領域で情報のやり取りができるため、相互に結線する必要がなく、どのようなニューラルネットワークも簡単な配線で実現できると同時に、その変更も容易に行える。但し、適用できる学習法は、Hebb 学習法、膜電位学習法、相関学習法、誤り訂正学習法、直交学習法であり、誤差

逆伝搬学習法は適用できない。

その後、配線の複雑化の別の解決法として、時分割多重方式のニューラルネットワークハードウェアが現れ<sup>(6),(7)</sup>、最近では誤差逆伝搬学習を行えるものも試作されている<sup>(8),(9)</sup>。この種のハードウェアでは、各ニューロンにパルスが時分割で順々に入力される。すなわち、ベクトルの各成分が周波数領域ではなく時間領域に割り当てられることにより、ベクトルが1本の信号線に乗ることになる。しかしながら、時分割多重方式はデジタル回路に適しており、そのため信号線は実際には1本ではなく、ビット数分だけ複数本並列に並べた形になり、配線はやや複雑になる。また、入力パルスを選択しやすくするためにアドレスを用いた場合には、配線は更に複雑化するし、シナプス結合荷重用メモリの容量を大きくしなければならない。

そこで本論文では、従来の Folthret の利点を残したまま、それに少し変更を加え、誤差逆伝搬学習法が適用できる Folthret を構成する。そして、これを誤差逆伝搬学習用 Folthret と名づけることにする。

2. 誤差逆伝搬学習

シナプスがすべて可変の階層型ニューラルネットワークに適用できる学習法として、Rumelhart らは誤差逆伝搬学習法を提案した<sup>(10),(11)</sup>。この場合、ニューラルネットワークの構成素子にはニューロンの離散時間連続情報学習しきい素子モデルが用いられる。このモデルについては、文献(5)で詳しく述べたので省略する。

さて本論文では、誤差逆伝搬学習用 Folthret を構成するため、まず階層型ニューラルネットワークを修正する。すなわち、各層で行われる入力信号とシナプス結合荷重の乗算をそれぞれ一つ前の層で実行できるように、各層の素子の入出力関係を変える。この入出力関係はニューロンとは異なったものになるが、ネットワークの層数、各層の素子数、ネットワーク全体が行う情報処理および学習については全く変わらない。

このような修正を施したネットワークでは、最終層を除いて各素子の出力はベクトルとなり、これを  $\mathbf{o}$  とする。このとき、第1層第  $i$  素子の入出力関係は式(1)、(2)で表され、中間層あるいは最終層に位置する第  $L$  層第  $i$  素子の入出力関係は、式(3)、(4)、(5)で表される。

$$z\langle i \rangle^{(r)} = x\langle i \rangle^{(r)} \quad (1)$$

$$\mathbf{o}\langle i \rangle^{(r)} = z\langle i \rangle^{(r)} \mathbf{w}\langle i \rangle^{(r)} \quad (2)$$

$$u\langle i \rangle^{(\tau)} = \sum_{q=1}^{n_L-1} z\langle i-q \rangle^{(\tau)} w\langle i-q \rangle^{(\tau)} \quad (L=2,3,\dots,M) \quad (3)$$

$$z\langle i \rangle^{(\tau)} = f(u\langle i \rangle^{(\tau)}) \quad (L=2,3,\dots,M) \quad (4)$$

$$o\langle i \rangle^{(\tau)} = z\langle i \rangle^{(\tau)} w\langle i \rangle^{(\tau)} \quad (L=2,3,\dots,M-1) \quad (5)$$

ここで、 $x$ ,  $u$ ,  $f$ ,  $z$  は、それぞれ階層型ニューラルネットワークにおけるニューロンの入力信号、入力荷重和、出力関数、出力信号である。しきい値は 0 に固定され、括弧  $\langle \rangle$  の上段は層の番号、下段は層内のニューロンの番号を示す。  $M$  は層数、  $n_L$  は第  $L$  層のニューロン数である。  $w\langle i \rangle^{(\tau)}$  は第  $L$  層第  $i$  ニューロンと第  $L+1$  層第  $j$  ニューロンの間のシナプス結合荷重である。  $w\langle i \rangle^{(\tau)}$  は、  $w\langle i \rangle^{(\tau)}$ ,  $w\langle i \rangle^{(\tau)}$ ,  $\dots$ ,  $w\langle i \rangle^{(\tau)}$  を成分とする荷重ベクトル、  $\tau$  は離散時間で、  $0, 1, 2, \dots$  の整数値をとる。

次に、以上述べたネットワークに誤差逆伝搬学習を行わせる。このとき、最終層に位置する第  $M$  層第  $i$  素子は、式(6)に示す強化信号  $r\langle i \rangle^{(M)}$  を第  $M-1$  層に送り、中間層に位置する第  $L+1$  層第  $j$  素子は、式(7)に示す強化信号  $r\langle j \rangle^{(L+1)}$  を第  $L$  層に送る。第 1 層あるいは中間層に位置する第  $L$  層第  $i$  素子は、第  $L+1$  層から送られてくる強化信号  $r\langle i \rangle^{(L+1)}$ ,  $r\langle i \rangle^{(L+1)}$ ,  $\dots$ ,  $r\langle i \rangle^{(L+1)}$  を成分とする強化ベクトル  $r\langle i \rangle^{(L+1)}$  により、荷重ベクトル  $w\langle i \rangle^{(L+1)}$  を式(8)のように変更する。但し、慣性項については省いている。

$$r\langle i \rangle^{(M)} = f(u\langle i \rangle^{(M)})(y\langle i \rangle^{(M)} - z\langle i \rangle^{(M)}) \quad (6)$$

$$r\langle j \rangle^{(L+1)} = f(u\langle j \rangle^{(L+1)})$$

$$\cdot \sum_{k=1}^{n_{L+2}} w\langle j \rangle^{(L+1)} w\langle k \rangle^{(L+2)} r\langle k \rangle^{(L+2)} \quad (L=1,2,\dots,M-2) \quad (7)$$

$$w\langle i \rangle^{(L+1)}(\tau+1) = w\langle i \rangle^{(L+1)}(\tau) + cz\langle i \rangle^{(\tau)} r\langle i \rangle^{(\tau)} \quad (L=1,2,\dots,M-1) \quad (8)$$

ここで、 $c$  は強化定数、  $y\langle i \rangle^{(M)}$  は第  $M$  層第  $i$  素子への教師信号である。

### 3. 誤差逆伝搬学習用 Folthret の構成

修正を施したネットワークの各素子の入出力関係ならびに荷重ベクトルの変更方法が記述されたので、次にこれらの素子をフーリエ級数信号を用いて実現し、誤差逆伝搬学習用 Folthret を構成する。そのためまず、荷重ベクトル  $w\langle i \rangle^{(L+1)}$  と強化ベクトル  $r\langle i \rangle^{(L+1)}$  を、それぞれ式(9), (10)に示すフーリエ級数信号  $F_w\langle i \rangle^{(L+1)}(t)$  と  $F_r\langle i \rangle^{(L+1)}(t)$  に変換する。

$$F_w\langle i \rangle^{(L+1)}(t) = \sum_{j=1}^{n_{L+1}} w\langle i \rangle^{(L+1)} \cdot \sin\left(\left[\frac{D_{L+1}+1}{2}\right]\omega t + \sigma(D_{L+1})\frac{\pi}{2}\right) \quad (L=1,2,\dots,M-1) \quad (9)$$

$$F_r\langle i \rangle^{(L+1)}(t) = \sum_{j=1}^{n_{L+1}} r\langle i \rangle^{(L+1)} \cdot \sin\left(\left[\frac{D_{L+1}+1}{2}\right]\omega t + \sigma(D_{L+1})\frac{\pi}{2}\right) \quad (L=1,2,\dots,M-1) \quad (10)$$

$$D_L = \sum_{i=2}^{L-1} n_i + j$$

$$\sigma(S) = \begin{cases} 0 : S \text{ が奇数} \\ 1 : S \text{ が偶数} \end{cases}$$

ここで、 $\omega$  はフーリエ級数信号の基本角周波数、  $[ \ ]$  はガウス記号である。

このとき、中間層あるいは最終層に位置する第  $L$  層第  $i$  素子が発生する信号  $z\langle i \rangle$  は、式(11)に示す第  $L-1$  層から第  $L$  層に送られる信号  $F_{zw}\langle L-1 \rangle(t)$  と式(12)に示す正弦波信号  $\eta\langle i \rangle(t)$  を用いて、式(13)のように求められる。

$$F_{zw}\langle L-1 \rangle^{(\tau)}(t) = \sum_{q=1}^{n_{L-1}} z\langle q \rangle^{(\tau)} \cdot F_w\langle q \rangle^{(L-1)}(t) \quad (L=2,3,\dots,M) \quad (11)$$

$$\eta\langle i \rangle(t) = \sin\left(\left[\frac{D_L+1}{2}\right]\omega t + \sigma(D_L)\frac{\pi}{2}\right) \quad (L=2,3,\dots,M) \quad (12)$$

$$z\langle i \rangle^{(\tau)} = f\left(\frac{2}{T} \int_{\lambda\langle L \rangle^{(\tau)}}^{\lambda\langle L \rangle^{(\tau)+T}} F_{zw}\langle L-1 \rangle^{(\tau)}(t) \cdot \eta\langle i \rangle(t) dt\right) \quad (L=2,3,\dots,M) \quad (13)$$

ここで、 $\lambda\langle L \rangle^{(\tau)}$  は  $F_{zw}\langle L-1 \rangle^{(\tau)}(t)$  の第  $L$  層への入力時刻を連続時間で表したものである。  $T$  はフーリエ級数信号の周期で、  $2\pi/\omega$  に等しい。

中間層に位置する第  $L+1$  層第  $j$  素子が発生する強化信号  $r\langle j \rangle^{(L+1)}$  は、  $F_r\langle L+2 \rangle(t)$  と  $F_w\langle j \rangle^{(L+2)}(t)$  を用いて、式(14)のように求められる。  $r\langle j \rangle^{(L+1)}$  は、式(15)のように正弦波信号  $R\langle j \rangle^{(L+1)}(t)$  に変換された後、  $F_r\langle L+1 \rangle(t)$  の一部となって前の層に送られる。  $r\langle i \rangle^{(M)}$  についても同様に、式(15)に従って正弦波信号に変換される。第 1 層あるいは中間層に位置する第  $L$  層第  $i$  素子のもつ荷重ベクトル  $w\langle i \rangle^{(L+1)}$  の変更は、式(16)のように実行される。

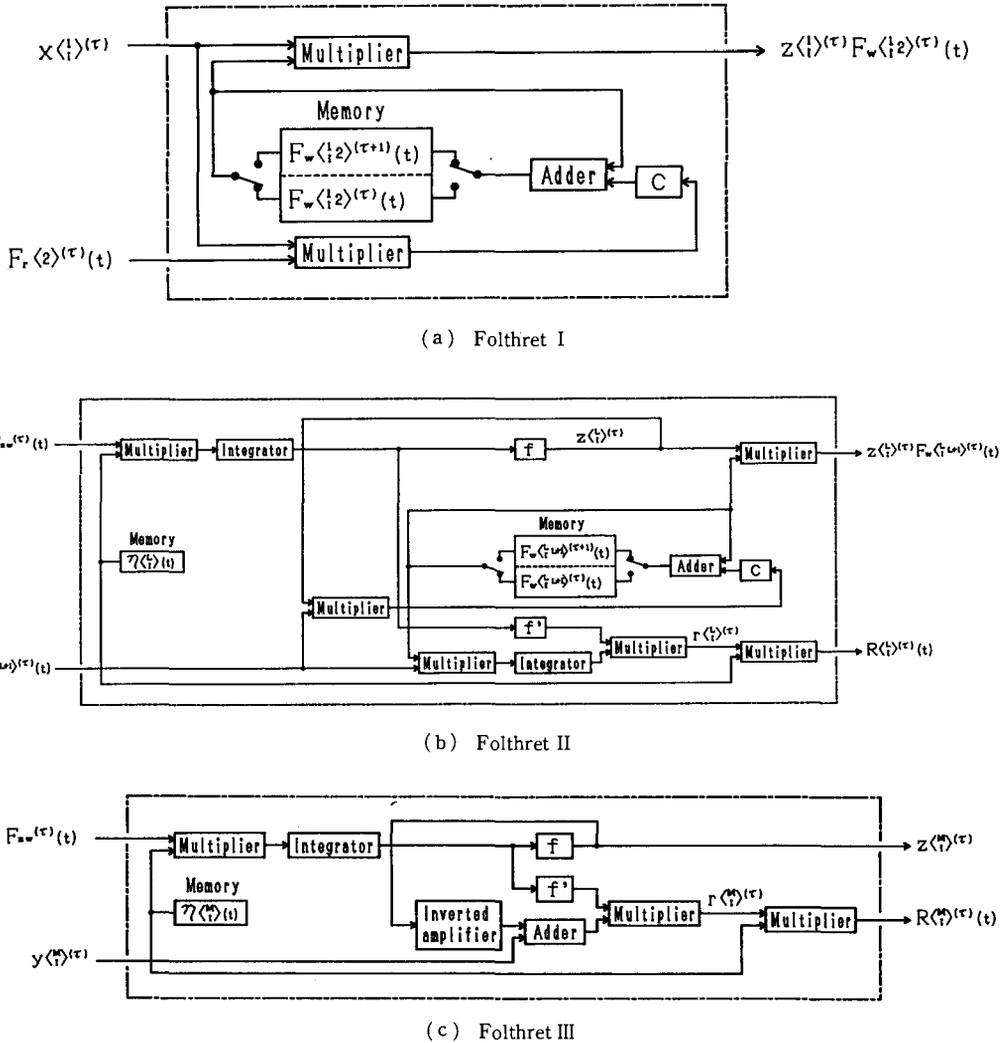


図1 誤差逆伝搬学習用 Folthret の概念図  
Fig. 1 Schematic diagram of Folthret for error back propagation learning.

$$r^{L+1}(t) = f(u^{L+1}(t)) \cdot \left\{ \frac{2}{T} \int_{\mu < L}^{\mu < L + T} F_{r^{L+2}}(t) \cdot F_w^{L+1}(t) dt \right\} \quad (L=1, 2, \dots, M-2) \quad (14)$$

$$R^{L+1}(t) = r^{L+1}(t) \eta^{L+1}(t) \quad (L=1, 2, \dots, M-1) \quad (15)$$

$$F_w^{L+1}(t) = F_w^L(t) + cz^L(t) \cdot F_r^{L+1}(t) \quad (L=1, 2, \dots, M-1) \quad (16)$$

ここで、 $\mu^{L+1}(t)$  は  $F_{r^{L+2}}(t)$  の第  $L$  層への入力時刻を連続時間で表したものである。

図1は誤差逆伝搬学習用 Folthret の概念図で、それぞれ第1層に用いる Folthret I、中間層に用いる Folthret II、最終層に用いる Folthret IIIを示している。図の中の  $F_{zw}(t)$  は式(17)で与えられる。

$$F_{zw}(t) = \sum_{L=2}^M F_{zw}^{L-1}(t) \quad (17)$$

#### 4. 階層型ニューラルネットワークの実現

図2は、誤差逆伝搬学習用 Folthret による階層型ニューラルネットワークの実現例である。Folthret I および II の出力  $z^L F_w^{L+1}(t)$  ( $L=1, 2, \dots, M-1$ ;  $i$

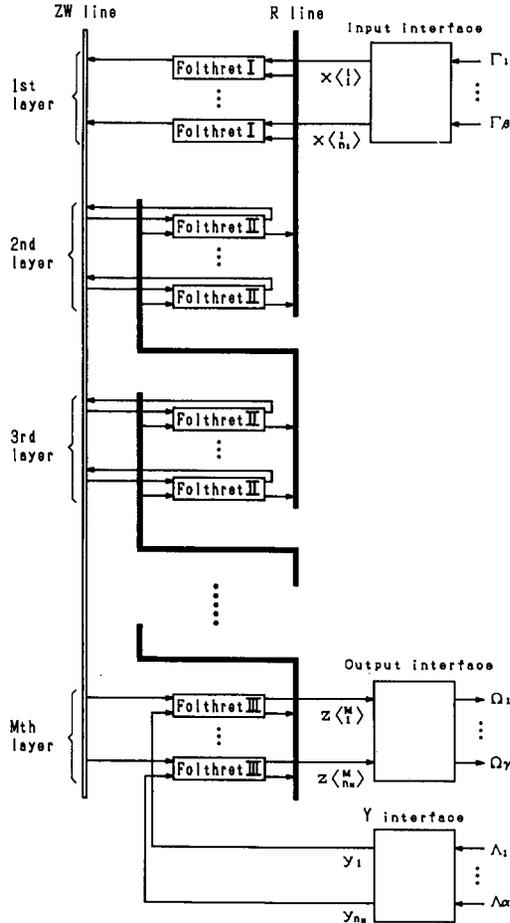


図2 誤差逆伝搬学習用 Folthret による階層型ニューラルネットワークの実現  
 Fig. 2 Realization of multilayer neural network by Folthret for error back propagation learning.

$=1, 2, \dots, n_L$  は ZW 信号線に送られ, Folthret II および III の出力  $R\langle i \rangle(t)$  ( $L=2, 3, \dots, M; i=1, 2, \dots, n_L$ ) は R 信号線に送られる。

図の中の入力インタフェースは, 外部からの入力信号  $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_\beta$  を第 1 層の入力信号  $x\langle 1 \rangle, x\langle 2 \rangle, \dots, x\langle n_1 \rangle$  に変換するためにあり, 出力インタフェースは最終層の出力信号  $z\langle M \rangle, z\langle M \rangle, \dots, z\langle M \rangle$  を外部への出力信号  $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_\gamma$  に変換するためである。Y インタフェースは, 外部からの入力信号  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_\alpha$  を, 最終層の教師信号  $y_1, y_2, \dots, y_n$  に変換するためである。

5. むすび

筆者が先に提案したフーリエ級数型学習しきい素子

Folthret は, ニューラルネットワークをハードウェア化する場合に基本素子となるものであり, 配線の複雑化の問題をかなり解決できる。しかし, Hebb 学習法, 膜電位学習法, 相関学習法, 誤り訂正学習法, 直交学習法しか適用できない。本論文では, 従来の Folthret に少し変更を加え, 誤差逆伝搬学習法が適用できる Folthret を構成し, これを誤差逆伝搬学習用 Folthret と名づけた。この Folthret は, 従来の Folthret の利点をそのままっており, 誤差逆伝搬学習が実行される階層型ニューラルネットワークを実現するとき, 配線が極めて簡単になる。

今後の課題としては, しきい値が変更でき, 更にシナプス結合荷重の変更分に慣性項が含まれる誤差逆伝搬学習用 Folthret を構成することである。

文 献

- (1) 米津宏雄: “ニューロデバイス”, コンピュートロール, 24, pp. 91-98 (1988).
- (2) 横井博一: “情報のフーリエ級数化とその処理”, 東邦学誌, 9, pp. 1-11 (1977).
- (3) 横井博一, 日比野省三: “フーリエ級数信号の情報処理への応用”, 電学会情報処理研資, IP-78-20, pp. 1-10 (1978).
- (4) 横井博一, 斎藤正男: “新しい学習しきい素子—Foulethret”, 信学論(A), J69-A, 9, pp. 1173-1175 (1986-09).
- (5) 横井博一: “フーリエ級数型学習しきい素子—Folthret”, 信学論(D-II), J75-D-II, 1, pp. 146-151 (1992-01).
- (6) Masaki A., Hirai Y. and Yamada M.: “Neural networks in CMOS: a case study”, Circuits and Devices, 6, 4, pp. 12-17 (1990).
- (7) 鈴木真子, 土屋主税, 増本大器, 浅川和男: “アナログ・ニューロプロセッサを用いた階層ニューラル・ネットワーク”, 信学技報, CPSY90-74 (1990).
- (8) 浅井光男, 山田 稔, 益田 昇, 安永守利, 柳生正義, 柴田克成: “高速学習型ニューロ WSI”, 信学技報, NC90-12 (1990).
- (9) 柴田克成, 安永守利, 大山光男, 益田 昇, 柳生正義, 浅井光男, 山田 稔, 坂口隆宏, 橋本 雅: “高速学習型ニューロ WSI のシステム設計”, 信学技報, CPSY90-71 (1990).
- (10) Rumelhart D. E., Hinton G. E. and Williams R. J.: “Learning representations by back-propagating errors”, Nature, 323, pp. 533-536 (1986).
- (11) Rumelhart D. E., McClelland J. L. and the PDP Research Group: “Parallel distributed processing”, pp. 318-362, MIT Press (1986).

(平成 4 年 1 月 22 日受付, 5 月 27 日再受付)