磁気ニューロンネットワークの試作

A Production of the Magnetic Neuron Network

羽下哲司・辻本浩章・白江公輔

大阪大学基礎工学部, 大阪府豊中市待兼山町 1-1 (〒560)

T. Haga, H. Tsujimoto and K. Shirae

Faculty of Engng. Sci., Osaka Univ., 1-1, Machikaneyamacho, Toyonaka, Osaka 560

An artificial neural network circuit using a magnetic device has been developed. It consists of magnetic neurons and magnetic synapses. The magnetic neuron starts oscillating when total input currents exceed the threshold level and its frequency varies according to the input current level. The magnetic synapse can be easily controlled by the bias current. The produced network has 3-layer structure with two input gates and a single output. By adjusting the synapses, 16 kinds of logic functions can be realized. It is very difficult, however, to get all the correct weights of the synapses in large scale network, so we adopted a learning technique. We only give the sets of the inputs and the ideal output, the weights are corrected according to the learning algorithm and reach the ideal operation. That is, the network learns.

Key words: magnetic neuron, magnetic synapse, neuron networks

1. はじめに

人間の脳は優れた論理処理能力とともに直観的パターン認識能力を持っている。前者は現状の電子計算機が得意とするものであり後者は比較的不得意とするところである。そこで構造そのものから脳を模倣したこれまでとは全く異なった形の計算機によって図形や音声などのパターン認識処理を行おうとする研究が盛んに行われている。この分野においては現在ソフトウェアシミュレーションによる研究が主流であるが分散処理、並列処理といった能力を最大限に発揮するためには専用ハードウェアの開発が不可欠であり、これまでに半導体や光子素子等により様々な形で試作がなされている。本研究は磁気素子を主構成要素とする回路で神経細胞の活動に類似したハードウェアを構成し、学習により回路網の伝達特性を自由に変化させる機能を有するシステムの開発を目的とした。磁気素子を用いることはすなわち磁束を素子間の伝達媒体とすることにより、入力信号の加減算、素子間

の電氣的絶縁が容易に行えること、またメモリー機能を持たせる可能性があること、構造が簡単で堅固であることなどの特徴を有している。

筆者らは入力的大小によって発振状態が変化する磁気ニューロン素子^{1)~3)}と制御電流によって伝達特性を変化させ得る磁気シナプス素子を開発してきた^{4), 5)}。今回これらを用いて多層構造のネットワークを構成し学習機能を有するシステムについて述べる。

2. 構 成

2.1 数学的モデル

ニューロンすなわち神経細胞の数学的モデルを Fig. 1 に示す。前段の出力 ($X_1 \cdots X_n$) にシナプスと呼ばれる結合部で適切な重み付けされた入力値の総和が正ならば出力を出し負ならば出力を出さない。このような単位ニューロンが三次元的に多数結合され、センサニューロンである初段に入力された情報は各ニューロン、シナプスを通り伝達される過程で様々な形に変換処理され最終段に出力される。各シナプスの重み値は可変であり、学習により修正し正しい応答を行うように変化する。

2.2 磁気ニューロン素子

上述の数学的モデルを Fig. 2 の回路で示される磁気ニューロン素子で実現する。2 個の Co 基非晶質磁心 (外径 3 mm, 内径 2 mm, 高さ 4.5 mm) とアンプなどから構成される。

入力電流 I_{in} があるしきい値よりも大ならば発振状態

Fig. 1 Neuron model.

Fig. 2 The magnetic neuron.

Fig. 3 Output amplitude V_o , frequency f_o vs. input current I_{in} .

となり、しきい値よりも小ならば発振は停止した。

I_{in} に対する発振振幅 V_o 、周波数 f_o の変化を Fig. 3 に示す。発振状態では V_o はアンプの電源電圧で飽和するためほぼ一定の電圧となり、発振周波数は I_{in} の増加に対して一度減少し極小値をとった後に再び増加する傾向を示した^{1)~3)}。

ニューロン素子の出力としてはその振幅と周波数の二種類である。振幅変化を用いる場合は Fig. 3 に示すようにデジタル的な出力となる。一方周波数の場合はその値が入力に応じて連続的に変化するためアナログ的な出力となる。

2.3 磁気シナプス素子

ニューロン素子間の変重み付き結合素子（シナプス素子）の回路構成を Fig. 4 に示す。ニューロン素子と同仕様のコアが 2 個接続されている。励磁巻線と出力巻線は差動トランスを構成しており、前段の出力が励磁巻線に入力される。それぞれのコアの出力巻線に誘起された電圧の差が L. P. F. を通して直流の出力電圧 V となる。 V はさらに他のシナプス素子からの出力と加算されて次段への入力となる。シナプス出力電圧値 V は制御電流 I_w を変化させるとにより正から負まで連続的に変化した。また I_w が一定ならば前段ニューロンの振幅 V_o^i に対して単調増加を示した。これらの様子を Fig. 5 示す。

Fig. 4 The magnetic synapse between neuron-i and neuron-j.

Fig. 5 Transfer characteristic of the synapse (a) Synapse output V vs. control current (I_w ; const.), (b) V vs. output amplitude of neuron-i V_o^i ($\circ$: $I_{w11} = 10$ mA, $\square$: 6 mA, $\triangle$: 3 mA).

磁気ニューロン素子、磁気シナプス素子を構成する磁心に望まれる磁気的特性は、透磁率が大いこと、保磁力が小さいこと、角型比が小さいことなどがあげられる。

3. ネットワークの構成

上述の磁気ニューロン素子、磁気シナプス素子を用いて Fig. 6 に示す 3 層ネットワークを構成した。磁気ニューロン素子の出力は発振状態を 1、停止状態を 0 と考える。

第 1 層（入力層）に 2 個、第 2 層（中間層）に 2 個、第 3 層（出力層）に 1 個のニューロンを配置し、またこれとは別に 1、2 層に常に 1 を出力するしきい値ニューロンを 1 個ずつ配した。A, B を入力すると 4 通りの入力パターン (AB=00, 01, 11) に対してそれぞれ 0, 1 の出力をとる。考え得る 16 通りの入出力応答の組合せを Table 1 に示す。

このネットワークは各シナプスの重み値を変化させることにより 16 種類の論理関数を実現できる。シナプス

Fig. 6 3-Layer feed forward neuron network.

Table 1 16 kinds of functions which this network can realize

input		16 functions (output)															
A	B	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1

Fig. 7 The networks adjusted to the ideal operation (a) An operation as AND function, (b) An operation as XOR function.

の重み値を修正し AND, XOR を実現した例を Fig. 7 に示す。

このような小規模ネットワークではすべての入力パターンに対して適切な出力を行うシナプスの重み値をあらかじめ容易に類推することができる。しかしそれは大規模ネットワークでは困難であるため学習によって各シナプスの重み値を制御するコントローラが必要となる。

初期状態においては各シナプスの重み値はランダムであるためネットワークは入力に対して誤った出力を出してしまう。しかし外部から正しい出力パターンを提示するとコントローラは各入出力、各シナプスの重み値、応答の目標値と実際の出力との差を取り込み、学習アルゴリズムに従って各シナプスにフィードバックして修正を加え徐々に正しい出力を出すように学習を行う。

学習アルゴリズムとしては back-propagation⁶⁾がよく知られている。この中ではニューロン素子の入出力関数 $f(x)$ は 0 か 1 かのしきい値関数ではなく (1) 式で表される非線形なシグモイド関数である。

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-x)) \quad (1)$$

x はニューロンへの総入力であり、 l 層 i 番ニューロンへの総入力 x_i^l は (2) 式で与えられる。

$$x_i^l = \sum_{h=0}^n W_{hi}^l \cdot f(x_h^{l-1}) \quad (2)$$

$l-1$ 層 i 番ニューロンと l 層 j 番ニューロンとの間のシナプスの重み値 W_{ij}^l の修正量は (3) 式で表される。

$$\delta W_{ij}^l = \epsilon \cdot f(x_i^{l-1}) \cdot d_j^l \quad (3)$$

ϵ は正の小さな定数、 $f(x_i^{l-1})$ d_j^l は $l-1$ 層 i 番ニューロンの出力である。 d_j^l は誤差信号と呼ばれ l 層が最終層ならば理想応答を $teach_j$ として (4) 式で表され、

$$d_j^l = (teach_j - f(x_j^l)) \cdot f'(x_j^l) \quad (4)$$

最終層以外ならば (5) 式で表される。

$$d_j^l = \left(\sum_{k=0}^n W_{jk}^{l+1} \cdot d_k^{l+1} \right) \cdot f'(x_j^l) \quad (5)$$

このように誤差信号は最終層から順に求められ、シナプスを通して逆方向に伝達される。

さらに振動を減らし収束を早めるため (6) 式のようにモーメントと呼ばれる第 2 項をつけ加える。

$$\delta W_{ij}^l(t+1) = \epsilon \cdot f(x_i^{l-1}) \cdot d_j^l + \eta \cdot \delta W_{ij}^l(t) \quad (6)$$

t は修正回数であり、モーメントは前回の修正量に正の小さな定数 η を掛けたものである。

今回構成したニューロン素子が入出力関数がシグモイド関数ではなくしきい値関数であるため back-propagation アルゴリズムをこのままの形では利用できない。そこで修正を加え、Fig. 8 に示す学習ブロックダイアグラムを構成した。コントローラ内の各ニューロンはしきい値関数値シグモイド関数値、およびシグモイド関数値の一次導関数値の三種類の出力を有し、次段ニューロンへはしきい値関数値を、シナプス修正と誤差信号計算を行うルーチンへはシグモイド関数値とその一次導関数値を出力する。

すなわち back-propagation のアルゴリズムの (2) 式を次の (7) 式に置き換えた。

Fig. 8 The block diagram of the network and the controller.

Fig. 9 The learning chart. (The output vs. learning times.)

$$x_i^t = \sum_{h=0}^n W_{hi}^t \cdot n(x_h^t) \quad (7)$$

ただし、 $n(x)$ は (8) 式に示す関数である。

$$n(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (8)$$

このネットワークに XOR を学習させるため入力パターン 00, 01, 10, 11 に対してそれぞれ 0, 1, 1, 0 の教師信号を対にして与える操作を繰り返し行った。

各学習サイクルにおけるネットワークの出力を Fig. 9 に示す。

シナプスの初期値は -0.3 から 0.3 の間のランダムな数に選び、定数は $\varepsilon=0.25$, $\eta=0.9$ とした。初期状態ではネットワークの出力に誤まりが認められた。しかし学習が進むにつれ理想的な応答に近づくようすが確認できた。

4. ま と め

磁気素子を主構成要素とする回路で実現したニューロン素子、シナプス素子により多層構造のネットワークを試作した。

磁気ニューロン素子は発振と停止の 2 状態を持ち入力があるしきい値を超えると発振状態となる。これらは神経細胞の興奮状態と抑制状態に相当する。

シナプス素子の伝達特性 (シナプスの重み値) はバイアス電流により容易に制御し得る。

試作した 2 入力 1 出力のデジタル情報を取り扱う 3 層構造ネットワークは 16 通りもの論理関数を実現できた。さらに学習アルゴリズムに従って各シナプスの重み値を修正するコントローラを設け、教師信号を与えることによりネットワークを学習させ得ることを確認した。

また、ここでは用いなかったが連続的に変化する周波数をニューロン間の入力信号として用いることにより生体における情報処理 (情報が興奮の頻度で伝達される) にさらに近いものを実現できると考えられる。

謝 辞 本研究を行うに当たりアモルファスコアを提供して頂いた (株) 東芝、折口氏に感謝いたします。

文 献

- 1) 白江: 電気通信学会研究会資料磁材部, 64, 2-25 (1965).
- 2) 辻本, 他: 電気学会マグネティックス研究会資料, MAG-88-166 (1988).
- 3) K. Shirae et al.: The Magnetic Neuron Model, proceeding of SOFT MAGNETIC MATERIALS 9 (1989).
- 4) 羽下, 他: 電気学会マグネティックス研究会資料, MAG-90-42 (1990).
- 5) 羽下, 他: 電気学会マグネティックス研究会資料, MAG-90-130 (1990).
- 6) 麻生 著: ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書 (1988).

1990 年 12 月 3 日受理, 1991 年 2 月 28 日採録