

新奇パターンを学習するための自己組織化機構

正員 山内康一郎<sup>†</sup>      正員 神保 孝志<sup>†</sup>      正員 梅野 正義<sup>†</sup>

Self-Organizing Architecture for Learning Novel Patterns

Kouichirou YAMAUCHI<sup>†</sup>, Takashi JIMBO<sup>†</sup> and Masayoshi UMENO<sup>†</sup>, *Members*

あらまし 現在のニューロンモデルは学習終了状態で使用する分には柔軟性があるが、その学習手続きに多くの手間と時間がかかり、実際の生物の学習を忠実に模倣しているとは言いがたい。例えば、ネットワークにパターンを記憶させたいときにはあらかじめその対象となるパターンをすべて用意し、それを何回も提示しなければならない。またそれに新たなパターンを追加して記憶させたい場合にはそれまで記憶していたパターンのセットにその新しいパターンを加えたものを用意して再び何回も提示しなければならない。しかし、人間などの生物が物事を覚える際にはこのような手続きは必要としない。以上のような見地から本論文では、人間等の生物が新しい物事を発見したときに好奇心からその物事について知ろうとする行動をとることに着目し、それを自己組織化に取り入れたニューラルネットワークを提案する。このネットワークは新しいパターンが提示されたときに特に学習動作をし、新奇パターンを効率良く記憶することができる。

1. ま え が き

現在数多くのニューロンモデルが発表されているが、いずれも学習パターンや手法に数多くの制約条件があり、手間がかかる。教師あり学習の場合、Back Propagation アルゴリズムを例にとると、一度に荷重を変化させる細胞はすべてに及び、更に誤差関数の極小解を近似的に求める理由から、各ステップにおける荷重の変化量を小さな値にしなければならないので<sup>(1)</sup>、非常に多数の学習ステップが必要である。また学習時には記憶させたいカテゴリーのパターンすべてを用意し、これらを繰返し提示しなければならない。従って、更に新しいカテゴリーのパターンを追加して記憶させようとするなら、それまでとは誤差関数が変わってしまう理由から、事実上学習のやり直しを余儀なくされてしまう。

一方、教師なし学習の場合、Von der Malsburg (1973)<sup>(2)</sup> および Kohonen (1984)<sup>(3)</sup> の自己組織化、福島 (1982) のネオコグニトロン<sup>(4)</sup>、などの競合学習モデルを例にとると、与えられるパターン空間をベクトル量子化するための荷重ベクトルを獲得するものであり、一

度に荷重を変化させる細胞は一部分で、Back Propagation モデルと比して高速である。しかし、その結果は荷重の初期条件と与えるパターン(環境)に大きく依存する<sup>(5)</sup>。これらを改善する方法が研究されているが<sup>(6),(7)</sup>、あらかじめ固定された確率分布をもつパターンにしか対応できず、常に変化するような環境に対しては安定な学習ができない。

これに対し、人間の場合、ほんの数回で物事を覚えることができるし、新しいことを追加して覚える際には、その新しい事柄だけを見たり聞いたりするだけで記憶することができ、変化する環境に柔軟に対応できる。

本論文では、人間が未知のものに出会ったときに、好奇心からその物体を眺めたり手に取ってみたりして、その物体について知ろうとする人間の心理的現象を模倣し、未知のパターンが提示されたときに特に学習動作をし、新しいパターンを効率良く記憶するニューロンモデル<sup>(8)</sup>を提案する。このモデルは、既にある自己組織化ネットワークと同様に、ベクトル量子化の形式を取り、高速に入力パターンを表現する荷重ベクトルを獲得することができる。

現在これに似た能力をもったモデルに ART (Adaptive Resonance Theory) がある<sup>(9)</sup>。このモデルによれば次々に新しいパターンを提示しても過去に記憶

<sup>†</sup> 名古屋工業大学電気情報工学科, 名古屋市  
Department of Electrical and Computer Engineering, Nagoya  
Institute of Technology, Nagoya-shi, 466 Japan

した情報を失うことなく学習を続けることができる。今回考案したネットワークは ART とは別のアプローチによって先に述べた問題を解決することを試みたものであり、ART に比べて構造が簡潔である。また ART では一度記憶したパターンでも後に現れるパターンによってその 1 部分がノイズとみなされて即座に取り除かれる場合が存在するが、この本モデルの場合ノイズかどうかの判定は慎重である。

## 2. 好奇心をもつニューロンモデル

人間は、自分および自分を取り巻く世界について整合的に理解したいという基本的な欲求(好奇心)をもつ存在である<sup>(10)</sup>。現に、新しい物や見慣れないものに出会ったときは、その物や人によって程度の差こそあれ、その物に対して注目・観察し、その対象物を理解しようとする。しかしある程度理解してしまった後には、一般にこのような行動はあまりとられない。

理解することは学習そのものであるから、人間は出会った対象物が新しい物あるいは見慣れないものであるときに特に学習し、理解した後ではあまり学習しないと予想することができる(もちろん人間の学習行動はこの限りではない)。この人間の 1 学習方式を、ニューロンモデルの自己組織化アルゴリズムに組み込むことを考える。

### 2.1 モデルの概要

新しいパターンが提示されたときに特に学習動作をするニューロンモデルを考える。このようなモデルを構成するには、未知のパターンが提示されたことを感知する部分と、そのパターンを学習/記憶する部分、そしてこのときに行われる学習をコントロールする部分を用意しなければならない。このモデルではこれらの役割をそれぞれ、F 細胞 (Finding Cell), D 細胞 (Feature Detecting Cell), T 細胞 (Teaching Cell) の 3 種類の細胞によって行わせる。

図 1 にこのモデルの構成を示した。図 1 に示すように F 細胞は、パターンの入力層から興奮性固定結合を受け、D 細胞の出力  $O_{Dj}$  から抑制性固定結合を受けている。F 細胞は、入力層からの興奮性固定結合によって、どのようなパターンを与えられても発火しようとするが、各 D 細胞の出力からの抑制性結合によって、一つでも D 細胞が発火すると発火できなくなっている。すなわち、F 細胞が発火するのは、提示されたパターンに対応する D 細胞が存在しないとき、つまり与えられたパターンが未知のものであるときのみで

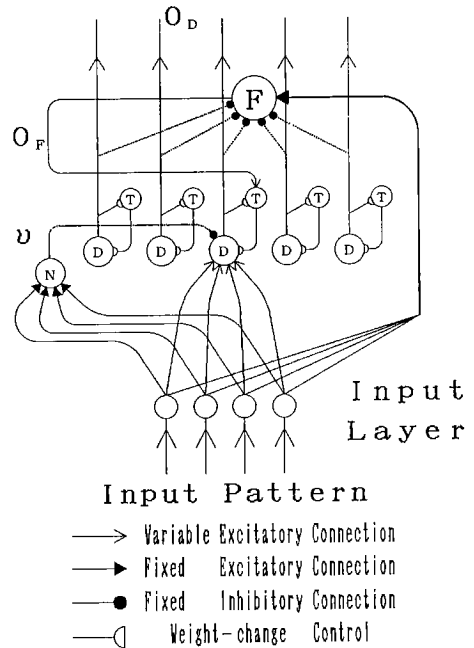


図 1 ネットワークの構造  
Fig. 1 Schematic structure of network.

ある。

F 細胞の出力  $O_F$  は教師信号として T 細胞を介して D 細胞に送られる。出力  $O_F$  がアクティブになったとき、すべての D 細胞のうちの一つが T 細胞によって選ばれ教師信号が送り込まれる。教師信号が送り込まれた D 細胞は、一度で提示されているパターンに発火するように学習し、そのパターンを登録する。教師信号を送り込んだ T 細胞は相手の D 細胞がパターンを登録したことを記憶/感知し、 $O_F$  が再びアクティブになったときに教師信号を送らないようにして、一つの D 細胞にパターンが 2 重登録されることを防いでいる。

一度パターンが登録された後の D 細胞は、提示されたパターンが、登録パターンとある一定の範囲の類似度を持ち、かつ他のどの D 細胞よりも大きな活性値を持っているときに発火する。発火した D 細胞は、提示されているパターンに関する情報を少しずつ学習し、自分の発火することのできる範囲のパターンの平均的な情報を獲得していく。発火条件を決める類似度として、登録パターンベクトルと提示パターンベクトルの間のなす角度をとることとした。この発火条件を実現するため、入力パターンベクトルのノルムを出力する細胞<sup>(4)</sup> (N 細胞) の出力ですべての D 細胞を等しく抑制している。

しかし、D細胞などの素子数には上限があり、すべてのD細胞がパターンを登録してしまうと、更に今までにない新たなパターンがきてもそれを記憶することができない。そこで、パターンを登録した後のD細胞の発火確率が小さければ、そのD細胞は記憶した情報を忘却し、再び新しいパターンを登録できるようにする。このようにすると、最終的に、各D細胞は、環境中に頻繁に現れるパターンのみを記憶しているようになる。

## 2.2 各細胞の数式表現

以後各細胞ごとに数式を使って動作を説明する。但し入力層に現れる入力パターンをベクトルとみなし、 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ と表現する。

### 2.2.1 F細胞

F細胞は2.1でも述べたように、D細胞が一つも発火していなければ、どのようなパターンが提示されても発火する。ここでは定義を簡単にするためパターンの各成分がすべて正の場合を考えると、F細胞の出力 $O_F$ は、次式のようになる。

$$O_F = \begin{cases} f_H\left(\sum_i e_i x_i\right) & \text{if } O_{Dj}=0 \quad (j=1, 2, \dots) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

但し、 $e_i$ は、F細胞の固定荷重で

$$e_i=1 \quad (i=1, 2, \dots)$$

となっており、成分がすべて正であればどのようなパターンがきても積和は正の値になり、D細胞が発火していない限り発火する。ここで、出力関数 $f_H(x)$ はステップ関数で

$$f_H(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > 0 \\ 0 & \text{if } x \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

で表され、どのようなパターンがきても $O_F$ の活性値が一定値をとるようになっている。

### 2.2.2 T細胞

T細胞は、興奮性可変結合をF細胞から1本だけ受け<sup>(4)</sup>、出力を自分の相手のD細胞へ教師信号として送っている。T細胞はどのD細胞にパターンを登録するかを決定するが、これは、F細胞が発火したときに、どのT細胞が発火するかで決定される。これを、T細胞の発火条件として、自分の活性値が周りに比べて最も大きいときのみみ出力を出すという条件によって実現する。図1では省略したが、この条件を実現するためにT細胞は相互に抑制性結合でつながれている<sup>(1)</sup>。T細胞の荷重を $m_j$ 、しきい値を $\theta_T$ とすると、 $j$ 番目の

T細胞の出力 $O_{Tj}$ は次のように表現される。

$$u_{Tj} = f_T(O_F m_j - \theta_T) \quad (3)$$

$$O_{Tj} = u_{Tj} f_H(u_{Tj} - \max\{u_{Ti} \mid i \neq j\}) \quad (4)$$

$f_T(x)$ は $x > 0$ において単調増加関数であるアナログしきい値関数を使用する。

$$f_T(x) = \begin{cases} x & \text{(if } x \geq 0) \\ 0 & \text{(if } x < 0) \end{cases} \quad (5)$$

ここで、どのT細胞が発火するかを決定するのはF細胞からの入力荷重 $m_j$ の値による。この節では詳しく触れないが、T細胞は自分の相手のD細胞がパターンを記憶しているかないかをこの $m_j$ で記憶している。まだパターンが登録されていないときや、パターンを忘却した後は、 $m_j$ は $\theta_T$ よりも大きい値をもっており、F細胞が発火したときには、周りよりも出力が大きければ必ず発火し、教師信号を送り込む。逆に、既にパターンを登録し記憶している場合には、 $m_j$ の値は $\theta_T$ よりも小さく保たれており、そのT細胞が発火することはない。つまり教師信号は送られない。 $m_j$ の変化方法については3.2で詳しく述べる。

### 2.2.3 D細胞

D細胞にはパターンを記憶していない状態と記憶している状態の二つの状態が存在する。前者をsleep状態、後者をregular状態と呼ぶことにする。sleep状態では、D細胞の荷重値は非常に小さな値になっており、どのようなパターンがきても発火することはない。しかし、regular状態のときにはD細胞の荷重ベクトルと、入力パターンベクトルのなす角度の大きさがある一定値以下で、他のどのD細胞よりも大きな出力を出しているもののみが発火することができる。図1では省略したが、この条件を実現するためにD細胞は相互に抑制性結合でつながれている<sup>(1)</sup>。入力パターンベクトルを $X$ 、D細胞の荷重ベクトルを $W_j$ で表すことにするとD細胞の出力 $O_{Dj}$ は次の式で与えられる。

$$u_{Dj} = f_T(\langle W_j, X \rangle - s \|W_j\| v - \theta_D) \quad (6)$$

$$O_{Dj} = u_{Dj} f_H(u_{Dj} - \max\{u_{Di} \mid i \neq j\}) \quad (7)$$

但し、 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 、 $\| \cdot \|$ はそれぞれ、ベクトルの内積、ノルムを表し、 $\theta_D$ をD細胞のしきい値とする。 $v$ は、与えられたパターンベクトルのノルムを出力するN細胞の出力を表し<sup>(4)</sup>、次式で与えられる。この出力はすべてのD細胞を等しく抑制する。

$$v = \|X\| = \sqrt{\sum_i (x_i^2)} \quad (8)$$

式(6)においてアナログしきい値関数を使用するのは、式(7)において最大値を検出できるようにするためであ

る。

式(6)中の  $s$  は発火条件を設定するための定数である。D細胞が発火し、他のD細胞に勝つ場合、式(6)の右辺が正になるので、その条件を考えると、次のようになる。

$$u_{D_i} > 0$$

$$\|W_j\| \|X\| \left( \frac{\langle W_j, X \rangle}{\|W_j\| \|X\|} - s \right) - \theta_D > 0 \quad (9)$$

ここで、 $\theta_D$  が  $\|W_j\| \|X\|$  に比べて十分に小さい場合には、式(9)は

$$\frac{\langle W_j, X \rangle}{\|W_j\| \|X\|} > s \quad \cos \theta > s \quad (10)$$

但し、 $\theta$  は荷重ベクトルと提示パターンベクトルとがなす角度である。すなわち、発火条件は、パターンベクトルと荷重ベクトルとの角度の余弦で表され、この値が、一定値  $s$  以上でないと発火しない。

### 3. 学習アルゴリズム

本モデルにおいて可変荷重をもっているのはD細胞と、それをサポートするT細胞である。ここでは、この二つの細胞の学習アルゴリズムについて説明する。ここで、提示されるパターンを区別する添字を  $k$  とし、以後パターンベクトルを次のように表現する。

$$X_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn})$$

#### 3.1 D細胞の学習則

$t$  回パターンを提示した後のD細胞の荷重を以後  $w_{ji}(t)$  と表現する。D細胞の初期状態は、sleep状態であり、荷重値はどのようなパターンが与えられても発火することがないように、次式を満たすように十分小さい値にする。

$$\sum_i w_{ji}(0)^2 < \left( \frac{\theta_D}{(1-s)L} \right)^2 \quad (11)$$

但し、

$$L = \max\{\|X_k\| \mid k=1, 2, \dots\}$$

D細胞の学習はT細胞が発火したときとそうでないときとで二つの場合に分けられる。 $t$  回目の提示パターンが  $k$  であるとする、

$$\text{if } O_{Tj} > 0$$

$$w_{ji}(t) = r_k \cdot x_{ki} \quad (12)$$

$$\text{if } O_{Tj} = 0$$

$$\Delta w_{ji} = -\alpha w_{ji}(t-1) + (\varepsilon_k x_{ki} - \beta w_{ji}(t-1)) f_H(O_{Dj}) \quad (13)$$

である。 $r_k$  と  $\varepsilon_k$  は、パターンベクトル  $X_k$  によって決

まる係数で、 $R$ 、 $E$  を定数、 $\|X_k\|$  をパターンベクトル  $X_k$  のノルムとして、次のように求める。

$$r_k = \frac{R}{\|X_k\|}, \quad \varepsilon_k = \frac{E}{\|X_k\|} \quad (14)$$

これは、係数をパターンベクトルのノルムで正規化し<sup>(1)-(3)</sup>、D細胞の発火条件が、純粋にそのパターンの出現確率とベクトルの方向によって決まるようにするためのものである。

T細胞が発火したとき、つまり、新しいパターンを登録するときには、D細胞の荷重は式(12)のように決められる。一度この荷重がセットされると、そのD細胞は、以後そのパターンに対して発火するようになり、regular状態となる。

T細胞が発火していないときの荷重の変化分は式(13)で表される。この式は、regular状態のときのみ意味をもつ。この式において、 $-\alpha w_{ji}(t)$  が忘却項で、そのD細胞がほとんど発火しないとき、すなわち、登録されたパターンそのものが足りないむだなものであるとき、重みは指数関数的に減少し、登録した情報を忘却していく<sup>(11),(12)</sup>。この状態が続くと、そのパターンに対応するD細胞はsleep状態に戻る。逆に、もしそのD細胞が発火したときには、荷重ベクトルの変化分は、 $-\alpha w_{ji}(t)$  の項を無視すれば、与えられたパターンベクトルに近づくように荷重を変化させる<sup>(3)</sup>。このようにすると、そのD細胞が発火することができる範囲のベクトルの中で、最も出現頻度の高いパターンベクトルに近づいていく<sup>(1)</sup>。係数  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $E$  は既にパターンを登録した(regular状態になった)D細胞が一定程度regular状態を維持し続けるように決定する。このパラメータの決め方については付録に示す。

#### 3.2 T細胞の学習則

T細胞の荷重の初期値は、すべてのT細胞について正の定数  $a$ 、 $b$  によって決定する。

$$m_j(0) = \frac{b}{a} (> \theta_T) \quad (j=1, 2, \dots) \quad (15)$$

この初期値はF細胞が発火すれば必ずT細胞も発火するという条件を満たしている。実際にはこの荷重値にごくわずかな大きさの一樣乱数をセットし、初期状態からT細胞の活性値に優劣が出、最大値をもつT細胞が決定できるようにする。

T細胞の荷重変化分は次式で表される。但し  $m_j(t)$  は、ネットワークに  $t$  回パターンを提示した後のT細胞の荷重とする。

$$\Delta m_j = b - \alpha m_j(t-1) - c_m(t-1) f_H(O_{Dj})$$

$$-(m_j(t-1) - \eta)f_H(O_{Tj}) \quad (16)$$

但し、 $\eta$  は T 細胞のしきい値  $\theta_T$  より小さい定数とする。

式(16)より、荷重  $m_j$  は、 $O_{Tj} > 0$  となったとき、すなわち、 $T_j$  細胞が発火し、相手の D 細胞がパターンを登録したときには、 $(m_j(t-1) - \eta)$  が差し引かれる。一度差し引かれると T 細胞は発火しなくなる。

この T 細胞は、D 細胞と同様に忘却するようになっている。 $b - am_j(t)$  がその忘却項で、この場合忘却とは重みを増やすことに対応する。つまり、もし一度パターンを登録した D 細胞がほとんど発火しないとき、 $f_H(O_{Dj})$  が 1 になることはほとんどないので、 $m_j$  は徐々に増えていき、 $b/a$  に指数関数的に近づいていく<sup>(12)</sup>。そして、ついに  $m_j > \theta_T$  となるまで増えると、F 細胞が発火したときに、この T 細胞は、再び発火するようになる。このときに最も大きな出力を出していたなら、自分の相手の D 細胞に再びパターンを登録させることになる。

逆に、D 細胞が頻繁に発火するときは、 $-cm_j(t)f_H(O_{Dj})$  で減らされる荷重と忘却項で加算される荷重とが平均して釣り合うことによって  $m_j$  が一定以下の値に保たれる。つまり、 $m_j < \theta_T$  のときが  $j$  番目の D 細胞の regular 状態、 $m_j \geq \theta_T$  のときが sleep 状態である。従って、各パラメータは、相手の D 細胞が regular 状態のとき、T 細胞の荷重が条件  $m_j < \theta_T$  を保つように設定する必要がある。これらのパラメータの決め方については付録に示す。

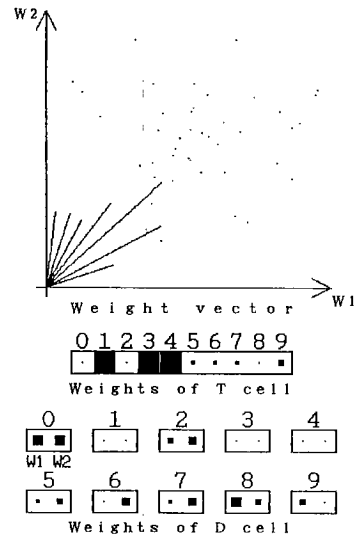
#### 4. 計算機シミュレーション

以上で説明してきたネットワークの動作の例と他のモデルとの比較をシミュレーションによって示す。

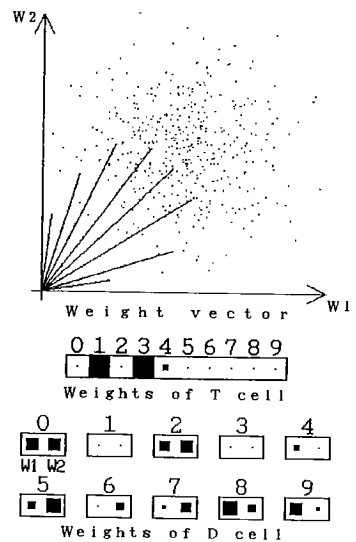
##### 4.1 2次元入力ベクトルによる動作例

シミュレーションに使用したネットワークは、D 細胞の受容野が 2 次元、D 細胞の数は 10 個である。各パラメータは、 $s=0.985$  (分割角度: 10 度)、 $\alpha=0.001$ 、 $\beta=0.06$ 、 $E=0.12$ 、 $\theta_D=0.01$ 、 $R=0.74$ 、 $a=b=0.001$ 、 $c=0.4$ 、 $\eta=0.2$ 、 $\theta_T=0.28$  とした。

このネットワークに相関 0、平均が  $(\bar{x}_1, \bar{x}_2)=(1.5, 1.5)$ 、分散 0.5 の 2 次元正規分布のうち成分がいずれも正のパターンを 500 個提示する。最初の 50 個を提示し終えたネットワークの状態を図 2 (a) に、そして 500 個提示し終えた状態を図 2 (b) に示した。図の上段は荷重ベクトルとパターンの 2 次元表示、下段が T 細胞と D 細胞の荷重である。図において黒塗の四角形が正の値を表し、その大きさが値の大きさを表している。図 2 (a) のように既に初期の段階で各パターンに発火する D



(a) After presenting 50 patterns.



(b) After presenting 500 patterns.

図 2 2次元入力ベクトルによる動作例  
Fig. 2 Demonstration of the new model on 2-dimensional input vectors.

細胞が割り当てられ、それに対応する T 細胞の荷重が減少していることがわかる。そして図 2 (b) のように D 細胞の荷重ベクトルは分布が最も密な方向を中心に配置され、分布が密な方向の荷重ほどノルムが大きく保たれていることがわかる。

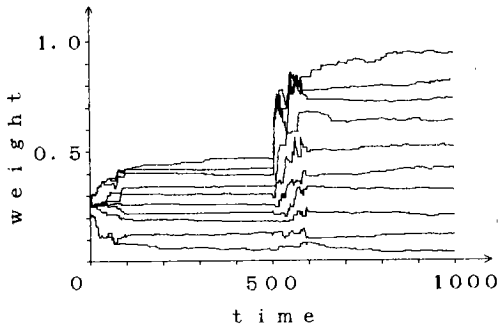
##### 4.2 他の競合学習との比較

従来の競合学習との違いを示すため、同一の入力パ

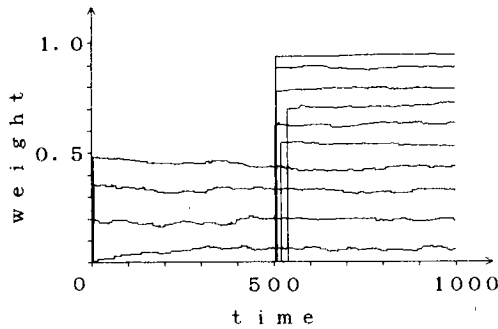
ターンを与えてそのときに各々のモデルにおいて生成される荷重ベクトルにどのような違いがあるかを見る。比較対象として Kohonen の自己組織化モデルを考える。このモデルでは、荷重ベクトルを  $m_i$  入力ベクトルを  $x$  とおいたとき、 $T$  を転置として  $m_i^T x$  が最も大きな出力を出した細胞とその近傍 (集合  $N_c$  で表す) の細胞が次のように学習する<sup>(3)</sup>。

$$m_i(t+1) = \frac{m_i(t) + \alpha(t)x(t)}{\|m_i(t) + \alpha(t)x(t)\|_E}$$

ここでは  $(x, y)$  2次元単位円上の点を入力パターンとした。二つのモデルには、 $x$  成分の出現確率が、最初は



(a) Response of Kohonen learning model.



(b) Response of the new model.

図3 本モデルと Kohonen のモデルの動作比較

Fig. 3 Comparing the new model with Kohonen learning model.

time (t)	0	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
Kohonen のモデル	$\alpha(t)$	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1
	$N_c$	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
本モデル	E	0.1									
	$\beta$	0.1									
	R	1.0									
	s	0.985									

図4 動作比較に使用した両モデルのパラメータ

Fig. 4 Parameters of each model.

0~0.5の範囲に一樣な分布をもつパターンを500個、その後0~1.0の範囲に一樣な分布をもつパターンを500個提示した。このときに各モデルの荷重ベクトルの  $x$  成分を示したものが図3である。両モデルにおいて細胞の数は10個とした。本モデルの忘却項は省略し荷重ベクトルは近似的に1に正規化されるようにパラメータを設定した。Kohonen のモデルは linear array とし、荷重の  $x$  成分の初期値は平均が0.25の乱数とした。Kohonen のモデルのパラメータは500個のパターンを提示し終えた時点で再び最初の状態のパラメータに戻るようにした。両モデルの各パラメータを図4に示す。図4において  $N_c$  は中心となる細胞からの幅で表し、本モデルの T 細胞に関するパラメータは省略した。

図3(a)において最初の0~500個のパターンを提示する範囲では、Kohonen のモデルでは荷重ベクトルが徐々に割り当てられているのに対して図3(b)のように本モデルではほとんど初期のうちに高速に荷重が決定される。分布が変化すると、Kohonen のモデルはネットワークの荷重が再編成され、それまでの荷重の配置が変化するが、本モデルではそれまで割り当てられていた細胞の荷重にほとんど影響を与えることなく新しい細胞に荷重が割り当てられていることがわかる。

## 5. むすび

人間の学習方式を模倣した自己組織化学習アルゴリズムで成長するニューロンモデルを提案した。このモデルは、人間のように、新しい追加パターンが提示されたときに特に学習動作をし、速やかに追加パターンを記憶することが可能である。また、記憶した後、もしそれが不必要なパターンならばそれを忘却し、再び新たなパターンを記憶することを可能にした。

今回考察したネットワークは単層かつ最も基本的な部分のみである。今後これを階層化し、その諸特性を考察する予定である。

## 文 献

- (1) Rumelhart D. E., McClelland J. L. and the PDP Research Group: "Parallel distributed processing", Bradford books, pp. 161-193, 318-328 (1988).
- (2) Chr. von der Malsburg: "Self-organization of orientation sensitive cells in the atria cortex", *Kybernetik*, **14**, pp. 85-100 (1973).
- (3) Teuvo Kohonen: "Self-Organization and Associative Memory", Springer-Verlag Third Edition, pp. 127-139 (1989).
- (4) 福島邦彦: "神経回路と自己組織化", pp. 4-13, 111-125, 朝倉書店 (1989).

- (5) Philip D. WASSERMAN: "NEURAL COMPUTING", VAN NOSTRAND REINHOLD, New York, pp. 61-75 (1989).
- (6) Duane DeSieno: "ADDING A CONSCIENCE TO COMPETITIVE TIEVE LEARNING", Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 117-124 (1988).
- (7) Rumelhart D. and Zipser D.: "Feature Discovery by Competitive Learning", Cognitive Science, 9, pp. 75-112 (1985).
- (8) 山内康一郎, 神保孝志, 梅野正義: "ニューロンモデルによる新しい自己組織化アルゴリズム", 第37回応用物理学関係連合講演会講演予稿集第3分冊, p. 749 (March 1990).
- (9) Carpenter G. A. and Grossberg S.: "The ART of adaptive recognition by a self-organizing neural Network", IEEE Computer, 21, 3, pp. 77-78 (March 1988).
- (10) 稲垣佳世子, 波多野諒余夫: "人はいかに学ぶか", pp. 46-51, 中公新書 (1989).
- (11) 麻生英樹: "ニューラルネットワーク情報処理", p. 66, 産業図書 (1988).
- (12) 甘利俊一: "神経回路網の数理", pp. 62-68, 産業図書 (1978).
- (13) Uchizono K.: "Characteristics of excitatory and inhibitory synapses in the central nervous system of the cat", Nature 207, pp. 642-643 (Aug. 1965).

付 録

1. D細胞のパラメータの決定

まず, D細胞の荷重値が平衡状態になったときの状態を考える. パターン  $X_k$  が現れる確率を  $P_k$ , パターン  $X_k$  が現れたときに D細胞  $j$  が発火し, かつ他の D細胞に比べて最も出力が大きくなる確率を  $\lambda_{jk}$  とすれば, 式(13)において,  $\sum_k \Delta w_{ji} P_k = 0$  となる場合を考えると<sup>(1)</sup>,

$$-aw_{ji} - \beta \sum_k (w_{ji} P_k \lambda_{jk}) + \sum_k (\epsilon_k P_k \lambda_{jk} x_{ki}) = 0$$

この式をベクトル表現にすると,

$$-aW_j + \beta \sum_k (W_j P_k \lambda_{jk}) + E \sum_k ((X_k / \|X_k\|) P_k \lambda_{jk}) = 0$$

$$W_j = \frac{E \sum_k (\hat{X}_k P_k \lambda_{jk})}{a + \beta \sum_k (P_k \lambda_{jk})} \quad (A \cdot 1)$$

但し,  $\hat{X}_k$  をベクトル  $X_k$  に平行な単位ベクトルとする. ここで, 議論を簡単にするために,  $W_j$  に平行なベクトルを  $X$  とおけば式(A・1)は

$$W_j = \frac{EP}{a + \beta P} \hat{X} \quad (A \cdot 2)$$

と書ける. ここで  $P$  は, 式(A・1), (A・2)が一致するよ

うに求めた確率で, パターン  $X$  の出現確率と考えることができる. 一方, 式(9)より  $j$  番目の D細胞が発火する ( $O_{D_j} > 0$ ) 条件は,

$$\|W_j\| \|X\| (\cos \theta - s) - \theta_D > 0$$

である. ここで, パターンベクトルのノルムの最小値を  $L (= \min\{\|X_k\|; k=1, 2, \dots\})$  とすれば, D細胞が発火するための荷重ベクトルのノルムの条件は

$$\|W_j\| > \frac{\theta_D}{(\cos \theta - s)L} \quad (A \cdot 3)$$

である. D細胞が発火しない場合  $\|W_j\|$  は忘却効果によって減少する. ここで, D細胞が  $N$  回連続して発火しない場合にも regular 状態を維持できる条件は式(A・2), (A・3)となる. パターンの出現確率  $P$  に大きく依存せずに D細胞が一定程度の期間 regular 状態を維持できるように, 今回は  $N$  と  $P$  の関係を  $N=1/P$  とする.

$$(1-\alpha)^N \|W_j(t)\| > \frac{\theta_D}{(\cos \theta - s)L} \quad (A \cdot 4)$$

一方式(A・2)から出現確率  $P$  のパターン  $X$  に対する荷重ベクトルのノルムは

$$\|W_j(t)\| = \frac{EP}{a + \beta P} \quad (A \cdot 5)$$

であるから, 式(A・4)は(A・5)と  $\cos \theta \leq 1$  を用いて,

$$\frac{EP}{a + \beta P} > \frac{\theta_D}{(1-\alpha)^N (1-s)L} \quad (A \cdot 6)$$

となる. 従って, 各パラメータを決定する際には, 最初に  $L$  と出現確率  $P$  の最小値を経験的に求め, 次にその  $P$  の最小値を使って  $N (=1/P)$  を求める. そして,  $\alpha, \theta_D, s$  を  $0 < \alpha < 1, 0 < \theta_D \leq 1, 0 < s < 1$  の範囲の定数とし, 残りの  $E, \beta$  を式(A・6)を満足するように求める.

定数  $R$  は,  $N' > N$  となる  $N'$  を選び次式で決定する.

$$R = \frac{\theta_D}{(1-\alpha)^{N'} (1-s)L} \quad (A \cdot 7)$$

2. T細胞のパラメータの決定

T細胞の場合も D細胞の場合と同様にして, 最初に平衡状態における荷重値を求める. 先に使用した確率  $P_k, \lambda_{jk}$  を用い, 式(16)において  $\sum_k \Delta m_j P_k = 0$  の場合を考えると,

$$-am_j + b - c \sum_k (m_j P_k \lambda_{jk}) = 0$$

$$m_j = \frac{b}{a + c \sum_k (P_k \lambda_{jk})} \quad (A \cdot 8)$$

である。議論を簡単にするために、以後、 $p = \sum_k (P_k \lambda_{jk})$ とおき、式(A・8)を

$$m_j = \frac{b}{a + cp} \quad (A \cdot 9)$$

と書き直す。

一方、 $O_{Tj} = f_H(O_F m_j - \theta_T)$ より、 $j$ 番目のD細胞がregular状態である条件は、

$$m_j < \theta_T \quad (A \cdot 10)$$

である。D細胞のときと同様に、確率 $P$ でD細胞が発火しているときにregular状態を維持する条件を式(A・4)で使用した $N$ を使って数式表現すると、

$$\left(\frac{b}{a} - m_j(t)\right)(1-a)^N > \frac{b}{a} - \theta_T$$

$$m_j(t) < -\frac{b/a - \theta_T}{(1-a)^N} + \frac{b}{a} \quad (A \cdot 11)$$

となる。従って式(A・9)、(A・11)から、

$$\frac{b}{a + cp} < -\frac{b/a - \theta_T}{(1-a)^N} + \frac{b}{a} \quad (A \cdot 12)$$

となる。

ところで、シナプスは興奮性シナプスと抑制性シナプスの二つに分かれており、それらは形態的にも違っているという報告がある<sup>(13)</sup>。一つのシナプスが興奮性と抑制性の両方を兼ねることがあるかないかは明らかではないが、形態を変化させてまで興奮性と抑制性が相互変換するとは考えがたい。そこで、もう一つの条件として、T細胞の荷重値は途中で符号が逆転しないという条件を付け加える。つまり、 $m_j(t)$ は初期値が正であるから常に正でなければならぬので、

$$m_j(t+1) = m_j(t)(1-a-c) + b > 0$$

$$c < \frac{b}{m_j(t)} - a + 1$$

ここで、 $m_j(t) < b/a$ より、

$$c < 1 \quad (A \cdot 13)$$

でなければならない。式(A・13)を満足するように他のパラメータを求める必要があるので、 $b/a = m_s$ とおくと式(A・12)から、

$$c > \frac{a}{b} \left\{ \frac{1}{1 - \frac{1 - \theta_T/m_s}{(1-a)^N}} - 1 \right\} \quad (A \cdot 14)$$

式(A・13)、(A・14)から $m_j(t)$ が常に同符号となる条件は、

$$\theta_T > m_s \left\{ 1 - (1-a)^N \frac{1}{1+a/b} \right\} \quad (A \cdot 15)$$

となる。よって、パラメータを定める際にはD細胞の場合と同様に、 $p$ の最小値を経験的に求め、 $a$ 、 $m_s$ を $0 < a < 1$ 、 $m_s > 0$ の定数とし、D細胞のパラメータを決定する際に求めておいた $N$ を用いて、式(A・15)で $\theta_T$ を決定し、最後に式(A・14)で $c$ を決定する。

定数 $\eta$ は、式(A・7)で使用した $N'$ を用いて、式(A・11)から、

$$\eta = -\frac{b/a - \theta_T}{(1-a)^{N'}} + \frac{b}{a} \quad (A \cdot 16)$$

とする。

(平成2年6月25日受付、10月1日再受付)

### 山内康一郎



平1名工大電気情報卒。同年名工大大学院工学研究科電気情報工学専攻進学。現在同課程在学中。ニューラルネットワークを用いたパターン処理の研究に従事。応用物理学会学生員。

### 神保 孝志



昭45名大・電子卒。昭50同大大学院博士課程了。同年名大・電気系助手。昭61同講師。昭62名工大・電気情報工学科助教授。現在に至る。この間、昭60年6月～昭61年8月在外研究員としてニューヨーク市立大学。半導体材料、光デバイス、非線形光学、光情報処理の研究に従事。工博。電気学会、レーザー学会、応用物理学会、物理学会各会員。

### 梅野 正義



昭35名工大・電気卒。昭37東工大大学院修士課程了。同年名大・工・電子助手。昭42同大講師。昭44同大助教授。昭53名工大教授。この間、半導体と光およびマイクロ波との相互作用の研究、半導体光デバイス、特にフォトリソグラフィ検出器、半導体レーザ、光トランジスタ、高効率太陽電池、イメージセンサ等の研究、半導体デバイス用の各種結晶成長を行ってきた。最近では、特にMOCVD法による多層薄膜結晶成長とシリコン上へのGaAsのヘテロエピタキシャル成長の研究とその光集積回路への応用、および人工網膜等の3次元回路と画像の並列処理の研究に従事している。昭42米沢記念学術奨励賞。工博。テレビジョン学会、計測自動制御学会、応用物理学会、物理学会、IEEE各会員。