忘却機構をもつ適応的学習のための ニューラルネットワーク

正員 須貝 康 雄 (千葉大)
非会員 小 林 賢 (日立)

A Neural Network for Adaptive Learning with Mechanism of Forgetting

Yasuo Sugai, Member (Chiba University), Ken Kobayashi, Non-member (Hitachi, Ltd.)

Although there are some neural network models which show adaptive self-organizing characteristics, they have complicated architectures and complicated actions, and there comes to be many parameters which the values are very difficult to be adjusted.

In this paper, we propose a new neural network model for adaptive learning by unsupervised learning. The model consists of simple architecture and so has simple action compared with others. Learning of analog input is also possible by only one representation of input vectors. Moreover, by changing the parameter value, we can make the model forget old patterns. Simulation results indicate the effectiveness of the proposed model.

1. ま え が き

これまで提案されてきたニューラルネットワークモデルの多くは、実際に利用される以前に学習期間を経る必要があり、しかも、学習の前にあらかじめ学習させたいデータ（あるいは学習対象を特徴付けるデータ）をすべて用意する必要があるうえ、学習時には何度も繰返し提示する必要がある。また、学習させたいデータを追加する場合には、学習を最初からやり直す必要があったり、新しい記憶のために以前に記憶していた内容が破壊されるという問題、あるいは学習自体の収束性という問題もある。

これに対して人間は、過去に覚えた事象を忘れることなく、新しい事柄をわずか数回の刺激で記憶する能力を有する。その一方で、一度覚えたことでも長期にわたり刺激がないと、その事象を忘れてしまうことがある。このことは、学習、記憶、認識などは別々に行われるものではないこと、そして、十分な学習は、確かな記憶へと結び付くが、短時間の学習でも相応の記憶が可能であることを示している。更に、不必要な事柄がある意味で積極的に忘れるということは、ニューラルネットの記憶容量を効率的に利用するという観点

から重要であると考えられる。

最近になり、人間のこの適応能力に着目して、それに類似した機能をもつニューラルネットワークモデルが提案されてきた^{(1)~(3)}。これらのモデルでは、ネットワークは既に記憶した内容を破壊することなしに、新しい入力データを記憶することができ、学習に必要なデータの提示回数も従来のネットワーク学習法に対してはるかに少なくなっている。

GrossbergらのART (Adaptive Resonance Theory)⁽¹⁾⁽²⁾は、人間の適応能力に着目したニューラルネットワークモデルである。しかし、構成が複雑でネットワークの内部に双方向の結合が存在するため、動作も複雑である。また、山内らのモデル⁽³⁾は、ARTと比較するとネットワークの構成は簡単であるが、学習時に必要なパラメータの数が数個あり、その設定も難しい、といった欠点がある。

そこで本論文では、従来とは異なる手法により、提示された入力データを逐次適応的に教師なしで学習するニューラルネットワークモデルを提案する。このネットワークは従来のモデルに比べて構成や動作が簡単である。また、アナログの入力データを学習でき、学習の際のデータの提示回数も一度ですむ、学習と認

図 1 ネットワークの構成
Fig. 1. The network architecture.

識・分類は同時に行われる、などの特徴をもつ。更に、パラメータの設定を変えることにより、人間のように長い間提示がないと学習した内容を徐々に忘却させることも可能である。

本論文では、まず第2章で提案するネットワークモデルの構成を示し、第3章でその動作を述べる。第4章ではネットワークの学習について、その原理も含めて説明する。最後に第5章では数種の実験を行い、本モデルの有効性を検証する。

2. ネットワークの構成

図1にネットワークの構成を示す。ネットワークは入力層と出力層の2層からなる。入力層のユニット数を n 、出力層のユニット数を m とすると、入力層のユニット i ($i=1, \dots, n$) と出力層のユニット j ($j=1, \dots, m$) との間は、重み w_{ij} で結合されている。出力層のユニットでは、入力信号が増幅され、増幅された信号が出力ユニットへの入力値として取り入れられる。また、出力層のユニットにはしきい値 θ_j が存在する。

出力層のユニットの各々は、入力データを分類するクラスに相当している。入力層-出力層間の重み w_{ij} には、学習により入力データが記憶されていき、同じもしくは類似のデータが数多く提示されるほど、その値は大きくなる。出力層ユニット j では、入力層ユニットからの信号が増幅される。その増幅率を A_j ($j=1, \dots, m$) で表す。この増幅は、出力ユニットの実際の出力を決定する信号量を調節する働きをもつ。しきい値 θ_j ($j=1, \dots, m$) は、提示したデータが記憶されている内容に類似であるかどうかを決定する働きをもつ。

3. ネットワークの動作

ネットワークの動作は、通常の層構造ニューラルネ

図 2 関数 $f(x)$ の入出力特性
Fig. 2. Characteristics of $f(x)$.

ットワークと同様、入力層に入力データを提示するとこれが信号となり、重みを通じて出力層に伝搬し、最終的に出力層のユニットから何らかの値が出力される。

本ネットワークに、要素が実数の一般的な n 次元ベクトルを入力データとして提示する際には、提示の前にその大きさが1となるように正規化しておく。正規化された入力データ $I=(I_1, I_2, \dots, I_n)$ (以下、これを単にパターン I と略記する) を入力層に提示すると、出力層のユニット j には、重み付き和が入力され、その信号がユニット内で増幅率 A_j で増幅される。従って、出力層のユニット j の増幅後の入力 O_j^n は次式のようになる。

$$O_j^n = A_j \sum_{i=1}^n w_{ij} I_i \quad (j=1, \dots, m) \quad \dots\dots\dots (1)$$

(1)式の O_j^n が実質的な出力ユニット j への入力になる。以後、出力ユニットへの入力という表現は、この O_j^n を意味するものとする。また、出力層の内部活性値 O_j^{act} は、次式による。

$$O_j^{\text{act}} = f(O_j^n) \quad (j=1, \dots, m) \quad \dots\dots\dots (2)$$

ただし、

$$f(x) = \begin{cases} x & (x \geq \theta_j) \\ 0 & (x < \theta_j) \end{cases} \quad \dots\dots\dots (3)$$

(3)式は、アナログしきい値関数と同様に入力がしきい値を超えなければ出力が0である。しかし、アナログしきい値関数では、入力がしきい値を超えていれば、超えた分を出力するが、(3)式の関数は、図2のようにしきい値を超えた場合には、入力をそのまま出力する。

出力層のユニット間では競合⁽⁴⁾⁽⁵⁾が行われ、最も大きな内部活性値をとるユニットが勝者となる。競合学習においては、図1に示した層間の結合以外に、出力層のユニット間に相互抑制の結合(側方向抑制結合)があり、それらの結合の働きにより自動的に一つのユニットが活性になり、その他のユニットが不活性になる⁽⁶⁾。本モデルでも、出力層のユニット間に相互抑制結合があることを仮定してもよい。しかしながら、本

論文の目的は、ニューラルネットの特徴である分散並列処理を、ハード的に実現するというよりも、むしろ、その利点を利用することを主としているので、実際には、最大の内部活性値を有する出力ユニットをネットワーク外で論理的に選択している。ここでは、通常の記述の仕方に従って、最大の内部活性値を有する出力ユニットを見つける過程を競合と呼び、その出力ユニットを勝者と呼ぶことにする。競合に勝ったユニットは、出力 $\delta_j=1$ を、それ以外のユニットは $\delta_j=0$ を出す。すなわち、次式のようになる。

$$\delta_j = \begin{cases} 1 & \text{if } O_j^{\text{act}} = \max_{j=1 \dots m} \{O_j^{\text{act}}\} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots\dots\dots (4)$$

以上がネットワークにパターンを提示したときの動作であるが、パターンが提示されていないときには、ネットワークの全ユニットの状態は0となり、出力層のユニット間での競合も起こり得ないので、出力層のユニットの出力 δ_j もすべて0となる。

4. ネットワークの学習

以下では、出力層のユニットおよびそれに付随する重みは何も学習していない状態を“未学習状態（初期状態）”，何らかのパターンを学習している状態を“学習状態”，学習したパターンを忘れていく状態を“忘却状態”と呼ぶことにする。

〈4・1〉 ネットワークの学習法 本ネットワークでは、パターンを記憶するという学習を、重み w_{ij} 、増幅率 A_j およびしきい値 θ_j の値を修正することにより行う。また、学習の特徴としては、一度ネットワークにパターンを提示するだけで学習が終了するということが挙げられる。未知のパターンをネットワークに提示すると、競合により未学習ユニットの一つが選択され、次式に従い学習が行われる。

$$\begin{aligned} & \text{重み } w_{ij} \\ & \text{for } \forall i, w_{ij}(t+1) \\ & = [1 - ag\{\theta_j(t)\}]w_{ij}(t) + \delta_j I_i \quad \dots\dots\dots (5) \end{aligned}$$

ただし、

$$g(x) = 2 \left\{ \frac{1}{1 + \exp(-cx)} - \frac{1}{2} \right\} \quad \dots\dots\dots (6)$$

増幅率 A_j :

$$\begin{aligned} & \text{for } \forall j, A_j(t+1) = h(1/|W_j(t+1)|) \\ & \dots\dots\dots (7) \end{aligned}$$

ただし、

$$h(x) = \begin{cases} x & (x \leq \text{BOUND}) \\ \text{BOUND} & (x > \text{BOUND}) \end{cases} \quad \dots\dots (8)$$

$$|W_j(t+1)| = \sqrt{\sum_{i=1}^n \{w_{ij}(t+1)\}^2} \quad \dots\dots\dots (9)$$

しきい値 θ_j

$$\begin{aligned} & \text{for } \forall j, \theta_j(t+1) \\ & = \begin{cases} (1-\alpha)\theta_j(t) & \text{if } A_j(t+1) = \text{BOUND}, \\ \delta_j = 0 \\ s & \text{otherwise} \end{cases} \\ & \dots\dots\dots (10) \end{aligned}$$

ここで、(10)式の類似度 s は $0 < s < 1$ の定数であり、その値が大きいかほど入力パターンを多くのクラスに分割する。また(5)式の忘却定数 α ($0 \leq \alpha < 1$) は、 $\alpha=0$ のときは学習したパターンを忘れないが、 $\alpha>0$ のときにはその値が大きいかほど学習したパターンを忘れやすい。従って、類似度 s は入力パターン集合を幾つのカテゴリーに分類するかに対応し、忘却定数 α は忘却の速さを特徴付ける。これら二つの定数の値は学習結果に大きな影響を与えるが、ある目的のネットワークを構成する際、現状では試行錯誤によりそれらの値を決定する必要がある。

一つのパターン I を一度だけネットワークに提示し、このパターン I に反応した（競合に勝った）出力ユニット j の増幅率 A_j は、学習によりその値がほぼ1となるが、その後忘却により値が徐々に大きくなる特性がある。その理由は、重み w_{ij} の初期値は非常に小さな値であるため（後述）、学習後の重み w_{ij} の値は(5)式の右辺第2項でほぼ決定される。パターン I の大きさは、あらかじめ大きさ1に規格化されているので、学習後の重みベクトルの大きさもほぼ1になり、(7)式より学習後の増幅率 A_j の値もほぼ1になる。また、忘却により重みベクトルの大きさが小さくなると、(7)式より、増幅率 A_j の値は逆に大きくなる。(8)、(10)式の BOUND は、忘却の開始時期を定める1より大きな正定数であり、これにより増幅率 A_j の変化量の上限値を決定している。学習パターンを一度で記憶し、かつ、すぐ忘れないようにするため、通常は2~5程度の値を用いる。また c は、重み w_{ij} の忘却の際の変化特性を決める正定数であり、通常100程度の値をとる。これらの値は予備実験により定めた。また、これらの値は結果にほとんど影響を与えず、提示するパターンのいかにかわらず一定でよいことも確かめた。従って、本モデルでは、実質的には調整すべきパラメータの数は、先に述べた類似度 s と忘却定数 α の二つだけである。

ネットワークの学習は、まず(5)式により入力層-出力層間重み w_{ij} の更断を行う。(5)式右辺第1項は学習前の重みの値を減少させる項で、 $ag\{\theta_j(t)\}$ の割

図 3 関数 $g(x)$ の入出力特性 ($c=100$ のとき)
Fig. 3. Characteristics of $g(x)$.

合だけ小さくする。ここで(6)式は、忘却の際の重み w_{ij} の減少量を決める関数であり、図3のような入出力特性がある。ある出力層ユニット j に対して、未学習状態や忘却状態が続くと、ユニットの出力 $\delta_j=0$ であり、また、(5)式右辺第1項により、重みベクトルの大きさは小さくなり、従って(7)、(8)式より増幅率 $A_j=BOUND$ である。よって、(10)式よりしきい値 $\theta_j \approx 0$ ので、 $g(\theta_j) \approx 0$ となる。一方、学習状態では $\theta_j \geq 0$ であり、 $g(\theta_j) \approx 1$ となる。

(5)式右辺第2項は提示されたパターンの学習項であり、出力層間で競合に勝ったユニット、すなわち出力 δ_j が $\delta_j=1$ であるユニットだけが有効となる項である。このユニットに結合する重みに対して、提示パターンの対応する値 I_i をそのまま加え合せ、新しい重み $w_{ij}(t+1)$ とする。(5)式には、同じパターンを何度も提示すると、重み w_{ij} が徐々に強化されてパターンを忘れにくくなる、という特性がある。また、あるパターンを学習した後、それに少々ノイズの加わったパターンを提示したとする。このとき、既に重みが多数回の学習により強化されていれば、ノイズを含んだパターンを重みに加えても、その影響は相対的に低下するようになっている。

次に(7)式により、出力層ユニットの入力増幅率 A_j を更新する。新しい増幅率 $A_j(t+1)$ は前の状態 $A_j(t)$ に依存せず、(9)式のように更新された入力層-出力層間の重み $w_{ij}(t+1)$ だけに依存する。重み w_{ij} の値は、学習の程度により出力層のユニット j ごとに異なるため、入力層にパターンを提示したとき、出力層の各ユニットへ入る信号量も異なる。そこで、増幅率 A_j を、重み $w_{ij}(t+1)$ により決定することにより、出力層のユニットへの入力信号量を適正化している。増幅率 A_j の値は、入力層-出力層間の重みベクトル W_j の大きさの逆数であり、重みベクトル W_j の大きさが小さいほど、増幅率 A_j は逆に大きくなる。ただし増幅率 A_j の値には、(8)式の関数 $h(x)$ により上限値 $BOUND$ がある。関数 $h(x)$ の入出力特性を図4に示す。

図 4 関数 $h(x)$ の入出力特性
Fig. 4. Characteristics of $h(x)$.

最後に、(10)式により出力層のユニットのしきい値 θ_j を更新する。しきい値 θ_j は、学習状態では常に類似度 s に固定されるが、未学習状態または忘却状態において入力信号増幅率 A_j が上限値 $BOUND$ になっていて、かつユニットの出力が $\delta_j=0$ であるときに、しきい値 θ_j の値が割合にして α だけ小さくなる。しきい値は、記憶されているパターンとの類似度を判断する役割をもつ。すなわち、既に記憶しているパターンと入力層に提示されたパターンとが類似であると判断されれば、ユニットの入力はそのまま通過するが、そうでないと判断されれば入力は通過しないようになっている。

学習による重みやしきい値の変化を大まかに説明すると、学習状態、忘却状態のいかんにかかわらず、パターンの記憶の度合により重み w_{ij} は増減する。また学習状態では、増幅率 A_j が変化し、しきい値 θ_j は固定されるが[(8)式上、(10)式下]、未学習状態または忘却状態では、しきい値 θ_j のほうが変化し、増幅率 A_j は固定される[(8)式下、(10)式上]。この境界が増幅率 $A_j=BOUND$ である。

〈4・2〉 ネットワークの初期状態 ネットワークの初期状態では重みベクトル W_j の要素 w_{ij} の値をランダムに、かつベクトルの大きさを非常に小さな正の値にそろえておく。これは、入力層にパターンが提示されたときに出力層に信号を伝搬する必要があり、一方学習の際に初期状態の影響が残るのは好ましくないためである。実験では重みベクトルの大きさを 0.001 とした。予備実験により、この程度の大きさにすると、上述の要件を満たすことを確認した。入力パターンは大きさ 1 に規格化するため、どのような対象に対してもこの数値は有効であると考えられる。

また、増幅率 A_j の値も一定値 $BOUND$ にそろえる。更に、出力層のユニットのしきい値 θ_j の値を 0 にしておく。すなわち学習前には、ネットワークの入力層-出力層間の重み w_{ij} 、出力層のユニット j の入力信号増幅率 A_j 、しきい値 θ_j を次のように初期化する。

重み w_{ij}

for $\forall j, w_{ij}$: ランダム
 $|W_j|: |W_j|=0.001$ 程度 (11)

増幅率 A_j
 for $\forall j, A_j=\text{BOUND}$ (12)

しきい値 θ_j
 for $\forall j, \theta_j=0$ (13)

ここで, $W_j=(w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj})$

〈4・3〉 忘却について 忘却の目的は、ネットワークのユニットや重みの有効利用にある。一度学習したパターンでも、その後同様のパターンが提示されなければ、ネットワークにとってはそれは必要のないパターンになってしまう。ネットワークのユニットや重みは有限であり、ほとんど提示されないパターンをいつまでも覚えておくことはむだである。そこで、このようなむだなパターンは忘れるようにし、そこへ新しいパターンを学習できるようにすれば、ネットワークは常に必要なパターンだけを記憶し、ネットワークのもつ“記憶容量”も有効に利用できると思われる。

この動作を実現するためには、ある出力層のユニット、およびそれに付随する重みなどが何らかのパターンを記憶していたとして、それを忘れた後に、同じユニットや重みにそれまでとは別のパターンが入ってきたときに、それを記憶できる必要がある。

一方、忘却の概念を導入するには、学習したパターンをどの程度記憶しているか、という“尺度”が必要である。この“尺度”は、本ネットワークでは、重み w_{ij} を用いている〔(5)、(6)式〕。すなわち、重み w_{ij} の値が大きいほど、学習したパターンを明確に覚えているということである。

ネットワークが忘却を行うためには、重み w_{ij} の値を徐々に小さくすればよいことになる。しかし、重みの値を小さくすると出力層のユニットへの入力信号量が減少するため、しきい値が大きいままであると、ユニットへの入力値がしきい値を超えられないことになる。この問題を解決するために、本ネットワークではしきい値 θ_j の値を小さくして信号量がしきい値を超えられるようにする方法を採用している。

ただし、忘却状態においてしきい値 θ_j を減少させる際には次のような制約が存在する（式の導出については付録参照）。

$$\text{BOUND} \left\{ -(1-s^2) + s\sqrt{s^2 + |W_j|^2 - 1} \right\} \\ \leq \theta_j \leq \text{BOUND } s|W_j| \dots\dots\dots (14)$$

学習アルゴリズム〔(5)～(10)式〕において、(6)式の定数 c を〈4・1〉節で述べたように 100 程度にとれば、 $\theta_j \geq 0.1$ の範囲では(14)式の上限である $\theta_j =$

$\text{BOUND } s|W_j|$ を維持しながら忘却が進んでいき、 $\theta_j < 0.1$ になると重みの忘却の割合が減少して新しいパターンに反応しやすくなる。

5. 計算機実験

本章では、提案するニューラルネットワークの特徴である、適応的学習と忘却に関する実験を行い、その有効性を検証する。

〈5・1〉 学習に関する実験 本節ではネットワークの有する特徴のうち、適応的学習に関する実験について説明する。ここでは、提示されたパターンをネットワークが逐次記憶・分類していく様子を示す。

実験に用いたパターンは、入力が 20 次のアナログパターン 50 個である。これらのパターンは、ネットワークに提示する前に正規化され、それぞれ一度だけ任意の順番でネットワークに提示した。実験に用いたネットワークは、入力層のユニット数は提示パターンの次数から 20 個、出力層のユニット数は、ネットワークが入力パターンのすべてを異なるカテゴリーに分類した場合でも不都合が生じない数として、50 個とした。また、学習の際のパラメータは、忘却定数 $\alpha=0$ 、増幅率の上部 $\text{BOUND}=2.0$ 、忘却の変化特性を定めるパラメータ $c=100$ 、また類似度 s は $s=0.90$ と $s=0.95$ の 2 通りとした。

実験結果を図 5 (a) ($s=0.90$)、(b) 図 ($s=0.95$) に示す。各パターン図は、横軸に入力ユニット、縦軸にその値をプロットして、各点を直線で結んだものである。また図中の番号が出力層の一つのユニットに対応していて、番号の下のパターンがそのユニットへ分類されたことを表している。

図 5 より、全般に類似形のパターンが同一のユニットに分類されていることがわかる。特に、パターンのピーク部分（値の大きい入力部）が同じパターンは、同じユニットに分類されていて、逆にピーク部分が一つでもずれているパターンは別のユニットに分類されている〔例：(a) 図のユニット 10 とユニット 19〕、これは、出力層のユニットへの入力が、重みと提示パターンの内積に依存するためである。

また、少々の凹凸（ノイズ）があっても、全体の形が似ているパターンどうしも同じユニットに分類されている〔例：(a) 図のユニット 7 やユニット 9〕。従って、学習の初期にはノイズを含まないパターンを多数回ネットワークに提示して重みを強化しておけば、後でノイズを含むパターンを提示しても同じユニットが反応するようになると考えられる。

図 5 (a) と (b) とでは、分類されたクラス数が異な

図 5 クラス分類結果
Fig. 5. Classification of patterns.

っている[(a)図は 19 クラス、(b)図は 27 クラス]。特に、(b)図では分割されたクラスが、(a)図では同一のクラスになっているものが存在する。これは学習時、類似度 s の値が異なるためで、〈4・1〉節で述べたように、類似度 s の値が大きいほど学習パターンを多くのクラスに分割するからである。

〈5・2〉忘却に関する実験 本節では、ネットワークがユニットの有効利用を行えるかどうか、すなわち、ネットワークが一度学習したパターンを忘れた後で、新しいパターンの学習が可能かどうかを検証する。

ここでは以上のことに着目するために、むやみに不必要なユニット数の使用を避け、〈5・1〉節の実験で用いたパターンのうち 3 個を用意し、それらを数種類の提示方法でネットワークに提示して記憶させる実験である。

実験に用いたネットワークは、入力層のユニット 20 個、出力層のユニット 3 個からなり、学習の際のパラメータは、 $s=0.95$ 、 $\alpha=0.01$ 、 $\text{BOUND}=2.0$ 、 $c=100$ とした。パターンの提示方法は、以下の 3 種類である。

〔方法 1〕 時刻 1 にパターン 1、時刻 2 にパターン 2、時刻 3 にパターン 3 をそれぞれ提示する。この提示順序を 200 時間ステップごとに繰返す。そのほかの時刻には何も提示しない。

〔方法 2〕 時刻 1 にパターン 1、時刻 2 にパターン 2 をそれぞれ提示する。その後、パターン 2 を 100 時間ステップごとに、パターン 1 を 500 時間ステップごとに再提示する。一方、パターン 3 は時刻 401 に初めて提示し、以後 500 時間ステップごとに再提示する。

〔方法 3〕 時刻 1 にパターン 1、時刻 2 にパターン 2 をそれぞれ提示する。その後、パターン 2 を 100 時間ステップごとに再提示する。その後、時刻 1001 にパターン 3 を初めて提示し、続けて時刻 1002 にパターン 1 を再提示する。

ここで、1 時間ステップとは、パターンをネットワークに提示してから、そのパターンの学習が終了するまで、すなわち、重みやしきい値を修正するまでの時間をいう。また、学習の前のネットワークの初期状態は方法 1~3 すべて同一とした。

実験の結果を図 6 (a)~(c) に示す。図中、横軸は時刻、縦軸は出力層のユニットの内部活性値である。各図は、その時刻の学習が終了した後、もし 1~3 の各パターンを提示したら、そのときのネットワークの出力層のユニットの内部活性値がどのようになるかを表している。すなわち、その時刻で各パターンがどのユニットにどの程度記憶されているかを示している。

(c) 提示方法 3

(b) 提示方法 2

(a) 提示方法 1

図 6 時間の経過とパターンの記憶・忘却
Fig. 6. Memorization and forgetting of patterns.

まず方法1では、(a)図より、パターン1~3が1回の提示でそれぞれユニット1~3に記憶されていることがわかる。しかし、時刻80を過ぎたあたりから徐々にパターンを忘れ始めてゆく。ところが、時刻201からまた三つのパターンを順番に提示すると、記憶を取り戻すようになる。その後は、忘れかけては覚える、の繰返しである。

次に方法2であるが、(b)図よりまずパターン1、2がやはり1回の提示でそれぞれユニット1、2に記憶されている。パターン2は100時間ステップに1回の割合で提示され続けているので、一度は忘れかけるが、その後は重みが強化されていき、ユニット2では安定した内部活性値が出ている。一方、パターン1はその後しばらく提示されないため、パターンを忘れていく。しかし、時刻401にパターン3を提示した時点では、ユニット1はまだわずかにパターン1を覚えていた。そのため、パターン3はユニット3に割当てられる。その後、時刻501でパターン1を提示すると、ユニット1はパターン1の記憶を回復し、結局パターン1~3はそれぞれ方法1と同じユニットにパターンを記憶した。

最後に方法3は、(c)図を見ると、方法2と同様にパターン1、2がやはり1回の提示でそれぞれユニット1、2に記憶されている。パターン2が定期的に提示されるので、ユニット2の内部活性値が安定している点も方法2と同じである。しかし、時刻1000までパターン1の提示がないため、ユニット1はパターン1をほとんど忘れていた。そのため、時刻1001にパターン3を提示すると、ユニット3ではなく、ユニット1に記憶される。これは、忘却した重み（この場合はユニット1の重み）のほうが未学習の重み（ユニット3の重み）よりも大きいためである。次の時刻1002でパターン1を提示すると、ユニット1にパターン3、ユニット2にパターン2がそれぞれ記憶されているので、パターン1は結局ユニット3に記憶される。

以上の実験結果をまとめると、方法3ではユニット1がパターン1を記憶しても、その後長時間にわたりパターンの入力がないため、ユニット1が反応することがなくなる（出力が常に0）、ネットワーク全体から見ると、これはユニットの効率的利用とはいえず、従ってユニット1はパターン1に関する記憶を徐々に忘却し、適応的に別のパターン3を記憶してそれに対して反応するようになる。逆に方法1、2では記憶が少しでも残っていれば、かなり以前に入力されたパターンに対しても、記憶を回復することを示している。

記憶の回復は以下のように考えられる。学習アルゴ

リズム[(5)~(10)式]により、忘れかけているパターンを記憶している出力ユニット j は、その忘れかけたパターンの提示により、最大限の増幅率で入力信号を受け取る[(7)、(8)式]。それに対して、他のパターンを記憶している他のユニットの入力信号の増幅率は、はるかに小さい。また、ユニット j のしきい値はほぼ0である[(10)式]のに対し、他のユニットは大きさ s の障壁がある。更に、内部活性値の大きさは、入力パターンベクトルと重みベクトルの内積で決まるため、両者の向く方法が近いほど大きい。結局、忘れかけたパターンの再入力に対して、これを覚えていたユニット j が競合に勝ち、記憶の回復になる。

パターン1~3を、それぞれ別のカテゴリーを代表するベクトルと考えれば、(5・1)節の実験結果より、同じカテゴリーに属する入力パターンに対しては同じ出力ユニットが反応することから、入力パターン数や出力パターン数が多数ある場合においても、あるカテゴリーに属する入力パターンが長時間提示されなければ、そのカテゴリーを記憶しているユニットのそのカテゴリーに対する記憶は弱まるが、再びそのカテゴリーに属する入力パターンが提示されれば、即座に記憶をとりもどすと解釈できる。また、完全に忘却してしまえば、その出力ユニットは全く別のカテゴリーに属する入力パターンに反応するようになり、ユニットは適応的に再利用されることになる。

6. む す び

本論文では、従来とは異なる手法により適応的にパターンの記憶・忘却を行う新しいニューラルネットワークを提案した。このネットワークは、従来の教師なしニューラルネットワークとほぼ同等の動作を有しながら構造や動作が簡単であり、パターンの記憶を逐次高速で行うことができる。また、あまり提示されないパターンを忘却し、新しいパターンを記憶することも可能であり、これらの性質を計算機実験により検証し、その有効性を確かめた。

本論文で提案したネットワークの学習では、しきい値は忘却時以外には固定となっているが、これを外界の教師により変化させて、より高度な適応学習について考察することが今後の課題である。

(平成4年11月4日受付、同5年3月16日再受付)

文 献

- (1) S. Grossberg: Neural Networks and Natural Intelligence (1988) The MIT Press
- (2) G. A. Carpenter & S. Grossberg: "ART2: self-organization of stable category recognition codes for

- analog input patterns", *Appl. Opt.*, **26**, 4919 (1987)
- (3) 山内康一郎・神保孝志・梅野正義：「新奇パターンを学習するための自己組織化機構」, 信学論, **J74-D-II**, 474 (平3-4)
- (4) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton & R. J. Williams: *Parallel Distributed Processing* (1986) The MIT press
- (5) 福島邦彦：「神経回路と情報処理」(平元) 朝倉書店
- (6) 中野 馨編著：「ニューロコンピュータの基礎」(平2) コロナ社
- (7) 小林 賢・須貝康雄・平田廣則：「適応的学習のためのニューラルネットワーク」, 信学技報, NC 92-8, 57 (平4)

付 録

(16)式の導出

忘却状態においてしきい値 θ_j を減少させる際には、上限と下限の制約がある。

まず、下限について説明する。いま、出力層のユニット j が忘却状態であるため、 $A_j = \text{BOUND}$ である。ここで、入力層にパターン I (ベクトル) を提示する。このとき、出力層のユニット j への入力値 O_j^n は、

$$O_j^n = \text{BOUND } W_j I \dots\dots\dots (\text{付 } 1)$$

である。この入力値 O_j^n がしきい値 θ_j を超えている(または等しい)と仮定する。すなわち、(付1)式から、

$$\theta_j \leq O_j^n = \text{BOUND } W_j I \dots\dots\dots (\text{付 } 2)$$

である。従って、ユニット j の内部活性値も $O_j^{\text{act}} = \text{BOUND } W_j I$ である。ここで、このユニットが競合に勝ち、パターン I を学習したとする。簡単のため、忘却定数 α を無視すると、新しい重み W_j^N 、出力層のユニットのしきい値 θ_j^N は(7)、(12)式から、

$$W_j^N = W_j + I, \theta_j^N = s \dots\dots\dots (\text{付 } 3)$$

となる。学習後にパターン I を再度提示したときには、同じユニットが反応する必要がある。すなわち、出力層のユニットへの入力のほうが、しきい値よりも大きくなければならない。しかし、いま、しきい値のほうが大きいと仮定する。この状態を数式で表すと、

$$O_j^n = A_j^N W_j^N I = \frac{W_j^N I}{|W_j^N|} = \frac{(W_j + I)I}{|W_j + I|} < \theta_j^N = s \dots\dots\dots (\text{付 } 4)$$

となる。(付4)式において、

$$(W_j + I)I = W_j I + 1 \dots\dots\dots (\text{付 } 5)$$

$$|W_j + I| = \sqrt{1 + |W_j|^2 + 2(W_j I)} \dots\dots\dots (\text{付 } 6)$$

であるので、(付5)、(付6)式を(付4)式に代入して、両辺を二乗して変形すると、

$$(W_j I)^2 + 2(1-s^2)(W_j I) + \{1-s^2(1+w^2)\} < 0 \dots\dots\dots (\text{付 } 7)$$

となる。ただし、

$$w = |W_j| \dots\dots\dots (\text{付 } 8)$$

である。これを $W_j I$ に関する二次不等式と見て解くと、

$$\begin{aligned} & -(1-s^2) - s\sqrt{s^2 + w^2 - 1} \\ & < W_j I < -(1-s^2) + s\sqrt{s^2 + w^2 - 1} \dots\dots\dots (\text{付 } 9) \end{aligned}$$

となるが、 $W_j I > 0$ のため、

$$0 < W_j I < -(1-s^2) + s\sqrt{s^2 + w^2 - 1} \dots\dots\dots (\text{付 } 10)$$

が適解である。ここで、(付2)式を変形すると、

$$W_j I \geq \frac{\theta_j}{\text{BOUND}} \dots\dots\dots (\text{付 } 11)$$

であり、これと(付10)式から、

$$\theta_j < \text{BOUND} \{-(1-s^2) + s\sqrt{s^2 + w^2 - 1}\} \dots\dots\dots (\text{付 } 12)$$

となる。すなわち、しきい値 θ_j は(付12)式の範囲外にあればよいことになる。従って、

$$\theta_j \geq \text{BOUND} \{-(1-s^2) + s\sqrt{s^2 + w^2 - 1}\} \dots\dots\dots (\text{付 } 13)$$

が忘却時におけるしきい値 θ_j の下限を定める式である。(付13)式において、 s を固定したときの w と θ_j との関係を付図1に示す。

なお、(付13)式で $s^2 + w^2 - 1 < 0$ の場合に θ_j は虚数となるが、 $s^2 + w^2 - 1 = 0$ のとき(付13)式は、

$$\theta_j = -\text{BOUND}(1-s^2) \dots\dots\dots (\text{付 } 14)$$

となる。すなわち、(付14)式が θ_j の定義域となる。しかし、 $\text{BOUND} > 0$ 、 $0 < s < 1$ なので、(付14)式の右辺は負であり、 θ_j は本ネットワークでは $\theta_j \geq 0$ であるため、この定義域の制約は受けない。

次に上限について説明する。学習状態では、出力層のユニットは、重みベクトル W_j と角度にして $\cos^{-1} \theta_j$ 、すなわち $\cos^{-1} s$ 以内の方向にあるパターンベクトル

付図1 (付13)式の特長(s を固定)
app. Fig. 1. Characteristics of Eq. (app.13).

I が提示されたときに内部活性値をもつようになって
いる(本文4・1節参照)。しかし、忘却状態において
この特性が失われるのは好ましくない。忘却状態では、
ネットワークにパターン I を提示したときの出力層の
ユニット k への入力値は(付2)式ようになる。いま、
提示したパターンベクトル I が、重みベクトル W_j と
角度にして $\cos^{-1} s$ だけ離れていたとする。このとき、
ユニット j への入力値 O_j^n は、

$$O_j^n = \text{BOUND } W_j I = \text{BOUND } |W_j| s \quad (\because |I|=1) \cdots \cdots \cdots (\text{付15})$$

となる。この入力値がしきい値 θ_j を超えなければなら
ない。すなわち、

$$\theta_j \leq O_j^n = \text{BOUND } s |W_j| \cdots \cdots \cdots (\text{付16})$$

が忘却時におけるしきい値 θ_j の上限を定める式である。

従って、(付13)式と(付16)式から θ_j の値は、

$$\begin{aligned} & \text{BOUND} \{ -(1-s^2) + s \sqrt{s^2 + |W_j|^2 - 1} \} \\ & \leq \theta_j \leq \text{BOUND } s |W_j| \cdots \cdots \cdots (\text{付17}) \end{aligned}$$

の範囲にある必要がある。

須 貝 康 雄 (正員)

昭和60年東京工業大学大学院理工学研究科情報工学専攻博士課程修了。61年千葉大学工学部助手、平成3年同助教授、現在に至る。工学博士。大規模システムの最適化、およびニューロコンピュータなどの分散システムの研究に従事。

小 林 賢 (非会員)

平成4年千葉大学大学院工学研究科電子工学専攻修士課程修了、同年(株)日立製作所システム開発研究所入社、現在に至る。ニューラルネットワーク、交通システムの研究に従事。