複合型ニューラルネットワークについて*

中谷智広**・山本 裕***・松本 豊***

On Composite Neural Networks*

Tomohiro NAKATANI**, Yutaka YAMAMOTO*** and Yutaka MATSUMOTO***

In this paper, we consider neural networks with three layers, where each unit itself is allowed to be a neural network with learning completed. (In the following, such neural networks are referred to as composite neural networks.) Existing neural networks are constructed for a single purpose, so that they cannot be used for more complicated information processing without teaching them from the beginning, while composite neural networks reuse these neural network resources. In composite neural networks, network units are connected by new synapses and only these weights are subject to updating through learning. This paper presents learning algorithms for composite neural networks with and without feedback in the middle layer. Two numerical examples are shown in the fields of logical circuit and alphabet recognition. Methods of interpolation learning, which is important for composite neural networks, are also given for each example.

1. はじめに

Rumelhart らが、階層フィードフォワード型ネットワークの学習法である誤差逆伝播法¹⁾を提案して以来、その学習能力の高さから、階層型ネットワークは各分野でパターン認識の応用が試されてきた^{2), 3)}。これに対し、最近、従来の階層型ネットワークにフィードバック結合を加えた、リカレンネットワークの研究が行われている^{4)~8)}。このネットワークは、より一般的なネットワーク構造であるため高い学習能力を持ち、ダイナミカルな時系列データも容易に学習できることなどが確認されている。

これまで、文字認識やロボットアームの制御など個別の問題を解く時のニューラルネットワークの有効性は確認されてきた^{2), 3)}。しかし、そのネットワークは学習した問題を解くためだけにしか使えず、生産性の低いものである。フィードバック結合を持つネットワークでも、きわめて大規模な問題を学習する場合、ネットワークが

全く白紙の状態から学習させるのは、効率も悪くなる上、収束する率も低下する。これに対して、問題を幾つかの小部分に分割し、その各々について学習を行った後に全体を統合するという考え方に立てば、個々のネットワークの効率や複合されたネットワーク（以下、複合型ネットワークと呼ぶ）の学習速度の向上ばかりではなく、より高度な情報処理の実現も可能である⁹⁾。複合型ネットワークは、素子がニューラルネットワークばかりではなく、任意の関数やダイナミカルシステムであるような場合にまで拡張することができる。

本研究では、複合型ニューラルネットワークを考え、フィードバック結合のある場合とない場合について、その学習アルゴリズムを与え、その有効性を示す。また、複合型ネットワークを構成するにあたり、個々のネットワークにおいて重要と考えられる汎化学習の概念について述べ、具体的にその方法を数値例に即して与える。

本論文の構成は以下のとおりである。まず、2. で複合型ネットワークの学習アルゴリズムを与える。3. で汎化学習について述べ、論理回路の生成とアルファベット文字の確認に関する数値実験を行う。最後に、4. で本研究のまとめ、今後の課題について触れる。

2. 複合型ネットワークの学習則

本研究で扱う複合型ネットワークとは、中間層内に

* 原稿受付 1991.9.8.

** 日本電信電話㈱

*** 京都大学工学部 Division of Applied Systems Science, Faculty of Engineering, Kyoto University, Kyoto 606, JAPAN

Key Words : Neural networks, composite networks, interpolated units, learning algorithms.

フィードバック結合をもつ3層型ニューラルネットワークで、しかも中間層・出力層の素子が単なるニューロンに限らず、学習済のニューラルネットワーク自身をも許すネットワークである (Fig.1 参照)。ここで、4層以上からなる複合型ネットワークも、中間層に含めることにより、3層型ネットワークで表現できることに注意する。以下では、既学習のニューラルネットワークが使われている素子を特にネットワーク素子と呼ぶ。

Fig. 1 Composite neural network

複合型ネットワークは同期的に挙動し、1単位時間はネットワーク素子のうち処理時間が1番長いものに準ずると仮定する。複合型ネットワークを一般的なダイナミカルシステムとして取り扱うために、各素子は状態変数を持つものとする。これにより、離散時間リカレントネットワークを一つのネットワーク素子として扱うこともできる。

複合型ネットワークの状態方程式を記述するために、次の記号を導入する：

w_{ij}^{**} : j 番目の素子から i 番目の素子へのシナプス荷重行列 (ここで、ネットワーク素子が多入力多出力であれば、 w_{ij}^{**} は一般に行列となることに注意する。右肩の添字 $**$ は MI : 入力層-中間層, MM : 中間層内, OM : 中間層-出力層間のいずれか。)

$u_i^*(t)$: 時刻 t における i 番目の素子への入力ベクトル (右肩の添字 $*$ は I : 入力層, M : 中間層, O : 出力層のいずれか。以下同様。)

$x_i^*(t)$: 時刻 t における i 番目の素子の状態ベクトル

$y_i^*(t)$: 時刻 t における i 番目の素子からの出力ベクトル

f_i^* : i 番目の素子における状態遷移関数

g_i^* : i 番目の素子における出力関数

簡単化のため、入力層の素子で線形入出力を仮定すると、複合型ネットワーク状態方程式は以下のように記述できる：

中間層 i 番目の素子

$$x_i^M(t) = f_i^M(x_i^M(t-1)), u_i^M(t-1)) \quad (1)$$

$$y_i^M(t) = g_i^M(x_i^M(t)) \quad (2)$$

出力層 i 番目の素子

$$x_i^O(t) = f_i^O(x_i^O(t-1), u_i^O(t-1)) \quad (3)$$

$$y_i^O(t) = g_i^O(x_i^O(t)) \quad (4)$$

素子間の結合

$$\begin{cases} u_i^M(t) = \sum_j \{w_{ij}^{MI} y_j^I(t) + w_{ij}^{MM} y_j^M(t)\} \\ u_i^O(t) = \sum_j \{w_{ij}^{OM} y_j^M(t)\} \end{cases} \quad (5)$$

複合型ネットワークにおける学習とは、ネットワーク素子内の構造 (シナプス荷重) を固定したままで、素子間のシナプス荷重を変化させることにより、ネットワークの出力を目標値に近づけることを意味する。まず、2.1 でフィードバック結合をも許す一般的な複合型ネットワークに対する学習則を与える。さらに、中間層の素子間にフィードバック結合のない場合には、誤差逆伝播法を用いることにより、より少ない学習回数での収束が期待されるため、2.2 でその方法について触れる。

2.1 フィードバック結合のある場合

フィードバック結合を有する場合、複合型ネットワークは時系列データを学習することができる。簡単化のため、初期条件を $x_i^M(1) = 0$, $x_i^O(1) = 0$ とすると、長さ l の時系列入力の場合、入力は $t = 1 \sim l$ 、出力は $t = 3 \sim l + 2$ に対してのみ意味がある。

評価関数はいろいろ考えられるが、本研究では次の関数を用い学習則を説明する：

$$V(\Omega) = \frac{1}{2} \sum_{t=3}^{l+2} \sum_i \|y_i^O(t) - d_i(t)\|^2 \quad (6)$$

ここで、 Ω は素子間のシナプス結合の集合、 $\|\cdot\|$ はユークリッド距離、 $d_i(t)$ は出力層の素子 i における時刻 t の教師信号を表す。

いま、 $\eta (> 0)$ を学習係数とし、 Ω に属する任意のシナプス荷重を ω とおくと、

$$\frac{\partial V(\Omega)}{\partial \omega} = \sum_{t=3}^{l+2} \sum_i \langle y_i^O(t) - d_i(t), \frac{\partial y_i^O(t)}{\partial \omega} \rangle \quad (7)$$

$$\omega = \omega - \eta \frac{\partial V(\Omega)}{\partial \omega} \quad (8)$$

とする。 η が十分小さいとき、(8)式を用いて、

$$\begin{aligned} \Delta V &\approx \frac{\partial V(\Omega)}{\partial \omega} \cdot \Delta \omega \\ &= -\eta \left(\frac{\partial V(\Omega)}{\partial \omega} \right)^2 \\ &< 0 \end{aligned}$$

であるから、(7)、(8)式による更新で、評価関数 $V(\Omega)$ を逐次的に減少させることができる。(7)式の右辺を計算するためには、 $y_i^O(t) (t = 3, \dots, l+2)$ とその $\omega (\omega \in \Omega)$ に

関する勾配を求める必要がある。

(1)～(5)を ω で微分することにより、次式を得る：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{x}_i^M(t)}{\partial \omega} &= \left\{ \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{f}_i^M(\mathbf{x}_i^M(t-1), \mathbf{u}_i^M(t-1)) \right\}^T \\ &\quad \cdot \frac{\partial \mathbf{u}_i^M(t-1)}{\partial \omega} \\ &\quad + \left\{ \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{f}_i^M(\mathbf{x}_i^M(t-1), \mathbf{u}_i^M(t-1)) \right\}^T \\ &\quad \cdot \frac{\partial \mathbf{x}_i^M(t-1)}{\partial \omega} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\frac{\partial \mathbf{y}_i^M(t)}{\partial \omega} = \left\{ \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{g}_i^M(\mathbf{x}_i^M(t)) \right\}^T \frac{\partial \mathbf{x}_i^M(t)}{\partial \omega} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{x}_i^O(t)}{\partial \omega} &= \left\{ \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{f}_i^O(\mathbf{x}_i^O(t-1), \mathbf{u}_i^O(t-1)) \right\}^T \\ &\quad \cdot \frac{\partial \mathbf{x}_i^O(t-1)}{\partial \omega} \\ &\quad + \left\{ \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{f}_i^O(\mathbf{x}_i^O(t-1), \mathbf{u}_i^O(t-1)) \right\}^T \\ &\quad \cdot \frac{\partial \mathbf{u}_i^O(t-1)}{\partial \omega} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\frac{\partial \mathbf{y}_i^O(t)}{\partial \omega} = \left\{ \nabla_{\mathbf{u}} \mathbf{g}_i^O(\mathbf{x}_i^O(t)) \right\}^T \frac{\partial \mathbf{x}_i^O(t)}{\partial \omega} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathbf{u}_i^M(t)}{\partial \omega} = \sum_j \left(\frac{\partial \mathbf{w}_{ij}^{MI}}{\partial \omega} \mathbf{y}_j^I(t) + \frac{\partial \mathbf{w}_{ij}^{MM}}{\partial \omega} \mathbf{y}_j^M(t) \right. \\ \quad \left. + \mathbf{w}_{ij}^{MM} \frac{\partial \mathbf{y}_j^M(t)}{\partial \omega} \right) \\ \frac{\partial \mathbf{u}_i^O(t)}{\partial \omega} = \sum_j \left(\frac{\partial \mathbf{w}_{ij}^{OM}}{\partial \omega} \mathbf{y}_j^M(t) + \mathbf{w}_{ij}^{OM} \frac{\partial \mathbf{y}_j^M(t)}{\partial \omega} \right) \end{cases} \quad (13)$$

ここで、右肩の T は転値を表わす。

以上の式を用いて、フィードバック結合を有する場合の複合型ニューラルネットワークの学習アルゴリズムは次の手順で与えられる：

Step 1：更新すべきシナプス荷重 ω を Ω から適当に選ぶ。

Step 2：初期条件を

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i^M(1) = 0 \\ \mathbf{x}_i^O(1) = 0 \\ \frac{\partial \mathbf{x}_i^M(1)}{\partial \omega} = 0 \\ \frac{\partial \mathbf{x}_i^O(1)}{\partial \omega} = 0 \end{cases} \quad (14)$$

と設定する。

Step 3：時刻 $t(\geq 2)$ において、 $\mathbf{x}_i^M(t-1)$ 、 $\mathbf{x}_i^O(t-1)$ 、

$$\frac{\partial \mathbf{x}_i^M(t-1)}{\partial \omega}, \frac{\partial \mathbf{x}_i^O(t-1)}{\partial \omega} \text{ がすでに求まっている}$$

るとき、(2)、(5)、(1)、(3)、(4)式の順序で、 $\mathbf{x}_i^M(t)$ 、 $\mathbf{x}_i^O(t)$ 、 $\mathbf{y}_i^O(t)$ を求め、(10)、(13)、(9)、

(11)、(12)式の順序で、 $\frac{\partial \mathbf{x}_i^M(t)}{\partial \omega}$ 、 $\frac{\partial \mathbf{x}_i^O(t)}{\partial \omega}$ 、

$\frac{\partial \mathbf{y}_i^O(t)}{\partial \omega}$ を求める。

Step 4： $t \leq l+2$ なら $t=t+1$ とし、**Step 3**へ。それ以外の場合は、**Step 5**へ。

Step 5：(7)、(8)式の更新を行う。

Step 6：(6)式を評価し、 $V(\Omega) > \varepsilon$ (ε は許容誤差)なら、**Step 1**へ。それ以外の場合は、終了する。

2.2 フィードバック結合のない場合

ネットワーク素子がすべてフィードフォワード型ネットワークであり、また中間層内の素子間に相互結合がなければ、複合型ネットワークの学習則として誤差逆伝播法を利用できる。すなわち、フィードバック結合を全く含まない複合型ネットワークは、Fig. 2のように前方向へのニューロンの結合のみで構成されているので、誤差逆伝播法により出力誤差信号を出力層から入力層の方向に逆伝播させ、もしある結合がネットワーク素子内のものであればそのシナプス荷重を更新せず、素子間の結合であればその荷重を更新する。このようにすれば、ネットワーク素子内のシナプス荷重を更新する事なく、素子間結合の更新に必要な後層からの誤差を前方向へと伝播させることができる。

Fig. 2 Neuron and synapses

具体的には、素子間結合の集合を Ω 、第 $l-1$ 層のニューロン i から第 l 層のニューロン j へのシナプス荷重を w_{ij}^l 、第 l 層のニューロン i での入力、出力関数、出力、誤差をそれぞれ u_i^l 、 g_i^l 、 y_i^l 、 δ_i^l 、出力層のニューロン i での入力、出力関数、出力、誤差、教師信号をそれぞれ u_i^O 、 g_i^O 、 y_i^O 、 δ_i^O 、 d_i 、学習係数を η とおくと、

$$\delta_j^O = \left(\frac{d}{du} g_j^O(u) \Big|_{u=u_j^O} \right) \cdot (y_j^O - d_j) \quad (15)$$

$$\delta_j^l = \left(\frac{d}{du} g_j^l(u) \Big|_{u=u_j^l} \right) \cdot \sum_k \delta_k^{l+1} w_{jk}^{l+1} \quad (16)$$

$$w_{ij}^l = \begin{cases} w_{ij}^l - \eta \cdot \delta_j^l \cdot y_i^{l-1}, & \text{for } w_{ij}^l \in \Omega \\ w_{ij}^l, & \text{for } w_{ij}^l \notin \Omega \end{cases} \quad (17)$$

の手順により学習できる。

3. 数値実験

数値実験として、複合型ネットワークを論理回路の生成およびアルファベット文字の認識に適用した例を示す。各素子での出力関数として、シグモイド関数

$$g(x) = \frac{a}{1+e^{-x}} + b \quad (18)$$

を用い、特に断らない限り $a=1$, $b=0$ として実験を行った。各素子での評価関数 E は次式を用いた：

$$E = \frac{1}{2} \sum_p \sum_i \|y_i^{O(p)} - d_i^{(p)}\|^2 \quad (19)$$

ここで、 $y_i^{O(p)}$ と $d_i^{(p)}$ は素子 i でのパターン P に対する出力および教師信号である。ある最大学習回数に達する以前に評価関数の値が ε 以下に収束したとき、学習は成功したとし、それ以外の場合は学習失敗とした。

複合型ネットワークの学習に使う素子は、もともと何らかの学習パターンを学習したものであるから、その素子に期待される特徴は学習データに集約されているといえる。しかし、離散的なデータを学習したネットワークを素子として使うとき、未学習データに対する素子の入力未知であるため、素子の特徴を活かした複合型ネットワークができるとは限らない。そこで、学習データ以外の入力に対しても、学習パターンの適当な補間を取った値を出力するように汎化した学習で素子を作りその素子を使って複合型ネットワークを構成すれば、より素子の特徴を活かした学習が出来るのではないかと予想される。本研究では、この汎化した学習を行うことを汎化学習と呼び、汎化学習で作られる素子のことを汎化素子と呼ぶ。数値実験では、通常の学習による素子と汎化学習した素子とで、素子の特徴と学習結果を比較し、その特徴がネットワークにどう影響しているかを考察した。

3.1 論理回路の生成

論理回路は、例えば AND, OR, NOT をうまく組み合わせることにより任意の論理演算回路を構成でき、しかもその構成が論理的に明白であるので例題として取り扱い易い。本実験では、ある論理演算(NAND, AND, XOR)を学習させたネットワーク素子からなる複合型ネットワークにおいて、AND 回路生成を試みた。

複合型ネットワークを Fig. 3(a)と(b)のように構成し学習を行った。(a)の構成で、ネットワーク素子が NAND 演算子のとき、シナプス荷重がすべて1ならば、AND 回路が構成できることに注意する。その他の演算子では AND 回路を作ることはできない。(b)は、各層間のすべての端子間にシナプス結合がある場合であり、一般の階層型ネットワークとしては、こちらの構成の方が

自然であるといえる。

通常の学習に対する結果を Table 1 に示す。NEURON の欄は、各素子がニューロンで、ネットワーク素子でない場合を示している。各ネットワーク素子は3層フィードフォワード型ネットワークで、中間層のニューロン数を2にして誤差逆伝播法を用いて学習させたものである。実際に用いた素子は、全学習パターンに対する二乗誤差の和が0.01程度のものであり、完全な論理演算子ではない。誤差がほぼ0の素子は、学習パターンに対する誤差が少ない分、それ以外のデータに対する入出力が悪いので、複合型ネットワークの学習には不都合である。

Table 1 から次のことが分かる。

- 複合型ネットワークでは、一般の階層型ネットワークで学習させた時と比較して、学習成功率は悪くなっている。その原因は、複合型ネットワークはネットワーク固有の特殊性が強く、素子によって学習しやすいパターンとそうでないパターンが存在することにある。
- (a)の構成では、NAND 素子を使ったとき最も学習が成功している。これは、論理回路の特質から考えて、NAND 素子が一番有利であると考えられるのと同じである。

Fig. 4 は、(a)の構成では、NAND 素子を使った複合型ネットワークの学習後のシナプス荷重値と、入力(1.0, 1.0)に対する反応を示す。Fig. 4 から、NAND 演算子で AND を実現するような論理回路で構成可能なパターンを学習する場合、NAND 素子はネットワークの

Fig. 3 Connection of network units

Table 1 Learning of AND operation by normal units

Unit	Connection (a)		Connection (b)	
	Success	Iteration	Success	Iteration
NAND	100%	6500	90%	85500
AND	0%	—	30%	207333
XOR	55%	4727	5%	1000
NEURON	100%	3000	100%	3000

Initial weights : -0.1~0.1, 20 samples

中で、実際の NAND 回路の中の NAND ゲートと同様の役割を担っていることが分かる。したがって、この例のように問題が単純であれば、素子の学習をあまり工夫しなくても、素子の特徴を活かした学習が行えることがわかる。

つぎに、汎化学習を行った素子について同様の実験を行う。汎化素子を作る方法は、一般にデータの種類の依存するので、すべての場合に有効な方法は存在しない。本実験では、素子に学習パターンを与えるときに、入力、用意されている学習パターンを乱数で定められた係数で線形結合することにより与え、教師信号は、各々の教師信号をそれぞれ同じ係数で線形結合することにより学習させた。実際に用いた補間の方法では、素子の出力は $[0, 1]$ の範囲におさまらなくなるため、各ニューロンのシグモイド関数((18)式)を、出力範囲が $[-2, 2]$ になるように、 $a=4$ 、 $b=-2$ とした。初期荷重は $-0.1 \sim 0.1$ 程度の値とし、比較的小さな値にしなければならない。これは、素子の汎化が行われているのが入力の $[0, 1]$ 付近のみであるため、その範囲を越えた入力が素子に入ることを避けるためである。

NAND, AND, XOR の汎化素子は、中間層のニューロン数を 10 とし、3 層フィードフォワード型ネットワークで構成した。ここで、通常の学習に比べて中間層のニューロン数を多くしたのは、汎化学習の方がより多くの情報を学習しなければならないことによる。汎化学習では普通の学習に比べて誤差が小さくならず、どの素子も 0.02 から 0.04 程度の誤差を含んでいる。

通常素子の場合と同様に、複合型ネットワークが Fig. 3(a) と (b) のような二通りの構造を持つ場合について AND の学習を行い、その結果を Table 2 に示す。Table 2 から、通常素子の場合 (Table 1) と比較して、次のことがいえる。

- 通常の素子の場合と同様に、NAND 素子が最も有

Fig. 4 Learning of AND operation by NAND units

Table 2 Learning of AND operation by interpolated units

Unit	Connection (a)		Connection (b)	
	Success	Iteration	Success	Iteration
NAND	100%	110	100%	2945
AND	0%	—	100%	400
XOR	30%	700	100%	300

Initial weights : $-0.1 \sim 0.1$, 20 samples

利に学習できている。また、(a)の構成では、NAND 以外の素子を用いたときの、学習成功率が小さくなっていて、素子の特徴がより明確に現れたことを示している。

- 学習回数が、通常の素子を使った場合の 10 分の 1 程度になっており、汎化素子を用いて複合型ネットワークを学習すれば、より少ない学習回数で学習が成功することを示している。
- (b)の構造をもつネットワークで学習させた場合、汎化素子は通常素子と比べて、どの場合でも学習成功率は高く、学習回数も少ない、その理由は、(b)の構成のネットワークでは NAND により AND 回路を論理的に構成できないが、汎化学習によりネットワークの表現の自由度が大きくなったため、素子の $[0, 1]$ の間の値を使っても学習ができるようになったことによる。

3.2 アルファベット文字の認識

アルファベット文字の認識を複合型ネットワークで行う場合を考える。Fig. 5 に示すように、本実験で扱う複合型ネットワークは、一層のニューロン層とすでに学習を終えたアルファベット文字認識用ネットワークからなる。この複合型ネットワークでは、アルファベット認識ネットワーク素子が、文字認識を目的とする複合型ネットワーク内で、全仕事の一端を担うことになるので、一つのネットワーク素子が様々なネットワークの部品として利用できる可能性を示すことになる。

本実験では、アルファベット文字に何らかの変換を加えたデータを入力して与え、教師信号として元のアルファベットを与え、正しく文字を認識するまで学習させる。しかし、単に学習できるだけではあまり意味がなく、学習を終えた複合型ネットワークが、実際にアルファベット認識素子の機能を利用し、ニューロン層が文字データ変換フィルタとして働くように学習したのかどうか問題となる。言い換えると、複合型ネットワークが学習すべきことは、学習データを作る際に、アルファベットに加えた変換の逆変換フィルタをニューロン層で作ることである。もし逆変換フィルタが実現できれば、

Fig. 5 Composite network for alphabet recognition

この複合型ネットワークでは、一つ一つの素子の機能を活かすネットワークが構築されたといえる。

具体的に実験の設定について述べる。アルファベット文字認識には A, B, C, H, I, J, K, L, の8文字を扱った。この8個の文字は、できる限り形の違う文字を選ぶという理由で決められた(Fig. 6 参照)。アルファベット文字認識用ネットワークは3層フィードフォワード型であり、入力 9×9 ビット、中間層のニューロン数は81個、出力は各文字に一つのニューロンを割り当てた。

アルファベット文字認識用ネットワークには汎化学習を行い、汎化素子とした。汎化学習の方法は、論理回路の場合と同様である。ただし、入力データは学習パターンと独立に決定するというのではなく、学習パターンに適当にノイズを加えるという方法により得た。ニューロンのシグモイド関数((18)式)は、論理回路の時と同じく $a=4$, $b=-2$ とした。このネットワーク素子は汎化素子である上、アルファベット文字認識のような複雑な問題を扱うため、データを学習した後でも誤差が大きく、例えば A に反応すべき出力素子が、A が入力されても0.6から0.8程度の出力しか出さないというように、完全な学習は行えなかった。

上記のように汎化学習させたネットワーク素子を用いて、Fig. 5の形の複合型ニューラルネットワークを構成し、次の学習を行った。入力として 11×11 ビットのアルファベット文字を与え、それがどの文字であるかを判別し出力させた。

Fig. 7にフィルタの入出力に関する結果を示す。これは、(19)式で与えられる学習誤差が0.71と、汎化素子として比較的精度の高いネットワーク素子を用いて、全体のネットワークの学習誤差が0.008になるまで学習したときの結果である。Fig. 7(a)と(b)は、それぞれフィルタに学習パターン文字の一つである A と、未学習パターン文字の S を入力したときの結果を示す。横軸は 9×9 ビット文字の各ビット(=フィルタの各出力端子)に対応する81個の点を表わし、縦軸はビット値(=フィルタの出力値)を表わす。フィルタに、あるアルファベットが入力されたときの出力値(=文字認識ネットワーク素子への入力値)を実線で示し、そのアルファベットを 9×9 で表現したときの値(=ネットワーク素子への入力学習データを◇で示す。また、未学習データ S および学習データ間の類似度を Table 3 に与える。ただし、類似度は二つの文字の0-1

する。

Fig. 7 および著者らの行ったその他の数値結果から、以下の結論が導かれる。

- Fig. 7(a)から、フィルタの出力がネットワーク素子の学習入力データとほぼ一致しており、この複合型ネットワークでは、フィルタの部分が 11×11 の文

```

0 0 0 0 1 0 0 0 0
0 0 0 1 1 1 0 0 0
0 0 0 1 0 1 0 0 0
0 0 1 1 0 1 1 0 0
0 0 1 0 0 0 1 0 0
0 1 1 1 1 1 1 1 0
0 1 0 0 0 0 0 1 0
1 1 0 0 0 0 0 0 1
1 0 0 0 0 0 0 0 1

```

Fig. 6 Example of 9×9 bit patterns (A)

(a) learning data A

(b) not learning data S

Fig. 7 Recognition of alphabet characters

Table 3 Direction cosine between input patterns

direc. cos	A	B	C	H	I	J	K	L	S
A	1.000	0.227	0.139	0.243	0.131	0.141	0.286	0.111	0.206
B	—	1.000	0.637	0.535	0.269	0.404	0.428	0.618	0.675
C	—	—	1.000	0.325	0.255	0.446	0.306	0.502	0.687
H	—	—	—	1.000	0.046	0.187	0.455	0.470	0.406
I	—	—	—	—	1.000	0.215	0.087	0.169	0.315
J	—	—	—	—	—	1.000	0.282	0.364	0.399
K	—	—	—	—	—	—	1.000	0.48	0.177
L	—	—	—	—	—	—	—	1.000	0.380
S	—	—	—	—	—	—	—	—	1.000

字を9×9の文字に変換するように学習したことがわかる。

- Fig. 7(b)から、学習した文字データほどではないが、元のデータとフィルタの出力との間に相関関係があるのがわかる。すなわち、未学習文字に対して、フィルタがある程度機能していることがわかる。このとき、Table 3から明らかなように、文字Sと文字B, Cとの間に0.6~0.7程度の類似度があるため、望ましい方向に作用したと推測される。このように、ある程度学習データに近い入力データについては、汎化学習が有効であると考えられる。
- Fig. 7(a)と(b)は、学習誤差が 1.0×10^{-6} になるまで学習させてもその形状には変化がほとんどなかった。このことから、汎化素子を用いた複合型ネットワークでは、過剰学習に対する影響をあまり受けずに、素子の特徴を活かした学習が行われるといえる。
- 汎化素子ではなく、通常に学習させた素子を用いて学習を行った場合も、汎化素子の場合とほぼ同様の結果が得られる。ただし、学習に時間がかかり、ネットワーク素子の精度よりも良い精度の学習は難しく、たとえ学習に成功しても、フィルタの出力とアルファベットデータの相関は小さなものとなった。

4. まとめ

本研究では、中間層にフィードバック結合をも許す3層複合型ニューラルネットワークを考え、その学習則を与えた。この学習則は、ニューラルネットワークを非線形ダイナミカルシステムと捉え、その構成が複合型の時、感度の計算法を与えることにより勾配法に帰着させたものであるが、一方この学習法は、中間層にフィードバック結合がないときは、本質的には内部に固定結合荷重を持つ誤差逆伝播法とみなすこともできる。フィードバック結合の有無による損失を複合型の場合に論じるのは今後の課題としたい。なお複合型でない場合の比較については参考文献8)を参照されたい。さらに、複合型ネットワークにおけるネットワーク素子に、より柔軟性を与えるための汎化学習の概念について述べ、その方法を数値例に即して示した。数値例として、論理回路の生成とアルファベット文字の認識を行った。

数値実験から、通常の素子でも論理回路のような簡単な問題では、素子の機能を組み合わせた複合型ネットワークを作ることが判明した。さらに、文字認識のような比較的複雑な問題に対しても、素子の機能をネットワーク内部で利用するような、複合型ネットワークが構

成されることが分かった。また、汎化素子を用いれば、過剰学習に対しても素子の機能を活かした学習ができた。

結論として、本研究により、複合型ネットワークで個々の素子の機能を利用した複合作業を行うネットワーク構築の可能性が示された。したがって、すでに学習を終えたニューラルネットワークを、様々な複合型ネットワークの部品として扱えるため、ネットワークの再利用が可能となる。また、それらの部品の組み合わせによって、比較的簡単に大規模なネットワークで構築できる可能性がある。

複合型ネットワークに関する今後の課題として、1) 汎化学習とネットワークの適応性に関する理論的説明、2) 与えられたネットワーク素子に対する組合せ問題とその結果生じる機能性に関する研究などが挙げられる。

謝辞：本研究において有益な討論を頂いた沖野教郎教授に感謝いたします。なお、本研究は一部文部省科学研究費補助金一般研究(B) 02452180の補助を受けた。記して謝意を表する。

参考文献

- 1) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and The PDP Research Group: Parallel Distributed Processing, Vol. 1, Chapter 8, The MIT Press, pp. 318~362 (1986)
- 2) M. Kawato, K. Furukawa and R. Suzuki: A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement; Biol. Cybern., No. 57, pp. 169~185 (1987)
- 3) 加納, 川人, 鈴木: フィードバック誤差学習によるマニピュレータ逆キネマティクス, 逆ダイナミクス学習シミュレーション; 信学技報 MBE88-171 (1988)
- 4) 河村: ダイナミカルシステムとしてのニューロン回路の学習; 計測自動制御学会第11回 Dynamical System Symposium 予稿集, pp. 205~210 (1988)
- 5) 佐藤: リカレントニューラルネットワークの学習アルゴリズム; 信学技報 NC89-32 (1989)
- 6) M. Sato: A Learning Algorithm to Teach Spatiotemporal Patterns to Recurrent Neural Networks; Biol. Cybern., No. 62, pp. 259~263 (1990)
- 7) 銅谷: ニューラルネットワークによる振動パターンの記憶; Computrol, No. 29, pp. 52~62 (1990)
- 8) 加藤, 山本: フィードバック結合を含むニューラルネットワークの学習について; システム制御情報学会論文誌 Vol. 4, No. 9, pp. 23~28 (1991)
- 9) 伊集院, 鈴岡: ニューラルネットワークの文書処理への応用; システム/制御/情報, Vol. 35, No. 1, pp. 26~31 (1991)