

# 重み制限に基づくフォールトトレラントニューラルネットワークの構成法

苫米地 宣裕\*・田鎖 英\*\*

## Design of Fault Tolerant Neural Networks Based on the Weight Limitation

Nobuhiro TOMABECHI\* and Satoshi TAKUSARI\*

### Abstract

This paper studies on the fault tolerant design of hardware-type neural networks for real time control usage. Alfa-numeric recognition systems are implemented using a 3-layered feed-forward neural network. A fault generation is assumed to occur on a neuron unit rather than an interconnection line. Following results are obtained. 1. About neural networks without fault protection, the false recognition is caused by a single fault. 2. The weight limitation of synapses is effectively employed for the fault tolerance of neural networks. 3. A weight limitation function referred for the symmetrical S function is newly presented. By using the function, the fault tolerant design of neural networks can be easily carried out.

**Key words** : neural network, fault tolerance, weight, limitation

### 1. ま え が き

ニューラルネットワークは、大脳を模擬した情報処理装置であり、学習によって処理機能を獲得すること、並列・分散処理であること、パターン認識に適していることなど、ノイマン型コンピュータとは本質的に異なった特徴を有している<sup>(1)</sup>。ニューラルネットワークを実現する方法としては、ノイマン型コンピュータのソフトウェアによる方法と、専用ハードウェアによる方法が用いられる<sup>(2),(3)</sup>。

本論文では、機器のリアルタイム制御に用いる専用ハードウェア型ニューラルネットワークの耐故障設計について論ずる。機器の制御応用においては、故障問題がとくに重要となる。例

えば、ロボット制御、モビル制御、医療機器制御などにおいては、制御コンピュータの故障は、人命を危険にさらすような事態も生ずる。静的な応用においては、故障が生じた場合、再処理、あるいは、再学習などの処置をとることができる。しかし、機器のリアルタイム制御においては、故障の影響が、一瞬でも外部に現れることが問題となる。従って、本用法ではフォールトレランス（故障の被覆）が要求される。ニューラルネットワークは、並列・分散処理方式なので、耐故障性に優れていると言われている。しかし、故障の度合いによっては、故障を被覆できない場合が生ずると考えられる。

ニューラルネットワークの耐故障設計に関しては、これまで、いくつかの方法が報告されている<sup>(4)-(6)</sup>。しかし、その多くは、ニューロン間配線の断線故障について論じている。本論文では、ニューロン1個を単位とする故障について論ずる。ニューロンを単位とする故障の問題点

平成 15 年 12 月 19 日受理

\* システム情報工学科・教授

\*\* 大学院工学研究科電気電子工学専攻博士前期課程・2年

は、1個の故障が多数の配線故障となって現れることであり、より高度の耐故障性が必要となる。

本論文では、以下の点を明らかにしている。

(1) 3層階層型ニューラルネットワークを用いて数字・英字認識システムを構成し、ニューロンを単位とする故障を与えたとき、認識誤りが生ずるか否かを調べた。その結果、ニューロン1個の故障が生ずると、ニューラルネットワークのパラメータをどのように選択しても、認識不能/誤認識が生ずることが分かった。

(2) シナプスの重みの取り得る範囲を制限することにより、故障の影響を軽減するような耐故障ニューラルネットワークの構成を提案した。そして、本構成によれば、ニューロン1個の故障による認識不能/誤認識が生じないよう設計できることが明らかとなった。

(3) 重み制限関数として、対称S字関数を提案した。本関数を用いると、誤差逆伝播法に基づく収束が得られ易いので耐故障設計が容易となること、および、誤認識の危険性が低下することが明らかになった。

## 2. 対象とするニューラルネットワークと故障モデル

本論文では、機器のリアルタイム制御に用いる専用ハードウェア型ニューラルネットワークの耐故障設計について論ずる。リアルタイム制御応用においては、故障が生じた場合、故障の影響が外部に現れないことが重要となる。すなわち、フォールトトレランス（故障の被覆）が要求される。

### 2.1 対象とするニューラルネットワーク

本論文では、3層階層型ニューラルネットワークについて論ずる。図1に、ニューロンモデルを示している。入力を  $I_i$ 、シナプスの重みを  $W_i$ 、しきい値を  $H$ 、出力を  $O$  とすると、ニューロンの機能は次式で表される。

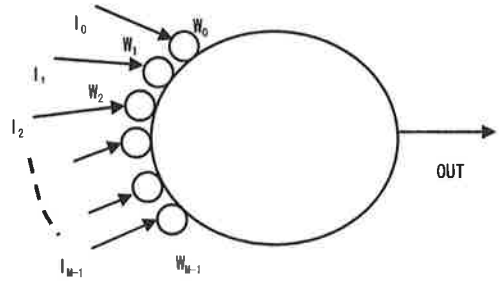


図1 ニューロンモデル

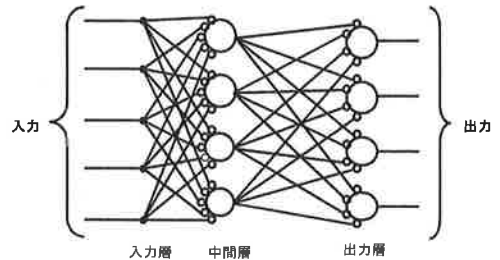


図2 3層階層型ニューラルネットワーク

$$x = (\sum_i W_i I_i) - H \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$O = 1 / (1 + e^{-x})$$

図2に、3層階層型ニューラルネットワークの構成を示す。本ニューラルネットワークの学習には、誤差逆伝播法が用いられる。その計算は次式のようなになる。ただし、教師信号を  $T_j$  ( $j=0\sim 9$ )、出力層ニューロンの出力を  $O^o_j$ 、中間層ニューロンの出力を  $O^i_j$ 、シナプスの重みを  $W_j$ 、重み増大係数を  $\epsilon$  と表している。

$$d^o_j = (O^o_j - T_j) O^o_j (1 - O^o_j) \quad \text{出力層の場合} \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$d^i_j = \sum_a d^o_a W^i_{j,a} O^i_j (1 - O^i_j) \quad \text{中間層の場合} \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$\Delta W = -\epsilon d_j O_j \quad \dots\dots\dots (4)$$

$$W_j = W_j + \Delta W \quad \dots\dots\dots (5)$$

すべての入力データについて、(1)～(5)の計算をくり返す。このとき、認識誤差  $R$  は、次

式で与えられる。

$$R = \sum_j (O_j^o - T_j)^2 \dots\dots\dots (6)$$

(1)~(6) の計算をさらにも繰り返す。R が次の条件となったとき学習終了とする。R<sub>min</sub> の値は別途定めるが、大略、0.1~0.01 とする。

$$R < R_{min}$$

## 2.2 文字認識システム

3層階層型ニューラルネットワークを用いて、文字認識システムを構成し、その耐故障性について検討する。第1段階として、故障状態が明快に把握できるようにできるだけ簡単なシステムを選択することとする。次の3つを取り上げる。

- ① システム1: 日の字 (7セグメント) 数字認識システム
- ② システム2: 田の字 (12セグメント) 数字認識システム
- ③ システム3: 田の字数字・英字認識システム

図3に、日の字数字認識システムの構成を示している。

なお、本論文では、システム3についての報告は割愛する。

## 2.3 故障モデル

故障モデルを以下のように設定する。

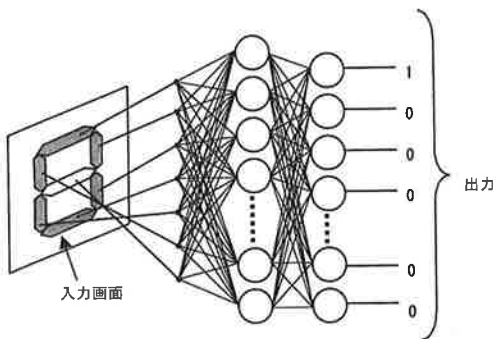


図3 日の字数字認識システム

① 中間層ニューロンの故障についてのみ検討する (出力層ニューロンについては、別途検討する)。

② 故障はニューロン1個単位で発生する。当面、故障は1個だけとする。

③ 故障が生じたニューロンの出力は0に固定される。

④ 故障が生じても影響が外部に出力されないことを目標とする。

## 3. 故障対策を持たないニューラルネットワークの故障シミュレーション

### 3.1 シミュレーションの方法

故障は、中間層ニューロンの1つを選び、その出力を0に固定する形式で与える。

システムの変数を次のようにとる。

■中間層ニューロンの個数:  $I_M = 6 \sim 10$  (10は出力の数)

■重み修正係数:  $\epsilon = 1 \sim 0.1$

■学習終了条件:  $R_{min} = 0.1 \sim 0.01$

入力データを  $I(i)_k$ : ( $k=0 \sim I_M-1$ ) と表し、対応する出力層出力を  $O(i,j)_k$ , と表す。ただし、 $i$  は入力データの番号 (英数字の番号),  $k$  は故障位置,  $j$  は出力層の端子番号を表す。

このとき、 $O(i,j)_k > 0.5$  が成り立つならば、 $k$  番目のニューロンが故障しているという条件下で、 $i$  番目の入力データが正常に認識されたことを意味する。従って、システムが誤認識なしに正常に機能しているかどうかは、次のように判定することができる。

[判定]  $O(i,i)_k > 0.5$  が、すべての  $i, k$  について成り立つとき、システムは正常である。

なお、 $O(i,i)_k \leq 0.5$  が、 $k, i$  のある値について、一つでも生ずれば、認識不能、又は、誤認識となる。以下、認識不能/誤認識を、まとめて、誤認識として取り扱う。

以下、 $O(i,i)$  を、「一致点出力」とよぶこととする。

### 3.2 日の字数字認識システム

#### (1) 故障を与えない場合

表1に、故障を与えない場合の一致点出力、 $O(i,i)$ の値を示している。ただし、 $I_M=6$ 、 $\epsilon=1$ 、 $R_{min}=0.1$ としている。 $O(i,i) > 0.5$ 、がすべての $i$ について成り立ち、数字認識が正常に行われていることが分かる。

#### (2) 故障を与えた場合

故障を与えたとき、すべての故障位置について、 $O(i,i) \leq 0.5$ となる個所の数の合計を求める。この値を誤認識発生数とよび、故障の影響の大きさを表す指標とする。以下、誤認識発生数を $D$ と表記する。

一般に、中間層ニューロンの個数： $I_M$ を大きくすると誤認識発生数： $D$ が減少する。また、 $\epsilon$ と $R_{min}$ を小さくするほど、 $D$ が減少する傾向が見られる。ただし、 $\epsilon$ と $R_{min}$ をあまり小さくすると学習に要する時間が極端に長くなる。

図4に、中間層ニューロンの個数： $I_M$ と誤認識発生数： $D$ の関係を示している。図より、 $I_M=10$ （最大値）としても、誤認識が生ずることが分かる。表2は、 $I_M=10$ とした場合の $O(i,i)_k$  ( $k=0 \sim I_M-1$ )を示している。4つの個所で誤認識が生じていることが分かる。

### 3.3 田の字数字認識システム

図5に、中間層ニューロンの個数： $I_M$ と誤認識発生数： $D$ の関係を示している。図より、 $I_M=10$ （最大値）としても、誤認識が生ずることが分かる。表3は、 $I_M=10$ とした場合の $O(i,i)_k$  ( $k=0 \sim I_M-1$ )を示している。1つの個所で誤認識が生じていることが分かる。ただし、0.5

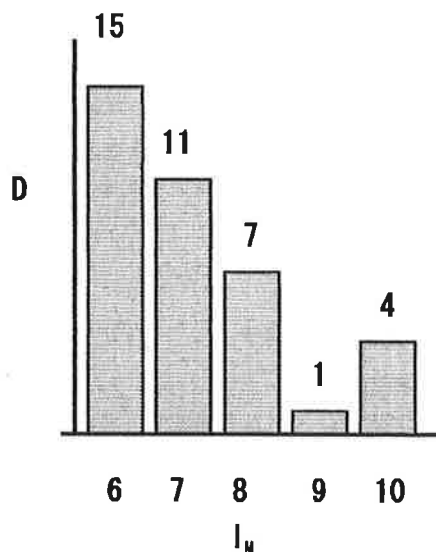


図4  $I_M$  対  $D$  (日の字, 故障対策なし)

近傍の値が多く、状況によっては、容易に誤認識に陥る危険性が高いことが分かる。

日の字数字認識システムの場合と比較すると、田の字数字認識システムの方が誤認識の発生が少ないことが分かる。これは、田の字数字認識システムの方が、入力数が多く、冗長度が大きいためと考えられる。

以上より、次が得られる。

[結果1] 誤り対策を施さないシステムでは、ニューロン1個の故障が生ずると、システムのパラメータをどのように選択しても、認識不能/誤認識が生ずる。

中間層ニューロンの出力が、出力層のすべてのニューロンに接続されているため、中間層ニューロン1個の故障が、出力層に大きな影響を及ぼすことが理解される。

表1  $O(i,i)-1$  日の字数字認識システム, 故障対策なし, 故障注入なし  
 $I_M=6$ ,  $\epsilon=2$ ,  $R_{min}=0.1$ の場合  
 $O > 0.5$  が正常認識,  $O \leq 0.5$  が誤認識

$O(0,0)$	$O(1,1)$	$O(2,2)$	$O(3,3)$	$O(4,4)$	$O(5,5)$	$O(6,6)$	$O(7,7)$	$O(8,8)$	$O(9,9)$
0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.90	0.89	0.87

表2  $O(i,i)-2$  日の字数字認識システム, 故障対策なし, 故障注入  
 $I_M=10, \epsilon=1, R_{\min}=0.01$  の場合

$k$	$O(0,0)$	$O(1,1)$	$O(2,2)$	$O(3,3)$	$O(4,4)$	$O(5,5)$	$O(6,6)$	$O(7,7)$	$O(8,8)$	$O(9,9)$
0	0.98	0.95	0.98	0.56	0.75	0.98	0.98	0.98	0.98	0.99
1	0.63	0.91	0.53	0.98	0.98	0.98	0.98	0.99	0.99	0.97
2	0.96	0.71	0.98	0.98	0.93	0.97	0.98	0.69	0.98	0.98
3	0.90	0.98	0.99	0.98	0.98	0.98	0.91	0.94	0.47	0.97
4	0.90	0.98	0.93	0.99	0.98	0.94	0.97	0.99	0.98	0.87
5	0.97	0.98	0.98	0.98	0.93	0.98	0.97	0.95	0.88	0.70
6	0.99	0.98	0.99	0.89	0.96	0.99	0.98	0.87	0.85	0.19
7	0.98	0.98	0.84	0.94	0.98	0.97	0.96	0.98	0.76	0.98
8	0.98	0.99	0.98	0.84	0.98	0.86	0.98	0.90	0.98	0.96
9	0.98	0.98	0.98	0.97	0.94	0.15	0.20	0.98	0.98	0.98

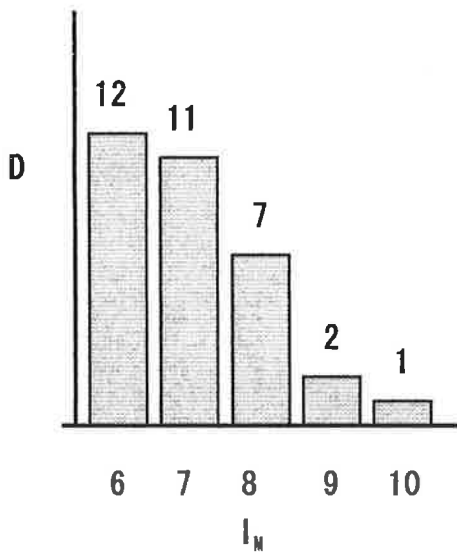


図5  $I_M$  対  $D$  (田の字, 故障対策なし)

#### 4. 重み制限に基づく耐故障ニューラルネットワークの構成法

故障による誤認識の発生は, 故障した中間層ニューロンに結合している出力層ニューロンのシナプスの重みが大きな値となっていることに起因すると考えられる。そこで, シナプスの重

みの取り得る範囲を制限することにより, 故障の影響を軽減することができると考えられる。

##### 4.1 重み制限の方法

出力層ニューロンのシナプスの重みをある範囲内に制限する方法を検討する。シナプスの重みを一般に  $W$ , 重みの限界値を  $\pm W_0$  と表すと, 次のようにする。

$$W_0 \geq W \geq -W_0$$

これは, 学習時の誤差逆伝播計算における式(5)において,  $(W_j + \Delta W)$  の値が上記範囲を越えると判定された場合, 増分  $\Delta W$  の加算を取りやめることによって実現する。

$$W_j = W_j + \Delta W \quad \text{再掲 (5)}$$

なお, 中間層ニューロンについては, 重み制限はとくに行わない。

##### 4.2 日の字数字認識システム

表4に, 中間層ニューロンの個数:  $I_M$  と誤認識が発生する数:  $D$  の関係を示している。表より,  $I_M \geq 9$  とすると, 誤認識が生じないことが分かる。表5は,  $I_M=10, W_0=1.8, \epsilon=1, R_{\min} =$

表3  $O(i,i)$ -3 田の数字認識システム, 故障対策なし, 故障注入  
 $I_M=10, \epsilon=1, R_{\min}=0.01$  の場合

$k$	$O(0,0)$	$O(1,1)$	$O(2,2)$	$O(3,3)$	$O(4,4)$	$O(5,5)$	$O(6,6)$	$O(7,7)$	$O(8,8)$	$O(9,9)$
0	0.97	0.66	0.94	0.90	0.92	0.97	0.98	0.97	0.97	0.98
1	0.53	0.98	0.89	0.97	0.98	0.97	0.98	0.94	0.97	0.98
2	0.97	0.96	0.98	0.98	0.98	0.97	0.98	0.73	0.98	0.91
3	0.97	0.99	0.99	0.97	0.95	0.98	0.93	0.95	0.89	0.98
4	0.74	0.98	0.99	0.95	0.98	0.95	0.97	0.99	0.98	0.84
5	0.98	0.98	0.97	0.98	0.89	0.98	0.98	0.98	0.50	0.72
6	0.98	0.98	0.98	0.81	0.95	0.96	0.98	0.93	0.83	0.85
7	0.98	0.91	0.65	0.94	0.98	0.98	0.90	0.98	0.94	0.96
8	0.98	0.98	0.98	0.94	0.98	0.46	0.93	0.97	0.98	0.98
9	0.97	0.98	0.94	0.98	0.94	0.55	0.50	0.97	0.98	0.98

表4  $I_M$  対  $D$  日の字数字認識システム, 重み制限あり  
 $I_M=10, \epsilon=1, R_{\min}=0.1, W_0=1.8$  の場合

$I_M$	8	9	10
D	—	0	0
収束条件		$\epsilon=0.5$ $R_{\min}=0.2$	$\epsilon=1$ $R_{\min}=0.1$

0.1とした場合の  $O(i,i)_k (k=0 \sim I_M-1)$  を示している。 $O(i,i) > 0.5$ , がすべての  $i$  について成り立ち, 認識が正常に行われていることが分かる。

なお, 重み制限を行うと, 学習時に収束性が損なわれる場合が多く観測される。とくに,  $I_M$  の値が小さい場合に顕著となる。

表5  $O(i,i)$ -4 日の字数字認識システム, 重み制限あり  
 $I_M=10, \epsilon=1, R_{\min}=0.1, W_0=1.8$  の場合

$k$	$O(0,0)$	$O(1,1)$	$O(2,2)$	$O(3,3)$	$O(4,4)$	$O(5,5)$	$O(6,6)$	$O(7,7)$	$O(8,8)$	$O(9,9)$
0	0.94	0.75	0.93	0.85	0.93	0.73	0.92	0.95	0.92	0.94
1	0.80	0.72	0.76	0.94	0.92	0.93	0.68	0.95	0.93	0.93
2	0.90	0.71	0.94	0.94	0.68	0.93	0.92	0.78	0.93	0.93
3	0.81	0.95	0.94	0.94	0.92	0.94	0.66	0.79	0.69	0.93
4	0.95	0.93	0.74	0.94	0.93	0.82	0.98	0.96	0.98	0.79
5	0.75	0.94	0.96	0.94	0.68	0.94	0.92	0.96	0.72	0.71
6	0.95	0.93	0.94	0.88	0.93	0.94	0.92	0.96	0.93	0.85
7	0.95	0.95	0.72	0.73	0.92	0.93	0.90	0.95	0.70	0.93
8	0.94	0.94	0.94	0.83	0.95	0.92	0.83	0.79	0.92	0.86
9	0.94	0.93	0.94	0.94	0.68	0.71	0.65	0.95	0.83	0.94

### 4.3 田の字数字認識システム

表6に、 $I_M$ と $D$ の関係を示している。表より、 $I_M \geq 9$ とすると、誤認識が生じないことが分かる。表7は、 $I_M=10, W_0=1.8, \varepsilon=1, R_{\min}=0.1$ とした場合の $O(i,i)_k (k=0 \sim I_M-1)$ を示している。 $O(i,i) > 0.5$ がすべての $i$ について成り立ち、認識が正常に行われていることが分かる。

以上より、次が得られる。

[結果2] 重み制限を施すことにより、フォールトトレラントシステムが得られる。

### 4.4 考察

図6に、重み制限を加えない場合の重み $W$

表6  $I_M$ 対 $D$  田の字数字認識システム, 重み制限あり  
 $I_M=10, \varepsilon=1, R_{\min}=0.1, W_0=1.8$ の場合

$I_M$	8	9	10
$D$	—	0	0
収束条件		$\varepsilon=0.5$ $R_{\min}=0.2$	$\varepsilon=1$ $R_{\min}=0.1$

の分布を示している。ただし、田の字数字認識システム、 $I_M=10, \varepsilon=1, R_{\min}=0.1$ の場合を示している。重みが正規分布に近い形をしていることが分かる。図7に、重み制限を加えた場合の重みの分布を示している。ただし、田の字数字認識システム、 $I_M=10, \varepsilon=1, R_{\min}=0.1, W_0=1.8$ の場合を示している。重み $W$ が、 $W_0 \geq W \geq -W_0$ に制限されていることが分かる。

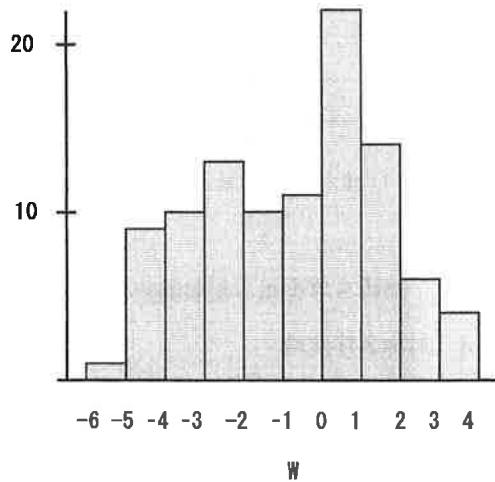


図6 重みの分布 (重み制限なし)

表7  $O(i,i)-5$  田の字数字認識システム, 重み制限あり  
 $I_M=10, \varepsilon=1, R_{\min}=0.1, W_0=1.8$ の場合

$k$	$O(0,0)$	$O(1,1)$	$O(2,2)$	$O(3,3)$	$O(4,4)$	$O(5,5)$	$O(6,6)$	$O(7,7)$	$O(8,8)$	$O(9,9)$
0	0.92	0.73	0.93	0.82	0.89	0.93	0.93	0.95	0.92	0.94
1	0.68	0.96	0.72	0.94	0.95	0.92	0.93	0.79	0.93	0.93
2	0.91	0.73	0.93	0.94	0.96	0.69	0.93	0.97	0.92	0.69
3	0.97	0.96	0.93	0.94	0.79	0.93	0.69	0.83	0.68	0.93
4	0.67	0.94	0.91	0.95	0.95	0.95	0.98	0.93	0.98	0.93
5	0.92	0.94	0.80	0.95	0.85	0.93	0.94	0.94	0.67	0.75
6	0.92	0.94	0.94	0.74	0.96	0.94	0.93	0.71	0.80	0.68
7	0.95	0.75	0.94	0.90	0.96	0.93	0.69	0.93	0.68	0.93
8	0.92	0.94	0.93	0.77	0.95	0.69	0.82	0.72	0.92	0.94
9	0.92	0.94	0.77	0.94	0.81	0.69	0.69	0.93	0.93	0.93

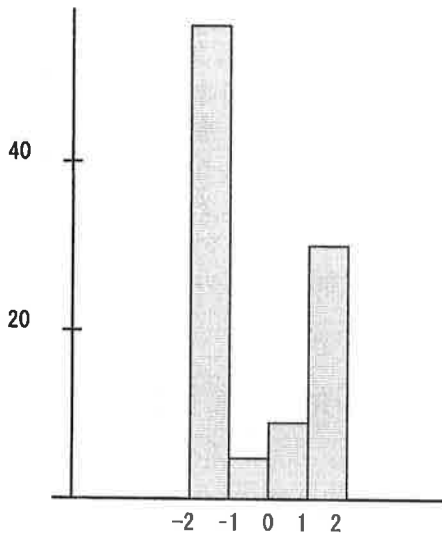


図7 重みの分布 (重み制限あり)

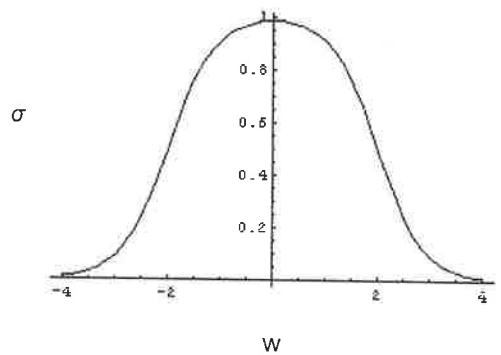


図8 対称S字関数

## 5. 対称S字形重み制限関数の適用

### 5.1 対称S字関数

重み制限の問題点は、「誤差逆伝播」で保証されていた収束性が保証されなくなることである。学習過程で、偏差  $R$  がある限度以上には小さくならないことが、しばしば観測される。また、あるくり返し以後、 $R$  がむしろ増大していくような現象も観測される。できるだけ収束性を維持しながら重み制限する方法が望まれる。

重み制限関数としては、種々考えられるが、以下、対称S字関数を提案する。本関数を  $\sigma$  と表記し、次式で定義する。ただし、 $W$  は重み、 $W_0$  はしきい値、 $B$  は指数関数の底を表している。

$$\begin{aligned} \sigma &= 1 / (1 + B^{(W - W_0)}) & (W \geq 0) \\ &= 1 / (1 + B^{(-W - W_0)}) & (W < 0) \end{aligned}$$

図8は、 $B=20$ 、 $W_0=2$ とした場合の対称S字関数  $\sigma$  を示している。

$\sigma$  による重み制限は、誤差逆伝播計算における式(4)を、次の式(7)、(8)に修正することによって実現する。

$$\Delta W = -\sigma \varepsilon d_j O_j$$

$$(W_j \geq 0, \text{かつ}, \Delta W \geq 0) \text{ または } (W_j < 0, \text{かつ}, \Delta W < 0) \text{ の場合} \dots\dots\dots (7)$$

$$\Delta W = -\varepsilon d_j O_j$$

$$(W_j \geq 0, \text{かつ}, \Delta W < 0) \text{ または } (W_j < 0, \text{かつ}, \Delta W \geq 0) \text{ の場合} \dots\dots\dots (8)$$

式(8)は、重み制限範囲内に向かう方向の重み修正に対しては、 $\sigma$  による制限をかけないことを意味する。

以下、前章で用いた重み制限関数を、方形重み関数と呼ぶこととする。

### 5.2 日の字数字認識システム

学習過程で偏差  $R$  が、単調減少するという結果が得られた。また、方形重み関数の場合と同様に、 $I_M \geq 9$  とすると、誤認識が生じないことが分かった。表8は、 $I_M=10$ 、 $B=20$ 、 $W_0=1.5$ 、 $\varepsilon=1$ 、 $R_{\min}=0.1$ とした場合の  $O(i, i)_k (k=0 \sim I_M-1)$  を示している。

図9は、 $O(i, i)$  の値の分布を示している。(a)は方形重み関数、(b)は対称S字関数の場合を示している。 $O(i, i)$  の値が0.5より大きくても、0.5に近いほど、誤認識に陥る危険が高いとすることができる。このことから、対称S字関数の方が、誤認識の危険が低いことが分かる。



表8  $O(i,i)$ -6 日の字数字認識システム, 対称S字重み制限  
 $I_M=10, \epsilon=1, R_{\min}=0.1, B=20, W_0=1.5$  の場合

$k$	$O(0,0)$	$O(1,1)$	$O(2,2)$	$O(3,3)$	$O(4,4)$	$O(5,5)$	$O(6,6)$	$O(7,7)$	$O(8,8)$	$O(9,9)$
0	0.93	0.86	0.88	0.90	0.85	0.87	0.95	0.91	0.91	0.93
1	0.81	0.95	0.94	0.89	0.94	0.95	0.81	0.91	0.79	0.92
2	0.82	0.85	0.96	0.93	0.93	0.71	0.94	0.78	0.90	0.93
3	0.93	0.89	0.96	0.93	0.86	0.94	0.74	0.76	0.73	0.92
4	0.87	0.95	0.96	0.94	0.94	0.93	0.92	0.95	0.96	0.95
5	0.88	0.96	0.81	0.93	0.88	0.94	0.93	0.93	0.95	0.79
6	0.93	0.94	0.96	0.77	0.96	0.95	0.93	0.95	0.81	0.86
7	0.93	0.95	0.93	0.91	0.85	0.93	0.95	0.91	0.78	0.78
8	0.94	0.88	0.96	0.78	0.96	0.93	0.86	0.75	0.91	0.82
9	0.94	0.95	0.96	0.93	0.90	0.84	0.82	0.76	0.74	0.84

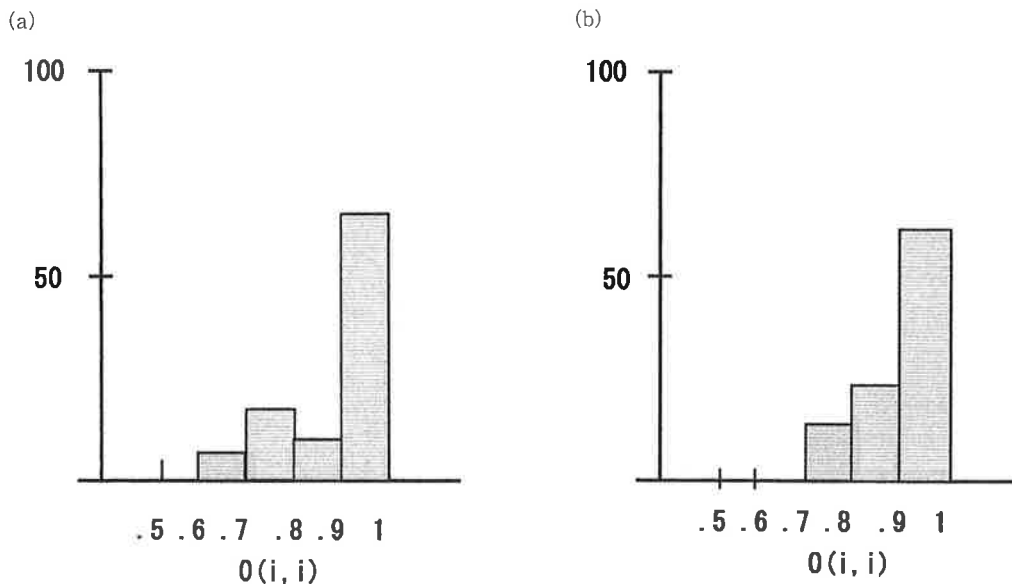


図9  $O(i,i)$  の分布 (日の字) (a) 方形重み, (b) 対称S字

### 5.3 田の字数字認識システム

日の字システムの場合と同様に, 学習過程で  $R$  が, 単調減少するという結果が得られた。また, 方形重み関数の場合と同様に,  $I_M \geq 9$  とすると, 誤認識が生じないことが分かった。表9は,

$I_M=10, B=20, W_0=1.5, \epsilon=1, R_{\min}=0.1$  とした場合の  $O(i,i)_k (k=0 \sim I_M-1)$  を示している。

図10は,  $O(i,i)$  の値の分布を示している。図(a)は方形重み関数, (b)は対称S字関数の場合を示している。対称S字関数の方が, 誤認

表9  $O(i,i)$ -7 田の字数字認識システム, 対称S字重み制限  
 $I_M=10, \epsilon=1, R_{\min}=0.1, B=20, W_0=1.5$  の場合

$k$	$O(0,0)$	$O(1,1)$	$O(2,2)$	$O(3,3)$	$O(4,4)$	$O(5,5)$	$O(6,6)$	$O(7,7)$	$O(8,8)$	$O(9,9)$
0	0.91	0.75	0.84	0.84	0.82	0.86	0.95	0.95	0.93	0.90
1	0.80	0.96	0.85	0.93	0.95	0.93	0.94	0.86	0.91	0.93
2	0.80	0.86	0.95	0.94	0.97	0.84	0.94	0.96	0.91	0.85
3	0.82	0.89	0.96	0.93	0.87	0.94	0.82	0.89	0.79	0.92
4	0.78	0.94	0.97	0.92	0.95	0.90	0.92	0.95	0.95	0.86
5	0.94	0.94	0.89	0.94	0.85	0.94	0.95	0.95	0.78	0.77
6	0.92	0.94	0.96	0.80	0.86	0.95	0.94	0.78	0.71	0.71
7	0.93	0.81	0.94	0.82	0.96	0.94	0.83	0.94	0.70	0.92
8	0.92	0.94	0.95	0.86	0.97	0.85	0.87	0.83	0.91	0.94
9	0.91	0.94	0.84	0.93	0.85	0.78	0.82	0.94	0.92	0.92

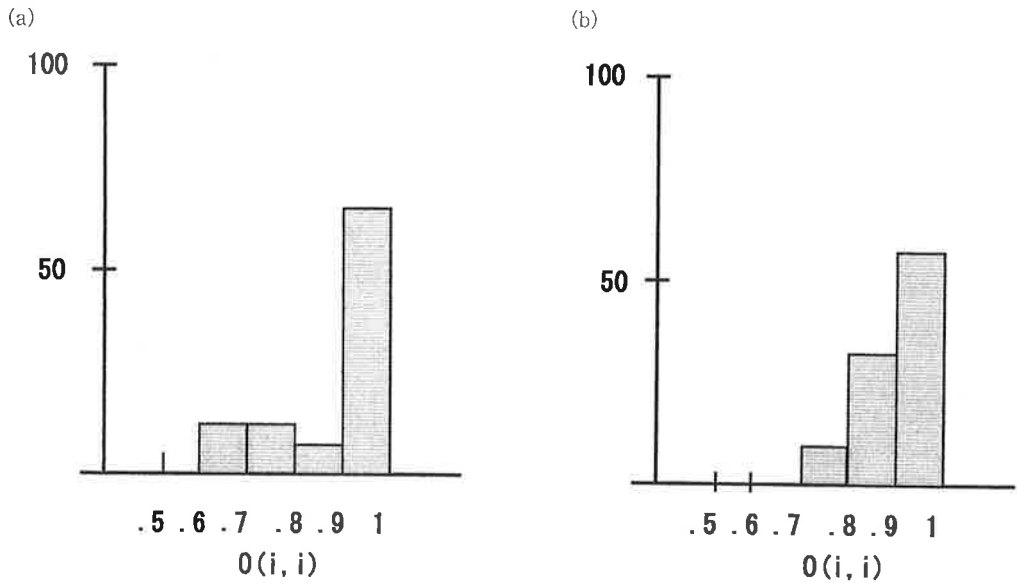


図10  $O(i,i)$  の分布 (田の字) (a) 方形重み, (b) 対称S字

識の度合いが低いことが分かる。

下させることができる。

以上より, 次が言える。

[結果3] 対称S字関数重み制限を用いると, 学習過程で収束が得られ易く, 耐故障設計が容易となる。また, 誤認識発生の危険性を低

#### 5.4 考察

図11に, 対称S字関数の重みの分布を示している。ただし, 田の字数字認識システム,  $I_M=10, B=20, W_0=1.5, \epsilon=1, R_{\min}=0.1$  の場合

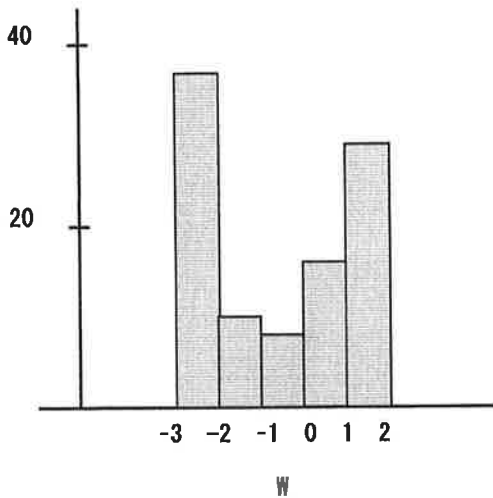


図 11 重みの分布 (対称 S 字関数)

を示している。図 7 に示した方形重み関数の場合に比較して、重みが分散していることが分かる。

対称 S 字関数は、鋭い立ち上がり・立下りを実現しながらも、不連続点がないので、重み制限機能と誤差逆伝播法の収束性の両者を満足できると考えられる。

なお、重みの分布が、均一に近くなるような重み制限の方法が得られるならば、耐故障性が一層向上すると考えられる。

## 6. ま と め

本論文では、機器のリアルタイム制御に用いる専用ハードウェア型ニューラルネットワークの耐故障設計について検討し、次のような点を明らかにした。

(1) 3 層階層型ニューラルネットワークを用いて数字・英字認識システムを構成し、ニューロンを単位とする故障を与えたとき、認識誤りを生ずるか否かを調べた。その結果、ニューロン 1 個の故障が生ずると、ニューラルネット

ワークのパラメータをどのように選択しても、認識不能/誤認識が生ずることが分かった。

(2) シナプスの重みの取り得る範囲を制限することにより、故障の影響を軽減するような耐故障ニューラルネットワークの構成を提案した。そして、本構成によれば、ニューロン 1 個の故障による認識不能/誤認識が生じないよう設計できることを明らかにした。

(3) 重み制限関数として、対称 S 字関数を提案した。本関数を用いると、誤差逆伝播法に基づく収束が得られやすく、耐故障設計が容易となること、かつ、誤認識の危険性が低下することを明らかにした。

今後、次のような点について検討する予定である。

- ① 数字・英字認識システムよりも複雑なシステムに関する検討
- ② 複数のニューロンの故障に関する検討
- ③ 重み制限関数の更なる改善
- ④ 出力層ニューロンの故障対策

## 参考文献

- (1) J.E. Dayhoff, 桂井浩訳, ニューラルネットワークアーキテクチャ入門, 森北出版, 1992.
- (2) 岩田, 雨宮, ニューラルネットワーク LSI, 電子情報通信学会, 1995.
- (3) 苦米地宣裕, “全ハードウェア形高速ニューロプロセッサの設計”, 八戸工業大学情報システム工学研究所紀要, Vol. 10, pp. 1-4, 1998-3.
- (4) 苦米地宣裕, “WSI 規模高速ニューロプロセッサの階層冗長構成法”, 電子情報通信学会論文誌, D-I, Vol. J81-D-I, No. 7, pp. 933-936, 1997-7.
- (5) N.C. Hammadi and H. Ito, “A learning algorithm for fault tolerant feedforward neural networks”, IEICE Trans. INF. & SYST., Vol. E80-D, No. 1, 1997-1.
- (6) 西垣, 都筑, 曾我, “ニューラルネットワークの耐最悪故障学習”, 電子情報通信学会論文誌, D-I, Vol. J83-D-I, No. 1, pp. 203-214, 2000-1.