

(7) 領域移動探索法を用いたシナプス荷重の一決定法

A New Method for Deciding the Weight of Synapse with STMR

古田 秀博*

山田 清二**

Hidehiro FURUTA

Seiji YAMADA

A new style of neural network which uses STMR(Search Technique with Movement of Region) is presented in this paper. Generally, Neural Network which utilizes the back propagation algorithm has 3 layers (input, hidden and output). The layers are connected to each other with synapse. Therefore, if the neural network has many units, the number of synapse becomes enoumous. And, although this neural network can learn the XOR problem, it can't completely do the MULTIPLEXER problem. So, in order to solve these problems, we propose a new style of neural network with utilizing STMR to decide the synapse weight.

Key Words: neural network, XOR, MULTIPLEXER, back propagation

1. はじめに

誤差逆伝播法を用いた階層型ニューラルネットワーク（一般には3層）^{1)~3)}は、入力ユニットと中間層および中間層と出力層の各ユニットがシナプスによって互いに総当たりに結び付けられているため、各層のユニットの増加に従ってシナプス数が急速に増え、必然的に計算量が膨大になる。また、XOR問題については100%の正解率で結果を提示するものの、マルチプレクサ問題のような計算過程に算術演算が存在するような場合、90%程度の正解率しか示すことができないこと⁴⁾が指摘されている。

本論文では上記の2つの問題点の鑑み、シナプス荷重を決定するための最小値探索法として、領域移動探索法(Search Technique with movement of Region)^{5)~6)}を用いるニューラルネットワーク（入力層と出力層のみからなる1層モデル）学習法について提案する。そして、入力ユニットを2個から4個に変化させて、XOR問題とマルチプレクサ問題を学習させ、この学習法の収束性や判定結果について検討する。

2. 領域移動探索法を用いたシナプス荷重決定法

(1) 領域移動探索法^{5)~6)}

本論文で使用する探索法は、乱数を発生させることからモンテカルロ法の一種である。しかし、モンテカルロ法のように

* 工修 (株)横河技術情報 CAD・CAEシステム部CAE課 (〒273 千葉県船橋市山野町27 横河テクノロジービル)
** 工修 同上

単一の乱数がある探索域内で数万回から数十万回も発生させるような効率の悪い手法ではない。すなわち、複数の変数について数十個の乱数をそれぞれ発生させ、それらの平均値等の統計値をもとに、これを越える関数値を抽出する。この抽出された関数値を与える変数 X の最小値と最大値を次のステップの探索域の上限値と下限値とし、次の探索に入る。この際、計算の収束性を高めるため、領域縮小処理、領域攪乱処理、リフレッシュ処理および増殖処理といった特殊な処理を行う。以後この作業を繰り返し、全ての種の中で最適な種と種の平均値との差を平均値で割った値が、所定の値より小さくなった場合この計算を終了する。

(2) シグモイド重決定法^{1) 2) 3)}

誤差逆伝播学習法は、その計算量や計算の不完全性（XOR問題は完全に正しい解を与えるが、マルチクラス問題については与えない）に問題を持つ。これに対し、領域移動探索法を用いたシグモイド重決定法は、図-1にあるようなネットワーク構造を持っているため、各ユニット間を繋ぐシグモイドの数が少なく、必然的に計算量は少なくてすむ。また、誤差逆伝播学習法で問題となっている計算の不完全性の問題については、しきい値関数として式(1)（図-2参照）にあるような高次多項式を用いているため、XOR問題とマルチクラス問題の両方に対して正しい解を与える。

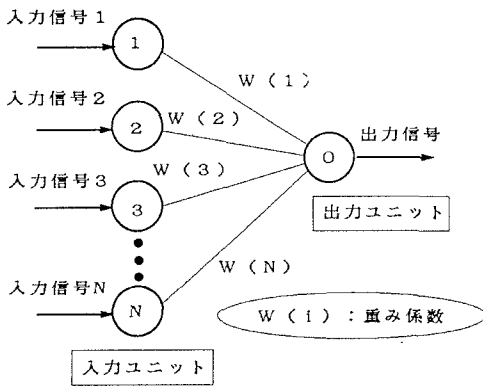


図-1 本論文で扱うニューラルネットの構造

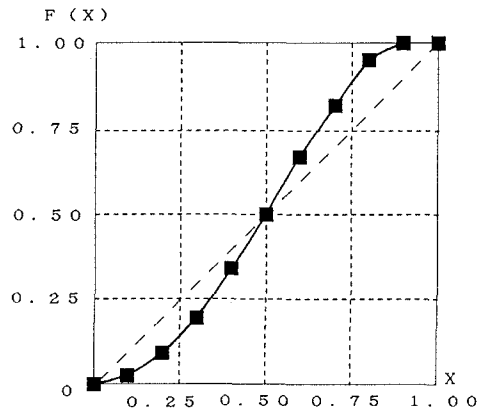


図-2 しきい値関数(n=2)

$$F(X)=A \cdot (X^n)^2 + B \cdot (X^n) \quad (1)$$

ここに、

$$A: \{0.5 \cdot (1 - n) - 1\} / (0.5 \cdot n - 1)$$

n : しきい値関数の次数

$B: 1 - A$

X : 出力ユニットに入る信号

$F(X)$: しきい値関数

なお、式(1)の係数 A と B は、図-2で $\{X=0, F(0)=0\}$, $\{X=0.5, F(0.5)=0.5\}$, $\{X=1.0, F(1.0)=1.0\}$ の3点を通る高次多項式を定義することによって決定される。ただし、ここで用いた高次多項式は一例にすぎず、図-2にあるような性質を満足すればどのような形式であっても問題なく使用できるものと考えられる。

ここで、領域移動探索法を用いたシグモイド重決定のための具体的な手法について以下に説明していく。

図-1から、以下の式(2)(3)(4)が導かれる。

$$E = \sum_{j=1}^{NP} (Z_j - T_j)^2 \quad (2)$$

$$X_j = \sum_{i=1}^{NS} I_i \cdot W_i \quad (3)$$

$$Z_j = F(X_j) \quad (4)$$

ここに、

- Z_j : 出力信号
- T_j : 教師信号
- I_i : 入力信号
- NP : 教師信号の $\wedge$ パターン数
- NS : シアプス数
- $F(\cdot)$: しきい値関数 (式(1)参照)
- W_i : シアプス荷重
- E : 教師信号と出力信号間の誤差

以上の式から導かれる誤差Eを減少させるようなシアプス荷重を求めることにより、複数の $\wedge$ パターンを学習することが可能となる。これは、一般の最小値探索問題（この場合は0が最小値）と解釈できるため、領域移動探索法をそのまま適用することができる。この場合、シアプス荷重 $W_i (i=1, 2, \dots, NS)$ としきい値関数の次数 n が未知数となる。

3. 計算結果

(1) シアプス荷重決定とその収束過程

ここでは、入力ユニットが2, 3, 4個で出力ユニットが1個の3つ $\wedge$ パターンのニューラルネット構造を作成し、XOR問題とマルチパルス(MPX)問題について、それらのシアプス荷重、収束過程および学習結果について示す。

まず、領域移動探索法で設定しなければならない $\wedge$ パラメータを表-1のように決める。

表-1 ニューラルネットにおけるシアプス荷重決定のための計算条件

設定 $\wedge$ パラメータ項目	$\wedge$ パラメータ値	設定 $\wedge$ パラメータ項目	$\wedge$ パラメータ値
発生乱数の個数	10個	復元幅	0.1
リフレッシュ間隔	8回に1回	領域拡大率	1.5
増殖倍率	2倍	重み係数の探索域の幅	(-5→5)
最大計算回数	500回	しきい値関数の次数の幅	(1→3)
-	-	収束判定値	0.2

以上の設定のもとに学習計算した結果、各ユニット間のシアプス荷重としきい値関数の次数が表-2と3に示すように得られた。この結果から以下のことが明らかとなった。なお、各表中で※印の付いた値は、しきい値関数の次数であり、その他はシアプス荷重である。

- (1) XOR問題もマルチパルス問題も共に、そのしきい値関数の次数は、入力ユニットの個数が増加するにつれて1.0に近づいている。
- (2) XOR問題の場合、その入力ユニット数が増加するにつれてシアプス荷重の絶対値が増加している。しかし、マルチパルス問題の場合逆に減少している。

表-2 各計算例(XOR問題) シフト荷重

ユニット個数2	ユニット個数3	ユニット個数4
0.89133	2.09035	-3.11269
0.98343	-2.05840	3.23757
※ 1.75182	-2.21249	-3.39216
-	※ 1.17229	3.40259
-	-	※ 1.10829

表-3 各計算例(MPX問題) のシフト荷重

ユニット個数2	ユニット個数3	ユニット個数4
1.78523	0.34450	0.25446
-0.51075	0.37218	0.25445
※ 1.46414	0.31388	0.25445
-	※ 1.21456	0.23197
-	-	※ 1.15709

次に、表-4から7に学習過程における式(2)に示されている誤差の収束過程を示している。この結果から、以下のことがわかった。

(1)XOR問題よりマルチクラス問題の方が収束性が悪く、計算回数もより多く必要である。

(2)XOR問題とマルチクラス問題共に入力ユニット数が増加すると、収束性が悪くなり計算回数も増加する。特に、入力ユニットが4の場合、計算回数が500回に達しても、収束判定値0.2以下に到達せず、0.66近傍に収収している。これは、この最小値探索問題に用いた発生個体数の影響によるものと思われる。また、両問題共に収束性に大きな差異を示していない。

表-4 XOR問題の収束過程(入力ユニット2の場合)

計算回数	収束値
1	1.55807
2	0.03897
-	-
-	-
-	-
-	-

表-5 MPX問題の収束過程(入力ユニット2の場合)

計算回数	収束値
1	0.88386
23	0.44254
36	0.28547
111	0.22332
116	0.20486
150	0.07043

表-6 XOR問題の収束過程(入力ユニット3の場合)

計算回数	収束値
1	2.67106
2	2.52384
4	1.00000
23	0.56053
97	0.41866
99	0.12437
-	-
-	-
-	-
-	-

表-7 MPX問題の収束過程(入力ユニット3の場合)

計算回数	収束値
1	6.64765
5	4.23448
19	4.08666
20	3.73598
21	2.60516
35	0.49239
225	0.44310
283	0.29923
300	0.27625
303	0.19885

(2) 判定結果

以上のシフト荷重としきい値関数を用いて判定計算を行った。判定計算は、与えられた入力側教師信号を入力ユニットに与え、出力ユニットから出力される判定結果と教師信号の出力信号を比較する形式で行った。その結果を表-10から12に示す。本計算法のすべての判定結果は、教師信号と非常に良く一致した。

表-8 XOR問題の収束過程(入力ユニット4の場合)

計算回数	収束値
1	5.04707
4	3.91133
6	2.25541
65	1.56144
217	1.28726
331	0.89968
398	0.66659
500	0.66659
-	-
-	-
-	-

表-9 MPX問題の収束過程(入力ユニット4の場合)

計算回数	収束値
1	24.50967
13	13.65505
19	11.42375
92	3.98196
137	2.12175
157	1.85619
159	1.57569
171	0.99508
215	0.70451
300	0.66235
500	0.65969

表-10 2ビット問題の判定結果

ケース番号	入力ビット列	XOR問題		MPX問題	
		正解	判定	正解	判定
1	0,0	0	0.000	0	0.000
2	0,1	1	1.000	1	1.000
3	1,0	1	1.000	1	1.000
4	1,1	0	0.000	2	2.000

表-11 3ビット問題の判定結果

ケース番号	入力ビット列	XOR問題		MPX問題	
		正解	判定	正解	判定
1	0,0,0	0	0.000	0	0.000
2	0,0,1	1	1.000	1	0.890
3	0,1,0	1	1.000	1	1.081
4	1,0,0	1	0.927	1	0.990
5	0,1,1	0	0.017	2	2.095
6	1,0,1	0	0.000	2	2.008
7	1,1,0	0	0.064	2	2.189
8	1,1,1	1	0.963	3	3.000

4. まとめ

本論文で用いた学習法の特徴と結果は、以下のようになる。

- ①ニューラルネットワークにおけるシプス荷重の決定に、最適値探索法である領域移動探索法を用いた。
- ②パーセプトロンと誤差逆伝播法において一般的となっている多層ニューラルネットワーク構造（入力層、中間層、出力層からなる3層構造が一般）ではなく、1入力層と1出力層を持つ単純な2層構造を用いた。
- ③さらに、しきい値素子関数として高次多項式を用いた。
- ④これにより、多層構造のニューラルネットワークに比較して入力層の入力ユニット数の増加によるネットワーク数の急激な増加を避けることができ、未知数であるシプス荷重数も少ないままである。
- ⑤また、2から4個の入力ユニットを持った構造を用いてXOR問題とマルチリンガ問題を学習させた結果、十分な精度で正しい判定結果を与えた。

表-12 4ビット問題の判定結果

ケース番号	入力ビット列	XOR問題		MPX問題	
		正解	判定	正解	判定
1	0, 0, 0, 0	0	0.000	0	0.000
2	0, 0, 0, 1	1	1.000	1	0.863
3	0, 0, 1, 0	1	1.000	1	0.957
4	0, 1, 0, 0	1	0.977	1	0.957
5	1, 0, 0, 0	1	0.948	1	0.957
6	0, 0, 1, 1	0	0.000	2	1.942
7	0, 1, 0, 1	0	0.000	2	1.942
8	1, 0, 0, 1	0	0.000	2	1.942
9	0, 1, 1, 0	0	0.000	2	2.038
10	1, 0, 1, 0	0	0.016	2	2.038
11	1, 1, 0, 0	0	0.002	2	2.038
12	0, 1, 1, 1	1	0.972	3	3.000
13	1, 0, 1, 1	1	0.954	3	3.000
14	1, 1, 0, 1	1	1.000	3	3.000
15	1, 1, 1, 0	1	1.000	3	3.090
16	1, 1, 1, 1	0	0.002	4	3.983

【参考文献】

- 1) 甘利俊一：神経回路モデルとコネクショニズム，財団法人東大出版会，1989. 7
- 2) 甘利俊一：神経回路網の数理-脳の情報処理様式-，産業図書株式会社，1978. 4
- 3) 八名和夫，鈴木義武：ニューロ情報処理技術-基礎と応用-，海文堂出版株式会社，1992. 2
- 4) 佐野千遥：人工知能と人工生命，日刊工業新聞社，1994. 2
- 5) 古田秀博，新井隆：集団山登り法を用いた多次元多峰性関数の大域最適値の探索，第18回構造工学のための数値解析シミュレーション論文集，Vol. 18, pp. 429-434, 1994. 7
- 6) 古田秀博：領域変化探索法のナフツク問題への適用，第19回構造工学のための数値解析シミュレーション論文集，Vol. 19, pp. 273-278, 1995. 7