ニューラルネットの構造決定における 遺伝的アルゴリズムの応用*

田中 雅博**・古賀 久司***・谷野 哲三**

An Application of the Genetic Algorithm to the Structure Determination of a Neural Network*

Masahiro TANAKA**, Hisashi KOGA*** and Tetsuzo TANINO**

1. はじめに

階層型ニューラルネットワークはその学習方法が問題に依存しないことから、パターン認識などに盛んに応用されている。また、隠れ層を1層持つネットワークは、その隠れ層のユニット数を制限しなければ任意の連続写像を任意の精度で近似できることがわかっている¹⁾。しかし、ある問題が与えられたとき、隠れ層にいくつのユニットが必要なかを直接知る方法はまだ見つけれないため、適当に設定して試行錯誤を行う方法がとられるのが普通である。与えられた問題に対して階層型フィードフォワード・ニューラルネットワークをパターン認識のモデル、あるいは連続値出力をもつ非線形関数器として用いようとするとき、二つの異なったレベルの学習、決定問題を解決する必要がある。まず、上位（基礎的）レベルの問題として、ユニット数や接続の有無を決定する構造決定問題がある。次に下位レベルの問題としてユニット間の重み係数の学習という問題がある。

この問題の中で構造だけを決めようとしても結局重み係数を求めてネットワークの性能を調べてみないと決めることはできない。

階層型ニューラルネットの学習方法としては、処理を高速にするために1次元探索を用いず、最急降下法において学習係数を固定して適用するバックプロパゲーション(BP)法が広く用いられている。しかし、学習係数が大きすぎると、初期段階で発散したり学習するたびに最

適点を飛び越えて振動するような状況が起こる可能性がある。一方、学習係数が小さすぎると、なかなか収束せず局所解にも陥りやすい。このような問題があるため、モーメントを持った学習式や学習係数を適応的に決める方法²⁾が提案されている。後者の方法では、現在得られている学習係数で1ステップ学習してネットワークの性能が改善されれば、次の段階では学習係数を α 倍($\alpha > 1$)して学習係数を大きくし、そうでなければ学習係数を β 倍($\beta < 1$)して学習係数を小さくする。この方法では、いったん壁に突き当たるとほとんど0にまで学習係数を小さくしなければ次に進めない。また隠れ層ユニットの数によっても適した学習係数の変化は異なることが予想される。このように既存の方法は、それぞれ一長一短があり、決定的に優れた方法は見つからない。

本速報では、実数値をコードに持つ遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて構造と学習係数を決定する方法を考案し、実際に音声認識問題に適用して良い結果を得たので報告する。

2. ネットワーク

ここで用いる階層型ニューラルネットは入力層、隠れ層1層、出力層よりなる3層構造とする。入力層は入力値 u_i をそのまま伝達するものとし、隠れ層はユニット j に入力するシナプスを伝わってくる一つ手前の層、すなわち入力層のユニットからの出力値にシナプスの重み w_{ij} を掛けた値を足し合わせた値 $s_j = \sum_i w_{ij} u_i$ をシグモイド関数で変換した値を出力する。

3. 学習上の問題点とGAのための 個体コード

階層型ニューラルネットワークの学習で使われるバックプロパゲーションでは、重み係数よりなるベクトル

* 原稿受付 1994年5月24日

** 岡山大学 工学部 Faculty of Engineering, Okayama University; Tsushimanaka 3-chome 1-1, Okayama city, Okayama 700, JAPAN

*** 岡山大学 大学院 工学研究科 Graduate School of Engineering, Okayama University; ditto

Key Words : neural network, genetic algorithm, structure determination, back propagation, speech recognition.

W が

$$W(k) = W(k-1) - c \nabla_w E(x, y, \hat{y}(W(k-1)))$$

により修正される。ここに x は入力信号、 $E(x, y, \hat{y}(W(k-1)))$ は教師出力信号 y とネットワーク $W(k-1)$ による推定値との誤差関数であり、 $\nabla_w E$ は E の W による勾配を表わす。 E の関数形を定めれば $\nabla_w E(x, y, \hat{y}(W(k-1)))$ の具体的な式は容易に導けるのでここではその記述を省略する。

実際に計算を実行してみると、学習の初期段階では誤差が大きいため学習係数が小さくても学習は比較的速く進むが、ある程度学習が進んだ後は誤差が小さいためゲインである学習係数は大きめにすることがわかる。そこで、ここでは、学習を3段階に分け、それぞれの段階で固定係数を用いることにし、最も適した前中後期の境界の時刻も学習することにする。

GA の個体としては、中間層のユニット数 (m)、前期、中期、後期の学習係数 (各 c_1, c_2, c_3)、前期、中期の学習回数 n_1, n_2 としてコード化する。ただし、 m が整数値であるほかは実数とする。このような個体を持つ GA を実数値 GA と呼ぶ³⁾ が、このような形の GA は、本速報で扱う問題のように本来2進数に関係のない問題では、さまざまな観点で通常の2進数に基づいたものよりも優れている。すなわち、コードが短く、突然変異や交叉がコードに起因して本来の問題における決定変数の定義域の中にカバーできない領域が生じることが少なく、実行可能領域の形に適応が容易なオペレーションが可能なのである。実数値を用いた進化的アルゴリズムには、ほかに進化的プログラミング (Evolutionary Programming : EP)、進化戦略 (Evolution Strategy : ES) もある⁴⁾。EP は組み替え演算を用いず突然変異と命名された個体単体での摂動を行うものである。ES は組み替え演算を持ち、実数値 GA と類似しているが、基本的には集団中の個体単位での進化を主眼においており、本速報ではそれらを用いず実数値 GA を用いた。それは、この問題が、その個体を構成する要素がある程度普遍的な最適値を持つ一方、それらの要素を組み合わせることによりエピスタシスをもつという最適化問題でもあるため、GA でいう積木仮説^{5), 6)} の働くことが期待されるからである。

4. アルゴリズム

交叉は2進数表現の GA の交叉と同様の交叉と単純算術交叉、単一算術交叉、全体算術交叉の三つの算術交叉を用い、突然変異は一樣突然変異、非一樣突然変異、境界突然変異という突然変異を行う²⁾。

これらを含めた全体のアルゴリズムは次のとおりである。

- 1) 初期集団の生成
- 2) 集団中の個体それぞれについて BP で学習し評価値を与える。
- 3) 与えられた評価値の大きさに比例して GA の複製 (reproduction) 操作を行う。
- 4) 新しく生成された集団中の個体について BP で学習を行い評価値を与える。
- 5) 3)~4) を有限回繰り返し、最終的に得られた個体集団中에서도っとも評価値の良い個体を最適な構造を表わす個体とみなす。

5. 音声認識への応用

ここでは日本語母音の音声実データを認識するために個体数 25 で実験を行った。学習データとして3人の発声者による 100 組のデータを用いた。また BP の学習回数は 900 回に固定した。 E_k を、総学習回数の $k\%$ 学習を終えたときの教師信号に対する判定結果の誤差 2 乗平均とする。

この実験では、まず3層のニューラルネットワークの学習が終了した時の誤差 ($E_{99} + E_{100}$)/2 (実際にはパラメータの値によって誤差の変動が大きいため本値を用いた。)、総学習回数の 8 割を終えたときの誤差 E_{80} 、学習終了時の正解率 R を用いて評価値を与えた。すなわち、個体 i に対し

$$EV(i) = \frac{1}{E_{80}(i)} + \frac{2}{E_{99}(i) + E_{100}(i)} + 10R(i)$$

とした。

誤差の収束の過程は Fig. 1 に示す。異なるデータを用いた 5 回の実験では、いずれも学習係数が、それぞれ前期 $c_1 = 0.07 \pm 0.01$ 、中期 $c_2 = 0.17 \pm 0.04$ 、後期 $c_3 =$

Fig. 1 Square error of the estimates

0.39±0.15, ユニット数は9または10となり, 前期学習回数は15前後, 中期の学習回数は100前後のほぼ等しい構造をもつ個体を得られた.

6. おわりに

上記手法でプログラムを作成し複数回実行したが, ほぼ同じような結果が得られたことから, この問題に対して最適に近い形のコードが得られたものと考えられる. この結果より, 本速報で提案する手法の有効性が示せた.

参 考 文 献

- 1) 船橋: 階層型ニューラルネットワークの原理的機能; 計測と制御, Vol. 30, No. 4, pp. 280~284 (1991)
- 2) T. P. Vogl, J. K. Mangis, A. K. Rigler, W. T. Zink and D. H. Alkon: Accelerating the Convergence of the Back-propagation Method; Biological Cybernetics, Vol. 59, No. 4, pp. 257~263 (1988)
- 3) Z. Michalewicz: Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs, Springer-Verlag (1992)
- 4) T. Bäck and H.-P. Schwefel: An Overview of Evolutionary Algorithms for Parameter Optimization; Evolutionary Computation, Vol. 1, No. 1, pp. 1~23 (1993)
- 5) J. H. Holland: Adaptation in Natural and Artificial Systems, MIT Press (1992)
- 6) D. E. Goldberg: Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley (1989)