

H-028

遺伝的アルゴリズムを導入したニューラルネットの学習法

A Learning Method of the Neural Network Supported by a Genetic Algorithm

松本 政之 山越 隆太郎 植田 佳典 佐藤 章

Masayuki MATSUMOTO, Ryutaro YAMAKOSHI, Yoshinori UEDA and Akira SATOH

東洋大学工学部

Toyo University, Faculty of Engineering

はじめに ニューラルネットワーク学習の問題点は、ネットワーク構造の複雑化に伴い学習のための処理時間が増大することやネットワークが局所的安定状態に収束してしまうことが主なものである。我々は、これらの問題点を解決することを目的として、誤差逆伝搬学習法 (Back Propagation 法) と遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm 法) を組み合わせた新しい学習法を提案する[1]。提案する学習法は、ニューラルネットワークの状態を決定するシナプス荷重群 (しきい値を含む) をベクトルと見なし、まず誤差逆伝搬法による数百回の学習によってシナプス荷重値の平均修正ベクトル方向を求め、次にそのベクトル方向における最適値を遺伝的アルゴリズムによって探索する手法 (BP・GA法) である。学習は、これらの操作を逐次繰り返すことにより、局所安定状態への収束を回避していることである。本論文で扱う平均修正ベクトル (\mathbf{w}_{ave}) とは、シナプス荷重群がN回のBP法によって修正されたベクトル量の平均を意味する。ここでネットワーク全体のシナプス荷重の内のi番目のシナプス荷重の平均修正値は、式(1)によって表される。図1は、N回の学習による平均修正ベクトル方向とその延長線上における遺伝的アルゴリズムによる最適値 (出力誤差が最小となるシナプス荷重値群) 探索を2次的にイメージした図である。

1. BP・GA学習法

この学習法の特長は、次の3つにまとめられる。第一番目は、誤差逆伝搬学習の回数を制限することによって、処理時間の短縮を図っていること。第二番目は、GAによる探索範囲を修正ベクトル方向のみに制限することによって、その負担を軽減している。第三番目は、学習過程に2種類の異なる学習法を交互に取り入れることにより、局所安定状態への収束を回避していることである。本論文で扱う平均修正ベクトル (\mathbf{w}_{ave}) とは、シナプス荷重群がN回のBP法によって修正されたベクトル量の平均を意味する。ここでネットワーク全体のシナプス荷重の内のi番目のシナプス荷重の平均修正値は、式(1)によって表される。図1は、N回の学習による平均修正ベクトル方向とその延長線上における遺伝的アルゴリズムによる最適値 (出力誤差が最小となるシナプス荷重値群) 探索を2次的にイメージした図である。

$$\mathbf{w}_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \Delta \mathbf{w}_j = \frac{1}{N} (\Delta \mathbf{w}_1 + \dots + \Delta \mathbf{w}_N) \quad (1)$$

この場合のGAによる最適値 \mathbf{w}_{p+1} は、現在の荷重ベクトルを \mathbf{w}_p とすれば、平均修正ベクトルに定数 α を乗じた式(2)によって表される。GAによる最適値探索は、式(2)における最適 α 値を定めることとなる。

$$\mathbf{w}_{p+1} = \mathbf{w}_p + \alpha \cdot \mathbf{w}_{ave} \quad \dots \dots \dots (2)$$

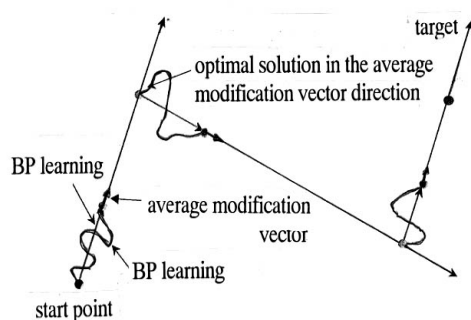


図1 平均修正ベクトル方向におけるGAによる最適値探索のイメージ図

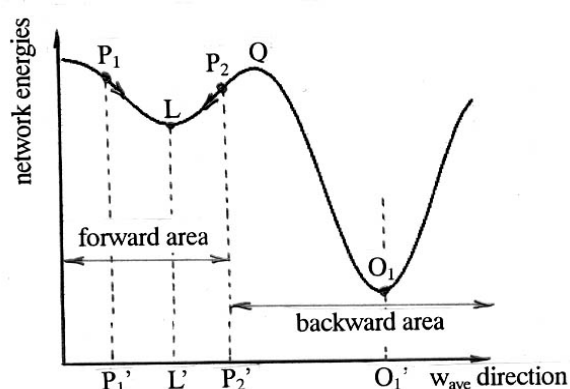


図2 平均修正ベクトル方向におけるネットワークのエネルギー状態曲線

図2は、平均修正ベクトル方向を横軸としたネットワークのエネルギー状態曲線である。図2において、現在のネットワーク状態が P_1 点および P_2 点にある場合、誤差逆伝搬法による学習では、エネルギーの高い Q 点を飛び越えて最適解である O 点 (optimum point) への進行が難しい。いま、ネットワークの状態が P_2 点にある場合、平均修正ベクトル方向における領域は α をプラスの数値とすれば F 領域 (forward area) の探索となり、 α をマイナスの数値とすれば B 領域 (backward area) の探索となる。従って、式(2)の α 値をマイナスとすることによって最適解 (O 点) 方向への学習が可能となる。

このようにして、遺伝的アルゴリズムによる最適値探索は局所的安定状態から脱出する効果を有すると考えられる。

2. シナプス荷重値の遺伝子への変換

各々のシナプス荷重値を2進数8ビットで表すこととすれば、1個体の合計ビット数はシナプス荷重の数の8倍となる。遺伝子の交叉は、2個体間の各々対応する8ビット遺伝子座の中で1点交叉を行う。次に、各個体の適応の度合いを示す適応度式について述べる。1個の出力ニューロンの二乗誤差 ϵ_j は、そのときの出力値と教師信号をそれぞれ J と t_j とすれば式 (3) で表される。出力ニューロンの数を m 個、学習用信号パターンをの数を n 種類とすれば、最大誤差 ϵ_{max} は式 (4) によって与えられる。

$$\epsilon_j = (J - t_j)^2 / 2 \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$\epsilon_{max} = \epsilon_j \times m \times n \quad \dots\dots\dots (4)$$

学習の収束を判断するために必要な適応度式(fitness)は、現在の誤差を ϵ とすれば、学習後の誤差が 1×10^{-5} の値に到達した場合をネットワークの収束条件とするとき式 (5) のように定めることができる。

$$fitness = \frac{1}{5} \log_{10} (\epsilon_{max} / \epsilon) \quad \dots\dots\dots (5)$$

式 (5) は、 $\epsilon = \epsilon_{max} \times 10^{-5}$ のとき、 $fitness = 1$ 、 $\epsilon = \epsilon_{max}$ のとき、 $fitness = 0$ となる適応度式である。

3. 学習法評価のための課題

3-1 排他的論理和回路の学習例

図3は、BP学習法とGA学習法およびBP・GA学習法によるシミュレーション結果である。図3(a)、(b)は、誤差が0.001以下となったときの平均処理時間と収束成功率を示す。GA法の条件は個体数を100とし、BP・GA法はBPを100ステップ実行して平均修正ベクトルを求めた。平均処理時間は、BP・GA法が最短時間で最適解を求めており、次にGA法で、BP法はBP・GA法の約9.2倍の処理時間を要している。

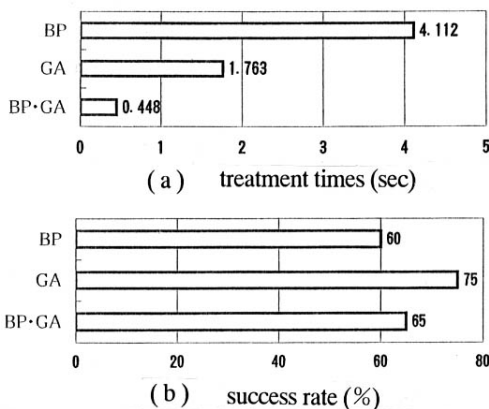


図3 排他的論理和における処理時間と成功率

図3(b)は、20回のシミュレーションを実行した場合の収束成功率を示している。図3(a)と図3(b)の結果は、GA法によって局所安定状態より脱出することが可能となり、処理時間の短縮と収束成功率の向上を達成できたと考えられる。

3-2 エンコーダ・デコーダ回路の学習例

ニューラルネットワーク学習法の評価のためのベンチマーク問題は、前節で紹介した排他的論理和回路の他にエンコーダ・デコーダ (Encoder-Decoder) 問題が知られている。エンコーダ・デコーダ回路は、入力信号パターンと出力信号パターンが同値となるようにネットワークを学習させる問題である。

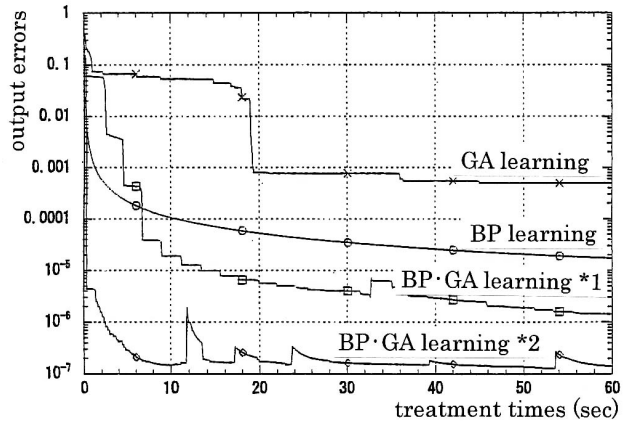


図4 エンコーダ・デコーダ回路の出力誤差特性

BP-GA *2 法は、個体の選択を行わない均等法によるGA法 [2]の結果である。ネットワーク構成は、入力層・中間層・出力層のニューロン数をそれぞれ4個・3個・4個の階層形ニューラルネットワークである。学習信号パターンは、16種類の内の8種類を用いた。図4は学習の処理時間に対する4種類の学習法による出力誤差を示す学習特性である。この結果はBP・GA法による学習法が他の学習法に比べて明らかに優れていることを示している。BP法およびGA法による学習の場合は処理時間が約50秒位で誤差の変化が無くなっているが、BP・GA法の場合は更に減少を続けている。出力誤差が変化しない理由はネットワークの状態が局所的安定状態に留まっていると考えられる。

4. 結び

本論文では、誤差逆伝搬学習法に遺伝的アルゴリズムを導入した新しい学習法を提案した。誤差逆伝搬学習法の欠点である学習処理時間の改善と局所的安定状態からの脱出が達成できた。今後の課題はBP学習回数の最適条件やGAの最適オペレータ条件を調べることが重要である。

参考文献

[1] 松本政之、植田佳典、佐藤章：“遺伝的アルゴリズム支援によるニューラルネットの学習法”、電子情報通信学会専門研究会資料、第25巻1号、1.1頁～1.6頁、2002年8月
 [2] 渡部篤史、松本政之、植田佳典：“人間の進化過程をモデル化した遺伝的アルゴリズムの提案”、日本ファジイ学会第16回ファジイワークショップ資料、18頁～19頁、2002年