決定論的変異を有するランダム探索法による ニューラルネットワークの一設計法*

吉野 敏樹**・福見 稔***・赤松 則男***

Designing a Neural Network by a Random Optimization Method with Deterministic Mutation*

Toshiki YOSHINO**, Minoru FUKUMI*** and Norio AKAMATSU***

1. はじめに

近年、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, 以後 GA と略記) やランダム探索法 (Random Optimization Method, 以後 ROM と略記) などの確率的手法の研究が活発に行われており、それを用いた応用研究も多数報告されている¹⁾⁻⁴⁾。工学的な側面から考察すると、確率的な処理だけに基いたアルゴリズムは、進化 (解の探索) の速度が遅いことが多い。そのため、進化の速度を改善するために、様々な改良^{3), 4)}、他の手法とのハイブリッド化^{3), 5)}、探索方向へのバイアス導入⁶⁾、微分情報の利用⁷⁾など多数報告されている。また、進化の方向を決定論的に定める方法に関しては、これまであまり議論されていないが、有効な方法であると考えられる。

本論文では、以上のような点を考慮し、ニューラルネットワーク (Neural Network, 以後 NN と略記) の学習の成果により、決定論的変異を生じる ROM について考察している。このためには、ROM と NN を統合したハイブリッドシステムを構成することが必要である。確率的手法と NN または他の方法とのハイブリッドシステムはこれまでに多数報告されているが、決定論的進化を考慮したシステムは報告されていない。従来の確率的手法と NN のハイブリッドシステムでは、確率的手法により決定された NN の構造が高い適応度を持っているか否かを調べるだけであった。本論文で提案されるシステムは、NN の学習結果が直接 ROM の進化に影響を与えるように設定されている。回転パターン認識システムに対する計算機シミュレーションにより、本論文のアルゴリズムが従

来の方法より優れていることが示されている。

2. 決定論的変異を有するランダム探索法

本論文で扱うパターン認識の行うべきタスクは、大きさの等しい硬貨 (500 円と 500 ウォン) の認識であるが、100% の認識率と可能な限り小規模なシステム構造が要求される⁸⁾。また、表と裏の識別も行うため 4 種類の認識問題である。

本論文で使用されるハイブリッドシステムを Fig. 1 に示す。このシステムは、まず前処理として硬貨識別機の

Fig. 1 Rotation-invariant neural pattern recognition system

* 原稿受付 1996 年 11 月 7 日

** 徳島大学 大学院 工学研究科 Faculty of Engineering, University of Tokushima; 2-1 Minami-josanjima Tokushima city, Tokushima 770, JAPAN

*** 徳島大学 工学部 Faculty of Engineering, University of Tokushima; 2-1 Minami-josanjima, Tokushima city, Tokushima 770, JAPAN

Key Words: random optimization, feature selection, neural network, deterministic mutation.

イメージスキャナで取り込まれた濃淡画像から硬貨の部分だけを取り出す。そして、その画像に対して2次元離散フーリエ変換(32×32)を実行し、その振幅スペクトルをNNへの入力信号とするものである。この振幅スペクトルはフーリエ変換の性質から硬貨の回転に対して不変である。BP(Back-Propagation)法を用いてこの信号をNNに学習させることにより、回転に不変なシステムを実現できる⁸⁾。このような認識システムは実システムとして有効であるが、演算量を低減化することが重要である。

実際、この場合に対して、GAによる入力信号数の低減化、すなわち、多層ネットワークの入力層と中間層の間の規模の縮小化が試みられている⁸⁾。その場合、GAの各個体における染色体は0,1の記号列であり、1に対応する信号が学習・認識に使用され、0に対応する信号は使用されない。したがって、入力信号数の低減化のため染色体の1の数が少ないほど適応度が高い(解としての性質が良い)と考える。ただし、認識率100%が制約として課されている。これは制約付きの最適化問題の一種であり、特徴選択を行う問題である。本論文では、この問題に対してランダム探索法を適用する。したがって、解の候補は0,1の二値記号列(スペクトルの対称性により長さ544)である。

本論文で提案するアルゴリズムをFig. 2に示す。まず、解の候補として初期化(initialization)するが、本論文では解の初期値は544個の1の記号列である。本論文で提案される決定論的な変異は構造学習法の学習の結果に基づいて行われるため、NNの学習法として忘却付き構造学習法(BP With Forgetting, BPWF)⁹⁾を用いる。BPWFは評価関数として

$$J = \sum_i (d_i - o_i)^2 + \varepsilon' \sum_{i,j} |w_{ij}| \quad (1)$$

を用いる。ただし、右辺第一項はBP法の評価関数(d_i は目標値、 o_i は出力値)であり、第二項が忘却項である。このアルゴリズムは重みの修正式として

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(t) &= -\eta' \frac{\partial J}{\partial w_{ij}(t)} \\ &= \eta \Delta w'_{ij}(t) - \varepsilon \operatorname{sgn}(w_{ij}(t)) \end{aligned} \quad (2)$$

を用いる。ただし、 $\Delta w'_{ij}(t)$ はBP法の重み修正式であり、 ε は各学習サイクルでの忘却量である。この方法により、ネットワーク重みの数を低減化することが可能である。

Fig. 3に示されているように、学習前の解の候補(candidate of solution)では k 番目の値が1である。これは k 番目のフーリエスペクトルが学習識別に利用され

Fig. 2 Improved random optimization method with deterministic mutation

Fig. 3 Deterministic mutation for a candidate of solution

ていることを示している。BPWFによる学習後、 k 番目の入力ユニットから中間層への重みがすべて除去されたとすると、 k 番目の入力信号は学習識別に利用されないの

で、解の候補の k 番目の値を 0 に変更することが可能である。これが決定論的な変異 (Deterministic Mutation, DM) である。この操作は NN の認識率 100% を維持する範囲内で行われる。この後で、通常確率的ジャンプ (random jump) による解の修正がなされる。この操作を繰り返すことになるが、BPWF による学習後、認識率 100% を達成できなかった場合、または前回より多くの 1 を残した場合には最後の確率的ジャンプは受け入れられず、その前の状態に戻される。

3. 計算機シミュレーション

本論文で提案されたアルゴリズムを回転パターン認識システムの設計に適用し、小規模なシステムの構成を試みた。比較のため、ランダム探索法だけの場合も実験した。NN の入力ユニット数は 544 個であり、解候補は長さ 544 の二値記号列である。ただし、解の初期値はすべて 1 とし、学習の反復回数は 1,000 回で評価した。1 と 0 の反転確率を 0.01~0.5 の範囲で変化させて多数のシミュレーションを行った。ただし、1→0 の反転確率は、0→1 の確率の 1.5 倍に設定している。その結果、本論文で提案されたアルゴリズムは、1,000 回の反復後 1 の個数を 6~10 個程度まで低減化させることができた。この結果は、単純 GA による結果 (最終的な 1 の個数は 50 個前後)⁸⁾ より優れている。通常のランダムジャンプだけの場合には、120~140 個の 1 が残った。なお、シミュレーションの条件はどちらも同じである。

以上のように、本論文のアルゴリズムのほうが優れた特徴選択性能を示した。本アルゴリズムの利点の一つは、ランダムジャンプによって壊された解をある程度修復できる点である。つまり、ランダムジャンプにより、解の記号列中に 1 の個数が増加しても、構造学習法により 1 を

0 に修正することができる。これにより、より少ない個数の 1 の組み合わせを発見できる可能性が高くなっていると考えられる。

4. おわりに

本論文では、確率的ランダム探索法に決定論的な変異を付加したアルゴリズムを提案した。計算機シミュレーションにより、本アルゴリズムが比較的良好な結果を与えることができることを示した。この考えは遺伝的アルゴリズムにも適用することが可能である。また、他の問題への適用方法の検討が今後の課題である。

参考文献

- 1) 特集：遺伝的アルゴリズム；計測と制御, Vol. 32, No. 1 (1993)
- 2) D. Goldberg: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley (1989)
- 3) 北野ほか：遺伝的アルゴリズム, 産業図書 (1993)
- 4) 坂和, 田中：遺伝的アルゴリズム, 朝倉書店 (1995)
- 5) N. Baba: A hybrid algorithm for finding the global minimum of error function of neural networks; *Proc. of Int. Joint Conf. Neural Networks*, Vol. 1, pp. 585-588 (1990)
- 6) F. J. Solis and R. J. B. Wets: Minimization by random search techniques; *Mathematics of Operations Research*, Vol. 6, No. 1, pp. 19-30 (1981)
- 7) 古賀ほか：微分情報を用いたランダム探索最適化手法 - Likelihood Search Method (L. S. M.) ; 計測自動制御学会論文集, Vol. 32, No. 8, pp. 1277-1286 (1996)
- 8) M. Fukumi, S. Omatu and Y. Nishikawa: Designing a neural network by a genetic algorithm with partial fitness; *Proc. of Int. Conf. Neural Networks*, pp. 1834-1838 (1995)
- 9) M. Ishikawa: Structure learning algorithm with forgetting of link weights; *Proc. of IJCNN*, Vol. II, p. 626 (1989)