GAとSAを併用したニューラルネットワークの設計と硬貨識別への応用[†]

満 倉 靖 恵*・福 見 稔*・赤 松 則 男*

Design and Evaluation of Neural Networks for Coin Recognition by Using GA and SA[†]

Yasue MITSUKURA*, Minoru FUKUMI* and Norio AKAMATSU*

In this paper, we propose a method to design of a neural network(NN) by using a genetic algorithm(GA) and simulated annealing(SA). And also, in order to demonstrate the effectiveness of the proposed scheme, we apply the proposed scheme to a coin recognition example.

In general, as a problem becomes complex and large-scale, the number of operations increase and hardware implementation to real systems (coin recognition machines) using NNs becomes difficult. Therefore, we propose the method which makes a small-sized NN system to achieve a cost reduction and to simplify hardware implementation to the real machines.

The coin images used in this paper were taken by a relatively cheap scanner (scanning 12mm in width). Then they are not complete, but a part of the coin image could be used in computer simulations. This is the reason why the width of coin images is limited. If the conventional scheme was used for this image, it would have low recognition accuracy. Therefore, in order to obtain high recognition accuracy, we propose a new scheme.

Input signals, which are Fourier spectra, are learned by a three-layered NN. The inputs to NN are selected by using GA with SA to make a small-sized NN. Simulation results show that the proposed scheme is effective to find a small number of input signals for coin recognition.

Key Words: neural network, genetic algorithm, simulated annealing, coin recognition

1. 緒 言

近年、人間の脳における情報処理のメカニズムが一部明らかにされ、これらをニューラルネットワークとして人工的に実現する試みがなされている¹⁾。さらに、ニューラルネットワーク(NN)はパターン認識、システム同定、さらには学習・適応制御など、幅広い分野に適用されている。とくに、パターン認識の分野においてはNNを用いた硬貨識別ならびに、応用例などが数多く提案されている^{2)~7)}。しかしながら、一般にNNは、問題が大規模・複雑になるにつれ演算量が多くなり、実機(たとえば、コイン識別機)などへのハードウェア化が難しくなっている。そこで、本論文では、実機へのハードウェア化をより簡単にするために、NNシステムを小さくする方法を提案し、硬貨識別に適用する。

硬貨識別問題においては、これまでにも、NNシステムを小さくする方法としていくつかの方法が提案されているが^{4)~6)}、これらは、硬貨の画像が完全なものを学習・認識に用いるので、画像をスキャナで取り込む際に、すでに多大な

コストがかかっている。実機へのハードウェア化を考える上で、最も重要な点は望ましい認識システムであるとは限らなかった。

そこで、本論文では、これら1~3の項目に対して、比較的安価なスキャナ(スキャン幅約12mm)で取り込んだ硬貨の画像を用いることで、低コストのシステムを実現する。このスキャナから取り込まれる硬貨の画像の範囲は小さいため、完全な画像を使用している従来技術文献3)~5)をそのまま適用すると、認識率が低下したり、認識部分のサイズが大きくなる問題点があった。これらの点に着目し、本論文では、比較的安価なスキャナにおいても、高価(高性能)なスキャナで読み込んだ画像を用いた時と同等の認識率を得ることを目的としている。また、計算コストの削減も考慮し、NNシステムを小さくすることを目的としている。

一方、生物の遺伝や進化のメカニズムを模擬した遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm; GA)^{8)~11)}や、熱平衡にある物理系の温度を徐々に低下させてゆくと系は最終的には結晶状態などエネルギーが最小の状態に落ち着く、という物理現象にヒントを得たシミュレーテッド・アニーリング(Simulated Annealing: SA)法⁹⁾が注目され、工学の広い分野に應用されている。これらは、最適化手法などに用いられているが、GAのみあるいは、SAのみで用いるとそれぞれのメリット・デメリットがあり、必ずしも望ましい値を得

[†] 第8回SICE中国支部学術講演会(1999.11)

* 徳島大学工学部 徳島市南常三島町2-1

* Faculty of Engineering, University of Tokushima, 2-1 Minami-Josanjima Tokushima, Tokushima
(Received December 6, 1999)
(Revised September 4, 2000)

られない場合も少なくない。そこで本論文では、このGAとSA法を併用することで、‘大域的な局所探索’を行い、‘短時間により望ましい解’を得ることを目標とし、このGAとSA法を併用したシステムによりNNへの望ましい（必要最小限の）入力属性を探索することで、より小さなNNシステムを設計する。これまでもGAとSAを併用して最適化問題を解く方法が提案されているが¹²⁾、これらの方法はGAの突然変異の代わりにSAを用いる方法であり、探索して得られた特定の解に対してSAを行なう方法であった。本論文では染色体の長さを分割し、これらに対して個々にSAを行っていることから、分解能が小さくなり、探索性能がよくなる点で、これまでに提案された手法とは異なっていると考えられる。

以下では、まず、硬貨識別問題における演算量削減化の方法について述べ、次に、具体的な演算量削減化とGAとSA法を用いたNNの設計法について述べる。最後に、数値シミュレーションを通して本手法の有効性について検証する。

2. 硬貨認識問題

2.1 使用した硬貨の特徴

本論文で考察する硬貨認識システムが行うべきタスクは、不完全な硬貨のデータを用いて正しく認識させることである。この研究の背景として、近年、韓国の500ウォン硬貨が500円硬貨として使用される犯罪が多発している¹³⁾。関西では1999年9月の1ヶ月間に一万枚の500ウォン硬貨が500円硬貨として使われる事件も起こっている。これらの硬貨は、大きさ、重さ、色彩、パターンなどが類似しているため、それらの識別が以前から問題になっていた。そこで、本論文では、実際の硬貨識別機へのハードウェア化を考慮した上で、GAとSAを併用したNNを用いて500ウォン硬貨（裏・表）と500円硬貨（裏・表）を正確に認識させる方法を提案する。

まず、システムへの入力にはFig.1に示すような、500円硬貨と500ウォン硬貨の画像の一部である。用いた画像は256階調BMPファイルの画像であり、サイズは横が49ピクセル、縦が106ピクセルのものである。また、これらの画像はすべて異なる硬貨を用いたものである。

硬貨識別までの簡単な手順は以下の通りである。

1. 硬貨の画像データをスキャナで取り込む。
2. データの形を極座標に変換する。
3. 2次元フーリエ変換を行う。

Fig. 1 A 500 yen coin and a 500 won coin

Fig. 2 The formation of the coin

4. NNで学習する。

NNの学習は、フーリエ変換後の振幅スペクトルをNNの入力として学習させるが、このとき、振幅スペクトルをすべて学習に使うのではなく、GAとSAによる前処理を行うことで、必要最低限の振幅スペクトルを探索する。これにより、計算量を削減させる。

また、これまでに提案されている方法では、実際に銀行などで使用されている硬貨識別器のイメージスキャナで読み込まれた硬貨の画像を使用して認識していたが^{3)~6)}、本手法では、身近にある安価なスキャナで読み込んだ画像を使用する。この場合、Fig.1からも分かるように、画像全体をスキャンするのではなく、硬貨の一部だけを取り込む（スキャン幅に制限があるため）が、コストを大幅に削減することが可能である。

2.2 演算量の削減化

Fig.2において、スキャナにより取り込んだ硬貨の画像を四角形で表される部分とすると、一番外側の円が実際の500円、または500ウォン硬貨を表す。ここで、太線で描かれた円を 16×32 分割の直交座標に変換する。この画像に対して二次元離散フーリエ変換を実行することで、回転に不変な信号にする。そして、このフーリエ変換後の振幅スペクトルをNNへの入力とする。このとき、画像のない部分は0を入れる。

しかしながら、硬貨の画像を半径方向16と円周方向32に分割した場合、NNへの入力信号は $16 \times 32 (=512)$ となり、実機へのハードウェア化に大きく影響を与える。また、画像の分割数を小さくすれば、入力信号の数は削減できるが、この場合、認識率が悪くなってしまうため、 16×32 点以下のFFTを用いることはできない。ところで、たとえば 16×32 点のFFTを用いた場合、512個すべての振幅スペクトルが必要であるとは限らない。従って、本論文では、フーリエ変換後の振幅スペクトルを、GAとSAを併用することで、必要最低限の入力のみに削減し、得られた入力によりNNを学習させることで、演算量を削減させる。

3. GAとSAを併用したNNの設計

3.1 GAとSAの併用

GAは生物の遺伝や進化のメカニズムを工学的に模擬したアルゴリズムで、探索・学習、および最適化の一手法として工学の広い分野に応用されている。しかしながら、従来から用いられている単純遺伝的アルゴリズム（単純GA）では、問題が大規模・複雑になると、しばしば局所的な最適解（かなりよい解ではあるが）に落ち込んで、真の最適解が得られない場合もある。一方、組み合わせ最適化問題の一つの解法として、統計物理学における熱平衡状態の確率分布の性質を利用した、シミュレーテッド・アニーリング法が提案され、目的関数のローカル・ミニマムからの脱出が可能であるとされ、多くの分野で応用が試みられている。しかしながら、SAには、最初にどのくらいの探索空間から始めるべきかという問題がある。このように、GAもSAも単独で使うと、メリットもあるが、デメリットの方も少なくない。そこで、本論文ではGAとSAを併用し、まず、GAにより、大域的に解の集団を探索した後、SAを用いて探索した集団における局所最適解の探索をし、同時に局所解からの脱出をはかることで、広範囲においてより最適な解を求める事ができる。このようなGA-SA法を用いてNNを設計する。

3.2 NNの入力の決定

ここでは、前章までに述べてきたGAとSAを併用したNNの入力の決定方法の手順を以下に示す。GAにおける染色体はフーリエ変換後の振幅スペクトルすべてに0, 1を対応づける。つまり、 $16 \times 32 (=512)$ のフーリエ変換を行なった場合、染色体の長さは512となる。このとき、0はその振幅スペクトルを『使用しない』に相当し、逆に1は『使用する』を意味している。

【Step1】初期設定：振幅スペクトルすべてをGAの遺伝子を1(使用する), 0(使用しない)に対応づける(初期集団 $\{I^0\}$ のランダム発生、各種パラメータの設定, $i = 1$)。

【Step2】適応度関数 $\{f(i, j)\}$ の計算。ここで、 $f(i, j)$ は第 i 世代、第 j 番目の個体の適応度関数を表わしている。

【Step3】選択・交叉・突然変異による次世代の集団 $\{I^i\}$ の発生。

【Step4】 r の確率でSA法を実行する。

【Step5】世代数 i を $i+1$ として【step2】へ。

3.3 適応度関数

実機に適用することを考えると、NNシステムは小さく、かつ、高い認識率を得られなければならない。そこで、本論文では適応度関数として次式を用いる。

$$f(i) = A/\text{個体数} + B/\text{個体数} \quad (1)$$

ここで、 A は認識率の高い順に番号を付け、 B は染色体の1の数が少ない順に番号を付ける。ただし、一般的なGAは適応度を高くする方向に進化させるが、ここでは $f(i)$ の値が小さいものが適応度が高いものとする。このような適応度関数を用いることで、認識率が高く、しかも、NNの入力の数が少ないシステムを得ることが可能である。

4. 計算機シミュレーション

本手法の有効性を検証するために、計算機シミュレーションを行った。GAの各種パラメータを以下に示す。

個体数 : 40

世代数 : 40

交叉 : 2点交叉

突然変異の確率 : $p_m = 0.02$

このとき、次世代へ残す個体の選択、交叉する個体は適応度順位方式(ランキング方式)に従う。また、SAを行う確率 r を20%とし、各種パラメータを以下に示す。

温度勾配 α : 0.90

初期温度 T_0 : 1000

終了条件 : $\alpha < 0.1$ 。

SAにおいては、10個体を適応度の高いものから順に選択する。このとき、染色体は512の長さを持っているが、これらを32分割し、分割した16ビットずつを10進数に変換した値のスカラー値の個々に対してSAをそれぞれ実行する。これらにより、分解能が小さくなり、探索性能がよくなると考えられる。次に、NNにおける各種パラメータは以下の通りである。

層数 : 3

入力層のユニット数 : 最大で512

中間層のユニット数 : 20^(注1)

出力層のユニット数 : 4 (2枚の硬貨の裏・表)

学習に用いた硬貨の画像 : 120枚

認識に用いた硬貨の画像 : 320枚 (学習に用いた画像を含む)

本論文でのシミュレーション結果は10回同様のシミュレーションを行なった上で、一番結果の良い例を示す。このとき、GAとSAを併用してNNの入力データを探索した場合の有効性を検証するために、GAのみを用いて入力データの探索をした場合との比較をFig.3に示す。ここで、Fig.3の横軸は世代数で縦軸はその世代における適応度の一番高い個体の持つ適応度の値である。Fig.3において、GAによるNNの入力探索の収束状況を確認するために世代数を増やし、実験し

(注1) 中間層のユニット数は、BP法のための学習において、ユニット数を5, 10, 15, 20, 25, 30と変化させ、10シミュレーションを行ない、10回の平均認識率が一番高いユニット数を固定した。

Fig. 3 The learning by using GA-SA and GA

Fig. 4 The learning by using GA

た結果を Fig.4 に示す. Fig.3, Fig.4 から, GA と SA を併用したときには, 40 世代において 0.05 の適応度の値を得ているのに対して, GA のみの場合は, 世代数を 120 までとっても, 適応度の値は 0.09 で収束していることが分った.

これらの適応度 (0.13 から 0.005 ずつの変化) に対応する認識率と入力数の関係を Fig.5 (a), Fig.5 (b) に示す. これらの関係から, GA のみで得られた適応度 0.09 の時と, GA-SA で得られた適応度 0.05 の時を比較すると, 認識率にはあまり影響がないが, 入力数の減少を確認することができる.

図中の青線が GA のみによる場合で, 赤線が GA-SA を用いた場合である.

このことから, GA と SA を併用することで, 局所的な最適解をさけ, さらに, 早い世代において良好な結果を得ることが可能であった. また, この結果から得られた NN の入力数は GA のみで探索を行った場合は 353 で, 初めの $32 \times 16 (=512)$ と比べて入力数が 31% 削減されているのに対して, 本手法で得られた入力数は 221 であり, 入力数が 56% 削減されている. さらに, 本手法では, トータルの重みの数がバイ

Fig. 5 (a) The relationship between the fitness value and the number of inputs

Fig. 5 (b) The relationship between the fitness value and the recognition accuracy

アス項も含めて 4524 個であり, すべての入力を用いたときの 10344 個に比べると, 計算量を大幅に削減していることが明らかである. 一方, ニューロ構造を最小化する方法として石川の提案した忘却を用いた構造学習アルゴリズム¹⁴⁾がよく知られている. そこで, 比較のためにこのアルゴリズムを用いたところ, トータルの重みの数はバイアス項も含めて 7826 個であった. このことから, 本手法の有効性を検証することができた. 近年では, フーリエ変換後のスペクトルの対称性を考える方法もあり¹⁵⁾, この方法に従うと入力数 288 個, トータルの重み 5864 であり, 本手法の方が 23% 削減しているが, 本論文では GA と SA を併用し, 入力を決定することが目的であるため, はじめは全てのデータを用いて考察し, GA と SA を用いた場合の有効性を検証する. つまり, あらかじめ半分にしなくても, GA と SA を併用し, 入力を決定する際に, 対称性を考慮した入力数が得られるであろう, という考えからである.

GA-SA により得られた入力を, 横軸を円周方向, 縦軸を半径方向とし, プロットした結果を Fig.6 に示す. Fig.6 に

において、グレーは選ばれた入力、黒が対称性を考えた時、重なる部分である。このことから、Fig.6ではいくらかの入力が（対称性を考慮すると）、本来ならば選ばれなくても良い入力であるが、GA-SAによる探索結果を見ると残っている。また、GAのみで得られた入力についても同様にFig.7に示す。Fig.7から、GAのみで得られたNNの入力はGAとSAを併用したときに得られた入力にくらべ、対称性をうまく考慮できていないことが明らかになった。これにより、GAのみでは望ましい解を得られないことが分った。また、GAとSAを併用したときにもいくつか対称性が考慮されていない部分があるが、これらを調べたところ、フーリエ変換後の振幅スペクトルの対称性に若干の数値計算誤差が生じていたところに原因があると考えられる（なお、この対称性では上位3~4桁は一致している）。

ここで、比較のために512個の入力をもつ、通常のBP法で学習させた。NNの条件はGAとSAを併用したときと同様、中間層のユニット数を20とした。さらに、学習・評価を行うときの硬貨の画像枚数も同様である。このとき、99.68%の認識率を得ることができた。これは、320枚の評価用画像のうち、1枚の誤認識であった。しかしながら、自動販売機など実機への適用を考えた場合、認識に要する時間は、500円硬貨を挿入して画像をスキャンしてから認識（真贋の判定）を行なうまでの時間に相当する。このため、認識に要する時間は実用上数百ミリ秒以内であることが望ましい。BP法における認識時間が T 秒であると仮定すると、本手法では約 $T/3$ 秒である。多い演算量が高コストのプロセッサを要求する点を考慮すると、BP法による結果は実用的とは言えない。

次に、フーリエ変換後の振幅スペクトルの対称性を考慮して、あらかじめNNの入力を半分にした場合、99.06%の認識率を得た。これは、320枚の評価用画像のうち、3枚もの誤認識が生じた。また、対称性を考慮した約半分の振幅スペクトルのデータの数値計算上の対称性の不一致を考慮し、残り半分の振幅スペクトル・データを用いてBP法によるシミュレーションを行なった。その結果、先に行なったシミュレーションと同じ99.06%の認識率を得た。したがって、振幅スペクトルの対称性の不一致は認識率を下げる直接の原因ではないと考えられる。これに対して、本手法では512個の入力をもつ、通常のBP法で学習させた時と同じく、99.68%の認識率を得ることができた。しかも、演算量を考えると通常のBP法よりも実用的である。また、すでに提案されている方法^{2)~5)}と比べ、用いた硬貨の画像が身近な（安価な）スキャナで取り込め、しかも、完全な画像でなくて（一部の画像で）よい点から、ハードウェア化を考慮すれば、本手法の有効性は明らかである。

5. 結 言

本論文では、GAとSAを併用したNNシステムの設計法を提案した。本手法の有効性を検証するために、実際の硬貨

Fig. 6 The input by using GA-SA system

Fig. 7 The input by using GA system

の画像を用いて、500ウォン硬貨と500円硬貨の識別を行う計算機シミュレーションを行った。その結果、GAとSAを併用することで、GAのみのときと比べると、比較的短時間で望ましい解（NNの入力）を得る事ができた。このことから、本手法はGA-SAによりNNへの入力信号数を低減化することができた。また、硬貨の画像が安価なスキャナで取り込め、硬貨全体の画像でなく、一部分だけで100%に近い認識率を得ることができた。このことから、計算量も少なく、低コストのシステムが実現できた。

今後は、実機への適用を考えている。

参 考 文 献

- 1) S.Haykin : Neural Networks, Macmillan College Publishing Company (1994)
- 2) F.Takeda and S.Omatu : Recognition System of US Dollars Using a Neural Network with Random Masks, Proc. of the International Joint Conference on Neural Networks, **2**, 2033/2036 (1993)
- 3) 竹田, 大松 : ニューロ貨幣識別ボードの開発, 電気学会論文誌, **1-116-C-3**, 336/340 (1996)
- 4) 福見, 大松 : 遺伝的アルゴリズムによる硬貨認識用ニューラルネットワークの設計, 電学論, **113-D-12**, 1403/1409 (1993)
- 5) 福見, 大松, 西川 : 部分的適応度を考慮した遺伝的アルゴリズムによるニューラルネットワークの設計, システム制御情報学会誌, **9-2** (1996)
- 6) 竹田, 大松, 井上, 尾波, 小西 : ニューラルネットワークを用いた高速搬送紙幣の識別, 電学論, **112-C**, 249/258 (1992)
- 7) 寺西, 福見, 大松 : ニューラルネットによるパターン認識システム, 第34回システム制御情報学会講演会論文集, 105/106(1990)
- 8) D.E.Goldberg: Genetic Algorithm in Search, Optimization & Machine Learning, Addison-Wesley (1992)
- 9) 北野 : 遺伝的アルゴリズム, 産業図書 (1993)
- 10) D.B.Fogel: Evolutionary Computation, IEEE press (1995)
- 11) K.F.Man, et al. : Genetic Algorithm for Control and Signal Processing, Springer (1997)

- 12) Yen-Wei Chen, Tatsuro Enokura and Zensho Nakao : A Hybrid Approach to Blind Deconvolution Using a Genetic Algorithm and Simulated Annealing, Second International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems (Adelaide, Australia), **3/3**, 144/149 (1998/4)
- 13) Foreign Coins in Toll Change Cause Mix-ups, Anger Drivers: *The Daily Yomiuri* (June 30, 1992)
- 14) 石川：忘却を用いたコネクションモデルの構造学習アルゴリズム, 人工知能学会誌, **5-5**, 595/603 (1990)
- 15) 川又政征, 樋口龍雄：多次元デジタル信号処理, 朝倉書店 (1995)

[著者紹介]

満 倉 靖 恵 (正会員)

1997年岡山県立大学大学院情報系工学研究科修了。同年徳島大学工学部知能情報工学科助手、現在に至る。信号処理、生物型情報処理などの研究に従事。

福 見 稔 (正会員)

1987年徳島大学大学院工学研究科修了。同年同大情報工学科助手。95年同知能情報工学科講師、96年同助教授、現在に至る。信号処理、生物型情報処理などの研究に従事。95年本会論文賞。工学博士(京都大学)。

赤 松 則 男

1966年徳島大学工学部電気工学科卒業、71年京大大学院博士課程了。同年徳島大学工学部助手。75年同助教授。87年同教授。工学博士(京都大学)。生体情報工学、非線形回路、音声の認識と合成、電子ペンの研究に従事。