遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークによるStrassenの行列積アルゴリズムの自動導出

KAWABATA, Asuma / 川畑, 明日真

(出版者 / Publisher)
法政大学大学院理工学研究科
(雑誌名 / Journal or Publication Title)
法政大学大学院紀要. 理工学研究科編
(巻 / Volume)
64
(開始ページ / Start Page)
1
(終了ページ / End Page)
4
(発行年 / Year)
2023-03-24
(URL)
https://doi.org/10.15002/00026392

遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークによる Strassen の行列積アルゴリズムの自動導出

USING GENETIC ALGORITHMS AND NEURAL NETWORKS
AUTOMATIC DERIVATION OF STRASSEN'S MATRIX PRODUCT ALGORITHM

川畑明日真
ASUMA KAWABATA
指導教員　李 磊

法政大学大学院理工学研究科応用情報工学専攻修士課程

Strassen's matrix product algorithm is a fast method for computing matrix products. By using the main principles of this algorithm, the computation of the nth-order matrix product can be significantly reduced.

The purpose of this study is to confirm whether Strassen's matrix product algorithm can be automatically derived using Genetic Algorithm and Neural Network. Specifically, we use genetic algorithms to determine the structure of the neural network, including interconnections. Although we could not obtain very practical results for the degree of adaptation, we considered that this was due to the fact that the combination of addition, subtraction, and multiplication was left to the genetic algorithm, which resulted in a different combination of calculations from those that were originally necessary. We should consider the composition of neural networks and increase the number of constraints.

***Key Words** : Genetic Algorithm, Neural network,*

１．はじめに

近年，コンピュータの高速化を行う際にどのような計算に対して高速な処理を行うのかというのは，いろいろな議論が起こっている．中でも，行列積の計算を高速化する手法は長年検討されてきている．行列積を高速に計算する手法として Strassen の行列積アルゴリズム[1]がある．このアルゴリズムの主な原理を用いることで，n 次行列積の計算量を大幅に削減することができる．

本研究では，遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm :GA)とニューラルネットワーク（Neural Network :NN）を用いて自動的にStrassen の行列積アルゴリズムを導けるかを確認することを目的とする．

２．関連知識

（１）遺伝的アルゴリズム

近年，遺伝的アルゴリズムは組合せ最適化の解法に優れているとされ，注目されてきた.この方法は生物進化の過程をダーウィンによる適者生存の過程と考え,現存する生物群を環境に対してより高い適合性を持った準最適な生物とみなす．その上で，繁殖・淘汰，遺伝子の交叉，及び突然変異のプロセスを簡単な数理モデルに置き換え，それを最適化の手法として用いようとするものである[2].

（２）Strassen の行列積アルゴリズム

N次正方行列 A,B,C について，行列積 $C = A \times B$ を計算する際に，Strassen の行

列積アルゴリズムではまず図 1 のように行列 A ,B,C を四分割する．次に $N/2 \times N/2$ 行列である小行列T，Sを作り，小行列Qを計算する．最後にQを用いて行列Cを計算する．Strassen の行列積アルゴリズムにおいて，小行列Qの計算が行列積部分，小行列T, S, 行列Cの計算が行列和部分となる．通常の計算方法では，$N/2 \times N/2$ 行列の積が８回, 和が４回である．一方, Strassen の行列積アルゴリズムは積が 7 回，和が 18 回であり，積の回数が１回少ない．積の計算量は$O(n^3)$, 和は$O(n^2)$であるため，Strassen の行列積アルゴリズムの方が計算量

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix} \quad B, C\text{も同様}$$

$$\begin{array}{lll}
T_1 = A_{12} - A_{22} & S_1 = B_{21} + B_{22} & Q_1 = T_1 \cdot S_1 \\
T_2 = A_{11} + A_{22} & S_2 = B_{11} + B_{22} & Q_2 = T_2 \cdot S_2 \\
T_3 = A_{11} - A_{21} & S_3 = B_{11} + B_{12} & Q_3 = T_3 \cdot S_3 \\
T_4 = A_{11} + A_{12} & S_4 = B_{22} & Q_4 = T_4 \cdot S_4 \\
T_5 = A_{11} & S_5 = B_{12} - B_{22} & Q_5 = T_5 \cdot S_5 \\
T_6 = A_{22} & S_6 = B_{21} - B_{11} & Q_6 = T_6 \cdot S_6 \\
T_7 = A_{21} + A_{22} & S_7 = B_{11} & Q_7 = T_7 \cdot S_7
\end{array}$$

$$\begin{array}{ll}
C_{11} = Q_1 + Q_2 - Q_4 + Q_6 & C_{12} = Q_4 + Q_5 \\
C_{21} = Q_6 + Q_7 & C_{22} = Q_2 - Q_3 + Q_5 - Q_7
\end{array}$$

図１　Strassen の行列式アルゴリズム

が少なくなる．理論上では，$O(n^{2.81})$まで削

減可能である．

３．提案手法

（１）遺伝的アルゴリズムによる神経回路網の構造決定

長尾らは遺伝的アルゴリズムを用いて相互結合を含む神経回路網の構造決定を行う手法を提案した[3][4]．神経回路網を，ユニット間の結合状態を示す遺伝子を持つ仮想的な生物とみなして世代交代させ，目的に適した構造を持つ神経回路網を生成し，ユニット間の結合荷重を １，- １，0，のいずれかに限定し，結合荷重の大きさの調整を，ユニット間の結合状態の変更によって行うことにより，遺伝的アルゴリズムを適用する際の個体の遺伝子型が簡潔になるようにする．本研究ではこの遺伝的アルゴリズムを用いた神経回路網の構造決定の手法を用いることとする．

（２）提案モデル

以下に提案するニューラルネットワークのモデルを示す.入力層,中間層，出力層で構成されており，中間層が 2 層となっている．中間層の一層目で Strassen の行列積アルゴリズムの加減算の部分，すなわち小行列 T,S の作成を行い, 2 層目で乗算，すなわち小行列 Q の作成を行う．そして 2 層目の中間層から出力層への遷移の際に加減算，すなわち解 C を求め，出力を行う形になっている．

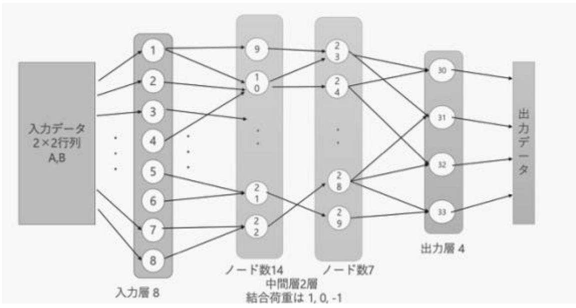

図２　提案モデル

（３）ニューラルネットワークの設定

以下のように遺伝的アルゴリズムの遺伝子とニューラルネットワークの神経網を結びつける．

1. それぞれ 0 または 1 の状態をとるユニットを生成し､ユニットにそれぞれ通し番号を付ける．
2. 遺伝的アルゴリズムの遺伝子とユニットをそれぞれ結びつけ，遺伝子の値により，

各ユニットの重みが変わるようにする．

3. 初めに各ユニットの値を 0 に初期化した後､入力ユニットの値を､入力信号に一致させ､中間ユニット､出力ユニットを番号が小さい順に

状態遷移させる(ここでは一回の信号入出力ごとに各ユニットの状態は0に初期化される)

(4)遺伝オペレータの設定

遺伝的アルゴリズムのオペレータの設定では，現世代の個体群から，次世代の個体群を生成する方法として，適応度の下位一定の割合を淘汰し，上位の個体のペアの交差で子孫を作り個体総数を一定に保つ方法を採用する．また，以下 3 つの設定を取り入れる．

1. 優秀な2つの個体から一様交差により1つの子孫を生成
2. 適応度上位の一定の割合の個体の中から親になる個体をランダムに選択
3. 突然変異は子孫生成の際に 1%～5%程度の低い生起確率で､遺伝子の 1, -1 からそれぞれ別の要素にランダムに変更

(5)遺伝オペレータの設定

ある個体 $I_i\ (i = 1,2,\cdots,N)$ に対応する神経回路網に対して，n_{total} の信号入力を行った結果，$n_{correct}$ 回の正解の出力信号が得られた場合，個体 I_i の適応度 $f(I_i)$ を次のように定義する．

$$f(I_i) = n_{correct} \,/\, n_{total} \quad (1)$$

4．実験結果

実験結果は以下の通りである．

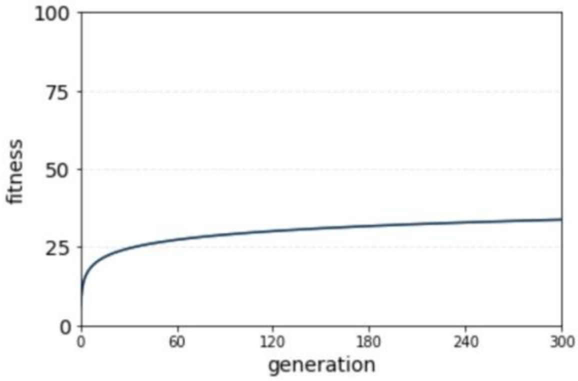

図３　実験結果

5．まとめ

適応度についてはあまり実用的な結果が得られなかった．これは，遺伝的アルゴリズムに加減算・乗算の組み合わせを任せたことにより，本来必要である計算とは異なる組み合わせで計算を行なってしまったためだと考えた．ニューラルネットワークの構成を考え，制約も増やしていくべきである． また，今回の実験では 2×2 行列に対する実験にとどまったが，より行列を大きくし，再帰的に適用させ、n×n 行列に対してどれだけ計算量を小さくする事ができるかを確認することが今後の課題である．

謝辞：研究の遂行にあたり、指導教官として終始多大なご指導を賜った、法政大学理工学部応用情報工学科教授 李　磊先生に深謝致します。最後に、研究室の皆様には、本研究の遂行にあたり多大なご助言、ご協力頂きました。ここに感謝の意を表します．

参考文献

1) Volker Strassen. (1969) Gaussian elimination is not optimal.

2)安居院猛，長尾智晴, 1993 年,『ジェネティックアルゴリズム』 昭晃堂

3) NAGAO.T, Agui Takeshi , Nagahashi Hiroshi, “Structural evolution of neural networks having arbitrary connections by a

Genetic method”, IEICE Transaction on Information and Systems E76-D(6), 689-697, 1993 一般社団法人電子情報通信学会
4) NAGAO.T, Agui Takeshi , Nagahashi Hiroshi, “遺伝的手法による神経回路網の構造進化”,電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-情報処理 = The transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers 75(9), 1634-1637, 1992-09-25 電子情報通信学会情報・システムソサイエティ
5) Ackley, D.H.: An Empirical Study of Bit Vector Function Optimization, Genetic Algorithms and Simulated Annealing, pp.170-204 (1987)
6) Baker, J.E.: Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm, Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, pp.14-21 (1987)