

# 遺伝的アルゴリズムの自己相関連想記憶への応用

門 田 成 治, 野 島 一 雄

愛媛県立医療技術大学紀要 第4巻 第1号抜刷

2007年12月

## 遺伝的アルゴリズムの自己相関連想記憶への応用

門田 成治\*, 野島 一雄\*

### Application of the Genetic Algorithm to an Autocorrelation Associative Memory

Seiji KADOTA\*, Kazuo NOJIMA\*

#### Abstract

There are many unsolved problems in the dynamical understanding of an autocorrelation associative memory. This research aims to study what effect the application of the genetic algorithm to associative memory had on retrieval ability. This algorithm was applied to an autocorrelation associative memory in 400-neuron system of the Hopfield type, and a numerical experiment to check the behavior of the retrieval process was done. It was found that the memory retrieval succeeded if roulette selection was done in the initial population of 10, 30, 60 individuals and a crossover rate and mutation rate were suitably chosen. In the genetic algorithmic optimum answer search it was proved that the previously proposed rectangular input-output function of the neuron was extremely effective. As for the distributed genetic algorithm, the same simulations were done for the two islands, and that validity was confirmed.

**Key words :** associative memory, genetic algorithm, computer simulation, retrieval ability

#### 序 文

ニューラルネットワークに関する研究は人間の脳の情報処理機構を工学的問題の解決に役立てようとするものであり、現在、広い分野で精力的に行われている。その中で自己相関連想記憶は歴史的にも最も古く基本的なものであるが、想起過程の力学的な理解には取り扱い方法が難しく未解決な課題が多く残されている<sup>1)</sup>。筆者たちはニューロンの入出力関数を矩形型に選べば、想起能力が大幅に向上することを示した<sup>2)</sup>。

一方、遺伝的アルゴリズム<sup>3),4)</sup>は生物の進化を工学的に模倣したアルゴリズムであり確率的探索手法として、最適化問題の解法に適している。現在、進化論的分子計算や知能ロボットの開発研究等、多分野に応用され開拓されている<sup>5)</sup>。

ところで、ニューラルネットワークは脳の情報処理機構を非線形動力学とみなしたノイマン型の情報処理手法である。これに非ノイマン型の情報処理手法である遺伝的アルゴリズムの適用は、ノイマン型の手法と融合した新たな情報処理手法の開発に繋がる。しかし、このアルゴリズムをニューラルネットワークの象徴とも言える連想記憶へ適用し想起能力を研究した論文は数少ない<sup>6)</sup>。

本論文は遺伝的アルゴリズムの想起能力への効果を調

べることを目的として、ニューロン数400の2値Hopfield型ニューロン系に意味ある記憶パターン(文字, 数字, 絵等)を50個埋め込み、従来の方法では想起不可能な自己相関連想記憶の現象へこのアルゴリズムを適用した結果について報告する。以下、自己相関連想記憶モデル、一集団の遺伝的アルゴリズムおよび分散遺伝的アルゴリズム<sup>7)</sup>の方法、計算機実験の結果とそれにより得られた知見と今後の課題を述べる。

#### 方 法

##### 1. 自己相関連想記憶モデル

自己相関連型ネットワークでニューロン数400, ニューロンの状態 $S = \pm 1$ の2値Hopfieldモデル $\{S_i = \pm 1\}_{i=1, \dots, N}$ で文字, 数字, 人の顔等の意味のある記憶パターン $\xi^p$ を50個埋め込んだ。

$$\{\xi_i^p = \pm 1\}_{i=1, \dots, N}^{p=1, \dots, P}$$

ここで、 $N$ はニューロン数、 $p$ は記憶パターン数、 $t$ は時間(回数)を表す。系は離散時間で同期的に動作するモデルを用いた。一般に埋め込んだパターンは直交していないので結合係数 $J_{ij}$ には直交化の操作として、ムーア・ペンローズの一般化逆行列 $\xi^* = (\xi^T \xi)^{-1} \xi^T$ から導かれる

\*愛媛県立医療技術大学保健科学部臨床検査学科

$$J = \xi \xi^* = \xi (\xi^T \xi)^{-1} \xi^T$$

を使用した。 $i$  番目のニューロンへの信号の入力  $h_i^t$  をとすると、そのニューロンの時間変化は

$$S_i^{t+1} = \text{sgn}(h_i^t)$$

とする。ここで  $\text{sgn}(x)$  はステップ関数で、 $h_i^t$  は

$$h_i^t = \sum_{j \neq i} J_{ij} S_j^t$$

である。系のエネルギー  $H$  は

$$H = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1(i \neq j)}^N J_{ij} S_i S_j$$

で定義され、系はエネルギー  $H$  が減少する方向に時間変化する。

系と思い出そうとしている記憶パターン  $\mu$  との重なり の程度を表すオーバーラップ  $m_i^\mu$  は

$$m_i^\mu = \frac{1}{N} \sum_i \xi_i^\mu S_i(t)$$

で与えられる。

想起能力の向上には、ニューロンの入出力関係に非単調関数を用いた森田ら<sup>8)</sup>の部分反転法がある。Nishimoriら<sup>9)</sup>も入出力関係を階段型非単調関数でコンピュータシミュレーションを行い、森田らの発案を支持している。

本研究では、ニューロンの入出力関数として通常のステップ関数と図1に示す矩形関数<sup>2)</sup> (パルスの位置  $a$  と幅  $w (= b-a)$ ) にとり、想起が成功しない過程に次節で説明する遺伝的アルゴリズムを応用した場合の想起能力の様相を調べた。

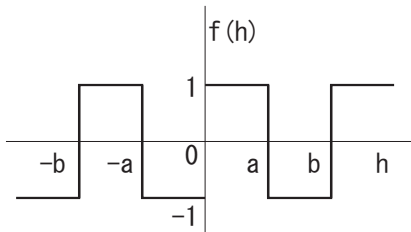


図1 ニューロンの矩形型の入出力関数  
パルス幅  $w=b-a$

## 2. 遺伝的アルゴリズム<sup>4)</sup>

遺伝的アルゴリズムは自然界における生物の進化モデル、すなわち世代 (generation) を形成している個体の集合 (個体群) の中で、環境への適応度 (fitness) の高い個体が次世代により多く生き残り、交叉および突然変異を起こしながら次の世代を形成していくという自然淘汰の原理を模した最適化法である。最適化問題の目的関数を適応度にとり、この目的関数に対して最適値を与えるような解を確率的に探索して求めるという新たな情報処理手法である。歴史的には遺伝的アルゴリズムの研究は1960年代 J. H. Hollandら<sup>10)</sup>によって始められ、現在では多方面に応用されている。

### 1) 一集団の遺伝的アルゴリズム

自己相関連想記憶への遺伝的アルゴリズムの適用として、本研究では個体として固定長  $N=400$  ピクセルの  $-1$  と  $1$  の記号列である染色体に対応させた。個々の記号が遺伝子に相当する。この個体に実数値の評価値を付加した。個体の集団、個体群に対して選択、交叉、突然変異という遺伝的操作を繰り返し行って解の検索を行った。図2にこの流れを示す。

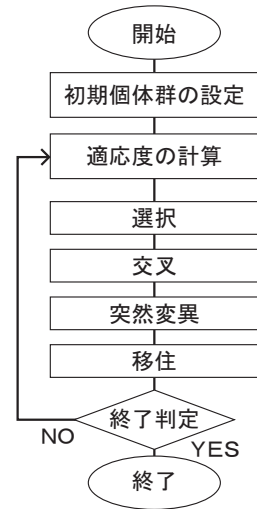


図2 遺伝的アルゴリズムの計算の流れ

- (i) 個体群の初期設定：ランダムに複数の個体 (染色体) を生成し、これらの集団を初期個体群とする。本研究では最大個体数を60とした。
- (ii) 評価：各個体 ( $i$ ) の持つ染色体と思い出そうする画像との重なり の程度 (オーバーラップ)  $f_i$  を評価値  $f_i$  とした。本研究では次世代への生き残りやすさである適応度 (fitness)  $f_i$  と評価値  $f_i$  と同一に取り扱った。
- (iii) 選択：集団内から子孫を残すにふさわしい親となる個体 (染色体) を確率的に2個選ぶ操作である。本研究ではルーレット選択を採用した。それぞれの個体の選択確率は  $p_i$  は  $p_i = f_i / F (i=1, 2, \dots, N)$  で与えられる。ただし、

$$F = \sum_{i=1}^N f_i$$

であり、 $N$  は個体数である。

- (iv) 交叉：個体の集団から選択された2つの個体を親として子孫をつくる操作である。個体の集団のうち交叉する個体数の割合を交叉率 (crossover rate) という。一般に染色体情報を交換する交叉方法には一点交叉、二点交叉、一樣交叉という3通りの方法がある。本研究ではランダムに1つの交叉点を定め、その点を境目に遺伝子を交換する一点交叉を採用した。
- (v) 突然変異：突然変異は染色体上の遺伝子座の遺伝

子を別の遺伝子に置き換える操作であり、本研究では1と-1の入れ替えになる。染色体のうち変異する割合を突然変異率(mutation rate)という。

(vi) 終了判定：計算の終了条件として、本研究では世代数にした。

## 2) 分散遺伝的アルゴリズム<sup>7)</sup>

一集団の遺伝的アルゴリズムでは個体(染色体)数や世代数の増加、評価値や適応度計算の複雑化は多大な探索時間を要することになり、さらに局所的な解(擬似アトラクター)に陥る可能性も増大する。この問題を回避する方法として個体群を複数の集団に分割し、そのそれぞれ分割された集団に対して並列的に処理を行う分散遺伝的アルゴリズムが提案された。

分割された集団は島(island)とも呼ばれ、分散遺伝的アルゴリズムは島モデルとも呼ばれる。このモデルでは各島において独立に遺伝的操作(選択, 交叉, 突然変異)を行い、さらに島間での個体交換である移住という操作が新たに加わる。移住では数世代に1回、島間で複数個の個体を交換する。このとき各島における移住個体の割合を移住率、移住を行う世代間隔を移住間隔と呼ぶ。

本研究では島数を2とし島間で同数の個体を移住させる手法をとり、移住間隔は1世代ごととした。移住個体の抽出方法として各島の適応度の大きい個体と小さい個体を同数選出し、遺伝的操作の後に移住操作を行った。

## 実験と結果

本研究で行った数値実験を以下に示す。記憶パターン数40及び50(1ニューロンあたりの記憶パターン数0.1及び0.125)で、初期個体群の個体数を10, 30, 60の3種類で生殖のパラメータである交叉率と突然変異率を変化させて想起能力の様子を調べた。まず初期個体群の個体(初期染色体)をランダムに設定した。これらの初期染色体と思い出そうとする特定な記憶パターンとのオーバーラップ(0.05以下)は想起が成功するか否かの境界値である臨界オーバーラップ以下であり、想起不可能な初期値である。個体群の各個体に想起回数 $t=20$ まで想起を試行し、 $t=20$ でのオーバーラップをFitnessとして採用し、選択, 交叉, 突然変異という生殖操作を100世代まで行い想起過程の振る舞いを調べた。

### 1. 個体数依存性について

記憶パターン数40, 交叉率0.5, 突然変異率0.001での個体数依存性を図3(a), (b), (c)に示す。図中の実線は各世代における個体群のFitnessの最大値(Vmax), 点線

は平均値(Vave)を表す。個体群の個体数が増えるにつれFitnessが増加し、世代による変動が小さくなることが分かる。この実験条件(交叉率0.5 突然変異率0.001, 個体数60)では、Fitnessは0.92程度で飽和し完全な想起(Fitness=1.0)には至らない。

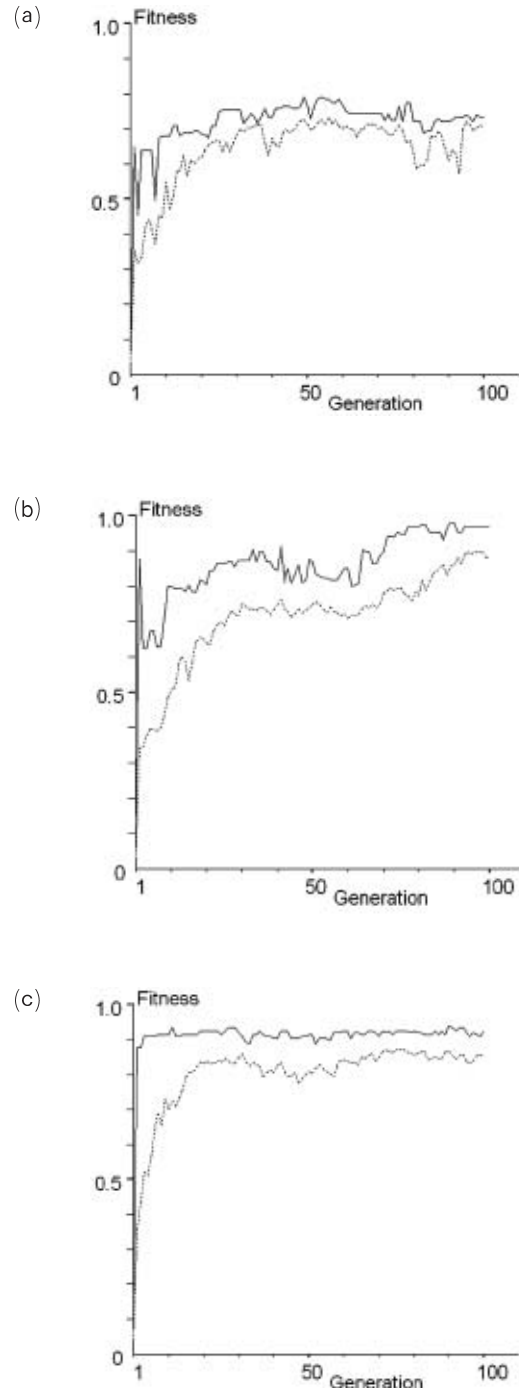


図3 交叉率0.5, 突然変異率0.001での個体数依存性

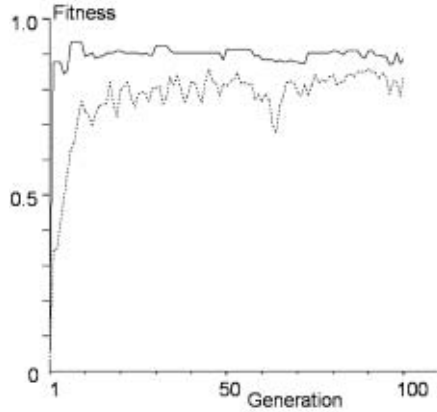
(a)個体数10 (b)個体数30 (c)個体数60  
実線はFitnessの最大値(Vmax), 点線はFitnessの平均値(Vave)を表す。

## 2. 交叉率依存性について

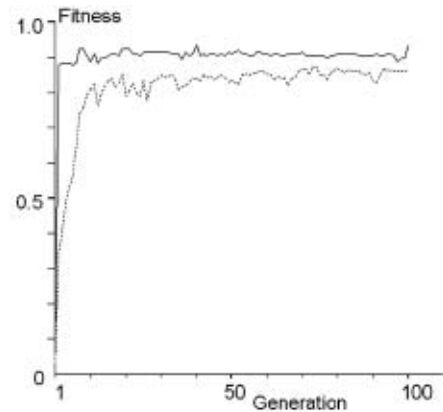
記憶パターン数40で突然変異率を0.001に固定して交叉率を0.1, 0.3, 0.5, 1.0の場合について調べた。個体数30での実験データを図4(a), (b), (c), (d)に示す。交叉率が0.5より大きい場合, 世代数が100に近づくにつれFitnessは1.0に接近し想起が成功する。さらに記憶パターン数40と50の

場合のVmaxとVaveの1世代から100世代までの平均(global average)の交叉率依存性を図5に示す。図5(a)は記憶パターン数40の場合で, 交叉率が1.0に近づくにつれFitnessが上昇する。しかし図5(b)の記憶パターン数50ではこの傾向が薄れることが判明した。

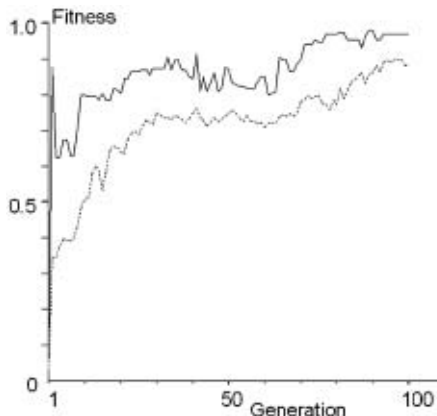
(a) 交叉率0.1



(b) 交叉率0.3



(c) 交叉率0.5



(d) 交叉率1.0

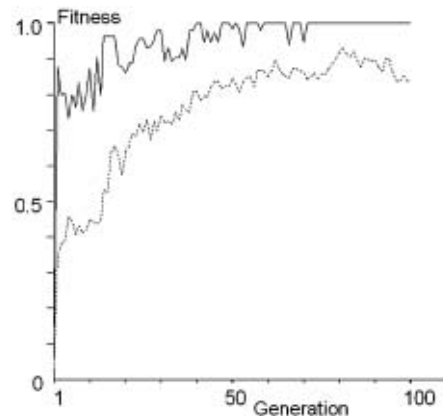
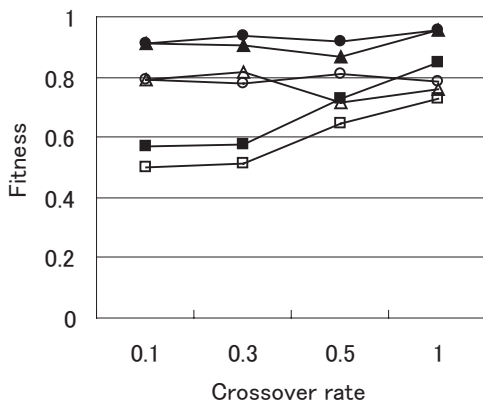


図4 個体数30, 突然変異率0.001での交叉率依存性  
実線はVmax, 点線はVaveを表す。

(a) 記憶パターン数40



(b) 記憶パターン数50

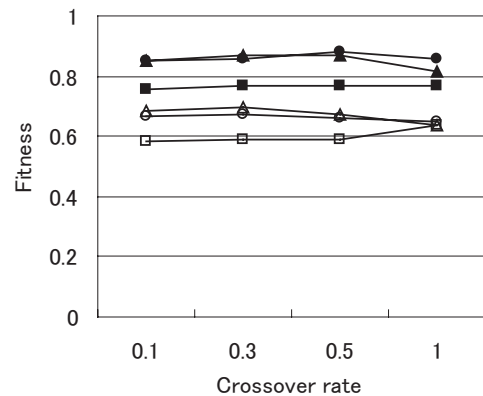


図5 交叉率依存性

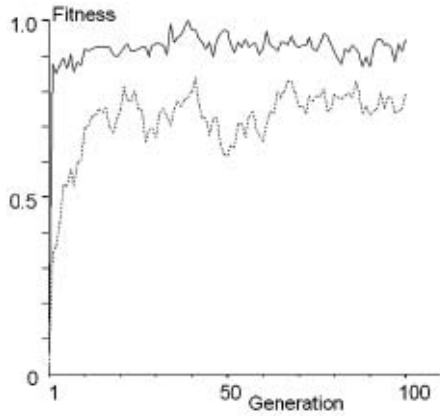
■ 個体数10でのVmax, □ 個体数10でのVave,  
▲ 個体数30でのVmax, △ 個体数30でのVave,  
◆ 個体数60でのVmax, ◇ 個体数60でのVave

### 3. 突然変異率依存性について

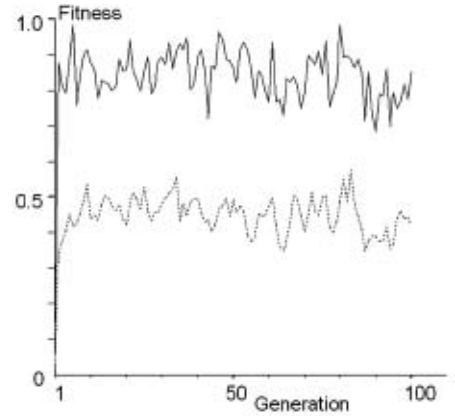
記憶パターン数40, 個体数10, 30, 60で交叉率を0.0に固定して突然変異率0.01, 0.1, 0.3, 0.5の場合について調べた。個体数30での実験データを図6(a), (b), (c), (d)に示す。記憶パターン数40と50のVmaxとVaveの1世代から100世代までの平均 (global average) の突然変異

率依存性を図7に示す。記憶パターン数40と50に共通して突然変異率が大きいほどFitnessが減少し、さらに世代による変動も大きくなる。このことは突然変異率には小さい値に最適値が存在することを示唆している。

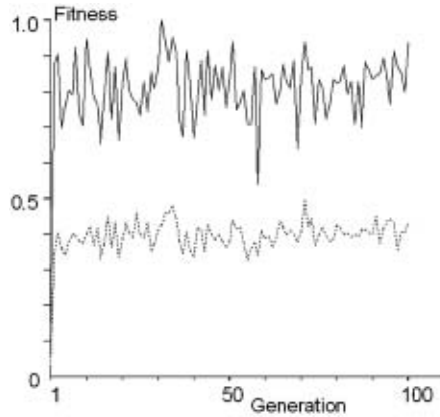
(a) 突然変異率0.01



(b) 突然変異率0.1



(c) 突然変異率0.3



(d) 突然変異率0.5

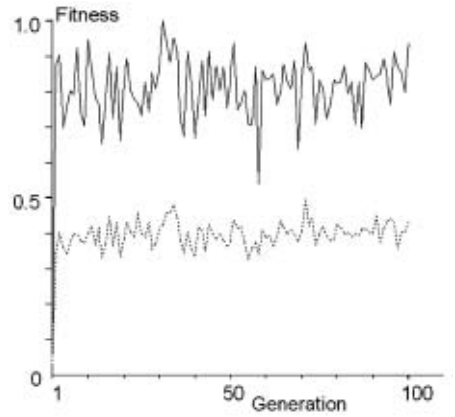
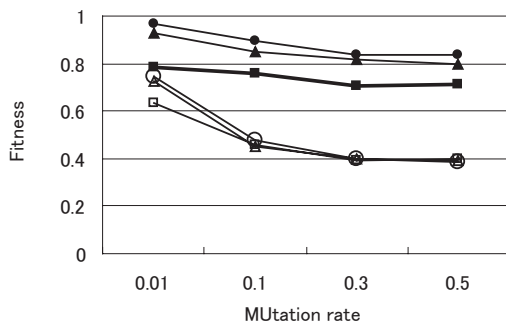


図6 個体数30, 交叉率0.0での突然変異率依存性  
実線はVmax, 点線はVaveを表す。

(a) 記憶パターン数40



(b) 記憶パターン数50

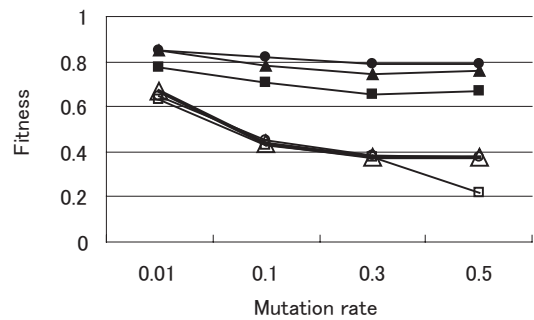


図7 突然変異率依存性

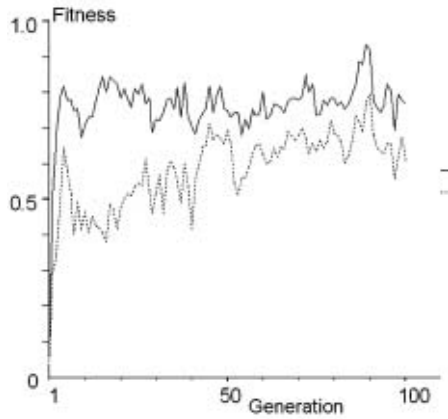
■ 個体数10でのVmax, □ 個体数10でのVave,  
▲ 個体数30でのVmax, △ 個体数30でのVave,  
◆ 個体数60でのVmax, ◇ 個体数60でのVave

#### 4. 矩形型のニューロン入出力関数の適用について

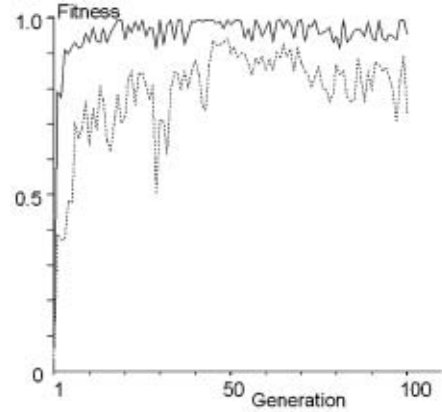
記憶パターン数50においてステップ関数（ニューロンの入出力関数）では完全想起（Fitness=1.0）に達しないので、矩形関数を適用してその様子を調べた。図1で $a=1.3$ ,  $w=0.5$ の矩形関数を想起回数 $t=2\sim 5$ に適用した。交叉率0.5, 突然変異率0.01の場合を図8(a), (b), (c), (d)

に示す。個体数10でステップ関数の場合が図8(a), 矩形関数の場合が図8(b)である。個体数30でステップ関数の場合が図8(c), 矩形関数の場合が図8(d)である。これらの結果より矩形関数の適用は系を早い世代で完全想起に至らし、解の探索能力を大幅に増加させることが分かる。

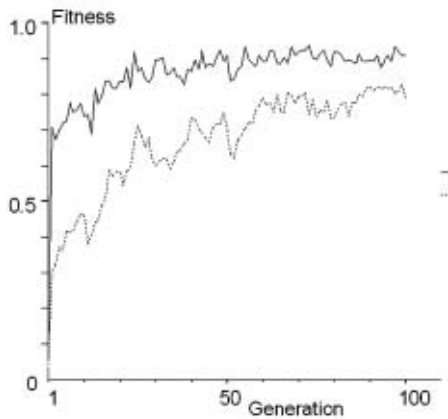
(a) 個体数10



(b) (a)に対して適用



(c) 個体数30



(d) (c)に対して適用

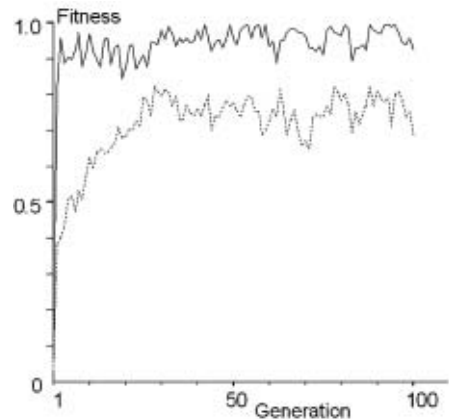
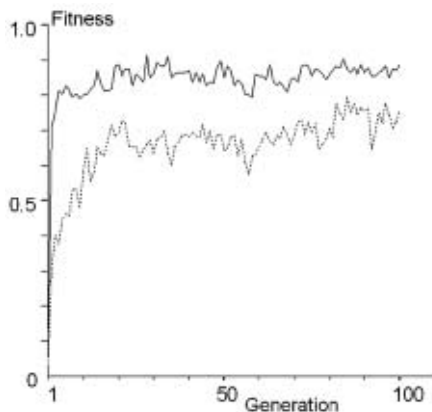


図8 記憶パターン数50で矩形型の入出力関数の適用  
図1の矩形型の入出力関数( $a=1.3, w=0.5$ )で想起時間 $t=2, 3, 4, 5$ に適用。  
実線は $V_{max}$ , 点線は $V_{ave}$ を表す。

## 5. 分散遺伝的アルゴリズムについて

本実験ではCPU 1個の計算機で並列処理的なプログラムを採用したので計算負荷の軽減には対応しないが、より最適な解を探索できるかどうか調べた。初期個体集団を2つに分割し、つまり島数2で個体数は一定として、島1のFitnessの小さい個体と島2のFitnessの大きい個体の同数入れ替えという移住操作を行った。なおニューロンの入出力関数はステップ関数である。島数1、個体数30の場合(移住なし)と、島数2、各島の個体数15の場合(移住あり)を比較した。実験条件は記憶パターン数50、交叉率0.5、突然変異率0.01とし、移住個体数5、移住間隔1世代とした。その結果を図9(a)、(b)に示す。図9(a)より島数1では世代が大きくなってもFitnessの増加は飽和し一定値に留まる傾向を示している。図9(b)では移住によりFitnessは世代と共に増加の傾向を示している。このことは移住という行為で島内の解探索に多様性が生じ擬似アトラクターを避けていることを示唆している。さらに世代数を上げることにより完全想起に近づくと推測される。

(a) 島数1, 個体数30



(b) 島数2, 各島の個体数15

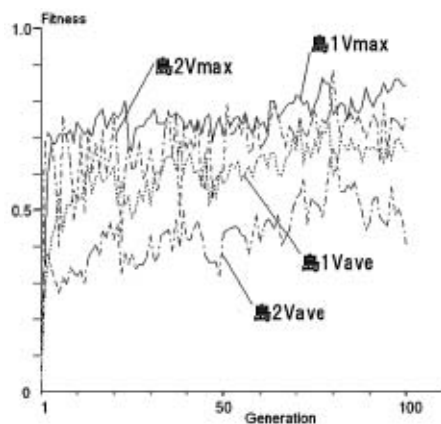


図9 分散型遺伝的アルゴリズム

記憶パターン数50、移住個体数5、移住間隔は1世代ごと、交叉率0.5、突然変異率0.01での移住の効果。実線は島1のVmax、点線はVaveを表す。

一点鎖線は島2のVmax、二点鎖線はVaveを表す。

## 考 察

本研究はニューロン数400、記憶パターン数40と50(1ニューロンあたりの記憶パターン数0.1と0.125)で初期オーバーラップ0.05以下という実験条件であり、ニューロンの入出力関数が通常のステップ関数では連想記憶の想起が成功しない条件である。個体数10, 30, 60というパラメータで遺伝的アルゴリズムを適用した際、交叉率、突然変異率を適当に選べば、記憶パターン数40では個体数60のとき80世代あたりで想起が成功する。この現象はまさに遺伝的アルゴリズムの効果であろう。しかし記憶パターン数50では想起が成功しない。今後の検討課題として世代数や個体数をさらに増やして実験することであろう。一般的に個体数を増やすことは探索点の数を多くして目的解を探すことになり、想起は成功しやすくなる。しかし当然、計算負荷も大きくなる。逆に探索点を少なくすると局所的な擬似アトラクターに落ち込みやすい。個体数10, 30の実験で想起が成功していないデータはそれを示しているのであろう。また図5, 図7より、交叉率と突然変異率の想起の最適解への影響は突然変異率の方が交叉率よりも大きいことが分かった。

先に筆者たちは自己相関連想記憶での想起能力の向上にはニューロンの入出力関数として矩形型の関数の提案<sup>2)</sup>をしたが、図8の結果より遺伝的アルゴリズムを応用した解探索にもあてはまることが実証された。

分散型遺伝的アルゴリズムにおいては、移住個体数(移住率)や移住間隔という新たなパラメータが増え、計算はより複雑になる。今回の実験は最も基本となる島数2、移住個体数5、移住間隔1世代というパラメータで行った。図9より今後、島数、移住個体数というパラメータを変えて系統的な実験を進めることが課題であろう。

概して、遺伝的アルゴリズムは最適化問題の目的関数を適応度にとり、この目的関数に対して最適値を与えるような解を確率的に探索して求めることである。生物の進化においては環境への適応が自然淘汰の要因になる。本研究では目的関数を想起過程のダイナミクスとし、オーバーラップを適応度(Fitness)と評価値にとり、選択操作としてはルーレット選択を採用したが、これらの方法が適切かどうか検討の余地がある。環境への適応はFitness及び評価値の決め方と選択操作の段階で試行されるからである。また、遺伝的アルゴリズムの解探索能力は極めて優れていると言えるが、確率的な多点探索法であり多大な計算負荷が伴う。今後本研究のような連想記憶に遺伝的アルゴリズムを応用して解探索能力を詳細に調べるにはより高速な計算機が必須となる。

最後に、遺伝的アルゴリズムのニューラルネットワークへの応用としては、Back propagationでの結合係数の最適値の探索例<sup>11)</sup>があるが、本研究により自己相関連想



記憶の想起過程の最適経路探索にも遺伝的アルゴリズムは有効であることが分かった。

## 参 考 文 献

- 1) Nishimori, H. (2001): Statistical Physics of Spin Glasses and Information Processing, Oxford University Press
- 2) 門田成治, 野島一雄 (2006): 自己相関連想記憶において矩形入出力関数を用いたときのダイナミックスの特性, 愛媛県立医療技術大学紀要 3, 23-30.
- 3) Goldberg, D.E. (1989): Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wasley Publishing Company
- 4) 北野宏明 (1993): 遺伝的アルゴリズム 1, 産業図書株式会社
- 5) 北野宏明 (2000): 遺伝的アルゴリズム 4, 産業図書株式会社
- 6) 奈良重俊, DAVIS, P., BANZHAF, W. (1993): 神経回路における複雑なダイナミックスの機能性, 「ニューラルシステムにおけるカオス」, 合原一幸編著, pp.285-308. 東京電機大学出版局
- 7) Tanase, R. (1989): Distributed Genetic Algorithms, Proc.3<sup>rd</sup> International Conference on Genetic Algorithms, 434-439.
- 8) 森田昌彦, 吉沢修治, 中野馨 (1990): 自己相関連想記憶の想起過程とその改良, 電子情報通信学会論文誌, J73-D-II, 2, 232-242.
- 9) Nishimori, H. and Opris, I. (1993): Retrieval Process of an Associative Memory With a General Input-Output Function, Neural Networks, 6, 1061-1067.
- 10) Holland, J.H. (1975): Adaptation In natural and Artificial Systems, University of Michigan Press
- 11) Oeda, S., Ichimura, T., Terauchi, M., et al. (2000): Adaptive Evolution Learning Method of Neural Networks using Genetic Algorithms under Dynamic Environments, Fourth International Conference on Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems & Allied Technologies, UK, 742-745.

選択を行い交叉率, 突然変異率を適当に選べば想起が成功することが分かった。先に筆者たちが提案したニューロンの矩形入出力関数は本アルゴリズムの解探索にも有効であることが判明した。分散型遺伝的アルゴリズムにおいては, 島数 2 で同様なシミュレーションを行い, その有効性を確認した。

---

## 要 旨

自己相関連想記憶の力学的な理解には未解決な問題が多く残されている。本研究は連想記憶への遺伝的アルゴリズムの応用が想起能力へどのような効果をもたらすのか調べることを目的とした。Hopfield 型のニューロン数 400 のシステムにおける自己相関連想記憶へこのアルゴリズムを適用し, 想起過程の振る舞いを調べる数値実験を行った。初期個体群の個体数 10, 30, 60 でルーレット