

計測自動制御学会東北支部第171回研究会(1997. 11. 14)

資料番号171-1

# 遺伝的アルゴリズムにおける 多様性維持とその効果

## Retaining Population Diversity in Genetic Algorithm

○永見 広次\* , 坂野 進\*

○Hirotsugu Nagami\* , Susumu Sakano\*

\* 日本大学工学部

\* College of Engineering, Nihon University

キーワード : 遺伝的アルゴリズム (Genetic algorithm), 多様性 (Population diversity)  
活性化 (Activation), ロボットの運動 (Robot motion)

連絡先 : 〒963 郡山市田村町徳定字中河原1 日本大学工学部機械工学科

永見 広次, tel(0249)56-8774), Fax(0249)56-8774, E-mail sakano@mech. ce. nihon-u. ac. jp

坂野 進\*<sup>1</sup>      永見 広次\*<sup>2</sup>

## Retaining Population Diversity in Genetic Algorithms

By Introducing New Populations

Susumu SAKANO and Hirotsugu NAGAMI

The genetic algorithm (GA) simulates the process of natural evolutions and the usual GA is based on the mechanisms of natural selection in natural genetics: selection, crossover and mutation. The GA has problems of premature local convergences and long repetition computation which arise from a loss of population diversity. This paper proposes a new genetic algorithm technique by introducing new populations into each generations of the computation. To retain population diversity in GA, we propose the genetic algorithm by introducing activation method. This method is applied to the inverse kinematics of the five degrees robot and shows the effectiveness of this method better than the simple GA (SGA). The efficient difference between the new genetic algorithm and the commonly used genetic algorithm is shown as the comparison of the required genetic generations.

*Key words:* genetic algorithm, population diversity, activation, robot motion

### 1. ま え が き

最近、生態系における情報処理を模擬する最適化や探索問題の解法の一つとして遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm: 以下GAと略する) が注目されつつある。Holland らにより提唱され、研究が進められてきたGAは目的関数の数学的性質や制約条件の制限が少ないために広範囲な問題解決に適用可能という特徴を有している。しかし、GAは初期収束や局所解に陥り易い問題とともにGAには最適解に早く収束させる機能を有していないので、問題ごとに演算子やパラメ

ータの値を調節することにより問題に対処しているものが多々見られる。与えられた問題に対して問題固有の性質を取り入れたアルゴリズムを見出し、問題の解決の効率化を行っている。本来のGAの汎用性が高く広範囲な問題に適用可能であるという特徴が崩れて来ている。

上述のような初期収束、局所解および計算時間の短縮化などの問題を解決する方法は進化の世代における個体集団の多様性を維持することである。この様な考え方を基にした試みが行われている。<sup>5)~8)</sup>しかし、選択、交叉、突然変異よりなる自然淘汰という枠組みの中で小手先の、あるいは経験的に固有の処理を施している場合が多く、解決を特殊化している。

そこで本研究では、GAの最大の特徴である交叉および突然変異に何らの操作を加えずに、個体集団内に

\*原稿受付 平成 年 月 日

\*1 正員 日本大学工学部 (〒963 仙台市青葉区中瀬1)

\*2 日本大学工学部

多様性を維持して行くための方法として、活性化の方法を提案する。活性化とは“異種混合による活性化”で、ある世代における個体群の一部を初期化することである。この手法は個体群全体を破壊することなく個体群の中の個体の多様化を導き、確率的に発生箇所を定めるのではなく、確定的に発生箇所を指定する。

本研究では、活性化の手法を取り上げ、その内容を説明するとともに具体的にロボットの逆運動問題の解析に適用することにより、その有効性を示す。

## 2. 多様性の評価方法

遺伝的アルゴリズムの適用においては問題を遺伝子として表すコーディング（符号化）が問題解決の主要部を占めていると言われている。図1に示すようにM個の遺伝子からなるN個の個体からある世代が構成される。個体のとりうる記号、すなわち対立遺伝子がr個存在するとする。この場合における個体の遺伝子座jの情報エントロピーは以下の様に表される。

$$H_j(N) = - \sum_{i=1}^S p_{ij} \log p_{ij} \quad (1)$$

ここに、 $p_{ij}$ はi番目の記号が遺伝子座jに出現する確率である。 $p_{ij}$ は以下のように表される。

$$p_{ij} = \frac{\text{遺伝子座 } j \text{ に現れた } i \text{ 番目の記号の数}}{\text{個体の数 } N} \quad (2)$$

個体群の多様性を表す平均情報エントロピーは次式で求められる。

$$H(N) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M H_j(N) \quad (3)$$

式(3)を用いて遺伝的アルゴリズムを適用した問題における各世代の個体の多様性を評価可能である。遺伝子を{0, 1}に対応させ個体を表現した場合には上式はより簡単となる。

$$H(N) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M [-q_j \log q_j + (1-q_j) \log(1-q_j)] \quad (4)$$

ここに、 $q_j$ は遺伝子座jにおける{0}または{1}の個体数Nにわたる総数である。式(4)を用いた多様性の評価においてその値が大であれば多様性が高くまた、小であれば多様性が低いことを表している。

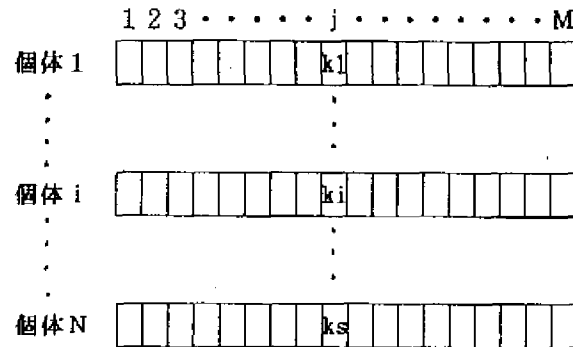


Fig. 1 Genetic information entropy

## 3. 活性化手法の概要

### 3.1 GAの問題点

GAの持つ問題点を以下のような二つの側面で整理する。

第1は生物学的側面で、GAは一つの系の中での僅かな変化を頼りに進化して行く自然淘汰型の手法である。交叉は同じ系の中でのみ行われるので、系の中には同一種類の氾濫が生じている。突然変異により種の活性化すなわち多様性を保とうとしているが、適度な確率での突然変異は種全体を多様化できるほど強力な力を持つものではない。一方、処理の中で高い確率の突然変異を用いることは交叉の処理の効果を損なうこととなる。多様性は保たれるが、余りにも多様化し過ぎると計算時間の短縮化の点からは逆効果となりかねない。

第2は工学的側面で、GAを用いた解析では解の収束する時点が予測不可能である。構造上、取り得る値は必ず見出させるが、数百世代で収束する場合もあれば、数十万世代でもなお最適解に到達できない場合も存在する。この問題を解決するに必要な課題は二つある。収束速度の向上と収束速度のばらつきの減少である。後者の課題については、GAは処理過程の中に乱数を多用しており、その基本的操作を変更しない限り現状では解決困難である。前者の課題の収束速度を速めるアプローチが現段階においては有効である。世代を構成する個体群の中でのある程度の多様性の維

持と収束速度の向上は一体となったものであり、前述のように種々の試行錯誤が行われている。しかし、それらの大部分は自然淘汰という枠組みの中でのみ行われている。個々の問題に対して個々のアプローチの検討が行われているためにGAが本来有していた汎用性が失われつつある。系統的な解決策を見出すことが必要である。

### 3. 2 活性化手法

GAは大局的な収束は速いが、局所解から抜け出すのは極めて遅い。ある世代で優秀な個体がしばらくその優位を保った時に、その個体の遺伝子パターンを有する子孫が増殖する。このような状態ではGAは極めて安定で、突然変異による異なる個体の発生を待つより方法はなくなる。遺伝子の一部分がその個体の適合度を支配している場合などでは、突然変異により遺伝子がより優秀になる可能性はより低くなる。GAではその様な状態が多く、進化のある段階から収束速度が鈍くなっている。この様な状態から脱出するためにはある世代での優秀な個体の増殖を妨げ、個体群として不安定な多様な状態にすることが必要である。

提案する活性化の手法は個体群の一部を完全に初期化する方法である。GAのメインは交叉であり、活性化も交叉を支援するような形をとる。個体群全体に対して余り多くない数の個体を初期化する。位置については、優秀な個体を初期化しないように適合度の低い個体を初期化する。図2に活性化の手法の概念を示す。

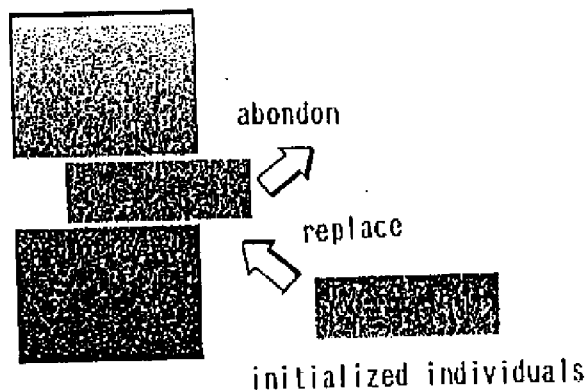


Fig. 2 Structure of activation

図に示すように個体群の中のある部分と初期化した個体との入れ替えを行う。

## 4. ロボットの逆運動解析への適用による手法の評価

提案する活性化の手法をロボットの逆運動解析に適用することにより、従来の単純GA (SGA) との比較を行う。ロボットの逆運動学はエンド・エフェクタの位置と姿勢との目標に対してロボットの関節角の出力を求めて行くことであるが、以下では、手法の比較に重点を置き、位置のみを目標として与えた場合について解析する。

### 4. 1 ロボットの運動問題のコード化

問題空間とGAの遺伝子型との対応を取ることはGAにおけるコード化と呼ばれている。GAを用いた問題解決の大部分はコード化の善し悪しによると言われている。N自由度の多関節ロボットの個々の関節角を $\Phi_i$ とする。図3に示すように個々の関節角の角度を量子化し、mビットで表す。N自由度のロボットでは $(m \times N)$ ビットで一つの個体が表現される。ロボットの運動においては、関節角の精度から考えると、mは16ビットで十分である。例えば、6自由度の多関節ロボットでは96ビットで一つの個体が表現される



Fig. 3 GA coding of N degrees of freedom robot

### 4. 2 ロボットの逆運動解析へのアプローチ

解析の対象として5自由度の多関節ロボット (ムーブマスタ2:三菱電機製) を取り上げる。図4に示すように関節角 $\Phi_1$  から $\Phi_5$  までの5個の角度をそれぞれ16ビットで表し、一つの個体とする。

個体の淘汰を行うに必要な適応度として次式を用いた。この値が小さいほど個体の適応度が高く、生き残る確率が高くなる。

$$\text{適応度} = (X - X^*)^2 \quad (5)$$

ここに、 $X$ は各個体に対応したロボットのエンド・エフェクタの位置を、 $X^*$ は目標とする位置決めの位置である。エンド・エフェクタの目標位置を与えて、目標位置に到達できる各関節角を求める。なお、次式を満足する個体の出現を計算の終了条件とした。

$$\left| \frac{X - X^*}{X^*} \right| \leq d \quad (6)$$

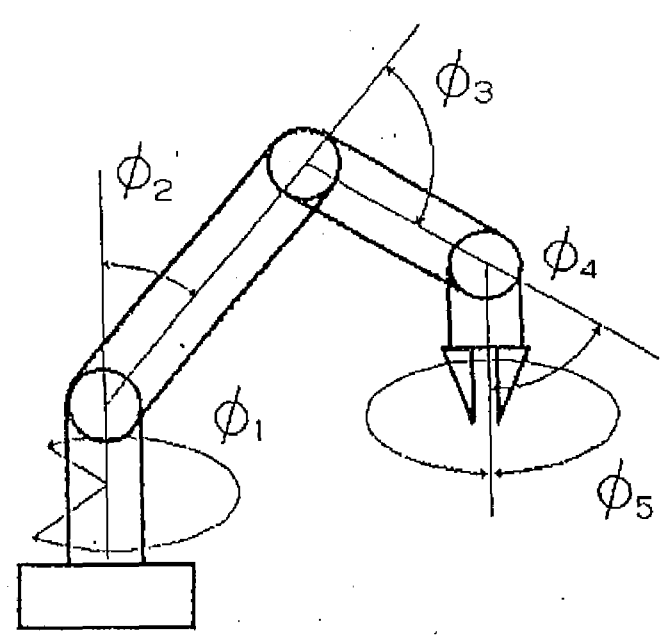


Fig. 4 Coding of articulated robot

### 4.3 GAによる解析の手順

活性化の手法を用いたGAによるロボットの逆運動解析の手順は以下のようなステップとなる。なお、GA演算およびパラメータの条件は表1に示すものとした。

[ステップ1] : 第0世代の個体を100個乱数により生成する。ロボットの関節角はそれぞれ運動可能な範囲があり、制限内で個体の生成を行う。

[ステップ2] : 各個体に対して式(5)により適応度を計算し、適応度の高い個体順に並べる。

[ステップ3] : 適応度の高い上位の個体10個とそれ以外の90個の中からランダムに選んだ10個の計20個の個体を親として一点交叉を行い20個の子の個体を生成する。

[ステップ4] : 上記の親の個体を除く、適応度の下位の個体を20個選び上記の20個の子と入れ替えを

行う。これにより常に個体群は100個の個体集団を保つ。

[ステップ5] : 10個の個体をランダムに選び、突然変異の演算処理を行う。突然変異の演算は個体の遺伝子のビットをランダムに1個選び、ビットを反転させる処理である。

[ステップ6] : 10世代毎に再度適応度の順に並べて下位の個体10個を取り除き、代わりに乱数により発生させた新しい個体10個と入れ替えを行う。

[ステップ7] : 終了条件である $d$ を $d=0.016$ としこの目標を満たす個体出現するまで2~7のステップを繰り返し、世代を一つずつ進化させる。

ステップ6の操作が提案している活性化の手法である。一般的には、突然変異の操作は数世代に一回位であるが、ここでは突然変異の効果を高めるために毎世代に突然変異の操作を加えた。その様な場合においても活性化の手法の効果が大きいことを示した。

Table 1 Conditions of calculation

	proposed GA	SGA
initial individuals	100 sets	
initial population	at random	
crossover	one point	
mutation	0.1 at every generation	
selection	roulette selection	
activation	0.1 at each 10 generations	—

## 5. 数値実験結果と考察

### 5.1 数値実験の比較

活性化の手法を用いたGAと代表的なGAであるSGAとをロボットの逆運動解析に適用した場合における計算の収束世代の比較を図5に示す。図中の実線が提案している手法のGAで、破線がSGAの結果である。活性化の手法によるGAの最適解に到達する世代数はSGAの約1/2になっている。活性化の手法を用いたGAの計算の収束が速くなっているのは明白である。GAを適用した解析において、目標値に高速に到達するための条件は“ある世代における最良な個体の遺伝子の適応度がどの位に目標値に近いのではなく最適解となりうる個体がどの位多く存在するか”である。式(4)を用いた情報エントロピーにより多様性

を計算した結果を図6に示す。SGAに比べて、10世代毎に一回の活性化で個体群の多様性を維持している。その結果が計算処理の短縮化となっている。しかし、多様化が進み過ぎるとランダム探索に近づき、かえって計算処理時間が長くなる。また、活性化の周期を短縮すれば多様性が高くなるが計算処理時間が短縮されるとは限らない。この様な関係については次に述べる。

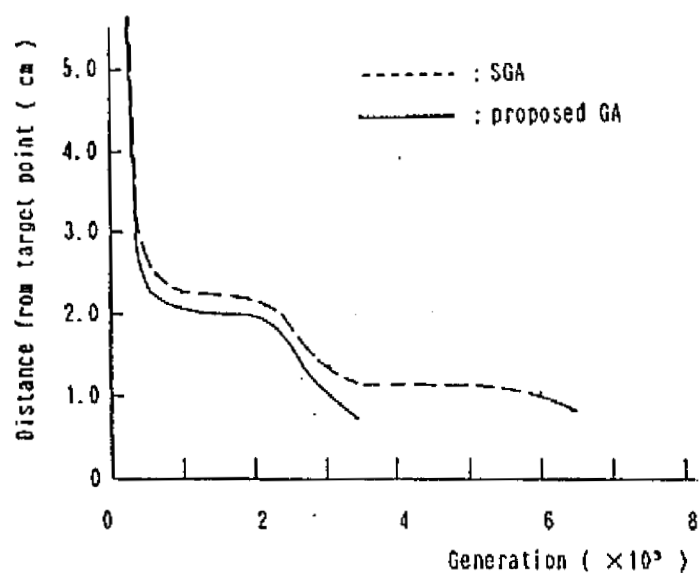


Fig. 5 Comparison of convergent generation

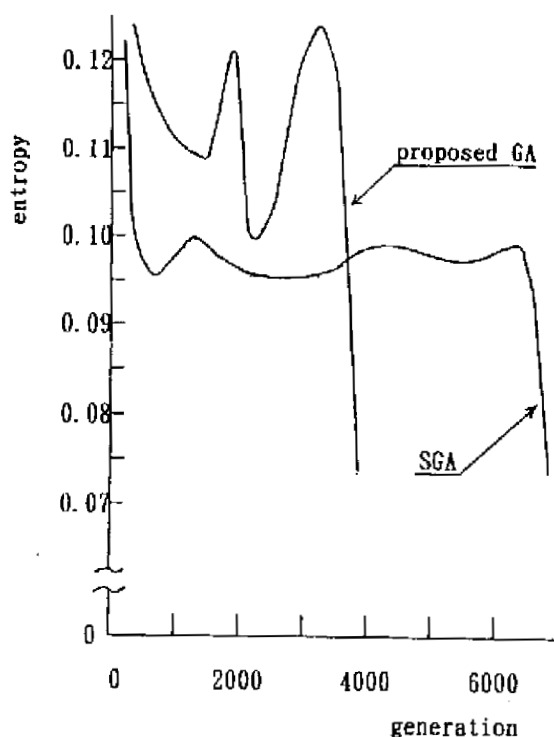


Fig. 6 Comparison of population diversity

### 5. 2 多様性についての2~3の考察

突然変異を多用すれば多様性がより一層維持できるように考えられる。また、突然変異の多用と活性化の手法とは多様性が同じように維持でき、その差異は何かという疑問が出てくる。そこで、突然変異の確率を種々変化させた実験を行い、個体群の多様性と計算処理の収束性について考察する。実験の条件は突然変異の確率を除けば表1の条件に同じである。

図7に突然変異を各世代において種々変化させた割合と計算が収束した世代の関係を示す。対応した多様性を図8に示す。多様性が高くなると計算処理時間が長くなり、また、多様性が低くると同様となることを示している。個体群の多様性にはある度合いがあることを示している。計算処理時間短縮のための個体群の多様性維持の度合いについてはある適度な度合いがあることを示していると考えられる。従来、大きな突然変異の確率を用いることが計算の収束の改善のために効果的であると言われてきた。しかし、本実験結果によりある限界があることを示している。

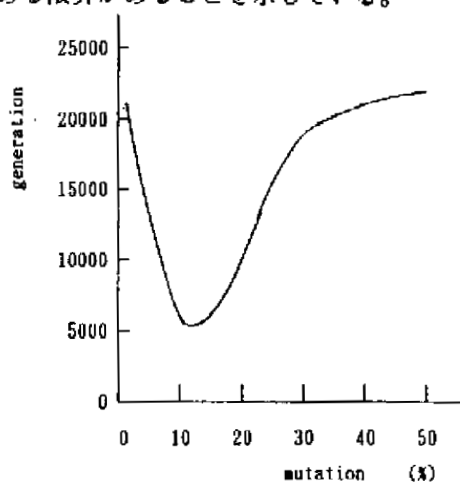


Fig. 7 Effect of mutation

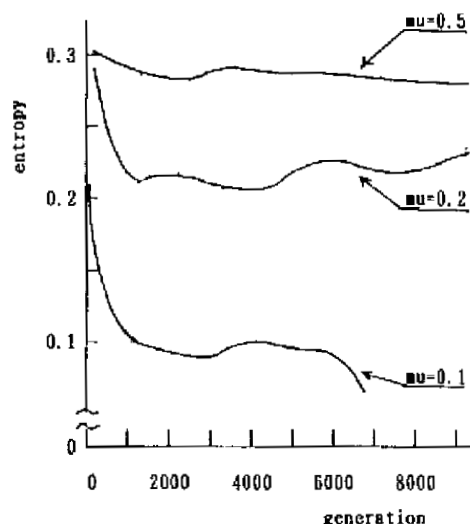


Fig. 8 Change of population diversity

なお、突然変異の演算対象となる個体は個体群全体の中で、確率的に選ばれる。このために確率的突然変異の処理は交叉の処理の効果を損なうこととなっている。突然変異の処理と活性化の処理で同じ程度の多様性を確保可能である。しかし、活性化の導入による方が計算の収束性により効果的である。この理由は活性化の手法は交叉の効果を損なうことのない手法であることによると考えられる。

次に、活性化の演算処理を行う世代を変化させた実験結果を図9に示す。30世代前後に一回の処理が最も効果がある。計算の収束性とある適度の多様性の範囲との関係があるようであるが、今後の検討課題である。

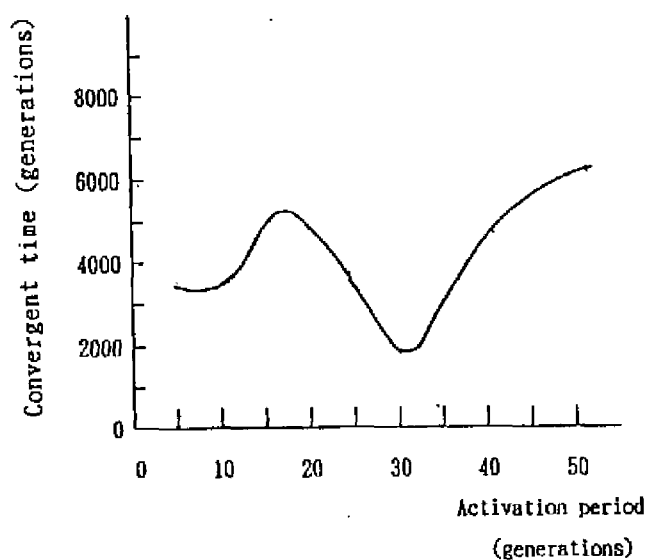


Fig. 9 Effect of activation period

以上に検討してきた結果に示したように提案した個体群の中の個体の多様性を確保するための活性化の手法は個体群を不安定な多様な状態にすることに有効であるからである。比較のために用いたSGAに比べて高速に計算が収束するのはある程度の多様性が収束改善に有効であることが考えられる。また、高い確率の突然変異の処理を行うことは多様性の点では確保できるが、計算の収束改善の点からは逆効果となっている。突然変異の処理の確率はある程度に押さえるべきであると言える。

ここに提案した方法はGAの最大の特徴である交叉を生かし、個体集団内の多様性を維持して行く方法で、従来の自然淘汰の考え方を中心としたGAの枠組みに対して確定的に演算・処理箇所を指定している。この故に人為淘汰の考え方とも言えるものである。自然淘汰の枠組みと人為淘汰の枠組みを組み合わせることに

よりGAの有する汎用性の特徴を崩すことなく計算処理の効率化を図ることが可能となる。ここに述べた活性化の手法は人為淘汰という枠組みの中の一つの方法であり、他にも種々考えられ、別途報告して行きたい

6. ま と め

本報告では、遺伝的アルゴリズムを適用した問題において、各世代の個体群の多様性を維持する方法として活性化の方法を提案した。具体的には、個体群の一部をある世代毎に完全に初期化する方法である。ロボットの逆運動解析問題を適用例として取り上げ、提案した方法が局所解に止まることなく、計算の収束速度の向上を図ることが可能であることを示した。

遺伝的アルゴリズムの高い探索能力と広い汎用性の本来の性質を崩すようなアプローチの仕方はすべきでない。遺伝的アルゴリズムをさらに進化させるにあたって基本的な概念を崩すことなく進めて行けば、遺伝的アルゴリズムはさらに汎用性を高め、大きく飛躍して行くであろう。

参 考 文 献

- 1) J. H. Holland: Adaptation in Natural and Artificial Systems, Univ. of Michigan Press (1975)
- 2) D. E. Goldberg: Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley (1989)
- 3) 北野編：遺伝的アルゴリズム、産業図書 (1993)
- 4) 北野編：遺伝的アルゴリズム2、産業図書 (1995)
- 5) 飯間、三宮：ある製品投入順序問題における遺伝的アルゴリズムの交叉規則のロバスト性、電気学会論文集、115-C-10, (1995), 1208-1214.
- 6) 飯間、三宮：遺伝的アルゴリズムの動作に対する致死遺伝子の影響、計測自動制御学会論文集、31-5, (1995), 569-575.
- 7) 久保田、伊達、福田：遺伝的アルゴリズムにおける年齢構造の導入とその収束性、計測自動制御学会論文集、31-5, (1995), 560-568.
- 8) 市川、石井：遺伝子分布に基づく遺伝的アルゴリズムの多様性維持、計測自動制御学会論文集、30-10, (1994), 1242-1250.
- 9) 稲川、荒川、山川：遺伝的アルゴリズムを用いた2次元構造物の最適トポロジーに関する研究、日本機械学会論文集、C61-587, (1995), 1208-1214.