

# SPGA と DGA の定期的交叉による解探索手法

The solution search method by periodical crossover of SPGA and DGA

勝崎 俊樹

Toshiki KATSUZAKI

**Abstract:** One of the features of GA is that loss of diversity of the population invites convergences to local optima. This problem can avoid by using Distributed GA, but its effect is not enough. So, I propose new method that SPGA with periodical initialization supplies a new individual to DGA.

## 1 はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) は生物が環境に適応して進化していく過程を工学的に模倣したアルゴリズムである<sup>1)</sup>。GA の長所としては、

- 適応できる問題が広い
- 局所解をもつ問題に対しても、比較的良好な解を得ることができる

などが挙げられる。しかし、短所としては、

- 高域な探索は得意だが、局所探索は不得手
- 早熟収束によって局所解に収束してしまう
- パラメータの設定が複雑

などが挙げられる。分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithm: DGA) を用いることで負荷分散、多様性の維持を向上させることができるが、それでも問題によっては局所解に収束してしまう。そこで、DGA と比較して負荷を上げずにさらに多様性を上げるための手法として DGA with SPGA を提案する。

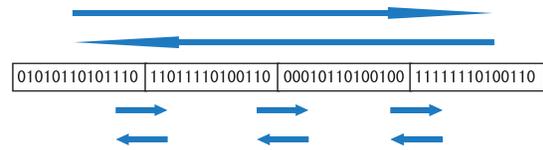
## 2 対象問題

### 2.1 Onemax 依存問題

遺伝子間に依存関係を持つ問題に対して、単一母集団 GA (Single population GA: SPGA), DGA および DGA with SPGA の性能を調査するために、Fig. 1 のような構造を持つ Onemax 問題を作成した。この問題を Onemax 依存問題と呼ぶことにする。この問題は、遺伝子が大きく 4 つのグループに分けられており、それぞれの評価値が他のグループの評価値に影響を与える問題である。

### 2.2 部分だまし問題

部分だまし問題 (Partially Deceptive Problem)<sup>2)</sup> は、Onemax 問題を Fig. 2 のように拡張したものである。染色体は Fig. 2 に示すように、4 ビットの部分 (partition) から構成され、各部分にサブ問題 (subproblem) が適用される。各サブ問題では Onemax 問題と同じく、ビッ



ルール：  
各グループは依存関係を持っている。各グループは多い、少ない、普通の3状態を持っており、「多い」、「少ない」の場合は隣のグループの評価値を上げる。ただし、「普通」の場合は隣のグループの評価値を下げる。問題としてはOne-Max問題なので、全てのグループの遺伝子が1となった状態が最適解となるようにしている。

aの1の数：大 ⇒  $f(a, b) = b$ の1の数 \* 3  
aの1の数：中 ⇒  $f(a, b) = b$ の1の数 \* (-2)  
aの1の数：小 ⇒  $f(a, b) = b$ の1の数 \* 4

評価値 =  $f(a, b) + f(b, a) + f(b, c) + f(c, b) + f(c, d) + f(d, c) + f(a, d) + f(d, a)$

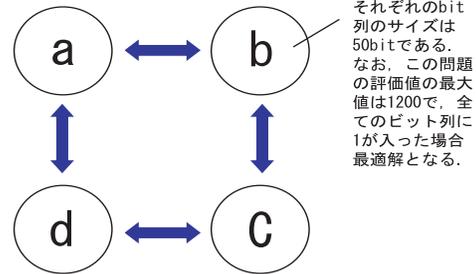


Fig. 1 Onemax 依存問題

ト'1' の数が適合度となる。ただし、全てのビットが'0' の場合のみ、適合度は 4+1 となる。すなわち、'1111' の適合度は 4 だが'0000' の適合度は 5 である。つまり、全てのビットが'0' のとき、この問題は最適解を得る。

	0100	0110	0000	1110	1111	1001
Fitness	1	2	5	3	4	2

Fig. 2 部分だまし問題

## 3 対象問題に対する DGA の性能

Onemax 依存問題、部分だまし問題に対する DGA の性能を検証するために、数値実験による性能比較を行っ

た．実験では，交叉法に 2 点交叉を用い，生存選択はトーナメント法 (2 個体選択) を用いた．GA のパラメータは，交叉率 1.0，突然変異率  $1/L$  ( $L$ : ビット長)，移住率 0.5 とした．また，それぞれの問題のビット長は 400 とした．

### 3.1 Onemax 依存問題に対する性能

Onemax 依存問題に対し SPGA と DGA の比較実験を行った．20 回試行した結果，得られた適合度平均値の解履歴を Fig. 3 に示す．なお，用いたパラメータは，総個体数 120，移住間隔は 50 世代おき，評価計算回数は  $4 \times 10^5$  回とした．

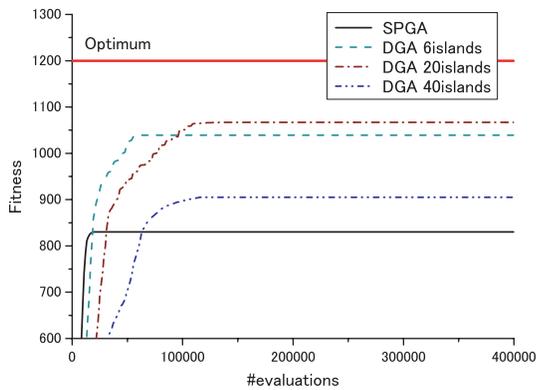


Fig. 3 Onemax 依存問題の解履歴

Fig. 3 より，Onemax 依存問題において，DGA は SPGA と比較して良好な結果を得られているが，最適解付近の結果は得られていないことが分かる．

### 3.2 部分だまし問題に対する性能

部分だまし問題に対し SPGA と DGA との比較実験を行った．20 回試行した結果，得られた適合度平均値の解履歴を Fig. 4 に示す．なお，用いたパラメータは，総個体数 240，移住間隔は 10 世代おき，評価計算回数は  $4 \times 10^5$  回とした．

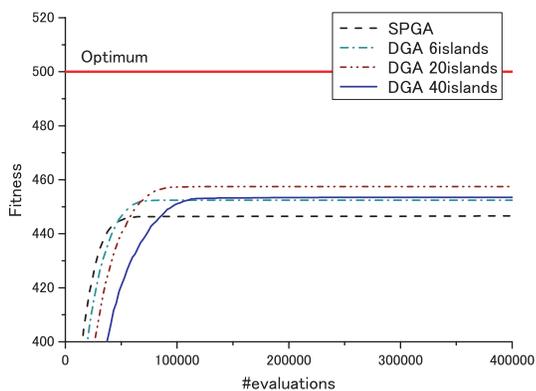


Fig. 4 部分だまし問題の解履歴

Fig. 4 より，部分だまし問題においても，DGA は SPGA と比較して良好な結果を得られているが，最適解付近の結果は得られていないことが分かる．

## 4 DGA with SPGA

### 4.1 DGA with SPGA の提案

前節からいずれの問題においても，DGA は SPGA と比較して良好な解が得られることが分かった．しかし，DGA でも最適解付近の解は得られなかった．これは，探索途中で多様性を失ってしまった結果であると考えられる．そこで，DGA と SPGA が平行して探索を行う DGA with SPGA を提案する．DGA with SPGA では，SPGA は DGA と独立して探索し，探索で得た個体を DGA に供給し，新たに母集団を初期化する．この手法により，DGA で失われた多様性を SPGA で補うことができると期待できる．具体的な方法については，以下に示す．

1. DGA と独立した位置に存在する SPGA から，エリート個体を DGA に送り込む
2. それぞれの DGA の島で，DGA のエリート個体と送り込まれたエリート個体を一定回数交叉させる
3. SPGA を初期化する
4. DGA，SPGA それぞれ次の一定間隔が来るまで独立して探索を行う

アルゴリズムについて Fig. 5 に示す．なお，Fig. 5 内の動作は，それぞれ以下のようなものである．

- Elite Selection ... エリート個体を選択する．ただし，SPGA の場合は評価値の高いものから順に DGA の島数分の個体を用意する．
- Elite Migration ... SPGA から DGA へとエリート個体を送り込む．
- Elite Crossover ... エリート同士を複数回交叉させる．今回の実験では bit 長と同じ回数の交叉を行った．
- Elite back ... エリート同士の交叉で得られた個体で最も評価値の高いものを DGA の各島に戻す．

### 4.2 DGA with SPGA の特徴

DGA with SPGA の特徴をまとめると次のようになる．

- 少ない個体数での多様性の維持  
SPGA によって次々と新たな個体が生まれ出されるので，少ない個体数でも高い多様性を保ちつづけることができる．

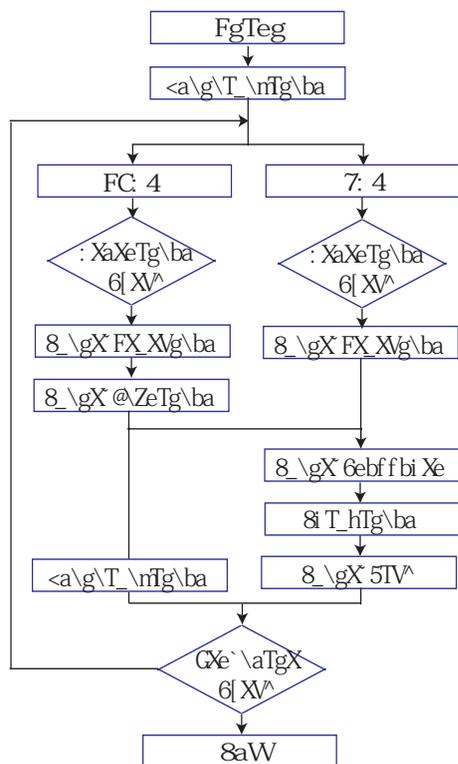


Fig. 5 DGA with SPGA のアルゴリズム

- 実行環境への柔軟な対応性  
DGA with SPGA は交叉法や GA のモデルに依存することなく適用可能である。基本的に、分散 GA に適用できるものであれば採用できるため、既存の環境における応用が容易である。

逆に、欠点としては以下のものが考えられる。

- グループ移住間隔の考慮  
DGA with SPGA は、DGA のパラメータに加えて、新たにグループ移住間隔<sup>1</sup>を追加する必要がある。DGA with SPGA では、ある程度成長した個体を SPGA から DGA へ送り込むことを想定しているため、あまり狭い間隔で SPGA から DGA へと個体を送り込むと良好な結果が得られない可能性がある。

### 4.3 DGA with SPGA の性能

Onemax 依存問題、部分だまし問題について DGA と DGA with SPGA の性能比較を行った。今回、交叉法に 2 点交叉を用い、生存選択はトーナメント法 (2 個体選択) を用いた。また、GA のパラメータは、交叉率 1.0、突然変異率  $1/L$ 、移住率 0.5 とした。また、それぞれの問題のビット長は 400 とした。

<sup>1</sup>SPGA が DGA にエリート個体を送り込む間隔

### 4.3.1 Onemax 依存問題に対する性能

Onemax 依存問題に対し DGA と DGA with SPGA の比較実験を行った。20 回試行した結果、得られた適合度平均値の解履歴を Fig. 6 に示す。なお、用いたパラメータは、DGA の場合と同様に、総個体数 120、移住間隔は 50 世代おき、評価計算回数は  $4 \times 10^5$  回、DGA と SPGA とのエリート交叉は 300 世代おきとした。

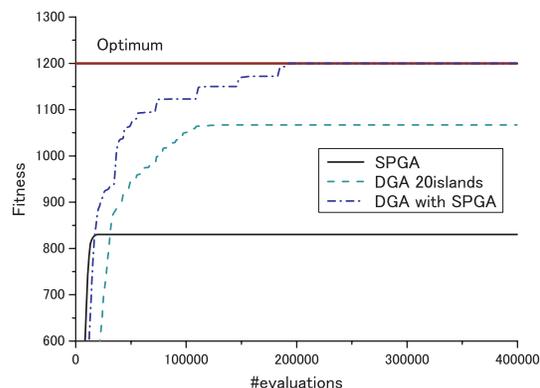


Fig. 6 Onemax 依存問題の解履歴

Fig. 6 より、自作 Onemax 問題において、DGA は探索途中で多様性を失ってしまい、最適解付近の結果が得られていないのに対し、DGA with SPGA では最適解が得られていることが分かる。なお、最適解発見率は 100%であった。

### 4.3.2 部分だまし問題に対する性能

部分だまし問題に対し DGA と DGA with SPGA の比較実験を行った。20 回試行した結果、得られた適合度平均値の解履歴を Fig. 7 に示す。なお、用いたパラメータは、DGA の場合と同様に、総個体数 240、移住間隔は 10 世代おき、評価計算回数は  $8 \times 10^5$  回、DGA と SPGA とのエリート交叉は 20 世代おきとした。

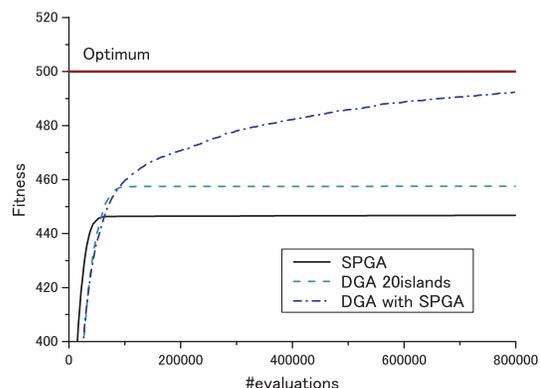


Fig. 7 部分だまし問題の解履歴

Fig. 7 より、部分だまし問題においても、DGA は探索途中で多様性を失ってしまい、最適解付近の結果が得

られていないのに対し，DGA with SPGA では良好な結果が得られていることが分かる．なお，評価計算回数を  $2 * 10^6$  回まで増やしたところ，30%の確率で最適解が得られた．このことから，DGA with SPGA は，長時間行ってもその探索能力は衰えないことが分かった．

## 5 まとめ

本研究では，離散的最適化問題に対する新たな手法として，DGA with SPGA を提案し，その検証を行った．その結果，DGA with SPGA は従来手法よりも高い性能を得られることが分かった．

## 参考文献

- 1) 三宮信夫，喜多 一，玉置 久，岩本 貴志，システム制御学会編遺伝的アルゴリズムと最適化 1998 ．
- 2) Harik, G. (1999) Linkage learning via probabilistic modeling in the ECGA