

Effect of the Minimal Generation Gap model on Distributed Genetic Algorithm

Mitsunori MIKI*, Tomoyuki HIROYASU*, Toshiki KATSUZAKI** and Takashi MORI**

(Received July 31, 2004)

This paper deals with the effectiveness of the combination of two methods which maintain the diversity of the individuals in a population for genetic algorithms (GA). One is the DGA (Distributed GA), which divides a population into several sub-populations, and the another is the MGG (Minimal Generation Gap), which reduces the selection pressure. It is found that the effect of MGG on DGA is not large for continuous optimization problems, but the effect is very remarkable for deceptive combinatorial problems. The effectiveness of the combination of DGA and MGG is investigated in detail.

Key words : Genetic Algorithm, Distributed Genetic Algorithm, Minimal Generation Gap, Diversity

キーワード : 遺伝的アルゴリズム, 分散遺伝的アルゴリズム, MGG, 多様性

分散遺伝的アルゴリズムにおける多様性を考慮した世代交代モデルの効果

三木光範・廣安知之・勝崎俊樹・森隆史

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm:GA) は、生物の遺伝と進化の仕組みを模擬した確率的多点探索手法である¹⁾。GA は、複雑な問題に対しても準最適解を得られる最適化手法であることから、様々な最適化問題に適用されている。

しかしながら、GA には解探索を進めるうちにその個体の遺伝子が偏ったものとなり、最適解に到達する前に局所解に収束してしまうという問題点を持つ^{2), 3)}。この問題点は個体数を増やすことである程度軽減できるが、個体数を増加させると計算コストも大きくなる。GA は膨大な反復計算を必要とするアルゴリズムであるため、計算コストの増大は非常に大きな負荷となる。

そのため、GA の遺伝的操作の適用範囲を限定することにより、母集団サイズを増やさずに多様性を維持できる手法が提案されている。代表的なものとしては、個体の母集団を複数のサブ母集団(島)に分割し、一定世代ごとにサブ母集団間で個体の交換(移住)を行う分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithm:DGA)^{4), 5)} や、母集団から取り出した2個体をもとに新しい個体を生成し、その中から選択した2個体を母集団に戻すという操作を繰り返すことにより、母集団の多様性を維持することを意図する世代個体モデルである Minimal Generation Gap(MGG)^{6), 7)} などがある。

多様性の維持を目的としたこれらの手法は適用方法が異なるため、同時に適用することはできない。そこで、

* Department of Knowledge Engineering and Computer Sciences, Doshisha University, Kyoto

Telephone:+81-774-65-6930, Fax:+81-774-65-6796, E-mail:mmiki@mail.doshisha.ac.jp, tomo@is.doshisha.ac.jp

** Graduate Student, Department of Knowledge Engineering and Computer Sciences, Doshisha University, Kyoto Telephone:+81-774-65-6921, Fax:+81-774-65-6921, E-mail:katuzaki@mikilab.doshisha.ac.jp, moritac@mikilab.doshisha.ac.jp

本論文では DGA に世代交代モデル MGG を適用した場合の解探索性能の検証を行い、そのメカニズムの解明を目的とする。

2. 並列分散遺伝的アルゴリズムと世代交代モデル

2.1 GA の基本概念

GA では、まず母集団 (population) とよばれる個体の集まりを生成する。母集団内の個体はそれぞれ環境への適合度 (fitness) が与えられている。適合度の高い個体ほど最適解に近いとみなすことができるため、適合度の高い個体を解探索の中で生成するために、(1) 適合度の高い個体が増殖して生き残るようにする選択 (selection)、(2) ある個体の一部を別の個体の一部と入れ替えて新しい個体を生成する交叉 (crossover)、(3) 個体の一部を変化させる突然変異 (mutation) という操作を繰り返し、解の候補としての個体を成長させる。これにより、より適合度の高い個体、すなわち最適解に近い個体を生成することが GA の目的である。なお、(1) から (3) までの操作を世代交代モデルとよび、このモデルを変えることで GA の解探索性能を向上させることが可能である。

2.2 世代交代モデル

GA における代表的な世代交代モデルとして、Simple GA(SGA) で用いられる世代交代モデルおよび Minimal Generation Gap(MGG) などがある。前者は (1) 母集団からルーレット選択によって個体を復元抽出し、(2) 交叉、(3) 突然変異を行うという動作を繰り返すことで解探索を進めるモデルである。しかし、このモデルには高い選択圧下での早すぎる収束および低い選択圧下での停滞という問題がある³⁾。

この問題点を解決するために考案された世代交代モデルが Minimal Generation Gap(MGG) である。世代交代モデル MGG は、(1) 母集団からランダムで 2 個体を親個体として非復元抽出を行い、(2) 親個体に交叉、突然変異を行い子個体集団を生成し、(3) 子個体集団から個体の選択を行うという動作を繰り返すモデルとなっている。

世代交代モデル MGG は、探索序盤における選択圧をできるだけ下げ初期収束を回避し、探索後半においては集団に多種多様な個体を生存させやすくして進化的停滞を抑制することを意図しており、世代間での個体分布の差異を最小化することが望ましいとの考えに基づいている。

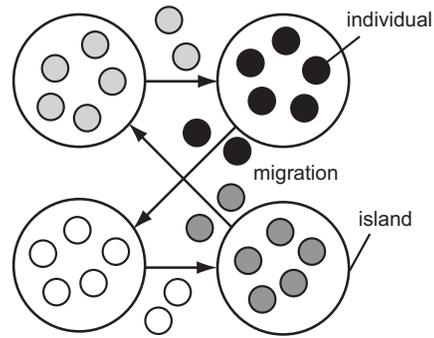


Fig. 1. Distributed GA.

2.3 分散遺伝的アルゴリズム

分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithm:DGA) は GA の並列モデルの 1 つであり、個体の母集団を複数のサブ母集団に分割し、サブ母集団ごとに独立して遺伝的操作を行う (Fig. 1)。また、一定世代ごとに異なるサブ母集団間で移住 (migration) とよばれる個体の交換を行う。このような動作を組み込むことで、母集団全体における遺伝的操作の適用範囲を限定することができるため、単一母集団 GA(Single Population GA:SPGA) と比較してより適合度の高い解の発見が可能である。

3. 数値実験

世代交代モデル MGG を適用した単一母集団 GA と、SGA で用いられる世代交代モデルを適用した DGA はどちらも遺伝的操作の適用範囲を限定することで多様性を高める手法である。しかし、前者は母集団内での個体に、後者はサブ母集団で成長した個体同士の解交換にその効果があると考えられるので、世代交代モデル MGG を DGA に適用することは可能である。

そこで、本論文では、一般的な連続関数として Rastrigin 関数 (F1)、Griewank 関数 (F2)、Ridge 関数 (F3)、および Schwefel 関数 (F4) を、GA では解く事が難しいことで知られる部分だまし問題として 4bit だまし問題 (F5)(Fig. 2)、10bit だまし問題 (F6)(Fig. 3) を対象として検討を行う (Table 1)。なお、対象問題 F1~F4 に関しては、いずれも大域的最適解は 0 であり、30 次元のものを用いる。また、対象問題 F5 の最適解は 400、対象問題 F6 の最適解は 600 となっている。

3.1 連続関数に関する比較

DGA に世代交代モデル MGG を適用したとき、一般的な連続関数においてどのような解探索性能を示す

Table 1. The function.

$$F1 = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$$

$$(-5.12 \leq x_i < 5.12)$$

$$F2 = 1 + \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \left(\cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) \right)$$

$$(-512 \leq x_i < 512)$$

$$F3 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$$

$$(-64 \leq x_i < 64)$$

$$F4 = \sum_{i=1}^n -x_i \sin\left(\sqrt{|x_i|}\right)$$

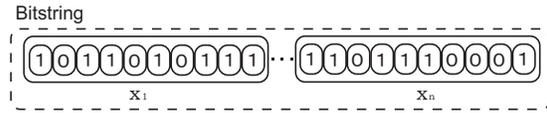
$$(-512 \leq x_i < 512)$$

$$F5 = \sum_{i=1}^n x_i \text{fitness}$$

$$(x_i \text{fitness is Fig.2's table})$$

$$F6 = \sum_{i=1}^n x_i \text{fitness}$$

$$(x_i \text{fitness is Fig.3's table})$$



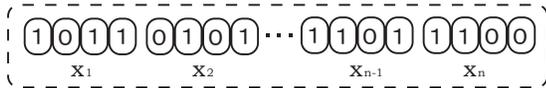
Number of bit "1"	x_k fitness
0	10
1	9
2	8
3	7
4	6
5	5
6	4
7	0
8	1
9	3
10	15

Fig. 3. 10bit deceptive problem.

Table 2. Parameter of GA (F1 ~ F4).

Number of individuals	512
Number of elites	1
Chromosome length	30 × 20
Selection	Roulette selection
Crossover rate	1.0
Crossover	1pt. crossover
Mutation	1 / Chromosome length

Bitstring



Number of bit "1"	x_k fitness
0	3
1	2
2	1
3	0
4	4

Fig. 2. 4bit deceptive problem.

のかを検証するために、SGA で用いられる世代交代モデルおよび世代交代モデル MGG を用いた単一母集団 GA および DGA の比較を行う。

対象問題は 30 次元の F1 ~ F4 とし、50 回試行平均という条件のもとで数値実験を行った。本節の実験に用いたパラメータを Table 2 に示す。なお、SGA に用いられる世代交代モデルを用いた DGA では移住間隔 (Migration gap)5 世代、移住率 (Migration rate)0.5、

世代交代モデル MGG を用いた単一母集団 GA では 1 世代あたりに生み出す子個体数 100、世代交代モデル MGG を用いた DGA では移住間隔 5 世代、移住率 0.5、1 世代あたりに生み出す子個体数 100 とした。

3.1.1 解探索の信頼性

世代交代モデルとサブ母集団数の関係から、解探索の信頼性という指標においてどのような性能の差が表れるかについて検討を行う。なお、ここでいう解探索の信頼性は、一定世代探索を実行した時に最適解が得られる確率の高さとする。Fig. 4 および 5 は、50 回試行、評価計算 5120000 回という条件で、SGA に用いられる世代交代モデル、世代交代モデル MGG についてサブ母集団数 1、8、16、32、64、および 256 と変化させた DGA における結果を示したものである。なお、Fig. 4 は対象問題 F1 および F2 の、Fig. 5 は対象問題 F3 および F4 の結果を示している。横軸は対象問題と世代交代モデル、縦軸は最適解発見率である。

Fig. 4 および 5 より、全般的に世代交代モデル MGG は SGA に用いられる世代交代モデルよりも良好な結

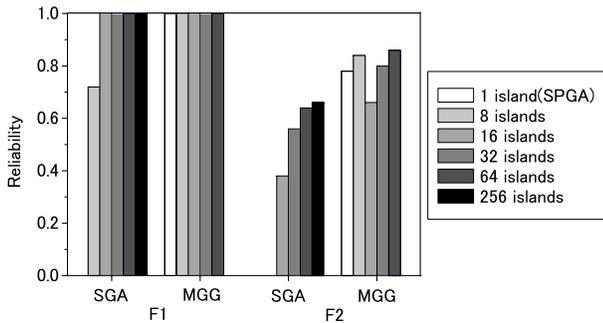


Fig. 4. Reliability and number of islands (F1,F2).

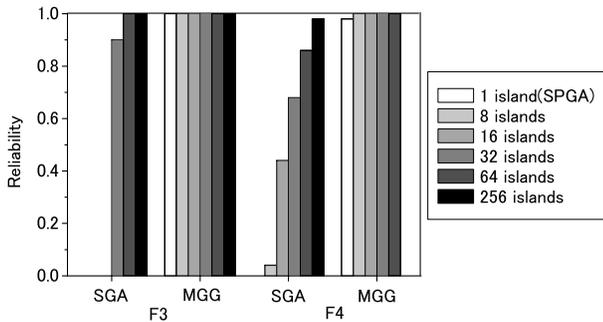


Fig. 5. Reliability and number of islands (F3,F4).

果を示すことが分かる。ただし、対象問題 F1, F2 および F4 ではサブ母集団数を 256 とした世代交代モデル MGG で最適解がまったく得られていない。対象問題 F3 は単峰性関数であることから、多峰性関数において各サブ母集団数を最小である 2 個体にまで縮小すると、解探索に悪影響を与えることが分かる。また、世代交代モデル MGG を DGA に適用した場合、解探索の信頼性の多少の向上を見ることが出来る。これらのことから、連続関数において世代交代モデル MGG と DGA を組み合わせることは、各サブ母集団の個体数を小さくしすぎなければ有効であると考えられる。

3.1.2 解探索の速度

解探索性能を信頼性以外の視点から検証するために、解探索の速度についての検討を行う。Fig. 6 に対象問題 F1, Fig. 7 に対象問題 F2 における、SGA に用いられる世代交代モデル、世代交代モデル MGG についてサブ母集団数 1, 64, および 256 と変化させた DGA の解探索履歴を示す。横軸は評価計算回数、縦軸は評価値の平均値である。

Fig. 6 および 7 より、対象問題 F1 および F2 において、どちらもサブ母集団数を増やすにしたがって初期の解探索速度は落ちていくことが分かる。このことは、SGA に用いられる世代交代モデル、世代交代モデル

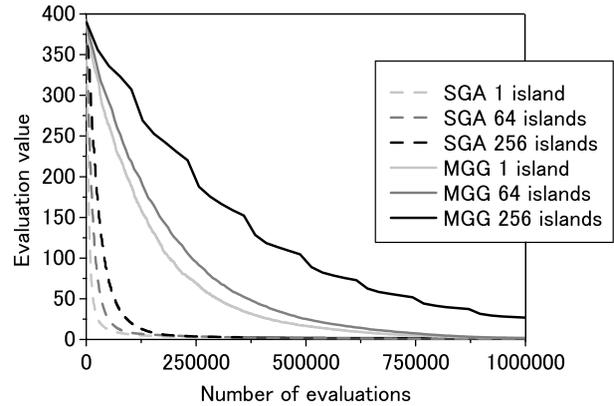


Fig. 6. Number of evaluations and islands (F1).

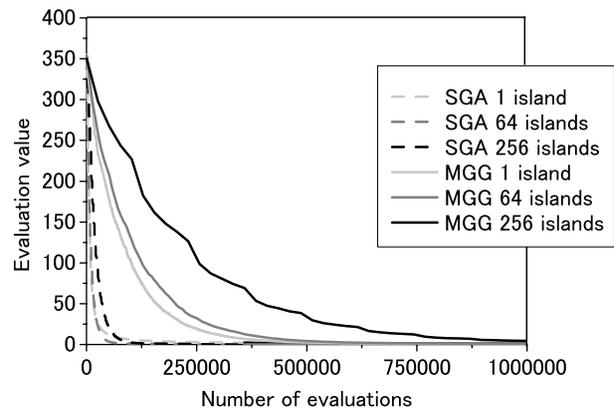


Fig. 7. Number of evaluations and islands (F2).

ル MGG ともいえる。また、世代交代モデル MGG を用いた場合は、SGA に用いられる世代交代モデルを用いた場合と比べ、解探索の速度は遅い。

3.1.3 連続関数における性能のまとめ

前節までに SGA に用いられる世代交代モデルおよび世代交代モデル MGG を DGA に適用した場合の連続関数における性能の検証を行った。その結果、世代交代モデル MGG に DGA を適用した場合の特徴は次のとおりである。

- 世代交代モデルに MGG を用いた場合、解の信頼性については、SGA に用いられる世代交代モデルを用いた場合よりも高い解の信頼性が得られる。このことは、サブ母集団数を増やした場合も同様である。ただし、多峰性の問題の場合、各サブ母集団の個体数を減らしすぎると局所解に収束してしまう。これは、各サブ母集団での選択圧が強くなりすぎてしまい、各サブ母集団での多様性が小さくなりすぎるためだと考えられる。

Table 3. Parameter of GA (F5).

Number of individuals	200
Number of elites	1
Chromosome length	100 × 4
Selection	Roulette selection
Crossover rate	1.0
Crossover	1pt. crossover
Mutation	1 / Chromosome length

- 世代交代モデルに MGG を用いた場合、解探索の速度については、SGA に用いられる世代交代モデルを用いたものと比べて劣る。また、サブ母集団数を増加させるごとにさらに解探索の速度は落ちる。

これらのことから、連続関数においては世代交代モデル MGG を DGA に適用する場合、適切な各サブ母集団サイズのパラメータチューニングが必要であり、解探索にかかる時間も必要となる。しかも、その解探索性能の信頼性の向上は非常に小さいものであるため、連続関数における世代交代モデル MGG を DGA に適用することによる効果は小さいと考える。

3.2 部分だまし問題に対する比較

次に、GA による探索が難しいことで知られる部分だまし問題に対し、DGA に世代交代モデル MGG を適用したとき、どのような解探索性能を示すのかを検証するために、前節と同様に SGA に用いられる世代交代モデルを適用した DGA と世代交代モデル MGG を用いた単一母集団 GA との比較を行う。

対象とする問題は F5 および F6 とし、50 回試行平均という条件のもとで数値実験を行った。また本節の実験におけるパラメータは対象問題 F5 では Table 3、対象問題 F6 では Table 4 に示した値を用い、SGA に用いられる世代交代モデルを用いた DGA の場合は移住間隔 (Migration gap)5 世代、移住率 (Migration rate)0.5、世代交代モデル MGG を用いた単一母集団 GA の場合は 1 世代あたりに生み出す子個体数 100、世代交代モデル MGG を用いた DGA の場合は移住間隔 5 世代、移住率 0.5、1 世代あたりに生み出す子個体数 100 とした。

Table 4. Parameter of GA (F6).

Number of individuals	200
Number of elites	1
Chromosome length	40 × 10
Selection	Roulette selection
Crossover rate	1.0
Crossover	1pt. crossover
Mutation	1 / Chromosome length

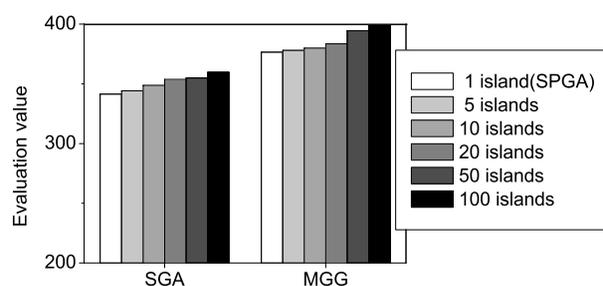


Fig. 8. Evaluation value and number of islands (F5).

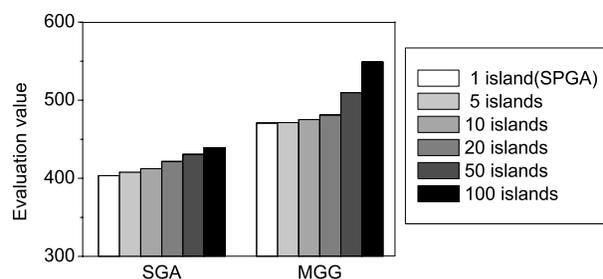


Fig. 9. Evaluation value and number of islands (F6).

3.2.1 解探索の信頼性

連続関数の場合と同様に、解探索の信頼性についての検証を行う。50 回試行、評価計算 5120000 回という条件のもとで、SGA に用いられる世代交代モデル、世代交代モデル MGG でサブ母集団数を 1、5、10、20、50、および 100 と変化させた DGA における結果について、Fig. 8 に対象問題 F5、Fig. 9 に対象問題 F6 における得られた評価値の平均を示す。評価値の平均を用いた理由は、対象問題 F5 および F6 のような部分だまし問題は GA で解くことが非常に困難な構成となっているため、最適解発見率では差が表れないためである。横軸は世代交代モデル、縦軸は得られた評価値の平均値である。

分散遺伝的アルゴリズムにおける多様性を考慮した世代交代モデルの効果

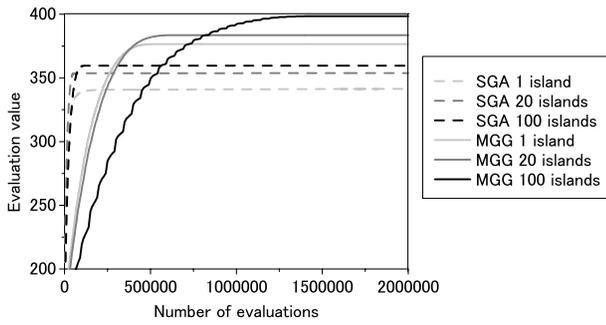


Fig. 10. Number of evaluations and islands (F5).

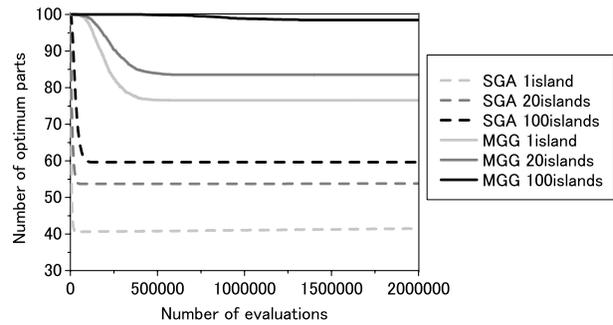


Fig. 12. Number of optimum parts (F5).

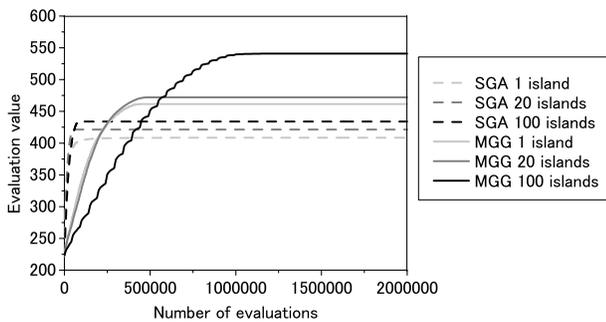


Fig. 11. Number of evaluations and islands (F6).

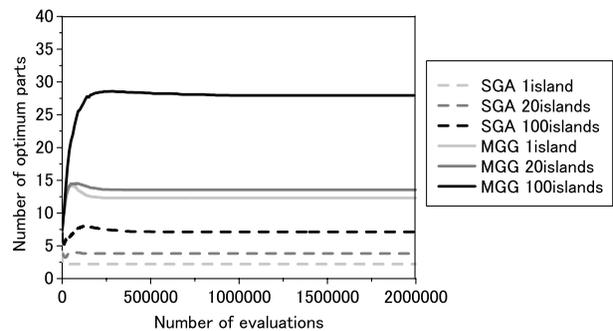


Fig. 13. Number of optimum parts (F6).

Fig. 8 および 9 より、対象問題 F5, F6 とともに世代交代モデル MGG の方が、SGA に用いられる世代交代モデルを用いた場合よりもサブ母集団数に関わらず良好な解探索性能を示していることが分かる。また、連続関数に対して行った数値実験の結果では、世代交代モデル MGG を用いた場合、サブ母集団数を増やしても解探索の信頼性の向上は非常に小さなものであったが、対象問題 F5 および F6 では明確な信頼性の向上を確認できる。

3.2.2 解探索の速度

連続関数の場合と同様に、解探索の速度についての検討を行う。

Fig. 10 に対象問題 F5 の、Fig. 11 に対象問題 F6 の、SGA に用いられる世代交代モデル、世代交代モデル MGG においてサブ母集団数を 1, 20, および 100 と変化させた DGA における解探索履歴を示す。横軸は評価計算回数、縦軸は得られた評価値の平均である。

Fig. 10 および 11 より、部分だまし問題における解探索の速度は、世代交代モデル MGG は SGA に用いられる世代交代モデルよりも劣るが、高品質な解を得られていること、サブ母集団数については多いほど解探索速度は落ちるが、高品質な解が得られることが分かる。また、これらの特徴はそれぞれを組み合わせた

場合も一致しており、世代交代モデル MGG でサブ母集団数が多いものほど高品質な解が得られる代わりに解探索に時間がかかることが分かる。

3.2.3 部分解生成による部分だまし問題への効果の検証

部分だまし問題における解探索性能のアルゴリズムを調べるため、Fig. 12 および 13 に、生成した部分最適解の個数の履歴を示す。部分最適解とは、それらを組み合わせることで最適解を得ることができる遺伝子座の集団であり、F5 においては 100 の、F6 においては 40 の部分最適解が存在している状態が最も理想的な状態である。なお、各部分最適解については、全個体中で 1 個体でも生成された時点でカウントするものとする。なお、Fig. 12 に F5, Fig. 13 に F6 における履歴を示す。横軸は評価計算回数、縦軸は部分最適解の個数である。

Fig. 12 および 13 より、世代交代モデル MGG を DGA に適用することにより、部分最適解の保持を解探索終盤まで行うことができることが分かる。つまり、解の多様性を維持することができることが分かる。部分だまし問題の部分解は GA で生成するには不向きな構造をしているため、その生成には偶然性を伴わざるを得ないため、いかに解探索終盤までその偶然生

れた部分解を維持できるかが重要となる。Fig. 12 より、世代交代モデル MGG を DGA に適用することで、SGA に用いられる世代交代モデルおよび単一母集団 GA に世代交代モデル MGG を適用した場合と比較して、部分解を破壊せずに有効な探索が可能であることが分かる。また、Fig. 13 より解探索を進めることで部分解の生成が期待できる部分だまし問題においても、世代交代モデル MGG を DGA に適用したモデルは SGA に用いられる世代交代モデルを単一母集団 GA および DGA に適用した場合や世代交代モデル MGG を単一母集団 GA に適用した場合と比較して有効であるといえる。

4. まとめ

本論文では、世代交代モデル MGG を DGA に適用した場合の効果を実験的な連続関数および部分だまし問題に適用することで検討した。その結果、以下のようなことがわかった。

1. 連続関数のように、GA が得意とする問題における世代交代モデル MGG を DGA に適用したモデルの性能は単一母集団 GA に世代交代モデル MGG を適用した場合とほぼ同等である。ただし、パラメータが複雑になる上、解探索にかかる負担も増大するため、有効であるとは言いがたい。
2. 部分だまし問題のように、GA が不得意とし、その部分解生成をランダム性に頼らざるを得ない問題において、世代交代モデル MGG を DGA に適用したモデルは、単一母集団 GA に世代交代モデル MGG を適用した場合や SGA に用いられる世代交代モデルを適用した場合と比較して部分解の保持に優れる。そのため、部分だまし問題のような問題に対しては世代交代モデル MGG に DGA を適用することは非常に有効である。

これらのことから、部分だまし問題のように GA が不得意な問題に対しては、DGA に世代交代モデル MGG を適用することが有効であるといえる。

参 考 文 献

- 1) D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wasley Publishing Company, 1989.
- 2) J.E. Baker. Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm. *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 14–21, 1987.
- 3) D. Whitley. The GENITOR Algorithm and Selection Pressure: Why Rank-Based Allocation of Reproductive Trials is Best. *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 116–121, 1989.
- 4) R. Tanese. Distributed Genetic Algorithms. *Proc. 3rd International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 434–439, 1989.
- 5) 三木光範, 廣安知之, 畠中一幸, 吉田純一. 並列分散 GA による計算時間の短縮と解の高品質化. 日本計算工学会論文集, 2000.
- 6) 佐藤浩, 小野功, 小林重信. 遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価. 人工知能学会誌, Vol. 12, No. 5, pp. 734–744.
- 7) 山村雅幸, 佐藤浩, 小林重信. 最小騙し問題を用いた世代交代モデルの解析. 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 5, pp. 746–756.