

多目的 GA における並列モデルの検討

Study of The Parallel Genetic Algorithm models for Multi Objective Optimization Problems

渡邊 真也

Shinya WATANABE

Abstract: In this paper, we discuss the parallel genetic algorithm models for multi objective optimization problems. The parallel models are dealt with Distributed GA and Divided Range Multi-Objective GA (DRMOGA), Master Slave Local Cultivation (MSLC). To clarify the characteristics and effectiveness of these models, these models are applied to a knapsack problem. Through the numerical examples, it becomes cleared that DRMOGA and MSLC are suited to parallel computers and can keep the diversity of the solutions.

1 はじめに

近年, 多目的遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, 以下 GA) に関する研究が活発に行われており, 幾つかの成果をあげている^{1, 2)}. しかし, その中で多目的 GA における膨大な計算時間という問題点が指摘されている. しかしながら, 多目的最適化問題に対する GA の並列化の議論はあまり行われていない. 特に, 多目的 GA における並列手法の比較に関する議論は皆無である.

本研究では, 分割母集団モデルにおけるプロセス数が解へ大きく影響することを示した上で, 幾つかの並列モデルの比較検討を行い, 各手法の性能と特徴について考察する.

2 解の評価方法

本研究では, 得られた解の評価方法として以下の 2 つの指標を用いた.

- ・ 被覆率 (Cover Rate Index)
- ・ パレート比較割合 (The ratio of Comparative Pareto)

被覆率は, 解の幅広さ, 多様性に関する評価指標の一つである. 0~1 の値をとり, 1 に近いほど良好であることを示す. 一方, 比較パレート含有割合は, 解の精度に関する評価指標の一つである. これは, 比較対照とする 2 つの手法で得られたパレート解を元に, 足し合わせ選出したパレート解の中に各手法で得られたパレート解がどの割合で存在するかを示したものである. この割合が高いほどより真の解に近い解が得られているものと判断することができる.

3 数値計算

本研究では, 多目的最適化問題における代表的なテスト問題である多目的 0/1 ナップザック問題を用いた³⁾. 対象例題としては, 250 荷物 2 目的, 750 荷物 2 目的,

750 荷物 3 目的の 3 つのナップザック問題を用いた.

3.1 適用手法

本実験では, 単一島 GA(SGA), 島モデル分散 GA (DGA), 領域分割型多目的 GA (DRMOGA), MSLC の 3 つのモデルについて数値実験を行った.

3.2 結果・考察

得られた結果の内, ここでは 750 荷物 2 目的の場合についてのみ示す. DGA 及び DRMOGA におけるプロセス数と解の関係について示したパレート比較割合を Fig. 1 に, 各手法の被覆率を Fig. 2 に示す. そして, 各手法で得られたパレート解を Fig. 3 に示す. ただし, Fig. 3 における DGA, DRMOGA は, 32 プロセスの場合における解である.

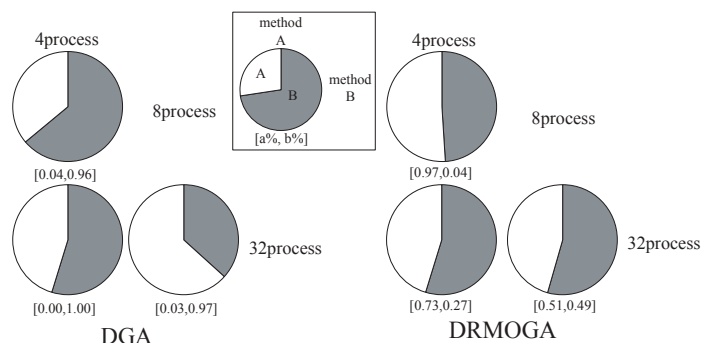


Fig. 1 分割母集団モデルにおけるパレート比較割合

3.2.1 分割母集団モデルにおけるプロセス数の与える解への影響

まず, 分割母集団モデルである DGA と DRMOGA におけるプロセス数の解へ与える影響について考察する. Fig. 1 および Fig. 2 より, 以下のことが分かった.

- ・ プロセス数による被覆率の影響は微小である.
- ・ プロセス数による解の精度面への影響は, DGA と DRMOGA では異なっている.

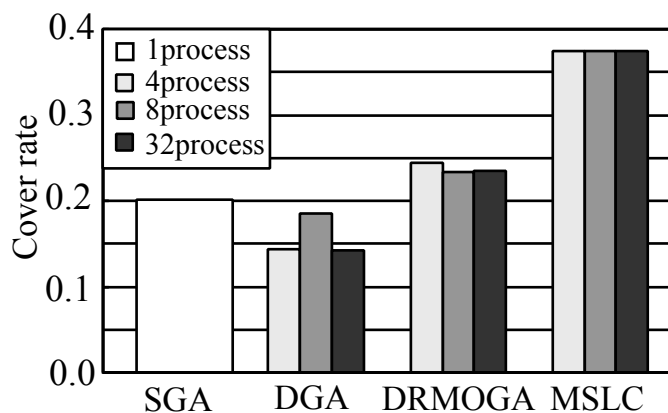


Fig. 2 Cover rate of all methods

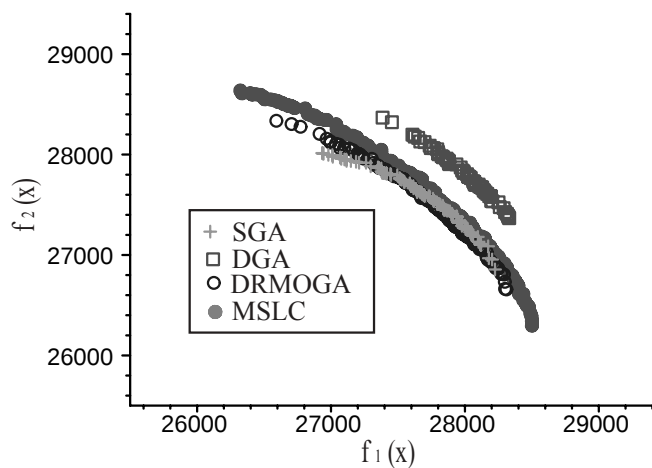


Fig. 3 Pareto Solutions

両手法とも、精度面において大きな影響が見られた。特に、DGA と DRMOGA ではその傾向が異なり、DGA ではプロセス数が増加するほど良好な結果を示しているのに対して、DRMOGA ではプロセス数が少ない場合の方が良好な値を示した。DGA ではプロセス数が増加するほど個体全体としての多様性保持機能が薄れるため、局所的な探索の傾向が強まりやすくなる。そのため、プロセス数が少ない場合よりもプロセス数が多い場合の方が良好な結果を示しているものと思われる。

対して、DRMOGA では本質的に各島ごとの探索担当箇所が決定しているため、島内の個体数の減少が解探索能力の減少につながりやすい。また、DRMOGA は、2 目的程度の問題において DGA における移住の効果を期待することができないため、いわゆる分散の効果が得られにくい。そのためこのような傾向を示したものと思われる。

3.2.2 各手法の比較

Fig. 2 及び Fig. 3 から以下のことが分かる。

- ・ 総合的に最も優れているのは、MSLC である。
- ・ 解の精度面から見た場合、DGA が最も優れている。

MSLC は、他のどの手法と比較しても非常に良好な解の幅広さを持っている。これは、MSLC における局所選択と近傍交叉の効果であると思われる。特に、MSLC では任意世代事に個体の目的関数値を基準としたソートが行われるとともに 2 個体ペアの変化も近傍でしか行われないため、各個体ごとを目指す目的関数空間における方向性が非常に明確である。そのため、解の制度面においても非常に優れており、結果からも DGA を除く他の手法と比べ良好な結果が得られているのが分かる。

前述の通り、DGA は用いるプロセス数が多い場合には、探索方向が 1 カ所に偏る傾向が強い。そのため、非常に幅の狭い、しかし真のパレート解に近い値が得られている。しかし、目的関数の数が多くパレート解空間が非常に広い場合には、DGA は精度面においてあまり良好な結果を得ることができなかった。

今回の結果において DRMOGA は、あまり良好な結果を示していないが、これは用いるプロセス数が DRMOGA にとって適切でなかったためである。例えば、用いるプロセス数が 4 プロセスの場合では、DRMOGA は制度面においても DGA を圧倒するという結果が得られた。

4 結論

本研究において得られた結論を以下に示す。

- 1 分割母集団モデルでは、解の精度においてプロセス数が解へ影響する。
- 2 多目的 GA における並列モデルとしては MSLC が最も優れている。

分割母集団モデルでは DGA、DRMOGA ともに解の精度の面において大きく影響を受けることが分かった。特に今実験により、DGA と DRMOGA ではその傾向が大きく異なることが明らかになった。

また、多目的における並列モデルとしては MSLC が非常に良好な結果を示した。しかし、並列化効率という観点から見た場合、DGA や DRMOGA といった分散母集団モデルに比べ大きく劣るため、一意的に MSLC が最も優れた手法であるとは言えない。

参考文献

- 1) C. M. Fonseca and P. J. Fleming. Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization. In *Proceedings of the 5th international conference on genetic algorithms*, pp. 416–423, 1993.
- 2) D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley, 1989.
- 3) E. Zitzler and L. Thiele. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 4, pp. 257–271, 1999.