

遺伝的アルゴリズムにおける探索過程の解析
佐野 正樹

1 はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) は、広範な問題に適用できるという利点を持つ反面、パラメータ設定が困難であるという問題点がある。このため、パラメータ設定を必要としない Parameter-free GA¹⁾ や、探索途中で適応的にパラメータを変化させる適応的 GA²⁾ などの研究がなされている。本研究では、関数評価値の挙動をもとに GA の探索過程を分類し、各フェーズでの探索について解析を行う。

2 関数評価値の分散と探索過程

GA では、初期個体はランダムに生成されるため、探索初期では染色体や適合度のばらつきが大きい。母集団に対して選択を繰り返し適用することにより、高い適合度を持つ個体が増加する。探索が進むにつれて、類似した染色体が多く発生し、母集団の多様性が失われる。

Fig. 1 の左側の図は、Griewank 関数での関数評価値の分散の推移を示している。関数評価値の分散が大きいほど個体の評価値にばらつきが大きく、多様性が維持されていることになる。探索初期には分散は下降しつつあるが、ある世代から上昇し始めることがわかる。

この結果より、GA の探索過程は、おおむね以下のようなフェーズに分かれているといえる (Fig. 1 右側) 。

phase 1 探索開始時。関数評価値の分散は急速に下降。

phase 2 関数評価値の分散が上昇。

phase 3 分散が一定値付近に留まる。

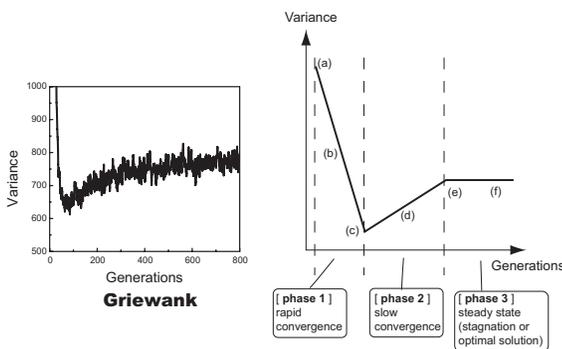


Fig. 1 関数評価値の分散の推移と探索過程

3 関数評価値の分布と探索過程

Griewank 関数での関数評価値の分布の推移を Fig. 2 に示す。図の左側は、0 (初期母集団), 20, 40, 80 世代についての分布であり、phase 1 に対応している。図の右側は、80, 120, 160, 400 世代についての分布であり、phase 2 に対応している。最適値は 0 なので、分布の左側ほど良好な個体を示す。

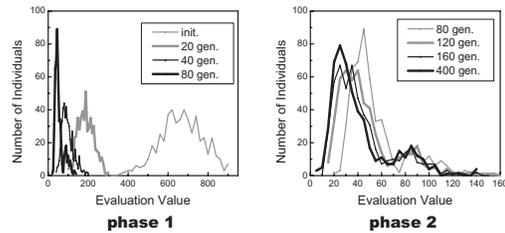


Fig. 2 探索過程と関数評価値の分布の推移 (Griewank 関数)

phase 1 では、探索が進むにしたがって、母集団全体の関数評価値が最適値に近い方に遷移し、関数評価値の最大値と最小値の差は小さくなる。これに対し、phase 2 では探索が進んでも、劣悪な個体群の関数評価値はあまり改善されず、良好な個体群の関数評価値のみが改善されつづける。

4 おわりに

本研究では、関数評価値の分散の挙動から、GA の探索過程を 3 つのフェーズに分類した。数値実験より、phase 1 では母集団全体が最適値に近づくのに対し、phase 2 では良好な個体群の関数評価値のみが改善されつづけることがわかった。

参考文献

- 1) Hidefumi Sawai and Susumu Adachi. Parallel distributed processing of a parameter-free ga by using hierarchial migration methods. *Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference 2001*, Vol. 1, pp. 579-586, 1999.
- 2) Eric Kee, Sarah Airey, and Walling Cyre. An adaptive genetic algorithms. *Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference 2001*, pp. 391 - 397, 2001.