

環境分散遺伝的アルゴリズムの多目的最適化問題への適用

Multi-objective Genetic Algorithms with Distributed Environment Scheme

上浦 二郎
Jiro KAMIURA

Abstract: This paper is about Multi-objective Optimization Problems using Distributed Environment Genetic Algorithms.

1 はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms : GA) は生物の進化を工学的に模倣した最適化アルゴリズムである。しかし, GA の性能は各種パラメータの影響を強く受けるため, 最適なパラメータを得るために膨大な予備実験を行う必要がある。分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithms : DGA) の各分割母集団ごとにパラメータを分散させた環境分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Environment Genetic Algorithms : DEGA) は, このパラメータ設定の煩雑性を軽減させるために提案された手法である。本研究では, 従来, 目的関数が単一であるような問題に適用されてきた DEGA について, 重みパラメータを分散させることで多目的最適化問題に適用する。

2 多目的最適化問題

多目的最適化とは「複数の互いに競合する目的関数を, 与えられた制約条件の中で最大化 (あるいは最小化) する問題」と定義される。目的関数が互いに競合しあっているため, 与えられた複数の目的関数に対して完全最適解を求めることはできない。そのため, 多目的最適化では「ある目的関数の値を改善するためには, 少なくとも他の目的関数の値を悪化せざるを得ないような解」を求めていく。多目的最適化問題では, このような解の集合をパレート最適解 (Pareto optimal solution) と呼ぶ。Fig. 1 にパレート最適解の概念図を示す。

3 環境分散遺伝的アルゴリズム

DGA は, GA の並列化モデルの 1 つであり, 母集団を複数の分割母集団 (島) に分割し, 各島ごとに GA を行う。また, 島間で探索情報を交換するために一定期間ごとに移住という操作を行う。DEGA は, DGA において複数の島にパラメータをそれぞれ異なる値で設定する。パラメータの値を複数用いるため, 最適なパラメータ設定にともなう煩雑性を軽減させることが可能となる。現在までに, 交叉率, 突然変異率, 制約条件を満たさない解に課するペナルティパラメータを分散させる手法が提

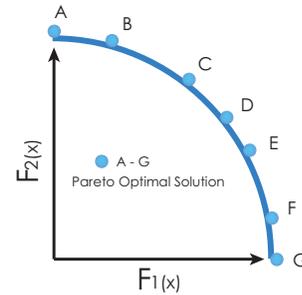


Fig. 1 パレート最適解

案され, いずれも単一目的の最適化問題について有効であるとされている。

4 環境分散 GA の多目的最適化問題への適用

多目的最適化問題において, 目的関数 f_k ($k = 1, \dots, p$) のそれぞれに重み (重要度) w_k を設定することにより, 荷重和 $\sum_k w_k f_k$ を単一の目的関数とする求解のアプローチがある。このような多目的最適化問題を単一目的の最適化問題に帰結させて最適化を行う手法を重みパラメータ法と呼ぶ。

本研究では, この重みパラメータ法に着目し, 各島ごとに重みを分散させることで DEGA を多目的最適化問題に適用した。この手法では各島における最良個体が多目的最適化におけるパレート最適解に相当すると考えられ, 多数の島数で行うことにより, 広範囲で一様なパレート最適解を得ることができると期待できる。

5 数値実験 1

5.1 対象問題

本研究では, 多目的最適化における多くの研究に用いられている代表的なテスト関数の 1 つである多目的 0/1 ナップサック問題を対象問題として用いた。

多目的 0/1 ナップサック問題は, 単一目的の 0/1 ナップサック問題を多目的化したものであり, 重さと利益を持つ荷物 (item) のセットから成り立っている。目的は,

規定されたそれぞれのナップサックの容量内で利益の総和が最大になるような荷物の組み合わせを求めるといふものであり、組み合わせ最適化問題である。

提案手法が異なる規模の多目的最適化問題に対して有効であることを検証するため、250itemと750itemの2種類の多目的0/1ナップサック問題を用いた。

5.2 重みの分配方法

本研究において母集団全体を n 個の島に分割したときの島 k ($k = 1, \dots, n$) が持つ重み w_1, w_2 を、 $w_1 = \frac{k-1}{n-1}$ を用いて $w_1 = \dots, w_2 = 1 - \dots$ のように表す。

5.3 移住トポロジー

島 ID の近い島同士は互いに類似した重み付けを持っている。このため本研究では、Fig. 2 のような移住トポロジーを採用した。これは島 ID の最も小さい島と最も大きい島以外は ID の隣接する2つの島に移住を行うというものである。

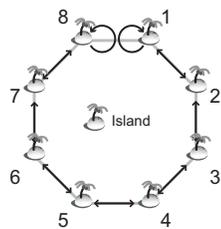
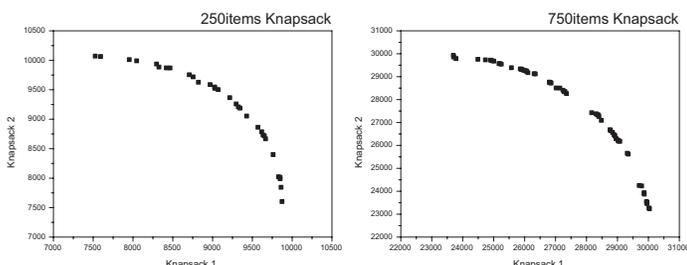


Fig. 2 移住トポロジー

5.4 実験結果

個体数を 1000、島数は 250 とし、終了条件は世代終了時点で合計の評価計算回数が 10000000 回を越えたときとして実験を行った結果を 3 に示す。探索が終了した段階で得られたパレート最適解の数は島数の 1/10 程度であり、用いた個体数に対して少ないが、その範囲は広く、全体的に均一なパレート最適解を得ることができた。



(a) 250 items

(b) 750 items

Fig. 3 実験結果 1

6 数値実験 2

6.1 対象問題

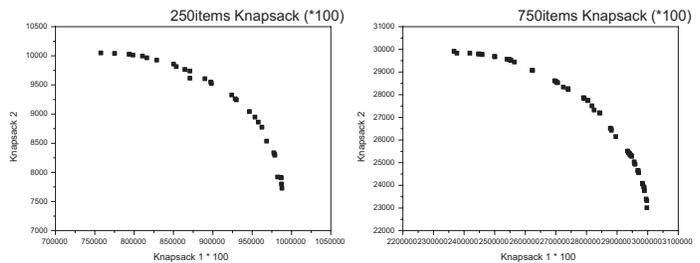
5.2 節の重み付けの方法では、目的関数 f_1 と f_2 のスケールが異なる際に一方の目的関数に個体が引き寄せられてしまう。そのため、数値実験 1 で用いた 250item, 750item の多目的 0/1 ナップサック問題の双方の f_1 の値を 100 倍に評価するような問題を新たに対象問題として用いる。

6.2 重みの適応的变化

個体が f_1 に引き寄せられることを防ぐために、 w_1 が 1.0 の島と w_2 が 1.0 の島の 2 島のエリート個体 (Fig. 1 における個体 A と個体 G) から f_1 と f_2 のスケールの違いを予測し、各島に分散させた重みを変化させることにした。

6.3 実験結果

実験結果を Fig. 4 に示す。数値実験 1 の結果と同様、パレート最適解の数は少ないが、広範囲かつ均一なパレート最適解を得ることができた。



(a) 250 items ($f_1 * 100$)

(b) 750 items ($f_1 * 100$)

Fig. 4 実験結果 2

7 結論

数値実験の結果、いずれの対象問題についても広範囲で一様なパレート最適解を得ることができ、目的関数に対する重みパラメータを各島に分散させた環境分散 GA が多目的最適化問題を解く上で有効な手法であることが分かった。

8 今後の課題

他の多目的最適化問題に対しても本手法が有効であるかの検証と、他の多目的に特化した遺伝的アルゴリズムの手法との比較検討を行う必要があると考えられる。