

複数の適応度関数を用いた島 GA の改良

中島滋香¹ 高田雅美¹

概要: 本稿では、独自の進化を促進する島遺伝的アルゴリズム(GA)を提案する。従来の島 GA では、すべての目的関数が1つの適応度関数に結合される。したがって、子世代は、同じ適応度関数を使用して生成される。自然界では、それぞれが環境に適した方法で進化する必要があり、地球上の様々な環境により、生物が多様化している。したがって、特徴的な進化を作成するために、様々な適応度関数を備えた島 GA を提案する。

キーワード: 多目的最適化, MS-Word, 島 GA, BDL 法 [**]

Improvement of Island Genetic Algorithm using Multiple Fitness Functions

SHIGEKA NAKAJIMA¹ MISAMI TAKATA¹

Abstract: In this paper, we propose an island genetic algorithm (GA) that promotes a unique evolution. In a conventional island GA, all objective functions are combined into a single fitness function. Hence, offspring generations are generated using the same fitness function. In the natural world, each should evolve in a manner that suits the environment, and owing to the various environments on Earth, various organisms have been diversified. Therefore, we propose an improved island GA with different fitness functions to create a distinctive evolution. [**]

Keywords: Multi-objective optimization, Island GA, BDL method.

1. はじめに

島の遺伝的アルゴリズム (GA) では、各島の個体が進化する。自然界では、空・海・陸などの生息環境の違いが大きく異なる。同じ陸域でも、乾燥地帯や湿地には様々な生物が存在している。それぞれが環境に適した方法で進化する必要があり、地球上の多様な環境のおかげで、生物が多様化しています。加えて、離れた場所にいる個人同士は相互作用せず、遺伝子を交換しない。したがって、それらは各自の領域で独自に進化する。

島 GA は、多様性を使用して最適化問題を解く方法である。GA 島では、各島の中で親から子孫を生成する。ある世代では、複数の個体が異なる島に移住する。この操作を繰り返すことで、子の世代は多様性をもって進化する。

従来の島 GA では、子孫の生成は同じ評価関数に基づいて進化する。一方、自然界では、島によって評価機能が異なる。したがって本研究では、各島の評価機能の設定を改善する。したがって、各島には独自の進化を得る。

2. 多目的関数を持つ島 GA

2.1 概念

$S_i (i = 1, \dots, n)$ を島, $f_j (j = 1, \dots, m, m \leq n)$ を目的関数とする。複数目的の GA では、すべての目的関数が1つの評価関数 $p(f_1, f_2, f_3)$ に結合される。

その後、同じ適応度関数を使用して世代交代が行う。本研究では、特徴的な進化を生み出すことを目的としているため、各島の適応度関数を各島が独自に持つ適応度関数として用いた。つまり、島 S_i の適応度関数は f_j です。

$S_k (k = m + 1, \dots, n)$ の適応度関数は、 f_j で表される関数またはその組み合わせを使用して適切に設定する必要がある。

提案された島 GA をさまざまな適応度関数で作成する手順は次のとおりである。

1. 島 S_i を設定
2. 各島 S_i に初期の個体 D_i を生成
3. 同じ島で交叉を実行。
4. 個体に突然変異を適用
5. 各島 S_i の適応度関数 f_i を使用して、各個体の適応度を計算。
6. 子世代の選択

¹ 奈良女子大学

7. g_1 世代について,手順 4~8 を繰り返す.
8. 島 S_i から移行する個人を選択
- 9.移民
- 10.各島 S_i のフィットネス関数 f_i を使用して,移動する個人のフィットネス値を計算.
- 11.世代が最後の世代 g_2 になると,アルゴリズムは終了
- 12.手順 4 に戻る

手順 1 では,島が定義される.この提案では,多目的関数を m とすると,島の数は m 以上になる. 関数は一方の島でのみ使用され,もう一方の島では使用されない. 組み合わせ関数を定義すると,島が用意されます. したがって,島の数は m より大きい.

手順 2 では,最初の個体が各島で生成される. 各個体の遺伝子の長さとする.

手順 3 では,交叉を使用して新しい個体が生成.

手順 4 では,評価値に偏りがある局所解を防ぐことができるため,突然変異は個体に適応される. 個体の遺伝子のいくつかはランダムに変更.

手順 5 では,各島の各個体の評価値が計算される. 本研究の目標は,島々が各島 S_i の f_i の適応度関数を通じて独特の進化を遂げることである. 従来の島 GA では,すべての島で関数 $p(f_1, \dots, f_m)$ が使用されます. ただし,適切なパラメータ $p(f_1, \dots, f_m)$ を設定することは困難である.したがって,パラメータ $p(f_1, \dots, f_m)$ は実験的に設定されることが多いため,適応度関数 f_i は他の最適化を妨げることがある. したがって, f_i が高いガラパゴスの個体を生成して,この問題を回避.

手順 6 では,子孫が選択される. この時点で,エリート,ルーレット,トーナメント,ランダムなどの選択方法が提案されている.

手順 7 では,手順 4~7 が世代ごとに繰り返す.

手順 8 では,島から移動する個体が選択される. t が非常に小さい場合は,移民の効果が得られる. 規模が大きい場合,特徴的な進化の生態系が損なわれる可能性がある.

手順 9 では,移住が行われる. 移住の島はランダムに選択.

手順 10 では,各島 S_i の目的関数 f_i を用いて,入国者の評価値を算出.

手順 11 は終了条件.

2.2 BDL を用いた箱詰め問題への適用

提案された島 GA の効果を確認するために,BDL 法を使用した箱詰め問題を使用する.

本研究では,箱 $M_i (i = 1, \dots, b)$ を用意した. 各箱のサイズはランダムに設定. 片側の長さがケースのサイズを超えないようにする. 使用頻度は,5 つのレベルで各箱にランダムに割り当てられる.

レベルが小さいほど使用頻度が高くなる. 1 章で説明したように,BDL 法には 3 つの目的関数がある. f_1 は使用頻度, f_2 は可視性である.

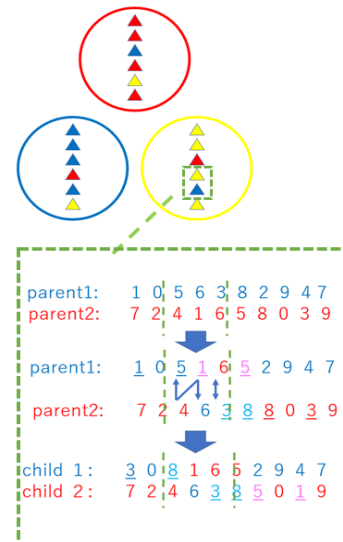


図 1 交叉

Figure 1 Crossover

本研究では, f_3 はオブジェクトの総数ではなく,箱の総量です. 続いて,総合適応度関数は式 (6) に示すものになる. 式 (6) は検証されていないため,この研究では各島の適応度関数として f_1 のみを使用した. したがって,島の数は 3 つである.

各島の個体数を N とする. 個々の $D_i (i = 1, \dots, N)$,では,ケース内の箱の順序が遺伝子情報として提供される. これについては,2.1 で説明した手順に従って述べる.

手順 1 では,3 つのアイランドが生成される.

手順 2 では,各島で個体 D_i を生成し,乱数を遺伝子として設定する. 同じ箱が複数回選択されないため,異なる番号が遺伝子として割り当てられる. この研究では,親世代の最高の n 個の個体が,エリート選択を使用して子世代として選択される.

手順 3 では,同じ島で交叉を操作して $N-n$ 個の個体を生成する. このセクションでは,箱の順序が最適化されている. そのため,Partial Matched Crossover (PMC) [1]を採用している. PMC では,個人の $parent_1$ および $parent_2$ に対して次の手順が実行される.

- I. 2 つの交差点を選択
- II. 交叉点間の遺伝子情報を $parent_1$ および $parent_2$ と交換
- III. 交叉では,一連の関連付けが定義される
- IV. 競合が存在しない元の親からの追加の遺伝子を入力

図 1 に手順 III の例を示す. 細い矢印は,上記のステップ III に対応している. つまり,手順 III では $1 \leftrightarrow 3$ と $4 \leftrightarrow 5$ が得られる. ここで,「6」は両方の交換間隔に含

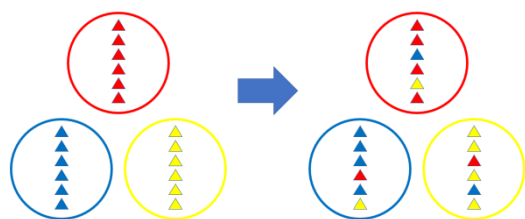


図 2 選択
Figure 1 Selection.

表 1 パラメーター
Table 1 Parameters.

箱の大きさ	高さ: 1-30 幅: 1-30 奥行き: 1-30
使用頻度	1-5
箱の番号	100
突然変異立	80%
交叉率	著者名
交叉方法	部分一致交叉
選択方法	エリート選択

まれる。したがって、「1⇔6」と「3⇔6」は関連付けから削除される。

手順 4 では、突然変異の確率が 5% に設定される。確率が非常に低い場合、局所解に陥る傾向がある。ただし、極端に高いと評価値が収束する傾向がある。

手順 5 では、島 S_i が持つ個体の適合度の値が f_i を使用して計算される。個体の箱を入れすぎた場合、適応度の値は入力した箱のみを使用して計算される。

手順 6 では、エリート選択による親世代からの残りの n 個体を通じて、個体の子世代に追加される。したがって、多様性を破棄しながらエリート個体を保持することができる。

手順 8 では、2 つの移住個体がランダムに選択される。

図 2 に手順 9 の概念図を示す。

3. 実験

提案された島 GA では、島ごとに異なる適応度を改善。したがって、各島は独立して進行する。この章では、従来の GA と提案された島 GA を比較する。従来の島 GA では、すべての島は $p(f_1, f_2, f_3)$ を使用して進化。一方、提案された島 GA では、各島は差分 f_i を使用して進化する。

表 1 に、実験で使用したパラメーターを示す。オブジェクトのサイズと使用頻度は、表 1 に示す範囲内でランダムに設定。格納された箱の数を遺伝子の長さとする。

図 3 は、従来の島 GA における最適な適応度の生成を示す。図 3 では、従来の島 GA について、すべての f_i が

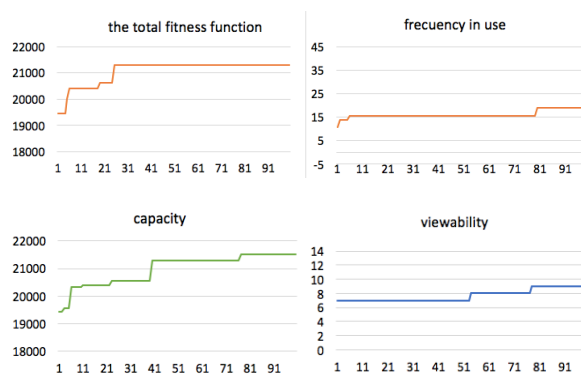


図 3 従来の島 GA での最大適応度

Figure 3 Best fitness generation in the conventional island GA.

$p(f_1, f_2, f_3)$ と共に進化したことが確認できる。さらに、 f_3 と $p(f_1, f_2, f_3)$ は同じ傾向を示した。一方、 f_1 と f_2 はほぼ平坦であった。したがって、 f_1 と f_2 は従来の GA に大きな影響を与えないと想定された。

図 4 は、提案された島 GA での最適な適応度の生成を示す。オレンジ、緑、および青の線は、それぞれの島 S_1, S_2, S_3 の結果をそれぞれ表します。

左と右のグラフは、 $p(f_1, f_2, f_3)$ と f_i での生成をそれぞれ示しています。図 5 の右のグラフからわかるように、島が生成されるにつれて、最良の適合値が増加することが確認されている。提案された島 GA では、 f_3 が $p(f_1, f_2, f_3)$ と共に進化したことが確認されている。一方、島 S_1 および S_2 では、世代が進むにつれて増加しましたが、 $p(f_1, f_2, f_3)$ はジグザグしたグラフを示している。

図 5・図 6 が示すように、提案された島 GA すべての f_i が従来の島 GA の f_i よりも高かった。これは、特徴的な進化によって各 f_i の優れた個人を生み出す相乗効果に起因する。提案された島 GA では、 f_3 の変化は小さかったが、 f_1 と f_2 はより良い適合値を示した。したがって、提案された島 GA は効果的であるとわかる。

図 5 と図 6 は、それぞれ従来の島 GA と提案された島 GA の初期世代と最終世代 g_2 の分布図を示す。

図 5 と図 6 の ai, bi, ci は、それぞれ島 S_1, S_2, S_3 の結果を示す。一方、図 5 と図 6 の a1, a4, b1, b4, c1, c2 は f_1 と f_2 の分布を示す。a2, a5, b2, b5, c2, c5 は f_1 と f_3 の分布で、a3, a6, b3, b6, c3, c6 は f_2 と f_3 の分布を示す。

図 5 と図 6 が示すように、提案する島 GA は、従来の島 GA よりも最終世代での個体の分散が大きく、多様性が確保されている。これは、提案する島 GA の特徴的な進化が有効であることを示す。したがって、提案する島 GA は、より優れた個体を生成できる。

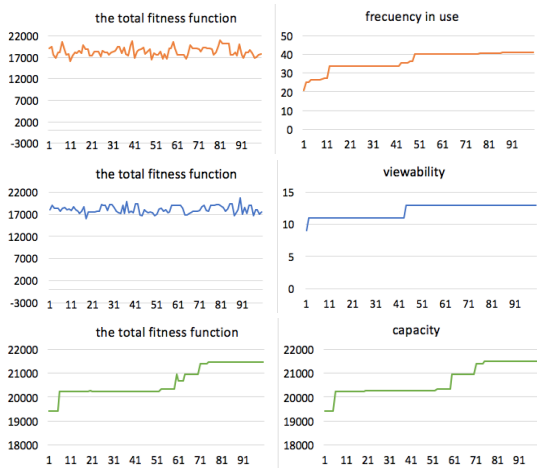


図 4 提案島 GA での最大適応度

Figure 4 Best fitness generation in the proposed island GA.

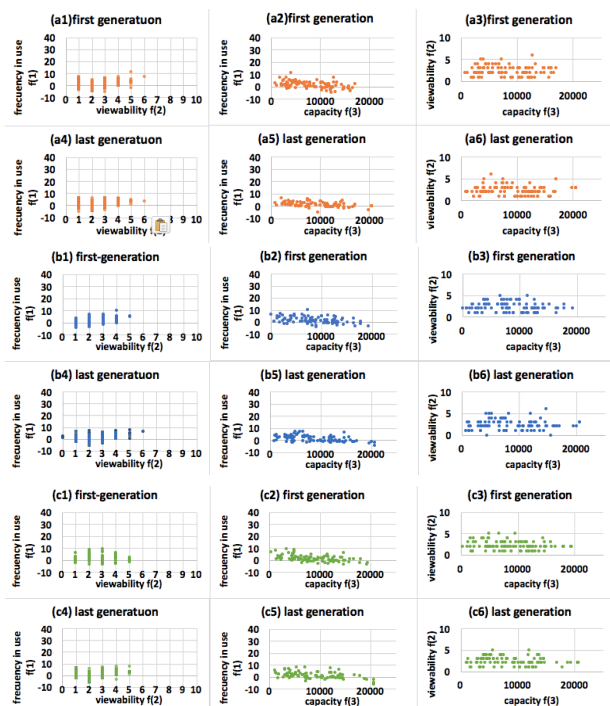


図 5 従来の島 GA の初期世代と最終世代の分布図

Figure 5 Distribution diagrams of the initial and final generations in the conventional island GA.

提案する島 GA は、特化した進化をすることによってその多様性を維持するため、局所解に陥ることはほとんどない。したがって、従来の島 GA よりも優れた結果が得られ、効果的な解になる。

4. まとめ

本研究では、同じ適応度関数を使用する従来の島 GA を

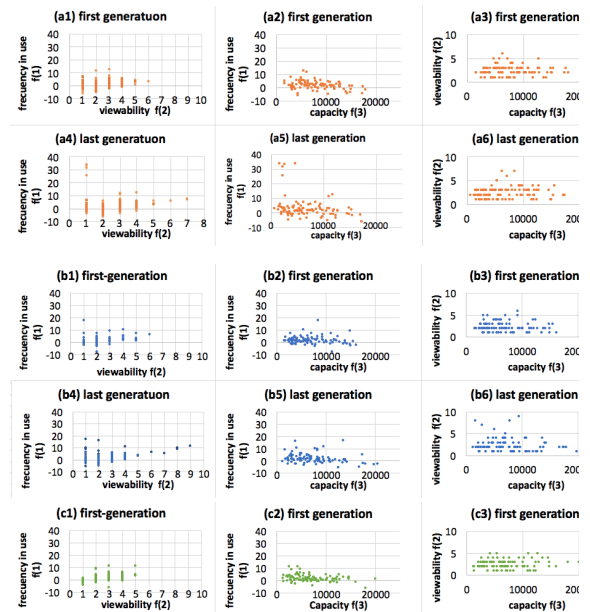


図 6 提案島 GA の初期世代と最終世代の分布図

Figure 6 Distribution diagrams of the initial and final generations in the Proposed Island GA.

改善した提案された島 GA では、各島は異なる適応度関数を目指す。実験結果は、提案された島 GA を使用すると、多様性を維持でき、局所解を適切に防止できることを示した。したがって、特徴的な進化は、改良された島 GA でうまく機能した。

今後の研究として、提案された島 GA を多目的の目的関数の相関面が凹面で表される最適化問題に適用することを計画している。

参考文献

- [1] Baker, B.S., Coffman, E.G., Rivest, Jr.R.L.: Orthogonal packing in two dimensions, SIAM Journal on Computing, 9, pp.846–855 (1980)
- [2] Fujita, T., Numata, Y., Yoshimi, T.: A Study of Intelligent Drawer with RFID Tag Information Reading System for Intelligent Space, proceedings of 2012 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, pp.533-538 (2012)
- [3] Goldberg, D.E.: Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Reading, Mass: Addison-Wesley, (1989).
- [4] Yano, N., Morinaga, T., Saito, T.: Packing Optimization for Cargo Containers, SICE Annual Conference 2008, pp. 3479-3482 (2008).