

基準点操作を用いた評価指標の変化に対応可能な GA

須藤 令郁[†] 兪 明連[‡] 横山 孝典[‡]

東京都市大学[†] 計算機ソフトウェア研究室[‡]

1. 研究背景

近年、組み合わせ最適化問題を解く実用的な手法として、メタヒューリスティクスと呼ばれる探索方法が用いられている。メタヒューリスティクスとは、組み合わせ最適化問題に対しての、発見的解法であり、特定の問題のみならず汎用的に用いることができるものである。

メタヒューリスティクスの 1 つである Genetic Algorithm (GA) [1] は、仕事における人員配置、カーナビにおけるルート最適化、工学的な分野における形状設計などを解く手法の 1 つとして用いられてきたが、これらは制約条件である単一の評価指標が変化しないという前提が必要である。しかし、工学的な分野に用いる場合に材料のコストが変化するなど、実問題では評価指標が変化しないという前提が成り立たない場合が多い。評価指標が常に変動する中で、GA はその時の最良解を求めることはできるが、その後の変化した評価指標に対応することができない。

そこで、田島らは、ロバストな解を探索することで評価指標の変化に対応することができる Robustness-oriented compact Genetic Algorithm (RcGA) [2] を提案した。RcGA は、予め用意した複数の遺伝子と、それぞれの遺伝子を複数通りの評価指標で評価を行った評価値を併せ持ったデータセットを使用して学習を行うことで評価指標の変化に対応することに成功した。しかし、RcGA は、評価指標が異なるデータを比較に用いるため、学習の効率が悪いという問題点がある。また、GA の特徴である世代交代を行わず、膨大な情報量のデータセットを使用して学習を行うため、使用するメモリ量が多いという問題点がある。

そこで、松元はデータセットを使用しない、評価指標が異なるデータの比較を行わない新しい手法を提案した [3]。しかし、松元の手法は、データの比較の際に用いる基準点の操作において、

Robustness genetic algorithms with the base value

[†]Rei Sudo, Myungryun Yoo, Takanori Yokoyama, Tokyo City University

基準点の値が安定して推移しておらず、解の精度が悪いという問題点がある。

2. 従来研究 松元の手法

2.1 アルゴリズム

松元の手法の全体の流れを下記に示す。

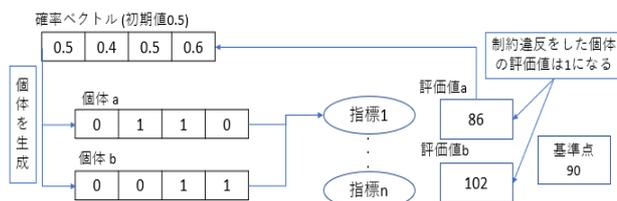


図 1. 松元の手法

- 1) 初期値 0.5 の確率ベクトルを元に、個体を 2 つ生成する
- 2) 生成した個体を、ランダムな指標を用いて評価し、基準点と比較する。その際、制約違反をした個体の評価値を 1 にする
- 3) 基準点との比較に応じて、確率ベクトルを変化させる
- 4) 2 回連続で、それぞれの個体の評価値の平均が基準点を上回った、もしくは下回った場合、基準点の変更を行う。基準点操作の式を式 1 に示す。n が基準点であり、n₂ が次世代からの基準点である
- 5) 1~4 を全ての確率ベクトルが 0 か 1 になるまで繰り返し、収束したものが解である

$$n + \{(4 \text{ 個体の評価値の合計}) - n \times 4\} \div 4 = n_2$$

式 1. 基準点操作 (松元の手法)

2.2 松元の手法の問題点

松元の手法は、制約違反をして評価値が 1 になった個体を基準点操作に使用しているため、局所的に基準点が大きく下がっている。さらに、基準点操作に用いるデータの数が 2 世代と、少ないため、基準点が安定して推移していない。また、基準点の初期値が定められていないことも問題点の 1 つである。

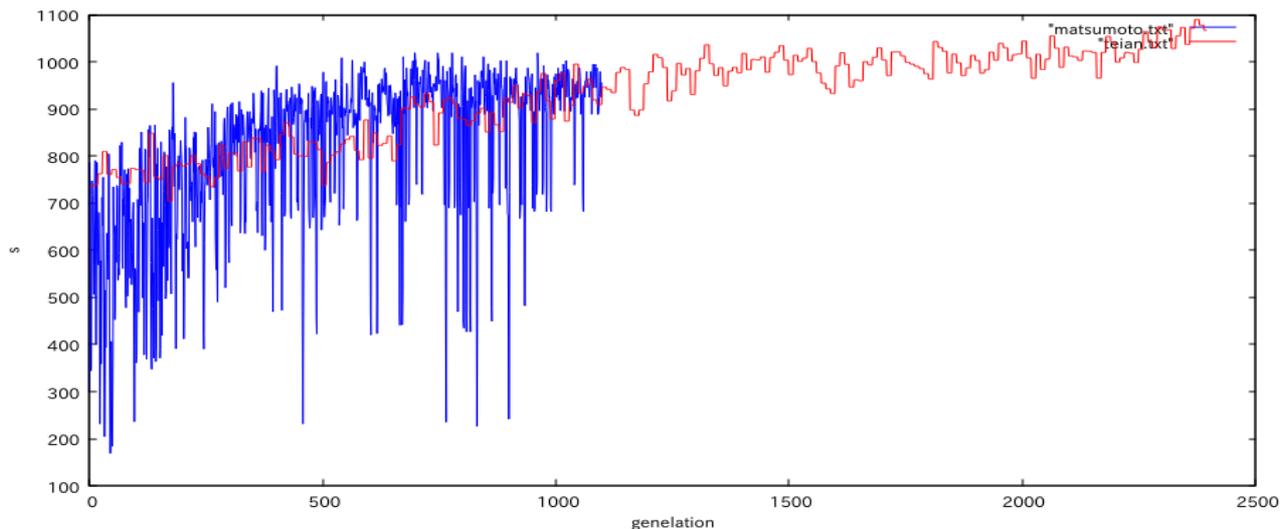


図 2. 提案手法及び松元の手法の基準点の推移

3. 提案手法

3.1 概要

提案手法は、松元の手法を元に、基準点操作の方法を変更したものである。

3.2 変更点

特定の条件ではなく、10 世代ごとに基準点の変更を行い、基準点の初期値を最初の 10 世代の評価値の平均値とする。また、基準点操作の際、制約違反をした個体を除外する。それに伴い、基準点操作の式を式 2 のように変更する。n が基準点、 n_2 が次世代からの基準点、x が制約違反をしていない個体の評価値の合計であり、 x_2 が制約違反をした個体の数である。

$$n + \{ x - n \times (20 - x_2) \} \div 20 = n_2$$

式 2. 基準点操作(提案手法)

4. 実験と評価

4.1 実験内容とパラメータ設定

ナップサック問題を拡張した変動型ナップサック問題^[2]を用いて松元の手法と提案手法を、収束した解の評価値、収束までの世代数の 2 項目で評価を行う。変動型ナップサック問題は、従来のナップサック問題で使われるアイテムセットを変動させたものを複数生成し、それらを指標として学習を行うものである。

重量と価値のパラメータを 31~70 の間でランダムに設定したアイテムを 30 個生成し、これを基準アイテムセットとする。基準アイテムセットのそれぞれのパラメータを ±30 の間でランダムに変動させたものを 5 つ用意し、それらを指標とする。

4.2 評価

実験結果を図 2、表 1 に示す。

表 1. 提案手法及び松元の手法の評価

	松元の手法 (100回平均)	提案手法 (100回平均)
最終解の 評価値	917.75	1071.48
世代数	1113.90	2864.76

4.3 考察

図 2 を見ると、松元の手法と比べ、基準点の値が安定して推移していることがわかる。その影響により、最終解の評価値が大きく向上した。しかし、収束までの世代数が大きく増加している。これは、提案手法において、基準点を高く設定しすぎたことが原因であると考えられる。個体の評価値と基準点の差がごくわずかであっても、基準点を超えたかどうかによって確率ベクトルの増減が行われるため、確率ベクトルが 0 から 1 の間で松元の手法よりも振動することが多くなったのではないかと予想される。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 20K11755 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] D. E. Goldberg : “Genetic Algorithms in Search , Optimization and Machine Learning ” , Addison-Wesley (1989)
- [2] 田島友佑, 中田雅也, 佐藤寛之, 高玉圭樹 : “ナップサック問題における評価値変動に対応した遺伝的アルゴリズムの提案” , 情報処理学会研究報告, 2013-MPS-95, NO. 6, PP. 1-5 (2013)
- [3] 松元 勇作, “評価指標の変化に対応可能な GA の性能向上” , 東京都市大学卒業論文 (2019)