

# 多目的 GA における選択手法によるパレート解への影響

The Selection method's effect on the Pareto optimal solutions in Multiobjective Genetic Algorithm

奥田 環

Tamaki OKUDA

**Abstract:** In this paper, the selection method's effect on the Pareto optimal solutions in multiobjective Genetic Algorithm (GA) is examined and discussed. Diversity and accuracy are very important for GA in multiobjective optimization problems. So, Pareto optimal solutions are evaluated by accuracy and coverage of Pareto plane. And a new method of shearing is proposed and examined.

## 1 はじめに

多目的最適化問題を遺伝的アルゴリズム (以下 GA) を用いて解く場合, 解の精度とともに多様性の維持が重要になる. 本発表では解の精度と多様性に注目し, 4 種類の選択手法を用いて数値実験を行った. この数値実験の結果をから各選択手法の比較を行う. 特に従来のシェアリング手法とは異なった新たなシェアリング手法を提案し, その有効性を検証する.

## 2 多目的 GA

多目的 GA では, パレート最適解集合をうまく特徴付けるように, 個体集合の多様性を維持し, パレート最適解を極端な隔たりなくサンプリングすることが必要になる.

### 2.1 パレートランキング法

パレートランキング法とは, 解の優劣関係に基づいて定められるランクとして適応度関数を作り, これにより選択を行う手法である.

Fonseca らは, 個体  $x$  が  $n_x$  個の個体に優越されているときに,  $x$  のランク  $r_x$  を

$$r_x = 1 + n_x$$

のように定める, ランクの決定法<sup>2)</sup>を提案している. 本発表では, この手法により各個体のランクを決定する.

## 3 パレート解評価手法

得られたパレート最適解を, そのままグラフ化するほかに, 本発表では, 以下のような手法を用いて, パレート最適解集合を評価する.

精度 (accuracy) 真のパレート解との誤差

被覆率 (coverage) 真のパレート解に対する広がり

## 4 選択手法

### 4.1 シェアリング

パレートの手法では, 個体集合がパレート最適解集合上に偏って存在する場合がある. そこで, 個体集合をパレート最適解集合上にできるだけ広く分布させるために明示的に多様性を維持するために, シェアリングを用いる.

シェアリングは各個体  $x_i$  について, その個体の近傍がどの程度込み合っているかを示すニッチ数 (niche count) を用いて計算を行う.

#### 4.1.1 従来のシェアリング手法

まず, Fonseca らによって考案された従来の手法<sup>2)</sup>について説明する. 従来の手法ではニッチ数を

$$m_{x_i} = \sum_{j=1}^N s(d(x_i, x_j))$$

と定義する. ここで,  $d(x_i, x_j)$  は, 個体  $i$  と  $j$  とのユークリッド距離である.

また,  $s(d)$  は, シェアリング関数 (sharing function) と呼ばれ, 距離  $d$  について単調減少関数である. 個体の近傍を定めるパラメータ (シェアリング半径)  $\sigma_{share} > 0$  をあらかじめ与えておき,

$$s(d) = \max\left\{0, 1 - \frac{d}{\sigma_{share}}\right\}$$

を用いる.

このようにして算出したニッチ数をランクにかけ, それを新たな個体のランクとする.

#### 4.1.2 提案するシェアリング手法

Fonseca らによって考え出された従来の手法では, ある個体の近傍に他の個体が存在しにくくなるため, 精度面において解が悪化することが考えられる. そこで我々はこの問題点を改善した新たな手法を提案する. 本手法では, 各個体のシェアリング半径  $\sigma_{share}$  内に含まれる個体数をニッチ数とする.

得られたニッチ数をランクの2乗にかけ、それを新たな個体のランクとする。

#### 4.2 elite 保存

この選択手法では、ランク1の個体を必ず保存する。ただし、ランク1の個体数が必要としている個体数に満たなければ、ランク1以外の個体から roulette 選択を用いて個体を補充する。また、ランク1の個体数が必要としている個体数を超えれば、シェアリングを用いて、適合度を計算し、roulette 選択で個体を選択する。

### 5 数値実験結果と考察

#### 5.1 選択手法

本発表では、table. 1 に示した4種類の選択手法を用いて数値実験を行った。GAのパラメータはtable. 2に示すように設定した。なお、シェアリングを用いる場合、シェアリングレンジ = 25 とする。

Table 1 4種類の選択手法

選択手法 1	roulette 選択
選択手法 2	roulette 選択 + 従来手法
選択手法 3	roulette 選択 + 提案手法
選択手法 4	elite 保存

Table 2 パラメータ

交叉率	1.0
突然変異率	0.01
交叉点	1

#### 5.2 対象問題

本発表では、2つの例題を用いて数値実験を行った。その1つを以下に示す。

例題 1

$$f_1(x) = 2\sqrt{x_1} \quad (1)$$

$$f_2(x) = x_1(1 - x_2) + 5 \quad (2)$$

$$g_1(x) = -x_1 + 1 \quad (3)$$

$$g_2(x) = x_1 - 4 \quad (4)$$

$$g_3(x) = -x_2 + 1 \quad (5)$$

$$g_4(x) = x_2 - 2 \quad (6)$$

#### 5.3 計算結果

例題 1, 2 における計算結果を Fig. 1, Fig. 2 に示す。Fig. 1, Fig. 2 より以下のように考察する。

elite 保存では、パレート解が多く選択されるため被覆率が高い。さらに、収束も早いので精度も高いことがわかる。

2種類のシェアリングを比較した場合、従来手法に比べ、提案手法の精度が向上していることがわかる。し

かし、被覆率においては従来手法の方が優れていた。このことにより、従来手法はより高い多様性を維持した手法であり、新たに提案した手法は若干の多様性を犠牲にしても、精度面を考慮した手法といえる。

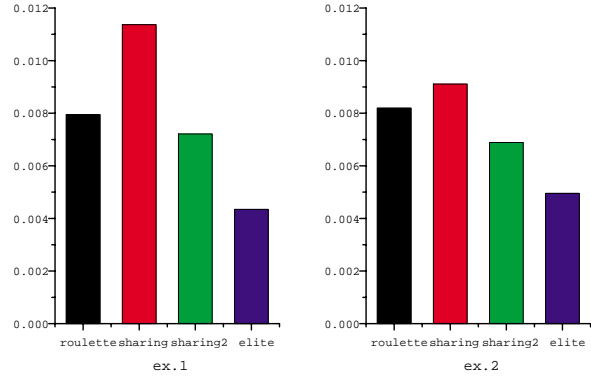


Fig. 1 精度 (accuracy)

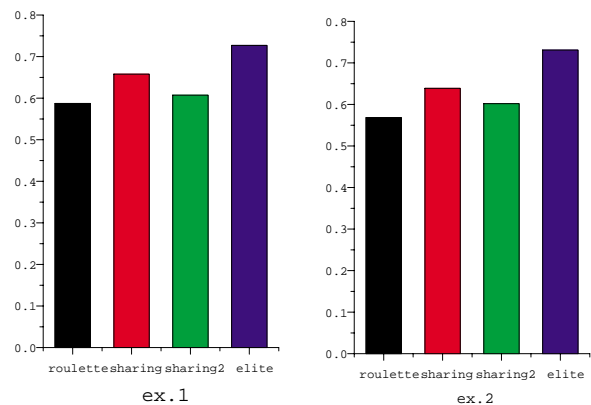


Fig. 2 被覆率 (coverage)

#### 5.4 結論

本発表では、4種類の選択手法を用いた場合のパレート解への影響を検証した。精度、被覆率ともに elite 保存を用いた場合にもっとも良好な結果を得た。

また、提案したシェアリング手法は、精度面の悪化を阻止する点では良好な結果を得た。

#### 参考文献

- 1) 廣安知之, 三木光範, 渡邊真也, 畠中一幸 『多目的分散遺伝的アルゴリズムにおけるシェアリング, 収束判定, 及び解の評価手法の検討』(同志社大学理工学研究報告, Vol.40, No.4, 2000)
- 2) 三宮信夫, 喜多一, 玉置久, 岩本貴司 『遺伝アルゴリズムと最適化』(朝倉書店, 1998)