

SGA における選択手法の比較

A Comparison of Selection at Simple Genetic Algorithms

上浦 二郎

Jiro KAMIURA

Abstract: In this paper, some selection methods' effect on the Simple Genetic Algorithms (SGA) is examined and discussed. In GA, the selection pressure is very important. If it is too high, the speed of convergence is so fast that GA find incorrect solution. If it is too low, it costs very long time for GA to find optimum solution. So, I reserched the selection method.

1 はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms:GA) においては交叉率, 突然変異率など各種パラメータのチューニングはもちろん, 選択や交叉, 突然変異のアルゴリズムそのものも重要な研究対象となる. そこで今回は選択手法のアルゴリズムに着目し, SGA において複数の選択手法を複数のテスト関数にそれぞれ適用し, それぞれの選択手法の有効性を検証した. また同時に, ランク付けによるスケージングの有効性についても検証した.

2 選択について

GA における「選択」とは, n 個体の集合から重複を許して次世代に残す n 個体を選び出すためのプロセスのこと¹⁾である. 今回比較したのは次の 3 つの選択手法である.

2.1 ルーレット選択

適合度に比例した領域を持つルーレットを作成し, 発生させた乱数が入った領域の個体を選び出すというものである. 乱数で個体を選ぶため, 適合度の低い個体も選ばれる可能性が残る.

2.2 トーナメント選択

母集団の中からある個体数をランダムに選び出し, そのなかで一番適合度の高いものが選択される. この過程を必要な個体数が得られるまで繰り返すというものである. ルーレット選択に比べて適合度の低い個体が選ばれにくくなっている.

2.3 ルーレット選択 + トーナメント選択

上記のトーナメント選択ではトーナメントに参加する個体はランダムに選び出されていた. この方法はその部分にルーレットを取り入れようというものである. このことにより, さらに適合度の低い個体が選ばれにくくなっている.

3 スケージングについて

選択圧に影響するものとして, 選択手法以外に個体の適合度の計算方法が上げられる. そこで今回は, その方法として評価値のランク付けにより適合度を求める方法と評価値をそのまま用いる方法¹⁾の 2 種類のスケージングについても実験を行った.

つまり, 実験に用いる選択手法は Table 1 に示す計 5 種類となる. トーナメント選択に関してはどちらのスケージングを適用しても理論的に違いがないことが分かっているため, 評価値をそのまま用いるスケージング方法を適用することとした.

Table 1 Selection Methods

| | Roulette | Tournament | Scaling |
|-----|----------|------------|---------|
| RTr | | | Rank |
| RT | | | - |
| Rr | | | Rank |
| R | | | - |
| T | | | - |

4 実験内容

4.1 パラメータ

今回の実験に用いたパラメータを Table 2 に示す.

Table 2 Parameters

| | |
|-----------------|------|
| Population Size | 400 |
| Max Generations | 1000 |
| Dimension Size | 10 |
| Chromo Length | 100 |
| Mutation Rate | 0.01 |
| CrossOver Rate | 0.6 |
| Tournament Size | 4 |
| Trial | 20 |

¹⁾実際には, 個体の適合度=(その個体の評価値)-(個体集団の中でもっとも悪い個体の評価値)

5 対象問題

対象問題は以下のテスト関数である．

- Rastrigin

$$f(x_1, \dots, x_n) = 10n + \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)]$$

$$(-5.12 \leq x_i < 5.12) \quad (1)$$

- Rosenbrock

$$f(x_1, \dots, x_n) = 100 \sum_{i=2}^n (x_{i-1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2$$

$$(-2.048 \leq x_i < 2.048) \quad (2)$$

- Schwefel

$$f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \{-x_i \sin \sqrt{|x_i|}\}$$

$$(-512 \leq x_i \leq 512) \quad (3)$$

- Griewank

$$f(x_1, \dots, x_n) = 1 + \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^N \left\{ \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) \right\}$$

$$(-512 \leq x_i \leq 512) \quad (4)$$

- Ridge

$$f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$$

$$(-64 \leq x_i \leq 64) \quad (5)$$

6 実験結果

6.1 Rastrigin, Schwefel

結果が特徴的であると思われる Rastrigin と Schwefel に関してまず述べる．

Fig. 1 は Rastrigin における探索の進行状況を図示したものである．探索が進む速度は RTr, RT, T, Rr, R の順となっており, Table 3 から, 最適解にたどりつくまでにかかる平均世代数を比べた順位もほぼ同じとなっていることが分かる．

Fig. 2 は Schwefel における探索の進行状況を図示したものである．探索が進む速度は Rastrigin の場合と同じく, RTr, RT, T, Rr, R の順となっている．しかし, RTr, RT, T の3つの選択手法はある程度までは探索が一気に進むが, その後は探索が進まなくなっている．この原因は, この3つの選択手法の選択圧が高すぎるために母集団の多様性が失われ, 局所解に早期収束してしまっているためと考えられる．

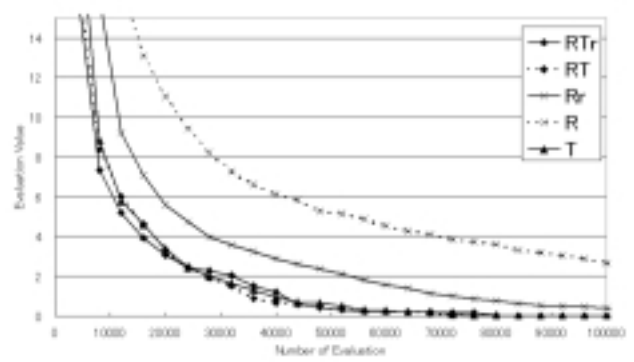


Fig. 1 収束状況 (Rastrigin)

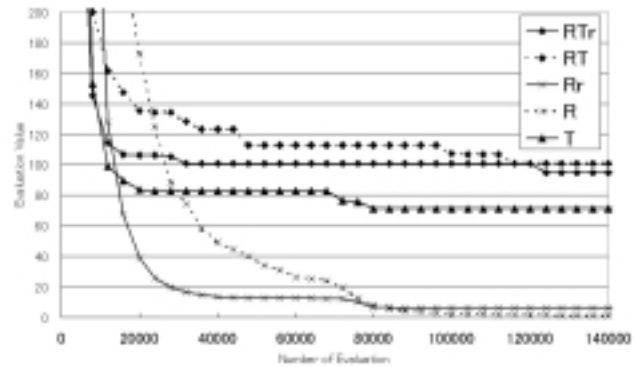


Fig. 2 収束状況 (Schwefel)

Table 3 解探索結果 (Rastrigin)

| | 解発見世代 | 解発見回数 | 評価値平均 |
|-----|--------|-------|--------|
| RTr | 118.55 | 20 | 0.0000 |
| RT | 116.85 | 20 | 0.0000 |
| Rr | 347.65 | 20 | 0.0000 |
| R | 751.67 | 15 | 0.0559 |
| T | 127.95 | 20 | 0.0000 |

Table 4 解探索結果 (Schwefel)

| | 解発見世代 | 解発見回数 | 評価値平均 |
|-----|--------|-------|---------|
| RTr | 124.56 | 9 | 71.0801 |
| RT | 199.25 | 8 | 82.9268 |
| Rr | 295.30 | 20 | 0.0000 |
| R | 696.06 | 18 | 0.0118 |
| T | 117.67 | 12 | 53.3101 |

Table 5 は Rosenbrock の解探索結果を示している。どの選択手法においても最適解は一度も発見できていない。単純に評価値平均を比べれば選択手法の順位は RTr, RT, T, Rr, R の順となる。

Table 5 解探索結果 (Rosenbrock)

| | 解発見世代 | 解発見回数 | 評価値平均 |
|-----|-------|-------|--------|
| RTr | - | 0 | 2.0685 |
| RT | - | 0 | 2.8456 |
| Rr | - | 0 | 4.2386 |
| R | - | 0 | 4.8531 |
| T | - | 0 | 3.2596 |

Table 6 は Griewank の解探索結果を示している。どの選択手法においても最適解はほとんど発見できておらず、唯一 T において一度求めることができたにとどまっている。単純に評価値平均を比べれば選択手法の順位は T, Rr, RT, RTr, R の順となる。

Table 6 解探索結果 (Griewank)

| | 解発見世代 | 解発見回数 | 評価値平均 |
|-----|-------|-------|--------|
| RTr | - | 0 | 0.1920 |
| RT | - | 0 | 0.1273 |
| Rr | - | 0 | 0.1214 |
| R | - | 0 | 0.2268 |
| T | 381 | 1 | 0.0964 |

Table 7 は Ridge の解探索結果を示している。RTr, RT, T の3手法では毎回最適解が発見できているが、Rr, R においては一度も求めることができていない。RTr, RT, T は解発見世代を、Rr, R は単純に評価値平均を比べれば選択手法の順位は RT, T, RTr, Rr, R の順となる。

Table 7 解探索結果 (Ridge)

| | 解発見世代 | 解発見回数 | 評価値平均 |
|-----|--------|-------|-------|
| RTr | 294.30 | 20 | 0.00 |
| RT | 267.05 | 20 | 0.00 |
| Rr | - | 0 | 0.04 |
| R | - | 0 | 23.00 |
| T | 283.80 | 20 | 0.00 |

各関数において1000世代終了時の評価値平均を基準として選択手法に順位付けをした。その結果は Table 8 である。

Table 8 各関数における選択手法の順位

| | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 |
|-----|----|----|----|----|----|
| RTr | 2 | 1 | 4 | 4 | 3 |
| RT | 1 | 2 | 5 | 3 | 1 |
| Rr | 4 | 4 | 1 | 2 | 4 |
| R | 5 | 5 | 2 | 5 | 5 |
| T | 3 | 3 | 3 | 1 | 2 |

この結果から、次のことが言える。

- ルーレット選択よりもトーナメント選択の方が性能がよい。
- ルーレット選択を使う場合、ランクを用いたスケールリングを行った方が性能がよい。
- むやみに選択圧を上げる RTr のような手法では、局所解が存在するような問題では早期収束に陥ることが多くなる。

7 おわりに

今回、ルーレット選択よりもトーナメント選択の方が性能がよいことが明らかになった。しかし、トーナメント選択を実装するためにはトーナメントサイズという新しいパラメータが増えることになる。これは、ただでさえチューニングすべきパラメータが多い GA にとって好ましいことではないと考えられる。選択について研究するのでなければランクを用いたスケールリングを行ったルーレット選択を採用するべきかもしれない。

参考文献

- 1) 伊庭斉志. 遺伝アルゴリズムの基礎 -GA のなぞを解く-. オーム社, 1994.