

HRG 選択法: 遺伝的アルゴリズムにおける 選択法の改良

2K-5

小嶋和徳 石亀昌明
岩手県立大学ソフトウェア情報学部

1 はじめに

本研究は、遺伝的アルゴリズム (GA) [1][2] において、より単純な手続きで、また、より少ない集団サイズでより効率良く探索ができるような手法を開発することを目的としており、これまでに新しい選択法である SRG 選択法を提案し、その有効性について検討を行ってきた。

本稿では、SRG 選択法に改良を加えた HRG 選択法、さらに HRG 選択法におけるパラメータの調整を適応的に行わせる、適応型 HRG 選択法を提案し、その効果について報告する。

2 SRG 選択法

SRG 選択法 [3] は、集団の多様性の維持という点に重点を置いた選択法で、具体的には、

1. 各個体を適応度により並び替える。
2. 上位 10% の個体をそのまま次世代に残す。
3. 上位 90% の個体の中からランダムに 80% の個体を重複を許さず選択し、子孫を生成する。
4. 下位 10% の個体を新たに生成する。

という手続きによるものである。

この手法は、適応度の高い個体のみならず、適応度の低い個体もふんだんに使用するため、集団の多様性を維持することができ、大域探索に優れているが、適応度の高い個体を選択される割合が低く、また、適応度の高い個体同士の情報交換が少ないため、局所探索の部分に若干の問題がある。

3 HRG 選択法

HRG 選択法は、SRG 選択法の問題点を解決するために、集団の多様性の維持および局所探索両方に注目した手法であり、以下の手続きによるものである。

1. 上位 $toprate\%$ の個体は、上位 $selrange\%$ の中からトーナメント選択法を使用して選択する。
2. 集団全体の中からランダムに、個体を重複を許さず選択する。
3. 下位 $bottomrate\%$ の個体は新たに生成する。

SRG 選択法と大きく違うところは、上位の個体をトーナメント選択法を使用して選択するようにしたこと、これにより、適応度の高い個体同士の情報交換が多く行われ、結果的に局所探索につながる事が期待できる。上位の個体を選択する手法としては、上位の個体を選択されやすく、手続きが単純であるという理由からトーナメント選択法を採用した。また、SRG 選択法と同様に、適応度の低い個体についても情報交換が行われるので、集団の多様性を維持でき、大域探索に優れているという特徴を持つことが期待できる。

4 評価実験

本研究では、Sine 関数にハミング窓をかけた関数 (以下、 $\text{Sin} \times \text{Hamming}$ とする)、De Jong の関数 F_1 および De Jong の関数 F_5 を GA に適用し、提案手法の評価実験を行った。

実験条件として、集団サイズ 20、単純交叉、突然変異率 3% とし、試行終了条件として、「集団の最大適応度が 50 世代間変化しなかったら終了」という条件を使用し、いずれの場合もエリート保存を使用した。この条件のもとに、各問題につき 1000 回の試行を行い、HRG 選択法、SRG 選択法およびルーレット選択法との比較を行った。

その結果を表 1-3 に示す。以下の表では終了条件を満たした時点での世代数の試行回平均値、終了条件を満たした時点での最大適応度の試行回平均値、最適解に到達した割合を示している。

$\text{Sin} \times \text{Hamming}$ および De Jong の関数 F_5 の問題では $selrange = 90, toprate = 40, bottomrate = 10$ としている。これら多峰性の問題では、この条件下では、SRG 選択法を使用した場合よりも性能が向上している。

単峰性問題である De Jong の関数 F_1 では、上述の条件下では性能があまり良くなかったが、 $selrange = 10$

表 1: sin 関数 × ハミング窓

	世代数	最大適応度	最適解到達率
Roulette	63.350	0.991	59.1%
SRG	69.627	0.998	90.0%
HRG	70.684	0.999	93.6%

表 2: De Jong の関数 F_1

	世代数	最大適応度	最適解到達率
Roulette	147.421	0.999	38.3%
SRG	91.311	0.999	94.5%
HRG	78.998	1.000	100.0%

表 3: De Jong の関数 F_5

	世代数	最大適応度	最適解到達率
Roulette	206.418	0.995	40.5%
SRG	212.831	0.998	90.0%
HRG	250.000	0.999	92.4%

とすることで SRG 選択法よりも良い性能が得られることが確認できている。

このことから、問題の性質によりパラメータを調整することにより、より高い性能が得られることが確認できた。

5 適応型 HRG 選択法

前章の HRG 選択法では、多峰性の問題と単峰性の問題とでは、パラメータの値が異なっている。これは、問題によってパラメータを調整しなければならないことを意味し、使用する側にとっては負担となるものである。そこで、ここでは、このパラメータを適応的に変化させ、自動的に決定させることで、このパラメータ調整のための負担を無くすことを考える。

上位の個体を選択する範囲 $selrange$ は、多峰性の問題のときは広くとり、単峰性の問題の場合は狭くとると良く、また、上位の個体を選択する割合 $toprate$ は、多峰性の問題では少なくし、単峰性の問題では多くしたほうが良いことが予備実験からわかっているため、それぞれ、以下の式で決定する方法を採用した。また、下位の個体を生成する割合 $bottomrate$ についても同様に、以下の式で決定する方法を採用した。

$$selrange = \frac{3}{2} \left(1.0 - \frac{meanfitness}{maxfitness} \right) \times 100 \quad (1)$$

$$toprate = \frac{meanfitness}{2maxfitness} \times 100 \quad (2)$$

表 4: 適応型 HRG 選択法の結果

	Sin×Ham	F_1	F_5
世代数	68.753	85.773	254.402
最大適応度	1.000	1.000	0.999
最適解到達率	98.6%	99.9%	92.4%

$$bottomrate = \frac{meanfitness}{2maxfitness} \times 100 \quad (3)$$

ただし、これらの値は、 $10 \leq selrange \leq 90$ 、 $30 \leq toprate \leq 90$ 、 $10 \leq bottomrate \leq 90$ と値の範囲を制限している。

以上のような式で各パラメータを適応的に決定させ、これまでと同じ条件で評価実験を行った。その結果を表 4 に示す。

この結果からもわかるように、いずれの問題においても HRG 選択法を使用した場合と同等か、それ以上の性能が得られている。このことから、この手法は非常に有効な手法であることが確認できる。

6 まとめ

本稿では、以前提案した SRG 選択法に改良を加えた HRG 選択法を提案し、更にそのパラメータを適応的に決定する適応型 HRG 選択法の提案を行った。

この HRG 選択法を最も一般的に使用されているルーレット選択法および以前提案した SRG 選択法との比較評価を行った結果、パラメータを調整することにより最も良い結果が得られることが確認できた。

パラメータを調整することは使用する側にとって負担となるものであるため、HRG 選択法のパラメータを適応的に決定するようにした。その結果、HRG 選択法と同程度の性能を得ることができ、パラメータの調整にかかる負担を無くすことができた。

以上のことから、適応型 HRG 選択法はよい性能を得るのに有効な手法であることが確認された。

参考文献

- [1] D. E. Goldberg: "Genetic Algorithm in Search Optimization and Machine Learning", Addison Wesley, (1989)
- [2] 北野: "遺伝的アルゴリズム", 産業図書 (1993)
- [3] K. Kojima, M. Ishigame, and H. Matsuo: "Proposal of new selection operator for genetic algorithm", In Proc. of ISIC-97, pp. 294-297 (1997)