

エージェント指向自己適応型GAにおける計算時間が未知の場合の探索に対応させる一手法

高島 栄一 村田 佳洋 柴田 直樹 伊藤 実

奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科

1 はじめに

遺伝的アルゴリズム (GA) において、解の探索効率には交叉率、突然変異率などのパラメータの与え方に大きく依存する。個々のパラメータが探索効率に与える影響は互いに独立ではない。したがって、問題を効率良く解くために適したパラメータを手で探すことには多くの労力を必要とする。この問題に対して、自動的にパラメータの適応を行なう研究がなされてきた [1][2]。我々は、文献 [5] において、指定した評価回数の範囲内で自動的に複数のパラメータの適応を行いつつ、効率良く解を探索する GA であるエージェント指向自己適応型遺伝アルゴリズム (A-SAGA) を提案している。A-SAGA は、あらかじめ準最適解を求めるために必要な評価回数がかかっていることを仮定しており、必要な評価回数が同程度であるような多数の問題に対する準最適解を求める場合に有効なアルゴリズムである。このため、使用可能な評価回数が分からない場合に使用するには不向きであった。

本稿では、A-SAGA を、適応を行う評価回数の範囲を段階的に増加させ計算するように改良した、階段状エージェント指向自己適応型遺伝アルゴリズム (以降、SA-SAGA) を提案する。また、SA-SAGA により、あらかじめ使用可能な評価回数が決められている場合にも、パラメータの探索効率が向上することを示す。

2 A-SAGA と提案する改良手法 (SA-SAGA)

2.1 A-SAGA

A-SAGA は、メタ GA と環境分散型並列 GA [4] を組み合わせて、あらかじめ与えられた評価回数の範囲内で効率よく探索できるパラメータを適応させながら探索する手法である。メタ GA は、解の探索を行う GA (low level GA) のパラメータを別の GA (high level GA) を用いて探索する手法である。

環境分散型並列 GA の概要は、以下のとおりである。探索の序盤と終盤で、一般に解の探索効率の良いパラ

メータは異なる。これに対し、島モデル GA の一種である環境分散型並列 GA は、各島にあらかじめ定められた異なるパラメータを与えておく。これにより、解の個体群状況に適したパラメータを持った島により、効率のよい探索が行われることが期待できる。

A-SAGA の概要は、以下のとおりである。low level GA の個体群の生成から終了までを 1 メタ GA 世代と定義し、1 メタ GA 世代当りの評価回数を E_m とする。1 メタ GA 世代を、あらかじめ定められた個数の連続する low level GA の世代の集合に分割したものを時代と呼ぶ。探索の序盤と終盤で探索効率の良いパラメータは異なるが、メタ GA の low level GA を島 GA とし、それぞれの時代に島 GA 群を割り当てることで、時代ごとに適したパラメータ適応を行う。各島 GA は、他の島と移民を通じ協力しながら解の探索を行うので、エージェントとみなすことができる。以後、島 GA を島エージェントと呼ぶ。high level GA における適応度として、low level GA の島エージェントが各時代の最初から最後までに個体群内のエリート個体の適合度をどれだけ上昇させたかの度合いを使用する。アルゴリズムは以下の通りである。

high level GA のアルゴリズム

1. high level GA の個体の作成, 初期化
2. メタ世代のカウンタの初期化
3. low level GA の個体群 (島エージェントが進化を行う個体群) の作成, 初期化
4. 時代のカウンタの初期化
5. 時代に対応する島エージェント群へ low level GA の個体群を渡す
6. 島エージェントによる解の探索
7. low level GA の個体群を受け取り, high level GA の個体の評価を行う
8. 時代のカウンタがメタ世代ごとの規定値に達したならば, 9. へ進む, 達していなければ, low level GA 個体の移民, 時代のカウンタを 1 増やし, 5. へ戻る
9. high level GA の個体の選択, 交叉, 突然変異
10. メタ世代のカウンタが規定値に達したならば終了, 達していなければ, メタ世代のカウンタを 1 増やし, 3. へ戻る

島エージェント (low level GA) のアルゴリズム

1. low level GA の個体群の受け取り
2. low level GA の個体群の評価

A method to improve computational efficiency of agent oriented self adaptive genetic algorithm in the case usable computation time is not known
Eiichi Takashima, Yoshihiro Murata, Naoki Shibata, Minoru Ito
Graduate School of Information Science Nara Institute of Science and Technology

3. low level GA の個体群の選択, 交叉, 突然変異
4. 世代数が規定回数に達していれば 6. へ進む, 達していなければ 2. へ戻る
5. low level GA の個体群の評価
6. low level GA の個体群の引き渡し, 終了する

2.2 提案手法における改良点

使用可能な全体の評価回数を A_m とする. A-SAGA は, 前述の通り探索を始める前に E_m を決めておく必要があった. これに加えて, A-SAGA の動作を分析した結果, 次のような問題があることが分かっている. 初期のメタ GA 世代では, 各メタ GA 世代の序盤の時代におけるパラメータが十分に収束していないため, 中盤以降のエージェントに渡される個体群の適合度等の分布がメタ GA 世代を十分に経た後とは異なる. したがって, 中盤以降のパラメータ適応を初期のメタ GA 世代の適応を十分行った後に開始した方が効率が良い.

以上を踏まえて, SA-SAGA では, 次のような改良を行った. A-SAGA では, 1 メタ GA 世代あたりの時代数は固定であった. SA-SAGA では, 以前の手法と同じく時代ごとの評価回数は固定であるが, E_m を 1 メタ GA 世代ごとに 1 時代ずつ段階的に増加させる. したがって n メタ GA 世代では, 時代数は n 時代となる. 改良の結果, 事前に使用可能な評価回数が分からない場合, SA-SAGA は, A_m が大きくなるにつれ, E_m を増やすことができ, 全体の評価回数の有効利用ができる. また, SA-SAGA は, 中盤, 終盤の時代のパラメータより, 序盤の時代のパラメータの適応を優先して行うため, A-SAGA の初期のメタ GA 世代における中盤以降の評価回数の削減とパラメータの探索効率の向上が期待できる.

3 評価実験とその結果

3.1 評価実験の方法

SA-SAGA の評価実験として A-SAGA と今回の手法の比較を以下のように行った. 以下の式で表される rastrigin 関数 (最適値 0) の関数値の最適化を行った.

$$f(x_1, x_2, \dots, x_{10}) = 3.0n + \sum_{i=0}^{10} (x_i^2 - 3.0\cos(2\pi x_i))$$

$$-5.12 < x_i \leq 5.12$$

各変数の値はグレイコードで符合化した. high level GA と low level GA はともに, 交叉方法は 2 点交叉, 突然変異の方法は uniform mutation, 選択方法はルールレット選択, スケーリング方法は線形スケーリング, エリート保存を行った. 島数 10, 島あたりの 1 時代の評価回数 100, 島内の個体数は 1, 2, 4, 5, 10, 20, 25, 50 から選び, 時代ごとの突然変異によって変化するようにした. 適応させる島エージェントのパラメータは交叉率, 突然変異の確率, 線形スケーリングの比率, 個体数とした. high level GA のパラメータは, 交叉率 0.8, 突然変異の確率 0.05, 個体数の突然変異の確率を 0.15, スケーリング率を 1 対 6 とした.

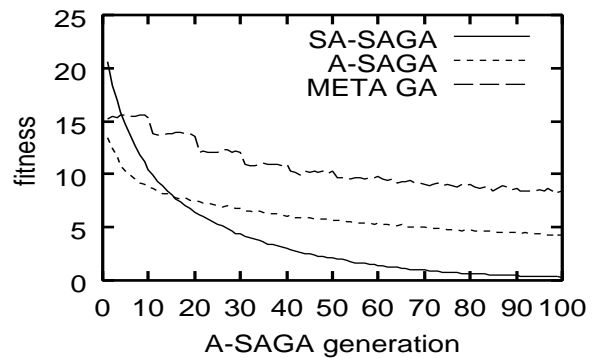


図 1: メタ GA 世代ごとの比較

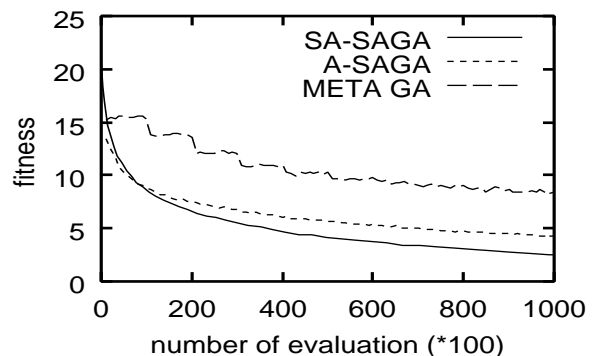


図 2: 島当りの評価回数での比較

3.2 実験結果

実験で得られた A-SAGA 世代毎の評価値の比較を図 1 に示す. 10A-SAGA 世代が META GA の 1 メタ世代に相当する. また, 評価回数毎の比較を図 2 に示す. 図 1 より, SA-SAGA は 5A-SAGA 世代以降, メタ GA より改善しており, 17A-SAGA 世代以降, A-SAGA より改善している. 図 2 により, SA-SAGA は評価回数が 1500 回以上では, メタ GA より改善しており, 9100 回以上では, A-SAGA より改善している.

4 まとめ

SA-SAGA は, A-SAGA の改良手法であり, 実験により, 探索効率が改良されていることを示した.

参考文献

- [1] R.Hinterding, Z.michalewicz and A.E.Eiben. *Parameter control in evolutionary algorithms*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 3(2):124-141, 1999
- [2] F.G.Lobo. *The parameter-less genetic algorithm: rational and automated parameter selection for simplified genetic algorithm operation*. PhD thesis, University of Lisbon, Portugal 2000.
- [3] M.R.Glicman, K.Sycara. *Reasons for Premature Convergence of Self-Adapting Mutation Rates*. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation:62-69, 2000
- [4] M.Miki, K.Hiroyasu, M.kaneko and I.Hanatanaka *A Parallel Genetic Algorithm with Distributed Environment Scheme*. IEEE Proceeding of Systems, Man and Cybernetics Conference SMC'99:695-700, 1999
- [5] Y.Murata, N.Shibata, K.Yasumoto and M.Ito. *Agent Oriented Self Adaptive Genetic Algorithm*. Proceeding of the IASTED International Conference on Communications and Computer Networks:348-353, 2002