

遺传的アルゴリズムにおける個体の優劣度に基づく

3AG-8

適応的パラメータ値設定手法†

八田 浩一 若林 真一 小出 哲士

(広島大学 工学部)

1 はじめに

NP 困難なクラスに属する組合せ最適化問題の解法の一つとして近年注目を集めている手法に遺传的アルゴリズム (GA) がある。遺传的アルゴリズムとは生物の遺伝機構に着想を得た確率的探索手法であり、実用的な時間で質の良いヒューリスティック解を出力することが知られている。GA において、パフォーマンスを向上させるためには適切なパラメータ値の設定が必要となるが、パラメータ値の調整に多大の計算時間を要したり、適切なパラメータ値の設定が行なえないという問題がある。

適応的遺传的アルゴリズムは、GA の実行中に対象とする問題のインスタンスの性質に合わせて GA を制御するパラメータ値を自動的に調整する機構をもつ GA である [3]。そのため、従来の GA に対しては必要であった、ベンチマーク等を用いたパラメータ調整のための試行実験が不用になる。また、問題のインスタンスに合わせたパラメータの動的な調整が可能となる。しかしパラメータ値を調整する際に、何を基準に調整すればよいかという指標に適切なものは知られていない。

著者らは、個体の潜在的な優劣の度合を示す指標であるエリート度を提案し、これをもとにパラメータ値を調整する適応的遺传的アルゴリズムを提案している [2]。提案手法では、従来の適応的 GA とは異なり、個体が生成された履歴に注目することにより個体の潜在的な優劣の度合を予測することが可能となり、GA の探索能力が向上する。文献 [2] においては、著者らは GA の探索能力に大きな影響を及ぼす交差について、交差の対象となる個体のエリート度に基づいて交差手法を動的に選択する手法を提案した。しかし GA のパフォーマンスを決定するパラメータには多くの種類があり、交差手法のみの調整で GA の性能を最大限に引き出すことは困難である。

本稿では、遺伝操作の中で交差と並んで GA のパフォーマンスに大きな影響を持つ突然変異に着目し、エリート度に基づく突然変異確率の動的調整手法を提案し、シミュレーション実験により提案手法の有効性を検証する。

2 適応的遺传的アルゴリズム

GA は与えられた問題の許容解を表わす個体の集合 (人口) に対して遺伝操作を繰り返し適用し、最適解に近い解を探索していく。各繰り返しを 1 世代とみなし、各世代では現在の人口中の個体を適応度により評価し、新しい人口を生成する。基本的な遺伝操作としては選択、交差、突然変異がある。これらの操作を与えられた終了条件を満たすまで繰り返す。

標準的な GA では交差や突然変異などの遺伝操作はあらかじめ決められた確率で適用される。この適用確率

は GA パラメータと呼ばれており、他にも人口数、交差手法、突然変異、選択方法の種類などの多くの種類がある。これらは GA の性能に大きな影響を与えるため、適切な値を選択することが必要であるが、人手や試行実験によりこれを行なうことは計算時間や精度の面で問題があるため、自動的に行なう手法が提案されている。

適応的遺传的アルゴリズムは、GA を実際の問題に適用しながら同時に GA パラメータを調整する手法であり、GA 実行中に生成された個体の状態を推定して次の世代の GA パラメータ値を決定することにより GA パラメータの調整を行なっている。ここで、従来提案されている手法では個体の状態をどのように推定するかについてまだ決定的なものは知られていない。ある遺伝操作を適用してみて結果が良ければ次世代もその操作を適用するものとし、遺伝操作の適用回数を何らかの基準を用いてバランスさせるものなどが多い。

3 エリート度

本稿では個体がどの程度優れているかに着目して適応的に GA パラメータ値を調整することを考える。一般に個体の優劣は適応度により判定される。しかし適応度をそのまま個体の優劣の度合として用いると、計算量的な負荷は少ないものの、問題の種類や世代に依存する問題が生じる。また、現在の適応度は悪くても、その個体が親から良い形質を受けついでいる場合も考えられる。そこで、著者らは積木仮説の拡張として適応度の高い先祖に近い世代にもつ個体は高い適応度をもつ可能性が高いと考え、個体の潜在的な良さを表す尺度としてエリート度を提案した [2]。

個体がどれくらい良いスキーマを持っているかを予測する尺度としてエリート度は以下のように定義される。まず、初期解の世代を世代 0 とし、現在の世代を $T (> 0)$ とする。世代 T の人口の i 番目の個体を $x_i^T (0 \leq i \leq \text{Popsiz}e - 1, \text{Popsiz}e \text{ は人口数})$ とし、個体 x_i^T の j 世代前の先祖の集合を $\text{Anc}_i^T(j)$ とする。

エリート度を定義するため、まずエリートを定義する。ある個体がある世代においてエリートであるとは、最大化問題においてはその世代の中の個体の適応度の分布を正規分布と仮定して、適応度の平均値を μ 、適応度の標準偏差を σ としたときに $\mu + \alpha \times \sigma$ 以上の適応度を持つ個体をエリートとする。ここで α は非負の実数である。このとき、最大化問題に対してエリート度を以下のように定義する。

$$\text{Elite}_i^T(j) = \left\{ x_k^{T-j} \mid x_k^{T-j} \in \text{Anc}_i^T(j), \mu_{T-j} + \alpha \times \sigma_{T-j} \leq f(x_k^{T-j}) \right\}$$

$$E(T, i) = \frac{\sum_{j=1}^{\text{level_max}} \left\{ |\text{Elite}_i^T(j)| \times \beta^j \right\}}{\sum_{j=1}^{\text{level_max}} \left\{ |\text{Anc}_i^T(j)| \times \beta^j \right\}}$$

†“A parameter setting method based on superiority of individuals in Genetic Algorithms”, Koichi HATTA, Shin'ichi WAKABAYASHI, Tetsushi KOIDE, Faculty of Engineering, Hiroshima University. e-mail:hatta@ecs.hiroshima-u.ac.jp

ここで、 $Elite_T^j(j)$ は個体 x_i^T に対する世代 $T-j$ でのエリートである先祖の集合、 μ_T, σ_T は世代 T の個体の適応度の平均値と標準偏差、 $f(x_i^T)$ は世代 T での i 番目の個体の適応度、 α はエリート決定係数、 β ($0 \leq \beta \leq 1$) はエリート影響度係数である。 α を大きくするとエリートとみなされる個体数が少なくなり、逆に α を小さくすると多くなる。また、 β を変化させて遠い世代の祖先の影響を減少させることができる。最小化問題に対するエリート度の定義も同様に行うことができる。

4 突然変異に関するパラメータ値調整

GA における突然変異は染色体上の遺伝子にある小さな確率でランダムに変化させる。ランダムに変化した遺伝子により、人口に小さな多様性が付加され、世代の経過とともに人口全体が一つの局所解に向かうことを避けることを助ける。一般に突然変異の確率 p_m は 0.001~0.01 の定数値が用いられる。この確率が小さすぎると一つの局所解に向かう傾向が強くなり、大きすぎると GA はランダムサーチとなる。

積木仮説によると GA で最適解に近いよい解は、定義長が短く低いオーダの評価値の高いスキーマが組み合わされて生成される。高いオーダのスキーマは突然変異により破壊されやすく、低いオーダのスキーマは破壊され難い。エリートの個体は多くの良いスキーマを持っていると考えられるので、スキーマをできるだけ保存する遺伝操作が望ましい [3]。他方、エリートでない個体は新しいスキーマが生成されやすい遺伝操作が望ましい。

提案手法では、突然変異率が低ければスキーマが破壊され難く、高ければ新しくスキーマが生成される可能性が高くなるとに着目し、エリート度の高い個体には突然変異率を低くし、エリート度の低い個体には突然変異率を高くする (図 4)。

【突然変異率の適応的調整】

- Step 1: 個体 x_i^T のエリート度 $E(T, i)$ を計算する。
- Step 2: x_i^T 自身がエリートであれば、 $E(T, i) \leftarrow E(T, i) + 1$ 。
- Step 3: $E(T, i)$ が一定のしきい値 T_m 以上ならば個体 x_i^T に突然変異率 p_{me} を適用し、そうでなければ突然変異率 p_{mn} を適用する。

シミュレーション実験では、 p_{me}, p_{mn} の関係を実験的に求める。

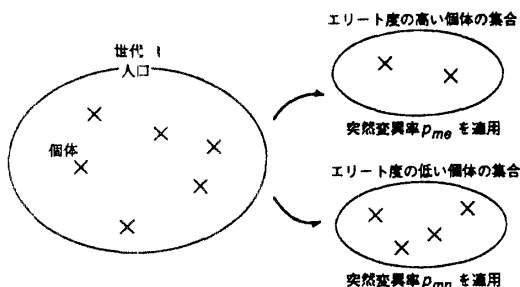


図 1 突然変異率の調整手法

5 シミュレーション実験

提案したパラメータ値調整手法を C 言語で実現し、ワークステーション上でシミュレーション実験を行っ

た。プログラムは Grefenstette の GENESIS 5.0 [1] をもとに作成した。GENESIS のパラメータ値は人口数を 50、交差確率を 0.6、世代間ギャップを 1.0、スケールリングウィンドウを 5、選択方法をエリート保存選択、コーディングをグレイコーディング、最大個体評価回数 10000 として実験を行った。染色体は浮動小数点の 2 進表記を用い、各変数のビット長は 10 とした。初期解はランダムに生成した。

エリート決定係数は $\alpha = 0.2$ 、エリート影響度係数は $\beta = 0.5$ 、 $Dval = 2$ 、 $level_{max}$ は 5 とした。これらの値は文献 [2] で実験的に有効であると確かめられた数値である。交差手法は文献 [2] で提案されているエリート度に基づく交差手法の動的な選択を行なっている。この手法は、2 点交差と一様交差のどちらかを個体のエリート度をもとに選択して適用する手法である。

対象とする最適化問題は 5 つの関数最小化問題 [1] と巡回セールスマン問題 (TSP) である。実験はそれぞれのデータに対して 10 回ずつ GA を実行し平均を求めた。表 1 は各データについて、2 点交差のみの場合、交差の適応的手法をとりいれた場合、一様交差のみの場合に関して、エリート度の高い個体とエリート度の低い個体の突然変異率 (p_{me}, p_{mn}) をそれぞれ 0.0 から 0.1 の間で変化させ、最良解を求めたときの世代とそのときの解、及び p_{me}, p_{mn} を表している。しきい値 T_m は 1 とした。表中の () は世代、2 行目の左の値は p_{me} 、右の値は p_{mn} を表す。表よりエリート度の高い個体の突然変異率を低くし、エリート度の低い個体の突然変異率を高くすると、よい解を少ない評価回数で見つけていることがわかる。これより、エリート度に基づいて突然変異率を動的に変更することが有効であることがわかった。

今後はさらに多くの問題に適用して提案手法の有効性を検証する予定である。

表 1 最終的な解と解が見つかった世代

Data	2point	2point+Uniform	Uniform
f1	7.515(42) 0.0,0.1	7.515(41) 0.0,0.002	7.515(39) 0.002,0.001
f2	1.625(91) 0.0,0.02	1.626(97) 0.01,0.001	1.626(94) 0.002,0.01
f3	0.000(30) 0.001,0.05	0.000(33) 0.001,0.05	0.000(33) 0.0,0.05
f4	-1.562(91) 0.0,0.001	-1.633(97) 0.0,0.001	-1.526(99) 0.0,0.005
f5	9.980(16) 0.001,0.01	9.980(14) 0.001,0.01	9.980(16) 0.005,0.01
t14	30.880(25) 0.001,0.002	30.880(42) 0.01,0.005	30.880(44) 0.002,0.02

文献

- [1] J. J. Grefenstette: "Optimization of control parameters for genetic algorithms," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-16, No.1, pp. 122-128 (1986).
- [2] 松田, 八田, 若林, 小出: "遺伝的アルゴリズムに対するメタヒューリスティクスに基づくパラメータ値設定手法," 情報研報 97-MPS-11, pp. 17-24 (1996).
- [3] M. Srinivas and L. M. Patnaik: "Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.24, No.4, pp. 656-667 (1994).