

確率的に表現型が決まる二倍体 GA を用いた 動的環境下での最適化に関する研究

A New Genetic Algorithm with Diploid Chromosomes by Using Probability Decoding for Non-Stationary Function Optimization

小南 学† 濱上 知樹†
Manabu KOMINAMI Tomoki HAMAGAMI

1 はじめに

最適化手法の一つである遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms, GAs) は、その汎用性の高さから種々の分野で数多く研究されている [1]。しかし、従来研究の多くは、静的環境を前提としており、動的環境下においては最適解を発見することが困難になってしまう。この点を改善するため、Goldberg らは二倍体 GA (diploid GA) を提案している [2]。Lewis らは二倍体 GA の有効性を実験により示したが、三つ以上の環境が存在する場合やランダムに変化する場合には、環境の変化に適応できないことを指摘している [3]。

この点を克服するため、本稿では、二倍体 GA における新しい遺伝的操作技術を提案する。具体的には遺伝子型 (genotype) と表現型 (phenotype) の橋渡しをする仲介層 (mediation-type layer) を新たに定義し、そこに確率を導入することで遺伝子型と表現型の偏りを有する多対多対応を実現させる。そして、従来の二倍体 GA では適応できなかった環境において、提案手法が有効に働くことを示す。さらに、染色体長が二倍の一倍体 GA と比較することで、二倍体をもつ有用性について考察する。

2 二倍体 GA

二倍体 GA は、個体内に二本の染色体をもち、対立遺伝子の組み合わせによって各遺伝子座で発現する遺伝子型が決まるという特徴をもつ。以下、二倍体 GA の構造をより明確にモデル化するため、遺伝子型と表現型の間には仲介層を新しく導入する。二倍体 GA では遺伝子型から仲介型 (mediation-type) を経て、表現型へと変換される。

異なる遺伝子型から同じ仲介型が現れることがあるた

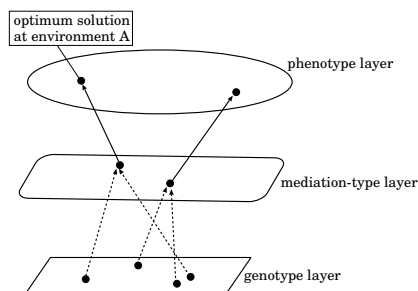


図1 二倍体 GA のモデル図

め、二倍体 GA では異なる遺伝子型が同じ表現型に変換されることが起こりうる。一般的な二倍体 GA のモデルを図1に示す。一倍体 GA では遺伝子型と表現型が一対一対応であるのに対し、二倍体 GA では多対一対応である。二倍体 GA は表現型が収束したとしても、遺伝子型の多様性を維持できるという特徴をもつ。多様性は環境の変化への適応を可能とする。

しかし、二倍体 GA には三つ以上の環境が存在する場合やランダムに変化する場合には環境の変化にうまく適応できないという課題が残されている。

3 提案手法

提案手法の基本的なアイデアは、仲介層に確率を導入し、一つの仲介型から多数の表現型が現れるようにすることである。これにより、遺伝子型から表現型へ確率的にある偏りをもった多対多対応の変換が実現される。遺伝子型の多様性に加え、表現型の多様性も維持することで環境の変化へのより迅速な適応が可能となる。図2は提案手法のモデル図である。遺伝子型と表現型の確率的対応を実現させるために、遺伝子型と仲介型のそれぞれにおいて、以下に示す新しい遺伝子の設定を行なう。

3.1 遺伝子型

仲介層に確率を導入するために、対立遺伝子として従来のようなバイナリ表現の代わりに新しく $w_a^{(x)}$, $0 \leq w_a^{(x)} \leq 1$ を用いる。ここで $w_a^{(x)}$ は値 $a = \{0, 1\}$ に関する重みを、 x は値 a に関して何個目の対立遺伝子かを表す。

3.2 仲介型

仲介型に含まれる遺伝子は、二つの対立遺伝子の組み合わせによって決定される。本研究ではその遺伝子として、 P_a と Q_a の二種類を設定する。それぞれ値 a が $P_a\%$ と $Q_a\%$ で発現することを表す。 P_a と Q_a は次の

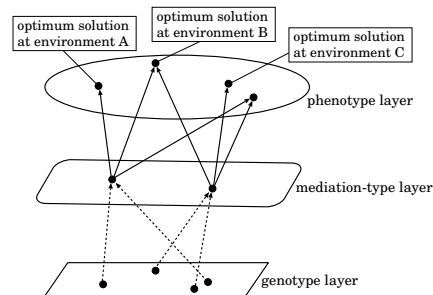


図2 提案手法のモデル図

† 横浜国立大学大学院工学府

ように定義される。

- 対立遺伝子の組み合わせが $w_a^{(x')}$ と $w_a^{(x'')}$ の場合 ($w_a^{(x')} \geq w_a^{(x'')}$):

$$P_a = \left(w_a^{(x')} + \frac{1-w_a^{(x')}}{1+w_a^{(x'')}} w_a^{(x'')} \right) \times 100(\%) \quad (1)$$

- 対立遺伝子の組み合わせが $w_a^{(x')}$ と $w_a^{(x'')}$ の場合 ($w_a^{(x')} < w_a^{(x'')}$):

$$Q_a = \left(w_a^{(x')} - w_a^{(x'')} \right) \times 100(\%) \quad (2)$$

4 シミュレーション実験

提案手法の有効性を評価するため、ナップサック問題を用いて実験を行なった。ナップサック問題とは、価値と重さをもつ複数の物体の中から幾つかを選び、ある制限重量以下で総合価値を最大にする問題である。本研究では物体数が17個のナップサック問題を対象とした。

従来の二倍体 GA では適応できなかった環境を実現するため、30世代ごとに制限重量を全物体の総重量の80%、50%、30%にランダムに変化させる。各制限重量での最適解の適応度は0.923、0.780、0.604である。予備実験により、制限重量が一定の場合において、提案手法は最適解を発見できることが分かっている。

対立遺伝子は $\{w_1^{(1)}, w_1^{(2)}, w_0^{(1)}, w_0^{(2)}\}$ の四つを用い、各値は $\{0.8, 0.5, 0.8, 0.5\}$ に設定した。集団のサイズは250、選択はエリート選択、交叉は一点交叉とし、終了条件は1500世代経過とした。

実験では提案手法と以下に示す二つの一倍体 GA、染色体長が二倍の一倍体 GA (typical GA1) と染色体長が二倍で確率を伴った一倍体 GA (typical GA2) との比較を行なった。

5 結果および考察

結果を図3、4に示す。一倍体 GA では共に最適解を発見できていないのに対し、提案手法では環境の変化に適応し最適解を発見できている。

環境の変化への適応を可能にするのは集団内の多様性である。そこで、集団内の多様性を調べた結果を図5に示す。横軸が世代数、縦軸が集団内の個体の種類数を表す。typical GA1 は一種類に収束し多様性が失われており、また typical GA2 は常に集団全体が異なっていることからランダム探索と同様の振る舞いになっている。これらに対し提案手法では、集団内の多様性を維持しながら最適解の探索を行なえていることがわかる。

以上から、提案手法である確率的に表現型が決まる二倍体 GA は、従来は適応できなかった環境においても有効であり、最適解の探索ができると言える。さらに、染色体長が二倍の一倍体 GA との比較により、二倍体には以前の環境の状態を記憶しておく能力があり、それが環境の変化への適応を可能にしていると考えられる。

6 おわりに

二倍体の新たな形として確率的に表現型が決まる二倍体 GA を提案した。提案手法は、従来の二倍体 GA が

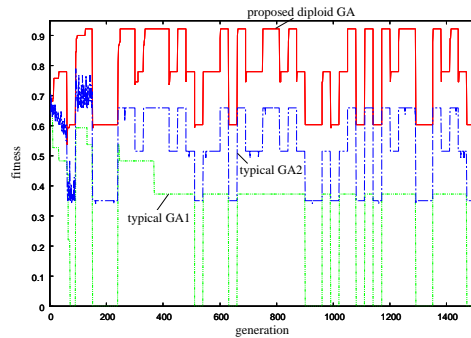


図3 最良個体の適応度

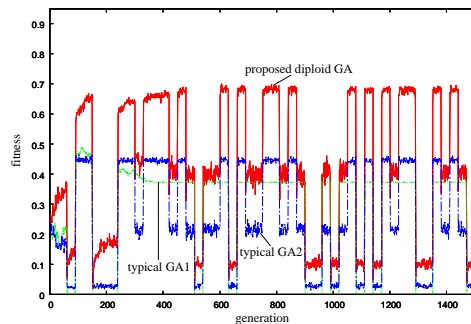


図4 集団の平均適応度

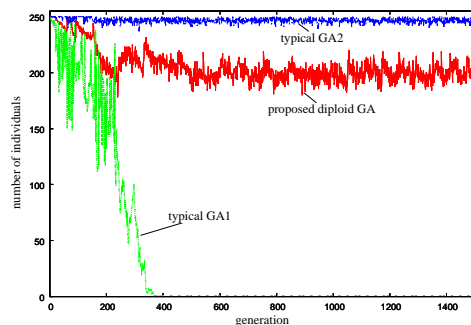


図5 集団内の個体の種類

適応できなかった環境の変化にも適応し、最適解の探索が効率的に行なえることが確認できた。染色体長が二倍の一倍体 GA との比較から、二倍体のもつ有用性についても知見が得られた。

参考文献

- [1] M. Mitchell and S. Forrest, "Genetic Algorithms and Artificial Life", *Artificial Life*, vol. 1, no. 3, pp. 267-289, 1994.
- [2] D. E. Goldberg and R. E. Smith, "Nonstationary Function Optimization Using Genetic Algorithms with Dominance and Diploidy", in *Proc. ICGA87*, pp. 59-68, 1987.
- [3] J. Lewis, E. Hart, and G. Ritchie, "A Comparison of Dominance Mechanisms and Simple Mutation on Non-stationary Problems", in *Proc. PPSN-5*, pp. 139-148, 1998.