階層分散型遺伝的アルゴリズムを用いた多峰性関数の最適化

5T－5

謝 孟春† 藤原 正敏† 馬 火玄‡ 小高 知宏‡ 小倉 久和‡

†福井工業高等専門学校 ‡福井大学

1 はじめに

多峰性最適化問題に対して、遺伝的アルゴリズムは多点探索により最適解を得るため、探索過程で複数の局所解を得ることができる。しかし、従来の遺伝的アルゴリズムに特有の初期収束によって、複数の最適解があるにもかかわらず、一つの最適解しか得られない場合がある。本研究では、従来の GA と異なり、階層分散型遺伝的アルゴリズムを用いて多峰性関数の最適化を試みる。階層分散型 GA は複数の個体群からなり、多層分解探索機能と構造変化を用いる。高レベル層では、大域的な探索を行い、複数個の解候補を生成する。低レベル層では、それらの解候補を新たな探索空間になり、より高精度で局所的な探索を組み込む。そこで、多峰性関数の最適化に対する階層分散型 GA の設定及び処理手順を述べ、この方法による解の探索能力の特徴を分析する。さらに、階層分散型 GA の有効性をシミュレーション実験によって確かめる。

2 階層分散型遺伝的アルゴリズム

階層分散型遺伝的アルゴリズム (Hierarchical Distributed Genetic Algorithms, HDGA) は、図1に示すような多層探索戦略を用いる。各レベル層における個体群はそれぞれの遺伝子構造や探索空間に対応している。高レベル層では、より大域的な探索を目指して、最適解が存在すると思われる領域を特定する。低レベル層では、特定した領域を中心として複数の局所的探索を行う。HDGA は探索空間の中の一つの大域的探索と複数の局所的な探索とをいくつかのレベル層に分けて順序に進めていく方法と考えられる。

A Consideration of the Multi-Optimization Functions
Using Hierarchical Distributed Genetic Algorithms
Mengchun Xie †, Masatoshi Fujiwara †, Xuan Ma ‡, Tomohiro Odaka ‡, Hisakazu Ogura ‡
†Fukui Nation College of Technology
‡Fukui University

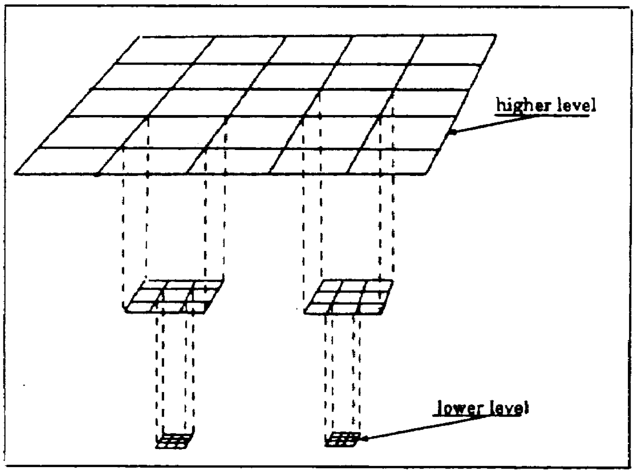
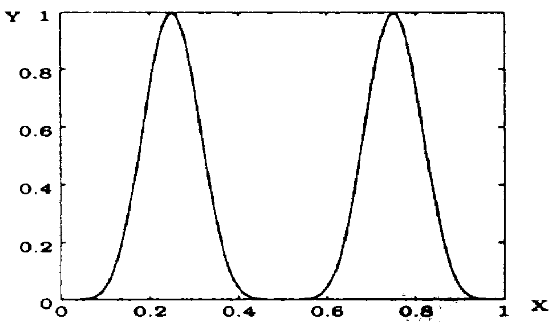


図 1: 階層分散型 GA の多層探索戦略

3 多峰性関数に対する HDGA の設定と処理手順

本研究では、HDGA を用いて次のような多峰性関数を最適化の対象とする。



変数のコーディング

HDGA では、実数変数を各レベル層の可能解の領域内における有限長さの2進ビット列で表す個体にコーディングする。2進ビット列を10進整数に変換し、さらに、各レベル層の所定の探索空間内の実数値に変換するという手順をとる。任意の変数 x を HDGA の j 層において、2進数から実数変数 x^j への変換は

$$x^j = \frac{x^j_{min} + (x^j_{max} - x^j_{min})K}{2^N - 1} \qquad (1)$$

によって行うことができる。ただし、

$$x^j_{min} \leq x^j \leq x^j_{max}$$

KはNビットの２進数によって表される１０進数である。$[x^j_{min}, x^j_{max}]$は各レベル層の可能解の領域を表す。ここで、それぞれのレベル層における個体の長さは同じにするので、$[x^j_{min}, x^j_{max}]$の範囲は各レベル層の解像度 (resolution) をコントロールする。すなわち、$[x^j_{min}, x^j_{max}]$が小さいほど、個体の表せる実数変数の精度が高く、解像度も高い。

HDGA の処理手順

HDGA による多峰性関数の最適化を次のように定義する。

Step1：一番高いレベル層では、サイズ M の個体群を n 個、ランダムに生成する。

Step2：各個体群にはそれそれの遺伝的操作を行う。

Step3：すべての個体の適応度を求める。

Step4：各個体群におけるエリート個体を他の個体群に移住させる。

Step5：定まった世代からレベル層を入れ替える。高レベル層の各個体群において最も評価の高い個体が表す探索点の周辺領域は下位のレベル層の探索空間になる。

Step6：下位のレベル層の解像度に応じて、新たな個体構造を作る。

Step7：終了条件が満たされるまで、Step2-step6 を繰り返す。

個体の評価

ここでは、個体に対する評価は二つに分ける。

(1) 通常の個体

$$f^j_i = y_i \qquad (2)$$

ただし、y_iはx^j_iに対する多峰性関数の値。

(2) 移住してきた個体

$$f^j(elitist_m) = \alpha^j H^j_{k,m} f^j(elitist_k) \qquad (3)$$

ここでは、$H^j_{k,m}$は移住してきた個体が以前に所属する個体群 (k) のエリート個体と現在所属する個体群 (m) のエリート個体とのハミング距離で、$\alpha^j_{k,m}(\alpha^1_{k,m} \geq \alpha^2_{k,m} \dots \geq \alpha^T_{k,m})$ は各レベル層に応じた二つの個体群の適応度距離の重みである。

4 HDGA を用いた最適化の特徴

実数変数を扱う通常の最適化問題を、遺伝的アルゴリズムを用いて解くためには、最適解に対する必要な精度を２進ビット列の長さに対応させる。しかし、２進ビット列の長さには限界がある。HDGA では長い２進ビット列で必要な精度を満たすのではなく、異なるレベル層において同じ長さの個体が可能解の領域の違いによってそれぞれの精度に対応している。これにより、高レベル層における大域的な探索を行うとき、粗い解像度で最適点を含む複数の領域を特定し、局所解に陥る危険を避けることができると思われる。低レベル層では、ある程度の最適解の可能領域に対してより高い解像度で細分割して小さな可能領域ごとに探索することができる。HDGA は、進化過程において生成された個体はその属するレベル層によって解像度が変わるので、よりローカルな個体の形質が強化され、小さな個体群はその個体数は少ないかわりに局所的に早く進化を進めていくことができると考えられる。

本手法では、それぞれのレベル層における個体群の間で、エリート個体の移住によって情報の交換を行う。エリート個体が移住することにより得られた評価は各レベル層の適応度距離の重みとハミング距離によって異なっている (式 (３))。重み$\alpha^j_{k,m}$は高レベル層では多様性を強調し、低レベル層では一様性を強調する働きがあるため、本来一つの階層構造において競合している多様性と一様性を統合することができると考えられる。

5 おわりに

本研究では、階層分散型 GA を用いて多峰性関数の最適化を試みた。HDGA は多層構造を採用することによって、短いビット列で表す個体と小さな集団サイズの個体群を用いて、大域的な探索と局所的探索に必要な多様性と一様性を統合することができた。今後の研究課題として、それぞれの多峰性最適化問題に対していくつのレベル層が必要か、レベル層の間の入れ替える時点の設定などが挙げられる。

参考文献

[1] 謝，藤原，馬，小高，小倉，“多峰性最適化問題に対する GA の適用におけるビルディングブロック成長過程”，平成９年度電気関係学会北陸支部連合大会講演論文集，p364(1997)