

分散遺伝的アルゴリズム概説

An Outline of Parallel Distributed Genetic Algorithms

並列分散遺伝的アルゴリズム研究グループ

Parallel Distributed Genetic Algorithms Research Group

Abstract:

This paper introduces the mechanism of canonical genetic algorithms (GAs) and parallel distributed GAs (DGA). GAs are a family of computational models inspired by evolution. In GAs, potential solutions are encoded to chromosome-like data structure, called individual, and apply genetic operators to preserve them. DGA is a parallel implementation of GAs with multiple subpopulation. It provides better solutions than canonical GAs with single population. This paper also illustrates benchmark functions, because GAs are often applied to function optimization problem.

1 はじめに

最適化問題において、ヒューリスティック法とランダム探索法は実問題に対しても有効な方法として知られてきた。その中でも遺伝的アルゴリズム (GA) は、その解探索能力や応用範囲の広さから、システム工学で扱うには最も有効とされる最適化手法の一つである。

2 遺伝的アルゴリズム

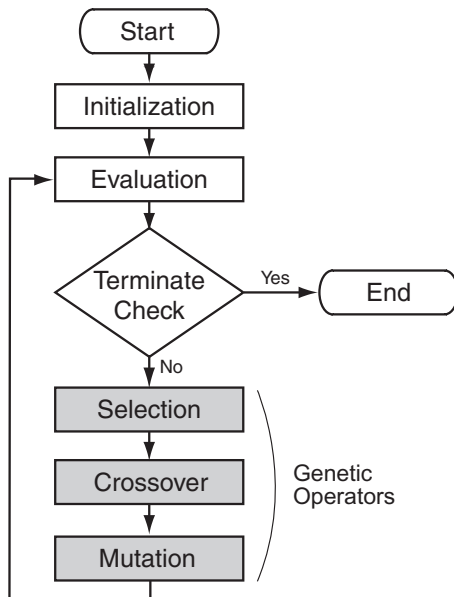


Fig. 1 GA の流れ

GA は生物の進化を模倣した確率的なアルゴリズムである¹⁾。自然界では、生活環境に適応できない個体は死滅してゆき、環境に適応した個体は生き残り子孫を増やしていく。一般的な GA では、解の候補を染色体 (chromosome) を持つ個体として表現する。個体の集まりを母集団 (population) とよび、ある世代を形成してい

る個体群のうち環境への適合度 (fitness) の高い個体ほど高い確率で生き残るように選択 (selection) される。さらに、個体間の交叉 (crossover) や突然変異 (mutation) によって、次の世代が形成される。このような世代の更新が繰り返されることによって、より良い個体 (最適解に近い個体) が増えていき、やがて最適解が得られるというのが GA の基本的な概念である。GA の基本的な流れを Fig. 1 に示す。

各オペレータの働きは以下の通りである。

- Initialization** : 母集団の初期化
 初期母集団を構成する個体をランダムに生成する。
- Evaluation** : 個体の評価
 母集団内の各個体について評価を行う。評価値をもとに各個体の適合度が定まる。一般に適合度は高いものほど最適解に近くなるように設定される。
- Selection** : 選択
 評価された適合度に応じて次世代の母集団を構成する個体を決定する。選択によって適合度の高い個体はその数を増やし、低いものは減少する。また、適合度の高い個体を、無条件に次世代に残す「エリート保存戦略」も選択の一部と考えることができる。
- Crossover** : 交叉
 親個体の染色体の一部を組み替えて新しい個体を生成する。交叉は常に行われるのではなく、交叉率 (crossover rate) で定められた確率に基づいて行われる。
- Mutation** : 突然変異
 突然変異率 (mutation rate) で定められた確率に基づき、染色体のある遺伝子を対立遺伝子に置き換える。

- **Terminate Check** : 終了判定

終了条件を満たした時点で最高適合度を示した個体を解として、GA を終了する。終了条件には、世代数や解の精度などがある。

3 GA の特徴

GA がこれまでの古典的な探索法と異なる点として、(1) パラメータをコーディングしたものを直接利用する、(2) 1点探索ではなく多点探索である、(3) サンプリングによる探索でブラインドサーチである、(4) 決定的規則ではなく、確率的オペレータを用いる探索であるなどが挙げられる¹⁾。

逆に GA の問題点としては、(a) 計算負荷が大きいこと、(b) 設定すべきパラメータが多く、かつ最適な設定は問題に依存すること、(c) 早熟による局所解への収束などが挙げられる。これらの問題点を解決するための手法のひとつとして、並列分散 GA が注目されている。

4 並列分散 GA

並列分散 GA では、母集団を複数のサブ母集団 (sub-population) に分割し、サブ母集団ごとに独立に遺伝的操作を行う。また、一定間隔ごとにサブ母集団間で移住 (Migration) と呼ばれる個体情報の交換を行う (Fig. 2)。並列分散 GA に固有のパラメータとして、移住を行う世代間隔を定める移住間隔 (Migration interval) と、移住する個体の割合を決定する移住率 (Migration rate) がある。並列分散 GA には以下のような特長がある。

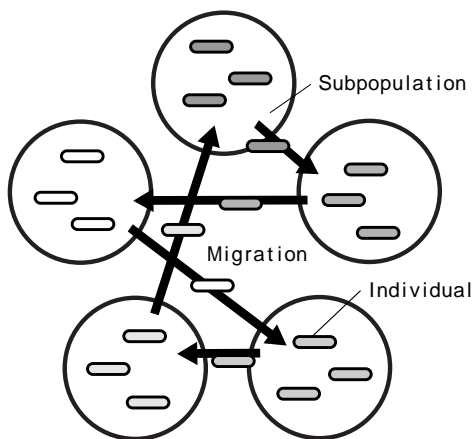


Fig. 2 並列分散 GA

解の高品質化^{2, 3)}

GA による解探索では個体の多様性を維持することが重要である。多様性が低い場合には、局所解へ早熟収束することになる。並列分散 GA では、複数の母集団で独立に探索を行うため、各サブ母集団が独自の領域を探索することが可能であり、単一母集団と比較して多様性は

大きくなる。このため、並列分散 GA では単一母集団の GA と比較して高品質な解が得られると報告されている。並列計算との親和性が高い

並列分散 GA では、移住以外の操作はサブ母集団ごとに独立に実行可能であるため、並列計算機への実装に向いている。実際に並列計算機に実装した場合にも高い並列化効率が見られることが知られている。

5 テスト関数

一般に、GA にとって解きやすい問題とは設計変数間に依存関係のない (エピスタシス性がない) 問題であり、解きにくい問題とは設計変数間に依存関係のある問題であるといえる。そのため、依存関係のある問題に対しても、ない問題に対しても有効な性能を示すことで、広範囲な非線形最適化問題に適用できると考えられる。そこで、我々は Fig. 3 のようなテスト関数を用いて、GA の性能を検証している。それぞれの関数の設計変数間の依存関係は表中に × (なし)、(中程度)、(あり) と示した。

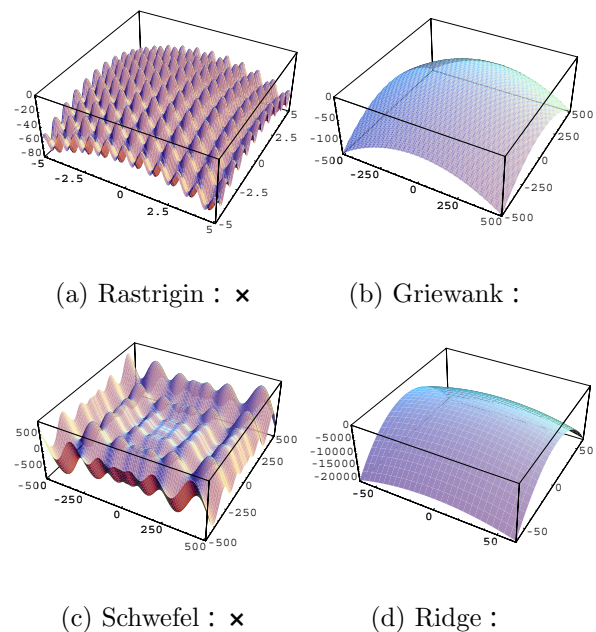


Fig. 3 性能評価に用いるテスト関数 (2 変数)

参考文献

- 1) D.E.Goldberg. *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- 2) Reiko Tanese. Distributed genetic algorithms. *Proc. 3rd International Conference on Genetic Algorithms*, pp. P.434-439, 1989.
- 3) 三木, 廣安, 金子. 分散母集団遺伝的アルゴリズムにおける解探索能力. 人工知能学会全国大会, 1999.