

## 分散確率モデル遺伝的アルゴリズムにおける 解探索メカニズムとパラメータの検討

平井 聡<sup>†</sup>, 下坂 久司<sup>†</sup>, 廣安 知之<sup>††</sup>, 三木 光範<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 同志社大学大学院 <sup>††</sup> 同志社大学工学部

分散確率モデル遺伝的アルゴリズム (Distributed Probabilistic Model-building Genetic Algorithm: DPMBGA) は、母集団を複数のサブ母集団 (島) に分割し、各島で優良個体の確率分布により新しい個体を生成する。この DPMBGA は、高い解探索性能を示しているが、DPMBGA の固有のパラメータ検討、解探索メカニズムについての検討は行われていない。本論文では、まず DPMBGA のパラメータである分散の増幅率についてパラメータ検討を行う。実験より、パラメータの最適値は問題に依存するため、分散の増幅率を適応的に変化できる DPMBGA を提案する。その結果、パラメータチューニングなしに最適解を発見することができた。また、DPMBGA の解探索メカニズムについて、多峰性の関数と依存関係のある関数について検討を行った。その結果、多峰性関数では島モデルによる多様性の維持、設計変数間に依存関係のある関数では、島モデルによる統計情報を用いて無相関化するのが有効であるとわかった。

## Consideration of searching mechanism and Parameters for Distributed Probabilistic Model-building Genetic Algorithms

Satoshi HIRAI<sup>†</sup>, Hisashi SHIMOSAKA<sup>†</sup>, Tomoyuki HIROYASU<sup>††</sup>, and Mitsunori MIKI<sup>††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Engineering, Doshisha University

<sup>††</sup> Knowledge Engineering Dept., Doshisha University

Distributed Probabilistic Model-building Genetic Algorithm (DPMBGA) is one of real coded Genetic Algorithms. This thesis talks about two topics. The first topic is the discussions of the optimum parameter values of the DPMBGA. The DPMBGA needs a lot of particular parameters and experiments. In order to solve this problem, we improve the DPMBGA. The improved DPMBGA can achieve the performance without setting parameters. The second topic is the searching mechanism of the DPMBGA. The numerical experiments indicated that in the function which has many sub-speaks, it is important to maintain the diversity of population. On the other hand, in the function which has correlations among design variables, Principal Component Analysis (PCA) can perform the effective searching ability. This thesis concluded the DPMBGA can achieve high searching ability in both of these functions.

### 1 はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)<sup>1)</sup> は、生物が環境に適応し進化していく過程を工学的に模倣した最適化アルゴリズムであり、効率よく探索を行うためには、母集団の多様性の維持、設計変数間の依存関係の考慮、親の持つ良質な形質の子への継承といったことが必要である。

分散確率モデル遺伝的アルゴリズム (Distributed Probabilistic Model-building Genetic Algorithm: DPMBGA)<sup>2)</sup> は、多様性を維持するために母集団を複数のサブ母集団に分割した分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithm: DGA)<sup>3)</sup> に、母集団内の良好な個体の統計情報を用いて新

しい個体を生成し、設計変数間の依存関係を考慮することができる確率モデル遺伝的アルゴリズム (Probabilistic Model-building Genetic Algorithm: PMBGA)<sup>4)</sup> を適用した手法である。

DPMBGA は、多くの対象問題を用い、高い解探索性能を示している<sup>2)</sup>。しかしながら、解探索メカニズムについての検討は現在されていない。また、DPMBGA の固有のパラメータである分散の増幅率の検討についても検討されていない。本論文では、まず DPMBGA の固有のパラメータである分散の増幅率のパラメータ検討を行い、次に分散の増幅率を適応的に変化する DPMBGA を提案する。最後に、多峰性の関数と設計変数間に依存

関係のある関数を用い、解探索メカニズムの検討とする。

## 2 分散遺伝的アルゴリズムと確率モデル遺伝的アルゴリズム

### 2.1 分散遺伝的アルゴリズム

GA では、母集団の多様性を維持することが良好な解探索を行うために必要である。Tanese により提案された DGA は、GA の母集団を複数のサブ母集団（島）に分割し、各島内で遺伝的操作を行うことにより、多様性を維持すること目的とした並列モデルである。また、移住により島間の個体を交換することで多様性の維持ができる。

### 2.2 確率モデル遺伝的アルゴリズム

PMBGA では、選ばれた良好な個体の確率分布に従い、子個体を生成し、母集団内の個体と置き換える。PMBGA は、交叉による子個体の生成、良好な個体の確率モデルの構築と、その構築したモデルによる個体の生成に置き換えたものである。

## 3 分散確率モデル遺伝的アルゴリズム

分散確率モデル遺伝的アルゴリズム (Distributed Probabilistic Model-building Genetic Algorithm: DPMBGA)<sup>2)</sup> は、母集団を複数の島に分割し、その各島内において PMBGA を行い、一定世代ごとに移住を行う。これにより、多様性を維持した探索を行い、かつ親個体の良好な形質を子個体に引き継ぐことができる。

また DPMBGA では、設計変数間の依存関係を考慮して探索点を生成するために、PCA によって個体分布を写像する。DPMBGA の概念図を図 1 に示す。

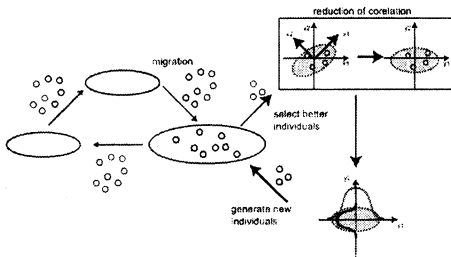


図 1: The overview of DPMBGA

## 4 DPMBGA のパラメータ検討

### 4.1 実験環境

本論文で対象とするテスト関数は、Rastrigin 関数と Rosenbrock 関数である。Rastrigin 関数は、最

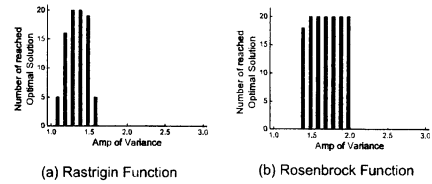


図 2: Number of reached optimal solution by Amp

適解の周辺に格子状に準最適解を持つ多峰性関数である。設計変数間に依存関係はない。Rosenbrock 関数は、設計変数間に依存関係を持つ単峰性関数である。

本実験で用いたパラメータは多くのテスト関数で良好な解探索性能を示したものをを用いる<sup>2)</sup>。

### 4.1.1 分散の増幅率

増幅率を 1.0 から 3.0 まで 0.1 の間隔で増加させたときの最適解発見回数の検討を行う。最適解とは評価関数値が  $10^{-10}$  の桁を得られたときとする。図 2 に増幅率を変化させた時の最適解発見回数を示す。縦軸が最適解発見回数であり、横軸が増幅率である。

図 2 の結果より、多峰性の関数での増幅率の最適値は 1.3 であり、設計変数間に依存関係の関数は 1.5 から 2.0 と考えられる。

### 4.2 分散の増幅率の適応的变化

前節の実験より、DPMBGA の解探索の問題として、分散の増幅率の調節がある。分散の増幅率は、関数により最適値が異なり、パラメータ調節が難しい。そのため、本論文ではこの問題を解決するため、分散の増幅率を適応的に変化させる方法を提案する。

### 4.2.1 改良した DPMBGA のアルゴリズム

分散の増幅率を適応的に変化させるためには、その変化させる基準が重要になる。本論文では、親個体と子個体の収束する割合に注目し、子個体が親個体より徐々に収束するように分散の増幅率を変化させる。このことにより、多様性の喪失や局所解に収束といった問題がなくなり、分散の増幅率が適応的に変化すると考えられる。

改良する DPMBGA のアルゴリズムの目標を実現するために以下のアルゴリズムを提案する。

1. 母集団の一般化分散値の計算
2. 良好な個体の抽出
3. PCA による設計変数の無相関化

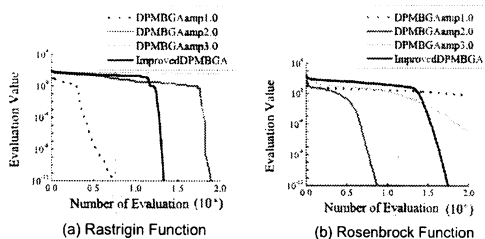


図 3: Number of reached optimal solution by Amp

4. 推定した確率モデルと分散の増幅率より、子個体を生成
5. 生成された子個体の一般化分散値を計算
6. (a) 子個体の一般化分散値が定めた範囲なら受理 (b) 子個体の一般化分散値が定めた範囲より大きければ、分散の増幅率を減少させ 4 に戻る (c) 子個体の一般化分散値が定めた範囲より小さければ、分散の増幅率を増加させ 4 に戻る

上記の操作を繰り返すことにより、母集団が徐々に収束し最適解に到達すると期待できる。

#### 4.2.2 解探索性能の検証

対象問題に Rastrigin 関数および Rosenbrock 関数を用い、DPMBGA と改良した DPMBGA の解探索性能の比較を行う。Rastrigin 関数と Rosenbrock 関数の次元数を 10 とし、20 試行の中央値の比較を行う。子個体は親個体より 95% から 100% の範囲で収束すれば、次世代に進むこととする。

実験結果を図 3 に示す。横軸は評価計算回数、縦軸は評価値であり、左が Rastrigin 関数、右が Rosenbrock 関数の結果である。

図 3 の結果より、Rastrigin 関数、Rosenbrock 関数において改良した DPMBGA は最適解を発見している。各関数において最適な分散の増幅値での従来の DPMBGA と比較すると、評価計算回数が多くなる。しかし、最適な分散の増幅値以外では、少ない評価計算回数で最適解を発見できている。そのため、改良した DPMBGA では分散の増幅値のパラメータ設定を行わずに良好な解探索性能を得ることができるとわかった。

## 5 DPMBGA の解探索メカニズム検討

### 5.1 Rastrigin 関数

多峰性の関数である Rastrigin 関数を用いて、DPMBGA の解探索メカニズムの検討を行う。まず、次元数 20 のときの単島モデルの PMBGA と

分散島モデルの DPMBGA の解探索性能比較を図 4 に示す。横軸が評価計算回数、縦軸が評価値であり、低くなればよい解が発見されたことを意味する。20 試行時の中央値で比較を行った。

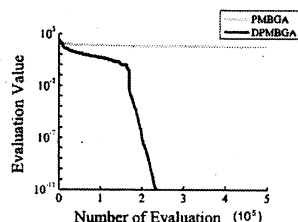


図 4: The transition of PMBGA and DPMBGA in Rastrigin Function

図 4 の結果より、Rastrigin 関数では PMBGA は局所解に陥り、DPMBGA は最適解を発見していることがわかる。よって分散島モデルにすれば良好な結果を得ることができるとわかった。その理由について検討するため、問題を 2 次元に設定し、解探索履歴を視覚的に検討を行う。その結果を図 5 に示す。図 5 の白い部分は適合度が低く、黒い部分は適合度が高いことを意味する。

図 5 の結果より、DPMBGA は解探索序盤に局所解に収束するが、移住操作により局所解から抜け出し、最適解に収束していることがわかる。このため、Rastrigin 関数のような多峰性の関数では、局所解から抜け出すために移住操作が重要であることが判明した。

### 5.2 Rosenbrock 関数

設計変数間に依存関係のある Rosenbrock 関数を用いて、DPMBGA の解探索メカニズムの検討を行う。まず、次元数 20 のときの分散島モデルの DPMBGA での PCA の有無による解探索性能比較を行う。図 6 に実験結果を示す。横軸が評価計算回数、縦軸が評価値であり、低くなればよい解が発見されたことを意味する。20 試行時の中央値で比較を行った。

図 6 の結果より、Rosenbrock 関数では分散島モデルで PCA を行った時のみ最適解を発見でき、その他のモデルでは最適解に到達することができなかった。その理由について検討するため、問題を 2 次元に設定し、解探索履歴を視覚的に検討を行う。その結果を図 7 に示す。図 7 の図の意味は Rastrigin 関数と同様である。

図 7 の結果より、PCA を用いることにより、設

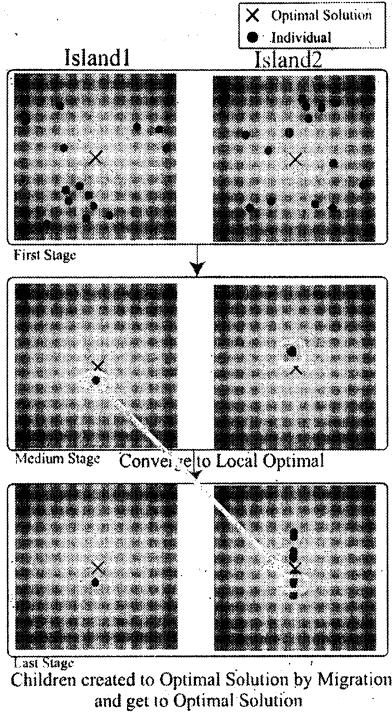


図 5: The distribution of PMBGA and DPMBGA in Rastrigin Function

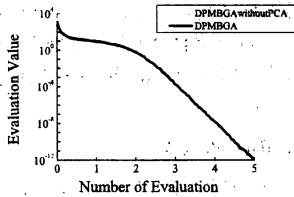


図 6: The transition of PMBGA and DPMBGA in Rosenbrock Function

計変数の等高線に沿って子個体が生成されるため、最適解に到達している。このため、設計変数間に依存関係の問題では、PCAによる依存関係の無相関化を行うことが効果的であることがわかった。

## 6 まとめ

本論文では、母集団を分割するDGAと子個体を親個体の確率モデルにより生成するPMBGAの複手法であるDPMBGAのパラメータ検討と解探索メカニズムの検討を行った。DPMBGAは、高

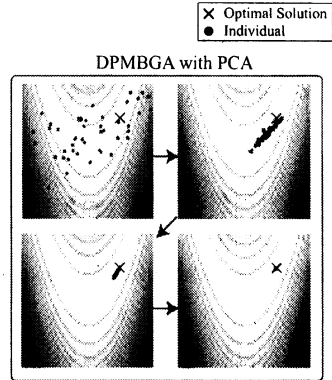


図 7: The distribution of DPMBGA in Rosenbrock Function

い解探索性能を示すことがわかっていて、解探索メカニズム、DPMBGAの固有のパラメータについての検討はされていない。本論文では、DPMBGAの固有のパラメータである分散の増幅率のパラメータ検討を行った。その結果、分散の増幅率の最適値は問題に依存するため、分散の増幅率が適応的に変化できるDPMBGAを提案した。改良したDPMBGAはパラメータチューニングなしに、最適解に到達することがわかった。

次に多峰性の関数であるRastrigin関数と設計変数間に依存関係のあるRosenbrock関数を用い、DPMBGAの解探索メカニズムの検討を行った。実験の結果、多峰性の関数は母集団の多様性を維持する島モデルにより、局所解に陥った島の個体に移住し、最適解に到達することがわかった。また、設計変数間に依存関係のある問題に関しては、設計変数の依存関係を無相関化するPCAを用いること、そして統計情報を正確にとるために分散島モデルを用いること、この2つのことを考慮することにより高い解探索性能を示すことがわかった。そのため、これらの理由により、DPMBGAは高い解探索性能を示すことがわかった。

## 参考文献

- 1) D.E.Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- 2) 廣安知之, 三木光範, 下坂久司, 佐野正樹, 筒井茂義. 分散確率モデル遺伝的アルゴリズム. 情報処理学会論文誌, 2004.
- 3) Reiko Tanese. *Distributed Genetic Algorithms, Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*. 1989.
- 4) Goldberg D.E, Pelikan, M, and F Lobo. A survey of optimization by building and using probabilistic models. *Technical Report 99018*, 1999.