

# リフレッシュ型分散遺伝的アルゴリズムの 組み合わせ最適化問題への適用

三木 光 範<sup>†</sup> 廣 安 知 之<sup>†</sup> 勝 崎 俊 樹<sup>††</sup>

母集団を分割し、それぞれを並列に実行する並列分散遺伝的アルゴリズムでは、一般に、単一母集団遺伝的アルゴリズムと比べて、良好な最適解が短時間で得られるという大きな特長がある。しかしながら、組み合わせ最適化問題に対しては、並列分散遺伝的アルゴリズムの性能はあまり良好ではない。そこで、単一母集団遺伝的アルゴリズムと分散遺伝的アルゴリズムを組み合わせ、さらに単一母集団遺伝的アルゴリズムを一定の周期で初期化する新しい分散遺伝的アルゴリズムを提案する。この手法を代表的な組み合わせ最適化問題であるジョブショップスケジューリング問題に適用したところ、提案手法は良好な結果を示した。

## Distributed Genetic Algorithm with Refreshing Mechanism for Combinatorial Optimization Problems

MITSUNORI MIKI<sup>†</sup>, TOMOYUKI HIROYASU<sup>†</sup> and TOSHIKI KATSUZAKI<sup>††</sup>

This paper proposes a new distributed genetic algorithm for combinatorial optimization problems. For combinatorial optimization problems, the performance of distributed GAs (DGAs) are not so good. But DGAs are easy to be performed with parallel computers as parallel distributed genetic algorithms (PDGAs). Then, it is important to increase search performance of PDGAs for combinatorial optimization problems. We propose a new method called the distributed genetic algorithm with refreshing mechanism (DGA/R). The experiments on job-shop scheduling problems showed that DGA/R has a better performance than the conventional DGAs.

### 1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm:GA) は、生物の遺伝と進化の仕組みを模擬した確率的多点探索手法である<sup>1)</sup>。GA は、実装が容易である最適化手法であることから、組み合わせ最適化問題など様々な問題に適用されている。しかしながら、GA における解探索は膨大な反復計算を必要とするため、計算コストが非常に大きくなってしまいう問題を持つ。この問題に対する解決法の1つとして、GA の並列処理があげられる。その手法の1つに集団を分割する島モデルの分散 GA(DGAs) が存在する。DGA は粗粒度の並列モデルに分類され、PC クラスタとの親和性も高いことで知られている<sup>2)</sup>。

連続最適化問題に対し、DGA は良好な性能を示すことで知られているが、代表的な組み合わせ最適化問題

であるジョブショップスケジューリング問題 (Job-shop Scheduling Problems:JSP) に対して適用したところ、良好な結果を得ることができなかった。そこで本報告では、DGA と同様に並列実装が可能であり、より良好な結果を示すことができるモデルであるリフレッシュ型分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithm with Refreshing mechanism:DGA/R) を提案し、JSP に対する性能検証を行う。

### 2. リフレッシュ型分散遺伝的アルゴリズム

リフレッシュ型分散遺伝的アルゴリズム (DGA/R) は、DGA と単一母集団 GA (SPGA) を独立して行い、周期的に初期化する SPGA から DGA に定期的に個体を送り込むことで DGA よりさらに高い解探索性能を実現した手法である。DGA/R を用いることで、DGA より大きな多様性を保つことができると考えられる。

#### 2.1 DGA/R の特徴

DGA/R の特徴としては以下のものが挙げられる。

<sup>†</sup> 同志社大学工学部

Knowledge Engineering Dept., Doshisha University

<sup>††</sup> 同志社大学大学院

Graduate Student, Doshisha University

- DGA と SPGA による同時探索  
DGA/R には, DGA と SPGA の 2 つのグループが存在する. この 2 つのグループはそれぞれ独立して解探索を行う.
- SPGA とのリフレッシュ交叉  
DGA/R では, 一定間隔ごとに SPGA のエリート個体を DGA に送り, DGA のそれぞれのサブ母集団のエリート個体と交叉を行う. この操作をリフレッシュ交叉とよび, この間隔をリフレッシュ交叉間隔とよぶ.
- SPGA の初期化スキーム  
DGA は SPGA と比べて多様性を保つことが容易であるが, それでも組み合わせ最適化問題のように探索空間が広い場合には十分ではない. そこで, 一定間隔ごとに SPGA を初期化し, 新しい初期母集団から進化させたエリート個体と DGA のエリート個体を交叉させることで, DGA の局所解収束を防ぐことができると考えられる.

これらにより, SPGA から新しく, かつ適合度の高い個体が送り込まれることで, DGA の各サブ母集団が少ない個体数でも高い多様性を保つことが期待できる. ここで, DGA/R についてのアルゴリズムを図 1 に示し, 具体的な動作について以下に示す.

- (1) DGA, SPGA の独立探索  
DGA, SPGA はそれぞれ独立して解探索を行う.
- (2) 保存個体の収集  
指定されたリフレッシュ交叉間隔に達したら, DGA, SPGA それぞれでエリート個体を保存する. その後, その保存された個体同士でリフレッシュ交叉を行うため, SPGA から DGA へと保存された個体を送る.
- (3) リフレッシュ交叉の実行  
DGA の各サブ母集団で, SPGA から送り込まれたエリート個体と DGA のエリート個体を交叉させ, DGA の各サブ母集団サイズと同数の子個体を生成し, 次世代の個体とする. このとき, 子個体同士で重複は許さないものとする.
- (4) SPGA における個体の初期化  
リフレッシュ交叉終了後, SPGA では個体の初期化を行う. DGA では, リフレッシュ交叉によって得られた次世代の個体を新たなサブ母集団とする.
- (5) ステップ 1 に戻り, 探索を続ける. ただし終了世代に達したら終了する.

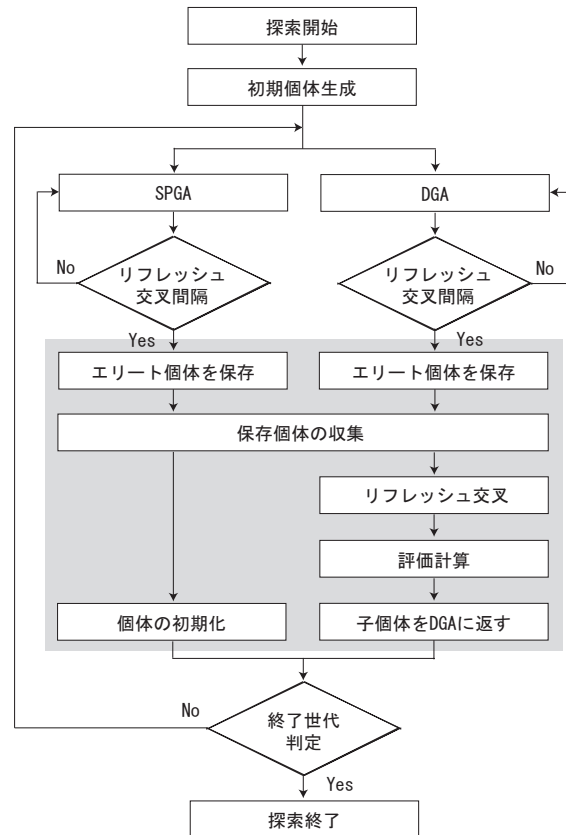


図 1 DGA/R のアルゴリズム

## 2.2 DGA/R におけるパラメータ

DGA/R では, DGA のパラメータに加え, 新たに以下のパラメータが必要となる.

- DGA, SPGA 間でリフレッシュ交叉を行う間隔 (リフレッシュ交叉間隔)
- DGA および SPGA の母集団サイズ

そのため, DGA/R では, DGA における移住間隔およびリフレッシュ交叉間隔を一定の範囲内でランダムとする. DGA の移住間隔は短い場合は 1 世代間隔で, 長い場合でも 50 世代程度の間隔で行えば良好な結果が得られることがこれまでの経験により分かっているので, この範囲内で移住間隔をランダムとする. また, リフレッシュ交叉間隔は DGA における移住間隔よりも長い必要があるため, 短い場合を 50 世代間隔に, 長い場合を 500 世代間隔に設定した.

また, DGA および SPGA の母集団サイズについては, 対象問題の複雑さと利用できる計算資源により

決定する必要があるが、ここでは予備実験より SPGA の母集団サイズは DGA のサブ母集団サイズの 2 倍程度とした。なお、この比率については今後詳細な検討が必要である。

このように、DGA および SPGA の母集団サイズについては多少のチューニングが必要であるが、移住間隔等をランダムとしたため、パラメータチューニングの手間は DGA とほとんど変わらないと考えられる。

### 3. ジョブショップスケジューリング問題への DGA/R の適用

組み合わせ最適化問題に対する DGA/R の性能を検証するため、代表的な問題として知られているジョブショップスケジューリング問題 (JSP) を用いた数値実験を行う。実験では、交叉法に Inter-Machine JOX<sup>\*1</sup> を、突然変異には Job-Based Shift Change<sup>\*2</sup> を用い、アクティブスケジュールを得るため GT 法<sup>4</sup> による強制操作<sup>5</sup> \*3 を適用した。また、選択法としてはルーレット選択を用いた。今回、代表的な JSP である ft10 問題と orb1 問題を用い、DGA/R と DGA および SPGA の比較を行い、その解探索能力についての検証を行う。

#### 3.1 ft10 問題に対する DGA/R の適用

ft10 問題に対し、DGA/R の性能を DGA および SPGA と比較を行うために数値実験を行った。30 試行した結果、最適解発見率を表 1 に、得られた Makespan(平均) の履歴を図 2 に示す。なお、用いたパラメータは、総個体数 800、交叉率 1.0、突然変異率 0.1、移住率 0.5、移住間隔 10 世代、サブ母集団数 40、評価計算回数  $4 \times 10^6$  とした。また、DGA/R に対するパラメータは、サブ母集団数 38、サブ母集団サイズ 20、SPGA 母集団サイズ 40、移住間隔 1~50 世代 (ランダムに決定)、リフレッシュ交叉間隔 50~500 世代 (ランダムに決定) とした。

表 1 ft10 問題における最適解発見率

モデル	最適解発見率
SPGA	0.00( 0/30)
DGA	0.27( 8/30)
DGA/R	0.73(22/30)

\*1 全機械での仕事に基づく順序の継承を考慮した交叉法

\*2 ランダムに 1 つの仕事を選び、全ての機械上でその仕事を左または右に Shift Change する突然変異の方法

\*3 Inter-Machine JOX によって得られる子個体を確実に実行可能状態にするために行う修正操作

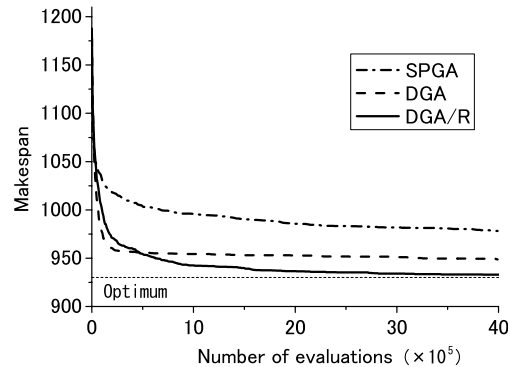


図 2 ft10 問題における Makespan の履歴

表 1 より、ft10 問題に対し、DGA/R は DGA および SPGA と比較して高い最適解発見率を示していることが分かる。また、図 2 より、DGA/R は DGA および SPGA と比較して、後半まで解探索性能が落ちず、良好な解探索が可能であることが分かる。このことから、DGA/R は ft10 問題に対し、DGA および SPGA よりも有効な解探索手法であるといえる。

#### 3.2 orb1 問題に対する DGA/R の適用

orb1 問題に対し、DGA/R の性能を DGA および SPGA と比較を行うために数値実験を行った。30 試行した結果、得られた最適解発見率を表 2 に、Makespan(平均) の履歴を図 3 に示す。なお、用いたパラメータは、ft10 の場合と同様にした。

表 2 orb1 問題における最適解発見率

モデル	最適解発見率
SPGA	0.00( 0/30)
DGA	0.10( 3/30)
DGA/R	0.73(22/30)

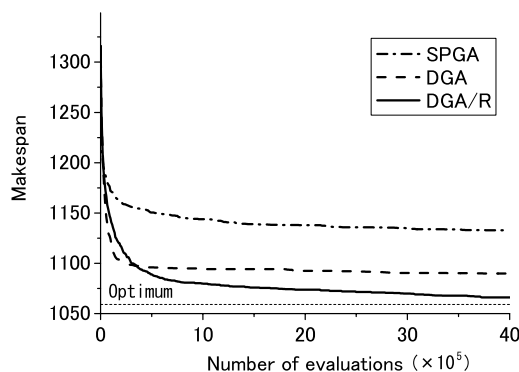


図 3 orb1 問題における Makespan の履歴

表 2 より, orb1 問題に対しても, ft10 問題と同様に, DGA/R は DGA および SPGA と比較して高い最適解発見率を示している。また, 図 3 より, DGA/R は DGA および SPGA と比較して, 後半まで解探索性能が落ちず, 良好な解探索が可能であることが分かる。このことから, DGA/R は orb1 問題に対しても, DGA および SPGA よりも有効な解探索手法であるといえる。

#### 4. ま と め

本報告では, 組み合わせ最適化問題に有効な DGA/R を提案し, 代表的な組み合わせ最適化問題である JSP を用い, 解探索性能を検証した。今回, 代表的な JSP である ft10 問題, orb1 問題における数値実験を行った結果, DGA/R は, DGA および SPGA と比較して, 良好な結果を得ることができた。このことから, DGA/R は組み合わせ最適化問題に対して有効な解探索手法であるといえる。

なお, JSP を解く場合, 生存選択に CCM<sup>6)</sup> などを用いることで, より良好な結果が得られることが知られている。そのため, 今後様々な生存選択を DGA/R に組み込むことで, より良好な結果が得られるか検証する必要がある。

#### 参 考 文 献

- 1) D. E. Goldberg . Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning , Addison - Wesley Publishing Company , 1989.
- 2) Erick Cantú-Paz . A survey of parallel genetic algorithms , Calculateurs Paralleles , Vol.10 , No.2 , 1998.
- 3) 小野 功, 小林 重信 . Inter-machine JOX に基づく JSP の進化的解法 , 人工知能学会誌 , Vol.13 , No.5 , P.780-790 , 1998 .
- 4) B. Giffler , G. Thompson . Algorithms for solving production scheduling problems , Operations Research , Vol.8 , P.487-503 , 1960 .
- 5) Shigenobu Kobayashi , Isao Ono , Masayuki Yamamura . Effective Neighborhood Functions for the Flexible Job Shop Problem , Proc. of 6th International Conference on Genetic Algorithms , P.506-511 , 1995 .
- 6) Isao Ono , Yuichi Nagata , Shigenobu Kobayashi . A Genetic Algorithm Taking Account of Characteristics Preservation for Job Shop Scheduling Problems , Proc. of the International Conference on Intelligent Autonomous Systems 5 , P.711-718 , 1998 .