遺伝的アルゴリズムの分散並列化に関する研究*

(ランダム移住型モデルによる分散遺伝的アルゴリズムの検討)

三木 光 範^{*1}, 廣 安 知 之^{*1}, 中 村 康 範^{*2}

A Study on Parallel Distributed Genetic Algorithms (Discussion on a Randomized Migration Island Model of Distributed Genetic Algorithms)

Mitsunori MIKI, Tomoyuki HIROYASU^{*3} and Yasunori NAKAMURA

^{*3} Doshisha University, Dept. of Knowledge Engineering,
Kyo-Tanabe, Kyoto, 610-0321 Japan

This paper discusses about the characteristics of distributed genetic algorithms (DGAs). Among the several types of models for DGAs, this paper focused on a randomized migration island model. In this model, the island of the migration is decided as every migration opportunity at random. When there are a lot of islands, this model is very useful. The efficiency of this model is discussed through the numerical examples. In this study, Distributed Genetic Algorithm with Distributed Environment (DEGA) is also introduced. Usually, the parameters in GAs are the same in each island but they are different in DEGAs. This approach makes designers free from setting appropriate GA parameters. Applying this algorithm to solve numerical examples, it is also clarified that there are several advantages in this approach.

Key Words: Genetic Algorithms, Distributed Processing, Parallel Computing, Island model, Optimum Design

1. 緒言

遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)は生物の遺伝と進化のしくみを模擬した確率的多点探索手法である⁽¹⁾. GAは設計空間が離散空間の場合にも対応でき多点探索であるために多峰性にも一般的には強いとされている.

一方でGAは高品質な解を探索するためには、数多くの個体を用意し多くの世代にわたって繰り返し計算を必要とするため計算負荷が高くなり計算時間の短縮が重要な課題となる. これに対する解決法の一つが並列処理によりGAの計算時間の短縮を図る方法である. GAの並列化の方法はいくつか考えられるが、代表的なものの一つとしてGAの母集団をいくつかのサブ母集団(島)に分割して適度な世代間隔(移住間隔)で各サブ母集団ごとにサブ母集団の個体数に移住率を乗じて決定される複数個の遺伝子の交換(移住)を行う、いわゆる分散遺伝的アルゴリズム(Distributed Genetic Algorithm: DGA⁽²⁾)を並列に処理する手法が挙げられよう. この手法は遺伝子の交換が頻繁に行われるわけではないので、通信によるオーバーヘッドはそれほ

ど問題にならず、並列化効率も上がりGAの特徴もいかせるという利点がある.

こうした計算時間の短縮という利点とは別にDGAでは、個体進化における早熟を避け、世代が進んでも個体の多様性を維持することができ、得られる最適解の高品質化が達成できるという利点が報告されている⁽³⁾. これに対して、三木らは工学的な問題に対するDGAの基本的な特性を明らかにする目的で、構造最適化の分野における問題を対象に、サブ母集団の数、個体数、移住頻度などの影響を検討した⁽⁴⁾. その結果、問題のクラスによっては、適切な移住率および移住間隔を選択する事によりDGAは単一母集団のGAよりも高い品質の最適解をもたらす場合があること、解の高品質化は分割された母集団での進化によりそれぞれ異なった局所最適解が探索されそれが移住により組み合わせられることで大局的最適解になることなどが明らかとなった.

三木らが使用した分散モデルは踏み石型モデルであり、各サブ母集団はリング状に連結されていると仮定し、隣の島へ順次一方向へ移住する方式としていた. すなわち、各移住においては島の個体数に移住率を乗じた数の個体をランダムに選択し、一定の世代交代後に同期をとって移住させる方式とした. 先に述べた通

* 原稿受付 1999年5月31日.

^{*1} 正員, 同志社大学(〒610-0321 京田辺市多田羅都谷1-3).

^{*2} 正員, 大阪産業大学(〒570-8530 大東市中垣内).

E-mail: mmiki@mail.doshisha.ac.jp

り DGA を並列で処理することは処理速度の点において非常に有効であると考えられる。また、近年、CPU の数が非常に多い計算環境、すなわち超並列計算環境下で計算を行うことも多くなっており、そのような場合には島数を増やすことでさらに多様性が保持できるためにさらなる広域探索が可能であると考えられる。しかしながら、島が多くなると踏み石型モデルでは、全体に対して個体の移住がほとんど影響しなくなるものと考えられる。そこで本報ではこれまでの隣接する島のみへの移住を行うのではなくランダムに移住を行わせる戦略を採用する。トラス構造設計を対象とした数値計算例によりこの効果を検討し考察を行う。さらにこれまでは交叉率や突然変異率などといった GA に必要な変数の値をすべての島で統一して設定を行っていたが、本報では島ごとにそれらのパラメータ値を異なったものを設定する戦略も採用する。これまでパラメータは解の精度に影響を及ぼしていたため、設計者はパラメータを最適値に設定することが必要であった。それに対してこの戦略では、各島で適度に異なるパラメータの値を設定しておくことで良好な解が得られることが期待できる。この戦略を採用したものを環境分散型遺伝的アルゴリズムと呼ぶ。この戦略の効果についても数値計算例を通じて検討を行う。

2. 分散遺伝的アルゴリズム

2.1 分散遺伝的アルゴリズム 分散遺伝的アルゴリズム(Distributed Genetic Algorithm: DGA)は通常の GA の母集団を複数のサブ母集団に分割し、このサブ母集団を島と呼ぶ。各島では通常の GA を行い定期的にいくつかの個体を島の中から選択し、他の島との交換を行う。この操作は移住と呼ばれる。通常移住はあらかじめ決定されている世代間隔で行われこの間隔は移住間隔と呼ばれる。移住する個体の数は島内の個体数に移住率という変数を乗して決定される。これらの移住間隔および移住率は設計者の決定するパラメータである。アルゴリズムの概要を図 1 に示す。

移住という操作には様々な方式が存在する。Nangらは移住先が決定している方式を踏み石型モデル、移住先を移住ごとに変更する方式を島モデルと呼んでいる⁽⁵⁾。しかしながら、一般には、踏み石型モデルを島モデルと呼んでいる研究も数多く見られる⁽⁶⁾。本研究ではこれらを明確に区別するために移住先が決定している方式を踏み石型モデル、移住先を移住機会ごとにランダムに決定する方式をランダム移住型モデルと呼ぶこととする。本研究では次節で説明するランダム移住型モデルを採用している。

Fig. 1 Flow of distributed genetic algorithm

移住する個体の選択にも様々な方法が存在する。島内の最良解のみを移住させる方法⁽⁷⁾、移住島間でトーナメントを行い勝者が両島でコピーされる方式⁽⁸⁾、最良解と移住先の最悪解とを交換する方法⁽⁹⁾などである。本研究では次節で説明する通り、島内から移住に基づく個体をランダムに選択し移住させる方式をとる。

2.2 ランダム移住型モデル 三木らが報告した踏み石型島モデル⁽⁴⁾では、個体の移住が隣接する島のみで行われるため、ある島内に優位な個体が存在したとしてもその個体が全体に移住して行く可能性は非常に低くなり、最適解を得ることが困難になることが予想される。

それに対して、本研究で行う移住では、移住間隔毎に各島が異なった島に移住するモデル、ランダム型移住モデルを採用する。ここでは全体の島をランダムに順序付け、全体として各島に同時に複数の島からの移住は生じないようにしている。これより、移住パターンの一例は図 2 のようになる。

移住においては島の個体数に移住率を乗じた数の個体をランダムに選択し、一定の世代交代後に同期をとって移住させる方式としている。すなわち、移住に

Fig. 2 Migration pattern

おいてはエリート個体を考慮しない。

一方、各島でのGAにおいてはエリート個体は必ず次の世代に残す。すなわち、島内での各個体の適合度を計算し、もっとも適合度が低い個体を前世代のエリート個体と入れ換える。その後、同じ数の個体群を別の島から受け取る。その後、交叉、突然変異、およびルーレット方式による淘汰を行う。

2. 3 環境分散型遺伝的アルゴリズム GAによる最適解探索においては、広域探索による大域的最適解の探索が可能であるという利点がある一方で、設計者が決定しなければならない問題に依存した変数がいくつも存在するという問題が存在する。さらに、DGAにおいては、島の個数、各島における個体数などといった設計者が決定しなければならない変数がさらに増加することとなる。それに対して、本研究では、交叉率や突然変異率といった変数の値を各島によって変化させて設定するアプローチをとる。

ここで、各島のパラメータの値を異なるものに設定することで、いずれかの島の値は最適値に近いものになることが期待でき、そこで得られた個体は移住によって各島へと伝播する。そのため、これまで設計者が調整して1つの値に設定していた変数の値は細かな調整をすることなく設定することが可能となり、設計者の負担を軽減することが可能であると考えられる。これを環境分散型遺伝的アルゴリズム(Distributed Genetic Algorithm with Distributed Environment: DEGA)と呼ぶこととする。このスキームを選択することにより、各島は異なった特性と環境を持つこととなり、各島で異なった局所解の探索が行われる可能性が高くなる。さらに、島ごとに移住をくり返すことにより、高品質な最適解が探索可能となることが予想される。

3. 数値実験

前章で提案したランダム移住型島モデルとDEGAの効果を検討するために次に示すような2次元トラス構造の重量最小化設計問題を通じて検討する。

3. 1 構造最適設計問題 計算の対象とした問題は図3に示す11部材の最小体積問題とした。目的関数は、部材の体積の合計であり、制約条件は各部材の引張応力および座屈応力、ならびに節点6における変位制約とした。これと同種の問題は多いが、ほとんどの問題は部材の引張と圧縮応力制約のみで、座屈応力制約や変位制約を考慮しているものは少ない。変位制約面は一般に連続であり、極端な多峰性ではない。それに対して座屈応力制約面は不連続で多峰性である場合が多い。よって、これより問題は困難なものとなる⁽¹⁰⁾。

Fig. 3 11member truss

設計変数は円形部材の断面積とし、変域を1から4000mm²とし、これを12ビットで表現する。最小化すべき適合度関数は次式に示す。

$$H = \frac{1}{W_v V_T + P_d + P_t + P_b} \quad \dots\dots\dots (1)$$

ここで

$$P_d = W_d \times d_6^2 \quad \text{if } (d_6 > 0.03 [m]) \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$P_t = \sum_{i=1}^{\text{number of design variables}} P_{ti} \quad P_{ti} = 1 \quad \text{if } (\sigma_i > 40 [MPa])$$

$$P_{ti} = 0 \quad \text{otherwise} \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$P_b = \sum_{i=1}^{\text{number of design variables}} P_{bi} \quad P_{bi} = 1 \quad \text{if } (L_i > L_c)$$

$$P_{bi} = 0 \quad \text{otherwise} \quad \dots\dots\dots (4)$$

V_T は部材体積の合計、 W_v は重み係数(=60)、 P はそれぞれの変位(d)、引張(t)、および座屈(b)の制約条件に関するペナルティー関数である。変位に関するペナルティーは変位の2乗に重み係数 w_d (=1000)をかけたものとし、引張応力および座屈に関するペナルティーは制約条件が満足されないときに一定値を足す方法をとった。この方法を用いない場合には局所制約を完全に満足させる解を見いだすことは難しくなる。

また、本研究では1対象問題のみを取り扱っているが、ここで得られる結果は、同規模のトラス構造最小体積問題のようなクラスの問題においてあてはまるものと考えられる。

使用した並列計算機は64プロセッサを搭載した米国nCUBE社製のnCUBE2Eである。プログラムを作成するにあたり、使用した言語はプロセッサ間通信のための関数が追加されたnCUBE C++である。1試行あたり、1CPUの場合、10試行平均1.118×10⁵[s]を要した。

3. 2 ランダム移住型DGAの効果 ランダム移住型DGAの効果を検討するために前節で示した2次元トラス最小体積問題に適応し解を求める。ただし、本研究では全体の個体数 N ($N=630$)を一定とし、これを島数 P ($P=3, 7, 15, 30$)で分割した個体数をサブ母

集団における個体数とする．ここでは1島に対して1 CPUにて処理を行っている．各島内でのGAは単純な一点交叉のGAとし，予備的な検討により交叉率0.6，突然変異率0.01とした．世代数が100を越えた時点で終了する．また，以下に示す各結果は10回の試行の平均である．

図4に踏み石型モデルの最良解を図5にランダム移住型モデルの最良解を移住間隔，移住率，島数を変化させた時の結果を示す．図4，図5からわかるように，全般的な傾向として，移住間隔が30よりも10の方が良好な解が得られている．また，踏み石型モデルに対してランダム移住型モデルの方が良好な解が得られているといえる．ここで，両者のモデルで得られた解の比較を明確にするため，ランダム移住型モデルで得られた解の適合度を踏み石型モデルで得られたもので除した値を島数を変化させて図6に示す．この図ではランダム型モデルで得られた適合度が踏み石型モデルで得られたものよりも良好な際に1.0以上となる．

図6からわかるようにほとんどの移住パラメータで島数が増加するにつれランダム移住型モデルが踏み石型モデルを上回る傾向にあり，特に移住間隔0.3，移住率10が大きく踏み石型モデルを上回っている．また，

Fig. 4 Maximum fitness value of stepping stone model

Fig. 5 Maximum fitness value of random migration model

Fig. 6 Comparing of fitness values of Random and Stepping stone

島数の増加につれ値が大きく低下するものがないことより，ランダム移住型モデルは踏み石型モデルよりも島数の多い，すなわち，より分散化したモデルに適しているといえる．これは先に予想したように島が多くなるとこれまでの方法では，全体に対して個体の移住がほとんど影響しなくなるからであると考えられる．

これを確認するために，比較的島数の多いと考えられる30島の場合の各島で100世代後に得られる最良個体の設計変数の様子を踏み石型モデルの場合とランダム移住型モデルとの場合を図7および図8に示す．

Fig. 7 Details of good solutions in real design variable space (stepping stone model)

Fig. 8 Details of good solutions in real design variable space (random migration model)

図7および図8の図からもわかる通り、100世代後においても踏み石型モデルにおいては各島で得られる最良個体が均一でなく、それに対してランダム移住型モデルでは各島で得られる最良個体がほぼ均一となっている。これは島数が多い場合に予想した通り踏み石型モデルでは移住による個体情報が全島に行き渡っていないのに対して、ランダム移住型モデルにおいては、個体情報が全島に行き渡っていることを示している。全島の最良個体が均一の際には初期収束の可能性もあるが、踏み石型モデルとランダム移住型モデルとで得られた解の適合度を図6などより比較するとランダム移住型モデルによって得られた適合度の方が良いことから、初期収束をしている状態ではないことがわかる。

図5において島数は一概には多い場合に良好な結果が得られているとは言えない。例えば、移住率0.5において、移住間隔10の場合には、島数が15の時に最高値が得られている。これにより、パラメータおよび問題によって最適な島数が存在するものと考えられる。この島数がどのようなパラメータに依存するかの検討は今後の課題である。

図9には本研究で得られた島数と計算時間の関係を示してある。横軸に島数を縦軸には速度比を示す。速度比とはプロセッサ数が1の際の計算消費時間を各使用プロセッサ数での計算消費時間を除した値であり、本研究では島数とプロセッサ数が同一であるので、島数と速度比の関係は線形が理想的である。図9には理想的なスピードアップが実線として記してある。この図からも分かる通りほぼ線形的なスピードアップが実現されている。特に15島まではスピードアップが島数倍を多少超えるような非常に良好な結果となった。これは、島モデルによる並列化が通信量が少ないというだけでなく、分散化することで、収束性そのものが向上するという性質によるものと考えられる。

Fig. 9 Speedup ratio

3.3 環境分散型遺伝的アルゴリズムの効果

2.3節で説明した環境分散遺伝的アルゴリズム(DEGA)の効果を検討するために、前節と同様に3.1節で示したトラス構造問題に適応し検討する。

実際の問題に適応する際には、交叉率および突然変異率のそれぞれを各島ごとに变化させるものとするが、本数値実験においては、それぞれの効果を検討するために、交叉率一定の下に突然変異率を各島で变化させる場合と突然変異率一定の下で交叉率を各島で变化させる場合を行う。また、各島に設定する値は標準的な範囲から適当に選択したものを設定することとしている。

ここでは、島数30で行い、突然変異率一定で交叉率が異なるDEGAの結果を図10に、交叉率一定で突然変異率が異なるDEGAの結果を図11に示した。

突然変異率一定で交叉率が異なるDEGAでは島数10ごとにそれぞれ交叉率として0.3, 0.6, 0.8を割り当てた。図10には島ごとに移住率を変化させたもの(DEGAと表記)、移住率が一定のもの(それぞれ0.3, 0.6, 0.8と表記)、移住率が変動するもの(Variableと表記)の結果とともに示している。変動型では、初期

Fig. 10 Performance of distributed crossover rate scheme

Fig. 11 Performance of distributed mutation rate scheme

50 世代では 0.8 から 0.6 へ次 50 世代では 0.6 から 0.3 へ変化させそれ以降の世代では収束するまで一定に減少させる。

交叉率一定で突然変異率が異なる DEGA では島数 10 ごとにそれぞれ突然変異率として 0.05, 0.005, 0.0005 を割り当てた。図 11 には 10 島ごとに突然変異率を変化させたもの (DEGA と表記) による結果と突然変異率をそれぞれ 0.05, 0.005, 0.0005 (それぞれ 0.05, 0.005, 0.0005 と表記), および変動型 (Variable と表記) としたものとともその適合度関数値の世代ごとの変遷を記してある。変動型では, 初期 50 世代では 0.05 から 0.005 へ次 50 世代では 0.005 から 0.0005 へ変化させそれ以降の世代では収束するまで一定に減少させている。

図 10 から DEGA によって得られた結果は交叉率一定, 変動型のものよりも良好な結果となっている。GA において交叉率などのパラメータの設定は大きな問題である。ここで得られた結果は, DEGA により設計者による交叉率の設定は適当に分散させて設定することのみが必要で, 最適な値を設定することは不必要であることを示している。

一方で, 突然変異率を変化させた場合には, DEGA によって必ずしも最適解が得られる場合ばかりでないことが図 11 より明かである。しかしながら, 突然変異率が適当に設定されていない場合や変動型では, 局所的な解が探索されてしまう可能性がある。通常, 最適な突然変異率は問題に依存するために, 解の探索前にその値を見つけることは非常に難しい。それに対して, DEGA では, 突然変異率をあらかじめ最適な値として決定する必要がなく, 結果的にある程度の解が探索できるので非常に有効な手法であると言えよう。

4. 結言

本研究では, 踏み石型モデルによる分散遺伝的アルゴリズムに対して, ランダム移住型分散遺伝的アルゴリズムによるトラス構造最小体積問題を対象として検討を行った。その結果, トラス構造最小体積問題のようなクラスにおいてはランダム移住型分散遺伝的アルゴリズムは次のような特徴を持つことが明かとなった。

- 1) 島数が増加するとランダム移住型モデルにより踏み石型モデルと比較して良好な解が得られる。
- 2) 島数が多い場合には踏み石型モデルでは移住による個体の情報が全体に行き渡らないのに対して, ランダム移住型では個体の情報が全体に行き渡りやすいと考えられる。

さらに, 本研究では, 各島での交叉率や突然変異率を変化させる環境分散型遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm with Distributed Environment: DEGA) を提案した。この手法に対してもトラス構造体積最小化問題に適応することで以下の事項が明かとなった。

- 3) DEGA は最適な交叉率を設定して得られる結果とほぼ等しい解が得られ非常に有効であるといえる。
- 4) DEGA により最適な突然変異率を設定して得られる解が得られるわけではない。しかし, その他の突然変異率を設定して得られる解よりも良好な解が得られ, 突然変異率を最適な値に設定する必要のない点と比較すると DEGA によって得られる解は良好な解であると言える。
- 5) DEGA はこれらの結果から, これまで GA の問題点とされていた交叉率や突然変異率などを, 設計者が設定する必要のない有効な手法であるといえる。

参考文献

- (1) Goldberg, D. E., Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning," Addison-Wesley, (1989).
- (2) Tanase, R., "Distributed Genetic Algorithms," Proc. 3rd Int. Conf. Genetic Algorithms, (1989), 434.
- (3) Belding, T.C., "The Distributed Genetic Algorithm Revisited," Proc. 6th Int. Conf. Genetic Algorithms, (1995), 114.
- (4) 三木・他 2 名, 機論, 65-638, A(1999), 2177.
- (5) Nang, J. and Matsuo, K., "A Survey on the Parallel Genetic Algorithms," J. SICE, Vol. 33, No.6, (1994), 500.
- (6) Whitley, D., et. al., "Island Model Genetic Algorithms and Linearly Separable Problems," Proc. of AISB Workshop on Evolutionary Computation, (1997).
- (7) Marin, F. J., et. al., "Genetic Algorithms on LAN-message Passing Architectures using PVM: Application to the Routing Problem," Proc. of Parallel Problem Solving from Nature, (1994), 534.
- (8) Gordon, V. S. and Whiteley, D., "Serial and Parallel Genetic Algorithms as Function Optimizers," Proc. 5th Int. Conf. Genetic Algorithms, (1993).
- (9) Starkweather, T., et. al., "Optimization using distributed genetic algorithms," Proc. of Parallel Problem Solving from Nature, (1991), 176.
- (10) Miki, M., "Object-Oriented Approach to Modeling and Analysis of Truss Structures" AIAA Journal, Vol. 33, No. 2, (1994), 348.