

目的関数に基づくトポロジを有する 多目的分散遺伝的アルゴリズム

鈴木 一^{†1} 中野 秀洋^{†1} 宮内 新^{†1}

本稿では多目的遺伝的アルゴリズムにおいて解の質、多様性の向上及び計算負荷の軽減を目的とし、目的関数に基づくツリー型移住トポロジを有する多目的分散遺伝的アルゴリズムを提案する。ベンチマーク問題を対象とする数値実験を行い、従来手法との比較検討を行い提案手法の有効性を確認する。

Multipurpose distributed genetic algorithm having a hierarchy topology based on objective functions

HAJIME SUZUKI,^{†1} HIDEHIRO NAKANO^{†1}
and ARATA MIYAUCHI^{†1}

This paper proposes a multipurpose genetic algorithm having a hierarchy topology based on objective functions. The proposed method aims to improve the quality of solutions, to keep the diversity of the solutions, and to reduce calculation cost. Through numerical experiments for benchmark problems, the proposed method is compared with the conventional methods, and the effectiveness of the proposed method is confirmed.

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm:GA)¹⁾ や免疫アルゴリズム (Immunity Algorithm:IA)²⁾ などといった、進化的アルゴリズムは、生物の進化していく様を模倣し、選択、交叉、淘汰、突然変異などの遺伝的操作を繰り返しながら解を探索する多点探索の探索手法

である。他の探索アルゴリズムと比べ、大域的な探索の効率がよく、最適解、または準最適解を比較的高速に求めることができる。しかし、GA の抱える問題点として、過剰収束により局所解に陥ってしまう事、探索の途中で解候補の多様性が失われ質の良い準最適解を見つけにくい事、比較的高速ではあるがさらなる速度向上が必要な事などが挙げられる。近年では、最適解だけでなく、複数の様々な性質を持った準最適解が求められる手法が重要視されていることや²⁾、複数ある評価基準を一つの評価式に設計しなくても、直接評価できる多目的最適化手法も重要視され³⁾、また探索の時間的コスト削減のため、並列化モデルなどの需要も高まっている⁴⁾。

そこで本研究では、従来の GA を多目的最適化向けに改良したものである多目的 GA について考察し、多目的解の探索性能に優れ、計算負荷の軽い手法を提案することを目的とする。具体的には、従来の GA の並列モデルである島 GA モデルを基本として、並列ネットワークを構築した、多目的 GA を提案する。そこで生じる考慮すべき点として、多目的 GA では評価式を複数用いるため、単純に多目的 GA の島を等価につないでいくネットワーク構成よりも、階層的なネットワーク構造を用いた方が大域的探索と局所的探索の両方が行えるはずである。このことから本研究では、ツリー構造を有する多目的分散遺伝的アルゴリズムを提案する。また従来の多目的 GA には計算負荷の割合の多くを占めるシェアリングと言う処理がある。シェアリングは解の多様性を保つための処理である。数値実験を行い本提案手法のツリー構造を用いることにより、従来のシェアリング処理と比べて同等以上の効果が得られることを示す。

2. 遺伝的アルゴリズム

- step1 : 遺伝子個体をランダムに定義し母集団を形成する
- step2 : 評価関数に基づき個体を評価する
- step3 : 評価値に基づき親個体を選択する
- step4 : step3 で選択した親個体を用いて交叉を行い子個体を生成する
- step5 : 生成した子個体をある一定の確率に基づき突然変異させる
- step6 : step2~5 までを終了条件に達するまで繰り返す

上記のアルゴリズムは GA の基本的な枠組みであり、もっとも単純なものとなっている。現在ではこの枠組みを応用したモデルがいくつも提案されている。後述する島 GA もその一つである。

^{†1} 東京都市大学
Tokyo City University

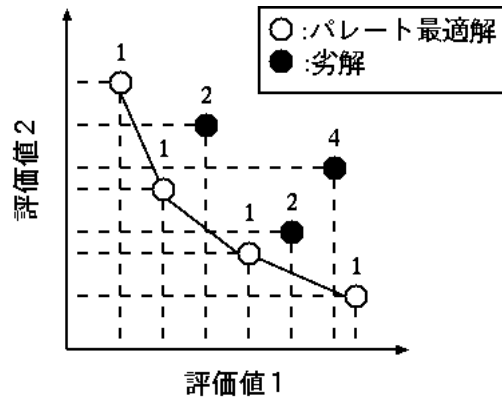


図1 パレートランキング法
Fig.1 Pareto Ranking

3. 多目的遺伝的アルゴリズム

(1) パレート最適

多目的 GA は大きく、パレートのアプローチと非パレートのアプローチに分けられる⁵⁾。本研究ではパレートのアプローチの多目的 GA を対象とする。

パレートのアプローチは、パレート最適性、すなわち解の優越関係に基づいて選択演算を行うものである。具体的には以下の様に定義される。

- $x \in \pi$ とし x に強い意味で優越する $x' \in \pi$ が存在しないとき、 x をパレート最適解という

(2) パレートランキング

パレートランキング法の概要を図1に示す。パレート最適解は自身に強い意味で優越する解が存在しないのでランキング1とし、劣解は自身に強い意味で優越する解の数に1を加えた値を自身のランキングとする。

(3) シェアリング

選択演算をパレートランキング法で行うことにより複数の評価式を直接扱えるが、これだけで探索を進めた場合、GAの性質上すぐに一つの解に収束してしまう。そこで様々なパレート解を求めるため、従来手法では解の多様性を維持するシェアリング処理が必要となる。具体的には各ランク間において、ニッチングを行う。このニッチングは以下の式の様なシェア

リング関数を用いる。

$$Sh(d_{i,j}) = \begin{cases} 1 - \frac{d_{i,j}}{\alpha_{share}} & (d_{i,j} \leq \alpha_{share}) \\ 0 & (d_{i,j} > \alpha_{share}) \end{cases} \quad (1)$$

α_{share} はシェアリング定数で問題毎に設計者が定める。 $d_{i,j}$ は目的関数空間での個体 i と j のユークリッド距離である。例としては以下の式の様に定義される。

$$d_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^M \left(\frac{f_k^i - f_k^j}{f_k^{max} - f_k^{min}} \right)^2} \quad (2)$$

ここで M は評価式の数、 f_k^{max} 、 f_k^{min} は各々の評価式のとりうる最大値、最小値である。シェアリング関数によって個体間の混雑度を示すニッチカウントを求め、そのニッチカウントを各個体の適合度に作用させることによって個体の多様性を保持することができる。ニッチカウントは下記の式で求めることができる。

$$nc_i = 1 + \sum_{j=1}^{\mu r_i} Sh(d_{i,j}) \quad (3)$$

ここで μr_i はランク r_i における個体の数を示している。

4. 問題点

多目的 GA にはいくつかの問題点が存在する。まず一つの問題点としてシェアリングによって意図的に母集団が収束しない様にしているため局所的探索性能が低下することが挙げられる。二つめの問題点はシェアリングの計算負荷が高いことである。前章で示したシェアリング処理の演算を1個体ごとに行うため計算負荷が莫大になってしまう。さらに言えば一つめの問題点を補おうと個体数を増やすとシェアリングの計算負荷は二乗のオーダーで増えるためさらに莫大となってしまう。簡単な問題に適用する際はさほど問題にならないが、問題が複雑になるほど個体数をある程度確保しなければ性能を発揮できないため、このシェアリングの演算方法には計算負荷の面で問題があると考えられる。またシェアリング定数は設計者が経験的に定めなければならない。

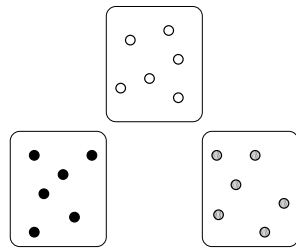


図 2 各島の様子
Fig. 2 The state of each island

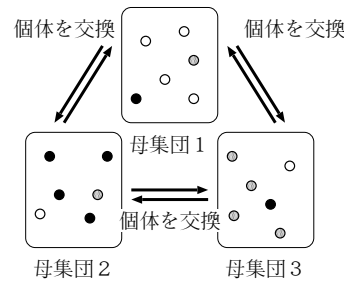


図 3 移住処理
Fig. 3 Migration

5. 研究目的

本研究では、多目的 GA において、従来のシェアリングを用いない手法を提案し局所的探索性能の向上、および計算負荷の削減を目的とする。また様々なベンチマーク問題を用いて数値実験を行い、他の従来手法との比較検討をし提案手法の有効性を示す。

6. 提案手法

提案手法では従来の GA の並列モデルである島 GA を応用している。以下、島 GA についてまず概説し、次に提案手法を説明する。

6.1 島 GA モデル

島 GA は並列 GA モデルの一つである。まず最初に複数の母集団を定義する。ここで各母集団を島と呼ぶ。各島において通常の GA の処理を行っていくと図 2 に示す様な、各々特徴を持った個体群が得られる。また島 GA では一定世代経過するごとに各島間で図 3 のように、個体をいくつか交換する。これを移住処理と呼ぶ。各島で独自に探索するため局所的探索が行え、かつ移住処理によって広域的探索も行えるため、解の多様性を保つことができる。

6.2 提案モデル

本研究では上記の島 GA の特徴に着目する。多目的最適化においては、評価基準ごとの局所解探索性能を向上させる必要がある。このため、提案手法では評価関数をそれぞれの島において異なるものとする。具体的には評価基準一つだけをもつ単一目的の島と複数の評価基準をもつ多目的の島を構成する。各島が持つ評価基準の数は等しくないため、移住トポロ

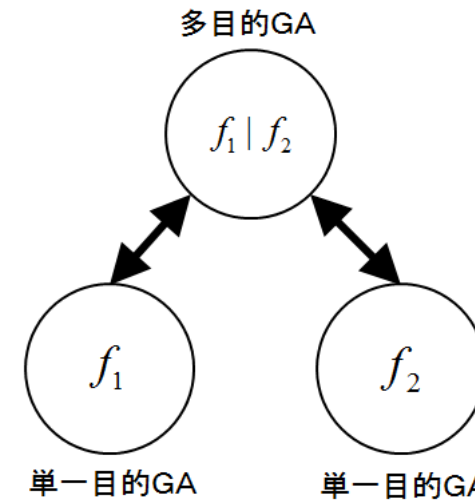


図 4 ツリー構造を有する多目的島 GA
Fig. 4 Multipurpose island genetic algorithm having the hierarchy structure

ジーも階層的な構造を持つものが適している。そこで、ツリー型の移住トポロジーを採用する。つまり、図 4 に示す通り、下位の階層には単一目的の島を配置し、上位の階層には多目的の島を配置する。またこのように配置することにより、多目的の島には一定世代毎に各評価基準に対して最適化された個体が供給されるため、シェアリング処理を行わなくても解の多様性を保つことができる。

7. 数値実験

提案したアルゴリズムの有効性を検討するためまず簡単な問題に適用し実験を行った。

7.1 実験環境

目的関数 以下に目的関数を示す

$$f_i : x_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

制約関数 以下に制約関数を示す

$$x_i > 0 \quad (5)$$

$$x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_{n-1}^2 + x_n^2 \leq 1 \quad (6)$$

式 (4) の各目的関数を最大化する問題である。本問題は容易に目的関数の次元数を拡張

表 1 実験環境

Table 1 Settings for experiment environment

交叉方法	BLX - α (拡張率 0.3)
突然変異	0
探索世代数	1000
母集団全体での個体数	300
並列島数	3
移住間隔	20 世代
移住個体数	2



図 5 従来の多目的 GA
Fig. 5 Conventional multipurpose GA

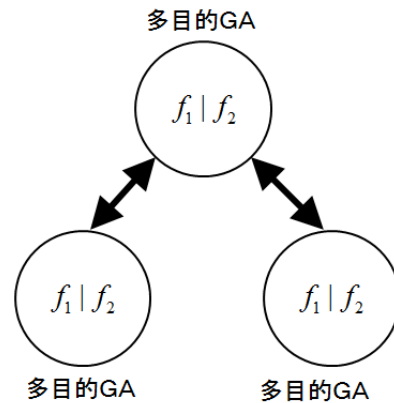


図 6 並列多目的島 GA
Fig. 6 Multipurpose island GA

できるという特徴を持っている。以降の実験では $n = 2$ ，つまり目的関数が 2 つの場合について数値実験を行う。実験で使用した各パラメータを表 1 に示す。

比較対象 図 5 に示す従来の多目的 GA と，図 6 に示すツリー構造の並列多目的島 GA を比較対象とした。図に示す通りすべてが多目的の島となっている。またこれらの手法では従来の多目的 GA と同じくシェアリングを行う。提案手法は 6.2 節で述べた通り下位の階層には各々の単一目的の島を配置し，上位の階層には多目的 GA の島を配置する。また提案手法ではシェアリングを行わない。実験における各手法の評価基準を以下に示す。

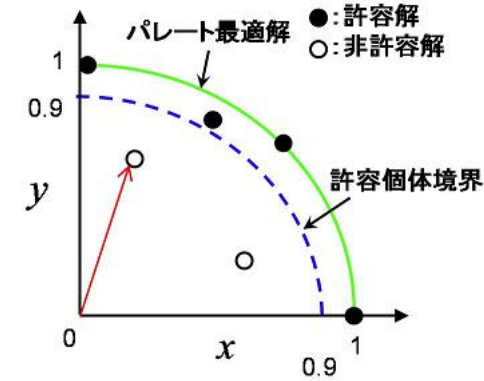


図 7 評価基準
Fig. 7 Valuation basis

- 許容個体数
母集団全体の個体の成長度を計る指標である。各目的関数の評価を軸とする空間において全ての目的に対して評価が最低だった場合を原点とし，原点から真のパレート最適解群によって形作られる超平面までのベクトル長を 1 とし，解として許容できる境界を越える個体の数を許容個体数とする。
- 標準偏差
各個体が偏ることなく一様に散っている方がより多様性を持つといえる。これを計るための指標である。本実験では標本分散を用いることとし，上記の許容個体のみを評価の対象とする。これは個体の評価値を無視し，一様分布させれば当然標準偏差が高くなるが，解として許容できないものが大半では意味がないためである。
- 平均ベクトル長，最良ベクトル長
各個体が真のパレート解にどれだけ近づいたかを計る指標である。

7.2 実験結果

実験の結果を図 8～10 および，表 2 に示す。

図 8～10 の三つのグラフは各々の手法で 1000 世代探索を行ったあとの島の様子である。横軸は評価関数 f_1 の値，縦軸は評価関数 f_2 の値である。

まず従来の多目的 GA の結果について，図 8 をみると，パレート最適解付近の解を多く求めている様子が見取れる。またシェアリングの効果により解集団が一つに収束せずに散ら

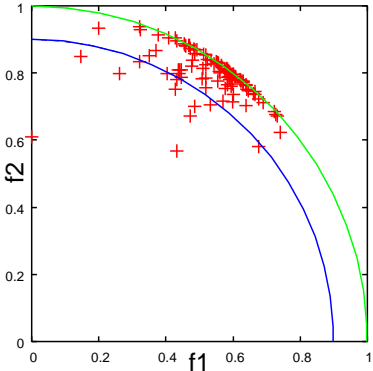


図 8 従来の多目的 GA

Fig. 8 Result of conventional Multipurpose GA

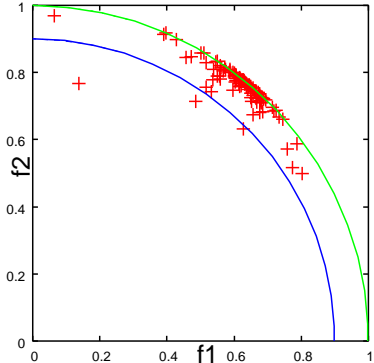


図 9 並列多目的島 GA

Fig. 9 Result of Multipurpose island GA

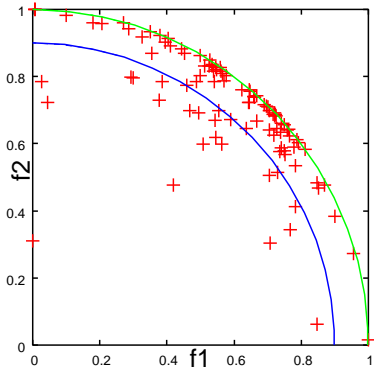


図 10 提案手法

Fig. 10 Result of proposed GA

ばって分布している様子が見て取れるが若干の偏りが見られる。次に並列多目的島 GA について、図 9 を見ると、従来の多目的 GA よりもパレート最適解付近の解を多く求めていることがわかる。しかし、従来の多目的 GA よりもさらに解集団に偏りがある様子が見て取れる。最後に提案手法について、図 10 を見ると、先の 2 つの手法と比べパレート最適解付近の解

表 2 実験結果
Table 2 Total Result

	許容個体平均ベクトル	最良ベクトル	許容個体数	許容個体標準偏差
従来の多目的 GA	0.959	1.0	88	0.316
並列多目的島 GA	0.971	1.0	97	0.287
提案手法	0.962	1.0	79	0.452

は若干少ない様子が見て取れる。しかし、先の 2 つの手法よりも広い範囲でパレート解および許容解を求められている様子が見て取れる。次に先に述べた評価基準の値を表 2 に示す。

8. 考 察

表 2 を見ると、許容個体平均ベクトルに関しては並列多目的島 GA の手法が一番良い結果となったが、3 つの手法においてあまり大きな違いは見受けられない。また最良ベクトルに関しては、簡単な問題であるため 3 つの手法全てが 1 つは真のパレート解を求められていることがわかる。次に許容個体数に着目すると並列多目的島 GA が最も良く、提案手法が最も悪い結果となった。この結果に関しては許容個体標準偏差とあわせて見ると理由がわかる。許容個体標準偏差においては提案手法が最も良く、並列多目的島 GA が最も悪い結果となった。つまり、並列多目的島 GA では近い領域の最適解及び許容解を多く求めているため許容個体数は多いが解の多様性が低くなることが確認できる。解の多様性において優れているはずの島 GA であるにも関わらずこのような結果になった理由としては、シェアリングを行う際に並列で行っている別の島の個体を考慮していないためと考えられる。しかし並列で処理している別の島を 1 個体評価する度に参照すると島 GA の本来の利点が損なわれることになる。このためシェアリング処理と島 GA は相性が悪いと言える。一方提案手法においては許容個体数自体は他の手法よりも多少劣るが、多目的最適化における解の多様性を保つ性能の面では優れた手法であることが確認できた。また提案手法では従来のシェアリング処理を用いずに並列化できるため計算負荷の大幅な軽減、分散を行うことができたと言える。

次に、より複雑な問題に対しても有効か検討するために、平行移動の変数変換を施した 2 つの schwefel 関数⁶⁾ の評価値を最適化するベンチマーク問題において実験を行った。結果を表 3、および図 11~13 に示す。この場合においても先の実験と同様の傾向が見られ、最良ベクトルと許容個体数に関しては僅差ではあるが、最も評価が高い結果となった。以上より複雑な問題においても提案手法は有効であることを確認した。さらに負荷が軽減されている

表 3 実験結果 2
Table 3 Total result

	許容個体平均ベクトル	最良ベクトル	許容個体数	許容個体標準偏差
従来の多目的 GA	1.03002	1.07428	65	0.107895
並列多目的島 GA	1.03687	1.07525	65	0.109487
提案手法	1.02694	1.07665	68	0.160495

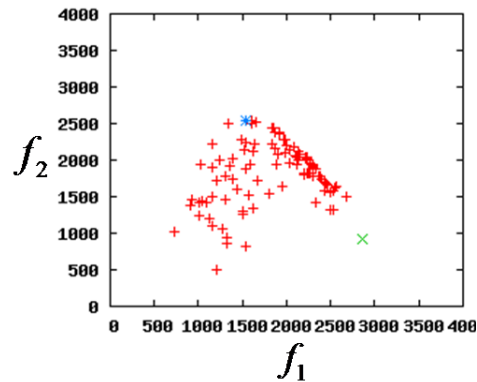


図 11 従来の多目的 GA

Fig.11 Result of conventional Multipurpose GA

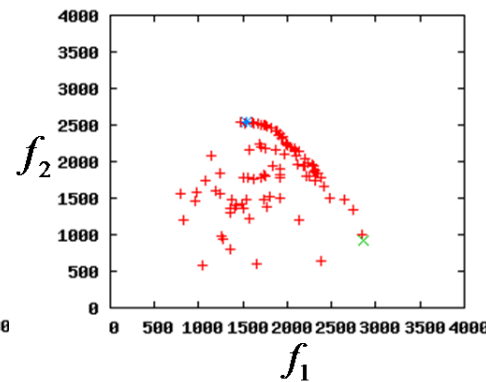


図 12 並列多目的島 GA

Fig.12 Result of Multipurpose island GA

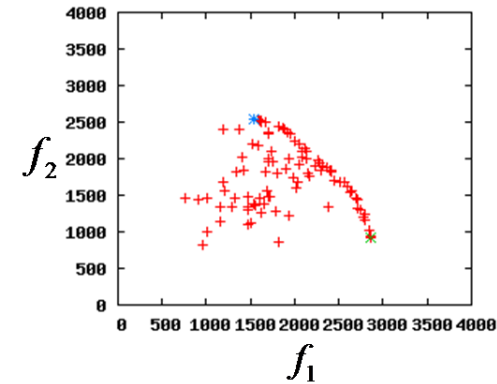


図 13 提案手法

Fig.13 Result of proposed GA

参考文献

- 1) John H. Holland: "Adaptation in Natural and Artificial Systems", the University of Michigan Press (Second edition; Mit Press 1992)
- 2) D. Dasgupta (editor): "Artificial Immune Systems and Their Applications" (1999)
- 3) C. M. Schaffer: Multiple optimization with vector evaluated genetic algorithms Proceedings of 1st International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications pp.93-100 (1985)
- 4) Rong-Jaye Chen, Robert R. Meyer, and Jonathan Yackel. A genetic algorithms for diversity minimization and implementation. In Proc. of 5th ICGA'93, pp.164-170 (1993)
- 5) Kazuo Hiyane, Generation of a Set of Pareto-Optimal Solutions for Multiobjective Optimization by Parallel Genetic Algorithms and its Quantitative Evolution, 第9回 自律分散システムシンポジウム, 計測自動制御学会, pp.295-300 (1997)
- 6) H.-P. Schwefel. Numerical Optimization of Computer Models. John & Sons, New-York, (1981)

ことにより個体数や探索世代数を大きくできることを考慮すると、本手法は複雑な問題により効果を発揮できると言える。

9. 結 論

数値実験により多目的最適化問題における解の多様性、および計算負荷の軽減という観点で有効性を示せた。今後の課題としては

- ・ 評価基準がさらに多い場合のツリーの構成方法の検討
 - ・ 提案手法が有効な問題、有効でない問題の調査検討
- などが挙げられる。