

適応的重みを有する多目的最適化のための分散遺伝的アルゴリズム

廣 安 知 之[†] 上 浦 二 郎^{††}
三 木 光 範[†] 渡 邊 真 也^{††}

分散遺伝的アルゴリズム (DGA) では、母集団は複数のサブ母集団によって構成される。これまでの研究の結果、DGA は単一目的最適化においては母集団を分割しない GA よりも高い解探索能力を有する一方で、多目的最適化においては母集団を分割しない他の進化的手法に劣ることがわかっている。これは、DGA ではサブ母集団内の個体数が少なくなることにより、多目的最適化において重要である多様性の保持を適切に行うことができないためである。このため、本論文では、各サブ母集団に異なった重みベクトルを与えることによってそれぞれのサブ母集団内での探索範囲を限定しつつ、母集団全体としての多様性の保持を行う多目的最適化に適した DGA のモデルとして、重み適応型遺伝的アルゴリズム (Adaptive Weighted Genetic Algorithm: AWGA) を提案する。AWGA は、近年の研究によって多目的最適化を行う際の有効性が示されている複数の機構を採用している。複数のテスト関数において AWGA を SPEA2, NSGA-II の 2 手法と比較した結果として、AWGA は SPEA2, NSGA-II よりも広範囲に分布する非劣解集合を得ることを示す。

Multi-Objective Distributed Genetic Algorithm with Weight Adaptation

TOMOYUKI HIROYASU[†], JIRO KAMIURA^{††}, MITSUNORI MIKI[†]
and SHINYA WATANABE^{††}

In Distributed Genetic Algorithms (DGAs), a population is divided into sub populations. In previous studies, DGA shows the superior result to the canonical GA in single objective optimizations. However, compared with other evolutionary algorithms, DGA shows an inferior result in multiple objective optimizations. Because the size of the sub populations is small, the diversity of the solutions is an important factor in solving multiple objective optimization problems (MOPs) and cannot be preserved. In this paper, an improved DGA for multiple objective optimization named "Adaptive Weighted Genetic Algorithm (AWGA)" is proposed. In AWGA, each sub-population has a different weight vector and searches for a different region. Therefore, AWGA preserves the diversity of the solutions appropriately. AWGA provides several mechanisms that are effective indicators for solving MOPs in former studies. From comparing the result of AWGA with SPEA2 and NSGA-II using different test problems, AWGA yields more widespread non-dominated solutions than SPEA2 and NSGA-II.

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) を用いて多目的最適化を行うアプローチは、Shaffer らの VEGA¹⁾ 以降、盛んに研究が行われている^{2),3)}。その中でも Zitzler らの SPEA2²⁾ と、Deb らの NSGA-II³⁾ は、特に良質な非劣解を得ることができると報告されている。GA は潜在的に並列処理に適した特徴を持っているため、これまでに GA の並列化に関する研究が行われてきた⁴⁾。しかしながら、これらの

研究はほとんどが単一目的最適化におけるものであり、多目的最適化において有効な並列進化的計算の研究は少ない。本研究では、多目的最適化のための並列 GA として、重み適応型 GA (Adaptive Weighted GA: AWGA) の提案を行う。AWGA は、Tanese の分散 GA (Distributed GA : DGA)⁵⁾ を、Kaneko らの環境分散スキーム⁶⁾ の考え方を用いて拡張したもので、サブ母集団ごとに異なる重みベクトルを持つ。また、AWGA は近年の研究によって多目的最適化を行う際の有効性が示されている複数の機構を採用している。本論文では、複数のテスト関数において AWGA を SPEA2, NSGA-II の 2 手法と比較することで、AWGA の解探索能力を検討する。

[†] 同志社大学工学部
Faculty of Engineering, Doshisha University

^{††} 同志社大学大学院
Graduate School of Engineering, Doshisha University

2. 多目的遺伝的アルゴリズム

2.1 多目的最適化問題

最適化問題において目的関数が複数存在する場合、その問題は特に多目的最適化問題と呼ばれる。複数の目的関数の間にトレードオフの関係がある場合、すべての目的関数を同時に最大化する解は存在しない。このため、多目的最適化では「ある目的関数値を改善するためには、少なくとも他の1つの目的関数値を改悪しなければならないような解」を求める。このような解はパレート最適解 (Pareto-optimal solution) と呼ばれる。また、パレート最適解には劣るものの、その時点までに探索した他の解には劣らない解は非劣解 (Non-dominated solution) と呼ばれる。

2.2 分散遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) は進化的計算手法の一つで、多目的最適化問題に適用され成果を挙げている。GA は母集団を複数のサブ母集団 (島) に分割し、各島を異なるプロセッサに割り当てることにより並列化を行うことができる。分散 GA (Distributed GA: DGA)⁵⁾ は、この方法による GA の並列化モデルとして Tanese によって提案されたものであり、複数のサブ母集団 (島) の集合によって母集団を構成する。DGA では、各島内は独立して GA を行いながら、数世代に一度、移住と呼ばれる操作によって島間の探索情報の交換を行う。DGA は、単一目的最適化においては、母集団が1つである GA と比較して有効な解探索を行うことができる⁷⁾ 一方で、多目的最適化においては良質な非劣解集合を探索することができない⁸⁾。多目的最適化では広範囲に分布する非劣解集合を同時に探索する必要があるが、DGA は島内の個体数が少ないために、効果的な探索ができないためであると考えられる。島内の個体数の減少による探索能力の低下を回避するためのアプローチとして、各島が探索する領域を限定することが考えられる。本論文では、Kaneko らの環境分散スキーム⁶⁾ の考え方をを用いて、各島に異なった重みベクトルを与えることにより、各島が探索する領域を限定する。

3. 重み適応型遺伝的アルゴリズム

本論文では、多目的最適化のための並列 GA として重み適応型 GA (Adaptive Weighted GA: AWGA) を提案する。AWGA の流れを以下に示す。

Step 1. Initialization 各島で、初期個体を生成し、空のアーカイブを作成する。各島には島数を超えない範囲で重みを均等に割り当てた後、残りの島につ

いてはランダムに重みを割り当てる。

Step 2. Evaluation 初期個体を評価し、適合度の高い個体をエリート個体アーカイブに、非劣解を非劣解アーカイブに加える。適合度 f_{fit} は、適合度割り当ての対象となる個体集団における目的関数 F_i の最小値を f_i^{min} 、最大値を f_i^{max} で表すとき、 $f'_k = 1 + (f_k - f_k^{min}) / (f_k^{max} - f_k^{min})$ で算出した f'_i と重みベクトルの加重和で与える。非劣解アーカイブの最大格納量を超えた場合、 f'_i 空間上の混雑度の高い非劣解を超過分だけ削除する。

Step 3. Selection for reproduction 個体群、エリート個体アーカイブ、非劣解アーカイブから、トーナメント選択によって交叉を行うことが可能な最小量の個体を Mating Pool にコピーする。

Step 4. Neighborhood Migration 世代数があらかじめ設定した移住間隔で割り切れる時、下記の手続きで近傍移住を行い、重みベクトルとトーナメントサイズの適応変化を行う。

近傍移住の手続き

(1) 各目的関数に対する重みベクトルを基準に島をソートし、各系列においてある島 A の前後となる島 B, C を島 A の近傍島とする。

(2) 各島の近傍島の中から2島をランダムに選ぶ。近傍島が1島の場合、その近傍島とその島自身とする。

(3) 各島において(2)で選んだ2島の Mating Pool 内の個体を1個体ずつランダムに選び、新しく Mating Pool を作成する。

(4) 各島の Mating Pool を(3)で作成した新しい Mating Pool によって上書きする。

適応変化の手続き

(1) 近傍移住の際に定義した近傍島の中から、島 C の目的関数 i の重みを W_i^C としたとき、 $W_i^A < W_i^C < W_i^B$ となり、最も W_i^C に近い重みを持つ島 A, B を選ぶ。A あるいは B の島が近傍内に存在しない場合は、島 C は目的関数 i について重み変化しない。

(2) 島 A, B, C の目的関数値を F_i^A, F_i^B, F_i^C として、 $F_i^A \leq F_i^C \leq F_i^B$ を満たさない場合も島 C は目的関数 i について重み変化しない。

(3) W_i^A と W_i^B のうち、 W_i^C との差が大きい方の重みを W_i^D とし、平均 $W_i^C + \alpha(W_i^D - W_i^C)$ 、標準偏差 $\beta(W_i^D - W_i^C)$ で発生させた正規乱数 W_{Rand} ($W_i^A < W_{Rand} < W_i^B$) によって W_i^C を置き換える。

(4) 特に、 $F_i^A = F_i^B$ を満たす場合には、島 C が探索している非劣解フロントが非凸型であると判断し、島 C のトーナメントサイズ N_t が1よりも大きいならば、 N_t を1減少させる。 $F_i^A \neq F_i^B$ の場合には、島 C が

表 1 パラメータ

Parameter	Value
population size	50(ZDTx), 100(KUR), 300(KP750-3)
number of islands	10(ZDTx, KUR), 30(KP750-3)
archive size	50(non-dominated solutions) 5(elite solutions)
init. tournament size	5
crossover method	2 points crossover
number of crossovers	5
mutation method	bit flip
mutation rate	1/(chromosome length)
migration interval	10
α (weight change)	0.01
β (weight change)	0.01
terminal criterion	50,000(ZDTx), 100,000(KUR) 600,000(KP750-3)

探索している非劣解フロントが非凸型ではないと判断し、島 C の N_t が最初に設定した値よりも小さいならば、 N_t を 1 増加させる。

Step 5. Crossover and Mutation Mating Pool の個体に対して、交叉回数 N_c 回の交叉を行い、生成された子個体に対して突然変異を行う。

Step 6. Evaluation Step 5 で生成した新しい個体を評価し、アーカイブの更新を行う。

Step 7. Selection for survival Mating Pool からランダムに 2 個体を復元抽出により選び、個体群の最も適合度の低い 2 個体を上書きする。

Step 8. Terminal Criterion あらかじめ指定した終了条件を満たした場合に、AWGA を終了する。満たしていない場合は、Step 3 に戻る。

4. 数値実験

4.1 種々のパレート最適フロントへの適用

Zitzler ら⁹⁾ によって提案されたパレート最適フロントに異なった特徴を持つテスト問題のセットに対して AWGA を適用した。ZDT5 以外のすべての問題について 1 つの設計変数を 20 ビットの Gray コードを用いて表現し、表 1 のパラメータで 30 試行の実験を行った。図 1 は、得られた非劣解を 30 試行すべて図示したものである。AWGA は非劣解フロントに多峰性のある問題 (ZDT4, ZDT5) 以外では、パレート最適フロントの形状によらずにパレート最適フロント上の解集合を偏りなく得ることができ、また、非劣解フロントに多峰性のある問題でも、試行によってはパレート最適フロントに近い非劣解フロント上の解集合を偏りなく得られている。

4.2 他の手法と AWGA との比較

4.2.1 実験概要

本節では、AWGA を SPEA2 と NSGA-II の 2 手法との比較を行う。対象問題は連続関数最適化問題の KUR¹⁰⁾ と、組み合わせ最適化問題の 750 荷物 3 目的ナップサック問題 (KP750-3¹¹⁾) である。

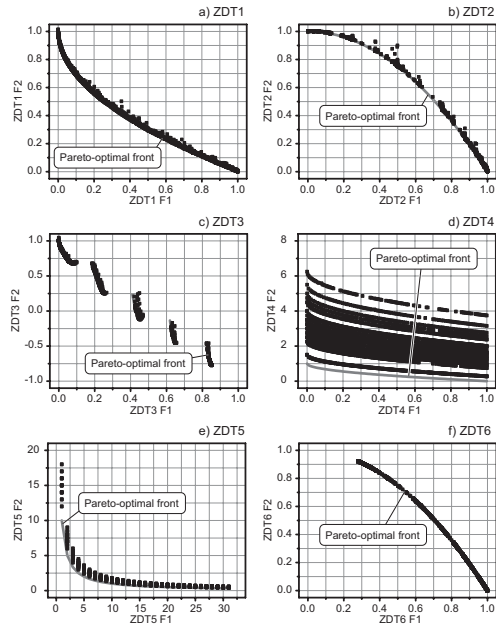


図 1 Non-dominated solutions (ZDTx)

4.2.2 評価手法

ここでは非劣解集合を図示することによる視覚的な性質 2、性質 3 の評価に加えて、性質 1 を重視しながら、性質 2 についても評価できる評価手法として、Tan らによって提案された Ratio of Non-dominated Individuals (RNI)¹²⁾ を、2 手法間の比較手法としたものを使用する。以降、これを RNI of Two Sets (RNI-2) と呼ぶ。RNI-2 の手続きを示す。

- (1) 2 手法 A, B によって得られた非劣解集合 Set_{nd}^A と Set_{nd}^B をまとめ、集合 Set^{A+B} を作成する。
- (2) Set^{A+B} から非劣解でないものを削除し、非劣解集合 Set_{nd}^{a+b} を作成する。2 手法によって同一の非劣解が得られている場合に限り、非劣解の重複を許す。
- (3) Set_{nd}^{a+b} のうち、手法 A によって得られた非劣解の割合を $RNI-2(A, B)$ 、手法 B によって得られた非劣解の割合を $RNI-2(B, A)$ とする。

$RNI-2(A, B)$ の値が大きいくほど、手法 A は手法 B と比べて高精度の、広範囲に分布する非劣解集合を探索できているといえる。実験では、各手法について複数回の試行を行うため、2 手法間のすべての試行の組み合わせについて RNI-2 を適用する。

4.2.3 実験結果

表 1 のパラメータを使用して 30 試行の実験を行った。得られた非劣解集合と RNI-2 の結果を図 2、図 3 に示す。AWGA は偏りなく、SPEA2, NSGA-II よりも広い範囲に分布する非劣解集合を得られている。さらに

KUR では精度においても優れた結果を示し, RNI-2 でも多くの試行において SPEA2, NSGA-II を完全に優越している. KP750-3 では SPEA2, NSGA-II に劣る結果となっている. これは AWGA の探索が広く非劣解フロントを進める力が弱いためと考えられる.

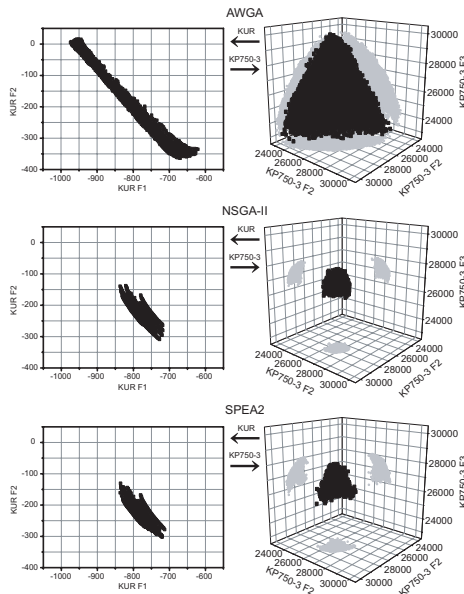


図 2 Non-dominated solutions (KUR, KP750-3)

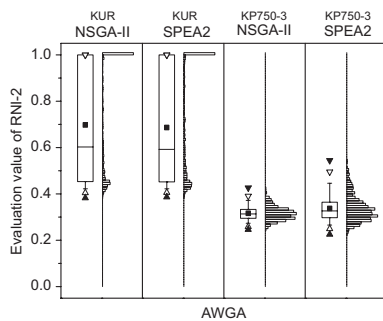


図 3 RNI(AWGA, {NSGA-II, SPEA2})

5. 結 論

本論文では多目的最適化のための並列 GA として重み適応型 GA (Adaptive Weighted GA: AWGA) を提案した. AWGA では, 各島に異なる重みベクトルを割り当て, 各島では単一目的最適化を行いながら, 全体では多目的最適化を行う. AWGA は, 近傍移住, 重み変化, エリート個体と非劣解のアーカイブ, などの機構を備えている. AWGA を, 複数の連続問題と組み合わせ問題に適用した結果, 以下のことがわかった.

- AWGA はトーナメントサイズを適応的に変化さ

せるため, 非凸型のパレート最適フロントを持つ問題に対しても非劣解集合を得ることができる.

- AWGA は広範囲に分布する非劣解集合を探索することができる.

AWGA は解探索範囲が広いため, 探索の早い段階においては精度の面で他手法に劣る場合がある. しかしながら, 非劣解フロントを広げるためには精度を上げるよりも多くの探索を行う必要があると考えられるため, 探索の早い段階から広い範囲に分布する非劣解集合を得ることができる AWGA は有効な多目的最適化アルゴリズムであるといえる.

参 考 文 献

- 1) Schaffer, J. D.: Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms, *Proc. ICGA '85*, pp. 93–100 (1985).
- 2) Zitzler, E., Laumanns, M. and Thiele, L.: SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm, *Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK)* (2001).
- 3) Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A. and Meyarivan, T.: A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II, *KanGAL report 200001, Indian Institute of Technology, Kanpur, India* (2000).
- 4) Cantú-Paz, E.: Migration Policies, Selection Pressure, and Parallel Evolutionary Algorithms, *IlligAL Report*, No. 99015 (1999).
- 5) Tanese, R.: Distributed Genetic Algorithms, *Proc. ICGA '89*, pp. 434–439 (1989).
- 6) Kaneko, M., Hiroyasu, T. and Miki, M.: A Parallel Genetic Algorithm with Distributed Environment Scheme, *Proc. PDPTA*, Vol. 2, pp. 619–625 (2000).
- 7) 廣安知之, 三木光範, 上浦二郎: 実験計画法を用いた分散遺伝的アルゴリズムのパラメータ推定, 情報処理学会数値モデル化と問題解決研究会 進化的計算特集号 (2002). 投稿中.
- 8) Quagliarella, D. and Vicini, A.: Sub-population policies for a parallel multiobjective genetic algorithm with applications to wing design, *Proc. SMC*, pp. 3142–3147 (1998).
- 9) Zitzler, E., Deb, K. and Thiele, L.: Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms: Empirical Results, *EC*, Vol. 8(2), pp. 173–195 (2000).
- 10) Kursawe, F.: A Variant of Evolution Strategies for Vector Optimization, *Proc. PPSN I*, Vol. 496, pp. 193–197 (1991).
- 11) Zitzler, E. and Laumanns, M.: Test Problems for Multiobjective Optimizers, Technical report, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK) (2001). <http://www.tik.ee.ethz.ch/zitzler/testdata.html>.
- 12) Tan, K. C., T.H.Lee and E.F.Khor: Incrementing Multi-Objective Evolutionary Algorithms: Performance Studies and Comparisons, *Proc. EMO'01*, pp. 111–125 (2001).