

多目的遺伝的アルゴリズムのための分散協力型スキームの検討

廣安 知之[†], 三木 光範[†], 西岡 雅史^{††}

[†] 同志社大学工学部 ^{††} 同志社大学工学部 (学)

近年, 多目的最適化問題においてパレート解集合を求める手法として, 多くの遺伝的アルゴリズムが開発され, これらは多目的 GA と呼ばれている. 得られるパレート解集合には, 精度, 均一な分散, 幅広さといった事項が要求される. これまでの多目的 GA においては, 解の精度, 均一な分散を考慮したメカニズムが検討されてきた. 一方, 奥田らは解の幅広さのメカニズムを考慮した分散協力型スキーム (DC-Scheme) を提案している. ここでは, 多目的 GA と単一目的 GA の両方を利用して幅広い解の導出に成功している. 本研究ではさらに, DC-Scheme を改良し検討する. 改良した DC-Scheme では分散スキーム, 協調探索, パレートアーカイブといった特徴を有している. 数値実験により改良した DC-Scheme の特徴を検討したところ以下の 2 点が明らかとなった. 1 点目は, 通常多目的 GA よりも幅広い解集合を得ることが可能であることである. 2 点目は, 単一目的 GA 個体群にもパレートアーカイブを導入することにより, 解集合の精度に改善が見られたことである.

Discussion on Distributed Cooperative Scheme for Multiobjective Genetic Algorithm

Tomoyuki HIROYASU[†] Mitsunori MIKI[†], Masashi NISHIOKA^{††},

[†] Knowledge Engineering Dept., Doshisha University

^{††} Undergraduate student, Doshisha University

In recent years, many genetic Multiobjective GAs have been developed to obtain Pareto optimal solutions for multiobjective optimization problems. It is important to obtain the solutions which have high accuracy to the real Pareto solution, spread equally in the objective space, and broad all over the objective space. In conventional multiobjective GAs, mechanisms to improve accuracy and equal spread have been discussed. On the other hand, Okuda proposed a distributed cooperation scheme (DC-Scheme), which considers the broadness of the solutions. In DC-Scheme, both multiobjective and single objective GA are utilized and the broad solutions can be obtained. In this research, the further development of the DC-Scheme is performed. The modified DC-Scheme (mDC-Scheme) has characteristics such as distributed scheme, cooperative search, and Pareto archive. From the conducted numerical experiments, it is found out that the following two points. First, it is capable of obtaining broader solutions compared to other popular MOGAs. The other point is that the accuracy of the obtained solutions are improved by the introduced Pareto archive in the SOGA population.

1 はじめに

多目的最適化問題とは, 複数の目的関数のもとで最適解を求める問題のことである. しかし, これらの複数の評価基準は互いに競合することが多いため, ただ 1 つの最適解は存在しない. したがって, 多目的最適化問題ではパレート解集合と呼ばれる, 互いに劣らない解を数多く求めることが 1 つの目標となる. このとき, 得られた解集合が精度, 均一な分散, 幅広さといった評価基準について優れていることが重要である. なお, 多目的最適化では, 多点探索によりパレート解集合を一度に求めることが可能な, 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) を

用いることが多い. GA を多目的最適化に適用したものが多目的 GA である. 本論文では, 評価基準の中から精度と幅広さに注目し, 奥田らによって提案された, 多目的 GA と単目的 GA を用いた分散協力型スキーム (Distributed Cooperation Scheme for Multiobjective Optimization: DC-Scheme)¹⁾ を改良し, 検討する.

2 多目的最適化

2.1 多目的遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (GA) とは, 生物が遺伝的操作によって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る。GA は多点探索であるため、パレート最適解集合を1度の探索で求めることができる。探索によって得られた解集合は、精度、均一な分散、幅広さという評価基準について優れていることが重要である。ここで、精度とは得られた解集合が真のパレート最適解集合にどれだけ近いかという評価であり、均一な分散とは解集合が一部分に偏らずに分散しているかである。また、幅広さとは得られた解集合がパレートフロントをどれだけ幅広く覆っているかということである。

2.2 多目的遺伝的アルゴリズムの問題点

一般的な多目的GAでは、解集合の精度や均一な分散を向上させるようなメカニズムが組み込まれている。しかしながら、幅広さを向上させるための明確なメカニズムは考慮されていないことが多い。そのため、探索によって得られた解集合がパレートフロントに対して、可能な限り広がっているのかどうかは確認することができない。ここで、解集合の幅広さについて重要になるのは、非劣解集合に含まれる解のうち、各目的関数における最適解である。したがって、各目的関数における最適解を求めることによって、解集合の幅広さを向上させることができると考えられる。また、解集合の精度についても各目的関数における最適解は重要となる。そのため、多目的GAの精度と幅広さにおける性能を向上させるにあたり、単目的GAの利用が有効であると考えられる。

3 多目的最適化のための分散協力型スキーム

本論文では、精度と幅広さを持った解集合の探索を目的とし、奥田らによって提案されたDC-Scheme¹⁾を改良する。なお、本論文では改良したスキームを、modified DC-Scheme(mDC-Scheme)と呼ぶ。mDC-Schemeでは、多目的GAによって非劣解集合の探索を行い、単目的GAによって各目的関数の最適解の探索を行う。以下にmDC-Schemeの特徴などを説明する。なお、紙面の都合上、ここではmDC-Schemeの説明のみを行う。

3.1 特徴

多目的GAと単目的GAによる複数の探索個体群を利用するmDC-Schemeには、以下のような特徴がある。

- 分散スキーム
- 協調探索
- パレートアーカイブ

3.1.1 分散スキーム

mDC-Schemeでは多目的GAと単目的GAによって探索を行うが、これらはそれぞれ個別の探索個体群である。したがって、mDC-Schemeでは複数の探索個体群が同時に探索を進めていく。具体的には、目的関数の数を k とした場合、多目的GAの探索個体群が1個、単目的GAの探索個体群が k 個となり、合計 $k+1$ 個の探索個体群を用いて探索が行われる。ここで、多目的GAによって解探索を行う探索個体群をMOGA(Multiobjective GA)個体群、単目的GAで解探索を行う探索個体群をSOGA(Single Objective GA)個体群と呼ぶ。MOGA個体群は通常多目的GAと同様に、非劣解集合の探索を行い、 k 個のSOGA個体群ではそれぞれに割り当てられた目的関数について最適解を探索する。図1にmDC-Schemeの概念図を示す。

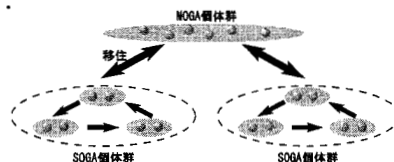


図1: mDC-Scheme

3.1.2 協調探索

mDC-Schemeでは、MOGA個体群とSOGA個体群という複数の探索個体群を用いて探索を行う。このとき、各個体群はそれぞれ独立して探索を行うのではなく、全ての個体群は協調して探索する。すなわち、単独のMOGA個体群、もしくはSOGA個体群では探索することのできない探索領域を、他の個体群と協調することによって補うことが重要である。具体的な方法としては、一定世代毎にそれまでの探索で得られている最良解をMOGA個体群と各SOGA個体群との間で交換する。ここでの最良解とは、各目的関数における最良値を持つ個体であり、 k 目的の多目的最適化問題では k 個体となる。MOGA個体群と各SOGA個体群における k 個の最良解を交換することにより、その時点での探索および最良解の情報を個体群間で共有することができ、効率的な探索が行われると考えられる。

3.1.3 パレートアーカイブ

代表的な多目的GA手法の多くでは、パレートアーカイブが用いられている。パレートアーカイブを用いることにより、探索途中で得られた非劣解が保存されるため、探索が後退することがなくなる。mDC-Schemeでもパレートアーカイブを利用し、各個体群によって得られた非劣個体を収集し、

保存している。また、mDC-Schemeでは各 SOGA 個体群にもそれぞれアーカイブを用意している。通常の単目的 GA は単目的な最適化問題に適用されるため、非劣解について考慮する必要は無いが、多目的最適化問題に単目的 GA を適用する際には、非劣解について考慮する必要がある。そこで、SOGA 個体群にもアーカイブを導入し、非劣解を保存することによって、探索の途中で得られた非劣解を失うことがなくなる。さらに、アーカイブから探索母集団を選択することにより、パレート解が存在する領域へと探索母集団を収束させながら、各目的関数における最適解を探索することが可能であると考えられ、パレート解集合が可能な限り広がっているということが確認できる。

3.2 アルゴリズム

mDC-Scheme のアルゴリズムを以下に示す。ここでは、各目的関数を最小化する k 目的の多目的最適化問題を扱うものとする。

1. N 個の個体をランダムに生成する。
2. 生成した個体を、MOGA 個体群と k 個の SOGA 個体群に分割する。このとき、各個体群の個体数は $(k+1)/N$ 個とする。
3. MOGA 個体群では多目的 GA を用いてパレート最適解の探索を行う。同様に、SOGA 個体群では単目的 GA を用いて各目的関数における最適解の探索を行う。
4. 各個体群で得られた非劣解集合を収集し、パレートアーカイブに保存してアーカイブを更新する。
5. 一定世代毎に MOGA 個体群と各 SOGA 個体群の間で最良解を交換する。このとき各個体群において、各目的関数における最適解を最良解とし、 k 個の最良解を交換する。
6. 終了条件に満たない場合、3.に戻り、解探索を繰り返す。

4 数値実験

mDC-Scheme の有効性を検証するにあたり、2つの数値実験を行う。まず1つ目の実験では、DC-Scheme からの改良点である、SOGA 個体群に適用したパレートアーカイブの有効性について検証する。DC-Scheme では、個体群間での個体数の動的な調整が組み込まれているが、本実験ではパレートアーカイブの有効性に注目するため、個体数の調整は組み込んでいない。検証方法としては、mDC-Scheme と SOGA 個体群にアーカイブを適用していない DC-Scheme を比較する。次に、mDC-Scheme と単独の多目的 GA 手法を比較し、mDC-Scheme の有効性を検証する。なお、本論文で用いた対象

問題は、2目的の連続最適化問題である ZDT4 および KUR と、離散最適化問題の KP750-2 である。KP750-2 は、荷物数が 750 の 2 目的のナップサック問題である。

4.1 数値実験

4.1.1 評価方法

得られたパレート解集合の評価手法には様々なものが存在するが、本論文では Ratio of Non-dominated Individuals(RNI) と Spread を用いる。RNI は、2つの非劣解集合の和集合をとり、その和集合において各手法によって得られた解が非劣解となる割合を求めたものである。したがって、この割合が 100% に近いほど相手の手法を優越しており、精度の高い解集合であると判断できる。次に、Spread は得られた非劣解集合における各目的関数の最大値と最小値を足し合わせたものであり、この値が大きいほど幅広い非劣解集合であると判断できる。

4.1.2 パラメータ

本実験で用いたパラメータとして、ZDT4 と KUR については個体数 120、最大世代数 250 とし、KP750-2 については、個体数 250、最大世代数 500 とした。なお、交叉方法は 2 点交叉、交叉率は 1.0 とした。突然変異にはビット反転を用い、突然変異率は $1/\text{染色体長}$ とした。mDC-Scheme のパラメータとしては、アーカイブサイズは個体数と同じ、移住率は目的関数の数/個体数、移住間隔は 25 世代とした。また、SOGA 個体群で用いた分散遺伝的アルゴリズム (DGA) のパラメータを表 1 に示す。MOGA 個体群には Zitzler らによって開発された SPEA2²⁾ を利用した。

表 1: DGA Parameter

Sub Population Size	10
Selection Method	Tournament Selection
Tournament Size	4
Migration Topology	Random Ring
Migration Rate	0.5
Migration Interval	5

4.2 SOGA 個体群に適用したパレートアーカイブの有効性の検証

mDC-Scheme において、SOGA 個体群に適用したパレートアーカイブの有効性を検証するにあたり、mDC-Scheme と SOGA 個体群にアーカイブを適用していない DC-Scheme を比較する。比較対象モデルでは、mDC-Scheme と同じパラメータを設定した通常の DGA を SOGA 個体群として用いる。この 2つのモデルを比較することにより、パレートアーカイブによって非劣解を保存することが、SOGA 個体群でも有効かどうかを検証する。

4.2.1 数値実験結果

2つのモデルによる100試行におけるKURの解探索結果を図2に示す。また、3つの対象問題におけるRNIとSpreadの評価値をそれぞれ表2と表3に示す。

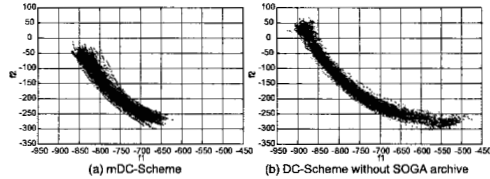


図2: Non-dominated solutions of KUR

表2: RNI

Test Problems	mDC-Scheme	Compared Model
ZDT4	70.5 %	29.5 %
KUR	56.1 %	43.9 %
KP750-2	59.8 %	40.2 %

表3: Spread

Test Problems	mDC-Scheme	Compared model
ZDT4	2.67	2.86
KUR	426.91	712.68
KP750-2	6245.47	12443.63

4.2.2 考察

図2と表3からわかるように、mDC-Schemeは比較対象モデルに比べ、パレート解集合の幅広さでは劣っている。しかし、表2からわかるように、パレート解集合の精度については改善が見られた。これは、パレートアーカイブを用いない場合には、SOGA 個体群が非劣解集合の幅を広げすぎてしまうため、全体の収束性が悪くなるからであると考えられる。また、ZDT4のような目的関数空間が狭い問題では、通常の多目的GAでも十分に幅広い非劣解集合を得ることができるため、SOGA 個体群による探索が効果的でない可能性がある。そのような場合には、SOGA 個体群にもパレートアーカイブを用いることが有効であると考えられる。

4.3 mDC-Schemeの有効性の検証

mDC-Schemeの有効性を検証するため、単独の多目的GA手法と比較する。ここでは、mDC-Schemeでも利用しているSPEA2²⁾を比較対象とした。mDC-SchemeとSPEA2を比較することにより、mDC-Schemeの特徴である協調探索や分散スキームが有効であるかを検証する。

4.3.1 数値実験結果

図3に2目的ナップザック問題の30試行における解探索結果を示す。また、3つの対象問題におけるRNIとSpreadの値をそれぞれ表4、表5に示す。

4.3.2 考察

図3に示した探索結果および、表5に示したSpreadの評価値からも、mDC-SchemeはSPEA2

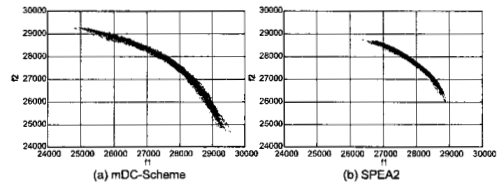


図3: Non-dominated solutions of KP750-2

表4: RNI

Test Problems	mDC-Scheme	SPEA2
ZDT4	77.9 %	22.1 %
KUR	42.4 %	57.6 %
KP750-2	21.6 %	78.4 %

表5: Spread

Test Problems	mDC-Scheme	SPEA2
ZDT4	2.67	2.97
KUR	426.91	169.34
KP750-2	6245.47	4195.20

よりも幅広い解集合を得られていることがわかる。これは、分散スキームや協調探索が効果的に働いたからであると考えられる。さらに、最終的なパレート最適解が可能な限り広がっていることが、確認できる。しかしながら、表4に示したRNIの評価値からわかるように、精度という点ではmDC-SchemeはSPEA2よりも劣っている。これは、解集合の幅を広げることによって、精度が低下することを表している。また、ZDT4についてはmDC-Schemeのほうが精度のよい解集合を得られているため、mDC-Schemeは目的関数領域が狭い問題においては、精度に関して一般的なMOGA手法と同等の性能を示しているといえる。

5 まとめ

本論文では、奥田らによって提案されたDC-Schemeを改良し、検証を行った。改良したmDC-SchemeではSOGA 個体群にパレートアーカイブを導入し、単目的で探索しながらも探索途中で得られた非劣個体を保存することにより、通常の単目的GAを用いる場合に比べ収束性を改善することができた。しかしながら、幅広い解集合を得るためには精度の低下をとまなうことが、SPEA2と比較した数値実験からわかった。そこで、今後は幅広い解集合を維持した上で、より精度を向上させていくことが課題となると考えられる。

参考文献

- 1) 奥田環, 多目的最適化のための分散協力型スキーム, 同志社大学大学院工学研究科知識工学専攻 修士論文, 2003
- 2) E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele. SPEA2: Improving the performance of the strength pareto evolutionary algorithm. In *Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab(TIK), Swiss Federal Institute of Technology(ETH) Zurich*, 2001.