

## 多目的最適化のための分散協力型スキーム

廣安 知之 † 三木 光範 †

奥田 環 ‡ 渡邊 真也 ‡

本論文では、広がりを持つ解集合の探索を目的とし、各目的関数の最適解の探索と非劣フロントの前進を行なう多目的最適化のための分散協力型スキームを提案する。提案スキームは多目的 GA によるパレート最適解の探索と、単一目的 GA によるパレート最適フロントの両端の探索から、より広範囲に分布する解集合を得ることが期待できる。また、それらが協調して探索を行う枠組みを提供し、より少ない計算量での解探索を目指す。提案スキームは多目的 GA と単一目的 GA を用いてパレート最適解の探索を行う枠組みである。これらに組み込む GA は自由選択することができ、対象問題や探索を行う状況に適した手法を採用することが可能である。

## Distributed Cooperation scheme for Multi-Objective Optimization

TOMOYUKI HIROYASU,† MITSUNORI MIKI,† TAMAKI OKUDA‡  
and SHINYA WATANABE‡

In this paper, we propose a new distributed scheme of Multi-Objective Optimization Problems (MOPs), for diriving widespread non-dominated solutions. The proposed scheme is called Distributed Cooperation scheme. In the proposed scheme, there are several sub populations. One of them is for searching for Pareto optimal solutions by Multi-Objective Genetic Algorithm, and the others are for searching for an optimum of each objective function by Single-Objective GA. Each sub population does not search by oneself, but in cooperation with others. that is the cooperative search, this consists of the exchange of the best solutions and the dynamical adjustment of each sub population size. In this paper, The effective Multi-Objective GAs are combined with the proposed scheme, and these are applied to some MOPs.

### 1. はじめに

近年、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) を多目的最適化に適用する多目的 GA に関する研究が数多く行われている<sup>1)~4)</sup>。その理由は、GA が多点探索であり、一度の探索で複数のパレート最適解が求められることにある。

パレート最適解を求める場合、得られた解集合が精度、均一な分散、広がりといった要素を満たしていることが重要となる<sup>5)</sup>。このうち、広がりを満たすためには、各目的関数を单一目的とした際の最適解が得られていることが望ましい。これらの解はパレート最適フロントの両端を意味し、パレート最適フロントの全

体像を把握しやすくなると考えられる。

本論文では、広がりを持つ解集合の探索を目的とし、各目的関数の最適解の探索と非劣フロントの前進を行なう新たな分散スキームを提案する。提案スキームは多目的 GA によるパレート最適解の探索と、単一目的 GA によるパレート最適フロントの両端の探索から、より広範囲に分布する解集合を得ることが期待できる。

### 2. 多目的遺伝的アルゴリズム

#### 2.1 多目的最適化問題

多目的最適化問題 (Multiobjective Optimization problems: MOPs) は、 $k$  個の互いに競合する目的関数  $f(x)$  を  $m$  個の不等式制約条件のもとで最小化する問題と定式化される<sup>6)</sup>。

多目的最適化問題では、各目的関数がトレードオフの関係にある場合、単一の解を得ることは難しい。そのため、最適解の概念の代わりにパレート最適解の概念<sup>6)</sup>が導入されている。

† 同志社大学工学部

Department of Knowledge Engineering and Computer Sciences, Doshisha University

‡ 同志社大学大学院工学研究科

Graduent Student Faculty of Engineering, Doshisha University

## 2.2 多目的遺伝的アルゴリズム

多目的最適化問題では、他の解に優越されない解、非劣解集合を得ることが 1 つの目標となる、多点探索を行う遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm:GA) を多目的最適化に適用することによって複数のパレート最適解の候補を一度の探索で求めることができる。このことから、GA を多目的最適化に適用する多目的 GA の研究が数多くなされている<sup>1)~4)</sup>。

## 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、従来の多目的 GA と単一目的 GA を組み合わせ、それらが協調して探索を行う枠組みである、分散協力型スキーム (DC-scheme: Distributed Cooperation scheme for Multi-Objective Optimization) を提案する。

### 3.1 特 徴

#### 3.1.1 分散スキーム ( $k + 1$ 個体群)

DC-scheme は、多目的 GA と単一目的 GA を用いて探索を行う枠組みを提供する。このため、 $k$  個の目的関数の場合、多目的 GA を用いてパレート最適解の探索を行う MOGA (個体群) が 1 個、各目的の最適解を単一目的 GA を用いて探索する SOGA (個体群) が  $k$  個必要となる。

また、DC-scheme で用いる GA には大きな制約はなく、用いる GA を自由に選択することができる。このため、対象問題や探索を行う環境に応じた GA を組み込むことが可能であり、より効果的な探索が期待できる。

#### 3.1.2 協 調 探 索

DC-scheme は多目的 GA と単一目的 GA を用いて探索を進める。しかし、それぞれが個々に探索するのではなく、2 つの GA がお互いに協力し、協調して探索を進めていく。これにより、高い探索能力の実現を目指す。協調探索を実現するために、DC-scheme では最良解の交換、および各個体数の調整を用いている。

#### 3.1.3 パレートアーカイブ

近年、代表的な多目的 GA の手法にはパレートアーカイブを用いるものが多い<sup>3)4)</sup>。パレートアーカイブとは探索途中で得られた非劣解を探索個体とは別に保存する仕組みであり、これにより一度得られた非劣解集合を保持することができるため、探索の後退が生じない。提案する DC-scheme においても各個体群毎にパレートアーカイブを導入し、それぞれの個体群で得られた非劣解集合を探索個体とは別に保存している。

## 3.2 アルゴリズム

$k$  目的の多目的最適化問題の場合における、DC-

scheme のアルゴリズムを以下に示す。ここでは各目的を最小化し、用いる探索個体数を  $N$  とする。

- (1)  $N$  個の個体をランダムに発生させる。
- (2) 発生させた個体を MOGA 個体群と  $k$  個の SOGA 個体群に分割する。
- (3) 各個体群は設定されている GA に従って解探索を行う。
- (4) 各個体群で得られた非劣解集合をパレートアーカイブにコピーし、これらの中から非劣解集合を再抽出し、これらを保存する。
- (5) 一定世代毎に各個体群間で解交換を行う。
  - MOGA 個体群は各目的関数における最良解  $M_i$  を目的関数  $F_i$  の探索を行う各 SOGA 個体群に送信する。
  - 目的関数  $F_i$  の探索を行う各 SOGA 個体群はグループ内の最良解  $S_i$  を MOGA 個体群に送信する。
- (6) 各目的関数における最良解である  $M_i$  と  $S_i$  を比較する。 $S_i < M_i$  SOGA 個体群の  $N_{adjust}$  個体を MOGA 個体群に移動させ、MOGA 個体群の探索個体数を増加させる。 $M_i < S_i$  上記を逆の操作を行う。つまり、MOGA 個体群内から  $N_{adjust}$  個体を SOGA 個体群内に追加する。
- (7) 終了条件に満たない場合は、3. に戻り、解探索を続ける。

DC-scheme の 2 目的の場合の様子を図 1 に示す。



図 1 分散協力型スキーム

Fig. 1 DC-scheme

## 4. 数値実験

本節では、数値実験により提案する DC-scheme の有効性を検証する。以下で本論文で用いた対象問題、評価手法およびパラメータについて述べる。

### 4.1 対象問題

本論文で用いた対象問題を示す。KP750-m は 0/1 多目的ナップサック問題であり、荷物数が 750、ナップサック数が  $m$  の離散問題である。それに対し、ZDT4、および KUR は多峰性を有する連続問題である<sup>3),7)</sup>。

## 4.2 評価手法

得られた非劣解集合に対する評価は、適用したモデルの性能を判断する上で重要である。非劣解集合の評価は精度、均一な分散、広がりの 3 点が重要であり、それらを総合的に、またはそのうちのいくつかを評価できる手法が提案されている<sup>5)</sup>。

本論文では、Zitzler らが提案する Coverage: Coverage of two sets<sup>5)</sup>、および Knowles らが提案する Li: Lines of intersection<sup>8)</sup>を用いて評価を行う。これらは 2 つの非劣解集合を比較する手法であり、精度、均一な分散、広がりを総合的に評価できる。

## 4.3 パラメータ

本実験で用いた GA パラメータについて示す。評価計算回数は Zitzler らの文献を<sup>3)</sup>を基に決定した。交叉方法は 2 点交叉、交叉率は 1.0。突然変異にはビット反転を用い、突然変異率は染色体長分の 1 と設定した。

また、DC-scheme で用いたパラメータを表 1 に示す。個体群間の移住間隔は対象問題の評価計算回数を基に決定している。

表 1 DC スキーム パラメータ

Table 1 DC-scheme parameter

|                     |                          |
|---------------------|--------------------------|
| MOGA                | MOGA, SPEA2, NSGA-II     |
| Pareto Archive Size | equal to Population Size |
| SOGA                | Distributed GA           |
| Sub Population Size | 10                       |
| Selection Method    | Tournament Selection     |
| Tournament Size     | 2                        |
| Migration Topology  | Random Ring              |
| Migration Rate      | 0.4                      |
| Migration Interval  | 1                        |
| DC-scheme           |                          |
| Migration Rate      | 1/Population Size        |
| Migration Interval  | 25,50,100                |
| Adjustment Size     | 10                       |

DC-scheme に組み込む多目的 GA には、MOGA, SPEA2, NSGA-II を用い、単一目的 GA には分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithm: DGA)<sup>9)</sup>を用いた。数値実験に用いた MOGA,DGA の詳細について以下で説明する。

### 4.3.1 MOGA

基本的な多目的 GA として、Fonseca の提案するパレートランクイン法<sup>2)</sup>に、パレートアーカイブ、および NSGA-II で用いられている Crowding Distance<sup>4)</sup>を組み合わせたものを本論文では MOGA と呼ぶ。

### 4.3.2 DGA: Distributed GA<sup>9)</sup>

DGA は GA の母集団を複数のサブ母集団に分割し、

各サブ母集団内で遺伝的操作を行う GA であり、GA の並列化モデルの 1 つである。

用いた DGA のパラメータは廣安らの文献<sup>10)</sup>を元に決定している。しかし、用いる母集団（島）数は DC-scheme の協調探索により変化するため一定ではない。また、交叉、突然変異に関するパラメータは多目的 GA と同様のものを使用している。

## 4.4 DC-scheme の有効性の検証

数値実験では MOGA, SPEA2, NSGA-II といった 3 種類の多目的 GA を用い、多目的 GA 単独での探索を without DC-scheme, DC-scheme に組み込んだ場合の探索を with DC-scheme とし実験を行った。対象問題には KP750-m ( $m = 2, 3$ ), KUR, ZDT4 の 4 種類の問題を用いた。

得られた非劣解集合のうち、2 種類のプロット図を図 2, 図 3 に示す。また、評価手法を用いて評価した結果を図 4, 図 5 に示す。

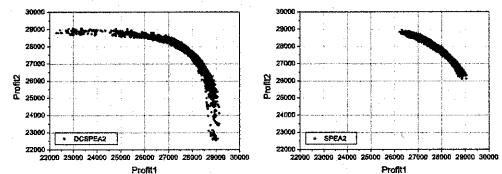


図 2 KP750-2 (SPEA2 with DC / without DC)

Fig. 2 KP750-2 (SPEA2 with DC / without DC)

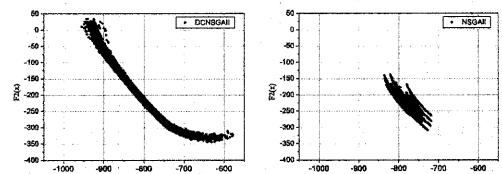


図 3 KUR (NSGA-II with DC / without DC)

Fig. 3 KUR (NSGA-II with DC / without DC)

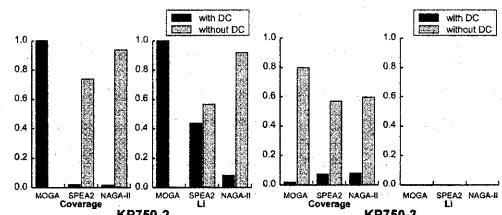


図 4 Coverage および Li (KP750-2 / KP750-3)

Fig. 4 Coverage and Li (KP750-2 / KP750-3)

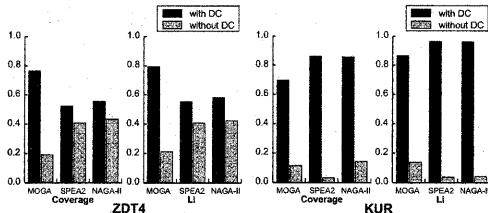


図 5 Coverage および Li (ZDT4 / KUR)  
Fig. 5 Coverage and Li (ZDT4 / KUR)

図 4 からわかるように、with DC-scheme の場合に、without DC-scheme の場合と比較して、各評価手法の結果が悪くなっている。これは DC-scheme が解の広がりを維持しながら探索を行っているためであり、局所的な解の精度では with DC-scheme の場合が without DC-scheme の場合に劣る。

しかし、図 2 からもわかるように、with DC-scheme の場合では、単独では得ることができない、広範囲に分布する非劣解集合を得られている。KP750-m に適用した場合には、他の結果でも同様の傾向を示している。また、非劣フロントにおける精度は目的関数値を基準とした場合、大きな差とは言えず、このことからも、with DC-scheme はほぼ同精度でより幅広い非劣解集合を得ることができている。

それに対し、図 5 からわかるように、ZDT4 や KUR に適用した場合、with DC-scheme の場合に良い結果を得ている。

KUR に適用した場合、with DC-scheme は without DC-scheme の場合では得られない広範囲に分布する非劣解集合を得ることができている。また、精度においても with DC-scheme で得た非劣解集合の方が良い値を示している。これらのこととは図 3 から明らかであり、他の結果においても同様の傾向を示している。このため、評価手法による比較結果でも with DC-scheme の場合に良い結果となっていることが図 5 よりわかる。

## 5. おわりに

本論文では、解の広がりを有する非劣解集合の探索を目的とし、各目的関数の最適解の探索と非劣解集合の前進を同時に進行する分散協力型スキーム (Distributed Cooperation scheme: DC-scheme) を提案した。以下に結論を示す。

- 得られた非劣解集合は多目的 GA の単独による探索結果と比較し、広がりを有した非劣解集合となる。

- 対象問題によっては、多目的 GA 単独で得た非劣解集合の方が精度の良い結果となった。これは DC-scheme がより幅広く分布する非劣解集合を得ることを目的とし、パレート最適フロントにおける両端、すなわち各目的関数における最適解を探索することに重点をおいているためである。しかし、精度の差はほとんどなく、ほぼ同程度の精度と言うことができる。

これらの結果から、DC-scheme を用いた場合、多目的 GA 単独での探索と同じ評価計算回数で、より幅広く分布し、ほぼ同程度の非劣解集合を得ることができる。このことから、DC-scheme は多目的最適化における有効な分散スキームであると言えよう。

## 謝辞

本研究は、文部省学術フロンティア推進事業に基づく同志社大学学術フロンティア研究プロジェクト「知能情報科学とその応用」の一環として行われた。ここに関係各位に謝意を表する。

## 参考文献

- 1) D. E. Goldberg: *Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison-Wesley, (1989)
- 2) C. M. Fonseca and P. J. Fleming: Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization, *Proceedings of the 5th ICGA*, pp. 416-423, (1993)
- 3) E. Zitzler and M. Laumanns and L. Thiele: SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm, Technical Report 103, TIK, (2001)
- 4) K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab, and T. Meyarivan: A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II, *KanGAL report 200001*, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, (2000)
- 5) E. Zitzler: Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: Methods and Applications, *Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich. TIK-Schriftenreihe Nr. 30*, Diss ETH No. 13398, Shaker Verlag, Germany, (1999)
- 6) 坂和正敏, 田中雅博: ソフトコンピューティングシリーズ 1 遺伝的アルゴリズム, 朝倉書店, (1995)
- 7) E. Zitzler, and K. Deb, and L. Thiele: Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms: Empirical Results, EC, Vol. 8, No. 2, pp. 173-195, (2000)
- 8) Joshua D. Knowles and David W. Corne. Approximating the Nondominated Front Using the Pareto Archived Evolution Strategy. EC 8(2), pp. 149 - 172, 1999.
- 9) R. Tanese: Distributed Genetic Algorithms, *Proc. 3rd ICGA*, pp. 434-439, (1989)
- 10) 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, 情報処理学会論文誌「数理モデル化と応用」採録決定, (2002)