

# 各関数の最適値を利用した多目的分散遺伝的アルゴリズム

## Multiobjective Distributed Genetic Algorithms using each Optimal Solution

奥田 環  
Tamaki OKUDA

**Abstract:** There are important things in Multiobjective Genetic Algorithms. One of them is keeping variety of searching pareto optimal solutions. The purpose of proposal method is keeping variety, and the method is called Distributed Cooperation model of MOGA and SGA(DCMOGA). DCMOGA is distributed model and search optimal solutions in each objective function.

### 1 はじめに

多目的 GA において種々のモデルが提案され、その有効性が検証されている。多目的 GA において、得られた解が解空間上の広範囲かつ真のパレート解付近に求まっていることは最も重要な要素といえる。

本研究では、解空間上の広範囲に分布するパレート最適解を得ることを目標とし、パレートフロントの前進と各最適解の更新とを同時に行う新しい多目的 GA 分散モデルを提案する。また、この手法を多目的ナップザック問題に適用し、その有効性を検証した。

### 2 分散協力型モデル

本研究では、各関数の最適値を利用した多目的分散遺伝的アルゴリズムである、多目的 GA と単一目的 GA の分散協力型モデル (Distributed Cooperation model of MOGA and SGA :DCMOGA) を提案する。DCMOGA は、解空間上の広範囲に分布するパレート最適解を得ることを目標とし、パレートフロントの前進と各最適解の更新とを同時に行う新しい多目的 GA 分散モデルである。

DCMOGA では多目的 GA を行う従来の個体群 (MOGA 個体群) とは別に、各目的関数における最適値を得るための個体群 (SGA 個体群) を用いてパレート最適解の探索を行う。さらに、移住間隔を設定し、移住間隔毎に各個体群の最適解を移住させることにより、各個体群は協調的な解探索を行う。提案手法の概念図を Fig. 1 に示す。

また、移住を行う際に各個体群の最適解を比較し、これを元に次の移住までに行う各個体群の評価計算回数を決定する。具体的には、より良い最適解を持つ個体群の評価計算回数を減らし、その評価計算回数を別の個体群の評価計算回数として加える。このように、評価計算回数を変化させることにより、さらに協調的な解探索が可能になると考えられる。

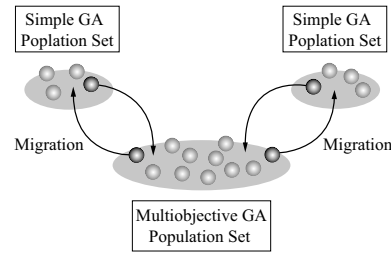


Fig. 1 Migration in DCMOGA

### 3 多目的 0/1 ナップザック問題

一般に、0/1 ナップザック問題は荷物 (item) のセットから成り立っている。各荷物には重さと利益が付随しており、上限制約としてナップザックの容量が規定されている。ナップザック問題における目的は、荷物全体を総和した利益が最大になるような荷物の組み合わせを見つけることである。

0/1 ナップザック問題は、対象とするナップザックおよびナップザックに付随する荷物のセットを複数にすることにより容易に多目的化することが可能である。多目的化された 0/1 ナップザック問題は多目的ナップザック問題と呼ばれ、多目的における多くの研究に用いられている代表的なテスト関数の 1 つである<sup>2)</sup>。

ここでは、250 荷物 2 目的のナップザック問題を対象問題として用いた。

### 4 数値実験

#### 4.1 GA パラメータ

数値実験に用いたパラメータを Table1 に示す。

#### 4.2 数値実験結果

従来の多目的 GA と提案した DCMOGA を多目的 0/1 ナップザック問題に適用した。従来の多目的 GA (以下: MOGA) では、パレートランキング法にパレート保存戦略<sup>3)</sup>を適用する手法を用いた。

Table 1 Used Parameter

	MOGA	DCMOGA	
		SGA	MOGA
Crossover Rate	1.0		
Mutation Rate	0.01	1/L	0.01

L:染色体長

多目的 0/1 ナップサック問題に適用した結果，得られたパレート最適解のプロット図を示す．個体数が 200 の場合を Fig. 2，Fig. 3 に，400 の場合を Fig. 4，Fig. 5 に示す．

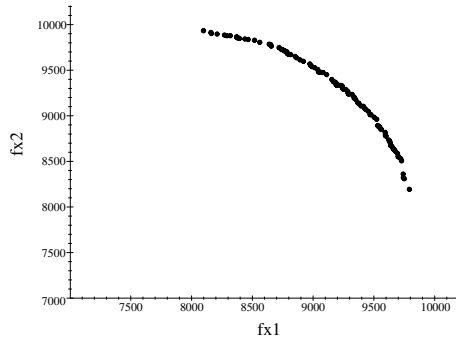


Fig. 2 Population size 200(MOGA)

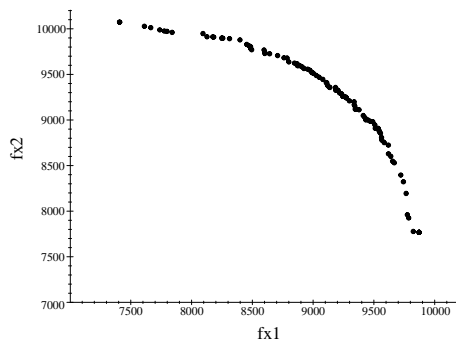


Fig. 3 Population size 200(DCMOGA)

### 4.3 考察

Fig. 2 と Fig. 3 を比較すると，提案する DCMOGA を適用した結果がより幅広いパレート最適解を得ることができ，精度もほぼ同等の結果となっている．Fig. 4，Fig. 5 から同様のことが分かる．また，Fig. 3 と Fig. 4 を比較しても，DCMOGA の方が用いた個体数が少ないにもかかわらず，より広い範囲に分布する解を得ている．さらに，精度においても同等の結果といえる．

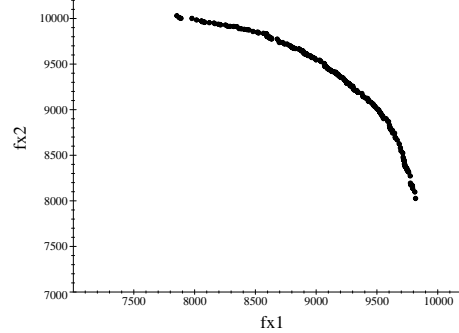


Fig. 4 Population size 400(MOGA)

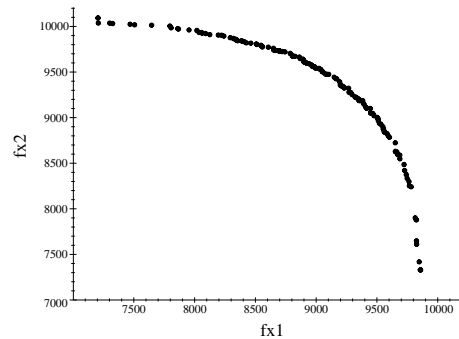


Fig. 5 Population size 400(DCMOGA)

## 5 結論

本研究では，多目的 0/1 ナップサック問題に従来の多目的 GA と DCMOGA を適用し，提案手法の有効性を検証した．

提案手法を用いた場合，従来の手法と比較しより広範囲に分布するパレート最適解を得ることができ，精度においても同等の結果を得た．このことより，提案した DCMOGA は多目的 GA において有効的な手法であるといえる．

## 6 今後の課題

今後の課題は，DCMOGA の並列化効率について検証し，並列化に適したアルゴリズムへの改良を行う．また，さらに多くの問題に適用し，提案した DCMOGA の有効性をさらに検証する．

## 参考文献

- 1) D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning, Addison-Wesley, 1989
- 2) E. Zitzler and L. Thiele. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 4, pp. 257–271, 1999.
- 3) 北野 宏明, 遺伝的アルゴリズム 2, 産業図書, 1995