

# 局所的培養型 GA の多目的最適化への応用

## LCGA : Local Cultivation Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization Problems

同志社大学大学院 渡邊 真也, 同志社大学 廣安 知之, 三木 光範  
Shinya Watanabe, Tomoyuki Hiroyasu and Mitsunori Miki  
Doshisha Univ.

### 1 はじめに

Schaffer らの VEGA によって始まった遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) を多目的に応用した多目的 GA に関する研究は, ここ数年の間に幾つかの効果的なアルゴリズムが提案され大きな進歩を見せている [1].

本論文では, これまでに提案されてきた複数の代表的な手法における重要なスキームに近傍交叉を組み合わせた新たな多目的 GA アルゴリズム, 近傍培養型 GA (Neighborhood Cultivation GA :NCGA) を提案する. 提案手法に対して代表的な手法との幾つかの代表的なテスト問題を用いた数値実験を行い, 解探索性能の検証を行う.

### 2 多目的遺伝的アルゴリズム

GA を多目的問題へ適用する多目的 GA に関する研究は, 近年, SPEA2 [2], NSGA-II [3] といった効果的なアルゴリズムの提案に伴い大きな進歩を見せている.

様々なアルゴリズムの提案に伴い, 幾つもの手法の比較が行われ, 多目的 GA における探索に重要なスキームも徐々に明らかになってきた [1]. これまでに提案された代表的なアルゴリズムの内, 探索に非常に有効であると思われるスキームを以下示す.

- 探索した優良解の保存
- 保存している優良解の探索への反映
- 保存している優良個体の削減
- 探索個体に対する適合度割り当て
- 各目的スケールの等価化
- 個体の選択

### 3 近傍培養型遺伝的アルゴリズム

本研究では, 前章で示した探索に効果的なスキームに近傍交叉という新たなスキームを持ち合わせた新たなア

ルゴリズム, 近傍培養型遺伝的アルゴリズム (Neighborhood Cultivation GA :NCGA) の提案を行う.

以下に, 提案モデルの流れを示す.

#### Step1

初期個体を生成する. 世代  $t = 1$  とする. 各個体の評価を行い, これらの初期個体群をアーカイブ個体群 ( $A_t$ ) とする.

#### Step2

アーカイブ個体群 ( $A_t$ ) を探索個体群 ( $P_t$ ) にコピーし,  $P_t$  を 1 つの目的関数値を基準にソートし並び替える. この際, 着目する目的関数は毎世代ごとに変更する.

#### Step3

探索個体群 ( $P_t$ ) を順に非復元抽出し 2 個体のペア個体群を選択する.

#### Step4

選択された 2 個体を用いて交叉, 突然変異, 評価を行い, 新たに得られた 2 個体を選択した 2 個体のペアと入れ替える. 全ての個体が入れ替わるまで Step3, Step4 を繰り返す ( $P_{t+1}$ ).

#### Step5

探索個体群 ( $P_{t+1}$ ) とアーカイブ個体群 ( $A_t$ ) との比較を行い, アーカイブ個体群を更新する ( $A_{t+1}$ ). この際, アーカイブ更新の方法として SPEA2 の手法を用いた.

#### Step6

終了判定を行う. 終了しない場合には, 世代  $t = t + 1$  を行い, Step2 へ戻る.

このように提案する NCGA は, 個体ペアの選択前に探索個体群を任意の目的関数軸を基準にソートし並び替えることにより, 近傍交叉を実現している.

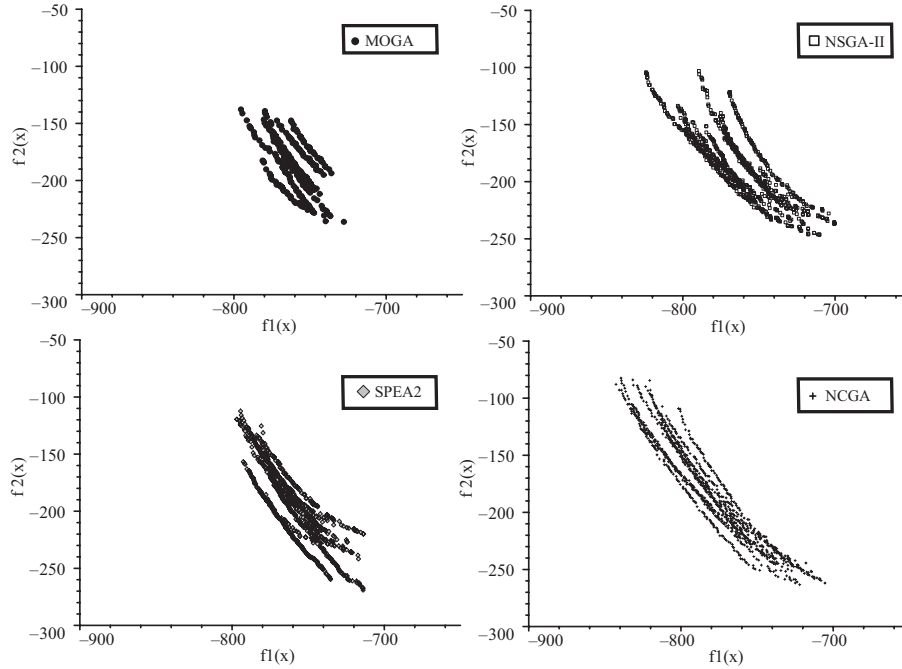


図 1: Pareto optimum individuals(KUR)

## 4 数値実験

本章では、提案した手法を実際に幾つかの対象問題へ適用し、従来手法との比較を通じて提案手法の解探索性能の検討を行う。

本実験で用いた 4 つの手法は、Fonseca らにより提案された MOGA [1], Zitzler らに提案された SPEA2, Deb らに提案された NSGA-II, 提案する NCGA である。

### 4.1 対象問題

数値実験には、代表的な 3 つの特徴の異なる連続テスト関数 (ZDT4, ZDT6, KUR) [1] と離散問題として代表的な多目的ナップザック問題 [2] を用いた。連続テスト関数の内、KUR の数式を以下に示す。

$$KUR: \begin{cases} \min f_1 = \sum_{i=1}^n (-10 \exp(-0.2 \sqrt{x_i^2 + x_{i+1}^2})) \\ \min f_2 = \sum_{i=1}^n (|x_i|^{0.8} + 5 \sin(x_i)^3) \\ s.t. \quad x_i \in [-5, 5], i = 1, \dots, n, n = 100 \end{cases}$$

### 4.2 GA の構成とパラメータ

本実験では、各個体の表現として全ての問題においてビットコーディングを使用し、交叉、突然変異としては最もシンプルな 1 点交叉、ビット反転を用いた。また、個体数、終了世代、交叉率などの GA パラメータは、Zitzler や Deb の文献 [2, 3] を参考に設定した。

### 4.3 結果

本実験では、全ての例題に対して 10 試行の実験を行った。得られた結果の内、KUR における得られた解集合に対するパレート解を図 1 に示す。尚、図 1 では各試行ごとに得られたパレート解を 1 つの分布図にまとめて表示しているため、10 試行全体を通してのパレート解以外の解も分布図に表示されている。

本実験では、3 種類の連続テスト関数と多目的ナップザック問題に対して 4 つの手法の適用を試みた。その結果、NCGA はほとんどの場合において、他の手法に比べ良好なパレート解を得ることができた。

## 5 結論

本論文では、新たな多目的 GA におけるアルゴリズムとして NCGA を提案した。本モデルは、これまでに提案されてきたアルゴリズムの探索に有効なメカニズムを考慮し、近傍交叉を取り入れていたものとなっている。

幾つかの代表的な手法とのテスト関数を用いた比較実験の結果、提案手法は従来手法に比べ優位な結果を示した。よって、提案手法である NCGA は非常に有効なアルゴリズムであるといえる。

## 参考文献

- [1] K. Deb. *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. Chichester, UK : Wiley, 2001.
- [2] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele. SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pages 256–263, 2001.

tionary Algorithm. In *Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich*, 2001.

- [3] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab, and T. Meyarivan. A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II. In *KanGAL report 200001, Indian Institute of Technology, Kanpur, India*, 2000.