4H2-4

遺伝的アルゴリズムを用いた単目的最適化問題における複数の満足解の獲得に関する検討

A Study on Acquiring Multiple Satisfactory Solutions for Single Objective Optimization Problems by Gentic Algorithm

丸山功貴 *1　　吉川大弘 *1
Maruyama Kouki　　Yoshikawa Tomohiro

*1名古屋大学工学研究科
Graduate School of Engineering Nagoya Univercity

Recently, Genetic Algorithm (GA) is actively applied to engineering problems. Generally, the main purpose of optimization problems is acquiring solutions with high evaluation value. In the engineering problems, however, to help the design choices from acquired solutions, acquiring multiple satisfied solutions which have different design variable patterns is often required. Multi-objective Genetic Algorithm (MOGA) searches solutions just considering their evaluation values, then the diversity of variables is generally not considered. Changing a multi-objective optimization problem into a single-objective optimization problem reduces computing resources which are used for the diversity in evaluation space. Instead of the computing resources for the diversity in evaluation space, they can be assigned for the diversity of design variables. In this paper, a method for acquiring multiple satisfied solutions in single-objective optimization problems using GA is proposed.

1. はじめに

計算機の性能向上に伴い，進化計算手法の一つである遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithm: GA）の工学的応用が盛んとなった [1][2]．遺伝的アルゴリズムにおいては，一般的に評価値が最優先され，高い評価値を持つ解の獲得を目的とする．しかし，その工学的応用，すなわち実問題においては，設計の選択肢を確保するため，評価値が高い 1 つの解を獲得するより，設計変数パターンが異なり，評価値が目標値を満足している解 (満足解) を，複数獲得することが求められる場合がある．多目的最適化問題に対して GA を用いると，評価値空間を広く満たすように探索を行う．しかしそのような探索においても，設計変数の多様性は考慮されず，評価値の上で多様な解が獲得される．

一方，複数目的関数がある場合でも，各目的関数の最大化/最小化ではなく，全目的関数において目標値を求める探索であれば，その目標値からの誤差の総和を目的関数とすることにより，単目的最適化問題にすることができる．単目的最適化問題にすることにより，評価値空間の多様性を確保することに充てられていた計算資源を，設計変数空間の多様性の確保に充てることができると考えられる．そこで本稿では，上述の単目的化された最適化問題において，遺伝的アルゴリズムを用いて多様な満足解を獲得するための手法について検討する．

2. 提案手法

多様な満足解を獲得するために，以下の特徴を持つ手法を提案する．提案する手法のフロー (評価値の最小化の例) を図 1 に示す．

本稿で提案する手法の特徴は，以下の 5 点である．

- 逐次更新型
  - MOEA/D[3] などと同様，優秀な子個体が即座に親になることができる．

連絡先: 丸山功貴，名古屋大学大学院工学研究科，名古屋市千種区不老町，TEL:052-789-2793，maruyama@cmplx.cse.nagoya-u.ac.jp

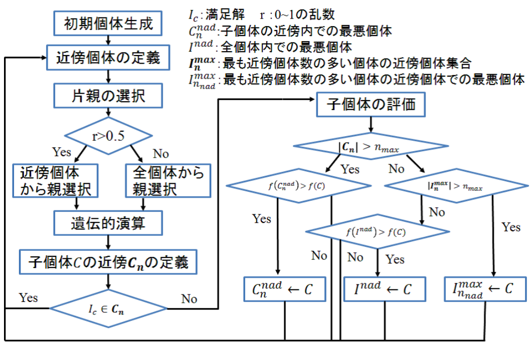

図 1: 提案手法のフローチャート

- 近傍半径 (設計変数空間) による近傍個体の定義
  - 設計変数空間で近傍半径を用いることで，設計変数空間における近傍関係を獲得できる．
  - 満足解の設計変数空間における間隔の粒度の調節ができる．
- 近傍交叉
  - 近傍個体と交叉を行うことにより高い収束性が期待できる．
- 設計変数空間における多様性確保機構
  - 設計変数空間内で近傍個体が多い個体は，子個体に淘汰される (図 2，3)
  - 生成された子個体 C の近傍個体数 $|\mathbf{C_n}|$ が最大値 n_{max} を超えた場合，子個体の評価値 $f(C)$ が近傍個体内の最悪個体 (最も悪い (大きい/小さい) 評価値を持つ個体)C_n^{nad} の評価値 $f(C_n^{nad})$ より良ければ入れ替えて，最悪個体情報を更新する．(図 2)
  - 生成された子個体 C の近傍個体数 $|\mathbf{C_n}|$ は最大値 n_{max} を超えていないが，最も近傍個体数が多い個体の近傍個体数 $|\mathbf{I_n^{max}}|$ が最大値 n_{max} を超えてい

る場合，その中で最も評価値が悪い個体 $I_{n_{nad}}^{max}$ と生成された子個体 C を入れ替えて，最悪個体情報を更新する．(図 3)

- 動的探索資源分配
  - 近傍個体に満足解がある場合は評価を行わず，計算資源を多様性の維持に充てる (図 4)

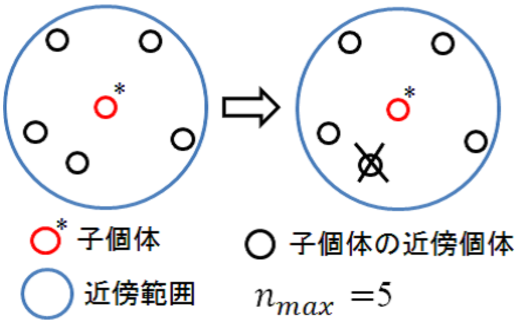

図 2: 子個体が生成されたとき (その 1)

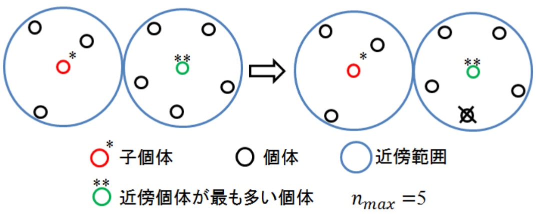

図 3: 子個体が生成されたとき (その 2)

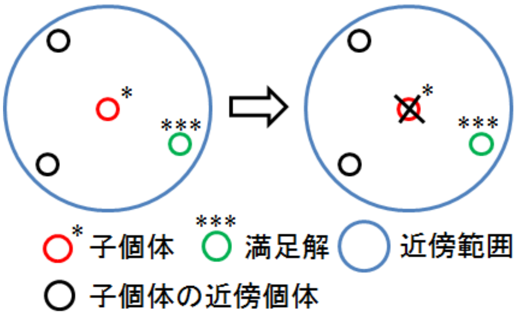

図 4: 子個体が生成されたとき (その 3)

3. 実験

3.1 問題設定

本稿では，音響計算用の疑似関数を用いて実験を行う．その関数では，設計変数の数は 3 であり，3 つの目的関数の値が計算される．その値を目標値から一定の誤差の大きさ内に抑える，もしくは，目的関数の値を目標値以上にするという目的関数である．本実験では，そのまま多目的最適化問題として MOEA/D を用いて探索を行った場合の結果と，それぞれの目的関数の値の目標値からの誤差の総和の最小化を目的とした，単目的最適化問題として提案手法を用いて探索を行った場合の結果を比較する．単目的最適化とする場合の式は以下のようになる．

$$minF = \sum_{i=1}^{m} |\hat{f}_i| \qquad (1)$$

$$\hat{f}_i = \frac{\bar{f}_i}{\bar{f}_i^{max}} \quad (i = 1, 2, ...m) \qquad (2)$$

$$\bar{f}_i = Max(|f_{ti} - f_i| - th_i, 0) \quad (i = 1, 2, ...m) \qquad (3)$$

ここで $\bar{f}_i^{max}$ は $\bar{f}_i$ の最悪値であり，th_i は誤差許容閾値，f_{ti} は目標値である．$F = 0$ となる解が満足解であり，各目的関数において誤差が許容される値以内に収まっていることを表す．本稿で行った実験では，$m = 3$ である．また都合により，th_i，f_{ti} の値は割愛する．入力変数は実数値をとる 3 変数であり，全ての組み合わせの中で満足解となる設計変数の値の組み合わせは 5 種類である．

3.2 実験条件

用いた MOEA/D では，重みベクトルの作り方は，MOEA/D-DRA[4] の方法を利用した．重みベクトルの数 (個体数) は 100 であり，近傍数は 10 とした．集約関数には PBI を用い，$\theta = 5$ とした．評価回数は 10,000 回である．また，提案手法においては，個体数 $N = 100$，評価回数 10,000 回とした．また，最大近傍個体数 $n_{max} = \frac{N}{10}$，近傍半径は $\epsilon' = \frac{\epsilon}{\sqrt{n_{max}}}$ とした．ϵ は，個体が期待値的に n_{max} 個入る超球の半径である．MOEA/D，提案手法ともに試行数は 10 回とした．

3.3 実験結果

多目的最適化問題として，MOEA/D を用いたときの探索結果の設計変数空間での解の分布を，Multi Dimensional Scaling (MDS)[5] により可視化したものを図 5 に示す．また，単目的最適化問題として，提案手法を用いたときの探索結果を図 6 に示す．図中の丸は，3.1 で述べた，満足解となる解の設計変数を表している．

図 5 から，MOEA/D による多目的探索では，すべての試行において，5 つの満足解すべてを獲得できているものがないことがわかる．これは，MOEA/D には評価値空間の網羅のための機構しかなく，同一評価値における設計変数の多様性を考慮していないためであると考えられる．これに対し提案手法においては，ほぼすべての試行において，5 つの満足解が同時に得られていることがわかる．

4. まとめ

本稿では，単目的最適化問題において，多様な満足解を獲得するための手法を提案した．提案手法の有効性を示すために，3 目的の疑似関数の最適化問題に対し，多目的最適化手法である MOEA/D で探索する場合と，単目的化して提案手法を適用する場合との性能比較を行った．その結果，提案手法の方が MOEA/D より多くの満足解を同時に獲得することを確認した．これは 2 章で述べた提案手法の 5 つの特徴がうまく働いたためであると考えられる．今後は，近傍半径や最大近傍個体数の決定に関する検討や，疑似関数ではなく実問題に適用した場合の提案手法の探索性能について検討を行っていく予定である．

5. 謝辞

本研究は，文部科学省科学研究費（基盤研究（C），No15K00336）の補助を得て遂行された．

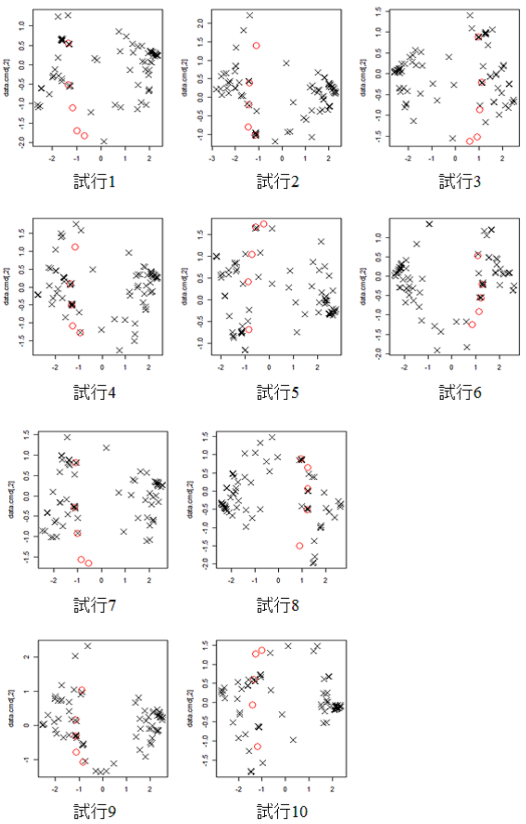

図 5: MOEA/D で探索した結果

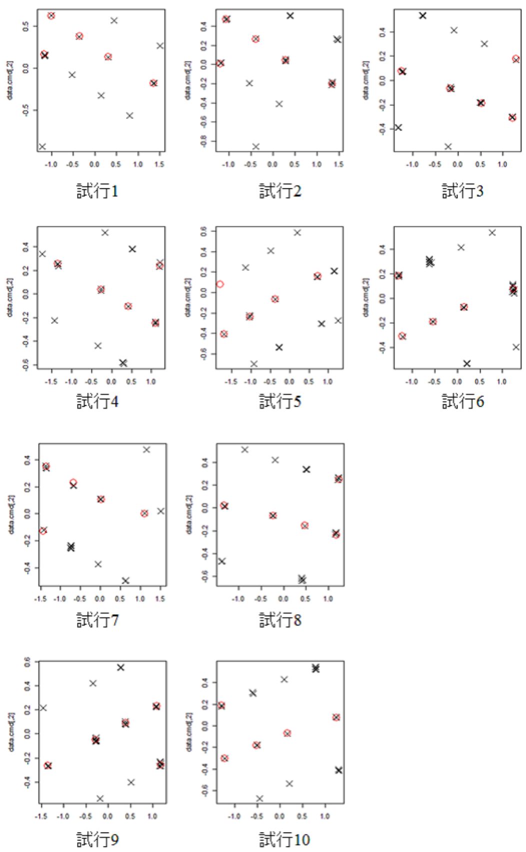

図 6: 提案手法で探索した結果

参考文献

[1] Dasgupta, Dipankar and Michalewicz, Zbigniew, "Evolutionary algorithms in engineering applications" Springer Science & Business Media ,2013

[2] Coello, Carlos A Coello and Lamont, Gary B, "Applications of multi-objective evolutionary algorithms" World Scientific, vol.1,2004

[3] Qingfu Zhang, Senior Member, IEEE, and Hui Li, "MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition" IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, vol.11,number6,pp. 712-731,2007 '

[4] Q.Zhang, W.Liu and Hui Li, "The performance of a New Version of MOEA/D on CEC09 Unconstrained-MOP Test Instances" Working ReportCES-491,pp203-208.2009

[5] De Leeuw, "Applications of Convex Analysis to Multidimensional Scaling" Recent Developments in Statistics,North Holland Publishing Company,pp.133-145,1977