

対話的多目的PSOと解探索状況の可視化に関する研究

伊藤 稔¹

工学における多くの分野では多目的最適化問題が注目を集めている。近年では、多目的最適化問題の解法として進化計算を用いた進化的多目的最適化 (Evolutionary Multiobjective Optimization : EMO) に関する研究が盛んに行われている。一般に EMO で求められる解はパレート最適解と呼ばれる解候補の集合である。このため、意思決定者 (Decision marker : DM) は何らかの基準に基づき解候補の中から1つの決定解を選択することが重要になる。そこで、本研究では粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization : PSO) を用いた多目的 PSO (MOPSO) に DM の選好情報を反映する手法を導入した対話的 MOPSO について基礎的な検討を行う。また、パレート解のトレードオフ解析を支援するため、平行座標系を用いた解探索状況の可視化についても検討を行う。

キーワード : 多目的最適化, 対話的, 粒子群最適化

1 はじめに

現実の工学的問題の多くは、単一の目的関数ではなく複数の目的関数によって定式化される多目的最適化問題である。このとき、各目的関数は一方を良くすると他方が悪くなるようなトレードオフの関係を持っている。つまり、同一の基準で評価できない複数の目的関数を同時に最適化する必要がある。このため、最適解の概念を拡張したパレート最適解と呼ばれる解候補の集合が用いられる。近年、多目的最適化問題の解法として進化計算を用いた進化的多目的最適化手法 (EMO) と呼ばれる研究が盛んに行われるようになってきている。遺伝的アルゴリズムに代表される進化計算の多くは、解候補の集団 (個体集団) を用いた多点探索であり、効率的にパレート最適解を求めることが示されている [4, 6]。

しかしながら、解候補の集合が得られたとしても最終的に必要な解はたいていの場合一つである。このため、意思決定者 (DM) による解の選択操作が重要になる。DM は解候補を用いた各目的関数のトレードオフの関係を総合的に判断し、自分自身の選好 (好み) に最も適した解を決定する必要がある。DM による意思決定に関して、DM が問題に対して持っている選好情報を積極的に利用する研究も行われるようになってきている。選好情報の与え方としては DM が各目的関数に対して持つ希求水準 (目標値) を利用する手法が最も直感的かつ一般的である [5]。

そこで本研究では、EMO に DM が各目的関数に対して持っている希求水準を選好情報として解探索に反映させる対話的手法を導入した新しい対話的 EMO について検討する。進化計算としては、近年、収束性の高さや扱いやすさから多くの注目を集めている Particle Swarm Optimization (PSO) を用いる。PSO は鳥や魚などの群れが餌を探す行動を最適化に応用した確率的な多点探索手法であり、粒子と呼ばれる解候補の集団が互いに情報を共有しながら探索領域を動き回り解探索を行っている [1]。提案手法では、DM の選好情報を PSO での共有情報に利用することにより、解探索を

DM の関心のある解空間に誘導する。そして、限定された解空間内で解候補のトレードオフ解析を行うことにより効果的に意思決定を行う手法を提案する。また、本研究では DM による意思決定を支援するために平行座標系 [3] を用いた解探索状況の可視化手法についても検討を行う。

2 対話的多目的粒子群最適化

近年、多目的最適化問題の解法として進化計算を用いた EMO に関する研究が盛んに行われている。本研究では、進化計算として PSO を用いた多目的 PSO (MOPSO) [2] に DM の選好情報を解探索に適時反映する対話的手法を導入した新しい対話的 MOPSO を提案する。本章では、PSO と MOPSO のアルゴリズムを示す。そして、対話的手法を導入した提案手法について説明する。

2.1 粒子群最適化 (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) は Swarm Intelligence の1分野で1995年にJ.KennedyとR.Eberhart[1]により提案された確率的な最適化手法の1つである。PSOは鳥や魚など群行動する生物の振る舞いを工学的最適化に応用した手法である。PSOは遺伝的アルゴリズムなどと同じ確率的な多点探索手法であり進化計算に分類される。PSOは数多くの数値実験の結果から、連続型の多峰性関数の大域的最適解を実用的な時間で解くことが可能なことが示されている。また、近年では多目的最適化問題への応用も盛んに行われている [2]。

2.2 PSO アルゴリズム

探索空間として実数空間 R^n を考える。ある目的関数 $f(x)$ が与えられたとき、 $f(x)$ の値を最小にする x の値を求める最適化問題を考える。

¹舞鶴工業高等専門学校 電子制御工学科 助教

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && f(x) \\ & \text{subject to} && x \in R^n \end{aligned} \quad (1)$$

t 回目の探索において、粒子 $i (i = 1, \dots, N)$ の位置ベクトルは x_i^t 、速度ベクトルは v_i^t と表され、 $t+1$ 回目の探索の位置ベクトル x_i^{t+1} 、速度ベクトル v_i^{t+1} は次の更新式を用いて生成される。

$$\begin{aligned} v_i^{t+1} &= wv_i^t + c_1r_1(pb_{est_i^t} - x_i^t) \\ &\quad + c_2r_2(g_{best}^t - x_i^t) \\ pb_{est_i^t} &= x_i^{t*} \\ t^* &= \arg \min \{f(x_i^k), k = 1, \dots, t\} \\ g_{best}^t &= pb_{est_{i^*}^t} \\ i^* &= \arg \min \{pb_{est_i^t}, i = 1, \dots, N\} \\ x_i^{t+1} &= x_i^t + v_i^{t+1} \end{aligned} \quad (2)$$

式中の w 、 c_1 と c_2 は PSO の収束や発散を制御する正のパラメータである。 r_1 と r_2 は $[0, 1]$ の一様乱数である。 $pb_{est_i^t}$ は粒子 i の t 回までの探索で得た最良解、 g_{best}^t は t 回目の探索における群全体での最良解である。パラメータ w は inertia weight と呼ばれる重みパラメータである。

PSO の基本的な処理の流れを以下に示す。

1. PSO の初期パラメータを設定する。 $t = 0$ とする。
2. 各粒子について x_i^t と v_i^t を初期化する。
3. 各粒子を評価する。
4. 各粒子の最良解 $pb_{est_i^t}$ と群の最良点 g_{best}^t を更新する。
5. 式 (2) と (3) を用いて各粒子の x_i^t と v_i^t を更新し、時刻を $t = t + 1$ とする。
6. 終了条件を満たすまで 3.~5. を繰り返す。

2.3 多目的粒子群最適化 (MOPSO-CD)

近年、多目的最適化に PSO を用いた多目的 PSO (MOPSO) に関する研究が盛んに行われるようになってきている。MOPSO では粒子が探索したパレート最適解をアーカイブと呼ばれる外部保存へ保存する機能を持つ。PSO のアルゴリズムにおける g_{best} をアーカイブに保存されているパレート最適解から選択する。この g_{best} の選択は探索点をパレートのフロントに近づける働きを持つ。本研究では C. R. Ranquel と P. C. Naval[2] により提案された MOPSO-CD を基本アルゴリズムとして用いる。MOPSO-CD は MOPSO アルゴリズムに混雑距離 (Crowding Distance) を導入したアルゴリズムである。混雑距離とは、ある注目個体の周辺にある個体の密度を評価するための尺度である。以下に、そのアルゴリズムを示す。

1. 母集団を初期化 (位置ベクトル, 速度ベクトル, pb_{est} , g_{best}) する。
2. 各粒子を評価する。

3. 以下の処理を終了条件を満たすまで繰り返す。

- (a) パレート最適解 (非劣解) をアーカイブに保存する。
- (b) アーカイブ内のパレート解の混雑距離を計算する。
- (c) アーカイブ内のパレート解を混雑距離の降順でソートする。
- (d) 各粒子の位置ベクトルと速度ベクトルを更新する。
- (e) 制約条件を外れた場合、制約条件内に個体を引き戻す。
- (f) 突然変異を行う。
- (g) 各粒子を評価する。
- (h) アーカイブを更新する。
- (i) pb_{est} を更新する。

2.4 対話的 MOPSO

EMO ではパレート最適解と呼ばれる解候補の集合が求められる。しかし実際の意思決定では、何らかの基準に基づいて DM が解候補の中から 1 つの決定解を選択する必要がある。本研究では、DM が各目的関数に対して持っている希求水準 (目標値) を利用する対話的手法を MOPSO に導入する。対話的手法の導入により MOPSO の解探索を DM の関心のある解空間へ集中化する。希求水準を適時調整することにより MOPSO の解探索の方向性を制御する。

3 数値実験

本研究では、提案手法を基本的な多目的最適化問題のテスト問題に適用し有用性を検討する。テスト問題としては以下に示す 2 目的の最小化問題を用いた。

$$\begin{aligned} & \text{Maximize} && F = (f_1(x, y), f_2(x, y)), \\ & \text{where} && f_1(x, y) = 4x^2 + 4y^2, \\ & && f_2(x, y) = (x - 5)^2 + (y - 5)^2, \\ & \text{subject to} && -(x - 8)^2 - (y + 3)^2 \leq -7.7, \\ & && (x - 5)^2 + y^2 \leq 25, \\ & && -15 \leq x, y \leq 30 \end{aligned}$$

数値実験の設定としては、母集団の粒子数を 100、繰り返し回数 (世代数) を 100、PSO の重みパラメータ w は 0.4、 c_1 と c_2 は 1.0 に設定した。これらの値は MOPSO-CD の文献 [2] を参考にして決定した。本研究では、意思決定者のあいまいな選好情報を反映させるため、各目的関数に対して以下の希求水準 f_1^a 、 f_2^b を与える。希求水準として設定する値に応じて探索領域が限定され、意思決定者の好みも反映されたパレート最適解が得られる。

$$\begin{aligned} f_1(x, y) &= 4x^2 + 4y^2 \leq f_1^a, \\ f_2(x, y) &= (x - 5)^2 + (y - 5)^2 \leq f_2^b \end{aligned}$$

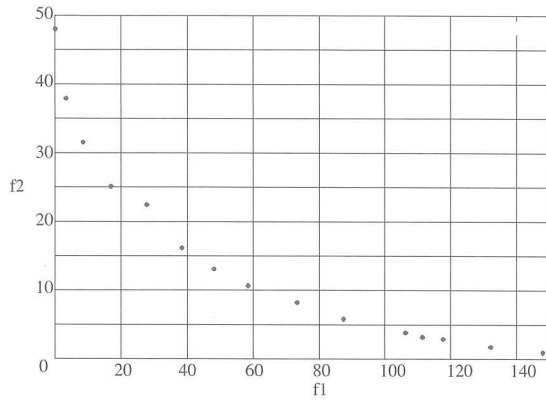


Fig 1: Distribution of pareto optimal solution after 50 generations.

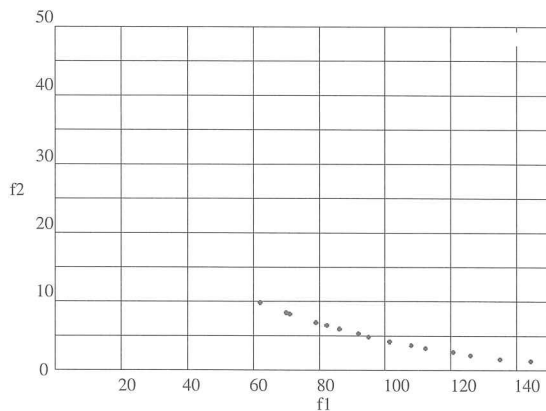


Fig 2: Distribution of pareto optimal solution after 100 generations.

希求水準 f_1^a , f_2^b の初期値として, $f_1^a = 150$, $f_2^b = 50$ を与える. これらの値は解探索の進行に伴い適時値を変更する.

Fig 1 に 50 世代経過後の探索結果を示す. 初期値として与えた希求水準では探索すべき解空間を広範囲にとる設定となっているため, 広い範囲のパレート解が得られている. Fig 2 には 50 世代経過後に希求水準を新しく $f_1^a = 140$, $f_2^b = 10$ に設定し直し探索を行い, 50 世代経過後 (探索開始から 100 世代経過後) の探索結果を示している. 図より新しく設定した目標領域内に探索が集中しているのが確認できる.

多目的最適化において, 意思決定者は得られた解候補の中から自分の好みに適合する解の一つ決定する必要がある. もしも, 満足のいく解が得られなければ希求水準などを再設定し解探索を実行し直すことになる. この意思決定のプロセスを効果的に行うため得られた解を DM に対して適切に表示する必要がある. そこで本研究では, 平行座標系 [3] を用いて計算結果を可視化する. Fig 3 に 50 世代経過後, Fig 4 に 100 世代経過後のパレート最適解をプロットしたものを示す. 横軸に各目的, 縦軸に 0~1 に正規化した値をプロットしている. これらの結果より, 各変数の値によって目的関

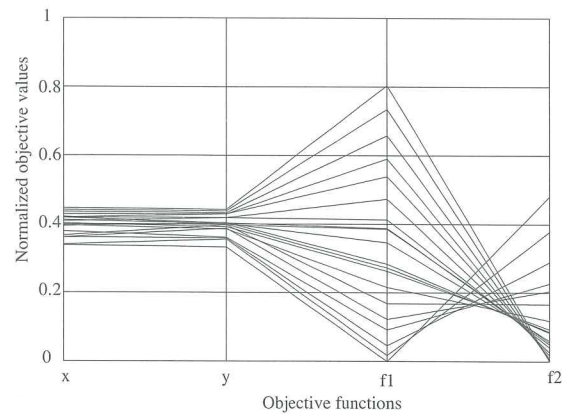


Fig 3: Trade off for test function after 50 generations.

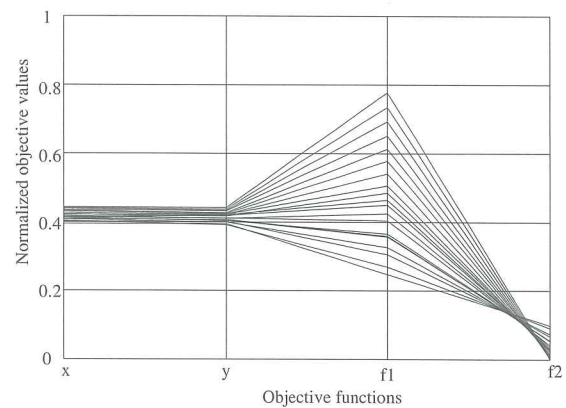


Fig 4: Trade off for test function after 100 generations.

数の値が大きく変化していることが確認できる. このように, 平行座標系を用いれば, 3 目的以上の最適化問題においても各目的間のトレードオフを効果的に確認することが可能になると考えられる.

4 おわりに

本研究では, 対話的 MOPSO に関する基礎的な検討を行った. 提案手法は, MOPSO に DM の選好情報の反映を行う方法として希求水準を用いた. 解探索の途中でパレート最適解のトレードオフ解析を行い, 適時, 希求水準を調整することにより, 解探索の領域を DM の関心のある領域に絞り込むことが可能になった. 限定された探索領域中から得られるパレート最適解から PSO アルゴリズムにおける $gbest$ を選択することにより, DM の選好に添った解を探索することが可能になった. また, パレート最適解のトレードオフ解析を容易に行うため探索状況の可視化を行った. 本研究では, 平行座標系の利用に関して検討を行った. 提案手法を簡単な多目的最適化問題に適用し, 提案手法の有用性を実験的に検討した. 今後は, ユーザインタフェース等を含めたシステムを検討し MOPSO と DM がオンラインで対話できるシステムへの拡張を行うとともに, 提

案手法の性能向上を検討していく。

謝辞

本研究は、豊橋技術科学大学平成 20 年度高専連携教育研究プロジェクトの助成を受けて行われたものであり、ここに謝意を示す。

参考文献

- [1] J. Kennedy and R. Eberhart, Particle Swarm Optimization, Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 1942–1948 (1995)
- [2] C. R. Raquel and P. C. Naval, An effective use of crowding distance in multiobjective particle swarm optimization, Proceedings of Genetic and Evolutionary Conference 2005, pp. 257–264 (2005)
- [3] C. M. Fonseca and P. J. Fleming, Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization, Proceedings 5th International Conference on Genetic Algorithms, pp. 416–423 (1993)
- [4] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, A Fast Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm : NSGA-2, IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 6 (2), pp. 182–197 (2002)
- [5] 中山弘隆, 多目的最適化におけるいくつかの話題, システム制御情報学会研究発表講演論文集, pp. 19–24 (2008)
- [6] 相吉英太郎, 安田恵一郎編, メタヒューリスティクスと応用, 電気学会, pp. 184–197 (2007)

A STUDY OF INTERACTIVE MOPSO AND VISUALIZATION OF SEARCH PROCESS

Minoru ITO

ABSTRACT: Multiobjective optimization problems are found in many real world problems. Evolutionary computation (EC) is an effective approach to solve multiobjective optimization problems. The application of EC in multiobjective optimization is normally called evolutionary multiobjective optimization (EMO). However, decision maker (DM) need to select a final solution from pareto frontier. In this study, we consider interactive multiobjective particle swarm optimization (interactive MOPSO). The proposed method introduce an interactive method into MOPSO. Moreover, we consider visualization methods for helping DM to get a final solution.

Key Words: *Multiobjective Optimization, Interactive, Particle Swarm Optimization*