

# 改良型 FPO と多目的 PSO の統合による早期収束回避性能の向上

室澤 亮介† 兪 明連† 横山 孝典†

東京都市大学†

## 1 序論

近年、複雑化や大規模化が顕著な多目的最適化問題を現実的な時間で解くために利用する最適化アルゴリズムとして、解の収束が早いという特徴を持つ多目的 PSO (MOPSO, Multi-Objective Particle Swarm Optimization) [1]が注目されている。しかし、MOPSO は局所解に早期収束しやすいという問題点を抱えているため、この問題点の改善が求められており研究が盛んである。その中に早期収束回避性能を持つ FPO (Fitness Predator Optimizer) [2]と MOPSO を統合したアルゴリズム (FPO-MOPSO) に関する研究[3]があるが、まだ改良の余地が残っている。

本研究では、FPO に二つの改良を加えた上で MOPSO と統合させることによって、MOPSO の早期収束回避性能の向上を図る。

## 2 関連研究

### 2.1 PSO

PSO は、鳥や魚の群れの採餌行動における振る舞いを模した多点探索型アルゴリズムである。PSO では鳥や魚の群れを、位置  $\mathbf{x}$  と速度  $\mathbf{v}$  の情報を持つ粒子の群れとして表現し、探索の過程で得た、自身が探索した中での最良解  $\mathbf{pb}$  と群れ全体の中での最良解  $\mathbf{gb}$  の情報を用いることで位置と速度を更新する。そして、更新後の位置を評価することで  $\mathbf{pb}$  と  $\mathbf{gb}$  を更新する。以上の処理を繰り返すことで PSO では最適解を求めている。ここで、 $t$  回目の探索における粒子  $i$  の位置と速度の更新式を式(1), (2)に示す。ただし、 $w, c_1, c_2$  は定数で、 $r_1, r_2$  は 0 から 1 までの一様乱数である。

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \mathbf{v}_i^{t+1} \dots (1)$$

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = w\mathbf{v}_i^t + c_1r_1(\mathbf{pb}_i^t - \mathbf{x}_i^t) + c_2r_2(\mathbf{gb}^t - \mathbf{x}_i^t) \dots (2)$$

### 2.2 MOPSO

MOPSO は、2.1 で述べた PSO を多目的用に機能を拡張したアルゴリズムである。この手法では、

Avoiding Premature Convergence by Integrating Improved Fitness Predator Optimizer and Multi-objective Particle Swarm Optimization

† Ryosuke Murosawa, Myungryun Yoo, Takanori Yokoyama, Tokyo City University

粒子が探索途中で得たパレート最適解候補を保存するため、アーカイブと呼ばれる外部レポジトリ (図 1 上部参照) を追加している。また、 $\mathbf{gb}$  をアーカイブ内のパレート最適解候補の中から混雑距離を用いて選択することでパレート最適解の多様性を確保する。図 1 に MOPSO の探索概念図を示す。

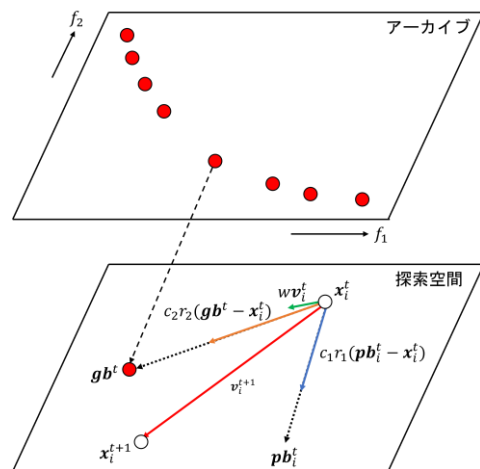


図 1 : MOPSO の探索概念図

このように、全ての粒子が最良解に近づくように移動するため MOPSO は解の収束が早い。しかし、その収束の早さゆえに局所解に早期収束しやすいという問題点を持つ。

### 2.3 FPO-MOPSO

FPO-MOPSO は、 $N$  個の粒子群に対して MOPSO を適用した場合と FPO を適用した場合の 2 パターンの群れを用意し、それらの中から新たな  $N$  個の粒子群を生成することで探索を進行させるアルゴリズムである。ここで、FPO とは捕食者の採餌行動における振る舞いを模したアルゴリズムである。その特徴は、それぞれの粒子の適応度  $fit()$  を基にした条件式(A)を満たす粒子のみ、式(3)を用いて位置を更新することである。ただし、 $\mathbf{x}_n$  はランダムに選択された他の粒子  $n$  の位置、 $c_3$  は定数、 $r, r', r_3$  は 0 から 1 までの一様乱数、 $w(t)$  は式(4)のように最大値  $w_{max}$ 、最小値  $w_{min}$ 、最大探索回数  $T$  によって定まる重み関数である。図 2 に式(3)の概念図を示す。

$$r * \frac{fit(\mathbf{x}_i)}{\sum_{j=1}^N fit(\mathbf{x}_j)} > r' \dots (A)$$

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + w(t)c_3(r_3 - 0.5)(\mathbf{x}_n^t - \mathbf{x}_i^t) \dots (3)$$

$$w(t) = w_{max} - (w_{max} - w_{min}) * (t/T) \dots (4)$$

この特徴のおかげで FPO には早期収束回避性能があり、この特徴を持つ FPO を利用することで FPO-MOPSO は MOPSO の問題点解決を図った。しかし、この手法では移動できる粒子の条件が厳しく、移動に用いる粒子をランダムに選択するため、早期収束の回避が安定しない。

### 3 提案手法

本研究では 2.3 にて述べた FPO-MOPSO の問題点を改善するため、二つの改良を加える。一つ目は、条件式(A)を(B)のように変更することである。

$$\frac{fit(x_i)}{\sum_{j=1}^N fit(x_j)} > r' \dots (B)$$

これによって、条件が緩くなるので移動可能な粒子の数が増える。二つ目は、式(3)に  $pb$  を考慮する項を加えて、式(5)のように変更することである。ただし、 $c_4$  は定数で、 $r_4$  は 0 から 1 までの一様乱数である。

$$x_i^{t+1} = x_i^t + w(t)c_3(r_3 - 0.5)(x_n^t - x_i^t) + c_4r_4(pb_i^t - x_i^t) \dots (5)$$

これにより、図 3 のように  $pb$  にも近づくようになるので早期収束の回避が安定する。

### 4 評価と考察

テスト関数を用いた実験によって評価を行う。本研究では、多峰性を持つ Griewank 関数、Ackley 関数、Rastrigin 関数を基にした三つの多目的最適化問題(式(6)参照)を作成し、それらに対して各手法を適用させる。そして、探索の結果として得られたパレート最適解の集合を、得られた解の個数と被覆率の二項目で評価する。また、条件式の変更による効果を評価するため、条件式を満たした粒子の総数も計測する。ここで、本実験で使用したパラメータを表 1 に示す。さらに、実験結果を表 2 に示す。ただし、表中の値は全て 30 回試行の平均値である。

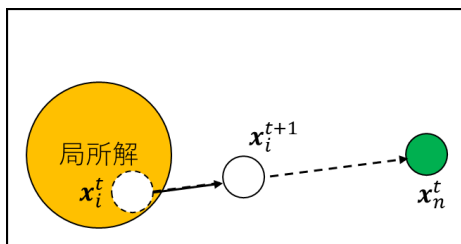


図 2 : 式(3)の概念図

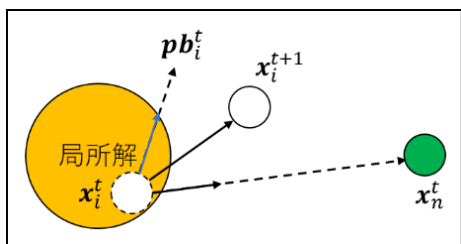


図 3 : 式(5)の概念図

$$\begin{cases} \min f_1(x) = x_1 \\ \min f_2(x) = g(x) \left(1 - \sqrt{(f_1(x)/g(x))}\right) \dots (6) \\ g(x) = 1 + (\text{テスト関数}) \end{cases}$$

表 1 : 実験で使用した各パラメータ

$w, w_{max}$	$w_{min}$	$c_1, c_2, c_3, c_4$	$T$	$N$
0.9	0.4	2.0	200	100

表 2 : 実験結果

テスト関数	評価項目	MO PSO	FPO-MOPSO	提案手法
Griewank (格子状に局所解)	個数	123.0	134.9	141.3
	被覆率	0.453	0.544	0.531
	総数	-	92.5	193.5
Ackley (中心周りに浅い局所解)	個数	120.4	122.5	123.0
	被覆率	0.489	0.500	0.488
	総数	-	97.7	198.2
Rastrigin (全体に局所解)	個数	51.8	43.9	61.3
	被覆率	0.210	0.186	0.263
	総数	-	100.3	197.6

表 2 を見ると、個数と総数に関しては提案手法が全てのテスト関数において最大値をとり、被覆率に関しては、Griewank 関数と Ackley 関数においては FPO-MOPSO の方が僅かに良かったものの、Rastrigin 関数においては提案手法が最大値をとったと分かる。この結果は、改良によって従来よりも移動可能な粒子数が増加し、早期収束回避性能も増したが、より多様な解を得るには別の改良が必要ということを示していると考えた。

### 5 結論と今後の課題

本研究では、FPO に二つの改良を加えた上で MOPSO と統合させる手法を提案し、実験により早期収束回避性能の向上を示した。

今後の課題としては、式(5)や条件式(B)のさらなる変更の検討や計算時間の評価、解の多様性を増やす方法の調査などを行う予定である。

### 謝辞

本研究は JSPS 科研費 20K11755 の助成を受けたものです。

### 参考文献

- [1] 岩崎 敬亮, 青木 秀憲: “PSO を用いた多目的最適化手法による電圧無効電力制御”, 東海大学紀要工学部, Vol. 47, No. 2, pp. 49-54, 2007.
- [2] Shiqin Yang and Yuji Sato: “Fitness predator optimizer to avoid premature convergence for multi-model problems”, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 258-263, 2014.
- [3] Jay Prakash, Pramod Kumar Singh and Avadh Kishor: “Integrating fitness predator optimizer with multi-objective PSO for dynamic partitional clustering”, Progress in Artificial Intelligence, Vol. 8, pp. 83-99, 2019.