

リングトポロジーに基づくアーカイブを用いた多目的 PSO と FPO の統合 Integration of Fitness Predator Optimizer and Multi-Objective Particle Swarm Optimization with Archives Based on Ring Topology

室澤 亮介[†] 兪 明連[†] 横山 孝典[†]
Ryosuke Murosawa Myungryun Yoo Takanori Yokoyama

1. 序論

与えられた制約条件の下、互いにトレードオフの関係にある複数の目的関数 f の値を最小化あるいは最大化させるパレート最適解の集合を求める問題を多目的最適化問題(Multi-objective Optimization Problems, MOPs)と呼ぶ。MOPsは金融や製造、物流など様々な分野に存在していて、近年では問題数だけでなく規模も増加している。そのため、現実的な時間で近似解が算出可能な手法であるメタヒューリスティクスが MOPs に対して有効な解法とされ、現在までに多種多様なメタヒューリスティクスが提案されてきた。

その一つに多目的 PSO(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)[1]がある。MOPSO とは、PSO[2]という単目的最適化アルゴリズムに、「計算中に発見したパレート最適解の候補をアーカイブと呼ばれる外部リポジトリに保存する」機能を追加したことで、MOPs にも適用できるようになったメタヒューリスティクスのことである。この追加機能のおかげで、MOPSO では「解の収束が速い」という PSO の利点を保ちつつ、複数のパレート最適解をまとめて発見できる。しかし、その収束の速さが原因で、局所解に早期収束しやすという問題を抱えている。

この問題点を改善するため、早期収束の可能性を減らす機能を持つ Fitness Predator Optimizer(FPO)[3]と MOPSO を統合したアルゴリズムである FPO-MOPSO[4]が提案されたが、FPO-MOPSO の FPO 部分には改良の余地があった。

そのため、先行研究として、改良 FPO-MOPSO[5]を発表した。ただ、[5]の実験によって、FPO-MOPSO 並びに改良 FPO-MOPSO は、大域探索が不十分のまま局所探索に移行してしまうという問題があると判明した。

そこで、本研究では改良 FPO-MOPSO の探索範囲を増やすことを目的とした。本稿では、MOPSO 部分において、一つのアーカイブではなく、リングトポロジーに基づいた関係を持つ複数のアーカイブに、発見した解候補を保存し更新する手法を提案する。

2. 関連研究

本章では、関連研究として MOPSO[1]、FPO-MOPSO[4]、改良 FPO-MOPSO[5]について説明する。

2.1 MOPSO

MOPSO は、PSO を MOPs 用に拡張したメタヒューリスティクスである。PSO[2]とは、鳥や魚といった動物の採餌行動を模したメタヒューリスティクスである。この手法では、鳥や魚に見立てたエージェントは位置ベクトルと速度

ベクトルを持つ粒子として、探索空間に複数配置される。そして、空間内の移動と現在位置の評価を繰り返すことで探索が進行していく。ここで、前述した「移動」とは、式(2.1)、(2.2)で表される位置及び速度ベクトルの更新を指す。

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (2.1)$$

$$\mathbf{v}_i(t+1) = w\mathbf{v}_i(t) + r_1(\mathbf{x}_i^{pb}(t) - \mathbf{x}_i(t)) + r_2(\mathbf{gb}(t) - \mathbf{x}_i(t)) \quad (2.2)$$

ただし、 i は粒子の番号、 $\mathbf{x}_i(t)$ は t 回目の探索における粒子 i の位置ベクトル、 $\mathbf{v}_i(t)$ は t 回目の探索における粒子 i の速度ベクトル、 \mathbf{x}_i^{pb} は粒子 i が探索した中で最も良い評価値だった位置(Personal Best, PB)、 \mathbf{gb} は群全体の中で最も良い評価値を持つ粒子の位置(Global Best, GB)、 w は粒子の慣性を表す定数、 r_1, r_2 は $[0, 2]$ の一樣乱数である。式から分かる通り、全ての粒子はPBやGBという最良解に近づくように移動する。よって、PSO では最適解への収束速度が速い。

一方、MOPSO では最適解が一つではないため、 \mathbf{gb} を一意に定められない。そこで、この手法ではアーカイブに保存されたパレート最適解候補である GB の中から一つをリーダーGB(以降、GBLと呼ぶ)として選択し、GBLに近づくように変更することで MOPs に対応している。また、GBLを選ぶ際にはアーカイブ内で周囲が疎になっている GB を選択することで、解の多様性を増やしている。

上記の説明を踏まえた MOPSO の探索概念図を図 2.1 に示す。ただし、図中の $\mathbf{gb}_i(i = 1, 2, \dots, 6)$ はアーカイブに保存された i 番目の GB を表している。

このように、PSO の利点を引き継いでいるため、MOPSO はパレート最適解の収束が速いが、その収束が速すぎるあまり、局所解に陥りやすい。

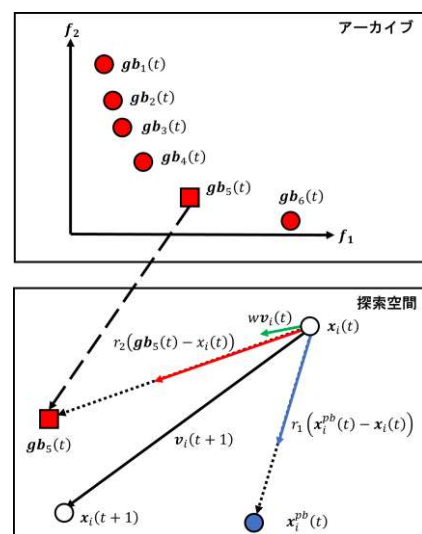


図 2.1 MOPSO の探索概念図

[†] 東京都市大学 Tokyo City University

2.2 FPO-MOPSO

FPO-MOPSO は、MOPSO を適用させた粒子群と FPO を適用させた粒子群の二つに解探索を行わせた後、それらに対応するアーカイブを基に全体アーカイブを更新する手法である。FPO-MOPSO の探索概念図を図 2.2 に示す。

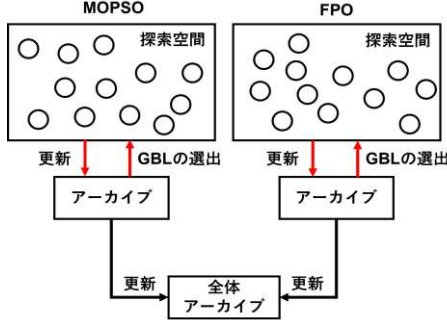


図 2.2 FPO-MOPSO の探索概念図

ここで、FPO[3]とは群れを作らない捕食者の採餌行動を模したアルゴリズムのことである。この手法では、条件式(2.3)を満たす x_i のみを移動可能な粒子と判定し、式(2.5)に従って速度を更新する。ただし、式(2.3)において、 r, r' は $[0, 1]$ の一様乱数であり、 $fitness(x_i)$ は式(2.4)で定義される、 x_i の適応度である。また、式(2.5)において、 r_3 は $[-1, 1]$ の一様乱数、 x_n はランダムに選択された他の捕食者の位置、 w_t は式(2.6)で定義される、捕食者の慣性を表す t の関数で、 t から T (最大探索回数)まで増加するにつれて、 w^{max} から w^{min} へ値が変化するようにしている。

$$r * \frac{fitness(x_i)}{\sum_{j=1}^N fitness(x_j)} > r' \quad (2.3)$$

$$fitness(x_i) = \left(\sum_{k=1}^{\text{目的関数の数}} f_k(x_i) \right)^{-1} \quad (2.4)$$

$$v_i(t+1) = w_t r_3 (x_n(t) - x_i(t)) \quad (2.5)$$

$$w_t = w^{max} - (w^{max} - w^{min})(t/T) \quad (2.6)$$

このような特徴を持つFPOを組み合わせることで、FPO-MOPSO は問題解決を図ったが、移動可能な粒子が少なく行き先もランダムなため早期収束回避が安定しない。

2.3 改良 FPO-MOPSO

改良 FPO-MOPSO は、2.2 にて述べた問題点を改善するため、二つの変更点を追加した手法である。

一つ目の変更は、条件式(2.3)を式(2.7)のように、左辺に掛かっていた乱数 r を削除したことである。これにより、条件が緩和されるため、移動可能な粒子が増加した。

二つ目の変更は、速度の更新式(2.5)を式(2.8)のように、捕食者のPBに近づく項を追加したことである。ここで、 r_4 は $[0, 2]$ の乱数を表している。これにより、行き先が完全ランダムにはならないため、早期収束回避の安定性が増した。

しかし、実験によって「大域探索が不十分」であることが判明した。

$$\frac{fitness(x_i)}{\sum_{j=1}^N fitness(x_j)} > r' \quad (2.7)$$

$$v_i(t+1) = w_t r_3 (x_n(t) - x_i(t)) + r_4 (x_i^{pb}(t) - x_i(t)) \quad (2.8)$$

3. 提案手法

2.3 で述べた改良 FPO-MOPSO の問題点を踏まえ、本研究では MOPSO に対応するアーカイブに(1)リングトポロジーの関係を活用し、(2)アーカイブ更新とリーダー選出の仕組みを変更する[6]。以降、(1)、(2)の順に説明する。

(1) リングトポロジーの適用

リングトポロジーとは、円環状のネットワークのことで、正則グラフを用いて表現される。本研究では次数 4 のリングトポロジーを用いて、各粒子に近傍関係を与える。近傍関係を持つ粒子(以降、近傍粒子と呼ぶ)の間では探索空間上の距離に依らず、近傍内で最良な評価値の位置(Local Best, LB)を共有できる。また、各粒子に対応する個別のアーカイブ(サブアーカイブ)を与える。例として、粒子数が8の場合のリングトポロジーに基づく粒子とサブアーカイブの関係を図 3.1 に示す。ただし、 $subArc_i$ は粒子 i に対応するサブアーカイブを表している。

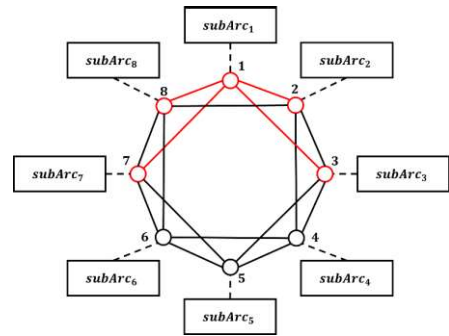


図 3.1 リングトポロジーに基づく粒子とサブアーカイブの関係

(2) アーカイブ更新とリーダー選出の仕様変更

アーカイブ更新とリーダー選出の概念図を図 3.2 に示す。図のように、サブアーカイブを更新する際は 5 つの近傍粒子の評価値を基に行い、リーダーを選出する際には該当の粒子の近傍粒子に対応する 5 つのサブアーカイブの中からLBを選出する。

そして、LB を選出できるようになったことに伴い、速度ベクトルの更新式を式(3.1)のように再定義する。ただし、 gb_L は GBL、 x_i^{lb} は LB、 r_5 は $[0, 2]$ の一様乱数を表している。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + r_1 (x_i^{pb}(t) - x_i(t)) + r_2 (gb_L(t) - x_i(t)) + r_5 (x_i^{lb}(t) - x_i(t)) \quad (3.1)$$

以上の変更により、各粒子はGBLに近づくように移動した上でLBにも近づくため、探索空間内を大域的に探索することができる。

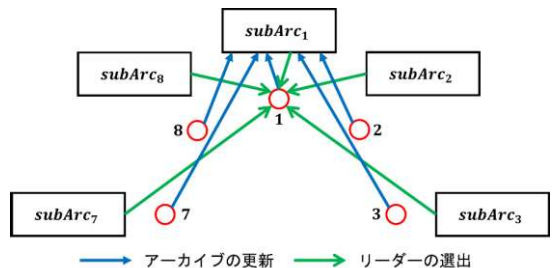


図 3.2 アーカイブ更新とリーダー選出の概念図

表 4.1 使用したベンチマーク関数

関数名	式	定義域
Rastrigin function	$F_1(\mathbf{x}) = 10D + \sum_{d=1}^D (x_d^2 - 10 \cos(2\pi x_d))$	$x_d \in [-5.12, 5.12]$
Ackley function	$F_2(\mathbf{x}) = 20 - 20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{d=1}^D x_d^2}\right) + e - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \cos(2\pi x_d)\right)$	$x_d \in [-5, 5]$
Griewank function	$F_3(\mathbf{x}) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{d=1}^D x_d^2 - \prod_{d=1}^D \cos\left(\frac{x_d^2}{\sqrt{d}}\right)$	$x_d \in [-5, 5]$
Alpine function	$F_4(\mathbf{x}) = \sum_{d=1}^D x_d \sin(x_d) + 0.1x_d $	$x_d \in [-10, 10]$
Sphere function	$F_5(\mathbf{x}) = \sum_{d=1}^D x_d^2$	$x_d \in [-5, 5]$

4. 実験と評価

4.1 実験内容

提案手法の性能を評価するため、コンピュータによるシミュレーションを行った。本シミュレーションでは、作成した二目的最適化問題を提案手法と従来手法(FPO-MOPSOと改良 FPO-MOPSO)に 100 回解かせ、結果として出力される GB の集合を比較する。ここで、シミュレーションで用いた二目的最適化問題を式(4.1)に示す。

$$\left. \begin{aligned} \min f_1(\mathbf{x}) &= x_0 \in [0, 1] \\ \min f_2(\mathbf{x}) &= g(\mathbf{x}) \left(1 - \sqrt{f_1(\mathbf{x})/g(\mathbf{x})}\right) \\ g(\mathbf{x}) &= 1 + F(x_1, x_2, \dots, x_D) \end{aligned} \right\} (4.1)$$

ただし、 \mathbf{x} は (x_0, x_1, \dots, x_D) の $(D + 1)$ 次元ベクトルで、本研究では $D = 10$ とする。また、 $F(\mathbf{x})$ は表 4.1 に示す 5 種類のベンチマーク関数 $F_1 \sim F_5$ を表していて、最適解は全て $\mathbf{x} = (0, 0, \dots, 0)$ 、最適評価値も全て $F(\mathbf{x}) = 0$ である。因みに $F_1 \sim F_4$ は多峰性関数で、 F_5 は単峰性関数である。

4.2 評価項目とパラメータ

本実験での評価項目は、アーカイブに保存されたパレート最適解(GB)の個数と被覆率(Cover Rate, CR)、優越個体割合(Ratio of Non-dominated Individuals, RNI)の三点とした。

ここで、CR とは一つの GB 集合を評価する際に用いる指標で、アーカイブ内を任意の数(本研究では GB の個数)で分割し、その分割領域に含まれる GB の割合を求めることで、GB のアーカイブ内での広がりや均一性を評価する。また、RNI は二つ以上の GB 集合を比較する際に用いる指標で、相手の GB 集合に対して優越されていない GB の個数を求めることで、GB の精度を評価する。値の範囲は両者とも $[0, 1]$ で、1に近づくほど良いと判断する。

そして、本実験で用いた各パラメータを表 4.2 に示す。

表 4.2 実験で用いた各パラメータ

粒子数	最大探索回数 T	w, w^{max}	w^{min}
100	200	0.9	0.4

4.3 実験結果及びその考察

100 回試行における各手法の数値結果を表 4.3 に示す。ただし、表中の Ave と Max はそれぞれ、100 回試行における個数と CR の平均値及び最大値を表している。また、各手法が得た GB 集合が互いをどの程度優越しているかを確認するため、 F_1, F_2, F_3, F_4, F_5 の場合で各手法が得られた GB 集合をそれぞれ、図 4.1, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 に示す。

まず、個数に関しては F_3 を除く全ての関数において、提案手法が最良値を得られている。これは、各粒子にサブア

表 4.3 100 回試行における各手法の数値結果

F	評価項目	FPO-MOPSO		改良 FPO-MOPSO		提案手法	
		Ave	Max	Ave	Max	Ave	Max
F_1	個数	5.62	12.0	5.71	12.0	11.32	18.0
	CR	0.676	1.00	0.660	1.00	0.472	0.714
	RNI	0.0		0.0		1.0	
F_2	個数	8.99	16.0	8.69	15.0	16.63	26.0
	CR	0.624	0.875	0.630	0.880	0.475	0.618
	RNI	0.0		0.0		1.0	
F_3	個数	69.56	84.0	70.10	85.0	31.8	50.0
	CR	0.642	0.729	0.650	0.720	0.502	0.633
	RNI	0.0		0.0		1.0	
F_4	個数	100.0	100.0	100.0	100.0	110.37	150.0
	CR	0.614	0.690	0.620	0.690	0.295	0.390
	RNI	0.0		0.0		1.0	
F_5	個数	5.83	15.0	5.35	13.0	12.04	21.0
	CR	0.662	1.00	0.660	1.00	0.426	0.750
	RNI	0.0		0.0		1.0	

アーカイブを持たせたことで、保存される GB にバリエーションが生まれたからだと考察する。 F_3 の場合で得られた個数が従来手法よりも少ない値だったことについては、 F_3 の形状が原因と考えられる。 F_3 もとい Griewank function は定義域内に多数の局所解を満遍なく持つ関数であるため、一部の粒子が早期収束してしまった可能性がある。

次に、被覆率に関しては全ての関数において、提案手法が最良値ではなかった。これは、提案手法が多くの GB を保存したことで、分割領域が増加したからだと考えられる。

そして、RNI に関しては全ての関数において、提案手法の RNI が 1.0 であった。これは、提案手法の GB 集合が従来手法の GB 集合を全て優越していることを意味する。また、各図の赤丸が示すように、いずれの場合においても提案手法の GB 集合が従来手法の GB 集合を大きく優越している。これは、各粒子が LB にも近づくように変更したことで、従来のような一点収束ではなくなり、大域的な探索を十分に行えるようになったからだと考えた。

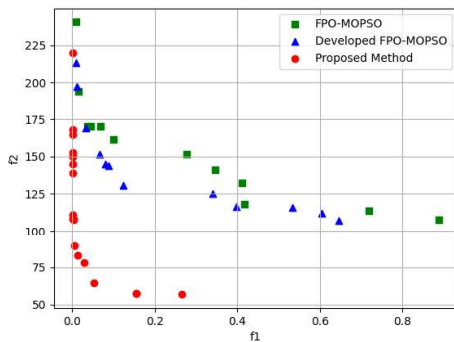


図 4.1 各手法が得られた GB 集合 (F_1 の場合)

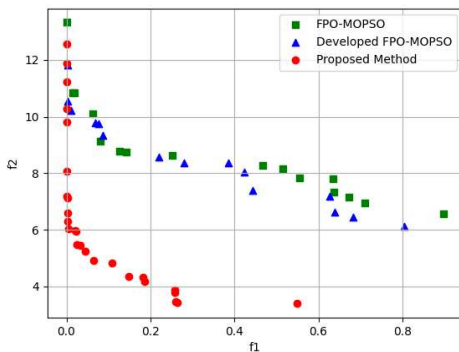


図 4.2 各手法が得られた GB 集合 (F_2 の場合)

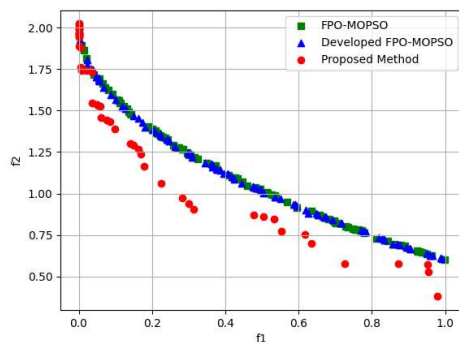


図 4.3 各手法が得られた GB 集合 (F_3 の場合)

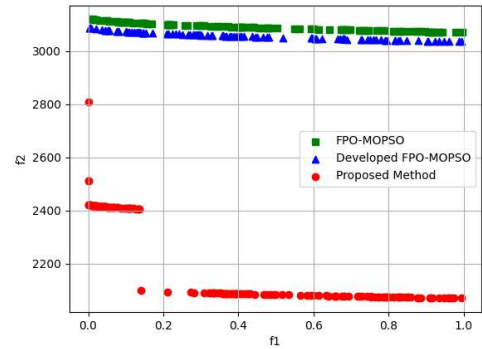


図 4.4 各手法が得られた GB 集合 (F_4 の場合)

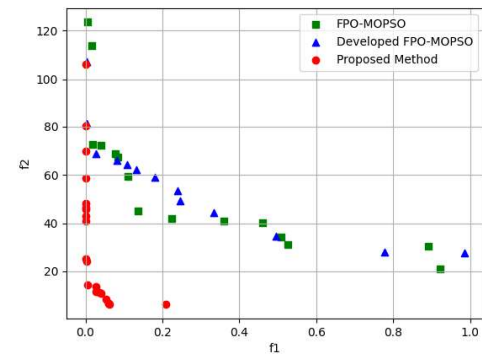


図 4.5 各手法が得られた GB 集合 (F_5 の場合)

以上のことから、提案手法は従来手法よりも精度の高いパレート最適解を多く得ることができたと判断する。

5. 結論

本研究では、改良 FPO-MOPSO にリングトポロジーを基にしたアーカイブを適用する手法を提案し、実験によって大域探索能力の向上を示した。したがって、本研究の目的である「改良 FPO-MOPSO の探索範囲を増やすこと」を達成できたと結論づける。

今後は、リングトポロジーとは異なるトポロジーを適用した場合における実験結果の違いを調査する予定である。

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] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks, Vol.4, pp.1942-1948 (1995).
- [2] 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).
- [3] J. Prakash, P. K. Singh and A. Kishor, "Integrating fitness predator optimizer with multi-objective PSO for dynamic partitioned clustering", Progress in Artificial Intelligence, Vol.8, pp.83-99 (2019).
- [4] S. Yang and Y. Sato, "Fitness predator optimizer to avoid premature convergence for multi-model problems", IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp.258-263 (2014).
- [5] 室澤 亮介, 齋 明連, 横山 孝典, "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", 第 84 回全国大会講演論文集, Vol.2022(1), pp.391-392 (2022).
- [6] M. Yamamoto, T. Uchitane and Toshiharu Hatanaka, "An experimental study for multi-objective optimization by particle swarm with graph-based archive," 2012 Proceedings of SICE Annual Conference (SICE), pp. 89-94 (2012).