

距離ベース排他戦略導入によるニッチ花火アルゴリズム

余俊[†], 高木英行^{††},

九州大学大学院芸術工学府[†], 九州大学大学院芸術工学研究院^{††},

1 はじめに

多くの実最適化問題は多峰性であり、時には大局的最適解を求めるだけでなく多くの局所最適解を求めることも必要になる。これまで混雑度³⁾, fitness分配⁴⁾, 決定論的混雑度⁸⁾, 負荷軽減¹⁾, クラスタリング¹³⁾, 制約付きトーナメント選択⁵⁾, clearing¹¹⁾, 並列化²⁾, 種分化⁶⁾伸縮¹⁰⁾, など多くのニッチ法が提案されてきた。これらの方法は十分な性能を示してはいるものの、多くの局所最適解を求めるための新たなパラメータが導入されており、複雑度も計算コストも増えることになった。

本論文の主目的は、距離ベースの排他戦略を導入することで花火アルゴリズム (fireworks algorithm: FWA)¹²⁾ をニッチ対応できるように拡張することである。提案戦略は、花火個体が同じ領域を探索せず異なる最適解へ向かうように働き、ニッチ探索を可能にする。本論文では、提案戦略の性能と応用性を解析し、今後の課題についても述べる。

2 花火アルゴリズム

花火が打ち上げられるとその周りに多くのスパークが生成され、美しい花火模様が夜空に広がる。この花火の炸裂から、特定探索点 (花火個体) の周辺をスパーク個体が探索することに見立てて大局的最適解を目指すFWAアルゴリズムが提案された¹²⁾。Fig. 1は、炸裂、突然変異、選択の3演算からなる従来のFWAを示している。

3 距離ベース排他戦略

一つの花火個体とその周辺に生成されるスパーク個体は同じニッチ領域を探索する花火個体グ

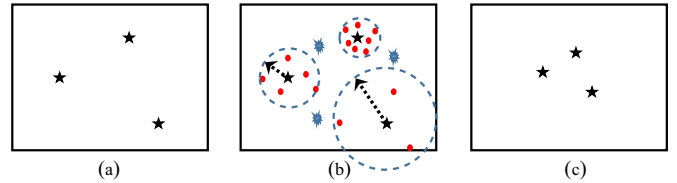


Fig. 1 FWAの探索過程. 黒い星印は花火個体, 赤点は生成されたスパーク個体, 変形青色点は突然変異のスパーク個体を表す. (a) ランダムに花火個体を生成, (b) 花火個体の周辺にスパーク個体を生成し, 突然変異スパーク個体も生成, (c) 前述(b)の全個体の中から次世代の花火個体となる個体を選択し次世代へ進む. 終了条件が満たされるまで, ステップ(b)と(c)を繰り返す.

ープと言える。スパーク個体を別のニッチ領域に振り替えるとしても新たな演算が必要になる訳ではない。提案手法の核となる考えは、各ニッチ領域に個体を生成し、領域を重複しないようにして花火個体グループ単位で個別に探索させることである。最終的には、これら花火個体グループは各ニッチ領域の局所最適解に辿り着く。

以下に提案戦略の実現方法を述べる。キーポイントは花火個体間の重複探索をいかに避けるかである。この目的のために、我々は距離ベースの排他戦略を提案する。各花火個体にはfitnessに応じて決められる炸裂半径 (探索範囲の半径) があるので、新規パラメータを導入することなく容易に重複検出ができる。すなわち、花火個体間のユークリッド距離が両花火個体の炸裂半径の和よりも小さければ重複探索あり、と判断できる (Fig. 2)。

各花火個体と、当該花火個体よりもfitnessが良い他のすべての花火個体との距離を計算し、上記判定法で探索領域が重複している場合には、fitnessが悪い花火個体をマークする。すべての花火個体のチェックを終えてからマークした花火個体を削除し、式(1)の対称点ベース生成戦略で代替花火個体を新規生成する。

Niche Fireworks Algorithm by Distance-based Exclusive Strategy

[†] Jun YU (yujun@kyudai.jp)

^{††} Hideyuki TAKAGI

(<http://www.design.kyushu-u.ac.jp/~takagi/>)

Graduate School of Design, Kyushu University ([†])

Faculty of Design, Kyushu University (^{††})

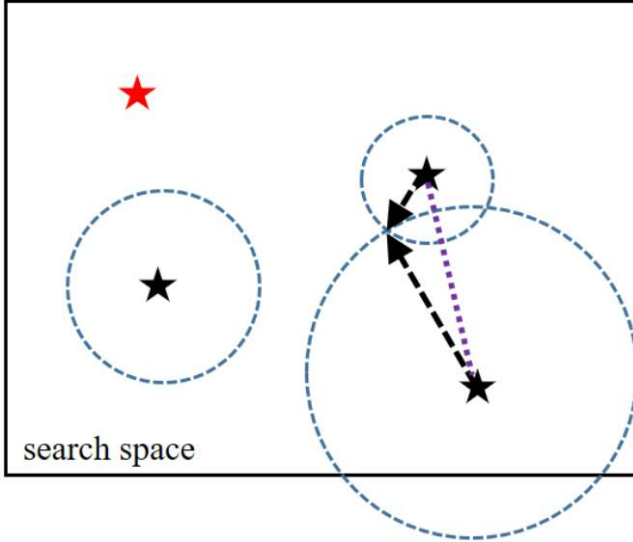


Fig. 2 提案の距離ベース排他戦略の例. 二つの花火個体の炸裂半径が重なると (黒の点線の距離和が紫の点線よりも長くなると) fitnessの悪い花火個体はその局所領域から削除される. 次に, 対称点ベース生成戦略に基づいて新しい花火個体 (赤の星印) が生成され, 削除された花火個体の炸裂演算を引き継ぐ.

$$x_{opposite}^j = X_{max}^j + X_{min}^j - x_i^j \quad (1)$$

ここで i と j は, 第 i 番目花火個体とその j 番目の次元を示す. X_{max}^j と X_{min}^j は, j 番目次元変数の上限と下限を示す. したがって x_i^j と $x_{opposite}^j$ は探索空間の中心に対して対称になる.

次に解決すべきは, いかにニッチ領域を扱うかである. ランダム選択と距離ベース選択はオリジナルFWAや多々あるその改良版FWAでも広く使われているが, これらの選択法は多様性を失いがちで, そのためにニッチ領域での探索能力も失われやすくなる.

そこで, 多様性を最大にし局所領域の花火個体を次世代に残してより一層の局所探索ができるよう局所探索ベース選択戦略¹⁴⁾を用いる. この提案法をFWAに組み込んだ計算フローをアルゴリズム1に示す.

4 評価実験

CEC2015ニッチベンチマーク関数⁷⁾ から次元の異なる8関数を評価実験に用いる. これらの関数は実数値単目的最適化用に設計された関数である. これらのfitness景観の特徴にはシフト, 回転, 組合せ, 多峰性がある. enhanced FWA

Algorithm 1 FWAに提案戦略を組み込む枠組み. Step 4–10が提案戦略

- 1: n 個の花火個体のランダム初期化.
- 2: 各花火個体のfitness計算.
- 3: **while** 終了条件に達するまで **do**
- 4: **for** $i = 0; i < n; i++$ **do**
- 5: 炸裂半径が他の花火個体の領域と重なっていないかのチェック.
- 6: **if** 重複がある **then**
- 7: fitnessの劣る花火個体をマーク.
- 8: **end if**
- 9: **end for**
- 10: マークした花火個体を対称点ベース生成戦略で生成した新花火個体で置き換える.
- 11: 各花火個体の周辺にスパーク個体を生成.
- 12: Gauss突然変異でGaussスパーク個体の生成 (optional).
- 13: **if** 対策範囲外にスパーク個体が生成される **then**
- 14: マッピング規則で探索範囲内に折り返す.
- 15: **end if**
- 16: 各生成スパーク個体のfitness値を求める.
- 17: 局所最適解ベースの選択戦略で次世代用の n 個の新花火個体を選択.
- 18: **end while**
- 19: 終了.

(EFWA)¹⁵⁾を用い, 提案手法の有無による比較を行って評価をする.

fitness計算回数に対するfitness収束で評価を行う. 異なる次元数の各関数を30試行し, 局所最適値との差が 10^{-4} 以内になれば収束したと判断する. fitness計算回数の上限を $20,000D$ (D は次元数)とする. 停止条件時にFriedman検定とHolmの多重比較を行う. Table 1は, 最適解の平均検出数の検定結果である.

評価には, 提案手法の有無だけでなく, 代表的なニッチ手法の一つであるfitness分配法⁴⁾とも比較する (EFWA vs. EFWA+提案手法 vs. EFWA+fitness分配法). fitness分配法の基本的な考え方は, 各局所解領域での資源 (例えばfitness) に制約を導入して他個体に分配し, 個体群の冗長探索を減らそうとするものである. すべての次元の探索範囲が $[-100,100]$ に制約されているため, 本評価実験ではfitness分配を行うニッチ半径を5に固定する. これは, 二つの花火個体間距離が

このニッチ半径以下であれば、同じ領域内にあるとしてfitness分配を行う。炸裂演算を行う前にfitness分配を行い、これら花火個体のfitness値を変更する。変更したfitness値でスパーク個体数と炸裂半径を決める。これがEFWAへのfitness分配法の組み込み方法である。

Table 1 停止条件時での3手法が見つけた平均局所最適解数のFriedman検定とHolmの多重比較による有意差検定結果。 $A \gg B$ と $A > B$ は各々、 A が B よりも有意水準1%と5%で有意に良いことを示し、 $A \approx B$ は平均的には A が B よりも良いが有意差は認められなかったことを示す。 Proposal, EFWAWithFS, EFWA は、各々、 EFWA+提案手法, EFWA+ fitness分配法, EFWAのみ、を示す。

No.	次元数	統計検定結果
F1	5	EFWA+FS \approx EFWA+提案 \approx EFWA
	10	EFWA+FS \approx EFWA+提案 \approx EFWA
	20	EFWA+FS \approx EFWA+提案 \approx EFWA
F2	2	EFWA+提案 \gg EFWA+FS \approx EFWA
	5	EFWA+提案 \gg EFWA+FS \approx EFWA
	8	EFWA+提案 \gg EFWA+FS \approx EFWA
F3	2	EFWA+提案 \gg EFWA+FS \approx EFWA
	3	EFWA+提案 \gg EFWA+FS \approx EFWA
	4	EFWA+提案 \approx EFWA \approx EFWA+FS
F4	5	EFWA \approx EFWA+提案 \approx EFWA+FS
	10	EFWA \approx EFWA+提案 \approx EFWA+FS
	20	EFWA \approx EFWA+提案 \approx EFWA+FS
F5	2	EFWA+提案 \gg EFWA \approx EFWA+FS
	3	EFWA+提案 \gg EFWA \approx EFWA+FS
	4	EFWA+提案 \gg EFWA \approx EFWA+FS
F6	4	EFWA+提案 \gg EFWA \approx EFWA+FS
	6	EFWA+提案 \gg EFWA \approx EFWA+FS
	8	EFWA+提案 \gg EFWA \approx EFWA+FS
F7	6	EFWA \approx EFWA+FS \approx EFWA+提案
	10	EFWA \approx EFWA+FS \approx EFWA+提案
	16	EFWA \approx EFWA+FS \approx EFWA+提案
F8	2	EFWA+提案 \gg EFWA+FS \approx EFWA
	3	EFWA+提案 \gg EFWA \approx EFWA+FS
	4	EFWA+提案 \gg EFWA \approx EFWA+FS

5 考察

提案戦略の優位性について考察する。提案手法は、各花火個体が異なるニッチ領域に散らばるようにし、FWAの炸裂範囲（探索範囲）を重複なくフルに使う。各花火個体グループ内のみで選択演算を行うことで多くのニッチ領域を維持・探索できる。

他のニッチ手法に比較し、提案手法は、局所で

のFWA炸裂演算をニッチ探索として扱うため、異なるニッチ領域に個体を分けるような新しいパラメータを導入しない。FWAの探索範囲が重なる場合、提案手法は新しい花火個体を生成するためその分のfitness計算が増える。しかし、同じ局所領域を探索する複数の花火個体を繰り返し排除していくので、新しく生成された花火個体は未探索領域を担当することになる可能性が高くなる。

さらに提案手法では、最適領域の花火個体が常に維持されるので、探索的に望み薄い領域程高い確率で探索領域から淘汰されていく。そのため提案手法は、同じ領域を繰り返し探索することを避けてfitness計算コストの増加を抑えつつ、複数のニッチを維持できる。 *low risk, high return* 戦略と言える。

第2に、提案手法の可能性と利用可能性について考察する。提案戦略は本論文のEFWAに限らずどのようなFWAの改良版に対しても容易に組み合わせ可能で、各FWA本来の枠組みを変えることなく異なるニッチ領域の探索を可能にする。さらに、他のECアルゴリズムと組み合わせられるよう拡張も可能であろう。例えば、PSOの各粒子には最大進化ステップ（最大速度）があり、同じ領域に他の粒子がいるかどうかを判定している。

本論文では新しい花火個体を生成するために対称点ベース生成戦略を用いたが、ランダム生成法やForexトレード戦略生成法⁹⁾など、他の個体生成法でも構わない。異なる探索状態でどのように適切に新花火個体を生成するかは今後の研究課題となろう。このように提案戦略は柔軟性と今後の可能性に富んでいると言える。

提案戦略の性能解析のためにFriedman検定とHolmの多重検定を行った。検定結果から提案戦略は全ベンチマーク関数でFWAの性能を劣化させることなく、特に、 F_2, F_3, F_5, F_6, F_8 で満足すべき性能が得られたことを確認できた。

一方、従来の代表的ニッチ手法のfitness分配法は際立ったニッチ探索性能を示すことができなかった。これはスパーク個体数に比較して花火個体数が相対的に少ないからであると思われる。fitness分配法は同じ領域で繰り返し探索しないように花火個体の資源（スパーク個体数と花火個体の炸裂半径）を調整するものの、EFWAの選択演算のために複数のニッチ領域での探索を維持できず同じ局所領域に収束する花火個体を生成してしまったからであると思われる。逆に

このことから、我々の提案法は多様性をよく維持できているともいえる。

F_1 と F_4 は一つの大局的最適解と複数の局所解を持つ関数であるが、三つのアルゴリズムはどれも大局的最適解に辿り着くことができなかったが、これらの関数の大局的最適解は探索が困難であるからであるからかもしれない。

提案手法は F_7 には有効に働かなかった。その理由はまだはっきりとしておらず、今後の課題として解析を続ける予定である。そのことが、多峰性問題の最適化により有用な戦略の設計に役立つものと考えられる。

6 結論

多峰性問題解決のために距離ベースの排他戦略をFWAに導入した結果、各個体は異なるニッチ領域に留まりその領域の最適解に収束できるようになった。評価実験を通して、提案戦略の有効を確認し、FWAを局所探索のニッチ手法にすることができた。

今後は、最適化問題のfitness特性を考慮し、提案手法の性能改善にEC探索過程の情報を使ってより知的な手法に改良していく予定である。

謝辞

本研究はJSPS科学研究費（課題番号18K11470, 17H06197）の支援を受けた。

参考文献

- 1) D. Beasley, D. R. Bull, and R. R. Martin, "A sequential niche technique for multimodal function optimization," *Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 2, pp. 101–125 (1993).
- 2) M. Bessaou, A. Petrowski, and P. Siarry, "Island model cooperating with speciation for multimodal optimization," 6th Int. Conf. on Parallel Problem Solving from Nature, Paris, France, pp.437–446 (Sept., 2000).
- 3) K. A. De Jong, "An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems," Ph.D. dissertation, University of Michigan (1975).
- 4) D. E. Goldberg and J. Richardson, "Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization," 2nd Int. Conf. on Genetic Algorithms and Their Application, pp. 41–49, Cambridge, MA, USA (July, 1987).
- 5) G.R. Harik, "Finding multimodal solutions using restricted tournament selection," 6th Int. Conf. on Genetic Algorithms, pp. 24–31, Pittsburgh, PA, USA (July, 1995).
- 6) J.-P. Li, M. E. Balazs, G. T. Parks, and P. J. Clarkson, "A species conserving genetic algorithm for multimodal function optimization," *Evolutionary Computation*, vol. 10, no. 3, pp. 207–234, (2002).
- 7) B.Y. Qu, J.J. Liang, P.N. Suganthan and Q. Chen, "Problem definitions and evaluation criteria for the CEC2015 competition on single objective multi-niche optimization," Technical Report 201411B, Computational Intelligence Laboratory Zhengzhou University, Zhengzhou China and Technical Report, Nanyang Technological University, Singapore (Nov., 2014).
- 8) S. W. Mahfoud, "Crowding and preselection revisited," *Parallel problem solving from nature 2*, Brussels, Belgium, pp. 27–36 (Sept., 1992).
- 9) P. B. Myszkowski and A. Bicz, "Evolutionary algorithm in Forex trade strategy generation," the International Multiconference on Computer Science and Information Technology, pp. 81–88, Wisla, Poland (Oct., 2010).
- 10) K. E. Parsopoulos and M. N. Vrahatis, "On the computation of all global minimizers through particle swarm optimization," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 8, no. 3, pp. 211–224 (2004).
- 11) A. Petrowski, "A clearing procedure as a niching method for genetic algorithms," *IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation*, pp. 798–803, Nagoya, Japan (May, 1996).
- 12) Y. Tan and Y. Zhu, "Fireworks algorithm for optimization," 1st Int. Conf. on Swarm Intelligence, pp. 355–364, Beijing, China (June, 2010).
- 13) X. Yin and N. Gernay, "A fast genetic algorithm with sharing scheme using cluster analysis methods in multi-modal function optimization," *Int. Conf. on Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms*, Innsbruck, Austria, pp. 450–457 (April, 1993).
- 14) J. Yu and H. Takagi, "Acceleration for Fireworks Algorithm Based on Amplitude Reduction Strategy and Local Optima-based Selection Strategy," 8th Int. Conf. on Swarm Intelligence, pp.477–484, Fukuoka, Japan (July, 2017).
- 15) S. Zheng, A. Janecek and Y. Tan, "Enhanced fireworks algorithm," *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 2069–2077, Cancun, Mexico (June, 2013).