

花火個体数の適応型花火アルゴリズム

余, 俊
日本学術振興会 : 特別研究員

高木, 英行
九州大学大学院芸術工学研究院

<https://hdl.handle.net/2324/2545078>

出版情報 : 2019-12-14. 進化計算学会
バージョン :
権利関係 :



花火個体数の適応型花火アルゴリズム

余俊[†], 高木英行^{††}

JSPS 特別研究員 PD (九州大学)[†], 九州大学大学院芸術工学研究院^{††}

1 はじめに

実世界の最適化問題は益々複雑さを増し、従来型の手法では、強制約付最適化、大規模最適化、微分不可などの色々な特性を持つ問題を効率的に解くことが困難になって来ている。個体群ベースの進化計算は最適化対象問題の先験的知識を利用せずに適用できるため、このような問題にも広く適用可能で、これまでに数10の進化計算アルゴリズムが提案されてきた。今日では重要な最適化手法となり、多くの場合色々な最適化問題で際立った性能を示すまでになっている。さらに、これらのアルゴリズムの性能改善のために色々な手法や戦略も提案され、改良されてきている。

花火アルゴリズム (FWA)¹⁾ もこのようなアルゴリズムの一つで、多くの研究者が改良や応用に関わってきている。例えば、enhanced FWA (EFWA)²⁾ ではFWAの限界を克服すべく五つの新しい修正を導入している。その後も、多峰性問題³⁾、多目的最適化⁴⁾、大規模問題⁵⁾などの多くの問題解決のために様々な効果的な手法が導入されている。実問題にも適用されている。FWAやその改良版は概して十分な性能を發揮しているとは言えるが、しかし、まだ改良の余地がないわけではない。

本論文の第1の目的は、探索世代が進むにつれて最適化探索状況が異なってきても高い性能を維持するよう、花火個体数を適応的に変化させる手法をFWAに導入することである。提案は、最適個体を更新する時に花火個体数を小さくすることで局所領域での探索速度を改善したり、初期花火個体数よりも多い花火個体数をランダムに生成追加して、FWAが局所最適解領域に陥った時に抜け出しやすくしたりする。第2の目的は、提案

手法の性能を解析し、適用できる状況を明らかにし、今後の議論の題材を提供することである。

2 花火アルゴリズム

花火の炸裂にヒントを得たFWAでは、大局的最適解探索のために複数の花火個体とその周辺に散らばるスパーク個体とが協力し合う様子を繰り返しシミュレーションする。ここで、個々の花火個体は、fitnessに応じた炸裂範囲内にfitnessに応じた数のスパーク個体を生成する。花火個体のfitnessが良い程、狭い炸裂範囲内に多くのスパーク個体を生成する。このように、花火個体の探索パラメータを制御することで、広域探索と局所探索のバランスを取る。

多くの進化計算アルゴリズムと同様に、FWAでも複数の花火個体をランダムに生成して初期個体群を構成し、全花火個体の探索パラメータ、すなわち各花火個体のスパーク個体数と炸裂範囲、はfitnessのみによって決定される。続いて、炸裂演算で有望な局所領域を探し、ガウス突然変異で多様性を増す。最後に、全個体中の最良個体がエリート個体として次世代に残り、他個体は距離の確率に応じてランダムに選択されて次世代に残る。上記炸裂演算と選択演算は終了条件が満たされるまで繰り返される。Fig. 1に、四つの主要演算（初期化、炸裂、突然変異、選択）から成るFWAの標準的最適化過程を示す。

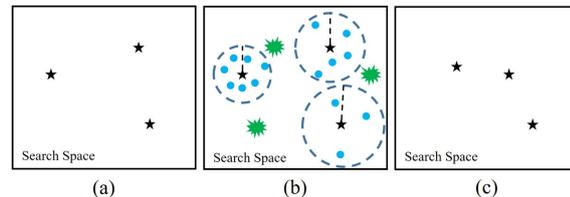


Fig. 1 FWAの探索過程. (a) 初期花火個体をランダムに生成, (b) 炸裂スパーク個体 (青●) と突然変異スパーク個体 (緑の不規則形状点) を生成, (c) 次世代花火個体を(b)の全個体から選択する. (b)と(c)を終了条件に達するまで繰り返す.

Fireworks Algorithm with an Adaptive Population Size

[†] Jun Yu (yujun@kyudai.jp)

^{††} Hideyuki Takagi (h.takagi.457@m.kyushu-u.ac.jp)

JSPS Research Fellow PD, Kyushu University ([†])

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

3 適応花火個体数戦略

FWAは解候補のfitnessを徐々に向上させるために実際の花火の炸裂を模擬しているため、多くの計算資源は少数花火個体から生成される多くのスパーク個体のfitness計算に使われる。一般にスパーク個体数は花火個体数の数倍から10倍程になる。各世代の総個体数が同じであるとするならば、花火個体数が少ない程各花火個体が多くのスパーク個体を生成してもよくなる。逆に言えば、各花火個体に少しのスパーク個体を割り当てるのであれば、炸裂範囲は相対的に小さくした花火個体の数を増やすことができる。このことから、個体数がFWAの性能に影響を与える重要な要因であることが推察される。

提案手法は、花火個体数を増減させる二つの場合に分けられる。最初の試みとして、現最適個体が更新されるかどうかを花火個体数調整の指標にならないかを確認する。この指標が更新されるということは、現花火個体群がより有望探索領域を見つける可能性が高いと言える。花火個体数を減らすことは、局所探索能力を一層強調することになる。なぜならば、各花火個体の局所領域にはより多いスパーク個体が割り振られて探索することになるからである。指標が更新されない場合は、現個体群が局所最適解領域に捕まっていて脱出が難しくなっていると考えられるので、花火個体数を増やすことで広域探索能力が向上し、局所領域から抜け出やすくなる。Fig. 2はこの二つの場合を示している。

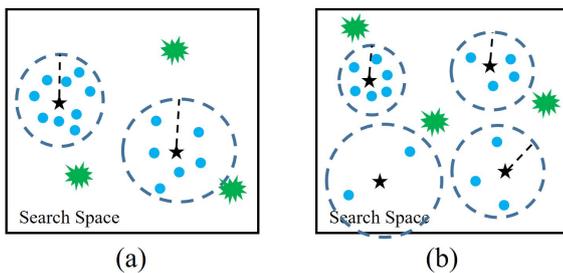


Fig. 2 花火個体数変化の効果. (a) 花火個体数減少（各花火個体周辺のスパーク個体数増加）による局所領域の探索高速化, (b) 花火個体数増加（各花火個体周辺のスパーク個体数減少）による探索領域の拡大と局所領域での停滞防止.

他の進化計算手法では多くの適応パラメータ方式が提案されているが、ここでは、花火個体数の増減に線形増加法とランダム法を採用し、

各々を規則1と2にまとめる。各世代でのfitness評価回数を同じにするために、スパーク個体数の増減を花火個体数の変化に応じて行う。すなわち、花火個体数を k 個増加（削減）すると、スパーク個体も k 個削減（増加）する。

規則 1: 次世代花火個体数を（現花火個体数-1）個にする。花火個体数が小さくなりすぎないように、初期花火個体数の半分を下限とする。花火個体数が下限に達すると、規則2が実行されるまで花火個体数を変更しない。

規則 2: 初期花火個体数とその1.5倍の上限の間で、次世代花火個体数をランダムに決定する。さらに、局所領域をすばやく脱け出すために炸裂範囲を2倍にする修正も行う。

4 評価実験

多くのFWAの改良型が提案されているが、その中から強力なEFWAをベースラインFWAとして提案手法との組み合わせの有無を30試行で評価する。評価には、CEC2013ベンチマーク関数⁶⁾から28関数×3種類の次元数(2-D, 10-D, 30-D)×30試行を用いる。実験に用いたEFWAの実験条件をTable 1に示す。この表中の a と b は、EFWA論文²⁾で使われているスパーク個体数の制御用パラメータである。

Table 1 実験に用いたEFWAのパラメータ.

パラメータ	値
花火個体数（全次元で共通）	10
スパーク個体数	50
Gauss突然変異数	5
係数パラメータ	$a = 0.04$ $b = 0.2$
花火個体の最大探索半径	40
タスク次元数 D	2-D, 10-D, 30-D
終了条件 (2-D, 10-D, 30-D)	1,000
タスクでの最大fitness評価回数)	10,000 40,000
花火個体数の下限	5
花火個体数の上限	15

終了条件には、上限世代数ではなく上限fitness評価回数を用い、終了時の両者のfitnessの有意差をWilcoxonの符号検定で検定する。検定結果をTable 2に示す。

5 考察

まず提案手法の優位性について考察する。FWAは一つの花火個体が複数のスパーク個体を生成

Table 2 EFWAとProposal (EFWA+提案の適応花火個体数法)の終了条件時での最良fitness平均値のWilcoxon符号検定結果. $A \gg B$ と $A > B$ は, A が B より危険率1%と5%で各々有意に良いことを示す. $A \approx B$ は, 数値的には A が B より良いが, 有意な差ではないことを示す.

	2D	10D	30D
F_1	Proposal \gg EFWA	EFWA \gg Proposal	EFWA \gg Proposal
F_2	Proposal \approx EFWA	Proposal $>$ EFWA	Proposal $>$ EFWA
F_3	Proposal $>$ EFWA	Proposal \gg EFWA	Proposal \gg EFWA
F_4	EFWA \approx Proposal	EFWA \approx Proposal	Proposal \gg EFWA
F_5	Proposal \approx EFWA	Proposal \gg EFWA	Proposal \gg EFWA
F_6	EFWA \approx Proposal	Proposal $>$ EFWA	Proposal $>$ EFWA
F_7	Proposal \approx EFWA	Proposal \gg EFWA	Proposal $>$ EFWA
F_8	Proposal $>$ EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA
F_9	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{10}	Proposal \gg EFWA	Proposal \gg EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{11}	Proposal \gg EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal $>$ EFWA
F_{12}	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{13}	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{14}	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA
F_{15}	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA
F_{16}	EFWA \gg Proposal	EFWA \approx Proposal	EFWA \gg Proposal
F_{17}	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{18}	Proposal \approx EFWA	Proposal \gg EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{19}	EFWA \approx Proposal	Proposal \gg EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{20}	Proposal \gg EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA
F_{21}	EFWA \approx Proposal	EFWA \approx Proposal	EFWA \gg Proposal
F_{22}	Proposal $>$ EFWA	Proposal \approx EFWA	Proposal $>$ EFWA
F_{23}	Proposal \approx EFWA	EFWA \approx Proposal	EFWA \approx Proposal
F_{24}	EFWA \approx Proposal	Proposal $>$ EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{25}	Proposal \approx EFWA	Proposal \gg EFWA	Proposal \approx EFWA
F_{26}	EFWA \approx Proposal	Proposal \approx EFWA	Proposal \approx EFWA
F_{27}	Proposal \approx EFWA	Proposal $>$ EFWA	Proposal \gg EFWA
F_{28}	EFWA \approx Proposal	Proposal \gg EFWA	Proposal $>$ EFWA

する1対多の生成関係があるので, 花火個体数のゆらぎは各花火子個体周辺に割り当てるスパーク個体の再配分につながり, 花火個体の炸裂範囲にも影響を与える. つまり花火個体数の変化は, FWA性能に影響を与える中核要素である炸裂演算にも間接的に影響を与える. 花火個体数+スパーク個体数の総数は同じなので, 花火個体数が少なくなると花火個体に割り振られるスパーク個体数が増えるので, 花火個体の局所探索領域をよりよく探索するようになる. 一方, 花火個体数を増加させるということは, 広域探索能力を向上させることになる. このように提案手法は異なる最適化タスク, 同じタスクでも異なる探索世代に応じて動的に花火個体数を調整することで, 広域探索能力と局所探索能力のバランスを取ることができる. さらに提案手法は, fitness計算回数を増加させず, CPU時間の増加はあるものの, 性能増加の点からみれば無視でき

るほどである. つまり, low-cost, high returnの手法であると言える.

第2に, 提案手法の適用可能性について考察する. 今回実験の評価ベースラインとして用いたEFWAに限らず, dynamic FWAや適応FWA⁷⁾など他の改良型FWAアルゴリズムなどのどのようなFWAを使っても, それらの最適化の枠組みを変更することなく提案手法を組み合わせたことができる. さらに, 他の個体数調整手法も提案方法に組み入れることができる. 例えば, 非線形減少(増加)法などを, 今回の実験で用いた個体数増減残法, すなわち線形減少法とランダム法の代わりに用いてもよい. このように, 今回の提案手法には, 色々性能改善の余地が残されている.

第3に, 提案手法のさらなる性能改善に可能性のありそうな方法について考察する. 適切でない個体数は収束の妨げにもなり得るので, 探索世代全体に亘って如何に適切な花火個体数を維持するかが, 今後の優先度の高い研究方向になる. 提案手法では, 最適個体が更新されるかどうかを見て次世代の花火個体数を決定する. しかし, ノイズを含んだ問題の特性を把握し, 正しい決定をするような演算が度々行えるわけではない.

それに代わる方法として, 連続する複数世代での指標の更新を見ながら花火個体数を調整する方法が考えられる. この方法は, 局所領域での情報更新状況が理解しやすいだけでなく, CPU計算コストを軽減することも可能である.

更に, より適切に花火個体数を決めるために多くの指標を加えることも検討している. 例えば, 個体分布と拡がり情報は, 不要な探索を避け次世代での花火個体数を増やす場合はどのあたりに増やすか, 減らす場合はどのあたりの花火個体を減らすかの決定に役立つ. このように, 異なる状況に応じていかに花火個体数を調整するかが今後の我々の課題の一つである.

最後に, 前節の評価実験では, 終了条件時でEFWAと(EFWA+提案手法)の最良fitnessの30試行平均にWilcoxon符号検定を行った. その結果, 提案手法は性能改善に有効であり, 特に次元数が高い場合に顕著になった. しかし, F_{16} と F_{21} では逆効果になった. これら両関数は多くの局所解があり, 周辺の局所領域とは異なる特性を持つという性質があるが, このようになった理由を深く検討し, 今後の提案手法の改善に努める必要がある.

6 結論

異なる最適化状況に応じてリアルタイムに花火個体数を調整するFWAのための適応手法を提案した。花火個体数を小さくすることは局所探索能力を向上させて収束速度を向上させ、花火個体数を大きくすることは広域探索能力を向上させて多様性を維持し、局所最適解領域から抜け出すことに役立つ。評価実験から提案手法は特に高次元問題においてFWA性能を有意に向上させることを示した。

今後、花火個体数とスパーク個体数の分布関係がFWA性能にどのように影響するかの研究を継続し、探索過程で得られる情報を基にした計算資源の効果的な割当についての手法を提案するつもりである。

謝辞

本研究はJSPS科学研究費（課題番号 18K11470, 19J11792）の助成を受けたものである。

参考文献

- 1) Y. Tan and Y. Zhu, “Fireworks algorithm for optimization,” The First International Conference on Swarm Intelligence, Beijing, China, pp. 355–364 (2010).
- 2) S. Zheng, A. Janeczek, and Y. Tan, “Enhanced fireworks algorithm,” 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Cancun, Mexico, pp. 2069–2077 (2013).
- 3) J. Yu, H. Takagi, and Y. Tan, “Fireworks algorithm for multimodal optimization using a distance-based exclusive strategy,” 2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Wellington, New Zealand, pp. 2215–2220 (2019).
- 4) L. Liu, S. Zheng, and Y. Tan, “S-metric based multi-objective fireworks algorithm,” 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Sendai, Japan, pp. 1257–1264 (2015).
- 5) H. Luo, W. Xu, and Y. Tan, “A discrete fireworks algorithm for solving large-scale travel salesman problem,” 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Rio de Janeiro, Brazil, pp. 1–8 (2018).
- 6) J. Liang, B. Qu, P. N. Suganthan, and G. H. Alfredo, “Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2013 special session on real-parameter optimization.” http://al-roomi.org/multimedia/CEC_Database/CEC2013/RealParameterOptimization/CEC2013_RealParameterOptimization_TechnicalReport.pdf (2013).
- 7) J. Li, S. Zheng, and Y. Tan, “Adaptive fireworks algorithm,” 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Beijing, China, pp. 3214–3221 (2014).