

複数許容解を探索する改良型 ABC アルゴリズム

西元 雅明[†] 宇谷 明秀[‡] 山本 尚生[‡]

東京都市大学大学院工学研究科[†] 東京都市大学知識工学部[‡]

1. はじめに

一般に、多くの局所解を持つ多峰性関数の大域的最適解を現実的な計算時間内に求めることは困難である。代表的なメタヒューリスティクスの1つとして、群知能アルゴリズムに分類される粒子群最適化(Particle Swarm Optimization; PSO)アルゴリズム[1]がある。PSO アルゴリズムは、制約条件なしに連続型多峰性関数の最適化問題に適用することができる。設計変数間に依存性があるような場合でも効率的な解探索が可能である。しかし、問題の高次元化に伴い、探索性能が低下することが指摘されている。最近、蜜蜂の行動に着想を得た群知能アルゴリズムとして、Artificial Bee Colony(ABC)アルゴリズム[2]が提案され、PSO アルゴリズムよりも高次元最適化問題に対する解探索性能が優れていることが報告された。

現実の設計問題では、実用的な観点から1つの大域的最適解よりも許容できる複数の準最適解を提示することの方が望ましい場合も多い。本研究では、高次元の最適化問題において PSO アルゴリズムよりも解探索性能が優れている ABC アルゴリズムに着目し、1つの大域的最適解ではなく、許容できる(設計条件を満たす)複数解を効率的に求めることを目的とした改良型 ABC アルゴリズムを提案する。

2. 提案アルゴリズム

本研究では、高次元最適化問題に対するさらなる解探索性能の向上を目的として、以下の4つの改善策を加えたアルゴリズムを提案する。この提案アルゴリズムは、ABC アルゴリズムの持つ大域的な解探索能力を十分に機能させることを主目的にし、さらに大域探索と局所探索のバランスを調整することを考慮して設計したアルゴリズムである。

Advanced Artificial Bee Colony Algorithm for Exploring Plural Acceptable Solutions

[†]Masaaki NISHIMOTO, Graduate School of Engineering, Tokyo City University

[‡]Akihito UTANI and Hisao YAMAMOTO, Faculty of Knowledge Engineering, Tokyo City University

2.1 適合度算出の見直し

提案アルゴリズムでは、式(1)によって各探索点の適合度を算出することにした。

$$fit_i^k = \begin{cases} 1 & f(\mathbf{x}_i^k) - f_{bound} \geq f_{accuracy} \\ \frac{f(\mathbf{x}_i^k) - f_{bound}}{f_{accuracy}} & f(\mathbf{x}_i^k) - f_{bound} < f_{accuracy} \end{cases} \quad (i=1, \dots, SN) \quad (1)$$

ここで、 f_{bound} は許容解(\mathbf{x}^+)に対する許容限界値 [$f(\mathbf{x}^+)$] を意味し、 $f_{accuracy}$ の値としては目標とする収束精度の値を設定する。

2.2 探索点の選択方法の変更

探索の初期段階[段階1]では、各探索点の適応度の値から適合度の高い探索点(上位 α 点)を探索候補とする。そして、これら上位 α 点の中からランダムに探索点を選択し、選択した探索点の更新を試みる。一方、解探索がある程度進んだ後[段階2]においては、従来通り適合度に基づく相対価値確率に応じて探索点を選択し、選択した探索点の近傍を探索する。この[段階1]から[段階2]への切り替えのタイミングを判定のために式(2)を導入した。 f_{init} は初期状態における全探索点の平均評価値であり、 dr は解への収束状況を判定するためのパラメータである。

$$f_{init} = \frac{\sum_{i=1}^{SN} f(\mathbf{x}_i^1)}{SN} \left/ \frac{f_{init} - f(best)}{f_{init} - f_{bound}} \geq dr \right. \quad (2)$$

2.3 参照点選択方法の変更

2.2 で述べた[段階1]においては、適合度の高い上位 α の探索点の中からランダムに参照点を選択し、[段階2]においては、適合度に基づく相対価値確率に応じて参照点を選択するものとした。

2.4 scouts による探索について

ABC アルゴリズムには、GA における突然変異に相当する探索プロセスが存在する(scouts の探索)。しかし、ABC アルゴリズムには、そもそも全探索点がある1つの局所解に収束してしまう可能性がなく、また、scouts による探索には探索点の交換条件に明らかな問題がある。そこで提案アルゴリズムでは、scouts による探索を実行しないことにした。

3. 複数許容解探索型 ABC アルゴリズム

提案する複数許容解探索型アルゴリズムでは、コロニーをあらかじめ欲する解の個数(m)と同数個生成し、同じコロニーに属する探索点間のみで情報を共有し、解探索をおこなう。

m 個の許容できる複数解を求めるために導入した方策は以下の3つである。

3.1 複数コロニーの設定

あらかじめ欲する解の個数(m)と同数個のコロニーを生成する。各探索点は生成したいずれかのコロニーに属する。また、各コロニーのコロニーサイズは全て同じサイズに設定する(1つのコロニーに属する探索点の数は等しい)。

3.2 探索点の更新について

各探索点は更新候補点を計算する際、参照点は同じコロニー内の探索点から選択し、他のコロニーの探索点を参照点とはしない。

3.3 特別探索エリアの設定

複数許容解を効率よく探索するために特別探索エリアを設定する。特別探索エリアの設定は特別探索エリア設定パラメータ q_{comp} によって決定する。特別探索エリア設定パラメータ q_{comp} は許容できる解へ収束しているか判定するためのものである。探索中の解 ($f(\text{best}_t^k)$) が $q_{\text{comp}} (q_{\text{comp}} > 0)$ の回数の間変化しなかった場合、許容できる解へ収束していると判定し、この探索点に対して特別探索エリアが設定される。ここで下付 $t \in \{1, 2, \dots, m\}$ はコロニー番号を表す。特別探索エリアが設定された探索点と異なるコロニーに属する探索点は、特別探索エリアを除いた領域を探索する。

4. シミュレーション実験

ベンチマーク問題における検証実験の結果を示す。

4.1 実験設定

提案アルゴリズムと複数の許容解を効率的に求めることを目的とした PSO の発展手法 (PSO-PAS) を比較し、提案アルゴリズムの性能を検証した。用いたベンチマーク関数 (D 次元上下限制約条件付最適化問題) は以下になっている。

• Rastrigin

$$\min. f(x) = \sum_{j=1}^D \{x_j^2 - 10 \cos(2\pi x_j) + 10\}$$

$$\text{subj. } -5.12 \leq x_j \leq 5.12, \quad j = 1, \dots, D$$

$$x^* = (0, \dots, 0), \quad f(x^*) = 0$$

表1 提案アルゴリズムの設定値

$colony\ size(N)$	20
$employed\ bees(SN)$	50% of colony size
$onlookers(N-SN)$	50% of colony size
α	$0.3 \times SN$
dr	0.9
f_{bound}	0
$f_{accuracy}$	1.0×10^{-16}
T_{max}	1000
T_{min}	$(T_{max}/2) = 500$
T_{spec}	0.5

シミュレーション実験における提案アルゴリズムの実験設定値を表1に示す。 m を 3, q_{comp} を次元数に合わせ 30, 50, 100 とした。また、PSO-PAS の実験設定値に関しては、最も良好な結果が得られる値を採用した。

4.2 シミュレーション結果

提案アルゴリズムは全次元において、PSO-PAS よりも良好な値に収束している。提案アルゴリズムは、PSO-PAS と比較して高次元最適化問題に対する優位性を確認することができる。

表2 PSO-PAS に関する実験結果

Dim.	best1	best2	best3
30	5.45×10^2	8.56×10^2	10.45×10^3
50	1.44×10^3	1.88×10^3	2.95×10^3
100	4.97×10^3	5.47×10^3	8.38×10^3

表3 提案アルゴリズムに関する実験結果

Dim.	best1	best2	best3
30	5.20×10^{-1}	1.45×10^0	4.40×10^0
50	8.71×10^0	1.13×10^1	1.38×10^1
100	6.01×10^2	6.93×10^2	9.27×10^2

5. おわりに

本研究では、許容できる(設計条件を満たす)複数解を効率的に求めることを目的とした改良型 ABC アルゴリズムを提案した。また、ベンチマーク問題を用いたシミュレーション実験を通して本提案アルゴリズムの有効性を検証した。

参考文献

- [1] J.Kennedy and R.C.Eberhart : Swarm Intelligence, Morgan Kaufmann Publishers (2001)
- [2] D. karaboga and B. Basturk: On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm, Applied Soft Computing 8, Volume 8, Issue 1, pp.687-697, 2008.