

## 個体間距離を考慮した複数解探索型 Bat Algorithm

発表者: 情報学専攻 メディア情報学 プログラム 学籍番号 1730022 岩瀬 拓哉  
指導教員: 高玉 圭樹 教授, 佐藤 寛之 准教授

### 1 はじめに

本論文では, 多峰性関数の最適化問題において, 最適解と局所解を含む解を探索可能なアルゴリズムの構築及び, その有効性を検証することを目的とする. 解が複数存在する実問題では, 一つの最適解だけでなく複数の局所解を探索することは, 有力な解候補を選択肢として持つという意味で重要である. このような複数解探索手法として, 局所解への収束を防ぐ機構である Niching scheme と進化計算アルゴリズムを組み合わせた Niching method が探究されているが, いずれの手法においても密接した解を除き, 探索空間内にランダムに解生成するため, 乱数に強く依存するという問題がある. 本研究では多点探索アルゴリズムの中でも大域探索と局所探索のバランスを調整可能な Bat Algorithm を採用し, 個体間距離に基づく動的変化を考慮した Niching scheme を用いることで, 最適解だけでなく局所解も同時に探索可能な複数解探索手法を提案する. 具体的には, 探索領域を動的に変更することで, 個体同士を同じ解に留まらせない Bat Algorithm with Dynamic Niche Radius (DNRBA) を考案し, 最適解と局所解の数が異なる多峰性関数を用いて他の複数解探索手法と比較実験を行う.

### 2 Bat Algorithm

Bat Algorithm(BA) [1] は群知能アルゴリズムの一つで, 対象物までの方向や距離を知るコウモリ特性 (エコーケーション) を利用して周囲の状況を認知し, 大域的な探索が進むにつれて探索速度を徐々に調節することが可能なアルゴリズムである. 各個体の周波数  $f_i$ , 速度  $v_i$ , 位置  $x_i$  は以下の式で定義し, 更新される.

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (1)$$

$$v_i^{t+1} = v_i^t + (x_* - x_i^t) * f_i \quad (2)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

各個体の周波数  $f_i$  は個体の速度を制限するパラメータであり,  $[0, 1]$  の区間で表される. ここでは  $f_{min} = 0$ ,  $f_{max} = 1$

として設定する. 各個体の現在位置  $x_i^{t+1}$  の周辺に新しい解  $x_{loc}$  を生成する. 生成式は次の通りである.

$$x_{loc} = x_i^{t+1} + \epsilon A_i^t \quad (4)$$

パラメータ  $\epsilon$  は  $1 \times d$  次元の配列で  $[-1, 1]$  区間のランダムな値が割り当てられる.  $x_i^{t+1}$  あるいは  $x_{loc}$  での個体の評価値がパーソナルベストより良ければ更新され, ラウドネス  $A$  とその反射波であるパルスレート  $r$  も以下の式に基づいて更新される.

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (5)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^t [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (6)$$

### 3 提案手法

#### 3.1 Niche Radius

Niche Radius は探索空間の大きさと局所解数 (あるいは個体数) に基づいて算出される距離であり, 次式で表される.

$$dist = \frac{1}{2} \sqrt{(x_{ub} - x_{lb})^2} \quad (7)$$

$$\sigma = \frac{dist}{\sqrt[q]{q}} \quad (8)$$

この時,  $x_{ub}, x_{lb}$  は探索空間の上限と下限を表しており,  $D$  は次元数を表す.  $q$  は解の数 (あるいは個体数) が適用される.

#### 3.2 Fitness Sharing

Fitness Sharing [4] は類似個体の評価値が低い方を淘汰させるための機構として用いられる. ここでは, その類似度を定義することで, 同じ類似度を持つ個体同士が評価値を比較する. 一般的に, 類似度の算出方法は次式で表される.

$$sh(d_{ij}) = \begin{cases} 1 - (\frac{d_{ij}}{\sigma})^\alpha & (\text{if } d_{ij} < \sigma) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (9)$$

ここで  $d_{ij}$  は個体  $i, j$  の間の距離を表し,  $\alpha$  は係数で  $\sigma$  はある恣意的な閾値 (あるいは Niche radius) を表す. 個体間距離が近いほど Sharing function  $sh(d_{ij})$  の値は大きくなり, この数値を基に Niche count  $m_i$  を算出する.

$$m_i = \sum_{j=1}^N sh(d_{ij}) \quad (10)$$

Niche count  $m_i$  は  $i$  番目の個体に対する全個体の密度を表している。

### 3.3 Dynamic Niche Sharing

前節で前述した Shared fitness を用い、Dynamic niche sharing [5] は次式で表される。

$$m_i^{dyn} = \begin{cases} n_j & (\text{if individual } i \text{ is within the dynamic niche } j) \\ m_i & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (11)$$

### 3.4 Dynamic Niche Radius based Bat Algorithm

局所解に収束しなかった個体を最適解や局所解へ移動させることで、収束性能を高めることを目的とした Dynamic Niche Radius を BA に適用させた DNRBA を提案する。

$$m_i^{dyn} = \begin{cases} \sigma & (\text{if } m_i < \sigma) \\ m_i & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (12)$$

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = \mathbf{v}_i^t + (\mathbf{x}_i^t - \mathbf{x}_{NR*}) * f_i \quad (13)$$

$\mathbf{v}_i$ ,  $\mathbf{x}_i$  は個体の速度と位置を表し、 $\mathbf{x}_{NR*}$  は  $\mathbf{x}_i$  が属する Niche Radius 内の最良個体を示す。(12) 式に基づいて、個体の更新式は以下で表される。

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_i^t + \mathbf{v}_i^{t+1} & (\text{if } m_i < \sigma) \\ \mathbf{x}_i^t & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (14)$$

ここでは個体の分布密度が高いほど、個体  $\mathbf{x}_i$  の持つ Niche Count  $m_i$  の範囲内にある最良個体  $\mathbf{x}_{NR*}$  から遠ざかる方向へ新たに解候補を生成する。

局所探索では (12) 式で算出した最良個体  $\mathbf{x}_{NR*}$  が持つ  $m_i$  の範囲内で個体  $\mathbf{x}_i$  が新たに解候補  $\mathbf{x}_{loc}$  を生成する。

$$\mathbf{x}_{loc} = \mathbf{x}_{NR*} + A_i^t * rand(1, D, [-m_i, m_i]) \quad (15)$$

ランダム探索では、個体  $\mathbf{x}_i$  の持つ  $m_i$  の範囲内で新たに解候補  $\mathbf{x}_{rnd}$  を生成することで、局所解への収束性能を高める。生成式は次式で表される。

$$\mathbf{x}_{rnd} = \mathbf{x}_i^t + rand(1, D, [-m_i, m_i]) \quad (16)$$

## 4 実験

最適解と局所解を複数持つ評価関数を用い、従来手法と比較することで、提案手法の探索性能を検証する。

### 4.1 評価関数

CEC (IEEE Congress on Evolutionary Computation) 2013 Competition on Niching Methods for Multimodal Function Optimization [3] で扱われたベンチマーク関数  $G_1$ - $G_6$  を使用する。

### 4.2 評価尺度

発見した解探索率は次式で表される。

$$PR = \frac{\sum_{run=1}^{NR} NPF_{run}}{NKP * NR} \quad (17)$$

$NPF_{run}$  は、そのシードにおけるアルゴリズムが発見した最適解数を示し、NKP は評価関数を持つ全最適解数を示す。NR は実験の試行回数を示す。

### 4.3 実験設定

本実験では  $f_{max} = 1$ ,  $f_{min} = 0$ , ラウドネス  $A^0 = 1$ , パルスレート  $r^0 \in [0, 1]$  と設定した。また  $\alpha = \gamma = 0.9$  とし、個体数  $N = 100$ , 世代数を  $G_1$  から  $G_5$  までは 50000,  $G_6$  は 200000 とし、ランダムシードを変えた実験を 50 回行った。

### 4.4 結果

図 1 は全評価関数に対して PR の平均値をヒートマップ化したものである。提案した 3 つの手法の中では DNRBA が最も PR 値が高かったが、提案手法の一つである NSBA は最も探索性能が悪かったが、表 1 より NRBA の方が DNRBA よりも探索性能が高かった。

### 4.5 考察

表 1 の実験結果から、複雑な多峰性を持つ関数においては DNRBA の方が探索性能が高いが、一般的には NRBA のほうが探索性能が高かった。これは、局所解へ陥ってしまった個体を最適解へ移動させる機構を持つ Dynamic Niche Radius が複雑な関数においては有効だが、容易な関

表 1 PR 値の平均及び標準偏差 (実験回数 50 試行)

Algorithm	Median	Mean $\pm$ St.D
NSBA	0.6990	0.5953 $\pm$ 0.0629
NRBA	0.9520	0.7659 $\pm$ 0.1165
DNRBA	0.9070	0.7540 $\pm$ 0.1519

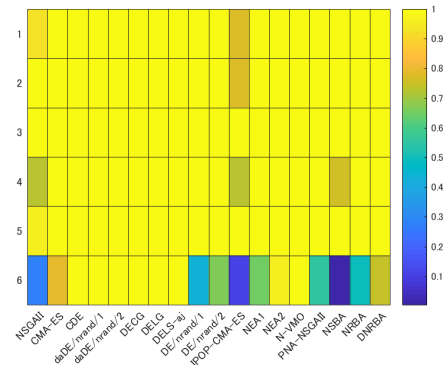


図 1 全評価関数における PR の平均値

題に対しては局所解へ陥ることがないため、NRBAの方が有効であったと考えられる。

## 5 おわりに

本研究では最適解だけでなく、複数の局所解を同時に探索可能な Bat Algorithm を提案した。従来手法と比較して最適解に陥らず、複数解を探索することができた。今後の課題としては、全ての解を探索すること、実問題への適用を考慮した個体数制限下での探索性能向上を目指す。

## 参考文献

- [1] X. S. Yang, "A Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm", in: *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NISCO 2010)* (Eds J.R. Gonzalez et al.), *Studies in Computational Intelligence*, Springer Berlin, 284, Springer, 65-74 (2010).
- [2] 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.
- [3] X. Li, A. Engelbrecht, and M. G. Epitropakis, "Benchmark Functions for CEC'2013 Special Session and Competition on Niching Methods for Multimodal Function Optimization", *Evol. Comput. Mach. Learn. Group*, RMIT University, Melbourne, VIC, Australia, Tech. Rep., 2013.
- [4] D. E. Goldberg, and J. Richardson, "Genetic Algorithms with Sharing for Multimodal Function Optimization", in *Proc. of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, J. Grefenstette, Ed., pp.41-49, 1987.
- [5] B. Miller, "Genetic algorithms with dynamic niche sharing for multimodal function optimization", In: *Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC' 96)*, 1996.