

## 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

多峰性最適化問題における, 従来の多点探索アルゴリズムは一つの最適解に収束する傾向にあるが, 実問題への適用を考慮した時に複数の最適解及び局所解を探索する必要がある. 応用例として災害時における被災者の負傷具合を解空間内の局所解または最適解と見立てた時, 負傷度合いに依らず多くの被災者を探索しなければならない. 本研究では, 様々な問題に適応して大域探索と局所探索の自動調整が可能である Bat Algorithm を用い, 個体が同じ解に収束しないよう分散させる Niche Radius による複数解探索可能なアルゴリズムを構築する.

### 2 Bat Algorithm

Bat Algorithm(BA) 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 (エコロケーション) 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 [1]. 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.

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

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

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

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 Niche Radius based Bat Algorithm

個体間同士の距離が近い場合に遠ざかる方向へ移動させる機構を持つ Niche Radius[2] を用い, 本研究では同じ解に個体が収束しないよう分散させ, 複数解を探索可能なアルゴリズムを提案する. Niche Radius は解空間のスケールと最適解数から算出した距離 (NR) であり, 式 (7),(8) で表される.

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

$$NR = \frac{\lambda}{\sqrt[q]{q}} \quad (8)$$

$x_{ub}$ ,  $x_{lb}$  は解空間の上限と下限を示し,  $D$  は次元数,  $q$  は最適解の数を表す. 本研究ではこの Niche Radius を使用し, 従来手法の式 (9),(10) を次式のように変更を加えた.

$$v_i^{t+1} = v_i^t + (x_i^t - x_{NR*}) * f_i \quad (9)$$

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + v_i^{t+1} & (if \ d_i^t < NR) \\ x_i^t & (else) \end{cases} \quad (10)$$

個体の NR より個体間距離  $d_i$  が小さいとき, 式 (9) にて NR 内の最良解  $x_{NR*}$  から離れる方向へ個体  $x_i^t$  が速度  $v_i$  で移動する.

次に局所探索性能を上げるため, 各個体が持つ Niche Radius 内の最良解  $x_{NR*}$  の周辺に新しい解  $x_{loc}$  を生成するよう変更した. 生成式は次の通りである.

$$x_{loc} = x_{NR*} + \epsilon A_i^t \quad (11)$$

$\epsilon$  は  $1 \times d$  次元の配列で  $[-NR \ NR]$  区間のランダムな値が割り当てられる. ラウドネス  $A_i$  は個体の評価値が更新する毎に徐々に値を減少させ, それとは対照的にパルスレート  $r_i$  は増加する機能を持つ.  $\alpha$  と  $\gamma$  は減衰係数を表し, シミュレーション上では  $\alpha = \gamma = 0.9$  として使用した.

### 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.

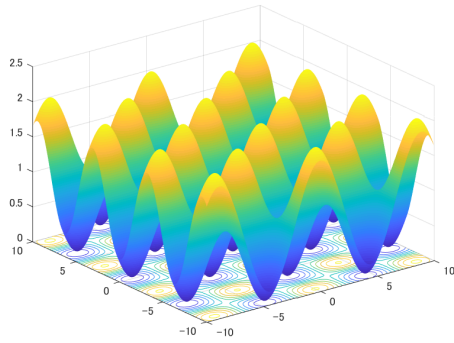


図1 Griewank Function

#### 4.1 問題設定

一つの多峰性関数として、16個の局所解と1つの最適解を持つ Griewank Function を用いる (図1 参照). 評価関数の式は以下の通りである.

$$F(x_i) = \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (12)$$

図1の平面は評価関数の解空間領域の  $-10 \leq x \leq 10$  を表し、縦軸は評価値を示す. 最適解の座標は  $x_* = [0 \ 0]$  で、その評価値は  $F(x_*) = 0$  である.

#### 4.2 評価尺度

提案手法の性能を検証するため、各局所解及び最適解から最近傍個体間のユークリッド距離の総和を求める. 評価式を以下に示す. MP(Max Peak) は全ての解数を表し、 $s_j$  は局所解の座標であり、その最近傍個体の座標を  $x_{NN_j}$  とする. dist の数値が0に近づくほど、探索性能が高いことを示す.

$$dist = \sum_{j=1}^{MP} \sqrt{((s_j) - (x_{NN_j}))^2} \quad (13)$$

#### 4.3 パラメータの設定

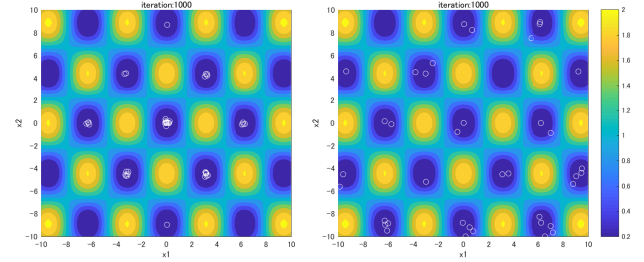
個体数  $N = 50$  とし、ラウドネス  $A^0 = 1$ , 周波数  $f_{max} = 1$ ,  $f_{min} = 0$ , パルスレート  $r^0 \in [0, 1]$  として設定した. また従来と同様,  $\alpha = \gamma = 0.9$  とし, 世代数を 1000, 次元数  $D = 2$ , 実験の試行回数を 30 回と設定した.

#### 4.4 結果

表1は従来手法と提案手法の試行回数を30回実行した評価尺度 dist の平均値とその標準偏差を示す. 従来手法と比較して提案手法の方が平均値, 標準偏差ともに数値が低く, 探索性能が高かった. 図2は, 平面を解空間の大きさを表し, 個体の位置を白い丸で表す. 色濃度は評価値を表す. 従来手法は各局所解における収束が強いことから局所

表1 1000 世代目における各手法の dist の平均値と標準偏差

	Mean	SD
BA	42.23903	11.90236
NRBA	8.195348	4.127902



(i) BA

(ii) NRBA

図2 各手法における 1000 世代目の解分布

探索性能は高いが大域的な探索性能が低く, 対照的に提案手法は大域探索性能が高いことが図2より見られた.

#### 4.5 考察

表1の実験結果から, 従来手法より提案手法の方が多くの解に到達しており, 図2の解分布から各局所解及び最適解の座標へ近づいていると言える. また個体が同じ解に収束しないよう一定の距離を保ったまま分布していることから提案手法の Niche Radius が機能していることが分かる.

### 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] Yang, X. S. "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.