

# 複数解探索を考慮した分散型 Bat Algorithm

研究奨励賞対象

SS04-10

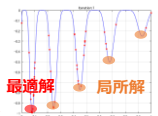
○岩瀬拓哉 高野諒 上野史 佐藤寛之 高玉圭樹 (電気通信大学)

## 背景

多峰性最適化における複数解探索

複数の解を保持することで解の場所が変化しても適用可能

目的: 最適解だけでなく局所解を探索可能なアルゴリズムの構築



## 従来

Bat Algorithm(BA) [X.S. Yang, 2010]

大域探索と局所探索を自動で切り替えることが可能

STEP1: 最良個体方向へ探索

$$v_i^{t+1} = v_i^t + (x_i^* - x_i^t) * rand$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad rand \text{ (は0から1の乱数)}$$

STEP2: グローバルベスト近辺を局所探索

if  $rand > r_i$

$$x_{loc} = x_* + \epsilon A_i^t \quad \epsilon \text{ (は} [-1, 1] \text{の乱数)}$$

endif

STEP3: ランダムによる大域探索

$$x_{rnd} = x_{lb} + (x_{ub} - x_{lb}) * rand$$

STEP4: 評価と更新

if  $rand < A_i^t$  &

$$\min(F(x_i), F(x_{loc}), F(x_{rnd})) < F(x_i^*)$$

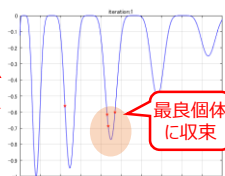
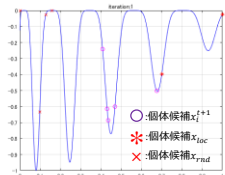
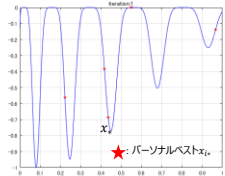
$x_i^*$ を更新

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t$$

$$r_i^{t+1} = r_i^t [1 - \exp(-\gamma t)] \quad \text{更新する毎に評価回数} \uparrow$$

endif

STEP5: 探索終了 (or STEP1へ戻る)

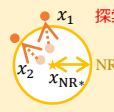


## 提案

分散型BA: Niche Radius-based Bat Algorithm (NRBA)

Niche Radius [D. Beasley, et. al., 1993] の導入

探索空間のスケールと解の数に基づいた距離(Niche Radius)を算出



$$\lambda = \frac{1}{2} \sqrt{(x_{ub} - x_{lb})^2} \quad NR = \frac{\lambda}{\sqrt[3]{q}}$$

探索範囲の上限と下限:  $x_{ub}, x_{lb}$  次元数:  $D$  解の数:  $q$

STEP1: NR内の最良個体から離れる方向へ探索

$$v_i^{t+1} = v_i^t + (x_i^t - x_{NR*}^t) * rand$$

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

STEP2: NR内で局所探索

if  $rand > r_i$

$$x_{loc} = x_{NR*} + \epsilon A_i^t$$

endif

STEP3: NR内でランダムによる大域探索

$$x_{rnd} = x_{NR*} + *rand(-NR, NR)$$

STEP4: 評価と更新

if  $rand < A_i^t$  &

$$\min(F(x_i), F(x_{loc}), F(x_{rnd})) < F(x_i^*)$$

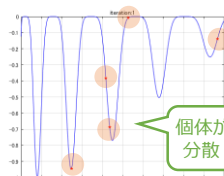
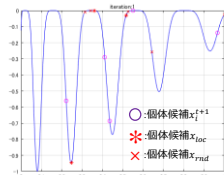
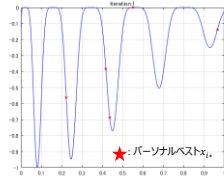
$x_i^*$ を更新

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t$$

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

endif

STEP5: 探索終了 (or STEP1へ戻る)



## 実験内容

複数解探索性能の比較

BA vs NRBA

## 評価指標

$$\text{解発見率} = \frac{\sum_{run=1}^{MR} \text{発見した解の数}}{\text{全最適解及び最適解数} * MR}$$

解発見の定義: (解座標) - (最近傍個体座標) < 0.1

## パラメータ設定

|                |       |                  |            |
|----------------|-------|------------------|------------|
| 個体数: N         | 50    | 実験回数: MR         | 30         |
| 世代数: Iteration | 10000 | ラウンドネス: $A^0$    | 1          |
|                |       | パルスレート: $r^0$    | rand [0,1] |
| 次元数: D         | 2     | $\alpha, \gamma$ | 0.9        |

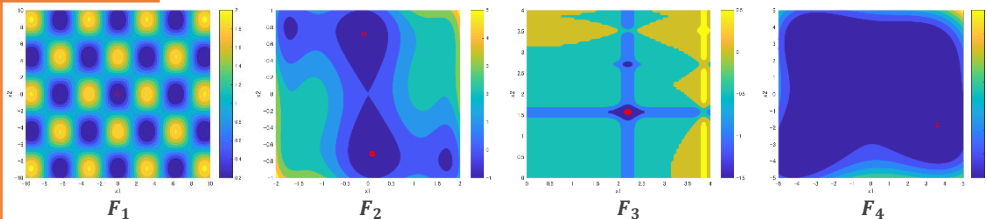
## 問題設定

解の数/形状が異なる評価関数を使用

| 関数          | $F_1$ : Griewank    | $F_2$ : Six-Hump Camel                 | $F_3$ : Michalewicz  | $F_4$ : Himmelblau  |
|-------------|---------------------|--|----------------------|---|
| 探索範囲        | $x_i \in [-10, 10]$ | $x_1 \in [-2, 2]$<br>$x_2 \in [-1, 1]$ | $x_i \in [0, 4]$     | $x_i \in [-5, 5]$   |
| 最適解の座標      | $x_* = [0, 0]$      | $x_* = [\pm 0.0898, \mp 0.7126]$       | $x_* = [2.20, 1.57]$ | $x_* = [3.2, -2.8051, 3.2832, -3.7793, -3.2832, 3.5845, -1.8481]$ |
| 最適解数 / 局所解数 | 1 / 16              | 2 / 2                                  | 1 / 1                | 4 / 0   |

## 実験結果

### BAの個体分布

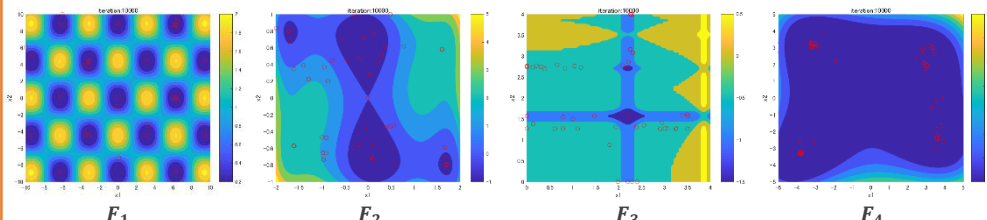


最適解に収束

### 発見した解の数 (30シートの平均値)

| 関数    | BA          |         | NRBA         |         |
|-------|-------------|---------|--------------|---------|
|       | Mean ± SD   | 解発見率    | Mean ± SD    | 解発見率    |
| $F_1$ | 1.0 ± 0     | 5.88 %  | 11.77 ± 1.67 | 69.22 % |
| $F_2$ | 2.0 ± 0.18  | 49.17 % | 3.97 ± 0.18  | 99.17 % |
| $F_3$ | 1.0 ± 0     | 50.00 % | 1.4 ± 0.49   | 70.00 % |
| $F_4$ | 0.97 ± 0.55 | 24.17 % | 3.43 ± 0.50  | 85.83 % |

### NRBAの個体分布



最適解+局所解に分散

最適解, 局所解付近に分散

直線状に分散

最適解周辺に強く収束

各個体がNRから分散しつつ, 最適解や局所解周辺を探索

## 結論

NRBAは従来手法より複数解探索性能が大きく向上し, 最適解だけでなく局所解を保持することが可能