

複数解探索におけるノベルティサーチに基づく分散Bat Algorithm

Searching Multiple Local Optimal Solutions in Multimodal Function
by Bat Algorithm based on Novelty Search

○ 岩瀬 拓哉 高野 諒 上野 史 梅内 祐太 石井 晴之 佐藤 寛之 高玉 圭樹 | 電気通信大学

はじめに | 複数解探索の問題点：大域探索と局所探索のバランス

局所探索性能の調整を自動で行うことが可能なBat Algorithm(BA)の導入

→ BAの大域探索性能を高め、複数局所解を常に保持し続ける分散型BAの提案とその有効性の検証

従来手法 | Bat Algorithm[Yang X.S., 2010]

Step1: 初期化と解生成

$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \dots (1)$
周波数 f_i の設定 (β は[0-1]の乱数)
 $v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*)f_i \dots (2)$
 $x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \dots (3)$
速度 v_i^t を調整後、解 x_i^t を生成

Step2: 局所探索

$x_{new} = x_{gbest} + \epsilon A^t \dots (4)$
最良解近辺に解 x_{new} を生成
(ϵ は[-1-1]の乱数)

Step3: ランダムに解生成

If $rand > r_i \dots (5)$
ランダムに新しい解 x_{rnd} を生成

Step4: 解とパラメータの更新

If $rand < A_i$ &
 $f(x_{gbest}) > f(x_i), f(x_{new}), f(x_{rnd})$
 x_i^t, x_{new}, x_{rnd} から解を更新
 $A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \dots (6)$
 $r_i^{t+1} = r_i^t (1 - \exp(-\gamma t)) \dots (7)$
 $A^0 = 1, r_i = rand [0 \ 1], \alpha = \gamma = 0.9$

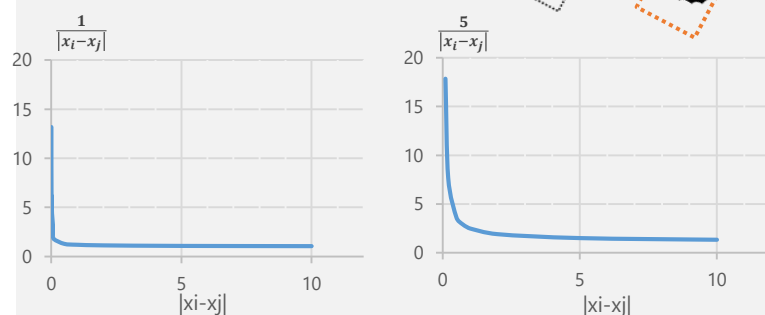
提案手法 | 分散型Bat Algorithm

変更点1: 解生成方法

$d_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_{pbest} - x_j^t) * \delta^{\frac{5}{|x_{pbest} - x_j^t|}} \dots (8)$
 $v_i^t = v_i^{t-1} + d_{ij} * f_i \dots (2)'$
 $x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \dots (3)$
全個体から離れるような解を生成

変更点2: 局所探索方法

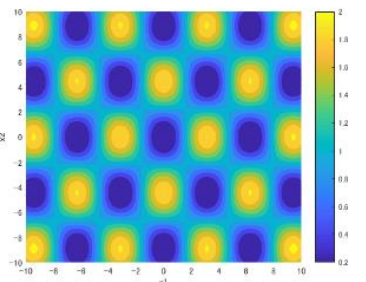
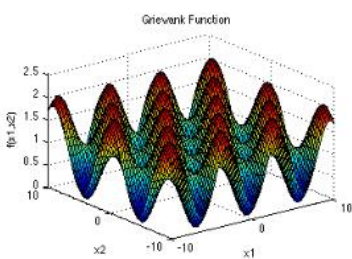
$x_{new} = x_{pbest} + \epsilon A^t \dots (4)'$
パーソナルベスト近辺に新しい解を生成



問題設定 | 使用する目的関数

Griewank関数の概形

Griewank関数の等高線マップ

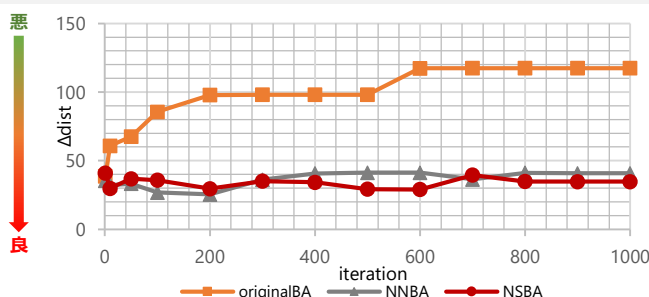


評価関数：Griewank Function 次元数：2 範囲：[-10 10]
最適解： $f(x^*) = 0, x^* = (0 \ 0)$ 局所解数：17

実験内容 | 評価指標とパラメータの設定

評価指標：各局所解 s_i から最近傍個体までの距離の和
 $\Delta - dist = \sum_{i=1}^m \min |s_i - x|$

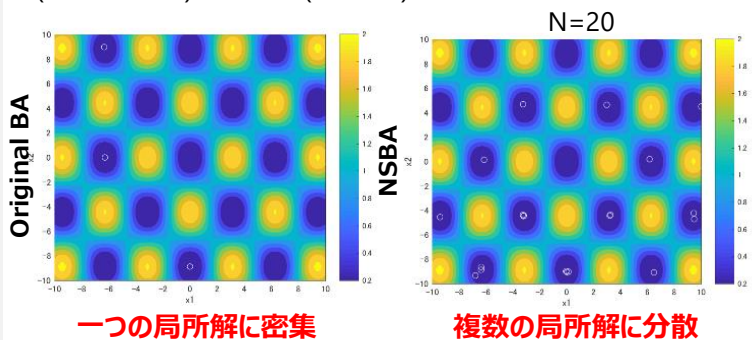
個体数：N=20 ラウドネス： $A^0 = 1$
世代数：t=1000 パルスレート： $r = rand [0 \ 1]$
周波数帯： $f_{min} = 0, f_{max} = 2$ 試行回数：seed=10



実験結果 | 解の補足数と分布

10seed分の局所解捕捉数 (N=20)

各手法	解捕捉数	$\Delta - dist$	標準偏差
Original BA (従来手法)	1.7 / 17 (10.0%)	141.70	1.059
NNBA (最近傍個体移動)	9.6 / 17 (56.47%)	43.99	1.429
NSBA (全個体分散)	9.1 / 17 (53.53%)	35.92	0.876



一つの局所解に密集

複数の局所解に分散

