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

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

P3-10

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

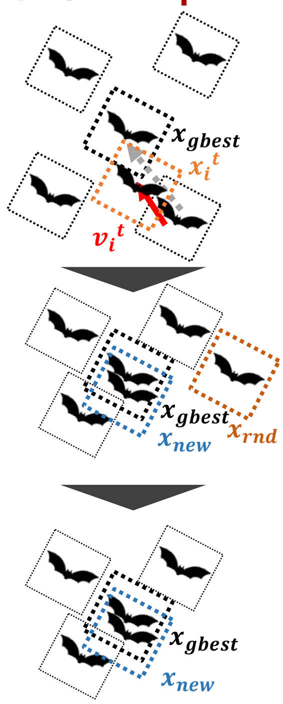
はじめに | 複数解探索の問題点：大域探索と局所探索のバランス

Bat Algorithm(BA)
- ・局所探索性能を自動で調整
- ・ランダムな大域探索Bat Algorithm(BA)

➡ 従来BAでは一つの最良解を探索
局所探索 ＞ 大域探索

➡ **目的：分散型BAの提案とその有効性の検証**
- ・ノベルティサーチ(大域探索)の導入
- ・複数局所解を保持

従来手法 | Bat Algorithm [Yang X.S., 2010]



Step1: 初期化と解生成

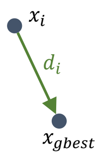
$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta$ ...(1)

周波数f_iの設定（βは[0 1]の乱数）

$d_i^{t-1} = x_{gbest} - x_i^{t-1}$ ...(2)

$v_i^t = v_i^{t-1} + d_i^{t-1} * f_i$ ...(3)

$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t$ ...(4)



Step2: 局所探索

If $rand > r_i$

$x_{new} = x_{gbest} + \epsilon A^t$ ...(5)

（ϵは[-1-1]の乱数）

Step3: ランダムに解生成

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 $rand < A_i$ &

$f(x_{gbest}) > \{f(x_i^t), f(x_{new}), f(x_{rnd})\}$

x_i^t, x_{new}, x_{rnd}からx_{gbest}を更新

$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t$ ...(6)

$r_i^{t+1} = r_i^t(1 - exp(-\gamma t))$...(7)

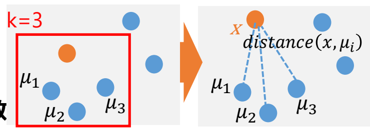
Step1へ戻る ($i = i + 1$　ただし$i = 0$ ($i = N$のとき))

ノベルティサーチ [Joel L,et al, 2008]

k: 個体近傍数　x: 評価される解　μ_i: その他の解

$$\rho(x) = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} distance(x, \mu_i)$$

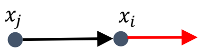
個体を疎な空間へ移動させる距離関数



提案手法 | Novelty Search Bat Algorithm (NSBA)

変更点1: 全個体から離れるような解生成 (ノベルティサーチの活用)

$$\Rightarrow d_i^{t-1} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\left(x_i^{t-1} - x_j^{t-1}\right) * \varepsilon^{\frac{\lambda}{\left|x_i^{t-1} - x_j^{t-1}\right|}} \text{...(2)'}$$



スカラー→ベクトル式
(探索方向の決定)

個体間の移動距離
(個体同士が近い>遠い)

変更点2: $x_{gbest} \rightarrow x_{pbest}$に変更

複数局所解探索

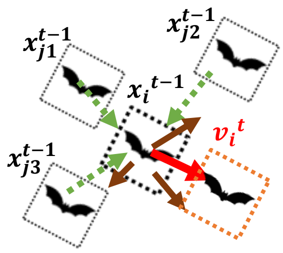
➡ $x_{new} = x_{pbest} + \epsilon A^t$...(5)'

パーソナルベスト近辺に新しい解を生成

➡ If $rand < A_i$ &

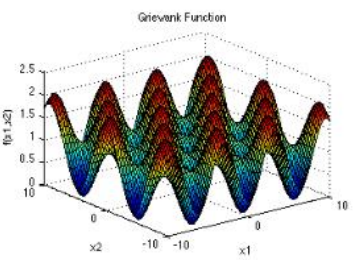
$f(x_{pbest}) > \{f(x_i^t), f(x_{new}), f(x_{rnd})\}$

x_i^t, x_{new}, x_{rnd}からx_{pbest}を更新

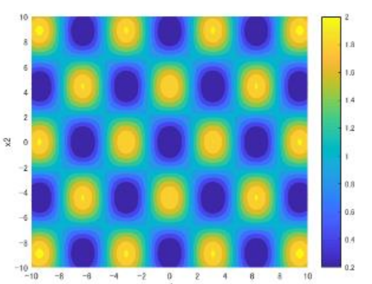


問題設定

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

BA, NNBA, NSBAの比較

最近傍個体移動Bat Algorithm(NNBA) [岩瀬, 2017]

最近傍個体同士の距離を一定以上保つ

$d_i^{t-1} = min(x_i^{t-1} - x_k^{t-1})$ ...(2)'　x_k^{t-1}はx_i^{t-1}に最も近い個体

評価指標

各局所解s_iから最近傍個体までの距離の和

$$dist = \sum_{i=1}^{M} \min_{j \in N} |s_i - x_j|$$

Mは局所解数

パラメータの設定

個 体 数：N=20

世 代 数 ：t=1000

試行回数：seed=10

ラウドネス：$A^0 = 1$

パルスレート：$r = rand$ [0 1]

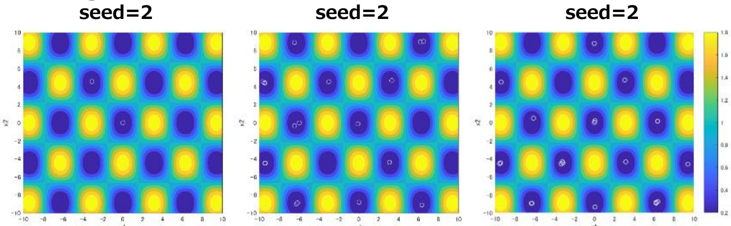
周波数帯：$f_{min} = 0, f_{max} = 2$

$\alpha = \gamma = 0.9$,　$\varepsilon = 1.2$,　$\lambda = 5$

実験結果 | 解の補足数と分布

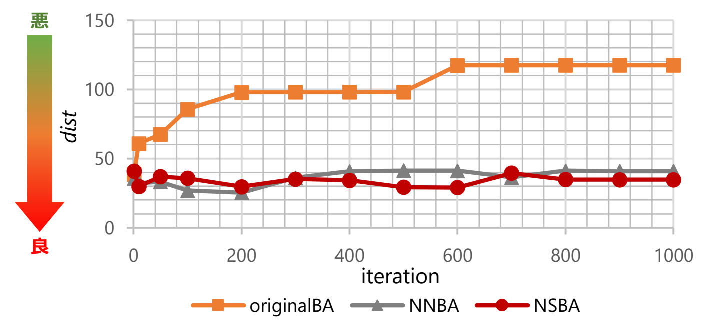
各手法	解捕捉数	dist	標準偏差
Original BA (従来手法)	1.7 / 17 (10.0%)	141.70	1.059
NNBA (最近傍個体移動)	9.6 / 17 (56.47%)	43.99	1.429
NSBA (全個体分散)	9.1 / 17 (53.53%)	**35.92**	**0.876**

10seed分の局所解捕捉数 (N=20)



一つの局所解に密集

複数の局所解に分散



結論 | NSBAの複数解探索性能は，従来BAより大きく向上しNNBAよりも局所探索可能