

人工蜂コロニーアルゴリズムにおける 不確実な環境での知識利用とその機能

小澤 優太[†]
東京電機大学[†]

高橋 達二[‡]
東京電機大学[‡]

1. はじめに

人工蜂コロニー(以下 ABC)アルゴリズムは、蜜蜂の採餌行動における分業を表現した確率的な多点探索型の解探索法である[1]. 群知能アルゴリズムに分類され、その他に粒子群最適化、蟻コロニー最適化といったアルゴリズムが存在する. そういった中で ABC アルゴリズムは高次元な関数においても解探索性能に優れ有効であるという報告があり様々な研究がされている[2]. ABC アルゴリズムでは解改善行動から得られる適合度によって探索における要素の更新回数を変化させることで、探索空間の有望領域を短時間かつ詳細に検索している. しかしながら、改善行動における要素の選択や探索の変動範囲などは一様乱数によって行っているため解の更新回数や更新頻度はランダム性に大きく依存している.

本研究では ABC アルゴリズムの解改善処理に着目し、解において改善の変動と密接な関係にある探索点ごとの差分範囲を考慮して要素の選択を行う手法を提案する. また、生物学的な因果関係の推論傾向が情報の探索と活用のバランスに有効である事が知られており、そのような推論傾向を ABC アルゴリズムに組み込んだ.

2. Artificial Bee Colony アルゴリズム

ABC アルゴリズムでは、収穫蜂(employed bees)、追従蜂(onlooker bees)、偵察蜂(scout bees)の 3 種類の人工蜂群と、蜜源(これを探索点と呼ぶ)を基本構成として探索を行う. コロニーの目的は、評価が最も高い蜜源を探索することである. この章では、ABC アルゴリズムにおける処理の流れと問題について説明する.

2.1 ABC アルゴリズムの流れ

- (1) 収穫蜂(employed bees)による探索
N 個の探索点において、解の更新(より評価値の高い解の発見)を試みる.
- (2) 追従蜂(onlooker bees)による探索
各探索点の適合度に基づいて相対確率を算出し、ルーレット選択によって解の更新を N 回試みる.
- (3) 偵察蜂(scout bees)による探索
収穫蜂、追従蜂の探索によって規定回数以内に一度も更新されなかった探索点を乱数によって初期化し探索空間に再配置する.

Utilizing information in artificial bee colony algorithm under uncertainty

[†]Yuta Ozawa, Tokyo Denki University

[‡]Tatsuji Takahashi, Tokyo Denki University

2.2 ABC アルゴリズムの問題点

収穫蜂、追従蜂の探索での探索点候補 v の生成で用いられる式を次に示す.

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi(x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

ここで、 x は探索点、 i は探索点番号 $i = \{1, 2, 3, \dots, N\}$ 、 k は N 個からランダムに選択された探索点、 $\varphi = [-1, 1]$ は一様乱数である.

(1)式より、ABC アルゴリズムはランダムに選ばれた変化要素 i と差分用探索点 k の差分によって解の改善を行っている. 改善行動から得られる結果を用いているのは追従蜂による適合度のみであり、探索点の生成は一様乱数による影響が大きい. また、探索点 i の要素 j である x_{ij} と差分をとる探索点 k の要素 j である x_{kj} の値によって解の変動の大きさが変わると考えられる. 要素 x_{ij} と x_{kj} の値の差が小さくなれば、その点においてより局所的な探索をすることになり、解の変動の幅は小さくなっていく. これは局所的最適解を多く含む多峰性が強い関数の場合、解及び探索の局所化を生む原因となるといえる. ABC アルゴリズムでは、この変化要素 i 、差分用探索点 k 、 $\varphi = [-1, 1]$ は一様乱数によって選択されているため、ランダム性に大きく依存しているということが考えられる.

3. 提案手法

3.1 要素価値選択モデル

アルゴリズムの問題点である改善行動における一様乱数によってランダム性に大きく依存している処理部分に、解の改善行動から得られる知識を利用する方法として、適合度から得られる要素の価値を用いることによって探索点の要素を選択する要素価値選択(以下 EVS)モデルを考案した. このモデルでは、解の改善行動から得られる各次元の適合度の変化量という結果を用いることによって、各要素の価値を推定する. しかし、改善行動の結果は様々な表現方法があり、知識の利用方法が異なる. よって、結果の表現方法は非常に重要だと考えられる.

そこで本研究では、各要素の適合度の変化量の平均より上であった場合と、平均より下であった場合に分けることを改善行動の結果とした. また、各要素の適合度の変化量は、期待値として算出することにより適合度の変化量の値を推定した.

この EVS モデルでは、各探索点における要素の選択を手段として考え、適合度の変化量が平均より上である手段を改善結果から得られる知識を用いて予測し、選択することで、より大きな変化量が得られる要素を選択することを基本とする.

3. 2 用いた価値関数

ABC アルゴリズムの探索処理において探索点の状態は著しく変化するため、選択した手段から得られる報酬も静的ではなく非常に変化の強い環境であると考えられる。そのため、本研究では価値関数として非定常な環境でも優秀な成績が示されている LS-VR モデルを用いた。LS-VR モデルは Loosely Symmetric model(以下 LS)を改良したモデルである[4]。LS は人の非論理的なバイアスを記述する対称性と相互排他性バイアスを緩和したモデルであり、意思決定課題でもある2本腕バンディット問題に対して良い成績を持つことが示されている[3]。通常のLS では選択肢に対する振る舞いに変化する境界線である参照点が 0.5 に固定されており可変ではない。それに対してLS-VR モデルではパラメータ参照点 R を導入することによって、参照点 R を任意に変更しオンラインに更新する事を可能にしたモデルである。

4. 数値実験・評価

4. 1 数値実験

数値実験として、4種類の代表的なベンチマーク関数(上下制限約条件付き最適化問題)を用いてABCアルゴリズムとの比較をし、考察を行った。初期設定としてループ回数 $r = 10000$ 、探索点の数 $N = 10$ 、偵察蜂の制御パラメータ $limit = 100$ 、LS-VRの参照点 $R = 0.9$ と設定した。また、4種類のベンチマーク関数それぞれ要素数(次元)を $D = 10, 50, 200$ として実験した。ここでは、ループ回数 10000 での最小値の推移を求め、200回の平均をとった。

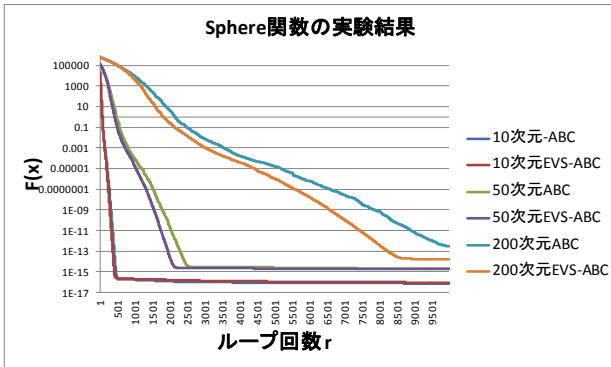


図 3: Sphere 関数の実験結果

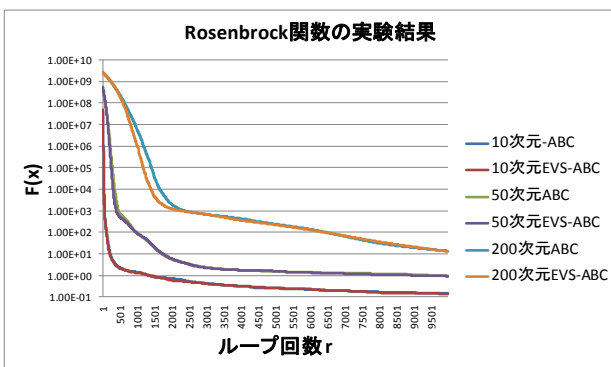


図 4: Rosenbrock 関数の実験結果

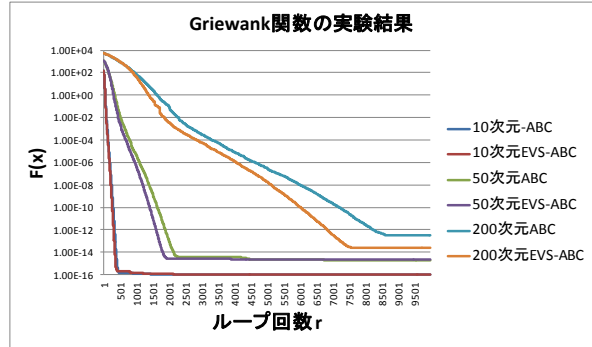


図 5: Griewank 関数の実験結果

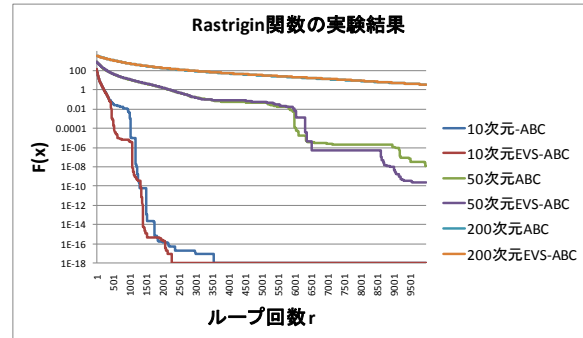


図 6: Rastrigin 関数の実験結果

4. 2 評価

Rosenbrock 関数では適合度の変化量を用いた EVS モデルと比較しても大きな差は見られなかったが、Sphere 関数、Griewank 関数においては大きな変化量の可能性を持つ要素を判断し選択することによって従来の ABC と比較してより早い改善に成功している。また、Rastrigin 関数では探索点が局所化した場合も要素間の変化量を用いて探索を行うことで局所に陥った場合からより大域な探索を行うことに成功していることが確認できた。

5. 結論及び今後の予定

今回の研究では、既存の ABC アルゴリズムでの一様乱数が用いられておりランダム性に大きく依存している部分において知識の利用を付加することで処理の効率化を図った。その結果、処理の段階における要素の選択順を変えることのみでの性能の向上を得ることができ、これによって一様乱数を用いていた際の選択を効率化することができたと考えられる。今後の課題として、一様乱数の処理部分を知識利用を用いた処理でより効率的な判断を行う方法や、多様なベンチマーク関数を用いたさらなる検証が必要であると考えられる。

参考文献

- (1) Karaboga D.(2005):an Idea Based On Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, Technical Report-TR-6, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department.
- (2) 宇谷明秀, 西本雅明, 山本尚生:高次元工学設計問題のための最適化手法, 知能と情報(日本知能情報フェジィ学会誌) Vol24, No3, pp.791-802(2012)
- (3) 篠原修二, 田口亮, 桂田浩一, 新田恒雄. 因果性に基づく信念形成モデルとN本腕バンディット問題への適用, 人工知能学会論文誌, Vol.22, No.1, pp.58-68, 2007.
- (4) 甲野佑, 高橋達二:自己組織的に環境変化を感知し方策を遷移する緩和対称性推論モデル