

探索と知識利用を自律調整する人工蜂コロニーアルゴリズム

Artificial Bee Colony Algorithm that autonomously balances exploration and exploitation

小澤 優太*¹ 甲野 佑*¹ 高橋 達二*²
 Ozawa Yuta Kohno Yu Takahashi Tatsuji

*¹ 東京電機大学大学院
 Graduate School of Tokyo Denki University

*² 東京電機大学
 Tokyo Denki University

Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm is an optimization algorithm that is inspired by the intelligent foraging behavior of honeybee swarms. It is a superior method for high-dimensional space. However, ABC depends on the uniform random number in some crucial points. We improve the search by ABC with introducing a causal value function inspired by human cognition that is known to treat the dilemma of exploration and exploitation that is inevitable in uncertain and/or huge environments. We propose a new ABC algorithm that autonomously balances exploration and exploitation with a kind of causal reasoning.

1. はじめに

人工蜂コロニー(Artificial Bee Colony 以下 ABC)アルゴリズム[Karaboga 05]は蜜蜂の採餌探索行動における分業を表現した多点探索型関数最適化手法の 1 つで、群知能アルゴリズムに分類される。群知能アルゴリズムには、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あり、その中で ABC アルゴリズムは非線形問題や多峰性問題に対して高い探索性能を持ち、特に高次元な問題においても探索性能に優れているという報告がある[宇谷 12]。ABC アルゴリズムでは探索点の目的関数値を適合度で表現することで探索点の評価を定量化している。この適合度は解改善行動と共に変動し、適合度を用いて探索点における試行解生成の回数を変化させることで探索空間の有望領域を短時間で詳細に探索する。しかしながら、改善行動の処理における要素の選択や探索の変動値などは一様乱数によって行っているため、探索点の状態を考慮していないということから改善の余地があると考えられる。一様乱数によって各要素の選択割合を同一にすることで大域的な探索を実現しているが、要素の選択割合を同一にして探索を行うことは、改善行動から得られた情報を用いておらず、より大きな適合度の変化を期待できる要素を無視してしまうことを意味する。

本研究では ABC アルゴリズムの解改善行動に着目し、解の改善と密接な関係にある探索点ごとの適合度の変化量を考慮して要素の選択を行う手法を考案した。その際、生物による因果関係の推論の傾向が情報の探索と活用のバランスに有効であることが知られているため、そのような推論傾向を ABC アルゴリズムに組み込み、頻繁に変化する環境における一様乱数での処理との比較及び考察と、従来の ABC アルゴリズムとの解の変動を比較し考察を行った。

2. ABC アルゴリズム

ABC アルゴリズムでは収獲蜂(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 アルゴリズムの処理の流れと問題点について説明する。次に与えられた関数 $f(x)$ の最小値とその要素 x を求める際の ABC アルゴリズムの処理手順について説明する。

2.1 ABC アルゴリズムの流れ

Step0: 初期化

1. 最大ループ回数 R を設定し、ループ回数 $r = 1$ として N 個の探索点 x_i を探索空間にランダムに生成する。ここで $i = \{1, 2, 3, \dots, N\}$ は探索点の番号である。探索点 x_i の数が N の時、収獲蜂の数 N_e と追従蜂の数 N_o は $N = N_e = N_o$ となる。収獲蜂と追従蜂の探索によって更新されなかった回数を表す t_i を $t_i = 0$ とする。この t_i は偵察蜂の探索により用いられる。また、偵察蜂を制御する値 $limit$ を設定する。

2. 探索点 x_i の適合度 fit_i を計算する。

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(x_i)} & \text{if } f(x_i) \geq 0 \\ 1 + |f(x_i)| & \text{others} \end{cases} \quad (1)$$

3. 初期段階での最良解と関数値を保持する。

$$\begin{aligned} x_{best} &= x_b \\ f_{best} &= f_b \end{aligned}$$

ここで、 $b = \text{argmax}_i (fit_i)$ である。

Step1: 収獲蜂による探索

N 個全ての探索点 x_i について、新しい探索点の候補 v_i を生成し、適合度に基づいて情報の更新をする。

1. 探索点 x_i のランダムに選択された第 j 番目の次元を (2) 式を用いて求める。

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi(x_{ij} - x_{kj}) \quad (2)$$

ここで、 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。

2. 新しい探索点の候補 v_i の適合度 fit_{v_i} を以下のよう

$$fit_{v_i} = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(v_i)} & \text{if } f(v_i) \geq 0 \\ 1 + |f(v_i)| & \text{others} \end{cases} \quad (3)$$

3. 適合度により、探索点 x_i 、適合度 fit_i 、更新情報 t_i を次のように更新する。

$$x_i = \begin{cases} v_i & \text{if } fit_{v_i} > fit_i \\ x_i & \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

$$fit_i = \begin{cases} fit_{v_i} & \text{if } fit_{v_i} > fit_i \\ fit_i & \text{others} \end{cases} \quad (5)$$

$$t_i = \begin{cases} 0 & \text{if } fit_{v_i} \leq fit_i \\ t_i + 1 & \text{others} \end{cases} \quad (6)$$

Step2: 追従蜂による探索の相対確率の計算

適合度 fit_i に基づいて、各探索点 x_i の相対確率 p_i を求める。

$$p_i = 0.9 * \left(\frac{fit_i}{\max(fit)} \right) + 0.1 \quad (7)$$

Step3: 追従蜂による探索

相対確率 p_i に基づき、ルーレット選択によって探索点 x_i を選択し、step1 の 1, 2, 3 を適用する。

Step4: 最良探索点の更新

全ての探索点より、 $f_b > f_{best}$ を満たす時、次のように最良探索点を更新する。

$$\begin{aligned} x_{best} &= x_b \\ f_{best} &= f_b \end{aligned}$$

ここで、 $b = \operatorname{argmax}_i (fit_i)$ である。

Step5: 偵察蜂による探索

指定回数更新されなかった探索点 t_i 、すなわち $t_i \geq \text{limit}$ を満たす番号 i の探索点を、一様乱数により初期化して探索空間に再配置する。また、 $t_i = 0$ とし適合度 fit_i を求め、保持する。

Step6: 終了条件の判定

ループ回数 r が最大ループ回数 R になった場合、 $r = R$ を満たす場合終了する。満たしていない場合は $r = r + 1$ として Step1 に戻る。

2.2 ABC アルゴリズムの問題点

ABC アルゴリズムの処理では、適合度という得られた情報を追従蜂による探索で利用することで有望領域の詳細な探索を実現している。しかしながら、試行解の生成で用いる(2)式に着目すると、探索する次元 j 、差分用探索点 k 、差分変動値 φ では一様乱数によって計算している。よって、ABC アルゴリズムで改善行動から得られた結果、つまり知識を利用しているのは追従蜂による探索点 i の選択のみであり、試行解の生成では知識を利用していないということが確認できる。また、(2)式から明らかなのは、試行解の生成をする際の、探索点 x_i の要素 j である x_{ij} と差分をとる探索点 x_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ことである。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することになり、解の変動の幅は小さくなっていく。また、変動の幅が小さくなることによって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。よって、ABC アルゴリズムの探索点生成では、次元 j 、差分用探索点 k 、 φ が一様乱数によって選択されているため、一様乱数による影響が強知識を利用していないことから、探索点ごとの状態を考慮していないことから、適合度の変動値が探索点の状態に依存することによる、より大きな適合度の変化を期待できる要素を考慮していないということが考えられる。

3. 提案手法

ABC アルゴリズムの問題点として、試行解の生成における処理で、要素の選択が一様乱数であるために適合度の変化を考慮していないことによる、大きな改善を見込める要素を考慮していないことを指摘した。そこで、解の改善行動から得られる知識を利用する方法として、適合度の変化量を改善行動の結果として利用し、探索点の状態を考慮した要素を選択する要素価値選択モデル(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を、選択した行動の結果として用いることによって各要素の

価値を推定し、大きな改善を見込める要素を選択することを目的とする。

各要素の適合度の変化量を算出するにあたり、各要素の適合度の変化量は差分用探索点 k によって変化してしまうため一意に定まらない。そこで、各要素の現在の値と、現在得られた変化量の差に対して探索点の数の逆数の重みを用いることで漸化的に新しい変化量の値を更新し算出することにより、複数の差分探索点を用いる際の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行動として考え、適合度の変化量が平均より上である行動を改善結果から得られる知識を用いることで、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。

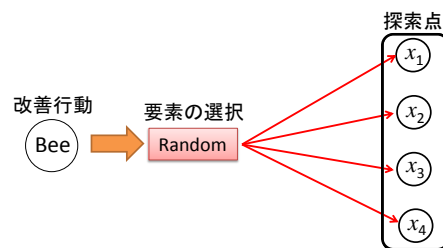


図 1. ABC アルゴリズムにおける要素の選択

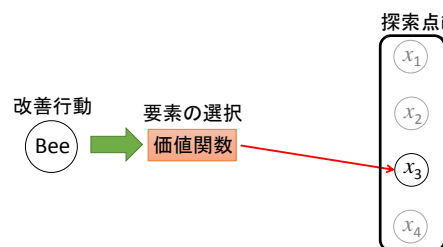


図 2. EVS モデルにおける要素の選択

また、探索点や差分探索点の状態が変わる度に探索点の状態は変化するため、改善行動の際に得られる適合度の変化量は要素の価値と大きく変わる。これは、現在得られている価値の要素が 100% 信頼できないことを意味し、その要素を選択しても確実にその変化量が得られるとは限らない。よって、最適化における処理ではこのような環境で、より早く正確に適合度の大きな変化を期待できる要素を予測しなければならない。

この予測における正確さと判断の早さはトレードオフの関係にあり、探索と知識利用の調節が重要である。このトレードオフに関して最も基本的な問題設定としてバンディット問題が存在する。そのため、本研究の提案手法である EVS モデルでは、バンディット問題で用いられている価値関数を用いることとした。しかし、通常バンディット問題で用いられている行動の結果は、当たり、はずれといったような離散的な情報が扱われている。今回、EVS モデルで価値関数を適用するにあたっては適合度の変化量が連続値であるため、本研究では結果の表現方法を、各要素を更新した際の適合度の変化量とその探索点の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の離散的な情報 2 つで結果を表現した。次に、評価方法として用いる表を表 1 に示す。

表 1. $2 \times n$ の分割表と共変動情報

要素	結果	
	平均より上	平均より下
x_1	a_1	b_1
x_2	a_2	b_2
\vdots	\vdots	\vdots
x_n	a_n	b_n

4. 用いた価値関数

この章では、用いた価値関数について説明する。

4.1 CP(条件付き確率)モデル

CP モデルは最も単純なモデルであり、複数の評価対象をそれぞれ独立に評価する評価方法である。ABC アルゴリズムを例に説明する。選択された探索点 i において、平均より上である集合を選択し改善という結果が得られた時、その探索点 i の平均より上の集合の評価が上がる。そのとき、平均より上の集合の評価が上がったからといって平均より下の集合の評価には影響を与えない。CP モデルは表 1 から次の式で定義される。

$$CP(\text{平均より上である}|x_i) = \frac{a_i}{a_i + b_i} \quad (8)$$

4.2 LS-VR モデル

LS-VR モデルは Loosely Symmetric model(以下 LS)を改良したモデルである[甲野 12][甲野 13]。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優れた成績を持つことが示されている[篠原 07]。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。これにより、恵まれた環境で早期に探索を辞めてしまう事や、貧しい環境で永遠に探索し続ける事を回避する。また、割引率 γ を実装し情報を適度に忘れることで、定常、非定常に関わらず高い成績を示している。LS-VR モデルは表 1 より次の式で定義される。

$$LSVR(\text{平均より上である}|x_i) = \frac{a_i + \frac{a_H a_L}{a_H + a_L}}{a_i + b_i + \rho \left(\frac{a_H a_L}{a_H + a_L} + \frac{b_H b_L}{b_H + b_L} \right)} \quad (9)$$

$$a_H = \operatorname{argmax}_{a_i} (a_i + b_i),$$

$$b_H = \operatorname{argmax}_{b_i} (a_i + b_i),$$

$$a_L = \operatorname{argmin}_{a_i} (a_i + b_i),$$

$$b_L = \operatorname{argmin}_{b_i} (a_i + b_i),$$

$$\rho = \frac{1}{R} - 1$$

5. 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、考察を行う。初期設定としてループ回数 $R=10000$ 、探索点の数 $N=20$ 、偵察蜂の制御パラメータ $\text{limit}=100$ と設定し、価値関数に関しては CP モデルを用いた際と LS-VR モデルを用いた際のシミュレーションを行った。また、LS-VR の参照点 R は 1.0 で固定した。この理由として今回の処理における問題はトレードオフではなく、それに付随する探索能力が重要であるためである。変化する環境で満足といった振る舞いを重要視するのではなく、探索効率の良さが必要となる。また、4 種類のベンチマーク関数それぞれ要素数(次元)を $D=10, 50$ 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 回の平均を結果とした。

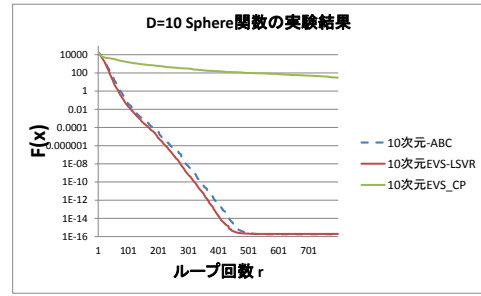


図 3. 10 次元 Sphere 関数

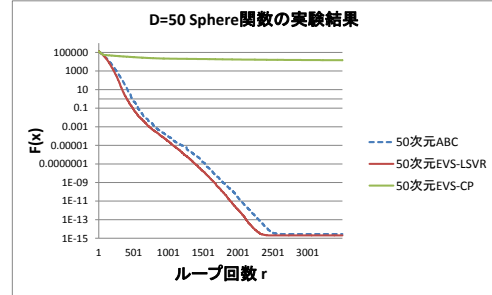


図 4. 50 次元 Sphere 関数

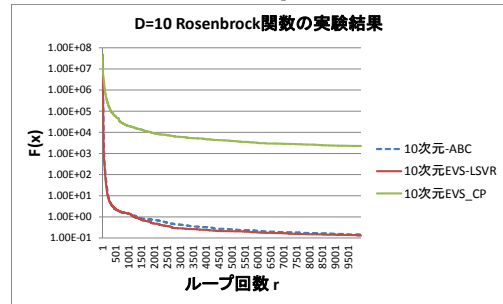


図 5. 10 次元 Rosenbrock 関数

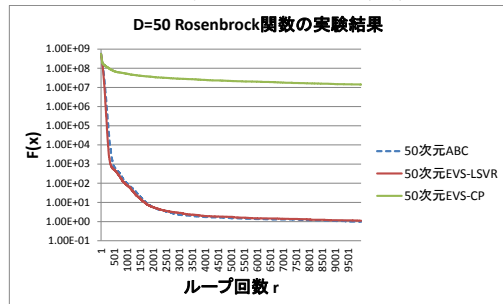


図 6. 50 次元 Rosenbrock 関数

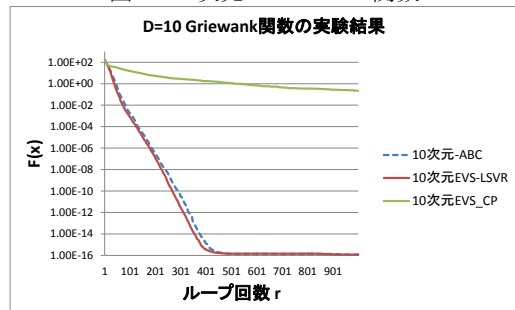


図 7. 10 次元 Griewank 関数

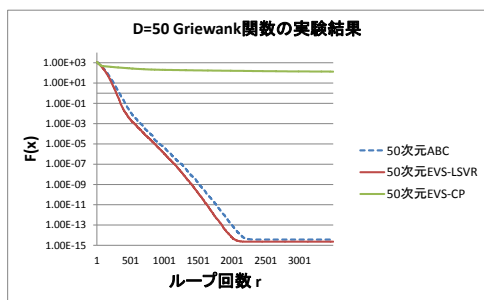


図 8. 50 次元 Griewank 関数

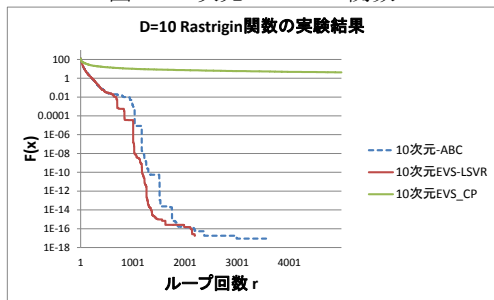


図 9. 10 次元 Rastrigin 関数

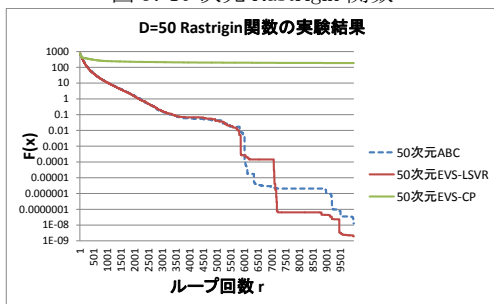


図 10. 50 次元 Rastrigin 関数

6. 考察

Sphere 関数に関しては、10 次元、50 次元において各ループ回数で従来の ABC よりも良い最小値の探索に成功しており、最小値の変化量も大きくなっていることを確認した。

Rosenbrock 関数に関しては、大きな変化量を期待できる要素を選択して改善を行う EVS-ABC アルゴリズムと比較しても大きな差を現れなかった。これは、ABC アルゴリズムでは目的関数値の変数を独立的に改善しているためであると考えられる。

Griewank 関数に関しては、Sphere 関数と同様な結果が得られた。

Rastrigin 関数に関しては、従来の ABC よりも大域的な探索に成功できているという結果が得られた。6000 ステップから従来の ABC アルゴリズムよりも早い段階で局所化してしまっているが、価値関数によって柔軟に局所化を抜け出していることが確認できる。また、10 次元、50 次元において従来の ABC よりも解の局所化を防ぐことで、より良い値を探索することに成功していることを確認した。

CP モデルでは大域的な探索に失敗していることを確認した。これは、CP モデルが表 1 で示される情報を独立的に評価しているため、今回のような最適化における激しい環境の変化に対応できていないためだと考えられる。それに対して LS-VR モデルはリファレンスパラメータを 1.0 に固定することで、変化する環境の中で満足するための効率的な探索を行い、環境の変化に対応した探索に成功していることを確認した。今回の ABC アルゴリズムにおける環境では、動的かつ効率的な探索が重要な点である。このような環境で、適合度の変化量を結果として用いる

ことで従来の一様乱数を用いた選択に比べて、価値関数として LS-VR モデルを用いた EVS モデルのほうが、より効率的な探索を行っていることを確認した。

7. 結論

本研究では、ABC アルゴリズムにおいて処理の結果を経験として利用しているのは追従蜂フェーズによる適合度のみであるため、一様乱数による影響が大きいという問題点に着目した。そこで、一様乱数を用いた次元の選択による適合度の変化量を考慮していない部分に、適合度の変化量を行動の結果として得ることで大きな変化量を期待できる要素を選択する要素価値選択 (EVS) モデルを提案した。EVS モデルでは、改善行動から得られる離散的な結果を用いることで、価値関数によって探索点における要素の価値を予測することを目的とした。そして、従来の ABC アルゴリズムと EVS モデルを 4 種類の代表的なベンチマーク関数によって比較した。その結果、最小値の推移から、EVS モデルが従来の ABC アルゴリズムよりも大きな変化量の改善を行えることを確認し、変化量が落ちている部分がなく従来の性能も保持していることを示した。今回の提案手法では、改善処理における式の変更などは一切ない。解の更新における次元の選択順序に価値関数を用いること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差異の選択をより効率化することができたと考えられる。

本研究では、連続値である適合度の変化量を、改善した、改善しなかったという離散値に変換することで行動の結果とした。しかし、連続値をそのまま価値関数に反映することができれば、より正確な推論を行うことができると考えられる。

今後は、一様乱数に対する知識利用を用いた処理での効率的な判断を行う方法や、価値関数を計算する際の計算量の考察などを行う必要があると考えられる。

参考文献

- [Karaboga 05]Karaboga D.(2005):n Idea Based On Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, Technical Report-TR-6, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department.
- [宇谷 12]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学会誌) Vol24,No3,pp.791-802(2012)
- [甲野 12]甲野佑 高橋達二:緩い対称性推論を用いた強化学習アルゴリズム, 日本認知科学会第 29 回大会発表論文集,2012 313-320.
- [甲野 13]甲野佑, 高橋達二:価値推論ヒューリスティクスとしての規準学習と忘却, 日本認知科学会第 30 回大会発表論文集, 74-79, 2013
- [篠原 07]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.
- [Kohno 12]Kohno Y., Takahashi, T. (2012): Loosely symmetric reasoning to cope with the speed-accuracy trade-off, In Proceedings of SCIS-ISIS 2012, Kobe, Japan, November 20-24, 2012, 1166-71.
- [並木 13]並木尚也, 大用庫智, 高橋達二:知識利用と探索に対する因果的直感と相対評価の処方箋的効果, JSAI 2013 予稿集, 1L4-OS-24b-6in.
- [西田 11]西田健:時変関数に適應するための ABC アルゴリズムの修正, 電気学会論文誌 C(電子・情報・システム部門誌), Vol.132, No.4, pp.584-591