

集団の多様性に着目した Artificial Bee Colony による 3色グラフ色塗り問題の解法

西尾祐紀¹ アランニャ・クラウス² 狩野均²

概要：本論文では、Artificial Bee Colony(ABC)を用いた、グラフ色塗り問題の解法を提案する。ABCは本来、連続値を扱う問題に対する手法であるため、組合せ最適化問題や制約充足問題に適用するためには離散変数の扱いが問題となる。従来、Sigmoid 関数を用いた離散化方法や部分解を用いた方法が提案されているが性能は十分といえない。本論文では、ABC の離散化に加え、従来手法では行われていない解同士が離れる動きを実装した。これは、集団の多様性を維持することで探索空間を広く効率的に探索することを狙いとしたものである。比較実験として、グラフ色塗り問題を用いて本手法と従来手法の ABC との比較を行なった。その結果、本手法が成功数と探索速度において、従来手法より優れていることを確認した。

キーワード：Artificial Bee Colony, 群知能, グラフ色塗り問題, 制約充足問題

1. はじめに

Artificial Bee Colony(ABC)は、2007年に D.karaboga らによって提案された、ハチの群れの採餌行動をモデルとした探索手法である[1]。ABC は連続値を扱う最適化問題の解法として提案されており、この問題に対して優れた性能を示している[1]。近年では、組み合わせ最適化問題や制約充足問題など、離散値を扱う問題への適用が注目されている。

離散値変数を扱う最適化問題に ABC を適用する場合、他手法とハイブリッドする方法と ABC を単独で用いる方法がある[2]。前者は特定の問題を対象としているのに対して、後者は汎用的な解法の開発を目指している。本研究では後者の立場として、ABC の改良を行う。

3色グラフ色塗り問題において、従来手法として、Sigmoid 関数を用いた手法[3]や、ABC の解の変更式を離散変数に適用、ならびに部分解を用いる手法などがある[4]。部分解を用いる手法は Sigmoid 関数を用いる手法よりも探索精度は向上したが、問題の規模が大きくなると十分な性能を示していない。部分解を用いる手法に解候補間の類似度を用いる手法も提案されている[5]。

本研究では[4]の手法をもとに、更なる探索精度の向上を目指す。具体的には、ABC の解の変更時にハミング距離を用いて解同士が離れる動きを再現することで、解の多様性を確保することや、scout bee の挙動を改良することで探索空間を効率よく探索することが狙いである。

以下では、まず研究分野の概要として、グラフ色塗り問題、ABC のアルゴリズム、関連研究について述べる。次に提案手法の説明をする。その後、グラフ色塗り問題を対象とした比較実験を行い提案手法の有効性を評価する。

2. 研究分野の概要

2.1 グラフ色塗り問題

グラフ色塗り問題とは、与えられたグラフに対して、リンクで繋がれたノードが同じ色にならないように、全てのノードに色を塗り分ける問題である。この問題は NP 完全問題であり、制約充足アルゴリズムを評価するために用いられている。本研究では、Minton らによって提案された方法により 3色グラフ色塗り問題を生成する[6]。またノードの数 n とリンクの数 m で定義される制約密度 $d = (m/n)$ を用いて問題の難易度を分類する。制約密度を用いることにより、各手法がどのような問題に対して有効であるか明らかにすることができる。Hogg らの研究によると、グラフ色塗り問題において $d = 2.5$ 付近で難しい問題になるとされている[7]。また、 $d = 2.5$ 付近のグラフ色塗り問題は、グラフの構造に強く依存し、局所最適解が生じやすくなるため、大域最適解を発見することが困難であるという特徴がある[8]。

本研究では解候補を一次元配列として表現する。使用する色は 3 色で、(赤, 緑, 青) = (0, 1, 2) と対応させ、各ノードはいずれかの色で塗られている。 $n = 4$ のグラフと解コードの例を図 1 に示す。

本論文では解候補の違反している制約(リンク)の数(違反数)を目的関数とする最小化問題として扱う。

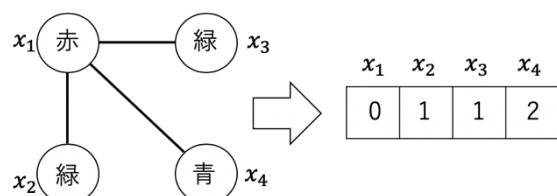


図 1 グラフと解のコードの例

¹ 筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻
Department of Computer Science, Graduate School of Systems and
Information Engineering, University of Tsukuba
² 筑波大学システム情報系情報工学科
Division of Information Engineering, Faculty of Engineering, Information
and Systems, University of Tsukuba

2.2 Artificial Bee Colony

ABC は蜂の群れの採餌行動をモデルにした探索手法である。ABC は関数最適化問題など、連続値を扱う問題に対して提案され、GA や Particle Swarm Optimization(PSO)より優れた性能を示すとされている[1].

ABC は異なる 3 種類の手チエージェントを用いて探索を行う。ABC で使用する手チの種類は、employed bee, onlooker bee, scout bee である。employed bee と onlooker bee が局所探索を行い、scout bee が大域探索を行う。ABC のアルゴリズムを以下に示す。

-
- 1 解候補の初期化
 - 2 while(終了条件)
 - 3 employed bee
 - 4 onlooker bee
 - 5 scout bee
 - 6 end while
-

図 2 ABC の擬似コード

employed bee と onlooker bee で使用する解の変更式(式(1))を示す。

$$x'_{ij} = x_{ij} + \varphi(x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

i : 変更する解候補の番号
 j : 解候補における要素の番号
 k : 変更利用する解候補の番号
 φ : [-1, 1]の一樣乱数

式(1)を用いることにより、変更利用する解に対して近づく、または遠ざかる動きをすることで解を更新していく。

employed bee では全ての解を一度ずつ更新し、onlooker bee では解を確率的に選択し解の更新を行う。onlooker bee で使用する解の選択確率(式(2))を示す。

$$p_i = \frac{fitness_i}{\sum_{k=1}^{\text{集団サイズ}} fitness_k} \quad (2)$$

$$fitness_i = 1 - (conf_i \div m)$$

p_i : 解候補*i*が選択される確率
 $fitness_i$: 解候補*i*の適応度

2.3 関連研究

ABC を離散化する方法として Sigmoid 関数や部分解を用いる方法[4]などが利用されている。従来研究では Sigmoid 関数を用いる方法よりも部分解を用いる方法が良い結果を示している。

2.3.1 Sigmoid ABC

群知能を離散化する方法として広く sigmoid 関数が利用されている。群知能の一種である PSO に対して Sigmoid 関数を用いて離散化し、4 色グラフ色塗り問題に適用したものもある。富樫[5]が Sigmoid 関数を ABC に適用し(式(3))、部分解 ABC[5]と性能比較を行なったが、部分解 ABC の方が良い結果を示している。

$$v = x_{ij} + \varphi(x_{ij} - x_{kj})$$

$$x'_{ij} = (x_{ij} + f(v)) \bmod 3$$

$$f(v) = \begin{cases} 0, & rand < \frac{1}{3} \\ 1, & rand \geq \frac{1}{3} \text{ and } rand < \frac{1}{1 + e^{-v}} \\ 2, & rand \geq \frac{1}{3} \text{ and } rand \geq \frac{1}{1 + e^{-v}} \end{cases} \quad (3)$$

i : 変更する解候補の番号
 j : 解候補における要素の番号
 k : 変更利用する解候補の番号
 φ : [-1, 1]の一樣乱数

2.3.2 部分解 ABC[4][5]

部分解 ABC[4]では employed bee と onlooker bee の解の更新時の挙動の変更を行なっている。解候補同士のハミング距離が減少するような更新を行うことで、ABC の近づく動きを再現している。

-
- 1 更新にする解 x_i と更新に利用する解 x_k を選択する
 - 2 x_i の要素をランダムに c 個選択し x_k と同じ値にする
-

図 3 部分解 ABC の解の更新方法

[4]の手法に類似度を加えた方法がある(式(4))[5]。この手法は、onlooker bee で更新に利用する解を選択する時に、更新する解と類似度が高い解から順番に選択し更新を行う。ハイパーパラメータ s によって選ぶ個体数を決定する。局所探索を効率的に行うことが狙いである。

$$\text{類似度}(i, k) = n - \text{Hamming}(i, k) \quad (4)$$

n = ノード数
 $\text{Hamming}(i, k)$: 解候補 i と k のハミング距離

2.3.3 適応型 ABC[9]

K.Chen らによって、ABC を 3 色グラフ色塗り問題に適用した手法が提案されている[9]。この手法は、対象問題の探索空間と解候補の適応度によって、ABC のパラメータを動的に調整することが特徴である(式(5))。これによりパラメータの最適化が容易になっている。

$$\text{変更する要素数 } c(x_i) = \left\lceil n \left(\frac{\text{con}(x_i)}{m} \right)^u \right\rceil \quad (5)$$

m = リンク数

$\text{con}(x_i)$ = 解候補 x_i の違反数

u = ハイパーパラメータ

Chen の手法では、解の更新時に更新に利用する解の要素と、更新する解の要素が同じかどうかの判定を行なっている。そのため、同じ色であった場合でも解が変化し探索を行っている(図 4)。

1. 更新する解 x_i の適応度に応じて変更する要素数 c を決定
2. 更新に利用する解 x_k を選択
3. x_i の要素をランダムに c 個選択し x_k と同じ値にする
 この時 x_i の要素の値と x_k の要素の値が同じ場合、 x_i の要素をランダムに変更する

図 4 Chen の ABC の解の更新方法

更に onlooker bee での更新に利用する解の選択時に、ランダムではなく、選択確率を用いて選択している(式(6))。解候補同士の類似度を用いているため、更新する解に対してミハング距離が小さい解が選択されやすくなっている。これは局所探索を効率的に行うことが狙いである。

$$p_k = \frac{\text{類似度}(i, k)}{\sum_{k=1}^{\text{集団サイズ}} \text{類似度}(i, k)} \quad (6)$$

i = 更新する解候補

2.3.4 その他の手法

ABC をグラフ色塗り問題に適用する方法として、実数値を用いる方法がある[2]。この手法は、グラフのノードを、実数値を用いた重みベクトルで解を表現し ABC を適用する手法である。実数値ベクトルをヒューリスティック解法である DSatur とハイブリッドすることでグラフ色塗り問題に適用している。

3. 提案手法

3.1 提案手法のアルゴリズム

今回提案する手法は部分解型 ABC に、更新方法の変更、解同士が離れる動きの追加、更に Scout bee の挙動の変更を行う。提案手法では解候補同士の距離を、ハミング距離を用いて定義している。

3.1.1 更新方法の変更

部分解型 ABC では、 c 個の要素をランダムに選択し変更

を行なっていたが、同じ色の要素を選択する可能性があったため、違う色の要素をランダムに(最大 c 個)選択し、同じ色に変更するように改良を行なった。

3.1.2 離れる動きの追加

ハミング距離を解候補同士の距離として定義しているため、ハミング距離が増加するように解の変更を行う。更新する解と更新に利用する解の色が同じ要素の中からランダムに要素を(最大 c 個)選び、違う色にランダムに変更する。離れる動きの実装により、本来の ABC の挙動を再現すると共に、集団の多様性を確保することが狙いである。

3.1.3 更新時の注意

変更できる要素数が c 個未満の場合は、変更できる要素を全て変更する。もし一つも変更できる要素がない場合は更新失敗とし、limit の値を 1 増加させる。

3.1.4 Scout Bee の挙動の変更

探索途中の情報を失わないために、初期化するのではなく、ランダムに e 個(定数)の要素の色をランダムに変更する。

3.1.5 提案手法の更新アルゴリズム

図 5 に提案手法の更新のアルゴリズムを示す。

- 1 更新する解 x_i と更新に利用する解 x_k を選択する
- 2 近づく動きをするか遠ざかる動きをするか決定する
- 3 if(近づく動き)
- 4 違う色の要素を最大 c 個ランダムに選び x_i の値を x_k と同じ値に変更
- 5 else
- 6 同じ色の要素を最大 c 個ランダムに選び x_i の要素を違う値にランダムに変更
- 7 if(変更後の違反数 \leq 変更前の違反数 && 変更が行われた)
- 8 解候補を更新
- 9 解候補の $limit = 0$
- 10 else
- 11 解候補の更新を取り消し解候補の $limit$ を 1 増やす

図 5 提案手法の更新アルゴリズム

4. 比較実験

4.1 実験方法

ノード数 $n = 150, 180, 210$ の 3 色グラフ色塗り問題に対して提案手法, 適応型 ABC[9], 類似度 ABC[5] を用いて比較実験を行なった. 表 1 に実験条件を示す. パラメータの値は予備実験により最適化した. 以下では, 50 回の試行中で最適解を発見できた回数(成功回数), ならびに最適解を発見できた場合の違反数の評価回数の平均(平均評価回数)を用いて各手法の性能を評価する. 評価回数の上限は $n = 150, 180, 210$ のとき, それぞれ 2×10^7 , 3×10^7 , 4×10^7 とした.

表 1 実験条件

	提案手法	適応型 ABC	類似度 ABC
集団サイズ	150	200	500
employed bee	150	200	500
onlooker bee	150	200	20
Scout bee	1	N/A	1
limit	60	N/A	300
c	1(67%), 2(33%)	式(3)	3
e	4	N/A	N/A
s	N/A	N/A	N/A
u	N/A	3	N/A

4.2 実験結果

図 6 に各手法の成功回数, 図 7 に各手法の平均評価回数を示す. 各手法を成功回数, 平均評価回数で比較したときの実験結果の詳細を以下に示す.

(1) 成功回数での比較

- $n=150, 180, 210$ のとき, 最も難しい問題である $d=2.5$ において提案手法, 類似度 ABC, 適応型 ABC の順で成功回数が高い

(2) 平均評価回数での比較

- $n=150, d=2.5$ の場合と, $n=210, d=1.5$ の場合において提案手法, 適応型 ABC, 類似度 ABC の順で平均評価回数が少ない.
- 上記以外の場合は適応型, 類似度 ABC, 類似度 ABC の順で平均評価回数が少ない.

4.2.1 実験結果についての考察

実験結果より $d=2.5$ の場合, どのノード数の場合でも, 提案手法, 類似度 ABC, 適応型 ABC の順で成功回数が高いことがわかった. 平均評価回数では, 特定の問題以外では適応型 ABC の評価回数が最も少なくなっている. その理由として以下のことが考えられる.

- 提案手法は離れる動きを行なっているため, 探索空間を広く探索出来ている.
- 提案手法は scout bee で解を初期化せず, 4 要素の変更を行なっているため平均評価回数が類似度 ABC より小さい
- 適応型 ABC は scout bee を用いておらず, 局所解から抜け出すことが出来ていないため, 成功回数が少ない
- 適応型 ABC は類似度を用いており, かつ scout bee を用いていないため, 局所解が少ない問題に対して効果的である.
- 類似度 ABC は近づく動きのみの実装だが, 集団サイズが大きいため, Chen の手法より成功数が高い
- 類似度 ABC は集団サイズが大きいため, 平均評価回数が多い

4.3 多様性についての実験

提案手法の狙いは解の多様性を確保し, 効率良く探索空間を探索することだった. 集団中の多様性を確認するため, $n=210, d=2.5$ の問題での集団中の違反点数ごとの個体数, 適応度の高い個体と最良解とのハミング距離を測定した. 図 8, 図 9, 図 10 に示す分布は, 実験での最良解の値が中央値を示した実験であり, 複数あった場合は, その中で探索速度が中央値をとる場合の分布である.

4.3.1 集団中の違反点数の分布

適応型 ABC との違反点数ごとの個体数の比較を行なった結果を図 8 に示す. 図 8 より, 提案手法は集団中の個体が様々な違反点数に広く分布しているが, 適応型 ABC は同じ違反点数に多くの個体が密集していることがわかる. このことから提案手法は探索空間を広く探索しているが, 適応型 ABC は局所解から多くの個体が抜け出せていないことがわかる

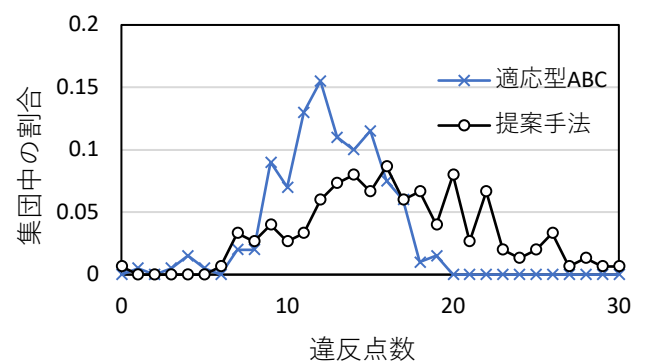


図 8 違反点数の分布

4.3.2 最良解とのハミング距離

離散値を扱う ABC に離れる動きを用いた効果を評価するため、提案手法を A-ABC, 提案手法の離れる動きを用いない手法を B-ABC とし最良解からのハミング距離を測定した。ここでは、10 世代、100 世代、1000 世代、10000 世代、それ以降は 10000 世代ごとに測定した。結果を図 9, 図 10 に示す。haming(i, k)とは違反点数が*i*番目に小さい解と*k*番目に小さい解のハミング距離を示している。

A-ABC は世代が増えてもハミング距離が極端に小さくなることは無く様々な個体が上位の適応度に存在することがわかる。それに対して B-ABC は世代が進むと上位個体のハミング距離が 0 になり同じ個体が多くなっていることがわかる。

この結果から離れる動きによって多様性が維持されていることがわかる。

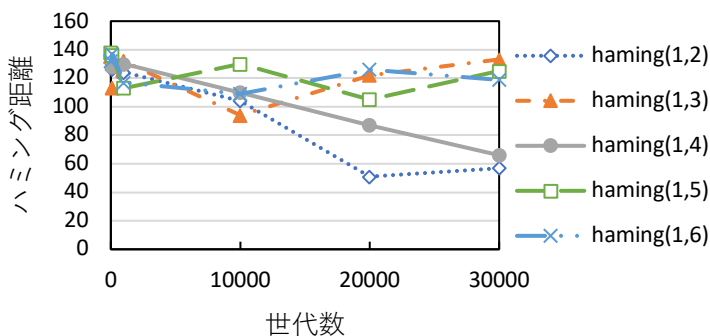


図 9 A-ABC のハミング距離

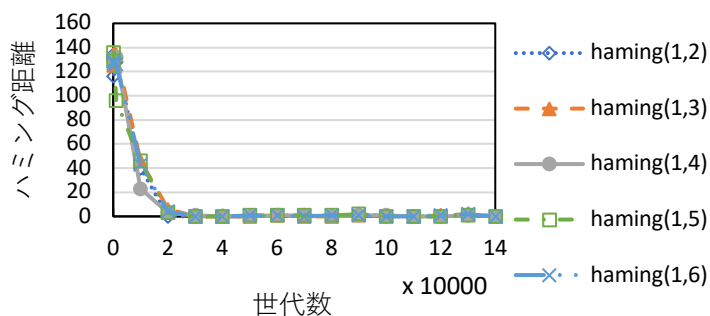


図 10 B-ABC のハミング距離

5. おわりに

本論文では離散値を扱う ABC への離れる動きの実装と, scout bee の挙動を変更した ABC を提案した。これらは、集団の多様性を維持しつつ、効率的に探索を行うことを狙いとしたものである。従来手法との比較実験により $d=2.5$ のような局所解が多く難しい問題において、提案手法が高い成功回数を示した。更に集団中の多様性についての比較も行い、提案手法は従来手法に比べて多様性に富んでおり、効

率的に探索を行っていることを確認した。

今後は、他の郡知能などとの比較を行うことや、スケジューリング問題などの組み合わせ最適化問題へ応用し、性能評価を行うことが重要な課題と考える

参考文献

- [1] D. Karaboga, B. Bosturk, A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm, Journal of Global Optimization, Vol.39, No.3, pp.459-471 (2007).
- [2] I. Fister Jr, et al., A hybrid artificial bee colony algorithm for graph 3-coloring, Swarm and Evolutionary Computation. Springer Berlin Heidelberg, pp.66-74 (2012).
- [3] Jonas Krause, et al., A Survey of Swarm Algorithms Applied to Discrete Optimization Problems, Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation: Theory and Applications. Elsevier Science & Technology Books pp.169-191 (2013).
- [4] 富樫勇哉, アランニャクラウス, 狩野均, Artificial Bee Colony 法を用いたグラフ色塗り問題の解法, 情報処理学会 第 79 回全国大会(2017).
- [5] 富樫勇哉, アランニャクラウス, 狩野均, 類似度を用いた Artificial Bee Colony によるグラフ色塗り問題の解法, 情報処理学会 数理モデル化と問題解決研究会 2018-MPS-121(2018)
- [6] Steven Minton, et al., Minimizing Conflicts: A Heuristic Repair Method for Constraint-Satisfaction and Scheduling Problems, Artificial Intelligence, Vol.58, pp.161-205(1992).
- [7] Tag, Hogg, Colin Williams, The Hardest Constraint Problems: A Double phase Transition, Artificial Intelligence, Vol.69, pp.359-377(1994)
- [8] 水野, 西原, 確率的制約充足アルゴリズムにおける局所最適構造, 人工知能学会論文誌, Vol.16, No1, pp.38-45(2001).
- [9] Kui Chen, Hitoshi Kanoh, Solving the Graph Coloring Problems Using Adaptive Artificial Bee Colony, 進化計算学会論文誌, Vol.9, No.3, pp.103-114 (2018).

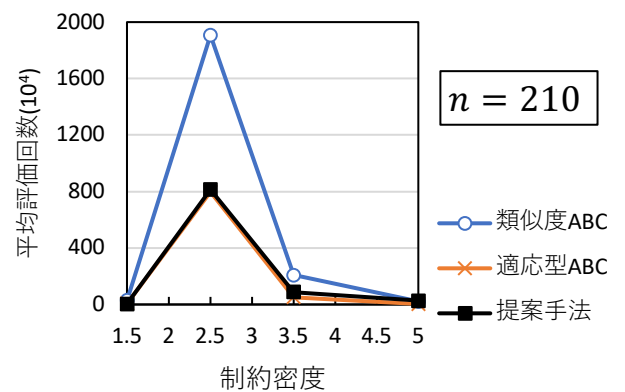
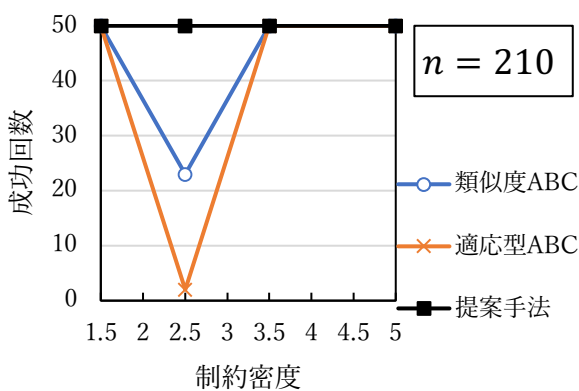
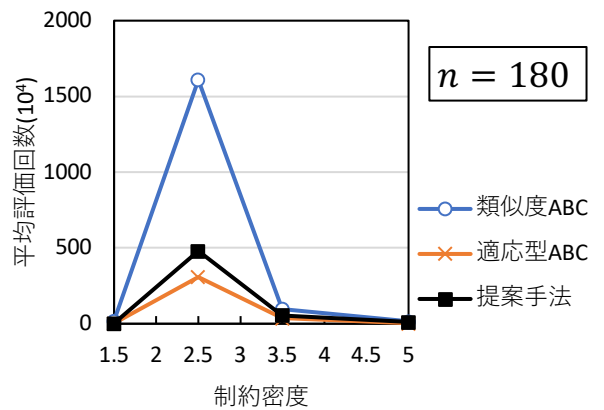
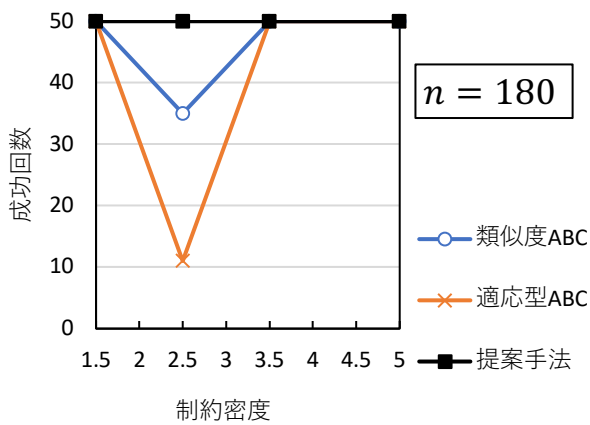
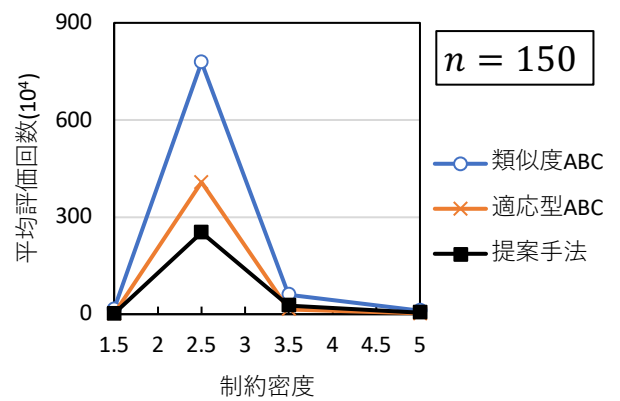
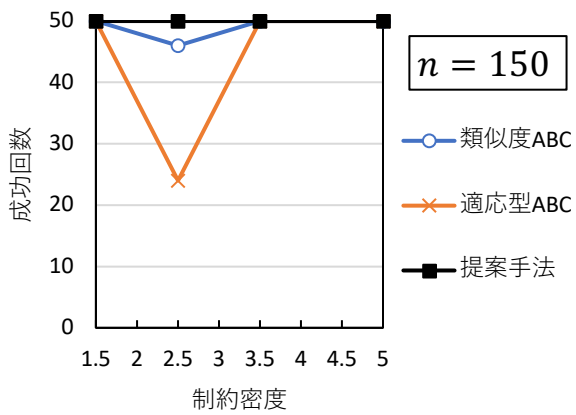


図6 成功回数(50 試行)

図7 平均評価回数(50 試行)