

# Binary Ant Colony Optimization における女王蟻戦略の改良

日大生産工 (学部) ○福原 拓己 日大生産工山内 ゆかり

## 1 まえがき

アントコロニー最適化法 (Ant Colony Optimization: ACO) は、実際の蟻の採餌行動の際の経路生成過程ヒントを得た探索手法であり、巡回セールスマン問題など多くの組み合わせ最適化問題に適用され、有効な結果が得られている。蟻はフェロモンを分泌しながら帰巢し、フェロモンにより確率的に選択する。これにより単位時間あたりに通過した蟻が多い経路に、多くの蟻が選択するようになる。

本研究で取り扱う 0-1 整数計画問題 (0-1 Integer Programming problem: 0-1IP) を対象とした ACO アルゴリズムを Binary Ant Colony Optimization (BACO) と呼ぶ。

BACO の手法はいくつか提案されており、たとえば Xiong らは、0-1IP をグラフ探索問題へと置き換え、0-1 ナップザック問題 (0-1 Knapsack Problems: 0-1KP) を解く Binary Ant Colony Evolutionary Algorithm (BACEA) を提案している [1]。Fernandes らは動的 0-1IP を対象とした binary Ant Algorithm (BAA) を、Kong らは複数制約の 0-1IP を対象とした Binary Ant System を提案し、その有効性を示している [2]。しかし BACEA や BAA は、0-1IP を最短路問題へ定式化することで ACO の適用を可能にしているが、フェロモン情報の更新の方式が単純であり、多様化を促す仕組みを持たないため、局所化に陥るなどの問題がある。

0-1IP を対象とした BACO に、ACO の探索領域の集中化、多様化を調整する方式を取り入れることで探索性能の改善が期待できる。そこで池水らは蟻をグループ化し、定期的に女王蟻が探索領域の多様化及び集中化を指示する女王蟻戦略 ( $AS_{queen}$ ) を BACO に組み込んだ ( $BAS_{queen}$ ) を提案し、0-1KP 問題での有効性を検証した [3]。 ( $BAS_{queen}$ ) は、多様化の促進が探索性能の改善に寄与し、他の BACO アルゴリズムと比較し、品質の良い解を得られた。しかし、女王蟻戦略に期待された集中化を促進する効果は得られなかった。

そこで、本研究では  $BAS_{queen}$  の女王蟻戦略を、集中化の促進が明確になるよう改善し、より良い解を高速に得るアルゴリズムを提案する。

## 2 従来研究

### 2.1 Ant System (AS)

ACO の基本アルゴリズム (Ant System: AS) の処理手順を以下に記す。

- 1: すべてのエッジでフェロモンを初期化する。
- 2: ランダムに選択したノードに各蟻を配置する。
- 3: 反復ステップが限界に達するまで、ステップ 4 からステップ 7 を行う。
- 4: 各蟻に対してステップ 5 を実行する。
- 5: 確率  $P_{ij}^k(t)$  を有する次のノードを繰り返し選択することによってパスを構築する。
- 6: パスを評価する。
- 7: フェロモンマップを更新する。

AS において蟻は先見的情報及び蓄積されたフェロモンの量に従って確率的に選択する。時点  $t$  で状態  $i$  にある蟻  $k$  が、推移可能な状態  $J_i^k$  の中から状態  $j$  を選択する確率は以下の式 (1) で計算する。

$$P_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{j \in J_i^k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta} \quad (1)$$

ここで  $\tau_{ij}$  は経路  $(i, j)$  に蓄積されたフェロモン量、 $\eta_{ij}$  は経路  $(i, j)$  の好ましさを定量化した先見的情報である。また、 $\alpha, \beta$  は、 $\tau_{ij}(t)$  と  $\eta_{ij}$  の相対的な重要度を表すパラメータである。

時点  $t + 1$  における経路  $(i, j)$  に蓄積されたフェロモン量  $\tau_{ij}(t + 1)$  は次式 (2) で表される。

$$\tau_{ij}(t + 1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (2)$$

ここで、 $\rho$  はフェロモンの蒸発係数である。

経路  $(i, j)$  を選んだ蟻  $k$  は、フェロモン量  $\Delta\tau_{ij}^k(t)$  を経路上に分泌し、その総和  $\Delta\tau_{ij}(t)$  は式 (3) のように計算できる。

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & (if(i,j) \in T^k(t)) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^{n_{ants}} \Delta\tau_{ij}^k(t)$$

フェロモン量 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ は蟻 $k$ の得た巡回路 $T^k(t)$ の距離 $L^k(t)$ により定義される。 $Q$ は定数である。

リンク $(n^{(u)}, n^{(v)})$ の先見情報は以下の式(4)のように計算できる。

$$\eta_{uv} = \begin{cases} \frac{c_v}{w_v} & (if n^{(v)} = n_1^{(v)}) \\ med(\frac{c_0}{w_0}, \frac{c_1}{w_1} \dots \frac{c_N}{w_N}) & (if n^{(v)} = n_0^{(v)}) \end{cases} \quad (4)$$

ここで  $c/w$  は重量価値比を表し、 $med(\dots)$ は重量価値比の中央値を表す。

経路決定時、選択された荷物の総重量がナップザックの容量を超えた場合は、ランダムに選択された荷物を除外する。

## 2.2 ナップザック問題へのACOの適応

0-1KPを対象にしたAS(Simple Binary Ant System:  $BAS_{simple}$ )は以下の手順により、0-1KPを経路探索問題に変換することで解を求められる。

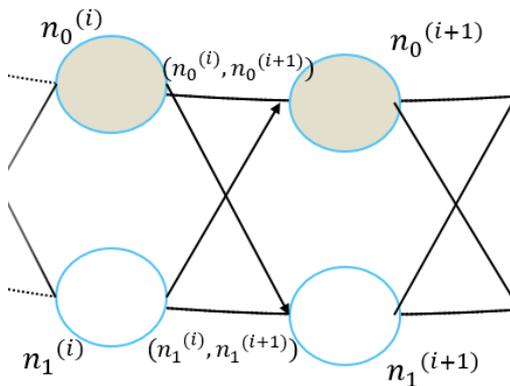


図1.環状グラフ型

荷物 $i$ において $i$ をナップザックに入れる場合 $n_0^{(i)}$ と入れない場合 $n_1^{(i)}$ の2個のノードを設け、次の荷物も同様に2個のノードを設け、その間に4本の有向リンクを張る。こうしてすべてのノードにリンクを張り環状グラフを構成する。

## 2.3 個性蟻戦略( $AS_{indi}$ )

$AS_{indi}$ は蟻に非一様なランダム選択率を与え、個性をもたせた方式である[4]。すなわち、最小ランダム率 $r^{min}$ と最大ランダム率 $r^{max}$ との間を等間隔のランダム率持ちを蟻に与える。

場のフェロモン情報に従順な蟻(ランダム選択率の低い蟻)とフェロモン情報を見捨てる蟻(ランダム選択率の高い蟻)とが混在した中で探索を行うことで、優秀でない蟻が、ユニークな解を獲得し、局所解から抜け出すきっかけを作ることが期待できる。

以下に $AS_{indi}$ におけるフェロモン分泌の式を式(5)に記す。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{u=1}^{\sigma-1} \Delta\tau_{ij}^u(t) + \Delta\tau_{ij}^*(t)$$

$$\Delta\tau_{ij}^u(t) = \begin{cases} \frac{(\sigma-u)Q}{L^u(t)} \cdot r^u & (for(i,j) \in T^u(t)) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}^*(t) = \begin{cases} \frac{\sigma Q}{L^*(t)} \cdot r^{max} & (for(i,j) \in T^*(t)) \\ 0 & (otherwise) \end{cases}$$

ここで $r^u$ は上位 $\sigma-1$ 個にランク付けされた蟻が持つランダム選択率である。

## 2.4 女王蟻戦略( $BAS_{queen}$ )

飯村らが提案した、 $BAS_{queen}$ はBACOアルゴリズムを用いて解探索を行う働きアリの群れからなる複数個のグループとそれら複数グループの解探索状況を観察し、より良い解の獲得のため各グループのフェロモン分布に多様化と集中化の処理を施す女王蟻によって構成される。

グループ $g^1, g^2, \dots, g^{n_{grps}}$ はそれぞれ $n_{ant}/grps$ 匹の蟻の群れからなり、各グループ毎に独立してBACOアルゴリズムを実行する。各グループ $g$ は $lc$ 回反復を行う毎に、これまでの最良解 $S^{(g)}$ を女王蟻に報告する。女王蟻は、各グループが前回報告した最良解 $S_L^{(g)}$ と、これまでの最良解 $S_g$ を保持し、それらと比較することで $S^{(g)}$ を評価し、その結果に従い下記に記す多様化及び集中化の指令を対象となるグループに出す。

多様化指令:  $f(S^{(g)}) \leq S_L^{(g)}$ の場合、グループ $g$ は局所解に陥っていると判断し $g$ のフェロモンマップの一

部をリセットする。

集中化指令: グループ  $g$  から提出された  $S^{(g1)}, S^{(g2)} \dots$  の中で最も優れた解  $S_L^*$  が、女王蟻が保持する最良解  $S_G$  よりも優れてる場合、女王蟻は他のすべてのグループに対して  $S_L^*$  の近傍を探索するように命ずる。

$BAS_{queen}$  のアルゴリズムを以下に示す。

- 1: 各グループについて、ステップ 2 および 3 を行う。
- 2: フェロモンマップ  $M^{(g)}$  を初期化する。
- 3: ランダムに選択されたノードに各蟻を配置する。
- 4: 反復ステップが限界に達するまで、ステップ 5 ~ 12 を実行する。
- 5: 各グループについてステップ 6 を行う。
  - 6:  $lc$  ステップの最適解  $S^{(g)}$  を求める。
- 7: 各グループについてステップ 8 を行う。
  - 8:  $f(S^{(g)}) \leq f(S_L^{(g)})$  ならば、 $Mg$  の一部をリセットし、 $f(S^{(g)}) = f(S_L^{(g)})$  とする。
- 9:  $f(S_G) < f(S^*)$  ならば、ステップ 10 ~ 12 を実行する。
  - 10:  $S_G = S^*$  とする。
  - 11: 各グループについて、ステップ 12 を行う。
  - 12:  $S^{(g)} = S_G$  とする。

### 3 提案手法

本研究では、従来手法で見られた多様化の促進を維持しつつ、集中化の促進が期待できる  $BASO$  アルゴリズムを  $BAS_{queen}$  のグループで複数実装し、より良い解を高速で得られるか検証する。従来研究では、グループごとの特徴に違いがなかったため、違うアプローチの探索を同時に行うことで、多様性を維持しつつ、集中的なフェロモンの分泌をしたときに懸念される局所解に陥ることを回避できることを期待する。

### 4 実験環境

本研究の実験は、0-1KP 問題を制約条件  $\sum_{j=1}^n w_j x_j \leq b$  を満たしつつ、品物の価値の総和  $\sum_{j=1}^n c_j x_j$  を最大にする品物の組み合わせ  $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  を決定する問題と定義する。ただし  $x_j \in \{0, 1\}$  であり、品物の数を  $N$  とする。また荷物  $j$  の価値  $c_j$ 、重量  $w_j$  というように表す。  $b$  はナップザックの容量を表す。

3 種類の問題インスタンスを対象に、最適解発見率、最良解の誤差率及び最良解を発見した時の反復回数から評価する。

3 種類の問題を以下に記す。荷物の重量と価値の相関に着目した。なお、 $r$  及び  $v$  荷物の重量と価値を調整する問題パラメータである。

Uncorrelated (Cu): 荷物  $j$  の価値  $c_j$ 、重量  $w_j$  を、区間  $[1, v]$  の一様分布に従う乱数で決定する。

Weakly correlated (Cw):  $w_j$  を、区間  $[1, v]$  の一様分布に従う乱数で決定し、 $c_j$  を区間  $[\max(w - r, 1), w + r]$  の一様分布に従う乱数で決定する。

Strongly correlated (Cs):  $w_j$  を、区間  $[1, v]$  の一様分布に従う乱数で決定し、 $c_j = w + r$  とする。

荷物、重量は自然数とし、 $r = 100, v = 1000$  とした。また全荷重の合計重量の 50% をナップザックの容量とした。最適解は動的計画法によりあらかじめ求めておく。

以下に  $AS_{indi}$  での各問題を表 1.2.3 に、探索の模式図を図 2.3.4 に示す。

表 1. 問題 Cu の荷物表

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
価値	9	416	597	526	361	940	4	892	973
重量	911	163	441	391	748	410	718	707	269

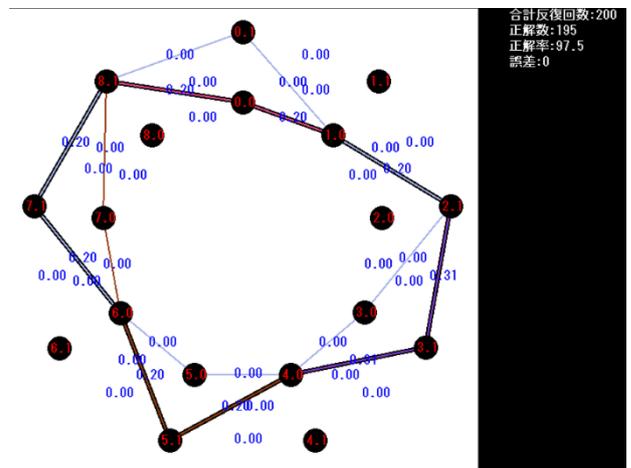


図 2.  $AS_{indi}$  での問題 Cu における探索

表 2. 問題 Cw の荷物表

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
価値	50	67	81	63	27	24	87	101	66
重量	2	7	89	1	2	5	9	9	3
重量	56	57	89	60	36	46	94	921	64
重量	5	9	89	3	4	2	8	921	3

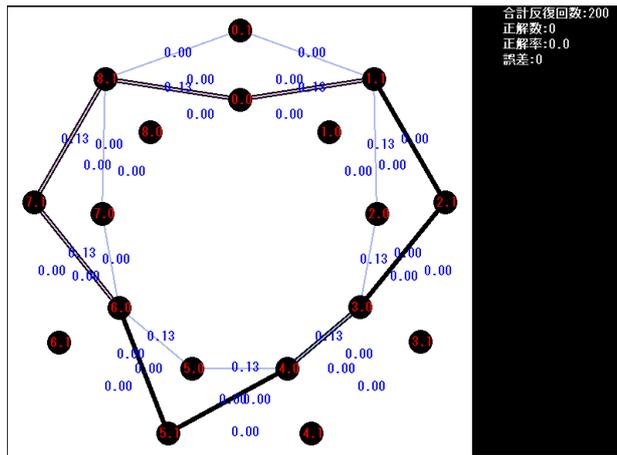


図 3.  $AS_{indi}$  での問題 Cw における探索

表 3. 問題 Cs の荷物表

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
価値	786	1015	147	441	687	800	128	104	406
重量	686	915	47	341	587	700	28	4	306

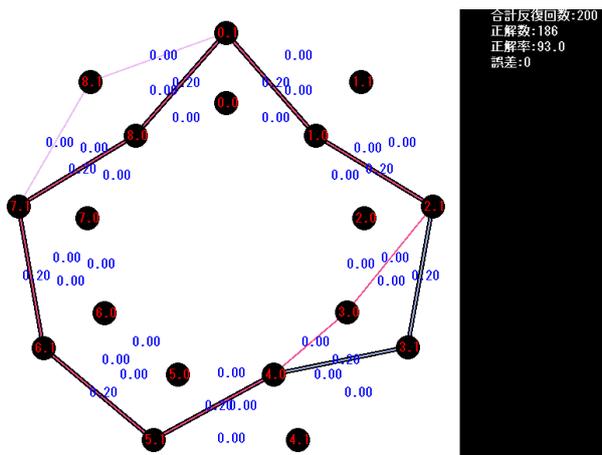


図 4.  $AS_{indi}$  での問題 Cs における探索

図の濃い実線が最適解の経路を示しており、細い実線が蟻の経路(実行解)を示している。つまり濃い実線上を細い実線が通っていけば最適解を求めたことになり、濃い実線から外れたら最適解を外れたことになる。 $AS_{indi}$ での結果は、Cu は比較的良い解を得られ Cw は最適解にたどり着けない場合が多かった。また、Cs では最適解にたどり着く時間が Cu より比較的遅いという結果が得られた。

## 5 まとめ

本研究では、0-1KPにおいて提案手法を  $BAS_{queen}$  と比較し、提案手法の解探索のほうが高速度するように目指す。具体的には、複数のBACOを女王蟻が比較し、評価することにより集中化を促す。

また複数のBACOを使用することが多様性の維持に貢献することを期待する。

予備実験の結果より、アルゴリズムと問題の種類に相性があると考えられるので、女王蟻戦略がどのような影響を与えるか検討することが今後の課題である。

## 参考文献

1. Xiong,W.,Wang,L.and ng Yan,C.: Binary Ant Colony Evolution Algorithm, *International Journal of Information Technology*, Vol.12,No.3 (2006)
2. Fernandes,C.M., Rosa,A.C.and Ramos,V.: Binary Ant Algorithm, *Proceedings of the 9<sup>th</sup> annual conference on Genetic and evolutionary computation*, pp.41-48 (2007)
3. 池水孝幸、小野智司、森重綾太、中山茂、飯村伊智朗, Binary Ant Colony Optimization における女王蟻戦略. 知能と情報(日本知能情報フェジィ学会) Vol.22,No.6,pp.804-817(2010)
4. 飯村伊智朗、松留貴文、中西達也、中山茂: 巡回セールスマン問題におけるACOによる個性蟻戦略の検討, 電子情報通信学会論文誌, Vol.j88-D-I, No.4, pp.900-905(2005)