群知能 ACO における刺激型女王アリ戦略の検討*

飯村伊智郎[†]・伊藤登志也[‡]・中山 茂[‡]

Consideration on Stimulational Queen Ant Strategy in Ant Colony Optimization*

Ichiro IIMURA[†], Toshiya ITO[‡] and Shigeru NAKAYAMA[‡]

1. はじめに

企業活動における計画・運用に関わる問題の多くは、最適化問題としてとらえることができる。そのうち、規模の大きい組合せ最適化問題は、実用時間で解くことが困難であることが知られている。そこで、近似解（準最適解）を高速に求める解法の研究が進められている。アリの採餌活動をモデル化した最適化手法（Ant Colony Optimization: ACO）[1,2] は、近時注目を集めている発見的手法の一つであり、巡回セールスマン問題（Traveling Salesman Problem: TSP）やグラフ彩色問題、周波数割当て問題などに適用され、その有効性が確認されている。筆者らは、これまでに、各アリのフェロモン追従性に個性を持たせた個性アリ戦略 AS_{indi}[3] と、それを含み女王アリを中心とした社会昆虫であるアリの社会を模倣した女王アリ戦略 AS_{queen}[4] を提案し、TSP のベンチマーク問題 TSPLIB に含まれる 51 都市配置の eil51 を用いた実験を通して、その有効性を確認した[3,4]。

本研究では、その AS_{queen} を、TSPLIB に含まれるさらに六つの都市配置に適用することによってより詳細に分析し、さらなる探索性能の向上を図ることを目的として、刺激型女王アリ戦略 AS^S_{queen} を提案し、数値実験を通して最適解発見率と平均反復回数を評価する。

2. 女王アリ戦略 AS_{queen} とその探索特性

2.1 AS_{queen} の概要

女王アリ戦略 AS_{queen} は、ACO アルゴリズムを用いて解探索を行うワーカー・エージェント（働きアリ）の群れから成る複数個のグループと、それら複数グループの解

探索状況を監視し、よりよい解の獲得のために各グループのフェロモン分布に対して多様化や集中化の処理を施すクイーン・エージェント（女王アリ）によって構成される。以下に、AS_{queen} の基本的な仕組みを示す。

Step 1〔初期化〕それぞれ $n_{ant}^{(0)}$ 個, $n_{ant}^{(1)}$ 個, ..., $n_{ant}^{(n_{grp}-1)}$ 個のワーカー・エージェントの群れから成る n_{grp} 個のグループである、グループ (0), グループ (1), ..., グループ ($n_{grp}-1$) を用意し、それら n_{grp} 個のグループごとに、初期エージェントを配置して初期フェロモンを付与する。

Step 2〔解の探索〕各グループごとに独立して ACO アルゴリズムを実行し、一定の反復回数 I_c 回ごとに、これまでの最良解 $S^{(g)}$ (g はグループ番号を表し、巡回路 $S^{(g)}$ の巡回路長は $L(S^{(g)})$ で示す) をクイーン・エージェントに報告する。

Step 3〔終了判定〕予め指定された探索の終了条件を満たしていれば Step 5 へ、なければ Step 4 へ進む。

Step 4〔探索状況の評価・改善〕クイーン・エージェントは、各グループが前回報告したローカル最良解 $S_L^{(g)}$ と、これまでに求められた最も優れたグローバル解 S_G を保持しており、 I_c 回ごとに各グループから報告される $S^{(g)}$ を評価し、その結果に従って多様化処理や集中化処理を対象となるグループに施す。その後、Step 2 へ戻る。

Step 5〔探索終了〕予め指定された条件を満足したため、探索を終了する。

今回の実験においては、AS_{queen} を構成する ACO アルゴリズムとして、AS^{RS}_{rank}[5] を基本として各アリに個性（異なるランダム選択率）を持たせた個性アリ戦略 AS_{indi}[3] を採用するものとした。なお、多様化処理や集中化処理の具体的な内容を含め、AS_{queen} の詳細については、筆者らの先行研究[4]を参照していただきたい。

2.2 AS_{queen} の探索特性

AS_{queen} の探索特性を確認するため、対象問題を増やして数値実験を行った。対象問題および実験で用いたパラメータ値は、Table 1 に示すとおりである。ここで、

* 原稿受付 2005 年 8 月 5 日

[†] 熊本県立大学 総合管理学部 Faculty of Administration, Prefectural University of Kumamoto; 3-1-100 Tsukide, Kumamoto city, Kumamoto 862-8502, JAPAN

[‡] 鹿児島大学 工学部 Faculty of Engineering, Kagoshima University; 1-21-40 Korimoto, Kagoshima city, Kagoshima 890-0065, JAPAN

Key Words: swarm intelligence, Ant Colony Optimization (ACO), Traveling Salesman Problem (TSP).

Table 1 Parameter values used in the experiment

TSPLIB	n_{city}	S_{opt}	for AS _{indi}										for AS _{queen}		
			$n_{ant}^{(g)}$	α	β	ρ	Q	σ	$r^{\min}$	$r^{\max}$	cl	τ_0	n_{grp}	I_c	n_{init}
eil51	51	426	51	1	5	0.5	100	6	0.01	0.10	9	10^{-5}	5	30	10
att48	48	10,628	48	1	5	0.5	2,494	6	0.01	0.10	8	10^{-5}	5	30	9
berlin52	52	7,542	52	1	5	0.5	1,770	6	0.01	0.10	9	10^{-5}	5	30	10
eil76	76	538	76	1	5	0.5	126	6	0.01	0.10	13	10^{-5}	5	30	15
pr76	76	108,159	76	1	5	0.5	25,389	6	0.01	0.10	13	10^{-5}	5	30	15
eil101	101	629	101	1	5	0.5	147	6	0.01	0.10	18	10^{-5}	5	30	20
lin105	105	14,379	105	1	5	0.5	3,375	6	0.01	0.10	19	10^{-5}	5	30	21

n_{city} は問題の規模を表す都市数, S_{opt} は最適解の巡回路長である. また, AS_{indi} に関するパラメータである, $n_{ant}^{(g)}$ は 1 グループあたりのワーカー・エージェント数, α と β はフェロモンとヒューリスティックな情報のどちらを重要視するかを決定する定数, ρ はフェロモンの蒸発率を決める定数, Q は分泌するフェロモン量に関する定数, σ はランク付けに関する定数, $r^{\min}$ と $r^{\max}$ はランダム選択率の最小値と最大値, cl は探索の効率化を図るための候補リストに記録する都市数, そして τ_0 はフェロモン量の下限值である. さらに, AS_{queen} に関するパラメータである, n_{grp} はグループ数, I_c はクイーン・エージェントへの解 $S^{(g)}$ の提出頻度を決定する定数, そして n_{init} は多様化処理における初期化対象都市数である. なお, これらのパラメータ値の決定においては, eil51 を対象とした予備実験をもとに決定した. とくに, 都市数に影響されると考えられる cl と n_{init} については, eil51 の都市数に対する比を考慮し, 最適解の巡回路長に影響されると考えられる Q については, eil51 の最適解の巡回路長に対する比を考慮するものとした. 試行回数は 20 回とし, 各試行における最大反復回数は 10,000 回として最適解が発見できた時点で探索を終了するものとした. また, 時点 $t=0$ における枝 (i,j) の初期フェロモン量 $\tau_{ij}(0)$ は $\tau_{ij}(t)$ の下限 τ_0 とした.

最適解発見率¹ (棒) と平均反復回数 (折れ線) に関する実験結果を Fig. 1 に示す. この結果より, 都市数が比較的少ない問題に対してはよい結果が得られているが, 都市数が増えると最適解発見率に低下が見られ, それに伴い平均反復回数が増加している. この原因を確認するため, AS_{queen} における各グループの解推移を分析したところ, 探索が進むにつれて, つまり反復回数が増すごとに多様化処理に対する集中化処理の割合が減少傾向にあることがわかった. AS_{queen} の集中化処理は, クイーン・エージェントが保持しているこれまでに求められた最も優れた解 S_G が, ワーカー・エージェント群から成る各グループ (g) から I_c 回ごとに報告のある $S^{(g)}$ のうち最も優れた解 S_L^* で更新されたときのみ行われる. その更新条件は $L(S_L^*) < L(S_G)$ が真の場合であるため, 探索が進むにつれて必然的に集中化処理の実行回数が減少することになる. そのため, 多様化処理の影響が過剰になり,

Fig. 1 Experimental results of both discovery rate of optimal solution (Bar) and average of iteration count (Polyline) in “AS_{queen}” and “AS_{queen}^S”

その結果として最適解を発見しにくい状況になっていると考えられる. att48, eil51, berlin52 の都市数が比較的少ない問題では, この影響があまりなく, 約 3,000 回反復以内で最適解を発見できていた. また, pr76 のように同じ都市数でも都市配置の違いにより, この過剰な多様化が大きく影響を及ぼす場合があることもわかった.

3. 刺激型女王アリ戦略 AS_{queen}^S の提案

3.1 女王アリによる刺激処理の導入

前述の問題点を解決するため, ここでは探索が進んだ段階で集中化処理の減少により起こり得る過剰な多様化を避けることを目的として, 女王アリによる刺激処理を新たに導入する. この刺激処理は, I_{c1}^S 回反復して探索が進んだ後, クイーン・エージェントが保持する S_G の更新がない期間が I_{c2}^S 回続いた場合, つまり反復回数で表現すると $(I_c \times I_{c2}^S)$ 回続いた場合に実行する. 具体的には, 刺激率 r_S で選ばれたグループ (g) に属する全ワーカー・エージェントが持つ巡回路の先頭に, クイーン・エージェントが保持している巡回路 S_G の 1 部分区間をコピーすることで刺激を与え, 集中化処理を誘発させる. この刺激処理により, その近傍を集中的に探索することが期待されると共に, コピーされた 1 部分区間が探索済みとなることによる探索空間縮小の効果も期待できる.

なお, この刺激処理のある女王アリ戦略 AS_{queen}^S を, ここでは刺激型女王アリ戦略 AS_{queen}^S とよぶことにする.

3.2 刺激型女王アリ戦略 AS_{queen}^S の仕組み

AS_{queen}^S の基本的な仕組みは, AS_{queen} とほぼ同じであるが, その違いは 2.1 節の Step 4 [探索状況の評価・

¹20 回試行中 20 回最適解を発見できれば 100% となる.

Fig. 2 Transition of $L(S^{(g)})$, which is the tour length of $S^{(g)}$ on five groups, in “AS_{queen}” in the case of “pr76”

改善] にあり, AS_{queen}^S では以下のようにになる.

Step 4 [探索状況の評価・改善] クイーン・エージェントは, 各グループが前回報告した最良解 $S_L^{(g)}$ と, これまでに求められた最も優れた解 S_G を保持しており, I_c 回ごとに各グループから報告される $S^{(g)}$ を評価し, その結果に従って多様化処理や集中化処理を対象となるグループに施す. つぎに, 現時点の反復回数が I_{c1}^S 回を超えており, かつクイーン・エージェントが保持している S_G の更新がない期間が I_{c2}^S 回続いた場合, 刺激率 r_S で選ばれたグループ (g) に対して刺激処理を施す. その後, Step 2 へ戻る.

4. 刺激型女王アリ戦略 AS_{queen}^S の評価実験

4.1 実験内容

AS_{queen}^S の刺激処理の効果を確認するため, 数値実験を行った. AS_{queen}^S で新たに導入されたパラメータ値は, $(I_{c1}^S, I_{c2}^S, r_S) = (3000, 5, 0.8)$ とし, その他のパラメータ値については, 2.2 節の実験と同様とした. また, 刺激処理でコピーされる巡回路の 1 部分区間は, その開始遺伝子座をランダムに決定し, さらに部分区間の長さを 0 から $\lfloor n_{city} \times 3/4 \rfloor$ 都市の範囲でランダムに決定するものとした. 試行回数は 20 回とし, 各試行における最大反復回数は 10,000 回として最適解が発見できた時点で探索を終了するものとした.

4.2 最適解発見率と平均反復回数の評価

最適解発見率 (棒) と平均反復回数 (折れ線) に関する実験結果を, 2.2 節の Fig. 1 に重ねて示す. この結果から, 都市数の比較的小さい問題に対する探索性能を維持しつつ, 都市数が比較的多い問題に対して, 最適解発見率および平均反復回数の観点で改善がなされていることが確認できる. これは, 女王アリによる刺激処理によって集中化処理が誘発され, 過剰な多様化を回避できたためであると考えられる.

4.3 新たに導入した刺激処理の効果

新たに導入した刺激処理による集中化処理の誘発過程を確認するため, 今回の実験において刺激処理の効果が最も見られた pr76 (最適解の巡回路長は 108,159) に対

する各グループ (5 グループ) における解の推移を Fig. 2 に示す. 同図は, 刺激処理が適用される I_{c1}^S 回反復後の解推移であり, 図中の○印は集中化処理が行われたことを, □印は最適解が発見されたことを示している. また, 灰色の領域 (左右の矢印で示された領域) は, 新たに導入した女王アリによる刺激処理が, その期間で実行されたことを示している.

この結果を見ると, 反復回数が I_{c1}^S 回後では, 灰色領域の直後に集中化処理を意味する○印が多く存在しており, 刺激処理により集中化処理が誘発されていることが確認できる. なお, 灰色領域の直後でない○印は, 提案する刺激処理に誘発された集中化処理ではなく, 従来の AS_{queen} の枠組みにより実行されたものである.

5. おわりに

女王アリ戦略 AS_{queen} に刺激処理を導入した刺激型女王アリ戦略 AS_{queen}^S の提案により, 従来の AS_{queen} に比べ探索性能を向上させることができた. 今後は, 新たに導入した刺激処理を与える時期や頻度に関して, より詳細に検討していきたいと考えている.

参考文献

- [1] E. Bonabeau, M. Dorigo and G. Theraulaz: *Swarm Intelligence — From Natural to Artificial Systems*, Oxford University Press (1999)
- [2] M. Dorigo, V. Maniezzo and A. Coloni: The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents; *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. B*, Vol. 26, No. 1, pp. 1–13 (1996)
- [3] 飯村, 松留, 中西, 中山: 巡回セールスマン問題における ACO による個性アリ戦略の検討; 信学論, Vol. J88-D-I, No. 4, pp. 900–905 (2005)
- [4] 飯村, 松留, 中山: 群知能 ACO における女王アリ戦略の検討; 信学論, Vol. J88-D-I, No. 10, pp. 1599–1602 (2005)
- [5] 中道, 有田: ACO におけるランダム選択に基づく多様性調節の効果; 情処学論, Vol. 43, No. 9, pp. 2939–2947 (2002)