

最良巡回路探索エージェント群を用いたACOアルゴリズムの改良

Improvement of ACO Algorithm Using the Best Path Search Agents

梁 賢徳 松井 丈弥 能登 正人
Hyondoku Ryang Takeya Matsui Masato Noto

神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻
Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

The ant system is a new meta-heuristic for hard combinatorial optimization problems. This optimization technique inspired by co-operative food retrieval in ants has been unexpectedly successful. The MAX-MIN Ant System (MMAS), which maintains the diversity of search by giving upper and lower limits to pheromone values, shows the high performance. However, MMAS has a problem that the search time is too long. In this paper, we propose an improvement technique of MMAS to enhance convergence by using the best path search agents. Experiments using TSP benchmarks show that the proposed method gives better performance than original MMAS in search speed and the length of tours obtained.

1. はじめに

現実社会の解決困難な問題の一つとして組合せ最適化問題がある。この組合せ最適化問題に対する効率的な手法として、欲張り法 (Greedy Method), 局所探索法 (Local Search), 焼きなまし法 (Simulated Annealing), タブサーチ (Tabu Search), 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) など様々なものが提案されている。その中の一つ的手法として、蟻の餌収集における群の協調行動に着目した最適化のためのメタヒューリスティックである Ant Colony Optimization (ACO) が注目され、組合せ最適化問題の一つである Traveling Salesman Problem (TSP) でその有効性が確認されている [Dorigo 99]。

ACO とは、蟻が餌を巣に運ぶ行動とその際分泌されるフェロモンをモデル化したもので、探索エージェントはヒューリスティックな情報である各都市間の距離情報とフェロモン情報をもとに探索を行う。ACO の特徴はヒューリスティック値と呼ばれる探索領域への静的な評価値と、フェロモンと呼ばれる探索領域への動的な評価値を組み合わせた探索にある。フェロモン情報は蓄積と蒸発を繰り返し、フェロモンが多いほどエージェントに対する誘因性が高まる。それにより、さらなるエージェントが都市間に移動しフェロモンを分泌することで、他のエージェントがその都市間を移動する確率が高まるのが基本的な原理である。探索エージェントがこれらの値を基に巡回路を作成し、また作成した巡回路の長さに応じてフェロモンを変化させる。フェロモンはいわば過去の探索情報の蓄積であり、このフェロモンのコントロールが ACO の探索性能を決定する。ACO の基礎モデルは Dorigo らによる AS (Ant System) に集約される。AS の代表的な拡張手法として AS_{rank} [Bullnheimer 99], AS_{elite} [Dorigo 96], MAX-MIN Ant System (MMAS) [Stützle 00], 経路選択にランダムネスを導入するアルゴリズムなどがある。その中でも MMAS はフェロモンの上限値と下限値を設けることでエージェントの探索の多様性を維持し、優秀な成果を残している。しかし、広域的な探索が出来るが、収束が遅くなってしまいういう欠点がある。

ある。

本研究では、MMAS においてフェロモン制限を行う前に最良巡回路を複数のエージェントで探索を行う手法を提案する。フェロモンの制限を行うことで大域的な探索が行えるが、局所的な探索が行われにくい。そこで最良巡回路にエージェントの群による探索を行うことで、フェロモン濃度を高め多くのエージェントで集中的に探索が行われた後フェロモンの制限を行う。評価方法として TSP のベンチマークを用いて、従来手法との比較により探索速度と性能が上回ることを示す。

2. Ant System

ACO の基礎モデルである AS は、Dorigo らによって提案された TSP を解くためのアルゴリズムである。TSP とは、都市間に距離が与えられた都市集合 N の中で、全ての都市を訪問して最初の都市に戻ってくるまでの距離が最小となる巡回路を求める問題である。エージェント k が時点 t において都市 i から次に訪問できる都市集合 N_k の未訪問都市 l の中の都市 j に移動する確率 $P_{ij}^k(t)$ は式 (1) で与えられる。

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

ここで τ_{ij} は都市 i から都市 j の間に蓄積されたフェロモン量、 η_{ij} はヒューリスティックな情報で、都市間の距離 d_{ij} の逆数として式 (2) で与えられる。

$$\eta_{ij} = 1/d_{ij} \quad (2)$$

そしてエージェント k が時点 t において都市 i から都市 j の間に分泌されるフェロモン量 $\Delta\tau_{ij}^k$ は、巡回路 $T^k(t)$ の距離 $L^k(t)$ により式 (3) で与えられる。 Q は定数である。

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

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である。時点 t までに都市 i から都市 j の間に m 個のエージェントによって蓄積されるフェロモン

連絡先: 梁 賢徳, 神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻, 〒 221-8686 神奈川県横浜市神奈川区六角橋 3-27-1, Tel: 045-481-5661(内線 3807), E-mail: ryo@nt.ee.kanagawa-u.ac.jp

ンは式 (4) で与えられる.

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (4)$$

ρ は蓄積されていたフェロモンの蒸発率を表している. エージェントは経路選択, 経路評価, フェロモンの分泌, フェロモンの更新を終了条件を満たすまで繰り返す.

3. 提案手法

3.1 最良巡回路探索エージェント群

本研究では, 各反復毎に通常探索エージェントの都市選択に加え, 最良巡回路に指定された都市のみを選択する最良巡回路探索エージェント群の導入を行う. このエージェント群は, 各探索エージェントが探索を行った巡回路長の変化の標準偏差を指標に, 群の大きさを変化させる. 群れの大きさ G は式 (5) で与えられ, 通常探索エージェントは総エージェント数から G を引いた数になる.

$$G = E \times \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^m (L_k - L_{Ave})^2}{m}} \quad (5)$$

ここで m はエージェントの総数, L_k は k 番目のエージェントが探索を行った巡回路長, L_{Ave} はすべてのエージェントが探索を行った巡回路長の平均, E は群れの成長率である. 探索初期において各都市間に分泌されるフェロモン量は少なく, 各エージェントが探索する巡回路の変化が大きくなると偏差も大きくなり, 群も大きくなる. 逆に探索後期において各都市間に分泌されるフェロモン量は多いため, 巡回路の変化が乏しくなり群も縮小される. 群れの成長率 E が大きくなると, 最良巡回路の探索を行うエージェント数が増加し局所的探索が進むが局所解に陥る可能性も大きくなってしまふ.

3.2 フェロモン制限の判定

フェロモン制限は, 局所解を抜け出し広域的な探索を行うのに優れているが, 局所的な探索を行うのには向いていない. フェロモン制限を行うのは, 最良巡回路が十分に探索がなされた後, 制限を行う方が効率が良いと考えられる. そこで探索の進行具合を表している群の大きさを指標にし, 群の大きさ G が制御パラメータ G_s 以下になった時のみ制限を行うことで局所的な探索と大域的な探索のバランスを取る.

4. シミュレーション実験

4.1 実験条件

提案手法の性能を評価するため, TSPLIB のベンチマーク *eil51* を用いた実験を行う. 実験で用いるパラメータの値は $E=1$, $\rho=0.98$, $\alpha=1$, $\beta=2$, エージェント数は 200, 反復回数は 20000 回, 試行回数を 20 回とする.

4.2 結果と考察

シミュレーション結果を表 1 及び図 1 に示す. *Mthd* は解法の種類, *Best* は最良解, L_{Ave} は各反復毎における最良解の平均, *SD* は平均値の標準偏差を表している. 表 1 より, 提案手法 (提案 MMAS) は *Best* と L_{Ave} , *SD* が従来手法 (MMAS) より良くなっており, 探索精度が上がる事がわかった. その理由として, 提案 MMAS では群による探索で最良巡回路にフェロモンが増量されたため, 局所的に探索が進んだことが考えられる. 局所探索が進むことで, 解の精度が上がるのと同時に, 反復回数ごとの L_{Ave} を示した図 1 を見てわかるように探

表 1: 実験結果

<i>Mthd</i>	<i>Best</i>	L_{Ave}	<i>SD</i>
MMAS	430	448	9.2
提案 MMAS	426	431	4.3

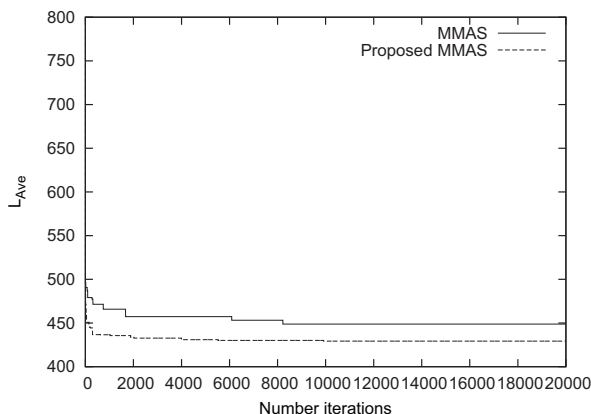


図 1: *eil50* における最良巡回路の変化

索速度が上がる事がわかる. 実験より MMAS の提案手法導入による局所探索性能の向上は, 最終的な最良解の精度と探索速度の向上が見込める事がわかった.

5. おわりに

本研究では MMAS に最良巡回路の探索を行うエージェント群を導入して, 探索を行うエージェントの数に意図的に傾きを与えることで局所探索を行うエージェントの数を増やすことができ, 結果探索精度と収束性能を高めることができた. 今後は提案手法の有効な点をより明確にする実証実験, 2 次割当て問題などのより複雑な問題で本手法が有効であることを確認していく予定である.

参考文献

- [Bullnheimer 99] Bullnheimer, B., Hartl, f. R., and Strauss, C.: A New Rank Based Version of the Ant System, *A Computational Study*, Vol. 7, No. 1, pp. 25–38 (1999)
- [Dorigo 96] Dorigo, M., Maniezzo, V., and Coloni, A.: Ant System: Optimizaion by a Colony of Cooperating Agents, *IEEE Transaction on System*, Vol. 26, No. 1, pp. 29–41 (1996)
- [Dorigo 99] Dorigo, M. and Gambardella, L. M.: Ant Algorithms for Discrete Oprimization, *Artificial Life*, Vol. 5, No. 2, pp. 137–172 (1999)
- [Stützle 00] Stützle, T. and Hoos, H.: MAX-MIN Ant System, *Future Generation Computer Systems*, Vol. 6, No. 8, pp. 899–914 (2000)