

## フェロモン調節によるACOアルゴリズムの改良

## Improvement of ACO Algorithm by Pheromone Control

梁 賢徳<sup>†</sup>

Kentoku RYO

松井 丈弥<sup>†</sup>

Takeya MATSUI

能登 正人<sup>†</sup>

Masato NOTO

## 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。近年、蟻の餌収集における群の協調行動に着眼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) に適応させたAnt System (AS) にてその有効性が確認されている [1] [2]。

AS 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。AS の代表的な拡張手法として  $AS_{rank}$   $AS_{elite}$ , MAX-MIN Ant System (MMAS) [3] 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、大域的な探索が出来るが、収束が遅くなってしまいうという欠点がある。

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に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. 従来手法

## 2.1 Ant System

AS の特徴はエージェントの探索にヒューリスティックな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所にある。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  $l$  の中で、都市  $j$  への移動確率  $P_{ij}^k(t)$  は式 (1) で与えられる。

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

<sup>†</sup>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

ここで  $\tau_{ij}$  は都市  $i$  から都市  $j$  の間に蓄積されたフェロモン量,  $\eta_{ij}$  はヒューリスティックな情報で、都市間の距離  $d_{ij}$  の逆数として与えられ、 $\alpha$  と  $\beta$  はフェロモン情報と距離情報の重みを定義するパラメータである。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を移動して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。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 AS の探索性能を決定する。

## 2.2 MAX-MIN Ant System

MMAS の最大の特徴は、その名前の通りフェロモンの濃度をエージェントの最良の巡回路長を使用し  $[\tau_{max}, \tau_{min}]$  の区間に制限することにある。フェロモンが多分に分泌されてしまうとエージェントはその都市間の探索を必要以上に行ってしまう、逆に少なければ全く探索がされず局所解に陥ってしまう可能性が大きくなる。そこでフェロモンに上限値と下限値を設けることで、エージェントの大域的な探索が可能になる。フェロモンの上限値  $\tau_{max}$  と下限値  $\tau_{min}$  は以下の式 (2) 及び式 (3) によりそれぞれ定義される。

$$\tau_{max}(t) = 1/(1 - \rho) \times 1/C_t^{best} \quad (2)$$

$$\tau_{min}(t) = \frac{\tau_{max} \cdot (1 - \sqrt[N]{P_{best}})}{(N/2 - 1) \cdot \sqrt[N]{P_{best}}} \quad (3)$$

ここで、 $\rho$  はフェロモンの蒸発率、 $1/C_t^{best}$  は探索における最良の巡回路長、 $P_{best}$  は制御パラメータ、 $N$  は都市数である。

## 3. 提案手法

本研究では、各反復毎に従来手法で用いられる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、その他の通常探索エージェントの探索の集中化をさせる役割を担っており、通常探索エージェントは総エージェント数から群のエージェント数を引いた数になり大域的な探索を行う役割を担っている。MMAS のフェロモン制限は、局所解を抜け出し大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。そのためフェロモ

ン制限は最良巡回路が十分に探索がされた後に行う方が効率が良いと考えられるため、群の大きさが一定以下の場合にフェロモンの制限を行う。提案アルゴリズムの概略は以下のとおりである。

1. 通常探索エージェントを均等に配置
2. フェロモン情報と距離情報を基に確率的に都市間を移動
  - 通常探索エージェントが探索
  - 最良巡回路探索エージェント群が探索
3. 都市間に分泌されているフェロモンを更新
4. 探索の進行具合に応じて群を構築
5. 群の大きさが一定以下の場合はフェロモンの制限
6. 終了条件を満たすまで2から6を繰り返す

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。群の大きさ  $G$  は式 (4) で与えられる。

$$G = E \times \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^m (L_k - L_{Ave})^2}{m}} \quad (4)$$

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。

## 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  $E = 1$ ,  $\rho = 0.98$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 2$  と定義し、エージェント数は 200, 反復回数は 20000 回, 試行回数を 10 回として実験を行う。フェロモン制限については  $G$  が 10 以下になったとき, 制限を行う。

### 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。表 1 は各ベンチマーク問題の最良解を表しており, 図 1 は最良解の平均  $L_{Ave}$  の推移を表している。表 1 より, 提案手法 (提案 MMAS) は従来手法 (MMAS) より結果が良くなっており, 探索精度が上がる事がわかった。その

表 1: 実験結果

	$Best$	$L_{Ave}$	$SD$
MMAS	430	448	9.2
提案 MMAS	426	431	4.3

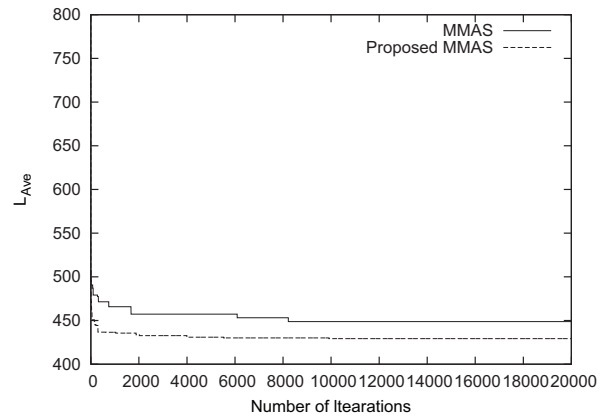


図 1: *eil51* における最良巡回路の変化

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, 図 1 より探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ことがわかった。

## 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な変化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し, 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

- [1] 筒井茂義: *cAS*: カニングアントを用いた ACO の提案, 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 1, pp. 29–36 (2007).
- [2] Dorigo, M., Maniezzo, V. and Coloni, A.: Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents, *IEEE Transaction on System*, Vol. 26, No. 1, pp. 29–41 (1996).
- [3] Stützle, T. and Hoos, H.: MAX-MIN Ant System, *Future Generation Computer Systems*, Vol. 6, No. 8, pp. 899–914 (2000).