

複数フェロモンを用いた サムライアリコロニー最適化アルゴリズム

津留 貴陽[†]能登 正人[†]神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻[‡]

1 はじめに

組み合わせ最適化問題は様々な種類があり, Traveling Salesman Problem (TSP) はもっとも一般的な問題のひとつとして知られている. TSP は, 与えられた座標を都市とし, 全ての都市を一度だけ訪問し, 帰宅するまでの経路の最短を求める問題である. TSP を解くためのメタヒューリスティクスである Ant Colony Optimization (ACO) は群知能の中でも精度が高いため盛んに研究されている. ACO アルゴリズムは現実世界のアリが行うフェロモンを使用した採餌行動に着目して提案された. ACO アルゴリズムではアリが通る複数の経路が解であり, アリは都市間の経路を通る際フェロモンを置く. そのフェロモンはアリの振る舞いを模した式により更新され, 次に通るアリがフェロモンの強さによって巡回路を形成する. つまりフェロモンの強さによって最適解を見つけることができる. しかしながら, ACO は探索を行う際, 一種類のフェロモンしか使用できないため, 初期フェロモンに依存してしまい, 局所解に陥るといった問題点がある.

本研究では, この問題を解決するために, 他種のアリの利用により採餌行動を行う寄生型アリである「サムライアリ」に着目し, 複数のフェロモンを利用したサムライ ACO アルゴリズムを提案する.

2 従来手法

2.1 Ant System (AS)

Dorigo らによって提案された AS は, TSP を解く ACO 手法として基礎モデルのアルゴリズムである [1]. 都市集合 N 全てを訪問し, 最初の都市に戻るまでの総距離を求めることができる. エージェント k が反復回数 t 時点において都市 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 $P_{ij}^k(t)$

Samurai Ant Colony Optimization Algorithm using Multiple Pheromones

[†]Takaaki Tsuru and Masato Noto

[‡]Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

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} はヒューリスティクスな情報で, 都市間の距離 d_{ij} の逆数として式 (2) で与えられる.

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

また, α と β はフェロモンとヒューリスティクスな情報の重みを決定する定数である. そしてエージェント k が反復回数 t 時点において都市 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. ここで, Q は定数である.

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

2.2 Multiple Ant Colony Algorithm (MACA)

MACA はあらかじめ決められた複数個のコロニーを相互作用させることにより, 複数の解を発見するアルゴリズムである. この相互作用とは, コロニー間でお互いのフェロモン情報を用いて行動を制限する Negative Pheromone Effect (NPE) のことを指す. 以下に NPE の式 (4) を示す.

$$p_{ij}^{hk}(t) = \frac{\pi_{ij}^h(t)}{\sum_{l \in N_i^{hk}} \pi_{il}^h(t)} \quad (4)$$

$$\pi_{ij}^h(t) = \left\{ \prod_{u=0}^M [\tau_{ij}^u(t) + C(h)]^{\alpha(h,u)} \right\} \cdot [\eta_{ij}]^{\beta(h)} \quad (5)$$

ここで p_{ij}^{hk} はコロニー h に属すアリ k の行動選択確率であり, M はコロニーの数, $C(h)$ はコロニー h におけるフェロモン情報に対する敏感さを示すパラメータである. また, $\beta(h)$ は, コロニー h における都市間の距離情報におけるパラメータであり, $\alpha(h, u)$ はコロニー u からコロニー h に対するフェロモン情報における相互作用のパラメータで負の実数である. ここで, この α の値を負にすればするほどコロニー h はコロニー u と違った巡回路を探索する.

3 提案手法

本研究では、多種アリを奴隷とし、寄生社会を構成するサムライアリをモデル化し、ACOの課題である局所探索を考慮した最適化手法を提案する。本来アリは他コロニーのアリに威嚇を行い、縄張りを持つ。しかしサムライアリは、それらのアリたちを奴隷化するため様々な探索経路を使用することができる。アリエージェント数を m と都市数を N とし、以下に本提案手法のアルゴリズムの概要を示す。

Samurai ACO Algorithm

```

Construct graph
Initialize Oldpheromone
for (M = 1 to all colonies) do
    MACA solution
    add Oldpheromone to Newpheromone
end for
Initialize Samuraipheromone
for (t = 1 to max iterations) do
    for (m = 1 to all agents) do
        for (N = 1 to all cities) do
            Construct solution
        end for
    end for
    Update Samuraipheromone
    Update Oldpheromone
end for
    
```

このように複数の奴隷アリがフェロモンを蓄積したのちに、サムライアリコロニーが行動選択機構 (Construct solution) にて奴隷アリのフェロモンを利用することで局所解に陥りにくくする。サムライアリエージェント k が反復回数 t 時点において都市 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 $p_{ij}^{Sk}(t)$ は式 (6) で与えられる。

$$p_{ij}^{Sk}(t) = \frac{[S\tau_{ij}(t) + \frac{D\tau_{ij}(t)}{R}]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{l \in N_k} [S\tau_{il}(t) + \frac{D\tau_{il}(t)}{R}]^\alpha [\eta_{il}(t)]^\beta} \quad (6)$$

ここで $D\tau$ は奴隷アリが蓄積したフェロモン、 $S\tau$ はサムライアリが新たに分泌するフェロモンを指し、 R は奴隷アリが蓄積したフェロモン情報をどのくらい使用するかの調整パラメータである。またフェロモン更新は従来と同様に行われるが、 $D\tau$ は蒸発しつかないこと、そして $S\tau$ は蒸発率が低いことに注意する。そうすることで、最終的にサムライアリのフェロモンのみが濃く残り、解が収束しやすくなる。

表 1: シミュレーション結果

TSPs problem	AS		Samurai Ant	
	<i>Best</i>	<i>Ave</i>	<i>Best</i>	<i>Ave</i>
eil51	438	448.7	432	438.7
eil76	550	559.1	546	552.0
eil101	680	686.2	673	679.1

4 シミュレーション実験

4.1 実験方法

本研究では、解析精度の観点から提案手法と従来手法である AS との比較を行い有効性を示す。問題データは TSPLIB により公開されている eil51 (51 都市), eil76 (76 都市), eil101 (101 都市) のベンチマークを使用した。実験で用いるパラメータは奴隷アリのフェロモン蒸発率 $D\rho = 0.5$, サムライアリのフェロモン蒸発率 $S\rho = 0.3$, $\alpha = 1.0$, $\beta = 5.0$, エージェント数 m は都市数 N と同じにし、反復回数はそれぞれ 10000 回、試行回数は 10 回とする。また奴隷アリのコロニー数 M は 3 とする。

4.2 結果と考察

それぞれの手法の実験結果を表 1 に示す。*Best* は試行回数 10 回に対する最良巡回路長であり、*Ave* は試行回数 10 回に対する最良巡回路長の平均である。

全ての問題において、提案手法が従来手法より良い結果であることが分かる。提案手法は奴隷アリの巡回路を使用するため、多少それらに依存してしまうが、安定した最良巡回路長が得られたことから、うまく他の奴隷アリの巡回路を利用することができていると言える。これは、局所解に陥る前に他の奴隷アリの巡回路を使用する可能性が上昇したためだと考えられる。

5 おわりに

本研究では実在のサムライアリをモデルとした、サムライアリコロニー最適化アルゴリズムを提案した。奴隷アリの探索巡回路にフェロモンを蓄積させ、それらをサムライアリが利用することにより、局所解に陥りにくくした。TSP において、従来手法よりも良い結果が得られることが出来た。今後は奴隷アリに複数の別種法を加えシミュレーション実験を行い有効であるか確認を行う。

参考文献

- [1] Dorigo, M. and Gambardella, L.: Ant Algorithms for Discrete Optimization, Vol. 5, No. 2, pp. 137–172 (1999).