

## トゲアリの巣帰り行動を用いたアリコロニー最適化アルゴリズム

津留 貴陽<sup>†</sup>米田 征司<sup>†</sup>能登 正人<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<sup>‡</sup>

## 1 はじめに

Traveling Salesman Problem (TSP) は一般的な最適化問題として知られている。TSP は、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 Ant Colony Optimization (ACO) アルゴリズムは、現実世界のアリが行う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、通る経路に置いたフェロモンの強さによって最適解を探索する。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、他種アリを一時寄生することにより、擬似的に複数フェロモンを活用する「トゲアリ」に着目し、巣帰り行動を用いたアリコロニー最適化アルゴリズムを提案する。

## 2 従来手法

TSP を解く ACO 手法として Ant System がある [1]。ACO アルゴリズムでは、並列に行動するアリが存在し、通った経路が解となる。アリは都市間をつないでいる経路にフェロモンを置き、そのフェロモンはアリの振る舞いに依存して更新され、フェロモンの強さに従い巡回路を形成する。したがって、現実のアリを模し行動をさせることで精度がいい巡回路を求めることができる。しかし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引っ張られることがあり、局所解に陥ることがある。

また、複数のコロニーを使用する TSPACO として Multiple Ant Colony Algorithm (MACA) がある [2]。MACA は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。NPE は他種コロニーのフェロモン情報を使い、その他種コロニーが置いたフェロモンから遠ざかるよう経路を選択する。つまり NPE を用いることで各コロニーが相互作用し各々違ったパターンの巡回路を発見するようになる。本研究では、NPE を実装することにより、二種のアリがあたかも威嚇を行っているように模倣する。

## 3 提案手法

本研究では、一時寄生社会を構成するトゲアリの巣帰り行動をモデル化し、ACO の課題である初期フェロモンに依存し、局所解に陥る問題点を考慮した最適化手法を提案する。トゲアリは寄生したいアリの巣に進入し、女王アリを殺害することによって寄生社会を営む。そうして奴隷アリにトゲアリを育てさせるが、子が育ち固体が多くなると奴隷アリとその巣を捨て、トゲアリのみの住処に帰省する「巣帰り」行動を行う。本提案手法ではその行動を模倣し、トゲアリに奴隷アリを寄生させることで、擬似的に二種類のフェロモンを探索に活用できるようにする。寄生と巣帰りを切り替える閾値を  $C$  として、本提案手法のアルゴリズムの変更点を以下に示す。

## Polyrhachis Lamellidens ACO Algorithm (PL ACO)

Construct graph

**for** ( $t = 1$  to max iterations) **do**  **if** Flag ==  $C$  **then**

add ACO pheromone to PL pheromone

**else**

ACO solution

MACA solution

**end if**  **if** UpdateBestTrail **then**

Flag = 0

**else**

Flag = Flag + 1

**end if****end for**

## Ant Colony Optimization Algorithm using Homing Behavior of The Polyrhachis Lamellidens

<sup>†</sup>Takaaki Tsuru, Seiji Yoneda and Masato Noto<sup>‡</sup>Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

ベスト解が更新されない回数が閾値  $C$  に達するとフェロモンの更新式を変更する. すなわち局所解に陥ったと判断し, 寄生または巣帰り行動を行う. 以下に変更後の更新式 (1) を以下に示す.

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

トゲアリエージェント  $k$  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  $p_{ij}^{PLk}(t)$  は, 式 (1) で与えられる. ここで,  $D\tau$  は奴隷アリが蓄積したフェロモン量,  $PL\tau$  はトゲアリが分泌するフェロモン量であり,  $R$  はトゲアリが巣帰り時に蓄積したフェロモン情報の調整パラメータである. 局所解に陥った際, NPE により別の経路にフェロモンを置いたトゲアリに寄生されて, 現状より良い巡回路にフェロモンが置かれる可能性が高まる. また, 寄生した後一定数ベスト解が更新されないと, 寄生をやめて巣帰り行動を行う. すると二種のアリは NPE によって威嚇を行い, また別の経路の探索を行う. これら寄生と巣帰り行動を繰り返すことにより局所解から抜け出すことが可能になる.

## 4 シミュレーション実験

### 4.1 実験方法

本実験では, 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, eil76, eil101, rat99, kroA100 のベンチマーク問題を使用した. 実験で用いるパラメータはフェロモン蒸発率  $\rho = 0.5$ ,  $\alpha = 1.0$ ,  $\beta = 5.0$ , エージェント数  $m$  は都市数  $N$  と等しく設定し, 反復回数はそれぞれ 10000 回, 試行回数は 10 回とした. また, 式の切り替え閾値  $C = 500$  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, eil51 での最適解の推移を図 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

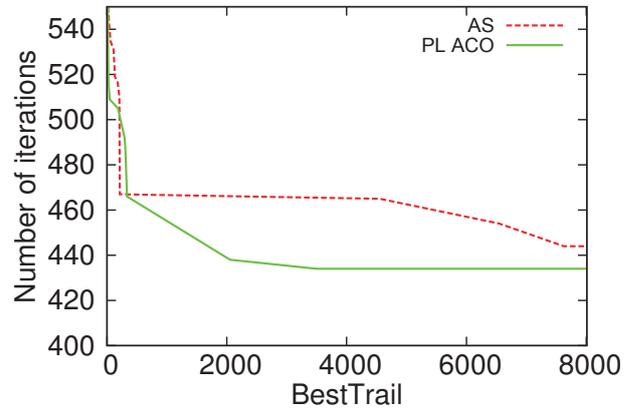


図 1: eil51 探索時の最適解推移図

良巡回路長の平均である.

提案手法では, ベスト解の更新が一定回数行われないと, 寄生行動または巣帰り行動が行われる. つまりアルゴリズムでは, 局所解に陥ったとみなされてフェロモンの更新式が変更される. 図 1 から提案手法の方が早く収束し, また表 1 から, 都市数が多くなるにつれて, ベスト解と平均値が共に良くなっていることがわかる. このことから, 二種類のフェロモンを活用することによって局所解から抜け出せたといえる. 今回は, 式の切り替え閾値を  $C = 500$  としたが, 今後は切り替えのタイミングをさらに最適化する必要があると考える.

## 5 おわりに

本研究では実在するトゲア리를モデル化し, 巣帰り行動を用いたトゲアリコロニー最適化アルゴリズムを提案した. 実験結果から, 式の切り替えを行い擬似的に二種類のフェロモンを使用することで, 局所解に陥り難くなったことを確認した. 今後は奴隷先のア리를増やし, 種類を変更しシミュレーションを行う予定である.

## 参考文献

- [1] Dorigo, M. and Gambardella, L.: Ant Algorithms for Discrete Optimization, *Artificial Life*, Vol. 5, No. 2, pp. 137–172 (1999).
- [2] Kawamura, H., Yamamoto, M., Suzuki, K. and Ohuchi, A.: Multiple Ant Colonies Algorithm Based on Colony Level Interactions, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E83-A, No. 2, pp. 371–379 (2000).

表 1: シミュレーション結果

TSPs problem	AS		PL ACO	
	$Best$	$Ave$	$Best$	$Ave$
eil51	438	448.7	434	439.2
eil76	551	560.3	547	552.2
eil101	682	687.2	669	676.1
rat99	1289	1311.9	1260	1290.7
kroA100	23099	23922.3	21769	22230.2