

# 蟻コロニー最適化への社会認知的特性の付加

Addition of the social cognitive characteristic to ACO

丸山大地\*<sup>1</sup>      山口里奈\*<sup>1</sup>      野口直人\*<sup>1</sup>      甲野佑\*<sup>2</sup>      高橋達二\*<sup>1</sup>  
 Daichi Maruyama      Rina Yamaguchi      Naoto Noguchi      Yu Kohno      Tatsuji Takahashi

\*<sup>1</sup>東京電機大学理工学部      \*<sup>2</sup>東京電機大学大学院  
 School of Science and Engineering Tokyo Denki University      Graduate School of Tokyo Denki University

On Ant colony optimization (ACO) which is meta-heuristics effective for combination optimization, we implement social cognition in ants and improve performance. Pheromone secreted by ants activates a course competitively by volatilization. This passive relative evaluation balance the exploration and efficient use of knowledge. We express our sociality and totality of the colony through the implementation of universal by universal active relative evaluation ranging from human cognition after the nerve cells from the slime mold, and enable still more effective coexistence.

## 1. はじめに

本研究では最適化問題を生物由来の既存手法に対し、ある集合内において要素間を相対評価し価値を決定する社会認知的特性の付加し、シミュレーション上でその有用性を確かめた。

最適化問題とは条件が制約されている元で条件を満たしている解のうち、最も優れている解を求めることである。そしてその解が順序や割当のように組み合わせ的になる問題を「組合せ最適化問題」と言う。この組合せ最適化問題は、非常に多岐にわたる分野で直面している問題であるが、規模が大きくなると組合せの爆発 (combinatorial explosion) が発生するために解の組み合わせ数が膨大になり、計算量が増大しやすく、最適解を見つけることが非常に困難であった。しかし、メタヒューリスティクスという手法を用いることにより、最適解に比較的近い準最適解を求められることが判明した。[1][2]

そのメタヒューリスティクスと呼ばれる手法の一つに、蟻コロニー最適化 (Ant Colony Optimization : 以下 ACO) という自然界に生息している蟻の探餌行動を模倣した手法がある。この ACO の基本原理を具体化したアルゴリズムを Ant System (以下 AS) といい、それを更に改良したもので Max-Min Ant System (以下 MMAS) というアルゴリズムがある。この MMAS は遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) や焼きなまし法 (Simulated Annealing) よりも特に高い成績を示すことで近年注目されている。その一方で、探索がある程度進んでしまうと巡回路が安定するため、巡回路の再探索が起こりにくく、結果的に局所解に陥りやすいという問題点がある。

そこで本論文では巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem : 以下 TSP) を対象とし、MMAS のフェロモン更新式を改良したアルゴリズム Ant System with Relative Evaluation (以下 AS-RE) を提案する。そして、この AS-RE が巡回路の総コストにおいて従来の MMAS を上回ることを示す。

## 2. 巡回セールスマン問題

巡回セールスマン問題 (TSP) とは代表的な組合せ最適化問題の一つである。TSP は始めに  $n$  個の都市集合  $V=(1,2,\dots,n)$  と、都市  $i$  と都市  $j$  間のコスト  $C_{ij}$  が与えられる。そして任意の都市から巡回を始め、全都市を訪問した後に最初の都市に戻る。この巡回路の総コストが最も短い経路を求める。ここで、TSP には  $C_{ij} = C_{ji}$  となる対象 TSP と、 $C_{ij} \neq C_{ji}$  となる非対称 TSP があるが、本論文では対象 TSP について考えた。

TSP は最適解を求めようとする、都市数が小さい場合には容易に求めることができる。しかし、都市数が大きくなるにつれて組合せの爆発が起こるため経路数は飛躍的に増大し、現実的な時間内では解けなくなってしまう [3]。このような性質から TSP は NP (Non-deterministic Polynomial) 完全問題に分類され、都市数  $n$  に関して、多項式時間の開放が存在しないとされている。そこで実際の計算時間内、較的良好な精度の準最適解を与えるような手法が必要となっており、昔から多くの手法が提案されてきた。

## 3. ACO と AS

Ant Colony Optimization (ACO) とは蟻の探餌行動における最適化行動のアナロジーを用いた最適化手法の総称である。この組み合わせ問題を解くにあたり、厳密に最適解を求めることを諦める代わりに、実用的な時間内に十分許容可能な解を求めるメタヒューリスティクスという手法を用いている。この解法は、組み合わせ最適化問題の一般的な特徴に基づいて探索空間をコンパクトに限定しながら効率よく探索を行う手法で、さまざまな種類の手法が提案されている。本論部で扱う Ant System (AS) は ACO メタヒューリスティクスに基づく最初の実装であり、TSP の解法として Dorigo らによって提案されたアルゴリズムである [4]。

AS では TSP の都市数を  $n$ 、人工アリエージェントの数を  $m$  とする。各都市間を繋ぐ辺に人工アリエージェントによってフェロモンが置かれるものとし、都市  $i, j$  間のフェロモン量  $\tau_{ij}$  を非負の実数値で表現する。アルゴリズムの繰り返し回数を  $t$  とするとき、AS では人工アリエージェントが巡回経路を生成してフェロモンの量が更新されるまでのサイクルを 1 ステップとして、終了ステップまで以下の動作が繰り返される。

### 連絡先:

氏名: 丸山大地, E-mail: 10rd204@ms.dendai.ac.jp  
 氏名: 山口里奈, E-mail: 10RD227@ms.dendai.ac.jp  
 氏名: 野口直人, E-mail: 10RD178@ms.dendai.ac.jp  
 氏名: 甲野佑, E-mail: yu.kohno.02@gmail.com

### 3.1 経路選択

各人工アリエージェントはランダムに初期配置され、次の都市までの「都市間の距離のヒューリスティックな情報」と「都市間に置かれているフェロモン量」に従って、未訪問都市の中から確率的に次の移動先を選択しながら、全ての都市を巡回して順回路を生成する。人工アリエージェント  $k$  が都市  $i$  にいるとして、エージェント  $k$  の未訪問集合を  $N^k$  とすると、このとき  $N^k$  の中から都市  $j$  が次の移動先として選択される確率  $p_{ij}^k$  は式 (1) のようになる。

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{s \in N^k} (\tau_{is})^\alpha (\eta_{is})^\beta} & (if j \in N^k) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (1)$$

$\eta_{ij}$  は問題領域固有の情報を表し、TSP では一般的に都市  $i, j$  間の距離  $d_{ij}$  の逆数である  $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$  を用いる。よって、都市間の距離の逆数・フェロモンの量に応じて都市の選択確率が計算される。また、 $\alpha$  と  $\beta$  は非負の実数で、それぞれ問題領域に基づく局所的な情報とフェロモンにより段階的に形成される大域的な情報をどのくらい重視するかのパラメータである。このようにして、人工アリエージェント群は TSP の都市を移動し巡回路を構築していく。

### 3.2 フェロモン更新

$t$  サイクル目に TSP における任意の 2 つの都市  $i, j$  間の枝に付加されているフェロモンの値  $\tau_{ij}$  は以下の式 (2), (3), (4) のルールによって更新される [5]。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \tau_{ij} \quad (2)$$

$$\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \tau_{ij}^k \quad (3)$$

$$\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L^k} & (if (i, j) \in T^k) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (4)$$

$T^k$  は人工アリエージェント  $k$  が生成した巡回路に含まれる辺の集合、 $L^k$  はその巡回路の総距離、 $Q$  はエージェントが 1 サイクルで放出するフェロモンの定量を示す定数パラメータを表している。即ち辺に置かれるフェロモンの量は巡回路の総距離の逆数によって決定されるので総距離が短い巡回路には大きい量のフェロモンが置かれ、逆に長い巡回路には少ない量のフェロモンが置かれる。フェロモンの変化量は単に複数のエージェントの変化量の総和で表される。また、 $\rho$  はフェロモンの蒸発率を表すパラメータであり、通常は  $0 < \rho < 1$  の間で設定される。このフェロモン蒸発効果によって、通っていない辺のフェロモンは薄れて行き、過去の行動の情報と新しい行動の情報を適応的に変化させることが出来る。

このようにしてエージェント群はフェロモンによる相互作用を繰り返しながらアルゴリズムの終了ステップが到るまで TSP の解を探索していく。

### 3.3 MMAS

MMAS は AS を更に改良したアルゴリズムで、フェロモン濃度の付加できる最大値と最小値を  $[\tau_{min}, \tau_{max}]$  で限定する手法である。この際にフェロモン濃度の更新には各サイクルで最も成績が良かったエージェントの成績のみを用いる。これにより優れた経路へのフェロモンの集中化を再現できる。

また  $\tau_{max}$  を導入によりフェロモンの過度な集中を抑え、 $\tau_{min}$  の導入により僅かな確率ですべての経路が選択されるため、解の多様性を保ち局所解を防ぐ効果を持たせている。MMAS では  $\tau_{min}, \tau_{max}$  をそれぞれ以下の式 (5), (6) で定めている [5]。

$$\tau_{max}(t) = \frac{1}{1-\rho} \times \frac{1}{C_t^{best-so-far}} \quad (5)$$

$$\tau_{min}(t) = \frac{\tau_{max}(1 - \sqrt[n]{P_{best}})}{(n/2 - 1) \sqrt[n]{P_{best}}} \quad (6)$$

ここで、 $C_t^{best-so-far}$  は  $t$  サイクル目における最短の巡回路長であり、 $n$  は都市数、 $P_{best}$  はフェロモン軌跡濃度を標準化する際の下限值に関するパラメータである。

## 4. 相対評価

基本的に経路の価値評価、即ちフェロモンの更新は絶対評価によって決定されている。しかしある経路の評価が下がった、あるいは急激に上昇した場合、その周辺の経路に対しても価値を伝搬させたり再評価の機会を与えるべきだと考えられる。このような評価形式は相対評価と呼ばれ、N 本腕バンディット問題などの意思決定課題においても有用であることが示されている [6]。

相対評価はある局所解へ収束した後もそこから脱する事ができる。ACO においてはある経路へ集中した後に積極的に新たな経路を探す状態に戻る事は難しいが、相対評価を用いることで再び新たな経路をみつけだす事が可能になると考えられる。

## 5. 提案方法

本研究では相対評価を用いて、フェロモン更新時に他の辺に対する変化をそれ以外の辺に影響させる新たな手法を提案する。MMAS のフェロモン更新式は式 (2), (3), (4) のように、辺  $i, j$  にある既存のフェロモン  $\tau_{ij}$  を蒸発係数  $\rho$  によって減衰させ、そこに隣接する辺  $i, k$  のフェロモンの変化量  $\delta\tau_{ij}$  を加算する手法を用いていた。しかし本研究で提案する Ant System with Relative Evaluation (AS-RE) は各サイクルで最も優秀なエージェントが通った辺  $i, k$  とエージェントが通っていない辺  $i, j$  によってフェロモン更新式を以下の式 (7), (8) に分けた。ここで微小係数  $\mu$  によって辺  $i, k$  が隣接する辺  $i, j$  に与える影響の調節をしている。

$$\tau_{ik} = \tau_{ik} + \delta\tau_{ik} \quad (7)$$

$$\tau_{ij} = \rho\tau_{ij} + \mu\delta\tau_{ik} \quad (8)$$

$$\delta\tau_{ik} = \rho\tau_{ik} + \frac{Q}{L} - \tau_{ik} \quad (9)$$

$$= (\rho - 1)\tau_{ik} + \frac{Q}{L} \quad (10)$$

この式 (10) は最も優秀なエージェントが通った辺  $i, k$  に対するフェロモンの変化量を表している。通常の AS では通っていない辺のフェロモンは式 2 から蒸発係数  $\rho$  により減少して行くのみである。しかし、AS-RE では式 (8) によって近接す

る辺  $i,j$  に対して僅かながらフェロモンを更新する事が出来る。これは変化量  $\delta\tau_{ik}$  が他の経路へ拡散する事に等しい。即ち微小係数  $\mu$  は拡散具合を決めるパラメータである。巡回路が安定していくと変化量  $\delta\tau_{ik}$  が 0 に近づき、 $\tau_{ik}$  が一定の値に収束する。また MMAS と同じく  $\tau_{min}$  によって一定の確率で全経路が選択される。しかし経路  $(i,j)$  が  $\tau_{min}$  の確率で選ばれ、その  $\tau_{ij}$  を含む新たな経路が総コストが小さくなる場合、更新式が変化量  $\delta\tau_{ik}$  が増大する (図 1)。すると式 (8) により相対的に周りの経路のフェロモン量も増えることになるため、ある程度収束した後も新たな経路の発見をきっかけにして周辺の経路の再探索が発生し、結果的に局所解を防ぐことにつながるのではないかと考えた。

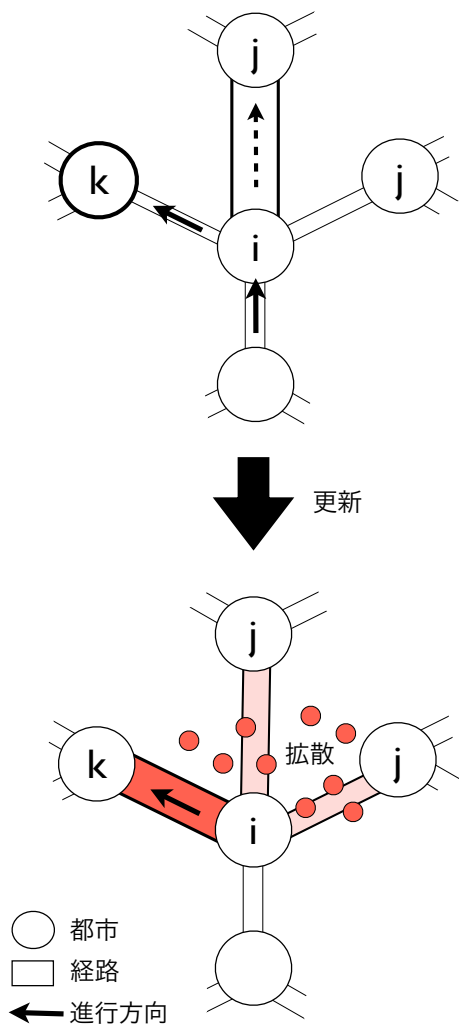


図 1: AS-RE のフェロモン更新法

## 6. シミュレーション

本論文では従来の MMAS と今回提案した AS-RE の場合についてシミュレーションを行った。本研究では TSPLIB[7] によって最適解がわかっている st70、eil76、KroA100 の 3 つの課題に対してそれぞれの手法がどの程度最適解に近づいているか検証する。なお、各課題に含まれている数字は都市数と示して

いる。またシミュレーションに用いた MMAS と AS-RE のパラメータは、フェロモンの重み  $\alpha = 1.0$ 、可視化の重み  $\beta = 5.0$ 、エージェントが落とすフェロモンの総量  $Q = 100.0$ 、フェロモンの蒸発係数  $\rho = 0.8$ 、 $\tau_{ik}$  の影響度  $\mu = 3.0 \times \tau_{min} / (\tau_{max} \times n)$  とした。

### 6.1 結果および考察

以上のような条件下で st70、eil76、KroA100 について、人工アリエージェントが 50 匹で、1,000 ステップを 100 回試行した。表 1 はシミュレーション結果である。Optimal solution は最適解を表している。また代表的な結果として KroA100 のグラフを図 2 を示す。横軸はステップ数、縦軸は各ステップで見つけた最短の経路の長さである。

表 1: 各実験の最適解との誤差

	2-opt	MMAS	AS-RE	改善した誤差
st70	7.1	1.0	1.5	-0.5
eil76	6.2	0.9	0.5	0.4
KroA100	7.0	2.6	1.2	1.4

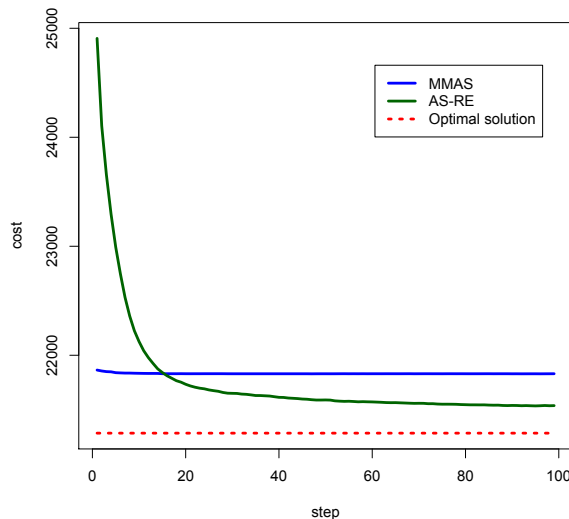


図 2: KroA100

ここで改善した誤差とは MMAS と AS-RE の誤差の差であり、既存の手法を今回提案した手法でどの程度改良できたかを表している。本実験の結果、同一条件下のもとでは都市数が少ないマップだと AS-RE はフェロモンの収束前に全ステップが終了してしまうので 2-opt には優っているが、MMAS よりも良い解を算出することができなかった。しかし都市数が増えるに連れて改善率が上昇することがわかった。

また、図 2 から全マップにおいて MMAS はすぐ収束してしまう上に、それ以降は総コストが下がりにくい事がわかる。しかし AS-RE は収束は遅れるため MMAS よりも経路の再探索が行われ、結果的により小さい解を求めることが出来た。以上により都市数が多い TSP に関しては MMAS よりも今回提案した AS-RE の方が有利であると言える。

## 7. 結論

今回は MMAS のフェロモン更新式を社会認知的特性の一種である相対評価を加えて改良することにより、都市数が大きな TSP に対して有効であることが実験を通して示すことが出来た。しかし最適な拡散パラメータ  $\mu$  を発見していないため結果にばらつきが見られる。しかしながら直感的なパラメータを用いただけでも難しい課題において良い結果を得られた事は、メタヒューリスティクスとしての相対評価の有用性を示していると考えられる。今後の研究により適切な  $\mu$  の変数化出来る可能性があるため、都市数が少ない場合でも MMAS に勝る良い結果を得られると考えられる。

また、AS-RE は相対評価によって再探索を行える事から、通行止めなどが発生する等、刻々と変化する現実的なグラフに対応できるのではないかと考えられる。今後はより現実的なグラフを扱い、AS-RE の有効性を実証して行く。

## 8. 参考文献

### 参考文献

- [1] 古川正志, 川上敬, 渡辺美知子, 木下正博, 山本雅人, 鈴木育男 : メタヒューリスティクスとナチュラルコンピューティング, コロナ社, 2012
- [2] 久保幹雄, J.P. ペドロソ : メタヒューリスティクスの数理, 共立出版, 2009
- [3] 山本芳嗣, 久保幹雄 : 巡回セールスマン問題への招待, 朝倉書店, 1997
- [4] M.Dorigo, V.Maniezzo and A.Coloni : The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents, IEEE Trans. on SMC-Part B, Vol26, No1, pp.29-41(1996)
- [5] 原元司, 梶野大輔, 堀内匡 : ACO による分割統治型 TSP 近似解法, 知能と情報 (日本知能情報フuzzy学会誌) Vol.24, No.6, pp.1101-1105(2012)
- [6] Tversky, A., Kahneman, D. (1974). "Judgment under uncertainty: Heuristics and biases". *Science* 185 (4157), 1124-1131.
- [7] <http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95>