

個体差とローカルコミュニケーションによる
 有益な探索履歴の情報交換を考慮した Ant Colony Optimization
 Ant Colony Optimization Considering both Individual Differences and Information Exchange
 of Useful Search History through Local Communication

遠藤 博人[†] 穴田 一[†]
 Hiroto Endo Hajime Anada

1. はじめに

現実社会の多くの問題は、組み合わせ最適化問題に帰着することができる。代表的な組み合わせ最適化問題の一つに、巡回セールスマン問題(TSP)がある。TSPとは、複数の都市と都市間の距離が与えられたとき、すべての都市を一度ずつ訪問して最初の都市に戻るまでの最短巡回路を求める問題である。しかし、扱う問題の規模が大きくなるにつれて計算量が爆発的に増加するため、近似解を高速かつ高精度に解く必要がある。

TSPの近似解を求める手法の一つに、アントコロニー最適化法(ACO)がある。ACOは、実際のアリが行っている採餌行動をモデル化した最適化手法で、Ant System (AS)やMAX-MIN Ant System (MMAS)[1]などの手法が存在する。ACOは非常に興味深い手法であるが、アリの習性の中でもフェロモンを用いたグローバルなコミュニケーションのみしか考慮されていない。実際には、アリごとに存在する個体差や、社会情報と個人情報を活用した意思決定を行うという習性があることで、効率的な採餌行動を行っていると考えられる。これまで我々は、ACOの中で性能が高いMMAS with Memory[2]に現実のアリが実際に行っている意思決定を導入してきた[3]。しかし、個体差については検討してこなかった。そこで本研究では、現実のアリが実際に行っている意思決定を考慮したMMAS with Memory[3]をベースとし、アリに存在する個体差を導入した新たなACOを構築した。評価実験では、TSPLIB[4]に掲載されているベンチマーク問題を用いて既存手法との比較を行った結果、解探索性能の向上には繋がらなかったことを確認した。

2. 提案手法

本研究では、現実のアリが実際に行っている意思決定を考慮したMMAS with Memory[3]をベースとし、アリに存在する個体差を考慮した新たなACOを提案する。提案手法は、2.1でフェロモンとMemoryの初期化を行い、2.2~2.6を規定回数繰り返すことで解を求める。

2.1 フェロモンとMemoryの初期化

フェロモンの初期化には、Nearest Neighbor (NN)法を用いる。NN法は、最初に訪問する都市をランダムに1つ決定し、それ以降は未訪問都市の中から最も距離が近い都市を選択することを繰り返して解を構築する手法である。

NN法で1つ解を構築し、その解の巡回路長を以下の式に代入して求めた値で全経路のフェロモンを初期化する。

$$\text{Initial Pheromone} = \frac{1}{\rho \times L_{NN}} \quad (1)$$

ここで、 ρ はフェロモンの蒸発率、 L_{NN} はNN法で構築した解の巡回路長である。また、個別フェロモンの初期化も行う。個別フェロモンとは、各アリの探索履歴(過去に探索してきた経路)に蓄積するフェロモンを指す。探索を行うアリの数と同数のフェロモンマップを用意し、(1)式の値で初期化する。また、MemoryもNN法で構築した解で初期化する。

2.2 ローカルコミュニケーション

実際のアリは、掴みかかりや触覚でのタッチといったローカルなコミュニケーションにより情報交換を行っている。

初めに、全てのアリの各都市に1匹ずつ配置する。その後、各アリはランダムにアリの1匹を選択し、そのアリとローカルコミュニケーションを行う。このコミュニケーションにより、会話したアリの個別フェロモン情報を獲得する。

2.3 都市の探索

各アリは、2都市目以降に訪問する都市を確率式に従って選択していくことを繰り返して解を構築する。都市*i*にいるアリ*k*が*t*ステップ目に都市*j*を選択する確率 $p_{ij}^k(t)$ は以下の式で表される。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\left[w_1^k \cdot \tau_{ij}(t) + w_2^k \left(\tau_{ij}^k(t) + \tau_{ij}^n(t) \right) \right]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N'} \left[w_1^k \cdot \tau_{il}(t) + w_2^k \left(\tau_{il}^k(t) + \tau_{il}^n(t) \right) \right]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} & \text{if } j \in N' \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$w_1^k \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$$

$$w_2^k = (1.0 - w_1^k) / 2$$

ここで、 $\tau_{ij}(t)$ は都市*i, j*間の*t*ステップ目におけるフェロモン量、 $\tau_{ij}^k(t)$ は探索を行っているアリ*k*自身の個別フェロモン、 $\tau_{ij}^n(t)$ はローカルコミュニケーションを行った相手であるアリ*n*の個別フェロモン、 η_{ij} は都市*i, j*間の距離の逆数、 α と β はそれぞれフェロモン情報と距離情報の重み、 w_1^k はアリ*k*グローバルフェロモン $\tau_{ij}(t)$ の重み、 w_2^k はアリ*k*の個別フェロモン $\tau_{ij}^k(t)$ と $\tau_{ij}^n(t)$ の重み、 N' は未訪問都市集合、 $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ は平均 μ 分散 σ^2 に従う正規分布の乱数である。実際のアリは、餌場までの経路を選択する際に、社会情報と個人情報を用いて意思決定を行うことが明らかになっている[5]。社会情報とは、フェロモンを用いたグローバルコミュニケーションと触覚タッチなどによるローカルコミュニケーションで獲得した情報を指す。個人情報とは、過去に自身が通ってきた経路など自身の経験を指す。提案手法で

[†] 東京都市大学大学院 総合理工学研究科
 Graduate School of Integrative Science and Engineering,
 Tokyo City University

は、グローバルなフェロモン(全てのアリが探索に使用するフェロモン)である $\tau_{ij}(t)$ に加えて、自身の過去の探索履歴を表す $\tau_{ij}^k(t)$ やローカルコミュニケーションによって獲得したフェロモンである $\tau_{ij}^n(t)$ の情報を探索に使用している。これにより、実際のアリが行うグローバルコミュニケーションやローカルコミュニケーションによる情報交換と自身の経験を活用した意思決定を考慮した探索を実現している。また、人間と同様に実際のアリには、様々な個体差が存在している。そこで、提案手法では、各フェロモン情報の重み w_1^k, w_2^k を正規分布の乱数で生成することで、各フェロモン情報の重要度がアリごとに異なるようにして個体差を表現した。

各アリは都市を選択するたびに Memory に記憶された最良解を参照する。アリが t 番目に選択した都市と Memory 上の t 番目の都市が異なる場合、アリが t 番目に選択した都市と Memory 上の t 番目の都市とその2都市の間に挟まれた都市を Memory 上で全て逆順に入れ替える。入れ替えによって巡回路長が長くなれば探索を継続し、短くなればその時点で探索を終了し、Memory 上の解をアリの解とする。

2.4 解の評価と Memory 更新

全てのアリが探索を終えたら解の評価を行う。各反復の最良解を Iteration Best, 探索開始時からの最良解を Global Best とする。また、自身の Memory の参照により、短い解を発見できた場合は、その解で自身の Memory を更新する。

2.5 フェロモン上下限値の更新

MMAS と同様の更新式でフェロモンの上限値と下限値を更新する[1]。

2.6 フェロモン更新

MMAS と同様の更新式で都市 i, j 間の t ステップ目のフェロモン量 $\tau_{ij}(t)$ を更新する[1]。また、アリ n の都市 i, j 間の t ステップ目の個別フェロモン量 $\tau_{ij}^n(t)$ も、MMAS と同様の以下の更新式で更新する。

$$\tau_{ij}^n(t+1) = [(1-\rho)\tau_{ij}^n(t) + \delta\tau_{ij}^n]_{\tau_{min}^{max}}$$

$$\delta\tau_{ij}^n = \begin{cases} \frac{1}{L_n(t)} & \text{if } (i, j) \in S_n(t) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで、 ρ はフェロモンの蒸発率、 $S_n(t)$ はアリ n が t ステップ目に構築した巡回路、 $L_n(t)$ は $S_n(t)$ の巡回路長である。各アリが構築した巡回路(各アリの探索履歴)にフェロモンを分泌するため、探索序盤から中盤にかけてグローバルなフェロモンである $\tau_{ij}(t)$ とは異なる経路に分泌されることが期待できる。

3. 評価実験

評価実験では、TSPLIB[4]に掲載されているベンチマーク問題を用いて既存手法との比較を行った。比較には、MMAS with Memory(既存手法①)[2]と現実のアリが実際に行っている意思決定を導入した MMAS with Memory(既存手法②)[3]と既存手法②に個体差を導入した提案手法の3つを用いた。本稿で扱う問題は、70~144 都市の計 6 問題とし、既存手法のパラメータは各論文[2][3]と同様の値、アリの数は各手法とも都市数と同数とした。また、提案手法のパラメータは予備実験の結果から、 $\alpha = 1, \beta = 2, \rho = 0.02, \mu = 0.4, \sigma = 0.05$ とした。評価指標には、Opt (最適解

到達率)と Error(平均誤差率)を用いた。Error とは、最適解からどの程度離れているかを表す指標で、以下の式で定義される。

$$Error = \frac{L_{gb} - L_{opt}}{L_{opt}} \times 100(\%)$$

ここで、 L_{gb} は最良解の巡回路長、 L_{opt} は最適解の巡回路長である。

各手法で 50 回試行した際の結果を表 1 に示す。既存手法②と比較して、最適解到達率や平均誤差率が良くなる問題も存在したが、全体的にあまり改善されず、解探索性能の向上には繋がらなかった。

表 1 各手法を 50 回試行した際の性能比較

問題	既存手法①		既存手法②		提案手法	
	Opt	Error	Opt	Error	Opt	Error
st70	56%	0.37%	88%	0.11%	92%	0.083%
eil76	74%	0.11%	100%	0.00%	100%	0.00%
rat99	92%	0.035%	100%	0.00%	100%	0.00%
kroA100	88%	0.020%	100%	0.00%	100%	0.00%
pr124	62%	0.084%	78%	0.043%	76%	0.019%
pr144	56%	0.070%	78%	0.020%	64%	0.036%

4. おわりに

本研究では、現実のアリが実際に行っている意思決定を考慮した MMAS with Memory をベースとし、アリに存在する個体差を導入した新たな ACO を構築した。評価実験の結果、提案手法は解探索性能の向上には繋がらなかった。提案手法のパラメータは、 μ を 0.1 刻みで 0.4~0.6、 σ を 0.05 刻みで 0.05~0.15 で実験し、良い結果を出した $\mu = 0.4, \sigma = 0.05$ にパラメータを決定した。しかし、 σ が 0.05 と小さく、個体差が表れにくい値となっていた。そのため、既存手法②と提案手法で探索性能に差が出なかったと考えられる。一方、 σ を大きくすると一部の問題で性能向上が確認できたが、その他の問題では性能が悪くなり、正規分布で個体差を強く表現すると総合的には悪い結果となった。分散が大きくなると、グローバルなフェロモンを重視しすぎて探索の多様性が弱いアリや個別フェロモンを重視しすぎて悪い経路を選びやすいアリなどが生まれ、悪い結果になったと考えられる。

今後の課題として、個体差を表現するために生成する乱数の分布の変更が挙げられる。本研究では、正規分布のみしか実験していないが、より解くことができる他の分布が存在する可能性があるため、検討していきたい。

参考文献

- [1] Stutzle, T. and Hoos, H. H. MAX-MIN Ant System. Future Generation Computer System. 1999, vol. 16, no. 9, p. 889-914.
- [2] 磯崎敬志, 穴田一. 記憶した最良解を参照する MAX-MIN Ant System による巡回セールスマン問題の解法. 電子情報通信学会論文誌. 2017, vol. J100-D, no. 7, p. 672-680.
- [3] 遠藤博人, 穴田一. ローカルコミュニケーションによる探索履歴の情報交換を考慮した Ant Colony Optimization. 情報処理学会研究報告. 2023, vol. 2023-MPS-143, no. 4, p. 1-6.
- [4] "TSPLIB". <http://comopt.ifl.uniheidelberg.de/software/TSPLIB95/>.
- [5] Swetashree, Kolay. and Raphael, Boulay. and Patriziad Ettore.. Regulation of Ant Foraging: A Review of the Role of Information Use and Personality. Frontiers in Psychology. 2020, vol. 11, p. 1-7.