

経路の選択度とローカルコミュニケーションを考慮した MAX-MIN Ant System with Memory MAX-MIN Ant System with Memory Considering Path Selectivity and 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。

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)[1]や MAX-MIN Ant System(MMAS)[2]、MMAS with Memory[3]などの手法が存在する。ACOの中でも性能の高い MMAS with Memoryは、非常に興味深い手法であるが、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。そこで我々は、MMAS with Memoryに実際のアリが行っているローカルコミュニケーションを考慮したアルゴリズムを提案した[5]。

本研究では、ACOのさらなる性能向上を目指し、ローカルコミュニケーションを考慮したモデル[5]に経路の選択度を導入して探索の多様性を強化した新たなACOを提案する。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、探索性能が大幅に向上したことを確認した。

2. 提案手法

本研究では、MMAS with Memory[3]をベースとし、現実のアリが実際に行っているローカルコミュニケーションと経路の選択度を導入した新たなACOを構築した。提案手法は、2.1でフェロモンとMemoryの初期化を行い、2.2~2.7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、1ステップ目に各アリが構築した解で自身のMemoryを初期化する。つまり、各アリは異なる解を記憶していることになる。

2.2 ローカルコミュニケーション(1回目)

実際のアリは、フェロモンを用いたグローバルなコミュニケーションに加えて、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。提案手法では、このようなローカルコミュニケーションをMMAS with Memoryに導入した。

各アリは、各ステップの探索開始前と探索終了後の2回ローカルコミュニケーションを取る。1回目では、全てのアリを各都市に1匹ずつ配置した後、都市の探索前に近傍M都市にいるアリとコミュニケーションを取る。コミュニケーションにより、相手のアリが記憶している解を獲得し、自身のMemoryに追加する。つまり、各アリはM+1個の解をMemoryに記憶しているということになる。

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(2)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。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta [1 - S_{ij}]^\gamma}{\sum_{l \in N'} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta [1 - S_{il}]^\gamma} & \text{if } j \in N' \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$S_{ij} = \frac{C_{ij}(t-1)}{\text{アリの数} \times (t-1)}$$

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、 η_{ij} は都市*i, j*間の距離の逆数、 S_{ij} は都市*i, j*間の選択度、 α と β と γ はそれぞれフェロモン情報と距離情報と選択度の重み、 N' は未訪問都市集合、アリの数 $\times (t-1)$ は*t-1*ステップまでの全てのアリの総探索回数、 $C_{ij}(t-1)$ は*t-1*ステップまでで都市*i, j*間の経路が選択された回数である。選択度 S_{ij} は、*t*ステップまでで都市*i, j*間の経路がどの程度選択されてきたかを表している。提案手法では、1から選択度を引いた値を探索的に導入した。この導入により、あまり選択されていない経路を積極的に選びやすくなり、探索の多様性が強まることが期待できる。

また、各アリは都市を選択するたびにMemoryに記憶したM+1個の解を参照する。アリが*t*番目に選択した都市とMemory上の各解の*t*番目の都市が異なる場合、Memory上でのアリが*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。そして、Memoryに記憶された各解よりも短い解となった場合は、その時点でその解の参照は終了

[†] 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

し、短い解とならない場合は最後まで探索を続ける。全ての Memory に記憶された解(M+1 個)で短い解を発見できた場合は、その時点で探索を終了し、自身の Memory を参照して獲得した解をそのアリの解とする。

2.4 ローカルコミュニケーション(2 回目)

2 回目では、1 回目のコミュニケーションで獲得した解より短い解を発見できた場合、その解をコミュニケーション相手のアリに提供する。提供されたアリは、自身の解よりも短い解であれば提供された解をそのアリの解とし、自身の Memory を更新する。このコミュニケーションにより、各アリが記憶する解の質を効率的に向上させることができる。

2.5 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。

2.6 フェロモン上下限値の更新

MMAS と同様、フェロモンの上限値と下限値を次の 2 式を用いて更新する[2]。

$$\tau_{max}(t) = \frac{1}{\rho \times L_{gb}} \quad (3)$$

$$\tau_{max}(t) = \frac{1 - \sqrt[N]{0.05}}{(\frac{N}{2} - 1)\sqrt[N]{0.05}} \times \tau_{max}(t) \quad (4)$$

ここで、 ρ はフェロモンの蒸発率、 N は扱う問題の都市数、 L_{gb} は Global Best の巡回路長である。

2.7 フェロモン更新

都市 i, j 間の t ステップ目のフェロモン量 $\tau_{ij}(t)$ を次式で更新する。

$$\tau_{ij}(t+1) = [(1-\rho)\tau_{ij}(t) + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \delta\tau_{ij}^n]_{\tau_{min}(t)}^{\tau_{max}(t)} \quad (4)$$

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

ここで、 N は扱う問題の都市数、 S_n はアリ n が記憶している巡回路、 L_n は S_n の巡回路長である。提案手法では、各アリが記憶している解でフェロモンを分泌できるようにした。これにより、様々な経路にフェロモンが分泌されるようになるため、探索の多様性を強め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 とローカルコミュニケーションを導入した MMAS with Memory(MMAS with Memory+LC)、ローカルコミュニケーションと選択度を導入した MMAS with Memory の 3 つを用いた(MMAS with Memory+LC+S)。本稿で扱う問題は、pr299(都市数: 299, 最適解: 48191)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、ローカルコミュニケーション

を導入したモデルは $\alpha = 1, \beta = 2, \rho = 0.03, M = [N \times 0.3]$ 、ローカルコミュニケーションと選択度を導入したモデルは $\alpha = 1, \beta = 2, \gamma = 3, \rho = 0.02, M = [N \times 0.3]$ とした。 $[x]$ は、実数 x の整数部を返す記号である。評価指標には、最適解到達率と解の平均値、解の標準偏差、最適解までの平均到達ステップ数、最適解までの平均到達時間(s)を用いた。

各手法で pr299 問題 20 回試行した際の結果を表 1 に示す。ローカルコミュニケーションを考慮した提案手法は、最適解到達率や解の平均値などの性能が大幅に向上している。さらに、ローカルコミュニケーションと選択度を導入したモデルでは最適解を 100% 求めることに成功した。

表 1 pr299 を解いた際の各手法の性能比較

手法	MMAS with Memory	MMAS with Memory +LC	MMAS with Memory +LC+S
最適解到達率	0%	95%	100%
解の平均値	48504.15	48192.62	48191.00
最適解までの 平均到達ステップ	-----	323.47	386.30
最適解までの 平均到達時間	-----	1811.58(s)	1944.08(s)

4. おわりに

本研究では、MMAS with Memory をベースとし、現実のアリが実際に行っているローカルコミュニケーションと経路の選択度を導入した新たな ACO を構築した。評価実験の結果、ローカルコミュニケーションを導入することにより大幅な性能向上が確認できた。これは、ローカルコミュニケーションで獲得した複数の解の参照により、アリが発見した経路を様々な解で確認するようになったからである。また、選択度の導入により最適解を 100% 求めることができた。あまり選択されていない経路を積極的に選ぶ探索式に改良したことで探索の多様性が強まり、局所解に陥りにくい探索が実現できたからだと考えられる。

今後の課題として、モデルの単純化が挙げられる。提案手法は、不自然かつ複雑なモデルとなってしまうため、シンプルなローカルコミュニケーションの導入を検討する必要がある。また、提案手法は、参照する解の増加に伴い、計算時間が大幅に増加したため、計算時間の削減を行う必要がある。

参考文献

- [1] Dorigo, M. and Maniezzo, V. and Colomi, A.. Ant System: optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Transactions. 1996, vol. 26, no. 1, p. 1-13.
- [2] Stutzle, T. and Hoos, H. H.. MAX-MIN Ant System. Future Generation Computer System. 1999, vol. 16, no. 9, p. 889-914.
- [3] 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.
- [4] "TSPLIB". <http://comopt.ifl.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>.
- [5] 遠藤博人, 穴田一. ローカルコミュニケーションを考慮した MAX-MIN Ant System with Memory. 情報処理学会研究報告. 2022, vol. 2022-MPS-138, no. 34, p. 1-6.