

ローカルコミュニケーションの効率的な活用方法を考慮した MAX-MIN Ant System with Memory

遠藤 博人† 穴田 一†

東京都市大学大学院 総理工学研究科†

1. はじめに

現実社会の多くの問題は、組合せ最適化問題に帰着できる。しかし、扱う問題の規模が大きくなると計算量が膨大になるため、近似解を高速かつ高精度に求める必要がある。

近似解を求める手法の一つに、アリのフェロモンコミュニケーションによる採餌行動をモデル化したアントコロニー最適化法(ACO)がある。我々は、アリの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という ACO の問題を解決するため、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導入したモデルを提案したが、効率的な活用ができておらず、計算時間が既存手法よりも増加してしまっただけであった[1]。

本研究では、探索性能を落とさず計算時間を削減する方法をモデルに導入した。評価実験では、代表的な組合せ最適化問題である巡回セールスマン問題(TSP)のベンチマーク問題[2]を用いて既存手法との比較を行った結果、探索性能を維持しつつ計算時間の大幅削減に成功した。

2. これまでの手法

我々のこれまでのアルゴリズム[1]は、MMAS with Memory[3]にローカルコミュニケーションを導入したモデルであり、以下の 2.1 でフェロモンと Memory を初期化し、2.2~2.7 を規定回数繰り返して解を求める。

2.1 フェロモンと Memory の初期化

MMAS with Memory と同様に、全経路のフェロモンを一律量で初期化する [3]。また、1 ステップ目に各アリが(1)式に従って構築した解で自身の Memory の解を初期化する。つまり、各アリは異なる解を記憶する。

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

ここで、 $\tau_{ij}(t)$ は都市 i, j 間の t ステップ目における

MAX-MIN Ant System with Memory Considering Efficient Utilization of Local Communication

†Hiroto Endo, Anada Hajime

Graduate School of Tokyo City University

フェロモン量、 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、 N' は未訪問都市集合である。

2.2 ローカルコミュニケーション(1回目)

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とる。1 回目では、全てのアリをランダムに各都市 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とる。コミュニケーションによって相手のアリが記憶している解を獲得し、自身の解とは別に Memory に保存する。つまり、各アリは $M+1$ 個の解を Memory 上に記憶していることになる。

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(1)式に従って選択することを繰り返して解を構築する。

また、各アリは都市を選択するたびに Memory に記憶された $M+1$ 個の解を全て参照する。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異なった解のみ 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し、その解で更新する。短い解とならない場合は探索を最後まで続ける。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 回目のローカルコミュニケーションで獲得したそれぞれの解より短い解をその解を参照して発見できた場合、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 上の自身の解を更新する。

2.6 フェロモン上下限値の更新

MMAS with Memory と同様に、フェロモンの上下限値を更新する。

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。

$$\tau_{ij}(t+1) = [(1-\rho)\tau_{ij}(t) + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \delta\tau_{ij}^n]_{\tau_{min}(t)}^{\tau_{max}(t)} \quad (2)$$

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

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. 提案手法

我々のこれまでの手法では、最後の都市選択を終えるまで毎回全ての Memory 上の解を参照して解探索を行うため、計算時間が大幅に増加してしまった[1]。しかし、アリが探索序盤に Memory 上の解を参照して良い解を発見できなければ、探索が進むにつれて、参照している解よりも良い解を発見する可能性が低くなり、Memory 上の解の参照価値は低くなると考えられる。そこで、提案手法では、探索序盤 X%の都市選択までで短い解を見つけることが出来なければ、参照を終了する方法を導入した。

4. 評価実験

評価実験では、TSPLIB[2]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、既存手法である MMAS と MMAS with Memory(MMASM)[3]、ローカルコミュニケーションを考慮した MMAS with Memory(MMASM+LC)[1]、提案手法であるローカルコミュニケーションの効率的な活用方法を考慮した MMAS with Memory(MMASM+LC+EU)の4つを用い、51~299都市の問題で実験を行った。提案手法のパラメータは、予備実験の結果から $\alpha = 1, \beta = 2, \rho = 0.03, M = [N \times 0.3]$ とした。また、探索序盤何%で参照を終了するかを決定するパラメータ X については、5%刻みで実験を行

い、最も探索性能を維持しつつ計算時間を抑えられた探索序盤 20%で参照を終了することとした。

各手法で問題 pr299 を 20 回試行した際の結果を表 1 に示す。提案手法は、最適解を 100%発見しつつ、ローカルコミュニケーションを考慮したこれまでのモデル(MMAS with Memory+LC)よりも約 20~30%ほどに計算時間を削減できた。

表 1 pr299(299都市, 最適解: 48191)

	MMAS	MMASM	MMASM+LC	MMASM+LC+EU
最適解到達率	0%	5%	100%	100%
解の平均値	48907.70	48399.00	48191.00	48191.00
最適解までの平均到達時間	-----	388.69(s)	1224.55(s)	265.51(s)
誤差率 5% 平均到達時間	260.87(s)	14.93(s)	542.38(s)	134.62(s)

5. おわりに

本研究では、ローカルコミュニケーションを考慮した MMAS with Memory の計算時間を削減するために、ローカルコミュニケーションで獲得した解の参照を探索序盤半 20%で終了する方法を導入した。評価実験の結果から、MMAS with Memory+LC の探索性能を維持しつつ、計算時間を約 20~30%ほどに計算時間を削減できた。

Memory を参照した探索序盤でアリが良い経路を発見できなければ、そのアリが以降の探索で良い解を構築する可能性は低いため、提案手法は、探索序盤で Memory の参照による解探索を終了することで、探索性能は維持しつつ計算時間を削減することができ、ローカルコミュニケーションで獲得した解の効率的な活用を実現した。

今後の課題として、更なる計算時間の削減が考えられる。提案手法では、大幅な改善が確認できたが、収束が早い MMAS with Memory などの手法よりは計算時間の点で劣っている。今後も、計算時間を削減できるような効率的かつシンプルなローカルコミュニケーションを考案し、規模の大きい問題(300都市以上)での有効性を確認していきたい。

参考文献

- [1] 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.
- [2] "TSPLIB". <http://comopt.ifl.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>.
- [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