

解が与えるインパクトを考慮した MAX-MIN Ant System with Memory

磯崎 敬志[†] 長谷川 智史[‡] 穴田 一[†]東京都市大学知識工学部[†] 東京都市大学大学院工学研究科[‡]

1. はじめに

アントコロニー最適化技法 (ACO) は, アリの採餌行動をヒントにモデル化されたメタヒューリスティクスであり, 代表的なものに Ant System (AS), AS を改良した MAX-MIN Ant System (MMAS)[1] などがある. また, AS に Memory を導入して収束速度を向上させたもの[2]や, フェロモン付与ルールを変更して解の精度を向上させたもの[3]など, 今まで多くの提案がされている.

本研究では, 解が与えるインパクトを考慮した MAX-MIN Ant System という MMAS をベースにした新たな ACO アルゴリズムを提案する. 提案手法の特徴は大きく分けて 3 つある. 1 つ目は各アリに Memory [2] という過去に最も良かった解を記憶しておくスペースを持たせ, それを Nearest Neighbor (NN) 法で初期化して, 初期収束を早くすること. 2 つ目はフェロモン情報や距離情報に鈍感なアリを導入して広域的な探索を行うこと. 3 つ目はフェロモンの収束状況により付与する量に重み付けするルール[3]を一律ではなく経路ごとに変化するように変更し, より有用な解へアリを導くことである.

評価実験では, 提案手法と既存の手法を巡回セールスマン問題 (TSP) のベンチマーク問題を用いて比較を行い, 高速かつ高精度な探索が行えていることを確認する.

2. 提案手法

提案手法は以下の 2.1~2.5 で成り立っている. 2.1 で初期化を行い, 2.2~2.5 を 1 ステップとして, それを繰り返すことで解の探索を行う.

2.1 Nearest Neighbor 法による Memory の初期化

従来の ACO with Memory [2] では, 1 ステップ前の最良解を Memory に記憶させていたため, 2 ステップ目以降でない Memory が使えないことや, 探索初期には参照価値の低い解を持ってしまうという欠点があった. そこで, 提案手法では ACO の探索開始前に NN 法によって解を求め, それを Memory の初期解とする. NN 法は最初に訪問する都市をランダムに決定し, 以降は未訪問都市の中で最も距離の近い都市を順番に選択していく手法で, 非常に高速にある程度良い解が求まる.

2.2 都市の探索

MAX-MIN Ant System with Memory taking Solution Impact into account

[†]Takashi Isozaki, Hajime Anada, Tokyo City University Undergraduate Division

[‡]Satoshi Hasegawa, Tokyo City University Graduate Division

従来の ACO と同様に, はじめに全てのアリをランダムに都市に配置し, それ以降に訪問する都市はフェロモン情報と距離情報に基づき確率的に決定する. アリが t ステップ目に都市 i から都市 j へ移動する確率 $p_{ij}(t)$ を次式で定義する.

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

ここで, $\tau_{ij}(t)$ は都市 ij 間の t ステップ目におけるフェロモン量, η_{ij} は都市 i から都市 j への距離の逆数, N' は未訪問都市の集合で, α, β はそれぞれフェロモン情報の重みと距離情報の重みである. アリは α, β によってバランスがとれたフェロモン情報と距離情報を用いて未訪問都市の中から次に訪問する都市を選択する.

全てのアリは都市を選択する度に今までの最良解を記憶した Memory の経路と比較し, 巡回順が違っていれば Memory の都市をそのアリがそれまでに選択した経路と同じになるように入れ替える. 入れ替えによって巡回路長が長くなれば再び次の都市を選択し, 短くなればそこで探索を打ち切る. 打ち切った際の残りの経路は, Memory に記憶しているものをそのまま用いる. 全てのアリについて同一ステップ内でこの作業を繰り返す.

また, アリの一部を鈍感なアリとした. このアリは(1)式中の α と β の値が共に 0 で, フェロモン情報や距離情報を利用せずランダムに都市選択を行う. しかし, あまりに距離の離れた都市への移動によってより良い解が見つかることは考えにくいので, 全都市のうち距離の短い経路から順に $r\%$ の都市を次の移動先の候補とする.

2.3 解の評価と Memory の更新

全てのアリが探索を終えたら解の評価を行う. そのステップで最も短い距離で探索を終えたアリの解を Iteration Best とする. また, 探索開始からそのステップまでで最も短い距離で探索を終えたアリの解を Global Best として, 全てのアリの Memory を Global Best で上書きする.

2.4 フェロモン上限値と下限値の更新

従来の MMAS と同様に, フェロモン量が特定の経路に集中し過ぎることで特定の経路しか選ばれないことや, フェロモン量が 0 になってしまい選ばれない経路ができることを防ぐため, フェロモン量の上限と下限を次式で定義し, 区間 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ で制限する.

$$\tau_{\max} = \frac{1}{1 - \rho} \cdot \frac{1}{L_{gb}} \quad (2)$$

$$\tau_{\min} = \frac{1 - \sqrt[N]{0.05}}{(N/2 - 1)\sqrt[N]{0.05}} \tau_{\max} \quad (3)$$

ここで、 ρ はフェロモンの残存率で ($0 < \rho < 1$) の定数、 L_{gb} は Global Best の解の長さ、 N は TSP の都市数である。また、初期化時には、 L_{gb} に NN 法で求めた解の長さを代入し、全ての経路のフェロモン量を $\tau_{\max}$ で初期化する。

2.5 フェロモン情報の更新

$t+1$ ステップ目の都市 ij 間の経路のフェロモン量 $\tau_{ij}(t+1)$ を以下の式に従って更新する。

$$\tau_{ij}(t+1) = [\rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau^{best}(t)]_{\tau_{\min}}^{\tau_{\max}} \quad (4)$$

$$\Delta \tau^{best}(t) = \begin{cases} \frac{I_{ij}}{L_{ib}} & \text{if } (i, j) \in \text{IterationBest} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$I_{ij} = \begin{cases} Q \cdot \frac{\tau_{\max}^{gb}(t)}{\tau_{ij}(t)} & \text{if } L_{ib} < L_{gb} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

全ての経路のフェロモンは時間とともに蒸発していき、Iteration Best に含まれる経路にのみ Iteration Best の解の長さ L_{ib} の逆数分だけフェロモンが付与される。ただし、各経路に置かれるフェロモン量の上下限は(2), (3)式によって決定される。また、新たに見つかった Global Best に含まれる経路のフェロモン量が、今までの Global Best に含まれる経路の量と比べて小さすぎることがあるため、付与する量のインパクト I_{ij} でフェロモン量を調節する。Q は重みを表す定数で、 $\tau_{\max}^{gb}(t)$ は今までの Global Best に含まれる経路のフェロモン量の最大値である。経路ごとに付与する量を変え、フェロモン量の少ない経路ほど、より多くのフェロモンが付与される。

3. 評価実験

提案手法の有用性を確認するため、TSPLIB[4]に掲載されている TSP のベンチマーク問題を用いて実験を行った。使用した問題は kroA100(都市数 $N=100$)で、本稿では、MMAS と提案手法のパラメータはいずれも $\alpha=1$, $\beta=2$, $\rho=0.98$, AS + Memory のパラメータは $\alpha=1$, $\beta=5$, $\rho=0.50$, アリの数は各手法とも都市数と同じ 100 匹とした。また、提案手法でのみ用いるパラメータとして、鈍感アリの数を 100 匹中 5 匹、 $r=75$, $Q=0.1$ とした。

既存の手法と提案手法を各 50 回ずつ計算し、それぞれの平均の解の長さを縦軸、ステップ数を横軸にとったものを図 1 に示す。従来の MMAS は収束が遅いことが欠点であったが、提案手法では Memory を導入し NN 法で初期化することによって AS + Memory に劣らない収束の早さを確認することができた。また、それぞれを 200 回ずつ計算した際

の、1000 ステップ目における探索性能の違いを表 1 に示す。提案手法は厳密解到達回数や、それにかかるステップ数が既存の手法より向上していることがわかる。AS + Memory は、MMAS + Memory 以下の性能であったためここでは省略した。

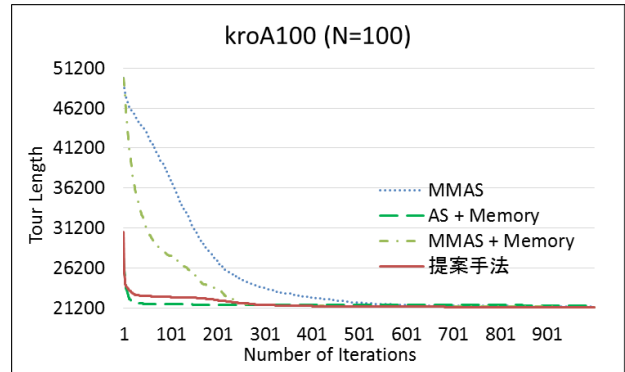


図 1. 50 回ずつ試行した際の各手法の解の長さステップ数の関係

表 1. 200 ずつ回試行した際の 1000 ステップ目における各手法の比較

	MMAS	MMAS + Memory	提案手法
厳密解到達回数	26	102	178
最短到達ステップ	531	211	223
平均到達ステップ	791.15	522.25	637.76
解の平均	21397.59	21339.98	21287.52
解の標準偏差	119.98	120.09	10.15
厳密解到達率	13.0%	51.0%	89.0%

4. おわりに

本研究では既存の MMAS に NN 法で初期化した Memory と鈍感アリを導入し、アリの解が与えるインパクトを考慮して付与するフェロモン量に重み付けをする手法を提案した。そして評価実験により高速でより高精度な探索を行えることを確認した。今後の課題として、他の TSP やその他の組み合わせ最適化問題などで有用性を確認することや、問題に応じたパラメータの設定方法の検討などが挙げられる。

参考文献

- [1] Thomas Stützle, Holger H. Hoos, MAX-MIN Ant System, Future Generation Computer Systems, Volume 16 Issue 9, Pages 889-914, 2000.
- [2] Rong-Long WANG, Li-Qing ZHAO, Xiao-Fan ZHOU, Ant Colony Optimization with Memory and Its Application to Traveling Salesman Problem, IEICE TRANSC. FUNDAMENTALS, Volume E95-A No.3, Pages 639-645, 2012.
- [3] Guiqing Liu, Juxia Xiong, Ant Colony Algorithm Based on Dynamic Adaptive Pheromone Updating and Its Simulation, Computational Intelligence and Design (ISCID), 2013 Sixth International Symposium on, Volume 1, Pages 220-223, 2013.
- [4] TSPLIB, <http://comopt.ifl.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>