

対数感度と改良型 Memory を用いた MAX-MIN Ant System による 巡回セールスマン問題の解法

磯崎 敬志† 穴田 一‡

東京都市大学大学院工学研究科† 東京都市大学知識工学部‡

1. はじめに

本研究では、対数感度と改良型 Memory を用いた MAX-MIN Ant System という新たなアントコロニー最適化技法(ACO)の提案を行い巡回セールスマン問題(TSP)に適用し、その有用性を検証した。

ACO はアリの採餌行動をモデル化したヒューリスティクスで、MAX-MIN Ant System (MMAS) [1] や ACO with Memory[2] などの手法が存在する。本研究では MMAS の収束速度と解の精度の両方を向上させることを目的とし、ACO with Memory で用いられた Memory の改良型およびフェヒナーの法則に従ったアリの感覚量の導入、経路を選択した順番に応じたフェロモン付与率を考慮したアルゴリズムを構築した。

評価実験では有用性を調べるため、ンチマーク問題を用いて既存手法との比較を行い、MMAS の収束の遅さの改善とともに、厳密解到達率が幅に向上することを確認した。

2. 提案手法

提案手法は MMAS をベースとした以下の 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 初期化

全ての経路のフェロモン量を MMAS と同様に、一律の値で初期化する。また Memory に Nearest Neighbor 法で求めた解を代入する。

2.2 解の構築

全ア리를ランダムに都市へ配置し、それ以降に訪問する都市を確率的に決定していくことで解を構築する。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 $p_{ij}(t)$ は次式で表される。

$$p_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{[\tau'_{ij}(t)]^\alpha [\eta'_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N'} [\tau'_{il}(t)]^\alpha [\eta'_{il}]^\beta} & \text{if } j \in N' \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\tau'_{ij}(t) = \log \left(k_1 \frac{\tau_{ij}(t)}{\tau_{max}(t)} + 1 \right)$$

$$\eta'_{ij} = \left[\log \left(k_2 \frac{d_{ij}}{d_{max}} + 1 \right) \right]^{-1}$$

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、 $\tau_{max}(t)$ はステップ t におけるフェロモン量の最大値、 d_{ij} は都市 i から都市 j への距離、 d_{max} は対象問題における都市 i から都市 j への距離の最大値、 N' は未訪問都市の集合で、 α 、 β 、 k_1 、 k_2 は定数である。

アリはフェヒナーの法則に従い、実際の刺激量に対数比例する感覚量を用いて、他のアリが分泌したフェロモン量と都市間の距離情報を基に、次に訪問する都市をルーレット選択により決定している。感覚量を用いることで値の大きな経路と小さな経路の比が縮まり、より多くの経路を探索の対象とする狙いがある。

また、全てのアリは都市を選択する度に改良型 Memory[3]を参照する。アリが選択した s 番目の都市と Memory 上の s 番目の都市が異なっていた場合、従来型 Memory では対象の 2 都市のみを入れ替えていたが、提案手法では Memory 上でその 2 都市間の全都市を逆転させる。これにより従来型 Memory よりも入れ替えを行った都市間の訪問順が維持され、より Memory の解に近い経路を得ることができる。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。そしてその Memory 上の経路をそのアリの解とする。

2.3 解の評価と Memory の更新

全てのアリが解の構築を終えたら解の評価を行い、Iteration Best を求め Global Best の更新を行う。このとき Global Best の解の長さが NN 法で求めた解の長さよりも短かった場合、Memory を Global Best の解で更新する。そうでない場合、NN 法で求めた解をそのまま用いる。

MAX-MIN Ant System Referring a Memorized Solution for Traveling Salesman Problem

† Takashi ISOZAKI

Graduate School of Engineering, Tokyo City University

‡ Hajime ANADA

Faculty of Knowledge Engineering, Tokyo City University

2.4 フェロモン上下限値の更新

従来の MMAS と同様に、Global Best の値に応じてフェロモンの上下限値を更新する。

2.5 フェロモン量の更新

都市 ij 間の経路のフェロモン量 τ_{ij} を次式に従って更新する。

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

$$\Delta\tau_{ij} = \begin{cases} f(s) \cdot \frac{1}{L_{ib}(t)} & \text{if } (i,j) \in \text{Iteration Best} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$f(s) = -\frac{2(1-c)}{1+e^{-a(s-N)}} + 1$$

ここで、 ρ はフェロモンの残存率を表す定数で $0 < \rho < 1$ の範囲の値をとる。 $L_{ib}(t)$ はステップ t の Iteration Best の解の長さである。 $f(s)$ はアリが経路を選択した順番 s を指数とするフェロモン付与率を表す関数で $c \leq f(s) < 1$ の値をとる。 c および a は定数で、それぞれ最後に選択した経路へのフェロモン付与率と減衰度合いを表している。

TSP の解を求める構築法では、同じ都市を 2 度訪問してはならないなどの制約上、解構築が進むほど不適切な経路を選択しやすくなる傾向がある。そこで、そのような有用性の低い経路へのフェロモン付与率を $f(s)$ で表す減衰関数で下げること、不適切な経路へアリが集中して局所解にトラップされることを防ぐ狙いがある。

3. 評価実験

提案手法の有用性を確認するため、TSPLIB に掲載されている TSP のベンチマーク問題を用いて既存の MMAS と比較を行った。本稿で扱う問題は kroA100(都市数 100, 厳密解 21282)で、既存の MMAS と提案手法のパラメータはいずれも MMAS で良いとされている $\alpha = 1$, $\beta = 2$, $\rho = 0.98$, アリの数は都市数と同じとした。また、提案手法でのみ用いるパラメータは予備実験により良い結果を示した $c = 0.3$, $a = 0.4$ とした。

既存の MMAS, MMAS に従来型 Memory を導入したもの(MMAS+OLD), 改良型 Memory および感覚量, 減衰関数を導入した提案手法(MMAS+NEW)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。MMAS に従来型 Memory を加えることで、厳密解への到達率が大きく向上し、厳密解に到達するまでのステップ数が半分程度まで短くなっていることが分かる。さらに改良型 Memory および感覚量, 減衰関数を導入した提案手法では、全ての試行で厳密解に到達し、そのステップ数も MMAS の 4 分の 1 以下になっていることから、高

速で高精度な探索が行えていることが分かる。

4. おわりに

本研究では MMAS へ Nearest Neighbor 法で初期化した改良型 Memory の導入を行った。Memory の改良を行うことで、より記憶した解を崩すことなく参照することが可能となり、厳密解到達率が大きく向上した。Nearest Neighbor 法による初期化によって探索序盤からある程度良い解を参照することが可能となり、標準偏差を小さくすることに繋がった。また、フェロモン情報や距離情報をフェヒナーの法則を用いて感覚量へ変換することで、値の大きい経路と小さい経路の比が縮まり解の多様性が維持され、厳密解到達率が向上した。さらに、解構築の後半で選択される可能性がある不適切な経路へのフェロモン付与率を小さくすることで、そのような経路へアリが集中してしまい局所解へトラップされることを回避できた。

今後の課題として、パラメータの設定方法の確立が挙げられる。提案手法では設定するパラメータの数が既存手法より多くなったため、増えたパラメータのみを動かして予備実験を行ったが、既存のパラメータが及ぼす影響についても深く考察し、容易にパラメータを設定できるような方法を確立する必要がある。また、より現実問題に即した条件の下で提案手法の有用性を確認することが挙げられる。これまで既存手法では良い結果が得られなかった問題でも、優れた結果が得られるのではないかと期待できる。

表 1. kroA100 を用いた性能比較

	MMAS	MMAS+OLD	MMAS+NEW
厳密解到達回数	34	79	200
平均到達ステップ	832.50	490.43	195.16
解の平均値	21369.56	21343.86	21282.00
解の標準偏差	56.25	101.29	0.00

参考文献

- [1] Thomas Stützle, Holger H. Hoos, “MAX-MIN Ant System”, Future Generation Computer Systems, Vol. 16 Issue 9, pp. 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 TRANCE. FUNDAMENTALS, Vol. E95-A No.3, pp. 639-645 (2012).
- [3] 磯崎 敬志, 穴田 一, “改良型 Memory を用いた MAX-MIN Ant System”, 情報処理学会研究報告, Vol. 2015-MPS-106, Issue 5, pp. 1-5 (2015).