

エージェントの行動に基づく視覚情報による ランダム選択法を用いたACO

梁 賢徳[†]能登 正人[†]神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻[‡]

1 はじめに

近年、最適化のためのメタヒューリスティックである Ant Colony Optimization (ACO) が注目され、組合せ最適化問題の一つである Traveling Salesman Problem (TSP) でその有効性が確認されている。ACO とは、蟻が餌を巣に運ぶ行動とその際分泌されるフェロモンをモデル化したもので、探索エージェントはヒューリスティックな情報である各都市間の距離情報とフェロモン情報をもとに探索を行う。ACO の基礎モデルは Dorigo らによる AS (Ant System) に集約される。AS の拡張手法としてエージェントの経路探索にランダム選択を導入する手法がある [1]。このランダム選択を用いた探索では、エージェントはフェロモン情報と距離情報を利用せずに探索を行うため、探索の多様性調節に優れた性能を残している。しかし、ランダム選択を用いた探索では優れた多様性のため大域的な探索に効果を発揮するが、都市数の少ない問題では成果を残せずにいる。

本研究ではエージェントのランダム選択において、選択する必要がある都市と必要の無い都市を都市間の距離に応じた視覚情報を用いて制限することでランダム選択における有効な都市選択を行い、局所的な探索が重要となる問題においても適応できるよう改良を行う。また、ランダム選択を用いた手法ではエリート的手法と組み合わせて使用されるが、本研究では探索速度と局所探索に優れた成果を残せた最良巡回路探索エージェント群を用いた探索手法を使用し、TSP のベンチマークを用いた実験により本手法の有効性を確認する。

2 従来手法

2.1 Ant System

ACO の基礎モデルである AS は、Dorigo らによって提案された TSP を解くためのアルゴリズムである。TSP とは、都市間に距離が与えられた都市集合 N の中で、エージェントがすべての都市を訪問して最初の都市に戻ってくるまでの距離が最小となる巡回路を求める問題である。エージェント k が時点 t において都市 i から次に訪問できる都市集合 N_k の未訪問都市 l の中

の都市 j に移動する確率 $P_{ij}^k(t)$ は式 (1) で与えられる。

$$P_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{l \in N^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}(t)]^\beta} \quad (1)$$

ここで τ_{ij} は都市 i から都市 j の間に蓄積されたフェロモン量、 η_{ij} はヒューリスティックな情報で、都市間の距離 d_{ij} の逆数として式 (2) で与えられる。

$$\eta_{ij} = 1/d_{ij} \quad (2)$$

ここで α と β はフェロモンとヒューリスティックな情報の重みを決定する定数である。そしてエージェント k が時点 t において都市 i から都市 j の間に分泌されるフェロモン量 $\Delta\tau_{ij}^k$ は、巡回路 $T^k(t)$ の距離 $L^k(t)$ により式 (3) で与えられる。ここで、 Q は定数である。

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{if } (i, j) \in T^k(t), \\ 0 & \text{if } (i, j) \notin T^k(t) \end{cases} \quad (3)$$

2.2 都市のランダム選択

ランダム選択はシンプルな手法であるが、エージェントの探索の多様性を維持するのに優れた性能を発揮している。エージェントが移動可能な都市集合の中で、次の都市を選択する確率は都市間のフェロモン情報と距離情報を利用する式 (1) ではなく等確率に与えられる。ランダム選択の多様性の調節を行うため、エージェントがランダム選択を行う割合を決定するランダム選択率を導入することで多様性の段階的な調節が可能になる。

2.3 最良巡回路探索エージェント群

本研究では、各探索終了時に最良巡回路に指定された都市のみを選択する最良巡回路探索エージェント群の導入を行う。このエージェント群は、各探索エージェントが探索を行った巡回路長の変化の標準偏差と成長率を指標に群の大きさを変化させ、最評価の良い経路の探索を行う。

3 提案手法

図 1 のように提案手法では過去の移動距離をエージェントの視覚範囲とし、範囲内にある都市をランダム選択を行う都市の候補とする。そうすることでランダム選択の有効性を高め、最短距離探索エージェント群を導入することにより局所的な探索の有効性を高めたラ

ACO Using Random Selection by Visual Information Based on Agent Behavior

[†]Kentoku Ryou and Masato Noto

[‡]Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

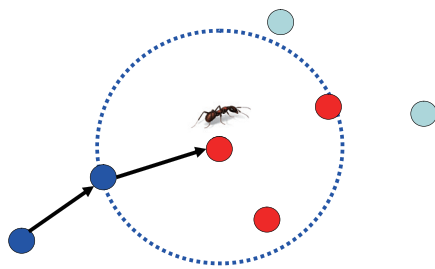


図 1: エージェントの選択都市制限

ランダム選択の改良を行う。エージェントはフェロモン情報と距離情報を用いて次に移動する都市を選択するが、提案手法では各エージェントはランダム選択率を持ち、それに応じて次に移動する都市をランダムに選択する。本提案手法のアルゴリズムは以下に示す。

1. エージェントをすべての都市に均等に配置する
2. エージェントは自身の移動してきた距離に応じた視覚情報を取得する
3. ランダム選択率に従い情報内に存在する都市をランダム選択可能な都市候補とする
4. エージェントは、都市候補が存在する場合、次に移動する都市をランダムに選択し、存在しなければ通常の探索にて移動する都市を決定する
5. すべての探索が終了した後、フェロモンの更新を行う

最適解を求めるにあたりエージェントが次に移動する際、有効な都市はエージェントが現在いる都市の近傍に存在すると考えられる。ランダム選択を行う際、エージェントは自身の過去に移動してきた距離に応じた視覚情報を持つことで、移動可能な都市集合の中で最適解を求めるために有効な都市の選別を行う。

ランダム選択では探索の多様性という面で優れているため大域的に探索を行う手法として優れた成果を残しているが、逆に局所的な探索では優れた成果を残せずにいる。ランダム選択を用いた探索では、局所的な探索において優れた成果を残しているエリート選択的な手法と組み合わせ大域的な探索と局所的な探索のバランスを取ることで、ランダム選択を行う意義が増している。本研究では局所的な探索において成果を残すことが出来た最良巡回探索エージェント群を用いた。探索エージェントの探索が終了した後、エージェント群を作成し各反復回数の中で最も評価の良い解を最良解としエージェント群が探索を行う。

4 シミュレーション実験

4.1 実験条件

提案手法の性能を評価するため、TSPLIB のベンチマークを用いた実験を行った。性能評価にあたり都市数

表 1: シミュレーション結果

	従来手法	提案手法 1	提案手法 2
eil51	437	436	429
eil76	561	561	556
eil101	684	679	673
rat99	1303	1277	1256
kroA100	23138	22589	21779

とフィールドの変化が結果にどのように影響するか考察するため eil51, eil76, eil101, rat99, kroA100 を使用した。実験で用いるパラメータの値はランダム選択率 $r=0.01$, 成長率 $E=0.04$, フェロモンの蒸発率 $\rho = 0.98$, $\alpha = 1$, $\beta = 5$, エージェント数 m は都市数と同じ n とし、反復回数は 10000 回、試行回数を 10 回とする。

4.2 結果と考察

提案手法の有効性を証明するためにランダム選択を用いた従来手法、ランダム選択に制限を加えた提案手法 1, ランダム選択の制限に加え最良巡回探索エージェント群を用いた提案手法 2 で実験を行った。シミュレーション結果における最適解を表 1 に示す。ベンチマークである eil51, eil76 において提案手法 1 は従来手法とほぼ等しい性能であったが、eil101, rat99, kroA100 において提案手法 1, 提案手法 2 は従来手法に勝る結果となった。結果として、ランダム選択の制限は計算量の多いベンチマーク問題において効果を発揮した。理由として都市数が大きくなるにつれ都市選択を行う回数が増えてくるため、選択の制限の効果が大きく出てくるものと考えられる。最良巡回探索エージェント群を用いることにより提案手法 2 は提案手法 1 に比べ都市数の少ない問題においても良い結果を残せた。この理由として、探索におけるランダム選択は探索の多様性維持に効果があり、局所探索に効果を発揮する最良巡回探索エージェント群を導入することで大域的探索と局所的探索のバランスが取れたためだと考えられる。

5 おわりに

本研究ではエージェントの移動に応じた視覚情報を与え、ランダム選択に制限を加えることで探索精度の向上を図った。都市数の少ない問題においても適応させるため最良巡回探索エージェント群を用いて都市数の少ない問題にも良い結果を残すことが出来た。今後は 2 次割当て問題などのより複雑な問題で本手法が有効であることを確認していく予定である。

参考文献

- [1] 中道義之: ACO におけるランダム選択に基づく多様性調節の効果, 情報処理学会論文誌, Vol. 43, No. 9, pp. 2939–2947 (2003).