

ランクベースアントシステムによる巡回セールスマン問題の 解法に関する研究

A Study of the Solution of Traveling Salesman Problem by Rank-based Ant System

○浅野貴哉, 弘畑和秀
Takaya Asano, Kazuhide Hirohata

茨城工業高等専門学校
Ibaraki National College of Technology

1. はじめに

巡回セールスマン問題(Traveling Salesman Problem; TSP)を解くメタヒューリスティクスとして、アントコロニー最適化(Ant Colony Optimization; ACO)が有効な結果を得ている。ACOは群知能とよばれる人工知能技術の一つである。本研究ではACOの手法の一つであるRank-based Ant System(AS_{rank}) [1]の改良を目的に行った。

2. TSPの概要

TSPとは組合せ最適化問題の一つで、 n 個の都市集合 $V = \{1, 2, \dots, n\}$ と、 V に含まれる二つの都市 i, j ($i, j \in V, i \neq j$) 間の距離 $d(i, j)$ が与えられたとき、最短のハミルトン閉路を求める問題である。都市数に応じて巡回路の総数は指数関数的に増加していくため、厳密な解法では計算コストが膨大となり、実用的な時間で解くことが困難となる。そこでメタヒューリスティクスなど、厳密に最適解を求めることを諦める代わりに、短い時間で質の良い解を出す手法が研究されている。

3. ACOの概要

3.1 経路探索の仕組み

ACOは、自然界のアリが食料収集における行動を模したアルゴリズムである。アリはフェロモンという物質を介して他のアリとコミュニケーションを取りながら食料を集める。アリはフェロモンを分泌しながら経路を辿り、フェロモンの量が多い経路を好む。フェロモンは揮発性の物質で時間が経過すると蒸発する。また、アリが分泌する度にフェロモンは経路に蓄積されていく。こうした複数のアリとフェロモンの相互作用が繰り返されることで、食料から巣への最短経路行進を可能にしている。

3.2 AS_{rank}

AS_{rank}は Bullnheimerらによって提案された

ACOの手法の一つで、ACOの基礎であるAnt System(AS)を改良したものである。以下にAS_{rank}のアルゴリズムを示す。

1. フェロモンの初期化
2. アリエージェントを都市に配置
3. 終了条件に達するまで
 - ① 全エージェントが巡回路生成するまで都市選択を繰り返す
 - ② 最良解を更新
 - ③ フェロモン情報を更新
4. 最良解を出力

アリエージェントは都市間の距離とフェロモンの量から、確率的に次の移動先を選択する。アリエージェント k が都市 i にいるとき、まだ訪問していない都市 j に移動する確率 p^k は次式で表される。

$$p^k(i, j) = \frac{[\tau(i, j)]^\alpha [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{l \in N^k} [\tau(i, l)]^\alpha [\eta(i, l)]^\beta} \quad (1)$$

$\tau(i, j)$ は都市 i, j 間のフェロモン量、 $\eta(i, j)$ はヒューリスティック情報という問題固有の情報である。TSPの場合、距離の逆数 $\eta(i, j) = 1/d(i, j)$ が用いられる。 α, β は正の実数で、フェロモン情報、ヒューリスティック情報をどの程度重要視するかを決定するパラメータである。 N^k はアリエージェント k の未訪問都市集合である。全てのアリエージェントが巡回路を生成すると、巡回路の総距離が短い順にランク付けを行う。このランクに基づき、アリエージェントは以下のようにフェロモン情報の更新を行う。

$$\tau(i, j) = (1 - \rho)\tau(i, j) + \sigma\Delta\tau^+(i, j) + \sum_{\mu=1}^{\sigma-1} \Delta\tau^\mu(i, j) \quad (2)$$

$$\Delta\tau^+(i, j) = \begin{cases} 1/L^+ & \text{if } (i, j) \in T^+ \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$\Delta\tau^\mu(i, j) = \begin{cases} (\sigma - \mu)/L^\mu & \text{if } (i, j) \in T^\mu \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

ρ はフェロモンの蒸発率を表すパラメータで、 $0 < \rho < 1$ の値をとる。 m はアリエージェントの総数である。 T^+ はこれまでに得られた最良の巡回路、 L^+ はその経路長を表す。ランク μ 位の巡回路を T^μ 、その経路長を L^μ とする。 σ は上位 $\sigma-1$ 位までのアリエージェントにフェロモンの分泌を認め、上位ほど多くのフェロモンが蓄積するよう操作するパラメータである。つまり、探索中の最良解の巡回路に最も多くのフェロモンが蓄積される。

4. フェロモン更新ルールの変更

ACO 等のメタヒューリスティクスにおいて、局所最適解に陥り探索が停滞することを避けながらも良い解の周りを集中的に探索することが重要となる。そこで、従来の AS_{rank} のフェロモン更新ルールに加えて、ワースト $\sigma-1$ のアリエージェントにもフェロモンの付加を許可する AS_{rank} を提案し、改善を図る。

5. 実験

5.1 実験条件

AS_{rank} 、提案 AS_{rank} について、TSPLIB [2] のベンチマーク問題(kroA100, kroC100)を適用させた。エージェント数は都市数と同じ数とし、1都市につき1エージェント配置する。実験に用いるパラメータは $\alpha=1.0$, $\beta=5.0$, $\rho=0.9$, $\sigma=5$ とする。反復回数を10000回、試行回数を各20回とする。

5.2 結果

表1, 表2に実験結果を示す。括弧内の数値は最適解の経路長に比べてどの程度長いかを示している。これより、提案 AS_{rank} がより良い巡回路を見つけていることが分かる。ただし、悪い解を出すのも提案 AS_{rank} の方であった。

20回の試行で得られた最良の巡回路の経路長が最適解と比べてどの程度の長さであるか調べたところ、提案 AS_{rank} は AS_{rank} に比べ最適解から1%以内の巡回路を多く見つけていることが分かった。また、最適解より5%以上の巡回路になる割合も提案 AS_{rank} の方が高かった。このことから、提案 AS_{rank} は得られる解にバラつきがあるものの、良い解を見つけやすいことが分かった。

ステップごとに得られる最良解の推移を比較したところ、提案 AS_{rank} の解が改善される速度において AS_{rank} より遅くなる傾向が見られた。

表1 kroA100を適用した結果

	最小値	最大値	平均値
AS_{rank}	21406 (100.58%)	22755 (106.92%)	21944.3 (103.11%)
提案 AS_{rank}	21375 (100.44%)	22997 (108.06%)	21854.1 (102.69%)

表2 kroC100を適用した結果

	最小値	最大値	平均値
AS_{rank}	21005 (101.23%)	21702 (104.59%)	21302.5 (102.67%)
提案 AS_{rank}	20919 (100.82%)	22130 (106.66%)	21460.0 (103.42%)

6. まとめ

上位と下位の巡回路に対してフェロモン更新を行う AS_{rank} を提案した。最短の巡回路を見つけるといふ点では従来の AS_{rank} より良い結果が得られた。ただし悪い解が得られやすくなる、解の改善速度の面について今後改善していきたい。

参考文献

- [1] B.Bullnheimer, R.F.Hartl and C.Strauss, "A new rank-based version of the ant system," a computational study, Working Paper No.1, 1999
- [2] <http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>
- [3] 山本芳嗣, 久保幹雄著 「巡回セールスマン問題への招待」 朝倉書店 1997
- [4] 大内東, 山本雅人, 川村秀憲, 柴肇一, 高柳俊明, 當間愛晃, 遠藤聡志著 「生命複雑系からの計算パラダイム」 森北出版 2003