

# 巡回セールスマン問題を解く アントコロニー最適化手法 (ACO) の 一性能改善施策

小林 史和<sup>††</sup> 高橋 良英<sup>††</sup>

巡回セールスマン問題を解くアントコロニー最適化手法 (ACO: Ant Colony Optimization) において局所最適解からの脱出方法を図る手法として、エリート蟻が残すフェロモン量の重みを動的に制御することで次に訪れる都市の多様性を確保しつつ最適解への収束速度を改善する ACO 方式を提案する。本方式の有効性を、小規模 TSP データ ATT48 を用いた C プログラム実験で検証した結果、フェロモン動的制御機能により最適探索率を 0% から 100% に向上できた。

## A Performance Improvement of Ant Colony Optimization to Solve the Traveling Salesman Problem

Fumikazu Kobayashi<sup>††</sup> and Ryouei Takahashi<sup>††</sup>

A method of dynamically controlling the weight of elitist ants' pheromone in Ant Colony Optimization to solve the traveling salesman problem, which can improve the convergence to the optimum solution with preserving the diversity of selecting the next city visited, is proposed for getting rid out of local optimum solutions. The validity of the proposal method is verified by using the small sized TSP "att48". Our C experiments show that the ratio of success trials to search for the optimum solution is improved from 0% to 100% through the dynamic control of the quantity of the elitist ants' pheromone.

### 1. はじめに

巡回セールスマン問題の最適解の近似値を効率的に得る方法として、アントコロニー最適化手法 (ACO: Ant Colony Optimization) が有効である事が知られている。ACO はメタヒューリスティックな手法なため、局所最適解に陥りやすい。これまで MIN・MAX アントシステム、エリートアントシステム等の工夫がこらされている。本論文では、フェロモンの動的制御による局所最適解からの脱出法についてその有効性を実験的に検証する。

### 2. 巡回セールスマン問題

すべての都市を 1 回ずつ巡回し、出発した都市に戻ってくる経路のうち、巡回の所要時間 (所要距離) が最小となる経路を求める問題を巡回セールスマン問題 (TSP: Traveling Salesman Problem) という。TSP は、都市数  $N$  が大きくなると、その解を求めるのに、コンピュータを使っても、計算時間が膨大になってしまう NP 困難なクラスに属する問題であることが知られている。

### 3. アントコロニー最適化手法 (ACO)

#### 3.1 ACO の着眼点

蟻の餌採取行動を模した最適解探索モデルである。フェロモンによる間接的コミュニケーションで最適解を探索する。蟻は廻った経路上に揮発性のフェロモンを残し、後続の蟻はフェロモン量の多い経路を確率的に選択する。このため、最初のすべての経路を問う確率で選択していた蟻が徐々に短い経路を廻り、最終的に全ての蟻が最短経路を廻るようになる。

#### 3.2 ACO の数理モデル

##### (1) 確率的な旅の生成式

蟻  $A_k$  は都市  $T_k$  から旅を開始し、次に訪れる都市を確率的に選択する。時間  $\text{time}=t+1$  に都市  $i$  にいる蟻  $A_k$  が次に都市  $j$  を訪れる確率  $P_{ij}^k(t+1)$  は、時刻  $t$  における都市  $i$  から都市  $j$  へのフェロモン量  $\tau_{ij}(t)$  と都市  $i$  と都市  $j$  間の距離  $d_{ij}$  から決定する。次の都市をランダムに決定する際に使う式は以下の通りである。  $q$  は都市数、  $l$  は今までに訪れた都市数、  $\alpha$  はフェロモンの重み、  $\beta$  は距離の重み (式 1)

<sup>††</sup> 八戸工業大学大学院 電子電気情報工学専攻  
Hachinohe Institute of Technology

$$p^{k_{ij}}(t+1) = \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha / d_{ij}^\beta}{\sum_{j=1}^{q-1} \tau_{ij}(t)^\alpha / d_{ij}^\beta} \quad \dots (式1)$$

(2) フェロモン更新式

時間  $t=t+2$  で旅をする蟻が参照するフェロモン量  $\tau_{ij}(t+1)$  は、現在  $t=t+1$  で参照しているフェロモン量  $\tau_{ij}(t)$  と  $t=t+1$  におけるローカルフェロモン更新量  $\Delta \tau_{ij}(t+1)$  を用いて、次の式で更新する。 $\Delta \tau_{ij}(t+1)$  と時刻  $t$  は  $m$  匹の蟻が旅を完了する度に更新される。時刻  $t+1$  時において蟻  $k$  が旅をした経路上に都市  $i$  と  $j$  間を結ぶ辺が含まれている場合に旅の長さの逆数の情報  $Q_k$  が  $\Delta \tau_{ij}(t+1)$  に加算される。 $m$  をフェロモン更新タイミング、 $\rho$  を揮発率と呼ぶ。

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

$$\Delta \tau_{ij}(t+1) = Q1 + Q2 \cdot \dots \cdot + Qm \quad (式2)$$

4. フェロモンの動的制御による局所最適解からの脱出

4.1 ねらい

探索効率向上のためエリートアントシステムにおいてはエリート蟻が残したフェロモン量  $\Delta \tau^{bs}$  を重み係数  $e$  で重みづけし、重みづけしたフェロモン量を (式2) に加えてフェロモン量を更新している。その際、重み係数  $e$  は下式に示すように固定値となっている。このため局所最適解に陥り易い。この重み  $e$  を動的に制御することにより局所最適解からの脱出を図る。

$$e \Delta \tau^{bs}_{ij}$$

4.2 動的制御のタイプ

周期的にエリート蟻が残したフェロモン量を増減する。以下の3つのタイプがある。(図1)

- (1) タイプ1 : 急激に増やす。徐々に少なくする。
- (2) タイプ2 : フェロモン更新回数に合わせ平均的に増やしていく。
- (3) タイプ3 : 少しずつ増やしていく。最後に急激に増やす。

本論文ではタイプ1、タイプ2、タイプ3を以下の式で実現している。なお、フェロモン量の重み  $e$  は周期  $c \times m$  で、1 から  $c \times m$  の間の値をとって変化する。ここで  $c$  は起動パラメータであり実験では2を設定した。 $m$  はフェロモン更新タイミングであ

る。

<タイプ1> :  $e(t) = (1.0 - c \times m) / t + c \times m$ ;

<タイプ2> :  $e(t) = t$ ;

<タイプ3> :  $e(t) = \exp(\ln(c \times m - 1) / (c \times m - 1) \times (t - 1))$ ;

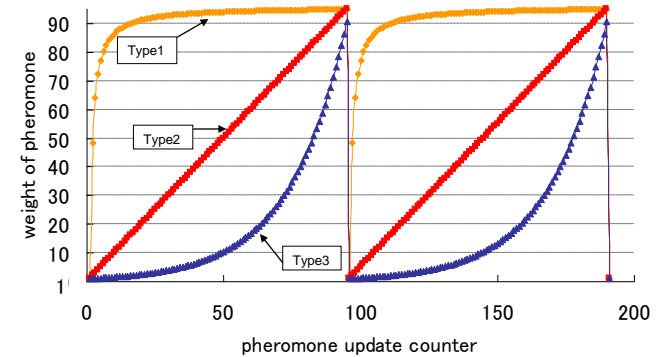


Fig. 1. Types of dynamically controlling weight of elitist ants' pheromone

5. 実験

5.1 実験空間

TSPLIB で管理されている TSP のデータのうち att48 を用いた ACO の性能改善を行ってみたい。本研究で用いた TSP データは att48 で都市数 48、最適経路長は 10,628 である。

5.2 実験環境

NEC MY24R/A-5  
Windows Vista Business SP2  
Intel@Core™2 Duo CPU E4600 @2.40GHz, 1.50GB

5.3 ACO 起動パラメータ

Do Marco の検討結果に合わせ、ACO を用いた実験を行う際に用いた主な実行パラメータは、①揮発率 ( $\rho$ ) 0.2、②フェロモン

更新タイミング (m) 48、③各辺に落とす最適なフェロモン量の最低値 MIN : 0.665 である。

5.4 ACO のフェロモンの動的制御機能の最適解探索効率に与える影響の分析

5.4.1 フェロモンの動的制御なし ACO の評価

フェロモンの動的制御なし (ACO without SA) について以下の項目を評価した。  
 ①ACO での最適解。②最適解を見つけた中での最小実行時間。③最適解を探索した中での最小となる蟻の数。④最適解を見つけた中での平均実行時間。⑤15 回行った時の平均最適経路長。⑥15 回中何回探索できたか。⑦TSPLIB での最適解。⑧相対誤差。相対誤差の式は、相対誤差 = (15 回行った時の平均最適経路長⑤) - TSPLIB 最適解⑦ / TSPLIB 最適解⑦)。att48 に対する実験結果を表 1 に示す。表 1 に示すように、最適解探索率=0%であった。

5.4.2 フェロモンの動的制御あり ACO (ACO with SA) の評価

ACO のフェロモンの動的制御機能は 4.2 で説明した 3 つのタイプについて実験を行い、最適解探索率を評価した。その評価結果を表 1 に示し、以下にそれをまとめる。

(1) タイプ 1 とタイプ 2 とタイプ 3 を合わせたフェロモンの動的制御の総合評価  
 最初に type2 で実験を行い、探索できなかった場合 type1 と type3 を用いて最適解探索した。探索結果は、type2 での探索率は約 66.7%。type1 での探索率は約 13.3%。type3 での探索率は約 13.3% となり、合計 100% (total) の探索率とすることができた。

(2) 各タイプ毎の探索率の評価  
 表 1 から、Type 1 の探索率は 40%。Type2 の探索率は 53%。Type3 での探索率は 33%。このことから、有効なフェロモン動的制御タイプは Type 2 であるということがわかった。

表 1 動的フェロモン制御の評価

Evaluation items	ACO without SA	ACO with SA			
		total	type1	type2	type3
① best integer length	10,738	10,628			
② best result (sec)	54	1	2	3	5
③ number of tours generated to find the best length (*48)	1,778	54	79	101	190
④ average (sec)	54	11	12	5	44
⑤ average integer length	10,857	10,628	10,659	10,651	10,638
⑥ Optimal times	0/15	15/15	6/15	8/15	5/15
⑦ Optimal		10,628			
⑧ Relative error	1.04%	0%	0.29%	0.22%	0.09%

5.4.3 フェロモンの動的制御と集団の多様性、最適解への収束度との関係

フェロモンの動的制御と集団の多様性、最適解への収束速との関係を図 2 に示す。この図はエリート蟻フェロモンを動的に制御することにより集団の多様性が向上し、収束速度が向上することを示している。グラフで diversity は過去 m 匹の蟻が辿った旅の多様性、convergence は最適解への収束度、a はエリート蟻のフェロモン量の重み a=e/50 を示す[1]。

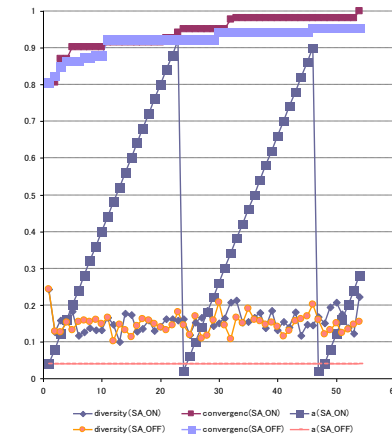


Fig.2. Controlling weight of pheromone maintains the diversity of the population and enables us to find the optimum solution.

6. まとめ

att48 で実験の結果動的なフェロモン制御機能により最適解探索率を 0% から 100% に向上できた。今後実験空間を拡張する。

参考文献

[1] 高橋良英、拡張遺伝子交叉オペレータ交代法による巡回セールスマン問題の解法、電学論 C、128 巻第 12 号、2008 年、pp.1820-1832。  
 [2] M. Drigo: "Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.1, No.1, 1-24 (1997)  
 [3] Ant Colony Optimization: Marco Dorigo and Thomas Stützle