

ACO アルゴリズムにおける部分解の利用法について

On the using of partial solutions in ACO algorithms

筒井 茂義 強 琳
Shigeyoshi Tsutsui Lin Qiang

阪南大学大学院企業情報研究科
Hannan University, Graduate School of Corporate Information

Abstract: In previous studies we proposed a new ACO algorithm called the cunning Ant System (*cAS*), and it was applied to solving the traveling salesman problem (TSP) and the quadratic assignment problem (QAP). The results showed that it could be one of the most promising ACO algorithms. In traditional ACO algorithms, each ant generates a solution probabilistically based on the current pheromone densities. In *cAS* a part of each new solution is taken from one of the previously generated solutions whereas the remainder of the solution is generated probabilistically from pheromone density. In this article, we study alternative techniques to take out partial solutions from existing solutions and evaluate them using TSP and QAP.

1 はじめに

アントコロニー最適化 (Ant Colony Optimization, ACO) は、実際のアリの採餌行動の際の経路形成過程にヒントを得た探索手法であり、巡回セールスマン問題 (TSP) など多くの組み合わせ最適化問題に適用され、有効な結果が得られている [3]。ACO の基本モデルは、Dorigo らによる Ant System (AS) [2] と呼ばれるアルゴリズムであるが、AS の性能は他のメタヒューリスティックと比較して十分なものではなかった。その後、Ant Colony System (ACS) [1] や Max Min Ant System (MMAS) [5] などの改良型 ACO アルゴリズムが提案されている。筆者らは、先に cunning Ant System (*cAS*) と呼ぶ新しい ACO アルゴリズムを提案し、TSP および 2 次割当て問題 (Quadratic Assignment Problem, QAP) を用いて評価を行い、*cAS* が ACO アルゴリズムの中で最も優れた一つであることを示した [7, 8]。

cAS は、新しい解候補を生成する際に、既存解を部分的に利用し、残りの部分の生成には ACO における従来手法と同様、フェロモン濃度で決定する。本研究では、*cAS* で重要となる部分解の抽出方法の代替案についての評価を TSP および QAP を用いて行った結果について報告する。

2 *cAS* の概要

ここでは、文献 [7] をもとに *cAS* を簡単に振り返る。*cAS* の特徴はカニングアント (cunning ant, 以下 *c-ant*) と呼ぶエージェントを導入している点にある。*c-ant* は、従来の ACO 手法におけるエージェントと異なり、新しい解候補の生成の際に、過去の探索において存在する解の一部分 (部分解) を借用し、残りの部分の生成には従来と同様、フェロモン濃度を利用する。*c-ant* に借用を許すエージェントをドナーアント (donor ant, 以下 *d-ant*) と呼ぶ。

図 1 は、TSP における *c-ant* と *d-ant* とを示している。この例では、*c-ant* は部分巡回路 7→0→1→2→3 を *d-ant* から借用し、残りの都市 4, 5 および 6 の部分巡回路を従来の ACO と同様、フェロモン濃度に基づき、次式にしたがって、確率的に生成される。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)] \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s \in J_k(i)} [\tau_{is}(t)] \cdot [\eta_{is}]^\beta} & \text{if } j \in J_k(i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ただし、すなわち、 $p_{ij}^k(t)$ は、都市 i にいるエージェント k が都市 j に移動する確率、 $\tau_{ij}(t)$ は、2 つの都市 i, j 間の経路 (エッジ) のフェロモン濃度、 t はアルゴリズムの繰り返しカウンターである。

cAS では、 m 個の解候補 $s_t^k (k \in \{1, 2, \dots, m\})$ がアーカイブに保存され、それぞれが各 k の *d-ant* として使われる。新しく生成された *c-ant* は、それぞれの *d-ant* と比較され、良い方の解が次の繰り返しにおけるアーカイブのメンバー s_{t+1}^k となる。フェロモンは、このアーカイブのエージェントが放出する。 $\tau_{ij}(t)$ は、以下のように更新され、 $t \leftarrow t+1$ としてアルゴリズムが繰り返される。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij,k} \quad (2)$$

$$\Delta \tau_{ij,k} = \begin{cases} \frac{1}{C_k} & \text{if } (i, j) \in T_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで、 ρ は蒸発係数であり、 $(1-\rho)$ がサイクル t と $t+1$ との間にフェロモンが蒸発する割合を示す。また、 $\Delta \tau_{ij,k}$ はエージェント k により経路 (i, j) に新たに排出されるフェロモン濃度である。この値は、エージェント k の巡回路 T_k の長さ C_k が短いほど大きな値となるようにするために、 C_k の逆数とする。

*cAS*の特徴は以下の2点に集約できる．まず，解候補の集合であるアーカイブにあるエージェントの部分解を利用するため，効果的に集中化が図られる．つぎに，*c-ant*の生成においては，新たに生成する解は，*d-ant*から借用する部分を除いた部分解である．したがって，*d-ant*から借用する割合を適切にすることで，収束速度を緩和し，多様性の維持を図ることができる．なお，*c-ant*の生成は，*d-ant*とフェロモン濃度による生成解との交叉のような形になっている．この点から，*cAS*は既存解の効果的な継承を行うGAと同様の特徴も有すると解釈できる．

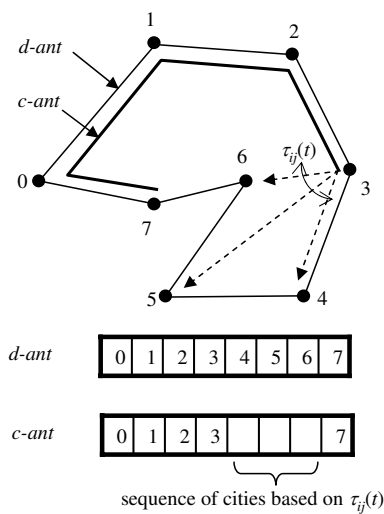


図 1: *cAS*における *c-ant* と *d-ant*

*cAS*のフェロモン濃度更新は，ASの式(1)と同様であるが，フェロモンの排出は，アーカイブの m 個の解候補となる点異なる．また，フェロモン濃度はMMASと同様 $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ の区間に限定される．

3 *cAS*における部分解の利用法

*c-ant*が $\tau_{ij}(t)$ に基づいてサンプルするノードの数を l_s ，*d-ant*から借用するノードの数を l_c とすると， $l_c = n - l_s$ である．ただし， n は問題のサイズである．*cAS*では， l_s の平均値 $E(l_s)$ が $E(l_s) = n \times \gamma$ となる制御パラメータ γ を導入している．ここで， γ の値の決定とともに，その γ 値にしたがって l_s を具体的にどのように決定するかが問題となる．先の研究では l_s を決定する方法として，式3の確率密度関数を用い，TSPおよびQAPへの応用に用いた[7, 8]．この分布は，GAの交叉における n -カットポイント法で得られるセグメント長の確率的分布として得られるものである．詳細については文献[7]を参照していただきたい．

$$f_s(l) = \begin{cases} \frac{1-\gamma}{n\gamma} \left(1 - \frac{l}{n}\right)^{\frac{1-2\gamma}{\gamma}} & \text{for } 0 < \gamma \leq 0.5, \\ \frac{\gamma}{n(1-\gamma)} \left(\frac{l}{n}\right)^{\frac{2\gamma-1}{1-\gamma}} & \text{for } 0.5 < \gamma < 1. \end{cases} \quad (3)$$

本稿では，*c-ant*生成ごとに式3を用いて確率的に l_s を決定する方法をProbabilistic法と呼ぶ．Probabilistic法における l_s の分布を図2に示す．

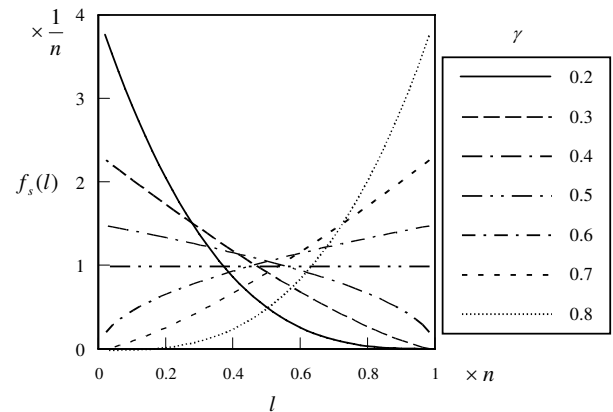


図 2: Probabilistic法による l_s の分布

Probabilistic法に対して， l_s を $n \times \gamma$ と単純に固定的に決定する方法が考えられる．この方法では，*c-ant*を生成するごとに用いられる l_s の値は，常に一定値である．本稿では，この方法をFixed法と呼ぶ．次章では，Probabilistic法とFixed法の比較をTSPとQAPを用いて行う．

4 Probabilistic法とFixed法の比較

4.1 TSPにおける比較

TSPにおける実験方法は文献[7]と同じとし，以下のような設定とする．最大経路生成回数は， $k \times n \times 10000$ とする．ここで，対称TSP(STSP)のとき， $k = 1$ ，非対称TSP(ATSP)のとき， $k = 2$ である．*cAS*の m の値は $m = n$ ，すなわち都市数と同じであり，また， $\rho = 0.98$ ， $\beta = 2$ である．結果は，最適解からの誤差Errorで評価し，25回の実行の平均をとる．また，テスト問題は，eil51，kroA100，lin318(以上，STSP)およびry48p，ft70，kro124p(以上，ATSP)である．

図3~8は，各問題に対して γ 値を0.1から0.9まで0.1刻みで変化させたときのErrorの変化を示したものである．まず，図3~5のSTSPの結果をみる．図3のeil51問題の結果をみると， γ が0.5よりも小さい領域では，Probabilistic法がFixed法よりも小さいError値を示し， $\gamma = 0.3$ で最小となっている．一方， γ が0.5よりも大きい領域では，両者はほとんど同様なError値となっている．これは， γ が小さい領域では，確率的に変

動かせることが効果的であることを示している。また、この範囲では、Fixed 法は Probabilistic 法よりも γ の変化に対して感度が高く、その変化は急峻である。これに対して、Probabilistic 法は γ の変動に対して Error 値の変化は比較的ゆるやかである。図 4 の kroA100 問題でも同様な結果である。いずれの問題でも 0.5 未満の γ 値を用いた Probabilistic 法が有利となっている。一方、やや大きな問題である、lin318 問題（図 5）でも同様に γ が大きい値の領域では両者の差はほとんどなくなっている。

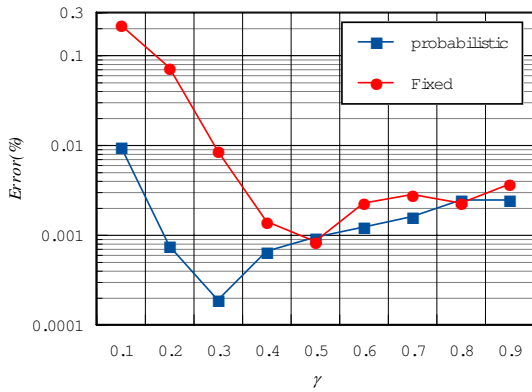


図 3: eil51 問題における比較

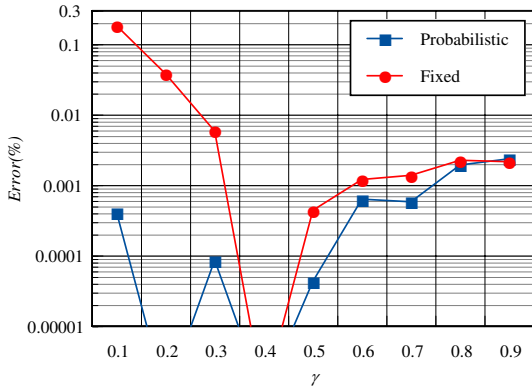


図 4: kroA100 問題における比較

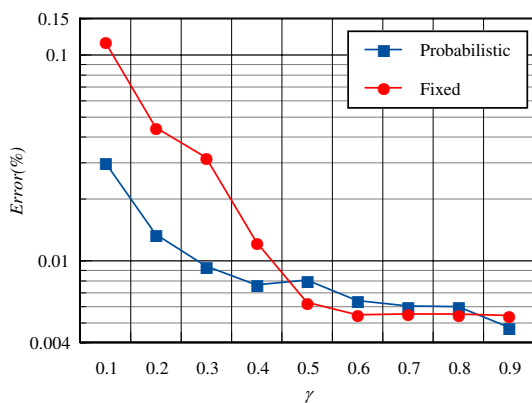


図 5: lin318 問題における比較

つぎに、図 6~8 の ATSP をみると、これらの結果も STSP と同様、Probabilistic 法は、 γ の小さい領域で小さい Error 値を示していることが分かる。また、 γ 値が大きくなるに従い、両者の差は少なくなる。 γ の変化に対する Error 値の感度は、Fixed 法の方が Probabilistic 法よりも高くなっていることは STSP の場合と同様である。

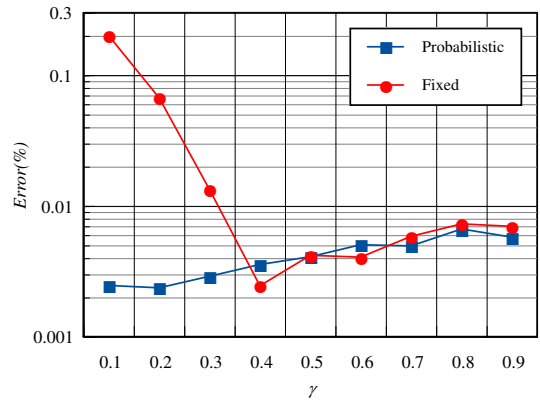


図 6: ry48p 問題における比較

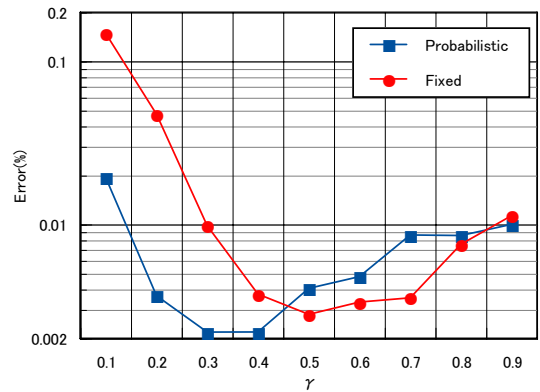


図 7: ft70 問題における比較

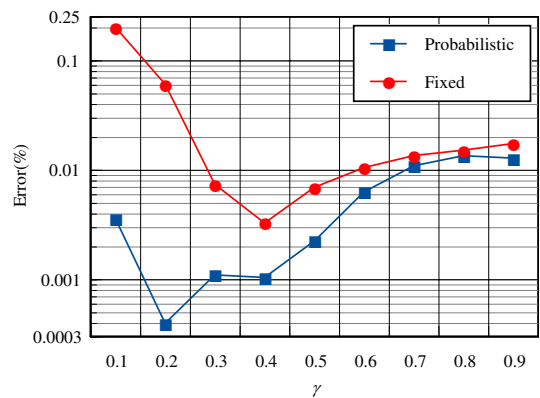


図 8: kro124p 問題における比較

4.2 QAP における比較

QAP は、 n 個からなる部門を n 個のロケーションに次式で定義される値が最小になるような順列 ϕ を求め

る問題である。

$$f(\phi) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{\phi(i)\phi(j)} \quad (4)$$

ただし、 $A=(a_{ij})$ および $B=(b_{rs})$ は、それぞれ、 $n \times n$ のマトリクスであり、 ϕ は $\{0, 1, \dots, n-1\}$ の順列である。マトリクス A は、ロケーション i とロケーション j 間の距離を、マトリクス B は、部門 r と部門 s 間の流量を、それぞれ表している。このように QAP は部門間の流量と距離との積の和が最小になるように各部門を各場所に割り当てるとい問題であり、最適配置問題を一般化したものである。

QAP における $c\text{-ant}$ は、TSP における $c\text{-ant}$ と $\tau_{ij}(t)$ の定義において以下のように異なっている。TSP では、フェロモン濃度 $\tau_{ij}(t)$ は、各都市間のエッジ (i, j) に割り当てられ、エッジ (i, j) の好ましさの度合いとして定義されているのに対して、QAP では、 $\tau_{ij}(t)$ は、ロケーション i に部門 j を割り当てる好ましさの度合いと定義する。

図 9 は、QAP における $c\text{-ant}$ と $d\text{-ant}$ との関係の例示である。この例では、 $c\text{-ant}$ はロケーション 0, 2 および 4 のノード値 (部門) を $d\text{-ant}$ から借用している。残りのロケーション 1 および 3 のノード値は $\tau_{ij}(t)$ をもとに確率的にサンプリングされる。また、このサンプリング順序は、TSP のようにシーケンシャルではなく、ランダムな順序となる。

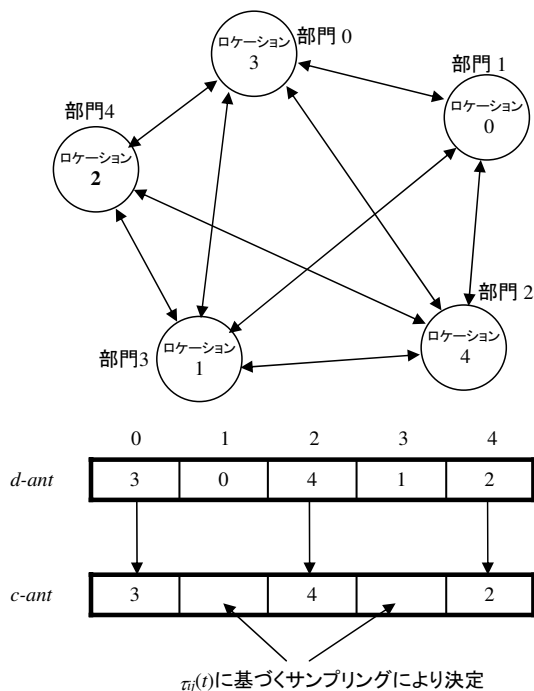


図 9: QAP における $c\text{-ant}$ と $d\text{-ant}$

実験方法は文献 [8] と同じとし、以下のように設定する。 $m=5$, $\rho=0.8$, $p_{best}=0.005$ とし、また、 cAS による解生成最大個数は 250 とし、各解に短い Ro-TS [6] を適用する。この際の Ro-TS の繰り返し数は $4 \times n$ である。

テスト問題は QAPLIB [4] のものを用いる。QAP のテスト問題には各種のタイプがあるが、ここでは、ランダム生成型問題の tai50a, tai60a, tai80a および実問題生成型問題の tai50b, tai60b, tai80b の 6 個の問題を用いる。

図 10~15 は、TSP の場合と同様、各問題に対して γ 値を 0.1 から 0.9 まで 0.1 刻みで変化させたときの $Error$ の変化を示したものである。まず、図 10~12 のランダム生成型問題の結果をみると、 $\gamma = 0.2 \sim 0.5$ の範囲において $Error$ 値は、Probabilistic 法、Fixed 法とも小さい値となっていることが分かる。またその値は、Fixed 法の方が Probabilistic 法よりも小さいことが分かる。しかし、Fixed 法の γ 値の変化に対する感度は高く、 $\gamma = 0.2 \sim 0.5$ の範囲を超えるとその変化は特に急峻である。これに対して、Probabilistic 法は、比較的その変化は緩やかになっている。

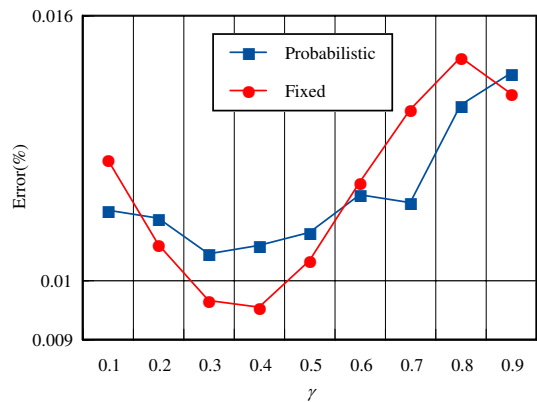


図 10: tai50a 問題における比較

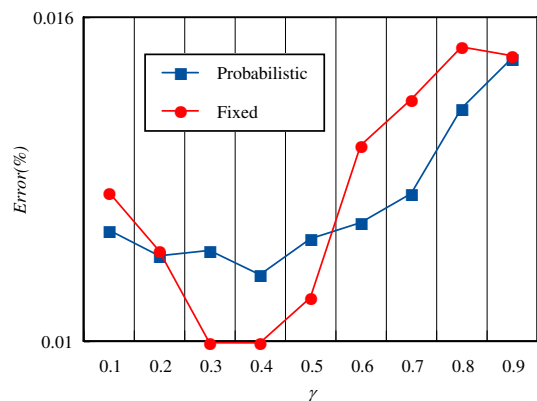


図 11: tai60a 問題における比較

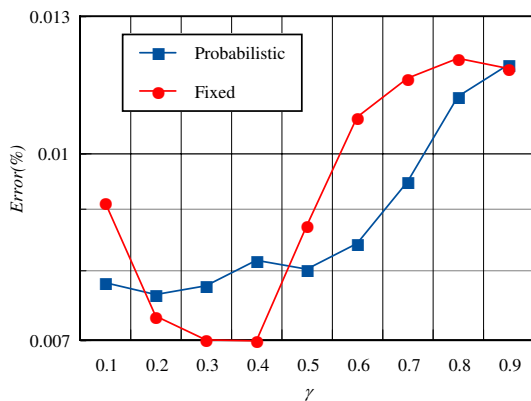


図 12: tai80a 問題における比較

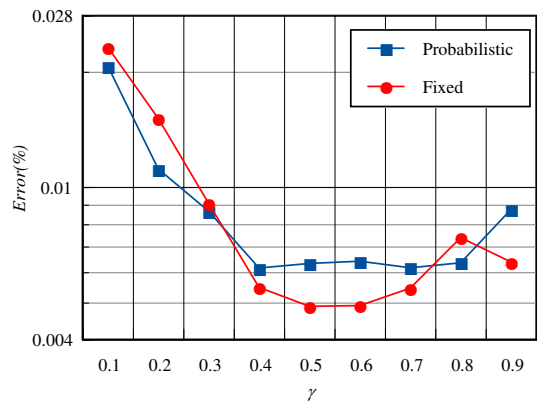


図 15: tai80b 問題における比較

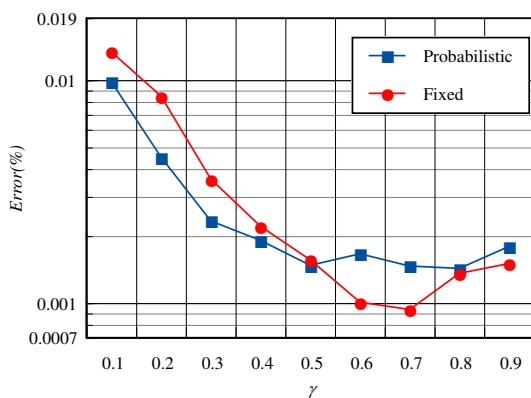


図 13: tai50b 問題における比較

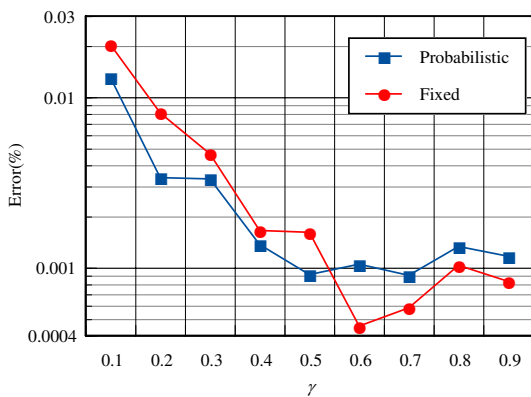


図 14: tai60b 問題における比較

つぎに、図 13～15 の実問題生成型問題の結果をみると、先のランダム生成型問題とは逆に、Probabilistic 法、Fixed 法ともに γ が 0.5～0.8 という大きい値の領域において Error 値が小さくなっている。 γ 値の Error 値に対する感度に関しては、Fixed 法はランダム精製型問題の場合と同様、Probabilistic 法より大きくなっていることが分かる。

5 むすび

以上本稿では、筆者らが提案している新しい ACO アルゴリズムである cAS において、部分解の抽出方法の

代替案についての評価を巡回セールスマン問題 (TSP) および 2 次割当て問題 (QAP) を用いて行った。この結果、解表現におけるノード値の生成をシーケンシャルに行う TSP では、筆者らが今まで用いていた確率的摂動を与える手法 (Probabilistic 法) が小さい Error 値を持つことが明らかになった。一方、ノード値の生成順序がランダムに行われる QAP では、確率的摂動を与えないで固定的とする Fixed 法が小さい Error 値を持つことが明らかになった。

cAS では、適切な γ 値は、問題に依存する。このためこの値の設定がパラメータチューニングにおいて重要である。 γ 値に対する Error の感度という点では、Fixed 法は Probabilistic 法よりも大きく、Probabilistic 法は γ 値の変動に対してロバストな手法であるといえる。cAS では、従来から Probabilistic 法のみを用いてきたが、ロバスト性という観点からこの手法が有利であることが確認された。また、QAP のような問題においては、ロバスト性を犠牲にすることができる場合には Fixed 法の適用も選択肢の一つであるといえる。

参考文献

- [1] M. Dorigo and L. M. Gambardella. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE TEC*, Vol. 1, No. 1, pp. 53–66, 1997.
- [2] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colomi. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Trans. on SMC-Part B*, Vol. 26, No. 1, pp. 29–41, 1996.
- [3] M. Dorigo and T. Stützle. *Ant Colony Optimization*. MIT Press, Massachusetts, 2004.

- [4] QAPLIB. A Quadratic Assignment Problem Library, 2007. <http://www.opt.math.tugraz.ac.at/qaplib/>.
- [5] T. Stützle and H. Hoos. Max-min ant system. *Future Generation Computer Systems*, Vol. 16, No. 9, pp. 889–914, 2000.
- [6] É.D. Taillard. Robust tabu search implementation, 1991. <http://mistic.heig-vd.ch/taillard/>.
- [7] 筒井茂義. *cAS* : カニングアントを用いた aco の提案. 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 1, pp. 29–36, 2007.
- [8] 筒井茂義, 劉力綺, 小島基伸. カニングアントを用いた aco の 2 次割当問題への適用とその並列化. 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol. 49, No. SIG 4 (TOM 20), pp. 45–5, 2008.

連絡先

〒 580-8502 大阪府松原市天美東 5-4-33

阪南大学 筒井 茂義

電話: 072-332-1224

E-mail: tsutsui@hannan-u.ac.jp