

カニングアントを用いた ACO の構成について

ACO with Cunning Ant

筒井 茂義
Shigeyoshi Tsutsui

阪南大学
Hannan University

This paper proposes a variant of an ACO algorithm called the cunning Ant System (cAS). In cAS, each ant generates a tour by borrowing a part of tours which were generated in previous iterations, instead of generating the tour entirely from pheromone density. Thus we named it, cunning ant. This cunning action reduces premature stagnation and exhibits good performance in the search. The experimental results showed cAS worked very well on the TSP and it can be one of the most promising ACO algorithms.

1. はじめに

フェロモンを介したアリ(以下, エージェントと呼ぶ)の群行動にヒントを得た ACO は, 新しいメタヒューリスティックの一つとして近年多くの研究がなされ, その有効性が報告されている. ACO の基礎モデルは, Dorigo らによる TSP の解法に適用している AS (Ant System) [Dorigo 96] に集約されている.

一般にメタヒューリスティックを用いた探索では, 探索過程における多様化 (exploration) と集中化 (exploitation) のバランスが重要であり, ACO でも同様である. このような視点からの ACO の拡張の研究には, AS_{rank} [Bullnheimer 99], ACS [Dorigo 97], MMAS [Stützle 00] や経路選択にランダムネスを導入するアルゴリズム [中道 02] などの研究がある.

本論文では, エージェントが経路を選択する際, 以前に成功している経路の一部分を拝借するという行動をとるカニングアント (cunning ant) と呼ぶエージェントを導入した ACO として cAS (cunning Ant System) の提案を行い, 多様化と集中化の観点から考察を行い, 実験により評価を示す.

2. ACO の概要

2.1 AS

AS は, ACO の基礎モデルとなっており, TSP の解法に適用された [Dorigo 96]. 実際のアリにヒントを得た m 個の子エージェントを導入する. これらは, n の都市にランダムに配置される. サイクル t における都市 i, j 間の経路のフェロモン軌跡濃度を $\tau_{ij}(t)$ で表す. 各エージェントは各都市を一度しか訪問しないという TSP の制約下でフェロモン軌跡濃度に基づいて以下のように確率的に経路を形成する.

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}]^\beta} \text{ if } j \in allowed_k, 0: \text{ otherwise} \quad (1)$$

ただし, $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ は, 短い経路を選ぶというヒューリスティック値 (d_{ij} は, 都市 (i, j) 間の経路長), α と β は, ヒューリスティック値とフェロモン軌跡濃度のどちらを重視するかを決める制御パラメータ, $allowed_k$ は, エージェント k が訪問できる都市のリストである. 各エージェント k は, TSP 経路の形成を完了したとき, 通過した経路に, 以下のように経路長に基づいて定義されるフェロ

モン量を新たに排出する.

$$\Delta\tau_{ij}^k = Q/C^k \text{ if } (i, j) \in T^k, 0: \text{ otherwise} \quad (2)$$

ただし, C^k, T^k はそれぞれ, エージェント k が形成した経路およびその経路長であり, Q は常数である. 全てのエージェントがツアーの形成を完了した時点で, フェロモン軌跡濃度は次式により更新される.

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (3)$$

ただし, ρ ($0 \leq \rho < 1$) は蒸発係数であり, $\sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k$ は, 新たに経路 (i, j) に m 個のエージェントにより排出されたフェロモン軌跡量の合計である. 終了条件が満たされるまでこのサイクルが繰り返される.

2.2 AS の拡張

GA などと同様, ACO でも探索過程における集中化と多様化のバランスが重要である. AS は集中化の機構が, 式 2 で表されるように経路長の逆数に比例したフェロモン量を排出する機構にのみ依存している. 改良 ACO では, 集中化を高める仕組みと同時に, 多様化の仕組みも導入されている. 以下に代表的なものについて述べる.

Rank-Based Ant System (AS_{rank}): AS_{rank} [Bullnheimer 99] は, 現在までの探索過程で得られた最良解を出したエージェント (以下, *best-so-far*) を保存し, 各サイクルでこのエージェントに最も多くのフェロモン量を放出させる. またそのサイクルのエージェントを経路長によりランク付けし, ランク値に比例した量のフェロモン量を放出させる. これにより AS よりも集中化の度合いを強化している.

Ant Colony System (ACS): ACS [Dorigo 97], [Gambardella 97] は, (1) 式 1 と異なり疑似確率的方法 (*pseudo-random proportional rule*) を用いて集中化の度合いを強化, (2) フェロモン放出は, *best-so-far* のみとし, 集中化を強化, (3) 経路 (i, j) を通ったエージェントはその経路のフェロモン量を減少させ, 他の経路を選ぶ多様化の度合いを強化するメカニズムを採用, という点で, AS と大きく異なる.

MIN-MAX Ant System (MMAS): MMAS [Stützle 00] は, ACS と類似して, 各サイクルで最良の解を出したエージェント (以下, *iteration-best*) もしくは *best-so-far* のみとし, 集中化の度合いを高める. MMAS の最大の特徴はその名の通り, フェロモン軌跡濃度を $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ の区間に限定する点にある. 特に最小濃度 τ_{min} の導入は, GA における突然変異と同様な効果があり, 多様化の度合いを高める機構となる. その他, フェロモン軌跡

濃度のリイニシャライズや PTS と呼ぶ平滑機構が提案されている。MMAS では、 τ_{max} および τ_{min} は以下により定義されている。

$$\tau_{max}(t) = 1 / (1 - \rho) \times 1 / C_t^{best-so-far}, \quad (4)$$

$$\tau_{min}(t) = \frac{\tau_{max} \cdot (1 - \sqrt[p_{best}]{p_{best}})}{(n/2 - 1) \cdot \sqrt[p_{best}]{p_{best}}}, \quad (5)$$

ここで、 $C_t^{best-so-far}$ はサイクル t における *best-so-far* のツアー長、 n は都市数、 p_{best} は制御パラメータである。

3. カニングアントシステム

筆者は先に、順序表現に確率モデル GA の一手法として、個体の生成に集団のエッジのヒストグラムにより個体の生成を確率的に行う EHBSA (Edge Histogram Based Sampling Algorithm) を提案した[筒井 03]。EHBSA は ACO におけるフェロモン量をエッジヒストグラムに置き換えると、個体を生成する方法は、式 1 における ACO の生成法と基本的な共通点を持っている。ただし、EHBSA では、ACO における(1)式 3 で定義されるフェロモン蒸発のメタファー、(2)式 1 に用いられる η_{ij} のようなローカルヒューリスティック、(3) エージェントの評価によりフェロモン放出量を決定するメカニズムなど、Ant Colony にヒントを得たメカニズムは含まれていない点で大きく異なる。

EHBSA では、一つの個体の順列生成において、現在の集団の個体が持つ順列を一部分そのまま利用し、残りの部分をエッジヒストグラムによる順列生成するという EHBSA/WT (EHBSA With Template)を提案し、この方法が探索性能の効率化に有効であることを示した。この考え方を ACO のメタファーに再構築した方法が、本論文で提案するカニングアントシステム(cunning Ant System; cAS)である。

3.1 カニングアント

従来の ACO では、各エージェントの経路形成はいずれのモデルにおいてもフェロモン濃度に基づく。すなわち、確率的あるいは ACS のように疑似確率的方法でフェロモン濃度が高い経路を選択する。

本論文で提案するカニングアントエージェント (*c-ant*) は、経路を生成する際、他のエージェントの経路を部分的に直接拝借して利用する。残りの部分の経路形成には従来と同様フェロモン濃度を利用する。本論文ではこのようなエージェントを「抜け目のないアント」という意味でカニングアント(cunning ant)と呼んだ。狡をするエージェントという意味も言外に込められている。カニングアントに拝借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 に *c-ant* と *d-ant* との関係を示す。この例では、*c-ant* は、*d-ant* の巡回経路 7 → 0 → 1 → 2 → 3 をそのまま拝借している。残りの都市 4, 5 および 6 順序に関しては、フェロモンの濃度に基づいて経路を選択する。このように *c-ant* は、経路を一部分拝借するという方法でフェロモン濃度に基づく探索のポジティブフィードバックの集中化を緩和する。

3.2 cAS のコロニーモデル

d-ant として、*best-so-far* や *iteration best* を利用することがまず考えられる。しかしこのようなエージェント集中化が強いため収束が急速に進み探索が停滞してしまうことが予備的な実験で明らかになった。

このような急速な集中化を避けるモデルとして本論文では、図 2 に示すような m 個のサブコロニーからなるモデルを考える。各サブコロニー k ($k=1, 2, \dots, m$) は一つのエージェント $ant_{k,t}^*$ から構成され、その経路が保存されている。フェロモン濃度はコロニー

一全体の記憶であり m 個のサブコロニーで共有される。経路形成は各サブコロニー現在のエージェント $ant_{k,t}^*$ が $d-ant_{k,t}$ となり、 $c-ant_{k,t+1}^*$ が生成される。つぎに、 $d-ant_{k,t}$ と $c-ant_{k,t+1}^*$ とが比較され、良い方の経路をもつものがそのサブコロニーのつぎのサイクルのエージェント $ant_{k,t+1}^*$ となる。

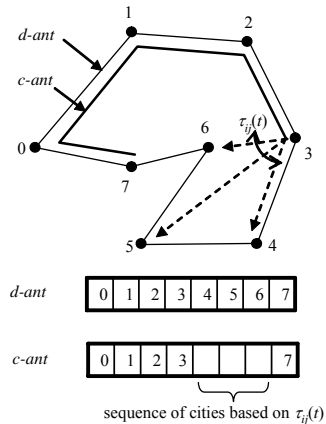


図 1 *c-ant* と *d-ant*

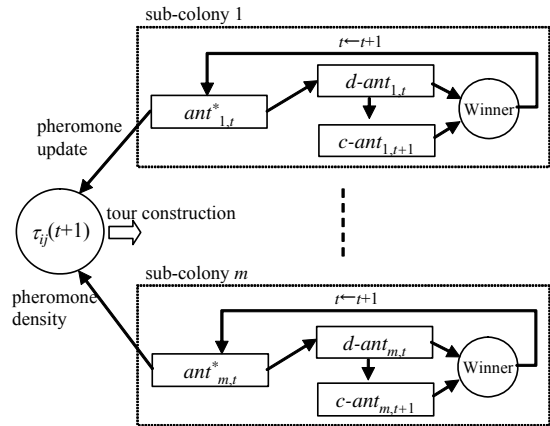


図 2 cAS におけるコロニーモデル

このように、本サブサブコロニーモデルでは、各サブコロニーの最良解が $ant_{k,t}^*$ として保存される。フェロモン軌跡濃度の更新は、 $ant_{k,t}^*$ ($k=1, 2, \dots, m$) によって行われ、AS の式 1 と同様に $\tau_{ij}(t+1)$ は次式のように更新される。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t) \quad (6)$$

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = 1 / C_{k,t}^* : \text{if } (i, j) \in ant_{k,t}^*, \quad 0 : \text{otherwise}, \quad (7)$$

ただし、 $C_{k,t}^*$ は $ant_{k,t}^*$ の経路長である。cAS では、フェロモン更新は式 6 に基づき m 個の $ant_{k,t}^*$ によって行われるが、ここで、MMAS [Stützle 00] と同様 $[\tau_{max}, \tau_{min}]$ の区間を定義する。このとき、式 4 で定義される MMAS の τ_{max} は、cAS では以下のように変更となる。

$$\tau_{max}(t) = \frac{1}{1 - \rho} \times \sum_{k=1}^m \frac{1}{C_{k,t}^*}, \quad (8)$$

3.3 借用長とサンプル長

c-ant が経路を生成するとき、*d-ant* から借用する経路の部分を決定しなければならない。借用する部分や借用部分のシーケンス長を固定することができないことは明らかである。*c-ant* が $\tau_{ij}(t)$ を基に生成するサブツアーの都市シーケンスの長さを l_s と

し、*d-ant* から借用する都市シーケンスの長さを l_c とすると、 $l_c = n - l_s$ である。ただし、 n は全都市数である。ここで、 l_s の平均値 $E(l_s)$ を $E(l_s) = n \times \gamma$ と決定できる制御パラメータ γ を導入する。

先に述べた EHBSA/WT では、エッジヒストグラムを用いてサンプリングを行う部分とテンプレートからコピーする部分を決定するのに、カットポイント法を用いた[筒井 03]。本論文では、 l_s の分布を決定する方法として次式の確率密度関数を用いる。この分布は、カットポイントを拡張したものになっている。

$$f_s(l) = \frac{1-\gamma}{n\gamma} \left(1 - \frac{l}{n}\right)^{\frac{1-2\gamma}{\gamma}} \quad \text{for } 0 < \gamma \leq 0.5, \quad (9)$$

$$f_s(l) = \frac{\gamma}{n(1-\gamma)} \left(\frac{l}{n}\right)^{\frac{2\gamma-1}{1-\gamma}} \quad \text{for } 0.5 < \gamma < 1.0. \quad (10)$$

図 3 に各 γ に対する $f_s(l)$ の分布の状況を示す。 γ が小さい値の時は、 l_s は小さい値をとる確率が高くなる。一方、 γ が大きな値の時は、 l_s は大きな値をとる確率が高くなる。 l_s の平均値 $E(l_s)$ は $E(l_s) = n \times \gamma$ である。

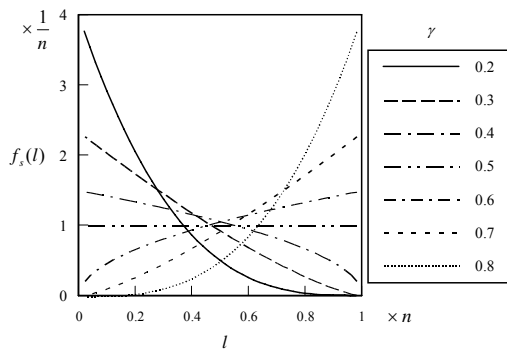


図 3 l_s の分布

3.4 cAS アルゴリズムの記述

3.1~3.3 節で述べた cAS のアルゴリズムの全体を図 4 に示す。 *c-ant*_{*k,t*+1} を生成する同図のステップ 5 において、まず *c-ant* が *d-ant* から経路を借りる最初の都市 c_{top} をランダムに決定する。その後、式 9 または式 10 を基に l_s を決定する。 c_{top} から始まる長さ $l_c = n - l_s$ のサブツアーを *d-ant* からコピーし、その後残りの長さ l_s サブツアーを式 1 により生成する。

1. $t \leftarrow 0$
2. Set the initial pheromone density $\tau_{ij}(t) = C$ (an arbitrary large value, e.g. 10)
3. Sample two individuals randomly for each sub-colony k , then choose the best one in the sub-colony and set it as $ant^*_{k,0}$ ($k=1,2,\dots,m$)
4. Update τ_{ij} according to Eq. 6 with τ_{min} , τ_{max} of Eqs. 5 and 8
5. Sample *c-ant*_{*k,t*+1} for $k=1,2,\dots,m$ according to *d-ant*_{*k,t*} ($: ant^*_{k,t}$) and $\tau_{ij}(t+1)$
6. Compare *c-ant*_{*k,t*+1} and *d-ant*_{*k,t*}, and set the best one as $ant^*_{k,t+1}$ for $i=1,2,\dots,m$
7. $t \leftarrow t+1$
8. If the termination criteria are met, terminate the algorithm. Otherwise, go to 4

図 4 cAS アルゴリズムの全体

4. 実験

本章では TSP を用いた cAS 実験結果について述べる。実験で用いたパラメータの値は断らない限り、以下のデフォルト値である。すなわち、 $\rho = 0.98$, $\beta = 2$, $\alpha = 1$, $m = n$, candidate list [Stützle 00] サイズ=20, $p_{best} = 0.005$ 。なお、各実験は全て 25 回の実行とした。

4.1 γ の効果

c-ant を用いる効果を見るために、100 都市対称 TSP である kroA100 を用いて、各種 γ の値を用いて、Error (最適経路長からの誤差の率の平均値)の収束状況調べた結果を図 5 に示す。 γ の値は 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, および 0.9 を用いた。

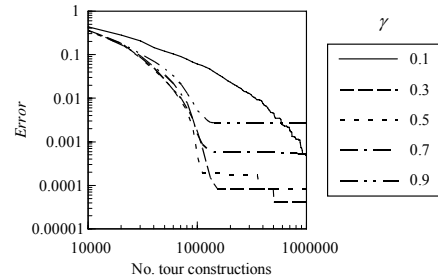


図 5 γ 値の収束状況への影響 (kroA100)

図から明らかなように、 γ 値が 0.7 および 0.9, すなわち、借用するサブツアーが少ないときには初期段階で探索の停滞が起こっている。 γ 値が 0.3 および 0.5 の時には、探索の停滞はもっと後となっている。また、 γ 値が 0.1 の時、すなわち、平均して 90% の経路を *d-ant* から引き継ぐ場合には、探索の停滞は起こらないが収束は非常に遅くなること分かる。3.1 節で予測したように、適切な γ 値を用いることにより、多様性の維持を図りつつ探索が進むという一端が確認できる。

4.2 蒸発係数 ρ の影響

ACO アルゴリズムでは蒸発係数 ρ は元々収束過程を制御するものであり、 γ と同様な働きをする。すなわち、式 6 から明らかなように ρ が 1 に近いほど、フェロモン軌跡濃度 $\tau_{ij}(t)$ の変化は少なくなり探索における早期停滞を防止できる。図 6 は、kroA100 において、 ρ の値の影響を示したものである。右側の図は、 $\gamma = 0.6$ の場合である。 ρ の値の影響は顕著に表れている。すなわち、 ρ が 1.0 近くしたがつて探索の停滞が減少している。同図の左側は $\gamma = 0.2$ の場合である。この場合は ρ の影響は右側の $\gamma = 0.6$ の場合ほど顕著ではない。しかし明らかに ρ の値が 1.0 に近い時、すなわち、 $\rho = 0.98$ において、探索の停滞阻止されている。このように、cAS では、 γ と ρ との相乗効果が見られる。

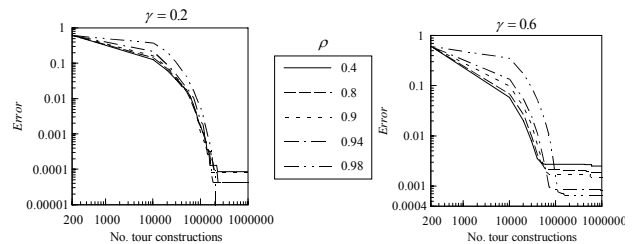


図 6 ρ 値の収束状況への影響 (kroA100)

4.3 他の ACO との比較

ここでは、cAS を ACO の中で優れた性能を持つ MMAS と ACS の結果と比較する。比較は、[Stützle 00] および [Gambardella 97] と同じ条件とし、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 γ 値は 0.1 きざみで 0.1 から 0.9 まで変化させた。結果はいずれも 25 回の実行の平均である。この結果を表 1 に示す。同表において $Best_{avg}$ はベスト解の平均値である。

表1 cASと他のACOとの比較

TSP	opt	cAS		MMAS+pts		MMAS		ACS		
		γ	Best _{avg} Error (%)	Best _{avg} Error (%)	Best _{avg} Error (%)	Best _{avg} Error (%)	Best _{avg} Error (%)			
eil51 (n=51)	426	0.1	430.80	1.13	427.1	0.26	427.6	0.38	428.06	0.48
		0.2	426.16	0.04						
		0.3	426.12	0.03						
		0.4	426.24	0.06						
		0.5	426.56	0.13						
		0.6	426.72	0.17						
		0.7	426.72	0.17						
		0.8	427.36	0.32						
		0.9	427.28	0.30						
kroA100 (n=100)	21282	0.1	21292.4	0.05	21292	0.05	21320	0.18	21420	0.65
		0.2	21282.0	0.00						
		0.3	21282.9	0.00						
		0.4	21282.0	0.00						
		0.5	21283.8	0.01						
		0.6	21295.8	0.07						
		0.7	21292.9	0.05						
		0.8	21328.6	0.22						
		0.9	21341.1	0.28						
d198 (n=198)	15780	0.1	16207.2	2.71	15957	1.12	15973	1.22	16054	1.74
		0.2	15981.1	1.27						
		0.3	15966.1	1.18						
		0.4	15954.1	1.10						
		0.5	15938.4	1.00						
		0.6	15917.1	0.87						
		0.7	15914.8	0.83						
		0.8	15877.6	0.62						
		0.9	15872.2	0.58						
ry48p (n=48)	14422	0.1	14456.2	0.24	14523	0.70	14553	0.91	14565	0.99
		0.2	14439.6	0.12						
		0.3	14465.4	0.30						
		0.4	14465.4	0.30						
		0.5	14503.0	0.56						
		0.6	14477.0	0.38						
		0.7	14505.7	0.58						
		0.8	14506.8	0.59						
		0.9	14504.4	0.57						
ft70 (n=70)	38673	0.1	39457.6	2.03	38923	0.65	39040	0.95	39099	1.10
		0.2	38825.0	0.39						
		0.3	38770.9	0.25						
		0.4	38736.1	0.16						
		0.5	38794.9	0.32						
		0.6	38876.6	0.53						
		0.7	38980.0	0.79						
		0.8	39035.9	0.94						
		0.9	39021.6	0.90						
kro124p (n=100)	36230	0.1	36338.3	0.30	36574	0.95	36774	1.50	36857	1.73
		0.2	36251.8	0.06						
		0.3	36272.2	0.12						
		0.4	36303.2	0.20						
		0.5	36373.2	0.40						
		0.6	36505.2	0.76						
		0.7	36680.8	1.24						
		0.8	36703.7	1.31						
		0.9	36743.5	1.42						
ftv170 (n=171)	2755	0.1	2908.0	5.55	2817.7	2.28	2828.8	2.68	2826.5	2.59
		0.2	2789.8	1.26						
		0.3	2814.0	2.14						
		0.4	2827.1	2.62						
		0.5	2819.2	2.33						
		0.6	2824.4	2.52						
		0.7	2826.6	2.60						
		0.8	2824.5	2.52						
		0.9	2825.9	2.57						

MMAS+PTS および MMAS の結果は文献[Stützle 00], また ACS の結果は文献[Gambardella 97]のものである. 太字の部分は, cAS の結果が MMAS+PTS, MMAS および ACS のいずれよりも優れている部分を示す. この結果から, cAS は, 用いた全ての TSP 問題において, 他の ACO よりも優れた結果を示していることが分かる. d198 と ftv170 を除いて, γ 値が[0.2, 0.6]の範囲で, cAS は機能している. 全般に γ 値は小さい値の時に良い結果が得られている.

4.4 ローカルサーチとの結合

4.3 節で用いた TSP は比較的小規模な問題である. より大きな問題を解くには, 一般にローカルサーチとの結合が必要となる. ここでは TSP のローカルサーチとして最も強力な一つである Lin-Kernighan 法(以下, LK 法)を cAS 組み合わせた結果について述べる. LK 法のインプリメントには各種のものがあるが, ここでは Chained Lin-Kernighan[Applegate 03]または Iterated Lin-Kernighan と呼ばれているものを用いる. Chained LK 法では, 基本 LK 法に「キック」という外乱を与えて繰り返し改善する方法である. ここでは, D. Applegate [Applegate 03]らによって開発された *Concord TSP solver* (Concorde) を用いた. cAS は, Java で記述されており, また, Concorde は C 言語で記述されている. そこで, JNI (Java Native Interface) を用いて結合した. 表 2 に結果を示す. なお, $\rho=0.5$, $m=5$ と設定した. 結合の効果を明確にするために, 同一時間実行させた Concorde 単独の結果も示した. 使用したマシンは Opteron275, OS は WindowXP である. 結合の有効性は明白である.

表2 cASとローカルサーチとの結合

TSP	γ	cAS with LK				Chained LK			T_{max}
		#OPT	Error (%)	J_{avg}	T_{avg}	#OPT	Error (%)	T_{avg}	
att532 (n=532)	0.2	24	0.00	2.3	10.1	17	0.02	6.1	40
	0.3	25	0.00	2.0	8.8				
	0.4	25	0.00	1.8	7.7				
	0.5	25	0.00	1.6	6.8				
	0.6	25	0.00	2.0	8.7				
	0.7	25	0.00	2.3	9.6				
	0.8	23	0.01	2.1	9.1				
	0.9	24	0.00	5.8	27.6				
d1291 (n=1291)	0.2	25	0.00	6.3	29.6	6	0.12	16.8	80
	0.3	25	0.00	5.7	27.1				
	0.4	25	0.00	6.4	29.9				
	0.5	25	0.00	6.4	30.7				
	0.6	25	0.00	5.6	27.4				
	0.7	25	0.00	6.5	31.4				
	0.8	23	0.00	4.7	64.1				
	0.9	23	0.00	4.5	60.4				
vm1748 (n=1748)	0.2	25	0.00	5.6	76.7	1	0.06	73.4	200
	0.3	25	0.00	5.4	75.5				
	0.4	25	0.00	4.4	63.3				
	0.5	25	0.00	5.5	77.0				
	0.6	25	0.00	4.9	69.9				
	0.7	25	0.00	11.0	113.7				
	0.8	25	0.00	9.2	96.7				
	0.9	25	0.00	10.1	105.7				
pr2392 (n=2392)	0.2	25	0.00	10.7	112.9	4	0.17	126.0	240
	0.3	25	0.00	13.2	134.8				
	0.4	25	0.00	10.5	110.5				
	0.5	25	0.00	11.4	119.1				
	0.6	25	0.00	12.4	148.6				
	0.7	25	0.00	12.1	153.0				
	0.8	24	0.00	15.8	168.7				
	0.9	25	0.00	49.6	1483.6				
f3795 (n=3795)	0.2	25	0.00	45.5	1378.0	0	0.57	-	1400
	0.3	25	0.00	9.8	436.5				
	0.4	25	0.00	11.1	488.6				
	0.5	25	0.00	12.4	545.8				
	0.6	25	0.00	12.1	538.0				
	0.7	25	0.00	15.8	687.7				
	0.8	25	0.00	49.6	1483.6				
	0.9	25	0.00	45.5	1378.0				
rl5934 (n=5934)	0.2	25	0.00	44.3	1312.5	0	0.27	-	3300
	0.3	25	0.00	43.2	1345.3				
	0.4	25	0.00	44.3	1345.3				
	0.5	25	0.00	48.2	1435.2				
	0.6	24	0.00	60.0	1802.6				
	0.7	25	0.00	73.7	2215.3				
	0.8	25	0.00	73.7	2215.3				
	0.9	25	0.00	73.7	2215.3				

5. むすび

以上, 本論文では, ACO の新しいアルゴリズムとしてカニングアントを用いる cAS を提案し, TSP を用いて評価を行った. この結果, cAS は, 従来の ACO と十分対抗できる方式となりうることが明らかになった. 今後は, 2 次割り当て問題など他の問題への適用を行い更に評価を行う予定である.

参考文献

[Applegate 03] Applegate, D., W. Cook, and Rohe, A.: Chained Lin-Kernighan for large traveling salesman problems, *INFORMS J. on Computing*, 15:82-92 (2003), <http://www.tsp.gatech.edu/concorde.html>.

[Bullnheimer 99] Bullnheimer, B., Hartl, R. F., and Strauss, C.: A new rank based version of the Ant System: a computational study, *Cent. Europ. J. for Op. Research and Economics*, 7(1):25-38 (1999).

[Dorigo 96] Dorigo M., Maniezzo, V., and Colomi, A.: The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents, *IEEE Trans. on SMC-Part B*, 26(1):29-41 (1996).

[Dorigo 97] Dorigo M. and Gambardella, L. M.: Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE TEC*, 1(1):53-66 (1997).

[Gambardella 97] Gambardella, L. M. and Dorigo, M.: Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies, *Proc. the IEEE Int. Conf. on Evo. Comp.(ICEC'96)*, 622-627 (1996).

[Stützle 00] Stützle, T. and Hoos, H.: Max-Min Ant System, *Future Generation Computer Systems*, 16(9):889-914 (2000).

[中道 02] 中道, 有田: ACO におけるランダムネス選択に基づく多様性調節の効果, *情報処理学会論文誌*, 43(9):2939-2947 (2002).

[筒井 03] 筒井茂義: エッジヒストグラムを用いる順序表現向き確率モデル GA の提案, *人工知能学会論文誌*, 18(4):173-182, 人工知能学会 (2003).