

アントコロニーシステムの巡回セールスマン問題への適用

Ant Colony System applied to the Traveling Salesman Problem

大野 依子 (知的システムデザイン研究室)

Yoriko ONO (Intelligent Systems Design Laboratory)

南 泰彦 Yasuhiko MINAMI

Abstract This paper introduces ant colony system (ACS), a distributed algorithm that is applied to the traveling salesman problem (TSP). In ACS, a set of cooperating agents called ants cooperate to find good solutions to TSPs. Ants cooperate using an indirect form of communication mediated by pheromone they deposit on the edges of the TSP graph while building solutions. In this paper, we introduce bases constitute ACS searching algorithm and show the results of some experiments.

1 はじめに

ACS(Ant Colony System)は巡回セールスマン問題(Traveling Salesman Problem 以下 TSP)に代表される組合せ最適化問題のために提案されたアルゴリズムである。当アルゴリズムでは自然界の蟻が彼らの巣に餌を運ぶ最短距離の行列を構築する仕組みに倣い、最適化を行う。

今回の論文では、このアルゴリズムについて紹介し、実際に TSP に適用した例を示す。そしてそれらによって当アルゴリズムの特徴を示す。

2 ACSの背景

蟻は餌を彼らの巣へ運ぶ際に視覚的情報を用いないブラインド・アニマルと呼ばれる生物である。彼らがどのようにして餌と巣との間の経路を発見し、行列を成すかは生物学の世界で解明されている。蟻は視覚の手がかりに変わるあるコミュニケーション手段によって協調し、経路を見出している。蟻は歩き回りながらフェロモンと呼ばれる物質を地面に残している。蟻はランダムに独立して歩きまわっている間に、そこにあったフェロモンのすじに偶然遭遇する。そしてその蟻は高確率で、前行蟻によるフェロモンのすじに沿って歩き出す。このフェロモンの情報こそが、蟻が視覚的情報のかわりに用いているコミュニケーション手段である。このような経過でついてくる蟻の出すフェロモンによって、そのすじはますます強まっていく。蟻が辿ることによって経路上のフェロモンは強められ、更に他の蟻がそのすじを高確率で辿る。そしてまたフェロモンを足していく、といった行動を集団行動的見方をすれば、自動触発行動をなしているといえるだろう。またこの過程は前向きフィードバック

ループという特性であるとも言える。

図1は蟻が最短経路を確立する原理をモデル化したものである。

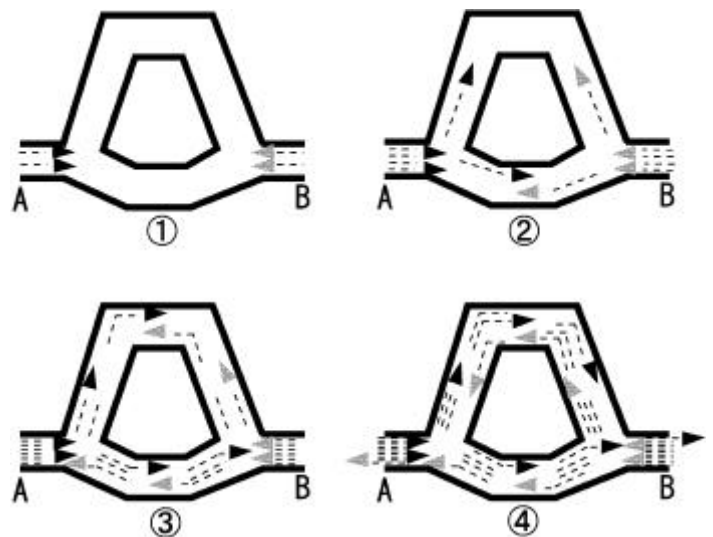


図 1: How real ants find a shortest path.

蟻は全て単位時間あたり同距離しか歩かないとする。

では A,B 両点からきたそれぞれ 2 匹の蟻が岐路に遭遇したところを示している。初期段階においては、そこに前行蟻によるフェロモンという手がかりがないため、蟻はランダムに上・下のルートを選択する。ところで図では上のルートは距離にして下のその 2 倍であるとする。蟻が一定速度で歩けば、下の短いほうのルートを選択した蟻が上のルートを選択したそれらよりも先に向かい側の岐点に達する。そうして短いルートと長いルートでフェロモンの量には差が生じ、短いルートがより強い状態となる。つまりあとから来た蟻によって迎えられる確

率が高くなる。

また、蟻の出すフェロモンは揮発性の物質であり、後行蟻に選択されずにフェロモンを足されることのない経路上のフェロモンは時間の経過とともに減少し、やがて消滅する。

このような自然界の蟻の集団の行動をモデル化したのがアント・コロニー・システム (ACS) であり、TSP のグラフ边上につけたフェロモンの情報を介して問題の解を協調探索する人工的な蟻の集合としてモデル化する。

ACS の最適化ツールとして用いられる人工アリ (以下人工的なエージェントをアリと片仮名で記し、それに対し自然界のものを蟻と漢字で記す) またはアント・コロニーは自然界のそれらとはいくつか相違点がある。

- アリはメモリを持っている
- 完全なブラインド・アニマルではない
- 離散時間環境である

ACS のアルゴリズムにおいてはアリは通過した点をメモリに書き込みながら進んでいく。また、アリはアルゴリズムにおいて町から次の町へ移動する際に、未踏の町との距離の情報をもとに選択を行う。そのことが蟻のブラインド性と異なっている。更に、計算の簡単のため、連続的時間変化をせず、ステップ毎に単位時間ずつ経過するようになっている。

3 ACS

広く知られている組合せ最適化問題のひとつである TSP への適用を考える。TSP はいくつかの町の集合が与えられて、それら全ての町を一度ずつ訪れる巡回経路を求める問題である。多くの場合は、最短距離の経路を発見するという最小化問題となる。N 個の町の集合を与える。町 i と町 j の間の距離 d_{ij} をユークリッド距離 $d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ で与える。 $b_i(t)$ ($i = 1; \dots; n$) を町 i に時刻 t に存在するアリのナンバーとし、 $M = \sum_{i=1}^N b_i(t)$ でアリの総数を表わす。それぞれのアリは以下のような特性を持つ単純なエージェントである。

- 距離と、町を連結した边上のフェロモン量に応じた関数による確率値をもとに、次に向かう町を選択する
- (前セクションで述べたアリの持つメモリにより) 一度訪れた町は巡回が完了するまで訪れない
- 巡回が完了すると、通ってきたそれぞれの辺にフェロモンをつける

$\zeta_{ij}(t)$ を時刻 t での辺 (i,j) 上のフェロモンの強さ (量) とする。アリが次に移動する町を選択すると時刻は t+1 に進められ、全てのアリが巡回を完了するとそれを 1 サイクルと数えることとし、その時点で ζ_{ij} の値を次式によって更新する。

$$\zeta_{ij}(t+n) = \frac{1}{2}\zeta_{ij}(t) + \Delta\zeta_{ij} \quad (1)$$

ここで $\frac{1}{2}$ は $(1 - \frac{1}{2})$ によってフェロモンの揮発を表わす定数である。それぞれのアリによる一辺の辺につけられるフェロモンの量は、そのアリの巡回距離に対応している。全てのアリは 1 サイクルで放出するフェロモンの量 Q が定数である。アリ k の一辺に残すフェロモンの強さは、その巡回距離を L_k としたときに

$$\Delta\zeta_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{アリ } k \text{ が辺 } (i,j) \text{ を通ったならば} \\ 0 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (2)$$

となり、辺 (i,j) 上のフェロモンの強さは

$$\Delta\zeta_{ij} = \sum_{k=1}^K \Delta\zeta_{ij}^k \quad (3)$$

で表わされる。

アルゴリズムでは、各サイクルにおいて、最良解を出した蟻だけが他のアリに比べて多くのフェロモンを出すというルールをとりいれている。そのアリについては以下の式を適用する。

$$\Delta\zeta_{ij}^k = \begin{cases} \frac{G}{L_k} & \text{最良アリが辺 } (i,j) \text{ を通ったならば} \\ 0 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (4)$$

ここで G は最良アリのフェロモンの総量で $Q \leq G$ とする。 $Q = G$ でこのルールは適用されないことになる。全ての町を一度ずつ通るという条件を満たすために、各々のアリはタブーリストと呼ばれるメモリを持つとし、町を選択し移動する毎に、既寄の都市を書き込んでいく。そのリストの内容がすなわちそのアリの巡回経路であり、リストが全て書き込まれた状態で巡回距離の計算を行う。

さて移動する町を選択するための確率であるが、その計算には边上のフェロモンと、町までの距離が用いられる。 $\tau_{ij} = 1/d_{ij}$ を可視性と名づけ、短い辺が確率的に選択されるようになる。また、タブーリストにない町、つまり移動可能な町のリストを仮に $allowed_k$ とすると、町 i にいるアリ k が町 j を選択する確率は

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}(t) \cdot [\tau_{ij}]}{\sum_{k \in \text{allowed}_k} \tau_{ik}(t) \cdot [\tau_{ik}]} & j \in \text{allowed}_k \text{ のとき} \\ 0 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5)$$

によって与えられる。 τ および $[\tau]$ はそれぞれすじのフェロモン強さと可視性の重み付けパラメータである。

4 実験

実際に TSP を解く実験を行った。町集合は図 2 に示すような 4×4 のグリッドとし、最短経路は例のような垂直水平の辺によってなる閉じた経路 (線分が交わらないもの) である。等間隔に並ぶ点間距離を 1 とした場合、最短経路の距離は 15 となる。終了条件は、全てのアリが同経路を巡回する停滞状態となるか、停滞状態とならずに 1000 サイクルに到達した時点とする。

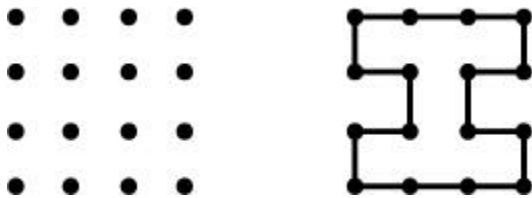


図 2: 4 by 4 grid problem and one of optimal solutions

さて、ACS にはいくつかのパラメータが含まれている。ACS のパラメータは表 1 に示す 5 点である。本実験ではそれらパラメータの効果や影響についての検証を行った。同表に示す設定値は、経験的に知られる良い組み合わせであり、これを基本設定として実験では該当するパラメータ以外はこれらの値に固定している。ただし、対象問題を上の 4×4 グリッドの 16 都市問題とし、 $Q = 10$ とした。

表 1: ACSs parameters and initial settings

M	アリの個体数	16
$\frac{1}{2}$	フェロモンの揮発パラメータ	0.1
τ	フェロモン重みパラメータ	1
-	可視領域パラメータ	5
G	ベストアリのフェロモン総量	1000

そして、それらについて表 2 に示すように調整し、効果や解に対する影響を見た。

基本設定で行った結果の各サイクルの最良解と解の平均の様子を図 3 に示す。

試行の初期段階において、即座に最良解付近により集まることがわかる。その後停滞状態へと徐々に収束して

表 2: sets of experimental parameters

M	4,8,16,32,64
$\frac{1}{2}$	0.1, 0.5, 0.9
τ	0, $\frac{1}{2}$, 1, 2, 5
-	1, 2, 5
G	10, 100, 1000, 100000, 1000000, 100000000

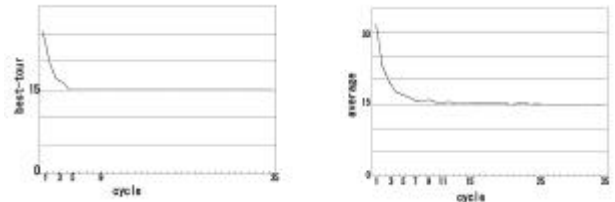


図 3: Evolution of best tour length and average result

いる。また、図 4 はそれぞれの辺につけられているフェロモンの量を示すものである。アリが停滞状態に陥るさまが見て取れる。このようにして、全てのアリは始点と終点も等しい (またはそれらが逆となる) 巡回におちついた。

4.1 アリの個体数

アリの個体数を変化させて、結果の違いを見ると $M=8$ 以下では最良解 15.0 が求まらないことがあった。図 5 で薄い色で示されているものがそれである (以下、このことを精度が悪いと表現し、逆に全てのアリが最良解 15.0 の巡回をする場合を精度が良いと表現することにする)。 $M=16$ 以上では精度がよく、最良解 15.0 に全ての試行で収束した。 M が増加すると収束サイクル数が増加するのは、多様性が増すためであると考えられる。また図 5 のように、個体数が増加するにしたがって収束が遅延し、更に個体数の増加による計算回数の増加のため、計算時間は大幅に増大する。以上より、これらの実験設定のうちでの最適値は $M=16$ であったといえる。

都市数 $N=16$ に対し、 M の値が小さいため $M=4,8$ では精度が上がらなかったと考えるならば、 N に応じて M



図 4: Evolution of intensity of trail

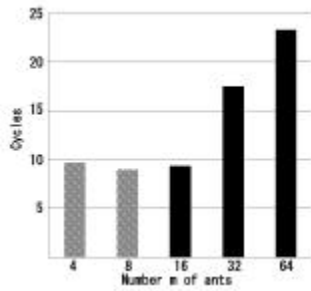


図 5: the number of ants

はかえるべきである． N が増加すれば， M も増やさねばやはり精度が上がらないと考えられるからである．よって， M の最適値は N 付近であると考えられる．今回は 4×4 の16都市のみを対象問題としたが，都市数や形状の異なる問題にも適用させて検証する必要がある．グリッド状の問題については都市数をかえて検証されているが，そこでは $M \approx N$ が望ましい値であるとされている[1]．

4.2 フェロモンおよび可視性の重み付け

フェロモンの重み付けと，距離による重み付けのパラメータである両者は式(5)による選択時の確率計算に用いられる．これらのパラメータの効果を検証する．図6を見てわかるように， α は停滞状態になるか否かを左右するパラメータである．今回の実験では停滞状態とならない場合に1000サイクルで終了としているので $\alpha = \frac{1}{2}$ 以下では，停滞状態とならなかったことを示している．

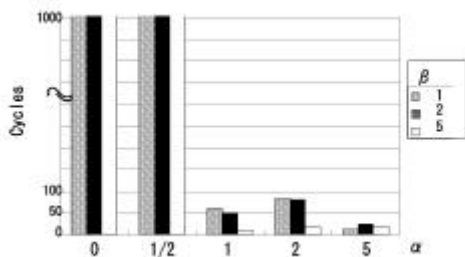


図 6: Control importance of trail

また $\alpha = 5$ では収束が早まっているが，精度が悪くなっている． α は収束に影響するパラメータであると考えられる．精度が落ちたのは，収束があまりに早いためであろう．

一方，図7より β の効果は精度に関係するのではないかと考えられる．また精度に関しては， α の効果も無視できない． α は適用されないと精度を著しく下げ，大きい値を取ればまた精度が落ちることが同図から読み取

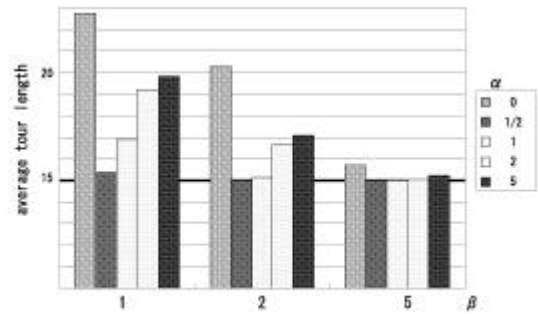


図 7: control importance of visibility

れる． $\alpha = \frac{1}{2}$ では解精度は最もよいように見えるが，図6にあるように停滞状態にならない．

以上よりこの実験で α と β 最適組み合わせは $\alpha = 1$ ； $\beta = 5$ であった．

4.3 フェロモンの揮発

フェロモンの揮発パラメータを変化させ，終了状況と解精度について調べる実験を行った．表3にその結果を示す．

表 3: evaporation of trail

$\frac{1}{2}$	終了状況	解精度
0.1	停滞状態	○
0.5	停滞なし	○ (最良アリは最良解を出す)
0.9	停滞なし	×

終了状況および解精度がこのような結果となった理由には次のことが考えられる．解を構成すべき辺以外の辺上にもフェロモンがつくと，それが時間を置いても揮発しにくく，またアリがその辺を選択してしまう．つまり $\frac{1}{2}$ が高い値であると停滞状態になることを妨げる働きをしてしまう．

4.4 最良解の重み付け

G はある程度 Q に比べて大きい値を取る場合には収束を早める効果があるといえる．しかし比較的大きい値を取る場合には，精度を下げる働きをしてしまう(図8において色の薄いグラフで表わされるもの)．これは試行初期段階において，問題の最良解を構成すべき辺以外の辺を含む巡回が，そのサイクルで最良解であった場合に大きな重み付けをされてしまうためである．間違った辺上に大きな重み付けをされてしまうと，サイクル数を重ねてもアリは間違った辺上におかれている強いフェロモンを辿って，更にその辺を強めてしまう．

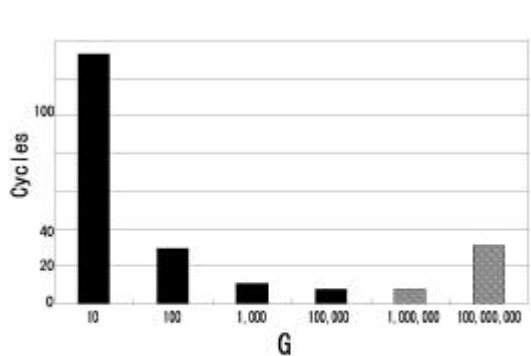


図 8: Amount of pheromone deposited by ant builds best tour of each cycle

また、 $G = Q = 10$ とした場合、つまり G というルールを適用しない場合には、他のパラメータの変更によって結果に違いが生じた。フェロモンの量に直接関係する二つのパラメータ、 \otimes および $\frac{1}{2}$ について実験を行った結果、 $\frac{1}{2}$ については上で述べたような $\frac{1}{2}$ の特徴が現れ、停滞状態にならないという変化が生じた。 \otimes については図 9 にあるような結果を示した。 G の値が Q よりも大きい場合に最適値であった $\otimes = 1$ よりも、 $\otimes = 2$ 以上で良い結果が出ている。サイクルの最良解に対する特別な重み付けがない場合には、各辺につけられるフェロモンの量の差は小さい。その小さな差を増幅させるのが \otimes というパラメータの効果であるため、このような結果となったのであろう。

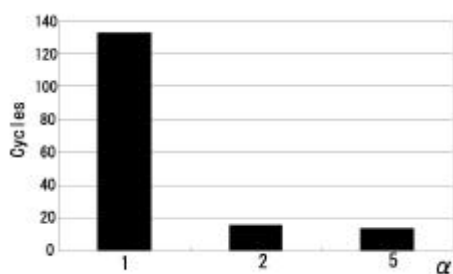


図 9: G and \otimes

以上より、各パラメータの効果は表 4 のようになると考えられる。

5 おわりに

実験より、TSP を解く ACS の動作を見ることができた。また、ACS に含まれるパラメータの結果に対する

表 4: parameters' effects

パラメータ	効果, 影響
M	精度と計算回数
\otimes	収束
-	精度
$\frac{1}{2}$	収束と精度
G	収束と精度

影響を検討できた。今後の課題としては、今回の実験によるパラメータが ACS において他の対象問題においても共通の効果を持つのかについての検証があげられる。また、他のアルゴリズムとの比較を行い、ACS の特徴を知ることが求められるだろう。その中には、ACS のさらに広い対象問題への適用を検討することも望まれる課題となるだろう。

参考文献

- [1] M.Dorigo, V.Maniezzo, A.Colormi 『The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents』(IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, Vol.26, No.1, 1996)
- [2] M.Dorigo, L.M.Gambardella 『Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem』(IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.1, 1997)
- [3] T.Stuetzle, M.Dorigo 『ACO Algorithm for the Traveling Salesman Problem』(1999)