

ACOにおけるランダム選択に基づく多様性調節の効果

中道 義之[†] 有田 隆也[†]

組合せ最適化問題に対する効率的な近似解法のアルゴリズムとして、蟻が巣に餌を運ぶ際のフェロモン分泌の仕組みを模倣した ACO (Ant Colony Optimization) が注目されている。ACO に関する最近の研究の 1 つの焦点は、最適解への収束速度の向上と解候補の多様性の維持をどのようにバランスさせるかである。最新の成果の 1 つである AS_{rank} 法は、フェロモンの分泌量に重みを付けることにより、より良い解を探索する方法であるが、多様性の低下を引き起こしている面がある。本論文では、ACO の最近の研究を集中化と多様化の観点から概観したうえで、このような問題を回避するために、ランダム選択を導入して多様性を調節するというきわめてシンプルな手法の効果を検討した。巡回セールスマン問題に適用し、その効果を解析した結果、ACO に内在する 2 段階の多様性がうまく機能し、従来法より良質の解を安定して算出可能であることが明らかになった。

The Effects of Diversity Control Based on Random Selection in Ant Colony Optimization

YOSHIYUKI NAKAMICHI[†] and TAKAYA ARITA[†]

Optimization inspired by co-operative food retrieval in ants, known as Ant Colony Optimization (ACO), has been unexpectedly successful. One of the most important factors to improve the performance of the ACO algorithms is the complex trade-off between intensification and diversification. AS_{rank} , which is a sophisticated version of ACO and is currently one of the best ACO algorithms, can explore better solutions by ranking the amount of artificial pheromones, but at the same time, tends to decrease the diversity in exploration. This paper refers to the investigations into the effects of controlling the diversity by adopting a simple mechanism for random selection in ACO. The results of the computer experiments have shown that this mechanism can generate better solutions for the traveling salesman problem than AS_{rank} .

1. はじめに

組合せ最適化問題 (Combinatorial Optimization Problem) の多くは、現実的な計算時間で最適解を求めることがきわめて困難であることが知られている。しかし、最適解でなくても十分精度の高い解であれば実用上問題がない場合が多い。そこで、現実的な計算時間で良質の解を求めるために、ヒューリスティックや近似解法が用いられる。

ACO (Ant Colony Optimization)^{1),2)} は、組合せ最適化問題に対する最近注目を集めてきたメタヒューリスティックであり、巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem; TSP)、ネットワークルーティング、グラフ彩色問題、2 次割当て問題などの多くの組合せ最適化問題に適用され、有効性が確認されてい

る^{3),4)}。また、他のメタヒューリスティクスとの比較においても、ACO の一種である ACS (Ant Colony System) はシミュレーテッドアニーリング、ニューラルネット、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA)、進化的プログラミングなどの他の比較的新しいメタヒューリスティックの中でほぼベストな成績を TSP に対してあげることができることが示されている^{3),4)}。

このようなメタヒューリスティックでは集中化 (intensification) と多様化 (diversification) のバランスが重要である⁵⁾。本論文では、ランダム選択を ACO に導入することにより、多様性を明示的に調節することを可能とする。そして、ACO に内在する 2 段階の多様性にどのように影響し、アルゴリズム性能がどのように改善されるか検討することを目的とする。

以下、本論文ではまず 2 章で ACO の概要を説明し、次に 3 章で ACO における多様性の調節について検討し、調節機構としてのランダム選択を導入について論

[†] 名古屋大学大学院人間情報学研究所
Graduate School of Human Informatics, Nagoya University

- | |
|---|
| <ol style="list-style-type: none"> 1 初期化 2 終了条件(反復回数)を満たすまでループ <ol style="list-style-type: none"> 2.1 すべてのエージェントについて <ol style="list-style-type: none"> 2.1.1 解(巡回路)を獲得するまで <ol style="list-style-type: none"> i 確率的な枝選択 ii 過去の行動の記憶の更新 2.2 解を評価しフェロモンの情報を更新 3 最良解を出力し終了 |
|---|

図 1 AS の基本的なアルゴリズム

Fig. 1 Ant System algorithm in pseudo-code.

ずる。4章で評価実験によって多様性調節の効果を解析し、最後に5章で結果をまとめる。

2. ACO の概要

社会性昆虫の集団において創発する群知能(Swarm Intelligence)に関する研究^{1)~4),6)~13)}が活発になってきており、蟻の群れの餌探し行動を模したACOはその典型である。ACOの特徴は、それまでに得られた解の良さに関する情報を明示的に利用するための動的な記憶構造に基づいた並列探索にある。動的な記憶構造は、フェロモンの分泌、蓄積と蒸発、検知で構成され、場を介した間接的な非同期型コミュニケーションを実現する。フェロモンの量が多いほど誘因性が高まって蟻を引き寄せ、さらにそれらの蟻がより多くのフェロモンを分泌する確率が高まるというポジティブフィードバックが基本的な原理である。

最初のACOであるAnt System(AS)はDorigoらによって提案された^{1),6)}。ASはTSPを解くために考案されたアルゴリズムであり、TSPのためのACOのほとんどがこのASの拡張である。TSPとは、複数の都市とその都市間の距離が与えられたとき、すべての都市を巡り元に戻る最短の巡回路を求める問題である。

ASの基本的なアルゴリズムを図1に示す。エージェントはフェロモンの情報に基づいて確率的に経路を選択する。 $\tau_{ij}(t)$ は時点 t における都市 i から都市 j への枝 (i, j) に蓄積されたフェロモンの量である。このフェロモンの量、および、ヒューリスティックな情報 η_{ij} に基づいて選択確率が決定される。多くの場合、 η_{ij} は枝 (i, j) の距離 d_{ij} の逆数として定義される。

$$\eta_{ij} = 1/d_{ij}. \quad (1)$$

時点 t におけるエージェント k が都市 i から都市 j への移動する(つまり枝 (i, j) を選択する)確率 $p_{ij}^k(t)$ は次のように定義される。

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} \quad \forall j \in N_i^k. \quad (2)$$

α と β はフェロモンとヒューリスティックな情報のどちらを重要視するかを決定する定数である。エージェント k は過去の行動(つまり訪問都市の集合)を記憶する領域を保持している。これよりエージェントは未訪問都市の集合 N_i^k を得る。

エージェント k が枝 (i, j) に分泌するフェロモンの量は巡回路 $T^k(t)$ の距離 $L^k(t)$ により定義される。 Q は定数である。

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{if } (i, j) \in T^k(t), \\ 0 & \text{if } (i, j) \notin T^k(t). \end{cases} \quad (3)$$

つまり、巡回路長の短い巡回路を構成する枝により多くのフェロモンが分泌される。

時点 t までに枝 (i, j) 上に蓄積されたフェロモンは時点 $(t+1)$ までに ρ の率で残り、式(3)で示されるエージェント k のフェロモンの分泌によって新たに追加される。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t). \quad (4)$$

終了条件が満たされるまで上記を繰り返すことによって解を得る。

3. 多様性の調節

ACOにおける探索は、それまでの探索結果の蓄積を用いて、より良い解を構成する部分を探し出し集めていくということによってなされる。これは、GAにおいても同様である。その際、良い解の近くを集中的に探索しようという集中化と、これまで探索してきた解とは構造の異なる解を探索しようという多様化はきわめて重要である。両者は、メタヒューリスティック一般の基本原則でもあり、両者をどのようにバランスさせるかという点は探索の改善のためにきわめて重要である⁵⁾。

GAにおいては、選択は集中化に直接関わり、突然変異や交叉は多様性に直接関わる。ACOにおいては、巡回路長に応じたフェロモンの分泌はGAにおける選択の前段階の適応度評価に相当し、各エージェントの枝の選択は、GAの選択と交叉にほぼ相当すると見なせる。GAでは突然変異率という形で連続的かつ明示的に多様性を制御することができ、その結果、集中化と多様化のバランスに対する1つの調節が実現されているということが出来る。

突然変異を利用しない場合においても，集中化と多様化のバランスの調節が重要であることが示唆されており，たとえば「機能分担仮説」¹⁴⁾は，GAを個体群の確率分布の発展と見なし，選択演算子と交叉演算子に明確な役割を与える考え方であり，多様性調節の1つの指針となりうる。

一方，ASの拡張を概観すると，集中化と多様化のバランスが様々な観点から試みられてきたことが分かる。

Ant Colony System (ACS) は Dorigo らによって提案された⁷⁾。特徴は，式 (2) による確率的な枝選択と，式 (2) における p_{ij}^k が最大となる都市 j の選択という2つの選択方法を確率的に決めるという pseudo-random-proportional ルールに基づいて枝が選択されるという点にある。同時に，それまでの時点における最良の巡回路にフェロモンが分泌されるようにしている。両者は集中化を促進する。

MAX-MIN Ant System (MMAS) は Stützle らによって提案された⁹⁾。特徴は，各枝に分泌されるフェロモンの総量にリミット $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ があるということであり，フェロモン集中による多様化の制限を防いでいる。同時に，その時点における最良の巡回路 (T^*) にフェロモンが分泌され，集中化を促進している。また，pheromone trail smoothing (PTS) というフェロモンの少ない枝にフェロモンを水増しすることで多様化を促進するというメカニズムを提案している⁹⁾。

AS_{rank} は Bullnheimer らによって提案された⁸⁾。特徴は，エージェントに対して巡回路長によってランク μ が付けられ，上位 $\sigma - 1$ 個のエージェント (以後，このエージェントをエリートと呼ぶ) による巡回路 (T^μ) だけにフェロモンを分泌するというものである (式 (5), (6))。また，ACS と同様に，それまでの時点における最良の巡回路 (T^*) にフェロモンが分泌される (式 (5), (7))。両者は集中化を促進する。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \sum_{\mu=1}^{\sigma-1} \Delta\tau_{ij}^\mu + \Delta\tau_{ij}^*. \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}^\mu = \begin{cases} (\sigma - \mu)Q/L_\mu & \text{if } (i, j) \in T^\mu, \\ 0 & \text{if } (i, j) \notin T^\mu. \end{cases} \quad (6)$$

$$\Delta\tau_{ij}^* = \begin{cases} \sigma Q/L_\mu & \text{if } (i, j) \in T^*, \\ 0 & \text{if } (i, j) \notin T^*. \end{cases} \quad (7)$$

この AS_{rank} の前段階として AS_{elite} がある。これはランク付けは行わず，AS に式 (7) を加えたもので，式 (8) で表される。

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k + \Delta\tau_{ij}^*. \quad (8)$$

Multiple Ant Colonies Algorithm は川村らによって提案された¹¹⁾。特徴は，複数のコロニーを並列に動作させ，コロニー間で相互作用させることによって，各コロニーでの集中化を維持しつつ，全体として多様性を持たせている。

一般に，ACOにおける多様性は次の2段階に分けて考えられる。

- a) 探索された巡回路の多様性
- b) 分泌されたフェロモンの多様性

これまでに提案されている ACO のほとんどが，b) の多様性を調節するものであるが，我々は，a) の多様性を直接的に調節することにした。つまり，式 (2) に基づくフェロモン濃度に応じた枝探索に従わない操作を考慮して多様性を調節するものである。b) の多様性は直接，a) の多様性に反映するのに対して，a) によって調節された多様性は，巡回路長の評価に応じて，b) への影響が自動的に制限されるため，多様性の調節がより効果的に働く可能性が高いと期待したためである。

このような基本的方針に基づいて，エージェントの枝選択において，GAの突然変異に相当するランダム選択を導入し，積極的に多様性をコントロールすることにした¹³⁾。ランダム選択とは，エージェントが枝を選択する際に，式 (2) による枝選択を行わず，未訪問都市の中から都市をランダムに (等確率で) 選択するというシンプルな操作である。ランダム選択を行う確率であるランダム選択率 r は多様化と集中化のバランスを連続的に調節することができるパラメータである。

ランダム選択は，フェロモン情報だけでなく，ヒューリスティックな情報をも利用しないため，ランダム選択による枝を含む巡回路は，式 (2) によって得られる枝のみで構成される巡回路よりも，平均としては悪くなると考えられる。そのような観点から，ランダム選択を採用する場合，b) の多様性に関しては，エリート選択的な操作の意義が増すと考えられる。そこで，本論文では，b) の多様性の制限に関して特に考慮されている AS_{rank} に対してランダム選択を導入することにした。他の理由として， AS_{rank} がきわめて優秀な成績をあげていると主張されている最新の ACO である⁸⁾ということと，我々の予備実験により，多様性不足に基づくと思われる性能の限界が確認されており，多様性を明示的にコントロールすることが有効であると予想されることがあげられる。

表 1 AS_{elite} と AS_{rank} の結果
Table 1 Computational results of AS_{elite} and AS_{rank} .

| 解法 | ベスト | 誤差 (%) | 平均 | 誤差 (%) | 標準偏差 |
|--------------|-----|--------|-------|--------|-------|
| AS_{elite} | 426 | 0.00 | 432.6 | 1.55 | 7.07 |
| AS_{rank} | 435 | 2.11 | 447.7 | 4.93 | 11.96 |

表 2 AS_{rank} にランダム選択を適用した結果
Table 2 Computational results of AS_{rank} with random selection.

| ランダム 選択率 | ベスト | 誤差 (%) | 平均 | 誤差 (%) | 標準偏差 |
|-------------|-----|--------|-------|--------|------|
| 0.01 | 426 | 0.00 | 430.7 | 1.10 | 3.47 |
| 0.02 | 428 | 0.47 | 430.8 | 1.13 | 1.93 |
| 0.03 | 426 | 0.00 | 427.2 | 0.28 | 1.81 |
| 0.04 | 426 | 0.00 | 427.3 | 0.31 | 1.25 |
| 0.05 | 426 | 0.00 | 426.7 | 0.16 | 1.49 |
| 0.06 | 426 | 0.00 | 432.8 | 1.60 | 6.51 |
| 0.07 | 426 | 0.00 | 429.6 | 0.85 | 4.95 |
| 0.08 | 426 | 0.00 | 440.0 | 3.29 | 8.94 |
| 0.09 | 428 | 0.47 | 439.1 | 3.08 | 8.35 |
| 0.10 | 426 | 0.00 | 440.9 | 3.50 | 8.35 |

4. 評価実験

4.1 設定

ACO に対するランダム選択の導入による多様性調節の効果を数値実験によって解析する。対象は TSPLIB に含まれる 51 都市の TSP である `eil51.tsp` とする。なお、最適解の巡回路長は 426 である。

ランダム選択率 r は 0.01 から 0.1 とした。エージェント数は都市数と同じ 51、パラメータについては $(\alpha, \beta, \rho, Q, \sigma) = (1, 5, 0.5, 100, 6)$ とした。これは AS_{rank} で非常に良いとされる値である⁸⁾。

比較のためにランダム選択を導入しない AS_{rank} と AS_{elite} についても実験を行うこととする。パラメータはランダム選択を導入する場合と同様で、 AS_{elite} の場合は σ については都市数と同じ 51 とした⁸⁾。

試行回数は各解法について 10 回とし、各試行における反復回数は 10,000 回とする⁹⁾。

4.2 巡回路長の比較

まず、比較のために行った AS_{rank} と AS_{elite} の実験結果を表 1 に示す。同表において、「ベスト」、「平均」、「標準偏差」はそれぞれ、10 回の試行のうち、最良の巡回路長、巡回路長の平均、巡回路長の標準偏差である。「誤差」は、最適解の巡回路長 426 に対する誤差である。

同表より、 AS_{elite} は AS_{rank} よりもベスト、平均のどちらに関しても良い結果を出すことが分かる。 AS_{rank} にランダム選択を導入した場合の結果を表 2

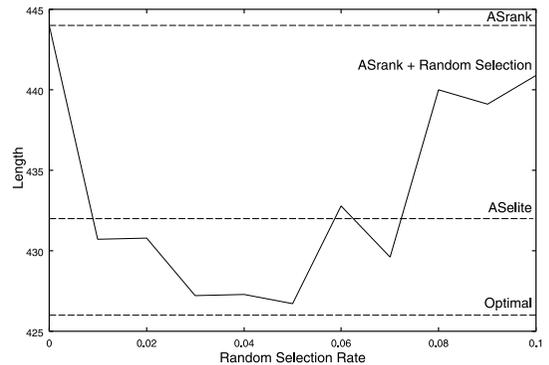


図 2 AS_{rank} 等との比較

Fig. 2 Comparison of “ AS_{rank} with random selection” with AS_{rank} and AS_{elite} .

に示す。また、図 2 に、 AS_{rank} 、 AS_{elite} との比較を示す。

ランダム選択を導入することにより、総じて元の AS_{rank} より良い結果を出し、ベストに関してはほぼすべての場合で最適解が求まっている。特に、ランダム選択率が 0.03 から 0.06 では非常に良い解を得ており、特に 0.05 の場合は、最近の実験結果⁹⁾における最良解の平均である $MMAS+PTS$ の 427.1 よりも良い巡回路長となっている。また、 AS_{elite} と AS_{rank} の標準偏差が 7.07, 11.96 であるのに対し、非常に良い解を得た、ランダム選択率が 0.03 から 0.06 では 2 以下という低い値となっており、安定して解を求めることができることが示されている。

4.3 フェロモンの多様性

ランダム選択によって増加した巡回路の多様性がどのようにフェロモンの多様性に結び付いているかを調

<http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/>
このような傾向は他の実験結果にもみることができる⁹⁾。

べるために、フェロモンを分泌するエージェントであるエリートが得たユニークな巡回路の数と、そのうちランダム選択による枝を含む巡回路の数を反復回数 1,000 までについて調べた。

AS_{rank} だけの場合 (図 3) は、選ばれる巡回路が 1 つに収束してしまい、新しい枝が選ばれることがなく、集中化が強く働きすぎていることが分かる。

ランダム選択率を 0.01 とした場合 (図 4) は、 AS_{rank} だけの場合と同様に、選ばれる巡回路が 1 つに収束してしまうが、ランダム選択によってその時点における最良解が選択される場合があるということが観察された。しかし、最良解の更新をすることがあっても、エリートによる巡回路の数が増えていかないということから、フェロモンの状態の多様性を十分に高めるまでには至っていないと考えられる。

ランダム選択率を 0.1 とした場合 (図 5) は、エリー

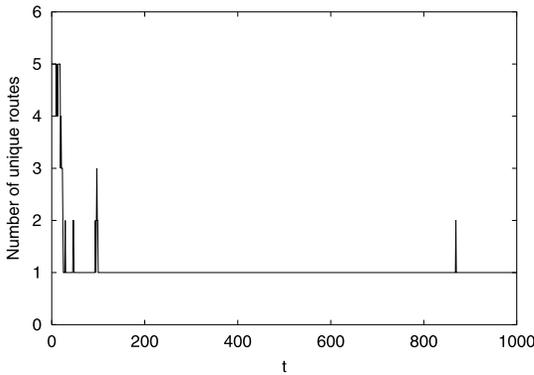


図 3 エリートによるユニークな巡回路数 (AS_{rank})

Fig. 3 The number of unique tours generated by elite agents.

トによる巡回路はほとんどがランダム選択を含むようになった。この状態では、明らかに優良な解の一部となりえない枝にもフェロモンが分泌され、フェロモンの多様性がフィードバックを崩しすぎていると考えられる。

非常に良い結果を出したランダム選択率 0.05 の場合 (図 6) では、ユニークな巡回路数が 5 付近で、フェロモンの多様性が保たれていることが分かる。しかもランダム選択率 0.1 のときのようにランダム選択を含む巡回路ばかりでなく、ランダム選択を含まない巡回路が存在している。ランダム選択による枝を含む巡回路の出現頻度は細かく振動しながらも、ある程度の割合で存在しつづけている。

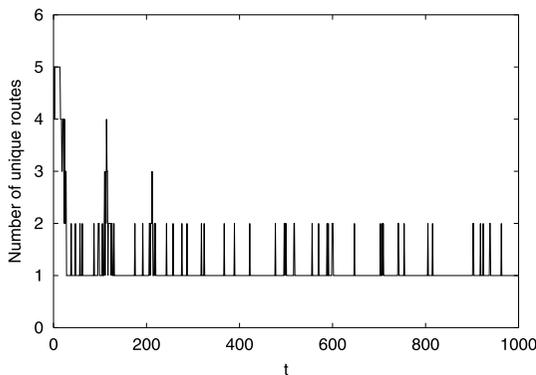
4.4 最良解探索のメカニズム

ランダム選択が良解を生成するメカニズムとして次の 2 つが考えられる。

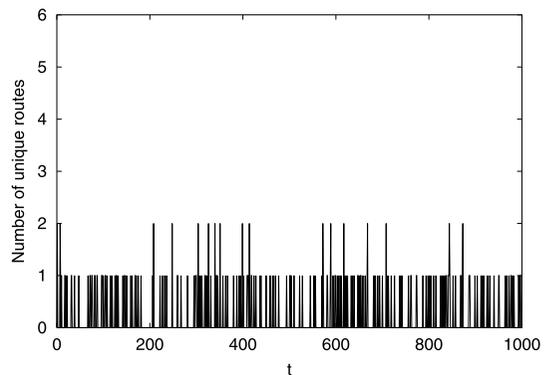
- ランダム選択による枝が含まれた巡回路が良い解となる。
- ランダム選択による枝にフェロモンが分泌され、後の世代において、そのフェロモンが蓄積している枝を含む巡回路が良い解となる。

この 2 つのメカニズムについて議論し、特に最良解の更新時にこのメカニズムが有効に働いているかを解析するために、最良解更新時のランダム選択の役割について、最も良い結果を得たランダム選択率が 0.05 の場合の 10 試行について調べた。

まず、最良解更新時にランダム選択が使われているかという点について、最良解更新時に、その巡回路を構成する枝にランダム選択による枝が含まれているか



(a) Total



(b) Random Selection

図 4 エリートによるユニークな巡回路数とランダム選択に基づく巡回路数 (ランダム選択率 0.01)

Fig. 4 The number of unique tours generated by elite agents and the number of tours including branches selected by random selection generated by elite agents (random selection rate $r = 0.01$).

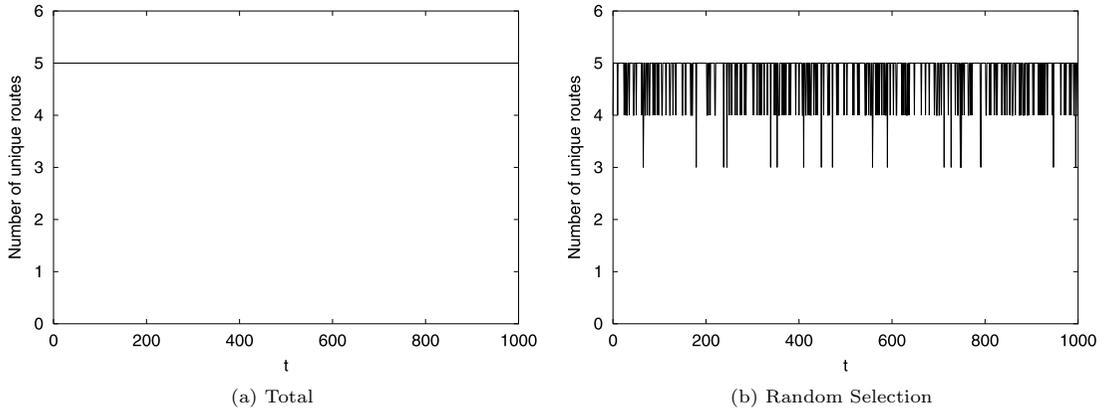


図 5 エリートによるユニークな巡回路数とランダム選択に基づく巡回路数 (ランダム選択率 0.1)
 Fig. 5 The number of unique tours generated by elite agents and the number of tours including branches selected by random selection generated by elite agents (random selection rate $r = 0.1$).

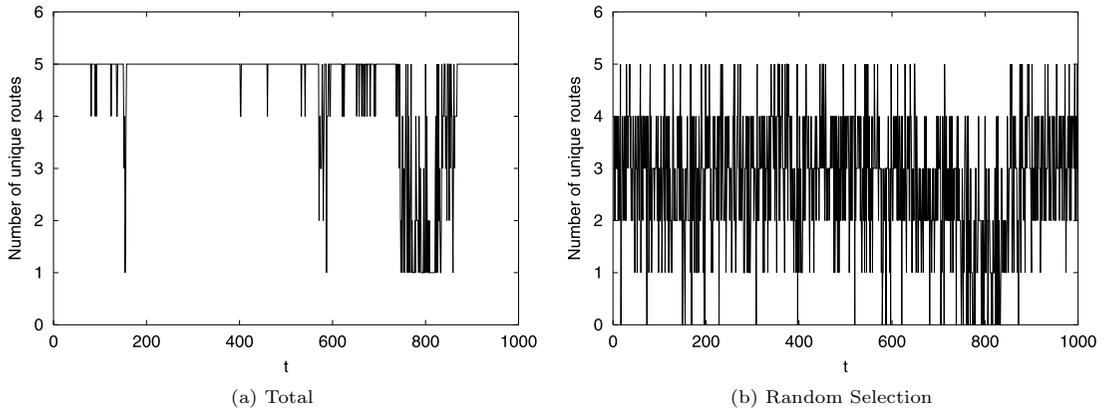


図 6 エリートによるユニークな巡回路数とランダム選択に基づく巡回路数 (ランダム選択率 0.05)
 Fig. 6 The number of unique tours generated by elite agents and the number of tours including branches selected by random selection generated by elite agents (random selection rate $r = 0.05$).

どうかを、巡回路長ごと (巡回路長 500 以内では間隔は 10) に求めた (表 3). 同表において、「探索回数」はその巡回路長に含まれる巡回路を探索した回数、「ランダム選択を含む回数 (割合)」は探索回数のうちランダム選択による枝を含む巡回路数を探索した回数と割合である.

同表より、どの巡回路の発見においても 30%以上の割合でランダム選択が使われており、特に、最適解もしくは準最適解 (巡回路長 426 から 429) の探索において 55%の高い割合であることが注目される. 全体でも 45%の割合であり、これは解探索の進み具合によらず、最良解更新時にランダム選択が効果的に働いているといえる.

次に、ランダム選択によって分泌されたフェロモン

表 3 ランダム選択による枝を含む割合

Table 3 Proportion of tours containing branches selected by random selection.

| 巡回路長 | 探索回数 | ランダム選択を含む回数 (割合) |
|---------|------|------------------|
| 420-429 | 22 | 12 (0.55) |
| 430-439 | 37 | 13 (0.35) |
| 440-449 | 24 | 9 (0.38) |
| 450-459 | 24 | 11 (0.46) |
| 460-469 | 8 | 4 (0.50) |
| 470-479 | 9 | 4 (0.44) |
| 480-489 | 9 | 4 (0.44) |
| 490-499 | 9 | 4 (0.44) |
| 500-589 | 21 | 13 (0.62) |
| 合計 | 163 | 74 (0.45) |

をどのくらい利用しているかについて調べた (図 7). これは、各枝にフェロモンを分泌する際に、その枝の

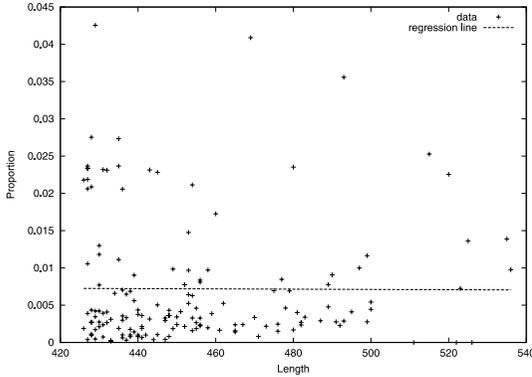


図 7 ランダム選択に基づくフェロモンの割合

Fig.7 Proportion of pheromones secreted by random selection.

選択方法(通常は選択かランダム選択)によってそのフェロモンを区別することとし、最良解を更新したときにその巡回路を構成する枝におけるフェロモンのうち、ランダム選択によって分泌されたフェロモンの割合の平均値を求めたものである。直線は一次の最小二乗法による回帰直線である。なお、初回の探索分については、この割合が0であることは自明であるので除いてある。たとえば、巡回路を構成する枝のうちの1つの枝に分泌されていたフェロモンのほとんどがランダム選択によって分泌されたものであるような巡回路は、ランダム選択が導入されていない場合には発見されにくかったものと考えられる。これは、フェロモンの多様性の調節が最良解更新において有効に働いたケースである。この場合、ランダム選択によって分泌されたフェロモンの割合の平均値は他の枝ではランダム選択の影響がないと仮定すると、51都市の問題であるので約0.02となる。この値を1つの目安として同図を解釈すると、ばらついてはいるものの、ランダム選択によるフェロモンの多様性の調節に関する、解探索の進み具合によらない一定の有効性を示唆していると考えられる。

以上をまとめると、先に述べたランダム選択の導入によるメカニズムが安定して働いていると考えられる。ここで、2つのメカニズムの詳細を解説する。

1つは巡回路の多様性の調節がそのまま最良解を更新する場合である。つまり、ランダム選択による枝を含む巡回路が最良解となるというメカニズムである。たとえば、図8(a)に示すようにフェロモンが分布している場合で、都市1からスタートし、都市2への枝を選択し、といったようにフェロモンの分布に従って枝選択を行うとする。このときランダム選択によって

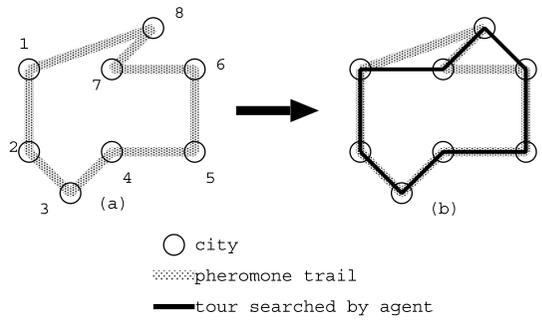


図 8 巡回路の多様性の調節による最良解更新の例

Fig.8 An example of searching a best tour by controlling diversity of tours.

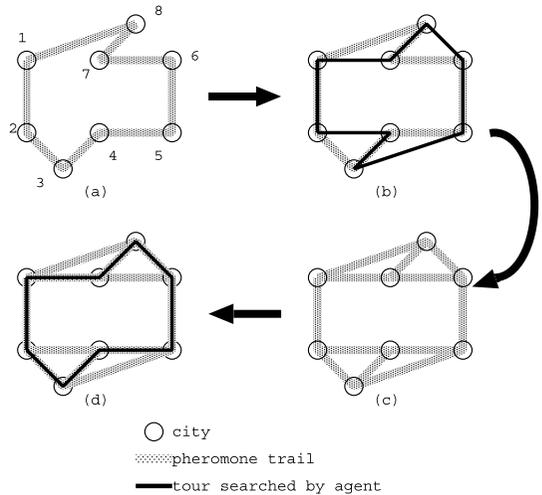


図 9 2段階の多様性の調節による最良解更新の例

Fig.9 An example of searching a best tour by controlling two types of diversity.

都市6から都市8への枝を選択すると、得られる巡回路はフェロモンの分布していた巡回路よりも良い巡回路となる(図8(b))。

もう1つは巡回路の多様性の調節がフェロモンの多様性を調節することになり最良解を更新する場合である。たとえば、図9(a)に示すようにフェロモンが分布している場合で、ランダム選択を導入することで図9(b)に示す巡回路を獲得し、これがエリートとしてランクインすると、図9(c)に示すフェロモンの分布となる。この分布より次世代以降のエージェントが図9(d)に示す巡回路を獲得するというシナリオである。つまり、

- (1) ランダム選択による枝を含む巡回路が探索され、その巡回路を探索したエージェントがエリートとなり(図10中(1))、

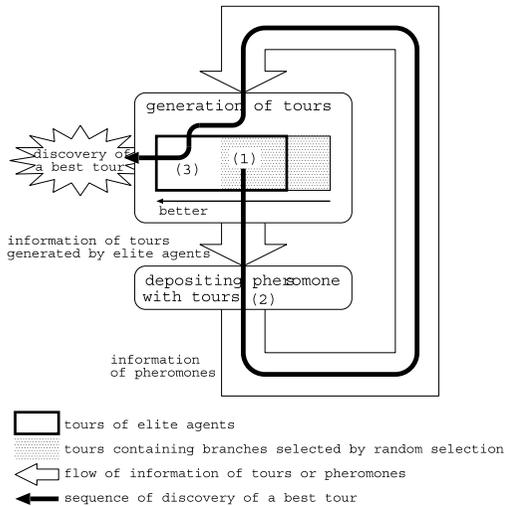


図 10 2 段階の多様性を利用するフィードバックメカニズム
Fig.10 Conceptual diagram of a feedback mechanism utilizing two types of diversity.

- (2) その巡回路にフェロモンが分泌されることによりフェロモンの多様性が生み出され (図 10 中 (2)),
- (3) 引き続き世代において, ランダム選択によるフェロモンの蓄積を利用して, ランダム選択による枝を含まなくても, フェロモン濃度による選択 (式 (2)) による枝で構成される巡回路が最良解となる (図 10 中 (3)),

という, 巡回路の多様性とフェロモンの多様性の両者を利用して最良解を更新するというメカニズムである。つまり, 探索時のランダム選択の有無による機能の分離により, いわばポジティブフィードバック構造が内部から壊れた結果として, より良い解が求まるということである。

ランダム選択率が低い場合, ランダム選択を行ったエージェントがエリートになることはまれである。しかし, ランダム選択率を高めていくと, 必然的にエリートとなるランダム選択したエージェントが現れてくる。このとき, 巡回路長の評価による多様性の自動調節という意味で, AS_{rank} における「上位のエージェントだけフェロモンを分泌する」という仕組みはランダム選択が有効に働くことを巧妙にサポートする。前節で示されたように, ランダム選択率は多様化を促進するという意味で十分に大きくする必要があり, ランダム選択を含まない巡回路が出現しにくくなるほど大きくしすぎると上記のようなメカニズムが出現しないので最適解を選択しえなくなる。

5. おわりに

本論文では, ACO に内在する 2 段階の多様性のうちの一方である巡回路の多様性を調節する操作としてのランダム選択を, ACO の最新の拡張の 1 つである AS_{rank} に導入し, その効果を検討した。TSP に適用した結果, 良解を安定して探索可能であることが示され, 特に, ランダム選択率がある一定範囲の場合, 最適解からの誤差を導入前の 10~20% 程度にすることが分かった。

さらに, 解析の結果, ランダム選択によって得られる直接的な選択の多様性が有効に働いただけでなく, 選択の多様性の良い面がエリートのエージェントによってフェロモンの多様性に伝達され, その結果として最良解が発見されるという, 2 段階の多様性をうまく利用したメカニズムが成立していることが示された。ランダム選択による多様化と, ACO における巡回路長に応じたフェロモン分泌, および, 特に AS_{rank} におけるエリートによるフェロモン分泌という集中化の両者の融合によって実現されたメカニズムである。

本論文では, 多様性調節の効果の解析における容易さ, および, 他研究の実験結果との比較のために, TSPLIB の 51 都市問題 (eil51.tsp) を対象として評価を行ったが, より大きな問題への適用を検討している。また, 他の ACO へのランダム選択の導入の検討やランダム選択率設定の指針の確立も今後の課題である。

参 考 文 献

- 1) Dorigo, M.: Optimization, Learning and Natural Algorithms, Ph.D. Thesis, Politecnico di Milano (1992).
- 2) Dorigo, M. and Gambardella, L.M.: Ant Algorithms for Discrete Optimization, *Artificial Life*, Vol.5, No.2, pp.137-172 (1999).
- 3) Bonabeau, E., Dorigo, M. and Theraulaz, G.: Inspiration for Optimization from Social Insect Behaviour, *Nature*, Vol.406, pp.39-42 (2000).
- 4) Dorigo, M. and Gambardella, L.M.: Ant Colonies for the Travelling Salesman Problem, *Biosystems*, Vol.43, pp.73-81 (1997).
- 5) 柳浦睦憲, 茨木俊秀: 組み合わせ最適化—メタ戦略を中心として, 朝倉書店 (2001).
- 6) Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colnari, A.: The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics—Part B*, Vol.26, No.1, pp.1-13 (1996).
- 7) Dorigo, M. and Gambardella, L.M.: Ant

- Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem, *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, Vol.1, No.1, pp.53–66 (1997).
- 8) Bullnheimer, B., Hartl, R.F. and Strauss, C.: A New Rank Based Version of the Ant System: A Computational Study, *Central European Journal for Operations Research and Economics*, Vol.7, No.1, pp.25–38 (1999).
- 9) Stützle, T. and Hoos, H.H.: *MAX-MIN* Ant System, *Future Generation Computer Systems Journal*, Vol.16, No. 8, pp.889–914 (2000).
- 10) 久保正男, 嘉数侑昇: 蟻の餌争奪ゲームによるマルチエージェントシステムの協調動作評価, *情報処理学会論文誌*, Vol.35, pp.1555–1566 (1994).
- 11) Kawamura, H., Yamamoto, M., Suzuki, K. and Ohuchi, A.: Multiple Ant Colonies Algorithm Based on Colony Level Interactions, *IEICE Transactions*, Vol.E83-A, No.2, pp.371–379 (2000).
- 12) 川村秀憲, 山本雅人, 大内 東: 外部観測に基づく進化的フェロモンコミュニケーションの評価と群知能の創発現象に関する研究, *計測自動制御学会論文誌*, Vol.37, pp.455–464 (2001).
- 13) 中道義之, 有田隆也: ACOにおけるランダム選択に基づく多様性維持の効果, 第28回知能システムシンポジウム資料, pp.285–290 (2001).
- 14) 喜多 一, 山村雅幸: 機能分担仮説に基づくGA

の設計指針, 計測と制御, Vol.38, pp.593–604 (1999).

(平成13年7月2日受付)

(平成14年7月2日採録)



中道 義之

1977年生. 2000年沼津工業高等専門学校専攻科修了. 2002年名古屋大学大学院人間情報学研究科博士課程(前期課程)修了. 現在, 同大学院博士課程(後期課程)在学中.



有田 隆也(正会員)

1960年生. 1983年東京大学工学部計数工学科卒業. 1988年同大学大学院工学系研究科博士課程修了. 工学博士. 名古屋工業大学講師, カリフォルニア大学ロサンゼルス校客員研究員を経て, 現在, 名古屋大学大学院人間情報学研究科助教授. 人工生命や情報科学の研究に従事. 複雑適応系, 言語の進化, 進化的計算論等に興味を持つ. 人工知能学会, 電子情報通信学会, 日本認知科学会各会員.