

コロニーの巣分かれと消滅を用いた ACO アルゴリズムの提案

藤田 信行^{†*} 原 章^{††} 市村 匠^{††} 高濱 徹行^{††}

Ant Colony Optimization Algorithm with Colony Fission and Extinction

Nobuyuki FUJITA^{†*}, Akira HARA^{††}, Takumi ICHIMURA^{††},
and Tetsuyuki TAKAHAMA^{††}

あらまし 近年、組合せ最適化問題に対する群知能を用いたメタヒューリスティクスの一つとして、蟻の採餌行動を模倣した Ant Colony Optimization (ACO) が注目されている。ACO アルゴリズムは巡回セールスマン問題に適用されることが多く、それらは良い結果を出している。しかし、ACO アルゴリズムの一つである ASelite の問題点として、各々の蟻が発見する解構造が類似してしまう問題や、単一コロニーによる探索であるがゆえに局所解に陥りやすいという問題がある。これらの問題を解決するために、本論文では ASelite の行動選択機構を改良することにより大域的な探索が可能である改良型 ASelite の提案及び、複数のコロニーによるコロニーの巣分かれと消滅を模倣することにより一度の探索で複数の多様なパターンの解を発見可能な ACO アルゴリズムの提案を行う。本手法を巡回セールスマン問題に適用し、その有効性を示す。

キーワード Ant Colony Optimization, 群知能, メタヒューリスティクス, 組合せ最適化

1. ま え が き

近年、群知能の研究が活発に行われている。群知能の代表的なものとして蟻や蜂の協調行動が挙げられる。それらは個々の行動が単純で、なおかつ群全体の行動を導く管理者がいなくてもかかわらず、群全体が高度に統制されたかのように振る舞う。群知能はこの振舞いを応用し現実社会の困難な問題を解決するために用いられる [1]。

現実社会の困難な問題の一つとして組合せ最適化問題がある。組合せ最適化問題とは、有限個の解集合の中から各々の解に対応した評価値が最も良い解（最適解）を求める問題である。この解集合は、問題の規模が大きくなるほど急激に増大する。それゆえ、現実的な計算時間内に最適解を求めることが困難な場合が多い。そこで、現実的な計算時間内に最適解でなくても十分許容可能な精度の解を求める手法としてメタ

ヒューリスティクスが使われる [2]。

群知能を用いたメタヒューリスティクスとして、Ant Colony Optimization (ACO) がある [3]。ACO は蟻が巣に餌を運ぶ行動とその際に分泌されるフェロモンによる相互作用をモデル化したものである。ACO は蟻を模倣しているため巣から餌場への短い経路を発見できるという特徴がある。そのため、適用される組合せ最適化問題は巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problems: TSP) であることが多い [4] ~ [13]。ここで、TSP とは複数の都市を各々 1 度だけ訪問して出発都市に戻ってくる際に移動距離が最短となる訪問順序を求める問題である [14]。この問題において、ACO は他のアルゴリズムより良い結果を出している [15]。また、その応用として ACO はグラフ彩色問題 [16]、配送問題 [17]、二次割当問題 [18]、ネットワークルーティング問題 [19] 等にも応用されている。

ACO の代表的なアルゴリズムとして ASelite [4] がある。ASelite は探索中に発見した最良巡回路に対してフェロモン量を増加して分泌することにより、群全体としてその最良巡回路周辺を集中的に探索するという特徴がある。そのため各々の蟻が発見する解構造（訪問順序）が類似してしまうという問題がある。また、ACO アルゴリズムの多くは、単一コロニーによる探索であるがゆえに局所解に陥りやすいという問題

[†] 広島市立大学大学院情報科学研究科, 広島市
Graduate School of Information Sciences, Hiroshima City
University, 3-4-1 Ozukahigashi, Asaminami-ku, Hiroshima-
shi, 731-3194 Japan

^{††} 広島市立大学情報科学部, 広島市
Faculty of Information Sciences, Hiroshima City University,
3-4-1 Ozukahigashi, Asaminami-ku, Hiroshima-shi, 731-
3194 Japan

* 現在, NEC フィールドディング株式会社

もある。更に、現実の問題では、経路上に距離などの基本的なコスト以外に費用や時間などの他のコストが存在する場合や、巡回路全体を別の視点から評価したい場合がある。このような場合には、基本コストが最小の解のみを提示するのではなく、経路の異なる基本コストが良好な複数の解を提示し、他の観点を含めた総合的な視点から解を選択することが有効である。更に、例えば時間コストを最小化する際に渋滞などが発生することによりそのコストが動的に変化する場合には、代替経路をあらかじめ複数準備しておけば、コストが変化した場合に代替経路に関してコストを再計算し、その中で最良の経路を選択するだけである程度変化に対応することができる。しかし、単一コロニーによる探索方法は、このような経路の異なる解を探索する機構をもたないという問題がある。

以上の問題を解決するために、本論文では、ASeliteの行動選択機構を改良することにより大域的な探索が可能である改良型 ASelite の提案及び、複数のコロニーによるコロニーの巢分かれと消滅を模倣することにより一度の探索で複数の多様なパターンの解を発見可能な ACO アルゴリズムの提案を行う。

以降、2. で ACO の概要について説明する。3. で改良型 ASelite 及びコロニーの巢分かれと消滅を用いた ACO アルゴリズムについて説明する。4. で提案したアルゴリズムの有効性について確認するために巡回セールスマン問題に適用し、結果について分析する。最後に、5. でまとめと今後の課題について述べる。

2. ACO の概要

2.1 Ant System (AS)

AS は TSP を対象とした最初の ACO アルゴリズムである [3]。

AS のアイデアは、巣と餌場間に対して短い巡回路を作る蟻の振舞いに基づいている。蟻は発見した巡回路を構成する経路すべてにフェロモンを分泌する。その分泌量は巡回路の長さが短くなるほど多くなる。そして、蟻は経路上のフェロモンの蓄積量が多ければ多いほど、その経路を選びやすくなる。すなわち、巡回路の長さが短い巡回路上にはフェロモンが集中的に分泌され、その巡回路を発見する蟻が更に増える。そして、その巡回路上のフェロモンが更に増大する。以上のことを繰り返し、群全体として巡回路の長さが短い巡回路を発見する。

上記に基づいた AS の基本的なアルゴリズムを図 1

```

Initialize pheromone
for t = 1 to max iterations
  for ant = 1 to all agents
    for step = 1 to all cities
      Construct solution
    end-step
  end-ant
  Update pheromone
end-t

```

図 1 AS アルゴリズムの概要
Fig. 1 Outline of AS algorithm.

に示す。このようにアルゴリズムは、フェロモン量を初期化した後、次の都市を確率的に選択することによって巡回路を発見する行動選択機構 (Construct solution) と発見した巡回路に対してフェロモンを更新するフェロモン更新 (Update pheromone) から成り立つ。

2.1.1 行動選択機構

行動選択機構では、蓄積されたフェロモンと都市間の距離をもとに次の都市を確率的に選択することによって巡回路を発見する。ここで、この行動選択確率は式 (1) で示される $p_{ij}^k(t)$ であり、人工蟻エージェント k (以下、蟻 k) が都市 i から都市 j に行動する際の都市間の距離情報とフェロモン情報に基づいている。 t は図 1 に示した反復回数である。

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} \quad \forall j \in N_i^k \quad (1)$$

ここで、 N_i^k は都市 i に存在する蟻 k の未訪問都市集合を示す。また、 $\tau_{ij}(t)$ は反復 t に対する都市 (i, j) 間の経路上に蓄積されたフェロモンの量である。 η_{ij} は式 (2) で示すように、都市 (i, j) 間の距離 (d_{ij}) の逆数として定義される。なお、距離情報はあらかじめ蟻に与えられる。

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2)$$

α と β は、フェロモン情報と都市間の距離情報の重要度を決定する実数値のパラメータである。 (α, β) は経験的に $(1.0, 5.0)$ が良いとされている [4]。

2.1.2 フェロモン更新

フェロモン更新では、フェロモンの蒸発と各蟻が発見した巡回路に対するフェロモンの分泌を行う。ここで、このフェロモン更新は式 (3) で示され、 $(1 - \rho)\tau_{ij}(t)$ が蒸発機能を担い、 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ が分泌機能を担う。なお、 ρ は蒸発率である。

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

ここで、 m は蟻の数であり、一般的には都市数と等しい値が用いられる。蟻 k が都市 (i, j) 間の経路上に分泌するフェロモンの量 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ は式 (4) で示される。

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{if } (i, j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 $T^k(t)$ は反復 t において蟻 k が発見した巡回路であり、 $L^k(t)$ はその総距離である。また Q は定数である。つまり、巡回路の総距離が短いほどフェロモンの分泌量が増える。

2.2 AS with elitist strategy (ASelite)

ASelite はエリート主義を備えた ACO であり、AS よりも良い結果を導くことが示されている [4]。ASelite の行動選択機構は AS と同様であるが、フェロモン更新に違いがある。これは式 (5)、(6) に示すように、フェロモン更新において探索中に発見した最良巡回路に対してフェロモン量を増加して分泌させるという点である。

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

$$\Delta\tau_{ij}^* = \begin{cases} \frac{Q}{L^*} & \text{if } (i, j) \in T^* \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

ここで、 $\Delta\tau_{ij}^*$ が最良巡回路に対してフェロモン量を増加して分泌する部分である。 σ は $\Delta\tau_{ij}^*$ に対する強調の度合を示すパラメータである。ここで、 σ は非負の実数であり、値を大きくすると最良巡回路周辺を集中的に探索するようになり、値を小さくすると最良巡回路に左右されず探索するようになる。なお、 σ は一般的には都市数と等しい値が用いられる [4]。また T^* は最良巡回路であり、 L^* はその総距離である。

後述する巣分かれと消滅のメカニズムを取り入れた ACO アルゴリズムは、複数のコロニーに分かれて異なる領域の探索を行うことにより多様化を図る。したがって、各コロニーでは探索の多様化よりも集中化が重要となる。そのため、各コロニーにおける探索アルゴリズムとして、集中化の度合が高めであり、近傍探索により効率良く近似解を求めることができる ASelite を用いた。また、ASelite は σ の値によって明示的に集中化の度合を調節できる点も導入の理由の一つである。

2.3 複数コロニーを用いた ACO アルゴリズム

複数コロニーを用いた ACO アルゴリズムの代表的なものとして ASqueen [10], [11] や Multiple Ant Colony Algorithm (MACA) [12] がある。ASqueen は、司令塔の役割をもった女王蟻の指示により、あらかじめ決定された複数個のコロニーが探索における集中化と多様化を交互に繰り返すことによってより良い解を発見するアルゴリズムである。また、MACA は複数個のコロニーをあらかじめ用意し、他のコロニーとの相互作用を働かせることによって全体として複数の解を発見するアルゴリズムである。相互作用の際、各コロニーの蟻の行動選択は他のコロニーのフェロモン情報を考慮して行われる。本研究では、巣分かれと消滅を用いた ACO アルゴリズムに MACA の Negative pheromone effect の概念を用いる。この概念について、MACA の行動選択機構とともに以下で説明する。

コロニー h に属する蟻 k の行動選択確率 $p_{ij}^{hk}(t)$ は式 (7)、(8) で示される。なお、各コロニーは独自の解と独自のフェロモン情報を持ち、フェロモン更新に関しては各コロニーとも AS と同様に行われる。また、 M はコロニーの数である。

$$p_{ij}^{hk}(t) = \frac{\pi_{ij}^{hk}(t)}{\sum_{l \in N_i^{hk}} \pi_{il}^{hk}(t)} \quad \forall j \in N_i^{hk} \quad (7)$$

$$\pi_{ij}^h(t) = \left\{ \prod_{u=1}^M [\tau_{ij}^u(t) + C(h)]^{\alpha(h,u)} \right\} \cdot [\eta_{ij}]^{\beta(h)} \quad (8)$$

ここで、 $C(h)$ はコロニー h におけるフェロモン情報に対する感受性を示すパラメータである。この値が小さいほどフェロモン情報に対して敏感に影響を受けるようになる。なお、文献 [12] では 1.0 が経験的に良いとされている。 $\beta(h)$ は、コロニー h における都市間の距離情報に対するパラメータであり、同様に 5.0 が経験的に良いとされている。

また、 $\alpha(h, u)$ はコロニー u からコロニー h に対するフェロモン情報における相互作用のパラメータである。ここで、この値が正であれば Positive pheromone effect (PPE) が働きコロニー h はコロニー u と似た巡回路を発見するようになり、負であれば Negative pheromone effect (NPE) が働きコロニー h はコロニー u と違った巡回路を発見するようになる。また、この値が 0 であればコロニー h はコロニー u から影響を受けなくなる。なお、この値の絶対値が大きければ

大きいほどその影響を受けやすくなる。MACA を用いることによって、各コロニーが相互作用し各々違ったパターンの巡回路を発見するようになり、AS 単体で探索させるよりも良い結果を得られることが示されている。

3. 提案手法

ここでは、改良型 ASelite 及びコロニーの巢分かれと消滅を用いた ACO アルゴリズムについて各々説明する。

3.1 改良型 ASelite の提案

ASelite では、最良巡回路上に対してフェロモン量を増加して分泌することにより、最良巡回路周辺を集中的に探索する。それゆえ、各々の蟻が発見する解構造が類似してしまうという問題がある。それを改善するために、フェロモン更新による探索の集中化を維持しつつ、行動選択機構を改良することにより最良巡回路周辺で大域的な探索を行わせる改良型 ASelite を提案する。具体的には、式 (1) で示した行動選択確率 $p_{ij}^k(t)$ のパラメータ α の値を式 (9) のように切り換える。

$$\alpha = \begin{cases} -1.0 & \text{if } r \leq R \\ 1.0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

ここで r は $r \in [0, 1]$ を満たす一様乱数であり、 R は α の値を切り換えるパラメータである。

このように、確率 R で α を -1.0 にすることによって、フェロモン情報に対する蟻の反応を正反対にさせる。これにより、今まで確率的に選択されにくかった経路が選択されやすくなる。つまり、フェロモン更新による探索の集中化を維持しつつ、異なった経路を発見できるようになることが期待される。

また、この改良型 ASelite は単一コロニーによるアルゴリズムであるため、容易に実装可能であるという利点も備えている。

3.2 コロニーの巢分かれと消滅を用いた ACO アルゴリズムの提案

ACO アルゴリズムの多くは、単一コロニーによる探索であるがゆえに局所解に陥りやすいという問題がある。これを解決するために、複数のコロニーによるコロニーの巢分かれと消滅を模倣することにより一度の探索で複数の多様なパターンの解を発見可能な ACO アルゴリズムを提案する。ここで、大まかな流れを図 2 に示す。以降、3.2.1 でコロニーの巢分かれ機構 (colony fission) について説明し、3.2.2 でコ

```

Initialize pheromone
for t = 1 to max iterations
  for colony = 1 to all colonies
    for ant = 1 to all agents in the colony
      for step = 1 to all cities
        Construct solution
      end-step
    end-ant
  end-colony
  Update pheromone(in all colonies)
  Do colony fission
  Do colony extinction
end-t

```

図 2 提案アルゴリズムの概要

Fig. 2 Outline of the proposed algorithm.

ロニーの巢分かれ後の探索について説明する。その後、3.2.3 でコロニーの消滅機構 (colony extinction) について説明する。

3.2.1 コロニーの巢分かれ機構

自然界の蟻コロニーは単一のコロニーから巢分かれしていくことが知られている。それは新女王蟻の誕生やコロニーの過密化やコロニーの周囲の餌場の減少など様々な環境の変化によって引き起こされる [20]。このアイデアをもとに単一のコロニーが環境の変化を受けると巢分かれを行う機構の提案を行う。本研究における環境の変化は最良巡回路の変化とした。具体的には、最良巡回路長がより短い値に更新したときの更新前と更新後における最良巡回路に対する重複率 (*OverLappingRate*) の変化を用いる。ここで、最良巡回路長とは最良巡回路の総距離である。また、重複率 $O(T^A, T^B)$ は式 (10), (11) に示すように、 T^A と T^B の巡回路において同じ経路をもつ割合である。なお、 n は都市数である。

$$O(T^A, T^B) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n E_{ij} / n \quad (10)$$

$$E_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } (i, j) \in T^A \wedge (i, j) \in T^B \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

各コロニーは独立しており、環境の変化を判断するために、現在の情報と 1 反復前の情報を保持する。この情報は、その時点での最良巡回路と総距離とフェロモン情報で構成される。なお、行動選択やフェロモン更新は現在の情報をもとに行われる。ここで、コロニーの巢分かれ機構のアルゴリズムを図 3 に示し、以下で説明する。

1 反復前に巢分かれしたコロニーでなく、かつコロニーが保持する最良巡回路長が更新された場合に、

```

for colony = 1 to all colonies
  if(The colony is not divided at previous iteration
    AND updates length of the shortest tour in the colony)
    if(O(NewTour,OldTour) < FissionValue)
      ColonyFission(OldInformation)
end-colony
    
```

図 3 コロニーの巣分かれ機構のアルゴリズム
Fig. 3 Algorithm of colony fission mechanism.

以下のことを行う。まず、現在の最良巡回路 (New-Tour) と 1 反復前の最良巡回路 (OldTour) の重複率 $O(\text{NewTour}, \text{OldTour})$ を求める。そして、その重複率がしきい値 (FissionValue) より小さければ、つまり変化率が高ければ環境の変化が起きたととらえ、ColonyFission(OldInformation) により 1 反復前の情報を現在の情報として引き継いだコロニーが新設されることによってコロニーの巣分かれを行う。ここで、1 反復前に巣分かれしたコロニーに巣分かれの許可を与えない理由は、巣分かれして新設されたコロニーの保持しているフェロモン情報は 1 反復前の情報であり、再び前回の巣分かれと同じ分割を起こしてしまう可能性を避けるためである。それ以降はフェロモン更新によりその可能性は減少する。また、各コロニーの蟻の数は都市数と等しい値とする。

3.2.2 コロニーの巣分かれ後の探索

ここでは、巣分かれし新設されたコロニー (以後、新設コロニー) が巣分かれ元であるコロニー (以後、元コロニー) と異なる最良巡回路を保持しながら探索することを考える。これにより、探索空間におけるすみ分けが可能となると期待できる。

上記のように、新設コロニーが元コロニーと異なる最良巡回路を決定し、更にその周辺で良い解を探索するために、我々はコロニーの巣分かれ後の探索を大きく二つの段階に分けた。それらは、巣分かれ段階と探索段階であり、以下で各々を説明する。

(a) 巣分かれ段階

巣分かれ段階では、行動選択機構に MACA の NPE を用いることによって新設コロニーに元コロニーの最良巡回路とは異なる最良巡回路を発見させる。巣分かれが起きると、新設コロニーのみがこの段階に移行し NPE の影響を受けるが、元コロニーは次項で説明する探索段階に移行し単独で探索を行う。つまり、巣分かれ段階の新設コロニーは探索段階の元コロニーのフェロモン情報を考慮して行動を選択するようになる。なお、この段階は最良巡回路を更新すると終了し探索段階へと移行する。

以上をもとに、元コロニー u に対する新設コロニー h の蟻 k における行動選択確率 $p_{ij}^{hk}(t)$ は式 (12), (13) で示される。

$$p_{ij}^{hk}(t) = \frac{\pi_{ij}^h(t)}{\sum_{l \in N_i^{hk}} \pi_{il}^h(t)} \quad \forall j \in N_i^{hk} \quad (12)$$

$$\pi_{ij}^h(t) = \{[\tau_{ij}^h(t) + 1.0]^\alpha \cdot [\tau_{ij}^u(t) + 1.0]^{\hat{\alpha}}\} \cdot [\eta_{ij}]^\beta \quad (13)$$

ここで、 $\hat{\alpha}$ は NPE の強さを決めるパラメータであり、負の実数である。この値の絶対値が大きければ大きいほど、新設コロニー h の蟻は元コロニー u におけるフェロモン量の多い経路を避けるようになる。つまり、新設コロニー h は元コロニー u の最良巡回路と違った最良巡回路を発見するようになる。

また、各コロニーにおけるフェロモン更新に関しては、ASelite と同様に式 (4), (5), (6) に従い、各々のフェロモン情報を更新する。ここで、この段階は、異なった最良巡回路を決定するという目的のため集中的な探索よりも多様な探索を行う必要がある。そのために ASelite における集中化のためのパラメータ σ は 0 とする。

(b) 探索段階

探索段階では、最良巡回路周辺において更に良い解を発見することが目的である。そのため、改良型 ASelite に従い探索を行う。つまり、各コロニーに属する蟻は各々のフェロモン情報に基づき、式 (1), (9) に従って行動選択を行う。また、フェロモン更新に関しては巣分かれ段階と同様である。なお、フェロモン更新に対する集中化におけるパラメータ σ は都市数と等しい値とする。

以上をもとに、コロニーの巣分かれ機構を用いた探索の例を図 4 に示す。コロニー A が巣分かれを行い、現在の情報を保持した元コロニー B と 1 反復前の情報を保持した新設コロニー C に分かれる。新設コロニー C は巣分かれ段階へと移行し NPE による影響を受けながら探索を行う。元コロニー B は探索段階へと移行し数反復後に新たに巣分かれを行い、元コロニー D と新設コロニー E に分かれる。ここで、新設コロニー C に NPE による影響を与えるコロニーを元コロニー B から新設コロニー E に切り換える理由として、新設コロニー E は元コロニー B の保持していた情報に類似した情報を保持しているためである。なお、元コロニー D は探索段階、新設コロニー E は巣分かれ段階として探索を行う。また、新設コロニー C は数反

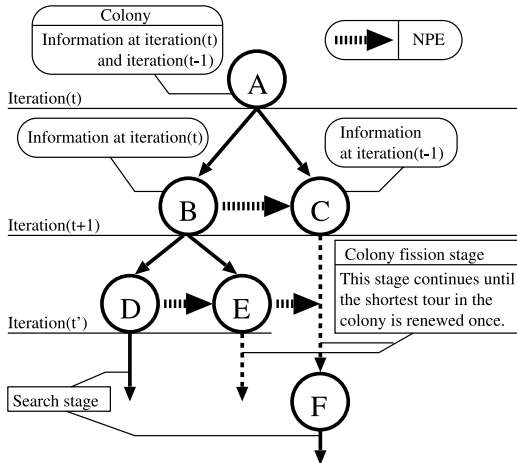


図 4 コロニーの巣分かれ機構と探索の例
Fig. 4 Example of colony fission mechanism and search.

```

for colonyA = 1 to all colonies
  for colonyB = colonyA+1 to all colonies
    if(O(colonyA Tour,colonyB Tour) > ExtinctionValue)
      ColonyExtinction()
    end-colonyB
  end-colonyA
  
```

図 5 コロニーの消滅機構のアルゴリズム
Fig. 5 Algorithm of colony extinction mechanism.

復後に新たな最良巡回路を発見することによって巣分かれ段階から探索段階へと移行したコロニー F として探索を行う。

3.2.3 コロニーの消滅機構

自然界の蟻コロニーは巣分かれが行われる一方で、女王蟻の死滅やコロニーの周囲の自然的環境の変化や他のコロニーの蟻による破壊などによってコロニーの消滅が引き起こされる [20]。ここでは、他のコロニーとのテリトリの重複によるテリトリの争いが起きたことを仮定し、争いに敗北したコロニーは争いに勝利したコロニーによって消滅されるということを実験したコロニーの消滅機構を導入する。ここで、コロニーの消滅機構のアルゴリズムを図 5 に示し、以下で説明する。

コロニー A (colonyA) とコロニー A 以外の他コロニー B (colonyB) に対して、両者コロニーのもつ現在の最良巡回路の重複率を求める。そして、その重複率がしきい値 (ExtinctionValue) より大きければ、つまりテリトリの重複率が高ければテリトリア争いが起きたととらえ、コロニーの消滅を行う。ここで、ColonyExtinction() において消滅するコロニーの

表 1 各手法におけるパラメータ
Table 1 Parameters in each method.

ASelite	Parameters($\alpha, \beta, \rho, Q, \tau_0, \sigma$)
Improved ASelite	1.0, 5.0, 0.5, 100, 1.0, n
Action switch parameter (R)	$\frac{1}{2n}$
Other parameters	same as ASelite
Proposed Algorithm	
FissionValue	0.75
ExtinctionValue	0.80
Colony fission stage ($\hat{\alpha}, \sigma$)	-0.5, 0
Search stage (R, σ)	$\frac{1}{2n}, n$
Other parameters	same as ASelite

決定方法は次のとおりである。なお、BestLength とは、すべてのコロニーで最も短い最良巡回路長である。一つ目は、両者の少なくとも一方が BestLength と等しくない場合であり、値が劣るコロニーを消滅させる。二つ目は、両者とも BestLength でなく両者の最良巡回路長が等しい場合であり、ランダムに一方を消滅させる。ただし、コロニーが巣分かれた直後である場合は消滅させない。これは、巣分かれたコロニー間で NPE を 1 度以上働かせるためである。また、両者とも BestLength と等しい場合も、コロニーの消滅は行わない。これは、たとえ両者の最良巡回路長が等しくてもその巡回路は必ずしも一致するとは限らず、探索において良い解を複数保持することは有益であると考えたためである。

4. 評価実験

4.1 比較実験

ここでは、提案アルゴリズムと単一コロニーによる改良型 ASelite と単一コロニーによる ASelite の 3 種類に対する比較実験を行う。対象は最適解が既に知られている eil51 (51 都市), eil76 (76 都市), st70 (70 都市), pr76 (76 都市), eil101 (101 都市) の 5 種類の問題である。なお、これらの問題は TSPLIB^(注1) で公開されている。

各手法におけるパラメータを表 1 に示す。ここで、パラメータ (FissionValue, ExtinctionValue, $R, \hat{\alpha}$) に関しては予備実験において結果の良かったものを用いた。 τ_0 は初期フェロモン量であり、 n は問題における都市数と等しい値である。なお、 R を $\frac{1}{2n}$ に設定した理由として、 R を固定すると、都市数が大きくなるにつれ、1 巡回当りの α の切換回数が多くなり、近傍

(注1): <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/>

表 2 TSP 問題に対する提案アルゴリズムと改良型 ASelite と ASelite の比較

Table 2 Comparison among proposed algorithm, improved ASelite and ASelite on TSPs.

TSPs		Proposed Algorithm				Improved ASelite			ASelite		
Problem	L_{opt}	Ave (Error)	SD	Opt	Col	Ave (Error)	SD	Opt	Ave (Error)	SD	Opt
eil51	426	426.7 (0.16%)	0.78	12/20	2.25	427.3 (0.30%)	0.95	7/20	428.1 (0.49%)	1.23	4/20
eil76	538	539.9 (0.35%)	1.70	9/20	2.20	540.5 (0.46%)	2.45	5/20	541.6 (0.66%)	2.37	3/20
st70	675	681.1 (0.90%)	2.47	2/20	4.65	683.8 (1.30%)	5.50	1/20	685.7 (1.58%)	6.82	0/20
pr76	108159	110588.1 (2.24%)	677	0/20	2.63	110924.2 (2.55%)	993	0/20	111194.4 (2.80%)	1155	0/20
eil101	629	632.9 (0.62%)	2.10	5/20	9.51	635.8 (1.08%)	4.20	2/20	638.2 (1.46%)	5.52	1/20

探索の範囲を逸脱しやすくなってしまふ。これを避けるために、 R を都市の逆数に比例するように設定した。

各手法について試行回数を 20 回として行った実験結果を表 2 に示す。ただし、試行回数は、5000 回 (eil51), 10000 回 (eil76), 10000 回 (st70), 12000 回 (pr76), 15000 回 (eil101) である。なお、提案アルゴリズムでは比較のため他の手法と巡回路生成回数が同じになるときに反復を停止した。 L_{opt} は各問題に対する最適解の巡回路長である。 Ave は試行回数 20 回に対する最良巡回路長の平均であり、 $Error$ は各問題における最適解の巡回路長と Ave との誤差率である。 SD は試行回数 20 回に対する最良巡回路長の標準偏差である。ここで、提案アルゴリズムに関しては最終的に残ったコロニーの中で一番良い最良巡回路長をもとに求めた。 Opt は試行回数 20 回に対する最適解発見回数である。 Col は提案アルゴリズムのみであるが試行回数 20 回に対する最終的な残存コロニー数の平均である。

すべての問題において、最良巡回路長の平均と標準偏差に関しては、改良型 ASelite は ASelite よりも結果が良く、提案アルゴリズムは改良型 ASelite よりも結果が良いことが分かる。ただし、pr76 では提案アルゴリズムが最も良い最良巡回路長の平均を示したものの、最適解の発見には至らなかった。これは、パラメータである FissionValue と ExtinctionValue を一つに固定したために最適解発見に有効に働く問題とそうでない問題がでてきてしまったからだと考えられる。この対処法として、問題の都市数に依存したパラメータ選定式の導入などが必要だと考えられる。この pr76 以外の問題に関しては、提案アルゴリズムが最良である。以上より、提案アルゴリズムは三者の中で安定性が良く、なおかつ良い結果であることが分かる。最後に、提案アルゴリズムの残存コロニー数の平均を見ると、問題に対する都市数が多くなるにつれて大きくなる傾向があることが分かる。これは、都市数が多くな

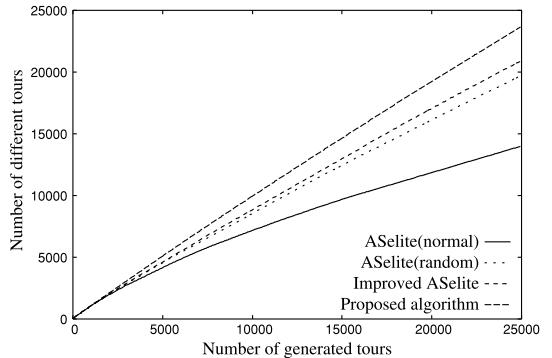


図 6 eil51 における異なる巡回路の発見数
Fig. 6 The number of different tours in eil51.

るにつれて都市順序の組合せが多くなり、等しい巡回路長でも異なった巡回路の数が増えることを考えると妥当な結果であると考えられる。

4.2 異なる巡回路の発見数

提案アルゴリズム及び改良型 ASelite が ASelite よりも大域的な探索が行われているかどうかを分析する。そのために、異なる巡回路の発見数を比較する。これは、探索中に各蟻によって発見された巡回路が今までに発見された巡回路パターンと 1 経路でも違いをもつ場合を一つとしてカウントしたものである。ここで、パラメータについては表 1 を用い、問題対象は eil51 とする。また、比較のため、ASelite の行動選択機構に確率 R で行動選択をランダムに行う拡張を行った ASelite (random) を追加する。なお、 R に関しては、改良型 ASelite と同様である。

以上の設定より、異なる巡回路の発見数を図 6 に示す。なお、縦軸は異なる巡回路の発見数であり、横軸は巡回路生成回数である。このように、提案アルゴリズム、改良型 ASelite、ASelite (random)、ASelite の順に異なる巡回路の発見数が多いことが分かる。この結果をもとに、各アルゴリズムについて分析する。

まず、ASelite は探索において同じ構造の巡回路を

頻繁に発見してしまう傾向があることが分かる．これは、以下のような悪循環を招いていると考えられる．まず、最良巡回路上にフェロモン量を増加して分泌することによって行動選択確率に偏りが発生し、最良巡回路周辺を集中的に探索するようになる．そして、集中的な探索によって同じ構造の巡回路を発見する．その発見された同じ構造の巡回路によるフェロモンの重複分泌によって行動選択確率がより大きな偏りになる．その偏りにより、更に同じ構造の巡回路を発見してしまう．

一方、改良型 ASelite と ASelite (random) における異なる巡回路の発見数は、ASelite のそれより多いことが分かる．これは、ASelite で偏りをもった行動選択確率に一定の制限を与えたことによって、ASelite で起こった悪循環が解消されたためだと考えられる．改良型 ASelite が ASelite (random) よりも異なる巡回路の発見数が多い理由は、ランダム選択では行動選択確率が最も高い行動も公平に選択されるためだと考えられる．その点、改良型 ASelite はフェロモン量が最も多い行動ほど抑制される傾向がある．つまり、改良型 ASelite は ASelite (random) よりも ASelite で起こった悪循環をうまく解消し、大域的な探索を可能としていると考えられる．

また、提案アルゴリズムではこの中では一番多い結果となった．これは、探索中に発見した最良巡回路が今までの最良巡回路と低い構造類似度であればコロニーの単分かれ機構によって異なる領域に対する探索の拡張を行い、各コロニーにおける最良巡回路を比較し高い構造類似度であればコロニーの消滅機構によって似通った領域に対する探索の打ち切りを行うことが効果的に働いたためだと考えられる．つまり、コロニー全体において大域的な探索を可能としていると考えられる．

以上のことは、他の問題に対しても同様の傾向が見て取れた．

4.3 提案アルゴリズムによる多様な解の発見

提案アルゴリズムによって発見された複数の解にどれほどの違いがあるかを分析する．ここで、パラメータについては表 1 を用い、問題対象は st70 とする．

まず、提案アルゴリズムによる探索中のコロニーの増減を図 7 に示す．なお、縦軸はコロニー数であり、横軸は巡回路生成回数である．同図では、探索が開始されると同時にコロニー数が増加する．そして、およそ巡回路生成回数 (100000) を境に減少し始める．最

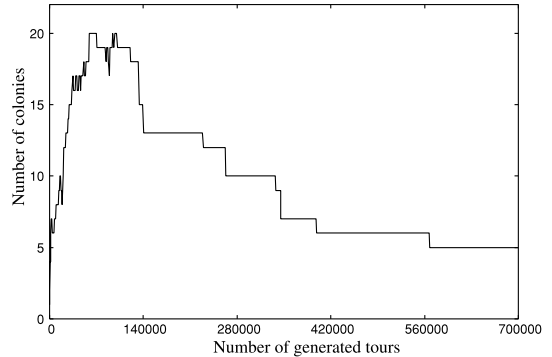


図 7 st70 におけるコロニー数の増減の例
Fig. 7 Example of change of colony in st70.

表 3 図 8 における各巡回路の重複率
Table 3 The overlapping rate between discovered solutions in Fig.8.

Pair	Overlapping rate
(1,2)	0.705
(1,3)	0.720
(1,4)	0.720
(1,5)	0.676
(2,3)	0.676
(2,4)	0.588
(2,5)	0.764
(3,4)	0.676
(3,5)	0.705
(4,5)	0.705

後に、コロニー数が 5 になるまで減少していることが分かる．これは、最初は異なる探索空間を調べるためにコロニー数が増加し、十分に探索空間を網羅すると増加が止まり、探索が進むと比較的少数の良い解に収束するためコロニー数が減少することを示している．なお、他の問題に対しても同様の傾向が観測できる．

また、図 7 に示した試行において、最終的に残ったコロニー五つの最良巡回路と st70 における最適巡回路を図 8 に示す．この図より、各コロニーは視覚的に違いのある解を発見している様子が見て取れる．また、そのときの巡回路の重複率を表 3 に示す．この表より、数値的にも明らかに違いが現れていることが分かる．以上のことより、一度の探索でコロニー全体として複数の多様なパターンの解を発見することに成功していると考えられる．

4.4 他の複数コロニーを用いた ACO アルゴリズムとの比較

他の複数コロニーを用いた ACO アルゴリズムとして、前述した ASqueen [10], [11] や MACA [12] がある．文献 [10] によると、ASqueen は非常に高い精度

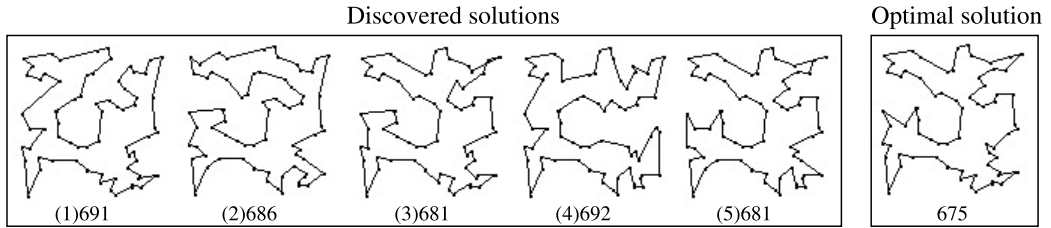


図 8 図 7 で発見した最良巡回路と最適巡回路

Fig. 8 The best solutions discovered by proposed algorithm in Fig.7 and the optimal solution.

で最適解を発見できることが示されている。しかし、MACA と ASqueen の両アルゴリズムは、問題に対してあらかじめコロニー数の選定を行わなくてはならない。一方、提案アルゴリズムは問題に対してあらかじめコロニー数を決定する必要がなく自律的に問題に応じたコロニー数へ調節しながら探索を行う。また、ASqueen との最も大きな違いは、提案アルゴリズムでは各コロニーが互いに重複率の低い異なる巡回路を探索することである。これは複数個の準最適解の発見に有効であると考えられる。また、最適解の発見が困難であるような非常に大きな規模の問題において、複数の異なる巡回路を発見することにより、それらの部分巡回路の組合せによってより良い巡回路の発見に貢献できると考えられる。

最後に、1. で述べたような現実の問題に対する応用を考えると、複数の異なる巡回路を人間側に提示しその中から人間が選択することを支援したり、環境の変化に柔軟に対応できるように複数の代替の解を保持したりするためには、本研究の多様なパターンの解を発見する能力が非常に重要になる。本研究では最適解を探索する能力の更なる向上が必要な面もあるが、人間が選択した解の近傍を更に探索することにより、効率的により良好な解を提示することができるため、このような目的のためには十分な能力を有していると考えられる。

5. む す び

本論文では、行動選択機構を改良した改良型 ASelite の提案及び、コロニーの巣分かれと消滅を用いた ACO アルゴリズムの提案を行った。

巡回セールスマン問題に提案アルゴリズム、改良型 ASelite、ASelite の三者を適用し比較した結果、提案アルゴリズムにおいて一番良い結果を得られ、改良型 ASelite においても ASelite よりも良い結果を得られ

ることが分かった。そして、提案アルゴリズム及び改良型 ASelite は ASelite よりも大域的な探索が可能であることが分かった。また、提案アルゴリズムを用いることによって、一度の探索で複数の多様なパターンの解を発見できることが分かった。

今後の課題として、より大規模な問題への適用を検討している。その際、本研究ではコロニーの巣分かれと消滅を行う条件として重複率を用いたが、他の条件設定についても検討する必要がある。また、提案アルゴリズムのベースとなるアルゴリズムとして ASelite を用いたが、他の ACO アルゴリズムをベースとして用いた提案アルゴリズムについての有効性の検証も今後の課題である。

文 献

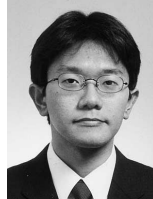
- [1] 大内 東, 山本雅人, 川村秀憲, 柴 肇一, 高柳俊明, 當間愛見, 遠藤聡志, “アントコロニー最適化法” 生命複雑系からの計算パラダイム, pp.1-81, 森北出版, 東京, 2003.
- [2] 柳浦睦憲, 茨木俊秀, 組合せ最適化・メタ戦略を中心として, 朝倉書店, 東京, 2001.
- [3] M. Dorigo and L.M. Gambardella, “Ant algorithms for discrete optimization,” *Artificial Life*, vol.5, no.2, pp.137-172, 1999.
- [4] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colorni, “The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. B, Cybern.*, vol.26, no.1, pp.1-13, 1996.
- [5] M. Dorigo and L.M. Gambardella, “Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol.1, no.1, pp.53-66, 1997.
- [6] B. Bullnheimer, R.F. Hartl, and C. Strauss, “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.
- [7] M. Dorigo and L.M. Gambardella, “Ant-Q: A reinforcement learning approach to the traveling salesman problem,” *Proc. 12th International Conference on Machine Learning*, pp.252-260, 1995.

- [8] T. Stützle and H.H. Hoos, "MAX-MIN ant system," J. Future Generation Computer Systems, vol.16, no.8, pp.889-914, 2000.
- [9] 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調節の効果," 情処学論, vol.43, no.9, pp.2939-2947, 2002.
- [10] 飯村伊智郎, 松留貴文, 中山 茂, "群知能 ACO における女王アリ戦略の検討," 信学論 (D-I), vol.J88-D-I, no.10, pp.1599-1602, Oct. 2005.
- [11] 飯村伊智郎, 伊藤登志也, 中山 茂, "群知能 ACO における刺激型女王アリ戦略の検討," システム制御情報学会論文誌, vol.19, no.2, pp.84-86, 2006.
- [12] H. Kawamura, M. Yamamoto, K. Suzuki, and A. Ohuchi, "Multiple ant colonies algorithm based on colony level interactions," IEICE Trans. Fundamentals, vol.E83-A, no.2, pp.371-379, Feb. 2000.
- [13] 藤田信行, 原 章, 市村 匠, 高濱徹行, "コロニーの差別れと消滅を用いた ACO アルゴリズムの提案," 第 15 回インテリジェント・システム・シンポジウム, pp.91-96, 2005.
- [14] 山本芳嗣, 久保幹雄, 巡回セールスマン問題への招待, 朝倉書店, 東京, 2001.
- [15] M. Dorigo and L.M. Gambardella, "Ant colonies for the travelling salesman problem," BioSystems, vol.43, pp.73-81, 1997.
- [16] D. Costa and A. Hertz, "Ants can colour graphs," J. Operational Research Society, vol.48, pp.295-305, 1997.
- [17] L.M. Gambardella, É. Taillard, and G. Agazzi, "MACS-VRPTW: A multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows," in New Ideas in Optimization, ed. D. Corne, M. Dorigo, and F. Glover, pp.63-76, McGraw-Hill, London, 1999.
- [18] L.M. Gambardella, É. Taillard, and M. Dorigo, "Ant colonies for the quadratic assignment problem," J. Operational Research Society, vol.50, pp.167-176, 1999.
- [19] D. Subramanian, P. Druschel, and J. Chen, "Ants and reinforcement learning: A case study in routing in dynamic networks," Proc. Fifteenth International Joint Conf. on Artificial Intelligence, pp.832-838, 1997.
- [20] レイノース, 齊藤慎一郎 (訳), アリと人間, 晶文社, 東京, 2000.
(平成 17 年 12 月 9 日受付, 18 年 3 月 28 日再受付)



藤田 信行

2004 広島市大・情報科学・知能情報システム工学卒. 2006 同大学院情報科学研究科博士前期課程了. 同年, NEC フィールドインテック(株)入社. 群知能, マルチエージェントシステムに興味をもつ.



原 章 (正員)

1997 東工大・工・電気・電子卒. 1999 同大学院総合理工学研究科物理情報工学専攻修士課程了. 2002 同大学院同研究科物理情報システム創造専攻博士後期課程了. 現在, 広島市立大学情報科学部知能情報システム工学科助手. 博士(工学). 進化的計算法, マルチエージェントシステム等に関する研究に従事. 情報処理学会, 日本知能情報ファジィ学会, IEEE 各会員.



市村 匠 (正員)

1997 桐蔭横浜大学大学院工学研究科博士後期課程了. 博士(工学). 同年広島市立大学情報科学部助手, 現在に至る. インテリジェントテクノロジーの研究に従事. 糖尿病治療支援システム「わがまん」の開発を行う. 実践 Linux など著書. IEEE 等各会員. KES などの編集委員(財)広島市産業振興センター「オープンソースソフトウェア研究会」幹事.



高濱 徹行 (正員)

1982 京大・工・電気第二工学卒. 1987 同大学院博士課程研究認定退学. 同年福井大学工学部助手. 1994 同大講師. 1998 広島市立大学情報科学部知能情報システム工学科助教. 2005 より同大教授. ナチュラル・コンピューティング, 進化的計算, 最適化アルゴリズム, 機械学習などに関する研究に従事. 情報処理学会, 人工知能学会, 教育システム情報学会, 言語処理学会, IEEE 各会員. 工博.