

# 群知能メカニズムを用いた時系列階層型パターン抽出法の考案

坪井 一晃<sup>1,a)</sup> 須賀 聖<sup>1</sup> 金光 博明<sup>2</sup> 坂本 圭司<sup>3</sup> 栗原 聡<sup>1,b)</sup>

**概要:** 自宅やオフィス、通勤などの日常における行動様式や、店舗における曜日や季節による商品の売れ方などには、様々な時空間的粒度の階層を内包するパターンが含まれている。このような特徴的なパターンや階層構造を明らかにし、さらにそれらが時間的に変動する特徴を抽出することは、マーケティング等に対する分析として極めて有用性が高い。しかし、これに対して、既存のパターン抽出手法は、階層構造やパターンの種類などを事前知識として与え、いまだに動的な変化を抽出することを苦手としている。そこで、本研究では群知能型の探索手法を改良し、時系列データから階層構造とパターンの両方を自動的に抽出し、さらに動的な変化についての情報も抽出可能とする手法を提案する。

## Invention of Hierarchical Sequential Pattern Mining Based on Swarm Intelligence

TSUBIO KAZUAKI<sup>1,a)</sup> SUGA SATOSHI<sup>1</sup> KANEMITSU HIROAKI<sup>2</sup> SAKAMOTO KEIJI<sup>3</sup>  
KURIHARA SATHOSI<sup>1,b)</sup>

### 1. はじめに

創発というキーワードは大変興味深い。創発とは、部品や要素が集合することによって、単独では見られなかった様相が発現することである。生物は創発という現象を上手く活用している。たとえば、アリやハチといった昆虫たちである。それぞれのアリやハチの単体では優れた知能を持つとは言いがたいが、一つの集団として観察すると極めて優れた知能を発揮している。アリを例の一つ具体的に説明する。アリの採餌行動においてアリ単体では餌をみつけ巣に戻るときにはフェロモンという揮発性物質を移動経路に付加すること、餌を探索するにあたりフェロモンが残る経路を好んで探索しやすいという本能的な指針によって行動するのみである。しかし、これを集団として行うことに

よって、餌場と巣におけるほぼ最短の経路に対して列をなし行進している。このような自然界において単体では単純ながらも集団を形成することで複雑な性質や振る舞いを誘起する様子から着想を得る、群知能の研究が盛んである。

インターネットの急激な進化やコンピュータの高性能化および低価格化を背景に、社会のいたるところにITを活用したシステムが導入されるようになってきている。導入されたシステムを利活用するたび、システムからはデータが生成され続けている。我々が意思を向けずとも稼働しているシステムも存在し、日々多種多様にわたるデータが大量に生成・蓄積されている。近年、この大量に蓄積されるデータを用いることで有用な情報を得られるのではないかという期待が高まっている。このように、蓄積されたデータから有用な知見を得るための技術としてデータマイニングに注目が集まっている。データマイニングにおける重要な技術の一つに、データベースの中から頻出するアイテムの組み合わせを抽出するパターンマイニングがある。パターンマイニングを用いることで、例えばコンビニエンスストアやスーパーマーケットなどの小売店におけるよく同時に購入される商品などを効率的に発見できるようになる。さらに、このパターンマイニングを現実世界において度々重視

<sup>1</sup> 電気通信大学  
The University of Electro-Communications, Chofu, Tokyo  
182-8585, Japan

<sup>2</sup> トライアルカンパニー  
Trial Company, Inc.

<sup>3</sup> トライアルホールディングス  
Trial Holdings, Inc.

a) tsuboi@uec.ac.jp

b) skurihara@uec.ac.jp

される時系列に着目し発展させた、シーケンシャルパターンマイニングなどの技術が提案されている。時系列性を考慮したパターンを抽出することによって、この商品が購入された次にはこの商品が購入されるはずであるという予測することができるようになる。これらのパターンマイニングでは、解析対象のデータベースはトランザクションと呼ばれる単位で分割されている。したがって、このトランザクションの中という範囲のなかでパターンと考えられるアイテムの組み合わせを抽出している、つまり、データベース中から分析した粒度というものを明確に設定し、それに合わせてトランザクションに分割している。複数の異なる粒度の分析を行うときには、それぞれの設定に応じたトランザクションを生成しその都度分析を行う。

しかし、現実世界を考えたときに、日常における自宅やオフィスなどをつなぐ通勤といった行動様式や小売店における曜日や季節などによる商品の売れ方などの中には、様々な時間的粒度の異なるパターンが含まれていることは明白である。そこで、本研究では、異なる時間的粒度を階層的にとらえ、時系列データから階層構造とパターンの両方を自動的に抽出する手法を提案する。

今回、我々は群知能分野における Ant Colony Optimization (ACO) アルゴリズムに着目している。ACO アルゴリズムは自然界におけるアリの群れとしての採餌行動をモデル化したものであり、巡回セールスマン問題を代表とする様々な最適化問題に対して良い性能を示すメタヒューリスティクスであることが知られている。

既存のパターンマイニング技術でも度々問題となる項目として計算量の課題がある。網羅的にパターンを探索する場合、入力データが増えることによって指数関数的に計算量が増加する。そこで、ACO アルゴリズムから着想を得たアルゴリズムを構築することによって、分散処理を行う等の対応を可能とすることで、有限な資源にそった準最適解を得ることに期待できる。また、分析対象が時系列データであるということは、時間経過に伴いパターンが変化することを容易に想定できる。このような問題に対しても、ACO アルゴリズムが有する優れた適応性、頑健性を発揮できるアルゴリズムの構築を試みる。

本稿の構成を次に示す。2章では、パターンマイニングや ACO アルゴリズムに関する関連研究について述べる。3章では、提案手法となる群知能メカニズムによる時系列階層構造を有するパターンの抽出手法について述べる。4章では、提案手法に対してテストデータを用いた評価実験について述べる。5章では、まとめと今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

大量のデータから頻出するアイテムセットの組み合わせをパターンとして抽出する手法がパターンマイニングであ

る。データベース上から頻出するアイテムセットのパターンを抽出するためのアルゴリズムとして Apriori アルゴリズム [1] が有名である。Apriori アルゴリズムは、あるアイテムセットの出現頻度が高いためにはその部分集合のアイテムセットの出現頻度が高い必要があるという考えから、小さいアイテム集合から順にデータベースにおける出現回数を数える幅優先探索を実行する。あるアイテムセットが頻出とならない場合、その上位となるアイテムセットである、そのアイテムセットは包括するより大きいアイテムセットについて探索する必要がないとみなす。このことから解の探索範囲空間を減らしている。しかし、解の候補となるアイテム集合が生成されるたびに出現回数を数えるために全ての入力データベースを調べなければならなくなる。そこで、入力データベースが膨大なものとなったときに、計算時間や計算機のメモリなどに問題が生じる。また、Apriori アルゴリズムでは、アイテムの時系列性を考慮していないといった課題が指摘されている。

そこで、データベース上の時系列性を考慮したアイテムのパターン抽出を行うために Apriori アルゴリズムを拡張した AprioriAll アルゴリズム [2] やパターン抽出にあたって時間制約などの条件をつけることで計算処理の高速化を図った GSP アルゴリズム [3] が提案されている。また、深き優先型の探索法を採用したシーケンシャルパターンマイニング手法として PrefixSpan アルゴリズム [4] が提案されている。これらのアルゴリズムは計算処理の高速化を図ったものであり、入力データを一様に等しく参照している。しかし、マーケティングなどの現実問題に適用させることを考えると、流行や季節などの影響を受けながら消費者の行動も変化し続けている。このようなパターン自体が変化するような場合には柔軟に対応することが難しい。

そこで、我々は群知能分野における ACO アルゴリズムに着目している。ACO アルゴリズムの特徴として、どのような環境に対しても解を生成することができる適応性や、環境の変化に対しても柔軟に解を再探索できる頑健性が挙げられる。このような特徴は現実問題に対して有効であると考えられる。

そもそも、ACO アルゴリズムは自然界におけるアリの採餌行動をモデル化したものであり、最適化問題の巡回セールスマン問題に対する解法として提案された。ACO アルゴリズムにおいて、アリは通過した経路にフェロモンを残すことと、アリはフェロモンの濃度が濃い経路を好んだ経路選択を行うという二つをアリの行動の前提とする。この前提によって、アリが集団として行動するにつれて、最短経路を探索するアリの数が増加しフェロモンの濃度がいつそう濃くなる。一方、フェロモンは揮発性物質であるために時間経過とともに蒸発する。結果的に、アリが通過する頻度が低い経路のフェロモンの濃度は薄くなる。環境に残留するフェロモンが最短経路問題の解となる。結果とし

て、ACO アルゴリズムの適応性や頑健性の高さが特徴となっている。

ACO アルゴリズムをデータマイニングのクラスタリング手法として応用した研究として Ant Miner+アルゴリズム [4] が提案されている。このアルゴリズムは分類結果がわかりやすい分類器でありながら精度が高く、データが分散した環境にも適するとされる。また、ACO アルゴリズムをパターンマイニングに応用した研究として Tamaki ら [5] の研究がある。Tamaki らは、センサが人の行動を読み取り反応することから、連続した人の行動から隣接するセンサは連続して反応するという前提によって、センサの隣接関係の推定を行っている。ACO アルゴリズムを応用したことで、複数の人による連続してセンサが反応する場合への対応や、センサ自体の故障や移動といった出来事にも柔軟に対応している。

このように、もともとは最適化技術として提案された群知能分野のアルゴリズムであるが、単純な行動ルールに基づいたエージェントの移動と環境に対するフェロモンの付加および蒸発を応用することで、柔軟なシステムの構築が達成できる。本研究においても、ACO アルゴリズムが有する適応性や頑健性に着目し、群知能メカニズムによる時系列階層構造を有するパターンの抽出を試みる。

### 3. 群知能メカニズムによる時系列階層構造を有するパターンの抽出手法

提案アルゴリズムでは、アイテム集合  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$  で構成させる一つの時系列データ  $D_n = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$  (ただし、 $d \subset I$ ) から、時系列にそって頻出するアイテムの組み合わせをパターンとして順序関係および出現間隔を考慮しながら抽出する。

提案するアルゴリズムでは時系列データから時刻順に入力し、それぞれの入力に合わせて嗜好を有するアリエージェントが探索しフェロモンの付加を行う。また、それぞれの入力に対するアリによるフェロモンの付加が完了するとともに、時間経過となるフェロモンの蒸発を行う。提案するアルゴリズムを擬似コード (アルゴリズム 1) に示す。

---

#### アルゴリズム 1

**Input:** time series data  $D_n$

**Output:** pheromone map  $M_t$

initialization  $M_0, t := 0$

get prior information

**while**  $t < n$  **do**

  add ants agents

  search by ants agents and add pheromone to  $M_t$

  evaporation pheromone

  delete ants with ended lifespan

$t := t + 1$

**end while**

---

### 3.1 仮想フェロモンマップ $M_t$ の用意

まず、フェロモンを付加するための環境として仮想マップ  $M_t$  を用意する。時刻  $t$  における仮想マップ  $M_t = (P, v(P))$  は、パターン集合  $P \ni p$  およびそのパターン  $p$  に対するフェロモン量  $v(p)$  を記録した仮想マップである。パターン  $p = (F, S, l)$  は、順序関係を考慮した複数のアイテムまたは既出のパターン ( $F$ ) および、その複数のアイテムまたはパターンの時間間隔 ( $S$ )、パターンとしての階階数 ( $l$ ) からなる。

### 3.2 事前情報の取得

アリエージェントの初期生成のために、事前知識としてアイテムごとの出現頻度  $c_i \in C$  を計測する。

### 3.3 アリエージェントの生成

各時刻において、アリエージェントは  $ANTS_{max}$  だけ追加生成する。それぞれのアリエージェントはパターンを探索するにあたって、順序性を有する複数の嗜好  $F \subset \{I, P\}$  とそれぞれの嗜好に対しての好む間隔  $S$  を有する。また、一匹のアリエージェントが探索できる探索期間  $r$  が与えられる。

それぞれのアリエージェントにおける嗜好は、初期に生成されるアイテムの出現頻度またはフェロモンマップ  $M_{t-1}$  に基づいて、アイテムまたはパターンから決定される。アルゴリズム実行初期段階として時刻  $T_1$  まで、多数のパターンを構築するために生成されるすべてのアリエージェントのそれぞれの嗜好  $f$  は、出現頻度の割合を確率としてアイテムから選択される。つまり、アイテム  $i$  が選択される確率  $q(i)$  は式 1 に従う。

$$q(i) = \frac{c_i}{\sum_{j \in I} c_j} \quad (1)$$

その後一定時間経過後には、パターンからパターンを階層的に構築するために生成されるアリエージェントのそれぞれの嗜好  $f$  は、一定の数  $ANT_\theta$  でフェロモンマップ  $M$  におけるフェロモン量  $v(P)$  の割合を確率としてパターンから選択される。つまり、パターン  $p$  が選択される確率  $q(p)$  は式 2 に従う。

$$q(p) = \frac{v_p}{\sum v(P)} \quad (2)$$

また、アリエージェントに設定する嗜好に対する間隔  $S$  は一様乱数によって定める。アルゴリズムを??に示す。

### 3.4 アリエージェントによる探索及びフェロモンの付加

それぞれのアリエージェントは設定された嗜好および嗜好に対する間隔に基づいて入力された時刻におけるデータに対して探索を行う。アリエージェントが嗜好および嗜好に対する間隔からなるアイテムまたはパターンの組み合わせを発見することができた場合、そのアイテムまたはパ

## アルゴリズム 2 add ants agents

```

ANT := 0
while ANT < ANTSmax do
  if  $t < T_1$  |  $ANT < ANT_\theta$  then
    for all F do
      f is selected from I
       $s := \text{random}(0, s_{max})$ 
    end for
     $S := \text{random}(1, s_{max})$ 
  else
    for all F do
      f is selected from  $M_{t-1}$ 
    end for
    if patterns constituting f is sequential then
       $S := \text{random}(0, s_{max})$ 
    else
       $S := \text{random}(1, s_{max})$ 
    end if
  end if
  set ant seeking mode as  $f_1$ 
   $ANT := ANT + 1$ 
end while

```

ターンの組み合わせを一つのパターン  $p$  とみなし、そのパターンに対するフェロモン量を 1 だけ増加させる。なお、発見したパターンが、新規登場であった場合にはパターン番号として順次固有のナンバリングを割り当てる。また、アリエージェントが嗜好およびその間隔から発見したパターンにおいて、アリエージェントが有する嗜好のうち最大の階層数に 1 加えたものをそのパターンの階層数とする。なお、初期のアイテム集合はそれぞれ階層数を 1 とする。

## アルゴリズム 3 search by ants agents and add pheromone to $M_t$

```

ANT := 0
while ANT < ANTSall do
  if seeking  $f_1$  is included in  $D_t$  then
    while next f is included in  $D_{t+s}$  do
      if all  $f \in F$  ANT has is found then
        if  $(F, S, l)$  ANT has is included in  $M_t$  then
           $v(F, S, l) := v(F, S, l) + 1$ 
        else
           $M_t := M_t \cup ((F, S, l), 1)$ 
           $l := \max(l) + 1$ 
        end if
      end if
    end while
  end if
   $ANT := ANT + 1$ 
end while

```

### 3.5 蒸発にともなうフェロモン値の減算

時間経過に伴い、残留するフェロモン量を減少させる。フェロモン量の減少に際して、以下のことを考慮している。

- フェロモン量自体は指数関数的に減少する
- パターンのパターンとなっているような深い階層のパ

ターンに関しては出現率が低いと考えられるため、減少するフェロモン量は少ない

$$v = (\exp(\log(v + 1) - 0.00001) - 1) \times (1 - 10^{-l}) \quad (3)$$

## 4. テストデータを用いた評価実験

提案するアルゴリズムを用いて時系列に応じて変化するパターンを抽出できることを検証するために、ランダムな時系列データの中に、抽出されるべきパターンが埋め込まれたテストデータを用いた評価実験を行う。

### 4.1 テストデータ

テストデータとして、アイテム集合  $I$  は「a」から「z」の 26 種のアルファベットからなり、30,000 の時系列データ  $D_{30000}$  において各時刻ひとつのアルファベットがランダムに選択される。さらに、時系列データは、前半、中盤、後半として 10,000 ずつに分割する。抽出されるべきパターンとして前半には「agent」の連続したアルファベットの系列と「a\*\*g\*\*e\*\*n\*\*t」のように任意の 2 つアルファベットを間に含めた系列、「a\*\*\*\*\*g\*\*\*\*\*e\*\*\*\*\*n\*\*\*\*\*t」のように任意の 5 つのアルファベットを間に含めた系列を 50 個ずつ埋め込み、中盤には「agent」の連続したアルファベットの系列と「a\*\*g\*\*e\*\*n\*\*t」のように任意の 2 つアルファベットを間に含めた系列、「a\*\*\*\*\*g\*\*\*\*\*e\*\*\*\*\*n\*\*\*\*\*t」のように任意の 5 つのアルファベットを間に含めた系列、「komei」の連続したアルファベットの系列、「k\*\*o\*\*m\*\*e\*\*i」のように任意の 2 つアルファベットを間に含めた系列、「k\*\*\*\*\*o\*\*\*\*\*m\*\*\*\*\*e\*\*\*\*\*i」のように任意の 5 つのアルファベットを間に含めた系列を 25 個ずつ埋め込み、後半には「komei」の連続したアルファベットの系列と「k\*\*o\*\*m\*\*e\*\*i」のように任意の 2 つアルファベットを間に含めた系列、「k\*\*\*\*\*o\*\*\*\*\*m\*\*\*\*\*e\*\*\*\*\*i」のように任意の 5 つのアルファベットを間に含めた系列を 50 個ずつ埋め込む。なお「\*」は任意のアルファベットを表す。このテストデータを用いて、「a」「g」「e」「n」「t」に関連した文字列が抽出されつつ、後半にむけて「k」「o」「m」「e」「i」に関連した文字列が抽出されるように変化の様子を獲得する。

### 4.2 評価実験

生成したテストデータを用いて、提案アルゴリズムの検証を行う。それぞれのアリエージェントが有する嗜好は 2 つとし、探索するパターンは  $p = (f_1, f_2, s, l)$  からなる。各アリエージェントの探索範囲  $r$  は 1000 とする。実験に際して 1 時刻を 1 ステップとし、各ステップにおいて 10000 のアリエージェントを生成する。1000 ステップまでに生成されるすべてのアリエージェントは、アイテム集合であるアルファベットから嗜好を選択する。1000 ステップ以降

は 100 のアリエージェントはアイテム集合であるアルファベットから嗜好を選択し、残りの 9900 のアリエージェントはフェロモンマップ  $M_{t-1}$  から嗜好を選択する。また、2つの嗜好に対する間隔は最大 6 最小 0 の一様乱数から選択される。なお、2つの嗜好に対する間隔において 0 が選択されるのは、アリエージェントの有する 2つの嗜好をみたときに一つ下の階層において重複が許容される場合のみである。

### 4.3 評価実験の結果

テストデータを入力として、提案アルゴリズムを実行した。前半、中盤、後半、それぞれの最終ステップである 10000, 20000, 30000 ステップ時において、パターンの内容が 5つのアルファベットからなるパターンのうち、フェロモン量が多く残っていた上位 10 のパターンとテストデータに埋め込んだパターンに関する主なパターンをそれぞれ表 1, 2, 3 に示す。それぞれのパターンは階層数が 4 や 5 であり、パターンのパターンからなっているため、パターンが示す内容も表中に示した。例として、 $p = (1531, 3, 3695, 4)$  であれば、本来  $1531 = (a, 3, g, 2)$  というパターンと  $3695 = (653, 0, 1566, 3)$  からなり、さらに  $653 = (e, 3, n, 2)$  というパターンと  $(1566:n,3,t,2)$  というパターンが構成要素となっている。

これらに関係したパターンのフェロモン量の推移を図 1 に表す。また、a, g, e, n, t に関連したパターンのフェロモン量の推移を図 2 に、k, o, m, e, i に関連したパターンのフェロモン量の推移を図 3 に示す。それぞれの表からわかるように、パターンが表す内容が同じでも、パターンからパターンを構成している関係でパターンの構成のバリエーションは複数存在する。

表 1 をみると、前半で抽出されるべきパターンとして埋め込んだ a, g, e, n, t に関連した 3つのパターンが、複数のパターン構成のバリエーションにて抽出されていることがわかる。また、20000 ステップ終了時には、パターンが変化していく様子として、a, g, e, n, t に関連した 3つのパターンが相変わらず抽出されている一方、k, o, m, e, i に関連したパターンが 3つのうち 2つが抽出されだしていることがわかる。最終的に 30000 ステップ終了時には、k, o, m, e, i に関連した 3つのパターンが抽出されていることがわかる。また、抽出されたパターンに関するフェロモン量の推移を図にした図 2, 3 をみると、前半には a, g, e, n, t に関連したパターンたちが抽出される一方で、中盤からは k, o, m, e, i に関するパターンのフェロモン量が増え出し、実験終了にかけて、k, o, m, e, i に関するフェロモン量が大きく変化していることわかる。埋め込んだパターンに対応しながら、パターンの抽出ができていく。

表 1 10000 ステップ時におけるフェロモン量

パターン	フェロモン量	パターンが示す内容
1531,3,3695,4	28.64	a**g**e**n**t
32688,0,32789,5	15.60	a**g**e**n**t
33259,0,34794,4	8.37	agent
6393,3,1566,4	8.23	a**g**e**n**t
140,6,3592,4	7.91	a*****g*****e*****n*****t
6937,0,3695,4	5.24	a**g**e**n**t
6393,0,3697,4	5.18	a**g**e**n**t
33259,1,10,4	4.20	agent
3561,6,1368,4	3.49	g*****e*****n*****t*****g

表 2 20000 ステップ時におけるフェロモン量

パターン	フェロモン量	パターンが示す内容
32688,0,32789,5	12.68	a**g**e**n**t
1531,3,3695,4	9.85	a**g**e**n**t
140,6,3592,4	3.52	a*****g*****e*****n*****t
6393,3,1566,4	3.06	a**g**e**n**t
33259,0,34794,4	2.72	agent
33259,1,10,4	2.32	agent
103696,0,133494,4	2.29	k*****o*****m*****e*****i
6393,4,794,4	1.99	a**g**e**d*****e
3656,2,2705,4	1.99	a*****e**n**m***s
2040,4,3656,4	1.99	g*****h***a*****e**n
974,1,98861,4	1.49	komei
101696,0,98859,4	1.49	komei
109812,0,98861,4	1.49	komei

表 3 30000 ステップ時におけるフェロモン量

パターン	フェロモン量	パターンが示す内容
974,1,98861,4	18.77	komei
96928,3,29227,4	16.31	k**o**m**e**i
101696,0,98859,4	13.30	komei
32688,0,32789,5	10.29	a**g**e**n**t
101696,1,28829,4	8.77	komei
410,3,101998,4	5.78	k**o**m**e**i
974,5,101998,4	4.87	ko*****m**e**i
101696,4,2208,4	4.07	kom***m*i
1478,1,109260,4	3.22	e**kom*i
1531,3,3695,4	3.21	a**g**e**n**t
103696,6,938,4	2.42	k*****o*****m*****e*****i
141,6,137134,4	2.18	k*****o*****m*****e*****i

### 4.4 考察

実験により、ランダムな時系列データに対して抽出されるべきパターンとして埋め込んだパターンが抽出されることがわかった。また、前半、中盤、後半と埋め込むパターンに変化をつけたが、時系列で変化するパターンに対して適応的にパターンを抽出できることを示した。パターンのパターンを繰り返し階層を上げることで大きな階層は残りやすくした結果、階層数が 5 になった (32688,0,32789) のパターンは実験終了後も大きくフェロモン量が残ってしまった。また、一方で、20000 ステップ終了時にはまだ「k\*\*o\*\*m\*\*e\*\*i」に関するパターンが抽出できていない。

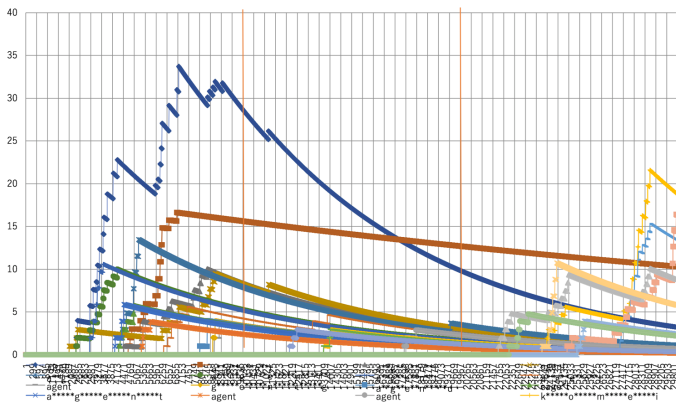


図 1 代表的なフェロモン量の推移

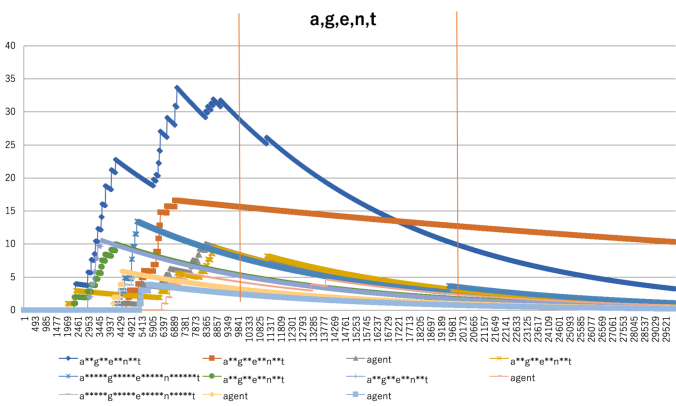


図 2 agent に関連したパターンのフェロモン量の推移

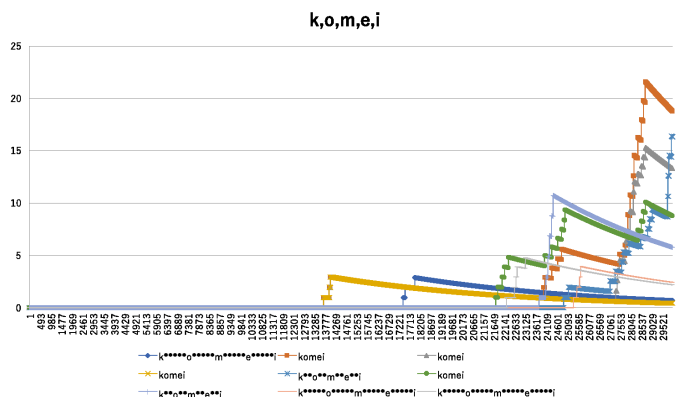


図 3 komei に関連したパターンのフェロモン量の推移

これは、また図 3 を見てわかるように、全体的に k, o, m, e, i に関係したパターンの抽出が遅れていることがうかがえる。大きなパターンはパターンのパターンとして積み重ねていくことで、すでにフェロモン量が多く残る a, g, e, n, t に関係したパターンが嗜好として選択されやすいことが影響していると考えられる。探索するときのリエージェントに与えるパラメータが重要な要素となることがわかる。

## 5. おわりに

本研究では、群知能アルゴリズムに代表される ACO ア

ルゴリズムを基にしたパターン抽出手法を提案するとともに、ランダムな時系列データに抽出されるべきパターンとして文字列を埋め込んだテストデータを用いた実験を行った。テストデータは前半、中盤、後半と埋め込むパターンを分け、提案するアルゴリズムが時系列変化に柔軟に適応しつつパターンの抽出が行えることを確認した。

今後の課題として、リエージェントに対する適切なパラメータに対する知見の獲得が考えられる。また、現在のアルゴリズムでは、一度リエージェントにパラメータを設定したらそのパラメータに従い探索し続けるが、各リエージェントが入力データに対して柔軟に嗜好や嗜好間の間隔などを変化されることによってより適応性を向上させられることも考えられる。

また、実際のマーケティングデータなどの時系列データに対して提案するアルゴリズムを適用させることで、消費者の購買パターンなどの変化の様子を抽出することを目指す。

## 参考文献

- [1] Agrawal, Rakesh, and Ramakrishnan Srikant. "Fast algorithms for mining association rules." Proc. 20th int. conf. very large data bases, VLDB. Vol. 1215. 1994.
- [2] Agrawal, Rakesh, and Ramakrishnan Srikant. "Mining sequential patterns." Data Engineering, 1995. Proceedings of the Eleventh International Conference on. IEEE, 1995.
- [3] Srikant, Ramakrishnan, and Rakesh Agrawal. "Mining sequential patterns: Generalizations and performance improvements." Springer Berlin Heidelberg, 1996.
- [4] Martens David, et al. "Classification with ant colony optimization" IEEE Transactions on Evolutionary Computation 11.5, pp.651-665,2007.
- [5] Tamaki, Hiroshi, et al. "Pheromone Approach to the Adaptive Discovery of Sensor-Network Topology." Proceedings of the 2008 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology-Volume 02. IEEE Computer Society, 2008.