

フェロモンを介したエージェント協調モデルによる センサー隣接関係構築法の提案

Acquisition of Sensor-Network Topology based on Multi-Agent Pheromonal Coordination

玉置 洋[†]
Hiroshi Tamaki

福井 健一[‡]
Ken-ichi Fukui

沼尾 正行[‡]
Masayuki Numao

栗原 聡[‡]
Satoshi Kurihara

1. 序論

現在、ユビキタス社会の要素技術の一つであるセンサーネットワークが大いに注目を集めている。センサーネットワーク技術は、医療や防犯などのユビキタス社会が目指すサービス提供 [2] の際に必要となる人物の行動抽出に欠かせないものであるが、十分に機能するためには各センサーの隣接関係が既知でなければならない [3]。隣接関係とは、ネットワーク中の人物の行動における観点から見たセンサーのつながりを指し (図 1)、その調査・設定はネットワークの規模に比例して当然その労力は大きくなってしまふ。また、センサーネットワークの新設・拡大や配置変更、構成センサーの故障・破損などはネットワーク構造の変化をもたらしてしまう。その度に再調査・再入力を行うのは大変手間であり、設定ミスの可能性も増加することが予想される。以上より、事前知識を必要としない自律的な構造情報取得機能は、センサーネットワークにとって必須条件となる [4]。

我々が解決すべき課題は、様々なセンサーネットワークの規模やネットワーク中の人物の数・行動頻度に対し、特別な設定無しに高い解析性能を維持する能力、およびネットワーク構造の変化にも柔軟に対応する能力であり、今回我々は ACO (Ant Colony Optimization) [5] に着目した。自然界のアリの群行動は適応性・頑健性を有することが知られており、現在もフェロモンコミュニケーションモデルとして広く研究されている [1]。その中の一種である ACO が有する問題解決能力・適応性・頑健性は今回の研究で目的とする性能に合致することから、提案アルゴリズムのモデルとして採用した。

以下、第 2, 3 章にて提案するフェロモンシステムについて述べ、第 4, 5 章にてアルゴリズムの検証実験の結果を報告し、第 6 章にてまとめを述べる。

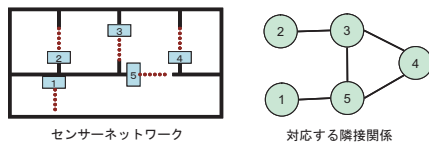


図 1: 隣接関係の例

2. アルゴリズムの概要

2.1 基本概念

提案アルゴリズムでは、入力に各センサーごとの発火した時間を集めたセンサー発火データを用いる (図 2)。

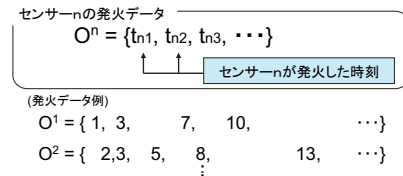


図 2: 使用するセンサー発火データの例

環境中の人物があるセンサー間を移動する時は、それなりのばらつきはあるものの、移動時間はほぼ一定の範囲内におさまる確率が高いと考えることができる。これを利用して、センサー s_i とセンサー s_j 間の標準移動時間 $m_{i,j} \in M$ をまず推定し、その標準移動時間に近い時間間隔で発火しているセンサー間を隣接の可能性の高いものと考えていく。例えば、 $t = t_1$ にセンサー s_1 が発火し、 $t = t_2$ にセンサー s_2 が発火したとき、 $|m_{i,j} - (t_2 - t_1)|$ が小さければ、その時刻に人物が $s_1 \rightarrow s_2$ と通過した可能性が高く s_1 と s_2 が隣接関係にあるという尤度を増してよいと判断する。こうして、隣接尤度を $\omega_{i,j} = \frac{1}{|m_{i,j} - (t_2 - t_1)|}$ とおき、発火情報データが加えられるたびに $\omega_{i,j}$ を計算して蓄積していくことを考える。

しかし、この方法で単純に ω を蓄積していくのみであれば、複数人同時行動やセンサーの発火漏れ、センサー間の発火頻度の差の問題等に起因する精度低下が大きく、またネットワーク構造の変更にも素早く対応することが難しくなってしまう。そこで、次で述べる ACO を基にしたフェロモンシステムを取り入れることで、これらの問題解決を図った。

2.2 仮想グラフの用意

ここでは、これから述べるフェロモンの作用やエージェントの移動が行われる仮想グラフ G について述べる。 $G = (V, E)$ は仮想空間上の有向グラフであり、各ノード $v_i \in V$ は実環境の各センサー $s_i \in S$ に対応し、各エッジ $e_{i,j} \in E$ は v_i から v_j に向かう経路を指す。本研究では、解析前には隣接関係が与えられていないため、どのノード間にもエッジを用意してあることに注意したい。

また、各 $e_{i,j}$ 上では各種フェロモン (τ, ω, ϵ) の付加・蒸発が行われ、各フェロモン場が形成されていく。グラフ G で用いられる各種のフェロモンは、(1) 各データセット O_t ごとの隣接尤度を表すエッジフェロモン ω 、(2) エージェントが移動経路の評価値としてエッジ上に排出するエージェントフェロモン ϵ 、(3) ϵ の蓄積であり、これまでの総合解析結果としての隣接尤度を表すフェロモン分布 τ の三種類である。なお、解析開始時には初期値と

[†]大阪大学大学院情報科学研究科情報数理学専攻
[‡]大阪大学産業科学研究所

して $\tau(0)$ を各エッジに均等に与えられる．本研究では $\tau(0) = 300$ を用いた．さらに， G 中にはエッジ上のフェロモン情報によって移動・フェロモン付加を行うエージェントが a 体作り出され，各ノード v_i 上に均等に配置される．

2.3 アルゴリズムの流れ

提案アルゴリズムでは，まずセンサーからの発火データをある一定の時間間隔(タイムスパン) T ごとに区切り，データセット O_t を作成する．解析はこのデータセット単位で行われ，一回の解析ごとに M および τ が更新される．データセットでの解析終了時には現時点での隣接関係の判定が行われ，各エージェントの再配置・エッジフェロモンおよびエージェントフェロモンの破棄が行われる．また，次のデータセットがある場合には更新された $M \cdot \tau$ を用いて新しく解析を行う．以上をデータセットの続く限り行い，取得する隣接関係の精度を高めていく．ここで図3にアルゴリズムの概要を示す．

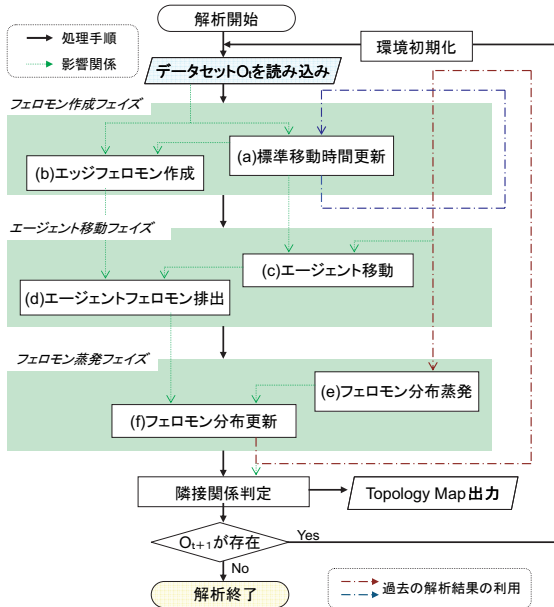


図3: 提案アルゴリズムの流れ

3. 隣接関係取得アルゴリズム

この章では，各フェイズの具体的な解析内容および隣接関係判定法について述べる．

3.1 フェロモン作成フェイズ

このフェイズでは， O_t から $M(t)$ を更新し， $\omega(t)$ をグラフ上に生成する．

(a) 標準移動時間 M の更新

まず， O_t から発火時間間隔の度数分布 $d_{i,j}(t)$ を作成する．ここで， $d_{i,j}^c(t)$ は O_t の中に，センサー $s_i \cdot s_j$ 間の発火時間間隔 c となるものが何回含まれているかを表す．次に， $d_{i,j}(t)$ を用いて現在までの発火時間間隔度数分布 $D_{i,j}(t)$ を更新した後， $D_{i,j}(t)$ を用いて $M(t)$ を更新する(式1, 2)． $D_{i,j}(t)$ は，各データセットごとの $d_{i,j}(t)$ を現在まで蓄積していったもので表されるため， $M(t)$ は現在までの蓄積の中で最も要素数の多いものとなる．

$$\forall c \quad D_{i,j}^c(t) = D_{i,j}^c(t-1) + d_{i,j}^c(t) \quad (1)$$

$$m_{i,j}(t) = \arg \max_{1 \leq c \leq 50} D_{i,j}^c(t) \quad (2)$$

(b) エッジフェロモン ω の作成

次に， $m_{i,j}(t)$ および $d_{i,j}(t)$ から， $\omega(t)$ を作成する． $\omega(t)$ はデータセットごとの隣接尤度を表すので， $D_{i,j}(t)$ ではなく $d_{i,j}$ を用いることに注意したい．

$\omega_{i,j}(t)$ は，一つ一つの発火時間間隔 c の持つ隣接尤度 $\Delta\omega_{i,j}^c(t)$ の総和で表される(式3, 4)．

$$\Delta\omega_{i,j}^c(t) = \frac{d_{i,j}^c(t)}{|m_{i,j}(t) - c|} \quad (3)$$

$$\omega_{i,j}(t) = \sum_c \Delta\omega_{i,j}^c(t) \quad (4)$$

3.2 エージェント移動フェイズ

このフェイズでは， $\tau(t)$ および $M(t)$ に従ってエージェントが移動し， $\omega(t)$ に従って $\epsilon(t)$ をエッジ上に付加する．

(c) エージェントの移動

各エージェントは，エージェント移動フェイズにおいて一度だけエッジ上を移動する．エージェントの移動対象となるのは現在自分が位置するノードを除いた全てのノードであり，各エージェントは過去の探索結果である $\tau(t)$ およびヒューリスティック値 $\eta(t)$ をもとに移動経路を選択する． $\eta_{i,j}(t)$ はその経路の $m_{i,j}(t)$ の逆数であり， $m_{i,j}(t)$ が小さくなるほど (= センサー間の距離が短くなるほど) 大きな値をとる(式5)．

$$\eta_{i,j}(t) = \frac{1}{m_{i,j}(t)} \quad (5)$$

各エージェントは， $\tau(t)$ が濃く残されているエッジを好むように設定されており，過去の探索で隣接尤度が高いと判断されたエッジを重点的に探索することができる．また， $\eta(t)$ の大きい経路を好むようにも設定されているため，さらに効率的な探索を実現している．これは，隣接関係にあるセンサーは隣接関係に無いセンサーに比べ近い場所に存在する可能性が高いことを利用している．

以上より， O_t において v_i にいるエージェント k が v_j に移動する確率 $p_{i,j}^k(t)$ は，次の式(6)で与えられる．

$$p_{i,j}^k(t) = \frac{[\tau_{i,j}(t)][\eta_{i,j}(t)]^\gamma}{\sum_{j,j \neq i} [\tau_{i,j}(t)][\eta_{i,j}(t)]^\gamma} \quad (6)$$

ここで， γ は $\tau(t)$ に対する $\eta(t)$ の重みであり，各エージェントにおける情報の優先度を決定する．加えて，各エージェントは一定確率 r で， $\tau(t)$ に依存しないランダムな経路選択を行うように設定してある．これは，フェロモン増加のフィードバックループが強く働きすぎることにより，取得隣接関係が局所解に陥ることを防ぐ役割を持つ．本研究では $\gamma = 1$ ， $r = 0.1$ を用いた．

(d) エージェントフェロモン ϵ の付加

各エージェントは，移動を行った後にその経路の評価値としてエージェントフェロモン $\Delta\epsilon_{i,j}^k(t)$ を通過エッジ上に排出する．評価値にはフェロモン作成フェイズで作成

された $\omega_{i,j}(t)$ を用いることで、 O_t の情報を反映させる．式 (7) に $e_{i,j}$ を通過したエージェント k が $e_{i,j}$ 上に付加する $\Delta\epsilon_{i,j}^k(t)$ を、式 (8) に $e_{i,j}$ を移動したエージェント数を n とした時のエージェントフェロモン量 $\epsilon_{i,j}(t)$ を示す．

$$\Delta\epsilon_{i,j}^k(t) = \omega_{i,j}(t) \quad (7)$$

$$\epsilon'_{i,j}(t) = \sum_{k=1}^n \Delta\epsilon_{i,j}^k(t) \quad (8)$$

$$\epsilon_{i,j}(t) = z \left\{ 1 - \left(1 - \frac{1}{z} \right)^{\epsilon'_{i,j}(t)} \right\} \quad (9)$$

式 (9) は、フェロモンの極端な偏りを防止するための処置である． $e_{i,j}$ を移動した各エージェントの排出したエージェントフェロモン $\Delta\epsilon_{i,j}^k(t)$ の総和 $\epsilon'_{i,j}(t)$ が少ないときは、その量にほぼ比例した値のエージェントフェロモン量が付加されるが、 $\epsilon'_{i,j}(t)$ が大きくなるにつれて、その増加分の寄与は減少していく．本研究では、 $z = 1000$ を用いた．

3.3 フェロモン蒸発フェイズ

このフェイズでは、 $\tau(t)$ の蒸発が行われ、 $\epsilon(t)$ を用いた $\tau(t)$ の更新が行われる．

(e) フェロモン分布 τ の蒸発

蒸発フェイズごとに、各エッジ上の $\tau_{i,j}(t)$ は蒸発率 ρ で減少する．式 (10) に蒸発の計算式を示す．

$$\tau'_{i,j}(t) = (1 - \rho)\tau_{i,j}(t) \quad (10)$$

(f) フェロモン分布 τ の更新

蒸発の行われた $\tau'_{i,j}(t)$ は、エージェント移動フェイズで作成された $\epsilon_{i,j}(t)$ と混ぜ合わさ、更新される．式 (11) に、 O_t における $\tau_{i,j}(t)$ の更新式を示す．

$$\tau_{i,j}(t+1) = \tau'_{i,j}(t) + \epsilon_{i,j}(t) \quad (11)$$

これにより、古い探索情報は少しずつ破棄され、解析結果には常に新しい探索情報が一定の割合で反映されることになる．蒸発率 ρ は更新の早さに影響し、 ρ が小さいほど、新しい情報の重みが大きくなる．本研究では、 $\rho = 0.01$ を用いた．

3.4 隣接関係の判定

ここでは、各解析終了時の隣接関係の判定法について述べる． $\tau(t)$ はこれまでの総合解析結果としての隣接尤度を表しており、ある閾値以上の $\tau(t)$ 値を持つエッジを隣接関係にあると判断する．この閾値は $\tau(t)$ の平均値の α 倍で与え (式 12)、本研究では $\alpha = 0.8$ とした．なお、 $|V|$ はノードの数を示す．

$$\text{threshold}(t) = \alpha \times \frac{\sum_{i,j} \tau_{i,j}(t)}{|V|^2} \quad (12)$$

4. シミュレーションデータを用いた検証実験

この章では、シミュレーションデータを用いたアルゴリズムの検証実験について述べる．

4.1 シミュレーションデータの作成

ここでのセンサー発火データは、仮想空間上に作られた図 4 のようなシミュレーション環境内で、行動者をランダムに行動させることにより作成する．各行動者の行動は部屋から部屋への非同期な移動であり、センサー発火データは行動者がセンサーの設置箇所を通った時にタイムスタンプを付加された状態で蓄積されていく．また、データセット O_t は発火データの取得期間がタイムスパン T に達したら時点で作成され、解析はその度に行われる．

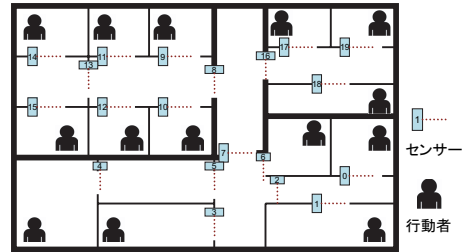


図 4: シミュレーション環境 E_2

また今回の実験では、シミュレーション環境にセンサー数が 10 と 20 である E_1, E_2 の二種類を、行動者の行動頻度に $F_{Low}, F_{Normal}, F_{High}$ の三種類を、センサーの発火漏れ確率に N_0, N_{20}, N_{50} の三種類をそれぞれ用意し、これらを組み合わせることで様々なセンサーネットワーク環境を実現した．

4.2 提案アルゴリズムの頑健性検証

まず、提案アルゴリズムのノイズに対する頑健性の検証を行った．今回用いるノイズは複数人同時行動によるものとセンサーの発火漏れによるものを想定し、 E, F, N を変えることでこれらのノイズの発生頻度を調節した．その際比較アルゴリズムとして、各データセットごとの隣接尤度を蓄積していくだけの Test1、Test1 のアルゴリズムに η の利用のみを取り入れた Test2 を用意した．

はじめに、行動頻度 F を変えて実験を行うことで、複数人同時行動によるノイズについての検証を行った． N_{20} のもとで E_2 種類、 F_3 種類の計 6 種類の条件を用意し、それぞれの条件に対し提案手法および Test1、Test2 を用いてそれぞれ 10 回ずつ 10000000t ステップ間の解析を行った．各解析結果の精度の平均値を図 5 に、提案手法により隣接関係が取得されていく様子を図 6 に示す．

図 5 より、提案手法は他の比較アルゴリズムに比べ常に高い精度で解析を行えていることがわかる．さらに、解析精度が高い値 (80 %) に到達するまでの速度でも提

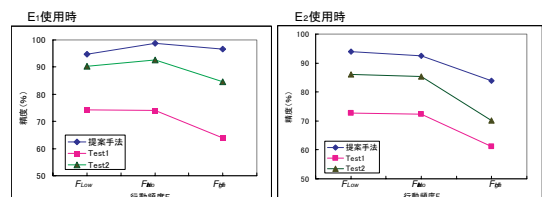


図 5: 各環境における行動頻度 F と精度の関係

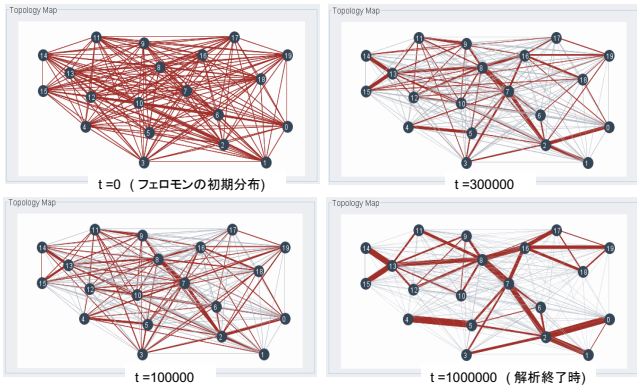


図 6: 解析過程における取得隣接関係 (E_2 使用時)

案手法が常に勝っており、素早い解析を行うことができたといえる。また、センサー性能 N を変えて行った実験でも同様に提案手法の優位性が確認された。以上より、提案手法は複数人同時行動やセンサー発火漏れによるノイズに対して頑健性を有しているといえる。

4.3 アルゴリズムの適応性の検証

次に、環境の変化としてネットワーク構造の途中変化を起こすことで、提案手法の適応性の検証を行った。具体的には、 E_1, F_N, N_{20} で 500000t ステップ間解析を行った後、環境中のセンサーを一つ故障させ、二箇所のセンサーの配置交換を行った。この時、精度が再び 90% に戻るまでの時間を回復時間として、途中変更への適応性の指標とした。実験の結果、提案手法はフェロモンを用いなかった場合に比べて回復時間はほぼ半分となり、環境の変化に対する適応性が確認された。

5. 実際のセンサーデータを用いた検証実験

この章では、実際のセンサー発火情報を用いた検証実験について述べる。今回は三つの部屋にわたって設置されている 31 個の赤外線センサーの発火情報を 30 日間分集め、提案手法および第 4 章で用いた比較用アルゴリズム Test1, Test2 を用いて解析を行った。図 7 にセンサーネットワークの配置図を示す。

センサーデータの取得は 24 時間常に行われ、解析期間中のネットワーク構造の変化は無かった。また、各パラメータには $T = 10000$, $a = 20000$ を用いた。図 8 に、提案手法および Test1, Test2 による解析結果を示す。

図 8 より、提案手法が他の比較アルゴリズムよりも優

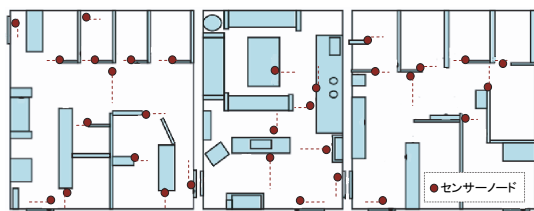


図 7: 実験に用いたセンサーネットワーク配置図



図 8: 実データ使用時の各手法の解析精度の推移

れた性能を発揮していることがわかる。ここで、解析開始 300000t あたり以降、大きく精度を落とすこともなく安定して高い精度で解析を行っていることに注目したい。今回用いた $T = 10000$ では、現実世界の時間に換算すると約一時間半ごとにデータセットを作成し解析を行っていることになる。当然、日中と深夜・休日などの間にはデータセットに含まれる発火情報量には大きな差があったと想像できるが、提案手法ではその情報量の偏りには影響を受けずに解析を行うことができた。

6. まとめ

まとめると、提案アルゴリズムは ACO の特徴として以下の性質を有する。(1) 探索情報として過去の解析結果であるフェロモン分布を使用することで、正のフィードバックループを実現した。(2) 探索時、過去の解析結果の他にヒューリスティックとして標準移動時間を用いることにより、精度・収束速度の向上を図った。(3) 解析結果であるフェロモン分布を探索終了ごとに一定率蒸発させることで、古い情報を破棄し環境の変化にも柔軟に対応できるようにした。また、各機能のバランス調整は仮想グラフ上で起こるエージェントとフェロモン場の相互作用により、間接的かつ自律的に行われる。さらに、その間接的相互作用によるフェロモンシステムの柔軟性により、様々な環境に対しても特別な指示無しでも自動的に適応する。

7. 謝辞

本研究は、戦略的情報通信研究開発推進制度 (SCOPE) の「インターユビキタスネットワーク情報基盤の研究」の支援の下に行われたものである。

参考文献

- [1] Marco Dorigo and Gianni Di Caro, *The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic, New ideas in optimization*, 1999.
- [2] S. Kurihara, S. Aoyagi, T. Takada, T. Hirotsu and T. Sugawara, *Agent-Based Human-Environment Interaction Framework for Ubiquitous Environment*, INSS2005, 2005.
- [3] Seiichi Honda, Ken-ichi Fukui, Koichi Moriyama, Satoshi Kurihara, Masayuki Numao. *Extracting Human Behaviors with Infrared Sensor Network*, INSS2007, 2007
- [4] Dimitri Marinakis and Gregory Dudek, *Topological Mapping through Distributed Passive Sensors*, IJCAI-07, 2007.