

# センサネットワークにおける隣接関係の推定

A Method of Sensor Topology Estimation in Sensor Network Environments

渡辺 友太<sup>†</sup>  
Yuta Watanabe

栗原 聡<sup>‡</sup>  
Satoshi Kurihara

菅原 俊治<sup>†</sup>  
Toshiharu Sugawara

## 1 序論

近年、計算機の小型化・低コスト化やセンサなどのデバイスの高機能化が飛躍的に進んでいる。それに伴いセンサネットワークやユビキタスコンピューティングの分野で様々なアプリケーションが提案されている。これらのアプリケーションでは、人の日常的な行為や作業を実世界とサイバー空間で結びつけ、その両面からサポートすることが重要であり、そのためには人の行動からその意図や動機を予想する人間行動マイニングが必要である [1]。特に、人の行動に基づいた機能やサービスを提供するには、センサネットワークを用いて人物の動線を推定する必要がある。

このような課題に対し、[2] ではセンサの隣接関係や設置場所、設置された環境について既知の状態での動線推定を行っている。また、複数人が移動する環境では RFID 等を携帯させ、人の移動情報を取得する研究もある [3]。しかし、センサの追加や故障などによりセンサ間の隣接関係は変化する可能性があり、その都度センサ等の設定を変更する必要がある。また、人に RFID を携帯させることで人物の移動情報を取得する手法は、ユーザの負担や配布コストの面から望ましくない。センサの隣接関係が未知な状態で、人に RFID などのタグを持たせることなく、センサの反応データから実際の隣接関係に即した動線推定を行うことが求められる。

我々はこれまで、センサ間の隣接関係を未知とし、人に RFID などの識別子を持たせずに、センサの時系列反応データのみから動線を推定する手法を提案してきた [4]。しかし、[4] の提案手法は隣接関係がないセンサ間の動線を推定してしまうため、精度の高さは十分とは言えなかった。一方、仮に隣接関係を既知とした場合はさらに高精度に動線を推定できることも示しており、他の隣接関係推定手法を用いて、より正確なセンサ間の隣接関係を得ることができれば、正確でより多くの動線を抽出できる可能性がある。さらに [4] では、動線推定の手法が隣接関係の推定にも適用できることを示している。

そこで本研究では、[4] の手法による隣接関係の推定方法と、これとまったく異なる手法 [5] を組み合わせたアルゴリズムを提案する。これにより、より正確な隣接関係の推定ができることを実際のセンサデータを用いて示す。

## 2 課題の定義

### 2.1 センサデータ

本研究では、センサの前を物体が通過すると反応する赤外線センサを実験環境に設置した。センサの入力データからは、ある時間  $t$  において反応したセンサの識別子が得られる。また 0.5 秒間隔で反応データの収集を行う。

<sup>†</sup>早稲田大学基幹理工学研究科情報理工学専攻

<sup>‡</sup>大阪大学産業科学研究所

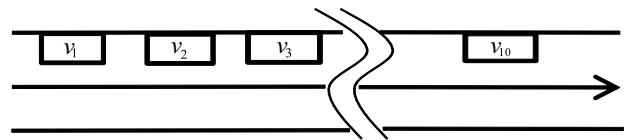


図 1: 想定される経路

### 2.2 想定環境

本研究では、1つの部屋、もしくは複数の部屋にまたがってセンサが設置されている環境を想定する。設置されたセンサの位置・隣接関係は未知とし、反応したセンサの識別子のみが取得できる。また、部屋の中で複数人が同時に移動する場合もあるが、反応したセンサのデータは人物ごとに区別されない。

### 2.3 隣接関係推定の概要

図1のようにセンサーが取り付けられた環境を考える。例えば矢印の方向に人が歩いて、時刻  $t_1$  にセンサ  $v_1$  が反応したとする。時刻  $t_2$  にはセンサ  $v_2$  が、 $t_3$  には  $v_3$  が（但し  $t_1 < t_2 < t_3$ ）反応すると予想できる。このように、ある時刻にセンサーが反応した場合、そのセンサーと隣接関係にあるセンサーは時系列的に反応すると予想できる。この性質を利用し、局所的な隣接関係を推定し、それらを組み合わせることで全体のセンサー間の隣接関係を推定する。図1の場合、センサ  $v_1, v_2, v_3$  の時系列的な反応から、センサ  $v_1, v_2$  間、 $v_2, v_3$  間に隣接関係があると推定する。

[4][5] は、上記の考え方に基づき、動線推定および隣接関係の推定を行う。第5節に示す本研究の提案手法は、[4] の動線推定を隣接関係の推定に応用した上で、[5] の隣接関係推定の手法と組み合わせたものである。[4] では、各センサ間に動線が存在する可能性を示す推定スコアを定義し動線の推定を行う。直接つながった動線が存在するセンサ間は隣接関係にあると考えられるため、動線推定の手法は隣接関係の推定にも適用できる。推定スコアについては第3節に示す。[5] では、フェロモンモデルの一種である ACO を隣接関係のモデルとして採用し、隣接関係の推定を行う。第5節に示す本研究の提案手法では、[5] が提案する手法による隣接関係の推定も用いる。フェロモンモデルを用いた隣接関係の推定については第4節に概要を示す。

## 3 推定スコア

ある2つのセンサ間に動線が存在する可能性を示す推定スコアを用いた、動線推定の手法を提案する。推定スコアの算出アルゴリズムは、無反応の除去、固定反応の除去、移動抽出、動線の推定の4つのステップで構成される。

### 3.1 無反応の除去

センサの時系列データの中にはすべてのセンサが全く反応していない時間が多く存在する。データの収集は0.5秒間隔で行うが、設置されたセンサ間の距離によってはある人物の移動に対して必ずしも0.5秒間隔でセンサが反応するとは限らない。そこで無反応部分のデータを除去することで、環境によらず人の移動に対するセンサの反応列を抽出する。

### 3.2 固定反応の除去

センサの時系列データの中には、人が静止していたり物を置いたことにより、連続して反応し続けているセンサもある。この連続した反応と人の移動による反応を混同すると、人の移動に対するセンサの反応列の中に全く関係ないセンサの反応が含まれてしまう。そこで直前の反応データと比較して新しく反応したセンサのデータのみを扱う。

### 3.3 移動の抽出

人の行動を静止、移動、静止から構成されるとモデル化し、この要素をセンサの時系列データに当てはめると、静止は無反応もしくは固定反応に該当し、移動については新しく反応しているセンサがある状況に該当する。そこで静止(無反応・固定反応)に挟まれた、移動(新しく反応したセンサがある)部分のみを扱うことで、精度良く動線を抽出することを狙う。

### 3.4 動線の推定

第3.1節から第3.3節で述べた処理により抽出したセンサの反応列に対して、前後に反応したセンサ間は動線があると考えられる。前後に反応しているセンサのペアを作って集計することができ、あるセンサ  $a$  の次にセンサ  $b$  が反応する確率を求めることができる。たとえば、センサの反応列が  $1, 5, 4, 8, 2, 3$  だとすると  $(1, 5), (5, 4), (4, 8), (8, 2), (2, 3)$  のようにペアを作る。すべてのペアの集合に対して、集合中に含まれる  $(a, b)$  の数を  $count(a, b)$  と記し、センサ  $a$  の次にセンサ  $b$  が反応する確率  $prob(a, b)$  を、

$$prob(a, b) = \frac{count(a, b)}{\sum_{k=1}^n count(a, k)}$$

と定義する。 $n$  は環境中のセンサ数を表す。また、すべてのセンサデータの中で、センサ  $a$  が反応した回数を  $fire(a)$  と記す。次に  $prob(a, b)$  および  $fire(a)$  を用いて、センサ  $a, b$  間の推定スコアを以下の式で定義する。

$$score(a, b) = \frac{prob(a, b)prob(b, a)}{fire(a)}$$

$prob(a, b)$  を推定に用いた場合、環境中のセンサの反応頻度にはばらつきがあるので、複数人の移動を混同することで、すべてのセンサが頻繁に反応するセンサに高確率で遷移すると推定してしまう。隣接関係にあるセンサ間では、双方向から高確率で反応していると考えられるため、確率  $prob(a, b)$  に逆方向の確率  $prob(b, a)$  を乗算することで、隣接関係にないセンサ間の動線を誤って推定することを防ぐ。また、人が多く通過する場所にあるセンサや、頻繁に誤反応が起こるセ

ンサは全データ中で反応回数が多い。反応回数が大きいセンサほど、反応の信頼性は低いと考え、確率  $prob(a, b)$  に逆方向の確率  $prob(b, a)$  を乗算することに加え、データ中における反応回数  $fire(a)$  で除算した。推定スコアは、より値が高いほどセンサ同士が隣接関係にある可能性が高く、隣接関係にあるセンサの中でも次に反応する確率が高いと考えられる。

## 4 フェロモンモデルによる推定

本節では、[5] で提案されているフェロモンモデルの一種である Ant Colony Optimization(ACO) を用いた、センサ間の隣接関係の推定法の概要を述べる。詳しくは [5] を参照されたい。

ACO はアリの採餌行動における最適化手法をモデル化したもので、TSP やネットワークルーティングなど多くの最適化問題に対し得てその有効性が確認されている。[5] では、各センサが時系列的に反応しているかに着目して、アリエージェントの移動確率を決定する。また、ある環境で取得したデータの相対的信頼性は反応頻度にべき乗的に減少するというセンサデータの特徴を用いて、排出フェロモン量を調節する。手法は誘引フェロモン作成フェイズ、アリエージェント移動フェイズ、フェロモン蒸発フェイズ、隣接関係の推定から構成されており、以下各フェイズについて述べる。

### 4.1 誘引フェロモン作成フェイズ

誘引フェロモン作成フェイズの目的は、センサデータからアリエージェントの移動先の決定にかかわる誘引フェロモンを作成することである。まず、センサデータを時系列的に解析し、連続的なセンサの反応列を生成する。次に、すべてのセンサ間について連続して反応した回数に基づき誘引フェロモンを作成する。これにより、局所的に隣接関係があると推定されたセンサ間に、より多くのアリエージェントが移動する。

### 4.2 アリエージェント移動フェイズ

アリエージェント移動フェイズでは、前節で作成された誘引フェロモンと、過去のフェロモン量を使用してアリエージェントを移動させ、移動経路のセンサ間にさらにフェロモンを排出させることで各センサ間のフェロモン量を変化させる。アリエージェントはフェロモン量が多いセンサ間を好んで探索を行う。また、アリエージェントには排出するものと廃棄するものが存在し、それぞれ隣接関係を推定する役割と非隣接関係を推定する役割を持つ。排出、廃棄されるフェロモン量はセンサの反応頻度に対し、指数的に減少するように決定され、信頼性が高い時のデータの影響は大きくなり、低いときのデータの影響は小さくなるよう調整される。

### 4.3 フェロモン蒸発フェイズ

フェロモン蒸発フェイズでは、前節で排出されたフェロモンを蒸発させ、センサ間のフェロモン量を更新する。フェロモン量には上限値と下限値を設定し、アリエージェント探索の発散を防いでいる。なお、これは一定割合で過去の探索結果

を蒸発させることで、新しい情報を比較的強く反映させることが目的である。

#### 4.4 隣接関係の推定

これまでのフェイズの後、各センサ間のフェロモン量が決定する。このフェロモン量を用いて隣接関係の推定を行う。隣接関係の判断には、フェロモン量の平均、分散より作成した正規分布確率密度関数を用いる。[5]では、その確率が0.6以上のものを隣接関係にあると判断している。

### 5 提案手法

本研究の提案手法は推定スコア算出フェイズと隣接関係推定フェイズで構成される。以下、各フェイズを説明する。

#### 5.1 推定スコア算出フェイズ

第3節で述べた推定スコアを、センサネットワークから得た時系列反応データを基に算出する。推定スコアは各センサについて、次に反応する可能性が高いセンサほど値が高くなる。例えば、環境中にセンサ  $a, b, c, d$  が設置され、 $\text{score}(a, b)=10, \text{score}(a, c)=20, \text{score}(a, d)=30$  であるとする。この場合センサ  $a$  の次に反応する可能性が高い。すなわち  $a$  からの動線が存在する可能性が最も高いセンサは  $d$  である。[4]では、各センサについて最も高い推定スコアを示すセンサとの間に動線が存在するとした。動線が存在するセンサ間には、当然隣接関係があるため、本提案手法ではこの推定スコアを隣接関係の推定に応用する。

実際のセンサネットワークにおけるセンサの隣接関係を考えると、各センサそれぞれが1つのセンサとのみ隣接している環境は考えにくい。したがって、本提案手法では各センサにつき推定スコアが最も高いセンサだけでなく上位の複数のセンサとの間に隣接関係が存在するとした。各センサに対し、推定スコアの値が高いセンサから順に、推定スコア1位、2位...と呼ぶ。先の例では、センサ  $a$  に対する推定スコア1位のセンサは  $d$  であり、2位は  $c$ 、3位は  $b$  である。隣接関係の推定に際しては、順位  $rank$  を用い、各センサについて第  $rank$  位までのセンサ間に隣接関係があるとした。例えば  $rank = 2$  の場合、第2位までのセンサ間に隣接関係があると推定する。したがってセンサ  $a$  と  $d$ 、 $a$  と  $c$  の間に隣接関係があると推定する。以上のアルゴリズムに基づいて、環境中の全センサに対して推定スコア第  $rank$  位までセンサと隣接関係があると、隣接関係が存在すると推定されたセンサのペアを得る。センサ  $a, b$  間のペアを  $(a-b)$  と表記する。また、隣接関係には向きは無関係なので  $(a-b)$  と  $(b-a)$  を同一視する。

#### 5.2 隣接関係推定フェイズ

前の節で述べた推定スコア第  $rank$  位までの推定により得られたペアの集合を  $P_{score}^{rank}$  とする。また、[5]が提案するフェロモンモデルによる推定により得られるペアの集合を

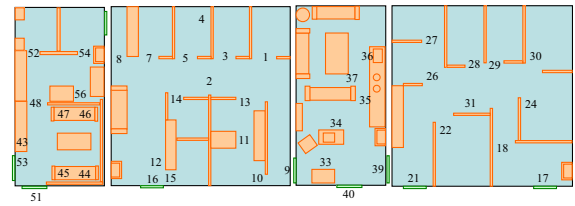


図2: 実験環境におけるセンサの設置図

$P_{pheromone}$  とする。 $P_{score}^{rank}$  および  $P_{pheromone}$  双方に含まれるペアを  $P_{estimate}$  とする。

$$P_{estimate} = P_{score}^{rank} \cap P_{pheromone}$$

この  $P_{estimate}$  に含まれる隣接関係が、本提案手法による推定結果とする。なお以下実験では、提案手法に  $rank = 6$  を採用した。

### 6 実験

#### 6.1 実験データと環境

今回の実験では、大阪大学産業科学研究所の沼尾/栗原研究室に44個センサを設置し収集した、26日間分のデータを使用した。図2に実験環境におけるセンサの設置図を示す。

#### 6.2 実験手法

上記で述べた環境で得られたセンサデータに対し、第5節で述べた提案手法を用いて隣接関係の推定を行った。[5]が提案するフェロモンモデルのみを用いた隣接関係の推定を比較手法とした。また、第3節で述べた推定スコアを用いた隣接関係の推定手法のみを用い、その順位  $rank$  を変化させた推定も比較のために行った。

隣接関係の推定の評価手法としては、誤差率と正解率を用いた。誤差率は、推定された隣接関係と、正解の隣接関係との誤差を示す。提案手法によって得られたセンサー間の隣接関係を、隣接行列  $A = \{a_{i,j}\}$  で表す。実験環境のセンサ設置図より得られる正解の隣接行列を  $A' = \{a'_{i,j}\}$  とすると、提案手法によって得られた隣接関係の誤差率  $err$  は以下の式で定義される。

$$err = 100 \times \left( \frac{1}{N^2 - N} \right) \sum_{i,j,i \neq j} (a_{i,j} - a'_{i,j})^2$$

なお、ここで  $N$  は環境中のセンサー数である。正解率は隣接関係があると推定した2つのセンサの組み合わせに対し、それらのセンサが隣接関係にある確率である。正解の隣接ペアの集合を  $P_{correct}$  とする。提案手法の正解率  $a(P_{estimate})$  は以下の式で定義される。

$$a(P_{estimate}) = \frac{|P_{estimate} \cap P_{correct}|}{|P_{estimate}|}$$

この正解率を用いて、提案手法の隣接関係推定の精度を評価した。比較手法についても同様に、 $a(P_{score}^{rank}), a(P_{pheromone})$  を求めて比較する。

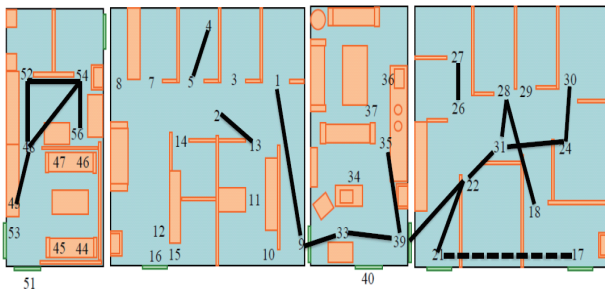


図 3: 提案手法により推定される隣接関係

表 1: 推定スコアによる隣接関係推定の評価

| 手法           | 正解率 (%) | 誤差率 (%) |
|--------------|---------|---------|
| 提案手法         | 95.0%   | 4.12%   |
| 推定スコア 1 位まで  | 89.5%   | 4.28%   |
| 推定スコア 2 位まで  | 81.5%   | 3.59%   |
| 推定スコア 3 位まで  | 76.2%   | 3.33%   |
| 推定スコア 4 位まで  | 70.7%   | 3.28%   |
| 推定スコア 5 位まで  | 65.6%   | 3.38%   |
| 推定スコア 6 位まで  | 59.8%   | 3.86%   |
| 比較手法 (フェロモン) | 75.0%   | 4.33%   |

### 6.3 実験結果

まず、提案手法により推定された隣接関係を図 3 に示す。実線は正解した推定を、点線は不正解だった推定を表す。また、各実験における隣接関係の推定結果を表 1 に示す。提案手法は他のどの手法よりも正解率が高い。推定スコアを用いた隣接関係の推定では、隣接関係にあると判断する推定スコアの順位を下げると正解率も下がることが分かる。推定スコア第 4 位を用いた場合までについては、比較手法よりも正解率が高い。誤差率については、提案手法よりも推定スコアを用いた手法の方が低くなった。

### 6.4 考察

上記の結果から、提案手法により正解率の高い隣接関係の推定ができたことが分かる。表 1 に示す通り、提案手法の正解率は 95% であるが、これは推定した 20 個の隣接関係のうち 19 個が正解であった結果である。唯一誤推定となったセンサの組み合わせは、17 番と 21 番のセンサである。図 3 に示したセンサの設置図を見るとわかるとおり、この 2 つのセンサは部屋と廊下の出入口に設置されたセンサであり、廊下を通った移動を考えれば隣接関係にないとは断言できない。また、[4] では部屋の出入口に設置されたセンサを動線推定により抽出しており、これを利用することにより提案手法の正解率をより高くすることは可能である。

図 3 を見ると隣接関係にあるのに抽出できないものが多いように見える。しかし、本実験で使用したセンサには指向性があり、その判断には注意が必要である。例えばセンサ 1 とセンサ 3 は隣接関係にあるが、その向きは通路側を向いていない(たとえばセンサ 3 は、対応するスペースに入った時のみ反応する)。そのため反応頻度は低い。また、使用頻度の少ないスペースもある。

それでもなお、抽出できていないものはあり、これは本提案手法で正解率を重視した結果である。一般により多くの正解隣接関係を推定することと、正解率を向上させることは

トレードオフの関係にある。どちらを重視するかは提供するサービスやアプリケーションにも依存する。より多くの隣接関係を推定し、誤差率を下げることを重視する場合は表 1 に示す通り、推定スコアのみを用いた手法の方が優位である。さらに提案手法で得た高い正解率の隣接関係を既知とし、再度時系列データから残りの隣接関係を抽出する手法も考えられる。

## 7 結論

本研究では、センサネットワークにおけるセンサ間の隣接関係を推定する方法として、各センサの時系列反応データのみを利用する手法を提案した。本提案の特徴としては、センサネットワークを利用した動線推定に用いた手法を、センサネットワークにおける隣接関係の推定に応用した点や、それをフェロモンモデルを用いた隣接関係の推定手法と組み合わせた点が挙げられる。

推定した隣接関係を、実際に設置されたセンサの隣接関係を使い評価を行った結果、従来手法に比べ高精度に隣接関係の推定が行えた。

今後の課題として、本提案手法により得られる確実性の高い隣接関係を学習データとする、さらに高精度な隣接関係の推定や動線の推定が挙げられる。

本研究にあたり高橋謙輔氏に貴重なご意見をいただきました。ここに感謝いたします。

## 参考文献

- [1] 栗原 聡, “センシングネットワークと人間行動マイニング,” 人工知能学会誌, 23-5, pp.611-616, 2008.
- [2] 藤森敬悟, 森山令子, 平井規郎, 石井 篤, “センサーデータを活用した動線分析,” 電子情報通信学会総合大会講演論文集, p. 403, 2007.
- [3] 吉田琢史, 小磯貴史, 服部可奈子他, “顧客動線に基づく店舗内環境評価手法の提案,” 電子情報通信学会技術研究報告. SIG-AI, No. 727, pp. 67-71, 2005.
- [4] 渡辺友太, 菅原俊治, “センサネットワークにおける人物の動線推定,” 電子情報通信学会総合大会, DS-2-5, 2010.
- [5] 高橋謙輔, 栗原聡, 廣津登志夫, 菅原俊治, “フェロモンモデルを用いたセンサーネットワークトポロジーの自動推定,” 信学論 D, 92-11, pp. 1851-1860, 2009.