

# 重み付き有向グラフを用いたセンサ隣接関係の自動推定手法

緑川達也<sup>†1</sup> 岸知二<sup>†1</sup>

近年、情報処理技術の発展とともにセンサデバイスの高機能化が進んでいる。これにより、大量のセンサを配置し環境中の情報を収集することで、実世界に於ける人間の行動を支援するアプリケーションが数多く提案されている。それに伴いセンサ機器やセンサネットワークを用いた行動推定の研究が数多く行われており、詳細な行動予測が日常生活の快適化等を実現することが期待されている。本研究では、赤外線センサを想定したセンサネットワークにおいて、行動推定を行うために必要な隣接関係の推定を、位置情報を用いずに行う。具体的には、部屋型のシステムの形態を前提としたセンサネットワークで、センサの測定頻度から初期解を与え、時系列反応データを用いてセンサノード間に重みを付加することでセンサの隣接関係を推定する手法を提案する。

## Sensor Network Topology Estimation Using Weighted Directed Graph

TATSUYA MIDORIKAWA<sup>†1</sup> TOMOJI KISHI<sup>†1</sup>

In recent years, the advance in information processing technology makes sensor devices highly functional. There proposed applications that support human behavior utilizing the collected data from sensors equipped in the real environment. In order to acquire detailed human action prediction, studies on behavior estimation based on sensor data are active. In order to estimate the human behavior prediction, adjacency among sensors could be used. In this paper, we focus on the infrared sensors network, and propose a method that estimate the adjacency among sensors without the position data of sensors. Specifically, our method assume sensor network in ordinary rooms, and estimate the adjacency based on the initial solution obtained by the sensor measurement frequency, and weights between nodes given the response data time sequence.

### 1. はじめに

近年、情報通信端末の小型化や高機能化が進み、センサネットワークの分野でも実世界において人々を支援する様々なアプリケーションが提案されている。その中でも生活空間にセンサを配置し人の行動を観察することで、その人のスタイルに合わせた便利な機能やサービスを提供するユビキタス時代の実現が期待されている[1].

しかし、そういった機能やサービスを提供するためには、人間の行動や振る舞いから、どういった目的や意図があるのかを抽出しなければならない。部屋の中に人が存在するのを知りたいれば赤外線センサ等の人検知センサを利用し、ドアノブが回されたことを知りたいれば加速度センサ等を利用することで知ることができる。そういった人々の動きに逐一反応して自動的にサービスを提供する事例は既に実用化がなされているが、その先にある行動や振る舞いの目的・意図を抽出しているとは言い難い。また、震災の影響

を受け省電力化への関心が高まっているという背景から、人々の行動をリアルタイムで観測し、フィードバックを基に空調等の機器を制御する技術は大変有意義である。そのような人の生活行動に基づく機能やサービスを提供するためには、習慣的に行われる行動からその目的や意図を抽出する人間行動マイニングが必須であると言える[2].

センサを用いた人間行動マイニングでは、その振る舞いを連続してセンサする必要がある。“ドアを開いた”, “ある地点を通った”という個別の情報だけでは、その行動の最終的な目的を図るのは難しい為である。従って、個別にセンサしたデータを独立に収集するのではなく、センサネットワークを構築し個々のセンサの反応データをまとめて収集し、時系列に沿って行動をセンサする方法が合理的である。

そのようにして、より詳細な生活行動や習慣に関する情報を得たい場合、個体識別を伴う機器を携帯させる、脳波の計測を行う等、何らかの負担をかけるセンシングが行われることがある。しかし、オフィスや職場ならば許容されるかもしれないが、家庭環境においてこうした負担が許容されない状況は多い。そこで人に負担を掛けない、例えば赤外線センサ等の環境に設置するだけでデータが得られ

<sup>†1</sup> 早稲田大学  
Waseda University.

る機器を用いた行動推定の手法が求められる。

例に挙げた様な、赤外線センサ等から得られたデータだけで人間の行動を推定するには、設置された実環境に対応するセンサ間の位置関係が非常に重要になる。[3]では設置された際の位置情報を既知とし、得られた反応データと結びつけることで動線の推定を行っている。しかし、人間の生活習慣の変化や物理的な環境の変化、センサの故障や増設等で頻繁に変化する位置情報を、変化が生じる度に再設定することは非常に手間がかかる。また、人手でそのような作業を行うことで間違いが起こる可能性もある。したがって、センサの位置情報の変更が起こってもセンサ間の隣接関係を自動で推定できることが望ましい。

そこで本研究では、部屋型のシステムの形態を前提としたセンサネットワークで、センサの位置情報を未知とし、赤外線センサによって得られた時系列反応データのみから、センサ間の隣接関係を推定する手法の提案を行う。

2章では研究に関わる問題定義を、3章では関連研究と利用する技術について述べ、4章では提案手法の説明を行う。5章では考察と今後の課題について述べる。

## 2. 問題定義

### 2.1 センサの隣接関係

センサの隣接関係とは、実世界の物理的なセンサの位置関係ではなく、人間の生活行動に基づいたセンサの前後関係を示したものである。例えば図1のような状況に於いて、センサA~Dは人物の動きに反応する赤外線センサであり、人が前を横切ることによって反応しデータを得ることができる。この時、センサA・C・Dは連続して反応し、センサBのみが反応しない。このようにして得られたデータから、センサA・C、センサC・Dが実環境において隣接しているとするのが、センサの隣接関係の推定である。このときの隣接関係から、動線A-C-Dが存在することが推測できる。センサBは物理的な距離ではA・Cに近いものの、壁を隔てているために、人の行動に基づいた隣接関係にあるとは言わない。この時に注意しなければならないのが、複数人が同時に行動することにより得られた反応データから、センサA・B、センサB・Cが隣接していると誤った推定をしてしまうことである。こういった推定を防ぐためのアルゴリズムが重要となる。

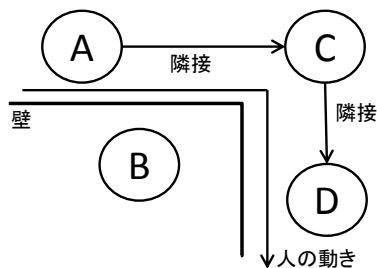


図1 赤外線センサを用いた例

Figure 1 Example using an infrared sensor.

## 2.2 本研究で扱う問題

本研究では、1つ、あるいは複数の部屋という空間内に、センサが配置されている環境を想定する。センサは人検知を行う赤外線センサを対象とし、部屋内に置かれた家具等の間の空間、人の動線となるべき場所に向けて設置されている。このような状況では、センサの配置換え、新設や故障による交換等が頻繁に起こり、変更の度にセンサの位置情報を設定し直すのは非常に手間がかかってしまう。そういった問題を解決するために、センサの反応情報のみからセンサの隣接関係が推定でき、動的に推定ができる手法を提案する。

## 3. 隣接関係推定の概要

### 3.1 関連研究

藤森ら[3]では、設置されているセンサの位置情報を既知とし、単純な赤外線センサから得られた反応データと位置情報を結び付け、人の動きをモデル化している。人間が移動した際センサが時間差で反応することを利用し、人間の移動した方向を得ることを可能にしているが、頻繁に変化する位置情報が常に正しく設定されているとは限らない。

また、Hondaら[4]では日常生活におけるホームポジションと、移動の目的となりうる場所が既知として、赤外線センサネットワークにおける移動推定を行っている。この手法は、隣接センサノードの情報を基に過去のノード間の移動時間を算出しノード間の可能性の有無と、ダイクストラ法による最短経路決定手法によって、複数人が同時行動することによる同時反応問題も解決している。

他方、Marinakakisら[5]では統計的手法である期待値最大化アルゴリズムを用いてネットワークの隣接関係だけでなく、ネットワーク中の人物の行動パターンを推定するという研究を行った。このアルゴリズムは、隣接関係および行動者の行動パターンをパラメータとして表現し、得られた反応データを用いて隣接尤度が最大となるようにパラメータを更新していく。この手法により最終的には各センサ間の標準移動時間まで得ることができる。

高橋ら[6]はフェロモンコミュニケーションとして最も有名なAnt Colony Optimization(ACO)を用いた動線推定を行っている。ACOはアリの群行動がもつ適応性、頑健性を利用しており、様々な最適化問題に対して有効であることが知られている。処理の手順は次の通りである。センサログデータに存在する全センサの個々のセンサをそれぞれノードとするネットワークを考え、全てのノード間にリンクを張る密結合ネットワークを初期状態としている。そしてセンサの反応履歴に基づいてアリエージェントがノード間を移動、フェロモンという形で隣接尤度を増減させ、最終的に隣接関係のないノードが消滅することで、全体の隣接関係を抽出している。

これらの関連研究は、推定精度と推定可能な隣接関係の

量、いずれかに優位性を持つアルゴリズムであり、両者の関係はトレードオフであることが分かる。その一方、渡辺ら[7]は確実性の高い隣接関係を推定し、その結果を反映させながら次の隣接関係を求め、その数を増やす方法を提案した。高い精度を保ちながら数多くの隣接関係を推定でき、この手法はトレードオフをある程度解消したといえる。しかし、実際の推定は静的に行われることを前提としており、リアルタイム性に欠けるという問題がある。次にその概要を述べる。

### 3.2 段階的推定モデル

本研究では、隣接関係の推定において渡辺ら[7]の段階的推定モデルを用いる。その上で、この手法を動的に行うことができるよう改善を試みる。本項では、この手法の基本的な考えについて説明を行う。

隣接関係にあるセンサは人間の移動を検知した場合、反応に時系列的な間隔が生じる。反応間隔はセンサ間の距離に依存するが、特に近傍にあるセンサは、この間隔が小さいという特徴がある。段階的推定モデルは、ある時間  $t$  で得られた反応データから反応間隔毎の反応回数を算出し、反応間隔が小さい、すなわち隣接関係にある可能性があるセンサから推定を行う手法である。確実性の高い推定から行う度に動線候補の取得と学習を行い、高い精度を保ちながら推定の量を増やすことで、推定量と精度のトレードオフを解消することができる。

### 3.3 時系列データ

本研究では、人が横切ることによって反応する赤外線センサを利用した環境を想定する。得られるデータは、センサ ID と反応した時刻のペアであり、ある時刻  $t$  においてデータが得られたセンサの集合を  $D_t$  とする。例えば図 1 において、ある時刻  $t$  にセンサ A、センサ B、 $t+1$  にセンサ C が反応したとき、 $D_t = \{A, B\}$ 、 $D_{t+1} = \{C\}$  となる。時刻  $t$  から  $t+n$  に収集した時系列反応データを  $D_{t,t+n} = \{D_t, D_{t+1}, \dots, D_{t+n}\}$  とする。また、任意のセンサ  $v_i$  が得るデータは  $x = \{0, 1\}$ 、 $v_i = (x_1, x_2, \dots, x_n, \dots)$  からなる半無限長のシーケンスデータであり、それをタイムスパン  $T$  に分割して用いる。シーケンスを区切る一定の長さ  $T$  をインターバルと呼び、分割されたシーケンスを部分シーケンスと呼ぶ。

### 3.4 センサの反応頻度

センサの設置場所により、人が頻繁に行き来する場所や、逆に全く人が通らないことで反応データが得られないといったように、反応頻度に違いがでることが予想できる。例えば、入退室するドアの近くは反応頻度が高く、窓際は頻度が低くなる傾向がある。また、複数の人間が同時に行動した際の動線の分岐点などは反応頻度が高いと思われる。

4.1 では、この反応頻度の違いを、反応回数という形で利用して推定の初期解の作成を行う。

### 3.5 重み付き有向グラフ

本研究では推定したセンサ隣接関係をノードとエッジ

からなる重み付き有向グラフ  $G=(V,E)$  で表現する。ここで、 $V$  はセンサノードの集合、 $E$  はエッジの集合である。ノード  $v_i \in V$  は配置された各センサに対応する。また、任意のセンサノードを  $v_i, v_j \in V$  とする時、ノード間に張られるエッジ  $e_{i,j} \in E$  は  $v_i$  と  $v_j$  の隣接関係を表し、 $e_{i,j}$  の重み  $\tau_{i,j}$  は隣接尤度を示すものとする。

隣接尤度は、そのエッジが隣接関係を示しているか判断する指標として用いる。4.4 でも述べるが、最終的な隣接尤度の値が大きいくほど、エッジが隣接関係であるとし、動線に含まれる可能性が大きくなる。

### 3.6 推定に関する前提

センサ間の隣接関係の推定にあたり、センサネットワークに対しいくつかの仮定を考える。

- ① 無反応ノードを除き、全てのノードはいずれかのノードに必ず隣接する
- ② 反応頻度が高いノードは、反応頻度が低いノードに比べ、より多くのノードと隣接関係にある

推定を行っている最中、全く反応がないノードは故障か本当に人間が通らないかどちらかとなる。前者ならば交換あるいは撤去が必要であり、後者ならばそこにセンサを配置する必要がないことを示す。いずれにせよ無反応であるノードからは動線の推定は不可能である、逆に言えば反応があればそのノードはいずれかの動線に属すると考え、推定を行う。

本研究では環境中を不特定多数の人間が行動していることを想定している。この状況では個人の習慣などにも左右されるが、入り口、分岐などに動線が集中することが予想される。====3.6 要検討=====

## 4. 提案手法

センサから得られた反応データからセンサ間の隣接関係を推定する手法を提案する。提案手法は、反応回数を用いた初期解の作成、時系列データを用いたセンサ隣接関係の推定、隣接関係の補正によって構成される。

### 4.1 初期解の作成

センサ間の隣接関係の推定にあたり、重み付き有向グラフを用いて初期解の作成を行う。初期解の作成にはタイムスパン  $T$  におけるセンサの反応回数を用いる。センサデータは、ノード毎に別々のストリームデータであり、任意のセンサ  $v_i$  から得られるセンサデータは  $x = \{0, 1\}$ 、 $v_i = (x_1, x_2, \dots, x_n, \dots)$  である。このとき、インターバルを  $T$  とした部分シーケンスにおいて  $x = 1$  である回数がセンサ  $v_i$  の反応回数  $N_{v_i}^T$  となる。

ノード  $v_i$  とノード  $v_j$  の反応回数が  $N_{v_i} > N_{v_j}$  の関係にある時、重み付き有向グラフで  $v_i \rightarrow v_j$  のようにエッジを張る。同様に、全てのノードについてエッジを張っていく。図 2 は、4 つのセンサ  $v_1 \sim v_4$  において、 $N_{v_1} > N_{v_2} > N_{v_3} > N_{v_4}$  となった場合の初期解である。このようにして得られたグラフ

フ G をセンサ隣接関係の初期解とする。

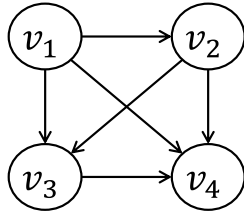


図 2 反応回数を用いて作成した初期解  
 Figure 2 The initial solution was prepared using  
 the reaction times

ノード  $v_i, v_j$  について,  $N_{v_i} = N_{v_j}$  となった場合は  $v_i \rightarrow v_j, v_j \rightarrow v_i$  のうちいずれかのエッジを張る. また, あるタイムスパン  $T$  において反応回数  $N=0$  となるノードについては, 初期解からは除外する.

#### 4.2 推定に用いる関数及び値の定義

4.1 で作成した初期解を用いて, センサ間隣接関係の推定を行う前に, 推定に用いる値や関数の定義を行う. 正の整数  $I$  とセンサ  $v_i, v_j$  に対し  $v_i \in D_t \wedge v_j \in D_{t+1} \wedge v_i, v_j \notin D_{t+1}, \dots, D_{t+I-1}$  を満たすとき,  $v_i$  の反応後の  $v_j$  の反応間隔を  $I$  とする. このとき, 得られた反応データの中でセンサ  $v_i, v_j$  が反応間隔  $I$  の時点で反応した回数を,  $\text{count}(v_i, v_j, I)$  とする.

さらに, あるセンサのペア  $v_i, v_j$  について, 反応間隔のピークを抽出するための指標として  $\text{UpDown}(v_i, v_j, I)$  を次のように定義する.

$$\text{UpDown}(v_i, v_j, I) = \{\text{count}(v_i, v_j, I) - \text{count}(v_i, v_j, I - 1)\} \\ + \{\text{count}(v_i, v_j, I) - \text{count}(v_i, v_j, I + 1)\}$$

ただし,

$$\text{count}(v_i, v_j, I) > \text{count}(v_i, v_j, I - 1)$$

かつ

$$\text{count}(v_i, v_j, I) > \text{count}(v_i, v_j, I + 1)$$

とし, それ以外の場合は  $\text{UpDown}(v_i, v_j, I) = 0$  とする.

ここで, センサ  $v_i, v_j$  と正の整数  $B$  について,

$$\text{Peak}(v_i, v_j) = \arg \max_{1 \leq I \leq B} \text{UpDown}(v_i, v_j, I)$$

とする. また, センサ  $v_i$  について,

$\text{UpDown}(v_i, v_k, \text{Peak}(v_i, v_k))$  (ただし,  $v_k \in V$ ) を大きい順に並べ, 上位  $\text{rank}$  以内のセンサの集合を返すリストを,  $\text{UpDownList}(v_i, \text{rank})$  とする. ただし  $\text{rank}$  は正の整数である.

#### 4.3 隣接関係の推定

定義した関数と値を用いた隣接関係推定の手法を述べる. まず 4.1 で作成したセンサ間隣接関係の初期解で, エッジが存在するすべてのセンサの組の  $1 \leq I \leq B$  における  $\text{count}(v_i, v_j, I)$  を求めておく.

##### 4.3.1 段階的推定

3.2 で述べたように, 隣接関係にある可能性が最も高いのは, 反応回数のピークの間隔が小さいほどセンサのペア

である. そこで最も短い反応間隔にピークを持つセンサ間の隣接関係から推定を行う. 推定の結果を反映させた後, 次に隣接関係にある可能性が比較的低いセンサ群についても同様に推定を行う. ピークの反応間隔を  $I_{\text{peak}}$  とし, この  $I_{\text{peak}}$  を, 1 から  $\text{UpDown}(v_i, v_j, I) = 0$  となるまで増加させ, 次で述べる処理を繰り返す.

##### 4.3.2 動線候補の取得と学習

動線の集合を  $K$ , 動線候補の集合を  $K'$  とおき,  $K = K' = \emptyset, I_{\text{peak}} = 1$  と初期化する. あるセンサ  $v_i \in V$  について,  $v_j \in \text{UpDownList}(v_i, \text{rank})$  かつ  $\text{peak}(v_i, v_j) = I_{\text{peak}}$  のとき,  $(v_i, v_j)$  を動線候補  $K'$  に加える. 次に, 得られた動線の候補について, 下記の条件で判定を行い,  $(v_i, v_j)$  を  $K$  に追加する.

条件 1:  $(v_j, v_i) \in K \vee (v_j, v_i) \in K'$

条件 2:  $((v_i, v_k), (v_k, v_l) \in K \cup K') \wedge ((v_i, v_k) \in K \vee (v_k, v_l) \in K)$  を満たす  $v_k \in V$  が存在する

$I_{\text{peak}}$  を増やしながら  $I_{\text{peak}} = B$  までこの処理を繰り返す.

ここで得られた動線の集合  $K$  を隣接関係にあるセンサの組とする.

#### 4.4 グラフへの反映

4.3 で推定した動線の集合  $K$  を, 4.1 で得た初期解に反映する. ここであるセンサ  $v_i, v_j$  に対する動線  $(v_i, v_j), (v_j, v_i)$  は 1 つの動線であるとする. これは, 推定結果において動線の向きを重要視しない為である. あるエッジ  $v_i \rightarrow v_j (v_j \rightarrow v_i)$  が動線の集合  $K$  に含まれるとき, エッジ  $e_{i,j} = e_{i,j} + 1$  とし, そのエッジの隣接尤度  $\tau_{i,j}$  を, 次式を用いて求める.

$$\tau_{i,j} = \frac{e_{i,j}}{n}$$

ここで  $n$  は, 4.2 及び 4.3 で行った推定の一連のプロセスを一回行った時に 1 増加するインクリメント演算子である. つまり, エッジが動線の集合  $K$  に含まれた割合を隣接尤度  $\tau_{i,j}$  とするこれにより得られた隣接尤度  $\tau_{i,j}$  は, 後にエッジを選別するための指標となる. さらにセンサ  $v_i, v_j \in V$  に対し 4.3 で得た  $I_{\text{peak}}$  を, パラメータとして各エッジに設定し

$I_{\text{peak}}^{e_{i,j}}$  とする. この値が前回よりも小さかった場合, その値を新たな  $I_{\text{peak}}$  として更新する.

#### 4.5 推定の繰り返し

これまでの推定では, 4.1 の初期解作成時に除去されたセンサ群の考慮はなされていない. 除去されたセンサは, 初期解作成時に得られたデータでは無反応であっただけで, 継続して観測を行ううちにデータが得られた可能性がある. そこで, 推定のプロセスを終了するごとに, 除去されたセンサノードの反応回数の確認を行い, 反応があった場合有向グラフに追加し全ノードにエッジを張る. その後, 4.2 から 4.4 のプロセスを繰り返し行い, 隣接尤度と  $I_{\text{peak}}$  の更新を行っていく. 繰り返し時の推定は, 動線が  $K$  に含まれているエッジに限り,  $1 \leq I \leq I_{\text{peak}}$  の範囲で行う.

#### 4.6 隣接関係の抽出

上記の繰り返しを十分に行った後作成されたグラフをメイングラフとする。このメイングラフに対して隣接尤度の低いエッジの除去と推定結果の補正を行う。

##### 4.6.1 エッジの除去

繰り返しを行った後の隣接尤度の値は、 $0 \leq \tau_{i,j} \leq 1$ の範囲で存在する。この隣接尤度は、1に近いほどエッジが隣接関係にある可能性が高い。したがって、閾値を設け、その値以下のエッジを除去する。

##### 4.6.2 推定結果の補正

4.6.1 で得られたメイングラフにおいて、任意のセンサ  $v_i, v_j, v_k \in V$  に張られたエッジが  $e_{i,j}, e_{j,k}, e_{i,k} \in K$  かつ、

$$I_{peak}^{e_{i,k}} > I_{peak}^{e_{i,j}} \wedge I_{peak}^{e_{i,k}} > I_{peak}^{e_{j,k}}$$

を満たすとき、

$$I_{peak}^{e_{i,k}} > I_{peak}^{e_{i,j}} + I_{peak}^{e_{j,k}}$$

となるエッジ  $e_{i,k}$  を除去する。これは3点間の位置関係を考えたとき、上の式を満たす  $e_{i,k}$  は俗に言う“遠回り”にあたる為である。

これらの処理の結果、得られたメイングラフに存在する動線を推定結果とする。

## 5. 考察

前節において、重み付き有向グラフを用いたセンサ間の隣接関係の推定を行った。本研究では、推定の精度を保ちながらより多くの隣接関係を推定することができる段階的推定モデルに対し、反応回数を基にした初期解を与え、推定を繰り返すためのパラメータを与えることで、動的に推定を行うための足掛かりを作った。しかし、依然バッチ処理を行うことを前提としているために、完全に動的に推定が行えるとは言い難い。

また、未だ本研究では実装を行っていないため、初期解の妥当性や隣接関係の推定量、尤度の閾値や補正が与える影響などの、結果に影響を与える部分の議論が全くなされていない。実験を行える環境の構築が急務である。

### 謝辞

本論文を作成するにあたり、指導教官の岸知二教授から、丁寧かつ熱心なご指導を賜りました。ここに感謝の意を表します。また、日常の議論を通じて多くの知識や示唆をいただいた岸研究室の皆様に感謝します。

## 参考文献

- 1) 森武俊, 野口博史, 佐藤知正: センサネットワークと生活行動, 電子情報通信学会誌, Vol.89, No.5, pp.430-435(2006).
- 2) 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, Vol.23, No.5, pp. 611-616 (2008).
- 3) 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).
- 4) Honda, S., Fukui, K., Moriyama, K., Kurihara, S., and Numao,

M.: Extracting human behaviors with infrared sensor network, Proc. 4<sup>th</sup> Int. Conf. on Networked Sensing Systems(INSS2007), pp.122-125 (2007).

5) Marinakis, D. and Dudek, G: A Practical algorithm for network topology inference, Proc.2006 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.3108-3115(2006).

6) 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ネットワークトポロジーの自動推定, 電気情報通信学会論文誌, Vol.92, No.11, pp.1851-1860 (2009).

7) 渡辺友太, 栗原聡, 廣津登志夫, 菅原俊治: 段階的推定モデルによるセンサネットワークのトポロジー推定, 情報処理学会研究報告, Vol.82, No.4, pp1-6(2011).