

# 多種センサを用いたセンサネットワークにおける端末位置推定

## Location Estimation using Various Sensors for Wireless Sensor Networks

榎原 次朗<sup>†</sup>岡留 剛<sup>†</sup>

Jiro Ebara

Takeshi Okadome

### 概要

本研究では、GPS からの電波および Wi-Fi からの電波強度 (RSSI) を用いない各端末に搭載された複数種のセンサデータをもとにした端末の位置推定手法を提案する。提案手法は、空間の各点において、1 つまたは複数の物理量が得られていることを前提としている。また、全ての端末には各点に与えられている物理量を含め、複数の物理量を計測するセンサーが搭載されているとする。観測変数として各端末からのすべてのセンサ値が与えられたもとの、潜在変数を端末位置として、事後確率最大化により推定する。各点の物理量を用いることで、各端末間のデータ送信およびアンカーノードが不要な端末位置推定を考える。人工データを用いた実験において、与えられている物理量の分布を評価する指標を導入し、指標の値によって端末位置の推定精度がどれくらい見込めるかを示した。また、ホップ数のみから位置推定を行なう DV-hop との推定精度の比較を行なった。

In this research, we propose a location estimation method for devices based on various sensor data from multiple sensors mounted on each device that does not use radio waves from GPS and RSSI from Wi-Fi. The proposed method assumes that one or more physical quantities are obtained at each point in space. In addition, it is assumed that all devices are equipped with sensors that measure various physical quantities, including physical quantities given to each point. Given all sensor values from each device as observation variables, the latent variable is estimated by posterior probability maximization with the device location. By using the physical quantity of each point, we consider data transmission between devices and device location estimation that anchor node is unnecessary. In the experiment using artificial data, we introduce the index to evaluate the distribution of the given physical quantity. The index value shows how much the estimation accuracy of the device location can be expected. We also compared the estimation accuracy with the DV-hop, which estimates the position based on the number of hops only.

### 1. はじめに

衛星からの電波が届く屋外環境下では、Global positioning System (GPS) が高精度で端末の位置を推定できる。一方で、衛星からの電波が受信できない環境での位置推定のために、無線センサネットワーク (WSN: Wireless Sensor Network) 上の端末の位置をセンサの値から推定する手法が研究されている [1]。WSN とは、複数のセンサを持つ無線端末から構成されるネットワークである。対象となる環境に無線端末を撒き、各端末から与えられるセンサデータより環境情報を取得する。WSN における端末位置の推定には、Wi-Fi アクセスポイントなどの無線基地局からの電波強度 (RSSI) を用いる手法が多数提案されている。しかし、端末と無線基地局間の建造物により電波が回折・反射され、受信強度に影響を及ぼすマルチパスフェージングなどの要因により、推定精度は一般に低い。

そのため、無線基地局を用いることなく、無線センサネットワークを利用した位置推定が数多く研究されている。それらの手法は端末間の距離を測る測距デバイスの有無によって、Range-based 方式 [2] と Range-free 方式 [3][4] に分類される。Range-based 方式は、端末間の距離を測定する特殊な装置を使い、その測定値から端末位置を推定する。しかし、Range-based 方式は、無線センサノードに測距デバイスを搭載するために消費電力とコストがかかることが欠点である。代表的な手法として、電波の到達角度から端末位置を推定する AOA (Angle of Arrival) [5]、電波を送信してから端末に到達するまでの時間により端末位置を推定する TOA (Time of Arrival) [6] が知られている。

一方、Range-free 方式は測距デバイスを用いず、アンカーノード (位置が既知の端末) との距離関係を求め、端末位置を推定する。代表的な手法として、位置情報を含んだパケットをアンカーノードから受信することで、位置推定処理を行なうノード自身と通信可能なノード (近

<sup>†</sup> 関西学院大学大学院, Kwansai Gakuin University Graduate

接ノード)の位置情報を取得し、それらの重心から位置を推定する Centroid 方式、アンカーノードからのホップ数と1ホップの平均距離から端末位置を推定する DV-Hop 方式が知られている。しかし、いずれの手法もアンカーノードを少なくとも3つ以上必要とし、推定精度の向上には多量なアンカーノードが必要となる。

そこで、本研究では、電波強度を用いず、端末から与えられた他の物理量に関するセンサデータより端末の位置を推定する手法を提案する。この手法では、空間の各点において、1つまたは複数の物理量が得られていることを前提としており、その情報を利用することでアンカーノードを用いない端末の位置推定を考える。また、1つの物理量だけでなく、温度や照度などの複数の種類のセンサデータを用いることにより、端末位置の推定精度を高めることを考える。

本研究の目的は、各端末のセンサから得られる複数種類のセンサデータを利用し、環境中の端末位置を推定することである。提案手法では、端末位置とセンサ値との関係と、端末位置の事前情報を確率モデル化し、ベイズの定理を用いた事後確率最大化により、観測変数であるセンサ値から潜在変数である端末位置を逆推定する。提案手法の確率モデルにおいて、端末位置とセンサ値との関係は、入力を端末位置、出力をセンサ値とするガウス過程回帰モデルによって表現される。端末のセンサの値が近ければ、端末位置が近くなるように推定される。

また、センサ値から端末位置を逆推定するには、各端末について、おおよそのあたりに存在するかという事前情報を確率分布として与えなければならない。そこで、提案手法では、与えられている各点の物理量と各端末に搭載されている対応している物理量を比較することで、環境中の各端末のおおよその位置として考えられる範囲を限定する。

提案手法は各センサによって測定されたセンサデータを扱うため、環境の物理量の分布に依存して端末位置の推定精度は大きく変化することが考えられる。例えば物理量の分布が一様に近ければ、センサの値と与えられている物理量の値を比較した際に、端末のおおよその位置として考えられる範囲を限定することができず、推定精度が低くなる。また、端末のセンサ値が近ければ、端末位置も近くなるように推定されるため、物理量の分布が一様であれば、実距離が遠い端末同士でも推定結果の位置が近くなってしまふことが考えられる。そのため、与えられている物理量の分布に対して指標を導入し、その指標のもとで提案手法がどの程度の精度を見込めるかを示す。この指標は、与えられている物理量の分布との一様分布からの距離、分布が平坦でないという意味で分布の「複雑さ」を示している。

本論文の貢献は、環境の物理量の分布に提案手法の位置推定精度が依存するため、分布の「複雑さ」を示す指標を定義し、推定手法の精度との関係を明らかにしたことである。

## 2. 関連研究

### 2.1 Distance Vector Hop

Distance Vector Hop (DV-Hop) による端末位置推定は、WSN 上の端末間のホップ数とアンカーノード(位置が既知の端末)の位置情報より位置が未知である端末の位置推定を行なう。この手法では、1ホップでの平均距離が必要となるが、これはアンカーノードと別のアンカーノードへのホップ数を利用して求める。位置が未知である端末と各アンカーノードとの距離を1ホップの平均距離を用いて見積もり、多角測定により各端末の位置を推定する。DV-Hop による推定位置は、各アンカーノードからホップ数が同じであれば、同じ位置となる。また、DV-Hop による位置推定では少なくとも3つのアンカーノードが必要となり、位置推定精度の向上には多数のアンカーノードが必要となる。したがって、広範囲の空間の適用にはアンカーノードの設置などの十分な事前準備が必要となる。

### 2.2 WiFi-SLAM using Gaussian Process Latent Variable Models

Ferris らは、複数の無線基地局からの電波強度をセンサデータとして利用する Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) の手法を提案している [7]。その手法では、確率モデルである Gaussian Process Latent Variable Model (GP-LVM) を用いて、1つの端末に対して位置推定を行なう。1つの端末の、すべての時刻におけるセンサデータと端末位置との関係をモデル化し、センサデータを与えたもとで、時系列の端末位置を推定する。また、この手法では複数のセンサを用いてはならず、電波強度のみを用いている。しかし、最初に述べたように電波強度は実環境における障害物などの影響を強く受け、位置推定の精度は低い。さらに、電波強度を含む物理量の分布は不連続性を持つことがある。例えば、ある2つの端末において、端末間の実距離は近くともセンサ値が大きく異なるという状況がある。この場合、GP-LVM を用いる位置推定では、センサ値が近いと端末間の実距離も近くなるように位置推定するために推定精度が悪くなる。

### 2.3 無線センサネットワークにおける多元センサデータを用いた端末位置推定

花房は、Ferris らの研究と同じ GP-LVM の枠組みで、センサネットワーク上のすべての端末をセンサ値から端

末位置を推定する手法を提案している [8]. この手法では, Distance Vector Hop (DV-Hop) による推定位置を利用し, 各端末のおおよその位置の情報を確率分布として与えている. さらに, 観測変数空間上で大きく異なるデータ群を異なったグループに分けることで, 各グループで他のグループからの影響を受けずに, 観測変数から潜在変数を推定することを可能としている. これにより, 物理量の分布に不連続性を持つ環境においても, センサデータを利用した端末の位置推定が可能となる. しかし, 事前情報として用いている DV-Hop は端末間の通信を行っており, 端末の密度が小さい場合に通信が届かない端末があるといった欠点がある. また, 実距離が近くても hop 数が大きな値をとる場合があり, 推定精度は低い.

本研究では, 花房の研究と同じ枠組みでセンサ値からセンサネットワーク上のすべての端末位置を推定する. 花房の研究と異なる点として, 位置の事前情報を与えるために使用していた DV-Hop を用いない. DV-Hop では, 位置の推定に WSN 上の端末間のホップ数とアンカーノードの位置を利用している. 本研究では, DV-Hop 以外の方法で未観測の端末位置の事前情報を与えることを考え, 端末間の通信とアンカーノードが不要となる端末位置推定手法を提案する. これにより, 電波強度を用いない, かつ消費電力の低減が可能となることが考えられる.

### 3. 提案手法

#### 3.1 前提条件

空間の各点において1つまたは複数の物理量が得られている (例:サーモグラフィ画像). 各端末には複数のセンサを搭載しており, センサのうちの1つは各点で与えられている物理量と同じ物理量を観測できているとする. この条件のもとで, 観測されたすべてのセンサ値から各端末の位置を推定する.

#### 3.2 提案モデル

端末の総数を  $N$ , センサの種類を  $D$  とする. 各端末の位置を  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T, \dots, \mathbf{x}_N^T)$  とする. また,  $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_n\}_{n=1}^N$  を端末のセンサ値集合,  $T(x, y)$  を空間の各点で与えられている物理量の値,  $t_n$  を同じ物理量を計測するセンサ値とする.  $(x, y)$  は各点での座標を表し,  $n$  は端末の番号を表す.

観測確率変数である各端末から得られたセンサ値集合  $\mathbf{Y}$  が与えられたもとで, 端末位置集合  $\mathbf{X}$  に関する推定を事後確率最大化により行なう.

未観測確率変数に関する事後分布は, 以下の式 (1) で

表される.

$$p(\mathbf{X}|\mathbf{Y}, \theta_0, \theta_1, \theta_2) = p(\mathbf{Y}|\mathbf{X}, \theta_0, \theta_1, \theta_2)p(\mathbf{X})p(\theta_0)p(\theta_1)p(\theta_2) \quad (1)$$

式 (1) の第 1 因子は以下の式で表される.

$$p(\mathbf{Y}|\mathbf{X}, \theta_0, \theta_1, \theta_2) = \prod_{d=1}^D \mathcal{N}(\mathbf{y}^{(d)}|\mathbf{0}, \mathcal{K}) \quad (2)$$

$\mathcal{K}$  は  $n$  行  $m$  列の要素が  $k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_m)$  であるグラム行列であり, カーネルにはガウスカーネルを用いている. また,  $\theta_0$  と  $\theta_1, \theta_2$  はガウス過程のパラメータ,  $d$  はセンサの種類を表す. ガウス過程の各パラメータの事前分布は以下の式で表される.

$$p(\theta_0|a_{\theta_0}, b_{\theta_0}) = \mathcal{G}(\theta_0|a_{\theta_0}, b_{\theta_0}) \quad (3)$$

$$p(\theta_1|a_{\theta_1}, b_{\theta_1}) = \mathcal{G}(\theta_1|a_{\theta_1}, b_{\theta_1}) \quad (4)$$

$$p(\theta_2|a_{\theta_2}, b_{\theta_2}) = \mathcal{G}(\theta_2|a_{\theta_2}, b_{\theta_2}) \quad (5)$$

ガウス過程のカーネルパラメータである  $\theta_0$  と  $\theta_1, \theta_2$  はガンマ分布に従う. 式 (1) の第 2 因子は以下の式で表される.

$$p(\mathbf{X}) = \prod_{n=1}^N \mathcal{N}(\mathbf{x}_n|\boldsymbol{\mu}_n, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (6)$$

これは, 各端末の位置がおおよそどこにあるかという事前情報を確率モデル化したものである. 各端末位置  $\mathbf{x}_n$  の事前分布は, ガウス分布に従うとする.  $\boldsymbol{\Sigma}$  は各端末の事前分布で共通の共分散行列とし, 平均パラメータ  $\boldsymbol{\mu}_n$  は各端末ごとで違う値を持つとする.

各端末位置の事前分布の平均パラメータ  $\boldsymbol{\mu}_n$  については, 各点に与えられている物理量とその物理量に対応するセンサ値  $t_n$  を利用し, サンプルングを行なう. 例えば, 図 1 のように温度分布が与えられ, 端末 1 の真の位置が中心部付近であるとする. このとき,  $t_1$  は同じ物理量を計測しているのだから, センサ値から端末 1 の真の位置として考えられるのは  $|T(x, y) - t_1| < \xi$  を満たす範囲だけとなる. ただし,  $\xi$  はセンサ値の誤差を考慮した値である (温度センサモジュール LM35D を参考にした). 端末が存在する範囲の一様分布から平均パラメータ  $\boldsymbol{\mu}_1$  をサンプルングする. この手順を全端末で行ない, 各端末ごとの位置の事前分布の平均パラメータ  $\boldsymbol{\mu}_n$  を得る.

また, 空間の各点に複数の物理量が与えられている場合も同様に同じ物理量を計測しているセンサの値と比較することで, 端末の位置として考えられる範囲を限定する. 図 2 は, 温度分布と照度分布が与えられているときの例となる. 赤い点は端末 1 の真の位置を示す. 図 2 において, 端末 1 の位置として考えられる範囲は温度分布によって環境中の右半分になり, 照度分布によって環境中の

下半分に限定される。2つの分布によって限定される範囲を足し合わせると、端末1の位置として考えられる範囲は右下に限定される。

しかし、図1の端末2のように実環境の距離が遠くてもセンサの値が近い値をとる場合が考えられる。この場合、実環境上での位置が遠い端末間においても、端末位置の事前分布の平均パラメータが近い値をとってしまい、位置推定精度に大きく影響を及ぼす。そのため、各端末のすべてのセンサ値を用いてあらかじめクラスタリングを行なう。クラスタリングの結果で同じクラスに属した端末の事前分布の平均パラメータを近い値をとるようにする。その結果、1つの物理量では値が近く、実環境上の距離が遠い端末間においても、すべてのセンサを考慮することで、平均パラメータが近い値をとることを防ぐ。また、端末のグループを決めるクラスタリングには x-means を用いた。

### 3.3 提案手法における推論

観測変数である各端末からのセンサ値集合が与えられたもとの、すべての末観測変数に関する推定を事後確率最大化により行なう。

全体の手順を以下に示す。

1. 与えられている各端末のセンサ値集合より、クラスタリングを行なう。
2. 空間の各点に与えられている物理量とセンサ値を比較し、各端末位置の範囲を限定する。
3. 手順2をもとに端末位置集合  $\mathbf{X}$  の初期値を与える。
4. 端末位置集合  $\mathbf{X}$  のハミルトニアンモンテカルロサンプリングを行なう。
5. ガウス過程のカーネルパラメータ集合  $\theta_0$  と  $\theta_1, \theta_2$  の、ハミルトニアンモンテカルロサンプリングを行なう。
6. 手順3から指定回数繰り返す。
7. 繰り返しが終了したら、事後確率最大のサンプルを選択する。

## 4. 実験と議論

### 4.1 実験準備

各端末の位置の事前分布は各点で与えられている物理量と、各点の物理量と同じ物理量を計測するセンサの値を比較することで決まる。

しかし、与えられている物理量の分布が一様に近いとき、提案手法の精度は著しく低くなることが考えられる。すなわち、与えられている物理量の分布に依存し、その

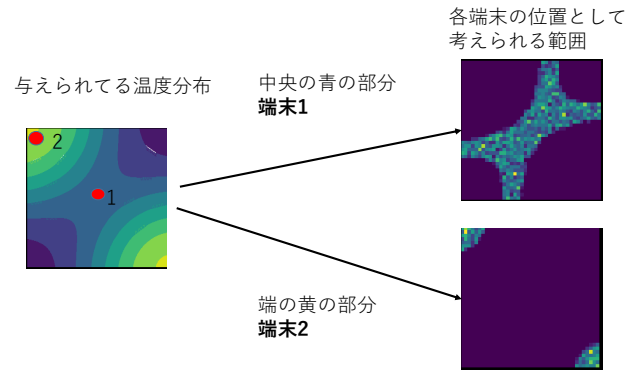


図1: 端末位置の事前分布の平均パラメータをサンプリングするための準備。各端末ごとのセンサの値と各点の物理量の値を比較することで各端末の位置として考えられる範囲を限定する。

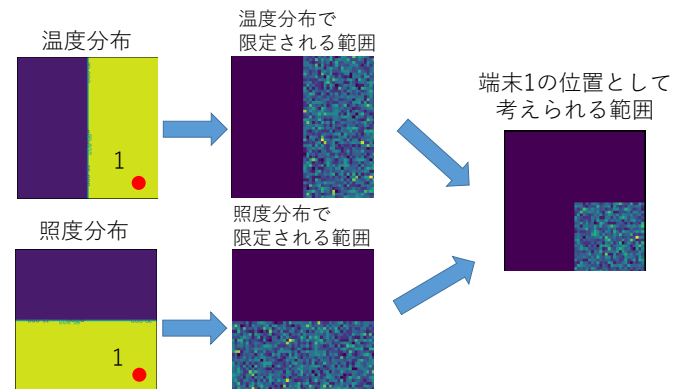


図2: 複数の物理量の分布が与えられている場合の例。赤い点は端末1の位置を表す。端末1の位置として考えられる範囲は温度分布によって限定された範囲と、照度分布によって限定された範囲により限定される。

物理量の分布が一様分布に近いほど、端末の位置として考えられる範囲を広くもち、位置推定の精度が低くなる。そこで、物理量の分布の「複雑さ」を示す指標を定義する。ここでの「複雑さ」は、一様分布からの距離を意味する。

### 4.2 物理量の分布に対する指標

物理量の分布の「複雑さ」を示す指標を考える。そこで、与えられている物理量の分布が一様な分布と差があるかを各点における傾きを用いて表現する。物理量の分布と一様分布の差をそのまま求めないのは、物理量のとる値の範囲により指標の尺度が変わるのを防ぐためである。また、各点での傾きを用いるのは、物理量の分布が一様分布に近いほど、傾きが平坦になるという考えである。

与えられている物理量の分布を格子状に区切り、隣接

する4近傍との差を求める。分布が不連続性をもつとき、不連続領域以外が一様であっても指標の値が大きくなるのを避けるため、指数関数  $\exp(\cdot)$  に、近傍との差に負の値をかけた値を入れ、その値を点での勾配とする。各点での勾配を求め、与えられている物理量の勾配のヒストグラムを求める。このヒストグラムを一様分布の場合でも求め、ヒストグラム間の距離を物理量の評価に用いる指標の値とする。

図3, 4の分布に対して指標を用いた値の例を示す。図3の分布は、中心に不連続性をもつが、分かれている領域内ではそれぞれ一様であるため指標の値は0.02と低い値となる。一方で図4の分布は、平坦でない分布の例である。

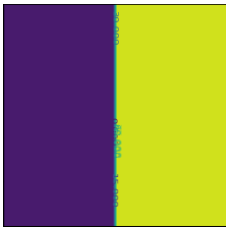


図3: 不連続性をもつ分布。指標の値は0.02。



図4: 分布の例。指標の値は1.06。

### 4.3 実験概要

評価指標は、絶対位置評価を用いる。絶対位置評価は、端末の推定位置と真の位置との誤差に関する評価指標であり、提案手法において端末の位置を正しく推定できているか評価する。絶対評価が高ければ、精度が低いことを意味する。

まず、4.1節で述べた分布に対しての指標の妥当性を考察する実験を行なう。様々な物理量の分布を想定し、指標の値によってどの程度の推定精度が見込めるかを実験で明らかにする。提案手法では、与えられている物理量の分布に対する指標が低いほど、端末位置の推定精度が低くなると考えられる。

次に、本実験ではセンサ値を用いない手法である DV-Hop との比較を行なう。アンカーノードの情報がなく、端末間のセンサの値の差という情報から DV-Hop より高い精度が期待できるかを考察する。

### 4.4 実験1(与えられている物理量の評価)

本実験では、人工データによるシミュレーション実験を行なう。端末数は30個とし、端末の位置は一様分布からのサンプリングにより、環境中にランダムに配置する。環境スケールは10.0 m × 10.0 m の環境とする。各

端末に搭載しているセンサモジュールの種類は、温度・照度・音圧の3種類とする。空間の各点に与えられている物理量は、温度のみ、あるいは温度と照度の2つの物理量が与えられていると仮定する。

各物理量の分布を変化させ、指標を求め、その指標のもとでの程度の推定精度が期待できるかを評価する。

#### 4.4.1 実験1の結果

図5に実験1の結果を示す。横軸は指標の値、縦軸はその指標の値で位置推定を行なったときの絶対位置評価である。良そうどおり指標が低いほど、つまり一様分布に近いほど推定精度が低いことがわかった。

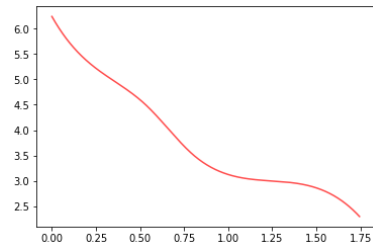


図5: 定義した指標の値に対する絶対位置評価。横軸が指標の値、縦軸が絶対位置評価を示す。

#### 4.4.2 実験2(DV-Hop との精度比較)

本実験では、人工データによるシミュレーション実験を行ない、提案手法と hop 数のみから端末位置を推定する DV-Hop との精度比較を行なう。端末数、端末の配置、環境スケール、センサモジュールの種類は実験1と同様と仮定する。アンカーノードの個数は、DV-Hop に最低必要な3個として、30個の端末の中から選択する。また、DV-Hop では端末間の通信を行なう必要があるので、無線通信可能範囲を環境スケール  $\times \sqrt{2} / 3\text{m}$  とする。お互いに  $10.00 \times \sqrt{2} / 2\text{m}$  以上離れたものをランダムに選んで用いる。各端末におけるアンカーノードからのホップ数とアンカーノードの位置情報により、DV-Hop による位置推定が実行可能である。アンカーノードをランダムに選択する際の条件は、DV-Hop において3個すべてのアンカーノードの位置情報を活用するためである。与えられている物理量の分布については、実験1の結果からある程度の精度を見込める指標の値をとる物理量の分布を仮定した。図6に DV-Hop の位置推定結果の例を示す。図中の赤い点はアンカーノードを表し、青い点は位置のわからないノードの推定結果を



表す。また、点に付随している番号は端末の番号である。絶対位置評価は、1.3 m となった。ただし、この結果は遮蔽物などで通信に障害のない理想的な環境を想定している。この実験時の端末の真の位置を図 6 に示す。

図 7 に提案モデルを利用した位置推定結果の例を示す。点の対応関係は図 6 と同様であるが、アンカーノードを用いていないことに注意する。用いた分布の指標の値は 1.7 m で、絶対位置評価は、2.2 となった。DV-Hop と精度を比較すると、精度は低くなった理由として物理量の分布の不連続性が考えられる。提案モデルにおいて用いている GP-LVM では、物理量の不連続性をとらえられないためである。

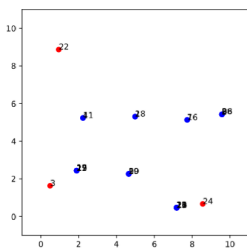


図 6: DV-Hop を利用した推定結果の例。

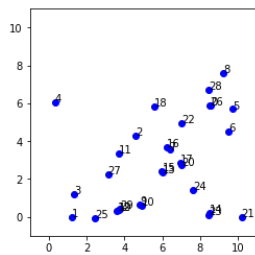


図 7: 提案モデルを利用した推定結果の例。

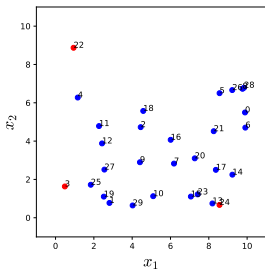


図 8: 実験時の端末の真の位置。

## 5. まとめと今後の課題

本稿では、センサネットワーク上における端末の位置を端末に搭載している多元センサ値を用いて推定する手法を提案した。提案手法では、端末に搭載しているセンサに対応する物理量のうちいくつかは空間の各点に与えられていることを前提としている。また、環境の物理量の分布に提案手法の位置推定精度が依存するため、分布の「複雑さ」を示す指標を定義し、推定手法の精度との関係を明らかにした。今後は、物理量の分布は不連続性を持つ場合についての位置推定が課題となる。ある 2 つの端末において、端末間の実距離は近くともセンサ値が大きく異なるという状況がある。この場合、GP-LVM を

用いる位置推定では、センサ値が近いと端末間の実距離も近くなるように位置推定するために推定精度が悪くなる。そのため、物理量の不連続に対応した花房のモデルをもとに、提案手法の拡張をする必要がある。

## 参考文献

- [1] Bahl, P. and V. N. Padmanabhan.: RADAR: an in building RF-based user location and tracking system. *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Communications*, Vol. 2, pp. 775-784 (2000).
- [2] Priyantha, N. B., Miu, A. K., Balakrishnan, H., and Teller, S.: The cricket compass for context-aware mobile applications, in *Proceedings of the 7th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp. 1-14 (2001).
- [3] Zhou, Z., Xiao, M., Liu, L., Chen, Y., and Lv, J.: An improved DV-HOP localization algorithm, in *Second International Symposium on Information Science and Engineering*, pp. 598-602 (2009).
- [4] Niculescu, D. and Nath, B.: DV based locationing in ad hoc networks, *Telecommunication Systems*, Vol. 22, No. 1-4, pp. 267-280 (2003).
- [5] Rong, P. and L. Sichitiu.: Angle of arrival localization for wireless sensor networks. *Proceedings of 3rd Annual IEEE Communications Society on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks*, (SECON '06), 1, 374-382 (2006).
- [6] Gustafsson, F. and F. Gunnarsson.: locationing using time-dection of arrival measurements. *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, (ICASSP '03), 6, 553-556 (2003).
- [7] Ferris, B., Fox, D., and Lawrence, N.: WiFi-SLAM using Gaussian process latent variable models, in *Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 2480-2485 (2007).
- [8] 花房諒. 無線センサネットワークにおける多元センサデータを用いた端末位置推定, 関西学院大学大学院理工学研究科修士論文 (2019).