

# 学習に基づく位置座標推定システムとその応用

A Positioning System based on RSSI values from Sensor Devices using Machine Learning and its Applications

辻野友孝\*<sup>1</sup>  
Tomotaka TSUJINO

中村正人\*<sup>1</sup>  
Masato NAKAMURA

大園忠親\*<sup>1</sup>  
Tadachika OZONO

新谷虎松\*<sup>1</sup>  
Toramatsu SHINTANI

\*<sup>1</sup>名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻  
Dept. Computer Science, Nagoya Institute of Technology

This paper presents a novel positioning system for indoor services based on mobile sensor devices. Many mobile devices are used these days. A service using position information increases more and more. The position indoor identification is difficult to raise the precision of the identification. In this paper, we propose an indoor positioning system. We implemented a positioning system based on RSSI values from sensor devices using machine learning.

## 1. はじめに

本論文では、複数のセンサデバイスから得られた RSSI (Received Signal Strength Indication) 値から機械学習により、位置を推定するシステムを提案する。この方法の利点として、既存の無線環境をそのまま利用できる点があげられる。RSSI 値を用いる方法では無線 LAN や Bluetooth などにおいて通信を行う際のパケットを利用するため、位置特定専用のデバイスを用意する必要がない。

RSSI 値を利用した位置特定方法に三辺測量を用いた方法がある。これは RSSI 値は距離に反比例して減衰していくという数式モデルを用いて距離を計算し、3 点間の距離から位置を求める方法である。[土井 08] では三辺測量を用いて位置推定を行っている。しかし、[山田 08] において述べられているように RSSI 値を利用した手法は電磁ノイズや電波の反射の影響を受けやすい。そのため、RSSI 値はノイズの影響を受けやすいのでデバイス間の正確な距離を計測することができず三辺測量を用いた精度が低い。

本研究では、センサデバイスが通信する際の RSSI 値を学習する事で室内での位置推定の精度の向上を図った。具体的には、推定を行う前に位置推定を行う領域の敷力所で RSSI 値を測定し、測定を行った位置と RSSI 値をシステムに保存する。推定時は RSSI 値を測定し、事前に測定した最も特徴が似ている位置を推定結果とする。各環境のノイズを含んだ RSSI 値を学習させることで、それぞれの環境に適した位置推定を行う事ができると考えられる。本稿では測定領域の四隅に固定してあるセンサデバイスをベース、測定領域内を移動するセンサデバイスを端末、両者を示す場合はセンサデバイスと呼ぶ。

GPS (Global Positioning System) やパッシブ RFID (Radio Frequency Identification) タグなどを用いた位置特定方法は送信側と受信側が決まっている。本研究では端末とベースの双方が電波を送信する。既存の方法では端末から送信された電波を受信する際の RSSI 値しか位置推定に利用できない。しかし、本システムではベースから送信された電波を受信した際の RSSI 値も利用できる。その為、既存の方法に比べ利用できる RSSI 値の数が 2 倍に増加し精度の向上が期待できる。

連絡先: 辻野友孝, 名古屋工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻, 〒466-8555 愛知県名古屋市昭和区御器所町, Tel:052-733-6550, Fax:052-735-5584, E-Mail:tomotaka.tsujino@toralab.ics.nitech.ac.jp

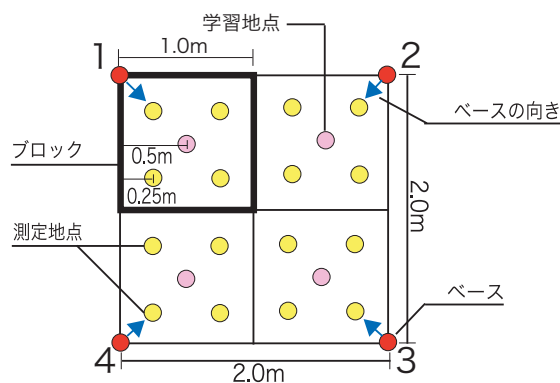


図 1: 測定領域

2 節では本研究で用いた位置推定手法について述べる。3 節では本システムの流れを説明する。4 節に実験の結果をもとに本研究の手法を評価し、5 節で本稿をまとめる。

## 2. 位置推定手法

### 2.1 ブロック分割

本研究では図 1 の様に位置推定を行う領域の四隅にベースが設置されている。そして、領域内の推定を行う場所に端末を置き、ベースと端末間の通信の際の RSSI 値から位置を推定する。位置推定を行う領域の全ての場所で RSSI 値を測定し学習に用いる事は不可能である。本システムでは、領域をメッシュ状に区切り複数のブロックに分割し、どのブロックにいるのか推定する。図 1 では測定領域を 4 つのブロックに分割してある。

位置推定はブロックスコア ( $BS_i$ ) を求めることにより行う。

$$BS_i = \frac{R_i}{\sum R_i} \quad (1)$$

推定したい場所において、端末上で各ベースからの通信パケットの RSSI 値を  $n$  回計測する。計測した RSSI 値と事前にシステムに学習させた環境の特徴を基に位置推定する。ブロック  $i$  と推定した回数を  $R_i$  とし、ブロックスコアが最大となるブロックを推定結果とする。

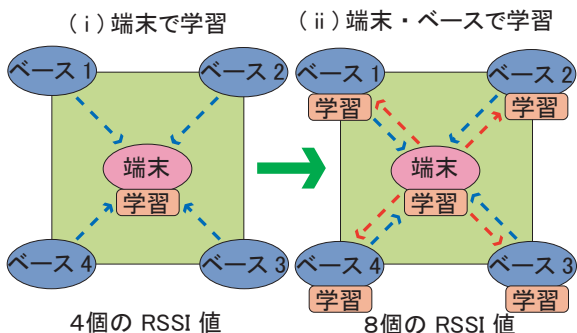


図 2: ベースの RSSI 値の利用

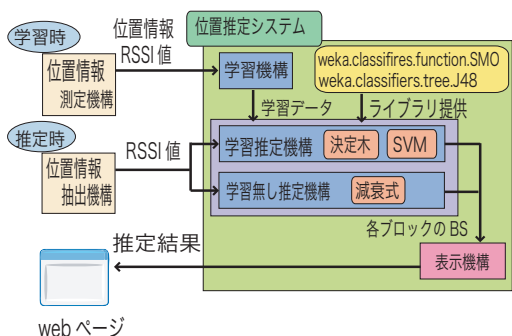


図 3: システム構成

### 2.2 ベースの RSSI 値の利用

ベース<sub>i</sub> が送信する電波を端末受信した際の RSSI 値を  $S_n$  , 測定した位置を P とすると、通常は、 $\langle S_1, S_2, \dots, S_n, P \rangle$  を利用して推定を行う。端末が送信する電波をベース<sub>i</sub> が受信した際の RSSI 値を  $S'_n$  とすると本研究では  $\langle S_1, S_2, \dots, S_n, S'_1, S'_2, \dots, S'_n, P \rangle$  を利用して位置推定を行う。例えば、図 2 に示すように、通常は (i) のように  $\langle S_1, S_2, S_3, S_4, P \rangle$  を利用して位置推定する。本稿では、(ii) に示すように  $\langle S_1, S_2, S_3, S_4, S'_1, S'_2, S'_3, S'_4, P \rangle$  を利用する。

### 2.3 位置推定パケット

通信の際、[辻野 09] ではより広い範囲に電波が届く様に電波の出力は最大にしていた。本研究では位置座標推定の為の特別なパケットの利用を試みる。この特別なパケットを位置推定パケットと呼ぶ。位置推定パケットは、送信範囲を制限し領域の全域に送信されないパケットである。パケットの送信範囲を制限するため本稿では送信出力を弱くした。位置推定パケットを用いる事により、どのセンサデバイスの近くにいるか知る事ができ、位置推定の結果が実際と大きく異なるようになることが可能となる。また、位置推定パケットは出力が弱いため環境によるノイズの影響を受けやすく、位置推定パケットの RSSI 値を位置推定に利用した場合精度が低くなる。そこで、位置推定パケットの受信成功回数から位置を推定する。本稿では受信推定パケットのデータを正確に読み取れたときを受信成功とする。

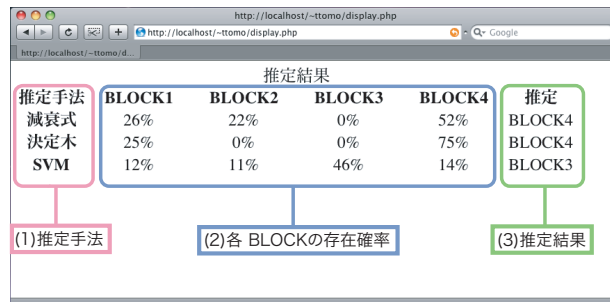


図 4: 実行画面

## 3. システム構成

### 3.1 位置データ学習

本研究では学習を利用した位置推定システムの試作をした。本システムではまず測定環境の特徴の学習を行う。測定領域を複数のブロックに分割し、各ブロックの中央においてそれぞれ端末の RSSI 値を計測する。本システムでは  $\langle S_1, S_2, \dots, S_n, P \rangle$  を利用して推定を行う。各センサデバイスには拡張 MAC アドレスがあり、通信時のヘッダに記述された拡張 MAC アドレスを基にセンサデバイスの識別を行う。センサデバイスはブロードキャストで他のセンサデバイスにパケットを送信する。センサデバイスはパケットを受信すると接続している PC 上の推定システムに位置データをに送信する。学習機構は端末から送られてきた位置データを推論機構で処理するためにデータの形式を変換して保存する。

### 3.2 推定機構

位置推定時には、学習した測定環境の特徴と、測定領域内の任意の場所で測定した RSSI 値を基に位置を推定する。推定機構は学習を用いる推定機構と用いない推定機構がある。学習を用いる推定機構では SVM と決定木を用いて推定を行う。SVM を用いた手法は、[田中 05] で使用されている。SVM と決定木は学習を用いる手法で、本システムでは [Lan 05] で与えられているデータマイニングツール Weka<sup>\*1</sup> のライブラリを利用する事により推定を行った。WEKA は、オープンソースのデータマイニングのフリーソフトである。本システムでは SVM に `weka.classifiers.functions.SMO` を、決定木に `weka.classifiers.trees.J48` を用いた。また、学習手法を用いない推定機構では減衰式に基づく位置推定推定を行った。減衰式とは、RSSI 値が距離に反比例して減衰する性質に基づいた推定手法である。減衰式とは、[吉田 06] が行っているように最も RSSI 値が大きい基地局を推定結果の位置とする方法である。本稿ではベースのあるブロックを推定結果とする。各推定機構は推定結果を基に各ブロックのブロックスコアを算出する。表示機構では各ブロックのブロックスコアと推定結果を web ページとして出力する。

本システムでは、500 組の実験用データを使い、500 回推定を行う。これは予備実験で、500 回測定した RSSI 値と 1000 回測定した RSSI 値の平均の誤差が 0.1 以下となったため 500 回の測定で十分に学習可能と判断した。また、減衰式を用いた場合、センサデバイス間の RSSI 値が最大となるペアが複数個存在したときは推定不能とした。

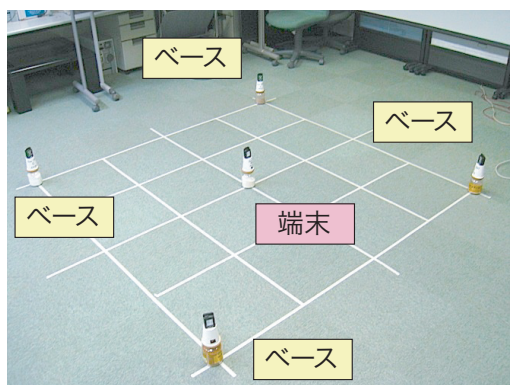


図 5: 測定環境

### 3.3 実行画面

図 4 に実行画面を示す．実行結果は web ページとして出力されるためブラウザから結果を閲覧する事が可能である．(1) に推定手法，(2) に各ブロックのブロックスコア，(3) に各推定手法による推定結果を表示している．この実行画面では，推定手法に減衰式を用いた場合は BLOCK1 ~ 4 のブロックスコアはそれぞれ 26%，22%，0%，52%，となっており，推定結果は BLOCK4 となっている．各ブロックのブロックスコアは百分率で表示されている．推定出来なかった場合もあるのでブロックスコアの合計が 100% にならない場合もある．

## 4. 実験と評価

### 4.1 測定環境

今回，RSSI 値を測定するセンサデバイスとして Sun SPOT (Sun Small Programmable Object Technology) \*2 を使用した．Sun SPOT はサンマイクロシステムズ社が販売している小型無線センサデバイスである．Sun SPOT に用いられている無線は，近距離無線通信方式の国際標準規格であり ZigBee でも使われている IEEE 802.15.4 に準拠している．周波数は 2.4Ghz であり同じ周波数帯を利用する物に無線 LAN や Bluetooth などが存在する．予備実験で今回使用するセンサデバイスには指向性があり，位置推定の際，センサデバイスの向きを考慮しなければならない事が判明した．本測定ではセンサデバイスの設置方向を数パターン試し，設置方向による精度の違いについても比較する．

評価実験は図 5 でおこなった．この部屋の広さは 6.0m × 8.5m であり，天井や壁で電波が反射する事が予想される，また，無線 LAN ルーターや計算機が多数設置されており，電磁ノイズによる影響を受ける．実験は 2.0m × 2.0m の大きさの測定領域で行った．図 1 に示すように測定領域を 1.0m × 1.0m の 4 つのブロックに分け，各ブロックの中央で RSSI 値の特徴と位置を学習する．また，図 1 に示すように各ブロック内の 5 カ所の観測地点で実験用 RSSI 値を測定した．本測定ではセンサデバイスは全て高さ 200mm の台の上に配置した．

各ブロックの中心での端末の RSSI 値を 1000 組，各観測地点で実験用 RSSI 値を 500 組サンプリングし，それらを用いて位置推定を行った．また，センサデバイスは -3dBm の出力で 200ms の間隔で電波を出力する．

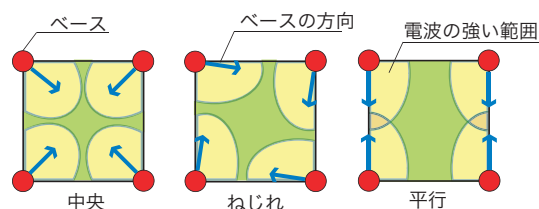


図 6: ベースの設置

表 1: ベースの位置と推定手法

ベースの設置パターン	決定木	SVM	減衰式
中央	60.0%	74.0%	48.7%
ねじれ	40.9%	51.8%	48.7%
平行	34.0%	44.9%	41.7%

本システムでは推定結果としてブロックが出力される．本稿では推定を行った場所のブロックと出力結果のブロックが等しい場合を正しく推定できたとする．また，判断できなかった場合，測定場所と異なるブロックを出力した場合は誤って推定したものとする．

### 4.2 ベースの向きと学習手法の比較

ベースの設置方法と位置推定手法を変更した場合の位置推定の精度を比較した．図 6 にベースの設置パターンを示す．図 6 に示すように，ベースの向きが異なる中央，ねじれ，平行の 3 通パターンで測定した．矢印がベースの向きを表していて，楕円が電波の強い範囲を表している．中央は電波が測定領域全体に出来るだけ偏りなく電波が届くように，ねじれは電波の届く範囲に偏りがあるように，平行は電波の強い場所と弱い場所が生じるように設置した．一般的には電波が広い範囲に届くようにベースを設置する．しかし，本稿では学習を用いた推定を行うので電波に偏りが存在した方が推定精度が向上する可能性がある．そのため，設置方法に着目した実験を行った．また，測定の際，端末の向きは図 1 の 1 と 2 の向きにアンテナを向け常に同じ方向で測定を行った．

測定結果を表 4.2 に示す．3 通りの設置方法と 3 種類の推定手法を組み合わせた 9 通りの位置推定精度を表す．本測定では SVM を使用した位置推定システムがベースの設置方法を問わず最も良い結果であった．決定木を用いた手法では減衰式よりもベースの設置次第では精度が悪くなる場合も生じた．

ベースの設置は中央，ねじれ，平行の順で精度が良いという結果になった．この結果から，アンテナが測定領域の中心に向いている方が精度が良いことが分かる．また，ベースを平行で設置した場合，電波が強い場所でも精度は良くなかった．これは本システムが，4 カ所のベースとの RSSI 値を用いて推定しているのが原因であると考えられる．2 カ所のベースからの電波は強いが，他の 2 カ所からの電波が弱いので誤推測してしまったと思われる．

学習用 RSSI 値を測定した地点での位置推定は，学習を用いた SVM と決定木では位置を 100 % で特定する事が可能であった．対して，学習を用いない減衰式では 67 % の精度であった．これより学習を用いる事で位置特定の精度が非常に向上する事が分かった．

\*1 <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

\*2 <http://jp.sun.com/products/software/sunspot/>

表 2: 位置推定パケットを用いた位置推定

判定方法	Recall	Precision	F measure
200 回以上成功	0.4	0.8	0.48
400 回以上成功	0.48	0.75	0.60
最多成功ベース位置	0.65	0.65	0.65

#### 4.3 ベースの RSSI 値の利用の効果

ベース端末情報を利用して位置特定を行った場合、ベース情報を用いて位置推定を行った場合よりも精度が低下した。これは利用する RSSI 値の数が増えた事によって各 RSSI 値の持つ誤差が累積され学習による識別が不可能になった為と考えられる。ベース情報のみを用いて位置推定を行った結果と端末情報のみを用いて位置推定を行った結果を組み合わせた場合もベース情報のみを用いて推定を行った場合よりも位置推定精度が低下した。

また、端末、ベースの双方がパケットを送信する場合、端末の RSSI 値を利用する場合より位置推定精度が 10% 以上低下した。これは通信時の電波の干渉による物だと推測される。そのため、ベースの RSSI 値を利用する際には端末とベースが同時に電波を出力しないような仕組みが必要であると考えられる。

#### 4.4 位置推定パケットの効果

位置推定パケットを用いて位置推定を行った。本稿では位置推定パケットの強さを -25dBm とした。これは測定環境において 1.5 m 程度電波が届く強さである。本実験ではベースから 500 個の位置推定パケットを送信したときの端末の受信成功回数をもとに推定を行った。位置推定パケットを用いて 3 通りの方法を最も近いベースの位置を推定した結果は表 4.4 のようになった。

端末とベース間の通信の際、端末の受信成功回数が 200 回以上、または 400 回以上であるベースの位置を推定結果とする方法、最も受信成功回数が多かったベースの位置を推定結果とする方法の 3 通りである。受信成功回数が 200 回以上の場合はベースの存在するブロック以外に届いたパケットが多く位置推定の精度は高くなかった。そのため Recall の値が小さく Precision の値が大きい。受信成功回数が 400 回以上の場合はベースの存在するブロック内の場所でも 400 回受信に成功しない場合が生じるようになったため、Recall の値が大きくなり Precision の値が小さくなった。

今回の測定の結果、最多成功ベース位置を用いた場合が最も F measure が大きくなるという結果になった。位置推定パケットのみを用いて位置推定を行った結果 65% の精度で位置推定を行う事が出来た、精度が高くない原因は測定領域をメッシュ状に分割したためだと考えられる。この分割方法を用いたため、ベースからの距離が等しくても別のブロックに存在してしまい精度が低下してしまったと推測される。

### 5. 関連研究

近年、端末の高性能化に伴い、地図表示、周辺店舗検索、歩行者ナビなどの位置情報を利用した様々なサービスが提供されている。このような位置情報を利用するシステムにおいて、ユーザの位置情報を正確に取得するができれば、より効果的なサービスの提供が可能となる。既存の位置特定方法に GPS がある。近年ではカーナビゲーションシステムや携帯電話において GPS の位置情報を使用できるシステムが普及しており、

様々なサービスが提供されている。GPS は衛星からの電波を利用しており、屋外では精度の高い位置情報を取得可能である。しかし、GPS は屋外の利用を目的としているため、障害物が存在する屋内においては位置特定の精度は低い。屋内でも使用できる位置特定方法にパッシブ RFID のタグを用いた方法がある。この方法は、タグの配置密度を高くすることにより、屋内においても位置特定の精度を高めることが可能である。しかし、位置特定の精度を高めるためには、地面にタグを埋めるなど環境整備が必要となるため、設置コストが高くなる。

### 6. おわりに

本研究で位置推定の精度を比較した結果、SVM を用いた学習手法が実験した学習方法で最も高精度であった。学習用データを測定した場所では正確に位置を推定する事で可能であった、また、ベースを広範囲に電波が届くように設置すると精度が向上した。本システムは推定手法と設置を最も良い組み合わせを用いた場合、屋内で 74% の精度で位置推定を行う事が可能である。また、ベースの RSSI 値の利用を用いた場合は本研究では端末の RSSI 値のみを利用した場合よりも各データの誤差が累積し精度が下がってしまうという結果になった。位置推定パケットを用いた場合ももっとも受信成功回数が多いベースの位置を推定結果とした場合が最も良い結果になった。

今後の課題として位置推定の精度の向上があげられる。学習で求めた結果と位置推定パケットを併用させ精度を向上させる方法が考えられる。また、全てのベース端末情報を利用するのではなく、いくつか選択して利用するという方法も考えられる。

### 参考文献

- [土井 08] 土井達也, 辻野友孝, 浅見昌平, 大園忠親, 新谷虎松, “プログラマブルな小型センサデバイスを用いた研究室位置情報管理システムの試作”, FIT2008 第 7 回情報科学技術フォーラム講演論文集, 2008.
- [山田 08] 山田真太郎, 高山潤也, 大山真司, “複数の無線接続強度情報を用いた距離不等式に基づく無線端末の位置計測”, 電子情報通信学会論文誌 B Vol.J91-B No.6 pp.685-694, 2008.
- [辻野 09] 辻野友孝, 中村正人, 大園忠親, 新谷虎松, “複数のセンサデバイスを利用した学習に基づく簡易位置推定システムについて”, 第 71 回情報処理学会全国大会講演論文集, (2009)
- [田中 05] 田中完爾, 木室義彦, 山野 健太郎, 平山満, 近藤 英二, 松本三千人, “RFID システムによる自己位置推定とタグ配置作業”, 電子情報通信学会論文誌. Vol.J88-D-II, No.9(20050901) pp. 1759-1770
- [Lan 05] Lan Witten, Eibe Frank, “Data Mining: Practical machine learning tools and techniques with Java implementations”, Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems, June 2005.
- [吉田 06] 吉田廣志, 伊藤誠悟, 河口信夫, “無線 LAN を用いた一推定ポータル Locky.jp と基地局データ収集手法”, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2006) シンポジウム, 3B3, Jul.2006.