

## 無線 LAN を用いた位置推定における 学習コスト削減のためのデータ補間手法の提案

久保田 僚介<sup>†1</sup> 田頭 茂明<sup>†2</sup>  
荒川 豊<sup>†2</sup> 福田 晃<sup>†2</sup>

現在、高精度な位置情報を要する屋内サービスの実現に向けて、無線 LAN を用いた位置推定システムの研究開発が進められている。本稿では、高精度な位置推定手法として知られているシーン解析法に着目し、シーン解析法が必要となる学習データの補間手法を提案する。具体的には、シーン解析法では、受信信号強度を測定して学習データを作る作業に大きなコストがかかる。提案手法では、壁による減衰を組み込んだ電波の伝搬損失モデルを用いて学習データを高精度に補間し、このコストを効果的に削減する。提案手法の有効性を確認するために実環境での実験を行い、推定精度と補間した受信信号強度の正確性について評価した。結果から、提案手法は従来手法と比べて、平均推定誤差を 15%削減することに成功した。

### An Interpolation Method of Training Data for Indoor WLAN Positioning System

RYOUSUKE KUBOTA,<sup>†1</sup> SHIGEAKI TAGASHIRA,<sup>†2</sup>  
YUTAKA ARAKAWA<sup>†2</sup> and AKIRA FUKUDA<sup>†2</sup>

The development of wireless LAN-based positioning technologies has been proceeding to realize indoor location-dependent services that require high positioning accuracy. In this paper, we propose an interpolation method of training data for location fingerprinting to reduce the cost required for building the training data. More specifically, a critical problem with location fingerprinting is considerable cost for measuring received signal strengths at every location where the positioning is possible. In the proposed method, a part of the training data is interpolated from data actually observed at several locations using a path loss model considering wall attenuation. Furthermore, to confirm the effectiveness of the proposed method, we examine the performance of location estimation and verify the interpolated data. As compared with a conventional method, the proposed method can improve the positioning accuracy by 15%.

### 1. はじめに

現在、屋内外における無線 LAN が普及し、様々な場所でネットワークに接続することが可能になった。これにより、ネットワークを用いたサービスが拡大しており、端末の位置に基づくサービスに対する関心も高まっている。屋外であれば GPS(Global Positioning System) を用いることで端末の位置を得ることが可能であるが、屋内においては衛星電波が届かないために GPS を用いることはできない。そのため屋内においては、無線 LAN を用いて端末の位置を得る方法が多数提案されている。その中でも、現在、主な推定方法として用いられているのが受信信号強度をもとにしたシーン解析法である。

シーン解析法は学習フェーズと推定フェーズという 2 つのフェーズから構成される。学習フェーズでは、推定対象となる地点 (推定対象地点) において、アクセスポイントから発せられた電波の受信信号強度のデータ (学習データ) を学習する。また、推定フェーズでは、現在の受信信号強度を観測し、この観測データと最もよく似ている学習データを持つ地点を現在地として推定する。学習フェーズにかかるコストは対象空間の広さや推定対象地点の数に応じて増大する。また、対象空間に大きな変化があった場合には学習フェーズをやり直す必要があり、これらの点がシーン解析法の課題となっている。

これらの課題を解決するために学習データを補間する研究<sup>2), 3)</sup> が行われている。これらの研究では推定対象地点のうち実際に計測する地点を決めて、実測点のデータから残りの地点のデータを補間する。本研究では、壁による減衰を組み込んだ屋内での電波の伝搬損失モデルを用いた学習データ補間手法を提案する。提案手法の有効性を評価するために、実際に提案手法により補間した学習データを用いて、位置推定を行った場合の精度を、既存手法と比較する実験を行い、その結果 15%ほど推定誤差を減らすことに成功した。

本稿の構成は次の通りである。第 2 章で本研究と関連のある研究を紹介する。第 3 章では、既存手法に対する事前実験について述べる。第 4 章ではアクセスポイントと推定対象地点間の壁の枚数がそれぞれ異なる場合に既存手法では精度が下がるということが第 3 章で判明したので、その問題を解決する手法を提案する。第 5 章では提案手法の評価を行い、

<sup>†1</sup> 九州大学 大学院 システム情報科学府

Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

<sup>†2</sup> 九州大学 大学院 システム情報科学研究院

Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

最後に第 6 章で結論を述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1 ハードウェアのばらつきを考慮した学習データ改良手法

あるハードウェアで収集した学習データを用いて異なる種類のハードウェアの位置推定を行うと、ハードウェアごとの受信信号強度のばらつきから思うような位置推定精度が得られないという結果になる。これを解消するには各ハードウェアごとにキャリブレーションを行って学習データを作成する必要がある。

文献 1) では、ハードウェアの違いからくる受信信号強度のばらつきによる位置推定精度の低下を全体の再キャリブレーションを行わずに解消する手法が提案されている。文献 1) 内では図 1 のようにハードウェアの組が同じ場所で受信する信号強度には線型的な相関があるとされている。このことから、ハードウェア A の受信信号強度とハードウェア B の受信信号強度の間の線型関係を導き出すことができる。導き出した線型関係を用いてハードウェア A で収集した学習データからハードウェア B 用の学習データを作成するというのが提案されている手法である。

文献 1) 内ではこの手法を用いてハードウェアごとに学習データを作成してそれぞれの位置推定精度を調査している。その結果、手法を用いてハードウェアごとに学習データを補間した場合の精度はそうでない場合の精度に比べ高い精度が得られたとされている。

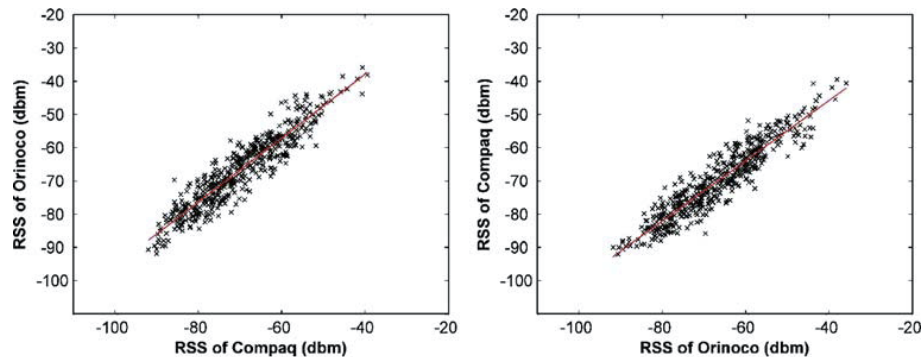


図 1 ハードウェアの組の相関を示した図  
引用元:参考文献 1)

### 2.2 壁での反射や減衰を組み込んだ補間手法

実環境では受信機での受信信号強度は壁での反射や減衰といった影響を受けるため、学習データの補間を行う際、これらの影響を組み込んだモデルで補間を行わないと位置推定の精度は悪影響を受ける。文献 2) では対象環境の見取り図を用いて送信機から各信号がどのような道筋を通過して受信機に届くのかを考え、壁での反射や壁を通過することを考慮して、学習データを補間する手法が提案されている。文献 2) で提案されている手法は以下のように行われる。

- (1) 対象環境の見取り図の画像ファイルや CAD ファイルを用いて壁の配置情報を構築する。
- (2) 送信機から出た複数の信号が各受信機に届くまでにどのような道筋を通るのかを算出する。この際、各信号が通過する壁の枚数や壁での反射回数も算出する。
- (3) 壁を通過することによる電波強度の減衰量と、壁で反射することによる電波強度の減衰量を求める。
- (4) 求めたパラメータを用いて学習データを補間する。

しかし、この手法には信号が通る経路や壁の通過・反射による減衰量の算出に大きな手間がかかるという問題がある。

### 2.3 伝搬損失モデルを用いた学習データ補間手法

文献 3) では、実験的に得られた電波の伝搬損失モデルを用いて、学習データを補間する手法が提案されている。まず、設定した観測地点で実際に計測したデータを、各観測地点とその地点でのアクセスポイントとの距離と受信信号強度の組で保存しておく。各補間地点において、アクセスポイントからの受信信号強度を求める際には測定したデータのうち、そのアクセスポイントに対するデータと式 (1) を用いる。

$$P_{OSM} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \{P_{0m} + 10\gamma \log\left(\frac{d}{d_{0m}}\right)\} \quad (1)$$

$P_{OSM}$ : 補間する地点での対象となるアクセスポイントの受信信号強度 [dBm]

$M$ : 対象となるアクセスポイントに対する実際に測定したデータの組の数

$P_{0m}$ : 距離  $d_{0m}$  [m] に対する受信信号強度 [dBm]

$d$ : 対象となる地点と対象となるアクセスポイントとの距離

$\gamma$ : 減衰係数

文献 3) では、この手法を用いて作成した学習データ及び実際に全て測定して作成した学

習データを用いて位置推定を行い、その平均誤差を比較している。その結果は実際に全て測定した場合が 5.3m、補間手法を用いた場合が 5.9m とされている。この手法の評価はアクセスポイントと推定対象地点の間にある壁の枚数がそれぞれ等しい環境で行われている。そのため、壁の枚数がそれぞれ異なる環境における性能を評価する実験を本稿では行った。

### 3. 事前実験

アクセスポイントと推定対象地点間の壁の枚数がそれぞれ異なる環境において文献 3) の手法の性能を評価するために、事前実験を行った。本章では事前実験の概要と結果及び結果に対する考察を述べる。

#### 3.1 実験の概要

本実験では、図 2 に示す環境において、Narzullaev らの手法<sup>3)</sup>によって補間した学習データを用いて位置推定を行う。図 2 は推定対象地点とアクセスポイントの配置を示しており、各推定対象地点間の距離は約 3m、各アクセスポイント間の距離は約 15m となっている。推定対象地点として 36 点設定し、10 機のアクセスポイントを用いて受信信号強度を観測する。データを観測する場合は各地点で複数回行い、各アクセスポイントでの受信信号強度のうち大きいものから 4 つ分のアクセスポイントでの受信信号強度を測定データとして用いる。

測定に用いた機器は以下の通りである。

- データ測定用の端末  
アップル社の iPod touch
- アクセスポイント  
PicoCELA 社の PCWL-0100

以下、実験の流れについて説明する。

- (1) まず、Narzullaev らの手法によって補間する地点 (補間地点) の数を決め、推定対象地点の中からどの地点を補間地点とするかを選択する。
- (2) 実際にデータを観測する地点 (観測地点) で計測したデータを用いて、補間地点での各アクセスポイントからの受信信号強度を手法によって補間する。  
この際、受信信号強度のうち強度が大きいものから順に 4 つ分の受信信号強度をその補間地点での補間データとして用いる。
- (3) 補間を用いて作成した学習データと位置推定用のデータからベイズ推定を用いた手法<sup>4)</sup>により位置推定をし、正答率と平均誤差をまとめる。  
この位置推定は観測できるアクセスポイントのうち受信信号強度が大きいものから



図 2 実験環境

表 1 既存手法に対する実験の結果

補間地点の数	平均誤差 [m]	正答率 [%]
9 個	4.1	25.4
18 個	4.4	18.5
22 個	4.5	21.9
24 個	4.5	24.3

決めた数の分のアクセスポイントのデータをその地点の学習データとして作成し、また、ベイズ推定により位置を推定した。

以上の流れを補間地点の数を変動させながら、繰り返し行う。

#### 3.2 実験結果

学習データとして全ての推定対象地点で実際に受信信号強度を計測したデータを用いた場合、その結果は正答率が 30.6%、平均誤差が 3.7m であった。文献 3) の手法による結果は表 1 にまとめている。

#### 3.3 考察

表 1 を見ると、Narzullaev らの手法の結果は全ての推定対象地点で実際に計測した学習データを用いた場合に比べて、誤差が大きなものとなっている。これは、図 3 のような各推定対象地点とアクセスポイント間の壁の枚数が等しい場合には距離と受信信号強度の間に

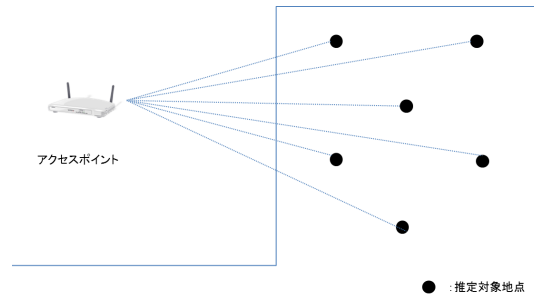


図 3 推定対象地点とアクセスポイント間の壁の枚数が等しい場合

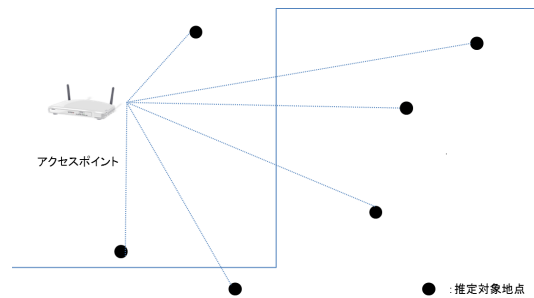


図 4 推定対象地点とアクセスポイント間の壁の枚数が異なる場合

一定の関係性が現れるが、図 4 や今回の対象環境のように各推定対象地点とアクセスポイント間の壁の枚数が異なる場合は距離と受信信号強度の関係性が乱れるため文献 3) の手法をうまく適用できないためと考えられる。そのため本研究では壁の枚数が異なっても利用できるような手法を提案する。

#### 4. 壁による減衰を組み込んだモデルによる補間手法

本章では、電波の伝搬損失モデルを基にしたモデルによりシーン解析法において利用する学習データを補間する手法について述べる。まず、提案手法の全体の流れについて述べ、その後、減衰特性を求めるプロセスについて詳しく説明する。

##### 4.1 提案手法の概要

事前実験の結果から、壁の影響を組み込んだモデルを用いなければ壁の枚数が異なるよう

な環境では補間した学習データを用いた場合の位置推定の精度が悪くなるということがわかった。そこで壁の枚数が異なるような環境でも精度を下げずに補間するために壁の影響を組み込んだモデルをもとに学習データを補間する手法を提案する。

以下、学習データを補間するまでの全体の流れを示す。

- (1) アクセスポイントと各推定対象地点間の壁の枚数の設定  
アクセスポイントと各推定対象地点の組に対してその間にある壁の枚数をそれぞれ設定する。
- (2) アクセスポイントとの距離による減衰を求める  
観測地点のアクセスポイントに対する受信信号強度とその間の距離の組を用いて各アクセスポイントの距離による減衰を求める。
- (3) 壁一枚あたりの減衰量を求める  
実際に観測した受信信号強度と上で求めた減衰特性を用いて求めた受信信号強度を比較して壁一枚あたりの減衰量を求める。
- (4) 各補間地点に対するアクセスポイントからの受信信号強度を求める  
上で求めたアクセスポイント間の減衰特性と壁一枚あたりの減衰量をもちいて式 (2) から補間地点のアクセスポイントに対する受信信号強度を求め、求めた受信信号強度のうち強度が大きいものから 4 つ分をその補間地点での受信信号強度として用いる。

$$P_{est} = C + N \log d + w_{est} * n \quad (2)$$

$P_{est}$  : 求める受信信号強度 [dBm]

$N$  : 距離による信号強度の減衰率

$C$  : 環境変数

$d$  : アクセスポイントと観測地点との距離 [m]

$w_{est}$  : 壁一枚あたりの減衰量 [dBm]

$n$  : 補間地点とアクセスポイント間にある壁の枚数

##### 4.2 壁の枚数の設定

壁による減衰量を組み込んだモデルを用いて補間を行うため、アクセスポイントと各地点間の壁の枚数を設定する。この設定は観測地点・補間地点に関係なく全ての推定対象地点に対して行う。

##### 4.3 各アクセスポイントにおける距離による減衰量

式 (2) における  $C, N$  を各アクセスポイントごとに観測地点のデータを用いて求める。まず、各観測地点のデータを  $(d, RSSI)$  の組で保持しておく。  $d$  は観測地点と対象アクセスポ

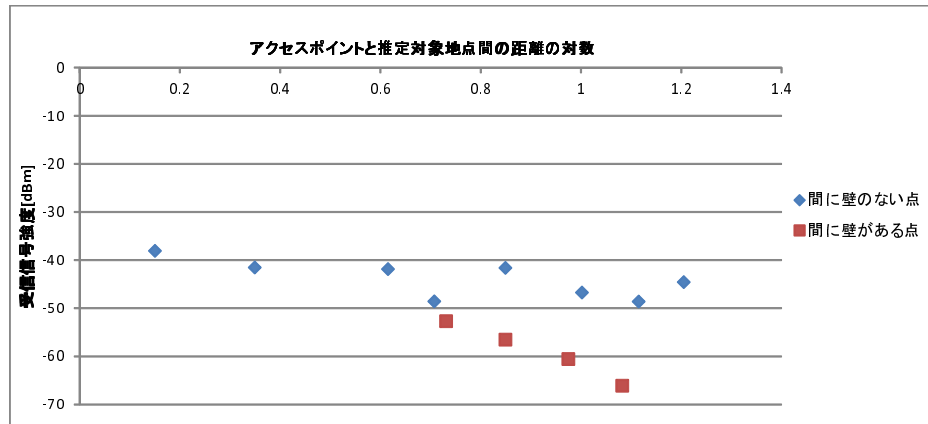


図 5 間に壁がある地点と壁がない地点での距離に対する受信信号強度の比較

イントの距離の対数で、RSSI はその地点での対象アクセスポイントからの受信信号強度を表す。伝搬損失モデルより距離の対数と受信信号強度の減少には線型的な関係があると考えられるので、このデータの組から各アクセスポイントに対する  $C$ 、 $N$  を最小二乗法を用いて求める。この際、アクセスポイントとの間に壁がある地点では図 5 のように距離による減衰と壁による減衰が混在しており、距離による減衰のみを求めるのは難しいので、距離による減衰と壁による減衰を分離して考えるために、アクセスポイントと観測地点の間に壁がない地点のデータのみを用いて計算を行う。

#### 4.3.1 壁一枚あたりの減衰量

アクセスポイントとの距離による減衰を求めたことにより、壁を通らない地点では距離が与えられれば、その地点でのアクセスポイントからの受信信号強度を求めることができる。壁を通る地点に関しては、壁による減衰量を求める必要があるため、その求め方について述べる。まず、アクセスポイントとの間に壁がある観測地点に対して、距離と求めた減衰特性から距離による減衰を求める。次に、アクセスポイントとの間に壁がある観測地点の実際の受信信号強度と先ほど算出した距離による減衰分を用いて壁による減衰量を求める。この作業を壁がある全ての観測地点に対して行い、求めた差を平均した値を壁一枚あたりの減衰量とする。

表 2 提案手法・既存手法の比較 (平均誤差・正答率)

補間地点の数	既存手法		提案手法	
	平均誤差 [m]	正答率 [%]	平均誤差 [m]	正答率 [%]
9 個	4.1	25.4	3.7	28.9
18 個	4.4	18.5	3.7	26.9
22 個	4.5	21.9	3.8	26.7
24 個	4.5	24.3	3.8	28.9

## 5. 評価

提案手法の性能を確かめるために行った評価実験の概要、結果及びその結果に対する考察について述べる。

### 5.1 評価実験の概要

提案手法の性能を評価するため、評価実験を 2.3 節で述べた Narzullaev らの手法<sup>3)</sup> に対する事前実験と同じ環境、同じ方法で実施する。計測に用いた機器も Narzullaev らの手法に対する事前実験の場合と同じである。評価は、補間地点の数を増やしつつ、提案手法による学習データを用いた場合の位置推定の正答率と平均誤差の結果を Narzullaev らの手法を用いた場合の結果と比較することで行う。

### 5.2 実験結果

既存手法と提案手法の結果の比較は表 2 及び図 6、図 7 のグラフのようになっている。補間地点が 24 点のときに平均誤差が従来手法では 3.8m、既存手法では 4.5m であった。従って平均誤差を 15%削減することに成功した。なお、全ての推定対象地点で実際に受信信号強度を計測して作成した学習データを用いた場合の結果は正答率が 30.6%、平均誤差が 3.7m であった。

これらの結果から、提案手法のほうが既存手法よりも高い精度を得られることがわかる。これは、壁による減衰量を組み込んだことや減衰特性の推定時に間に壁がある地点のデータを用いなかったことにより、各地点での受信信号強度の推定精度が上がったことによる結果だと考えられる。また、それぞれの手法において補間地点が増えた際に正答率が上昇しているのは、実際に測定した時に他の地点のデータと比べて明らかにはずれていたデータがモデルによって補間したデータに置き換えられたことによるものと考えられる。補間地点の数が増えても提案手法による平均誤差が増加しないのは、補間地点が増えた際に推定した受信信号強度の差が大きく変化していないためであると考えられる。

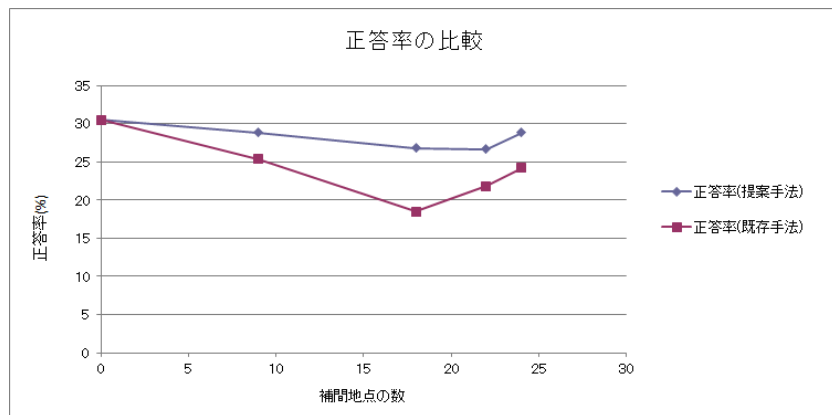


図 6 正答率の比較

## 6. おわりに

本稿では無線 LAN を用いた位置推定手法であるシーン解析法における学習データ作成時のキャリブレーションのコストについて述べ、それを削減するための学習データを補間・改良する手法を説明した。また、既存手法に対する事前検証の結果から既存手法の問題点について述べ、この問題を解決するために、壁による信号強度の減衰を考慮に入れて学習データを補間する手法を提案した。さらに、提案手法の有効性を評価するために、実環境において既存手法との比較実験を実施した。提案手法により作成した学習データを用いて位置推定を行ったところ既存手法と比べて、平均誤差を 15%削減することを確認した。

今後の課題としては、以下のようなことが挙げられる。

- 補間地点をどう選択するのが良いのかを明確に示すこと。
- 位置推定に重要なアクセスポイントを抽出し、それらのアクセスポイントのみ利用して補間する手法を確立すること。

今回は受信信号強度が強いものから順に 4 つ分のアクセスポイントのデータをその地点での学習データとして用いたが、実際に、どのアクセスポイントを選択するのがよい

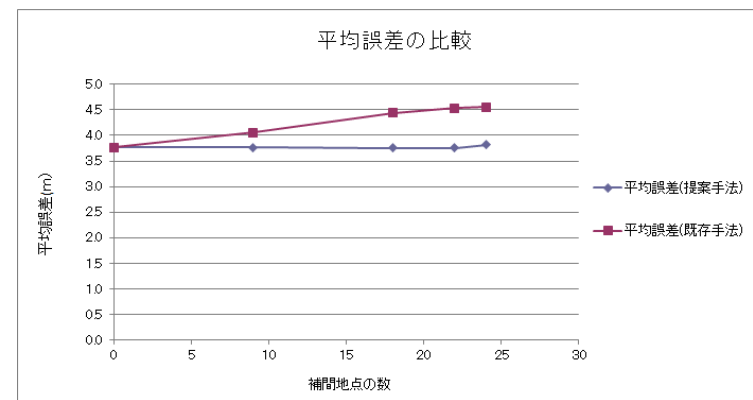


図 7 平均誤差の比較

のかは今後調査する必要がある。

- 他の実験環境での評価を行うこと。

謝辞 本研究の一部は、科研費 (22300025 および 22700076) および次世代研究スーパー・スター養成プログラム (九州大学総長裁量経費) による助成を受けている。

## 参考文献

- 1) A. W. Tsui, Y-H. Chuang, and H-H. Chu, "Unsupervised Learning for Solving RSS Hardware Variance Problem in WiFi Localization," *Mobile Networks and Applications*, Vol. 14, No. 5, pp. 677-691, 2009.
- 2) Y. Ji, S. Biaz, S. Pandey, and P. Agrawal, "ARIADNE: A Dynamic Indoor Signal Map Construction and Localization System," *Proc. of the 4th International Conference on Mobile Systems, Applications and Services*, pp. 151-164, , 2006.
- 3) A. Narzullaev, Y. Park, and H. Jung, "Accurate Signal Strength Prediction based Positioning for Indoor WLAN Systems," *Proc. of 2008 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, pp. 685-688, 2008.
- 4) 伊藤誠悟, 河口信夫, "アクセスポイントの選択を考慮したベイズ推定による無線 LAN ハイブリッド位置推定手法とその応用," *電気学会論文誌*, Vol. 126, No. 10, pp. 1212-1220, 2006.