

推薦論文

無線LANを用いた屋内位置推定における 学習コスト削減のための高精度データ補間手法

久保田 僚介^{1,a)} 田頭 茂明² 荒川 豊¹ 北須賀 輝明³ 福田 晃¹

受付日 2012年5月29日, 採録日 2013年1月11日

概要: 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. 本論文では, 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, シーン解析法で必要となる学習データの補間手法を提案する. シーン解析法では, 学習データとして, 測位対象空間における受信信号強度を事前に観測する必要がある. この学習データの作成に必要なコストを削減するために, 既存研究では電波の伝搬損失モデルにより学習データを補間する手法が提案されている. しかしながら, 壁のある屋内環境においては, 補間精度が悪化し, 位置推定の精度が低下するという問題を持つ. そこで, 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, 位置推定の精度を改善する. 提案手法の有効性を確認するために, 複数の無線LANデバイスを用いて実環境での実験を行った. 結果から, 提案手法は, 学習コストを削減しつつ, 既存手法と比べて平均推定誤差を25%改善することを確認した.

キーワード: 位置推定, シーン解析法, 学習データ, 高精度補間手法, 壁による減衰

An Accurate Interpolation Scheme of Training Data for Indoor WLAN Positioning Systems

RYOSUKE KUBOTA^{1,a)} SHIGEAKI TAGASHIRA² YUTAKA ARAKAWA¹ TERUAKI KITASUKA³
AKIRA FUKUDA¹

Received: May 29, 2012, Accepted: January 11, 2013

Abstract: 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 the training data for the location fingerprinting to reduce the human effort required for building the training data. More concretely, a critical problem with the location fingerprinting is the effort for beforehand measuring the received signal strengths at all locations where the positioning is possible. In the existing method, a part of the training data is interpolated from data actually measured at several locations using a path loss model. However, the positioning accuracy degrades in an indoor environment structured by walls. In the proposed method, therefore, a part of the training data is interpolated 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 the existing method, the proposed method can improve the positioning accuracy by 25%.

Keywords: location estimation, location fingerprinting, training data, accurate interpolation method, wall penetration loss

¹ 九州大学大学院システム情報科学府/研究院
Graduate School/Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University, Fukuoka 819-0395, Japan

² 関西大学総合情報学部
Faculty of Informatics, Kansai University, Takatsuki, Osaka 569-1095, Japan

³ 熊本大学大学院自然科学研究科

Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kumamoto University, Kumamoto 860-8555, Japan

^{a)} kubota@f.ait.kyushu-u.ac.jp
本論文の内容は2011年6月のモバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会にて報告され, 同研究会主査・幹事全員により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である.

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となっている。これにより、ネットワークを用いたサービスが一般的なものとなり、さらには端末の位置に基づくサービスへの関心が急速に高まっている。端末の位置を得る技術として、屋外であれば GPS (Global Positioning System) を用い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 を用いることができない。そのため屋内においては、無線 LAN を用いて端末の位置を取得する方法が多数提案されている。その中でも、高精度かつ手軽な推定方法として、受信信号強度 (RSSI) を利用したシーン解析法がある。

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、推定対象となるすべての地点 (推定対象地点) において、周辺のアクセスポイント (AP) から発せられた電波の RSSI 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 RSSI を観測し、学習データの中から最もよく似たデータの地点を探索し、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、AP の配置変更等の対象空間に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る。このような学習コストがシーン解析法を利用するための課題となっている。

この課題を解決するために学習データを補間する研究が行われている [1], [2], [3], [4]。これらの研究では、学習コストを削減するために、推定対象地点のうち実際に計測する地点 (観測地点) を決めて、それらの地点においてだけ RSSI を観測する。推定対象地点の残りの地点 (補間地点) に関するデータは、観測地点のデータから補間することになる。これにより、AP の配置変更等で電波環境が変化した際に、学習フェーズをやり直す場合の学習コストを削減できる。しかしながら、既存手法では、壁のある屋内環境において、補間したデータの精度が悪く、学習コストの削減を実現しているものの、最終的な位置推定の精度が低下するという問題がある。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て、高精度に学習データを補間する手法を提案する。提案手法の有効性を示すために、提案手法により補間した学習データを用いて、位置推定の精度を評価した。その結果、学習コストを削減しつつ、既存手法と比較して平均推定誤差を 25% 改善することに成功した。

本論文の構成は次のとおりである。2 章で本研究と関連のある研究を紹介する。3 章では既存手法に対する事前実験について述べ、AP と推定対象地点間の壁の枚数がそれぞれ異なる場合に精度が下がることを示す。4 章ではこの精度低下を抑える手法を提案する。5 章では提案手法の評

価を行い、最後に 6 章で結論を述べる。

2. 関連研究

本章では、学習コストを削減する既存研究について紹介する。

シーン解析法では、同一の観測地点でも観測時間により RSSI が異なる。したがって、学習フェーズと推定フェーズの時間差が推定精度の低下につながる。時間帯ごとに学習データを用意する必要があるが、文献 [5] では、時間帯による RSSI の違いをリファレンス地点で常時観測し、観測結果から得られるその観測時刻における RSSI を観測済みの学習データに適応させることで、時間帯ごとの学習データの作成コストを削減している。文献 [5] では、この手法を用いて昼間と夜間での位置推定精度が調査されており、その結果、高い精度が得られることが示されている。

無線 LAN を用いた位置推定では、無線デバイスの違いにより生じる RSSI の変動が位置推定精度を低下させる。このために無線デバイスごとの学習データを作成する必要があるが、文献 [6] では無線デバイスごとの学習データを作成せずに、ある無線デバイスの学習データを対象無線デバイスに適応させる手法が提案されている。文献 [6] では、異なる無線デバイスであっても、同一の場所で観測できる RSSI には線型的な相関があるとしている。提案手法では、無線デバイス間の相関関係を抽出し、その関係を利用して学習データを対象無線デバイスに適応させている。また実験では、すべての無線デバイスの学習データを作成した場合と比較して、文献 [6] の手法は高い精度が得られることが示されている。

文献 [1] では、推定対象地点のうち観測地点を決めて、それらの地点においてだけ RSSI を観測し、補間地点のデータに関しては、観測地点のデータから補間する手法が提案されている。文献 [1] 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経路を通過して受信機に届くのか、すなわち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。具体的には、文献 [1] で提案されている手法は以下に行われる。

- (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、どのような経路を通過するのかを算出する。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信号強度の減衰量と、壁で反射することによる信号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、この手法では信号が通るすべての経路に対して、壁の通過・反射による減衰量を算出する必要があり、またそれらの減衰量の算出には、電波伝搬特性に関する詳細な

パラメータを与える必要があるため大きな手間とコストがかかるという問題がある。

また、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。具体的には、観測データは、観測地点 u 、観測できた AP、 u と観測できた AP との距離 (u_d)、および観測できた AP から観測した RSSI (u_{rssi}) の組の形で観測データベースに保存する。実際の補間では、観測データベースを用いて、以下の式 (1) により、補間地点 t_i における AP_j の RSSI [dBm] を補間する。

$$RSSI(t_i, AP_j) = \frac{1}{|DB(AP_j)|} \sum_{p \in DB(AP_j)} \left\{ p_{rssi} + 10\gamma \log \left(\frac{d(t_i, AP_j)}{d(p, AP_j)} \right) \right\} \quad (1)$$

ここで、 $DB(AP_j)$ は観測データベースにおいて、 AP_j を観測した観測データの集合を表し、 $d(t_i, AP_j)$ は地点 t_i と AP_j との距離、 $d(p, AP_j)$ は地点 p と AP_j との距離を表す。また、 γ は減衰係数、 p_{rssi} は地点 p で観測した AP_j からの RSSI である。

文献 [3] では、この手法を用いて作成した学習データと、実際にすべて観測して作成した学習データとを用いて位置推定を行い、その平均誤差を比較している。その結果は実際にすべて観測した場合が 5.3m、補間手法を用いた場合が 5.9m とされている。

しかし、この手法の評価は AP と推定対象地点の間にある壁の枚数が等しい環境で行われている。そのため、壁の枚数が異なる環境における性能を実験により評価したので次章で報告する。

3. 事前実験

AP と推定対象地点間の壁の数が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およ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 1 に示す環境において、文献 [3] の手法によって補間した学習データを用いて位置推定を行う。文献 [3] の手法ではパラメータ γ が必要になるが、本実験では、そのパラメータは観測した RSSI と AP からの距離の組を用いて最小二乗法によりそれぞれの AP に対して求めている。今回観測データから求めた γ の値は表 1 に示している。表 1 には γ の値として正の値を持つものがある。 γ の値は距離による減衰係数を表すため、本来は負の値である。しかし、上で述べたように今回は γ の値を、観測した RSSI とその AP からの距離との組を用いて最小二乗法により求めている。このため、AP と観測地点の間に壁があり、その影響により、距離が近いにもかかわらず弱い RSSI

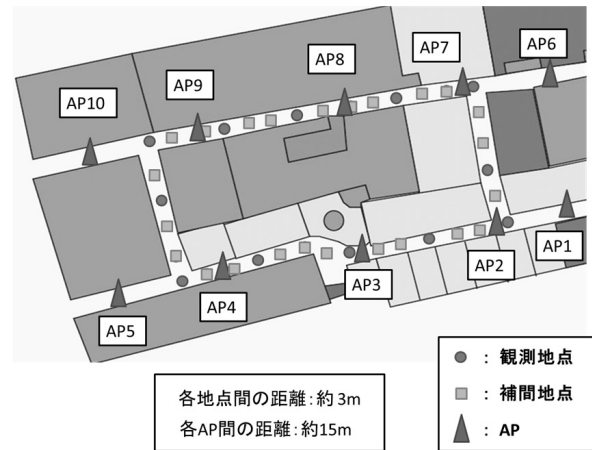


図 1 実験環境

Fig. 1 Experimental environment.

表 1 各 AP に対する減衰係数

Table 1 Attenuation coefficient for each AP.

AP	減衰係数 γ
AP1	-14.6
AP2	-14.2
AP3	-22.2
AP4	-13.2
AP5	9.2
AP6	-11.7
AP7	-13.8
AP8	-12.8
AP9	-16.2
AP10	-15.7

が観測された場合に、 γ の値が正の値になる。また、観測した RSSI を用いて γ を求めているため、どの地点を観測地点とするかによってその値は異なる。観測された RSSI のうち、壁の影響を受けた RSSI の数の比率が大きい場合、 γ の値が正になるため、AP5 と AP10 のように似た状況にある AP であっても、観測地点の構成により、 γ の値が正になる AP、負になる AP に分かれる場合がある。

図 1 は推定対象地点と AP の配置を示しており、各推定対象地点間の距離は約 3m、各 AP 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 台の AP を用いて RSSI を観測する。実験では各地点で RSSI を 5 秒間計測し、その計測を 50 回繰り返した平均値を最終的な RSSI として利用している。そのように計測した各 AP での RSSI のうち、大きいものから 4 台の AP の RSSI を観測データとして用いる。また、位置推定評価に用いたデータは、同様の手順で、学習データとは別に観測したものを

観測に用いた機器は以下のとおりである。

- データ観測用の無線 LAN デバイス：
アップル iPod Touch
- アクセスポイント：PicoCELA PCWL-0100

表 2 既存手法を用いた場合の平均誤差と正答率の結果

Table 2 Results of average error and successful ratio for the existing method.

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
補間なし	3.7	30.6

以下、実験の流れについて説明する。

(1) まず、文献 [3] の手法によって補間する地点の数を決め、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。

図 1 に補間地点数が 24 点の場合の補間地点の位置を示している。事前実験では、観測地点の位置に偏りが生じないようにするために、観測地点を等間隔になるように設け、残りを補間地点としている。

(2) 観測地点で計測したデータを用いて、補間地点での各 AP からの RSSI を文献 [3] の手法によって補間する。この際、RSSI のうち強度が大きいもの 4 つをその補間地点での学習データとして用いる。

(3) 学習データと、推定用のデータからベイズ推定を用いた手法 [7] により位置推定をし、正答率と平均誤差をまとめる。

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。また、実験では正答率と平均誤差を評価尺度として用いた。それぞれの意味は以下のとおりである。

正答率：正答率とは、推定対象地点で位置推定を行い、正しい地点を推定できた割合である。

平均誤差：平均誤差とは、推定した地点と正しい地点との距離を推定回数によって平均したものである。

正答率は低いが、平均誤差が小さいという場合には、誤っていても正しい地点に近い地点を推定していることになる。

3.2 実験結果

学習データとして、すべての地点において実際に RSSI を観測した場合の結果を補間なしとして、文献 [3] の手法による結果とともに、表 2 にまとめている。表 2 を見ると、文献 [3] の手法の結果は、補間なしの場合の結果と比べて、平均誤差が悪化している。

この平均誤差が悪化する原因を特定するために、ある AP を補間するために利用した RSSI の観測値を調査した。図 2 は、平均誤差が悪化する地点において、ある AP を補間するために利用した RSSI の観測値と、その観測地点との距離の対数の関係を表している。図 2 内の直線は、間に壁がない地点での RSSI と、その観測地点との距離の関係を表している。また図 2 には、間に壁がある地点での RSSI を同時にプロットしており、矢印で示す量は、壁に

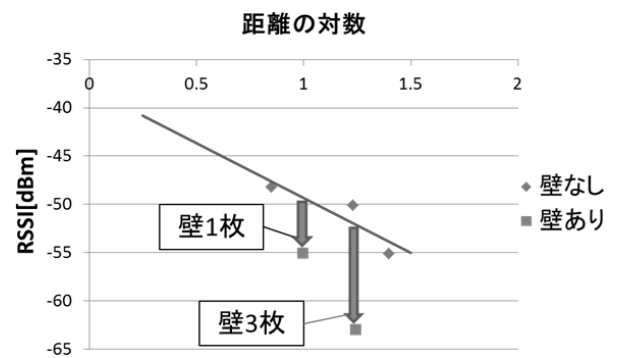


図 2 観測した RSSI と距離および壁の関係

Fig. 2 Relation between observed RSSI, distance and wall.

より生じる減衰量を表している。図 2 を見ると、壁がある場合は、壁による影響を受けるため、壁がない場合と比べ、明らかに RSSI が弱くなっている。さらに、この壁の減衰量は、壁の数によって異なることが分かる。すべての地点との間に存在する壁の数が等しければ、壁による減衰の影響を一律に受けて、RSSI が一律に減衰するため、距離による減衰だけを考慮すればよい。一方で、今回のように壁の数がすべての地点で一致しない環境では、距離だけを考慮した文献 [3] の手法を用いると、観測データに含まれた壁の影響を受け、壁がない地点で実際よりも減衰した RSSI が補間されることになる。また、壁が存在しない地点の観測データのみを用いた場合には、壁の存在を考慮しないことから、AP との間に壁が存在する地点で実際よりも強い RSSI が補間されることになる。これらが文献 [3] の手法において、位置推定の平均誤差を悪化させる原因である。このように文献 [3] の手法では、距離による減衰のみを考慮したモデルが用いられており、今回のような壁の有無が混在する、または壁の数が異なる環境においては正しく RSSI を補間できないことになる。

そのため本研究では、このような場合においても利用できる手法を提案する。

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、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。補間は、電波の伝搬損失モデルをもとにしたモデルにより行う。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、壁の枚数が異なるような環境では、壁の影響を組み込まないモデルで補間した学習データを用いた場合の推定精度が悪くなることが分かった。そこで壁の枚数が異なる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

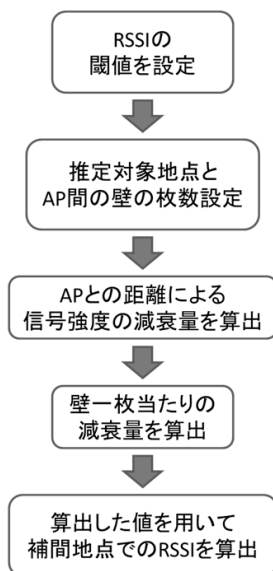


図 3 提案手法の流れ
Fig. 3 Flow for proposed method.

手法を提案する。

図 3 に、学習データを補間するまでの全体の流れを示す。

(1) RSSI の閾値の設定

RSSI に閾値を設定し、その閾値に収まらない AP は使用しない。

(2) AP と各推定対象地点間の壁の枚数の設定

AP 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。

(3) AP との距離による減衰の算出

観測地点の AP に対する RSSI とその間の距離の組を用いて各 AP の距離による減衰を求める。

(4) 壁 1 枚あたりの減衰量の算出

実際に観測した RSSI と上で求めた減衰特性を用いて求めた RSSI を比較して壁 1 枚あたりの減衰量を求める。

(5) 各補間地点に対する AP からの RSSI を求める

上で求めた AP 間の減衰特性と壁 1 枚あたりの減衰量を用いて、式 (2) から補間地点の AP に対する RSSI を求め、求めた RSSI のうち強度が大きいものから 5 つ分をその補間地点での RSSI として用いる。この際、求めた RSSI のうち初めに定めた閾値に収まらないものは除外する。

データの補間に利用する電波の伝搬損失モデルについて説明する。文献 [8], [9], [10], [11] では、RSSI の減衰量のモデルが提示されている。文献 [8] や [9] では ITU-R により勧告されている屋外、屋内それぞれでの電波の伝搬損失モデルについて述べられている。文献 [11] では、IEEE802.11b に基づく無線 LAN における電波の伝搬損失モデルが提案されている。提案されているモデルは 2 つあり、1 つは伝搬損失と距離の対数の間に線型的な関係があるとした

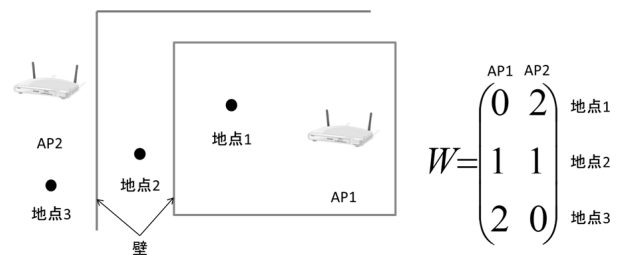


図 4 壁設定の例
Fig. 4 Configuration example for wall matrix.

One-Slope モデル、もう 1 つは One-Slope モデルに加え、送信機と受信機の間にある壁や床等による損失も組み込んだ Multi-Wall モデルである。本論文では、文献 [8] で示されたモデルを単純化した以下の式をもとにして、RSSI を推定する。

$$RSSI(t_i, AP_j) = C_j + \gamma_j \log(d(t_i, AP_j)) + w(t_i, AP_j)n, \quad (2)$$

ここで、 C_j , γ_j は AP_j に関する環境変数、および距離に関する減衰量を表し、 n は壁 1 枚あたりの減衰量 [dBm], $w(t_i, AP_j)$ は補間地点 t_i と AP_j 間にある壁の枚数を表す。

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、AP と各地点間の壁の枚数を設定する。具体的には、推定対象地点の数を n , AP の数を m としたとき、式 (3) のように行列形式にして保存しておく。この設定は観測地点・補間地点に関係なくすべての推定対象地点に対して行う。

$$W = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1m} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & w_{nm} \end{pmatrix} \quad (3)$$

例として、図 4 の状況において、どのように壁の枚数を設定するかを示す。AP1 から見たとき地点 1 との間には壁がなく、地点 2 との間には 1 枚、地点 3 との間には 2 枚存在する。このため図 4 の行列のように AP1 とそれぞれの地点に対応する要素に壁の枚数を設定する。また AP2 に関しても同様に、行列の要素に対して壁の枚数を設定する。

4.3 距離による減衰量

式 (2) における C_j , γ_j を観測データベースを用いて求める。伝搬損失モデルより距離の対数と RSSI の減少には線型的な関係があると考えられるため、観測データベースから AP_j の観測データを用いて、 C_j , γ_j を最小二乗法を用いて求める。この際、AP との間壁がある地点では、図 2 で示したように距離による減衰と、壁による減衰が混在しており、距離による減衰だけを求めるのは困難である。

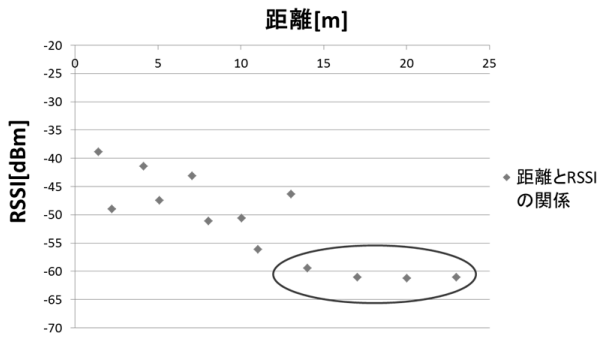


図 5 AP からの距離と RSSI の関係

Fig. 5 Relationship between distance and RSSI.

そのため、提案手法では、AP と観測地点の間に壁がないデータのみを用いて距離による減衰を計算する。

4.3.1 壁 1 枚あたりの減衰量

AP との距離による減衰を求めたことにより、距離が与えられれば、壁を通らない地点での AP からの RSSI を求めることができる。ここで、 $RSSI_{nw}(t_i, AP_j)$ は、式 (2) から壁の減衰部分を削除し、地点 t_i と AP_j との距離により求められる RSSI の値を表す。

$$RSSI_{nw}(t_i, AP_j) = C_j + \gamma_j \log(d(t_i, AP_j)) \quad (4)$$

次に、式 (5) を用いて、壁 1 枚あたりの減衰量 n を求める。

$$n = \frac{1}{|DB_w|} \sum_{p \in DB_w} \frac{p_{rssi} - RSSI_{nw}(p, p_{AP})}{w(p, p_{AP})} \quad (5)$$

ここで、 DB_w は観測データベースにおいて AP と観測地点の間に壁があるデータの集合を表す。

観測した RSSI (p_{rssi}) から距離だけにより求めた RSSI ($RSSI_{nw}$) を減算し、壁の枚数で割ることにより、壁 1 枚あたりの減衰量 n を求めている。

4.4 RSSI の閾値

RSSI は距離の対数に比例して減衰していくため、RSSI が弱くなるにつれ、距離に対する減衰量は少なくなる。図 5 は、AP からの距離と RSSI の関係を表したもののだが、距離が離れるほど RSSI に差がないことが分かる。特に、図 5 内の丸で囲んでいる部分は距離が 10m ほど離れても RSSI に差が出ていない。このため、提案手法では、RSSI に閾値を定め、その閾値以下の弱い RSSI は、データとして利用しないものとする。

5. 評価および考察

提案手法の性能を確かめるために、評価実験を行った。本章では評価実験の概要、結果およびその結果に対する考察について述べる。

5.1 評価方法

提案手法の性能を評価するため、評価実験を文献 [3] に

表 3 平均誤差と正答率の結果

Table 3 Results of average error and successful ratio.

(a) デバイス A の結果				
補間地点の数	平均誤差 [m]		正答率 [%]	
	既存手法	提案手法	既存手法	提案手法
9 個	2.7	2.1	55.9	61.9
18 個	3.5	3.0	43.0	46.9
22 個	4.0	3.8	25.9	36.1
24 個	4.1	3.7	29.4	33.3
補間なし	1.8		61.0	
(b) デバイス B の結果				
補間地点の数	平均誤差 [m]		正答率 [%]	
	既存手法	提案手法	既存手法	提案手法
9 個	3.1	2.5	39.8	39.4
18 個	3.6	2.7	32.9	37.8
22 個	4.0	2.7	25.9	38.1
24 個	3.9	3.2	30.9	31.7
補間なし	2.8		39.0	
(c) デバイス C の結果				
補間地点の数	平均誤差 [m]		正答率 [%]	
	既存手法	提案手法	既存手法	提案手法
9 個	4.1	3.5	25.4	30.4
18 個	4.4	3.1	18.5	35.0
22 個	4.5	3.2	21.9	33.4
24 個	4.5	3.4	24.3	28.5
補間なし	3.6		30.6	

対する事前実験と同じ環境、同じ方法で実施する。複数の無線デバイスでの効果を確認するために、以下の無線デバイスを用いた。

- データ観測用の無線 LAN デバイス
 デバイス A : KOHJINSHA SC3KP06GA
 デバイス B : ロジテック LAN-WAG/U2
 デバイス C : Apple iPod Touch

評価は、補間地点数を増やしつつ、提案手法による位置推定の正答率と平均誤差の結果を、既存手法である文献 [3] の手法の結果と比較した。また、補間地点数を 24 個に固定し、観測地点の選び方を変えながら、その影響について調査する。さらに、RSSI の閾値を変化させながら位置を推定することで、RSSI の閾値の違いによる精度の変化についても調査する。

5.2 評価結果と考察

5.2.1 正答率と平均誤差の比較

既存手法と提案手法の正答率と平均誤差の結果を、表 3 に示す。なお、すべての推定対象地点で RSSI を観測した場合の結果を、“補間なし”として表中に記述している。

結果から、提案手法では、すべてのデバイスにおいて、平均誤差および正答率ともに既存手法と比べて改善できることが分かる。特に、デバイス C では平均で 25%改善し、18 地点の補間において、31%改善できている。これは、提

表 4 RSSI の閾値を変えた場合の提案手法の平均誤差 [m]

Table 4 Average error for proposed method when varying threshold of RSSI.

RSSI の閾値	補間地点の数			
	9 点	18 点	22 点	24 点
なし	4.2	3.6	3.7	3.7
-60 [dBm] 以上	3.7	3.4	3.3	3.7
-65 [dBm] 以上	3.5	3.1	3.2	3.4
-70 [dBm] 以上	3.8	3.5	3.3	3.7

案手法は壁による減衰量を考慮したことにより、壁のある地点での RSSI の補間精度が向上したためだと考えられる。また、補間地点の数が増えると、どちらの手法も平均誤差および正答率が低下するが、提案手法は既存手法と比べて、その性能の悪化を抑えることができる。

デバイス C では、“補間なし”の結果より、補間した結果の方が良い場合がある。これは、デバイス C の“補正なし”の結果が、他のデバイスの結果と比べて悪く、学習データの中にモデルに沿わない異常なデータが多く存在するためだと考えられる。これらの異常なデータが補間によりモデルに沿ったデータに置き換わるために、“補正なし”の結果より良くなったと考えられる。一方、デバイス A および B では、既存手法と比べて結果は改善されているものの、すべての推定対象地点で、“補間なし”の結果と比べて、正答率と平均誤差ともに悪化している。特に、デバイス A において補間地点が増加すると顕著に結果が悪いことが分かる。これらの結果を“補間なし”の結果により近づけることが、提案手法の今後の課題である。

5.2.2 RSSI の閾値の影響の比較

RSSI の閾値の影響を調査するため、デバイス C を用いて RSSI の閾値を変化させながら、位置推定の精度を測定した。その結果を表 4 に示す。表 4 から、閾値を設けた場合の方が、設けなかった場合よりも位置推定の精度を改善できることが分かる。閾値を -60 [dBm] 以上に設定した場合は平均で 8%、-65 [dBm] 以上の場合は平均で 14%、-70 [dBm] 以上の場合は平均で 6%、位置推定の精度を改善できる。本実験においては、-65 [dBm] 以上の場合が最も良い結果が得られたが、この適切な値は実験環境によると考えられる。RSSI の閾値により下限を制限しすぎると、推定対象地点を区別するための AP が削減されてしまい、逆に下限を制限しないと、4.4 節でも述べたように、複数の推定対象地点で観測される AP が多くなる。適切な閾値を得る方法は定まっておらず、今後の課題としてあげられる。

5.2.3 観測地点の影響の比較

補間地点の数を固定して観測地点を図 6 と表 5 のように選択し、デバイス C を用いて補間・位置推定を行った場合の結果を表 6 に示す。なお図 6 は、図 1 と同じ場所を表しているが背景は省略してあり、図 6 内の地点番号と表 5 内の地点番号が対応している。表 6 は各パターンでの正答

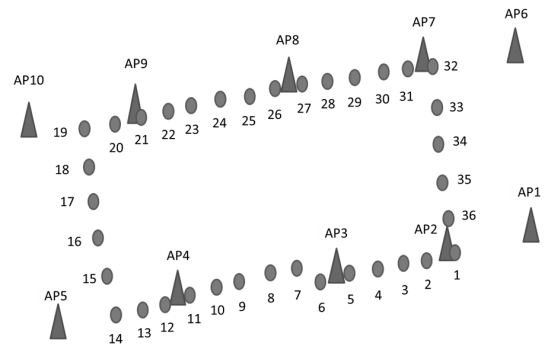


図 6 観測地点の図

Fig. 6 Observation locations.

表 5 観測地点のセット

Table 5 Six sets for observation locations.

観測地点のセット	地点番号
Set1	2, 3, 8, 12, 13, 17, 20, 21, 25, 30, 31, 35
Set2	1, 4, 7, 11, 14, 17, 19, 22, 25, 29, 32, 35
Set3	1, 3, 7, 12, 14, 17, 19, 22, 25, 30, 32, 35
Set4	1, 2, 7, 13, 14, 17, 20, 20, 25, 31, 32, 35
Set5	1, 4, 8, 11, 14, 17, 20, 22, 26, 29, 32, 35
Set6	1, 5, 8, 12, 14, 17, 20, 23, 26, 30, 32, 35

表 6 観測地点を変えた場合の提案手法の正答率と平均誤差

Table 6 Successful ratio and average error for proposed method when varying a set of observation locations.

セット	正答率 [%]	平均誤差 [m]
Set1	23.2	3.86
Set2	34.4	3.38
Set3	28.5	3.36
Set4	19.4	4.81
Set5	28.2	4.23
Set6	30.7	4.07

率と平均誤差を示している。Set4, Set5 は他のセットに比べ選択した観測地点がそれぞれ端や中心に偏っており、位置推定の精度が悪くなっている。また、Set2 は偏りなく観測地点が選択されており、他のセットに比べ位置推定の精度が良くなっている。このことから、観測地点の場所に偏りがある場合は位置推定の精度が悪くなると考えられる。

各セットで精度が変わる理由としては、観測地点の選び方により、観測される AP のデータ数が変わることが考えられる。表 7 には、観測データベースの中で、間に壁がない地点の AP のデータ数を表している。提案手法では、データ数が少ないと距離による減衰量の推定精度が悪くなる。表 8 は RSSI の実測値と推定値の差の平均を表しており、AP2 に対して Set4 ではデータ数が 2 だが、その際の RSSI の推定精度は他のセットに比べ 50%以上悪くなっている。また、AP10 に対して Set2 や Set5 では他のセットに比べデータ数が多く、RSSI の推定精度も 10%ほど良くなっている。このため、観測される AP のデータ数が少な

表 7 各 AP が観測できた地点数

Table 7 The number of observable locations for each AP.

AP	観測できた地点数					
	Set1	Set2	Set3	Set4	Set5	Set6
AP1	2	3	3	3	2	2
AP2	4	3	3	2	4	4
AP3	4	4	4	4	4	4
AP4	4	4	4	3	4	4
AP5	3	3	3	3	3	3
AP6	5	5	5	5	5	5
AP7	3	3	3	2	2	2
AP8	5	5	5	5	5	5
AP9	4	3	4	4	4	5
AP10	3	4	3	3	4	3

表 8 各 AP に対する RSSI の差

Table 8 Difference of RSSIs for each AP and each set.

AP	各 AP での RSSI の差 [dBm]					
	Set1	Set2	Set3	Set4	Set5	Set6
AP1	8.8	3.1	3.4	2.8	3.4	3.1
AP2	4.8	4.0	4.5	7.6	3.8	4.0
AP3	7.6	4.4	5.0	4.9	4.7	4.1
AP4	4.2	3.5	3.8	6.8	4.1	4.0
AP5	5.1	3.0	3.6	4.3	3.3	2.7
AP6	3.5	2.7	3.2	3.1	2.2	2.8
AP7	7.6	5.5	7.2	7.9	9.0	7.0
AP8	2.0	2.2	1.9	2.0	2.0	2.0
AP9	2.4	2.8	2.8	3.0	1.8	2.1
AP10	3.4	2.3	2.5	2.8	2.1	3.4

くなる観測地点の選び方は避ける必要がある。

5.3 学習コストに関する考察

学習データを用意するためのコスト C は, n_{all} を推定対象地点数, n_{est} を補間地点数としたとき, 以下の式 (6) のように考えられる。

$$C = t_{pos}(n_{all} - n_{est}) + t_w * n_{all} \quad (6)$$

ここで, t_{pos} は 1 つの観測地点あたりの RSSI 観測時間, t_w は 1 つの推定対象地点あたり壁の枚数の設定にかかる時間を表す。式 (6) から補間手法を用いることで, 補間した地点分だけ RSSI の観測にかかるコストを削減できる。

本手法では, 既存の手法に比べ壁の存在を考慮するため, 位置推定精度を向上させることができるが, 壁の枚数を設定する必要があり, その分だけ既存の手法に比べてコストが必要となる。しかし, 部屋内での AP の配置変更等の壁の枚数が変わらない変更では, 提案手法は壁の枚数を再設定する必要がなく, このコストを削減できる。

一方, RSSI は高い精度を得るためには同じ地点で複数回観測する必要があり, さらに, シーン解析法では, 時間帯の変化や環境の変化に応じて, RSSI を観測し直す必要がある。このように, 学習データ構築にかかるコストを考

えたとき, RSSI の観測にかかるコストの方が壁の設定と比べて, 比重が高いと考えられる。

今回の実験で, すべての地点で RSSI を観測するために要した時間は約 8 時間である。また, 壁の設定にかかった時間は約 1 時間である。評価実験では, 観測地点を最大で 1/3 に削減できるので, 観測にかかるコストを約 5 時間 (= $8 \times 2/3$ 時間) 削減できることになる。提案手法では既存手法に比べて, 壁の設定のために 1 時間余分に時間が必要なため, 既存手法では学習コストが約 3 時間 (観測にかかるコスト) であるのに対して, 提案手法では約 4 時間 (観測にかかるコスト + 壁の設定にかかるコスト) となる。一方で, 提案手法では, 壁の枚数を設定することにより, 位置推定の精度が 25% 改善できる。先ほど述べたように, 壁の枚数が変化しない環境の変化では, 提案手法では壁の枚数を再設定する必要がないため, 既存手法と提案手法の学習コストに差は生じない。逆に, 壁の枚数が変わる環境の変化の場合には, 壁の枚数の再設定が必要になり, 既存手法と比べて提案手法ではコストが余分に必要となる。このため, このような場合に対応する方法を今後検討する必要がある。また, 今回は用いていないが, CAD 情報等の対象環境の建築構造物の情報から自動で壁の枚数を設定できれば, 壁の枚数の設定にかかる時間を削減できると考えられる。これらのことから, 提案手法は既存手法と比べても十分に有効であると考えられる。

6. おわりに

本論文では, 無線 LAN を用いた位置推定手法であるシーン解析法の学習データ構築にかかる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する手法を説明した。また, 既存手法の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, 平均推定誤差を 25% 改善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あげられる。

- 壁の枚数が変化するような環境の変化に対応する方法を確立すること。
- 観測地点をどう選択するのが良いかを明確に示すこと。
- RSSI の閾値をどのように設定するのが良いかを明確にすること。
- 位置推定に重要な AP を抽出し, その AP のみ利用して補間する手法を確立すること。

今回は RSSI が強い 5 つの AP のデータを学習データとして用いたが, 実際に, どの AP を選択するのが良いのかは今後調査する必要がある。

参考文献

- [1] Ji, Y. and Biaz, S.: Ariadne: A dynamic indoor signal map construction and localization system, *MobiSys'06: Proc. 4th International Conference on Mobile Systems, Applications and Services*, pp.151–164, ACM Press (2006).
- [2] Narzullaev, A., Park, Y., Yoo, K. and Yu, J.: A fast and accurate calibration algorithm for real-time locating systems based on the received signal strength indication, *AEU – International Journal of Electronics and Communications*, Vol.65, No.4, pp.305–311 (2011).
- [3] Narzullaev, A., Park, Y. and Jung, H.: Accurate signal strength prediction based positioning for indoor WLAN systems, *Position, Location and Navigation Symposium, 2008 IEEE/ION*, pp.685–688 (2008).
- [4] Smailagic, A. and Kogan, D.: Location sensing and privacy in a context-aware computing environment, *Wireless Communications*, Vol.9, No.5, pp.10–17, IEEE (2002).
- [5] Yin, J., Yang, Q. and Ni, L.: Learning Adaptive Temporal Radio Maps for Signal-Strength-Based Location Estimation, *IEEE Trans. Mobile Computing*, Vol.7, No.7, pp.869–883 (2008).
- [6] Tsui, A.W., Chuang, Y.H. and Chu, H.H.: Unsupervised Learning for Solving RSS Hardware Variance Problem in WiFi Localization, *Mobile Networks and Applications*, Vol.14, No.5, pp.677–691 (2009).
- [7] 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 ハイブリット位置推定手法とその応用, *電気学会論文誌 C*, Vol.126, No.10, pp.1212–1220 (2006).
- [8] ITU-R: Recommendation ITU-R P.525-2: Calculation of Free-Space Attenuation, Technical Report, International Telecommunication Union (1994).
- [9] ITU-R: Recommendation ITU-R P.1238-1: Propagation Data and Prediction Methods for the Planning of Indoor Radiocommunication Systems and Radio Local Area Networks in the Frequency Range 900 MHz to 100 GHz, Technical Report, International Telecommunication Union (1999).
- [10] Fang, S.H., Lin, T.N. and Lee, K.C.: A Novel Algorithm for Multipath Fingerprinting in Indoor WLAN Environments, *IEEE Trans. Wireless Communications*, Vol.7, No.9, pp.3579–3588 (2008).
- [11] Borrelli, A., Monti, C., Vari, M. and Mazzenga, F.: Channel models for IEEE 802.11b indoor system design, *2004 IEEE International Conference on Communications*, Vol.6, pp.3701–3705 (2004).

推薦文

本論文では、無線 LAN の受信信号強度のフィンガープリンティングに基づいた屋内位置推定において、フィンガープリンティングデータの学習コストを小さくするための新しい補間手法を提案している。従来の補間手法は距離に応じた電波の減衰しか考慮していなかったのに対し、提案手法は、無線信号が通過する壁の枚数を考慮し、壁を通過するときの減衰幅を学習させることで、位置推定精度を改善している。またこの問題を定式化し、解決するための方式を提案しており、その新規性や評価結果は学術的価値が高いと考える。よって、ここに研究会推薦論文として推

薦する。

(モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会
主査 竹下 敦)



久保田 僚介

2011 年九州大学工学部電気情報工学科卒業。同大学大学院システム情報科学府情報知能工学専攻修士課程在籍中。MBL 第 58 回研究発表会優秀論文賞 (2011 年)。無線 LAN を用いた測位技術に関する研究に従事。



田頭 茂明 (正会員)

1996 年龍谷大学理工学部電子情報学科卒業。1998 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。2000 年同大学情報科学研究科博士後期課程修了。博士 (工学)。2000 年広島大学工学部助手。2007 年同大学大学院工学研究科助教。同年九州大学高等研究院特別准教授、および同大学大学院システム情報科学研究科特別准教授。2012 年関西大学総合情報学部准教授。モバイル・ユビキタスコンピューティング、システムソフトウェアの研究に従事。本学会山下記念研究賞 (2009 年)、電子情報通信学会通信ソサイエティ活動功労賞受賞 (2009 年)。IEEE、電子情報通信学会各会員。



荒川 豊 (正会員)

1977年生。2001年慶應義塾大学工学部情報工学科卒業。2003年同大学大学院修士課程修了。2006年同大学院博士課程修了。博士(工学)。2006年同大学院特別研究助手。2007年同大学院特別研究助教。2009年3月より九州大学大学院システム情報科学研究院助教。2011年11月よりENSEEIH(フランス)訪問研究員。2012年2月よりDFKI(ドイツ)訪問研究員。主として、コンテキストウェアなネットワークアプリケーション、およびそのデータマイニングに関する研究に従事。APCC 2008 Best Paper Award (2008年)、情報処理学会 MBL 研究会優秀論文賞 (2009年)、DICOMO 優秀論文賞および優秀プレゼンテーション賞 (2010年)、Mashup Award 6 GeoHack 賞および沖電気工業賞 (2010年)、情報処理学会山下記念研究賞 (2011年)、第3回フクオカ Ruby 大賞奨励賞 (2011年)、第24回安藤博記念学術奨励賞 (2011年)、情報処理学会 DPS ワークショップ2012 優秀論文賞 (2012年) 等各賞受賞。IEEE、電子情報通信学会各会員。

り九州大学大学院システム情報科学研究院助教。2011年11月より ENSEEIHT (フランス) 訪問研究員。2012年2月より DFKI (ドイツ) 訪問研究員。主として、コンテキストウェアなネットワークアプリケーション、およびそのデータマイニングに関する研究に従事。APCC 2008 Best Paper Award (2008年)、情報処理学会 MBL 研究会優秀論文賞 (2009年)、DICOMO 優秀論文賞および優秀プレゼンテーション賞 (2010年)、Mashup Award 6 GeoHack 賞および沖電気工業賞 (2010年)、情報処理学会山下記念研究賞 (2011年)、第3回フクオカ Ruby 大賞奨励賞 (2011年)、第24回安藤博記念学術奨励賞 (2011年)、情報処理学会 DPS ワークショップ2012 優秀論文賞 (2012年) 等各賞受賞。IEEE、電子情報通信学会各会員。



福田 晃 (フェロー)

1977年九州大学工学部情報工学科卒業。1979年同大学大学院工学研究科修士課程情報工学専攻修了。同年日本電信電話公社(現NTT)武蔵野電気通信研究所入所。1983年九州大学助手。1989年同大学助教授。1994年奈良先端科学技術大学院大学教授。2001年九州大学大学院システム情報科学研究院教授。2008年九州大学システムLSI研究センター長(兼任)、現在に至る。工学博士。組込みソフトウェア、ユビキタスコンピューティングに関する研究に従事。情報処理学会研究賞(1990年)、Best Author 賞(1993年)等を受賞。電子情報通信学会、ACM、IEEE Computer Society、日本OR学会各会員、「NPO 法人九州組込みソフトウェアコンソーシアム(QUEST)」理事長。

良先端科学技術大学院大学教授。2001年九州大学大学院システム情報科学研究院教授。2008年九州大学システムLSI研究センター長(兼任)、現在に至る。工学博士。組込みソフトウェア、ユビキタスコンピューティングに関する研究に従事。情報処理学会研究賞(1990年)、Best Author 賞(1993年)等を受賞。電子情報通信学会、ACM、IEEE Computer Society、日本OR学会各会員、「NPO 法人九州組込みソフトウェアコンソーシアム(QUEST)」理事長。



北須賀 輝明 (正会員)

1971年生。1993年京都大学工学部情報工学科卒業。1995年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。同年シャープ(株)入社。2001年九州大学大学院システム情報科学研究院助手。2006年九州大学博士(工学)。

2007年熊本大学大学院自然科学研究科准教授。モバイルコンピューティング、無線ネットワーク、組込みシステム、並列/分散処理の研究に従事。電子情報通信学会、IEEE、IEEE-CS、日本データベース学会各会員。