

# Wi-Fi電波を用いた低コストなデバイスフリーパッシブ位置推定のための電波強度分散モデルの転移手法

尾原 和也<sup>1</sup> 前川 卓也<sup>1</sup> 岸野 泰恵<sup>2</sup> 白井 良成<sup>2</sup> 納谷 太<sup>2</sup>

**概要：**Wi-Fi モジュールを搭載したスマートフォンの普及によって Wi-Fi を用いた屋内位置推定の研究が盛んに行われている。しかし、多くの Wi-Fi を用いた屋内位置推定の研究は位置推定対象のユーザが常にスマートフォンなどの電波受信機を携帯することを前提とするため、ユーザにとって大きな負担となる。一方近年、人体による電波の減衰を利用することでユーザが携帯する受信機を必要としない位置推定手法である、デバイスフリーパッシブ位置推定の研究が行われている。しかし、デバイスフリーパッシブ位置推定では位置推定モデル学習のためにエンドユーザが対象環境の様々な位置において学習データを収集する必要がある。そこで本稿では、異なる環境において得られた位置推定モデルを対象環境に合わせて転移させることで、低コストに対象環境の位置推定モデルを構築する手法を提案する。

**キーワード：**デバイスフリーパッシブ屋内位置推定、転移学習、Wi-Fi フィンガープリンティング、パステルフィルタ

## 1. はじめに

近年、Wi-Fi による無線 LAN アクセスの普及によって Wi-Fi モジュールの価格が低下しており、Wi-Fi 電波を受信できるスマートフォン等の携帯端末も大多数の人が所持している。それに伴い、Wi-Fi 電波情報をユーザが持つ携帯端末により取得し、屋内にいるユーザの現在位置を推定する研究が盛んに行われている。しかし、この既存の屋内位置推定ではユーザが Wi-Fi 電波を受信できる機器を身に着ける必要があるため、高齢者の見守りやホームオートメーション等、常にユーザの位置を捕捉し続ける必要があるアプリケーションにおいて、ユーザに大きな負担を強いという問題がある。

一方で、この負担を軽減する屋内位置推定手法であるデバイスフリーパッシブ屋内位置推定に関する研究が近年注目されている。一般的な屋内位置推定が電波発信機と受信機間の距離による Wi-Fi 電波強度の減衰を利用しているのに対し、デバイスフリーパッシブ屋内位置推定は、送受信機間の Wi-Fi 電波がユーザ（人体）に遮られたり、吸収されることで電波強度が減衰することを利用しており、対象とする環境に設置された Wi-Fi 受信機が受信する送信機か

らの電波強度の変化によってユーザの位置を推定する。そのため、ユーザが機器を身に着ける必要がなく、ユーザに負担をかけない高齢者の見守りやホームオートメーション等が可能となる。

複数の送受信機が環境内に設置された場合、複数の受信機によって取得される電波強度のセットはユーザの位置によって異なる。そのため、この電波強度のセットはユーザの各位置におけるフィンガープリント（固有の電波情報）となる。このようなフィンガープリントを用いてユーザの位置を推定する手法をフィンガープリンティング位置推定と呼ぶ [1]。フィンガープリンティングによる位置推定は機械学習技術を基にしており、ユーザの位置情報（座標）とともに計測した Wi-Fi 電波強度情報からフィンガープリントを作成し、それらを学習データとして屋内位置推定モデルを学習する。推定時には、観測された電波強度を学習済みの屋内位置推定モデルと比較することでユーザの位置を推定する。しかし、屋内位置推定モデルの学習のためには、対象とする環境において、様々な場所で実際にユーザが学習用データを取得する必要がある、導入のコストが大きい。

そこで本研究では、対象とする環境において位置情報が付加された学習データを収集する必要のない屋内位置推定モデル構築手法を提案する。提案手法では異なる環境（転移元の環境）において送受信機の組（リンク）ごとにリン

<sup>1</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science and Technology,  
Osaka University

<sup>2</sup> NTT コミュニケーション科学基礎研究所  
NTT Communication Science Laboratories

クを結ぶ線分上のユーザの位置と電波強度の関係を表す電波強度のモデルを作成しておき、異なる環境から対象とする環境（転移先の環境）に合わせて電波強度のモデルを転移させることで、対象とする環境の屋内位置推定モデルを構築する。このとき、送受信端末間の距離などの指標が類似しているリンクの電波強度のモデルは類似しているという仮定を基に、転移元環境の全てのリンクから転移先環境のリンクと類似したリンクを選び、その電波強度のモデルを転移先のリンクに転移する。

ここで、上記の既存手法の多くは位置推定モデルの入力として、主に電波強度もしくはその平均を用いている。しかし、電波強度は湿度、気温、家具の配置等の様々な環境の要因によって変化するため [2]、電波強度やその平均を基にしたデバイスフリーパッシブ屋内位置推定は実用的でないと言われている。そのため、近年のデバイスフリーパッシブ屋内位置推定の研究では、ユーザがリンクを通過した際の電波強度の移動分散を利用している [3]。本研究でも同様に電波強度の分散を用いて位置推定を行う。すなわち、リンクごとにユーザがリンクを通過した位置とその際に得られた電波強度の分散値の関係をモデル化する。

## 2. 関連研究

### 2.1 Wi-Fi 電波を用いた一般的な屋内位置推定

屋内位置推定は赤外線 [4] や超音波 [5]、RFID (Radio Frequency Identification) [6]、超広帯域無線 [7]、FM 電波 [8]、[9]、Bluetooth[10]、Wi-Fi[1] 等の通信技術を用いて実現されてきた。特に、それらの中でも Wi-Fi 技術は最も普及しているため、多くの研究者が Wi-Fi のアクセスポイント (AP) を利用した屋内位置推定モデルの構築を試みている。Wi-Fi 電波を用いた屋内位置推定の利点は多くの人が所持している Wi-Fi モジュールを搭載したスマートフォンを受信機として利用できる点である。Wi-Fi 電波を用いた屋内位置推定手法の中で最も実用的な手法の 1 つがフィンガープリンティングによる位置推定である。

### 2.2 デバイスフリーパッシブ屋内位置推定

Wi-Fi 電波を用いた一般的な屋内位置推定ではユーザが常に受信機を持ち歩く必要があるため、独居高齢者の見守りのような常にユーザの位置を捕捉し続けるようなアプリケーションには向いていない。そのため、近年、デバイスフリーパッシブ屋内位置推定技術の研究が注目されている。

Youssef らは学習フェーズにおいて各参照点に人が立った場合の電波強度を環境内に固定された受信機によって収集している。推定フェーズでは、ある電波強度のベクトル  $s$  が与えられたときにベイズの定理  $P(l|s) = P(s|l) \cdot \frac{P(l)}{P(s)}$  を用いて条件付確率  $P(l|s)$  が最大となるように人の位置  $l$  を推定する。また条件付確率  $P(s|l)$  のモデル化手法としてガウス分布、ヒストグラム、ガウスカーネルを比較してい

る [11]。さらに、異なる窓幅を持つ時間窓によって移動平均、移動分散を計算し、短時間の変化と長期間の変化を比較することによって環境内の人の位置を検出している [12]。Seifeldin らは上記手法を実環境において評価し、ノードの数やウィンドウサイズのようなさまざまなパラメータの影響を調査している [13]。

Xu らはユーザがどの参照点にいるかを決定するために、線形判別分析や非線形判別分析、ユークリッド距離による分類といった分類器を用いている [14]。Deak らは Matlab 内の fastsmooth 関数を実行することで電波強度を平滑化し、信号強度のノイズを除去している [15]。

また、近年の研究では環境の変化に対応するために生の電波強度情報の代わりに電波強度の分散値を用いている [3]。家具等の配置の変化により送受信機間の電波強度が変化した場合でも、電波強度の分散値を計算することによって送受信機間の人の通過を検出することができる。

デバイスフリーパッシブ屋内位置推定の既存研究に基づいて、本稿では位置推定モデルの学習時の負担を軽減する転移学習手法を提案する。

## 3. 位置推定モデルの転移手法

### 3.1 想定する環境

本研究で想定する複数の Wi-Fi 電波送受信機を設置した環境の例を図 1 に示す。想定する環境では電波の発信機として Wi-Fi の AP を 1 台設置し、AP から発せられた電波強度情報を取得するための受信機（センサノード）を複数設置する。それぞれの受信機は観測した電波強度情報を AP に転送し、収集された電波強度情報を用いて AP もしくは AP に接続されたコンピュータがユーザの位置を推定する。

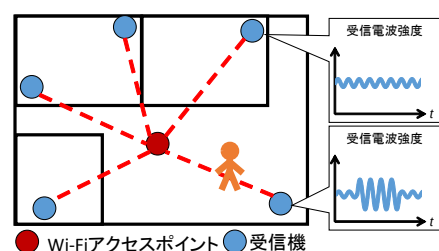


図 1 想定する環境

Fig. 1 Assumed environment

### 3.2 提案手法の概要

提案手法の概要を図 2 に示す。提案手法では以下の手順で屋内位置推定モデルを構築し、位置推定を行う。

- (1) モデル化フェーズ: 転移元環境において各リンクを通過した時のリンク上の通過位置と電波強度の分散の関係をモデル化する。本稿ではこの分散と通過位置の関係のモデルを分散モデルと呼ぶ。
- (2) 転移フェーズ: 転移元環境で作成した分散モデルを対象とする環境に転移する。このとき、対象とする環境のリ

リンクと類似すると考えられる転移元のリンクを見つけ、転移を行う。

- (3) 学習フェーズ: 転移したモデルから対象とする環境におけるリンクを通過した時に得られる分散を算出し、対象とする環境において位置推定モデルを構築する。
- (4) 推定フェーズ: 学習した位置推定モデルによって位置推定を行い、パーティクルフィルタによってユーザをトラッキングする。

以降の節でそれぞれのフェーズについて詳しく説明する。

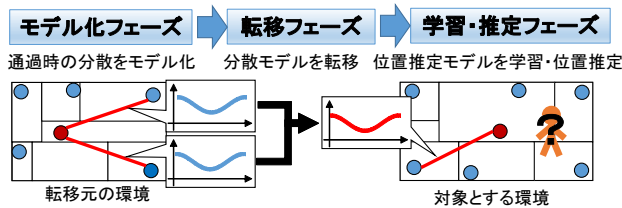


図 2 提案手法の概要

Fig. 2 Overview of proposed method

ここで、転移先環境における屋内位置推定モデルの構築に必要な情報を以下にまとめる。

- AP と受信機の位置を含めた転移元と転移先の環境の間取り図 (壁のレイアウト)
- 位置情報 (ユーザの歩行軌跡) が付加された転移元環境で観測された電波強度情報
- ユーザが転移先環境をランダムに歩行した際の位置情報が付加されていない電波強度情報
- 転移元環境と転移先環境で人が環境内にいないときの電波強度情報

### 3.3 モデル化フェーズ

モデル化フェーズでは転移元環境においてリンクごとに電波強度の分散値と人が通過したリンク上の位置との関係をモデル化する。電波強度の分散値として、干渉等の影響を緩和するために電波強度の時系列データを 0.1 秒ごとに平均し、この平均値に対してオーバーラップ 90%、窓幅 1 秒の時間窓で求めた移動分散を用いる。時刻  $t$  において人がリンクを通過した場合、時刻  $t$  を中心とする  $w[\text{sec}]$  の時間窓の中で最大の分散値を用いてモデルを作成する。

送受信機間の様々な位置を通過した場合、その分散値は図 3 のように送受信機の近くを通過するほど大きくなる。これは送受信機に近づくほど受信機に向けた電波を人体が遮蔽するためである。そのため、分散モデルには送受信機の位置で分散値が局所的に最大となるモデルを用いる。また、壁が送受信機間に存在するときは図 4 のように壁で区切られた領域ごとに電波強度の分散の特徴が大きく変わり、同様に送受信機が壁の近くを通過するほど分散値が大きくなる。そのため、壁で区切られた領域 (サブリンク) ごとに分散モデルを作成する。(図 4 の場合 2 つのサブリンク)

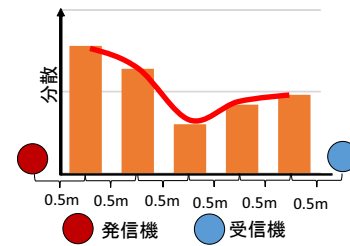


図 3 3m 離れた機器間の各位置 (0.5m 間隔) を通過した時の分散値

Fig. 3 RSSI variance values when a person passed each position between transmitter and receiver

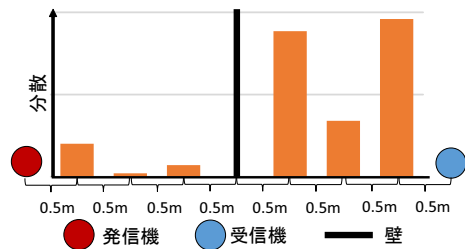


図 4 壁が存在する場合の分散値

Fig. 4 RSSI variance values at passing when there is a wall between transmitter and receiver

電波強度の分散値とサブリンクを通過した位置との関係を表現するモデルとして式 (1) で定義される混合数 2 の混合ガウス関数を用いる。混合ガウス関数モデルの概形を図 5 に示す。人が送受信機の近くを通過した時に分散値はより大きくなるため、これらのガウス関数は送受信機の位置で最大となる。

$$v(x) = \begin{cases} 0 & x < 0, x > l, \\ a_1 \exp\left(-\frac{x^2}{2b_1^2}\right) + a_2 \exp\left(-\frac{(x-l)^2}{2b_2^2}\right) & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (1)$$

ここで  $x$  はサブリンクの片端から人がサブリンクを通過した位置までの距離 [m] であり、 $v(x)$  は人がサブリンクを通過した時に得られる電波強度の分散であり、 $l$  はサブリンクの長さ (送受信機もしくは壁間の距離) である。パラメータ  $a_1, b_1, a_2, b_2$  は、学習データにおけるサブリンク通過時の位置  $x$  と対応する分散値  $v(x)$  を用いて Levenberg-Marquardt 法 [16] による最小二乗近似を行うことで求める。

また本稿では、歪度をもったガンベル分布を基にしたガンベル関数の混合関数を混合ガウス関数の代わりに用いてモデル化し評価実験において比較を行う。このモデルは式 (2) で定義され、その概形を図 6 に示す。

$$v(x) = \begin{cases} 0 & x < 0, x > l, \\ a_1 \exp\left(-\frac{x}{b_1}\right) \exp\left[-\exp\left(-\frac{x}{b_1}\right)\right] + a_2 \exp\left(-\frac{x-l}{b_2}\right) \exp\left[-\exp\left(-\frac{x-l}{b_2}\right)\right] & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (2)$$

上記のパラメトリックなモデルに加えて、ノンパラメトリックなモデルについても比較を行う。このモデルでは転

移元環境における学習データを用いて転移先での分散を線形補間によって直接計算する。詳細は以降で説明する。

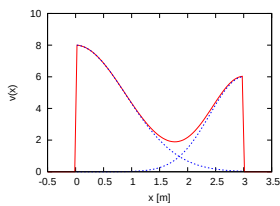


図 5 ガウス関数によるモデル化

Fig. 5 Modeling with Gaussian function

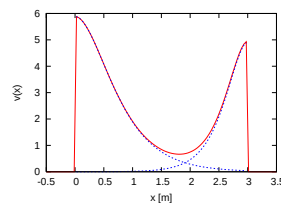


図 6 ガンベル関数によるモデル化

Fig. 6 Modeling with Gumbel function

### 3.4 転移フェーズ

転移フェーズでは、電波（分散モデル）の特徴が転移先のサブリンクと類似していると考えられる転移元環境のサブリンクを選択する。その後、選択された転移元のサブリンクの分散モデルを転移先のサブリンクの分散モデルへと転移させる。

#### 3.4.1 転移元のサブリンクの選択

転移元のサブリンクの選択手順を以下に示す。転移元の全てのサブリンクから、選択の候補となるサブリンクを以下の手順で絞り込んでいく。

- (1) 転移先のサブリンクとサブリンクの両端が同じ転移元のサブリンクを選択する。例えば、転移先のサブリンクの両端が受信機と壁であった場合、転移元の環境のサブリンクの中から両端が受信機と壁であるサブリンクを選択する。
- (2) 上記で選択された転移元のサブリンクのうち転移先のサブリンクと、送受信機間にある壁の数が同数のサブリンクを選択する。壁の数の情報は間取り図から得られる。
- (3) 選択された転移元のサブリンクから分散モデルが転移先のサブリンクの分散モデルと類似していると考えられるサブリンクを以下に示すサブリンク間の非類似度を表す 3 つの基準に従って上位  $k$  個選択する。

- **通過時の分散:** 2 つのサブリンクにおいて、人がサブリンクを何度もランダムに通過した際に得られる分散値の分布が類似している場合、それらのサブリンクが持つ分散モデルも類似していると考えられる。そのため、ユーザがランダムに環境を歩きまわった際に取得したユーザの位置情報が付与されていないデータから、サブリンク通過時の分散値の分布を求め、比較する。このデータはエンドユーザにも比較的取得が容易である。

人がサブリンクを通過するときに分散が大きくなることを利用し、外れ値検知手法を用いて、位置情報が付加されていない電波強度情報から、通過に対応する分散の値を検出する。そして、転移元のサブリンクと転移先のサブリンクにおいて外れ値と判定された通過に対応する分散値の分布間の距離を KL ダイバージェンスにより求め、基準の 1 つとし

て用いる。外れ値を検出するために、まず電波強度の移動分散の対数を取り、平均・分散を求める。この平均・分散をパラメータとする正規分布において上位 5% となる値を外れ値としてみなし、通過時の分散とする。

- **サブリンクの長さ:** 長さが近いサブリンクは、類似した分散モデルをもつと考えられる。そこで転移元のサブリンクと転移先のサブリンクの長さの差の絶対値を基準の 1 つとして用いる。
- **電波強度:** 人が環境内にいないときに得られる電波強度の分布が近いものは、リンク上の障害物が類似していると考えられる。そこで転移元の環境で人が環境内にいないときに得られた電波強度の分布と転移先の環境で人が環境内にいないときに得られた電波強度の分布間の距離を上記の KL ダイバージェンスにより求め、指標の 1 つとして用いる。

上記の 3 つの基準をそれぞれ標準化した値を要素とする 3 次元のベクトルのユークリッド距離を求め、 $k$  近傍法 (kNN) によって最も距離が小さい  $k$  個のサブリンクを選択する。

#### 3.4.2 分散モデルの転移

上記の方法で転移先の 1 つのサブリンクに対して  $k$  個の転移元のサブリンクを選択することができる。転移元の  $k$  個の分散モデルのパラメータ (例えば  $a_1$  など) を kNN で利用したベクトルのユークリッド距離の逆数で重み付き平均することで転移先のサブリンクにおける分散モデルのパラメータを求める。ただし転移後の分散モデル (式 1 や 2) におけるサブリンクの長さ  $l$  の値には転移先のサブリンクの長さを用いる。このモデルにより、転移先のサブリンク上の任意の位置を通過した際の分散を計算できる。

ノンパラメトリックによるモデル化では、選択された  $k$  個のサブリンクにおいて得られた学習データを用いて転移先サブリンク上の任意の位置を通過した際の分散値を直接計算する。選択されたそれぞれの転移元のサブリンクにおいて  $x$  での分散値を内挿によって求める。(内挿ができない場合は外挿によって分散値を求める。) そして、kNN で求めたベクトルのユークリッド距離の逆数に対応した重みを用いて、それぞれの選択された転移元のサブリンクにおいて計算された  $x$  を通過した時の分散値の重み付き平均を計算する。

### 3.5 学習フェーズ

学習フェーズでは通過判定モデルと位置推定モデルの学習を行う。通過判定モデルはある時刻における電波強度の分散からあるリンクをユーザが通過したかどうかを判定するモデルであり、位置推定モデルは通過判定時にリンク上の通過位置を推定するモデルである。

#### 3.5.1 通過判定モデルの学習

転移先の環境のサブリンクをユーザが通過したかどうかを判定する通過判定モデルをサブリンクごとに学習する。



本研究では、時刻  $t$  において電波強度の分散が与えられたときに、その受信機と AP 間のサブリンクを通過したか通過していないかを分類する 2 クラス SVM によって通過判定を行う。SVM の学習データとして、転移フェーズで選ばれた転移元のサブリンクの学習データにおける通過時と通過していない時の電波強度の分散を用いる。

### 3.5.2 屋内位置推定モデルの学習

転移先環境において各サブリンク上に一定間隔で参照点として仮想の通過位置を設定し、転移された分散モデルを用いて参照点を通過した場合に得られるであろう電波強度の分散値をそれぞれ算出する。この分散値を参照点を通過した際のフィンガープリントとして、各サブリンクごとに屋内位置推定モデルを学習する。各サブリンクの位置推定モデルは、ユーザのサブリンク上の位置を kNN を用いて推定する。

## 3.6 推定フェーズ

推定フェーズでは、まず屋内位置推定モデルによってユーザの位置を推定し、その推定座標に基づき、非線形システムの状態の推定に利用されるパーティクルフィルタ [17] を用いてユーザをトラッキングする。

パーティクルフィルタのアルゴリズムはサンプリング、重み計算、リサンプリングの 3 つのステップによって構成される。サンプリングでは前時刻  $t-1$  におけるパーティクルから新しいパーティクルを生成し、移動モデルに基づいて移動させる。重み計算では時刻  $t$  における観測を用い、尤度関数に基づいて各パーティクルの重みを計算する。本研究において、観測は屋内位置推定モデルによって推定された座標に対応する。基本的にはパーティクルが観測に近いほどパーティクルの重みは大きくなる。リサンプリングでは重みが大きなパーティクルを優先的に再サンプリングする。上記の手順を 1 秒のスライディング時間窓ごとに繰り返し行う。ただし、屋内位置推定モデルによってユーザの位置座標を推定する際は時間窓内の移動分散値の内、最大の分散を用いる。

### 3.6.1 サンプリング

サンプリングでは移動モデルによって時刻  $t-1$  の各パーティクルから  $p$  個の新しいパーティクルを生成する。移動モデルは 2 変量正規分布を用い、この 2 変量正規分布に基づく正規乱数によって新しいパーティクルを生成する。2 変量正規分布の平均は時刻  $t-1$  において各パーティクルが持つ速度によって等速直線運動により移動した時刻  $t$  における各パーティクルの座標である。2 変量正規分布の標準偏差は上記平均の座標と時刻  $t-1$  におけるパーティクルの座標の距離であり、共分散は 0 とした。

### 3.6.2 重み計算

重み計算では時刻  $t$  における観測を基に各パーティクルの重みを計算する。時刻  $t$  において通過判定モデルによ

って通過と判定されたとき、屋内位置推定モデルによって推定されたユーザの位置座標を観測とする。そのため、重み計算は通過判定モデルによって通過と判定されたときのみ実行される。

観測は次のように求められる。時刻  $t$  において、あるサブリンクの通過判定モデルによって通過が検知された場合、 $t$  において得られた電波強度の分散値と、そのサブリンク上の各フィンガープリントの分散値との差を求める。2 峰性をもつ分散モデルから、特定の分散値をとる通過位置は 2 箇所ある可能性があるため、最も分散値の差の絶対値が小さいフィンガープリントを 2 つ選び、それぞれの通過位置座標を  $t$  における推定座標とする。複数のサブリンクにおいて同時刻に通過判定が行われた場合、推定座標はさらに複数存在する。それぞれの推定座標にはフィンガープリントの分散値の差の絶対値の逆数に応じた重みをつける。

パーティクルの重みは尤度関数によって与えられる。尤度関数には平均を推定座標とした 2 変量正規分布の確率密度関数を用いる。各パーティクルの重みはパーティクルの位置座標における尤度関数の確率密度によって求める。ただし、時刻  $t$  において推定座標は 2 つ以上あるため、それぞれの推定座標に与えられた重みを用いて、各観測の尤度関数から得られたパーティクルの重みを重み付き平均し、そのパーティクルの重みとする。その後、全パーティクルの重みの合計が 1 となるように重みを正規化する。

### 3.6.3 リサンプリング

リサンプリングでは重みの大きなパーティクルをランダム性を持たせて優先的に  $r$  個を再サンプリングする。そして時刻  $t$  におけるユーザの推定座標をパーティクルの重み付き平均によって求める。

## 4. 評価実験

### 4.1 実験方法

図 7 に示す 4 つの環境で評価実験を行った。本実験では受信機として Wi-Fi モジュールを接続した小型コンピュータ Raspberry Pi を使用した。

また、発信機としては Wi-Fi の AP を用い、これに受信機とは異なる 1 台の Raspberry Pi を有線 LAN で接続することで電波発信の制御を行った。上記の受信機を 10 台、発信機を 1 台、それぞれの環境に図 7 のように設置した。AP に有線 LAN 接続した Raspberry Pi が UDP 通信を行うことで AP から Wi-Fi パケットを送出した。そして、受信機の Wi-Fi モジュールを用いて Wi-Fi パケットをスニッフィングし、AP からのパケットを取得することで電波強度情報（受信時刻と受信電波強度）を観測した。この電波強度情報のサンプリングレートはおよそ 1.5KHz となった。

それぞれの環境で位置を手動で記録しながら 20 分間歩行をし、そのときの各受信機で観測される電波強度を記録した。また、人が環境内にいないときに各受信機で観測さ

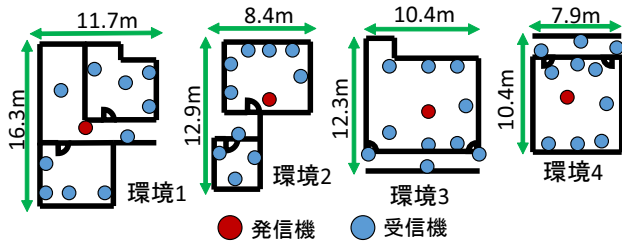


図 7 実験環境

Fig. 7 Experimental environment

れる電波強度も 10 分間記録した。さらに、位置情報が付加されていない環境内をランダムに歩行したときのデータおよびテスト用データもそれぞれ 10 分間記録した。このようなデータを用いて、3 環境を転移元環境、1 環境を対象環境とする交差検定を行った。位置推定精度は 1 秒ごとに被験者の実際の位置座標と推定座標の絶対誤差を求めることで評価した。以降では特に記述がない限り、転移元として選択するサブリンク数を  $k = 2$ 、通過時分散を求める時間窓幅を  $w = 1$  [sec]、1 つのパーティクルから新たに生成されるパーティクル数を  $p = 10$ 、リサンプリング時に保持するパーティクル数を  $r = 1000$  とする。

評価に用いる比較手法について以下に示す。

**教師あり学習** 通過判定モデルと屋内位置推定モデルを対象とする環境と同環境で取得した学習用データから構築する。

**ランダム選択** 分散モデルの転移において、転移元のサブリンクをランダムに  $k$  個選択する。分散モデルにはガウス関数によって近似したものを用いる。

## 4.2 実験結果・考察

### 4.2.1 推定誤差

提案した 3 つのモデル化による提案手法と比較手法を用いて位置推定を行った。各々の環境を対象とする環境とした場合の平均絶対誤差を表 1 に示す。また、教師あり学習、提案手法のガウス関数近似によるモデル化、ランダム選択の 3 つの手法の累積分布関数を図 8 に示す。

表 1 各手法による平均絶対誤差 [m]

Table 1 Average distance error [m] for each method

|           | 環境 1 | 環境 2 | 環境 3 | 環境 4 | avg. |
|-----------|------|------|------|------|------|
| 教師あり学習    | 1.78 | 1.40 | 1.74 | 1.61 | 1.63 |
| ガウス関数近似   | 2.06 | 1.50 | 1.87 | 1.90 | 1.84 |
| ガンベル関数近似  | 2.81 | 1.76 | 2.17 | 2.20 | 2.23 |
| ノンパラメトリック | 2.29 | 1.64 | 1.96 | 2.18 | 2.02 |
| ランダム選択    | 2.31 | 1.96 | 2.62 | 2.51 | 2.35 |

同環境で取得した学習データを用いる「教師あり学習」と比較すると「ランダム選択」は 72cm の精度低下が見られるのに対し、提案手法のガウス関数近似は 21cm、ガン

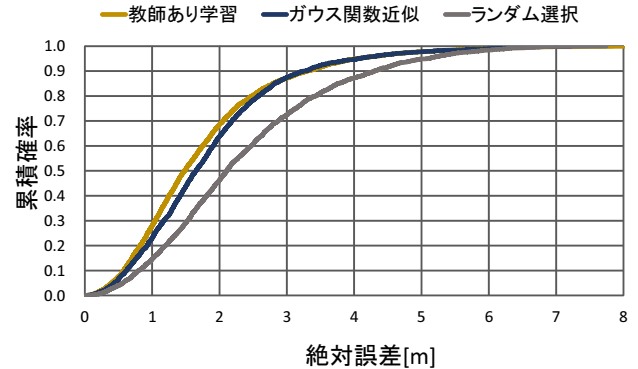


図 8 各手法の累積分布関数

Fig. 8 Cumulative distribution functions of distance errors for each method

ベル関数近似は 60cm、ノンパラメトリックは 39cm の精度低下であり、ガウス関数を用いることで最も精度低下を抑えられた。ガウス関数の精度が良かった理由は、ガンベル関数よりも分散値へのフィッティングが良く、ノンパラメトリックと比べ、近似を行うことで分散値に含まれるノイズを軽減できたためであると考えられる。

また、累積分布関数からも提案手法と「ランダム選択」は大きな精度の差が見られ、提案手法は「教師あり学習」に近い精度を達成していることが分かる。以上のことから提案手法による屋内位置推定モデル転移学習の有効性が確認された。

### 4.2.2 転移元のサブリンク数の影響

転移フェーズにおいて、転移元として選択するサブリンク数  $k$  を変更した場合の各モデルにおける全環境の平均絶対誤差の変化を図 9 に示す。各モデル化において最も精度

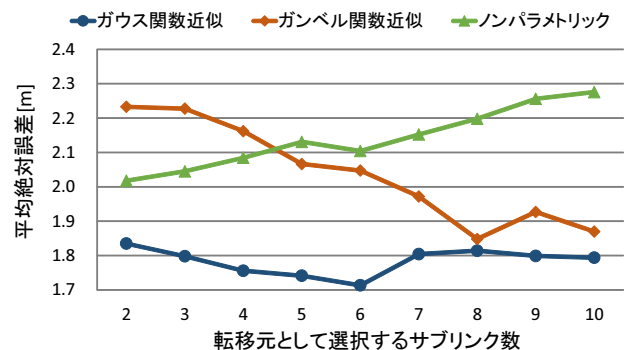


図 9 転移元として選択するサブリンク数による精度の変化

Fig. 9 Transition of accuracy when we change the number of selected source sub-links

が高いサブリンク数とそのときの平均絶対誤差は、ガウス関数近似によるモデル化ではサブリンク数が 6 のときに誤差が 1.71m、ガンベル関数近似によるモデル化ではサブリンク数が 8 のときに誤差が 1.85m、ノンパラメトリックによるモデル化ではサブリンク数が 2 のときに誤差が 2.02m であった。ガウス関数近似によるモデル化は転移元として選択するサブリンク数が増えるにつれ平均絶対誤差が低

下し、サブリンク数が7のときに増加した後、横ばいとなる。ガンベル関数近似によるモデル化も転移元として選択するサブリンク数が増えるにつれ平均絶対誤差が小さくなる。ノンパラメトリックによるモデル化は転移元として選択するサブリンク数が増えるにつれ平均絶対誤差が大きくなる。パラメトリックなモデル化において、転移元として選択するサブリンク数を増やすと精度が高くなる理由としては、データ量が少ない、通過時分散に外れ値が含まれる等の原因によりパラメータに大きな誤差をもつ転移元分散モデルが存在するためと考える。転移に用いるサブリンク数を増やすことで、その影響を緩和できる。ノンパラメトリックによるモデル化において、転移元として選択するサブリンク数を増やすと精度が低下する理由としては、モデルの形状はリンク上の通過位置に依存し、サブリンク数が増えることで真の分布形状が異なるサブリンクを多く含んでしまうためであると考ええる。

#### 4.2.3 サブリンク間の類似度の基準

転移フェーズにおいて、転移元のサブリンクと転移先のサブリンクの類似度計算に用いる基準の組み合わせを変更した場合の平均絶対誤差を図10に示す。類似度計算の基準はサブリンクの長さ（長さ）、人が環境内にいないときの得られる電波強度の分布（強度）、サブリンクをランダムに通過した時の分散の分布（分散）である。また、どの基準も用いない場合は転移元の環境からランダムにサブリンクを選択し、転移に用いるとする。

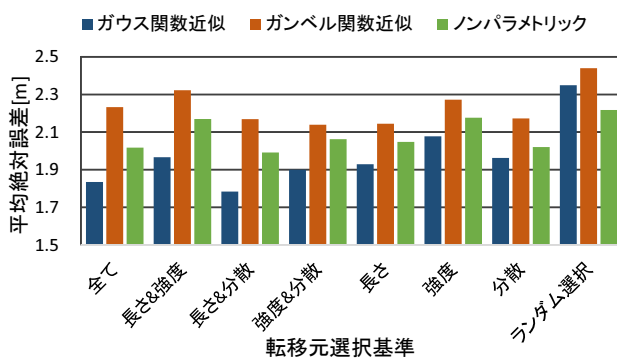


図10 転移元の選択基準を変えたときの位置推定誤差

Fig. 10 Average distance errors when we change criteria to select source model

この結果から、長さと通過時分散のみを用いた場合が最も良い精度となっていることが分かる。一方、ガウス関数近似によるモデル化において、第4.2.2節で示した通り  $k=6$  としたときに最小となったが、 $k=6$  の条件下で同様に基準の組み合わせを変更して精度を比較したところ、全ての基準を用いたときに全環境の平均絶対誤差が1.71mであったのに対し、サブリンクの長さで通過分散の分布のみを用いたときは1.76m、長さで人が環境内にいないときの電波強度の分布を用いたときは1.72mという結果になった。この結果から、必ずしも人が環境内にいないときの電

波強度の分布が有用でないとは言えないが、他の2つの指標に比べるとその有用性は低いことが分かった。

また、本実験において提案手法による全環境の平均絶対誤差が最小となった条件は、ガウス関数近似によるモデル化を行い、基準としてサブリンクの長さ、人が環境内にいないときの電波強度の分布、通過分散の分布の全てを用い、転移元として  $k=6$  のサブリンクを選択した場合の1.71mであった。これは同環境で取得した学習データを用いる教師あり学習の1.63mという全環境の平均絶対誤差と比べ8cmの差しかなく、t検定でも有意水準が0.05の場合、誤差の平均に有意差無しという結果になったため、同環境での学習と同程度の精度で位置推定できていると考える。

#### 4.2.4 位置情報が付加されていない電波強度情報の量の影響

転移フェーズにおいて、提案手法では対象とする環境における位置情報が付加されていない電波強度情報を利用していた。ここではその量を10分の歩行から仮想的に減少させた場合の平均絶対誤差への影響を調査した。その結果を図11に示す。割合が1のときは10分のデータを全て利用している。割合を0としたときは分散モデルの類似度を計算する基準として通過時分散の分布を用いず、サブリンクの長さで人が環境内にいないときの電波強度のみを用いる。

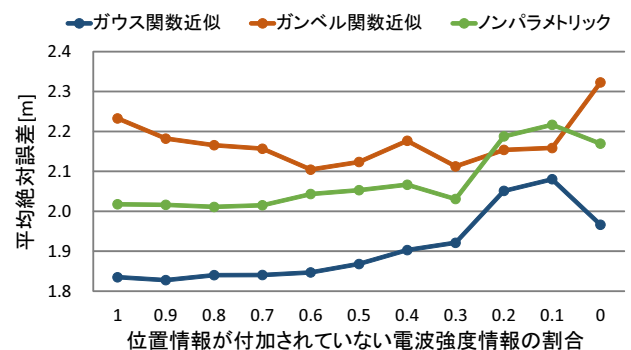


図11 位置情報が付加されていない電波強度情報の量による精度の変化

対象とする環境における位置情報が付加されていない電波強度情報の量を減らすと割合が0.3~0.5の辺りで大きく精度が低下し始める。これはリンク間を通過する回数が減り、ランダムにサブリンクを通過した時の分散の分布が本来得られる分布から大きく変化してしまうためであると考ええる。

ガウス関数近似とノンパラメトリックによるモデル化について位置情報が付加されていない電波強度情報の10%を用いたときより、通過時分散の分布を用いず、サブリンクの長さで人が環境内にいないときの電波強度のみを用いたときにより精度が良くなったのは、少量の通過時分散を元にした分布は本来得られる分布から大きく変化してしまうため、利用しないほうが分散モデルの類似度を正しく計れるためであると考ええる。

#### 4.2.5 受信機の数による影響

環境内に設置する受信機の数を実験的に減少させた場合の各手法の平均絶対誤差の変化を図 12 に示す。

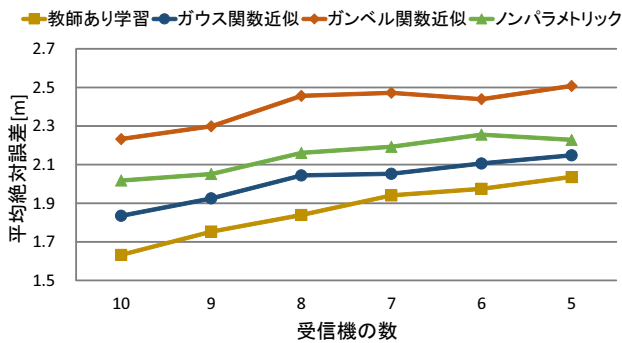


図 12 受信機の数による精度の変化

Fig. 12 Transition of accuracy when we change the number of receivers

受信機の数減らすと全ての手法において精度が低下することが分かる。精度が低下する割合はどの手法も同程度であることから、受信機の数による影響は転移の方法には無関係であると考えられる。

## 5. おわりに

本研究では他環境の学習データを用いることで対象とする環境において低コストに屋内位置推定モデル構築する手法を提案した。一般にデバイスフリーパッシブ屋内位置推定は、屋内位置推定モデルを学習するために対象とする環境において、様々な場所でユーザが学習用データを取得する必要があるため、システムの導入にかかるコストが大きいという問題がある。そこで本研究では、対象とする環境において位置情報が付加された学習データを計測することなく、異なる環境から対象とする環境に分散モデルを転移させることで、対象とする環境の屋内位置推定モデルを構築する。

評価実験では、4つの環境において提案手法による屋内位置推定モデルの構築を行い、それぞれの環境で歩行をトラッキングすることで評価を行った。その結果、同環境で取得した電波強度情報を学習データとした比較手法とほぼ同様の精度を達成することができ、提案手法の有効性を示した。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 26730047 の助成を受けて行われたものです。

## 参考文献

- [1] LaMarca, A., Chawathe, Y., Consolvo, S., Hightower, J., Smith, I., Scott, J., Sohn, T., Howard, J., Hughes, J., Potter, F. et al.: Place lab: Device positioning using radio beacons in the wild, *Pervasive computing*, Springer, pp. 116–133 (2005).
- [2] Chen, Y.-C., Chiang, J.-R., Chu, H.-h., Huang, P. and Tsui, A. W.: Sensor-assisted wi-fi indoor location system for adapting to environmental dynamics, *the 8th*

- ACM International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems*, pp. 118–125 (2005).
- [3] Paul, S. A., Wan, A. E., Adenwala, Fatema, Schafermeyer, Erich, Preiser, Nick, Kaye, Jeffrey, Jacobs and G. P.: MobileRF: A robust device-free tracking system based on a hybrid neural network HMM classifier, *the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp. 159–170 (2014).
- [4] Want, R., Hopper, A., Falcao, V. and Gibbons, J.: The active badge location system, *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, Vol. 10, No. 1, pp. 91–102 (1992).
- [5] Priyantha, N. B., Chakraborty, A. and Balakrishnan, H.: The cricket location-support system, *the 6th annual international conference on Mobile computing and networking*, pp. 32–43 (2000).
- [6] Ni, L. M., Liu, Y., Lau, Y. C. and Patil, A. P.: LAND-MARC: indoor location sensing using active RFID, *Wireless networks*, Vol. 10, No. 6, pp. 701–710 (2004).
- [7] Sahinoglu, Z., Gezici, S. and Guvenc, I.: Ultra-wideband positioning systems, *Cambridge, New York* (2008).
- [8] Krumm, J., Cermak, G. and Horvitz, E.: Rightspot: A novel sense of location for a smart personal object, *UbiComp 2003*, pp. 36–43 (2003).
- [9] Popetelev, A., Osmani, V. and Mayora, O.: Investigation of indoor localization with ambient FM radio stations, *PerCom 2012*, pp. 171–179 (2012).
- [10] Wang, Y., Yang, X., Zhao, Y., Liu, Y. and Cuthbert, L.: Bluetooth positioning using RSSI and triangulation methods, *Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, pp. 837–842 (2013).
- [11] Kosba, A. E., Abdelkader, A. and Youssef, M.: Analysis of a device-free passive tracking system in typical wireless environments, *International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS)*, pp. 1–5 (2009).
- [12] Youssef, M., Mah, M. and Agrawala, A.: Challenges: device-free passive localization for wireless environments, *the 13th annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp. 222–229 (2007).
- [13] Seifeldin, M., Saeed, A., Kosba, A. E., El-Keyi, A. and Youssef, M.: Nuzzer: A large-scale device-free passive localization system for wireless environments, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 12, No. 7, pp. 1321–1334 (2013).
- [14] Xu, C., Firner, B., Zhang, Y., Howard, R., Li, J. and Lin, X.: Improving rf-based device-free passive localization in cluttered indoor environments through probabilistic classification methods, *the 11th international Conference on Information Processing in Sensor Networks*, pp. 209–220 (2012).
- [15] Deak, G., Curran, K., Condell, J. and Londonderry, U.: Device-free passive localization using RSSI-based wireless network nodes, *the 11th annual Symposium on the Convergence of Telecommunications, Networking and Broadcasting*, pp. 241–246 (2010).
- [16] Moré, J. J.: The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory, *Numerical analysis*, Springer, pp. 105–116 (1978).
- [17] Crisan, D. and Doucet, A.: A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 50, No. 3, pp. 736–746 (2002).