

# 位置フィンガープリントの自動更新を用いた 電波環境変化に頑健な屋内位置推定手法

谷内 大祐<sup>1</sup> 前川 卓也<sup>1,a)</sup>

受付日 2013年4月10日, 採録日 2013年10月9日

**概要:** Wi-Fi 信号強度を用いた屋内位置推定技術は、すでに普及している Wi-Fi アクセスポイントを利用するため導入コストが抑えられ、また Wi-Fi の信号を受信することができる場所であればどこでも利用できるという点で需要が高まっている。しかし、一般的な屋内位置推定手法である Wi-Fi フィンガープリンティングは、周辺の環境の変化や Wi-Fi アクセスポイントの移動・消滅などにより推定精度が大幅に低下してしまうという問題がある。この問題に対応するためには位置座標ごとの電波の特徴を表す Wi-Fi フィンガープリントを手作業で収集し直す必要があるが、そのコストは膨大である。そこで本研究では、対象とする環境内を長時間過ごすユーザの携帯端末から得られたセンサデータを用いてその歩行移動軌跡を推定し、同時に Wi-Fi 信号強度を計測しておくことにより、Wi-Fi 信号強度とそれに対応する屋内位置座標を連続的に生成する。この情報を用いて屋内位置推定モデルを定期的に自動で更新することにより、環境の変化や Wi-Fi アクセスポイントの移動や消滅などによる位置推定精度の低下に対応する。

**キーワード:** Wi-Fi フィンガープリンティング, センサ, 歩行者デッドレコニング, パーティクルフィルタ

## Robust Indoor Positioning Method Based on Automatic Update of Wi-Fi Fingerprints

DAISUKE TANIUCHI<sup>1</sup> TAKUYA MAEKAWA<sup>1,a)</sup>

Received: April 10, 2013, Accepted: October 9, 2013

**Abstract:** Nowadays, as the widespread of smart-phones with Wi-Fi modules, Wi-Fi based positioning methods, which have an advantage on deployment costs because it utilizes Wi-Fi access points, have been actively studied. Also, a user can easily know his position everywhere Wi-Fi signal can be received. However, changing environmental dynamics, i.e., layout changes and moving or removal of Wi-Fi access points, may cause the instability of Wi-Fi based positioning methods. To cope with such a problem, we should manually recalibrate the positioning systems. This paper proposes a new method for automatically updating a Wi-Fi indoor positioning model by employing sensor data obtained from a specific user who spends a lot of time in a given environment (e.g., a worker in the environment). In this work, we attempt to track the user with pedestrian dead-reckoning techniques, and at the same time we obtain Wi-Fi scan data from a mobile device possessed by the user. With the scan data and the estimated coordinates, we can automatically create a pair consisting of a scan and its corresponding indoor coordinates during the user's daily life, and update signal strength fingerprints by using the information. With this approach, we try to cope with the instability of Wi-Fi based positioning methods caused by changing environmental dynamics. And so normal users who do not have rich sensors can benefit from the continually updating positioning model.

**Keywords:** Wi-Fi fingerprinting, sensor, pedestrian dead reckoning, particle filter

### 1. はじめに

近年、Wi-Fi による無線 LAN アクセスは企業や一般家庭、飲食店や地下鉄の駅にまで普及しており、どこにい

<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, Suita, Osaka 565-0871, Japan

a) maekawa@ist.osaka-u.ac.jp

ても簡単に Wi-Fi の電波を受信できるようになりつつある。一方、大多数の人が携帯端末を所持しており、さまざまなセンサ（加速度センサ、方位センサ、ジャイロセンサなど）が搭載されているものも増えている。それにとともに、Wi-Fi 電波情報やセンサデータを用いて屋内位置推定を行う研究が数多く行われている。屋内位置推定技術の応用は、博物館、病院、ショッピングモールのナビゲーションや病院での高齢者の見守りなど幅広い。最も実現性の高い屋内位置推定手法に Wi-Fi フィンガープリントによる位置推定がある。この手法では、オフライン（学習）フェーズにおいて、あらかじめさまざまな場所（座標）で Wi-Fi の電波情報を観測・記録し、Wi-Fi 屋内位置推定モデルを学習する。電波情報とは各 Wi-Fi アクセスポイント（AP）から受信する電波強度の情報であり、電波は距離によって減衰するため、場所ごとに異なる固有の情報（フィンガープリント）となる。そのため、オンライン（計測）フェーズにおいて、ユーザがその現在地の Wi-Fi 電波情報を用いて位置推定モデルに問合せを行うと、その電波情報に対応する位置情報が得られる。しかし、このようなあらかじめ計測した電波情報を用いる手法は、アクセスポイントの移動や消滅、さらには周辺環境の変化などによりその推定精度が大きく低下してしまう。この問題に対応するには、定期的に手作業で電波情報を収集し直し、位置推定モデルを更新する必要があるが、そのコストは膨大である。

そこで本研究では、そのような問題に対応できるように Wi-Fi 位置推定モデルを自動で更新する手法を提案する。提案手法では、対象とする環境内を長時間過ごしているユーザの携帯端末から得たセンサデータを用いて、Wi-Fi 電波情報とそれに対応する位置座標を自動的に作成し、その情報を用いて位置推定モデルを定期的に更新する。提案手法では、環境内にその座標が既知の Bluetooth ビーコンをごく少数設置するとする。このビーコンにより、Bluetooth センサを搭載した端末を持つユーザがこのビーコンの座標を通過したことが検知できる。その後、端末に搭載された加速度や方位センサ、ジャイロセンサを用いた歩行軌跡トラッキング手法である歩行者デッドレコニングを行うことで、ユーザの以降の座標を推定する。それと同時に Wi-Fi 電波情報を計測することで、位置座標とその座標における Wi-Fi 電波情報のデータを作成、データベースに登録する。そして、位置推定モデルを自動的に更新する。提案手法の特徴は主に以下の 2 点である。

(1) 提案手法では、ユーザの移動中に Wi-Fi 電波情報を取得することを想定しているため、高いサンプリングレート（短いタイムアウト時間）で Wi-Fi 電波情報を計測する必要がある。したがって、得られた電波情報データにいくつかのアクセスポイントからの電波強度情報が含まれないことがある（タイムアウト時間内にそのアクセスポイントからの電波情報が得られない）。

このような欠損した電波情報を扱えるような位置推定モデルを設計する。

(2) Wi-Fi アクセスポイントの移動や周辺環境の変化により、電波状況が大きく変化することがある。本研究ではそのような変化を自動的に検知し、その変化に応じて位置推定モデルを学習する。

提案手法の利用シナリオとしては、病院やオフィス、ショッピングモールなどでの利用が考えられる。日常的に勤務している職員らがセンサを搭載した携帯端末を所持していると想定し、職員らが各々の業務や巡回などにおいて屋内を歩き回ることによって自動で位置推定モデルが更新される。それによりセンサを搭載した携帯端末を所持していない人でも、現在地の Wi-Fi 電波情報を基に最新の位置推定モデルを用いて、自身の現在地を推定することができる。想定アプリケーションとしては、病院での認知症患者の見守りや、ショッピングモールでのナビゲーションやマーケティングが考えられる。これらのアプリケーションでは最低限部屋の特性が求められる。病院や店では小さい部屋でも 3m×3m 程度はあるため、誤差 3m 未満の推定精度があることが望ましいと考える。

## 2. 屋内位置推定の関連研究

### 2.1 屋内位置推定の効率的な学習に関する研究

低コストな屋内位置推定モデルの構築に関する研究を紹介する。

Jiang ら [1] は、生活の中で得られた WiFi 信号強度情報を、加速度データを用いてクラスタリングし、部屋ごとの信号強度のモデルを自動的に学習している。Pulkkinen ら [2] は、少数の疎なトレーニング用フィンガープリントと、ラベルなしの WiFi スキャンデータから、非線形写像を用いて密な WiFi 信号強度マップを作成している。Chai ら [3] は、少数のトレーニング用フィンガープリントで高精度な位置推定を行うために、ユーザの移動中に連続して得られたラベルなし WiFi スキャン系列を用いている。スキャン系列と隠れマルコフモデルを用いて、フィンガープリント間の電波の変化をモデル化することで、疎なトレーニング用フィンガープリントを補完している。Wang ら [4] は、屋内環境に現れるランドマークを用いて PDR (Pedestrian Dead-Reckoning) の累積誤差を補正する手法を提案している。ランドマークとは、なんらかのセンサの値に特徴を持つ場所である。たとえば、エレベータ内では加速度センサに特有の変化が見られるであろうし、磁場が強力な場所なども屋内環境には存在する。これにより、Wi-Fi フィンガープリントが必要ない位置測位を実現している。

しかしながら、これらの研究では Wi-Fi 電波状況の変化への対応は実現できていない。

## 2.2 環境変化に対応した屋内位置推定に関する研究

環境の変化によってWi-Fiを用いた屋内位置推定の精度が低下してしまうという問題への対応に関する研究を紹介する。

S. Chenら [5]は、位置推定精度を向上させるために、センサネットワークによって得た温度や湿度、騒音などの環境要素を利用している。Y.C. Chenら [6]も、センサネットワークから得られた人間や扉、湿度のような環境要素の状態を用いた適応的な位置推定を行っている。Yinら [7]は、少数のWi-Fi受信機を備えた位置座標が既知のノードを環境内に設置し、そのノードによって受信したWi-Fi信号強度とユーザの端末によって受信したWi-Fi信号強度の関係を、回帰分析によって予測する手法を提案している。Panら [8]は、日々変化するWiFi信号によりフィンガープリントデータベースが劣化する問題に対処するため、短期間では信号が大きく変化しないという仮定を基に、Manifold co-Regularizationを用いた半教師あり学習により、フィンガープリントデータベースを更新する手法を提案している。

これらの研究は、主に環境が徐々に変化していくことを想定しており、突然の大きな変化は想定していない。

## 3. Wi-Fi 位置推定モデルの自動更新手法

### 3.1 概要

提案手法では、1章で述べたように、ある環境内で日常的に暮らしているユーザのさまざまなセンサデータを用いて、Wi-Fi位置推定モデルを自動で更新する。提案手法の概要を図1に示す。

まずユーザが腰部に装着した携帯端末によって取得したセンサデータから歩行区間の検出を行う。ユーザが歩行動作を行っているとき、その区間のセンサデータを用いて位置推定モデルの更新を行う。まず、あらか

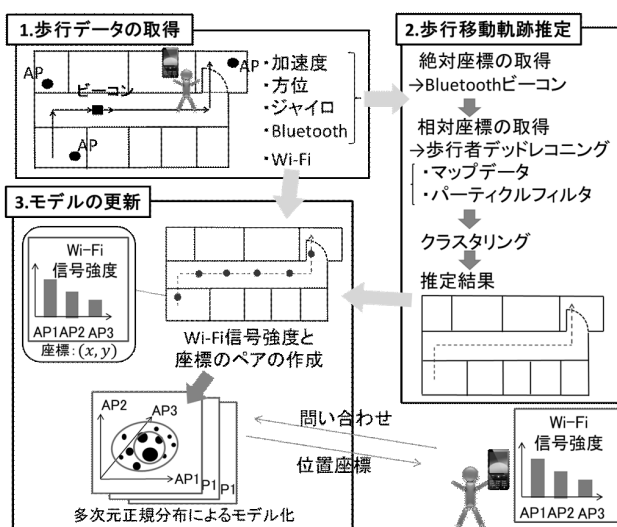


図1 提案手法の概要

Fig. 1 Overview of proposed method.

じめ環境内にごく少数設置したBluetoothビーコンを用いて、Bluetoothセンサを搭載した携帯端末を持つユーザがそのビーコンの座標を通過した時刻を検知する。その後、携帯端末に搭載された加速度や方位センサ、ジャイロセンサを用いて、歩行軌跡トラッキング手法であるPDRを行うことで、ユーザの歩行移動軌跡を推定し続ける。それと同時にWi-Fi信号強度を計測することで、位置座標とその座標におけるWi-Fi信号強度情報を連続的に作成・蓄積する。そして、そのデータを用いて位置推定モデルを定期的に更新する。以下にその手順の詳細を説明する。

### 3.2 歩行区間の検出

ユーザが腰部に装着した携帯端末によって取得した加速度データ・ジャイロデータから、従来の行動認識手法を用いて歩行区間の検出を行う [9], [10]。時系列データを用いるため、スライディング時間窓ごとに各軸のセンサデータから平均・分散のFFT成分の特徴を抽出する。そして、この特徴から構成した特徴ベクトルをC4.5決定木によって「歩行」と「歩行以外」に分類することで歩行を行っている時刻(区間)を検出する。

### 3.3 マップデータ・パーティクルフィルタを用いた歩行者デッドレコニングによる屋内位置推定

検出された歩行区間の移動軌跡を、携帯端末に搭載されたセンサから取得したさまざまなセンサデータによって推定する。その手順を以下で説明する。

#### 3.3.1 Bluetoothのビーコンによる絶対座標の取得

Bluetoothはケーブルにとって代わる近距離無線のプロトコルであり、認可が不要な2.4GHz帯を使用する。Bluetoothモジュールは数多くの携帯電話(スマートフォン)やラップトップコンピュータ、PDAに搭載されている。一般的に日常生活で用いられるBluetoothデバイスのエネルギーは最大で2.5mWで、電波強度の最も弱いClass3では伝播範囲は数m程度である [11]。

Bluetoothセンサを搭載した携帯端末を持つユーザがBluetoothのビーコンの付近を通過するとき、図2のようにビーコンに近づくにつれて受信するBluetoothの信号強度は大きくなり、離れるにつれて信号強度は小さくな

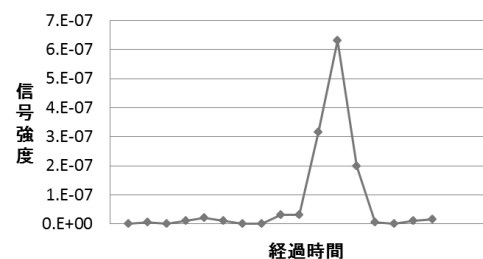


図2 Bluetooth信号強度

Fig. 2 Bluetooth signal strength.



る。この特性を用いて端末がビーコンの座標を通過した時刻を決定する。具体的には、あらかじめ環境内に専用のBluetoothビーコンをごく少数設置し、そのSSID (Service Set Identifier) と位置座標を登録しておく。このBluetoothビーコンは、安定してBluetooth信号を発信できるように、天井などの移動されないような場所に設置することを想定している。ユーザの所持している携帯端末に搭載されたBluetoothセンサが、登録されているSSIDを持つBluetooth信号を受信し、その信号強度が閾値を超え、かつ極大値をとったとき、そのSSIDと対に登録されている位置座標を通過したものとする。Bluetoothの伝播範囲は数m程度と狭いため、ユーザがBluetoothビーコンの付近を通過したことを小さな誤差でとらえることができる。

### 3.3.2 PDRによる歩行軌跡の推定

ビーコンにより通過時刻が取得されたあと、歩行者トラッキング手法であるPDRを行い、以降の歩行軌跡を推定する。PDRには加速度や方位センサといったさまざまなセンサが必要となるが、近年の多くの携帯端末がそのようなセンサを搭載しているため、実現性が高い。PDRに関しては数多くの研究が行われ、そのアルゴリズムについても複数考案されており、いずれのアルゴリズムでも利用が可能である。本実験で用いたアルゴリズムの概要は4.2節に記載する。

### 3.4 Wi-Fi屋内位置推定モデルの学習と位置推定

上記の方法で推定した屋内位置座標とそれに対応したWi-Fi信号強度データが自動で作成・蓄積される。このWi-Fi信号強度データは、ユーザが歩行中に収集することを想定するため、高いサンプリングレートで収集しており、一部のアクセスポイントからの信号が受信できずに欠損している場合がある。従来のフィンガープリントによる位置推定手法を用いた場合、このような欠損データをうまく扱えない。多くの従来手法では、データベースに格納されている信号データとエンドユーザの端末から（通常のサンプリングレートで）収集された信号データ間の距離を計算する。このとき信号データは、各々のアクセスポイントをベクトルの要素、その受信信号強度をその要素の値とするベクトルで表現される。すなわち、欠損したアクセスポイントに対応する要素の値は0となるため、欠損信号データとそうではない信号データ間のユークリッド距離は、同じ位置座標で得られたものとしても大きくなってしまふ。このような問題への対応として、時系列的に収集時刻が近い異なるデータ、あるいは、空間的に収集位置が近い異なるデータを用いて欠損データの補完を行うことが考えられる[12]。本研究では、対象となる環境内で長時間過ごしているユーザが歩き回ることによってデータを連続的に収集することを想定しており、収集時刻が近くても収集位置が近いとは限らないため、単純に収集時刻が近いデータ

を代替して用いることは適切ではない。一方、データの収集位置は大量に、かつ、密集して存在しているため、収集位置に近いデータを用いて補完する方法が適していると考えられる。そこで本研究では、マップにおける一定の大きさのグリッド内で計測されたWi-Fi信号強度データをまとめ、グリッドごとに信号強度のモデルを学習することで、欠損の問題に対応する。モデルの学習の際には、アクセスポイントごとにWi-Fi信号強度の分布を正規分布により学習するが、分布の平均と分散を求める際には、そのアクセスポイントからの信号強度情報が欠損していないデータのみを用いて計算する。

このモデルを用いて位置推定を行う場合、位置推定を行いたい地点におけるWi-Fi信号強度情報 $x$ を計測し、 $n$ 番目のグリッドのモデルに関して、アクセスポイントごとの信号強度の分布確率の総和 $f(x, n) = \sum_i f_i(x_i, \mu_{i,n}, \sigma_{i,n}^2)$ を計算する。このとき $x$ に含まれるアクセスポイントの信号強度のみに関して総和を計算することで、アクセスポイントが除去された場合に対処する。アクセスポイント $i$ から受信した信号強度 $x_i$ の分布確率は、正規分布の確率密度関数

$$f_i(x_i, \mu_{i,n}, \sigma_{i,n}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{i,n}^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_{i,n})^2}{2\sigma_{i,n}^2}\right)$$

によって計算する。ここで、 $\mu_{i,n}$ 、 $\sigma_{i,n}^2$ はグリッド $n$ におけるアクセスポイント $i$ からの信号強度の分布の平均と分散である。この $f(x, n)$ のtop-kのグリッドに対応する座標をその総和により重み付け平均した座標が位置推定結果となる（重みは分布確率の総和に対応）。

### 3.5 信号強度変化の検出

上述した学習方法では、アクセスポイントの移動や周辺環境の変化により電波状況の急激な変化が起こったときに対処できない。ここでは、それによって起こる信号強度の変化を検出、それに応じてモデルを学習する方法を説明する。提案手法により、あるグリッド内において、あるアクセスポイントからの信号強度が定期的に得られる。この時系列データを用いて信号強度の大きな変化を検出する。通常のデータとは異なるデータの発生を検出する手法として、異常値検出 (outlier detection) とトレンド変化点検出 (trend change detection) の2種類がある[13], [14]。多くの異常値検出が時系列データの短期的な異常を検出するのに対し、トレンド変化点検出は時系列データのトレンドが前後で変化している変化点を検出する。本研究ではアクセスポイントの移動や環境の変化による信号強度のトレンド変化を検出する必要があるため、トレンド変化点検出を採用する。トレンド変化点検出にはベイズ情報量基準 (BIC: Bayesian Information Criterion) を利用する。BICはモデル選択に用いられる指標の1つで、BICを用いた

系列データのセグメント手法が音声認識の分野で用いられている [15]. この手法は、時系列データに対して一定のサイズのスライディングウィンドウを適用し、ウィンドウ内で BIC を用いて変化を検出する. たとえば、系列データ  $s = s_1, s_2, \dots, s_N$  内の変化を検出するとする.  $s$  は、ガウス過程によって、

$$s_n \sim N(\mu, \sigma^2)$$

と表されるとする. ただし、 $\mu$  は平均、 $\sigma^2$  は分散である. 変化の検出には次式を用いる [16].

$$\Delta BIC_t = \frac{N}{2} \log(\sigma^2) - \frac{t}{2} \log(\sigma_1^2) - \frac{N-t}{2} \log(\sigma_2^2) - \lambda \log(N)$$

ただし、 $\sigma_1^2, \sigma_2^2$  はそれぞれ系列データ  $s_1, \dots, s_t, s_{t+1}, \dots, s_N$  から推定されたモデル  $M_1, M_2$  の分散であり、 $\sigma^2$  は全データ  $(s_1, s_2, \dots, s_N)$  から推定されたモデル  $M$  の分散である. また、 $\lambda$  は検出感度を決定するパラメータである.

時刻  $t$  に信号強度に変化が起ったとき、 $M_1, M_2$  における最大尤度は大きくなる、すなわち分散は小さくなる. そのため、 $\Delta BIC_t$  が最大かつ  $\Delta BIC_t > 0$  となる時刻が変化点として出力される.

次に変化の有無に応じて各信号強度データに対して重み付けを行い、重み付き平均により分布の平均  $\mu_{i,n}$  を計算する. 重み付けの方法は以下の 2 種類を用意した.

[シグモイド関数]

シグモイド関数  $S(t, c)$  は以下の数式で定義され、図 3 に示されるような関数である.

$$S(t, c) = \frac{1}{1 + e^{-(t-c)}}$$

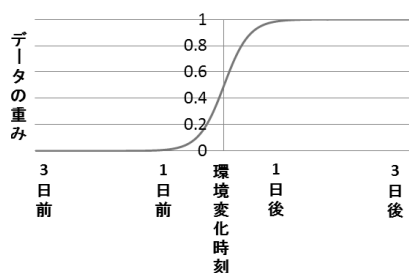


図 3 シグモイド関数

Fig. 3 Sigmoid function.

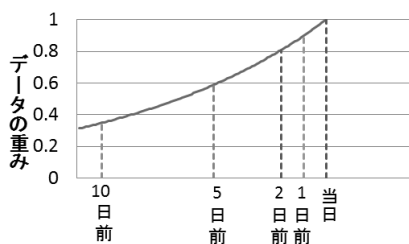


図 4 忘却関数 ( $\lambda = 0.9$ )

Fig. 4 Forgetting function ( $\lambda = 0.9$ ).

ただし、 $c$  は検出された変化時刻であり、 $t$  は信号強度を計測した時刻である.

この関数により、環境変化前に計測された信号強度データはその重みを小さくする.

[忘却関数]

忘却関数  $F(t, u)$  は以下の数式で定義され、図 4 に示されるような関数である.

$$F(t, u) = \lambda^{u-t}$$

ただし、 $\lambda$  ( $0 < \lambda \leq 1$ ) は忘却係数 [17] であり、 $u$  は現在時刻 (モデルを更新する時刻) である.

変化点が現在時刻から 5 日以内に検出された場合、 $\lambda$  は小さい値 ( $\lambda = 0.7$ ) を採用する. これにより、過去の信号強度データを忘却することができる. また、変化点が検出されなかった場合は、 $\lambda$  は大きい値 ( $\lambda = 0.98$ ) を採用する. これは、信号強度が徐々に変化していった場合にも対応できるようにするためである.

## 4. 評価実験・考察

### 4.1 実験方法

実験用センサデータを取得したフロアの見取り図を図 5 に示す. あらかじめフロア内の天井に Bluetooth ビーコンを 1 個設置した. 次に研究室内の座標が既知の 22 カ所のトレーニングポイントで Wi-Fi 信号強度を測定し、Wi-Fi 位置推定モデルを構築した. そして、以降 28 日間にわたって毎日以下の行動を繰り返した.

- (1) 携帯端末 (Google Galaxy Nexus) を実験参加者の腰部に取り付け、フロア内をビーコンの設置された地点を通過するようにランダムに歩き回ってもらう (毎日 20 回の追加).
- (2) 得られたセンサデータを用いて屋内位置推定モデルを更新する.
- (3) 研究室内の 16 カ所のテストポイントで Wi-Fi 信号強度を計測し、上記で更新したモデルによって位置推定を行い、推定誤差を測定する.



図 5 実験を行ったフロアの見取り図 (29.8 m × 16.3 m)

Fig. 5 Floor plan of experimental environment (29.8 m × 16.3 m).

トレーニングポイントとテストポイントの位置は図5のようになっている。

位置推定は提案手法と3.4節で説明したベクトルを用いた距離計算を基にした $k$ 近傍法(kNN: k-Nearest Neighbor algorithm)によって行った( $k=3$ )。また、計測されたWi-Fi信号強度データをまとめるグリッドの大きさは約 $1.8\text{m} \times 1.8\text{m}$ に設定した。これは事前実験において良い位置推定精度が得られた値である。

提案手法の有効性を示すため、以下の3つのシナリオで位置推定精度を評価した。シナリオ1では大きな電波環境の変化がない条件における位置フィンガープリント更新による効果を、シナリオ2ではアクセスポイントの欠損に対応した推定手法の効果を、シナリオ3では大きな電波環境変化に対応した位置フィンガープリントの更新手法の効果を検証する。

[シナリオ1]

得られたセンサデータを何も手を加えずに用いた場合

[シナリオ2]

15日目にフロア内のある1つのアクセスポイントからのWi-Fi信号を仮想的に取り除いた場合

[シナリオ3]

15日目以降、フロア外のアクセスポイントからのWi-Fi信号を仮想的に平均15dBm減衰させた場合(実際の観測と既存研究[18],[19]を基に15dBmと設定し、BICにおけるパラメータ $\lambda=3$ とした。これは事前実験において、人為的に信号強度を15dBm程度減衰させた際に高い検出精度を得た値である)。

#### 4.2 PDRによる歩行軌跡の推定アルゴリズム

本実験で用いたPDRによる歩行軌跡の推定アルゴリズムの概要について説明する。まずビーコンが設置された地点を通過したと判定されたとき、ビーコンを設置した座標にパーティクルを生成する。このとき、Bluetoothセンサのサンプリングレートの影響などから、取得された通過時刻にはわずかな誤差が生じることが考えられる。この誤差に対応するため、ビーコンの設置座標を平均とする2次元正規分布に従ってパーティクルを複数生成する。そして歩行ステップが検出されるごとに、そのステップの歩幅と進行方向を推定し、それらに応じて次の時刻におけるパーティクルを生成・移動させる。この処理を検出された歩行の終了時刻まで繰り返す。このとき、あらかじめ用意した環境のマップデータと照合し、障害物(壁)に衝突したパーティクルは削除する。以上の処理の詳細に関しては、PDRに関する文献を参照されたい[20],[21]。そして、歩行の終了時刻において障害物に衝突せずに残ったパーティクル群の、その時刻に対応する位置座標をクラスタリングする。クラスタリングにはX-means法[22]を用いる。そして、要素数の最も多いクラスタ重心に最も近いパーティ

クルの軌跡を推定軌跡とする。

#### 4.3 結果：シナリオ1—環境変化なし

##### 4.3.1 提案手法の評価

ここでは電波環境の人為的な変化を起こしていないため、PDRにより位置フィンガープリントがどれだけ正確に更新できているかの評価となる。位置推定精度は位置フィンガープリントの正確さを反映するため、位置推定精度を評価指標として用いる。 $k$ 近傍法と提案手法による位置推定精度の推移を図6に示す。提案手法による位置推定の精度は初期の段階では不安定だったが、データが十分に収集された後では、安定して高い精度で位置推定が行えている。具体的には、提案手法の10日目以降の平均推定誤差は2.08mであった。これは $k$ 近傍法による位置推定精度(平均推定誤差2.69m)を大きく上回っている。

提案手法による位置推定精度とデータベースに蓄積されたスキャンデータ数の推移を図7に示す。スキャンデータ数が1,000近くになると提案手法の位置推定精度はおおむね安定していることが分かる。提案手法では歩行データを用いることによって環境内に密なトレーニングポイントを自動的に設置することができる。その結果、位置推定精度が向上したと考えられる。また10日後以降にも精度が低下している日が何日か見られるが、これは環境内の人の数の大きな変化などによるものと考えられる。

##### 4.3.2 PDRを用いたモデル更新の適切性

提案手法で行ったPDRの平均推定誤差は1.63mだった

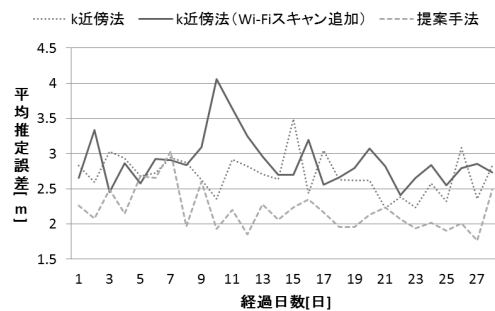


図6  $k$ 近傍法と提案手法による位置推定精度の推移(シナリオ1)  
Fig. 6 Transition of accuracies related to kNN and our methods.

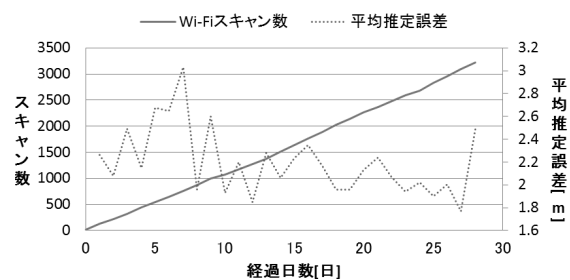


図7 Wi-Fiスキャン数と提案手法による位置推定精度の推移  
Fig. 7 Transitions of Wi-Fi scans in database and accuracies of our method.



(実験中に撮影したビデオ映像から計算した)。これは  $k$  近傍法の平均推定誤差 2.70 m (環境変化が起こらない場合) よりも 1 m 以上小さく、提案手法による位置推定精度の向上に十分寄与できるものと考えられる。PDR は環境変化が起きた場合でもその影響を受けず、ほぼ一定の精度を保てるため、環境変化を想定した場合はより効果があると考えられる。さらに、PDR によって誤差がなく歩行軌跡の推定が行えたと想定した場合の、提案手法の平均推定誤差は 2.29 m だった (実験中に撮影したビデオ映像から正確な歩行軌跡を決定・使用した)。ただし、このとき環境変化は起こしていない。この値は実際に行った実験における提案手法の平均推定誤差とほぼ変わらず、PDR の誤差が実験結果に大きな悪影響を及ぼしていることはないと考えられる。また、この値は提案手法による平均推定誤差の下限値と考えることができるが、実際に行った実験における提案手法の平均推定誤差を上回っている。これは、携帯端末が Wi-Fi スキャンを記録するときのサンプリングレートを 1 Hz としており、スキャンデータのタイムスタンプに平均して 0.5 秒程度の誤差が発生するため、それが悪影響を及ぼしているためと考えられる。

4.3.3 欠損データへの対処の有効性

ここでは提案手法における欠損データへの対処の有効性を評価する。提案手法において、欠損データへの対処を行わず、データベースに蓄積される Wi-Fi スキャンをそのまま用いて  $k$  近傍法を行った場合の位置推定精度の推移も、図 6 に示している (Wi-Fi スキャン追加)。その推定精度は既存の  $k$  近傍法よりも低く、蓄積された欠損データをそのまま用いるだけでは逆に位置推定の精度を低下させてしまうことが確認された。

4.3.4 位置推定モデルの継続的更新の有効性

提案手法によって位置推定モデルを継続的に更新することの有効性を評価するため、位置推定精度が安定した後 (10 日目以降)、位置推定モデルの更新を中止した。図 8 にその位置推定精度の推移を示す。この手法の位置推定精度は提案手法に比べて徐々に低下している。これは電波環

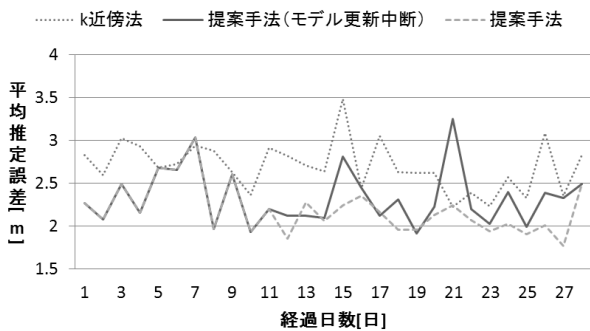


図 8  $k$  近傍法と 10 日目以降にデータベースの更新を中止する手法による位置推定精度の推移  
 Fig. 8 Transitions of accuracies related to kNN and our methods when we stop updating database after the 10th day.

境が毎日徐々に変化しているために起こるものと考えられる。したがって、提案手法を用いて位置推定モデルを毎日更新することにより、安定した位置推定精度を保てると思われる。

4.4 結果：シナリオ 2—アクセスポイントの削除

図 9 に 15 日目でフロア内のあるアクセスポイントを仮想的に取り除いた場合の、 $k$  近傍法と提案手法による位置推定精度の推移を示す。 $k$  近傍法による平均推定誤差はアクセスポイントの除去以降で平均して 3.16 m であった。これはシナリオ 1 (図 6) の場合と比較して 0.53 m 悪化していた。一方、提案手法による平均推定誤差はアクセスポイントの除去以降で平均して 2.31 m であった。これはシナリオ 1 の場合と比較しても 0.23 m の悪化に抑えられていた。この位置推定精度の低下は、 $k$  近傍法と提案手法、どちらにおいても位置推定に利用できる情報が減少しているため、妥当なものである。しかし、提案手法では  $k$  近傍法と比較して、位置推定精度の低下を抑えられている。これは提案手法ではテストデータ (Wi-Fi スキャン) に含まれていないアクセスポイントを考慮せずに位置推定を行うためと考えられる。

4.5 結果：シナリオ 3—信号強度の減衰

図 10 に、15 日目以降に、フロア外のアクセスポイント

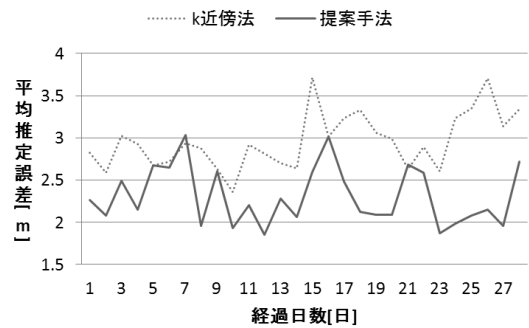


図 9  $k$  近傍法と提案手法による位置推定精度の推移 (シナリオ 2)  
 Fig. 9 Transitions of accuracies related to kNN and our methods when we remove one AP at 15th day.

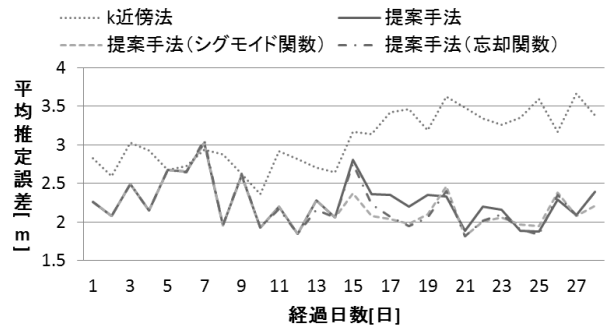


図 10  $k$  近傍法と提案手法による位置推定精度の推移 (シナリオ 3)  
 Fig. 10 Transitions of accuracies related to kNN and our methods when we reduce signal strength after 15th day.

からの Wi-Fi 信号を仮想的に平均 15 dBm 減衰させた場合の  $k$  近傍法と提案手法による位置推定精度の推移を示す。ここで、図 10 の“提案手法”では環境変化の検出は行っていない。減衰後、 $k$  近傍法による平均推定誤差は大きく増加（約 0.6 m）した。フロア外の定常的に電波が受信できるアクセスポイント数（5）はフロア内のアクセスポイント数（17）と比べてかなり少なかったにもかかわらず、大きな影響が見られた。減衰直後は“提案手法”による平均推定誤差も増加したが、新しいデータが歩行者によって徐々にアップロードされるにつれて、位置推定精度も徐々に向上していった。

図 10 の“提案手法（シグモイド関数）”では環境変化の検出を行い、シグモイド関数によって信号強度データの重みを変化させている。複数のアクセスポイントからの信号を減衰させたにもかかわらず、“提案手法（シグモイド関数）”による平均推定誤差は、“提案手法”と比べて、減衰直後もあまり増加していない。これは環境変化を検出することにより、変化に応じてアクセスポイントからの信号強度の特徴を学習したためと考える。また、仮想的に減衰させたアクセスポイント以外にも、強度が変化したアクセスポイントを検出することができていた。たとえば、実験期間中にフロア内の金属製の柵の位置が変わったため、その柵の付近に存在するアクセスポイントからの信号強度が約 25 dBm 減衰していたが、提案手法ではその変化も検出できていた。

図 10 の“提案手法（忘却関数）”では忘却関数によって信号強度データの重みを変化させた。この手法も信号強度の減衰による位置推定精度の減少を軽減していたが、環境変化が起こった日の位置推定精度は“提案手法（シグモイド関数）”よりも劣っていた。これは“提案手法（シグモイド関数）”が環境変化以前の観測データの重みを、図 3 のように極端に小さくするためであると考えられる。一方、“提案手法（忘却関数）”では忘却係数  $\lambda$  に大きな値（ $\lambda = 0.98$ ）を用いることによって、信号強度が徐々に変化した場合でも対応できるよう設計している。しかし、図 10 に示すとおりあまり効果が表れていないように見える。この手法では新しい Wi-Fi スキャンが次々とデータベースにアップロードされ、位置推定モデルのパラメータも環境変化に従って徐々に更新される。そのため、忘却関数の効果が大きくは表れなかったと考える。

#### 4.6 PDR の影響範囲

環境におけるビーコンの設置間隔や設置数を決定するためには、ビーコンの設置位置からの PDR の影響範囲を検証することが重要である。そこで、ビーコンからテストポイントまでの距離とそのテストポイントにおける位置推定精度の関係を調べたところ、図 11 のように相関は見られなかった（相関係数  $r = 0.13$ ）。ただし、この結果はシナ

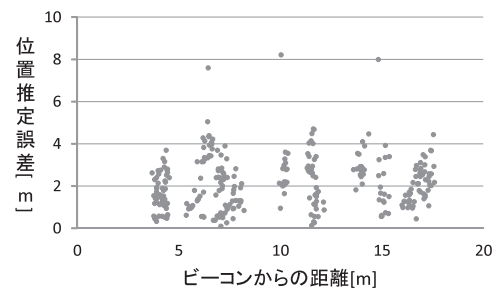


図 11 ビーコンからテストポイントまでの距離と位置推定精度の関係

Fig. 11 The relationship between accuracies and distances from Bluetooth beacon to test points.

リオ 1 の 10 日目以降において得られた結果である。

この結果から、本実験を行ったフロア程度の面積（約 500 m<sup>2</sup>）であれば、ビーコンは 1 個で十分であると考えられる。ビーコンの設置間隔や設置数を検証するには、より広い環境での実験が必要であるため今後の課題とする。一方、テストポイントを壁際とそうでないところで分けて平均推定誤差を検証したところ、平均推定誤差はそれぞれ 2.50 m, 1.44 m となり、 $t$  検定によって有意差があると判定された（ $\alpha < 0.05$ ）。これは、PDR による歩行移動軌跡推定時に壁に衝突することでパーティクルがすべて消滅してしまう場合が、壁際の方が壁際でないところよりも多く、壁際において位置推定モデル学習時に用いることのできるデータ数が少なくなるためと考えられる。さらに、テストポイントを廊下と部屋内で分けたところ、平均推定誤差はそれぞれ 1.46 m, 2.32 m となり、この場合も  $t$  検定によって有意差があると判定された（ $\alpha < 0.05$ ）。これは、廊下における歩行軌跡は比較的単純であるため、その推定誤差が小さく、部屋における歩行軌跡は曲進を多く含む複雑なものであるため、その推定誤差が大きかったからと考える。

#### 5. おわりに

本研究では、ユーザの所持する携帯端末に搭載されたさまざまなセンサによって Wi-Fi 位置推定モデルを自動で更新する手法を提案した。既存の位置推定手法である Wi-Fi フィンガープリンティングでは環境の変化や Wi-Fi アクセスポイントの移動や消滅などが起こると正しく位置推定を行えないという問題がある。そこで提案手法では、ある環境内で長時間過ごしているユーザのセンサデータによって歩行移動軌跡を推定し、同時に Wi-Fi 信号強度を計測することにより、連続的に Wi-Fi 信号強度と座標のペアを自動で作成する。そして、作成されたデータを用いてモデルを定期的に自動で更新することで、電波環境の変化に対応する。

評価実験では、提案手法によって、(1) 複数のアクセスポイントからの信号強度が徐々に変化した場合、(2) 複数のアクセスポイントが取り除かれた場合、(3) 複数のアク



セスポイントからの信号強度が突然変化した場合、の3種類の電波環境の変化に対応できることが確認できた。

参考文献

- [1] Jiang, Y., Pan, X., Li, K., Lv, Q., Dick, R.P., Hannigan, M. and Shang, L.: ARIEL: Automatic wi-fi based room fingerprinting for Indoor Localization, *Proc. 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '12)*, pp.441–450 (2012).
- [2] Pulkkinen, T., Roos, T. and Myllymäki, P.: Semi-supervised Learning for WLAN Positioning, *Proc. 21st International Conference on Artificial Neural Networks and Machine Learning (ICANN 2011)*, Vol.6791, pp.355–362 (2011).
- [3] Chai, X. and Yang, Q.: Reducing the Calibration Effort for Location Estimation Using Unlabeled Samples, *Proc. 3rd IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2005)*, pp.95–104 (2005).
- [4] Wang, H., Sen, S., Elgohary, A., Farid, M., Youssef, M. and Choudhury, R.R.: Unsupervised Indoor Localization, *Proc. 10th International Conference on Mobile Systems, Applications and Services (MobiSys '12)*, pp.197–210 (2012).
- [5] Chen, S., Chen, Y. and Trappe, W.: Exploiting Environmental Properties for Wireless Localization and Location Aware Applications, *Proc. 6th Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2008)*, pp.90–99 (2008).
- [6] 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, *Proc. 8th ACM International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems (MSWiM '05)*, pp.118–125 (2005).
- [7] Yin, J., Yang, Q. and Ni, L.: Adaptive Temporal Radio Maps for Indoor Location Estimation, *Proc. 3rd IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2005)*, pp.85–94 (2005).
- [8] Pan, S.J., Kwok, J.T., Yang, Q. and Pan, J.J.: Adaptive Localization in a Dynamic WiFi Environment through Multi-view Learning, *Proc. 22nd National Conference on Artificial Intelligence (AAAI '07)*, Vol.2, pp.1108–1113 (2007).
- [9] Bao, L. and Intille, S.: Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, *Proc. 2nd International Conference on Pervasive Computing (PerCom 2004)*, pp.1–17 (2004).
- [10] Maekawa, T. and Watanabe, S.: Unsupervised Activity Recognition with User's Physical Characteristics Data, *Proc. 15th Annual International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2011)*, pp.89–96 (2011).
- [11] Chawathe, S.S.: Beacon Placement for Indoor Localization Using Bluetooth, *Proc. 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2008)*, pp.980–985, IEEE (2008).
- [12] Walczak, B. and Massart, D.: Dealing with Missing Data: Part I, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol.58, No.1, pp.15–27 (2001).
- [13] Guralnik, V. and Srivastava, J.: Event Detection from Time Series Data, *Proc. 5th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 1999)*, pp.33–42, ACM (1999).
- [14] Jassby, A.D. and Powell, T.M.: Detecting Changes in Ecological Time Series, *Ecology*, pp.2044–2052 (1990).
- [15] 山野貴一郎, 伊藤克巨: 1ZD-8 音響ライフログへのアノテーションのための話者と場所の自動分類 (位置・コンテキスト推定 (1), 学生セッション, ネットワーク, 情報処理学会創立 50 周年記念), Vol.72, No.3, 一般社団法人情報処理学会 (2010).
- [16] Chen, S. and Gopalakrishnan, P.: Speaker, Environment And Channel Change Detection And Clustering Via The Bayesian Information Criterion, *Proc. DARPA Broadcast News Transcription and Understanding Workshop*, pp.127–132 (1998).
- [17] Markovitch, S. and Scott, P.D.: The Role of Forgetting in Learning, *Proc. 5th International Conference on Machine Learning (ICML 1988)*, pp.459–465 (1988).
- [18] Stein, J.C.: Indoor Radio WLAN Performance part II: Range Performance in a Dense Office Environment, *Intersil Corporation* (1998).
- [19] Jardosh, A.P., Belding-Royer, E.M., Almeroth, K.C. and Suri, S.: Real-world Environment Models for Mobile Network Evaluation, Vol.23, pp.622–632 (2005).
- [20] Woodman, O. and Harle, R.: Pedestrian Localisation for Indoor Environments, *Proc. 10th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp '08)*, pp.114–123 (2008).
- [21] Gafurov, D., Helkala, K. and Søndrol, T.: Biometric Gait Authentication Using Accelerometer Sensor, Vol.1, No.7, pp.51–59 (2006).
- [22] Pelleg, D., Moore, A., et al.: X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters, *Proc. 17th International Conference on Machine Learning (ICML 2000)*, pp.727–734 (2000).



谷内 大祐 (学生会員)

平成 25 年大阪大学工学部電子情報工学科卒業。現在、同大学院情報科学研究科博士前期課程在学中。モバイルコンピューティング、ユビキタスコンピューティングに興味を持つ。



前川 卓也 (正会員)

平成 15 年大阪大学工学部電子情報エネルギー工学科卒業。平成 18 年同大学院情報科学研究科博士後期課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。平成 24 年 4 月より大阪大学大学院情報科学研究科准教授。博士 (情報科学)。本会平成 22 年度山下記念研究賞等受賞。ユビキタスコンピューティング, Web 情報処理の研究に興味を持つ。ACM, 電気学会, 日本データベース学会各会員。