

# Boostingを用いた環境変化に頑健な Wi-Fi屋内位置推定手法の提案

谷内 大祐<sup>1</sup> 前川 卓也<sup>1</sup> 鈴木潤<sup>2</sup> 岸野泰恵<sup>2</sup>

**概要:** 近年, Wi-Fi 電波による屋内位置推定の研究が数多く行われている. 最も一般的な手法である Wi-Fi フィンガープリンティングは, 屋内のたくさんの場所においてあらかじめ計測しておいた Wi-Fi 信号強度の分布情報を用いて位置推定を行う. しかしながら Wi-Fi の電波環境は, 周辺環境の変化やアクセスポイントの移動や消滅によって影響を受けるため, その位置推定精度は不安定である. そこで本研究では, さまざまな弱位置推定器からなる, Boosted 位置推定器を用いて環境変化に頑健な位置推定を行う. それぞれの弱位置推定器では, ランダムに選んだアクセスポイントの電波のみを用いて位置を推定する. これにより, 特定のアクセスポイントからの電波に変化が起こっても, その影響を受けない弱位置推定器が存在する. そこで, 提案手法ではパーティクルフィルタにより過去の軌跡から現在時刻における位置を推定し, その位置と各弱位置推定器の推定位置から, 弱位置推定器の信頼性を計算する. そして, 信頼度の高い弱位置推定器ほど重みを大きくして最終的な現在位置を求めることで, 環境変化に頑健な位置推定を目指す.

**キーワード:** Wi-Fi フィンガープリンティング, 電波環境変化, パーティクルフィルタ, Boosting

## Robust Wi-Fi Indoor Positioning Method using Boosting

TANIUCHI DAISUKE<sup>1</sup> MAEKAWA TAKUYA<sup>1</sup> SUZUKI JUN<sup>2</sup> KISHINO YASUE<sup>2</sup>

**Abstract:** Recently, many indoor positioning techniques based on Wi-Fi signals have been studied. Wi-Fi fingerprinting technique, which is one of the most popular and practical method, makes use of the Wi-Fi received signal strength (RSS) information collected at several indoor places in advance to construct an indoor positioning model. However, changing environmental dynamics, i.e., layout changes and moving or removal of WiFi access points, may cause the instability of Wi-Fi based positioning methods. In this work, we try to cope with the instability with a boosted positioning estimator consists of several weak estimators. Each weak estimator uses only the signals from some randomly selected APs. Even when signal strength from a specific AP may change, some weak estimators that do not employ the AP are not affected by the change. In our proposed method, we track a user's coordinates with the particle filter and we evaluate each weak estimator's prediction by using the particle filter outputs. That is, we find weak estimators that are not affected by the AP by comparing the predictions and coordinates estimated by the particle filter based on the past coordinate history. Our boosted estimator computes final estimation based on the trustworthy weak estimators.

**Keywords:** Wi-Fi fingerprinting, signal change, particle filter, boosting

<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, Japan

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

### 1. はじめに

携帯端末により観測された GPS や Wi-Fi (無線 LAN) 電波を用いた位置計測が一般的になっている. 近年の GPS

を用いた位置計測では、GPS 衛星に加えて、サーバに問い合わせ得た携帯電話の基地局情報の情報も併せて用いる A-GPS という方法が多く用いられている。一方 Wi-Fi 電波を用いた位置計測、フィンガープリンティングでは、あらかじめ様々な座標において Wi-Fi 電波を収集しておき、その位置座標と共に位置情報データベースに格納しておく [1], [2]。携帯端末の位置情報を知りたいときは、その端末が観測した Wi-Fi 電波情報と、データベース内の電波情報を比較し、最も類似したものを検索する。そして、その電波情報に紐付いている位置座標を、端末の座標とする。しかし、このような外部のインフラ (Wi-Fi アクセスポイント) に依存した手法は、アクセスポイントの移動や消滅、さらには周辺の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。例えばリフォームなどにより、環境内で観測されるあるアクセスポイントからの電波強度が低下することが考えられる。あらかじめ用意した電波情報を用いるフィンガープリンティングでは、そのような電波強度の変化に対応できないため、フィンガープリントを再度収集するなどのコストが発生してしまう。

本研究では、さまざまな弱位置推定器を Boosting させた位置推定器を用いて環境変化に頑健な位置推定を行う手法を提案する。それぞれの弱位置推定器では、ランダムに選んだアクセスポイントの電波のみを用いて位置を推定する。これにより、特定のアクセスポイントからの電波強度に変化が起こっても、その影響を受けない弱位置推定器が存在すると考える。そこで本研究では、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 Wi-Fi 電波情報を用いてユーザをトラッキングすることで、弱位置推定器ごとの信頼性を定期的に更新する。提案手法では、屋内マップを用いたパーティクルフィルタを拡張し、移動しているユーザをトラッキングしつつ、それぞれの弱位置推定器の信頼性を評価する手法を提案する。すなわち、過去の軌跡や屋内マップの情報を用いてそれぞれの位置推定器の出力の尤もらしさを計算することで、それぞれの位置推定器の信頼性を求め、信頼度の高い弱位置推定器ほど重みを大きくする。さらに、位置推定の信頼度が高いと判断した場合、その情報を基にフィンガープリントを作成し、トレーニングデータとして追加する。そして、重み付けられた複数の弱位置推定器から最終的な推定位置を求めることで、環境変化に頑健な位置推定を目指す。

本稿では、2 章で Wi-Fi を用いた屋内位置推定に関する研究を紹介し、3 章で提案手法に関して説明した後、4 章で提案手法の有効性を評価する。

## 2. Wi-Fi 屋内位置推定の関連研究

### 2.1 Wi-Fi フィンガープリンティングによる位置推定

既存手法である Wi-Fi フィンガープリンティングについて説明する。その手順は、オフラインで行われる訓練

フェーズとオンラインで行われる推定フェーズに分けられる。

訓練フェーズでは、屋内環境のトレーニングポイントにおいて、アクセスポイントからの Wi-Fi の受信信号強度情報を収集し、その情報を用いて携帯端末がどのトレーニングポイントにいるのかを決定する分類器を学習する。分類器には決定木や Naive Bayes, SVM, k 近傍法 (kNN: k-Nearest Neighbor algorithm), 混合ガウスモデル (GMM: Gaussian Mixture Model) などの様々なモデルが用いられる [3]。そして、各参照点ごとに受信信号強度の特徴をモデル化し、そのトレーニングポイントの位置座標とともにデータベースに保存する。

推定フェーズでは、座標が未知のテストポイントにおいて Wi-Fi の受信信号強度を計測し、そのデータをサーバあるいはハブの携帯端末に送信する。サーバではテストポイントにおける受信信号強度のデータとデータベース内のモデルとを比較し、尤度をそれぞれのトレーニングポイントに対して計算する。そして、データベース内のトレーニングポイントを尤度の降順にソートし、尤度が高いトップ  $k$  のトレーニングポイントの座標を用いてテストポイントの位置座標を計算する。

### 2.2 フィンガープリント収集の自動化

フィンガープリンティングにおいて最もコストを必要とする、フィンガープリント収集を自動で行う手法に関する研究を紹介する。Rai ら [4] は、クラウドソーシングによりフィンガープリントの収集を行うシステム Zee を提案している。Zee では、対象となる環境のマップをあらかじめ準備し、対象となる環境内で日常的な生活を送っているユーザが、所持しているスマートフォンで Zee を起動しながらその環境内を歩き回ることによってデータを収集し、位置推定モデルが自動で構築される。Robertson ら [5] は、歩行者の足に慣性センサを装着することで、フロアマップの作成と歩行者の位置推定を同時に行う手法 FootSLAM を提案している。さらに、多数の歩行データを結び付けて、より大きなフロアのマップをより高精度に作成することを可能にした FeetSLAM も提案している [6]。Ferris ら [7] は、ユーザが屋内を歩き回ることによって収集された WiFi 信号強度データの位置を GP-LVM (Gaussian process latent variable models) [8] を用いて推定することで、大規模な WiFi 位置推定モデルの構築や維持にかかる手間を軽減する WiFi-SLAM を提案している。

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。

### 2.3 環境変化に対応した Wi-Fi 屋内位置推定

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問題への対応に関する研究を紹介する。

S. Chen ら [9] 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 [10] 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 [11] 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 [12] は、日々変化する Wi-Fi 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。

上述したような手法は新たなセンサネットワークの導入を必要としたり、環境の突発的な変化に対応できなかったりする問題がある。Wi-Fi 電波環境の突発的な変化には以下の2種類があると考えられる。

- (1) Wi-Fi 電波の消失：引っ越しなどに伴いアクセスポイントも移動してしまい、対象とする環境からその電波が全く観測できなくなる。
- (2) Wi-Fi 電波強度の大きな変化：アクセスポイントの環境内での移動や、環境内での家具の移動に伴い、ある特定の位置で観測できる電波強度が移動の前後で大きく変化する。

このような変化が起こった場合、事前に収集したフィンガープリントと全く異なる電波情報が得られてしまうため、位置推定が正しく行えない。そこで筆者らの研究グループでは、ユーザのもつ携帯端末の加速度センサやジャイロセンサを用いて PDR (Pedestrian dead-reckoning) により、ユーザの歩行軌跡を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、自動で連続的に作成された Wi-Fi 信号強度と座標のペアの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手法を提案している [13]。しかしこの手法は、加速度センサデータやジャイロセンサデータの収集を必要とする欠点がある。

### 3. 提案手法

#### 3.1 概要

提案手法の概要を図 1 に示す。提案手法は、異なる特徴を持つ弱位置推定器を複数備えることを特徴とする。提案手法では、環境内を移動しているユーザの Wi-Fi 電波情報を用いて、そのユーザをトラッキングしつつそれぞれの弱位置推定器の信頼度を評価する。それぞれの弱位置推定器は、あらかじめランダムに選んだアクセスポイントから

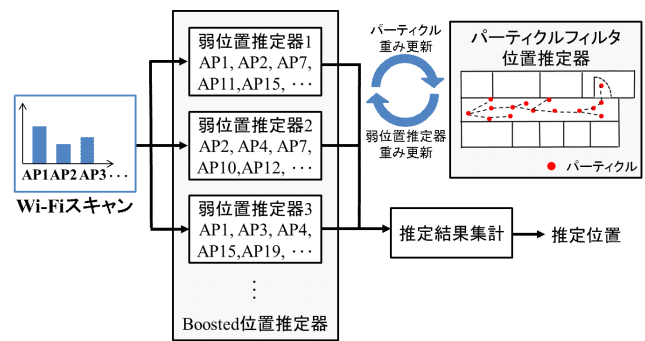


図 1 提案手法の概要

Fig. 1 Outline of proposed method

のみの電波情報を用いて位置推定を行う。すなわち、ある特定のアクセスポイントに対して電波強度の変化などが起こったとしても、そのアクセスポイントからの電波を用いていない弱位置推定器は影響を受けない。そのようなアクセスポイントに大きい重みを持たせることで、最終的な位置推定結果にそのような弱学習器の意見を大きく反映させる。ここで、どのように弱位置推定器ごとの重みを決定するかが、本手法において非常に重要な点となる。提案手法では、対象とする屋内のマップ情報と過去の推定位置の情報から、それぞれの弱位置推定器が正しく位置推定を行っているのかどうかを判定することにより、重み付けを行う。

#### 3.2 各弱位置推定器による位置推定

それぞれの弱位置推定器では、あらかじめ使用するアクセスポイントをランダムに決定しておく。そして、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、 $n$  番目のトレーニングポイントに関して、その弱位置推定器が用いる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。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、 $\mu_{i,n}$ ,  $\sigma_{i,n}^2$  はトレーニングポイント  $n$  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り、訓練段階で得られたものである。この  $f(x, n)$  の top-k のトレーニングポイント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)

#### 3.3 パーティクルフィルタによる位置推定

上述のように本手法では、屋内のマップ情報と過去の推定位置の情報を用いて弱位置推定器の評価を行う。具体的には、弱位置推定器によって推定された推定位置とマップ情報から、パーティクルフィルタを用いて移動軌跡を推定(トラッキング)し、ある時刻  $t$  における推定位置が、弱

位置推定器の時刻  $t$  における推定位置とどれだけ近いかによって弱位置推定器の評価を行う。そのため、以降ではまずパーティクルフィルタによる位置推定を簡単に説明する。パーティクルフィルタ [14] は、非線形な状態遷移を行うシステムの状態を予測するために用いられる。そのアルゴリズムは、サンプリング、重み計算、リサンプリングの3ステップからなる。ただし、本手法では  $m_{t+1}$  は弱位置推定器の推定位置に対応するため、 $m_{t+1}$  は弱位置推定器の数だけ存在する。そのため、上記のパーティクルの重み  $w_{t+1}^i$  は、そのパーティクルに最も距離の近い推定位置に対して計算する。サンプリングにおいては、時刻  $t$  のパーティクル  $p_t$  から、新たなパーティクルを作成し、移動モデル  $p_{t+1}^i = Ap_t + w$  に基づいてそのパーティクルを移動させる。このパーティクルがトラッキング対象の状態（位置）を表す。ここで、 $A$  は遷移行列であり、今回は等速直線運動を仮定したものをを用いている。すなわち、 $p_t$  と  $p_{t-1}$  から求めた速度をそのまま利用している。 $w$  は平均0の正規分布であり、これによりガウシアンノイズを含んだ移動を表現している。パーティクルフィルタでは、この移動モデルを用いて1つの  $p_t$  からガウシアンノイズに従って複数の  $p_{t+1}^i$  をサンプリングする。 $i$  はパーティクルの識別子。今回の実装では1つのパーティクルを5つに分裂させている。重み計算においては、観測（Wi-Fiによる推定位置）を用いてパーティクルへの重みづけを行う。本研究では、Wi-Fi計測位置  $m_{t+1}$  に近いパーティクルは、実際にその場にユーザ（スマートフォン）が位置する可能性が高いと考えられるため、近いパーティクルに大きい重みを与える。 $p_{t+1}^i$  の重みは、 $m_{t+1}$  を平均とする正規分布の確率密度関数  $w_{t+1}^i = N(p_{t+1}^i | m_{t+1})$  により計算する。リサンプリングにおいては、重みが小さいパーティクルの排除を行う。今回の実装では、小さい順に4/5のパーティクルを削除する。本手法では、加えて環境のマップを用いたパーティクルの削除を行う。すなわち、あらかじめ用意した環境のマップデータに含まれる障害物（壁）に衝突したパーティクルを削除する。この3ステップを繰り返すことで軌跡の推定を行う。

### 3.4 弱位置推定器への重み付け

提案手法では、弱位置推定器の重みをパーティクルフィルタによる位置推定結果により求める。一方で、上述のパーティクルフィルタにおけるパーティクルの重みを弱位置推定器の位置推定結果により求めている。そして、この重みの更新を観測が得られるたびに順番に繰り返し行う。その流れを図2に示している。パーティクルの重み付けに関しては、上述のパーティクルフィルタの説明における正規分布の確率密度関数を用いる。ただし、正規分布の平均はパーティクルに最も近い弱位置推定器の推定位置とする。弱位置推定器の重みの更新は、パーティクルフィ

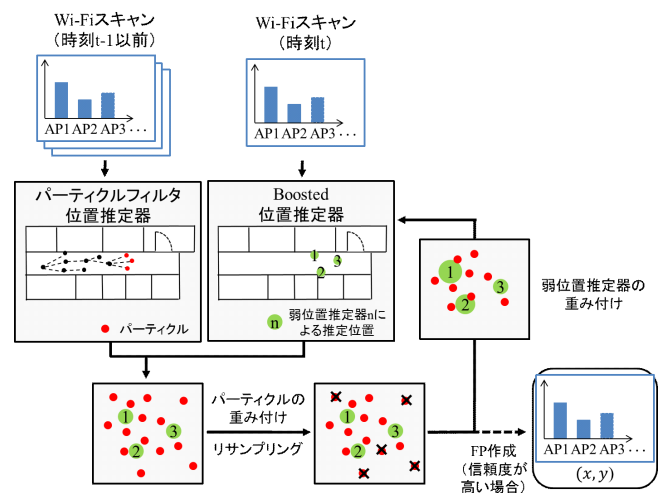


図2 弱位置推定器とパーティクルへの重み付け

Fig. 2 Weighting of boosted position estimator and particles

ルタによる予測位置から求める。時刻  $t$  に  $n$  番目の弱位置推定器が Wi-Fi 電波情報を基に位置推定を行ったとする。このとき、時刻  $t$  のパーティクルフィルタにおけるそれぞれのパーティクルの予測位置を中心とする正規分布を用いて、パーティクルの重み付けと同様に重み  $w_t^n$  を計算する。このとき、時刻  $t-1$  における弱推定器の重み  $w^{t-1}$  を反映させて更新することも考えられる。すなわち、 $w_t^n = \lambda w_{t-1}^n + (1 - \lambda) w_t^n$  を用いて更新する。ただし、 $\lambda$  は  $0 < \lambda < 1$  で時刻  $t$  の重みの重要さを調整するために用いる。また、クラウドサーバ上にある他のユーザとも共用される弱位置推定器の重みを、ユーザの端末から観測が得られるたびに更新するのは望ましくないため、ある程度の期間経過後にサーバ上の弱位置推定器の重みを変更するような方法も考えられる。

### 3.5 半教師あり学習によるトレーニングデータの追加

本研究では、環境内を長時間過ごすユーザの Wi-Fi 電波情報を用いて弱位置推定器の重みを計算している。このとき、そのようなユーザから定期的に得られる Wi-Fi 電波情報を逐次的にトレーニングデータに加える事で、それぞれの弱位置推定器の性能を向上できると考える。提案手法において、パーティクルフィルタによる推定位置と弱位置推定器による推定位置が互いに近いほど、それらの推定位置は信頼性が高いものと考えられる。そこで、弱位置推定器によりパーティクルの重み付けする際に、ある閾値以上の重みを与えられたパーティクルが存在した場合、そのパーティクルが生成された時刻に観測された Wi-Fi 電波情報が、そのパーティクルの座標で得られたものとして、フィンガープリントを作成し、トレーニングデータとして追加する。ここで、この Wi-Fi 電波情報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電波情報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）収集された電波情報間の距離を計算する。このとき電波情報は、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、欠損電波情報とそうでない電波情報間のユークリッド距離は、同じ位置座標で得られたものだとしても大きくなってしまふ。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 電波情報をまとめ、グリッドごとに学習を行うことで、欠損の問題に対応する。（各グリッドが 3.2 節で述べたトレーニングポイントとなる。）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。

### 3.6 最終的な位置推定結果

上記のように、環境内を歩き回るユーザの Wi-Fi 電波情報を用いて、それぞれの弱位置推定器の重みが更新される。この更新された重みと弱位置推定器を用いて、環境内を日常的に歩き回っていないような通常のユーザの位置推定を行う。そのユーザの携帯端末から観測された Wi-Fi 電波情報が与えられたときの最終的な出力は位置座標であるが、これは弱位置推定器のそれぞれの出力の重み付き平均で求められる。この重みとは、弱位置推定器の重みに対応する。

## 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 3 に示す。

フロア内の座標が既知の 21 ヶ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）を持ち、フロア内をランダムに歩き回る。
- (2) 得られた Wi-Fi 電波情報を用いて Boosted 位置推定器を更新する。
- (3) フロア内の 16 か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 Boosted 位置推定器によって位置推定を行い、推定誤差を測定する。

トレーニングポイントとテストポイントの位置は図 3 のようになっている。

位置推定は提案手法と通常の GMM を用いた手法（以



図 3 実験を行ったフロアの見取り図 (29.8m × 16.3m)  
Fig. 3 Floor plan of experimental environment (29.8m × 16.3m)

下、GMM 手法) によって行った。通常の GMM 手法では、全ての AP からの電波強度情報を用いて、提案手法における弱位置推定器と同様に位置推定を行う。また、提案手法の Boosted 位置推定器に含まれる弱位置推定器の数は 5 つとし、それぞれの弱位置推定器では  $k$  近傍法 ( $k = 3$ ) により位置推定を行った。

提案手法の有効性を示すため、以下の 2 つのシナリオで位置推定精度を評価した。

#### [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 日目にある 1 室の 4 つの全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

### 4.2 結果：シナリオ 1 ー環境変化なし

GMM 手法と恣意的な提案手法による位置推定精度の推移を図 4 に示す。提案手法では安定して高い精度で位置推定が行えている。提案手法の全日程の平均推定誤差は 2.80m であった。これは GMM 手法による位置推定精度（全日程の平均推定誤差 3.75m）を大きく上回っている。また提案手法において、3.5 節で述べたトレーニングデータの追加の過程を行わなかった場合の位置推定精度の推移も、図 4 に示している。その推定精度は GMM 手法よりも上回っているが、提案手法には及ばないことが確認された。これらの理由として、提案手法では歩行データを用いた半教師あり学習によってトレーニングデータを追加することで、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ためと考える。その結果、日にちの経過と共に位置推定精度が向上、安定していったと考えられる。また、トレーニングデータの追加を行わなかった手法が GMM 手法の位置推定精度を若干上回っていた。これは、トレーニングデータの追加を行わなかった手法が湿度や気温の変化による電波環境の変化に頑健であったためと考えられる。

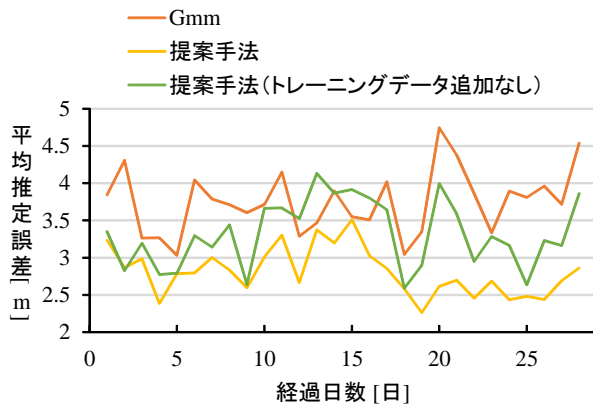


図 4 GMM 手法と提案手法による位置推定精度の推移 (シナリオ 1)

Fig. 4 Transision of accuracies related to GMM method and our methods

### 4.3 結果：シナリオ 2 –アクセスポイントの削除

図 5 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、GMM 手法と提案手法による位置推定精度の推移を示す。GMM 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 4.37m であった。これはシナリオ 1 (図 4) の場合と比較して 0.58m 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 3.69m であった。これは GMM 手法による位置推定精度を大きく上回っており、シナリオ 1 の場合と比較しても精度の悪化は見られなかった。アクセスポイントが取り除かれた場合、位置推定に利用できる情報量が減少するため、位置推定精度は低下することが妥当であるが、提案手法では取り除いたアクセスポイントを使用していない弱位置推定器の推定結果をより強く反映できているために、位置推定精度の低下を防げていると考える。また、アクセスポイントの除去後の平均推定誤差が除去前より小さかった理由としては、日を重ねるごとに半教師あり学習によりトレーニングデータが増大していったためと考えられる。

## 5. おわりに

本研究では、ユーザの所持する携帯端末から得られた Wi-Fi 電波情報によって定期的に更新を行うことによって、環境変化に頑健な位置推定を行う、Boosted 位置推定器を提案した。Boosted 位置推定器はさまざまな弱位置推定器を含んでおり、弱位置推定器ごとに使用するアクセスポイントをランダムに変化させることにより、環境変化の影響が起こったとしても、その影響を受けない弱位置推定器が存在する。そこで、屋内マップを用いたパーティクルフィルタによって移動しているユーザをトラッキングしつつ、それぞれの弱位置推定器の信頼性を評価し、重み付けを行う。同時に、トラッキングの精度が高いと判定された場合、

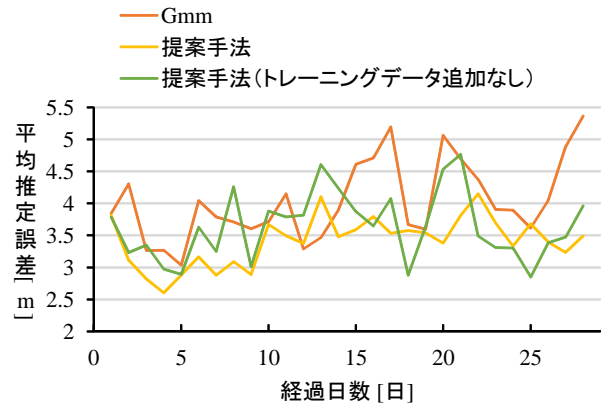


図 5 GMM 手法と提案手法による位置推定精度の推移 (シナリオ 2)

Fig. 5 Transitions of accuracies related to GMM method and our methods when we remove APs in one room at 15th day

その情報を基にフィンガープリントを作成し、トレーニングデータとして追加する。そして、重み付けられた複数の弱位置推定器から最終的な推定位置を求めることで、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、特定のアクセスポイントが取り除かれ電波環境に変化が起きても、精度の悪化を防ぐことができることが確認できた。

今後は、複数のアクセスポイントからの信号強度が突発的に大きく変化するような電波環境の変化が起こったときなどの提案手法の性能評価を行う予定である。

## 参考文献

- [1] P. Bahl and V. N. Padmanabhan. "RADAR: An in-building RF based user location and tracking system", Proc. of Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM 2000), volume 2, pp. 775-784 (2000).
- [2] A. LaMarca, Y. Chawathe, S. Consolvo, J. Hightower, I. Smith, J. Scott, T. Sohn, J. Howard, J. Hughes, F. Potter and others: "Place lab: Device Positioning Using Radio Beacons in the Wild", Proc. of Pervasive 2005, pp. 116-133 (2005).
- [3] S. Saha, K. Chaudhuri, D. Sanghi and P. Bhagwat: "Location determination of a mobile device using IEEE 802.11b access point signals", Proc. of Wireless Communications and Networking Conference (WCNC 2003), pp.1987-1992 (2003).
- [4] A. Rai, K. K. Chintalapudi, V. N. Padmanabhan and R. Sen: "Zee: Zero-effort crowdsourcing for indoor localization", Proc. of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2012), pp.293-304 (2012).
- [5] P. Robertson, M. Angermann, and B. Krach, "Simultaneous localization and mapping for pedestrians using only foot-mounted inertial sensors", Proc. of 11th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp 2009), pp.93-96 (2009).
- [6] P. Robertson, M. G. Puyol and M. Angermann: "Collab-

- orative Pedestrian Mapping of Buildings Using Inertial Sensors and FootSLAM”, Proc. of the 26th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2011), pp.1366-1377 (2011).
- [7] B. Ferris, D. Fox and N. D. Lawrence: “WiFi-SLAM Using Gaussian Process Latent Variable Models”, Proc. of the twentieth International Joint Conferences on Artificial Intelligence (IJCAI-07), pp.2480-2485 (2007).
- [8] N. D. Lawrence: “Gaussian process models for visualization of high dimensional data”, Proc. of Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), volume 16 (2004).
- [9] S. Chen, Y. Chen, and W. Trappe: “Exploiting environmental properties for wireless localization and location aware applications”, Proc. of Sixth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2008), pp. 90-99 (2008).
- [10] Y. C. Chen, J. R. Chiang, H. h. Chu, P. Huang, and A. W. Tsui: “Sensor-Assisted Wi-Fi Indoor Location System for Adapting to Environmental Dynamics”, Proc. of the 8th ACM International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems (MSWiM '05), pp. 118-125 (2005).
- [11] J. Yin, Q. Yang and L. Ni: “Adaptive temporal radio maps for indoor location estimation”, Proc. of Third IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2005), pp. 85-94 (2005).
- [12] S. J. Pan, J. T. Kwok, Q. Yang and J. J. Pan: “Adaptive localization in a dynamic WiFi environment through multi-view learning”, Proc. of AAAI '07, Vol. 2, pp. 1108-1113 (2007).
- [13] 谷内大祐 and 前川卓也: “歩行者デッドレコニングによる屋内位置推定モデル更新手法の提案”, 情報処理学会研究報告 (2013).
- [14] A. Doucet, N. De Freitas and N. Gordon: “Sequential Monte Carlo methods in practice”, Springer Verlag (2001).
- [15] J. C. Stein: “Indoor Radio WLAN Performance Part II: Range Performance In a Dense Office Environment”, Intersil Corporation (1998).
- [16] A. P. Jardosh, E. M. B. Royer, K. C. Almeroth and S. Suri: “Real-world environment models for mobile network evaluation”, IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 23, pp. 622-632 (2005).