

# ブースティングを用いたアクセスポイントの 重要性を考慮した Wi-Fi 屋内位置推定手法

谷内 大祐<sup>1</sup> 前川 卓也<sup>1</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, 屋内の多数の場所においてあらかじめ計測しておいた Wi-Fi 電波強度の分布情報を用いて位置推定を行う. しかしながら従来のフィンガープリンティングでは, 観測された Wi-Fi 電波全てを使用するため, モバイルアクセスポイントなどの位置推定に適さないアクセスポイントからの電波が観測された場合, 位置推定に不要な特徴量が増え, その結果推定精度が低下してしまうという問題がある. また多数のアクセスポイントを用いた場合, 推定に用いられる特徴ベクトルの次元数が増え, 次元の呪いにより正しく位置推定が行えないという問題がある. そこで本研究では, さまざまな弱位置推定器からなる, Boosted 位置推定器を用いることでこの問題に対応する. それぞれの弱位置推定器では, ランダムに選んだ少数のアクセスポイントからの電波のみを用いて位置を推定する. このとき, 各アクセスポイントがどの程度位置推定に適しているかを学習データから評価し, 評価の高いアクセスポイントを多く使用する弱位置推定器ほど, その重みを大きくする. どのアクセスポイントが位置推定に適しているかは, 対象とする屋内環境の領域 (エリア) によって異なると考えられるため, 事前いくつかのエリアを設定し, それぞれのエリアに対して弱位置推定器ごとの重みを決定することで精度の改善を試みる.

**キーワード:** 屋内位置推定, フィンガープリンティング, 次元の呪い, ブースティング

## Robust Wi-Fi Fingerprinting based on Boosting Considering Signal Strength Stability of APs

TANIUCHI DAISUKE<sup>1</sup> MAEKAWA TAKUYA<sup>1</sup>

**Abstract:** This paper proposes a new Wi-Fi based indoor positioning method that is robust over unstable Wi-Fi access points (APs). Because Wi-Fi based indoor positioning relies on unstable and uncontrollable infrastructure (Wi-Fi APs), the positioning performance significantly decreases when such unstable APs are included in the localization system. This paper proposes a indoor positioning method by employing ensemble of weak position estimators, which permits us to construct a robust positioning model. Our proposed boosted position estimator has the following features. 1) The estimator does not overfit the training data and thus it is robust over unstable signals from APs. 2) Because each weak estimator employs a small number of APs for positioning, the estimator does not affected by the curse of dimensionality. 3) Our model can adaptively change the weight (importance) of each weak estimator according to a user's position in order to achieve a position-aware precise localization.

**Keywords:** Indoor Positioning, Fingerprinting, Curse of Dimensionality, Boosting

### 1. はじめに

<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

GPS や Wi-Fi (無線 LAN) 電波を用いて携帯端末の位

置情報を推定する研究が盛んに行われている。信頼性の高い位置情報は、ナビゲーションやレコメンデーションサービス、緊急時の情報通知システムなど、さまざまなアプリケーションにおいて最も重要なコンテキスト情報の一つである。近年のGPSを用いた位置推定では、GPS衛星に加えて、サーバに問い合わせた携帯電話の基地局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。しかし衛星からの電波を利用するGPSによる位置推定は、屋内では屋根や壁によって電波が遮断され使用できないという問題がある。一方Wi-Fi電波を用いた位置推定は、Wi-Fiの電波さえ受信することができれば、屋内に加え、地下や都市部でも使用することができる。またWi-Fi電波を発信するアクセスポイントは企業や一般家庭、飲食店、駅などに既に広く普及しているため、導入コストも小さく抑えられる。一般的に、Wi-Fi電波による位置推定ではフィンガープリンティング技術を利用し、その手順は学習フェーズと推定フェーズの二つに分けられる[1], [2]。学習フェーズではあらかじめ様々な座標においてWi-Fiスキャンを収集しておき、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。Wi-Fiスキャンとは、その座標で観測されたすべてのWi-Fi電波の強度と、それぞれの電波がどのアクセスポイントから送信されたかを識別するMACアドレスの情報である。電波は距離にしたがって減衰するため、Wi-Fiスキャンは座標によって固有の情報(フィンガープリント)となる。そのため推定フェーズでは、携帯端末で観測したWi-Fiスキャンとデータベース内のフィンガープリントを比較し、最も類似したものを検索する。そしてそのフィンガープリントに紐付いている位置座標を端末の座標とする。

フィンガープリンティングでは、上述したように、外部インフラ(Wi-Fiアクセスポイント)を利用できるため、低コストで導入が見込める。しかし、制御が困難な不安定な公共インフラを位置推定に利用するため、以下のような問題が生じる。

- Wi-Fiフィンガープリンティングでは、基本的にスマートフォンによって受信したすべてのアクセスポイントからのWi-Fi電波を利用して位置推定を行う。しかし実際の環境では、位置推定に利用するには適さない不安定なアクセスポイントが存在する。不安定なアクセスポイントに関しては、後で詳しく述べる。
- 一部のアクセスポイントからのWi-Fi電波強度が一時的に変動し、それが原因で位置推定精度が低下してしまう。
- Wi-Fiフィンガープリンティングでは、受信したすべてのアクセスポイントからの電波を利用して位置推定を行うために、周囲にたくさんのアクセスポイントが存在する場合、次元の呪い問題が生じ、位置推定精度に悪影響を及ぼす。フィンガープリンティングで

は、Wi-Fiスキャン間の距離を計算し最も類似するものを決定するが、アクセスポイントの数が多すぎる場合、その距離が正しく計算できない。近年、ビジネス街やショッピングエリアでは数多くのアクセスポイントが設置されているため、この問題は重要である。

不安定なアクセスポイントとして、実際の環境では以下のようなものが存在する。

- 一部のアクセスポイント(例えば、対象とする環境から遠く離れた場所に設置されたアクセスポイント)による電波が不安定だった場合、事前に収集した学習データを用いて位置推定を行うフィンガープリンティングでは、その位置推定精度が低下してしまう。
- 近年、モバイルアクセスポイントが普及しており、テザリング機能を搭載したスマートフォンも増加している。フィンガープリントデータベースに移動するモバイルアクセスポイントなどの電波が含まれていた場合、位置推定精度が大きく低下してしまう。
- アクセスポイントが設置された場所の付近を人間や金属の障害物が移動する場合、そのような動きが位置推定精度の悪化を引き起こす。

このような不安定なアクセスポイントによる影響を抑えるためには、学習データからどのアクセスポイントが位置推定に適しているかを判断しなければならないが、そのような判断は多くの場合困難である。なぜなら、移動されたり取り除かれたりするアクセスポイントを学習データ収集時に予想することはできないからである。さらに、人や物の移動も電波強度に影響を及ぼすが、それらもまた予想不可能である。したがって、そのような不安定な電波に対しても影響を受けないような位置推定モデルを構築する必要がある。

そこで本研究では、アンサンブル学習を利用することでフィンガープリンティングによる位置推定精度の改善を試みる。提案手法では、複数の弱位置推定器を含むBoosted位置推定器を使用する。それぞれの弱位置推定器では、ランダムに選んだ一部のアクセスポイントの電波のみを用いて位置を推定する。Boosted位置推定器を使用することで以下のようなメリットがあると考えられる。

- アンサンブル学習を利用するメリットの一つがその頑健性である。アンサンブル学習を利用することで、学習データにオーバーフィッティングしないような位置推定モデルを構築することができる。このモデルは、上述したような不安定な電波を発信するアクセスポイントに対しても頑健である。少数のアクセスポイントしか用いない弱位置推定器を複数用意した場合、ある特定のアクセスポイントからの電波が不安定になったとしても、多くの弱位置推定器はその影響を受けない。
- 各弱位置推定器はランダムに選んだ一部のアクセスポイントのみを使用する。すなわち、各弱位置推定器

が使用するアクセスポイントの数は少なくなる。したがって、各弱位置推定器による位置推定では、次元の呪いによる影響を回避することができる。

さらに提案手法では、各アクセスポイントがどの程度位置推定に適しているかを評価し、評価の高いアクセスポイントを多く使用する弱位置推定器ほど、その重みを大きくする。アクセスポイントの評価の際には、学習フェーズで収集した Wi-Fi スキャンを用いて、アクセスポイントごとの安定性を計算する。このとき、どのアクセスポイントが位置推定に適しているかは、対象とする屋内環境の領域（エリア）によって異なると考えられる。例えば、ある部屋にいるユーザ（スマートフォン）の位置情報を推定することを想定した場合、その部屋の中に設置されたアクセスポイントは位置推定に適しているが、その部屋から遠く離れた場所に設置されたアクセスポイントは適していないと考えられる。したがって提案手法では、対象とする環境を事前にいくつかのエリアに分割し、エリアごとに異なる重みを各弱位置推定器に与える。そして推定フェーズではユーザがどのエリアにいるかをまず推定し、そのエリアに応じて弱位置推定器ごとの重みを変化させ、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。これにより、次元の呪いを回避することができ、さらに収集した情報も余すことなく使用することができる。と考える。

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。そして最後に5章で本研究のまとめを述べる。

## 2. Wi-Fi 屋内位置推定手法

### 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 の受信電波強度情報を収集し、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電波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 の受信電波強度を計測し、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電波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 top-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 位置推定に適したアクセスポイントの選択

Gallagher ら [4] は、屋内位置推定システムに使用すべきアクセスポイントとそうでないアクセスポイントを自動で決定する手法を提案している。この手法では、ある特定の場所でユーザがあるアクセスポイントによる電波を観測するごとにそのアクセスポイントに対するスコアを増加させ、観測されなかった場合は逆にスコアを減少させる。そしてそのスコアを利用して、そのアクセスポイントを位置推定システムで使用すべきか決定している。Lim ら [5] は、あるアクセスポイントによる電波が観測されると、そのアクセスポイントのスコアを指数関数的に増加させることで、アクセスポイントの位置推定システムへの導入を早めるようなスコアリング機能を導入している。これらの研究とは異なり、本研究ではエンドユーザのデータを用いずに、屋内位置推定システムに使用すべきアクセスポイントを決定する。

### 2.3 環境変化に対応した屋内位置推定

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 [6] 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 [7] 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 [8] 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 電波強度とユーザの端末によって受信した Wi-Fi 電波強度の関係を、回帰分析によって予測する手法を提案している。Pan ら [9] は、日々変化する Wi-Fi 電波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、短期間では電波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。

上述したような手法は新たなセンサネットワークなど、追加のシステム導入を必要とする。

## 3. 提案手法

### 3.1 概要

図 1 に提案手法の概要を示す。提案手法では以下の手順に従って位置推定を行う。

[エリア推定]

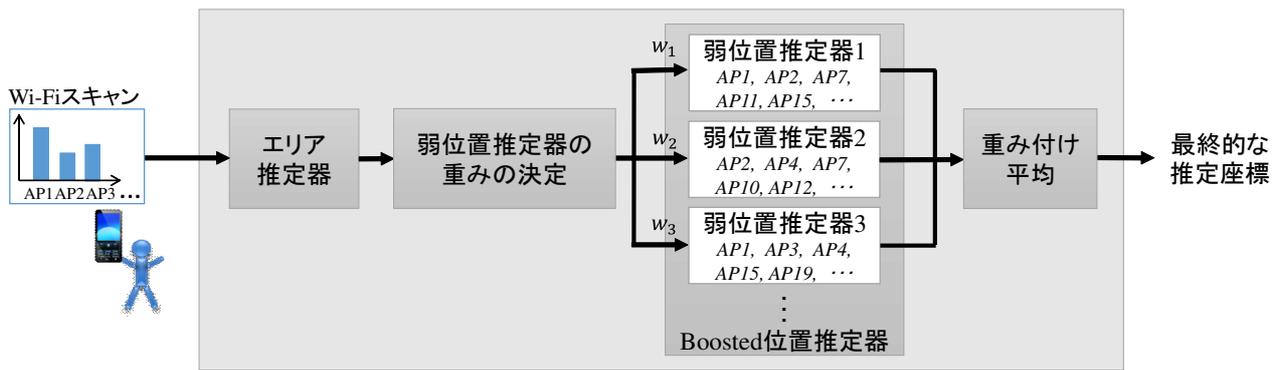


図 1 提案手法の概要図

Fig. 1 Outline of proposed method.

スマートフォンを所持するユーザがどのエリアにいるかを推定する. このとき学習フェーズにおいて, 対象とする環境を事前に複数のエリアに分割しておく.

#### [重み更新]

推定されたエリアに応じて, Boosted 位置推定器を構成する弱位置推定器ごとの重みを学習データから決定する. 重みの計算の際には, エリアごとに, 各弱位置推定器が使用するアクセスポイントが位置推定にどれほど適しているかを評価する.

#### [位置推定]

各弱位置推定器によって出力された座標の重みづけ平均を計算し, その平均座標が最終的な推定座標となる.

本研究では, 以下の課題に対応することで, フィンガープリンティングによる位置推定精度の改善を試みる.

- (1) モバイルアクセスポイントや人の移動, 一時的な障害物などによって, 予測不可能な電波の変動が生じる.
- (2) スマートフォンの周囲に数多くのアクセスポイントが存在した場合, 次元の呪いの問題により, Wi-Fi スキャン間の距離を正しく計算できない.
- (3) スマートフォンの場所によってどのアクセスポイントが位置推定に適しているかは異なる. 例えば, スマートフォンから遠く離れた場所にあるアクセスポイントは適していないと考えられる.

(1), (2) の問題には, アンサンブル学習技術を利用し, 学習データにオーバーフィッティングしない位置推定モデルを構築することで対応する. また (3) の問題には, 学習フェーズで収集した Wi-Fi スキャンを利用して各アクセスポイントの安定性を評価し, 弱位置推定器ごとに使用する全アクセスポイントの安定性に応じて重み付けを行うことで対応する.

### 3.2 エリアの推定

提案手法では, 事前に対象とする環境を複数のエリアに分割しておき, スマートフォンを所持するユーザがどのエリアにいるかを推定する. このエリアの推定には, 既存の

屋内位置推定手法の多くで用いられる,  $k$  近傍法を採用した. 提案手法では, Wi-Fi スキャン (フィンガープリント) は各アクセスポイントから受信した電波強度を要素とするベクトルで表わされている. 同様に未知の座標で観測された Wi-Fi スキャンもベクトルとして表わされている. そこで, 未知の座標で観測された Wi-Fi スキャンと学習フェーズで収集した各フィンガープリントの Wi-Fi スキャンを比較する. すなわち, 未知の座標で観測された Wi-Fi スキャン  $x$  と  $i$  番目のフィンガープリント  $x^i$  のユークリッド距離  $Euc(x, x^i)$  を次式にしたがって計算する.

$$Euc(x, x^i) = |x - x^i| = \sqrt{\sum_j^{|AP|} (x_j - x_j^i)^2}.$$

ただし,  $|AP|$  は対象とする環境で観測されたアクセスポイントの総数であり,  $x_j$  は  $j$  番目のアクセスポイントからの電波強度である. そして, ユークリッド距離が小さい top- $k$  のフィンガープリントに紐づいている座標の重み付け平均座標が推定結果の座標  $Pos(x)$  となる.  $Pos(x)$  は次式によって与えられる.

$$Pos(x) = \frac{\sum_{i=1}^k Euc(x, x^i)^{-1} \times Pos^i}{\sum_{i=1}^k Euc(x, x^i)}.$$

ただし,  $Pos^i$  は  $i$  番目のフィンガープリントの座標である. 最後に, その推定座標  $Pos(x)$  からユーザ (スマートフォン) がどのエリアにいるのかを決定する.

### 3.3 Boosted 位置推定器

Boosted 位置推定器を用いてユーザの詳細な位置を決定する. Boosted 位置推定器は複数の弱位置推定器で構成される. それぞれの弱位置推定器では, エリアの推定と同様に,  $k$  近傍法を用いて位置推定を行う. エリア推定器と弱位置推定器との違いは使用するアクセスポイントの数である. エリア推定器では観測されたすべてのアクセスポイントを使用するのに対し, 弱位置推定器ではランダムに選んだ一部のアクセスポイントを使用する. そのアクセスポイントは弱位置推定器ごとに事前に選んでおく. そしてその

ランダムに選んだアクセスポイントのみを使用してユークリッド距離を計算する。最後に、全弱位置推定器の推定結果をまとめ、最終的な位置を出力するが、提案手法では弱位置推定器ごとに異なる重みを保持している。その重みの決定方法は次節で説明する。

### 3.4 弱位置推定器への重み付け

提案手法ではまずユーザがいるエリアを推定し、そのエリアに応じて弱位置推定器ごとの重みを決定する。弱位置推定器の重みは、その弱位置推定器が使用するアクセスポイントの重要性を考慮して決定するため、どのアクセスポイントが位置推定に重要であるかを評価する方法が重要となる。本研究では、アクセスポイントの重要性は、電波強度、電波強度の分散、そのアクセスポイントの観測頻度に相関があると想定して重要性を決定する。あるエリアにおける、あるアクセスポイントの観測頻度とは、そのエリアで収集されたすべてのフィンガープリントのうち、そのアクセスポイントの電波を含むフィンガープリントの割合である。アクセスポイントの重要性を評価する指標として、上記の3つを選んだ理由を以下に述べる。

- あるエリア内で高い電波強度と高い観測頻度を示すアクセスポイントは、そのエリア内、あるいはそのエリア付近に設置されており、そのエリア内での位置推定に適していると考えられる。
- 電波強度の分散が小さいアクセスポイントは安定しており、事前に収集した学習データを使用するフィンガープリンティングによる位置推定に適していると考えられる。

例えば、エリア  $A$  における弱位置推定器  $n$  の重みは、3つの指標すべてを用いた場合、次式のように計算される。

$$w_n = \sum_{i|x^i \in A} \left( \sum_{j|AP_j \in (x^i \cap Est_n)} \frac{S_j F_j}{V_j} \right).$$

ただし、 $x^i$  は学習フェーズにおいてエリア  $A$  内で収集された  $i$  番目のフィンガープリントであり、 $AP_j$  はフィンガープリント  $x_i$  に含まれ、かつ、弱位置推定器  $n$  ( $Est_n$ ) で使用されている、 $j$  番目のアクセスポイントである。さらに、 $S_j$ 、 $V_j$ 、 $F_j$  はそれぞれアクセスポイント  $AP_j$  の平均電波強度、電波強度の分散、観測頻度であり、以下のように計算される。

$$S_j = \frac{1}{N} \sum_{i|(x^i \ni AP_j) \in A} x_j^i.$$

$$V_j = \frac{1}{N} \sum_{i|(x^i \ni AP_j) \in A} (x_j^i - S_j)^2.$$

$$F_j = \sum_{i|(x^i \ni AP_j) \in A} (1/N).$$

ただし、 $x_j^i$  はエリア収集されたフィンガープリント  $x^i$  に含まれるアクセスポイント  $AP_j$  からの受信電波強度であり、 $N$  はエリア  $A$  内で収集されたフィンガープリントの総数である。

### 3.5 最終的な位置推定結果

上述したように、最終的なユーザの位置を推定する際、各弱位置推定器の重みを、そのユーザがどのエリアにいるかにしたがって決定する。そして各弱位置推定器が出力した座標の重みづけ平均を次式にしたがって計算し、その平均座標が最終的な推定座標  $Pos(x)$  となる。

$$Pos(x) = \sum_n w'_n \times Pos_n(x).$$

ただし、 $w'_n$  は弱位置推定器  $n$  の重み  $w_n$  を正規化した値であり、 $Pos_n(x)$  は弱位置推定器  $n$  によって出力された座標である。

## 4. 評価実験

### 4.1 実験環境とデータセット

実験用 Wi-Fi データは、Google Galaxy Nexus を使用し、大学研究棟のあるフロア内で収集した。フロアの見取り図を図2に示す。実験の手順としては、まず図2に示すトレーニングポイントで Wi-Fi フィンガープリントを収集し、屋内位置推定モデルを構築した。次に、図2に示すテストポイントで Wi-Fi スキャンを収集し、位置推定精度を測定した。テストデータの収集は28日間にわたって行い、毎日すべてのテストポイントで Wi-Fi スキャンを収集した。以下で記載している位置推定精度は28日間の平均の結果である。

提案手法では、まず3.2節で述べたように、 $k$  近傍法 ( $k=3$ ) によってスマートフォンを所持するユーザがどのエリアにいるかを推定する。本実験では、図2に示すように、実験環境を5つのフロアに分割した。基本的には、1つの部屋が1つのエリアとなるように分割している。そしてエリアごとに各弱位置推定器の重みを決定した。

### 4.2 結果：位置推定精度

Boosted 位置推定器に含まれる弱位置推定器の数と、環境内で観測されたすべてのアクセスポイントに対する各弱位置推定器が使用するアクセスポイントの割合を様々に変化した場合の、提案手法の平均位置推定誤差を表1に示す。この実験では、弱位置推定器を重み付けする際の指標として、アクセスポイントの平均電波強度のみを使用している。提案手法に加え、比較手法として2.1節で述べた  $k$  近傍法 ( $k=3$ ) でも、位置推定誤差を測定した。提案手法では、弱位置推定器の数が10以上、各弱位置推定器が使用するアクセスポイントの割合が20%以上で、 $k$  近傍法の位置推定精度 (平均推定誤差 2.93m) を大きく上回ることが



図 2 実験を行ったフロアの見取り図 (29.8m × 16.3m).

Fig. 2 Floor plan of experimental environment (29.8m × 16.3m).

表 1 提案手法におけるパラメータを様々に変化させた際の位置推定誤差の比較

Table 1 Comparison of positioning error distances of our proposed methods with various parameters.

弱位置推定器の数	各弱位置推定器が利用する AP の割合 (%)					
	10	20	30	40	50	60
5	3.56	3.57	3.04	2.69	2.85	2.70
10	3.07	2.42	2.30	2.25	2.32	2.36
20	2.82	2.39	2.26	2.21	2.24	2.29
30	2.66	2.20	<b>2.14</b>	2.24	2.31	2.31
40	2.50	2.24	<b>2.14</b>	2.18	2.29	2.34
50	2.57	2.27	2.16	<b>2.14</b>	2.27	2.34

できている。Boosted 位置推定器に含まれる弱位置推定器数を増やすにつれて、位置推定精度は高くなっている。しかし、弱位置推定器の数が増えるにつれて、Boosted 位置推定器が最終的な推定結果を出力するのにかかる時間も長くなってしまふ。また各弱位置推定器が使用するアクセスポイントの割合に関しては、30%あるいは40%のとき、提案手法は最もよい位置推定精度を示した。この割合を高くした場合、位置推定精度は逆に低下してしまつたが、これは次元の呪いによる影響と考えられる。また割合を低くした場合も、位置推定精度は低下した。これは各弱位置推定器が使用する情報量が少なすぎたためと考えられる。

以降の実験では、最もよい精度を示した、弱位置推定器の数 30、各弱位置推定器が使用するアクセスポイントの割合 30%を採用した。

#### 4.3 結果：弱位置推定器への重み付けの効果

本実験では、平均電波強度、電波強度の分散、観測頻度の 3 つの指標の 1 つ以上を用いて、様々な重み付けを行った場合の提案手法の評価を行う。図 3 にその比較結果を示す。既存手法である  $k$  近傍法 ( $k = 3$ ) と、提案手法において重み付けを行わなかった場合 (すなわちこの手法では、

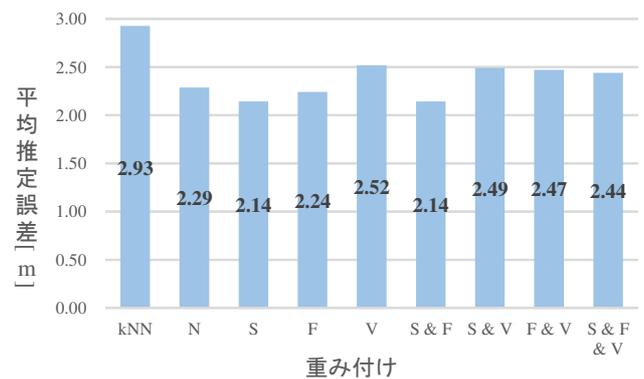


図 3 様々な重み付け手法による位置推定精度の比較

Fig. 3 Comparison among various weighting methodologies.

各弱位置推定器が出力した位置座標の単純平均が最終的な推定結果となる) の平均位置推定誤差も、図 3 に示した。図 3 中の  $N$  は、提案手法において重み付けを行わなかった場合の結果、 $S$ 、 $V$ 、 $F$  は重み付けの指標として、それぞれ平均電波強度、電波強度の分散、観測頻度を用いた場合の結果を表している。

$k$  近傍法と提案手法において重み付けを行わなかった場合の平均位置推定誤差はそれぞれ 2.93m, 2.29m であった。このことから単純にブースティング技術を利用するだけでも位置推定精度を改善できていることがわかる。これはブースティング技術によって次元の呪いの問題を回避することができ、また、一部のアクセスポイントの一時的な電波の変動による悪影響を緩和できているためと考える。さらに、提案手法では平均電波強度 ( $S$ ) と観測頻度 ( $F$ ) を指標として重み付けを行うことで、さらなる改善が見られた。これは強い電波強度や高い観測頻度を示すアクセスポイントは、ユーザの近くに設置されている可能性が高く、その電波も安定しているためであると考えられる。しかし、電波強度の分散 ( $V$ ) を指標として重み付けを行った場合は、位置推定精度は悪化しており、分散は重み付けの指標として適していないことがわかる。電波強度の分散が小さいアクセスポイントであっても、その観測頻度 ( $F$ ) が小さい場合は、位置推定に有益とはならないためと考える。

#### 4.4 結果：エリアの分割による効果

提案手法では、対象とする環境を複数のエリアに分割し、エリアごとに各弱位置推定器の重み付けを行う。ここではそのエリアの分割による効果を評価する。図 4 に、提案手法 (本実験では、4.3 節において最もよい精度を示した、平均電波強度を指標として重み付けを行った手法) と、提案手法においてエリアの分割を行わなかった場合 (各弱学習器の重みは実験環境全体で決定される) の平均位置推定誤差の比較を示した。図 4 には、 $k$  近傍法 ( $k = 3$ ) による平均位置推定誤差も示している。単純にブースティング技術を採用するだけでも、位置推定精度を改善できており、 $k$

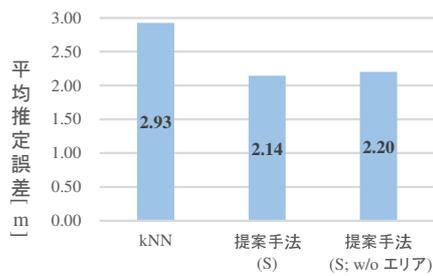


図 4 提案手法とエリア分割を行わなかった場合の提案手法,  $k$  近傍法 ( $k = 3$ ) による位置推定精度の比較

Fig. 4 The comparison among our proposed method, the same method without defining areas, and the existing  $k$ NN ( $k = 3$ ) method.

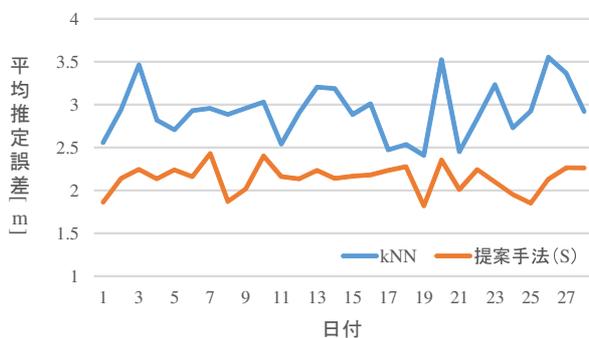


図 5 提案手法と  $k$  近傍法 ( $k = 3$ ) の位置推定精度の推移

Fig. 5 Transitions of accuracy related to  $k$ NN ( $k = 3$ ) method and our proposed method.

近傍法と比較して位置推定誤差を  $0.7m$  抑えることができていた。そして、対象とする環境を複数のエリアに分割することで、さらに位置推定誤差をわずかに  $0.06m$  抑えることができていた。これは位置推定に適したアクセスポイントはエリアごとに異なるが、実験環境のフロアがあまり大きくなかったために、その効果が小さくなってしまったと考える。

#### 4.5 結果：位置推定精度の推移

ここでは提案手法の安定性を評価する。図 5 に提案手法と  $k$  近傍法 ( $k = 3$ ) の 28 日間の平均位置推定誤差の推移を示す。本実験の提案手法では、重み付けの指標として平均電波強度を使用した。

提案手法は常に  $k$  近傍法の位置推定精度を上回ることができている。また、提案手法と  $k$  近傍法の位置推定誤差の分散はそれぞれ 0.03, 0.10 で、提案手法は安定した精度で位置推定を行えていることがわかる。

### 5. おわりに

本稿ではアンサンブル学習技術を利用して、Wi-Fi フィンガープリンティングによる位置推定精度を改善する新た

な手法を提案した。提案手法では、複数の弱位置推定器によって構成される Boosted 位置推定器を利用する。各弱位置推定器ではランダムに選んだ一部のアクセスポイントのみを用いて位置推定を行う。さらに、各弱位置推定器に対して、その重要性を基に重みを与える。評価実験により、提案手法は既存手法の位置推定精度を大きく上回ることが確認できた。これは Wi-Fi による位置推定が抱える以下の問題点に、提案手法が対応できているためと考える；(1) モバイルアクセスポイントや人の移動、一時的な障害物などによる予測不可能な電波の異常、(2) スマートフォンの周囲に多数のアクセスポイントがある場合に生じる次の呪い、(3) 一部のアクセスポイント（例えば、対象とする環境から遠く離れた場所にあるアクセスポイント）からの不安定な電波による悪影響。

#### 参考文献

- [1] Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P. and Liu, J.: Survey of wireless indoor positioning techniques and systems, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, Vol. 37, No. 6, pp. 1067–1080 (2007).
- [2] Kaemarungsi, K. and Krishnamurthy, P.: Modeling of indoor positioning systems based on location fingerprinting, *INFOCOM 2004.*, Vol. 2, pp. 1012–1022 (2004).
- [3] Saha, S., Chaudhuri, K., Sanghi, D. and Bhagwat, P.: Location determination of a mobile device using IEEE 802.11 b access point signals, *Wireless Communications and Networking (WCNC 2003)*, Vol. 3, pp. 1987–1992 (2003).
- [4] Gallagher, T., Li, B., Dempster, A. G. and Rizos, C.: Database updating through user feedback in fingerprint-based Wi-Fi location systems, *Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS 2010)*, IEEE, pp. 1–8 (2010).
- [5] Lim, J., Jang, W., Yoon, G. and Han, D.: Radio Map Update Automation for WiFi Positioning Systems, *Communications Letters* (2013).
- [6] Wang, Y., Jia, X., Lee, H. and Li, G.: An indoors wireless positioning system based on wireless local area network infrastructure, *6th Int. Symp. on Satellite Navigation Technology Including Mobile Positioning & Location Services*, No. 54 (2003).
- [7] Seshadri, V., Zaruba, G. V. and Huber, M.: A bayesian sampling approach to in-door localization of wireless devices using received signal strength indication, *PerCom 2005*, pp. 75–84 (2005).
- [8] Bahl, P. and Padmanabhan, V. N.: RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system, *INFOCOM 2000.*, Vol. 2, pp. 775–784 (2000).
- [9] Chan, L.-w., Chiang, J.-r., Chen, Y.-c., Ke, C.-n., Hsu, J. and Chu, H.-h.: Collaborative localization: Enhancing WiFi-based position estimation with neighborhood links in clusters, *Pervasive Computing 2006*, Springer, pp. 50–66 (2006).