

# Wi-Fi を用いた Indoor Fingerprint Localization における精度の検討

小西 秀典<sup>†</sup> 大木 哲史<sup>†</sup> 金井 謙治<sup>†</sup> 甲藤 二郎<sup>†</sup>

人工衛星を利用した位置情報を提供するシステムである GPS の使用が難しいインドア位置推定に関する研究には、ホップ数を用いた手法、到着時間を利用した手法など、様々な手法がある。コストを掛ければ、より精度の高い位置推定を行うことができるが、これは現実的ではない。身近なもの、または現在普及してきている既存のものを利用することにより、コストは抑えることができる。本稿では、別に検討しているインドア無線マップの作成と並行し、既存のインフラである Wi-Fi アクセスポイントを利用した Fingerprint 手法の改善を検討する。狭い環境と広い環境の異なる2つの環境下において、Wi-Fi 以外の要素も用いた位置推定の評価実験を行い、従来の Fingerprint 手法と比較し、精度の改善が見られることを確認する。

## A Study on Accuracy of Indoor Fingerprint Localization using Wi-Fi

HIDENORI KONISHI<sup>†</sup> TETSUSHI OHKI<sup>†</sup> KENJI KANAI<sup>†</sup> JIRO KATTO<sup>†</sup>

### 1. はじめに

筆者らは最短経路の代わりに Wi-Fi ホットスポットなどに立ち寄ることで通信品質や電力消費を改善する最適経路ナビゲーションの提案を行っている[1]。この提案において、室内の通信品質を記録するインドア無線マップの作成を試みており、その応用として、インドア位置推定の検討も行っている。人工衛星を利用した位置情報を提供するシステムである GPS では、インドア位置推定に適していないため、インドア環境では、インドアに特化したシステムが使われる。しかし、専用システムは、コストの増加が問題になる。

携帯電話網や放送網、WLAN など、既存のインフラを使用するほうが、精度とのトレードオフとしてコスト的には優れている。特に WLAN は、セル半径が小さく、既に大量のアクセスポイントが設置されていることから、これらのインフラの中で最も手軽に実装することが可能である。WLAN はオフィスや一般家庭に加え、公衆 WLAN などさまざまな場所に設置され、さらには、今や多くの人を持っているスマートフォンによって、より簡単に信号強度を計測することができるようになってきている。そこで、本研究では、多数存在するインドア位置推定方式の中で Wi-Fi Fingerprint に注目し、Wi-Fi 以外の要素も用いた位置推定の精度向上について検討を行う。

### 2. 従来手法

#### 2.1 Weighted k-Nearest Neighbor Algorithm[5]

WkNN アルゴリズムは、よく知られた fingerprint based のメソッドである。事前に取得され、データベースに登録

されたデータと現在取得されたデータとを照らし合わせて類似処理を行う。類似には、以下の式を用いる。

$$p_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (s_{ii} - s_{ji})^2} \quad (1)$$

$p_j$  が最も小さい値は、測定された値が事前に測定した RP の場所での値に近いということである。したがって、例えば、RP(reference point)の場所での値に最も近いということは、現在取得された RSSI の値がもともとデータベースにある RSSI のデータに最も近いということである。その事実は、正確な位置推定を行うために使用される RP の数を示す  $k$  を決めるためにも必要なことである。この値  $k$  を用いて、weighting factor  $W_j$  が決定される。 $W_j$  を求める式は以下である。

$$W_j = \frac{1/p_j^2}{\sum_{i=1}^k 1/p_i^2} \quad (2)$$

#### 2.2 BMA(Bloommap Algorithm)[6]

Bloom filters というユーザからのクエリに応答するために使われる確率的データ構造を用いる。RSS ベクターの値を送信する代わりに、ユーザは近くのある一つの AP から作成された Bloom filter を送信する。サーバはこのデータを用いて、ユーザに対して位置情報を提供する。この位置推定は、エネルギー消費とオーバーヘッドを最小にし、さらにユーザの位置プライバシーも保証するアルゴリズムである。

<sup>†</sup>早稲田大学基幹理工学研究科  
Graduate School of Science and Engineering, Waseda University

### 2.3 Nearest Neighbor in Signal Space - Average (NNS-AVG)[3]

データベースは予め、各 RP で取得され、平均化されているものを使用する。アクセスポイントから RSSI を取得し、その値をデータベース内の RSSI と比較し、その間の距離を計算する。その距離が最も小さい値と、それに近い値をいくつか選択する。k 個の選択された座標の平均を x 軸 y 軸それぞれ計算し、推定位置とする。

### 2.4 Smallest polygon[3]

NNS-AVG と同様に、いくつかの近い値を選択する。その後、多角形を形成し、それぞれの多角形の面積を計算する。そして、面積が最も小さいエリアの重心を推定位置とする。図 1 に概要図を示す。

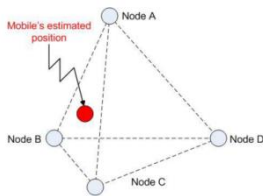
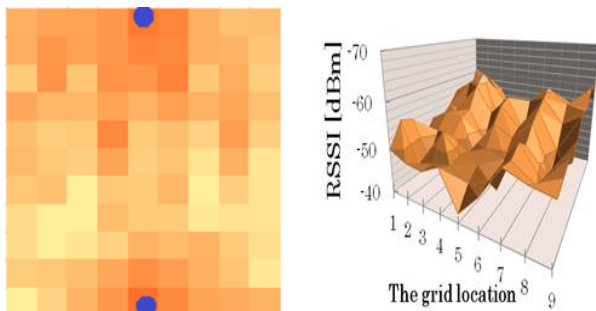


図 1 Smallest polygon method(参考文献[3])

## 3. 提案手法

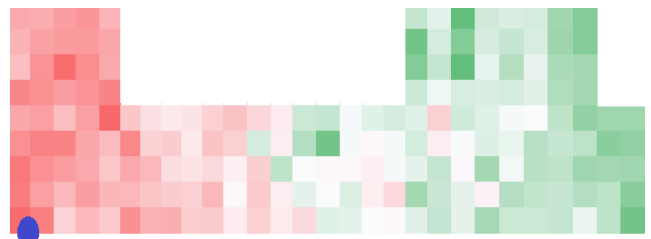
### 3.1 壁情報(wall information)を用いたインドア位置推定

両環境(狭い環境、広い環境)下におけるアクセスポイントの RSSI(Received signal strength indication)強度を可視化したインドア無線マップを図 2,3 に示す。図 2,3 を見てみると、RSSI 値はマルチパスの影響により、場所によって異なっており、特に、アクセスポイントがない壁付近は、RSSI 値が他と比べて、小さい値となっている。したがって、場所によっては、推定位置とユーザ位置との誤差が広がってしまう可能性がある。よって、今回は、ユーザの位置で取得されるすべての AP からの Wi-Fi 情報を用いて、KNN(k-nearest neighbor)アルゴリズム[2]をベースに、ユーザ周辺情報をユーザからサーバに送信してもらうことによって位置推定精度を向上させる。ユーザ周辺情報の一例として壁情報を利用する。



高 低

図 2 インドア無線マップ(狭い環境)



高 低

図 3 インドア無線マップ(広い環境)

### 3.2 壁情報について

サーバ側において、データベース内にある RP(reference point)データを予め、壁付近とそうでない箇所(壁情報)のように分割しておく。クライアント側(ユーザ)からも、サーバ側に送信するデータとして、壁情報を送信してもらう。データベースにおいて、優先的に壁付近または壁付近ではないデータとのマッチングを行う。両環境での壁付近のグリッド情報を図 4,5 に示す。

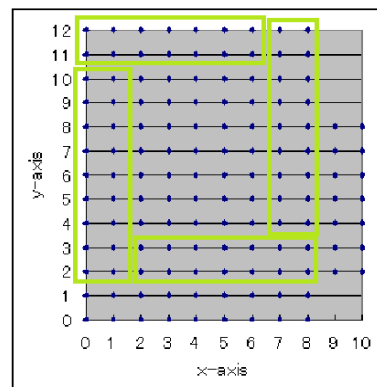


図 4 壁情報(狭い環境)

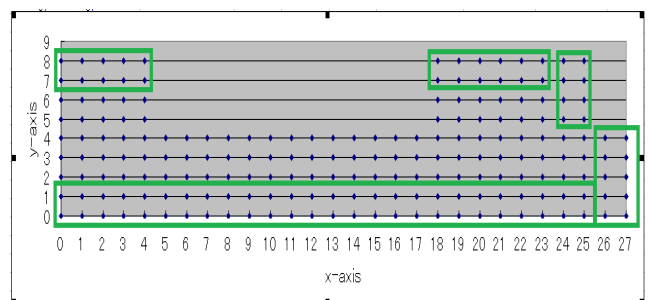


図 5 壁情報(広い環境)

### 3.3 データベース

使用するデータベースは、障害物がない時に、1m 間隔に 1 グリッドあたり複数回 Wi-Fi 情報(BSSID,RSSI)を取得し、それぞれの BSSID ごとに RSSI 値を平均したものとする[4]。また、データベース内の列要素として、壁情報を追

加する。壁付近には 1、そうでない箇所には 0 という値を挿入する。

### 3.4 アルゴリズム

図 6 にサーバ側のフローチャートを示す。

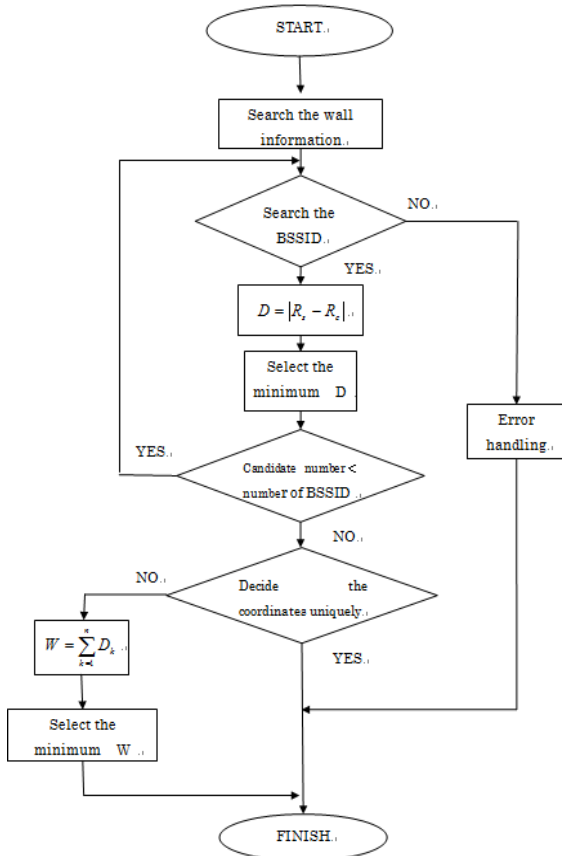


図 6 サーバ側のフローチャート

全体の流れは以下の通りである。

- (1) ユーザから Wi-Fi 情報と壁情報をサーバ側に送信してもらう。
- (2) サーバ側において、壁情報を用いて、データベース内を探索する。
- (3) さらに、その中で、同じ BSSID をデータベースの中から探索する。
- (4) その BSSID の RSSI 値との距離  $D$  を計算する。
- (5) 距離  $D$  の値をソートし、最も小さい値を候補として選択する。
- (6) (3)~(5)を候補の数がユーザから送信される BSSID 数に到達するまで繰り返し、最終的な位置を決定し、ユーザに送信する。

### 3.5 距離の算出

BSSID ごとに以下の式により距離  $D$  を計算する。

$$D = |R_s - R_c| \quad (3)$$

$R_s$  : データベース内の RSSI 値

$R_c$  : ユーザから送信される RSSI 値

距離  $D$  が最も小さい座標を候補として選択する。それらすべての BSSID において行う。

### 3.6 位置決定

候補の中から複数個ある座標はないのかどうかを検索する。座標が一意に決定されない場合、以下のような重み  $W$  を付け、最も小さい  $W$  の値の座標を最終的な位置とする。

$$W = \sum_{k=1}^n D_k \quad (4)$$

$n$  : 同一座標の個数

$D_k$  : 候補内における同一座標の距離

## 4. 壁情報を用いたインドア推定実験

狭い環境 (15m×15m) と広い環境 (9m×27m) において、評価実験を行った。評価実験には、実機として GalaxySC-02B(android2.3.6)を用いた。それぞれ環境におけるグリッド数は、131 個、192 個で、ユーザから見つけることのできる BSSID の数はそれぞれ、約 5~8 個、約 20~30 個であった。予め、室内を 1m 間隔のグリッドとしてデータベースを作成し、スマートフォンを片手に、図 7.8 に示すグリッド上を歩き、それぞれの場所で取得されるすべての Wi-Fi 情報と、インドア無線マップを用いてそれぞれの箇所にて 10 回ずつ、位置推定を行った。

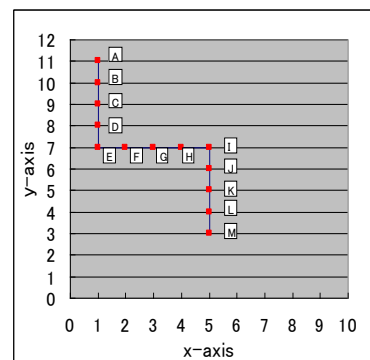


図 7 実験位置 (狭い環境)

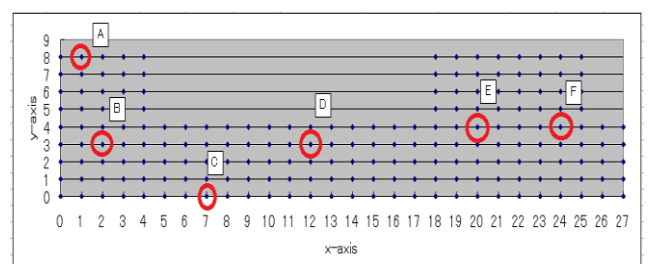


図 8 実験位置(広い環境)

推定位置と実際のユーザの位置との誤差距離を平均し、それぞれの環境において (i) 提案方式 (壁情報を用いる場合)、(ii) 壁情報を用いない場合、(iii) 従来手法として、平均化されたデータベースを用いて、ユーザ取得データと近い  $K$  個のデータを選択し、 $x$  軸、 $y$  軸それぞれの平均値を位置推定結果とする Nearest neighbor in signal space-average(以下 average と略す) という手法[3]、複数の候補の中から多角形を形成し、その重心を推定位置とした centroid[3] という手法、を比較した。結果を以下に示す。

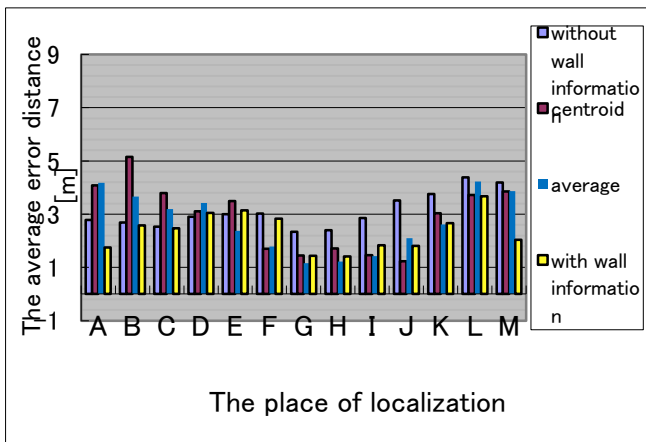


図 9 従来手法との比較(狭い環境)

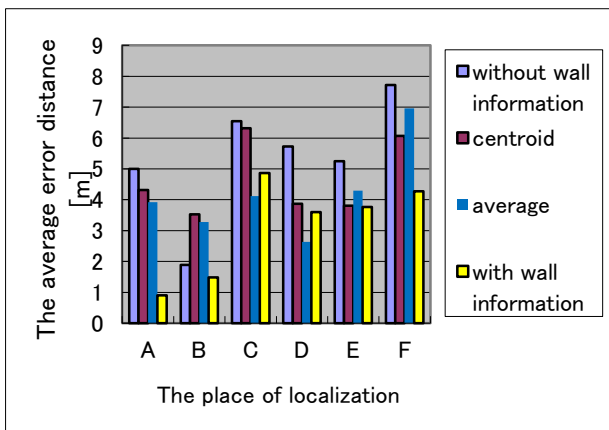


図 10 従来手法との比較(広い環境)

図 9,10 を見てみると、壁情報を付加する前とした後では、付加した後の方が全体的に精度が上がっていることがわかる。しかし、従来手法と比較した場合に、精度が悪くなっている箇所がいくつか存在している。これは、ユーザ側から「壁付近にいる」という壁情報が送信された場合には、データベース内において、壁付近ではないデータが候補選択の際に、すでに除外されてしまっているからだと考えられる。したがって、例えば、図 7 の F において壁情報を用いた位置推定を行った場合、F の一つとなりである E は、

候補から自動的に除外されてしまう。よって、推定精度をより上げるような候補としては、F の周辺で、かつ壁付近の RP の選択が必要である。おそらく今回の場合、候補として、壁付近ではあるが、F の周辺ではない推定結果が 10 回の内多く出てしまい、精度が悪くなってしまったと考えられる。また、それぞれ 10 回の平均値で比較していることやグリッド間隔も精度に影響していると考えられる。また、図 10 において、他の箇所よりも極端に精度が上がっている箇所もあった。今回実験を行った広い環境は、横に距離のあるエリアだったので、一番距離のある 2 箇所において Wi-Fi 情報を取得してみると、BSSID や RSSI 値に大きな違いが見られた。したがって、位置推定を行った際に候補としてユーザから遠い位置を示すことが少なくなったと考えられる。また、広い環境の入り組んだ形も影響していると考えられる。x 座標において、全体のエリアを 3 つに分けてみる。  $0 \leq x \leq 4$ ,  $5 \leq x \leq 17$ ,  $18 \leq x \leq 27$  をそれぞれエリア 1、エリア 2、エリア 3 と呼ぶこととする。また、それぞれのエリアのグリッド数は、エリア 1 から 45 個、65 個、82 個である。エリア 1 は比較的、グリッド数が少ない。また、それぞれのエリアの中では、比較的似たような Wi-Fi 情報を取得することができる。したがって、グリッド数が少なければ少ないと、位置推定精度は上がり、さらに壁情報を用いることによって、データベースをさらに分割できるので、他のエリアに比べて、精度はより向上したと考えられる。

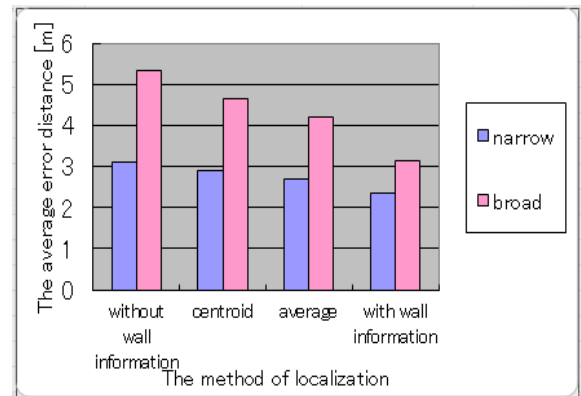


図 11 すべての箇所における平均値比較

また、すべての平均値で比較した図 11 を見てみると、狭い環境、広い環境問わず、壁情報を用いた手法が一番精度が高いことがわかる。average と比較すると、狭い環境では約 35cm、広い環境では約 110cm 精度が向上した。また、広い環境の方が、狭い環境に比べて、精度が下がってしまう。これは、当然の結果で、グリッド数が多くなり、候補となる場所が増えてしまうからである。さらに、狭い環境よりも広い環境で壁情報を用いた方が精度はより向上することがわかった。

## 5. まとめ

本研究では、狭い環境と広い環境の2つの環境下において、壁情報という Wi-Fi 以外の要素を用いた位置推定手法を提案し、評価実験を行った。提案手法により、データベースから得られる候補を改善し、位置推定の精度を上げることができた。また、実験結果から狭い環境、広い環境共に、壁情報を付加したものが、一番精度が高いという結果となった。しかし、グリッドによっては、壁情報を用いても、精度が上がらないところも存在した。原因の一つとして、壁情報を用いた手法では、壁付近のグリッドとそうではないグリッドとして、データベースを離散的に2分割して位置推定を行なっているため、二つのグリッドの境界で不連続性が発生している問題が挙げられる。また、従来手法と比べた際に、壁情報を用いた手法は、より広い環境の方が、狭い環境下で用いるよりも精度がより向上することがわかった。また、グリッド数が増えると、全体的に位置推定精度が下がってしまうという結果になった。

## 参考文献

- 1) K.Kanai et al.: “消費電力量を考慮した Comfort Route の提案とその特性評価,” 信学技報 NS2012-137, Dec.2012.
- 2) Rong-Hong Jan and Yung Rong Lee.: “An Indoor Geolocation System for Wireless LANs”, ICPP 2003, Oct. 2003.
- 3) Roxin, A.; Gaber, J.; Wack, M.; Nait-Sidi-Moh, A. "Survey of Wireless Geolocation Techniques", IEEE Globecom Workshops, pp. 1-9 2007.
- 4) B. Li, J .Salter, A. G. Dempster, and C. Rizos.: “Indoor positioning techniques based on wireless LAN,” AusWireless 2006, Mar.2006.
- 5) L.M. Ni, Y. Liu, Y.C. Lau, and A.P. Patil, "LANDMARC: Indoor Location Sensing Using Active RFID", Proc. IEEE PerCom'03, pp. 407-415, Mar. 2003.
- 6) Andreas Konstantinidis, et al."Towards Planet-Scale Localization on Smartphones with a Partial Radiomap", ACM International Workshop on HotPlanet 2012.