

プローブ要求を利用したスマートフォンユーザー向け屋内位置推定手法 Estimation of Indoor position for smartphone users using probe request

横堀 哲也[†] 沼尾 雅之[†]
Tetsuya Yokohori Masayuki Numao

1. はじめに

携帯電話, スマートフォンの普及により, 現在地を取得し, 利用するサービスが増加している. 位置情報の取得には GPS を利用することが一般に多いが, 屋内や地下施設などでは正しい位置を得られないことや, 受信することができない場合が多い. また, 屋外よりも高い精度を求められる. このような環境において, Wi-Fi や各種センサーを用いて推定を行う研究が多くなされている.

本研究では, 屋内における現在位置の推定, 追跡を行うことを考える. 複数の無線 LAN アクセスポイント(AP)を利用し, 携帯端末が周辺の AP を探索する際に発されるプローブ要求フレームを用いて, 推定を行う. 通常, Wi-Fi を用いる位置推定手法の多くは, AP 側から発されるビーコンとよばれるフレームを用い, 端末側で推定を行うが, 本研究では, AP 側(サーバー側)での推定を行う. これによる利点について考察し, その有効性, 推定精度を検証する. また, 推定の際, 精度低下につながるノイズのフィルタリングについて, そして, 推定時に用いるアルゴリズムについても評価し, ソフトウェア側での推定精度の向上法の検証を行った.

2. 屋内における位置推定

屋内の環境は, その施設によって異なる. 劇場, ホールのような大きな空間であることや, デパートのように, 小さな売り場が連なるところ, 地下道のような距離の長い場合も考えられる. また, それぞれにおいて, どのような位置推定を行うか, そのニーズも違ってくるだろう. 劇場であれば, 座る位置を知るなどおおよそ 1m レベルの精度が求められる. しかし, デパート等であれば, フロアと売り場が分かる程度でよいだろう. このように, 屋内における位置推定とはいえ, 環境により対応の仕方には違いがある.

屋内における位置推定には, 加速度センサーや Wi-Fi, IMES^{*1} など様々な方法がとられている.

伊澤ら[1]は, 携帯端末の加速度センサー, 方位センサーを用い, 歩く際の振動によって歩数から位置の推定を行っている. しかし, 建物内における磁場の乱れにより, 方位センサーに誤差が生じることもあり, 補正は必須となる. また, 移動距離が長くなれば, その分精度も低下する.

Woodman ら[2]の手法でも, 加速度センサーを用いている. 足にセンサーを装着することで, 複数階をもつ広い領域においても 1m 未満の精度を得られている. スマートフォンの加速度センサーにも応用ができると考えられるが, 鞆などに入れた状態でも推定が可能であるかは不明である.

IMES(Indoor MESSaging System)は, GPS の利用できない屋内向けの位置推定技術であるが, 整備をどこが行うかが

[†]電気通信大学情報理工学研究科情報・通信工学専攻

*1 IMES コンソーシアム

<http://keiosdm.sakura.ne.jp/imesconsortium/>

課題となり, 実用化は進んでいない.

藤田ら[3]は, 複数の地下鉄の駅における駅, フロア, エリアの判別を, 無線 LAN AP を用い, 受信される信号強度(RSSI)を利用し, Scene Analysis 方式で行っている. 駅の推定では, 90%以上の精度を得ることが出来ている.

Wi-Fi 機器は, Android などの携帯端末にはほぼ装備されており, 新たに付加する必要はない. また, AP も高価なものではないため, 設置も容易で扱いやすい. この点から考えて, 無線 LAN AP を用いた位置推定は有効であると考えられる. 今回はこの方式を利用する.

3. 位置推定手法

3.1 プローブ要求

本研究の位置推定においては, 携帯端末から発されるプローブ要求フレームを利用する. これは, 無線 LAN を利用する端末が, 周辺の AP を探索するアクティブスキャンの際に発される信号である. このフレームのフォーマットを図 1 に示す. SA にはフレームを送信した端末の MAC アドレスが入り, これにより, 端末を識別することが可能である. また, シーケンス制御にはシーケンス番号サブフィールドが含まれており, フレームが伝送されるたびに 0 から 1 ずつ増加する.

2	2	6	6	6	2	可変長	可変長	4
フレーム制御	デュレーション	DA	SA	BSSID	シーケンス制御	SSID	サポートレート	フレームチェックシーケンス

図 1 プローブ要求フレーム [4] より引用

先に挙げた藤田らの研究では, AP が発するビーコンフレームを携帯端末で受信することで推定を行う. ビーコンフレームは, パッシブスキャンにおいて用いられる. この方法では, 端末が, ある時刻にどの AP からフレームを得たのかを記録することで推定が行われる.

ここで, Wi-Fi を規定する 802.11 では, 2.4GHz 帯を使用する b/g/n において, 5MHz の幅で 14 のチャンネルが設定されている. これは, AP 同士が近接しておかれている際に, 互いに干渉を起こさないために設定されたものである. チャンネル数は 14 あるが, 干渉を起こさないようにするためには, 実際は 4 チャンネルしか利用できない. これは, 各チャンネル幅が狭く, 隣り合うチャンネルの信号が干渉してしまうためである. このため, ビーコンを使用する場合には, AP の電波の届く範囲に多くの AP を設置することはできない.

これに対し, プローブ要求を使用する場合には, AP はプローブ要求の受信を行うだけであり, ビーコンの発信は行わない. このため, 電波による干渉が起きにくい. また, プローブ要求フレームのシーケンス番号を見ることで, 別々の AP で受信された信号から, 同一の信号を判別することがで

き、信号同期が可能である。このことは、後述する隣り合うチャンネルへ発されたプローブ要求のフィルタリング時に効果があり、判定精度の向上に有用である。ここから、位置推定において、プローブ要求を使用することは有効であると考えた。

3.2 Scene Analysis 方式

Scene Analysis 方式では、複数の AP を用い、RSSI データを基に機械学習を行い、位置推定を行う。RSSI 値は端末と AP の距離に応じて変化する。推定領域内の複数の地点で、予め端末から信号を発し、その場所と各 AP で受信された RSSI 値を対応付ける。このデータを学習データとして位置推定を行う。

河口らの進める Locky.jp*2 では、屋外における位置推定について、ボランティアベースで無線 LAN 基地局のデータベースを作成し、現在地の推定を行う。この方式では、壁などによる障害物や反射波の影響を踏まえた学習データを作成できるため、屋内外問わず推定に適している。

3.3 推定システム構成

屋内における推定実験を行うため、推定システムを構築した。システム概要を図 2 に示す。

推定領域内において、携帯端末から発されたプローブ要求を、設置された複数の AP で受信する。それらのプローブ要求フレームを収集サーバーに送信し、データベースに蓄積する。蓄積されるデータは、受信した AP 名、受信時刻、RSSI、送信した端末の MAC アドレス、シーケンス番号である。推定においては、このデータベースからデータを取得し、サーバー側で推定を行う。これにより、ユーザー側が位置情報を得られるだけでなく、施設側においても人の流れを可視化でき、販売促進につなげる売場の配置を考える上でのデータとして活用が期待できる。

このシステムを用い、デパートのような、フロア、売り場を判定できるレベルでの推定を行うことを想定し、推定を行えるか実験を行う。

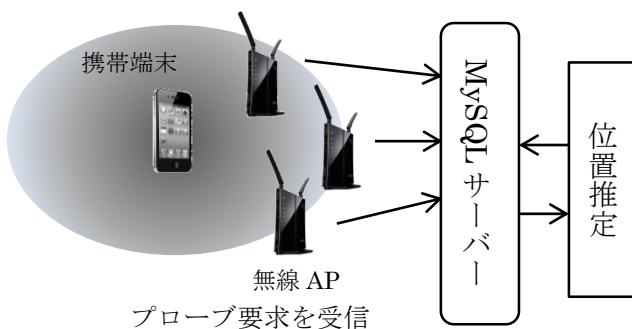


図 2 システム構成図

3.4 フィルタリング

今回のシステムに限らず、AP を多く設置すれば、精度を向上させることは可能であると予想されるが、コスト面を考えればなるべく設置数は少ないほうが良い。そのため、ソフトウェア側で精度を向上させられないかという点を考え、収集されるデータにフィルタリングを行う。

阿瀬川[5]らの研究では、任意の 1 チャンネルでプローブ要求を受信しているときに RSSI 値が周期的に変化することを示している。先の通り、チャンネルの幅が狭いため、対象とするチャンネルの周辺のチャンネルに送信されたプローブ要求が、RSSI 値が小さくなって受信されてしまうためである。プローブ要求は全てのチャンネルに順番にフレームを送信している。対象とするチャンネルから発信されたプローブ要求のみを抽出するため、k-means 法によるフィルタリングを行った。フィルタリングにおいては k=3 とした。これは、対象とするチャンネルの 2 つ隣までのチャンネルが受信されることが先の研究で示されているためである。学習データから、中央値が最大である集合を抽出することとした。このフィルタリングにより、人の往来や、他の端末との干渉による電波の揺らぎについても抑えることが可能である。

また、データセット作成に当たっては、シーケンス番号をもとに数次元のデータを作成しているが、プローブ要求フレームは必ずすべてのアクセスポイントで受信できるわけではない。同一の地点においても、あるフレームは 3 点で受信できたが、別のフレームは 1 点でしか受信できなかったという事例も発生する。より多くの AP で受信できたフレームの方が情報量は多く、分類時に役立つ。しかし、欠損が多く、情報量が少ないフレームは分類精度を下げてしまう。そのため、一定数以上の AP で受信されたフレームだけを抽出するというフィルタリングも行う。

4. 評価実験

4.1 実験環境

実験は、電気通信大学の西 9 号館にて行った。フロアの判定は 2 階から 8 階において RSSI 値をみることで推定を行う。エリアの判定では、図 3 に示すような縦 22m、横 30m のフロア内において区切られた A~F の 6 つのエリアを区別して推定を行えるか実験を行った。部屋の壁はコンクリート製である。エリア A、B、C は廊下であり、境界部分には何もない。エリア D、E の部屋のドアは鉄製で、全て閉まっている。また、エリア F はトイレで、ドアはない。図内の 5 点の星印は AP の設置場所である。今回使用する AP にはバッファロー製無線 LAN ルーター-WHR-HP-G300N を用いた。これら 5 つの AP で得られるデータをもとに、Scene Analysis 方式を用いて、どのエリアにいるかを推定し、その際の推定精度をみる。

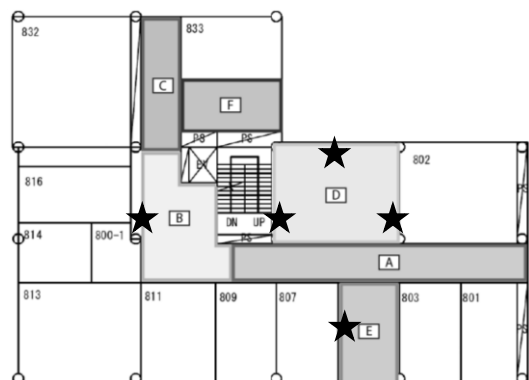


図 3 推定領域とアクセスポイント設置箇所

*2 <http://locky.jp/>

4.2 フィルタリングによる精度評価

判定精度の評価を行う前に、フィルタリングによる精度の評価を行う。3.4 に示した 2 種類のフィルタリングを組み合わせ、推定精度にどのような変化が現れるかを検証した。組み合わせは、k-means 法を適用するか、そして、同一フレームを受信した AP 数が 1 点以上 (フィルタリングしない)、2 点以上、3 点以上で行う。学習データは先の図 3 の全エリアあわせて 64 か所でプローブ要求を発し、その際のデータを用い、エリアレベルでの推定精度を求める。データとエリアは手作業で対応付けている。使用した端末は ASUS 製 NEXUS7 K009 である。高さ 1m の三脚の上に水平に載せ、Wi-Fi 機能を ON にし、AP 選択画面にした状態で 10 分間放置した。推定アルゴリズムにはベイズ推定を用い、クロスバリデーション(分割数 5)によって推定を行った。機械学習にはフリーウェアの Weka^{*3}を使用した。全エリアを合わせた結果を表 1 に示す。

表 1 各フィルタリングによる推定精度 (%)

AP 数 \ k-means	なし	あり
1 点以上	83.4	84.4
2 点以上	90.3	95.3
3 点以上	94.8	97.7

結果はどちらのフィルタリングによっても精度が向上した。また、両方のフィルタリングを適用することでさらに精度を上げることができた。

k-means 法によるフィルタリングでは、特に AP から離れた A や F のエリアにおける推定精度が向上した。これらのエリア単体では 10% 程度の向上がみられた。AP に近い地点における、隣り合うチャネルのプローブ要求の RSSI 値は離れた地点における RSSI 値と同程度であったため、このような部分において、精度の改善が見られた。

AP 数によるフィルタリングでは、ある 1 点の AP でのみ受信されたフレームのデータを除去することで、精度を向上させることができた。また、2 点以上でのフィルタリングよりも 3 点以上で行うことで、さらに精度が上がった。次元数の低いデータでは、同レベルの RSSI 値をもつエリアは複数存在する。しかし、より次元数の高いフレームのデータのみを使用することで、各エリアの特徴をつかみやすくなり、精度を向上させることができたと考えられる。しかし、より次元数の高いデータだけを使用することで、どの AP からも遠い地点では、十分なデータを得られず、かえって精度が落ちてしまう傾向も見られた。AP 数、推定環境等を考慮したうえで、フィルタリングを行う AP 数を決定するべきであろう。今回の結果を考察すれば、推定領域内においてどの場所でも 2 つ以上の AP が受信可能であるように配置を行えば、十分な精度を得られると考える。

両方のフィルタリングを実行した場合には、さらに精度の向上がみられた。k-means 法を用い、AP 数を 3 点以上とした場合にはフィルタリングを行わない場合よりも全体で 14% 向上し、エリア別に見た場合でも 10% 以上の精度向上がみられた。それぞれ除去する対象となるデータが異なる

ため、相互の利点をうまく反映させることが出来たと考えられる。また、フィルタリングを行うことにより、不要なデータを除去し、学習データ作成時にかかる時間の短縮にもつながった。

4.3 アルゴリズムの比較

次に、学習データ作成時のアルゴリズムについても検証する。先の実験では、ベイズ推定を使用した。他のアルゴリズムを使用することでより精度を向上させることができると考え、比較を行った。今回は、ベイズ推定、SVM、分類木のアルゴリズムにおいて、パラメータ等を変えて推定を行った。学習データは 4.1 で使用したデータと同じで、k-means 法、アクセスポイント数 2 点以上によってフィルタリングを行ったデータセットを使用し、クロスバリデーション(分割数 5)によって行う。全エリアでの推定精度および、学習にかかった時間を表 2 に示す。

表 2 各アルゴリズムによる判定精度

アルゴリズム	精度 (%)	学習時間 (sec)
ベイズネット (K2)	95.3	0.08
単純ベイズ	93.0	0.02
SVM (polykernel exp 3)	90.4	225.17
SVM (Pearson VII)	93.0	96.78
C4.5	94.4	6.15
ランダムフォレスト	94.7	7.01

ベイズ推定に分類されるベイズネット、単純ベイズでは、90% を越える精度を得られた。ベイズネットは、先の実験で使用していたものである。比較を行ったアルゴリズムの中では最も高い精度を得られた。また、単純ベイズでは、ベイズネットよりは精度が低いものの、学習データの作成時間は最も速かった。広範囲を対象とするようなデータ量の多い推定においても効果を期待できるだろう。

SVM については、ベイズ推定よりも精度が劣ってしまった。Polykernel (Polynomial Kernel) では、学習時間が極端に長くなってしまった。エリア別に見た場合にも、精度にばらつきがあり、エリア C、F では、推定精度が 70% 未満と他のアルゴリズムより劣る結果となった。この 2 つのエリアはエリア D、E に置かれている AP からは RSSI 値が同程度であったため、線形分離を行う SVM ではうまく分類ができなかったものと考えられる。Pearson VII カーネルにおいても、学習時間が長くなってしまった。SVM については、学習データの作成に時間がかかるため、広範囲の推定を行うには不向きであり、また、ベイズ推定よりも精度が劣るため、位置推定に利用するには難しいと考える。

分類木では、C4.5、ランダムフォレストを用いた。これらはベイズ推定と同程度の精度を得られた。エリア別に見てもほとんどのエリアで 90% 以上の精度を得られていた。学習時間はベイズ推定には劣るが、学習データは一度作成すれば推定のたびに行う必要はない。そのため、分類木においても、ベイズ推定と同等に位置推定に使用可能であるだろう。

*3 <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

以上の結果より、ベイズ推定は精度よく推定を行えるだけでなく、学習データ作成においても短時間でできることから、このアルゴリズムが位置推定に適していると考えられる。また、学習データ作成時間を考慮しない場合には、分類木による推定も精度よく行えると結論付けた。

4.4 階の判定

現在地が何階であるかの推定を行った。AP を建物の 2 階から 8 階の同じ位置に 1 基ずつ設置し、携帯端末を持ったまま建物内を歩き回った。

この方法では、Scene Analysis 方式は利用せず、各 AP で受信されたプローブ要求フレームにおいて、RSSI 値が最大であった AP のある階をその端末がいた階であるとして、推定を行った。

結果を図 4 に示す。縦軸は階数を示し、黒点はプローブ要求が端末で発せられ、位置推定を行った時刻、その階を表す。破線は実際にその時間に端末があった階である。結果はほぼ正確に追跡を行うことができていた。建物においては、階を隔てる天井が電波を大きく減衰させており、端末のいる階にあるアクセスポイントで RSSI 値が最大となったと考えられる。ただし、今回の推定エリアには吹き抜けは存在していない。天井がない場合にも同様の結果を得られるかは追試を行う必要があるだろう。

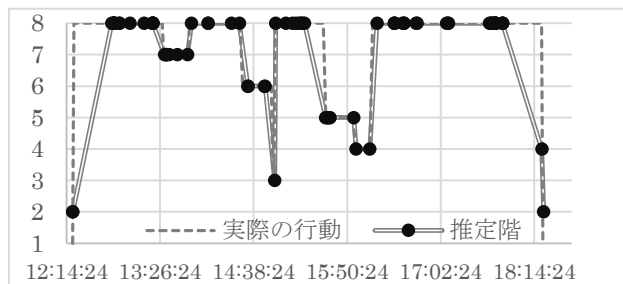


図 4 階の推定結果と実際の行動

4.5 エリアの判定

フロア内において、区分されたどのエリアにいるのか、判定を行った。推定アルゴリズムにはベイズ推定(ベイズネット)を用い、4.1 で使用したデータと同じものを用いる。また、k-means 法、AP 数 2 点以上でのフィルタリングを適用したデータにおいても推定を行った。評価はクロスバリデーション(分割数 5)によって行った。各エリアにおける推定精度を表 3 に示す。

フィルタリングを行わない場合には、80% を越える精度を得られた。エリア D や E は隣り合うエリアとは壁やドアによって隔たっているため、精度よく判定を行うことが出来た。廊下であるエリア A, B, C は境界部分に隔たりにないため、距離的な減衰による判別となる。この境界部分のデータについてはきれいに分類することはできておらず、精度低下につながった。エリア F は部屋内に壁が多く、同じエリア内でも場所ごとに RSSI 値に大きな違いが生じており、また、エリア D や E に設置された AP から離れていたため、受信可能な AP も限られていた。AP をエリア C や F いずれかにも設置することで、精度の改善を図ることは可能であると考えられる。しかし、フィルタリングを行うことにより、全体

的に精度の改善が見られた。AP の設置場所を工夫することで、より正確な判定を行うことができるだろう。

表 3 各エリアにおける推定精度(%)

エリア	フィルタなし	フィルタあり
A	83.4%	94.6%
B	83.1%	94.2%
C	80.0%	92.8%
D	84.6%	97.7%
E	84.1%	92.2%
F	72.7%	86.7%
全体	83.4%	95.3%

5. おわりに

本研究では、プローブ要求フレームを用い、屋内における位置推定についてその有効性および、ソフトウェア側での精度の向上法について検証を行った。

階の判定については、各階に設置された AP で受信される RSSI 値を見ることで判定を行うことができた。これについては、判定法が単純であり、建物の各階に AP を設置することができれば行えるため、実用であると考えられる。

また、フロア内のエリア判定については、Scene Analysis 方式を用い、AP の設置の仕方にもよるが、80% 以上の精度を得ることができた。AP を多く設置することでさらに精度よく、また、エリアを細分化して推定を行うことも可能であると考えられるが、設置数にはコスト面を考えれば限りがある。そのため、フィルタリングやアルゴリズムの比較を行い、ソフトウェア側での推定精度の向上を行った。K-means 法やアクセスポイント数に制限を設けるフィルタリングを行うことにより、精度をさらに 10% 向上することができた。また、ベイズ推定を用いることで、学習データ作成時間が早く、精度よく推定を行えると考えられる。

今回の結果からは、デパート内におけるフロア、売り場レベルでの推定、追跡が可能であると考えられる。このレベルであれば、目の前の売り場のロコミやクーポン情報などをユーザーに知らせることができるだろう。また、どの売り場からどの売り場へ移動する人が多いかという人の流れの傾向を可視化することもでき、施設側としてもメリットがあるだろう。

参考文献

- [1] 伊澤貴, 甲田卓哉, 新津善弘, “加速度センサ・方位センサを用いた屋内位置推定方式”, 電子情報通信学会東京支部学生会研究発表会, pp.197, (2011)
- [2] O. Woodman and R. Harle, “Pedestrian localisation for indoor environments,” Proceedings of the 10th international conference on Ubiquitous computing, pp.114-123, UbiComp'08, ACM, New York, NY, USA, 2008.
- [3] 藤田迪, 佐々木威, 河口信夫, “地下鉄構内の制約条件を利用した無線 LAN 位置推定手法”. 情報処理学会研究報告. pp. 153-157, (2008).
- [4] M. Gast, 水野忠則, 渡辺尚, 石原進, 峰野博史, “802.11 無線ネットワーク管理”, オライリー・ジャパン, (2003).
- [5] 阿瀬川稔, 田頭茂明, 荒川豊, 福田晃, “B-15-11 無線 lan 位置推定におけるプローブ要求のフィルタリング手法(b-15. モバイルマルチメディア通信, 一般セッション)”, 電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集, Vol. 2009, No. 1, p. 501, (2009).