

# ユーザの行動特性を考慮した Wi-Fi 標本自動管理手法

坂口 拓嗣<sup>1</sup> 望月 祐洋<sup>2</sup> 村尾 和哉<sup>3</sup> 西尾 信彦<sup>1</sup>

**概要:** Wi-Fi フィンガープリントによる屋内測位手法では、事前作業として測位対象となる空間で複数地点の絶対位置とその地点で観測される Wi-Fi 電波情報をひも付けた Wi-Fi 電波環境マップを作成し、定期的にマップを最新の Wi-Fi 電波情報で更新する必要があり、システム開発者の負担が大きい。筆者らは加速度センサデータと Wi-Fi 電波情報を利用し、任意の停留点名にひも付いた Wi-Fi 電波情報を標本として自動的に収集し、同一の停留地点で観測される Wi-Fi 電波情報で標本を更新する手法を提案してきた。しかし、同一の停留地点にひも付いた複数の標本や断続的に稼働する基地局が類似度計算に悪影響を及ぼすことによる認識精度の悪化、認識対象が停留地点に限定されていることによる停留地点間の移動の不明確さなどの問題があった。本研究では、これらの問題の解決を目的として、Wi-Fi 電波情報の類似性による標本の階層化で断続稼働基地局の除去と同一停留地点にひも付く標本を制限し、移動中の測位のための Wi-Fi 電波情報を自動的に収集する手法を提案する。

**キーワード:** 加速度センサ, 行動認識, Wi-Fi 屋内測位

## The Automated Management Method Depending on User's Behavioral Characteristics

TAKASHI SAKAGUCHI<sup>1</sup> MASAHIRO MOCHIZUKI<sup>2</sup> KAZUYA MURAO<sup>3</sup> NOBUHIKO NISHIO<sup>1</sup>

**Abstract:** Wi-Fi fingerprinting-based positioning method needs a Wi-Fi radio environment map which consists of absolute position with a Wi-Fi radio environment in advance. In addition, the map has to be updated with the latest Wi-Fi radio information periodically because Wi-Fi base stations are often placed, removed, and moved. The cost of creating and updating the map becomes enormous. Therefore, a method that enables to automatically create and update Wi-Fi samples at points a user stays has been proposed. However, positioning accuracy decreases because of ill-behavior access points and wasteful samples. In addition, it is not possible to recognize user's moving path because the methods only recognize user's stay points. This paper proposes a method which removes ill-behavior access points and wasteful samples by classifying samples and collects Wi-Fi information on a user's path automatically.

**Keywords:** Acceleration sensor, Activity recognition, Wi-Fi based indoor positioning

### 1. はじめに

屋内において GPS の利用が困難なことから、システムの導入コストが低い無線 LAN を用いた屋内測位手法が注目されている。無線 LAN を用いた屋内測位手法の一つに Wi-Fi フィンガープリントによる屋内測位手法がある。事前作業として測位対象となる空間の複数地点で Wi-Fi 電波情報を収集し、収集地点の絶対位置と Wi-Fi 電波情報をひ

<sup>1</sup> 立命館大学大学院 情報理工学研究科  
Graduate School of Information Science and Engineering,  
Ritsumeikan University

<sup>2</sup> 立命館大学 総合理工学研究機構  
Research Organization of Science and Engineering, Rit-  
sumeikan University

<sup>3</sup> 立命館大学 情報理工学部  
College of Information Science and Engineering, Rit-  
sumeikan University

も付けることで Wi-Fi 電波環境マップを生成する。Wi-Fi 電波情報には各 Wi-Fi 基地局を識別する BSSID や受信電波強度 (RSSI) などの情報が含まれる。この Wi-Fi 電波環境マップとリアルタイムに観測される Wi-Fi 電波情報の比較を行うことで測位する。しかし、測位対象となる空間ごとに電波環境マップを事前に作成する必要があり、システム開発者の作業の負担が大きい。加えて、Wi-Fi 基地局は漸次的な追加・消滅・移動が発生するため、時間経過とともに電波環境が事前に作成した電波環境マップと異なることによって測位精度が低下する。そのため、定期的に Wi-Fi 電波情報を複数地点で再収集し、電波環境マップを更新または再構築する必要があり、システム開発者の負担はさらに大きくなる。

ここで、一般的な屋内測位手法では、ユーザの位置は対象となる屋内の絶対座標 (緯度, 経度) で出力される。しかし、必ずしも屋内のすべての地点での測位を行う必要はなく、サービスによってはユーザが比較的頻繁に、または長時間停留する地点 (以下, 停留点) で測位を行えば十分であると考えられる。例えば、自身のデスクだけを認識できれば、デスクに着くとリマインダを提示することができる。自宅や食堂、自身のデスクなど意味付けされた地点とそれらの地点間の経路さえ認識できればユーザの誘導や行動の予測が可能である。

筆者らは自宅や食堂、自身のデスクのような停留点の認識を測位と呼び、無線 LAN を用いた停留点の粒度での測位のための Wi-Fi 電波情報を自動で収集および更新する手法を提案してきた [1]。まず、加速度センサデータに歩数計アルゴリズムを適用することで、停留区間を抽出する。停留区間では、その区間で複数回収集された Wi-Fi 基地局の識別子や受信信号強度、観測回数などの統計的特徴量標本 (以下, 統計標本) を生成し、任意の停留点名とひも付ける。既存のいずれかの統計標本との類似度が極めて大きい場合は、観測された Wi-Fi 電波情報を利用して既存の統計標本を更新する。しかし、Wi-Fi 電波のゆらぎによって同一の停留点で複数の統計標本が生成され測位精度が悪化することがあるため、統計標本の生成を制限する必要がある。また、統計標本がもつ Wi-Fi 電波情報には断続的にしか観測されない Wi-Fi 基地局 (以下, 断続稼働基地局) が存在することがわかっており [2]、そのような基地局は測位精度を悪化させるため除去する必要がある。さらに、停留点での測位に限定されており、停留点間の移動が不明確となるため、停留点間の移動中での測位が必要である。

そこで、本研究では Wi-Fi 電波情報の類似性による統計標本の階層化によって生成される統計標本の制限および断続稼働基地局の除去を行う手法と移動中の測位のための Wi-Fi 電波情報を自動収集する手法を提案する。停留時間の長い統計標本から順に一定範囲の仮想距離の統計標本の集合をサイトとして生成し、ゆらいだ統計標本の生成を

制限する。また、断続稼働基地局の稼働状況は長時間の観測をしなければ発見できないため、サイトで最も停留時間の長い統計標本で断続稼働基地局を判定し、サイト内のすべての統計標本で共有することで、停留時間の短い統計標本も含めて断続稼働基地局の除去を行う。移動区間ではスキャンごとに Wi-Fi 電波情報の収集地点が異なり、収集地点が未知であるため、Wi-Fi 電波情報と収集地点をひも付けることができない。そこで、一意のスキャン番号とひも付けて標本 (以下, スキャン標本) を生成することで、任意の 2 つの停留点を結ぶ経路上での移動した割合から測位する。

以降、2 章では環境の変化に対応する Wi-Fi 屋内測位の関連研究と問題点について述べる。3 章で提案手法を述べる。4 章で評価および考察を行う。5 章で本研究をまとめる。

## 2. 関連研究

Wi-Fi 電波情報と絶対位置をひも付ける必要が無く、システムの導入コストの低い Wi-Fi 測位手法が提案されている。この手法では、研究室や自宅などのユーザにとって意味のある地点において、その地点で収集される Wi-Fi データを用いて標本を抽出し、地点の名称とひも付けて標本のマップを生成する。

Froehlich ら [3] は Wi-Fi 電波情報や携帯電話基地局の電波情報を用いてユーザの訪れた地点において自動的に標本を作成することで、事前学習の負担を軽減している。また、Hyojeong ら [4] はスキャンごとに観測される Wi-Fi 観測データを K-means クラスタリングをすることで部屋や廊下などの地点で標本を自動生成している。しかし、一度作成された標本は基本的に更新されないため、Wi-Fi 電波環境の変化に対応できない。

Jiang ら [5] は Wi-Fi 電波情報を用いて部屋単位の粒度で標本を生成および更新する手法を提案している。複数ユーザが停留した場所で観測された Wi-Fi 基地局の受信信号強度や観測回数などの統計的特徴量をクラスタリングし、停留地点を標本化している。加えて、標本生成地点に再訪した際は停留中に観測される Wi-Fi 電波情報を用いて標本を更新している。実際にユーザが測位する際には、ユーザの端末で観測される Wi-Fi 電波情報と、最も類似している標本をベイズ推定により算出している。しかし、Jiang ら [5] の研究では部屋単位での認識に注力しており、部屋の中のデスクのような細かな粒度の測位ができていない。また、停留した場所での標本しか生成しておらず、ユーザの移動中の測位を行うことができていない。ユーザの移動中の測位が行えていない問題に対して、Jiang ら [6] は部屋単位で生成された標本を利用し、部屋に挟まれた廊下でユーザ移動中の経路判定を行っている。しかし、どの程度短い距離の経路での経路判定が行えるのか検証出来ておらず、ま

た、ユーザが移動する経路の判定のみにとどまっており経路上の測位は行っていない。

筆者ら [1] はこれまでに、停留点で細粒度な測位のための Wi-Fi 電波情報の自動で収集および更新する手法を提案している。まず、一定期間の加速度センサログに歩数計アルゴリズムを適用することで停留区間と移動区間を抽出する。歩数計アルゴリズムは既存の歩数検知アルゴリズムを利用する [7]。加速度センサの三軸合成値をスムージングし、極大値と極小値のピークセットの差に閾値を適用することで歩数を検知する。2 秒以内で連続して歩数が検知された区間を移動区間とし、それ以外を停留区間とする。

停留区間では停留点が移動しないため、複数回のスキャンで観測された Wi-Fi 電波情報を合わせて停留点名とひも付いた統計標本とする。統計標本のデータは標本 ID 番号, TIMESTAMP, BSSID, ESSID, RSSI, FREQUENCY, OVSERVEDTIME である。標本 ID 番号はその標本を一意に識別する通し番号, TIMESTAMP は停留区間の開始時刻である。BSSID および ESSID は観測された Wi-Fi 基地局の識別子である。RSSI は各基地局の電波強度 (dBm) であり、複数回のスキャンで観測された Wi-Fi 電波情報を合わせている場合は平均値を用いる。FREQUENCY は各 Wi-Fi 基地局が観測された回数を表している。OBSERVEDTIME は停留区間の累計時間である。式 1 に示す仮想距離にしたがって、観測された Wi-Fi 電波情報と既存の統計標本との類似度を計算する。

$$dist(F_w, F_c) = \sqrt{\frac{\sum w_c \times (r_w - r_c)^2}{\sum w_c F_{com}}} \times \left( \frac{\sum w_{F_w-com} + \sum w_{F_c}}{\sum w_c F_{com}} + \frac{|\sum w_c F_{com} - \sum w_w F_{com}|}{\sum w_c F_{com}} \right) \quad (1)$$

$$w = \frac{frequency}{maxFrequency} \quad (2)$$

ただし、 $F_w$  は観測された Wi-Fi 基地局の集合、 $F_c$  は標本の Wi-Fi 基地局の集合、 $F_{com}$  は  $F_w$  と  $F_c$  で共通する Wi-Fi 基地局の集合、 $F_{w-com}$  は  $F_w$  を構成する Wi-Fi 基地局から  $F_{com}$  を構成する Wi-Fi 基地局を除いた集合を表す。 $r_w$  は  $F_w$  を構成する各 Wi-Fi 基地局の受信信号強度を表し、 $r_c$  は  $F_c$  を構成する各 Wi-Fi 基地局の受信信号強度を表す。 $w_{F_w}$ ,  $w_{F_{com}}$ ,  $w_{F_{w-com}}$ ,  $w_{F_c}$ , は前述の Wi-Fi 基地局の集合を構成する基地局の観測頻度による重みである。最小の仮想距離を示す統計標本に注目し、仮想距離が閾値 以上であれば、観測された Wi-Fi 電波情報を新たな統計標本として生成する。仮想距離が閾値 ( $<$ ) 以下であれば、当該統計標本に観測された Wi-Fi 電波情報を追加して更新する。ただし、統計標本を生成するか否かの判定に用いる閾値 を固定にすると、席替えや模様替えなどによるユーザの停留点の細かな変化に対応した標本が生成されず、測位精度が低下する。そこで、まず生成時の閾値

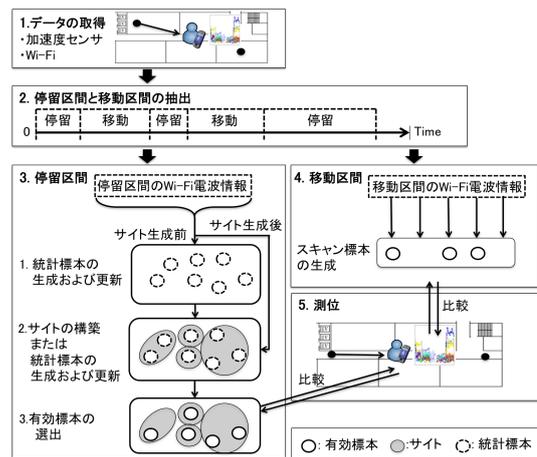


図 1 提案手法のシステム概要図

を小さく (緩く) 設定することで、可能な限り多くの停留点で統計標本を生成する。停留時間の長い統計標本から順に他の統計標本との仮想距離を算出し、閾値 より大きく設定した閾値 より仮想距離が小さい場合、比較した統計標本を削除する。最終的に残った統計標本を測位に用いる統計標本 (以下、有効標本) とし、有効標本を用いてリアルタイムに観測される Wi-Fi 電波情報と比較し測位する。しかし、Wi-Fi 電波のゆらぎによって同一の停留点で複数の統計標本が生成され、測位精度が悪化する。また、断続稼働基地局の存在は考慮されておらず、測位精度が悪化する。さらに、停留点での測位に限定されており、停留点間の移動が不明確となる。

### 3. 提案手法

本章では加速度センサデータと Wi-Fi 電波情報を用いた Wi-Fi 電波標本の自動生成および更新手法を説明する。提案手法の概要を図 1 に示す。本研究では、スマートフォンで収集された加速度センサデータと Wi-Fi 電波情報を 1 日などの一定期間蓄積しておき、オフラインでのデータ処理を想定する。停留区間で統計標本を階層化する手法と移動区間で Wi-Fi 電波情報の自動収集を行う手法を提案する。

#### 3.1 サイトによる統計標本の階層化

まず、停留区間において上述した手法を用いて統計標本の生成および更新を行う。一日など一定期間のデータを用いて統計標本を生成および更新した後、停留時間の長い統計標本から順に一定範囲の仮想距離の統計標本の集合をサイトとして生成する。サイトによって停留時間が長い統計標本から一定範囲の仮想距離以上となる統計標本が生成されないため、無駄な統計標本の生成が制限される。ただし、統計標本の生成時の閾値 を小さく設定したため、類似した統計標本が複数生成されている。そこで、上述の手法と同様にサイトごとに停留時間の長い統計標本から順に他の統計標本との仮想距離を算出し、閾値 より大きく設定し

た閾値  $\theta$  より仮想距離が小さい場合、比較した統計標本を削除し、有効標本を選出する。有効標本を用いて測位している最中も加速度データと Wi-Fi 電波情報は収集しており、一定期間後再び同様の処理を行う。その際に、停留区間で観測される Wi-Fi 電波情報と既存の全サイトとの仮想距離を算出する。サイトとの仮想距離計算には、サイトの中で最も停留時間が長い統計標本を用いる。最も距離が小さくなる仮想距離が一定範囲の仮想距離以下の場合、そのサイトの全統計標本と Wi-Fi 電波情報の仮想距離を算出し、統計標本の生成および更新を行う。

リアルタイムに観測される Wi-Fi 電波情報と、停留区間で生成されたサイトおよび有効標本との仮想距離計算を行うことで測位する。停留区間で測位する場合は、観測される Wi-Fi 電波情報とサイトの距離を式 1 に従って計算し、距離が最小のサイト内の有効標本すべてと再度、式 1 に従い距離計算する。距離が更新する際の閾値  $\theta$  以下、かつ最小の標本の停留点名を測位結果とする。

### 3.2 サイトを用いた断続稼働基地局の発見および除去

サイト内でもっとも停留時間の長い統計標本の Wi-Fi 電波情報からランダムに開始時刻を選択し、そこから連続 5 分間のデータを利用し Wi-Fi 基地局ごとの観測頻度を算出する。これを数回行う。連続 5 分間での観測頻度の最大値が全スキャン回数のうち 90 % 以上であり、最小値が全スキャン回数のうち 10 % 以下の場合断続稼働基地局と判定する。サイト内のすべての統計標本で共有することで、停留時間の短い統計標本でも断続稼働基地局を除去する。

### 3.3 移動中の Wi-Fi 電波情報の自動収集

移動区間ではスキャンごとに収集地点が異なり、収集地点が未知であるため、Wi-Fi 電波情報と収集地点をひも付けることができない。そこで、スキャンごとに観測される Wi-Fi 電波情報を利用し、時系列順にナンバリングされたスキャン番号とひも付けたスキャン標本を生成する。移動区間ではユーザが移動する経路を特徴付けるスキャン標本群が生成される。ただし、Wi-Fi 電波にはゆらぎがあるため、観測される Wi-Fi 電波情報は同一地点でも異なる。特に、電波強度が弱い基地局は常に観測されるとは限らないのでスキャンを表す標本のデータとして適切でない。そのため、ゆらぎの少ない、電波強度が強い基地局上位  $K$  個を利用してスキャン標本を生成する。ただし、連続するスキャン標本は類似しているため、これらの標本を測位に利用した場合、ユーザの現在位置と異なる位置のスキャン標本と一致する可能性が高くなる。そこで、停留区間と同様に、式 1 を用いて、スキャンごとに収集した Wi-Fi 電波情報とすべてのスキャン標本との仮想距離を計算し、閾値  $\theta$  以上の場合のみスキャン標本を生成する。

リアルタイムに観測される Wi-Fi 電波情報と全経路の

スキャン標本群と下記の式 3 に従い距離計算を行い、一定の閾値  $\theta$  以下となるスキャン標本が属する経路を抽出し、ユーザが移動する経路を判定する。観測される Wi-Fi 電波情報と最も距離が小さいスキャン標本を探索すると、理想的には移動とともにスキャン標本の ID 番号は単調に増加する。そのため、複数の経路が抽出されている状況では、探索されるスキャン標本の ID 番号の変化の緩やかさをもとに、尤もらしい経路を選択する。具体的には観測される Wi-Fi 電波情報と経路との類似度である  $routeDistance$  を式 3 に定義する。 $routeDistance$  は式 1 の仮想距離にスキャン標本 ID 番号の差分  $diff$  を掛け合わせたものである。 $diff$  は今回のスキャンで選択されたスキャン標本の ID 番号  $N_c$  と直前のスキャンで選択されたスキャン標本の ID 番号  $N_p$  の差の絶対値である。

$$routeDistance(F_w, F_c) = dist(F_w, F_c) \times diff(N_c, N_p) \quad (3)$$

$$diff(N_c, N_p) = \begin{cases} 1 & (if N_c - N_p = 0) \\ |N_c - N_p| & (otherwise) \end{cases} \quad (4)$$

$$matchRate = \frac{matchCount}{scanCount} \times 100(\%) \quad (5)$$

$routeDistance$  を用いた経路一致率を式 5 に示す。 $matchRate$  を各経路ごとに算出することで一致する経路を判定する。 $matchRate$  が最も高い経路を同一経路と判定する。 $scanCount$  は移動区間が開始したスキャンからリアルタイムのスキャンまでのスキャン回数を表し、 $matchCount$  は移動区間が開始したスキャンからリアルタイムのスキャンまでに各経路の  $routeDistance$  が閾値  $\theta$  以下となった回数を表す。

## 4. 評価

本章では、提案手法の性能を評価する実験および考察について説明する。

### 4.1 サイトの階層化による測位精度評価

ユーザが所持する Android 端末で 2 週間加速度センサと Wi-Fi 電波情報を収集した。ユーザは自身で停留地点のラベル付を行い、それを正解データとする。統計標本の階層化を行った結果、統計標本は 113 個、サイトは 10 個生成された。サイトを用いない場合、統計標本は 107 個生成された。まず、サイトのクラスタリング精度を評価するため、式 6 に示す Cluster Precision を用いた [8]。

$$p_{i,j} = \frac{|C_{i,j}|}{\sum_j |C_{i,j}|} \quad (6)$$

$$p_j = \frac{|\sum_i p_{i,j} C_{i,j}|}{\sum_i |C_{i,j}|} \quad (7)$$

$C_{i,j}$  はサイト  $i$  に属するデータのうちラベルが  $j$  であるデータの集合である。続いて式 7 に従いこれらの重み付けの和を取ることでサイト  $j$  の Cluster Precision  $p_j$  を得る。

表 1 サイトの Cluster precision の結果

| ラベル    | Cluster Precision |
|--------|-------------------|
| CC203  | 0.875             |
| アーク 2F | 1.0               |
| 研究室    | 0.92              |
| サークル K | 1.0               |
| 自宅     | 1.0               |
| 食堂     | 0.86              |
| 塾      | 1.0               |
| 飲食店 1  | 1.0               |
| 飲食店 2  | 1.0               |
| 飲食店 3  | 1.0               |
| 飲食店 4  | 1.0               |
| 飲食店 5  | 1.0               |
| ave    | 0.971             |

表 2 サイトの有無による精度評価の結果

|          | 研究室   | 自宅  | 塾     |
|----------|-------|-----|-------|
| non_site | 91.1% | 90% | 68.8% |
| site     | 93.3% | 94% | 81.3% |

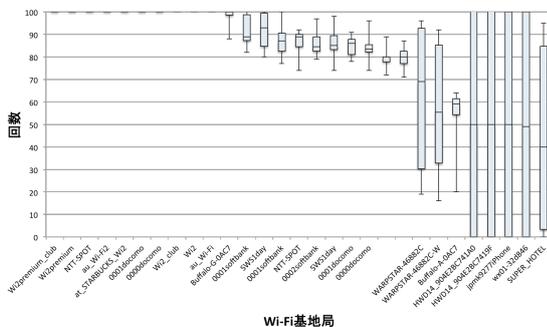


図 2 Wi-Fi 基地局ごとの観測頻度

Cluster Precision の結果を表 1 に表す．ほとんどのサイトにおいて十分な精度でクラス分けできていることがわかる．次に，サイトの有無による測位精度評価を行った．今回は比較的ユーザが長く停留していた研究室，自宅，塾で精度評価を行った．観測される Wi-Fi 基地局は研究室で 60 個程度，自宅で 30 個程度，塾で 40 個程度であった．また，研究室では 15 m 程度離れた 2 地点でラベルが付けられており，自宅，塾では 1 つの地点でラベルが付けられていた．表 2 に精度評価の結果を示す．すべての場所で精度が向上していることがわかる．研究室，自宅，塾で生成された統計標本はそれぞれサイトを用いた場合 4 個，7 個，6 個，用いない場合 5 個，8 個，6 個であった．サイトを用いたことで同一地点で無駄な標本の生成が少なくなったため，精度が向上したことがわかる．

#### 4.2 断続稼働基地局の除去による測位精度評価

まず，同一地点で 1 時間の定点観測を異なる日に 2 回行った．ランダムに開始時刻を選択し，そこから連続 5 分間のデータを利用し Wi-Fi 基地局ごとの観測頻度を算出する．20 回この処理を行い，各 Wi-Fi 基地局の観測頻度の

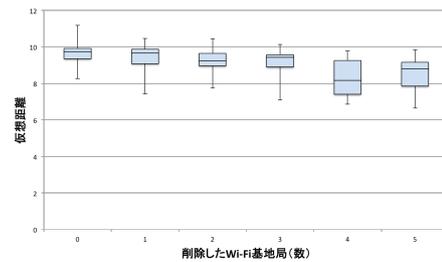


図 3 断続稼働基地局を除去した際の仮想距離



図 4 実験環境

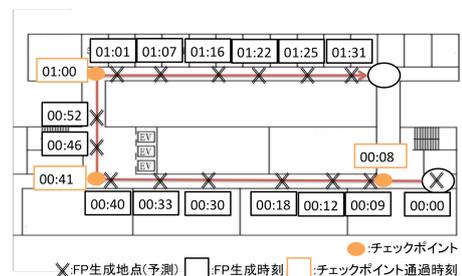


図 5 スキャン標本の生成地点と生成時刻の調査

データのばらつきを図 2 に示す．それぞれの Wi-Fi 基地局は全観測期間での観測頻度順に並んでおり，観測頻度が最も観測頻度の多い基地局の観測回数の 4 割以下の Wi-Fi 基地局は省いている．結果から，下位 5 つの基地局が断続稼働基地局であることがわかる．

そこで，2 時間の Wi-Fi データからランダムに開始時間を選択した連続 5 分間のデータから統計標本を 2 個生成し，統計標本間の仮想距離を算出し，これを 20 回行った．断続稼働基地局を観測頻度順に削除し，削除した個数に応じた仮想距離の変化を図 3 に示す．断続稼働基地局を削除することで同一地点で生成された統計標本間の仮想距離が小さくなっており，精度が向上している．

#### 4.3 移動中の測位精度評価

経路判定の限界性能評価と経路判定評価を行うための実験環境を図 4 に示す．各経路を移動中に三秒間隔で Wi-Fi 電波情報を収集した．

経路 B を歩いた際に，チェックポイントを通過した時刻を記録し，経路上におけるスキャン標本生成地点と生成時刻の調査を行った．スキャン標本の生成地点と生成時刻を調査した結果を図 5 に示す．スキャン標本間の生成時刻の差分は最大 12 秒離れており，歩行速度を秒速 1.2 m と仮定すると，14.4 m 以上の経路であれば経路上にスキャン標

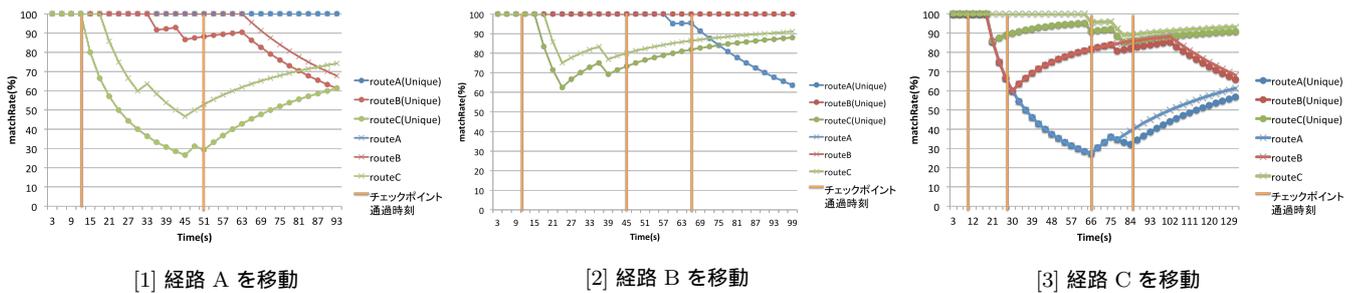


図 6 各経路との matchRate

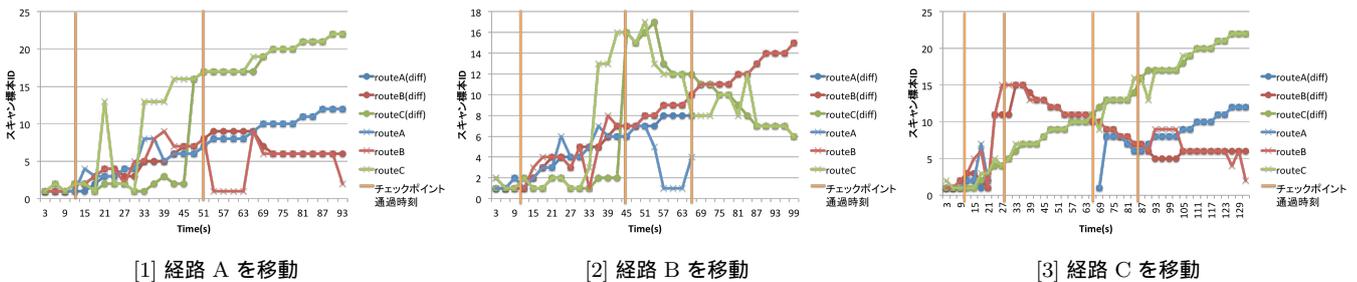


図 7 各経路で一致したスキャン標本 ID

本が生成され、経路を判定できる。

各経路のスキャン標本と再度各経路を歩いた際に観測される Wi-Fi 電波情報との matchRate を算出、経路判定評価を行う。スキャン標本の生成を制限する場合とそうでない場合の matchRate を算出する。スキャン標本を制限しない場合、経路 A, B, C のスキャン標本の個数はそれぞれ 30, 31, 41 個であり、制限する場合は 12, 15, 22 個であった。経路 C を移動した際の matchRate を図 6 に示す。route A, B, C (Unique) と書かれたものが、制限をした場合の各経路の matchRate を示す。どの経路を移動した場合でも、同一の経路を 90%以上の精度で判定でき、チェックポイントを通過した後、スキャン標本の生成を制限したほうが早く matchRate が下がっていることがわかる。

次に、スキャン標本の ID の差分を仮想距離に乘算した場合とそうでない場合に一致した標本の ID を図 7 に示す。どの経路を移動した場合でも、スキャン標本の ID の差分を仮想距離に乘算したことによって、移動とともにスキャン標本の ID 番号は単調に増加している。探索されるスキャン標本の ID 番号の変化の緩やかさをもとに、尤もらしい経路を選択することができた。

## 5. おわりに

本研究では、同一の停留地点にひも付いた複数の標本や断続稼働基地局の除去と停留地点間の移動の認識を目指し、統計標本の階層化と移動中の Wi-Fi 電波情報を自動収集する手法を提案した。停留区間ではサイトで Wi-Fi 電波環境が類似する空間ごとに統計標本を管理することで測位精度が最大 12.5%上がった。移動区間では 14.4 m 以上の経路であれば 90%以上の精度で判定できることがわかった。今

後は移動区間で生成された標本は Wi-Fi 電波環境の変化に追従するため、ユーザが歩いた経路のスキャン標本を最新の Wi-Fi 電波情報で更新する手法を考案する。

## 参考文献

- [1] Takashi Sakaguchi, Masahiro Mochizuki, Kazuya Mura, and Nobuhiko Nishio. Adapting wi-fi samples to environmental changes automatically. Proc. of UbiComp '14 Adjunct, pp. 843–852. ACM, 2014.
- [2] Nishio Nobuhiko, Fukuzaki Yuuki, and Azumi Takuya. Detecting wi-fi base station behavior inappropriate for positioning method in participatory sensing logs. Proc. of UbiComp '13 Adjunct, pp. 665–672. ACM, 2013.
- [3] Jon Froehlich, Mike Y. Chen, Ian E. Smith, and Fred Potter. Voting with your feet: An investigative study of the relationship between place visit behavior and preference. Proc. of UbiComp'06, pp. 333–350. Springer-Verlag, 2006.
- [4] Hyejeong Shin and Hojung Cha. Wi-fi fingerprint-based topological map building for indoor user tracking. Proc. of RTCSA '10, pp. 105–113. IEEE Computer Society, 2010.
- [5] Jiang Yifei, Pan Xin, Li Kun, Lv Qin, Dick Robert P., Hannigan Michael, and Shang Li. Ariel: Automatic wi-fi based room fingerprinting for indoor localization. Proc. of UbiComp '12, pp. 441–450. ACM, 2012.
- [6] Jiang Yifei, Yun Xiang, Pan Xin, Li Kun, Lv Qin, Dick Robert P., Shang Li, and Hannigan Michael. Hallway based automatic indoor floorplan construction using room fingerprints. Proc. of UbiComp '13, pp. 315–324. ACM, 2013.
- [7] Shun Yoshimi, Kohei Kanagu, Masahiro Mochizuki, Kazuya Mura, and Nobuhiko Nishio. Pdr trajectory estimation using pedestrian-space constraints: Real world evaluations. Proc. of UbiComp/ISWC'15 Adjunct, pp. 1499–1508. ACM, 2015.
- [8] Tâm Huynh and Bernt Schiele. Analyzing features for activity recognition. Proc. of sOc-EUSAI '05, pp. 159–163. ACM, 2005.