

## 細粒度 Wi-Fi 測位と加速度センサを併用した 屋内行動認識

藤井 陽光<sup>†1</sup> 川崎 万莉<sup>†1</sup> Anh Tuan NGUYEN<sup>†1</sup>  
安積 卓也<sup>†2</sup> 西尾 信彦<sup>†2</sup>

近年, スマートフォンと呼ばれる, GPS や加速度センサなどを搭載した高機能携帯端末が日常生活に浸透し, 端末の現在位置に基づいたサービスが数多く提供されている. 本論文では, スマートフォンを用いて, 屋内など GPS での測位が困難なエリアでのパーソナルで相対的な位置特定の実現を目的とした. ユーザが日常生活で停留する場所がそのユーザにとって重要な場所であると考え, Wi-Fi 基地局観測ログや加速度センサデータを用い, ユーザの停留地点と観測されたセンサデータの関連付けを自動的に行った. また, そのユーザの遷移履歴を反映した停留地点の相対的位置のマップを生成し, そのユーザ個人に特化した高精度な位置推定を実現した. この手法の有用性を検証するため, 一定時間加速度センサデータと Wi-Fi 基地局観測を記録し続け, 停留地点を特徴づけるセンサデータをノードとした相対的位置マップの自動生成を行い, それを用いて測位性能を評価した. その結果, 日常生活での停留地点をほぼ正しく認識した. また本手法で測位可能な限界性能について評価した.

### Indoor Human Activity Recognition via Synergy of Fine-Frain Wi-Fi Localization and Accelerometer

HARUMITSU FUJII,<sup>†1</sup> MARI KAWASAKI,<sup>†1</sup>  
ANH TUAN NGUYEN,<sup>†1</sup> TAKUYA AZUMI<sup>†2</sup>  
and NOBUHIKO NISHIO<sup>†2</sup>

As Smartphones have proliferated, they have incorporated location based services which take advantage of their sensing capabilities. This paper introduces a new personalized localization method to cover areas where the absolute location is unknown. Accelerometer is used to track a user's movement over a certain duration, the method builds a map which indicates the relative distances between places where the user has stopped. Also, the system collects Wi-Fi fingerprints to associate them with the relevant places in the map. Our

System determines where in the map the user is. We observed Wi-Fi data and accelerometer data for a certain period of time. The accelerometer detects the user's stopping, elevator ascending or descending, walking. Then, a map was generated automatically. We investigated the localization capability. The result shows the map is accurate enough for tracking daily life. Also, we investigated limit of the system's ability to estimate the user's location.

#### 1. はじめに

iPhone や Android 携帯などの, 一般にスマートフォンと呼ばれる携帯端末が, 情報技術の発展とともに登場し, 日々進化している. このような携帯端末には, GPS, 加速度センサや照度センサなどのセンサ機能, Bluetooth や Wi-Fi などの無線通信機能などが搭載されている. これらは, ユーザが普段どこへでも持ち歩くことが可能であり, リアルタイムなセンシングが可能なセンシング携帯端末として期待できる. このような携帯端末が我々の日常生活の中に浸透してきたことにより, 「友人の現在の居場所を共有してコンタクトをとる」, 「店舗や施設の様子を現在地と共に紹介する」などといった, 端末の現在地情報に基づいたサービスが数多く提供されている.<sup>1)2)</sup> このような位置情報サービスの普及に大きく貢献しているのは, GPS による測位技術であるが, 衛星が観測できない屋内や地下, 都会のビル群などではこれらのサービスが利用できない. よって近年では, 屋内や地下街などの GPS では測位できないエリア (GPS 不感エリア) での人や物の位置認識を行う研究が盛んに行われている.

GPS 不感エリアでの測位の多くは, センサやタグを建物などの施設内に設置したり, ユーザに装着したりすることによって測位する. また, 屋内や地下に既に設置されている Wi-Fi 基地局の電波受信データを, 一定間隔ごとに事前に収集しておき, これらのデータとのマッチングを行うことで測位する手法もある. しかし, これらの手法では導入・運用コスト, ユーザに装着するセンサやタグの小型化, データの事前収集コストなどの問題がある. 今後も位置情報サービスが発展し, 社会に浸透していくためには, これらの問題を解決する必要がある.

上述の測位手法の多くは, ユーザがどこでも測位ができるようにすることを目的とし, セ

<sup>†1</sup> 立命館大学大学院 理工学研究科

<sup>†2</sup> 立命館大学 情報理工学部

ンサデータや Wi-Fi 観測ログを、緯度経度や地図上の位置などの絶対的位置に結び付けている。しかし、日常のあらゆる瞬間に必ず測位可能である必要はなく、また絶対的位置が必要だとも限らない。ユーザもしくはサービスが測位を要求する場所で、測位が可能であれば十分である。そこで我々は、ユーザが停留する場所にそのユーザにとっての意味があると考えた。その停留点におけるセンサデータの統計的特徴量を、自動的にクラスタ処理して収集する。この停留場所と関係づいた特徴量を標本クラスタとして自動生成する。そのユーザが停留する場所で標本クラスタを自動生成し、その標本クラスタ間の相対的位置を反映したマップを生成して、緯度経度出力でなく、かつパーソナライズされた測位を行う。この手法では、ユーザの停留に着目して標本クラスタを生成するため、緯度経度などの絶対的位置の代替として各標本クラスタが持つべき場所的な意味（研究室、会議室、教室等）を自動的に取得できない。しかし、各標本クラスタはユーザが普段停留する場所であり、このような場所は限定的であるため、手動でラベルづけすることはそれほど困難ではない。また、「測位したい」と思う重要な場所は人によって異なるが、本手法ではユーザごとに停留した場所が標本クラスタにされるので、自動的にパーソナライズされる。

ユーザが停留するごとに、センサデータの特徴量と関連付けるコストは大きく、また関連付けが行われていなければ測位できないので、記憶しておく標本クラスタ及びマップは自動的に生成されるのが望ましい。そこで本研究では、加速度センサデータから歩行、停留の2つの状態を識別し、ユーザの停留状態と Wi-Fi 基地局観測ログの特徴量を関連付けることで、測位のための標本クラスタを自動生成する。しかし、多くの建物にはエレベータが設置されており、エレベータで移動中も停留と認識される。従って本研究では、停留状態と判定された時間帯でエレベータによる加速度の影響を受けていないかどうかの判定を行う。判定の結果エレベータで移動中と認識された場合、エレベータで下降もしくは、エレベータで上昇と定める。また、加速度センサデータを用いて標本クラスタの切れ目を判断したり、標本クラスタ間の歩数の統計量を標本クラスタ間の位置関係とすることで、自動生成される標本クラスタ間のトポロジを保持したマップを生成する。

標本クラスタを自動生成するので、生成される標本クラスタの細かさ（以降、粒度）の限界を把握しておくことが必要となる。ユーザやサービスの要求する測位の粒度が、自動生成される標本クラスタの限界粒度よりも細かい場合、要求された粒度での標本クラスタを生成できず、測位できないからである。自動生成される標本クラスタの限界粒度を把握するということは、本手法で用いるセンサで認識可能な最も細粒度での測位ができるということである。よって、本研究では、加速度センサデータと Wi-Fi 基地局観測ログから停留を認識

して標本クラスタを自動生成し、その標本クラスタを利用して最も細粒度な測位を実現することで、GPS 不感エリアでのパーソナルな測位を低コストで可能にすることが目的である。以降第2章では関連研究として、既存の測位手法について説明したのち、既存手法の課題について述べる。第3章では、本論文で提案する測位手法について詳述し、本システムの実装について第4章で説明する。本手法の有用性を検証するための評価実験環境とその結果について第5章で述べ、最後に第6章で本論文をまとめる。

## 2. 関連研究

1章でも述べたように、GPS は衛星が観測できなければ測位を行えないため、近年では屋内や地下街など、GPS 不感エリアでの人や物の位置認識に関する研究が多くなされている。よって、本節では、屋内や地下街などの GPS 不感エリアにおける測位に取り組む関連研究を紹介する。

### 2.1 超音波を用いた測位

超音波を用いた位置検出は、位置が既知の送信機から超音波を発生し、人や物などに取り付けられた超音波受信機との距離を測定する手法や、それとは逆に位置が既知の超音波受信機を天井等に配置し、発信機から放たれる超音波から位置を検出する手法が知られている<sup>3)4)</sup>。これらの超音波を用いた位置検出では、超音波を送受信する超音波センサノードの位置をあらかじめ正確に測定し配置しなければならない。そこで南らは、位置が既知の超音波センサノード数の削減を目的とし、再帰的に各センサノードの位置を決定する手法を用いて自律分散型屋内位置検出システムを構築している<sup>5)</sup>。位置が既知の超音波センサノードがあらたな位置基準となり、各センサノードの位置を再帰的に決定する。これにより超音波位置検出システム導入時の初期コストを抑えている。

### 2.2 赤外線タグを用いた測位

赤外線タグとは、個別の ID 等の情報を、赤外線を用いた通信で受信機器に送信するアクティブタグである。中村らは、赤外線タグを用い、局所的な位置関係と大局的な位置関係を同時取得可能な手法を提案している<sup>6)</sup>。赤外線タグの指向性と有効距離を利用し、送信方向にあらかじめ対応付けられたタグ ID を伝える。これにより、有効距離内にある受信機が付いたものや人の相対的な位置関係を取得し、トポロジを生成している。また、坂田らは、ユーザが持つ端末に取り付けられた赤外線タグの発行を、環境側に設置した赤外広角カメラにより検出することで、小数のセンサで高精度かつ安定した測位を行える手法を提案している<sup>7)</sup>。さらに、測位と同時に赤外線タグの発行を制御したり、各ユーザの認識及び追跡を可

能にしている。

### 2.3 RFID タグを用いた測位

RFID (Radio Frequency IDentification) タグは、個別 ID などの情報が埋め込まれ、電磁界や電波などの近距離無線通信機能を持つタグである。RFID タグから近距離無線通信機能を用いて情報をやり取りし、測位を行う。各タグの個体識別 ID と受信機で観測された信号強度から、タグが貼られた物や人までの距離を推定するため、タグもしくは受信機のどちらかの位置が既知である必要がある。

椎尾らは、等間隔に 36 個の RFID タグを取り付けた 90cm 四方のカーペットを複数枚敷設し、履物に取り付けられた RFID リーダで ID を読み取ることで、人の位置を認識している<sup>8)</sup>。黒川らは、RFID リーダを取り付けた厚み 50mm、広さが 50cm 四方の OA フロアマットを複数枚敷設し、履物に装着された RFID タグが発する値から、人の位置検出に取り組んでいる<sup>8)</sup>。これにより、OA フロアマット上のどの位置に人がいるか、何人いるかを認識することができる。また、椅子などの家具にもタグを取り付けることで、物の位置も認識できる。これら 2 つの先行研究は部屋などの床面に RFID タグもしくはリーダを敷設して位置の検出を行うものであったが、安田らは建物内などの比較的広い範囲に高密度に RFID タグを設置することでユーザの位置を認識し、屋内ナビゲーションを実現している<sup>9)</sup>。

### 2.4 Wi-Fi 基地局観測ログを用いた測位

Wi-Fi 基地局観測ログを用いた測位は、無線 LAN の普及により急速に実用性が高まりつつある。既存の Wi-Fi 基地局 から発せられる電波情報を用いて測位を行うため、環境側に特別な機器を設置する必要がない。また、無線 LAN デバイスが内蔵された PC やスマートフォンなどで手軽に無線電波を受信することができるので、屋内測位分野で着目されている。

藤田らは、地下鉄の駅内における測位を実現するため、駅内で観測された Wi-Fi ログのデータベースを構築し、Wi-Fi 基地局観測ログを学習データとした位置測定を行う手法を提案している<sup>10)</sup>。地下鉄の駅内では GPS データを取得できないため、代わりに駅の地図を画像に変換し、画像上の 2 次元座標で位置を定義し測位可能にしている。

### 2.5 関連研究の問題点

超音波やタグを用いれば、数 cm から数 m の測位が可能である半面、建物や室内などに電波の送受信機を設置する必要がある。RFID タグは近年小型化・低廉化が進んでいるが、時間的・金銭的なコストは無視できない。また、送受信機の位置は既知でなければならないため、送受信機をどこに設置したかを管理しておく必要がある。さらに、広範囲または高密

度に送受信機を設置する場合、機器の故障等に対応したメンテナンスを行わなければならない。

Wi-Fi 基地局観測ログを用いた測位技術は、Wi-Fi 基地局 の位置が既知でなければならず、各場所で観測される Wi-Fi 基地局 の MAC アドレスと受信信号強度など (Wi-Fi 基地局 電波情報) を収集するという作業が必要になる。2.4 節の関連研究では、Wi-Fi 基地局 電波情報とそれを測定した位置を結び付けるツールを新たに用意している。よって、ツールがなければ位置と Wi-Fi 基地局電波情報を関連付けられない。また、Wi-Fi 基地局 電波情報を収集していない場所では測位できないので、限定的な利用に留まる恐れがある。

さらに、Wi-Fi 基地局観測ログを用いた測位は、屋内における位置の認識率向上が困難である。一般的に、観測される Wi-Fi 基地局 が多い方が、各場所における特徴を抽出しやすく、屋内では多くの Wi-Fi 基地局 が観測できるため、各場所における特徴を抽出しやすく、それぞれの場所を認識することは容易に思える。しかし実際には、Wi-Fi の電波は通常 50m から 200m 到達し、電波の揺らぎや反射等が起こる。屋内のような限られた空間中に認識したい場所が密集していると、各場所を認識できうるだけの特徴を Wi-Fi 基地局観測ログから抽出することが難しくなる。

## 3. パーソナライズ Wi-Fi 測位手法

本章では、我々が考案した パーソナライズ Wi-Fi 測位手法の詳細と、構築した測位システムについて述べる。まず本手法の想定環境を示し、その上で手法のアプローチの説明と、構築した測位システムの説明を行う。

### 3.1 想定環境

本節では、本手法の想定環境について述べる。本手法では、ユーザは常にセンシング携帯端末を保持していると仮定し、日常生活の中でユーザが意図せずに Wi-Fi 基地局観測ログと加速度センサデータを収集し、常にアップデートされたデータから標本クラスタを生成し続けることを想定している。日常生活の中でユーザが意図せずに Wi-Fi 基地局観測ログと加速度を収集できるので、絶対位置と関連付けた Wi-Fi 基地局 電波情報等の収集作業を行うということはしない。Wi-Fi 基地局観測ログを用いて測位を行う場合、Wi-Fi 観測の位置は既知でなければならないという制約がある。これは 2 章で触れた測位技術の多くが、どこでも測位が可能とすることを目的にしているため、ユーザの現在位置を緯度・経度や地図上の位置などに関連付けなければならない。そのためには各 Wi-Fi 基地局 の位置が既知もしくは Wi-Fi 観測の絶対的位置から推定しなければならないが、本研究ではユーザの停

留と Wi-Fi 基地局観測ログの特徴量との関連付けができればよく、ユーザが停留した地点が地図上のどこかは関知しない。よって、Wi-Fi 基地局や Wi-Fi 観測の絶対的位置が既知かどうかには依存しない。

### 3.2 標本クラスタの自動生成

ここでは、Wi-Fi 基地局観測ログと加速度センサデータを用いた標本クラスタの自動生成について説明する。まず、加速度センサデータから歩行・停留状態の認識を行う。5 秒以上連続して歩数を算出できた場合、歩行状態として歩数を算出し続ける。5 秒以上連続して歩数を算出できなかった場合は、停留状態とする。しかし、1 章でも述べたように多くの建物にはエレベータが存在する。歩行、停留のみの状態判別では、エレベータで移動中も停留と認識される。そのため、本研究ではエレベータ認識を行うことで、歩行、停留、エレベータ下降、エレベータ上昇の 4 状態の識別を行う。エレベータ認識については 3.3 節で述べる。図 2 中の青色のラインは、スマートフォンで観測された x, y, z 軸の 3 軸を合成した値を示している。本研究ではまず、ある時間帯における加速度生データから歩数計アルゴリズムを利用することで歩行と停留の切り分けを行う。次に、停留と認識された時間帯の加速度センサデータでエレベータ認識を行う。エレベータ認識の結果、エレベータで移動中と判定された場合、その時間帯を停留からエレベータ下降もしくはエレベータ上昇と定め直す。

次に、加速度センサデータによって停留状態と認識された時間帯の Wi-Fi 基地局観測ログから、特徴量を抽出する。特徴量は、ある時刻において観測された Wi-Fi 基地局の MAC アドレスと受信信号強度から算出する。次に、ある時刻における Wi-Fi 基地局観測ログの特徴量と、既存の各標本クラスタの特徴量の仮想距離を求める。仮想距離は式 1 により算出される値である。

$$dist(F_w, F_c) = ED(F_w, F_c) \times \frac{(|F_w| + |F_c|) - |F_w \cap F_c|}{|F_w \cap F_c|} \quad (1)$$

$$ED(F_w, F_c) = \sqrt[2]{\sum (F_w - F_c)^2} \quad (2)$$

式中の  $F_w$  はある時刻における Wi-Fi 基地局観測ログの特徴量、 $F_c$  は標本クラスタの特徴量である。標本クラスタの特徴量は、その標本クラスタに所属する Wi-Fi 基地局観測ログの特徴量の平均値である。式 2 で、Wi-Fi 基地局観測ログと標本クラスタ特徴量のユークリッド距離を求めている。このユークリッド距離を、 $F_w$  と  $F_c$  内の要素の個数で正規化したものが仮想距離となる。

式 1 を用い、仮想距離が近い特徴量ごとにクラスタリングを行って標本クラスタを生

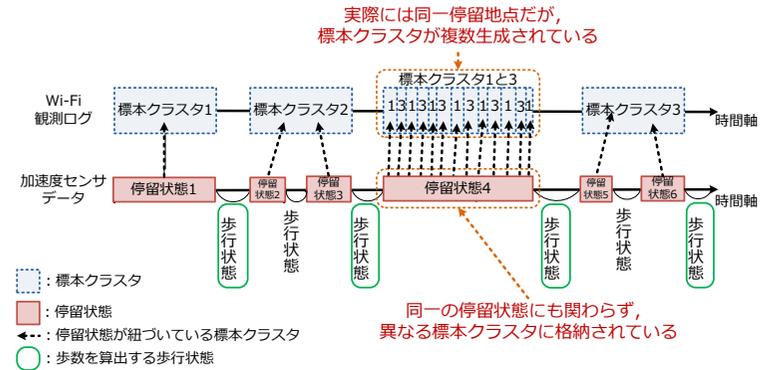


図 1 停留・歩行判定と標本クラスタの生成例

Fig. 1. Generation of sample clusters at stopping point.

成する。停留状態時の特徴量ごとにクラスタリングを行うことで、停留地点の同一性を判定している。近い特徴量かどうかは、閾値により決定される。この閾値を距離関数閾値 (0.0 から 1.0 の任意の値) と定義し、この閾値に本研究では 0.01 を採用することによって新しいクラスタを生成するかどうかを判定している。よって、標本クラスタは、特徴量が近い Wi-Fi 基地局観測ログの集合となる。標本クラスタの生成例を 図 1 に示す。

図内の実線の四角は加速度センサデータから判定された停留状態、点線の四角は停留状態が関連付けられている標本クラスタである。停留状態と標本クラスタの数字は、各々の ID である。角丸四角の歩行状態認識については 3.4 章にて述べる。これらの方法でユーザが停留していた場所と、その場所の特徴量を関連付けし、標本クラスタを自動的に生成する。

### 3.3 エレベータ認識

ここでは、エレベータの上昇、下降の認識について説明する。エレベータで上昇中もしくは下降中は、停留時や歩行時とは異なる加速度の波形が観測される。エレベータで移動中の区間を拡大したものを 図 2 の下部に示す。特に、エレベータの移動が始まる瞬間や止まる瞬間に特徴的な波形が観測されることが分かる。まず、ローパスフィルタを用いることにより、加速度生データの中に含まれる高周波を取り除いた。ユーザの動きは高周波として加速度の波形に現れる。一方で、エレベータの上昇や下降の動きは低周波として加速度の波形に現れる。従って、高周波を取り除くことによってエレベータの動きによる加速度波形の影響を鮮明にすることができる。先に山のような波形を観測した場合は上昇を示しており、

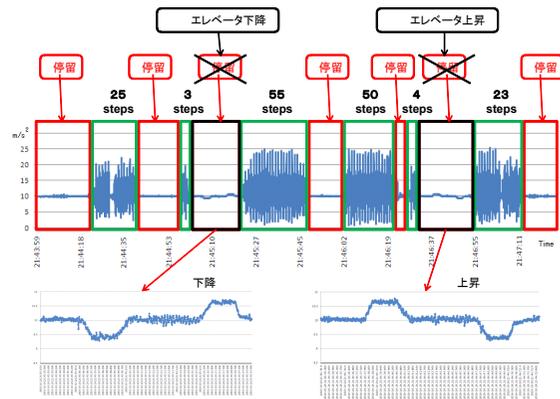


図 2 停留, 歩行, 上昇, 下降の分類  
Fig. 2 Division of stopping, walking, ascending, and descending.

先に谷のような波形を示している場合は下降を示している。

### 3.4 標本マップの生成

ここでは、各標本クラスタ間のトポロジ認識による標本マップの生成について説明する。加速度センサデータから算出される歩数の統計量を標本クラスタ間の位置関係として、標本マップを生成する。これにより、標本クラスタ間の実距離に基づいたトポロジを明確にする。

歩数の算出は、標本クラスタ間の歩行状態と認識された加速度センサデータのみである。標本を自動生成する際、各停留状態が所属する標本クラスタが分かる。ある歩行状態が、異なる標本クラスタに所属する停留状態に挟まれている場合、異なる停留地点へ遷移する際の歩行状態とみなして歩数を算出する。しかし、同一の標本クラスタに所属する停留状態に挟まれている場合は、同一停留地点内での歩行として、歩数の算出を行わない。この例を図 1 に示す。この例では、図内の角丸四角で囲まれている歩行状態のみ歩数を算出する。このようにして標本クラスタ間のトポロジを認識し、標本マップを生成する。

Wi-Fi 電波の揺らぎや反射によって、ユーザが停留状態であっても Wi-Fi 基地局観測ログの特徴量に不安定さが生じる。このようなときに、複数の標本クラスタが生成され、同一停留状態が複数の標本クラスタに関連付けられる場合がある。図 1 の点線で囲まれている部分はその例である。同一の停留状態 4 にも関わらず、標本クラスタ 1 と 3 が交互に出現している。このような場合には、同一停留状態に関連付けられた複数の標本クラスタをマ-

ジし、標本マップを生成する。

### 3.5 測位

ここでは、停留状態において、リアルタイムな Wi-Fi 観測データと、自動生成された標本マップ内の各標本クラスタとのマッチングによる測位について説明する。自動生成された標本マップ内の各標本クラスタが、測位時の停留地点として認識される。すなわち、各標本クラスタの中で、リアルタイムな Wi-Fi 観測データとの近い特徴量が得られる標本クラスタを現在の停留地点として認識する。但し、それまでに自動生成されたどの標本クラスタとも異なる判断された場合、つまり、距離閾値により距離 (= 違い) があると判断された場合には、新たに標本クラスタが生成される。

## 4. 評価実験

本手法の有用性を示すために、本手法を実装したパーソナル Wi-Fi 測位システムによる評価実験を行った。本章ではまず評価実験環境を説明し、その後評価実験の結果について示す。

### 4.1 実験環境

本実験は、立命館大学びわこ・くさつキャンパス内の情報理工学部棟内で行った。屋内で評価を行ったのは、GPS が観測されないエリアでも、本手法を用いれば測位できることを示すためである。情報理工学部棟は 7 階建ての建物で、各フロアで数個から数十個のアクセスポイントが設置されているが、各々の設置場所については把握していない。

ユーザが保持するセンシング携帯端末には、SAMSUNG Nexus S を採用した。センシング携帯端末を保持し、Wi-Fi の電波を 3 秒に 1 回、加速度センサのデータをサンプリングレート 50 ヘルツで取得した。なお、センシング携帯端末は、ズボンのポケットに入れた状態で実験を行った。

### 4.2 標本マップの生成

情報理工学部棟内で歩行、停留、エレベータで移動を繰り返したときの加速度センサデータから、歩行・停留、エレベータ上昇、エレベータ下降を認識した結果を図 3 に示す。図内の丸は停留状態で、丸内の数字は停留状態の ID であり、生成された順に付与されている。矢印は歩行状態を示している。この時点では歩行・停留・エレベータ上昇・エレベータ下降状態に分類しただけである。

図 4 は、図 3 で示された停留状態が実際の建物内のどこで認識されたのかをあらわしたものである。図内の丸は停留状態と認識されたデータである。丸の中の数字は各停留状態の

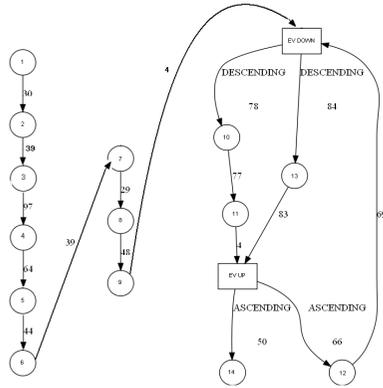


図 3 停留, 歩行, 上昇, 下降の分類

Fig. 3 Assortment of walk state, stay state, descending, ascending.

表 1 歩数の認識率  
Table 1 Recognition of steps.

1 回目	2 回目	3 回目	4 回目	5 回目
94	96	97	100	99

ID であり, 図 4 の ID と対応している. 丸の中に複数数字がある箇所は, 同一の場所で複数回停留したためである. 図内の四角は, エレベータ上昇もしくはエレベータ下降状態をあらわしている. 図 3 の歩行・停留・エレベータ下降・エレベータ上昇状態に, Wi-Fi 基地局観測ログの特徴量を関連付けて場所の同一性識別を行うことで標本マップを生成する. 生成された標本マップを 図 5 に示す. 丸は生成された標本クラスタで, 丸の中の数字は標本クラスタの ID を示している. 矢印は, 標本クラスタ間の遷移をあらわしており, 矢印の近くに印字されている数字は歩数を示している. なお, 歩数認識精度を表 1 に示す. これはセンシング携帯端末 Nexus S をズボンのポケットに入れ, 100 歩の歩行を 5 回行ったときのそれぞれの認識率 (パーセント) である. 5 回とも, 90 パーセント以上の認識率を維持している.

図内の吹き出し内の数字は, 図 3 停留状態の中で, 各標本クラスタに関連付けられてい

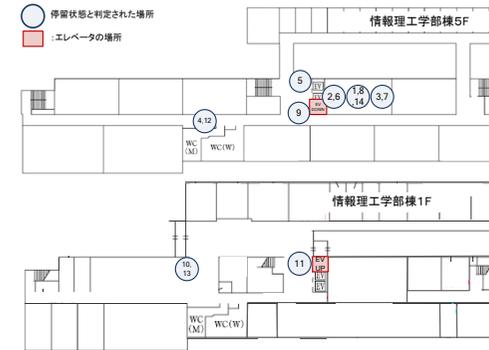


図 4 停留状態の実際の位置関係

Fig. 4 Real position of stay state.

る停留状態の ID である. 図 4 と 図 5 から, ほぼ実際の位置関係と相違ない標本マップが生成されている.

停留状態 5, 9 と 11 は, 同一標本クラスタに格納されている. これは, 2 つの場所で共通のアクセスポイントが観測されたためである.

#### 4.3 標本マップを用いた測位

4.2 節で生成した標本マップを用いて, 標本クラスタが生成された各停留地点での測位を行った. 結果を表 2 に示す. この認識率は, 各停留地点において測位を 100 回行い, 正しい標本クラスタが現在の停留点として選ばれたときの認識率である. 全ての停留地点で, 認識率は 95 パーセント以上となった.

#### 4.4 本手法を用いた測位の限界性能評価

本手法では, 生成された標本クラスタが測位に用いられるので, 標本クラスタをどれだけ細かく生成できるかが測位の限界を左右する. そこで, 3m 間隔で 3 × 3 個の標本クラスタ

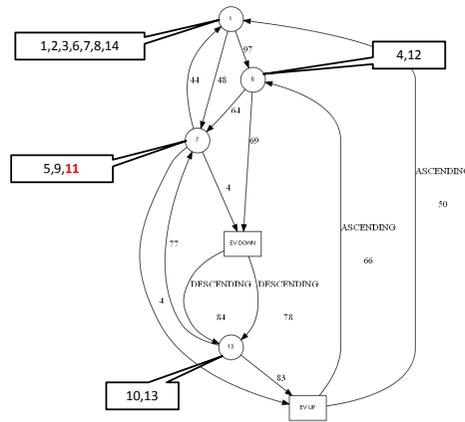


図 5 生成された標本マップ  
Fig. 5 Created clusters map.

表 2 各標本クラスタにおける認識率  
Table 2 Recognition of each cluster.

標本クラスタ ID	1	2	3	4
認識率	99	98	99	99

を生成し、実際に停留中の標本クラスタが認識されるかどうかを検証した。Wi-Fi を 3 秒間隔でセンシングし、5 分間その地点に停留したときの Wi-Fi 基地局観測ログを用いて各標本クラスタを生成した。4 章で示した実装では、距離関数閾値を 0,01, スムージング間隔をセンシング間隔と同じ秒数として標本クラスタの生成を行っていたが、これらの値が限界まで細粒度な標本クラスタを生成できる値かどうかは未確認であった。また、限界まで細粒度な標本クラスタを生成可能な閾値の発見を自動化していなかったため、今回の検証では手動で標本クラスタを生成した。観測された Wi-Fi 基地局数が標本クラスタの認識に与える影響を観察するため、Wi-Fi 基地局観測数が 36 のエリア A と、Wi-Fi 基地局観測数が 4 のエリア B での検証を行った。

標本クラスタの数を増減させることで標本密度を変え、その際の認識率を算出した。標本密度は式 3 で求められる。式中の  $n$  は標本クラスタの数、 $i$  は標本密度を求めるために着目する標本クラスタ、 $d_{ij}$  は標本クラスタ  $ij$  間の距離である。

$$\sum_{i=0}^{n-1} \begin{cases} \frac{1}{(d_{ij})^2} & (i \neq j) \\ 0 & (i = j) \end{cases} \quad (3)$$

また、認識率は、標本クラスタとリアルタイムな Wi-Fi 観測データとのマッチングを行った結果から算出する。認識率の算出には、検証時に停留していた標本クラスタ（以降、正解標本クラスタ）と測位された回数と、正解クラスタに隣接している標本クラスタと測位された回数及び正解標本クラスタとの距離の比を用い、式 4 によって算出される。式中の  $R$  は、標本クラスタとリアルタイムな Wi-Fi 観測データとのマッチングを  $m$  回試行した際、結果として帰ってきた標本クラスタが格納された配列である。 $n$  は、認識率に考慮する標本クラスタの個数である。 $d_i$  は、正解標本クラスタと認識率算出に用いる標本クラスタ  $i$  との距離の比である。

$$\frac{1}{|R|} \times \sum_{i=0}^n \frac{1}{1 + (d_i)^2} \quad (4)$$

$$R = [r_0, r_1, r_2, \dots, r_{m-1}]$$

正解標本クラスタと、認識率に用いる標本クラスタとの位置関係及び距離の比の例を 図 6 に示す。式 3 によって求めた標本密度と、各標本密度での認識率を式 4 で算出した値をグラフにした。エリア A, B の結果をそれぞれ 図 7, 図 8 に示す。グラフ中において、等確率手法とは、全標本クラスタが等確率に選択される可能性を持つとき、ランダムに 1 標本クラスタを抽出する手法のことである。図 7 と 図 8 それぞれにおける本手法の認識率を見比べてみる。前者と比較すると、後者は認識率が全体的に下がっていることが分かる。よって、認識率は Wi-Fi 基地局観測数に影響されることが確認された。また、多少の上下はあるものの、どちらのグラフでも、標本密度の値が大きくなるに従って認識率が下がっていることが分かる。回帰曲線の相関係数を見ても分かるように、標本密度は認識率に密接にかかわっていることが明らかになった。

図 7 及び 図 8 のグラフにおいて、本手法で求める認識率の回帰曲線が、標本密度が 0.55 から 0.65 辺りで、等確率手法で求める認識率の回帰曲線に収束している様子が見受けられる。よって本手法は、標本密度が 0.55 から 0.65 のときに等確率手法と同様の認識率になる。しかし、標本密度が 0.55 から 0.65 というのは、6m 四方に標本クラスタが 7 から 9 個存在している場合であり、日常生活において 3m おきに繰り返し停留を行うことは極め

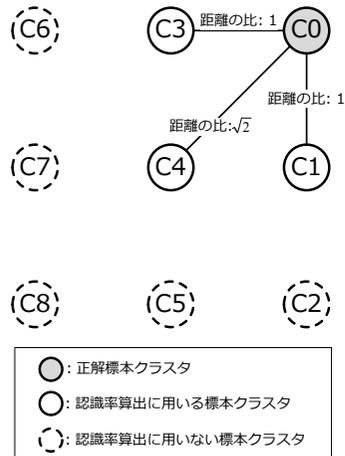


図 6 標本クラスタと、認識率に用いる標本クラスタとの位置関係及び距離の比の例  
 Fig. 6 Example of position and distance proportion between clusters using recognition.

て少ない。よって、本手法での測位の限界性能は、日常生活での用途において問題なく測位が可能なレベルである。

## 5. 結 論

本章では、本研究の提案手法とその成果についてまとめる。また、今後解決していくべき課題を示す。

本研究では、加速度センサデータからユーザの停留、歩行、エレベータ上昇、エレベータ下降の4状態を認識し、Wi-Fi 基地局観測ログから抽出した特徴量と関連付けることで、測位に必要な標本クラスタとマップを自動生成する手法を提案した。本手法では、加速度センサデータから得られる標本クラスタの切れ目や歩数から、標本クラスタ間の位置関係を考慮した標本マップの生成が可能である。自動生成された標本マップを用いて、緯度経度出力でなく、かつパーソナライズされた測位を行い、GPS 不感エリアでのパーソナルな測位を低コストで可能にすることが目的である。この手法を用いて生成した標本マップを用いて測位を行った結果、認識率は95パーセント以上となった。また、自動生成される標本クラスタを用いた測位の限界性能を検証するため、3×3の停留地点を3m間隔で疑似的に生成し、認識率を算出した。その結果、標本密度が0.55から0.65のとき、ランダムに1標本クラ

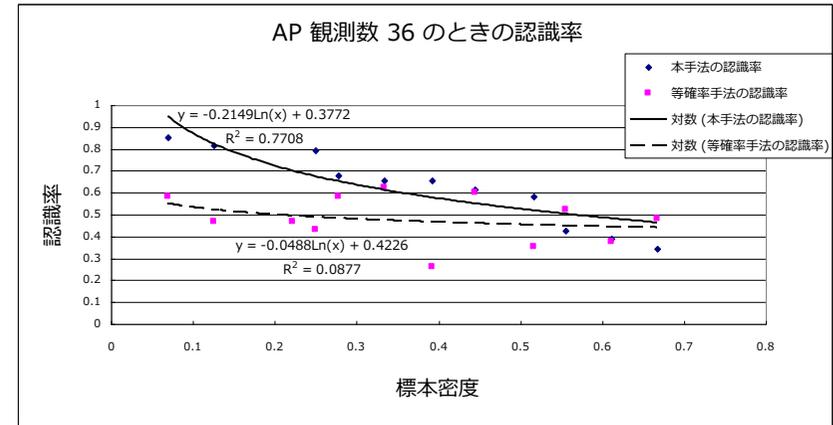


図 7 エリア A - Wi-Fi 基地局 観測数 36 での限界性能検証結果  
 Fig. 7 Area A - Result of limit performance test where observed 36 Access Points.

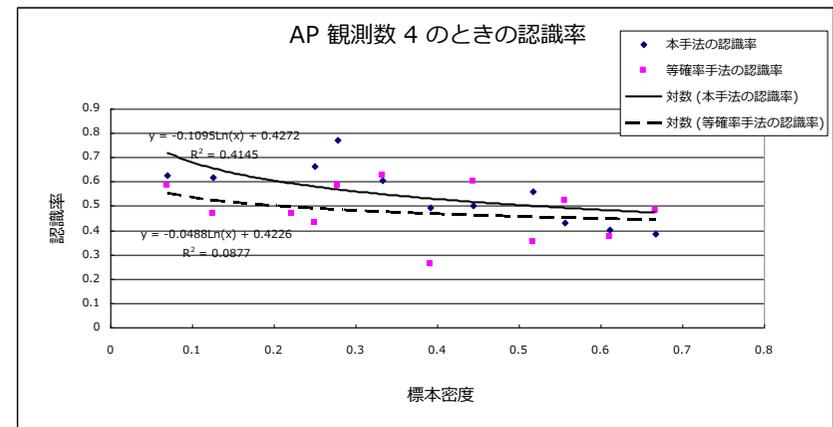


図 8 エリア B - Wi-Fi 基地局 観測数 4 での限界性能検証結果  
 Fig. 8 Area B - Result of limit performance test where observed 4 Access Points.

スタを抽出する手法と本手法の認識率に差がなくなるものの、日常用途では問題ない認識率を得られた。

今後の課題としては、永続的センシング環境下での標本マップのアップデートが挙げられる。また、本研究の想定環境下では、永続的に Wi-Fi や加速度センサのデータをセンシングし、長期間分のデータを用いて標本マップを生成することが考えられる。これにより、各標本クラスタの肥大化が懸念される。標本クラスタが肥大化すると、異なる停留地点であったはずの標本クラスタが癒着し、正確な測位が行えないということも考えられる。そこで、定期的に標本マップのアップデートを行い、癒着を発見して標本クラスタを分類するような仕組みが必要である。また、これらの問題点を明確にするため、今回は数時間のデータを用いて行った評価実験を、数日間、数週間、数カ月間のデータを用いて行う必要がある。

#### 参 考 文 献

- 1) グーグル株式会社：Google Latitude, <http://www.squeakland.org/community/biography/alanbio.html>.
- 2) Twitter 社：twitter, <http://twitter.com/>.
- 3) Priyantha, N., Miu, A., Balakrishnan, H. and Teller, S.: The cricket compass for context-aware mobile applications, *Proceedings of the 7th annual international conference on Mobile computing and networking*, ACM, pp.1-14 (2001).
- 4) Ward, A., Jones, A. and Hopper, A.: A new location technique for the active office, *Personal Communications, IEEE*, Vol.4, No.5, pp.42-47 (1997).
- 5) 南 正輝, 森川博之, 青山友紀：超音波を用いた自律分散型位置検出システムの設計と実装 (位置検出, <小特集> センサネットワーク論文), 電子情報通信学会論文誌. A, 基礎・境界, Vol.88, No.12, pp.1432-1441 (2005).
- 6) 中村嘉志, 並松祐子, 宮崎伸夫, 松尾 豊, 西村拓一：複数の赤外線タグを用いた相対位置関係からのトポロジカルな位置および方向の推定, 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.3, pp.1349-1360 (2007).
- 7) 坂田宗之：アクティブ赤外線タグを用いた屋内ユーザロケーションシステム, 博士論文, 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科 (2005).
- 8) 椎尾一郎：RFID を利用したユーザ位置検出システム, 情報処理学会研究報告. HI, ヒューマンインタフェース研究会報告, Vol.2000, No.39, pp.45-50 (2000).
- 9) 安田知加, 成田一生, 尾崎宏樹, 長尾確：個人用知的移動体による屋内自動トランスポートーション, 情報処理学会第 70 回全国大会論文集, Vol.70, No.3, pp.275-276 (2008).
- 10) 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 (ユビキタス・センサネットワークの要素技術, コンテキストの抽出, スマート

スペース, ユビキタス生活支援, 一般), 情報処理学会研究報告. UBI,[ユビキタスコンピューティングシステム], Vol.2008, No.66, pp.153-157 (2008).