

## 自律的トレーニングデータ収集による 屋外位置情報システム

桑原雅明<sup>†1</sup> 石原孝通<sup>†2</sup> 西尾信彦<sup>†3</sup>

近年、携帯端末の位置情報を利用した防犯や歩行者ナビゲーションといった位置情報サービスが大きな注目を集めている。このような位置情報サービスのさらなる普及には、広範な位置推定の利用、低コストかつ高精度な位置推定精度を実現することが望まれる。本稿で提案するシステムでは、実問題として PHS や携帯電話の無線通信網を利用した位置情報サービス提供者の立場から、トレーニングデータ収集コストを抑えつつ高精度な位置推定の実現を目指す。位置推定精度の向上にはトレーニングが有用ではあるが、広域にわたるトレーニングデータ収集作業は多大な収集コストがかかる。そこで、無線基地局の位置が既知であることと、すでにサービスが稼働中でありユーザが各地に点在していることを利用して、GPS を利用しなくても各基地局周辺のトレーニングデータをシステムが自律的に収集する機構を提案する。また、本システムを無線 LAN を対象に実装し、本システムで収集したトレーニングデータとそのデータを利用した Particle Filter による位置推定精度を評価した。評価の結果、位置推定誤差は本システムでは約 18 m、GPS ありの一般的なトレーニングによる Particle Filter 手法では約 11 m という結果を得た。

### An Outdoor Positioning System Using An Autonomous Training Data Acquisition Mechanism

MASAAKI KUWABARA,<sup>†1</sup> TAKAMICHI ISHIHARA<sup>†2</sup>  
and NOBUHIKO NISHIO<sup>†3</sup>

Recently, services such as crime prevention and navigation have been implemented with location information from mobile devices. For the further spread of such location-based services, it is important to make the services available in wide areas and to improve location accuracy with low cost. In this paper, from the standpoint of a location-based service provider using PHS, we examine the use of signal strength obtained through system training for improvement of location accuracy. However, training data acquisition over a wide area requires a large amount of human labor. Therefore, we propose a mechanism to collect

training data autonomously, with the use of base stations at known locations, and without requiring the service provider to perform explicit training data acquisition. We used wireless LANs to implement and to conduct simulation experiments on our system. We collected training data and simulated location estimation precision to evaluate the system. The results showed the estimated location error of our system to be about 18 m, whereas the location error of a general Particle Filter method using training data with GPS was estimated at about 11 m.

#### 1. はじめに

現在、GPS を搭載した携帯電話などの普及にともない、歩行者ナビゲーション<sup>1)</sup> や子ども見守り<sup>2)</sup> といった端末の位置情報に基づいたサービスが注目を集めている。今後もこのような位置情報サービスがより社会に普及していくためには、屋内・屋外といった利用範囲の制約、位置推定精度、導入・運営コストといった諸問題の解決が必要不可欠である。たとえば、一般的に屋外での位置情報の取得には GPS が利用されるが、地下や都会のビル群といった衛星電波が届かない場所では位置推定が行えない、位置取得に時間がかかる、デバイスサイズやデバイスコストといった問題が考えられる。そこで近年では GPS の代替、またはそれを補完する位置推定技術として、携帯電話・PHS・無線 LAN といった無線通信網を利用した位置情報システムの研究も活発に行われており、実用化されているものもある<sup>2),3)</sup>。年々携帯電話や PHS の基地局は増設されており、無線 LAN 基地局も街中ホットスポットや一般家庭などにも広く普及してきている。また、データ通信用の無線デバイスのみで位置推定できるというメリットもあることから、今後は無線通信網を利用した様々な位置情報サービスの登場が予想される。無線通信網を用いた端末の位置推定には、端末がその場で観測した観測データ（各無線基地局 ID とその受信電波強度）を利用する。無線通信網を利用した位置情報システムにおいて位置推定精度向上のために、事前に位置推定対象範囲で観測データとその観測データを得た位置を合わせたトレーニングデータ（観測データと位置座標）を収集する手法がある。また、位置推定精度向上のためトレーニングデータを収集する

†1 立命館大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

†2 日本電気株式会社消防・防災ソリューション事業部

Disaster Prevention & Transportation Network Solutions Division, NEC Corporation

†3 立命館大学情報理工学部

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

ことをトレーニングとよぶ。一般的に、トレーニングデータを多く綿密に収集するほど、位置推定精度は向上する。実利用のため広範囲にトレーニングデータを収集することは多大な人的労力が必要であるが、無線 LAN においては Place Lab<sup>4)</sup> や Locky.jp プロジェクト<sup>5)</sup> のように、ユーザが協力して無線 LAN 基地局情報をデータベース化するという取り組みがなされている。しかし、PHS などの無線通信網を利用した位置情報サービス提供者が位置推定精度向上のため、改めてトレーニングデータを収集する場合、膨大な収集コストがかかる。また、PHS には GPS が搭載されていないという制限があるため、一般的な GPS を利用したトレーニングを行うことは困難である。

本稿は、PHS や携帯電話のように、任意の位置で複数の無線基地局の電波が観測できるよう各地に網羅的に設置されている無線基地局を利用した位置情報サービス提供者を対象としている。対象とする位置情報サービス提供者の立場から、提供者にかかるトレーニングデータ収集コストや導入コストを抑えつつ、高精度な位置推定が可能な位置情報システムの構築することを目的としている。位置情報サービスの中でも、歩行者の防犯サービスを対象としている。

位置情報サービス提供者は全国各地に設置された無線基地局情報（緯度・経度情報、設置場所の住所、アンテナの高さ）を所有していることから、GPS を利用せずに無線基地局近傍のトレーニングデータのみを自律的に収集する機構を提案する。本機構により、トレーニングデータ収集を行う場所を絞ることで収集コストを軽減した。また、綿密にトレーニングを行った場合の位置推定精度は約 11m、本機構は約 18m であり高精度に位置推定することができた。

以下、2 章では関連研究と既存の位置情報システムについて説明したのち、本研究の課題について述べる。3 章で本研究のアプローチについて詳述し、本システムの設計と実装について 4 章で説明する。5 章で本システムの評価実験を詳述し、最後に 6 章で本稿をまとめる。

## 2. 関連研究と既存位置情報システム

### 2.1 関連研究

トレーニングデータ収集負荷の軽減には、以下に示す既存研究があげられる。

#### 2.1.1 ユーザコラボレーション

屋外の無線ベースの位置情報システムを利用するために単独のユーザだけで全国規模のトレーニングを行うには、負荷が大きすぎ現実的ではない。Place Lab<sup>4)</sup> では無線愛好家たちの草の根的活動によって集められた無線ビーコンデータベース<sup>6)</sup> を利用する。日本でも

Locky.jp プロジェクト<sup>5)</sup> による無線 LAN 基地局データの収集が行われている。しかし、このような無線 LAN データベースのすべての情報が必ずしも有用であるとは限らない。なぜなら無線 LAN 基地局の新設・撤去・移設などから、時間とともに情報が劣化するという問題が指摘されているからである<sup>7)</sup>。一方、PlaceEngine<sup>3),8)</sup> では、位置検索をするたびに位置データベースに現在地の最新の電波状況を通知して無線 LAN 基地局データベースを更新する仕組みになっていることで、つねにデータベースの鮮度を保てる構造となっている。

#### 2.1.2 トレーニングデータ収集の効率化

一般的にトレーニングデータ収集は自動車を用いて行うことが多いが、自動車では走ることのできる範囲が限られていたり、移動速度が速かったりするために得られる基地局データの見落としが多い。このように収集されたトレーニングデータで位置推定を行うと精度が劣化する恐れがある。そこで、徒歩・自転車・自動車の移動手段によって収集されたデータを用いて位置推定アルゴリズムに与える影響を調査した研究<sup>7)</sup> がある。その結果、自転車を利用したトレーニングが徒歩に近い精度で単位時間あたり最も効率的に収集可能であると報告している。

## 2.2 無線通信網を利用した位置情報システム

無線通信網を利用した位置情報システムは、無線 LAN や携帯電話の通信方式である GSM を中心として、屋内や屋外を対象とした位置推定手法が研究されている<sup>4),9)-12)</sup>。それらは、位置推定のために事前にトレーニングデータを収集する手法と、収集しない手法の 2 つに大別することができる。

一般的にトレーニングは無線 LAN と GPS を搭載し無線電波と現在地を記録する機器を持ち、自動車で走ることによってトレーニングデータ収集を行う。トレーニングによって得られたトレーニングデータ群から、「どの位置でどのような基地局がどれくらいの電波強度で観測できるか」を示す受信電波強度分布である電波モデルを構築し、その電波モデルと現在の観測データに各種のアルゴリズムを適用させることで位置を推定する。以下に、無線電波における位置推定アルゴリズムの中でトレーニングが不要な手法・必要な手法について、それらの代表的な各手法について述べる。

#### 2.2.1 トレーニングが不要な手法

##### ・TDOA (Time Difference Of Arrival)

TDOA は、端末から発する位置要求エコーを複数の無線基地局が受信するタイミングの差と、各無線基地局が保持する内部時計の誤差を考慮し端末の位置を推定する方式である。TDOA は高精度な位置推定が可能だが、正確な内部時計を持つ専用のハードウェアが必要

なことから、導入コストが非常に高いといった問題があげられる。

#### ・ Lateration

Lateration 手法は WiPS<sup>9)</sup>、現行の PHS 網や携帯電話網を利用した位置情報システムで利用されている。Lateration とは無線電波の距離特性を利用して、位置が既知である複数の基準点からの距離を利用して三角測量で位置推定を行う。この手法では特に電波の減衰やマルチパス・フェージングの影響により、基地局との距離が離れるほど位置推定誤差が大きくなるといった問題がある。

#### 2.2.2 トレーニングが必要な手法

トレーニングデータから位置を推定するには、主に以下に示す 3 つの代表的なアルゴリズムがあげられる。無線 LAN と GSM における各アルゴリズムの性能評価は、Intel Research によって都市部（基地局密度・高）と郊外（基地局密度・疎）において行われている<sup>11),12)</sup>。

#### ・ Centroid

端末が観測した基地局の Cell の重心を現在位置として推定する最もシンプルなアルゴリズムである。位置精度が Cell の大きさに依存するため、一般的に精度は低いが、電波強度で重み付けを行うことで幾分かの精度向上が図れる。シンプルなアルゴリズムではあるが、都市部のような無線基地局が密集している環境では、以下に示す複雑なアルゴリズムと同程度の位置推定精度が出るとされている。

#### ・ Fingerprinting

トレーニング段階において位置とその場所の特徴的な電波状況（fingerprint）をデータベース化しておく。テスト段階での位置の決定には、現在観測されている電波強度とトレーニングデータの中の利用可能な fingerprint 間の電波強度空間からユークリッド距離を計算し、最も値の近いものを現在位置とする手法である<sup>10)</sup>。GSM の場合、都市部のような基地局が密な地点では 3 つの手法の中では最も高い精度を示すが、そのためには綿密なトレーニングが必要であり、トレーニングデータのサイズが最も大きくなる。

#### ・ Particle Filter

Particle Filter は、ある時刻における状態（位置）を有限個の離散的な仮説群を用いて、仮説群の洗練を繰り返し位置推定を行う<sup>13),14)</sup>。仮説総数、仮説の再構築回数、仮説の運動モデルを設定しておく必要があり、仮説の総数・再構築回数が増えると、処理が指数関数的に増えるという特性がある。この手法は GSM において、基地局密度が疎である都市部郊外などの住宅地や、まばらにしかトレーニングデータがない場合に、3 つの手法の中で最も高い精度が得られるとされている。

### 2.3 本研究の課題

位置情報サービスの質の向上とさらなる普及のためには、位置情報サービス提供者にかかるトレーニングデータ収集コストと導入コストを極力抑えたいうえで高精度な位置推定を行う必要がある。

ユーザコラボレーションでは、トレーニングを提供者と複数のユーザで行うため、トレーニングデータ収集コストを分散し、負荷を軽減できている。しかし、結局これらの手法では広域にわたって提供者がトレーニングを行う必要がある。また、トレーニングデータは時間が経つにつれて劣化していくため、定期的にトレーニングデータ収集を行う必要がある。

TDOA 手法は、高精度な位置推定が期待できる反面、すでに設置されているすべての無線基地局を時刻同期が可能なハードウェアに置き換える必要がある。基地局の設置規模を考慮すると、導入コスト面から非現実的であるといえる。Centroid 手法は、基地局が疎である場合位置推定精度が大きく低下してしまうため、高精度に位置推定が可能な範囲が都会に限られてしまう。また Lateration は前提の位置情報サービス提供者が利用している手法であり、現状のままではこれ以上の精度向上を図ることは難しい。そのうえ、さらに位置推定精度を向上させるためには、各無線基地局の緯度・経度や設置された高さといった情報だけでなく、「どの位置でどのような基地局がどれくらいの電波強度で観測できるか」といった付加情報が必要であると考えられる。

そこで、位置情報サービス提供者にかかるトレーニングデータ収集コストと導入コストを極力おさえつつ、歩行者に対する位置情報サービスにおいて許容範囲の精度を保つことが必要である。

本研究では、携帯端末のユーザが意識することなくふだんの生活を行ううえで、局所的にはあるがトレーニングデータを収集できる手法を提案する。一般的に、局所的にしか収集されないトレーニングデータでは、高精度な位置推定には不利であると考えられるが、通常の全域的な GPS を用いたトレーニングによる位置推定に肉薄することを課題としている。

## 3. 本研究のアプローチ

本章では、本研究の想定環境を述べ、既存情報システムの問題を解決するアプローチを詳述する。

### 3.1 想定環境

本研究は、すでに PHS や携帯電話のように、任意の位置で複数の無線基地局の電波が観測できるよう各地に網羅的に設置されている無線通信網を利用し、防犯サービスを提供して

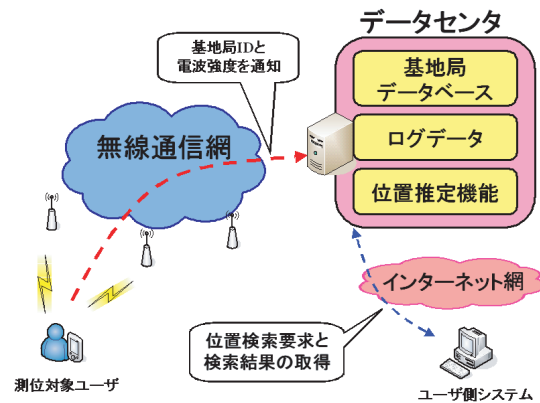


図1 位置情報サービスの利用イメージ  
Fig. 1 Image of location based service.

いる一般的な事業者を想定している<sup>2)</sup>。図1に、現行のシステムによる位置情報サービスの利用イメージを示す。位置情報サービス提供者は、無線基地局情報を自身の管理するデータセンタ内の基地局データベースに保持している。また、位置推定対象となるユーザは無線通信端末を携帯しており、位置推定を行う際は携帯端末がその場で得られる観測データをデータセンタに送信する。そのためデータセンタは、つねに各地に点在するユーザの無線通信端末から新しい観測データを受け取っている。位置推定機能では各無線基地局の位置情報と各携帯端末から送信されてきた観測データをもとに、各携帯端末の位置情報を算出する。

### 3.2 アプローチ

本研究のアプローチであるシステムが自律的にトレーニングデータを収集する機構について詳述する。

実際に位置推定を行う際、ユーザが持つ携帯端末で観測する各無線基地局の電波強度を利用する。そこで、トレーニングデータも実利用と同じ環境（電測する無線デバイス・アンテナ、携帯端末の地上からの高さ）で取得する必要がある。そのため各無線基地局が観測できる他の無線基地局の電波強度を利用することは適切ではない。結局、トレーニングデータの収集は人が行う必要があるが、従来の手法で位置情報サービス提供者がトレーニングデータを定期的に収集しなければならないという問題がある。その問題を解決するアプローチを図2を用いて詳述する。

本研究の想定環境において、無線基地局情報が既知であることと、すでに無線通信網を利

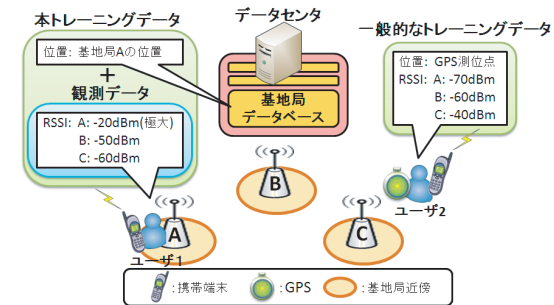


図2 本トレーニングデータと一般的なトレーニングデータのイメージ  
Fig. 2 Image of our training data.

用した位置情報サービスは運用されており各地に携帯端末を所持したユーザが存在していることに注目する。多くのユーザが位置情報サービスを利用するたびに、全国各地で得られる観測データをデータセンタに報告しているため、データセンタはつねに最新の観測データを取得することができる。

観測データには、その場で観測した無線基地局IDとその受信電波強度が含まれている。各地の携帯端末で観測データを得るため、データセンタが得た無数の観測データにはユーザが無線基地局近傍で収集した観測データが存在していると考えられる。また、電波強度は無線基地局に近いほど高い値が得られると考えられるので、観測データからどの無線基地局に近いかをデータセンタで判断することができる。本アプローチでは、無線基地局近傍で収集した観測データに観測データを収集した位置の近傍にある無線基地局の設置緯度経度を付加する。これにより無線基地局近辺の局所的ではあるが、トレーニングデータを生成することができる。これにより本アプローチは通常のGPSを用いたトレーニングデータ収集手法とは異なり、GPSを利用せずトレーニングデータを収集することができる。また、本アプローチで生成するトレーニングデータはGPSを用いた一般的なトレーニングデータとデータ構造が等しい。そのため、本システムのみではなく他の無線電波を用いた位置推定システムで利用することができる。

例として図2をあげる。図2のRSSI (Received Signal Strength Indication) は携帯端末が受信した電波強度を示している。ユーザ1は携帯端末のみ持ち観測データを収集しており、ユーザ2は携帯端末とGPSを所持し一般的なトレーニングデータを収集している。観測データには、ユーザ1のように無線基地局Aの近傍で得たものが含まれる。無線基地

局 A の近傍で得た観測データにおいて、無線基地局 A の電波強度が著しく高い。そのため、データセンタではユーザ 1 が無線基地局 A の近傍にいることを観測データから判断できる。

本アプローチは、トレーニングデータを無線基地局の近傍でしか収集することができない。しかし、本アプローチでは各地に点在するユーザが携帯端末を持ち歩くだけで、トレーニングデータを収集することができる。また、GPS なしでトレーニングデータが収集できるため、GPS を持たないユーザも含め、全ユーザがトレーニングデータ収集を行うことができる。そのため、トレーニングデータは局所的ではあるが、数多く収集することができる。さらに、多数のユーザから最新のトレーニングデータを継続的に収集することができるため、トレーニングデータの鮮度をつねに保つことが可能である。

本アプローチでは、トレーニングデータを無線基地局の近傍のみで収集しており、高精度な位置推定ができない可能性がある。そこで、本アプローチで得られる局所的なトレーニングデータで高精度な位置推定が行えるかどうかを試す必要がある。

#### 4. システム設計

##### 4.1 システム概要

本システムの全体像を図 3 に示す。本システムはトレーニングデータ収集機構と測位機構の主に 2 つの機構から構成されている。以下に、各機構について概説する。

##### ・トレーニングデータ収集機構

トレーニングデータ収集機構は、観測データ収集機能とトレーニングデータ抽出機能の 2 つの機能から構成される。観測データ収集機能は、各地に点在する端末を持つユーザから各々の電波観測データを収集し管理する。また、測位機構の持つ位置推定機能からの要求に応じて、対象端末の現在の観測データを位置推定機能に渡す。トレーニングデータ抽出機能

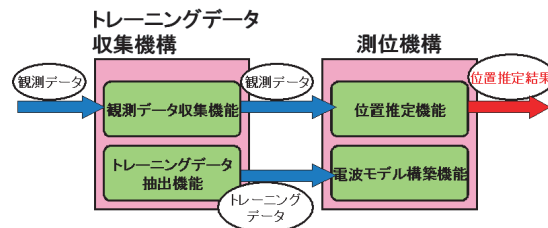


図 3 本システムの全体図  
Fig. 3 Outline of our system.

は、収集し続けている大量の観測データから、無線基地局近傍で得られたデータとその無線基地局の位置を組み合わせることで本トレーニングデータを生成する。具体的な抽出方法は 4.2 節で後述する。さらに、測位機構の持つ電波モデル構築機能に対して最新のトレーニングデータを通知することで、電波モデルを更新する。

##### ・測位機構

測位機構は、電波モデル構築機能と位置推定機能の 2 つの機能から構成される。位置推定機能では、位置推定対象端末で得た現在の観測データと、4.3 節で後述する電波モデル構築機能によって生成された最新の電波モデルを 4.4 節で後述する位置推定アルゴリズムに適用することで、推定される端末位置を算出する。

##### 4.2 トレーニングデータ抽出手法

3.2 節において、携帯端末が GPS なしで自位置を認識できる場所は各無線基地局近傍であると述べた。端末が無線基地局の近傍に存在することを決定付けるため、本システムでは無線電波強度の距離特性を利用する。無線電波強度は、距離に応じて指数関数的に減衰するといった特性がある。無線 LAN 基地局と PHS や携帯電話の基地局では周波数帯や出力が異なるが、端末と基地局の間に障害物がない場合、電波強度の距離特性に差はない。実際に、無線 LAN 基地局からの一般的な距離における電波強度特性を調べた結果を図 4 に表す。図 4 では、各距離で 10 回分の電波強度の平均を示しており、距離が長くなるにつれて平均電波強度が低下していることが分かる。そのため、電波強度が高い値を示すときほど無線 LAN 基地局の近くにいと判断できる。そこで電波強度が極端に高い値を示すとき、無線基地局の近傍に存在すると認識する。そのように、「無線基地局の近傍に存在する」と認

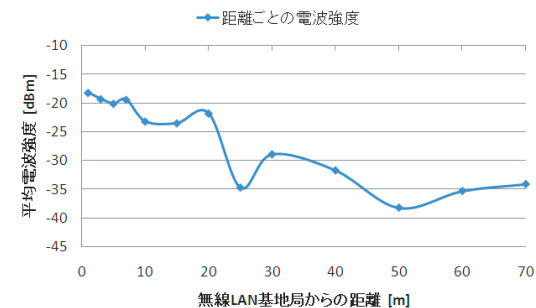


図 4 無線 LAN 基地局からの距離ごとの平均受信電波強度  
Fig. 4 Average of signal strength every distance from a wireless LAN base station.

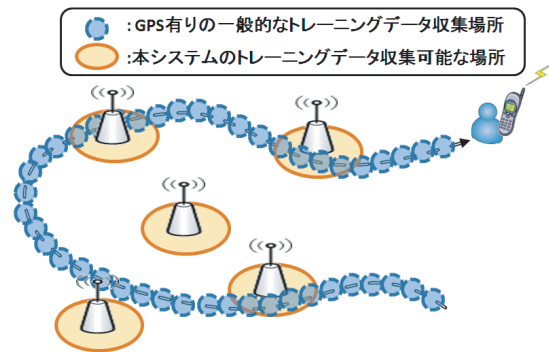


図5 トレーニングデータの分布  
Fig. 5 Distribution of training data.

識する電波強度の範囲を本研究では近傍強度域とよぶ。PHS や携帯電話の基地局では出力が異なるため、基地局ごとに近傍強度域を設定しておく。観測データ収集機能が管理しているデータのうち、近傍強度域で得たデータがあれば、それを近傍の無線基地局の位置と組み合わせることでトレーニングデータとして生成する。

#### 4.3 電波モデルの構築

Particle Filter を利用した位置推定アルゴリズムのために、受信電波強度分布である電波モデルの構築が必要である。本トレーニングデータの特徴として、二次元平面に基地局が設置されている場所の観測データ群のみである(図5)。基地局が存在していない地点のトレーニングデータを補完するために、収集した本トレーニングデータから指数近似によって電波の伝播範囲を算出する。具体的に、図6を用いて説明する。電波モデルを構築したい基地局をAとすると、Aの設置位置での電波強度のサンプルデータは $\{0[m], \text{近傍強度域 [dBm]}\}$ といった組で表すことが可能である。同様に、他の基地局をXとすると、Xの位置で得たトレーニングデータにあるAの電波強度から、 $\{\text{基地局AX間の距離 } Lx[m], X\text{の位置で観測されるAの電波強度 [dBm]}\}$ といった複数のサンプルデータの組が得られる。図6左部のように、これらのデータをx軸に距離、y軸を電波強度にしてプロットし、すべてのプロットポイントからの距離を最小にする指数近似を行う。これにより得られた基地局Aの指数関数は、距離を引数として予測される電波強度を返す関数となる。この指数関数を利用し基地局Aの位置を距離0とすると、図6右部のような電波モデルが構築される。電波モデルの構築には、複数の距離のサンプルデータがあることと、それらの距離が同一で

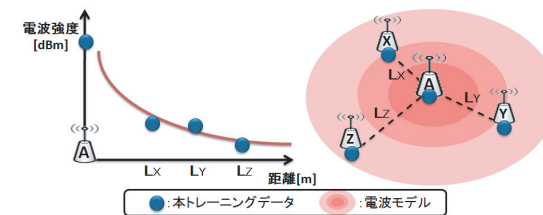


図6 電波モデル構築手法  
Fig. 6 Method of creating radio model.

ないことが前提となる。

#### 4.4 位置推定アルゴリズム

本システムでは、位置推定アルゴリズムに Particle Filter を利用する。その理由として、本システムではユーザが操作することなくシステムが自律的にトレーニングデータを回収可能ではあるが、それはあくまで各無線基地局が設置されている位置のみである。つまり、一般的なトレーニングデータではトレーニングデータを収集した軌跡に沿ってデータが収集されるのに対して、本システムでは散発的なデータしか収集されない(図5)。Fingerprinting手法はトレーニングデータが十分に多く収集されていないと位置推定精度が大きく低下してしまう。Particle Filter は、収集したトレーニングデータ数の増減による位置推定精度の変化が緩やかであるという特徴がある<sup>(11),(12)</sup>。そのため、トレーニングデータ数が少なくても安定して高精度な位置推定が可能である。本トレーニングデータは無線基地局近傍でしか収集できず数が少なくまばらであるため、本システムの位置推定アルゴリズムとして、Particle Filter が適していると考えられる。

本システムが利用する Particle Filter を以下に詳述する。Particle Filter は、各時刻における状態ベクトルを逐次的に推定するための手法の1つであり、任意の確率密度関数が扱える。位置を推定するためには、事前にトレーニングを行うことで受信電波強度分布のモデルを用意する必要がある。モデルを利用することで、有限個の仮説をランダムに生成したのうち、各仮説の移動や拡散、各仮説の重み付けを繰り返すことで仮説群を洗練し、位置を推定する。以下に各処理の詳細を図7とともに述べる。図7は Particle Filter の処理フローを表している。図7の(a)は仮説の初期状態を表している。(b)は仮説の生成、移動、拡散を経て、重みの更新を行った状態を示す。(c)は仮説の再構築後を表している。また、仮説の大きさは重みを表現しており、大きい仮説ほど重みも大きい。

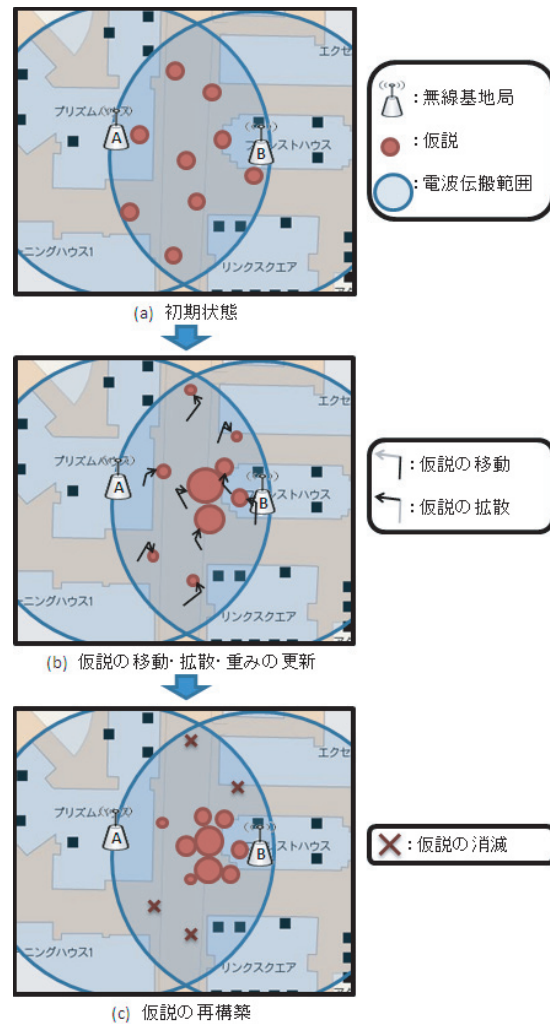


図 7 Particle Filter の処理イメージ  
Fig. 7 Image of Particle Filter process flow.

・初期状態

観測データごとに、4.3 節で構築した電波モデルをもとに有限個の仮説を生成する．仮説を生成緯度経度は、観測データとして観測した複数の無線基地局の電波がすべて観測できる範囲とする．たとえば、観測データに 2 つの無線基地局 A, B が観測された場合、電波モデルから A, B 両方の電波が伝播される領域内に仮説群をランダムに生成する．図 7 の (a) は、仮説群をランダムに生成した初期状態を表している．

・仮説の移動

各観測データの仮説ごとに、運動モデルをもとに移動させる．仮説の移動は、図 7 (b) に示す矢印で表しており、矢印の視点から折れ曲がった点までを移動としている．

本システムでは、歩行者を対象とした位置推定を想定している．一般的に歩行者は約秒速 1.2m で移動していることから、仮説の移動は秒速 0~1.2m の間のランダムな値とする．また、歩行者は通常何かの方向に向かって動いており、目的地から遠ざかることは少なく、進行方向が大きく変わることも少ない．そのため、目的地は歩行者の進行方向から  $\pm \frac{\pi}{2}$  の方向にあると考える．そこで、観測データ  $t$  の仮説を移動させる場合、観測データ  $t-2$ ,  $t-1$  の推定位置から算出できる進行方向を  $\theta$  とすると、 $\theta \pm \frac{\pi}{2}$  の範囲でランダムに移動させる．これにより、歩行者の位置推定を考慮した運動モデルを構築している．

また、最初の 2 つの観測データについては進行方向を算出できないため、ランダムな方向に秒速 0~1.2m の間のランダムな距離移動させる．

・仮説の拡散

仮説の運動モデルがランダムでない場合、すべての仮説の移動に対して同様の動きとなり仮説の存在する場所が限定的になる問題があるため、仮説の運動モデルはランダムに行う必要がある．本システムの仮説の移動方向をランダムとしているが、 $\pm \frac{\pi}{2}$  の範囲に狭めている．そこで、仮説の移動により移動した仮説に、さらに微細な仮説の拡散を加える．微細な拡散では、移動距離は 0~0.2m の間でランダムとし、移動方向はランダムとする．仮説の拡散は、図 7 (b) の矢印の折れ曲がった点から終点までで表している．

・重みの更新

現在の観測データと電波モデルから、生成、移動、拡散をした各仮説に対して重み付けを行う．重み付けを行った仮説群のイメージを図 7 の (b) で表している．

まず、観測データの各無線基地局の電波強度と、電波モデルの各緯度経度における推定電波強度とのユークリッド距離を求める．そのうち、ユークリッド距離が最小となる緯度経度

を利用する．次に，各仮説の重みを，ユークリッド距離が最小の緯度経度とその仮説の緯度経度との距離に反比例するように付ける．このとき各仮説の重みは，ユークリッド距離が最小の緯度経度と全仮説との距離の総和を，ユークリッド距離が最小の緯度経度とその仮説の緯度経度との距離で割った値である．最後に，全仮説の重みの総和が 1 となるよう正規化を行う．各仮説の重みの正規化では，その仮説の正規化する以前の重みを，正規化する前の全仮説の重み総和で割った値となる．

#### ・仮説の再構築

仮説の再構築では，仮説の持つ重みをもとに新たな仮説群を生成し，仮説を局部に集中させる．本システムでは，重みの値が (仮説総数分の 1) + 0.005 以下の仮説をいったんすべて消滅させる．図 7(c) の × で消滅させた仮説を表している．消滅した仮説の数だけ，残存する仮説群の中で最も重みが大い 3 つの仮説の周囲 10m に再びランダムに生成する．その後，各仮説の重みを更新する．仮説再構築後の仮説群のイメージを図 7 の (c) に示す．

上記が本システムにおける Particle Filter の流れである．仮説の移動・拡散・重みの更新を繰り返すことで，仮説を洗練していく．Particle Filter では，生成する有限個の仮説数と，処理を繰り返す回数をパラメータとして設定する必要がある．

また，本システムでは，各観測データにおける仮説群の中で最も重みが大い仮説の位置を，その観測データの推定位置としている．

## 5. 評価実験

本アプローチの有用性を検証するためにフィールド実験で評価を行った．まず，実験環境を説明し，Particle Filter のパラメータと近傍強度域とする電波強度の閾値を設定する．次に本トレーニングデータを評価するため，本トレーニングデータを利用した Particle Filter による位置推定精度を評価する．最後に，本トレーニングデータ収集にかかる収集コストや，PHS や携帯電話での利用について考察する．

### 5.1 実験環境

本実験は，立命館大学びわこ・くさつキャンパス (以下，BKC) の約 260m × 300m を実験場所にした．また，任意の位置で複数の電波を観測できる無線基地局として，BKC を網羅している 34 基の無線 LAN を利用した．無線 LAN と PHS や携帯電話基地局では，基地局の分散と電波の出力の点で異なることが考えられる．基地局の分散においては，PHS 通信会社 WILLCOM のエリア確認ツール<sup>15)</sup> によると，BKC 内に 7 基設置されており，東京などの都会の場合半径 250m 以内に 50 ~ 100 基ほど設置されている．BKC には約 260m × 300m

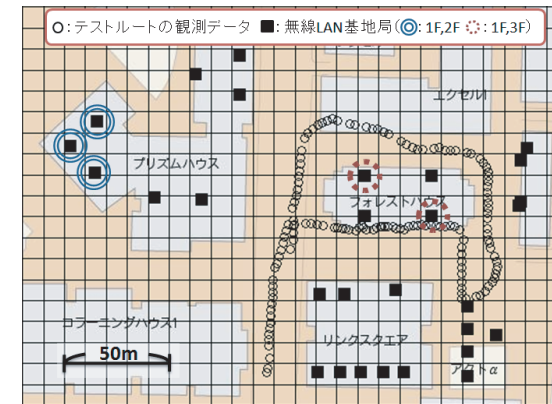


図 8 位置が既知の基地局と実験でのテストルート  
Fig. 8 Test route and known access points.

の領域内に 34 基の無線 LAN が設置されているため，基地局の分散では大差がない．電波の出力においては，PHS や携帯電話基地局の出力は無線 LAN と違い均一ではない．また，無線 LAN より出力が高いという特徴がある．4.2 節で述べたように基地局ごとに近傍強度域を設定するため，出力の差異による影響は出ないと考えられる．以上のことから，基地局の分散と電波の出力の差異においては，無線 LAN を利用しても大きな影響はないと考える．

位置推定精度を評価するため，BKC 内のフォレストハウス周辺を約 5 分間歩くテストルートで位置推定用の観測データを収集した．トレーニング状況から，位置推定精度が良いと予想される基地局の周辺とその他を公平に評価することを意識してテストルートを設定している．図 8 は，歩いたテストルートと無線 LAN の設置位置を示している．図中の小さな丸はテストルートの観測データを得た位置で黒四角は無線 LAN の設置位置である．二重丸で囲まれた無線 LAN は同じ緯度経度で建物の 1 階と 2 階，破線の丸で囲まれた無線 LAN は同じ緯度経度で建物の 1 階と 3 階に設置されていることを表している．

また，本手法と GPS ありの一般的なトレーニングによる手法を比較するため，BKC 内を約 2 時間半歩き，総計 4,500 の一般的なトレーニングデータを収集した．位置推定を行うフォレストハウス周辺においては綿密に，他はまんべんなくトレーニングデータを収集した．図 9 は，4,500 のトレーニングデータの収集位置を地図上にプロットした図であり，丸が各トレーニングデータの収集位置である．



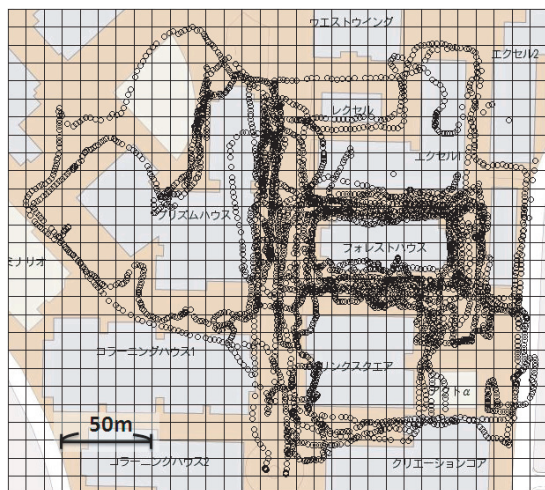


図 9 GPS ありで収集した 4,500 のトレーニングデータ収集位置  
Fig. 9 Location of 4,500 training data using GPS.

## 5.2 実験結果と評価

評価を行うため、Particle Filter のパラメータと、近傍強度域の閾値を設定する必要がある。はじめに、Particle Filter の仮説総数と仮説の再構築回数を設定する。4.2 節の図 4 で観測した電波強度では、距離が 10m 以内の全電波強度は  $-33$  dBm 以上の値を示している。そこで、本トレーニングデータを抽出する際に必要となる近傍強度域の閾値の初期値を  $-33$  dBm として実験する。次に、仮説総数と仮説の再構築回数を設定したのち、5.2.2 項で最良となる近傍強度域の閾値を設定する。設定した仮説総数、仮説の再構築回数、近傍強度域の閾値を用いて、他のアプローチとの位置推定精度を評価する。さらに、本アプローチによるトレーニングデータ収集コストと、PHS や携帯電話の無線通信網での利用について考察する。

### 5.2.1 Particle Filter のパラメータ設定

#### 仮説総数の設定

図 10 に Particle Filter の仮説総数における本システムの平均位置推定誤差を示す。図 10 から、仮説総数 150 個までは平均位置推定精度が悪いが、Particle 総数 175 個を境に、平均誤差 22 m 程度で精度が安定していることが分かる。仮説総数が増加するにつれて計算量

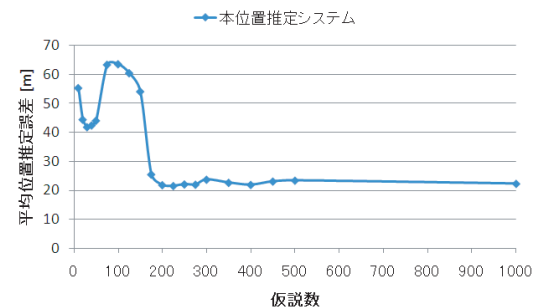


図 10 仮説総数による平均位置推定誤差

Fig. 10 Average of location estimation error by number of particle.

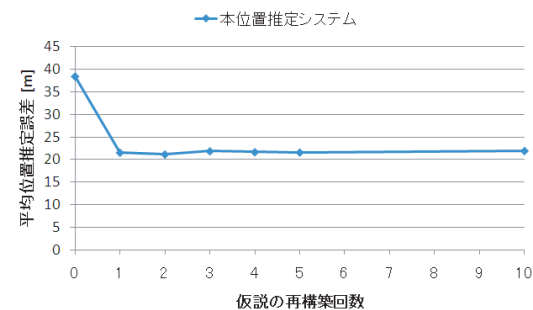


図 11 仮説再構築回数による平均位置推定誤差

Fig. 11 Average of location estimation error by number of restructuring particle.

が増加するため、精度が安定した 225 個を本システムの仮説の総数とする。

#### 仮説再構築回数の設定

図 11 に Particle Filter の仮説再構築回数における本システムの平均位置推定誤差を示す。結果として、仮説の再構築回数は 1 以降は精度が安定している。計算量を考慮し、本システムでは仮説の再構築回数を 1 とする。

### 5.2.2 近傍強度域の閾値設定

図 12 と図 13 に共通する棒グラフは近傍強度域の閾値の変更にもなうトレーニングデータ量の遷移を表している。近傍強度域の閾値を高くすると、観測データから抽出できるトレーニングデータの量が減ることが分かる。また、図 12 の折れ線グラフは電波モデルが

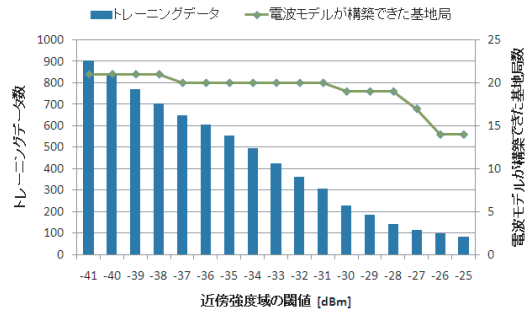


図 12 近傍強度域の閾値によるトレーニングデータ数と電波モデル構築可能な基地局数の変化  
Fig. 12 Number of training data and radio model by threshold of radio strength.

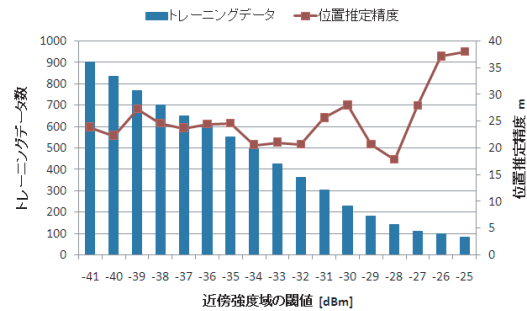


図 13 近傍強度域の閾値によるトレーニングデータ数と位置推定精度の変化  
Fig. 13 Number of training data and positioning accuracy by threshold of radio strength.

構築できた基地局数を示しており、図 13 の折れ線グラフは測位精度誤差を示している。近傍強度域の閾値を高くすると、取得できるトレーニングデータ数が減り、それにもない電波モデルが構築できる基地局の数も減少することが分かる(図 12)。電波モデルが構築できなければ、その基地局は位置推定には利用できなくなる。よって、図 12、図 13 を照らし合わせると、電波モデルが構築可能な基地局数が 15 を切っている閾値  $-25$  dBm、 $-26$  dBm では位置推定精度が急激に低下していることが分かる。また、近傍強度域の閾値  $-28$  dBm ~  $-30$  dBm の区間に注目する。いずれもトレーニングデータ数に変化はあるが、電波モデルが構築された基地局数は等しい。各閾値ごとの位置推定精度は、それぞれ約  $17.9$  m、 $20.7$  m、 $28.0$  m と大きく開いている。電波モデルが構築された基地局数、つまり位置推定に利用さ

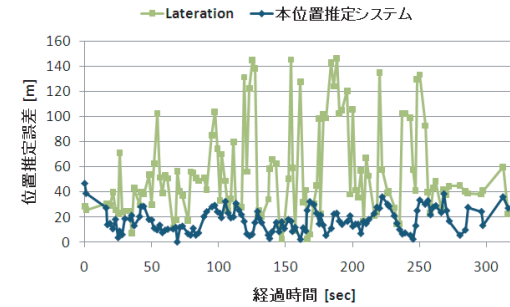


図 14 本システムと Lateration との位置推定精度比較  
Fig. 14 Accuracy comparison between our system and Lateration.

れた基地局数は同じことから、位置推定に与える影響としては構築された電波モデルの違いにあると考えられる。つまり、トレーニングデータ数が多いほど良いということではなく、トレーニングデータの質も重要であると考えられる。トレーニングデータの質については、利用するすべてのトレーニングデータから得られる位置推定精度によって評価する。

以後の評価では、位置推定精度が最良であった  $-28$  dBm を各無線 LAN 基地局における近傍強度域の閾値とし、このとき利用できるトレーニングデータは 148 である。また、148 のトレーニングデータは合計 17 の基地局近傍で観測されていた。

### 5.2.3 他のアプローチとの精度評価

まず、本システムとトレーニング不要な Lateration 手法との精度比較を行う。なお、Lateration は評価用に簡易実装したものを利用した。図 14 に、本システムと Lateration との位置推定精度を比較したグラフを示す。テストルート間の平均精度誤差は、本システムが約  $17.8$  m、Lateration 手法は約  $54.1$  m であった。本トレーニングデータを 148 利用するだけで、トレーニングデータを必要としない Lateration 手法に比べ大きく位置推定精度が上回っている。この結果から、GPS を利用せず局所的にしか収集できない本トレーニングデータは、十分トレーニングデータとして利用できると考えられる。

次に、本システムと GPS を利用した一般的なトレーニングを利用した Particle Filter 手法との評価を行った。一般的なトレーニングによる Particle Filter 手法では、BKC 内のフォレストハウス周辺を綿密に、他をまんべんなく収集した GPS ありの一般的なトレーニングデータを 4,500 利用し、実際の電波状況を再現する電波モデルを構築したうえで Particle Filter による位置推定を行う。

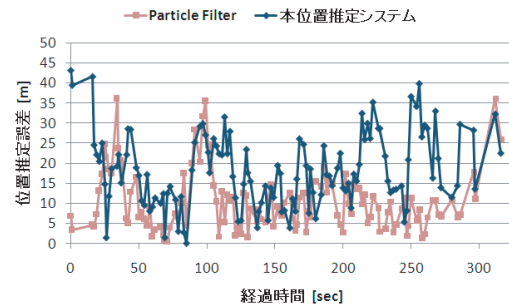


図 15 本システムと GPS ありトレーニングによる Particle Filter との位置推定精度比較  
Fig.15 Accuracy comparison between our system and ParticleFilter (GPS).

実験の結果を図 15 に示す。テストルート間の平均精度誤差は、本システムが約 18.3m、GPS ありのトレーニングによる Particle Filter では約 10.7m であった。GPS ありのトレーニングによる Particle Filter 手法では GPS を用いて得た 4,500 のトレーニングデータを利用しており、本手法は GPS を利用せず生成した 148 のトレーニングデータを利用している。また、GPS ありのトレーニングによる Particle Filter 手法はフォレストハウス周辺で綿密にトレーニングデータが得られているが、本手法はトレーニングデータの収集位置を近傍基地局の位置としているため、17 の位置でしか得られておらず密度に大きな差がある。GPS ありトレーニングの Particle Filter 手法は本手法と比べてトレーニングデータ数が充実しており、実環境に近い適切な電波モデルが構築していることから、高い位置精度が得られている。本システムの位置精度は GPS ありトレーニングの Particle Filter 手法に約 7m ほど劣るものの、GPS なしで局所的かつ少数のトレーニングデータからこの精度が得られることから、本システムが収集したトレーニングデータの質は十分良いといえ、本アプローチによって得られたトレーニングデータの有用性が確認できた。

#### 5.2.4 考 察

本アプローチにより、位置情報サービス提供者およびユーザにかかるトレーニングデータ収集コストと導入コストについて考察する。加えて、PHS や携帯電話のように任意の位置で複数の無線基地局の電波が観測可能な無線通信網での利用について考察する。

まず、本アプローチのトレーニングデータ収集コストと導入コストについて考察する。本トレーニングデータ収集手法は GPS を必要とせず、各地に点在する位置情報サービスの全ユーザが無線基地局近傍にいる間トレーニングデータを収集する。一般的なトレーニングを

行う際、GPS を持ち広域にわたりまんべんなくトレーニングデータを収集することは膨大な収集コストを必要とするが、本手法ではユーザが携帯端末を持ち歩いているだけで収集できる。そのため、位置情報サービス提供者はトレーニングデータ収集をする必要がないうえ、つねにトレーニングデータの鮮度を保つことができる。また、本トレーニングデータ収集手法は、その場で得られる観測データを収集し、定期的にデータセンタのログデータベースへ送信する仕組みを携帯端末に組み込むことで実現できる。これは現状の GPS を持ちトレーニングデータを収集する仕組みと同様であり、システムの導入コストは高騰しない。本実験では、本手法は一般的な手法と比べ位置推定精度が約 7m 劣っていた。本手法は、トレーニングデータ収集に GPS を利用しておらず、一般的な手法の約  $\frac{1}{30}$  のトレーニングデータで位置推定を行っている。この点を考慮すると、本手法と一般的な手法との位置推定精度は大した差がなく、本手法のトレーニングデータは有用であると考えられる。ここから、本アプローチはトレーニングデータ収集コストと導入コストを抑えつつ高精度に位置推定可能な位置情報システムを実現していると考えられる。

また、駅周辺などではトレーニングデータ収集コストをかけてでもより高精度な位置推定を行いたい場合があると考えられる。本アプローチで収集するトレーニングデータは、通常の GPS によるトレーニングデータと同様のデータ構造をしている。そのため本システムは、本アプローチによるトレーニングデータと通常のトレーニングデータを合わせて利用することができる。これにより、任意の範囲でトレーニングデータ収集を行うことで、その範囲内で位置推定精度の向上が期待できる。

次に、各地に点在している各ユーザの行動パターンが位置推定精度に与える影響について考察する。PHS や携帯電話のような無線通信網は、人々の生活する範囲を網羅するように設置されているため、各地に点在するユーザが無線基地局近傍にまったく行かないことは考え難い。駅など人の密度が高い場所においては、ユーザは無線基地局近傍を通りやすくトレーニングデータを多く収集できると考えられる。また、ユーザから収集したトレーニングデータはデータセンタで保管するためトレーニングデータはつねに蓄積されていき、位置推定精度の継続的向上が期待できる。しかし、ユーザが基地局近傍にまったく行かない行動パターンになった場合は、トレーニングデータの蓄積が止まり、位置推定精度の継続的向上が止まる。ただし、過去のトレーニングデータがあれば構造物などの環境変化がない限りは精度が低下することはないと考えられる。

最後に、本実験は BKC で無線 LAN を無線基地局と見立てを行っている。そこで、PHS や携帯電話の無線通信網での利用について考察する。PHS などの無線通信網は、複数の無線

基地局が人々の生活する範囲を網羅できるように設置されている。本実験で利用した無線 LAN も同様に、複数の無線基地局が BKC を網羅できるよう設置されている。また、無線 LAN はすべて屋内に設置されているが、トレーニングデータ収集と位置推定は屋外で行っているため、電波遮蔽物の影響を受けている。そのため、建物内や地下鉄駅で PHS などの無線電波網を利用して似たような電波特性が得られると期待できるが、遮蔽物の種類や位置関係により相違点も考えられるため、今後検証が必要である。一方、PHS や携帯電話の無線通信網で利用する場合、多数のユーザが無数のトレーニングデータ収集を行う。本実験では、トレーニングデータの数と質を考慮し近傍強度域を  $-28\text{ dBm}$  とした、無数のトレーニングデータを収集できる点を考慮すると、近傍強度域をより高く設定することで位置推定精度の向上が期待できる。しかし、ユーザが PHS や携帯電話を持ち歩くだけでトレーニングデータを収集すること、アンテナの向きにより電波強度に揺らぎがあることを考慮すると、位置推定精度はたいして向上しないと考えられる。詳細な差異については、今後検証する必要がある。

## 6. ま と め

本稿では、PHS や携帯電話のように、任意の位置で複数の無線基地局の電波が観測できるよう各地に網羅的に設置されている無線基地局を利用した位置情報サービス提供者を対象としている。位置情報サービス提供者の立場から、トレーニングデータ収集コストと導入コストを抑えて収集した局所的なトレーニングデータから、高精度な位置推定の実現を目的としている。想定環境である無線基地局情報が既知であることや、すでに各地で多くのユーザが位置情報サービスを利用していることに着目し、ユーザが携帯端末を持ち歩くだけでシステムが自律的にトレーニングデータを収集する機構を提案した。本機構は、無線基地局近傍でしかトレーニングデータを収集できないが、各地のサービスを受ける全ユーザからつねに最新のトレーニングデータを取得することができる。そのため、トレーニングデータは局所的だが多数収集ことができ、トレーニングデータを劣化させることがない。そして、BKC 内の任意の位置で複数の無線基地局の電波が観測できるよう網羅的に設置されている無線 LAN 基地局を対象とした位置推定システム実装を行い、本トレーニングデータ収集機構が収集するトレーニングデータを評価した。位置推定精度を比較すると、本システムでは約  $18\text{ m}$ 、GPS ありの一般的なトレーニングによる Particle Filter では約  $11\text{ m}$ 、Lateration では約  $54\text{ m}$  という結果であった。本システムは、GPS ありの一般的なトレーニングによる Particle Filter に約  $7\text{ m}$  精度で迫る結果が得られた。本機構では、無線基地局

近傍のみの局所的なトレーニングデータしか収集できず、トレーニングデータ数が GPS を利用する一般的なトレーニングデータ収集の場合と比べ約  $\frac{1}{30}$  であった。これを考慮すると、本システムは十分に高精度な位置推定を実現していると考えられる。以上から、本システムは、位置情報サービスのユーザが携帯端末を携帯するだけで有用なトレーニングデータを収集し、高精度な位置推定が可能であることを示した。

## 参 考 文 献

- 1) EZ ナビウォーク. [http://www.au.kddi.com/ez\\_naviwalk/index.html](http://www.au.kddi.com/ez_naviwalk/index.html)
- 2) イルカーナ. <http://www.kato-denki.com/personalsecurity/irukana/index.html>
- 3) PlaceEngine. <http://www.placeengine.com/>
- 4) LaMarca, A., Chawathe, Y., Consolvo, S., et al.: Place lab: Device positioning using radio beacons in the wild, *Proc. 3rd International Conference on Pervasive Computing (PERVASIVE 2005)*.
- 5) Locky.jp. <http://locky.jp/>
- 6) WiGLE.net. <http://wigo.net/>
- 7) 吉田廣志, 伊藤誠悟, 河口信夫: 無線 lan を用いた位置推定ポータル locky.jp と基地局データ収集手法, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2006) シンポジウム論文集 (2006).
- 8) 暦本純一, 味八木崇: When-becomes-where: Wifi セルフロギングによる継続的位置履歴取得とその応用, インタラクシオン 2007 論文集 (2007).
- 9) 北須賀輝明, 中西恒夫, 福田 晃: 無線 LAN を用いた屋内向けユーザ位置測定方式 wips の実装, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2004) シンポジウム論文集 (2004).
- 10) Bahl, P. and Padmanabhan, V.N.: Radar: An in-building rf-based user location and tracking system, *Proc. 19th Conference of the IEEE Communications Society (Infocom2000)* (2000).
- 11) Cheng, Y.-C., Chawathe, Y., LaMarca, A. and Krumm, J.: Accuracy characterization for metropolitan-scale wi-fi localization, *Proc. 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications and Services (MobiSys2005)* (2005).
- 12) Chen, M., Sohn, T., Chmelev, D., et al.: Practical metropolitan-scale positioning for gsm phones, *Proc. 8th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp2006)* (2006).
- 13) Hightower, J. and Borriello, G.: Particle filters for location estimation in ubiquitous computing: A case study, *Proc. 6th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp2004)* (2004).
- 14) Nordlund, P.-J., Gunnarsson, F. and Gustafsson, F.: Particle filters for positioning in wireless networks, *Proc. EUSIPCO* (2002).

15) WILLCOM エリア確認ツール . <http://www.willcom-inc.com/cgi-bin/Map4.txt.cgi>  
(平成 20 年 7 月 7 日受付)  
(平成 21 年 1 月 7 日採録)



桑原 雅明 (学生会員)

2008 年立命館大学情報理工学部情報システム学科卒業 . 2008 年同大学院理工学研究科情報理工学専攻修士課程入学 . 位置情報システム , 無線通信網を利用したコンテキストウェアシステムに興味を持つ .



石原 孝通

2005 年立命館大学理工学部情報学科卒業 . 2007 年同大学院理工学研究科情報システム学専攻修士課程修了 . 無線通信網を利用した位置情報システムに関する研究に従事 . 現在 , 日本電気株式会社に勤務 .



西尾 信彦 (正会員)

1962 年生まれ . 1986 年東京大学工学部計数工学科数理工学コース卒業 , 1988 年同大学院理学系研究科情報科学専攻修士課程修了 . 同博士課程単位取得退学後 , 1992 年より (有) アクセス研究開発室 , 1993 年より慶應義塾大学環境情報学部および政策・メディア研究科に勤務 . 博士 (政策・メディア) . 2000 ~ 2004 年 JST さきがけ研究 21 「協調と制御」領域研究者 . 2003 年より立命館大学に勤務 , 現在 , 情報理工学部教授 . 自律分散協調システム , ユビキタスコンピューティングとセンシングネットワークの研究開発に従事 . 1994 年山下記念研究賞 . 情報処理学会 UBI 研究会運営委員 . ACM , IEEE 各会員 .