

環境の変化に適応する Wi-Fi 標本自動管理手法

坂口 拓嗣¹ 望月 祐洋² 村尾 和哉³ 西尾 信彦³

概要: 近年, 無線 LAN を用いた屋内測位手法が注目されている。特に, 事前に絶対位置と Wi-Fi 電波環境を結びつける手法では膨大な運用管理コストがかかってしまう。そこで, ユーザが比較的頻繁に, または長時間停留する地点で観測される Wi-Fi 電波情報を標本化することで Wi-Fi 電波情報の収集と更新を自動化する手法が提案されている。しかし, 長期の運用に際し, Wi-Fi 電波環境の変化に応じた標本の維持・管理が適切に行えておらず, 測位精度が低下する。そこで本論文では, 長期運用において測位精度を維持または向上するため, 新たな距離計算式を提案し, 加えて準備段階と測位段階の 2 段階での標本自動管理手法を提案し, 実装評価を行った。

キーワード: ライフログ, 行動認識, 屋内測位, Wi-Fi 屋内測位, Wi-Fi 電波環境変化

The automated management mechanism which fixes Wi-Fi samples according to environmental change

TAKASHI SAKAGUCHI¹ MASAHIRO MOCHIZUKI² KAZUYA MURAO³ NOBUHIKO NISHIO³

Abstract: In recent years, a positioning method which utilizes wireless LAN without using GPS function has attracted attention. Especially, in the case of the method which combines absolute position with a Wi-Fi radio environment in advance, the cost of operation and management becomes enormous. Therefore, by sampling Wi-Fi radio information observed at points where users stay frequently or in the long term, the method which automates to collect and update the Wi-Fi radio information has been proposed. However, in the case of the operating for a long term, the positioning accuracy decreases because this method does not perform well in maintaining and managing samples. Accordingly, this paper proposes a new calculation formula for improving and maintaining the positioning accuracy and the two-step automated management mechanism to address the problem.

Keywords: Lifelog, Activity recognition, Indoor positioning, Wi-Fi based indoor positioning, Wi-Fi signal change

1. はじめに

近年屋内において GPS の利用が困難なことから, システムの導入コストが少ない無線 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。まず, 事前作業としてある環境内の複数地点で Wi-Fi 電波情報を収集し, 収集地点の絶対位置情報と Wi-Fi 電波情報を結びつけることで 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 や各 Wi-Fi 基地局からの受信電波強度 (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 電波情報のマッチングを行うことで測位する。しかし, 事前作業が必要であり, 加えて定期的に 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する作業が必要であるため運用管理コストが膨大である。そこで, 藤井ら [1] は Wi-Fi 電波情報の収集・更新を自

¹ 立命館大学大学院 理工学研究科
Ritsumeikan University

² 立命館大学 総合理工学研究機構
The Research Organization of Science and Engineering, Ritsumeikan University

³ 立命館大学 情報理工学部
Ritsumeikan University

動化する手法を提案し、膨大な運用管理コストの削減を目指している。この手法では、必ずしも屋内のすべての地点で測位を行う必要がなく、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、長時間滞在地点）で測位を行えば十分であると考えている。長時間滞在地点での測位を行うことで膨大な運用管理コストの削減を行っている。まず、スマートフォンの加速度センサによってユーザの停留点を抽出する。ユーザの停留点における Wi-Fi 電波情報の統計的特徴量を一定時間ごとに収集することによって、停留点と関係づいた統計的特徴量（以下、標本）を自動収集し、それらの停留地点間における位置関係を歩数で反映したマップを生成する。ただし、すべての停留点で標本を生成してしまうと標本の数が膨大となる。そこで、標本の生成条件とアップデート条件を設けることで適切に標本を管理している。最終的に、リアルタイムに観測される Wi-Fi 電波情報とマップ内の標本のマッチングを行うことで測位する。

しかし、この手法では長期的な運用をする際に、標本の維持、管理が適切に行えていない。標本を長期間維持、管理するためには環境の変化に標本を適応させる必要がある。環境の変化には緩やかな環境の変化と急激な環境の変化の2種類がある。まず、1つ目は Wi-Fi 基地局の追加、除去、移動や気温や湿度などによる時間的な電波強度の変化、環境内での模様替えや障害物による電波強度の変化などが緩やかな環境の変化である。各標本の Wi-Fi 電波情報はアップデートの条件を満たすと新たな Wi-Fi 電波情報が蓄積され、連続して条件を満たしている期間では繰り返し蓄積される。長期間のデータになればなるほど頻繁に観測される Wi-Fi 基地局の数が膨大になるため、緩やかな環境の変化に標本を適応できなくなる。2つ目はユーザの長時間滞在地点が席替えによって別の地点になるような急激な環境の変化である。長時間滞在地点は一定とは限らず、長期的にみると長時間滞在地点が同一室内で変わることは十分考えられる。しかし、新たな標本は生成条件に当てはまらない限り生成されないため、ユーザにとって必要な標本が生成されない。そのため、急激な環境の変化に標本を適応できていない。

そこで、本論文では環境の変化に適応する Wi-Fi 標本自動管理手法を提案する。環境の変化に適応するため、準備段階の標本（以下、事前標本）を藤井ら [1] が提案している自動管理機構に導入する。事前標本ではユーザの停留点を可能な限り標本化し、各標本に再訪した際はアップデートを行う。さらに、事前標本に用いるデータ数を制限することで緩やかな環境の変化に標本を適応させる。加えて、事前標本の中から測位に用いる標本（以下、有効標本）を選出する。標本に停留した合計時間を用い、ユーザにとって必要な標本を定期的を選出することで急激な環境の変化に適応する。

本論文は6章で構成される。以下、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章では、2章で述べた問題点における要件について述べ、4章ではアプローチについて述べる。5章で評価について述べ、考察を行う。6章で結論を述べる。

2. 関連研究

環境の変化によって測位精度が低下する問題への対応に関する研究を紹介する。

2.1 絶対位置情報と結びつける Wi-Fi 屋内測位手法

一般的な屋内測位手法は事前に Wi-Fi 電波環境と絶対位置情報と結びつけておき測位を行う。しかし、この手法では測位する環境において、Wi-Fi 電波環境の変化があり測位精度が不安定となる。そのため日々変化する Wi-Fi 電波情報に追従する必要がある。そこで、Pan ら [2] は、短期間では信号が大きく変化しないという仮定を基に、Manifold co-Regularization を用いた半教師あり学習でフィンガープリントデータベースを更新する手法を提案している。Yin ら [3] は、少数の Wi-Fi 受信機を備えた位置座標が既知のノードを環境内に設置し、それぞれのノードが受信した Wi-Fi 受信信号強度とユーザの端末によって受信した Wi-Fi 受信信号強度の関係を、回帰分析によって予測する手法を提案している。谷内ら [4] は、様々な弱位置推定器からなる、Boosted 位置推定器を用いて環境の変化に頑健な位置推定手法を提案している。それぞれの弱位置推定器は、ランダムに選んだ基地局のみを用いて位置を推定する。これによって、特定の基地局からの電波に変化が起ころしても影響を受けない弱位置推定器が存在する。Wi-Fi 電波情報を用いてユーザをトラッキングすることで、弱位置推定器ごとの信頼性を更新し、信頼できる複数の弱位置推定器を用いて推定位置を求めている。

しかし、絶対位置情報と Wi-Fi 電波情報の結びつける Wi-Fi 屋内測位手法はいずれも、事前に絶対位置情報と Wi-Fi 電波情報の結びつけをする必要があり運用管理コストが膨大となる。

2.2 絶対位置情報と結びつけない Wi-Fi 屋内測位手法

事前に絶対位置情報と結びつけない Wi-Fi 屋内測位手法に関する研究を紹介する。この手法では、標本化した統計的特徴量を測位に用いることで運用管理コストを削減している。Yifei Jiang ら [5] は、個別に標本を自動管理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アップデートしている。最終的にユーザが測位する際に、標本化された統計的特徴量

と、ユーザ側の端末でのリアルタイムな Wi-Fi 観測ログから、最も受信状況が近似している標本をベイズ推定により算出している。藤井ら [1][6] は近隣する標本のまとまりごとに標本を自動管理する、細粒度な測位手法を提案している。この手法では、加速センサを用いて停留点ごとに統計的特徴量を収集し標本化している。すべての停留点で標本を生成してしまうと標本の数が増大となる。特に、停留点間の距離が近い場合、各標本の保持する Wi-Fi 電波情報が似通ってしまい、標本ごとの統計的特徴量に差がなくなるため、それぞれの標本を識別することが困難になる。そこで、各標本の統計的特徴量を保つために停留点を標本化する際の生成条件を設けている。加えて、標本を最新の状態にするために、既に生成されている標本の停留点に再度停留する場合には標本を最新の Wi-Fi 電波情報でアップデートする必要がある。そのため、標本をアップデートする際のアップデート条件も設けている。それぞれの条件の判定に用いる標本間の差は仮想的な距離（以下、仮想距離）で表される。最終的に、リアルタイムに観測される Wi-Fi 電波情報と標本のマッチングを行うことで測位している。ただし、仮想距離計算に利用するには不適切な、断続的にしか観測されない Wi-Fi 基地局（以下、断続可動基地局）が多数存在する。これらの Wi-Fi 基地局は測位に悪影響を与える可能性があるため、発見し除去する必要がある。断続稼働基地局は長期間の Wi-Fi 電波情報を用いることで発見することができるが、短期間の Wi-Fi 電波情報しか保持していない標本でも断続稼働基地局を除去するために、近在する標本をまとめる概念（以下、サイト）を導入している。サイトの中には少数の長期間の Wi-Fi 電波情報を保持する標本が存在するという仮定の基、その標本で発見された断続稼働基地局をサイト内の標本で共有することで短期間の Wi-Fi 電波情報しか保持していない標本でも断続可動基地局の除去が可能となる。

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、一つの部屋の中でどこまで細粒度な測位ができるか検討されていない。また、十分な精度で測位するためには、5 回以上その場に訪れている必要があり、さらにクラスタが合計で 20 分以上の Wi-Fi 観測ログで構成されている必要がある。そのため、頻りに訪れない地点では測位ができない。藤井ら [1] の手法では、細粒度な測位が可能であるが、長期的な運用をする際に環境の変化に標本を適応できていないため、標本の維持管理が適切に行えていない。環境の変化には以下の 2 種類がある。

(1) 緩やかな環境の変化

Wi-Fi 基地局の追加、除去、移動や気温や湿度などによる時間的な電波強度の変化、環境内での模様替えや障害物による電波強度の変化など

(2) 急激な環境の変化

ユーザの長時間滞在地点が席替えによって別の地点に

なるような変化

この手法では各標本の Wi-Fi 電波情報はアップデートの条件を満たすと新たな Wi-Fi 電波情報が蓄積され、連続して条件を満たしている期間では繰り返し蓄積される。そのため、長期間のデータになればなるほど、標本に蓄積される Wi-Fi 電波情報の中で頻りに観測される Wi-Fi 基地局の観測回数が膨大となる。仮想距離計算に用いる Wi-Fi 基地局はノイズ対策のために、Wi-Fi 基地局の中で最も多い観測回数の 4 割以上の観測をした Wi-Fi 基地局を計算に使用しているため、膨大に蓄積された Wi-Fi 基地局が存在する場合、新たな Wi-Fi 基地局は仮想距離計算に用いられない。さらに、仮想距離計算に用いる RSSI はある標本で観測されたそれぞれの Wi-Fi 基地局のこれまで観測した全 RSSI の平均を用いている。Wi-Fi 基地局の観測回数が増えれば増えるほど、新たに観測した Wi-Fi 基地局の RSSI の変化は影響しなくなる。そのため、緩やかな環境の変化に標本を適応することが困難となる。緩やかな環境の変化に標本を適応できなければ測位精度は低下してしまう。加えて、ユーザが長時間滞在地点は一定とは限らない。長時間滞在地点が同一室内で変わることは十分考えられる。しかし、新たな標本は生成条件に当てはまらない限り生成されないため、急激な環境の変化に標本を適応できない。急激な変化に標本が適応できなければユーザが測位したい地点で測位できなくなる可能性がある。さらに、この手法では測位時に利用する仮想距離計算に式 2.1 を利用している。

$$dist(F_w, F_c) = \sqrt{\frac{\sum (rssi_{F_w} - rssi_{F_c})^2 \times weight}{\sum weight(F_w \cap F_c)}} \times \frac{\sum weight(F_w \cap F_c) + \sum weight(F_c) - \sum weight(F_w \cap F_c)}{\sum weight(F_w \cap F_c)} \quad (2.1)$$

$$weight = \frac{n}{m} \quad (2.2)$$

式中の w は新たに判定を行う統計的特徴量を、 c は既に生成されている標本を表しており、 F_w, F_c は統計的特徴量と標本の Wi-Fi 基地局を表している。加えて、 $rssi$ は受信信号強度を示している。第一因子では標本間のユークリッド距離を算出し、第二因子でそれぞれの標本で観測された Wi-Fi 基地局の数の差で第一演算項の重み付けを行っている。 m は標本の各基地局の中で最も観測された基地局の観測回数、 n はある Wi-Fi 基地局が観測された回数を表している。 $weight$ は標本内の各基地局の観測回数の重みを表している。この重み付け仮想距離計算式は 1 スキャン分の統計的特徴量に対しての測位のみを想定している。そのため、統計的特徴量のみが存在する基地局を仮想距離計算に反映できておらず、測位精度が低下する可能性がある。

3. 要件

本章では、上記の問題点を解決するための要件を述べる。

3.1 統計的特徴量のみで観測される基地局の反映

測位時に利用していた重み付け仮想距離計算式では統計

的特徴量のみが存在する基地局を仮想距離計算に反映できず、測位精度が低下する可能性がある。ユーザはある停留点に1スキャン分だけでなく一定期間停留するため、その期間の統計的特徴量の観測回数の重みを利用することで統計的特徴量のみで観測される基地局を仮想距離計算に反映する必要がある。

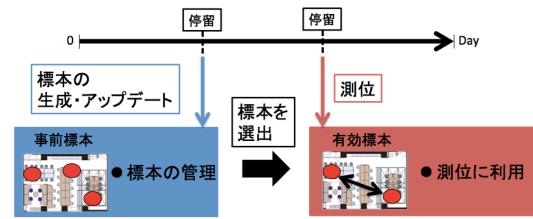


図 4.1 事前標本と有効標本の概念図

3.2 緩やかな環境の変化への標本の適応

Wi-Fi 基地局の追加、除去、移動や気温や湿度などによる時間的な電波強度の変化、環境内での模様替えや障害物による電波強度の変化などの緩やかな環境の変化は測位に悪影響をおよぼす。測位の精度を保つためには標本を緩やかな環境の変化に適応させなければならない。そのために、標本生成地点にユーザが再度停留した際に最新の Wi-Fi 電波情報で標本のアップデートを行う。ただし、標本に蓄積される Wi-Fi 電波情報が多くなると Wi-Fi 基地局は追加や電波強度の変化に適応できなくなるので、標本の Wi-Fi 電波情報の蓄積を適切に制限する必要がある。

3.3 急激な環境の変化への標本の適応

急激な環境の変化は測位に悪影響を及ぼす。たとえば、急激な環境の変化とは、研究室で普段利用している作業機が変わり別の作業機を利用するようになることである。生成される標本はユーザの長時間滞在地点を認識し、周りの標本と識別可能な仮想距離で標本を生成する必要がある。そのため、ある標本が生成されると新たな標本は識別可能な仮想距離でないと生成できない。ユーザが新たな長時間滞在地点に訪れるようになったとしても、もともとある標本から識別可能な仮想距離でないと新たに標本を生成することができないことがある。ユーザの長時間滞在地点の変化に合わせて標本も変化させ、その地点で測位する必要がある。

4. アプローチ

本章では、3章で述べた要件に対するアプローチを述べる。

4.1 統計的特徴量の各基地局の重みを考慮した重み付け仮想距離計算式

ユーザの停留期間で観測される各 Wi-Fi 基地局の観測回数を利用することで統計的特徴量のみで観測される基地局を仮想距離に反映する必要がある。そこで、新たな重み付け計算式として式 4.1 を提案する。

$$dist(F_w, F_c) = \sqrt{\frac{\sum (rssi_{F_w} - rssi_{F_c})^2 \times weight_c}{\sum weight_c(F_{com})}} \quad (4.1)$$

$$\times \frac{\sum weight_w(F_{w-com}) + \sum weight_c(F_c) + |\sum weight_c(F_{com}) - \sum weight_w(F_{com})|}{\sum weight_c(F_{com})} \quad (4.2)$$

$$weight = \frac{n}{m}$$

式中の com は統計的特徴量と標本に共通する Wi-Fi 基地

局を表す。また、 $weight_c$ は標本の各基地局の観測回数を利用した重み、 $weight_w$ は統計的特徴量の各基地局の観測回数を利用した重みを表す。

4.2 事前標本の自動管理機構への導入

緩やかな環境の変化と急激な環境に変化に標本を適応させるために、事前標本を藤井ら [1] の標本自動管理機構に導入する。事前標本と有効標本の概念を図 4.1 に示す。ユーザがよく訪れる標本を判定するために事前標本において標本の維持、管理を行う。事前標本から適切な標本を有効標本として選出し、有効標本を用いて測位を行う。

4.2.1 事前標本の生成

藤井ら [1] の手法では、標本の維持、管理のため仮想距離を用いた生成条件、アップデート条件を設定していた。仮想距離を計算する際には式 4.1 に示す仮想距離関数を利用する。標本を緩やかな環境の変化と急激な環境の変化へ適応させるために新たな条件を加え、事前標本を生成する。事前標本はユーザの停留点で可能な限り生成され、最新の Wi-Fi 電波情報でアップデートを行う標本のことである。標本を生成する条件として識別可能な仮想距離閾値 (以下、生成閾値) を設定しており、標本間の仮想距離が生成閾値以上の場合のみ標本を生成する。加えて、標本をアップデートする条件として標本生成地点と同一箇所と判定する仮想距離閾値 (以下、アップデート閾値) を設定しており、標本間の仮想距離がアップデート閾値以下の場合のみ標本をアップデートする。新たな条件として事前標本では可能な限り標本を生成するために生成閾値より小さい閾値 (以下、生成閾値 (事前)) を設定する。事前標本を生成する条件として用いる生成閾値 (事前) は生成閾値よりは小さい値であり、加えて、アップデート閾値よりは大きい値を取ることによって同じ地点の標本を生成してしまうことを避けている。この生成閾値 (事前) を用いることで、ユーザの停留点で可能な限り標本を生成する。さらに、ユーザが標本生成地点に再度停留した際、つまり停留点で生成される統計的特徴量と標本との仮想距離がアップデート閾値より小さい場合、最新の Wi-Fi 電波情報で標本のアップデートを行う。その際、標本に蓄積される Wi-Fi 電波情報を制限しなければ、頻繁に観測される Wi-Fi 基地局の観測回数が膨大となり、その Wi-Fi 基地局の Wi-Fi 電波強度の時間的な変化や新たな Wi-Fi 基地局の追加に適応できなくなる。そのため、事

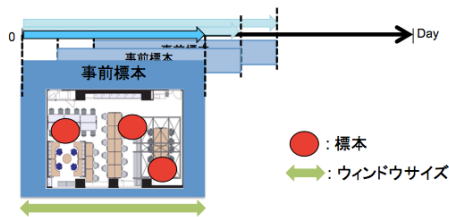


図 4.2 事前標本の概念図

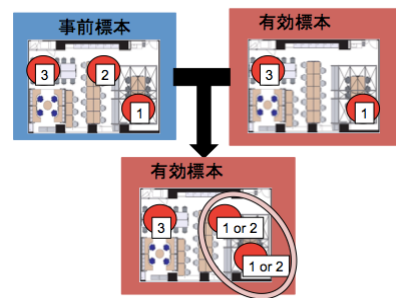


図 4.4 標本のマージの概念図

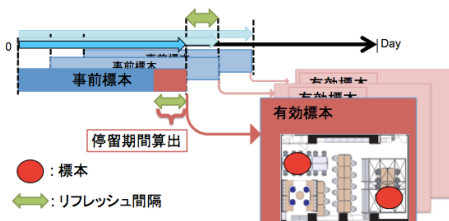


図 4.3 有効標本の概念図

前標本で用いられる Wi-Fi 電波情報は一定期間のウィンドウサイズで管理する．ウィンドウサイズで管理される事前標本の概念を図 4.2 に示す．ウィンドウサイズの期間分標本に Wi-Fi 電波情報が蓄積している場合に最新の Wi-Fi 電波情報をアップデートする際は，蓄積された Wi-Fi 電波情報の中で一番古い Wi-Fi 電波情報を標本から削除し，その後，最新の Wi-Fi 電波情報でアップデートする．

4.2.2 有効標本の選出

急激な環境の変化に適応するために，事前標本の中から有効標本を選出する．有効標本とは測位する際に用いる標本のことである．事前標本で生成された標本間の仮想距離は生成閾値より小さいため，実際の測位に用いると間違った測位を行う可能性がある．そのため，事前標本の中で，誤認識をしない標本を選出する必要がある．選出する標本は長時間滞在地点で生成された標本を選出する必要がある．そのために事前標本のそれぞれの標本に停留した合計時間を利用する．事前標本のそれぞれの標本に停留した合計時間が長い標本から有効標本を生成することで，ユーザにとって必要な標本を生成することができる．有効標本の標本間は生成閾値より大きいため，精度の良い測位を行うことができる．有効標本は頻繁に変わるものではないが，急激な環境の変化に適応する必要がある．そのため，一定期間ごとに有効標本を再選出（以下，リフレッシュ）することで急激な環境の変化に適応した標本をユーザに利用してもらう．定期的リフレッシュを行って選出される有効標本の概念を図 4.3 に示す．ここで，事前標本のそれぞれの標本に停留した合計時間を用いて有効標本を選出する際に，リフレッシュ間隔分の合計時間を利用することで急激な環境の変化にすぐに適応することができる．

ただし，有効標本はある Wi-Fi 電波環境において生成できる標本の限界であるが，有効標本の生成地点以外の地点にユーザが訪れることは容易に考えられる．そのような地

点でも測位を行うために標本のマージを行う．マージの概念を図 4.4 に示す．有効標本は事前標本の中からユーザにとって必要な標本が選出される．この時，事前標本において有効標本として選出されなかった標本のラベルを利用して測位の限界性能を超えてしまった場合にも対応できる．ラベルとは，ユーザが入力する各標本の名前である．事前標本の中で有効標本として選出されなかった標本から有効標本との仮想距離を算出する．標本間の仮想距離を算出する際には，それぞれの標本の重みや利用する Wi-Fi 基地局が異なってくることから重み付け仮想距離計算式を利用することはできない．そこで，藤井ら [1] が提案している式 4.3 に示す仮想距離関数を利用し，算出する．

$$dist(F_w, F_c) = \sqrt{\frac{\sum (rssi_w - rssi_c)^2}{|F_w \cap F_c|}} \times \frac{(|F_w| + |F_c| - |F_w \cap F_c|)}{|F_w \cap F_c|} \quad (4.3)$$

式中の F_w 、 F_c は各標本の Wi-Fi 基地局を表しており， w は新たに判定を行う統計的特徴量を， c は既に生成されている標本を表している．加えて， $rssi$ は受信信号強度を示している．第一因子では標本間のユークリッド距離を算出し，第二因子でそれぞれの標本で観測された Wi-Fi 基地局の数の差で第一演算項の重み付けを行っている．それぞれの標本のラベルを利用し，仮想距離が一番小さくなる有効標本のラベルに有効標本として選出されなかった標本を加えたラベルを生成する．さらに，生成されたラベルと同様のラベルを有効標本として選出されなかった標本のラベルにも結びつけ，有効標本に加えることでマージする．最終的に，マージした有効標本を用いて測位を行う．リアルタイムに観測される Wi-Fi 電波情報と有効標本のマッチングの際には式 4.1 に示す仮想距離関数を利用する．

4.2.3 サイト別標本管理

サイトごとに事前標本と有効標本を保持することで，サイト内の標本で断続可動基地局を共有できるのみならず，サイトごとに標本を自動管理できる．そのため，すべての環境で生成される標本を自動管理するより，サイトごとに標本を自動管理することで標本を管理しやすくする．サイト生成に利用する仮想距離計算式は式 4.3 を利用する．

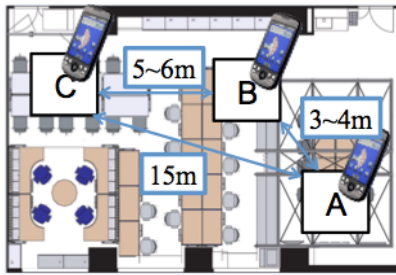


図 5.1 定点観測地点

表 5.1 シミュレーションのパターン一覧

パターン名	パターンの説明
パターン AC	A と C 地点にそれぞれ 40% の確率で, B 地点に 20% の確率で訪れるパターン
パターン B	B 地点に 60% の確率で, A と C 地点にそれぞれ 20% の確率で訪れるパターン
パターン ACtoB	はじめはパターン AC を行い, 一定期間後パターン B に変更するパターン

5. 評価

5.1 シミュレーションの説明

人の動きをシミュレーションした場合に環境の変化に標本を適応できているか評価する。本実験は研究室で行っており, B4 机 (A), 作業机 (B), B3 机 (C) のそれぞれに Android 端末を設置し, 2 週間の定点観測を行った。それぞれの地点を図 5.1 に示す。A 地点と C 地点は 6m 以上離れており, 藤井ら [1] が検証した識別可能な距離である。評価では, 2 週間の中でユーザが 5 分間隔で各地点に訪れるシミュレーションを行った。訪れる地点をランダムに選択し, 選ばれた地点で観測する連続 5 分間の Wi-Fi 電波情報を利用し, 標本を生成, またはアップデートを行う。その後, 次の地点をランダムに選択し次の地点で連続 5 分間の Wi-Fi 電波情報を利用し標本の生成, アップデートを行う。これを繰り返すことでユーザが 5 分ごとに場所を停留, 移動した際のシミュレーションをする。ランダムに選択する際の確率を変更することで様々なパターンのシミュレーションを行う。シミュレーションするパターンを表 5.1 に示す。パターン AC とパターン B は緩やかな環境の変化への適応の評価を行い, パターン ACtoB は急激な環境の変化への適応の評価を行う。パターン AC は識別可能な距離の A, C 地点の 2 地点によく訪れる。A, C 地点は識別可能な距離なので A, C 地点に標本が生成される。B 地点は A, C 地点と識別可能な距離ではないため, 標本が生成されない。標本が 2 つ生成される場合に緩やかな環境の変化に適応しているか評価する。パターン B は B 地点によく訪れる, B 地点と A 地点や B 地点と C 地点は識別可能な距離ではないので研究室内に B 地点の標本のみが生成される。標本が 1 つのみ生成される場合に緩やかな環境の変化に適応しているか評価する。パターン ACtoB はユーザの長期滞在地点が変化した場合のパターンである。はじめはユーザの長期滞在地点が A, C 地点であるが, 一定期間後に B 地点が長期滞在地点となる。急激な環境の変化に標本

を適応できているか評価をする。

シミュレーションを行う際に用いる生成閾値は A, C 地点でそれぞれの地点で生成される標本を識別可能な 16 を設定し, 生成閾値 (事前) は地点 A, B, C それぞれの地点で標本が生成される 11 を設定した。加えて, アップデート処理はアップデートするべきときにし, すべきでない時にしないことが正しいアップデートである。地点 A, B, C それぞれに同確率でおとづれるシミュレーションを行った場合に, 最も正しくアップデートを行った閾値 6 をアップデート閾値に設定した。

評価ではそれぞれのパターンにおける適合率と再現率を算出する。適合率と再現率を式 5.1, 式 5.2 に示す。

$$\text{適合率} = \frac{\text{正しい測位結果の回数}}{\text{全側位回数}} (\%) \quad (5.1)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{正しい測位の回数}}{\text{全側位回数}} (\%) \quad (5.2)$$

適合率は出力する結果がどれだけ正しいのかを表している。出力結果はアップデート閾値を用いる。現在いる地点での統計的特徴量と既にある標本との仮想距離を求め, 一番仮想距離が小さくなる標本を選択する。統計的特徴量とその標本の仮想距離がアップデート閾値を下回った場合, その標本が出力される。適合率を算出する際の正しい出力結果とは有効標本生成地点に訪れた時にその有効標本を選択することと, 有効標本生成地点以外の地点に訪れた時にどの標本ともマッチングしない (以下, 不明状態) ことである。再現率は提案手法が出力する結果がどれだけ本当の地点を表しているかを算出する。算出する際の正しい測位とは各地点に訪れた時にその地点で生成された標本を選択することである。そのため, 適合率とは違い, 不明状態は間違った測位となる。

5.2 重み付け仮想距離計算式の評価

パターン AC を用いて既存の重み付け仮想距離計算式と提案する重み付け仮想距離計算式の評価を行う。図 5.2 は既存の重み付け仮想距離計算式と提案する重み付け仮想距離計算式それぞれを用いた場合の一日ごとの適合率と再現率である。この時の自動管理機構は藤井ら [1] が提案している自動管理機構である。全期間において提案する重み付け仮想距離計算式を用いた場合の適合率のほうが高い確率となっている。以後の評価で測位に用いる仮想距離計算式は式 4.1 を用いる。

5.3 緩やかな環境の変化への適応の評価

5.3.1 パターン AC の場合

パターン AC で人の動きをシミュレーションし訪れた地点で測位を行った。図 5.3 は藤井ら [1] の自動管理機構と今回提案する 2 段階の自動管理機構のパターン AC におけ

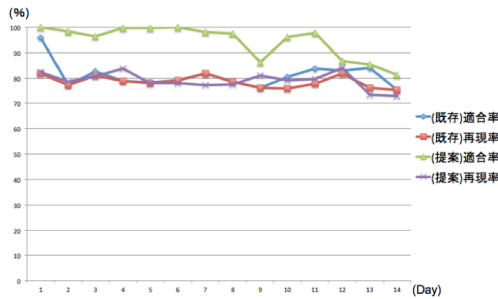


図 5.2 重み付け仮想距離計算式別の適合率と再現率

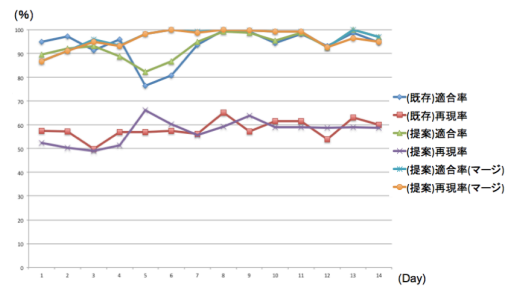


図 5.4 自動管理機構別のパターン B における適合率と再現率

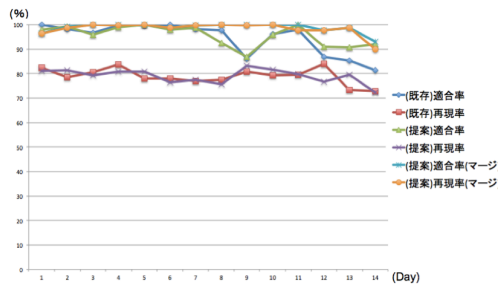


図 5.3 自動管理機構別のパターン AC における適合率と再現率

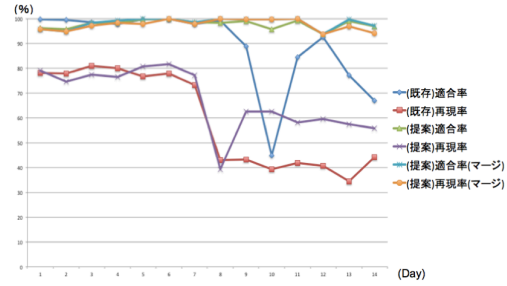


図 5.5 自動管理機構別のパターン ACtoB における適合率と再現率

る 1 日ごとの適合率と再現率を表している。このパターンでは、標本が A, C 地点で生成される。80% は標本が生成される地点に訪れるが、20% は標本の生成していない B 地点に訪れることになる。ただし、提案手法においては事前標本は A, B, C 地点すべての地点で生成され、有効標本として事前標本の中で A, C 地点で生成された標本が選出される。9 日目にどちらの自動管理機構も適合率が 80% 程度となっているのは、B 地点に訪れた際に A の標本がマッチングしてしまうことがあるためである。13 日、14 日は提案手法のほうが適合率が若干向上している。再現率はどちらの自動管理機構も B 地点に訪れた際に不明状態となると下がってしまうため、80% 程度となっている。また、マージを行った場合有効標本は A, B 地点で生成された標本がマージされ、ほぼ 100% の適合率、適合率となった。

5.3.2 パターン B の場合

パターン AC の場合と同様に、パターン B で人の動きをシミュレーションし訪れた地点で測位を行った。図 5.4 は藤井ら [1] の自動管理機構と今回提案する 2 段階の自動管理機構のパターン B における 1 日ごとの適合率と再現率を表している。このパターンでは、標本が B 地点で生成される。60% は標本が生成される地点に訪れるが、40% は標本の生成していない A, C 地点に訪れることになる。ただし、提案手法においては事前標本は A, B, C 地点すべての地点で生成され、有効標本として事前標本の中で B 地点で生成された標本が選出される。5 日目にどちらの自動管理機構も適合率が 80% 程度となっているのは、A 地点に訪れた際に B の標本がマッチングしてしまうことがあるためである。再現率はどちらの自動管理機構も A, C 地点に訪れた際に不明状態となると下がってしまうため、60% 程

度となっている。全期間通してどちらの自動管理機構の適合率、再現率はほぼ同程度だった。また、マージを行った場合有効標本は A, B, C 地点すべての標本がマージされ、ほぼ 100% の適合率、適合率となった。

5.4 急激な環境の変化への適応の評価

5.4.1 パターン ACtoB の場合

パターン ACtoB で人の動きをシミュレーションし訪れた地点で測位を行った。このパターンはユーザが普段 A, C 地点によく訪れているが、途中から B 地点によく訪れるようになった場合のシミュレーションを行う。今回はパターンの変更を 7 日目に行っている。図 5.5 は藤井ら [1] の自動管理機構と今回提案する 2 段階の自動管理機構のパターン ACtoB における 1 日ごとの適合率と再現率を表している。10, 13, 14 日目に既存の自動管理機構の適合率が下がっている。これはパターン変更後 B 地点によく訪れるため、B 地点に訪れた際に A の標本とマッチングしてしまうことが多くあったためである。また、パターン変更後 8 日目に再現率がどちらも 40% に低下している。これはパターン変更した際、標本が生成されている A, C 地点には 40% の確率で訪れ、60% の確率で標本の生成されていない B 地点に訪れるためである。9 日目以降、既存の自動管理機構の再現率は 40% 程度であったが、提案手法は 60% 程度に向上している。また、マージを行った場合はパターン AC, B の場合と同様に適合率、再現率ともにほぼ 100% であった。

5.5 考察

まず、パターン AC, パターン B を用いて緩やかな環境

の変化への適応の評価を行った。パターン AC において提案手法の適合率が若干向上していた。向上の理由は有効標本生成地点以外の地点に訪れ測位した時に、有効標本が出力されず、不明状態となる回数が増えたためである。これは、各標本がそれぞれの統計的特徴量を維持できたためと考えられる。そのため、提案手法は各標本を緩やかな環境の変化に適応できた。

次に、パターン ACtoB を用いて急激な環境の変化への適応の評価を行った。既存の自動管理機構では急激な環境の変化に標本を適応できず、常にはじめに生成した標本を利用していた。そのため、パターン変更後の適合率と再現率が低くなっていた。しかし、提案手法ではパターンを変更直後は一旦適合率と再現率が低下するものの、リフレッシュ間隔後に適合率と再現率を 60 % 程度に向上することができている。これは、パターンの変化に応じてユーザにとって必要な標本が生成することができたためである。そのため、提案手法は標本を急激な環境の変化に適応できた。

さらに、それぞれのパターンにおいてマージ処理をする場合としない場合の評価も行った。マージ処理をした場合はすべてのパターンで適合率、再現率が高いものとなった。測位粒度と測位精度はトレードオフの関係となっており、細粒度で測位したい場合はマージ処理をしないで測位を行い、精度の高い測位をしたい場合はマージ処理をして測位を行うことが可能である。

6. おわりに

本論文では、統計的特徴量のみで観測される Wi-Fi 基地局を考慮した新たな重み付け仮想距離計算式提案した。提案手法と既存手法の測位の適合率と再現率を評価したところ、提案手法の適合率が向上し、測位精度を向上することができた。加えて、事前標本を既存の自動管理機構に導入することで、環境の変化に標本を自動的に適応させる手法を提案した。まず、事前標本ではユーザの停留点で可能な限り標本を生成し、緩やかな環境の変化に標本を適応するために標本のアップデートやウィンドウサイズによるデータ数の制限を行った。次に、急激な環境の変化に標本を適応するために事前標本からユーザにとって必要な標本を選出し、定期的なリフレッシュを行った。提案手法と既存の自動管理機構の測位の適合率と再現率を評価したところ、提案手法は各標本の統計的特徴量を維持することができ、緩やかな環境の変化への適応は若干向上した。さらに、ユーザの長時間停留地点に適応する標本の選出ができ、急激な環境の変化への適応は向上した。そのため、長期的な標本の維持、管理が行えることを示した。加えて、標本のマージ処理を行うことで適合率、再現率ともに 99 % 以上の測位精度となった。測位の精度と測位の粒度はトレードオフの関係ではあるが、測位の粒度を荒くすることで高精度な

測位を長期間行うことができた。

今後の課題として、まず定期的に観測される基地局の消失への対処をする必要がある。同一地点において、定期的に観測されている基地局が突然観測されなくなるような状況が考えられる。多数の基地局が観測される地点ではこのような現象が頻繁に発生しない限り、仮想距離の大きな変化はないため標本のアップデートが可能であると考えられる。しかし、観測される基地局が少ない地点で、定期的に観測されていた基地局が突然観測されなくなった場合、仮想距離が大きく変わってしまうため標本のアップデートができなくなる。観測される基地局が少ない地点で定期的に観測されていた基地局が突然観測されなくなった場合でも、適切に標本のアップデートを行う手法を考案する必要がある。次に、Wi-Fi 基地局の分布が希薄な環境での標本とサイトの適切な管理を行う必要がある。今回は、常時 15 台前後の Wi-Fi 基地局が観測される研究室で検証を行ってきた。しかし、普段生活する環境では Wi-Fi 基地局の分布が希薄な環境も存在する。Wi-Fi 基地局の数が変化すると実際の距離と仮想距離の関係も変化する。そのため、標本やサイトを自動管理する上で設定すべき閾値も変化する。様々な Wi-Fi 電波環境に合わせて標本やサイトを管理するためにも今後は、Wi-Fi 基地局の分布が希薄な場所でも検証していく必要がある。

参考文献

- [1] 藤井陽光, 坂口拓嗣, 安積卓也, 西尾信彦. 屋内細粒度行動認識のための wi-fi 標本の自動管理機構. 情報処理学会研究報告, UBI コピキタスコンピューティング, Vol. 2013, No. 57, pp. 1-7, may 2013.
- [2] Sinno Jialin Pan, James T. Kwok, Qiang Yang, and Jeffrey Junfeng Pan. Adaptive localization in a dynamic wifi environment through multi-view learning. In *Proceedings of the 22Nd National Conference on Artificial Intelligence - Volume 2, AAAI'07*, pp. 1108-1113. AAAI Press, 2007.
- [3] Yin Jie, Yang Qiang, and Lionel Ni. Adaptive temporal radio maps for indoor location estimation. In *Proceedings of the Third IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, PERCOM '05*, pp. 85-94. IEEE Computer Society, 2005.
- [4] 谷内大祐, 前川卓也, 鈴木潤, 岸野泰恵. Boosting を用いた環境変化に頑健な wi-fi 屋内位置推定手法の提案. 情報処理学会研究報告, UBI コピキタスコンピューティングシステム, Vol. 2013, No. 5, pp. 1-7, oct 2013.
- [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. In *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing*, UbiComp '12, pp. 441-450. ACM, 2012.
- [6] Nishio Nobuhiko, Fukuzaki Yuuki, and Azumi Takuya. Detecting wi-fi base station behavior inappropriate for positioning method in participatory sensing logs. In *Proceedings of the 2013 ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing Adjunct Publication*, UbiComp '13 Adjunct, pp. 665-672. ACM, 2013.