

Wi-Fi 基地局の観測履歴を利用したユーザの状態遷移解析

太田 健 吾^{†1} 向 井 政 貴^{†2}
新井 イスマイル^{†3} 西 尾 信 彦^{†4}

近年, GPS やカメラ等のライフログを記録可能なデバイスが搭載された高性能な携帯端末が普及しつつあり, そのライフログを解析し, ユーザの行動に合わせた情報を提供できることが期待されている. しかし, GPS や映像・音声から得られるライフログは屋内や公共空間では利用できないという問題がある. そこで, 本研究ではライフログとして Wi-Fi 基地局の観測履歴を利用してユーザの行動を把握するための手法を提案する. この手法では, 現在観測されている Wi-Fi 基地局と一定時間過去に観測されている Wi-Fi 基地局を比較することで, ユーザの移動・停留を判定し, その移動停留情報から行動モデルを作成し, 行動予測に用いる. 評価の結果, 予測精度は最大で 71.3 %であった. 本稿では, 提案手法, 設計, 実装および評価について述べる.

Analysis of State Transition Generated from Observed Wi-Fi Access Points History

KENGO OHTA,^{†1} MASAKI MUKAI,^{†2} ISMAIL ARAI^{†3}
and NOBUHIKO NISHIO^{†4}

Portable devices equipped with many sensory devices, such as GPS and acceleration sensors, are now becoming popular. Taking advantage of their sensors, they may be used as a tool for life logging and user's behavioral analysis; however, existing methods have limitation in geographical coverages. In this paper, we propose a method to make a user's behavior model by analyzing collected Wi-Fi signatures. According to this method, we could know when and where a user move and stay in his or her daily life. As a result of the evaluation, the maximum prediction accuracy was the 71.3

1. はじめに

人々は日常生活のなかで移動と停留を繰り返しており, 停留を状態, 移動を遷移に当てることによって人の行動を有限オートマトンで表した行動モデルを得ることが可能になる. ユーザの行動モデルを作成することによって, ユーザの今の状況推定を行う研究¹⁾²⁾³⁾が多数行われている.

また, 近年, スマートフォンに代表される高性能な携帯端末が普及しつつあり, 搭載された GPS やカメラ, 無線 LAN といった数多くのデバイスより得られたライフログを解析することで, ユーザの行動モデルの推定も試みられている. 現在, ライフログからユーザの行動モデルを把握するために GPS や映像・音声などを解析する手法が存在する. ユーザの状態を把握するためには, できるだけ場所を問わず状態把握のために用いる情報を得られることが望ましい. しかし, GPS は屋内における測位精度が低いことからユーザの行動モデルを屋内で把握することが難しい. また, 映像・音声による解析による手法では撮影・録音される側のプライバシーの問題から公共空間で記録することは困難である.

そこで本研究では, 屋内外問わず, また公共空間でも取得可能である Wi-Fi を利用してユーザの移動・停留を判定する, 判定した移動停留情報からユーザの状態を推定し, その行動モデルを作成する手法を提案する. また, ユーザの行動予測を試み, ユーザが次に停留する場所がどの程度予測できるのかについて評価した結果, 予測精度は最大で 71.3 %であった.

本論文は全 6 章から構成される. 2 章では関連研究について述べ, 3 章では行動モデルの作成手法について述べる. 4 章では, 設計と実装について述べ, 5 章で評価と考察について述べ, 最後に 6 章で本研究をまとめる.

^{†1} 立命館大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

^{†2} 立命館大学情報理工学部情報システム学科

Department of Computer Science and engineering, Ritsumeikan University

^{†3} 立命館大学総合理工学研究機構

The Research Organization of Science and Engineering, Ritsumeikan University

^{†4} 立命館大学情報理工学部

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

2. 関連研究

松倉⁴⁾らは、ユーザが訪れたことのない地域で利用可能な行動モデルとして MUGI を提案している。位置取得には GPS を利用しており、ユーザの停留地点として一般に公開している GIS (Geographic Information System) サーバから取得した「銀行」や「飲食店」などのカテゴリーで表される属性を用いている。行動モデルの取得には隠れマルコフモデルを利用して、属性をノード、ある属性からある属性の場所へ移動する確率をノード間の遷移確率として用いている。属性情報を利用することによってユーザの行動をモデル化でき、訪れたことのない地域でもユーザの行動傾向として利用できることを目指している。しかし、位置取得に GPS のみを用いているため、GPS の精度が低下する屋内におけるユーザの行動モデルには対応できない。

山城⁵⁾らは、ユーザの生活の中で観測される音声および映像を携帯端末を用いて収集し、音声・画像特徴量に基づいて、ユーザの日常生活における主要な場所の識別を行っている。さらに、ユーザの行動をベイジアンネットワークによってモデル化し、行動予測を行っている。この行動の予測精度は最も高い場合で 63.2 % である。しかし、日常生活において、撮影される側のプライバシーの問題から映像や音声の利用は公共空間では難しく、限定された空間でしか利用することができない。

3. Wi-Fi の観測履歴を用いた行動モデル作成手法の提案

3.1 移動・停留判定手法

本研究ではユーザの行動モデルを解析するために、Wi-Fi 基地局の観測履歴を利用した移動停留判定を行う。Wi-Fi 基地局は、屋内外問わず観測することができるため GPS より観測可能な時間の割合が多い。また、映像・音声とは異なり、公共空間でも記録できるため Wi-Fi 基地局の観測履歴を用いることでユーザの状態を詳細に把握できる。

移動停留判定を行うためには同時に観測されている Wi-Fi 基地局の集合 (以下、Wi-Fi 基地局セット) を用いる。Wi-Fi 基地局セットはユーザの持つ携帯端末が一定時間周期 (以下、観測周期) 毎に観測する。ユーザが一箇所に留まっていなければ、時間の経過とともに観測されている Wi-Fi 基地局がすべて入れ替わると考えられるので現在の Wi-Fi 基地局セットと一定時間過去の Wi-Fi 基地局セットとの比較を行い、Wi-Fi 基地局がすべて入れ替わったときを移動、移動ではないときを停留と定義する。このときの一定時間を移動停留判定時間とする。なお、本稿では本研究での移動の定義と区別するために、ユーザがある地

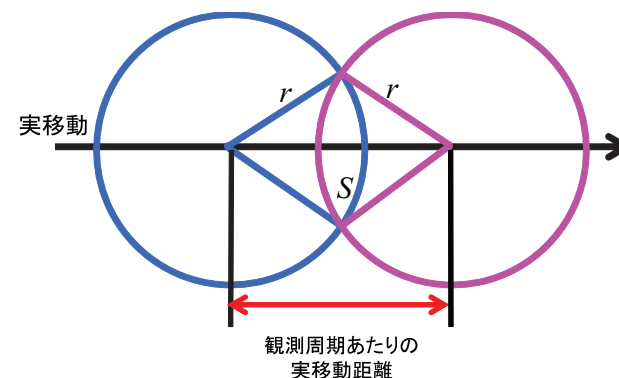


図 1 Wi-Fi 基地局を観測できる範囲の変化
Fig. 1 Change in range where Wi-Fi can be observe

点から別の地点へ移ることを以後、実移動と呼ぶ。

このとき、静的な短い移動停留判定時間を用いると低速実移動時に、Wi-Fi 基地局の入れ替わりが少ないため、移動と判定できないという問題が発生する。しかしながら、静的な移動停留判定時間を長時間とすると、高速実移動時に Wi-Fi 基地局の入れ替わりが多いため、停留と判定できないという問題が発生する。したがって、詳細に移動・停留を判定するためには、用いる移動停留判定時間をユーザの実移動速度に応じて動的に算出し変化させる必要がある。

3.2 ユーザの実移動速度に応じた移動停留判定時間の動的な決定手法

3.1 節で述べたように実移動に近づけた移動停留判定を行うためには、ユーザの実移動速度に応じて移動停留判定時間を動的に決定する必要がある。本研究では、動的に移動停留判定時間を算出する手法を理想モデルを元に導出した。まず、仮定として Wi-Fi 基地局が一樣に分布している理想モデルを考える。図 1 では、ユーザの実移動によって Wi-Fi 基地局の観測可能な領域が左側の円から右側の円で表現される領域へ変化しており、ユーザは半径 r の円内の Wi-Fi 基地局のみを観測できるものと仮定する。矢印はユーザの実移動を表している。ユーザが同じ速度で実移動しつづけていたと考えたとき、観測される基地局が完全に入れ替わるため最小の観測周期数を求め、観測周期数と観測周期の積を移動停留判定時間とする。

移動停留判定時間の算出方法を式 1~式 7 と共に説明する。式 2~式 6 中の d とは観測周

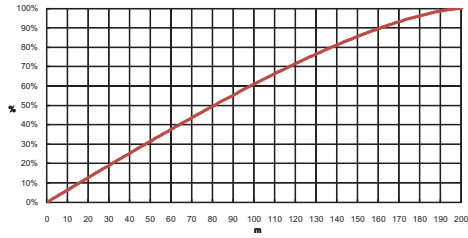


図2 観測周期あたりのWi-Fi 基地局入れ替わり率 cr ・円心間距離 d

Fig.2 Rate of changing places in Wi-Fi each observation cycle cr and Distance between center of circles d

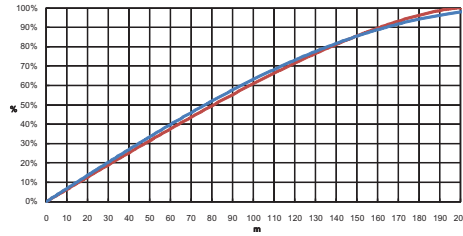


図3 近似式によるグラフとの比較

Fig.3 Comparison with graph by approximate expression

期あたりのユーザの実移動距離であり、図1における2つの円の円心間距離である。また、 S は実移動の前後で共に観測されている領域の面積である。

観測周期あたりの実移動前後で入れ替わったWi-Fi 基地局の割合を表す入れ替わり率 cr は

$$cr = 1 - \frac{S}{\pi r^2} \quad (1)$$

で求めることができる。さらに、面積 S は

$$S = 2r^2 \arccos\left(\frac{d}{2r}\right) - d\sqrt{r^2 - 0.25d^2} \quad (2)$$

となり、式2を式1に代入することで、

$$cr = \frac{r^2\left(\pi - 2\arccos\left(\frac{d}{2r}\right)\right) + d\sqrt{r^2 - 0.25d^2}}{\pi r^2} \quad (3)$$

と導出することができる。

理想モデルとしてWi-Fi 基地局の観測範囲を半径100mの円内とし、 $r = 100$ を式4に代入して縦軸に基地局の入れ替わり率 cr 、横軸に円心間距離 d をとってグラフを描くと図2になる。式3は d の関数であるため、 d から cr を算出できるが、逆関数の算出は難しいため、入れ替わり率 cr からユーザの実移動距離 d を導出するために

$$cr = \sin\left(\frac{\pi d}{4kr}\right) \quad (4)$$

と近似して、さらに

$$d = \frac{4kr \arcsin(cr)}{\pi} \quad (5)$$

と変形することで cr から d を算出する。式3とその近似式5のグラフを重ねて示したのが図3である。式4、式5中の k は定数であり図3は $k = 1.15$ に設定した。

式5を用いることで基地局の入れ替わり率 cr から観測周期間でユーザ実移動した距離を円心間距離 d として求めることができる。

式6中の t は観測周期数、式7中の T は観測周期である。

$$2r < dt \quad (6)$$

となる最小の t を求め、

$$time = Tt \quad (7)$$

とすることで移動停留判定時間を求める。

3.3 行動モデルの作成

現在のWi-Fi 基地局セットと移動停留判定時間前のWi-Fi 基地局セットを比較し、移動停留判定を行う。移動停留判定により得られた移動・停留情報をもとにユーザの行動モデルを作成する。ユーザの行動モデルを表す状態遷移の状態として、連続して停留と判断されている間に観測されていたWi-Fi 基地局セットをまとめた停留クラスタを作成する。また、停留クラスタから停留クラスタへの遷移をリンクとして作成する。停留クラスタとリンクからユーザの行動モデルを作成する。

4. 設計と実装

4.1 設計

まず、Wi-Fi 基地局観測履歴を用いたユーザの行動モデル解析を行うシステムの概要を図4に示す。本研究で対象とするのは図4のサーバ側の4部分であり、センサログデータ取得部、移動・停留判定部、状態遷移生成部、行動予測部である。その他の部分は本研究の対象とする部分ではないが、本システムを構築する上で必要であるため、それぞれについて簡単に説明する。

- 「センサ情報管理部」
センサデータを取得し、個人センサログデータベースにセンサデータをアップロードする。
- 「サービス」

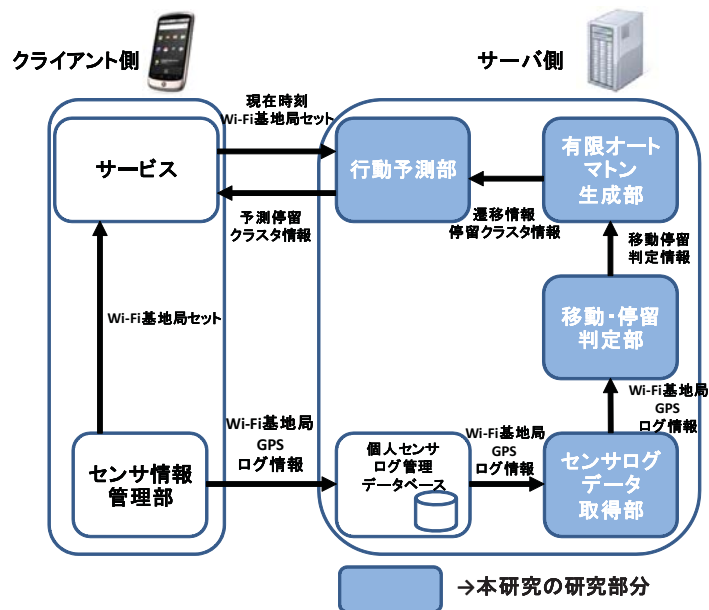


図 4 システム概要

Fig. 4 Structure of proposed system

サーバ側の行動予測部に対して、観測された Wi-Fi 基地局情報とその時刻を渡して行動予測結果を受け取る。

- 「個人センサログ管理データベース」
センサによって観測されたデータを蓄積する。

以下に本システムの対象とする各部について詳述する。

4.1.1 センサログデータ取得部

この部分は、個人センサログデータベースに格納されている Wi-Fi 基地局観測履歴を読み込む部分である。このとき、これらの観測履歴と同時刻に取得できた GPS 情報があった場合、その緯度経度と観測履歴の関連付けも行う。個人センサログ管理データベースに格納されている Wi-Fi 基地局観測履歴の例を表 1 に示す。

4.1.2 移動・停留判定部

この部分では、まず観測周期ごとに Wi-Fi 基地局セットの入れ替わり率を求める。さら

表 1 Wi-Fi 基地局観測履歴

Table 1 Wi-Fi observation history

	時刻	SSID	MAC アドレス	信号強度
実際のデータ	2009/11/18 14:00:40	WARPSTAR-FBCA12	00:04:02:3d:c3:65	-87
	2009/11/18 14:00:40	2DE288EF64B7E9085D5C9E84426CF963	00:1d:73:0b:76:48	-89
	2009/11/18 14:00:40	001D737E65CC	00:1d:73:7e:65:cd	-90
	2009/11/18 14:00:40	Gutch-Laboratory	00:04:0b:e1:21:01	-94
	2009/11/18 14:00:40	00B81C1D2A57611D4B192CBD7A5BA313	00:16:01:91:07:67	-94
	2009/11/18 14:00:55	0016018F83B6	00:16:01:8f:83:b7	-87
	2009/11/18 14:00:55	WARPSTAR-FBCA12	00:04:02:3d:c3:65	-87
	2009/11/18 14:00:55	2DE288EF64B7E9085D5C9E84426CF963	00:1d:73:0b:76:48	-89
	2009/11/18 14:00:55	001D737E65CC	00:1d:73:7e:65:cd	-90
	2009/11/18 14:00:55	0007407DB078	00:07:40:77:ee:cd	-94
	2009/11/18 14:00:55	Gutch-Laboratory	00:04:0b:e1:21:01	-94
	2009/11/18 14:00:55	00B81C1D2A57611D4B192CBD7A5BA313	00:16:01:91:07:67	-94

表 2 停留クラスタのもつ情報

Table 2 Stopping cluster information

停留クラスタ ID	StayClusterID
停留時間	StayClusterTime
停留回数	StayClusterCounter
停留クラスタ名	StayClusterName
停留開始時間	StayStartTime
停留終了時間	StayEndTime
緯度	Lat
経度	Lng
Wi-Fi 基地局	BSSID
Wi-Fi 基地局	ESSID

表 3 リンクのもつ情報

Table 3 Link information

平均移動時間	AverageMovingTime
遷移回数	MovingCounter
リンク ID	LinkID
遷移元停留クラスタ ID	StartStayClusterID
遷移先停留クラスタ ID	EndStayClusterID

に、3.2 節で述べた手法で移動停留判定時間を求め、その時間を用いて比較する Wi-Fi 基地局セットを決定して移動・停留の判定を行う。その後、判定した移動・停留情報を Wi-Fi 基地局セットに関連づけて保存する。

4.1.3 有限オートマトン生成部

この部分では、Wi-Fi 基地局セットの移動停留情報をもとに有限オートマトンを生成する。状態遷移の状態を表す停留クラスタのもつ情報を表 2 に示す。また、状態遷移の遷移を表すリンクのもつ情報を表 3 に示す。

4.1.4 行動予測部

この部分は、クライアントからの要求に対して、次に停留する停留クラスタを予測して予測結果を返す処理を行う。クライアントは現在の Wi-Fi 基地局セットと時刻を行動予測部に渡すことで予測結果を得ることができる。予測にはユーザの過去の Wi-Fi 基地局の観測

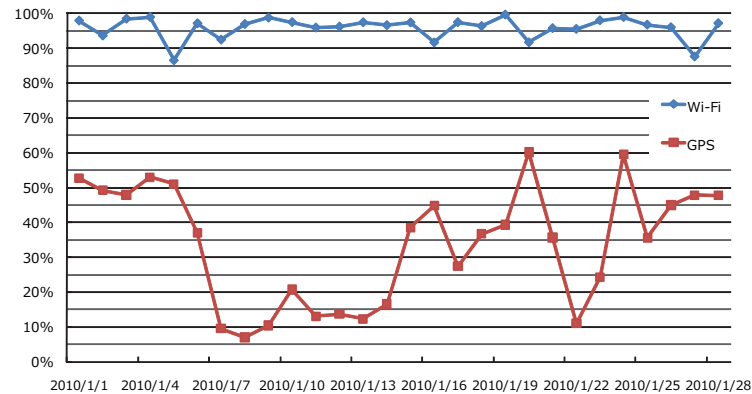


図 5 Wi-Fi と GPS の観測時間の割合
Fig. 5 Ratio at observation time of Wi-Fi and GPS

履歴から、現在の Wi-Fi 基地局セットと一致する時点をすべて探し出し、一致した時点の次の停留クラスタを集計し、予測結果を出す。

4.2 プロトタイプの実装

Wi-Fi 基地局の観測履歴からユーザの行動モデルの作成と次に停留する停留クラスタの予測を行うプロトタイプの実装を行った。クライアントが持つ Wi-Fi 基地局観測のための携帯端末として Android OS の搭載されたものを使用した。この端末は 15 秒の観測周期で Wi-Fi 基地局の観測を行った。観測履歴を格納する個人センサログ管理データベースとして MySQL を用いた。また、サーバ側の各部分は Java 言語で実装を行った。

5. 評価と考察

5.1 Wi-Fi および GPS 観測可能時間の評価

ユーザの状態取得のための情報をどの程度取得できるかについての評価をするために 2010 年 1 月 1 日～1 月 28 日の期間で、Wi-Fi 基地局および GPS がどのくらいの割合で観測することができるのかについて比較を行った。結果として、Wi-Fi 基地局の観測履歴は全時間帯の 95.9 % の時間帯で観測可能であり、GPS は 33.9 % の時間帯で観測可能であった。また、1 日ごとにそれぞれの観測可能な割合を求めた結果を図 5 に示す。期間中のすべての日

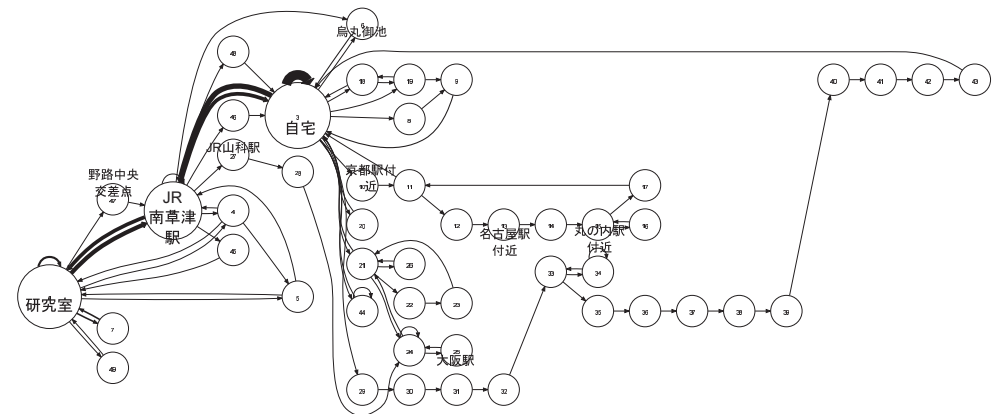


図 6 静的に決定した移動停留判定時間を用いた状態遷移図
Fig. 6 State transition diagram by static movement stopping judgment time

において、Wi-Fi 基地局の方が GPS に比べて観測可能な時間の割合が多い。

Wi-Fi 基地局の観測履歴を利用することで長い期間ユーザの状態を把握できるため、詳細なユーザの行動モデルを作成できると考えられる。

5.2 行動モデルの作成

実装したシステムを利用してユーザの Wi-Fi 基地局観測履歴をもとに有限オートマトンで表される行動モデルを作成した。これを状態遷移図として表したものを図 6 に示す。これは、2009 年 12 月 1 日～2009 年 12 月 17 日の期間で移動停留判定時間を静的な時間である 165 秒に設定して作成したものである。また、同じ期間で動的な移動停留判定時間を利用して作成した状態遷移図を図 7 に掲載する。静的に決定された移動停留判定時間を用いたときと比較して、詳細にユーザの状態が把握できたことがわかる。参考のため、図 6、図 7 には GPS で得ることのできた位置情報（場所名）を円で表される停留クラスタに数カ所関連付けて示す。実際にシステムが取得できるのは停留クラスタの緯度経度だけであり、場所名は手動で関連付けた。

また、動的に移動停留判定時間を算出することで、高速実移動時（観測周期毎の入れ替わり率が高いとき、すなわち移動停留判定時間が短いとき）に、信号待ちといった比較的短い停留を判定できた。図 8(a) は、バス乗車時に移動停留判定によって停留と判定されて作成した停留クラスタを地図上に表示したものである。図 8(b) では、GPS による軌跡を地図

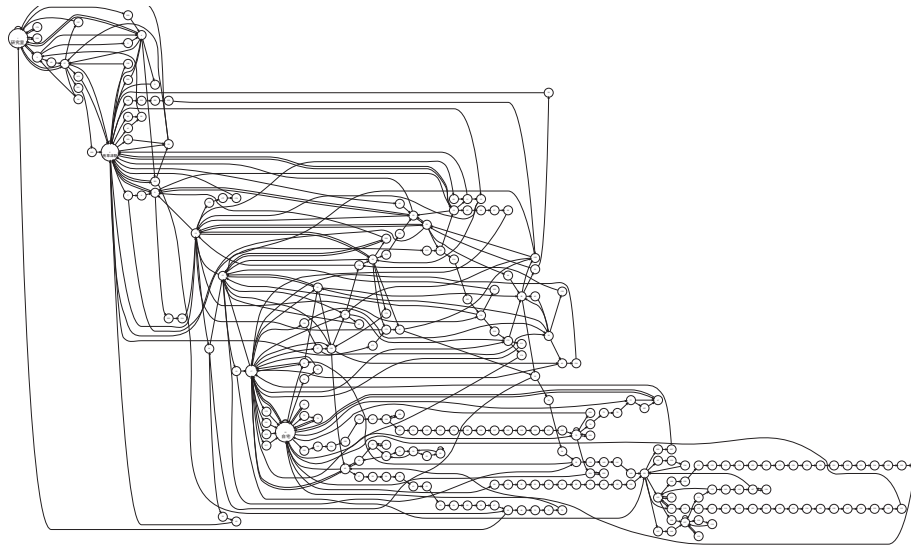


図 7 動的に決定した移動停留判定時間を用いた状態遷移図

Fig. 7 State transition diagram by dynamic movement stopping judgment time

上に表示している。円で囲まれた水色と青色の軌跡の部分は速度が時速4km以下という意味であり、図8(a)と図8(b)から提案する手法によって停留と判定した場所でユーザーが実際に信号待ちで停留していることが確認できた。

さらに、低速実移動時（観測周期毎の入れ替わり率が低いとき、すなわち移動停留判定時間が短いとき）に、移動と判定できた。図9(a)の円で囲まれた部分は移動停留判定によって移動と判定された部分である。図9(b)では、図8(b)と同様にGPSによる軌跡を地図上に表示しており、円で囲まれた部分は時速が4km以下であることを表わしている。図9(a)と図9(b)から、時速4kmという低速な場合でも停留と判定されずに移動と判定されることが確認できた。

したがって、動的な移動停留判定時間を用いることによって、ユーザーの実移動速度に応じた移動・停留を判定できた。また、判定した移動・停留情報から、有限オートマトンによって表されたユーザーの行動モデルをWi-Fi基地局の観測履歴のみを利用して作成できた。

5.3 行動予測実験

図10に示す手法によって実験を行った。図10のA, B, Xとは停留クラスA, B, X



(a) 動的に算出した移動停留判定時間での信号待ちによる停留判定

(b) GPSによる停留の様子

図 8 停留判定の確認

Fig. 8 Confirmation of stopping judgment



(a) 動的に算出した移動停留判定時間での移動判定

(b) GPSによる移動の様子

図 9 移動判定の確認

Fig. 9 Confirmation of moving judgment

を表す。ランダムに選出された日時のWi-Fi基地局セット（以下、ランダムWi-Fi基地局セット）と同一のWi-Fi基地局セットを過去のWi-Fi基地局の観測履歴から検索し、一致した日時の次に停留したクラス（以下、次停留クラス）を予測候補とする。同じ停留ク

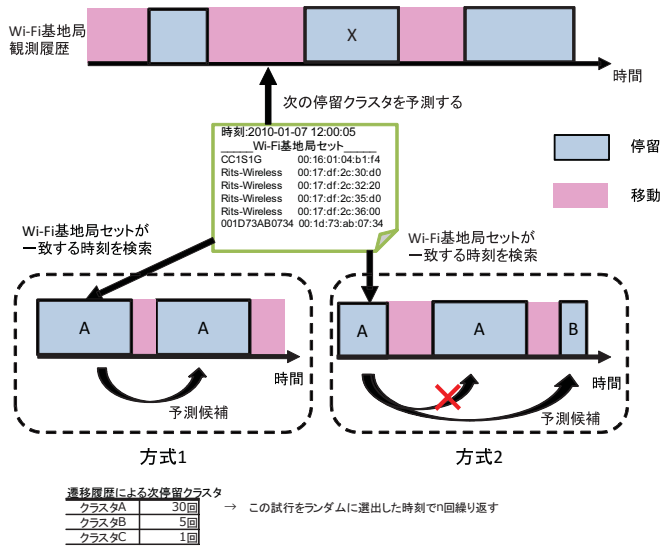


図 10 評価方法
Fig. 10 evaluation method

ラストが次停留クラスタの予測候補に複数回上った場合は、それぞれ候補上った回数を保存する。このとき 2 通りの方式で評価を行った。以下、詳述する。

連続する同一の停留クラスタを独立とみなす方式を方式 1 とする。また、連続する同一の停留クラスタを 1 つの大きな停留クラスタとみなす方式を方式 2 とする。ある停留クラスタから再び同じ停留クラスタに遷移した場合は、トイレやゴミ捨て等の用事があって停留クラスタから移動し、再び同じ停留クラスタに戻ってきたと考えられる。しかし、このような場合に停留クラスタ A を予測結果としても利用される場面が考えにくいので、停留クラスタ A の次の停留クラスタを予測結果とした。

また、方式 1、方式 2 共にランダム Wi-Fi 基地局セットが過去の移動時に一致した場合は移動の次に停留するクラスタを予測候補とする。いくつかの異なる停留クラスタが次停留クラスタの候補として上ることがあるが、その場合は候補に上った回数が最も多い停留クラスタを予測結果とする。また、複数の候補の停留クラスタが同率で予測結果となった場合や過去の時間帯でランダム Wi-Fi 基地局セットと同じ Wi-Fi 基地局セットが見つからなかった場合は予測不可能として扱う。そして、予測可能であった回数に対する、予測結果が

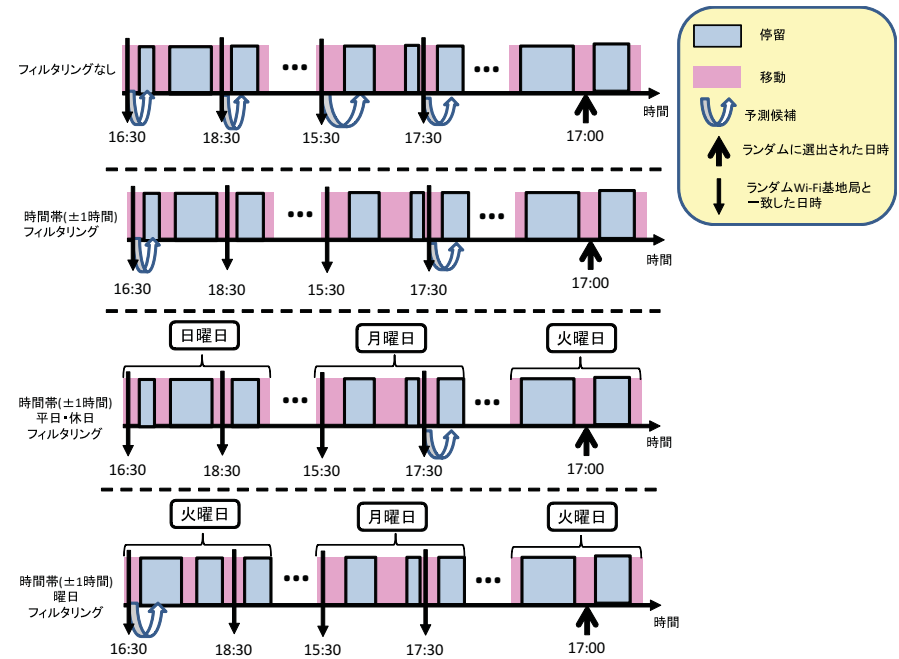


図 11 フィルタリングの様子
Fig. 11 Appearance of filtering

ランダムに選出した日時に次に停留するクラスタと一致した回数（以下、行動予測一致率）を評価する。さらに、過去の時間帯の Wi-Fi 基地局セットを検索する際に、時間帯や曜日、休日・平日がランダム Wi-Fi 基地局セットと同一のもののみを利用するようにフィルタリングを行い、行動予測一致率がどのように変化するかを評価した。以下にフィルタリングなしの場合、および各フィルタリングの説明を行う。また図 11 にフィルタリングなし、および各フィルタリングの様子を示す。

- フィルタリングなし
選出された日時に関係なく、過去の Wi-Fi 基地局セットとランダム Wi-Fi 基地局セットが一致した日時の次に停留するクラスタを次停留クラスタの候補とするために検索する（以下、次停留クラスタ候補検索）。
- 時間帯（± 1 時間）によるフィルタリング

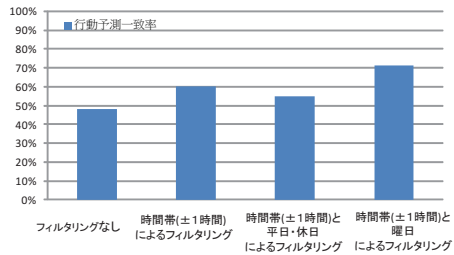


図 12 方式 1 による行動予測一致率
Fig. 12 Accuracy rate by Method 1

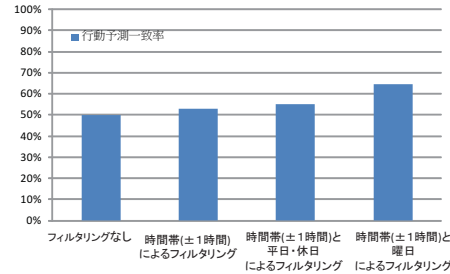


図 13 方式 2 による行動予測一致率
Fig. 13 Accuracy rate by Method 2

ランダムに選出された日時の ± 1 時間の範囲で、次停留クラス候補検索をする。

- 時間帯 (± 1 時間) と平日・休日によるフィルタリング
時間帯によるフィルタリングを行った後、ランダムに選出された日時が平日であれば平日、休日であれば休日の範囲で次停留クラス候補探索をする。ここでの休日とは土曜日、日曜日であり、それ以外の曜日を平日としている。
- 時間帯 (± 1 時間) と曜日によるフィルタリング
時間帯によるフィルタリングを行った後、ランダムに選出された日時と曜日が一致する範囲で次停留クラス候補検索をする。

上記の各フィルタリングを経た行動予測一致率を示したものが図 12、図 13 である。このグラフより、方式 1 の場合、フィルタリングなしの場合に 48.1 % であった行動予測一致率が時間帯 (±1 時間) によるフィルタリングの場合は 60.0 %、時間帯 (±1 時間) と平日・休日によるフィルタリングの場合は 55.0 %、時間帯 (±1 時間) と曜日によるフィルタリングの場合は 71.3 %、となった。

また、方式 2 の場合、フィルタリングなしの場合に 49.8 % であった行動予測一致率が時間帯 (±1 時間) によるフィルタリングの場合は 53.0 %、時間帯 (±1 時間) と平日・休日によるフィルタリングの場合は 55.0 %、時間帯 (±1 時間) と曜日によるフィルタリングの場合は 64.8 %、となった。

行動予測の際に時間帯や曜日によって参照する過去の Wi-Fi 基地局セットをフィルタリングすることによって、行動予測一致率の向上が見込めることがわかった。時間帯などで行動予測一致率が向上する理由として、例えば予測の際に参照する Wi-Fi 基地局セットが停留クラス A (以下, A) と停留クラス B (以下, B) 間の移動中に観測されたものであ

る場合に A から B への遷移と B から A への遷移が予測候補としてあげられる可能性がある。このとき、通学、下校などの同じルートを通るが、時間帯によって遷移する向きが異なる場合があり、これを時間帯でフィルタリングすることによって行動予測一致率が向上する結果になったと考えられる。

6. ま と め

本研究では、ライフログとして Wi-Fi 基地局観測履歴のみを用いることで、ユーザの行動モデルを認識する手法を提案し、その設計、およびプロトタイプ実装、評価を行った。評価の結果、提案する手法では GPS よりも長時間、ユーザの状態を把握できた。また、ユーザの実移動速度に応じて移動停留判定時間を変化させることで、実移動に近づけた詳細な移動・停留の判定ができた。

本研究の今後の課題として、行動の単位であるパスの発見がある。パスとは、単なる停留クラス間の遷移を指すものではなく、通勤や通学、ショッピングなどの一連の行動を指すものである。パスを発見することで、ユーザの行動の目的に適したサービスが提供できると考えられる。また、長期休暇などでユーザの行動習慣が変化した場合に、行動予測の精度が低下すると考えられる。よって、行動習慣の変化に伴ない、自動的に予測に用いる Wi-Fi 基地局観測履歴の期間を調整することによって、予測精度を維持する手法の考案も今後の課題とする。

参 考 文 献

- 1) 木村陽一, 西田佳史, 山中龍宏. 子供の自己予防のための確率モデル構築の試み. 電子情報通信学会 技術研究報告 (ニューロンコンピューティング), pp. 73-76, March 2005.
- 2) 青木茂樹, 岩井嘉男, 大西正輝, 小島篤博, 福永邦雄. 人物の位置・姿勢に注目した行動パターンの学習・認識と非日常状態検出への応用. 電子情報通信学会論文誌, vol. J85-D-no.7, pp. 1265-1270, July 2002.
- 3) 青木茂樹, 大西正輝, 小島篤博, 福永邦雄. 人物の行動パターンに注目した非日常状態の検出. 電子情報通信学会技術報告, pp. 13-18, 2002.
- 4) Yuki Matsukura, Naohiko Kohtake, Kazunori Takashio, and Hideyuki Tokuda. Activity model using location and places' attributes for navigation services. *Bachelor's thesis*, February 2005.
- 5) 山城貴久, 平野靖, 梶田将司, 間瀬健二. ベイジアンネットによるユーザ行動モデルの体験記録からの学習. 第 4 回情報科学技術フォーラム (FIT2005) 一般講演論文集, pp. 79-80, September 2005.