

複数センサーを用いた屋内細粒度行動認識の自動化

西尾 信彦^{1,a)} 藤井 陽光^{2,b)} 安積 卓也^{1,c)}

概要: ユーザの細粒度での屋内行動を認識するために、複数のセンサーを用い普段滞在する居場所を自動的に学習し標本化する機構と、それを用い現在の状況を標本から抽出する機構を実装し評価した。その結果、新規の標本を生成すべきか、既存の標本をアップデートすべきかの閾値を獲得する必要があることがわかり、そのための検証実験を実施し、比較的短期間のセンシングでも自動的に標本をアップデートして、ほぼ 0.1%未満の誤認識率に押えられる見込みが得られた。

キーワード: 行動認識, センサーフュージョン, Wi-Fi 基地局測位, 加速度センサー

Automated Recognition of Indoor Activity based on Multi-Sensing

NISHIO NOBUHIKO^{1,a)} FUJII HARUMITSU^{2,b)} AZUMI TAKUYA^{1,c)}

Abstract: This article proposes a method to recognize user's fine-grain activity recognition using multiple sensor and creating sampled topological map. This method turned out to require two threshold values for determining to create a new sample cluster and to update existing sample clusters. We conducted some experiments and obtained result of under 0.1% miss recognition ratio through relatively short term sensing and automated updating of topological map.

Keywords: activity recognition, sensor fusion, Wi-Fi AP positioning, accelerometer

1. はじめに

iPhone や Android 携帯端末などの、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、Linux をベースとした OS で稼動している。これらは、ユーザが普段どこへでも常時持ち歩くことが可能であり、リアルタイムなセンシングによる人間行動認識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位置情報依存サービス (location-based service, LBS) が数多く提供されている。このような LBS 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、ユーザは普段多くの時間をそこで過しているにもかかわらず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。しかし、これらの手法ではユーザ側の端末とインフラ側の双方において導入・運用コストが懸念される。赤外線や超音波、可視光通信などが期待されているが現行の携帯端末にはどれも装備されていない。また、

¹ 立命館大学 情報理工学部
Ritsumeikan University, Kusatsu, Shiga 525-8577, Japan

² 立命館大学大学院 理工学研究科
Graduate School of Ritsumeikan University

a) nishio@cs.ritsumeikan.ac.jp

b) dany@ubi.cs.ritsumeikan.ac.jp

c) takuya@cs.ritsumeikan.ac.jp

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 Wi-Fi 基地局測位手法も注目されているが、屋内などでは GPS による絶対位置の自動認識ができず、エリア毎の観測データマップの作成も環境が常に変化するために周期的に実施する必要があるなど運用管理コストでの問題がある。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。

上述の測位手法は、ユーザが活動する任意の場所で測位ができるようにすることを目的とし、Wi-Fi 観測ログなどのセンサデータを、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 [1], [2], [3]。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、また目的によっては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、その場所が物理的にどのような位置関係にあるかを認識できなくとも事前に指定された場所にいるかどうかの判定が可能であれば十分である場合も多い。そこで我々は、ユーザが比較的長い時間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、時間軸でクラスタリングすることによって停留点を標本化して自動的に収集し、その標本クラスタ(停留点)間の位相的位置を反映したマップを生成する仕組み [4] を提案し実装評価した。半日程度の短期間のデータ観測によるマップの生成では良好な生成と認識が可能であった [5] が、数日におよぶ比較的長期間の観測によるマップ生成をすると停留位置のための標本クラスタの生成とアップデートに関し不具合が見られた。

以下、本稿ではまず屋内細粒度行動認識手法について述べ、その評価の結果、主にアップデートに関して顕在化した問題点について説明する。その後、円滑にアップデートするためのアプローチについて述べ、それを実現するための評価実験について説明する。最後に、評価結果を考察して今後の課題とともに結論を与える。

2. 屋内細粒度行動認識手法

我々が基盤とした屋内細粒度行動認識手法 [5] ではまず、加速度センサを利用した歩数計アルゴリズムを適用することで歩行、停留、エレベータ上昇、エレベータ下降の 4 状態に分類する。次に、停留と認識された場所で Wi-Fi 観測ログを利用してクラスタリングを行うことで場所の同一性識別を行った。次にここで得られた停留地点の標本クラスタ間を歩数をつけたリンクで結んだマップを生成する。

2.1 加速度センサーによる状態分別

図 1 では、加速度センサにより上記の 4 状態認識をした例である。横軸は時間軸で、歩数計アルゴリズム [6], [7] に

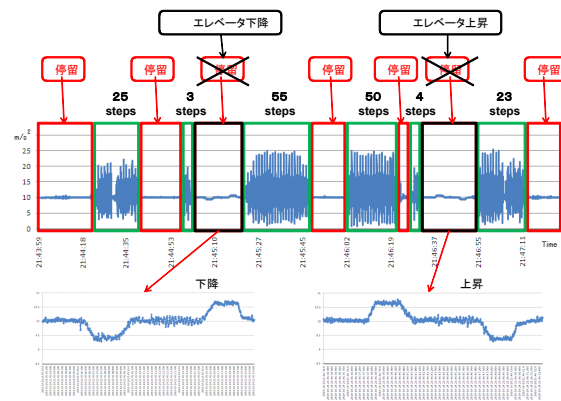


図 1 停留、歩行、上昇、下降の分類

より歩行期間とそれ以外を識別した後、停留期間の中からエレベータ上昇/下降に特徴的に見られる加速と減速のペアパターンを見つけている。

2.2 観測 Wi-Fi 基地局による停留地点クラスタリング

停留期間を抽出後は、その期間で観測された Wi-Fi 基地局信号をサンプルする。標本化するためのクラスタリングに用いた距離を計算するのが式 1 である。

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

$$ED(F_w, F_c) = \sqrt{\sum (F_w - F_c)^2} \quad (1)$$

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(基地局 ID と信号強度の集合)、 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 1 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。

しかし、実際にこの上記の手法を適用すると大学の研究室などのように多数で多様な Wi-Fi 基地局が観測される状況ではその多様性のために弊害が生じた。そこで、上記の式を少し改変し観測回数で重みづけしている。これは、場所によっては実際に多様な基地局信号を観測されるためである。2 日間研究室内の一定の場所で観測された Wi-Fi の種類と観測回数および観測信号強度を図 2 に示す。赤色の折れ線は観測された Wi-Fi の信号強度の平均を表している。青色の棒線は観測回数を示しており、観測回数を降順に並べている。図 2 では、安定して毎回観測される Wi-Fi 以上に観測回数が 100 回未満の Wi-Fi が多く観測されている。そこで、Wi-Fi 基地局の観測回数で重み付けしたクラスタリングを実施した。

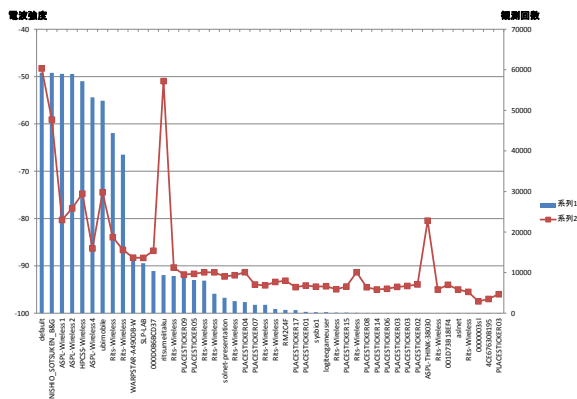


図 2 2日間で観測される Wi-Fi の種類と観測回数

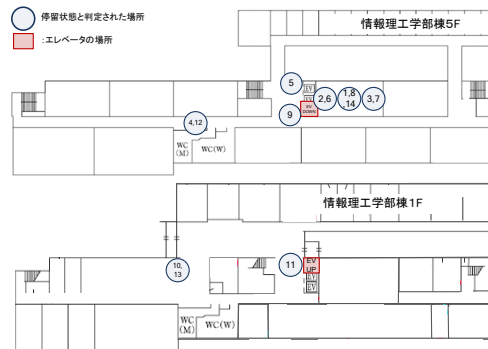


図 4 停留状態の実際の位置関係

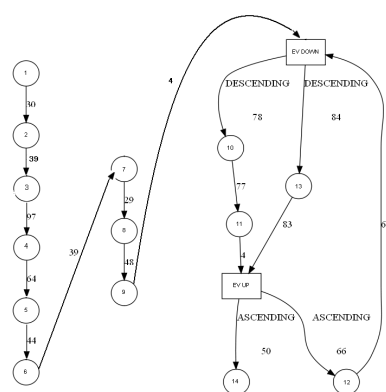


図 3 加速度センサーによる停留，歩行，上昇，下降のみから生成したマップ

2.3 標本マップの生成

大学棟内で歩行，停留，エレベータで移動を繰り返し行ったときの加速度センサーデータから，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 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

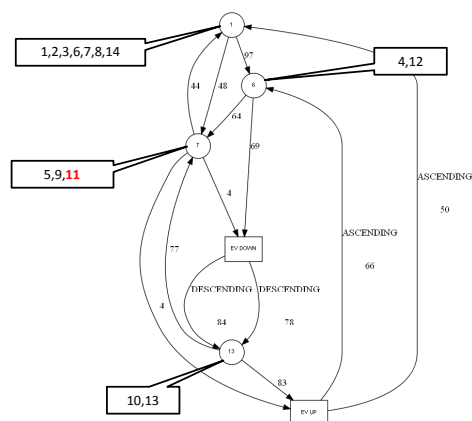


図 5 生成された標本マップ

近くに印字されている数字は歩数を示している．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．

2.4 状態遷移図生成における問題点

前節で説明した手法では，20 分程度のセンサログから冗長性をある程度縮退させた状態遷移マップを生成することは可能になった*1．しかし，ユーザが普段滞在する場所を認識するためには，通常の生活が多くのユーザにおいて 1 週間周期のパターンをもっているために短かくとも 2 週間程度の期間のセンサログからユーザの行動分析を行い，状態遷移マップを生成することが必要となる．同様の手法を用いて一人のユーザによる 2 週間程度のセンサログから生成した状態遷移マップを図 6 に示す．赤色の丸は研究室内で生成された標本クラスタを示している．同じ研究室内に 5 つの標本クラスタが生成されている．これらの 5 つの標本クラスタは，互いの距離が非常に近い標本クラスタと

*1 それでうまくいかないケースとしては，フロアが異なっても大きな窓の近くの場所で停留すると，外から入ってくる電波がフロア毎であまり変わらないことがあり，誤認識を生じることがあった．

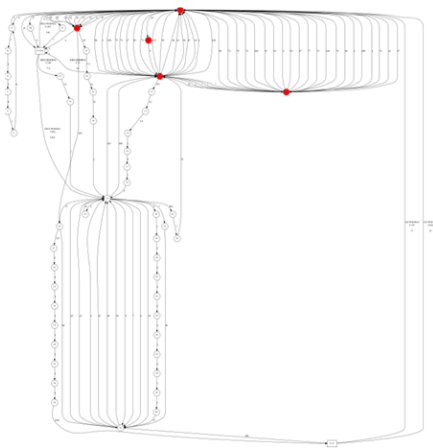


図 6 2週間のセンサログから状態遷移マップを生成

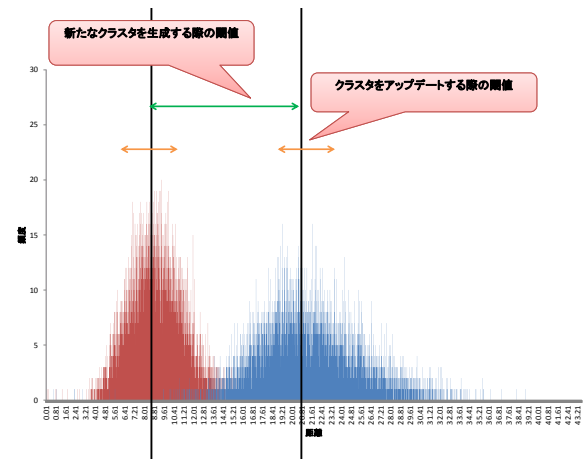


図 7 クラスタ生成とアップデートのための重要な2つの閾値

なっていた。標本クラスタが生成される過程を分析した結果、長期間の分析にともない標本クラスタを自動的にメンテナンスするために行っていた、新規に標本クラスタを生成するのと既存の標本クラスタの特徴量をアップデートする手法に問題があることがわかった。

例えば、研究室には2つの標本クラスタが存在していた場合に、ユーザがたまたま2つの標本クラスタの中心あたりに停留するか、どちらかの標本クラスタに停留していたとしてもオリジナルのものよりもややクラスタリング距離の離れるような観測結果が得られるようなことがあるために、2つの既存の標本クラスタがオリジナルの標本クラスタ位置からアップデートされて移動する。長時間のWi-Fi観測ログによってアップデートされた標本クラスタは、ユーザの滞在している場所で観測されるWi-Fi観測ログと非常に距離が近くなり、結果的に複数の異なった標本クラスタがアップデートによって融合してしまったり、空白になった場所に新たに標本クラスタが出現することになっていた。

2.5 新規クラスタの生成と既存クラスタのアップデート

前節で発見した問題点の解決のためには、新規クラスタを生成する際の閾値と既存クラスタをアップデートする際の閾値が重要になると考えた。図7に重要となる2つの閾値を示す。

図7は2つの停留地点を表す標本クラスタについて、それが生成されたときの全観測ログについて、2つのうちの1つの標本クラスタとの仮想距離を横軸に、縦軸にその頻度をプロットしたものである。赤と青はそれぞれ2つの標本クラスタに属する観測ログを表す。赤の標本クラスタを生成した観測ログは赤の標本クラスタの中心と近い距離にあるため左側の山に分布している。青のプロットはもう一つの標本クラスタを生成した観測ログであり、赤の標本クラスタとの距離は一定以上離れているためにグラフの右側に分布している。これらは正規分布のように見えるが横軸

が標本クラスタの中心からの距離になっているので、ログを観測した地点が正解の標本クラスタからどの程度の仮想距離にあるかを表わしているのがポアソン分布になっていると思われる。よって正解の標本クラスタからの仮想距離が離れた標本クラスタほど山が低く広がって行く分布である。ここで標本クラスタ生成とアップデートのために重要な閾値についてであるが、以下の2つが考えられる。

- 既存の標本クラスタとの距離がどの程度離れた場合に新規に標本クラスタを生成するか。
- 標本クラスタの中心点からどの程度以内の距離での観測ログであれば既存の標本クラスタのアップデートを行うか。

この2つの閾値を発見するために検証実験を行った。次節にてその検証実験の結果について述べる。

3. 検証実験

この2つの重要な閾値を発見するため、様々な検証をおこなった。最初に、2つの停留地点の物理的な距離がどの程度短かくても2つのクラスタとして成立するかを検証した。研究室内に3m程度の距離が離れた2地点(図8に示すAとBの位置)と10m程度の距離が離れた2地点(図8

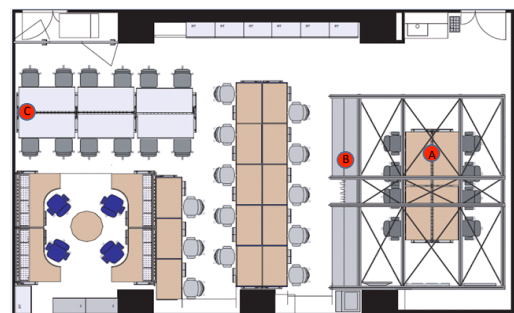


図 8 研究室での実験箇所

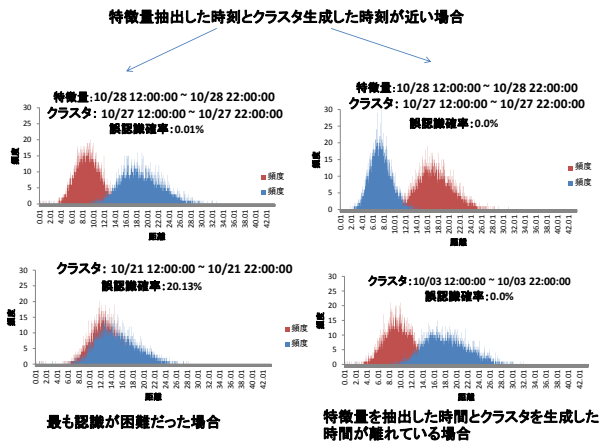


図 9 2 地点の距離が近い場合の距離の分布

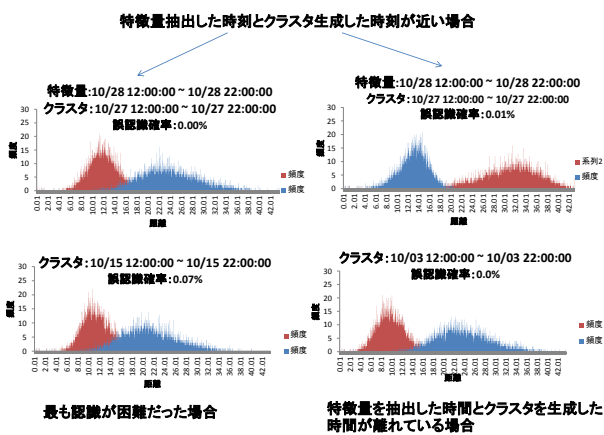


図 10 2 地点の距離が遠い場合の距離の分布

に示す A と C の位置) でクラスタを生成した後、同じ場所で観測した場合、2つのクラスタとの仮想距離が近い方を選択する手法でどの程度の誤認識が発生するかを調べてみた。図 9 は 2 地点が物理的に近い場合で、図 10 は遠い場合の結果である。それぞれクラスタを 1 ヶ月間毎日生成する。この際、10 時間かけて観測した結果をクラスタとしている。グラフは上の 2 つは生成が認識の前日の場合にそれぞれのクラスタ毎の距離を表わし、下は時間をあけた場合で、左下が 1 ヶ月間に生成した同地点のクラスタのうち誤認識率が最悪の場合である。停留地点がこのような近いと誤認識率はかなり高くなり最悪の場合には 20% 程度の誤認識が生じた*2。

同様実験を 10m 程度 2 地点を離して実施してみたのが図 10 の結果である。この場合にはほとんど誤認識は生じていない。最悪の場合でも 0.1% 未満である。

一方、このような停留地点の標本化はどの程度の期間の停留によって生成すべきかも検証してみた。図 11 と図 12

*2 ほとんど 2 つの山が重なっていても誤認識率がそれほど高くないのは同一の観測ログと 2 つの標本クラスタとの仮想距離をプロットしているため誤認識が生じるのはその位置関係が逆転している場合のみであり、山は重なっていても誤認識率程度しか位置が逆転することはないためである。

近いクラスタを観測時間を短かくして生成

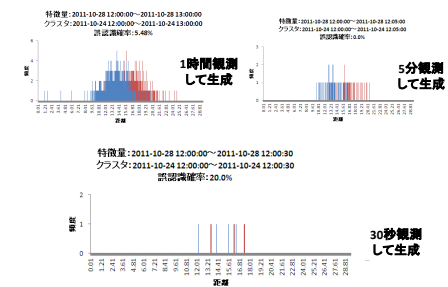


図 11 観測時間が短かく 2 地点の距離が近い場合

遠いクラスタを観測時間を短かくして生成

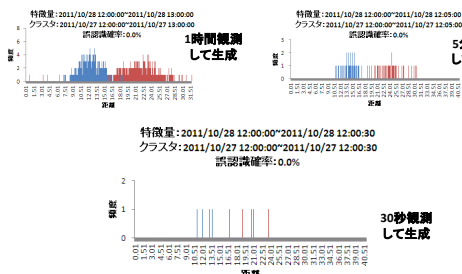


図 12 観測時間が短かく 2 地点の距離が遠い場合

は標本クラスタを生成するための観測期間を 1 時間、5 分、30 秒と短かくして、それぞれの場合で誤認識率を調べている。この結果、ある程度距離が離れていれば 30 秒程度の停留で生成された標本もほぼ誤認識することなく機能することがわかった。

4. おわりに

本稿では、ユーザでの屋内での細粒度の行動のパターンを絶対的な位置情報を用いずに遷移図として自動生成する手法を提案し、その評価を行なった。センサーには加速度センサーと Wi-Fi 基地局からの電波観測ログを用い、停留地点での観測結果をクラスタリングすることによって標本化する手法を実装し、評価した。また、短い時間での観測ログからクラスタを生成し、それを用いた認識が実用になるかを検証し一定の成果を得た。ただ、Wi-Fi の電波観測は時間の経過により誤認識率もあがるため、日々観測されるデータにより新規のクラスタを生成したり、既存のクラスタをアップデートする必要がある。これらには安定してクラスタを管理するために 2 つの重要な閾値があり、それを獲得するための予備実験を済ませた。今後は、より安定的に長期の行動認識マップを自動生成できるよう検証を続けていく。

参考文献

- [1] 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", 情報処理学会研究報告, UBI, Vol.2008, No.66, pp.153-157, 2008.
- [2] Avinash Parandhi, Ken Le, Pradeep Vaghela, Aalaya Kolli, Karthik Dantu, Sameera Poduri, and Gaurav S. Sukhatme: "Coarse In-Building Localization with Smartphones", MOBILE COMPUTING, APPLICATIONS, Vol. 35, pp.343-354, Springer (2010).
- [3] Gansemer, S., Hakobyan, S., Puschel, S., Grosmann, U.: "3D WLAN indoor positioning in multi-story buildings", In Proc. of Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS 2009), pp.669-672, 2009.
- [4] 向井政貴, 太田健吾, 新井スマイル, 西尾信彦: "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", マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2010) シンポジウム論文集, 2010.
- [5] 藤井陽光, 川崎万莉, Anh Tuan NGUYEN, 安積卓也, 西尾信彦: "細粒度 Wi-Fi 測位と角速度センサを併用した屋内行動認識", マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2011) シンポジウム論文集, 2011.
- [6] Pedometer – Android app, that watches your every step, 入手先 (<http://code.google.com/p/pedometer/>)
- [7] 上坂大輔, 岩本健嗣, 村松茂樹, 西山智: "携帯電話における加速度・地磁気センサを用いた位置取得システム", マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2008) シンポジウム論文集, pp.761-767, 2008.