

## 個人適応型サービスのための室内環境におけるユーザー行動推定

YOSHIOKA, Soichiro / 吉岡, 聡一郎

---

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院情報科学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 情報科学研究科編 / 法政大学大学院紀要. 情報科学研究科編

(巻 / Volume)

8

(開始ページ / Start Page)

217

(終了ページ / End Page)

222

(発行年 / Year)

2013-03

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00009881>

# 個人適応型サービスのための室内環境におけるユーザー行動推定 User's Behavior Estimations in the Indoor Environment for Individual Adaptive Services

吉岡 聡一郎

Soichiro Yoshioka

法政大学大学院情報科学研究科情報科学専攻

E-mail: soihiro.yoshioka.3s@stu.hosei.ac.jp

## Abstract

Now, there are many digital services which are provided to all people in informed forms. If special characteristics of a user can be extracted, it would be possible to provide more useful and personalized services to the individual user. The locations and actions are important context information to extract a user's personalized characteristics. In the indoor environment where the global position system doesn't work well, a user location may be determined by other technologies such as RFID and Wireless-LAN (WLAN). When Using RFID, many tags should be pre-set in an indoor environment and thus it is not cost-effective. When using WLAN, multiple access points must be setup, but the stable and precise positioning is hard to be achieved due to environmental complexity and massive computations. It is necessary to precisely detect a user's location without adding extra burden to a user. Therefore, in this research, a WiFi equipped in a smart phone carried by a user is first exploited to detect a rough indoor position, and then an accelerometer embedded in the smart phone is used to estimate the user's exact locations and actions such as still, walking, going up/down stair, taking elevator, being a room, etc. The paper presents the combined location estimation technique and the whole prototype system.

## 1.序論

近年インターネットやスマートフォンなどの情報化技術の発達により多くのデジタルサービスが普及している。多種に及ぶデジタルサービスが存在するが既存のサービスでは情報端末やシステムの操作を行う際に、ユーザーの意志による操作が必要不可欠である。そこで近年急速に発展しているスマートフォンなどのセンサー技術を用いることによって、ユーザー固有の特徴(使用履歴、時間、位置、嗜好など)を電子化しユーザーが意識することなく最も適したサービスを提供することが必要になると考えられる。このような有用性の高い情報サービスの展開が、1990年初頭にマーク・ワイザー氏が提唱した「ユビキタス・コンピューティング」の概念を用いたシステム設計である[1]。また、あらゆるものは実世界の状況や状態に依存しているという概念を“Context-Awareness”(コンテキストウェアネス)と呼び、ユビキタス環境には不可

欠な要素である[2]。コンテキストウェアサービスを実現するためには、ユーザーの位置や周囲の環境の情報、ユーザーが所属する特定エリアの情報、対象の端末のアプリケーションやネットワークの使用履歴など、これらの様々な情報を収集し、ユーザーの行動予測や嗜好などを判断する必要がある[3]。その中でユーザーの行動と位置情報は強く関連性を持ち、近年では様々なシステムや研究に用いられている。近年のユーザーの位置情報を利用したシステムの例としては、Facebook 株式会社が提供する「Facebook チェックイン」のような位置情報からクーポンを発行するサービスなど、SNS (Social Network Service)内での位置情報利用などが挙げられる。しかし、これらのシステムやサービスにおいては、屋外での利用を想定した GPS 情報を用いたシステム開発が一般的であり、特定の屋内エリアでの厳密な位置情報の利用は困難となっている。室内環境で詳細な位置検出や行動検出を行うには室内に RFID やカメラなど複数のセンサーを設置する必要があり、システム構築のコスト面で非常に困難である。一方で近年の無線ネットワーク環境の普及により室内においても無線 LAN アクセスポイントが複数存在する環境が増加してきた。アクセスポイントを利用した室内の位置検出の研究[4]も存在するが、アクセスポイントから得られる情報は非常に不安定なため室内での詳細な位置検出を行うためには膨大な計算量になってしまう。また、アクセスポイントと RFID などの複数のセンサーを組み合わせることで詳細な行動検出をする研究[5]もあるが、それらもシステム構築のコスト面で実現が困難である。

そこで本研究では、無線 LAN アクセスポイントとスマートフォンに内蔵されている加速度センサーなどを利用してユーザーの行動を推定し、行動と位置情報の関連性からより詳細なユーザーのモニタリングを行う。具体的には、アクセスポイントから得られる情報を用いて大まかなエリアを推定する。そのとき同時に取得された加速度データからユーザーの行動状態(静止、歩行など)を判別し、行動と位置情報の関連性から、階段昇降運動などのより詳細な行動の推定を行う。本論文の構成は以下の通りである。第 2 章では本システムの概論について述べる。第 3 章は電波強度の取得とエリアの推定方法について述べる。第 4 章では加速度の取得と特徴量の抽出方法について述べる。第 5 章では取得したログデータを用いた行動推定手法について述べる。第 6 章ではログデータ保存のためのサーバー構築について述べる。第 7 章では実験結果、第 8 章ではまとめと今後の課題について述べる。

## 2. システム概要

本研究では、ユーザーの特徴的な行動(例、階段、エレベーターの使用、どのエリアの部屋への入退室が多いか、など)を判断するために詳細な行動推定を行うことを目的とする。本システムの利用イメージを図1に示す。

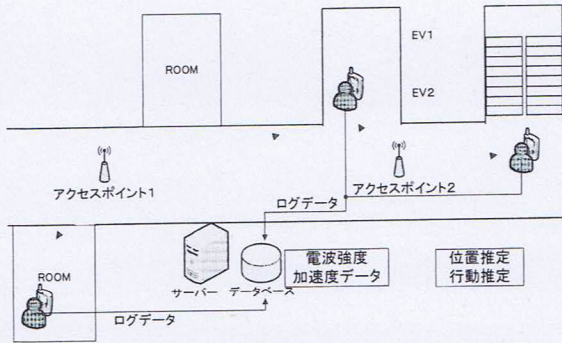


図1. 行動推定イメージ

本研究では大学構内の一直線上に設置されている複数のアクセスポイントからの電波強度を利用しユーザーが存在するエリアの推定を行う。まず階段やエレベーターなど特殊な行動が起こりえるエリアとそうでないエリアに分類する。特殊行動が起こりえないエリアと推定した場合は加速度データを用いて静止、歩行などの判断を行う。そのときの歩行状態の加速度の分散値を基準として、その変化量を利用し階段昇降などの特殊行動の判断を行う。

以下に取得したデータの保存、利用の流れを示す。

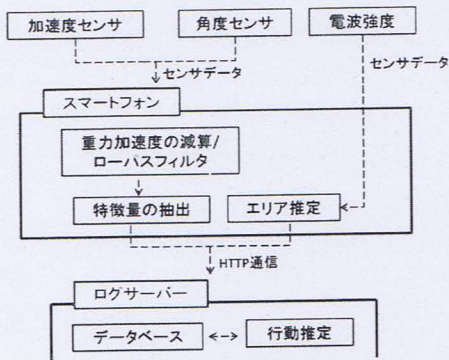


図2. システム構成図

## 3. 電波強度の取得と位置の推定

この章では電波強度の取得方法と位置推定について述べる。

まず、電波強度について説明する。電波強度は通常マイナズで表示され、0に近づくほど強い値を示す。本研究ではスマートフォンを使用して電波強度とそのアクセスポイントのIDの取得を行う。2秒毎に取得を行い、電波強度の値が強い順に保存を行った。

以下に電波強度の取得結果を示す。

2012/12/28 18:44	AP2	-61	AP1	-65	AP4	-70	
2012/12/28 18:44	AP2	-61	AP5	-70			
2012/12/28 18:44	AP1	-65	AP2	-67			
2012/12/28 18:44	AP2	-61	AP1	-66			
2012/12/28 18:44	AP2	-63	AP1	-66			
2012/12/28 18:44	AP2	-64	AP1	-66			
2012/12/28 18:44	AP2	-64	AP1	-66	AP4	-70	

図3. 電波強度の取得結果

上記の例は AP2 付近で一定時間静止状態にあるときの取得結果である。取得結果から見られるように、同じ場所から測定した場合でも決まったアクセスポイントからの値が得られるわけではなく、安定した結果が得られないことがわかる。これは電波強度とは等距離で測定を行った場合でも壁での反射や使用環境によって値にばらつきが生じるからである[6]。

そこでまず、事前実験として、大学内の1フロアを1つのエリアに複数のアクセスポイントが含まれるように5分割し、異なる時間帯でエリア内をランダムに歩き様々な状況で電波強度の取得を行った。表にそれぞれのエリアで取得した電波強度の値とアクセスポイントの出現頻度を示す。

表1. 各エリアでの電波強度の値

	AP1	AP2	AP3	AP4	AP5	AP6	AP7	AP8
エリア1	-49~-66	-55~-74	-65~-80	-70~-79				
エリア2	-67~-74	-59~-76	-64~-88	-63~-82				
エリア3	-71~-79	-71~-79	-57~-81	-49~-80	-51~-84	-61~-83	-74~-75	-71~-82
エリア4			-93~-95	-65~-90	-54~-67	-51~-68	-62~-77	-69~-71
エリア5			-73~-80		-66~-76	-63~-72	-57~-74	-49~-66

表2. 各エリアでの電波強度の出現頻度

	AP1	AP2	AP3	AP4	AP5	AP6	AP7	AP8
エリア1	33.84%	26.46%	24.92%	5.23%				
エリア2	13.63%	24.09%	30.0%	5.90%				
エリア3	4.33%	4.33%	14.96%	24.61%	30.20%	8.81%	0.97%	3.21%
エリア4			0.80%	2.90%	34.03%	46.12%	10.96%	1.12%
エリア5			2.41%		7.91%	16.70%	29.01%	49.45%

表から見て取れるように電波強度の値にはやはりばらつきがある。しかし各エリアで多く出現したアクセスポイントの種類は異なる。表から、近いアクセスポイントは出現頻度が高く、距離が離れば離れるほど取得しにくくなるということがわかった。また電波強度は常に一定ではないが距離に依存し、出現率が高いアクセスポイントの値は強く、出現率が低いアクセスポイントから得た電波強度は非常に小さいことがわかる。例えば AP1~AP3 が含まれるエリア1では、一番遠い AP7 や AP8 からの電波強度は取得できない。またエリア1での AP1 の値は -49dbm~-66 dbm なのに対し、出現率の低いエリア3では -71 dbm~-79 dbm と非常に小さくなっている。よってアクセスポイントの出現頻度をみることで位置を推定することができると思われる。

また、事前に電波強度を取得した結果から、電波強度の値は時間や周囲の状況の変化などによって値にばらつきが生じることもわかった。よって閾値を設定して判断するのではなく、同時に取得したアクセスポイントの電

波強度の強弱をみることで、エリアの推定が可能であると考えられる。さらに、値にばらつきはあったが、ユーザーに最も近いアクセスポイントからの値が一番大きくなるという結果になった。

今回の研究ではリアルタイムの位置推定を目標としており、かつアクセスポイントが密に設置されている環境で実験を行うので、電波強度の出現頻度を利用するのではなく、同時に取得したアクセスポイントからの値の強弱を利用して位置推定を行う。

まず、一番強い値を取得したアクセスポイントを中心にして位置の推定を行う。次に、2番目に強い値を取得したアクセスポイントが中心としたアクセスポイントと隣り合う場合は2つアクセスポイントの間のエリアにいると判断することにする。隣合わない場合は、アクセスポイント周辺という判断を行う。以下に推定エリアのイメージを示す。

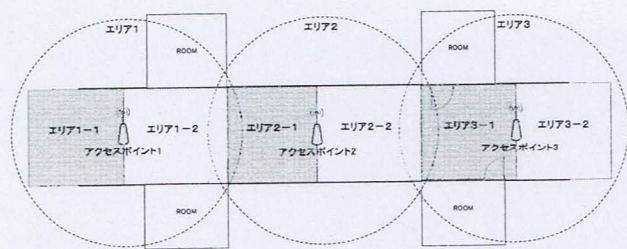


図4. 推定エリアのイメージ

例として、AP1からの値が最も大きく、2番目に大きい値が隣り合うアクセスポイントから取得したものではない場合はユーザーはエリア1の円の中にいると推定する。

また、複数回実験を行った結果、部屋の中にいる場合はドアの隔たりがあるため取得できるすべての電波強度が-70 dbm以下になることがわかった。そのような場合は室内にいると判断する。次にAP1, AP2の順に電波強度を取得した場合はエリア1-2, AP2, AP1の順で取得した場合はエリア2-1と判断していく。このような推定方法をとることで、突発的に離れたアクセスポイントから強い電波強度を取得した場合にも誤差を少なくさせることができると思う。

#### 4. 加速度センサー

本研究では、開発環境として、Google社が提供するAndroid OS 4.0と加速度センサーを搭載したスマートフォンを利用する。本システムでは、NTT Docomo社のGalaxy S3を使用して加速度の値を取得する。取得する値は、図5のように端末を静止した状態でX軸加速度とZ軸加速度が0.0、Y軸加速度が-9.8となる。これは鉛直方向に重力加速度  $9.8\text{m/s}^2$  が働いているためである。その他にも加速度センサーから得られる値は振動や手振れによるノイズの影響も受ける。よって、取得した値を直接利用するのではなく、重力加速度の除去やノイズを軽減させた後に行動推定を行う。

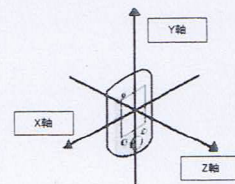


図5. 加速度センサーのX軸, Y軸, Z軸方向

#### 4.1. 重力加速度の除去

ここでは端末加速度の相対座標系から絶対座標系への回転行列による変換、端末の傾きによる各軸方向への重力加速度の影響の排除について述べる。

傾いている端末に働いている加速度から重力加速度を除去するには、重力加速度が働いている絶対座標系での鉛直方向の加速度を計算するか、傾いている端末の相対座標系のX, Y, Z軸にそれぞれどれだけ重力加速度が働いているか分解する必要がある。今回は端末加速度を相対座標系から絶対座標系に変換して、変換後の鉛直方向の加速度の値から重力加速度  $9.80665\text{m/s}^2$  を減算する。

スマートフォンの加速度センサーで取得した値は端末座標系のX軸, Y軸, Z軸を中心として回転している。そこで相対座標系から絶対座標系においての加速度に変換する必要がある。ここでは相対座標系から絶対座標系への加速度の変換を回転行列によって行う。

$(x, y, z)$  をX軸, Y軸, Z軸を中心にロール・ピッチ・ヨー方向に  $\phi \cdot \theta \cdot \psi$  回転させ  $(x', y', z')$  を導く行列式は<式1>である。

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \phi \cos \theta & \cos \phi \sin \theta \sin \psi & \cos \phi \sin \theta \cos \psi & 0 \\ & -\sin \phi \cos \psi & +\sin \phi \sin \psi & \\ \sin \phi \cos \theta & \sin \phi \sin \theta \sin \psi & \sin \phi \sin \theta \cos \psi & 0 \\ & +\cos \phi \cos \psi & -\cos \phi \sin \psi & \\ -\sin \theta & \cos \theta \sin \psi & \cos \theta \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad \text{<式1>}$$

ここでは<式1>の  $(x, y, z)$  は絶対座標系での加速度の値で、 $(x', y', z')$  は加速度センサーが取得した値である。そこで<式1>の左側から<式1>の逆行列をかけてGalaxy S3の相対座標系での加速度から絶対座標での加速度に変換できる行列式<式2>を作成する。

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \phi \cos \theta & \sin \phi \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \cos \phi \sin \theta \sin \psi & \sin \phi \sin \theta \sin \psi & \cos \theta \sin \psi & 0 \\ -\sin \phi \cos \psi & +\cos \phi \cos \psi & & \\ \cos \phi \sin \theta \cos \psi & \sin \phi \sin \theta \cos \psi & \cos \theta \cos \psi & 0 \\ +\sin \phi \sin \psi & -\cos \phi \sin \psi & & \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} \quad \text{<式2>}$$

## 4.2. 加速度データのノイズ除去

ローパスフィルタとは高い周波数のノイズを除去するフィルタである。加速度センサーは端末を持つ手の震えや端末自体の振動、外部からの衝撃などによって極端に大きな値を示すことがある。そこで、これらの高い周波数のノイズを除去し計算しなおす。

今回の研究では、一定時間内における鉛直方向の加速度の最大値と最小値を参照して行動推定を行う。よって極端な大きな加速度の値を示す衝撃などが加えられると誤った結果が導かれる。そこでひとつ前に計算した加速度の値  $LowX_t$  を割合  $R$ 、新しく得られた加速度の値  $x$  を割合  $1-R$  で加算して新しい加速度の値  $LowX_{t+1}$  を計算する<式3>。ひとつ前に計算した値を大きくとることで極端に大きな値が得られた時の変化を緩和して、連続的な加速度の値が得られるようにする

$$LowX_{t+1} = x * (1 - R) + LowX_t * R \quad \text{<式3>}$$

ローパスフィルタの場合、衝撃などによる急激な値の変動に対してフィルタリングを行うが、 $R$ の値を大きく取り過ぎると元の波形の純粋な値を損なってしまう。そのため、 $R$ の値を複数パターンに変更して値の出力を行い、元の波形を損なわずにノイズ削減を行える  $R$ の値を取得した結果、 $R=0.9$ と設定した。

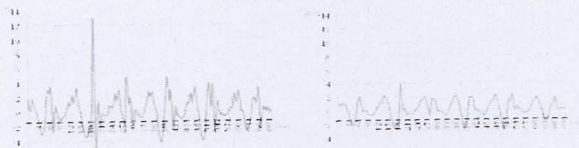


図6. フィルタ処理前(左)と処理後(右)のグラフ

図6から微細なノイズや急激な振動の変化を軽減し滑らかなグラフに変換されていることが分かる。

## 5. 行動状態の推定

この章では取得した複数のログ情報から行動を推定する手法について説明する。

以下に位置情報と加速度データを組み合わせた行動推定手法のイメージを図7に示す。

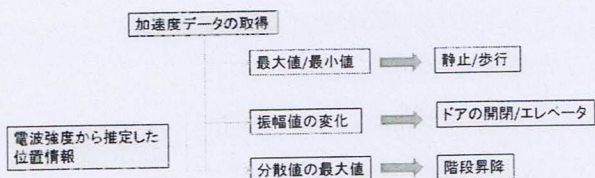


図7. 行動推定のイメージ図

前述の<式2>を用いて絶対座標系でのY軸の値を計測することで鉛直方向の動きを計測することができる。本研究では特徴量としてY軸の加速度の最大値/最小値、振幅、分散値を用いる。

分散値とは、複数のデータがある時に、それらのデータの平均値とそれぞれのデータのばらつき具合を数値で示したもので分散値の値が小さければ、平均値に近い複数のデータの集まり、また、分散値の値が大きければ、平均値から遠い複数のデータの集まりということを表す。分散値 $\sigma$ は次式<式4>で表される。ここで  $n$  はデータ個数を表し、 $x$  は鉛直方向の加速度データを表している。

$$\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \text{<式4>}$$

次にそれぞれの行動の推定手法を示す。

### ・静止/歩行の判断

静止/歩行の判断は加速度の値が明らかに異なるので時間毎の最大値と最小値を見ることで判断ができる。また、一定時間静止している場合は分散値の値が明らかに歩行時と異なるので、判断することが出来る。

### ・ドアの開閉の判断

複数回実験を行った結果、ドアを開ける際に特徴的な減速加速の傾向が見られた。図8にドア開閉時の加速度のグラフを示す。グラフから、一瞬減速し、すぐに歩きだしていることがわかる。よって歩行中の加速度の振幅を時間毎に計測することで判断することが出来ると考える。

### ・エレベーターの乗車

エレベーター乗車時には加速減速の動きが顕著に現れることがわかった。図8に大学構内の1階から2階までエレベーターで移動した時の加速度波形を示す。グラフから非常に特徴的な波形になっていることがわかる。よって時間毎の値をみることで、静止状態かつ一定の加速度がかかっている場合はエレベーター乗車中と判断することが出来ると考える。

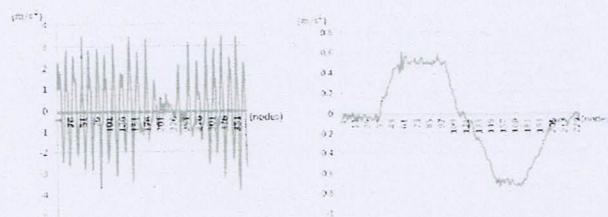


図8. ドアの開閉時(左)とエレベーター乗車時(右)の加速度

### ・階段昇降の判断

以下に歩行、階段昇降の動作時の加速度波形を示す。

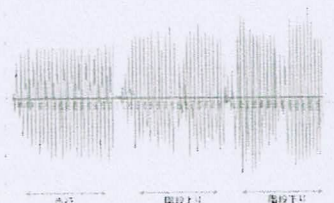


図9. 歩行と階段昇降時の加速度

上記のグラフの特徴として、それぞれの動作の最大ピーク値を比べてみると、歩行に比べて、階段昇降時の方が値にばらつきがあることが分かる。また、階段昇降時に一部不規則な波形が見られるが、これは階段昇降中に踊り場で歩行動作を行ったためである。

そこで歩行動作時の加速度を基準として、その変化から階段昇降の判断を試みる。それぞれの動作で最大ピーク値にばらつきがあったため、一定個数のデータの分散値を見ていく。

しかし、それぞれの動作時の加速度の値はユーザーによる歩き方の違いやスピードによって変化するものである。そこで歩行、階段昇降の動作を複数の被験者で行い、そのときの分散値の平均値、最大値、最小値を調査した。結果を表3に示す。

尚、今回は約20ms(ミリ秒)毎に加速度の取得を行い、10秒間のデータを切り出し、200ノードから計算を行い、50ノードずつスライドされて分散値の算出を行った。

表3. 各行動時の分散値

	歩行			階段上り			階段下り		
	平均値	最大値	最小値	平均値	最大値	最小値	平均値	最大値	最小値
被験者A	4.97	5.04	4.86	5.71	6.07	5.5	8.02	8.38	7.63
被験者B	5.02	5.23	4.76	6.53	6.75	6.34	7.62	8.38	6.45
被験者C	2.31	2.36	2.16	3.06	3.38	2.15	8.39	8.95	7.62

表から見られるように同じ動作でも被験者によって分散値が異なることがわかる。そこで、基準となる歩行動作時の分散値を設定するのではなく、ユーザーの位置情報から階段やエレベーターがない場所での移動中の分散値を基準として行動推定を行うことにする。階段昇降動作の推定イメージを以下の図に示す。

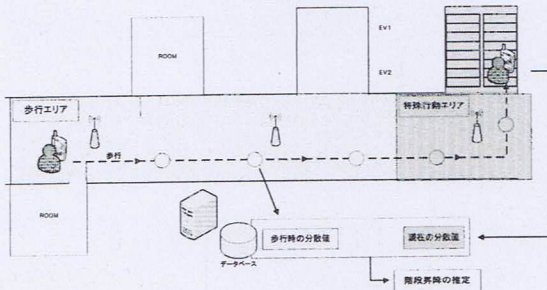


図10. 階段昇降の推定イメージ図

まず、歩行のエリアと推定されている時の分散値の最大値を算出する。次に階段昇降などのエリアと推定された場合に一定時間毎の分散値の最大値を算出し、歩行エリアでの分散値の最大値と比べることで階段昇降の推定を行う。複数回実験した結果から、今回は歩行エリアで推定した分散値より1.0以上大きい場合は階段上り、3.0以上大きい場合は下りとして判断を行う。以下に歩行、階段上り、歩行、階段下りの順に連続的に動作した時の分散値のグラフを示す。

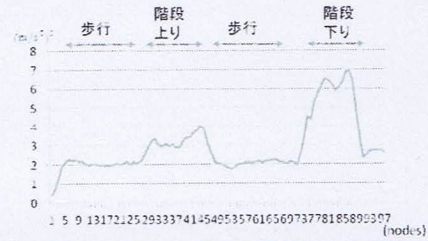


図11. 歩行と階段昇降時の分散値

加工前の加速度のグラフと見比べると、それぞれの動作の違いが明らかに見られるようになった。このような手法をとることで複数のユーザーに対しても行動の推定が可能になると考えられる。

## 6. サーバーの構築

この章では、各センサーから取得した値を保存するログサーバについて記述する。

### 6.1. サーバー環境

本研究で使用するサーバーのPCはIBM M Pro Le Model, CPUはIntel Core 2 Quad Q9650 3.0GHzでメモリは4GBである。OSはMicrosoft Office Windows 2008 Server Enterpriseである。サーバーのソフトウェアMicrosoft社のIIS 7.0, データベースはMySQL5.1.52を使用している。

### 6.2. データベース構築

本システムではスマートフォンなどから転送された加速度と電波強度などのログデータを長期的に保存するためデータベースの構築を行った。以下に作成したテーブルの構成を示す。

表4. センサーデータの保存形式

ID Name	Data Type	Purpose
ID	INT	Data Management
UserID	INT	User Information
TIMESTAMP	TIMESTAMP	Data Time
State	TEXT	Status Data
Variance	Double	Variance Data
Variance_s	Double	Standards Variance
Area	TEXT	Area Information
Indoor	Boolean	Entry and Exit Data

「ID」はすべてのセンサーデータの管理を行うため主キーとしてデータベース格納時に自動でナンバリングする。「UserID」は複数のユーザーが本システムを利用することを考慮しスマートフォンごとに異なるIDを設定する。「TIMESTAMP」では加速度データや電波強度をスマートフォンからサーバーに送信するときの時間を格納している。加速度センサーについては20ms毎にデータを取得しているため、センサーデータ取得のタイミングでサーバーに送信するのでは処理が追いつかない。そこで、スマートフォン内で静止、歩行、ドア開閉、エレベーター乗車の判断を行い、行動が変化したタイミングのみデータを送信し「State」にデータを保存する。分散値については約2秒毎に算出されるので、算出されたタイミングでサーバーに送信し「Variance」に保存する。保存された分散値とエリアを照合し、歩行エリア内で算出された値の

場合は歩行中の基準となる分散値として「Variance\_s」にも保存される。尚、「Variance\_s」は歩行エリア中の最大値を採用するので、歩行エリア内で保存されている基準値より大きい場合は常に更新されるように設計を行った。歩行エリア外で基準値を超えた場合は「State」に階段昇降を保存する。「Area」には2秒毎に取得した電波強度を基に推定されたエリアを推定し分散値が算出されたタイミングで送信する。「Indoor」には電波強度の値から室内にいる場合は true, 室外にいる場合は false を保存する。

### 6.3. ログデータの転送

スマートフォンからサーバー側へのデータ転送については、Android では直接取得したログデータを外部サーバーに転送する開発ライブラリが存在しておらず、そのためにサーバー側で受け取ったデータをデータベース内に格納する処理を用意する必要がある。そこで、サーバー側に HTTP リクエストを受け、リクエスト内のデータをデータベースに保存する処理を PHP を用いて構築した。以下に取得したセンサーデータから推定した行動情報のログの一部を示す。

ID	User	Timestamp	State	Area	Speed
1	...	...	...	...	...
2	...	...	...	...	...
3	...	...	...	...	...
4	...	...	...	...	...
5	...	...	...	...	...
6	...	...	...	...	...
7	...	...	...	...	...
8	...	...	...	...	...
9	...	...	...	...	...
10	...	...	...	...	...
11	...	...	...	...	...
12	...	...	...	...	...
13	...	...	...	...	...
14	...	...	...	...	...
15	...	...	...	...	...
16	...	...	...	...	...
17	...	...	...	...	...

図 12. 推定されたユーザー情報

### 7. 実験結果

今回の実験は大学構内の1フロアに設置されている8個のアクセスポイントを利用した。スマートフォンは胸部に固定して実験を行った。

位置推定の結果については今回8つのアクセスポイントを使用したのが最高で16のエリアに分類することを目標とした。隣り合う2つのアクセスポイントを取得できた場合は比較的高い精度で位置を推定することができたが、常に隣り合うアクセスポイントからの値が取得できなかったわけではなかった。しかし、8つのエリアで分類した場合は正しいユーザーの移動軌跡が推定できた。よって階段が複数ある場合に、どの階段を使用しているかが判断できる。また、階段などの特殊行動を含むエリアにいる場合とそうでない場合の判別も高い精度で推定できた。その推定結果から基準となる歩行中の分散値の計測を行い、その推定結果を表5に示す。

表 5. 各動作の推定結果

	適合率	再現率	F値
歩行	0.94	0.94	0.94
静止	0.94	0.95	0.95
階段上り	0.88	0.73	0.8
階段下り	0.9	0.93	0.91
エレベータ上り	0.71	0.9	0.8
エレベータ下り	0.64	0.81	0.72
ドア開閉	0.46	0.37	0.41

歩行、静止は高い精度で推定することが出来た。

階段上りの推定については、歩行エリアを一定時間移動した後に階段上りの運動を行った場合は高い精度で判別できたが、歩行エリアを5秒程度しか移動しなかった場合は安定した分散値が算出されず、階段上りと歩行の区別ができないことがあった。

階段下りについては他の動作よりも分散値の値が大きくなり高い精度で推定することができた。

エレベーター乗車は上り下りともに特徴的な加速減速がみられたが、静止状態と区別が出来ないことがあった。

ドアの開閉については、加速度の加速減速を見たので、ドアを押す場合と引く場合で違いが見られた。ドアを引く場合は加速減速が顕著に現れたので高い精度で推定できたが、押す場合は個人差が激しく、一定のスピードのままドアの開閉を行う場合もあり高い精度では判別できなかった。

### 8. まとめと今後の課題

今回、加速度センサーと電波強度を用いてユーザーの行動推定と推定結果を保存するデータベースの構築を行った。室内環境における一部の行動については高い精度で推定することができた。よって長期に渡ってユーザーの行動をモニタリングすることによって行動パターンなどユーザー固有の特徴をこれらの精度で推定することが可能になると考えられる。

今後の課題として下記のものが挙げられる、

- ・位置推定の精度向上  
安定的に最も細分化したエリア推定を行う必要がある。また今回はアクセスポイントの設置数が多い環境での実験だったが、今後は少ないアクセスポイントでの実験も必要だと考える。
- ・行動推定の細分化  
今後は立つや座る、室内で何をしているか、などユーザーの行動をさらに細分化する必要がある。
- 今後はこれらの課題を踏まえて、より明確な個々の特徴を捉えることができるシステム構築を行う。

### 参考文献

[1] M. Weiser, "The Computer for the Twenty-First Century Scientific America", pp94-104, September, 1991  
 [2] 猿田 芳郎他, "加速度センサーと RFID を用いたユビキタス環境での利用者コンテキスト推定手法", 信学技法, vol, 107, no, 131, DE2007-29, pp 43-48, July, 2007.  
 [3] 伊藤 雅之他, "センサーデータと状況検出を用いた室内位置推定", 情報処理学会研究報告, ISSN 0919-6072, no, 11, pp,1-8, February, 2008  
 [4] 藤原 謙太郎, "存在確率分布の伝播を用いたユーザ位置推定手法", 情報処理学会研究報告, ISSN 0919-6072, no, 34, pp 1-6, February, 2010  
 [5] 西川 博志他, "仮想空間を用いたスマートスペースアプリケーション向けシミュレータ", 情報処理学会論文誌 ISSN 0387-5806, no, 2, pp 774-785, July, 2008  
 [6] 田岡 康裕他, "Bluetooth の電波強度を用いたユーザーの位置推定手法", 情報処理学会研究報告, ISSN 0919-6072, no, 66, pp 147-152, July, 2008