

スマートフォンを用いた移動動作の識別に関する一検討

新井田 悠[†] 永長 知孝[‡]

[†] 関東学院大学工学部情報ネット・メディア工学科 [‡] 関東学院大学理工学部理工学科

[†] [‡] 〒236-8501 横浜市金沢区六浦東 1-50-1

E-mail: [†] [‡] {f1047102, nagaosa}@kanto-gakuin.ac.jp

あらまし 本稿では、スマートフォン端末に搭載されたセンサを使用した、利用者の移動動作の識別に関する検討が行われている。最初に、スマートフォン端末に搭載されているセンサで利用者の移動データを取得するための補正手法について検討が行われている。続いて、スマートフォン端末に搭載されている加速度センサとジャイロセンサを使用して、被験者の歩行、走行、階段の昇降時のデータを取得する実験を行い、実験の結果から得られたデータを使用して行動モデルの作成を行っている。最後に、作成した行動モデルを使用して利用者の移動動作を識別する実験が行われており、全体の行動識別率として約 60%という結果が得られている。また位置情報を併用することで、識別率の向上を図ることが出来ることが示されている。

キーワード 移動動作識別, スマートフォン, 加速度センサ, ジャイロ, 位置情報

A Study of Human Gait Recognition Using Smartphone

Yu Niida[†] and Tomotaka Nagaosa[‡]

[†] Faculty of Engineering, Kanto Gakuin University [‡] Faculty of Science and Engineering, Kanto Gakuin University

[†] [‡] 1-50-1 Mutorahigashi, Kanazawa-ku, Yokohama-shi, 236-8501 Japan

E-mail: [†] [‡] {f1047102, nagaosa}@kanto-gakuin.ac.jp

Abstract This paper describes a study of human gait recognition using sensors in a smartphone. First, transformation between sensor coordinates and human coordinates is studied for human gait data acquisition from sensors in the smartphone. Next, data acquisition of human gait which includes walking, running and stair climbing is carried out using accelerometer and gyro in the smartphone, and the data is used for human gait modeling. Last, the human gait recognition using the model is examined, and it is shown that the average recognition rate is about 60%. In addition, it is shown that the performance of the human gait recognition can be improved by using user's position information.

Keyword Human gait recognition, Smartphone, Accelerometer, Gyro, Position information

1. はじめに

コンピュータの処理能力の向上に伴い、一度に大量のデータの収集・処理が可能となった。そのためビッグデータに注目が集まっている。ビッグデータとは、ライフログやセンシングデータ等の種類や形式を問わない非構造のデジタルデータ群のことである。その中でも、人間の行いを記録したデータを指すものであるライフログという単語が一般的になりつつある。

ライフログは、様々な活用法が期待されており、多くの研究が行われている[1]-[3]。また、このような研究以外で具体的に考えられている活用例としては、企業の場合、利用者毎の購買情報を分析し、その利用者の趣味や傾向を割り出すことで自身の会社の利益の促進を行っている例が挙げられる。また災害時対策としてもライフログの活用が考えられている。人が密集する観光地等の GPS 情報を収集・分析することで災害時の迅速な避難誘導や、その誘導方法等に利用する

ことができる[4]。

このライフログの取得の内、人間の行動識別に関する先行研究例としては、文献[5][6]のような研究等がある。これらの研究では、身体の特定の部位に加速度センサやジャイロセンサ等を複数装着し、それらのデータに対して多変量解析を行うことで利用者の行動の識別を行っている。しかし、これらの問題点としては、特別な機器を自身で用意する必要があり、それらを日常的に装着していなければならない点が挙げられ、あまり実用的ではない。

一方、近年 iPhone や Android をはじめとするスマートフォンの需要が急速に高まっている。スマートフォンには加速度センサやジャイロセンサといった多くのセンサが標準搭載されている。そのため、スマートフォンに搭載されているセンサを利用した研究が多く行われている[7]-[9]。このような研究では、スマートフォンをセンサの代用として使用することや、ス

スマートフォンを使用している一般の人からも研究に使用するデータを収集することが行われている。このようにスマートフォンを用いることには、短時間で多くのデータを集められるという利点がある。これらのことから、スマートフォン端末に搭載されているセンサを研究に使用することが一般的になりつつある。

そこで本研究では、スマートフォンに搭載されているセンサを使用して、利用者の移動動作の識別を試みる。ここでは、移動動作として、歩行・走行・階段の昇り・降りの計4種類の行動を識別対象とする。まず2章で、利用者の移動データを取得するためのセンサの取得値の補正方法について説明する。3章では、被験者の移動動作のセンサデータを取得し、そのデータから行動モデルの作成を行う。続いて、4章では作成した行動モデルを使用して利用者の移動動作の識別実験を行い、得られた結果に対して考察を行う。最後に5章で結びとする。

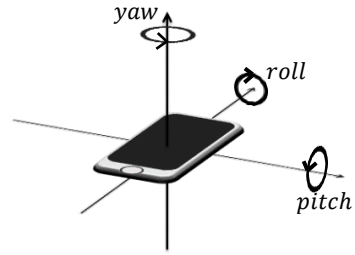


図1 端末の回転方向

2. 利用者の移動データの取得

本研究では、スマートフォンをズボンの横ポケットにしまうことを前提としている。これは、DeNAとインターネットCOMの携帯電話を収納場所についての調査結果[10]より、ズボンの横ポケットに収納することがより日常に近いと判断したためである。さらに利用者が1歩踏み出した際の床からの反力をより正確に記録できると考えたためでもある。しかし、この時センサの取得軸と利用者の行動の基準となる軸がほとんどの場合一致しない。そのためこれらを一致させるように補正を行う必要がある。より具体的には、以下のような計算式で補正を行う。

$$\alpha' = \begin{pmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} (A^{-1}\alpha) \quad (1)$$

ここで α 、 α' 、 ψ はそれぞれ補正前のセンサが取得した数値、補正後の利用者の行動基準の軸に一致させたデータ、鉛直方向の回転角である。また A^{-1} は、

$$A = \begin{pmatrix} \cos\varphi\cos\theta & \cos\varphi\cos\theta\sin\psi - \sin\varphi\cos\psi & \cos\varphi\sin\theta\cos\psi + \sin\varphi\sin\psi \\ \sin\varphi\cos\theta & \sin\varphi\sin\theta\sin\psi + \cos\varphi\cos\psi & \sin\varphi\sin\theta\cos\psi - \cos\varphi\sin\psi \\ -\sin\theta & \cos\theta\sin\psi & \cos\theta\cos\psi \end{pmatrix} \quad (2)$$

という行列式で表される端末の回転行列の逆行列である。ここで、 φ 、 θ 、 ψ はそれぞれ図1の端末のpitch, yaw, rollを表している。

以上の計算式を使用して移動データの取得を行う。

3. 行動モデルの作成

移動動作の識別を行うため、事前に識別を行う各行動のセンサデータを行動別に取得し、そのデータを基に行動モデルを作成する。その行動モデルと実際に利用者が移動したときに計測されたデータとのマッチングを行うことで識別を行う。本章では、この行動モデルの作成を行う。

行動モデルの作成のために、センサデータを取得する実験を行うが、データの計測は被験者が1歩踏み出すリズムとメトロノームのリズムに合わせて計測を行う。このリズムは事前に1歩に要する時間の調査実験として、対象となる被験者のペースで歩行と走行を行ってもらい、その結果得られた被験者の1歩に要した時間の平均より0.55秒、走行時のみ0.38秒として計測を行うこととした。

3.1. 各行動のセンサデータ取得実験

行動モデルを作成するため、各行動時のセンサデータの取得実験を行った。

この実験は、身体の健全な21~22歳の男性5名を対象に、歩行・走行・階段昇り・階段降りの計4種類の行動をメトロノームのリズムに合わせて20歩分の計測を行った。スマートフォン端末は、ズボンの横ポケットに端末のy軸の+方向を上に向けた状態で、センサのサンプリングレートを100Hzとして、前述した式(1)による補正を行い、データの計測を行った。

取得した加速度は、各行動の加速度波形の強さを確認するために、窓幅5.12秒、ずらし幅50%のスライディングウィンドウを用いてFFTをかけ、各行動の周波数成分の比較を行った。また、取得した角速度は、積分して利用者の移動中の足の角度の変化として記録を行った。そして記録した角度データに加速度と同様のFFTをかけることで、各行動で足の変化にどれほどの差があるのかを確認した。例として被験者の1人から得られた実験結果として、歩行・走行・階段の昇り・降りの順に、各行動時に得られた加速度の周波数成分の図を図2に、角度の周波数成分の図を図3に示す。

図2から、歩行時の周波数成分はピークの数値として $40((m/s^2)^2)/Hz$ 程度の数値が0~10Hz間で2回得ら

れていることが分かる．この歩行時の周波数成分を基準として走行・階段昇り・階段降り時の周波数成分を確認する．走行時の波形では，歩行時と比較しても全体的に高い数値が得られている．そのため走行時は，歩行時の加速度と比較すると，身体全体の上下運動が激しくなることが推察できる．逆に階段昇り時には，歩行時と比較して，0~5Hz間に歩行時のピークの値と同程度の数値を一度だけ検知しているが，その後は低い数値となっていることが確認できる．そのため，大きな身体の上運動が少ないと推察できる．これらに対して階段降り時は，歩行時と階段を降りる行動と比較してピークの値が若干高い数値が得られているが，その後の数値が小さくなっていることが確認できる．そのため，平均すると，波形間に差がないと考えられる．

次に角度の周波数成分の比較図として，歩行・走行時では周波数のピークが 20~30(rad²)/Hz前後であることが確認できるが，階段昇り時ではピークの数値が 70rad²/Hz前後となっている．これは，階段昇り時は他の行動と比較して，階段では段差を昇るために足の角度の変化が大きくなるためであると考えられる．逆に階段降り時には，ピークの数値が 10rad²/Hz前後となっており，階段降り時には段差がなく，足を上げる必要があまりないため，足の角度の変化が小さくなると思われる．

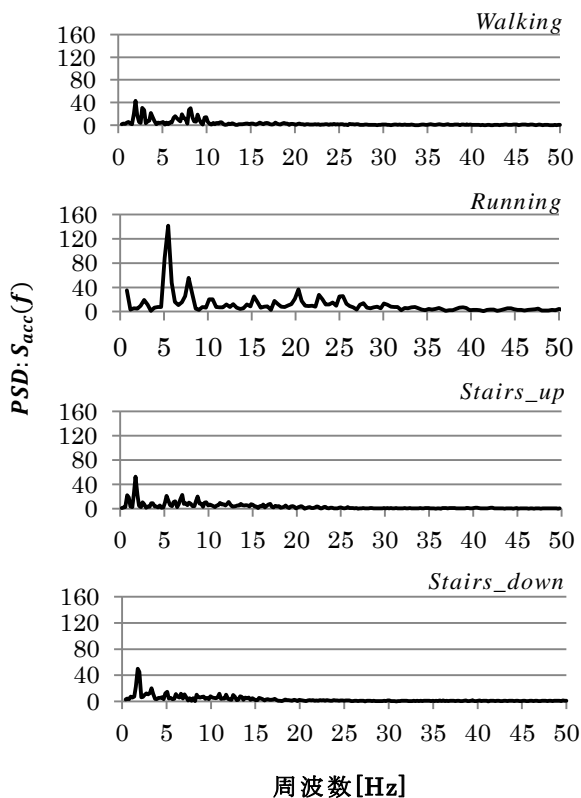


図 2 各行動時の加速度周波数成分

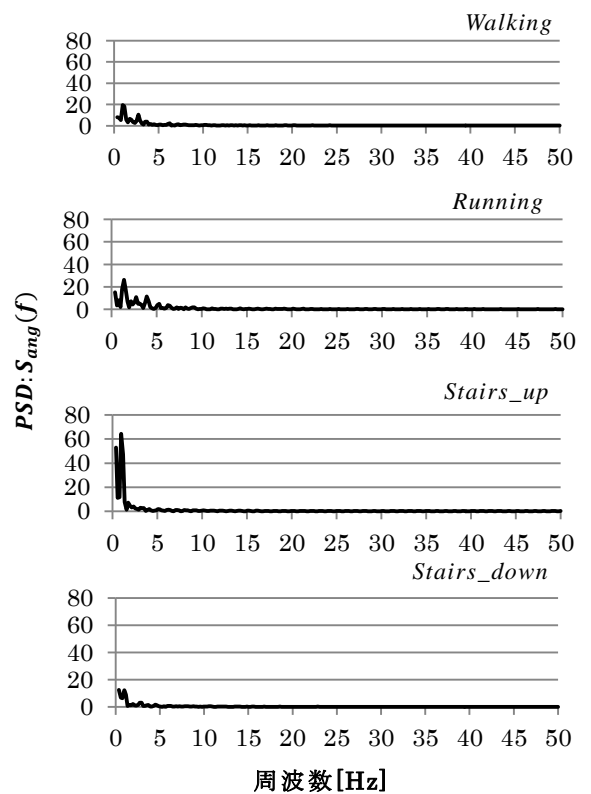


図 3 各行動時の角度周波数成分

3.2. 行動モデル

前節で取得したセンサデータから，加速度と角度ともに，各行動間で波形の信号強度に差があることが確認することができた．そこで信号強度を横軸とした確率分布を作成することでそれぞれの分布間の差が確認できると考えられる．そのため加速度と角度のデータの PSD には，対数正規分布を仮定した．これは正規分布の場合，他の確率分布と比較してデータのばらつき等の比較が容易であると考えたため，FFT後の PSD の対数より正規分布を作成し，各行動の確率分布を比較した．加速度の正規分布の比較図を図 4 に示す．また角度の正規分布の比較図を図 5 に示す．

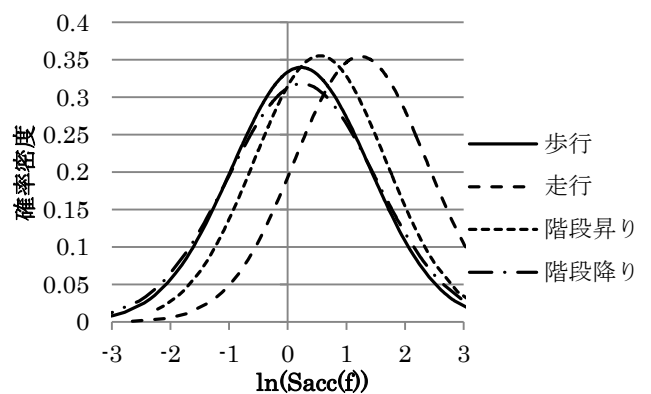


図 4 各行動の加速度正規分布の比較図

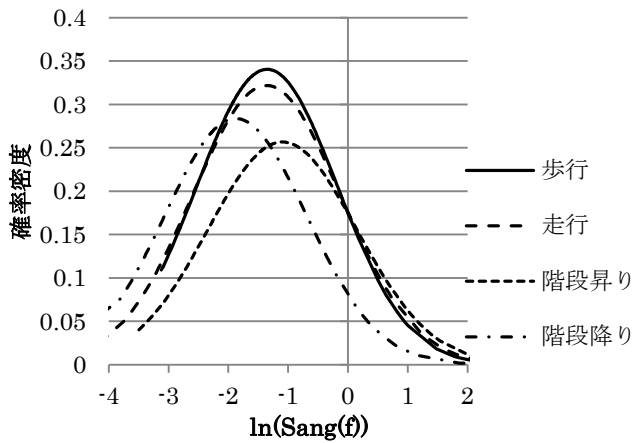


図 5 各行動の角度正規分布の比較図

図 4 では、歩行と階段降り時以外の分布の確率の中央値が左右に移動していることから、各分布間の差が確認できる。また、図 5 の場合は、歩行と走行時以外の確率の中央値が左右に移動していることから、各分布間の差が確認できる。

このように各行動の分布に差が確認できるため、作成した行動モデルとしては、まず表 1 の数値をパラメータとして以下の式により加速度、角度の両方で各行動の確率を計算する。次に各行動の加速度と角度の同時確率を求め、その中で確率が最大となる行動を利用者が行った行動とする。

表 1 各行動の加速度と角度のパラメータ

		歩行	走行	階段昇り	階段降り
$\ln(S_{acc}(f))$	平均値	0.30	1.24	0.61	0.23
	分散値	1.17	1.09	1.04	1.57
$\ln(S_{ang}(f))$	平均値	-1.35	-1.36	-1.09	-1.87
	分散値	1.37	1.53	1.55	1.40

$$P(A|X) = \exp\left(-\frac{(\mu_0 - \mu)^2}{2\sigma_0^2} - \left(\frac{\sum_{i=2}^n (y_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)\right) \quad (2)$$

ここで、 $\mu_0 \cdot \sigma_0$ は事前データの平均値・分散値、 $\mu \cdot \sigma$ は観測されたデータ群の平均値・分散値、 y_i は観測されたデータ群である。また、 $P(A|X)$ は観測されたデータ群が各行動である確率を表している。

このような行動モデルを使用して、移動動作の識別を行った。

4. 実験

この章では、前述した行動モデルを使用して実際に被験者の移動動作の識別実験を行い、得られた実験結

果に対する考察・改善を行う。

4.1. 移動動作識別実験

先述した行動モデルを使用して実際に利用者の移動動作の識別実験を行った。

この実験の対象は、身体の健常な 21~22 歳の男性 5 名を対象に、歩行・走行・階段昇り・階段降りの計 4 種類の行動を行ってもらった。実験の前提条件として、対象の行動を被験者の任意の順番で行ってもらい、スマートフォン端末に搭載されたセンサのサンプリングレートを 100Hz として、先述した式(1)による補正を行い、データの計測を行った。また、端末は、端末の y 軸の+方向を上に向けた状態で、被験者のズボンの横ポケットにしまい、データの計測を行った。また被験者が行った行動の各行動区間に、予めラベル付けしたものを実験の真値として、この真値と識別結果の一致率で識別精度の評価を行った。この実験結果を表 2 に示す。

表 2 から、全体行動識別率として約 60% という結果が得られている。しかし、各被験者の行動識別率を確認すると、他の行動より極端に低い行動識別率の行動が確認できる。また、これらの誤認パターンとしては歩行を階段昇り・階段降り、階段昇り・降りを歩行や走行と誤認するパターンが多く見られた。これらの原因としては、今回作成した行動モデルに被験者毎の個人の特徴が含まれていないためであると考えられる。これは、行動モデルを作成するためにメトロノームのリズムに合わせてデータの計測を行うことで、被験者間の動きの差を可能な限り小さくしたことや、その結果得られた複数の被験者のデータを平均して行動モデルを作成したことが原因であると考えられる。文献 [11] では、今回のような複数の被験者から作成した行動モデルを不特定者モデル、1 人の被験者から得られたデータを基に作成した行動モデルを特定者モデルとしたとき、データの取得に要した時間を同じにした場合特定者モデルの方が、高い識別率が得られることが示されている。

このような行動モデルの個人差の問題は、年齢差や性別が違う場合等、肉体系を考慮すると非常に大きな問題であると言える。これらの問題の改善策としては行動モデルを作成するデータの特徴量を増やすことや、被験者毎に行動モデルを作成すること等が挙げられる。しかし、本研究ではスマートフォン端末に搭載されたセンサを使用しているため、物理的にデータの特徴量を増やすことは難しい。また利用者毎に行動モデルを作成することは、個人の負担が大きくなることから困難であるため別の改善策が必要である。

表 2 移動動作識別実験結果

被験者	歩行	走行	階段 昇り	階段 降り	行動 識別率
1	33.3%	100.0%	83.3%	16.7%	44.8%
2	81.8%	75.0%	66.7%	60.0%	73.1%
3	57.1%	66.7%	83.3%	85.7%	65.2%
4	30.0%	100.0%	0.0%	100.0%	42.1%
5	50.0%	100.0%	50.0%	83.3%	72.7%
全体	48.9%	88.2%	60.7%	59.3%	59.7%

4.2.利用者の現在位置を考慮した識別方法

そこで別の改善策として、利用者の現在位置を考慮して移動動作の識別を行う。これは利用者の現在位置が廊下の場合、そこで利用者の行うと考えられる行動は歩行と走行、階段の場合は階段昇りと降りのように、利用者の位置で行う行動が限定できると考えられるため識別率の向上することが期待できる。そこで今回は利用者の現在位置が既知である、即ち廊下と階段のどちらに在るのかが完全にわかると仮定して識別を行った。その識別結果を表 3 に示す。

表 3 から、全体の行動識別率が 80%を超える結果が得られている。この識別率は表 2 の全体の行動識別率と比較しても大幅に向上していることが分かる。

また、各被験者の行動別に確認しても、若干他の行動と比較して識別率の低い行動が確認できるが、最低でも 50%以上の数値が得られていることからこの識別方が有用であることが分かる。

しかし、実際にこの方法で移動動作を識別する場合には利用者の現在位置を知るために、何らかのポジショニングを行う必要があるが、今回は利用者の位置が既知と仮定して識別を行っているため、ポジショニングの誤差などは考慮していない。そのため、今後はその点も含め、利用者のポジショニング方法を含めた検討も行うことが重要である。

表 3 利用者の現在位置を考慮した識別結果

被験者	歩行	走行	階段 昇り	階段 降り	行動 識別率
1	80.0%	100.0%	100.0%	50.0%	72.4%
2	90.9%	100.0%	83.3%	80.0%	88.5%
3	100.0%	100.0%	83.3%	85.7%	91.3%
4	80.0%	100.0%	75.0%	100.0%	84.2%
5	100.0%	100.0%	66.7%	83.3%	86.4%
全体	87.2%	100.0%	82.1%	70.4%	84.0%

5. まとめ

スマートフォンに搭載されたセンサを使用して、利

用者の移動動作の識別に関する検討を行った。具体的には、利用者の移動動作の内、歩行・走行・階段の昇り・降りの計 4 種類の識別を対象とした。そのために、まず複数の被験者を対象にセンサデータを取得する実験を行い、得られたデータを基に行動モデルを作成した。

次に、作成した行動モデルを使用して、利用者の移動動作識別実験を行い、その識別率の評価を行った。その結果全体の行動識別率として約 60%という結果が得られたが、被験者の行動別にみると、他の行動より極端に低い識別率の行動が確認できた。そのための改善策として、利用者の現在位置により、考えられる行動が限定され識別率が向上すると考えられた。そこで今回は利用者の現在位置が既知として移動動作の識別を行った。その結果、全体の行動識別率の大幅な向上がみられたため、この識別法が有用であることが分かった。

今後の課題としては、まず行動モデルを作成するためのセンサデータの取得実験の対象となる被験者数を増やし、より行動モデルを平均化する必要がある。その上で特定者モデルと不特定者モデルの識別率の比較を行い、2 つの行動モデル間の差を明確にする必要がある。

また立位・座位などといった、さらに細かい行動の識別も課題の 1 つに挙げられる。そのためには、行動モデルの特徴量を増やし、さらに細かい識別を行う必要がある。現在考えられる特徴量としては、今回有用であるとわかった利用者の位置や、進行方向の加速度等が挙げられる。しかし、今回は利用者の位置のポジショニング誤差などは考慮していないため、それを踏まえてポジショニング方法等を検討する必要がある。

文 献

- [1] 山本 恭大ほか, "ライフログのための各種センサの基礎実験と睡眠への活用," 信学技報, vol. 110, no. 238, MVE2010-60, pp. 43-48, 2010 年 10 月.
- [2] シンゾルほか, "Suica を用いたライフログ可視化のエンタテインメントへの活用," 信学技報, vol. 107, no. 80, MVE2007-15, pp. 71-75, 2007 年 6 月.
- [3] 本庄 勝ほか, "セマンティックスを用いた携帯端末で取得されるライフログ管理基盤の検討," 情報処理学会研究報告, 2006-MBL-36, pp.203-208, 2006 年 2 月.
- [4] 曾根原 登ほか, "ビッグデータ時代のライフログ," 東洋経済新報社, 2012 年 6 月.
- [5] 橋田 尚幸ほか, "加速度センサを用いた日常行動識別における個人適応技術の識別精度への貢献," 信学技報, vol. 108, no. 138, USN2008-23, pp.69-74, 2008 年 7 月.
- [6] 大滝 保明ほか, "加速度センサとジャイロを用いた連続歩行分析アルゴリズム," 日本機

械学会論文集.C編, Vol.67, no.655, pp782-788,
2001年3月.

- [7] 八木浩一, ”スマートフォンの加速度センサを用いた路面段差検出方法, ” デジタルプラクティス, pp.69-74, 2008年.
- [8] 池谷直紀, ”3軸加速度センサを用いた移動状況推定方式, ” 信学技報, vol. 108, no. 138, USN2008-24, pp75-80, 2008年7月.
- [9] 小林 亜令ほか, ” 釈迦:携帯電話を用いたユーザ移動状態推定・共有方式, ”情報処理学会研究報告, 2008-MBL-45, pp.115-120, 2008年5月.
- [10] インターネットコム, DeNA, “携帯電話に関する調査, ”<http://japan.internet.com/wmnews/20100527/1.html> (2014 /1/25 アクセス)
- [11] L.Bao and S.S.Intille, ”Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, ” Proc. PERVASIVE 2004, pp.1-17, 2004年.