

歩行者の状態推定を用いた歩行者ナビゲーション手法の提案

沼 杏子^{†1} 屋代 智之^{†1}

GPS など衛星を用いた位置検出は、屋内やアーバンキャニオンなどでは電波を受信することができないという問題点がある。これにより、歩行者ナビゲーションにおいて位置のずれが生じるという問題が起こる。そこで本研究では、加速度センサを用いて、歩行、走行、スキップ、階段昇降の行動状態を判別することで、現在位置を補正する手法を提案する。

A Proposal of Pedestrian Navigation System using Pedestrian State Estimate

KYOKO NUMA^{†1} and TOMOYUKI YASHIRO^{†1}

The position estimation device using GPS can not receive radio at indoor or the urban canyon. Thus the pedestrian navigation system can not utilize in such place since the estimated position contains error. In this paper, we use an accelerometer to distinct the pedestrian's action state such as walking, jogging, skipping, going upstairs and downstairs, and propose a present position calibration method.

1. はじめに

携帯電話の機能は年々増加し、現在では GPS、無線 LAN、RFID、加速度センサといったユーザ位置や周辺環境に関する情報を取得するデバイスを持つものも多くなってきている。特に近年、大幅に利用者数を伸ばしているスマートフォンでは、これらのデバイスが搭載され、AR などで活用されている。

しかし、これらのうち GPS、無線 LAN、RFID はインフラ環境に強く依存する。GPS は広く利用されているが、都市部ではアーバンキャニオンと呼ばれる受信不能エリアが存在する。一方、加速度センサ、圧力センサ、気圧センサ等のデバイスはインフラを必要とせず、小型化・省電力化に伴い、高精度で安価なセンサを携帯端末に搭載することが可能となっている。加速度センサはユーザのジェスチャ入力を可能にするだけでなく、ユーザの移動状況や端末の向きなど多様の情報を取得できることから、新たなアプリケーションやサービスの可能性が模索されている。また、ジャイロセンサと組み合わせることにより、歩行者ナビゲーションへの利用も検討されている¹⁾。インフラや環境に依存せず加速度センサのみを用いた位置検出法として慣性航法がある。しかし、この方法は、歩行者の歩行形態の不規則さや計測ノイズ等による誤差が著しく蓄積して行く問題が発生する。

本研究では、新たなインフラの設置を必要としない位置推定を目的とし、携帯端末に搭載されたセンサを用いて端末保持者の「歩行」「走行」「スキップ」「階段上り」「階段下り」の行動コンテキストを推定する手法を検討する。これらの状態推定を行うことで、歩行者ナビゲーションにおいて、GPS 等の衛星電波が受信できない領域で生じる位置のずれを補正するポイントとして利用することができる。

2. 関連研究

産総研ではウェアラブルカメラから得られる画像と、利用者の頭部と腰部に装着された慣性センサ群から得られるデータを統合することで、位置・方位情報を取得する方法²⁾を提案している。事前に登録された画像データベースと頭部に装着されたウェアラブルカメラから得られる画像を照合することで、絶対位置と頭部方位を間欠的に取得している。

文献 3) では、無線 2 軸センサを両手首、両足、腰の 5 箇所に取り付け、これら加速度センサから得られた値の静止時との差の平均値を求め、この値を基準にし、「歩いている」「立っている」「座っている」「走っている」の 4 状態を推定している。また、フォトダイオード、紫外線センサ、温度センサ、アルコールセンサ、モーションセンサの 6 つのセンサから屋内外の判定、環境情報の取得を行っている。

文献 4) では、単一の加速度センサを搭載した携帯電話をバッグの中、ズボンのポケットや上着のポケットといったさまざまな場所に保持し、ユーザの立っている、座っている、前傾しているといった姿勢、動作の推定を可能にする手法を示している。リアルタイムの信号情報からセンサがどこに取り付けられているのかを自ら判別し、その情報をもとに推定アルゴリズムを動的に切り替えることで推定精度を向上させている。

^{†1} 千葉工業大学
Chiba Institute of Technology

3. 提 案

3.1 提案手法

人間の移動状態を判別することができれば，GPS や基地局を用いた測位ができない屋内やアーバンキャニオンと呼ばれる受信不能エリアでの位置推定が可能となる．現在位置の推定が出来ると，歩行者ナビゲーションでの補正ポイントとして活用することができる．例えば階段を上っている場合には歩道橋など，地図上で階段のある場所にいると推定することによって，歩行者のマップマッチングを行い，現在位置を補正できる．多くの関連研究^{5)–12)}によって人間の移動状態の推定が行われており，人間の移動にはそれぞれ特徴的な加速度が抽出できることがわかっている．しかし，その多くは，実際のアプリケーション利用を想定していない．そこで，本研究では，実際のアプリケーション利用を考え，加速度センサが搭載された iPod Touch を用いて計測を行う．

3.2 データ収集

各行動時に，加速度センサのデータを 100Hz のサンプリング周波数で収集した．データ収集のための携帯端末として iPod Touch を用い，データの収集・記録に HASC Logger を利用した．また，iPod Touch は，a) 正面に持ち画面を見る，b) 右手に持ち腕を振る，c) 右前ポケットに入れる，の 3 状態で保持した．実験は，千葉工業大学津田沼キャンパス 7 号館の廊下，および階段で行った．被験者は 12 人で，それぞれ歩行，走行，スキップ，階段下り，階段上りの 5 つの状態で行った．初めに，5 つの状態のデータをそれぞれ個別に取得し，次にモデルデータ作成のために全ての動きを通した行動のデータを収集した．

このようにして取得した加速度データから 256 サンプル（約 2.5 秒分）ごとに，FFT によってパワースペクトルを得た．ただし，単純に 256 サンプルを抜き出すと，境界部分で不連続になるために，スペクトルに本来の波形とは関係のないノイズが乗ることになる．そこで，スペクトログラムを作成し，分析を行った．

図 2 に，今回収集したある歩行データのスペクトログラムを示す．ここで，横軸は時間，縦軸は周波数であり，上に行くほど周波数が低い．また，各座標の色はその時間の周波数成分を表しており，右側の凡例に示してある色が上にあるものほど，周波数成分が多く含まれていることを示している．図 2 よりわかるように，今回のようにサンプリングの期間が短いと，低周波部分で，歩行の周期に合わせてスペクトルが遷移していることがわかる．これは，十分に長い周期のデータであればそれほど問題にはならないが，スペクトルあるいはパ



図 1 iPod
Fig.1 iPod

表 1 実験概要
Table 1 Outline of experiments

被験者数	15 人
歩行時間	732.65 秒
走行時間	365.86 秒
スキップ	376.99 秒
階段下り	489.33 秒
階段上り	521.32 秒

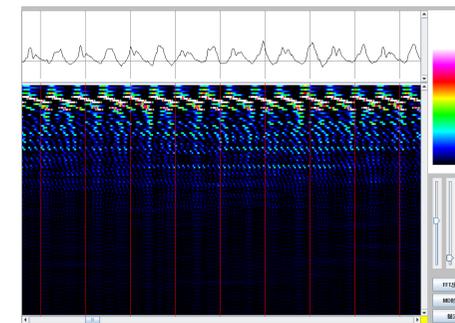


図 2 スペクトル
Fig.2 spectrum

ワースペクトルを用いて行動認識をする場合には大きな問題となる．本検討では，長いサンプリング期間のデータを用いることは目的に合わない．そこで，今回は窓関数を用いて境界部分の影響を軽減した．窓関数としてはハミング窓を用いた．

このようにして得たパワースペクトルを、状態ごとに分類し、それらを k-means 法を用いてクラスタリングした。クラスタリングするために、パワースペクトルの各周波数成分の 128 個のデータを使って 128 次元上の座標を表し、この座標および座標間のユークリッド距離を用いた。

この際、歩行のように動きが相対的に小さいものと、走行やスキップなど、相対的に動きが大きいものでは、作られるクラスタの大きさが異なってくる。これを考慮するために、クラスタの最大範囲（クラスタ中央から、各スペクトルデータまでの最大距離）がある程度に収束するまで、クラスタ数を変化させながら k-means 法を繰り返し適用することによって、適切と思われるクラスタ数を求めた。

ここで得られた各クラスタの中心座標に相当するパワースペクトルをそれぞれの状態のモデルデータとした。

また、この際にクラスタごとにクラスタサイズ（クラスタ中央から各スペクトルデータまでの平均値および最大値）を求めた。このクラスタサイズは、マッチングを取る際に、確からしさ（尤度）を求めるのに使用した。

4. 結果

4.1 加速度データ

加速度データの例を図 3 に示す。ここでは、68918 秒から 68969 秒までは 5 階フロアを歩行し、68973 秒から 69005 秒までは走行、69011 秒から 69039 秒はスキップをしている。また、69043 秒から 69079 秒までで 5 階から 3 階まで階段を下りている。最後に 69.083 秒から 69.123 秒までは 3 階から 5 階まで階段を上った結果である。この図から、この被験者では、スキップ、走行、階段下り、階段上り、歩行の順に振幅が大きくなっていることがわかる。

4.2 モデルデータ

表 2 に、今回のクラスタリングによって得られた各状態のモデルデータ数を示す。ここで、モデルデータ数が 0 になっている所は、データの記録に失敗したものである。

4.3 加速度による推定結果

図 4 に、被験者 1 の加速度データとモデルデータで相関を取った結果を示す。青線は取得したデータから得られた加速度、紫の点は推定結果を表している。この加速度は図の左から「歩行」「走行」「スキップ」「階段下り」「階段上り」の結果である。紫の点が集中してい

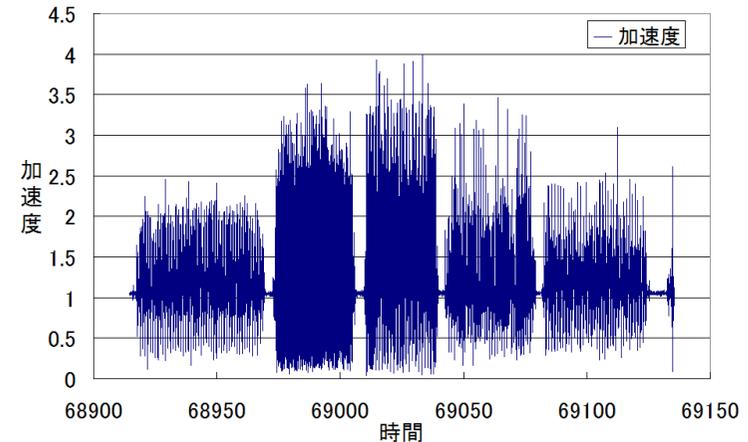


図 3 加速度
Fig. 3 Acceleration

表 2 モデルデータ
Table 2 Modeldata

	歩行			走行			スキップ			階段下り			階段上り			計
	正面	腕振	Pckt	正面	腕振	Pckt	正面	腕振	Pckt	正面	腕振	Pckt	正面	腕振	Pckt	
被験者 1	16	22	25	21	21	26	22	23	25	17	18	18	13	20	16	303
被験者 2	18	17	21	22	25	17	35	24	28	16	69	20	14	26	35	387
被験者 3	14	12	52	15	27	42	38	23	40	16	21	63	20	20	39	442
被験者 4	12	15	27	20	14	32	32	17	63	12	24	23	12	13	31	347
被験者 5	12	28	20	18	32	50	40	48	50	16	18	13	14	12	17	388
被験者 6	16	18	30	20	48	60	33	24	0	15	17	17	15	20	13	346
被験者 7	17	11	28	15	34	50	19	30	30	12	17	23	13	15	25	339
被験者 8	13	20	20	14	19	36	25	27	35	28	23	35	13	27	13	348
被験者 9	14	22	59	25	15	50	21	19	33	12	21	18	12	13	0	334
被験者 10	17	13	37	15	23	21	26	17	59	20	21	28	16	15	22	350
被験者 11	11	42	21	24	20	17	29	37	36	17	18	35	13	24	37	381
被験者 12	12	22	36	34	32	29	41	45	40	15	21	20	16	23	42	428
計	172	242	376	243	310	430	361	334	439	196	288	313	171	228	290	4393

るところが、推定結果が安定していることを表している。また、各状態ごとに、状態推定結果が 3 レベルに分かれているが、これは状態推定を a) 正面に持ち画面を見る、b) 右手に持

ち腕を振る, c) 右前ポケットに入れる, の3状態に分けて行っているため, その結果を分けて表示したものである.

なお, 以後の結果においては, a), b), c) の推定結果は区別せずに集計している.

次に, 被験者1の状態 a), 被験者2の状態 b), 被験者4の状態 c) について, 連続した行動データを入力として状態推定を行った結果を表??に示す. 表の値は, 各状態のパワースペクトルを入力として状態推定を行った結果である. 上部にある見出しが正しい状態を表し, 左側の見出しは判別した状態を表している. 例えば, 被験者1では静止状態の入力に対して, 歩行と判断されたのが2245ケースのうち910ケースであったということを示している. なお, 今回は静止状態のモデルデータは作成していないため, 静止状態を入力したケースについては評価に含めていない.

これらを確率で表した結果を表??に示す. ここでは, 左上から右下への対角線上の数値が, 推定結果が正解であった確率となる. この結果, 全ての被験者でスキップは93.8%, 99.9%, 87.3%と高い確率で判別できることがわかった. また, 被験者1と被験者4では, その他の状態でも比較的高い確率で推定が可能であった. しかし, 被験者2の歩行と走行は有意な結果が得られなかった.

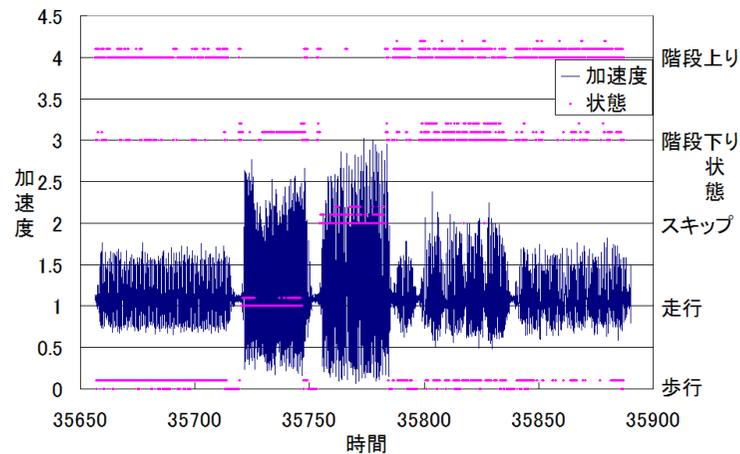


図4 推定結果(被験者1)
Fig. 4 Estimate(Examinee1)

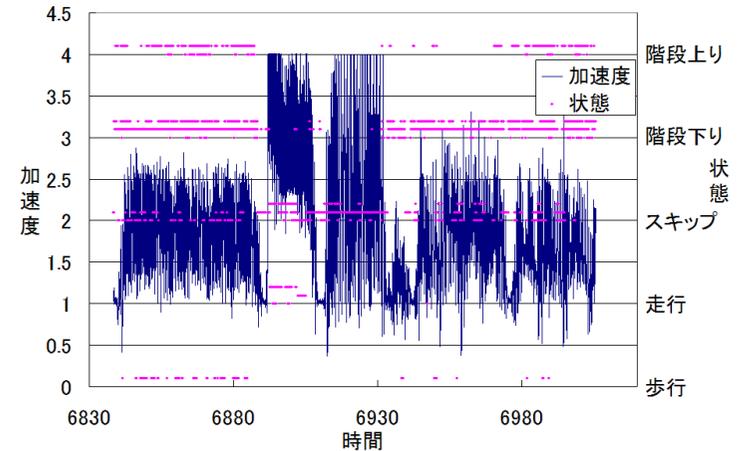


図5 推定結果(被験者2)
Fig. 5 Estimate(Examinee2)

表3 状態推定結果(被験者1)

Table 3 Results of state estimation(Examinee1)

	静止	歩行	走行	スキップ	階段下り	階段上り	計
歩行	910	4630	149	22	825	594	7130
走行	52	0	2066	0	0	0	2118
スキップ	175	0	0	2641	5	0	2821
階段下り	341	210	606	65	1620	322	3164
階段上り	767	1810	83	88	1151	3536	7435
計	2245	6650	2904	2816	3601	4452	22688

5. 結論

現在, 携帯端末は, 搭載可能な機能が年々増加し, ユーザ位置や周囲の環境に関する情報を取得する機能を持つものが増えてきている. 機能の充実により, 精度の高い位置検出技術について研究されている. 本研究では, 加速度センサが搭載されている iPod Touch を用いて, 「歩行」「走行」「スキップ」「階段下り」「階段上り」の行動コンテキストの推定を

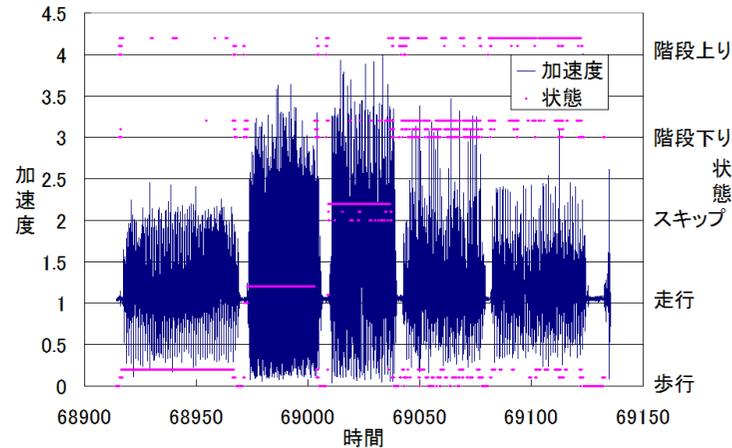


図 6 推定結果 (被験者 4)
Fig. 6 Estimate(Examinee4)

表 4 状態推定結果 (被験者 2)
Table 4 Results of state estimation(Examinee2)

	静止	歩行	走行	スキップ	階段下り	階段上り	計
歩行	7	254	0	0	7	29	297
走行	0	0	616	0	3	0	619
スキップ	1325	422	835	1776	555	615	5528
階段下り	1474	3095	89	2	2225	2259	9144
階段上り	134	931	0	0	88	971	2124
計	2940	4702	1540	1778	2878	3874	17712

行い、位置補正のポイントとして利用するための状態推定を試みた。

しかし、加速度センサの値から FFT によりパワースペクトルを取得すると、周期的に周波数が変化するという問題が発生する。そこで、今回は窓関数としてハミング窓を適用した。また、モデルデータを作成するために、k-means 法を用いてクラスタリングを行った。さらに、周期的な周波数の変化にも対応するために、モデルデータを数多く作成し、このモデルデータを用いて状態推定を行った。

その結果、今回の実験では、ほとんどの状態で 50%以上の推定結果が得られた。モデルデータを作成するためのデータ量を増やすことでさらに高い推定結果を得られる可能性がある。

表 5 状態推定結果 (被験者 4)

Table 5 Results of state estimation(Examinee4)

	静止	歩行	走行	スキップ	階段下り	階段上り	計
歩行	1844	4854	107	108	784	585	8282
走行	101	0	2876	0	0	0	2977
スキップ	180	0	0	2443	0	0	2623
階段下り	314	62	126	213	2364	366	3445
階段上り	564	87	30	36	387	2992	4096
計	3003	5003	3139	2800	3535	3943	21423

表 6 状態推定精度 (%) (被験者 1)

Table 6 Precision of state estimation(Examinee1)

	歩行	走行	スキップ	階段下り	階段上り
歩行	69.6	5.1	0.8	22.9	13.3
走行	0.0	71.1	0.0	0.0	0.0
スキップ	0.0	0.0	93.8	0.1	0.0
階段下り	3.2	20.9	2.3	45.0	7.2
階段上り	27.2	2.9	3.1	32.0	79.4

表 7 状態推定精度 (%) (被験者 2)

Table 7 Precision of state estimation(Examinee1)

	歩行	走行	スキップ	階段下り	階段上り
歩行	5.4	0.0	0.0	0.2	0.7
走行	0.0	40.0	0.0	0.1	0.0
スキップ	9.0	54.2	99.9	19.3	15.9
階段下り	65.8	5.8	0.1	77.3	58.3
階段上り	19.8	0.0	0.0	3.1	25.1

表 8 状態推定精度 (%) (被験者 4)

Table 8 Precision of state estimation(Examinee1)

	歩行	走行	スキップ	階段下り	階段上り
歩行	97.0	3.4	3.9	22.2	14.8
走行	0.0	91.6	0.0	0.0	0.0
スキップ	0.0	0.0	87.3	0.0	0.0
階段下り	1.2	4.0	7.6	66.9	9.3
階段上り	1.7	1.0	1.3	10.9	75.9

ただし、このままでは携帯端末上での状態推定は困難であるため、モデルデータのクラスタリング方法を検討し、必要とするモデルデータ量を大幅に減らす必要がある。このために

は、サンプリング時に発生する周期的なスペクトルの遷移に対応する必要があるほか、歩行速度によるスペクトルの変化にも対応可能な手法を考える必要がある。

また、今回は iPod Touch を正面に持った状態、腕を振った状態、右前ポケットに入れた状態で計測を行ったが、鞆の中に入れて手に持つ状態や肩に掛ける状態など、様々な保持方法についても検討する必要がある。将来的には歩行者ナビゲーションにおいて、他の状態推定と組み合わせ、実際に位置補正が行えるかを実証する。

参 考 文 献

- 1) 小川晶子, 小西勇介, 柴崎亮介: 自立型ポジショニングシステム構築に向けて着用型センサーを用いた人間行動モード推定, 全国測量技術大会 2002, 学生フォーラム発表論文集, 2002 年.
- 2) 興相正克, 蔵田武志: ウェアラブルカメラと慣性センサ群のデータ統合に基づくパーソナルポジショニング, 電子情報通信学会技術研究報告, 第 12 回複合現実感研究会, PRMU2002-180, pp.67-72, 2003 年.
- 3) 林智天, 川原圭博, 田村大, 森川博之, 青山友紀: 小型モバイルセンサを用いたコンテキスト適応型コンテンツ配信サービスの設計と実装, 電子情報通信学会技術研究報告, vol.104, no.691, IN2004-226, pp.149-154, 2005 年 3 月.
- 4) 倉沢央, 川原圭博, 森川博之, 青山友紀: センサ装着場所を考慮した 3 軸加速度センサを用いた姿勢推定手法, 情報処理学会研究報告, UBI-11-3, pp.15-22, 2006 年 6 月.
- 5) 沼杏子, 菊口博樹, 屋代智之: 加速度センサを用いた歩行者ナビゲーションの位置を補正する手法に関する一検討, 電子情報通信学会第 2 回ヒューマンプローブ研究会, pp.13-16, 2009 年 10 月.
- 6) 沼杏子, 屋代智之: 加速度センサを用いて歩行者ナビゲーションの位置を補正するための状態推定, 情報処理学会第 40 回高度交通システム研究会 Vol.2010-ITS-40 No.2(2010.3)
- 7) 沼杏子, 屋代智之: 加速度センサを用いて歩行者ナビゲーションの位置を補正する手法の提案, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2010) シンポジウム論文集, IPSJ Symposium Series Vol.2010, pp.961-967 (Jun. 2010)
- 8) 山崎亜希子, 五味田啓: 加速度センサ等を用いた移動状態判定方式の検討, 情報処理学会第 70 回全国大会, 1E-3, pp.3.39-3.40, 2008 年.
- 9) 金杉洋, 小西勇介, 柴崎亮介: ウェアラブルセンサによる人体動作の計測と行動モードの識別, 全国測量技術大会 2004, 学生フォーラム発表論文集, Vol.6.pp.207-210, 2004 年 6 月.
- 10) 興相正克, 酒田信親, 大隈隆史, 蔵田武志: 屋内外歩行者ナビのためのデッドレコニング/GPS/RFID を統合した組み込み型パーソナルポジショニングシステム, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.106, No.234, MVA2006-61, pp.109-114, 2006 年.
- 11) 山邊哲生: センサデバイス Muffin を用いたコンテキスト取得についての研究, 早稲田

大学大学院理工学研究科.

- 12) D.Kamisaka, T. Iwamoto, S Muramatsu and H. Yokoyama: Pedestrian Dead Reckoning Method Suitable for Buile-in Motion Sensors on mobile phones, Ubiquitous Computing System 2009 International Symposium, UCS, pp.23-30, Beijing, China, (Aug. 2009)