

研究論文

# 歩行者の状態推定の軽量化に関する一検討

沼 杏子<sup>1</sup> 屋代 智之<sup>1,a)</sup>

受付日 2011年5月20日, 採録日 2011年12月2日

**概要:** 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推定し、現在位置を補正する手法を提案する。現時点では、状態推定に多くのデータが必要となる。そのため携帯端末でリアルタイムに処理をすることは困難である。そこで本研究ではデータの軽量化について検討する。

**キーワード:** 加速度センサ, ナビゲーション, 状態推定

## A Study of Pedestrian State Estimate Lightening

KYOKO NUMA<sup>1</sup> TOMOYUKI YASHIRO<sup>1,a)</sup>

Received: May 20, 2011, Accepted: December 2, 2011

**Abstract:** The position estimation device using GPS cannot receive radio wave at indoors and urban area with toll buildings. Thus the pedestrian navigation system cannot utilize in such place since the estimated position contains large error. To solve this problem, we try to use an accelerometer to estimate a pedestrian's action state such as walking, jogging, going upstairs and downstairs, and propose a position calibration method by using the action state. In the preceding method, we need huge data to estimate action state. Therefore, it is difficult to process the method in real time on a portable navigation device. In this paper, we propose a novel method which requires relatively small data size than the preceding method and consider about the effect of the method.

**Keywords:** accelerometer, navigation, state estimation

### 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 (Augmented Reality) などで活用されている。ARは拡張現実であり、サービスとして、スマートフォン上で動作するセカイカメラなどがある。

しかし、これらのうちGPS、無線LAN、RFIDはインフラに強く依存する。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、気圧センサなどのデバイスはインフラを必要とせず、小型化・省電力化にともない、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な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などによる誤差が著しく蓄積していくという問題が発生する。

本研究では、新たなインフラの設置を必要としない位置

<sup>1</sup> 千葉工業大学  
Chiba Institute of Technology, Narashino, Chiba 275-0016, Japan

<sup>a)</sup> yashiro@net.it-chiba.ac.jp

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提案する。しかし、現時点では、状態推定に多くのデータが必要となるため携帯端末でリアルタイムに処理することは困難である。そこでデータの軽量化について検討する。

## 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 [4] 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 [5] では、無線 2 軸センサを両手首、両足、腰の 5 カ所に取り付け、これらの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 [6] 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様々な場所に保持し、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。

## 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。現在位置の推定ができると、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。たと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 [7], [8], [9], [10], [11], [12], [13], [14] 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分かっている。しかし、これらの研究では、歩行者ナビゲーションにおける位置補正としての活用は想定していない。著者らは、位置補正として活用するために、端末の保持場所を固定しない、汎用端末を利用する、補正ポイントとして使えるような状態を推

定する、ユーザごとの事前学習を必要としない、という条件を満たす手法を検討している。たとえば、文献 [14] は、様々な状態をリアルタイムに推定している。しかし、汎用端末を用いていない点や、階段昇降の判定を行っていない点、歩行者ナビゲーションでの位置補正といった用途を想定していない点が異なる。

SVM (Support Vector Machine) とは、2 状態を判別することが可能な機械学習の 1 つである。今回のように複数の状態を判別する場合には、いくつかの方法がある。今回は HASCTool [15] を用いて、SVM を利用した状態推定を行った。HASCTool では Weka [16] を用いて機械学習を行うことが可能である。ここでは、pairwise 法を用いて複数の状態を学習し、推定を行った。また、比較対象として、決定木を用いた状態学習・推定についても評価した。

本研究では、加速度センサが搭載された iPod Touch を用いて計測を行った。また、k-means 法については自作プログラムを用い、SVM、決定木については HASCTool を用いて状態を推定した。

図 1 に状態推定の流れを示す。今回用いた推定方法は、学習フェーズと推定フェーズに分かれている。学習フェーズでは、iPod Touch で収集した各状態の加速度データを FFT (Fast Fourier Transform) し、パワースペクトルとして特徴量を抽出する。その後、k-means 法を用いてユークリッド距離をもとにクラスタリングを行い、モデルデータを作成する。なお、SVM、決定木についてはクラスタリングを行わない。推定フェーズでは、一連の動きを通じた加速度データから特徴量を抽出し、学習フェーズで作成したモデルデータと比較することで推定を行う。文献 [1] では、状態推定の結果、十分な精度が得られなかった。このため文献 [2] ではスペクトログラムを用いて、精度が得られなかった原因を分析した (図 2)。図 2 は、ある被験者の歩行の加速度データのスペクトログラムである。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、周波成分が多く含まれていることを示している。その結果、FFT の

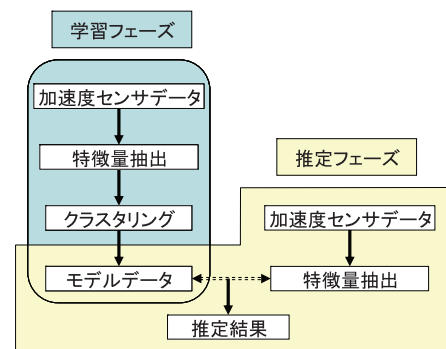


図 1 状態推定の流れ ※文献 [15] より改編

Fig. 1 The flow of state estimation.

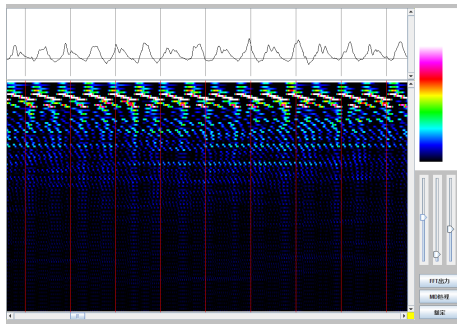


図 2 スペクトログラム  
Fig. 2 Spectrogram.

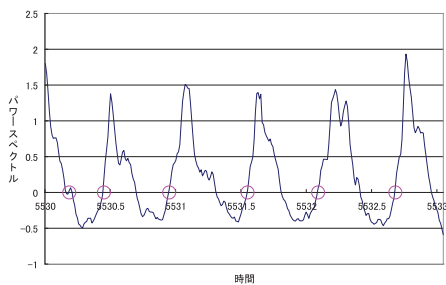


図 3 パワースペクトル例  
Fig. 3 Powerspectrum.

タイミングによってパワースペクトルが変化してしまうため精度が悪いことが分かった。

状態推定を行う際に、様々なタイミングで切り出された加速度データが入力として用いられるのに対して、そのタイミングがモデルデータが切り出されたタイミングと一致していないと推定精度が悪化してしまう。これに対して文献 [2] では、モデルデータを作成する際のスライド幅を小さくし、モデルデータ数を多くすることで、その中のいずれかが入力となる加速度データとほぼ同じタイミングになるようにして、推定精度を向上させる手法を提案し、評価した。しかし、モデルデータの数が非常に多いため、このままでは携帯端末上で状態推定を行うことは困難である。

そこで、本論文ではモデルデータを作成するタイミングを合成加速度が負から正に変化するタイミングのみにした(図 3)。図 3 はパワースペクトルの例である。加速度が負の値から正の値になるタイミング(図中○で示す)でモデルデータを作成する。このタイミングは必ずしも歩行時の 1 歩のタイミングには合っていないが、その条件をモデルデータ作成時にも入力となる加速度データの処理時も同様に判定することによって、ほぼ同様のタイミングのパワースペクトルで状態推定を行うことが可能となる

以下、文献 [2] の方式を先行方式、今回用いた方式を提案方式とする。

### 3.2 加速度データ収集

今回は、著者らが収集した加速度データに加えて、HASC Challenge2010 で収集された加速度データ(HASC2010 コー

表 1 加速度データ収集概要

Table 1 Outline of data collected.

被験者数	12 人
歩行	732.65 秒
走行	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 4 iPod Touch  
Fig. 4 iPod Touch.

パス) を用いてパワースペクトルを作成し、モデルデータを作成した。HASC Challenge2010 では、「歩行」「走行」「スキップ」「階段上り」「階段下り」の 5 つの状態について、主に 100 Hz のサンプリング周波数で加速度データを収集している。HASC Challenge2010 参加者は、加速度データ収集のための携帯端末として iPod Touch などを用い、多くのケースで加速度データの収集・記録に HASC Logger を利用していた。端末の保持場所は、胸ポケットやズボンのポケットに入れる、正面に持ち画面を見る、手に持ち腕を振るなどである。

著者らが行った加速度データ収集の概要を表 1 に示す。加速度データ収集は、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 つの状態について収集を行った。端末として iPod Touch (図 4) を用いて、(1) 正面に持ち画面を見る、(2) 手に持ち腕を振る、(3) ズボンの右前ポケットに入れる、の 3 つの保持方法で収集した。初めに、モデルデータ作成のために 5 つの状態の加速度データをそれぞれ個別に取得し、次に状態推定を確認するためにすべての動きを通した行動の加速度データを収集した。

このようにして取得した加速度データから 256 サンプル(サンプリングの期間約 2.56 秒)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 より分かるように、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。これは、十分に長い周期の加速度データで

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、窓幅を大きくしてしまうと、長いサンプリング期間の加速度データを用いることになってしまい、リアルタイム性が低下するため、状態推定をナビゲーションに利用することは困難である。そこで、今回は窓関数を用いて境界部分の影響を軽減させた。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、マッチングをとる際に、確からしさ（尤度）を求めるのに使用した。

マッチングをとる際には、入力となる加速度データにおいて、加速度が負の値から正の値に変化するタイミングでパワースペクトルを生成し、それと最もユークリッド距離が近いモデルデータの状態をその時点での推定結果とした。

また、SVM および決定木では、ここで得られたパワースペクトルを用いて機械学習を行い、これを用いて状態推定を行った。

## 4. 結果

### 4.1 加速度データ

著者らが収集した加速度データの例を図 5 に示す。ここでは、68,918 秒から 68,969 秒までは 5 階フロアを歩行し、68,973 秒から 69,005 秒までは走行、69,011 秒から 69,039 秒はスキップをしている。また、69,043 秒から 69,079 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分かる。

### 4.2 モデルデータ

著者らが収集した加速度データと HASC Challenge2010

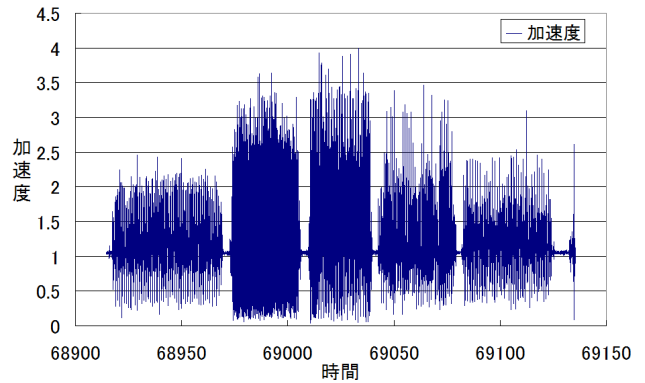


図 5 加速度  
Fig. 5 Acceleration.

表 2 パワースペクトル数とモデルデータ数  
Table 2 Number of powerspectrum and modeldata.

Status	パワースペクトル数		モデルデータ数	
	先行	提案	先行	提案
Stay	560,321	17,829	306	70
Walk	582,345	23,844	520	90
Jog	555,778	23,090	540	90
Skip	542,871	19,882	540	90
StUp	571,430	20,325	542	90
StDown	555,576	18,759	540	90

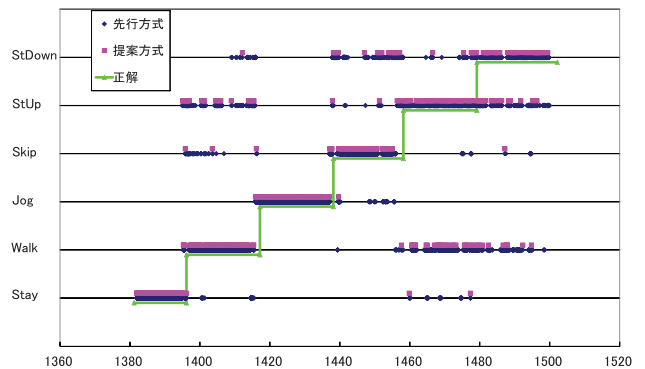


図 6 推定結果  
Fig. 6 Estimate.

で収集された加速度データ (HASC2010 コーパス) を用いてパワースペクトルを作成し、モデルデータを作成した。先行方式でモデルデータの作成をするために使用したパワースペクトルと、提案手法でモデルデータを作成するために使用したパワースペクトルの数、およびそれぞれの手法で作成したモデルデータ数を表 2 に示す。

### 4.3 推定結果

先行方式と提案方式を用いてある被験者 A のデータについて状態推定を行った結果を図 6 に示す。青点は先行方式、紫点は提案方式、緑線は正解を表している。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るところが、推定結果が安定していることを表している。

次に、図 6 の状態推定精度をまとめたものを表 3、表 4 に示す。左側の見出しが正しい状態を表し、上部にある見

表 3 状態推定結果 (先行方式・被験者 A)

Table 3 Results of state estimation (Preceding method, subject A).

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown
Stay	<b>91.83</b>	4.62	0.71	0.00	2.84	0.00
Walk	0.43	<b>77.15</b>	8.24	0.10	11.86	2.22
Jog	0.00	0.00	<b>93.93</b>	4.58	0.63	0.87
Skip	0.00	0.30	0.86	<b>72.33</b>	4.70	21.80
StUp	0.72	31.64	0.14	1.50	<b>55.09</b>	10.90
StDown	0.00	12.94	0.10	0.68	18.02	<b>68.26</b>
OverAll	<b>75.61</b>					

表 4 状態推定結果 (提案方式・被験者 A)

Table 4 Results of state estimation (Proposed method, subject A).

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown
Stay	<b>93.89</b>	2.78	0.00	0.56	2.78	0.00
Walk	0.00	<b>68.22</b>	5.61	1.87	23.36	0.93
Jog	0.00	0.00	<b>94.40</b>	4.00	0.80	0.80
Skip	0.00	1.80	1.80	<b>70.97</b>	4.30	22.58
StUp	2.08	30.21	0.00	0.00	<b>58.33</b>	9.38
StDown	0.00	14.67	0.00	1.33	28.00	<b>56.00</b>
OverAll	<b>77.51</b>					

表 5 状態推定結果 (先行方式・全データ)

Table 5 Results of state estimation (Preceding method, all data).

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown
Stay	<b>89.85</b>	1.47	1.48	0.78	3.54	2.89
Walk	7.53	<b>56.55</b>	1.09	0.90	29.01	4.93
Jog	2.69	0.94	<b>87.71</b>	2.77	1.62	4.27
Skip	2.21	1.88	1.89	<b>73.58</b>	5.05	15.39
StUp	7.26	17.43	0.44	0.22	<b>64.16</b>	10.49
StDown	4.17	18.67	0.51	1.40	25.88	<b>49.37</b>
OverAll	<b>69.45</b>					

表 6 状態推定結果 (提案方式・全データ)

Table 6 Results of state estimation (Proposed method, all data).

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown
Stay	<b>87.25</b>	1.94	1.07	0.85	5.48	3.42
Walk	6.64	<b>54.34</b>	0.60	1.17	31.54	5.71
Jog	3.52	1.17	<b>83.14</b>	4.34	2.11	5.71
Skip	2.14	5.07	2.23	<b>68.88</b>	4.13	17.55
StUp	7.89	14.39	0.39	0.30	<b>64.27</b>	12.76
StDown	4.77	18.53	0.10	1.20	28.91	<b>46.49</b>
OverAll	<b>67.30</b>					

出しは判別した状態を表している。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。先行方式の推定精度は 75.61%，提案方式の推定精度は 77.51% となり、モデルデータの数を大幅に減らしても提案方式の方が精度が良いことが分かる。次に 44 人分の計 79 個のデータについて推定した結果を集計したものを表 5、表 6 に示す。ここでは、先行方式の推定精度は 69.45%，提案方式の推定精度は 67.30% となった。この結果、十分に小さい数のモデルデータを用いて十分な精度で状態推定を行えることが分かった。

SVM を用いて推定した結果を表 7 に示す。推定精度は 74.54% となった。また、比較のために決定木を用いて推定した結果を表 8 に示す。この場合、推定精度は 71.33% である。

これらの結果から、現段階のデータでは、SVM を用いたものが最も精度が高いことが分かる。ただし、各結果を比較すると、SVM は歩行、スキップの推定精度が他よりも高く、階段上り、階段下りについての精度は高くないことが分かる。同様に決定木では、走行、スキップの推定精度が高いことが分かる。このように、現状では状態によって推定精度が高いものと低いものがあり、それぞれの方式の特徴が現れていると考えられる。

次に比較サンプル数と推定精度を比較したものを図 7 に示す。比較サンプル数はパワースペクトルとモデルデータのユークリッド距離を求める際に使用した加速度データの数である。図 2 から分かるように、加速度データは基本的に低周波成分に大きな値が含まれているため、ここでは、低周波成分から順に比較サンプル数で表される数だけ加速度データを用いた。すなわち、比較サンプル数が小さ

表 7 状態推定結果 (SVM)

Table 7 Results of state estimation (SVM).

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown
Stay	<b>87.78</b>	4.38	1.05	1.09	3.98	2.02
Walk	2.46	<b>72.67</b>	0.98	1.23	13.52	9.14
Jog	2.17	2.99	<b>89.34</b>	1.24	0.86	3.40
Skip	2.01	2.55	2.42	<b>81.95</b>	1.30	9.78
StUp	2.61	26.75	0.22	0.49	<b>56.19</b>	13.75
StDown	2.32	21.01	2.25	3.79	13.33	<b>57.30</b>
OverAll	<b>74.54</b>					

表 8 状態推定結果 (決定木)

Table 8 Results of state estimation (Decision tree).

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown
Stay	<b>80.17</b>	8.43	3.80	1.43	4.31	4.14
Walk	1.96	<b>56.48</b>	1.92	1.68	23.21	14.76
Jog	1.89	1.80	<b>86.93</b>	2.56	1.49	5.33
Skip	1.82	1.78	3.02	<b>83.59</b>	2.04	7.75
StUp	2.23	15.98	0.97	0.99	<b>60.89</b>	18.93
StDown	1.80	13.11	2.25	4.09	18.85	<b>59.91</b>
OverAll	<b>71.33</b>					

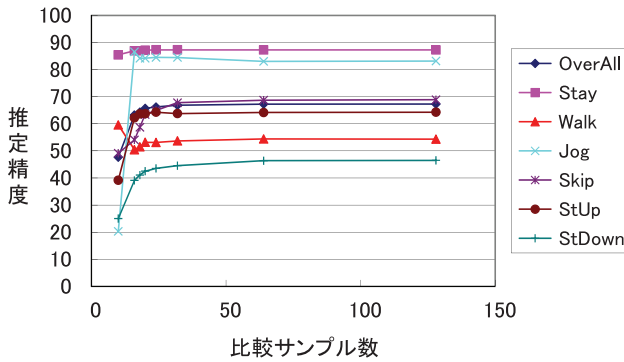


図 7 結果  
Fig. 7 Result.

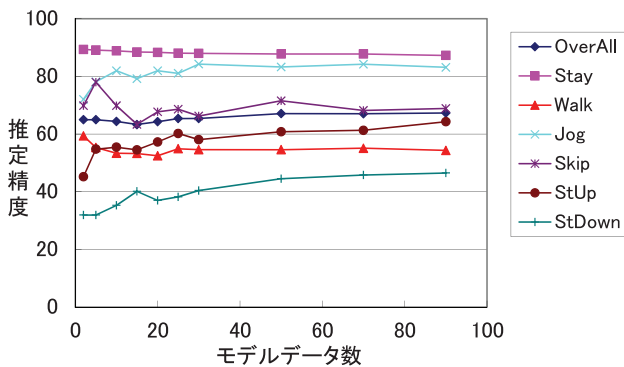


図 8 結果 2  
Fig. 8 Result 2.

くなると高周波成分がカットされることになる。すべてのデータを用いてユークリッド距離を求めた場合（図 7 の右端のプロット）の比較サンプル数は 128 である。この結果より、サンプルデータ数が 30 程度まで減少しても推定精度はあまり低下しないことが分かった。すなわち、モデルデータのデータ量を 1/4 程度に減らすことが可能であるといえる。

各状態ごとに保持しているモデルデータ数を変更して状態推定を行った結果を図 8 に示す。ここで、モデルデータ数とは、各状態ごとに保持しているモデルデータの数である。図 8 より、モデルデータ数を少なくすると、状態推定精度が若干悪化することが分かる。また、モデルデータ数を 30 以下にすると、それぞれの推定精度にバラツキが生じている。これは、ある状態推定結果から外れたものが、他の状態推定に変化するという現象が、推定結果が外れているものに多く見受けられる結果であると思われる。また、最も推定精度の悪い階段下り (StDown) については、モデルデータ数の減少に応じて、推定精度がさらに悪化していることが分かる。これは階段下りを誤って歩行 (Walk) や階段上り (StUp) と判定してしまうケースが増えてしまったためである。逆に静止状態 (Stay) については、モデルデータの削減の影響は少なく、誤って他の状態と判定されるケースが減少するために、若干ではあるが推定精度が向上していることが分かる。

## 5. 結論

現在、スマートフォンなどの携帯端末は、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多くなってきている。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行い、携帯端末で実装するためにデータ量の軽量化を試みた。

今回は、著者らが収集した加速度データと HASC Challenge2010 で収集された加速度データ (HASC2010 コーパス) を用いてパワースペクトルを作成し、モデルデータを作成した。本論文ではモデルデータを作成するタイミングを合成加速度が負から正に変化するタイミングのみにした。これによって、モデルデータ数を大幅に削減することができた。また、このモデルデータを用いて状態推定を行った結果、十分な推定精度が維持できていることが分かった。また、比較サンプル数を変化させた結果、低周波成分が状態推定に重要であり、高周波成分を使わなくても状態推定が行えることが分かった。しかし、現段階では、高周波成分から減らしていくという検討までしか行っていない。周波数を適当ないくつかの帯域に区切り、それぞれのパワースペクトルを用いる手法など、各周波成分の重要度を比較したうえで、さらに特徴量の点数を減らす手法を検討する必要がある。

各方式の結果を比べると、SVM を用いた場合が最も状態推定精度が高いことが分かったが、個々の状態で比較すると、各方式において、精度が高い状態と低い状態があることが分かった。しかし、本論文において用いた SVM および決定木による状態推定は、既存研究で用いられている SVM などを用いた手法とは異なっている。これらとの推定精度および処理負荷などの差異について今後検討する必要がある。

また、クラスタリングにより生成する、モデルデータの数を減らしても状態推定の精度にあまり影響がないことが分かった。逆にいえば、モデルデータを増やしても推定精度が向上していないことになる。これは現状のクラスタリングによるモデルデータ作成方法があまり有効に機能していないことを意味している。今後、今回の結果をさらに解析し、推定精度を向上させる手法についても検討を進めたい。

提案方式の問題点として、必ずしも静止時の判定がうまくいかないということがあげられる。静止時には重力加速度を除くとほとんど加速度がかかっていないため、合成加速度が負か正に変わるタイミングが検出できないケースが発生する。静止時は合成加速度も非常に小さい値をとるため、その特徴を活かした手法での状態推定を行う必要がある。

しかし、本検討の結果、処理の軽量化により携帯端末での状態推定実現に大きく前進したといえる。今後は本システムを実装し、実環境での問題点を洗い出し、解決する必要がある。

**謝辞** 本研究で用いた加速度データの多くは HASC Challenge2010 で収集され、提供されたものである。関係された方々にこの場を借りて深謝の意を表す。

また、本研究の一部は科研費（基礎研究（C）No.22500067）によった。

参考文献

[1] 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).

[2] 沼 杏子, 屋代智之: 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, 情報処理学会第 43 回高度交通システム研究会 (2010-ITS-43), Vol.2010, No.20 (Nov. 2010).

[3] 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).

[4] 興梠正克, 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).

[5] 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).

[6] 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).

[7] 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 回ヒューマンプロンプ研究学会, pp.13-16 (Oct. 2009).

[8] 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 (Mar. 2010).

[9] 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).

[10] 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 (June 2004).

[11] 興梠正克, 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).

[12] 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.

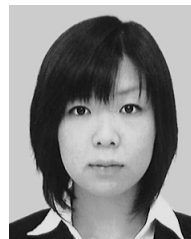
[13] Kamisaka, D., Iwamoto, T., Muramatsu, S. and Yokoyama, H.: Pedestrian Dead Reckoning Method Suitable for Built-in Motion Sensors on mobile phones, *Ubiquitous Computing System 2009 International Sympos-*

*ium, UCS, Beijing, China*, pp.23-30 (Aug. 2009).

[14] 小林亜令, 岩本健嗣, 西山 智: 釈迦: 携帯電話を用いたユーザ移動状態推定方式, 情報処理学会論文誌, Vol.50, No.1, pp.193-208 (2009).

[15] Kawaguchi, N., Ogawa, N., Iwasaki, Y., Kaji, K., Terada, T., Muraio, K., Inoue, S., Kawahara, Y., Sumi, Y. and Nishio, N.: HASC Challenge: Gathering Large Scale Human Activity Corpus for the Real-World Activity Understandings, *Proc. 2nd Augmented Human International Conference (AH2011)*, No.27 (2011).

[16] Weka, available from (<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>).



沼 杏子 (学生会員)

1988 年生。2010 年千葉工業大学情報科学部情報ネットワーク学科卒業。現在、千葉工業大学大学院情報科学研究科情報科学専攻博士前期課程在学中。ITS, 歩行者の状態推定に関する研究に従事。



屋代 智之 (正会員)

1992 年慶應義塾大学大学院理工学研究科計測工学専攻修士課程修了。1998 年同大学院後期博士課程修了。同年より千葉工業大学工学部情報ネットワーク学科専任講師。現在、同大学情報科学部情報ネットワーク学科教授。博士 (工学)。高度道路交通システム (ITS), モバイルコンピューティング等の研究に従事。情報処理学会高度交通システム研究会主査。著書『ITS と情報通信技術』(裳華房) 等。電子情報通信学会, 人工知能学会, IEEE 各会員。