

SVMを用いた歩行者の状態推定手法の提案

沼 杏子^{†1} 屋代 智之^{†1}

我々は k-means 法を用いて歩行者の状態推定を行う手法を検討してきた。これらの結果より、歩行、走行、階段昇降などの状態がある程度推定できることがわかっていて、しかし、携帯端末でリアルタイムに状態を推定するためにはデータおよび処理の軽量化が必須である。そのため、著者らは k-means 法を用いた状態推定の軽量化を試みてきた。先行研究によって、ある程度データ量を削減することができたが、他の手法との比較が不十分であった。そこで本研究では、SVM を用いた状態推定に同様の軽量化手法を適用し、k-means 法と比較することで、携帯端末上で実用的に状態推定が行える手法について検討する。

A Study of Pedestrian State Estimate using SVM

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

We apply k-means method to estimate the pedestrian's state such as walking, jogging, going upstairs and going downstairs. Our previous research shows the effectiveness of the method. But, to utilize the method on a mobile phone in real-time, the method should spend less data area and less processor load. We also proposed a method to reduce these cost with k-means method, the comparison with other method is not well considered. In this paper, we apply the proposed low computational cost method to state estimation using SVM method and compared the results with k-means method's results. Furthermore, we discuss about the useful method to realize state estimation on a mobile phone.

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。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。このようなセンサを用いて、状態推定を行う研究が盛んに行われている。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⁾。

本研究では、SVM を用いた状態推定を目的とし、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。現在、k-means 法により、歩行者の状態をある程度推定できることがわかっている²⁾。しかし、携帯端末でリアルタイムに状態を推定するにはデータの軽量化が必須である。リアルタイムに状態推定を行うことで、屋内や GPS 等の衛星電波が受信できない環境で歩行者ナビゲーションとして活用することができる。

k-means 法を用いた状態推定の軽量化により、ある程度データ量を削減することができた。しかし、他の手法との比較が不十分であったため、SVM を用いた状態推定に同様の軽量化手法を適用し、k-means 法と比較することで、携帯端末上で実用的に状態推定が行える手法について検討する。

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³⁾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。

林らは、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

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

の判定，環境情報の取得を行っている⁴⁾。

倉沢らは，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⁵⁾。

3. 提 案

3.1 提案手法

歩行者の状態を推定し高い精度で，なおかつリアルタイムで状態を推定することができれば，屋内やGPSの電波が取得できない環境での歩行者ナビゲーションに活用することができる．多くの関連研究^{7)–15)}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．

SVM (Support Vector Machine) とは，二状態を判別することが可能な機械学習の一つである．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 HASC-Tool¹⁶⁾ を用いて，SVM を利用した状態推定を行った．HASC Tool では Weka¹⁷⁾ 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を行った．

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 HASC Tool を用いて状態を推定した．

3.2 データ収集

今回は，著者らが収集したデータに加えて，HASC Challenge2010 で収集された加速度データ (HASCcorpus) 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 100Hz 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，データ収集のための携帯端末として iPod Touch などを用い，多くのケースでデータ収集・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．

著者らが行ったデータ収集の概要を表 1 に示す．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 つの状態についてデータ収集を行った．端末として iPod Touch (図 1) 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全ての動きを通じた行動のデータを収集した．

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，各手法において学習データとして用いた．

k-means 法では，これらのデータを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．

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．

表 1 実験概要
Table 1 Outline of experiments

被験者数	12 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 1 iPod touch
Fig.1 iPod touch

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 2 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わかる．

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 で収集された加速度データ (HASC corpus) 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．

文献²⁾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)．今回も k-means 法および SVM，決定木の各手法で，このタイミングのみを用いて学習および状態推定を行った．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一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データの処理時に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

先行方式⁶⁾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，今回の手

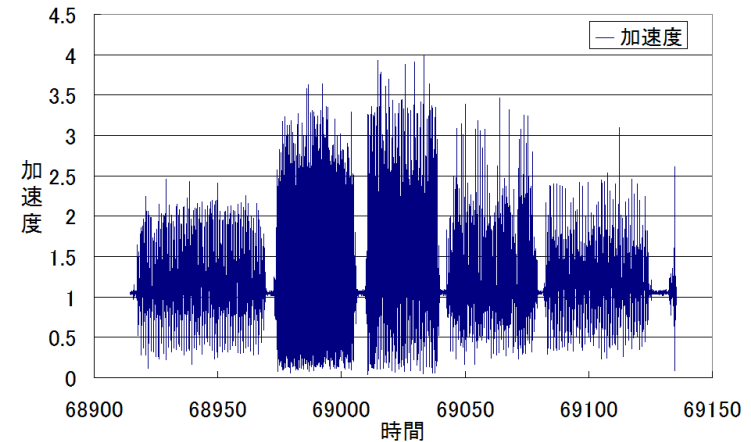


図 2 加速度
Fig.2 Acceleration

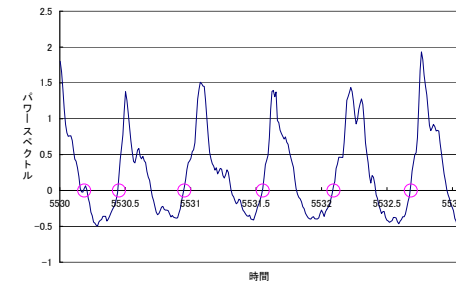


図 3 パワースペクトル例
Fig.3 Powerspectrum

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，及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．

また，今回の手法では，文献 2) で検討した，比較サンプル数を減らす手法も適用した．この手法は，学習および推定時に用いるパワースペクトルを低周波部分のみにする手法である．図 4 に示すように，パワースペクトルについて，128 個のサンプル全てを用いて状態推

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	今回	先行	今回
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

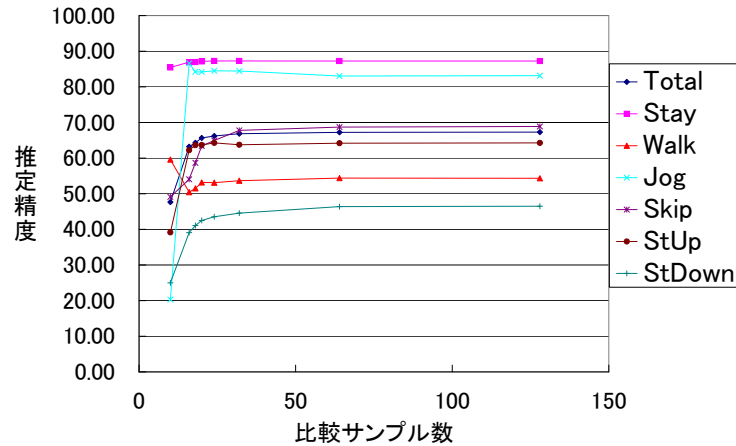


図 4 比較サンプル数
Fig. 4 Compared Sample Number

定を行った場合と比較して、低周波からの 30 サンプル程度のみを用いた場合でも、状態推定精度はあまり変化しない。

このため、SVM および決定木を用いた状態推定では、低周波から 32 サンプルのみを用いて状態推定を行った。

4.3 推定結果

k-means 法を用いて推定した結果を表 3 に示す。左側の見出しが正しい状態を表し、上

部にある見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。推定精度は 67.30% となりある程度推定できていることがわかる。

次に、SVM を用いて推定した結果を表 4 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 5 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わかる。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わかる。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。

表 3 状態推定結果 (k-means 法)
Table 3 Results of state estimation(k-means method)

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown	計
Stay	87.25	1.94	1.07	0.85	5.48	3.42	100
Walk	6.64	54.34	0.60	1.17	31.54	5.71	100
Jog	3.52	1.17	83.14	4.34	2.11	5.71	100
Skip	2.14	5.07	2.23	68.88	4.13	17.55	100
StUp	7.89	14.39	0.39	0.30	64.27	12.76	100
StDown	4.77	18.53	0.10	1.20	28.91	46.49	100
計	112.21	95.44	87.53	76.75	136.44	91.63	67.30

表 4 状態推定結果 (SVM)
Table 4 Results of state estimation(SVM)

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown	計
Stay	87.78	4.38	1.05	1.09	3.98	2.02	102
Walk	2.46	72.67	0.98	1.23	13.52	9.14	100
Jog	2.17	2.99	89.34	1.24	0.86	3.40	100
Skip	2.01	2.55	2.42	81.95	1.30	9.78	100
StUp	2.61	26.75	0.22	0.49	56.19	13.75	100
StDown	2.32	21.01	2.25	3.79	13.33	57.30	100
計	101.34	130.35	96.24	89.79	89.18	95.38	74.54

表 5 状態推定結果 (決定木)
Table 5 Results of state estimation (Decision tree)

	Stay	Walk	Jog	Skip	StUp	StDown	計
Stay	80.17	8.43	3.80	1.43	4.31	4.14	102
Walk	1.96	56.48	1.92	1.68	23.21	14.76	100
Jog	1.89	1.80	86.93	2.56	1.49	5.33	100
Skip	1.82	1.78	3.02	83.59	2.04	7.75	100
StUp	2.23	15.98	0.97	0.99	60.89	18.93	100
StDown	1.80	13.11	2.25	4.09	18.85	59.91	100
計	89.87	97.58	98.89	94.34	110.79	110.81	71.33

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 (HASC corpus) を用いてパワースペクトルを作成し、k-means 法、SVM、決定木を用いて状態推定を行い、その結果を比較した。ここで、処理を軽量化するために、モデルデータを作成するタイミングおよび状態推定を行うタイミングを、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出来るが、このモデルデータを用いて状態推定を行った結果においても、十分な推定精度が維持できていることがわかった。また、低周波成分のみを用いて各方式で状態推定を行った結果から、高周波成分を使わなくても状態推定が行えることがわかった。

各方式の結果を比べると、SVM を用いた場合がもっとも状態推定精度が高いことがわかったが、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わかった。

提案方式の問題点として、必ずしも静止時の判定が上手く行かないことが挙げられる。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、合成加速度が負から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。また、それぞれの状態推定方式で精度が高い状態と低い状態があるため、携帯端末の資源に余裕がある場合には、それらを組み合わせることでより高い状態推定が行えるものと考えられる。

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言える。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 (HASC corpus) 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) 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) 沼杏子, 屋代智之: 歩行者の状態推定の軽量化に関する一検討, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2011) シンポジウム論文集, IPSJ Symposium Series Vol.2011, pp.308-314 (July. 2011)
- 3) 興侶正克, 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.
- 4) 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.
- 5) 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.
- 6) 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)
- 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 回ヒューマンプロブ研究会, pp.13-16, 2009 年 10 月.
- 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(2010.3)
- 9) 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

ンボジウム論文集, IPSJ Symposium Series Vol.2010, pp.961-967 (July, 2010)

- 10) Bao, L. and Intille, S. S. Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data. Proc of PERVASIVE 2004, pp.1-17, 2004.
- 11) 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.
- 12) 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.
- 13) 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.
- 14) 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.
- 15) 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)
- 16) HASCTool
<http://hasc.jp/hc2011/hasctool.html>
- 17) Weka
<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>