

手持ちの加速度センサを利用した人物の歩幅推定手法の検討

岩本 健嗣[†] 上坂 大輔[†]
村松 茂樹[†] 横山 浩之[†]

GPS が利用できない屋内において、位置情報を取得するために、さまざまな研究が行なわれている。例えば、無線 LAN の基地局からの電波強度を用いて、基地局との距離を推定して位置を取得したり、RF-ID などを用いて位置を推定する方法など、環境に設置された機器を用いて位置を推定する手法がある。一方、環境に設置された機器に頼らず、ユーザが持つ携帯端末を想定し、搭載された加速度センサを用いて位置を推定する手法がある。自律航法と呼ばれる手法では、得られた加速度を積分することで、移動方向や移動距離を算出し、初期位置からの相対的な位置を推定する。しかし、人間の歩行動作においては、複雑な加速度が発生するため、進行方向以外の加速度を含んでしまい、誤差が大きくなる問題があった。また、比較的動きの小さい腰部にセンサを取り付けるといった制約を課す場合も多い。本研究では、携帯電話に搭載された加速度センサや地磁気センサを用いて自己位置推定を行うことを最終的な目標とする。そのため、携帯端末の装着方法を限定せず、手に持った状態で、歩数と歩幅を算出することで、歩行距離を推定することを課題とする。特に、手振り運動によって生ずる加速度の大きさに着目し、これと歩幅の関係を学習することによって、ユーザ個人の歩幅の変化に対応した歩行距離推定を行う。

An Estimation Method for Walking Distance by Using in-hand Acceleration Sensor

TAKESHI IWAMOTO[†], DAISUKE KAMISAKA[†],
SHIGEKI MURAMATSU[†] and HIROYUKI YOKOYAMA[†]

In ubiquitous computing environment, applications and services require the location of users for adapting user's activity. In the indoor environment, GPS-based location systems cannot offer precise location information as they fail to find the required number of GPS satellites. Therefore, many systems are proposed and developed for locating user's position in indoor. Some systems usually employ a sensors or facilities in an environment such a RF-ID based system, WiFi based location system, an ultra sonic-based system and so on. On the other hands, there are another approach that employ only sensors on users' device such a cellular phone. Such systems usually use an accelerometer and a geo-magnetic sensor to estimate relative movement of users and they calculate walk distance from step count and step length. Therefore, an accurate method to estimate step length is necessary for providing precise walk distance. In this paper, we present a method to detect a class of steps, such as short, normal, long distance step. The method designed to be used on cellular phone, therefore, we focus on a situation that sensors is in hand of users as a typical usage of a cellular phone. We experimented accuracy of our proposed method by using data obtained from actual subjects.

1. はじめに

加速度センサを用いて自律的に位置を取得する手法の研究が行われている。代表的な手法として、ユーザの持つ加速度センサから、進行方向の加速度を取得し、これを積算して移動方向、距離を求める方法がある。この方法では、センサによって観測される加速度その

ものが移動の方向を示すため、体に固定した向きでセンサを取り付ける必要があるほか、歩行運動から発生する、進行方向とは関係ない加速度の影響を取り除くため、体幹に近い位置に装着するなどといった制約があった。

これに対し、筆者らは、ユーザの相対位置を求めるため、携帯電話に搭載された加速度センサ、地磁気センサを利用して、ユーザの歩行方向、歩行距離を推定する手法について研究を行なっている¹⁾。この研究では、携帯電話におけるユーザナビゲーションをアプリ

[†] (株)KDDI 研究所
KDDI R&D Laboratories Inc.

ケーションとして想定している。この手法では、既存手法と異なり、センサの搭載先が携帯電話であることから、特定の装着位置を想定することができない。そのため、既存手法のように、加速度の積分によって、進行方向と移動距離を求めることは困難である。よって、進行方向の推定と、移動距離の推定を、それぞれに分けて処理を行う。これまでの研究では、最も自然な携帯電話の利用方法として、端末を手に持った状態での方向推定手法について述べた。進行方向と歩行距離が求めれば、相対位置を求めることができるが、これまでは、歩幅として固定値を用いて歩数と乗算することで、歩行距離を求めている。人物の歩幅を簡易的に求める方法としては、身長から一定の長さを減じる方法などや、ある距離を歩行してそれを歩数で除算して平均歩幅を求める方法などが用いられている。しかし、歩幅を固定値としてしまうと、ユーザの歩き方の変化に伴う歩幅の変化に適応できなかった。特に、携帯電話で、ユーザナビゲーションなどのアプリケーションとして利用することを考えた場合、同じユーザでも、その状況によって早足で歩いたり、ゆっくり歩いたり、その歩行の仕方によって歩幅の違いがある。これが、結果的に相対位置の誤差として蓄積してしまう。

本研究では、歩行距離の推定のために、個人の歩き方を推定し、歩幅を求める手法を提案する。特に携帯電話を想定し、端末を手持ちしている際に観測される加速度を用いて、腕振り運動の大きさを推定し、腕振り運動と歩き方の相関を利用して、歩幅を求める手法について検討した結果を報告する。

2. 関連研究

デッドレコニングによる手法²⁾³⁾では、加速度センサを用いて、歩行動作と移動方向を検出することで、位置推定を行うことができる。この手法では、精度を保つためには、重力加速度を検出するために、鉛直方向の変化を小さくする必要があるため、センサの保持方法が体幹に近い位置に制限されてしまうという問題がある。

本研究と同様に、歩き方を推定し歩行距離を求める手法も提案されている⁴⁾。この研究では、加速度センサから得られる加速度をFFTで処理することで、歩調スペクトルを取得する。この歩調スペクトルを、メンバシップ関数によって評価し、歩き方の推定を行なっている。しかし、この手法では、腰に付けたセンサによる上下振動を利用しているため、センサの装着方法に制約があり、携帯電話などへの応用が考慮されていない。

また、足の動きに着目し、足の先に装着したセンサによって、加速度や足の接地状況を取得することで、相対位置を求める手法もある⁵⁾⁶⁾。これらの手法では、比較的正確な相対位置の推定に成功しているが、センサの装着位置に制約が多く、また、複数のセンサを利用しているため、コストを含めて携帯電話での利用は難しい。

3. 歩幅推定手法

本研究の最終的な目標は、携帯電話におけるユーザナビゲーションである。そのため、既存の研究で行なわれているような、センサの装着状態を指定することはできない。よって、まず、ユーザが端末を自然に手に持った状態で、歩幅推定を行なうことを目標とした。

また、利用するセンサは、3軸の加速度センサを用いる。本節では、まず、腕振り運動について、本研究における仮定を説明し、この仮定に基づく歩幅推定手法の概要、ならびに詳細について述べる。

3.1 歩幅推定手法の概要

人間の歩行時の腕振りの程度は歩行速度に強く影響を受けることが知られており、歩行速度が大きくなればなるほど腕の動きは大きくなる⁷⁾。そのため、本研究では、まず、腕振り運動にかかる加速度の大きさを、腕振り運動の大きさであると仮定し、腕振り運動の大きさを説明変数とし、歩き方を目的変数とした機械学習を行い、1歩毎の歩き方を推定した。

手順を以下に示す。

- (1) 各サンプルにおいて、3軸の加速度の2乗和を求め合成値を計算する。
- (2) 合成加速度の波形から歩行タイミングの検出を行い、腕振り運動において腕が最も上にある点と最も下にある点を決定する(以後、これらの点を最上点、最下点呼ぶ)。
- (3) 最上点における合成加速度を、その腕振り運動の大きさとする。
- (4) 予め作成した学習データを用いて腕振り運動の大きさから、その1歩の歩き方を推定する。
- (5) 歩き方毎に定められた歩幅をその1歩の歩幅とする。

3.2 最上点、最下点の決定方法

一般的な歩行運動では、腕振り運動は歩行運動と連動しており、腕が前後方向に最大に振り切られるタイミングは、手足が前後に軽く開き、足も前後に開いた状態となる(図1:左)。注目している手(センサを持つ手が前後)が前にある瞬間は、反対側の足が前に接地する瞬間となる。

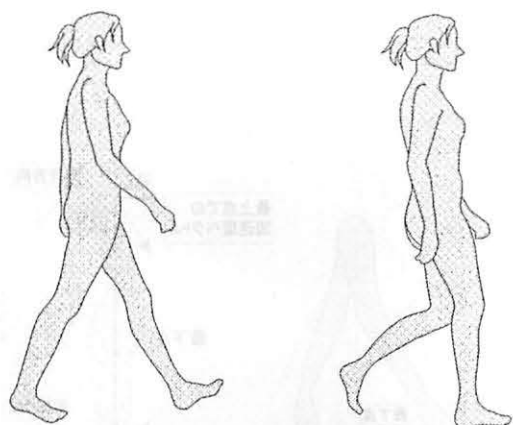


図 1 歩行状態 (左:最上点, 右:最下点)

このような、歩行運動の周期的な動作は、ユーザが保持した加速度センサによって観測することができる。一般的な歩行時に観測される 3 軸の加速度を、2 乗した合成加速度を、センサを (a) 腰につけた場合と (b) 手に持った場合のそれぞれについて、図 2 に示す。

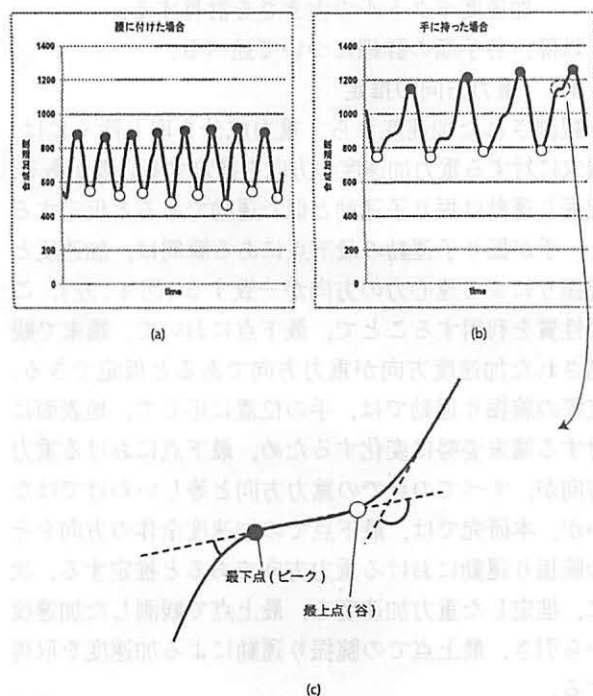


図 2 合成加速度

例えば、(a) では、センサを腰につけて加速度を観測しているため、歩行のタイミングに従って加速度の波が変化する。加速度の波のピークが頂点のとき、手は最下点にあり、逆に、波が谷のとき、手は最上点にある。しかし、(b) に示したように手にセンサを持って加速度を観測した場合は、腕振り運動による加速度の変化と、歩行による加速度の変化との周期が異なるために、最下点と最上点がグラフ中にピークとして表

われない場合がある。そのため本研究では、(c) の形状を識別し、図で示した各点を最下点、最上点として追加した。

3.3 予備実験結果

最上点において得られた合成加速度と、歩き方との相関関係によって、歩き方の推定が行えるかどうかを確認するため、予備実験を行った。学習、推定用データとして、男女複数の被験者に加速度センサを搭載した携帯端末を持たせ、被験者毎の主観で、小股、普通、大股でトレッドミル上を歩行してもらい、加速度データを取得した。利用した携帯端末の外観を図 3 に示す。

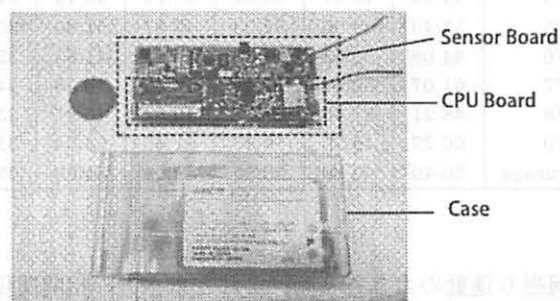


図 3 試作携帯端末の外観

また、実験した被験者のデータを表 1 に示す。

表 1 被験者情報	
人数	18 人 (女性 9 人 男性 9 人)
身長	女性:150cm-170cm 男性:160cm-180cm

評価には、NaiveBayse(NB), SMO, MultilayerPerceptron(MP), IBk, J48 の推定アルゴリズムを利用し、「小股」、「普通」、「大股」の 3 種類の歩行方法で被験者を歩かせた試験用データの分類を行なった。また、比較用に頻度学習の手法である、ZeroR での評価も行なった。機械学習を行うツールとして、データマイニングツールである Weka⁸⁾ を利用した。各歩行方法につき、200 歩のデータを用意し、5 folds cross-validation を行なった。分類の結果の正答率 (100 分率) を表 2 に示す。

各アルゴリズムでは、大きな違いは見られないが、NaiveBayse が他の手法に比べ比較的良好な結果となった。平均して 56.49% となり、ある程度の相関関係があることはわかったが、合成加速度のみを利用した機械学習では、推定精度は十分でないことがわかった。

4. 腕振り運動の特性を考慮した歩幅推定

前節で、腕振り運動における最上点の、合成加速度

表 2 実験結果

	NB	SMO	MP	Ibk	J48	ZeroR
M1	60.18	32.34	46.71	59.28	57.49	34.13
M2	51.97	34.21	42.76	40.79	47.70	35.20
M3	60.33	60.00	59.33	52.00	61.00	34.33
M4	73.80	34.82	65.81	61.02	69.65	35.78
M5	57.91	34.18	53.16	44.62	51.90	34.18
M6	55.13	45.51	47.44	45.19	57.05	36.86
M7	61.47	36.09	61.77	55.66	63.91	37.31
M8	61.41	45.35	57.75	54.51	60.56	36.20
M9	46.46	35.84	39.23	42.04	45.13	36.87
W1	68.35	36.13	56.58	60.78	67.79	36.13
W2	47.79	35.10	46.31	39.53	42.48	35.10
W3	54.76	51.36	49.32	51.02	49.32	34.35
W4	44.15	43.57	45.61	37.72	43.13	34.94
W5	53.49	49.56	52.03	47.97	51.60	35.17
W6	44.08	38.53	41.38	37.63	41.83	35.38
W7	61.07	39.07	52.19	50.92	59.38	34.27
W8	48.21	37.48	47.12	40.44	46.97	33.75
W9	66.27	46.95	50.82	61.66	64.04	33.88
average	56.49	40.89	50.85	49.04	54.50	35.21

を腕振り運動の大きさとし、これと歩き方の相関関係を機械学習し、歩幅を推定する手法について述べた。しかし、単なる合成加速度の大きさだけでは、十分な推定精度が得られないことが判明した。そのため、本研究では、より腕振り運動の特徴を表すことのできる変数を、機械学習時のパラメータとして追加する。

図 4 に腕振り運動の概要を示す。腕振り運動が、理想的な振り子であると仮定すると、最上点では、重力加速度のみが観測されるはずであるが、実際の測定では、重力とは等しくない値が観測される。これは、主に歩行時に体のバランスを取るために、無意識的に腕を動かすことによって生じる運動加速度が検出されているからだと仮定する。そのため、この加速度は歩行運動の大きさ、つまり歩き方や歩幅と相関が高いと考えられる。そのため、本研究では、最上点における合成加速度だけではなく、前後方向 (図中 ax) と左右方向 (図中 az) の 2 つの向きの運動加速度に着目し、この大きさを腕振り運動を特徴付ける要素として追加する。これは、前後方向は、腕振り運動そのものの大きさを特徴付け、左右方向は、歩行時の体のひねりの反作用を特徴付けていると考えられるためである。

そこで、以下の手順で各加速度ベクトルの大きさを得る。

- (1) 最下点で得られた加速度ベクトルの方向を、その腕振り運動の重力方向として決定する。
- (2) 最上点で観測された加速度から、重力成分を除去する。
- (3) 腕振り運動が作る加速度ベクトルの面を進行方

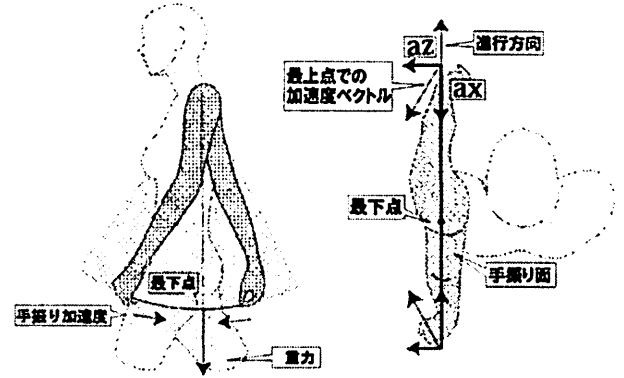


図 4 腕振り運動

向とする。

- (4) 進行方向軸上で地平面に平行なベクトルの大きさと、進行方向に対して鉛直方向 (横向き) の加速度ベクトルの大きさを計算する。

以降、各手順の詳細について述べる。

4.1 重力方向の推定

観測された加速度から、重力成分を取り除くには、端末に対する重力加速度の方向を推定する必要がある。腕振り運動は振り子運動と似た運動であると仮定すると、手が振り子運動の最下点にある瞬間は、加速度と腕振りによる遠心力の方向が一致する (図 4: 左)。この性質を利用することで、最下点において、端末で観測された加速度方向が重力方向であると仮定できる。実際の腕振り運動では、手の位置に応じて、地表面に対する端末姿勢は変化するため、最下点における重力方向が、すべての点での重力方向と等しいわけではないが、本研究では、最下点での加速度全体の方向をその腕振り運動における重力方向であると推定する。次に、推定した重力加速度を、最上点で観測した加速度から引き、最上点での腕振り運動による加速度を取得する。

4.2 腕振り運動面を利用した進行方向軸の決定

本研究では、携帯電話による利用を目的とするため、あらかじめどのように端末を保持しているのかは不明である。そのため、加速度センサが観測する座標系において、どの方向が進行方向かをあらかじめ知ることはできない。腕振り時に携帯端末によって観測される加速度ベクトルを、図 5 に示す。図に示したように、観測される加速度ベクトルを並べると、携帯端末の位置を原点とした扇型の面を形成する。本手法では、このベクトルが作る面が、腕振り運動によって腕が作る

面とほぼ近い性質を利用し、これを進行方向軸とした。

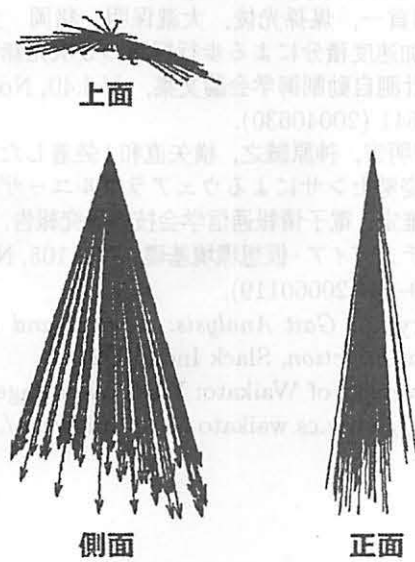


図 5 腕振り運動によって作られる加速度面

具体的には、時系列に得られた加速度ベクトルから、最小二乗法によって腕振り面の推定を行う。面に対して平行の軸線を、進行方向軸と決定する。

4.3 前後方向ベクトルと左右方向ベクトルの導出

図 4 に示したように、最上点で得られた加速度ベクトルから、得られた加速度面に対して平行な成分を前後方向ベクトルとし、加速度面の法線ベクトルに対して平行な成分を左右方向ベクトルとする。

前節で述べた、最上点での合成加速度に加えて、この 2 つのベクトルの大きさを、その腕振り運動の特徴を表わす、説明変数として機械学習を行い、歩行方法の推定を行う。

5. 評価

3 節で評価した予備実験のデータに、前節で導入した、前後方向ベクトルと左右方向ベクトルを加えて、同様に機械学習を行なった。推定手法として、予備実験において比較的良好だった NaiveBayes を採用し、評価を行なった。図 6 に、結果を示す。各被験者について、結果の向上が見られ、平均で、7.5%ほど向上し、全被験者における正答率の平均は、約 64% となった。

次に、歩行距離の評価について述べる。被験者に小股、普通、大股で 100 歩、歩行させたデータを用いて、歩き方の推定を行い、あらかじめ測定しておいた各歩き方における歩幅を積算することで、推定歩行距離を求めた。正解距離は、100 歩を平均歩幅で歩行した場

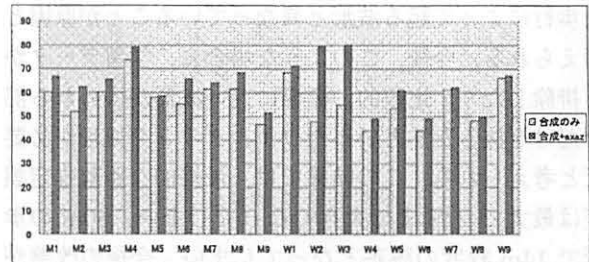


図 6 結果

表 3 W3 の歩行距離推定結果

	小股 (歩)	普通 (歩)	大股 (歩)
小股で 100 歩	94	6	1
普通で 100 歩	6	85	4
大股で 100 歩	10	19	69
	正解距離 (cm)	推定距離 (cm)	誤差 (%)
小股	4609	4715	2.3%
普通	5190	4973	4.2%
大股	7129	6366	10.7%

表 4 W4 の歩行距離推定結果

	小股 (歩)	普通 (歩)	大股 (歩)
小股で 100 歩	46	40	28
普通で 100 歩	30	45	44
大股で 100 歩	13	21	75
	正解距離 (cm)	推定距離 (cm)	誤差 (%)
小股	5987	7608	27.1%
普通	7078	8160	15.3%
大股	7224	7683	6.4%

合の距離とした。被験者として、歩行方法の推定結果が最も良かった W3 と、最も悪かった W4 を用いた。表 3 に W3 の結果、表 4 に W4 の結果を示す。

W3 では、小股、普通の歩き方では、非常に高い正答率を示している。また、大股では、約 70% の正答率であるが、残りの約 20% は、普通に分類されており、結果的に、歩行距離にした場合の誤差の増大を抑えている。本研究の最終的なアプリケーションは、屋内ナビゲーションを想定している。店舗の入口や地下街の交差点レベルの粒度を考えると、誤差が W3 のように最大でも 10% 程度であれば、50m の歩行で、5m 以下に抑えることが可能であり、十分に利用可能な精度だと言える。

それに対して、W4 の結果では、歩き方の推定精度は、約 49% と非常に低い結果となっている。この原因として、歩数自体の検出結果の誤差が大きいことが考えられる。表が示す通り、100 歩の歩行でありながら、推定歩数の合計が約 10 歩から 20 歩上回っている。これは、最終的な推定距離に影響を与えるのはもちろん、正しく最上点、最下点を推定できていないことを表わしている。これは、合成加速度による波形が、一般的

な歩行によって起る波形と異なっていることが原因と考えられる。今後、このような場合に、学習データから排除したり、比較的、標準に近い波形が得られる部分だけを抜きだすといったフィルタリング処理が必要だと考えられる。この結果では、最終的な距離推定誤差は最大で 27% まで大きくなってしまい、50m の歩行で 14m 程度の誤差となってしまう、今後の改善が必要であることがわかった。

6. おわりに

本稿では、携帯電話による屋内位置取得を可能とするために、加速度センサを用いた歩行距離推定手法について述べた。本研究では、個人の歩き方に適用して、歩幅を変更することを目的としている。腕振り運動と、歩行運動が連動している性質を利用し、腕振り運動の最上点で端末にかかる加速度を用いて、その相関関係を求めることで、歩行方法を推定する。

最初のステップとして、歩行方法を、小股、普通、大股の 3 種類に分け、被験者を歩行させて得た加速度データを用いて、機械学習による評価を行なった。合成加速度の大きさだけでは、十分な精度が得られなかったが、最上点において、進行方向にかかる加速度と、鉛直方向にかかる加速度を説明変数に加えることで、精度が向上できることがわかった。

しかし、屋内ナビゲーションなどのアプリケーションに耐えうる精度を得るには、十分に精度を得られない被験者もあるため、今後、このような状況に対応可能なデータのフィルタリング処理など、機械学習の前処理を考慮する予定である。また、今回は腕振り動作に着目し、歩幅の推定を行なったが、今後はカバンやポケットの中など、より複雑な動きが想定される状況での考察をする必要がある。

参 考 文 献

- 1) 上坂大輔, 岩本健嗣, 村松茂樹, 西山 智: 携帯電話における加速度・地磁気センサを用いた位置取得システム, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO 2008) シンポジウム論文集, pp.761-767 (2008).
- 2) 興梠正克, 蔵田武志: GPS と歩行動作解析に基づくデッドレコニングの統合によるパーソナルポジショニング, 第 19 回 人工知能学会 全国大会 (2005).
- 3) Kourogi, M. and Kurata, T.: Personal Positioning based on Walking Locomotion Analysis with Self-Contained Sensors and a Wearable Camera, *Proc. ISMAR03*, pp.103-112 (2003).
- 4) 鷗沼宗利, 倉田謙一郎, 外山敦也, 堀江 武:

人の歩行動作認識技術を応用した自律的位置検出手法, 電子情報通信学会論文誌. A, 基礎・境界, Vol.87, No.1, pp.78-86 (20040101).

- 5) 佐川貢一, 煤孫光俊, 大瀧保明, 猪岡 光: 足爪先加速度積分による歩行経路の 3 次元無拘束計測, 計測自動制御学会論文集, Vol.40, No.6, pp.635-641 (20040630).
- 6) 濱口明宏, 神原誠之, 横矢直和: 装着した 3 次元位置姿勢センサによるウェアラブルユーザの自己位置推定, 電子情報通信学会技術研究報告. MVE, マルチメディア・仮想環境基礎, Vol.105, No.566, pp.19-24 (20060119).
- 7) Perry, J.: *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*, Slack Inc (1992).
- 8) University of Waikato: Weka Web Page.
<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.