

3軸加速度センサを用いた歩行者推定手法

岩本 健嗣^{1,a)} 杉森 大輔² 松本 三千人¹

受付日 2013年5月7日, 採録日 2013年10月9日

概要: 今日, ユビキタス技術の研究, 開発が進み, 様々な認識, 推定技術に関する研究が行われている. 本論文では, 行動的特徴を用いた個人認識技術に着目する. 人が行う動作には様々あるが, 今回は人が日常的に行っている歩行動作を利用した歩行者推定手法を提案する. また, 歩行動作を検知する手段として3軸加速度センサを搭載した携帯電話を用いる. 携帯電話を用いた歩行者推定を行うためには, 状態推定, 携帯電話の所持位置推定, ユーザ推定をそれぞれ行う必要がある. 本論文では, 携帯電話を用いてユーザの移動データから特徴量を抽出し, 歩行者を推定する実験とその評価を行い, 提案する歩行者推定手法が有効であることを示した.

キーワード: 加速度センサ, 人物推定, 行動認識

A Study of Identification of Pedestrian by Using 3-axis Accelerometer

TAKESHI IWAMOTO^{1,a)} DAISUKE SUGIMORI² MICHITO MATSUMOTO¹

Received: May 7, 2013, Accepted: October 9, 2013

Abstract: Recently, researches about various identification technology and recognition technology are advanced. We focus on personal recognition with behavioral profile. We suggest walking identification system to use walk which is daily action. In this research, we use 3-axis accelerometer mounted on mobile phone to get walking data. The system needs to get correct user's context, mobile phone position and user. We extracted feature amounts from user's walking data by using mobile phone and conducted experiment about walking identification system. We show that a proposed method gained high accuracy to select tailored feature amount for mobile phone position.

Keywords: acceleration sensor, human recognition, activity recognition

1. はじめに

今日, ユビキタス技術の研究, 開発が進み, 実際に家庭やオフィスなど実社会で役立つシステムが普及している. 近年では, センサなどを通して, 人の行動や状況を認識する技術が注目されている [1]. 特に代表的な認識推定手法として位置推定技術, 状態推定技術, 個人認識技術がある. 従来の研究では, 位置推定や状態推定に関する研究が多く, それらを利用した製品も普及している [2], [3]. また,

個人認識においても, 指紋や虹彩といった身体的特徴をセンシングして個人の推定を行うことで, 対象者の本人確認を行う手法が確立している [4], [5]. 一方近年では, キーストロックや歩行といった行動的特徴をセンシングして個人認識を行う技術が注目されている. 行動的特徴を用いて個人認識を行う場合, 比較的ユーザが意識することなく推定を行うことができるという利点がある.

行動的特徴を利用した認識を行う場合, 推定動作の検討が必要となる. 本論文では, ユーザが推定を意識せずに行う動作として, 日常的な動作に着目した. 今回は, 日常的に人が行っている動作として, 1日あたり平均6,500歩行っている歩行動作を選択した [6].

本論文では歩行者推定を行ううえで, 推定可能範囲が広い点とユーザの負担が小さい点が重要であると考え. 推

¹ 富山県立大学
Toyama Prefectural University, Imizu, Toyama 939-0311, Japan

² 三菱電機情報ネットワーク株式会社
Mitsubishi Electric Information Network Corporation, Chiyoda, Tokyo 102-8483, Japan

a) iwamoto@pu-toyama.ac.jp

定可能範囲とは、推定システムが利用できる物理的な空間である。またユーザの負担とは、推定に必要な行動が日常的に行う必要のない行動のことである。さらに、推定のためだけに必要なツールをユーザに所持させることもユーザの負担とする。この2つを満たすことにより、広い汎用性を持ったシステムが構築できる。また前述した他の認識手法と併用することで高度なサービスを提供することができる。

ユーザに負担の少ない歩行者推定の関連研究としてカメラを利用した歩容推定に関するものが多く提案されている。堀らは人物のシルエット画像の時系列的な変化に対して、テンソル分解に基づいた歩行動作の特徴量を推定に取り入れることで、従来の歩容推定より高精度な個人認識の手法を実現している [7]。また赤江らは歩容推定を行ううえでのカメラと動線の距離に対する最適配置を示し、推定性能の向上を示している [8]。これらの研究はカメラを設置するため、ユーザが所持するツールなどがなく、負担の小さい歩行者推定を実現している。一方で圧力センサを用いた人物推定に関する研究も行われている。武田らは、圧力センサから得られた歩行動作時におけるフレームごとの足型の面積や最大荷重点などから特徴量を算出し、推定を行う手法を提案している [9]。カメラと同様に、圧力センサを設置することにより、ユーザの負担が小さい歩行者推定方式を提案している。

しかし、これらのデバイスを用いた推定には推定可能範囲に問題がある。カメラを使った推定方式では、歩行動作がカメラに写る範囲でのみでの利用に限られる。圧力センサを使った推定方式では、圧力センサが設置されている床で歩行を行う必要がある。この問題を歩行者の視点で考えると、歩行者が特定の場所を歩かなくてはならないととらえることができる。これは推定に対してユーザの意識が必要な行為であるため、推定を行う場所の限定はユーザの負担であるといえる。この問題を解消するために、多くのカメラやセンサを設置することによって広い領域で推定を可能にするという方法があるが、カメラや床圧力センサは高価であるため、広範囲に敷設することは現実的に困難である。

そこで本研究では、推定可能範囲が広く、比較的所持が容易なウェアラブルセンサである3軸加速度センサを選択した。一方で歩行動作を抽出するために、3軸加速度センサをユーザに所持させると、ユーザの負担につながるため、本研究では、加速度センサを搭載した携帯電話を利用する。

本論文では、歩行者推定を行うにあたり、状態推定、携帯電話の所持位置推定、ユーザ推定の3つのステップに分け、各ステップに対して基礎実験を行い、推定に有効な特徴量について検討を行った。また、それらの特徴量を基に各ステップにおいて分類の精度を評価した。さらに、実際に歩行者推定を行うアプリケーションを携帯電話に実装

し、歩行者推定の評価を行い、理想的な環境下において、5人の被験者に対して95.9%の精度ですべてのステップで正しい分類が実現できることを示した。

2. 3軸加速度センサを用いた歩行者推定

2.1 研究目的

本論文における歩行者推定の最終目標は、歩行者推定を行った人が本人であることを識別することである。この推定をユーザ推定と呼ぶ。また、その前段階として、歩行、走行など様々な動作から歩行動作を推定する必要がある。この推定を状態推定と呼ぶ。さらに、ユーザが携帯電話をどこに所持しているかを推定する必要がある。この推定を携帯電話の所持位置推定と呼ぶ。図1に本研究における歩行者推定の模式図を示す。

状態推定を確立するためには、人物の動作を正しく分類する必要がある。また、携帯電話の所持位置推定を行うためには、所持位置を正確に分類する必要がある。さらにユーザ推定を行うためには、歩行者が本人かどうか正確に分類する必要がある。本研究では、各ステップにおいて、有効な特徴量を決定し、歩行者推定の有用性を示す。

2.2 歩行者推定を用いた利用例

3軸加速度センサを搭載した携帯電話を用いた歩行者推定が有効に活用される1例として携帯電話を用いた電子マネーによる取引があげられる。今日の携帯電話にはFeliCaチップによって携帯電話で決済を行うことが可能な「おサイフケータイ」というサービスがある [10]。このサービスを搭載した携帯電話には紛失、盗難といったリスクがある。紛失、盗難に遭った場合は事業者に連絡することで利用を制限することが可能であるが、一部サービスは、地下などの電波が届かない場所での利用も想定されて設計されているため、電話回線を停止しても不正に利用される恐れがある。この問題に対して、メールの着信によりサービスを停止するという方法があるが、利用者が紛失、盗難を認識しなければこれらの対処法は実行することができない。

そこで、歩行者推定を利用することにより、携帯電話内でつねに歩行者推定を行い、歩行者が携帯電話の契約者本

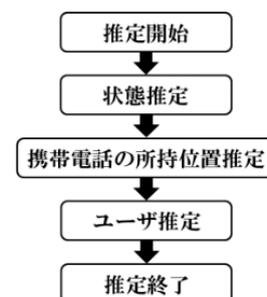


図1 歩行者推定の模式図

Fig. 1 The flow of recognition.

人であったときはそのまま利用可能とし、盗難などにおいて、歩行者が携帯電話の契約者と一致しなければ利用ができないようにすることにより、利用者が携帯電話の紛失を認識していない場合においても携帯電話側で利用を制限することが可能となる。また、歩行中はつねに推定を行っているため、日常的に電子マネーの取引をする際において、暗証番号のように起動する度に煩雑な動作をする必要がない。よって所有者の負担を軽減することができる。この問題に対して携帯電話を利用した歩行者推定は有効であるといえる。

3. 基礎実験

本章では歩行者推定の模式図の各ステップにおける推定を行うために必要な特徴量に関する基礎実験について述べる。基礎実験では実験用端末として Sony Ericsson 社の Xperia arc を使用した [11]。Xperia arc は 3 軸加速度センサのほか、地磁気センサなどを搭載している。また、センサから取得したデータは、外部メモリである SD カードに保存することができる。

3.1 状態推定のための基礎実験

本実験の目的は、携帯電話を所持して歩行した際の加速度データの特徴を把握することである。また、歩行動作に関連する動作である走行動作と静止動作から歩行を判別できるのか検証を行うことである。実験は被験者 1 人に対し、ズボンの右ポケットに携帯電話を所持させて歩行を行った。また、歩行開始前と歩行終了後に 3 秒程度静止し、静止動作を取得することで、歩行動作と静止動作の判断の可否を検証する。さらに、同様の条件で歩行の代わりに走行を行い、歩行動作と走行動作の判断の可否を検証する。

次に取得する加速度について述べる。同じ携帯電話の所持位置でも人により所持する向きは異なると考えられる。そのため、取得する加速度は 3 軸合成加速度の値とした。取得したデータは SD カードに保存し、処理用 PC に転送してから、表計算ソフトで整理をして可視化する。

歩行動作および走行動作の波形を図 2 と図 3 にそれぞれ示す。これらから以下の特徴量が有効であると考えられる。

(1) 3 軸合成加速度の最大値、最小値を特徴量にする

歩行動作と走行動作では 3 軸合成加速度のピークの値が大きく違うため、これらの値を比較して歩行動作と走行動作を判断できる。

(2) 高速フーリエ変換したスペクトルを特徴量にする

静止動作は、3 軸合成加速度の値がほぼ定常状態のため、高速フーリエ変換を行うと直流成分以外のスペクトルが非常に小さな値となる。一方で、歩行動作と走行動作は周期的な波形のため特定の周波数帯に大きなスペクトルが発生する。このスペクトルの特徴の有無から、静止動作を判断

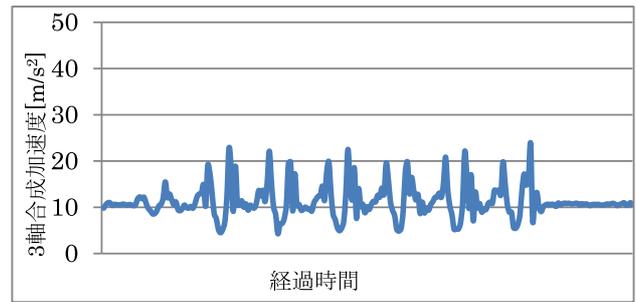


図 2 前ポケットに所持した場合の歩行動作の波形
Fig. 2 The waveform of in-pocket situation.

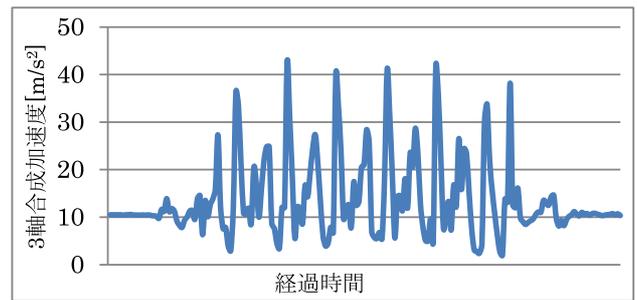


図 3 前ポケットに所持した場合の走行動作の波形
Fig. 3 The waveform of in-pocket situation.

できる。

本節で述べた 2 つの特徴量の状態推定に対する有用性については、以降の章で検証を行う。

3.2 ユーザ推定のための基礎実験

本実験の目的は、3 軸加速度センサを搭載した携帯電話を所持して歩行した際のデータから、個人を特定しうる特徴量を把握することである。実験の被験者は男性 2 人とし、ズボンの前ポケットに携帯電話を所持して行う。本実験では、3.1 節と同様に、同じ携帯電話の所持位置でも人により所持する向きは異なると考えられるため、取得する加速度は 3 軸合成加速度の値とした。

5 人の被験者の歩行波形を図 4 に示す。被験者ごとに、ピークの極値の大きさや、波の周期、振幅の大きさなどに違いがあることが分かる。結果として図から以下のような特徴量が有効であると考えられる。

(1) 3 軸合成加速度の最大値、最小値を特徴量にする

人によって歩行における左足および右足の 3 軸合成加速度の最大値と最小値は異なると考えられる。

(2) 高速フーリエ変換したスペクトルを特徴量にする

図 4 より、波の周期にも個人差があることが分かる。また、波の計上に倍周期の波が現れるといった特徴もある。この周期に違いがあれば、フーリエ変換を行うことによって周波数スペクトルが異なると考えられる。図 5 に 5 人の被験者の歩行データを高速フーリエ変換した結果を示す。図には 5 人のスペクトルの分散が大きい部分のみを抜粋している。複数の部分で、被験者ごとにばらつきがあること

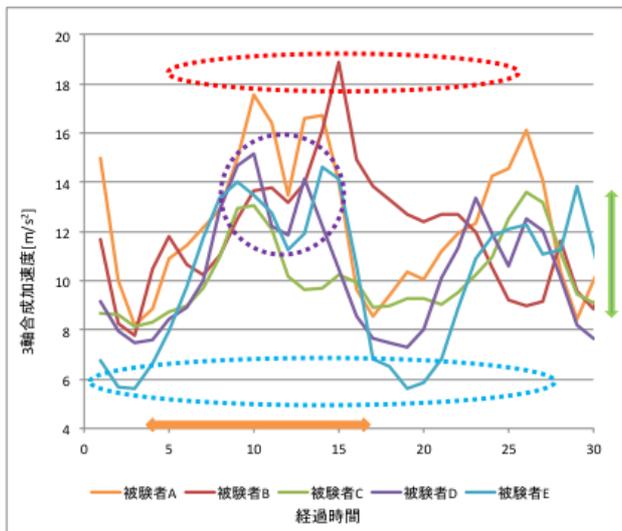


図 4 異なる被験者による歩行波形の違い

Fig. 4 The difference of waveform by each subject.

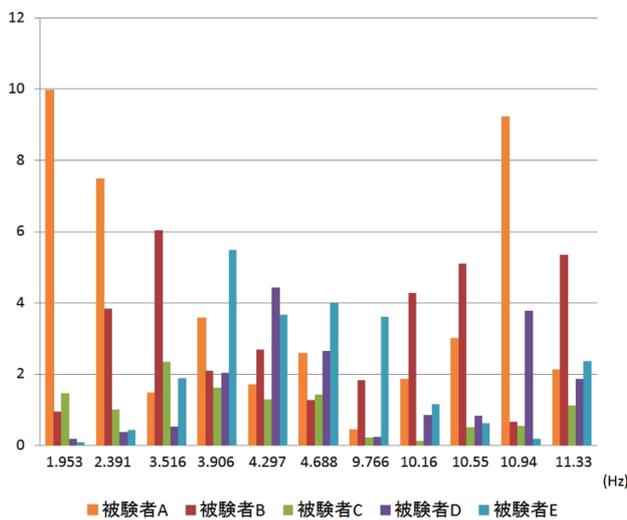


図 5 異なる被験者の歩行による高速フーリエ変換を行った周波数スペクトルの違い

Fig. 5 The power spectrum for each subject.

が読みとれる。

本節で述べた2つの特徴量のユーザ推定に対する有用性については、以降の章で検証を行う。

3.3 携帯電話の所持位置推定のための基礎実験

本実験の目的は、異なる携帯電話の所持位置において歩行を行った際のデータから所持位置を判別しうる特徴量について考察することである。実験は被験者1人で行う。携帯電話の所持位置については、移動中に所持していると考えられる、ズボンの前ポケット、ズボンの後ろポケット、シャツの胸ポケット、携帯電話を体の前に持って画面を見る位置、携帯電話を手に持って腕を振る位置の5カ所とする。ただし、手に持って腕を振る位置については携帯電話の画面を内側にして所持する場合と外側にして所持する場合があるため、所持位置は5カ所6種類とした。しかし、



図 6 携帯電話の所持位置の外観 ((a) 前ポケット, (b) 後ろポケット, (c) 胸ポケット, (d) 画面を見る持ち方, (e) 画面を内側に向けた持ち方, (f) 画面を外側に向けた持ち方)

Fig. 6 The position of mobile phone, (a) front pocket, (b) back pocket, (c) chest pocket, (d) in-hand with watching, (e) in-hand (screen is facing inward), (f) in-hand (screen is facing outward).

これら以外にも様々な所持位置が考えられる。その代表的なものがカバンの中である。しかし、カバンは形状や持ち方が多様なため、一般化が困難であると考えられる [12]。よって今回は、服の形状や持ち方がほぼ一様である上記の5カ所を選択した。図 6 に被験者と携帯電話の所持位置の外観を示す。各所持位置に対して10歩程度の歩行を行い、歩行データを取得した。また、携帯電話を体の前に持って所持する位置以外の所持位置では走行を行い、走行データを取得した。また、被験者には歩行開始前と歩行終了後および歩行開始時と歩行終了時に3秒程度静止してもらい、静止動作を取得した。

本実験では持ち方が決定する所持位置に対して、軸ごとに検証を行った方が詳細な特徴が表れると考えられる。そのため、今回取得する加速度は3軸それぞれの加速度の値と3軸合成加速度の値の4値とした。

各所持位置における歩行波形を図 7 に示す。図から以下のような特徴量が有効であると考えられる。

(1) 3軸それぞれの加速度センサ値を特徴量にする

携帯電話を手に持つ所持位置では持ち方が決まっているため、軸ごとにセンサ値を比較することができる。これにより、特定の軸に対して加速度の値が大きく変化する、またはほとんど変化しないことから、所持位置を判断できる。

(2) 3軸合成加速度の最大値、最小値を特徴量にする

前ポケットと後ろポケットでは左右の足の動作に依存する所持位置であるため波形が2歩で1周期となる特徴がみられた。一方で他の所持位置は左右の足の動きに依存しな

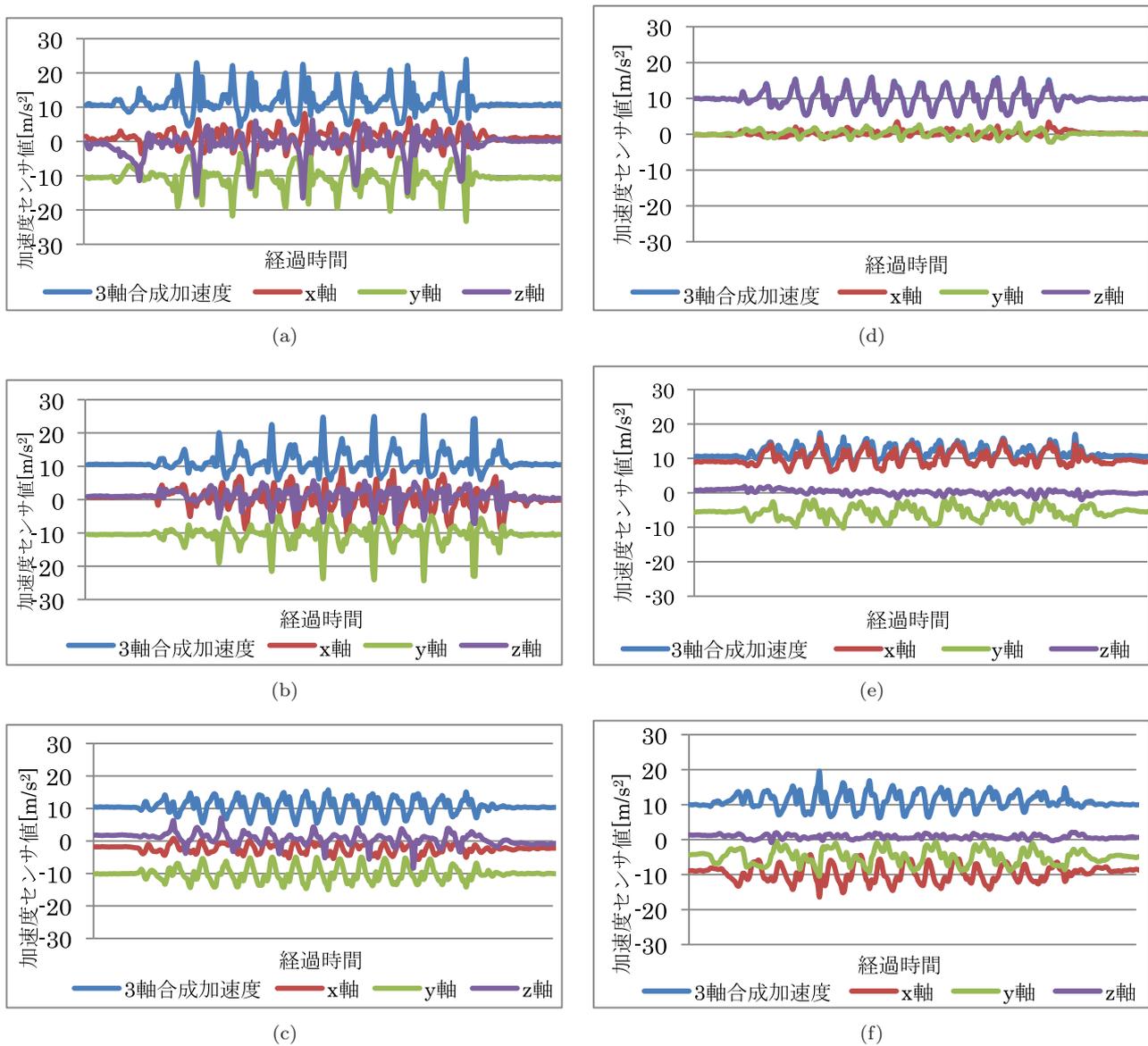


図 7 携帯電話の所持位置の違いにおける歩行波形の変化 ((a) 前ポケット, (b) 後ろポケット, (c) 胸ポケット, (d) 画面を見る持ち方, (e) 画面を内側に向けた持ち方, (f) 画面を外側に向けた持ち方)

Fig. 7 The difference of waveform by position of mobile phone, (a) front pocket, (b) back pocket, (c) chest pocket, (d) in-hand with watching, (e) in-hand (screen is facing inward), (f) in-hand (screen is facing outward).

い位置であるため、波形が1歩で1周期となる特徴がみられた。これらより、左右の足の動きの依存の有無から所持位置を判断できる。

本節で述べた2つの特徴量の携帯電話の所持位置推定に対する有用性については、以降の章で検証を行う。

4. 特徴量の選定

4.1 特徴量抽出手法

本章では、3.1節、3.2節、3.3節で行った3つの基礎実験で得られた特徴量についてより詳細な検討を行う。各節で述べた特徴量は次のとおりである。

(1) 3軸合成加速度の最大値, 最小値を特徴量にする

(2) 高速フーリエ変換したスペクトルを特徴量にする

(3) x軸, y軸, z軸の加速度センサ値を特徴量にする

まず1つ目の特徴量について詳細を検討する。この手法は歩行および走行における3軸合成加速度の最大値と最小値を特徴量にしたものである。右足, 左足の違いによっても最大値と最小値に差があることから, 3軸合成加速度における右足の最大値, 右足の最小値, 左足の最大値, 左足の最小値の4つを1つの特徴量とする。ここで, 右足, 左足とは, 便宜的な呼び方であり, 実際の歩行運動を行っている足の左右を推定したものではない。しかし, 本研究では, 人間の歩行運動では, 左右の足が交互に動作することを前提とし, 2歩分のデータには左右それぞれの足の運動

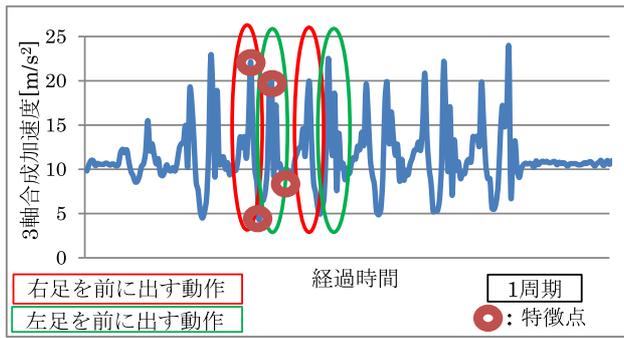


図 8 特徴量となる箇所を示した歩行動作の波形

Fig. 8 The features for recognition.

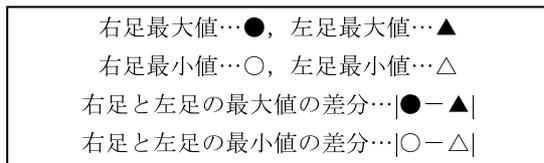
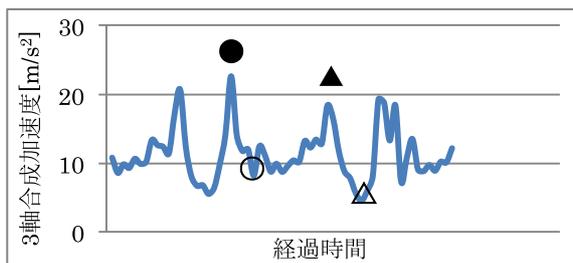


図 9 差分による特徴量抽出の概要

Fig. 9 The outline of feature sampling.

による加速度が含まれるため、このように表記する。

図 8 に基礎実験で得られた動作の波形上に特徴量となる 4 つの箇所を示す。これらの最大値、最小値は、一般的な歩数計で利用されるピーク検出によって行う。たとえば最大値を求める場合は、以下のような手順で行う。

加速度がしきい値 $T1$ を超えた後、しきい値 $T2$ を下回った際に、その $T1$ から $T2$ までの加速度データの極大値を、最大値とする。最小値においても同じ方法で極小値を求め、最小値とする。

また、この右足と左足の最大値の差分の値、右足と左足の最小値の差分の値、2 つの差分の値を加算した値をそれぞれ計算し、特徴量に加える。この計算は、右足と左足で波の違いの有無が分かる。これらの値が大きければ大きいほど、左右の足の動きに依存する携帯電話の所持位置で歩行が行われていることを示し、値が小さければ、左右の足の動きに依存しない携帯電話の所持位置で歩行が行われていることを示す。図 9 に差分による特徴量の抽出方法をまとめたものを示す。

次に、2 つ目の特徴量について検討を行う。この手法は歩行データおよび静止データを高速フーリエ変換して得られる、周波数スペクトルを特徴量としたものである。高速

フーリエ変換を行う場合、解析するデータ数は 2 のべき乗となる必要がある。またデータ数が多ければ多いほど、分解能が高い周波数スペクトルを得ることができるが、処理時間と特徴量の数は増加し煩雑になる。本論文では、実験的にデータ数を 64 個とした。2 つ目の特徴量はこのスペクトル全体とする。スペクトルの本数は直流成分を除き 32 本あるため、これらのスペクトルを 1 つの特徴量とする。また高速フーリエ変換は 16 サンプルごとに行った。

最後に、3 つ目の特徴量について詳細を検討する。この手法は、3 軸加速度センサの各軸に着目する。具体的には携帯電話の画面を見る持ち方は決まっているため、3.3 節の基礎実験の結果より、x 軸の加速度の値がほぼ 0 で、z 軸の加速度に大きな変化がある場合は携帯電話の画面を見る持ち方と判断できる。また、携帯電話を所持して腕を振る持ち方は、携帯電話の画面が内側であるか外側であるかのどちらかの持ち方になるため、z 軸の加速度の値がほぼ 0 で、x 軸、y 軸に加速度の変化がある場合は、携帯電話を所持して腕を振る持ち方と推定できる。また値や加速度の変化については推定を行う地点の直近 32 サンプルから加速度の平均や変化量を計算することで求めることが可能であるため、これを利用する。

4.2 平滑化処理

人の歩行にはある程度のばらつきが含まれている。そこでばらつきによる特徴量の変化を抑えるためにデータを平均し平滑化を行う。加速度センサからのデータを平滑化する処理には、IIR フィルタなどを利用することも考えられる。IIR フィルタは原理的に過去のデータすべてが影響を与えるのに対し、本研究が採用する平均による平滑化では、窓の大きさによって効果が決定する。日常行動でのスマートフォンの利用を想定すると、たとえば、ものにぶつかったり、カバンの中で大きく動くなど、突発的な大きな加速度の発生が起こりうる。そのため、データの影響する範囲をサンプル数で固定できる移動平均を利用し平滑化を行う。

今回、平滑化処理を行う特徴量は、3 軸合成加速度の最大値、最小値と高速フーリエ変換したデータの周波数スペクトルである。

まず 3 軸合成加速度の最大値、最小値の特徴量に対して行う平滑化処理手法について述べる。この特徴量は右足最大値、右足最小値、左足最大値、左足最小値の 4 つから成り立っている。これらに対しそれぞれ平滑化処理を行う。手順としては、対象となる特徴量に対して、その特徴量の直近の特徴量を参照して平滑化処理を行う。直近の特徴量の参照数については、本論文では実験的に 3 個、5 個、7 個とした。参照数が 3 個の場合の特徴量の平滑化処理を 3 回平滑化処理とし、同様に参照数が 5 個、7 個の場合は 5 回平滑化処理、7 回平滑化処理と呼ぶ。参照数が多ければ多いほど、データのばらつきが抑えられ、平滑化された特徴

量を得ることができるというメリットを得られるが、平滑化処理を行わない場合に比べ、推定に必要な特徴量が増加するため、データを収集してから、推定が完了するまでの時間が増加するというデメリットも存在している。また、状態推定において歩行と走行を識別する場合には、平滑化処理を行った特徴量に比べ直近のデータのみで判断した方が正しい結果を得られることがあるため、一部では平滑化処理を行わないこととした。また、4.1節で述べた、最大値、最小値の差分に関する特徴量の平滑化処理については、各最大値、最小値に平滑化処理が行われたものに対して差分計算を行い、差分に関する特徴量を得ることとする。

次に高速フーリエ変換したデータの周波数スペクトルに対して行う平滑化処理手法について述べる。この特徴量は取得したデータを64点高速フーリエ変換した周波数スペクトルから直流成分を除いた32本から成り立っている。この32本のスペクトルの各周波数成分に対し、平滑化処理を行う。手順は、対象となる特徴量の周波数成分に対して、直近の特徴量の同じ周波数成分を参照して平均を行う。直近の特徴量の参照数については最大値、最小値における平滑化と同様に3個、5個、7個とする。また、状態推定において、静止を識別する場合には、平滑化処理を行った特徴量に比べ直近のデータのみで判断した方が正しい結果を得られることがあるため、一部では平滑化処理を行わないこととした。したがって、今回は抽出した特徴量の一部に対して平滑化処理なし、3回平滑化処理、5回平滑化処理、7回平滑化処理の4種類の処理を行う。

5. 評価

本章では、状態推定、携帯電話の所持位置推定、ユーザ推定のそれぞれにおける有効な特徴量について実験、評価を行う。

被験者は男性5人とする。実験に使用する携帯電話については、3章で述べた実験と同様にXperia arcを使用する。加速度センサのサンプリングレートは25Hzで実験を行った。携帯電話の所持位置はズボンの前ポケット、後ろポケット、胸ポケット、携帯電話の画面を見る持ち方、携帯電話の画面を内側にして手に所持する持ち方、携帯電話の画面を外側にして手に所持する持ち方の5カ所6種類とする。なお携帯電話を所持するにあたり、携帯電話の向きについては任意の持ち方とする。この状態で、平坦な直線の廊下で歩行を行い、歩行データを取得する。さらに、携帯電話の画面を見る持ち方以外の持ち方では走行を行い、走行データを取得する。また、一定時間その場に立ち止まることで静止データを取得する。取得した歩行データはSDカードに保存し、処理用PCに転送する。処理用PCでは、取得した歩行データに対して4章で決定した手法で特徴量抽出をそれぞれ行う。抽出後、それぞれの特徴量を用いて分類を行い、ユーザ推定の正答率を算出し比較する。

なお、本論文では分類の一部にデータマイニングツールとしてweka [13]を用いて解析を行う。状態推定、所持位置推定、ユーザ推定それぞれで、分類器として、J4.8を採用した。これは、他の手法にくらべて、スマートフォンの実機上への実装が最も容易であり、また推定パラメータの効果が分かりやすいため採用した。J4.8の他の分類器との精度比較は、5.3節で行う。

5.1 状態推定

4章で決定した特徴量について、歩行データの3軸合成加速度の最大値、最小値を特徴量とする方法は2歩で1組の特徴量となるため、基本データの数は歩数に比例する。本実験では200歩分の歩行を行い、被験者1人あたり1カ所の所持位置に対して100の基本データを抽出した。また、歩行データを高速フーリエ変換した周波数スペクトルを特徴量とする方法でも、時間軸をずらして100回の高速フーリエ変換を行い、こちらも100の基本データを抽出した。この抽出方法を用いて5人の被験者に対して、データ収集を行った。表1に2つの特徴量を併用し、推定アルゴリズムとしてJ4.8を用いて、歩行とそれ以外を分類した場合の移動状態の分類結果を示す。

表から99.7%の精度で正しく状態を分類できることが分かった。よって3軸合成加速度の最大値、最小値と歩行データを高速フーリエ変換した周波数スペクトルの2つを特徴量に用いることで、人物の移動状態は高い精度で分類できることが分かった。

5.2 携帯電話の所持位置推定

4章で決定した特徴量について、歩行データの3軸合成加速度の最大値、最小値を特徴量とする方法で1人あたり1カ所の所持位置に対して100の基本データを抽出した。また、3軸の各軸における直近32サンプルの平均値、変化量を計測、抽出を行った。この抽出を5人の被験者に対して、それぞれ行うことで特徴量を収集する。表2に3軸の各軸に着目した特徴量による分類結果を示す。

所持位置推定は、ルールベースの手法と機械学習による手法を組み合わせて行った。まず、画面を見る、と腕を振るの2つの手に持つ所持方法に着目した。画面を見る場合、図7(d)に示したとおり、端末のZ軸方向の加速度が他の軸より大きくなる。これを利用し、直近32サンプル中でZ軸が他軸を上回っている割合を算出し、その割合がしきい値

表1 状態推定に関する分類結果

Table 1 The result of activity recognition.

正答率	0.997
false-positive	0.00144
true-negative	0.999
false-negative	0.00300

表 2 携帯電話の所持位置推定に関する分類結果

Table 2 The result of mobile phone position recognition.

予測値					真	
前	後	胸	画面	腕振		
294	206	0	0	0		前ポケット
95	495	0	0	0		後ポケット
112	288	100	0	0		胸ポケット
0	0	0	500	0		画面を見る
0	7	377	0	616	腕を振る	
正答率		0.649				
false-positive		0.0852				
true-negative		0.915				
false-negative		0.351				

表 3 携帯電話の所持位置推定に関する分類結果

Table 3 The result of mobile phone position recognition.

予測値					真	
前	後	胸	画面	腕振		
492	5	1	0	2		前ポケット
1	467	0	0	32		後ポケット
1	0	446	46	7		胸ポケット
1	0	37	442	20		画面を見る
2	28	9	16	945	腕を振る	
正答率		0.931				
false-positive		0.0179				
true-negative		0.982				
false-negative		0.0722				

表 4 平滑化処理を行った特徴量の所持位置分類結果

Table 4 The result after smoothing.

処理方法	正答率
平滑化処理無し	81.1%
3回平滑化処理	87.2%
5回平滑化処理	89.8%
7回平滑化処理	93.1%

を上回った場合に画面を持っていると推定した。次に、腕振りの場合は、Z軸の加速度の振幅が小さい点に着目し、32サンプル中のZ軸の変化量を積分し、その結果がしきい値を下回った場合、手に持って腕を振っていると推定した。

これら2つの所持状態を除外したうえで、残りの前ポケット、後ろポケット、胸ポケットについては機械学習によって分類を行った。推定アルゴリズムにはJ4.8を利用した。

また表3に7回平滑化処理を行った3軸合成加速度の最大値、最小値の特徴量による分類結果を、表4に各平滑化処理を行った特徴量による分類の正答率をまとめたものをそれぞれ示す。

表2から、携帯電話を手につ所持位置は3軸の各軸における平均値、変化量の特徴量に用いることで、比較的

表 5 推定アルゴリズムによる精度の違い

Table 5 The difference between estimation algorithms.

正答率		
J4.8	SMO	Naive Bayes
94.4%	96.6%	94.4%

類が正しく行われていることが分かる。しかし、他の所持位置では正しく分類を行うことができなかった。これは前ポケット、後ろポケット、胸ポケットは被験者によって所持する方向が異なり、各々の所持位置において有効な特徴量を取得することが困難であったためだと考えられる。一方で表3から、ポケットにおける分類は3軸合成加速度の最大値、最小値の特徴量を用いることで、分類が正しく行われていることが分かる。また表4より、より多くの特徴量を用いて平滑化処理を行った特徴量で分類を行った場合に正答率の向上が見られた。これらの結果を基に、3軸合成加速度の最大値、最小値における特徴量には7回平滑化処理を加えたうえで2つの特徴量を併用して分類を行った。その結果、正答率が93.1%となり、すべての携帯電話の所持位置の分類が高い精度で正しく行われていることが分かった。よって、携帯電話の所持位置の推定には3軸の各軸における平均値、変化量と3軸合成加速度の最大値、最小値の2種類の特徴量を用いることで高い精度で正しく分類できることが分かった。

5.3 ユーザ推定

歩行データの3軸合成加速度の最大値、最小値を特徴量とする方法で1人あたり1カ所の所持位置に対して100の基本データを抽出した。また、歩行データを高速フーリエ変換した周波数スペクトルを特徴量とする方法でも、時間軸をずらして100回の高速フーリエ変換を行い、こちらも100の基本データを抽出した。この抽出を5人の被験者に対して、それぞれ行うことで特徴量を収集する。それぞれの特徴量を単独で使用した場合と2つを併用した場合の3種類の方法で分類を行った。

最適な推定アルゴリズムを検討するため、予備評価として前ポケット時に最大値、最小値を特徴量として利用し、J4.8, SMO, Naive Bayesの推定精度を比較した。結果を表5に示す。結果としてどの手法も大きな差は見られなかった。5章冒頭で述べたように、実機での実装のしやすさとパラメータの効果の理解しやすさから、本推定ではJ4.8を利用することとする。

表6に特徴量が異なる場合の各携帯電話の所持位置におけるユーザ分類の正答率を示す。

表から、携帯電話の所持位置の違いによって最も正答率の高い特徴量が異なることが分かる。最適な特徴量を選択した場合の正答率は97.7%となった。このことから、ユーザ推定には、携帯電話の所持位置に合わせて特徴量を選択

表 6 ユーザ推定に関する分類結果

Table 6 The result of user recognition.

処理方法	正答率		
	最大値, 最小値	FFT	併用
前ポケット	94.4%	98.6%	98.0%
後ろポケット	86.0%	98.4%	98.6%
胸ポケット	92.4%	99.4%	98.8%
画面を見る	89.0%	91.0%	95.8%
腕を振る	93.7%	93.6%	96.2%

表 7 画面を見る+併用

Table 7 The method of user recognition with worst method.

予測値						真
A	B	C	D	E		
95	0	0	3	2	被験者 A	
2	95	0	3	0	被験者 B	
0	0	100	0	0	被験者 C	
0	7	1	92	0	被験者 D	
2	0	0	1	97	被験者 E	
正答率					95.8%	

することでより良い正答率を得られることが分かった。

表 6 の結果において提案手法の中で最も結果の悪かった「画面を見る+併用」の際の被験者ごとの推定結果を表 7 に示す。表 7 から、若干被験者 B と D に相関がある以外は、被験者ごとの大きなばらつきはないことが分かる。

5.4 アプリケーションの実装と評価

本節では、前節までの実験結果を基に、携帯電話にデータ収集、特徴量の抽出、各種推定アルゴリズムを実装し、リアルタイムでの歩行者推定実験を行う。また、それぞれの推定に対してアルゴリズムの評価を行う。

実験手順について述べる。被験者はアプリケーションを起動した状態の携帯電話を所持して歩行および走行をし、歩行データ、走行データを取得する。また、一定時間静止することにより、静止データを取得する。アプリケーション内では、取得した各データから特徴量の抽出を行う。さらに前節までの評価において、それぞれのステップで良好であった特徴量を選択し、状態推定、携帯電話の所持位置推定、ユーザ推定をそれぞれ行い、結果を出力する。

実験を行った結果、状態推定では正答率が 99.7%、携帯電話の所持位置推定では正答率が 99.4%、ユーザ推定では 6 種の所持位置の平均正答率が 97.0% となった。また、各ステップの正答率を積算することにより、本論文が提案する歩行者推定全体の正答率を算出することができる。その結果 95.9% となった。

本手法のリアルタイム性を実機上で簡易に評価した。提案手法において、最も処理負荷がかかるのが 16 サンプル

表 8 SO-01C Xperia arc の諸元

Table 8 The specification of Xperia arc.

OS	Android 2.3.4
プロセッサ	Snapdragon MSM8255 1GHz
メモリ	512MB

表 9 高速フーリエ変換の処理時間

Table 9 The time duration of FFT.

最小値	5msec
最大値	47msec
平均	11.98msec

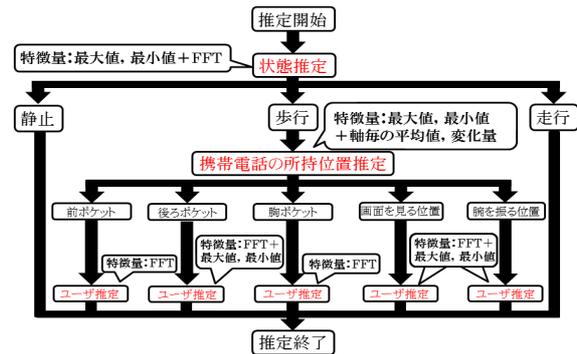


図 10 本論文が提案する歩行者推定手法の模式図

Fig. 10 The outline of whole method.

ごとに行われる高速フーリエ変換である。表 8 に示す携帯端末上で高速フーリエ変換の処理速度を測定した。本実装では、加速度センサのサンプリングレートは 25 Hz であり、高速フーリエ変換は、640 ms 以内に終了することが必要となる。端末として利用した SO-01C の諸元を表 8 に、100 回試行した結果を表 9 に示す。

この実験からリアルタイムにおいて歩行者推定が高い精度で実行可能であることが分かった。本章の実験をもとに歩行者推定の模式図を再構築したものを図 10 に示す。

6. 関連研究

池谷らは加速度センサのデータをニューラルネットワークと独自の状態遷移モデルによって状態推定を行っており、85%程度の精度で、歩行、走行、乗り物、停止を推定している [14]。また、小林らは、スマートフォンに搭載されている複数のセンサを利用し、HMM によって 7 つの移動状態を推定している [15]。状態によってばらつきがあるが、80%から 90%程度の精度を達成している。

これらの研究では乗り物推定を行っていることが共通した点としてあげられる。乗り物推定は、人物自体の動きと乗り物特有の動きが加わるため、一般的に推定精度をあげることが難しい。そのため本研究と比較して全体の推定精度は低くなっている。しかし、歩行、停止、走行の推定については、本研究と同様の高い推定精度を達成している。

本研究と、これらの関連研究では、利用している特徴量や推定アルゴリズムは異なるが、いずれも、体の動きから発生する加速度をとらえることで、機械学習によって十分な推定精度が得られることを示している。

本研究でも、乗り物内での個人認証を行うようなアプリケーションを実現するために、これらの研究と同様の推定を行い、歩行動作の特徴のみを取り出すような手法を検討する必要があると考えられる。

瀬戸口らは、日常的な利用シーンにおいて発生する加速度センサのノイズを除去する方法を提案し、状況推定の精度向上を行っている [16]。たとえば端末取り出し時や、姿勢変更、行動開始時などに起きるノイズを認識し取り除く手法を提案している。本研究では、ノイズ除去として、4.2節で述べたような単純な平滑化処理を行っている。この処理だけでは、上記のような行動にともなって起こるノイズの除去はできない。本研究は、日常生活行動中のユーザの個人認識を目的としているため、今後このようなノイズ除去手法について考慮する必要がある。

行方らは、加速度センサを持つ腕時計型のデバイスを用いて、ユーザの手の動きを使って認証を行う手法を提案している [17]。本手法と同様に加速度センサを利用して、ユーザの行動から個人を認証するという点において本研究と類似している。しかし、本研究が日常生活の歩行に注目しているのに対し、認証のために手を動かすアプローチをとっている点が異なる。一方、文献 [17] では、加速度センサの処理方法としてピーク検出を行い、ピーク数や間隔を特徴量としている点は、本研究が利用している FFT と性質的には近いものの、検討の必要があると考えられる。

7. 結論

本論文では、携帯電話に搭載された 3 軸加速度センサを用いて、歩行者推定を行うための特徴量の検討とそれを用いて実際に歩行者推定の評価を行った。その結果、状態推定では、3 軸合成加速度の最大値、最小値と、高速フーリエ変換を行った周波数スペクトルを特徴量にすることによって高い精度で正しく分類できることが分かった。さらに、携帯電話の所持位置の推定では、3 軸加速度センサの最大値、最小値と 3 軸の各軸における平均値、変化量を特徴量にすることによって高い精度で正しく分類できることが分かった。また、ユーザ推定では携帯電話の所持位置に合わせて特徴量を選択することにより、高い精度で正しく分類することができた。また、一部の特徴量において、特徴量を複数個用いて平滑化処理を行うことによって、正答率を改善できることを示した。さらに、本論文では携帯電話に歩行者推定のアプリケーションを実装し、高い正答率で移動状態、携帯電話の所持位置、ユーザを正しく分類できたことを示した。

今後の課題として他の携帯電話の所持位置について分類

が可能かどうか検証を行う必要がある。

また、今回の実験環境は屋内の直線の廊下という理想的な環境であった。今後は、屋外での実験や、曲がり角、坂道、といった実際に利用が想定される環境で実験を行う必要があると考えられる。加えて、より大人数での検証や、歩行速度の変化、雑踏内での人の歩行動作の考慮など、現実に即した手法の検討、評価が必要である。6 章で述べたように、本研究が利用している単純な平滑化だけでは十分でなく、行動によって発生するノイズの除去についても検討する必要がある。

また、近年、加速度センサを用いた行動推定の研究は数多く行われており、このような知見を活かす必要もあると考えられる。

参考文献

- [1] 長坂康史, 金子尚人: アクティブ RFID 技術を用いた移動体位置推定アルゴリズムに関する研究, 広島工業大学紀要研究編, Vol.43, pp.299-304 (2009).
- [2] 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, 情報処理学会全国大会講演, Vol.3, pp.3-39-3-40 (2008).
- [3] 佐藤 哲, 和田俊和, 加藤文和: MCMC/EM アルゴリズム/MDL を用いた床圧力センサからの複数人物位置追跡, 情報処理学会研究報告, Vol.2005, No.88, pp.153-160 (2005).
- [4] 児玉充晴, 梅崎太造, 佐藤幸男: 情報漏えい対策システムへの指紋認証の適用とその発展形態の提案, 電子情報通信学会論文誌 D-I, 情報システム, I-情報処理, Vol.J87-D-I, No.2, pp.278-286 (2004).
- [5] NTT docomo 対応機種 | サービス機能, 入手先 (http://www.nttdocomo.co.jp/service/safety/bio/compatible_model/index.html).
- [6] 厚生労働省, 平成 22 年国民健康・栄養調査報告, pp.120-121 (May 2012).
- [7] 堀 隆之, 大谷 淳, 榎沢 順: テンソル分解に基づく任意の視点からの人物動作認識手法の検討, 電子情報通信学会総合大会 2011 年情報システム (2), p.186 (2011).
- [8] 赤江直樹, 横原 靖, 八木康史: 歩容認証のための性能モデルによるカメラ最適配置, 電子情報通信学会論文誌 D, 情報・システム, Vol.J95-D, No.3, pp.675-686 (2012).
- [9] 武田隆宏, 谷口和彦, 浅利一成, 小橋昌司, 畑 豊: マット型圧力センサを用いた一歩分の歩行データによる生体認証, 電子情報通信学会総合大会 2009 年通信 (2), p.565 (2009).
- [10] NTT docomo, おサイフケータイ, 入手先 (<http://www.nttdocomo.co.jp/service/convenience/osaifu/>).
- [11] Xperia arc ソニーモバイルコミュニケーションズ仕様, 入手先 (<http://www.sonymobile.co.jp/product/docomo/so-01c/spec/spec.html>).
- [12] 倉沢 央, 川原佳博, 森川博之, 青山友紀: 単一の無線加速度センサを用いたユーザコンテキストの推定, 電子情報通信学会ソサイエティ大会 2005 年通信 (2), p.445 (2005).
- [13] weka3 Data Mining with Open Source Machine Learning Software in Java, The University of Waikato, available from (<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>).
- [14] 池谷直紀, 菊池匡晃, 長 健太, 服部正典: 3 軸加速度センサを用いた移動状況推定方式, 情報処理学会研究報告, UBI, [ユビキタスコンピューティングシステム],

- Vol.2008, No.66, pp.75-80 (2008).
- [15] 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・共有方式, 情報処理学会研究報告, MBL, Vol.2008, No.44, pp.115-120 (2008).
 - [16] 瀬戸口久雄, 池谷直紀, 長 健太, 服部正典: モバイル機器の日常的な利用シーンを考慮した加速度ノイズ対応方式, 情報処理学会研究報告, EMB, 組込みシステム, Vol.2010-EMB-16, No.56, pp.1-7 (2010).
 - [17] 行方エリキ, 太田雅敏, 石原 進, 水野忠則: 加速度センサ搭載腕時計型端末を用いた腕の動きによる個人認証, 情報処理学会研究報告, HI, ヒューマンインタフェース研究会報告, Vol.2003, No.94, pp.21-26 (2003).
 - [18] 松尾賢治, 奥村文教, 橋本真幸, 小池 淳, 久保田彰, 羽鳥好律: 腕の振りに基づく生体認証とテンプレート更新による経時変化の抑制, 電子情報通信学会論文誌 B, Vol.J91-B, No.6, pp.695-795 (2008).
 - [19] Hong, Y.-J., Kim, I.-J., Ahn, S.C. and Kim, H.-G.: Mobile health monitoring system based on activity recognition using accelerometer, *Simulation Modeling Practice and Theory*, Vol.18, pp.446-455 (2010).
 - [20] Gafurov, D. and Sneekenes, E.: Gait Recognition Using Wearable Motion Recording Sensors, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Vol.2009 (2009).
 - [21] Lau, H. and Tong, K.: The reliability of using accelerometer and gyroscope for gait event identification on persons with dropped foot, *Gait & Posture*, Vol.27, pp.248-257 (2008).



松本 三千人 (正会員)

1977年九州大学大学院電気工学専攻修士課程修了。同年日本電信電話公社(現NTT)入社。1999年(財)九州システム情報技術研究所研究室長。主に、生活支援に関わるITの活用技術に関する研究開発を実施。2006年富山県立大学工学部情報システム工学科教授。ユビキタスネットワーク社会における生活支援技術に関する研究開発を行っている。電子情報通信学会, IEEE 各会員。工学博士。



岩本 健嗣 (正会員)

2005年慶應義塾大学より博士(政策・メテア)。現在、富山県立大学工学部情報システム工学科講師。ユビキタスコンピューティング, 屋内位置情報, センサ応用アプリケーション等の研究に従事。電子情報通信学会会員。



杉森 大輔

2013年富山県立大学大学院システム工学研究科修了。同年三菱電機情報ネットワーク(株)入社。