

# スマートウォッチを対象とした 歩行中の片手ジェスチャ入力手法

武井 彩佳<sup>†</sup> 森山 優姫菜<sup>‡</sup> 山名 早人<sup>§</sup>

<sup>†</sup> 早稲田大学基幹理工学部 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

<sup>‡</sup> 早稲田大学大学院基幹理工学研究科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

<sup>§</sup> 早稲田大学理工学術院 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

E-mail: {ayaka, ymoriyama, yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

**あらまし** 近年、ウェアラブルデバイスの開発が進み、その中でも特にスマートウォッチの普及が進んでいる。現在普及しているスマートフォンやタブレットなどの従来のデバイスは、主にディスプレイを指でタッチして操作する。しかし、スマートウォッチは、これらの従来のデバイスと比較してディスプレイサイズが小さいため、タッチ操作が従来のデバイスより困難である。また、スマートウォッチを操作する際に、両手が空いていなければならないという問題と、歩きながら画面を注視して操作をした場合に他人や障害物との衝突事故や転落事故を招く恐れがあるという問題が存在する。そこで、これらの問題を解決するため、本研究ではスマートウォッチに一般的に内蔵された加速度計を用いて、歩行中でも画面を見ずに片手で安全に入力が可能なジェスチャ 3 種類を提案する。評価実験では、歩行中にジェスチャを行ったときの加速度データを収集し、ハールウェーブレット変換により得られる特徴量を用いて SVM により学習した。結果、収集した加速度データから生成した提案ジェスチャ 3 種類の識別器の正解率は 87.3%であった。

**キーワード** スマートウォッチ、ジェスチャ認識、ハールウェーブレット変換、SVM

## 1. はじめに

近年、スマートモバイルデバイスが世界的に普及している。スマートデバイスとは、様々な用途に用いることができる多機能な機器の総称を指す。スマートデバイスには、スマート家電やスマートテレビも含まれることがある。また、外出時にも持ち歩けるような携帯性の高い機器、すなわち、スマートフォンやタブレットのことを特に指して、スマートモバイルデバイスと呼ぶことがある。近年では、スマートウォッチなどのウェアラブルデバイスも開発が進んで市場へ出るようになってきている。特に、スマートウォッチは普及率が高く、次世代のスマートモバイルデバイスとして期待されるデバイスの一つである<sup>1</sup>。

スマートウォッチとは、手首に装着する腕時計型のウェアラブルデバイスである。スマートフォンと連動することで、スマートフォンが鞆やポケットの中にある場合でも、通知の確認や対応をすることができる。また、マップ機能、メール、フィットネス管理など、スマートウォッチに対応した便利で多様なアプリケーションも開発されている。スマートウォッチは常に手首に装着しているため、それらのアプリケーションを身軽かつスピーディに使用できることが利点である。しかし、スマートウォッチには従来のスマートモバイルデバイスとは異なる特徴がいくつかある。最も異なる特徴の一つとして、ディスプレイの大きさが従来のスマートモバイルデバイスよりも比較的小さいという

特徴がある。スマートモバイルデバイスでは画面を指でタッチして操作するのが主な操作方法であるが、この特徴のためにスマートウォッチでは従来のスマートモバイルデバイスと比較して指でタッチする操作がしづらいという難点がある。スマートウォッチの更なる普及率の向上や、使用満足度の向上などのため、スマートウォッチの入力方法を工夫する必要がある。そのため、スマートウォッチの入力手法に関する研究が盛んに行われている。

スマートウォッチを操作する際の問題は、主に次の 2 つである。一つ目は、操作するために両手が必要な点である。これは、スマートウォッチのタッチ画面を指で操作しようとする、スマートウォッチを装着していない方の手の指で操作しなければならないからである。そのため、結果的に両手が空いていないと使えない。二つ目は、歩きながらや乗り物を運転しながら操作すると、視線がスマートウォッチに固定されるため、周りの人や物にぶつかって非常に危険であるという点である。タッチ画面を指で操作するには、操作中タッチ画面を見続けなければならない、スマートウォッチを操作しているとき周りの確認を怠る人が多くいる。これは生活に密接に関係するスマートモバイルデバイスに共通な問題点でもあり、近年では「歩きスマホ」による事故が増加しており、社会的に問題視されている。

<sup>1</sup> <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/news/14/110601779/051100168/>

る<sup>2</sup>。よって、これらの問題を解決するようなスマートウォッチでの入力手法がスマートウォッチの利便性と安全性を向上させることができると考えられる。

タッチ入力を用いず、画面を凝視することなくスマートウォッチへの入力を行う手法の研究は、(1)スマートウォッチに内蔵されていない新しいセンサを用いる方法と(2)スマートウォッチに内蔵されているセンサを用いる方法に大別できる。

新しいセンサを利用する方法では、筋肉の動きを用いた方法[1]や時計バンド部に触覚センサを用いた方法[2]など数多く存在する。しかし、これらの入力手法を使用するためには、外部のデバイスや自作のデバイスを用意する必要がある。つまり、現在普及しているスマートウォッチにこれらの入力手法を適応するのは容易ではない。

一方、スマートウォッチへの入力ジェスチャを認識する方法では、一般的なスマートウォッチに内蔵される加速度計が利用されている。スマートウォッチの有力な OS の一つである Android Wear[3]では、5種類のジェスチャ入力による操作を基本機能として提供している。また、[4]では、加速度センサの情報を用いて動的時間伸縮法 (DTW) や SVM を用いて認識する方法を提案している。しかし、これらの入力手法ではジェスチャ入力をする際に体の正面など所定の位置に腕を固定させたり、静止した状態からジェスチャを行ったり、画面を押してからジェスチャを行ったりと、特定の条件下でジェスチャを行わなければならない。このため、歩きながらや乗り物を運転しながらなど、日常生活において操作することは考慮されておらず、操作が困難であり、安全性にも問題がある。すなわち、「歩きスマホ」の事故を抑制するためにこれらの入力手法を用いることはできない。

そこで、本研究では、歩行中に入力可能なスマートウォッチのジェスチャを提案する。具体的には、歩行中でも腕を上げて静止させることなく、画面を見ずに片手で安全にジェスチャ入力を行うことができることを目指す。ここでは、ジェスチャを認識するために、[4]と同様、スマートウォッチに一般的に内蔵されている3軸加速度計を用いる。また、ジェスチャ認識手法としては、[8]で提案されている手法と同様、歩行中にジェスチャを行ったときの加速度データより、ハールウェーブレット変換によって得られる特徴量を用いて SVM で分類器を作成する手法を用いる。本論文の貢献は、歩行中でも入力可能なジェスチャ3種類を提案し、実際に認識可能であることを示した点にある。

本稿では次の構成をとる。まず、2節で関連研究をまとめ、3節で使用するアルゴリズムと提案手法につ

いて説明し、4節で実験について説明し、5節で提案手法の評価を行い、6節で提案手法と実験・評価について考察を行い、最後に7節でまとめを述べる。

## 2. 関連研究

本節では、画面を凝視することなくスマートウォッチへの入力を行うことができる手法について紹介する。

### 2.1. 補助センサデバイスを用いた研究

画面を凝視することなくスマートウォッチへの入力を行う手法の中で、外部のセンサデバイスを取り付けたり、プロトタイプの腕時計型デバイスを用いたりする研究がある。Aoyama らの研究[1]では、スマートウォッチと腕との隙間を検知するセンサデバイスをスマートウォッチと腕の間に装着する。装着したセンサデバイスにより、スマートウォッチを装着した方の手を軽く握った状態で親指を曲げたり伸ばしたりしてスライドさせる動作を行う入力手法を提案している。例えば、音量を調節するなどのスライドさせる操作を行うことができる。装着されたセンサデバイスにより親指を動かした際の筋肉の動きによる腕との隙間の変化を検知することで、親指の動きを認識している。

また、Perrault らの研究[2]では、バンド部分へのタッチ入力を受け付けるプロトタイプの腕時計型デバイスを使用している。具体的には、バンド部分を「タッチする」「なぞる」「二本指でつまむ」という入力を可能にしている。バンド部分からの触覚的フィードバックを得て、画面を見ないで操作することを可能としている。

以上のような研究では、プロトタイプのデバイスや外部のセンサデバイスなど、スマートウォッチ以外に他のデバイスがないと実現できない。よって、現在普及している既存のスマートウォッチに適応するのは困難である。

一方、本研究では、既存の多くのスマートウォッチに内蔵された加速度計をジェスチャ認識に用いることにより、既存のスマートウォッチに容易に適応することを目指す。

### 2.2. 加速度計を用いたジェスチャ入力の研究

加速度計を用いたジェスチャ入力に関連する研究を紹介する。Laput らの研究[5]では、スマートウォッチの加速度計のサンプリングレートを従来の限界である 100Hz から 4kHz まで引き上げることで、様々なジェスチャの認識を実現している。具体的には、手をたたいたりこすり合わせたりする両手によるジェスチャ、指でつまむ動作やフリックする動作などの片手によるジェスチャの認識が可能である。加速度計のサンプリングレートの上限を上げるために、スマートウォッチ

<sup>2</sup> <http://www.tfd.metro.tokyo.jp/lfe/topics/201503/mobile.html>

上の Linux カーネルを改良し、加速度計のドライバを変更している。そして、加速度データから高速フーリエ変換によるパワースペクトルを計算し、特徴量を抽出して SVM への入力とすることで、ジェスチャ認識を実現している。Laput らの研究では加速度計のサンプリングレートを大幅に引き上げていることから、データ処理頻度や消費電力が増加するため、デバイスのバッテリー持続時間への影響が懸念される。

また、Porzi らの研究[4]では、視覚障害者を支援するアプリケーションを操作するために、スマートウォッチを用いたジェスチャ入力を行っている。Porzi らの研究では、スマートウォッチの加速度データを用いて、動的時間伸縮法(DTW)や3種類の SVM の分類器でジェスチャ認識を実現している。しかし、ジェスチャを行う際、「静止する」か「画面をタッチしてからジェスチャを行う」という制約がある。すなわち、歩行中など他の動作中にジェスチャを行うことは想定していない。

本研究では、歩行中でも認識できる片手操作でジェスチャ入力できる方法を考えるにあたり、「腕を下げたまま」でできるジェスチャ入力方法を考えた。なお、歩行中においてジェスチャを用いてスマートウォッチを操作できる手法の研究は著者らが知る限り存在しない。

### 2.3. ジェスチャ認識に関する研究

ジェスチャの認識アルゴリズムとして、DTW(Dynamic Time Warping)や SVM(Support Vector Machine)などがよく用いられている。DTW は行動認識の中でも、特にジェスチャ的な動作の認識アルゴリズムとして用いられる波形比較アルゴリズムである[6]。しかし、DTW は  $O(n^2)$  のアルゴリズムであり、一つの波形データを識別するために全てのテンプレート波形との DTW 距離を計算する必要がある。よって、認識するジェスチャの種類を増やしたり、テンプレートの数を増やしたりすると計算時間が増加しやすいという難点がある。

一方、SVM は現在もっとも性能のよい識別器の一つであり、様々な分類問題に対して用いられている。オフラインでの学習によって得られた SVM では、線形時間で分類問題に使用することができる。また、SVM の学習には LIBSVM という有名なライブラリが広く使われている[7]。この SVM をジェスチャ認識に用いている研究の一つに Khan らの研究[8]がある。Khan らは3軸の加速度データから8種類のジェスチャを SVM により分類している。SVM に学習させる特徴量として、加速度データにハールウェーブレット変換を適用したデータを使用している。本稿でも、[8]と同様、ジェスチャの認識アルゴリズムとしてハールウェーブレット変換と SVM を使用することとする。

## 3. 歩行中に行うジェスチャの提案

本節では、提案するジェスチャについて述べる。

### 3.1. 提案概要

本稿では、歩行中に腕を下げたまま、画面を見ずに片手で入力できる3種類のジェスチャを提案する。そして、実際に歩行中にそれらのジェスチャが行われたときの加速度データを収集し、その収集データから生成されるジェスチャ識別器を評価する。本研究では、スマートウォッチに一般的に内蔵された加速度計を用いる。また、ジェスチャ認識手法には[8]と同様、加速度データをハールウェーブレット変換して得られる特徴量を用いて識別器でジェスチャの判断をする。

本研究の前提は歩行中において3種類のジェスチャ認識を目指すことである。3種類のジェスチャが使用できれば、例えば複数の選択肢の中から一つを選択するという操作が可能になる。特に、スマートウォッチは通知を受け取ることで情報を閲覧したり操作を行ったりするといった受動的な使い方をする場面が多いため、3種類のジェスチャでも実用に耐えうると考える。

### 3.2. 歩行中も認識可能なジェスチャ

本研究では、歩行中に腕を下げたまま、画面を見ずに片手で入力できるジェスチャの提案を目的としている。このとき、腕を上げたり静止させたりしないことで、よりスムーズに操作をすることができる。つまり、腕を降ろして振っている状態からスムーズに行くことができ、またそのまま腕を振っている状態に戻ることができるジェスチャが望ましい。さらに、歩行中は腕を進行方向と水平に振り続けているため、この動作と混在しないジェスチャが望ましい。

以上から、まず、腕の軌道が歩行中の腕の振りと混在しにくいように、進行方向と垂直に腕を動かすジェスチャが有用であると仮定する。そのようなジェスチャのうち、最も単純なジェスチャの一つとして、体の側面をかるくたくたくジェスチャを用いる。さらに、腕の振りと同様のスマートウォッチの移動によるジェスチャではなく、スマートウォッチの回転によるジェスチャ、すなわち、腕をひねるジェスチャが有用であると仮定する。腕をひねるジェスチャには時計回りにひねる場合と反時計回りにひねる場合を用いることができる。さらに、腕をひねる動作は、スマートウォッチを動かす動作よりも負担が少なく済む。つまり、

- 体の側面をかるくたくたくジェスチャ
- 腕を時計回りにひねるジェスチャ
- 腕を反時計回りにひねるジェスチャ

の3種類が歩行中腕を下げたまま用いるのに有用なジェスチャであると考えた。以後、体の側面を軽くた

たたくジェスチャはたたくジェスチャ，腕を時計回りにひねるジェスチャは時計回りにジェスチャ，腕を反時計回りにひねるジェスチャは反時計回りにジェスチャとする．本稿におけるスマートウォッチと体本体の位置関係を図 1 に表す．また，ジェスチャを行い終わったときに元の位置に腕が戻り，かつ動きが最小となるように設計した提案するジェスチャを図 2 で表す．以後，本稿でジェスチャの軌道を考えるとき，図 1 のようなスマートウォッチと体本体の位置関係であるとする．

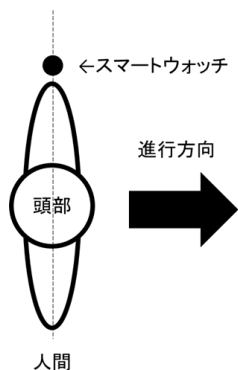


図 1 想定するスマートウォッチと体本体の位置関係(上から俯瞰した視点)

| a たたくジェスチャ | b 時計回りにジェスチャ | c 反時計回りにジェスチャ |
|------------|--------------|---------------|
|            |              |               |
|            |              |               |

図 2 提案するジェスチャのパターン

図 1, 図 2 では，スマートウォッチを左手首に装着したとき，体を右に向け，下げた腕のスマートウォッチが体の横にある状態を想定している．進行方向は左から右で，本稿で表す位置関係やジェスチャの軌道の図は，上から俯瞰した視点で描かれたものである．図 2 の黒丸はスマートウォッチ及びジェスチャの始点を表す．黒丸から始まる矢印はジェスチャを行ったときのスマートウォッチが辿る軌道を表す．一方，黒丸の周辺の赤い矢印と青い矢印はスマートウォッチの回転を表す．赤い矢印は勢いを付けて回転させ，青い矢印はゆっくり回転させることを示している．赤い矢印と青い矢印の添え字は回転を行う順番を示している．

時計回りにジェスチャと反時計回りにジェスチャに関しては，スマートウォッチの回転のうち，体の背面部分でひねる場合(b-1,c-1)と，体の前面部分でひねる場合(b-2,c-2)の 2 パターンが考えられる．よって，4 節では図 2 の 5 種類のジェスチャの加速度データを収集・評価し，この 4 種類から，時計回りにジェスチャ 1 種類と，反時計回りにジェスチャ 1 種類，そしてたたくジェスチャ 1 種類の最も正解率のよい組み合わせとなった 3 種類を提案するジェスチャとする．

### 3.3. ジェスチャ認識方法

ジェスチャの認識においては，ジェスチャが行われたときの加速度データからどのジェスチャが行われたかを判断する識別器を用いる．具体的には，[8]と同様，加速度データをハールウェーブレット変換して得られる特徴量を入力とする SVM を用いた．

[8]とは用いるデバイスやジェスチャが異なるため，本研究で用いた加速度データを以下に説明する．スマートウォッチから約 25 ミリ秒間隔で取得される 3 軸加速度計の 3 つの値の組(x 軸, y 軸, z 軸)を一つの 3 軸加速度サンプルとする．加速度サンプルが取得される間隔はスマートウォッチの OS に依存するため，数ミリ秒の誤差が生じる．そして，加速度データとは 3 軸加速度サンプル 64 個からなるデータであり，提案するジェスチャもしくは比較するジェスチャの 11 種類のラベルのうち 1 つが教師データとしてラベリングされたデータである．

#### 3.3.1. ハールウェーブレット変換

ハールウェーブレット変換とは，マザーウェーブレット関数として式(1)，スケーリング関数として式(2)のように定義された 2 つの関数を用いるウェーブレット変換のことである．

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 0.5 \\ -1, & 0.5 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

$$\varphi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

離散ハールウェーブレット変換を行うには，加速度のサンプル数は 2 のべき乗でなければならない．そして，加速度のサンプル数を  $n = 2^m$  ( $m$ : 正整数)とすると，ハールウェーブレット変換により得られるハール係数は  $n$  個である．また，離散ウェーブレット変換は逆変換が可能であり，得られたハール係数を用いて元のデータに戻すことができる．逆変換は上位のハール係数  $2^k$  個 ( $1 \leq k \leq m$ ) を用いる必要があり， $k$  が小さいほど荒い近似波形が構築され， $k = m$  のとき，完全な元の波形が構築される．上位のハール係数ほどデータ全体の情報を表し，下位のハール係数ほどデータの局所の情報を表すからである．同様に，特徴量として用いることができるハール係数は上位から  $2^k$  個である．[8]

とは異なり、本研究では 3 軸加速度データの各軸から得られる上位 32 個のハール係数を特徴量として用いた。

### 3.3.2. SVM

SVM を用いると、ラベル付けされた学習データから未知のデータのラベルを推測して分類する識別器を得ることができる。本稿では、RBF(ガウシアン)カーネルを用いる。また、RBF カーネルを使用するにあたり、コスト  $C$  とガンマ  $\gamma$  の 2 つのパラメータを使用する。これらの値は試行により最適な値を見つけることができる。

## 4. 評価データ

本節では、歩行中にジェスチャを行ったときの加速度データを収集方法について述べる。

### 4.1. 実験で用いるジェスチャ

被験者に行ってもらおうジェスチャは、提案するジェスチャと、従来のジェスチャである。提案するジェスチャは図 2 で示した 5 種類であり、従来のジェスチャは図 3 に示される 6 種類である。

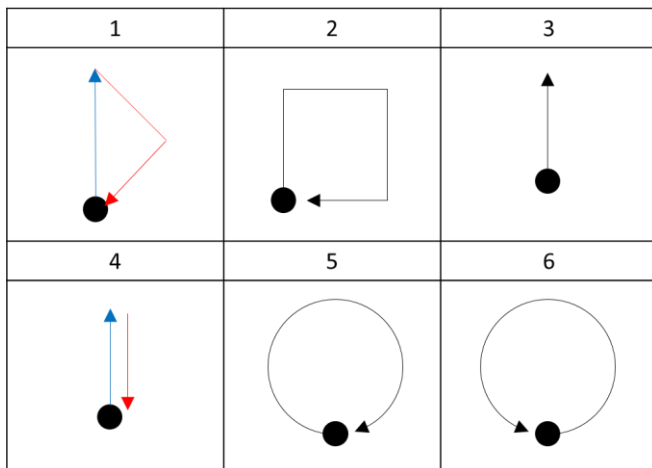


図 3 従来ジェスチャのパターン

代表的な 3 軸加速度計を用いたジェスチャセットとして、[9]で提案されたジェスチャセット([5]や[8]においても利用)がある。しかし、[9]のジェスチャセットは腕を上げて真正面に伸ばした状態で行うジェスチャであり、歩行中に腕を下げた状態で行う場合に使用できないジェスチャがいくつかあった。よって、[9]のジェスチャセットからジェスチャを除外もしくは改変し、歩行中も認識が可能と考えられるジェスチャを従来ジェスチャとして選択した。まず、歩行と同じ方向、もしくは 180 度逆の方向に腕を動かす 2 種類のジェスチャは、歩行中の腕の軌道と全く同じである。すなわち、歩行中の腕の動きによってその 2 種類のジェスチャが行われたと判断される可能性が高い。よって、

歩行と同じ方向、もしくは 180 度逆の方向に腕を動かす 2 種類のジェスチャは比較する従来ジェスチャから除外した。さらに、1 と 4 の元のジェスチャは、そのまま用いると図 1 より胴体の方向へ腕を動かすジェスチャとなるため使用できない。しかし、体から腕を一度離すことで腕を下げた歩行中にも使用できるため、改変して従来のジェスチャに加えた。

図 2 と図 3 より、提案ジェスチャとして 5 種類、比較ジェスチャとして 6 種類のジェスチャにおいて、歩行中にそれらのジェスチャを行ったときの加速度データを収集した。実験にあたっては、被験者に図 3 を用いてジェスチャの軌道のみを伝えた。一方で、どの程度腕を動かすかや、人間との相対的な位置関係については説明していない。なお、実際の実験では、どの被験者も腕を下げた状態から 40 度ほど腕を持ち上げた範囲で図 3 (図中の黒丸及び矢印は図 2 と同様)のジェスチャを行っているように見受けられた。

### 4.2. データ収集方法

歩行中に、提案する 5 種類と比較する 6 種類のジェスチャを行ったときの加速度データを収集した。データ収集の被験者は、20 代から 50 代の 5 名(男性 2 人、女性 3 人)である。データ収集には Android Wear 端末(SONY smartwatch 3)を使用した。被験者は全員右利きであったため、スマートウォッチは左手首に装着した。また、右手にはスマートフォンを持ってもらった。

データの収集方法として、実験の前に被験者に以下の点を説明した上で 11 種類のジェスチャを行ったときの加速度データを収集した。

1. 「被験者に行ってもらおうジェスチャは 11 種類。」
2. 「図 2 と図 3 によりそれぞれのジェスチャを説明。」
3. 「歩行を開始してから 5 秒ごとに 4 回同じジェスチャを行うこと。これを 1 種類のジェスチャにつき 3 回繰り返す。ジェスチャの速度について指示しない。」
4. 「各種類のジェスチャ終了毎(4 回の同じジェスチャ終了毎)に右手に持ったスマートフォンの記録ボタンを右手で押す。各種類のジェスチャを終えたら歩行中の腕の振りへ戻る。」

次に、1 種類のジェスチャを 4 回行う試行の流れを以下に示す。

1. 「実験担当者が収集システムを起動。」
2. 「被験者がスマートフォンのタイマーのスタートボタンを押すと同時に歩行を開始。」
3. 「右手に持ったスマートフォンに表示されるタイマーに従い、5 秒ごとにジェスチャを行う。」

4. 「ジェスチャを4回行ったあと、被験者がスマートフォンのタイマーのストップボタンを押す。」
5. 「実験担当者が収集システムを終了。」

各被験者に、上記の一連の動作をジェスチャ11種類分行ってもらった。これにより、被験者がスタートボタンを押し、ジェスチャを4回行い、ストップボタンを押すまでの間の、約25ミリ秒ごとの加速度サンプルが全て得られる。この加速度サンプルのデータからジェスチャを行った際の加速度データを切り取って学習データとして使用する。被験者にジェスチャの終了時に記録ボタンを押してもらうことで、被験者が記録ボタンを押した瞬間に取得されたサンプルにジェスチャの終わりであるという情報が付与されている。ジェスチャの終わりの情報が付与されたサンプルより前に取得された最新の加速度サンプル64個、合計約1.6秒を一つの加速度データとして切り取り、上記の一連の動作で行っていたジェスチャを教師データとしてラベル付けした。すなわち、上記の一連の動作で得られた加速度サンプルのデータからは、ジェスチャを行った際の加速度データが4個取得できるということである。

### 4.3. データ収集結果

実験により、被験者1人に対して、11種類の各ジェスチャにおいて10個から12個の加速度データが収集できた。スマートフォンの記録ボタンの押し損ないなどにより、被験者ごと、ジェスチャごとに収集できた加速度データの総数が変わってしまったと思われる。よって、被験者ごと、ジェスチャごとの加速度データの数を統一するために、それぞれのジェスチャにおいて、取得した順における最初の10個の加速度データを使用するとする。結果、SVMでの学習に用いる収集データとして、被験者1人に対して、11種類の各ジェスチャにおいて10個の加速度データが得られた。被験者は5人なので、合計550個の加速度データが得られた。

## 5. ジェスチャ識別器の評価

本節では、収集した加速度データから提案手法により得られるSVMの識別器を評価する。

### 5.1. 評価指標

識別器を評価するために、評価指標として正解率(Accuracy)と検出率(Recall)を用いた。正解率と検出率は以下のように表される。

テストに用いられた加速度データ全体の集合  $T = \{ T_1, T_2, \dots, T_k \}$  とする。このとき、 $k$  はラベルの個数、 $T_i (i = 1, 2, \dots, k)$  は  $T$  の部分集合であり、ジェスチャ  $i$  のラベルがつけられた加速度データ全体の集合である。一方、学習データを用いて生成された識別器

による分類データの集合を  $C = \{ C_1, C_2, \dots, C_k \}$  と表す。 $C_i$  は  $C$  の部分集合であり、識別器によってジェスチャ  $i$  の加速度データであると識別された加速度データ全体の集合である。このとき、

$$\text{正解率 } A = \sum_{i=1}^k \frac{|T_i \cap C_i|}{|T|} \quad (3)$$

$$\text{ラベル } i \text{ の検出率 } R_i = \frac{|T_i \cap C_i|}{|T_i|} \quad (4)$$

と表される。

### 5.2. 学習データにおける評価

収集した加速度データから生成されるSVMの識別器の正解率を評価する。SVMには多クラス分類のC-SVMを用いた。評価には10クロスバリデーションを利用した。収集データをそれぞれデータ数が同程度になるように10分割し、それぞれがテストデータとなるような識別器を10個生成してそれぞれ正解率を算出し平均を求めることで全体の正解率を得る。

なお、SVM(RBFカーネル)におけるパラメータ設定においては、グリッドサーチを用いた。具体的には、コスト  $C$  とガンマ  $\gamma$  の最適な値を調べるために、 $-5 \leq \log 2C \leq 15$  と  $-15 \leq \log 2\gamma \leq 3$  の範囲における1刻みの全ての  $C$  と  $\gamma$  のペアの場合での最適なパラメータを用いた。

収集データを用いて、提案するジェスチャについては  $b$  のジェスチャと  $c$  のジェスチャの組み合わせ4通りを考慮した、4通りの3種類のジェスチャを用いたときの識別器の推定正解率を調べた。比較するジェスチャについては、6種類のうち3種類の組み合わせ20通りを考慮した、20通りの3種類のジェスチャを用いたときの識別器の推定正解率を調べた。これら24通りの3種類のジェスチャを用いたときの識別器の推定正解率の結果を表1に示す。表1におけるジェスチャは図2と図3内で用いられている番号で表されている。

表1より、提案ジェスチャにおいては図2の  $a$  と  $b-2$  と  $c-1$  のジェスチャの組み合わせが最も良い推定正解率となった。 $a$  と  $b-2$  と  $c-1$  のジェスチャを用いたときに、 $C=0.03125, \gamma=1.0$  で推定正解率は87.3%となった。よって、本研究では図2の  $a$  と  $b-2$  と  $c-1$  のジェスチャ3種類を歩行中に用いるジェスチャとして採用する。また、表1より、比較するジェスチャにおいては図3の2と4と5のジェスチャの組み合わせが最も良い正解率が得られた。2と4と5のジェスチャを用いたときに、 $C=4.0, \gamma=0.00390625$  で推定正解率は89.3%となった。

**表 1 ジェスチャの組み合わせによる推定正解率のパーセンテージ表示**

| ジェスチャの組み合わせ | 正解率[%] |
|-------------|--------|
| (a,b-1,c-1) | 86.7   |
| (a,b-1,c-2) | 85.3   |
| (a,b-2,c-1) | 87.3   |
| (a,b-2,c-2) | 80.7   |
| (1,2,3)     | 84.0   |
| (1,2,4)     | 83.3   |
| (1,2,5)     | 80.7   |
| (1,2,6)     | 81.3   |
| (1,3,4)     | 88.7   |
| (1,3,5)     | 83.3   |
| (1,3,6)     | 84.7   |
| (1,4,5)     | 88.0   |
| (1,4,6)     | 88.0   |
| (1,5,6)     | 85.3   |
| (2,3,4)     | 88.7   |
| (2,3,5)     | 82.7   |
| (2,3,6)     | 83.3   |
| (2,4,5)     | 89.3   |
| (2,4,6)     | 87.3   |
| (2,5,6)     | 84.0   |
| (3,4,5)     | 83.3   |
| (3,4,6)     | 84.0   |
| (3,5,6)     | 79.3   |
| (4,5,6)     | 88.0   |

### 5.3. ジェスチャ単体での評価

5.2 項で得られた提案するジェスチャ 3 種類のジェスチャにおける詳細な評価を行う。

その分類結果を表 2 のような混同行列に表した。表 2 の値は、対応する正解ラベルがつけられた全てのデータのうち、対応する推定ラベルとして推定されたデータの割合をパーセンテージで表している。

**表 2 分類テストの結果、正解ラベルの加速度データ群のうち、推定ラベルとして分類された加速度データの割合のパーセンテージ表示**

|       |     | 推定ラベル |      |      |
|-------|-----|-------|------|------|
|       |     | a-1   | b-2  | c-1  |
| 正解ラベル | a-1 | 98.0  | 0.0  | 2.0  |
|       | b-2 | 14.0  | 82.0 | 4.0  |
|       | c-1 | 20.0  | 6.0  | 74.0 |

表 2 より、a のジェスチャに関しては 98.0% と高い検出率が得られた。しかし、c-1 のジェスチャに関しては 74.0% と低い検出率である。特に、本来は c-1 のジェスチャであるデータが a のジェスチャと推定された割合が 20.0% もある。つまり、c-1 のジェスチャは a のジェスチャと混同されやすいということである。

### 6. 考察

本研究で収集したデータから得られた、提案する 3

種類のジェスチャを識別する識別器の正解率は 87.3% であった。一方、比較する 3 種類のジェスチャを識別する識別器の正解率は 89.3% となった。正解率だけを比べると本研究の方が正解率はわずかに低い。よって、正解率を高める方法を考察する。

#### 6.1. ジェスチャにおける考察

表 2 から、主な原因として c-1 の反時計ひねりジェスチャの検出率の低さが挙げられる。表 2 から、a のたたくジェスチャと混同されやすいことが分かる。図 1 から、c-1 の反時計ひねりジェスチャは体の背面方向へ強くひねる。その際にひじや二の腕など腕の他の部分も含めて、体にぶつかっている可能性が考えられる。a のジェスチャは体にたたいてぶつけるジェスチャであるため、c-1 のジェスチャが a のジェスチャに混同されやすいということが考えられる。よって、c-1 のジェスチャを別のジェスチャと変更することで、提案するジェスチャの正解率を向上することができると考える。例えば、c-1 のジェスチャは始めに体の背面方向へ強くひねり、ゆっくり元の体勢に戻るとしているが、戻るときも強くひねるジェスチャが考えられる。

#### 6.2. 学習データにおける考察

正解率を高めるためには、より多くの学習データを用意する必要があると考える。本研究では 5 名の被験者からデータを収集した。データを収集したときの様子から、被験者によりジェスチャの仕方、さらに歩行時の腕の振り方や歩行の速度にかなり個人差があった。そのため、被験者一人あたりの各ジェスチャの試行回数と被験者数をさらに増加させ、より多くの学習データを用意することで被験者の個人差の影響を弱めて正解率を高めることができると思われる。

### 7. おわりに

本稿では、スマートウォッチにおいて歩行中に腕を下げたままの状態から片手で行えるジェスチャを提案した。提案するジェスチャは、体の側面をかるくたたくジェスチャ、腕を時計回りにひねるジェスチャ、腕を反時計回りにひねるジェスチャの 3 種類である。この 3 種類のジェスチャを認識するために、スマートウォッチに内蔵された 3 軸加速度計から得られる加速度データにハールウェーブレット変換を行い、得られた学習データを SVM に与えることで識別器を生成した。そして、収集した加速度データから生成した識別器の正解率は 87.3% であった。一方、既存のジェスチャ 3 種類の識別器の正解率は 89.3% となった。提案するジェスチャを用いた場合の正解率は、既存のジェスチャを用いた場合の正解率と比べて低かった。正解率は若干劣るものの、腕を大きく動かす必要がなく、歩行中にも十分にジェスチャとして実行できるものである。そして、ジェスチャ認識システムを構築し、実際

にアプリケーションを作成することが今後の課題である。また、直線に歩行している場合以外にも、道を曲がる場合、立ち止まる場合、歩き始める場合などにも適応できるような拡張も今後の課題である。

### 謝辞

データ収集に協力して頂いた被験者の方々に深く感謝いたします。

### 参考文献

- [1] S. Aoyama, B. Shizuki, and J. Tanaka, "ThumbSlide: An Interaction Technique for Smartwatches using a Thumb Slide Movement", Proc. of CHI EA'16, pp. 2403-2409, 2016.
- [2] S. T. Perrault, E. Lecolinet, J. Eagan, and Y. Guiard, "Watchit: Simple Gestures and Eyes-free Interaction for Wristwatches and Bracelets", Proc. CHI'13, p. 1451, 2013.
- [3] Android Wear, <https://android.com/wear/>, (Accessed on 2016/12/10).
- [4] L. Porzi, S. Messelodi, C. M. Modena, and E. Ricci, "A smart watch-based gesture recognition system for assisting people with visual impairments", Proc. of IMMPD'13, pp. 19-24, 2013.
- [5] G. Laput, R. Xiao, and C. Harrison, "ViBand: High-Fidelity Bio-Acoustic Sensing Using Commodity Smartwatch Accelerometers", Proc. of UIST '16, pp. 321-333, 2016.
- [6] 寺田努, "ウェアラブルセンサを用いた行動認識技術の現状と課題", コンピュータソフトウェア, vol. 28, no. 2, pp. 43-54, 2011.
- [7] C. C. Chang and C. J. Lin, "LIBSVM: A library for support vector machines", ACM TIST, vol.2, no.3, pp. 1-27, 2011.
- [8] M. Khan, S. I. Ahamed, M. Rahman, and J. J. Yang, "Gesthaar: an Accelerometer-based Gesture Recognition Method and its Application in NUI Driven Pervasive Healthcare", Proc. of ESPA 2012, pp. 163-166, 2012.
- [9] J. Kela, P. Korpipää, J. Mäntyjärvi, S. Kallio, G. Savino, L. Jozzo, and S. D. Marca, "Accelerometer-based gesture control for a design environment", Personal and Ubiquitous Computing, vol. 10, no. 5, pp. 285-299, 2006.