

# ウェアラブルセンサによる歩行データからの転倒動作検出の試み Detecting Fall Motion from Gait Data Using a Wearable Sensor

大井 健矢<sup>a</sup>      松下 光範<sup>a,\*</sup>      堀 寛史<sup>b</sup>      高岡 良行<sup>c</sup>  
Kenya Oi      Mitsunori Matsushita      Hirofumi Hori      Yoshiyuki Takaoka

a. 関西大学総合情報学部

Faculty of Informatics, Kansai University

b. びわこリハビリテーション専門職大学理学療法学科

Faculty of Physiotherapy, Biwako Professional University of Rehabilitation

c. 株式会社 PTS

PTS Co., Ltd.

**Abstract:** This study aims to develop a system that can detect a person's falling on the ground using a wearable sensor. As the first step of the study, we propose a method to predict the motion types and their directions from time-series signals of acceleration and angular velocity. The proposed method uses the k-shape method to create a classifier to identify the motion details. The classifier discriminated the motions of walking, falling, and stationary from the sensor data. To prevent false detection of falls, we also identified non-fall similar to the fall. The first step in the identification process is to discriminate whether a motion is a fall or a non-fall. If it is a fall, determine the fallen direction at that time. As a result, we revealed that using acceleration data for discriminating fall and non-fall and angular velocity data for discriminating the fallen directions improve the discrimination accuracies.

## 1 はじめに

我が国の高齢化の進行は深刻な状況にある。2020年10月時点の65歳以上人口は3,619万人となり、総人口に占める割合（高齢化率）も28.8%となった\*1。それに伴い一人で暮らす高齢者（独居高齢者）の数も年々増加しており、2015年時点で592万人（65歳以上人口の17.5%）だった独居高齢者は、2040年には896万人（65歳以上人口の22.8%）にまでなると推計されている\*2。

独居高齢者の増加に伴って問題になるのが、家庭内での転倒や転落である。東京消防庁のデータ\*3によると、高齢者の事故のうち80.8%が転倒や転落に起因している。高齢者の転倒は骨折などの大きな怪我に繋がりやすく介護が必要になる原因にもなることから、転倒後の早

急な対応が重要となる。特に独居高齢者による転倒は長時間発見されない可能性があり、転倒を迅速に発見し、他者に通報する仕組みが必要である。

こうした背景の下、本研究では独居高齢者の転倒動作検出を試みる。転倒検出方法としては、室内の壁や天井にセンサを設置する方法と、ウェアラブルセンサを用いる方法が考えられる。前者の方法には、ドップラーセンサを用いた手法[7]や放射温度センサを用いた手法[5]などが挙げられる。しかしこれらの方法は、室内にセンサを設置する必要があり運用面に問題がある。そこで本研究では後者の方法を採用することとし、ウェアラブルセンサを用いて転倒発生の検知とその際の転倒方向の識別を試みる。転倒方向を識別する理由は、転倒の原因推定を行う際の手がかりとして将来的に活用できると考えたためである。

\* 連絡先：関西大学総合情報学部  
〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1  
E-mail: mat@res.kutc.kansai-u.ac.jp

\*1 [https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2021/zenbun/pdf/1s1s\\_01.pdf](https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2021/zenbun/pdf/1s1s_01.pdf) (2022年2月28日確認)。

\*2 [https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2021/html/zenbun/s1\\_2\\_2.html](https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2021/html/zenbun/s1_2_2.html) (2022年1月31日確認)

\*3 [https://www.caa.go.jp/policies/policy/consumer\\_safety/caution/caution\\_009/pdf/caution\\_009\\_180912\\_0002.pdf](https://www.caa.go.jp/policies/policy/consumer_safety/caution/caution_009/pdf/caution_009_180912_0002.pdf) (2022年1月31日確認)

## 2 関連研究

この章では、センサを活用して人の状態を推定する試みについて述べる。

高橋らはセンサを杖に装着し、歩行動作の検出を試みた [6]。歩行リハビリテーションを行っている高齢者の歩行能力を計測、評価するため、杖に取り付けたセンサの値から対象の歩行状態を推定し、歩行検出については 95.6%、歩行距離については 88.06% の精度で各々推定可能であることを示した。

Vahid らは加速度計を用いて健康に関する日常的な動作の識別を試みた [2]。加速度計を装着した被験者にウォーキング、サイクリングなど健康的な活動をしてもらい、機械学習を用いて分類した結果、88% の精度で識別可能であることを示した。

磯らはアンビエントセンサを用いてテレワーク作業者の状態推定を行った [4]。この研究では、距離センサを部屋に複数設置し、そこから得られるデータとマイクから得られるデータを k-means 法を用いて分類し、会議中とその他の作業を分類可能であることを示した。

Jennifer らはスマートフォンの加速度計を用いて日常的な行動の認識を行った [3]。29 人のユーザに対してウォーキング、ジョギング、登山などの日常的な活動を行わせ、歩く、ジョギングする、階段を昇降する、座る、立つについての予測を行った。その結果、階段を昇降する動作のみ 77.6% だったが、ほかの動作についてはすべて 90% を超える精度で認識できることを示した。

Debraj らはウェアラブルセンサを用いて複雑な動作の区別を試みた [1]。複雑な動作として、床に座る、ソファに座る、ソファに横になる、トイレに座るなどの 19 動作を対象にデータを収集し、それらを機械学習を用いて分類した。その結果、自宅での 19 動作について 80% の精度で分類できることを示した。

## 3 転倒動作の検出指針

本研究では、ウェアラブルセンサから取得した時系列信号を逐次モニタリングし、装着者の転倒を検知することを試みる。転倒とは、意図せずに地面や床などの低い位置へ倒れたり、ひっくり返ったりすることである。転倒には、つまずきによる転倒、滑ったことによる転倒、バランスを崩したことによる転倒、意識を失ったことによる転倒など、さまざまな原因が考えられるが、本稿ではつまずきによる転倒を対象とする。

ウェアラブルセンサを用いて転倒検出を行う際、転倒



図 1: Vitalgram の外観 (ベルト装着時)

事故発生時にのみ転倒と判定し、歩行などの日常的な動作には誤判定しないようにしなければならない。このとき、意図的に臥位になる動作 (e.g., ベッドで横になる、家具の下を覗き込む) のように、転倒に似た動作 (以下、非転倒動作と記す) も存在するため、誤判定の危険が存在する。そこで、転倒ならびに転倒との誤判定が想定される動作を異常動作、それ以外の日常動作を定常動作とし、段階的に推定する手法を提案する。

本稿では、「歩いている途中で、転倒あるいは転倒に似た動作を行って、そのまま静止した」という行動を想定する。この一連の行動に含まれる動作のうち、定常動作は歩行動作と静止状態の 2 種類からなるものとし、異常動作は歩行から静止に至る際のきっかけとなる動作として、つまずいて転倒する動作 (転倒動作) と、膝をついて意図的に臥位になる動作 (非転倒動作) の 2 種類とし、センサ情報からそれらの識別を行う。

### 3.1 使用するセンサ

本稿ではアフォードセンス社の Vitalgram を使用する。Vitalgram は日常生活を送りながら生体情報や環境情報を計測できる小型のワイヤレス生体センサである\*1 (図 1)。専用のベルトにセンサを固定し、身体に巻き付けて装着することで身体データを取得する。取得できるデータ項目は心電、体表温度、3 軸加速度&角速度、高度、環境温度、相対湿度、熱流の 8 項目であり、これらをもとに、心拍数、心拍間隔、心拍揺らぎ解析による自律神経のバランス指標、呼吸数、熱流計測による深部温度などの項目を推定できる。今回はこのセンサのうち、3 軸加速度&角速度を用いて行う。

安定してセンサ値を取得できる装着方法について予備調査を行った結果、胸部の中央の位置にセンサを装着し、センサおよびベルトをテープで固定する方式が最も安定した結果が得られたため、本稿の実験ではこの装着方法を採用した。

\*1 <http://www.affordsens.com/Product-Vitalgram> (2022 年 2 月 28 日確認)

### 3.2 識別精度の検証法

本稿では分類器による動作の識別精度は次の手順で検証する。

対象者が装着したウェアラブルセンサから時系列信号を取得する。このとき、取得する動作は歩行動作、転倒動作、非転倒動作、静止状態とし、歩行以外の各動作については前後左右の4方向について取得する。得られた時系列信号を機械学習で学習させ、動作の識別を行う分類器を作成し、新たに用意したテストデータを用いて分類器による動作、方向の識別を行う。ここで、テストデータは歩行中に転倒をしてそのまま静止したデータと、歩行中に非転倒をしてそのまま静止したデータの2種類を用いる。識別結果から歩行範囲、異常範囲、静止範囲を設定し、範囲の設定に対する正解率を算出する。このとき、異常範囲における転倒/非転倒動作の識別に対する正解率と、異常範囲、静止範囲における動作方向の識別に対する正解率も算出する。以上3つの識別に対する正解率からどの程度の精度で動作、方向の識別ができたかを考察する。

## 4 データセットの作成

### 4.1 データの収集手順

歩行時に異常動作（転倒動作ないし非転倒動作）を行いそのまま静止した、という状況を想定し、データを収集した。したがって収集したデータは、歩行動作、転倒動作、非転倒動作、静止状態の4種類から構成されるデータである。大学生1名を対象とし、センサを付けたベルトを身体に装着することでデータを収集した。センサの装着位置は鳩尾上部の高さの胸部中央位置とし、装着方法はセンサおよびベルトを医療用テープで固定した。歩行動作はセンサを装着した状態で平坦な道を歩くことで取得した。異常動作は、実験時の怪我を予防するために、床に布団を敷いて行った。転倒動作については、2, 3歩程歩いた際に、つまずいて転倒した。非転倒動作については同様に2, 3歩程歩き、床に膝をついて臥位になった。なお、後ろ方向に非転倒動作をする際は膝ではなく臀部を床につけた。異常動作時は動画を撮影し、映像から動作開始時刻、異常動作発生時刻、動作終了時刻を記録した。静止動作は転倒した後そのまま静止した状態を想定しているため、転倒動作後、布団の上でそのままの姿勢で静止した。

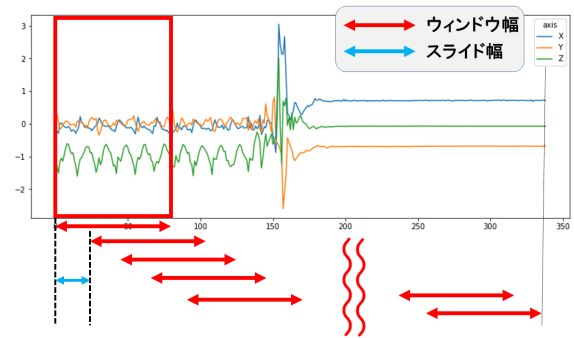


図2: データの分割方法の概要

### 4.2 学習データの作成

学習させる動作は、歩行動作、転倒動作、非転倒動作、静止状態であり、転倒時の動作方向検出を行うため、歩行動作以外の各動作については、前後左右の4方向について取得した。データは各動作を200回ずつ（歩行動作以外の動作については各方向50回ずつ）取得した。

学習データの長さは、異常動作の動作時間に合わせ、すべての動作について、1データ当たり3秒の長さに統一した。歩行動作については歩行開始時刻から歩行終了時刻の間で3秒間ごとに分割した。異常動作については異常動作発生時刻を基準とし、前1秒間、後2秒間となるよう分割した。静止状態については歩行動作と同様に静止開始時刻から静止終了時刻の間で3秒間ごとに分割した。

### 4.3 テストデータの作成

テストデータは歩行中に突然転倒動作をし、そのまま静止した際の時系列信号（テストデータA）と、歩行中に突然非転倒動作をし、そのまま静止した際の時系列信号（テストデータB）の2種類とし、それぞれ10回ずつ取得した。データは平坦な道を歩き、途中に設置した布団で異常動作をしてそのまま静止することで取得した。このとき、歩行動作と静止状態については15秒程行った。テストデータは異常動作発生時刻を基準として前5秒間、後8秒間の合計13秒間を使用し、データの分割はスライディングウィンドウ方式で処理を行った（図2参照）。このとき、ウィンドウ幅は学習データと同じ3秒間とし、スライド幅は加速度については5データ分、角速度については2データ分とした。

## 5 分析

### 5.1 分類器の作成と評価

学習データにラベル付けを行い、動作の予測を行う分類器を作成したのち、テストデータを用いた動作の識別精度を分析する。分類器の作成には k-Shape 法を用いた。学習データの各動作にそれぞれラベル付けを行った上でクラスタリングを行った。ラベルは歩行、前転倒、後転倒、左転倒、右転倒、前非転倒、後非転倒、左非転倒、右非転倒、前静止、後静止、左静止、右静止の 13 種類とし、このときのクラスタ数は学習データの種類数と同じ 13 に設定した。

学習データを用いてクラスタリングを行った結果を表 1, 2 に示す。数値は各クラスに含まれる動作ごとの学習データ数を示しており、括弧内はクラス内における動作の占有率を示す。占有率が高いほど、当該クラスが示す動作である可能性が高い。

本稿ではこれをもとに、動作、方向ごとの占有率を集計し、最も高いものを当該クラスが示す動作、方向と判別し、占有率を確信度として示した。但し、確信度が 0.5 を超えないものに関しては「判別不可」とした。判別結果を表 3, 4 に示す。

### 5.2 定常/異常動作識別の手順

テストデータを歩行範囲、異常範囲、静止範囲の 3 つに分類し、精度を検証する (図 3 参照)。範囲の分類方法は以下の計算式で定義した。

$$\text{異常範囲開始} = \frac{\text{異常動作のピーク} - 3 \text{ 秒の長さ}}{\text{スライド幅}} \quad (1)$$

$$\text{静止範囲開始} = \text{異常範囲開始} + \frac{\text{異常動作の範囲}}{\text{スライド幅}} \quad (2)$$

例えばテストデータ A の加速度の場合、異常動作のピークが 155、加速度の 3 秒間のデータ数が 77、スライド幅が 5、異常動作の範囲が 75 であるため、異常範囲と静止範囲の開始ウィンドウ番号は以下ようになる\*2。

$$\text{異常範囲開始} : \frac{155 - 77}{5} = 15.6 \quad (3)$$

$$\text{静止範囲開始} : 16 + \frac{75}{5} = 31 \quad (4)$$

したがってそれぞれの範囲におけるウィンドウ番号は、歩行範囲が 0 から 15、異常範囲が 16 から 30、静止範囲が 31 から 53 である。

\*2 異常動作のピークおよび範囲は目視で確認した

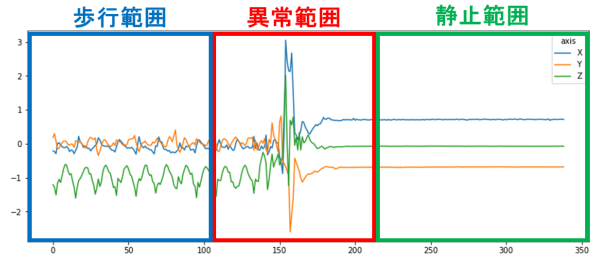


図 3: 範囲の決定のイメージ

### 5.3 定常/異常動作識別の結果と考察

テストデータを用いた分類器による識別結果 (一部抜粋) を表 5, 6, 7, 8 に示す。左からウィンドウ番号、クラス番号、実際の動作の種類、動作方向、予測による動作の種類、動作方向を示す。クラス番号は分類器によって分類されたクラスを示しており、実際の動作の種類、動作方向は設定した 3 つの範囲をもとに決定した。なお、範囲の境を横線で示す。予測による動作の種類、動作方向は、表 3, 4 をもとにクラス番号が示すものを表す。範囲の設定に対する動作の正解率を表 10 に示す。テストデータ A とテストデータ B それぞれ 10 個のデータを加速度、角速度別で表しており、上の 0 から 9 の数字はテストデータ番号を示している。正解率の求め方は以下のとおりである。

定常/異常動作の正解率

$$= \frac{\text{実際の動作と予測動作が一致しているウィンドウ数}}{\text{すべてのウィンドウ数}} \quad (5)$$

実際の動作と予測動作が一致しているウィンドウ数は表 9 を参照し計算した。その結果、どのデータも正解率平均 0.9 を超える精度だった。テストデータ B の加速度データのみ他に比べて正解率が低いのは、本来「非転倒」と判別しなければならないところを、「転倒」と判断したり、本来静止範囲になければならない「静止」が異常範囲に含まれていることが要因だと考えられる (表 7 参照)。

### 5.4 転倒/非転倒動作識別の手順

テストデータで設定した異常範囲における、転倒動作と非転倒動作の識別精度を検証する。転倒時の時系列信号では、大きく動いているのが転倒した瞬間だけであることから、転倒/非転倒動作の識別は信号の動きが激しい部分、転倒時の衝撃を対象として行う。本稿では目視にて信号を確認した。転倒時の衝撃が確認できるデー

表 1: 分類器の内訳 (加速度)

クラス	前転倒	後転倒	左転倒	右転倒	前非転倒	後非転倒	左非転倒	右非転倒	歩行	前静止	後静止	左静止	右静止	最大値
0	0(0.000)	13(0.382)	0(0.000)	21(0.618)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.618
1	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	200(0.957)	0(0.000)	0(0.000)	9(0.043)	0(0.000)	0.957
2	1(0.010)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	21(0.219)	17(0.177)	37(0.385)	20(0.208)	0.385
3	0(0.000)	2(0.080)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	23(0.920)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.920
4	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	16(0.200)	33(0.413)	1(0.013)	30(0.375)	0.413
5	0(0.000)	13(0.929)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	1(0.071)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.929
6	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	46(1.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	1.000
7	34(0.540)	0(0.000)	0(0.000)	29(0.460)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.540
8	15(0.600)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	10(0.400)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.600
9	0(0.000)	15(0.469)	17(0.531)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.531
10	0(0.000)	3(0.077)	33(0.846)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	3(0.077)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.846
11	0(0.000)	4(0.148)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	23(0.852)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.852
12	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	40(0.364)	3(0.027)	1(0.009)	50(0.455)	0(0.000)	13(0.118)	0(0.000)	3(0.027)	0(0.000)	0.455

表 2: 分類器の内訳 (角速度)

クラス	前転倒	後転倒	左転倒	右転倒	前非転倒	後非転倒	左非転倒	右非転倒	歩行	前静止	後静止	左静止	右静止	最大値
0	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	45(1.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	1.000
1	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	50(0.250)	50(0.250)	50(0.250)	50(0.250)	0.250
2	0(0.000)	20(0.588)	0(0.000)	1(0.029)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	13(0.382)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.588
3	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	37(1.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	1.000
4	14(0.412)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	16(0.471)	0(0.000)	2(0.059)	0(0.000)	2(0.059)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.471
5	36(0.900)	0(0.000)	0(0.000)	2(0.050)	2(0.050)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.900
6	0(0.000)	21(0.309)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	47(0.691)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.691
7	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	52(1.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	1.000
8	0(0.000)	0(0.000)	50(1.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	1.000
9	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	32(0.941)	0(0.000)	1(0.029)	0(0.000)	1(0.029)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.941
10	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	100(1.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	1.000
11	0(0.000)	9(0.153)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	50(0.847)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0.847
12	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	47(1.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	0(0.000)	1.000

表 3: クラスごとの判別結果 (加速度)

クラス	動作	確信度	方向	確信度
0	転倒	1.000	右	0.618
1	歩行	0.957	判別不可	
2	静止	0.990	判別不可	
3	非転倒	0.920	後	1.000
4	静止	1.000	判別不可	
5	転倒	0.929	後	1.000
6	非転倒	1.000	左	1.000
7	転倒	1.000	前	0.540
8	転倒	0.600	前	1.000
9	転倒	1.000	左	0.531
10	転倒	0.923	左	0.923
11	非転倒	0.852	後	1.000
12	非転倒	0.855	判別不可	

表 4: クラスごとの判別結果 (角速度)

クラス	動作	確信度	方向	確信度
0	歩行	1.000	判別不可	
1	静止	1.000	判別不可	
2	転倒	0.618	後	0.588
3	非転倒	1.000	右	1.000
4	非転倒	0.529	前	0.882
5	転倒	0.950	前	0.950
6	非転倒	0.691	左	0.691
7	歩行	1.000	判別不可	
8	転倒	1.000	左	1.000
9	非転倒	0.971	前	0.941
10	歩行	1.000	判別不可	
11	非転倒	0.847	後	1.000
12	転倒	1.000	右	1.000

タの範囲は加速度が約 20 データ、角速度が約 8 データだったため、スライド幅で除算するとどちらも 4 となる。したがって異常範囲における最初の 4 ウィンドウ分を識別の対象とした。識別対象のウィンドウにおける動作の正解率を以下のように算出した。

転倒/非転倒動作の正解率

$$= \frac{\text{実際の動作と予測動作が一致しているウィンドウ数}}{\text{識別対象とするウィンドウ数}} \quad (6)$$

実際の動作と予測動作が一致しているウィンドウ数について、テストデータ A の場合は転倒動作と判別されているもの、テストデータ B の場合は非転倒動作と判別されているものを対象とした。

## 5.5 転倒/非転倒動作識別の結果と考察

算出した正解率を表 11 に示す。両テストデータとも、加速度においては正解率が高かったがテストデータ A の角速度においては、正解がない場合もあり、平均 0.375

表 5: 分類器による識別結果 (テストデータ A 加速度)

ウィンドウ	クラス	実際		予測	
		動作	方向	動作	方向
0	1	歩行	なし	歩行	判別不可
1	1	歩行	なし	歩行	判別不可
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
15	1	歩行	なし	歩行	判別不可
16	7	転倒	前	転倒	前
17	7	転倒	前	転倒	前
18	7	転倒	前	転倒	前
19	7	転倒	前	転倒	前
20	7	転倒	前	転倒	前
21	7	転倒	前	転倒	前
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
26	7	転倒	前	転倒	前
27	7	転倒	前	転倒	前
28	7	転倒	前	転倒	前
29	7	転倒	前	転倒	前
30	7	転倒	前	転倒	前
31	2	静止	前	静止	判別不可
32	2	静止	前	静止	判別不可
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
53	2	静止	前	静止	判別不可

表 7: 分類器による識別結果 (テストデータ B 加速度)

ウィンドウ	クラス	実際		予測	
		動作	方向	動作	方向
0	1	歩行	なし	歩行	判別不可
1	1	歩行	なし	歩行	判別不可
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
15	1	歩行	なし	歩行	判別不可
16	12	非転倒	前	非転倒	判別不可
17	12	非転倒	前	非転倒	判別不可
18	12	非転倒	前	非転倒	判別不可
19	12	非転倒	前	非転倒	判別不可
20	12	非転倒	前	非転倒	判別不可
21	8	非転倒	前	転倒	前
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
26	8	非転倒	前	転倒	前
27	2	非転倒	前	静止	判別不可
28	2	非転倒	前	静止	判別不可
29	2	非転倒	前	静止	判別不可
30	2	非転倒	前	静止	判別不可
31	2	静止	前	静止	判別不可
32	2	静止	前	静止	判別不可
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
53	2	静止	前	静止	判別不可

表 6: 分類器による識別結果 (テストデータ A 角速度)

ウィンドウ	クラス	実際		予測	
		動作	方向	動作	方向
0	10	歩行	なし	歩行	判別不可
1	10	歩行	なし	歩行	判別不可
2	10	歩行	なし	歩行	判別不可
3	0	歩行	なし	歩行	判別不可
4	7	歩行	なし	歩行	判別不可
5	7	歩行	なし	歩行	判別不可
6	10	歩行	なし	歩行	判別不可
7	10	歩行	なし	歩行	判別不可
8	10	歩行	なし	歩行	判別不可
9	0	歩行	なし	歩行	判別不可
10	0	歩行	なし	歩行	判別不可
11	7	歩行	なし	歩行	判別不可
12	7	歩行	なし	歩行	判別不可
13	10	歩行	なし	歩行	判別不可
14	10	歩行	なし	歩行	判別不可
15	10	歩行	なし	歩行	判別不可
16	0	歩行	なし	歩行	判別不可
17	0	歩行	なし	歩行	判別不可
18	7	歩行	なし	歩行	判別不可
19	9	転倒	前	非転倒	前
20	9	転倒	前	非転倒	前
21	5	転倒	前	転倒	前
22	5	転倒	前	転倒	前
23	5	転倒	前	転倒	前
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
37	5	転倒	前	転倒	前
38	1	静止	前	静止	判別不可
39	10	静止	前	歩行	判別不可
40	1	静止	前	静止	判別不可
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
66	1	静止	前	静止	判別不可

表 8: 分類器による識別結果 (テストデータ B 角速度)

ウィンドウ	クラス	実際		予測	
		動作	方向	動作	方向
0	7	歩行	なし	歩行	判別不可
1	7	歩行	なし	歩行	判別不可
2	10	歩行	なし	歩行	判別不可
3	10	歩行	なし	歩行	判別不可
4	10	歩行	なし	歩行	判別不可
5	0	歩行	なし	歩行	判別不可
6	7	歩行	なし	歩行	判別不可
7	7	歩行	なし	歩行	判別不可
8	7	歩行	なし	歩行	判別不可
9	10	歩行	なし	歩行	判別不可
10	10	歩行	なし	歩行	判別不可
11	0	歩行	なし	歩行	判別不可
12	0	歩行	なし	歩行	判別不可
13	7	歩行	なし	歩行	判別不可
14	7	歩行	なし	歩行	判別不可
15	7	歩行	なし	歩行	判別不可
16	10	歩行	なし	歩行	判別不可
17	10	歩行	なし	歩行	判別不可
18	9	非転倒	前	非転倒	前
19	9	非転倒	前	非転倒	前
20	9	非転倒	前	非転倒	前
21	4	非転倒	前	非転倒	前
22	4	非転倒	前	非転倒	前
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
36	4	非転倒	前	非転倒	前
37	1	静止	前	静止	判別不可
38	1	静止	前	静止	判別不可
39	1	静止	前	静止	判別不可
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
65	1	静止	前	静止	判別不可
66	1	静止	前	静止	判別不可

と識別精度が低かった。テストデータ A の角速度における識別対象範囲の 4 ウィンドウ分で判別された動作の内訳を表 12 に示す。転倒と判別されれば正しく識別できていることになるが、転倒以外の動作で誤判別されている動作の割合は「非転倒動作」が 0.575 を占めている。本来歩行範囲に含まれるはずの「歩行動作」の誤判別が 0.050 と低い割合であることから、テストデータ A の角速度において識別精度が低かったのは「転倒動作」と判別すべきところを「非転倒動作」と誤って判別している

ことが原因だといえる。

以上の結果から、転倒/非転倒動作の判別には加速度の時系列信号を用いたほうが識別精度が高いことが確認された。

## 5.6 動作方向識別の手順

異常動作発生時の動作方向の識別精度を検証する。対象とするデータは、加速度、角速度のテストデータ A、

表 9: 定常/異常動作正解率算出法

		実際の動作		
		歩行範囲	異常範囲	静止範囲
予測動作	歩行動作	一致	不一致	不一致
	異常動作 <sup>1</sup>	不一致	一致	不一致
	静止状態	不一致	不一致	一致

<sup>1</sup> テストデータ A は転倒動作,  
 テストデータ B は非転倒動作の齟齬を確認。

Bにおける異常範囲、静止範囲とする。今回用いたテストデータはすべて前方向への動作をしているため、前方向と判別された結果を正解とし、判別結果から動作方向の正解率を算出する。正解率の算出方法は以下のとおりである。

動作方向の正解率

$$= \frac{\text{実際と予測の動作方向が一致しているウィンドウ数}}{\text{対象範囲のウィンドウ数}} \quad (7)$$

## 5.7 動作方向識別の結果と考察

分類器によるクラスタリング結果（表 1, 2 参照）で、静止動作の方向判別はできなかった。静止状態の時系列信号のみで身体の状態を推定することは困難だった。異常範囲において算出した正解率を表 13 に示す。両テストデータとも、角速度においては正解率が高かったがテストデータ B の加速度においては、平均 0.407 と識別精度が低かった。テストデータ B の加速度の異常範囲内において判別された動作方向の内訳を表 14 に示す。前以外の方向は判別されておらず、「判別不可」となったものが平均 0.593 を占めている。ここで、「判別不可」となった動作の内訳を表 15 に示す。「非転倒動作」と判別できているものの、動作方向の識別に対する確信度が低く「判別不可」となってしまったものが 0.472 を占め、本来静止範囲に含まれるはずの「静止状態」が 0.517 を占めていた。したがってテストデータ B の加速度において動作方向の正解率が低かった要因は各範囲の設定が正しくできていなかったことがあげられるが、動作の判別は正しくできたのに対し動作方向の判別ができなかったことを考慮すると、加速度を用いて動作方向の識別をすると識別精度が低くなると考えられる。したがって動作方向の識別を行う際には角速度の時系列信号を用いたほうが高い精度で識別できることを確認した。

## 6 おわりに

本稿では機械学習の k-Shape 法を用いて動作の予測を行い、その識別精度を検証した。独居高齢者は一人で

暮らしているため、転倒時に助けを必要とする場合でも周囲の人から発見されるまで時間がかかる。本研究は独居高齢者の転倒を検出し、他者への救助要請を行うことを目的とし、ウェアラブルセンサを用いた転倒動作検出を試みた。提案手法では学習データを用いて分類器を作成した後、テストデータを用いて分類器による動作の識別精度を検証した。その結果、転倒/非転倒動作の識別には加速度の時系列信号を、動作方向の識別には角速度の時系列信号を用いることで、精度高く動作の識別ができることが確認できた。今後は、表 3 のラベル 12 のような、動作の識別はできたが、動作方向の識別ができなかった判別結果をなくすため、学習データに用いるデータ数を増やして分類器の精度を上げる必要がある。また表 7 のウィンドウ番号 27 から 30 のように、本来当てる範囲と異なる範囲に誤設定してしまっていることから、範囲の設定方法についても改めて考慮する必要がある。本稿で扱った動作は日常生活の中で起こりうる動作のごく一部であるため、扱う動作の種類を増やし、心電、心拍数や、深部温度データを用いたセンサ装着者の身体状態のモニタリングも同時に行えるシステムの実現を目指す。

## 参考文献

- [1] De, D., Bharti, P., Das, S. K. and Chellappan, S.: Multimodal Wearable Sensing for Fine-Grained Activity Recognition in Healthcare, *IEEE*, Vol. 19, No. 5, pp. 26–35 (2015).
- [2] Farrahi, V., Niemelä, M., Kangas, M., Korpelainen, R. and Jämsä, T.: Calibration and validation of accelerometer-based activity monitors: A systematic review of machine-learning approaches, *Gait & Posture*, Vol. 68, pp. 285–299 (2019).
- [3] Kwapisz, J. R., Weiss, G. M. and Moore, S. A.: Activity recognition using cell phone accelerometers, *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, Vol. 12, No. 2, pp. 74–82 (2010).
- [4] 磯和之, 白井蘭隆也: テレワーク環境におけるアンビエントセンサを用いた作業者の状態推定に関する実験, 情報処理学会研究報告, Vol. 2018-GN-104, No. 19, pp. 1–7 (2018).
- [5] 小川裕也, 内藤克浩: 放射温度センサを用いた温度分布による転倒検出, 情報処理学会研究報告, Vol. 2019-CDS-26, No. 4, pp. 1–6 (2019).
- [6] 高橋雄太, 音田恭宏, 藤本まなと, 荒川豊: センサ装

表 10: 定常/異常動作識別正解率

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	平均	最大値	最小値
加速度 (A 転倒)	0.926	0.944	1.000	1.000	1.000	0.963	0.963	1.000	0.944	1.000	0.974	1.000	0.926
加速度 (B 非転倒)	0.907	0.926	0.926	0.926	0.907	0.907	0.870	0.926	0.889	0.852	0.904	0.926	0.852
角速度 (A 転倒)	0.985	0.985	1.000	0.970	0.970	0.985	0.940	0.985	0.955	0.985	0.976	1.000	0.940
角速度 (B 非転倒)	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.970	0.985	1.000	0.970	1.000	0.993	1.000	0.970

表 11: 転倒/非転倒動作識別正解率

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	平均	最大値	最小値
加速度 (A 転倒)	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.750	1.000	1.000	1.000	1.000	0.975	1.000	0.750
加速度 (B 非転倒)	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.750	0.750	1.000	1.000	0.750	0.925	1.000	0.750
角速度 (A 転倒)	0.750	0.500	0.000	0.750	0.500	0.000	0.500	0.000	0.750	0.000	0.375	0.750	0.000
角速度 (B 非転倒)	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.750	1.000	0.975	1.000	0.750

表 12: テストデータ A (角速度) における転倒/非転倒動作識別対象範囲の動作内訳

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	平均
転倒	0.750	0.500	0.000	0.750	0.500	0.000	0.500	0.000	0.750	0.000	0.375
非転倒	0.000	0.500	1.000	0.250	0.500	1.000	0.250	1.000	0.250	1.000	0.575
歩行	0.250	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.250	0.000	0.000	0.000	0.050
静止	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

表 13: 動作方向正解率

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	平均	最大値	最小値
加速度 (A 転倒)	0.733	0.800	1.000	1.000	1.000	0.800	0.933	1.000	0.800	1.000	0.907	1.000	0.733
加速度 (B 非転倒)	0.400	0.400	0.400	0.467	0.467	0.400	0.400	0.400	0.333	0.400	0.407	0.467	0.333
角速度 (A 転倒)	0.800	1.000	1.000	1.000	1.000	0.933	0.933	1.000	1.000	0.933	0.960	1.000	0.800
角速度 (B 非転倒)	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.933	1.000	1.000	0.933	1.000	0.987	1.000	0.933

表 14: テストデータ B (加速度) における異常範囲内の動作方向内訳

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	平均
前	0.400	0.400	0.400	0.467	0.467	0.400	0.400	0.400	0.333	0.400	0.407
後	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
左	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
右	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
判別不可	0.600	0.600	0.600	0.533	0.533	0.600	0.600	0.600	0.667	0.600	0.593

表 15: テストデータ B (加速度) の異常範囲内において動作方向が判別不可だった動作内訳

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	平均
転倒	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
非転倒	0.444	0.556	0.556	0.500	0.500	0.444	0.333	0.556	0.500	0.333	0.472
歩行	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.111	0.000	0.000	0.000	0.000	0.011
静止	0.556	0.444	0.444	0.500	0.500	0.444	0.667	0.444	0.500	0.667	0.517

着杖を介した歩行動作検出手法の提案, 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス&システム (CDS), Vol. 8, No. 2, pp. 43–55 (2018).

- [7] 橋本浩二, 吉野春香, モシニャガワシリー: ドップラーセンサと機械学習による人物転倒検出システムの開発, 組込みシステムシンポジウム 2019 論文集, pp. 13–16 (2019).