

# スクワットによる脚力疲労に伴う日常生活動作時の重心揺動変化に関する検討

新崎 義峰<sup>\*1</sup> 伊藤 弘大<sup>\*2</sup> 小玉 伽那<sup>\*3</sup> 藤田 和之<sup>\*4</sup>  
武田 理宏<sup>\*3</sup> 尾上 孝雄<sup>\*1</sup> 伊藤 雄一<sup>\*2</sup>

## Research on the Change of Swaying Center of Gravity during Daily Activities Due to Leg Strength Fatigue by Squatting

Yoshio Shinzaki<sup>\*1</sup> Kodai Ito<sup>\*2</sup> Kana Kodama<sup>\*3</sup> Kazuyuki Fujita<sup>\*4</sup>  
Takeda Toshihiro<sup>\*3</sup> Takao Onoye<sup>\*1</sup> and Yuichi Itoh<sup>\*2</sup>

**Abstract** – For the elderly to live comfortably at home, it is necessary to prevent the deterioration of mobility called locomotive syndrome. However, many people visit a medical institution when weakness in their legs and backs becomes apparent, often before it is too late. In this study, we aim to develop a system to estimate leg strength from daily activities. As a preliminary step, we implemented a floor-type device that can acquire center-of-gravity and weight changes, and conducted an evaluation experiment of leg strength estimation using the device. In the experiment, center-of-gravity and weight changes were measured in three 22-year-old students during standing, sitting, and walking before and after squatting, and significant differences were investigated and classified by machine learning. The results showed that significant differences were found in many of the features, and the classification was successful with a 90.1% correct rate.

**Keywords** : frailty, locomotive syndrome, sway, floor-type device, leg strength estimation

### 1. はじめに

近年、日本では高齢化問題が深刻になっている。2007年には65歳以上の人口の割合が21%を超え、超高齢社会に突入しており、2025年には65歳以上の人口の割合が30%を超えると予想されている<sup>[1]</sup>。また、7割以上の高齢者は自宅での生活を望んでおり、在宅療養を希望している人が多い<sup>[2]</sup>。

自宅で快適に生活するためには、介護を必要としない健康的な身体を維持する必要がある。しかし、2016年の日本人の健康寿命と平均寿命は、男性がそれぞれ72.14歳と80.98歳、女性がそれぞれ74.79歳と87.14歳であり、健康寿命と平均寿命に乖離が見られ、高齢者が健康的な身体を維持できていないことが分かる。この差は、男性では8.84年、女性では12.35年であり、その期間は介護や入院が必要な要介護状態である<sup>[3]</sup>。この状態になる主な原因は、高齢による衰弱・骨折・転倒・関節疾患など、加齢に伴う身体の衰えやそれに起因する事故が

挙げられる<sup>[3]</sup>。これら加齢に伴う身体の衰えは、フレイル<sup>[4]</sup>と密接に関連していることが分かっている。フレイルとは健康な状態と要介護状態の中間に位置し、身体的機能や認知機能の低下が見られる状態のことである。ただし、フレイルは前介護状態という可逆性のある段階であり、適切な介入・支援により生活機能の維持や向上が可能である。

よってフレイルの予防や早期発見は、要介護状態に至らないために重要である。しかし、フレイルの有症者は、足腰の弱りが顕在化してきたタイミングで医療機関を訪れることが多く、要介護状態に至りやすい。そのため、健康的な状態から、継続的に身体機能の変化を追い続け、その衰えを捉える手法が必要である。

そこで本研究では、在宅で暮らしている高齢者の日常生活動作から、フレイル症状の有無を客観的に評価することができるデバイスの開発を目指す。具体的には、撮影や録音が必要なものと比較してプライバシーの問題が少なく、多くの情報を取得できるという観点から、重心・重量測定デバイスを用いて、歩行・仰臥位からの立ち上がり・端座位からの立ち上がり・立位からの着座等の日常生活動作を、高齢者の負担にならないよう無意識的にセンシングするシステムの開発を目指す。

そのシステムを実現するにあたり、身体の衰えと日常生活動作時の重心・重量の測定値にどのような関係性があるかを調べ、どのような特徴が身体の衰えを評価する上で重要なのかを見出す必要がある。そこで本稿では、そ

\*1: 大阪大学大学院 情報科学研究科

\*2: 青山学院大学 理工学部情報テクノロジー学科

\*3: 大阪大学大学院 医学系研究科

\*4: 東北大学 電気通信研究所

\*1: Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

\*2: Department of Integrated Information Technology, Aoyama Gakuin University

\*3: Graduate School of Medicine, Osaka University

\*4: Research Institute of Electrical Communication, Tohoku University

の前段階として、疲労による脚力低下が、日常生活動作時の重心・重量の変化における様々な特徴量に、どのような影響を及ぼすのかについて調査する。

## 2. 関連研究

### 2.1 フレイルの診断

フレイルは、運動器の障害による移動機能の低下など身体的要因や、抑うつや認知機能障害といった精神神経的要因・独居や老々介護による社会的要因といった、多方面の要因を総合した概念である。身体的要因である運動器の障害による移動機能の低下はロコモティブシンドロームとも呼ばれ、変形性関節症・骨粗しょう症・筋肉量や筋力の低下(サルコペニア)などに細分化される[5]。

フレイルの診断は、現在一般的にCHS基準やFrailty Indexに基づいて行われる[6]。CHS基準は、現在世界で最も使用されている評価方法であるが、フレイルの身体的要因の診断でしか用いることができない。Frailty Indexでは、日常生活動作・心理社会的リスク要因・老年症候群などの70項目から評価するが、項目数が多く複雑なため、臨床場面での使用が難しいとされている。

また、ロコモティブシンドロームに関連した評価手法も様々提案されている。Dasらは、ロコモティブシンドロームの検出に使用される日本整形外科学会のSTBLS試験に基づき、深度カメラから得られたスクワットと片足立ちの骨格データによる、下肢スキルの評価手法を提案した[7]。Yamadaらは、高齢者の転倒リスクを評価するために、Wiiバランスボード(Nintendo)を用いた手法を提案した[8]。Nishiguchiらは、高齢者の転倒リスクを評価するため、赤外線レーザーセンサを使用するステップ追跡装置を開発した[9]。

このように、フレイルやそれに関連した健康状態を評価する様々な手法が提案されている。しかし、これらは医療機関などの特殊な設備が整った場所での診断や、診断のために高齢者にとって負担になる動作をすることが想定されている。また、これらの診断は長期にわたる健康状態の把握が困難である。そのため、日常生活動作を無意識的に長期にわたってセンシングして評価する手法が高齢者の診断方法として望ましい。

### 2.2 無意識的なセンシング

近年、無意識的にセンシングし、測定データを評価する様々な研究が行われている。

Ivoninらは、心拍数を測定可能なウェアラブルセンサを使用して、感情を捉えることができるライフログツールを開発した[10]。Quirozらは、スマートウォッチの加速度計データにより、歩行パターンから感情を推測した[11]。Orrらは、日常生活環境や作業環境で使用可能なSmart-Floorというシステムを作成し、足跡プロファイルに基づいてユーザを識別した[12]。Kumarらは、深度カメラにより得られた骨格データから、人間の歩行を認識する

ための新たな手法を提案した[13]。

このように、様々なセンサベースの評価が行われている。しかしそれらのセンサにはそれぞれ欠点が存在し、カメラの撮影やレコーダによる録音だとプライバシーの問題が生じることや、ウェアラブルセンサだと装着の手間がかかることが例に挙げられる。そこで、本研究では比較的プライバシーを侵害しにくく、利用者が装着する必要もない、床型デバイスによる重心・重量を用いる手法に着目した。

### 2.3 重心揺動を用いた解析

日常生活動作を取得するデバイスは、高齢者の自宅や老人ホームでの利用を想定しているため、安価かつ高精度なものが望ましい。実際、簡易的なデバイスを用いた、重心・重量の解析をする研究はいくつか存在する。

Handžićらは、Wiiバランスボードを利用したシステムで得られた圧力中心のデータ精度が、高精度のフォースプレートのデータに匹敵する良質なものであることを示した[14]。Ikedaらは、4つの圧力センサを椅子の内部に組み込んだSenseChairを開発し、その4つのセンサから重心・重量を算出し、個人識別や姿勢識別を行った[15][16]。Miyazakiらは、SenseChairを使用して、取得したデータから眠気の検出を行った[17]。

このように、重心・重量の変化を用いて様々な評価がなされている。本研究では、これらの評価手法を参考にし、高齢者の利用者にとって負担とならないフレイルの診断システムの実現を目指す。そこで本稿では、その足掛かりにするため、重心・重量を取得可能な床型デバイスを作成し、測定結果から脚力の評価に有用な特徴量を検討する。

## 3. 提案手法

### 3.1 システムの概要

フレイルの診断は、医療機関などの専門機関で行うことが多く、高齢者にとって負担がかかる。そのため将来的に、自宅や老人ホームでの日常生活動作を無意識的に長期にわたってセンシングし、取得したデータからフレイルを診断するシステムの実現を目標としている。本稿ではその前段階として、床型のデバイスを用いて、その上にいるユーザの重心・重量変化を取得するシステムを開発した。このシステムによりデータを取得し、複数の特徴量を算出して、脚力変化を捉えるために、どのような特徴量に着目すべきか、またどの程度の精度になるのかを検討する。

### 3.2 床型デバイス

実験用のデバイスとして、図1に示す縦横の長さが90cmのものを用いた。このデバイスはアルミフレームに4つのストレインゲージ式重量センサとアルミ製の天板を取り付けたものとなっている。4つのセンサは、正方形のデバイスの角にそれぞれ取り付けられており、デバ

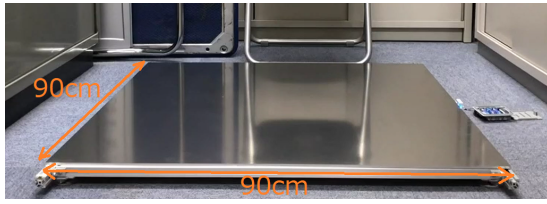


図1 実験用のデバイス  
Fig.1 Experimental Devices.

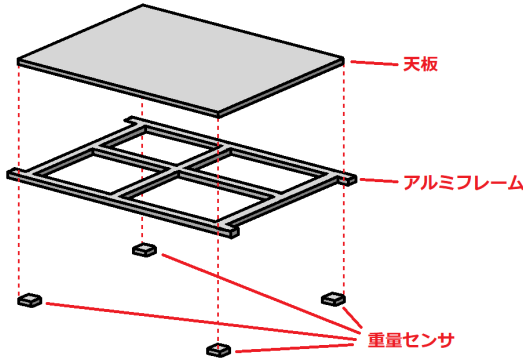


図2 実験用のデバイスの構造  
Fig.2 Structure of the device for experiments.

イスに人間が乗った際にそれらの測定値から重心・重量を算出できる仕組みとなっている。重量センサは、Wii バランスボードで使用されているものを利用し、約 100Hz でデータを取得し、Bluetooth で送信する。送信されたデータは PC で記録され、解析に用いられる。

### 3.3 測定記録アプリケーション

測定・記録用のアプリケーションでは、デバイスから受信した 4 つの重量センサの測定値を用いて、重心・重量を算出する。

4 つのセンサは図 2 のように配置されている。デバイスの左上のセンサの測定値を  $TL[kg]$ 、右上のセンサの測定値を  $TR[kg]$ 、左下のセンサの測定値を  $BL[kg]$ 、右下のセンサの測定値を  $BR[kg]$ 、 $X$  軸方向のセンサの間隔を  $Width[cm]$ 、 $Y$  軸方向のセンサの間隔を  $Height[cm]$  とする。重心の  $X$  座標を  $X_g[cm]$ 、重心の  $Y$  座標を  $Y_g[cm]$  としたとき、それらは次の式 1 及び式 2 で導出できる。

$$X_g = \frac{(TR + BR) - (TL + BL)}{TL + TR + BL + BR} \times \frac{Width}{2} \quad (1)$$

$$Y_g = \frac{(BL + BR) - (TL + TR)}{TL + TR + BL + BR} \times \frac{Height}{2} \quad (2)$$

また重量の算出について、デバイス上の物体の重量は 4 つのセンサに分散されるため、4 つのセンサによる測定値の合計から求めることができる。よって、重量値を  $W[kg]$  としたとき、次の式 3 で求めることができる。

$$W = TL + TR + BL + BR \quad (3)$$

アプリケーションでは、デバイスから平均約 10[ms] 間隔で測定値を受信し、これらの計算方法に基づき重心・重量を導出し、その値を csv ファイルに出力する。

## 4. 評価実験

### 4.1 実験概要

評価実験では、本システムを用いてデバイス上で日常生活動作を行った時の重心・重量変化を解析し、脚力に関係する特徴量の導出を目的とする。また、機械学習を用いて脚力変化を推定する手法を検討する。実験は大学生 3 名 (平均年齢 22 歳) で行い、デバイス上で容易に行える、椅子からの立ち上がり・椅子への着座・歩行の 3 種類の日常生活動作を記録した。立ち上がり・着座の動作は、椅子をデバイスの手前に設置して測定した。歩行の動作は、デバイス上で 2 歩分歩いたものを測定した。計測は、立ち上がり・着座を交互に 40 回ずつ行った後、右足及び左足から歩いた歩行動作を交互に 40 回ずつ行い、これを 1 セットとした。実験では、まず基準となる状態を 1 セット測定し、次に脚力を低下させるためにスクワットを 150 回実施し、最後に脚力が低下した状態として更に 1 セット測定した。測定後は、重心・重量変化と脚力の関係性を評価するために、重心・重量変化のデータを解析することで、いくつかの特徴量を算出した。そして、どのような特徴量にスクワットの前後で有意差があるのかを検討した。算出する特徴量は先行研究で挙げられていたものに加えて、先行研究で用いられていないが前後で差が生じると予想したものも採用した。最後に、特徴量の中から学習に適切なものを選択し、ランダムフォレスト・線形 SVM・K 近傍法による機械学習による正解率を評価した。

### 4.2 算出した特徴量

算出する特徴量は関連研究 [18] [19] [20] を参考にして表 1 の 21 個に決定した。また、ある日常生活動作を行ったとき、その一連の動作を最初・途中・最後の区間と細分化した場合、それぞれの区間で特徴量の変化が異なる可能性がある。そこで、椅子からの立ち上がり・着座は重量変化を基準とし、図 3 のように分割した。また、歩行は重量変化及び重心の  $Y$  座標変化を基準とし、図 4 のように分割した。

立ち上がり動作における重量は、図 3 のグラフから、まず極小値を経て、次に極大値を経て、そして再度極小値を経て、最後に一定重量値に落ち着くという変化が見られる。そこで立ち上がり動作では、これらの極点を区切りとして、立ち上がり開始から 1 つ目の極までを”区間 A”、1 つ目の極から 2 つ目の極までを”区間 B”、2 つ目の極から 3 つ目の極までを”区間 C”、3 つ目の極

表 1 算出する 21 個の特徴量  
Table 1 21 Features to be calculated.

特徴量	簡単な説明
区間幅	区間の開始から終了までの時間
X 軸方向軌跡長	X 軸方向の重心の総移動量
Y 軸方向軌跡長	Y 軸方向の重心の総移動量
総軌跡長	XY 平面上での重心の総移動量
X 軸方向分散	重心の X 軸方向の分散
Y 軸方向分散	重心の Y 軸方向の分散
X 軸方向変化幅	重心の X 方向の変化区間幅
Y 軸方向変化幅	重心の Y 方向の変化区間幅
外周面積	重心軌跡の外周郭をよって 囲まれる内側の面積
矩形面積	重心 X・Y 座標の最大・最小 値を端とした長方形の面積
実効値面積	重心の実効値が半径の円の面積
単位面積軌跡長	単位外周面積あたりの総軌跡長
重量最小値	重量の最小値
重量最大値	重量の最大値
重量変化幅	重量の最大値と最小値の差
単位時間 X 軸方向軌跡長	単位時間あたりの 重心の X 軸方向移動量
単位時間 Y 軸方向軌跡長	単位時間あたりの 重心の Y 軸方向移動量
単位時間軌跡長	単位時間あたりの総軌跡長
X 軸方向最大速度	重心の X 軸方向の最大速度
Y 軸方向最大速度	重心の Y 軸方向の最大速度
平面最大速度	XY 平面上での重心の最大速度

から立ち上がり終了までを”区間 D”と細分化した。着座動作における重量は、図 3 のグラフから、立ち上がり動作と同様に、まず極小値を経て、次に極大値を経て、そして再度極小値を経て、最後に一定重量値に落ち着くという変化が見られる。そこで着座動作でもこれらの極点を区切りとして、着座開始から 1 つ目の極までを”区間 A”、1 つ目の極から 2 つ目の極までを”区間 B”、2 つ目の極から 3 つ目の極までを”区間 C”、3 つ目の極から着座終了までを”区間 D”と細分化した。歩行動作における Y 座標変化は、図 4 のグラフから、まず傾きが緩やかになっていて、次に傾きが急になり、最後に再度緩やかな傾きに落ち着くという変化が見られる。そこで歩行動作では、それらの 3 つの部分それぞれ、”区間 A”、”区間 B”、”区間 C”と細分化した。これらの細分化した区間それぞれと全区間に対して 21 個の特徴量を算出した。

### 4.3 特徴量の絞り込み

本節では、前節で説明した特徴量を、スクワット前後及び被験者間で区別して、それぞれの日常生活動作の各区間及びその動作の全区間で算出した。被験者間で脚力の違いがあると考えられるため、各個人のスクワット前後の特徴量を比較し、これらに有意差があるかどうかをそれぞれ検討した。有意差の有無を調べる手法として、ウェルチの t 検定を用いた。それぞれの日常生活動作に対し、被験者 3 人に共通して有意差がありスクワット前後の差が特に大きかった特徴量を抜粋して示したものが図 5 である。この図ではスクワット前の分布を青色の箱

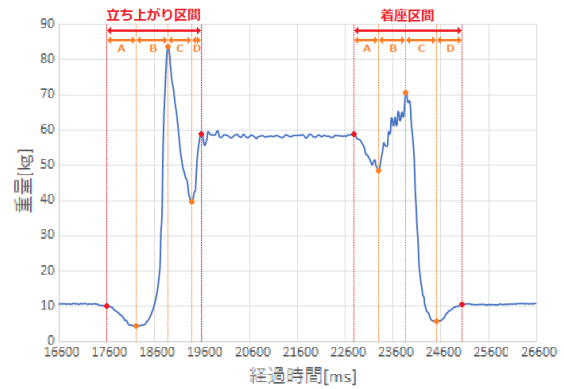


図 3 椅子からの立ち上がり・着座動作の区間抽出  
Fig. 3 Segmental extraction of standing and sitting movements.

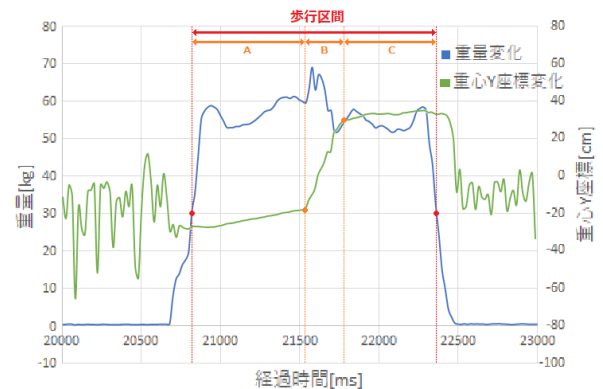


図 4 歩行動作の区間抽出  
Fig. 4 Segmental extraction of walking movements.

ひげ図、スクワット後の分布を橙色の箱ひげ図により、特徴量の分布を表している。このように各日常生活動作において大きく差がある特徴が存在することがグラフからも見て取れる。

また、機械学習を用いた分類タスクをする上で、分類精度に悪影響を及ぼさないために、特徴量を取捨選択する必要がある。そこで、立ち上がり・着座・歩行のデータから、分散分析 (ANOVA) により F 値を求め、その値を元に特徴量の重要度を順序付けた。また、いくつかの特徴量間で強い相関がある場合も、分類タスクを行うためにはその中の 1 つの特徴量だけで十分だと考えられる。そこで重要度の大きいものを優先して 10 個の特徴量を選択し、その選択した特徴量のどの組み合わせにおいても、相関係数の絶対値が 0.8 以下になるような選り方をとった。選択した特徴量を表 2 で示す。

### 4.4 機械学習を用いた分類精度

どの日常生活動作においても、スクワット前後の差が大きい特徴が存在するので、機械学習を用いた分類でも有意な結果が期待できる。そこで、ランダムフォレスト・線形 SVM・K 近傍法を用いた機械学習を行い、スクワッ

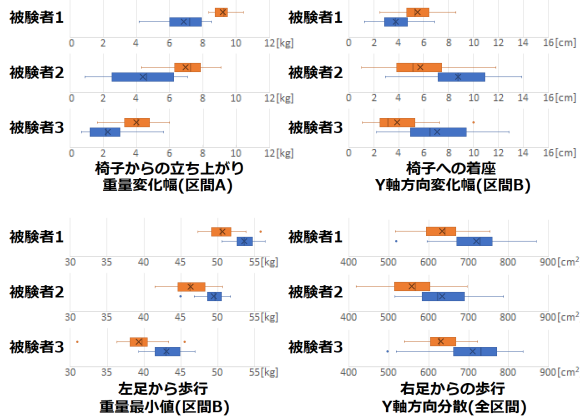


図5 スクワット前後の差が特に大きかった特徴量  
Fig. 5 Features with particularly significant differences.

トの前後どちらかに分類するタスクの精度を調べた。特徴量は前節で述べたように選出し、分類精度を検討するために、実験で取得した80回分のデータを、72個の学習に用いるデータと、8個の正解率の検証に用いるデータに分割した。この分割の組み合わせをランダムに1000回変化させて、その正解率を導出した。表3は動作・分類モデルに対する、分類タスクの平均正解率を表したものである。この表の結果から、評価する日常生活動作によって正解率が異なり、特に線形SVMにより、着座の動作は他の動作と比較して精度の良い分類が出来たといえる。

#### 4.5 考察

図5に示す椅子への着座動作では、区間BのY軸方向変化幅が、被験者1はスクワット後の方が大きくなっているのに対して、被験者2,3はスクワット後の方が小さくなっている。このことから、足が疲労したときの着座の仕方に個人差がある可能性が考えられる。本稿では3名の被験者による簡易的な実験のみ行ったが、先述の例から個人に影響を受けやすい評価実験であったため、3人に差が見られたからといって、新たな4人目に差が見られるとは強く言えない。よってより詳しく調査するためには多人数で実験を行い、どのような特徴で多くの人に差が表れるのかを調べる必要があると考えられる。

歩行について、図5に示すように、左右どちらから歩き始めたかによってスクワット前後の差が特に大きかった特徴量が異なっているのは、利き足の影響や実験条件の違いが関係している可能性がある。歩行実験では被験者にはY軸の負から正の方向にデバイス上を歩いてもらった。歩き終わった後はデバイスの外周を反時計回りに回り、再び歩行開始位置に戻っていた。よって歩き終わりには、左右どちらの足から歩き始めても左側に意識が向くことになり、その影響から歩き出す足の違いで差が生まれた可能性があると考えられる。

表2 機械学習に使用する特徴量

Table 2 Features used for machine learning.

動作	特徴量	F 値
立ち上がり	重量変化幅 (区間 A)	52.22
	重量最小値 (区間 A)	36.54
	X 軸方向変化幅 (区間 A)	32.39
	X 軸方向軌跡長 (全区間)	27.62
	Y 軸方向軌跡長 (区間 A)	21.78
	単位時間 Y 軸方向軌跡長 (全区間)	20.25
	単位時間 Y 軸方向軌跡長 (区間 D)	13.94
	外周面積 (区間 A)	13.86
	X 軸方向分散 (区間 B)	13.34
	X 軸方向最大速度 (区間 C)	12.65
着座	区間幅 (区間 B)	56.36
	重量変化幅 (区間 D)	37.91
	区間幅 (全区間)	32.55
	X 軸方向変化幅 (区間 A)	22.56
	X 軸方向最大速度 (区間 A)	21.20
	単位時間軌跡長 (区間 B)	19.26
	外周面積 (区間 A)	18.07
	区間幅 (区間 C)	17.37
	Y 軸方向変化幅 (区間 B)	17.34
	Y 軸方向分散 (全区間)	16.83
右足から歩行	Y 軸方向分散 (全区間)	70.56
	総軌跡長 (全区間)	37.05
	Y 軸方向分散 (区間 B)	23.65
	Y 軸方向軌跡長 (区間 B)	21.46
	重量変化幅 (区間 B)	16.98
	重量最小値 (区間 B)	15.42
	X 軸方向分散 (区間 C)	12.87
	外周面積 (全区間)	8.97
	単位時間 Y 軸方向軌跡長 (全区間)	7.03
	単位時間 Y 軸方向軌跡長 (区間 B)	6.78
左足から歩行	重量変化幅 (区間 B)	46.20
	重量最小値 (区間 B)	26.03
	総軌跡長 (区間 C)	21.51
	実効値面積 (区間 C)	20.79
	Y 軸方向分散 (全区間)	20.35
	最大速度 (区間 B)	15.66
	Y 軸方向分散 (区間 B)	10.79
	単位時間軌跡長 (区間 C)	10.01
	単位時間軌跡長 (区間 B)	8.82
	矩形面積 (区間 C)	6.26

表3 分類タスクの平均正解率

Table 3 Average percentage of correct answers for classification tasks.

動作	分類モデル	平均正解率
立ち上がり	ランダムフォレスト	0.746
	線形 SVM	0.759
	K 近傍法	0.645
着座	ランダムフォレスト	0.852
	線形 SVM	<b>0.901</b>
	K 近傍法	0.768
右足から歩行	ランダムフォレスト	0.704
	線形 SVM	0.664
	K 近傍法	0.699
左足から歩行	ランダムフォレスト	0.766
	線形 SVM	0.642
	K 近傍法	0.631

機械学習による分類精度の評価では、正解率が60%ほどのものから、90%を超えるものまで様々あった。この

ことからスクワット前後の判別がおおよそ可能であるので、疲れやそれに伴う筋力低下を今回用いた特徴量から推定できる可能性があると考えられる。しかし、この結果を高齢者の脚力推定にそのまま使用しても良いのかは検討の余地がある。また、疲労しているかどうかの2値だけでは、フレイルの評価に繋げるのは難しい。そこで今後は、スクワットの回数を徐々に増やして、運動量を段階的に変化させて評価したり、既に使用されているフレイル指標を教師データにして、高齢者の健常者とフレイル患者のデータを用いた評価をする必要がある。

また、本稿で機械学習を用いて算出したものは、1回分の日常生活動作をスクワット前後で分類したときの正解率である。しかし、将来的にフレイルの診断を行うシステムを実装する上で、1回だけの動作から判断する必要はなく、複数回の動作を用いた方が情報量が増え、正解率が上昇すると考えられる。そのため、今後は数回の動作や異なる日常生活動作を総合した分類手法、さらに長期間にわたる測定データを用いる手法を検討する必要がある。

## 5. おわりに

本研究では、高齢者の健康状態とフレイルが密接に関係していることから、高齢者のフレイル診断を在宅環境下で無意識的に行えるようなシステムの実現を目指す。そのために、本稿ではその第一歩として、床型デバイスから重心・重量を測定するシステムを開発した。評価実験では、脚力に差を持たせるためにスクワットを行い、その前後で椅子からの立ち上がり・椅子への着座・歩行の3種類の日常生活動作をデバイス上で行った。そして得られた重心・重量の変化から様々な特徴量を算出し、スクワット前後での有意差を調べた。その結果、どの動作・どの被験者でもいくつかの特徴量で有意差が見られ、機械学習による分類精度の評価では、着座動作を線形SVMにより、最大で平均90.1%で分類できた。今後の展望として、高齢者の実験データを用いた検討や、フレイルの診断基準を用いた回帰分析と、それをもとにフレイルを診断するシステム開発に取り組む予定である。

## 謝辞

本研究の一部は、文部科学省による Society 5.0 実現化研究拠点支援事業（グラント番号：JP-MXP0518071489）、JSPS 科研費 20H04228 の助成を受けた。

## 参考文献

- [1] 内閣府: 令和3年版高齢社会白書(全体版); [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), (参照 2021-10-24).
- [2] 厚生労働省: 平成28年版厚生労働白書; <https://www.mhlw.go.jp/wp/hakusyo/kousei/16/dl/1-02.pdf>, (参照 2021-10-24).
- [3] 内閣府: 令和3年版高齢社会白書(全体版); [https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2021/zenbun/pdf/1s2s\\_02.pdf](https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2021/zenbun/pdf/1s2s_02.pdf), pp.27-38 (参照 2021-10-24).
- [4] 日本老年医学会: フレイルに関する日本老年医学会からのステートメント; [https://jpn-geriat-soc.or.jp/info/topics/pdf/20140513\\_01\\_01.pdf](https://jpn-geriat-soc.or.jp/info/topics/pdf/20140513_01_01.pdf), (参照 2021-10-24).
- [5] 日本老年医学会: ロコモティブシンドロームにおけるサルコペニアの位置付け; [https://jpn-geriat-soc.or.jp/press\\_seminar/report/seminar\\_02\\_04.html](https://jpn-geriat-soc.or.jp/press_seminar/report/seminar_02_04.html), (参照 2022-1-24).
- [6] ヘルスプロモーション研究センター: フレイルとは: 概念や評価法について; [https://healthprom.jadecom.or.jp/wp-content/uploads/2018/04/cmmed3204\\_312-320.pdf](https://healthprom.jadecom.or.jp/wp-content/uploads/2018/04/cmmed3204_312-320.pdf), (参照 2022-1-24).
- [7] Swagata Das, et al.: Feature selection and validation of a machine learning-based lower limb risk assessment tool: a feasibility study; *Sensors*, Vol.21, No.19, 6459 (2021).
- [8] Minoru Yamada, et al.: The reliability and preliminary validity of game-based fall risk assessment in community-dwelling older adults; *Geriatric Nursing*, Vol.32, No.3, pp.188-194 (2011).
- [9] Shu Nishiguchi, et al.: A novel infrared laser device that measures multilateral parameters of stepping performance for assessment of all risk in elderly individuals; *Aging Clinical and Experimental Research*, Vol.25, No.3, pp.311-316 (2013).
- [10] Leonid Ivonin, et al.: Unconscious emotions: quantifying and logging something we are not aware of; *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol.17, No.4, pp.663-673 (2013).
- [11] Juan C. Quiroz, Min Hooi Yong, and Elena Geangu: Emotion-recognition using smart watch accelerometer data: preliminary findings; *Proc. of UbiComp 2017*, pp.805-812 (2017).
- [12] Robert J. Orr and Gregory D. Abowd: The smart floor: a mechanism for natural user identification and tracking; *Proc. of CHI EA 2000*, pp.275-276 (2000).
- [13] M. S. Naresh Kumar and R. Venkatesh Babu: Human gait recognition using depth camera: a covariance based approach; *Proc. of ICVGIP 2012*, No.20, pp.1-6 (2012).
- [14] Ismet Handžić and Kyle B. Reed: Analysis of human stepping dynamics using a wii balance board with a webcam: a comparison study; *Proc. of PETRA 2015*, No.52, pp.1-4 (2015).
- [15] 池田, 他: 着座時の座面重心と重量を用いた個人識別に関する検討; *電子情報通信学会技術研究報告*, vol.112, No.221, pp.11-16 (2012).
- [16] 池田, 他: 様々な椅子での重心・重量による姿勢識別率に関する検討; *ヒューマンインタフェース学会研究報告集*, vol.13, pp.33-38 (2011).
- [17] 宮崎, 他: SenseChairによる会話者間の同調傾向検出; *インタラクシオン 2014*, pp.143-150 (2014).
- [18] 今岡, 村瀬, 福原: 重心動揺検査における健常者データの集計; *Equilibrium research*, Vol.56, No.12, pp.1-84 (1997).
- [19] 好川: 重心動揺計を用いた静的動的立位バランスの変化: *バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌*; Vol.6, No.1, pp.85-89 (2004).
- [20] 初鹿: 重心動揺計による身体動揺に関する研究; *日本耳鼻咽喉科学会会報*, Vol.90, No.4, pp.598-612 (1987).