

# 修士論文

## IMU センサを用いた棒体操支援システムの実現

大井 一輝

奈良先端科学技術大学院大学

先端科学技術研究科

情報理工学プログラム

主指導教員: 安本 慶一

ユビキタスコンピューティングシステム 研究室 (情報科学領域)

令和4年3月17日提出

本論文は奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科に  
修士(工学)授与の要件として提出した修士論文である。

大井 一輝

審査委員：

|    |        |              |
|----|--------|--------------|
| 主査 | 安本 慶一  | (情報科学領域 教授)  |
|    | 清川 清   | (情報科学領域 教授)  |
|    | 藤本 まなど | (大阪市立大学 准教授) |
|    | 松田 裕貴  | (情報科学領域 助教)  |
|    | 中村 優吾  | (九州大学 助教)    |

# IMU センサを用いた棒体操支援システムの実現\*

大井 一輝

## 内容梗概

高齢者の転倒予防や健康増進の観点から注目を集めている棒体操は、介護施設等でインストラクターや介護職員の指導のもと実施することが一般的である。しかし、不要不急の外出を控えることが推奨されている現在のコロナ禍のような状況においては、各個人が一人で棒体操を実施できることが望ましい。本研究では、高齢者がどの種類の棒体操を、どれくらい実施したのかを自動で記録し、種目毎に正しい動きへ改善するため、リアルタイムでフィードバックを提供できる棒体操支援システムの実現を目指している。これまで自重トレーニングなどの動作認識手法は提案されているが棒体操の動作認識手法は存在しない。そこで、本研究では、棒体操支援システムの実現に向けた第一段階として、IMU センサを用いた棒体操の動作認識手法を提案する。提案手法では、IMU から得られる線形加速度とクォータニオンのデータに対して時間領域および周波数領域の特徴量を抽出するとともに、機械学習モデルを構築し、体操動作の分類を行う。評価実験として、若年者（20 歳代）21 人と高齢者（79 歳～95 歳）14 人の被験者に基本的な 8 種類の棒体操（高齢者は 5 種類）を 3 セット（1 セット 10 回）行ってもらい、IMU から得られる線形加速度とクォータニオンのデータを基に機械学習モデルを構築し、体操動作の分類を行なった。その結果、学習アルゴリズムとして LightGBM を用いたとき、若年者のセンサデータを使ったときは F 値 90.0% の精度、高齢者のセンサデータのみを使った時は F 値 86.6% の精度を達成することを確認した。

## キーワード

棒体操, 機械学習, IMU センサ

---

\*奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 修士論文, 令和 4 年 3 月 17 日.

# **Implementation of a Stick Exercise Support System Using IMU Sensors\***

Kazuki Oi

## **Abstract**

Stick exercises have been attracting attention from the viewpoint of preventing falls and improving the health of the elderly, and are generally performed under the guidance of instructors and nursing staff at nursing homes. However, it is desirable for individuals to be able to perform stick exercises by themselves in situations such as the current Corona disaster, where it is recommended to refrain from going out unnecessarily. In this study, we aim to develop a stick exercise support system that can automatically record which type of stick exercise the elderly person performed and for how long, and provide real-time feedback to improve the correct movement for each type of stick exercise. Although motion recognition methods have been proposed for body weight training, there is no method for stick exercise. In this study, we propose a stick exercise support system that can automatically record the amount of stick exercise performed and provide real-time feedback to improve the correctness of stick exercise. In this study, as a first step toward the realization of a stick exercise support system, we propose a motion recognition method for stick exercise using IMU sensors. In the proposed method, we extract time-domain and frequency-domain features from the linear acceleration and quaternion data obtained from the IMU, and construct a machine learning model to classify the exercise movements. As an evaluation experiment, we asked 21 young subjects (in their 20s) and 14 elderly subjects (79-95 years

---

\*Master's Thesis, Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology, March 17, 2022.

old) to perform 3 sets (10 times per set) of 8 basic types of stick exercises (5 types for the elderly). As a result, we developed a machine learning model based on the linear acceleration and quaternion data obtained from the IMU, and classified the exercise movements. As a result, we confirmed that when LightGBM was used as the learning algorithm, it achieved an accuracy of 90.0% F-value when using the sensor data of young people, and 86.6% F-value when using only the sensor data of elderly people.

**Keywords:**

Stick Exercise, Machine Learning, IMU センサ

# 目次

|                               |           |
|-------------------------------|-----------|
| <b>1. 序論</b>                  | <b>1</b>  |
| <b>2. 関連研究</b>                | <b>3</b>  |
| 2.1 高齢者の健康支援に関する研究 . . . . .  | 3         |
| 2.2 運動支援に関する研究 . . . . .      | 3         |
| <b>3. 棒体操トラッキングシステム</b>       | <b>7</b>  |
| 3.1 システム概要 . . . . .          | 7         |
| 3.2 認識対象とする体操種目 . . . . .     | 9         |
| 3.3 使用センサデバイスと装着位置 . . . . .  | 11        |
| 3.4 特徴量抽出 . . . . .           | 13        |
| 3.5 モデル構築と評価方法 . . . . .      | 14        |
| <b>4. 評価実験</b>                | <b>15</b> |
| 4.1 センサ波形 . . . . .           | 17        |
| 4.2 若者と高齢者のセンサ波形の比較 . . . . . | 19        |
| 4.3 性能評価 . . . . .            | 22        |
| 4.4 有意検定 . . . . .            | 27        |
| <b>5. 棒体操支援システムのプロトタイプ</b>    | <b>29</b> |
| 5.1 システム概要 . . . . .          | 29        |
| 5.2 アンケート結果 . . . . .         | 31        |
| <b>6. 結論</b>                  | <b>32</b> |
| 謝辞                            | 33        |
| 参考文献                          | 34        |
| 研究業績                          | 37        |

## 目次

|    |                                   |    |
|----|-----------------------------------|----|
| 1  | システムの概要                           | 8  |
| 2  | 8種類の棒体操                           | 8  |
| 3  | 実験で使ったIMUセンサ                      | 12 |
| 4  | 実験で使ったスマート棒                       | 12 |
| 5  | 高齢者実験の様子                          | 15 |
| 6  | 各体操のセンサ波形                         | 16 |
| 7  | ばんざい体操での波形比較                      | 20 |
| 8  | 体を捻る体操での波形比較                      | 20 |
| 9  | 体を横に倒す体操での波形比較                    | 21 |
| 10 | 前屈みになる体操での波形比較                    | 21 |
| 11 | 肩を捻る体操での波形比較                      | 22 |
| 12 | 若者データを用いた場合の各機械学習アルゴリズムにおけるF値の結果  | 24 |
| 13 | 高齢者データを用いた場合の各機械学習アルゴリズムにおけるF値の結果 | 24 |
| 14 | 若者データからLightGBMを用いた性能評価           | 25 |
| 15 | 高齢者データからLightGBMを用いた性能評価          | 26 |
| 16 | 高齢者データと若者データの時間ドメインの合成加速度平均の比較    | 28 |
| 17 | 棒体操の選択画面                          | 30 |
| 18 | 適切な速度で体操したときのシステム画面               | 30 |
| 19 | 少し速い速度で体操したときのシステム画面              | 30 |
| 20 | 過度な速度で体操したときのシステム画面               | 30 |

## 表目次

|   |         |    |
|---|---------|----|
| 1 | 特徴量リスト  | 13 |
| 2 | アンケート結果 | 31 |

# 1. 序論

高齢者の転倒は、骨折など入院加療を要する重要な外傷を招くことが多く、それを契機に寝たきり状態に至るケースもまれではない。そのため、日頃から適度な運動を行い転倒予防に努めることが重要である。近年、高齢者の転倒予防や健康増進を目的として、手軽に取り組みやすい運動である棒体操が注目を集めている [1]。

棒体操とは、高齢者の転倒予防や健康増進を目的として考案された運動のことで棒を用いた動作を繰り返すことによって運動機能の向上を図ることができる。また、棒体操は、一般的には介護施設等で、高齢者がインストラクターや介護職員の指導を直接受けながら実施される。しかし、現在のような不要不急の外出を控えることが推奨されているコロナ禍の環境下においては、各個人が一人で棒体操を正しく実施することが望ましい。また、棒体操を高齢者が一人で正しく実施することは難しく一人での運動は楽しくないことが考えられるためモチベーションの低下にも繋がるのではないかと考えた。そのため、自宅でも一人でどの種類の棒体操をどれくらいの回数実施したのかを自動で記録でき、飽きずに棒体操を続けられるシステムが必要になると考えた。

運動支援に関する研究として、Shen ら [2] は、スマートウォッチを用いて、有酸素運動やウェイトリフティングなどのワークアウトを高精度にトラッキング可能な MiLift を開発している。高田ら [3] は、器具を使用しない自重トレーニングに着目し、ウェアラブルセンサ位置ごとに 10 種類の運動の認識精度を調査した。その結果、センサを手首と腰の両方に配置した場合において、93.5%の認識精度を達成した。これらの研究では、身体に装着された IMU センサによって、高精度な運動の認識を実現しているものの、我々が着目する棒体操を対象とした手法は検討されていない。本研究では、棒体操を実施する際に使用する棒に IMU センサを装着し、一つのセンサのみを使用して、ユーザが実施した棒体操種目を識別するアプローチを検討する。本研究の最終目的は、高齢者がどの種類の棒体操をどれくらい実施したのかを自動で記録し、種目毎に正しい動きへ改善するためのフィードバックを提供できる棒体操支援システムを実現することである。本修士論文では、棒体操上達支援システムの実現に向けた第一段階として、IMU セン



サを用いた棒体操の動作認識手法を提案する。提案手法としては、IMU から得られる線形加速度とクォータニオンのデータに対して時間領域および周波数領域の特徴量を抽出するとともに、機械学習モデルを構築し、体操動作の分類を行うことである。今回は、体操棒に装着した IMU センサから生成される時系列データから、ユーザが実行した棒体操種目を自動でトラッキングできることを目指し、21 人の若者（20 歳代）と 14 人の高齢者（79 歳～95 歳）の実験協力者を対象として、基本的な 8 種類（高齢者は 5 種類）の棒体操（図 2）を 3 セット（1 セット 10 回）実施した際のセンサデータで構成されるデータセットを構築した。評価実験では、上記のデータセットを用いて、提案手法の性能を評価し、Leave One Person Out のシナリオにおいて、若者のみのデータでは 90.0% 程度の精度、高齢者のみのデータでは 86.6% での精度で棒体操の種目を識別できることを確認した。従って、どちらのデータを使った場合でも高い精度で被験者が実施する棒体操の種目を認識できることが分かった。

本論文の構成は以下の通りである。2 章では、提案したシステムに関連する既存の研究について述べる。3 章では、提案する IMU センサを用いた棒体操トラッキング手法について述べる。4 章で、評価実験とその結果および考察について述べる。5 章では棒体操支援システムの試作品について述べる。最後に、6 章で本論文の結論及び今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

本章では、関連研究として高齢者の健康支援に関する研究と、運動支援に関する研究について述べる。

### 2.1 高齢者の健康支援に関する研究

Dobre らは、高齢者が非侵入型のモニタリングとサポートを提供して、専門的なヘルスケアの提供を強化できるようにしたシステムを開発した [4]。Richard らは、温度と心拍数のデータを LCD に表示し、介護者や医師に自動通知を送信する健康管理システムを提案した [5]。このシステムは、体温と心拍測定を備えた健康監視システムで構成されており、高齢者に体の異常があるとすぐに検知し、迅速な対応が可能になる。Susnea らによって一人暮らしの高齢者の行動を監視し、過去の行動パターンからの逸脱を検出する手法も提案されている [6]。しかし、これらの研究は高齢者のための運動を促すシステムの提案はされていない。

### 2.2 運動支援に関する研究

Voicu らはスマートフォンのセンサから収集したデータに基づく人の身体活動認識システムを提案している [7]。これは、歩く・走る・座る・立つ・登る・下るの6つから関連する特徴を抽出している。集めたデータを評価するとほとんどの活動が正しく認識可能で、そのうち4つの活動は、平均 93 %の精度を達成している。自転車に乗るなどの活動を追加することで、活動認識の対象を拡大することが課題点である。また、Kurban らによって様々な体位で使用可能な3軸加速度センサによる日常動作認識システムが提案されている [8]。この研究は、被験者から、歩く、座っている、立ち上がる、ジャンプする、落下する動作を収集している。特徴分析法として主成分分析法を使用して、分類しており、提案された手法は、最大 100 %、平均 96.54 %の精度を達成している。

Shen らは、スマートウォッチを用いて、有酸素運動やウェイトリフティングなどのワークアウトを高精度にトラッキングすることが可能な MiLift を開発してい

る [2]. このシステムは、有酸素運動とウェイトリフティング運動の両方を追跡することで、90%以上の精度と再現率を達成した。また、高田らは、器具を使用しない自重トレーニングに着目し、ウェアラブルセンサ位置ごとに10種類の運動の認識精度を調査した [3]. 結果、センサを1つ使った場合は腰が最適位置、センサを2つ使った場合は手首と腰の両方に配置した場合、自重トレーニングを93.5%の高精度で認識できることを報告している。

Turmoらは、幅広い被験者とエクササイズに対応し、多様な運動の理解、実行、修正をサポートするシステムを開発している [9]. このシステムは、3Dプリントされたウェアラブル光機械装置で身体の重要な部分や機器の中に配置し、装着者の動きによってレーザークロスを投影することが可能である BodyLights を用いて、対象とする18種類の筋力トレーニングのフィードバックを受けることが可能である。BodyLightsが照らす光の様子によって正しい動作か分かる。

鳥越らは、日本の代表的な武道の一つである剣道に着目し、剣道技術向上支援システムの実現に向けて、IMUを搭載した SenStick を用いて剣道の5種類の打突動作検出・認識手法を提案した。提案手法の有効性を確認するため、右手首、腰、竹刀鐔、竹刀先革に装着した4つの SenStick を用いて、剣道経験者と未経験者を含む被験者の打突動作の慣性センサデータを収集し、加速度時系列データから DTW 距離に基づいて5つの打突動作を検出した。その結果、F値:89.9%の精度で打撃動作を検出できることを報告している [10].

Blankらは卓球ラケットに慣性センサを取り付け、アマチュアとプロの10人のプレーヤーから8種類の基本ストロークタイプのデータを収集した。最初に、単一のストロークがイベント検出アルゴリズムによって検出された。次に、特徴が計算され、ストロークタイプ分類の入力として使用された。その結果96.7%の高精度で認識できることを報告した [11]. したがって、センサデータから卓球のストロークを検出し、各ストロークを正しいストロークタイプのカテゴリに分類することができる。このシステムを応用できれば卓球のどの種類のストロークをどの程度練習したのか確認しながら練習することができ、卓球の上達支援システムが作製できることが考えられる。

Jensenらはセンサを取り外しできる既製品の部品を用いてゴルフクラブのヘン

ドに取り付けられた慣性センサのデータを使用したゴルフパット解析システムを開発した [12]. 主な機能として、機械学習による自動パット検出とクラブ座標系でのリアルタイムパラメータ計算がある。また著者は、実験を行い、11名の被験者のうち8名のパットを83%以上検出し、誤検出率は2.4%に維持されたことを報告している。

Sundholm らは運動用マットに圧力布センサを組み込んだ Smart-Mat を用いて、10種類の標準的な運動を認識し、そのレップ数もカウント認識した [13]. Sundholm らが行った7人の被験者が各運動を20回ずつ繰り返す実験では、ユーザーに依存しない認識率が82.5%、カウント精度は89.9%を達成することができたと報告している。

Lai らはスケーリングとシャフリングの技術を用いて、トレーニング量とトレーニング目標を維持しながら筋力トレーニングにテンポのバリエーションを与えることができるゲームを開発した [14]. このゲームは FlappyBird にヒントを得ており、ウェアラブルなセンサを使って反復テンポを追跡し、空飛ぶキャラクターを操作するといった内容のゲームである。また Lai らは、24人を対象としたユーザー調査を行った結果、このゲームはエンターテインメント性が高く、参加者に好まれることが分かったと報告している。

Michael らはアスリートでない人でもレースを楽しめるサイクリング VR ゲームを開発した [15]. アスリート以外の人にとっては、競技への参加は怖いものであり、内発的なモチベーションに悪影響を及ぼすことが多いことが挙げられる。しかしこのゲームを行うプレイヤーは、システムが記録した過去の自身のゲームプレイセッションと将来のパフォーマンスの予測を表したゴーストアバターの群衆とレースをすることができる。著者らは、フィットネスゲームでゴーストと競わせることで効果やモチベーションが上がる可能性を示唆しており、レースのたびに新たなライバルが登場するためプレイヤーは、常に新鮮でエキサイティングな体験ができる。

畠山らは軟式テニスにおいて主要な技術であるフォアハンド・ストロークを取り上げて動作分析を試みた [16]. 上級者のフォームを解析することによって、フォアハンド・ストロークの特性を捕らえることができたと報告している。

これらの研究によって提案されたシステムや分析では，人間の活動や運動動作を認識できるが，高齢者の棒体操を評価し，フィードバックを行うことで高齢者の棒体操をより正しい動作へ改善するシステムはまだ開発されていない．そこで棒体操上達支援システムの実現を目指すことにした．

### 3. 棒体操トラッキングシステム

本章では、本研究の最終目的である棒体操支援システムの概要と今回認識対象とした体操種目、使用したセンサデバイスと装着位置について述べる。

#### 3.1 システム概要

本研究の最終目的は、高齢者がどの種類の棒体操をどれくらい実施したのかを自動で記録し、種目毎に正しい動きへ改善するためのフィードバックを提供できる棒体操支援システムを実現することである。今回考案した体操システムでは、例えば1日に多く行った体操とあまり行ってない体操を作らず高齢者には出来る体操を均等に行ってもらふ必要があると考え、そのためには、まず体操の種類を認識する必要があると考えた。図1にシステムの概要を示す。始めに、棒にIMUセンサを装着し体操動作を検出する。次に、センサデータ（線形加速度とクォータニオン）から体操の種類を自動で分類する。最後に、体操動作を評価し、適切なフィードバックを与える。

今回は音楽を用いてフィードバックをあたえるシステムの試作品を考案した。具体的には体の負担が少ない適切なスピードで棒体操をすれば適度なテンポで音楽が流れ、速いスピードで棒体操をすれば速いテンポで音楽を流しちょうどいい速度で棒体操をするように促すといったものである。

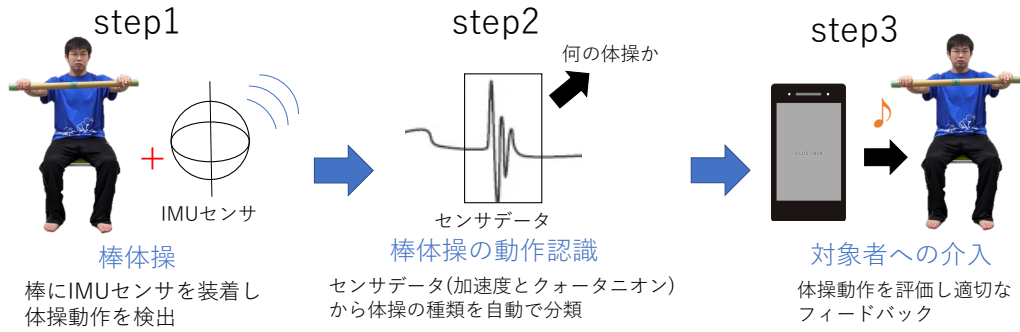


図1 システムの概要

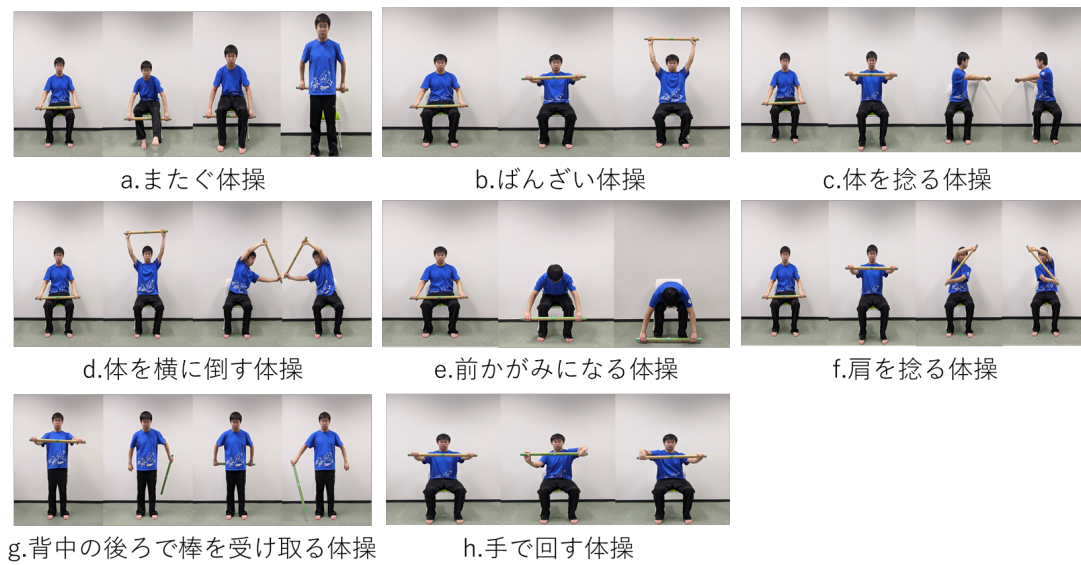


図2 8種類の棒体操

## 3.2 認識対象とする体操種目

本研究では、文献 [1] で紹介されている棒体操の中から、基本的な棒体操である 8 種類の体操種目を認識対象とする。図 2 に各体操の様子を示す。

### [体操 a] またぐ体操

両手で棒を持ち、棒を曲げないようにまたぐ。次に、おしりを椅子から浮かせて棒を腰の後ろまで上げる。最後に、逆の順序で元の位置に戻る体操である。この体操は股関節、膝関節、足関節の動きを最大限使わなければならないため足の柔軟性を高め、可動域を維持できる効果がある。

### [体操 b] ばんざい体操

両手で棒を持ち、背筋を伸ばしてばんざいをする。息を吸いながら行うとより肩が高く上がる。また、この体操を行うことで背中が伸び、側方への転倒予防につながる効果がある。

### [体操 c] 体を捻る体操

両手で棒を持った状態で背中を伸ばし、左右に体を回旋する。体を回旋することで脊柱と胸郭の可動性を引き出すことができる効果がある。また、体の回旋は、バランスを崩した時に、立ち直るために必要な要素である。

### [体操 d] 体を横に倒す体操

両手で棒を持った状態で背中を伸ばし、体を左右に側屈する。この体操を行うことで、胸郭の柔軟性を高めることができる。

### [体操 e] 前かがみになる体操

両手で棒を持ち、体を前傾させて、棒を床につける。この体操をすることで足底に体重負荷ができ、立ち上がりに必要な前傾姿勢を経験できる効果がある。

### [体操 f] 肩を捻る体操

両手で棒を持って、体の前で棒を回すようにして肩を捻る。肩に捻りを加えることで肩の可動性を高めることができる。また無理に捻ると肩関節を痛める可能性があるため痛みのない範囲でこの体操を行うことが大切である。



**[体操 g] 背中の後ろで受け取る体操**

棒を背中の後ろを通して反対の手で受け取る。目で確認できない場所で棒を操作することで、身体の運動イメージと肩の可動性を高めることができる効果がある。

**[体操 h] 手で回す体操**

両手で棒を持ち、手首を交互上下に動かして、手の中で棒を回転させる。手首の骨折は、高齢者の3大骨折の1つであり、この体操を行うことで、手首の可動性を高め、柔軟性を確保できる効果がある。

### 3.3 使用センサデバイスと装着位置

本研究では，IMU センサとして MetaMotionR<sup>1</sup> を体操動作を分類するためのセンサデバイスとして使用する．図 3 に本研究において使用する IMU センサを示す．この IMU センサは，線形加速度とクォータニオンが測定でき，最大 100Hz で記録できる．また，無線によってデータ（線形加速度データとクォータニオンデータ）を収集することもできる．センサの装着位置としては，図 4 のように棒の中心に穴を空け，その穴にセンサを埋め込んでいる．体操実施者は，棒の両端を持って体操を実行する．また棒の持ち方や角度は被験者全てが同じになるよう調整する．

---

<sup>1</sup><https://mbientlab.com/metamotionr/>

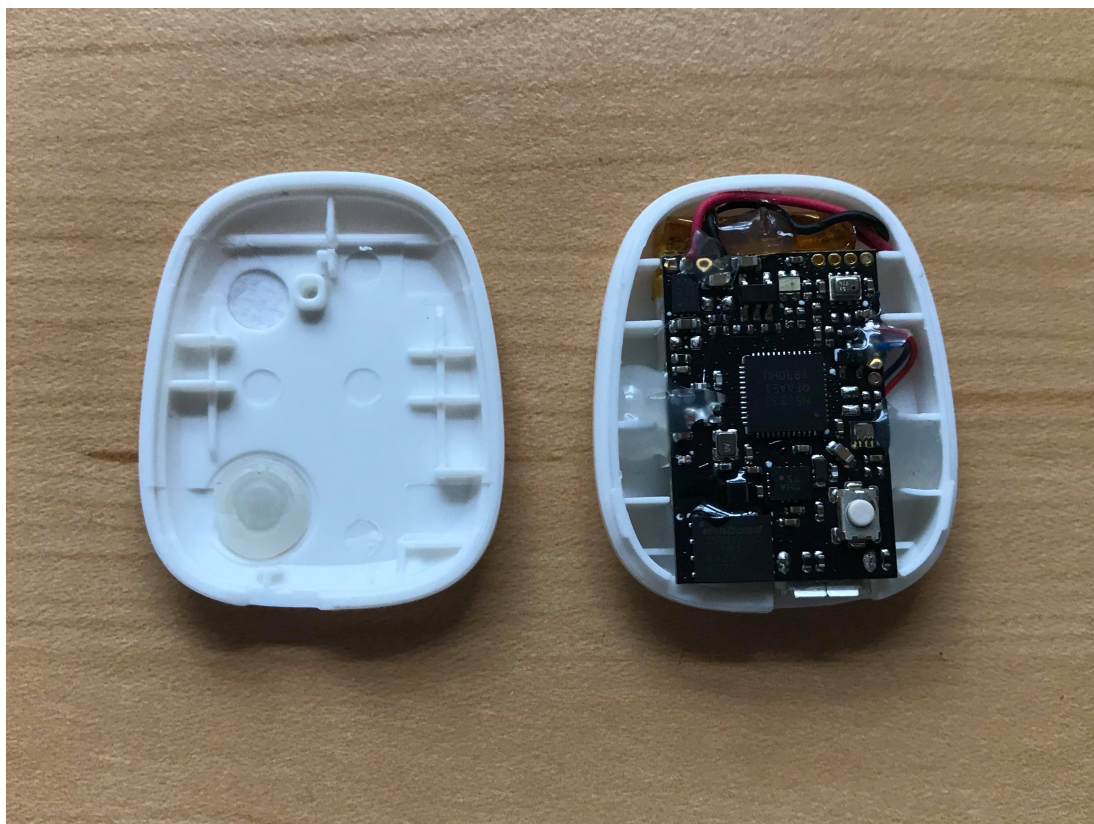


図 3 実験で使した IMU センサ



図 4 実験で使したスマート棒

表 1 特徴量リスト

| Function             | Description                                | Formulation  | Type |
|----------------------|--|--|------|
| mean (s)             | Arithmetic mean                            | $\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i$                     | T, F |
| std (s)              | Standard deviation                         | $\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})^2}$ | T, F |
| mad (s)              | Median absolute deviation                  | $median_i( s_i - median_j(s_j) )$                            | T, F |
| max (s)              | Largest values in array                    | $max_i(s_i)$   | T, F |
| min (s)              | Smallest value in array                    | $min_i(s_i)$   | T, F |
| energy (s)           | Average sum of the square                  | $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^2$                             | T, F |
| entropy (s)          | Signal Entropy                             | $\sum_{i=1}^N (c_i \log(c_i)), c_i = s_i / \sum_{j=1}^N s_j$ | T, F |
| iqr (s)              | Interquartile range                        | $Q3(s) - Q1(s)$  | T, F |
| autorregresion (s)   | 4th order Burg Autoregression coefficients | $a = arburg(s, 4), a \in R^4$                                | T    |
| range (s)            | Range of smallest value and Largest value  | $max_i(s_i) - min_i(s_i)$                                    | T    |
| rms (s)              | Root square means                          | $\sqrt{\frac{1}{N} (s_1^2 + s_2^2 + \dots + s_N^2)}$         | T    |
| skewness (s)         | Frequency signal Skewness                  | $E[(\frac{s-\bar{s}}{\sigma})^3]$                            | F    |
| kurtosis (s)         | Frequency signal Kurtosis                  | $E[(s-\bar{s})^4] / E[(s-\bar{s})^2]^2$                      | F    |
| maxFreqInd (s)       | Largest frequency component                | $argmax_i(s_i)$  | F    |
| meanFreq (s)         | Frequency signal weighted average          | $\sum_{i=1}^N (is_i) / \sum_{j=1}^N s_j$                     | F    |
| energyBand (s, a, b) | Spectral energy of a frequency band [a, b] | $\frac{1}{a-b+1} \sum_{i=a}^b s_i^2$                         | F    |
| psd (s)              | Power spectral density                     | $\frac{1}{Freq} \sum_{i=1}^N s_i^2$                          | F    |

N : signal vector length, Q : Quartile, T : Time domain features, F : Frequency domain features.

### 3.4 特徴量抽出

本研究で対象とした8種類の棒体操種目を認識するためIMUセンサから100Hzのサンプリングレートでそれぞれ取得された線形加速度(x成分, y成分, z成分, 合成値)とクォータニオン(w成分, x成分, y成分, z成分, 合成値)を1.56秒のタイムウィンドウから特徴量を計算した。計算した特徴量のリストを表1に示す。今回は平均値, 標準偏差, 中央絶対偏差, 最大値, 最小値, 二乗平均和, エントロピー, 四分位範囲, 4次のBurgAutoregressionの係数, 最小値と最大値の範囲, 二乗平均平方根, 周波数信号の歪度, 周波数信号の尖度, 最大周波数成分, 周波数信号の加重平均, 周波数帯域のスペクトルエネルギー, パワースペクトル密度の17種類の特徴量(合計225個の特徴量)を抽出する。

これらの特徴量を選択する理由は、主に慣性データを用いたコンテキスト推定に関する先行研究から有効性が示されているためである [10, 17].

### 3.5 モデル構築と評価方法

行動認識に使用する機械学習モデルには代表的な 9 種類の機械学習アルゴリズム (Support Vector Machine (SVM), Artificial Neural Network (ANN), Random Forest (RF), Decision Tree (DT), LightGBM, Logistic Regression (LR), K-Nearest Neighbor (KNN), Naive Bayes (NB), Extra-Trees (ET)) を使用し、モデル評価は Leave One Person Out 交差検証により行う。

## 4. 評価実験

3章で述べた棒体操支援システムの実現に向けて、提案手法の有効性を検証するため、20歳代の若者21人と高齢者（年齢は79歳～95歳で全員介護が必要）14人を集めてデータ収集実験を行った。高齢者を対象とした実験では、図5のように著者が高齢者の目の前で棒体操をし、高齢者の被験者にはその真似をしてもらうといった形で実験を行った。

被験者は図4に示したスマート棒を持ち、対象とする8種類（高齢者は身体的な問題で介護士の方と相談した結果ばんざい体操、体を捻る体操、体を横に倒す体操、前屈みになる体操、肩を捻る体操の5種類とした）の各体操を3セット（1セット10回）ずつ行い、測定データを収集した。得られたデータには、IMUセンサーから得られる線形加速度、クォータニオンデータが含まれる。



図5 高齢者実験の様子

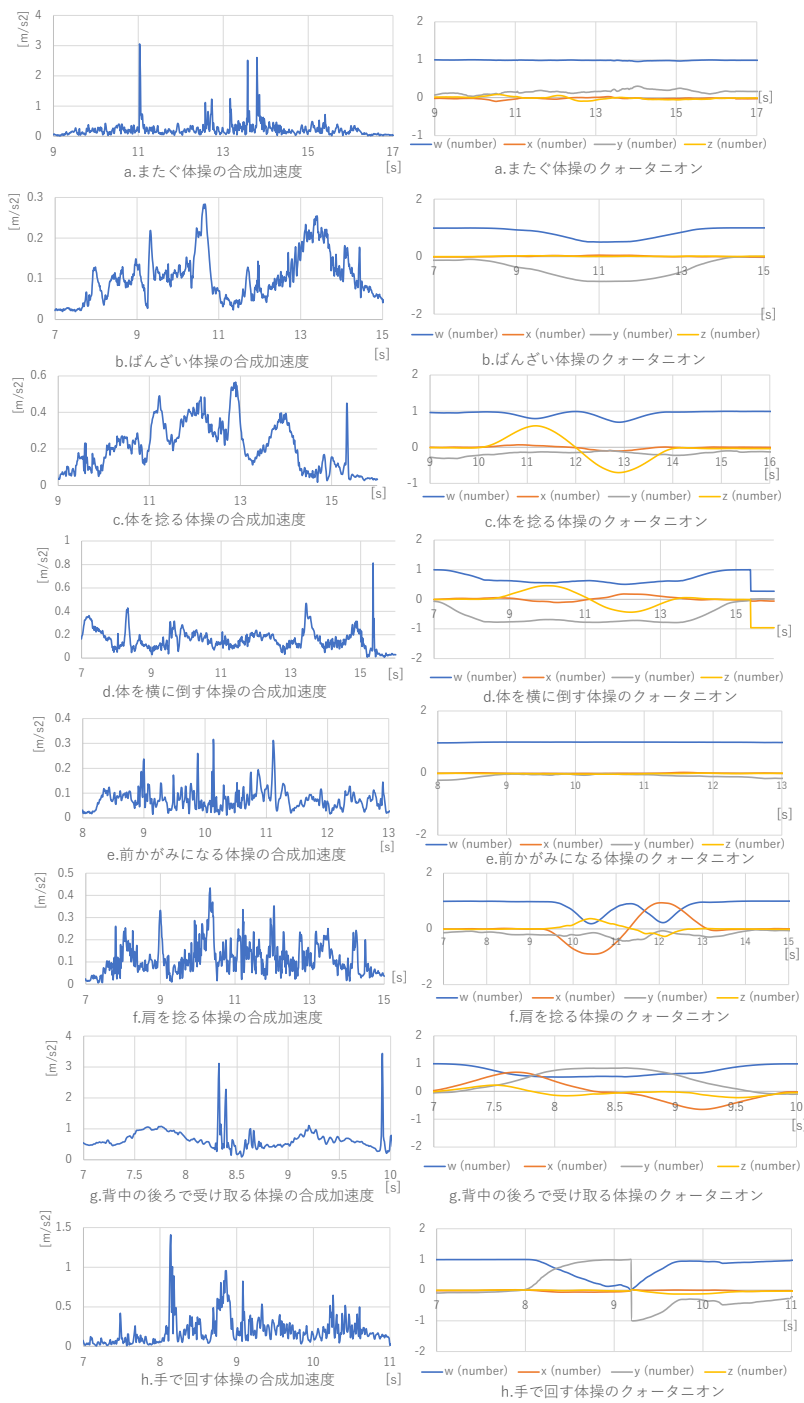


図 6 各体操のセンサ波形

## 4.1 センサ波形

図6に測定結果（若者）を示す。図は各体操のx軸，y軸，z軸の加速度を合成した合成加速度とクォータニオンを表している。横軸は時間，縦軸は合成加速度，クォータニオンの大きさを表している。

この実行結果から，またぐ体操の合成加速度（図6の左から1列目，上から1番目）は，体操の始めから終わりまで全体的に大きな変化はないことがわかる。これは，またぐ体操自体，棒を速く動かす動作がないためと考えられる。クォータニオン（図6の左から2列目，上から1番目）もw成分，x成分，y成分，z成分ともに大きい変化は見られないことがわかる。これは棒を大きく動かす動作がないためであると考えられる。

ばんざい体操の合成加速度（図6の左から3列目，上から1番目）は，2つ大きい箇所があることがわかる。これは腕を上げたときと腕を下すときに大きくなったと考える。また，ばんざいをしている間クォータニオン（図6の左から4列目，上から1番目）はw成分とy成分の大きさが下がっていることがわかる。これは，棒を上にあげるとy成分が下がるためと考えられる。

体を捻る体操を行っている間の合成加速度（図6の左から1列目，上から2番目）は全体的に大きく変化していることが分かる。これは棒を胸の高さに上げて，左右に体を捻り，元の位置に戻るまで体操動作が大きく，速いためであると考えられる。クォータニオン（図6の左から2列目，上から2番目）はz成分が大きくなるときと小さくなるときがある。これは，左右に捻ったときにできたものであると考えられる。

体を横に倒す体操の合成加速度（図6の左から3列目，上から2番目）は，全体的に大きな変化はないことが分かる。これは，この体操自体，動作は大きい体が速く動かしにくい体操のためだと考える。クォータニオン（図6の左から4列目，上から2番目）は，z成分が大きくなるとx成分が下がりz成分が小さくなるとx成分が上がる箇所があることがわかる。これは，左右に体を倒したときz成分の変化が大きくなるためであると考えられる。

前かがみになる体操の合成加速度（図6の左から1列目，上から3番目）は全体的に小さいことがわかる。これはこの体操自体が座った状態から膝の高さから



足元の高さまで棒を持っていくだけであるため棒を速く動かすことがないためと考える。クォータニオン（図6の左から2列目，上から3番目）は，体操中  $y$  成分が大きくなることがわかる。これは腕を下げてから  $y$  成分が上がり，元の位置に戻ると元の大きさに戻るためと考える。

肩を捻る体操の合成加速度（図6の左から3列目，上から3番目）は，体操を始めから終わりまで大きく変化していることがわかる。この体操は，始めに膝の高さから胸の高さまでもっていき，左右に捻り，元の膝元の高さまで戻す動作であり，棒を速く動かしやすいためであると考えられる。クォータニオン（図6の左から4列目，上から3番目）は， $z$  成分が大きくなると  $x$  成分が下がり  $z$  成分が小さくなると  $x$  成分が上がる箇所があることがわかる。これは，左右に肩を捻ったとき  $z$  成分の変化が大きくなるためであると考えられる。

棒を背中の後ろで受け取る体操の合成加速度（図6の左から1列目，上から4番目）は，全体的に変化が小さいことが分かる。これは，この体操が自身で棒を見ることができないため，動作を速くしてしまうと，体操が難しくなるためと考えられる。クォータニオン（図6の左から2列目，上から4番目）は，体操を始めると  $y$  成分が上がり，終わると元の大きさに戻っている。これは，棒を左手で下げて右手で受け取り，元の位置に戻しているためこのような波形になったと考える。

手で回す体操の合成加速度（図6の左から3列目，上から4番目）は，2つ大きくなっている箇所がある。これは，棒を回すとき2回の動きに分けて動かしているためと考える。クォータニオン（図6の左から4列目，上から4番目）は， $y$  成分が大きくなっている箇所と小さくなっている箇所があることがわかる。これは，始めに左手から巻き込むように回したとき， $y$  成分が上がり，次に右手から巻き込むように回したとき， $y$  成分が下がったためと考える。

## 4.2 若者と高齢者のセンサ波形の比較

高齢者の被験者が行った5種類の体操（ばんざい体操，体を捻る体操，体を横に倒す体操，前屈み体操，肩を捻る体操）のセンサ波形（線形加速度とクォータニオン）と若者が同じ体操を行ったときのセンサ波形の比較を行った。

図7に若者と高齢者がばんざい体操をしたときのセンサ波形を示す。比較すると若者の合成加速度よりも高齢者の合成加速度の方が全体的に小さいことが分かる。これは高齢者の方が動きがゆっくりなためだと考えられる。若者のクォータニオンはw成分，y成分も下がっているが高齢者はy成分のみ下がっていることが分かる。これは高齢者の腕が若者よりも上がっていないことが考えられる。

図8に若者と高齢者が体を捻る体操をしたときのセンサ波形を示す。センサ波形を見ると高齢者の加速度は小さいことが分かる。このことから動きがゆっくりなことが分かる。次にクォータニオンを比較する。若者のクォータニオンはz成分が逆S字になっているが高齢者のクォータニオンは他の成分も逆S字になっていることが分かる。これは棒を水平にキープできていないためだと考えられる。

図9に若者と高齢者が体を横に倒す体操をしたときのセンサ波形を示す。センサ波形を見ると高齢者の加速度は小さいことが分かる。クォータニオンは両方似た波形になっていることが分かる。

図10に若者と高齢者が前屈みになる体操を行ったときのセンサ波形を示す。センサ波形を見ると若者と高齢者ともに加速度は小さいが大きい箇所があることが分かる。これは体操中に棒に膝が当たったためだと考えられる。クォータニオンは高齢者，若者ともに体操中y成分が上がっていることが分かる。これは正しく棒を下げる事ができているためだと考えられる。

図11に若者と高齢者が肩を捻る体操を行ったときのセンサ波形を示す。センサ波形を見ると高齢者，若者ともに加速度は全体的に小さいことが分かる。しかし高齢者の加速度は大きい箇所があることが分かる。これは体操中に棒が膝に当たるなどしてできたものだと考えられる。クォータニオンは高齢者，若者ともにw成分，x成分がS字になっているが高齢者の波形は若者の波形よりも滑らかではないことが分かる。これは高齢者の動きが若者よりも滑らかではないことが考えられる。

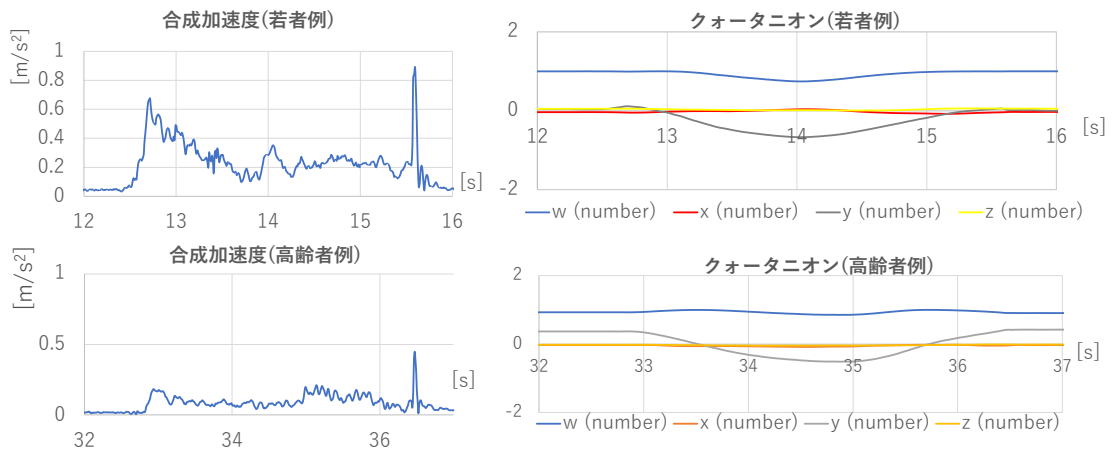


図7 ばんざい体操での波形比較

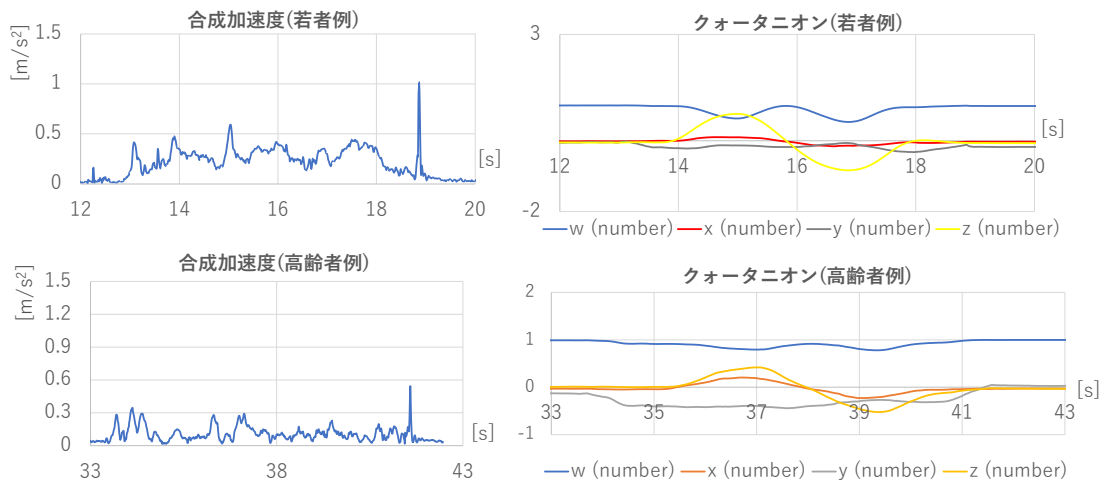


図8 体を捻る体操での波形比較

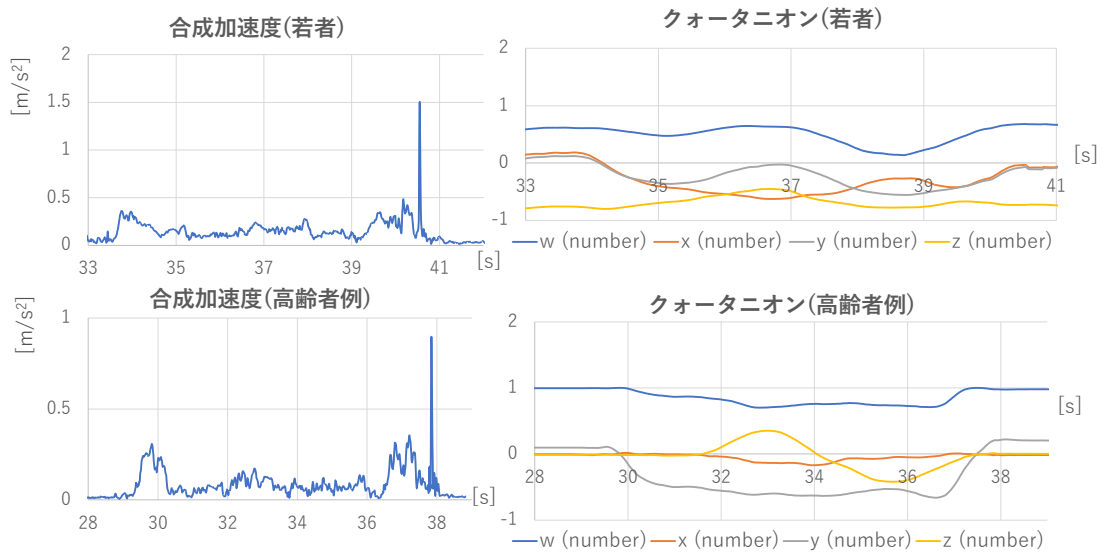


図9 体を横に倒す体操での波形比較

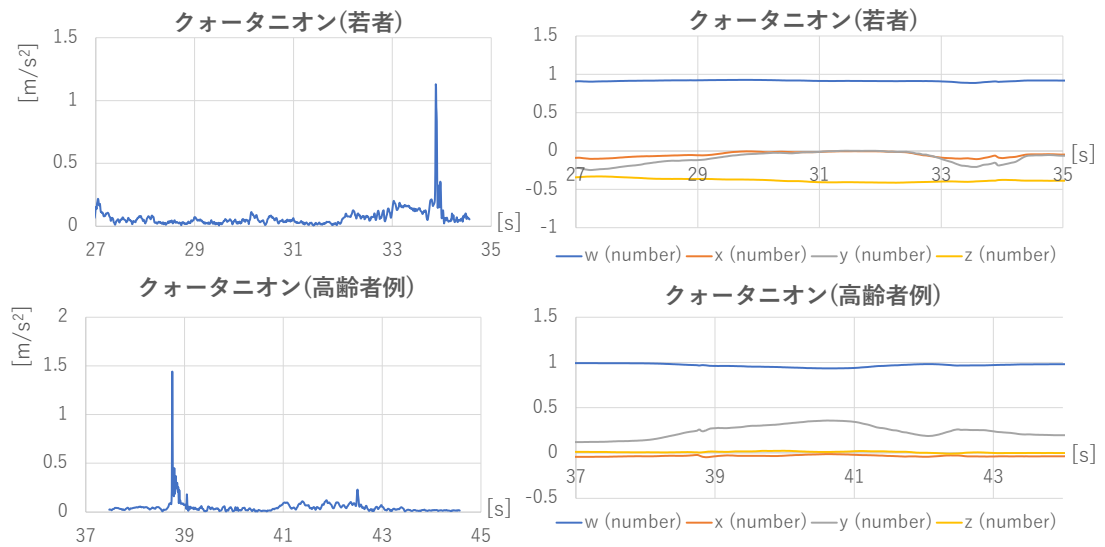


図10 前屈みになる体操での波形比較

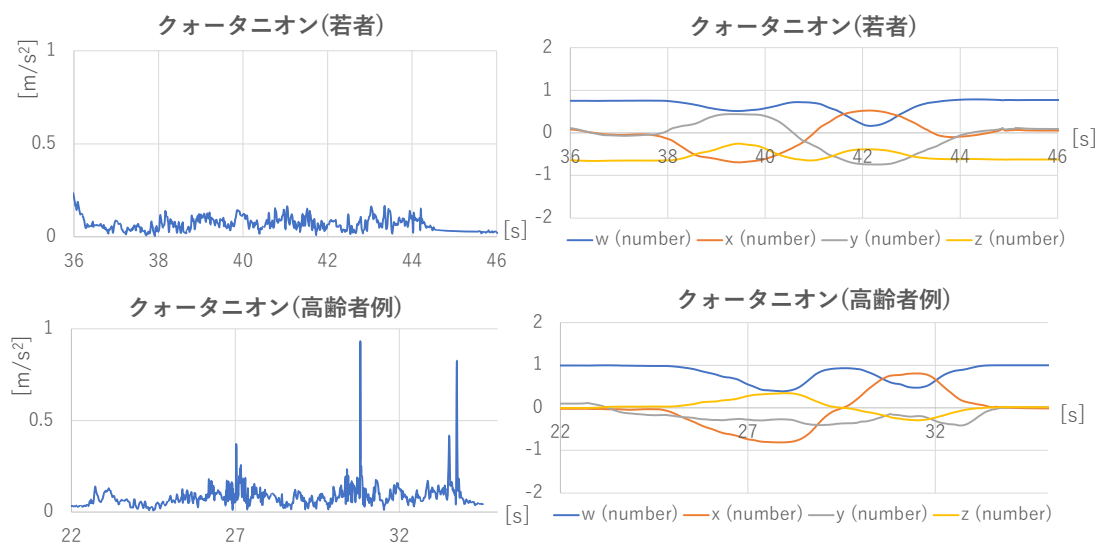


図 11 肩を捻る体操での波形比較

### 4.3 性能評価

性能評価は、3章で述べた9種類の機械学習アルゴリズムを用いて Leave One Person Out 交差検証により行った。図 12 に 21 人の若者のセンサデータを用いて全ての機械学習アルゴリズムで実行した際に算出された F 値を棒グラフにしたものを示す。図 12 において、最も認識精度が高かったのは、LightGBM を用いた場合であり、F 値：90.0%であった。対照的に、最も認識精度が低かったものは、Naive Bayes (NB) を用いた場合であり、F 値：52.4%であった。図 13 に 14 人の高齢者のセンサデータを用いて実行した際に算出された F 値を棒グラフにしたものを示す。図 13 において、最も認識精度が高かったのは、LightGBM を用いた場合であり、F 値：86.6%であった。対照的に、最も認識精度が低かったものは、Naive Bayes (NB) を用いた場合であり、F 値：45.2%であった。

LightGBM が一番精度が高かった理由としては、この機械学習アルゴリズムは、決定木アルゴリズムと勾配ブースティングを組み合わせた手法であるためと考えられる。したがって、提案手法では、機械学習アルゴリズムとして LightGBM が有効であると確認できた。図 14 に若者データ、図 15 に高齢者データから一番精

度が高かった LightGBM を用いてそれぞれ評価した結果の混同行列を示す。

若者データを使った場合の結果の図を見ると分かる通り LightGBM を用いた場合、全体的に精度が高いことが分かる。「棒をまたぐ体操」、「ばんざいする体操」、「体を捻る体操」、「体を横に倒す体操」、「肩を捻る体操」、「背中の後ろで棒を受け取る体操」、「手で棒を回す体操」は 90% 程度の精度を達成し、「前屈みになる体操」の精度は 86% 程度と他の体操と比べると少し悪い結果となった。

高齢者データを使った場合の結果の図を見ると分かる通り LightGBM を用いた場合、若者データを使った場合の結果より少し精度が低いことが分かるが「ばんざいする体操」、「体を捻る体操」、「体を横に倒す体操」は 80% 程度の精度を達成し、「前屈みになる体操」、「肩を捻る体操」の精度は 70% 程度となった。

結論としては、どちらのデータを使った場合でも高い精度で被験者が実施する棒体操の種目を認識できている。しかし、若干体操種目を正しく認識できていないことがわかる。原因として、多くの被験者に棒体操を実施してもらったことで体操動作に個人差が生まれやすくなったためと考えられる。今後は、提案手法を改良するなどしてより正確に体操動作を認識できるように努めたい。

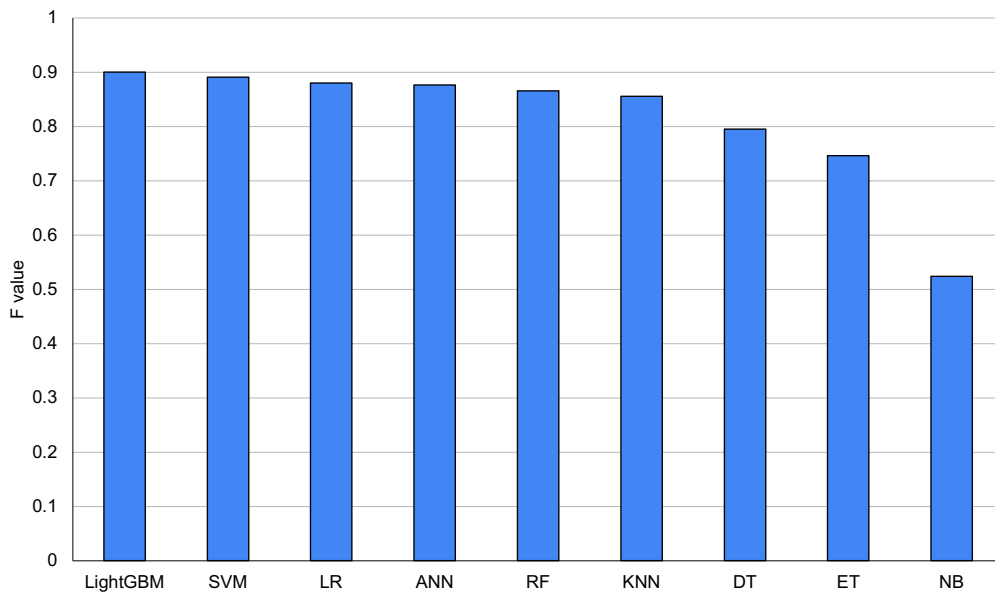


図 12 若者データを用いた場合の各機械学習アルゴリズムにおける F 値の結果

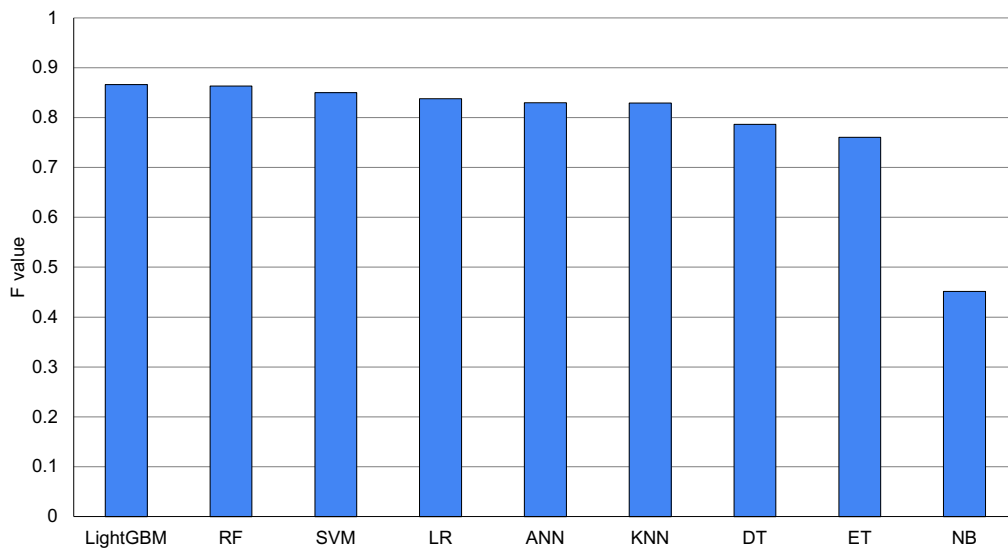


図 13 高齢者データを用いた場合の各機械学習アルゴリズムにおける F 値の結果

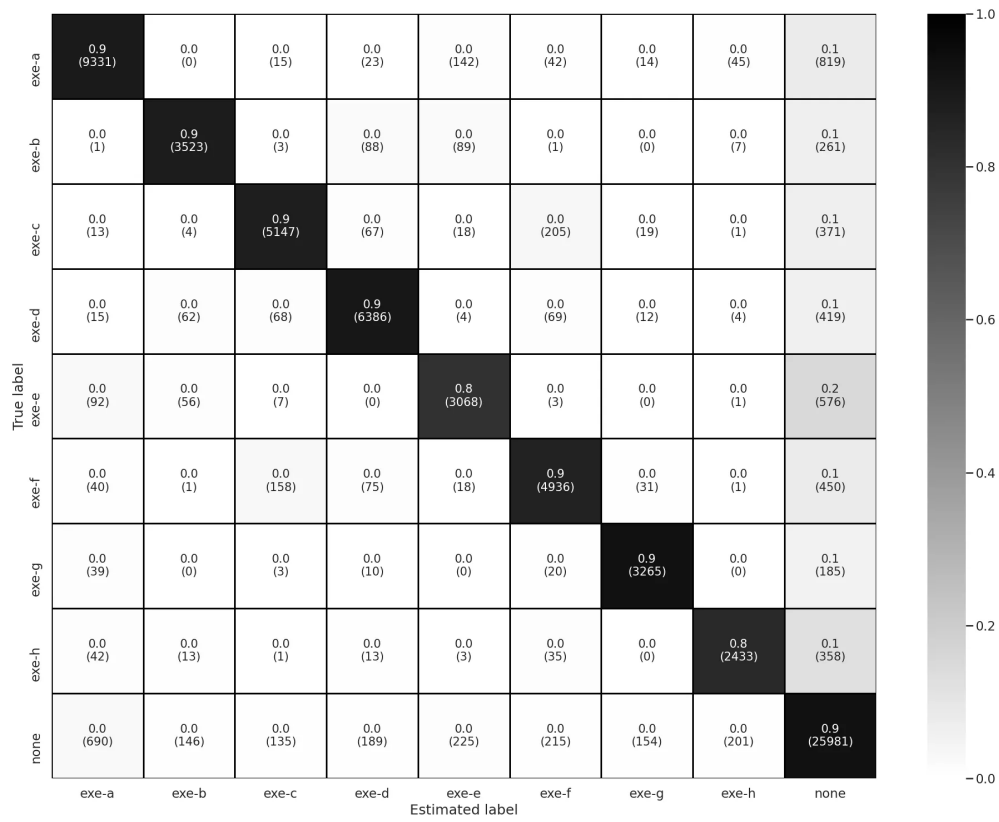


図 14 若者データから LightGBM を用いた性能評価



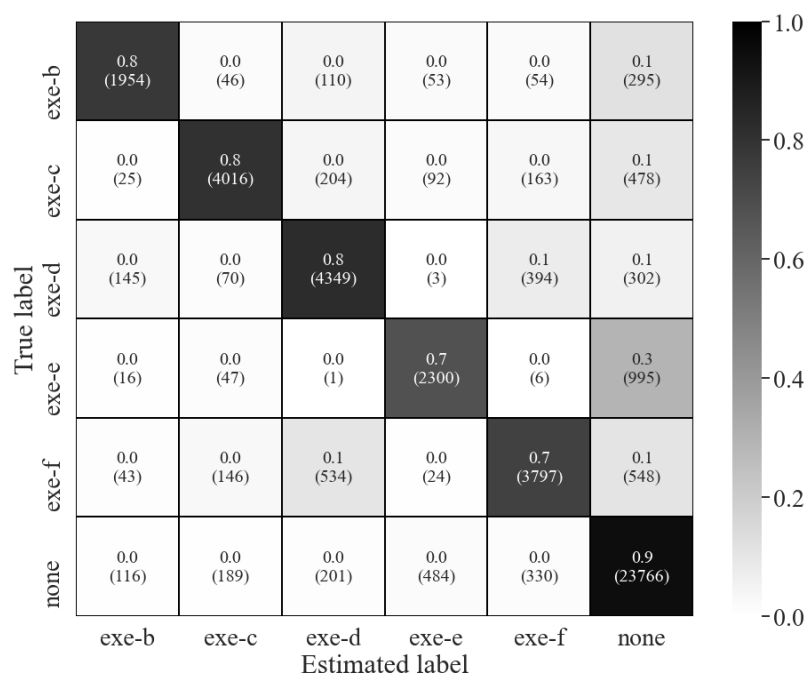


図 15 高齢者データから LightGBM を用いた性能評価

## 4.4 有意検定

今回、どんな年齢層の人が体操したのか自動判定したいと考えどのような特徴量が顕著に有意差が出るか調べる方法を検討した。調べたところ、高齢者データと若者データは対応せず正規分布に従わないことが明らかになった。そこで対応のないデータにおいて2つのグループ間に差があるかどうかについて調べる検定であるマンホイットニー検定を実行した。その結果、特に有意差があったものとして時間ドメインの合成加速度平均 ( $acc_t - Mean - mag$ ) が挙げられた。その詳細について述べる。

図 16 に高齢者に行ってもらった5種類の体操測定データと若者のそれに対応する測定データの時間ドメインの合成加速度平均を比較したヒストグラムとボックス図を示す。青の A が高齢者、赤の B が若者を示す。まずばんざい体操について説明する。P 値は 0.00 で、2つの図を見ると分かるように若者の加速度の方が全体的に大きく有意差が顕著に出ていることが分かる。

次に体を捻る体操について説明する。P 値は 0.00 で、2つの図を見ると分かるようにばんざいと同様に若者の加速度の方が全体的に大きく有意差が顕著に出ていることが分かる。

次に体を横に倒す体操について述べる。P 値は 0.00 で、2つの図を見ると分かるように若者の加速度の方が全体的に大きく有意差が顕著に出ていることが分かります。

次に前屈みになる体操について述べる。P 値は 0.00 で、2つの図を見ると分かるように先ほど述べた3つの体操と同様に若者の加速度の方が全体的に大きく有意差が顕著に出ていることが分かる。

最後に肩を捻る体操について述べる。P 値は 0.00 で、2つの図を見ると分かるようにやはり若者の加速度の方が全体的に大きく有意差が顕著に出ていることが分かる。

従って時間ドメインの合成加速度平均は若者と高齢者、どちらの体操か判定するのに有効だと確認できた。

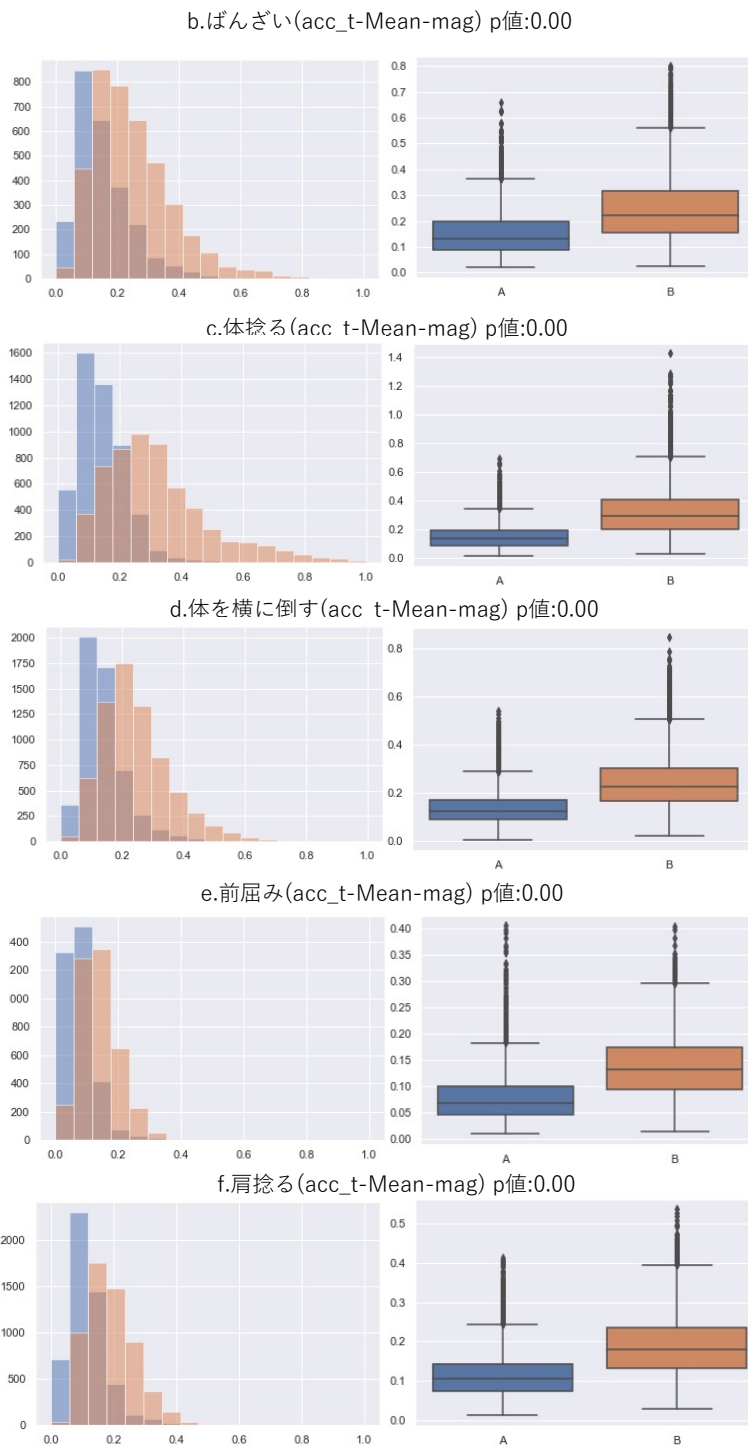


図 16 高齢者データと若者データの時間ドメインの合成加速度平均の比較

## 5. 棒体操支援システムのプロトタイプ

### 5.1 システム概要

本章では、本研究で作成した棒体操支援システムのプロトタイプについて説明する。具体的には、棒にIMUセンサ（MetaMotionR）を取り付けて、ユーザーが棒体操を行う最中にセンサから送られるデータから体操の速度が速くなればなるほど流れる音楽のテンポを速くしたりテキストやイラストをスマートフォンの画面上に表示し、適切な速度で体操をするように促すシステムである。

まず始めに棒体操のモデルを作成するためにメトロノームの音(テンポはbpm60を1倍から2倍のテンポで0.1倍刻みとした11段階)に合わせて棒体操を1分間行い、Create MLでモデルを作成した。またウィンドウ幅は1秒とした。対象とした棒体操は、本研究で高齢者の被験者に行ってもらったばんざい体操、体を捻る体操、体を横に倒す体操、前屈みになる体操、肩を捻る体操の5種類である。

システムの動作概要としては、まずユーザーが5種類の棒体操から行いたい体操と聴きたい音楽を選ぶ（選択画面を図17に示す）。そして選択した棒体操をbpm60の1倍から1.3倍の速さで行うと「その調子で体操をしてください」といったフィードバックをテキストとイラストとテンポを1倍から1.3倍の速さにした音楽によって行い、bpm60の1.4倍から1.7倍の速さで棒体操を行うと「少し速いですよ」といったフィードバックをテキストとイラストとテンポを1.4倍から1.7倍の速さにした音楽によって行い、bpm60の1.8倍から2倍の速さで行うと「速すぎです」といったフィードバックをテキストとイラストとテンポを1.8倍から2倍の速さにした音楽によって行う。bpm60の1倍から1.3倍の速さで棒体操をしたときのシステムの画面を図18、bpm60の1.4倍から1.7倍の速さで棒体操をしたときのシステムの画面を図19、bpm60の1.8倍から2倍の速さで棒体操をしたときのシステムの画面を図20に示す。

13:07



図 17 棒体操の選択画面

22:01

22:01

センサーとペアリングしました  
加速度センサで計測中です...

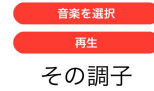


図 18 適切な速度で体操したときの  
システム画面

22:02

センサーとペアリングしました  
加速度センサで計測中です...

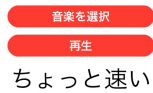


図 19 少し速い速度で体操したとき  
のシステム画面

センサーとペアリングしました  
加速度センサで計測中です...

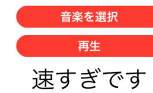


図 20 過度な速度で体操したとき  
のシステム画面

## 5.2 アンケート結果

棒体操支援システムのプロトタイプを若者 10 人に体験（行ってもらった体操はばんざい体操）してもらいアンケートを取った。質問形式は、5 段階のリッカート尺度（非常にそう思う：5 点（最高点），非常にそう思わない：1 点（最低点））を採用した。表 2 に質問内容と各項目の平均点を示す。このような結果から被験者に棒体操を楽しませることはできた。しかし、このシステムがあれば棒体操を続けられそうかといった問いは平均点が低かったため今後は”1 日何分体操をしたか棒グラフ等で表示”，”体操を何日か継続中，夜になっても棒体操をしないと「このままだと連続練習日数が途切れます」のようなメッセージを出す”といった棒体操を続けたいと思わせるための工夫が必要になると考えられる。

表 2 アンケート結果

| 質問内容                           | 平均点        |
|--------------------------------|------------|
| <b>体操を楽しくできたか。</b>             | <b>4.2</b> |
| このアプリがあれば棒体操を続けられそうか。          | 3.4        |
| 文字とイラストの画面より音楽の方が気になったか。       | 3.8        |
| <b>体操のスピードを意識しようと思ったか。</b>     | <b>4.5</b> |
| <b>音と画面のフィードバック両方あるとうれしいか。</b> | <b>4.3</b> |
| 音のみのフィードバックだとうれしいか。            | 2.9        |
| 画面のみのフィードバックだとうれしいか。           | 2.8        |

## 6. 結論

本研究では、高齢者の転倒予防や健康増進という観点から注目を集めている棒体操に着目し、高齢者の体操動作を認識する手法を新たに提案し、最後に棒体操支援システムのプロトタイプを作成した。今回提案した手法としては、IMUから得られる線形加速度とクォータニオンのデータに対して時間領域および周波数領域の特徴量を抽出するとともに、機械学習モデルを構築し、体操動作の分類を行うことである。提案手法の有効性を示すため、20歳代21人の若者と14人の高齢者（79歳～95歳）を被験者とし、棒体操の中でも基本的な「棒をまたぐ体操」、「ばんざいする体操」、「体を捻る体操」、「体を横に倒す体操」、「前かがみになる体操」、「肩を捻る体操」、「背中の後ろで棒を受け取る体操」、「手で棒を回す体操」の基本的な8種類の棒体操（高齢者は身体的な問題でばんざい体操、体を捻る体操、体を横に倒す体操、前屈みになる体操、肩を捻る体操の5種類）を3セット（1セット10回）実行してもらった。棒の中心に取り付けられたIMUセンサから得られる測定データ（線形加速度とクォータニオンデータ）を用いて体操動作の分類を行った。被験者から得た測定データを基に体操種目を分類するため、代表的な9つの機械学習アルゴリズムを用いて精度を評価した。その結果、若者のみのセンサデータからLightGBMを用いた場合、F値：90.0%、高齢者のみのセンサデータからLightGBMを用いた場合、F値：86.6%で今回対象とした8種類（高齢者は5種類）の棒体操を認識できることを確認した。

従って、どちらのデータを使った場合でも高い精度で被験者が実施する棒体操の種目を認識できることが確認できた。また、簡単な棒体操支援システムのプロトタイプも作成することができた。しかし、センサデータを基にリアルタイムで「腕が上がってきている」、「腰がしっかりと回っていない」など具体的な細かい指示もできる棒体操支援システムは作成できなかった。そのため、今後は具体的に腕を上げるなどしたとき、どのセンサデータや特徴量が顕著に大きくなるかなどを分析し、棒体操を実施する高齢者にどのように体操のフィードバックを与えるか検討する。そして棒体操の技能上達に向けたフィードバック機構の実装を行い、棒体操支援システムの実現を目指す。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、安本慶一教授には、研究全般に関し、多大なるご指導・ご助言を賜りました。また、充実した研究環境の整備など、研究活動を手厚くご支援いただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

清川清教授には、ご多忙の中、論文審査委員を引き受けてくださった上で、副指導教官として様々なご助言をいただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

松田裕貴助教、中村優吾九州大学助教には、研究の初期段階から使用するセンサやデバイスの使い方や実験方法、棒体操支援のためのシステム作りを進めるにあたり専門的な立場からのご指導・ご助言をいただきました。研究に関する相談にも、丁寧に回答してくださいました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

藤本まなど大阪市立大学助教には、学生に近い立場から、趣味に関する会話に付き合っていたただけではなく論文執筆時の基礎や本研究に関するご助言を賜りました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申し上げます。

金岡恵事務補佐員、山内奈緒事務補佐員には、学会や出張に関する事務処理を始め、研究生活の様々な場面でご支援いただきましたこと、謹んで感謝申し上げます。

シニアヴィラジュレ橋本チーフの井上ゆかり様、職員の皆様、実験に協力してくださった高齢者の皆様には、本研究を行うにあたって多大なご協力をいただきました。心より感謝申し上げます。

また研究全般において、的確なアドバイスをくださった先輩の皆様、共に研究生活を過ごしたユビキタスコンピューティングシステム研究室の同輩、後輩には、公私ともにお世話になりました。心より感謝申し上げます。

最後に、今日まで学生生活を様々な面から支えてくださった両親を始め、家族に心より感謝申し上げます。



## 参考文献

- [1] Katsushi Yokoi, Kouichi Yoshimasu, Shigeki Takemura, Jin Fukumoto, Shigeki Kurasawa, and Kazuhisa Miyashita. Short stick exercises for fall prevention among older adults: a cluster randomized trial. *Disability and rehabilitation*, Vol. 37, No. 14, pp. 1268–1276, 2015.
- [2] Chenguang Shen, Bo-Jhang Ho, and Mani Srivastava. Milift: Efficient smartwatch-based workout tracking using automatic segmentation. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 17, No. 7, pp. 1609–1622, 2017.
- [3] Masashi Takata, Manato Fujimoto, Keiichi Yasumoto, Yugo Nakamura, and Yutaka Arakawa. Investigating the capitalize effect of sensor position for training type recognition in a body weight training support system. In *Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers*, pp. 1404–1408, 2018.
- [4] Ciprian Dobre, Lidia Bajenaru, Ion Alexandru Marinescu, and Mihaela Tomescu. Improving the quality of life for older people: From smart sensors to distributed platforms. In *2019 22nd International Conference on Control Systems and Computer Science (CSCS)*, pp. 636–642. IEEE, 2019.
- [5] Abdullah Al Roman Richard, Md Farhad Sadman, Umma Habiba Mim, Istiyar Rahman, and Md Saniat Rahman Zishan. Health monitoring system for elderly and disabled people. In *2019 International Conference on Robotics, Electrical and Signal Processing Techniques (ICREST)*, pp. 677–681. IEEE, 2019.
- [6] Ioan Susnea, Luminita Dumitriu, Mihai Talmaciu, Emilia Pecheanu, and Dan Munteanu. Unobtrusive monitoring the daily activity routine of elderly people living alone, with low-cost binary sensors. *Sensors*, Vol. 19, No. 10, p. 2264, 2019.

- [7] Robert-Andrei Voicu, Ciprian Dobre, Lidia Bajenaru, and Radu-Ioan Ciobanu. Human physical activity recognition using smartphone sensors. *Sensors*, Vol. 19, No. 3, p. 458, 2019.
- [8] Onur Can Kurban and Tülay Yıldırım. Daily motion recognition system by a tri-axial accelerometer usable in different positions. *IEEE Sensors Journal*, Vol. 19, No. 17, pp. 7543–7552, 2019.
- [9] Laia Turmo Vidal, Hui Zhu, and Abraham Riego-Delgado. Bodylights: Open-ended augmented feedback to support training towards a correct exercise execution. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–14, 2020.
- [10] Yohei Torigoe, Yugo Nakamura, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Strike activity detection and recognition using inertial measurement unit towards kendo skill improvement support system. *Sensors and Materials*, Vol. 32, No. 2, pp. 651–673, 2020.
- [11] Peter Blank, Julian Hoßbach, Dominik Schuldhaus, and Bjoern M Eskofier. Sensor-based stroke detection and stroke type classification in table tennis. In *Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 93–100, 2015.
- [12] Ulf Jensen, Marcus Schmidt, Markus Hennig, Frank A Dassler, Thomas Jaitner, and Bjoern M Eskofier. An imu-based mobile system for golf putt analysis. *Sports Engineering*, Vol. 18, No. 2, pp. 123–133, 2015.
- [13] Mathias Sundholm, Jingyuan Cheng, Bo Zhou, Akash Sethi, and Paul Lukowicz. Smart-mat: Recognizing and counting gym exercises with low-cost resistive pressure sensing matrix. In *Proceedings of the 2014 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing*, pp. 373–382, 2014.
- [14] Sih-Pin Lai, Cheng-An Hsieh, Yu-Hsin Lin, Teepob Harutaipeer, Shih-Chin Lin, Yi-Hao Peng, Lung-Pan Cheng, and Mike Y Chen. Strengthgaming: Enabling

dynamic repetition tempo in strength training-based exergame design. In *22nd International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, pp. 1–8, 2020.

- [15] Alexander Michael and Christof Lutteroth. Race yourselves: A longitudinal exploration of self-competition between past, present, and future performances in a vr exergame. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–17, 2020.
- [16] 畠山孝子, 東昇, 後藤俊, 加藤満, 佐々木敏, 須田力, 西園秀嗣. 軟式テニスのフォアハンド・ストロークにおける動作分析. *北海道女子短期大学研究紀要*, No. 20, p. 117, 1986.
- [17] Yugo Nakamura, Yuki Matsuda, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Waist-belt x: A belt-type wearable device with sensing and intervention toward health behavior change. *Sensors*, Vol. 19, No. 20, p. 4600, 2019.

## 研究業績

### 国内会議

1. 大井一輝, 中村優吾, 松田裕貴, 藤本まなど, 安本慶一:  
”スマート棒を用いた棒体操支援システムの検討”, 2020 年, 情報処理学会  
関西支部 支部大会.
2. 福田修之, 玉置理沙, 松井智一, 大井一輝, Choi Hyuckjin, 松田裕貴, 安  
本慶一:  
”リアルタイム行動認識機能を有する釣り CPS の開発”, 2020 年, 第 28 回マ  
ルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2020).
3. 大井一輝, 中村優吾, 松田裕貴, 藤本まなど, 安本慶一:  
”IMU センサを用いた棒体操トラッキングシステムの検討”, 2021 年, マル  
チメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO) 2021 シンポジウム, オン  
ライン.