パワーリフティング競技における ウェアラブルセンサを用いたスクワット試技判定手法

河原　美優† 松田　裕貴†† 後藤　佑介††

† 岡山大学工学部工学科情報・電気・数理データサイエンス系情報工学コース
〒 700–8530 岡山県岡山市北区津島中 3 丁目 1 番 1 号
†† 岡山大学学術研究院環境生命自然科学学域　〒 700–8530 岡山県岡山市北区津島中 3 丁目 1 番 1 号
E-mail: †m-kawahara@s.okayama-u.ac.jp, ††{yukimat,y-gotoh}@okayama-u.ac.jp

あらまし　近年，多くの国で，スポーツの競技力向上や怪我の予防を目的とした情報科学技術に関する研究が進められている．パワーリフティング競技の一つであるスクワットでは，試技者はバーベルを持ち上げた状態で膝を曲げ，腰の位置を下げて姿勢を低くする．このとき，ヒップジョイント部の大腿部上面が膝の上面より低くなるまでしゃがむことで，成功試技と判定される．パワーリフティング競技の技術向上のため，試技者が試技動作を効率的に習得できる仕組みを構築することは重要である．しかし，パワーリフティング競技における試技の成功判定は，3 名の審判による目視に依存しており，試技者のみで試技を判定することは困難である．本研究では，ウェアラブルセンサを用いてスクワット試技の判定を支援する手法を提案する．提案手法では，試技者に装着した加速度センサの測定データを用いて機械学習を行うことで，パワーリフティングにおけるスクワット試技の成功判定を行う．また，スクワット試技の測定データを用いて機械学習モデルを作成し，Leave-One-Out Cross-Validation 法による評価を行った．成功試技と失敗試技の 2 クラス分類に基づく混同行列および評価指標では，F-measure の値が 0.643 であり，機械学習モデルの精度が良好であることを確認した．提案手法を用いることで，試技者自身が試技を判定でき，実際の競技を想定したスクワット試技の動作を習得できる．

キーワード　ウェアラブルセンサ，パワーリフティング，スクワット，機械学習，IoT，センサデータ

1 はじめに

スポーツ庁が 2022 年に策定した第 3 期スポーツ基本計画 [1] では，スポーツの価値を高める施策，および今後 5 年間に総合的かつ計画的に取り組む施策をそれぞれ定め，誰もがスポーツに参加できて共に活動できる社会の実現を目指している．また，日本スポーツ振興センターでは，オーストラリアで開発された Foundation Talent Elite Mastery（FTEM）フレームワークに基づいた日本版 FTEM [2] を 2019 年に発表した．日本版 FTEM では，アスリート育成パスウェイ [3] を整備する枠組みを作り，科学的な根拠に基づいたスポーツの普及，発掘，育成，および強化を推進している．

スポーツ水準の向上にともない，アスリートを育成するために高度な戦術育成が必要となっている．現在では，センシング技術やデータ処理技術の発展にともない，多くの国で IoT 技術を用いてスポーツの競技力向上や怪我の予防を目的とした研究が進められている．特に，ライフサイエンスの分野では，ウェアラブルデバイスを用いた健康支援システム [4] が提案されている．また，多くのスポーツ種目において，IoT を導入して技術向上を支援するシステムが提案されている．具体的な例として，テニスレッスンの指導を行うシステムであるスマートテニスレッスン [5]，および野球の投球データを解析するテクニカルピッチ [6] があげられる．

競技種目の一つであるパワーリフティングは，スクワット，ベンチプレス，およびデッドリフトの 3 種目の試技で合計挙上重量を競うスポーツである．また，パワーリフティング競技の一つであるスクワット試技では，試技者はバーベルを持ち上げた状態で膝を曲げ，腰の位置を下げて姿勢を低くする．このとき，ヒップジョイント部の大腿部上面が膝の上面より低くなるまでしゃがむことで，成功試技と判定される [7].

パワーリフティング競技の技術向上のため，試技者は試技中の動作を効率的に習得できる仕組みが必要である．しかし，パワーリフティング競技における試技の成功判定は，3 名の審判による目視に依存しており，試技者のみで試技を判定することは困難である．

本研究では，ウェアラブルセンサを用いてスクワット試技の判定を支援する手法を提案する．提案手法では，試技者に装着した加速度センサによる測定データを用いて機械学習を行うことで，パワーリフティングにおけるスクワット試技を判定する．提案手法を用いることで，試技者自身による判定が可能となり，パワーリフティング競技におけるスクワット試技の動作習得を効率的に支援できる．

2 パワーリフティング

2.1 パワーリフティングの概要

パワーリフティングは，スクワット，ベンチプレス，および

デッドリフトの 3 種目の試技で構成され，これらの種目による最大挙上重量の合計を競うスポーツである．この 3 種目はウエイトトレーニングに由来し，基本的な動作で高重量を扱うことができる．

2.2 パワーリフティングの歴史

パワーリフティングは，1920 年頃にアメリカで行われたボディビルダーによる力比べを源流とする [8]．1956 年にアメリカのペンシルベニア州で実施された AAU 主催第 1 回全米パワーリフティング・コンテストが初めての競技大会と言われている．1971 年に国際パワーリフティング連盟 International Powerlifting Federation（IPF）が結成された後，世界中に普及した．

日本では，1965 年に実施された第 1 回関東学生パワー・コンテストが初めての競技大会である．1972 年に日本パワーリフティング協会 Japan Powerlifting Assosiation（JPA）が設立され，1974 年に JPA が IPF に加盟したことで，日本人選手が世界選手権大会に初めて参加した．この後，JPA は 1994 年に日本体育協会（現，日本スポーツ協会）に加盟し，1999 年に社団法人格，2013 年に公益社団法人格をそれぞれ取得したことで，近代スポーツ競技として公認された．日本におけるパワーリフティング競技人口は，2023 年時点で 5,783 名（うち選手登録数 4,728 名，審判登録数 736 名）[9] となっており，競技人口は年々増加している．

2.3 パワーリフティングの競技方法

パワーリフティング競技は，スクワット，ベンチプレス，およびデッドリフトの 3 種目で構成される．試技者は各種目の試技を 3 回ずつ，合計 9 回行い，3 種目それぞれの最大挙上重量の合計を競う．また，3 種目のうちいずれかの種目において，3 回の試技すべてで挙上に失敗して記録無しとなる場合，試技者は失格となる．

審判は，主審 1 名と副審 2 名の合計 3 名で構成される．試技における成功および失敗の判定について，3 名の審判のうち 2 名以上が成功試技と判定すれば成功であり，失敗試技と判定すれば失敗である．また，3 名の審判のうち 1 名が失敗試技と判定し，かつ審判とは別に判定を行う陪審員の全員が失敗試技であると判定した場合，成功試技から失敗試技に判定を覆すことができる．

試技者が試技に失敗した場合，次回の試技では，前回の試技と同じ重量，もしくは基本的に 2.5kg 刻みで増量した重量のどちらかを申請する．なお，前回の試技より軽い重量を申請できない．順位について，複数の選手が同じ階級で同じ記録となった場合，より軽い体重の選手が上位となる．また，複数の選手が同じ記録でかつ同じ体重である場合，先にすべての試技が終了して記録が確定した選手が上位となる．

2.4 パワーリフティング競技における各試技の競技手順

2.4.1 スクワット試技の競技手順

スクワット試技は，バーベルを肩に担ぎ，規定の深さまでしゃがんだ後に立ち上がる種目である．以下に，スクワット試技の手順を示す．

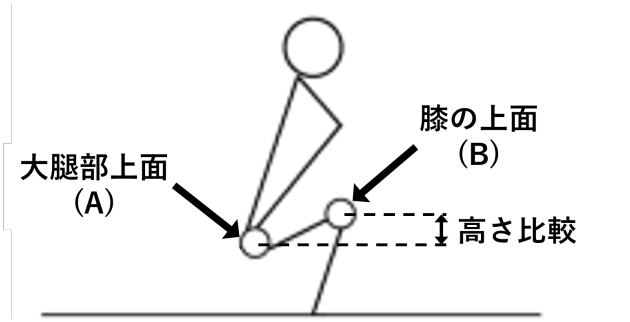


図 1 スクワット試技におけるヒップジョイント部の大腿部上面（A）および膝の上面（B）の高さ比較

1. 試技者は，バーベルを支える専用の台（以下，ラック）に置かれたバーベルを肩に担いでラックから外し，試技を行う位置まで下がる．
2. 試技者は，足底を床に付け，膝を完全に伸ばして直立姿勢を保ち，主審によるスクワットの合図を待つ．
3. 主審がスクワットと合図した後，図 1 に示すように，試技者は膝を曲げ，ヒップジョイント部の大腿部上面（A）が膝の上面（B）より低くなるまでしゃがむ．
4. 試技者は，手順 3. の体勢から立ち上がった後，膝を完全に伸ばして直立姿勢を保ち，主審によるラックの合図を待つ．
5. 主審がラックと合図した後，試技者はバーベルをラックに戻す．

2.4.2 ベンチプレス試技の競技手順

ベンチプレス試技は，試技者がベンチ台に寝た状態で，バーベルを胸まで下ろした後に押し上げる種目である．以下に，ベンチプレスの手順を示す．

1. 試技者は，ラックからバーを外し，頭，両肩，および両臀部がベンチ台の面に接触するように仰向けに寝て肘を伸ばし，主審によるスタートの合図を待つ．
2. 主審がスタートと合図した後，試技者はバーベルを胸または腹部まで下ろし，バーベルを一度静止させ，主審によるプレスの合図を待つ．
3. 主審がプレスと合図した後，試技者は，肘を伸ばした状態になるまでバーベルを押し上げて静止し，主審によるラックの合図を待つ．
4. 主審がラックと合図した後，試技者はバーベルをラックに戻す．

2.4.3 デッドリフト試技の競技手順

デッドリフト試技は，床に置いたバーベルを直立状態まで引き上げる種目である．以下に，デッドリフトの手順を示す．

1. 試技者は，床に置いたバーベルを両手で握る．
2. 試技者は，バーベルを直立状態まで引き上げ，膝を伸ばして胸を張り，主審によるダウンの合図を待つ．
3. 主審がダウンと合図した後，試技者はバーベルを床に置く．

本研究では，パワーリフティング競技の 3 種目のうち，スクワット試技を対象とする．

3 関連研究

仰木による報告 [10] では，学習者である生徒や選手は，現時点における自身のスキルレベルを的確に理解する必要があるため，身体能力のデジタル化が有効である．映像を用いた方法はこれまでに提案されている一方で，慣性センサを用いた方法は小型かつ軽量であり，数値で定量化できる．そこで，多くのスポーツ種目では，IoT を導入して学習者の技術向上を支援するシステムが求められている．

Milanko らの研究 [11] では，筋力トレーニングにおけるパフォーマンスについて，パフォーマンスの向上を直接分析するのではなく，事前に定めた動作を正しく遂行したかを検証している．評価の結果，各トレーニング種目のセット数や反復数，およびセットにおける体の可動域や反復速度を検出できることを示した．評価の結果から，パフォーマンスを数値化することでユーザにフィードバックでき，ユーザは効率的にパフォーマンスを向上できる．

佐藤らの研究 [12] では，人の動きやモノの動きをデータ化する技術であるモーションキャプチャにおいて，オープンソースの機械学習ライブラリである MediaPipe [13] を用いて人体の関節を推定することで，高齢者体操ゲームの開発可能性を検討した．インストラクタによる体操の動作を事前に撮影し，体の各部位と関節の座標および角度で構成された時系列データを正しい動作とすることで，Web カメラで撮影したプレイヤの動作を点数化した．本研究で想定するパワーリフティング競技におけるスクワット試技の判定では，競技特有のルールに基づいて厳密な動作判定が求められるため，MediaPipe 単体で正確に判定することは難しい．

樋山らの研究 [14] では，転倒リスクを高める最も大きな要因である下肢筋力の低下を防止するため，歩行者に装着した 6 軸加速度・角速度センサによる特徴的な信号を抽出することで，日常生活の動作に基づいた下肢筋力を計測した．評価の結果，屋内外の歩行特徴量から算出した下肢筋力と相関が高い特徴量は，屋内環境と屋外環境で異なることを示した．

村尾らの研究 [15] では，運動中にジェスチャで機器入力を操作するため，加速度波形の定常性を判定してジェスチャのみの部分を認識することで，姿勢，運動，およびジェスチャを認識するシステムを提案した．評価結果より，5 種類の運動中に行った合計 7 種類のジェスチャ認識における Recall および Precision について，従来手法では 0.75 および 0.59 となる一方で，提案手法では 0.93 および 0.92 と改善した．本研究では，動作全体の認識ではなく，規定された動作の成否を判定することが目的である．

片桐らの研究 [16] では，バランス能力の向上を目的としたバランスボールトレーニングを支援するため，バランスボールに取り付けたピン型磁石と磁気センサが内蔵されたスマートフォンによる初心者向けトレーニングの評価手法を提案した．従来のトレーニング計測では，Inertial Measurement Unit（IMU）や画像解析を用いる一方で，導入コストが高い．この手法では，安価な磁石と磁気センサが内蔵されているスマートフォンを用いて計測することで，単純にバランスボールトレーニングを計測するだけでなく，トレーニングにおけるユーザのバランス能力を測定できる．本研究で想定するパワーリフティングでは，ラック，バーベル，およびプレートが磁場に影響を与え，測定結果が不正確になる可能性がある．

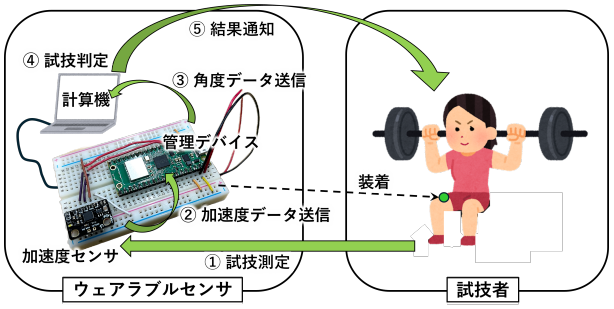


図 2　提案手法の構成

4 提案手法

4.1 概　　要

本研究では，ウェアラブルセンサを用いてスクワット試技の判定を支援する手法を提案する．提案手法では，パワーリフティング競技のスクワット試技における測定データを用いて機械学習を行うことで，試技者自身がスクワット試技を判定できる．

4.2 ウェアラブルセンサ

提案手法の構成を図 2 に示す．試技者は，管理デバイスおよび加速度センサで構成されたウェアラブルセンサを大腿中央部の上面に装着して，試技を行う．本研究では，試技者の装着感を考慮して，ウェアラブルセンサを小型化する必要がある．このため，加速度センサは，ブレッドボード上でジャンパワイヤを用いて管理デバイスに接続する．また，ウェアラブルセンサは，電源を供給するため，計算機と有線で接続する．

4.2.1 管理デバイス

本研究では，管理デバイスとして Raspberry Pi Pico W [17] を用いる．Raspberry Pi Pico W は，安価で小型なウェアラブルセンサであり，デバイス本体は約 6g と軽量である．また，2.4GHz の Wi-Fi（IEEE 802.11b/g/n），および Bluetooth（Ver. 5.2）を用いることで，無線機能を使ったシステムを構築でき，IoT 環境においてセンサデバイスやクラウドを組合わせたプロジェクトで利用される．

管理デバイスは，加速度センサから取得した加速度データを用いて座標変換を行うことで，角度を算出する．また，座標変換後における角度の第 2 象限を識別するため，第 1 象限から第 2 象限への移動を判定する．管理デバイスは，試技の結果に応じて，計算機に音の鳴動を指示する．

4.2.2 加速度センサ

本研究では，スクワット試技におけるしゃがみの角度を測定するため，サンプリング周期を 0.1 秒として，加速度センサを用いる．本研究で用いる加速度センサ MPU-6050 は，3 軸の加

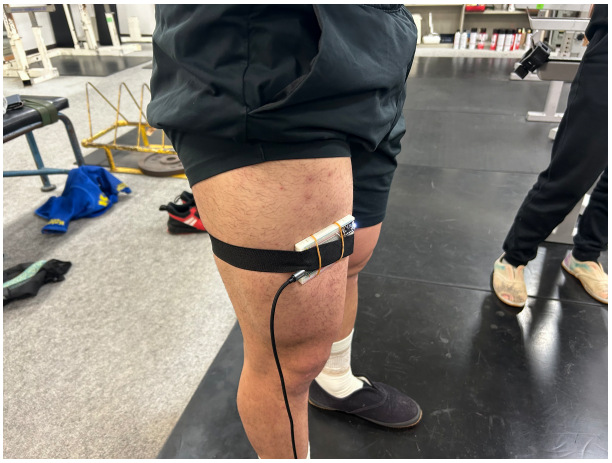


図 3　ウェアラブルセンサを装着した大腿部

速度センサと 3 軸のジャイロスコープを搭載する小型のセンサであり，圧電効果の原理に基づいて動作する．また，低コストかつ低消費電力であるため，長時間の利用が可能である．

4.3　提案手法の処理手順

提案手法の処理手順は，以下の通りである．試技者は，試技を行う前に，自身の身長や体重，および脚の周長といった基本データを管理デバイスに登録する．次に，試技者は，ウェアラブルセンサを大腿中部上面に装着して，スクワット試技を行う．加速度センサでは，試技者の試技に基づいて測定した加速度データを管理デバイスに送信する．管理デバイスでは，加速度データを角度データに座標変換し，計算機へ角度データを送信する．計算機では，機械学習モデルを用いて試技の成否を判定し，判定結果に応じた音を鳴らして，試技者に試技結果を通知する．

5　機械学習モデルの構築

5.1　機械学習で用いるフレームワーク

本研究では，機械学習で用いるフレームワークとして，TensorFlow Lite [19] を用いる．TensorFlow Lite は，Google のオープンソース機械学習ライブラリである TensorFlow に基づいて，機械学習用のフレームワークとして開発された．また，TensorFlow に比べて，TensorFlow Lite はモバイルや組込みデバイス向けに軽量化されている．

ウェアラブルセンサの管理デバイスとして用いる Raspberry Pi Pico W のスペックは，SRAM が 264KBytes，フラッシュメモリは最大 2MBytes である．このような処理能力が低いデバイスに対して TensorFlow Lite を用いることで，機械学習モデルを実装できる．

また，提案手法では，スクワット試技 1 回ごとに試技の成否に応じた音を鳴らすことで，試技者にフィードバックを行う必要がある．このため，推論速度が速く，かつインターネット接続が不要で即時性が高い TensorFlow Lite を用いることで，リアルタイムに測定データを処理できる．

表 1　特　徴　量

特徴量	概要
H	身長
W	体重
Cir	脚の周長
$UpDig$	直立時の角度
$CrDig$	しゃがんだ時の角度
$D_1, \cdots, D_5$	CrDig の直前 5 回分の角度データ
$D_6, \cdots, D_9$	CrDig の直後 4 回分の角度データ

表 2　正解クラスごとのデータ数

正解クラス	0	1	2	3
データ数（個）	194	238	171	197

5.2　データ収集

5.2.1　概　　要

スクワットの試技判定モデルを作成するため，スクワット試技のデータ収集を実施した．被験者は，ウェイトトレーニング部に所属する 19~21 歳の 8 名（男性 7 名，女性 1 名）であり，すべてパワーリフティングの競技歴が 1~3 年の経験者である．図 3 に示すように，被験者は，大腿中部上面にウェアラブルセンサを装着した状態で，スクワット試技を 100 回行った．スクワット試技では，100 回のうち，25 回は完全に成功な試技，25 回は完全に失敗な試技，および 50 回は成功と失敗の判断が難しい試技で行うことを被験者に指示した．

5.2.2　特徴量抽出

スクワットの試技判定モデルに与える特徴量として，表 1 を抽出する．H，W，Cir は，管理デバイスに事前入力する数値であり，角度データである $UpDig$，$CrDig$，D_1，$\cdots$，D_9 は，加速度センサのデータを座標変換することで取得する．また，角度データは 0.1 秒ごとに取得する．

正解クラスは，「完全に成功な試技」，「ギリギリ成功な試技」，「ギリギリ失敗な試技」，および「完全に失敗な試技」の 4 種類で構成され，主審 1 名と副審 2 名で構成された合計 3 名の審判から取得した．表 2 に，正解クラスごとのデータ数を示す．正解クラスの決定方法について，以下の 2 個の定義を用いた．

- 定義 1：失敗試技と判定した審判の人数に応じて，正解クラスを 0~3（0：完全に成功な試技，1：ギリギリ成功な試技，2：ギリギリ失敗な試技，3：完全に失敗な試技）とする．
- 定義 2：成功と失敗の判断が難しい試技を行う場合は，判定結果が 0 であれば 1，判定結果が 3 であれば 2 を正解クラスとする．

図 4 に，データを収集している様子を示す．データの収集は，岡山大学トレーニング棟で行った．主審は，パワーリフティング競技歴が約 18 年の熟練者で，JPA 公認審判資格を取得している．副審は，パワーリフティング競技歴が 1~3 年の経験者である．



図 4　データを収集している様子

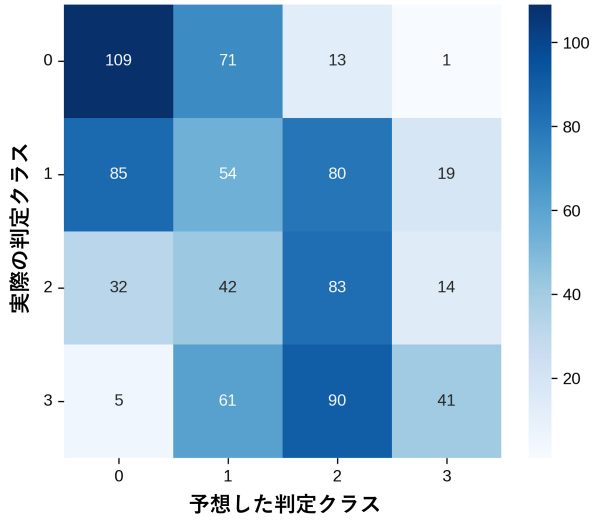


図 5　4 クラス分類の混同行列

6　評　　価

6.1　評価方法

本研究では，機械学習モデルの汎化性能を評価するため，Leave-One-Out Cross-Validation（LOOCV）法を用いた．LOOCV 法では，データセットから被験者 1 名分のデータを抜き出したデータを教師データとして設計したモデルを学習し，学習に使用しなかった被験者 1 名分のデータで評価を行う作業を被験者の人数分行う．性能評価では，サンプル数の偏りを避けるため，ダウンサンプリングを行った．ダウンサンプリングでは，あるクラスでデータ数が 170 個より多い場合，ランダムにサンプルを除去して，170 個に調整する．一方で，データ数が 170 個より小さい場合，このデータ数のサンプルをすべて使用して処理を行う．

6.2　評価指標

評価指標として，適合率（Precision），再現率（Recall），および F 値（F-measure）の 3 種類を用いる．適合率は，あるクラスに分類されたサンプルのうち，実際にそのクラスに属するサンプルの割合である．適合率が高いほど，モデルがそのクラスに分類したサンプルの多くは実際に正しいことを示す．再現率は，あるクラスに実際に分類されたサンプルのうち，モデルが正しくそのクラスに分類できた割合である．再現率が高いほど，本来そのクラスに分類したサンプルの多くが正しく分類できていることを示す．F 値は，適合率と再現率の調和平均であり，適合率と再現率の両方が高くなるほど 1 に近づき，バランスが良く性能が高い機械学習モデルとなる．

これら 3 種類の評価項目における算出式を式（1），式（2），式（3）に示す．真陽性を TP，偽陰性を FN，偽陽性を FP，および真陰性を TN とする．

$$Precision\ (\%) = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \tag{1}$$

$$Recall\ (\%) = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \tag{2}$$

$$F\text{-}measure = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{3}$$

表 3　4 クラス分類におけるクラスごとの評価指標

正解クラス	Precision	Recall	F-measure
0	0.558	0.565	0.448
1	0.229	0.259	0.203
2	0.288	0.455	0.299
3	0.434	0.205	0.199
全体の平均	0.378	0.372	0.288

表 4　2 クラス分類における評価指標

Precision	Recall	F-measure
0.669	0.620	0.643

6.3　4 クラス分類による評価

5.2.2 項で述べた 4 種類の正解クラスを用いて，機械学習モデルの性能評価を行う．はじめに，本研究で構築した機械学習モデルにおける分類器の混同行列を図 5 に示す．図 5 より，クラス 0 について，多くの場合で正しく分類されているが，一部はクラス 1 に誤分類されることを確認した．また，クラス 1 およびクラス 2 では，誤分類の割合が高い．クラス 3 について，一部はクラス 2 に誤分類されることを確認した．

次に，各クラスの評価指標を表 3 に示す．すべての評価指標において，クラスごとでばらつきが発生することを確認した．クラス 0 について，Precision と Recall が約 0.56 と比較的高いことを確認した．クラス 1 について，Precision と Recall がともに低く，誤認識や見逃しが多いことを確認した．クラス 2 について，Precision が低く，誤認識が多く発生した．クラス 3 について，Recall が低いため，見逃しが多い．最後に，クラス全体について，Precision と Recall の差が小さいため，全体的にクラス間の識別が難しい傾向であることを確認した．

6.4　2 クラス分類による評価

6.3 節の評価結果より，クラス 1 とクラス 2 において誤分類の割合が高く，現状では各クラスの特徴量で明確に区別することは難しいことが分かった．また，クラス 1~3 における F-measure は 0.30 以下であり，判定精度が低い．

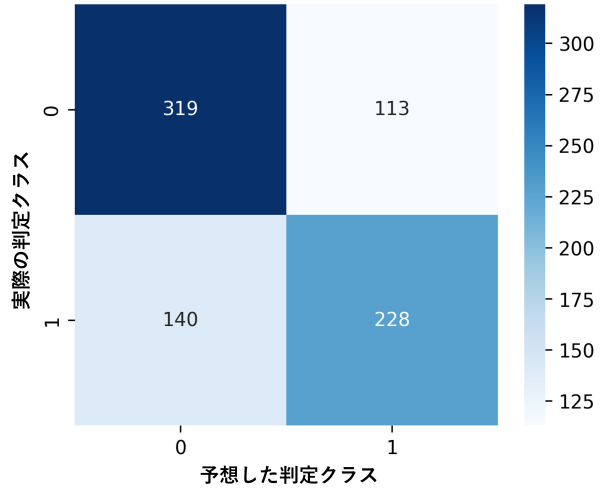


図 6　2 クラス分類の混同行列

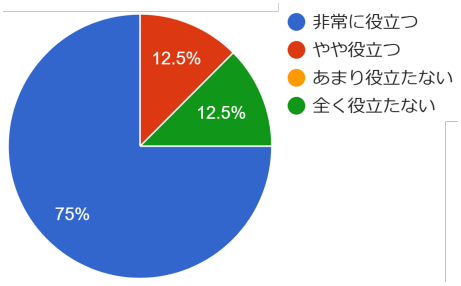


図 7　質問 1 の回答結果

そこで，正解クラスを 0 および 1（0：成功試技，1：失敗試技）の 2 クラス分類として，性能評価を行う．はじめに，本研究で構築した機械学習モデルにおける分類器の混同行列を図 6 に示す．また，各クラスの評価指標を表 4 に示す．

2 クラス分類による評価結果より，F-measure は 0.643 となり，機械学習モデルの精度は良好であることが分かった．また，Precision の値より，成功判定のうち約 33%が実際の失敗試技である点，および Recall の値より，約 38%の成功試技を失敗判定として見逃した点がそれぞれ分かった．以上より，2 クラス分類では，成功試技と失敗試技における違いを一定の割合で判断できることを確認した．

6.5　アンケート評価

機械学習モデルの定性的評価を行うため，アンケート評価を行う．評価者は，被験者 8 名，および主審 1 名の計 9 名である．質問項目は，以下の通りである．

- 質問 1：このシステムは練習時に役立つと感じましたか？
- 質問 2：このシステムを使用することで，スクワット技術の改善につながると思いますか？
- 質問 3：スクワットのフォームや深さを確認する際に，このシステムは有効だと思いますか？
- 質問 4：この手法を改良するために，特に改善が必要だと感じた点があれば教えてください．
- 質問 5：練習時に便利だと感じる追加機能や改良アイデアがあれば教えてください．

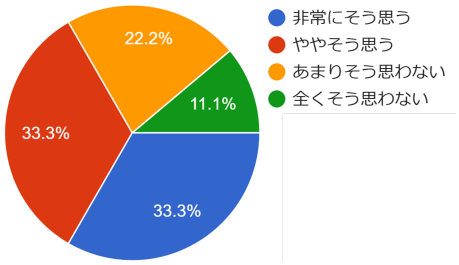


図 8　質問 2 の回答結果

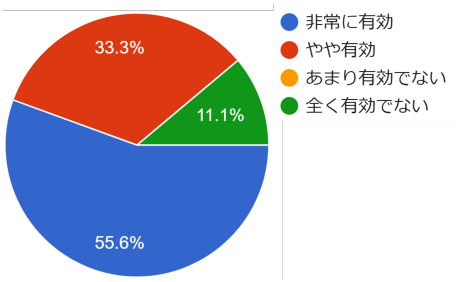


図 9　質問 3 の回答結果

図 7 より，このシステムは練習時に非常に役立つと回答した割合は 75%であった．図 8 より，このシステムを使用することでスクワット技術の改善につながると回答した割合は約 67%であった．図 9 より，スクワットのフォームや深さを確認する際にこのシステムは有効であると回答した割合は約 89%であった．図 7~9 の結果より，このシステムを用いることは，自身のスクワット試技を評価することに有効であり，スクワット技術の改善が期待できると考える．質問 4 では，「しゃがむスピードが速いと反応しない」，「試技の速度が速くても対応できると良い」との回答があり，試技の速度が速い場合でも本システムが利用できるように対応する必要がある．質問 5 では，「しゃがむ時や立つ時の速度が分かる機能が欲しい」，「スクワット時に装置が気になったため，装置を小型化して欲しい」，「深さよりも判定基準からどれくらいずれているかを可視化する機能が欲しい」との回答があった．したがって，センサの装着感の改善，および 4 値分類といった曖昧な試技に対する判定方法について，それぞれ検討する必要がある．

6.6　考　　察

機械学習モデルの評価結果に基づいて，特徴量，閾値，およびユーザビリティの観点で，改善策を考察する．特徴量について，現在は被験者の体格データと動作中の角度データ（サンプリングレートは 0.1 秒）のみで構成されている．今回の評価で，この特徴量では 4 種類のクラスを完全に分離することは難しいことが分かった．4 種類のクラスをより明確に分類するため，サンプリングレートの細分化，ジャイロセンサのデータ追加，および胴体へのセンサ取付けをそれぞれ行うことで，センサの装着部位を増やし，取得する特徴量を増やす方法が考えられる．

閾値について，「クラス 0 とクラス 1」，「クラス 1 とクラス 2」，および「クラス 2 とクラス 3」の判定精度を向上させるため，判定ルールを工夫する必要がある．具体的には，審判によ

る判定について,「成功試技」および「失敗試技」の 2 種類ではなく,「完全に成功の試技」,「ギリギリ成功の試技」,「ギリギリ失敗の試技」，および「完全に失敗の試技」の 4 種類で行い，正解ラベルを付与する．これにより，成功と失敗の境界が曖昧な試技をより明確に分類できる．

ユーザビリティについて，現在はウェアラブルセンサと計算機を有線で接続している．今後は，ウェアラブルセンサと計算機を無線通信で接続することで，試技者は有線コードを気にせずウェアラブルセンサを装着して，試技に取組むことができる．

7 おわりに

本研究では，ウェアラブルセンサを用いたスクワット試技の判定支援手法を提案した．提案手法では，試技者に装着した加速度センサによる測定データを活用し，試技者の体格や測定データを特徴量として機械学習を用いてスクワット試技を判定した．

スクワット試技の測定データを用いて作成した機械学習モデルを作成し，Leave-One-Out Cross-Validation 法により評価を行い，成功試技および失敗試技について，4 クラス分類および 2 クラス分類で混同行列および評価指標を作成した．2 クラス分類における F-measure の値が 0.643 となり，機械学習モデルの精度が良好であることを確認した．また，Precision および Recall の値より，成功判定に失敗試技が一定数含まれることを確認し，性能向上に向けて考察した．さらに，被験者および主審に対するアンケート調査では，提案手法に基づいたシステムの利用について，スクワット試技の自己評価において有効であり，スクワット技術の改善を期待できるとの回答があった．以上より，提案手法を用いることで，パワーリフティング競技におけるスクワット試技の動作習得を効率的に支援できることを確認した．

今後の予定として，機械学習モデルにおける特徴量の追加および閾値の調整があげられる．また，ウェアラブルセンサと計算機との無線接続を実現する．

謝　辞

本研究は，文部科学省科学研究費（基盤研究（B）課題番号：23K24843）の研究助成によるものである．ここに記して謝意を表す．

文　献

[1] スポーツ庁：第 3 期スポーツ基本計画（オンライン），入手先 ⟨https://www.mext.go.jp/sports/b_menu/sports/mcatetop01/list/1372413_00001.htm⟩（参照 2025-01-06）.
[2] 衣笠泰介, 舩先康平, 藤原　昌，Morley Elissa，Gulbin Jason：我が国のスポーツとアスリート育成における国際的な包括的枠組みの適用：「日本版 FTEM」の開発, Journal of High Performance Sport, Vol.4, pp.127–140 (2019).
[3] 日本スポーツ振興センター：アスリート育成パスウェイ（オンライン），入手先 ⟨https://pathway.jpnsport.go.jp/index.html⟩（参照 2025-01-06）.
[4] 當麻浩司，荒川貴博，三林浩二：研究開発の俯瞰報告書 ライフサイエンス・臨床医学分野 CRDS-FY2020-FR-04 - 第 2 章 俯瞰区分と研究開発領域 2.1.9 ヘルスケア IoT（ウェアラブル・生体埋め込み計測），pp.263–276 (2021).
[5] ソニーネットワークコミュニケーションズ株式会社：スマートテニスレッスン（オンライン），入手先 ⟨https://ict.sonynetwork.co.jp/sports/tennis/index.html⟩（参照 2025-01-06）.
[6] WHDC Acrodea, Inc.：i・Ball Technical Pitch（オンライン），入手先 ⟨https://technicalpitch.net/⟩（参照 2025-01-06）.
[7] 日本パワーリフティング協会:ルールブック（オンライン），入手先 ⟨https://www.jpa-powerlifting.or.jp/pdf/rule20211015.pdf⟩（参照 2025-01-06）.
[8] 公益財団法人笹川スポーツ財団：パワーリフティング・歴史と沿革（オンライン），入手先 ⟨https://www.ssf.or.jp/knowledge/dictionary/powerlifting.html⟩（参照 2025-01-06）.
[9] 日本パワーリフティング協会：ＪＰＡ会員登録数一覧表（オンライン），入手先 ⟨https://ros-cms-data.s3.ap-northeast-1.amazonaws.com/_file/10951/3c69668a11.pdf⟩（参照 2025-01-06）.
[10] 仰木裕嗣：スポーツテクノロジー分野における知財，日本弁理士会，月刊パテント，Vol.73，No.7，pp.26–35 (2020).
[11] Milanko, S. and Jain, S.: LiftRight: Quantifying Strength Training Performance Using a Wearable Sensor, Smart Health, Vol.16, No.100115, pp.1–15 (2020).
[12] 佐藤礼華，吉岡輝貴，李　牧イ，高見友幸：Python/MediaPipe による高齢者体操ゲームの開発，国際 ICT 利用研究学会論文誌，Vol.5, No.1, pp.42–46 (2022).
[13] Google：MediaPipe ソリューション ガイド（オンライン），入手先 ⟨https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/guide?hl=ja⟩（参照 2025-01-08）.
[14] 樋山貴洋，佐藤佳州，塩谷真帆，小澤　順，小林吉之：加速度・角速度センサを利用した屋内外での歩行特徴量と下肢筋力との相関分析，バイオメカニズム，Vol.25, pp.81–93 (2020).
[15] 村尾和哉，寺田　努：加速度センサの定常性判定による動作認識手法，情報処理学会論文誌，Vol.52, No.6, pp.1968–1979 (2011).
[16] 片桐凜太郎，中村優吾，荒川　豊：バランスボールに取り付けたピン型磁石とスマートフォンを用いた初心者向けトレーニングの評価，第 32 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集，pp.182–184 (2024).
[17] 株式会社ケイエスワイ:Raspberry Pi Pico W（オンライン），入手先 ⟨https://raspberry-pi.ksyic.com/main/index/pdp.id/863/pdp.open/863⟩（参照 2025-01-08）.
[18] SunFounder：加速度センサー & ジャイロスコープモジュール（MPU6050）（オンライン），入手先 ⟨https://docs.sunfounder.com/projects/ultimate-sensor-kit/ja/latest/components_basic/05-component_mpu6050.html⟩（参照 2025-01-08）.
[19] Google:TensorFlow Lite（オンライン），入手先 ⟨https://www.tensorflow.org/lite/guide/⟩（参照 2025-01-06）.