

けが予防を目的とした跳躍動作の継続的計測による運動特性の評価

岩本 駿平[†] 松下 光範^{††} 堀 寛史^{†††} 杉本 明文^{††††}

[†] 関西大学大学院総合情報学研究科 〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1

^{††} 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

^{†††} 甲南女子大学看護リハビリテーション学部 〒658-0001 兵庫県神戸市東灘区森北町 6-2-23

^{††††} 藍野大学医療保健学部 〒567-0012 大阪府茨木市東太田 4-5-4

E-mail: †{k867209,t080164}@kansai-u.ac.jp

あらまし 成長期の子供は骨密度や柔軟性の低下, 身体バランスの不均衡が生じやすく, 特に下肢部のけがが多発すると指摘されている. けがのリスクを低減し, 運動パフォーマンスを向上させるためには, 正しい姿勢や適切なトレーニングが重要である. 本研究では, 跳躍動作時のセンサデータを用いて運動能力やフォームなどの運動特性を評価するシステムを開発する. Apple Watch と iPhone を膝と腹部に装着し, 加速度およびクォータニオンから跳躍高や着地時間, 膝の開き具合, 姿勢の傾きを算出し, 運動特性を評価する. さらに, 理学療法士が目視で評価したデータを基に機械学習モデルを構築し, 得られたセンサデータや算出した結果を入力として, 跳躍中の不安定なフォームやけがのリスクが高まる要因を推定する. これにより, 理学療法士の評価と同様の結果を自動的に導き出し, 運動能力とフォームの両面からリスク要因をフィードバックすることを目指した. 本システムにより, 簡易かつ頻繁な運動特性評価が可能となり, 個人が自身の成長や衰退の状態を把握することで, 運動に対する意識の向上や, けが予防への意識の変化が見られた.

キーワード スポーツデータ 行動解析 医療・ヘルスケア ユーザ支援

1 はじめに

中高生におけるけがの発生状況は深刻である. 日本スポーツ振興センターのデータによれば, 令和4年度における中高生のけがの発生状況には顕著な傾向が見られる. 中学生と高校生における下肢部のけがの割合はそれぞれ39.1%と45.9%であり, 他の部位に比べて際立って高い割合を示している. また, 件数としても中学生では95,631件, 高校生では91,373件と, いずれも最も多い部位である. さらに, 小学生においても下肢部のけがは27.2%の割合を占め, 件数としても76,662件に上る. 幼稚園児や保育所等の乳幼児でも, 下肢部の負傷は全体の1割以上を占めることが示されており, 成長期全般での下肢部への負担が大きいことがうかがえる. これらのデータは, 成長期の運動時における下肢部の負荷が他の部位と比較して高いことを示しており, 特に中高生においてけがの発生リスクが顕著であることを強調している.

中高生のけがの発生には, 成長期特有の身体的変化が大きく関与している. 急激な骨の成長に対して筋肉や腱の成長が遅れることで柔軟性が一時的に低下し, 下肢部の骨付着部には過剰な牽引ストレスがかかりやすくなる[20]. その結果, 特にスポーツ活動中に傷害が発生しやすいとされている. さらに, 競技スポーツや部活動の頻度や強度が増加することで, 特定の部位に繰り返し負荷が加わり, 微細損傷や炎症が慢性化することで下肢部の障害リスクが高まるといった報告もある[11]. これらの負傷は, 適切な対応が遅れると長期的な運動能力の低下や

慢性的な障害へと進行する可能性があるため, 早期の発見と予防が重要である. しかし, 単発の評価では変化を正確に捉えることが難しく, 継続的な動作の記録と分析が必要となる. 本研究ではこうしたスポーツによる障害(以下, スポーツ障害と記す)を対象とし, その予防と早期発見を目的としている.

スポーツ障害は, 「スポーツ外傷」と「スポーツ障害」に分類される[9]. スポーツ外傷は, ジャンプ時の着地失敗による捻挫や骨折など, 1回の強い外力が原因である. 一方, スポーツ障害は, 繰り返しの強い負荷や不適切なフォームによって引き起こされ, 肩や肘, 膝などの関節に慢性的な痛みが生じる状態を指す. 慢性的な障害は痛みの発生が徐々であるため, 自覚されにくく, 発見が遅れる傾向にある. その結果, けがが悪化し, スポーツを続けることが難しくなる場合がある. さらに, 障害が進行すると, スポーツへの復帰が困難となるだけでなく, 将来的な身体機能にも影響を及ぼす可能性がある. こうしたスポーツ障害の予防・発見には, 理学療法士による支援が不可欠とされている[16]. また, 選手自身が自らの体調をセルフチェックし, それに基づいた適切な対応を行うことが重要である[8]. これらの取り組みを基に, 理学療法士がサポートすることで, 選手のコンディショニングがさらに最適化されることが期待される.

理学療法士は, けがや障害を抱える人々に対し, 運動療法や物理療法を用いて治療や予防を支援する専門職である. その役割は, スポーツ復帰の支援や競技パフォーマンスの向上, さらにけがの予防にまで広がっている[12]. 特に成長期の中高生に

においては、身体的な成長に伴う適切なフォームや運動負荷の管理が重要であり、理学療法士の支援を受けることでこれが実現可能となる。一方で、理学療法士が提供する評価や支援が十分に行き渡っていない現状もある。その要因の一つに、理学療法士の人材不足が挙げられる。超高齢化社会に伴い、リハビリを必要とする患者が増加している。その結果、中高生や若年層への支援が十分に提供されていない。加えて、スポーツ障害のリスク評価やパフォーマンス向上には、主観的な観察や経験だけでなく、科学的データに基づく客観的な評価が重要である。例えば、三次元動作解析装置や床反力計といった高精度な機器は、従来の手法では捉えにくい動作の癖や負荷の偏りを明確にすることができる。先行研究では、これらの機器を使用することで、膝の内転モーメントや荷重分布の不均衡を特定し、ACL 損傷のリスクを予測できることが示されている [2]。これらの機器によって、リスクの高い動作を特定し、トレーニングや予防プログラムの策定に役立てられる可能性がある。しかし、これらの機器は高額で、日常的に部活動や学校現場で利用するのは容易ではないという課題がある [18]。この現状を改善するには、より手軽で低コストかつ高精度な評価システムの開発が求められる。本研究では、成長期の中高生を対象としたスポーツ障害の予防やパフォーマンス向上を支援するため、こうした評価システムの開発を目指している。時系列処理を用いた動作解析を活用し、フォームの変化や安定性、けがのリスク要因を推定する手法の構築を試みる。さらに、記録の時系列推移を考慮することで、選手のコンディション管理をより効果的に行い、適切なトレーニングやリハビリテーションの指導につなげることができる。

2 先行研究

2.1 スマートフォンのセンサを用いた運動特性の評価に関する研究

近年、センサ技術を活用した運動特性の評価がスポーツ科学やリハビリテーション分野で注目されている。スマートフォンに内蔵された加速度センサやジャイロセンサを活用することで、従来の大がかりな設備が必要だった動作分析を簡易化する試みがなされている。樫原らは、スマートフォンを用いた歩行動作改善ツールを開発した。加速度センサのみで良い姿勢を意識した歩行と無意識な歩行を判別可能であることを示し、悪い姿勢を検出して警告するアプリケーションを実現した [10]。

隅田らは、スマートフォンのセンサを利用して負担度推定モデルを構築し、歩行中の負担を最小化するナビゲーションシステムを提案した。このシステムは、加速度や歩行速度データを基に心拍数を予測し、ユーザに最適な歩行ルートを提供するものである [14]。

また、Igor Pernek らは、スマートフォンを用いたスポーツ活動強度の推定手法を提案し、多層パーセプトロンやサポートベクトル回帰などの機械学習アルゴリズムを活用して高精度な推定を実現した [3]。

鈴木らは、跳躍動作の計測に着目し、スマートフォンのモー

ションセンサを用いた計測システムを開発した。この研究では、加速度やクォータニオンデータを活用することで、跳躍時間や高さ、着地時の衝撃吸収性などの分析を可能とした [13]。

さらに、松下らは、下肢部の損傷潜在リスクを推定するスマートフォンアプリケーションを開発した。従来の特異値分解による特徴抽出に加え、連続跳躍動作の周波数特性に着目しフーリエ変換を用いることで、スポーツ損傷潜在リスクの推定精度を向上させた。このアプローチは、アプリケーション化することでユーザビリティを高め、現場での利用可能性を広げた [19]。

これらの先行研究は、加速度センサやジャイロセンサといったモーションセンサを活用し、簡易かつ高精度な運動特性評価を実現するための多様なアプローチを示している。

2.2 スポーツ障害リスクの推定に関する研究

スポーツ障害リスクの推定において、センサやデータ分析技術を活用した研究が進んでいる。これらの研究は、選手の身体的特徴や運動特性を数値化し、怪我のリスクを予測するモデルの構築を目指した。

Wilkerson らは、スマートフォンを用いてスポーツ外傷の傷害リスクを推定する研究を行った。フットボールチームの選手 45 名を対象に、プレシーズン練習開始 1 か月前にスポーツ・フィットネス・インデックス (SFI) 調査を実施し、各選手の機能的評価を行った。さらに、片足スクワットテスト (UFS) を行い、加速度センサデータを収集した。その後、UFS データ、SFI 調査データ、試合参加の記録、傷害発生時の記録を用いて傷害予測モデルを構築した。解析の結果、SFI スコアが低い選手 (Lo SFI) や UFS 値が高い選手 (Hi UFS)、試合出場回数が多い選手 (Hi GP) がリスク因子として特定され、相互作用効果 (SFI×UFS) が有意に認められた (OR=8.64)。また、試合出場回数が 8 試合以上の選手は、8 試合未満の選手に比べて怪我の発生確率が 3 倍以上高い (OR=3.16) ことが示された。この研究は、機能的評価データと加速度センサデータの組み合わせが強力な傷害予測モデルを構築するために有効であることを示唆している [5]。

Rossi らは、プロサッカー選手に GPS を装着し、試合中やトレーニング中に取得したデータを基に負傷予測モデルを構築した。総距離 (dTOT)、高速走行距離 (dHSR)、代謝距離 (dMET)、高代謝負荷距離 (dHML)、爆発距離 (dEXP)、加速や減速の回数 (Acc2, Dec2 など)、動的ストレス負荷 (DSL)、疲労指数 (FI) など、計 12 の特徴量を抽出した。これらの特徴量に加え、選手の年齢や BMI といった個人特徴を考慮したモデルを作成し、傷害リスクの予測に成功した。さらに、データ取得中に発生した負傷の原因を理解することにも寄与し、トレーニング計画の最適化に役立つ知見を提供した [4]。

これらの研究は、運動データや個人特性を組み合わせた傷害リスク推定の有効性を示しており、スポーツ現場での実践的な応用が期待されている。

2.3 コンディション把握に関する研究

スポーツにおける怪我の予防とパフォーマンス向上のために

は、選手自身のコンディションを把握し、適切な対策を講じることが重要である。これに関連して、選手の身体特性を定期的に評価する研究が行われている。

谷川らは、女子バスケットボールチームの選手 15 名を対象に、準備期にコンディショニング指標を取得し、定期的にフィジカルテストを行いながら怪我の発生を防ぐ取り組みを実施した[17]。この研究では、下肢筋力の左右差に着目し、以下のアプローチを採用している。

- 下肢筋力の左右差の是正：筋力の左右差を小さくするトレーニングを行うことで、動作の均衡を図り、怪我のリスクを低減する。
- トレーニング負荷の管理：個々の選手の状態に応じてトレーニング強度を調整することで、身体への過剰な負担を防止する。

その結果、試合期における選手のパフォーマンスが向上するとともに、怪我の発生が抑制される可能性が示唆された。この研究は、選手のコンディショニングとフィジカルテストを組み合わせた評価が、怪我予防の観点から有用であることを強調している。さらに、日本陸上競技連盟が提供する「スポーツ傷害の予防とコンディショニング」の資料では、選手自身が日頃から自分の身体の状態を把握し、適切なコンディショニングを行うことの重要性が述べられている¹。この資料では、自己モニタリングを通じて体調の変化に気づき、早期に対応することで、スポーツ障害の発生リスクを低減できると指摘している。これらの成果は、コンディション把握を通じて選手のパフォーマンスを最適化し、怪我の発生リスクを低減する取り組みの有効性を示しており、本研究の方向性においても重要な参考となる。

3 提案手法

本研究では、跳躍高やリバウンドジャンプ指数 (RJ-index) の推移が運動能力の衰退や成長、コンディションの変化を示す指標となると考え、跳躍データからこれらの値を算出するとともに、フォームの良し悪しを推定しユーザーにフィードバックを返すシステムを提案する。

提案するシステムでは、Apple Watch と iPhone をそれぞれ膝上部の側面と腹部に装着し、加速度およびクォータニオンデータを収集する。これらのデータを基に以下の運動特性を算出する。

- 跳躍高：加速度データを基に算出し、筋力の指標として活用。
- リバウンドジャンプ指数 (RJ-index)：跳躍高と接地時間から算出し、動作の効率性を評価。
- フォーム評価：膝の開き具合や姿勢の傾きなどのデータを用いてフォームの安定性や適切性を評価。

これらのデータを総合的に分析し、運動能力面とフォーム面の両観点からユーザーにフィードバックを提供する。本システムは、けがの予防と運動パフォーマンスの向上を目的としており、ユーザー自身が自身の状態を把握し、運動意識の向上につながることを目指している。

4 データセット概要

4.1 動作データ

本研究では、少年野球チームに所属する中学生男子 30 名を対象に、跳躍動作のデータ収集を行った。データ収集は約 4 か月間にわたり、2~3 週間に 1 度のスパンで実施した。収集には、松下ら[19]が開発したスマートフォンを用いた計測システムを参考にし、本研究独自に改良を加えたシステムを使用した。さらに、膝上部の側面に Apple Watch を装着することで、スマートフォンと同時に動作データを取得する仕組みを構築した。これにより、異なる装着部位からの動作データを統合的に分析可能になり、スマートフォンと Apple Watch の角度の差から膝の入り具合なども取得できる環境を実現した。

対象者には、連続 5 回の両足でのリバウンドジャンプ (以降、RJ と記す) および片足での RJ を実施してもらった。RJ は地面との接地時間をできるだけ短くし、高く跳躍する動作であり、下肢のトレーニングだけでなく、実践の場におけるテスト運動として広く用いられている。これは、SSC (筋腱複合体の伸張-短縮サイクル, Stretch-Shortening Cycle) 能力を評価する手法の一つとして知られており、実践の場におけるテスト運動として普及している、[15]。SSC 能力は短時間で大きなパワーを発揮する能力に影響を及ぼす重要な因子である。また、SSC 能力は効率良く地面反力を獲得する能力にも関与しており、バレーボールのジャンプやサッカーの方向転換など、スポーツ競技におけるプレーの成否に直接的な影響を及ぼす[6]。吉田らは大学女子サッカー選手 19 名を対象に RJ-index を測定し、レギュラー群の RJ-index が非レギュラー群よりも有意に高いことを明らかにした[21]。さらに、有賀らは女子バレーボール、陸上長距離、アメリカンフットボール、野球の各競技においても、レギュラー群が非レギュラー群に比べて高い RJ-index スコアを示すことを報告している[7]。これらの結果は、RJ-index が競技レベルや運動能力を反映する指標として有用であることを示しているそのため、SSC 能力の把握は、競技パフォーマンスの向上を目指した体力トレーニングや体力評価において重要な位置を占めている。

データ収集時には、ポリエチレン素材のマット上で動作を行い、スマートフォンと Apple Watch をそれぞれ腰部と膝上部の側面に装着して計測を行った。また、跳躍動作を正確に評価するため、実験参加者には以下の注意事項を事前に指示した。

- (1) 接地時間を短くしながら、できるだけ高く跳ぶこと。
- (2) 床の反発を利用し、連続して跳躍を行うこと。

¹ : <https://www.jaaf.or.jp/files/upload/201812/jhs-005.pdf> (2025/2/12 確認)

両足での RJ では、動作の一貫性を確保するため、腕を腰に

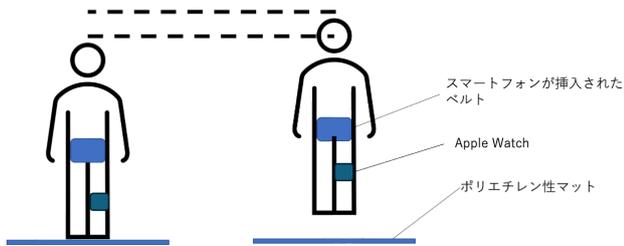


図 1: データ取得の様子

固定した状態で跳躍を行った。一方、片足での RJ では、安全面を考慮し、腕の振込みに制約を設けずに実施した。動作データ取得時には実験参加者の動作を正面と側面からビデオカメラで撮影し、追加の動作解析に利用可能なデータセットを構築した。データ取得後、スマートフォンおよび Apple Watch で収集された動作データは、個人ごとの ID で管理され、PC 側のローカルサーバに保存した。

データ取得の様子を図 1 に示す。

4.2 評価データ

跳躍時のフォーム評価は、動作データを取得した際に撮影した映像を基に、理学療法士が以下の項目について評価データを作成した。

- 着地時に膝が内側に入る状態（以降、KI と記す）
- 連続跳躍時に着地点が一定せず左右方向へのばらつきがある（以降、RL と記す）
- 連続跳躍時に着地点が一定せず前後方向へのばらつきがある（以降、FB と記す）

これらの項目について、映像から視覚的に判断し「傾向が見られる」「傾向が見られない」の 2 値で評価した。

5 実装

本章では跳躍高・RJ-index の算出、フォームの良し悪しの推定の手法について述べる。算出・推定には Python(ver3.11.6) を用いた。

5.1 時系列データの整形

本研究では、跳躍高・RJ-index を算出、フォームの良し悪しの推定を行うため取得した跳躍動作の時系列データの整形を行った。スマートフォン Apple Watch ではそれぞれ一秒間に取得できるデータ数が違ったため線形補完でアップサンプリングを行いフレームレートを合わせた。ある実験参加者の跳躍動作の鉛直方向の加速度の波形を図 2 に示す。取得した跳躍動作の時系列データには RJ の跳躍動作前後のノイズとなる部分を含むためその部分を切り取った。跳躍動作は自由落下により、重心の移動が規則的に生じる動作であるため、跳躍時の時系列データに跳躍と着地が規則的に現れる。着地時の極小値やゼロ

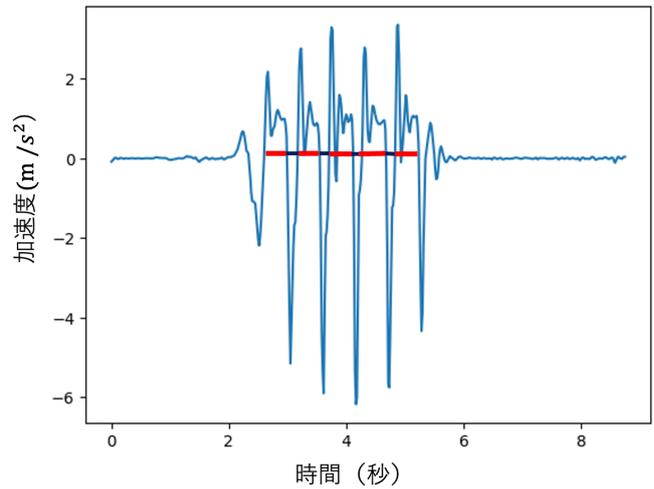


図 2: 鉛直方向の加速度

クロスを取得することにより、跳躍時の時系列データを回数ごとに分割した。図 2 の赤線部分が対空状態、青線部分が着地状態を表している。跳躍動作の開始と終了は加速度の波形が乱れやすいことや一度目の跳躍動作の前には着地の動作がないため、力を溜め高く跳躍するといった、正しい跳躍高の値を取得できないといったことを考慮し、跳躍時の時系列データから 2, 3, 4 回目の対空部分, 2, 3 回目の着地部分を抽出した。同様の抽出作業を鉛直方向の加速度を基準に、他の時系列データに対しても行った。

5.1.1 予備実験

5.1 節で説明した鉛直方向の加速度が 0 の値が、滞空・接地の境目であることを検証するため実験を行った。大学生 5 人を対象に RJ を行なってもらい、跳躍高・滞空時間・接地時間を取得した。本研究での跳躍高は頭の頂点が跳躍時に移動した最大の値を跳躍高とした（図 1 参照）その結果、加速度が 0 の値を滞空・接地の境目とし、有賀らが跳躍高算出に用いた式 [6]

$$h = \frac{1}{8}gt_1^2. \quad (1)$$

h は跳躍の高さ、 g は重力加速度（本研究では 9.8 として計算） t_1 は対空時間を表す。

で跳躍高を算出すると実際の跳躍高と誤差が ± 1.5cm 以内であった。このことから加速度が 0 の値を滞空・接地の境目とすることは妥当であることがわかった。

5.2 RJ-index の算出

5.1.1 節の手法で対空時間から算出した跳躍高をもとに有賀らが用いた以下の式で RJ-index を算出する [6].

$$RJ - index = \frac{h}{t_2}. \quad (2)$$

ここで、 h は跳躍高、 t_2 は接地時間を表す。

5.3 フォームの良し悪しの推定

本研究では、跳躍データからフォームの良し悪しを推定する

ために、静的データと時系列データを入力とする LSTM ベースのモデルを構築した。静的データは各跳躍高や着地時間、RJ-index を含み、時系列データは加速度やクォータニオン、スマートフォンと Apple Watch の角度差を基に構成された。以下の手順でモデルの設計と最適化を実施した。

- データ前処理:** センサーデータから静的特徴量と時系列特徴量を抽出し、正規化を実施した。また、評価データを基にフォームの評価 (KI, RL, FB) をターゲット変数として設定した。取得したデータセットは、学習用 80%、テスト用 20% にランダムに分割した。分割後、'StandardScaler' を用いて静的特徴量と時系列特徴量を正規化し、各クラスが均等に分布するように調整した。
- データ拡張:** 学習データの多様性を向上させ、モデルの過学習を防止するため、ランダムノイズを用いたデータ拡張を実施した。具体的には、静的特徴量および時系列特徴量に対して、平均 0、標準偏差 0.01 の正規分布に基づくノイズを追加した。この処理を元データに対して 5 回適用し、拡張後のデータを含めて学習データを 6 倍に増加させた。
- モデル構築:** 静的データ入力層と時系列データ入力層を持つモデルを設計した。時系列データは LSTM 層で特徴抽出を行い、静的データとの結合後、全結合層を通じて評価指標を出力する構造とした。LSTM を採用した理由は、センサーデータが時系列で相互に依存する性質を持つためである。LSTM は、過去の情報を保持しながら現在の情報を処理する能力に優れており、時間的依存性を考慮した特徴抽出に適している。過学習を防ぐため、L2 正則化やドロップアウトを適用した。
- ハイパーパラメータ最適化:** Optuna を用いて LSTM ユニット数、ドロップアウト率、L2 正則化係数、学習率などのハイパーパラメータを最適化した。トライアルごとにモデルを学習し、検証データの性能 (正確度) を基準に最適なパラメータを探索した。また、クラス不均衡を考慮し、陽性クラスに高い重みを付与することでモデルの性能を向上させた。
- タスクごとの最適化:** 各評価指標 (KI, RL, FB) に対して独立にモデルを学習・最適化し、それぞれの最適パラメータを決定した。
- 評価:** モデル性能の評価には、Precision-Recall (PR) 曲線を用い、各タスク (KI, RL, FB) ごとに最適な閾値を探索した。具体的には、異なる閾値に対する F1 スコアを計算し、スコアが最大となる閾値を採用した。また、テストデータを用いて精度 (Accuracy) や Precision (適合率)、Recall (再現率)、F1-Score を算出した。

5.4 フィードバック

算出・推定した結果をもとにユーザに対するフィードバックを行った。(図 3 参照) 跳躍高, RJ-index はグラフを用いて可

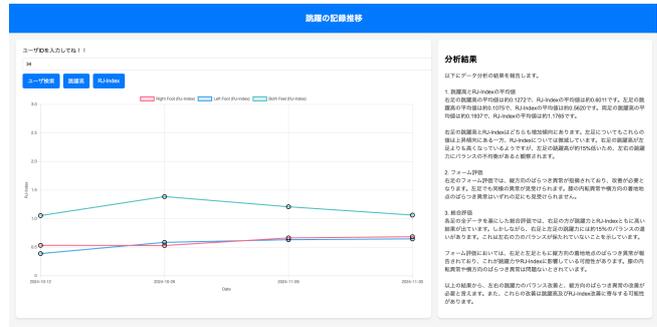


図 3: フィードバック画面

表 1: 各タスクにおける分類性能

タスク	クラス	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
KI-R	0.0	0.9474	0.8060	0.8710	0.8333
	1.0	0.6667	0.8966	0.7647	
	全体	0.8070	0.8513	0.8178	
FB-R	0.0	0.8966	0.7761	0.8320	0.7812
	1.0	0.6053	0.7931	0.6866	
	全体	0.7509	0.7846	0.7593	
RL-R	0.0	1.0000	0.7910	0.8833	0.8542
	1.0	0.6744	1.0000	0.8056	
	全体	0.8372	0.8955	0.8444	
KI-L	0.0	0.9412	0.4444	0.6038	0.5758
	1.0	0.3846	0.9259	0.5435	
	全体	0.6629	0.6852	0.5736	
FB-L	0.0	0.8750	0.5833	0.7000	0.6364
	1.0	0.4118	0.7778	0.5385	
	全体	0.6434	0.6806	0.6192	
RL-L	0.0	0.8605	0.5139	0.6435	0.5859
	1.0	0.3750	0.7778	0.5060	
	全体	0.6177	0.6458	0.5748	

視化し、今までの推移を確認できるようにした。また、フォーム面や成長や衰退の状況、コンディションなどは得られた結果を GPT-4 を使用し、ユーザごとの測定データを解析し、自然言語でフィードバックを生成する。フィードバックでは左右差、前回との差分や今までの傾向などを出力した。特に、左右の跳躍高の差が 15% 以上の場合には受傷率が增加する可能性があるため [1]、ユーザに対してその差を注意喚起することを重視した。

6 結果

本研究では、右足 (-R) と左足 (-L) のフォーム評価をそれぞれ個別に行った。具体的には KI, RL, FB の 3 つの指標について、右足と左足のデータを分けて評価している。推定したフォームの精度を表 1 に示す。

6.1 分析結果

表 1 の分類結果をもとに、各タスクにおけるモデル性能を分析した。以下に、主な観点からの結果を示す。

- KI-R (膝の内側方向・右):** クラス 0 (正常) の Precision は 0.94 と高く、クラス 1 (異常) の Recall は 0.89 と最大

値に近い値を記録している。F1-Score も 0.76 と良好で、全体の Accuracy は 0.83 と高い。

- **FB-R** (前後方向のバランス・右) : クラス 0 の Precision が 0.89 と高く、クラス 1 の Recall が 0.79 と良好である。F1-Score も 0.68 と比較的高いため、全体的なバランスは良いが、異常データの精度向上が求められる。
- **RL-R** (左右方向のバランス・右) : クラス 0 の Precision は 1.00 と非常に高く、クラス 1 の Recall も 1.00 と優秀である。しかしながら、クラス 0 の Recall は 0.79 とやや低いいため、正常クラスのデータを正しく分類する精度の向上が求められる。
- **KI-L** (膝の内側方向・左) : クラス 0 の Precision が 0.94 と高く、クラス 1 の Recall も 0.92 と比較的良好である。F1-Score も 0.54 と安定しており、モデルバランスは適切である。
- **FB-L** (前後方向のバランス・左) : クラス 0 の Precision が 0.87 と高いものの、クラス 1 の Recall が 0.77 と異常データの検出が優れているが、全体の F1-Score は 0.53 と改善の余地がある。
- **RL-L** (左右方向のバランス・左) : クラス 0 とクラス 1 の Precision と Recall がそれぞれ 0.86 と 0.51, 0.37 と 0.77 と異常クラスの精度が高いが、正常データの Recall が低い点が課題である

全体的に、クラス間のサンプル数の不均衡が影響しており、異常クラス (クラス 1) の性能向上が重要な課題である。

6.2 改善案

上記の分析結果を踏まえ、以下の改善策を提案する。

- **クラス不均衡への対応**: クラス 1 (異常) のサンプル数が少ないことが性能低下の主な原因である。
 - サンプル増加のためにクラス 1 のデータに対しデータ拡張を実施し、異常クラスのバリエーションを増やす。
 - クラス不均衡を考慮した損失関数 (e.g., Focal Loss) やクラス重み付けをさらに最適化する。
- **正常クラスの識別精度向上**: 一部のタスク (特に FB-L や RL-L) において、正常クラスの Recall が低く、正常動作が異常と誤分類されるケースが多い。この問題を解決するために、以下の方法を試みる。
 - 正常クラスのデータをさらに詳細に分析し、誤分類の要因を特定する (e.g., センサーノイズ, 個人差など)。
 - 特徴量エンジニアリングを行い、正常クラスの特徴がより明確になるように調整する。
 - モデルの閾値を最適化し、異常クラスに分類される閾値を調整することで、正常動作の誤分類を減らす。

- **異常クラスの特徴強調**: 異常クラスの識別性能を向上させるため、特徴量エンジニアリングを行い、モデルが異常クラスの特徴を学習しやすくする。
 - 新たな特徴量 (e.g., 膝角度, 跳躍時の速度変化) を追加する。
 - PCA や LDA を使用して、異常クラスを分離しやすい次元に変換する。
- **モデルの改善**: 現在の LSTM ベースモデルに加え、以下の手法を試す。
 - GRU (Gated Recurrent Unit) を用いてモデルの軽量化と学習効率の向上を図る。
 - 異常検出に特化したモデル (e.g., Autoencoder や One-Class SVM) を併用し、異常クラスの検出精度を補強する。

これらの改善策を適用することで、特に異常クラスの性能向上が期待されると考えられる。

6.3 アンケート結果の分析

本研究では、システムの有用性を評価するために、対象者に対してアンケートを実施した。アンケートは以下の 5 つの設問で構成され、各設問において 4 段階評価および自由記述欄を設けた。

- (1) **跳躍評価に関する感想**: 本システムを使用して、簡易かつ頻繁な跳躍評価が可能だと感じたか。
- (2) **自身の成長や衰退の把握**: 運動能力の成長や衰退を把握できたか。
- (3) **意識や取り組み方の変化**: 運動に対する意識や取り組み方が向上したか。
- (4) **運動習慣や行動の変化**: 継続利用により、運動習慣やケガ予防行動に変化があったか。
- (5) **リハビリの指標としての有用性**: 筋力や運動能力の回復状況を把握する指標として有用だと感じたか。

アンケートの結果を集計したところ、各設問において以下の傾向が見られた。

跳躍評価に関する感想では、対象者の多くが「非常に思う」または「そう思う」と回答しており、システムの簡便性が高く評価された。自身の成長や衰退の把握については、約 80% の対象者が「非常に思う」または「そう思う」と回答した。意識や取り組み方の変化に関しても、多くの対象者が肯定的な意見を示し、システムの効果を感じたと述べている。一方で、運動習慣や行動の変化については、一部の対象者が肯定的な変化を実感したものの、一部では明確な変化が見られなかった。最後に、リハビリの指標としての有用性については、多くの対象者が非常に有用だと評価しており、本システムがリハビリにおいて重要な役割を果たす可能性が示唆された。

7 考察と改善案

アンケート結果から、本システムは以下の点で有用性が高いことが示唆された。

跳躍評価を簡便かつ効率的に行えるため、日常的な利用に適している点が評価された。また、運動能力の成長や衰退を把握するツールとして活用可能であり、リハビリの指標としても有用性が高く、特にケガからの回復状況を定量的に評価する際に役立つことが確認された。

一方で、改善すべき点として、データの可視化機能が挙げられる。具体的には、ジャンプの高さやバランスの推移をより視覚的に示す機能の追加が求められている。また、インターフェースの改善や結果表示の簡易化を図ることでユーザビリティを向上させる必要がある。さらに、継続利用への動機づけも課題であり、運動習慣や意識に変化を与える仕組み（e.g.,ゲーミフィケーション）の導入が検討されるべきである。

8 結 論

本研究では、跳躍動作を継続的に計測するシステムを開発し、スマートフォンおよび Apple Watch から取得したセンサデータを基に運動特性を評価する手法を提案した。提案システムでは、跳躍高や着地時間、リバウンドジャンプ指数（RJ-index）の計算を通じて、運動能力を定量的に評価することが可能となった。また、理学療法士による視覚評価に基づくラベルを活用し、フォームの安定性やけがリスクを予測する機械学習モデルを構築した。さらに、本システムの有用性を評価するためにアンケート調査を実施した結果、簡易的に運動能力が可能である点が対象者から高く評価された。一方で、クラス間の不均衡による異常クラスの検出精度の課題や、データ可視化機能およびインターフェースの改善が必要であることが明らかとなった。

今後の展望として、クラス不均衡を考慮した学習手法やデータ拡張手法を導入し、異常クラスの検出精度を向上させることが挙げられる。また、時系列データからさらに多様な特徴量を抽出することで、モデル性能のさらなる向上を図る予定である。

加えて、スマートフォンアプリケーションとして本システムを改良し、一般ユーザーやスポーツ指導者が日常的に利用可能なプラットフォームを構築することを目指す。また、継続的な利用を促進するため、モチベーションを向上させる仕組みとして、ゲーミフィケーションの導入を検討する。

本研究の成果は、けがの予防や運動パフォーマンスの向上を支援するツールとしての可能性を示しており、簡易的な運動特性評価を可能にする新しいアプローチを提案するものである。今後は、対象者を拡大し、実社会における応用可能性をさらに検証しながら、システムの改良を継続していく予定である。

文 献

- [1] Fort-Vanmeerhaeghe, A., Milà-Villarreal, R., Pujol-Marzo, M., Arboix-Alió, J. and Bishop, C.: Higher Vertical Jumping Asymmetries and Lower Physical Performance are Indicators of Increased Injury Incidence in Youth Team-Sport Athletes, Vol. 36, No. 8, pp. 2204–2211 (2022).
- [2] Hewett, T. E., Myer, G. D., Ford, K. R., Heidt, R. S., Colosimo, A. J., McLean, S. G., van den Bogert, A. J., Paterno, M. V. and Succop, P.: Biomechanical measures of neuromuscular control and valgus loading of the knee predict anterior cruciate ligament injury risk in female athletes: a prospective study, *The American Journal of Sports Medicine*, Vol. 33, No. 4, pp. 492–501 (2005).
- [3] Pernek, I., Stiglic, G. and Kokol, P.: How hard am I training? Using smart phones to estimate sport activity intensity, *2012 32nd International Conference on Distributed Computing Systems Workshops*, pp. 65–68 (2012).
- [4] Rossi, A., Pappalardo, L., Cintia, P., Marcello laia, F., Fernández, J. and Daniel, M.: Effective injury forecasting in soccer with GPS training data and machine learning, *PLOS ONE*, Vol. 13, No. 7, pp. 1–15 (2018).
- [5] Wilkerson, G. B., Gupta, A. and Colston, M. A.: Mitigating sports injury risks using internet of things and analytics approaches, *Risk analysis*, Vol. 38, No. 7, pp. 1348–1360 (2018).
- [6] 有賀誠司, 積山和明, 藤井壮浩: 方向転換動作のパフォーマンス改善のためのトレーニング方法に関する研究: 男子バレーボール選手におけるリバウンドジャンプ能力と方向転換能力との関連について, *日本体育学会大会予稿集*, Vol. 64, p. 332 (2013).
- [7] 有賀誠司, 加藤健志, 小山孟志, 積山和明, 藤井壮浩, 後藤太郎, 両角速, 西出仁明, 小澤翔, 生方謙: リバウンドジャンプ能力の競技別特性, *東海大学スポーツ医科学雑誌*, Vol. 30, pp. 7–16 (2018).
- [8] 板倉尚子: スポーツ理学療法におけるコンディショニングとケア, *理学療法科学*, Vol. 23, No. 3, pp. 363–367 (2008).
- [9] 小柳磨毅, 橋本雅至, 向井公一, 田中則子, 佐藤睦美, 中江徳彦: スポーツ傷害に対する理学療法の取り組み, *理学療法学*, Vol. 32, No. 4, pp. 269–274 (2005).
- [10] 梶原裕大, 清水裕基, 三好健文, 吉永努, 入江英嗣: スマートフォンを用いた歩行動作改善ツールの開発, *情報処理学会研究報告*, Vol. 2011-UBI-32, No. 7, pp. 1–8 (2011).
- [11] 金岡恒治: スポーツ傷害予防と治療のための体幹モーターコントロール, *中外医学社* (2019).
- [12] 小林寛和: スポーツと理学療法—我が国におけるスポーツ理学療法 現状と課題—, *理学療法学*, Vol. 42, No. 8, pp. 773–774 (2015).
- [13] 鈴木雄登, 松下光範, 堀寛史: 継続的な評価の支援を目的としたスマートフォンによる跳躍動作の簡易センシング, *情報科学技術フォーラム講演論文集*, Vol. 18, No. 4, pp. 457–460 (2019).
- [14] 隅田麻由, 今津真也, 水本旭洋, 安本慶一: 健康指向歩行ナビゲーションのためのスマートフォンによる身体的負担度の推定, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 112, No. 44, pp. 157–164 (2012).
- [15] 図子あまね, 荻山靖, 図子浩二: リバウンドジャンプテストを用いた跳躍選手の専門的な下肢筋力・パワーに関する評価, *体力科学*, Vol. 66, No. 1, pp. 79–86 (2017).
- [16] 田中直樹: スポーツ分野における理学療法士の予防的な関わり—スポーツ傷害と向き合う上で考えておきたいこと—, *理学療法の歩み*, Vol. 32, No. 1, pp. 17–23 (2021).
- [17] 谷川聡, 立山紀恵, 柏倉秀徳, 大藏倫博, 吉田拓矢: 女子バスケットボールチームにおける準備期のコンディショニングとフィジカルテスト: 下肢筋力の左右差に着目して, *大学体育研究*, Vol. 44, pp. 19–29 (2022).
- [18] 新島有信, 水野理, 田中智博: ズボンのポケットに収納したスマートフォンによる歩容解析方法に関する検討, *情報処理学会研究報告*, Vol. 2014-UBI-43, No. 13, pp. 1–8 (2014).
- [19] 松下光範, 鈴木雄登, 尾崎優, 堀寛史: 跳躍動作の周波数特性に着目したスポーツ損傷潜在リスクの推定, *人工知能学会第 27 回インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会予稿集*, pp. 25–32 (2021).
- [20] 村田健一朗, 広瀬統一: 成長期アスリートにおける傷害総論, *日本アスレティックトレーニング学会誌*, Vol. 4, No. 1, pp. 11–17 (2018).
- [21] 吉田拓矢, 川原布紗子, 福田有紗, 白井蒼, 佐久間彩, 図子あまね,

浅井武, 谷川聡, 平嶋裕輔: 大学女子サッカー選手のリバウンドジャンプにおける下肢筋力・パワー発揮特性: 各種走能力, 筋力との関係性および競技レベルによる違い, 体育学研究, Vol. 66, pp. 467-479 (2021).