

# LiDAR と骨格推定 AI を用いた投球動作の上達補助 フィードバックシステム

石倉 朝陽<sup>†</sup> 秋岡 明香<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 明治大学総合数理学部 〒168-8525 東京都中野区中野 4-21-1

E-mail: {ev211045. akioka}@meiji.ac.jp

あらまし 野球の投球技術向上において、データに基づく客観的なフォーム解析への需要が高まっている。しかし、高精度な3次元動作計測は高価な専用機材を必要とし、一方で安価な単眼カメラ解析では、算出された数値データ（肘の角度やストライド長など）を具体的な身体操作へ変換することが困難であるという「解釈の壁」が課題となっている。そこで本研究では、モバイル端末と骨格推定 AI を統合し、屋外環境下で手軽に3次元動作解析を行うシステムを提案する。本手法は、投手の過去の好調時データと現在の投球を比較（個人内比較）し、球速に最も寄与する動作因子を特定する。さらに、算出された数値差分を「靴半足分前へ」や「地面に突き刺す」といった、選手が直感的に理解可能な具体的なアドバイスへと自動変換して提示する点に独自性がある。実証実験の結果、本システムは投球指導において実用上妥当な計測精度を有することを確認した。また、提示されたフィードバックが未経験者の球速向上や、経験者のフォーム矯正に有効に機能することが示された。

キーワード 画像認識, フィードバック, スポーツ, 骨格推定, LiDAR

## 1. はじめに

近年、スポーツ分野におけるセンシング技術や機械学習の進展により、野球の投球動作においても客観的データに基づくフォーム解析への期待が高まっているが、既存の高精度な3次元解析は高価な設備を要し、一方で安価な単眼カメラによる2次元解析では奥行き情報の欠如や、算出された数値データ（肘の角度やストライド長など）を選手が具体的な身体操作へ直感的に変換できないという「解釈の壁」が課題となっている。そこで本研究では、LiDAR スキャナ搭載のモバイル端末を用いることで簡易かつ高精度な3次元動作計測を実現するとともに、個人の過去の好投時データとの比較（個人内比較）に基づき、差分数値を「靴半足分前へ」といった具体的かつ行動可能なアドバイスへと自動変換して提示するシステムを提案する。これにより、専門的なコーチが不在の環境下でも、選手が客観的データと身体感覚のギャップを埋め、自律的にフォーム改善に取り組める環境の構築を目指す。

## 2. 関連研究

本研究の基盤となる「骨格推定技術による動作解析」と、スポーツ指導における「フィードバック手法」の観点からこれらに関連する先行研究として以下の2つを挙げる。

### 2.1 映像に基づく骨格推定とスポーツ動作解析

近年、ディープラーニングの発展により、特殊なマ

ーカーを装着せずに映像のみから人物の関節位置を特定するマーカーレス骨格推定技術が急速に進展している。代表的な手法として、Cao らが提案した OpenPose[1]が挙げられる。OpenPose は、Part Affinity Fields (PAFs) と呼ばれる手法を用いることで、複数人の関節位置とそれらの繋がりをボトムアップに推定するアルゴリズムを確立し、高い精度での2次元骨格推定を実現した。この技術はスポーツ分野にも広く応用されており、投球フォームや走動作の解析において数多くの事例が報告されている。しかし、OpenPose の手法を含む多くの既存研究は、単眼 RGB カメラを用いた2次元平面上の解析に留まるか、あるいは高価な複数台カメラシステムや高性能 GPU を必要とするケースが大半である。投球動作のような奥行きを伴う複雑な3次元動作を、現場レベル（グラウンドやブルペン）で手軽かつ高精度に解析するには、単眼 RGB カメラの深度情報の欠如や、機材セットアップの煩雑さが障壁となっていた。本研究では、近年普及が進む LiDAR スキャナ搭載のモバイル端末を用いることで、単眼映像でありながら深度情報を取得し、簡便に3次元的な動作特徴（ストライドの物理的距離など）を計測する点に独自性がある。

### 2.2 運動学習におけるフィードバックの質

スポーツ技能の習得支援において、計測されたデータをどのように学習者に提示するかは、センシング技術と同様に重要な課題である。Sharma らによると運動学習の分野では、フィードバックは主に「結果の知識（Knowledge of Results: KR）」と「パフォーマンスの知識（Knowledge of Performance: KP）」の2つに大別され

る[2]. KRは「ボールがストライクゾーンに入ったか」「球速は何 km/h か」といった結果に関する情報であり, KPは「肘が下がっていた」「ストライドが狭かった」といった動作のプロセスや質に関する情報である. Sharma らの研究をはじめとする多くの先行研究において, 投球のような複雑なスキル習得には, 単なる結果 (KR) の提示だけでなく, 具体的な動作修正を促す KP の提示が不可欠であることが示唆されている. しかし, 従来の動作解析システムの多くは, 計測された KP (例: 肘の角度が 90 度, ストライドが 1.4m) を定量的な数値データとしてそのまま提示するに留まっている. 専門的な知識を持たない選手にとって, 数値化された KP を「具体的に体のどの部位をどう動かせばよいか」という身体感覚に翻訳することは容易ではない. 数値の羅列は, 学習者にとって認知的な負荷となり, 直感的な動作修正に結びつかない場合がある.

### 2.3 本研究のアプローチ

上述の課題に対し, 本研究は「計測の簡易化」と「フィードバックの具体化」の両立を目指すものである. 技術面では LiDAR 搭載端末を活用することで大規模機材を必要としない 3 次元計測環境を構築する. さらに指導面では, すでに重要性が示されている KP (動作情報) を, 単なる数値としてではなく, 「靴半足分前へ」「ボール 1 個分高く」といった, 選手が直感的に理解し行動に移せる具体的な指示へと自動変換してフィードバックする. これにより, データ分析の専門知識を持たない選手であっても, 客観データに基づいた自律的なフォーム改善が可能となるシステムを提案する.

## 3. 提案手法

### 3.1 提案手法の概要

本研究の全体処理フローを図 1 に示す. 本システムは, LiDAR 搭載端末と球速計を用いて取得した投球データに対し, 一連の解析処理を行うことで選手へのフィードバックを実現するものである. まず, 処理の初段では, RGB-D 映像から特定の開始・終了姿勢 (T ポーズ・Y ポーズ) を検出して投球区間を自動抽出し, 抽出された動作データから骨格と深度情報を統合して 3 次元的な運動特徴量を算出する (各ポイントの解析). 続いて, 得られたデータを球速に基づいて上位群と下位群に分類し, 両群間の特徴量の差異を個人内比較することで, パフォーマンスの変動に最も寄与する動作因子を特定する (影響因子の特定). 最終的に, 特定された因子の数値差分を「靴半足分」等の物理的目安や具体的な動作指示へと変換し, 選手が直感的に理解・実践可能な改善案として提示する (フィードバック).

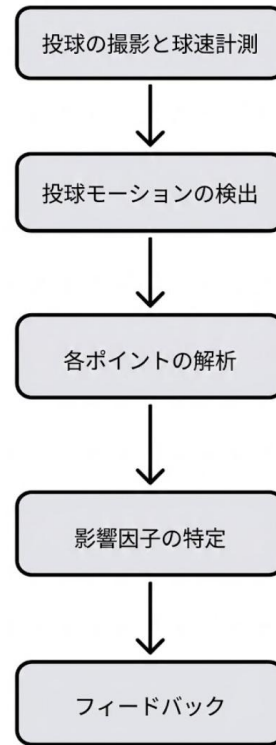


図 1 本研究のフローチャート

### 3.2 投球の撮影と球速計測

本システムにおける解析用データの取得には, LiDAR スキャナを搭載したモバイル端末と, IoT センサー内蔵ボールを用いる.

投球動作の映像および 3 次元形状データの取得には, iPhone17 Pro を使用する. 撮影用アプリケーションには Record3D[3]を用いる. Record3D は, iOS 端末の LiDAR センサーを用いて, 深度マップ (Depth Map) と RGB 映像をハードウェアレベルで同期して記録することが可能である. 本研究ではフレームレート 30fps の設定で撮影を行う.

投球パフォーマンスの客観的な指標として, 球速を用いる. 球速の測定には, 9 軸センサー (3 軸加速度, 3 軸地磁気, 3 軸角速度) を内蔵した IoT ボール「テクニカルピッチ」[4]を使用する. 本デバイスは, Bluetooth Low Energy (BLE) を介して計測データをモバイル端末へ送信する. 本研究では, このデバイスにより計測された球速値を, 投球の質を評価する基準として採用する.

投球映像と球速データは, 身体操作の習熟度が異なる 4 名の投手を対象に収集した. 被験者 A,C は野球経験者であり, 被験者 B,D は野球未経験者である. 日を変えて複数回撮影を行うことで収集した. 具体的には,

1 回あたり 10 球程度の投球を計測し、合計で約 50 球分のデータを蓄積している。このように複数日にわたってデータを集める目的は、一度きりの計測では捉えきれない「日ごとの調子の波」や、身体の使い方の微細な変化を分析に反映させ、結果の信頼性を高めるためである。

### 3.3 投球モーションの検出

#### 3.3.1 YOLOv8m による骨格推定とキーポイント定義

投球動作の定量化には、映像内の人物の姿勢情報を高精度かつ高速に取得する必要がある。本研究では、骨格推定モデルとして Ultralytics 社が開発した YOLOv8-Pose[5]を採用した。YOLOv8 には計算コストと精度の異なる複数のモデル (n, s, m, l, x) が存在するが、本システムではモバイル端末等での処理速度と、複雑な投球動作を正確に捉える精度のバランスを考慮し、ミディアムモデルである「yolov8m-pose.pt」を使用した。本モデルによって検出される身体のキーポイント構成を図 2 に示す。鼻 (ID:0) から足首 (ID:16) までの計 17 点が検出され、各点は(x, y)座標と信頼度スコアを持つ。本研究では、特に投球動作に関与する肩、肘、手首などの上半身の点と、下半身の踏み込みや重心移動に関わる腰、膝、足首の座標を解析に利用する。表 2 には各身体のキーポイントの ID、部位そして、本研究における主な解析用途を示す。また、これらの座標計算や画像処理全般には、オープンソースライブラリである OpenCV[6]を用いた。

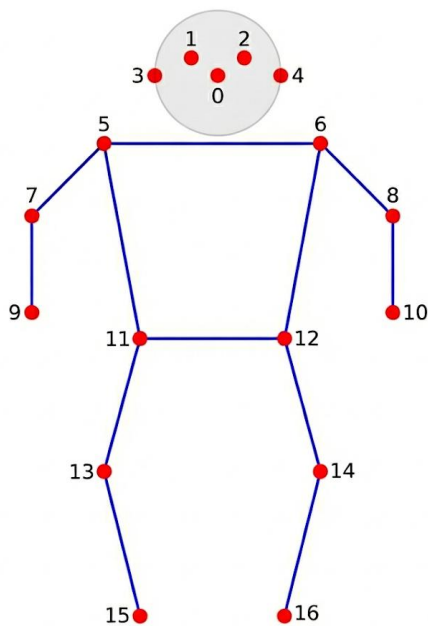


図 2 ランドマーク位置

表 1 ランドマーク対応表

ID	部位	本研究における主な解析用途
0	鼻	終了トリガー (Y ポーズ) の判定基準
1	左目	本解析では不使用
2	右目	本解析では不使用
3	左耳	本解析では不使用
4	右耳	本解析では不使用
5	左肩	開始トリガー (T ポーズ) 判定, 体幹の前傾, 肘伸展の算出
6	右肩	開始トリガー (T ポーズ) 判定, 体幹の前傾, 肘伸展の算出
7	左肘	肘の伸展度合い (リリース時) の算出 (左投げの場合)
8	右肘	肘の伸展度合い (リリース時) の算出 (右投げの場合)
9	左手首	開始・終了トリガー, リリース特定, 高さ・伸展算出
10	右手首	開始・終了トリガー, リリース特定, 高さ・伸展算出
11	左腰	前足のブロックング, 体幹の前傾, 深度補正の参照
12	右腰	前足のブロックング, 体幹の前傾, 深度補正の参照
13	左膝	前足のブロックング算出, 深度情報の補正参照 (前足時)
14	右膝	前足のブロックング算出, 深度情報の補正参照 (前足時)
15	左足首	ストライド幅, 前足のブロックング, 地面基準点の特定
16	右足首	ストライド幅, 前足のブロックング, 地面基準点の特定

#### 3.3.2 ポーズ定義による動作区間の抽出

実際の投球映像から、セットポジションへの移動や待機時間を排除し、投球動作のみを自動で切り出すために、本システムでは以下の 2 つのポーズを動作のトリガーとして定義している。

開始トリガー (T ポーズ): 図 3 (左) に示すように、投手が直立し、両手を水平に広げた姿勢である。YOLO で検出された両肩 (ID:5, 6) と両手首 (ID:9, 10) の Y 座標がほぼ一致した状態が一定フレーム続いた時点を、投球モーションの開始とする。

終了トリガー (Y ポーズ): 図 3 (右) に示すように、投球終了後に両手を頭より高く挙げた姿勢である。両手首 (ID:9, 10) の Y 座標が鼻 (ID:0) の Y 座標より

も上にある状態を検出し、これをモーションの終了とする。システムは映像を監視し、Tポーズ検知からYポーズ検知までの区間を1試行分のデータとして自動保存する。



図 3 Tポーズ（左），Yポーズ（右）姿勢

### 3.3.3 リリースフレームの特定

投球パフォーマンスにおいて最も重要な瞬間である「ボールリリース」の特定には、投球腕の手首キーポイント（右投手であれば ID:10）の座標推移を利用する。具体的には、切り出されたモーション区間内において手首の座標を追跡し、投球方向への移動速度が最大となる瞬間をリリースフレームとして定義する。特定されたリリース時のフレーム例を図4に示す。次節で述べるストライドや肘角度などの特徴量は、この瞬間の各キーポイント座標に基づいて算出される。



図 4 リリースフレームの RGB 画像（左）と深度マップ（右）

## 3.4 各ポイントの解析

本節では、各投球試行における5つの動作特徴量（ストライド、リリースの高さ、前足のブロッキング、肘

の伸展、体幹の前傾）を算出する。特定されたリリースフレームにおける投球動作の定量的評価指標の算出手法について述べる。

### 3.4.1 座標系の定義と算出ロジック

YOLOv8-Pose によって取得されるキーポイント座標は、画像平面上の2次元座標  $p(u, v)$  である。本システムでは、評価項目の特性に応じて、深度情報を用いた3次元座標解析と、画像平面上の2次元座標解析を使い分けるハイブリッドな手法を採用する。

### 3.4.2 評価指標の定義と算出ロジック

投球パフォーマンスに寄与する以下の5つの指標について、それぞれの算出ロジックを定義する。

#### 3次元座標への変換

ストライドやリリースの高さなど、物理的な距離計測が必要な項目については、Record3Dより取得した深度マップ（Depth Map）を利用して3次元空間座標  $P(X, Y, Z)$  へ変換する。画像上のキーポイント座標  $(u, v)$  に対応する深度値  $d$ 、カメラの焦点距離  $(f_x, f_y)$ 、および光学中心  $(c_x, c_y)$  を含む内部パラメータは、Record3Dが出力するメタデータより取得した値を用いる。カメラ座標系における3次元位置は以下のピンホールカメラモデル式により算出される。

$$\begin{cases} Z = d \\ X = (u - c_x) \times Z / f_x \\ Y = (v - c_y) \times Z / f_y \end{cases}$$

#### 2次元座標の利用

一方、身体の角度評価において、図4（右）のようにLiDARの性質上、素早く動くものの深度を捉えられず、右肩から投げ手にかけての奥行き情報が欠如してしまい深度値の信頼性が低い部位については2次元座標  $(u, v)$  をそのまま用いる。

#### 評価指標の定義

投球パフォーマンスに寄与する以下の5つの指標について、それぞれの算出ロジックを定義する。

#### I. ストライド [3次元算出]

踏み出し足の接地位置と軸足（プレート板）との物理的な距離である。踏み出し足の足首  $P_{lead}$  と軸足の足首  $P_{trail}$  の3次元座標間のユークリッド距離を以下の式をもとに算出する。

$$D_{stride} = \|P_{lead} - P_{trail}\|_2$$

#### II. 前足のブロッキング [3次元算出]

着地した前足の膝の伸展度合いである。踏み出し足の「腰」、「膝」、「足首」の3点座標からなる2つのベクトルを定義し、3次元空間上で内角を算出する。

#### III. リリースの高さ [3次元算出]

ボールを離す瞬間の打点の高さである。踏み出し足の足首座標  $P_{lead}$  を地面の基準点とし、投球腕手首座標  $P_{wrist}$  との鉛直方向（Y軸成分）の差分  $Y_{wrist} - Y_{lead}$  とし

て算出する。また図 4 右のように投球時は投げ手の肩から手にかけて深度情報が欠落しているため、反対の肩の深度を用いて差分を算出する。

#### IV. 肘の伸展 [2次元算出]

リリース時における肘の伸び具合を示す指標である。投球腕の「肩」、「肘」、「手首」の2次元座標(u, v)を用いる。肘関節を始点とし、肩関節へ向かう上腕ベクトル $v_{upper}$ と手首関節へ向かう前腕ベクトル $v_{fore}$ のなす角 $\theta$ を、内積公式を用いて算出する。

$$\cos \theta = \frac{v_{upper} \times v_{fore}}{|v_{upper}| |v_{fore}|}$$

#### V. 体幹の前傾 [2次元算出]

リリース時に上体が打者方向へどれだけ倒れ込んでいるかを示す指標である。2次元画像上において、腰の中心点と首を結ぶ体幹ベクトルと、画像の垂直軸(Y軸)とのなす角度を算出する。

##### 3.4.3 データの統合とデータセットの構築

最終的な分析を行うために、これらの動作データと、3.2節で述べたテクニカルピッチによって計測された球速データを統合する。具体的には、同一試行(投球)における映像解析結果と球速値を、投球順序およびタイムスタンプに基づいて紐付けを行う。この統合処理により、1行が1つの投球試行に対応し、列に「正解ラベル(球速)」および「説明変数(5つの動作特徴量)」を持つ構造化データを作成する。作成されたデータセットはCSV(Comma-Separated Values)形式で出力され、次章における影響因子の特定および統計的比較のための入力データとして用いられる。

#### 3.5 影響因子の特定

本節では、構築されたCSVデータセットを用いて、その投手の球速に最も寄与している動作因子、あるいは球速低下の原因となっている動作の差異を特定するアルゴリズムについて述べる。

##### 3.5.1 パフォーマンスの分類基準

一般的な動作解析では、プロ選手の平均値などを理想基準とすることが多いが、体格や筋力の異なる他者との比較は必ずしも有効ではない。そこで本研究では、選手自身の過去データを用いた個人内比較を行う。具体的には、各撮影日(セッション)の投球データを球速の降順にソートし、上位10%の試行群を「好調時(Good)」、残りの90%を下位群「通常時(Standard)」として定義する。上位10%をその選手における当該セッションの「正解」と仮定し、両群の動作特徴量の差異を分析することで、好調時の身体操作を探索する。

##### 3.5.2 影響度の算出と特定

好調時(Good)と通常時(Standard)の差異を定量化するために、各特徴量 $i$ (ストライド、リリース高さ等)について、両群の平均値 $\mu_{good}^i$ および $\mu_{std}^i$ を算出す

る。続いて、以下の式を用いて通常時に対する好調時の変化率(影響度スコア)を特徴量ごとに計算する。

$$Score_i = \left| \frac{\mu_{good}^i - \mu_{std}^i}{\mu_{std}^i} \right| \times 100$$

システムは、3章で定義した5つの特徴量の中でこの $Score_i$ が最大となる項目を、その日の投球パフォーマンスを左右する「最重要因子」として特定する。

##### 3.5.3 日ごとの傾向分析と統合診断

本システムでは、全日程のデータを単純に合算して解析するのではなく、まず撮影日ごとに独立して影響因子の特定を行う。これは、日によって身体のコンディションや球速のベースラインが異なるため、単純なデータの合算では解析精度が低下する恐れがあるためである。その上で、最終的な課題特定においては、各撮影日で選出された重要因子の出現頻度に基づく、多数決的な統合診断を行う。例えば、3日間の計測データに対し、A日の分析では「ストライド」、B日では「肘の伸展」、C日では「ストライド」がそれぞれ重要因子として特定されたとする。この場合、日ごとの変動はあるものの、全体傾向としては「ストライド」が最も頻繁にパフォーマンスに影響を与えていると判断し、これをその投手の根本的な改善課題として特定する。この二段階のプロセスを経ることで、その日限りの偶発的な調子の変動を除外し、投手が恒常的に抱えている技術的ボトルネックを抽出することが可能となる。

#### 3.6 フィードバック手法

本システムの核心は、算出された数値データをそのまま提示するのではなく、選手が直感的に修正動作を想起できる「具体的アドバイス」へ変換する点にある。特定された重要因子について、球速上位群(Good群)に属する全試行における当該動作特徴量(ストライド長や膝角度等)の平均値を $\mu_{fast}$ と、下位群(Standard群)における同特徴量の平均値を $\mu_{slow}$ の差分 $\Delta = \mu_{fast} - \mu_{slow}$ を算出する。この $\Delta$ の正負(動作の方向性)および絶対値の大きさ(修正の程度)に基づき、事前に定義されたルールベースによってアドバイス文を動的に生成する。

数値(閾値)と具体的アドバイスの対応関係を表2に示す。本研究では、微細な誤差による誤誘導を防ぐため、各指標に許容範囲を設けている。例えばストライドであれば差分が5cm未満、肘角度であれば5度未満の場合は「現状維持」とし、過剰な指導を行わない設計とした。閾値を超えた場合、その差分の大きさに応じて指示の強度を調整する。ストライドにおいては、差分が15cm未満であれば「靴半足分」、30cm未満であれば「靴一足分」というように、選手の身体尺を用いたメタファーに変換する。また、角度情報においては「地面に突き刺す」「胸を捕手に見せる」といった、

動作感覚を想起させる表現を用いることで、数値と身体感覚のギャップを埋めることを意図している。

表 2 閾値と具体的アドバイスの対応関係

評価項目	$\Delta$ の閾値	具体的アドバイス
ストライド	$ \Delta  \leq 5$	なし
	$5 <  \Delta  \leq 15$	靴半足分
	$15 <  \Delta  \leq 30$	靴一足分
	$ \Delta  > 30$	一步分
前足のブロック	$ \Delta  \leq 5$	なし
	$\Delta > 5$	下半身で粘る
	$\Delta < -5$	地面に突き刺す
リリースの高さ	$ \Delta  \leq 5$	なし
	$5 <  \Delta  \leq 10$	気持ち
	$\Delta > 10$	ボール2個分
肘の伸展	$ \Delta  \leq 5$	なし
	$\Delta > 5$	肘を伸ばして
	$\Delta < -5$	肘をたたみ気味
体幹の前傾	$ \Delta  \leq 5$	なし
	$\Delta > 5$	胸を地面に見せる
	$\Delta < -5$	目線を上げて

生成されたアドバイスの一例を図5に示す。画面上には、5つの指標それぞれの計測値が表示され、今回特定された最重要因子については赤色の強調表示が行われる。さらに画面下部には、表2の変換に基づくアドバイス文が表示され、選手はこの画像を見るだけで「球速を上げるためには、次はどのような意識で投げればよいか」を理解することが可能となる。

フィードバック



図 5 フィードバック結果例

#### 4. 実験と考察

本章では、提案手法の実用性および有効性を多角的に評価する。本実験を行う主たる目的は、従来の動作解析技術が抱える「専用機材による導入障壁」と「数値データの解釈困難性」という二つの課題に対し、提案システムが有効な解決策となり得るかを実証することにある。具体的には、まずシステムが設計通りに一連の処理を遂行できるかを確認する動作実験を行い、次いでLiDARと骨格推定を用いた計測手法が、投球指導において許容される精度を有しているかを検証する。さらに、実際の投手を対象とした実証実験を通じて、生成されたアドバイスが投球パフォーマンスや選手の意識変容に与える影響を定量・定性の両面から検証する。最後に、これらの実験結果に基づき、本システムの有用性と残された課題について考察する。

##### 4.1 動作実験

本節では、実装したシステムを実際に使用し、設計通りに稼働するかを検証した。

フィードバック

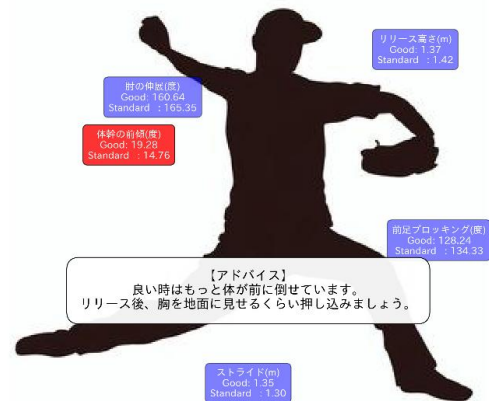


図 6 A（経験者）のフィードバック

フィードバック

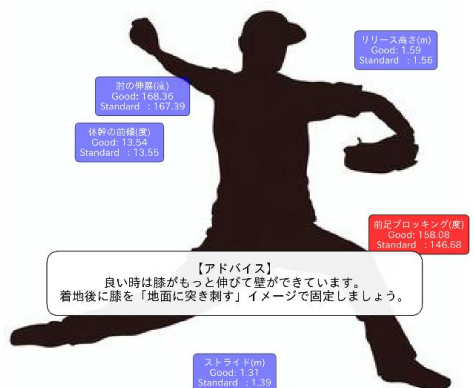


図 7 B（未経験者）のフィードバック

図 6 および図 7 の結果より、本システムは投球動作の検出から解析、フィードバックの提示までの一連のプロセスを遅滞なく実行できることが確認された。これにより、提案システムの設計および実装の妥当性が示されたといえる。

#### 4.2 解析ポイント精度評価

本システムによって算出された解析値の信頼性を検証するため、システムによる推定値と実測値との比較評価を行った。評価項目として、「ストライド」を選定した。被験者の投球動作を本システムで解析して得られた値を「推定値」とし、同一の試行において図 8 のように足元にメジャーを設置して計測した値を「実測値」とした。これら 2 つの値の誤差を確認することで、システムの計測精度を検証した。



図 8 ストライド計測  
表 3 ストライドの誤差

推定値(cm)	実測値(cm)	誤差(cm)
118.4	127.8	-9.4
141.5	139.4	2.1
133.3	120.9	12.4
137.0	140.6	-3.6
126.7	109.2	17.5



図 9 軸足が欠如した深度マップ

本システムによって算出された解析値の信頼性を検証するため、システムによる推定値と実測値との比較評価を行った。評価項目として、投球フォームの重要な指標である「ストライド」を選定し、被験者の投球動作を本システムで解析して得られた値を「推定値」、同一の試行において図のように足元にメジャーを設置して計測した値を「実測値」とした。これら 2 つの値の誤差を確認することで、システムの計測精度を検証した。本実験における評価基準としては、本システムがユーザーに提示するフィードバックの粒度が考慮されるべきである。3.6 節で述べた通り、本システムはミリ単位の厳密な動作解析ではなく、選手が直感的に修正可能な「靴半足分（約 15cm）」あるいは「靴一足分（約 30cm）」といった単位でのアドバイス生成を目的としている。したがって、計測誤差がこのフィードバック単位と同程度、あるいはそれ以下であれば、動作の改善傾向を把握するための支援ツールとして実用上の妥当性を有すると定義できる。

実験の結果、表 3 より最大で 17.5cm の誤差が生じている試行があるものの、平均誤差は約 8cm 程度であった。この誤差の主な要因としては、投球動作は高速に行われるため、モバイル端末の LiDAR スキャナによる深度取得において図 9 のように軸足のような部位の奥行情報がうまく取得できず、着地位置の特定に微細な揺らぎが発生した点が挙げられる。加えて、実測値はメジャーを用いて「靴の接地面」を基準に計測しているのに対し、システムは「足首の関節中心」を座標として検出しているという定義の差異も影響していると考えられる。しかしながら、誤差の平均は 10cm 圏内に収まっており、これはシステムが「靴半足分」単位でのアドバイスを行うための判断材料としては許容範囲内であるといえる。以上のことから、確認された誤差はシステムの仕様および環境要因によって説明可能な範囲であり、投球動作のストライド改善支援という目的において、本システムは妥当な計測精度を有していると結論付けられる。

#### 4.3 アドバイス有効性評価

システムが提示したフィードバックおよびアドバイスが、被験者にとって有用であり、かつ実際の投球パフォーマンスに好影響を与えるかを検証した。検証は、被験者の主観に基づく「アンケート評価」と、実際の投球データに基づく「定量評価」の 2 つの側面から実施した。

##### 4.3.1 アンケートによる定性評価

システムが提示したアドバイスの受容性を確認するため、被験者に対し、以下の 2 点についてアンケート調査を行った。

①理解しやすさ：提示されたアドバイスの意味や意図が分かりやすかったか

②実行しやすさ：アドバイスされた動作を実際の投球フォームに反映しやすかったか

回答は5段階評価(5:非常に良い ~ 1:非常に悪い)とし、アンケートの結果と被験者のコメントの一部を表4,表5に示す。

表4 被験者のアンケート結果

	理解しやすさ	実行しやすさ
A(経験者)	5	3
B(未経験者)	3	4
C(経験者)	5	5
D(未経験者)	5	4

表5 各被験者のコメント

	コメント
A 経験者	具体的な数値が表示されて理解しやすかったが、アドバイス通りに投球するのは難しかった。
B 未経験者	「壁」という表現が理解しがたかった。
C 経験者	アドバイスを意識しすぎて少し投げづらかった。
D 未経験者	アドバイスがわかりやすく実行しやすかった。

#### 4.3.2 投球パフォーマンスの変化検証

次に、アドバイスが実際の投球結果に与える影響を検証した。システムによるフィードバックを受けた直後、各被験者に5球の投球を行わせ、アドバイスを受ける前の投球と比較して、「球速」および「アドバイスを行ったポイント」に変化が現れるかを計測した。

表6 A(経験者)のパフォーマンス変化

	通常時	好調時	フィードバック後
球速(km/h)	109.8	114.8	111.2
体幹の前傾(度)	14.8	19.3	18.6

表7 B(未経験者)のパフォーマンス変化

	通常時	好調時	フィードバック後
球速(km/h)	54.6	67.0	59.8
前足のブロックング(度)	146.7	158.1	153.4

表8 C(経験者)のパフォーマンス変化

	通常時	好調時	フィードバック後
球速(km/h)	87.4	93.7	86.9
ストライド(m)	1.43	1.58	1.61

表9 D(未経験者)のパフォーマンス変化

	通常時	好調時	フィードバック後
球速(km/h)	51.6	63.3	57.9
ストライド(m)	0.79	0.69	0.63



図10 C(未経験者)のフィードバック

投球パフォーマンスの変化検証において、被験者の熟練度による顕著な差異が確認された。

未経験者においては、表7および表9より、システムからの基本的なアドバイスが球速の向上に寄与する傾向が見られた。これは、未経験者は動作改善の伸び代が大きく、大まかなフォーム修正がパフォーマンスに直結しやすいためであると考えられる。

対照的に、表6および表8の結果より、経験者は指摘されたフォームの修正には成功したものの、それが直ちに球速向上には結びつかないケースが確認された。

特に C（未経験者）においては、アドバイス通りの動作変化は見られたものの、「いつもの感覚と異なり投げづらかった」との主観的な評価が得られている。これは、長年の経験により最適化されていた動作に対し、局所的な修正を加えたことで全体のタイミングやバランスが一時的に崩れたためであると推察される。投球動作は全身を使った一連の動きであるため、単一の部位だけを変化させても出力の向上には直結しにくい。また、アドバイスに対する適応能力や、新しい動きを自身の感覚に落とし込むまでの時間には個人差が存在することも確認された。したがって、経験者に対しては単一の指標だけでなく、例えば図 10 のようにストライドだけでなく、肘の伸展やリリースの高さにも好調時と通常時に差異が見られる。このように関連する複数のポイントを組み合わせた複合的なアドバイスを提示することで、動作の連動性を保ったまま、より効果的な指導が可能になると考えられる。

現状においても、客観的なデータに基づくフォームの見直し自体は行えており、経験者に対しては「即時的な球速向上」を保証するものではないものの、自身の感覚と客観数値のズレを認識するための「コンディション確認やフォーム矯正の支援ツール」として有効に機能したといえる。

表 4, 表 5 のアンケート評価の結果も踏まえると、被験者の熟練度に応じてアドバイスの粒度や内容を動的に変更する仕組みが必要であると考察される。未経験者にはパフォーマンスに直結する基礎的な指導を、経験者にはより微細な動作解析や感覚とのすり合わせを重視した情報を提示することで、システムに対する納得感をさらに向上させることが可能である。

#### 4.4 今後の課題：アドバイス生成システムの高度化

最後に、本研究における課題として「アドバイス生成アルゴリズムの高度化」が挙げられる。表 2 に基づく現状の固定的な閾値判定は、単一の動作特徴量を独立して評価しているため、投球フォームにおける「許容されるべき個人差」を柔軟に吸収できず、また 4.3 節で確認されたように、全身の連動性を分断して選手の違和感を招く恐れがある。投球は複数の身体部位が連動する一連の動作であるため、ある一点の修正が他部位へ及ぼす影響や、動作全体のバランスを考慮する必要がある。したがって今後は、より多くの投球データを収集し、統計的なアプローチを用いて個人差の分布をモデル化すると同時に、複数の動作特徴量間の相関関係を考慮した解析を行う必要がある。これにより、個々の投手に適応した動的な閾値設定、および動作全体の整合性を保った複合的なアドバイス生成手法の確立を目指す。

## 5. おわりに

深度情報と画像解析を組み合わせた本手法は、野球の投球動作に限らず他のスポーツやリハビリテーション分野への応用も期待できる。今後は、前節で述べた課題の他に、本研究では実装できなかったリアルタイム処理やモバイルデバイス単体で完結する高度な動作解析アプリケーションの実用化を目指し改良を進めていく。

## 参考文献

- [1] Z. Cao, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh, "Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields," in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, pp. 7291–7299.
- [2] D. A. Sharma, M. F. Chevidikunnan, F. R. Khan, and R. A. Gaowgzeh, "Effectiveness of knowledge of result and knowledge of performance in the learning of a skilled motor activity by healthy young adults," Journal of Physical Therapy Science, vol. 28, no. 5, pp. 1655–1659, 2016.
- [3] Record3D. <https://record3d.app/> (参照 2025-12-28).
- [4] 株式会社アクロディア. SSK TECHNICAL PITCH (テクニカルピッチ). <https://technicalpitch.net/> (参照 2025-12-28).
- [5] Ultralytics. UltralyticsYOLO. <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (参照 2025-12-28).
- [6] OpenCV. Open-Source Computer Vision Library. <https://github.com/opencv/opencv> (参照 2025-12-28).