

# 生成 AI による野球のスイング解析と 適応的フィードバック支援

## Baseball swing analysis and adaptive feedback support using generative AI

小中 朝陽†      佐野 睦夫‡  
Konaka Asahi      Sano Mutsuo

あらまし 本研究は、野球のスイング動作をリアルタイムで解析し、AI を活用してフォーム改善のアドバイスを提供するシステムの開発を目的とする。従来の高価な機器に頼らず、撮影したデータと Media Pipe を用いた低コストで高精度な骨格検出を行い、スイング中の関節角度を測定。さらに、PCA（主成分分析）と DTW（動的時間伸縮法）を用いてスイングパターンを解析し、LSTM（長短期記憶）モデルを適用してスイングの良否を判定する。ユーザは、システムによって生成されたリアルタイムの改善アドバイスをもとに自己改善が可能であり、技術向上を図ることができる。このシステムは、特に野球のバッティング技術向上を目指す選手やコーチにとって有益であり、個別に適応した指導を行うための有力なツールとなることを目指す。

キーワード 野球スイング解析, AI フィードバック, Media Pipe, LSTM, 動作解析

### 1. はじめに

#### 1.1 研究目的

近年、スポーツ分野におけるトレーニングやパフォーマンス向上には、感覚や経験則に頼るのではなく、客観的なデータに基づいた科学的なアプローチの導入が強く求められている。野球においても例外ではなく、特にスイングフォームは打撃成績に直結する重要な要素であり、その最適化が競技力向上に不可欠であるとされている。

しかし、従来のスイングフォーム評価は、コーチの経験や選手自身の感覚に依存しており主観的な評価に偏りやすいという課題を抱えていた。また、フォームの修正には反復的な練習と試行錯誤が必要であり、短期間で成果を出すことは難しい。そのため、誰でも利用できる定量的かつリアルタイムなフィードバック手段の必要性が高まっている。

本研究では、Google が提供する Media Pipe によって選手の骨格データを抽出し、それを基に PCA（主成分分析）と LSTM（長短期記憶）を統合した動作解析モデルを構築する。これにより、選手のスイングの特徴を数値的に評価し、AI による個別の改善アドバイスをリアルタイムで提供することを目的とする。従来の直感的・主観的な指導法とは異なり客観的かつ個別最適化されたフィードバックによって、選手が短期間でフォーム改善を達成し、より高いパフォーマンスを発揮できる環境の実現を目指す。

#### 1.2 現状の課題と実際に起きている問題

現在、スポーツトレーニングにおいてデータ駆動型アプローチの重要性は認識されつつあるが、一般選手が容易に利用できる環境はまだ整っていない。特に野球のスイング解析では、モーションキャプチャや高精度センサなど、専門的かつ高額な機材を用いるケースが多く、コストや機材設置の煩雑さが普及の障壁となっている。

さらに、フォーム修正に関しては、依然として選手の「意識」や「コーチの指示」に大きく依存しており、経験に基づく指導は一部の選手には効果的であるものの、定量的な裏付けがないまま試行錯誤を繰り返す状況に陥ることも少なくない。また、リアルタイムでのフィードバック提供が難しいことも大きな課題であり、打席後すぐにフォームの改善点を把握する手段が不足している。

加えて、スイング動作は非常に高速かつ複雑な時系列データで構成されているため、AI による解析には高度なアルゴリズム設計が必要である。PCA による特徴抽出と、LSTM による時系列解析を組み合わせることで一定の精度は期待できるが、ノイズや欠損値処理、過学習の防止、計算リソースの制約といった技術的課題も多く、これらを考慮したモデル設計が不可欠となる。

#### 1.3 研究のアプローチと困難な点

本研究では、Media Pipe を用いたリアルタイム骨格検出によって、選手に追加の装置を装着させることなく、低コストかつ高精度にスイング動作を記録・解析する。取得した関節位置データに対し、PCA で次元圧縮・特徴抽出を行い、さらに LSTM で時系列の動作パターンを学習させることで、スイングフォームの分類や異常検出を実現する。

この手法により、選手ごとのフォームの特徴を可視化し、個別の改善点を自動抽出・提示できるようになる。しかし、選手の体格、可動域、プレースタイルなどによりスイングには大きな個人差があるため「理想フォーム」の定義は一律ではなく、個別最適化されたモデルの構築が求められる。

また、リアルタイムでのフィードバック提供を実現するには、解析アルゴリズムの精度と処理速度の両立が必要であり、このバランスの最適化は大きな技術的課題である。限られた計算資源の中で高速にデータ処理を行いながら、選手が納得できるレベルのアドバイスを提示するためには、モデルの軽量化や実行環境の工夫も必要となる。

今後は、より多様な選手データを収集・学習させるとともに、ユーザインタフェースや提示方法の設計にも工夫を加えることで、実用性の高いスイング解析・指導支援システムの構築を目指す。

## 2. 関連研究

### 2.1 海外の関連研究

近年、AI 技術や姿勢推定技術の進展により、スポーツ分野における動作解析は多様なアプローチで実現されつつある。中でも、骨格検出や関節角度の定量化を通じたスイングフォームの評価に関する研究が数多く報告されている。

Park ら[1]は、Open Pose を用いて 2 次元の骨格情報を

† 大阪工業大学情報科学部,

抽出し、野球スイングにおける姿勢推定を行った。本研究と同様にポーズ情報に注目しているが、2次元平面での分析にとどまり、関節角度の時系列的变化や多次元な運動性には対応していない。一方、本研究ではMedia Pipeを用いた3次元関節推定を行い、より高次元の特徴を抽出して定量的評価に活用している。

Singhら[2]は、MLB試合映像を対象とした高精度なスイング認識モデルを構築し、打撃動作の識別精度を向上させた。ただし、彼らの研究は個別動作の判別に特化しており、フォームの改善を支援するような個人対応のフィードバック機能は備えていない。本研究では、ユーザープロフィールと動作解析結果を統合し、ChatGPTを用いた自然言語によるアドバイス提示機能を組み込んでいる点に違いがある。

Gemmuleら[3]は2ストリームLSTMを導入し、動作認識精度を向上させたが、認識結果をトレーニングに応用する実装は行われていない。

さらに、Sunら[4]はLSTMに基づく打撃成績予測モデルを開発したが、その応用は成績の予測に留まり、フォーム改善にはつながらっていない。

これらの先行研究に共通する課題として、(1)高価なセンサ機器への依存、(2)リアルタイム性の不足、(3)フィードバック機能の非搭載が挙げられる。また、動作解析の結果を選手が理解し、行動改善につなげるための仕組み、すなわち行動変容を促すフィードバック設計についての検討は不十分である。

本研究では、Media Pipeを用いたリアルタイム骨格検出により関節角度データを抽出し、PCA、DTW、LSTMを統合した解析フローを構築する。さらに、大規模言語モデル(LLM)と、チーム固有の知識構造をGraph RAG形式で構築し、選手に対して個別最適な自然言語フィードバックをリアルタイムで生成・提供する。このように本研究は、リアルタイムなフォーム解析とチーム文脈に応じたアドバイス生成を組み合わせた点において、従来研究にはない新規性と実用性を備えている。

## 2.2 国内の関連研究

以下では、主に国内の関連研究を取り上げ、本研究との比較を通じて新規性を明らかにする。

大加戸ら[5]は、Media Pipeを用いた投球動作の骨格推定と仮想空間による学習支援システムを構築した。フォームの可視化や動作推定により、初心者への投球習得支援を目的としている点で、本研究と同様にMedia Pipeを活用している。しかし、彼らの研究は投球に特化しており、打撃スイングにおける時系列解析やAIによる自然言語フィードバックは導入されていない。

松下ら[6]は単眼カメラ映像から投球判定(ストライク/ボール)を行う手法を提案している。本研究と同様に安価な映像入力で動作を評価するという点は共通しているが、彼らの目的は審判補助にあり、選手のスイング改善や個別支援を目的としたアプローチではない。

永嶋ら[7]は、野球人口の減少と、野球人生におけるの負傷経験や指導に関する研究を行っている。実際に研究にMedia PipeやOpen Poseを使用し、プロ野球の投球モーションや骨格推定、機械学習の開発等を行っている。加えて、関節の時系列データを深層学習のLSTモデルを使用している。この研究から、研究方法の手段としては、類似した方法を使用しているのが分かった。

三木[8]は、熟練者と初心者の動作パターンをMedia

Pipeを用いて比較・可視化し、動作評価における身体協調性の違いを明らかにした。フォームの可視化と解析という点で本研究と一致しているが、分析結果に基づいた自然言語での改善提案や、個人ごとに最適化された支援の仕組みは備えていない。

さらに、広瀬[9]は、AIを活用して学童野球選手の危険な投球動作を推定する手法を提案しており、スポーツにおける動作異常の検知や安全管理の観点から貢献している。本研究と同様にAIによる動作評価を活用しているが、広瀬の研究ではフォーム改善のためのリアルタイムなフィードバック提供や、打撃スイングへの応用は行われていない。

以上のように、既存研究では動作の可視化や数値的評価が進められている一方で、「即時性のあるフィードバック生成」や「個別最適な支援」を提供する仕組みは未整備である。本研究では、Media PipeとPCA・DTW・LSTMによる統合解析に加え、OpenAI GPT-4とGraph RAGを組み合わせ、個別の状態に応じた自然言語フィードバックをリアルタイムで生成する点に新規性がある。

## 3. 本システムの提案方式

### 3.1 提案するシステムの構成

図1に今回提案するシステムの構成図を示す。

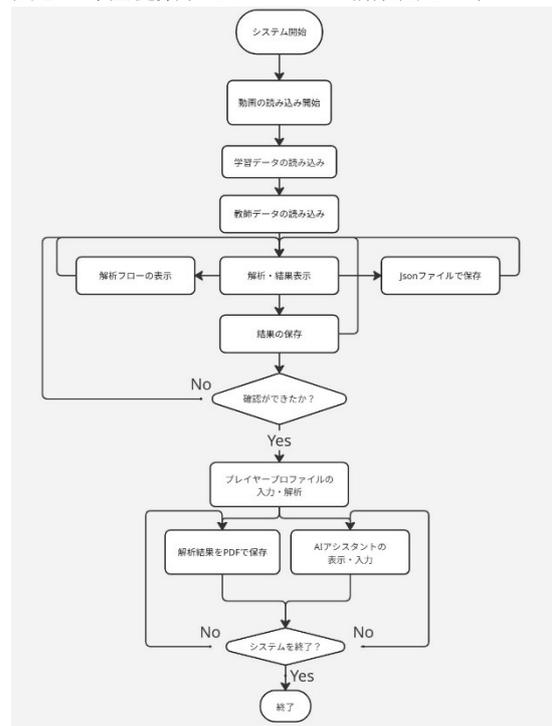


図1 提案するシステムの構成図

図1より、簡単にシステムのフローについて説明する。

#### 3.1.1 野球スイング動作の解析システムフローについて

本研究では、野球のスイング動作に対する解析手法として、Media Pipe Poseを用いた骨格検出から始め、関節位置の3D座標を取得する。

続いて、3点間のベクトルから肘などの関節角度を算出し、動画全体を通してフレームごとに角度の時系列データを構築する。得られた多次元時系列データを平坦化し、主

成分分析 (PCA) により 2 次元の特徴ベクトルへと圧縮することで、スイングの特徴を抽出する。

さらに、抽出された特徴に対して K-means クラスタリングを適用し、スイングタイプの分類を行う。また、Dynamic Time Warping (DTW) を用いて、理想スイングとの時系列類似度を計算し、タイミングのずれを考慮したフォームの一致度を評価する。加えて、Long Short-Term Memory (LSTM) によりスイングの良否判定を行い、確率として出力する。

最終的に、GUI 上に PCA による散布図、DTW 距離、LSTM による予測確率とともに、解析結果を数値およびテキストで可視化・表示する。また、解析結果はテキストファイルとして保存可能であり、再解析にも対応する。解析対象は動画の全フレームであるが、長時間の動画に対しては処理時間短縮のためフレーム間引きも選択できる。

### 3.1.2 更なるパーソナライズなフローに関して

次に、プレイヤープロフィールの入力からのフローについて説明する。本システムは、ユーザが入力するプレイヤープロフィールに基づき、更なる個別のスイング解析を行い、AI によるフィードバックを提供する。まず、ユーザは専用のインターフェースを通じて自身の体格、経験年数、スイングタイプ、利き手、パワー・スピード傾向、及び現在のフォームに関する情報を入力する。実際に入力している例を以下の図 2 に示す。

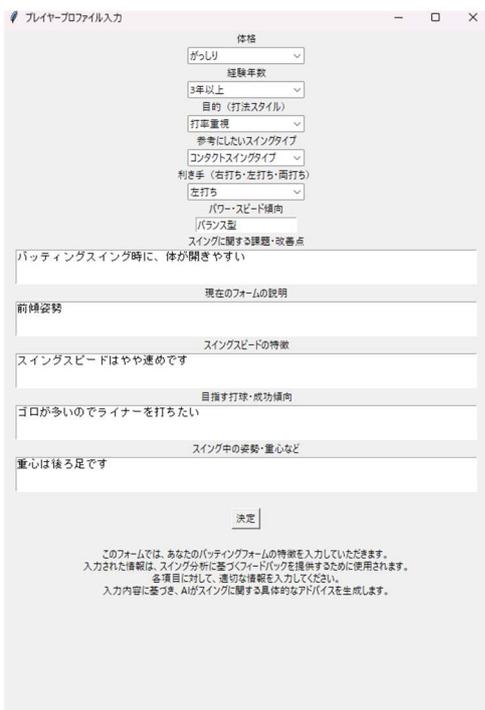


図 2 プレイヤープロフィールの入力例

この情報はスイング解析における基礎データとして使用され、生成されるフィードバックのカスタマイズに反映される。

次に、プレイヤープロフィールの入力後、システムがリアルタイムで動画解析を行う。動画内で抽出された関節位置や角度、スイング速度などのデータが解析の基盤となる。解析したスイングデータは PCA、DTW、及び LSTM などのアルゴリズムを用いて処理され、スイングタイプやスィ

ング精度、理想的なフォームとの比較結果が得られる。これらの解析結果に基づき、AI が選手に適切な改善点とアドバイスを生じ、ユーザに提供する。

生成されたフィードバックはテキストおよびグラフとして GUI 上に表示され、ユーザがリアルタイムで結果を確認できる。さらに、フィードバックに基づく改善提案やトレーニング方法が個別に示される。ユーザは解析結果を PDF や CSV 形式で保存することができ、後日再解析を実施するためのデータとして活用できる。PDF で表示されている一部を以下の図 3 に示す。



図 3 PDF 表示されている結果の一部抜粋

また、改善点を反映したスイングの再評価も可能で、システムはユーザの成長過程を追跡し、フィードバックの精度を向上させる。その際に実際に再評価を行っている図を以下の図 4 に示す。



図 4 再評価を行っている例

以上が本システムの主なシステムのフローおよび、提案方式である。

## 4. 実験

本システムの開発にあたって、実際にプレ実験を行った。

### 4.1 本システムの基礎実験

初めに、本システムが現段階において正しく実装するかの確認を行うべく、プレ実験を行った。以下に実験環境やデバイス等について説明する。

#### 4.1.1 実験環境

大学で使用しているデスクトップ PC を使用する。

#### 4.1.2 シーンの設定

実験にあたって、選手のどの場面を解析するかについて説明する。本システムでは、ティーバッティングでバッターが静止している球を打つ場面を想定する。ボールの位置は、高さはバッターの真ん中の位置、コースはホームベースの真ん中とする。イメージとして、以下の図 5 が本実験のシーンの図ある。



図 5 シーン設定のイメージ図

#### 4.1.3 AI によるスイング解析結果に基づくフィードバック生成プロンプト設計

本研究では、野球のスイング解析結果に対して、AI が個別のフォーム改善アドバイスを提示できるようにするためのプロンプト設計を行った。本プロンプトは、PCA、クラスタリング、動的時間伸縮法 (DTW)、LSTM 分類器などの解析指標を統合的に評価し、各種指標に対して対応する助言を生成することを目的としている。

プロンプトは以下の図 6 の 6 項目の解析結果に基づいている。



図 6 AI によるスイング解析結果に基づくフィードバック生成プロンプト

それぞれの特徴量が示すスイングの問題点および改善方法を AI が出力するよう設計されている：

##### 1. PCA 特徴量

スイング時の時系列動作データに対して主成分分析 (PCA) を適用し、抽出された特徴ベクトルからフォームやリズムの傾向を解析する。AI には、これらの主成分の分布に着目し、リズムの崩れやフォームの偏りといった傾向を評価させ、適切な改善策を提案させる。

##### 2. クラスタリングラベル

複数のスイングをクラスタリングし、スイングタイプを自動分類した結果を用いる。AI は各クラスタの特徴 (例：アッパースイング傾向、腰の開きの早さなど) を識別し、各タイプの改善点や注意点を提示するよう促す。

##### 3. DTW 距離

理想スイングとの動的時間伸縮距離 (DTW) を用いて、タイミングや動作パターンのずれを定量評価する。プロンプトでは、この DTW 距離に基づいて、特定の時系列区間でのタイミングのズレがフォームにどのような影響を与えているかを分析し、矯正のための具体的な指導を生成させる。

##### 4. LSTM 良否判定距離

LSTM によりスイングの良否を分類した際の確率値を参照し、良いスイングと判定されなかった原因 (例：リズム、加速タイミング、末端制御の不安定さなど) を AI が推定・指摘する設計となっている。

##### 5. 関節角度ピーク

肩・肘・手首などの関節角度のピーク値から、スイングが過剰 (オーバースイング) または不足 (アンダースイング) していないかを評価させ、動作の適正や修正方法をフィードバックさせる。

##### 6. 膝角度ピーク

下半身の安定性や姿勢の適切さを評価するため、膝の屈伸動作におけるピーク角度を用いる。膝が伸びすぎている、沈み込みが不足しているなどの問題を抽出し、下半身フォームの改善につながる具体的なアドバイスを生成するよう指示している。

本プロンプトは、これらの解析項目に対して、フォーム修正、リズム改善、具体的練習方法 (例：ドリルや反復練習) などを含むアクションプランを提示するよう設計されており、AI が多角的なフィードバックを生成できるよう配慮されている。また、ユーザが各解析項目に関連する問い合わせを行うことで、双方向的な対話型指導が可能となる点も特徴である。

#### 4.1.4 AI によるバッティングスイングフィードバック生成プロンプト設計

本研究では、野球のスイング動作に対する個別最適な助言を生成する AI 支援システムの実現に向けて、プロンプト

設計を行った。本プロンプトは、OpenAI 社が提供する大規模言語モデル (LLM) である GPT-4o を活用し、プレイヤーのスイングデータとプロフィール情報に基づく詳細かつ構造的なフィードバック生成を目的として設計されたものである。

プロンプトは大きく 4 つの構成要素から成る。以下にその一部分を図 7 で示す。続けて各プロンプトの説明を行う。

```
[Output Format]
1. Summary of Player Characteristics
- Body type, age, dominant hand, and batting goal
- Brief rationale for suitable swing style based on profile

2. Recommended Swing Style
- Posture (foot placement, center of gravity)
- Swing path (uppercut, level, down swing)
- Rhythm and timing (e.g., early load, late contact)

3. Comparison with Reference Swing
- Differences in angles (elbow, shoulder, knee)
- Discrepancies in timing or impact position
- Follow-through and body rotation variation

4. Specific Improvement Points
- Adjustments to posture and balance
- Hand or wrist control, swing efficiency
- Acceleration and power transfer issues

5. Recommended Practice Drills
- At-home fundamentals (e.g., tee batting, dry swings)
- Drills to fix posture/form issues
- Rhythm/timing practice suggestions

6. Step-by-step Action Plan Toward Goal
- Step 1: Posture correction (e.g., 3 days)
- Step 2: Lower body integration (e.g., 1 week)
- Step 3: Apply to real practice (after 1 week)

7. Notes and Warnings
- Injury prevention (form safety)
- Common mistakes and how to avoid them

Please provide detailed and specific feedback according to the structure above.
```

図 7 AI によるバッティングスイングフィードバック生成プロンプトの一部

第 1 に、任意入力項目としてプレイヤーの基本情報（体型、経験年数、利き手、バッティングの目標、参考スイングモデル、パワー/スピードの傾向、フォーム課題、現在のスイング速度や姿勢の特徴など）を記述するプロフィールセクションを含む。

第 2 に、ベーススイングおよびターゲットスイングとの比較分析結果（スイングスコア、肘・肩・膝角度、足の位置、重心、スイングスピード、打球軌道など）を記述するスイング解析セクションを設け、LLM が解析を行う基礎情報を網羅的に提示する。

第 3 に、AI 出力の一貫性と実用性を確保するため、以下の 7 項目に分かれた出力形式 (Output Format) を明示している：

1. プレイヤー特徴の要約
2. 推奨スイングスタイル（姿勢・スイング軌道・リズム等）
3. 参考スイングとの比較（各関節角度・タイミング等）
4. 改善点の具体的指摘
5. 練習ドリルの提案
6. 目標達成のための段階的行動計画
7. 注意点や怪我予防の警告

これにより、出力される助言は体系的かつ段階的な学習支援となるよう設計されている。

第 4 に、フィードバック内容を補完するためのグラフ解釈セクションを設け、スイング角度・スイングスピード・打球軌道に関する可視化データの分析結果についての説明も併記している。また、ユーザが AI に対して追加的な質問を投げかけられるよう、質問例を提示することで対話型支援の拡張性も考慮している。

以上のような構成により、本プロンプトはプレイヤーの個別スイング特性に即した助言生成を可能とする実用的なコーチング支援システムの中核要素として設計されている。

#### 4.1.4 解析の各式の説明

ここでは、本実験の解析に使用している各式について説明する。

1 つ目は関節角度の計算である。式は以下の式 1 に示す。

$$\theta = \cos^{-1}((\overline{BA} \cdot \overline{BC}) / (|\overline{BA}| * |\overline{BC}|)) \quad (1)$$

スイング動作における関節の可動域評価のため、3 点（肩、肘、手首）を用いて肘関節の角度ベクトルを求める。ベクトル BA およびベクトル BC のなす角として、式 1 と定義される。

式 1 にて、スイングの各フレームにおける関節の状態を評価し、スイングが理想的なフォームにどれだけ近いかを確認する。例えば、肘や肩の角度が正しいかどうかを判定し、フォームの改善が必要かどうかを示すために使用する。

2 つ目は、スイング動作の多次元時系列データに対し、主要な変動要因を抽出するために主成分分析 (PCA) を適用する。データ行列 X に対して特異値分解を行うことで、以下の式 2 ように表現される。

$$X = U \Sigma V^T \quad (2)$$

この分解により、元の高次元データを低次元の特徴空間へと写像し、可視化やクラスタリング等の処理が容易となる。

3 つめは、理想スイングとの動作類似度を評価するために、動的時間伸縮法 (DTW) を用いる。スイング系列として、ユーザのスイング動画および教師のスイング動画に対して、累積距離行列  $D(i, j)$  は以下の式 3 ように定義される。

$$D(i, j) = \text{dist}(X_i, Y_j) + \min(D(i-1, j), D(i, j-1), D(i-1, j-1)) \quad (3)$$

この手法により、タイミングや速度のずれを考慮した動作比較が可能となる。

4 つ目は、スイングの時間的動作パターンを学習し、良否を判定するために長短期記憶ネットワーク (LSTM) を用いる。LSTM は、過去の動作履歴を保持しながら現在の入力に基づいた出力を生成することで、時系列データの文脈を考慮した評価が可能である。時刻  $t$  における出力状態は、セル状態と出力ゲートを用いて、以下の式 4 のように計算される。

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (4)$$

ここで、 $\odot$  は要素ごとの積 (Hadamard 積)、 $\tanh$  は双曲線正接関数である。LSTM は過去の動作情報を保持しつつ現在の入力に応じた動的な判定が可能であり、動作全体を通じた特徴学習に有効である。

5 つ目は、スイング全体の評価指標として、以下のような線形結合によるスコア  $S$  を式 5 として定義する。

$$S = w_1 \cdot \Delta\theta + w_2 \cdot v + v_3 \cdot \delta t \quad (5)$$

ここで、式5の文字は以下と定義する。

- $\Delta\theta$ : 関節角度の平均誤差 (理想フォームとのズレ)
- $v$ : スイング中の最大バット速度
- $\Delta t$ : DTW によって算出されたタイミング誤差
- $w_1, w_2, w_3$ : 各項目の重み係数 (重要度)
- $S$ : 総合スイングスコア (高いほど理想的)

このように、スイング動作を「フォーム」「スピード」「タイミング」の3要素に分解し、それらを重み付きで統合することで、総合的な運動評価を実現する。

#### 4.1.5 解析結果の表示

初めに、AIによるスイング解析結果に基づくフィードバック生成に関する解析結果について説明する。本実験では、ユーザの動画に対し、教師データとなる動画を5つ選択して実験を行ったものとする。その結果の図を以下の図8に示す。



図8 AIによるスイング解析結果に基づくフィードバック生成の結果

図7より、画面左には生成結果の詳細、画面右側にはグラフを表示している。図7のように、グラフと結果を同時に出力し、ユーザが一度ですべてを確認できるような配置にした。また、画面の中央下部分には、「解析フロー表示」「動画読み込み+解析開始」「結果を保存」「JSON保存」の四つのボタンを設けた。

「解析フロー表示」を押すと、画面中央に表示されているように、解析を行った際のフローが記載されているウィンドウを表示できる。

「動画読み込み+解析開始」は、ユーザの動画と教師動画を選択し、解析を行うためのボタンである。

「結果を保存」「JSON保存」は、それぞれ保存を行うためのボタンである。

一方、AIによるバッティングスイングフィードバック生成に関しては、上記3.1.2を参照。

#### 5. 今後の課題

本システムの更なる発展に向けて、いくつかの課題が存在する。

第1に、プロ選手が用いる既存の解析手法との定量的な比較検証が挙げられる。現在のAIベース手法に対し、従来手法を基準として性能差を客観的に評価する指標の整備が求められる。

第2に、技術的なボトルネックの明確化とその改良が課題となる。特に、特徴抽出の精度、AIモデルの解釈可能性、解析のリアルタイム性など、既存AI技術における限界を、

文献調査等を通じて把握し、改善の方向性を具体化する必要がある。

第3に、実使用環境における有効性の実証が必要である。実際の野球部選手に広くシステムを使用してもらい、スキル向上への貢献度を定量的に評価することが求められる。

第4に、AIによるフィードバックが「なぜそのような指摘に至ったのか」を説明しづらい、いわゆるブラックボックス問題の克服が重要である。因果推論等の手法を導入し、説明可能なフィードバックを設計する必要がある。

最後に、ユーザビリティと導入の容易さも無視できない。選手や指導者が自然に受け入れられるUI/UX設計や運用体制の構築が、システムの中長期的な定着に不可欠である。

#### 6. まとめ

本研究で開発したAI駆動型野球スイング解析システムは、選手のスイングフォームを定量的に評価し、AIを活用したフィードバックを提供する新たな支援ツールである。今後、本システムのさらなる発展には、いくつかの課題に取り組む必要がある。特に従来技術との比較検証や、AIによるフィードバック生成の解釈可能性向上は、本システムの信頼性を高めるために重要である。さらに、実際の指導現場での効果的な運用を通じて、選手の成長にどれだけ貢献できるかを実証することが求められる。

これらの課題に取り組むことにより、本システムはより実用性の高い支援ツールとして発展する可能性を有する。特に、比較検証による客観的評価と説明可能なフィードバック機構の導入は、スポーツ動作支援におけるAI活用の信頼性を高める上で重要な要素である。今後は、システムを通じて蓄積されたデータと知見を活用し、指導現場での効果的な運用と継続的な技術改善を両立させる取り組みが求められる。

#### 参考文献

- [1] Park, H., et al.: *Baseball Swing Pose Estimation Using OpenPose*, Applied Sciences, Vol.11, No.15, p.8684 (2021). <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/15/8684>
- [2] Singh, P., et al.: *Fine-grained Activity Recognition in Baseball Videos*, arXiv:1804.03247 (2018). <https://arxiv.org/abs/1804.03247>
- [3] Gammulle, H. M., et al.: “Two-stream LSTM: A Deep Fusion Framework for Human Action Recognition,” *Proc. of Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 177–186 (2017).
- [4] Sun, J., et al.: “Predicting Batting Performance in Baseball Using LSTM Networks,” *Sensors*, Vol. 22, No. 8, Article 2874 (2022).
- [5] 大加戸翔真, “動作推定を用いた野球投球動作の習得方法の提案,” 北陸先端科学技術大学院大学 修士論文, 2024. [URL:https://dSPACE.jaist.ac.jp/dSPACE/bitstream/10119/18930/5/paper.pdf](https://dSPACE.jaist.ac.jp/dSPACE/bitstream/10119/18930/5/paper.pdf)
- [6] 松下功幸, “機械学習を用いた野球映像からのストライク・ボール判定,” 宮崎大学工学部情報システム工学科 卒業論文, 2017. [URL:https://cvlab.cs.miyazaki-](https://cvlab.cs.miyazaki-)

[u.ac.jp/laboratory/2017/matsushita\\_honbun.pdf](https://u.ac.jp/laboratory/2017/matsushita_honbun.pdf)

- [7] 永嶋英樹, 津島健人, 萩史也, 梅原孝仁, 塩崎雅基, 阿部祐輔, 永田正樹 “骨格推定を用いた野球における投球動作測定モデルの構築,” 情報処理学会第 86 回全国大会, vol. 2024,3/15, no. 1K-06, 2024.
- [8] 三木巧夢, “ニューラルネットワークを用いた打撃フォームの自動コーチングシステム,” 法政大学大学院 修士論文, 2024.  
[URL:https://hosei.ecats-library.jp/da/repository/00030758/gradse\\_65\\_22R4\\_132.pdf](https://hosei.ecats-library.jp/da/repository/00030758/gradse_65_22R4_132.pdf)
- [9] 広瀬統一, “人工知能を用いた学童野球選手における危険な投球動作の推定,” TELECOM FRONTIER, No.117, 2022 AUTUMN, SCAT スポーツ・コンディショニング研究会.