

# 姿勢および動作タイミングの定量解析に基づく 野球スイング評価と LLM を活用したフィードバック支援システム

小中朝陽<sup>†1</sup> 佐野睦夫<sup>†2</sup>

**概要**：本研究は、汎用的な映像データと Media Pipe を用いて野球のスイング動作をリアルタイムに解析し、動作特徴に基づくフィードバックを提示する支援システムの構築を目的とする。スイング中の肘角度や肩角度を定量的に計測し、主成分分析 (PCA) および動的時間伸縮法 (DTW) により動作特徴と教師データとの類似性を評価した。さらに、これらの解析結果を入力とする長短期記憶 (LSTM) モデルを構築し、スイングの良否を自動判定する手法を提案した。本システムは、映像入力から評価およびフィードバック提示までを一貫して実行可能である。

被験者 5 名を対象に、1 週間間隔で計測とフィードバックを繰り返す実験を行った結果、多くの被験者において関節角度のばらつきが減少し、スイングの再現性向上が確認された。また、平均角度の変化よりも角度変動幅の低減がスイングスコア向上と強く関連していた。以上より、本システムは、骨格データに基づく客観的評価と自然言語フィードバックを組み合わせることで、選手および指導者の技術向上を支援可能であることが示唆された。今後は、被験者数の拡大や従来手法との比較検証を通じて、実用性の向上を図る。

## 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。特に、野球においては、スイングフォームが打撃成績に直結する重要な要素であり、西坂ら[1]によると、その最適化が競技力向上に不可欠であるとされている。より従来の直感的な指導方法から、より客観的かつ定量的なアプローチが必要とされるようになってくる。

従来のスイングフォーム評価は、Maduwantha ら[2]によると、コーチの経験や選手自身の感覚に依存しており、主観的な評価が多く、フォーム修正には反復的な練習と試行錯誤が必要であったと考える。そのため、選手に対して迅速かつ定量的なフィードバックを提供するための技術が求められている。

本研究では、Google 社が提供する Media Pipe を用いて選手の骨格データをリアルタイムで抽出し、そのデータを基に 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とで、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を実現できると考える。

### 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ているが、一般選手が容易に利

用できる環境は整っていないと考える。Bright ら[3]によると、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を用いる高額な機材が普及の障壁とされている。これにより、一般選手やコーチが手軽に利用できる環境が欠如しているのが現状であると考えられる。

また、フォーム修正は依然として選手の意識やコーチの指示に依存しているほか、定量的な裏付けが不足したまま試行錯誤が繰り返されている。さらに、リアルタイムでのフィードバック提供が難しく、選手が打席後に改善点を即座に把握する手段が不足しているのも課題であると考えられる。

### 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、低コストかつ高精度にスイング動作を記録・解析を行う。取得した関節位置データに対して 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により、スイングフォームの分類や異常検出を行う。

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・提示できるようにする。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り、理想フォームの定義は一律ではないため、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る。このバランスの最適化は大きな技術的課題であり、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。

<sup>†1</sup> 大阪工業大学

## 2. 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

### 2.1 プロンプトの基本情報

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を目指し、プロンプト設計を行った。プロンプトは、OpenAI[4]が提供する大規模言語モデル (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いて詳細かつ構造的なフィードバックを生成する。

### 2.2 プロンプトの構成

プロンプトは、プレイヤーの基本情報やスイング解析情報を含む4つの主要な構成要素から成り、以下のように設計されている。

一つ目は、ベーススイングとターゲットスイングとの比較結果 (スイングスコア、肘・肩・膝角度、スイングスピード、重心など) を記述するスイング解析セクションを設ける。このセクションにより、LLM (大規模言語モデル) は解析を行うための基礎情報を網羅的に得ることができる。

二つ目は、プレイヤーの特徴の要約である。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、スイング速度や姿勢の特徴) を入力し、プロフィールセクションを作成する。このセクションにより、プレイヤーの個別特性を考慮したフィードバックが可能となる。

三つめは、加速度センサを用いたフィードバックである。ベーススイングとターゲットスイングとの比較を行う際に、加速度センサを搭載したスマートフォンを利用し、それぞれの重心移動や軸のブレの比較を行う。このセクションにより、姿勢検出だけに頼らず、よりパーソナライズなフィードバックを提供できる。

最後にグラフ解釈である。フィードバック内容を補完するために、スイング角度やスイングスピード、打球軌道に関する可視化データを分析し、解釈セクションとして説明を加える。ユーザーが AI に対して追加的な質問を投げかけられるよう、チャットボックスも提供し、対話型支援の拡張性を考慮している。

### 2.3 解析手法の詳細

本実験の解析には、以下の手法が使用されている。

#### 2.3.1 関節角度の計算

スイング動作における関節の角度を評価するために、肩、肘、手首の3点を用いて角度ベクトルを求める。関節角度は、以下の式で計算される。

$$\theta = \cos^{-1}\left(\frac{B \cdot C}{\|B\| \|C\|}\right) \quad (1)$$

ここで、 $\{B\}$  と  $\{C\}$  はそれぞれ肘関節を構成する2つのベク

トルを示し、 $\theta$  はそのなす角度を表す。

#### 2.3.2 主成分分析 (PCA)

スイング動作の主要な変動要因を抽出し、データを低次元空間に写像するために、主成分分析 (PCA) を使用する。データ行列  $\{X\}$  に対して特異値分解を行うことで、次の式で表現される。

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

この分解により、高次元データを低次元の特徴空間に写像し、可視化やクラスタリングが容易になる。

#### 2.3.3 動的時間伸縮法 (DTW)

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) を使用する。ユーザーのスイング動画と教師のスイング動画に対して、累積距離行列  $D(i, j)$  は以下の式で定義される。

$$D(i, j) = d(X_i, Y_j) + \min(D(i-1, j), D(i, j-1), (i-1, j-1)) \quad (3)$$

ここで、 $(X_i, Y_j)$  は各スイングフレームの間の距離を示し、 $TW$  はタイミングや速度のずれを考慮した動作比較が可能にする。

#### 2.3.4 LSTMによる良否判定

LSTM (長短期記憶ネットワーク) を用いてスイング動作の良否を分類する。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。時刻  $t$  における出力状態  $\mathbf{h}_t$  は、セル状態  $\mathbf{c}_t$  と出力ゲート  $\mathbf{o}_t$  を用いて、次の式で計算される。

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{o}_t \cdot \tanh(\mathbf{c}_t) \quad (4)$$

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。

#### 2.3.5 スイング評価スコア

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  $S$  を定義する。

$$S = w_1 \cdot \Delta\theta + w_2 \cdot v + w_3 \cdot \delta t \quad (5)$$

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

このプロンプト設計は、プレイヤーの個別スイング特性に即した助言を生成し、AI が多角的なフィードバックを提供するために構造的に設計されている。また、ユーザーが AI に対して追加的な質問を投げかけることで、双方向的な対話型指導が可能となる点が特徴である。

### 3. AI 個別最適フィードバックシステムの提案

初めに、ユーザに対して AI を介した個別最適フィードバックシステムについて提案する。以下の図 1 にシステム構成を示す。

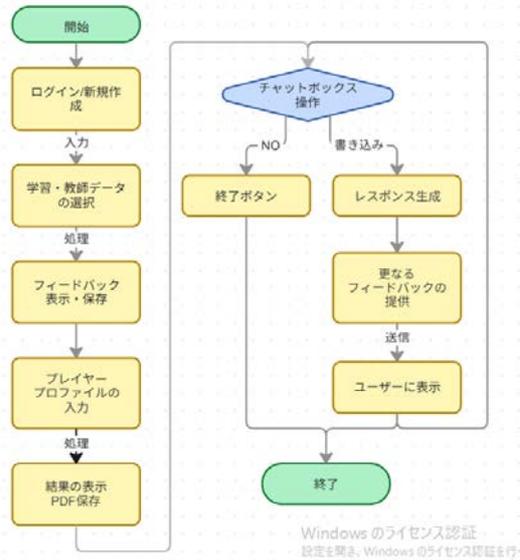


図 1 システム構成図

#### 3.1 システムの詳細

ここでは本システムの詳細について説明する。本システムは野球の初学者や初心者の方が、今後のスイングの成長を期待するためのシステムとして使用するのが最適だと考える。今後のシステムの改良に伴って、どのユーザ層でも快適に使用できるようにアップデートを施す予定と考える。

初めに、システムを起動した直後に、ユーザ選択およびユーザの新規登録を行う。ユーザ登録の画面は以下の図 2 に示す。



図 2 ユーザ登録の画面

ここでは、新規登録として新たにユーザの名前を登録する。ここで登録したユーザは、①の既存ユーザの選択に保存され、次回以降ログインする際に選択して実行することができる。ログインが完了したら、以下の図 3 の画面が表示される。



図 3 ログイン後のメイン画面

#### 3.2 システムの使用方法

次に本システムの主な使用方法について説明する。本システムの使用順序としては、図 1 のシステム構成図より、はじめに自身の撮影した動画と、参考にしたい教師データとなる動画を選択する。ユーザの動画は一本選択し、教師データとなる動画は最大 100 本まで選択できる。本システムは選択した動画を解析に使用するにあたり、教師データの動画が多くなるほど、より詳細なフィードバックを行えるシステムとなっている。これは前章の PCA, LSTM 等の方式を使用するにあたって、教師データの本数が多いと、上記の方式がより詳細に活用できるという点から、教師データは数多く設定できるようになっている。

次に、各動画が設定できれば解析に入る。解析にあたっては、Media Pipe を使用しユーザ等の骨格検出を行う。実際に解析を行っている映像の一部を以下の図 4 に示す。



図 4 解析の一部抜粋画像

解析が完了すると、以下の図 5 のように各結果が表示される。図 5 の結果に基づいて説明する。

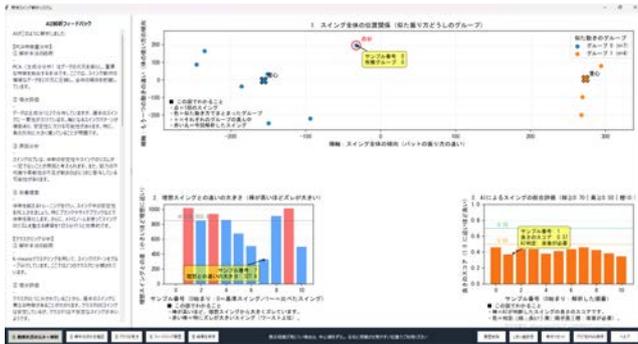


図5 解析結果

図5の画面の右側は解析結果の各グラフを表している。左側はAIによる解析結果を表示している。はじめに各グラフについて説明する。

### 3.2.1 スイング全体の位置関係

一つ目はスイング全体の位置関係である。これはユーザーのスイングと教師データのスイングがどのくらい似たスイングを行っているのかを位置関係で表したものである。この表から、重心の位置や体の使い方の傾向が確認できる。図5の場合だと、ユーザーのスイングの傾向と教師データのまとめたデータでは、横軸から確認すると大きく傾向が異なることが確認できる。また、その詳細やフィードバックに関しては、左側の解析結果に示される。

### 3.2.2 理想スイングとの違いの大きさ

二つ目は理想スイングとの違いの大きさである。図5より、縦軸の赤色と青色のグラフが結果として表示されているのがわかる。これは各動画より、その教師データのスイング動画とユーザーのスイング動画がどれだけ似たスイングを行っているかを示しているものである。このグラフは縦軸が長ければ、その教師データのスイング動画と傾向が異なっていることを示している。

例えば、一番左の赤軸は、一つ目に選択した教師データのスイング動画と比較して、ユーザーのスイングはその動画との傾向が異なっているのを示している。一方、七つ目のスイングデータの場合、グラフが最も小さいため、ユーザーのスイングは七つ目の教師データのスイングと最も傾向が似ていると判別できる。

### 3.2.3 AIによるスイングの総合評価

三つめはAIによるスイングの総合評価である。この評価は、各教師データとのスイングの比較解析を行って、総合的な評価をグラフで表したものである。図5より、各グラフに良さのスコアとして、数値を示している。その数値に応じてユーザーのスイングがどのようなものかを左側の解析結果に示す。また、視認性の観点から、点数に応じてグラフの色を変えるようにしているが、今回は点数がよくない

ため、すべてオレンジ色で表示されている。

そのほかに、グラフの見方やフィードバックの過去の履歴、グラフの保存等の機能を搭載し、ユーザにとって使いやすいシステムを目指してシステムを展開している。

### 3.3 更なるフィードバックの提供

本システムは、ユーザにさらなるパーソナライズなフィードバックを提供するために、図5の解析が完了したら、続けて以下の図6のプレイヤープロフィールを入力する。

図6 プレイヤープロフィールの入力画面

図6のプレイヤープロフィールの入力では体格、経験年数、現在のスイングの課題や成功傾向など、ユーザごとに現在のスイング状況を入力することで、そのユーザごとに見合ったフィードバックを提供することができる。

プロフィールの入力が完了したら、その内容を加味したうえでさらに解析を行う。この解析は先ほどのスイング解析の内容も加味したうえでの解析となるため、先ほどのフィードバックよりもより詳細なフィードバックを受けることができる。解析が完了したら、以下の図7のようにフィードバックがPDFとして保存される。また、同時にAIのチャットボックスが図8のように表示される。これは、図7の解析結果に対し疑問点や、その結果に対してさらに深堀や疑問点を図8のチャットボックスにて解消するためのものである。

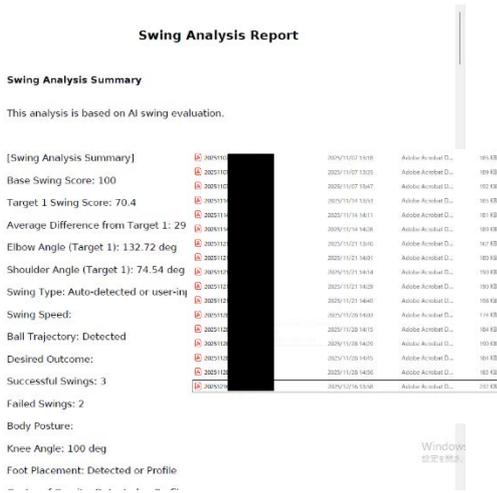


図7 フィードバックの解析結果



図8 AIチャットボックス

図7より、フィードバックのPDFは時系列ごとに保存され、過去の記録として比較を行うほか、前回との成長等の確認として閲覧することができる。これにより、ユーザがシステムを介してどれだけ変化があるのかを確認することができる。

また、図8のチャットボックスを活用することで、フィードバックの際に分からなかったことや、各分野のより詳細なフィードバックが欲しい際に活用することができる。図8では、フィードバックに対し、表示された分野に関する具体例をチャットに問いかけているものである。これにより、ユーザが持つ疑問点を解決するまで繰り返し使用することで、ユーザの問題解決をよりパーソナライズに解決できるシステムである。

#### 4. 加速度センサを用いたAI個別フィードバックシステムの提案

次に加速度センサを用いたAI個別フィードバックシステムの提案をおこなう。本システムでは、スマートフォンに搭載された加速度センサおよびジャイロセンサのデータ取得に、アプリケーションである「phyphox」[5]を使用した。このアプリケーションを使用し、以下の図9のシ

ステムフローで実験を行う。

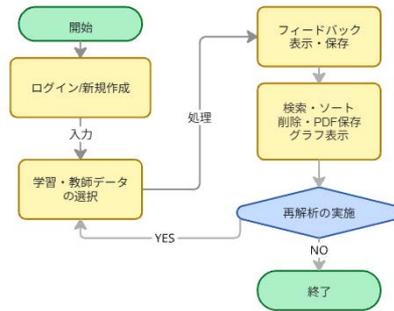


図9 加速度システムの構成図

ユーザは腰にアプリケーションを起動したスマートフォンをベルトで固定し、スイングを行う。その際にCSVファイルとしてデータを取得し、その取得データを本システムで使用する。

#### 4.1 システムの使用方法

本システムの使用方法について、図9に基づいて説明する。はじめにログイン画面からログインを行う。前章で新規登録を済ませている場合は、追加の登録は不要であり、そのまま利用できる。ログイン後、ユーザの加速度データのCSVファイルと教師データとなるCSVファイルを選択して解析を実行する。解析完了後、図10に示す画面が表示され、結果を確認できる。

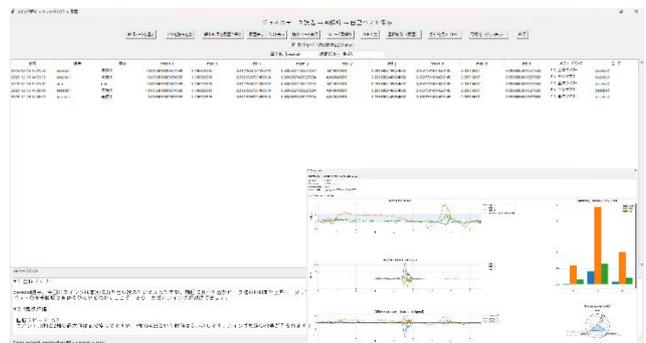


図10 システムのメイン画面

図10に示すように、本システムの画面上部にはデータ選択、履歴表示、検索・ソート、再検索、削除、グラフ表示などの機能を備え、フィードバックを効率的に確認できるよう設計している。また、保存時に選手名や練習メニューに応じてデータ名を変更できるため、履歴管理や検索が容易である。AIによるフィードバックでは、教師データとの比較に基づく改善点や練習メニュー、具体的な改善案を提示し、過去の結果と参照することで、変化や成長を確認できる支援システムとして構築している。

## 5. 実験と考察

本実験では、提案する AI スイング解析システムを用い、被験者 5 名に対して短期間（1 週間間隔）でスイング計測とフィードバックを繰り返すことで、スイングフォームの変化および改善傾向を明らかにすることを目的とした。

本実験では、スイングスコアの推移、肘・肩角度の変化、計測回数ごとの安定性に注目して分析を行った。

### 5.1 実験方法

各被験者は野球経験の少ない初心者とし、各被験者に対して数回のスイング計測を実施した。各計測後には、Media Pipe による骨格推定結果を基に、教師データとの比較からスイングスコアおよび関節角度を算出し、AI による自然言語フィードバックを提示した。各被験者の教師データはすべて同じものとする。本実験の教師データは、本校野球部[6]のスイングを基準に行っている。

### 5.2 実験結果

各被験者の実験結果について説明する。はじめに、各被験者のスイングスコアの推移を以下の表 1 に示す。

表 1 スイングスコアの推移

点数推移	1回目	2回目	3回目	4回目	5回目	最大改善量(5回目-1回目)	スコア平均
A	76.31	80.78	81.28	71.5	91.13	14.82	80.20
B	77.27	81.34	78.61	88.26	89.19	11.92	82.93
C	81.03	77.91	78.59	75.28	86.41	5.38	79.84
D	82.68	88.06	88.47			5.79	86.40
E	86.41	81.84	84.85			-1.56	84.37

表 1 より、被験者によって最大改善量には差があり、増加した被験者と減少した被験者が確認できる。ここで最大改善量とは、各被験者において前回計測との差が最も大きかった値を指す。特に、被験者 A において最大改善量が最も大きかった。

また、全被験者に共通する傾向として、初回計測では関節角度の変動が大きく再現性が低いこと、2 回目以降では肘角度および肩角度が理想範囲に近づくことが確認された。さらに、スイングスコアの向上は平均角度の変化よりも、角度変動幅の減少と強く関連している。

以上より、AI による具体的な角度指示が関節角度のばらつきを抑制し、フォーム修正に寄与したと考えられる。

### 5.3 考察

本研究で観測されたスイング改善は、AI による定量的評価と個別化されたフィードバックの組み合わせによる効果であると考えられる。特に初心者被験者においては、従来の感覚的な指導では得られにくい具体的な改善指標が提示された点が有効であった。

AI による自然言語フィードバックは、被験者の経験レベルや打撃目標、身体的特徴を考慮して生成され、下半身

主導の強調や再現性重視の指導、肩角度・肘角度に着目した助言など、被験者ごとに異なる改善方針を提示した。さらに、関節角度の時系列グラフにより、フォームが崩れる瞬間やインパクト前後の不安定さを視覚的に把握でき、突っ込みや肩の早開き、振りすぎといった問題の修正につながったと考えられる。

本システムは、骨格データに基づく客観的評価と理解しやすい自然言語フィードバックを組み合わせることで、納得感を伴うフォーム改善支援を可能としている点に新規性がある。

## 6. まとめ

本研究では、選手のスイングフォームを定量的に評価し、AI によるフィードバックを提供する野球スイング解析システムを開発した。本システムは、従来感覚的に評価されがちであったスイング動作を数値化し、選手個々に応じた改善支援を可能とする点に特徴がある。

一方で、本手法の有効性をより明確に示すためには、従来のスイング解析手法との比較検証や、AI フィードバックの解釈可能性向上が今後の課題である。

今後は、客観的な比較評価と説明可能なフィードバック機構の導入を進めることで、本システムを実用的かつ信頼性の高いスポーツ動作支援ツールへと発展させることが期待される。

## 参考文献

- [1] 西坂 直樹, & 樫山 宏志 (2025). 映像フィードバックと生成 AI を活用した野球打撃支援プラットフォームの提案. 情報処理学会 SSS 研究会 <https://ipsj.ixsq.nii.ac.jp/records/2003491>, (参照 2025-12-11).
- [2] Maduwantha, N., Fernando, P., & Jayawardena, D. (2024). Accessibility of Motion Capture as a Tool for Sports Performance Enhancement for Beginner and Intermediate Cricket Players. *Sensors*, 24(11), 3386. <https://doi.org/10.3390/s24113386>, (参照 2025-12-11).
- [3] Bright, D., Zhang, J., & Shi, X. (2023). Mitigating Motion Blur for Robust 3D Baseball Player Pose Modeling for Pitch Analysis. *arXiv Preprint*, 2309.01010. <https://arxiv.org/abs/2309.01010>, (参照 2025-12-11).
- [4] OpenAI, "GPT-4o: A Large Multimodal Model," 2023. [Online]. Available: <https://openai.com/research/gpt-4o>.
- [5] RWTH Aachen University 『phyphox - Physical Phone Experiments』. App Store. <https://apps.apple.com/jp/app/phyphox/id1127319693> (参照 2025-12-17)
- [6] 大阪工業大学硬式野球部公式サイト, <https://oit-baseballteam.com/> (参照 2025-12-18) .