

バドミントンの審判人員コスト削減

佐々木奏大¹ 戸谷結真¹ 仁志俊介¹

概要：本研究は、YOLO と Transformer を用いてバドミントンのサーブ時におけるサービスフォルトを自動判定するシステムを開発し、審判の人員コストの削減を可能にした

Reduction of Personnel Costs in Badminton Refereeing

SASAKI KANATA¹ TOYA YUIMA¹
NISHISHUNSUKE¹

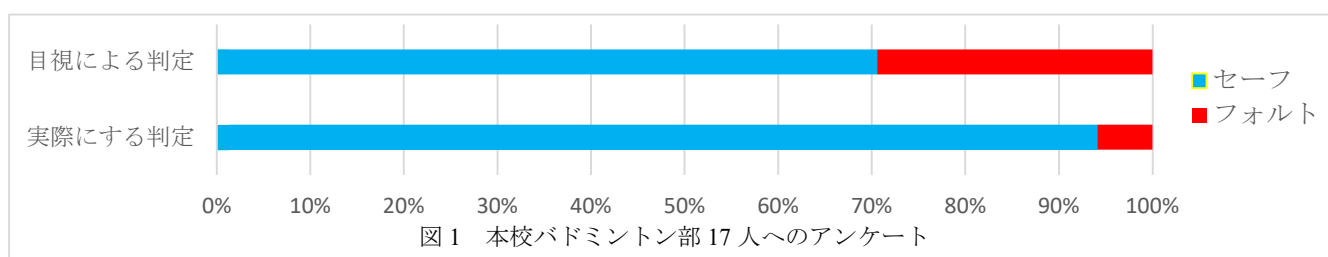
Abstract: This study developed a system using YOLO and Transformer to automatically judge service faults in badminton serves, aiming to reduce personnel costs.

Keywords: badminton, service faults, computer vision, YOLO, OpenCV, Transformer

1. はじめに

バドミントンの試合では、サービスフォルトの判定が競技の公平性に大きく影響を与える。今回焦点を当てたルールはサービスフォルトの中でも特に、サーブ時にシャトルがラケットに当たる瞬間のショットポイントが 115cm 以下でなければならないというルールである。本研究はこれを正確に判定することを目標としている。現行の判定方式は審判の目視に頼っており、誤差や誤審が発生する可能性が高い。試合のスピード感や状況によっては、正確な判定が難しく、選手や観客の間で不満が生じることもある。実際に本校バドミントン部員 17 人を対象に調査を行った結果、フォルトであるサーブ映像を提示したにもかかわらず、17 人中 12 人が「セーフ」と誤判定した。また「実際の試合だったらどう判定するか」という問いに対しては 17 人中 16 人が「セーフ」と回答した。さらに「審判としてサービスフォルトを見逃したり、判断に迷った経験があるか」という質問に対しては 12 人が「はい」と答え、その理由として「シャトルの速度が速く見切れなかった (2 人)」「自分の判定で試合の点数に影響を与えたくない (4 人)」「そもそもフォルトを取る気がない (5 人)」といった

目視による判断は難しいだけでなく、点数への影響に対する心理的プレッシャーからフォルト判定が消極的になりやすいことが明らかとなった。このような課題は幅広く確認されており、近年のスポーツの判定技術は著しく進化している。例えばテニスでは「ホークアイ (HawkEye)」システム[2]が活用され、ライン判定の精度が飛躍的に向上している。また、サッカーでは「VAR(ビデオ・アシスタント・システム)」[3]が導入され、オフサイドやペナルティエリア内のファウルなどの重要な判定を補助している。さらに、野球ではストライクゾーンの判定に AI を活用する技術が検討されており[4]、主観的な判定を客観的なデータに基づいて補強する動きが進んでいる。このようなことからバドミントンにおいても、正確な判定を支援するシステムの導入が求められていると考えられる。特に、サービスフォルトの判定に関しては、判定の自動化が試合のスムーズな進行に大きく寄与すると考えられる。具体的に本研究では、カメラを活用してシャトルのショットタイミングを捉え、AI による画像解析技術を組み合わせることで、リアルタイムでの正確なサービスフォルト判定を行うシステムを開発する。これにより、競技の公平性を保ちつつ、選手が試合に集中しやすい環境を提供することを目指す



回答が得られた。これらの結果から、サービスフォルトの

2. ショットタイミング検出の検討

サービスフォルトを判定するためには、ショットタイミングのフレームを正確に特定することが不可欠である。本研究では、このショットタイミングを検出するための方法について検討を行った。正確な判定に加え、多様な状況での判定可能性、およびリアルタイム処理における速度が要件として必須となる。本研究では、ショットタイミングの検出方法として以下の2つの手法を検討した。

2.1 Y 座標に基づく手法

この手法では、シャトルのY座標(鉛直方向の高さ)を利用した。サービスを撮影した動画において、シャトルが最も高い位置に到達するフレームは、ショット後であることが確実であるため、このフレームを基準点として設定する図2①。そこから過去のフレームをさかのぼり、シャトルが連続して上昇している直近の箇所を探索する②。基準点から遡り解析することで、事前の動作の影響を排除し確実にショットタイミングを検出することができる。例えば、サーブの予備動作としてシャトルを複数回上下させた場合でも、ショットへ直結した最終的な上昇のみを検出できるため、予備動作をショットタイミングとして検出することはない。そして、この上昇区間を特定するため、各フレームにおけるY座標データを比較し、一定期間においてデータが単調に増加している箇所を検出する。具体的には、i番目のフレームを基準に、そこからi+4番目までの5フレームにおいて、Y座標が単調に増加している場合、その最後のフレーム(i+4)枚目を「ショットフレーム」と定義する。この条件は次のように表される。

$$Y_i \leq Y_{i+1} \leq Y_{i+2} \leq Y_{i+3} \leq Y_{i+4} \quad (1)$$

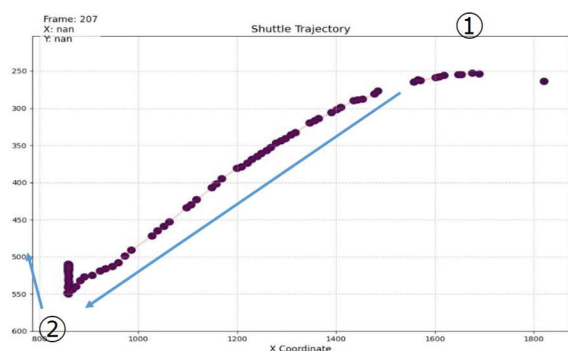


図2 サーブ時のシャトルの軌道

Figure2 Trajectory of the shuttle during a serve

2.2 Transformer による手法

この手法では、ショットタイミングを高精度に検出するために、Transformer アーキテクチャを採用した。

Transformer は自然言語処理や音声認識、画像解析など多様な分野で活用されているニューラルネットワークモデルで

あり、時系列データから重要な特徴を抽出する能力に優れている。その中心となるのが「自己注意機構(Self-Attention)」であり、系列中のすべての要素が互いの関連性を同時に学習できるという特徴を持つ[5]。これにより、RNN のような逐次的処理に比べて長期的依存関係を効率的に捉えられるという利点がある。Transformer では、入力系列に対して複数の「アテンションヘッド(attentionhead)」を設ける「マルチヘッドアテンション機構(Multi-Head Attention)」を採用している。これは、入力データを複数の視点から同時に解析し、それぞれ異なる特徴や時間的パターンを抽出することを可能にする仕組みである。そこで、本研究では、シャトルの座標系列データ(X座標、Y座標の時系列)を入力とし、各ヘッドが速度変化、加速度、方向転換といった異なる特徴を抽出できるように設計した。このマルチヘッド構造により、シャトルが打たれる直前の微細な速度変化や軌道の変化を高精度に検出できるようになった。また本研究では、シャトルの座標系列データを20フレーム単位で切り出したスライディングウィンドウ方式でモデルに入力する。各ウィンドウはショットとその前後の時系列情報を含み、Transformerはこの連続データから特徴を抽出する、アテンション機構により、各フレームが他の全フレームを参照しながら重要度を自己調整することで、「どの瞬間がショットのインパクトに関係しているか」を自動で学習できる。最終的に、モデルは各フレームに対して「ショット後である確率」を出力する。この確率分布をもとに最も高い確率を示すフレームをショットタイミングと定義することで、より柔軟かつ精密な検出を実現した。

図3は、サーブ映像に対してTransformerによるショットタイミング検出を行った結果である。横軸は時間(フレーム)、縦軸はショット後である確率(0~1)を示す。フレーム26でShot Probability(青線)が急激に上昇しており、このタイミングがショットとして検出されていることがわかる。Binary Prediction(オレンジ線)は、Shot Probabilityを閾値0.5で二値化したものであり、システムが実際にショット後と判断する判定結果を示す。



ショットを予測中...
検出されたショットの瞬間(フレーム番号): [26]

図3 Transformerによる検出

Figure3 Detection using Transformer

2.3 ショットタイミング測定方法の結論

これら二つの手法からシステムに採用するものを選定する。Y 座標に基づく手法によって、シャトルが上昇から下降に転じるフレームをショットタイミングと見なすアルゴリズムを導入した結果、通常のサーブフォームにおいては、適切にショットタイミングを捉えることができ、フォルト/セーフの判定も正確に実施された。しかしながら、サーブの予備動作としてシャトルを上向きに動かしながらショットするケースでは、予備動作の開始点がショットタイミングと誤認されてしまう問題が確認された。シャトルが上昇し続け、予備動作がショットと区別できなかつたためである。これは、シャトルの Y 座標の動きだけに依存しているため、シャトルが上昇し始めた時点をショットフレームと誤って判定してしまうことに起因する。このようなケースでは、実際には 115cm 以上でショットされているにもかかわらず、システムはそれ以前のフレームをショットフレームと誤認することで、「SAFE」と誤判定されてしまう。これに対して、Transformer を用いた手法では、時系列における座標変化から特徴を抽出し、各フレームがショット後である確率を出力することで、より柔軟かつ精度の高いショットタイミングの検出が可能となった。実験では、正解ラベルと一致するフレームが高確率で検出され、その平均誤差は ± 1 フレーム以内に収まる高い精度を実現できた。特に、シャトルの速度変化や加速度の微細なパターンを考慮できるため、従来手法が誤検出しやすかつた予備動作を正確に区別できた点は重要である。さらに、Transformer モデルはマルチヘッドアテンション機構により、全フレーム間の関係を同時に評価できるため、過去と未来の動きを総合的に判断することができる。この特性がショット直前の「加速パターン」や「軌道変化点」をより正確に捉える要因となっている。学習データの増強や照明条件・カメラ位置の違いを含むデータセットを追加することで、さらに汎化性能を高めることが期待される。以上の結果から、Transformer を用いた手法は、単一座標情報に基づくアルゴリズムに比べて安定性・精度ともに優れており、異なる環境やフォームに対しても高い再現性を示した。よって本研究では、ショットタイミング検出の主要手法として Transformer を採用する。

3. 精度評価

従来の目視による方式との比較実験を行った。本システムとバドミントン経験者(経験年数 15 年)の目視によるサービスフォルト判定の正確性を比較した。テストデータとして 19 本のサービスショット動画を評価に使用した。経験者による判定の正答率は 63%であったのに対し、本システムは 90%と高い正答率を示し、人間による判断を上回る性能を有することが明らかとなった。さらに、人間による誤判定の傾向を分析したところ、人間の審判は「セーフであるショットをフォルトと誤判定するケース」よりも、「実際に

はフォルトであるショットをセーフと見逃すケース」が多いことが分かった。これは、得点に直接影響を与える誤審を避けようとする心理的要因が働いたためであり、主観的な判断の限界を示唆している。

一方で本システムは、客観的な映像データに基づいて判断を行うため、このような心理的バイアスの影響を受けず、安定した判定が可能であった。

4. リアルタイム化

本システムでは、リアルタイム性を確保することが大きな課題であり、そのため判定手順を二段階に分けて実行する方式を採用した。第 1 段階では映像入力およびシャトルの検出を高速に行い、第 2 段階で Transformer を用いた高精度なショットタイミングの推定とフォルト判定を実施する。この分割構成により、処理の並列化と遅延の最小化を両立させた。なお、前節で述べた結果から、ショットタイミング測定には Transformer を用いることが最も効果的であると判断した。以下に具体的な構成を示す。

4.1 映像入力とシャトル検出

カメラを自陣コート横に高さ 115cm で水平に設置し、映像中央が 115cm の高さになるようにキャリブレーションを行う。これにより、撮影映像内で 115cm の基準ラインを明確に定義できる。入力された映像はリアルタイム処理用に軽量化を行い、フレームレートを落とした低フレームレート映像(加工済みデータ)として解析する。一方で、元の高フレームレート映像はオリジナルデータとして保存しておき、後段の精密解析や再学習データの生成に利用する。映像は OpenCV を用いて逐次読み込み、各フレームをバッファリングしながら次の処理工程に渡す。

シャトル検出にはシャトル専用で再学習させた YOLO モデルを用いて、加工済みデータに対して検出を行う。検出ええ信頼度(confidence threshold)は 0.6 に設定し、誤検出を抑えつつ追従性を維持するよう調整した。検出結果は時系列的に蓄積され、リアルタイムで画面上にシャトルの位置を可視化する。

4.2 基準点の特定

YOLO によって解析したシャトル座標をもとに、明確にサービスショット後のフレームを基準フレームとして定義する。例えば、右側に向かってショットが打たれた場合、シャトルが画面右側に到達した瞬間フレームが該当する。

4.3 映像入力の切り上げ

基準フレームを検出した時点で、加工済みデータの処理を自動的に停止し、後段の詳細解析へ移行する。その際、元データ中から基準点判定までに必要なフレームのみ取得する。これにより、不要なフレームを処理せずに済み、無駄な演算を大幅に削減できる。

4.4 ショットタイミングの測定

元

データから保存しておいた高フレームレートの元データに対して、YOLOを再度適用し、フレームごとのシャトル座標を精密に算出する。その座標系列(X, Y 時系列)をTransformerに入力し、各フレームが「ショット後」である確率を出力させる。モデルは20フレームのスライディングウィンドウ方式で入力を処理し、アテンション機構によって全時刻間の依存関係を解析する。最も高い確率を示すフレームをショットフレームとして特定し、そのタイミングでのシャトル高さを基準にフォルト判定を行う。

4.5 フォルト/セーフの判定

ショットフレームにおけるシャトルのY座標が映像中央(115cmライン)より上にある場合を「FAULT(フォルト)」, 下にある場合を「SAFE(セーフ)」と定義する。

フォルトと判定された場合は、警告音を鳴らすとともに、根拠となる映像フレームを自動で静止画像として保存し、画面上に表示する。これにより、判定の客観的根拠を可視化し、ユーザーが後から確認できるようにしている。

このように、リアルタイム判定と高精度解析を分離した構成を採用することで、処理速度と判定精度の両立を実現した。特に、前段でYOLOを軽量化し後段でTransformerによる詳細解析を行う二層構造は、ハードウェア性能の制約がある環境でも安定して動作することが確認された。

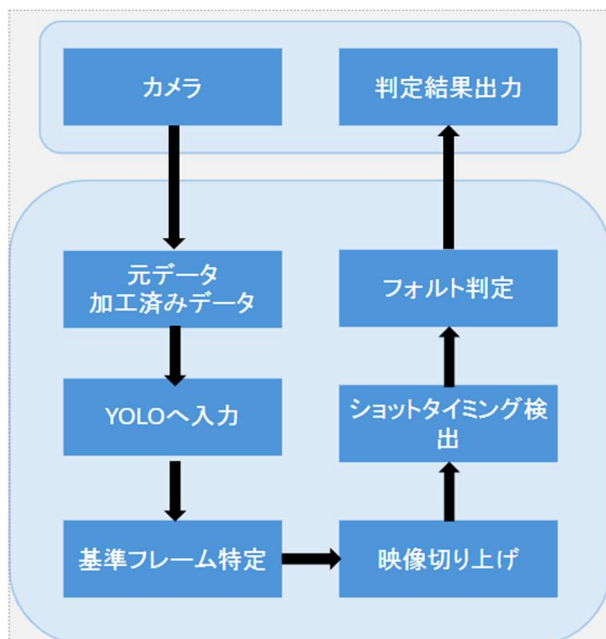


図4システム設計

Figure4 system design



図5 実験の様子

Figure5 Experiment Situation

5. リアルタイム化を行った結果

リアルタイムでも同様に判定することに成功した。(図7)しかし、YOLOの物体検出精度が著しく低下し、動画を切り上げる基準点を正確に検出できないことがあった。

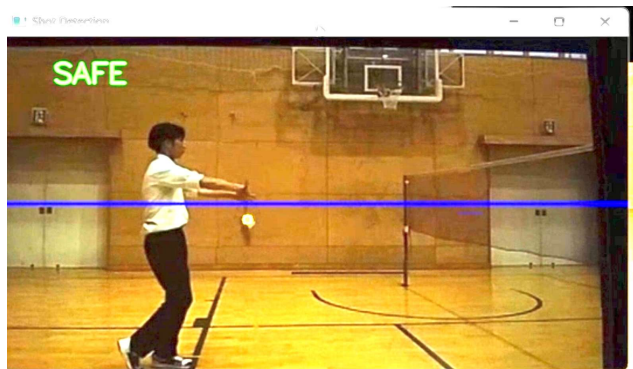


図6 リアルタイムでの判定結果

Figure6 Judgment results in real time

この精度の低下は、リアルタイムでも各フレームを繰り返し推論していることは変わらないことから、リアルタイムで行ったことによるものではなく、教師データやテストデータの撮影環境の違いによるものであると考えられる。具体的には、撮影時の照明の明るさ、背景の色、カメラの位置や距離などの条件が異なることで、YOLOの検出精度に差が生じた可能性がある。特に、体育館内の照明反射や背景とシャトルの色の類似などが、誤検出や検出漏れの一因になったと推測される。また、動画を入力として使用する場合に比べ、リアルタイム処理ではフレームレートが低下するため、ショットタイミングの判定において実際のタイミングとのずれが生じることがあった。特にシャトルの動きが速い場合、1フレームのずれが大きな位置誤差につながることもあり、フレームレートの確保が今後の課題として挙げられる。さらに、カメラの解像度や環境要因(照明条件、背景の干渉、影の映り込みなど)も、シャトルの正確な位置特定に影響を与える要因であった。照明が強すぎる

場合や背景とシャトルの色が近い場合、YOLO がシャトルを正確に検出できないことがあった。このことから、映像の入力段階での前処理(明るさ補正やコントラスト調整など)の導入も、今後の改善点として考えられる。

リアルタイム処理の精度を向上させるためには、より高性能なハードウェアを使用する、または軽量の物体検出アルゴリズムを適用することが有効であると考えられる。しかし、高性能なハードウェアに依存してしまうと、誰でも手軽に利用できるという本研究の目的からは外れてしまう。そのため、ソフトウェア面での最適化や設計の工夫によって、精度と速度を両立させる方向で改良を進めていくことが望ましい。具体的には、処理の並列化や推論の非同期化を行うことで、リアルタイム処理の効率を高めることが考えられる。また、Transformer の出力結果を過去数フレームの結果と組み合わせることで、フレームごとのばらつきを減らし、安定した判定を実現できる可能性がある。本研究では、限られた環境でも正確に動作するシステムを目指しており、今後も機材に依存せずに精度を高める工夫を重ねることで、学校や地域大会などでも実用可能な AI 判定システムの実現を目指していく。

6. 考察

本研究で開発したバドミントンのサービスフォルト判定システムは、従来の目視による判定方式と比較して、以下の点で優れた成果を示した。

6.1 客観性と正確性の向上

本システムは、カメラ映像を用いた自動判定により、人間の主観的な判断や視認ミスによる誤審を排除することができた。特に、YOLO を用いた物体検出と KDTree を用いた外れ値の除去により、シャトルの軌跡データの信頼性を大幅に向上させた。これにより、目視判定と比較して一貫性のある判定が可能となり、また、客観的な証拠を得ることができた。競技の公平性を担保することができた。

6.2 リアルタイム判定に関する課題

本研究ではリアルタイムでの判定を試みたが、現状では YOLO の物体検出精度が低下する問題が確認された。特に、フレームレートの低下によるショットタイミングのずれが生じることがあり、これが誤判定につながる要因となった。リアルタイム判定の実現には、ハードウェアの最適化やアルゴリズムの高速化が必要であることが示唆された。予備動作による誤検知を Transformer などのモデルの使用によるより総合的な判定を試し、テストデータに対して正解フレーム前後 1~2 フレームまでに誤差を抑えることができた。

6.3 データセットの改善による検出精度の向上

現行のシステムは、特定の環境やシャトルの種類に依存する部分があり、外的要因によって検出精度にばらつきが

生じる可能性がある。今後は、異なる試合環境や照明条件、カメラアングルでも精度が保たれるように、データセットの多様性を向上させることが求められる。特に、異なるメーカーのシャトルや様々なカメラ設定に対応するために、データ収集とアノテーションの強化を行い、YOLO の学習データをさらに充実させることが必要である。

7. 結論

本研究では、バドミントンのサービスフォルト判定を自動化するシステムを開発し、その精度と有用性を検証した。YOLO を活用した物体検出と Transformer による高度なデータ処理技術を組み合わせることで、目視による判定と比較して高い精度と一貫性を実現でき、審判の人員コスト削減に寄与すると考えられる。一方で、リアルタイム性や環境適応性の課題が明らかになり、今後の研究においてさらなる改善が求められる。

8. 参考文献

- [1]ツムラ, "バドミントンシャトル VT-7801", ツムラファイナ ケミカル
<https://www.tsumura-f.co.jp/sports/badminton/vt7801.html>(参照 2025-10-16)
- [2]Hawk-Eye Innovations, "OfficialWebsite" <https://www.hawkeyeinnovations.com/> (参照 2025-10-16)
- [3] 日本サッカー協会, VAR(ビデオ・アシスタント・レフェリー)
<https://www.jfa.jp/rule/var.html>(参照 2025-10-16)
- [4] NHK, スポーツ中継に新技術 AI が試合の“流れ”を解説
<https://www3.nhk.or.jp/news/html/20250310/k10014742521000.html> (参照 2025-9-13)
- [5]Attention Is All You Need
<https://arxiv.org/abs/1706.03762>(参照 2025-10/16)