

動画像処理によるバレーボール競技における 記録の自動化に関する研究

内田 慶太郎^{†1,a)} 西 正満^{†2,b)} 鹿嶋 雅之^{†3,c)} 福元 伸也^{†3,d)} 渡邊 睦^{†3,e)}

概要: 単視点で撮影したバレーボールの試合映像から、守備に関するプレーについて自動で記録することに着眼点を置いた。今回はサーブレシーブを意味するレセプションの成功率に着目した。このレセプション成功率を求めるためには、レセプションの成功・失敗を判定する必要がある。そこで、選手とボールの位置関係を用いて自動で判定し、それを記録することを目的とする。提案手法として、まずボールとセッター両者の検出を行う。次に、取得したそれぞれの位置情報をもとにレセプションの成功・失敗を判定し、判定結果を出力する。提案手法により、レセプションの成功・失敗を自動で記録する手法の見通しを立てることができた。

A Study on Automation of Recording in Volleyball Games by Video Processing

Abstract: We focused on automatic recording of defensive plays from volleyball game videos shot from a single viewpoint. In this study, we focused on the success rate of reception, which means bumping a served ball. In order to determine the success rate of a reception, it is necessary to judge the success or failure of the reception. The objective of this study is to automatically determine the success or failure of a reception by using the positional relationship both the player and the ball, and to record the success or failure of a reception. The proposed method first detects both the ball and the setter. Next, the system determines whether the reception was successful or unsuccessful based on the positional information obtained from each player, and outputs the results. Then, the system outputs the result of the judgment. The proposed method provides a prospect for a method to automatically record successful and unsuccessful receptions.

1. はじめに

1.1 研究背景・目的

近年、動画像処理技術を用いてのスポーツ映像解析が盛んに行われており、特にプロスポーツにおいて多く利用されている。その中で今回はバレーボールに着目した。一般

の試合や部活動などにおいて、ビデオカメラで撮影した映像を用いて試合分析を行うが、試合分析は目視で確認あるいは手動で記録するといった手間がかかってしまう現状である。

そこで、本研究では、単視点で撮影したバレーボールの試合映像から、守備に関するプレーについて自動で記録することに着眼点を置いた。今回はサーブレシーブを意味するレセプションの成功率に着目した。このレセプション成功率を求めるためには、レセプションが成功したか失敗したかを判定する必要がある。そこで、選手とボールの位置関係を用いて自動で判定し、その結果を記録することを目的とする。

1.2 レセプション成功率について

レセプション成功率の計算方法を、式(1)に示す。

^{†1} 現在、鹿児島大学工学部先進工学科情報・生体工学プログラム
Presently with Department of Information Science and
Biomedical Engineering, Kagoshima University

^{†2} 現在、鹿児島大学大学院理工学系研究科技術部
Presently with Department of Technology, Graduate School
of Science and Engineering, Kagoshima University

^{†3} 現在、鹿児島大学大学院理工学研究科工学専攻
Presently with Department of Engineering, Graduate School
of Science and Technology, Kagoshima University

a) k6635748@kadai.jp

b) nishi@eng.kagoshima-u.ac.jp

c) kashima@ibe.kagoshima-u.ac.jp

d) fukumoto@ibe.kagoshima-u.ac.jp

e) mutuyas256@gmail.com

$$\frac{\text{レセプション成功本数}}{\text{レセプション受け数}} \quad (1)$$

次に、成功・失敗の判定基準について説明する。レセプションが起きた瞬間にセッターが構えているポジションをセットポジションとする。このセットポジションと、実際にセッターがトスを上げたトスポジションとの距離が1.5m以内であれば成功、1.5m以上離れていたら失敗とする。また、トスを上げた後のプレーについては考慮しない。

2. 関連研究

バレーボールにおける動画処理に関する研究において、選手の位置及び動作の検出に関する研究 [1] や、ボール検出に関する研究 [2] が行われているが、選手及びボール両方の位置情報を用いた記録への応用は行っていない。本研究では、選手とボールの位置関係を用いたレセプションの成功・失敗を自動で判定し、記録することを目的とする。

2.1 ディープラーニングを用いたバレーボールの動作認識の検討

バレーボール競技の試合動画を、選手の動作を学習させたモデルにかけ、検出する実験を行った。動画からの選手位置・動作の検出にはディープラーニングの物体検出アルゴリズムのひとつである YOLO を用いた。結果として、選手の位置と動作を検出することができた。

2.2 色ヒストグラムとパーティクルフィルタを用いたバレーボール追跡

バレーボール映像に対しフレーム間差分法の処理を行い、移動している物体の候補領域を抽出した動画を作成し、この動画に対して1枚のバレーボール画像から抽出された色ヒストグラムからヒストグラム間距離を計算した。ヒストグラム間距離の算出はヒストグラムインターセクションを用いた。最後に差分画像にヒストグラム間距離を計算した動画に対し、ボールを追跡するように尤度を設定したパーティクルフィルタによるバレーボールの追跡を行った。結果として、ボール検出にヒストグラムを利用することの有用性を確認できた。

3. 動画処理に基づくレセプション成功・失敗判定に関する研究手法

3.1 システム構成

本研究のシステムの構成を図1に示す。まず、前処理として、ビデオカメラで撮影したバレーボールの試合映像からレセプションシーンの抽出を行い、それを入力データとする。次に、入力データからボールの検出と選手の検出を行う。次に特定プレー認識を行い、最後にそれらの情報を用いてレセプションの成功・失敗の判定を行い、結果の出力及び記録を行う。

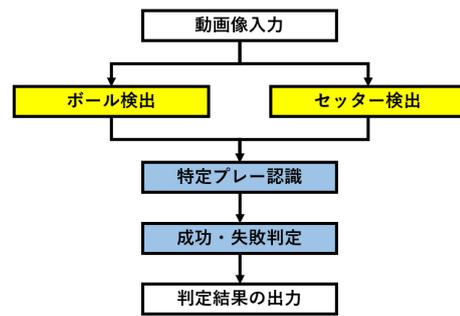


図1 システムの構成

3.2 検出処理

3.2.1 ボール検出

本研究におけるボール検出では、物体検出アルゴリズムである YOLO を使用する。YOLO は、入力された動画画像から物体の位置と種類を検出するアルゴリズムである。YOLO を用いた検出例を図2に示す。

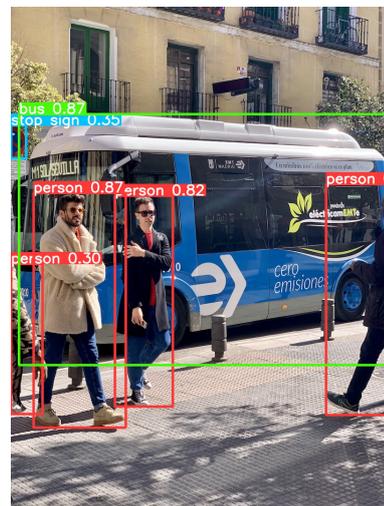


図2 YOLOv8 を用いた検出例

本研究では、YOLOv8 を使用して検出用モデルの作成を行い、入力動画画像に対して、毎フレーム検出処理を行う。検出用モデル作成の流れを図3に示す。

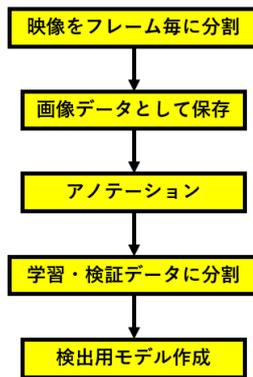


図 3 YOLOv8 を用いた検出用モデル作成の流れ

作成したレセプションシーンの中からいくつかを選択し、それらをフレーム毎に分割して画像データとして保存する。保存した画像データすべてにアノテーションを行う。アノテーションとは、物体がどこにあるのか画像に印をつける作業である。2000 個程アノテーションを行い、それらを学習データと検証データに分け、それを用いて検出用モデルの作成を行う。作成したモデルを用いて検出を行う際、1 フレームに検出する最大数は 1 とする。

3.2.2 セッター検出

本研究におけるセッター検出では、OpenCV のライブラリに含まれている物体追跡アルゴリズムの中で、CSRT(Channel and Spatial Reliability Tracker)[3] を使用する。これは、チャンネルと空間信頼性の概念を用いて、フレームから選択された領域を識別関連フィルタによる調整を受けながら追跡する手法である。追跡対象をドラッグにより選択することで追跡対象の矩形領域を取得し、矩形領域の物体を 1 フレームずつ逐次的に追跡を行う。

物体追跡は、現在フレームで追跡している追跡対象が、次フレームにおいて、どのように変化したかを順方向に逐次的に調べる。毎フレームでこの処理を繰り返すことで現在フレームの追跡対象の位置から、次フレームでの追跡対象の位置を推定することが可能となる。しかし、物体追跡を行う際の問題のひとつに、オクルージョンが挙げられる。追跡対象が別の物体の後方に入った場合、追跡対象が前方のものに移ってしまい、正しい追跡結果を得られない。

そこで、本研究では、前方向からだけでなく逆方向からも逐次的に追跡を行い、両方の追跡情報をもとに検出結果の改善を行う。ボールの軌跡推定に逆追跡を用いた研究 [4] があるが、本研究では人物検出に逆追跡を用いて検出結果の改善を行う。逆追跡を用いたセッター検出の流れを図 4 に示す。

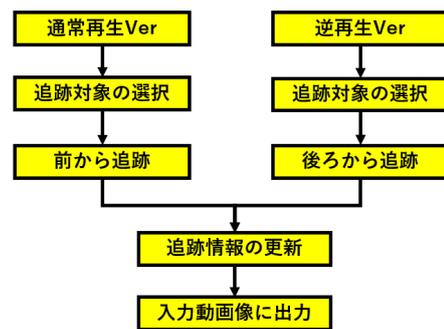


図 4 逆追跡を用いたセッター検出処理の流れ

それぞれの追跡で取得した座標などのデータをもとに、追跡対象が移った地点でデータを更新し、新たな追跡結果を求める。追跡結果の更新の流れを図 5 に示す。

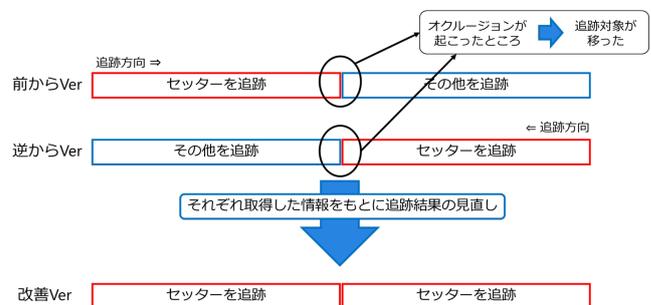


図 5 追跡結果の更新の流れ

各フレーム、前後から追跡を行ったことにより、2つのバウンディングボックスが存在する。前後両方のボックスを描画した結果を図 6 に示す。赤いボックスが前から追跡を行った結果、青いボックスが後ろから追跡を行った結果である。



図 6 前後からの追跡を行った結果

この 2つのバウンディングボックスの中心座標の距離が最も近くなったところを、今回は追跡対象が移った地点とする。

3.3 特定プレー認識

レセプションの成功・失敗の判定には、レセプションが起きた瞬間にセッターが構えているセットポジション、そして実際にセッターがトスを上げたトスポジションの2つの位置情報が必要となる。そのためには、プレーの映像からレセプションが起きたタイミング、セッターがトスを上げたタイミングを認識する必要がある。そこで、3.2.1節で実行したボール検出の結果を用いて、その2つのプレーのタイミングの認識を行う。特定プレー認識の流れを図7に示す。

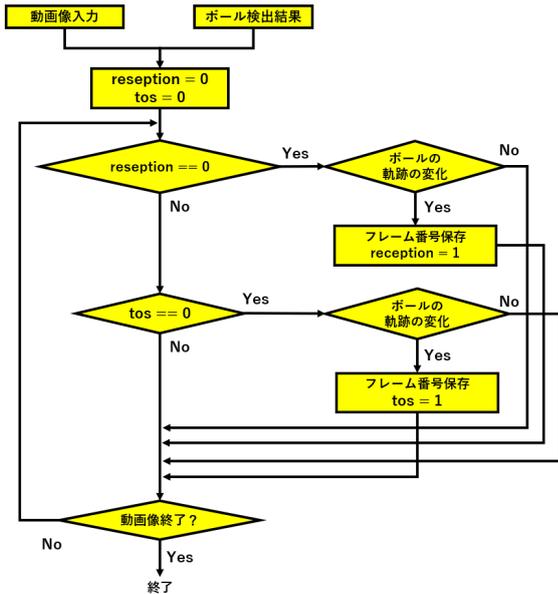


図7 特定プレー認識の流れ

入力データとして扱うボールの検出結果については、フレームの中には、ボールを検出できずにデータが何もない部分が存在することがある。そこで、データに対して前後から線形補間を行う。線形補間のイメージを図8に示す。

#	col1	col2	col3
# 0	0.0	NaN	4.0
# 1	NaN	1.0	NaN
# 2	NaN	2.0	NaN
# 3	3.0	NaN	7.0
# 4	4.0	NaN	10.0

➡

#	col1	col2	col3
# 0	0.0	1.0	4.0
# 1	1.0	1.0	5.0
# 2	2.0	2.0	6.0
# 3	3.0	2.0	7.0
# 4	4.0	2.0	10.0

図8 線形補間のイメージ図

レセプションとセッターのトス、この2つに動作に共通するものとして、ボールの軌跡の変化が挙げられる。そこで、最初にボールの軌跡が変化した地点をレセプションが起こったタイミング、次にボールの軌跡が変化した地点をセッターがトスを上げたタイミングとする。ボールの軌跡の変化を用いたタイミングの認識について図9に示して説明する。①のレセプション、②のトス、ボールのy座標に着目すると下り続けた後に上がり続けるため、これを条件

とする。また、②のトスについては、セッターとボールとの距離も条件に追加する。

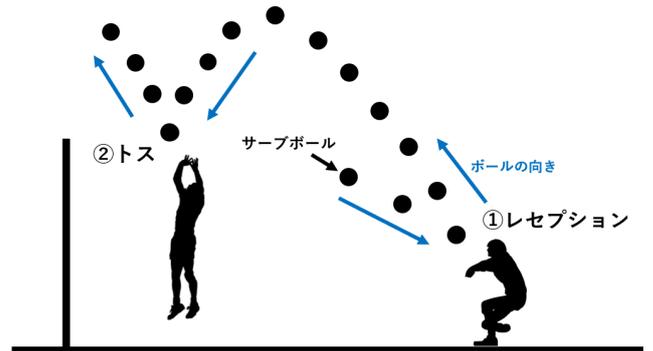


図9 ボールの軌跡の変化によるプレー認識の説明

3.4 レセプションの成功・失敗判定

レセプション成功・失敗判定の流れを図10に示す。ここでは、3.2.2節で実行したセッター検出の結果と、3.3節で実行した特定プレー認識の結果を用いる。

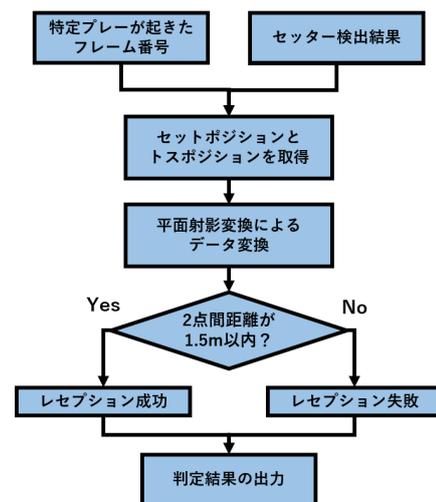


図10 レセプション成功・失敗判定の流れ

特定プレー認識の際に得られた、レセプションが起きた時とセッターがトスを上げた時のフレーム番号をもとに、セッターのセットポジションとトスポジションの位置情報を取得する。取得した情報をもとに、セッターの足元の座標を推定する。3.2.2節で実行したセッター検出によって得られた、バウンディングボックスの中心座標を基準として足元の座標を推定する。トスポジションの座標については、セッターがジャンプしながらトスを上げる場合があるため、そのジャンプの有無を考慮しなければならない。トスポジションにおける足元の座標推定の流れを図11に示す。まず、入力データごとに足元の座標を推定するためのパラメータを2つ定めておく。ひとつは、セッターの下

半身の長さジャンプの高さを足したもの、もうひとつはセッターの下半身の長さのみのものとする。これらのパラメータはデータごとに事前に設定しておく。セットポジションにおける足元の座標推定には、後者のパラメータを用いる。セッターのバウンディングボックスの中央のy座標に着目すると、上がり続けた後に減り続けるため、これをジャンプの条件とする。ジャンプの認識については図12に示す。

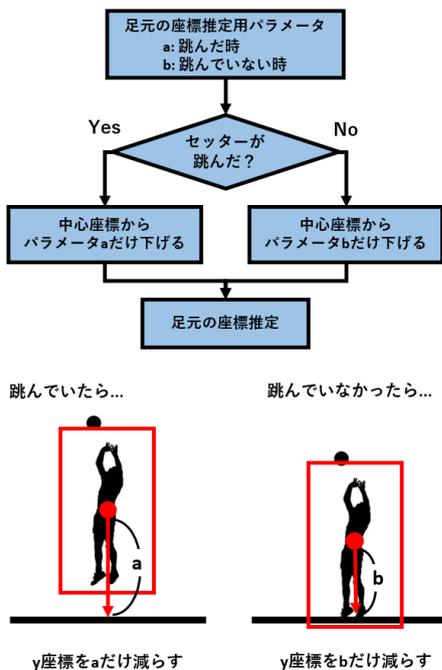


図 11 トスポジションにおける足元の座標推定の流れ

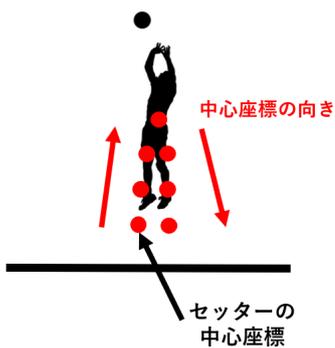


図 12 ジャンプの認識の説明

セットポジションとトスポジションの間の距離の計算において、得られたデータをそのまま用いてしまうと、斜めから試合映像を撮影しているために遠近感が出てしまい、正しい実距離を得られない。そこで、自陣のコートの四隅の座標を用いて平面射影変換を行い、それにより得られた射影変換行列を用いて実座標の推定を行い、その座標を用いて実距離の計算を行う。コート四隅の座標については、

撮影されたデータによって手動で変更する。処理前の画像を図13に、平面射影変換により作成した鳥瞰画像を図14に示す。それぞれ赤で囲まれた部分が自陣コートを表す。



図 13 平面射影変換前の画像

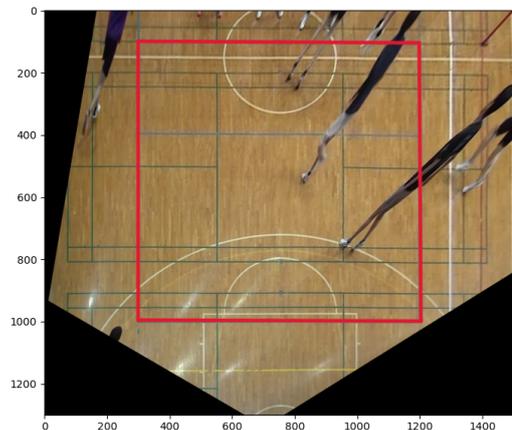


図 14 平面射影変換を用いて作成した鳥瞰画像

実際の自陣コートは、1辺900cmの正方形である。鳥瞰画像における自陣コートを1辺900pxとすることで、1px=1cmで計算を行えるようにする。射影変換行列を用いて推定された各ポジションの実座標間の距離が、150px(実距離で1.5m)以内であればレセプションは成功、それより離れていればレセプションは失敗とする。

3.5 判定結果の記録

3.3節の特定プレー認識結果に基づき、プレーの時系列データを記録する。認識結果の記録例を図15に示す。認識結果がレセプションであれば「reception」、セッターのトスであれば「tos」と表示する。



図 15 特定プレー認識結果の記録例

3.4節のレセプション成功・失敗の判定結果についても記録を行う。判定結果の記録例を図16に示す。疑似バレーコートを作成し、3.4節において推定されたセッターのセットポジションとトスポジションを描画する。画像の左下には判定結果を、右下には各ポジション間の実距離を表示する。

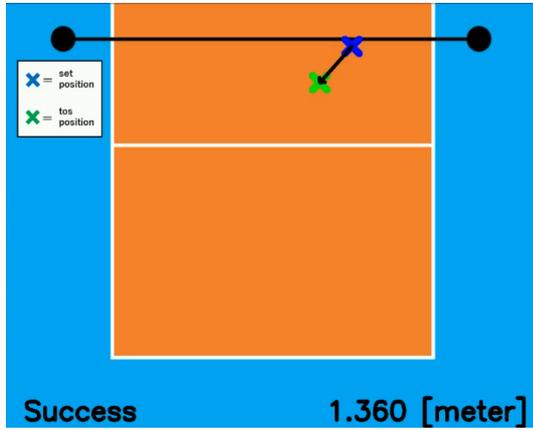


図16 レセプション成功・失敗判定結果の記録例

入力動画、特定プレー認識結果、そしてレセプション成功・失敗の判定結果をまとめて表示させたものを図17に示す。プレーの時系列データと入力動画を左側に、右側にレセプション成功・失敗の判定結果を表示する。



図17 すべての結果をまとめた例

4. 評価実験

4.1 実験環境

本研究では、バレーボールの試合を単視点で撮影し、サーブからスパイク打つまでを入力動画とした。入力動画は、1920 × 1080 画素、30fps とする。また、記録対象はコート手前のコートとする。

4.2 ボール検出結果

ボールの検出結果を図18、図19に示す。YOLOv8を用いてバレーボールをしっかりと検出していることが確認できた。



図18 バレーボール検出結果例1



図19 バレーボール検出結果例2

しかし、試合以外のボールが映り込んでいる場合は、そのボールを誤って検出してしまった。試合以外のボールを検出している例を図20、図21に示す。図20においては左隅に置かれたボールを、図21においてはセッターの手元にあるボールではなく奥のコートのボールを検出してしまっている。



図20 試合以外のバレーボールを検出している例1



図21 試合以外のバレーボールを検出している例2

4.3 セッター検出結果

ここでは、逆追跡を用いる前と後の結果を示す。

逆追跡を用いていない場合のセッター検出結果を表1に示す。逆追跡を用いた場合のセッター検出結果を表2に示す。検出成功率は式(2)のように求めている。入力動画像に対して、最初から最後までセッターを追跡できていたとき、セッター検出成功とする。

表1 逆追跡なしのセッター検出結果

	結果
検出実行数(回)	80
検出成功数(回)	58
成功率(%)	72.5

表2 逆追跡ありのセッター検出結果

	結果
検出実行数(回)	80
検出成功数(回)	77
成功率(%)	96.3

$$\text{検出成功率} = \frac{\text{セッター検出成功数}}{\text{セッター検出実行数}} \times 100 \quad (2)$$

4.4 システム性能評価

ここでは、予備実験と評価実験に分けて実行し、それぞれの結果を示す。

4.4.1 特定プレー認識結果

今回は、ボール検出とセッター検出の両方とも成功している全51本のデータを対象とした。そして、それらのデータを予備実験に用いる検証用データ34本、評価実験に用いる評価用データ17本に分割した。

4.4.1.1 予備実験

検証用データ34本における特定プレー認識結果を表3に示す。認識成功率は式(3)のように求めている。入力動画像に対して、レセプション・セッターのトス両方の動作を認識できたとき、特定プレー認識成功とする。

表3 検証用データにおける特定プレー認識結果

	結果
認識実行数(回)	34
認識成功数(回)	32
成功率(%)	94.1

$$\text{認識成功率} = \frac{\text{特定プレー認識成功数}}{\text{特定プレー認識実行数}} \times 100 \quad (3)$$

4.4.1.2 評価実験

評価用データ17本における特定プレー認識結果を表4に示す。認識成功率は予備実験と同様の方法で求めている。

表4 評価用データにおける特定プレー認識結果

	結果
認識実行数(回)	17
認識成功数(回)	17
成功率(%)	100

4.4.2 レセプションの成功・失敗判定結果

今回は、特定プレーを認識することができたデータを対象とした。そのため、予備実験に用いる検証用データは32本、評価実験に用いる評価用データは17本となった。

4.4.2.1 予備実験

検証用データ32本におけるレセプション成功・失敗判定結果を表5に示す。判定成功率は式(4)のように求めている。事前に目視で成功・失敗を判定しておき、その結果と出力された判定結果が一致したとき、レセプション成功・失敗判定は成功とする。

表5 検証用データにおけるレセプション成功・失敗判定結果

	結果
判定実行数(回)	32
判定成功数(回)	28
成功率(%)	87.5

$$\text{判定成功率} = \frac{\text{目視による判定と一致した数}}{\text{レセプション成功・失敗判定実行数}} \times 100 \quad (4)$$

4.4.2.2 評価実験

評価用データ17本におけるレセプション成功・失敗判定結果を表6に示す。判定成功率は予備実験と同様の方法で求めている。

表6 評価用データにおけるレセプション成功・失敗判定結果

	結果
判定実行数(回)	17
判定成功数(回)	14
成功率(%)	82.4

5. 考察

5.1 ボール検出に関する考察

ボール検出においては、図20や図21のように試合に使われているボール以外が検出される例が見受けられた。仮に試合ボール以外を検出してしまったとしても、領域を絞り試合以外のボールを除くことで解決できると考える。また、試合中のボールはフレーム間で急激に移動することはない。そのため、フレーム毎の検出数を増やし、前フレームにおいて試合ボールとして検出されたボールとの距離が最も近いものを、そのフレームの試合ボールとすることで解決することができると考える。

5.2 セッター検出に関する考察

セッター検出においては、逆追跡を用いる前が 72.5 % だったのに対し、逆追跡を用いることで 96.3 % まで精度を向上させることができた。失敗した例として、オクルージョンが 2 回起きている場合に追跡結果が改善されなかった。現時点における同一人物との 2 回のオクルージョンへの対処方法を図 22 に示す。検出したい選手を A とし、それ以外の選手を B とする。A が B の後ろを 2 回通り過ぎるとき、前後からの追跡結果において、1 回目のオクルージョンと 2 回目のオクルージョンの間の時間はどちらも B を追跡することとなる。その間だけ再追跡を行うことで、同一人物との 2 回のオクルージョンについては対処できると考えられる。

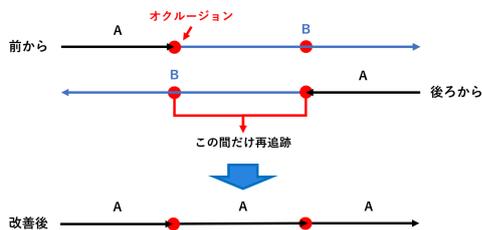


図 22 同一人物との 2 回のオクルージョンへの対処方法案

5.3 特定シーン認識に関する考察

特定シーン認識においては、予備実験で 94.1 %、評価実験で 100 % と高い精度で認識することができた。失敗例を図 23 に示す。こちらのデータでは、相手チームの選手がサーブを打つ瞬間をレセプションとして誤認識してしまっている。これについては、ボールの検出結果に対して線形補間を行ったことなどが原因として考えられる。線形補間の場合、前後の値をそのまま用いる場合もあるため、そういった部分が認識に影響を及ぼしたのでないかと考えられる。そのため、運動方程式などを用いて軌跡推定を行うことでより正確な位置情報の補間を行うことができ、認識結果の改善を行うことができると考えられる。



図 23 特定プレー認識の失敗例

5.4 レセプションの成功・失敗判定に関する考察

特定シーン認識においては、予備実験で 87.5 %、評価実験で 82.4 % で正しい判定を行うことができた。失敗例を図 24 に示す。このデータについては、セッターがジャンプしていないにもかかわらずジャンプしたと認識してしまい、セッターのトスポジションにおける足元の正しい座標を推定できておらず、全く違う位置に印が打たれていることがわかる。そのため誤った判定結果となっている。セッターのジャンプの有無の判断を中心座標の変化のみで行っていたが、中心座標間の距離なども考慮することでより正確にジャンプの有無を判断することができると考えられる。

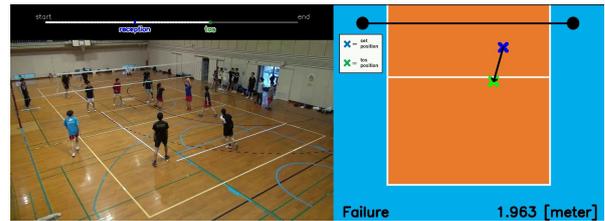


図 24 レセプション判定の失敗例

6. 終わりに

単視点で撮影したバレーボールの試合映像から、ボールとセッターの検出を行い、両者の位置情報によるレセプションの成功・失敗の自動判定の見通しを立てることができた。また、判定結果を記録するシステムを作成することができた。現在のプレー対象は、レセプションのみとなっている。

参考文献

- [1] 中川樹, 樋口好彦, 大野拓摩, 重永貴博, 中井一文, 江崎修央: “ディープラーニングを用いたバレーボールの動作認識の検討”, 第 81 回全国大会講演論文集, 2019(1), 151-152
- [2] 菊池拓磨, 小嶋和徳, 伊藤慶明: “色ヒストグラムとパーティクルフィルタを用いたバレーボール追跡”, 第 78 回全国大会講演論文集, 2016(1), 255-256.
- [3] Alan Lukezic, Tomas Vojir, Luka Cehovin Zajc, Jiri Matas, Matej Kristan, “Discriminative Correlation Filter Tracker with Channel and Spatial Reliability”, IJCV, 2018
- [4] 安徳知博, 鹿嶋雅之, 佐藤公則, 渡邊睦: “動画画像処理によるテニスプレー自動認識に関する研究,” 情報処理学会研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), 2013-CVIM-189, 14, pp.1-6 (2013)