

動画画像処理によるテニスプレー自動認識・記録に関する研究

安徳 知博^{1,a)} 鹿嶋 雅之^{1,b)} 佐藤 公則^{1,c)} 渡邊 睦^{1,d)}

概要: スポーツ映像解析は動画画像処理の一分野であり, 移動物体の検出・解析に基づくプレー動作認識が重要課題の一つである. 本稿では, テニスのシングルスを対象に, 選手の自動追跡とボールの軌跡推定に基づくフォア・バックの自動認識手法を提案する. まず平面射影変換を用いてコート領域を検出することでROI(Region of Interest)を指定し, 時系列ヒストグラム解析により選手の領域を検出, パーティクルフィルタの尤度パラメータを学習し, 自動追跡を行う. 時系列差分・閾値処理によりボール候補領域を検出し, 運動力学モデルを当てはめることによりボールの軌跡を推定する. 打撃前後のボールから軌跡の交点を推定し, この交点と選手との左右位置関係よりフォア・バックの自動認識を行う. 屋外テニスコートで撮影した映像を用いた実験により, 提案手法の有効性を確認した.

キーワード: 動画画像処理, スポーツ映像解析, テニス, 動作認識, 軌跡推定

Research for Automatic Tennis Play Recognition and Recording Based on Motion Analysis

CHIHIRO ANTOKU^{1,a)} MASAYUKI KASHIMA^{1,b)} KIMINORI SATO^{1,c)} MUTSUMI WATANABE^{1,d)}

Abstract: The sports video analysis is one field of the motion analysis, play action recognition based on moving object detection and analysis is one of the important problem. In tennis singles game, the automatic recognition method of forehand-backhand based on the automatic tracking of player and the trajectory estimation of ball is proposed. First, tennis court is recognized using planar projective transformation, ROI(Region of Interest) is assigned. Player is detected by time series histogram analysis, likelihood parameters in particle filter is learned, player is tracked automatically. Ball candidates are detected by time series difference and threshold processing, the trajectory of ball is estimated using a motion dynamic model. The intersection point of the trajectories is obtained using before and after hitting ball, forehand-backhand is judged based on the intersection point exists on the right or left side of player. Experimental results using tennis play videos in outdoor court have show the effectiveness of the proposal method.

Keywords: motion analysis, sports video analysis, tennis, action recognition, trajectory estimation

1. はじめに

近年, 動画画像処理を用いたスポーツ映像解析において, 人物やボールなどの移動物体の抽出やスポーツにおいて意味のある動作の認識が難しく, 重要課題の一つであると考

えられる. また現在はビデオカメラの普及が著しいこともあり, スポーツにおいてテレビ放送などの映像だけでなく, 一般の人々が撮影した映像から内容を解析することが必要になると予想される. 様々なスポーツで映像解析に関する研究が行われているが, ほとんど条件の良い環境で行われている.

さらに, 本研究では競技人口の多いテニスに着目する. テニスにおいて, 一般の人々や学生が実際に試合をビデオカメラで撮影する機会が増えてきている. しかし, 撮影した映像で試合分析するためには試合内容について目視で確

¹ 鹿児島大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University

a) k4902679@kadai.jp

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

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

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

認するか、あるいは手で記録しているという現状で、これでは手間がかかってしまう。この手間を省くために動画画像処理による分析が役立つと考えられる。

そこで本研究では、撮影の制約が少ない単視点でコート全体を撮影し、サーブからラリーが終了するまでを入力動画画像として、入力動画画像から自動でプレー内容を認識して記録することを目的とする。試合分析のためには様々なプレー内容が用いられる。例えば、フォア・バック、ボレー、サーブなどにおける回数、確率、コース、打った位置など様々な情報が用いられる。これらの中でもまず本研究ではフォア・バックを記録の対象とする。

2. 関連研究

2.1 試合分析に関して

様々なスポーツの中で、例えばサッカーにおいて試合の戦術解析などの研究 [1][2] は多く行われている。しかしテニスにおいて練習時にスイングを評価する研究 [3] などは行われているが、撮影条件の限られる実際の試合を撮影した映像を対象にした研究は少なく、例えば試合中の選手の陣形に着目して解析することを目的とした研究 [4] などが行われている。

本研究では試合の分析内容の記録、その中でまずフォア・バックの記録を目的とする。

2.2 動作認識手法に関して

フォア・バックなどの動作認識手法として、映像におけるボール追跡情報と音響情報の組み合わせによる動作認識手法 [5] やオプティカルフローと SVM を用いた動作認識手法 [6]、または、練習環境で隠れマルコフモデルを用いた認識手法 [7] がある。しかし、コート状態が悪い環境で毎フレームのボール検出が難しい場合や、様々な選手でフォアやバックなど 1 つ 1 つの動作ごとに個人差が出てくる場合に対応できない。

本研究ではコート状態や動作の個人差に依存しない、選手の自動追跡とボールの軌跡推定に基づく動作認識手法を提案する。

3. 提案手法

提案手法の流れを図 1 に示す。まず入力動画画像から選手・ボール検出を行う。ボール検出時には選手検出の結果を用いる。これらの検出結果を用いて、フォア・バックの動作認識を行う。詳細は以下に述べる。

3.1 選手検出

入力動画画像に対して、まず平面射影変換を用いてコート認識を行う。図 2 に示すコートモデルを作成しておく。この時、コート規格に基づき $h=23.77[m]$, $w=10.97[m]$, $h'=6.40[m]$, $w'=8.23[m]$ となっている。コート上の基準点

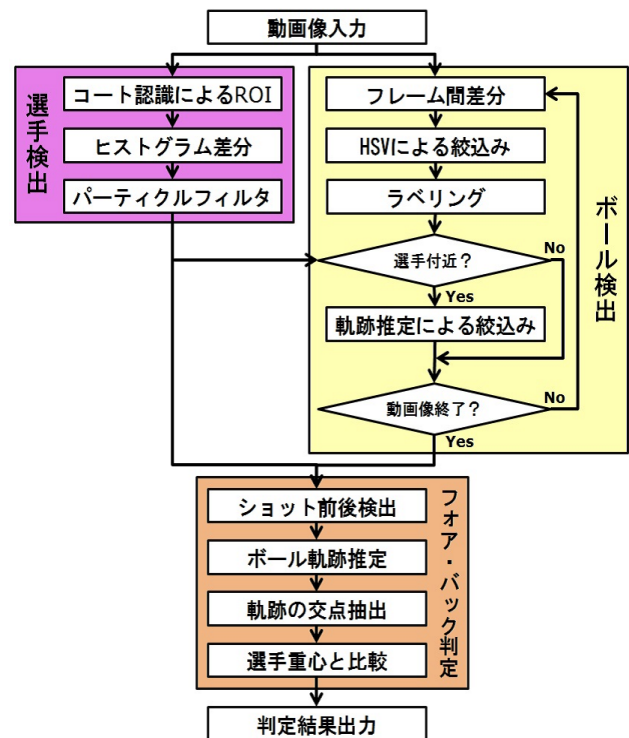


図 1 提案手法の流れ

を抽出して基準点をもとに平面射影変換を行い、コートモデルと実際のコートを対応させる。コート認識の結果を用いて、関心領域 ROI(Region of Interest) を指定する。

図 3 の矩形で示す入力動画画像から指定した ROI の領域のみにおいて、選手領域の HSV 値を得るために、ヒストグラム差分を行う。まず選手が存在しないフレームを用いて、複数フレームのヒストグラムの平均をとり背景ヒストグラムを作成する。その後、選手が存在する場合のヒストグラムと作成した背景ヒストグラムを比較して差分をとる。ここで、背景で生じたヒストグラム値は除外して、除外していない値を差分対象とする。選手が存在する場合はヒストグラムが変化するため、差分が一定値以上の値を選手領域の HSV 値として得ることができる。

選手領域の HSV 値を得た後に、パーティクルフィルタにより選手を追跡する。ヒストグラム差分により得た HSV 値を尤度パラメータとして学習させて、自動追跡を行う。この時、HSV 値からのユークリッド距離を d として、学習させた HSV 値を (H,S,V) 、現在の HSV 値を (h,s,v) とすると距離 d は式 1 によって求められる。HSV 値のうち H の値のみを学習させることも可能である。分散値 σ として正規分布を尤度関数 $L(d)$ として定義すると、 $L(d)$ は式 2 のよって求められる。求めた尤度関数を用いて計算して粒子を散布する。粒子の重心を求めて選手位置とする。

$$d = \sqrt{(H-h)^2 + (S-s)^2 + (V-v)^2} \quad (1)$$

$$L(d) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

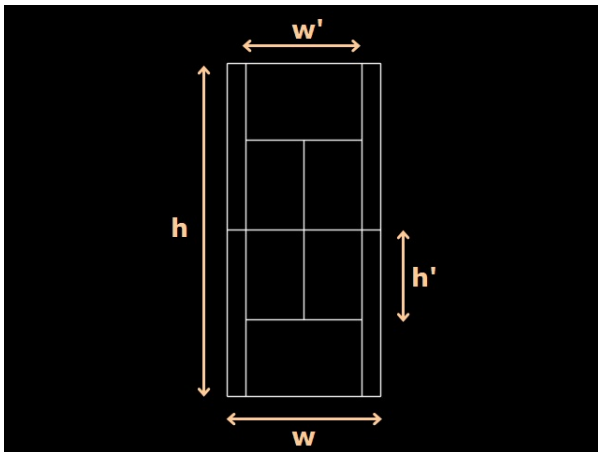


図 2 コートモデル

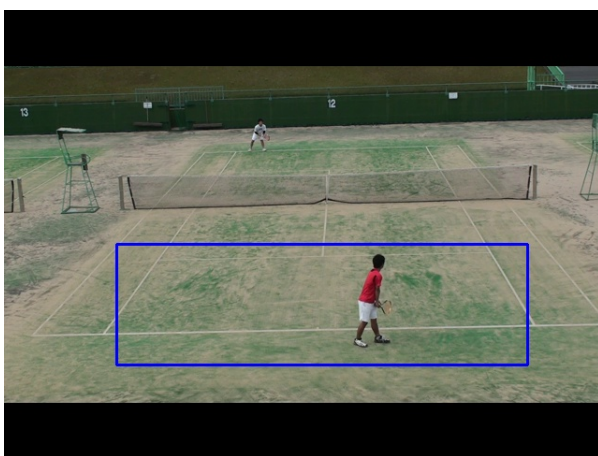


図 3 ROI の指定

3.2 ボール検出

入力動画像に対して、毎フレーム処理を行う。ボール検出時は前フレームと近い箇所を探索領域として設定しておく。

入力画像に対して、フレーム間差分により動体領域を抽出する。また HSV 色情報を用いてボールに近い条件で絞り込みを行う。これらを組み合わせた後に、探索領域内でラベリング処理を行うことにより小さい領域のみ残すことで、ボール領域候補を抽出する。候補が抽出できなければ探索領域を拡大して次フレームに進む。これらのようにして抽出したボール領域候補のうち、前フレームのボール領域と最も距離に近い候補をボール領域として検出する。

ここでコート状態が悪い場合、HSV 色情報を用いてもボールのみを絞込むことは難しく、フレーム間差分の結果と組み合わせると選手周辺を誤って抽出してしまう。そこで、選手周辺を抽出してしまうことを防ぐために、軌跡推定による絞り込みを行う。

まず、ボール検出時に、現在のフレームのボール領域がネット付近か選手付近に分類する。「抽出した候補」と前フレーム以前の「これまでのボール領域」との距離を求め、この距離をもとに分類する。図 4、図 5 において、丸印が

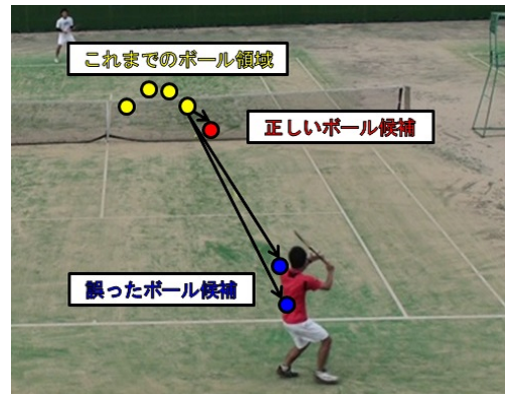


図 4 ネット付近のボール検出

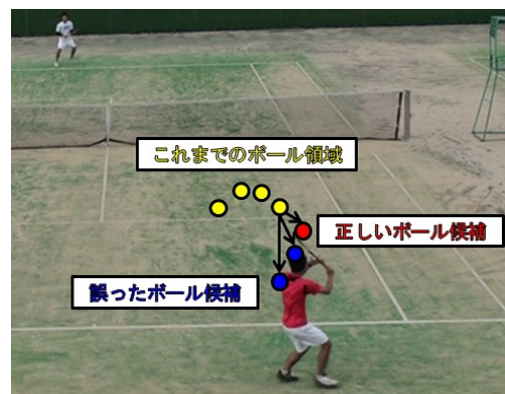


図 5 選手付近のボール検出

ボール、矢印が距離を示す。図 4 に例を示すネット付近の場合、「正しいボール候補」との距離は小さくなるが、誤検出した選手周辺の「誤ったボール候補」との距離は大きくなり、前フレームとの距離に差が生じる。図 5 に例を示す選手付近の場合、「正しいボール候補」との距離と誤検出した選手周辺の「誤ったボール候補」との距離はどちらも小さくなり、前フレームとの距離に差が生じない。これらのようにして、ネット付近か選手付近に分類する。

ネット付近の場合、前フレームのボール領域と最も距離に近い候補をボール領域として検出することができる。しかし、選手付近の場合、前フレームのボール領域との距離が類似しているため、最も距離に近い候補とすると選手周辺を誤検出する可能性が生じる。そこで図 5 の選手付近の場合、これまでのフレームのボール領域と現在のフレームのボール領域候補で軌跡を推定する。推定した軌跡とそれぞれのボール領域が最も近いものを正しい軌跡として、その候補をボール領域とする。これらのように軌跡推定による絞り込みを用いて、ボール領域を検出する。

これらの処理を動画像終了まで毎フレーム行う。

3.3 フォア・バック判定

このフォア・バック判定をする際に、ボールの軌跡推定による動作認識手法を用いる。

まずボールを打ち返した時をショットとする。3.2 節で

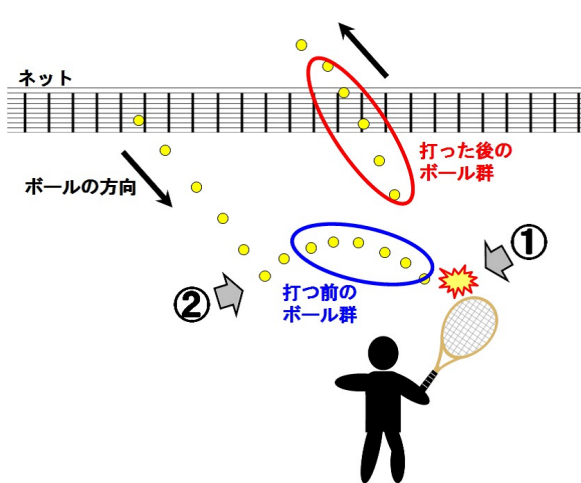


図 6 ショット前後検出

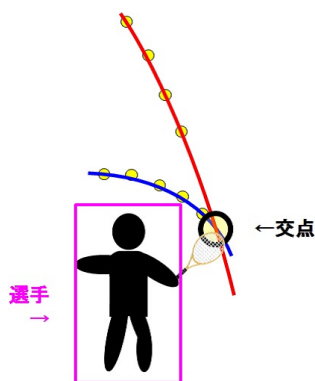


図 7 フォア判定

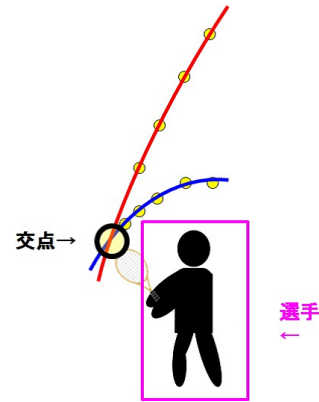


図 8 バック判定

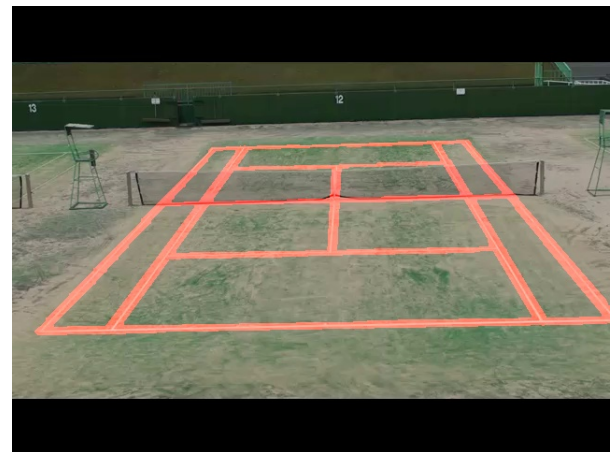


図 9 コート認識結果例

検出したボールを用いて、画面上のボールの x, y 座標をもとにショット前後を検出する。ショット前後検出の様子を図 6 に示して説明する。まず①のショット時点では、ボールの y 座標に着目して下がり続けた後に上がり続けるため、これを条件として検出する。しかし、 y 座標の変化のみでは②のようなバウンド時も検出してしまうため、 x 座標の変化量が小さい時は除くという条件と、ショットから数フレーム後のボールの y 座標がネット付近あるいはネットを越えていなければならないという条件を加える。これらのようにして、ショット前のボール群とショット後のボール群に分類する。

分類したショット前後のボール群を用いて、ショット前後各々で軌跡を推定する。複数のボール座標から放物線で近似することで軌跡を求める。近似した放物線が選手領域周辺で交わらない場合、直線で近似することも検討する。

推定した各々の軌跡から交点を求める。ここでは選手が右利きであると仮定して、3.1 節で求めた選手重心と比較した結果、図 7 に示す交点が選手より右側の場合はフォア、図 8 に示す左側の場合はバックと判定する。

4. 実験結果

シングルス試合を撮影して、サーブからラリーが終了

するまでを入力動画とした。この時、テニスコート全体が映る高さから三脚で固定したカメラ 1 台で撮影した。入力動画は 640×480 画素、約 30fps とした。また検出・判定対象は手前の選手 (右利き) とした。

4.1 選手検出結果

平面射影変換を用いたコート認識の結果例を図 9 に示す。太線で示す箇所が認識したコート領域である。コート認識の結果を用いて ROI を指定して、ヒストグラム差分を行った例を示す。選手が存在しないフレームを用いて作成した背景ヒストグラムを図 10 に示し、選手が存在するフレームのヒストグラムを図 11 に示し、これらの差分をとったヒストグラム差分の結果を図 12 に示す。横軸は H,S,V それぞれの値、縦軸はその値の頻度を示す。図 12 の例では $H=175$ という値が得られ、選手の赤服の色相値を得ることができた。

ヒストグラム差分により得た HSV 値 (図 12 の例では $H=175$) を尤度パラメータとして学習させて、パーティクルフィルタにより選手を追跡した結果例を図 13 に示す。複数の丸印が粒子を示し、選手の赤服を追跡している。また追跡結果例の粒子の重心を求めた結果を図 14 に示す。丸印が粒子の重心を示し、この重心が選手位置となる。

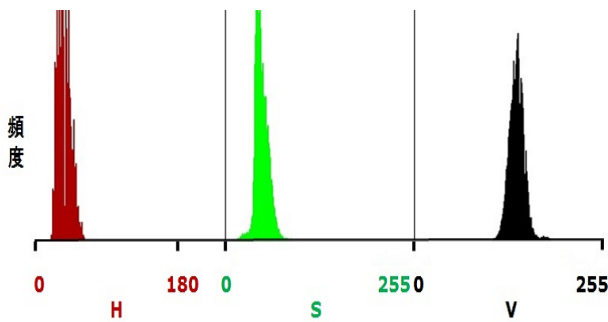


図 10 背景ヒストグラム例

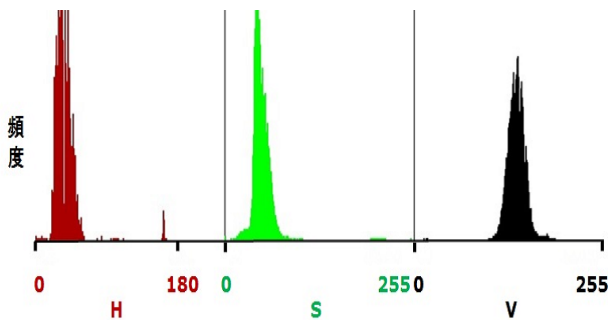


図 11 選手が存在するフレームのヒストグラム例

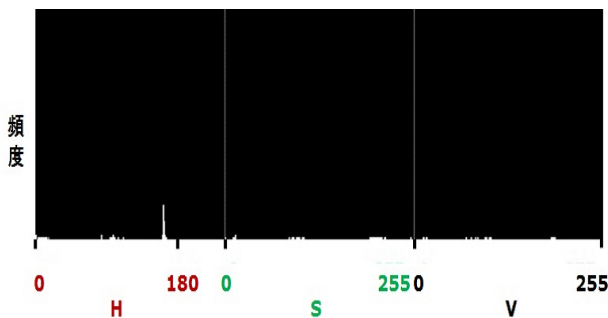


図 12 ヒストグラム差分結果例



図 13 パーティクルフィルタ追跡結果例



図 14 粒子の重心結果例

5. 考察

5.1 選手検出に関して

[8]における選手検出時は、フレーム間差分とラベリングを用いた動体領域に基づく選手検出手法であったため、選手の動きが小さい場合に選手の一部の領域のみしか抽出することができず、選手領域の中心を選手位置とすると、図 15 に示す正しい選手位置を検出できない事例が生じた。矩形が検出した選手領域、丸印が選手領域の中心を示す。これにより 3.3 節のフォア・バック判定において、誤った選手位置を用いることになるため、判定結果に影響が生じてしまう。

今回、追跡処理を加えたことにより図 16 に示す安定した選手位置の検出が可能となった。丸印が選手領域の中心を示す。

また [8] では、選手領域として影を含んでしまう場合、前フレームの選手領域の情報を用いて検出していたため、同様に図 17 に示す正しい選手位置を検出できない事例が生じた。矩形が検出した選手領域、丸印が選手領域の中心を示す。これにより 3.3 節のフォア・バック判定において、判定結果に影響が生じてしまう。

この場合も、今回は図 18 に示す安定した選手位置の検出が可能となった。丸印が選手領域の中心を示す。

5.2 フォア・バック判定に関して

選手の自動追跡とボールの軌跡推定を用いることでコート状態が悪い環境でもフォア・バックを判定することができたが、[8] では軌跡を結ぶことができないという事例が生じた。

これは、バウンド後からボールが選手領域と完全に重なってしまい検出できなかったことが原因である。ショット前後検出時は打つ前と打った後のボールがあれば検出できたが、フォア・バック判定時には打つ前のボールの中でもバウンド後のボールがなければ軌跡の交点を求めること

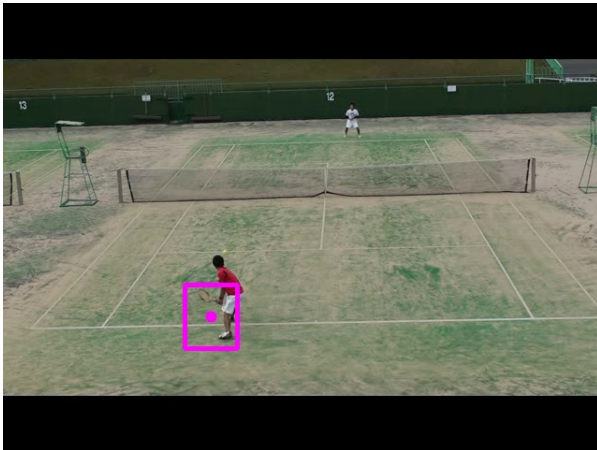


図 15 動体領域に基づく選手検出 (選手の動きが小さい事例)



図 18 追跡処理を加えた選手検出 (図 17 の改善結果)



図 16 追跡処理を加えた選手検出 (図 15 の改善結果)

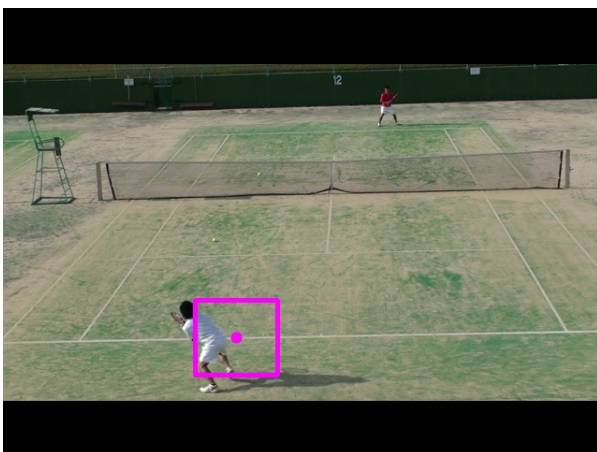


図 17 動体領域に基づく選手検出 (選手の影を含む事例)

ができず判定することができなかった。

[8] ではボール検出時に、選手付近のボールを全て除外していたが、選手付近を除外するのではなく、3.2 節で述べた通り、選手周辺のボール検出時に軌跡推定による絞込みを行うことで解決できると考えられる。

6. おわりに

本研究では、コート状態や動作ごとの個人差に依存しない、選手の自動追跡とボールの軌跡推定を用いた動作認識手法を提案し、有効性を示すことができた。

今後の課題として、選手周辺におけるボール検出時の軌跡推定による絞込みの実装、多数の動画での評価が挙げられる。また現在はフォア・バックのみを記録対象としているが、今後はネットプレーへの応用などにより記録対象を増やしていく。

参考文献

- [1] 松本圭介, 須藤智, 斉藤秀雄, 小沢慎治, “サッカー放送における視点選択のための多視点画像の統合によるボール追跡”, 電気学会論文誌.C, Vol.121, No.10, pp.1530-1539, (2001)
- [2] 西田絵美子, 久本賢, ラシキア・ジョージ, “サッカー戦術解析支援システムの開発”, 第 8 回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp.203-206, (2002)
- [3] 浅野敏郎, 佐藤邦彦, 浜野博行, 原肇, “テニススウィングの解析と定量評価”, 精密工学会誌, Vol.73, No.2, pp.281-285, (2007)
- [4] 甲斐桃子, 小沢慎治, “画像処理によるテニスのダブルスの試合解析”, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, Vol.108, No.46, pp.19-24, (2008)
- [5] 宮森恒, “映像と音響情報の協調による内容検索のためのテニス動作自動注釈付け”, 電気情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J86-D-II, No.4, pp.511-524, (2003)
- [6] Guangyu Zhu, Changsheng Xu, Wen Gao, & Oingming Huang, “Action Recognition in broadcast tennis video”, Proceedings of 18th International Conference on Pattern Recognition, Vol.1, pp.251-254, (2006)
- [7] 大和淳司, 大谷淳, 石井健一郎, “隠れマルコフモデルを用いた動画からの人物の行動認識”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J76-D-II, No.12, pp.2556-2563, (1993)
- [8] 安徳知博, 鹿嶋雅之, 佐藤公則, 渡邊睦, “動画処理によるテニスプレー自動認識・記録に関する研究”, 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), Vol.2013-CVIM-187, No.21, pp.1-8, (2013)