

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: 動画画像処理を用いたスポーツ映像解析において、プレー動作認識が重要課題の1つである。本研究では競技人口の多いテニスに着目し、プレー内容を自動認識することで試合分析に用いるための記録を自動作成することを目的とした。今回はフォア・バックの回数・打った時の選手位置を対象とした。動作認識手法として、コート状態や動作の個人差に依存しない、ボールの軌跡推定を用いた動作認識手法を提案する。まず動画画像から選手・ボールを検出した後に、運動力学モデルを用いてボールの軌跡を推定する。打つ前後のボールから軌跡の交点を求め、求めた交点が選手の左右どちらに存在するかによりフォア・バック判定を行う。平面射影変換を用いたコート認識に基づき打った時の選手の位置判定も行う。これらの判定結果を分析内容として記録する。屋外テニスコートで撮影した映像で評価した結果より、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

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

Abstract: In the sports video analysis based on motion analysis, play action recognition is one of the important problem. The objective was to create automatically recording for tennis game analysis by automatically recognizing the play contents. First, the number of forehand-backhand and the hitting position of player were targeted. As motion recognition method, The motion recognition method based on the trajectory estimation of ball that does not depend on court condition and individual difference in behavior is proposed. First, after detecting player and ball from the movie, the trajectory of ball is estimated by using a motion dynamic model. The intersection point of the trajectories is obtained based on before and after hitting ball, forehand-backhand is judged based on the intersection point exists on the right or left side of player. Also the hitting position of player is judged based on court recognition using planar projective transformation. these judge result is recording as a result. Results were evaluated by the movie in the outdoor tennis court, experimental results have show the effectiveness of the proposal method.

Keywords: movie 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1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 [1] が行われているが、複数カメラで撮影した多視点映像が用いられているものが多い。

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

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認するか、あるいは手動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、カメラ1台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・バックの回数・打った時の選手位置を記録の対象とする。フォア・バックどちらを多用したか、また打った時の選手位置が例えばコート内であれば攻めているなどの分析に用いることができる。

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 [2][3] は多く行われている。しかしテニスにおいて練習時にスウィングを評価する研究 [4] など行われているが、実際の試合を撮影した映像を対象にした研究は少ない。実際の試合を対象にした研究としては選手の陣形に着目して解析することを目的とした研究 [5] などがあるが、本研究では試合の分析内容の記録、その中でまずフォア・バックの回数、打った時の選手位置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 [6] やオプティカルフローとSVMを用いた動作認識手法 [7] があるが、これはプロの試合映像を対象にしているため、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に対応できないことがある。また、練習環境で隠れマルコフモデルを用いた認識手法 [8] があるが、特定の少人数であれば高い精度で認識することができるが、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くなる。本研究ではコート状態や動作の個人差に依存しない、ボールの軌跡推定を用いた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。大きく分けて検出フェーズと判定フェーズから成り立つ。入力動画画像から検出フェー

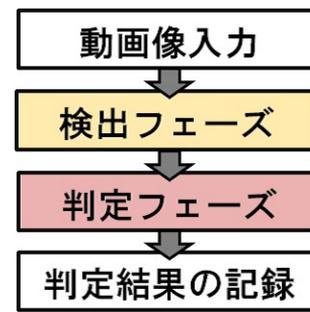


図1 提案手法の流れ

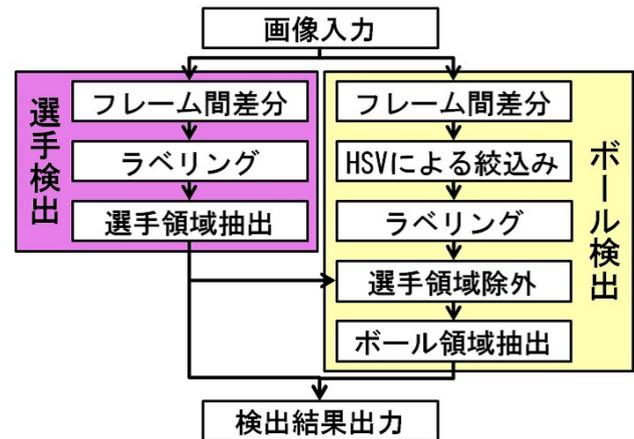


図2 検出フェーズの流れ

ズと判定フェーズを経て最終的にフォア・バックの回数と打った時の選手位置を結果として記録する。詳細は以下に述べる。

3.1 検出フェーズ

入力動画画像に対して、毎フレーム検出処理を行う。1フレームに対する検出処理の流れを図2に示す。入力画像から選手領域を抽出し、その選手領域を用いてボール領域を抽出する。これを毎フレーム繰り返し、動画が終了するまで行う。

3.1.1 選手検出

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。この結果からラベリング処理により大きい領域のみ残すことで、選手領域候補を抽出する。しかし、選手領域として選手を1つの矩形で囲むことができない場合があるため、図3に示すように抽出した候補を全て1つの矩形で囲むことで選手領域とする。小さい矩形領域が抽出した選手領域候補、その選手領域候補を大きく囲んだ領域が選手領域となる。

また選手領域として影を含んでしまう場合がある。その場合、色相による絞込みで影のみを除外しようとしても実際の選手の足元と類似した色相となってしまうため絞込むことができない。そこで影を含んだ場合は選手領域が一定大きさ以上となることを利用して、選手領域が一定以上の

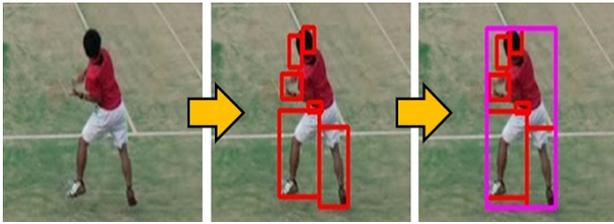


図 3 選手領域検出方法

大きさとすれば、前フレームの選手領域の位置と大きさを参考にして選手領域を検出する。

3.1.2 ボール検出

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込みを行う。これらを組み合わせる後に、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。そこで第 3.1.1 節で選手検出した結果を用いて、ボール検出を行う際に選手領域周辺を除くことで、選手領域周辺にボール領域候補が存在する場合は候補から除くことができる。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が近い候補をボール領域として検出する。

3.2 判定フェーズ

判定処理の流れを図 4 に示す。第 3.1 節の検出結果を用いて、フォア・バックの動作認識を行う。フォア・バックの判定に成功すれば、その時の選手の位置がコート内外どちらに存在するか判定する。

3.2.1 フォア・バック判定

このフォア・バック判定をする際に、ボールの軌跡を推定してフォア・バックを認識する、つまり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。第 3.1.2 節で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を検出する。ショット検出の様子を図 5 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



図 4 判定フェーズの流れ

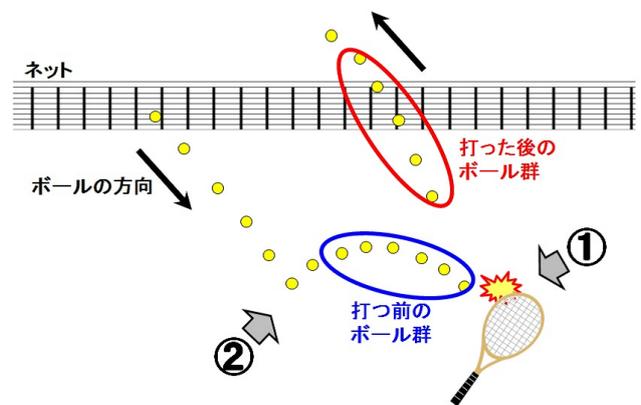


図 5 ショット検出

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。

図 6 に示すように、推定した各々の軌跡から交点を求める。第 3.1.1 節で求めた選手領域の中心と比較して、交点が選手より右側であればフォア、左側であればバックと判定する。図 6 の場合は、選手より右側に交点があるためフォアと判定する。

3.2.2 選手位置判定

まず平面射影変換を用いてコート認識を行う。コート規格に基づき図 7 に示すようなコートモデルを作成しておく。コート上の 4 点を選択してこの 4 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、フォア・バックを打った時の選手位置がコート内外どちらに存在するか判定する。第 3.1.1 節で求めた選手領域の最も下の部分(足元)がコート外・コート内どちらに存在するかで判定する。

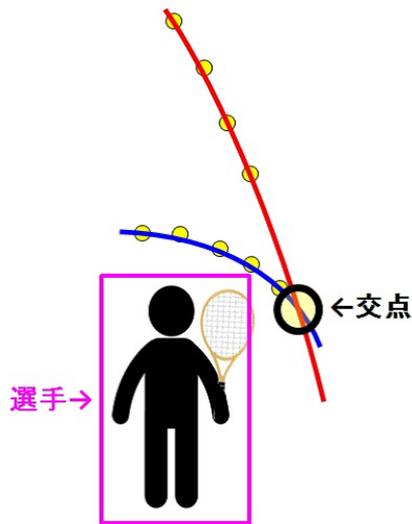


図 6 フォア・バック判定



図 8 結果の記録例

表 1 ショット検出結果

	ショット
総数 (回)	83
検出数 (回)	74
過剰検出数 (回)	0
検出率 (%)	89.2

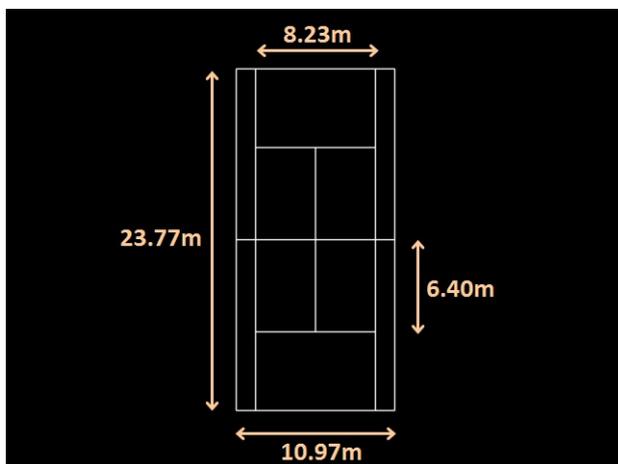


図 7 コートモデル

3.3 判定結果の記録

第 3.2 節の判定結果を用いて、フォア・バックとその時の選手位置を記録する。記録している様子を図 8 に示す。フォアと判定すれば「fore」、バックと判定すれば「back」と表示する。さらに、打った時の選手位置をコート外と判定すれば「court_out」、コート内と判定すれば「court_in」と表示する。動画終了後にフォア・バックの回数とコート外・コート内で各々打った回数を表示する。このように打った回数と打った時の選手位置、ラリー中の時系列データも表示することができる。

4. 評価実験

シングルの試合を撮影して、サーブからラリーが終了するまでを入力動画像とした。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。入力動画像は 640 × 480 画素、約 30fps とした。また検出・判定対象は手前の選手とした。

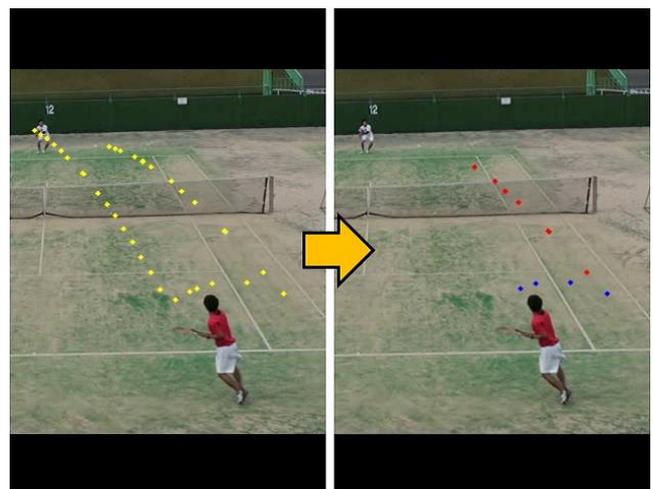


図 9 ショット検出例 (フォア)

4.1 ショット検出結果

ショット前後に分類することをショット検出とする。ショット検出の結果を表 1 に示す。検出率は式 1 のように求めている。フォア時のショット検出例を図 9、バック時のショット検出例を図 10 に示す。

$$\text{検出率} = \frac{\text{検出数}}{\text{総数}} \times 100 \quad (1)$$

4.2 フォア・バック判定結果

第 4.1 節で検出できたショットについて、フォア・バック判定の結果を表 2 に示す。判定率は式 2 のように求めている。またフォア判定の結果例を図 11、バック判定の結果

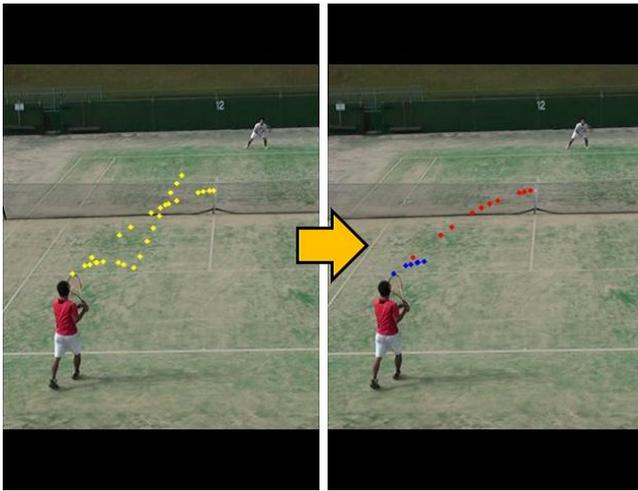


図 10 ショット検出例 (バック)

表 2 フォア・バック判定結果

	フォア	バック	計
検出できたショット数 (回)	47	27	74
判定成功数 (回)	44	23	67
判定率 (%)	93.6	85.2	90.5



図 12 バック判定例

表 3 選手位置判定結果

	フォア	バック	計
判定できたショット数 (回)	44	23	67
判定成功数 (回)	43	22	65
判定率 (%)	97.7	95.7	97.0

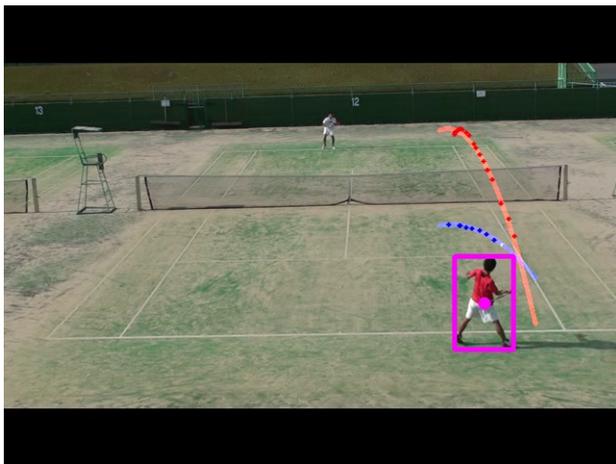


図 11 フォア判定例



図 13 コート認識結果例

例を図 12 に示す.

$$\text{判定率} = \frac{\text{判定成功数}}{\text{検出できたショット数}} \times 100 \quad (2)$$

4.3 選手位置判定結果

第 4.2 節で判定できたフォア・バックについて、選手位置判定の結果を表 3 に示す。判定率は式 3 のように求めている。またコート認識の結果例を図 13 に示す。この結果から選手位置判定を行い、コート外判定の結果例を図 14、コート内判定の結果例を図 15 に示す。

$$\text{判定率} = \frac{\text{判定成功数}}{\text{判定できたショット数}} \times 100 \quad (3)$$



図 14 選手位置判定例 (コート外)



図 15 選手位置判定例 (コート内)



図 16 ショット検出失敗例 (影誤検出)

5. 考察

5.1 ショット検出に関して

ボール検出結果を用いて 89.2% の精度でショット検出することができたが、図 16 に示すように選手の影をボールとして誤検出してしまうという失敗例があった。ショット検出のためには打つ前のボール群と打った後のボール群が必要となるが、選手の影を誤検出することで打った後のボールを検出できず、ショット検出することができなかった。これは選手の影を正確に抽出することができず小さい領域となってしまう、選手でなくボールとして検出してしまったことが原因である。ボール検出時には HSV 色情報による絞込みも行っているが、ボールとコート地面が類似した色となっているため絞込むことができなかった。解決策としては、検出処理時に影領域を考慮すること、または図 16 から分かるように、誤検出してしまった時のボールの動きが数フレーム近い位置に集まるためその場合は例外処理を行うという条件を加えることなどが考えられる。また、図 17 に示すようにラケットをボールとして誤検出してしまいう失敗例もあった。同様に選手の足元をボールとして誤検出してしまいう失敗例もあった。これらは選手領域を検出する際に、ラケットや足元を除いてしまい実際の選手領域全体を検出することができなかったことが原因である。実際の選手領域の一部を検出することができなかったことで、その除いた一部を小さい領域としてボールと誤検出してしまったということである。現在は動体領域に基づいた選手の検出処理を行っているため、選手の動きが少なかった時に正確な人物領域をとることができない場合があるが、追跡処理を加えるなど選手の検出処理を改善することで解決できると考えられる。

5.2 フォア・バック判定に関して

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

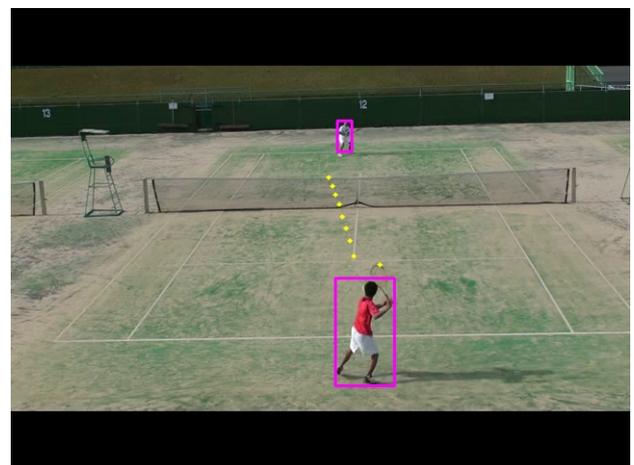


図 17 ショット検出失敗例 (ラケット誤検出)

でも 90.5% の精度でフォア・バックを判定することができたが、図 18 に示すように軌跡を結ぶことができないという失敗例があった。これは、図 19 の矢印で示す箇所つまり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。図 20 に示すようにショット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ができず判定することができなかった。現在は人物領域付近のボールを全て除外しているが、ボールの移動量や移動方向の考慮などボールの検出処理を改善することで解決できると考えられる。

5.3 選手位置判定に関して

平面射影変換に基づいたコート認識を用いて 97.0% の精度で選手位置 (コート内外) の判定をすることができたが、図 21 に示すように選手位置はコート外であるが誤ってコート内と判定してしまうという失敗例があった。これは人物の足元が正確に検出できなかったことが原因である。現在は動体領域に基づいた人物の検出処理を行っているた



図 18 フォア判定失敗例



図 21 選手位置判定失敗例

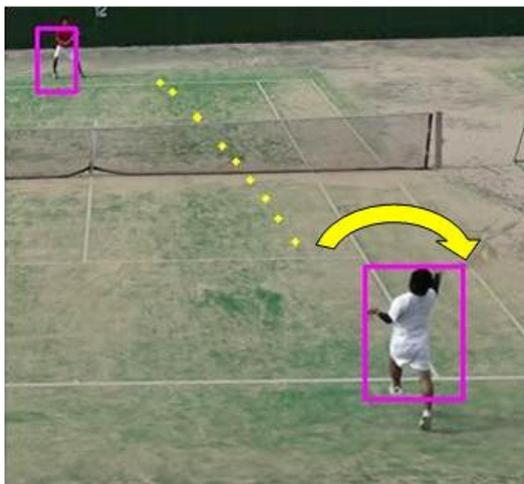


図 19 バウンド時のボール検出失敗



図 20 判定失敗時のショット検出

め、選手の動きが少なかった時に正確な人物領域をとることができない場合があるが、追跡処理を加えるなど人物の検出処理を改善する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、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。また分析結果を記録するシステムを作成した。現在の記録対象はフォア・バックの回数、打った時の選手位置となっている。

今後の課題として、検出・判定時に失敗した原因を解決するために検出手法の改善が挙げられる。また現在はフォア・バックの回数と打った時の選手位置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] 北原格, 大田友一, 金出武雄, “多視点映像の融合によるスポーツシーンの自由視点映像生成”, 電子情報通信学会技術研究報告.PRMU, vol.100, no.633, pp.23-30, (2001)
- [2] 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)
- [3] 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)
- [4] 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)
- [5] 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)
- [6] 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)
- [7] 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)
- [8] 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像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)