

手ぶれ動画に対応したスポーツ映像俯瞰図の生成手法 — 選手追跡とコートトラッキングによる射影変換の高精度化 —

林 祐汰[†] 小川 英人[‡] 中村 悠大[‡] 渡辺 裕[‡]

[†] 早稲田大学基幹理工学部 〒169-0072 東京都新宿区大久保 3-14-9

[‡] 早稲田大学大学院基幹理工学研究科 〒169-0072 東京都新宿区大久保 3-14-9

E-mail: [†] delta.basi.2480@fuji.waseda.jp

あらまし 近年、スポーツ映像を用いた戦術分析の需要が高まっている。既存研究では選手追跡に基づく俯瞰図生成が行われている。しかし、手ぶれを含む斜め視点映像においては、コート位置の変化により射影変換の精度が低下し、位置推定誤差が生じやすい。本研究では、人物検出・追跡とコートライン情報を用いた射影変換に加え、複数のコートトラッキング手法を検討する。各フレームでコート位置を更新することで、固定コート登録方式より高精度な俯瞰図生成ができることを示す。

キーワード スポーツ映像解析, 選手追跡, コートトラッキング, 射影変換

An Aerial View Generation Method for Sports Videos with Camera Shake — Improving Homography-Based Projection Using Player Tracking and Court Tracking —

Yuta Hayashi[†] Eito Ogawa[‡] Yuta Nakamura[‡] and Hiroshi Watanabe[‡]

[†]School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University 3-14-9 Okubo, Shinjuku, Tokyo 169-0072, Japan

[‡]Graduate School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University 3-14-9 Okubo, Shinjuku, Tokyo 169-0072, Japan

E-mail: [†] delta.basi.2480@fuji.waseda.jp

Abstract In recent years, the demand for tactical analysis using sports videos has been increasing. Existing studies have generated aerial views based on player tracking. However, camera shake in oblique-view videos often degrades the accuracy of homography estimation, resulting in localization errors. In this study, we combine player detection and tracking with homography transformation based on court line information. In addition, we investigate multiple court tracking methods and update the court position in each frame, demonstrating that this approach enables more accurate aerial view generation than the conventional fixed court registration method.

Keyword Sports Video Analysis, Player Tracking, Court Tracking, Homography

1. はじめに

近年、スポーツ映像を活用した戦術分析やパフォーマンス分析が広く行われており、サッカーやバスケットボールをはじめとする様々な競技において、選手位置やチーム全体の動きを可視化する技術が注目されている。特に、競技全体を真上から捉えた俯瞰映像は、選手間の距離やフォーメーション、スペースの利用状況を直感的に把握できるため、戦術分析や指導において有用である。

アルティメットは、7人制で行われるフライングディスク競技であり、攻守の切り替えが速く、全選手が広いコート内を絶えず移動する特徴を持つ。そのため、個々の選手の動きだけでなく、チーム全体の配置やスペースの利用状況が戦術に大きく影響することから、俯瞰視点による分析との親和性が高い。しかし、実際

の試合映像は選手や観客による手持ち撮影であることが多く、映像には手ぶれが含まれる。また、斜め上方から撮影された映像では遠近感の影響により、選手間の距離や位置関係を正確に把握することが難しい。そのため、撮影映像を真上視点の俯瞰図へ変換することができれば、より客観的かつ効率的な戦術分析が可能になる。

このような俯瞰図生成手法[1]として、初回フレームで登録したコート四隅からホモグラフィを算出し、全フレームに対して固定した射影変換を適用する方法が用いられている。しかし、手ぶれを含む映像ではコート位置がフレームごとに変化するため、固定したホモグラフィではコートと画像との対応関係にずれが生じ、俯瞰図上における選手位置の推定誤差が増大するという課題がある。そこで本研究では、人物検出・追跡と

コートライン情報を用いた射影変換に基づく俯瞰図生成システムを構築する。また、異なるコートトラッキング手法を実装して比較評価を行い、手ぶれを含むスポーツ映像における選手位置推定精度の向上を図るとともに、各手法が有効となる映像条件を明らかにすることを目的とする。

2. 関連研究

Ultimetrics[1]は、アルティメット競技を対象として、ドローン映像から選手位置を推定し、射影変換を用いて俯瞰図を生成するシステムである。初回フレームにおいてコート四隅を手動で登録し、実際のコート座標との対応関係からホモグラフィを算出することで、画像上の選手位置を俯瞰図上へ変換する。また、選手追跡には CSRT トラッカー[2]を用い、各選手の位置をフレームごとに推定している。一方、本手法ではコート位置を初回フレームでのみ登録し、以降のフレームでは更新を行わない。そのため、手持ち撮影やドローン撮影など手ぶれを含む映像では、コート位置の変化に伴ってホモグラフィと実際のコートとの対応関係にずれが生じ、俯瞰図上における選手位置の推定誤差が増大するという課題がある。

スポーツ映像から俯瞰図を生成する研究では、コートラインやコート上の特徴点を利用してホモグラフィを推定し、選手位置を競技コート上へ射影する様々な手法が提案されている。

Automatic Birds Eye View Registration of Sports Videos[3]は、競技コートのライン情報を利用してホモグラフィを推定し、映像を俯瞰視点へ変換することで、戦術分析に利用可能な鳥瞰図を生成している。

KaliCalib[4]は、バスケットボールコートのキーポイントを深層学習によって推定し、ホモグラフィを算出することで、高精度なコート登録を実現している。さらに、データ拡張やバスケットゴール位置の推定を組み合わせることで、異なる競技場や撮影条件に対する頑健性を向上させている。

これらの研究では、コート登録やホモグラフィ推定の高精度化により俯瞰図生成を実現しているが、主な対象は放送映像や比較的安定した撮影環境であり、スマートフォンによる手持ち撮影映像のように、手ぶれや画角変動を含む映像に対する適用性については十分に検証されていない。そこで本研究では、スマートフォンで撮影された手ぶれを含む映像を対象とし、コートトラッキングによってホモグラフィを動的に更新することで、コートと各選手の相対的な位置関係を俯瞰図に正しくプロットし、生成される俯瞰図の選手位置の精度向上を図る。

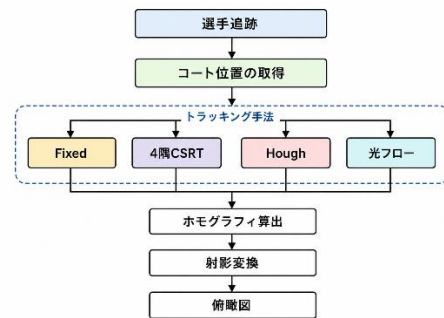


図 1: 俯瞰図生成システムの処理フロー

3. 提案手法

3.1 提案手法の概要

本研究では、手ぶれを含むスポーツ映像に対して高精度な俯瞰図生成を実現するため、コート位置を各フレームで更新するコートトラッキングを導入した俯瞰図生成システムを提案する。従来法では、初回フレームで登録したコート位置を固定してホモグラフィを算出するため、撮影中の手ぶれによってコート位置が変化すると、コートとホモグラフィとの対応関係がずれ、俯瞰図上における選手位置の推定誤差が増大するという課題があった。本研究では、各フレームでコート位置を更新しながらホモグラフィを算出することで、手ぶれによる影響を低減し、高精度な俯瞰図生成を実現する。提案システムは、コート登録、選手追跡、コートトラッキングおよび射影変換の四つの処理から構成される。システム全体の処理の流れを図 1 に示す。まず、初回フレームにおいてコート四隅を登録し、コートの大きさに基づいて俯瞰図座標系を定義する。続いて、登録する選手の数を入力後、各選手のバウンディングボックスを手動で登録し、CSRT トラッカー[2]によって各選手を追跡する。その後、固定コート登録方式またはコートトラッキングによって各フレームのコート位置を取得し、更新されたコート四隅からホモグラフィ行列を算出する。最後に、画像上の選手位置を俯瞰図座標へ射影変換し、俯瞰図を生成する。初回フレームにおけるコート登録および各選手のバウンディングボックスの登録時の様子を図 2 に示す。

3.2 選手追跡

選手追跡には、OpenCV に実装されている CSRT (Channel and Spatial Reliability Tracker) [2]を用いる。選手位置は、初めに登録したバウンディングボックス下端中央を代表点として用いる。人物の足元は実際の接地点に最も近く、この点を射影変換することで、俯瞰図上における選手位置の推定誤差を小さくできる。

3.3 コートトラッキング

本研究では、撮影時の手ぶれによってコート位置が変化する映像に対応するため、各フレームでコート位

置を更新するコートトラッキングを導入する．比較対象として，初回フレームで登録したコート位置を全フレームで固定して用いる固定コート登録方式に加え，追跡原理の異なる 3 種類のコートトラッキング手法を実装した．3 種類のコートトラッキング手法の詳細を以下に示す．

(1) 固定コート登録方式

固定コート登録方式では，初回フレームでコート四隅を手動登録し，その対応点からホモグラフィを算出する．以降のフレームではコート位置を更新せず，同一のホモグラフィを用いて選手位置を俯瞰図座標へ変換する．実装では，コートの変換行列は初期登録後に固定され，コーナー追跡は行わない．

(2) 4 隅 CSRT 追跡

4 隅 CSRT 追跡では，初回フレームで登録したコート四隅付近に 40px の ROI を設定し，各 ROI を CSRT トラッカーによって追跡する．追跡点がロストした場合，画面外に出た場合，または 8 フレームごとに白線 Hough 検出を用いて再検出を行い，コート位置を復帰する．

(3) サイドライン Hough

サイドライン Hough では，各フレームで Canny エッジ検出[5]と HoughLinesP[6]を用いて左右のサイドラインを再検出する．検出された左右サイドラインからコート四隅を算出し，各フレームでホモグラフィを更新する．検出に失敗した場合は，緩和したパラメータで再実行し，遮蔽や画面外からの復帰を図る．

(4) サイドラインオブティカルフロー

サイドラインオブティカルフローでは，左右サイドライン上に複数の点群を配置し，Lucas-Kanade 法[7]によるオブティカルフローで追跡する．実装では各ライン上に 20 点を配置し，追跡された点群から左右サイドラインを推定してコート四隅を更新する．点群の追跡に失敗した場合，または点が画面外に出た場合は，白線 Hough 検出によってサイドラインを再検出し，追跡を復帰する．

3.3 射影変換

各フレームで取得したコート四隅の画像座標を (u_i, v_i) ，俯瞰図上の対応するコート四隅を (x_i, y_i) とする．これら 4 組の対応点からホモグラフィ行列 $\mathbf{H}$ を算出する．画像上の選手位置 $\mathbf{p} = (u, v, 1)^T$ は，

$$\mathbf{p}' = \mathbf{H}\mathbf{p} \quad (1)$$

によって俯瞰図座標へ変換される．変換後は同次座標を正規化し， (x, y) を俯瞰図上の選手位置として用いる．



図 2: コート・選手の登録と生成される俯瞰図

4. 実験

4.1 実験条件

提案手法の有効性を検証するため，アルティメット競技の試合を斜め上方向からスマートフォンで撮影した 3 本の動画(V1, V2, V3)を試料動画として用いた．V1 は最も手ぶれが小さい．V2 は 4 隅のコーンとラインが最もはっきり映っていた．V3 はラインがはっきり映っているが，4 隅のコーンはほとんど映っていない．いずれの動画もカメラを手持ちで撮影しており，撮影中に手ぶれや視点の変化が生じる実環境下の映像である．比較対象は，初回フレームで登録したコート位置を固定して用いる固定コート登録方式 (Fixed) と，提案した 3 種類のコートトラッキング手法 (4 隅 CSRT 追跡，サイドライン Hough，サイドラインオブティカルフロー) の計 4 手法とした．

各動画に対して 20 フレームごとに評価フレームを設定し，各評価フレームにおける各 14 名の選手を評価対象とした．

Ground Truth は，各評価フレームにおいてコート四隅および全選手の足元位置を手動で登録することで作成した．登録したコート四隅からホモグラフィ行列を算出し，各選手の足元位置を俯瞰図座標へ変換することで Ground Truth の選手位置を取得した．

各手法によって推定された選手位置と Ground Truth との誤差を算出し，位置推定精度を評価した．また，各手法について動画全体の実行時間を計測し，位置推定精度および処理時間の両面から評価を行った．

4.2 評価指標

俯瞰図上における選手位置の推定誤差は，Ground Truth における選手位置 (x_{gt}, y_{gt}) と，推定された選手位置 (x, y) のユークリッド距離として，式(2)により算出した．

$$e = \sqrt{(x_{gt} - x)^2 + (y_{gt} - y)^2} \quad (2)$$

評価指標として，各動画における全選手の平均位置推定誤差を算出した．また，ホモグラフィの破綻数を比較するために，全選手の平均位置推定誤差が 100m

表 1: 各動画における各手法の選手平均位置推定誤差の比較 (単位: m)

動画	V1	V2	V3
Fixed	<u>7.56</u>	39.78	<u>38.01</u>
4 隅 CSRT	123.09	<u>37.89</u>	253.94
サイドライン Hough	125.25	142.04	160.40
サイドラインオブティカルフロー	7.25	22.44	32.95

表 2: 各手法の詳細評価結果

項目	中央値 (V1/V2/V3)	標準偏差 (V1/V2/V3)	最大誤差 (V1/V2/V3)	手前平均誤差 (V1/V2/V3)	奥平均誤差 (V1/V2/V3)	大誤差フレーム数 (V1/V2/V3)	実行時間 (V1/V2/V3)
Fixed	3.14 / 30.62 / 24.55	11.60 / 48.21 / 43.47	56.60 / 225.52 / 232.33	7.20 / 33.82 / 31.96	7.94 / 46.00 / 44.15	0 / 0 / 0	4:16 / 1:17 / 6:10
4 隅 CSRT	51.56 / 24.08 / 28.17	494.69 / 48.75 / 1018.07	6083.59 / 336.98 / 13114.14	169.27 / 29.89 / 185.35	75.70 / 46.23 / 323.53	3 / 0 / 16	3:22 / 1:34 / 11:10
サイドライン Hough	55.36 / 38.74 / 29.61	246.36 / 526.01 / 842.73	2444.35 / 5267.41 / 12512.49	127.83 / 80.97 / 249.46	122.62 / 205.65 / 70.06	4 / 3 / 10	4:23 / 1:32 / 9:50
サイドライン オブティカル フロー	3.02 / 16.95 / 24.31	10.95 / 25.82 / 28.58	59.20 / 97.02 / 118.95	8.11 / 21.41 / 27.80	6.38 / 23.51 / 38.18	0 / 0 / 0	2:40 / 1:33 / 8:45

を超えたフレーム数と最大誤差を求めた。さらに、手ぶれによる影響がコート手前側と奥側で異なる可能性を考慮し、コートを手前側と奥側に分け、それぞれの平均位置推定誤差を算出した。加えて、各手法について動画全体の実行時間を計測し、処理性能を評価した。

5. 結果

表 1 に各動画における全フレーム・全選手の平均位置推定誤差を示す。また、表 2 に各手法の詳細評価結果を示す。

動画 1 では、サイドラインオブティカルフローが平均位置推定誤差 7.25 m で最も高い精度を示し、Fixed (7.56 m) がこれに次いだ。一方、4 隅 CSRT 追跡およびサイドライン Hough はそれぞれ 123.09 m, 125.25 m と大きな誤差を示した。また、大きな誤差が発生したフレームは 4 隅 CSRT 追跡で 3 フレーム、サイドライン Hough で 4 フレーム確認されたのに対し、Fixed およびサイドラインオブティカルフローでは確認されなかった。

動画 2 では、サイドラインオブティカルフローが 22.44 m で最も高い精度を示し、4 隅 CSRT 追跡 (37.89 m)、Fixed (39.78 m) が続いた。一方、サイドライン Hough は 142.04 m と最も大きな誤差を示し、大きな誤差が発生したフレームも 3 フレーム確認された。

動画 3 では、サイドラインオブティカルフローが 32.95 m で最も高い精度を示し、Fixed (38.01 m) がこれに次いだ。一方、4 隅 CSRT 追跡およびサイドライン Hough はそれぞれ 253.94 m, 160.40 m となり、大きな誤差が発生したフレームは 4 隅 CSRT 追跡で 16 フレーム、サイドライン Hough で 10 フレーム確認され

た。Fixed およびサイドラインオブティカルフローでは大きな誤差は確認されなかった。

表 2 より、サイドラインオブティカルフローは 3 本すべての動画で中央値、標準偏差および最大誤差が比較的小さく、大きな誤差が発生したフレームも確認されなかった。一方、4 隅 CSRT 追跡およびサイドライン Hough では、大きな誤差により推定結果が大きく崩れる場合があった。実行時間については、動画 1 ではサイドラインオブティカルフローが 2 分 40 秒、動画 2 および動画 3 では Fixed がそれぞれ 1 分 17 秒、6 分 10 秒で最も短かった。一方、4 隅 CSRT 追跡は動画 3 で 11 分 10 秒と最も長い処理時間を要した。

以上より、サイドラインオブティカルフローは 3 本すべての動画で最も小さい平均位置推定誤差を示し、中央値、標準偏差および大きな誤差が発生したフレーム数においても良好な結果を示した。また、Fixed は 3 本中 2 本で 2 番目に高い精度を示し、比較的安定した結果が得られた。一方、4 隅 CSRT 追跡およびサイドライン Hough では、大きな誤差の発生により推定結果が不安定となる場合があった。

6. 考察

6.1 実験結果の考察

(a) サイドラインオブティカルフローの特性

サイドラインオブティカルフローは 3 本すべての動画において最も小さい平均位置推定誤差を示した。また、中央値、標準偏差および最大誤差についても良好な結果が得られ、大きな誤差が発生したフレームも確認されなかった。これらの結果から、サイドラインオブティカルフローは手ぶれを含む映像に対して最も安

定したコートトラッキング手法であると考えられる。

サイドラインオブティカルフローが高い精度を示した要因として、サイドライン上に配置した複数の特徴点を各フレームで連続的に追跡することで、手ぶれによる比較的小さなカメラ移動に対してもコート位置を安定して更新できたことが挙げられる。その結果、ホモグラフィ行列が適切に更新され、俯瞰図上の選手位置の推定誤差を小さく抑えられたと考えられる。

(b)固定コート登録方式の特性

一方、固定コート登録方式は3本の試料動画のうち2本で2番目に高い精度を示した。これは、試料動画ではカメラ位置の変化が比較的小さく、初期フレームで算出したホモグラフィでも一定の精度を維持できたためと考えられる。しかし、カメラの手ぶれや視点変化が大きくなると、固定したホモグラフィと実際のコート位置との対応関係がずれ、選手位置の推定誤差が増加する傾向が見られた。

(c)その他の手法の特性

4隅CSRT追跡およびサイドラインHoughでは、大きな誤差が発生したフレームが複数確認された。4隅CSRT追跡では、コーナ一点の追跡失敗後の再検出誤差によりホモグラフィが大きく変化し、俯瞰図全体の位置推定が崩れる場合があった。また、サイドラインHoughでは、白線以外のエッジや選手による遮蔽の影響でサイドライン検出に失敗し、誤ったラインからホモグラフィを算出した結果、大きな位置推定誤差が生じたと考えられる。

(d)各手法の有効性

大きな誤差が発生したフレーム数に関して、サイドラインオブティカルフローおよび固定コート登録方式では大きな誤差は確認されなかったのに対し、4隅CSRT追跡およびサイドラインHoughでは複数のフレームで推定結果が大きく崩れた。戦術分析では、一時的な俯瞰図の崩れでも分析結果に大きな影響を及ぼすため、これら2手法はコートラインや四隅が選手に遮られないなど、適用条件に制約があると考えられる。

以上より、手ぶれを含むスポーツ映像では、各フレームでコート位置を更新できるサイドラインオブティカルフローが最も有効であることが確認された。特に、カメラ移動が大きい映像では動的コートトラッキングが有効であることが示された。一方、固定コート登録方式は手ぶれが比較的小さい映像では良好な結果が得られた。

6.2 本手法の課題

本研究で最も高い精度を示したサイドラインオブティカルフローにおいても、大きなカメラ移動や特徴点の消失が生じた場合には追跡精度が低下する可能性がある。現在は特徴点追跡に失敗した際にHough変換

による再検出を行っているが、照明条件や選手による遮蔽の影響を受けるため、必ずしも安定してコート位置を復元できるとは限らない。

また、本研究ではアルティメット競技のみを対象としたため、他競技への適用性については今後検証する必要がある。さらに、評価対象は3本の試料動画に限られており、撮影条件やカメラ移動量の異なるより多くの映像で有効性を検証する必要がある。

7. まとめ

本研究では、手ぶれを含むスポーツ映像を対象として、固定コート登録方式に加え、3種類の動的コートトラッキング手法を実装し、比較評価を行った。

実験の結果、サイドラインオブティカルフローは3本すべての試料動画において最も高い位置推定精度を示し、安定した俯瞰図生成が可能であることを確認した。一方、固定コート登録方式もコート位置の変化が小さい映像では比較的高い精度を示し、再検出失敗の影響を受けないという利点を確認された。以上より、コート位置の変化が大きい映像ではサイドラインオブティカルフローが有効であり、変化が小さい映像では固定コート登録方式も有効な手法であることを示した。

今後は、映像中のコート位置の変化量に応じて最適なコート追跡手法を自動的に選択する手法や、選手追跡精度の向上による俯瞰図生成精度のさらなる改善を目指す。

参考文献

- [1] A. Lukežič et al: “Discriminative Correlation Filter Tracker with Channel and Spatial Reliability,” *Int. J. Comput. Vis.*, 126, 7, pp. 671-688 (2018)
- [2] A. Dey et al: “Ultimetrics: Ultimate Frisbee Player Tracking and Bird's-eye View Generation System,” *Carleton College Computer Science Capstone Project* (2024)
- [3] N. Homayounfar et al: “Sports Field Localization via Deep Structured Models,” *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, pp. 4012-4020 (2017)
- [4] J. Theiner et al: “KaliCalib: A Framework for Basketball Court Registration,” *arXiv preprint arXiv:2209.07795* (2022)
- [5] J. Canny: “A Computational Approach to Edge Detection,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8, 6, pp. 679-698 (1986)
- [6] R. O. Duda et al: “Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures,” *Commun. ACM*, 15, 1, pp. 11-15 (1972)
- [7] B. D. Lucas et al: “An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision,” *Proc. Int. Joint Conf. Artif. Intell. (IJCAI)*, pp. 674-679 (1981)