

OpenPose と TensorFlow を用いたバスケットボールファイル判定システムの試作 Basketball Judgment Prototype System Using OpenPose and TensorFlow

劉靖[†]北濱幹士[‡]山田光穂[†]星野祐子[†]

1. はじめに

近年、コンピュータ人工知能技術の急速な発展に伴い、画像認識の能力と精度が大幅に向上した。人工知能もスポーツイベントに使われ始め、好成績を収めている。スポーツ分野では、動作分析によるフォームの修正、スキルアップの支援、対戦相手の戦術分析、選手のコンディション管理など広く応用されている。たとえば、球技、陸上、競泳など、スポーツ競技の各種目でも AI が浸透しつつある。今や球技の世界（野球、サッカー、バスケットボールなど）では戦術の高度化により、競技映像の分析サービスが一大ビジネスとなっており、記録を競う陸上や競泳などの世界では、競技者の体の動きを細かく分析し、適切にコーチや選手にその情報をフィードバックするシステムが活用されつつある。他に放送やストリーミングメディアの強化でも活用されはじめている。たとえば、2018 年のワールドカップは良い例である。世界中の何十億ものファンが画面の前に集まり、各試合を観戦した。FOX Sports は、ゲームをリアルタイムでブロードキャストするだけでなく、FIFA ワールドカップハイライトマシンプログジェクトを時間内に開始した。これは、ファンが数秒以内に独自のカスタマイズされたハイライトを作成して共有できるようにする AI テクノロジーに基づくプラットフォームである。競技の場において、しばしば誤審が問題となっている。スポーツ競技への関心の高まりにより、誤審や判定の公平性をめぐって大きな議論が巻き起こることも珍しくない。正確かつ公平な判定を支援するために AI 活用、あるいは判定自体の自動化も議論されている。陸上競技を始め、球技でもビデオ判定が利用されている。テクノロジーの発展により、テニスなどの球技ではビデオ判定のみならず、ホークアイシステムが使われている [1]。競技技術の高度化に伴い、審判員に要求される技能レベルも上がっている。また、審判の主観によって判定結果に差が出やすく、より客観的な判断が必要となる。スポーツの審判では、体操競技で AI による採点システムの開発が始まっており、最近、サッカーの試合でもビデオ判定やホークアイシステムが導入された。しかし、試合が時々中断されて、観戦感覚が悪くなってしまう場合がある。試合の中断が多くなると特にストリーミングメディア等で観戦しているファンにとってライブ感が失われ、観戦感覚が悪くなることが考えられる。

そこで、本研究では公正なゲームプレイを確保し、審判による誤判断を減らし、ライブ感を減退させないことを目的として、バスケットボールのファウル判断モデルと、AI と画像認識を使用した対応するシステムの提案と試作を行う。提案されたシステムは、正確な判断を迅速に実行することにより、レフリーを支援することが期待されている。

[†] 東海大学大学院情報通信学研究所 Graduate School of Information Telecommunication Engineering, Tokai University

[‡] 東海大学高輪教養教育センター Liberal Arts Education Center, Takanawa Campus, Tokai University

2. 関連研究

2.1 ボール追跡手法

ボール追跡手法の 1 つに安田らによるカメラの 3 次元位置と姿勢を用いたボール認識の手法がある。この手法は、オクルージョンに頑強なボール認識である。この手法ではカメラの位置と姿勢推定を行った後、ガウスモデルを用いた前景抽出、色空間での検出を用いたボール候補の検出、エピソード拘束を用いた多視点映像の統合の順で処理を行う。この処理により検出されたボール位置を映像の前後のフレームを用いて補完し、3 次元位置を推定し、出力する [2]。この手法によって、ボールが隠れてしまうオクルージョンに対して、複数視点映像を用いることで頑強なボールの検出方法について有効な手段をであることを示し、正しく検出できることを確認した。

他のボール追跡手法として、高橋らによる機械学習を利用した複数視点映像からのボール追跡がある [3]。この手法では機械学習を用いた、複数の映像から追跡したボール位置を実空間上に投影し、各カメラ映像での処理結果を統合することで、高い精度のボール位置推定を実現した。

2.2 動作検出と人物動作解析

動作検出手法の 1 つに高橋らによる手の動きに基づいた不審動作検出がある [4]。この手法は、スーパーマーケット内でカゴをもって買い物をしている際に、人物が商品を保持したあとの手の動きの特徴量を用いた不審動作検出手法である。CHLAC 特徴量を算出し、主成分分析によって通常動作部分空間を作成することで異常度を数値化し不審動作の判定基準とした検証実験である。これは、通常動作を商品の追跡および人物の検出と追跡を行い、動作特徴量算出を行う。この動作特徴量を用いて判定基準作成を行っている。

他に田靡らによる身体的特徴変化を統計的に解析したモデルを用いた人物追跡技術の手法がある [5]。この手法には統計的モデリングを用いた人物追跡と人物姿勢推定が含まれている。人物追跡手法では、Active Ω Model を用いて、頭部外輪郭形状を推定を行う。人物追跡では、部分的な遮蔽や姿勢変動に対応するために、対象を 5 つの基幹部位領域（頭部、胴体部、腰部、上脚部、下脚部）に分割して追跡する。姿勢推定において基幹リンクモデルの作成に用いた姿勢データには、主に、「しゃがむ」「前傾姿勢」の姿勢変動が含まれている。3 次元姿勢推定では、まず腕エリア特徴量抽出を行い、次にモデル照合を行う。その後動作解析を行う。人物動作解析において、高速化や使用メモリ削減に有効な人物検出、人物の大きな姿勢や肩位置を抽出しながら姿勢変動や遮蔽に頑健な人物追跡、行動理解に重要な腕部の姿勢推定など方法を提案している。

2.3 スポーツモーション認識

スポーツビデオ内で発生するイベントを認識するための手法は主に視聴覚コンテンツ分析に基づいて行われている。視聴覚コンテンツ分析を使用した手法の多くはブロードキャスト映像で使用されることが多く、すべてのイベントは手作業で抽出される。

先行研究としては、Alexandre Alahi らによる固定カメラのビデオ入力からオブジェクト（プレイヤー、審判）を追跡があるがイベントの認識がうまく行っていない[6]。他に Jungsoo Lee らによる、バスケットボールの試合でプレイヤーまたはジャッジの動作に焦点を当て、イベントを自動的に抽出する手法がある。これらのイベントは、プレイヤーとレフリーの事前定義された動きを追跡および分析することによって抽出される[7]。

3. 研究方法

3.1 TensorFlow と OpenPose

TensorFlow とは、Google が開発したソフトウェアライブラリであり、機械学習アプリケーション用のオープンソースツールとしてリリースされている[8]。このライブラリを使用して、ニューラルネットワークモデルを構築する。

OpenPose とは、カーネギーメロン大学 (CMU) が畳み込みニューラルネットワークと caffe をフレームワークとして使用した教師あり学習に基づいて開発したオープンソースライブラリである[9]。18 個の KeyPoints から人体の動き、表情、指の動きの姿勢推定を実現する。一人または複数人の姿勢推定を行うことができる。これは、ディープラーニングに基づく世界初のリアルタイムの複数人 2 次元姿勢推定アプリケーションである。人体姿勢推定技術は、スポーツフィットネス、アクションコレクション、3D フィッティング、などの分野で幅広いアプリケーションへの適用が見込まれる。OpenPose による骨格の KeyPoints を図 1 に示す。

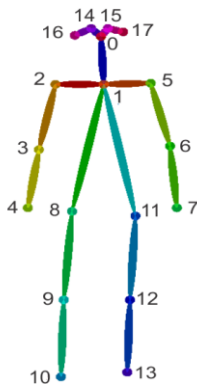


図 1 OpenPose の骨格 KeyPoints

3.2 ファイル判定手法

バスケットボールにおける違反には、大きく分けて「バイオレーション」と「ファウル」の 2 種類がある。バイオレーションにドリブル、トラベリング、3 秒ルール、8 秒ルール、24 秒ルールなどが含まれる。ファウルには、大きく 2 種類あり、ひとつは、プレイヤー同士の体の接触に

よって起こる「パーソナルファウル」、もうひとつは、スポーツマンらしくない言動や行為に対して与えられる「テクニカルファウル」である。

本研究のシステムは「パーソナルファウル」のうち以下の 3 種類のファウルを対象とする。

「ブロッキング」：ディフェンス側のプレイヤーによるファウルである。相手プレイヤーがボールをコントロールしている・いないにかかわらず、ディフェンス側のプレイヤーが手や足を広げたり、体ごとぶつかったりして相手の進行を妨げるとブロッキングと判断される。

「ホールディング」：相手プレイヤーの背後から抱きついて進行を妨げる行為、相手プレイヤーを押しえ込んだり体を押しえたりして相手の動きを妨害するファウルである。

「イリーガル」：「規則に反している」という意味を持つ。「イリーガルユースオブハンズ」とは不当な手の扱いを反則とするもので、相手プレイヤーの動きを妨げることを目的に、手を使って相手のプレイヤーをつかんだり叩いたりする動きを指す。

3.3 ファウルモデルの構築

バスケットボールの身体的接触に関するファウルとルール違反の検出を目的としたファウルモデルの構築を行う。まず、YOUTUBE などから試合動画を収集する。収集した動画から身体接触につながる動きを検出した。検出した画像を図 2 示す。



図 2 ルール違反の画像

上記で定義した 3 つの判定対象のモデルを TensorFlow と 3DCNN 用いて構築する。TensorFlow は深層学習に基づいてファウルモーションの分類器をトレーニングするために使用する。3 DCNN はディープラーニングアーキテクチャである。これは、隣接するフレーム間の相関関係を理解できるディープラーニングアーキテクチャである。3DCNN ベースのモーションは隣接するフレーム間の相関関係を得るために使用される。モデルのプロセスを図 3 に示す。

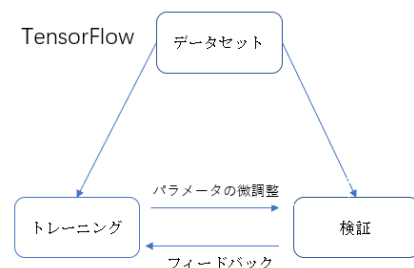


図 3 モデル流れ判定システム

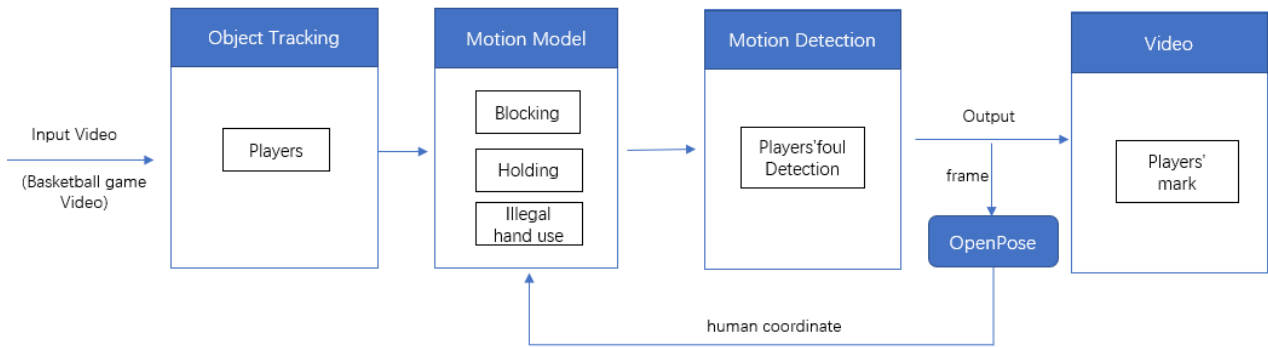


図5 システム流れ

次に、OpenPose を使用して姿勢推定を行い、プレイヤーの姿勢を取得し、骨格の座標を取得した。さらに、画像からスケルトンの座標とファウルの関係を分析した。ファウル発生時のみ画像から骨格座標を取得し、モデルの精度を上げるために座標データを解析した。図4に姿勢推定の例を示す。



図4 姿勢推定

さらに、検出したファウルの画面を表示する。システムユーザインタフェースを図7に示す。

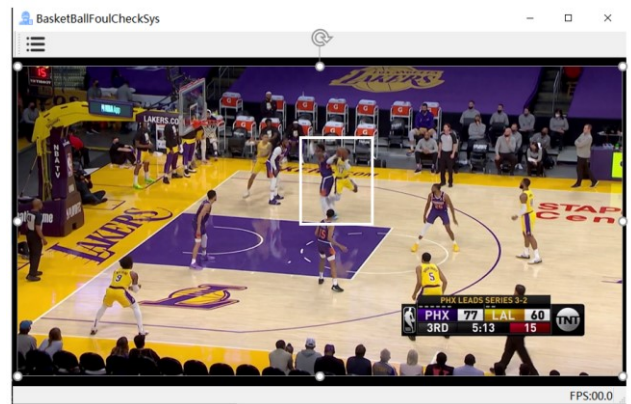


図7 ユーザインタフェース

4. 判定システム

システムの概要は次の通り。まず、バスケットボールの試合データを入力する。試合ではボールを中心に攻撃と守備が流動的に起こるので、まずボールを持っているプレイヤーを目標にして、ボールの周りにいるプレイヤーを監視する。また、ボールを持たないプレイヤーでもファウルをすることがある。ボールを持たないプレイヤーを判定する場合は検出範囲を拡大し、ボールの周りだけではなく、全コートにおける全員の動きを監視する。OpenCV で作成したモデルを使用し、試合動画のフレームごとの画像を分析する。そして、ファウルやルール違反を検出し、画像の中に違反を標記する。提案したイベント認識システムを図5に、ファウルやルール違反の判定結果出力を図6示す。なお、図6はバスケットボールのルール違反画像より引用したものである。



図6 キャプション

5. おわりに

本研究では、OpenPose と TensorFlow を用いたファウルモデルを構築し、それに基づく判断システムを試作した。しかし、モデルをトレーニングするためのデータ数が多くないため、モデル認識の精度に問題がある。この問題を解決するため、より多くのファウルデータを収集し、オブジェクトの OpenPose の Keypoints データを使用してモデルを改善する必要があると考える。また、現在のシステムはプレイヤーのみを認識の対象としているが、レフリーのジェスチャ認識をシステムに組み込み、同時に検出することで、より正確な判断ができるようにする必要がある。

本研究のシステムを審判の補助として使用することで、素早く正しい判定を伝えることができ、審判の負担を減少し、他の判定に集中することができるかと考える。また、全てのファウルやルール違反の適応に発展することで、人の審判がいなくても、AI テクノロジーによる公平公正且つ、クレームによる中断の少ない試合が視聴者に見せられると考えられる。

参考文献

- [1] 柏原全孝."判定者について:審判と判定テクノロジーをめぐる社会学的考察。"追手門学院大学社会学部紀要 9(2015):1-15。
- [2] 安田航也, 井高 悠斗, 何宜欣, 田川 憲男, 大久保 寛. 『バスケットボール解析における多視点映像を用いたボール追跡手法』映像情報メディア学会技術報告 2016.9
- [3] 高橋正樹, 中村 俊之, 三科 智之. 『機械学習を利用した複数視点映像からのサッカーボール追跡』映像情報メディア学会技術報告 2014.12
- [4] 高橋裕樹, 滑川 崇. 『手の動き特徴に基づいた不審動作検出』映像情報メディア学会技術報告 2015.3
- [5] 田藤雅基, 青木義満. 『映像監視ソリューションの実現にむけた人物動作解析技術*』精密工学会誌 Vol.79, No.11, 2013
- [6] Alexandre Alahi, Yannick Boursier, Laurent Jacques, and Pierre Vandergheynst, Sport players detection and tracking with a mixed network of planar and omnidirectional cameras, in Distributed Smart Cameras, 2009. ICDS-C 2009. Third ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras. IEEE, 2009, pp. 1–8.
- [7] Jungsoo Lee, Jiwon Lee, Sungwon Moon, Dowon Nam, Wonyoung Y, Basketball event recognition technique using Deterministic Finite Automata (DFA), in 2018 20th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT), 2018.
- [8] Martín Abadi, Paul Barham, Jianmin Chen, Zhifeng Chen, Andy Davis, Jeffrey Dean, Matthieu Devin, Sanjay Ghemawat, Geoffrey Irving, Michael Isard, Manjunath Kudlur, Josh Levenberg, Rajat Monga, Sherry Moore, Derek G. Murray, Benoit Steiner, Paul Tucker, Vijay Vasudevan, Pete Warden, M. System for Large Scale Machine Learning. Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI'16). November 2–4, 2016 • Savannah, GA, USA.
- [9] Zhe Cao, Tomas Simon, Shih-En Wei, Yaser Sheikh, Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields, in The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017, pp. 7291–7299.
- [10] Basketball Images, <https://www.sportingnews.com/>.
- [11] JBA Official Basketball Rules 2019, <http://www.japanbasketball>.