

YOLO を用いたサッカーボールの軌跡の取得に関する研究

山本雄平[†] 姜文淵[‡] 坂本一磨^{‡†} 鳴尾丈司^{‡†}

中村健二^{‡††} 田中成典^{‡‡‡} 肖智葳^{‡‡††} 松尾龍平^{‡‡††} 岩本達真^{‡‡††} 卜文昊^{‡‡‡}

関西大学環境都市工学部[†] 大阪産業大学工学部[‡] 公立小松大学生産システム科学部^{‡†}

関西大学先端科学技術推進機構^{‡‡} 大阪経済大学情報社会学部^{‡‡†} 関西大学総合情報学部^{‡‡‡}

関西大学大学院総合情報学研究科^{‡‡††}

1. はじめに

日本ではスポーツ庁が設立され、ICT を用いたスポーツの競技力向上に期待が高まっている。特に、スポーツ指導において、監督とコーチによる定性的な判断での指導が基本であったが、昨今は、試合データに基づく定量的な指導が求められている。例えば、サッカーでは、試合映像から選手を検出・追跡することで戦術分析に活かす研究[1]が行われている。しかし、選手の位置情報のみに着目した分析に留まっている。そのため、パスの成否や xG 期待値など、より高度な戦術分析を行うには、プレーと密接に関係があるボールの検出が必要である。また、画像処理技術を用いてボールを検出し、戦術分析に活かす研究[2]も見受けられるが、撮影時に手動にてボールを追跡した映像を用いているため、選手の動きを観測するためにフィールド全体が収まるように撮影した全域映像では適用することが難しい。従来の全域映像を対象としたボール検出手法では、映像をそのまま検出モデルに入力しているため特徴量が少ないボールの検出が困難である。そこで本研究では、深層学習と画像処理技術を用いて、単視点カメラで撮影し

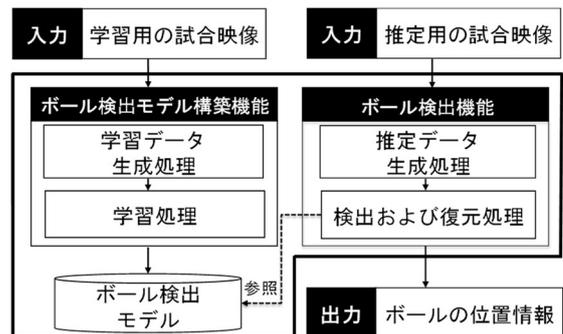


図1 本システムの概要

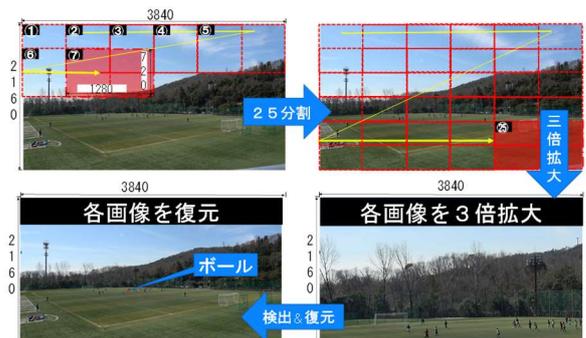


図2 ボール検出機能

た全域映像でのボールの検出技術を開発する。これにより、従来の全域映像を対象としたボール検出の課題を解決し、ボールの検出精度の向上を目指す。

2. 研究概要

本システム(図1)は、ボール検出モデル構築機能とボール検出機能で構成される。入力サッカーの試合映像とし、出力はボールの位置情報とする。

2.1 ボール検出モデル構築機能

本機能では、試合映像を入力としてボールの位置を検出するためのモデルを構築する。学習データ生成処理では、学習データから手動でボールをアノテーションし、その位置情報を学習データとする。学習処理では、生成した学習データを物体検出手法のYOLOv4[3]で学習し、ボール検出モデルを構築する。

Research for Obtaining Trajectory of Soccer Ball using YOLO

- [†] Yuhei Yamamoto
Faculty of Environmental and Urban Engineering,
Kansai University
- [‡] Wenyan Jiang
Faculty of Engineering, Osaka Sangyo University
- ^{‡†} Kuzuma Sakamoto
Faculty of Production Systems Engineering and Sciences,
Komatsu University
- ^{‡‡} Takeshi Naruo
Organization for Research and Development of
Innovative Science and Technology, Kansai University
- ^{‡‡†} Kenji Nakamura
Faculty of Information Technology and Social Sciences,
Osaka University of Economics
- ^{‡‡‡} Shigenori Tanaka and Wenhao Bu
Faculty of Informatics, Kansai University
- ^{‡‡††} Zhiwei Xiao, Ryohei Matsuo and Tatsuma Iwamoto
Graduate School of Informatics, Kansai University

表1 ボールの検出精度

	画像枚数	成功	誤検出	未検出	適合率	再現率	F 値
従来手法 (COCO モデル)	750	77	1,457	673	0.05	0.10	0.07
提案手法 A (分割と拡大なし)	750	564	321	186	0.64	0.75	0.69
提案手法 B (分割と拡大あり)	750	679	311	71	0.69	0.91	0.78

2. 2 ボール検出機能

本機能では、構築したボール検出モデルを参照し、サッカーの試合映像からボールの位置情報を検出する。推定データ生成処理では、図2に示すように、まず推定用の試合映像を1,280pixel×720pixelの画像25枚に分割する。次に、分割した各画像を3,840pixel×2,160pixelになるように3倍拡大し、推定用データとする。検出および復元処理では、図2に示すように、構築したボール検出モデルを参照し、推定データ内のボールを検出する。次に検出したボールを元画像へ復元し、ボールの位置情報を出力する。

3. 検証実験

3. 1 実験内容

本実験では、推定用の試合映像を用いて、従来手法のモデルと構築したボール検出モデルを参照し、ボールの位置情報を出力し、提案手法の有用性を確認する。従来手法はCOCOモデル[4]による全域映像からボールを検出する。提案手法Aは自作モデルによる全域映像からボールを検出する。提案手法Bは自作モデルによる分割拡大処理した画像からボールを検出する。また、最も精度が良かった提案手法を用いて、ボールの軌跡図を作成し、手動で作成した軌跡図との比較を行う。実験データは試合映像から抽出した連続の750フレームとする。検出精度は適合率、再現率とF値で評価する。

3. 2 結果と考察

結果(表1)を確認すると、従来手法では、F値が0.07であるのに対して、提案手法Aは0.69、提案手法Bは0.78となり、大幅に精度が向上した。その結果、提案手法Bの有用性を確認できた。しかし、提案手法Bにおいて未検出は71個存在した。詳細を確認すると、図3(1)に示すようにオクルージョンによりボールが検出できないことが原因と考えられる。解決手法として、多視点から撮影した映像にて隠れたボールを検出し、補完することが考えられる。

また、提案手法Bの誤検出は311個となり、提案手法Aに比べて10個減少したものの大きな減少は見られなかった。これは、図3(2)に示すように選手のスパイクや膝がボールの色・形や大きさと類似しているため誤検出したと考えられる。次に、図4を確認すると提案手法Bの軌跡図はいい軌跡を得られたが、誤検出で違うところにプ



図3 未検出と誤検出の例

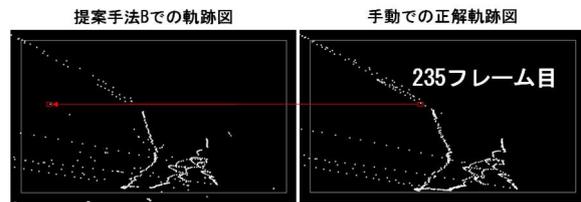


図4 軌跡の比較

ロットしたボールが存在する、例えば、図4に示すように235フレーム目はボールの位置が遠く離れたところにプロットした。これは、試合中のフィールド内にボールは一つしか存在しないため、前フレームのボールの位置情報を考慮することで誤検出が多い問題を解消し、高精度な軌跡が得られると考える。

4. おわりに

本研究では、YOLOv4を用いて、画像処理技術により、単視点カメラで撮影した全域映像からボールの検出を行った。その結果、従来手法よりも高精度にボールを検出できることがわかった。今後は多視点映像による、オクルージョンの考慮や、前フレームのボールの位置情報を考慮し、誤検出を除去することで、より高精度にボールの検出と追跡を目指す。

参考文献

[1] 中村達也, 中島克人: サッカー放送映像からの特定選手追跡の提案とその評価, 入手先 (https://www.ieice.org/publications/conference-FIT-DVDs/FIT2019/data/pdf/H-027.pdf) (参照 2023-1-9) .
 [2] Xu, J. and Tasaka, K. : Keep Your Eye on The Ball : Detection of Kicking Motions in Multi-view 4K Soccer Videos, *ITE Transactions on Media Technology and Applications*, Vol.8, No.2, pp.81-88 (2020) .
 [3] Bochkovski, A., Wang, Y. and Liao, M. : YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection, available from (https://arxiv.org/pdf/2004.10934v1.pdf) (accessed 2023-1-9).
 [4] COCO : COCO dataset, available from (https://cocodataset.org/#home) (accessed 2023-1-9).