

サッカーにおける選手識別に基づいた選手追跡に関する研究

姜文淵[†] 山本雄平[‡] 田中ちひろ[†] 坂本一磨^{†‡} 中村健二^{‡‡}田中成典^{‡‡‡} 鳴尾丈司[†] 肖智葳^{‡‡‡} 松尾龍平^{‡‡‡} 森泰斗^{†‡‡}関西大学先端科学技術推進機構[†] 関西大学環境都市工学部[‡] 公立小松大学生産システム科学部^{†‡}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

近年、各国では、スポーツ産業における ICT の利活用[1]が注目されている。特に、フィールドスポーツでは、GNSS (Global Navigation Satellite System) センサを用いて選手の移動軌跡を可視化し、戦術分析を行う研究[2]が行われている。しかし、GNSS センサは、試合中の装着が制限されることや、相手選手に装着することが困難などの課題がある。そのため、選手の位置や移動軌跡の取得に画像処理技術を用いる必要があり、その多くの研究[3]では、画像処理ライブラリの OpenCV[4]を用いて移動軌跡を取得する技術が実装されている。しかし、選手同士がオクルージョンする場合、選手の特徴の一部が消失するため、追跡対象を見失う課題がある。そこで、本研究では、サッカーを対象とし、オクルージョンによる選手 ID の入れ替わりに対して、各選手の特徴を学習した深層学習モデルにより、識別によるフレーム間での対応付けを行うことで解決する。これにより、オクルージョンに頑強な選手追跡手法を提案し、フィールドスポーツの実現場に適用可能な手法を目指す。

2. 研究の概要

本提案手法の概要を図 1 に示す。本システムは、選手検出機能、学習モデル構築機能、選手追跡機能で構成される。入力データは、サッカーの

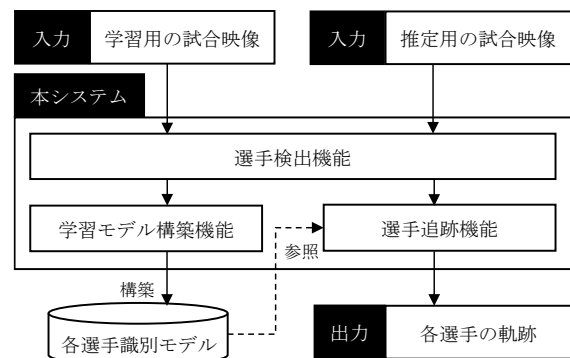


図 1 処理フロー

試合映像とし、出力データは、各選手の軌跡とする。

2.1 選手検出機能

本機能では、各選手の領域と位置の特定を目的として、選手の検出処理を行う。物体認識手法である YOLO[5]を用いて、映像内の全ての選手の識別から各選手の領域と位置を取得する。

2.2 学習モデル構築機能

本機能では、各選手の特徴を捉えるための深層学習モデルを構築する。まず、選手検出機能により取得した各選手の領域と位置から物体追跡手法である Deep SORT[6]を用いて、各選手に選手 ID を付与し、各選手の領域と位置をフレーム間で対応付ける。次に、オクルージョンによる選手 ID の入れ替わりを手動で補正し、学習データを生成する。そして、YOLO を用いて選手 ID をクラスとした各選手識別モデルを構築する。

2.3 選手追跡機能

本機能では、学習モデル構築機能で構築した各選手識別モデルを参照し、全選手の追跡を実行する。まず、選手検出機能から取得した各選手の領域に対して、選手識別モデルによるクラス付けを行う。次に、各フレームでクラスが一致する選手を同一選手とし、フレーム間で各選手を対応付ける。そして、各選手識別モデルによる選手クラスが変化しない選手を追跡成功とする。

Research for Tracking Players based on Identification in Soccer

[†] Wenyuan Jiang, Chihiro Tanaka and Takeshi Naruo
Organization for Research and Development of Innovative
Science and Technology, Kansai University

[‡] Yuhei Yamamoto
Faculty of Environmental and Urban Engineering,
Kansai University

^{†‡} Kazuma Sakamoto
Faculty of Production Systems Engineering and Sciences,
Komatsu University

^{‡‡} Kenji Nakamura
Faculty of Information Technology and Social Sciences,
Osaka University of Economics

^{‡‡‡} Shigenori Tanaka and Taisei Aoki
Faculty of Informatics, Kansai University

^{†‡‡} Zhiwei Xiao and Ryohei Matsuo
Graduate School of Informatics, Kansai University

3. 評価実験

3.1 実験内容

本実験では、Deep SORT[6]と YOLO[5]を用いた既存手法の追跡結果と比較し、提案手法の有用性を検証する。試合映像は、オクルージョンが多く含まれている3シーンを使用し、各シーン200フレームの映像とする。200フレームの中で各選手識別モデルによる選手クラスが変化しない選手を追跡成功と定義し、選手22人と審判1人の計23人の追跡結果を確認する。

3.2 結果と考察

実験結果を表1に示す。提案手法を適用した結果、全てのシーンにおいて追跡精度が向上した。選手追跡の成功例を図2に、失敗例を図3に示す。図2の選手追跡の成功例では、Deep SORTによる追跡が失敗したオクルージョン前後の箇所において、提案手法では、選手追跡が成功し追跡精度が向上した。これは、Deep SORTが前のフレームを比較しているのに対して、提案手法は、過去のフレームの選手の特徴量も考慮しているためであると考えられる。図3の選手追跡の失敗例では、同色のユニフォームを着ている選手同士のオクルージョン前後の箇所で選手追跡が失敗した。これは、外見的特徴がかなり類似している選手が存在するため、異なる選手を同一選手として誤認識したと考える。したがって、各選手のフレーム間で移動可能な距離を考慮し、クラス判定を行う必要がある。

4. おわりに

本研究では、各選手の特徴を学習した深層学習モデルで識別して追跡を行うことで、オクルージョンに頑強な選手追跡手法を提案した。また、実証実験を通じて提案手法の有用性を確認した。今後は、選手追跡機能のアルゴリズムを改善し、より高精度に選手追跡を目指す。

参考文献

- [1] 総務省：ICTを活用した国内外スポーツビジネスの動向（オンライン），入手先（https://www.soumu.go.jp/main_content/000482796.pdf）（参照 2022-1-6）。
- [2] 山本雄平，田中成典，中村健二，田中ちひろ，姜文淵，林勲：深層学習を用いたアメリカンフットボールにおけるパスプレーのマッチアップ分析に関する研究，日本知能情報ファジィ学会誌（日本知能情報ファジィ学会）Vol.32, No.1, pp.590-60（2020）。
- [3] OpenCV: Tracking API - OpenCV documentation (online), available from (https://docs.opencv.org/3.4/d9/df8/group_tracking.html) (accessed 2022-1-6).
- [4] OpenCV team: OpenCV 3.0 (online), available from (<http://opencv.org/opencv-3-0/>) (accessed 2022-1-6).
- [5] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A.: You Only Look Once: Unified Real-Time Object Detection, *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE*, Vol.29, No.2, pp.779-788 (2016).

表1 実験結果

シーン番号	追跡手法	成功率(%)
1	既存手法	73.9
	提案手法	87.0
2	既存手法	26.1
	提案手法	43.5
3	既存手法	69.6
	提案手法	73.9

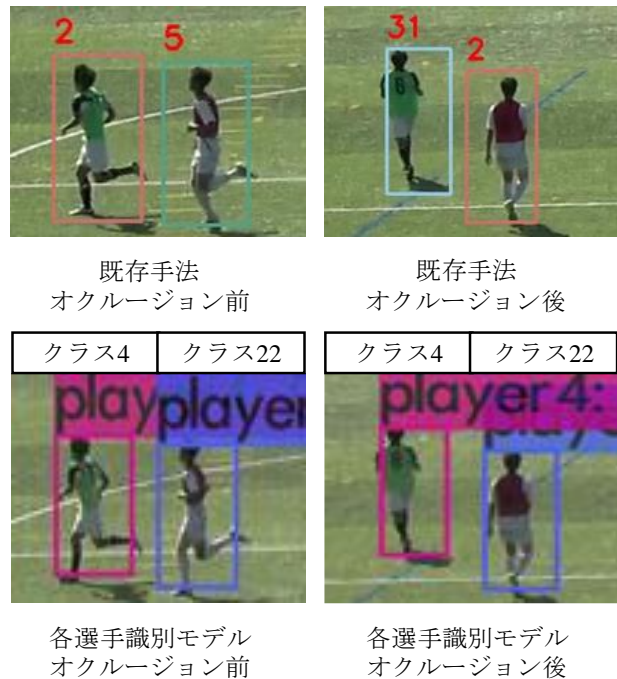


図2 選手追跡の成功例（シーン2）

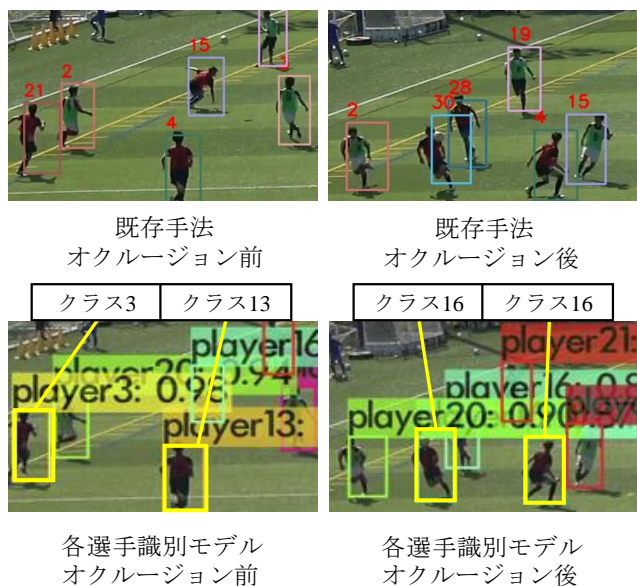


図3 選手追跡の失敗例（シーン1）

- [6] Wojke, N., Bewley, A. and Paulus, D.: Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric, *IEEE ICIP 2017, IEEE*, pp.3645-3649(2017).