

サッカーにおけるセットプレーの自動抽出に関する研究

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[†] 松尾龍平^{‡‡‡} 肖智葳^{‡‡‡} 青木大誠^{‡‡}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

我が国では、2019年にUNIVASが設立[1]され、大学スポーツの振興が推奨されている。大学スポーツでは、試合映像をプレー毎に分類し、監督やコーチが確認して、個人のパフォーマンスを評価している。しかし、その分類作業には多大な労力がかかる。そのため、既存研究[2]では、サッカーを対象に、YOLOv3[3]によりフィールド上の選手を検出する。そして、検出枠内の色情報に基づきチーム分類を行い、各チームの選手の位置関係からスローイン、コーナーキックとフリーキックといったセットプレーの種類を判定している。しかし、選手の誤検出や位置のずれ、チーム分類の誤判定により、プレーの種類の推定を誤る課題がみられた。そこで、本研究では、選手の誤検出と位置のずれの課題に対して、認識精度の向上が期待できるYOLOv4[4]を用いることで対応する。そして、チーム分類の誤判定を軽減するため、ユニフォームの色情報に着目してチーム分類することを試みる。これらにより、プレーの種別を正確に認識する手法を確立し、既存研究の高精度化を目指す。

2. 研究の概要

本システム(図1)は、プレー学習機能、選手検出機能、チーム分類機能とプレー推定機能で構成される。入力データは単視点で撮影したプ

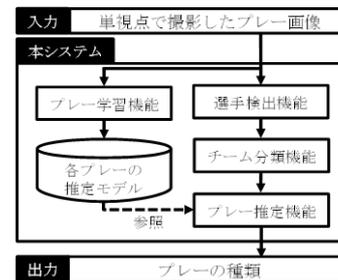


図1 提案手法の概要

レー画像、出力データはプレーの種類とする。

2.1 プレー学習機能

本機能では、深層学習にて既存研究[2]で対象としたプレー画像のデータからプレーの推定モデルを構築する。まず、手動で選手位置とチーム分類情報、プレー種別を付与し、射影変換により俯瞰画像を生成する。次に、俯瞰画像に回転処理を施し学習データを増幅する。最後に、TensorFlow[5]を使用し、CNN(Convolutional Neural Network)から得られる特徴量をベースとしたプレーの推定モデルを構築する。

2.2 選手検出機能

本機能では、プレー画像からYOLOv4を用いて、フィールド内の23人を検出し、検出枠下辺の中点を選手の位置座標として出力する。

2.3 チーム分類機能

本機能では、ユニフォームのRGB値を基にチームを分類する。具体的には、既存研究[2]で誤判定の原因となった選手の検出枠内の背景や、2チーム間で近似することがあるズボンの色情報を除去するため、処理対象を選手の検出枠内の上半分に限定し、チームを分類する。

2.4 プレー推定機能

本機能では、画像からプレーの種類を推定する。まず、全選手の位置座標を平面空間上に射影変換する。次に、射影変換した選手の位置座標にチーム情報を付与し、俯瞰画像にプロットする。最後に、各プレーの推定モデルを参照し、作成した俯瞰画像が該当するプレーを推定する。

Research for Automatic Extraction on Set Play 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

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

3. 実験概要

3.1 実験内容

本実験では、既存手法[2]の推定精度と比較し、提案手法の有用性を確認する。本実験で使用する画像は、7試合分の映像から、既存研究[2]で対象としているプレー画像を無作為に抽出する。学習データに使用する画像枚数は各プレー13,600枚、推定データに使用する画像枚数は各プレー12枚とする。

3.2 結果と考察

既存手法と提案手法の結果をそれぞれ表1、表2、チーム分類の可視化結果を図2、チーム分類の失敗例を図3に示す。表1、表2を確認すると、プレー全体のF値の平均は、既存手法0.54、提案手法0.94となり大幅に精度が向上した。これは、図2に示す通り、提案手法によって選手検出やチーム分類の精度が向上し、プレーの特徴を正確に捉えることができたためと考えられる。しかし、図3下に示す通り、正確にチーム分類ができず、プレーを誤推定する場面があった。これは、試合の途中、建物の影がフィールド全域に入り込んだことで、選手のRGB値が試合開始時から大きく変化したことが原因として考えられる。このように時間変化に伴う日照条件の影響により、チーム分類が失敗する問題を軽減するための一方策として、影が入り込んだ後の選手のRGB値を考慮したチーム分類の手法を実装する。この手法により本提案手法の更なる精度向上が期待できると考える。

4. おわりに

本研究では、サッカーにおけるプレーの特徴を正確に抽出する手法を提案し、既存研究の高精度化を実現した。後は、ボールの動きを取得することで、シュートやパスといった特徴算出が困難なプレーにも対応可能なシステムの開発を目指す。

参考文献

- [1] スポーツ庁：一般社団法人 大学スポーツ協会 (UNIVAS) 設立概要, スポーツ庁 (オンライン), 入手先 <https://www.mext.go.jp/sports/b_menu/sports/univas/index.htm> (参照 2022-1-7) .
- [2] 姜文淵, 山本雄平, 田中ちひろ, 坂本一磨, 田中成典, 中村健二, 松尾龍平, 肖智葳, 大嶋真依: サッカーにおけるプレーシーンの自動検出に関する研究, 第83回全国大会講演論文集, 情報処理学会, Vol.83, No.1, pp.79-80, (2020) .
- [3] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A.: You Only Look Once : Unified Real-Time Object Detection, *Proceeding of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.29, No.2, pp.779-788, (2016).
- [4] Bochkovskiy, A., Wang, Y. and Liao, M. : YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection, arXiv(online), <<https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>> (accessed 2022-1-7).
- [5] Google: TensorFlow(online), available from <<http://www.tensorflow.org/?hl=ja>> (accessed 2022-1-7).

表1 既存手法結果

プレー種類	対象件数	プレーの推定結果		適合率	再現率	F値
		正解	誤判定			
スローイン	12	6	3	0.67	0.50	0.57
コーナーキック	12	6	2	0.75	0.50	0.60
フリーキック	12	7	12	0.37	0.58	0.45
平均	-	-	-	0.60	0.52	0.54

表2 提案手法結果

プレー種類	対象件数	プレーの推定結果		適合率	再現率	F値
		正解	誤判定			
スローイン	12	12	2	0.86	1.00	0.92
コーナーキック	12	10	0	1.00	0.83	0.91
フリーキック	12	12	0	1.00	1.00	1.00
平均	-	-	-	0.95	0.94	0.94

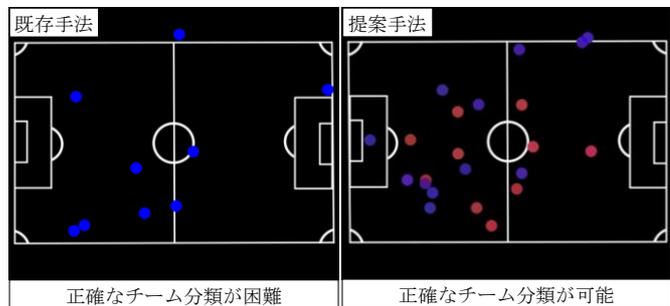


図2 チーム分類の可視化結果

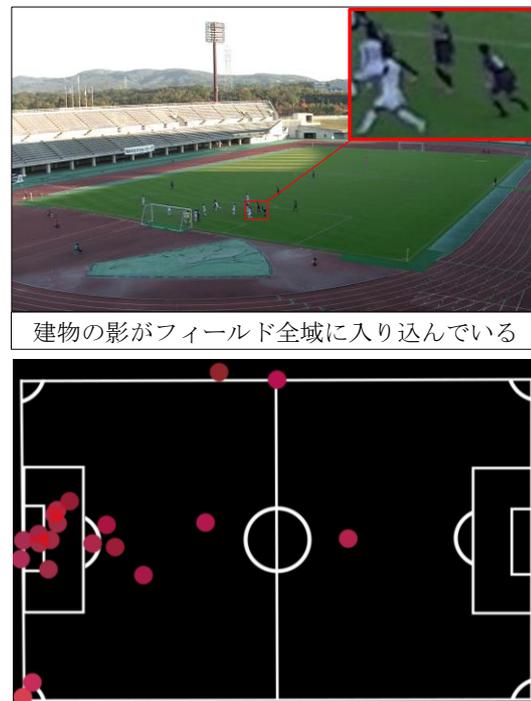


図3 チーム分類の失敗例