

# 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

姜文淵<sup>†</sup> 山本雄平<sup>‡</sup> 田中ちひろ<sup>†</sup> 坂本一磨<sup>‡†</sup> 田中成典<sup>‡‡</sup>

中村健二<sup>‡††</sup> 松尾龍平<sup>‡†</sup> 肖智葳<sup>‡†</sup> 大嶋真依<sup>‡‡</sup>

関西大学先端科学技術推進機構<sup>†</sup> 大阪工業大学情報科学部<sup>‡</sup> 関西大学大学院総合情報学研究科<sup>‡†</sup>  
 関西大学総合情報学部<sup>‡††</sup> 大阪経済大学情報社会学部<sup>‡‡†</sup>

## 1. はじめに

カレッジスポーツでは、ビデオカメラで試合や練習を撮影し、ミーティング時に指導者と共に映像を確認して選手のパフォーマンスを振り返ることが常である。その目的は、戦術分析や戦略立案に繋げるためである。そこで、映像全体をフォーメーションに則したプレーやセットプレーなどに細かく分類[1]できれば、素早くそのプレーの良し悪しを確認することや、同様のプレーを連続で参照することで改善点を効果的に見出せる。しかし、その分類作業は、専門知識を持った複数のアナリストがマニュアルで行っている。一方、AI (Artificial Intelligence) 技術を駆使することで、その作業を簡略化する研究[2][3]が見受けられる。これらは、撮影機器が高価で撮影条件にも制約が多く、プロフェッショナルな仕様の中で実現することを目的としており、カレッジスポーツを対象にしているものではない。そこで、本研究では、アマチュアにも簡単に利用できることを想定して、マネージャーが撮影した映像においても同様の分類作業が可能な技術について検討する。具体的には、サッカーに着目し、深層学習を用いて自動分類を実現するための基本的機能であるプレーシーンの自動検出について深く検討する。

## 2. 研究の概要

本提案手法の概要を図1に示す。本システムは画像データ生成処理、深層学習による学習処理とプレーの推定処理で構成される。

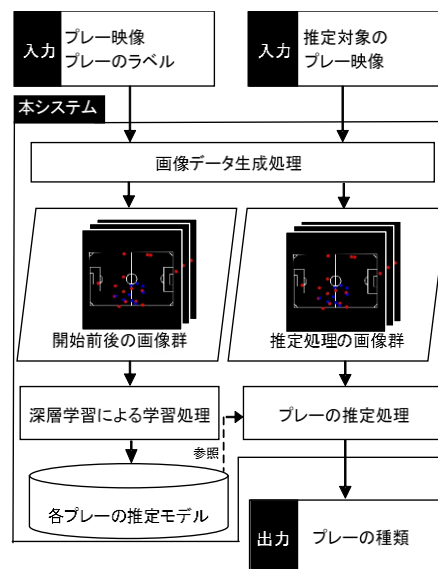


図1 提案手法の概要

### 2.1 画像データ生成処理

本処理では、プレー映像からチーム分けした選手の位置を俯瞰した画像データを作成する。まず、プレー映像から、YOLOv3[4]を用いて選手の位置座標を検出する。次に、その位置座標を射影変換して、選手位置を平面空間上に表示する。最後に、生成した俯瞰画像に回転や反転の処理を施し、学習データを増幅する。また、チーム情報は、YOLOv3から抽出した選手の囲み枠のRGB値を基に2値化し、2チームを区別する。

### 2.2 深層学習による学習処理

本処理では、画像データ生成処理で作成した俯瞰画像を入力として、各プレーの推定モデルを構築する。Google社が公開しているTensorFlow[5]を使用し、CNN (Convolutional Neural Network) から得られる特徴量をモデルとして学習する。また、各プレーのラベリングは手動で分類したものを入力とする。

### 2.3 プレーの推定処理

本処理では、構築した各プレーの推定モデルを参照し、推定対象のプレーの種類を推定する。

Research for Automatically Detecting Play Scenes in Soccer  
<sup>†</sup> Wenyuan Jiang and Chihiro Tanaka  
 Organization for Research and Development of Innovative Science and Technology, Kansai University  
<sup>‡</sup> Yuhei Yamamoto  
 Faculty of Information Science and Technology,  
 Osaka Institute of Technology  
<sup>‡†</sup> Kazuma Sakamoto, Ryohei Matsuo and Zhiwei Xiao  
 Graduate School of Informatics, Kansai University  
<sup>‡‡</sup> Shigenori Tanaka and Mai Oshima  
 Faculty of Informatics, Kansai University  
<sup>‡††</sup> Kenji Nakamura  
 Faculty of Information Technology and Social Sciences,  
 Osaka University of Economics

### 3. 実験概要

本実験では、サッカーの試合映像から抽出した選手の位置情報を平面空間上に表示した画像をプレーごとに作成し、プレーの推定精度を検証する。

#### 3. 1 実験内容

本実験で使用する画像は、7 試合分の映像から表 1 に示す 3 種類のプレー画像を用いて、学習画像と推定画像を選定する。また、各プレーの学習に使用する画像枚数を合わせるため、無作為に画像を抽出した。学習データの件数は各プレー3,840 件、推定データの件数を各プレー12 件とする。

#### 3. 2 結果と考察

実験結果を表 1 に示す。スローインとコーナーキックは 6 割程度の精度で推定できることがわかった。スローインは、選手のオクルージョンが少ないため、位置情報が正しく認識できたと考えられる。また、コーナーキックでは、ゴール前に選手が密集するプレーであることから、その位置関係が特徴的であったと考えられる。そして、フリーキックは、プレー開始位置がサッカーコート上で定まっておらず、各選手の位置関係が様々であるため、他のプレーと誤分類されたことから精度が低下したと考えられる。

正解と誤判定の一例を図 2 と図 3 に示す。2 チームの選手識別に成功した場合は、プレー種別を正しく見出せるが、失敗した場合は、色情報に左右されたことにより分類が難しいことが明らかになった。

#### 4. おわりに

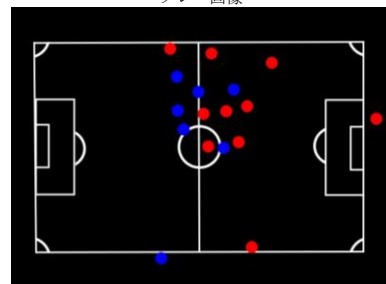
本研究では、サッカーの試合映像から深層学習を用いて、プレーシーンの自動検出を行った。今後は、2 チームの選手識別を完全に実現した上で、シュートやパスなどの特徴の捉えにくいプレーに対しても検討する。

#### 参考文献

- [1] 日本スポーツアナリスト協会 (JSAA) : 【SAJ2020 レポート】アナリストのキャリアプランを考える ～選手を成長させる指導とデータ活用～, <<http://jsaa.org/news/3293/>>, (入手 2020.12.02) .
- [2] 日本経済新聞 : 東芝の AI、ラグビーで鍛える 将来は製造現場へ展開, <<https://www.nikkei.com/article/DGX MZO13993360T10C17A3000000>>, (入手 2020.12.02) .
- [3] 河村俊哉, 福里司, 平井辰典, 森島繁生 : ラリーシーンに着目した映像自動要約によるラケットスポーツ動画鑑賞システム, 情報処理学会論文誌, 情報処理学会, Vol. 56, No.3, pp.1028-1038, 2015.
- [4] 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.

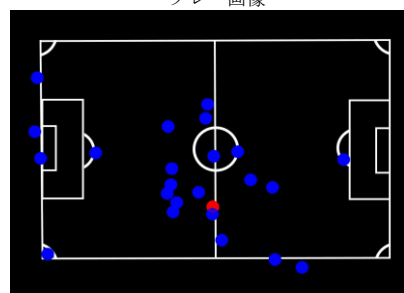
表 1 実験結果

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



平面空間上に選手の位置を表示した結果

図 2 正解例



平面空間上に選手の位置を表示した結果

図 3 誤判定例

- [5] Google : TensorFlow, <<http://www.tensorflow.org/?hl=ja>>, (入手 2020.11.12) .