

7ZA-01

深層学習を用いたマラソン選手の速度と ピッチ及びストライドの計測に関する研究

山本雄平[†] 鳴尾丈司[‡] 田中成典^{††} 岩本達真^{‡‡} 森 泰斗^{‡‡} 青木大誠^{‡‡} 久保田凌平^{††}
 関西大学環境都市工学部[†] 関西大学先端科学技術推進機構[‡]
 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、スポーツの新たな観戦体験や付加価値を創出するために、スポーツ×テクノロジーの活用[1]が推進されている。マラソンでは競技人口の増加により、放送各社において「競技の見える化」を巡る差別化競争が活発になっている。この背景の下、放送車両のカメラを用いて選手を撮影しながら解説することに加えて、選手の速度やピッチ、ストライドなどを表示する技術が求められている。これらは、観戦者だけでなく競技者の競技力向上へと繋がる情報でもある。現在、速度やピッチ、ストライドなどの選手のパフォーマンス情報は、GNSS や IMU などのセンサ機器で計測することが一般的である。しかし、公式のマラソン大会を対象とする場合、センサ機器の導入コストが課題となり、現状では安価な RFID タグを選手に装着し、任意の地点に受信機を設けることで選手の通過時間を計測している。そこで、本研究では放送映像を対象に深層学習を用いて選手を検出し、追跡した後に各選手の速度、ピッチ、ストライドを推定する技術を開発する。これにより、マラソン放送における新たな情報提供を実現し、競技力の向上とスポーツ放送の技術革命に貢献することを目指す。

2. 研究の概要

本提案手法(図1)での入力データは、TV 中継を想定した映像と GNSS より取得した車速とし、出力データを選手の速度、ピッチ、ストライドとする。まず、図1のデータ計測にて取得した映像から選手の情報を獲得するために物体検

出手法[2]と物体追跡手法[3]より選手の追跡データを生成する。そして、骨格推定技術[4]を用いて、選手の骨格から各パフォーマンス情報の算出を行う。速度算出では、選手の肩幅と距離推定式から選手の任意時間の移動距離と車速を用いて速度を算出する。距離推定式は、事前に作成した車と選手の距離と選手の肩幅の画素値による近似曲線から求める。ピッチ算出では、肘と足首の座標値の時系列データに高速フーリエ変換を行う。そこから得たスペクトルより、ピーク時の周波数を採用しピッチを算出する。ストライド算出では、速度をピッチの値で割ることで算出する。

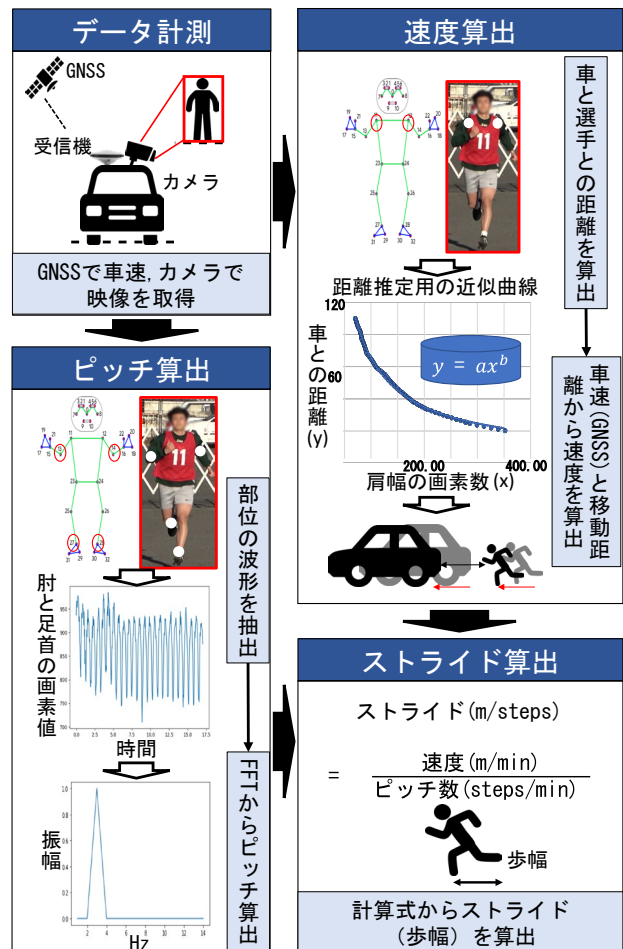


図1 提案手法の流れ

Research for Measuring Speed, Pitch and Stride on Marathon Runners Using Deep Learning

[†] Yuhei Yamamoto

Faculty of Environmental and Urban Engineering, Kansai University

[‡] Takeshi Naruo

Organization for Research and Development of Innovative Science and Technology, Kansai University

^{††} Shigenori Tanaka and Ryohei Kubota

Faculty of Informatics, Kansai University

^{‡‡} Tatsuma Iwamoto, Yasuto Mori, Taisei Aoki

Graduate School of Informatics, Kansai University

表1 実験結果

データ	選手	速度(km/h)			ピッチ(steps/min)			ストライド(m)		
		正解	推定	差分	正解	推定	差分	正解	推定	差分
1	A	15.14	15.66	0.52	179.00	181.00	2.00	1.41	1.53	0.12
	A	11.33	11.34	0.01	159.00	159.00	0.00	1.19	1.19	0.00
2	B	11.36	11.38	0.02	173.00	169.00	4.00	1.09	1.12	0.03
	C	11.38	11.48	0.10	178.00	172.00	6.00	1.07	1.11	0.04

3. 実証実験

本実験では、実際のマラソン大会を想定し撮影した動画像に対して提案手法を適用することで、その有用性を確認する。

3.1 実験内容

検証データは、関西大学千里山キャンパスで撮影した動画像とする。検証データ1, 2は30fpsで撮影した映像であり、それぞれ45秒間と66秒間の映像である。正解データは手動で作成した。GNSSから車速を取得し、LiDARから車と選手の距離を計測することで選手の速度を算出する。ピッチは、手作業でカウントし、ストライドは速度とピッチの正解データを用いて求める。これらの正解データと提案手法により取得した結果と比較し、提案手法の有用性を確認する。

3.2 結果と考察

提案手法の結果を表1, 図2に示す。表1より速度は、正解との差分が最大0.52km/hであった。これは図2の成功例に示す通り、高精度に骨格推定から肩幅を正確に取得できたためと考える。しかし図2の失敗例1に示す通り、骨格推定で他のランナーとオクルージョンが発生すると、距離推定の精度低下が見られた。この問題を解決する一方策として、カメラを複数台設置し画角の選択を行う手法によって精度向上が可能と考える。ピッチは、正解との差分が最大6.00steps/minであった。これは図2の成功例に示す通り、高精度に骨格推定から肘や足首を推定できたためと考える。しかし、図2の失敗例2, 3に示す通り、各部位の推定が正確でない場合は精度低下が見られた。この問題を解決する一方策として、正確な部位選定を行う手法によって精度向上が可能と考える。ストライドは、正解との差分が最大0.12mであった。これは速度とピッチの精度に依存するため、これら2つの精度を向上させることで実現場に適用可能な精度を算出できると考える。

4. おわりに

本研究では、マラソン中継の映像から選手の速度、ピッチ、ストライドを高精度に算出する手法を提案した。そして、実証実験により提案手法の有用性を確認した。今後は、実際のマラ



○:未検出箇所

図2 骨格推定の例(検証データ2)

ソン中継映像を対象とした実用可能性を確認するとともに、更なる精度向上やリアルタイム性を追求する。

参考文献

- [1] スポーツ庁：令和5年度スポーツ産業の成長促進事業「スポーツ×テクノロジー活用推進事業」の公募について2, スポーツ庁(オンライン), 入手先<https://www.mext.go.jp/sports/b_menu/boshu/detail/jsa_00215.html>(参照2024-01-11)。
- [2] Wang, C., Bochkovskiy, A. and Liao, H. M.: YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors, arXiv(online), available from <<https://arxiv.org/pdf/2207.02696.pdf>>(accessed 2024-01-11).1
- [3] Zhang, Y., Sun, P., Jiang, Y., Yu, D., Weng, F., Yuan, Z., Luo, P., Liu, W. and Wang, X.: ByteTrack: Multi-Object Tracking by Associating Every Detection Box, arXiv(online), available from <<https://arxiv.org/pdf/2110.06864.pdf>>(accessed 2024-01-11).
- [4] Google: MediaPipe, available from <<https://developers.google.com/mediapipe>>(accessed 2024-01-11).