

深層学習を用いた建設機械の識別に関する研究

井上晴可[†] 梅原喜政[‡] 今井龍一^{††} 神谷大介^{‡‡} 田中成典^{‡‡‡} 中畑光貴^{‡‡‡} 藤田悠歌^{‡‡‡}
 大阪経済大学情報社会学部[†] 関西大学先端科学技術推進機構[‡] 法政大学デザイン工学部^{††}
 琉球大学工学部^{‡‡} 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、少子高齢化による生産年齢人口の減少[1]に伴い、建設現場における作業効率化や労働生産性の向上が求められている。国土交通省では、その対策として「ICTの全面的な活用」の施策[2]を建設現場に導入することで、建設生産システム全体の生産性向上や建設機械（以下、建機）の安全管理が注目されている。ICTを用いた安全管理の取組として、動画像から建機の危険事象を抽出する技術[3]があるが、現場では多種多様な建機が複数稼働しているため、どの建機に対する危険事象かを特定することができない。既存研究[4]では、複数カメラの動画像から深層学習を用いて作業員のヘルメットに貼付した模様を識別することで、人物を識別する手法を提案している。そこで、本研究では、既存研究の発展として建設現場において複数視点で撮影した動画像に深層学習を適用し、建機に貼付した模様に基づいて個々の建機を識別する手法を提案する。

2. 研究の概要

本システム（図1）は、建機認識機能、模様識別機能、追跡による補正機能により構成される。入力データは建設現場を撮影した動画像、出力データは建機の識別結果とする。

2.1 建機認識機能

本機能では、物体認識手法であるYOLO[5]を用いて、建機を撮影した動画像から建機領域を

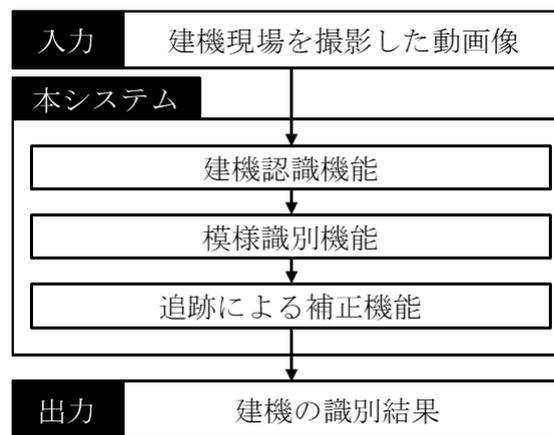


図1 研究概要の処理フロー



図2 矩形領域

取得する。

2.2 模様識別機能

本機能では、建機認識機能で取得した建機領域から矩形領域（図2）を取得する。そして、取得した矩形領域に対して、既存研究[4]にて使用した画像分類手法であるVGG16[6]を用いて模様の識別をする。

2.3 追跡による補正機能

本機能では、物体追跡手法であるDeep SORT[7]を用いて建機を追跡し、模様の識別結果を多数決することで識別結果を補正する。まず、Deep SORTにより建機を追跡する。そして、建機追跡間のフレームにおいて、模様識別機能で識別した矩形のうち最もサイズが大きい矩形の模様識別結果を多数決することで模様を一意に決定する。これにより、追跡したフレーム間で複数の模様識別結果を推定した場合や貼付矩形ではない部分を矩形と誤認識した場合における模様識別結果を補正する。

Research for Identification of Construction Machinery Using Deep Learning

[†] Haruka Inoue
 Faculty of Information Technology and Social Sciences,
 Osaka University of Economics

[‡] Yoshimasa Umehara
 Organization for Research and Development of Innovative
 Science and Technology, Kansai University

^{††} Ryuichi Imai
 Faculty of Engineering and Design, Hosei University

^{‡‡} Daisuke Kamiya
 Faculty of Engineering, University of the Ryukyus

^{‡‡‡} Shigenori Tanaka and Yuka Fujita
 Faculty of Informatics, Kansai University

^{‡‡‡} Koki Nakahata
 Graduate School of Informatics, Kansai University

3. 実証実験

本実験では、撮影した動画像に対して提案手法を適用し、識別精度をF値により評価することで、提案手法の有用性を確認する。

3.1 実験内容

本実験では、乗用車を建機に見立てることで、実現場を再現する。関西大学高槻キャンパスの3地点(図3)において、SONY社のカメラ(FDR-AX45)を高さ5.0mに設置し、カメラの前を移動する乗用車を撮影した動画像を評価する。貼付する模様は、???, J1K, LLL, NNNと△△△の5パターンとし、天井にサイズ大を1枚、左右面にサイズ大・中・小を各1枚、前後面にサイズ中を各1枚、計9枚貼付する。矩形領域の学習データは4,879枚とし、地点ごとの5模様の評価データ数は地点1が2,716枚、地点2が1,112枚、地点3が870枚である。

3.2 結果と考察

各模様の識別結果を表1に示す。網掛け部に示すとおり、地点2の前面は0.897、地点3の大小は0.826、0.835、1.000とカメラに対して矩形が正対する場合は高精度に識別できた。一方、地点2の大小は0.144、0.160、0.129と正対しない場合は識別精度が低い傾向が見られた。このことから矩形の向きによって識別精度が変化し、正対する場合はF値が向上することが確認できた。

次に、乗用車の追跡による補正前後の識別結果を表2に示す。網掛け部に示すとおり、提案手法により、F値が0.712から1.000で乗用車を識別できることがわかった。また、補正前後の結果を比較すると、追跡による補正処理を適用することで、3地点すべてにおいて精度が向上し乗用車を的確に識別できることが確認できた。しかし、地点1のJ1Kでは???)と誤識別するパターンが半数を占め、多数決するときには僅差で???)と誤判定し、補正後に精度が低下した。このことから様々な方向から撮影した画像を学習することで、対応できると考えられる。

4. おわりに

本研究では、複数カメラを用いた建機識別手法を提案し、実証実験を通じて提案手法の有用性を確認した。今後は、実現場においても適用することで、提案手法の実用性を確認する。

参考文献

[1] 総務省統計局：労働力調査，総務省統計局（オンライン），入手先〈<https://www.stat.go.jp/data/roudou/sokuhou/tsuki/index.html>〉（参照 2022-1-7）．
 [2] 国土交通省：建設施工・建設機械，国土交通省（オンライン），入手先〈https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/constplan/sosei_constplan_tk_000031.html〉（参照 2022-1-7）．

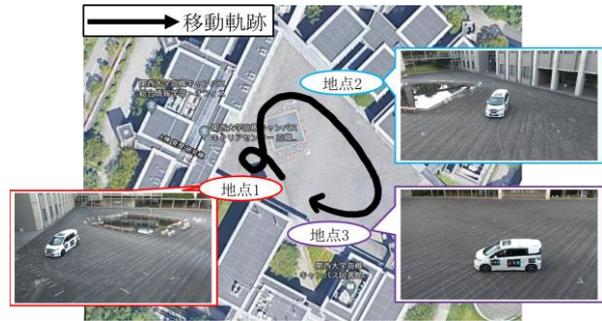


図3 実験環境

表1 各模様の識別精度のF値

地点	模様	???	J1K	LLL	NNN	△△△	全体
1	天井	0.380	0.076	0.011	0.320	0.284	0.214
	側面大	0.315	0.237	0.545	0.366	0.401	0.373
	側面中	0.381	0.427	0.532	0.317	0.580	0.447
	側面小	0.483	0.456	0.588	0.516	0.477	0.504
	前面	0.267	0.393	0.626	0.159	0.231	0.335
	後面	0.733	0.550	0.618	0.613	0.543	0.611
2	天井	0.325	0.096	0.118	0.239	0.480	0.252
	側面大	0.000	0.286	0.000	0.000	0.432	0.144
	側面中	0.000	0.022	0.139	0.071	0.568	0.160
	側面小	0.051	0.371	0.000	0.034	0.188	0.129
前面	0.881	0.929	0.815	0.905	0.955	0.897	
3	天井	0.000	0.000	0.000	0.034	0.343	0.075
	側面大	0.621	0.942	0.839	0.991	0.736	0.826
	側面中	0.761	0.916	0.818	0.905	0.777	0.835
側面小	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	

表2 乗用車の識別精度のF値

地点	補正	???	J1K	LLL	NNN	△△△	全体
1	前	0.523	0.485	0.635	0.575	0.459	0.536
	後	0.681	0.246	0.874	0.888	0.872	0.712
2	前	0.837	0.664	0.862	0.669	0.695	0.745
	後	0.993	0.947	0.992	0.963	0.958	0.971
3	前	0.621	0.942	0.839	0.991	0.736	0.826
	後	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

[3] 沖電気工業社：Motion Alert，沖電気工業社（オンライン），入手先〈https://www.oki.com/jp/infra_monitoring/motionalert/〉（参照 2022-1-7）．
 [4] 今井龍一，神谷大介，井上晴可，田中成典，藤井琢哉，三村健太郎，伊藤誠：深層学習を用いた模様付きヘルメットを装着した人物識別に関する研究，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.77，No.2，pp. I_58-I_66（2021）．
 [5] Bochkovskiy, A., Wang, Y. and Liao, M.: YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection, arXiv (online), available from 〈<https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>〉 (accessed 2022-1-7).
 [6] Simonyan, K. and Zisserman, A.: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv (online), available from 〈<https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>〉 (accessed 2022-1-7).
 [7] Wojke, N., Bewley, A. and Paulus, D.: Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric, Proc. IEE E ICIP, ICIP, pp.3645-3649 (2017).