

(26) 建設現場におけるオクルージョン前後の 動体の同定に関する基礎的研究

肖 智蔵¹・姜 文淵²・山本 雄平³・中村 健二⁴・
田中 ちひろ⁵・田中 成典⁶・鳴尾 丈司⁷

¹学生会員 関西大学大学院 総合情報学研究科 (〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1)
E-mail: k533508@kansai-u.ac.jp

²正会員 関西大学特別任命准教授 先端科学技術推進機構 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-35)
E-mail: b.kyo@kansai-u.ac.jp

³正会員 関西大学助教 環境都市工学部 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-35)
E-mail: y_yamamo@kansai-u.ac.jp

⁴正会員 大阪経済大学教授 情報社会学部 (〒533-8533 大阪府大阪市東淀川区大隅 2-2-8)
E-mail: k-nakamu@osaka-ue.ac.jp

⁵非会員 関西大学特別任命助教 先端科学技術推進機構 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-35)
E-mail: c_tanaka@kansai-u.ac.jp

⁶正会員 関西大学教授 総合情報学部 (〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1)
E-mail: tanaka@res.kutc.kansai-u.ac.jp

⁷非会員 関西大学特別任命教授 先端科学技術推進機構 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-35)
E-mail: tnaruo@kansai-u.ac.jp

我が国では、建設現場の生産性の向上を目指すi-Constructionを推進し、革新的な技術を求めている。これを実現するには、AIやIoTなどの技術を用いて、作業員や建設機器を追跡し、動線を取得する必要がある。この背景の下、多くの研究は、建設現場の作業員や建設機器を追跡可能な技術を開発している。しかし、これらの技術は、建設現場に適用した結果、長時間にオクルージョンが発生する区間において、追跡が困難な場合が見られた。そこで、本研究では、オクルージョン前後において作業員や建機の画像上の特徴を用いた同定手法を提案する。これにより、長時間にオクルージョンが発生しても、継続的に追跡可能な技術の開発に寄与する。実験では、提案手法を実際の工事現場の映像を適用した結果、作業員や建機の同定ができ、手法が有用であることがわかった。

Key Words: construction site, people identification, brisk feature, matching, occlusion

1. はじめに

我が国では、統合イノベーション戦略¹⁾の作成に伴い、建設現場の生産性の向上を目指すi-Constructionを推進している。この政策を受け、国土交通省では、「建設現場の生産性を飛躍的に向上するための革新的技術の導入・活用に関するプロジェクト」²⁾を開始し、AIやIoTなどの先端技術の活用を呼びかけている。その中で、具体的な技術の実現方針として、作業員や建設機械（以下、建機）、車両などの位置と動きの分析による作業支援技術や、新型コロナウイルス等の感染リスク軽減のための対

面による接触の検知技術などが挙げられている。これらの技術の実現には、映像から作業員や各種建機車両を追跡し、時系列で状態を管理する必要がある。

こうした背景の下、人物や建機を追跡する既研究³⁾がなされている。既研究³⁾では、漁港や港湾の労働時間のAI管理を実現するため、DeepSort⁴⁾を利用し、漁港や港湾の人物と車両を追跡している。この手法では、フレーム毎に人物を検出し、カルマンフィルタと線形モデルを用いて、人物移動ベクトルを予測することで、追跡を実現している。そして、予測を用いることで、人物が数秒オクルージョンしても、正確に追跡可能である。しかし、

建設現場においては、作業員や建機が10数秒から1分間に亘り長時間オクルージョンするシーンが多く見られる。そのため、予測の正確性が低下し、作業員や建機を追跡できない課題がある。

また、既存研究⁷⁾では、作業員のヘルメットやベストに番号を付加し、深層学習で番号を識別して同定することで、高精度に追跡と動線の取得を実現している。しかし、撮影角度や作業員の向きなどにより、映像上の番号を識別できない場合や、オクルージョンが発生した場合、作業員を正確に追跡できない課題が見られる。

これらの課題は、いずれもオクルージョンが原因であり、オクルージョン中の情報に依存しない追跡手法を実現できれば、課題を解消できると考えられる。そこで、本研究では、作業員や建機のオクルージョン前後のフレーム画像から特徴を抽出し、同定するシステムを提案する。これにより、作業員や建機が長時間オクルージョンした場合でも高精度に追跡可能な技術の実現を目指す。

2. 研究概要

(1) 研究目的

本研究では、建設現場の作業員や建機を対象として、オクルージョン前後の同定システムを提案する。作業員や建機の映像上の色や形状などの特徴のマッチングを用いて同定することで、オクルージョン区間内の情報に依存しない追跡手法を実現できると考えられる。

(2) 手法の課題と対策

提案手法を実現するには、次項に示す2つの手法の考案が必要であると考えられる。本研究では、それぞれの手法を考案し、それらを組み込んだオクルージョン前後の動体の同定手法を提案する。

a) 同定結果の定量化手法の考案

オクルージョン前後の対象を同定する際に、対象が多数存在すると、オクルージョン後の対象がオクルージョン前のどの対象かを判定するのが困難であるため、同定結果の近似度合を定量化し、その数値による比較手法が必要である。そこで、本研究では、マッチングした特徴点間のハミング距離の平均を利用して定量的な評価値を算出することで実現する。

b) 同定結果の最適化手法の考案

特徴点をマッチングする際に、画像のノイズにより、同定結果の評価値に誤差が生じる。そのため、同定対象が多くなると、評価値が最大の同定結果は、正解ではない可能性がある。そこで、本研究では、ハンガリアン法を用いて、全対象の同定結果の評価値を総合的に考慮し、最適な結果を選出することで解決する。

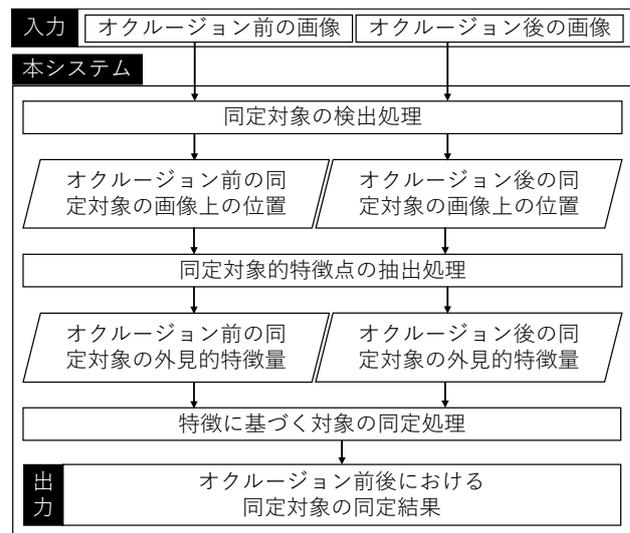


図-1 処理フロー

3. 提案システム

提案システムの処理フローを図-1に示す。提案システムは、同定対象の検出処理、同定対象的特徴点の抽出処理と特徴に基づく対象の同定処理により構成される。オクルージョン前後の画像を入力とし、オクルージョン前後における対象の同定結果を出力する。各処理の詳細を次に示す。

(1) 同定対象の検出処理

本処理では、深層学習を用いてオクルージョン前後の画像から作業員と建機を検出し、同定対象とする。本処理では、物体検出における代表的な手法YOLOv4⁹⁾を用いる。YOLOv4は、畳み込みニューラルネットワーク（CNN：Convolutional Neural Network）により構成され、多数の種類のオブジェクトを高精度に検出可能で、多くの研究や商品に使用されている。

(2) 同定対象的特徴点の抽出処理

本処理では、対象を同定するための画像上のBRISK（Binary Robust Invariant Scalable Keypoints）⁷⁾特徴点を抽出する。BRISKは、コーナー検出手法により画像上のあり得る特徴点を抽出し、それにおいて周囲の明暗関係の特徴としてバイナリコードで記述する手法で、高速に特徴のマッチングが可能である。また、本処理では、対象と無関係の背景の特徴を除去するため、背景差分法を用いて背景のマスクを生成し、抽出した特徴点がマスク上にある場合は除去する。

(3) 特徴に基づく対象の同定処理

本処理では、オクルージョン前後の対象のBRISK特徴量により同定を行い、最適な結果を取得する。まず、オ

表-1 オクルージョンのシーンの詳細

シーン	フレーム数	オクルージョン前同定対象の数	オクルージョン後同定対象の数
1	359	5	6
2	410	5	6
3	690	5	5
4	250	4	5
5	726	4	6
6	244	6	6
7	776	5	8
8	274	8	5
9	360	7	6
10	442	5	6

表-2 実験結果

シーン	対象	適合率	再現率	F値	
				対象別	シーン別
1	作業員	1.00	1.00	1.00	1.00
	建機	1.00	1.00	1.00	
2	作業員	1.00	1.00	1.00	1.00
	建機	1.00	1.00	1.00	
3	作業員	0.67	1.00	0.80	0.57
	建機	0.00	0.00	0.00	
4	作業員	1.00	1.00	1.00	1.00
	建機	1.00	1.00	1.00	
5	作業員	0.33	1.00	0.50	0.67
	建機	1.00	1.00	1.00	
6	作業員	1.00	1.00	1.00	0.80
	建機	0.00	0.00	0.00	
7	作業員	0.00	0.00	0.00	0.25
	建機	1.00	1.00	1.00	
8	作業員	0.50	1.00	0.67	0.67
	建機	0.50	1.00	0.67	
9	作業員	0.60	1.00	0.75	0.67
	建機	0.00	0.00	0.00	
10	作業員	1.00	1.00	1.00	1.00
	建機	1.00	1.00	1.00	
全シーン	-	0.69	0.89	-	0.78

クルージョン前の複数の対象と、オクルージョン後の複数対象との全ての組み合わせパターンを生成する。次に、各パターンにおいて、BRISK特徴点のマッチングを行い、マッチングされた特徴点のハミング距離の平均値を算出し、評価値とする。この評価値は小さいほど、同定の結果が正解である可能性が高い。最後に、ハンガリアン法を用いて、評価値が最小である組み合わせのパターンを取得し、同定結果として出力する。

4. 実証実験

(1) 実験概要

本実験では、提案手法の有用性を検証するため、実際



図-2 シーン10の同定結果

の建設現場の映像から作業員や建機がオクルージョンする10シーンを手動で切り出し、提案手法を適用する。次に、作業員や建機の同定結果を目視で確認し、その精度を適合率、再現率、F値で評価する。

(2) 実験データ

本実験では、実際の道路舗装の工事現場における約6分48秒の映像を用いる。映像は、30FPS、Full-HDの解像度で取得したものとする。映像から切り出した10シーンの詳細なフレーム数と、オクルージョン前後の同定対象である作業員と建機の数を表-1に示す。表-1の各シーンは、作業員が建機と完全にオクルージョンしている時間が8秒以上あるものとした。

(3) 結果と考察

実験結果を表-2に示す。表-2の全シーンを確認すると、適合率0.69、再現率0.89、F値0.78の同定精度を確認できた。最も高精度のシーン1, 2, 4, 10では、適合率、再現率とF値が1.00となり、全ての同定結果が目視結果と一致した。

結果を詳細に分析すると、シーン10の同定結果(図-2)から、作業員の姿勢が大きく変化しない場合、長時間にオクルージョンしても同定が可能であることがわかった。これにより、提案手法を用いることで、高精度にオクルージョン前後の作業員や建機を同定でき、提案手法が有用であることが分かった。

一方、シーン6では、作業員全員の同定に成功したものの、建機の同定に失敗していることが分かった。これは、建機が長時間移動していないため、背景差分によりマスクを正確に生成できず、特徴点を抽出できないためである。これに対して、深層学習を用いたマスク画像の生成技術などの導入を検討する必要があると考えられる。

表-3 同定失敗の原因と対応策

番号	同定失敗の原因	対応策
1	同定対象の作業員が画面外に移動したこと	同定結果の評価値が一定の閾値以上超えた場合にその結果を誤りとして採用しない
2	同定対象の作業員がオクルージョンしているため、深層学習により検出できないこと	
3	同定対象である作業員はオクルージョンにより、他の作業員の特徴を誤って取得したこと	特徴点をマッチングする時、対象の互いに重畳する部分の特徴を除去
4	建機が移動しない場合、特徴点を抽出できないこと	深層学習により検出した対象のマスクを生成可能な技術を導入
5	作業員のオクルージョン前後の姿勢と向きの変化が大きいこと	姿勢が大きく変わる時、服装の色を重視する手法を利用
6	建機の誤りの検出	建設現場の建機の学習データを追加

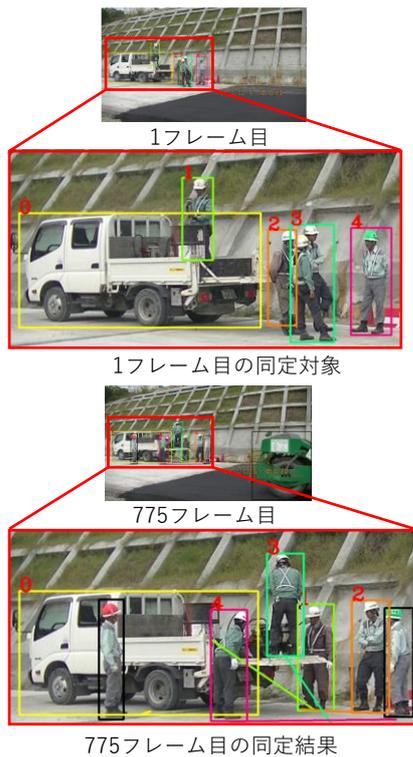


図-3 シーン7の同定結果

また、シーン3, 5, 7, 8, 9では、同定の適合率が低下している。それぞれのシーンを詳細に確認した結果、表-3に示す6つの原因により同定が失敗していることが分かった。特に、最も精度が低下するシーン7の同定結果(図-3)では、原因番号2, 3, 5が多く発生していることが分かった。今後、表-3に示す原因の発生頻度が高い事項から、それぞれの対応策を実施することで、同定精度の向上が可能と考えられる。

5. おわりに

本研究では、オクルージョンが発生しても作業員と建機を継続的に追跡できる技術の開発を目的として、オクルージョン前後において外見的特徴を用いて作業員と建

機を同定する手法を検討した。実証実験から、提案手法を用いることで、オクルージョン前後における作業員と建機を同定でき、有用性を確認するとともに、同定失敗の原因(表-3)を明らかにした。今後は、各原因に応じた対応策を実施することで、提案手法のオクルージョン前後における作業員と建機の同定精度の向上を目指す。

謝辞：本研究の遂行にあたり、動画はNIPPO社より提供を賜った。ここに記して感謝の意を表する。

参考文献

- 1) 内閣府：統合イノベーション戦略 2019, <https://www8.cao.go.jp/cstp/togo2019_honbun.pdf>, (入手 2021.6.10) .
- 2) 国土交通省：建設現場の生産性を向上する革新的技術を募集します, <<https://www.mlit.go.jp/report/press/content/001352416.pdf>>, (入手 2021.6.10) .
- 3) 牛木賢司, 山脇正嗣, 酒井雄弘, 亀田知沙, 黒部笙太, 石山祐司, 菅原吉浩, 中泉昌光：AI 画像認識を用いた漁港における人や車両の計測に関する一考察, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol.76, No.2, pp.1_732-1_737, 2020.
- 4) Wojke, N., Bewley, A. and Paulus, D. : Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric, <<https://arxiv.org/pdf/1703.07402.pdf>>, (入手 2021.6.10) .
- 5) 今井龍一, 神谷大介, 井上晴可, 田中成典, 坂本一磨, 藤井琢哉, 菊地英一, 伊藤誠：深層学習を用いた建設現場における人物識別に関する研究, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol.47, No.1, pp.183-188, 2016.
- 6) Bochkovskiy, A., Wang, C. and Liao, H. : YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection, <<https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>>, (入手 2021.6.10) .
- 7) Leutenegger, S., Chli, M. and Siegwart, R. : BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints, *International Conference on Computer Vision*, pp.2548-2555, 2011.