

## (22) 建設現場における人物識別手法の高精度化に向けたヘルメットの模様抽出に関する比較研究

井上 晴可<sup>1</sup>・梅原 喜政<sup>2</sup>・今井 龍一<sup>3</sup>・神谷 大介<sup>4</sup>・  
田中 成典<sup>5</sup>・中畑 光貴<sup>6</sup>・島野 寛己<sup>7</sup>

<sup>1</sup>正会員 大阪経済大学准教授 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: h.inoue@osaka-ue.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 摂南大学講師 経営学部 (〒572-8508 大阪府寝屋川市池田中町17-8)

E-mail: yoshimasa.umehara@setsunan.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 法政大学教授 デザイン工学部 (〒162-0843 東京都新宿区市谷田町2-33)

E-mail: ryuichi.imai.73@hosei.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 琉球大学准教授 工学部 (〒903-0213 沖縄県中頭郡西原町千原1)

E-mail: d-kamiya@tec.u-ryukyu.ac.jp

<sup>5</sup>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

<sup>6</sup>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: k964962@kansai-u.ac.jp

<sup>7</sup>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: k271547@kansai-u.ac.jp

近年, Society 5.0 の提唱を契機として, 様々な分野で IoT や AI などの先端技術が導入されている. 建設現場に着目すると, 生産性および安全性の向上に大きく貢献することが期待されており, 現場での事故の低減に向けて作業員の位置や状態を管理する技術の開発に関心が高まっている. そこで, 著者らは, ヘルメットに模様を貼り付け, 深層学習を用いて動画像内の人物を識別する手法を提案してきた. しかし, 既存研究では, 天候や陽光の違いに影響を受けると, 人物識別に必要な模様付きの矩形において, 矩形の一部や矩形以外を検出するなどの課題が生じた. そこで, 本研究では, 深層学習を用いて矩形の領域を検出する手法を考案し, 人物識別手法の高度化を図る. そして, 実証実験では, 既存手法に比べて提案手法の精度が向上して有用であるという知見を得た.

**Key Words:** construction site, safety management, deep learning, human identification, instance segmentation

### 1. はじめに

我が国では, 内閣府による第 5 期科学技術基本計画で提言された Society 5.0 を契機として, 様々な領域, 分野および現場で科学技術を導入することが推進されている. 建設現場の安全管理に着目すると, 建設業は他の業種に比べて死亡者数が多く社会問題<sup>1)</sup>となっている. そのため, 建設現場では, 作業員と建設機械との接触事故や高所からの墜落事故などを防止する目的で ICT の導入が進められている. 既存サービスでは, エッジデバイスによる作業員の体調管理<sup>2)</sup>やレーザを用いて危険領域へ侵入する人物に警告する技術<sup>3)</sup>が開発されている. しかし, エッジデバイスを活用した技術は, 各作業員に対して機器を一台ずつ導入する必要があるため, 導入費用が高い.

また, レーザを用いた技術は, 事前に設定したエリアへの作業員の侵入を検知できるが, 現場の状況に応じて危険エリアを自動で変更できない. 加えて, 作業員を識別しておらず, 警告の対象者を管理することが難しい. そのため, 昨今では, 廉価かつ汎用性の高いビデオカメラを活用し, 動画像から人物を識別する技術<sup>4)</sup>が注目されている. 既存研究<sup>5)6)</sup>では, 顔や容姿に基づいて人物を識別する手法が提案されているが, 建設現場では作業員の姿勢や向きが流動的に変化し, 作業員は類似の服装が多いため, これらの技術を導入することが難しい. そこで, 著者らは, これらの技術動向を踏まえて, カメラを用いた建設現場における人物の識別手法<sup>7)</sup>を考案した. 既存研究<sup>7)</sup>では, 時系列情報やヘルメットの追跡情報により人物の識別結果を補正することで, 大幅な精度向上

を実現した。しかし、様々な環境下である実現場においてこれらの補正技術が有効になるには、補正前の識別精度の向上が必須である。既存研究<sup>7)</sup>では、色情報を基にヘルメット内の矩形および模様を検出しているため、天候や陽光の違いに影響を受けると、矩形の検出精度が低くなる課題がある。

そこで、本研究の目的は、既存研究<sup>7)</sup>の識別精度の向上に向け、様々な環境においてロバストな手法である深層学習を用いて矩形を検出する手法の考案とし、上述した課題を解消する。

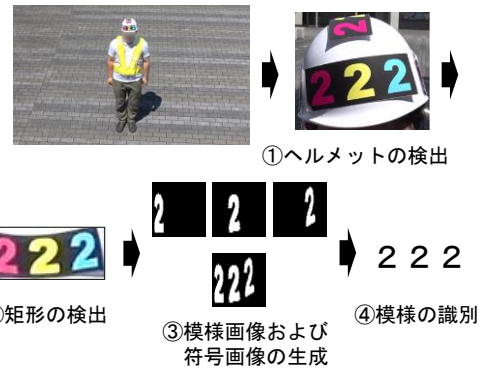


図-1 人物識別手法の流れ

## 2. 提案手法

本章では、既存研究<sup>7)</sup>における人物識別手法の課題を整理し、対応方針に基づく提案手法を考案する。

### (1) 既存手法の課題および対応方針

既存研究<sup>7)</sup>では、動画画像から深層学習を用いてヘルメットに貼り付けた模様を識別することで人物を識別する。まず、撮影した動画画像からYOLO<sup>8)</sup>を用いてヘルメット(図-1①)を検出する。次に、ヘルメット画像を対象に矩形および模様のRGB値を用いて画像処理にて矩形(図-1②)を検出する。そして、模様のRGB値を用いて、模様を白、それ以外を黒として3桁全体を対象とした模様画像および各桁を対象とした符号画像(図-1③)を生成する。最後に、VGG-16<sup>9)</sup>により学習させた模様の学習モデルおよび符号の学習モデルを用いて模様画像および符号画像を識別し、識別された模様および符号の推定確率に基づいて集計することで、最終的な模様を決定(図-1④)する。

既存研究<sup>7)</sup>における矩形の検出結果の一例を表-1に示す。既存研究<sup>7)</sup>では、ヘルメット画像からRGB値を用いて矩形を検出しているため、天候や陽光の違いに影響を受けて、矩形の一部や矩形以外の余分な領域を抽出するなどの課題が明らかとなった。これは、RGB値の閾値を設定し、画像処理にて矩形を検出していることが要因である。そのため、本研究では、深層学習によるInstance Segmentation技術のYOLACT++<sup>10)</sup>を用いることで矩形の検出精度の向上を図る。

### (2) 提案手法の概要

提案手法では、既存手法<sup>7)</sup>の課題に対応するため、深層学習を用いて矩形を検出する手法を考案する。提案手法の処理フローを図-2に示す。本研究では、既存手法<sup>7)</sup>の模様抽出処理の一部を改良し、既存手法<sup>7)</sup>および提案手法の検出精度を比較することで有用性を確認する。

本研究では、ヘルメット検出機能により取得したヘル

表-1 矩形の検出結果例

検出	ヘルメット画像	理想の検出結果	矩形の検出結果
成功			
失敗			 一部のみ検出
			 余分な領域の検出

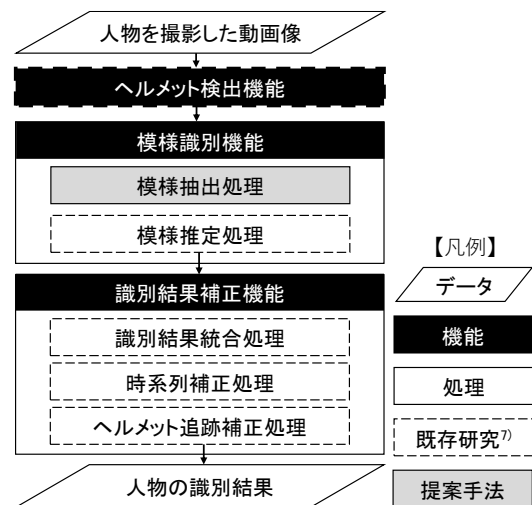


図-2 提案手法の位置付け

メット画像から深層学習を用いて矩形を検出する。まず、YOLACT++<sup>10)</sup>を用いて事前に矩形を学習させたモデル(以下、矩形検出モデル)を生成し、ヘルメット画像内の矩形を検出(図-3上)する。次に、ヘルメット画像内の矩形以外の領域はRGB値を(0, 0, 0)とし、矩形検出画像を生成(図-3下)する。そして、矩形検出画像が複数の場合は、矩形検出画像の全画素を探索して、RGB値が(0, 0, 0)の画素が最小で矩形の画素が最大となる画像を選定し、矩形のみを切り出すことで矩形画像を生成(図-4)する。

### 3. 実証実験

本実験では、既存研究<sup>7)</sup>と提案手法による矩形(図-5)の検出精度を比較することで、提案手法の有用性を確認する。なお、矩形を検出するために必要となるヘルメット検出モデルは、既存研究<sup>7)</sup>と同様とし、動画像からYOLOを用いて検出する。詳細は、既存研究<sup>7)</sup>を参照されたい。

#### (1) 矩形の検出における学習モデルの生成

本研究では、YOLACT++<sup>10)</sup>を用いて矩形を検出するためのモデルを生成する。学習モデルの生成では、既存研究<sup>7)</sup>でヘルメットを検出するためのモデルを構築するために使用した画像1,759枚を使用し、そこから得たヘルメット画像1,909枚に4,602個の矩形をアノテーションした。なお、アノテーションには、オープンソース・ソフトウェアであるlabelme<sup>11)</sup>を用いる。

#### (2) 実験概要

本実験では、既存研究<sup>7)</sup>と同様の評価データを用いて、既存研究<sup>7)</sup>と提案手法による矩形(図-5)の検出精度を比較する。評価データの計測では、実現場を想定した環境を関西大学構内に再現し、カメラを高さ4.1m、人物から8.5m~18.5m離れた2地点に設置(図-6)している。また、被験者は建設現場の作業員を想定して、黄色の安全ベストおよび模様を貼付したヘルメットを着用し、222, ???, △△△, UUUおよびNNNの計5種類の模様を対象とする。そして、4m×10mの長方形の外周を60秒間(1,800フレーム)かけて時計回りと反時計回りに歩行する人物を撮影し、撮影した動画像を評価データとしている。なお、実験に使用したカメラは、解像度が4K、フレームレートが30fpsのSony社FDR-AX45である。

既存研究<sup>7)</sup>と提案手法による矩形の検出精度の比較では、まず、動画像に対して既存研究<sup>7)</sup>のヘルメット検出機能を適用し、ヘルメット画像17,977枚を取得する。次に、撮影した動画像で人物がフレームアウトする場合を除くため、目視にて矩形が写っている画像17,653枚のみを選定する。そして、選定したヘルメット画像に対して既存手法<sup>7)</sup>および提案手法を適用して矩形を検出し、目視にて3段階で評価する。具体的には、矩形を正確に検出できた場合は○、矩形の一部が欠損または背景領域まで余分に検出した場合は△、矩形以外の領域を検出した場合は×とする。

#### (3) 実験結果と考察

実験結果を表-2に示す。評価結果が○の割合を確認すると、既存手法<sup>7)</sup>が15.93%であるのに対して、提案手法が89.33%と精度が大幅に向上した。既存手法<sup>7)</sup>および



矩形の検出



矩形検出画像の生成

図-3 矩形検出モデルによる検出

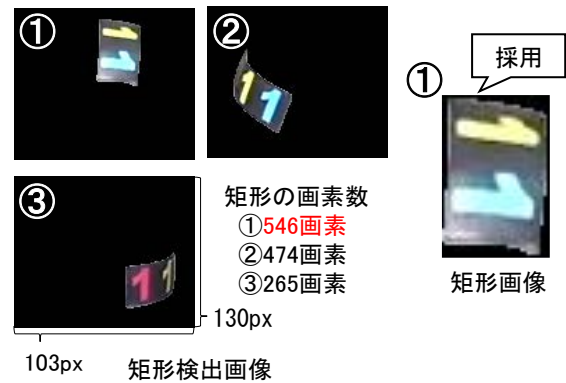


図-4 最大矩形の取得

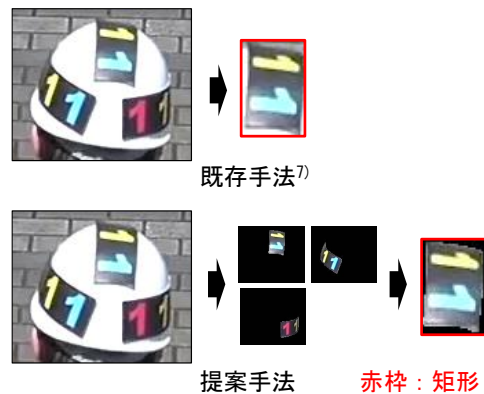


図-5 既存手法<sup>7)</sup>および提案手法における矩形

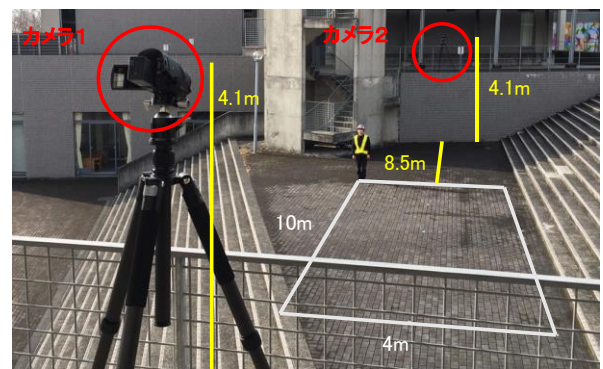


図-6 評価データの撮影風景

提案手法の検出結果を表-3に示す。陽光による反射がある場合、既存手法<sup>7)</sup>は矩形の検出に失敗するが、提案

手法は矩形を正確に検出できることがわかった。このことから、YOLACT++を用いると、陽光の違いを吸収して色の変化に対応できることがわかった。しかし、提案手法において評価結果が△となる検出結果を確認すると、模様の一部が欠損する傾向（表-4）が見られた。これは、ヘルメットの映り方によっては矩形の一部が見切れたためだと考える。今後は、学習データにこのような画像を追加することで解消できると考える。

これらの結果より、提案手法により矩形の検出精度が向上することを確認したため、既存手法<sup>7)</sup>における矩形の検出精度が低い課題を解消した。

#### 4. おわりに

本研究では、実現場において日照条件が異なることを想定し、陽光の違いに影響を受けずに人物を識別するために、深層学習を用いて矩形を検出する手法を提案した。そして、実証実験では、既存研究<sup>7)</sup>および提案手法における矩形の検出精度を比較した。その結果、矩形を正確に検出できる割合が既存研究<sup>7)</sup>では15.93%と低いのに対して、提案手法では89.33%と高くなった。これにより、既存研究<sup>7)</sup>では日照条件や天候が要因となって矩形の検出精度が低くなる課題を解消できることを明らかにした。しかし、検出した矩形において模様の一部が欠損する事例が見られたため、今後は学習データを増やすことで矩形の検出精度の向上を図る。

#### 参考文献

- 厚生労働省：労働災害統計，<<https://anzeninfo.mhlw.go.jp/user/anzen/tok/anst00.htm>>，（入手 2022.6.9）。
- 斉藤謙志，三上明子，有賀健一，安武宏，木村重夫，羽根秀宜：エッジコンピューティングのソリューション事例，デジタルビジネスを支える IoT 特集，Vol.70，No.1，pp.27-33，2017。
- 測機社：NETIS：KT-130018-A，<[http://www.sokkisha.co.jp/business/survey/system\\_device/10.php](http://www.sokkisha.co.jp/business/survey/system_device/10.php)>，（入手 2022.6.9）。
- 星尚志，伊藤義弘，石川雄一，南川敦宣：BLE とセンサを用いたカメラに映る人物の同定手法の提案，マルチメディア，分散協調とモバイルシンポジウム 2018 論文集，Vol.2018，No.1，pp.554-561，2018。
- Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M. and Wolf, L. : DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification, *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1701-1708, 2014.
- 武村紀子，白神康平，榎原靖，村松大吾，八木康史，越後富夫：深層学習による高精度歩容認証，画像ラボ，Vol.29，No.1，pp.40-48，2018。
- 井上晴可，梅原喜政，今井龍一，神谷大介，田中成典，中畑光貴，島野寛己：オブジェクト追跡技術を用いた人物識別の補正に関する研究，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.78，No.2，pp.I\_122-I\_130，2022。
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A. : You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.29, No.2, pp.779-788, 2016.
- Simonyan, K. and Zisserman, A. : Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, <<https://arxiv.org/pdf/1409.1556v6.pdf>>，（入手 2022.6.9）。
- Boyla, D., Zhou, C., Xiao, F. and Lee, Y. : YOLACT++: Better Real-time Instance Segmentation, <<https://arxiv.org/pdf/1912.06218.pdf>>，（入手 2022.6.9）。
- Kentaro, W. : labelme, <<https://github.com/wkentaro/labelme>>，（入手 2022.6.9）。

表-2 矩形の検出精度

手法	矩形画像数 (枚)			割合 (%)		
	○	△	×	○	△	×
既存手法 <sup>7)</sup>	2,813	12,135	2,705	15.93	68.74	15.32
提案手法	15,771	1,879	3	89.33	10.64	0.02

表-3 矩形の検出結果


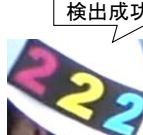




反射	評価データ	既存手法 <sup>7)</sup>	提案手法
なし			
あり			

表-4 提案手法における検出失敗例

例	評価データ	検出結果
1		
2		