

物体検出技術を用いたジブクレーン安全対策システム

当社は、IoTやAI技術を活用して、製造現場における作業の効率化、生産性や安全管理の向上に資する技術開発に取り組んでいる。本稿では、作業員の事故予防を目的に開発したジブクレーン安全対策システムについて紹介する。

本システムは、ブームの先端とクレーン操作室の下部に設置した2台の監視カメラ画像から、ディープラーニングの物体検出技術を用いて作業員とフックを検出し、両者の位置関係から危険の有無を判定する。また、危険領域へ作業員が近づいた際には、報知器によりクレーン操縦者と作業員へ通知する。本システムの特長は、ブームが上下に移動した際にも判定する危険領域を適正に特定することや、各カメラ画像に対してデータ拡張を施し、作業員検出の頑健性を向上させたことである。



キーワード

安全対策, クレーン, AI, IoT

■ システム概要

本システムの開発は、当社堺工場の120tジブクレーンを対象として実施した。120tジブクレーンは、レール上の走行、旋回およびブームの上げ下げが可能であり、従来は新造船建造に用いられていたが、現在は水門やケーソンなど、大型構造物のハンドリングに用いられている。

開発したシステムの構成を図1に示す。ブームの先端に設置した吊荷カメラおよびクレーン操作室下部のサイドカメラにより、吊荷と作業員の位置関係を監視する。2つのカメラを用いることで、それぞれのカメラの死角を補うことができる。また、ブームが傾斜しても危険領域を適切に特定できるよう傾斜計を搭載した。吊荷の有無は、ロードセルで計測した荷重を用いて判定している。これらの演算処理は、クレーン操作室に設置したエッジ端末で行っている。

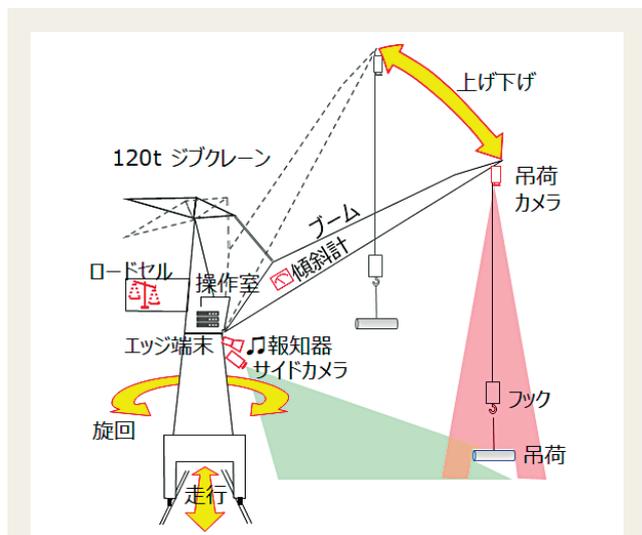


図1 システム構成

実システム運用時の概略処理フローを図2に示す。吊荷がない場合やクレーンが稼働していない場合には、危

険領域への侵入判定を行わないよう考慮した。カメラ撮影画像から作業員とフックの位置を自動検出し、フックの中心を吊荷の中心とみなして危険領域を設定することで、作業員の危険領域への侵入を判定している。

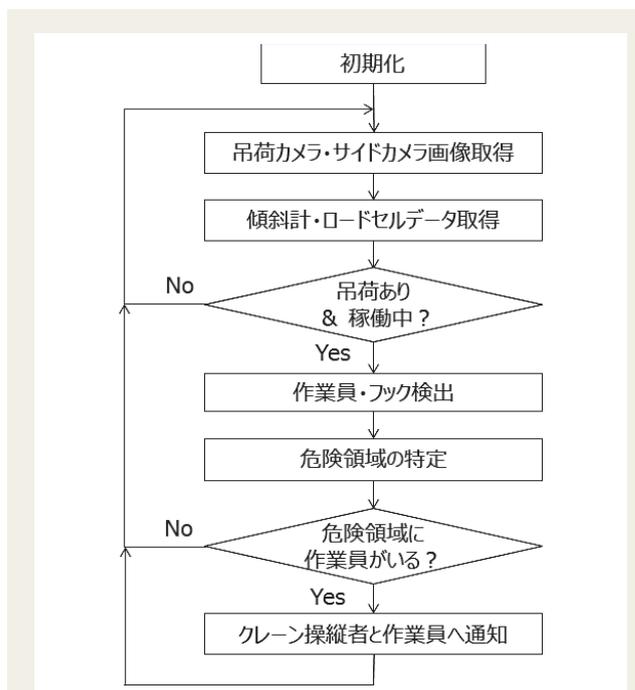


図2 実システム運用時の概略処理フロー

作業員やフックの検出には、ディープラーニングの物体検出技術YOLOv3¹⁾を用いた。YOLOv3は、検出精度と実行速度を高いレベルで両立している技術であるため、自動運転などのリアルタイム性が求められる分野で応用が進められている。この技術を用いれば、風やジブクレーンの走行・旋回によって吊荷が揺れた際にも、リアルタイムで適切に危険領域を特定することができる。

吊荷カメラの撮影画像に対する判定の例を図3に示す。作業員 (person) とフック (hook) を検出し、危険領域

(ここではフックの中心から半径5m) に作業員が侵入すると、それをクレーン操縦者と作業員へ通知する仕組みとなっている。

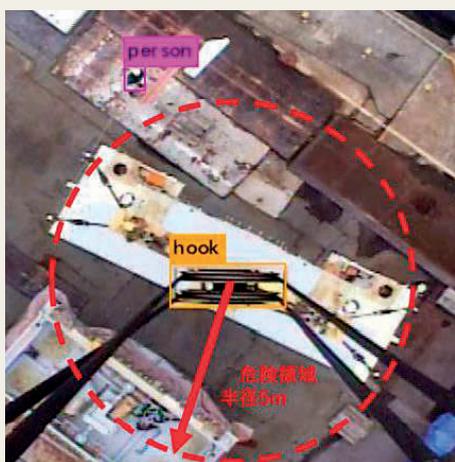


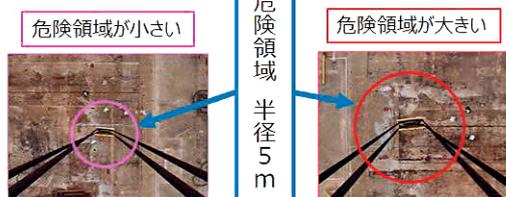
図3 吊荷カメラ画像に対する判定の例

■ 技術の特長

本システムにおける技術の特長を以下に述べる。

① ブーム傾斜に応じた危険領域の調整

ブームの傾斜角度に応じて吊荷カメラの高さは変化する。そのため、図4(a)のように吊荷カメラの位置が高い場合には危険領域が小さく、図4(b)のように吊荷カメラの位置が低い場合は危険領域が大きく撮影されることになる。そこで、ブームの傾斜角度と画像上での半径5m領域についての関係式を定義して、ブームが上下移動した際にも危険領域を適切に特定できるようにした。サイドカメラについても同様の調整を行っている。



(a)吊荷カメラが高い位置 (b)吊荷カメラが低い位置

図4 ブームの傾斜角に応じた危険領域の違い

② 物体検出技術YOLOv3の調整

本システムの開発においては、ジブクレーンに搭載した吊荷カメラおよびサイドカメラで撮影した実際の現場の画像を学習データとして使用した。

YOLOv3では、画像上の物体を予め設定した9つの長方形(Anchor box)を用いて探索する。ここでは、統計解析の一手法であるクラスター分析を用いて前述の学習データを9つのグループに分類し、各グループに対して面積と縦横比が異なるAnchor boxを設定した。これにより、カメラ撮影画像に小さく写っている作業員に注目し

やすいAnchor boxを設定できるため、高い精度で作業員を検出することが可能となった。

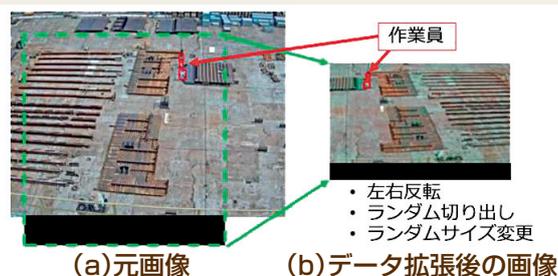
③ データ拡張による頑健性の向上

作業員の検出精度を向上するには、天候による照度の違い、作業服の色、ヘルメットの色、背景(ドック内の他の製造物)などに応じて多種多様な画像を学習させる必要がある。そこで、データ拡張と呼ばれる画像の水増しを行って、YOLOv3の学習データを増加・多様化させるものとした。なお、学習データには、物を持った作業員や、転倒した作業員の様な特殊な画像も含めている。

[実施したデータ拡張]

- ・色の属性の変更(色相、彩度、明度)
- ・形状変更(左右反転、切り出し、サイズ変更)
- ・回転(画像を角度 ± 10 度以内でランダムに回転)

データ拡張の例を図5に示す。この例では、元画像の点線部分を切り出し、左右反転と縦横サイズ変更を施して新たな画像を得ている。



(a)元画像 (b)データ拡張後の画像

図5 データ拡張の例

■ おわりに

作業員の事故予防を目的として、ジブクレーン安全対策システムを開発した。本稿で紹介した技術により、当社堺工場での実証試験では、作業員の検出精度は95%以上となり、クレーン操縦者と作業員に対する危険通知の用途としては十分実用域に達したと考えている。2021年度からは、堺工場での実運用の開始および他工場への展開を計画している。

SDGsに貢献する技術

IoTとAI技術を活用して、クレーン作業時の事故を防止するシステムを開発した。当社では、従業員が安心して製造できる環境を提供することで、作業効率向上、生産性向上につなげている。

参考文献

- 1) Redmon, J., Farhadi A. : YOLOv3: An incremental improvement, 2018.

【問い合わせ先】

Hitz日立造船株式会社
事業企画・技術開発本部 技術研究所
知能機械研究センター
Tel : 06-6551-9312
E-mail : hitzgiho001@hitachizosen.co.jp