

# 深層学習を用いた画像処理による ボルト本締め確認作業の自動化手法の提案

福岡 知隆<sup>1</sup>・南 貴大<sup>2</sup>・浦田 渡<sup>3</sup>・石村 直人<sup>4</sup>  
藤生 慎<sup>5</sup>・高山 純一<sup>6</sup>・塩崎 由人<sup>7</sup>

<sup>1</sup>正会員 金沢大学博士研究員 理工研究域地球社会基盤学系 (〒920-1192 金沢市角間町)  
E-mail:tfukuoka@se.kanazawa-u.ac.jp

<sup>2</sup>学生会員 金沢大学大学院 環境デザイン学専攻 (〒920-1192 金沢市角間町)  
E-mail:taketaka0503@stu.kanazawa-u.ac.jp

<sup>3</sup>学生会員 金沢大学大学院 環境デザイン学専攻 (〒920-1192 金沢市角間町)  
E-mail:superw7@stu.kanazawa-u.ac.jp

<sup>4</sup>学生会員 金沢大学 環境デザイン学類 (〒920-1192 金沢市角間町)  
E-mail: ishi315@stu.kanazawa-u.ac.jp

<sup>5</sup>正会員 金沢大学准教授 理工研究域地球社会基盤学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)  
E-mail:fujju@se.kanazawa-u.ac.jp

<sup>6</sup>フェロー会員 金沢大学教授 理工研究域地球社会基盤学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)  
E-mail:takayama@se.kanazawa-u.ac.jp

<sup>7</sup>正会員 金沢大学特任助教 理工研究域地球社会基盤学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)  
E-mail:yuto@se.kanazawa-u.ac.jp

ボルトの本締め作業が正しく行われたか否かは仮締め作業時に行ったマーキングの変化を作業員が目視することで判断している。しかし、作業員が確認しなければならないボルトの数は膨大であり、確認作業に時間を要すること、確認結果の客観的な記録を残せないことが問題となっている。

我々はこの問題に対して深層学習を用いた画像処理技術によるボルト本締め確認作業自動化システムを提案する。提案システムは作業員が確認作業を行う現場を撮影した動画を入力とし、動画で撮影された現場のボルト本締め作業の成功率を出力する。また、この判定過程においてシステムはマーキングを識別するボルト一つ一つの情報を処理するため、それらを客観的なデータとして残すことが可能である。本稿では提案システムの概要、要素技術について述べるとともに、現場での撮影実験を行った結果判明した問題点について議論を行う。

## Key Words :

### 1. はじめに

現在建造される建設物の鉄骨造の接合方法の一つとして、強度の高いボルトにより複数の鋼材を締め付け、摩擦力による接合する高力ボルト接合が存在する。この方法では、本締め前に現場技術者が締め付け箇所一つ一つにボルト、ナット、座金、母材を跨ぐ一本の直線を引くマーキングを行う。次に現場技術者は本締めを行い、締め付け箇所のマーキングのずれを目視で確認することにより、正確な締め付けが完了していることを確認する<sup>1)</sup>。本締めが正常に行われている場合、ナットのみが回転するため、ボルト、ナット、座金、母材に書かれたマーキ

ングの内、ナットの直線のみが移動しているか否かを確認することで、現場技術者は本締めが正常に行われたか判断する。現場技術者はこの確認作業をボルト全数に対して実施する。

この高力ボルトの締め付け確認作業の問題点として、本稿で着目する点は作業員が目視による確認のため、ボルト締め付け箇所全数に対して行うために作業時間がかかる点、現場技術者による確認結果の記録が残されない点である。我々はこれらの問題点に対して、画像処理技術を用いたボルト締め付け判定システムを提案する。提案システムはボルト締め付け箇所の撮影動画を入力とし、撮影された箇所のボルト一つ一つを抽出し、マーキング

結果から締め付けが正しく行われているかを判定する。現場技術者が目視でボルトの締め付けを確認する代わりにシステムの入力となる動画を撮影することで、作業時間の短縮と締め付け確認結果の客観的な記録を残す。

本稿では我々が提案する判定システムの概要、システムの運用にあたり、ボルト撮影を実際に行った結果の検討、今後の課題について述べる。

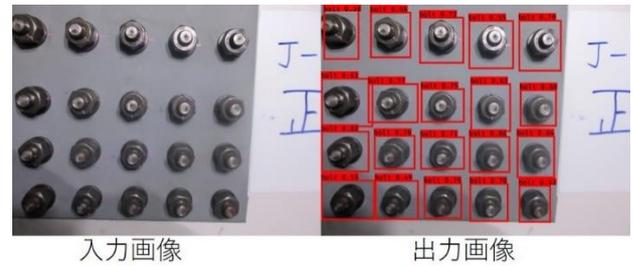


図-1 YOLOv3によるボルト検出結果の例

## 2. 関連研究

我々はシステムの実現に向けての問題をボルトのマーキング結果を映した画像を締め付けが正常になされたか否かに分類する問題と、そのボルト画像一つ一つをボルト締め付け箇所全体画像から切り取る物体検出問題の複合問題であると考える。

画像分類の問題については、近年では深層学習を用いた手法が高い精度を示している。中でも畳み込みニューラルネットワーク (CNN) <sup>1)</sup>を用いた手法は良く利用される。画像からの物体検出タスクでは、近年深層学習を用いた手法が高い精度を示している。画像分類に用いられていたCNNを物体検出タスクに利用したR-CNN<sup>2)</sup>ではそれまでの既存手法の精度よりも約30%高い結果を示し、深層学習手法の物体検出タスクでの有用性を示した。この手法では物体検出候補として入力画像から切り取られた画像をCNNにより分類している。またこの手法をベースとして、より高速な物体検出手法として、Fast R-CNN<sup>3)</sup>、Faster R-CNN<sup>4)</sup>が提案されている。さらに高速な物体検出が可能な手法としてYOLO<sup>5)</sup>やSSD<sup>6)</sup>が提案されている。これらの手法では動画を入力とし、ほぼリアルタイムに物体検出が可能となっている。また、これらの手法はモデルの学習に一枚の画像全体を利用するため、物体とその周辺情報も学習しており、背景の誤検出を抑えることが可能となっている。

## 3. 提案システム概要

我々が提案するボルト締め付け判定システムはシステム二つのモジュールから構成される。一つ目は撮影されたボルト締め付け作業現場の画像からボルトが一つだけ存在する領域を抽出するモジュールである。このモジュールにより、ボルトが一つだけ存在する画像を取得する。二つ目は抽出されたボルトが正しく締め付けられているかを識別するモジュールである。システムは入力されたボルト締め付け箇所の画像のボルト一つ一つに対して締め付けが正常に行われているかを判断した結果を出力する。

### (1) ボルト抽出モジュール

提案システムではボルト本締め作業の作業効率を向上させるため、複数のボルト締め付け箇所を含む画像を入力画像とする。また、ボルト一つ一つにおける締め付け確認結果を出力する必要があるため、入力画像内のボルト一つ一つを検出し、個別に処理可能な状態とする必要がある。

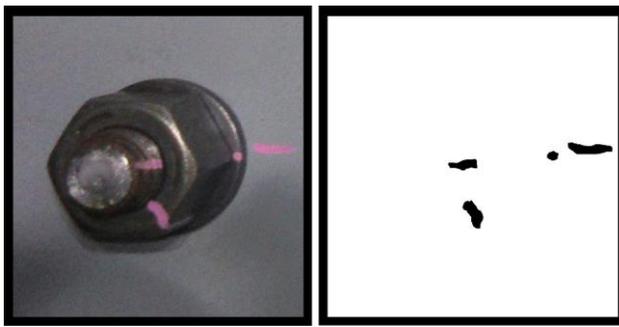
我々は入力画像内のボルト検出のため、深層学習を用いた物体検出手法の一つであるYOLOv3<sup>7)</sup>を用いる。この手法ではあらかじめ検出したい対象の座標情報をラベルとしてモデルを学習し、入力画像に対して、検出対象を矩形で囲った画像を出力する。本手法では入力動画における1フレーム単位で静止画を抽出し、YOLOv3への入力画像とすることでボルトの検出を行う (図-1)。

YOLOv3では一つのフレーム画像で検出された結果の同一性は次のフレーム画像の検出結果で保証されない。そのため、検出されたボルトの一つ一つが前後のフレーム画像の検出結果のどのボルトと同一であるかを判断する処理が必要である。

我々はフレーム画像ごとに検出されたボルト一つ一つを識別するため、検出結果におけるボルトの座標情報を利用する。フレーム $f_t$ において検出されたボルト $b_{t,1}$ の座標 $x_{b_{t,1}}, y_{b_{t,1}}$ と、次フレーム $f_{t+1}$ の検出結果のボルトの座標の中から、座標 $x_{b_{t,1}}, y_{b_{t,1}}$ とユークリッド距離が最も近い座標を保持するボルトをボルト $b_{t+1,1}$ として前のフレーム $f_t$ で検出されたボルト $b_{t,1}$ と同一と判断する。

また、入力となる動画では角度によって一部のボルトが検出されないフレームが存在する可能性がある。その場合、明らかに前フレームのボルトの座標から距離が離れた他のボルトを誤って同一のボルトと識別することを避けるため、当該ボルトの前フレームの座標と最近傍のボルトの座標とのユークリッド距離には閾値を設定する。閾値以上に離れた座標のボルトが最も近かった場合は前フレームの当該ボルトと同一のボルトが存在しないものとする。

ボルト抽出モジュールでは検出したボルト一つ一つを元画像から切り取り、それぞれにボルトのIDと検出を行ったフレーム番号を割り振り、画像ファイルとして保存する。



入力ボルト画像

出力マーカー画像

図-2 DeepCrackにおける入力画像と出力結果例

## (2) 締め付け判定モジュール

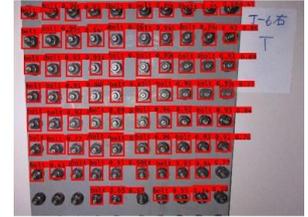
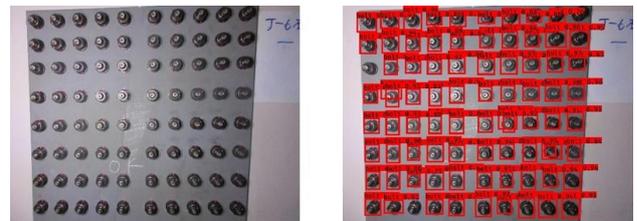
締め付け判定モジュールでは、ボルト抽出モジュールにより得られた一つのボルトだけが存在する画像からそのボルトの本締めが正しく行われているかを判断する。

本モジュールではまず画像内のマーカーを抽出する。これは締め付けの判定に用いる情報がマーキング結果だけであり、ボルト自身の特徴は不要であるため、不必要な特徴量を削除し、分類精度の向上を図るためである。マーカーの識別手法として、我々は深層学習を用いたセマンティックセグメンテーション手法を用いる。これは色情報に閾値を設けたパターンマッチング手法などよりも実際の撮影環境での光源の向きや強弱などによるマーカーの色の变化に頑健に対応できると考えられるためである。本モジュールはセマンティックセグメンテーションの手法の一つであるDeepCrack<sup>®</sup>を用いてマーカー着色箇所の検出を行う。この手法ではマーカーの着色箇所の領域のみに着色した二値画像を画像のラベルとして分類器の訓練を行う。入力画像に対して、マーカー着色箇所の領域だけを着色したモノクロ画像を出力する(図-2)。

締め付け判定モジュールは抽出されたマーカーのモノクロ画像のパターン情報に基づき、対象のボルトが正しく締め付けが行われたかを判断する。このモノクロ画像が正しい締め付けのパターンか否かの分類問題に対して、締め付け判定モジュールではCNNを用いた分類モデルにより判定を行う。分類モデルは締め付け成功画像と締め付け失敗画像のニクラスを訓練データとして学習する。入力されたボルトのマーカー抽出画像に対して、締め付けの成否を確率で出力する。

## 4. ボルト撮影

我々は建設途中の橋梁の橋桁内部でボルトの撮影実験を行った。本実験ではデジタルカメラによる静止画の撮影と、ビデオカメラによる動画撮影の比較結果を示す。撮影は締め付け箇所の横列のボルトがすべて一度の撮影



入力画像

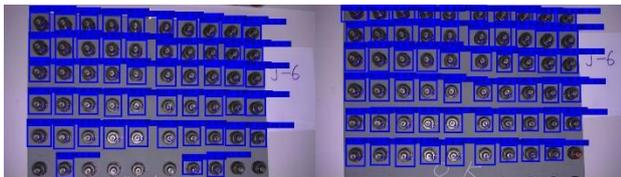
出力画像

図-3 カメラで撮影した画像のボルト検出結果

で入る距離から行い、撮影角度は壁面に対して垂直となるようにした。橋桁内には照明設備は設置されていないため、手持ち式の照明器具を用意し、撮影対象となるボルト締め付け箇所を照らして行った。照明器具は固定せず、カメラ、またはビデオカメラのすぐ横に配置し、カメラの動きに合わせて移動する。撮影対象となるボルトはすべて本締め付けを実施しており、正常な締め付けが確認されている。YOLOv3の訓練には180枚のボルト締め付け画像を用いた。本稿では縦列20、横列10の合計200のボルト締め付けが行われている箇所の壁面の撮影結果について述べる。

### (1) ボルト抽出結果

図-3にカメラで撮影した結果を示す。すべてのボルト締め付け箇所を映すため、カメラでは3回の撮影を行った。図-3は上段から実際の締め付け箇所の上部から下部へ撮影している。一段目、二段目はボルトの重複無しで連続した壁面である。二段目、三段目は撮影範囲の関係上それぞれの下六段、上六段のボルトは重複している。図-3の結果から、ボルトの検出は90%以上の高い精度で成功しているが、要求される性能は一つの見落としも許されないため十分ではない。検出ができていないボルトは画像の端にあるボルトであり、これらのボルトは中央のボルトと見かけが異なっている。これは検出器の訓練データが不十分であったため、このような形状のボルトを検出できなかったものと考えられる。



フレーム64の画像の抽出結果      フレーム77の画像の抽出結果

図-4 動画のフレーム画像からボルト検出した結果

次にビデオカメラでボルト締め付け箇所を撮影した結果について述べる。本実験では同撮影箇所に対して、撮影者がビデオカメラを手に持ち撮影を行った。ビデオカメラは垂直に上から下に一直線平行に移動し、撮影角度を変えないよう撮影した。この動画に対して取り出した総フレーム数は300である。

図-4にビデオカメラで撮影した動画から取り出したフレームのボルト検出結果の例を示す。動画から取り出したフレーム画像からボルトを検出した場合でも、1フレーム内のすべてのボルトを検出しているわけではない(図-4左)。しかし、動画を用いた場合は連続した複数の画像に対して検出処理を行うこととなるため、同一のボルトも異なる角度で撮影されており、一枚の画像では検出漏れとなったボルトも異なるフレームでは検出可能となる(図-4右)。動画によるボルト抽出の結果、対象となったボルト200本すべてが検出され、1ボルトあたり平均63枚の抽出画像を出力した。

この結果より、カメラにより静止画を取得するよりもビデオカメラによる動画を撮影し、フレームごとの静止画を抽出する手法の方がボルト締め付け確認作業の効率化に適していると考えられる。カメラによる撮影におけるボルトの検出漏れは、カメラでの撮影時にボルトの重複を増やし、撮影回数を増やすことで解決できると考えられるが、撮影を行う現場技術者の負担が増加する。

## (2) 撮影時の課題

抽出したボルト画像を目視で評価した結果、以下の問題点が明らかとなった。

### a) ボルト抽出画像の不鮮明さ

動画撮影により、一つのボルトの抽出結果が複数得られるが、取得した画像のすべてが鮮明な画像でなく、マーカの視認が困難なほど不鮮明な場合が存在する(図-5)。

このような結果をそのまま次のマーカ抽出処理の入力データとすると、誤った処理結果を出力する可能性があり、また処理時間が増加するため、フィルタリングを行う必要がある。また、画像の不鮮明さには撮影時のシャッタースピードも関係していると考えられるため、撮影時のシャッタースピードと抽出結果の鮮明さについても評価を行う必要がある。



鮮明なボルトの抽出画像      不鮮明なボルトの抽出画像

図-5 同一ボルトの異なるフレームでの抽出結果例



図-6 照明の反射光によるマーカの消失

### b) 撮影角度の調整

本実験でボルト締め付け箇所を正面から撮影したが、右側の2列のボルトではマーカがボルトやナットの影に隠れてしまう。ボルトのマーカは現場技術者が確認しやすいように同じ方向からマーキングされているが、横方向にマーキングがされている場合、本実験のように正面から撮影する場合、端にあるボルトのマーカがボルト自身に隠れて識別できなくなる。この問題に対しては、ボルトの撮影前に現場技術者はボルトのマーカの方角を確認し、すべてのボルトのマーカが確認できる角度で撮影する必要がある。

### c) 照明の調整

本実験での照明の設置方法では、撮影時にビデオカメラの真正面に位置するボルトが照明の光を強く反射してしまいマーキングが消えてしまう場合がある。図-6の例ではナットが照明の反射で白色化してしまい、ナットのマーカが識別できなくなっている。この問題に対しては照明の強さの調整や、マーキングに用いるペンを反射率の低いものに変えるなどが対策として考えられる。

## 5. おわりに

本稿ではボルト締め付け確認作業の効率化と客観的な確認記録の作成のため、深層学習を用いた画像処理によるボルト締め付け確認作業の自動システムの概要を述べた。また、実作業環境での撮影実験を行い、ボルト締め付け箇所撮影における問題点について議論を行った。

今後は課題として挙げた撮影時の問題点についての解決方法を実際の撮影環境で評価し、抽出したボルト画像に対するボルト締め付け確認の精度評価を実施する。

### 参考文献

- 1) Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G.E. : Imagenet classification with deep convolutional neural networks, Advances in neural information processing systems, pp.1097-1105, 2012.
- 2) R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik.: Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.580-587 , 2014.
- 3) R. Girshick.: Fast R-CNN, IEEE International Conference on Computer Vision pp.1440-1448, 2015.
- 4) Ren S., He, K., Girshick, R., Sun, J.: Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, Advances in Neural Information Processing Systems 28, pp.91-99, 2015.
- 5) Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A.: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 779-788, 2016.
- 6) Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y., Berg, A.C.: SSD: Single shot multibox detector, European Conference on Computer Vision, pp. 21–37, 2016.
- 7) J. Redmon, A. Farhadi.: YOLOv3: An incremental improvement, IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- 8) Qin, Z., Zheng, Z., Qingquan, L., Xianbiao, Q., Qian, W., Song, W.: DeepCrack: Learning Hierarchical Convolutional Features for Crack Detection, IEEE Transactions on Image Processing, 28(3), pp.1498-1512, 2019.

(2019年10月4日受付)

## A STUDY ON IMAGE PROCESSING METHOD FOR AUTOMATIC CONFIRMATION OF FINAL TIGHTENING OF BOLT 深層学習を用いた画像処理による ボルト本締め確認作業の自動化手法の提案

Tomotaka Fukuoka, Takahiro Minami, Wataru URATA, Naoto ISHIMURA, Makoto FUJII, Junichi TAKAYAMA and Yuto SHIOZAKI

A confirmation of final tightening of bolt is performed by a practicing engineer. They check a marking on the bolt to judge a tightening correctly performed. However, this procedure has some problem. 1) The huge number of bolt requires many time to the confirmation and 2) the objective record of the confirmation is not remain.

We propose automatic confirmation of final tightening of bolt system using deep learning based image processing method. Our proposed system receives a video which shoot the bolt tightening part as an input and output the probability of complete tightening of each bolt in the video. This system can reduce a time to confirm tightening of bolt and record the photo of each of bolt as an objective record. In this paper, we describe an overview of the system and an elemental technologies of the system. We conducted the experiment of shooting bolt in the real bolt tightening part. The results show some problem at shooting a movie in real circumstance and we discussed these problem..