

# タブレット橋梁概略点検時の深層学習を用いた支援システムの基礎的検討

長岡工業高等専門学校 加藤 亜未  
長岡工業高等専門学校専攻科 学生会員 尾地 優大  
長岡工業高等専門学校 正会員 井林 康

## 1. はじめに

本研究室ではこれまで、橋梁点検を効率化し、高い専門知識を持たない人も点検を可能にするため、タブレット端末を用いた橋梁概略点検システムの有効性の検討を進めてきた。このシステムは、タブレット端末を用いて一問一答式で回答していくもので、既にいくつかの自治体で点検業務に用いられている。これまで社会実験として行ったコンサル点検とタブレット点検の結果を比較したところ、全体的にはコンサル点検に近い良い結果だったが、点検時の見落としや評価の認識違い、損傷内容の知識不足といった判定結果に個人差が少なからず見られた。

本研究では、従来のタブレット概略点検システムとは別に、損傷や劣化の判定の支援や発生箇所の判定を自動的に行える YOLO<sup>1)</sup>を用いた新しいソフトウェア開発を行い、将来的には現在の点検システムに付加できるシステムを構築することを目的とした。

## 2. Darknet と YOLO について

Darknet とは C 言語で書かれた機械学習フレームワークであり、YOLO とは You Only Look Once の略称で、Darknet を用いて構築されたリアルタイム物体検出アルゴリズムである。YOLO のバージョンは v1 ~ v3 の 3 種類あり、本研究では最新の v3 を用いた。YOLO の特徴として、標準のデータセットでは自転車や人など約 80 種類のデータを判別可能であり、リアルタイムで物体検出可能であるが、剥離・鉄筋露出やひび割れといった構造物の点検に関するデータが実装されていないことから、これらの分野に応用すれば、非常に有用であると思われる。

## 3. Darknet のオリジナル学習

### 3.1 学習方法

物体検出を行うために Darknet と labeling を用いて画像を学習させる<sup>2)</sup>。labeling とは、物体検出する

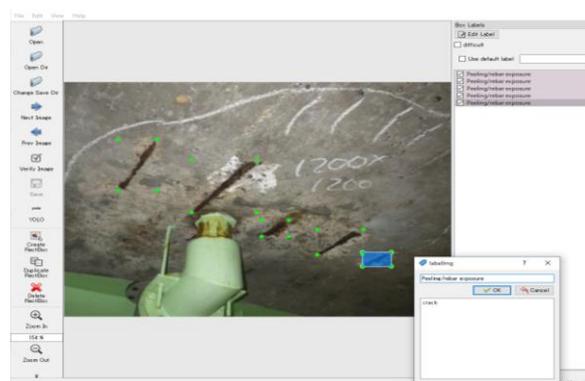


図-1 labeling の仕様画面

表-1 学習データセット

ケース	使用した画像データ	データ数	学習回数
1	健全度 E 橋梁の画像	126 枚	1000 回
2	健全度 E 橋梁の画像	126 枚	2000 回
3	健全度 C3 と E 橋梁の画像	155 枚	1000 回

名前	更新日時	種類	サイズ
backup	2020/01/21 22:49	ファイルフォルダ	
datasets	2020/01/21 22:50	ファイルフォルダ	
yolov3-剥離鉄筋.cfg	2020/01/21 22:50	CFG ファイル	9 KB
剥離鉄筋.data	2020/01/22 1:44	DATA ファイル	1 KB
剥離鉄筋-obj.names	2020/01/21 22:50	NAMES ファイル	1 KB
剥離鉄筋-test.txt	2020/01/22 1:44	テキストドキュメント	8 KB
剥離鉄筋-train.txt	2020/01/22 1:43	テキストドキュメント	8 KB

図-2 学習時のファイル構成

ための分類であるラベリングを補助してくれるソフトウェアで、これを用いて学習モデルを作成する。図-1 に示すように、物体検出させたい画像を 1 枚ずつ、labeling のコマンドである Create RectBox で学習させたい部分を矩形で囲み、物体のラベルを選択して YOLO のテキストファイル形式で保存していく。表-1 にオリジナル学習で試した学習データセット 3 種類を示す。ケース 1 を基準として、ケース 1 とケース 2 では学習回数によって差はあるか、またケース 1 とケース 3 ではデータ数によって差があるか比較し、検討を行ったものである。使用した画像データは、新潟県内のある市町村で実施された点検の調書を使用しており、本研究では剥離・鉄筋露出を対象に行った。全ての画像をラベリング終了後、

Darknet で学習コマンドを実行して学習させる。学習時間は学習回数と比例関係にあり、画像の枚数に関係なく、学習回数が 1000 回の際は約 12 時間、2000 回の際は約 24 時間であった。

### 3.2 ファイル構成

学習時に作成したファイル構成を図-2 に示す。学習時に使用する項目は 7 項目あり、datasets フォルダには学習用画像と labelimg で保存したテキストファイルのフォルダであり、yolov3-剥離鉄筋.cfg ファイルは学習回数やクラス数を変更するものとなる。

### 3.3 学習結果

学習済みモデルを用いて既存画像および新規画像のそれぞれについて学習させた結果を図-3 に示す。既存画像ではケース 1 が最も判定率が高く、図-4 はケース 1 で判定させていた時の画像の例である。また、新規画像ではケース 3 が最も判定率が高く、これはケース 1 に比べてケース 3 の方が多くのデータ数を認識させ、剥離・鉄筋露出の特徴が捉えられていたからだと考える。多くの画像を判定してくれている一方で、図-5 のように学習結果の画像を確認してみると、矩形の囲み方が損傷部分の大きさに合っていないかったり、1 つの損傷部分に対して 2 回判定してしまうなど、判定精度に不十分な部分も見られた。判定精度を向上させるため、teratail と呼ばれる IT エンジニアに特化した Q&A サイトに、オリジナル学習に関する質問を投稿したところ、回答者からデータセットの不十分さが原因なのではないかと指摘を受け、今後はデータ数を増やしていき、判定精度を向上させていきたいと考える。

## 4. まとめ

本研究で作成したシステムで損傷部分を認識することが可能となったものの、判定精度の不十分さにより、まだ実用的に使える段階ではない。将来的に現在 Darknet の画像処理は PC を用いているところをスマートフォンに内蔵させ、リアルタイム判定してタブレットに記録できるようにすることや、タブレット点検システムからアップロードして判定できるものにして点検未経験者でも点検業務が可能

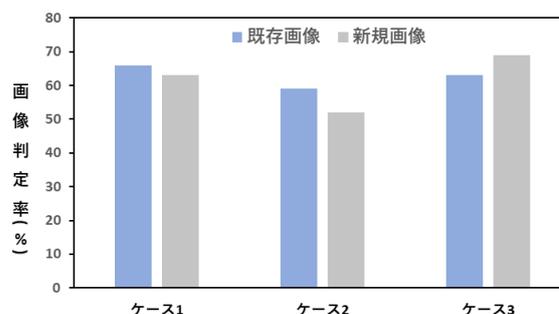


図-3 データセットごとの判定率の比較



図-4 判定結果の画像例



図-5 特徴的な判定結果の画像例

となるようにしていく予定である。同時に、重大事故が起きないように構造物を点検維持していくためにも、点検の重要性を世間に広く認知してもらうとともに点検者の手助けになって欲しいと考える。

### 参考文献

- 1) YOLO: Real-Time Object Detection  
<https://pjreddie.com/darknet/yolo/>
- 2) YOLOv3: オリジナルの学習済みモデルを作成する  
<https://nmxi.hateblo.jp/entry/2019/02/28/104546>