

タブレット端末を用いた橋梁概略点検時の
損傷判定支援システム開発のための基礎的検討

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通常点検とタブレット点検の結果を比較したところ、全体的には通常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 YOLO¹⁾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る。YOLO とは You Only Look Once の略称で、深層学習を利用した一般物体検出アルゴリズムの中でも高速処理の可能なシステムであり、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。深層学習とは多層のニューラルネットワークを用いて機械学習を行う技術の総称であり、中でも畳み込みニューラルネットワークは、画像認識分野を中心に最も利用されている深層学習の一つである。YOLO は、標準のデータセットでは人や自転車など約 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ため、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。

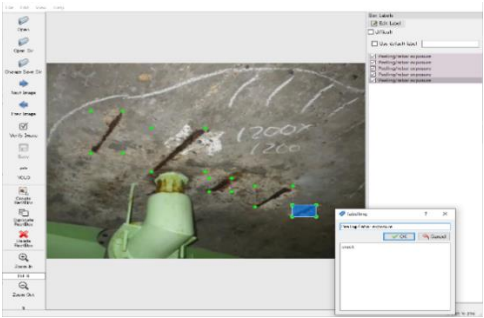


図-1 labeling の仕様画面

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	4000 回
3	健全度 C3 と E 橋梁の画像	155 枚	1000 回

今回は小規模橋梁の点検に用いることを想定し、市町村の定期点検の損傷写真を用いてデータセットの作成を試みた。

3. 損傷写真を用いたオリジナル学習

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。labeling とは、物体検出する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ある。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が生じるか、またケース 1 とケース 3 ではデータ数によって差が生じるか比較し検討を行ったものである。今回は剥離・鉄筋露出を対象に学習を行い、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。本研究ではデータ作成

キーワード 橋梁点検, 損傷写真, 判定支援システム, 深層学習, 判定精度

連絡先 〒940-8532 新潟県長岡市西片貝町 888 長岡工業高等専門学校環境都市工学科 TEL 0258-34-9271

にかかる時間は100～200枚程度のデータ数で約1～2時間程度であった。学習時間は画像の枚数に関係なく、学習回数と比例して学習回数が1000回の時は約12時間、2000回の時は約24時間であった。今回は高速化のためのGPUを用いなかったため、GPUを用いれば学習時間を大幅に削減可能と考えられる。

3.2 学習結果

学習済みモデルを用いてデータセット作成に用いた既存画像とデータセット作成に用いていない新規画像の判定結果画像を図-2、図-3に示す。既存画像と新規画像共に剥離・鉄筋露出が認識されており、ほぼ全ての損傷箇所を捉えていることが確認できた。

ケース1～ケース3のそれぞれの画像判定率を図-4に示す。学習回数を変えたときのケース1とケース2の画像判定率を比較すると、既存画像、新規画像共にケース2が高い結果となり、学習回数により判定率に差が生じることが確認できた。また、データ数を変えたときのケース1とケース3の画像判定率を比較すると、既存画像ではケース1が高精度なもの、新規画像ではケース3の方が高精度な結果となった。これはケース3の方がケース1に比べ、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られる。

多くの画像を判定してくれている一方で、図-5のような特徴的な判定結果の画像もいくつか見られた。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。この結果についてデータセットの不十分さが原因なのではないかとの指摘を受け、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る部分がいくつか見られた。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、リアルタイムで判定してタ



図-2 判定結果の画像例(既存画像)



図-3 判定結果の画像例(新規画像)

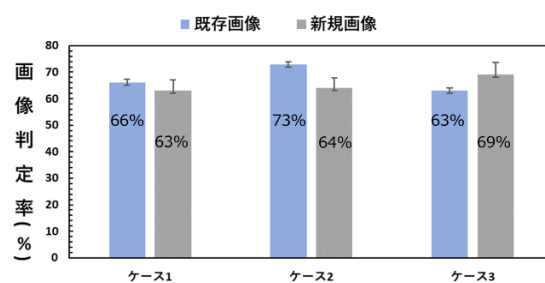


図-4 データセットごとの判定率の比較



図-5 特徴的な判定結果の画像例

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として、点検未経験者でも点検業務が可能となるようにしていく予定である。重大な事故とならないように構造物を点検していくためにも、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

- YOLO: Real-Time Object Detection
<https://pjreddie.com/darknet/yolo/>