

2つの機械学習モデルを用いた
構造物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小規模橋梁向けの概略点検システムの有効性の検討を進めてきた。これは、タブレット端末を用いて一問一答形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。既に社会実験として行われ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結果であったが、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に付与可能で、簡易的に損傷や劣化の判定を行うことを目的としており、YOLO と Create ML を用いて検討する。

2. YOLO を用いた学習モデルの構築

2.1 学習モデル

YOLO とは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。剥離・鉄筋露出とひびわれを対象に学習を行い、YOLO を用いた物体検出を行うために Darknet と labelimg を用いて画像を学習させる。表-1 に学習データセット 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。

2.2 学習結果

学習判定結果の画像を図-1 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。また画像判定率を図-2 に示しており、判定率は約 60%程度であっ

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	126 枚	1000 回
2	健全度 E 橋梁	126 枚	4000 回
3	健全度 C3 と E 橋梁	155 枚	1000 回



図-1 判定結果の画像(左：既存画像，右：新規画像)

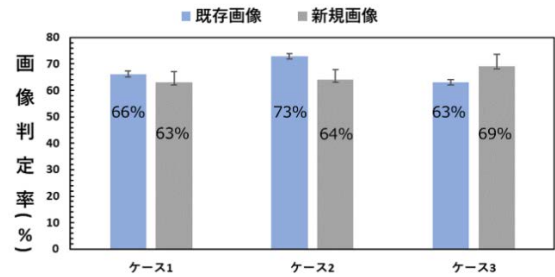


図-2 データセットごとの判定率の比較

表-2 学習データセット

損傷名	学習データ数	検証データ数	学習回数
ひびわれ	294	186 枚	1000 回
剥離・鉄筋露出	326	188 枚	
腐食	320	166 枚	

た。一方、ひびわれの方は各種の検討を行ったものの検出することができなかった。その要因として、色や形状がバラバラであったため、検出できなかった可能性が考えられる。

3. Create ML を用いた学習モデルの構築

3.1 学習モデル

Create ML とはテストデータを学習して機械学習のモデルを作る mac OS 上のフレームワークのことであり、オリジナルの機械学習モデルを構築するソフトウェアである。本手法ではひびわれ、剥離・鉄筋露出、腐食の

キーワード 損傷, 判定支援, 点検, YOLO, Create ML, 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

3項目を対象に行い、学習用データ数と検証用データ数、また学習回数を表-2に示す。使用した画像データは、新潟県内の市町村で実施された点検の調書を使用しており、対策区分A～E判定までのデータを用いた。また、本研究ではモデルのトレーニングパラメータは特に変更せずに標準の設定で学習を行った。

3.2 学習結果

表-2のデータを用いた判定率の結果を図-3に示す。損傷項目それぞれについて比較した場合、ひびわれと腐食の判定率は高いものの、剥離・鉄筋露出の学習用データと検証用データ共に判定率が著しく低い結果となった。これはデータ数によるものではなく、損傷種類や損傷程度のばらつきによるものを判定させた結果によるものだと考えられる。

次に、図-3の3つの損傷種類をさらに細分化した時の判定率の影響を検討した。ひびわれと剥離・鉄筋露出を対象にそれぞれ4項目ずつに分けて検討した。ひびわれと剥離・鉄筋露出を細分化して得られた結果をそれぞれ図-4及び図-5に示す。学習結果は損傷種類ごとに細分化したことにより、図-3と比べ特に剥離・鉄筋露出のTrain、Recallの判定率向上が確認できた。一方で、TrainとTestで比較した際の判定率に大きな差が生じた箇所がいくつか見受けられた。これは検証用データとして学習に用いたデータ数が少ないことにより判定率に偏りが見られたと考えられる。そのため、今後はトレーニングパラメータを変更し、TrainとTestの判定率の差異を減らす検討を行っていく。

4. 損傷判定支援システムの試作

Create MLで構築した学習モデルを既存の橋梁点検システムに搭載する前に、端末で撮影した写真を判定するシステムを試作した。試作したシステムを図-6に示す。損傷箇所を端末に内蔵されているカメラで撮影し、画像認識すると3項目それぞれの判定率と判定名が表示され、円グラフによるそれぞれの確率の推定値が見られるものとなっている。

5. まとめ

本研究ではYOLOとCreate MLの2つの手法を用いて学習モデルを作成し、外的損傷数が多くみられるひ

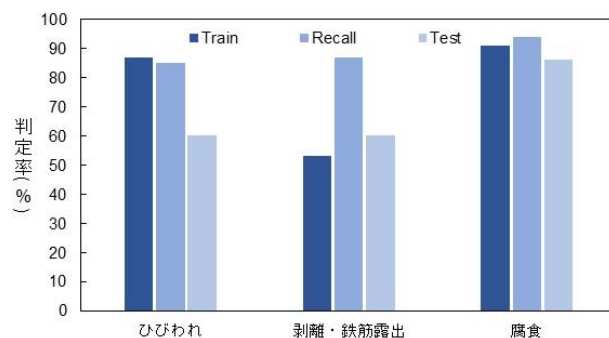


図-3 表-2の学習結果

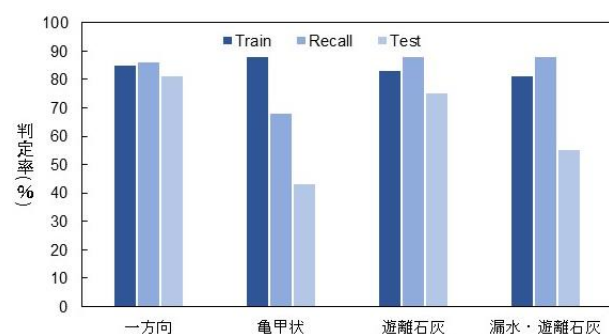


図-4 ひびわれの学習結果

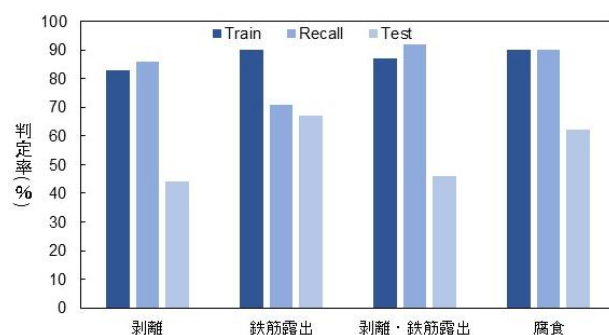


図-5 剥離・鉄筋露出の学習結果



図-6 損傷判定支援システムの試作

びわれと剥離・鉄筋露出については、損傷要因ごとに細分化して学習モデルを作成した。また、作成した学習モデルを使用した損傷判定支援システムの試作を行った。今後の予定として、将来的に現場での実地運用を行えるように損傷判定の種類と損傷種類ごとの細分化数を増やすことや、橋梁の補修工事が必要となる、対策区分C判定以上のものを判定できるよう学習モデルを構築していく予定である。