

YOLOv7を用いた橋梁のリアルタイム損傷認識

埼玉大学大学院理工学研究科 学生会員 ○稲村啓
埼玉大学大学院理工学研究科 正会員 党紀

1. はじめに

近年、日本において橋梁の老朽化が問題になっており、また、今後20年間で、建設後50年を経過する施設の割合は加速度的に増加する見込みである。老朽化したインフラに対しては、適切に補修・修繕等の維持管理を行っていくことが望ましい。

多くの分野において深層学習の手法が用いられている中で、点検業務などの維持管理分野において、今後は人中心からデジタル中心のより合理的な維持管理形態への変更が進展していくと考えられる。また効率化を図るためにUAVを用いた橋梁の点検が主流となると考えられ、処理速度の早いYOLO¹⁾を用いて、UAVで撮影されたデータから損傷のリアルタイム検出が可能となれば、橋梁の点検にかかるコスト、労力、時間等を大幅に減少させることができ、社会基盤インフラの維持管理方針に大きな影響を与えることとなる。

本研究では5種類の損傷、腐食、ひび割れ、遊離石灰、漏水、剥離を同時に認識することを目的とする。一般にラベル数が多くなるほど精度は低下するとされているが、今後の橋梁点検での実用化を勘案して必要不可欠であると考えられるため²⁾、同一のデータセットとして整備し、検証を行う。また、即時的な認識としては30fpsを目標に学習を行う。

2. データセットの構築

本研究において損傷認識を行うモデルとして、Object Detectionとして検出の精度が高く、速度の早いYOLOv7³⁾を用いる。

損傷画像は橋梁点検調査書より取得した合計3756枚を用い、それらの内80%を訓練用画像、10%を検証用画像、10%をテスト用画像とした。各損傷内訳は図-2に示す。画像に対してはVGG-Image-Annotatorを用いて多角形ポリゴンとして損傷部分をアノテーションし、それらへの境界線走査によって得たバウンディングボックスをラベル情報として使用する。

また、収集した画像の画素数は640×640ピクセルに統一して出力している。

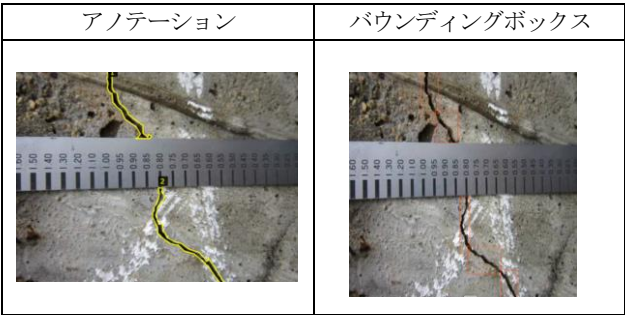


図-1 ラベリング例

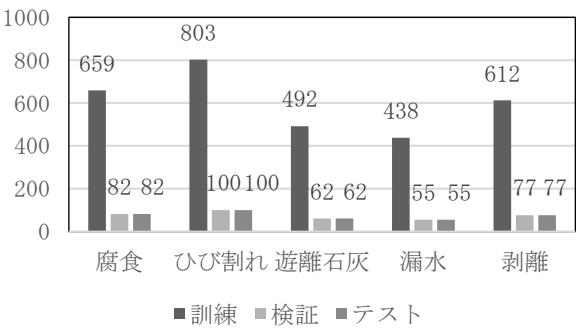


図-2 データセット枚数

3. 学習と評価

(1) 評価指標

評価指標としては、Precision, Recall, mAP_0.5を用いる。Precisionは、検出したバウンディングボックス (B-Box) が正解だと予測した総数の内、実際に正解であった割合を表す。Recallは、検出すべきB-Boxが実際に正解である総数の内、TP(真陽性)と検出できた割合を表す。mAP_0.5は物体検出の精度を比較する指標である。

(2) 訓練結果

表1に示す枚数を用いて、バッチサイズを16、学習率を0.01、エポック数を300で学習したものをCase1とする。Precisionは0.510、Recallは0.458、mAP_50は0.398となり、ある程度の精度は確保できている。一方でobjectの判定に関しては過学習傾向であり、背景部分を損傷と誤認識するbackground FPが腐食、ひび割れに関して多く見られた。腐食に関しては、データのばらつきが大きいことから特徴量が上手く抽出できていないことが考えられるため、データ量の増強によって対応する。また、ひび

Key Words: YOLO, 損傷認識, 深層学習, UAV, 橋梁損傷

連絡先：〒338-0857 さいたま市桜区下大久保255 090-9382-0434

割れに関しては部材の影部分や草木などの細い物体などがひび割れと認識されるケースが多く、学習データを拡張することで精度の向上を図る。過学習により汎化性能が低下しているため、これもデータを拡張することで対応する。

4. モデルの改良

学習率を0.0001に変更し、上下反転発生確率，左右反転発生確率，透過合成発生確率をそれぞれ50%にしたものをCase2とする。これにより過学習は抑制され、全損傷種においてPrecisionが改善された。

Case2のパラメータ設定にCase1において精度の低かった腐食損傷の画像を1715枚加えたものをCase3とする。

Case3についても腐食の背景誤認識が多いことから、これを抑制するために、背景画像としてラベル付けされていない橋梁塗装についての単色画像を追加し⁴⁾、これをCase4とする。これは損傷部に対しての部材の特徴を学習させ、画素勾配を明瞭にすることを図る。

Case4が最も精度の良いモデルとなり、剥離，遊離石灰，ひび割れ，漏水，腐食の順に正解率が高く，特に剥離のPrecisionは0.728と高い値になった。

5. UAV動画への適用

前章で作成したCase4のデータセットを教師画像として訓練させ、損傷認識を行った。検証方法としては、動画を1フレーム単位で分解し、複数の画像と入力した。

表-1 各Caseの結果

	Precision	Recall	mAP_0.5
Case1	0.510	0.458	0.398
Case2	0.543	0.480	0.480
Case3	0.485	0.527	0.472
Case4	0.523	0.490	0.486



図-3 損傷認識結果例

画像は1フレーム当たり1920×1080の大きさであったが、画像1枚当たりに対する割合の小さい損傷の検出も問題なく行われていた。

動画時間39秒に対して、2360フレームを33.6秒で検出し、70.3fpsとなり、リアルタイム検出の目標値である30fpsを超え、実用に足る値を出すことができた。遊離石灰に関しては、確認できた範囲ですべての対象を認識できていたと評価できる。一方で、背景部材の誤認識が多く、河川水の反射，流水，植物などが損傷として認識されていた。

さらなる検出精度の向上には、画像の分割やデータセットにUAV画像を追加するなどの方策が考えられ、今後、検証の必要がある。

6. まとめ

本研究では、YOLOを用いた損傷認識を行い、各種モデルの改良から精度の向上が為された。また、リアルタイム損傷認識としても70.3fpsと高速度の検出を実現し、背景部分の誤認識の抑制もある程度為された。

今後の展望として、Lidar等の3次元的な測量ツールと組み合わせることで3次元的な損傷認識を成し遂げたい。

参考文献

- 1) Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi, You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, arXiv:1506.02640
- 2) 党紀，水元大雅，全邦釘，刘佳明，藤嶋斗南，YOLOを用いた多種類橋梁損傷の同時検出，AI・データサイエンス論文集/2021年2巻J2号p. 447-456
- 3) Chien-Yao Wang, Alexey Bochkovskiy, Hong-Yuan, Mark Liao, YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors, Computer Science: Computer Vision and Pattern Recognition, arXiv:2207.02696
- 4) 藤嶋斗南，党紀，全邦釘，橋梁損傷セグメンテーションの背景増強訓練とその効果の検証，AI・データサイエンス論文集/2022年3巻J2号 p. 994-1002