

橋梁点検のための深層学習によるひび割れ検出モデル最適化の基礎研究

金沢大学 正会員 ○福岡 知隆
金沢大学 学生 南 貴大
金沢大学 正会員 藤生 慎

1. はじめに

日本には橋長 2m 以上の橋梁が約 73 万橋あり、その多くが高度経済成長期に建設されている。一斉に老朽化するインフラを戦略的に維持管理・更新することは喫緊の課題である¹⁾。橋梁維持管理には、定期的な点検により損傷が軽微なうちに対策を講じる予防保全的な処置が求められている。この点検の効率化手法の一つとして、画像処理を用いた橋梁のひび割れ自動検出手法が研究されており、近年では深層学習によるひび割れ検出手法も提案され、その検出精度は年々向上している。

ひび割れ検出の問題の一つに、ひび割れとノイズの識別の難しさがあげられる。ある橋脚のひび割れが異なる橋梁の漏水跡と似ているなど、画像上では人間でも判断が困難な場合があり、検出モデルもノイズをひび割れと誤検出、またはひび割れをノイズと誤判定する場合がある。この問題の解決方法の一つとして、学習データが異なる複数の検出モデルを学習し、橋梁ごとにひび割れとノイズの特徴から最適な検出モデルを選択する手法が考えられる。この手法において、複数のモデルを学習するための教師データ作成にかかるコスト低減のため、生成モデルによる疑似画像が有効である可能性がある。我々は教師データ作成コスト低減のため、Pix2Pix²⁾を用いた生成モデルによる疑似ひび割れ画像生成手法を提案し³⁾、ひび割れ検出の深層学習モデルを疑似ひび割れ画像で学習し、ひび割れの検出精度向上を確認している。疑似ひび割れ画像ならば、ひび割れの形状やノイズなどを任意に指定した画像が大量に作成可能である。

本稿では生成する画像の色合いの特徴が異なる疑似ひび割れ画像データの生成モデルを用い、それぞれモデルで生成した画像データセットごとに学習したひび割れ検出モデルの検出結果を比較し、疑似ひび割れ画像の有効性を評価する。

2. 疑似ひび割れ画像生成手法

Pix2Pix による疑似ひび割れ画像生成手法では、疑似画像生成の入力として、領域ごとに色分けしたアノテーション画像を用いる。このアノテーションで分けられた領域で画像生成を制御し、任意の形状のひび割れが存在する疑似ひび割れ画像を生成する。

3. ひび割れ検出手法

本稿ではセマンティックセグメンテーションを用いたピクセル単位でのひび割れ検出結果を比較する。評価に用いるひび割れ検出モデルの学習にはひび割れ検出を目的とした深層学習ネットワーク DeepCrack⁴⁾を用いる。モデルの出力は、入力画像の領域をひび割れ箇所とその他の 2 クラスに分類した画像である。

4. 学習データ作成方法

本稿では 3 つの異なる生成モデルで作成したデータセットを用いてひび割れ検出モデルを学習する。生成モデルによる疑似ひび割れ画像生成には、実橋梁の画像から切り出した縦横 256 ピクセルのひび割れ画像から作成したアノテーションデータを用いた。図-1 に生成モデルが作成した疑似ひび割れ画像の例を示す。モデル A は青みがかった白、モデル B は薄い茶色、モデル C は焦げ茶色のコンクリート面を生成する。



生成モデル A

生成モデル B

生成モデル C

図-1 同一のアノテーションデータから生成した三つの生成モデルの疑似ひび割れ画像の例

入力画像 正解ひび割れ ベースライン 生成モデルA 生成モデルB 生成モデルC

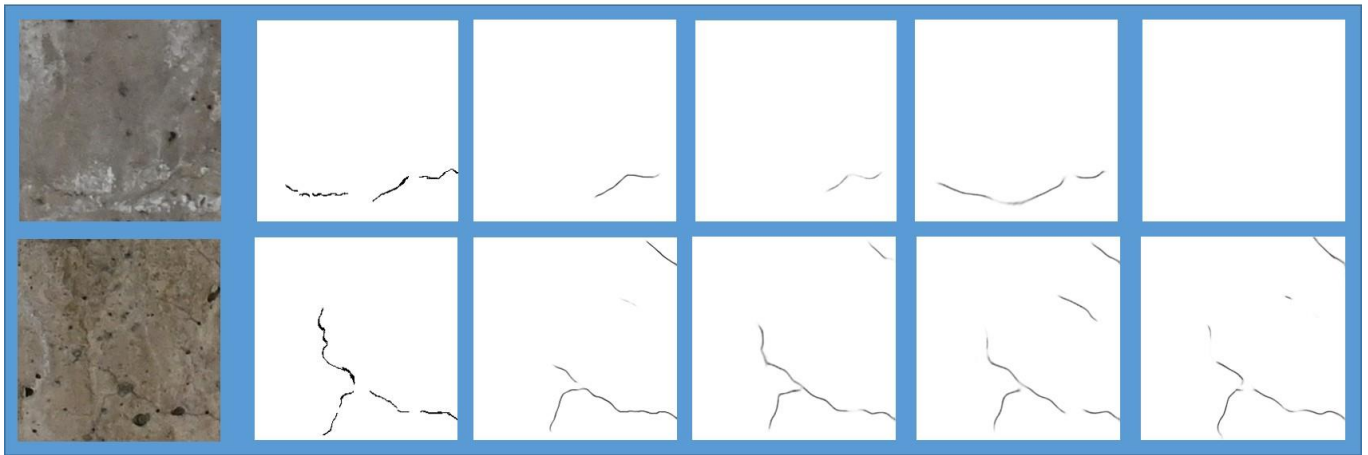


図-2 ひび割れ検出モデルごとの検出結果の比較

表-1 モデルごとの検出結果の比較

モデル	精度	再現率
ベースライン	0.32	0.56
モデルA	0.26	0.67
モデルB	0.25	0.70
モデルC	0.25	0.67

5. 評価実験

評価実験では、疑似ひび割れ画像で学習した3つのひび割れ検出モデルと実橋梁のひび割れ画像を用いたベースラインを比較する。ベースラインの学習には、761枚のひび割れアノテーション画像を用いる。疑似生成画像はこのアノテーション画像を用いてそれぞれの生成モデルで作成し、元画像と合わせた1522枚の画像を学習データとして検出モデルを学習した。テストデータとして、実橋梁画像から縦横256ピクセル単位で切り取ったひび割れ画像168枚を用いる。

図-2に各モデルでのテストデータの検出結果例を示す。表-1に各モデルのひび割れ検出のピクセル単位での検出結果の精度、再現率を示す。図-1から、ベースラインと比較して、生成モデルごとに検出結果が異なることが確認された。表-1の結果から、疑似ひび割れ画像を用いたモデルはすべてベースラインと比較して再現率が上昇し、精度が低下している。これは、検出の取りこぼしは少なくなったが、誤検出が多くなったことを意味している。

6. まとめ

橋梁点検の効率化手法の一つとして、深層学習による画像処理手法が研究されている。深層学習を用いたひび割れ検出の性能向上のため、様々なデータを用いた検出モデルを対象橋梁の特徴ごとに選択する手法が考えられる。本稿ではこの手法の基礎実験として、生成モデルで生成した画像により、異なるデータセットで学習した複数の検出モデルによる検出結果の評価を行った。評価の結果、学習に用いる疑似ひび割れ画像データを変えることで、モデルごとにひび割れの見落とし、誤検出に変化があることが確認された。また、生成モデルで生成した画像を用いた検出モデルは、誤検出が多く、見落としが少ない傾向が見られた。今後は検出モデルの学習に用いるデータを増やし、より多くの検出モデルを学習し評価を行う。

参考文献

- 1) 国土交通省白書 2019, <http://www.mlit.go.jp/hakusyo/mlit/h30/hakusho/r01/pdf/np202000.pdf>[2019,May 20].
- 2) 福岡 知隆, 南 貴大, 浦田 渡, 藤生 慎, 高山 純一: 深層学習による橋梁点検のための Pix2Pix による疑似訓練データ生成, 土木学会論文集 F4 (建設マネジメント), Vol. 75, No. 2, 1_27-1_25, 2019.
- 3) P. Isola, J. Zhu, T. Zhou, A. A. Efros, Image-to-image translation with conditional adversarial networks, 2016.
- 4) 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.