

橋梁点検における最適なひび割れ検出モデル選択のための RGB ヒストグラムの比較

金沢大学 正会員 ○福岡 知隆
 金沢大学 正会員 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、複数の検出モデルを用意し、橋梁ごとに最適な検出モデルを選択する手法が考えられる。この手法ではモデル学習に用いるデータの取得が問題であるが、我々は深層学習を用いた疑似ひび割れ画像生成手法を採用することで解決を図る。我々は疑似ひび割れ画像生成手法がひび割れ検出に有用であることを既に示している²⁾。ひび割れ検出において、疑似生成した学習データと評価対象の特徴によるひび割れ検出精度の相関は十分に議論されていない。

我々は橋梁毎に最適なモデルを選択するための基準として、モデルの学習データと橋梁画像の RGB 要素に着目した。本稿では、三つのひび割れ検出モデルをそれぞれ色合いが大きく異なる疑似ひび割れ画像集合を含むデータセットで学習し、実橋梁の画像データのひび割れ検出結果とそれぞれの RGB ヒストグラムの比較を行った。

2. 疑似ひび割れ画像生成手法

疑似画像生成手法の一つである Pix2Pix³⁾を用いて疑似ひび割れ画像を生成する。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 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画像で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。



図-1 生成モデルの疑似ひび割れ画像生成例

キーワード 橋梁点検, 深層学習, 疑似画像生成, RGB ヒストグラム

連絡先 〒920-1192 石川県金沢市角間町 金沢大学大学院 自然科学研究科 交通・防災まちづくり研究室

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の検出結果と RGB ヒストグラムを比較する。実橋梁から 256 ピクセル単位で切り取った 761 枚のひび割れアノテーション画像を共通画像セットとし、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疑似画像セット 761 枚を作成し、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。図-2 はそれぞれの画像セットの平均 RGB ヒストグラムし、生成モデルごとに生成される画像の RGB ヒストグラムが異なることが確認された。

図-3 に評価に用いた入力画像のサンプルと正解ひび割れアノテーション画像、それぞれの検出モデルによるひび割れ検出結果を示す。この結果から、検出モデルによってひび割れ検出結果に著しい差が生じること、画像によってモデル間の差が生じる場合とそうでない場合が存在することが確認された。図-4 はそれぞれのサンプル画像の RGB ヒストグラムである。評価に用いた画像は RGB 要素の比率が類似した画像であると言える。

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と RGB ヒストグラムの比較を行った。

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、学習データによってモデルごとに結果に大きく差が生じる場合があることと、入力画像によって差の大きさが異なることが確認された。また、単純な画像の RGB 値の比率はモデル選択の基準として有効でない可能性が示唆された。今後は検出結果に影響する要素をより細かく切り分けるため、実橋梁の画像データに対して、RGB 値の調整やひび割れの形状の調整などを行い、再度評価を行う。

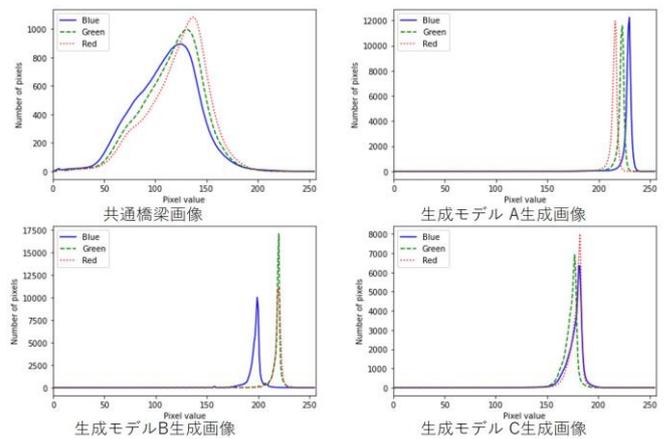


図-2 学習データの RGB ヒストグラム

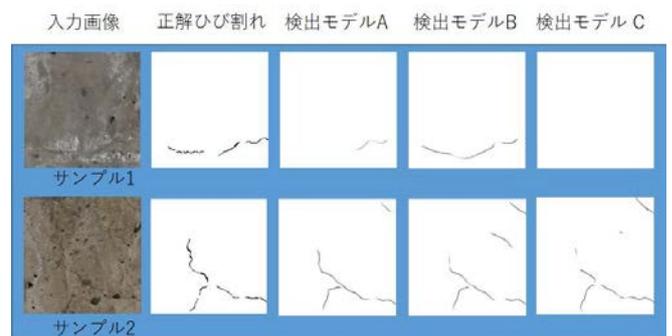


図-3 正解アノテーションとモデルごとの検出結果

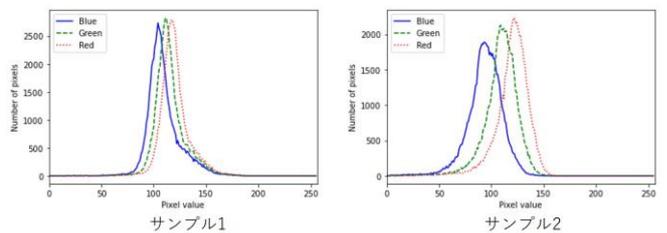


図-4 サンプル画像の RGB ヒストグラム

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.