

## 床版損傷写真画像の分析によるアルカリ骨材反応発生有無の関係づけに関する検討

大日本コンサルタント 正会員 ○龍田 斉  
大日本コンサルタント 正会員 吉田 敬宏

大日本コンサルタント 正会員 水野 裕介  
大日本コンサルタント フェロー 横山 広

### 1. 背景・目的

国土交通省が公開した橋梁定期点検要領<sup>1)</sup>は、床版ひびわれを疲労に起因する損傷として扱っており、材料劣化が関連するような複合劣化が発生しているケースでも、ひび割れのみで評価している。このため、床版ひびわれのみ発生している場合、点検記録様式への記録内容は疲労損傷の進展度合いの評価を主眼とした内容となる傾向にあり、結果として、維持管理サイクルの中でASRが意識されにくい傾向にある。ASRによる劣化が生じている床版下面に対し、疲労対策として接着型補強を実施した場合、微細ひび割れが多数発生し、水分を保持しやすくなることから、長期耐久性が確保できなくなる可能性がある。また、ASRによる劣化が土砂化を誘発する場合がある。

一方で、AI技術の一種である畳み込みニューラルネットワーク（以下、CNN）の精度向上が著しく、画像分類のコンペティション等においてよく利用されている。本研究では、コンクリート床版の維持管理精度の向上を目的として、コンクリート床版の損傷画像とCNNを活用し、ASRの発生有無の診断に活用できるか検証した。

### 2. 手法

コンクリート床版の損傷画像をASRの有無で分類したものを教師データとし、これを学習したCNNによってASRの発生有無の分類が可能か検証した。教師データは、床版の損傷画像を、床版のASR劣化に習熟した橋梁技術者が確認してASRの発生有無に応じて振り分けた(図1)。内訳はASR発生画像が1469枚、その他の画像が1205枚である。振り分けた画像は、512px×512pxのサイズで統一するため、統一後のサイズより大きい画像は、画像の中心から512px×512pxのサイズで切り出した。統一後のサイズより小さい画像は、短辺が512pxとなるように拡大した後に画像の中心から512px×512pxのサイズで切り出した。上記加工後、画像によっては、鋼主桁等のコンクリート床版以外の部材が映り込んでいるものが120枚確認された。この120枚については、オリジナル画像からコンクリート床版以外の部材を含まないように位置調整をして再度切り出しを実施したもの(図2)を別途用意した。これは、コンクリート床版以外の部材が推定精度に与える影響を確認するために使用する。また、モデルの汎化性能を確認するため、教師データ画像のそれぞれのクラスから、80% (ASR:1175枚、その他:964枚)を学習用に、20% (ASR:294枚、その他:241枚)を検証用としてランダムに抽出したものを4セット用意した。

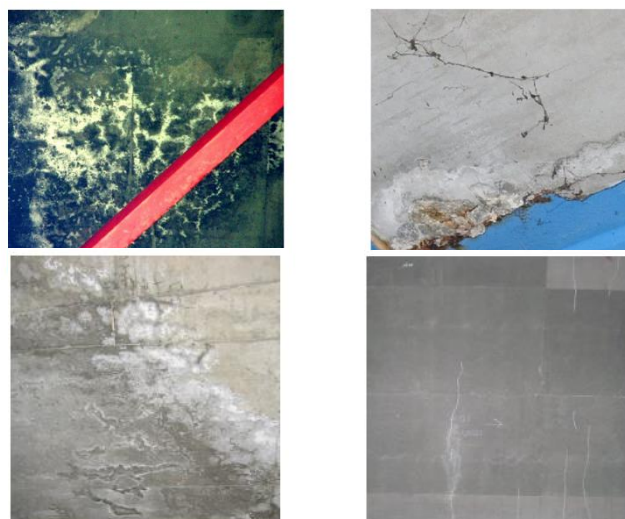


図1 教師データ画像  
(ASR (左), その他 (右))

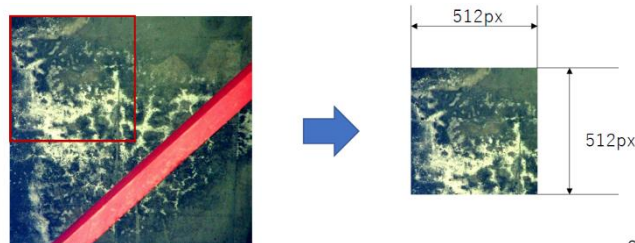


図2 画像の切り出し  
(オリジナル (左), 切り出し後 (右))

キーワード コンクリート床版, アルカリ骨材反応, 人工知能, 畳み込みニューラルネットワーク

連絡先 〒102-0075 東京都千代田区三番町6-3 大日本コンサルタント インフラ技術研究所 TEL03-6850-0065

ASR 有無の分類に使用した CNN のモデルは、深層学習ライブラリに組み込まれており、使用が容易な ResNet50<sup>2)</sup>, VGG16<sup>3)</sup>, MobileNet<sup>4)</sup>を用いた。上記モデルの実行環境として、産業技術総合研究所が構築・運用する AI 研究開発用のクラウドサービスである「AI 橋渡しクラウド」の計算資源タイプ rt\_F を使用した。モデルのパラメータは複数回の試行で感度を確認し、表 1 に示す値を設定した。

### 3. 結果

切り出し前後の各モデルの精度を表 2 および表 3 に示す。表中の検証精度とは、学習に用いていない汎化性能確認用データ 4 セットのうち 1 セットである。表より、切り出し後の方が、学習精度が 0.3% から 8% 程度下がるものの、検証精度 0.5 から 1.5% 低度が向上する傾向にあることが確認できる。モデルの汎化性能については、表 2 および表 3 で最も検証精度が高い MobileNet を用いて検証した。この際、表 4 に示すデータ拡張を実施した。データ拡張とは、学習データの一部に対して拡大、反転等を加えたものを学習データに追加することで、汎化性能の向上が期待できる。検証結果を表 5 に示す。いずれのセットにおいても検証精度が 95% を超えていることが確認できる。

### 4. 今後の展望

本検討は RC 床版を対象に、床版変状写真の分析を行い、ASR 発生有無を関係づけ、診断への活用について検討したものである。これにより、タブレット型橋梁点検システムに学習済みモデルを直接組み込んで使用することが可能となり、現地での ASR 発生有無の診断への活用が期待できる。例えば、システムが ASR の可能性が高いと診断した場合は詳細調査を検討し、ASR が確認されれば、補修・補強はせずに使い切りに移行を検討する等の運用が考えられる。

### 謝辞

本検討は、(国研)土木研究所「AI を活用した道路橋メンテナンスの効率化に関する共同研究」の一環として行っており、ここに関係各位に感謝の意を表します。

### 参考文献

- 1) 国土交通省道路局国道技術課：橋梁定期点検要領，2019
- 2) K, He. et al., “Deep Residual Learning for Image Recognition” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016
- 3) K, Simonyan. et al., “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition” International Conference on Learning Representations (ICLR), 2015
- 4) A, G, Howard. et al., “Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications” Computing Research Repository (CoRR), 2017

表 1 学習パラメータ値

最適化アルゴリズム	Adam
学習率	0.0001
バッチサイズ	8
エポック数	100

表 2 切り出し前の精度

モデル	学習時	検証時
ResNet50	0.9903	0.9205
VGG16	1.0000	0.8826
MobileNet	0.9995	0.9375

表 3 切り出し後の精度

モデル	学習時	検証時
ResNet50	0.9820	0.9356
VGG16	0.9218	0.8939
MobileNet	0.9969	0.9432

表 4 データ拡張の内容

操作名	内容
zoom_range	学習データの一部をランダムに拡大したものを学習データに追加する
horizontal_flip	学習データの一部をランダムに左右反転したものを学習データに追加する
rotation_range	学習データの一部をランダムに回転したものを学習データに追加する

表 5 MobileNet の汎化性能

セット名	学習時	検証時
Set1	0.9838	0.9527
Set2	0.9974	0.9697
Set3	0.9827	0.9583
Set4	0.9861	0.9593