

AI を用いたクラック検出方法の検討

大成ロテック（株）技術研究所

正会員

○インレレスウェ

同上

正会員

城本 政一

同上

正会員

ダントウエット

1. はじめに

路面性状測定車により取得した画像やプロファイルなどのデータを用い、舗装の健全度診断を行うためには、クラックやパッチングなどの損傷を精度良く検出する必要がある。従来は、これら損傷を画像処理技術などにより精度良く自動的に検出することが困難であるため、舗装診断の経験と高度な知識を有する専門の技術者が測定画像を目視し判断してきた。そのため、損傷の検出には、多くの人員や分析時間を要してきた。

筆者らは、舗装の健全度評価の作業の効率性向上と専門技術者の減少に対応すべく省人化を図るため、AI 技術の導入によるクラックやパッチングの損傷箇所の検出方法について、その効果の検証を行った。

以下に、検証結果を示す。

2. 損傷箇所の検出方法

既往の研究において、健全部、クラック部、パッチング部、白線部の4つに分別し、それらを高精度で検出できる手法が報告されている¹⁾。しかしながら、クラックとパッチング以外の損傷があるケースの学習データ少ないこと等から、専門技術者の目視による分析の代替手法としては課題が残っている現状である。

筆者らは、損傷部分の検出精度を向上させるために、画像は路面性状測定車で得られたものを用い、損傷の分類は、図-1で示すように、健全部、クラック、パッチングの3種類に限定した。解析手法としては、CNNモデルを用いて構築した。構築したCNNモデルを図-2に示す。

今回、検出精度をさらに向上させるために、車線の両側にある白線部分は自動的に検出を行い、自動的に損傷を調査する範囲外とした。ただし、横断歩道等、路面上にペイントしてある白線もあるため、図-1に示す白線は、そのような部分の画像である。

今回の解析手法は、画像から特徴点を効率的に抽出するためにCNNの畳み込み回数が5回と少ない回数で最適化が可能であった。なお、この畳み込み回数が増えると、細かな特徴点も検出することができるが、検出に必要な解析時間が増大することから、5回が最適な回数とした。

使用したデータ数の一覧を表-1に示す。

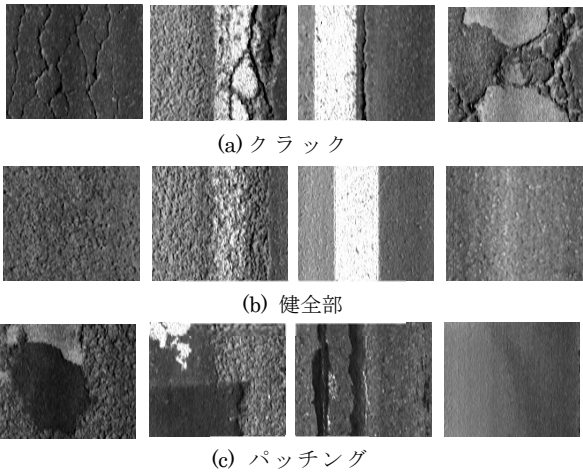


図-1 学習データ

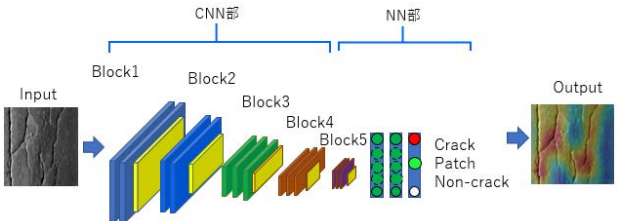


図-2 クラック・パッチング検出モデル

表-1 学習、検証、テストに使用したデータ数

	学習	検証	テスト	計
クラック部	17,742	8,871	2,956	29,569
健全部	17,821	8,910	2,973	29,704
パッチング部	11,655	5,847	1,951	19,453
全数	47,218	23,628	7,880	78,726
割合	60%	30%	10%	100%

3. 検出結果

CNN モデルによる開発プログラムのクラック・パッチングの検出モデルの学習と検出精度の向上過程を図-3 に示す。学習回数 1 回で、検証データの正答率 86%であったことから、本検出モデルが今回の損傷の特徴点を効率よく抽出していることが分かる。また、学習回数が 33, 34 回になると、検証データの正答率 98%で安定したことから、学習回数は 34 回で終了した。

学習したクラック・パッチングの検出モデルの精度を確認するために、テストデータの、クラック部、健全部、パッチング部について、検出精度を核にした。その結果を図-4 に示す。

図-4 より、テストデータを用いた正解率はクラック部で 97.5%, 健全部 98.7%, パッチング部 98.7%と高精度で検出することが確認できた。

ここで、誤検知している画像を確認し、原因について考察をおこなった。誤検出や見逃しの内容としては、図-5 に示すように①施工ジョイント部をパッチング部としての誤検出しているケース、②1m 以上のパッチングの内部を健全箇所と捉え、パッチングを見逃すケースが多くみられた。既往の研究でも指摘されているが¹⁾、画像解析を行う上で画像の大きさは重要な要因であり、今回採用した 50cm×50cm の画像は小さすぎるために、パッチングとの判別は専門の技術者であっても難しいと考えられる。今後は、今回採用した画像より大きな画像や、検出結果の組み合わせなどによるパッチング部の検出など、他の手法についても検討を行う必要があると考える。

4. まとめ

路面性状測定車を用いた舗装の点検結果から舗装の健全度評価をする場合、測定により取得した画像を専門技術者が目視により確認しクラック率を算出する方法が一般的であり、精度が高い。その作業には多くの人員および時間を要することが課題であり、近年画像処理技術や AI 技術の導入などが研究され適用されている。筆者らは、それら既往の研究成果や課題に着目し、検出精度向上や解析時間の短縮などを解析の効率化を図るために、最先端の AI 技術の CNN モデルを構築し損傷個所の検出をおこなった。その結果、高い精度で損傷箇所の検出が可能であった。

この技術が増大する社会インフラの維持管理における点検作業の効率化や専門技術者が減少、不足する課題への一助になるものと期待する。

参考文献

- 1) 浅田拓海ほか：「Convolutional Neural Network を用いたひび割れ・パッチングの高精度検出手法の開発」, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol174, No3, I_131-I_138, 2018

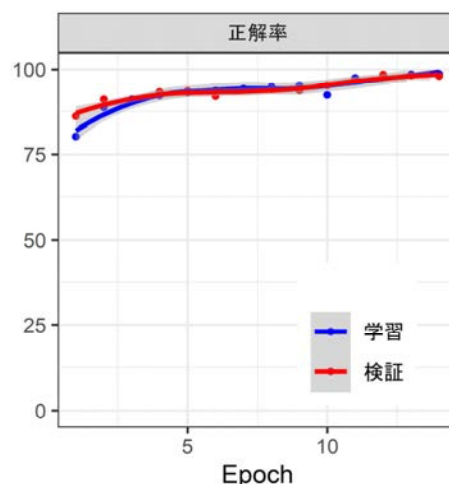


図-3 クラック・パッチングの検出モデルの学習過程

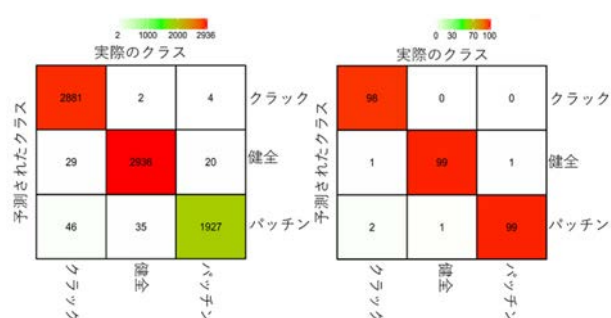


図-4 判定正誤表 (左: データ数, 右: 割合)



図-5 確認画像 (左: 誤検出: 右: 見逃し)