

Semantic Segmentation を活用した橋梁 3 次元モデルへのひび割れ位置反映

愛媛大学大学院 学生会員 ○山根 達郎

愛媛大学大学院 非会員 叶井 和樹

東京大学 正会員 全 邦釘

1. はじめに

近年、高度経済成長期に建設された橋梁の老朽化が深刻な問題となっており、定期的な点検が求められている。これらの点検において作成されている点検調書には、損傷箇所の写真や損傷状況は記載されているが、損傷の周辺状況や損傷発生要因となりうる箇所まで詳細に記録したものは少ない。

そこで近年、撮影画像を元にした橋梁 3 次元モデルの作成が注目されている。橋梁の 3 次元モデルを作成することで、損傷の周辺状況が把握できるほか、定期的にモデルを作成することによって、劣化状態の推移も視覚的に確認できる。しかし、3 次元モデル上では細かいひび割れが見えづらく、その位置を確認することが難しいといった課題もある。

一方、撮影画像から、機械学習を用いてひび割れを検出する研究も広く行われている。そこで、機械学習を用いてひび割れを検出し、ひび割れの位置を示した画像から 3 次元モデルを作成すれば、3 次元モデル上でもひび割れの位置を確認しやすくなると考えられる。しかし、機械学習を用いてひび割れ検出を行う場合、草木などのコンクリート以外の物体が写っていると多くの誤検出を引き起こし、そのまま 3 次元モデルを作成しようとする画像同士の重ね合わせが行えず、モデルが正しく作成できない。

そこで本研究では、Deep Learning による Semantic Segmentation を用いて橋梁撮影画像からコンクリート表面だけを検出することで、コンクリート表面だけを対象にひび割れ検出を行い、ひび割れの位置を示した 3 次元モデルを作成することを目的とする。

2. 研究方法

本研究では、床版裏面にひび割れが発生しているコンクリート床版橋を対象として研究を行った。

まず、床版裏面に対してのみひび割れ検出を行うために、Semantic Segmentation を用いて撮影画像か

ら床版裏面のみを検出した。Semantic Segmentation とは、画像から物体の位置を画素単位で識別する技術であり、近年、画像認識において高い精度を挙げている機械学習手法のひとつである Deep Learning の発展によって飛躍的に精度が向上している。本研究では、Deep Learning を用いた Semantic Segmentation を行うためのモデルのひとつである、Mask R-CNN¹⁾ を用いて撮影画像から床版裏面の検出を行った。Mask R-CNN の学習・検出においては、撮影画像に対して床版裏面の範囲を指定した教師データを用意して学習を行ったのち、学習に用いていない別の撮影画像を用いて、床版裏面の検出を行った。

つぎに、床版裏面の範囲を特定した画像に対して、機械学習手法のひとつである Random forest を用いてひび割れ検出を行った。Random forest の学習・検出においては、撮影画像の各画素に対してひび割れかそうでないかを指定した教師データを用いて学習を行い、その後、床版裏面の範囲を特定した画像に対して、その範囲内においてひび割れの検出を行った。

最後に、SfM (Structure from Motion) によって、3 次



(a) 元画像 (b) 床版裏面検出結果

図-1 床版裏面の検出結果 1



(a) 元画像 (b) 床版裏面検出結果

図-2 床版裏面の検出結果 2

キーワード 機械学習, Deep Learning, Semantic Segmentation, ひび割れ, 3 次元モデル, SfM

連絡先 〒790-8577 愛媛県松山市文京町3 愛媛大学工学部 TEL 089-927-9697

元モデルの作成を行った。SfM とは、360° 様々な方向から撮影した画像を元に 3 次元モデルを作成する手法である。本研究では、SfM ソフトのひとつである Agisoft PhotoScan を使用して、Random forest により検出されたひび割れ位置を示した画像から橋梁 3 次元モデルを作成した。

3. 結果および考察

Semantic Segmentation による床版裏面の検出結果の例を図-1 および図-2 に示す。図-1 は、撮影画像に草木が写り込んでいるが、これを避けて床版裏面が特定できている。図-2 は、排水管および橋台部分が写り込んでいるが、床版裏面だけを特定できている。

次に、図-2 に示した床版特定画像を元にして、Random forest を用いてひび割れ検出を行った結果を図-3 に示す。図-3(a)は、床版特定を行っていない元画像を使ってひび割れ検出を行った画像であるが、床版以外の排水管や橋台の苔部分など、広い範囲で誤検出が生じている。一方、床版特定を行った図-3(b)は、床版の領域内でのみひび割れ検出ができています。

最後に、SfM によって作成した 3 次元モデルの画像を図-4 に示す。図-4(a),(b)から、橋梁の形状をはっきりとモデル化できており、3 次元モデル化に成功していることが分かる。また、図-4(c)に示すように、3 次元モデルの表面にひび割れの位置を示すことができおり、図-4(d)に示すような、通常の 3 次元モデルの表面と比べて、ひび割れの存在する位置が非常に確認しやすくなっていることが分かる。

一方、今回ひび割れ検出にあたっては、型枠跡を一部誤検出している部分もあった。しかし、3 次元モデルを人の目で確認した際に、それがひび割れかどうかは判断できるため、問題にはならないといえる。また、今回床版裏面の特定を行うにあたって、部分的に床版裏面以外が床版と誤判定されたケースも一部あった。このような誤判定は、誤判定した部分が床版裏の色や形状に似ていたためと考えられ、学習データの種類や画像枚数を増やすことで低減することができると考えられる。

4. おわりに

本研究では、Semantic Segmentation を用いたコンクリート床版の範囲特定により、誤検出の要因となる部分を排除したことで、ひび割れの位置を示した 3 次元モデルを構築した。



(a) 撮影画像から直接ひび割れ検出を行った結果 (b) 床版特定によってひび割れ検出を行った結果

図-3 ひび割れ検出結果



(a) 3 次元モデル (斜め上) (b) 3 次元モデル (斜め下)



(c) ひび割れ位置を反映した 3 次元モデルの表面 (d) 通常の 3 次元モデルの表面

図-4 3 次元モデル作成結果

一方、ひび割れ検出の際、型枠跡を一部誤検出している部分もあったが、3 次元モデルを人の目で確認した際に判断できるため問題にはならないと考えられるほか、型枠跡を判定するためのモデルを別途作成すれば、誤検出の除去も可能と考えられる。このほか、Semantic Segmentation による解析範囲特定の際、床版裏面以外を誤判定しているものも見られたが、このような誤判定については、学習データを増やすことで低減することができると考えられる。

なお、本研究発表の一部は、国土交通省道路局が設置する新道路技術会議における技術研究開発制度により、国土交通省国土技術政策総合研究所の委託研究「市町村のニーズに応える革新的な点検支援システムに関する研究開発」で行われたものである。

参考文献

- 1) Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollar and Ross Girshick : Mask R-CNN, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2980-2988, 2017.