

特定土工構造物の点検における AI の利用に関する一考察

日本大学生産工学部 正会員 ○朝香智仁 日本大学生産工学部 正会員 野中崇志

1. はじめに

国土交通省は、道路土工構造物点検要領を暫定版として改定し、2022年度の直轄国道における点検で試行することとなった¹⁾。暫定版の改定内容によると、長大切土と高盛土が対象となる特定道路土工構造物は、全数について建設後2年以内に初回を行い、2回目以降は5年に1回の頻度で行うことを基本となっている。また、変状の点検は近接目視が基本となっているが、新たな点検技術の開発動向の情報も収集し、点検要領の観点から合理化できる手法と判断される場合には採用してもよいことになっている。そこで、本研究では無人航空機(UAV)で特定道路土工構造物を撮影した画像を使う場合において、深層学習の教師データとして与える条件が、どの程度ひび割れの検出に影響を与えるかを、定量的に分析することを目的とした。

2. 研究手法

千葉県富津市に存する長大法面(図1)を対象として、2021年9月3日にネットワーク型RTK測位が可能なUAVによる観測を行なった。研究対象とした長大法面は、水平方向に約125m、垂直方向に約50mの大きさがあるため、飛行中に車道部分に機体が入らないように、歩道から法面側をマニュアルで操縦した。観測範囲内には対空標識を4点設置し、対地高度約35mおよび約70mからの観測による合計75枚の空中写真と、法面全体の法線方向からの観測による合計138枚の空中写真を撮影したため、解析には法線方向からの撮影した画像を精査し、法面の表面にひび割れが目視で確認できた写真から、1440px×1440pxの100枚の画像として切り出し、深層学習の教師データとした。なお、UAVの撮影時の天候は曇りで、直前まで降雨があったため長大法面の表面は、濡れている状態であった。教師データは、図2に示す3パターンのラベル付を設定し、それぞれの精度を評価することとした。パターン1(a)は一続きのひび割れ全体を1つの矩形で囲む方

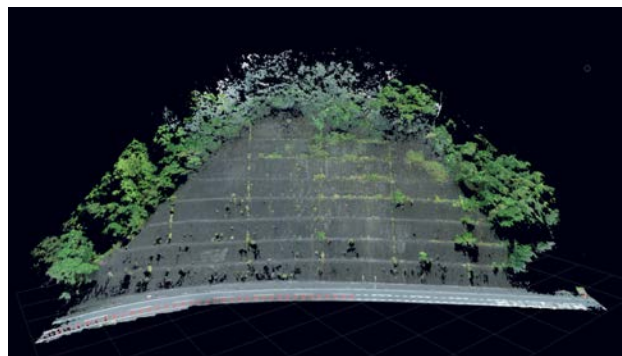


図1 研究対象とした長大法面の全景
(UAVで観測した写真による三次元点群データ)

式、パターン2(b)は一続きのひび割れの縦方向と横方向に分けて矩形で囲む方式、パターン3(c)は一続きのひび割れを縦方向、横方向ともにひび割れの交点となっている地点からそれぞれ分けて矩形で囲む方式である。

深層学習による画像処理については、主に分類、物体検出、セグメンテーションが利用されているが、本研究では物体検出のアルゴリズムを使用することとした。セグメンテーションの中には、セマンティックセグメンテーションのように、ひび割れ自体の位置を検出して色付けできるものもあるが、色付けされてしまうと、細かいひび割れを見逃してしまう可能性もあるため、ひび割れの場所を矩形で検出する物体検出の方が写真を目視で確認できる観点から、考察する上で好ましいと考えた。物体検出の検出器には、R-CNN (Regions with Convolutional Neural Networks)、YOLO (You Only Look Once)、SSD (Single Shot MultiBox Detector)がよく利用されるが、本研究ではSSDを使用することとした。SSD²⁾は、Faster R-CNNと同等の精度とYOLOより高速であること、そして今後の展開も考え、リアルタイムでの物体検出が可能であることにより採用することとした。また、事前学習済みのCNNであるResNet-50³⁾を、SSDのオブジェクト検出ネットワークに変更する手法により、教師データからオブジェクト検出器を作成することとした。

キーワード ディープラーニング、無人航空機、SSD、ひび割れ

連絡先 〒275-8575 千葉県習志野市泉町1-2-1 日本大学生産工学部 TEL: 047-474-2451 E-mail: asaka.tomohito@nihon-u.ac.jp

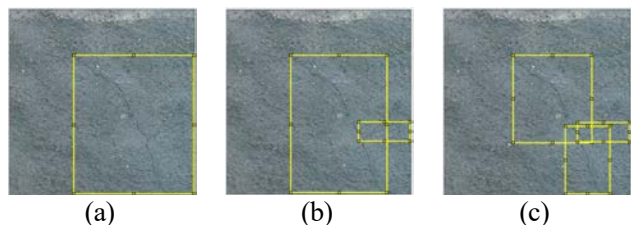


図2 本研究で設定した3パターンの教師データのラベル付け方式

SSDで検出したひび割れの結果は、(1)式の適合率、(2)式の再現率を使用して算出する、適合率と再現率のバランスを判定する(3)式のF値によって評価することとした。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$F = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (3)$$

ここで、Pは適合率、Rは再現率、TP (True Positive) はひび割れを正確に検出できた数、FN (False Negative) はひび割れを見逃して検出できなかった数、FP (False Positive) はひび割れでないものをひび割れとして検出した数である。本研究では、深層学習に使用しなかった写真15枚を検証用のデータに対して、3パターンのラベル付け方式から作成したそれぞれのSSDオブジェクト検出器を適用し、F値を算出することとした。

3. 結果と考察

表1は、ミニバッチサイズ:20、エポック:80として深層学習した際の最終的な結果である。表中の精度とはミニバッチの精度を示したものであるが、いずれのパターンでも2時間強で十分な学習ができたと思われる。また、図2は、3パターンそれぞれのオブジェクト検出器によるひび割れの検出結果の一例を示したものである。使用した画像の上方には大きなひび割れが一ヶ所あるが、パターン1(a)ではひび割れを検出できていないものの、パターン2(b)ではひび割れの一部が、パターン3(c)ではひび割れ全体にわたって、複数の矩形が現れている。本研究では、このような検出結果については、矩形の大きさがひび割れ全体を囲っていても複数の矩形でひび割れを検出できている場合にはTPを1としてカウントすることとし、FN

表1 ディープラーニングの結果

教師データ	ラベル総数	学習時間	精度
パターン1	143	2:12:24	99.82%
パターン2	191	2:06:43	99.75%
パターン3	320	2:21:34	99.52%



図3 SSDオブジェクト検出器によるひび割れの検出結果の一例

とFPは矩形の位置とひび割れの状態を目視で確認することでカウントすることとした。それぞれのオブジェクト検出器を、検証用のデータにて適用させた結果、F値はパターン1で0.326、パターン2で0.509、パターン3で0.870であった。よって、SSDによって道路法面のひび割れを検出するにあたっては、一続きのひび割れも細分化させたラベル付けをすることで、検出精度を向上させることができると考えられる。

4. おわりに

本研究の総括として、SSDオブジェクト検出器の深層学習の教師データとして与える、ひび割れのラベル付けの条件としては、ひび割れ全体よりもひび割れを細分化させたラベル付け方式の方が、検出精度が高いことを定量的に示すことができた。今後は、新たにUAVによって撮影した画像を加えた条件下における、精度評価を予定している。

謝辞: 本研究は、JSPS 科研費・基盤研究(C) 18K04398 および21K04292の助成を受けて実施しました。また、現地調査にあたっては、千葉県君津土木事務所のご協力を賜りました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 国土交通省 道路局 “道路土工構造物点検要領(暫定版)”, pp.1-64, 2022.
- 2) Liu, W. et al. “SSD: Single Shot MultiBox Detector”, Computer Vision – ECCV 2016, Amsterdam, pp. 21–37, 2016.
- 3) Kaiming He, et al. “Deep residual learning for image recognition” IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 770–778, 2016.