

モルタル吹付法面における画像認識技術を用いたひび割れ検出の基礎検討

日特建設株式会社 ○蔵谷樹、藤田哲、山梨太郎

1. はじめに

近年、法面構造物の経年劣化に伴い、変状が顕在化していることから、適切な点検及び結果の評価が課題となっている。点検項目の中でひび割れに関する手法は近接目視点検が主であり、点検者の経験・技術レベルの差や点検手法の違いにより、評価が左右されることが問題点として挙げられることから、従来の手法より省力化が図れ、定量的な結果が得られる点検手法が求められている。

点検業務において省力化を図る手段として、深層学習を用いた画像認識技術の利用が注目されている。深層学習（ディープラーニング）を用いて状況を評価することによって、省力化が図れ、定量的な性状評価が実現できると考えられる。そこで、法面構造物の点検への AI 導入を目的として、これまで筆者らは、UAV を用いて法面工の撮影を行い、UAV の撮影条件の違いによる、取得画像上でのひび割れの検出数の検討を進めてきた¹⁾。

本報告ではモルタル吹付法面を対象として、法面上の変状を図-1 に示すひび割れ、遊離石灰、ひび割れ上の植生の 3 種に分類した教師データの作成と、AI 学習を行った。出力結果ではそれぞれの検出の確かさについて、下記に示す IoU を用いた評価指標によって算出・検証を試みた。

2. 検証の概要および実施方法

検証の対象はモルタル吹付法面で、画像撮影は UAV (Mavic 2 Pro) を用い、撮影距離は画像上でひび割れが視認できる 5~8m で取得した。画像は計 292 枚を対象とした。その内、モルタル吹付以外の背景の割合が多いものや、空が見える等の対象物以外が明瞭に映り込んでいる写真 92 枚は対象から除外し、教師データとして 150 枚、AI の学習には用いない学習結果の検証用データとして 50 枚を採用した。

次に教師データ、検証データそれぞれで、検出対象とするひび割れ、遊離石灰、ひび割れ上の植生をバウンディングボックス (Bbox) で囲んだ。

AI モデルは、物体検知の分野において基本となる Faster RCNN を使用した。また、ひび

割れは相似性が強く、予測結果の枠が重複しやすいという特徴があるため、その点を考慮して学習モデルのパラメータを決定した (表-1)。

このパラメータを用いて、ひび割れの検出位置の正確性を、実際のひび割れの位置である教師データの正解領域 (青枠) と、予測された出力データでの予測位置 (赤枠) が重なった面積の比において、IoU を用いた検出基準 (図-2) の閾値についてひび割れ、遊離石灰、ひび割れ上の植生のそ

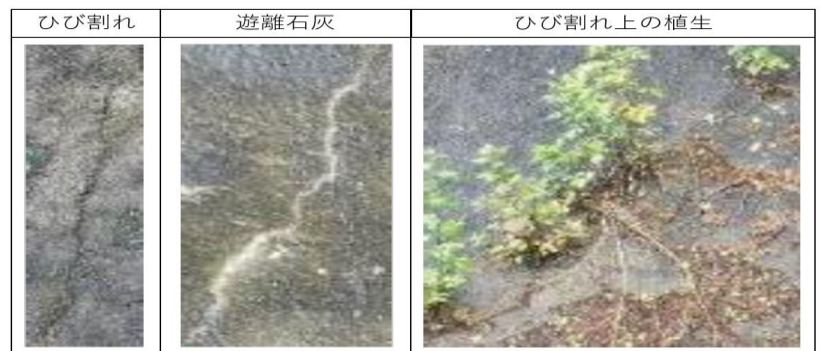


図-1 変状のカテゴリ分け

表-1 学習モデルのパラメータ

パラメータ	値	パラメータ	値
初期重み	ResNet-50 with FPNx1	初期重み	ResNet-50 with PFNx1
学習画像サイズ	1024×1024	学習率の設定	WarmMultiStepScheduler
データ拡張	ランダムクロップ 水平フリップ	バッチサイズ	2
学習率	0.001	学習回数	1500(10エポック)
RPNのバッチ数	512		
NMSの重複の許容率	0.05		

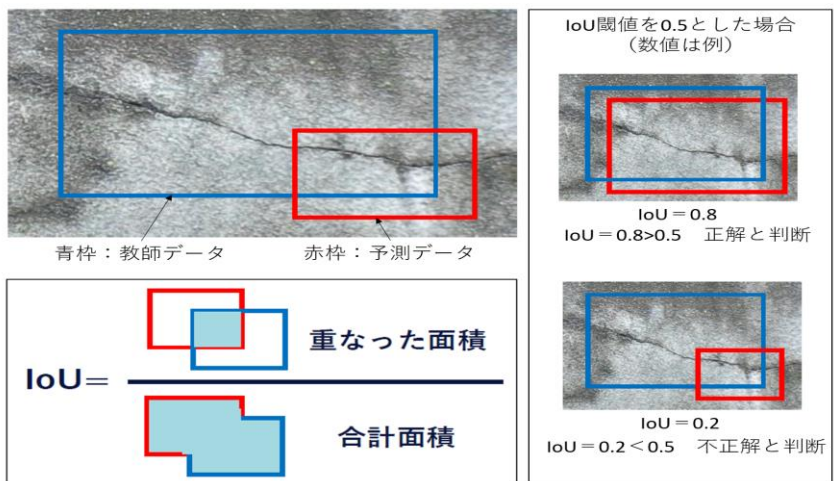


図-2 IoU を用いた検出基準と IoU 閾値

れぞれで検証した。

評価には教師データ、AI 共にひび割れを検出したデータを真陽性 (TP)、AI がひび割れを検出しなかったデータを偽陰性 (FN)、AI がひび割れを誤検出したデータを偽陽性 (FP) と定義した。これらのデータを用いて、真陽性と偽陽性の比より、AI がひび割れを見逃さなかった割合を Recall と定義した。真陽性と偽陽性の比を、ひび割れが無い場所をひび割れと検出、または遊離石灰などをひび割れと誤認識するなどのカテゴリ違いの検出および、1 つのひび割れから複数個のひび割れが検出さ

れたケースなど、ひび割れの過剰検出しなかった割合を Precision と定義した。この両者を平均した値を F 値と定義した。これら図-3 に示す評価指標を用い、ひび割れ、遊離石灰、ひび割れ上の植生の3種それぞれについて評価を行った。

3. 結果及び考察

ひび割れ、遊離石灰、ひび割れ上の植生のそれぞれの評価比較結果を図-4 に示す。各カテゴリの見た目の違いによる検出しやすさ、教師データそのものの母数の違いなどが、評価指標に大きな影響を与えたと考えられる。

大きなひび割れは撮影距離に関わらず概ね検出可能であったが、ひび割れ上に植生がある状態の場合は、様々なカテゴリを誤検出する要因となった。

遊離石灰は特徴が検出されやすいため、ひび割れに比べて検出精度が高く、AI による予測データ内の枠は大きくなる傾向があった。

誤検出の例としては、木の枝や枯草および写真内に写り込んだ段差を、ひび割れ、遊離石灰、ひび割れ上の植生と検出する例、大きな遊離石灰の一部をひび割れと誤認識する例があった。小さいひび割れは全体を通して未検出の傾向が強い。

4. まとめ

今回採用した学習モデルのパラメータにおいて、5~8m の撮影距離で得られた画像を教師データとすることで、AI により、吹付法面の安定上問題となるような連続性のよい大きなひび割れが検知可能であることを確認した。

一方、学習データについて考えると、ひび割れ診断においては優先度の低い遊離石灰の教師データが多い等、カテゴリ毎の内容に偏りが見られた。今後の精度向上の選択肢としては、全体的な変状データの取得数の増加、特に法面の安定性に大きな影響を及ぼすような注意が必要なひび割れの教師データを追加する等の手段が考えられる。

本研究にあたり、株式会社ジャストの皆様には多大なるご協力を賜りました。ここに感謝の意を表します。

参考文献：1) 蔵谷・藤田、法枠構造物における画像認識技術の活用へ向けた基礎検討、土木学会全国大会講演集、2020

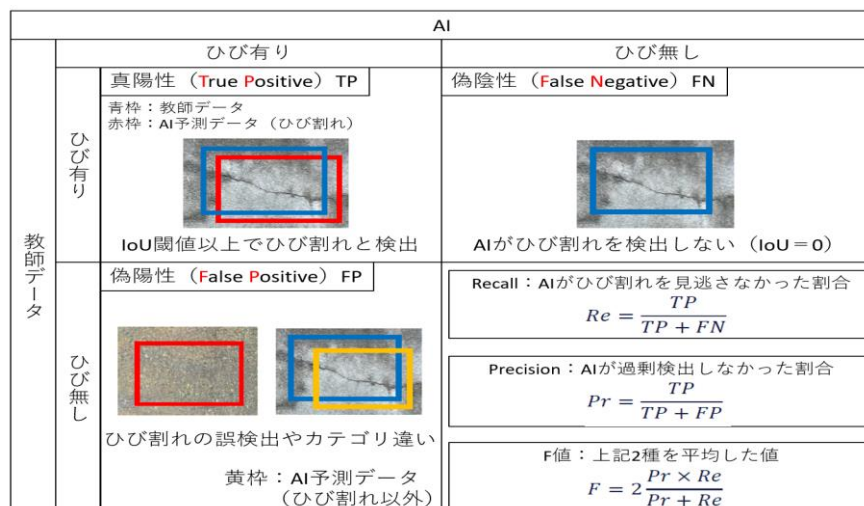


図-3 評価指標の定義

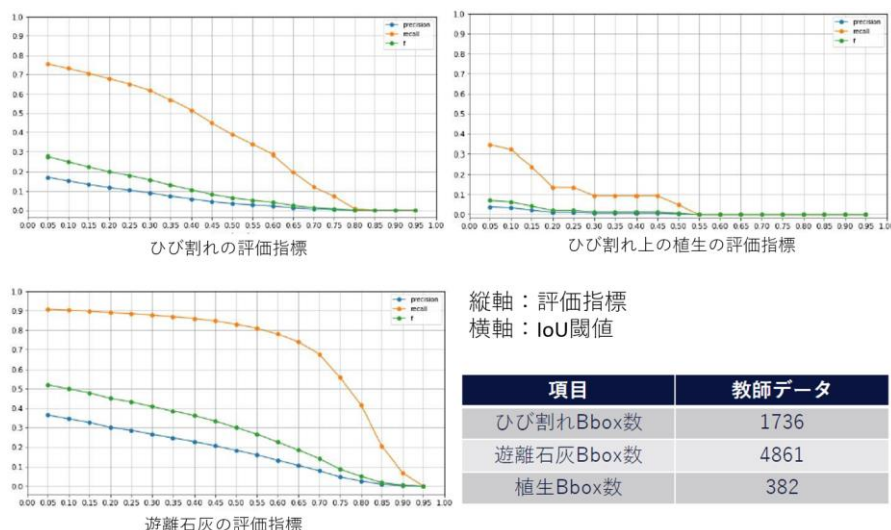


図-4 評価指標の比較結果と教師データの枠数