
[共通セッション] 土木分野におけるAIの活用

土木分野における AIの活用 (その7)

2022年9月16日(金) 11:10 ~ 12:30 CS-6 (吉田南4号館 4共30)

[CS14-46] 画像認識 AIを用いたリップラップ材点検手法の適用性検証 Verification of Applicability of Inspection Method for Riprap Using Image Recognition AI

*藤井 純一郎¹、都築 幸乃¹、山田 尚人¹、趙 紅慶¹、江口 慧¹ (1. 八千代エンジニアリング株式会社)

*Junichiro Fujii¹, Yukino Tsuzuki¹, Naoto Yamada¹, Hongqing Zhao¹, Kei Eguchi¹ (1. Yachiyo Engineering Co., Ltd.)

キーワード：ロックフィルダム、堤体点検、人工知能、深層学習、画像認識、物体検出

Rockfill Dam, Embankment Inspection, Artificial Intelligence, Deep Learning, Image Recognition, Object Detection

ロックフィルダムのリップラップ材の点検においては、現地調査による作業量や、ダム技術者による判断の個人差が課題となっている。これまでに著者らは、UAV自律飛行で取得したオルソ画像に対して深層学習による画像認識を適用し、劣化が進行しているリップラップ材の抽出およびマッピングを行う手法を提案し、森吉山ダムにおいて実証を行った。しかしロックフィルダムのリップラップ材は、ダム毎に岩種が異なり劣化の状況も変わるため、同手法が他のダムでも汎用的に適用できるかは検証されていなかった。本研究では森吉山ダムと岩種が異なるダムに同手法を適用し、同手法が複数のダムに汎用的に適用できる可能性を示した。

The inspection of riprap in rockfill dams has been a challenge due to the amount of work required for field surveys and the individual differences in judgment among dam engineers. The authors have applied deep learning image recognition, and proposed a method for extracting and mapping weathered riprap, which was demonstrated at the Moriyoshizan Dam. However, the riprap varies with the rock type of each dam, it has not been verified whether the same method can be applied universally to other dams. In this study, the same method was applied to a dam of a different rock type from the Moriyoshizan Dam. As a result, it was confirmed that the same method can be applied universally to multiple dams.

画像認識AIを用いたリップラップ材点検手法の適用性検証

八千代エンジニアリング(株) 正会員 ○藤井 純一郎, 都築 幸乃
八千代エンジニアリング(株) 非会員 山田 尚人, 趙 紅慶, 江口 慧

1. 背景・目的

ロックフィルダムの堤体表面には、内部のロック材を保護する目的でリップラップ材が配置される。リップラップ材は乾湿繰り返しや凍結融解作用などにより劣化が進行することがあり、その状況把握が必要となるが、現地調査による点検は作業量が膨大となる。また、ダム技術者による判断の個人差も課題となっている。そのため、多くのダムでは堤体全体の調査ではなく、観測対象のリップラップ材を少数抽出した上でトレンチ調査¹⁾(定点観測)を行っているが、劣化状況の網羅的な把握という観点から、本来は堤体全体の調査を行うことが望ましい。

これに対し2010年代からはUAVが急速に普及し、ロックフィルダム堤体全体の高精細な画像が容易に取得できる技術的素地が整った。土江ら²⁾はUAVで撮影した画像を基にcmオーダーのオルソフォトを合成し、堤体全体のリップラップ材の岩種および劣化度を写真判読によりマッピングした。ただし写真判読は画像処理ではなく目視により実施しているため、写真判読に要する作業量や個人の主観による判断の揺らぎに課題が残る。著者らは画像認識AIを用いたリップラップ材点検手法を提案し、森吉山ダムにおいて実証を行い、堤体全体調査の省力化と一律評価が可能であることを確認した(本大会の別講演で「画像認識AIを用いたロックフィルダム堤体のリップラップ材点検手法の提案」として発表)。しかしロックフィルダムはダム毎に使用している岩種が異なり、リップラップ材の劣化の内容や進行状況が異なる。そのため同じ手法が複数のダムで適用できるかは未確認である。

そこで本研究では、森吉山ダムで実証したAIを用いたリップラップ材点検手法が、他のダムでも汎用的に適用できることを確認するため、あるダムAにおいて実証を行ったものである。

2. AI画像認識を用いた点検手法

本研究では、UAVで撮影した堤体全体の高解像度オルソフォトに対してAI画像認識を適用することにより、劣化したリップラップ材の検出を行う。教師データを用意すれば日照条件などによる画素値の違いに柔軟に対応可能な、深層学習を用いた物体検出を適用することにより、堤体の一部のみ写真判読による教師データを作成するだけで、残りの堤体の大部分を自動で劣化検出・マッピングを行うことが可能となる。これにより作業の省力化および検出基準の統一を実現する。

3. 他ダムでの適用性検証

本手法を森吉山ダムとは別のダムAにおいて適用した(図-1)。ダムAは竣工から約30年が経過した中央土質遮水壁型ロックフィルダムである。

(1) リップラップ材の状況

ダムAではリップラップ材としてロック山から発生する新鮮な流紋岩の岩塊が使用された。流紋岩には塊状のものと流理構造の顕著なものが存在する。岩質は全般に良質であるが、クラッキーで特に流理構造の顕著なものは剥離しやすい性質を持っている。

これまでリップラップ材の調査としては、巡視時に定点観測を行っており、一部のリップラップ材の表面の細片化が確認されている。これらは現時点でダム堤体の安全性に影響を及ぼすものではないが、劣化の進行状況を把握することが必要である¹⁾。そのため、竣工後30年時の総合点検において外部標的を基準とした15エリアに分け、目視調査が行われた。リップラップ材の劣化種別には剥離の進行と割れの拡大が存在し、劣化の程度により図-2の区分に分類して記録されている。



図-1 ダムAにおけるリップラップ材状況

	劣化パターン (剥離の進行)	劣化パターン (割れの拡大)
劣化1 (健全)	 節理の方向に発生したクラックの一部に剥離。剥離部分は黒褐色な状態。	 節理に沿ってクラックが発生。剥離部分は特に変化なし。
劣化2	 節理と交差方向に発生したクラックに剥離。剥離部分は白色に変色した状態。	 節理に沿ってクラックが一部開口。クラック周辺は、褐色や白色に変色した状態。
劣化3	 発生したクラックの開口、表面剥離と細片化。剥離部分は白色に変色した状態。	 割れが発達して、表面が細片化。細片化した表面が白色に変色した状態。

図-2 リップラップ材劣化区分

キーワード ロックフィルダム, 堤体点検, 人工知能, 深層学習, 画像認識, 物体検出

連絡先 〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CSタワー 八千代エンジニアリング(株) TEL:03-5822-6626

(2) 使用データ

本研究では総合点検時にダムAで取得した4mm/pixelのオルソフォトを用いた。ファイル容量が大きすぎるため、オルソフォトは領域ごとに10分割した(図-3)。

(3) 教師データの作成

本研究では画像のみから判読可能な劣化である、割れの劣化区分3のリップラップ材を対象として、教師データを作成した。堤体の一部範囲を対象に、リップラップ材の現地調査を担当したダム技術者が写真判読によりアノテーションを実施した。

(4) 物体検出モデルの学習

物体検出モデルおよび学習時の設定は、森吉山ダムのものを踏襲した。物体検出モデルはSSD³⁾、特徴量抽出はImagnetで事前学習済みのresnet-50、損失関数はBCE、最適化関数はSGDM (momentum0.9)、ミニバッチは32である。

また、教師データは1000×1000pixelにクロップした上で、左右反転/上下反転/ノイズ付与/色調変換などをランダムに組合せて8倍に増幅し、学習データ8:検証データ2に分割して学習を行った。その際、クロップ画像内に劣化区分3の割れに該当するリップラップ材が存在しない画像は除外した。結果として学習に用いた画像は784枚であった。

上記の条件で学習を行い、検証データのmAPが1000エポックで概ね頭打ちになったため、その時点で最良のパラメータを採用した。教師データに対する精度評価結果を表-1に示す。また検出結果の例を図-4に示す。



図-3 堤体オルソフォトの例

表-1 精度評価結果

項目	値
Ground Truth (劣化区分3の割れ)	88オブジェクト
正検出	69オブジェクト
未検出	19オブジェクト
誤検出	2オブジェクト
mAP	78%

(5) 堤体全体の風化検出

堤体全体のオルソフォトに対して推論を行った。堤体全体でのConfidence値0.5以上の風化検出数は197個であった。またオルソフォトを分割した領域ごとの劣化したリップラップ材の検出数は表-2の通りであった。

3. まとめと今後の課題

本研究では、森吉山ダムで実証したAI画像認識を用いたリップラップ材の劣化検出・マッピング手法の汎用性を確認するため、リップラップ材の岩種が異なるダムAで検証を行った。その結果、ダムAでも森吉山ダムと同等の劣化検出精度を確認し、本手法が複数のダムに汎用的に適用できる可能性を示した。

ただし教師データに含まれない上流面の日影の部分や水際の部分はリップラップ材の色合いが異なり、検出数が低い傾向があった。教師データ作成範囲以外での定量的な精度検証は行っていないため、今後の課題である。

参考文献

- 1) 国土交通省 水管理・国土保全局 河川環境課: ダム総合点検実施要領・同解説, 2013.
- 2) 土江 真吾, 砂子田 正和, 小畑 大作: UAV (無人航空機) を活用したフィルダムリップラップ材の劣化状況把握手法について, ダム工学 28(3), 159-166, 2018.
- 3) Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg : SSD: Single Shot MultiBox Detector, arXiv: 1512.02325, 2016.

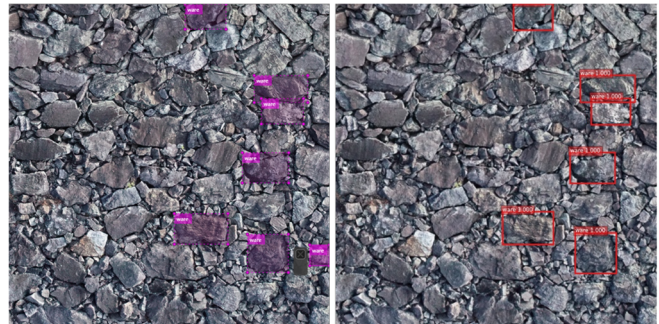


図-4 教師画像 (左) とAI検出結果画像 (右) の例

表-2 領域別劣化検出数

領域		検出数
上流面	左岸側	1
	中央	7
	右岸側	9
	合計	17
下流面	上部洪水吐側	24
	上部左岸側	31
	上部中央	27
	右岸側	32
	下部洪水吐側	16
	下部左岸側	32
	下部中央	18
合計		180