

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

八千代エンジニアリング(株) 正会員 ○都築 幸乃, 藤井 純一郎, 石井 明, 平嶋 智希, 栗飯原 稔

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。それに対し、ロックフィルダムの堤体は広大なため、点検の作業量が課題となる。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モニタリング調査（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。

そこで本研究では、ロックフィルダムの堤体全体の点検の省力化および一律評価を目的として、UAV自律飛行で取得した画像に対して深層学習による物体検出を適用し、リップラップ材の劣化状況の把握を試みた。

2. 提案手法

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抽出を行う。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. 森吉山ダムでの実証

提案手法を秋田県の森吉山ダムにおいて適用した。森吉山ダムは2012年に竣工した中央コア型ロックフィルダムで、堤高は89.9m、堤頂長は786mである。森吉山ダムのリップラップ材は、新第三紀・中新世の安山岩類からなり、主として良質な塊状安山岩を使用しているが、流理状、自破砕状、火砕岩質等の安山岩類が一部で混在する。過去の点検で一部のリップラップ材の風化が確認されており、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、風化の進行状況を把握することが必要である¹⁾。

(1) リップラップ調査内容

森吉山ダムでは調査対象の57個のリップラップ材を定めて、毎年現地調査により定点観測を行っている（図-1）。現地調査では、リップラップ材の風化状態は硬さと割れ目間隔に基づき、図-2の区分に分類して記録している。本研究では最も重要で監視が必要な強風化に絞ってAI画像認識を適用し、技術的な実現性を確認した。



図-1 リップラップ材現地調査状況

風化区分	形状	硬さと割れ目間隔 ²⁾	個数	モデル図	代表写真
強風化	全体的に岩片状	CⅤ~CⅥ	11個	 全体に岩片状	
中風化	亀裂沿いに岩片状	BⅥ CⅥ~CⅦ (一部 CⅤ)	16個	 亀裂沿いに岩片状	
小風化	ひび割れ状 又は 亀裂沿いに一部岩片状	BⅦ~BⅧ CⅦ (一部 CⅥ)	14個	 亀裂が発達してひび割れ状 亀裂沿いに一部岩のみ片状	
新鮮	塊状	BⅠ~BⅡ	6個	 塊状	

図-2 リップラップ材風化区分

(2) 使用データ

本研究では堤体全体をUAV自律飛行²⁾で空撮し、SEM解析により得られた3mm/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、オルソフォトは縦4000×横6000pixelにメッシュ分割した。堤体全体でオルソフォトは613枚が生成された。

(3) 教師データの作成

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。堤体全体の613枚の内、32枚について強風化に該当するリップラップ材199個を矩形で囲むようにBoundingBoxを作成した。

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:03-5822-7032

(4) 物体検出モデルの学習

本研究では物体検出モデルとして、速度と精度を両立して適用実績も豊富な SSD³⁾を採用した。特徴量抽出は Imagenet で事前学習済みの resnet-50 を利用し、損失関数は BCE、最適化関数は SGDM (momentum0.9)、ミニバッチは 32 とした。

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、クロップ画像内に強風化のアノテーション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 680 枚であった。

学習曲線を図-3 に示す。200 エポックで概ね収束したため、検証データの mAP が最良となった時点のパラメータを採用した。全教師データに対する mAP は 70.5% であった。

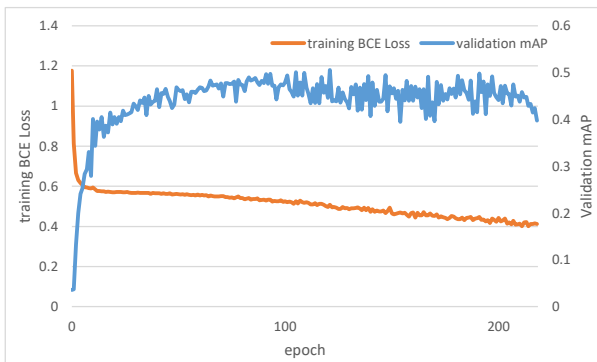


図-3 学習曲線

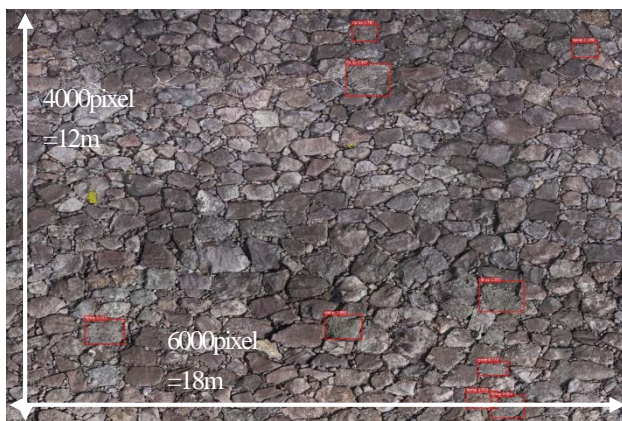


図-4 風化検出結果画像の例

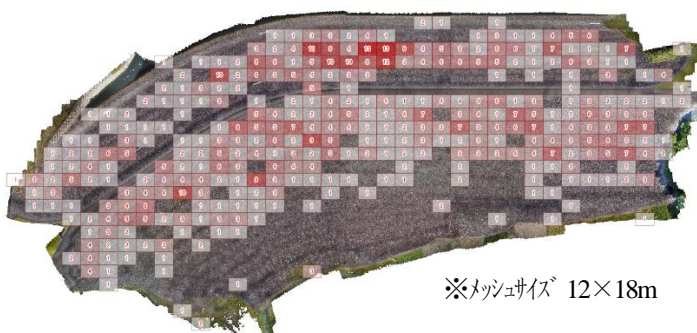


図-5 強風化リップラップ材分布図

(5) 堤体全体の風化検出

堤体全体のメッシュ画像 613 枚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 1005 個であった。またメッシュ分割したオルソフォトに推論結果の BoundingBox を描画した例を図-4 に示す。これにより広大な堤体から、風化したリップラップ材の個別の位置・個数を行うことが可能となった。

また、推論結果を基にメッシュ別の風化検出数をマッピングした風化分布図を作成した(図-5)。これにより堤体全体での風化したリップラップの分布・偏在箇所を視覚的に把握することが可能となった。

3. まとめと今後の課題

本研究では AI 画像認識を用いたリップラップ材の劣化検出・マッピング手法を提案し、森吉山ダムで実証を行った。従来の現地調査では膨大な作業量となり実施が困難だった堤体全体のリップラップ調査を実現した。森吉山ダムの堤体全体を現地調査した場合、130 日以上を要すると試算したが、本研究では UAV による空撮から教師データ作成・学習・推論まで約 3 か月で完了した。実施手順が確立すれば、さらなる効率化も可能と考える。

検出基準の統一が実現した一方で、精度は教師データに対する mAP で約 70%にとどまっている。そのため、本研究での検出結果には一定程度の誤検出・未検出が含まれている。今後、教師データ作成範囲以外で現地調査結果と AI 検出結果を比較し、精度検証を行うことが必要である。また AI は理論上精度 100%は実現できないため、ダム管理の実用上の精度(誤検出・未検出の許容範囲)を定めた上で本格適用することが望ましい。

また、従来の調査と同等の 3 クラスの風化区分への対応も今後の課題である。風化区分はダム技術者の個人差により判定がばらつく場合もあるため、AI で精度よく判定するためには判定基準を定量化し、統一基準で教師データを作成することが必要となる。

謝辞

本論文を執筆するにあたり、国土交通省東北地方整備局能代河川国道事務所森吉山ダム管理支所より研究フィールドおよびデータ提供をいただきました。厚く御礼を申し上げ、感謝の意を表します。

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) 石井 明, 菅原 宏明, 小篠 耕平, 天方 匡純: UAV の自律航行と空撮画像を活用したダム堤体点検の効率化・高度化に関する研究, 土木学会 AI データサイエンス論文集 2020 年 1 巻 J1 号, 613-622, 2020.
- 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.