

ロックフィルダムの堤体点検への画像認識 AI の適用

Application of Image Recognition AI to the Inspection of Rockfill Dams

藤井 純一郎*¹
Junichiro Fujii

平嶋 智希*¹
Satoki Hirashima

粟飯原 稔*¹
Minoru Aihara

*¹ 八千代エンジニアリング株式会社
Yachiyo Engineering, Co., Ltd.

Riprap is placed on the surface of the embankment of a rockfill dam to protect the rock material inside. Since the riprap is weathered by repeated dry and wet weathering and freezing and thawing, it is necessary to understand the condition of the riprap, but the amount of work required for inspection by field survey is enormous. In addition, individual differences in judgments by dam engineers have been an issue. In this study, we applied object detection using deep learning to images acquired by autonomous UAV flight to determine the weathering status of riprap on the entire embankment in order to reduce the labor required for inspection and uniform evaluation of rockfill dams. As a result, it was confirmed that the system can comprehensively and uniformly evaluate the riprap of the entire embankment, although there is still a problem in unifying the criteria for creating training data.

1. はじめに

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風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(定点観測)[国土交通省 2013]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、堤体全体のリップラップ材の風化状況の把握を試みた。

2. 既往研究と本研究

2.1 リップラップ調査における画像認識に関する研究

ロックフィルダムは巨大な構造物であり、堤体点検に要する膨大な作業量の問題から古くから画像を用いた記録が試みられてきた。[Robert 1996]は堤体を撮影した動画に対してエッジ検出により岩塊を分離し、リップラップ材の粒径分布を推定する手法を提案した。国内でも[小林 2008]は農業用ダムにおいて 1m 四方の調査地点の画像に対して、最尤推定法と最大事後確率を用いて二値化を行うことで岩塊を分離し、粒径分布を推定した。これらは堤体に近接した画像が撮影できる限られた範囲での適用に留まっている。また画像処理が RGB の画素値を直接的に用いているため、岩塊の色味や日照条件の違いに敏感という課題があった。また推定結果は画像内の粒径分布のため、個別のリップラップ材が劣化しているかは考慮していない。

一方で 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 2018]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。これにより劣化したリップラップ材の位置や分布を把握することが可能となった。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。

2.2 本研究の提案手法

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マッピングを行う。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判断の均質化を実現する。

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、堤体高 89.9m、堤体長 786m と東北地方では最大規模のロックフィルダムである。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[国土交通省 2013]。

3.1 リップラップ調査内容

森吉山ダムではこれまで調査対象の 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)



図 1 リップラップ材現地調査状況

従来の現地調査では、リップラップ材の風化状態は図 2 の新鮮を除く 3 段階に分類して記録していたため、本研究でも同じ 3 段階の風化区分の検出を AI 画像認識で試みた。

3.2 使用データ

本研究では堤体全体を UAV 自律飛行[石井 2020]で空撮し、SfM 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。堤体全体のオルソフォトを図 3 に、メッシュ分割したオルソフォトを図 4 に示す。











風化区分	形状	硬さと割れ目間隔	個数	モデル図	代表写真
強風化	全体的に岩片状	CV~CV	11個	 全体に岩片状	
中風化	亀裂沿いに岩片状	BIII CIII~CIV (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	BII~BIII CIII (一部CV)	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	B I~B II	6個	 塊状	

図 2 リップラップ材風化区分

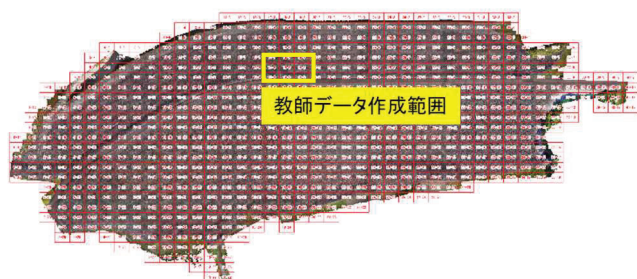


図 3 堤体全体のオルソフォトと教師データ作成範囲



図 4 メッシュ分割後のオルソフォトの例

3.3 教師データの作成

図 3 に示した教師データ作成範囲について、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。図 2 に示す強風化/中風化/小風化の 3 クラスに該当するリップラップ材を矩形で囲むように BoundingBox を作成した。

3.4 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、最新のモデルではないものの、速度と精度を両立して適用実績も豊富な SSD[Liu 2016]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。結果として学習に用いた画像は 792 枚であった。

学習曲線を図 5 に示す。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、この時点のモデルを採用した。しかし mAP は 0.25 程度までしか上がらなかった。

3.5 物体検出モデルの精度検証(定量評価)

学習したモデルの精度を確認した。教師データに対する推論結果の検証結果を表 1 に示す。

前提として本研究の教師データは GroundTruth のオブジェクト数が強風化<中風化<小風化の順に多く、全体の約 82%を小風化クラスのオブジェクトが占めるインバランスデータである。今回はリップラップ材風化検出での初回の AI 画像認識の適用であり、特にクラス間の間引きや重み付けは行っていないため、学習は小風化クラスに大きく影響を受けている。そのため mAP は小風化が最も高いが、それでも高々 32%であった。Precision と recall はクラス間で傾向が異なり、precision は強風化が高く、recall は小風化が高い結果であった。

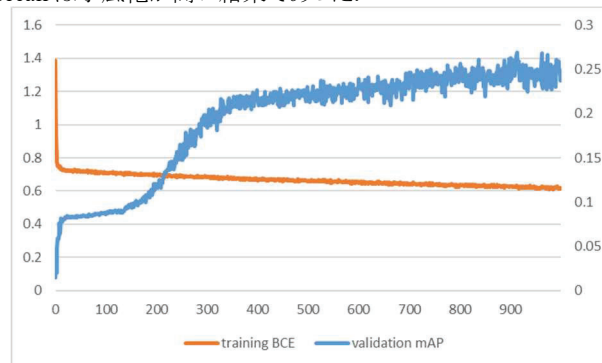


図 5 学習曲線

表 1 教師データでの検証結果

項目	強風化	中風化	小風化
GroundTruth	171	517	3102
正検出 TP	44	173	1825
未検出 FN	127	344	1277
誤検出 FP	17	258	3365
precision	72%	40%	35%
recall	26%	33%	59%
mAP	23%	18%	32%

3.6 堤体全体の風化検出

図3に示した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表2の通りであった。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6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。強風化の分布図を図7に示す。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。

表2 リップラップ材風化検出結果

風化区分	検出数
強風化	639
中風化	7290
小風化	21728
合計	29657



図6 風化検出結果画像の例

3.7 風化検出結果に関する考察(定性評価)

リップラップ材の現地調査を担当したダム技術者に対して AI による風化検出結果画像に関する聞き取り調査を行った。教師画像に対する精度の定量評価結果は mAP で 18~32%と低い結果であったが、ダム技術者の意見としては、ダム管理の基礎データとして活用可能との意見であった。定量評価の数値と定性評価の感覚が異なることから、その理由について考察した。

1 点目の理由として、教師データはダム技術者が現地調査ではなく写真判読でアノテーションを行ったが、強風化か中風化か、中風化か小風化か、小風化か風化なしか、クラス判別に迷うリップラップ材が多かったためと考える。教師データには人間の判読の揺らぎが含まれており、これが AI の学習での精度検証結果が低かった原因であるが、定量評価が低いにも関わらずダム技術者が活用可能と判断した理由も、この人間の判断の揺らぎによるものと推定した。例えば推論結果で中風化のリップラップ材を小風化と判定していた場合、ダム技術者の定性評価ではおおむね一致と捉えるが、定量評価では中風化クラスと小風化クラスの両方の mAP が下がる。

2 点目として、特徴が明瞭な強風化の precision が高いこともダム技術者の定性評価の要因と考えた。表1の定量評価の結果では、強風化クラスが他のクラスよりも precision が高く recall が低かった。これは画像認識 AI の推論結果が強風化の特徴量が比較的明瞭に表れているリップラップ材を検出し、中風化と迷うものは見落としている可能性を示している。ダム技術者の定性評価では小風化・中風化よりも強風化に着目して、推論結果の数値ではなく、それを描画した風化検出結果画像が写真判読と感覚的に一致するかを評価している。結果として検出結果画像上の強風化が、ダム技術者が見てはっきりと強風化とわかるものと一致していることが肯定的な評価となったと考えた。

3 点目として、推論結果の Confidence 値が確認できることも副次的なメリットとなり、肯定的な評価となった。先述の通り人間の判断は揺らぎを含むが、AI は堤体全体に対して完全に同一の計算で推論を行っており、その結果として Confidence 値が出力される。ダム技術者がクラス判別に迷うリップラップ材は相対的に Confidence 値が低い傾向にあり、言い換えるとこれまでで定量化されてこなかった風化区分のあいまいさを評価していると解釈できる。(図8)



図7 風化リップラップ材分布図(強風化の例, 数字は検出数)



図8 Confidence 値の低い強風化(左)と高い強風化(右)

4. おわりに

4.1 本研究の成果

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。

検出精度は、リップラップ材の風化区分はクラス間の境界が不明瞭なため、教師データに対する精度検証では低精度に留まった。一方で、境界が不明瞭という調査特性に対し、堤体全体を一律の基準で調査できる点がメリットとなり、現地調査を担当したダム技術者の意見として、ダム管理の基礎資料として活用できる可能性が示された。

4.2 今後の課題

(1) 教師データの基準統一

今回の実証では mAP が低い結果に留まった。これは教師データに人間の判断の揺らぎが含まれていることが原因と考えた。これを解決するためには教師データの基準を統一するために、アノテーション基準の厳格化、複数人でのアノテーションなどが有効である。ただし、リップラップ材の風化区分はダム技術者が現地調査でも迷うものであり、完全な教師データを作成することは困難である。

(2) インバランスデータへの対応

一般に劣化が進行しているクラスほど個体数が少ない。森吉山ダムでも小風化が圧倒的に多く、ダム管理上着目すべき強風化は少ない。オブジェクト数の少ないクラスに合わせた教師データの間引きや重み付き学習などにより改善する可能性がある。

(3) AI に最適化したシンプルなタスク

これまでに示した課題と解決策は精度向上に寄与するものの、本手法の実用化に向けて抜本的な解決を図るには、ダム管理上の要件から必要最低限のシンプルなタスクに置き換えた上で本手法を適用することが有効である。森吉山ダムのリップラップ材の場合、AI にとって精度向上を阻む要因は、教師データにおける風化区分のクラス間のインバランスと境界が不明瞭なことである。これらを解決するため、特徴が明確な強風化に絞って学習・推論を行うことで、精度向上が期待できる。

上記のような技術的な観点から AI に適した強風化のみのシンプルなタスクとすることで精度向上を図ることと併せて、ダム管理の運用面では AI と現地調査それぞれのメリットを組み合わせた調査手法を策定することが必要である。AI で堤体全体の強風化の分布を把握した上で、風化区分を含むより詳細な情報は現地調査による定点観測を行うといった調査手法を検討・実証していくことが今後の課題である。

(4) 複数ダムでの実証

本手法を他のダムで適用・検証することも課題である。ロックフィルダムはダム毎に用いる岩種や発生する劣化が異なるため、他ダムで学習したモデルを利用することは難しいと考える。当面はダム別に教師データを作成し、本手法で岩種の違いなどに対応するための知見を蓄積する必要がある。

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。またダム管理者の視点から貴重なアドバイスを授かりました。厚く御礼を申し上げ、感謝の意を表します。

参考文献

- [Liu 2016] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg: SSD: Single Shot MultiBox Detector, arXiv:1515.02325, 2016.
- [Robert 1996] Frederique Robert, Guy Lefebvre: Image processing for dam survey in civil engineering, Proc. SPIE 2785, Vision Systems: New Image Processing Techniques, 1996.
- [石井 2020] 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.
- [国土交通省 2013] 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
- [小林 2008] 小林 晃, 高橋 涼介, 青山 咸康, 渡部 大輔: 画像解析によるリップラップ材の現状把握, 農業農村工学会論文集 76(1), 35-44, 2008.
- [土江 2018] 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.