

川辺川流域におけるモニタリング技術の高度化への取り組みについて

株式会社建設技術研究所 ○井内拓馬・家田泰弘・日名純也・西尾潤太
国土交通省九州地方整備局川辺川ダム砂防事務所 中村良一・須田木諭

1. はじめに

川辺川ダム砂防事務所においては、令和4年度より、DXの一部として、大規模土砂災害を想定したモニタリング技術の高度化に取り組んでいる（表-1）。

表-1 モニタリング技術の高度化の概要

項 目	実施場所	実施時期
①衛星画像を活用した大規模崩壊発生状況の把握	流域全域	発災直後
②UAVを活用した土砂流出（堆積・洗掘）状況の把握	砂防堰堤堆砂域や支川合流点	発災直後～発災数日後
③監視カメラ画像のAI解析による水と土砂の流出状況の把握	指定断面	常時
④ AI画像解析による砂防施設の変状自動検出	砂防施設位置	発災後、平常時（臨時点検、定期点検）

本稿ではこれらの取り組みのうち、「②土砂流出（堆積・洗掘状況）状況の把握」と「④砂防施設の変状検出」について検討した結果を報告する。

2. 方法

2.1 土砂流出（堆積・洗掘）状況の把握

川辺川流域では、令和4年9月台風14号により比較的大規模の大きな出水が発生しており、その前後においてUAV空撮を行い土砂流出（堆積・洗掘）状況の把握を試みた。なお、台風14号通過時を含む9/15～9/19における川辺川流域内の五木観測所（五木村）の総降水量は493.5mm、最大1時間降水量は56.5mmであった。

2.1.1 モニタリング箇所の選定

モニタリング箇所は以下により選定した。

- 令和2年7月豪雨前後（前：R2.1.9～2.11、後：R2.8.29～11.4）で取得されたLPの差分解析により、土砂堆積が顕著な箇所を抽出した。
- 1)で抽出した箇所下流に位置する砂防堰堤の堆砂域について、電波状況や主要道路からの河床状況の視認性を考慮し、モニタリング箇所を選定した。

2.1.2 調査方法

UAV空撮を実施するにあたっては、DJI社製Phantom4を用い、オーバーラップ率80%・サイドラップ率70%、撮影高度は50m程度とした。撮影時の測位精度は、GNSS固定局（DJI社製D-RTK2）によるRTKシステムにより確保した。

2.1.3 解析方法

UAV空撮より得られた垂直画像から「Agisoft社製

Metashape」により、3D点群データとオルソフォトを作成した。さらに、作成した3D点群データについて「福井コンピュータ株式会社製TREND-POINT」により0.05m格子でフィルタリングを行い0.1m格子の数値標高モデルを作成した。

2.2 AI画像解析による砂防施設の変状自動検出

川辺川流域における砂防施設の変状種別で最も多い“ひび割れ”に着目し、変状写真からAI解析により検出する試みを行った。

2.2.1 対象施設の選定

川辺川流域の砂防施設の特徴的を踏まえ、コケが繁殖し、ひび割れが比較的多い施設を対象施設とした。

2.2.2 解析方法

AI解析では、畳み込みニューラルネットワークの活用技術であるセグメンテーションと物体検出について、独自開発したモデル^{うち、セグメンテーションは1)}を用いた。それぞれの概要は以下のとおりである。

(1) セグメンテーション

1) 学習データの作成

アノテーションツールlabelmeを用い、62枚の学習データを作成した（図-1参照）。解析結果の検証データは、35枚確保した。うち、20枚は学習データと異なる施設である。



図-1 labelmeによる学習データの作成例

2) AI解析モデル

解析モデルはMobileNetV3²⁾を用いた。ハイパーパラメータは感度分析を行うことで以下のとおり設定した。エポック数=500、バッチサイズ=3、学習係数=0.01、Class Weight（背景：ひび割れ）=1:100

(2) 物体検出

1) 学習データの作成

アノテーションツールLabelImgを用い、62枚の学習データを作成した（図-2参照）。解析結果の検証データは、学習データと同じ施設だが異なる変状箇所の15枚を確保した。



図-2 LabelImgによる学習データの作成例

2) AI解析モデル

解析モデルはyoloV5³⁾を用いた。ハイパーパラメータは感度分析を行うことで以下のとおり設定した。エポック数=5,000、ミニバッチサイズ=8

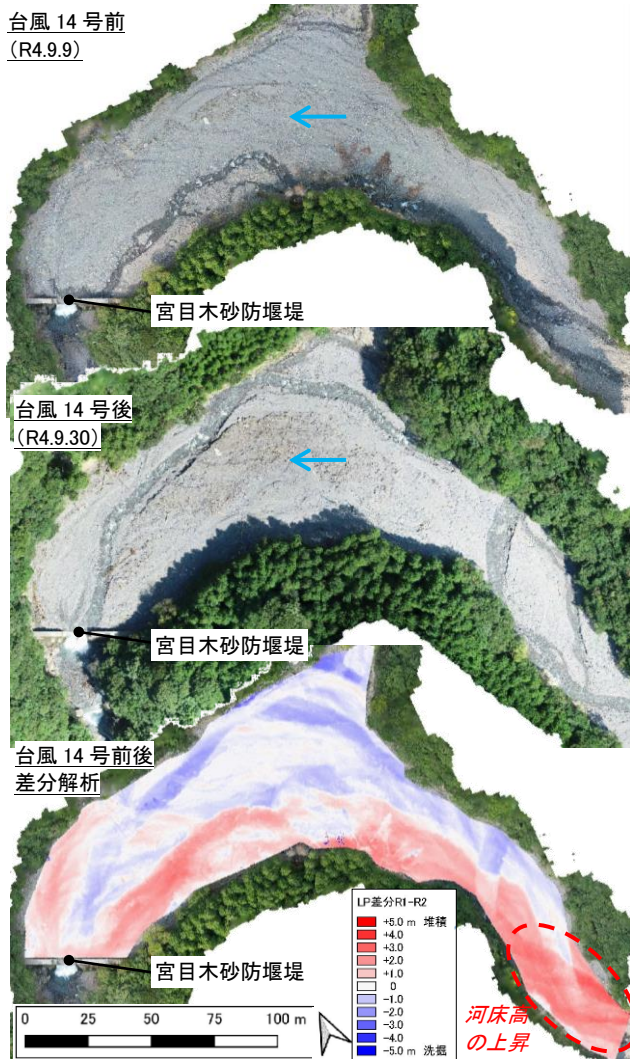


図-3 UAV 空撮の SfM 差分析による土砂流出（堆積・洗掘）状況の解析結果〔宮目木砂防堰堤堆砂域〕

3. 結果

3.1 土砂流出（堆積・洗掘）状況の把握

令和 4 年台風 14 号前後 UAV 空撮の SfM 差分析により土砂流出（堆積・洗掘）状況の把握を試みた箇所のうち、宮目木川砂防堰堤堆砂域の解析結果を図-3 に示す。図-3 より、砂防堰堤直上においては、滞筋の変化による堆積や洗掘が発生しているものの大きな変化は確認されない。一方、堆砂域上流部においては、河床高の顕著な上昇が確認され、その上昇高は 2m 程度であった。

3.2 AI 画像解析による砂防施設の変状自動検出

3.2.1 セグメンテーションモデル

当該 AI 画像解析モデルによる変状検出結果の一例を図-4 に示す。検出精度を正検出率 TPR（ひび割れ箇所を正しく予測したピクセル数の割合）と誤検出率 FPR（ひび割れ箇所以外を誤って予測したピクセル数の割合）で評価すると、検証データが学習データと同様の場合と学習データとは異なる場合でそれぞれ、(TPR, FPR)=(0.9998,0.0096)、(0.1551,0.0068)であった。

3.2.2 物体検出モデル

当該 AI 画像解析モデルによる変状検出結果の一例を

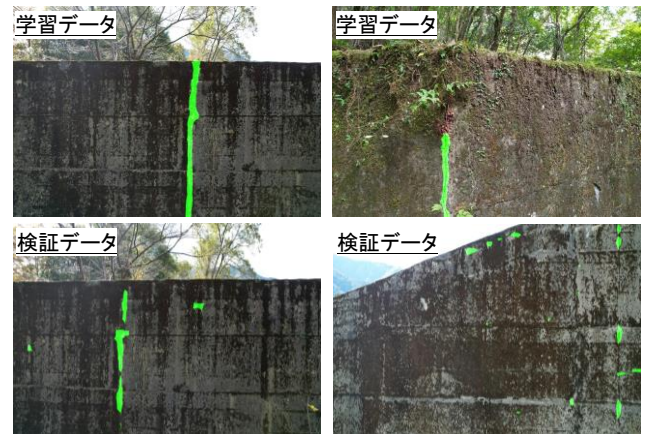


図-4 AI 画像解析(セグメンテーション)による変状検出結果の一例
※画像中の黄緑部分は推定した変状箇所を示す

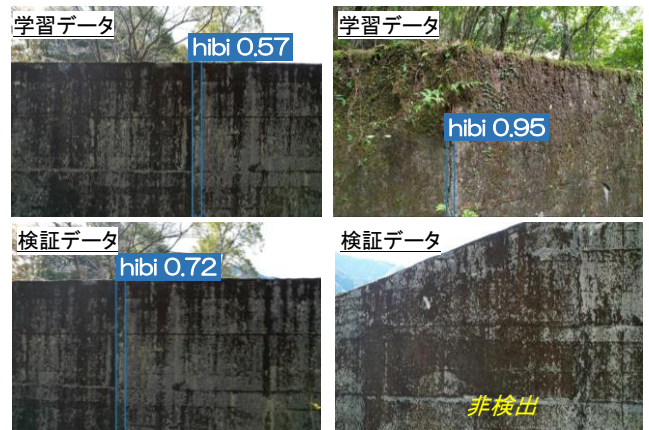


図-5 AI 画像解析(物体検出)による変状検出結果の一部
※画像中矩形は推定した変状箇所を、数字はひび割れが存在する確率（信頼度スコア）を示す

図-5 に示す。解析結果を表示する信頼度スコアの閾値を工夫することにより（今回は 0.25 に設定）、概ねの変状は検出可能だが、斜めひび割れなど学習データとは異なる特徴の変状は検出されない場合があった。

4. まとめと今後の展開

4.1 土砂流出（堆積・洗掘）状況の把握

UAV 空撮の SfM 差分析により土砂流出（堆積・洗掘）状況を把握できることを確認した。本試行の調査区間は通信距離や監視上の制約から狭域となったが、今後は LTE 通信や VTOL 等の新技術を活用した広域での土砂流出状況の把握方法について検討・試行することが望ましい。

4.2 AI 画像解析による砂防施設の変状自動検出

独自開発したモデルを用いることで、コケが繁茂した砂防施設のひび割れを比較的高い精度で検出できる AI 解析モデルを構築した。しかし、当該解析モデルは、主に袖部背面等の縦方向のひび割れを学習データとしているため、斜めひび割れなど特徴が異なる変状に対しては、検出精度が低い。今後は施設点検と連携して AI 解析に適した学習データを蓄積することが望ましい。
参考文献 1) 中西ら:砂防施設点検における AI 画像解析等の技術活用に向けた取り組み, R4 年度砂防学会研究発表会概要集, pp.189-190, 2022、2) <https://github.com/kuan-wang/pytorch-mobilenet-v3>、3) <https://github.com/ultralytics/yolov5>