

AI を用いた UAV 砂防巡視点検結果からの変状箇所自動抽出について

国土交通省 九州地方整備局 大隅河川国道事務所 安藤詳平, 久保世紀^{※1}, 岩田哲郎
中電技術コンサルタント株式会社 ○山野亨, 秦雅之, 荒木義則, 河井恵美, 大盛泰我, 村上智哉

1. はじめに

桜島には直轄河川が 11 河川あり、降灰や土石流により、河川毎の土石流発生頻度やそれに伴う土砂堆積、砂防設備の変状（摩耗、損傷、除石等）が異なる。現状は、月 1 回実施している巡視点検〔徒歩巡視・UAV（Unmanned Aerial Vehicle：無人航空機）撮影動画〕から変状箇所を人海戦術で確認しているが、変状把握の迅速化・効率化が求められている。

本稿では、桜島における溪流や砂防関係施設の変状把握を迅速かつ効率的に行うため、AI（Artificial Intelligence：人工知能）プロトタイプモデルを構築し、AI の有効性の検討を行った結果について報告する。

2. 砂防関係施設点検における AI 活用方法の検討

砂防関係施設点検要領（案）¹⁾では、砂防関係施設の維持管理のための点検は、「定期点検（巡視点検含む）」「臨時点検」「詳細点検」の 3 種類に区分されている。

現在、桜島において実施している砂防設備点検のうち、巡視点検は最も高頻度（月 1 回）で目視確認を基本として砂防設備の変状を把握するものである。一方で、定期点検、臨時点検、詳細点検は、砂防設備の変状レベルを、計測等を伴って、より詳細に把握するものである。

現状の AI 技術は誤認識や誤推定を含んでおり、ある程度の精度で大まかに変状を把握することに適したものである。このため、高頻度（月 1 回）で砂防設備の変状を把握することを目的とする「巡視点検」を、AI 技術を活用した砂防設備点検を検討の対象とした。

また、AI により自動検出する対象は、既知の変状の細かな進行度合い（変状レベル）でなく、新規で生じた大きな変状（陥没等）の有無とした。なお、ここで見つけた変状については、別途改めて調査員による詳細な現地確認を行うことを想定している。

巡視点検で撮影した画像（動画等）から、上記の大きな変状を自動検出する手法について検討した結果、桜島における巡視点検では、UAV の自律飛行により溪流内の動画を撮影して変状を把握しようとしていることに鑑み、畳み込みニューラルネットワーク（CNN）の 3 種類（①画像分類、②物体検出、③セグメンテーション）の応用技術（図 1）のうち、「②物体検出」の技術を活用し、UAV で撮影した動画から大きな変状（陥没等）を検出する AI プロトタイプモデルの試行を行うことにした。UAV 動画を用いた AI のイメージを図 2 に示す。

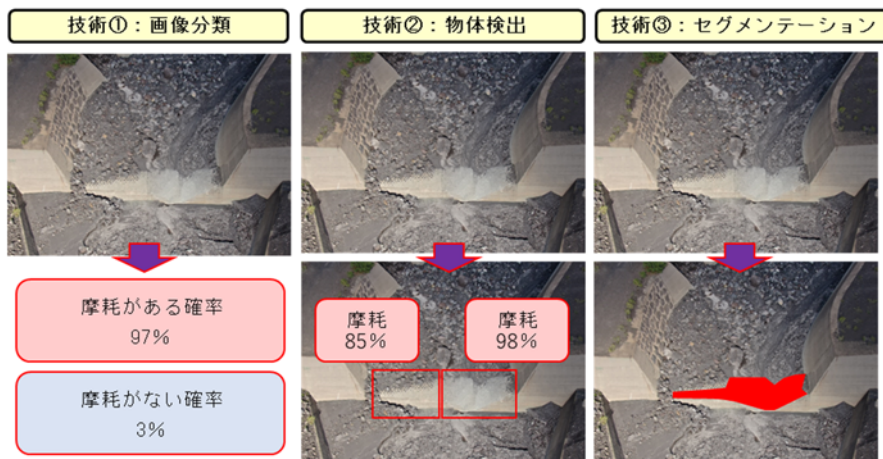


図 1 CNN による応用技術イメージ（床固工の摩耗検出）

3. AI プロトタイプモデル試行

3.1 AI プロトタイプモデルの概要

AI プロトタイプモデル試行にあたり、物体検出アルゴリズムである「YOLOv5」を採用した。YOLOv5 は、物体の領域認識とクラス判定を同時に行う手法であり、処理速度が速いという特徴がある。

3.2 抽出する変状および教師データの設定

既往の巡視点検で見つけた変状を分類すると、変状の種類は 6 種類（①陥没、護岸背面洗掘、②崩壊、溪岸・

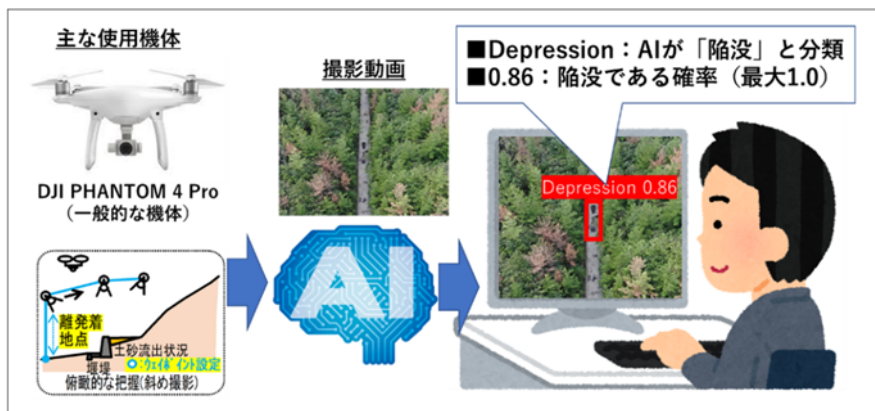


図 2 UAV 動画を用いた AI のイメージ

※1 現所属：国土交通省 九州地方整備局 長崎河川国道事務所



図 3 AI モデルによる陥没検出結果
(上：陥没を正しく検出、
下：小さな陥没（水色枠内）を見逃し)

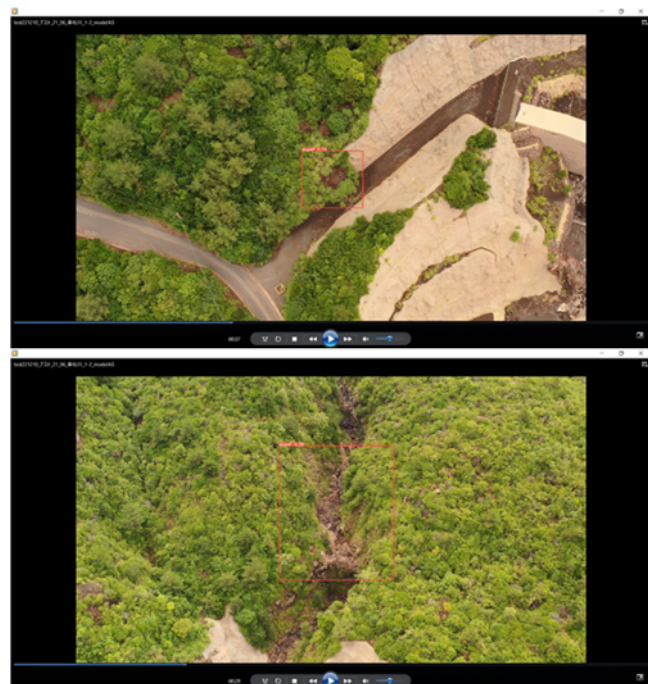


図 4 AI モデルによる崩壊検出結果
(上：崩壊を正しく検出、
下：崩壊と類似した溪床部を検出)

法面浸食、③土砂・流木堆積、④施設破損、⑤不法投棄、⑥その他)に分類される。

これらの変状から、UAV による撮影動画により判別できる大きな変状（早急な対処が必要となる可能性が高い変状）のうち、AI 学習のための複数の教師データを確保できるのは「①陥没、護岸背面洗掘」及び「②崩壊、溪岸・法面浸食」の 2 種類であった。このため、AI を用いた変状抽出対象は、「陥没等」及び「崩壊・浸食等」とした。

3.3 AI プロトタイプモデルの試行結果と有効性確認

構築した AI プロトタイプモデルを用い、「陥没等」及び「崩壊・浸食等」の検出を試行した。

動画からの AI プロトタイプモデルによる変状抽出について、その精度を正検出率、誤検出率、見逃し率の 3 つの評価指標で評価し、AI プロトタイプモデルの有効性を検討した。

評価指標の整理結果（表 1）より、今回構築した AI プロトタイプモデルの現状として、陥没等については高精度（正検出率 88.0%）で検出できるものの、見逃し（見逃し率 48.8%）が比較的多く発生している。この見逃しの多くは、河床の石礫と判別が難しい比較的小さな陥没である。AI による陥没検出状況を図 3 に示す。

一方、崩壊・浸食等については、比較的高精度（正検出率 67.7%）で検出でき、見逃しは非常に少ない（見逃し率 3.6%）ものの、誤検出が比較的多く発生している（誤検出率 32.3%）。この誤検出の多くは、崩壊と類似した溪床部を崩壊と認識して検出したものである。AI による崩壊検出状況を図 4 に示す。

表 1 AI プロトタイプモデルの精度評価

検出対象	評価指標※		
	正検出率	誤検出率	見逃し率
陥没等	88.0%	12.0%	48.8%
崩壊・浸食等	67.7%	32.3%	3.6%

※正検出率：変状を検出した回数のうち、検出が正しかった回数の割合
誤検出率：変状を検出した回数のうち、検出が誤っていた回数の割合
見逃し率：全変状のうち、検出できなかった変状の割合

4. おわりに

試行の結果、現状の AI プロトタイプモデルは、崩壊・陥没等の典型的な事例を比較的精度よく検出でき、変状の一次抽出において十分な有効性があると判断できる。しかしながら、現状では小さな陥没等の見逃し、特徴の類似した地形等の誤検出が発生する。この状態については、現在の AI 技術の特性上致し方ない部分もあるが、今後も UAV による動画撮影を行い、教師データとして蓄積し、AI プロトタイプモデルに追加学習させていく PDCA サイクルを回すことにより、改善していくものと考えられる。

また、UAV 撮影動画を再生しながら、変状をリアルタイムで検出する AI プロトタイプモデルには、変状検出結果の静止面の自動切り出しや一覧表作成等といった点検結果整理を効率化するための機能は実装していない。このため、今後は、これらの機能の実装について、検討していく必要がある。

<参考文献等>

- 1) 砂防関係施設点検要領（案），国土交通省砂防部保全課，令和 4 年 3 月