

防災ヘリ画像からの土砂災害の可能性のある箇所の自動抽出について

国土交通省 中国地方整備局 富田紀子^{※1}，加國奈緒子，道幸大輝
中電技術コンサルタント(株) 河井恵美，○山野亨，桐山魁，安井ゆりか

1. はじめに

国土交通省の災害対策用ヘリコプター（以下、防災ヘリ）は、地震や豪雨などにより大規模災害が発生した際、道路、河川等の所管施設の被害状況、復旧状況の調査のために出動する。出動した防災ヘリが撮影した映像はヘリの位置情報とともにヘリサットシステムにより通信衛星を経由して地上基地局にリアルタイムに伝送し、各地方整備局等に配信されている。

現状は、防災ヘリが撮影した映像（動画、静止画）を人が目視で確認することで、災害発生箇所を推定しているが、平成30年7月豪雨のような大規模かつ広範囲で発生した災害の場合、目視による判断には限界がある。

本稿では、防災ヘリが撮影した斜め写真からAIを用いて変状（崩壊等）の撮影位置を自動抽出することで、防災ヘリ映像から災害発生箇所を推定する作業の効率化について検討した結果を報告する。

2. 適用するAI技術

防災ヘリ画像から変状検出に適用可能なAI技術は、CNN（畳み込みニューラルネットワーク）を画像に適用した3技術（①画像分類、②物体検出、③セグメンテーション）である。各技術の概要と適用イメージを、表1と図1に示す。

表1 CNNを画像に適用した技術

No	名称	概要
①	画像分類	画像一枚単位でクラスを判定
②	物体検出	画像内のクラス位置を判定
③	セグメンテーション	ピクセル毎にクラスを判定

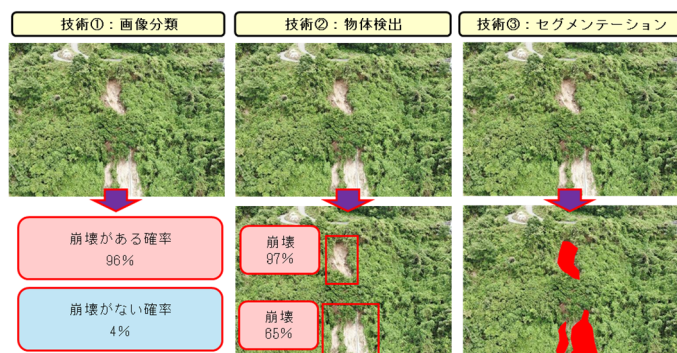


図1 各技術の適用イメージ（例：山腹崩壊検出）

防災ヘリ画像を用いて災害発生箇所を推定するためには、画像内の変状位置を特定する必要があるが、変状の形状までは必要ではない。そこで本検討では、②物体検出を採用した。本検討では、物体検出を実現するAIアルゴリズムのうち、処理速度が高速なアルゴリズムの一つであるYOLOを採用した。

3. 対象とする変状と教師データ

中国地方整備局管内の近年の土砂災害等において、防災ヘリによる撮影が実施されている、平成30年7月豪雨および令和3年8月豪雨において、ヘリ撮影画像から確認できる変状を分類すると、崩壊・土砂流下・堆積・護岸崩落の4種類となったが、AIによる学習を進めていく過程で、崩壊と土砂流下の識別が難しいことから、崩壊と土砂流下を統合した。対象変状を、表2および表3に示す。

AIプロトタイプモデル作成のための教師データとして、600枚（変状毎に200枚）の画像を収集した。収集した画像を、6種類の方法（回転（90度、180度、270度）・左右反転・上下反転・白黒変換）を用いて4200枚（変状毎に1400枚）にデータ拡張した。

表2 抽出した変状一覧

No	変状	概要
①	崩壊・土砂流下	源頭部等の崩壊地および土石流流下痕跡
②	堆積	道路や線路等への土砂流出
③	護岸崩落	護岸等の崩落

表3 抽出した変状一覧（画像）

No	変状	画像例
①	崩壊・土砂流下	
②	堆積	
③	護岸崩落	

※1 現所属：国土交通省 水管理・国土保全局

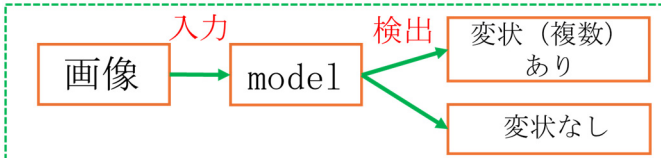
4. 構築した AI モデル

構築した AI モデルは、変状有無のみを検出する 2 分類モデルと、3 種類の変状を識別して検出する多分類モデルとした。各モデルの概念を図 2 に示す。各モデルにおいて対象変状を変えることで、図 3 に示す(A)～(D)の 4 モデルを構築した。モデル構築条件を表 4 に示す。

5. 各モデルの性能比較

最初にモデル(A)を構築し、mAP¹⁾ (mean Average Precision) と AP (Average Precision: 平均適合率) と呼ばれる評価指標を用いてモデルを評価した。AP は各モデルの特徴を示す P-R 曲線を要約した値である。P-R 曲線は縦軸に適合率 (Precision) 横軸に再現率 (Recall) を取ってプロットした曲線、つまり適合率と再現率の関係を表現したグラフに囲まれる範囲の面積を表し、0.0～1.0 の値を取る。多分類モデルにおける各クラスの AP の平均値が mAP である。

検出モデル (2分類モデル (単一クラス分類))



検出モデル (多分類モデル (複数クラス分類))

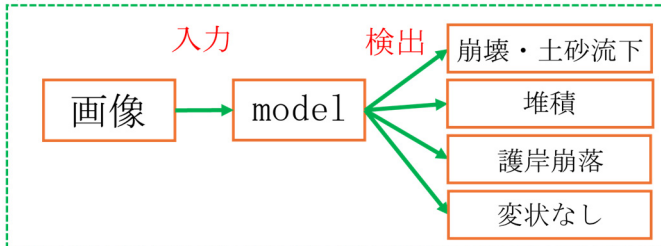


図 2 AI モデルの概念図

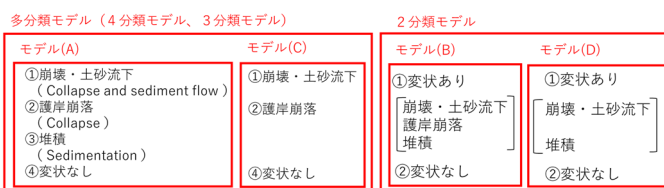


図 3 構築したモデル (モデル(A)～(D))

表 4 モデル構築条件

項目	内容
YOLO バージョン	YOLO11
学習回数 (epoch)	400
災害有無判定の信頼度	0.5 以上
IoU 閾値	0.5 以上
教師データ数	4200 枚
Train と Valid の比率	4:1

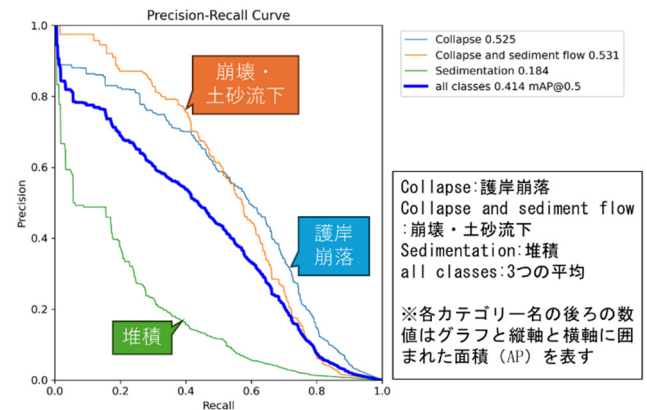


図 4 P-R 曲線 (モデル(A)、YOLO11)

表 5 各モデルの AP および mAP

AP	モデル			
	(A)	(B)	(C)	(D)
平均 (mAP)	0.414	0.426	0.541	0.359
堆積・土砂流下	0.525	—	0.565	—
護岸崩落	0.531	—	0.518	—
堆積	0.184	—	—	—

図 4 にモデル(A)の P-R 曲線を示す。mAP は 0.414 と低い値であるが、これは堆積 (AP=0.184) が原因であることが分かる。そのため、堆積を除いたモデル(C)を構築したところ、mAP は 0.541 と改善された。また、モデル(B)は、変状の種類はモデル(A)と変えずに変状の有無のみを判定する単一クラス分類モデルであるが、mAP の値は 0.426 でありモデル(A)と比べて大きく改善されなかった。最後のモデル(D)は、土砂災害検出時に重要となる崩壊・土砂流下および堆積のみに限定した単一クラス分類モデルであるが、mAP は 0.359 と最も性能の低いモデルとなった。

6. 今後の課題

本報告は、防災ヘリ画像から変状を検出する AI プロトタイプモデルの性能を検証した結果をとりまとめたものである。教師データは 600 個と少ないため、AI モデルの性能向上のためにはさらなる教師データの収集が必要となるが、教師データの充実による性能向上と並行して、実業務への適用により運用上の問題点と課題の抽出を進めていくことが重要である。

参考文献：

1)pystyle 物体検出で使われる評価指標 mAP について解説
https://pystyle.info/how-to-calculate-object-detection-metrics-map/#outline_4 (2025 年 3 月 15 日閲覧)