

## 画像 AI を用いた 2 時期の UAV 画像の差分検知による砂防施設の変状箇所自動抽出

アジア航測株式会社 ○江口友章, 佐藤厚慈, 神馬和歌子, 服部聡子, 新井瑞穂, 影山高史  
国土交通省近畿地方整備局紀伊山系砂防事務所 山田啄也, 青野友哉  
国土交通省近畿地方整備局大規模土砂災害対策技術センター 高原晃宙

### 1. はじめに

近年, 砂防施設点検においては, 作業の安全性確保および効率化の観点から UAV を活用した点検が広く行われている。特に地震や豪雨等の災害発生後に行われる臨時点検では, 災害前後の状況差を迅速に把握し, 砂防施設の機能低下や土砂移動の有無を早期に判別することが求められる。一方, 技術者が多数の UAV 画像を目視で判読する従来手法では, 多大な時間を要する場合があります, 点検の効率化や省力化が課題となっている。このような背景のもと, 2 時期の UAV 画像を対象とした差分検知技術を用いて, 砂防施設の変状を抽出する研究が進められている<sup>1)2)</sup>。これらは災害後の状況把握を迅速化することを目的としており, 臨時点検の効率化に寄与する可能性が示されている。本研究では, 既往の研究成果をふまえて, 次の 2 点に着目した検討を行った。

第一に, 既往の教師なし学習を用いた手法に対し, 教師あり深層学習によるセマンティックセグメンテーションを適用することで, 変状抽出結果の的中率向上を図った。第二に, 差分検知の対象を砂防施設に限定せず, 土石流や斜面崩壊の発生, 土砂堆積状況の変化等, 砂防施設とその周辺に生じる多様な変化を包括的に捉えることを目指した。

### 2. 変状抽出手法

屋外で取得される UAV 画像は, 天候や日照条件, 季節による植生状態の変化等の影響を強く受ける。このため, 画像の輝度値や色情報を直接比較する単純な差分解析では, 影の移動や植生の生育状況の違いを変状として誤検知する可能性が高い。そこで本研究では, 2 時期の UAV 画像それぞれに対してセマンティックセグメンテーションを適用し, 画像内の地物を分類したうえで, 分類結果同士で差分を検知する手法を採用した(図 1)。セマンティックセグメンテーションは, 画像中の各ピクセルにクラスラベルを割り当てることにより, 地物の種別とその空間的分布を把握する手法である。これにより例えば, 1 時期目にコンクリート構造物に分類されていた箇所が 2 時期目に河床へと変化した場合には土石流の流下や砂防施設の破損・流失の可能性を示唆し, 植生に分類されていた箇所が裸地へと変化した場合には崩壊発生の可能性を検知できる。

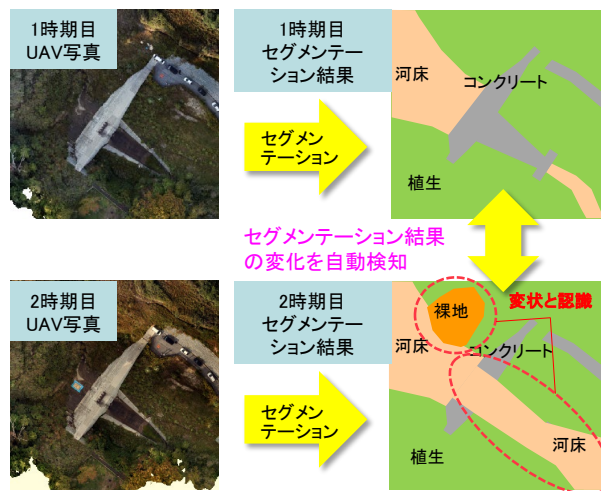


図 1 2 時期のセグメンテーション結果を用いた差分検知イメージ

### 3. セマンティックセグメンテーション手法

セマンティックセグメンテーションには, オープンソースの MMSegmentation を用い, モデルとして OCRNet を採用した。OCRNet は, 空間的な文脈情報を考慮した高精度な領域分類が可能であり, 砂防施設を含む複雑な屋外環境においても一定の分類性能が期待できる。分類クラスは, 砂防施設の臨時点検で使用することを考慮し, ①裸地・河床, ②水域, ③植生(樹木・草地), ④コンクリート構造物, ⑤鋼製部・その他の計 5 クラスとした。これにより, 構造物と自然地形の双方を網羅的に分類できる構成とした。

### 4. 学習データと学習条件

学習データには, 砂防施設点検時に UAV で撮影し SfM 解析で作成した 28 地区のオルソ画像を使用した。各オルソ画像は 512×512 ピクセルに分割し, 学習データが約 17,800 枚, 検証データが約 970 枚, オーバーラップ率は 50%とした。なお, 屋外画像では植生クラスの出現率が高く, 裸地や鋼製部材といったクラスの出現頻度が低い傾向が見られた。そのため, クラス間の不均衡を考慮し, クラス出現頻度の逆数を用いた重み付けを行った学習を行った。これにより, 出現頻度の低いクラスについても学習が進むよう配慮した。

### 5. 検証結果

#### 5.1. セグメンテーション精度の検証

1 時期のオルソ画像を用いた代表的なセグメンテーション結果を図 2 に示す。この図から分かるように, 植生

クラスについては、両サイトとも日向および日陰の条件に関わらず比較的安定して分類されており、影の影響を受けにくい傾向が確認された。また、コンクリート構造物や水域についても、輪郭が概ね正確に抽出されており、砂防施設および周辺の形状認識において有用な結果が得られた。一方で、サイト2において軽微ではあるが、アスファルト道路がコンクリート構造物として誤認識されるケースや、未舗装の道路が河床に誤認識されるケースも確認された。

次いで、セグメンテーションの精度を数値的に確認するために、正解領域と予測領域の重なり具合を表す精度指標 IoU をクラス別に算出した。ここで  $IoU = (A \cap B) / (A \cup B)$  である (A: 正解領域の画素数, B: 予測領域の画素数)。図3のとおり、水域、植生、コンクリート構造物のクラスではIoUが高く、裸地・河床および鋼製部・その他のクラスで低いという傾向が確認された。

以上の結果から、本手法は砂防施設やその周辺環境を概ね適切に分類できており、特に顕著な変状の抽出を目的とした初動調査支援において有効であることが確認できた。一方で、小規模な地物や出現頻度の低いクラスについては今後、学習データの追加やクラスの見直し等による改善が必要である。

### 5.2. 2時期オルソ画像を用いた差分検知の検証

本研究で提案した2時期画像に基づく差分検知手法の有効性を確認するため、変状のない状態の透過型砂防堰堤のオルソ画像(図4a)と、その画像から一部の鋼製部材を画像編集ソフトで除去した疑似変状画像(図4b)を用いた検証を行った。疑似変状画像は、鋼製部材の破損・流失を模擬的に再現する目的で作成したものである。

両画像それぞれにセマンティックセグメンテーションを適用(図4c,d)し、分類結果の差分を抽出した(図4e)。図4eから、除去した鋼製部材に対応する領域が変状箇所として抽出され、それ以外の領域では差分がほとんど発生しないことが確認された。このことから、本手法により、2時期画像間における局所的な変状を適切に検知できる可能性を示すことができたと言える。

## 6. おわりに

本研究で提案したセグメンテーション差分に基づく変状抽出手法は、影や植生変化に起因する誤検知を抑制できる点に特徴がある。また、教師あり深層学習を採用することで安定した分類結果が得られ、差分検知の信頼性向上につながる可能性が示された。特に、疑似変状画像を用いた検証において、変状箇所を抽出できた点は、本手法の有効性を示す重要な結果である。一方で、セグメンテーション精度に依存することから、学習データの拡充やクラス設定の見直しが今後の課題である。また、本研究ではオルソ画像を対象として検証を行ったが、災害直後の迅速な対応を想定した場合、UAV単写真を用いた手法への展開も重要である。今後は、臨時点検における実装を見据えた手法の高度化を図る所存である。

### 参考文献

- 1)八木ら(2024): UAV画像解析による砂防施設の緊急点検時の変状自動判定手法の検定, 令和6年度砂防学会研究発表会概要集, pp.321-322
- 2)海原ら(2025): 2時期のUAV画像に基づく砂防設備の変状自動抽出, 令和7年度砂防学会研究発表会概要集, pp.151-152

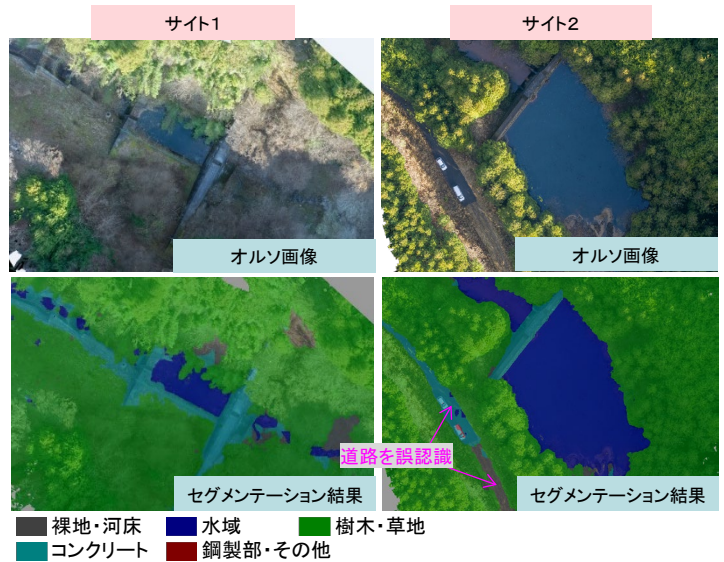


図2 1時期のオルソ画像を用いたセグメンテーション結果

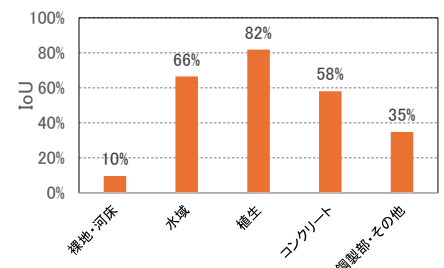


図3 クラス別IoU算出結果

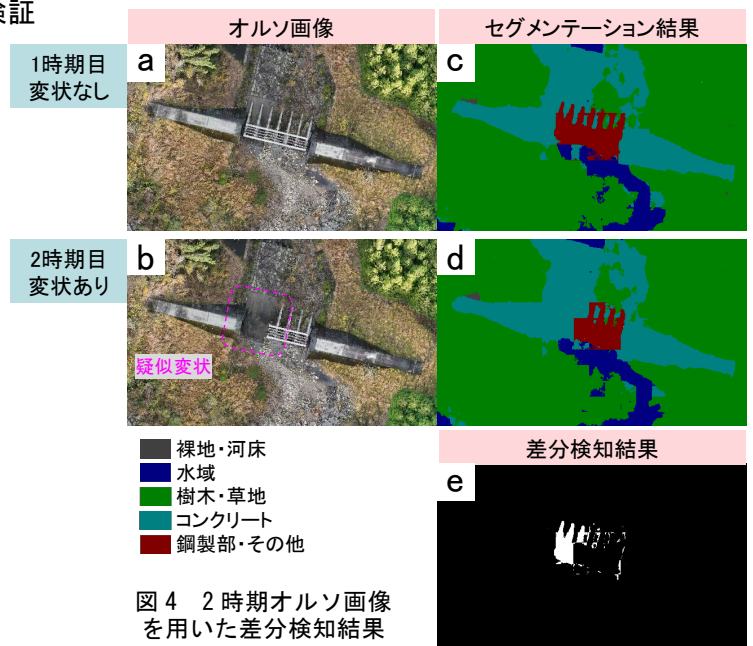


図4 2時期オルソ画像を用いた差分検知結果