

## AI 深層学習モデルで能登半島地震による崩壊・土石流箇所を自動抽出した事例紹介

国際航業株式会社 ○小林真理菜、堀大一郎、西村智博、河野孝俊、廣木雪乃、林雨亭

## 1 はじめに

土砂災害発生時には、崩壊・土石流発生箇所の早期把握が求められる。一方で、目視による判読では一定程度の作業時間を要し、判読者の違いによる判読精度のばらつき等の課題がある。そこで、従来の目視判読と比較し、短時間かつ統一的な精度で崩壊・土石流発生箇所を抽出することを目的とし、航空写真および地形データ（傾斜量）に対して深層学習を適用し、土砂移動範囲の自動抽出を検討した。

## 2 検討手法

本検討では、深層学習技術の1つであり、画像内の各ピクセルに対して分類ラベルを割り当てることで抽出対象をピクセル単位で認識できるセマンティックセグメンテーションを活用した。具体的には、セマンティックセグメンテーション手法の1つである DeepLab v3+<sup>1)</sup> を適用し、土砂災害発生直後に撮影された RGB 形式の 3 バンドの航空写真、傾斜量を加えて 4 バンド化した航空写真に対し土砂移動範囲の自動抽出を行った。

## 3 学習データの作成

2024 年 1 月 1 日に発生した令和 6 年能登半島地震による土砂災害を対象に、石川県輪島市内の国道 249 号線沿いで計測した解像度 0.5m の航空写真および地形データを用いた。図 1 に示す通り、学習範囲（赤枠）および検証範囲（青枠）を設定した。

学習には、航空写真のほかに抽出対象の領域を示すマスク画像が必要である。マスク画像は、抽出対象を示すポリゴンデータを技術者による目視判読により作成し、画像形式に出力することで作成した。

抽出対象は、崩壊地・流下域・堆積域からなる土石流のみを対象とする場合と、土石流に加えて地すべりも

対象とする場合の 2 通りを検討した。これは、オルソ画像上では土石流と崩壊性地すべりの特徴が類似しており、能登半島地震で多く発生した地すべりを土石流として誤抽出する可

能性が高くなることが考えられたためである。また、オルソ画像のみでの崩壊地・流下域・堆積域および地すべりの識別は困難であるため、本検討ではこれらを「土砂移動範囲」として一括りで扱うこととした。

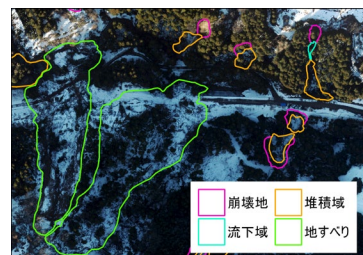


図 2 土砂移動範囲の例

## 4 結果・考察

構築した学習済みモデルの定量評価は、①IoU と適合率②箇所数に対する抽出率の 2 通りの方法で行った。

①IoU と適合率は、検証範囲における AI 抽出結果と正解の重なり度合いを表す指標である。ピクセル単位で AI 抽出結果の性能を示すものであり、わずかな形状のずれ（はみ出しや欠けなど）により評価値が大きく変化する。IoU と適合率は、以下の式で求められ、いずれの指標も 1 に近づくほど良好と評価できる。

$$\text{IoU} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad \dots(1)$$

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP} \quad \dots(2)$$

表-1 混同行列

|    |   | 予測 |    |
|----|---|----|----|
|    |   | 正  | 負  |
| 正解 | 正 | TP | FN |
|    | 負 | FP | TN |

②箇所数に対する抽出率は、正解ポリゴンデータの箇所数に対する AI 抽出箇所的一致箇所数の割合を抽出率として算出した。正解ポリゴンに AI 抽出結果が 30% 以上重なる場合に抽出と判定した。

地すべりを含む場合と含まない場合および、3 バンドと 4 バンドの組み合わせの 4 通りの学習データで構築したモデルの抽出結果を図 3 及び表 2、表 3 に示す。IoU と適合率について 3 バンドでは有意な差はないが、4 バンドでは地すべりを含む方がいずれも高い。バンド数の違いに着目すると、IoU は 4 バンドの方が高い傾向がみられた。これは、傾斜量の情報が加わることでより実際の形状を再現することができることを示唆する。適合率は、バンド数による差に傾向はみられなかった。

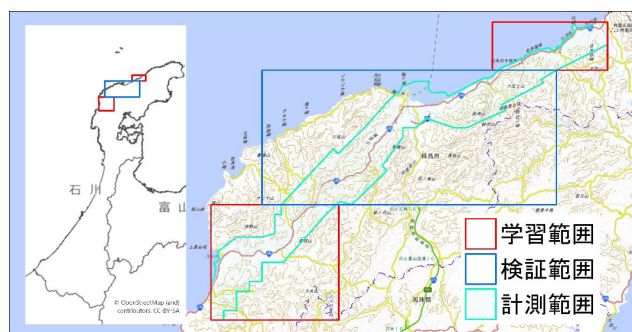


図 1 学習範囲・検証範囲

表 2 IoU と適合率

|     | 地すべり含まない |      | 地すべり含む |      |
|-----|----------|------|--------|------|
|     | 3バンド     | 4バンド | 3バンド   | 4バンド |
| IoU | 0.15     | 0.21 | 0.15   | 0.39 |
| 適合率 | 0.37     | 0.34 | 0.34   | 0.64 |

表 3 抽出率

|     | 地すべり含まない |      | 地すべり含む |       |
|-----|----------|------|--------|-------|
|     | 3バンド     | 4バンド | 3バンド   | 4バンド  |
| 抽出率 | 9.1      | 35.2 | 20.70  | 48.30 |

これは、地すべりを含まない学習データでは、崩壊性地すべりを土砂移動範囲として抽出した際に誤抽出と判定されることが原因と考えられる。

抽出率について、地すべりの有無では地すべりを含む方が、バンド数の違いでは 4 バンドの方が抽出率が高くなった。抽出率の差異は、土砂移動範囲の区分ごとに確認すると、堆積域での抽出率の増加によるものと推測できた。これは、面積の大きな地すべりのデータも土砂移動範囲として学習させることで、同様に面積の大きな堆積域の抽出率が増加したと考えられる。なお、本検討では正解ラベルと 30%以上重なる場合に抽出としたが、1 ピクセルでも重なる場合を加えると地すべりを含む 4 バンドのモデルで 60%程度の抽出率となった。

国土地理院ホームページに正射画像から判読した斜面崩壊・堆積分布図が公開されている。この分布図と今回の AI モデルによる判読結果を比較したところ、4 バンドのモデルでは概ね抽出することができており、災害直後の初動対応における判読作業として本モデルが有用であることが示された。

## 5 まとめ

本検討では地すべりの有無およびバンド数の異なる 4 種類の AI モデルを作成し、航空写真および地形データから土砂移動範囲の自動抽出を行った。まとめを以下に示す。

- ・地すべりを含め、4 バンド（RGB+傾斜量）の画像を用いて作成した学習済みモデルの精度が最も高い。
- ・土砂移動範囲の正確な形状抽出には至らなかったものの、50%程度の抽出率を得られ、概略の分布を短時間で把握することができた。

航空写真だけでなく、傾斜量の情報を用いることでより抽出精度の高い AI モデルを作成することができた。しかし、災害発生時に地形データを得るには時間を要する。近年、高解像度の地形情報がオープンデータ化されており、災害前の地形情報を容易に入手できる。今後は、傾斜量に災害前のものを用いた場合の検証など、発災後の状況把握の効率化を検討していきたい。

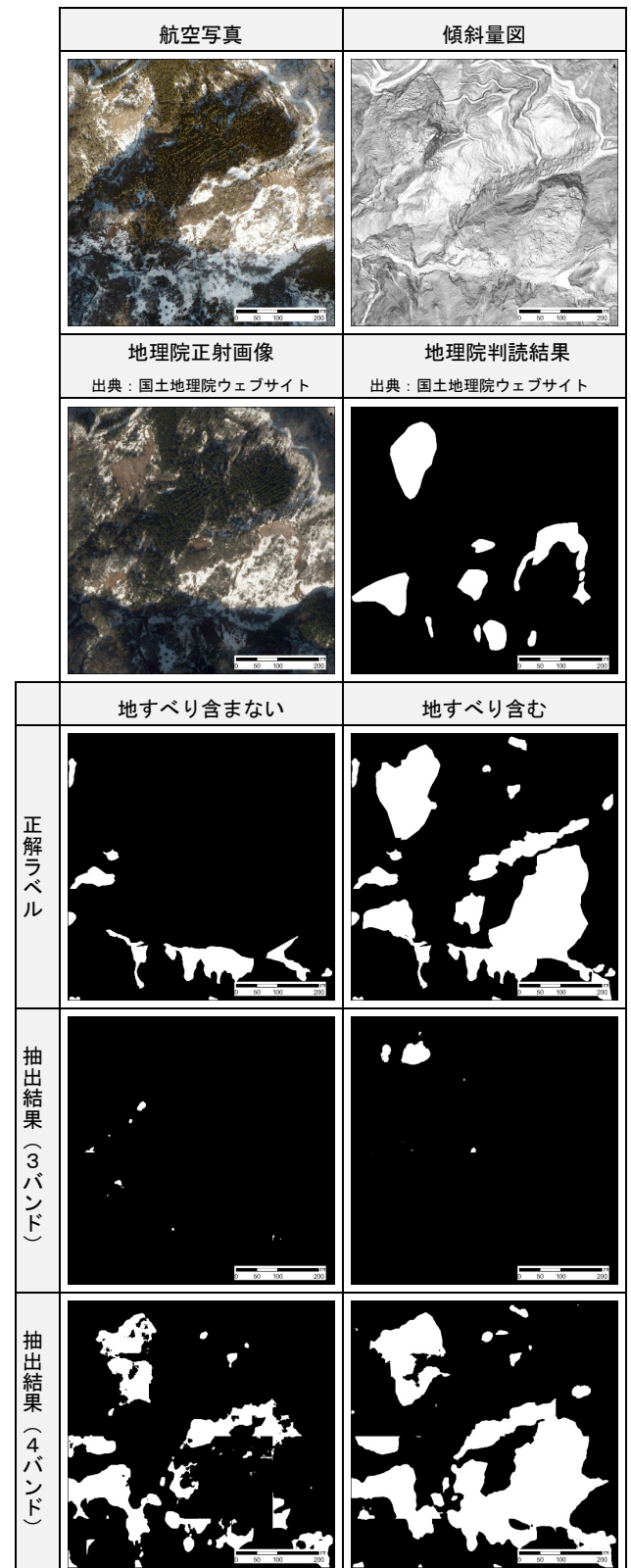


図 3 土砂移動範囲の抽出結果例

## 【参考文献】

- 1) Chen, L., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., Adam, H. (2018): Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation, European Conference on Computer Vision (ECCV), p801-818