

# 深層学習による微地形表現図を用いた斜面変動箇所の抽出

中央開発株式会社 ○竹田 和弘, 西村 修一, 上原 大二郎, 田中 風羽  
立命館大学 伊藤 真一, 高野 寧々

## 1. はじめに

道路災害のリスク抽出には、三次元点群データ等から作成された微地形表現図を用いることが基本とされている<sup>1)</sup>。また、広域災害の際には、迅速に被害の全容を把握する必要がある。しかし、技術者が地形判読を行う場合、時間を要し、熟練度によって判読結果に個人差がある。

そこで、効率的かつ客観的な地形判読を目的に、画像認識の分野で実績のある深層学習の方法である Convolutional Neural Network (以下、「CNN」)を用いて、CI マップ<sup>2)</sup>から斜面変動箇所を抽出するモデルの構築を試みた。なお、これは地形判読作業を代替するのではなく、技術者が最終的な判断をすることを支援するものである。

CI マップは、収束度 (Convergence Index) という傾斜方向を利用し谷・尾根を抽出する画像 (緑→黒→赤) と、傾斜量の画像 (灰→暗赤) を加算合成して作成する。急斜面は赤褐色、尾根は赤、谷は緑に発色する。今回はともに地震で斜面変動が多発した2地域 (A 地域、B 地域とする) の発災後の DEM (メッシュサイズ0.5m)<sup>3) 4)</sup>を使用した。A 地域ではテフラすべり<sup>5)</sup>、B 地域は北半分で急傾斜地の崩壊、南半分では地すべりが多い<sup>6)</sup>。

## 2. 解析手法

本研究では、既往の研究<sup>7)</sup>で使用されたプログラムを採用し、学習データにおける入力データと正解ラベル (図-1の青のプロット) を与えて CNN モデルを構築した。入力データと正解ラベルの与え方の概念図を図-2に示す。

正解ラベルは崩壊箇所に該当するかどうかを示すものである。既往の手法<sup>8)</sup>を用いて、実際の判読結果をもとに、崩壊箇所であればラベルを1とし、そうでなければラベルを0となるよう作成した。本研究では「5m×5m」「10m×10m」の2種類を用意した。なお、判読結果に関しては、A 地域は国土院の情報<sup>9)</sup>を参考に技術者が判読し、B 地域は林野庁の公開データ<sup>6)</sup>を利用した。

正解ラベルに対して、その周辺の CI マップの色情報 (RGB) を入力データとして与える。大きさは「40m×40m」

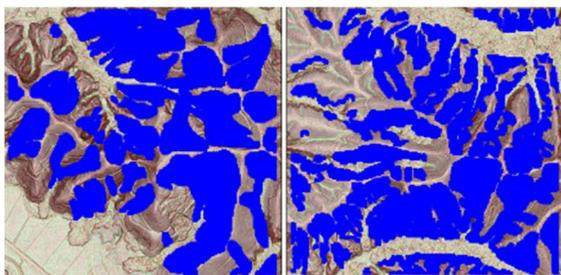


図-1 A 地域における「5m×5m」の正解ラベル (青のプロットで表現し、CI マップと重ねて表示) (左: 学習データ, 右: テストデータ)

「80m×80m」「160m×160m」の3種類用意した。

今回、正解ラベルと入力データの合計6種類の組み合わせから、モデルの構築に最適な正解ラベルと入力データを検討した。検証結果の出力に関しては、正解ラベルが崩壊箇所に該当する場合は1、該当しない場合は0に近づくようモデルに学習させた。

## 3. モデルの構築と検証 (A 地域)

A 地域の1km×1kmの範囲 (図-3の赤枠) を学習データ、別の1km×1km (同 緑枠) の範囲をモデルの精度を検証するためのテストデータとして用いた。また、黒枠の2km×2kmの範囲をモデルの精度の確認に用いた。

A 地域では、滑落崖が平面図上では非常に狭いことから、滑落崖と露出したすべり面を合わせて判読し、これを“正解”とした。

### (1) 適切な正解ラベルと入力データの検討

正解ラベル「5m×5m」と「10m×10m」の場合の、入力データサイズ別の予測結果の比較を図-4に示す。

正解ラベル「5m×5m」「10m×10m」いずれも全体的に崩壊箇所を再現できているが、「10m×10m」の場合、正解ラベルが「粗く」なった分、主に末端部で精度が低下したと思われる。

正解ラベル「5m×5m」のうち、入力データ「160m×160m」は輪郭が不鮮明になっている。一方で、「40m×40m」と「80m×80m」は微細な崩壊まで再現できていると思われる。

入力データサイズ「40m×40m」と「80m×80m」の混同行列を表-1、表-2に示す。深層学習による地形判読を一次スクリーニングと位置付ける場合、偽陽性 (= 誤抽出) はある程度許容できるが、偽陰性 (= 見逃し; 表の黄色着色) は少ない方が好ましい。ここでは偽陰性が少ないのは「40m×40m」であったため、「正解ラベル: 5m×5m, 入力データ: 40m×40m」を最適なモデル (以下、「A モデル」) として選定した。

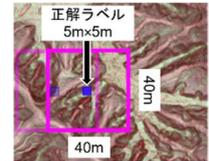


図-2 入力データと正解ラベルの与え方の概念図 (正解ラベル「5m×5m」入力データ「40m×40m」の場合)

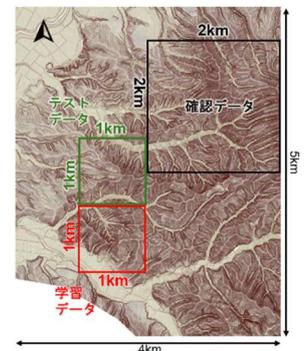


図-3 A 地域の学習データとテストデータ

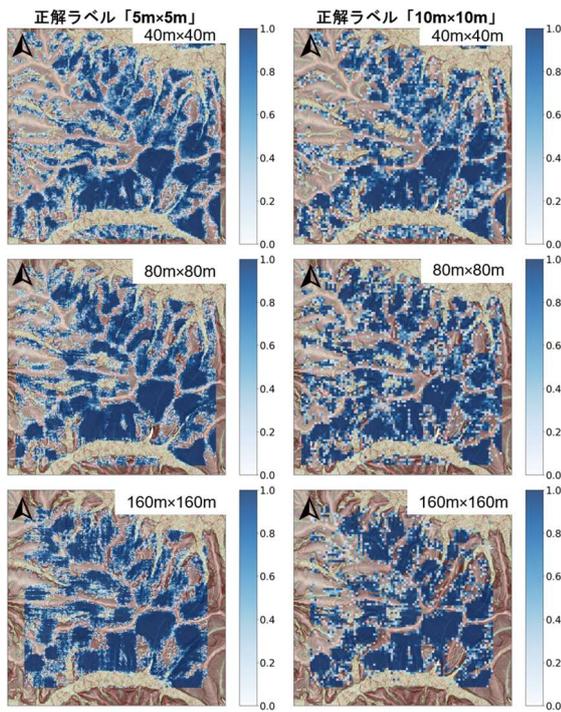


図-4 入力データサイズ別の予測結果の比較

表-1 入力データ「40m x 40m」の混同行列

		予測	
		非崩壊箇所	崩壊箇所
正解	非崩壊箇所	17791	3116
	崩壊箇所	3756 (23.5%)	12201 (76.5%)

表-2 入力データ「80m x 80m」の混同行列

		予測	
		非崩壊箇所	崩壊箇所
正解	非崩壊箇所	16242	2652
	崩壊箇所	5071 (33.9%)	9891 (66.1%)

(2) 精度の確認

A モデルを確認データへ適用した結果を図-5に示す。全体的に崩壊箇所を再現できているが、偽陽性や偽陰性が見られる。偽陰性箇所は移動距離が小さい地すべりであり、当地域の斜面変動の典型であるテフラすべりとはCIマップの“顔つき”が異なるためだと思われる。

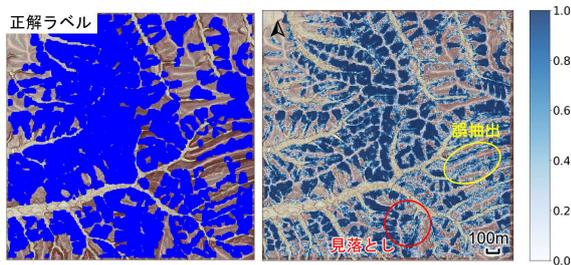


図-5 確認データへ適用した結果

4. B 地域への適用

A モデルを B 地域 (2.5km x 2.5km) へ適用した結果を図-6に示す。B 地域の“正解”は、急傾斜地の崩壊と地すべりを合わせたものである。堆積域は含んでいない。

推定の結果は精度が低く、崩壊箇所の再現ができていない。北半分では急傾斜斜面における偽陽性、南半分では地すべり発生個所の偽陰性が多い。前述のとおり A 地域と B 地域では斜面変動のタイプが異なることが原因であると思われる。

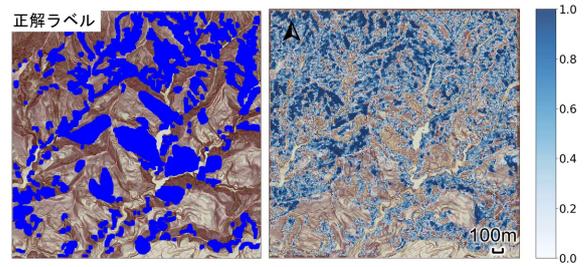


図-6 B 地域へ適用した結果

5. 今後の課題

入力データと正解ラベルの適切なサイズは、崩壊のサイズによって変わる可能性があるため、サイズが違う地域で検証し、最適化を図る必要がある。また、地域を問わないモデルの構築には、多様な斜面変動を学習させ、予測も斜面変動のタイプごとに行う必要があると考える。

《引用・参考文献》

- 国土交通省 (2021) : 三次元点群データを活用した道路斜面災害リスク箇所の抽出要領 (案) .
- 上原大二郎, 西村修一, 田中風羽, 竹田和弘 (2024) : 収束度 (Convergence Index) を利用する微地形表現図「CI マップ」の考案, 第59回地盤工学研究発表会.
- G 空間情報センター : 【北海道】 航空レーザーデータ (H30厚真地区) .  
<https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/hokkaido-h30atumachiku> (最終閲覧日:2025.6.5.)
- G 空間情報センター : 林野庁・数値標高モデル DEM0.5m (能登地域2024) .  
<https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/rinya-noto-portal/resource/319321e7-4521-4fd2-b531-be1eb29412b2> (最終閲覧日:2025.6.5.)
- 田近淳, 千木良雅弘, 小池明夫, 金秀俊, 石丸聡, 雨宮和夫 (2020) : 2018年北海道胆振東部地震によるテフラ層すべりと人的被害, 日本地すべり学会誌, pp. 203-209.
- G 空間情報センター : 林野庁・崩壊箇所等判読結果 (能登地域2024) .  
<https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/rinya-handoku-2024> (最終閲覧日:2025.6.4.)
- 田中一字, 藤門裕武, 伊藤真一, 西村修一, 上原大二郎, 王寺秀介 (2023) : CNN による微地形表現図に基づいた道路斜面災害リスク箇所の抽出, 令和5年度日本応用地質学会 研究発表会.
- 藤門裕武, 伊藤真一, 岩田直樹, 鹿瀬一希, 清水則一, 酒匂一成 (2022) : SAR 画像と地形的特徴を用いた CNN による崩壊地形判読モデル構築, 第11回 土木災害に関するシンポジウム論文集, pp. 173-178.
- 国土地理院 : 平成30年 (2018年) 北海道胆振東部地震に関する情報 斜面崩壊・堆積分布図.  
<https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30-hokkaidoiburi-east-earthquake-index.html#10> (最終閲覧日:2025.6.4.)