

1. はじめに

我々が生活をする上で電気・ガス・水道などは欠かせない。これらを支える設備の一部は険しい山間部を通過しており、アクセス面の難を抱えている。この点は災害直後の状況把握に悪影響をもたらしており、斜面崩壊地の調査に必要な時間が増加してインフラの復旧を遅らせる要因となっている。この対策として期待されているのが画像情報と深層学習の利用である。

近年は土木分野における画像認識技術の利用が積極的に研究されている。しかし、多量の学習データが必要とする深層学習は正常箇所と比較して圧倒的に少数な被災箇所の判別と相性が悪く転用が難しい。そのため、本研究では学習一部分に止め、必要な学習データを減少させた転移学習によって山間の斜面崩壊地を検知する。転移学習による崩壊地検出は先に例があり、Rao らによって発災後の可視画像を利用したセマンティックセグメンテーションによる検出が行われている¹⁾。こちらでは正解率が93%と高い値を示したものの、日陰領域の検出性能不足と解析機器の要求性能・演算時間が課題として挙げられた。高田らによる試行では発災前後の可視画像を利用した転移学習を4つの学習済みネットワークで行い、その性能を比較している²⁾。ここではGoogLeNetの崩壊地判別性能が最も高いこと、日陰領域・崩土上に植生が残る領域の検出が難しいことが示された。本研究では可視情報に加えて地形情報を新たなデータソースとして導入する。それによってこの2種の崩壊地を検出可能にして判別性能を向上させると共に斜面崩壊被害の概況を早く、正確に把握する可能な手法について検討する。

2. 使用データ

対象地は高田らと同じ新潟県中越地震で多くの斜面崩壊が発生した新潟県長岡市山古志地区（旧山古志村）周辺とする。この地域について発災前後の可視情報・地形情報を収集した。崩壊地を判別するラベルについては国土地理院の被害状況図³⁾を基に筆者らが目視判別によって作成した。

3. 研究手法

本研究は既往研究と同じ手法による地形情報の有効性検討、誤判別要因の調査、独自提案したマルチモデル検出法による崩壊地判別の3段階に大別される。

3.1 シングルモデル検出法による判別

既往研究と同じネットワーク1つの検出手法がシングルモデル検出である。ここではA) 可視情報のみの入力画像の一部をB) 発災前後の地形情報、C) 発災前地形情報、D) 発災後地形情報にそれぞれ差し替えた学習データによる転移学習を行い、性能を比較して地形情報の有効性を確認した。その結果が図表1であり、地形情報が崩壊地判別に有効であると示された。また、学習データのパラメータを変更することによる判別性能の向上を試み、非崩壊地の判別基準をパッチ内崩壊地25%以下から0%、サイズを25mから75mに変更した。これによって小規模崩壊地を捉えることが難しくなったものの、崩壊地の判別性能は向上していることが確認された。また、判別を繰り返すにつれて同一のデータであっても学習される特徴が異なり、この偏りによって判別可能な崩壊地が異なることが示された。

図表1 シングルモデルの検出結果

No	再現率 (%)		正解率 (%)
	崩壊地	非崩壊地	
A	72.1	93.8	82.9
B	89.2	70.0	79.6
C	70.8	87.9	79.4
D	79.6	80.8	80.2

3.2 Grad-CAMによる誤判別要因可視化

シングルモデルによる地形情報を利用した検出で判別ができなかったパッチについて Grad-CAM という深層学習の判別の根拠となった領域を可視化する技術を適用して誤判別の要因を調査した。その結果が図2であり、既往研究で判別が難しかった日陰領域・植生が残る領域に加えて崩壊地隣の小さな非崩壊地が誤判別の要因となることが確認された。また、Grad-CAMによって注目された領域はその周辺と高度の差が無いことが確認された。

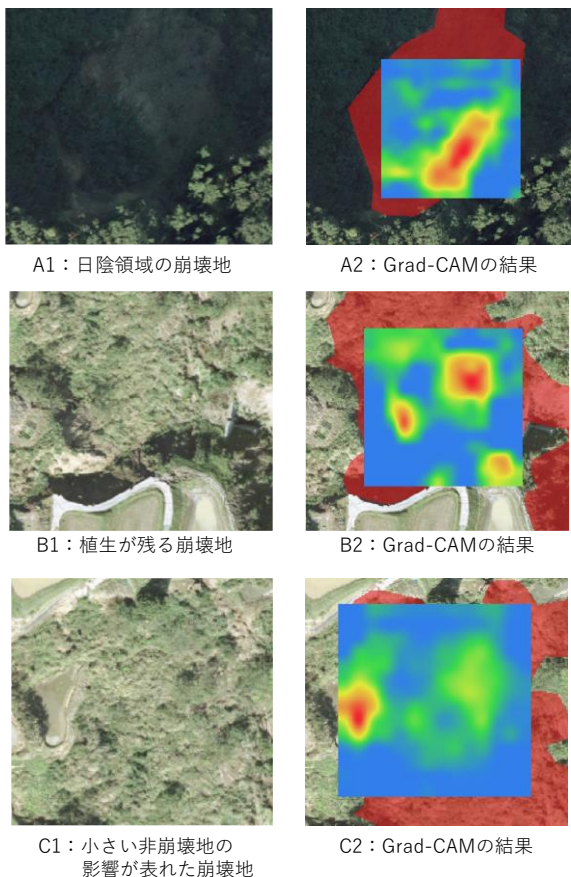


図2 Grad-CAMで判明した誤判別要因

3.3 マルチモデル検出法による判別

これまでの知見を基に学習データが異なる複数のネットワークによる判別を試みたのがマルチモデル検出法である。この手法では可視情報のみ、地形情報重点、可視・地形情報半分ずつの3種の入力画像を25m, 50m, 75mの3サイズで分割、計9つの学習データを作成した。そしてこれらを元に転移学習した9つのネットワークによって9回の判別を実施し、崩壊地と判別された回数が一定数以上に達した領域を可視化したのが図3である。また、この画像を基に算出した評価指標の値が図表4である。この図表を見ると崩壊地判定の基準を厳しくしていくにつれて崩壊地の再現率が下がっている事が分かる。しかし、図3を見ると単純な多数決判定である5回判定は非崩壊地の検出が多く正解画像との乖離が大きい。基準を厳しくした6, 7回を見ると7回は欠損が大きい一方で6回判定は崩壊地の形をよく再現している。また、既往研究で判別できなかった崩壊地の検出に加え、崩壊している可能性のある斜面を判別することに成功している。

5. まとめ

本研究では発災前後の可視・地形情報を学習データとした斜辺崩壊地判別を行った。マルチモデル検出法による判別では再現率等については悪化したものの、正解画像と近い形で崩壊地を図示することに成功した。また、この判別ではこれまで崩壊が認識されていなかった斜面に対して崩壊可能性を示すことが可能であった。これにより、斜面崩壊の概況把握が容易となり、インフラの早期復旧に寄与することが期待される。

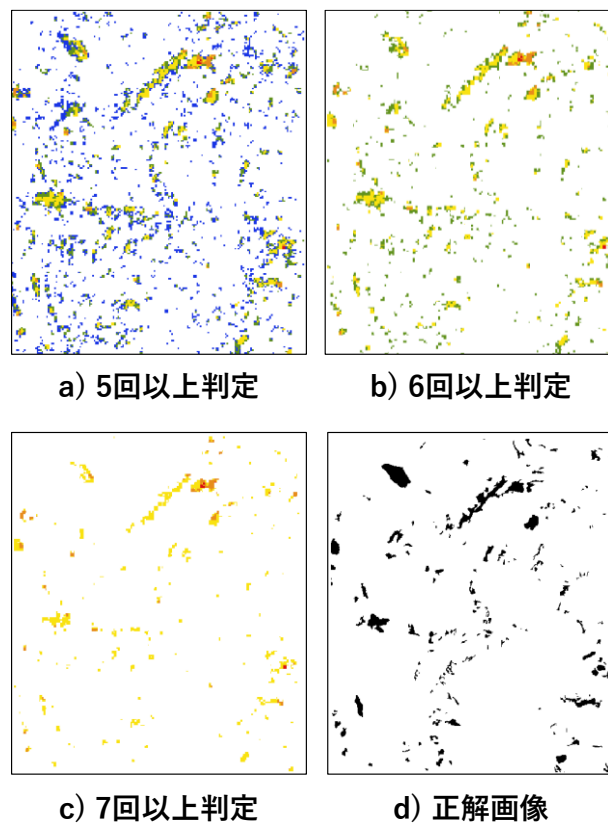


図3 マルチモデルによる判別結果

図表4 マルチモデルの検出結果

判定回数	再現率 (%)		正解率 (%)
	崩壊地	非崩壊地	
5回	81.4	90.0	89.7
6回	65.4	96.2	95.0
7回	41.9	99.0	96.5

参考文献

- 1) Rao Fu, Jing He, Gang Liu, Weile Li, Jiaqi Mao, Minhui He and Yuanyang Lin “Fast Seismic Landslide Detection Based on Improved Mask R-CNN”, Remote Sens 2022
- 2) 高田 竜司 “発災前後の画像情報を用いた転移学習による斜面崩壊地の抽出に関する研究”, 長岡技術科学大学修士論文, 2022
- 3) 国土地理院 “地理院地図 新潟県中越地震災害状況図 斜面崩壊地”, 2004