

U-Net を用いた SAR データからの土砂崩壊地抽出

広島工業大学 正会員 ○小西 智久, 小黑 剛成
 広島工業大学 非会員 伊藤 征嗣

1. 目的

2018 年 9 月 6 日に発生した北海道胆振東部地震では、広い範囲で土砂崩れが発生した。衛星画像を用いた土砂崩壊地の抽出は、広域を短時間で観測できることから早期の被災状況把握が期待されている。特に、速報性の点からは悪天候時や夜間でも観測可能な SAR データを用いた解析が有効である。本研究は SAR データに U-Net¹⁾を適用して土砂崩壊地抽出を行い、その精度検証を行うことを目的とする。

2. 対象地域および使用データ

対象地域は北海道胆振東部地震の影響で土砂崩壊が多数発生した北海道勇払郡厚真町を含む 25.6 km 四方の範囲とした。衛星データは COSMO-SkyMed の StripMap HIMAGE モードを使用した。観測日は災害前後の 2018 年 6 月 4 日と 2018 年 9 月 8 日である。入射角は 37.5 度、偏波は HH である。教師データは国土地理院が公開している斜面崩壊・堆積分布図の GeoJSON ファイルから作成した画素サイズ 5m の土砂崩壊地画像とした。

3. 方法

COSMO-SkyMed 画像は、Level-1A シングルルックコンプレックス (SLC) プロダクトからマルチルック (3×2 画素) の振幅画像に変換を行った。そして、国土地理院の基盤地図情報数値標高モデル 10m メッシュ(標高)データを用いてオルソ補正を行った。さらに、SAR データの校正処理として式 (1) を用いて後方散乱係数 (σ^0) へ変換した。

$$\sigma^0 = 10 \cdot \log_{10}(DN^2 \cdot F_{Tot}) \quad (1)$$

ここで、 DN はデジタル値、 F_{Tot} は校正係数である。災害前後の COSMO-SkyMed 合成画像を図 1 に示す。平地の水色の領域は主に農地であり、作物の生長に伴い後方散乱が増加した領域である。山地では土砂

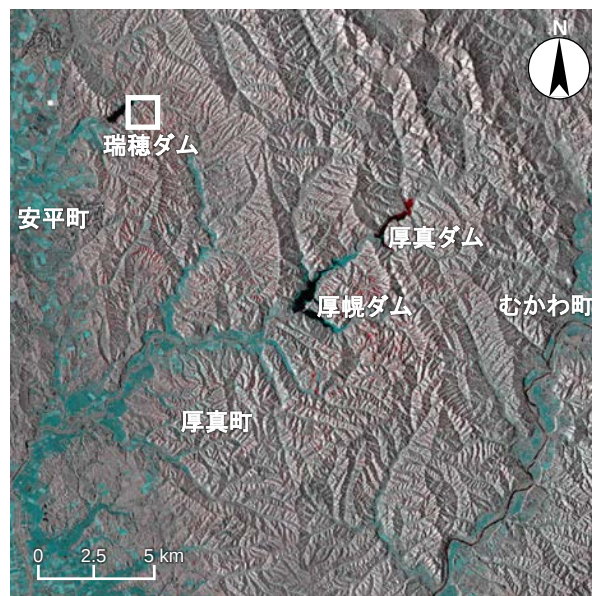


図 1 COSMO-SkyMed 合成画像(R: 6/4, G & B: 9/8)

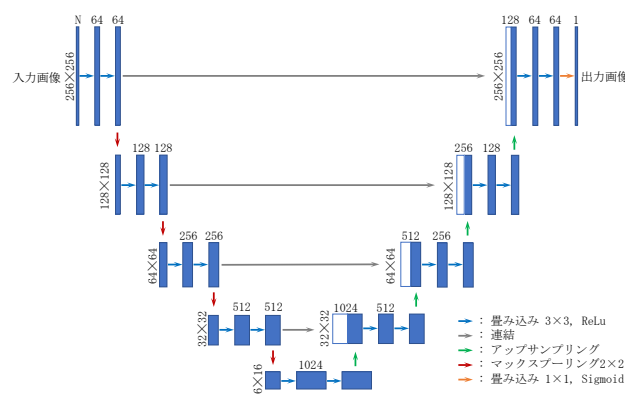


図 2 U-Net の構造

崩壊により後方散乱が減少した赤色の領域と増加した水色の領域が混在している。

土砂崩壊地の抽出手法には、畳み込みニューラルネットワークの一つである U-Net を採用した。U-Net の特徴は低次元の特徴マップを上位層の特徴マップと結合させることで、畳み込みの繰り返しにより失われる位置情報を補う点にある。本研究の U-Net の構造を図 2 に示す。左側がエンコーダ部であり、8 つの畳み込み層を持ち、畳み込み処理後には、データの

キーワード 深層学習, Convolutional neural network, COSMO-SkyMed, 合成開口レーダ

連絡先 〒731-5193 広島県広島市佐伯区三宅 2-1-1 広島工業大学 TEL 082-921-7421

標準化を行った。活性化関数としては ReLu を使用した。右側がデコーダ部であり、対応するエンコーダ出力と結合を行い位置情報を補いながらアップサンプリング処理を行った。入力画像は 256×256 画素であり出力画像も同画素となる。深層学習ではモデル内のデータ量が膨大であるため入力画像を 8 ビットへスケール変換を行った。入力画像は災害前と災害後および災害前後の差を合成した 3 チャンネルとした。

U-Net のモデルの構築には COSMO-SkyMed 画像の北側 20%をテスト用に使用し、学習と検証用に南側 80%を使用した。U-Net には 256×256 画素の画像を入力するため、256 画素ずつ移動（ストライド）しながら切り出したもの、ストライド 128 画素およびストライド 64 画素の 3 種類のデータセットを作成した。テストデータの画像は 80 枚である。学習とモデルの検証の画像は、ストライド 256 画素では 320 枚、ストライド 128 画素では 1,209 枚、ストライド 64 画素では 5,929 枚である。この内モデルの検証には 20% の画像をランダムに選択して使用した。U-Net の学習は、試行によりミニバッチのサイズを 32、学習回数を 100 回として実施した。

4. 結果および考察

3 種類のデータセットに対して、U-Net の学習を行い F 値を算出した結果を表 1 に示す。ストライド 256 画素では学習データが十分ではなく学習とモデルの検証の F 値に差が見られた。ストライド 128 画素と 64 画素では、学習とモデルの検証の F 値がほぼ同値となり過学習することなく学習されている。テストデータではそれぞれ大きな差は現れなかったが、ストライド 128 のデータセットの場合に F 値が 70.9% で最高値を示した。

テストデータの一例として図 1 の白枠内の画像を図 3 に示す。(a) は R に災害前、G に災害後、B に災害前後の差を合成した COSMO-SkyMed 画像である。(b) は 2018 年 10 月 4 日観測の SPOT-7 画像である。(c) は斜面崩壊・堆積分布図から作成した教師データ画像である。(d) はストライド 128 画素のデータセットから学習した U-Net を用いて作成した土砂崩壊地抽出画像である。COSMO-SkyMed の合成画像ではマゼンタが後方散乱の低下した領域、グリーンが後方散乱が増加した領域である。土砂崩壊領域はこれら両方が含まれている。土砂崩壊地抽出画像で

表 1 土砂崩壊地抽出における F 値

ストライド (画素)	F 値 (%)		
	学習	検証	テスト
256	90.5	68.2	68.5
128	95.3	93.3	70.9
64	97.6	97.1	69.1

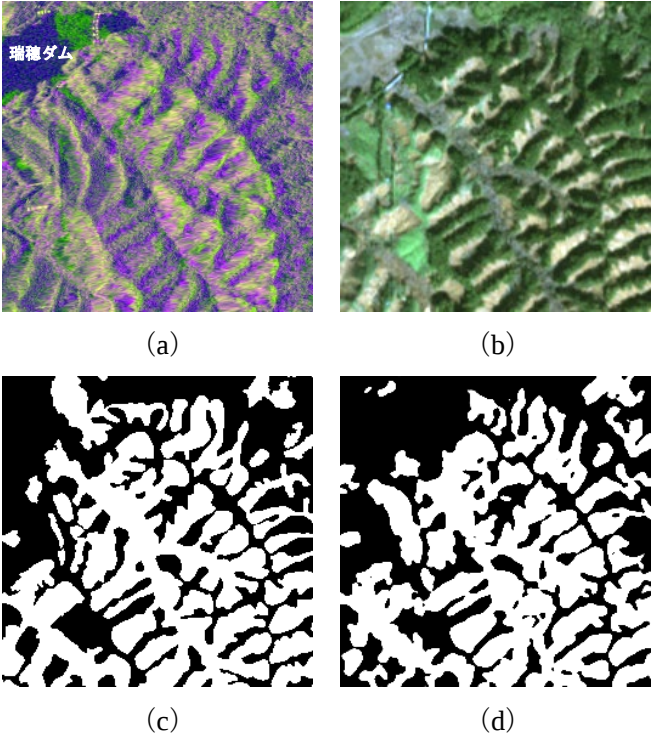


図 3 (a) COSMO-SkyMed 画像、(b) SPOT-7 画像、(c) 教師データ画像、(d) 土砂崩壊地抽出画像

は画像左上の瑞穂ダムへ流入した土砂崩壊が抽出されていないが、山間部の土砂崩壊地については教師データと類似形状として抽出されている。本研究の U-Net による手法では SAR 特有の幾何学的な歪みやスペckルノイズの影響をあまり受けることなく土砂崩壊地抽出を行うことができている。

5. まとめ

本報告では災害前後の COSMO-SkyMed 画像に U-Net を適用して土砂崩壊地抽出を行った。斜面崩壊・堆積分布図と比較した結果、F 値 70.9%が得られた。
謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP20K05054 の助成を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

参考文献

1) Ronneberger, O. et al.: U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, MICCAI, 9351, pp.234-241, 2015.