

災害前後の SPOT データを用いた土砂崩壊地抽出

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、厚真町を中心に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被災状況の早期把握が期待されている。著者らは畳み込みニューラルネットワークの一つである U-Net を用いて災害後の SPOT データから土砂崩壊地検出を行った。

本研究では、U-Net を用いて災害前後の SPOT データから土砂崩壊地抽出を行い、その有効性を検証することが目的である。

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多数の土砂崩れが発生した北海道厚真町を含む 約 20 km 四方の範囲とした。2017 年 10 月 27 日観測の SPOT-6 データと 2018 年 10 月 4 日観測の SPOT-7 データを使用した。使用フォーマットは Level-3 (オルソ) である。検証用の正解画像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 1.5 m の土砂崩壊地画像とした。

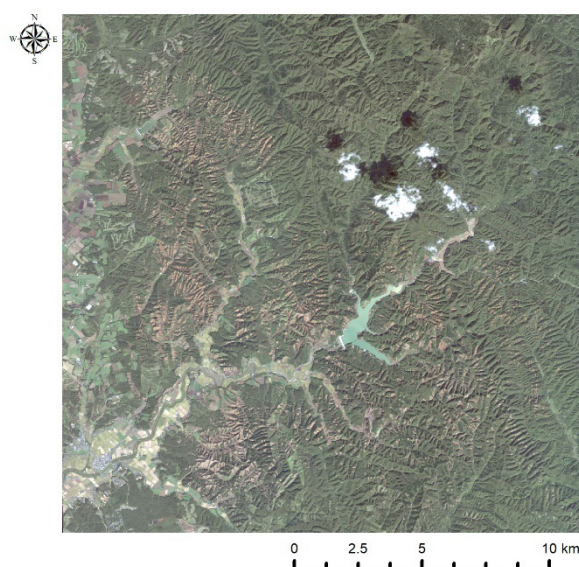


図1 SPOT-7 画像 (2018 年 10 月 4 日観測)

3. 方法

SPOT データの分解能 1.5 m のパンクロマティックと 6 m のマルチスペクトルデータから High Pass Filter resolution merge 法により画素サイズ 1.5 m のパンシャープン画像を作成した。

土砂崩壊地抽出には Ronneberger ら^[1]が提案した畳み込みニューラルネットワークの一種である U-Net を用いた。図 2 にその構造を示す。青色の矩形の左側の数値は画像サイズを表し、矩形上部の数値は特徴マップの数を表す。U-Net の基本構造は、図左側のエンコード部と右側のデコード部から構成されている。エンコード部では、畳み込み処理後にはデータの標準化を行い、活性化関数として ReLu を適用した。デコード部では、対応するエンコード出力とスキップコネクションにより元画像の情報をデコード部に伝搬することで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。デコード部の最終層では畳み込み後にシグモイド関数を使用し、出力は 0~1 の実数値となる。これに閾値を設定し土砂崩壊地と非崩壊地を求めた。

入力画像として SPOT パンシャープンデータのトゥルーカラー画像から災害後の SPOT データ (3 バンド) と災害前後の SPOT データ (6 バンド) を準備し

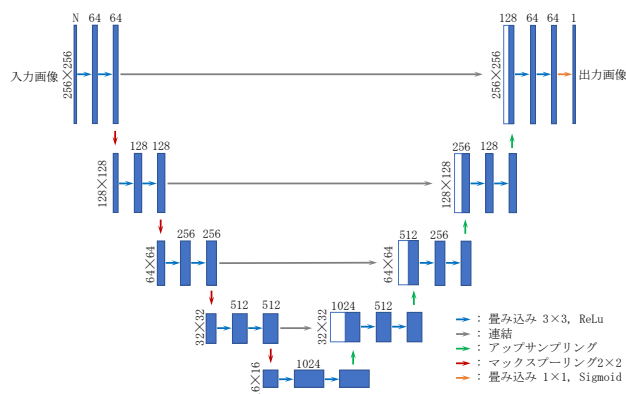


図2 U-Net の構造

キーワード 畳み込みニューラルネットワーク, U-Net, 北海道胆振東部地震

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

た．これらの画像から U-Net モデルの学習と評価のために 256×256 画素の小パッチ状に，それぞれ切り出しを行った．データセットとして 2,226 枚を学習と評価用に使用し，k 分割交差検証を行った．ここでは k = 4 とした．この交差検証とは別に対象地域の北部から 583 枚のテスト画像を用意して評価を行った．モデルの学習におけるバッチサイズは 24, 32, 40 の 3 種類とし，エポック数は 100 に設定した．損失関数は Dice 係数を使用し，最適化アルゴリズム (optimizer) は U-Net で多く利用されている Adam を使用した．

4. 結果および考察

U-Net を用いた土砂崩壊地抽出の交差検証結果を表 1 に示す．バッチサイズのテストデータで比較するとどちらのデータセットにおいてもバッチサイズが大きいほど高値を示し，バッチサイズ 40 が最高値であった．バッチサイズを 40 よりも増加した場合，GPU のメモリ容量を超えるため検証することができなかった．

災害後データセットのテストデータで比較すると，バッチサイズ 40 の場合に F 値の平均は 0.688 であった．災害前後のデータセットでは，バッチサイズ 40 の場合に F 値の平均は 0.704 であり，災害前後のデータセットの方が F 値が高かった．しかし，災害後のみよりも災害前後の衛星データを用いた方が情報量が多く，土砂崩壊地抽出に有効であると考えられ

表 1 土砂崩壊地抽出の交差検証結果

バッチ サイズ	交差 検証	災害後データセット			災害前後データセット		
		学習	評価	テスト	学習	評価	テスト
24	1	0.961	0.754	0.500	0.970	0.762	0.512
	2	0.987	0.875	0.541	0.988	0.901	0.522
	3	0.992	0.962	0.527	0.992	0.950	0.526
	4	0.995	0.980	0.515	0.994	0.979	0.520
	平均	0.984	0.893	0.521	0.986	0.898	0.520
32	1	0.934	0.750	0.558	0.911	0.768	0.608
	2	0.980	0.853	0.639	0.979	0.846	0.654
	3	0.980	0.918	0.609	0.969	0.869	0.590
	4	0.991	0.967	0.638	0.985	0.929	0.602
	平均	0.971	0.872	0.611	0.961	0.853	0.613
40	1	0.956	0.763	0.604	0.973	0.796	0.710
	2	0.986	0.882	0.705	0.976	0.867	0.680
	3	0.992	0.962	0.719	0.992	0.954	0.708
	4	0.995	0.974	0.722	0.995	0.979	0.720
	平均	0.982	0.895	0.688	0.984	0.899	0.704

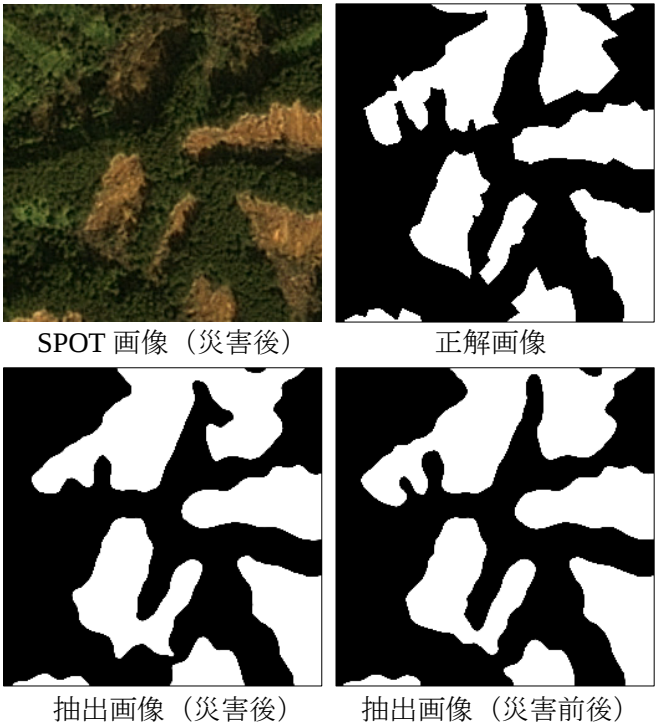


図 3 小パッチ画像の一例

たが，今回の結果では F 値の差は 0.016 であり大きな増加は見られなかった．

図 3 に災害後の SPOT 画像と正解画像，U-Net を用いた土砂崩壊地抽出画像の一つの小パッチ(256×256 画素)の例を示す．土砂崩壊地の抽出画像は正解画像に比べてエッジが丸くなっているが，土砂崩壊地を抽出できている．災害前後データからの抽出画像では画像上部の陰影部においても土砂崩壊地が抽出できていることが確認できる．

5. まとめ

本研究では，災害後のみと災害前後の SPOT データに U-Net を用いて土砂崩壊地の抽出を行った．その結果，災害前後データを用いた方が F 値がやや高くなるが，災害後データのみを入力でもほぼ同等の F 値が得られた．

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., Fischer, P. and Brox, T. : U-Net: Convo-lutional Networks for Biomedical Image Segmentation, Proc. of the Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2015), Vol. 9351, pp. 234-241, 2015.