# (30) 後方散乱強度差分画像と地表情報を用いた深層学習による斜面崩壊箇所の検出の試み

庄路　友紀子[1]・小池　仁[2]・菊地　輝行[3]・清水　則一[4]

[1]正会員　電源開発株式会社　土木建築部（〒104-8165 東京都中央区銀座 6-15-1）
E-mail: Yukiko_Shouji@jpower.co.jp

[2]非会員　（株）J-POWER ビジネスサービス　社会環境部（〒104-0045 東京都中央区築地 4-6-4）
E-mail: Hitoshi_Koike@jpbs.co.jp

[3]正会員　公立諏訪東京理科大学　情報応用工学科　（〒391-00292 長野県茅野市豊平5000-1）
E-mail: kikuchi_teruyuki@rs.sus.ac.jp

[4]正会員　山口大学　名誉教授（〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1）
E-mail: nshimizu@yamaguchi-u.ac.jp

本研究の目的は，発災時に衛星 SAR の後方散乱強度画像の解析から斜面崩壊箇所を迅速かつ精度よく検出することである．後方散乱強度差分画像には斜面崩壊箇所以外に伐採地などの人工改変箇所も同様に現れる．そのため，後方散乱強度差分画像のみからは，正確な斜面崩壊箇所の検出が一般には困難である．そのため，一部の人工改変箇所などを斜面崩壊箇所として誤って検出することもある．

そこで，本研究では，後方散乱強度差分画像に地形や地表の植生状況などの情報を加え，それらの画像データを深層学習させることで迅速かつ精度よく斜面崩壊箇所を検出することを試みる．本稿では，深層学習によって斜面崩壊箇所の自動検出を行った結果を報告する．

***Key Words:*** *SAR backscatter intensity, RGB composite image, landslide, convolutional neural network, deep learning*

## 1. はじめに

近年，未曾有の豪雨や大規模地震の発生により日本各地で斜面災害が多発している．そのため，地震・豪雨災害が発生した際に，ダムや水力発電設備を含むダム流域の状況をいかに迅速に把握するかが重要な課題である．

発災時には，通常，目視・臨時点検から人的・設備被害やその被害状況を把握する．しかし，万一，土砂災害でダムや導水路等の点検箇所へのアクセスルートが遮断された場合，被害状況の把握に時間を要し，発電所の復旧対応や周辺への影響拡大の未然防止に遅れが生じる可能性がある．そのような場合，被害状況を把握する手段として航空機があるが，航空機は夜間や悪天候下では飛行できないことや手配がつかないことが起こり得る．

そこで，これらの従来の方法に加えて，地球観測衛星の活用が考えられる．地球観測衛星には光学センサやマイクロ波センサを持つものがあり，特に SAR（Synthetic Aperture Radar：合成開口レーダ）[1)]は自らマイクロ波を照射する能動型センサで，昼夜・天候に関わらず観測可能である．照射したマイクロ波の地表からの反射波の後方散乱強度を用いて災害前後の地表面の状態変化を検出できる．

庄路らは令和 2 年 7 月豪雨の際に JAXA が緊急観測した ALOS-2 データを入手し，後方散乱強度差分画像（以下，強度差分 SAR 画像と呼ぶ）からダム流域の浸水域と斜面崩壊箇所の検出を試みた [2)]．その結果，浸水域は災害事象が発生した当日中に検出し，被害の概略把握に役立った．一方，強度差分 SAR 画像には山間部の斜面崩壊箇所とともに伐採地などの人工改変箇所も同様に現れていたため，斜面崩壊箇所の確定に数日時間を要した．また，一部については，人工改変箇所を斜面崩壊箇所として判断していたことが後にわかった．

したがって，発災時の緊急観測データから斜面崩壊箇所を迅速かつ正確に検出することが現行の課題である．そこで，本稿では強度差分 SAR 画像に加えて，地形や地表の植生状態の情報を用いて，深層学習を活用して斜面崩壊箇所を自動検出する方法を検討する．

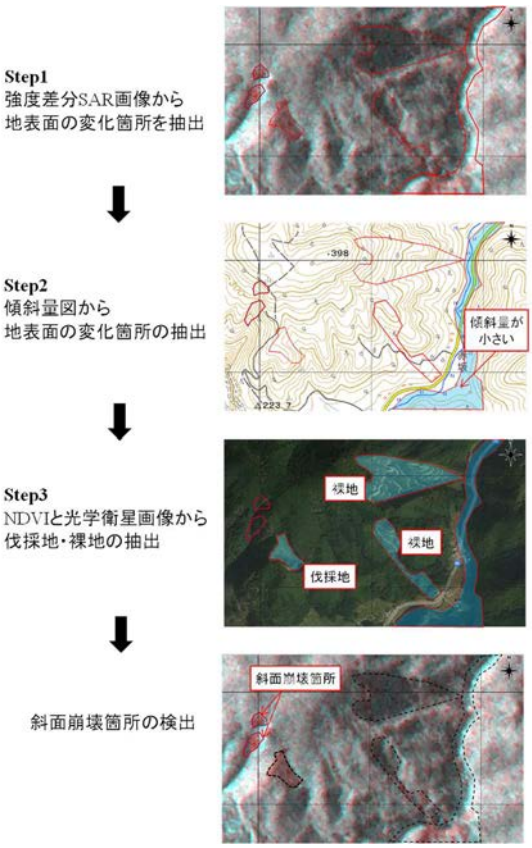
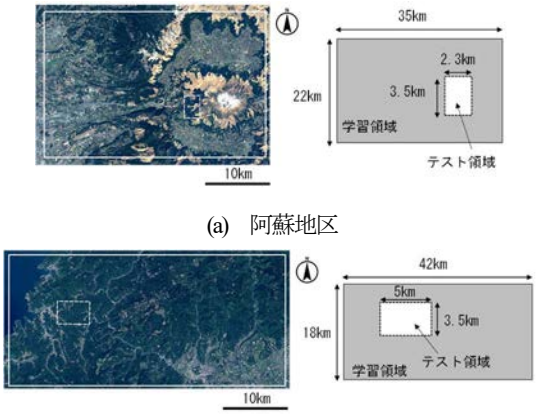



**図-1**　斜面崩壊箇所の検出フロー

**表-1**　使用データ一覧

| Dataset | データタイプと解像度 | データ取得者 | データ時期 |
|---|---|---|---|
| 強度差分 SAR画像 | Continuous data 10x10m | ALOS2(JAXA) | 2016/4/16-2020/7/4 (芦北地区)<br>2016/3/7-2016/4/18(阿蘇地区) |
| 傾斜量図 | DEM 5m or 10m | 国土地理院 | *2016/10/1 (芦北地区)<br>*2016/10/1(阿蘇地区) |
| NDVI | Continuous data 10x10m | Sentinel-2 Band8(NIR) ESA | 2020/5/11 (芦北地区)<br>2016/3/3(阿蘇地区) |
| 光学衛星画像 | 10m | Sentinel-2(Band 2,3,4) ESA | 2020/5/11 (芦北地区)<br>2016/3/3(阿蘇地区) |

＊DEMは観測日ではなく，データが公開した日




(a)　阿蘇地区

(b)　芦北地区

**図-2**　学習領域とテスト領域

## 2.　斜面崩壊箇所の検出方法の概要

令和2年7月豪雨対応を踏まえ，斜面崩壊箇所の検出方法を検討した．検出フローを**図-1**に示す．

Step1では，強度差分SAR画像から災害前後に地表面の状態が変化した箇所を検出する．ここで，強度差分SAR画像とは，災害前と災害後に衛星SARで観測された後方散乱強度画像を，それぞれ，赤（R），および，緑（G）と青（B）に着色して合成した画像である．そうすることで，災害後の後方散乱強度が災害前から低下した箇所は赤色に，増大した箇所は水色で表示される．また，災害前後で変化が少ない箇所は黒，白，灰色で表示される．そのため，強度差分SAR画像の赤色と水色の箇所を検出する[3]．

次に，Step2では，平地では斜面崩壊による土砂災害は発生しないと仮定して，Step1で検出された地表状態が変化した箇所から傾斜量が小さい箇所を除く．ここで，傾斜量とはDEM（数値地形モデル）の地表面メッシュの標高の傾きを表す地形量で，平地ではその値が小さい．

Step3では，伐採地や災害前に既に裸地になっている箇所をStep2で検出した箇所から除く．これらを除く方法としてはNDVI（植生指標データ）と災害前に観測された光学衛星画像を活用する．

以上のStep1～3にしたがって，強度差分SAR画像から斜面崩壊箇所を検出する．

## 3.　データセッティング

2.に示したフローに基づき，深層学習で斜面崩壊箇所の検出可能性を検証する．用いる画像データは，平成28年4月熊本地震で被災した阿蘇地区と令和2年7月豪雨で被災した芦北地区を対象としたものである．

### (1)　学習領域とテスト領域の設定

阿蘇地区と芦北地区で設定した学習領域とテスト領域を**図-2**に示す．崩壊地のデータを多く取得するため，阿蘇地区では南北22km×東西35kmの範囲を，芦北地区では南北18km×東西42kmの範囲を学習領域とし，テスト領域は無作為に抽出した．

### (2)　使用した画像データ

**表-1**に深層学習で使用した画像データを，**図-3**に事例として平成28年4月熊本地震の画像データを示す．強度差分SAR画像は災害前後に観測されたJAXAのALOS-2データ（分解能2～3m）をSARscape（sarmap社，スイス）[4]で幾何補正した後，後方散乱強度画像をRGB合成して作成した．また，傾斜量図は国土地理院のDEMデータ（5mまたは10mメッシュ）を使用した．NDVIと光学衛星画像はESA（欧州宇宙機関）のSentinel-2データ（分解能10m）を使用した．

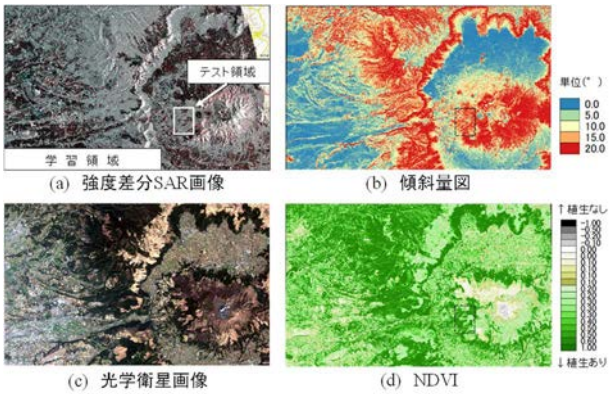



**図-3** 平成28年4月熊本地震で取得した画像データ

## 4 深層学習の適用

本研究では，使用するデータは全て画像データであるため，画像認識分野では一般的に用いられる畳み込みニューラルネット（Convolutional Neural Network，以下「CNN」）を用いる．CNNは，ニューラルネットにおける多層構造において，各層のデータの特徴量を作成する畳み込み層とこれらを圧縮するプーリング層を複数含む機械学習手法の1種である[5]．また，人間が五感を使い高度な地形判読する行為と同様に，複数の異なる情報の画像データから共通する特徴を獲得するため，マルチモーダル手法[6]を採用した．

### (1) 教師データ作成

教師データの作成を，**図-4(1)**に示すフローで実施する．まずは，強度差分SAR画像，傾斜量図，NDVI，光学衛星画像の4つの画像データを準備した．次に，説明変数に相当する5つの特性（y0～y4）を有するグループに区分した．崩壊地はy0（森林など植生があった箇所での崩壊地）とy1（伐採地など植生がなかった箇所での崩壊地）の2種類のカテゴリを作成した．一方，非崩壊箇所としてy2～y4の3種類のカテゴリを作成した．y2は伐採地や災害前に既に裸地になっている箇所であり，強度差分SAR画像では崩壊地と同じ色で表示されるため，誤検出されやすい．また，水田や畑といった平坦地をy3，そして，y0～y3以外の地形として市街地，民家，道路などの人工地形をy4として設定した．

最後に4つの画像データを50mメッシュのタイルに分割して教師データとした．崩壊地のカテゴリであるy0，y1の場合，タイル内に50%以上の崩壊範囲を含むものとした．そして，教師データ数を増やすためと，斜面方位の偏りを防ぐために90°，180°，270°と回転させ，最終的には教師データを47,636作成した．

### (2) モデル構築

深層学習は，Windows10，CPU:Corei7(32GB)，GPU:NVIDIA 3060(16GB)を用いてNeural Network Console

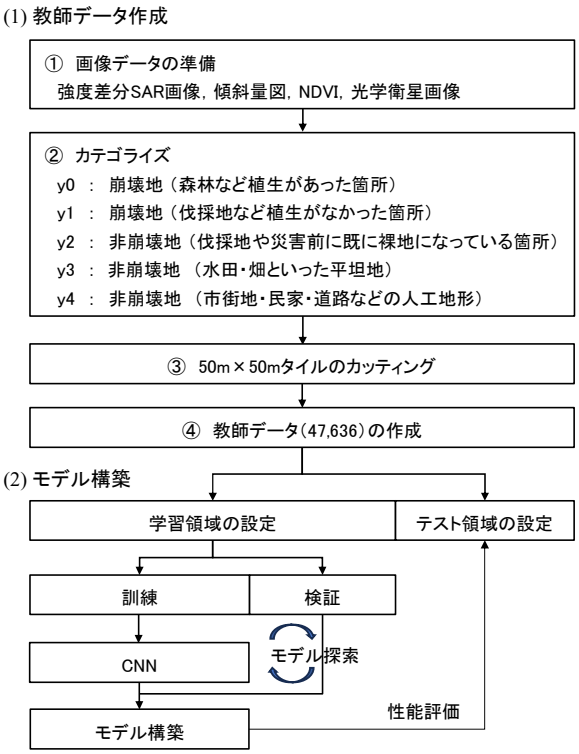



**図-4** 深層学習の実施フロー

**表-2** 性能評価結果

| データ種類 | y'0 | y'1 | y'2 | y'3 | y'4 | 再現率 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| y0 | 233 | 5 | 12 | 5 | 23 | 0.84 |
| y1 | 8 | 316 | 15 | 0 | 3 | 0.92 |
| y2 | 17 | 10 | 142 | 5 | 19 | 0.90 |
| y3 | 3 | 0 | 3 | 683 | 23 | 0.96 |
| y4 | 190 | 193 | 75 | 41 | 1248 | 0.71 |
| 適合率 | 0.52 | 0.60 | 0.81 | 0.93 | 0.95 | |
| F値 | 0.64 | 0.73 | 0.85 | 0.95 | 0.82 | |
| 正解率 | 0.82 | | | | | |

(SONY社製，東京)[7]を用いて実施した．計算は，パラメータ調整の繰り返し計算を178時間実施し，最終的には481種類のモデルを探索し，**図-4(2)**に示すホールドアウト手法[8]により最も誤差が少ないモデルを採用した．

## 5 結果（モデル性能評価と判定結果）

### (1) モデル性能評価

誤差が最も小さいモデルで検証した結果（混同行列）を**表-2**に示す．y0（植生があった箇所での崩壊地）では84%，y1（植生がない箇所での崩壊地）では92%の再現率を示した．また，正解率は82%で，一般的に地すべりや斜面崩壊に係る崩壊地を検出した際の正解率80～90%[9]に達したことから最適モデルとして概ね妥当であるといえる．

### (2) テスト領域の判定結果

**表-3**に阿蘇地区におけるテスト領域の評価結果を示す．y0（植生があった箇所での崩壊地）とy1（植生がな

表-3　テスト領域（阿蘇地区）の評価結果

| データ種類 | y'0 | y'1 | y'2 | y'3 | y'4 | 再現率 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| y0 | 272 | 65 | 39 | 0 | 60 | 0.62 |
| y1 | 6 | 144 | 25 | 0 | 9 | 0.78 |
| y2 | 1 | 116 | 321 | 0 | 19 | 0.70 |
| y3 | 64 | 29 | 63 | 26 | 88 | 0.10 |
| y4 | 455 | 91 | 415 | 2 | 1120 | 0.54 |
| 適合率 | 0.34 | 0.32 | 0.37 | 0.93 | 0.86 | |
| F値 | 0.44 | 0.46 | 0.49 | 0.17 | 0.66 | |
| 正解率 | 0.55 | | | | | |

表-4　テスト領域（芦北地区）の評価結果

| データ種類 | y'0 | y'1 | y'2 | y'3 | y'4 | 再現率 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| y0 | 17 | 0 | 0 | 1 | 30 | 0.35 |
| y1(該当なし) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.00 |
| y2 | 1 | 0 | 23 | 1 | 8 | 0.70 |
| y3 | 2 | 0 | 1 | 373 | 18 | 0.95 |
| y4 | 726 | 0 | 304 | 381 | 5014 | 0.78 |
| 適合率 | 0.02 | 0.00 | 0.07 | 0.49 | 0.99 | |
| F値 | 0.04 | 0.00 | 0.13 | 0.65 | 0.87 | |
| 正解率 | 0.79 | | | | | |

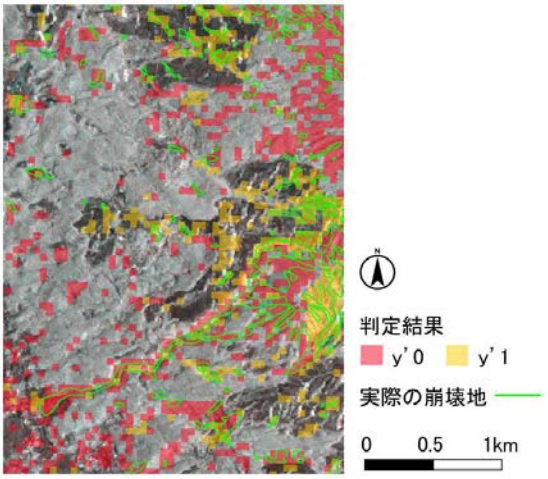



図-5　テスト領域（阿蘇地区）の解析結果

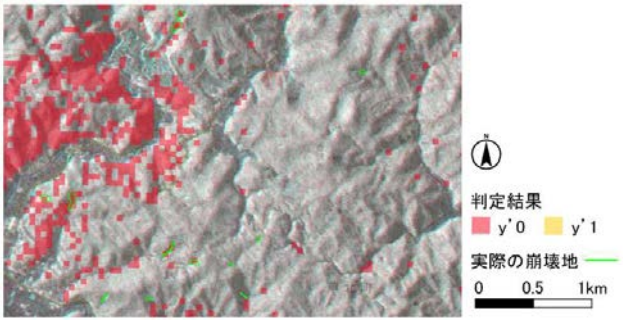



図-6　テスト領域（芦北地区）の解析結果

い箇所での崩壊地）の再現率はともに 6 割以上であり，崩壊に関する学習は概ね適切に行われていると考えられる．また，阿蘇地区におけるテスト領域の解析結果を**図-5** に示す．目的関数 y'0 と y'1 は実際の崩壊地（黄緑色の枠内）と比較的よく適合していることがわかる．

一方，芦北地区におけるテスト領域の評価結果（**表-4**）をみると，y0 の再現率は 0.35 を示し，崩壊に関する学習成果は低いことが示されている．また，**図-6** の芦北地区におけるテスト領域の解析結果をみると，実際の崩壊地との適合が低いことがわかる．これは，芦北地区において y0 の教師データ数は全体の 4%と少なく，教師データに偏りがあったことが原因の 1 つとして考えられる．したがって，教師データの調整は今後の課題である．

## 6　おわりに

本稿では，強度差分 SAR 画像や地形・地表の情報を示す画像データを用いて，阿蘇地区と芦北地区を対象に深層学習で斜面崩壊箇所の自動検出を試みた．その結果，芦北地区においては崩壊地の検出精度は低かったが，阿蘇地区においては比較的高い精度で崩壊地を検出できており，深層学習で斜面崩壊箇所を自動的に検出できる可能性があることがわかった．今後は，教師データの見直しや蓄積を行い，更なる精度向上を図る予定である．

**謝辞**：本研究で用いた ALOS-2 データは山口大学と宇宙航空研究開発機構(JAXA)の連携協定に基づき，JAXA から提供いただいた．ここに感謝の意を表します．

## 参考文献

1) 大内和夫，リモートセンシングのための合成開口レーダの基礎［第 2 版］，東京電機大学出版局, 2009.
2) 庄路友紀子，菊地輝行，清水則一：ALOS-2 緊急観測画像を用いたダム流域の豪雨時被害判読事例．電力土木, No.416, p. 46-50，2021.
3) 鈴木大知，松田昌之，瀧口茂隆，野村康裕，山下久美子，中谷洋明：合成開口レーダ（SAR）画像による土砂災害判読の手引き，国総研資料，第 1110 号，2020.
4) SARMAP,SARscape Ver.5.5.4,2022.
5) LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., et al: Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. Neural computation, Vol.1, No.4, pp. 541-551, 1989.
6) Ngiam, J., Khosla, A., Kim, M., et al: Multimodal deep learning. In: Proceedings of the 28th International Conference on International Conference on Machine Learning, Omnipress Bellevue Washington, USA, pp. 689–696, 2011.
7) SONY, Neural Network Console Ver.2.1,2022.
8) Kohavi, R.: A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. Ijcai, Vol. 14, No.2, p.1137–1145, 1995.
9) Kikuchi, T., Sakita, K., Nishiyama, S., & Takahashi, K.: Landslide susceptibility mapping using automatically constructed CNN architectures with pre-slide topographic DEM of deep-seated catastrophic landslides caused by Typhoon Talas. Natural Hazards, 117(1), p.339-364,2023.