

SAR 衛星データと深層学習を用いた

斜面崩壊領域の検出可能性評価

EVALUATION OF LANDSLIDE DETECTION POSSIBILITY USING SAR SATELLITE DATA AND DEEP LEARNING

柘直田 和樹¹・元村 和史²

Kazuki NEGITA and Kazushi MOTOMURA

^{1,2}株式会社スペースシフト (〒100-0004 東京都千代田区大手町 1 丁目 6 番 1 号大手町ビル 6 階)

Email: negita@spcsft.com

Email: motomura@spcsft.com

Key Words: satellite remote sensing, landslide, ALOS-2, deep-learning, Noto peninsula earthquake

1. はじめに

日本国内では、地震や大雨に伴い山の斜面等が崩壊する斜面崩壊が度々発生している。近年では、令和 6 年に発生した能登半島地震や平成 30 年の北海道胆振東部地震があり、平成 30 年 7 月豪雨では広島県を中心に広範囲で斜面崩壊が発生し、住宅への被害や道路の寸断等が発生している。こうした斜面崩壊が発生した際には、救助から早期の復興復旧のために迅速かつ広域な被害状況把握が重要である。

例えば、令和 6 年に発生した能登半島地震の際には、防災クロスビュー¹⁾にて各種衛星画像や航空写真等が発災直後から公開され、国土地理院では航空写真を基に斜面崩壊域を目視判読した結果を公開している²⁾。

こうした斜面崩壊状況の把握手段として、航空写真よりも広域の被害状況を捉えることが出来る人工衛星による観測が注目されている。特に合成開口レーダー (Synthetic Aperture Radar, SAR) 衛星による観測は、雲等を透過するマイクロ波を衛星が地表面に照射し、その反射波を観測するため、昼夜・天候に寄らず地表面の観測が可能であることから、被害域の早期把握への活用が期待されている。能登半島地震においても JAXA が開発・運用を行っている SAR 衛星「ALOS-2 (だいち 2 号)」による緊急観測が行われており、地震が発生した 1 月 1 日以降に継続的に複数の観測が行われている³⁾。一方、SAR 衛星による斜面崩壊域の観測には課題がある。ALOS-2 のような

植生を透過する L バンド SAR 衛星は、原理的に斜面崩壊状況の把握に適しているが、実際には比較的高分解能な X バンド SAR 衛星や航空写真と比較して目視判読による斜面崩壊域の検出は難しい⁴⁾。上述の通り L バンド SAR 衛星データには斜面崩壊に関する地表面の情報が含まれているとみられるため、L バンド SAR 衛星からの斜面崩壊域検出を自動的に行う手法が必要である。SAR 衛星データから斜面崩壊域を自動抽出する手法として、深層学習モデルを用いて土砂崩壊領域を矩形で囲む手法⁵⁾や、同じく深層学習モデルを用いてピクセル単位で斜面崩壊域を分類する手法⁶⁾が提案されている。しかし斜面崩壊を捉えた SAR 衛星データ自体が未だ数が少なく、深層学習モデルの学習が不十分となりがちで実用的に用いるには課題がある。加えて、衛星運用の都合等から、マイクロ波の地表面に対する照射方向を示すオフナディア角等の SAR 衛星の観測条件も災害事案毎に異なる場合が多い。例えば能登半島地震発生時には、ALOS-2 によって複数日の観測が行われているが、表-2 に示すようにオフナディア角の観測条件が異なる。このため、ある種のパターン認識手法である深層学習等の機械学習手法では観測条件の差異を含めた十分な学習が行えないといった課題がある。

本研究では、こうした既知の課題を踏まえつつ、L バンド SAR 衛星である ALOS-2 を用いて、令和 6 年の能登半島で発生した土砂崩落被害域を深層学習モデルによって検出する可能性について検討し、評価を行った。

2. 手法

(1) 深層学習モデル

U-Net は画像セグメンテーション用の深層学習モデルで、その汎用性と高い性能から様々な分野で利用されている⁷⁾。U-Net の名称は、そのアーキテクチャが「U」の形をしていることに由来しており、サイズを小さくしながら画像の特徴を段階的に抽出するエンコーダ部分と、サイズを大きくしながら抽出した特徴を統合するデコーダ部分から構成されている。

本研究ではこのU-Netを用いた。U-Netのエンコーダ部分はEfficientNetV2-Sを用い、デコーダ部分は従来のU-Netで提案されているモデル構成を用いた。このモデルは、「2(2)使用したデータ」にて後述する3チャンネルの画像データを入力データとし、1チャンネルの斜面崩壊域のセグメンテーション結果を画像として出力する一般的なU-Netの構成である。

(2) 使用したデータ

深層学習モデルの訓練（学習）には、ALOS-2 が過去に日本国内で発生した斜面崩壊域を観測したデータ（表-1）を使用した。学習データは、斜面崩壊を比較的細かくとらえており特徴に関する情報量が多く、少ない学習データでも効果的にモデルの学習が進むことを期待して高分解能モード（空間分解能 3m）データを使用した⁸⁾。よって画像上のピクセルサイズは 3m 距離四方のデータとなる。また評価データとしては、令和 6 年に発生した能登半島地震の ALOS-2 観測データ（表-2）を用いた。なお、能登半島地震の ALOS-2 データは「ALOS シリーズ Open and Free データ」にて公開されている³⁾。

SAR 画像の観測条件の一つであるオフナディア角は、地表面に対する電磁波の照射方向（角度）を示すものである（図-1）。オフナディア角により SAR 画像上の地表面の様子は大きな影響を受ける。オフナディア角が大きい場合、マイクロ波の地上への入射角が大きくなるため、衛星から見て山や建物等の遮蔽物に隠れている領域はマイクロ波が届かず、デ

ータ上で情報が得られない領域（レーダーシャドウ）が発生しやすくなる。山や丘などの急斜面等の地表面に対して入射角が小さい場合は、電磁波が斜面に対して垂直に近い角度で入射することになるため斜面が圧縮された領域（フォアショートニングやレイオーバー）が画像上に発生し、該当部分の情報が得られないことがある。このように、レーダーシャドウによる不可視領域の発生をはじめとして、SAR 衛星データ上に現れる地表面の特徴は場所によって異なる。

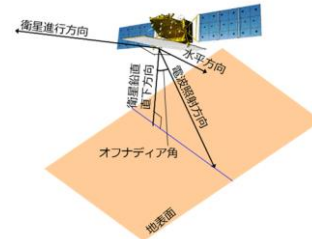


図-1 オフナディア角⁹⁾

斜面崩壊域の検出においては、こうした観測原理上発生する特徴的な変化を極力低減し、斜面崩壊による画像上の変化に注目した学習を効率的に行う必要がある。このため、本研究では極力観測条件を合わせるため、学習・評価に用いる ALOS-2 データのオフナディア角が発災前と発災後で一致している画像ペアをモデルへの入力データとして用いた。用いたデータペアを表-1 および表-2 に示す。なお表-1 に示す通り、観測実績によりモデルの訓練に用いた観測データのオフナディア角は、32.8 度、37.8 度のいずれかであり、評価に用いた能登半島地震の被害域の観測データのオフナディア角は、表-2 に示す通り 29.1 度から 46.4 度でペア毎に異なる。

加えてこれら発災前後のデータペアに加えて補助的に DEM (Digital Elevation Model) データから算出した傾斜度を入力データに用いた。これは、斜面崩壊は傾斜が急な領域で起こることが想定されるため、傾斜に関する特徴を学習時にモデルが特徴として捉

表-1 学習に用いた ALOS-2 観測データ

事象	発災後観測日	発災前観測日	軌道方向	観測方向	オフナディア角
平成 30 年胆振東部地震	2018/09/06	2018/08/23	昇交	左	37.8
平成 30 年胆振東部地震	2018/09/06	2018/08/23	降交	右	32.8
平成 30 年胆振東部地震	2018/09/20	2018/08/23	昇交	左	37.8
平成 30 年胆振東部地震	2018/09/20	2018/08/23	降交	右	32.8
平成 30 年胆振東部地震	2018/10/04	2018/08/23	昇交	左	37.8
平成 30 年胆振東部地震	2018/10/04	2018/08/23	降交	右	32.8
令和元年東日本台風（宮城）	2019/11/12	2019/05/28	昇交	右	32.8
令和元年東日本台風（宮城）	2019/11/14	2019/08/22	降交	右	32.8
令和元年東日本台風（宮城）	2020/02/18	2019/05/28	昇交	右	32.8

表-2 評価に用いた令和6年能登半島地震を観測したALOS-2観測データペアとモデルのIoU評価結果

発災後観測日	発災前観測日	軌道方向	観測方向	オフナディア角	IoU
2024/01/01	2022/09/26	昇交	左	29.1	0.18
2024/01/02	2023/06/06	降交	左	35.4	0.23
2024/01/03	2023/12/06	昇交	右	38.2	0.13
2024/01/08	2023/06/12	昇交	右	46.4	0.15
2024/01/09	2021/10/19	降交	右	40.6	0.23
2024/01/12	2023/11/03	昇交	右	32.4	0.26


えることを期待して入力データとして用いた。

これら ALOS-2 データの発災前および発災後の画像ペアと、DEM データから算出した傾斜度データを画像チャンネル方向に重ね合わせ、3 チャンネルの画像データとして入力データとした。




(3) 評価指標

モデルの性能評価には IoU (Intersection over Union) を用いた。IoU は式 (1) で算出される。







$$IoU = \frac{\text{Area of Intersection}}{\text{Area of Union}} \quad (1)$$

ここで、Area of Intersection は予測した崩壊領域と正しい崩壊領域が重なる部分のピクセル数 (3m 距離四方) を表し、Area of Union は予測領域と正しい領域の全体 (重複部分と非重複部分の合計) の 3 ピクセル数を表す。IoU の値は 0 から 1 の範囲となり、1 に近いほど予測が正確であることを意味する。評価に使用する斜面崩壊域 (正解領域) としては、-2 に示す前述の航空画像を目視判読で斜面崩壊域を検出したデータを用いた。

3. 結果と考察

各観測データペアに対して斜面崩壊域の検出を行い、性能評価を行った結果を表-2 に、検出結果例を-3 に示す。表-2 において、IoU は最大 0.26 となっており、推定性能が低い結果となっている。各ペアのオフナディア角と IoU に着目すると、オフナディア角 32.4 度や 35.4 度、40.6 度の、訓練データの 32.8 度や 37.8 度に比較的近いデータペアでは比較的大きい IoU となる傾向にある。これは訓練データに含まれるオフナディア角に近い観測データに対し、深層学習モデルが最適化されている可能性がある。しかし 38.2 度では 0.13 となっており、より多くの評価データを用いる等の更なる評価が必要である。また-2、-3 で示す 1 月 1 日の ALOS-2 データでは、中心のオフナディア角は 29.1 度だが、画像上の左右端 (衛星に近い/遠い場所) で最大 4 度程度オフナデ

ィア角が異なる可能性がある。このことからオフナディア角毎に異なる空間的な観測条件の変化への学習が不十分であったことも考えられる。全体性能が低いことから、こうした異なる観測条件に対して深層学習モデルが十分な学習が行えていないとみられ、学習データ量やバリエーションを増やし変化に頑健な学習を行う必要があるとみられる。

個別の評価結果について、-4、-5 に示す 1 月 1 日の観測データペアに対する推論結果においては、小さい崩壊箇所においては誤検出があるものの、比較的大きい崩壊箇所は良く検出出来ている箇所が確認できる。また-6、-7 に示す海岸部分においては、地盤の隆起によって拡大した陸域を誤検出している。この誤検知は土砂崩落域としては誤検出ではあるものの、隆起による変化を結果的に捉えており、重大な被害域を検出するという意味においては重要な検出結果である。また、-6、-7 の輪島市西部 (画像中央) においても山肌に沿った特徴的な誤検出が見られる。これらの誤検出の多くは谷底付近に位置しているものが多く、レーダーシャドウ等によって発生している可能性がある。こうした地表面の条件を考慮した更なる評価が必要である。

4. まとめ

本研究では SAR 衛星データと深層学習を用いた斜面崩壊領域の検出可能性について評価を行った。大きな斜面崩壊域を検出出来ている箇所があり、早期に重大な被害域を把握する手法としては現状でも一定程度の有用性はあるが、全体性能が低く更なる評価や性能向上が必要である。性能向上には学習データ追加が有効だが、土砂崩落域を捉えたデータが今後増大することは考えにくく、シミュレーションデータの活用等の実データに寄らない手法が求められる。さらにモデルが十分に学習出来ていたとしても、レーダーシャドウ等による誤検知や検知不能領域を完全に低減することは観測原理上困難であり、実用的には地点毎に検出出来たかを評価する等、SAR 衛星データからの斜面崩壊域検出結果を活用するための適切な評価手法の検討が必要とみられる。

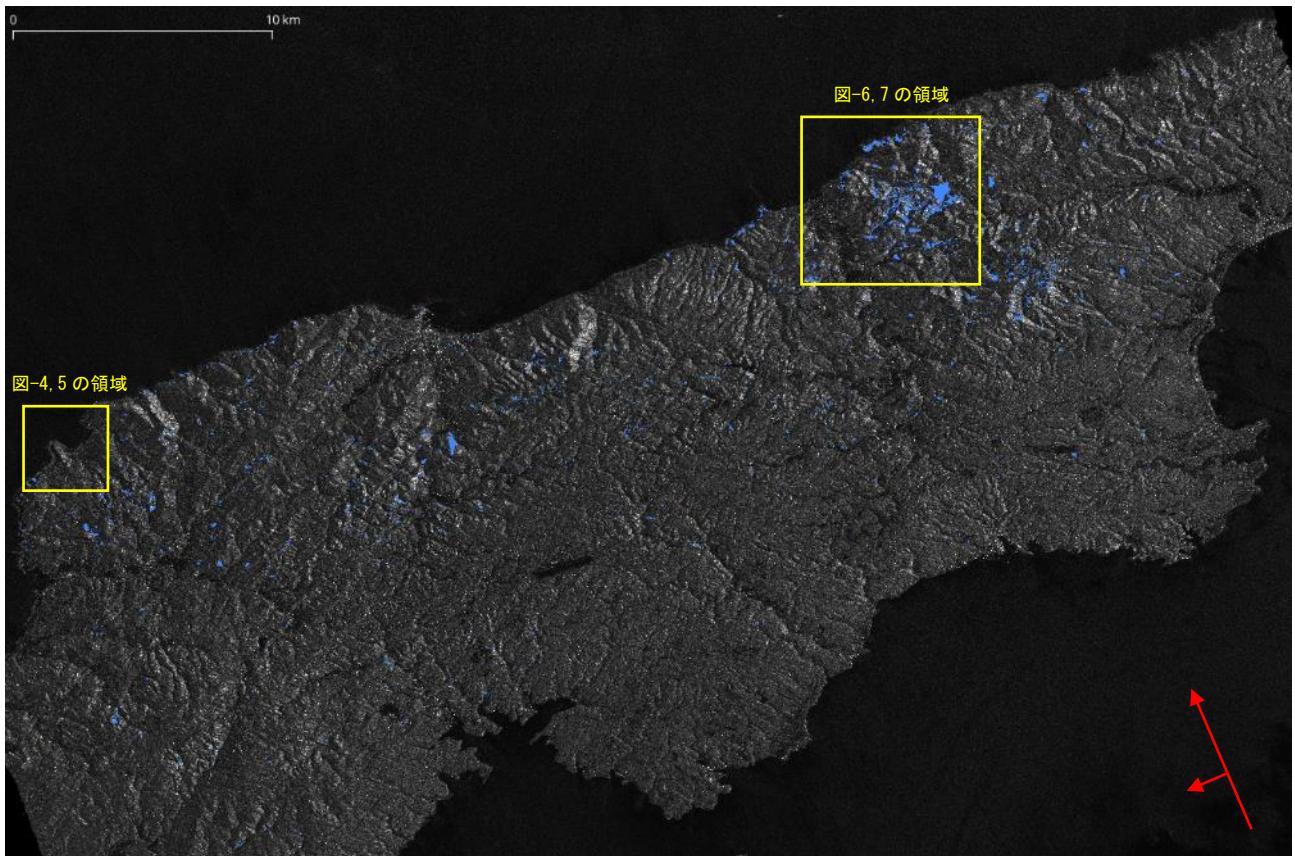


図-2 1月1日に観測された SAR 画像と評価に使用した斜面崩壊領域（正解領域）

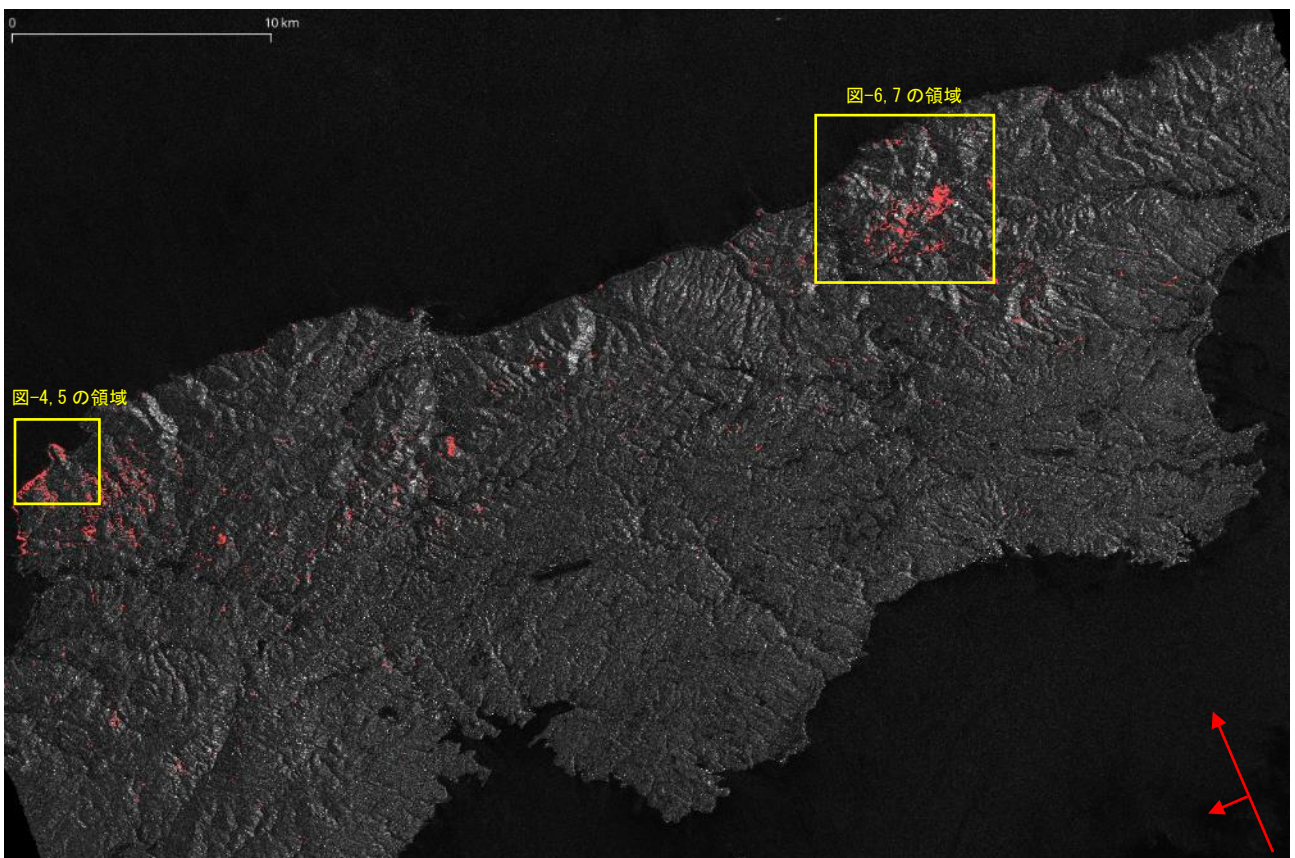


図-3 1月1日の観測データペアを用いたモデルの土砂崩壊域検出結果

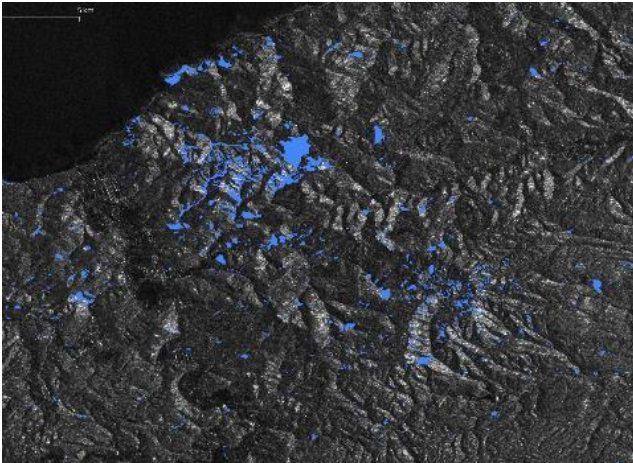


図-4 輪島市東部における判読結果（正解領域）

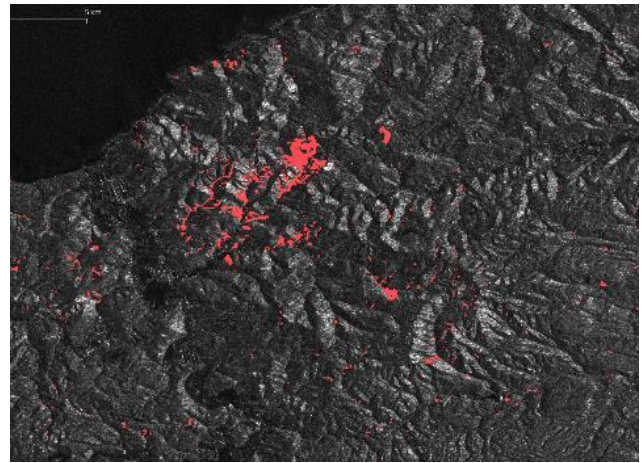


図-5 輪島市東部における土砂崩壊域検出結果

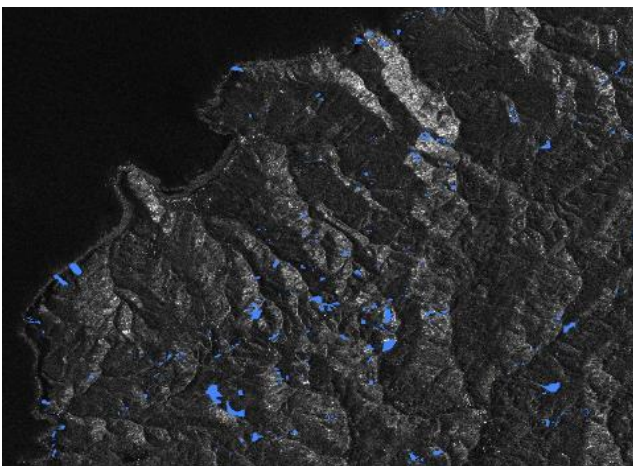


図-6 輪島市西部における判読結果（正解領域）

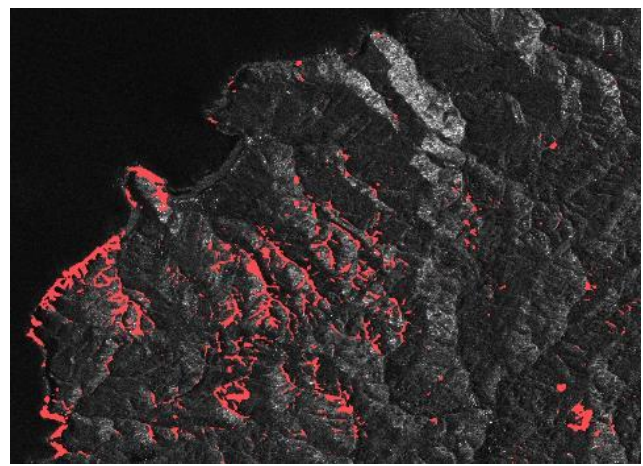


図-7 輪島市西部における土砂崩壊域検出結果

謝辞

本研究に使用したデータは、JAXA の無償公開データを利用しました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 国立研究開発法人防災科学技術研究所 防災クロスビュー：令和6年能登半島地震，<https://xview.bosai.go.jp/view/index.html?appid=41a77b3dcf3846029206b86107877780> 2024. 05. 20.
- 2) 国土地理院 令和6年(2024年)能登半島地震に関する情報 斜面崩壊・堆積分布データ，https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/20240101_noto_earthquake.html#6-1 2024. 05. 20.
- 3) JAXA ALOS-2 / PALSAR-2 観測プロダクト，https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/jp/dataset/open_and_free/palsar2_111_122_j.htm 2024. 05. 20.
- 4) Shimada, M., et al. "Detecting Mountainous Landslides by SAR Polarimetry: A Comparative Study Using Pi-SAR-L2 and X-band SARs." Transactions of

the Japan Society for Aeronautical and Space Sciences, Aerospace Technology Japan, vol. 12, no. ists29, 2014, pp. Pn_9-Pn_15.

- 5) Sensors Identification of Landslides in Mountainous Area with the Combination of SBAS-InSAR and Yolo Model <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/16/6235> 2024. 05. 20.
- 6) Remote Sensing Rapid Mapping of Landslides on SAR Data by Attention U-Net <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/6/1449> 2024. 05, 20.
- 7) Arxiv U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, <https://arxiv.org/abs/1505.04597> 2024. 05. 20.
- 8) JAXA ALOS-2 プロジェクト / PALSAR-2, <https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS-2/about/jpalsar2.htm> 2024. 05. 20.
- 9) 国土地理院 だいちの観測情報の見方，https://insarmap.gsi.go.jp/mechanism/specification_alos.html 2024. 05, 20.

(2024. 5. 31 受付)

