

# リモートセンシングデータから地すべりを抽出する Deep Residual U-Net モデルの精度向上 Accuracy Improvement of Deep Residual U-Net Model Applied to Landslide Extraction from Remote Sensing Data

柴田 祥太郎<sup>†</sup>      渡邊 拓実<sup>‡</sup>      矢入 郁子<sup>‡</sup>  
Shotaro Shibata      Takumi Watanabe      Ikuko Eguchi Yairi

## 1. はじめに

近年の衛星を用いた地球観測技術の飛躍的向上により、農業・防災など様々な社会活動へのリモートセンシングデータの応用が注目されている。その一つとして、豪雨や地震などの自然災害により発生する地滑り情報を衛星画像から取得する研究には、事前予測、発生直後の被害実態の迅速な把握、復興の長期的な追跡などの課題がある。中でも発生直後の被害実態の迅速な把握は、事前予測や復興追跡などの他の課題にとっても必要不可欠な情報を収集する点で重要な研究トピックとなっている。

近年の衛星画像からの地滑り被害実態の迅速な把握研究には大きく分けて、発生前後の画像を比較して地滑り領域を抽出する手法[1]と、機械学習を使って発生後の画像のみから地滑り領域を抽出する手法[2]の2つがある。一般には学習のための処理時間が不必要な点で前者が、抽出される領域の正確さで後者がそれぞれ優れているといわれている。後者で用いられる機械学習の方法についても急速に様々な検討が進められており、他手法と比較して深層学習が適していることが指摘されている[3]。

これらを背景に筆者らは日本の衛星画像データから高精度で地滑りを抽出する深層学習モデルの構築を目的とした研究を行っている。本稿では、インターネットで公開されている地滑りの教師データ付きの中国の衛星画像を用いて地滑り抽出を試みる。具体的には、GitHubで公開されているDeep Residual U-Netを用いた既存モデルをもとに、その精度の向上を試みる。

## 2. データと実装

### 2.1 地滑りデータと Deep Residual U-Net

本稿では、2013年8月の甘粛省天水市を襲った豪雨により発生した1,000箇所以上の教師データ付きの地すべりデータを用いる。当データはGitHubでWenwen Qi氏によってDeep Residual U-Netモデルの実装コードと共に公開されている[4]。図1にデータの一例を示す。図1(左)はGeoEye-1の3チャンネルのRGBバンドのみを使用して作成された地すべり画像で、図1(右)はその地すべり部分を表した教師データとなっている。本稿はこれらの地すべり画像データとDeep Residual U-Netモデルを改良して、より高精度で地すべりを抽出することを試みる。データに含まれる地すべり画像はGeoEye-1の3チャンネルのRGBバンドのみを使用している。Deep Residual U-NetモデルがRGB画像のみ

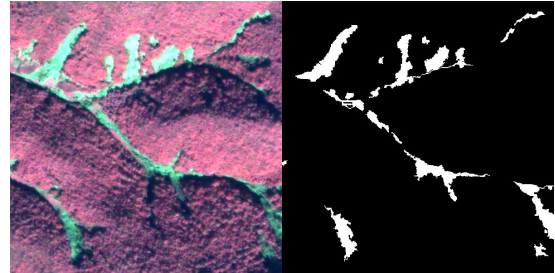


図1 地すべり画像(左)と教師データ(右) [4]

で使用されている場合、地滑り画像の変形状と複雑な色のため、地すべりの見落としや、見当違いが発生しやすくなる。従って、地すべり抽出の精度を高めて正しく性能を評価するには、学習データセットを増強するためのData Augmentationの導入、Deep Residual U-Netモデルの改良、テストデータから地滑りが含まれていない画像を除外するといった改良が不可欠である。

本稿ではこれらのデータセットに対する工夫を行うとともに、Deep Residual U-Netモデルについても地滑り抽出精度を高めるための工夫を行う。Deep Residual U-NetモデルはU-Net及びResidual Network (ResNet)に基づいて提案されており、従来のU-Netモデルと比較して特徴抽出と分類機能が強化されている。本稿では、出力層のチャンネル数の変更、ResNetをImageNetで事前学習させる、閾値の調整などの精度向上の工夫を行う。

### 2.2 分類精度の評価指標

モデルの性能を定量的に評価するためにAccuracy, Precision, Recall, F1 score, Intersection over Union (IoU) [3]を評価指標として使用した。Accuracyは真の値の領域が狭ければ高く出てしまうため、不均衡データの画像処理のタスクでは評価として不十分であるとされている。Precisionは地すべりとして抽出された領域のどれだけが実際に地すべりであるかを定義したもので、誤検知にどれだけ強いかを測定する指標として重要である。Recallは実際の地すべり領域がどれだけ抽出できたかを表し、見逃しにどれだけ強いかを測定する重要な指標である。地すべり抽出のタスクでは誤検知よりも見逃しの重要性が高いため、Recallを重視することが大切だといえる。PrecisionとRecallはトレードオフの関係にあるため、F1 scoreを利用して、これらのバランスを示すこととした。すなわち、F1 scoreによって地すべりが抽出できているかを評価することができる。IoUはセマンティックセグメンテーションの標準的なメトリックであり、輪郭の漏れなどを厳密に評価したい場合に使用される。地すべり抽出のようなタスクでは厳密性が求められ、どこまで被害が広がっているかを高速にかつ正確に把握する必要があるため、IoUの精度を向上することは重要である。なお、前出のGitHubでWenwen Qi

<sup>†</sup> 上智大学理工学部情報理工学科

Faculty of Science and Technology, Sophia University

<sup>‡</sup> 上智大学大学院理工学研究科理工学専攻情報学領域  
Graduate School of Science and Engineering, Sophia University

氏によって公開されているデータとコードを実行した場合の数値は Accuracy: 0.97, Precision: 0.72, Recall: 0.61, F1: 0.64, IoU: 0.50 であった。

### 2.3 Data Augmentation

深層学習において、効率的な学習のために大量のラベル付き学習データセットが必要である。また、大規模な学習データセットと共にその質が重要であり、サンプルの量と質が高い学習データセットが正確な結果につながる。地すべりはそれぞれ構造や境界形状が異なるため、回転や反転などの Data Augmentation を元の画像に適用することでモデルの精度向上が見込める。Qi 氏の実装では Data Augmentation は水平反転、垂直反転、水平垂直反転を学習データセットに対してランダムに行っているが、地すべり抽出のタスクでは画像を過度に回転、反転させることで過適合が起り、精度が学習データセットでのみ高くなり、テストデータでの汎化性能を向上させることが困難であったことが報告されている[5]。別のデータを対象に Deep Residual U-Net モデルを用いて地滑りを検出している Liu らの研究では、様々な検討の結果  $90^\circ \cdot 270^\circ \cdot$  水平反転が最も効果的な Data Augmentation であることを指摘している[5]。これらを参考に本稿では(1) Data Augmentation なし、(2) 水平反転・垂直反転・水平垂直反転、(3)  $90^\circ \cdot 270^\circ \cdot$  水平反転、の3パターンの Data Augmentation を学習データに対して行い、その精度を比較する。

### 2.4 モデルとテストデータの改良

精度向上の工夫として Deep Residual U-Net モデルに対して以下を行った。(1) Qi 氏の実装[4]では出力を RGB 画像とし出力チャンネル数に 3 が用いられていたが 1 チャンネルに変更、(2) ResNet を ImageNet データセットで事前学習させる、(3) 閾値について、各ピクセルにおいて出力が 0.5 以上なら地すべり、0.5 未満ならその他と判定されていたものを、出力が 0.3 以上なら地すべり、0.3 未満ならその他と判定。

またテストデータに関して地すべりのないデータが含まれており正しく精度を評価できていなかったため、地すべり領域が含まれない画像を除いたテストデータセットを用いた。

## 3. 結果と考察

### 3.1 分類精度の比較

分類精度の比較を表 1 に示す。表中の略記は次のとおりである。DA: ○は水平反転・垂直反転・水平垂直反転による Data Augmentation, ○\*は  $90^\circ \cdot 270^\circ \cdot$  水平反転による Data Augmentation を示す。PreT: ○は ResNet を ImageNet で事前学習したことを示す。Ch: 出力層のチャンネル数 1 の場合は 1, チャンネル数 3 の場合は 3 を表記。Th: 閾値を示す(各ピクセルにおいて出力が閾値以上なら地すべり、閾値未満ならその他と判定)。Rem: 地すべり領域が含まれない画像を除いた新しいテストデータセットを使用した場合は○と表記。

### 3.2 考察

ResNet を事前学習させた場合、Data Augmentation の有無に関わらず、事前学習なしの場合よりも精度は向上した。

表 1 分類精度の比較

DA	PreT	Ch	Th	Rem	Accuracy	Precision	Recall	F1	IoU
		3	0.5		97	71	62	64	50
○		3	0.5		97	72	62	65	51
		1	0.5		96.8	70.4	61.7	65.6	48.9
○		1	0.5		96.8	71.1	60.0	65.1	48.1
	○	1	0.5		97.0	71.3	64.2	67.3	51.1
○	○	1	0.5		97.1	74.3	62.5	67.6	51.3
		1	0.3	○	96.3	62.6	75.9	67.1	52.5
○		1	0.3	○	96.3	62.9	74.7	66.9	52.1
	○	1	0.3	○	96.6	64.6	75.9	68.4	54.1
○	○	1	0.3	○	<b>96.8</b>	<b>66.5</b>	<b>75.4</b>	<b>69.9</b>	<b>55.1</b>
○*	○	1	0.3	○	96.8	66.1	75.8	69.5	55.0

Data Augmentation ありの場合、過適合が抑えられ、テストスコアが向上することがわかった。事前学習なし、かつ出力チャンネルを 1 にした場合、Data Augmentation なしの方が水平反転・垂直反転・水平垂直反転の Data Augmentation がある場合よりも精度が高い結果となった。これは、事前学習を行わなかったことによって、学習がうまく進まず精度にばらつきが出てしまったことが主原因であると考えられる。また、事前学習あり、かつ出力チャンネルを 1、テストデータに含まれる地すべりのない画像を除いて精度を求めた場合、水平反転・垂直反転・水平垂直反転の Data Augmentation を行ったものが最も精度が高いという結果となった。本稿の結果からは、一概にどの Data Augmentation 方法が最適であるとはいえなかった。本稿で提案したいくつかの方法で、[4]で公開されているデータとコードを実行した場合の数値、F1: 0.64, IoU: 0.50 を上回る精度となった。

## 4. おわりに

本稿は Deep Residual U-Net を用いた既存モデルをもとに、Data Augmentation やモデルとテストデータの改良によってその精度の向上を試みた。その結果、ResNet を事前学習させること、Data Augmentation を行うことによって過適合が抑えられ、地すべり抽出精度が向上することを確認できた。しかし、既存モデルの改良が不十分であり、モデルの再設計による精度向上が必要不可欠である。今後はセマンティックセグメンテーションに用いられる他手法を地すべり抽出タスクに適用し、その有効性を検証する予定である。

### 謝辞

本研究は科研費基盤(B)20H04476 で実施されました。

### 参考文献

- [1] Adriano, B., et al. A Semiautomatic Pixel-Object Method for Detecting Landslides Using Multitemporal ALOS-2 Intensity Images. *Remote Sensing*, Vol.12, No. 3 (2020).
- [2] Ji, S., et al. Landslide detection from an open satellite imagery and digital elevation model dataset using attention boosted convolutional neural networks. *Landslides*, Vol.17 (2020).
- [3] Ghorbanzadeh, O., et al. Evaluation of Different Machine Learning Methods and Deep-Learning Convolutional Neural Networks for Landslide Detection. *Remote Sensing*, Vol.11, No.2 (2019).
- [4] <https://github.com/WenwenQi/Deep-Residual-U-Net-for-extracting-landslides>. Accessed on May 23, 2020.
- [5] Liu, P., et al. Research on Post-Earthquake Landslide Extraction Algorithm Based on Improved U-Net Model. *Remote Sensing*, Vol.12, No.5 (2020).