

# マルチモーダル深層学習を用いた深層崩壊発生箇所における 山体重力変形の特徴の検証

菊地 輝行\*・西山 哲\*\*

## Verification of deep-seated gravitational slope deformations at the location of Deep-seated landslide using multimodal deep learning.

Teruyuki Kikuchi \* and Satoshi Nishiyama \*\*

\* J-POWER 設計コンサルタント J-POWER Design Co., Ltd., Sotokanda 2-16-2, Chiyoda-ku, Tokyo 101-0021, kikuchi-t@jpde.co.jp

\*\* 岡山大学学術研究院 Graduate School of Environmental and Life Science, Okayama University, Tsushimanaka 3-1-1, Kita-ku, Okayama 700-8530.

キーワード： 深層学習, 深層崩壊, 山体重力変形

Key words: Deep learning, Landslide, Deep-seated gravitational slope deformations

### 1. はじめに

深層崩壊発生箇所を予察して災害を軽減するためには、過去の崩壊事例を理解し、同じ事象が発生した場合に備える事が重要である。崩壊の挙動は、発生箇所の地質・地形の性状、降雨特性や地すべりの活動性などにより変化するため、条件を統一する議論は困難で、ケーススタディを蓄積することが有効である。

今回の深層学習の目的は、深層崩壊特有の山体重力変形を自動認識する可能性を見極めることである。仮説として、“崩壊した箇所が類似した地形を有しているとすれば、その地形は同規模の条件で次回崩壊する”とした場合、発生した崩壊発生前の地形を多数学び、周辺において同じ地形を見つけることで、次回同じ事象が発生した場合に崩壊する箇所を予測することができる。そのために、以下の検討を行った。

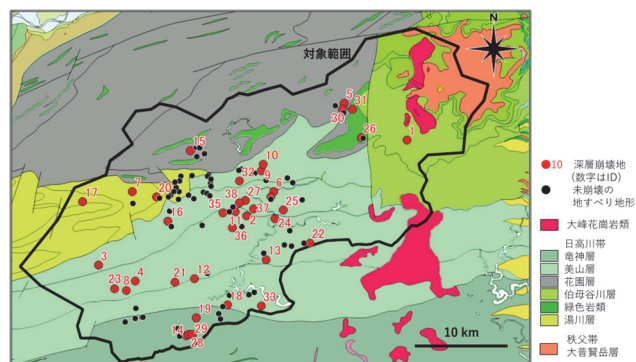
- 1) 崩壊事例を効果的に学習するため、広域の同一地質特性を持つデータセットを用いる
- 2) 画像解析に実績のある深層学習手法である畳み込みニューラルネット (CNN: convolutional neural network) を用いて深層崩壊発生箇所に共有する特性を新しい知見として提供する
- 3) 地質技術者の地形判読は多く視点を判断していることからデータセットには複数の影響要素 (Influence Factor) を使用

### 2. 崩壊発生箇所とデータセット

2011年9月2日から5日にかけて西日本を横断した台風第12号は、紀伊山地に2000mmを超える降雨をもたらし、Chigira et al (2013)によれば50箇所以上の深層崩壊が発生した。この地域の地質分布は、紀伊半島西部の四万十帯であり、御坊―萩構造線によって、白亜系の付加コンプレックスからなる北帯と主に古第三系の付加コンプレックスからなる南帯に区分される。本研究の対象となる十津川上流域は、北帯に相当し日高川帯と呼ばれ、ENE-WSW方向に帯状配

列をなす5つの層―北から花園層、湯川層、美山層、竜神層、丹生ノ川層に区分される。

崩壊の発生箇所は、奈良県災害データベース(2012)で確認した1,000m<sup>2</sup>以上の崩壊面積を有する38箇所である。この領域は崩壊(y0)とカテゴリ分けした。次に、崩壊発生箇所の周縁には、非崩壊でありながら山体重力変形の地形的特徴を有する箇所が認められた。この地形を非崩壊(y1)とカテゴリ分けし63箇所を領域抽出した。この領域外のカテゴリとして崩壊に関係しない地形(y2)を設定し、合計3つのカテゴリとした。



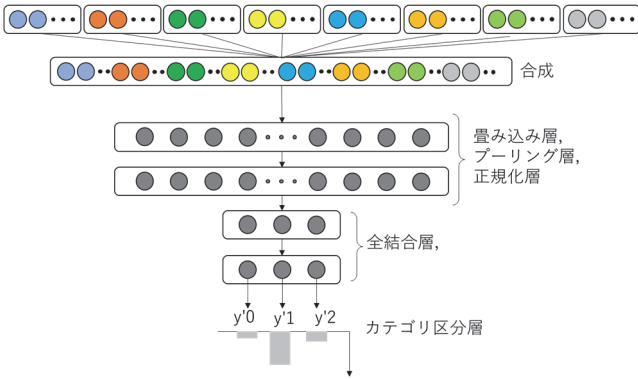
第1図 調査位置と教師データに用いた崩壊・非崩壊箇所 (産総研シームレス地質図に追記)

### 3. 深層学習解析手法

#### 3.1 畳み込みニューラルネット (CNN)

山体重力変形を対象とした深層学習による画像認識は、多数ある画像の中から正解を選ぶような単純な判別ではない。複雑な履歴を持つ地表面の特徴量の違いは、一枚の画像では判断できない可能性が有る。そこで本研究は、同じ座標を有する画像に対して異なる解析図、同じ地点で多数の影響因子を用いた。(第2図)。この手法は、マルチモーダル手法と呼ばれる。

教師データ：影響因子（8種類）：同一座標を有する50×50pixelのRGB画像  
カテゴリはy0,y1,y2の3区分



第2図 マルチモーダル手法による量み込みニューラルネット (CNN) の概念図

### 3.2 教師データの作成とモデルの構築

本研究では、山体重力変形を表現可能な画像の種類を影響因子とし、以下の8種類からなる。①傾斜量、②固有値比、③曲率、④地上開度、⑤地下開度、⑥地形的湿潤指数、⑦ウェーブレット、⑧標高である。これらのラスターデータは、北東角を原点として50×50pixelのjpg画像(以降タイルと呼ぶ)に切り分けた。50pixelは50mに相当し、微地形を判読するうえで最低限の範囲を含んでいると判断した。各タイルは、90°に回転させたものと、鏡像反転させたものも作成した。最終的な崩壊(y0)タイルは20,651、非崩壊(y1)、これら以外(y2)についても同様の処理を行い、タイル数は、4,041枚、12,293枚となり、合計36,985枚を使用した。

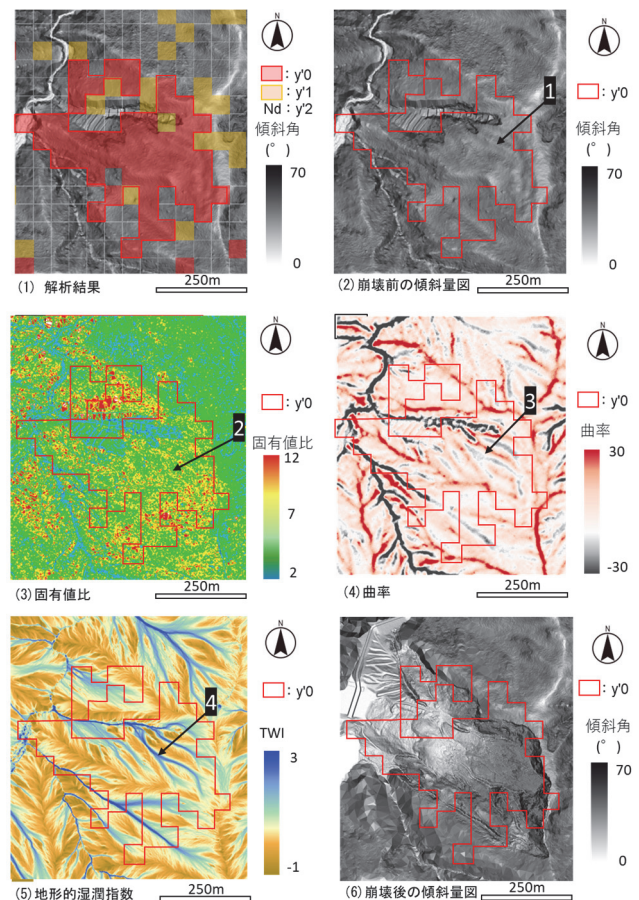
モデル構築方法は、ホールドアウト法を用いた。これはKohavi (1995)によるモデル構築手法で訓練と検証からなる。訓練では、タイルの7割を用いて、重みづけパラメータを作成しながらモデルの構築を行う。次に検証では、タイルの残り3割を使い検証する。すなわち、新たに与えたタイルが正しく判断されるか模擬試験を行いながら各パラメータおよび層構造の再構築を行う。こうして作成されたモデルは学習済みモデルとなる。

## 4. 解析結果

学習済みモデルの評価は、深層崩壊の範囲が確実に選択され、かつその選択範囲の情報が、山体重力変形に関係する必要がある。これが有意であることが確認できた場合には、将来的な予測の基礎情報として活用できる。崩壊(y0)の事例として第3図に長殿谷深層崩壊を示す。Chigira et al(2013)により、崩壊前の画像について深層崩壊発生箇所の中央から上端部で円弧状の滑落崖が発達していること、斜面下部のガリ形成、凸の眉毛状の小断面の形成、が前兆現象すなわち山体重力変形として確認されている(第3図(1)参照)。

この解析結果のうち、崩壊(y0)と判定された箇所には、以下の特徴がある。第3図(2)傾斜量は、図中矢印1の箇所、崩壊中央から北側において、傾斜30~40度前後が主体で存在する。第3図(3)固有値比は、崩壊中央から北側(図中矢印2)を中心に、7~9を示す。これは地表面のばらつきは小さく、傾斜地ながらも平坦な部分が多く占めている。第3図(4)曲率は、図中矢印3の箇所、曲率が変化して緩やかな谷を形成している。第3図(5)地形的湿潤指数は、図中矢印4に示すようにまとまった集水域が存在することを示す。しかし、ガリの形成は認められない。最後に示す第3図(6)崩壊後の傾斜量図は、崩壊した箇所を示す。概ね(y'0)の範囲

は崩壊と判定できている。紙面の都合上詳細を記載できないが、このような検討を複数箇所を実施し、共有できる事項について取りまとめを行った。



第3図 長殿谷深層崩壊の拡大図、特徴的な影響因子と崩壊予想範囲を図示

## 5. まとめ

崩壊(y'0)と判定された箇所は、傾斜量40°未満の緩傾斜であるが連続する明瞭な滑落崖を有していないこと、固有値比は7以上の緩やかな凸状地形が選択されている。曲率では、やや起伏があり、ガリに至っていないこと、地形的湿潤密度では、まとまった集水域を有していること、このような共通の特徴を有している傾向が認められた。今後は崩壊の発生していない未知領域を用いた分析を展開し適用性の評価を行う。

## 文 献

- Chigira M, Tsou CY, Matsushi Y, Hiraishi N, Matsuzawa M (2013) Topographic precursors and geological structures of deep-seated catastrophic landslides caused by Typhoon Talas. *Geomorphology* 201(1):479–493.
- Kohavi R (1995) A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *Ijcai* 14(2):1137–1145.
- 奈良県県土マネジメント部砂防・災害対策課：奈良県紀伊半島大水害 大規模土砂災害アーカイブ、ホームページ
- 産業技術総合研究所地質調査総合センター(編)(2007)20万分の1日本シームレス地質図データベース 2007年5月12日版。産業技術総合研究所研究情報公開データベース DB084, 産業技術総合研究所地質調査総合センター。