

ランダムフォレストと Change Vector Analysis を用いた 斜面崩壊地における地形変化の抽出

植田 允教・根本 達也・ベンカテッシュ ラガワン

Identifying Morphological Changes in Slope Failure Areas with Random Forest Classifier and Change Vector Analysis

Mitsunori UEDA, Tatsuya NEMOTO and Venkatesh RAGHAVAN

大阪公立大学大学院理学研究科 Graduate School of Science, Osaka Metropolitan University,
3-3-138 Sugimoto, Sumiyoshi-ku, Osaka 558-8585, Japan. E-mail: so22000t@st.omu.ac.jp

キーワード: 斜面崩壊, ランダムフォレスト, Change Vector Analysis, 自動抽出

Key words: Slope failure, Random forest, Change Vector Analysis, Automatic identification

1. はじめに

斜面崩壊は人命や社会的インフラに深刻な影響を与えるため、斜面崩壊分布図の作成は、土地開発、防災計画、環境保全などの地質学的問題を解決する上で重要である。また、斜面崩壊の特徴や運動様式を理解するには、分布だけでなく発生した斜面崩壊地の構造的特徴を把握する必要がある。崩壊地の地形形状や構造は、独立性が強く、場所や時間に対して不連続性の著しい現象である(羽田野, 1974)。

本研究では、Change Vector Analysis (CVA) (Malila, 1980) とランダムフォレスト (RF; Random Forest) を用いて、斜面崩壊による地形変化から崩壊地の滑落崖と移動体を抽出した。

2. 抽出手法

抽出は次の 2 段階で行った。1) 地形量を使用して CVA を行い、斜面崩壊に伴う地形変化を数値的に解析した。2) CVA によるベクトルの強度と角度を学習データとし、RF を用いて滑落崖と移動体を抽出した。

2.1 Change Vector Analysis

CVA は 2 つのペアとなる画像の変化を検出する手法で、衛星画像の時空間解析を目的に開発された手法である。CVA は 2 つの時期におけるペア画像の各情報を xy 座標空間にプロットし、ベクトルにすることで、ベクトルの強度と角度により時間変化を数値的に解析できる。時期 1 のペア画像を P_{11} , P_{12} , 時期 2 のペア画像を P_{21} , P_{22} とすると、ベクトルの強度 M と角度 ν の絶対値は、それぞれ式 (1) と式 (2) で表される。

$$|M| = \sqrt{(P_{21} - P_{11}) + (P_{22} - P_{12})} \quad (1)$$

$$|\nu| = \tan^{-1}((P_{22} - P_{12}) / (P_{21} - P_{11})) \quad (2)$$

本研究では、CVA を地形量に適用することで、斜面崩壊による地形変化を解析した。

2.2 ランダムフォレスト

RF は決定木を組み合わせて解析を行う機械学習手法の 1

つである。学習データセットを複数のデータ群に分割し、各データ群に対して決定木を配置して解析することで、複数の結果から多数決により分類を行う。ここでは、滑落崖、移動体 (流送域を含む) と非斜面崩壊地の 3 つに分類することで滑落崖と移動体の抽出を行った。

3. 使用データと学習特徴量の作成

抽出対象は 2014 年に兵庫県丹波市で発生した崩壊地である。地形量を算出するために、2012 年と 2014 年に丹波市で取得された航空レーザ測量データから作成した DEM (分解能: 1.0 m) を用いた。GRASS GIS 上で地形量の算出と CVA の解析を行い、Scikit-learn を用いて RF を行った。

CVA に使用した地形量は、標高、傾斜角、傾斜方位、ラプラシアン、地形分類図、地形収束指数、地形面の法線ベクトルとその発散、地形凹凸計測の 9 つである。各地形量からペア画像の組を作成した。36 組のペア画像における変化ベクトルを算出し、強度と角度合わせて 72 個の特徴量を生成した。最も分類に寄与した特徴量を調査するために、学習時にデータ間の多重共線性の回避を行った。分散拡大要因 (VIF; Variance Inflation Factor) を用いて、各特徴量の VIF が 4 未満となるように相関の高い情報を削除した。最終的に 12 個の特徴量を用いて学習した。

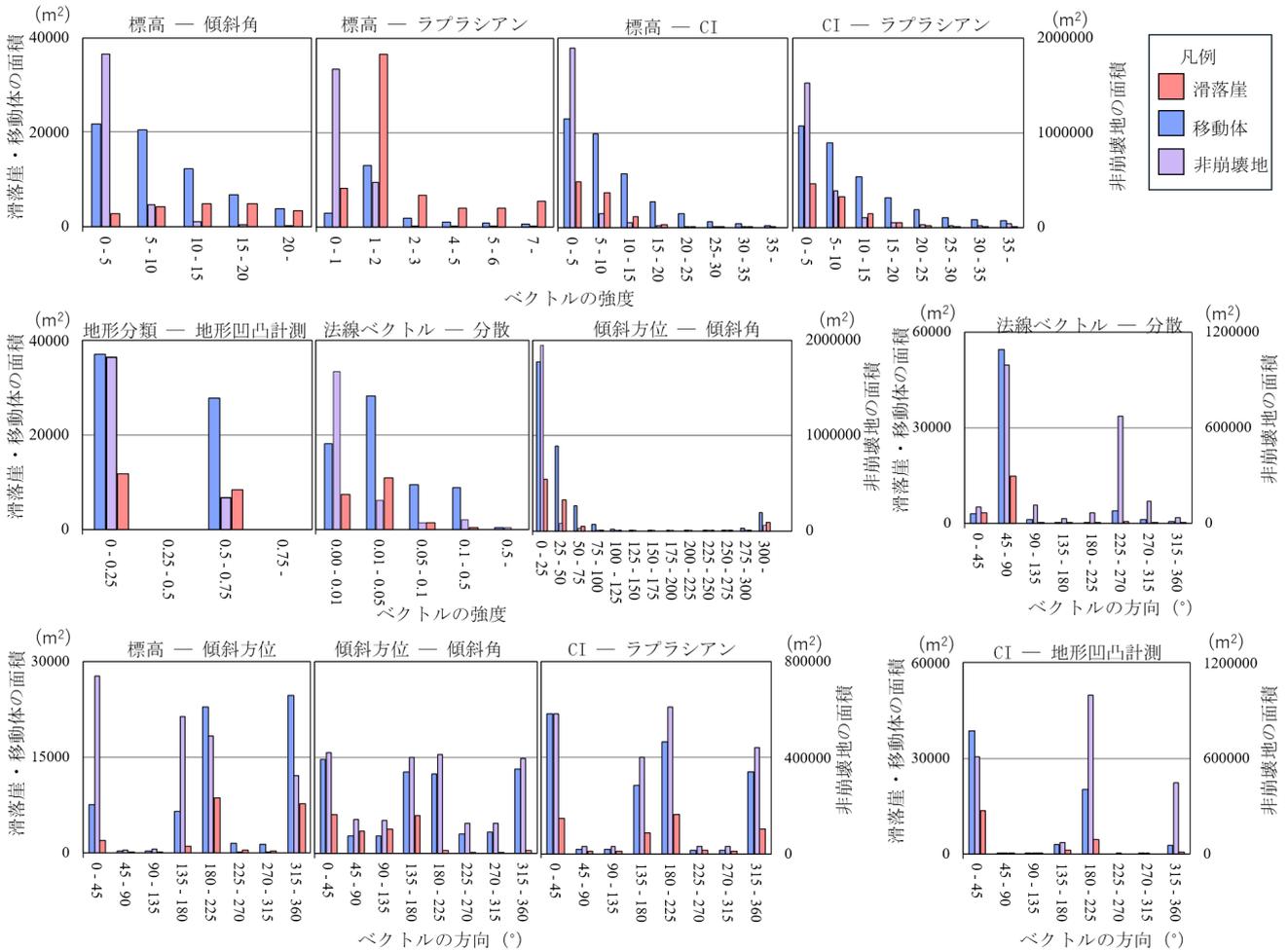
4. 結果

4.1 CVA

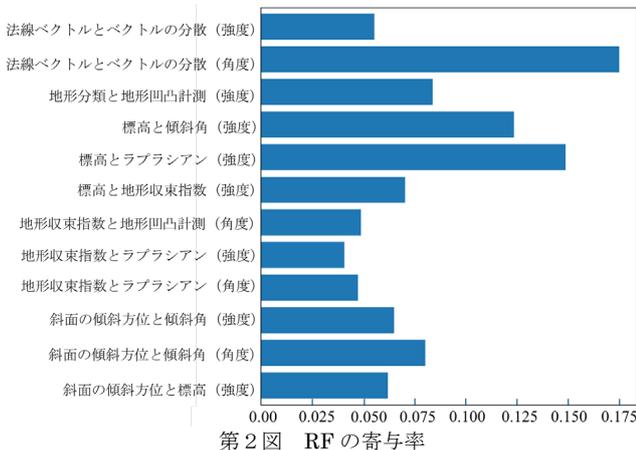
多重共線性を回避した CVA の結果を第 1 図に示す。多くの組み合わせで、非崩壊地はベクトルの強度が低い領域に集中しており、滑落崖と移動体は高い値の領域でも分布していることがわかった。また、CVA の角度では崩壊地と非崩壊地に大きな違いは確認できなかったが、滑落崖は移動体に比べて限られた方向に集中していることがわかった。

4.2 ランダムフォレスト

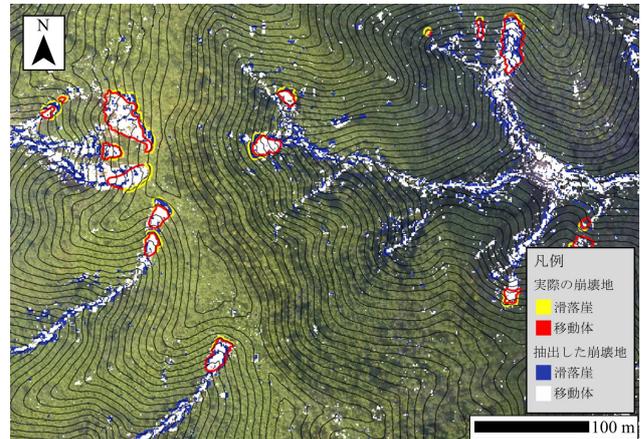
RF の寄与率から、分類には地形面の法線ベクトルとその発散、標高、ラプラシアン、傾斜角が大きく寄与していることがわかった (第 2 図)。抽出精度を κ 係数で検証した。 κ 係数は 0.75 であり、Landis *et al.* (1977) の判定基準に



第1図 CVAの結果



第2図 RFの寄与率



第3図 RFによる斜面崩壊地の抽出

よると、0.61~0.80 の実質的な一致に対応する精度であった。抽出結果を第3図に示す。崩壊地における滑落崖と移動体が抽出されたが、流送域や非崩壊地の斜面で誤抽出も認められた。

5. おわりに

本対象地域における斜面崩壊地の抽出において、重要な特徴量は地形面の法線ベクトルとその分散、標高、ラプシアン、傾斜角であった。また、抽出精度は0.75と高い値を示したが、誤抽出もみられた。今後、寄与率の高い情報と他の機械学習手法を組み合わせることで抽出精度の向上を検討する必要がある。

文献

羽田野誠一 (1974) 最近の地形学 8. 崩壊性地形(その 1). 土と基礎, vol.22, no.9, pp.77-84.
 Landis, J. R. and Koch, G. G. (1977) The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, vol.33, no.1, pp.159-174.
 Malila, W.A. (1980) Change Vector Analysis: An Approach for Detecting Forest Changes with Landsat. *Proceedings of the 6th Annual Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University Press, pp.326-335.