

航空レーザ測量データを用いた ランダムフォレストによる斜面崩壊地の判読

植田 允教*・根本 達也*・ベンカテッシュ ラガワン*

Identification of Slope Failure Sites applying Random Forest Classification to LiDAR Data

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 558-5858, Japan. E-mail: so22000t@st.omu.ac.jp

キーワード：航空レーザ測量データ，斜面崩壊，判読，ランダムフォレスト

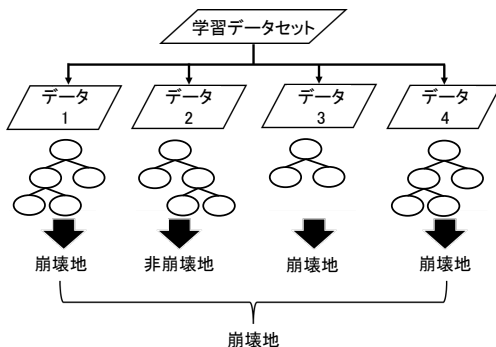
Key words: LiDAR data, Slope failure, Identification, Random Forest

1. はじめに

斜面崩壊は、斜面表層の土砂や岩石がある面を境界にして滑り落ちる現象であり、一度発生すると人命や社会的インフラに甚大な影響を与える。そのため、近年では斜面崩壊が発生した直後に航空レーザ測量が実施され、斜面変動の判読や解析が行われている（高見ほか，2019）。斜面崩壊の分布を調査する際、目視による判読・現地調査が実施される（Goto *et al.*, 2019）。しかし、目視の判読には、多大な労力と時間を要することや客観性に問題がある。本研究では、斜面崩壊後に取得された航空レーザ測量データを用いて機械学習の一種であるランダムフォレストによる解析を行い、斜面崩壊地の自動判読について検討した。

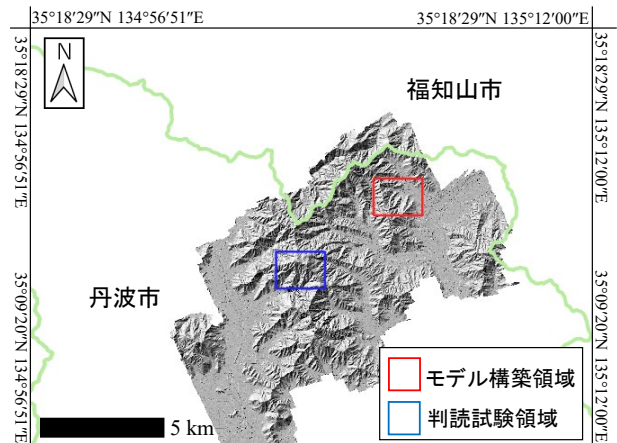
2. 判読手法とデータ

ランダムフォレスト (RF; Random Forest) は、決定木を組み合わせて学習を行うアンサンブル学習アルゴリズムである。斜面崩壊の判読へ適用する場合、崩壊地と非崩壊地の2値分類を行うと考えるとRFは、次のステップで行われる。1) 学習データセットから、アンサンブル学習を行うために複数のデータ群に分割する。2) 各データ群に対して、2値の分割境界を決定する木構造モデルである決定木を構築する。3) 決定木を並列で配置し、多数決で崩壊地あるいは非崩壊地に分類する（第1図）。



第1図 ランダムフォレストの概念図

Python で実行環境を構築し、学習パッケージには *scikit-learn* を使用した。データとして、2014年に兵庫県丹波市で斜面崩壊が発生した際に取得された航空レーザ測量データと測量と同時に撮影された航空写真を用いた。モデル構築領域と判読試験領域の2箇所を同市域から選び、対象地域とした（第2図）。航空レーザ測量データから作成したDEM（分解能: 1.0 m）から傾斜角と傾斜方位、地形形状である *Geomorphon* (Jasiewicz *et al.*, 2013) を算出した。DEMより算出した3つの地形情報に航空写真のRGB（分解能: 0.2 m）を含めて、6つのパラメータを準備した。学習の準備として、次の4つの処理を行った。1) DEMから作成した地形情報を0.2 m 間隔にリサイズを行った。2) 斜面崩壊と関係の小さい標高 95 m 未満の地域にマスク処理を実施した。3) モデル構築領域でランダムサンプリングを行い、学習データセットを作成した。この時、非崩壊地の面積に対して、崩壊地の面積が少なく偏りがあったことから、サンプルサイズを変更した2つのデータセットを作成した（第1表）。4) ランダムサンプリングで得たデータセットを学習用データ（70%）と検証用データ（30%）に分割した。学習用データを用いてRFを実行し、検証用データで学習し



第2図 対象地域とLiDARで取得された標高モデル

第 1 表 準備した学習データセット

	サンプルサイズ	崩壊地	非崩壊地
データセット1	1000	500	500
データセット2	5500	500	5000

データセット1		予測値	
評価指標	指標値	正 (positive)	負 (Negative)
Accuracy	0.93	正 (positive)	負 (Negative)
Precision	0.91	真陽性 (TP)	偽陰性 (FN)
Recall	0.96	偽陽性 (FP)	真陰性 (TN)
F-measure	0.93		

データセット2		実測値	
評価指標	指標値	正 (positive)	負 (Negative)
Accuracy	0.95	真陽性 (TP)	偽陰性 (FN)
Precision	0.83	偽陽性 (FP)	真陰性 (TN)
Recall	0.67		
F-measure	0.75		

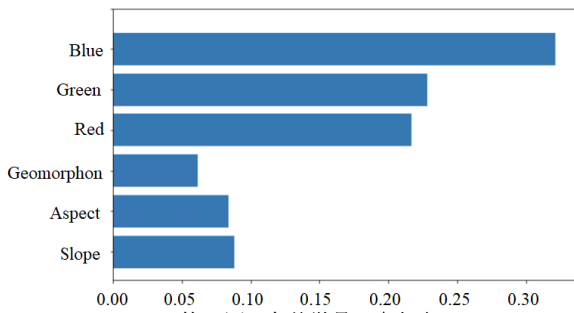
$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F - measure = \frac{2 \times precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

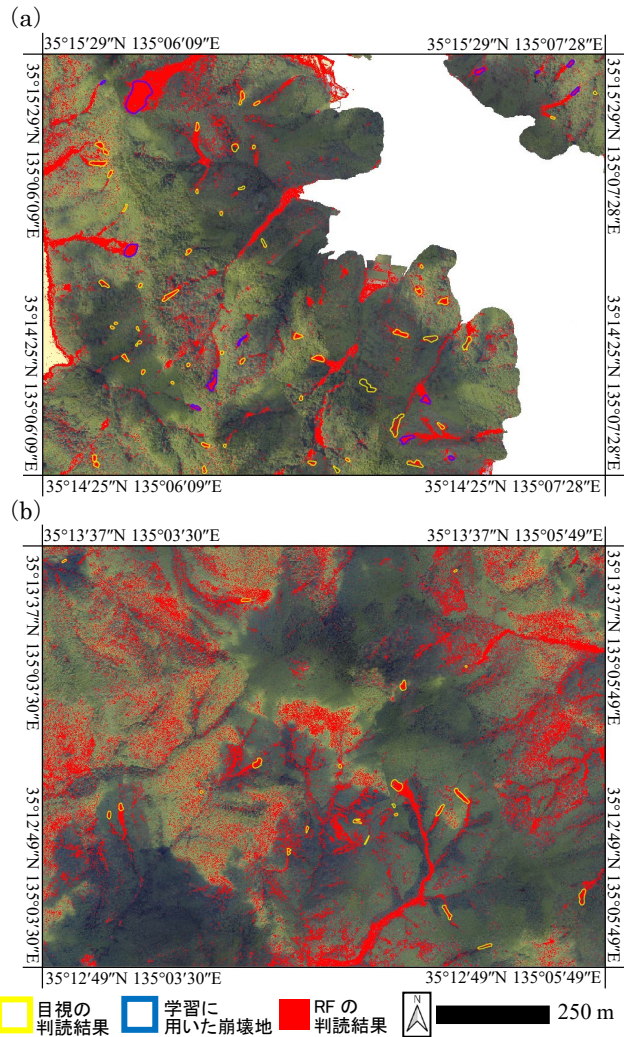
第 3 図 検証結果



たモデルの評価を行った。その後、学習したモデルをモデル構築領域と判読試験領域に適用し判読を行った。

3. 結果

モデル構築領域における検証結果を第 3 図に示す。学習モデルの評価には、混合行列による評価指標を用いた。本評価は、実際に判読した結果 (実測値) と RF の結果 (予測値) のマトリクスを作成することで、学習モデルの精度評価を行う。各評価指標は、それぞれ Accuracy はモデルがどれだけ正確に予測できているか、Precision は予測した斜面崩壊がどれくらい正確か、Recall は実際の斜面崩壊の内どれくらい予測できているか、F-measure は Precision と Recall のバランスを表している。データセット 1 の学習は、全ての指標で 0.9 を上回る結果となり、高い精度を示していることがわかる。データセット 2 は、Accuracy で高い値を示したものの他の評価指標において、データセット 1 を下回る結果となった。比較的高い値を示したデータセット 1 のモデルにおける各特徴量の寄与率を整理した (第 4 図)。6 つのパラメータの内、最も学習に寄与した特徴量は Blue であり、本モデルでは色相が判読に多く影響を与えていることがわかった。逆に、寄与率が低い特徴量は Geomorphon であった。データセット 1 の学習モデルを用いてモデル構築領域と判読領域について判読を行った。結果を第 5 図に示す。第 5 図 (a) の結果からは、誤判読が点在しているものの斜面崩壊の発生源から流下した下方まで崩壊地として判読できていることが確認できる。第 5 図 (b) の結果では、概ね候補となるような箇所は、判読できているものの、斜面の中腹部において、誤判読している箇所があり、モデル構築領域よりも多くの誤判読が確認できた。



第 5 図 RF による判読結果 (a) モデル構築領域の判読結果, (b) 判読試験領域の結果

4. おわりに

航空レーザ測量データを用いてランダムフォレストによる斜面崩壊地の判読を行った結果、サンプルサイズを崩壊地・非崩壊地で同数に合わせたモデルが各指標で 0.9 と高い精度を示した。また、学習した領域だけでなく、未学習地域でも判読を行い、他の地域で自動判読ができる可能性を示すことができた。しかし、斜面の一部で誤判読が存在し、今後モデルの精度向上方法を検討していく必要がある。

文 献

Goto, H., Kumahara, Y., Uchiyama, S., Iwasa, Y., Yamanaka, T., Motoyoshi, R., Takeuchi, S., Murata, S., and Nakata, T. (2019) Distribution and Characteristics of Slope Movements in the Southern Part of Hiroshima Prefecture Caused by the Heavy Rain in Western Japan in July 2018. *Journal of Disaster Research*, vol.14, no.6, pp.894-902.

Jasiewicz, J., Stepinski, T. (2013) Geomorphons - a pattern recognition approach to classification and mapping of landforms, *Geomorphology*, vol.182, pp.147-156.

高見智之・向山栄・本間信一・佐藤匠 (2019) 多時期 LiDAR-DEM を活用した斜面変動解析と評価. 日本地すべり学会誌, vol.56, no.6, pp.295-305.