

機械学習と力学モデルを併用した平成29年7月九州北部豪雨の斜面崩壊予測

九州大学大学院 学生会員 ○坂本 達彦 正会員 笠間 清伸 古川 全太郎

1. はじめに

九州地方では、地理的な条件から台風の上陸率が高く、地球温暖化などの気象環境の変化から局所的に集中豪雨が発生しており、土砂災害が頻発する状況にある。平成29年7月九州北部豪雨では福岡県朝倉市、東峰村および大分県日田市を中心とする広域的な土砂災害が発生した。今後このような災害を軽減するためには、災害関係情報を迅速かつ効率的に活用することが極めて重要である¹⁾²⁾。本文では、広域かつ高精度でリアルタイムに斜面崩壊の発生時間と位置を推定できるシステムを開発することを目的として、気象レーダー情報や地盤情報データベースなどの地形・地質・降雨の空間情報をGIS上で統合し、降雨時の地下水位変動や浸透流を考慮した力学モデルおよび機械学習を併用して、平成29年7月九州北部豪雨での斜面崩壊予測に適用した。

2. 広域斜面崩壊危険度予測システム

対象地域は、平成29年7月九州北部豪雨で被災した福岡県朝倉市の北緯33°25'7"東経130°44'27"から北緯33°20'59"東経130°52'29"で囲まれる東西12.3km、南北7.3kmの領域である。この地域の地形を10m×10mのメッシュ状に分割し、降雨量から表面流と斜面浸透量を計算し、以下の式(1)に示す無限斜面における安全率計算式を用いて斜面崩壊危険度予測を行った。

$$F_s(z,t) = \frac{\tan\phi}{\tan\delta} + \frac{c-u(z,t)\gamma_w \tan\phi}{\gamma_{sat} z \sin\delta \cos\delta} \quad (1)$$

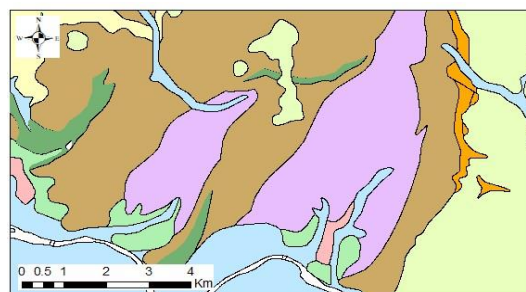


図-1 対象地域の表層地質分布

ここに、 ϕ は土の内部摩擦角(°)、 c は粘着力(kPa)、 δ は傾斜角(°)、 u は崩壊深度における水圧(kPa)、 γ_w は水の単位体積重量(kN/m³)、 γ_{sat} は土の飽和単位体積重量(kN/m³)を表す。降雨浸透中の水圧の計算方法として、鉛直下方向に降雨浸透が発生するモデルを用いた。各メッシュの傾斜角と集水面積は、国土地理院から入手した10mごとの標高データから計算した。表層地質に関する情報は、産総研地質図NAVIより入手した。斜面の物理定数は、朝倉市に主に堆積する花崗閃緑岩を対象にした現地調査結果³⁾を用いた。斜面の不飽和浸透特性を考慮するために、朝倉市の花崗閃緑岩風化土を対象に得られた水分特性曲線を用いた。斜面の崩壊深度は、平成29年7月九州北部豪雨における崩壊前後のLPデータの差の平均値を用いた。降雨量は、2017年7月5日～6日の10分ごとのデータを用いた。

危険度評価手法の精度を評価するために適中率、適合率、再現率、F値およびスレットスコアという指標を用いた。ここで、解析と実際の崩壊が合致した斜面面積をTP、解析で未崩壊と判定されたが実際には崩壊した斜面面積をFN、解析で崩壊と判定され実際には崩壊しなかった斜面面積をFP、解析と実際の崩壊が合致しなかった斜面面積をTNとした。力学モデルを用いた解析では、F値が最大となる強度定数の組み合わせを地質ごとに逆推定して使用した。

$$\text{適中率} = (TP+TN)/(TP+FP+FN+TN), \quad (2) \quad \text{適合率} = TP/(TP+FP) \quad (3), \quad \text{再現率} = TP/(TP+FN) \quad (4),$$

$$F \text{ 値} = 2 \times (\text{適合率} \times \text{再現率}) / (\text{適合率} + \text{再現率}) \quad (5), \quad \text{スレットスコア} = TP/(TP+FP+FN) \quad (6)$$

機械学習では、メッシュごとの標高、傾斜、表層地質、集水面積、土壤雨量指数、平成29年7月5日の0:00～7月6日0:00の間の最大10分間雨量、最大30分間雨量、最大1時間雨量、最大1.5時間雨量、最大3時間雨量、最大6時間雨量、最大12時間雨量、総雨量に加え、力学モデルで決定した粘着力 c 、内部摩擦角 ϕ 、および $\tan\phi$ を入力データとした。70%のデータをランダムに抽出し、平成29年7月6日0:00時点の崩壊地域と比

較することで、メッシュごとの崩壊の有無を予測する機械学習モデルを作成し、残り 30%のデータで精度評価を行った。機械学習の手法は、決定木、ランダムフォレスト、勾配ブースティング、および XG ブースト⁴⁾を用いた。

3. 結果と考察

表-1 に力学モデルのみと機械学習と力学モデルを併用した際の予測精度を示す。適中率が最も大きい手法はランダムフォレストとなり、値は 0.9672 となった。適合率が最も大きい手法は勾配ブースティング決定木となり、その値は 0.6316 となった。再現率、F 値、スレットスコアが最も大きい手法は XG ブーストとなり、値はそれぞれ 0.2539、0.3142、および 0.1864 となった。本文の機械学習の F 値を、力学モデルの結果を機械学習の説明変数に用いなかった場合⁵⁾の値と比較すると、決定木と XG ブーストは F 値が大きくなったが、ランダムフォレストと勾配ブースティング決定木の値は小さくなった。

機械学習と力学モデルを併用した際の各入力定数の重要度を図-2 に結果を示す。決定木とランダムフォレストでは標高の重要度が最も大きくなった。勾配ブースティング決定木と XG ブーストでは、最大 6 時間雨量の重要度が最も大きくなった。

4. まとめ

力学モデルと機械学習を併用して広域斜面崩壊危険度評価手法を構築し、福岡県朝倉市の崩壊斜面を対象に適中率、適合率、再現率、F 値、およびスレットスコアを用いて精度検証を行った。再現率、F 値、スレットスコアの 3 つの精度評価指標で XG ブーストが最も大きい値をとり、本文の危険度予測手法の中で最も予測精度が高いモデルであると考えられる。力学モデルと機械学習を併用したときの F 値と力学モデルの結果を用いずに機械学習を行ったときの F 値は、両方とも XG ブーストが最も大きい値をとり、力学モデルと機械学習を併用したときの方がより大きい値をとったため、力学モデルを併用することは有効であると考えられる。謝辞：本研究は JSPS 科研費 JP19H00812 と JP20H00266 の助成を受けたものです。

参考文献, HP 等

- 1) 北爪ら：広域を対象とした豪雨時土砂流出の危険度評価，日本地すべり学会第 59 回研究発表講演集，pp. 96-97. 2020.
- 2) Kitazume et al. : Numerical simulation of debris flows after ash fall at Mt. Fuji, © Springer Nature Switzerland AG 2021, B. Tiwari et al. (eds.), Understanding and Reducing Landslide Disaster Risk, ICL Contribution to Landslide Disaster Risk Reduction, pp. 281-292, 2021.
- 3) 高橋ら：平成 29 年 7 月九州北部豪雨で発生斜面崩壊の形状と土量の分析，自然災害研究協議会西部地区会報第 42 号研究論文集 pp. 75-78, 2018.
- 4) Tianqi Chen, Carlos Guestrin: XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, arXiv.org Cornell University, 2016.
- 5) 坂本ら：機械学習を用いた広域斜面崩壊危険度評価，令和 3 年度土木学会西部支部研究発表会講演概要集，2022.

表-1 力学モデル機械学習を併用した際の精度

危険度予測手法	適中率	適合率	再現率	F 値	スレットスコア
力学モデル	0.7761	0.0703	0.4706	0.1223	0.0651
決定木	0.9574	0.3246	0.2430	0.2780	0.1614
ランダムフォレスト	0.9672	0.5440	0.1676	0.2562	0.1469
勾配ブースティング決定木	0.9670	0.6316	0.0513	0.0949	0.0498
XG ブースト	0.9626	0.4121	0.2539	0.3142	0.1864

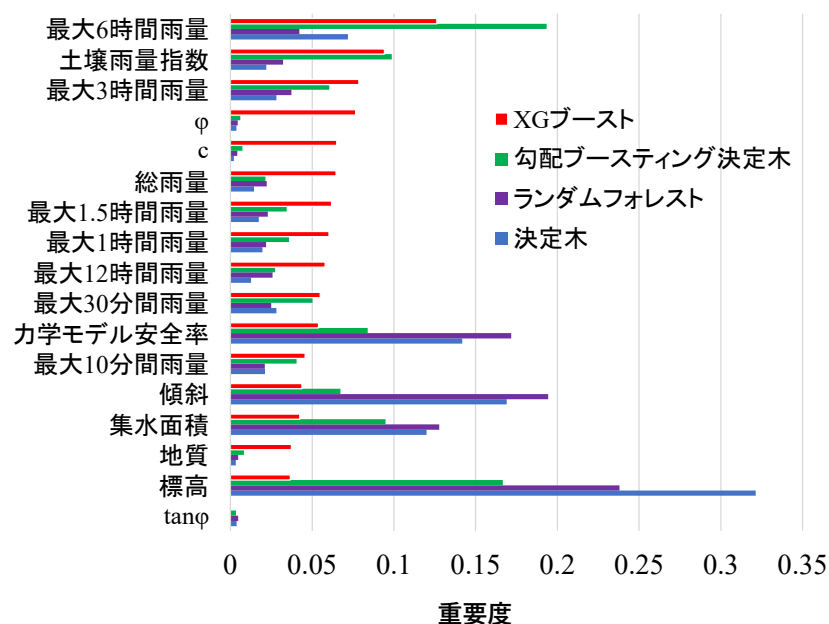


図-2 力学モデルと機械学習を併用した場合の重要度