

降雨データを入力にした土石流氾濫領域予測のための土砂生産量の確率的予測

京都大学大学院 工学研究科 社会基盤工学専攻 ○鹿倉佳央梨
 京都大学 防災研究所 山野井一輝, 川池健司, 小柴孝太

1. はじめに

現在, 土砂災害の予測では, 土砂災害警戒情報や, 土砂災害警戒区域・特別警戒区域といったものが用いられている. これらの範囲は全国一律に定められ, 降雨や地質の影響は十分考慮されていない. 一方, 地形や降雨条件から土石流の発生位置を統計的に予測し, これを入力条件としたシミュレーション¹⁾²⁾手法が提案されている. 一方で土石流の規模は, 発生位置だけでなく, 降雨に基づいた水分状態や, 侵食可能な土層の厚さ等から規定されると考えられる. したがって, 先述の手法をもとに, 斜面崩壊の位置を正確に予測しつつ, 同時に侵食できる土層厚さを事前に推定できれば, 予測精度が向上すると期待できる.

また, 近年は災害後に航空 LiDAR に基づく標高差分データや航空写真判読による痕跡データが取得・蓄積されているため, これを使えば, 前述の崩壊位置予測と侵食深予測の精度を上げられる可能性がある. そこで, 本研究では, 2014 年, 2018 年の広島での土砂災害のデータから, 土砂災害における侵食領域を崩壊域, 土石流, 河道の侵食域に区別し, まず崩壊の発生について降雨を入力として確率的な予測モデルを構築する. 同時に土石流・河道の侵食深は回帰の方法で予測し, 崩壊発生確率モデルと組み合わせることで, 崩壊発生時のその流域における被害域を予測の精度向上を試みる. 本要旨では, 侵食領域を分割し, 崩壊発生域を予測したモデルの評価について述べる.

2. 崩壊発生確率モデルの構築

2014 年, 2018 年の広島県で発生した土砂災害における降雨データと地形データを入力とし, 崩壊の発生確率を予測する確率モデルを, ロジスティック回帰分析を用いて構築した. 対象領域を図-1 に示す. 花崗岩地質領域のうち, 2018 年の土砂災害に対しては(a)と(b), 2014 年の土砂災害に対しては(c)の領域を対象としてデータセットの作成を行った.

2.1 データセットの作成

説明変数には降雨指標と地形条件を考えた. 降雨指標として短期降雨指標(最大 10 分雨量, 最大 30 分雨量, 最大 60 分算雨量)と長期降雨指標(短期降雨最大時までの, 24 時間積算雨量, 48 時間積算雨量, 72 時間積算雨量)を用いた. 2014 年, 2018 年の土砂災害のそれぞれで, 約 250m 解像度 1 分間隔の降雨データである XRAIN を用いて降雨指標を作成し, 30m 解像度に最近傍法で変換した. 地形条件として, 基盤地図情報モデル (10m メッシュ) から平均勾配を算出し, 領域内平均値を用いて 30m 解像度に変換した.

目的変数は, 30m メッシュでの崩壊の発生の有無とした. これを判別するため, まず土砂災害における侵食領域を作成した. 2014 年災害は, 土砂災害発生場所の写真判読図から勾配 12 度以上³⁾を侵食領域と判断した. また, 2018 年災害は, LiDAR 標高の災害前後における差分 (1m メッシュ) から侵食深さを算出し, 2014 年のデータと同様に勾配 12 度以上を抽出し, これを侵食領域とした. こうして作成した土砂災害における侵食領域

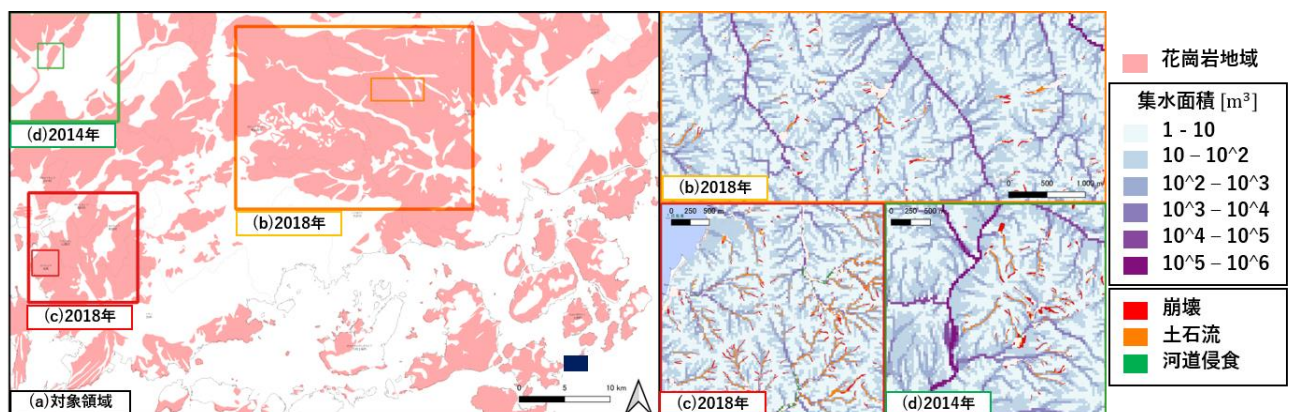


図-1: 本研究の対象領域 a)中に示す太線枠の範囲が訓練およびテスト領域, 細線枠の範囲を拡大したものがそれぞれ b), c), d)である. ここでは崩壊・土石流・河道領域の判別結果とその区別に用いた集水面積を示す.

域に対し、各メッシュの集水面積 A [m^3] をもとに、崩壊発生地、土石流領域、河道侵食領域を表-1 のように分類した。その結果を図-1 の b), c), d) に示す。

表-1 侵食域の判別における集水面積の条件設定

$A \leq 80$	崩壊地
$80 < A \leq 4400$	土石流侵食領域
$A > 4400$	河道侵食領域

2.2 ロジスティック回帰分析

作成したデータをもとに表-2 のケースでロジスティック回帰分析を行った。それぞれのケースにおいて学習データを用いて算出された回帰式に、テストデータを代入することで確率を計算し、その確率に対して、閾値を 0 から 1 まで変化させ、それぞれの閾値において発生・非発生を判断した。予測結果と実際の土砂生産状況を比較し、表-3 のように分類し、縦軸に捕捉率、横軸に空振り率をとり、それぞれの閾値における結果をプロットすることで ROC 曲線を描き、曲線の下面積 (AUC) を算出することで、各ケースを比較した。

表-2：ロジスティック回帰分析のケース

case	学習	テスト
1	2018(b)	2014(d)
2	2018(b)+(c)	2014(d)
3	2018(c)	2014(d)
4	2018(b)	2018(c)
5	2018(b)+2014(d)	2018(c)
6	2014(d)	2018(c)

表-3：実際の土砂生産状況と予測結果の判定

		予測結果	
		発生	非発生
実際	発生	TP	FN
	非発生	FP	TN

$$\text{捕捉率(TPR)} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$\text{空振り率(FPR)} = \frac{FP}{TN + FP} \quad (2)$$

3. 解析結果と考察

短期降雨指標が最大 10 分雨量、長期降雨指標が 48 時間積算雨量の場合の結果を図-2 に示す。ROC 曲線と AUC を比較すると、2014 年に対する予測(Case 1 ~ Case3)の精度は 2018 年に対する予測(Case4~Case6)の精度より高いことが分かった。また、Case4~Case6 を比較すると、Case5 が最も AUC が大きく、2 つの領

域から予測したものは 1 つの領域から予測したものより精度が高くなることが分かった。

次に、得られた確率の空間分布を、図-3 に示す。まず、Case1 から Case3 を比較すると、Case1 は非発生メッシュでも確率が高く出ているため、空振りが多くなると考えられる。また、Case3 では発生メッシュでも確率が低く出ているため、見逃しが多くなると考えられる。同様に、Case4 から Case6 を比較すると、Case6 は空振りが多く、Case4 では見逃しが多くなると考えられる。これらの結果は、学習データにおいて、雨が大きく崩壊発生数が少ない(b)の有無が影響していると考えられる。

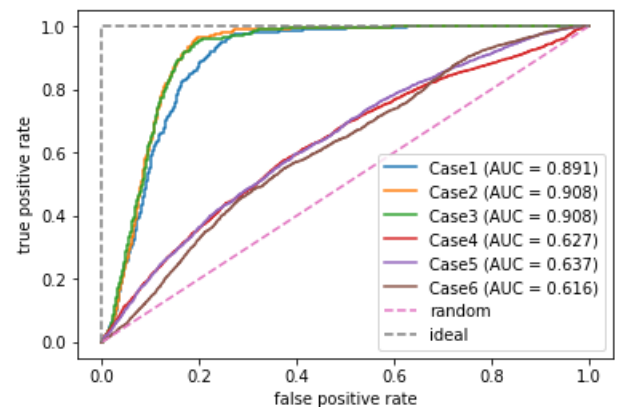


図-2：10 分、48 時間の ROC 曲線と AUC

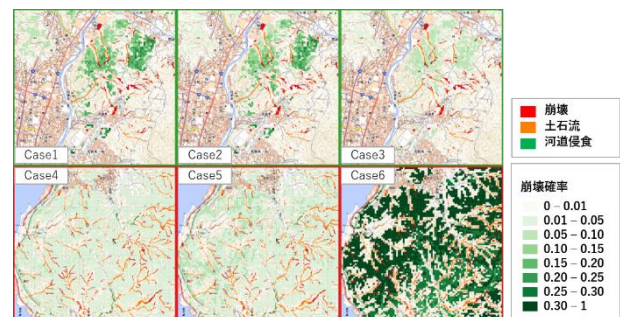


図-3：予測された確率

4. おわりに

本研究では、土砂災害における崩壊の発生について、降雨を入力とした確率モデルを構築した。今後は、土石流・河道侵食領域において侵食可能深さを回帰的に予測するモデルを構築し、今回の崩壊発生確率モデルと組み合わせたうえで、土石流氾濫のシミュレーションを行うことを目指す。

参考文献

- 1) Yamanoi et al., Flood Risk Management. Vol. 15, No. 2, 2021.
- 2) Yamanoi et al., arXiv:2211.06837, 2022
- 3) 蒲原ら, 砂防学会誌 Vol.70, No.1, p.38-45, 2017.