

AIによる土砂災害危険度判定ツールの複数災害への適用性検討

パシフィックコンサルタンツ株式会社 ○黒川 祐梨・飛岡 啓之・五十嵐 孝浩・花田 良太

1. はじめに

既往の土砂災害警戒情報発表の判定基準は経験的手法が取られており、降雨量（1.0km メッシュ単位で 30 分間隔）、過去の災害発生有無を基本に設定されているが、過去の土砂災害における警戒情報の空振り率は決して低くない（令和元年東日本台風では空振り率は約 7 割¹⁾）。しかし、近年観測技術が向上している高密度・高頻度な降雨データ（例：XRAIN(250m メッシュ単位、1 分間隔)）及び地形条件等の素因を考慮することで土砂災害警戒情報判定の向上が期待される。黒川ら²⁾では、高密度・高頻度な降雨データ及び地形条件を用いて、AI を活用した危険度判定の精度向上を試みており、空振り率^{*1}が約 3 割、捕捉率^{*2}が約 9 割という予測精度の高い判定結果を得ている。しかし、モデル精度の検証に使用した対象降雨が平成 30 年 7 月西日本豪雨の 1 降雨のみであり、他の降雨への適用性や汎用的なモデルの形成には至っていない。

そこで、本検討では、平成 30 年 7 月西日本豪雨災害に加え、同エリアでの災害であり短時間で高強度の降雨であった平成 26 年 8 月広島豪雨及び、地質条件などが異なる他エリアとして平成 29 年 7 月九州北部豪雨の 2 つの土砂災害を追加し、AI を活用した危険度判定の精度検証・向上の可能性について検討を行った。

※1 空振り率：崩壊ありと予測したメッシュの中で崩壊非発生メッシュの割合

※2 捕捉率：崩壊実績ありメッシュの中で正しく崩壊を予測したメッシュの割合

2. 検討手法

2.1 使用データ

使用したデータを表-1 に示す。

表-1 使用データ

使用データ	備考	
対象降雨	2014/8/19~2014/8/20 2017/7/5~2017/7/6 2018/6/28~2018/7/8	平成 26 年 8 月広島豪雨（以下,H26.8 豪雨と称す） 平成 29 年 7 月九州北部豪雨（以下,H29.7 豪雨と称す） 平成 30 年 7 月西日本豪雨（以下,H30.7 豪雨と称す）
対象エリア	広島県西部 福岡県、佐賀県	H26.8 豪雨と,H30.7 豪雨の対象エリア。250m メッシュ単位 H29.7 豪雨の対象エリア。250m メッシュ単位
降雨データ	XRAIN	最大 1 時間雨量、土壌雨量指数 (H26.8 豪雨時は C バンドレーダが組み込まれる以前のデータである)
素因データ	最大傾斜角	250m メッシュ単位 国土数値情報ダウンロードサービス(国土交通省)より入手
崩壊箇所	H26.8 豪雨と H29.7 豪雨、 H30.7 豪雨の崩壊地判読結果	崩壊が 1 か所でもあれば崩壊実績ありのメッシュとした。 崩壊地の頂点を崩壊開始点と想定（国土地理院の公表結果を使用）

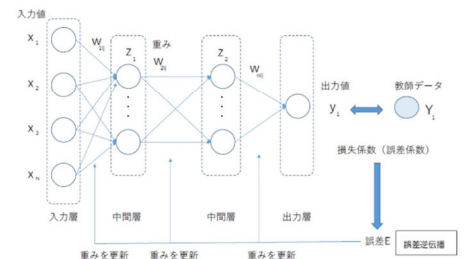
2.2 モデル構造

順伝播型のニューラルネットワークモデルの多層化を用いた。

モデル構築において検討する項目を表-2 に示す。

表-2 モデルの構造

入力項目数	隠れ層数	各隠れ層ユニット数	出力項目数	ドロップアウト
3~7	2	100	2(崩壊有、無)	ドロップアウト率 0.5



2.3 入力データ形式

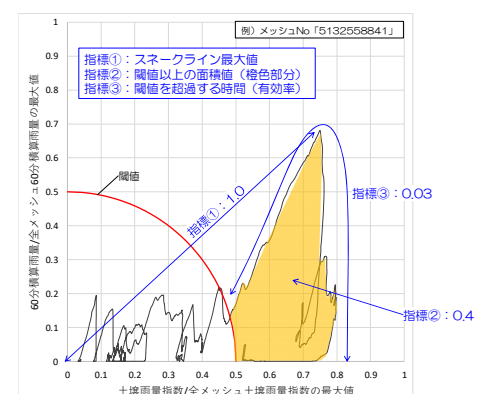
極端に数値が大きい項目の影響を受けやすくなるため、各入力データの最小値が 0、最大値が 1 となるよう正規化を行い、入力データのスケールを合わせた。各データの処理方法を以下に示す。

- 最大傾斜角：各メッシュの最大傾斜角を 90 度で除する
- 最大 1 時間雨量、土壌雨量指数：全メッシュ内の最大値で除する

誘因条件として、降雨の時間変化を考慮するために図-2 に示すスネークラインを用いた 3 指標を用いることとした。また、本検討では閾値を「半径 0.5 の半円」と想定した（図-2 赤線）。

2.4 評価の流れ

全メッシュの中から無作為に崩壊有、無のメッシュ数が 1 : 1 となるよう学習データ及び評価データを抽出（配分 7 : 3）後、学習データを用いて正解値（崩壊実績）と一致しやすくなるようにモデルを更新し、学習に使用しない評価データを用いて正答率を評価する。最終的に、全降雨データから崩壊有、無のメッシュ数が凡そ同数となるよう無作為に抽出したデータでテストを行い、学習モデルの予測精度（崩壊実績の再現性）を検証した。



3. ニューラルネットワークによる予測結果

3.1 1降雨 (H30.7豪雨) に対する学習モデルを他降雨へ適用した結果

黒川ら²⁾で構築された H30.7 豪雨データを学習したモデル(No.1 モデル)を用いた H30.7 豪雨の崩壊判定は一定程度の予測精度が得られたため(表-3), 他降雨 (H26.8 豪雨, H29.7 豪雨) への適用性を確認した。ここでは H26.8 豪雨の検証結果を示す(図-3)。結果, 捕捉率 1.6%, 見逃し率 98.4%, 空振り率 25% となり, 崩壊箇所をほとんど検出できておらず No.1 モデルは他降雨へ適用できないモデルであることがわかった。これは, H30.7 豪雨と H26.8 豪雨の降雨パターンが異なり, H26.8 豪雨のスネークラインの最大値などが H30.7 豪雨に比べ小さい値となっていることが要因と考えられる。

表-3 使用した学習モデル (No.1 モデル)

No	項目数	データ数	項目詳細	備考
No.1	7項目	2257	最大傾斜角、土地利用、表層土壌(詳細)、地質(詳細)、雨量土壌スネークライン最大値、面積値、有効率	・H30.7豪雨データを用いて学習モデルを構築(正答率 ^{*3} :78.5%) ・空振り率 ^{*1} :27.4%、捕捉率 ^{*2} :89.8%、見逃し率 ^{*4} :8.5%(H30.7豪雨で検証)

※3 正答率: 崩壊実績ありメッシュを崩壊, 一方, 崩壊非発生メッシュを非発生と正しく判定した割合

※4 見逃し率: 崩壊実績ありメッシュの中で崩壊なしと予測したメッシュの割合

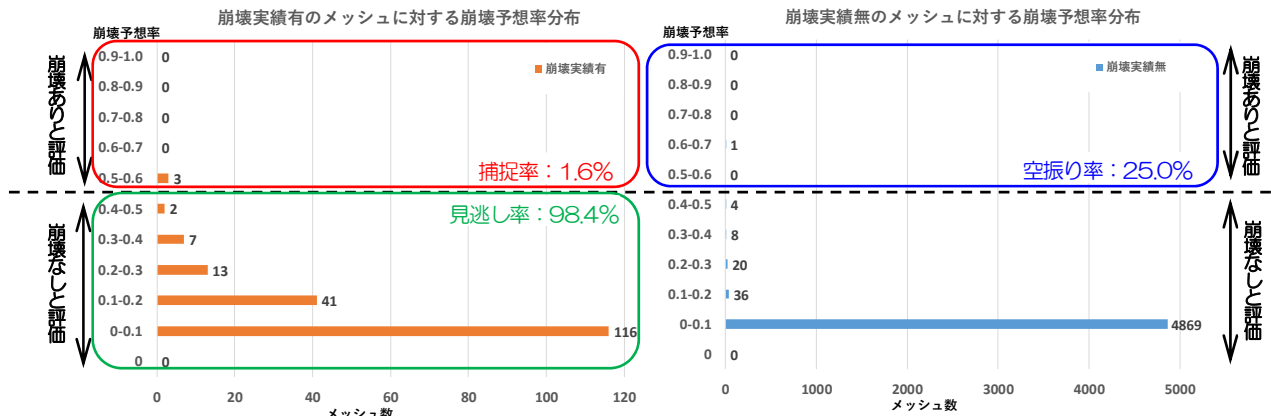


図-3 崩壊実績有無別の崩壊予想率ランク集計結果 (H26.8 豪雨)

3.2 複数降雨に対する学習モデルを適用した結果

3.1 の結果を踏まえ, 学習モデルの精度を向上させるため, H30.7 豪雨に加え, H26.8 豪雨, H29.7 豪雨を追加した 3 降雨を学習したモデル(No.2 モデル)を構築した。結果, 約 76% の正答率が得られた(表-4)。また, 捕捉率 87.9%, 空振り率 29% となり, 異なる降雨パターンに対しても一定の精度が得られた(図-4)。

表-4 使用した学習モデル (No.2 モデル)

No	項目数	データ数	項目詳細	備考
No.2	4項目	4623	最大傾斜角、雨量土壌スネークライン最大値、面積値、有効率 ※他降雨に適用可能かを評価し易くするために入力データを簡素化した	・3降雨(H30.7豪雨、H29.7豪雨、H26.8豪雨)を用いて学習モデルを構築(正答率 ^{*3} :76.4%) ・空振り率 ^{*1} :29.0%、捕捉率 ^{*2} :87.9%、見逃し率 ^{*4} :12.1%(3降雨で検証)

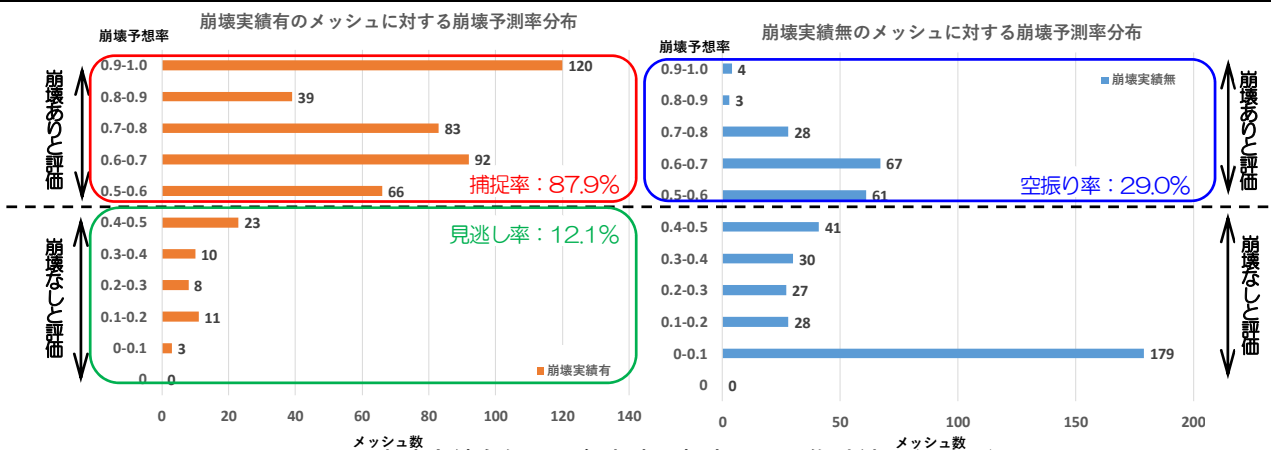


図-4 崩壊実績有無別の各崩壊予想率ランク集計結果 (3 降雨)

4. おわりに

本検討では, AI を活用した危険度判定の精度検証・向上を試み, 1 降雨のみ学習したモデルでは異なる降雨パターンに対し適用できないものの, 複数の降雨パターンを学習させることで複数降雨への適用性が向上できることが確認できた。今後, さらに別の降雨パターンのデータを学習し, 学習に使用した降雨とは別の降雨を用いて検証を進めていく必要がある。

参考文献

- 1) 土砂災害の防止のための対策に関する基本的な方針のあり方について 答申(案) 令和2年3月 社会資本整備審議会河川分科会 土砂災害防止対策小委員会 (<https://www.mlit.go.jp/policy/shingikai/content/001331531.pdf>)
- 2) 黒川ら: ニューラルネットワークによる土砂災害危険度判定ツールの検討にむけて, 令和2年度砂防学会研究発表会概要集, p545-546, 2020