

CL 超過降雨のパターン分類による土砂災害発生リスク評価の試み

中電技術コンサルタント(株) ○村上智哉, 杉原成満, 秦雅之, 池田寛, 竹田梨夏

1. はじめに

土砂災害の発生予測を目的としたソフト対策のひとつとして、平成17年度から土砂災害警戒情報の運用が行なわれている。土砂災害警戒情報は、予測雨量もしくは実況降雨が土砂災害発生危険基準線（以下、CL）を超過した際に発表される。しかし、実際には土砂災害が発生しない事例も多く、その場合は空振りとなる。空振りが発生する要因は複数考えられるが、本研究では1つの可能性として降雨がCLを超過するまでの過程、すなわち降雨履歴が考慮されていないことに着目した。

本稿では、この仮説の下、土砂災害の発生に対する降雨履歴の影響を考慮した新たな危険度評価手法に関する検討として、時系列データ分類に関する機械学習モデルを用い、CL超過降雨のパターン分類を通じて、土砂災害の発生危険度評価を試みた結果を報告する。

3. 土砂災害発生危険度の評価手法

土砂災害発生危険度の評価手法として、本研究では時系列データ分類に関する機械学習手法を用いた。時系列データの分類手法としては、様々な機械学習手法があるが、本研究では降雨履歴データから算出される統計量(最大値, 最小値, 平均値, 分散等)を特徴量として分類を行うランダムフォレストを用いた(図-1)。

ランダムフォレストは、複数の決定木を並列的に学習させ、各決定木による分類結果を多数決により統合するアンサンブル学習手法の一つである¹⁾。

3. 使用データ

本研究の検討対象地域は、複数の災害発生降雨パターンを有する地域として、過去から繰り返し土砂災害が発生している広島県とした。ただし、本研究では発生・非発生の分類を試みることから、解析対象は過去に土砂災害の発生実績を有する降雨メッシュに限定した。

検討に用いる降雨データは、レーダー・アメダス解析雨量である。また、災害発生降雨として扱う対象災害は、土砂災害警戒情報に相当する事例として、表-1に示す土石流災害とした。

危険度評価モデルの構築および評価に用いる時系列データは、上述のデータに基づく発生降雨および非発生降雨である。本研究では降雨がCLを超過するまでの過程に着目して発生予測を行うことから、CLを超過する23時間前からCL超過時点までの降雨を対象とした。

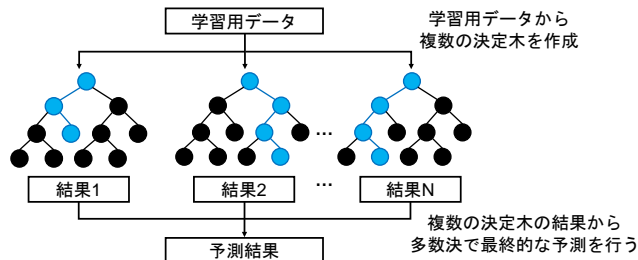


図-1 機械学習モデルの概念図(ランダムフォレスト)

表-1 使用データ

項目	内容
対象地域	広島県※過去に土砂災害の発生実績があるメッシュに限定
降雨イベント	非発生降雨：935イベント（2005年～2024年） ※発生降雨と期間が重複するものは除く
	発生降雨：502イベント（発生年月：H11.6、H18.9、H22.7、H26.8、H30.7、R2.7※土砂災害警戒情報に相当する土石流）

評価指標	予測		項目	内容
	非発生	発生		
正解率	空振り低減 (TN)	空振り (FP)	正解率	全データに対する正解の割合 (TP+TN) / (TP+TN+FP+FN)
	見逃し (FN)	捕捉 (TP)		的中率
捕捉率			実際に発生したデータの内、正解の割合 TP / (TP+FN)	
F値				的中率と捕捉率の調和平均 (2×的中率×捕捉率) / (的中率+捕捉率)
空振り低減率				非発生降雨の内、非発生と予測した割合 TN / (TN+FP)

図-2 予測精度に関する評価指標

対象期間から抽出した時系列データは、発生降雨502イベント、非発生降雨935イベントである。なお、発生降雨と期間が重複する非発生降雨は、分析を行う上でのノイズとなる可能性があるため、除外している。

4. 評価指標

危険度評価モデルの予測精度に関する評価指標を図-2に示す。本研究では機械学習における分類問題の評価指標として一般的に用いられる正解率、F値等に加え、CLによる現行の危険度評価との対比を目的として、空振り低減率にも着目した。

5. 検討結果

5.1 case1: 全時系列データを対象とした検討

抽出した全時系列データを用いて構築した危険度評価モデルによる分類結果および予測精度を図-3、表-2に示す。ここで、時系列データにはクラス間の偏りが存在するため、非発生降雨は発生降雨と同等となるよう

	予測：非発生	予測：発生
実際：非発生	空振り低減 (TN) 401降雨	空振り (FP) 0降雨
実際：発生	見逃し (FN) 0降雨	捕捉 (TP) 402降雨

(a) 学習データ

	予測：非発生	予測：発生
実際：非発生	空振り低減 (TN) 89降雨	空振り (FP) 12降雨
実際：発生	見逃し (FN) 11降雨	捕捉 (TP) 89降雨

(b) 検証データ

図-3 危険度評価モデルによる分類結果 (case1)

表-2 危険度評価モデルの予測精度 (case1)

	正解率	適中率	捕捉率	F値	空振り低減率
学習データ	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
検証データ	0.89	0.88	0.89	0.89	0.88

サンプリングして用いている。また、学習データと検証データは4:1の比率でランダムに抽出した。

図-3および表-2より、学習データに着目すると正解率は100%を示しており、CL超過に至るまでの降雨履歴から土砂災害の発生・非発生を精度良く識別できている。また、検証データに着目すると正解率およびF値はいずれも約89%と高く、空振り低減率も約88%と高い。一方で、非発生降雨のパターンに類似する発生降雨が一定数あることから約11%が見逃しとなっている。

5.2 case2: モデル構築と評価の期間を区分した検討

未経験降雨に対する予測精度を評価することを目的にcase2では、2017年までの時系列データを学習データ、2018年以降の時系列データを検証データとして同様の検討を行った。case2における分類結果および予測精度を図-4、表-3に示す。

図-4および表-3より、学習データに対する予測精度はcase1と同様に高い水準を示している。一方、検証データに着目すると正解率は約69%と一定の精度を確保しているものの、捕捉率が約39%と大きく低下しており、220降雨が見逃しとなった。その結果、的中率と捕捉率のバランスを示すF値は約51%と低い値となっているが、空振り低減率は約90%とcase1と同様に高い。

図-5および図-6は検証データに含まれる発生降雨の代表的な降雨パターンを示したものである。捕捉できた降雨では、CL超過の直前に比較的強い雨が認められることに対して、見逃しとなった降雨では、CL超過の数時間前から時間10~20mm程度の降雨が継続しているもののCL超過時の降雨は時間30mm程度と比較的小さい傾向が確認される。これらの発生降雨は、長時間にわたる降雨の累積的影響、あるいはCL超過後に強い降雨を経験したことで災害に至ったパターンと推察される。

	予測：非発生	予測：発生
実際：非発生	空振り低減 (TN) 421降雨	空振り (FP) 0降雨
実際：発生	見逃し (FN) 0降雨	捕捉 (TP) 140降雨

(a) 学習データ

	予測：非発生	予測：発生
実際：非発生	空振り低減 (TN) 462降雨	空振り (FP) 52降雨
実際：発生	見逃し (FN) 220降雨	捕捉 (TP) 142降雨

(b) 検証データ

図-4 危険度評価モデルによる分類結果 (case2)

表-3 危険度評価モデルの予測精度 (case2)

	正解率	適中率	捕捉率	F値	空振り低減率
学習データ	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
検証データ	0.69	0.73	0.39	0.51	0.90

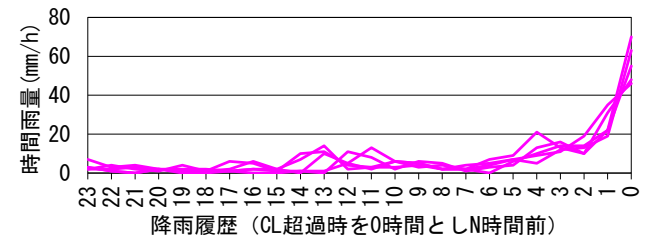


図-5 捕捉できた発生降雨の一例 (case2 検証データ)

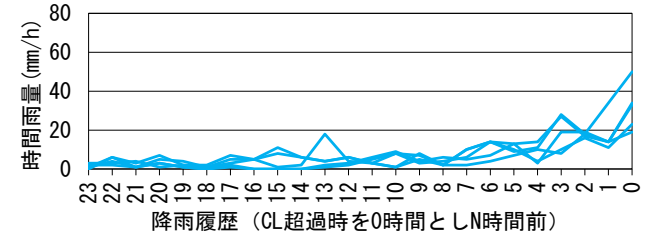


図-6 見逃した発生降雨の一例 (case2 検証データ)

6. まとめと今後の課題

本研究では、CL超過に至るまでの降雨履歴に着目し、CL超過降雨のパターン分類を通じて、土砂災害の発生危険度評価を試みた。その結果、非発生降雨のパターンに類似する一部の発生降雨を見逃すという課題を有するものの、CL超過に至るまでの時間雨量のみを用いた分類であっても、CL超過後における空振りの低減に対して高い効果を有する可能性が示唆された。

今後は、見逃し降雨パターンに関する対応策としてCL超過後の降雨履歴を加味する等、提案手法の精度向上に関する検討を進めていく予定である。

参考文献：1)波部 斉:ランダムフォレストの基礎と最近の動向,映像情報メディア学会誌,Vol.70, No.9, pp.788-791,2016.