25.素因と誘因を考慮した土砂災害危険度現況推定の2022年台風15号への適用

野村　俊介[1]・平野　英孝[2]・相馬　一義[3]*・宮本　崇[3]・石平　博[4]・
馬籠　純[4]・倉上　健[5]

[1]山梨大学大学院医工農学総合教育部（〒400-8511 山梨県甲府市武田4-3-11）

[2]株式会社建設技術研究所中部支社（〒460-0003 名古屋市中区錦1-5-13 オリックス名古屋錦ビル）

[3]山梨大学大学院総合研究部工学域土木環境工学系（〒400-8511 山梨県甲府市武田4-3-11）

[4]山梨大学大学院総合研究部生命環境学域環境科学系（〒400-8511 山梨県甲府市武田4-3-11）

[5]日本工営株式会社中央研究所（〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304）

＊ E-mail: *ksohma@yamanashi.ac.jp*

近年日本では，台風や線状降水帯による土砂災害が頻発している．土砂災害による被害を軽減するには土砂災害危険度現況推定の信頼性向上が不可欠である．本研究では土地が持つ地形や地質といった性質（素因）と豪雨などの直接的な要因（誘因)を考慮した土砂災害危険度現況推定手法について，静岡県に大きな被害をもたらした2022年台風15号事例へ適用し，市町村単位で混同行列に基づく評価指標を算出し信頼性を評価した．その結果災害の見逃しが無く，正解率0.54と先行研究で信頼性を評価した2019年台風19号事例（正解率0.55）と同等の結果が得られた．このことから本研究で用いた土砂災害危険度現況推定手法の妥当性が示唆され，災害被害軽減への活用へ向けたさらなる改良が期待される．

Key Words : *sediment disaster, deep learning, trigger factors, inherent factors, neural network*

1. はじめに

2019年の台風19号や2020年の令和2年7月豪雨など，近年豪雨に伴う土砂災害が社会・経済活動における大きな被害をもたらしている．例えば令和2年7月豪雨における家屋や人的な被害は全国で死者84名行方不明者2名，住家の全半壊等9,628棟，住家浸水6,971棟にのぼった[注1)]．家屋や人災に限らず，土砂流出や法面崩落，路肩崩壊，橋梁の流失などにより道路や鉄道などの重要インフラも機能停止した．

山梨県と静岡県には糸魚川―静岡構造線が縦断し断層群や破砕帯が数多く分布し，脆い地質構造を呈している．静岡県では土砂災害特別警戒区域が15327箇所存在し[注2)]，警戒が必要である．特に，2022年台風15号による静岡県での豪雨の被害は甚大であった．死者2名，行方不明1名を含む人的被害，4,482棟の家屋被害などの人的・物的被害が発生した．加えて，静岡市では117,430戸で停電が，静岡市清水区では63,000戸で断水が生じた[注3)]．高速道路の通行止めや鉄道の運転見合わせ等の公共交通機関にも大きな影響を及ぼした[注3)]．

被害軽減のためにハードインフラを整備する対策のみで対策を行うことは時間的にも予算的にも難しい．そのため，避難体制が整備されるなど土砂災害を防止するためのソフト対策が必要になる．

現在気象庁は土砂災害警戒情報を発信しているが，60分間積算雨量と土壌雨量指数を考慮しているものの，それ以外の要因を災害履歴によるクリティカルラインを用いることで対応している[注4)]．土地特性が直接考慮されず十分に反映できていないため，土砂災害が生じていない地域での妥当性が懸念されている．

それに対し平野ら[1),2)]は機械学習を用いて素因と誘因を考慮した土砂災害危険度推定手法を構築してきた．その妥当性をより多くの事例で検討する必要がある．

以上を踏まえて本研究では，静岡県に大きな被害をもたらした2022年台風15号を含む事例に素因と誘因を考慮した土砂災害危険度推定手法を適用し，災害報告と比較

した検討を行う．

2. 本研究で用いるデータ

本研究では土地利用や土地特性を反映する素因データ，災害発生の引き金となる自然現象を反映する誘因データ，を機械学習における入力データとした．また，土砂災害発生箇所データを機械学習における教師データとした．

(1) 素因データ

研究対象地域である山梨県と静岡県の富士川流域の土地特性を表すデータとして素因データを用いる．平野[2]では，平野ら[1]で考慮した最大傾斜角度と断層の有無の素因2項目に加えて，素因45項目を追加して考慮している． 本研究では斜面傾斜角度について，国土数値情報の標高・傾斜度3次メッシュデータを用いている．また平野らによって森林面積，表層地質，地形分類，土砂災害警戒区域，土砂災害危険箇所の素因45項目が追加された．地形分類，表層地質，土砂災害警戒区域，土砂災害危険箇所といったカテゴリカルデータに関しては「存在しない」を0，「存在する」を1としてダミー変数への変換を行った．

(2) 誘因データ

災害発生の引き金となる自然現象を反映する誘因データとして，平野ら[1]と同様に60分間積算雨量と土壌雨量指数を用いた．これらのデータは全国合成レーダーGPVについて，本研究で使用する国土数値情報に合わせて3次メッシュ区画へ最近隣内挿法を用いて内挿して作成した．土壌雨量指数は降った雨が土壌中に水分量としてどれだけ貯まっているかを，タンクモデル水位の合計を用いて指数化したものである．本研究では60分間積算雨量を，3段タンクモデルに入力して算出した．

(3) 土砂災害発生箇所データ

土砂災害発生箇所データとして，山梨県県土整備部砂防課と静岡県交通基盤部河川砂防局砂防課による土砂災害報告一覧を用いた．本研究では平野と同様に，3次メッシュ区画における土砂災害発生の有無について，「土砂災害発生報告なし」を0，「土砂災害発生報告あり」を1としてダミー変数への変更を行った．

3. 土砂災害危険度推定手法

(1) 深層ニューラルネットワークの入力・教師データ

本研究では平野[2]に基づき，素因47項目と誘因2項目を後述の深層ニューラルネットワークの入力データとし，山梨県と静岡県における土砂災害報告一覧から作成した教師データを用いた．

また，平野[2]に基づき，学習過程におけるデータ選別を行った．対象地域のすべてのセルにおいて「災害なし」の確認が行えていないので，報告書に記載がないセルをすべて「災害発生報告なし」と扱うと信頼度の低い「災害発生報告なし」を教師データに用いることになる．そこで，過去土砂災害が発生したセルと教師データ作成に用いる事例で土砂災害が発生したセルのみを抽出し，それ以外を排して教師データの作成を行った．

(2) 深層ニューラルネットワークの設定

本研究では平野[2]と同様に，全結合型深層ニューラルネットワークを用いた．入力層，中間層（3層），出力層で構築されている．最適化手法としてはSGDを用い，学習率は0.0005に設定し，バッチサイズは100，エポック数は300に設定した．本研究では災害の有無という2値分類を行っているので，損失関数はBinary Cross-Entropyを用いた．活性化関数としては正規化線形関数(ReLU: rectified linear unit)を用いた．

本研究では，機械学習における学習・検証過程では誘因データとして2007年9月6日22時（台風9号）と2011年9月21日15時（台風15号）における60分間積算雨量，土壌雨量指数を用いた．また，2011年9月3日14時（台風12号）の誘因データを閾値決定に用い，推論過程では平野[2]が検討した2019年10月12日17時（台風19号）に加えて，新たに2022年9月23日23時（台風15号）の誘因データも用いた．各過程で用いた台風事例の発生日時を表-1に示した．

学習・検証過程ではK-分割交差検証を用い，今回はデータを10分割し，9セットを学習に，残りの1セットをテストに用いた．10セットすべてでテストを行い，テストの都度モデルを保存した．学習と検証におけるloss値とacc値は，各モデルの平均値を採用した．推論過程では，対象領域すべての入力データをセル毎に入力し，保存した10個の重みを用いた深層ニューラルネットワーク計算結果を平均して出力結果とした．

表-1 学習・閾値決定・推論で用いた台風・土砂災害の発生日時

	年	月	日	時刻(JST)
学習過程	2007	09	06	22
	2011	09	21	15
閾値決定	2011	09	03	14
推論過程	2019	10	12	17
	2022	09	23	23

4. 土砂災害危険度推定手法の評価

(1) 土砂災害危険度への変換と評価指標

閾値決定・推論過程における深層ニューラルネットワーク出力値について，0～1の連続てきな値を土砂災害危険度が「高い」と「高くない」の2値に分類する必要がある．そこで，閾値を設けて閾値以上の出力を「土砂災害危険度が高い」と判定し，閾値以下の出力を「土砂災害危険度が高くない」と判定する．

閾値決定過程では2011年9月3日台風12号に対して推論を行い，各市町村で危険度が高いと判定されたメッシュと災害発生の有無を比較し，見逃しが生じない最大の値を0.01刻みで設定した結果，0.29を閾値とした．

また，土砂災害危険度の定量的評価を行うにあたって，市町村ごとに危険と判定されたメッシュと災害発生の有無を比較して混同行列（表-2）を作成した．危険度が高いと判定されて実際に土砂災害が報告された場合を真陽性(True Positive : TP)，に土砂災害が報告されていない場合を真陰性(True Negative : TN)とする[3]．

また，危険度が高くないと判定されて実際に土砂災害が報告された場合を偽陽性(False Positive : FP)，土砂災害が報告されない場合を偽陰性(False Negative : FN)とする．真陽性は「災害あり的中」，真陰性は「災害なし的中」，偽陽性は「見逃し」，偽陰性は「空振り」を表す．

評価指標として，真陽性と真陰性の割合を示すACC (Accuracy : 正解率)，真陽性と偽陽性の合計に対する偽陽性の割合を示すFAR (False Alarm Rate: 空振り率)，真陰性と偽陰性の合計に対する偽陰性の割合を示すFNR (False Negative Rate: 見逃し率)，真陰性を除外した正解率を示すCSI (Critical Success Index)の4つを用いる．

$$ACC = (TP+TN) / (TP+FP+FN+TN) \quad (1)$$

$$FNR = FN / (TP+FN) \quad (2)$$

$$FAR = FP/(TP+FP) \quad (3)$$

$$CSI = TP / (TP+FP+FN) \quad (4)$$

表-2 本研究で用いる混同行列

災害発生の有無 (実測値と推定値)		実測値 あり	(災害発生報告) なし
推定値 (出力値)	あり	TP：災害あり的中	FP：空振り
	なし	FN：見逃し	TN：災害なし的中

(2) 土砂災害危険度推定の定量的評価

平野[2]は2019年10月12日（台風19号）事例へ構築した土砂災害危険度現況推定手法を適用して推論・定量的評価を行った．2019年台風19号事例ではACC（正解率）が0.55，CSIが0.13，FNR（見逃し率）は0.00であった．本研究では，推論過程へ2022年9月23日の台風15号事例を追加し，推論・定量的評価を行った．2022年台風15号事例の災害発生箇所を図-1に示す．結果として，2022年台風15号事例では，ACC（正解率）が0.54，CSIが0.11，FNR（見逃し率）は0.00であった．いずれの事例でも見逃し率が0.00であった一方，FAR（空振り率）は2019年台風19号事例では0.86，2022年台風15号事例では0.88であった．

以上2事例の混同行列における要素数を表-3に，性能指標の値を表-4に示す．また，混同行列に基づく行政単位区域での定量的評価結果を図-2に示す．2022年台風15号事例は土砂災害危険度現況推定手法において学習や閾値決定に用いていない未知の事例である．そのような事例を用いたが，ACCとCSIのスコアは2019年台風19号事例と同等であった．また，見逃しの発生もなかった．このことは，本研究で用いた土砂災害危険度現況推定手法の妥当性を指示する結果と考えられる．

表-3 推論過程の混同行列おける各要素

事例	閾値	災害あり的中	災害なし的中	空振り	見逃し
2019/10/12	0.29	5	34	31	0
2022/09/23	0.29	4	34	32	0

表-4 推論過程における各性能指標の値

事例	ACC	FAR	FNR	CSI
2019/10/12	0.55	0.86	0.00	0.13
2022/09/23	0.54	0.88	0.00	0.11

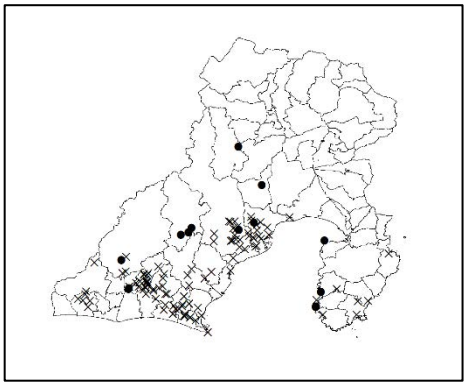


図-1 2022年台風15号の災害発生箇所
（●：土石流，×：がけ崩れ）

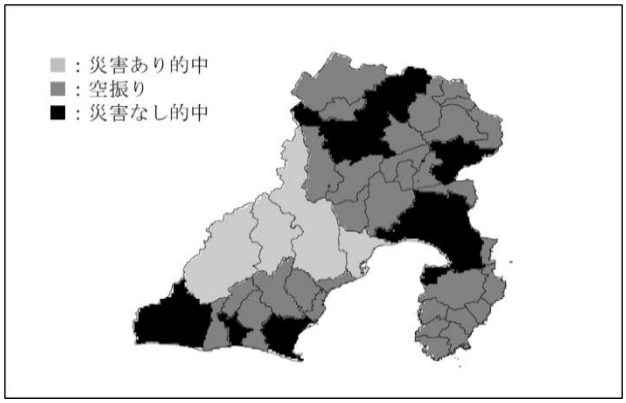


図-2　行政単位区域での定量的評価

5. まとめ

本研究では，静岡県に大きな被害をもたらした2022年台風15号を含む事例に素因と誘因を考慮した土砂災害危険度推定手法を適用した．学習・検証過程と別事例で閾値を決定し，その閾値を用いて学習・検証・閾値決定と異なる事例で危険度推定を行った．ニューラルネットワーク出力値と閾値を基に2クラス分類を行い，混同行列に基づき性能指標を算出して評価した．

新たな事例として2022年台風15号事例を用いて推論と定量的評価を行った結果，災害発生の見逃しはなく，ACCとCSIのスコアが平野による2019年台風15号事例と同等となった．このことから本研究で用いた土砂災害危険度現況推定手法の妥当性が示唆され，土砂災害被害軽減への活用に向けたさらなる改良が期待される．

謝辞：本研究は山梨大学大学院医工農総合教育部　野村俊介氏，平野英孝氏の修士論文において作成されました．本研究では山梨県県土整備部砂防課様，静岡県交通基盤部河川砂防局砂防課様より土砂災害報告についてご提供いただきました．また，京都大学生存圏研究所が運営する生存圏データベースによって収集・配布された全国合成レーダーGPV（http://database.rish.kyoto-u.ac.jp）を利用させていただきました．また，山梨大学 黒田晴氏，長谷川浩朗氏，大槻順朗助教，松浦拓哉助教には多くのご助言をいただきました．そして，株式会社サンポーによる研究助成，科研費 基盤研究（B）19H02246，20H02258，19H01378，JST RISTEX JPMJRX21I7（代表：山梨大学 西田継教授），山梨大学スマート社会基盤創造研究ユニット，名古屋大学 HPC 計算科学連携研究プロジェクト，「富岳」機動的課題（一般）課題番号：hp210291 の支援を受けました．ここに感謝の意を表します．

NOTES

注1）国土交通省　九州地方整備局　八代河川国道事務 所 球磨川水害伝承記，https://kumariver-r0207archive.jp/ , 2023 年 07 月 15 日閲覧.

注2）静岡県: 台風第 19 号による被害状況について(第 23 報)https://www.pref.shizuoka.jp/_res/projects/default_project/_page_/001/035/877/houdou-teikyou23.pdf , 2023 年 7 月 14 日閲覧.

注3）静岡県：台風第 19 号による被害状況について(第 13 報)https://www.pref.shizuoka.jp/_res/projects/default_project/_page_/001/043/687/houdouteikyou0927800.pdf, 2023 年 7 月 25 日閲覧.

注4）土砂災害警戒情報・土砂キキクル（大雨警報（土砂災害）の危険度分布）https://www.jma.go.jp/jma/kishou/know/bosai/doshakeikai.html#b , 2023 年 07 月 15 日閲覧.

REFERENCES

1) 平野 英孝, 相馬 一義, 宮本 崇, 石平 博, 馬籠 純, 黒田 晴, 倉上 健: 富士川周辺地域における素因と誘因を考慮した土砂災害危険度現況推定手法の構築, AI・データサイエンス論文集，3(J2), pp. 339-345, https://doi.org/10.11532/jsceiii.3.J2_339, 2022. [Hirano H., Souma K., Miyamoto T., Ishidaira H., Magome J., Kuroda S., Kurakami T.: Estimation and validation of sediment disaster risk around the Fuji river basin considering trigger and inherent factors, Artificial Intelligence and Data Science, 3(J2), pp. 339-345, 2022.]

2) 平野英孝: 素因と誘因を考慮した機械学習による土砂災害危険度現況推定手法の改良に関する研究, 山梨大学修士論文, pp.35, 2022. [Hirano H.：A Study on Improvement of Estimation Method of Landslide Hazard Risk Status by Machine Learning Considering Inherent factors and Trigger factors, University of Yamanashi master's thesis, pp. 35, 2022.]

3) 古田均，北原武嗣，野村泰稔，宮本崇，一言正之，伊藤真一，広兼道幸，高橋亨輔: AI×防災, pp. 8 電気書院，2022. [Huruta H., Kitahara T., Nomura Y., Miyamoto T., Hitokoto M., Ito S., Hirokane M., Takahashi K.: AI×Disaster Prevention, p. 8, denki-shoin, 2022.]

巣籠悠輔: 詳解ディープラーニング第 2 版, pp. 141-142, マイナビ, 2019. [Shugome Y.：Deep Learning in Detail, 2nd Edition, pp. 141-142, 2019.]