

令和 6 年 6 月 10 日現在

機関番号：12501

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2021～2023

課題番号：21K04606

研究課題名（和文）発災後1時期の光学衛星画像とAIを用いた土砂災害の自動検出と分類

研究課題名（英文）Automatic detection and classification of landslides using AI model and post-event optical satellite imagery

研究代表者

劉 ウェン（Liu, Wen）

千葉大学・大学院工学研究院・准教授

研究者番号：60733128

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,200,000円

研究成果の概要（和文）：2018年7月豪雨による広島県の土砂崩壊データと2018年北海道胆振東部地震による土砂崩壊データを整備した。標高モデルや地質データなどを用いた機械学習による土砂崩壊発生の予測モデルを構築し、2つの災害に適用し、75%程度の予測精度が得られた。また、事後の衛星光学画像から土砂崩壊箇所の形状・範囲を検出できる深層学習モデルを構築した。77%の土砂崩壊域が検出され、モデルの正解率が92%であった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究では、2018年7月の広島県豪雨と2018年北海道胆振東部地震による土砂崩壊箇所のデータを整備し、それぞれの災害を予測するモデルを構築した。これらの研究成果は査読雑誌に掲載された。作成した土砂災害輪郭データを広く公開することで、今後の土砂災害発生要因の解明と機械学習などの検出手法の発展に貢献する。

また、土砂崩壊域の形状・範囲を検出できる深層学習モデルも構築した。地域安全学会と土木学会年次に成果を発表する。このモデルは土砂移動の要因を考慮せず、事後光学衛星画像のみを使用して土砂崩壊を検出するもので、大規模災害時の情報収集・緊急対応に大きく貢献するものと期待できる。

研究成果の概要（英文）：We aligned the landslide data due to the July 2018 torrential rainfall in Hiroshima Prefecture, and that due to the 2018 Hokkaido Eastern Iburu earthquake in Hokkaido Prefecture. Using machine learning techniques, two predictive models for landslides were developed. These models incorporated various types of data such as elevation models, geological information, and either rainfall or seismic motion data. When tested on the respective disasters, these models demonstrated an overall accuracy of approximately 75%.

Additionally, a deep learning model was created to identify the shape and extent of landslide areas using post-event satellite optical images. This model successfully detected 77% of the landslide areas with an accuracy rate of 92%.

研究分野：防災工学

キーワード：土砂災害 機械学習 衛星光学画像

1. 研究開始当初の背景

近年豪雨や地震により引き起こされる土石流、地すべり、かげ崩れといった土砂災害は、世界各地で頻発し、多くの物的被害や人的被害が生じている。日本では過去10年間(2010年～2019年)に年平均で1,476件の土砂災害が発生している。土砂災害箇所の把握は、早期の復旧計画や防災施設整備、ハザードマップ作成に欠かせない重要な情報である。

人工衛星や航空写真からのリモートセンシングは、広範囲にわたる被災地域の観測が可能で、地上からのアクセスが困難な地域の被害把握に極めて有効である。土砂災害においては、航空写真の目視判読のほか、航空レーザー計測(Lidar)データの利用や、光学衛星画像と合成開口レーダ(SAR)衛星画像を用いた土砂移動箇所の抽出が行われている。高精度のLidarは、撮影コストが高くデータが限られている。2時期の光学衛星画像を用いた抽出結果は、天候・季節と事前の土地被覆に影響されやすい。一方、SARは気象条件の影響を受けないため、水災害の抽出によく使用されているが、山間部では地形による影響が大きい。これらの原因で、これまでのリモートセンシングデータによる土砂災害の検出精度は80%程度であった。また、技術者による閾値の決定を必要とし、他の災害への適用性が低いという問題点がある。そのため、現在でも主に航空写真を用いた土砂災害箇所の目視判読が行われて、膨大な人力と時間を要している。

コンピューターが自ら大量のデータを学習し、分類や予測を遂行するモデルを自動的に構築する機械学習技術は、近年目覚ましい進歩を遂げている。土砂崩壊機構の解明や危険地域の予測にも機械学習が使用されている。一方、機械学習のひとつである深層学習は、90%の高精度で画像識別を可能とした。深層学習による建物被災データを用いた被害の自動判定は行われているが、土砂崩壊箇所の抽出に関する研究は極めて少ない。高精度の深層学習には「何万」単位のデータを要し、これまで学習に必要なデータが揃わなかった。

2. 研究の目的

本研究は、深層学習を用いて、従来手法以上の精度で土砂災害の自動検出を実現するために、①過去の土砂災害データの整備、②深層学習による高精度の土砂崩壊検出モデルの構築、の2つを目的としていた。

光学衛星画像は撮影範囲が広く近赤外バンドを有するため、広域災害における高精度の被害検出に適している。安価な商業衛星SPOT画像と国土地理院の判読結果を用いて、衛星画像に一致する過去災害の高精度の土砂崩壊輪郭データを作成する。さらに、必要な現地調査データとマルチセンサ画像を使って、独自性の高い土砂災害データの構築がする。

さらに、作成した土砂災害データとマルチ光学衛星画像を学習し、機械学習モデルを構築する。土砂移動の要因を考慮せず、複数の豪雨と地震災害による土砂崩壊を学習することで、汎用性のある検出モデルが作成する。

3. 研究の方法

2018年7月豪雨と2018年北海道胆振東部地震を対象とし、土砂崩壊輪郭データを作成する。対象地域は5000km²以上、北海道、本州を含み、地域性を考慮できる。災害前後に撮影された良好なSPOTオルソ画像を入手した。国土地理院の判読結果を、SPOTオルソ画像を参照して、土砂崩壊輪郭の修正を行い、土砂災害データベールを作成した。

修正後の土砂崩壊輪郭データを用いて、標高や傾斜角などの地形データ、土壌や表層地質などの地質データ、土壌雨量指数または地震動(PGV)を説明変数の候補とし、土砂崩壊との相関関係をメッシュ単位で機械学習より確認した。また、事後の光学衛星画像を予測モデルに追加し、精度の変化を検証した。さらに、Marsk R-CNNというセグメンテーションを行える深層学習モデルを用いて、災害後の光学衛星画像と土砂崩壊輪郭データを学習し、土砂崩壊箇所の形状・範囲を検出できるモデルを構築した。

4. 研究成果

まずは、記録的な大雨によって広範囲に被害を与えた2018年7月豪雨のデータを使用し、土砂崩壊箇所の整備と豪雨の激甚化を考慮した土砂崩壊発生地点の予測モデル構築をした(雑誌論文(1))。土砂崩壊発生地点の分布データは、広島大学平成30年7月豪雨災害調査団(地理学グループ)が公開している平成30年7月豪雨による広島県の斜面崩壊の詳細分布図(第二報:最終報告)である。発災後に国土地理院が撮影した航空写真を判読し、斜面崩壊により土砂移動が生じた範囲をポリゴンデータとして整備したものである。このデータを用いることで、斜面崩壊の開始地点だけでなく、下流の土砂の移動範囲まで考慮することが可能となる。本データと発災後に撮影されたSPOT衛星画像の比較を行い、両者の整合性を目視で確認した。データの不整

合が見られた地点については、新たに土砂崩壊ポリゴンを追加するなどした。

機械学習の説明変数には、素因として、標高と傾斜角を、誘因として土壌雨量指数と時間雨量を用いた。使用データは 50 m メッシュごとに集約し、標高と傾斜角は、50 m メッシュ単位の最大値を説明変数に用いた。土壌雨量指数は最大値と時間差分の最大値を用いた。目的変数は、土砂崩壊発生地点の分布データをもとに、土砂崩壊ポリゴンを含まない 50 m メッシュを 0：非崩壊、土砂崩壊ポリゴンを含むメッシュを 1：崩壊とした。また、対象地域に含まれるメッシュのうち、項目ごとの数値において 1 つでも欠損している場合は、分析対象から除外した。その結果、広島県で 969,293 メッシュを得られた。機械学習の手法としてアンサンブル学習の 1 つであるランダムフォレストを用いた。全データ 969,293 メッシュを学習データとテストデータに 7：3 で分割し、学習データでモデルの構築を、テストデータでモデルの精度の検証を行う。分割の際は、学習データとテストデータの「崩壊」と「非崩壊」の割合が同程度になるように調整した。

土砂崩壊予測モデルのテストデータに対する精度検証を表 1 に示す。正答率が 0.72、再現率が 0.75 となり、比較的良好な結果が得られた。一方、適合率は 0.11 と低い数値となっており、実際は非崩壊であるメッシュをモデルが崩壊と予測した場合が多かったことが分かる。

図 1 はテストデータの予測結果を地図に表示したものである。青色が TN、黄色が FP、赤色が FN、緑色が TP を表す。図の中央から西側の範囲で、黄色 (FP) または緑色 (TP) のメッシュが多く、広範囲で崩壊箇所と予測されている。一方、中央から東側は黄色及び緑色のメッシュは少なく、中央から西側と比較すると赤色 (FN) のメッシュが目立ち、多くの崩壊を見逃していることが分かる。中央の拡大図に赤色のメッシュが存在することから、実際は土砂崩壊が発生している。しかし、当該地域は、黄色や緑色のメッシュがほとんど存在せず、崩壊は無いと判断している。このような結果となった原因として、拡大した地域は、崩壊と予測されたメッシュが多く分布している西側の地域と比較すると、説明変数の値が比較的小さいことが挙げられる。

表 1 2018 年 7 月豪雨による土砂崩壊箇テストデータの混同行列と予測精度

		予測	
		Negative (非崩壊)	Positive (崩壊)
実際	Negative (非崩壊)	200578	77004
	Positive (崩壊)	3294	9912

正答率	0.72	再現率	0.75
適合率	0.11	F 値	0.20

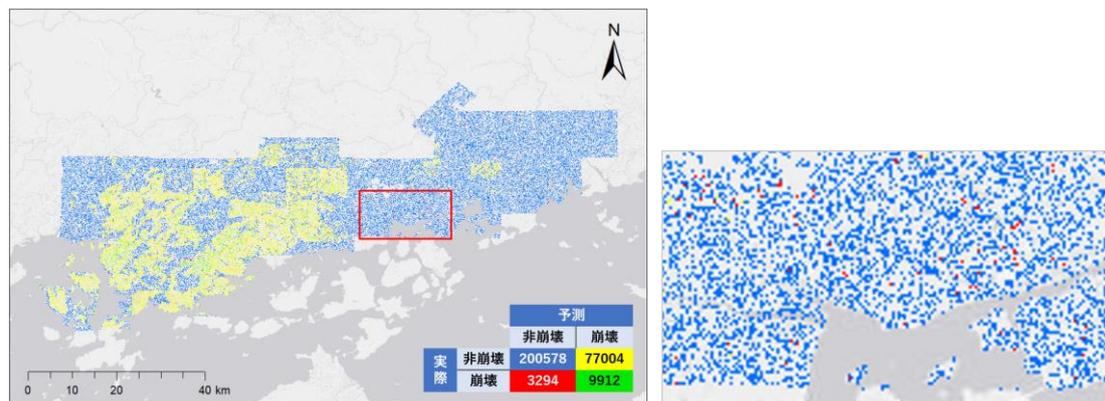


図 1 2018 年 7 月豪雨による広島県の土砂崩壊箇所の予測結果 (左) と赤枠内の拡大図 (右)

続きまして、2018 年北海道胆振東部地震による土砂崩壊データの整備を行った(雑誌論文(2))。国土地理院は、2018 年 9 月 6 日から 11 日にかけて撮影した空中写真から、「平成 30 年北海道胆振東部地震に伴う斜面崩壊・堆積分布図」を作成している。こちらのデータを用いて、2018 年 7 月豪雨と同様に機械学習による土砂崩壊箇所の予測を行った。説明変数は標高、傾斜角度のほか、地震度の最大速度 (PGV) と微地形区分を用いた。これを 5 次メッシュ (250 m メッシュ) 単位で集計し、22,954 メッシュを 3:1 の割合で学習データとテストデータに分けた。

さらに、2018 年 10 月 4 日に撮影された SPOT-7 光学衛星画像を購入し、地震後の正規化植生指数 (NDVI) を算出して、説明変数に加えた検討を行った。衛星光学画像の範囲は土砂崩壊データの範囲より狭いため、6,477 メッシュを 7:3 の割合で学習データとテストデータに分けた。

機械学習手法として、ロジスティック回帰、サポートベクターマシンとランダムフォレスト、3 つのモデルを構築した。全土砂崩壊データのテストデータにおける推定結果によると、ランダ

ムフォレストモデルの精度が最も高かった。正答率が 0.89, 「崩壊あり」の再現率が 0.67, 適合率が 0.69 であった。

また、事後の NDVI を説明変数に加えたモデルにおいても、ランダムフォレストモデルが最も高い精度が得られた。NDVI を追加することで、すべてのモデルにおいて精度の上昇が見られた。地震後光学衛星画像の有効性を示した。NDVI なしと NDVI ありのモデルの混同行列と精度評価を表 2 に示す。地図上に投影した土砂崩壊評価図を図 2 に示す。

表 2 2018 年北海道胆振東部地震における土砂崩壊推定モデルの混同行列と予測精度

		予測結果	
		崩壊あり	崩壊なし
実際データ	崩壊あり	773	137
	崩壊なし	202	508

		予測結果	
		崩壊あり	崩壊なし
実際データ	崩壊あり	779	131
	崩壊なし	88	622

	適合率	再現率	F値	MCC	正答率
崩壊あり	0.79	0.85	0.82	0.57	0.79
崩壊なし	0.79	0.72	0.75		

	適合率	再現率	F値	MCC	正答率
崩壊あり	0.90	0.86	0.88	0.73	0.86
崩壊なし	0.83	0.88	0.85		

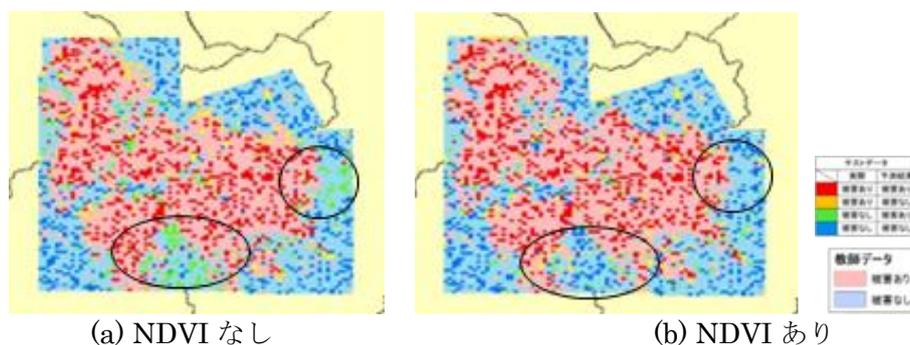


図 2 2018 年北海道胆振東部地震による土砂崩壊箇所の予測結果

最後に、深層学習手法の 1 つである Mask R-CNN を用いた Segmentation を行った (学会発表 (3)). Segmentation は画像上の全画素に対してクラス分類を行う手法であり、これにより土砂崩壊箇所の形状・範囲を検出することが可能である。

機械学習に用いた SPOT 衛星画像を正規化し、縦 256 画素、横 256 画素のメッシュで分割することで 1,985 枚の画像データを得た。また、株式会社地域環境計画が公開している土砂崩壊地と土砂堆積地マップを用いて、土砂崩壊データの改善を行った。衛星画像の撮影日と国土地理院の航空写真の撮影日が異なったため、台風による降雨で新たな土砂崩壊箇所を追加した。土砂崩壊データをに基づき、土砂崩壊箇所のマスク画像を作成し、正解データとした。衛星画像とマスク画像をペアとして 6:2:2 の割合で訓練、検証、テストデータに分割した。

100 エポック時点の学習モデルを最良のモデルとし、テストデータによる汎化性能の評価を行った。テストデータの全画素についての崩壊、非崩壊による混同行列と分類精度を表 3 に表す。深層学習モデルは光学衛星画像のみを使用し、これまでの光学衛星画像を使用しない土砂崩壊予測より良い精度が得られた。また、土砂崩壊箇所の形状と範囲を得られることで、事後光学衛星画像を用いた深層学習モデルの有効性を示した。山肌や影、畑を土砂崩壊箇所と誤検出してしまっているものがみられた。今後の改善策として、事前光学衛星画像の追加や影の補正が考えられる。

表 3 2018 年北海道胆振東部地震における Mask R-CNN モデルの混同行列と予測精度

		予測結果 (pixel)	
		崩壊領域	非崩壊領域
正解データ	崩壊領域	3640131	1085629
	非崩壊領域	955750	20336282

正答率	0.92	再現率	0.77	IoU	0.64
適合率	0.79	F 値	0.78		

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 2件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 2件）

1. 著者名 桑折 奎吾、劉 ウェン、丸山 喜久	4. 巻 3
2. 論文標題 機械学習に基づく豪雨による土砂崩壊発生地点の予測と説明可能AIによる予測結果の分析	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 AI・データサイエンス論文集	6. 最初と最後の頁 326～338
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.11532/jsceiii.3.J2_326	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

1. 著者名 XIE Haoyang、LIU Wen、MARUYAMA Yoshihisa	4. 巻 78
2. 論文標題 機械学習に基づく2018年北海道胆振東部地震における斜面崩壊の推定	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. A1 (Structural Engineering & Earthquake Engineering (SE/EE))	6. 最初と最後の頁 I_646～I_656
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.2208/jscejseee.78.4_I_646	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計6件（うち招待講演 1件/うち国際学会 1件）

1. 発表者名 W. Liu, Y. Maruyama, F. Yamazaki
2. 発表標題 Estimation of landslides due to the combined disaster of earthquake and heavy rainfall using multi-temporal LiDAR data
3. 学会等名 The IEEE 2023 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (招待講演)
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 劉ウェン、山崎文雄
2. 発表標題 多時期航空機レーザ計測データを用いた2018年北海道胆振東部地震における斜面崩壊の把握
3. 学会等名 日本リモートセンシング学会第75回学術講演会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 原恭也, 劉ウェン, 丸山喜久
2. 発表標題 衛星画像の深層学習による地震時の土砂崩壊判別モデルの構築
3. 学会等名 2023年度地域安全学会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 F. Yamazaki, W. Liu
2. 発表標題 Extraction of landslides in the Mw7.1 2021 Off-Fukushima earthquake from ALOS-2 L-band SAR intensity images
3. 学会等名 The 12th National Conference on Earthquake Engineering (国際学会)
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 劉ウェン, 丸山喜久, 山崎文雄
2. 発表標題 航空レーザ計測データを用いた2016年熊本地震と豪雨の複合災害による土砂移動域の検出
3. 学会等名 日本地震工学会第17回年次大会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 桑折奎吾, 丸山喜久, 劉ウェン
2. 発表標題 機械学習に基づく豪雨による土砂崩壊発生地点の予測
3. 学会等名 令和3年度土木学会全国大会第76回年次学術講演会
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
--	---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------