

機械学習による斜面崩壊危険度評価モデルの他地域への適用

環境防災研究室

小林 倫

大塚 悟, 福元 豊

1. はじめに

日本では2001年に土石災害防止法が制定されたことに伴い、斜面災害のソフト対策が推進され、近年ではAIを用いた斜面崩壊に関する研究が行われてきている。本研究室ではこれまで、異なるスケールの地形情報を用いた機械学習による斜面の崩壊予測を行い、その優位性を確認してきた。しかし、それらの検証はあくまで同地域における崩壊の有無の予測であり、他地域への適用については十分な検証が行われていない。モデルの実用化を考えると、過去に実際に発生した斜面崩壊のデータが整備されている地域に限られているため、学習データの存在する地域で作成したモデルを他地域で使用することが現実的といえる。本研究では、斜面崩壊危険度評価モデルの他地域への適用を目的とし、2段階からなる解析について多様な観点から検証を実施した。

2 Step1: 機械学習によるメッシュ単位での危険度評価

2.1 データ整備と概要

対象地域は平成23年7月に発生した新潟・福島豪雨において、崩壊の有無の調査が行われた新潟県魚沼地方を流れる魚野川流域であり、同範囲から5,000×5,000mの矩形をエリアA~Fとして6つ指定した。使用する解析範囲、地質や降雨量、地形量といった様々な観点から考察ができるよう選定した。目的変数が災害時の斜面の崩壊・非崩壊で、説明変数を変更した6つのモデルをエリアごとに作成し、エリアEをテストデータとして検証を行った。M01は1mメッシュのみの7項目（標高、傾斜角、曲率、断面曲率、平面曲率、起伏量、累積流量）、M02はM01に同項目の移動平均5m、移動平均10mの地形量を追加した21項目、M03はM02に3スケールの地上開度、地下開度、尾根谷度を追加した30項目である。M01'はM01から標高を除いた6項目、M02'はM02から3スケールの標高を除いた18項目、M03'はM03から3スケールの標高を除いた27項目となっている。公平を期すため、最もデータ数の少ないエリアEに合わせて学習データ数を統一している。分類手法はロジックであり、予測結果の評価は confusion matrix より算出した精度（崩壊と予測した中で実際に崩壊だった割合）と真陽性率（実際の崩壊を崩壊と予測できた割合）を用いた。エリアEとの関係として、エリアA, D, Fは地質・地形量とも類似しており、エリアB, Cは地質も地形量も乖離している。

2.2 Step1の解析結果

解析結果を表1に示す。なお、エリアEのみ同地域での検証結果となる。標高の有無に関係なく多くのモデルにおいて、同地域での説明変数を増やすほど精度と真陽性率とも向上する。一方で、他地域での精度が向上し、真陽性率が低下する傾向がみられた。危険度評価値の平均値（0:安全, 1:危険）に着目すると、説明変数が増えるほど値が低下している。本研究で扱うデータは、非崩壊が崩壊よりも極端に多いため、説明変数を増やしたことで非崩壊を正しく予測できるようになったと考えられる。崩壊と非崩壊の平均値の差が最も大きいM03, M03'は、他のモデルよりもメリハリのある危険度評価を行うモデルといえる。

標高の有無による比較では、標高を含むM01のモデルにおいて、エリアA, B, Dでは予測を正常に実施できない範囲が存在した(図-1)。この要因として、エリアによる標高の分布範囲の相違が考えられる。検証エリアであるエリアEの標高と比較して、エリアA, Bは標高が低く、エリアDは標高が高いという特徴がある。したがって、学習データに含まれていない標高値を持つ地点の予

測が全くできておらず、全てを非崩壊としてしまっている。この問題についてはM02, M03と複数のスケールの地形情報を追加したことで、標高以外の地形量から総合的に判定できるようになり、改善されることを確認した。一方で、エリアC, FはエリアEと標高が比較的類似しているため、M01時点でも全域で崩壊予測を実施することができている。しかし、M03においても真陽性率が20%未満なエリアも存在するなど、崩壊の見逃しが多く傾向がみられた。エリアEと地形量が類似しているエリアFに関しては、精度67.3%、真陽性率44.2%と、他のエリアよりも良好な性能を示した。

標高を含まないM01'~M03'は標高を含むM01~M03と比較して、基本的に精度が低下し、真陽性率が向上する。精度が低いものの、標高を除外したことで、M01時点でも検証エリア全域で危険度予測を実施できるようになった。また、標高を含むモデルと同様に地形量が類似しているエリアA, Fは、他のエリアよりも比較的良い結果を示し、エリアFのM03'では精度64.6%、真陽性率52.2%となっている。上述の通り、他地域においては標高を除外すると精度が低下し、真陽性率が向上する傾向がみられた。精度の低下量と真陽性率の上昇量を比較すると、真陽性率の上昇量の方が大きいことが分かる。したがって、標高を除外することは効果的である。しかし、同地域での結果と比較すると、その性能はまだ不十分といえる。

表-1 Step1: エリアEにおける他地域での検証結果

学習エリア	モデル	危険度評価の平均値		精度	真陽性率
		崩壊	非崩壊		
標高を含むモデル					
A	M01	0.337	0.277	56.5%	29.8%
	M02	0.389	0.341	62.9%	22.3%
	M03	0.328	0.261	64.9%	16.9%
B	M01	0.329	0.253	64.8%	27.7%
	M02	0.465	0.434	56.9%	39.0%
	M03	0.454	0.418	54.0%	42.6%
C	M01	0.481	0.453	53.5%	50.8%
	M02	0.450	0.395	59.1%	38.3%
	M03	0.351	0.268	64.4%	22.4%
D	M01	0.373	0.414	43.7%	30.7%
	M02	0.395	0.394	46.7%	26.3%
	M03	0.321	0.265	61.4%	16.0%
E (同地域)	M01	0.601	0.412	65.5%	69.1%
	M02	0.736	0.295	83.1%	89.2%
	M03	0.823	0.216	89.4%	96.2%
F	M01	0.498	0.456	55.2%	50.4%
	M02	0.501	0.398	63.0%	52.0%
	M03	0.459	0.314	67.3%	44.2%
標高を含まないモデル					
A	M01'	0.512	0.498	51.3%	55.7%
	M02'	0.507	0.470	55.5%	56.7%
	M03'	0.466	0.373	62.7%	47.1%
B	M01'	0.525	0.520	50.4%	63.9%
	M02'	0.520	0.514	50.0%	62.5%
	M03'	0.511	0.474	54.0%	59.4%
C	M01'	0.519	0.512	50.4%	63.3%
	M02'	0.510	0.479	54.4%	58.5%
	M03'	0.471	0.382	60.0%	49.4%
D	M01'	0.497	0.495	50.2%	53.6%
	M02'	0.490	0.479	51.1%	50.4%
	M03'	0.479	0.441	55.2%	48.3%
E (同地域)	M01'	0.519	0.484	53.3%	56.3%
	M02'	0.607	0.403	68.4%	75.6%
	M03'	0.705	0.318	79.9%	88.8%
F	M01'	0.506	0.490	51.8%	53.6%
	M02'	0.518	0.435	60.6%	57.0%
	M03'	0.502	0.368	64.6%	52.2%

2.3 標高値の加工

前節で示したように他地域において標高の分布が異なる場合、正しく崩壊予測ができない。しかし、分類における標高の重要度は高く、同地域では標高を除外すると全ての評価指標において性能が低下した。ここでは、標高を他地域でも使用できるように加工した際の性能を調査する。エリアEと標高以外の地形量が類似しているエリアAを対象とし、3スケールの標高に対して、それぞれの最大値で除すといった処理を行った。この処理により、両エリアともに全てのスケールの標高が0-1の範囲の値をとることになる。その他の条件についてはM03と同様である。結果を表2に示す。標高をそのまま使用したM03と比較すると、精度は25%、真陽性率は17.7%上昇した。偽陽性率の上昇量が7.6%であることから、M03よりも崩壊を正しく判定できるようになったと考えられる。したがって、標高値を加工することは効果的である。しかし、M03'よりも真陽性率が低い。性能が不十分であり今後も検証が必要といえる。標準化のように平均値を考慮した加工を行うことで、エリアによる標高の分布範囲の相違をさらに改善できる可能性がある。また、標高以外の地形量についても各エリアで特徴が異なるため、全ての地形量を標準化するという検証も必要である。

3 Step2: 画像認識による斜面崩壊ブロックの抽出

3.1 画像認識手法と各種データの概要

Step1の危険度評価はメッシュごとに行われるため、明らかに危険なエリアの中で安全と評価されたデータが混在してしまう問題がある。これを解決するために、Step2ではStep1の解析結果を用いた画像認識を実施し、崩壊危険箇所をブロック単位で抽出する。本研究では生成対称生成ネットワーク GAN の pix2pix を採用した。正確な画像は実際の崩壊データを二値画像化して使用し、入力画像はStep1で作成したM03による危険度評価値を画像化した。学習にはエリアAを指定し、エリアAでの検証による高精度な危険度評価値を用いる。画像サイズは64 pixel×64 pixelとし、崩壊を1%以上含む画像480ペアを使用した。検証にはエリアEを指定し、エリアAで作成した画像生成モデルをエリアEで検証するに当たり、テストデータに同地域モデルで作成した高精度な危険度評価値を使用するCase1と、他地域モデルで作成した精度の低い危険度評価値を使用したCase2の2つを用意した。

3.2 Step2の検証結果

検証結果を表3に、生成画像を図2に示す。Case1は精度97.8%、真陽性率81.9%と高水準な値を示した。生成画像を見てみても、崩壊を捉えて大きなブロックを抽出していることが分かる。一方でCase2は精度82.2%、真陽性率6.9%となった。Case1と比較すると、真陽性率が75%低下しており、その差は明らかである。生成画像を見てみても、崩壊を捉えられている画像も何枚かは存在するものの、多くの画像において崩壊を捕捉できておらず、異なる箇所を崩壊ブロックとして抽出してしまう傾向がみられる。これは入力に使用する危険度評価値の時点で、崩壊箇所を捉えられていないことが要因である。したがって、Step2における他地域への適用は、高精度な危険度評価値を入力した場合のみ可能といえる。

4 まとめ

本研究では、斜面崩壊危険度評価モデルの他地域への適用を目的に、特徴の異なる6つのエリアでモデルを構築し、Step1, Step2両方の検証を行った。Step1では、他地域においても複数のスケールの地形情報を入力し、開度・尾根谷度を追加したモデルが適している、標高を除外することで真陽性率が大きく向上する、検証エリアと地形量が類似しているエリアのモデルは性能が比較的良好である、という結果を得た。Step2では、他地域で作成した画像生成モデルは、

高精度な危険度評価値を入力した場合のみ適用可能という結論となった。したがって、Step1において、より高精度な予測を実施することが求められる。他地域への適用は地形量が類似していることが重要と考えられるが、同地域で予測した結果と比較するとその性能が非常に低い。他地域における高精度な予測を実現するため、今後も検証を続ける必要がある。

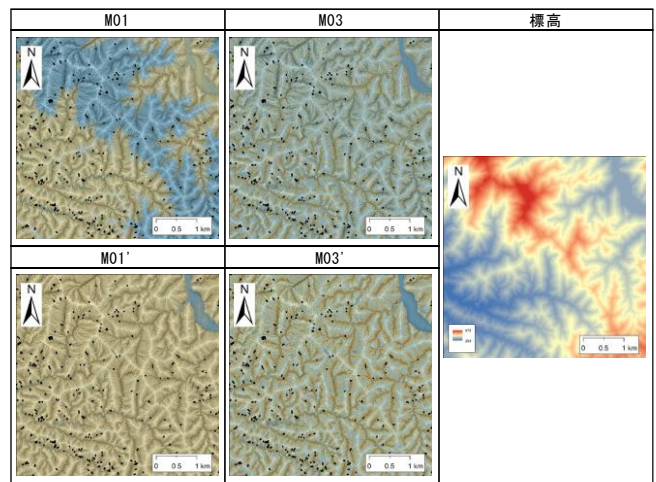


図-1 各モデルの危険度評価(エリアA)と標高(エリアE)

表-2 標高値の加工による検証結果

	正解率	精度	真陽性率	真陰性率	偽陽性率	偽陰性率
標高値加工	83.2%	67.4%	34.6%	83.3%	16.7%	65.4%
M03	90.8%	64.9%	16.9%	90.9%	9.1%	83.1%
M03'	71.9%	62.7%	47.1%	72.0%	28.0%	52.9%

表-3 Step2: 各Caseの検証結果

	正解率	精度	真陽性率	真陰性率	偽陽性率	偽陰性率
Case1	98.0%	97.8%	81.9%	98.1%	1.9%	18.1%
Case2	98.0%	82.2%	6.9%	98.5%	1.5%	93.1%

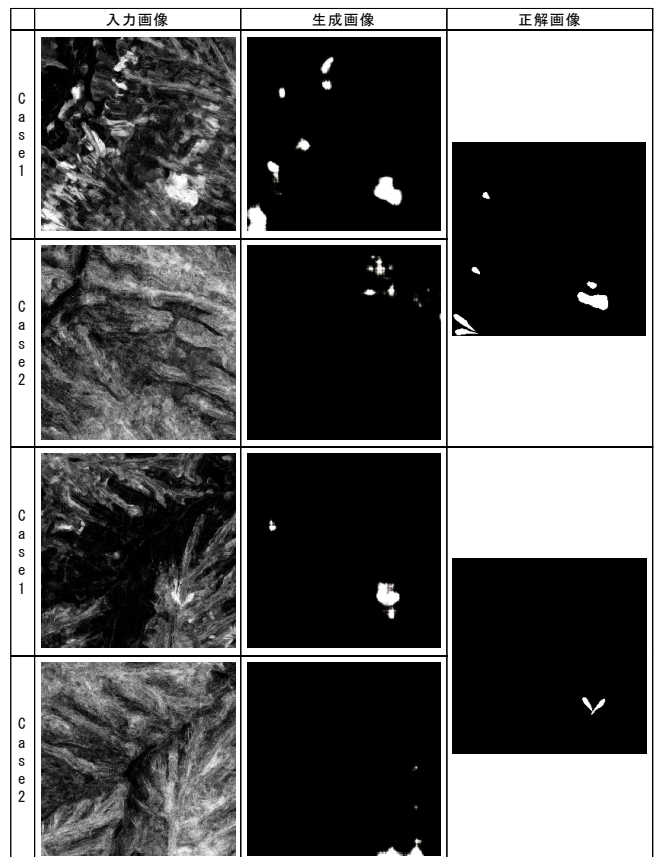


図-2 Step2: 各Caseの入力画像及び生成画像