

H23 新潟・福島豪雨災害事例を用いた斜面の AI 広域危険度予測

長岡技術科学大学 学生会員 ○小林 倫
長岡技術科学大学 非会員 會川健朗
長岡技術科学大学 会員 大塚 悟, 福元 豊

1. はじめに

日本では2001年に土砂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 を用いた豪雨や地震による斜面崩壊に関する研究が行われてきている。しかし、それらの多くは斜面の属性(標高、傾斜、地質等)を DEM の要素毎に評価して、崩壊および非崩壊との相関を解析するものである。斜面の崩壊規模に着目してみると、大規模な崩壊はマクロスケールの地形の影響を受け、小規模な崩壊はミクروسケールの地形の影響を受けると思われる。従って、メッシュ単位で崩壊現象との関連を調査する従来の手法は斜面の崩壊特性を正確に反映しないという問題がある。また、出力結果もモザイク絵画のように危険個所と安全個所が混在するため、工学的利用が限定されてしまう。そこで本研究では、様々なスケールの斜面の地形的要因を危険度評価に取り入れた予測を実施し、危険斜面を抽出するとともに、その危険度を評価する解析手法の開発を行う。

2. 対象地域

本研究で使用するデータは、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(図 1)のものである。1m メッシュで図の範囲内の領域を全て扱うとデータ数が膨大になってしまうため、さらに範囲を限定した図中の矩形部を今回の対象地域とした。地質は大部分を深成岩類が占めており、総雨量は 500mm 前後である。矩形部の範囲が狭く、降雨量や地質に変化があまりみられないため、今回の AI による解析では使用しないこととした。崩壊面積は最小が 3.5m²、最大が 24,319m²となっている。

3. 斜面の崩壊危険度予測方法

本研究では、AI を用いた 2 段階の解析を行う。Step1 では崩壊の規模による特性を考慮するために、異なる

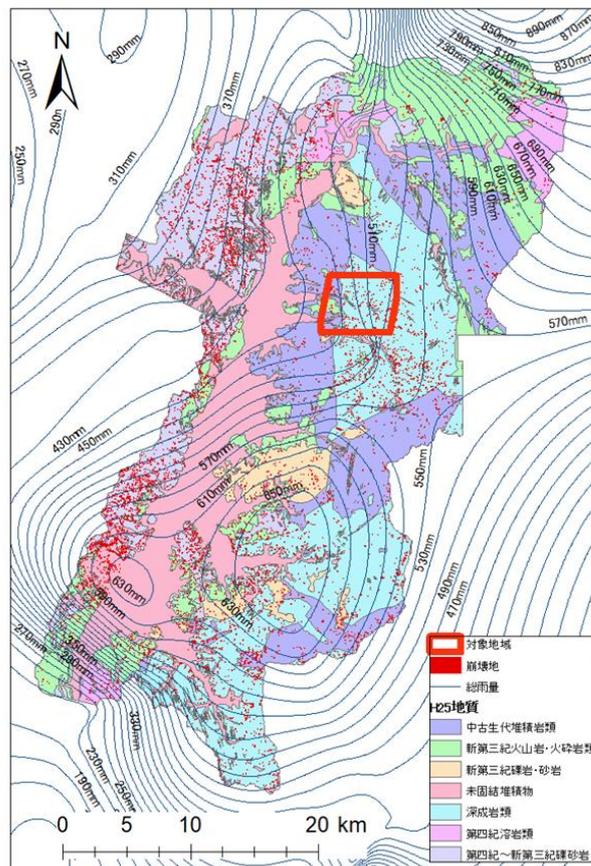


図 1 調査地域の地質と総雨量

るスケールの地形的情報を用いた解析を実施し、従来の特定のスケールの情報のみを入力した解析の結果と比較することで、予測精度にどの程度変化が生じるかを検証する。また、Step1 の危険度予測の結果では、危険度の高いエリアの中に安全と判定されたデータが混ざり、モザイク絵画ようになってしまう問題がある。そこで Step2 では、Step1 の危険度予測結果を用いた画像認識を実施し、崩壊危険個所をブロック単位で抽出できないか検討を行う。解析結果に対する AI 画像認識は従来にない応用で新規的な取り組みである。

3.1 Step1 の解析手法

Step1 では、目的変数を災害時の崩壊・非崩壊の事象とし、以下の 3 つの条件で解析を行った。

① 一般解析

従来の解析手法である一般解析では、説明変数を1mメッシュの標高、傾斜角、曲率、断面曲率、平面曲率、起伏量、累積流量の7項目とした。

② 崩壊規模による特性を考慮した解析

様々なスケールの斜面の地形的要因を考慮するため、①に同項目の移動平均5mの情報を含むデータを7項目、移動平均10mの情報を含むデータを7項目加えた、計21項目を説明変数とした。

③ 開度を用いた解析

開度とは当該地域が周囲に比べて地上に突き出ている程度及び地下に食い込んでいる程度を数量化したものである。説明変数は②に1mメッシュ、移動平均5m、移動平均10mごとの地上開度、地下開度、尾根谷度を加えた30項目とした。ここで、尾根谷度とは尾根か谷かを示す指標であり、地上開度・地下開度から求めることができる。

上記のデータはArcGIS(ESRI社)を使用し、標高から算出可能である。ArcGISにて数値化したデータを、MATLABの機械学習ツールを用いて予測を行った。対象地域では、河川や池、湖などの調査不能な範囲を除いて、24,913,734サンプルのデータを取得した。そのうち崩壊データは、98,589サンプルであった。崩壊データのうち90,000サンプルを学習データとし、残りの8,589サンプルをテストデータとした。学習データのうち25%を検証データとして、ホールドアウト検証を行い、データが過学習を起こしていないことを確認した。

3.2 Step2の概要

Step2では、危険箇所と安全箇所が混在するStep1の危険度評価結果から、崩壊危険箇所をブロック単位で抽出することを目的とする。Step1で得られた結果より、ArcGISで0から1まで20段階に分けて色付けを行った画像を用いて画像認識を行った。処理の手法については、既存の画像を学習し、新たな画像を作り上げる敵対的生成ネットワークGANを用いた。GANで入力する画像のサイズは256pixel×

表1 Step1:解析手法ごとの解析結果

解析結果(%)	正解率	精度	真陽性率	真陰性率	偽陽性率	偽陰性率
①一般解析	59.8	60.3	57.3	62.3	37.7	42.7
②崩壊規模考慮	76.9	76.4	77.7	76.0	24.0	22.3
③開度使用	86.8	87.9	96.3	86.8	13.2	3.7

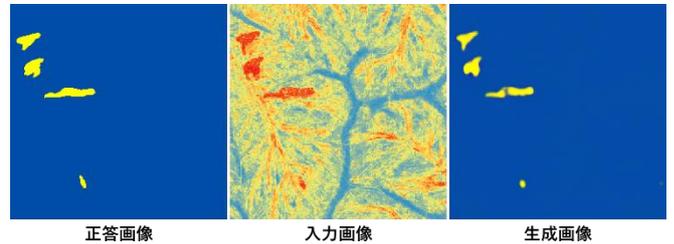


図2 Step2:画像認識による出力結果

256pixel, 入力枚数は190枚とした。

4. 解析結果

4.1 Step1の解析結果

Step1で行った3つの条件ごとの解析結果を表1に示す。①一般解析のAI評価の精度は約60%、②崩壊規模による特性を考慮した解析の精度は約76%、③開度を用いた解析の精度は約88%という結果となった。従来の一般解析よりもスケールの異なる地形情報を入力したモデルのほうが高精度であり、崩壊の規模によって異なる特性を上手く表現できた結果と思われる。また、開度を追加することでより精度が向上したことから、地域性に依存する標高の代わりとして使用することで、将来的に他地域へ導入する際の糸口となる可能性が示唆された。

4.2 Step2の解析結果

Step1で得られた危険度評価の画像を用いた画像認識についての結果を図2に示す。危険と判断された箇所である黄色やオレンジの部分と、本当に危険な箇所である赤色の部分を判別できていることが確認できる。今回、画像認識を行ったことで偽陽性個所の大部分について正しい予測ができ、崩壊箇所のみを表示する崩壊ブロックの抽出が可能になった。

謝辞

データを提供していただいた国土交通省北陸地方整備局湯沢砂防事務所および技術的な助言を頂いた北海道大学磯部公一先生に謝意を表します。