

機械学習を用いた広域危険度評価の最適化

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
東京電力 HD(株) 会員 岡 滋晃

1. はじめに

近年、日本各地において集中豪雨による各種土砂災害が多数発生している。最近10年余では、平成23年7月新潟及び福島豪雨、平成26年8月広島豪雨、平成30年7月豪雨(西日本豪雨)において発生した斜面災害により、多くの尊い命が失われた。雨量や地形、開発の状況によって被害の形態は様々であるが、土砂災害は急速破壊のために人災に直結する特徴がある。集中豪雨が多発する我が国において、斜面崩壊の個所をあらかじめ予測することは、防災の観点から非常に重要であると考えられる。

昨年までに片平らが行った研究結果¹⁾により、広域危険度評価に用いた1mメッシュのデータに、周囲5mの情報及び10mの巨視的な地形情報を加えることで斜面崩壊の予測精度が向上することが分かった。そこで本研究では、斜面の崩壊規模が有する地形的特徴に着目し、教師データの品質による斜面危険度評価への影響を調べる目的で、崩壊規模や斜面属性の計測方法が予測精度に及ぼす影響について検討した。

2. 対象範囲と使用データ

今回用いたデータは、平成23年7月新潟及び福島豪雨における崩壊調査が行われた範囲であり、新潟県魚沼市、南魚沼市の主な地域と長岡市、小千谷市の一部を含む山地である(図1 灰色部)。1mメッシュDEMでこの範囲を扱うには、データ数が非常に膨大であるため、図の範囲からさらに対象地域を絞った範囲(6,000×4,500m²)を今回の対象範囲とした(図1 太枠部)。当該地域の1mDEMは、国土交通省北陸地方整備局湯沢砂防事務所が2010年7月に作成したものをを用いている。

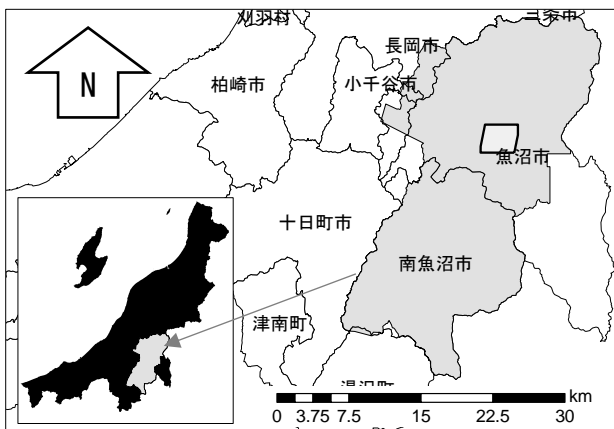


図1 調査地域及び対象範囲

3. 方法

3.1 GISによるデータ処理

1mDEMから周囲5m及び10mの情報をもつDEMを作成した(以後1mメッシュ、5mメッシュ、10mメッシュと記す)。ArcGISのSpatial Analystで提供されているサーフェスツール、水文解析ツールを用いて、(1)標高、(2)傾斜角、(3)曲率、(4)断面曲率、(5)平面曲率、(6)起伏量、(7)累積流量のデータを1m、5m、10mごとに作成した。

3.2 MATLABによる予測モデルの構築

ArcGISで数値化したデータについてMATLABの機械学習ツールを用いて予測を行った。今回は機械学習の分類手法であるバギング木を予測に使用した。応答変数は崩壊及び非崩壊の事象とした。対象範囲において崩壊データ(セル数)は98,589個、非崩壊データ(セル数)は24,815,145個抽出することができた。抽出された崩壊データを崩壊面積により大面積(439m²以上)、中面積(185–439m²)、小面積(185m²以下)の3つに分類し、次の4パターンの応答変数を作成した。

- A) Pattern1: すべての崩壊、
- B) Pattern2: 崩壊面積が185m²以下
- C) Pattern3: 崩壊面積が185–439m²
- D) Pattern4: 崩壊面積が439m²以上

尚、閾値は分類した崩壊データがおおよそ等量となるように定めており、小面積の崩壊データ数は30,906個、中面積の崩壊データ数は34,233個、大面積の崩壊データ数は33,406個である。また、予測子変数は上述した地形的特徴量(7項目×3)とし、次の4ケースの予測子変数を作成した。

- A) Case1: すべての特徴量を使用
- B) Case2: 1mメッシュの特徴量を使用
- C) Case3: 5mメッシュの特徴量を使用
- D) Case4: 10mメッシュの特徴量を使用

本稿では、4パターンの応答変数及び4ケースの予測子変数を分類学習し、計16種のモデルを作成した。今回は崩壊規模ごとに教師データを作成しており、その数は最大でも30,000程度となっている。Pattern1と比べてPattern2-4はデータ数が少なくなることから、比較のために全てのパターンにおいて教師データ数(崩壊、非崩壊)は(26,000個、26,000個)とした。テストデータ数はデータ

数を統一するために、(72,859 個, 24,789,145 個)とした。そのため、テストデータ数が教師データ数より多くなっている。

4. 予測結果

本研究では、機械学習において精度の検証に用いられることの多い混同行列を用いた(表 1)。混同行列の値から、正解率、精度、真陽性率、偽陰性率、真陰性率、偽陽性率の 6 つの指標によりモデルを評価する。表 2 に作成したモデルにおける分類性能の指標を示す。崩壊面積ごとに学習させた Pattern2~Pattern4 の傾向として、真陽性率及び偽陽性率は崩壊面積が大きくなるにつれて減少していることが読み取れる。また、真陽性率及び、偽陰性率は崩壊面積が大きくなるにつれて増加している。このことから、崩壊を面積ごとに学習させた Pattern2~Pattern4 は正解率こそ高いものの、データ数が多い非崩壊の判定に依存したものであり、崩壊の判定では見逃しが多いモデルであるといえる。一方、崩壊全体を学習させた Pattern1 は、真陽性率が高く、偽陰性率が低いことから、崩壊の判定での見逃しが少ないモデルであるといえる。特に偽陰性率は他との差が顕著に表れている。したがって、崩壊及び非崩壊の半別別には、崩壊全体を学習させたモデルが適しているといえる。特徴量による傾向として、真陽性率、真陰性率は Case1 と Case4 でほぼ同じ値であり、メッシュが細かくなるにつれて減少している。また、偽陰性率、偽陽性率については Case1 と Case4 はほぼ同じ値であり、メッシュが細かくなるにつれて増加していることが分かる。このことから、メッシュが細かくなるにつれて崩壊及び非崩壊の見逃しが多くなるといえる。これは、曲率などのメッシュサイズが小さくなるに伴って、地形表現力が低下するデータを特徴量として用いていることが考えられる。

5. 結論

本研究では、斜面の崩壊規模が有する地形的な特徴に着目し、崩壊面積や斜面属性の計測方法が予測精度に及ぼす影響について検討した。具体的には 4 パターンの応答変数及び 4 ケースの予測子変数を分類学習し、計 16 種のモデルを構築した。6 つの指標で評価した結果、教師データの斜面崩壊規模を分類した危険度評価を行うと、Pattern3 のデータが比較的に有効であったが、多様な規模の崩壊データの有効性と必要性が確認された。斜面の属性指標は 10m 代表値が有効な結果となったが、提案する混合指標の優位性が確認された。また、今回は教師データ及びテストデータとも同じ範囲を使用した。正解率は高くても 85% であった。これは、テストデータのメッシュの数値に教師データと完全に一致するものがないことと、崩壊と非崩壊の個所に明確な違いが表れていない可能性があると考えられる。今後は、種々のケーススタディを通して更なる調査を実施したい。

謝辞

データを提供頂いた国土交通省北陸地方整備局湯川河防事務所および、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。

参考文献

- 1) 片平耀哉ら：AI を用いた豪雨時の斜面災害の広域予測，土木学会関東支部新研究会研究調査発表会論文集，Vol.38，[3-206]，2020。

表 1 混同行列

| | | | |
|-----|------|----|-----|
| | 予測結果 | 崩壊 | 非崩壊 |
| 正解 | | | |
| 崩壊 | | TP | FN |
| 非崩壊 | | FP | TN |

表 2 作成したモデルにおける分類性能の指標

| 崩壊面積 | 正解率 (%) | | | | 真陽性率 (%) | | | | 偽陰性率 (%) | | | |
|----------|---------|-------|-------|-------|----------|-------|-------|-------|----------|-------|-------|-------|
| | case1 | case2 | case3 | case4 | case1 | case2 | case3 | case4 | case1 | case2 | case3 | case4 |
| Pattern1 | 72.0 | 61.7 | 66.4 | 71.6 | 72.8 | 55.6 | 63.1 | 72.3 | 27.2 | 44.4 | 36.9 | 27.7 |
| Pattern2 | 78.3 | 63.7 | 71.4 | 78.9 | 34.7 | 43.3 | 37.6 | 32.7 | 65.3 | 56.7 | 62.4 | 67.3 |
| Pattern3 | 82.9 | 66.7 | 75.9 | 82.5 | 34.4 | 42.9 | 37.0 | 33.6 | 65.6 | 57.1 | 63.0 | 66.4 |
| Pattern4 | 85.6 | 66.6 | 76.9 | 85.4 | 24.9 | 37.7 | 29.6 | 24.7 | 75.1 | 62.3 | 70.4 | 75.3 |

正解率=(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)，真陽性率=TP/(TP+FN)，偽陰性率=FN/(TP+FN)

| 崩壊面積 | 精度 (%) | | | | 真陰性率 (%) | | | | 偽陽性率 (%) | | | |
|----------|--------|-------|-------|-------|----------|-------|-------|-------|----------|-------|-------|-------|
| | case1 | case2 | case3 | case4 | case1 | case2 | case3 | case4 | case1 | case2 | case3 | case4 |
| Pattern1 | 72.3 | 59.2 | 65.3 | 71.8 | 72.0 | 61.7 | 66.4 | 71.6 | 28.0 | 38.3 | 33.6 | 28.4 |
| Pattern2 | 61.6 | 54.4 | 56.9 | 60.9 | 78.4 | 63.7 | 71.5 | 79.0 | 21.6 | 36.3 | 28.5 | 21.0 |
| Pattern3 | 67.0 | 56.4 | 60.7 | 65.9 | 83.1 | 66.8 | 76.1 | 82.6 | 16.9 | 33.2 | 23.9 | 17.4 |
| Pattern4 | 63.6 | 53.1 | 56.3 | 63.2 | 85.7 | 66.7 | 77.1 | 85.6 | 14.3 | 33.3 | 22.9 | 14.4 |

精度=TP/(TP+FP)，真陰性率=TN/(TN+FP)，偽陽性率=FP/(TN+FP)