

LP データを用いたニューラルネットワークによる斜面崩壊推定手法の検討

西日本高速道路株式会社	正会員	○久田 裕史
西日本高速道路株式会社	正会員	田山 聡
大阪大学	正会員	貝戸 清之
大阪大学	学生会員	石川 大智

1. はじめに

毎年のように発生する土石流災害に対して、NEXCO 西日本では高速道路に影響を及ぼす可能性の高い溪流の抽出を行っている。溪流の評価は、土石流の高速道路横過条件や溪床勾配などをもとに溪流毎にカテゴリー区分を行う方法があるが、近年はレーザプロファイラデータ（以下、LP データ）など高精度の地形データの取得により、詳細な分析が可能となっている。筆者らは、LP データから得られる 1mDEM のデータを用いて、溪流内の 1m 四方メッシュの地形的特徴量から、決定木を用いた斜面の崩壊・非崩壊の推定¹⁾を行った。

当該検証では、崩壊・非崩壊ともに 8 割以上の的中率と精度よく推定できる結果となったが、使用したメッシュは個々に地形的特徴量を持つものの、メッシュの位置情報は扱っていない。つまり、各メッシュが属する溪流や隣接するメッシュなどの空間的關係は考慮されず、メッシュ単体として崩壊・非崩壊を推定したものである。そのため、図-1のように、「崩壊」メッシュが「非崩壊」と判定された中には、当該メッシュの 1 m²のみ非崩壊と判定され、その周辺が崩壊判定という現実的に生じ得ないと考えられる結果を含む可能性がある。また、例えば図-2に示すように、崩壊判定のメッシュ数が少ないが集合している溪流は、崩壊判定のメッシュ数が多いが分散している溪流より優先度を高くするなど、崩壊判定メッシュの集合度合いから高速道路への影響を評価することも考えられ、空間的關係を考慮することは重要である。本報文では、各メッシュの空間的關係を考慮した崩壊予測においてニューラルネットワークを用いた検証結果について報告する。

2. 検証方法

本検証では、各メッシュが持つ勾配や集水面積などの特徴量をもとに崩壊の有無を予測するモデルとして、Graph Convolutional Network (GCN)²⁾に基づくニューラルネットワークを採用した。既往研究¹⁾で使用したメッシュの持つ位置情報を基にデータをグラフ化することで、近傍データの特徴を加味した学習が可能となる。ここでは、平成 30 年 7 月豪雨における山陽自動車道と広島呉道路の 81 溪流をもとに、うち 66 溪流を訓練データ、8 溪流を検証データ、7 溪流をテストデータとして使用した。

3. 検証結果及び考察

テストデータ 7 溪流のうち 3 溪流（溪流 A～C）の検証結果を表-1～3に示す。なお、どの溪流においても崩壊メッシュに比べて非崩壊メッシュがはるかに多いことから、メッシュ数を調整している。

溪流 A は崩壊の的中率が 100%（見逃し率 0%）、と最も高く、溪流 B は崩壊・非崩壊ともに的中率が 80%以上とバランスの良い結果に、溪流 C は非崩壊の的中率は 88.4%と高いものの崩壊の的中率が 1%未満という結果となった。仮に本手法により現地調査



図-1 空間的關係考慮の必要性

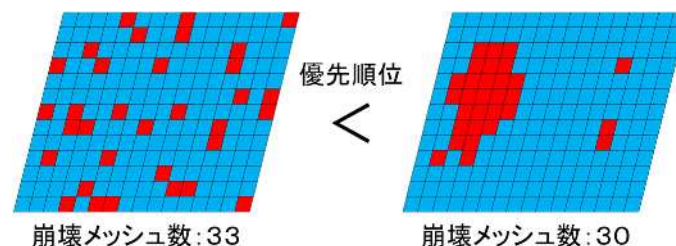


図-2 空間的關係考慮の活用例

キーワード レーザプロファイラ 土石流 ニューラルネットワーク

連絡先 〒530-0003 大阪府大阪市北区堂島 1-6-20 西日本高速道路株式会社 TEL 06-6344-7384

優先渓流を決定して対策を検討する場合、渓流 C のような特徴を持つ渓流は、崩壊推定割合が低く優先順位が低いと判断されるにも関わらず、実際には多くのメッシュで崩壊が発生する結果となる。実務では非崩壊的的中率が低い（空振り率が高い）ケースは許容できても、危険側となる崩壊的的中率が低い（見逃し率が高い）ケースは許容できないため、次章にて本結果の考察を行う。

4. 考察

渓流によって崩壊的的中率に大きな差があるということは、崩壊メッシュの特徴に違いがあると考えられるため、各渓流の地形的特徴から考察を行う。図-3は各渓流の全メッシュの勾配の割合を示したものである。特徴として、急勾配メッシュが占める割合は $C < A < B$ であり、渓流 C は渓流 A 及び B に比べて緩勾配メッシュの割合が多いことが挙げられる。

次に、渓流 C で捉えられなかった崩壊メッシュに着目し、図-4に各渓流の崩壊メッシュのみを抽出して勾配の割合を示す。各渓流における最頻値の勾配は $A < B < C$ であった。加積曲線を見ると、渓流 A 及び渓流 B は勾配 35° 以上の崩壊メッシュが全体の 2 割程度に対して、渓流 C は約 5 割が勾配 35° 以上と異なる傾向を示した。これは、例えば渓流 C はもともと崩れやすく、既に崩れた箇所が多いため崩壊前の緩勾配メッシュの割合が多いと考えられ、残っている急勾配な箇所が平成 30 年 7 月豪雨にて崩壊したことでこのような傾向になったと推定できる。一方で、渓流 C の流域が単に緩勾配を中心とした範囲であった可能性もある。実際は複数の特徴量をもとに近傍のメッシュも考慮した検証を行っており、勾配の比較だけで渓流 C が異なる特徴を持つとは一概には言えない。今回の渓流 C のように他と異なる地形的特徴を持つと考えられる渓流に対しては、その要因を特定したうえで異なる評価指標を検討するなどの対応が必要になると考えられる。

5. まとめ

- メッシュの空間的関係を考慮した崩壊予測の結果、渓流によって予測が大きく異なる結果となった。
- 渓流の勾配に着目した結果、的中率の高い渓流と低い渓流で、勾配の渓流全体の傾向と崩壊メッシュに限定した傾向が異なることがわかった。
- 今後は他の渓流の予測結果も併せて検証し、予測結果が異なる要因を検討する予定である。

参考文献

1) 久田裕史, 田山聡, 貝戸清之, 石川大智 : LP データを用いた決定木による斜面崩壊推定手法の検討, 第 58 回地盤工学研究発表会 (投稿中)

2) Kipf, T. N. and Welling, M. : Semi-supervised classification with graph convolutional networks, ICML, 2017.

表-1 渓流 A の検証結果

渓流 A		推定		の中率
		崩壊	非崩壊	
実績 績	崩壊	250	0	100.0%
	非崩壊	71	179	71.6%

表-2 渓流 B の検証結果

渓流 B		推定		の 中率
		崩壊	非崩壊	
実績 績	崩壊	197	45	81.4%
	非崩壊	42	216	83.7%

表-3 渓流 C の検証結果

溪流 C		推定		的中率
		崩壊	非崩壊	
実績	崩壊	1	240	0.4%
	非崩壊	30	229	88.4%

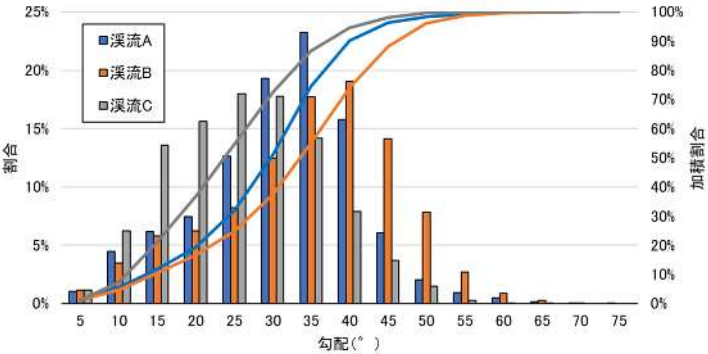


図-3 全メッシュの勾配の割合

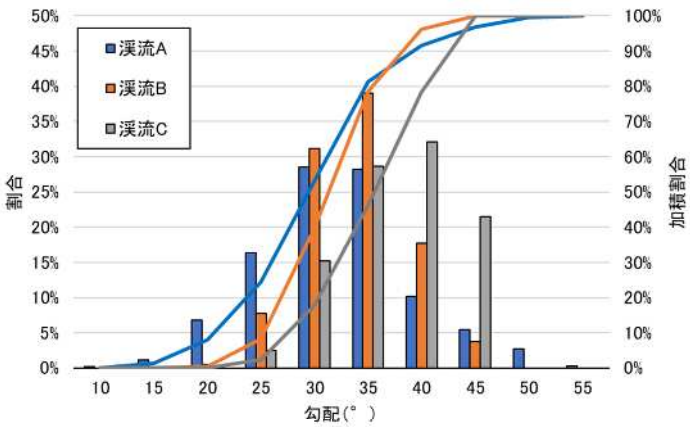


図-4 崩壊メッシュの勾配の割合