第 IV 部門　土石流発生前後の点群データを用いた機械学習による危険斜面スクリーニング手法の開発

大阪大学大学院工学研究科　学生員　○横田　祐樹
西日本高速道路株式会社　正会員　久田　裕史
大阪大学大学院工学研究科　正会員　笹井　晃太郎
高知工科大学　正会員　小濱　健吾
大阪大学大学院工学研究科　正会員　貝戸　清之

1.　はじめに

突発的な集中豪雨や線状降水帯の発生が頻発化しており，大雨を誘因とした斜面崩壊の発生リスクが高まっている．社会基盤施設の中でも，高速道路をはじめとしたネットワーク機能を有する構造物沿いの斜面においては，ひとたび斜面崩壊が発生した場合，利用者への安全性や使用性に与える影響が甚大であるため，防災対策の高度化がより一層要求されている．斜面崩壊に対する防災対策の一つとして，ハード対策があげられるが，日本は国土の約 7 割が山地で構成されていることから，すべての斜面に対してハード対策を行うことは現実的ではない．そのため，各地の斜面における崩壊危険度の予測に基づく危険斜面スクリーニングが考えられ，スクリーニングを行うことによりハード対策の優先性が高い斜面を絞り込むことなどへの活用が期待できる．本研究では危険斜面スクリーニング手法の高度化を目的として，階層的特徴量抽出による航空 LP（Laser Profiler）点群を用いたスクリーニングモデルを構築し，構築モデルを用いた土石流対策優先順位付けを行う．以下，2.で本研究の基本的な考え方を説明する．3.で階層的特徴量抽出による危険斜面スクリーニングモデルを構築する．4.で航空 LP 点群の実データを用いて提案手法の実証分析を行う．

2.　本研究の基本的な考え方

i-Construction の推進に伴うレーザー計測技術の発展により，座標情報や色情報をもつ点の集合である点群データの収集が容易化している．斜面においては，航空 LP データの収集が広くなされており，詳細な地形情報を有するデータとして様々な活用方法が検討されている．社会経済的影響の大きい土砂災害に対して効果的に対策を実施していくためには，これらのデータを活用して危険斜面のスクリーニング手法の高度化を図ることが重要である．

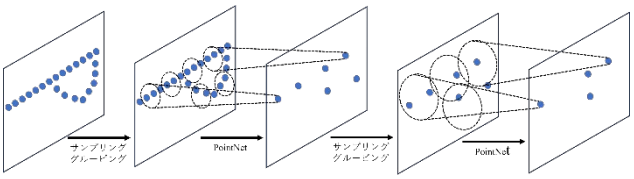

図-1 階層的特徴量抽出の流れ

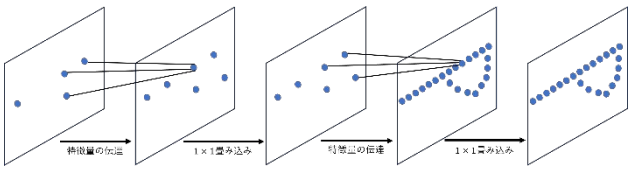

図-2 セグメンテーションの流れ

データに基づく危険斜面スクリーニングは古くから研究がなされており，斜面崩壊の発生要因である斜面の素因（地形や地質）や誘因（降雨や地下水）を考慮した手法が数多く提案されている．また手法としては，力学的手法や統計学的手法，機械学習手法などがあげられる．危険斜面スクリーニングを行う場合 1）どのような要因を考慮するのか，2）どのようなスケールで考えるのか，3）どのような手法を使用するのかを考える必要がある．そこで，本研究では土石流を対象に 1）斜面勾配や流域面積といった素因の情報と点群データを用いて 2）1m メッシュごとに 3）PointNet++により斜面崩壊予測モデルを構築する．

3.　階層的特徴量抽出による危険斜面スクリーニング

本研究では斜面崩壊予測手法として点群データの空間的関係を考慮可能な機械学習手法である PointNet++を用いる．PointNet++は図-1 のようにサンプリング，グルーピング，PointNet を階層的に繰り返すことで局所的・大局的な特徴量を抽出し，図-2 のように抽出した特徴量を伝達，変換し計算した特徴量をもとにセグメンテーションを行う．本研究では斜面を構成する点群を崩壊と非崩壊にセグメンテーションする．PointNet++の詳細は Qi 等 [1] を参照されたい．

Yuki YOKOTA, Hirofumi HISADA, Kotaro SASAI, Kengo OBAMA and Kiyoyuki KAITO
y.yokota@civil.eng.osaka-u.ac.jp

表-1 テストデータにおける再現率

渓流名	A	B	C	D	平均
崩壊	87.7%	87.7%	92.5%	87.1%	88.0%
非崩壊	55.5%	66.1%	65.4%	52.5%	64.3%

4. 実証分析

山陽自動車道沿いの 58 渓流における航空 LP 点群データを分析対象とした．そのうち平成 30 年 7 月豪雨によって土石流が発生した 44 渓流における点群データを用いてモデルを構築し再現率の検証を行い，土石流が未発生の 14 渓流における点群データを用いて土石流対策の優先順位付けの検討を行った．モデルの構築には 44 渓流のうち 36 渓流を訓練データ，4 渓流を検証データ，4 渓流をテストデータとして用いた．分析に用いる点群データの前処理について説明する．初めに，土石流発生前後の標高を比較し斜面崩壊発生箇所を特定した．次に，1m メッシュごとの代表点を作成するために崩壊前の点群データから TIN（Triangular Irregular Network）を作成し，TIN に対して 1m 方眼のメッシュを被せ中心点の高さを補完し代表点を作成した．代表点に対し ArcGIS，Surfer を用いて斜面勾配，流域面積，遷急点からの距離，縦断・横断曲率といった特徴量を計算した．分析にはこのように計算した代表点の座標，特徴量と崩壊・非崩壊の情報を使用した．

訓練データを用いてモデルを構築し，テストデータを用いて再現率を計算した結果は表-1 のようになった．再現率の平均は崩壊点で 88.0%，非崩壊点で 64.3%であり，各渓流におけるばらつきは崩壊点で 5%程度であったことから精度よく予測できていることが分かる．

渓流 C の点群データのプロットを図-3 に示す．崩壊点を非崩壊と予測した見逃しの箇所（図中，赤色でプロットした点）に注目すると図-3 左上のように崩壊の集合は捉えているが崩壊の一部を見逃しているものと，崩壊の集合の大部分を見逃しているものが存在していた．これらは再現率を計算するうえでは同様に扱われるが，崩壊危険個所を特定するうえでは危険性が大きく異なる．危険斜面スクリーニングを行う際には再現率の値のみで判断するのではなく，周辺地域の情報に注目し評価を行うことが必要であることが分かる．

構築モデルを土石流が未発生の 14 渓流に適用し土石流対策優先順位付けを行う．提案モデルを用いた各渓

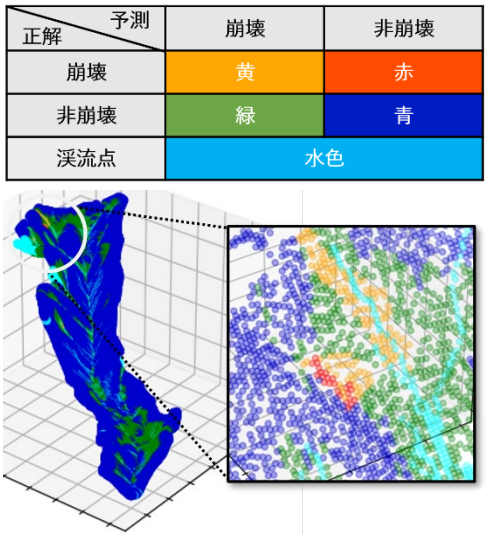

図-3 点群データのプロット

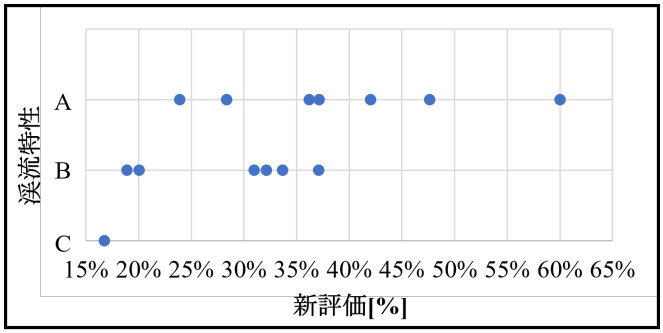

図-4 新評価と渓流特性の関係

流の土石流対策の必要性を評価する手法としては集水面積に対する崩壊予測面積の割合と定義する．この結果を最急渓床勾配と渓床勾配が 15°以上の面積をもとに評価した渓流特性と比較した結果は図-4 のようになる．渓流特性は評価が A に近づくほど土石流発生の危険度が大きい．図-4 から提案モデルを用いた新評価は地形的特性に基づいた評価と相関があることが分かる．

5. おわりに

本研究では，1m メッシュごとの代表点に整理した点群データとその代表点ごとに計算した土石流の発生に影響する特徴量を用いて，空間的関係を考慮可能な機械学習手法である PointNet++により斜面崩壊予測モデルを構築した．また，提案モデルを用いて土石流対策の優先順位付けを行い地形的特性との相関関係を評価した．

【参考文献】

1) Qi, C. R., Su, H., Mo, K., and Guibas, L. J.: PointNet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp.652-660, 2017