

奨励研究助成実施報告書

助成実施年度	2021 年度
研究課題（タイトル）	点群深層学習を用いた斜面・法面における異常検知技術の開発
研究者名※	石川 大智
所属組織※	大阪大学大学院 工学研究科地球総合工学専攻 社会基盤マネジメント学領域 貝戸研究室 (東京大学大学院 工学系研究科 社会基盤学専攻)
研究種別	奨励研究
研究分野	その他
助成金額	80 万円
発表論文等	

※研究者名、所属組織は申請当時の名称となります。

() は、報告書提出時所属先。

大林財団 2021 年度奨励研究助成実施報告書

所属機関名 大阪大学大学院工学研究科
申請者氏名 石川 大智

研究課題	点群深層学習を用いた斜面・法面における異常検知技術の開発
<p>斜面・法面のような自然公物の場合、劣化に介在する不確実性の影響が大きく、専門技術者であっても異常を早期に検知することが難しい。このような状況下においては、斜面・法面に生じた変化を空間的に高密度な点群データを用いて異常検知する方法が有効である。社会基盤工学分野においては、MMS に代表される点群データ計測のためのレーザー計測技術が発展している。しかし、点群データは地物ごとの変状や時系列変化を容易に把握できないために、未だ実務における意思決定に十分に活用されていない。本研究では、点群データを入力とする点群深層学習に基づいた斜面・法面の局所的な異常検知手法を提案する。また、実際の法面を対象として、変形やはらみ出し等の局所的異常を有する法枠の異常検知を試みる。さらに、斜面・法面に生じうる異常をスケール別に分類し、各スケールに応じた異常検知技術を提案することを試みる。</p>	

1. 研究の目的

社会基盤施設のアセットマネジメントにおいて、ライフサイクルコスト最小化やリスク評価の観点から予防保全の重要性が指摘されている。予防保全を実現するためには、社会基盤施設の早期異常検知が不可欠である。しかし、社会基盤施設の種類により、異常検知の方法やその有効性の程度が異なる。例えば、橋梁や舗装のような人工公物の場合、経験豊富な専門技術者の暗黙知や目視点検データを活用した統計的劣化予測手法により、劣化進展部材の特定や寿命の評価が可能であり、早期異常検知を行うことは技術的には不可能ではない。これは、橋梁や舗装が人工公物であるゆえに、構造上の弱点部位や部材が特定され、またそれらの劣化メカニズムが解明されている場合が多く、有形無形の知見を利用可能であることに起因する。一方で、本研究で対象とする斜面・法面の場合、それらの背後にある地山は自然公物であり、その構造特性や劣化過程に介在する不確実性の影響が大きい。専門技術者であっても、要監視箇所の抽出や劣化予測、異常検知が困難である。

異常の発生箇所や時期、劣化進展メカニズムなどが不明な場合には、対象となる構造物に対して、時間的に長期間、空間的に高密度な計測が必要である。特に、斜面に関しては長期モニタリングの重要性が指摘され、モニタリング技術に関する研究が蓄積されてきた。空間的に高密度な計測についても、近年、点群データ計測のためのレーザー計測技術の発展が著しい。しかし、点群データを用いた異常検知に関する研究は筆者の知る限りほとんど行われていないのが実情である。一方、近年、深層学習の分野において、点群データを入力として、分類や物体検出を行う点群深層学習と呼ばれる技術が開発されている。点群深層学習は未だ発展途上の技術ではあるが、点群データを用いた異常検知技術の開発においても、種々の要素技術は有効であると考えら

れる。

以上のような背景のもとで、本研究では斜面・法面の異常検知を目的として、点群深層学習を用いた異常検知の方法論を開発する。その際、斜面・法面における異常には多種多様なものが存在することを考慮し、異常のスケールに応じた異常検知技術の開発を行うこととする。

2. 研究の経過

本研究は以下のような過程で行った。

① 斜面・法面における変状抽出

斜面・法面における変状（異常）には、はらみ出しやゆがみ、ねじれなどに代表される斜面の一部が変形するような局所的な異常から、表層・深層崩壊などに代表される斜面全体が滑動するような大域的な異常まで多種多様なものが存在する。そのような多種多様な異常から、本研究で対象とする斜面・法面の異常を選定するため、異常の整理・分類を行った。また、それらのうち、頻度や影響の大きさから、とりわけ重要かつ点群データにより検知が可能である異常の特徴を検討した。

② 法面におけるミクروسケール異常検知モデルの開発

上記で選定した異常のうち、ミクロなスケールの異常に対する異常検知モデルを点群深層学習の要素技術を用いて開発した。具体的には、異常検知に用いられる深層学習モデルである AutoEncoder を点群データが入力可能となるように改良し、それを用いて法枠レベルの局所的な異常を検知するモデルを開発した。

③ 斜面・法面におけるマクروسケール異常検知モデルの開発

上記で選定した異常のうち、マクロなスケールの異常に対する異常検知の方法論を開発した。具体的には、マクロなスケールの異常が発生する際にはよりミクロなスケールの異常が予兆として発生することが期待されることから、ミクロなスケールの異常の重点的計測が有効となるという仮定を行い、重点的計測を行うべき危険斜面のスクリーニング手法を用いた方法論を開発した。

④ 解析プログラムの作成

Python を用いて、各モデルの解析プログラムを作成した。

⑤ 実点群データへの適用を通じた各異常検知モデルの評価

実際の斜面・法面で計測された点群データを用いて、作成したモデルに基づく異常検知の実証分析を行った。

⑥ 学会発表

第 66 回土木計画学研究発表会および Transportation Research Board 102nd Annual Meeting にて、研究成果の発表を行い、研究者や実務者からの意見を適宜研究に反映させた。

3. 研究の成果

斜面・法面における変状抽出

道路土工構造物点検要領によれば、斜面・法面における変状の定義は、「切土法面、盛土法面など各道路土工構造物に発生する変状、性状、環境の変化で、視認できるもの」とされており、具体的には小崩落、はらみ出し、ひび割れ、うき、剥離、剥落、部材等の変形、変色、さび、湧

表 1 斜面の変状と点群データによる検知可能性

盛土法面

切土法面

変状	測量種別	変状	測量種別
	LP測量		MMS測量
亀裂	× (画像で分析)	亀裂	× (画像で分析)
段差	△~○	段差	○
はらみだし	○	はらみだし	○
浸食	○	浸食	○
湧水	× (画像で分析)	湧水	× (画像で分析)
小崩壊	○	小崩壊	○
盛り上がり	○	軟弱化	×
空洞	×	地盤の隆起	○
目地のずれ	×	目地のずれ	△~×
傾動	○	土砂のこぼれだし	△~×
土砂のこぼれだし	○	構造物の変形・破損	×
うき	× (画像で分析)	漏水	× (画像で分析)
構造物の変形・破損	○		

水の発生、湿潤などがあげられている。これらを含め、道路土工構造物点検要領や道路防災点検要領にはさらに数多くの変状があげられている。本研究では、点群データを用いた異常検知技術の開発を目的としていることから、数多い変状の中でも、点群データの変位として検知が可能な面外方向への変形を伴うものに焦点を当てることとした。ただし、面外方向への変形を伴うものであったとしても、斜面・法面の傾斜と盛土・切土の条件により、MMS (Mobile Mapping System) や地上設置型レーザスキャナによる地上からの計測が適する場合と、航空 LP や UAV (Unmanned Aerial Vehicle) による航空からの計測が適する場合とに分類できる。表 1 に、それらの整理を行った結果を示す。

また、斜面・法面に生じる異常はその種類の多さに加え、規模も多様に異なっており、それらに応じた方法論を開発する必要があると考える。例えば、小さなスケールの異常と大きなスケールの異常を同時に異常検知の対象とすることは一般に困難であり、各異常をスケール別に分類したうえでそれぞれに適用可能な異常検知手法を検討することが合理的であるといえる。本研究では、斜面・法面に生じる異常のスケール分類として、マイクロ・メゾ・マクロの3段階の分類を規定した。マイクロスケールの異常は法枠単位の局所的な異常であり、はらみ出しやねじれ、ゆがみなどが該当する。メゾスケールの異常は法面単位の異常であり、著しいずれや大きなはらみ出しが該当する。マクロスケールの異常は法面背後の地山を含む大域的異常であり、表層崩壊などが該当する。以上のように分類を行ったうえで、本研究ではマイクロスケールな異常検知モデルおよびマクロスケールな異常検知モデルの開発を行った。

法面におけるマイクロスケール異常検知モデルの開発

本研究では、異常検知に用いられる深層学習モデルである AutoEncoder を点群データが入力可能となるように改良することにより、マイクロスケールな異常検知モデルの開発を行った。AutoEncoder は入力と同じデータを出力として復元するような深層学習モデルである。

AutoEncoderによる異常検知では、はじめに正常データのみを用いて AutoEncoder の学習を行う。その後、異常の有無を判定したい新規データを学習済みの AutoEncoder に入力し、入力と復元との復元誤差を算出する。このとき、新規データが正常なものであれば、復元も正常なものであるため復元誤差が小さくなる。一方で、新規データが異常なものであれば、AutoEncoder は正常データの特徴しか学習していないため、異常データを復元することができず、復元誤差が大きくなる。したがって、復元誤差を確認することによって、入力が正常であったか異常であったかを判別することが可能となる。

点群データは画像などのようにグリッドに固定された構造をもたないため、順序が一意に決定されない。したがって、点群データをモデルの入力として扱う上では、入力の順序を任意に入れ替えたとしても出力が不変な性質（順不変性）をモデルが満足する必要がある。本研究においては、AutoEncoder に点群深層学習における既往の手法である PointNet のネットワーク構造を導入することにより、モデルが順不変性を満足するように改良を行った。

提案した異常検知モデルを、実在する法面において MMS によって取得された点群データに対して適用した。対象構造物に発生した変状等を検出するためには、少なくとも2つの時点で法面に関する点群データを獲得することが必要になる。本研究で用いるデータも2時期のデータにより構成されるが、1期目と2期目の計測は同日中に実施したものであり、その間隔は2時期を比較して異常検知を試みるには短い。そこで、2期目の点群データについては、提案手法の検証を行うために、既知の異常として、特定の法枠内に 3cm, 2cm, 1cm の疑似的なはらみ出しを設けた。はらみ出しは、それ自体が構造物に対して致命的な影響を及ぼすことはないものの、それらが進展することにより崩壊や崩落といったメゾ・マクロスケールの異常へとつながるために、早期の異常検知が重要な変状形態である。以上の法面点群データに関して、1期目のデータは 873,168 点、2期目のデータは 928,225 点で構成されており、データ数が膨大となっている。そのため、データ数に起因する計算負荷の軽減と、本研究で取り扱う局所的異常の検知可能性を考慮して、法面全体でなく法枠ごとに異常検知を行うこととした。また、訓練データとして、法面のうち下方2段に位置する 50 個の法枠の中で、あらかじめ専門家による目視によって健全性が担保されていると評価された法枠を用いることとした。

訓練データを用いてモデルの学習を行い、2期目の法枠点群データを異常検知データとして入力し、入力点群の異常検知を行った。図 1 に、入力点群として用いた全 50 法枠のうち、6つの法枠（法枠 A~F）を例にあげ、提案手法に基づく異常検知結果を示す。図 1 において、異常度が高いほど赤く着色されており、異常度がゼロに近いほど白に近い値となっている。法枠 A、法枠 B は特定の箇所に隆起点があるような点群である。両点群ともに隆起部分で異常度が高く算出されていることが確認できる。同図における側面図から確認されるように、法枠 C は中心下部にゆがみをもつ点群、法枠 E もほぼ同様の箇所にゆがみをもつ点群である。異常検知結果を見ると、ゆがみ付近で異常度が高く算出されていることが確認できる。法枠 D は右側にねじれのようなゆがみが生じている点群である。ねじれの部分で明瞭な異常が検知されていることが確認される。また、法枠 F は、疑似的に既知の異常としてはらみ出しを与えた点群であるが、3cm, 2cm のはらみ出しとともに異常として検知されていることが確認される。しかしながら、疑似的に与えたはらみ出しのうち、1cm のはらみ出しについては異常として明瞭な着色がされず、事前知識なしで検知することは不可能な結果となった。以上のように、提案手法によってマイクロスケールの異

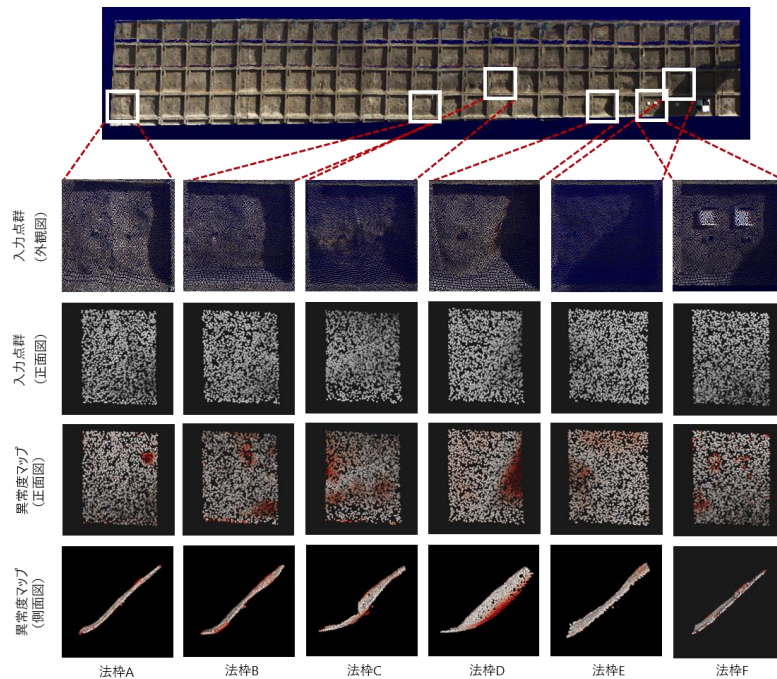


図1 法枠6か所に対する異常検知結果

常であるはらみ出しやねじれ，ゆがみのような部材の変形を検知可能であることを確認した。

斜面・法面におけるマクロスケール異常検知モデルの開発

先述した斜面・法面における異常のうち，マクロなスケールの異常の多くは，ミクロなスケールの異常が予兆として発生することが期待される．このような仮定の下では，マクロなスケールの異常の検知には，よりミクロなスケールでの異常の重点的計測が有効であるといえる．一方で，斜面・法面における異常の計測は人的コストが大きく，点検サイクルも外生的に規定されることが多いため，あらかじめ大域的な視点で重点管理箇所・項目をスクリーニングしたうえで，それに基づく重点的計測を行うことが望ましい．以上の考えの下，本研究では，斜面点群データを用いた大域的な危険斜面スクリーニング手法を提案し，マクロスケールな異常に対するソフト対策的観点での異常検知モデルを開発することとした．

危険斜面のスクリーニングに関する研究は古くから行われており，斜面崩壊の発生要因である素因（地形や地質の情報）や誘因（降雨や地下水の情報）などを考慮した手法が数多く提案されている．一方で，斜面を構成する点単位の情報を扱っているものは筆者の知る限りほとんどない．本研究では，点群データの座標情報を活用することにより，斜面を構成する各点間の空間的相関関係を考慮したスクリーニング手法の提案を行った．具体的には，点群データを各点のもつ座標情報から計算される距離に基づくグラフとして表現したうえで，グラフ上の畳み込みを行うことにより周辺の点との関係を考慮した斜面崩壊予測モデルを開発し，崩壊予測時の各特徴量の寄与率を算出することにより危険斜面スクリーニング手法を構築した．グラフ上の畳み込み手法については，グラフニューラルネットワークの一つである Graph Convolutional Network (GCN) を用い，予測時の各特徴量の寄与率の算出には，グラフニューラルネットワークに対する汎用的な Explainable AI 技術である GNNExplainer を用いた．

提案したモデルを、実在する斜面において航空 LP によって計測された土石流災害発生時の点群データに対し適用した。取得された LP 点群データの前処理として、地形図を用いて土石流が発生し移動した範囲を土砂移動範囲として設定したうえで、区分された土砂移動範囲をさらに崩壊地、流下区間、堆積区間、流域の4つに再区分した。以上のように再区分したデータのうち、崩壊地に属する点を崩壊点、流下区間・堆積区間・流域に属する点を非崩壊点として扱うこととし、崩壊・非崩壊をクラスとする2クラス分類問題として問題の定式化を行った。点群データの各点のもつ特徴量（ノード特徴量）としては、勾配、最寄り遷急点までの距離、集水面積、標高値（災害前）、窓領域 3m, 5m, 11m, 31m, 51m の縦断曲率および横断曲率を採用した。以上のデータを訓練データ、検証データ、テストデータに分割し、訓練データを用いてモデルの学習を行った。学習したモデルに対し、テストデータを用いて再現率および適合率を算出し、崩壊予測精度の評価を行った。この結果を踏まえ、GNExplainer を用いて崩壊発生予測に寄与したノード特徴量の算出を行った。その結果、勾配や標高、横断曲率（窓領域 3m）で寄与率が高く算出されることを確認した。斜面崩壊の予測において、勾配の重要性が高いという結果は多くの既往研究とよく一致している。一方で、縦横断曲率の重要性については、既往の研究では勾配などに比べ崩壊への寄与は大きくないとされている場合が多い。本研究では、斜面崩壊の発生の仕方におけるローカルな構造に着目し、斜面点群を構成する各点間の空間的相関関係を陽に考慮して分析を行ったため、ローカルな横断曲率で重要度が高くなった可能性もあり、これについてはより詳細な分析が必要である。

4. 今後の課題

本研究における今後の課題を以下に示す。第1に、ミクروسケール異常検知モデルにおいて、はらみ出しや部材の変形以外の局所的な異常に適用対象を拡大することがあげられる。斜面・法面における局所的異常には、はらみ出しや部材の変形以外にも、ひび割れや段差、うき、剥離、湧水など多くが存在する。これらのうち、ひび割れや湧水、うきのような点群としての変動が生じない異常については、盛んに研究されている画像認識の技術が適用可能であり、実際にいくつかの研究蓄積が確認される。逆に、段差や剥離などの点群として変動が生じるものについては、開発した手法が適用可能であると考えられるため、より多くの変状に対応可能となるように、汎用性を向上させることが重要であるといえる。第2に、ミクروسケール異常検知モデルにおいて、オクルージョン（障害物）や植生への対応があげられる。現場における法面の一部や自然斜面においては、植生等によりレーザーが遮蔽され、取得した点群データの一部が欠損してしまうことが考えられる。そのような場合、欠損箇所が存在する局所的異常を検知することは困難であり、適切な方法で点群データを補完する必要があるといえる。MMS は地上からの計測であるため、欠損が生じやすく、航空 LP や UAV により取得した点群データを複合的に用いて、点群データを補完する方法論の構築が必要であると考えられる。第3に、スケール別の異常検知の方法論を体系化し、システム化することがあげられる。本研究では、斜面・法面に生じる異常のうち点群データによって検知可能であるものを整理し、そのスケールに応じた異常検知の方法論を提案した。このような別個の方法論をシステムとして体系化し、斜面・法面における維持管理の方法論としての高度化を図ることが求められる。