(52) 3 次元点群データを活用した 道路斜面災害リスク箇所の抽出

秋田　庄亮[1]・西山　哲[2]・今西　将文[3]

[1] 学生会員　岡山大学大学院　環境生命自然科学研究科（〒700-8530 岡山県岡山市北区津島中 3-1-1）
E-mail: pnos832z@s.okayama-u.ac.jp

[2] 正会員　岡山大学教授　環境生命自然科学学域（〒700-8530 岡山県岡山市北区津島中 3-1-1）
E-mail: nishiyama.satoshi@okayama-u.ac.jp

[3] 正会員　株式会社ウエスコ　技術部（〒680-0903 鳥取県鳥取市南隈 905）
E-mail: m-imanishi@wesco.co.jp

道路防災点検では現地の調査箇所を選定するために，森林基本図や等高線図が使用されているが，図面精度の低さから，特に落石発生源の見落とし．見逃しが多いことが課題となっている．そこで地表を正確に表現する方法として，航空レーザ測量(以下 LP とする)データが用いられるが，危険個所の表現方法の定量性ついて十分に検討されているとは言い難い．また昨今では，LP データから作成する落石発生源となる急崖を強調する微地形強調図の活用事例が増えている．しかし，微地形強調図の作成法についても，定量的に調べた事例は多くない，そこで本研究では，微地形強調図を用いた机上抽出結果と現地の地形を比較することで，その有用性を検証する．また，機械学習を利用した抽出手法を検討し，その結果を報告する．

Key Words: *aerial laser surveying, microtopography emphasis map, machine learning,*

1. はじめに

近年，気候変動やゲリラ豪雨等によって，落石事故などの斜面災害のリスクの増加が叫ばれている．しかし，現在の道路防災点検に使用される空中写真や森林基本図は図面精度が低いため，特に落石発生源の机上調査時の見落としや現地調査時の見逃しが問題となっている．図面精度を向上させる手段として，LP データの活用が挙げられる．しかし，どこまで危険個所を定量的に表現できるのかという点で十分な検討がなされているとは言い難い．近年では，LP データから作成された各種微地形図を組み合わせることにより，詳細な地形を表現することが試みられており，落石発生源となる急崖を強調して可視化する微地形強調図の活用事例が増えている．一方で，この微地形強調図の作成法についても，どの図面を使用すれば机上抽出において有効であるかを定量的に調べた研究例は少ない．そこで本研究では，以上の課題を解決し，効率的で高精度な道路防災点検における机上抽出手法を確立することを目的とした．検証の内容としては，岡山県一般国道 180 号線総社市種井付近にて得た LP データから，各微地形図（**図-1**）を作成し，それらを重ね合わせることで微地形強調図を作成する．この図と防

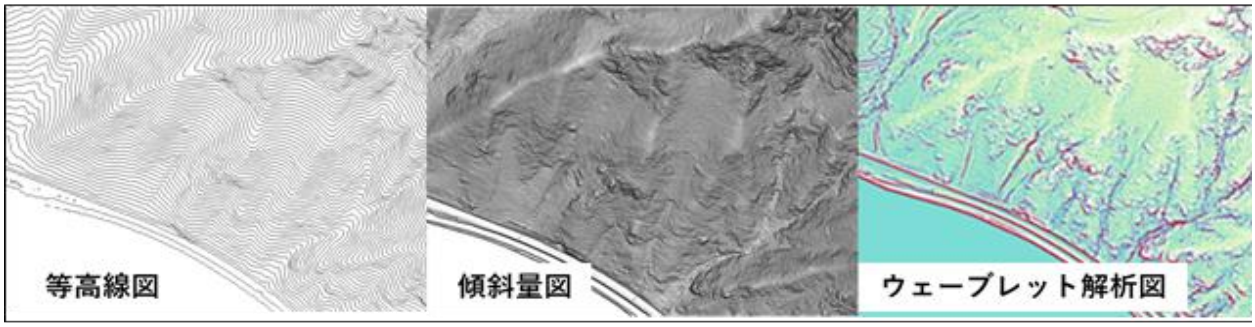


図-1 各微地形図

災カルテに記載されている落石発生源位置を比較することで，図面の机上抽出精度を確認する．また，高精度な図面の判読には依然として判読者の定性的な判断や専門性に依存してしまうため機械学習を用いた机上抽出手法を検討する．

2. 微地形強調図の作成方法

ここでは微地形強調図の作成に使用した微地形図の特徴をまとめる．なお，図面作成には LP データをフィルタリングし 50cm ごとに高さデータを与えたグリッドデータを使用する．

(1) 等高線図

等高線の粗密による勾配や，凹凸から尾根谷の判別が可能であり，高低差を表現できるが，等高線間の地形変化や急勾配な箇所を明確に表現できない．

(2) 傾斜量図

傾斜量の値に応じて明度で斜面の傾斜を表現した図である．急傾斜は暗く，緩傾斜は明るく表現されるため，落石発生源となり得る急崖の抽出が可能であるが，高低差の指標がないため尾根谷の区別がつきにくい．

(3) ウェーブレット解析図

マザーウェーブレットと地表面との相関から地形の起伏を表現した図である．しかし，傾斜や高低差の指標がないため尾根谷の区別がつきにくい．また，凸地形は白色，凹地形は赤色になるように設定した．

(4) 微地形強調図

以上の等高線図，傾斜量図，ウェーブレット解析図を重ね合わせることで短所を補い急崖を強調した微地形強調図(**図-2**)を作成する．

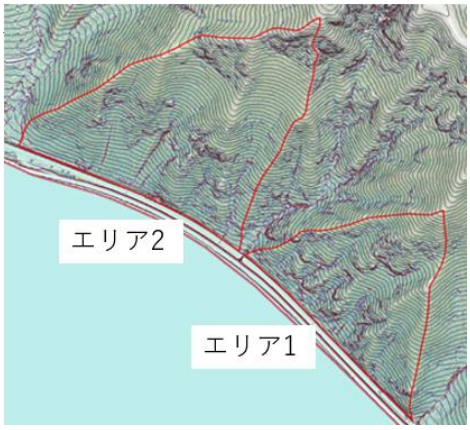


図-2 微地形強調図

3. 微地形強調図を用いた机上抽出性能の検証

本研究では，岡山県一般国道 180 号線総社市種井付近を調査地とし，防災カルテに記載されている落石発生源が微地形強調図にて急崖の特徴が現れているかを確認することで抽出性能を検証する．急崖の特徴は先述した白色から赤色，つまり凸地形から凹地形になっている箇所である．なお，調査地が 2 箇所であるためそれぞれエリア 1，エリア 2(**図-2**)とする．

(1) 検証結果

エリア 1 における比較結果を**図-3** に示す．また特徴が現れた箇所と現れなかった箇所の例を**写真-1**, **写真-2** に示す．

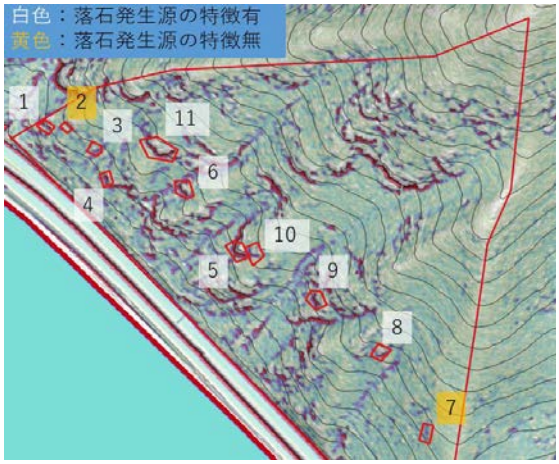


図-3 エリア 1 結果



写真-1 エリア 1,1 番(1.2m の落石発生源)



写真-2 エリア 1，2 番(0.8m の落石発生源)

(2) 調査結果による考察

全エリアにおける調査結果を**表-1** にまとめる．調査の結果 19 箇所中 15 箇所で特徴を確認した．抽出できなかった 4 箇所の落石発生源の内，3 箇所は転石で，1 箇所は規模が小さな急崖であった．特徴を抽出できなかったいずれの箇所の高さは 0.6m から 1.0m であった．これに対し，1.0m や 0.8m の比高の落石発生源でも特徴を得ることができた箇所があることから比高 1.0m 付近の落石発生源の抽出は不正確となった．

特徴が得られなかった 4 箇所において点密度が局所的に低くなっている可能性を考慮し，グラウンドデータから全箇所の点密度を算出したところ，特徴が無かった箇所では平均 3.6 点/m^2，特徴が見られた箇所では平均 3.2 点/m^2 となり，全箇所では平均 3.4 点/m^2 となった．この結果から，まんべんなくレーザが当たっていることが分かった．さらに，点群データから全箇所における急崖の比高と傾斜角度を求めると**図-4** に示す結果となり，点密度約 3.4 点/m^{2}の点群データから作成した微地形強調図の判読性能は比高 1.6m，傾斜角度 50 度程度の急崖が限界であることが分かった．

表-1 調査結果

エリア1	落石の比高	特徴の有無	エリア2	落石の比高	特徴の有無
1番	1.2m	○	1番	0.6m	×
2番	0.8m	×	2番	1.0m	×
3番	1.4m	○	3番	0.8m	○
4番	1.0m	○	4番	1.6m	○
5番	2.0m	○	5番	3.5m	○
6番	2.0m	○	6番	3.0m	○
7番	1.0m	×	7番	1.2m	○
8番	1.2m	○	8番	2m以上	○
9番	2.0m以上	○			
10番	1.9m	○			
11番	2m以上	○			

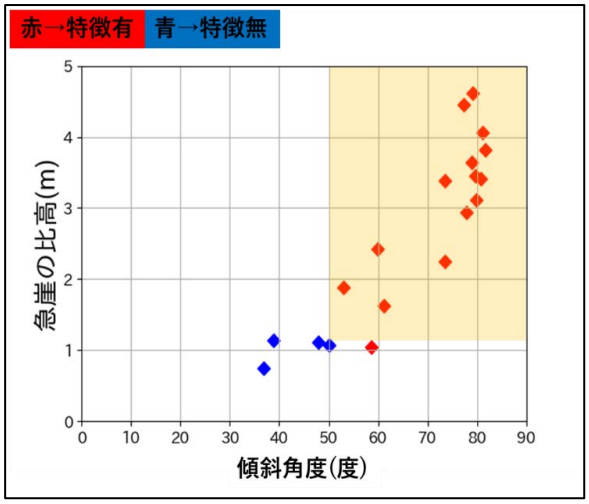


図-4 調査個所の比高と傾斜角

4. 機械学習を用いた機械的な机上調査手法の提案

微地形強調図の判読には，依然として判読者の定性的な判断が要求される．したがって判読者に依存しない機械的な机上抽出手法の確立のため，本章ではサポートベクトルマシン(SVM)を使用した AI 判読手法を提案し，その精度を防災カルテと比較することで検証する．

(1) SVM を用いた落石発生源検出システム

SVM は 2 クラス分類の線型識別関数を構築する機械学習モデルの一種である．本研究で用いるモデルの構築には他の調査地で得た落石発生源と他の地形合わせて 91 箇所のデータを用いており，落石発生源を傾斜量図，ウェーブレット解析図にて検出する．

(2) 抽出結果

傾斜量図における AI 抽出結果を**図-5** に示す．また，それぞれの結果を**図-6** にまとめる．

傾斜量図では目視判読と同数の 19 箇所中 15 箇所を抽出し，目視では判読できた 2 箇所の検出ができなかった．

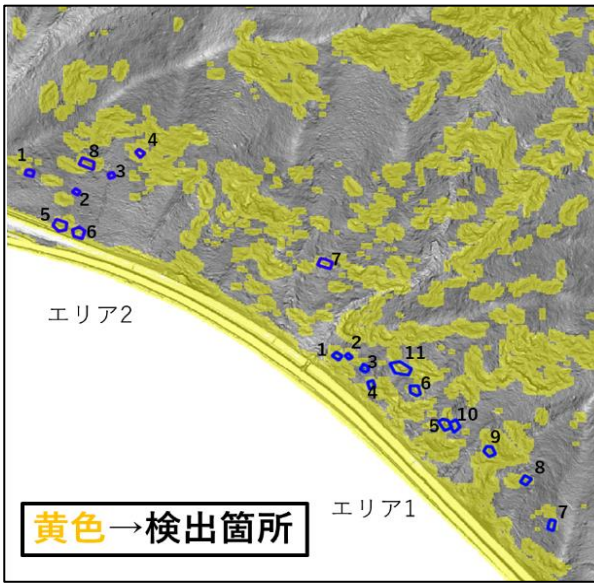


図-5 抽出結果

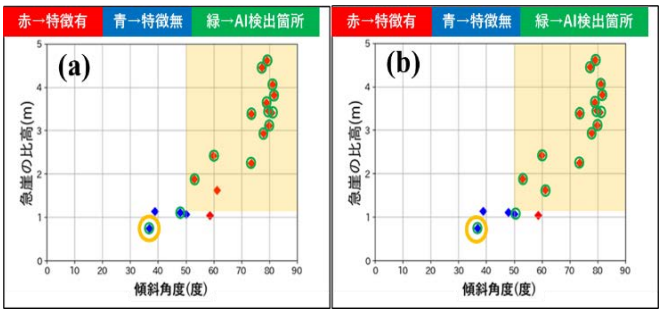


図-6 検出結果
(a:傾斜量図，b:ウェーブレット解析図)

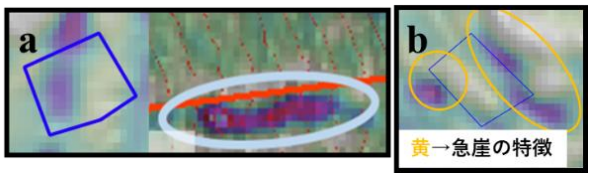


図-7　a:エリア 2,3 番と谷地形の例
b:エリア 1,2 番

表-2　検出不可箇所
(左から傾斜量図，ウェーブレット解析図)

エリア1	比高(m)	傾斜角(度)
3	1.6	61
エリア2		
1	1.0	50
2	1.1	39
3	1.0	59

エリア1	比高(m)	傾斜角(度)
7	1.1	48
エリア2		
2	1.1	39
3	1.0	59

ウェーブレット解析図では 19 箇所中 16 箇所を抽出した．抽出数は傾斜量図より多い結果となったが，目視判読ができたエリア 2,3 番を検出することができなかった．両図の検出できなかった箇所を**表-2** にまとめる．エリア 2,3 番は，両図において検出できなかったが，この結果は学習過程時のデータセットによる影響であると考えられる．教師データを，落石発生源と別地形の二値を分類し，モデル構築を行う際に谷地形(**図-7, a**)を別地形としたことにより発生した誤分類であると考える．**図-7,a** を見ると，両図ともに細く赤色が分布しており，酷似した地形であるといえる．また傾斜量図におけるエリア 1,3 番とウェーブレット解析図におけるエリア 1,7 番は同じ理由から検出されなかったと考えられる．残りの箇所が両図において検出されなかった原因はそれぞれ比高 1.6m 以上かつ傾斜角 50 度という条件を満たしておらず，各微地形図において十分な急崖の特徴がなかったからであると考えられる．この結果に対し，**図-6** 中の黄色印箇所において急崖の規模が最も小さいにもかかわらず検出することができた．これは AI の検出過程における設定が影響していると考えられる．検出時には出力される画像タイルの範囲が 10 から 20 ピクセルの中からランダムに出力されるようにプログラムしている．そのため，**図-7, b** に示すように調査箇所周辺に急崖箇所が多いことから巻き込まれる形で検出されたからであると考えられる．したがって，落石発生源の特徴を検知して検出したとは考えにくい．しかしながら，両図の AI 判読結果を合わせると，19 箇所中 17 箇所を抽出した．目視判読が可能であったエリア 2,3 番を抽出できなかったが，先述した通り谷地形と誤分類されたと考えられる．

5.　まとめ

本研究では，効率的で高精度な道路防災点検の実施に向け，LPデータを用いた落石発生源の机上抽出手法を確立することを目的とし，微地形強調図と防災カルテを比較することで，図面の机上抽出精度を検証し，その有用性について評価を行った．

また，微地形強調図の目視判読には依然として定性的な判断や経験値に依存してしまうためAIを用いた机上抽出手法を検討し，検証を実施した．その結果，次のことが分かった．

・点密度約3.4点/m²の点群データから作成した微地形強調図の判読性能は比高1.6m，傾斜角度50度程度の急崖が限界であった．また，1m前後の急崖や転石等の落石発生源を網羅できていなかったため，すべての落石発生源の机上抽出に用いることは困難である．この課題を解決するためには点密度を向上させる必要があると考えられる．方法として計測を植生の少ない冬季に実施すること，測量高度を限界まで低下させること，航路を往復させること等の方法が有効であると考える[2)]．本研究で使用したLPデータは2022年4月に高度1733mで実施したものであるため，以上の方法を使用することで点群密度を向上させることが可能である．しかし，一般的な測量業務では納期が年度末であるため，冬季での測量は困難である．したがって，業務の根本的な改革が必要であると考える．またフィルタリングにより点群が除去されているという可能性についても今後検討が必要である．

・SVMを用いたAIモデルは傾斜量図とウェーブレット解析図の検出結果を合わせると目視判読が可能であった15箇所中14箇所を検出した．また，目視では判読できなかった箇所を1箇所検出できたことから，目視と組み合わせて判読することで机上調査の効率化に繋がると考える．しかし，誤分類が発生していたため教師データを増やすなどの見直しが必要である．また，ディープラーニング等の他のAIモデルを検討することも必要であると考える．

参考文献

1)　崎田晃基・菊池輝行・西山哲：地形量図を用いたサポートベクトルマシンによる落石発生源の検出 p147-157,2021.
2)　国土地理院地理地殻活動研究センター・地理情報解析研究室:航空レーザ測量入門　p8-30,2004.