

AI を用いた小規模溪流の危険性評価 その2

西日本高速道路エンジニアリング四国(株) 正会員 ○橋本 燎
 西日本高速道路エンジニアリング四国(株) 正会員 内田 純二 正会員 高畑 東志明
 非会員 新開 和紀

1. はじめに

近年の激甚化する自然災害に備え、NEXCO 西日本では土石流発生危険溪流の抽出や、対策を進めている。本論は、令和2年に四国の高速道路にて発生した小規模な土石流災害を契機に、航空レーザ測量による数値標高モデル（以下、DEM）を用いて、AIによる類似性に着目した小規模危険溪流の抽出方法について検討したものである。

2. 斜面防災の課題と対応策

被災箇所の崩落前の地形を確認すると、図-2 に示す谷沿いの縦断方向に作成した DEM 画像からは凸領域が確認できる。この自然斜面の遷急線は、侵食の強弱の境目であることから崩壊しやすいことが知られている。しかし、当該箇所のような類似箇所は道路沿線に多数存在し、全容の把握には膨大な時間と労力が必要となる。この課題に対し、本検討では被災箇所の崩落前の DEM データから教師画像を生成し、AI を用いて類似箇所を抽出し、抽出箇所の現地調査結果を踏まえた危険性評価について提案する。なお、本箇所の断面積と崩壊幅から算出した実際の崩壊土量 515m³ に対し、崩壊前の DEM 画像から計算した土量は 518.7m³ と近似しており、DEM を活用することで、被災前の類似地形を抽出できると考えた。

3. 抽出手法の検討及び検証

抽出手法を表-1 に示す。被災箇所の DEM 画像と周辺の代表的な地形 4 箇所の画像からなる教師画像と AI を用いて、被災箇所を抽出する判別モデルを構築する(表-1 中 A)。図-3 に示すように、判別ロジックとなるディープラーニングには、画像認識で用いられている Convolutional Neural Network を採用し抽出を行った(表-1 中 B)。図-4 には 3 段階(赤、黄、青色)に可視化した、危険度評価画像を示す(表-1 中 C)。

AI による類似地形抽出結果の妥当性の確認と AI 抽出精度の向上を目的とし、被災箇所と同様の地質を示す松山道の延長 25km 区間で、抽出箇所の現地調査を実施した。本検討では本線への影響を考慮し、道路中心線から 100m 以内の範囲を抽出対象とした。当該区間は、豪雨災害履歴があり、比較的大規模な危険溪流が既に選定されている。なお、今回の検証箇所は、比較的大規模な溪流 3 箇所と小規模溪流 6 箇所の計 9 箇所とした。現地調査の結果、抽出された凸領域の形状と現地の地形が全て合致しており、DEM が地表面の形状を正確に捉えていることが確認できた。



図-1 被災箇所の地形等

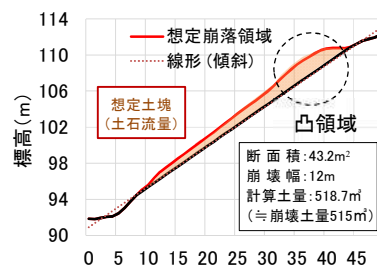


図-2 崩壊前標高と想定土塊 (図-1の線上)

表-1 抽出手法の概要

項目	内容
教師画像の生成	被災画像 ① 被災箇所を50m×50mで切出す ② 上下左右に10mずらした計5つの画像を準備 ③ 1度毎に回転させる ④ 左右反転させる ⑤ 合計3,600枚(5×360×2)の教師画像を生成
	分類画像 ⑥ 被災地形以外の代表的な地形(谷、尾根、斜面、平地)画像を4つ選出 ⑦ 1度毎に回転させた画像 ⑧ 左右反転させた画像 ⑨ 4分類で合計3,600枚の教師画像を生成
抽出	AI抽出(類似地形の把握) ① 対象画像を50m×50m毎に1mずつ照合 ② CNN判別結果から被災地形に類似する領域を抽出 ③ 抽出箇所が被災画像より小さい(2,500㎡)箇所を小規模として除外
表示	想定土石流量の表示 ① 抽出箇所内の凸領域を強調画像により凸が大きい(危険度が高い)ほうから3段階表示(赤、黄、青色) ② 3段階表示の各面積を算出し想定される土石流量を算出



図-3 CNNの基本構造

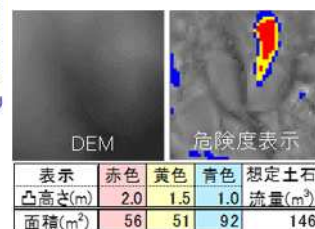


図-4 被災画像の危険度

ここからは現地調査で確認した代表箇所地質構成について考察する。図-5には現地調査の確認結果の一例を示す。図-5a)は大規模な溪流地で、抽出凸領域は急斜面(勾配1:0.5)であるが、砂岩や緑色片岩の巨礫で形成されており強度安定が期待できる。また、図-5b)は小規模な溪流地で、凸領域の地質構成は、緑色片岩で風化が進行し、緩勾配だが不安定土砂の存在する溪流地であった。以上、抽出結果から危険な溪流か判断するには、現地調査により崩壊の素因・誘因を確認する必要があるとことが示唆された。



a) 凸領域の地質・勾配 b) 緑色片岩の風化
図-5 箇所別の現地確認結果

表-2 AI 抽出結果の対比表

Case	教師	抽出結果の代表例 25km/Block : 4.2km/block	AI抽出面積(万㎡) (25km/Block=8.311)		
			要注意	注意	合計
テストモデル	被災箇所(要注意)のみ		245	0	245
本モデル	被災箇所(要注意) + 類似箇所(注意)		118	170	288

次に AI モデルに現地調査結果を学習させることで抽出精度の向上を図る。表-2は、25km 区間を6分割したうちの Block4 の結果であり、現地調査前のテストモデルと、現地調査後に教師データを再考した本モデルとの対比を示す。テストモデルの教師データでは、被災地形に類似する領域を「要注意」として抽出しており、学習後の本モデルの教師データとしては、テストモデルの教師に加え、被災箇所と類似する危険性のある4箇所を「注意」、類似性や危険性が低い残り5箇所を「観察」とした。表に示すとおり、テストモデルの要注意抽出面積 245 万㎡に対し、本モデルでは 118 万㎡と半減した。これは、テストモデルの要注意領域が注意及び観察に再配分されたためである。以上、本学習により危険性の高い小規模溪流を更に絞り込むことができた。

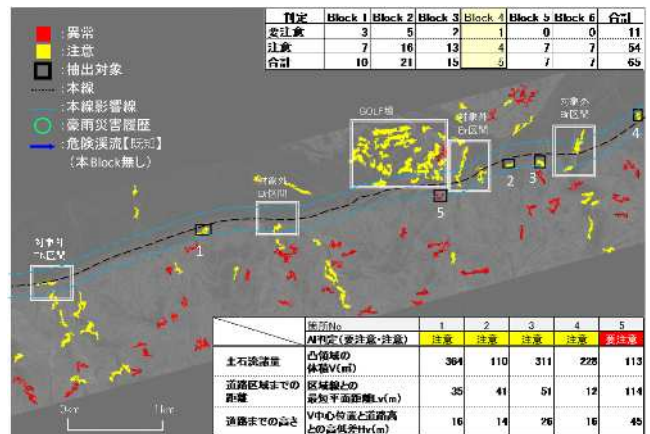


図-6 危険性評価例 (検証区間の 1/6 : Block4)

4. 小規模危険溪流の評価

本モデルによる評価結果例を図-6に示す。これはAIによる被災類似領域の特定と、崩壊規模の想定が可能な凸領域の流域を可視化した画像で、AIによる被災類似領域の特定と崩壊規模を想定できる凸流域が可視化できる。Block4では、要注意1箇所、注意4箇所を新たに小規模危険溪流として抽出した。なお、凸領域から想定される土石流諸量や道路への影響を判断する項目についてもDEMから容易に整理できる。最後に、本検討を要約した危険性評価フローを図-7に整理した。本評価の活用方法としては、ソフト面ではのり面毎に危険度のマッピング、点検の事前情報として活用できる。ハード面では減災を目的とした施工設計へと活用できる。その他に、従来方法への活用例として、凸領域の算出結果から想定崩壊土量を現地調査前に整理できるため、現地測量やチェック作業が軽減できる。また、専門技術者により実施された調査結果をAIに登録することで、適宜、抽出精度は向上する。

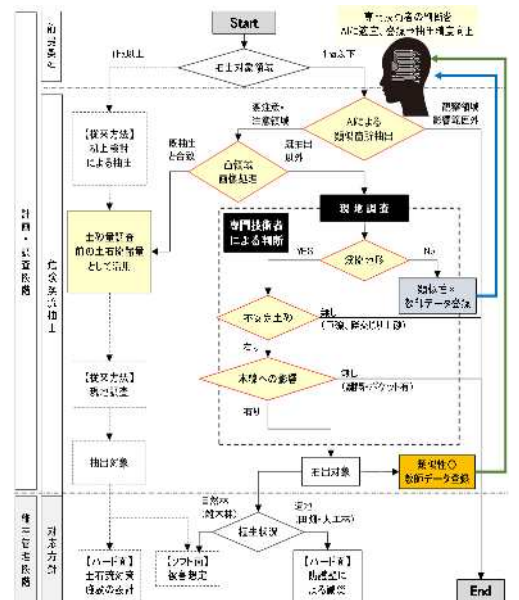


図-7 小規模危険溪流の評価フロー

5. おわりに

本論ではAIを用いて土石流災害が想定される小規模危険溪流の抽出方法について検討した。本検討は一事例による検討結果であることから、他の地質を対象とした適用性について検討を進める予定である。