

岩塊の安定度判定調書を活用した AI 判定手法

長岡工業高等専門学校 正会員 ○込山 晃市
日本サミコン(株) 非会員 道下 翔吾

1. 背景と目的

日本列島の約 7 割は山地で占められており、近年増加する豪雨や台風、地震による斜面災害も多く、落石被害の報告も少なくない。落石対策においては斜面調査を行い、適切な対策工を選定することで、道路等の安全を確保することが必要とされる。斜面調査においては対象岩塊の大きさや安定度を、落石対策便覧に記載されている判定基準をもとに安定度判定調書を用いて評価するが、近傍での調査が困難なため大きさの計測が出来ない場合がある。また安定度評価における判定基準は目視のため、調査者の経験に依るなど不確定な要素が大きい。

現在、建設業界においては少子高齢化に伴う技術者不足や技術継承に関する課題を抱えており、国土交通省が「i-Construction」として AI・ICT の活用を推進している。建設業にかかわらず AI や IoT の活用による生産性向上や一定品質の確保が期待されている昨今の情勢のなか、こういったツールの活用は必要不可欠である。そこで、蓄積された調査データである安定度判定調書を活用し、岩塊の検知と安定度判定及び体積推定を AI にて行う。

2. 研究方法

本研究では SONY の Neural Network Console^{※3)}を用いて機械学習モデルを設計し、画像データを入力値としてそれぞれ推定を行う。

2.1 安定度判定

落石対策便覧によれば岩塊の安定度判定は 5 段階で行われているが、今回は表 1 に示す危険(A)・やや危険(B)・安全(C)の 3 段階に分けて判定を行う。学習モデルには画像認識に優れた CNN (Convolution Neural Network) を基本ベースに構築し、それぞれの判定確率を推定する。

2.2 岩塊検知

岩塊の検知には YOLO (You Only Look Once) アルゴリズムを採用し、検知した岩塊をバウンディングボックス(以下 Bbox) で囲む。また、その際に一定のスコア以上となる Bbox の座標値と大きさを平均化する NMW (Non-Maximum Weighted) で処理を行う。

2.3 体積推定

現地で測定した岩塊の、縦・横・奥行き の値の積を体積として推定を行う。体積については最大値で正規化による前処理を行い、画像内に岩塊が収まっているもののみを対象とした。学習モデルの設計にあたり、周辺情報から岩塊の大きさを推定したいため、CNN を基本としつつもプーリング層による情報の排除の影響を小さくできるよう様々なモデル構成を試し、モデルによる推定結果への影響を評価する。

表 1 安定度の判定基準と AI での判定

安定度判定	判定基準となる特徴	AI 判定
1	立木によりかかっている、基岩から完全に分離し近い将来必ず滑落する。	A(危険)
2	ほぼ露出し不安定。亀裂が深く浸食が激しく滑落の可能性が高い	
3	傾斜部で一部埋没し不安定、滑落の可能性はある	B(危険側)
4	亀裂の発達があるが、斜面勾配が緩く落石の可能性は低い	C(安全)
5	すでに滑落し、平坦面で停止しているなど滑落の可能性はほぼない	

キーワード AI, 深層学習, 落石安定度

連絡先 〒940-8532 新潟県長岡市西片貝町 888 長岡工業高等専門学校 環境都市工学科 TEL:0258-34-9283

3. 研究結果

3.1 安定度判定

学習データを 1350 枚、検証用データを 150 枚としてデータセットを作成し、最も判定精度が高くなったモデルでの結果の一部を表 2 に示す。網掛文字は正解の判定確率であり、No.1 から 5 のように正解している場合もあるが、No.6 のように間違った判定での確率が高い場合、No.7,8 のように二つの判定確率が高い場合、No.9 のように判定確率がすべて低い場合など様々であった。また、判定確率が最も大きいものを正解とした場合の正解率は A 判定が約 60%、B 判定が約 60%、C 判定が約 93%となった。正解率の低い入力画像を調査すると、岩塊の近接写真がほとんどであり、A・B 判定においては熟達者でも写真単体で判別することが難しいとされているが、機械判別においても同様の傾向となった。

3.2 岩塊検知

学習データを約 1200 枚、検証データを 300 枚としてデータセットを作成した。学習曲線では検証時の誤差が収束せず、データセット及びモデルの改良が必要であると考えられるが、出力された Bbox が描画された画像では成功・失敗共にほぼ同数となった。成功しやすい画像の特徴としては、図 1 のように周辺の状況と岩塊の境界がはっきりしており、岩塊単体で撮影できているものである。また、図 2 のように岩塊が立木の後ろに隠れている、岩塊が画像内に占める割合が多いといった場合はうまく検知できないようであった。これは安定度判定においても同様の傾向であるため、今後の研究遂行にあたり、学習データセット用の写真撮影における指標となると考えられる。

3.3 体積推定

1 枚の画像から体積を推定するモデル (Model:A◇) では学習データを 900 枚、検証データを 102 枚とし、3 枚の画像から体積を推定するモデル (Model:B●) では学習データを 300 枚、検証データを 34 枚としてデータセットを作成した。2 モデルの推定結果として、正解値と推定値のプロットを図 3 に示したが、結果としては収束せずに有用な結果を得ることができなかった。データセットに使用するデータ数が不足している可能性も考えられるが、今回はデータセットの構成やモデル構成に関する有用な知見を得ることはできなかった。

4. 今後の展望

本研究は、落石に焦点を当てた AI 判定の可能性についての調査と検証を目的とした基礎研究である。今後はさらなる精度向上により現場での実装による業務負担の軽減や安定度判定のための補助ツールとしての活用を目指していきたい。また、建設分野における AI を活用した研究を行っていくとともに、学生の研究・教育指導にも活用することで AI を活用できる土木技術者の育成を目指す。

参考文献

- 1) 落石対策便覧, 平成 29 年 12 月
- 2) 込山晃市, 道下翔吾, 人工知能を用いた落石の安定度判定, 第 38 回土木学会新潟会研究調査発表会, 2020.11

表 2 安定度判定結果

No	A	B	C
1	100%	1%	0%
2	1%	16%	79%
3	7%	64%	5%
4	100%	1%	2%
5	7%	19%	41%
6	68%	6%	5%
7	28%	7%	46%
8	57%	69%	0%
9	36%	7%	22%

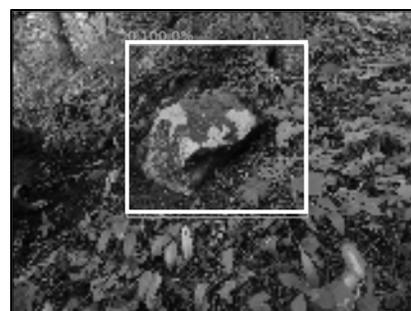


図 1 岩塊検知結果(成功)



図 2 岩塊検知結果(失敗)

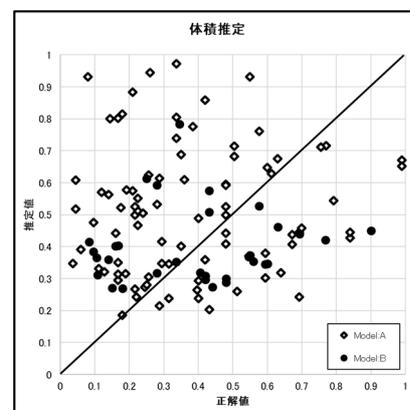


図 3 体積推定