

【課題番号】 2025 # 02

【採 択 者】 池田弘毅（新潟大学農学部）

【研究テーマ】

深層学習を用いた集水井内部の腐食検出

【要旨】

鋼製集水井の内部点検は安全性と効率性の観点から 360°カメラが用いられている。本研究では、360°カメラ画像と U-Net を用いた集水井の腐食検出手法を提案した。非腐食部を細分化した 9 クラスの多値分類モデルを構築し、13 基の集水井データを用いて解析を行った。13 基の集水井から構築した 9 クラスのデータセットを用いた解析の結果、多値分類のモデルは二値分類のモデルと比較して腐食部の適合率・再現率・F1 スコアいずれにおいても高い検出性能を示した。

【研究成果・まとめ】

1. はじめに

地すべり防止施設の維持管理は、中山間地域における農地や生活環境を保全する上で重要である。1949 年～2012 年までの新潟県における地すべりの発生要因の約 9 割は融雪や豪雨による地下水位の上昇によるものである¹⁾。そのため、地すべり対策として地下水排除工である集水井が用いられている。鋼製の集水井は長期の供用に伴いライナープレートの腐食劣化が進行し、安全性と効率性を両立した点検手法の確立が必要である。従来の目視点検は専門技術者の入坑を要し、危険性と専門性の面で課題を有する。これに対し、360°カメラを用いた非接点検手法が提案されている。現状では人間による評価に依存しており、集水井の調査・診断マニュアルによれば、これらのデータを対象とした AI による劣化の自動判別が将来的な展望として示されている²⁾。

画像処理による腐食部検出では、エッジ検出や閾値処理などの数学的アルゴリズムを用いて腐食部分を抽出する手法が提案されている³⁾。しかし、これらの手法は適切な閾値設定を必要とし、照明条件や画像品質、腐食程度に応じた調整が必要である。それらの閾値はチューニングを行う構造物に依存し、また、複雑な腐食パターンや微細劣化の検出には限界がある。

深層学習手法は多層ニューラルネットワークにより入力データから目的の出力を得る関数を自動学習する技術である。従来手法が人間による閾値の設定に依存するのに対し、深層学習は大量の画像データから腐食特徴を自動的にニューラルネットワーク内の重みを学習するため、より柔軟かつ高精度な領域抽出を実現するものである。筆者らによる既往研究では、ライナープレートにおける腐食部のみを検出する二値分類が用いられていた⁴⁾。しかし、二値分類における非腐食部にはライナープレートの非腐食部の他に、植生や水といった要素を含む集合になるため、特徴量を多次元のベクトルで表現した特徴空間における非腐食部は特徴量の分散が大きくなり、モデルの学習が困難となる。一方で、多値分類でライナープレートの非腐食部を植生や水といった要素を具体的に定義することにより、集水井内の状態をより詳細に評価することが可能になると考えられる。本報では、深層学習を用いた多値分類によるライナープレートの腐食部の自動検出を試み、結果を考察する。

2. 実験および解析方法

計測対象は 1981 年から 1995 年の間に建造された腐食状態の異なる計 13 基の鋼製集水井である。内部の腐食状態は集水井の天蓋からの 360°カメラ (KODAK 社製 PIXPRO SP360 4K) を下し、動画を取得した。

使用した深層学習モデルは U-Net である。モデルのアーキテクチャを図-1 に示す。U-Net は Encoder 部, Decoder 部およびスキップ接続で構成されている。データセットは撮影された 360°動画から抽出した画像とそれに対応するアノテーション画像のペアを用いた。それぞれの画像はアスペクト比を保持したまま 512×1,024 (ピクセル) の画像にリサイズし、モデルに入力するために 512×512 (ピクセル) の画像にオーバーラップ 256 ピクセルで切り出した。アノテーション画像は手動で作成し、各ピクセルに対して正確なクラスを割り当てた。クラスは腐食部, ライナープレート非腐食部, 補強材, 植生部, リボンロッド, 水部, 梯子, 集水ボーリング, その他の 9 クラスとした。

データセットにおけるクラスの割合は表-1 に示す。また、そのアノテーション画像を用いて、ライナープレートの腐食部を除くクラスを非腐食部のクラスに統合した 2 クラスによる分類したアノテーション画像も作成した。

計 150 枚の元画像を用い、145 枚を学習用、5 枚をテスト用としてモデルのデータセット構築を行った。データ分割には Hold-out 法を用い、訓練データのうち 90%を学習用、10%を評価用とした。学習用のデータセットには加えて、データの多様性および水増しを行うデータ拡張を行い、モデルの汎化に必要なデータ量および質を確保した。損失関数はクロスエントロピー損失 (Cross Entropy Loss) を用いた。最適化手法には Adam を使用し、学習の安定性と収束性を確保した。モデルの評価は混同行列を使用し、定量的に評価した。

3. 結果および考察

図-2 に二値分類および多値分類におけるセグメンテーション結果を示す。多値分類のモデルは、二値分類のモデルと同様にライナープレートの腐食を検出できた。二値分類と多値分類における腐食部の定量指標を、混同行列から算出し表-2 および表-3 に示す。多値分類モデルの腐食クラスに対する適合率および再現率はいずれも二値分類モデルを 0.01 上回り、両指標の調和平均である F1 スコアでも同様の傾向が確認された。以上より、多値分類のモデルは二値分類のモデルと比較して総合的な腐食検出性能において優位であることが示された。

一方、多値分類モデルの各クラス指標 (表-3) を比較すると、大多数のクラスでは適合率・再現率・F1 スコアがいずれも 0.90 前後の高水準を示したのに対し、集水ボーリングクラスのみ適合率 0.60, 再現率 0.52, F1 スコア 0.55 と著しく低い値を示した。この要因として、表-1 に示すとおり同クラスのデータセット内で占める割合が 0.1%と極端に小さいことが挙げられる。クラス不

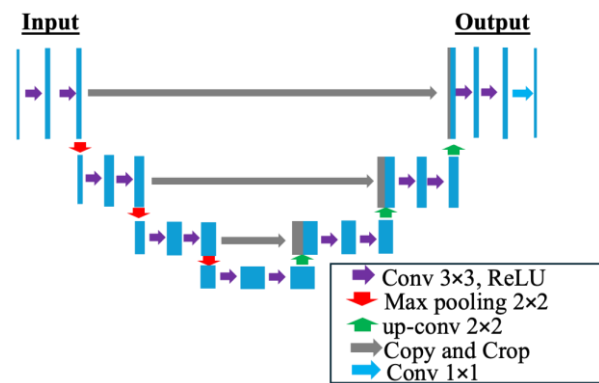


図-1 U-Netアーキテクチャ

表-1 データセットにおけるクラス分布

クラス名	割合(%)
ライナープレート非腐食部	12.7
ライナープレート腐食部	52.0
補強材	22.4
植生部	4.5
リボンロッド	1.4
水部	2.7
梯子	3.5
集水ボーリング	0.1
その他	0.7

表-2 二値分類のモデルの分類結果

クラス	適合率	再現率	F1 スコア
腐食部	0.93	0.95	0.94
非腐食部	0.95	0.93	0.94

表-3 多値分類のモデルの分類結果

クラス	適合率	再現率	F1 スコア
腐食部	0.94	0.96	0.95
ライナープレート非腐食部	0.92	0.89	0.90
補強材	0.90	0.94	0.92
植生部	0.89	0.91	0.90
点検梯子	0.89	0.81	0.85
集水ボーリング	0.60	0.52	0.55
水	0.98	0.99	0.98
リボンロッド	0.89	0.93	0.91
その他	0.88	0.90	0.89

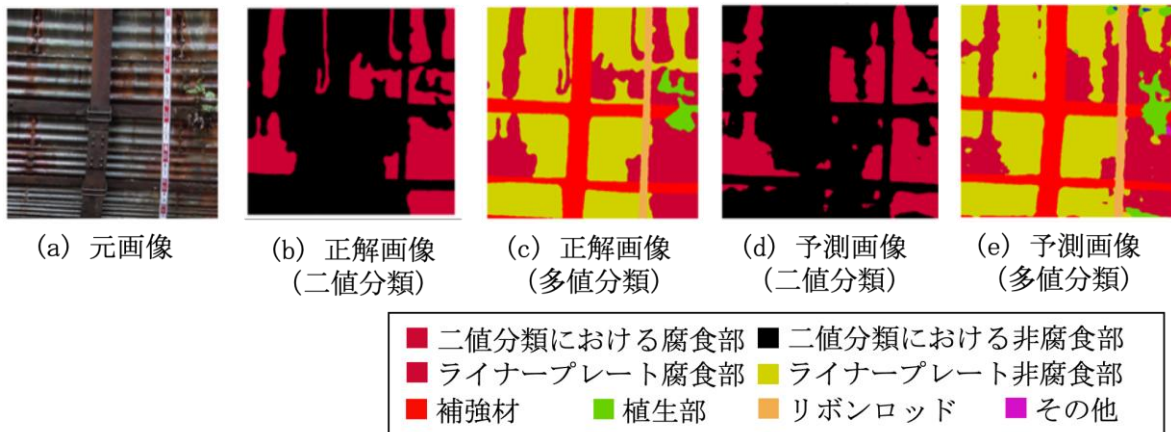


図-2 二値および多値分類におけるセグメンテーション画像

均衡が著しい条件下では、少数クラスに対してモデルが十分な特徴を学習できないため、検出性能が低下したと考えられる。

4. おわりに

本研究では、360°カメラから取得した可視画像を多値分類に基づく深層学習手法を用いたライナープレートの腐食部の検出を行った。多値分類を用いたモデルは従来の二値分類手法と比較して高い腐食検出性能を示した。一方、集水ボーリングクラスにおける検出精度の低下が確認されており、少数クラスへの対応を含む学習手法の改善が今後の課題として示された。

【参考資料（論文・学会発表など）】

- 1) 稲葉一成, 鈴木哲也, 森井俊広, 細貝知広, 羽深利昭, 沖田 悟 (2014): 新潟県における地すべり防止施設(鋼製集水井)の維持管理第, 71 回農業農村工学会京都支部研究発表会講演要旨集, 48-49.
- 2) 農林水産省 (2018): 【参考資料】 集水井の調査・診断マニュアル
- 3) 鈴木哲也, 稲葉一成, 島本由麻, 森井俊広 (2015): 画像解析による鋼製集水井の腐食範囲の検出, 農業農村工学会論文集, 83(4), IV_13-IV_14
- 4) 柴野一真, 鈴木哲也, 稲葉一成, 大高範寛, 藤本雄充, 岡山剛 (2025): 深層学習による集水井内画像を用いた腐食部の自動検出, 第 63 回日本地すべり学会研究発表会講演要旨集