

UAV 画像のひび割れ検出における U-Net を援用したシーン分類前処理手法の改善 Improvement of Scene Classification Preprocessing Method using U-Net for Crack Detection in UAV Imagery

○田中熙*・柴野一真*・鈴木哲也**

○Hiromu TANAKA*, Kazuma SHIBANO* and Tetsuya SUZUKI**

1. はじめに

農道橋の維持管理における舗装部のひび割れ検出において、深層学習を用いたひび割れの検出が多数検討されている¹⁾。本検討では、データセットに用いる可視画像の取得を UAV により行った。UAV は一定の高度、角度で網羅的に撮影することができるが、対象までの距離が遠くなるため舗装部以外も写る可能性がある。舗装部以外の検出は誤検出を招くため、取得した画像から直接ひび割れ部のみを検出することは困難である。筆者らの既往研究では、深層学習のアーキテクチャである LeNet を用いて、取得した画像を舗装部とそれ以外に分類するシーン分類モデルの作成を試みている²⁾。LeNet は画像単位で舗装部かどうかを判定するため、画像中に舗装部とノイズ部の両方を含む場合、正確な判定が不可能になるという課題があった。

そこで本研究では、ピクセル単位で対象の検出を行うため、U-Net をアーキテクチャとしたシーン分類モデルの構築を試みた。U-Net によるシーン分類モデルの分類精度

を検証し、ひび割れ検出に向けた前処理手法として適しているかを考察する。

2. 計測および解析方法

可視画像の取得は、新潟県柏崎市で供用中の農道橋である、清水谷大橋（施工後 27 年）、栃倉大橋（施工後 27 年）、前川原橋（施工後 31 年）の舗装部を対象に行った。各農道橋は片側 1 車線の舗装道路であり、舗装部の損傷度はそれぞれで異なっていた。撮影は UAV（Matrice 350 RTK, DJI 社）に搭載された可視カメラ（Zenmuse L1, Livox 社）を用いて、真下に向かって一定間隔で行った。データセットに入力する画像の条件を一定に保つため、UAV は高度を離陸地点から 5 m 一定に保ちながら飛行させた。

構築したひび割れの検出フローを **Fig. 1** に示す。取得画像は、シーン分類モデルによって舗装部が 1 ピクセル単位で抽出される（**Fig. 1 中央**）。抽出された舗装部のみがひび割れ検出の対象となり、ひび割れ検出モデルにより検出される（**Fig. 1 右**）。ひび割れ検出については過去に検討を行っているため²⁾、本研究ではシーン分類モデルに焦点を絞って検討した。

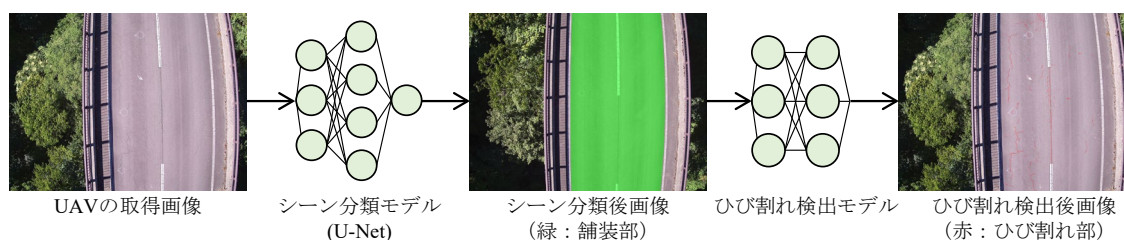


Fig. 1 ひび割れの検出フロー
Crack detection flow.

* 新潟大学大学院自然科学研究科 Graduate School of Science and Technology, Niigata University

** 新潟大学自然科学系（農学部） Institute of Agriculture, Niigata University

キーワード：深層学習，舗装部，画像解析，データセット，ハイパーパラメータチューニング

シーン分類モデルのデータセットに入力する正解データについて、画像をピクセル単位で舗装部とノイズ部に分類するアノテーションを、取得画像として用意した計 35 枚に対し手動で行った。データセットに入力する都合上、取得画像を 4 分割し、 $1,024 \times 1,024$ pixels になるようにリサイズした。検証データおよびテストデータとして各農道橋の画像を 1 枚ずつ用意し、それ以外を学習データとして使用した。

U-Net は FCN をベースに構築された深層学習アーキテクチャである。高精度の位置情報を保持しながら、少量のデータで学習できることが特徴である。ハイパーパラメータについて、高精度な学習を行うため一部のハイパーパラメータに対しチューニングを行った。チューニングしたハイパーパラメータの候補および最も高精度だった結果を **Table 1** に示す。ハイパーパラメータの組み合わせを変えながら、試行回数 20 回で検証を行った。学習に関して、損失関数は BCE と Dice を組み合わせて用いた。損失の重み係数により、BCE と Dice の比重が変化する。最適化手法は Adam、バッチサイズは 4 に設定した。検証データの IoU が最も大きいハイパーパラメータの組み合わせを用いて、エポック数 100 で学習させた。

3. 結果および考察

シーン分類モデルによるテストデータでの分類結果を **Fig. 2** に示す。緑の領域が正解の舗装部、赤の領域が予測された舗装部である。舗装部とノイズ部の境界付近で一部誤分類されている領域があるものの、中央の舗装部は正確に判定されていることが確認できる。各評価指標に基づいたシーン分類モデルの分類精度を **Table 2** に示す。再現率は 0.995 と特に大きく、舗装部に対する判定が高精度に行われたことが分かる。一方、適合率は 0.921 と再現率と比較して値が小さかった。今回構築したシーン分類

Table 1 ハイパーパラメータの候補と結果
Hyperparameter candidates and results

	初期学習率	初期特徴マップ数	層の深さ	損失の重み係数
候補	0.0001, 0.0003, 0.001	32, 64, 96	4, 5	0.3, 0.5, 0.7
結果	0.001	64	5	0.3

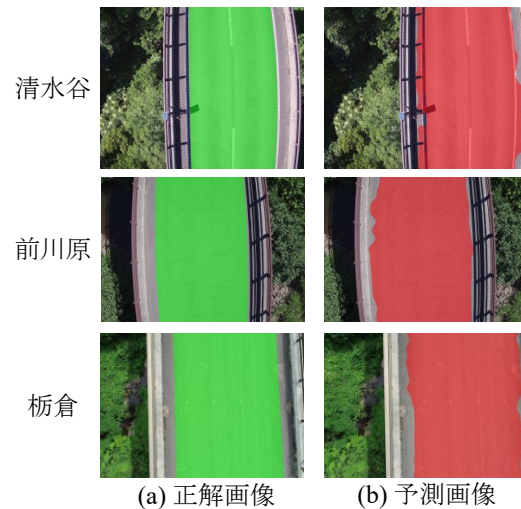


Fig. 2 シーン分類モデルの分類結果
Results of the scene classification model.

Table 2 シーン分類モデルの分類精度評価
Accuracy evaluation of the scene classification model

正解率	適合率	再現率	F値	IoU
0.960	0.921	0.995	0.956	0.916

モデルは、舗装部を舗装部と正確に分類する能力において優れているが、ノイズ部をノイズ部と正確に分類する能力において課題があることが分かる。舗装部に関連する判定の全体的な精度を示す F 値および IoU はどちらも 0.900 を超えており、高精度に分類されていることが示唆された。

4. おわりに

本研究では、路面画像をピクセル単位で舗装部とノイズ部に分類するシーン分類モデルの構築を試みた。検討の結果、シーン分類は高精度に行われ、特に中央部は正確に分類された。今後は境界付近の分類に着目し、より汎用的で高精度にひび割れを検出できる手法を検討していく必要がある。

引用文献

- 1) Kheradmandi, N. and Mehranfar, V. (2022): A critical review and comparative study on image segmentation-based techniques for pavement crack detection, *Construction and Building Materials*, **321**, 126-162.
- 2) 田中熙, 柴野一真, 鈴木哲也 (2025): ハイブリッド AI による農道橋床版部の損傷検出の高精度化, *農業農村工学会誌*, **93** (1), 3-6.