

令和4年度 研究成果の概要(1/2)

| |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 研究テーマ:「人間と AI 協働型画像損傷セグメンテーションの開発」 |
| 研究代表者 ・氏名(ふりがな):党紀(とうき) ・所属、役職:埼玉大学、准教授 |
| 研究期間:令和4年10月～令和7年3月 |
| 研究参加メンバー(所属団体名のみ) 埼玉大学 |
| 研究の背景・目的 橋梁維持管理、災害調査に関わる業務において、近年 AI、UAV、IoT などの先端技術を活用して、インテリジェントな橋梁管理手法が求められている。特に地方自治体やコンサルタント会社における UAV 橋梁点検、AI による損傷認識のニーズが高まっている。本研究では、初期訓練された固定された AI ではなく、実用しながら点検者の経験と修正を加えて仕上げて行き、使えば精度が高くなる AI を提案して、実用方法を提示して、その有効性を検証する。 |
| 研究内容(研究の方法・項目等) 申請者の研究グループでは、近年下記のような研究を実施している。 (1) UAV 橋梁点検について:提案者のグループでは、UAV の基本性能を定量的に評価するために、飛行試験と推力試験を行い、UAV の点検の安全性と実用性に関係性が高い耐風性能について、風洞実験より計測を行い、また推力などの指標から耐風性能を簡易的に推定できる式を提案した。 (2) 損傷認識について:UAV を用いて橋梁点検を行い、橋梁写真から損傷を存在するものと種類検出する問題に対して、深層学習手法である畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いたことを試みた。 (3) 近年、ピクセルレベルで画像分類するセグメンテーションの手法として、最初は全畳み込みネットワーク(FCN)および逆畳み込みと畳み込みの中間層を利用する U-Net を提案され、提案者のグループでは、橋梁損傷をピクセルレベルで認識する手法として FCN と U-Net を用いた場合の検証を行った。 本研究では今までの研究を踏まえて、下記の技術の実現を目的としている。 (1) 現在の腐食に着目するセグメンテーション AI を拡張して、複数損傷を認識するセグメンテーション AI の訓練を実施する。 今後の計画として (2) データベースのある写真のみならず、現場の環境に適用しやすく、背景を損傷に誤認識問題を解決するために、現場写真を用いた増強 AI を提案して、その効果を検証する。 (3) 損傷検出 AI をスマホアプリに実装して、人間と機械の協働するプラットフォームの土台を構築する。 (4) 人間と協働型 AI アプリ、作業者が AI の提案した損傷を修正して、AI が自動的に再訓練されるアプリを開発する。 |

令和4年度 研究成果の概要(2/2)

研究成果の概要

本年度の研究成果について、下記の項目となる。

課題目標 1：複数損傷を認識するセグメンテーション AI の訓練

現在の 1 種類（腐食）のデータベースを、5 種類の損傷：腐食、ひび割れ以外に、漏水、エフロレッセンス、剥離を含むデータベースを構築する。点検に実用なレベルまで、点検写真、UAV 写真、スマホ写真などから複数損傷を認識する AI を訓練する。3 種類 AI (Mask R-CNN、U-Net、Yolo v5) モデルを用いた損傷検出を試み、90%以上の IoU (Intersection over Union、従来では 80%程度) の実現を目指すことが目標となっている。

追加データについて、従来の腐食に加えて、ひび割れ、剥離、エフロレッセンスと漏水のデータを加えた。現在のデータベースにおける写真データの数は下記の図 1 に報告します。図 1 に示しているように、現状では、腐食(Corrosion)における写真の数が多く、他のコンクリートに関わる写真が少ない。

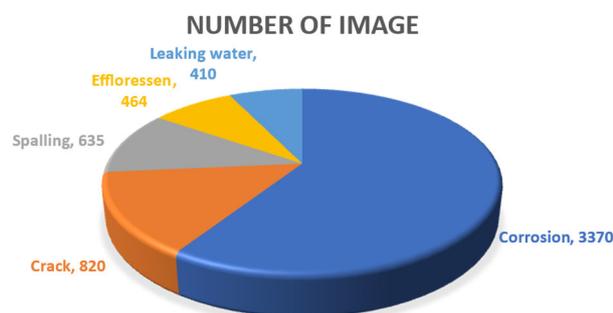


図. 1 データベースにおける写真数.

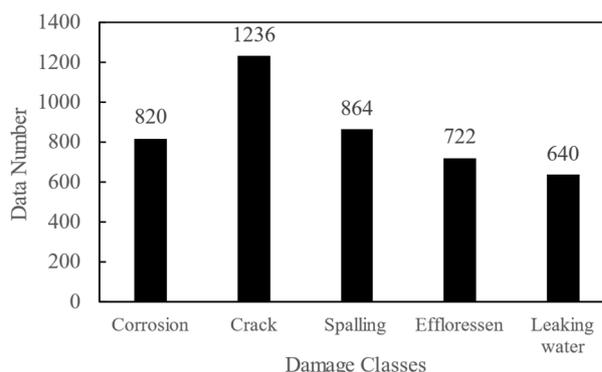
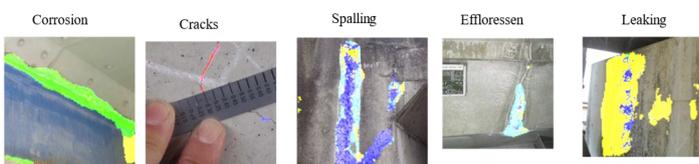


図. 2 ダウンサンプリング後の写真数

また、ある種類の訓練写真が多い場合、AI が訓練された過程で、この種類の損傷を多めに検出して偏った結果によって正解率を向上するように働くため、他の損傷検出の精度が悪くなるデータアンバランス現象がある。データアンバランスを解消するために、データアンサンプリング手法を使い、訓練では一部の腐食写真のみを使った。アンサンプリングした後の写真数を図 2 に示す。

セグメンテーションモデルとして U-Net と Deeplab v3+ を使い、両モデルの効果を比較してみた。その結果は図 3 に示すように、DeepLab V3+の方が認識効果がスムーズにできていることが確認できた、ただ精度について、まだ目標に達成していない。

U-Net



Deeplabv3+



図. 3 損傷認識の結果