

路面画像からのひび割れ検知システムの設計

2019SE015 梶浦雄哉

指導教員：沢田篤史

1 はじめに

現在の日本の道路は老朽化が進行しており、定期的な点検が必要とされている。従来よりそれらの作業は基本的に目視で行われている。目視によるひび割れ検知の問題として、客観的な判断が困難である上に多くの時間が必要であり、さらに点検を行う技術者が必要であることが挙げられる。

このような背景のもと、目視による解析作業の自動化が求められている。この要求に応えるように、路面画像からひび割れを自動的に検知する研究が盛んになっている。CNN(Convolutional Neural Network)を用いて路面画像からひび割れを自動的に検出する手法 [1][2] などが研究されている。路面画像からのひび割れ検知における課題として、誤認識されやすい物体をひび割れと検知してしまうことが挙げられる。

本研究の目的は、路面画像からのひび割れ検知システムの設計を通して、物体検出の精度の向上を目指すことである。精度を高めることで、従来から目視によって行われてきた解析作業の自動化への貢献ができる。

本研究の目的を達成するための技術課題はひび割れを精度高く検知するためにシステムの構造がどうあるべきかを明らかにし、システムの構造がひび割れ検知の精度に及ぼす影響を評価することである。

本研究では、技術課題へのアプローチとして、二段階アーキテクチャを提案する。また、提案手法の妥当性を確認するために、路面画像からひび割れ検知を行い、精度を比較し、妥当性や問題点について考察する。

2 ひび割れ検知に関する課題と既存研究

路面画像からのひび割れ検知における課題として、誤認識されやすい物体が写っているとそれらをひび割れと検知してしまうことが挙げられる。

全ら [1] は CNN を用いて白線やマンホールを区別した上で路面画像のひび割れを自動的に検出する方法を提案している。吉田ら [2] は撮影した路面画像中の全画素を路面、路面外、マンホール、ジョイントの 4 種に領域分割するニューラルネットワークを構築する方法を提案している。

全らは、白線やマンホールを区別できているが、それら以外の誤認識しやすいケースを考慮する必要があると述べている。吉田らは、ごく一部の画像で誤分類がみられたものの、ほとんどの画像で精度よく分類できている。これらの手法を発展させることで精度向上につながる。

3 研究目的と技術課題

本研究の目的は、路面画像からのひび割れ検知システムの設計を通して、物体検出の精度の向上を目指すことである。精度を高めることで、従来から目視によって行われてきた解析作業の自動化への貢献ができる。

本研究の目的を達成するための技術課題は以下の 2 点である。

1. ひび割れを精度高く検知するためにシステムの構造がどうあるべきかを明らかにする
2. システムの構造がひび割れ検知の精度に及ぼす影響を評価する

4 ひび割れ検知システムの設計

図 1 にシステムの構成を示す。入力を路面画像とし、最終的な出力をひび割れの検出結果とする。図左半分の領域分割フローでは、路面画像のデータセットをセマンティックセグメンテーションを用いて、全画素を路面、マンホール、路面以外の 3 つに領域分割する。図右半分のひび割れ検出フローでは、領域分割した路面画像から深層学習を用いた物体検出モデルを用いてひび割れ位置と種類を特定する。

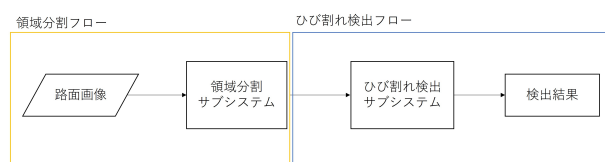


図 1 システムの構成図

本研究では、2020 年 12 月に開催された GRDDC (Global Road Damage Detection Competition) で使用されており、定評のあるデータセット [3] を用いる。本データセットには、26336 の道路画像が含まれており、31000 を超える道路損傷が含まれている。

領域分割フローでは、データセットを用いて、領域分割サブシステムで路面画像から路面部分の抽出を行う。領域分割サブシステムで行う路面画像からの路面部分の抽出には、セマンティックセグメンテーションを用いる。セマンティックセグメンテーションは自動運転の研究で使用されているので、路面画像から路面部分を抽出するのに適していると考えた。学習枚数が少なくてもセグメンテーションの精度が高いこと、学習に関係する処理が高速であることが特徴のアーキテクチャである Unet を用いる。

ひび割れ検出フローでは、領域分割フローで領域分割した路面画像をひび割れ検出サブシステムでひび割れ位置

と種類を特定する。ひび割れ検出サブシステムで行うひび割れ位置と種類の特定には、物体検出で使われる代表的なアルゴリズムである YOLO を用いる。YOLO は、人間と同じく一目見ただけで物体検出ができるという特徴をもつ。

5 プロトタイプシステムの構築と評価

提案手法の妥当性を確認するために、Python を用いてプロトタイプシステムを構築した。以下では、領域分割フローとひび割れ検出フローについて、プロトタイプシステムを用いた学習および検出の実験結果を示す。

領域分割フローでは、学習回数を 150 回、バッチサイズを 32 に設定し、約 3000 枚のデータセットを用いて学習を行った。訓練用データとテスト用データを 8:2 に分けて学習を行った結果を図 2 に示す。訓練用データに対する結果は損失率が 5 %、正答率 90 % に収束した。テスト用データに対する結果は損失率 20 %、正答率 70 % に収束した。

ひび割れ検出フローでは、学習回数を 200 回、バッチサイズを 16 に設定し、約 2000 枚のデータセットを用いて学習を行った。訓練用データとテスト用データを 8:2 に分けて学習を行った結果を図 3 に示す。学習が進むにつれ、訓練データに対する損失率は低下しているが、テストデータに対する損失率は一部上昇する結果となった。

通常の路面画像のテストデータと路面部分のみを抽出した路面画像のテストデータの 2 種類の画像からひび割れ検知を行った結果、前者に対する精度が 55 %、後者に対する精度が 47 % となり、精度が低くなってしまった。

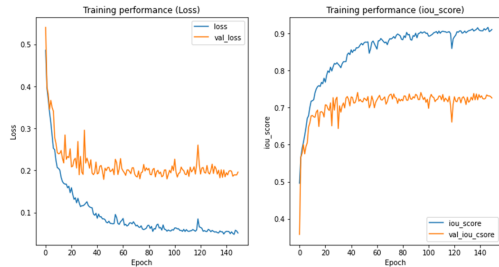


図 2 領域分割サブシステムの学習結果

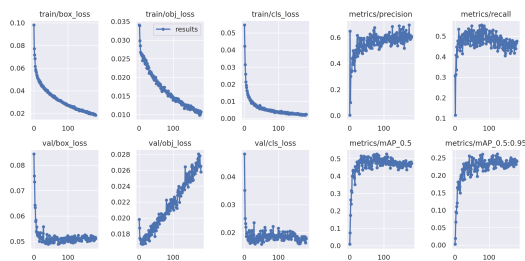


図 3 ひび割れ検出サブシステムの学習結果

6 考察

領域分割サブシステムの学習については、テスト用データに対する正答率が 0.70 まで安定して上昇したので、道路の抽出は成功したといえる。一方で、ひび割れ検出サブシステムの学習については、テスト用データに対する損失率が一部上昇してしまい、ひび割れの検知を十分な精度でできているとはいえない結果となった。

テストデータを用いてひび割れ検知システムの評価を行った結果、精度が下がってしまった。精度が下がった原因として、セマンティックセグメンテーションによる路面の抽出が、ひび割れの検知に必要な正確さで行われていないことが考えられる。ひび割れは道路の端まで続いている場合が多いので、ひび割れの検出を正確に行うためには、路面の抽出を正確に行うことが必要である。また、学習に用いる路面画像は約 3000 枚と少なかったため、画像を多く学習させる必要がある。一方で、領域分割とひび割れ検知に役割分担をしたことで、構造を柔軟に変更させることができ、プロセスが可視化されているので、不具合要因の特定が容易になるという特長を得ることができた。

7 おわりに

近年、目視による解析作業の自動化が求められている中で、本研究では、路面画像からのひび割れ検知システムを設計した。前段で路面画像から路面部分を抽出し、後段でひび割れ位置と種類を特定する二段階アーキテクチャからなるひび割れ検知システムを提案した。前段で路面画像から路面部分を抽出する。これにより、ひび割れの誤認識を防ぎやすくして、後段の物体検出モデルを用いたひび割れ位置と種類の特定の精度向上を目指した。

本研究で実装したプロトタイプシステムでは、一部の障害物の誤認識を防げられることを確認できた。より精度の高いシステムを構築するには、道路の抽出をさらに正確に行えるようにニューラルネットワークの適切なチューニングを行う必要がある。

参考文献

- [1] 全邦釘, 井後敦史, 南免羅裕治, 黒木航汰, 大窪和明, “車載カメラにより撮影された舗装画像からのディープラーニングによるひび割れ率評価”, 土木学会論文集 E1, Vol. 73, No. 3, 2017.
- [2] 吉田純司, 竹谷晃一, “地方公共団体での利用を想定した道路路面のひび割れに関する健全度評価システム”, AI・データサイエンス論文集, 2 巻, J2 号, p. 671-680, 2021.
- [3] D. Arya, H. Maeda, S.K. Ghosh, D. Toshniwal, H. Omata, T. Kashiya, T. Seto, A. Mraz, Y. Sekimoto, “RDD2020: an image dataset for smartphone-based road damage detection and classification”, Mendel. Data, V1, 2021.