

深層学習を用いた高速道路路面からのひび割れ抽出

山梨大学 学生会員 ○小林 優斗, 非会員 棚田 祐世, 正会員 吉田 純司
(株) NEXCO 東日本エンジニアリング 非会員 小林 孝幸, 非会員 堀 祐成

1. はじめに

我が国の道路網は、2019年の段階で総延長が約130万km¹⁾と膨大であり、今後はそれを効率的に維持管理していく技術の確立が求められている。高速道路路面の維持管理において、NEXCO 東日本グループは、RoadEye と呼ばれる道路性状測定車を用いて道路路面を撮影し、それを用いて路面の状態を目視で判定している。しかし、目視判定は手間がかかるため今後は、より効率的かつ客観的な判定・評価を行う手法が必要である。

そこで本研究では、深層学習を応用し、路面画像からひび割れを抽出するシステムを構築する。最終的には、現在、専門員による目視の判定を補助するシステムの構築を目標とする。

2. 現状の路面の評価方法とひび割れ抽出の背景

現在の専門員の路面の評価方法²⁾は、まず100mの画像を0.875m×1mのブロックに分割し、そのブロックごとにひび割れに応じて、4種類に分類する。その後、ブロックごとの判定結果に点数をつけ重み付けして合計し、ひび割れ率を算出している。ただし、ひび割れには底が見えるものやおおむね20cm未満のものは、ひび割れとはみなさないという基準があり、これがブロック分類の自動化での弊害となっている。

そこで本研究では、ブロック分類に先立ち、以下の2つのニューラルネットワーク(:NN)を用いて路面画像の前処理を行う。

- ① ひび割れの判定において誤認識の原因となるジョイント等とアスファルト路面とをNNにより分類する。
- ② ①のNNによりジョイント等を除外した路面画像を対象として、2つ目のNNによりひび割れを複数のカテゴリに分けて抽出する。

図1に路面画像の領域分割とひび割れ抽出の手順を示す。

3. ジョイント等を抽出するネットワークの高度化

既往の研究³⁾で用いたシステムに学習画像に用いていない路線の路面画像を適用したところ、ジョイントとアスファルト舗装路面の境界部の判定精度が低いという問題点があった。そこで新たに学習画像を追加し、既往の研究で用いた15路線2847枚の学習画像から路線数をさらに8路線増やし学習画像を約1.5倍の4289枚とすることで、新しく学習画像を作成した。また、ジョイント等の抽出で用いていたネットワークをSegNet⁴⁾からDeeplab v3+⁵⁾に変更したところ、検証データでの精度が99.8%に向上した。全体で95%近くのジョイントを正確に検出することが出来た。図-2,3に既往のSegNetでの検出システムとDeeplabV3+での検出結果の違いを示し、緑色がシステムによって路面、青色がジョイントと判定されたことを示す。

4. 路面画像からのひび割れの抽出

ひび割れの抽出には、まず3節でジョイント部を除外した路面画像に対して、0.875m×1mのブロック分割し学習画像を作成する。また、3節のジョイント検出と同様の方法でネットワークを構築した。路面を4分類(ひび割れ、短いひび割れ、浅いひび割れ、路面)で学習を行ったところ、深く大きなひび割れは検出できたが、短いものや浅いひび割れにおける精度は低かった。

低精度の原因を把握するために、ひび割れのカテゴリを1つにした2分類(ひび割れ、路面)での学習も試みたところ、こちらも同様に比較的浅いひび割れの検出が困難であった。そこで、4分類においてカテゴリごとに重みを設定した。重み導入前には検出できなかった浅いひび割れがほぼ正確に検出できた。図-4に4分類におけるひび割れ抽出の重みによる判定の違いを、図-5に2分類における重みによるひび割れ抽出の重みによる判定の違いを示す。

5. まとめ

本研究では、既往の健全度評価システムを基にRoadEyeで記録された高速道路路面画像を対象とし、専門員の判定をベースとしてひび割れの抽出を行った。学習画像を追加し、使用したネットワークを変更することで、既往のNNでの誤判定を修正し、精度を向上することができた。専門員の目視判定結果をベースに路面のひび割れを抽出するシステムを構築した。浅いひび割れの検出精度が低い問題点があったが、重みを調整することで検出精度が向上した。

参考文献

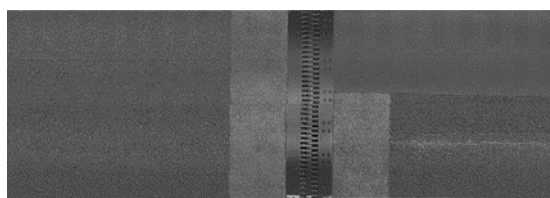
- 1) https://www.mlit.go.jp/road/soudan/soudan_10b_01.html,
国土交通省：道路統計年報2020。
- 2) NEXCO 試験方法 第2編 アスファルト舗装関係試験方法, 2020。
- 3) 小林優斗, 吉田純司, 鈴木勝律, 大野浩平：深層学習を利用した高速道路路面の健全度評価システムの高度化, 土木学会 第77回年次学術講演会講演概要集, 2022.09
- 4) V. Badrinarayanan, A. Kendall, and R. Cipolla: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol.39, No12, pp.2481-2495, 2017
- 5) A. Yuille, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, and L.-C. Chen: Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.40, Issue4, pp.834-848, 2017

キーワード：高速道路, 路面画像, 深層学習, セマンティックセグメンテーション, ひび割れ抽出

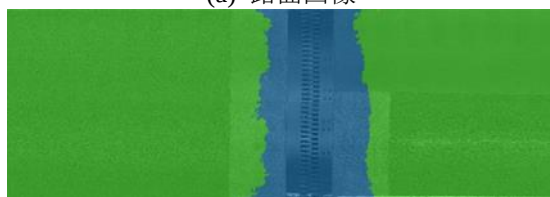
〒400-8511 山梨県甲府市武田 4-3-11, TEL: 055-220-8521, e-mail: jyoshida@yamanashi.ac.jp



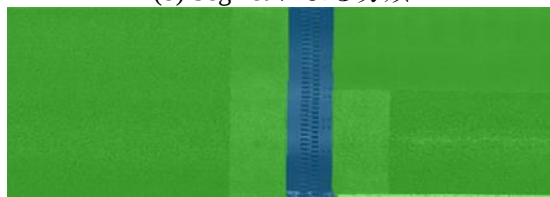
図-1 深層学習を用いた路面画像の領域分割とひび割れ抽出の手順



(a) 路面画像

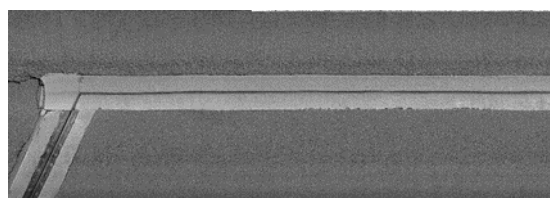


(b) SegNet による分類

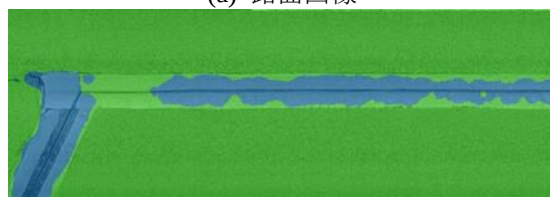


(c) DeeplabV3+による分類

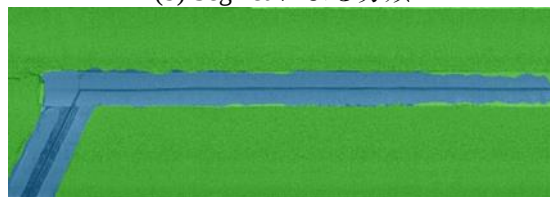
図-2 NN による路面画像の semantic segmentation の例 1 (青：ジョイント, 緑：路面)



(a) 路面画像



(b) SegNet による分類

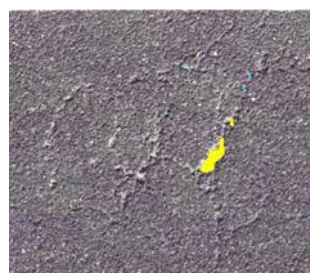


(c) DeeplabV3+による分類

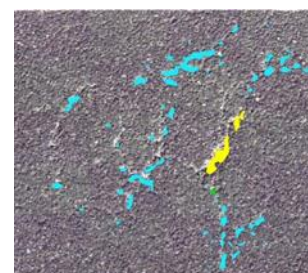
図-3 NN による路面画像の semantic segmentation の例 2 (青：ジョイント, 緑：路面)



(a) 路面画像



(b) 重み無し



(c) 重み有り

図-4 ひび割れ抽出における 4 分類での判定 (黄：ひび割れ, 青：浅いひび割れ, 緑：短いひび割れ)



(a) 路面画像



(b) 重み無し



(c) 重み有り

図-5 ひび割れ抽出における 2 分類での判定 (黄：ひび割れ)