

Faster R-CNNとYolo v3を用いた学習データによる路面損傷の検出精度評価

川口 桃佳 指導教員：河中 治樹

1 はじめに

近年、映像から路面の損傷を検出する研究が行われている。道路の補修を行う際に全ての損傷を補修することはできない。そのため、どこにどのような損傷があるかを現地に行き、路面を確認する。その後、どの損傷を補修するか検討を行う。そして、損傷地点に向かい、道路の補修を行っている。しかしこの方法では、道路の補修を行う為に2度同じ場所に行くことになる。本研究では路面の調査のために現地に行かなくても、補修箇所、損傷の種類、損傷度合いを知られるようにすることを目的とする。ドライブレコーダーの映像から、損傷箇所の検出とレベル分けを行うことができれば、路面の調査をせずとも普段の走行だけで損傷を見つけることができ、路面の調査のために現地に行かなくてもよくなる。

2 損傷検出の定義

本研究で用いる深層学習として、Faster R-CNN[1]とYOLOv3[2]を使用する。

深層学習を用いて検出された矩形に対して、図1に示すように検出した矩形(赤色)の矩形内において、損傷以外を囲う矩形(水色)の面積より損傷を囲う矩形(緑色)の方が大きい場合、正しく損傷を検出できたとする。図2に示すように検出した矩形(赤色)の矩形内において、損傷以外を囲う矩形(水色)の面積より損傷を囲う矩形(緑色)の方が小さい場合、正しく損傷を検出できていないとする。図3のように検出した矩形(赤色)の矩形内において、損傷が含まれていない場合、誤検出とする。図4のように損傷箇所に検出した矩形がない場合、未検出とする。



図1 正しく損傷を検出できた場合



図2 正しく損傷を検出できていない場合



図3 誤検出の場合



図4 未検出の場合

3 ドライブレコーダーの映像を用いた路面損傷検出

Faster R-CNNとYOLOv3を用いて、損傷検出を行った。ひび割れとポットホールを分けずに学習させた場合の検出結果を表1にひび割れとポットホールを分けて学習させた結果を表2に示す。

表1 ひび割れとポットホールの学習を損傷検出結果

分類	Faster R-CNN	YOLOv3
正しく損傷を検出できた	241(件)	48(件)
正しく損傷を検出できていない	4(件)	0(件)
誤検出	42(件)	2(件)
未検出	8(件)	48(件)

表2 ひび割れとポットホールの学習を分けての損傷検出結果

分類	Faster R-CNN	YOLOv3
正しく損傷を検出できた	244(件)	68(件)
正しく損傷を検出できていない	16(件)	0(件)
誤検出	41(件)	3(件)
未検出	12(件)	34(件)

Faster R-CNNはひび割れとポットホールを同時に学習させた時、YOLOv3はひび割れとポットホールを分けて学習させた時の方が検出精度が高い結果となった。

そこで、Faster R-CNNを用いて1週間に同じ地点を走行している動画3本に対して、損傷検出を行った。1分間の動画の内、約20秒間同じ地点を走行していた。同じ緯度経度の地点に検出された損傷が幾つあるか確認を行った。検出数は異なるが、損傷が酷い地点では検出数が多くなる結果となった。しかし路面表示やマンホールなどの誤検出が多く、損傷が酷い地点では無い場合もある。誤検出を減らすための課題として、学習方法や特徴量の検討などが考えられる。

4 おわりに

本研究では、ドライブレコーダーの映像を用いて深層学習により路面の損傷検出を行った。結果として、Faster R-CNNはひび割れとポットホールを同時に学習させた時、YOLOv3はひび割れとポットホールを分けて学習させた時の方が検出精度が高い結果となった。また、損傷が酷い場合検出数が多くなる結果となった。今後の課題として、検出精度を向上させるため、未検出と誤検出を減らすことを目的に、学習方法や特徴量の検討などが考えられる。

参考文献

- [1] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun. "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks". 最終閲覧日 2022年12月25日.
- [2] Redmon, Joseph, and Ali Farhadi. "YOLOv3: An Incremental Improvement." Preprint, submitted April 8, 2018. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.