

(49) 深層学習を用いたドライブレコーダ画像による道路舗装のパッチング箇所の判定に関する考察

伊藤 大悟¹・今井 龍一²・中村 健二³、塚田 義典⁴、栗原 哲彦⁵

¹学生会員 東京都市大学大学院 総合理工学研究科建築・都市専攻
(〒158-8557 東京都世田谷区玉堤 1-28-1)
E-mail: g1981606@tcu.ac.jp

²正会員 法政大学准教授 デザイン工学部 都市環境デザイン工学科
(〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33)
E-mail: ryuichi.imai.73@hosei.ac.jp

³正会員 大阪経済大学教授 情報社会学部 (〒533-853 大阪府大阪市東淀川区大隅 2-2-8)
E-mail: k-nakamu@osaka-ue.ac.jp

⁴正会員 摂南大学講師 経営学部 (〒572-8508 大阪府寝屋川市池田中町 17-8)
E-mail: yoshinori.tsukada@kjo.setsunan.ac.jp

⁵正会員 東京都市大学准教授 建築都市デザイン学部 (〒158-8557 東京都世田谷区玉堤 1-28-1)
E-mail: nkuri@tcu.ac.jp

近年、我が国の道路舗装の維持管理ではセンサ技術や深層学習を用いた新たな点検手法が考案されている。その中でも、ひび割れを対象とした点検手法は、深層学習を用いて舗装面を市販カメラで撮影するだけで、ひび割れ率を算出できる。しかし、既存手法は、ひび割れのみに着目してひび割れ率を算出しているため、パッチング箇所を考慮した実現場のひび割れ率算出手法と異なる指標となっている。このことから、深層学習によりパッチング箇所を判定することができると、現場に即した正確なひび割れ率の算出が可能となる。そこで、本研究では、ドライブレコーダの動画画像を用いてパッチング箇所を判定する学習モデルを構築し、精度検証を実施した。その結果、ドライブレコーダの動画画像よりパッチング箇所を検出可能であることが明らかとなった。

Key Words: road pavement, patching, deep learning, drive recorder

1. はじめに

我が国における道路舗装の維持管理では、数年に一度実施される路面性状調査による精密検査および定期的な目視点検が実施されている。しかしこれらの方法では、点検コストが高額であることに加え、点検時間を要するため、道路管理における課題となっている。

そのため、平成 28 年に国土交通省では、より効率的な道路舗装の維持管理を実現するために舗装点検要領¹⁾が策定されている。同要領では、精密検査など特定の点検手法は定められておらず、積極的に新技術を取り入れ、点検を効率化することが許容されている。

そこで近年では、道路舗装の維持管理を対象とした新技術の開発が数多く取り組まれている。その中でも道路舗装のひび割れ点検技術は、車両に取り付けたカメラで

撮影した動画画像に深層学習を適用してひび割れ率を算出することができる²⁾。これまでひび割れ率は、精密機器や目視のスケッチにより算出されてきた。この実態を踏まえると、車載カメラにより撮影された動画画像を解析して、ひび割れ率を算出する技術は、点検の費用や労力などを削減できる面で有効性が高いと考えられる。

しかし、このような既存研究におけるひび割れ率を算出する過程では、ひび割れのみに着目しており、舗装調査・試験法便覧³⁾で示されたパッチング箇所を考慮しておらず、正確な値の算出ができていない。舗装調査・試験法便覧³⁾に示された標準的なひび割れ率の算出では、道路の舗装部分を 0.5m 四方のメッシュで区切り、1つのメッシュに存在するひび割れの本数とメッシュに占めるパッチングの割合で、1メッシュ毎のひび割れ面積を表-1のように決定している。ひび割れ率は、ひび割れ面積

の合計を調査対象区間の道路舗装の面積で除することで算出する。この手法では、パッチングの存在するメッシュと、ひび割れが存在するメッシュは、同程度のひび割れ面積として考えられている。そのため、新技術により、ひび割れ率を算出する際にも、パッチングを考慮することで、より正確な値を算出できると考えられる。

これらのことから、本研究の目的は、車両に取り付けて撮影したドライブレコーダの動画像に深層学習を適用し、道路舗装上のパッチング箇所の検出可能性を明らかにすることとした。これにより、正確なひび割れ率の算出手法を確立する。

2. 研究概要

(1) 撮影機器

車両に取り付けて走行中の動画像を撮影することができる撮影機器として、ビデオカメラやスマートフォンが挙げられる。しかしこれらは、車両への取り付け時に機材が必要な点や撮影の開始・停止の指示が必要な点で手間がかかる。また、位置情報を取得できない機器の場合、計測箇所を特定できない。

そこで、本研究では、車両に取り付けて走行中の動画像を撮影可能なドライブレコーダを採用する。また、近年、ドライブレコーダは、多くの車両に設置されており、位置情報も記憶されることから、本技術を広く普及・適用させることが可能であると考えられる。

(2) 深層学習を用いた画像処理技術の選定

深層学習による代表的な画像処理技術は、Classification (画像分類)、Detection (物体検出)、Semantic Segmentation (領域検出) の3つの手法が挙げられる (表-2 参照)。

Classification は、入力された画像に対し、その画像が設定されたクラスのどのクラスであるか判定できる。Detection は、入力された画像に対し、設定されたクラスの物体がどこにあるかを矩形で検出することができる。Semantic Segmentation は、画像に対し、設定したクラスの物体を画素単位で分類し、検出することができる。

ドライブレコーダにより撮影された動画像には影、車両や道路構造物など1枚の画像中に情報量が多く、Classification を用いて画像毎にパッチングの有無を判断することは困難であると考えられる。そのため本研究では、Detection および Semantic Segmentation のパッチング箇所判定への適用可能性を検証した。検証結果の詳細は本稿では省略するが、本研究では、有用性を確認できた Detection を採用することとした。

表-1 舗装調査・試験法便覧におけるひび割れ面積

損傷	メッシュ内の損傷状態	ひび割れ面積
線状ひび割れ	1本	0.150m ²
	2本	0.250m ²
パッチング	0%以上25%未満	0.000m ²
	25%以上75%未満	0.125m ²
	75%以上	0.250m ²

表-2 深層学習による画像処理技術

手法	Classification (画像分類)	Detection (物体検出)	Semantic Segmentation (画像領域分割)
イメージ			
説明	指定されたクラスに対して画像が何かを識別する手法	画像内のどこに何の対象物があるかを識別する手法	画像内の対象物を画素単位で識別する手法
ネットワーク	CNN	R-CNN, SSD, YOLO	FCN, SegNet, UNET

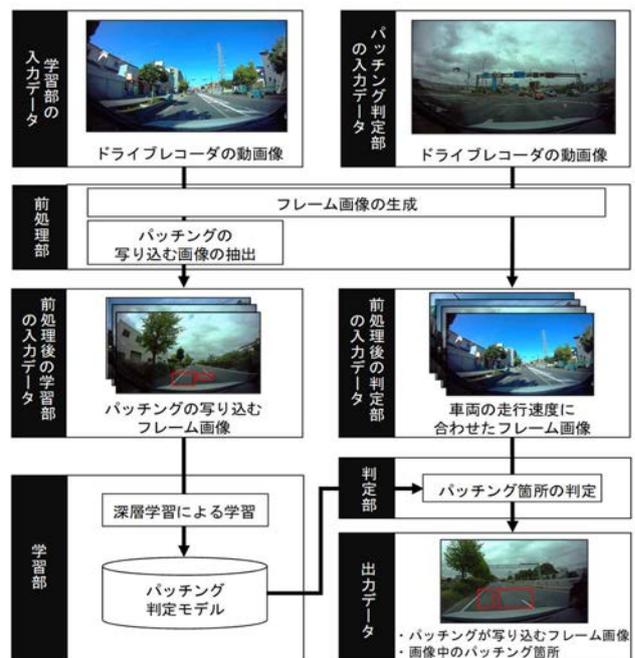


図-1 研究全体の処理フロー

(3) 研究全体の処理フロー

a) 学習モデルの作成

本研究における学習モデルの作成フローを図-1 中左に示す。まず、撮影されたドライブレコーダの動画像からフレーム画像を生成し、パッチングの写り込むフレーム画像を抽出する。次に、抽出した画像を用いて学習データを作成する。学習データは、パッチングが存在する画像とその画像中のパッチング部分を矩形で囲んだ際、画像内での矩形の位置情報がセットになったデータである。最後に、作成した学習データを用いて学習モデルにパッチングの特徴を学習させる。本研究で適用した深層学習のネットワークは、YOLOv3⁴⁾である。

b) パッチング箇所判定における処理フロー

a) で作成した学習モデルによるパッチング箇所判定の処理フローを図-1 中右に示す。まず、ドライブレコーダの動画画像からフレーム画像を生成する。ここでは、今後、ドライブレコーダを搭載した車両の速度に合わせ、等間隔でフレーム画像を生成することにより道路舗装を漏れなく捉えることができると考えられる。次に生成したフレーム画像を学習モデルに入力し、深層学習によりそれぞれのフレーム画像に対し、パッチング箇所判定を実施する。最後にパッチングの写り込むフレーム画像と画像内のパッチングの位置を結果として出力する。

3. パッチング箇所判定の評価実験

本章ではまず、ドライブレコーダの動画画像によるパッチング箇所判定への深層学習の適用可能性を評価する。この評価実験で用いたドライブレコーダの動画画像の解像度は、FHD (1,920pixel×1,080pixel) のものとした。またドライブレコーダは前方取り付け型であり、実験に用いる動画画像はすべて車両の進行方向を撮影したものである。

(1) 実験データ

表-3 に本研究で用いた各実験データの枚数を示す。学習データおよびテストデータは、学習時に用いるデータである。テストデータは、学習データと同様にパッチングを囲む矩形の画像内の位置情報を持つデータである。深層学習による学習時に、学習データに加え、テストデータを用いることで、断片的に学習モデルの精度を評価し、学習した特徴のパラメータを調整することで、より精度の高い学習モデルを作成できる。

評価データは、未知のデータに対する学習モデルの判定精度を評価するデータである。表-3 中の「パッチングあり」の画像中には、パッチングではない領域も写り込んでいることから、学習データおよびテストデータの「パッチングなし」の項目は 0 枚となっている。評価データでは、パッチングのない画像に対して誤検出することが考えられるため、「パッチングなし」の画像も対象に評価する。

(2) 学習モデル

本研究で作成した学習モデルの学習回数に対する損失係数の推移を図-2 に示す。縦軸が損失係数、横軸が学習回数であり、損失係数が 0 に近ければ、良好な学習モデルである。図-2 に示すとおり、本研究

表-3 精度検証に用いた実験データの枚数

実験データ	パッチングあり	パッチングなし
学習データ (枚)	216	0
テストデータ (枚)	100	0
評価データ (枚)	36	36
合計 (枚)	352	36

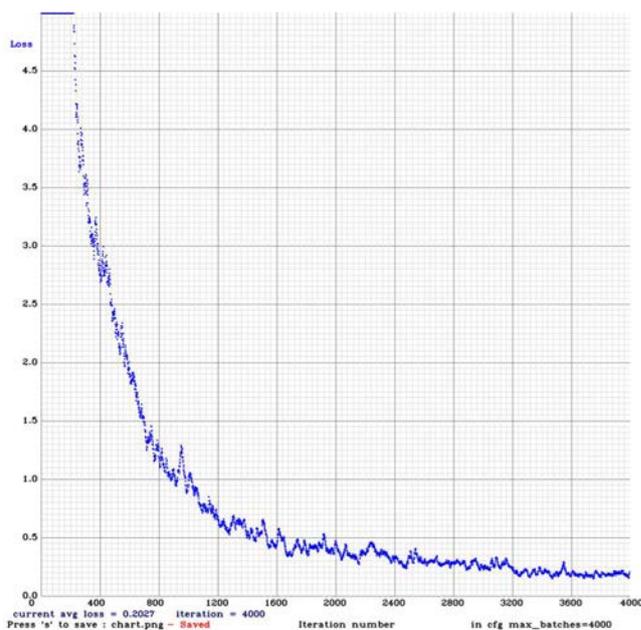


図-2 学習回数に対する損失係数の推移

で作成した学習モデルは、学習回数を重ねるにつれ、損失係数が 0 に近づいており、判定精度が向上していることがわかる。なお、本研究の学習モデルの学習回数は、損失率の値が収束した 4,000 回とした。

(3) 評価方法

パッチング箇所判定の精度評価方法として、本研究は適合率、再現率および F 値を算出する。適合率は学習モデルが予測したデータのうち実際に正解したデータの割合である。再現率は正解であるデータのうち学習モデルでも正解と予測した割合である。F 値は適合率と再現率の調和平均の算出結果であり、1.00 に近いほど高い検出精度であると評価できる。

(4) 実験結果・考察

作成した学習モデルによる精度検証結果を表-4 に示す。パッチング箇所判定の F 値は 0.750 の結果を得ることできた。また、ドライブレコーダ画像からパッチングを検出できることを確認できた (図-3 参照)。またパッチングとして誤検出された道路上の地物は、横断歩道の白線と白線の間、影やフロントガラスの反射が確認できた (表-5 参照)。

4. 他のドライブレコーダへの適用実験

ドライブレコーダは機種の違いにより動画の映り方、明度、解像度が異なる。そのため、学習時に使用した動画以外のドライブレコーダで撮影された動画をを用いてパッチング箇所の判定を実施し、作成した学習モデルが機種異なるドライブレコーダの動画へ適用可能であることを明らかにする。

(1) 実験データ及び実験方法

本実験は、大阪市内を株式会社コムテック社のドライブレコーダ（HDR825G）にて撮影した動画データを用いる。動画の解像度は、WQHD（2,650pixel×1,440pixel）であり、動画からパッチングの写り込む画像を人手にて抽出した。また第3章と同様に、「パッチングあり・なし」の画像をそれぞれ60枚ずつ用いて、パッチング箇所の判定精度を検証する。

(2) 実験結果・考察

精度検証結果を表-6に示す。F値は、第3章の結果と同程度であり、0.730という結果が得られた。これより、学習モデル作成時に用いたドライブレコーダ以外の機種で撮影された画像に対してもパッチング箇所判定が可能であることが分かった。しかし、パッチングの誤検出として、第3章では確認されなかった、マンホールや道路舗装の汚れといった新たな誤検出要因が確認された（表-5参照）。

5. おわりに

本研究は、走行中の車両に取り付けられたドライブレコーダの動画を用いて深層学習によるパッチング箇所判定モデルを作成した。そして、パッチング箇所判定の精度検証実験を実施し、ドライブレコーダの動画から、パッチング箇所の判定が可能であることが分かった。さらに、異なるドライブレコーダの機種への適用可能性を検証した。その結果、学習モデルの作成時に使用したドライブレコーダ以外の機種別の画像にもパッチング箇所の判定は可能であることが分かった。

今後の課題として、ドライブレコーダ動画を用いた深層学習によるパッチング箇所判定において、誤検出される道路上の地物を調査し、それぞれに対する改善策を考案する必要がある。また、学習データの枚数を増やすことや、より高解像度なドライブレコーダの動画を用いることによるパッチング箇

表-4 パッチング箇所判定の精度検証結果

正解	検出結果		適合率	再現率	F値
	パッチングあり	パッチングなし			
パッチングあり	26枚	10枚	0.750	0.751	0.750
パッチングなし	8枚	28枚			



図-3 パッチング検出結果例

表-5 誤検出された道路上の地物

誤判定対象物	横断歩道の白線	影	フロントガラスの反射	マンホール	道路舗装の汚れ
画像					

表-6 異なるドライブレコーダ画像に対する検証結果

正解	検出結果		適合率	再現率	F値
	パッチングあり	パッチングなし			
パッチングあり	42枚	18枚	0.700	0.764	0.730
パッチングなし	13枚	47枚			

所判定の精度検証が必要である。現在、本研究のパッチング箇所判定を元に、ひび割れ率の算出手法を開発しているため、進展があれば報告していきたい。

謝辞：本論文は、一般財団法人国土技術研究センターとの共同研究の成果を取りまとめたものである。本研究の遂行にあたっては、同センターの濱谷氏、藤村氏、田村氏、平間氏、森嶋氏、金盛氏には貴重なご意見を賜った。ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 国土交通省：舗装点検要領、<https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/tenken/yobo28_10.pdf>, (入手2020.6.12)
- 2) 全邦釘他：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（舗装工学），Vol.73, No.3, pp.1_97-I_105, 2017.
- 3) 日本道路協会：平成31年版 舗装調査・試験法便覧，日本道路協会，2019.
- 4) Redmon, J. and Farhadi, A. : YOLOv3 : An Incremental Improvement, arXiv:1804.02767, 2018.