(40) 画像領域分割を用いた道路舗装のわだち掘れ検出に関する一考察

岡本　拓也[1]・今井　龍一[2]・中村　健二[3]・塚田　義典[4]・梅原　喜政[5]

[1]学生会員　法政大学大学院　デザイン工学研究科（〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33）
E-mail: takuya.okamoto.8z@stu.hosei.ac.jp

[2]正会員　法政大学教授　デザイン工学部（〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33）
E-mail: imai@hosei.ac.jp

[3]正会員　大阪経済大学教授　情報社会学部（〒533-8533 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　摂南大学准教授　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　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: yoshimasa.umehara@setsunan.ac.jp

道路管理者は，道路舗装の損傷を把握するため目視点検や路面性状調査を実施しているが，人手不足や費用面の課題がある．そのため，車載のカメラで撮影した動画像に深層学習を用いた画像領域分割を適用してわだち掘れを検出する簡易的な路面診断が注目されている．既存研究では，一眼レフカメラやビデオカメラ等を対象とした実証がなされているが，ドライブレコーダやスマートフォンで撮影した 4K の動画像を対象とした手法は確立されていない．そこで，本研究では，ドライブレコーダとスマートフォンで撮影した 4K の動画像に対して，画像の輝度を表すガンマ値を補正し，画像領域分割を用いてわだち掘れを検出する手法を考案した．その結果，Mask R-CNN は誤検出，YOLOv8 は検出漏れが少なく，本手法の実用化に向けて有用な示唆を得た．

Key Words: *pavement rutting, vehicle-mounted camera, 4K, deep learning, segmentation*

1. はじめに

道路管理者は，道路舗装のひび割れやわだち掘れ等の損傷状況を把握するため，目視による日常点検や，専用車による路面性状調査を実施している．日常点検は，数日ごとに実施するため多大な時間や人手が必要である．一方，路面性状調査は，詳細に路面性状を把握できるが，専用の機材を使用するため費用面での負担が大きい．

これらの課題解決に向け，深層学習を用いた画像解析による路面診断手法の開発が進められている．深層学習を用いた画像解析には，画像分類，物体検出および画像領域分割の手法がある．そのうち，対象物をピクセル単位で検出できる画像領域分割は，影や白線等を避け，わだち掘れのみをアノテーションしてモデルを構築できる点で有用な手法だと考えられる．

既存研究[1)-3)]では，市販の一眼レフカメラやビデオカメラ等で撮影した画像や路面プロフィルデータの波形の形状から，深層学習を用いてわだち掘れを検出する手法の開発および実用化が進められている．また，深層学習を用いた画像解析による路面診断手法の開発に関わる機材として，安価かつ容易に路面を撮影できるドライブレコーダ（以下，「ドラレコ」とする．）やスマートフォン（以下，「スマホ」とする．）等も注目されている．ドラレコは，特別な操作を必要とせず，路面の動画像を走行時に常時取得できるため，簡易かつ高頻度な路面診断の実現が期待できる．スマホは，独自にアプリケーションを開発することで，取得するデータの種類や取得間隔等，機能を自由に設定できる．したがって，取得したデータの組み合わせにより，目的に応じた利活用が期待できるので，道路舗装の点検において有用な機材といえる．そのうえ，実社会での普及率が高いため，容易な路面診断を実現し，実施頻度の改善が期待できる．近年では4K

（3,840×2,160px）の高解像度で撮影できる機材も流通し，高精細に路面を撮影できる可能性がある．しかし，ドラレコやスマホで撮影した4K の動画像を対象としたわだち掘れの検出手法の既存研究は見当たらない．

そこで，本研究の目的は，ドラレコやスマホで撮影した動画像を用いたわだち掘れ検出手法の開発とする．これにより，既存研究よりも簡易かつ高頻度に路面性状を診断することが可能となり，道路の維持管理における省力化や効率化に寄与すると考える．

2. 動画像を用いたわだち掘れ検出手法の考案

本研究では，ドラレコとスマホで撮影した動画像からわだち掘れを検出する手法を考案する．わだち掘れ検出モデルの構築における処理フローを**図-1** に示す．まず，撮影した画像と取得した路面性状調査の結果を関連付けて教師データを作成する．次に，教師データに画像の輝度を変化させるガンマ変換を適用する．そして，ガンマ変換適用前後のすべての画像を画像領域分割に適用し，わだち掘れ検出モデルを構築する．最後に，構築したモデルを用いてわだち掘れを検出する．

(1) 教師データの作成方法

教師データは，撮影時刻と測定時刻に基づき，ドラレコおよびスマホで撮影した画像と路面性状調査の結果として得られるわだち掘れ量とを関連付けて作成する．作成時には，画像内のわだち掘れ箇所をポリゴンで囲んでアノテーションする（**図-2**）．作成するポリゴンの座標は，json ファイルで記録され，画像と json ファイルの両方を用いてわだち掘れ検出モデルを構築する．

なお，アノテーションツールには，マサチューセッツ工科大学が開発した LabelMe [4]を使用する．

(2) 教師データの加工

モデルを構築する際，曇りの場合や，様々な方角に走行している場合に撮影される画像に対する汎用性を確保するため，教師データにガンマ変換を適用する．ガンマ変換適用後の画像を適用前の教師データに加えることで，教師データの枚数とわだち掘れのバリエーションが増加し，検出精度の向上が期待できる．変換時のガンマ値は，事前実験にて高い精度を得られた 0.75 に設定し，画像の輝度を低下させる．

(3) モデルの構築に使用する画像領域分割

モデルの構築に使用する画像領域分割には，2017 年に発表された Mask R-CNN [5]と 2023 年に発表された YOLOv8 [6]を採用する．いずれも深層学習を用いた画像解析において広く使用されている手法である．本研究では，それぞれの手法を用いてモデルを構築し，わだち掘れ検出への適用可能性を明らかにする．

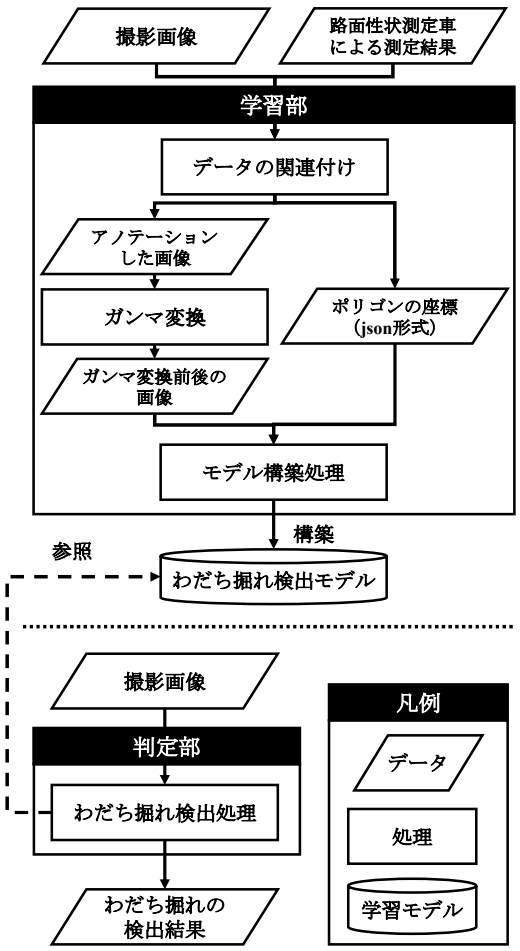


図-1 わだち掘れ検出モデルの構築における処理フロー



図-2 教師データ作成時のアノテーションの例

3. 実証実験

本研究では，まず，静岡市にて走行実験を実施する．次に，走行実験で取得したデータからわだち掘れ検出モデルを構築する．そして，それぞれのモデルを用いてわだち掘れの検出精度を検証する．最後に，得られた検出結果を比較し，わだち掘れ検出の傾向を分析する．

(1) 実験エリア

本研究では，使用するデータの取得を目的とした走行実験を静岡県静岡市にて実施する．走行するルートは，静岡市の道路管理者との協議の下，ひび割れやわだち掘れ等の路面損傷の有無や程度を網羅的に測定できる箇所として，静岡市内の約16kmの一般道路を選定した．

(2) 実験機材

走行実験では，ユピテル社のドラレコ（ZR-4K）とシャープ社のスマホ（AQUOS R5G SH-51A）を路面性状測定車の車外後方に設置し，舗装点検要領 [7]に準拠した路面性状調査の結果と動画像を同時に取得する．これにより，撮影した動画像と路面性状調査の結果を関連付けることができる．

(3) 実験に使用するデータ

本節では，実証実験に使用するデータに関して詳説する．ドラレコ画像を用いたモデルは，アノテーションした画像393枚に加えて，ガンマ変換を全ての画像に適用した393枚の計786枚で構築する．ドラレコ画像を用いて構築するモデルとして，Mask R-CNNを用いるモデルをモデル①，YOLOv8を用いるモデルをモデル②とする．また，スマホ画像を用いたモデルは，アノテーションした画像395枚に加えて，ガンマ変換を全ての画像に適用した395枚の計790枚で構築する．スマホ画像を用いて構築するモデルとして，Mask R-CNNを用いるモデルをモデル③，YOLOv8を用いるモデルをモデル④とする．そして，モデル①～④のいずれも，判定するクラスはわだち掘れの1クラスのみとする．

(4) 検出結果の評価方法

検出結果の評価では，まず，テストデータとして，走行実験にて撮影した画像を目視で確認し，わだち掘れを視認できる画像と視認できない画像をそれぞれ50枚ずつ無作為に選定する．このとき，テストデータと教師データは重複のないように選定する．次に，テストデータをモデルに入力し，出力される結果を目視で確認する．そして，正解のわだち掘れの数を正解数，モデルがわだち掘れとして検出した数を検出数，検出数のうちモデルが正しくわだち掘れを検出した数を一致数として計数して，適合率，再現率およびF値を算出する．最後に，F値に基づき，モデルの検出精度を比較・分析し各モデルの傾向を分析する．

(5) ドラレコ画像を用いた検証結果

実験結果を**表-1**のモデル①およびモデル②の欄に示す．実験結果より，モデル①およびモデル②いずれにおいても，**図-3**のようにわだち掘れをピクセル単位で検出できることを確認した．まず，モデル①の結果を確認すると，再現率が低く，検出漏れが多く発生しており，F値は0.705であった．検出結果の画像を確認すると，**図-4**のように，わだち掘れが深く範囲も大きい箇所で検出漏れが多数確認された．次に，モデル②の結果を確認すると，F値は0.748であった．検出結果として得られた画像を確認すると，**図-5**のように，白線や路面に写っている電柱や建物の影および路面の汚れをわだち掘れと誤検出する例が確認された．一方，モデル①の検出結果で確認されたわだち掘れの顕著な箇所における検出漏れは大幅に改善された．モデル①とモデル②の結果を比較すると，モデル①は検出漏れが多かった一方，モデル②は誤検出が多く発生していると判明した．

表-1 各モデルの検出結果

モデル	機材	教師データの枚数 (枚)	正解数 (個) A	検出数 (個) B	一致数 (個) C	適合率 C/B	再現率 C/A	F 値
①	ドラレコ	786	132	95	80	0.842	0.606	0.705
②			132	189	120	0.635	0.909	0.748
③	スマホ	790	68	43	40	0.930	0.588	0.721
④			68	80	54	0.675	0.794	0.730



図-3 モデル①（左）およびモデル②（右）における検出結果の例



図-4 モデル①における検出漏れの例



図-5 モデル②における誤検出の例

(6) スマホ画像を用いた検証結果

実験結果を**表-1**のモデル③およびモデル④の欄に示す．実験結果より，モデル③およびモデル④いずれにおいても，**図-6**のようにわだち掘れをピクセル単位で検出できた．まず，Mask R-CNNを用いたモデル③の結果を確認すると，F値は0.721であり，モデル①と同様に検出漏れが多く発生した．検出結果として得られた画像を確認すると，**図-7**のように，わだち掘れが深く範囲も大きい箇所においても検出漏れが多数確認された．次に，YOLOv8を用いたモデル④の結果を確認すると，F値は0.730であり，モデル②と同様に誤検出が多く発生した．検出結果として得られた画像を確認すると，**図-8**のように，白線や路面に写っている電柱や建物の影および路面の汚れをわだち掘れと誤検出する例が確認された．一方，モデル③の検出結果で確認された，わだち掘れの顕著な箇所における検出漏れは，モデル②と同様大幅に改善された．

(7) 検証結果の総括

実験結果より，Mask R-CNN を用いたモデル①およびモデル③は，検出漏れが多かった．要因として，教師データにおけるわだち掘れのバリエーションの少なさが考えられる．そのため，わだち掘れのバリエーションを考慮して教師データを追加することにより，検出漏れの改善が期待できる．一方，YOLOv8 を用いたモデル②および④は，誤検出が多かった．要因として，教師データ作成時に，わだち掘れの１クラスのみとしたことが考えられる．そこで，わだち掘れ以外に，道路部分や車両等を別のクラスとしてアノテーションすることが解決策としてあげられる．また，教師データに対して影を除去する処理を適用することで，影の誤検出の抑制が期待される．

同じ機材で撮影した画像を用いてモデルを構築した場合，Mask R-CNN と YOLOv8 の手法の違いによって，検出漏れや誤検出の傾向に違いがあるものの，F 値は概ね同等であった．しかし，本研究で考案した手法の実用化を考慮すると，誤検出であっても検出できていれば対処できる一方，致命的なわだち掘れの検出漏れにより，修繕が必要な箇所を見逃す可能性がある．そのため，実用化においては，再現率が高く検出漏れの少ない YOLOv8 を用いる手法が有用だと考える．

4. おわりに

本研究は，深層学習の画像領域分割を用いて，4K 解像度で撮影したドラレコおよびスマホの画像からわだち掘れを検出する手法を考案した．その結果，Mask R-CNN を用いた場合は，検出漏れが多く発生し，YOLOv8 を用いた場合は，誤検出が多く発生した．今後は，教師データの枚数を増加させ，学習させるわだち掘れのバリエーションを増加させることで，検出精度の向上を目指す．また，教師データの作成時に，路面や白線等をわだち掘れとは別のクラスとしてアノテーションする．これにより，誤検出の抑制およびわだち掘れの検出精度の向上に寄与できるかを検証する．



図-6 モデル③（左）およびモデル④（右）における検出結果の例



図-7 モデル③における検出漏れの例



図-8 モデル④における誤検出の例

謝辞：本研究の遂行にあたり，静岡市，株式会社ユピテル，株式会社トリム，株式会社ユピテルプラスおよび前田道路株式会社の関係各位には，走行実験に際し多大なご協力を賜った．ここに記し感謝の意を表す．

参考文献

1) Munh-Tu, C., Kuan-Tsung, C., Ngoc-Mai, N., Van-Duc, T., Xuan-Linh, T. and Nhat-Duc, H.: Image Processing-Based Automatic Detection of Asphalt Pavement Rutting Using a Novel Metaheuristic Optimized Machine Learning Approach, *Soft Computing*, Vol.25, pp.12839-12855, 2021.
2) 福田道路株式会社：マルチファインアイ，<https://www.fukudaroad.co.jp/technology/multifineeye/>，（入手 2023.6.12）．
3) 渡邊真一，前川亮太，永塚竜也，藪雅行：ひび割れとわだち掘れの形状に着目した舗装構造評価への機械学習の適用，土木学会論文集 E1（舗装工学），76 巻 2 号，pp.I_11-I_19，2020.
4) GitHub：labelme，<https://github.com/wkentaro/labelme>，（入手 2023.6.12）．
5) Kaiming, H., Georgia, G., Piotr, D. and Ross, G.: Mask R-CNN, *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.2961-2969, 2017.
6) GitHub：ultralytics，<https://github.com/ultralytics/ultralytics>，（入手 2023.6.12）．
7) 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 2023.6.12）.