

# 人工知能を用いた舗装点検手法に関する研究

法政大学 教授 今井龍一、大阪経済大学 教授 中村健二、摂南大学 准教授 塚田義典

## 概要：

我が国の道路ストックの総延長は120万km以上におよぶ。道路管理者は、これらの道路舗装の健全性を保つために、日々、維持管理に取り組んでいる。老朽インフラの適時適切な維持管理が求められる中、国土交通省が策定する舗装点検要領および日本道路協会が発行する舗装調査・試験法便覧に即した点検を手軽に導入できる技術が確立すると、道路維持管理の効率化に大きく寄与することが期待される。

本研究では、車載カメラにて撮影した動画から人工知能により舗装のひび割れ率の診断区分を算定する手法を開発するとともに、舗装の点検指標の1つである“わだち掘れ量”の算出可否を明らかにする。実証実験の結果、舗装のひび割れ率の診断区分は、提案手法と路面性状調査結果とを比較したところ一致率が62.1%であった。また、高解像度カメラを車外設置して、時速約40km程度での走行を想定した場合は、5.75mmのわだち掘れを誤差約2.30mmの精度で算出できることを明らかにした。

キーワード：舗装点検、簡易診断、人工知能、ひび割れ、わだち掘れ

## 1. はじめに

我が国の道路ストックの総延長は120万km以上におよび、近年の道路構造物に対する事業も新設に比べ、維持管理・更新が重要視されている。しかし、地方公共団体では、土木・建築部門系職員数が、近年、減少傾向<sup>1)</sup>にあり、将来的に道路管理者一人の担う維持管理業務の負担が大きくなる懸念される。さらに、道路事業費用は20年前に比べて大幅に減少<sup>2)</sup>しており、今後ますます進むと考えられる財政制約の中で道路の維持管理に割り当てられる予算も厳しくなると予測される。

この現状の中、道路管理者は、道路舗装の健全性を保つために、日々、維持管理に取り組んでいる。道路舗装の健全性は、日常的に実施される走行車両からの巡視点検や、数年に一度実施される道路舗装の詳細な状態を把握する路面性状調査にて確認されている。しかし、すべての道路舗装に対して、これらの点検・調査を実施するには多大な時間と労力が必要となる。加えて、路面性状調査は、高性能なカメラやレーザ計測機器を搭載した車両により計測するため、費用面でも大きな負担となっている。

この情勢の下、国土交通省は、より効率的な道路舗装の点検を実現するため、平成28年度に舗装点検要領<sup>3)</sup>を策定した。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。

これにより近年、道路舗装の維持管理を対象とした新

技術の開発<sup>4)-10)</sup>が盛んである。その中でも、車載カメラで撮影した動画から道路損傷を自動判定する手法が数多く提案されている。しかし、舗装調査・試験法便覧<sup>11)</sup>の評価方法や指標を考慮したひび割れ率の算出手法のは提案は見当たらない。加えて、わだち掘れ量の算出に着眼した取り組みも見当たらない。

これまでに、提案者らは、一般財団法人国土技術研究センターとの共同研究および同センターの研究助成制度にて、車載カメラにより撮影された動画をAIにて解析し、道路管理者の要望に即した舗装点検の効率化技術を開発<sup>12)</sup>してきた。本稿では、2章にて提案者らが開発した舗装点検支援システム、3章にて本研究の主目的である“わだち掘れ量”の損傷評価アルゴリズムの試作結果を報告する。最後に、4章にて本研究を総括する。

## 2. 舗装点検支援システム

### (1) ひび割れ率の診断区分の算出技術

本システムでは、車載カメラで撮影した動画から舗装調査・試験法便覧<sup>11)</sup>に記載の評価方法および指標を考慮して、舗装のひび割れ率の診断区分を算定する。

#### a) 処理フロー

ひび割れ率の診断区分の算出の流れを図-1に示す。

STEP1 車載カメラの動画に映り込む道路舗装部に112pixel四方、1行4~6列のメッシュを適用する。メッシュは、走行車線の車線幅員が納まる

- ように適切な位置と行数を設定する。そして、車載動画からフレーム画像を生成する。事前に車両の寸法、車載カメラの設置高、路面やボンネットの映り込むピクセル位置から、メッシュが捉える道路舗装の実距離を算出し、走行速度に応じてフレーム画像の生成間隔を調整する。
- STEP2 フレーム画像からメッシュにより道路舗装部の分割画像を生成する。
  - STEP3 深層学習の判定モデル（健全判定モデル、損傷判定モデルとパッチング判定モデル）により生成した分割画像を解析し、判定結果を用いて分割画像毎にひび割れ面積を決定する。ひび割れ面積は、表-1を参考にメッシュ内のひび割れの本数およびメッシュを占めるパッチングの割合によって決定する。
  - STEP4 それぞれの分割画像で決定されたひび割れ面積の合計を分割画像数で除すことでフレーム画像1枚のひび割れ率を算出する。
  - STEP5 計測区間単位に合わせてフレーム画像毎に算出したひび割れ率を合計し、フレーム画像数で除すことで計測区間単位でのひび割れ率とする。ここでの計測区間単位毎に用いるフレーム画像数は、車両の走行速度により区間毎で異なる。
  - STEP6 算出された計測区間単位でのひび割れ率を表-2のひび割れ率の閾値をもとに3段階で評価する。

**b) ひび割れとパッチングの判定モデル**

本システムでは、ひび割れの有無を判定する健全判定モデル、ひび割れがおおよそ1本か2本以上かを判定する損傷判定モデル、パッチング領域を判定するパッチング判定モデルの3つを使用する。健全判定モデルと損傷判定モデルの構築には VGG19、パッチング判定モデルの構築には YOLOv3 を使用した。健全判定モデルと損傷判定モデルは、分割画像を入力データとして、ひび割れの有無とひび割れ度合いを判定する二値分類器である。パッチング判定モデルは、画像全体からパッチングの領域を判定する。

**(2) ひび割れ率の算出結果の評価**

東京都内および宮城県内の一般国道を走行して得られた車載カメラで撮影した動画と、同区間の路面性状調査結果とを用いて、提案手法の有用性を確認する実験を行った。実験に使用した画像の一例を図-2、提案手法による判定結果の一例を図-3、提案手法により判定した損傷の評価区分と路面性状調査の評価区分の一致率を表-3に示す。

表-3 より、路面性状調査結果との全体の一致率は62.1%であった。正しく評価されない事例を確認したところ、画像の判定枠内に車両のボンネットやガードレール

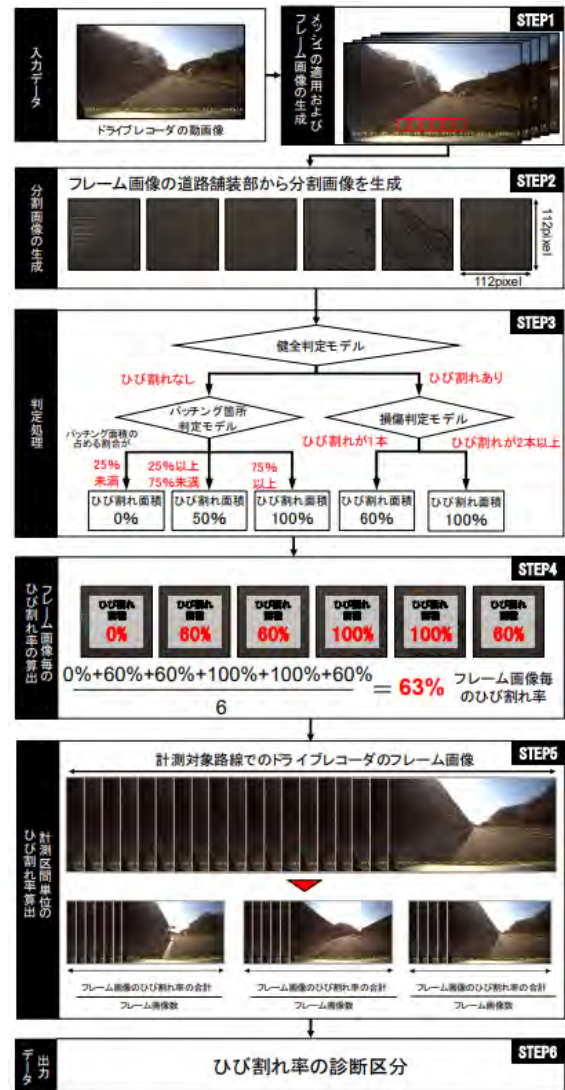


図-1 ひび割れ率の診断区分の算出の流れ

表-1 メッシュ毎に決定するひび割れ面積の条件

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	60% (0.150m <sup>2</sup> )
	2本	100% (0.250m <sup>2</sup> )
パッチング	0%以上25%未満	0% (0.000m <sup>2</sup> )
	25%以上75%未満	50% (0.125m <sup>2</sup> )
	75%以上	100% (0.250m <sup>2</sup> )

表-2 メッシュ毎に決定するひび割れ面積の条件

区分	ひび割れ率	わだち掘れ量	状態	
I	健全	20%未満	20mm未満	損傷レベル小 管理基準に照らし、劣化の程度が小さく、舗装表面が健全な状態
II	表層機能保持段階	20%以上40%未満	20mm以上40mm未満	損傷レベル中 管理基準に照らし、劣化の程度が中程度
III	修繕段階	40%以上	40mm以上	損傷レベル大 管理基準に照らし、それを超過している又は早期の超過が予想される状態



図-2 実験に用いた画像と分割位置 (一例)



図-3 提案手法による判定結果 (一例)

等の道路附属物が映り込む事例が多く見られた。このことから、車載カメラにて正しくひび割れを撮影できれば、舗装のひび割れ率の診断区分を算定可能なことが示唆された。一方、路面性状調査結果にて損傷有りと判定された区間の車載動画を確認したところ、目視では損傷が視認できない事例が散見された。そのため、今後は、車載動画から目視で損傷を判断した結果と提案手法の結果との一致率についても評価する予定である。

### 3. 動画からのわだち掘れ量算出の可能性検証

#### (1) わだち掘れ量算出アルゴリズムの検討経緯

わだち掘れの損傷判定には、画素単位で地物識別が可能な Semantic Segmentation の適用を想定していた。しかし、わだち掘れ箇所の車載動画を収集し、図-4 に示す教師データの作成を進めたところ、目視ではわだち掘れの範囲を明確に識別しづらいことと、わだち掘れ量に相当する損傷の大きさが画像特徴として明瞭に表出していないことが明らかになった。そのため、一般財団法人国土技術研究センター在籍の道路点検に熟練した技術者と協議を重ねた結果、車載カメラで撮影した動画に写真測定の技術 (SfM: Structure from Motion) を適用することでわだち掘れ量を算出する方針に変更した。

上述の経緯を経て、本研究では、車載カメラで撮影した動画からの点群データの生成可能性を検証した後に、高解像度画像を用いたわだち掘れ量の算出可否を明らかにする。

表-3 路面性状調査の評価結果との比較結果

(単位: 区間)

		路面性状調査			全体の一致率
		I	II	III	
提案手法	I	105	5	1	
	II	33	6	2	
	III	25	6	7	
一致率		64.4%	35.3%	70.0%	62.1%

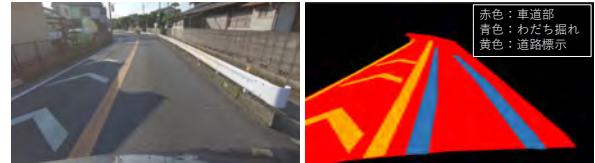


図-4 人工知能によるわだち掘れ判定のための教師データ

表-4 実験に用いた機器の仕様

仕様	レンズ	iPhone8	Galaxy S20+
有効画素数	超広角	—	約1,200万画素
	広角	約1,200万画素	約1,200万画素
	望遠	—	約6,400万画素
	その他	—	深度測位
F 値	超広角	—	2.2
	広角	1.8	1.8
動画解像度	動画	Full HD	Full HD
	撮影用	4K	4K 8K

#### (2) わだち量算出の可能性検証

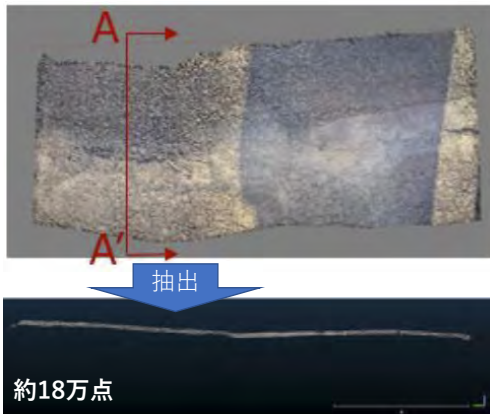
##### a) 車載カメラからの点群データ生成可能性検証

本実験では、Full HD、4K、8K の高解像度画像からの点群データの生成可否を確認する。実験では、表-4 に示すスマートフォンを用いて、車内と車外から異なる解像度でアスファルト舗装面を撮影した。車内撮影では、自動車のダッシュボードの車載ホルダーにスマートフォンを取り付け、前方の走行路面が映り込む角度に固定した。車外撮影では、自転車にスマートフォンを取り付け、路面が映り込む角度に固定した。撮影後は、動画をフレーム単位に切り出し、実験に必要な高解像度画像を作成した。SfM ソフトウェアには、Agisoft 社の Metashape を使用した。写真のアライメント処理の入力パラメータである「精度」は「中」に設定した。また、高密度クラウド構築処理の入力パラメータである「品質」は「中」、「深度フィルタ」は「弱」に設定した。

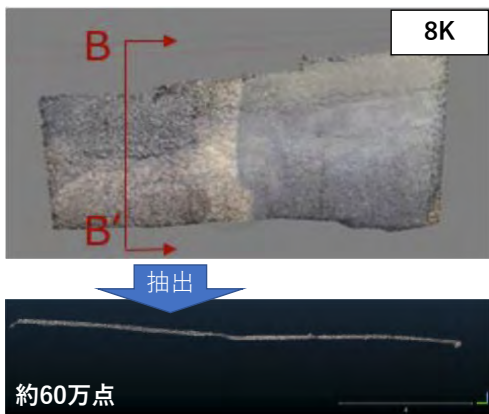


表-5 高解像度画像を用いた点群データの生成結果

解像度	点群データの生成結果	
	車内取付カメラ	車外取付カメラ
Full HD (1,920× 1,080)	生成不可	生成可 (一部欠損あり) 約1,500点/m <sup>2</sup>
4K (3,840× 2,160)	生成可 (全体的に湾曲)	生成可 約5,000点/m <sup>2</sup>
8K (7,680× 4,320)	生成可 (全体的に湾曲)	生成可 約40,000点/m <sup>2</sup>



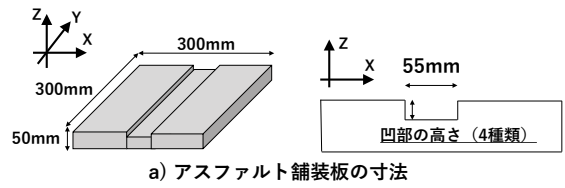
a) 4K (3,840×2,160)



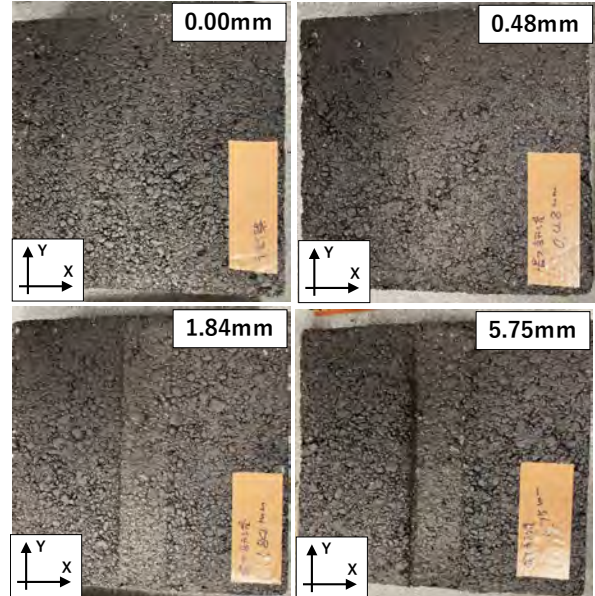
b) 8K (7,680×4,320)

図-5 車外取付カメラを用いて生成したアスファルト舗装面の点群データと凹凸部の抽出結果

点群データの生成結果を表-5に示す。車内に取り付けたカメラの内、Full HDカメラでは、点群データの生成が困難であった。一方、4Kカメラでは約4,000点/m<sup>2</sup>、8Kカメラでは約30,000点/m<sup>2</sup>の点群データを生成できた。しかし、いずれの点群データも全体的に湾曲していた。これは、一方向から撮影した画像のみを使用していたことと、フロントガラスを介して取得した画像を使用して



a) アスファルト舗装板の寸法



b) 凹部の高さが異なる4種類のアスファルト舗装板

図-6 アスファルト舗装板

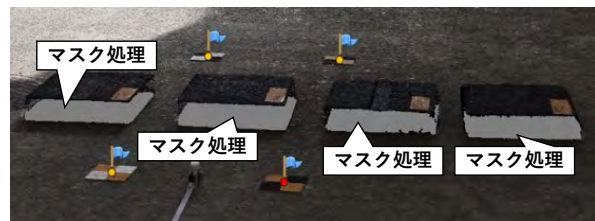


図-7 アスファルト舗装板の側面をマスク処理した結果

いることが原因と考えられる。今後は、計測環境下に基準点を設け、点群データの生成処理時に補正值として与えることによる改善効果を確認する。

車外に取り付けたカメラでは、Full HD、4K、8Kともに点群データを生成できた。Full HDカメラでは、点群データに一部欠損が生じたものの、約1,500点/m<sup>2</sup>の点群データを生成できた。4Kカメラでは、約5,000点/m<sup>2</sup>、8Kカメラでは約40,000点/m<sup>2</sup>の点群データを生成できた。

4Kカメラと8Kカメラを用いて生成したアスファルト舗装面の点群データと凹凸部の抽出結果を図-5に示す。なお、図5中a)のA-A'断面は4Kカメラから生成した点群データの抽出範囲、図5中b)のB-B'断面は8Kカメラから生成した点群データの抽出範囲であり、それぞれ同一箇所を示す。

図-5より、4Kカメラと8Kカメラを用いて生成した点

群データは、アスファルト舗装面の凹凸を形成できていることがわかった。また、A-A' 断面を切出した点群データ数は約18万点、B-B' 断面を切出した際の点群データ数は約60万点であった。

以上より、画像からアスファルト舗装面の3次元的な変化を識別するためには、カメラは車外設置とし、画像は4K以上の高解像度であることが望ましいといえる。

**b) 高解像度画像を用いたわだち掘れ量算出の試行**

本実験では、わだち掘れを模した凹凸が存在する4種類のアスファルト舗装板(図-6)を用いて、SfMにより生成した点群データからわだち掘れ量の算出精度を確認する。計測機器として、FARO社の地上設置型レーザスキャナFocus3DとCanon社のカメラEOS R5を使用した。地上設置型レーザスキャナは、1地点で計測した。カメラの画像は、アスファルト舗装板から約3.5m離れた位置からおおよそ一定の速度で接近しながら29枚撮影した。この画像をSfMの入力データとして点群データを生成した。また、車両で走行しながら撮影した状況に極力合わせることも想定し、速度40km/hと仮定した場合に撮影可能な9枚の画像でも同様に点群データを生成した。なお、SfMを行う際には、図-7に示すとおり、ソフトウェア上でアスファルト舗装板の側面にマスク処理を施すことで、上面のみ計測可能な状況を再現した。また、測定環境下に設置した4つの標定点に対して、同地点の地上設置型レーザスキャナの計測座標を与えることにより、実空間のスケールに即した点群データを生成した。わだち掘れの算出精度は、アスファルト舗装板の凹凸部の実寸値、地上レーザの点群データに基づく凹凸部の計測値(2点間距離)、カメラ画像からSfMで生成した点群データに基づく凹凸部の計測値(2点間距離)により評価した。

カメラ画像を用いたアスファルト舗装板の点群データの生成結果を図-8に示す。いずれの場合でもアスファルト舗装板及びその周辺の点群データを生成できることがわかった。29枚の画像から生成した点群データでは、標定点誤差の平均は3.0mm、9枚の画像では9.0mmであり、枚数が多いほど標定点の精度が高いことが確認できた。

図-6に示すアスファルト舗装板の内、凹部の高さが5.75mmのもの点群データの断面図を図-9に示す。図中の赤点は、カメラ画像を用いて生成した点群データ、青点は地上設置型レーザスキャナの点群データを示す。双方の位置にはズレが生じているものの、いずれの点群データもわだち掘れを模した凹凸部が再現できていることがわかる。

ここで、計測点の標高方向の誤差範囲を分析するため、アスファルト舗装板上面の非凹凸部と凹凸部の点群データ(図-9参照)を抽出し、Z座標の最大値と最小値の差を確認する。そして、非凹凸部と凹凸部の点群データからそれぞれ近似平面を生成し、その重心点のZ座標の差をわだち掘れの算出結果をとする。

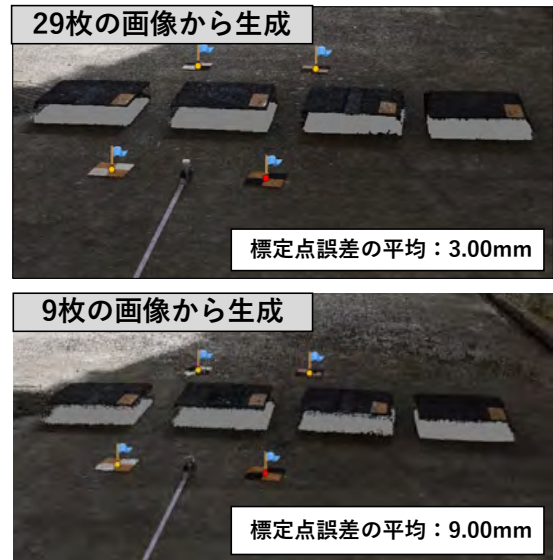


図-8 画像から生成したアスファルト舗装板とその周辺の点群データ

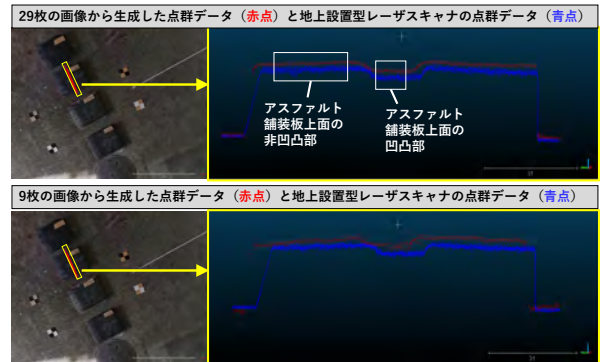


図-9 画像から生成した点群データと地上設置型レーザスキャナで計測した点群データの重畳結果

表-6 アスファルト舗装板上面の点群データの誤差範囲

点群データの生成方法	Z座標値の誤差範囲(mm)
カメラ画像(9枚)	7.20
カメラ画像(29枚)	2.20
地上設置型レーザスキャナ	10.30

表-7 わだち掘れの深さの算出結果

点群データの生成方法	わだち掘れの深さ(mm)		
	計測値	実寸値	誤差
カメラ画像(9枚)	3.40	5.75	-2.35
カメラ画像(29枚)	5.27	5.75	-0.48
地上設置型レーザスキャナ	4.94	5.75	-0.81

計測点の標高方向の誤差範囲を表-6、わだち掘れの深さの算出結果を表-7に示す。表-6より、誤差範囲は、大きい順に、地上設置型レーザスキャナ、カメラ画像(9枚)、カメラ画像(29枚)であった。これより、アスフ

アスファルト舗装面では、レーザ計測よりも SfM の方が標高方向のばらつきの小さい点群データを取得できることがわかった。表-7 より、わだち掘れの深さの算出精度は、高い順にカメラ画像 (29 枚)、地上設置型レーザスキャナ、カメラ画像 (9 枚) であった。29 枚の画像から生成した点群データでは、実寸値と比較して誤差 $-0.48\text{mm}$ と高い精度でわだち掘れを算出できることが示唆された。しかし、走行車両から 29 枚程度の画像枚数を確保する場合は、60fps 以上かつ 4K 以上の高解像度画像の撮影が要求される。現時点では、カメラ画像 (9 枚) の結果が示すとおり、高解像度カメラを車外設置して、時速 40km 程度で走行した場合に、5.75mm のわだち掘れを誤差約 2.35mm で算出可能であると結論付けることが妥当といえる。

## 5. おわりに

本研究では、車載カメラで撮影した動画から人工知能により舗装のひび割れ率の診断区分を算定する手法の開発し、舗装の点検指標の 1 つである“わだち掘れ量”の算出可否を検証した。本研究の成果を以下に示す。

- 車載カメラの動画から深層学習の判定モデル (健全判定モデル、損傷判定モデルとパッチング判定モデル) を構築した。
- 舗装点検要領が定める診断区分 I ~ III 相当の道路舗装のひび割れ評価が可能な手法を考案した。実証実験より、提案手法は、路面性状調査の結果と 62.1% 一致することを実証した。
- 写真測量技術 (SfM) を用いてアスファルト舗装面の点群データを生成する場合は、カメラを車外に設置し、4K 以上の高解像度で撮影することが望ましい。
- 高解像度カメラを車外設置して、時速約 40km 程度で走行した場合は、5.75mm のわだち掘れを誤差約 2.35mm の精度で算出できる。

今後は、わだち掘れ量の自動判定手法の考案、全国の道路に適用可能とするための撮影条件および適用条件の整理、走行しながら撮影した動画データを用いた精度評価等を行う予定である。

## 謝辞

本研究の遂行にあたっては、一般財団法人国土技術研究センターの濱谷氏 (現在、国土交通省関東地方整備局甲府河川国道事務所長)、藤村氏、田村氏、平間氏、森嶋氏、金森氏には貴重なご意見を賜った。また、前田道路株式会社に加藤氏・越氏、株式会社竹中土木の岡本氏には、アスファルト舗装板の製作および実証実験のデータ計測にご協力賜った。ここに記して感謝の意を表す。

## 参考文献

- 1) 国土交通省：第 20 回メンテナンス戦略小委員会 (第 3 期第 2 回), <<https://www.mlit.go.jp/common/001231389.pdf>>, (入手 2021.4.23)
- 2) 国土交通省：道路統計年報 2019, <<https://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-data/tokei-nen/index.html>>, (入手 2021.4.23)
- 3) 国土交通省：舗装点検要領, <[https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/tenken/yobo28\\_10/pdf](https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/tenken/yobo28_10/pdf)>, (入手 2021.4.23)
- 4) 前田紘弥, 関本義秀, 瀬戸寿一, 樫山武浩, 小俣博司: 機械学習とスマートフォンを用いた道路の損傷画像のリアルタイム検出と修繕対応基準における各特徴量の重要度比較, 交通工学論文集, 交通工学研究会, Vol.4, No.3, pp.A\_1-A\_8, 2018.
- 5) 前田紘弥, 樫山武浩, 関本義秀, 瀬戸寿一, 小俣博司: 道路管理者向け道路損傷検出システムの構築, 土木情報学シンポジウム講演集, 土木学会, Vol.45, No.47, pp.185-188, 2020.
- 6) Wenxhe Wang, Bin Wu, Sixiong Yang, Zhixiang Wang: Road Damage Detection and Classification with Faster R-CNN, *Int. Conf. on Big Data*, IEEE, pp.5220-5223, 2018.
- 7) Abdullah Alfarrajeh, Dweep Trivedi, Seon Ho Kim and Cyrus Shahabi: A Deep Learning Approach for Road Damage Detection from Smartphone Images, *Int. Conf. on Big Data*, IEEE, pp.5201-5204, 2018.
- 8) 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 (舗装工学), 土木学会, Vol.73, No.3, pp.I\_97-I\_105, 2017. 2018.
- 9) 浅田拓海, 亀山修一, 川端伸一郎, 佐々木克典: 走行車両から撮影した路面画像を用いた舗装のひび割れ評価手法の開発, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), 土木学会, Vol.70, No.3, pp.9-16, 2014.
- 10) 浅田拓海, 川村和将, 石田篤徳, 亀山修一: Convolutional Neural Network を用いたひび割れ・パッチングの高精度検出手法の開発, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), 土木学会, Vol.74, No.3, pp.I\_131-I\_139, 2018.
- 11) 日本道路協会: 平成 19 年版 舗装調査・試験法便覧, 日本道路協会出版, 2007.
- 12) 今井龍一, 中村健二, 塚田義典, 伊藤大悟, 栗原哲彦: ドライブレコーダ画像を用いた深層学習による道路舗装のひび割れ評価手法に関する研究, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), 土木学会, Vol.77, No.2, pp.I\_67-I\_76, 2021.