

# 舗装診断 AI を用いた大規模サイクルルートの 路面損傷原因のネットワークレベル分析

柳澤 ひかり<sup>1</sup>・日原 弘貴<sup>2</sup>・浅田 拓海<sup>3</sup>・小島 真実<sup>4</sup>

<sup>1</sup> 学生会員 室蘭工業大学 大学院工学研究科 環境創生工学系専攻 (〒050-8585 室蘭市水元町 27-1)  
E-mail: 23041078@mmm.muroran-it.ac.jp

<sup>2</sup> 学生会員 室蘭工業大学 大学院工学研究科 環境創生工学系専攻 (〒050-8585 室蘭市水元町 27-1)  
E-mail: 22041077@mmm.muroran-it.ac.jp

<sup>3</sup> 正会員 室蘭工業大学助教 大学院工学研究科 もの創造系領域 (〒050-8585 室蘭市水元町 27-1)  
E-mail: asada@mmm.muroran-it.ac.jp

<sup>4</sup> 非会員 株式会社ドーコン 交通事業部交通部 (〒060-0001 札幌市中央区北 1 条西 1 丁目 6 番地)  
E-mail: mo1926@docon.jp

我が国では、世界水準の観光地形成の取り組みの一つとしてサイクルツーリズムが推進されている。走行環境の安全性と快適性に関する重要な要素として路面が挙げられるが、自転車走行を考慮した路面状況把握や舗装維持管理はほとんど検討されていない。本研究では、市販カメラと AI を用いた路面損傷診断手法を構築し、北海道のサイクルルートを対象にネットワークレベル舗装評価を行った。まず、路面損傷の種類と原因を推定する深層学習モデルを構築し、その精度は 83.4% を示した。次に、モデルを対象ルートに適用して、路面損傷状況を可視化した。その結果、山岳部や河川敷道路を含む多くの箇所、積雪寒冷地特有のひび割れが発生していることを明らかにし、その問題点や対策について考察した。

**Key Words:** car-mounted camera, AI, crack, national cycle route, deep learning

## 1. はじめに

我が国では、地域の優れた観光資源を活用したサイクルツーリズムが推進されており、インバウンドにも対応した走行環境の整備や情報発信が各地で進められている。その施策の一つとして、令和元年 9 月に、日本を代表し、世界に誇りうるルートを「ナショナルサイクルルート」として指定する制度が創設され、現在、6 つのルートが国土交通省により指定されている。北海道では、令和 3 年 5 月に、十勝エリアに「トカプチ 400」が指定された。また、それ以外にも道内各地で 7 つのモデルルートが指定されており、矢羽根やルート案内看板の設置などの走行環境の整備や、情報発信や PR 動画の公開などの様々な取り組みが進められている<sup>1)</sup>。これらのように、様々な施策が展開される中、路面に関してはほとんど検討されていない。実際に、多くの区間において、温度応力、凍上、凍結融解などを原因とする積雪寒冷地特有の路面損傷<sup>2)</sup>が発生しており、自転車走行の安全性や快適性の低下要因となっている可能性がある。また、多くのサイ

クルルートは、国道、道道、河川堤防道路などで構成されており、道路管理者が複数となるため、包括的な舗装維持管理の導入が必要となる。したがって、自転車走行を考慮した舗装維持管理を実現させるためには、まず第一に、路面状況を網羅的かつ包括的に把握する仕組みが必要であり、そのデータに基づいた補修の優先順位付けや工法選定などのネットワークレベルおよびプロジェクトレベルの舗装評価を行うことが重要となる。

路面の観点から自転車走行の快適性を評価した研究は、これまでにいくつか報告されている。最近では、自転車の振動特性と乗り心地を考慮した路面平坦性指標 BRI (Bicycle Ride Index) が提案されている<sup>3)4)</sup>。BRI は、既存の路面平坦性の評価指標である国際ラフネス指数 (IRI : International Roughness Index) をベースにしているため、舗装維持管理の意思決定に取り入れやすい。ただし、BRI を得るためには、レーザースキャナによる路面計測が必要であり、コストの面から網羅的な路面状況の把握は困難である。より簡易的な方法として、著者らは、市販カメラを自転車に設置する方法を採用し、撮影動画

とオプティカルフロー解析により、振動不快度を推定する手法を構築している<sup>5)</sup>。しかしながら、これらの自転車の挙動に基づく手法では、路面損傷の種類やその原因がわからないため、具体的な補修計画を策定することが難しい。長距離サイクルルートを対象とした効果的な舗装維持管理を実現させるためには、低コストかつ簡易な測定方法に加えて、路面損傷の種類やその原因を特定する「路面損傷診断」が必要となる。

一方、舗装維持管理については、平成 28 年に舗装点検要領が策定され、舗装修繕の効果的な実施に向けて、道路区分別に点検・診断方法が定められた<sup>6)</sup>。定期的、網羅的な点検・診断のニーズの高まりから、最近では、低コストかつ簡易な測定技術に関する研究、開発が活発化している<sup>7)</sup>。著者らも、市販カメラと AI を用いた舗装診断技術の開発を進めており、路面性状 3 要素の評価指標であるひび割れ率<sup>8)</sup>、IRI<sup>9)</sup>、わだち掘れ量<sup>10)</sup>および区画線剥離率<sup>11)</sup>の測定手法については、実用化の段階にある。さらに、より詳細かつ効果的な舗装修繕の実現に向けて、舗装診断士の「専門知」に基づいて路面損傷診断を行う XAI (説明可能な AI) を開発した<sup>12,13)</sup>。これらの AI 型舗装診断技術 (以下、舗装診断 AI) を自転車走行部の路面に応用し、サイクルルートの路面損傷を網羅的に把握できれば、地域特性の分析や修繕の優先順位付けなどのネットワークレベル舗装評価、さらには、補修工法別の LCC 推計などのプロジェクトレベル舗装評価を行うことが可能になる。

そこで、本研究では、市販カメラと AI を用いた舗装診断 AI を応用して、自転車走行部の路面損傷原因を診断する手法を構築し、さらに、本手法を用いて、トカプチ 400 ルートのネットワークレベル舗装評価を試みる。具体的には、まず、ひび割れ形状を基に損傷原因を判別する深層学習モデルを構築する。次に、本モデルを対象ルートに適用して、各種路面損傷の発生箇所を可視化する。最後に、エリア・地形別の集計を行い、対象ルートにおける路面の問題点やその対策について考察する。

## 2. 方法

### (1) 測定方法

本研究では、図-1 に示すように、市販のアクションカメラを一般車両のボンネット部あるいは自転車のハンドル部に設置し、走行しながら前方路面を動画撮影した。カメラには、GoPro Hero8 を採用した。画像サイズは 1920×1080px、フレームレートは 60fps、画角は広角モード、手ブレ補正は OFF、にそれぞれ設定した。また、カメラ内蔵の GPS により、走行中の位置情報を取得し、それを基に、動画から 2.5m 毎に静止画を抽出した。



図-1 カメラの設置状況



図-2 自転車走行部の評価領域

路面を評価する領域 (以下、評価領域) は、図-2 に示すように、自転車走行部に設定した。評価領域のサイズは 400px×400px である。なお、車道外側にある縁石や路面塵埃の影響を考慮し、評価領域の左上の部分にマスク処理を適用した (図-2)。

### (2) 調査対象路線

対象ルートは、北海道十勝エリアに指定されているナショナルサイクルルートである「トカプチ 400」であり、その総延長 400km の約 66%にあたる 264.5km の区間で撮影を実施した。トカプチ 400 ルートの概要を図-3 に示す。本ルートは、市街地、山岳部、平野部、河川敷区間を含む大規模なサイクルルートである。本研究では、地形、地域、道路種別の特徴を考慮した分析を行うため、対象ルートを 8 つの分析区間に区分した (図-3)。

なお、測定の効率面と安全面から、基本的には、車両による撮影を行った。ただし、南東河川敷と南西河川敷の両分析区間は、車両の乗り入れができないため、自転車による撮影を行った。測定期間は、2022 年 10 月であり、10～15 時の時間帯および乾燥路面を条件に撮影を行った。冬期の通行止めにより測定ができなかった区間は、2023 年の春季に測定を実施する予定である。

### (3) 路面損傷の種類と原因

自転車走行に影響を及ぼす考えられる路面損傷として、縦断方向の線状ひび割れ（以下、「縦ひび割れ」）、横断方向の線状ひび割れ（以下、「横ひび割れ」）、亀甲状のような面的に広がるひび割れ（以下、「面ひび割れ」）に着目した。各クラスの代表的な画像と損傷原因を図-4 に示す。

「縦ひび割れ」は、車両通行の繰り返しによって発生するわだち割れである。わだち割れは、舗装厚が厚く重交通の区間に発生しやすいとされている<sup>2)</sup>。走行方向に連続的に発生するため、タイヤパンクや転倒につながる可能性がある。「横ひび割れ」は、急激な温度変化に伴う舗装の収縮により発生する温度応力ひび割れ<sup>14)</sup>である。温度応力ひび割れは、一定の距離間隔で発生する傾向があり、ひび割れ部は段差となることから、自転車の乗り心地を大きく低下させる可能性がある。これらの縦断・横断方向の線状ひび割れは、水分を舗装下層部に浸透させて支持力の低下を引き起こすおそれがある。そのため、予防保全の観点から、シーラ材注入工法などの表層部の「補修」を行うことが重要とされている。「面ひび割れ」は、舗装下層部の疲労や凍結融解による支持力不足によって発生し、舗装構造全体が終局的な損傷状態にあることが推測されるため、路盤以下を含む打ち換えなどの「修繕」が必要と判断される。

以上の 3 種類の路面損傷を判別する深層学習モデルを構築するために、「健全路面」と合わせて 4 つのクラスの評価領域画像を収集した。収集には、著者らがこれまでの研究で撮影してきた北海道内の一般国道、道道、市町村道の各路線のデータを使用し、様々な路面状況に加えて、影や汚損などのノイズを含めるように画像を選定した。

### (4) 深層学習モデルの構築

本研究では、舗装診断 AI を開発した著者らの先行研究<sup>12) 13)</sup>をベースにするため、深層学習である CNN (Convolutional Neural Network) の代表的なアーキテクチャである VGG16 を採用した。VGG16 は、ImageNet と呼ばれる大規模画像データセットにより多様なオブジェクトの特徴を学習済みであり、そのオープンソースを利用できる。ただし、本研究で対象とするような道路舗装の

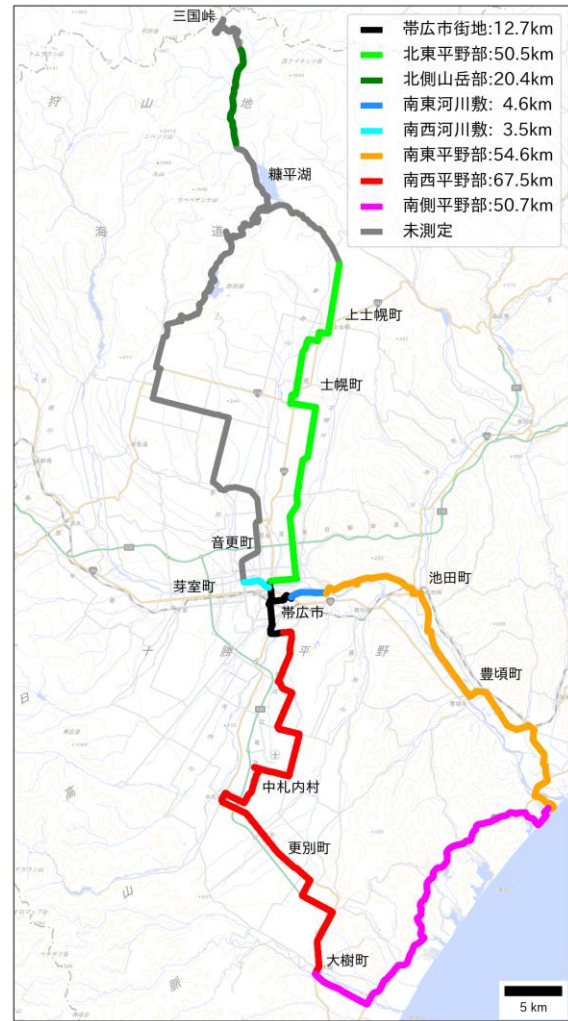


図-3 トカプチ 400 ルートおよび分析区間

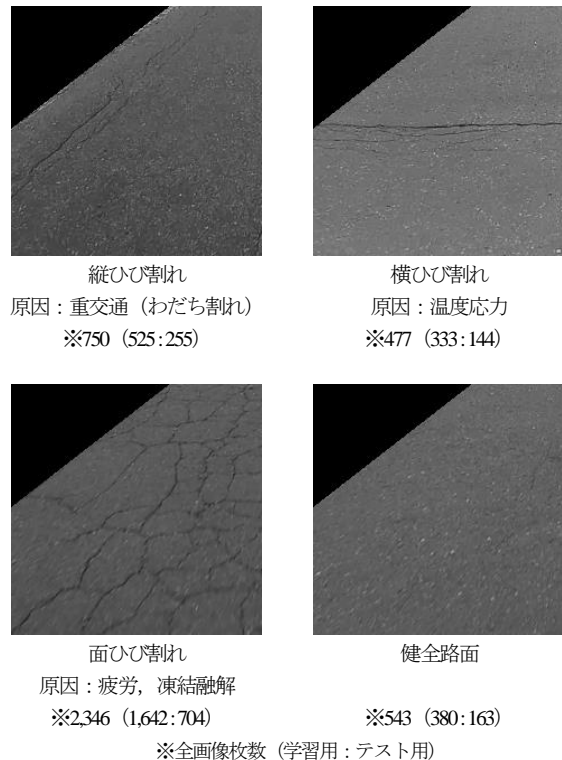


図-4 各路面損傷と発生原因

損傷については未学習のため、ファインチューニングを行った<sup>15)</sup>。また、VGG16に求められる入力サイズに合わせるため、評価領域画像のサイズを224px×224pxにリサイズして、モデルの構築および推論に使用した。

モデル構築用のデータセットを用意するため、目視によるラベリングを行った。具体的には、PC上で、評価領域画像を見ながら、当該クラスのフォルダに振り分けた。なお、このラベリング作業は、学生2名および専門研究者1名がクロスチェックしながら行った。得られた画像枚数は、「縦ひび割れ」が750枚、「横ひび割れ」が477枚、「面ひび割れ」が2,346枚、「健全路面」が960枚の計4533枚となった。さらに、クラス毎にモデルの学習用とテスト用に7対3になるようにランダムに振り分け、それぞれ3,172枚、1,361枚となった。各クラスの画像枚数の内訳は、図-4に示してある。

### 3. 結果

#### (1) モデルの判別精度

モデルのテスト結果から算出した各種の精度を図-5に示す。また、その内訳である混同行列を図-6に示す。まず、全クラスの推定結果が正解した割合（Accuracy）は、83.4%となった。次に、当該クラスの見逃しの少なさを示すRecallについては、「面ひび割れ」と「健全路面」では、90%以上となったが、これに比べて、「縦ひび割れ」と「横ひび割れ」は45~65%と低くなった。また、他のクラスを誤検出するケースの少なさを表すPrecisionでは、全クラスにおいて80%以上となった。

「面ひび割れ」や「健全路面」は、他のクラスと明らかに見え方が異なるため、AIでも判別が容易であると言える。一方、「縦ひび割れ」と「横ひび割れ」については、他のクラスとして判定される割合が30%以上となった。図-6に示すように、それらの画像のほとんどは、「面ひび割れ」として判別されている。「面ひび割れ」と両線状ひび割れは目視でも判別が難しいケースもあるため、曖昧な画像は誤差になりやすい。しかし、「縦ひび割れ」と「横ひび割れ」は、「健全路面」として判別される割合は小さいため、損傷路面の見逃しは少ないと言える。また、正解では「健全路面」であるが、面ひび割れとして推定された画像が約10%あった。それらの画像を確認したところ、影や路面塵埃、汚損などが写り込んでいた。本モデルは、これらを「面ひび割れ」の特徴として捉えてしまっている可能性がある。

以上から、モデル構築におけるラベル付けの基準や画像のバリエーションに若干の課題は残るが、本手法を用いることで、サイクルルートの路面損傷を網羅的かつ精度良く評価できると言える。

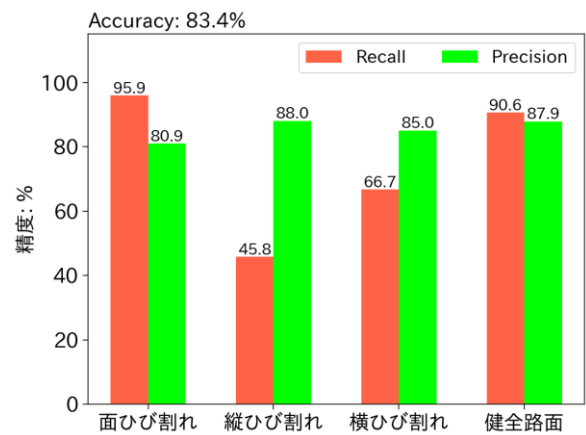


図-5 各クラスの推定精度

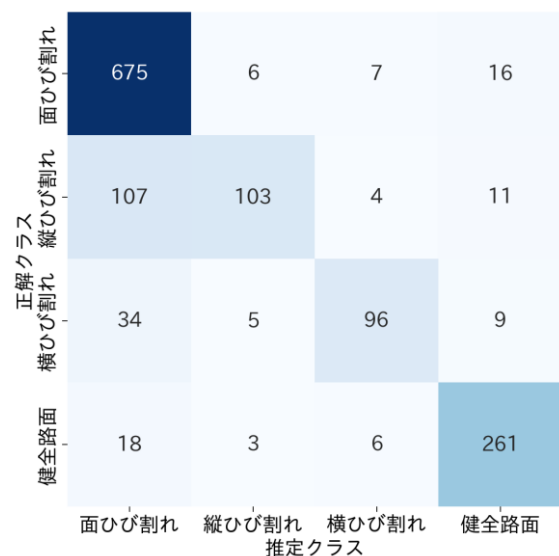


図-6 テストデータの混同行列

#### (2) ネットワークレベル舗装評価

本手法を対象ルートに適用してネットワークレベル舗装評価を行い、自転車走行の観点からの路面損傷の問題やその対策について考察した。具体的には、まず、2.5m間隔の路面画像に学習済みのモデルに適用して、路面損傷の判別を行った。なお、「縦ひび割れ」「横ひび割れ」「面ひび割れ」のいずれかに判別された場合を「損傷路面」とした。次に、データを250m間隔で分割し、クラス別にその画像枚数が占める割合（損傷クラス割合）を算出してデジタルマップ上に可視化した（図-7）。表-1は、分析区間毎に集計した損傷クラス割合である。

「損傷路面」の割合は、ほとんどの区間において40%を上回り、特に、北側山岳部や南東河川敷では70%以上となった。図-7に示したように、対象ルートの多くの箇所では何らかの路面損傷が発生しており、特に、長距離を走行するサイクリストの場合、快適性または安全性の大きな低下につながると考えられる。次に、その内訳として、損傷の種類別に説明する。

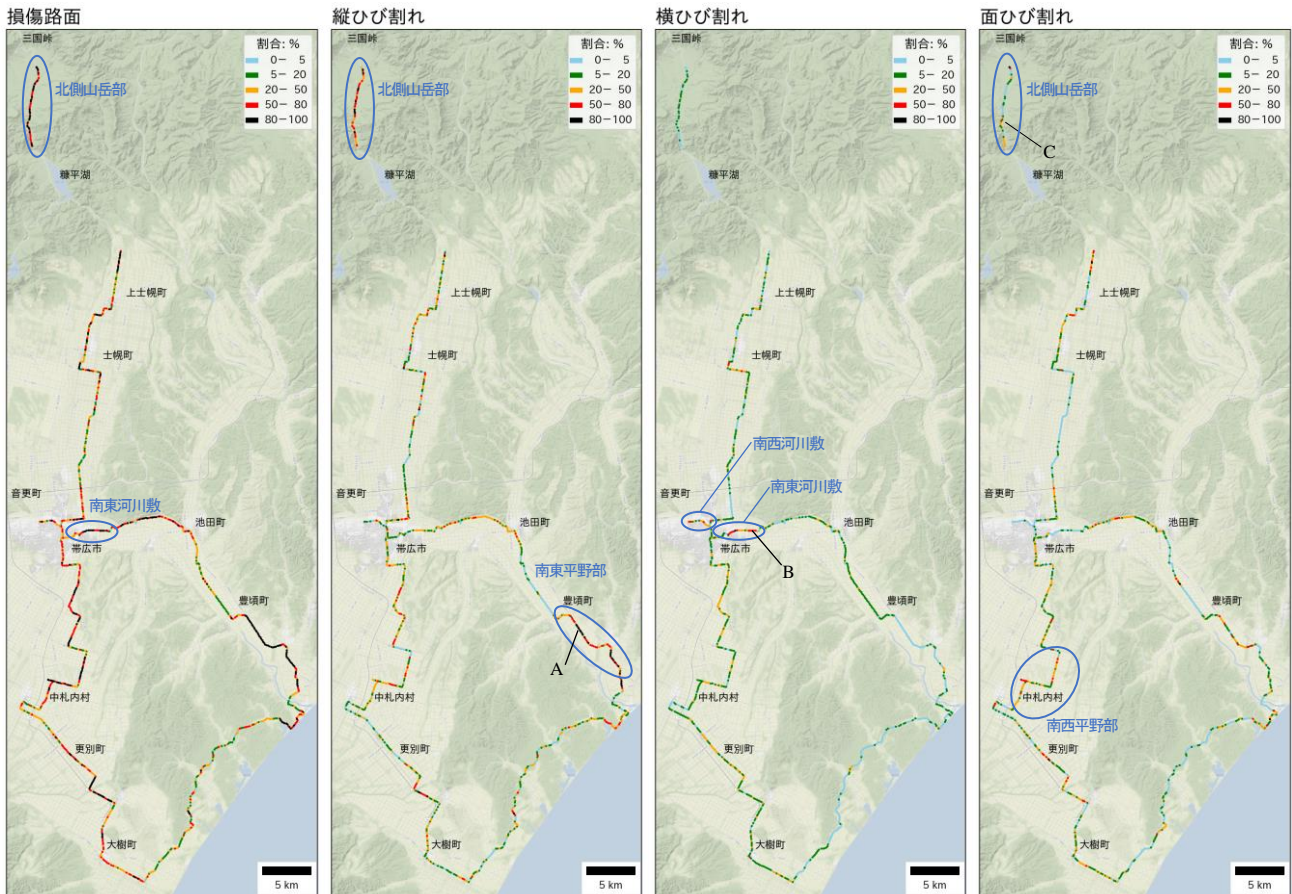


図-7 対象ルートの路面損傷状況

「縦ひび割れ」は、北側山岳部と南東平野部でその割合が30%以上となり、後者では、連続的に分布している区間がある。その代表的な例として、図中 A の地点の画像を図-8 に示す。この地点を含む周辺区間では、路側帯側がパッチングにより連続的に補修されているが、さらなる劣化により、その中央部の自転車が走行する部分にわだち割れが発生している。わだち割れは、舗装表面から下層部に向かって進行するため、放置しておけば、開口幅が広がり、さらに、亀甲状ひび割れに発展する可能性がある。実際に、この区間には、「面ひび割れ」となった箇所も多い。このような路面では、パンクや転倒のリスクが高まるおそれがあるため、自転車走行の安全性を考えると、パッチング補修を再度施すか必要に応じて切削オーバーレイのような修繕を行うことが望ましい。ちなみに、上記の区間は、車道幅員が狭いことに加え、沿道の植栽が車道側に入り込む可能性がある。剪定や伐採などの維持管理も合わせて自転車走行環境を改善する方策も必要であろう。

「横ひび割れ」の割合は、河川敷区間で大きく、南東河川敷では50%以上を占めている。特に、図-7の地点 B の周辺では、「横ひび割れ」の割合が50%以上となる250m区間が連続しており、これらの区間では、約5m以下の間隔で温度応力ひび割れが発生している状況であ

表-1 各区間の路面損傷クラスの割合

区間	延長 km	損傷クラス割合：%			
		損傷 路面	縦 ひび割れ	横 ひび割れ	面 ひび割れ
帯広市街地	127	462	193	138	131
北東平野部	505	450	217	101	132
北側山岳部	204	<b>727</b>	<b>492</b>	61	<b>174</b>
南東河川敷	46	<b>783</b>	216	<b>529</b>	38
南西河川敷	35	472	142	<b>319</b>	11
南東平野部	546	564	<b>322</b>	78	164
南西平野部	675	574	233	146	<b>195</b>
南側平野部	507	356	190	58	108

※各クラスの上位2区間を青文字で示す。

る。これは、例えば、15km/hで走行する場合、回避が困難な段差(図-8)を約1.5秒間隔で通過することを意味する。このような周期的かつ連続的な段差による振動衝撃は、自転車走行の快適性の低下に加えて、疲労の蓄積につながる可能性がある。河川敷道路において大規模な修繕を行うことは難しいため、部分的なパッチングや

シール材注入工法などの簡易な補修により、段差の解消を図ることが望ましい。

「面ひび割れ」の割合は、河川敷区間以外で 10%以上となり、北側山岳部や南西平野部においては 20%に迫る状況である。図-7 の地点 C を調べたところ、幅員の広い路側帯が設置されているが、その部分に亀甲状のひび割れが連続的に発生していることがわかった(図-8)。さらに、車道部においては、温度応力ひび割れが一定間隔で発生しており、どの位置を走行してもひび割れ部を回避できない状況が続いている。特に、上り坂の区間は、低速で不安定な走行になることが多いため、安全性の観点から、パッチングや切削オーバーレイなどにより路側帯のひび割れを解消させることが望ましい。

以上のように、本手法を用いてネットワークレベル舗装評価を行うことで、対象ルートでは、多くの箇所でも路面損傷が発生していることを明らかにし、さらに、地形やエリア毎の損傷状況や対策について多くの示唆を得ることができた。また、今回得られたような網羅的な測定データやマップは、サイクリストへの情報提供や注意喚起に役立つと考えられる。具体的なマネジメント方法については今後の課題となるが、本研究の成果は、サイクルルートのハードおよびソフト施策の両方への基礎的かつ有用な情報となり得る。

#### 4. 結論

本研究では、市販カメラと AI による舗装診断 AI を応用して、自転車走行部の路面損傷原因を診断する手法を構築し、さらに、北海道のナショナルサイクルルート「トカプチ 400」のネットワークレベル舗装評価を試みた。得られた成果を以下に示す。

- 車載カメラで撮影した画像から、路面損傷を「面ひび割れ」「縦ひび割れ」「横ひび割れ」に判別する深層学習モデルを構築した。モデルのテストを行ったところ、Accuracy は 83.4%となった。Recall は、「面ひび割れ」と「健全路面」では 90%以上、「縦ひび割れ」と「横ひび割れ」では 45~65%となった。Precision は、全クラスにおいて 80%以上となった。
- 本モデルをナショナルサイクルルート「トカプチ 400」に適用した。その結果、ほとんどの分析区間で損傷路面の割合が 50%以上を示した。特に、北側山岳部では、「面ひび割れ」や「縦ひび割れ」が連続的に発生しており、南東河川敷においては、50%以上の区間で「横ひび割れ」が発生していることを明らかにした。

今後は、路面損傷がサイクリストに与える影響について明らかにするため、実道路やシミュレータでの走行実

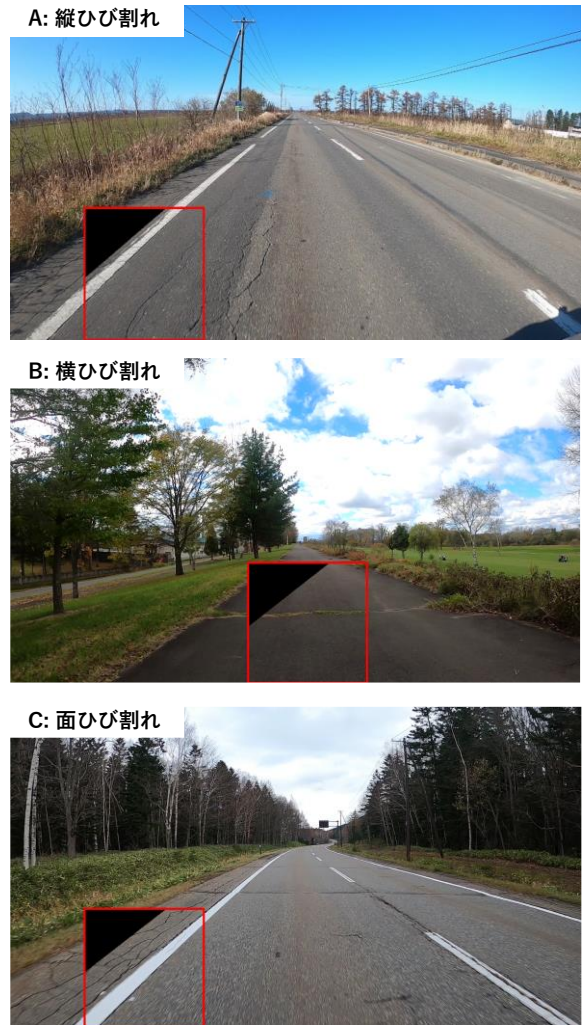


図-8 代表的な路面損傷の例

験を行い、路面画像や加速度データから不快感や疲労度を推定するモデルを構築する予定である。また、著者らが開発している AI 舗装点検技術は、通常の管理基準による修繕対象箇所を抽出できる。そのデータを用いて、サイクリストの観点から必要となる対策箇所が上記の対象から漏れてしまうケースを明らかにし、これらの結果を基に、サイクルルートを対象とした舗装マネジメント手法について検討する。

#### 参考文献

- 1) 北海道開発局：令和 4 年度北海道開発局事業概要，p.16.
- 2) 寒地道路保全チーム：積雪寒冷地の道路舗装の損傷について，寒地土木研究所月報，No.714，2012.
- 3) 岡部光樹，高橋清，富山和也，萩原亨：Bicycle Ride Index を用いた自転車の振動乗り心地に基づく路面管理手法の検討，土木学会論文集 E1 (舗装工学)，Vol.76，No.2，pp.I\_187-I\_194，2020.
- 4) 橋室伍祐，松岡龍祐，高橋清，富山和也，萩原亨：多様な自転車の振動特性を考慮した自転車振動モデル開発と評価指標の構築，土木学会論文集 E1 (舗装工学)，Vol.78，No.2，

- pp.L117-I\_126, 2022.
- 5) 居駒薫樹, 浅田拓海, 有村幹治, 亀山修一: 車載カメラ動画を用了た自転車走行時の振動不快度評価手法の開発, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.75, No.5, pp.L745-I\_754, 2019.
  - 6) 国土交通省: 舗装点検要領, 2016.
  - 7) 国土交通省: 「路面性状を簡易に把握可能な技術」の試験結果を公表します～新技術の活用に向けて～, 試験結果等比較表 (別紙-2), 2018.
  - 8) 浅田拓海, 居駒薫樹, 長屋弘司, 亀山修一: U-netによるひび割れスケッチを導入した簡易カメラ搭載型舗装点検の精度検証, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol.79, No.2, pp.L123-I\_131, 2020.
  - 9) 浅田拓海, 布広祥平, 後藤宏行, 城本政一, 亀山修一: マルチモーダル AI を用了た簡易カメラ搭載型 IRI 測定技術の開発, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol.79, No.2, pp.L191~I\_199, 2022.
  - 10) 日原弘貴, 布広祥平, 浅田拓海, 櫻庭晃, 亀山修一: 市販カメラとマルチモーダル AI を用了た簡易型舗装点検技術の構築と実践, 土木計画学研究・講演集, Vol.66, 2022.
  - 11) 浅田拓海, 亀山修一: 区画線走行車両から撮影した画像を用了た道路区画線診断方法の開発, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.66, No.4, pp.358-368, 2012.
  - 12) 長屋弘司, 浅田拓海, 亀山修一: 説明可能な AI を用了た舗装のひび割れ発生原因判別手法の開発, 土木学会論文集 E1, Vol.77, No.1, pp.28-38, 2021.
  - 13) 長屋弘司, 浅田拓海, 亀山修一: AI による舗装診断システムを用了た北海道内の舗装ひび割れ発生原因の分析, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol.79, No.2, pp.L211-I\_218, 2022.
  - 14) 熊谷政行: 積雪寒冷地の道路舗装の損傷について, 寒地土木研究所月報, No.714, 2012.
  - 15) 中山英樹: 深層畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.115, No.146, pp.55-59, 2012.