

車載カメラと深層学習を用いたサイクルルートの路面変状評価に関する研究

Detection method for road surface deformation on bicycle running lane using in-vehicle camera and deep learning

室蘭工業大学理工学部創造工学科 ○学生員 柳澤 ひかり (Yanagisawa Hikari)
 室蘭工業大学大学院工学研究科 学生員 日原 弘貴 (Hihara Hiroataka)
 室蘭工業大学大学院工学研究科 正員 浅田 拓海 (Asada Takumi)

1. はじめに

我が国では、走行しながら豊かな自然風景を楽しむことができるナショナルサイクルルートが6つの地域で指定されている。北海道においても、十勝エリアに「トカプチ400」が指定されている。また、それ以外にも、北海道開発局では、安全快適に走行できるように走行環境の整備と維持管理を前提とし、世界水準の観光地形成の取り組みとしてサイクルツーリズムを推進している。一方で、積雪寒冷地では、急激な温度変化により舗装が収縮することで横断方向の線状ひび割れ（低温クラック）が発生し、一定の間隔で発生する区間が多い。サイクリストに良好な走行環境を提供するためには、まずは、これらのような路面変状箇所を定量的かつ網羅的に把握する必要がある。しかしながら、現在のところ、自転車走行部の路面変状を定量的に評価する手法は確立されておらず、情報提供や補修計画の策定が難しい状況である。

昨今では、舗装点検の定量的、網羅的な実施が推進されており、それを実現させるために、低コストかつ簡易な舗装点検技術の研究、開発が活発化している。著者らも、現在までに、市販のアクションカメラとAIを用いたひび割れ²⁾や平坦性³⁾などの路面性状を評価する手法を構築してきた。さらに、このカメラを自転車に設置して、撮影動画にオプティカルフロー解析を適用することで、路面からの振動に対する不快度を推定する手法を構築した⁵⁾。しかし、この手法では、どのような路面変状が振動の原因となっているのかを把握できないため、サイクリストへの詳細な情報提供や補修計画への反映が難しい。

そこで、本研究では、市販アクションカメラで撮影した画像を用いた路面変状を検知する深層学習モデルを構築するとともに、それを道内のサイクルルートに適用して、各種路面変状の分布特性などについて分析を行う。

2. 方法

2.1 調査の概要

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、画像サイズ1920×1080px、フレームレート60fps、広角モード、手ブレ補正OFFに設定した。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3m毎に静止面を抽出した。また、深層学習を適用する評価領域は、図-2に示すように、自転車走行部が入るように設定し、サイズは400×400pxとした。なお、路肩側には路面塵埃などのノ



図-1 カメラの設置状況

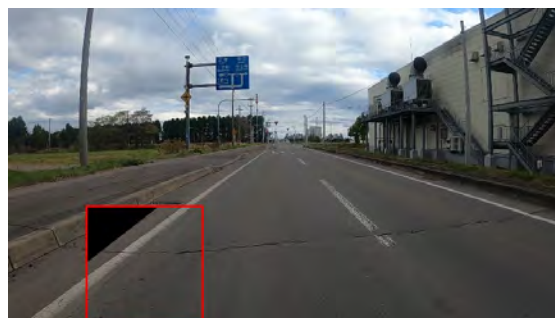


図-2 自転車走行部の評価領域

イズが解析結果に影響を及ぼすと考えられるため、左上の箇所にマスク処理を適用した(図-2)。

調査対象は、「トカプチ400」の北側ルート約98.7kmであり、さらに、平野部53.7km、山岳部29.4km、河川敷4.0kmの3つの分析区間に区分した。このような大規模なサイクルルートでは、長距離となる場合が多いため、効率性と安全面から、基本的には、車両による調査が望ましい。ただし、河川敷区間は、車両の乗り入れができないため、自転車を用いた調査を行った。

2.2 データの概要

自転車走行に影響を及ぼす考えられる路面変状として、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）、亀甲状ひび割れや細かいひび割れが面的に広がる場合（以下、面ひび割れ）に着目し、健全路面と合わせて4つのクラスについて判別を行う深層学習モデルを構築する。モデル構築を行うため、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、市町村道の路線から様々な路面変状が発生している画像を収集した。図-2と同様に、路面変状箇所を抽出した画像に対して、目視による判別を行って各クラスのフォルダに保存した。なお、目視判別は、学生2名がクロスチェックしながら行った。各クラスの代表的な画像およびモデル構築に用いる枚数を図-3に示す。クラス毎に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枚の画像が得られた。

2.2 深層学習モデルの概要

CNNには様々なアーキテクチャが提案されているが、本研究では、その中でもモデル構造がシンプルな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路面変状については学習されていないため、最終畳み込み層とNN層のみを学習するファインチューニングを行った⁶⁾。また、VGG16に入力する画像サイズは224ピクセル四方とされているため、路面画像から抽出した評価領域のサイズを224ピクセル四方にリサイズして、モデルの学習および推論を行った。

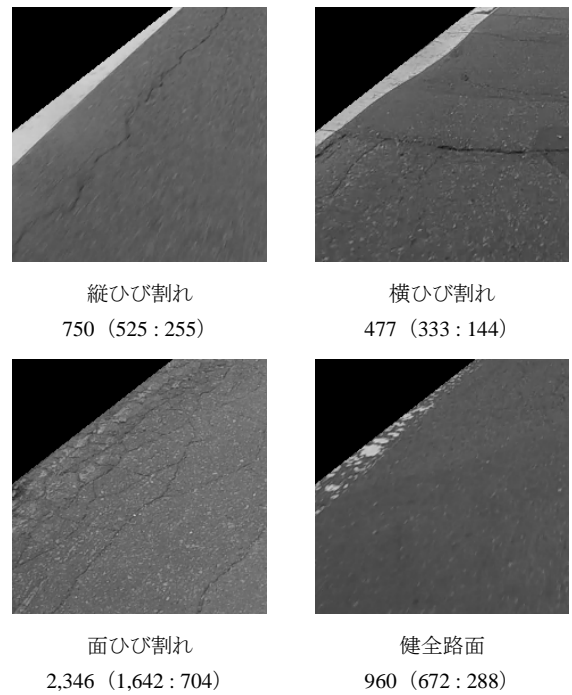
3. 結果

3.1 モデルのテスト結果

モデルテスト結果の混同行列を図-4に示す。また、これを基に算出した各種精度を図-5に示す。まず、全クラスの推定結果が正解した割合として、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%と低い。また、他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、他の変状と明らかに見え方が異なるため、判別が容易である。一方、縦ひび割れと横ひび割れについては、見逃しが30%以上発生したが、そのほとんどは、面ひび割れとして判別された。面ひび割れと各線状ひび割れの区分は目視でも難しいケースもあるため、曖昧な画像はこのような誤検知になりやすい。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おり、CNNはこれらを面ひび割れとして捉えてしまっていることがわかった。

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、本モデルは、路面変状を精度良く判別できると言える。



※全画像枚数（学習用：テスト用）

図-3 路面変状の例とモデル構築に用いる画像枚数

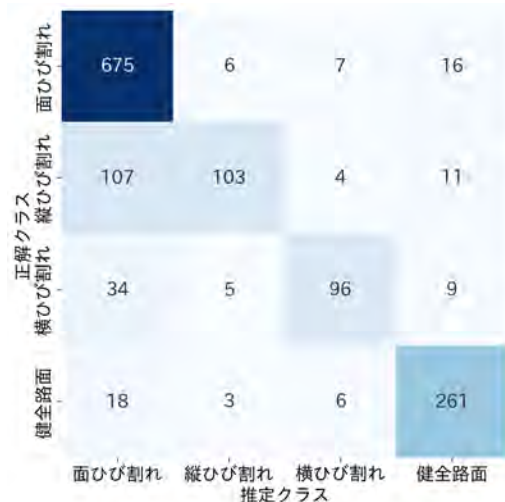


図-4 モデルテスト結果の混同行列

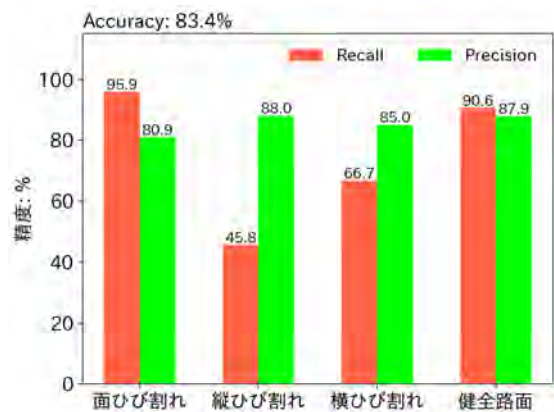


図-5 各クラスの判別精度

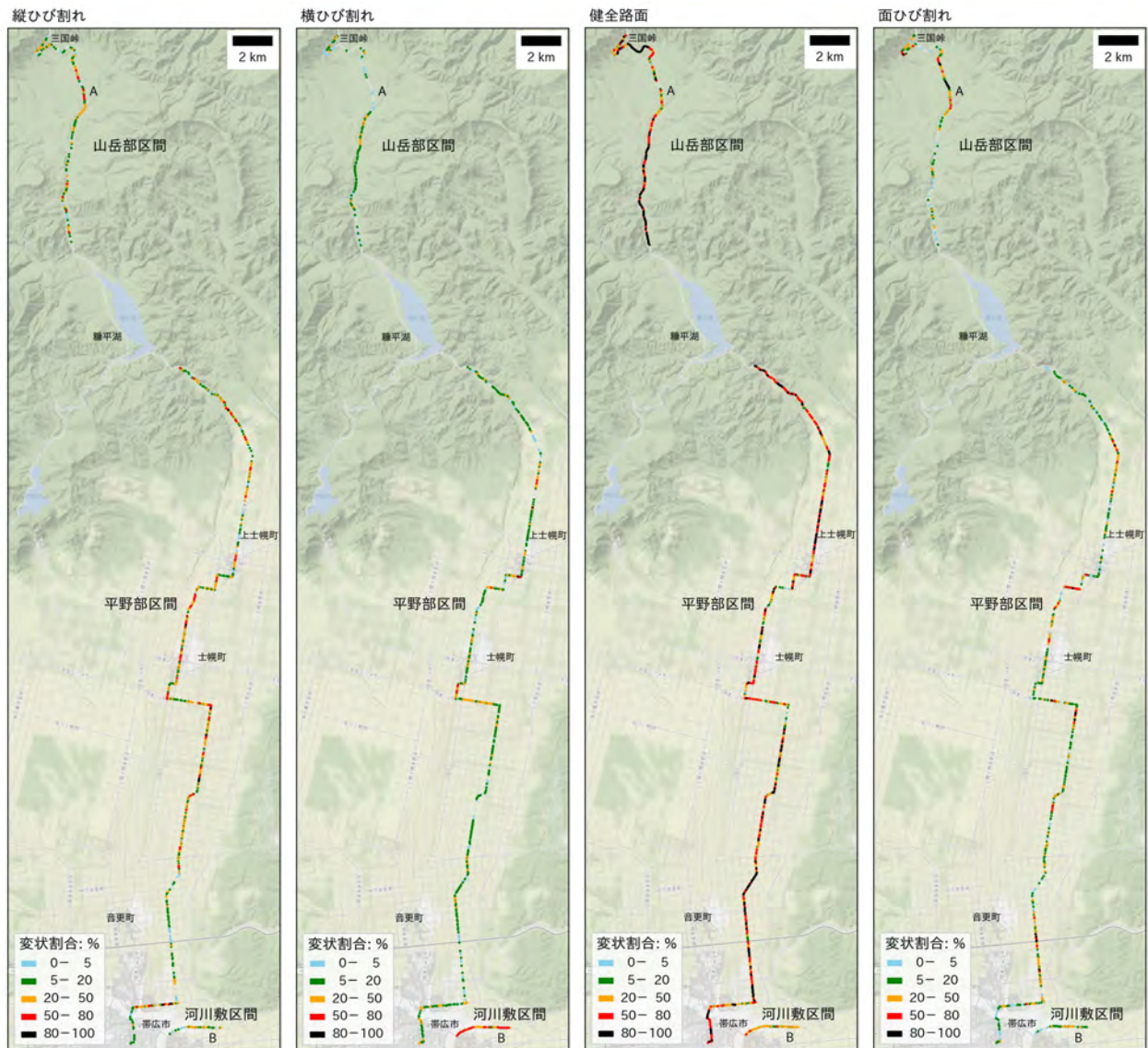


図-6 調査路線における自転車走行部の路面変状の状況

3.2 実路線への適用

本モデルを分析区間に適用して、路面変状の判別を行った。ここでは、100m 区間に分割し、各変状の画像枚数が占める割合（以下、変状割合）を算出し、図-6 に示すようなマップを作成した。まず、全体として、路面変状が広範囲に発生しており、発生割合が 50% を超える区間が各所で見られる。平野部区間では、土幌町付近から縦ひび割れや横ひび割れが多くなり、後半から山岳部区間にかけてこれらの変状割合が 50% 以上の区間が断続的に発生している。山岳部区間の前半では、各変状割合が 20% 以下の区間が続くが、後半からは縦ひび割れや面ひび割れが 50% 以上出現する区間が連続している。特に、面ひび割れについては、画像を確認したところ、図中の地点 A などにおいて、図-7 上のように、路肩部に亀甲状のひび割れが連続的に発生していた。さらに、車道部においても横ひび割れが一定間隔で発生しており、どの位置で走行してもひび割れを回避できない状況が続くことがわかった。一方、南側に位置する河川敷区間では、図中の地点 B などにおいて、図-7 下のような横ひび割れが 50% 以上となる区間が大半を占め

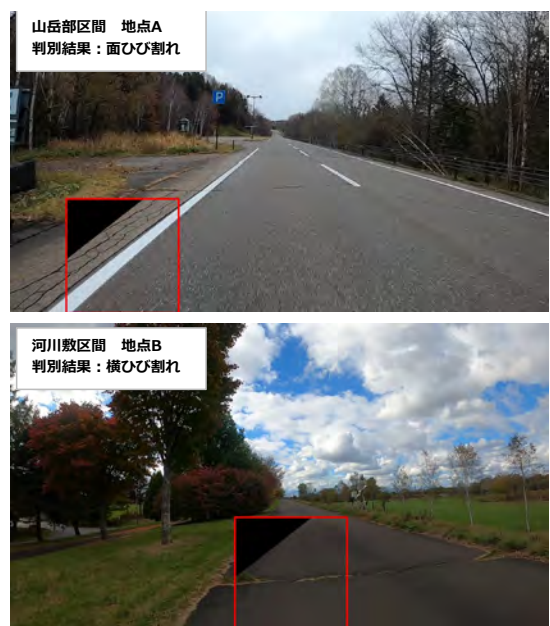


図-7 代表的な路面変状の例

ている。本研究では、3m毎に路面判別を行っていることから、変状割合が50%以上となる100m区間は、路面変状が区間内で約16カ所以上、すなわち約6m以下の間隔で発生していることを意味する。これは、例えば、15km/hで走行する場合、この河川敷区間のほとんどでは、横ひび割れ部を約1.5秒間隔で通行することとなる。今後は、このような路面変状区間を走行する場合の振動やそれによる不快や疲労の蓄積などについて分析を行う。

最後に、分析区間レベルで集計した路面変状割合を表-1に示す。平野部や山岳部の両区間では、健全路面が50%以上であるが、それ以外はひび割れ路面を通行することがわかる。特に、山岳部では、図-7に示したような面ひび割れや横ひび割れが15%以上を占め、さらに連続的に発生している状況である。河川敷区間においては、距離が4km程度であるものの、その内の約50%の区間で横ひび割れが発生している。図-7に示したように、この横ひび割れは、温度温度応力による低温クラックであり、全幅員を横断していることから、回避することができない。

以上から、対象路線では、多くの箇所路面変状が発生しており、自転車走行の快適性だけでなく、安全性の面からも舗装の補修やサイクリストへの情報提供などを行う必要がある。今回、用いた車載カメラと深層学習による方法を用いることで、迅速かつ簡易にサイクルルートの路面変状把握を行うことができる。今後は、様々な路線を評価し、さらには、路面変状の地域特性の把握や効果的な補修方法について検討する予定である。

4. まとめ

本研究では、市販のアクションカメラで撮影された路面画像に深層学習を適用して自転車走行部の路面変状を検出する手法を構築した。さらに、本手法を北海道内のサイクルルートに適用して、路面変状の分布状況について分析を行った。得られた成果を以下に示す。

- 自転車走行部の路面画像を「面ひび割れ」「縦ひび割れ」「横ひび割れ」「健全路面」の4クラスに分け、深層学習モデルの学習を行った。学習後のテストでは、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。
- 上記のモデルをナショナルサイクルルート「トカプチ400」の一部区間に適用した。その結果、平野部や山岳部では、約50%の区間でひび割れ路面を通行することがわかった。特に、山岳部では、面ひび割れや横ひび割れが15%以上を占め、さらに連続的に発生している。河川敷においては、約50%の区間で横ひび割れが発生しており、このような振動が発生する箇所が約6mに一回以上存在することが明らかになった。

今後は、多様な路面画像を揃えて、判別モデルの精度向上を図る。また、著者らが開発している舗装点検技術ではアクションカメラを採用しており、路面画像と同時に振動加速度や角速度の計測を行うことができる。先行研究⁹⁾では、映像のブレから振動不快度を推定したが、今後は、加速度やジャイロによる車体挙動データから推

表-1 分析区間毎の路面変状箇所の集計結果

区間名 延長	健全 路面	縦 ひび割れ	横 ひび割れ	面 ひび割れ
平野部 62.69km	33.43km 53.3%	13.02 km 20.8%	6.80 km 15.1%	9.45 km 15.1%
山岳部 20.38km	12.79 km 62.7%	2.89 km 14.2%	1.25 km 17.0%	3.46 km 17.0%
河川敷 4.05km	1.25 km 30.9%	0.43 km 10.5%	2.00 km 49.4%	0.37 km 9.2%
全体 87.12km	42.47 km 54.5%	16.33 km 18.7%	10.04 km 11.6%	13.27 km 15.2%

定する方法に変更しつつ、今回の画像に基づく路面変状の判別結果と合わせて、原因と影響の両面からサイクルルートの路面評価を行う予定である。

謝辞：自転車および車両での路面変状調査は、株式会社ドーコンとの共同で実施し、ご支援をいただいた。ここに記して感謝の意を表する。

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) 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. I_123-I_131, 2020.
- 3) 長屋弘司，浅田拓海，亀山修一：説明可能な AI を用い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.
- 4) 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 を用い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, 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い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, I_745-I_754, 2019.
- 6) 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.