

GoPro を用いた路面性状の簡易評価手法に関する研究

新潟大学 学生会員 ○後藤 亮太 新潟大学 正会員 金澤 伸一
新潟大学 正会員 大塚 悟 新潟大学 正会員 鈴木 聡恵

1. 研究背景・目的

我が国では社会基盤構造物の老朽化が進む一方、予算や技術者が不足する地方自治体では十分な点検体制の確保が難しい。従来の路面性状測定車による測定は高額で普及が困難であるため、低コストな簡易点検手法が求められている。路面性状はひび割れ率、わだち掘れ量、平坦性（IRI：国際ラフネス指数）で評価されるが、先行研究ではアクションカメラの走行映像からひび割れと IRI の簡易評価を進めてきた。しかし、ひび割れ検出では影や模様による誤検出が多く、IRI 推定では単一路線のみ適用で汎用性が不十分であった。

そこで本研究では、ひび割れ検出について、入力チャンネルの追加および解析範囲の変更による検出結果への影響を検証する。IRI 推定については、加速度および走行速度から得られる説明変数を用いた機械学習モデルを構築し、その推定精度とデータ拡張の影響を評価する。これらの検討から、GoPro を用いた簡易的な路面性状評価手法の適用可能性と課題を明らかにする。

2. 研究手法

データ取得方法は、GoPro HERO 11 を一般車両のボンネットに設置して、新潟市内の路面を動画撮影（60fps）しながら、上下振動加速度（100Hz）、GPS（100Hz）、走行速度（100Hz）を計測した。

(1) ひび割れ率

先行研究では、走行映像から 5m 間隔で静止画を抽出し（縦 5m×横 3.5m）、スケッチ画像とマスク画像を作成して学習用データとした。解析範囲を 0.5m×0.5m のメッシュに分割して各解析対象範囲のひび割れ率を算出し、ひび割れ率の算出方法は以下の式で表される。

$$\text{ひび割れ率(\%)} = \frac{\text{ひび割れが検出されたメッシュ数}}{\text{全メッシュ数}} \times 100$$

モデルの構築には Attention U-net を採用し、5 チャンネル入力（RGB、グレースケール、エッジ画像）を与えて検出した。

本研究では、先行研究で課題となった影や舗装模様への識別性を高めるため、HSV 変換による S（彩度）

チャンネルを加えた 6 チャンネル入力とした。また、奥行き方向で検出漏れが多かったことから、進行方向の対象範囲を 5m から 2.5m に変更した。

(2) IRI

先行研究では、GoPro の上下振動加速度から重力加速度を差し引いた変位量を、以下の算定式に代入することで、IRI 推定値を算出した。

$$IRI = \left\{ \int_0^{L/V} |\dot{z}_s - \dot{z}_u| dt \right\} / L$$

ここで、 z_s :ばね上質量の高さ（mm）、 z_u :ばね下質量の高さ（mm）、 $\dot{z}_s, \dot{z}_u$: z_s, z_u の時間の導関数（m/s）、 L :走行距離（km）、 V :走行速度（km/h）、 t :時間（s）である。

本研究では、複数路線に対応できるシステムの構築を目指し、機械学習を用いた汎用的な IRI 推定モデルの構築を検討した。説明変数は、上下振動加速度の平均値および標準偏差、RMS、周波数帯別の PSD、走行速度の平均値とし、277 個のデータセットを作成した。

IRI を損傷程度に応じて 3 区分に分類したところ、区分Ⅰが 57.8%、区分Ⅱが 36.5%、区分Ⅲが 5.8%となり、データ数に偏りが認められた。そこで、区分間のデータ数の不均衡を緩和するため、区分ⅡおよびⅢについて、重み付き平均によるデータ拡張を行った。推定には交差検証を採用し、各分割において学習用データに対してのみ拡張を行い、テスト用データには拡張を適用しなかった。推定モデルには Elastic Net（EN）およびガウス過程回帰（GPR）を採用した。正解値には新潟市提供のクラス 2 測定車両のデータを使用した。

3. 結果・考察

(1) ひび割れ率

新潟市の評価方法を参考に、全 29 区間の損傷レベルを比較した。先行研究では、完全一致が 8 区間、許容一致（±1）が 17 区間、不一致（±2 以上）が 4 区間であった。一方、本研究では、それぞれ 11 区間、11 区間、7 区間となった。完全一致率は 10%程度改善したものの、許容一致を含む一致率は 10%程度低下した。

図 1 からは、本研究の手法では影や舗装模様による

誤検出が低減する事例が確認された。また、図2では解析範囲の変更により、従来検出できなかったひび割れの一部が抽出された。しかし、区間単位の損傷評価では不一致となる区間が増加しており、画像上の検出結果の改善が必ずしも損傷レベルの判定精度向上につながらないことが示された。その要因として、解析区間の位置合わせやひび割れの検出漏れなどが考えられるが、詳細な原因については今後の検証が必要である。



図1 Sチャンネル入力による誤検出低減
(上：先行研究，下：本研究)

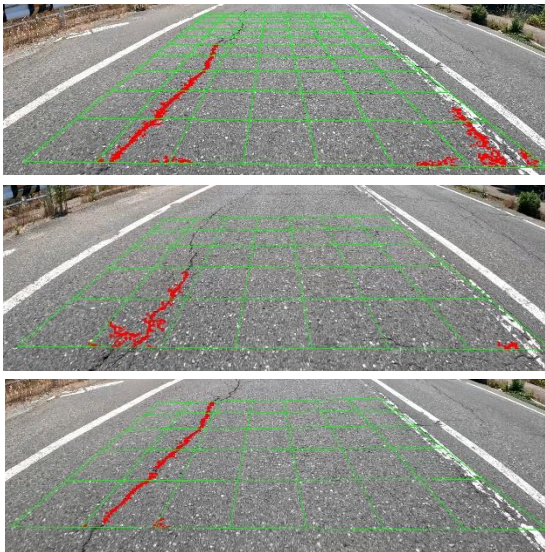


図2 解析範囲の調整による検出結果の影響
(上：先行研究，中：奥2.5m，下：手前2.5m)

(2) IRI

表1にデータ拡張の有無による各モデルのR²およびRMSEを示す。ENではデータ拡張によって推定精度が低下した一方、GPRではR²が0.1632から0.1821に向上し、RMSEは2.012から1.989に低下した。しかし、R²は最大でも0.1821であり、十分な推定精度には達していない。その要因として、学習データ数や説明変数の不足に加え、走行位置の対応付けや走行条件などの影響が考えられ、今後詳細な検証が必要である。

表1 決定係数と平均二乗誤差

	拡張	R ²	RMSE
EN	無	0.1334	2.048
	有	0.0782	2.112
GPR	無	0.1632	2.012
	有	0.1821	1.989

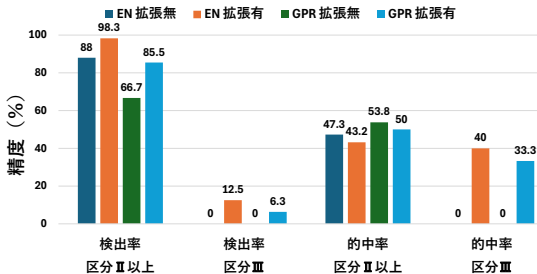


図3 評価基準に基づいた精度評価

図3に示す損傷区分の評価では、データ拡張により、区分Ⅱ以上の検出率はENで10%程度、GPRでは19%程度向上した。ただし、いずれのモデルでも的中率は低下しており、損傷箇所の見逃しと誤検出の間にトレードオフが認められた。また、区分Ⅲではデータ拡張により一部の区間を検出できたものの、十分な判定精度には達していない。したがって、現段階では道路維持管理への直接的な適用は難しく、学習データの拡充や説明変数の見直しに加え、異なる路線に対する推定性能の検証が必要である。

4. まとめ・今後の展望

本研究では、路面性状の簡易評価手法について、ひび割れ検出およびIRI推定の改善を検討した。

ひび割れ検出では、入力チャンネルの追加および解析範囲の変更によって誤検出が低減する事例を確認した。一方、区間単位の損傷レベル評価では、完全一致率は向上したものの、許容一致を含む一致率は低下し、画像上の検出結果の改善が必ずしも損傷評価精度の向上につながらないことが示された。IRI推定では、GPRにおいてデータ拡張による小幅な精度改善が認められたが、十分な推定精度は得られなかった。

今後は、ひび割れ検出では解析区間の位置合わせと検出漏れの改善、IRI推定では学習データの拡充および説明変数の見直しを進め、異なる路線や走行条件に対する評価精度を検証する。

5. 参考文献

1) 浅田拓海：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.78, No.2, I 191-I 199 2023
2) 齋藤 空，一般車両搭載型簡易計測による路面性状調査手法の適用性に関する研究，修士論文，新潟大学, 2026