

深層学習を用いた道路区画線診断技術の精度検証

Verification of Estimation Method for Road Marking Damage using Deep Learning

室蘭工業大学理工学部創造工学科 ○学生員 京藤将護 (Shogo Kyodo)
室蘭工業大学大学院工学研究科 正会員 浅田拓海 (Takumi Asada)

1. はじめに

道路区画線は、道路上の安全と円滑のために設置され、道路法では、「道路の構造を保全し、又は交通の安全と円滑を図るため、必要な場所に区画線を設けなければならない」と明記されている。積雪寒冷地では、車両通行による汚損や摩耗に加えて、冬季の除排雪による剥離などの損傷が生じ、視認効果が低下する。そのため、一般国道においては、毎年、春先に全面的な点検が実施され、必要に応じて塗り直しが行われている。

近年、土木技術者の減少や公共事業費の削減が問題視され作業の効率化、経費削減が土木事業全体の課題となり、区画線維持業務も例外ではない。また、高速道路においては、自動運転の普及に向けて、車線維持支援システム (Lane Keeping Assist System : LKAS) などの運転支援技術の限界を把握するために、区画線の損傷状況を把握することが喫緊の課題となっている¹⁾。このような状況を受けて、著者らは、過去の一連の研究において、車載カメラと画像解析を用いた低コストかつ簡易な道路区画線診断技術を開発し^{2), 3)}、NETIS 登録後、北海道内の一般国道において広く採用されているところである⁴⁾。この技術では、路面画像から複数の画像特徴量を算出し、重回帰モデルにより区画線の剥離率を推定する手法 (以下、旧手法) を用いている。しかしながら、旧手法では、精度に課題が残っており、多くの正解データを揃えるには膨大な作業と時間を要することから、改善が難しい状況である。この課題に対して、次に、正解データの効率的な構築と推定精度に期待できる深層学習の代表的アルゴリズムである CNN (Convolutional Neural Network : 畳み込みニューラルネットワーク) を用いたクラス分類モデルによる剥離率の推定手法 (以下、新手法) を構築した⁵⁾。ただし、旧手法との精度比較を行っておらず、実用性の面から定量的に評価するには至っていない。

そこで、本研究では、市販のアクションカメラと深層学習を用いた低コストかつ簡易な道路区画線診断技術の実用化を目的として、剥離率の推定について旧手法との比較を通して、精度検証を行う。

2. 方法

2.1 画像取得方法

旧手法、新手法ともに、車載カメラにより前方路面を連続的に撮影する方式である。旧手法では、図-1 に示すように、一眼レフデジタルカメラとシーンプロファイラ (車速パルスからシャッター信号に変換してカメラに伝送する制御装置) を車両の助手席に設置し、前方の路面を 20m 間隔で撮影する。画像サイズは 2816×1880



図-1 旧手法におけるカメラ設置状況



図-2 新手法におけるカメラ設置状況

ピクセルである。新手法では、GPS 機能付きの市販のアクションカメラを採用して撮影の簡易化を図った (図-2)。カメラを車両ボンネットに設置し、走行しながら前方路面を動画撮影する。カメラには、GoPro Hero6 を採用し、内蔵 GPS で走行中の位置情報を基に 20m 間隔で静止画を取得できる。画像サイズは 1920×1080 ピクセルであり、旧手法よりも小さいが、路面に近い箇所から動体撮影に強いアクションカメラによる撮影であり、鮮明な画像が得られることを確認済みである。

2.2 評価領域の抽出

両手法ともに撮影画像から区画線の評価領域を抽出する。まず、ヒストグラム平坦化によって、画像のコントラストを調整する。次に、図-3 に示すように、路面画像内の解析領域に対してテンプレートマッチング (以下、TM) を適用して、テンプレート画像と最も類似する (画素値の相関係数が高い) 箇所を評価領域として抽出する。

2.3 剥離率の算出

a) 2値化処理による正解値

著者らの先行研究では、評価領域に2値化処理を適用することで剥離率の正解値を算出している²⁾。そこで、本研究でもモデルの学習と精度検証のために、先行研究と同様の方法で剥離率の正解値（以下、*TSR*）を求めた。まず、図-4に示すように、デジタル画像上で、区画線の塗布領域を赤線で定める。次に、塗料が残留している領域（残留領域）と剥離領域に分離するために、2値化処理を適用する。この閾値は元画像と分離結果を目視しながら調整する。最後に、塗布領域に対する剥離領域の面積（ピクセル数）の割合を算出し、剥離率とする。

なお、2値化処理は主観に委ねる部分が大きいため、得られる剥離率は分析者によってばらつく。そのため、本研究では、学生3名に十分な説明と練習機会を与えて、作業してもらい、それらの中央値を以下の分析に用いた。

b) 旧手法²⁾

旧手法では、評価領域から算出される濃度ヒストグラムの尖度 *KT*、同時生起行列特徴量の相関 *CR*、一般化次元 *D₈* の3つの値を剥離率の推定に用いている。旧手法による剥離率（以下、*OSR*）は、以下の式(1)を用いて算出する。

$$OSR = 12.6\ln(KT) + 20.0\ln(CR) - 73.2D_8 + 215.5 \quad (1)$$

なお、この推定式の構築には、上述した2値化処理による正解値（連続値）を用いるため、精度向上を図る場合には、膨大な作業が必要となる。

c) 新手法⁵⁾

新手法では、CNNによるクラス分類を行い、剥離率の連続値（以下、*NSR*）を出力するアプローチを採用している。クラス分類としたことで、正解データの構築が容易になる。すなわち、PC上で評価領域の画像を見ながら、剥離率10%毎のフォルダに振り分けることで、正解ラベルを付ける。これにより、2値化処理の作業が不要になり、モデルの構築および改善が大幅に効率化できる。具体的な方法を以下に示す。

剥離率10%間隔のクラスおよび「例外（TMで検出された区画線以外の画像）」を含めた計11クラスを設定し、画像のフォルダ分けを行う。これを教師データとしてCNNの学習を行う。クラス分類モデルの出力値は、各クラスの判別確率によるベクトル *Pc* である。そこで、剥離率10%間隔の各クラスに階級値ベクトル *Ec* (0,10,..,90)を与え、*Pc* との内積を算出することで、剥離率の連続値を算出する。なお、「例外」クラスは計算から除外する。

学習データには、新手法のアクションカメラを用いて、これまでに撮影してきた多様な区間の路面画像を用いた。まず、目視で剥離率がばらつくように3,000枚の評価領域画像を選定し、各クラスが80枚に達するまで、フォルダ分けし、合計800枚の教師画像を得た。フォルダ分けは、学生1と区画線維持管理従事経験者1がクロスチェックをしながら行った。CNNのモデル構成は、畳み込み層とプーリング層にそれぞれ4層とする設定である。

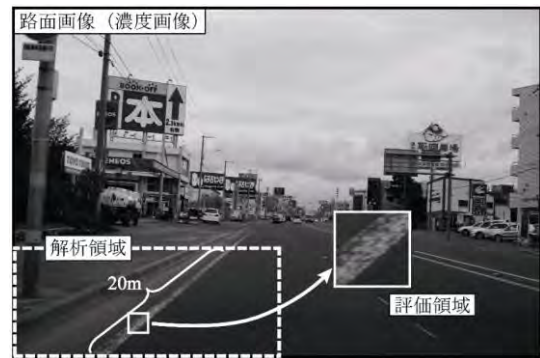


図-3 評価領域の抽出

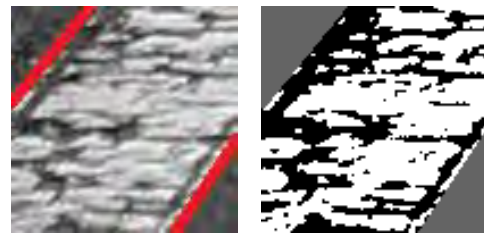


図-4 塗布領域と2値化処理結果の例

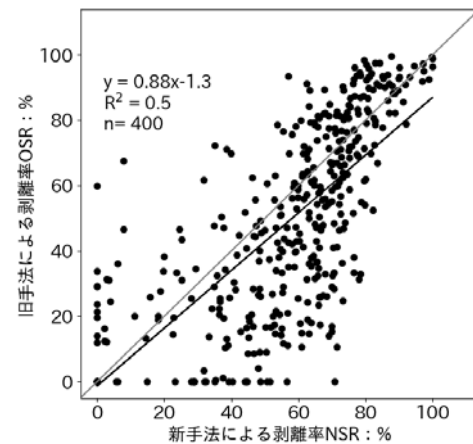


図-5 新手法と旧手法の剥離率の関係

2.4 精度検証の方法

著者らの先行研究²⁾において、旧手法による推定値と正解値との決定係数 R^2 は 0.67 に留まり、精度の面で課題が残っていた。そこで、本研究では、道路管理者のフィールド提供により、道内一般国道17路線から選定された2,609箇所の代表的な評価領域画像と *OSR* のデータ（提供データ）を入手し、新手法の精度検証に使用した。なお、*TSR* の分布には偏りがあるため、剥離率10%間隔の各クラスに40枚集まるまでランダムサンプリングを行い、一様分布とした上で検証を行った。

3. 結果および考察

3.1 旧手法と新手法の関係

旧手法による *OSR* と新手法による *NSR* の関係を図-5に示す。両者の R^2 は 0.48 となり、剥離率が60%以上の範囲では、同等な値を示すが、*NSR* の方が大きい傾向

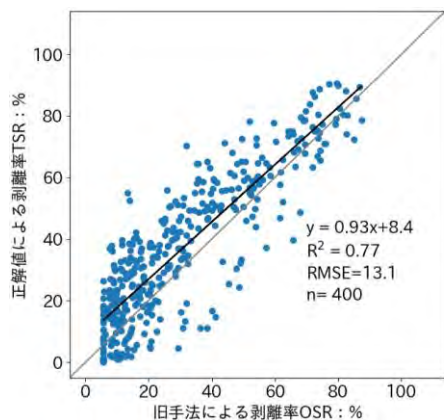


図-6 旧手法の推定値 OSR と正解値 TSR の関係

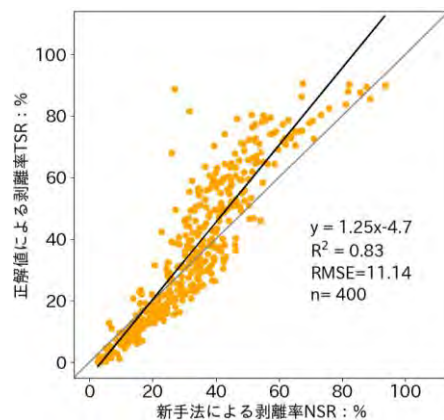


図-7 新手法の推定値 NSR と正解値 TSR の関係

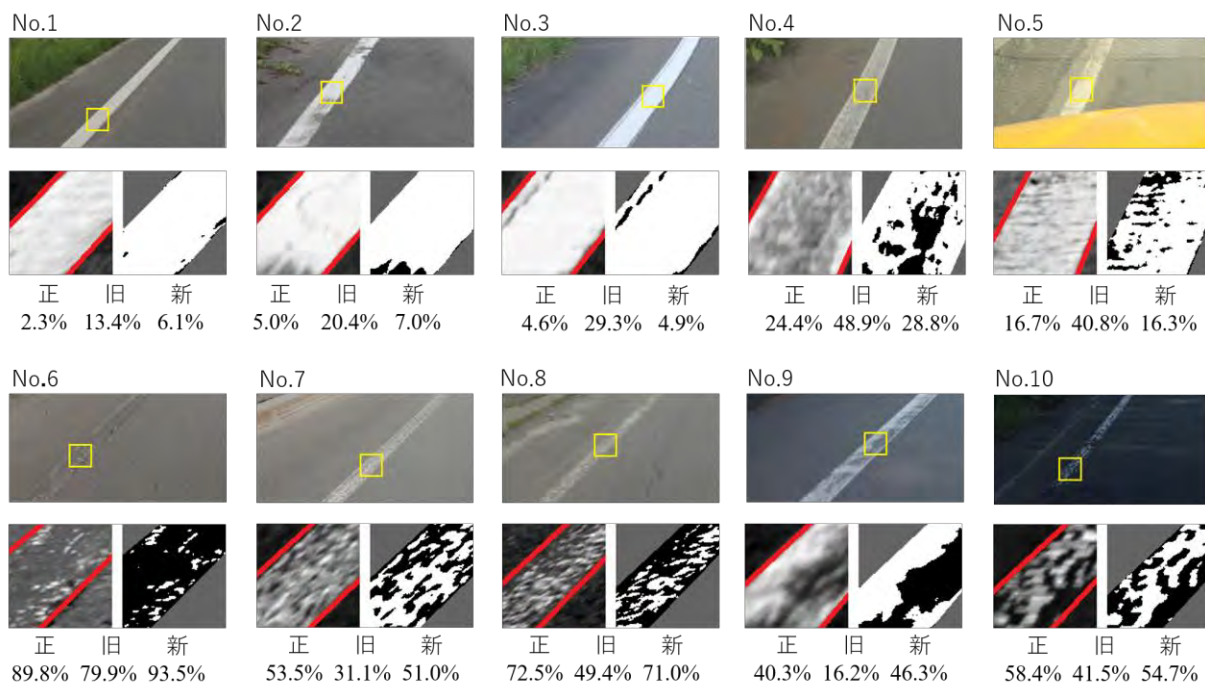


図-8 新手法により旧手法の誤差が改善した例

がある。また、剥離率が 60%以下の範囲では、両者の差が大きいことがわかる。塗り直しの基準は、通常、剥離率 30~50%に設定されるため、この範囲ではより精度の高い推定が求められる。そこで、次節では、正解値との誤差に基づいて、旧手法と新手法の精度比較を行う。

3.2 剥離率の推定精度の比較

旧手法による剥離率 OSR と 2 値化処理による正解値 TSR の関係を図-6 に示す。R²は 0.77, RMSE (二乗平均平方根誤差) は 13.1%となった。これに対し、新手法による TSR では、図-7 に示すように、R²は 0.83, RMSE は 11.1%となり、旧手法よりも精度が高いことがわかる。また、旧手法では、過大評価、過小評価となるケースが多いが、新手法ではそれらが改善されている。そこで、新手法の利点を示すために、どのような画像で改善できたのかを調べた。旧手法の誤差が改善した例として、10箇所の路面画像と評価領域画像を各剥離率と合わせて図-8 に示す。図中の上段は、旧手法の過大評価が改善し

た例である。No.1~3 については、ほとんど剥離がなく、塗料が全面的に残っている状態であるが、OSR は 10~30%となり過剰評価となっている。この原因として、剥離ではなく、薄く細かい摩耗がまだら状に発生しており、旧手法の推定式(1)に用いた CR の値が大きくなることで、OSR が増加したことが挙げられる。さらに、No.4, 5 については、摩耗が進行しており、上記の傾向が強くなった結果であると考えられる。続いて、図-8 下段には、旧手法の過小評価が改善した例を示している。No.6 では、車線側にひび割れがあり、このような濃度が小さい画素が式(1)に代入する KT を小さくさせるため、OSR が過小評価になったものと考えられる。No.7, 8 については、まだら状の残留部と剥離部のコントラストが大きく複雑さを表す D8 が大きくなったために OSR が低下した場合であると思われる。No.9, 10 では、暗い影がある状態で、光量不足により画像が若干不鮮明になったために、隣接する画素同士の関係から得られる CR の値が低くなったケースであると思われる。

3.3 塗り直し診断結果の比較

道路管理者からの提供データには、20m 間隔の評価領域画像と OSR が収録された路線もある。そこで、新手法をそれらの路線に適用し、NSR を算出した。国道 5 号および 12 号の特定区間において描いた NSR プロファイルを図-9 に示す。なお、交差点やバス停などの区画線が設置されていない区間は除外している。また、同図には、著者らの先行研究³⁾において画像を用いた目視評価試験により得られた塗り直し基準 (42.0%) も示した。図中上段の国道 5 号の対象区間の延長は 14.5km、下段の国道 12 号の延長は 11.9km である。

まず、区間全体における剥離率の平均値について比較した。R5 では、OSR が 54.5%、NSR が 59.4% となり、大きな差はない。一方、R12 では、OSR が 34.8%、NSR が 50.4% となり、新手法の方が約 15%ポイント大きい結果となった。新手法の方が大きい箇所の画像を確認すると、光量不足やひび割れによるノイズが見られ、上述したように、旧手法では過小評価となっているケースが多いことがわかった。

次に、基準 42.0%以上となる塗り直しが必要となる区間を抽出し、その延長を比較した。R5 の塗り直し区間は、OSR で 8.02km (55.2%)、NSR で 10.8km (74.1%) となった。また、R12 では、OSR で 2.78km (23.4%)、NSR で 6.66km (60.0%) となり、両区間ともに、新手法の方が塗り直し区間の延長が長い結果となった。特に、R5 においては、剥離率の平均値では大きな差ではなかったが、塗り直し区間では大幅に異なる結果となった。図-6 および図-7 で示したように、基準 42.0%前後では、NSR よりも OSR の方が小さくなる傾向にあり、その原因としては、光量不足やひび割れの存在が挙げられる。

以上の分析結果から、新手法では、旧手法で誤差の原因となっていた、剥離に類似した摩耗、ひび割れの存在、まだら状の残留部、光量不足などがある画像でも精度良く剥離率を推定できることがわかった。さらに、新手法を路線に適用した結果、旧手法では見逃していた損傷箇所を的確に抽出できることが明らかになった。

4. まとめ

本研究では、市販のアクションカメラと深層学習を用いた低コストかつ簡易な道路区画線診断技術の実用化を目的として、剥離率の推定について旧手法との比較を通して、精度検証を行った。得られた成果を以下に示す。

- OSR と TSR の R^2 は 0.50 となり、剥離率 60%以下の範囲では、TSR の方が大きい値となる傾向を示した。
- 目視による 2 値化処理を用いて算出した正解値との関係を分析した。その結果、旧手法では $R^2=0.77$ 、 $RMSE=13.1\%$ 、新手法では $R^2=0.83$ 、 $RMSE=11.1\%$ となり、精度が向上した。特に、旧手法では過小評価の原因となっていた光量不足やひび割れなどのノイズに対して、新手法では改善できることを示した。
- 実路線に適用し、塗り直し診断としての比較も行った。その結果、新手法の方が塗り直し区間の抽出が多くなり、旧手法で生じている損傷箇所の見逃しを低減できることを明らかにした。

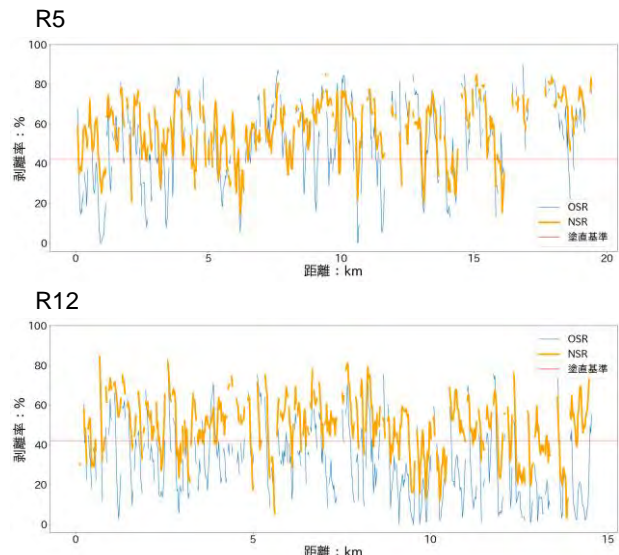


図-9 実路線への適用と塗り直し箇所の抽出の例

以上の結果から、新手法は実用に耐えうる精度を有すると言える。また、使用機器を GPS 機能付きのアクションカメラ一つに集約したため、路面の撮影についても簡素化が図られている。さらに、著者らは同様の撮影方式による簡易舗装点検技術を開発している^{6), 7)}。撮影動画を共有することで、ひび割れ率、IRI、わだち掘れ量の路面性状 3 要素に加えて、道路区画線の損傷度も同時に測定することが可能となる。したがって、本技術を導入することで、道路維持管理における点検・診断業務の大幅な効率化が期待できる。

参考文献

- 1) 花守輝明, 石原雅晃, 中川敏正, 井坪慎二, 中田諒, 藤村亮太: 区画線の剥離状況と車載カメラによる区画線検知状況との関係分析, 第 66 回土木計画学研究会・講演集, CD-ROM, 2022.
- 2) 浅田拓海, 本多誠司, 亀山修一: 画像特徴量を用いた道路区画線剥離率推定法の開発, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol.67, No.1, pp.10-21, 2011.
- 3) 浅田拓海, 亀山修一: 走行車両から撮影した画像を用いた道路区画線診断手法の開発, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.68, No.4, pp.358-368, 2012.
- 4) 国土交通省新技術情報提供システム NETIS: 走行式道路区画線診断システム (HK-160014-VE), 2016 年度登録.
- 5) 岡部里音, 浅田拓海: 深層学習を用いた道路区画線の剥離率診断手法の開発, 土木学会北海道支部論文集, 第 77 号, 2021.
- 6) 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.
- 7) 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. (掲載決定)