

路面性状評価における目視点検と AI 型点検の統合化に関する研究

可知 宏太¹・浅田 拓海²・有村 幹治³・亀山 修一⁴

¹学生会員 室蘭工業大学 大学院工学研究科 (〒050-8585 室蘭市水元町 27-1)

E-mail: 20041020@mmm.muroran-it.ac.jp

²正会員 室蘭工業大学 助教 大学院工学研究科

³正会員 室蘭工業大学 准教授 大学院工学研究科

⁴正会員 北海道科学大学 教授 都市環境学科

舗装ひび割れ点検の方法は、大きく目視点検と AI 型点検の 2 つがあるが、それぞれの長所、短所については整理されていない。本研究では、市販の車載カメラと U-net による AI 型点検を開発し、目視点検との比較を基に、両者の効果的な統合方法について検討した。AI 型点検では、ひび割れスケッチを自動化し、精度良くひび割れ率を算出することができる。ただし、カメラの性能限界から撮影条件によっては微細なひび割れを見逃すことがわかった。撮影画像による目視点検では、見逃しがあるものの、訓練により改善の余地はある。これらの比較を踏まえて、AI 型点検と画像目視点検を統合した「Human+Machine 型点検」を提案し、データの量と質の両面を考慮した舗装点検データベースの構築が可能となることを示した。

Key Words: pavement, crack detection, visual inspection, car-mounted camera, Deep Learning

1. はじめに

現在、我が国の道路延長は 120 万 km に達しており、一般国道を含め、多くの箇所において舗装の劣化が顕在化している。このような状況の中、舗装の維持管理費は 20 年前に比べて大幅に減少しており、さらに、維持管理に携わる技術者不足も相まって、各自治体では、極めて厳しい体制の中で維持管理を行っている状況にある¹⁾。一方、昨今では、インフラ点検データ等の連携²⁾や「証拠に基づく政策立案 (EBPM: Evidence Based Policy Making)」が推進されている。すなわち、今後は、道路維持管理における点検、診断、措置、記録と言ったメンテナンスサイクル、それらのデータに基づくマネジメントサイクルのプロセスが、どのような観点、アプローチで行われているのかを、組織内外や利用者 (納税者) に適切に説明できる仕組みが必要になると思われる。

舗装の維持管理においては、平成 28 年に国土交通省により舗装点検要領³⁾が策定され、舗装修繕の効率化を図るための点検方法を示している。その中では、点検は、「目視を基本としつつ、必要に応じて機器を用いることを妨げない」と明記されている。前者の目視によるアプローチとしては、路面の観察に基づく目視点検が主流で

あり、デバイスや複雑な解析がなく、導入が容易であるため、現在、多くの業務で採用されている。また、専門技術者による観察であるため、診断や措置の判断のための強い根拠材料と成り得る。ただし、作業効率の面から、生活道路や長距離路線など対象とした網羅的な点検には適していない。後者の機器を用いるアプローチとしては、昨今注目されている AI 技術の導入が盛んとなっている。例えば、車載カメラで撮影した路面画像に深層学習 (Deep Learning) を適用してひび割れを評価する手法が幾つか開発されている⁴⁾。昨今では、このような「AI 型点検」が次々と開発され、実務にも採用され始めているところである⁵⁾。ただし、AI 型点検は、作業を効率化させ、定量的な評価結果が得られるものの、AI というブラックボックスに依存するため、結果の根拠について説明することが難しいという課題がある。

以上のように、目視点検と AI 型点検は、それぞれに長所、短所がある。それらを互いに補完することで、説明能力の高い点検結果を蓄積でき、データの量だけではなく、質の面からもデータ連携や EBPM の高度化につながると思われる。しかしながら、目視点検と AI 型点検は、個別に研究、開発が進められており、両者の比較や統合化に関する検討はほとんどされていない。

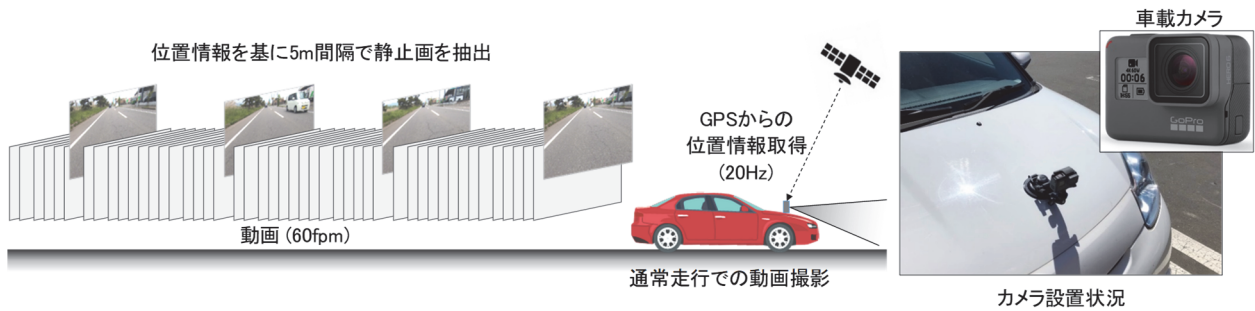


図-1 本撮影方式による走行調査の概要

そこで、本研究では、市販の車載カメラによる路面撮影方式と採用し、その画像を用いた AI 型点検を開発し、目視点検との比較を行う。さらに、その結果を通して、AI 型点検と目視点検の統合化について検討する。本稿の構成を以下に示す。第 2 章では、撮影方式および調査の概要を示す。第 3 章では、U-net モデルを用いたひび割れ評価について説明する。第 4 章では、目視点検と AI 型点検の精度や作業効率について比較し、その結果を通して、両手法を統合した点検手法の妥当性や有効性について考察する。第 5 章では、結論を述べる。

2. 調査の概要

本研究では、車載カメラで撮影した画像に U-net モデルを適用してひび割れをスケッチする手法（以下、U-net スケッチ法）を開発する。U-net モデルについては第 3 章に譲り、本章では、撮影方法や画像の用途、目視点検について概説する。各画像の用途を表-1 に示す。

表-1 車載カメラ画像の用途と枚数

用途	枚数
モデル学習	生活道路 196 枚
	一般国道 50 枚 計 246 枚
モデル検証	生活道路 535 枚
	一般国道 150 枚 計 685 枚
画像目視点検との精度比較	生活道路 153 枚
路上目視点検との精度比較	生活道路 53 枚



図-2 ひび割れの評価領域

(1) 車載カメラを用いた走行調査

本研究では、図-1 に示すように、市販の小型アクション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撮影する方式を採用した。カメラには、GoPro HERO6 を採用し、内蔵 GPS により走行中の位置情報を取得した。画像サイズは 1920 ピクセル×1080 ピクセル、フレームレートは 60fps、画角は「広角モード」、手振れ補正は ON とした。

フレームの一例を図-2 に示す。走行しながらの撮影ではあるが、奥行き 5m 程度までであれば、細かいひび割れを視認できることが確認できる。そこで、奥行き 5m、幅 3.5m の範囲をひび割れの評価領域とした。

位置情報は動画ファイルのメタデータとして収録されており、これを解析することで、任意の距離間隔毎に静止画を自動抽出することができる。上述のように、奥行き 5m までを評価領域としたことから、5m 毎に静止画（路面画像）を抽出することで、重複や漏れが無いように評価領域を連続的に捉えることができる。

走行調査は、北海道内の一般国道と室蘭市内の生活道路にて実施した。一般国道については令和元年 10 月に株式会社ドーコンが、生活道路については平成 30 年 9 月に著者らと室蘭市土木課が調査を担当した。

(2) ひび割れの手書きスケッチ

モデルの学習における教師データ作成のために、走行調査で得られた 246 枚の画像（表-1）を用いて、ひび割れを手書きでスケッチ（以下、手書きスケッチ法）した。モデルの精度向上を目的に、様々な路面状況が揃うように、画像を選出した。

従来一般的なひび割れ評価方法として、「舗装調査・試験法便覧」に記載されているメッシュ法⁷⁾がある。この方法では、ひび割れをスケッチし、0.5m メッシュ毎にひび割れ本数を判定してひび割れ率を算出する。本研究では、このメッシュ法によるひび割れ率を正解値とすることから、モデルの検証のために、685 枚の画像（表-1）を用いて手書きスケッチを行った。

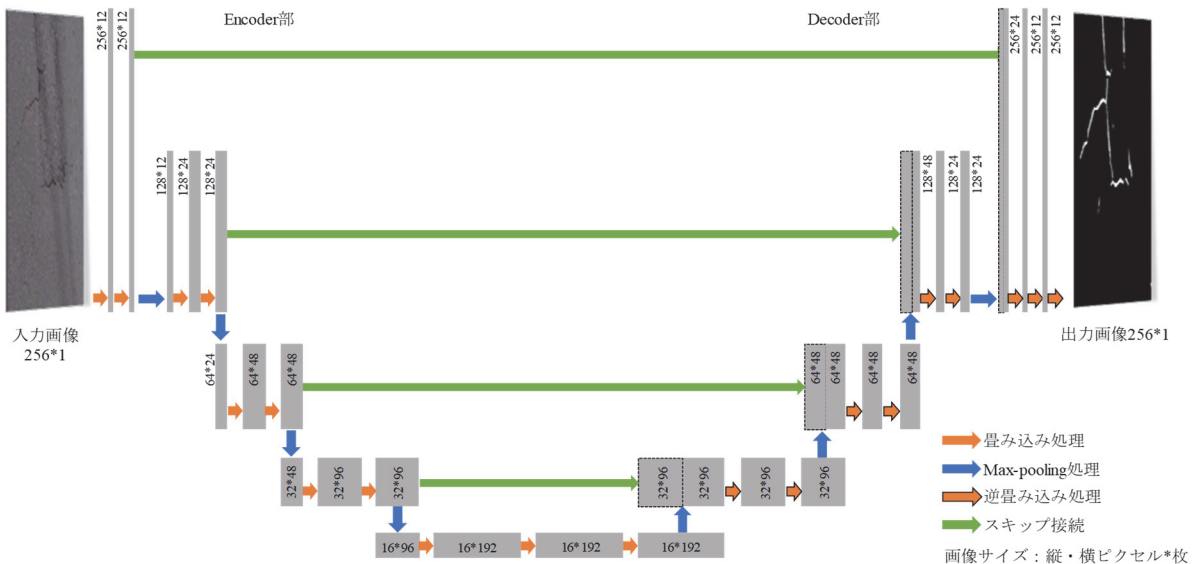


図-3 U-net モデルの構造

スケッチ作業には、Windows 標準ソフトの「ペイント」を利用し、赤色、太さ 3px でひび割れをトレースした。この作業は、室蘭市土木課の舗装点検従事経験者 5 名が担当し、見逃しや間違いがないか互いに確認しながら進めてもらった。

(3) スケッチ画像を用いたひび割れ評価方法

手書きスケッチ法、または U-net スケッチ法によるひび割れスケッチ画像に、メッシュ法を適用してひび割れ率を算出する。この方法では、まず、ひび割れスケッチ画像に 0.5m 四方のます目を描き、ます目毎にひび割れの本数を判定する。1 本の場合はひび割れ面積を 0.15m²、2 本以上は 0.25m²とし、これらを合計する。最後に、ひび割れ面積を評価領域（全ます目）の面積で除すことでひび割れ率（%）が算出される。

(4) 目視点検

目視点検は、路上での観察（以下、路上目視点検）が主流であるが、本撮影方式による路面画像を点検に用いた事例⁹⁾もあることから、画像上での目視点検（以下、画像目視点検）も同時に行った。両目視点検における点検者は、室蘭市土木課の舗装点検従事経験者 5 名である。点検者は、路面を観察し、I（ひび割れ率 0～20%）、II（同 20～40%）、III（同 40～100%）の 3 段階で評価する。評価の基準を揃えるために、各評価の見本画像とそのひび割れ率を確認しながら評価してもらった。

画像目視点検は、モデル学習・検証とは別に、室蘭市の生活道路 153 箇所（表-1）で撮影した車載カメラ画像を用いて行った。路上目視点検については、作業の安全性を考慮して、上記の 153 箇所のうち 53 箇所（表-1）に絞って実施した。

3. U-net を用いたひび割れスケッチ手法

本研究では、深層学習モデルをベースとし、セマンティック・セグメンテーションと呼ばれる領域分割アルゴリズムの一つである U-net⁹⁾を導入する。このモデルでは、入力画像全体の特徴を基に、多値化された同じサイズの画像が出力される。路面を広く捉えた画像を入力することで、ひび割れの形状や連続性が特徴化され、ひび割れ部とそれ以外を分割した 2 値画像、すなわち手書きでスケッチしたような画像が出力できると考えられる。

(1) U-net モデルの概要

U-net モデルの概要を図-3 に示す。このモデルでは、畳み込みにより画像を特徴マップ化していく Encoder 部と、逆に特徴マップを画像に復元していく Decoder 部で構成される。さらに、ユニークな仕組みとして、Encoder 部と Decoder 部の同じ階層がスキップ接続という機構で連結されている。これにより、Encoder 部で得られる特徴マップを、Decoder 部の同じ階層の特徴マップに連結させることで、入力画像の各画素の位置関係を失わないまま、同じサイズの 2 値画像が生成される。

(2) モデルの学習

本研究では、図-3 に示したように、モデルの層構成として、Encoder 部と Decoder 部にそれぞれ 4 層を設定した。モデルの構造上、入力画像、出力画像のサイズ（以下、モデル解析サイズ）は 2 のべき乗とすることが望ましい。図-4 に示すように、路面状態をできるだけ広い範囲で捉えつつ、車線外の不要な対象物を除外することを考え、モデル解析サイズは 256 ピクセル四方とした。

教師データには、手書きスケッチ画像を 2 値化処理し

た画像（以下、教師画像）を用いる。活性化関数には Relu を採用し、バックプロパゲーションにより、各層のパラメータを最適化した¹⁰⁾。なお、開発に用いた言語は、Python3.6 であり、深層学習ライブラリ「Tensorflow-gpu」と「keras」を用いた。使用した PC 環境は、Windows10, Corei7-8700, メモリ 16GB であり、GPU (GeForce GTX1050Ti) を利用した。

表-1 に示した 246 枚の手書きスケッチ画像とそれらの元画像を用いて、学習データセットを構築する。まず、図-4 に示すように、路面部が入る下半分をモデル解析サイズで 14 メッシュに分割する。次に、このメッシュ内にスケッチ線がある場合、そのメッシュ部を教師画像、元画像の同じメッシュ部を入力画像として抽出し、これらのペアを学習データとする。以上により、246 枚の路面画像から、入力画像と教師画像の 3,713 対からなる学習データセットが得られた。これを用いて、バッチ数を 50, エポック数を 1000 回としてモデル学習を行った¹¹⁾。

学習後のモデルを図-4 に示した 14 メッシュに適用すると、図-5 に示すようなスケッチ画像が得られる。

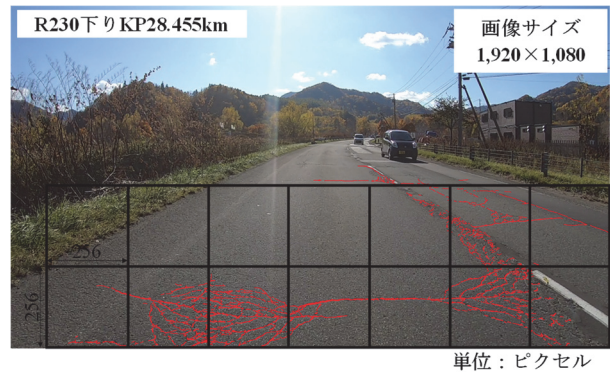


図-4 手書きスケッチの一例と U-net モデルの適用箇所

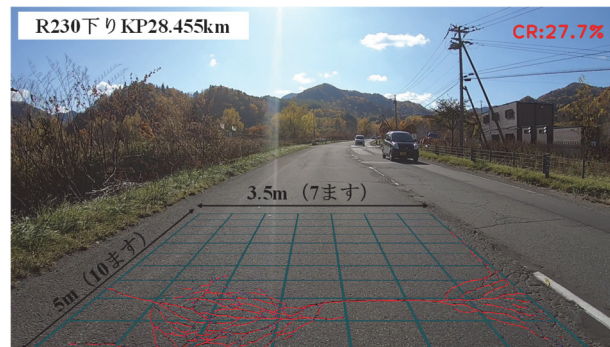


図-5 U-net スケッチの一例と評価領域の設定

(3) スケッチ画像を用いたひび割れ率の計算

U-net スケッチ法または手書きスケッチ法によって、ひび割れスケッチ画像が得られる。これらの画像を用いて、ひび割れ率を算出する方法を以下に示す。まず、図-5 に示す台形部分のように、ひび割れの評価領域を描く。次に、評価領域に 0.5m 四方のます目を描き、2.(4) で示した方法でひび割れ率を算出する。

ひび割れの本数については、ます目の中のひび割れ検出部の画素数と端点数に閾値を設けて判定する。端点の検出には、Harris のコーナー検出¹²⁾を用い、ます目毎に、ひび割れ線同士の交点およびひび割れ線とます目の交点の数を合計し、端点数とした。ます目の中のひび割れ検出部の画素数が 60 以上であれば「ひび割れ有り」とした。その上で、端点数が 4 未満なら「ひび割れ 1 本」、4 以上なら「ひび割れ 2 本以上」と判定した。

4. AI 型点検と目視点検の比較

(1) 精度検証に用いる指標

国土交通省では、簡易型の舗装点検技術の検証試験を実施しており、精度指標として、検出率と的中率を用いている¹²⁾。この検出率と的中率を求めるには、まず、正解値と検証対象技術による予測値を、I (ひび割れ率 0~20%)、II (同 20%~40%)、III (同 40~100%) の 3 段階で区分する。次に、正解値と予測値の結果を表-2 に示すようなマトリックスで表現する。

正答率 (%) は、正解値と予測値が一致した割合であ

表-2 正解値と検証対象技術による予測値のマトリックス

		検証対象技術による予測値		
		区分 I	区分 II	区分 III
正解値	区分 I	C ₁	C ₂	C ₃
	区分 II	C ₄	C ₅	C ₆
	区分 III	C ₇	C ₈	C ₉

り、以下の式で計算される。

$$\text{正答率} = \frac{C_1 + C_5 + C_9}{\sum_{i=1}^9 C_i} \times 100 \quad (1)$$

検出率 (%) は、検証対象技術による見逃しがどの程度少ないかを確認する指標であり、以下のように区分 II 以上と区分 III について評価する。

$$\text{検出率 (区分 II 以上)} = \frac{C_5 + C_6 + C_8 + C_9}{C_4 + C_5 + C_6 + C_7 + C_8 + C_9} \times 100 \quad (2)$$

$$\text{検出率 (区分 III)} = \frac{C_9}{C_7 + C_8 + C_9} \times 100 \quad (3)$$

的中率 (%) は、検証対象技術で過大な結果となる割合がどの程度少ないかを確認する指標であり、区分 II

以上と区分Ⅱについて、以下の式から計算される。

$$\text{的中率 (区分Ⅱ以上)} = \frac{C_5+C_6+C_8+C_9}{C_2+C_3+C_5+C_6+C_8+C_9} \times 100 \quad (4)$$

$$\text{的中率 (区分Ⅲ)} = \frac{C_9}{C_3+C_6+C_9} \times 100 \quad (5)$$

(2) U-net スケッチ法のひび割れ評価の精度

U-net スケッチ法を検証用画像 685 枚 (表-1) に適用し、3.(3)で示した方法でひび割れ率を算出した。同様に、手書きスケッチ法でもひび割れ率を求め、これを正解値として、両手法のひび割れ率の関係を調べた。図-6に示すように、両者の R^2 値は約 0.84 を示し、ほぼ 1 対 1 の関係を示した。ただし、U-net スケッチ法のひび割れ率が 30%以上過小となるケース (図中赤点) が幾つか見られる。これらの画像を調べたところ、日射などの撮影条件によりひび割れと路面の明度差が小さい箇所や、細切れの微かなひび割れでは、適切に検出できていないことがわかった。本撮影方式のような簡易なカメラでは、その性能の限界から、上記のようなひび割れの視認および検出は難しいと思われる。

(3) 目視点検との精度比較

画像および路上での目視点検は、5 名により実施されたことから、まずは、点検精度の個人差について分析した。手書きスケッチ法の結果を正解値として、各点検者の路上目視点検の精度を比較した結果を図-7に示す。正答率については大きな個人差は見られないが、検出率や的中率では個人差が大きく、30%以上の差があるケースが見られる。次に、画像目視点検の場合を図-8に示す。正答率および検出率 (区分Ⅱ以上)、的中率 (区分Ⅱ以上) に関しては個人差は小さいが、検出率 (区分Ⅲ) や的中率 (区分Ⅲ) では大きくなる傾向が見られる。

以上のように、目視点検では点検者による個人差が生じ、特に、ひび割れが著しい路面では、個人差が顕著に現れ始め、点検者によっては精度が低くなる可能性が示唆された。そこで、5 名の中央値を用いて、同様に各指標を算出し、U-net スケッチ法との精度比較を行った (図-9)。

正答率は、U-net スケッチ法が最も高く、86%を示した。検出率 (区分Ⅱ以上) はいずれも約 87%となり、同等な結果を示した。検出率 (区分Ⅲ) は、路上目視点検が最も高く 89%に達する。U-net スケッチ法では、検出が難しいケース (図-6) があることから、77%程度に留まった。画像目視点検は、最も低い 63%となり、過小な評価となるケースが多いことがわかった。両的中率は、U-net スケッチ法が最も高く、両目視点検よりも過大評価は少ない。

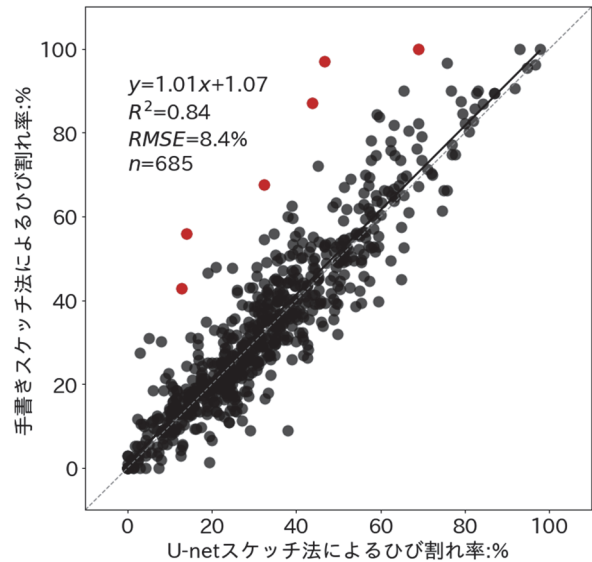


図-6 U-net スケッチ法と手書きスケッチ法のひび割れ率

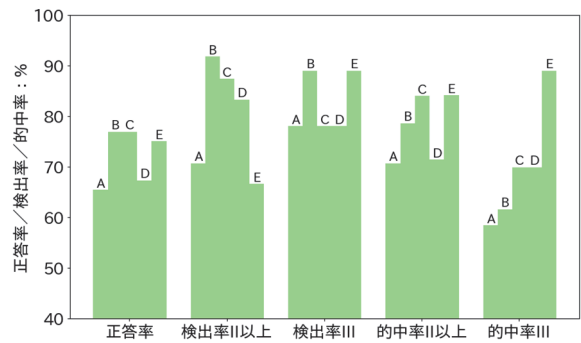


図-7 路上目視点検における点検者別の精度

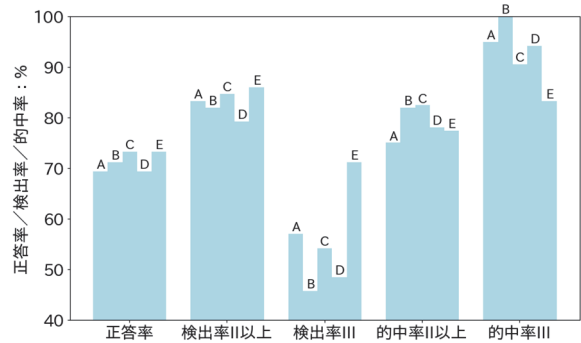


図-8 画像目視点検における点検者別の精度

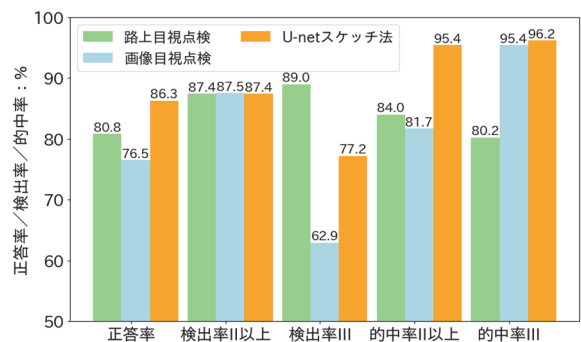


図-9 目視点検と U-net スケッチ法の精度比較

表-3 AI型点検と目視点検の比較表

手法	必要機器	調査・前処理	ひび割れ評価	点検精度	作業量 (連続10kmの場合)
路上目視点検 (従来手法)	・車両1台 ・GPS機器 ・PC	・対象箇所に移動→降車を繰り返す ・路上でひび割れ評価(複数名)	・複数名の評価値を平均化 ・位置情報を基にマッピング	・個人差が大きい ・検出率II以上: 87% ・検出率III: 89% ・的中率II以上: 95% ・的中率III: 96%	・評価15秒×2,000箇所=500分 ・移動(徒歩)に600分 ・マッピング等に300分以上を概算すると約1,400分
画像目視点検 (本撮影方式)	・車両1台 ・市販のカメラ(GPS内蔵) ・PC ・解析ソフト	・通常走行しながら、路面を動画撮影 ・位置情報により静止画を自動抽出	・撮影画像を観察して評価(複数名) ・複数名の評価値を平均化 ・カメラ内蔵GPSにより自動マッピング	・個人差が大きい ・検出率II以上: 88% ・検出率III: 63% →訓練による改善可能 ・的中率II以上: 82% ・的中率III: 95%	・走行調査に15分 ・静止画抽出に5分 ・評価15秒×2,000箇所=500分 ・マッピング等に5分以上を概算すると約525分
AI型点検 (本撮影方式)			・U-netモデルによりひび割れを自動スケッチ ・ひび割れ率の自動算出 ・カメラ内蔵GPSにより評価値を自動マッピング	・検出率II以上: 87% ・検出率III: 77% →カメラ性能の限界 ・的中率II以上: 95% ・的中率III: 96% →誤検出はほぼなし	・走行調査に10分 ・静止画抽出に5分 ・評価0.2秒×2,000箇所=10分 ・マッピング等に5分以上を概算すると約30分

(4) AI型点検と目視点検の統合化

AI型点検(U-netスケッチ法)と目視点検の精度や効率性に関する比較を表-3に示す。作業量に関しては、連続する10kmを点検する場合を想定し、これまでの調査や解析における記録や室蘭市へのヒヤリングを参考に各所要時間を算定した。

現在、一般的に採用されている路上目視点検は、特別な機器を必要としないことから、インシヤルコストの面では有利である。また、実際の路上での観察のため、検出率が高く、劣化箇所の見逃しが極めて少ない信頼性の高い点検方法と言える。ただし、調査では、対象箇所への移動→降車→路面観察(別途、位置情報を計測)、の繰り返しとなることから、手間や時間がかかるとともに作業の安全面に課題が残る。

本撮影方式を用いた画像目視点検とAI型点検は、車載カメラ(GPS内蔵)と解析ソフトが必要となり、その準備に10万円程度のインシヤルコストがかかる。一方、通常走行での路面撮影(運転者1名)と各解析の自動化のため、ランニングコストの面では有利である。AI型点検の精度については、検出率(区分II以上)は両目視点検と同等であるが、検出率(区分III)は約77%となり、路上目視点検よりも劣る。上述したように、カメラの性能の限界からコントラスト不足や微細なひび割れに関しては、検出精度の改善は難しい。一方で、的中率は95%以上となり、ひび割れ以外を誤検出するケースはほとんどない。画像目視点検についても検出率(区分III)は63%と低い。しかし、画像目視点検は、熟練によりその精度が向上することが報告されており⁸⁾、点検者を訓練することで路上目視点検と同等以上の検出率が得られると期待できる。

以上の考察を基に、本撮影方式を用いた効率的な「Human+Machine型点検」を提案する。まず、網羅的な路面撮影を行い、AI型点検によりひび割れ評価とそのマッピングを行う。AI型点検の的中率(区分III)は96%

であり、過大評価はほとんどないため、AI型点検で区分IIIと予測された箇所は、評価をそのまま採用できる。また、AI型点検の検出率(区分II以上)は約87%であり、区分Iと予測された箇所が、実際には区分IIやIIIである確率は13%程度となる。そのため、区分Iと予測された箇所もそのまま採用可能である。一方、AI型点検の検出率(区分III)は77%と若干低い。これは、区分IIと予測された箇所のうち、約23%が実際には区分IIIであることを意味し、このような劣化が著しい箇所の見逃しは可能な限り少なくしたい。以上から、AI型点検により区分IIと予測された箇所をスクリーニングし、U-netモデルによるスケッチ画像(見逃しはあるが誤検出が少ない)を用いた目視点検を行うことにより、効率的に評価結果を確認、修正できる。

本撮影方式では、市販の車載カメラ(GPS内蔵)を用いて、低コストかつ迅速に路面撮影ができる。また、U-netモデルを用いたひび割れの自動スケッチや評価を自動化する手法を開発した。さらに、ひび割れ評価結果をマッピングして、目視点検による評価見直しを行う箇所を効率的にスクリーニングする方法を提案した。このようなアプローチにより、量と質を考慮した舗装点検データベースの構築が可能となり、生活道路や長距離路線などを対象としたメンテナンスサイクルの構築に役立つものとする。

5. まとめ

本研究では、市販の車載カメラによる撮影方式を採用し、その画像を用いたAI型点検手法を開発した。さらに、目視点検との比較を行い、AI型点検と目視点検を効果的に統合する方法について検討した。得られた成果を以下にまとめる。

- U-netモデルの学習と検証のために、本撮影方式で撮

影した路面画像を用いて手書きスケッチを行った。この手書きスケッチ法によるひび割れ率を正解値として、U-net スケッチ法との関係を調べたところ、 R^2 値は約 0.84 を示した。的中率は 95%と高く、ひび割れ以外の誤検出はほとんどない。一方、検出率（区分 III）は 77%程度に留まり、カメラの性能の限界から、微細なひび割れの検出は難しいことがわかった。

- 点検者 5 名で路上目視点検を行い、U-net スケッチ法とひび割れ評価の精度について比較した。正答率については大きな個人差は見られないが、検出率や的中率では個人差が大きく、30%以上の差があるケースが見られた。また、路上目視点検では、検出率（区分 III）が 89%と高く、見逃しが少ない信頼性の高い点検結果が得られることがわかった。
- 画像目視点検では、検出率（区分 III）や的中率（区分 III）に個人差が生じることがわかった。ひび割れが著しい路線が対象になると、個人差が顕著に現れ始め、点検者によっては精度が低い結果となる可能性がある。路上目視点検と同等な精度を得るには、点検者の訓練が必要である。
- AI 型点検（U-net スケッチ法）と目視点検について総合的に比較し、両者の長所、短所を考慮した「Human+Machine 型点検」を提案した。具体的には、本撮影方式により網羅的な撮影を実施し、AI 型点検により区分 II の箇所をスクリーニングして、画像を用いた目視点検を行う。これにより、データの量と質の両面を考慮した舗装点検データベースの構築が可能となる。

現時点では、ひび割れの評価に留まるが、適切な修繕を行うためには、評価に加えて施工履歴や気象データなどから劣化の原因や種類を診断、判別する必要がある。そこで、今後は、マルチモーダル型の AI モデルを用いた舗装劣化原因の判別モデルを検討する。また、AI による判定根拠の可視化技術（Grad-CAM など）を導入して、組織間のデータ共有や道路利用者へのアカウントビリティを考慮した舗装診断手法の開発を行う予定である。

謝辞：室蘭市都市建設部土木課には、走行調査、スケッ

チ作業、目視点検調査に渡って多大なるご協力いただいた。ここに記して感謝の意を表する。

参考文献

- 1) 富山和也, 川村彰, 藤田旬, 石田樹: 地方自治体の舗装維持管理実態を考慮した市街地道路の効果的な路面点検手法の開発, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol.69, No. 2 号, I_54-I_62, 2013.
- 2) 国土交通省: 国土交通データプラットフォーム始動～約 22 万件の国土に関する情報の連携を開始～, 2020, <http://www.nilim.go.jp/lab/bcg/kisya/journal/kisya20200424.pdf> (閲覧日: 2020/09/23)
- 3) 国土交通省: 舗装点検要領, 2016.
- 4) 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), Vol.73, No.3, I_97-I_105, 2017.
- 5) 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), Vol.74, No.3, I_131-I_138, 2018.
- 6) 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.
- 7) 日本道路協会: 舗装調査・試験法便覧-第1分冊-, 2007.
- 8) 亀山修一, 長屋弘司, 郭慶煥, 洞口克彦, 川端伸一郎: 車両から撮影した動画を用いた舗装の目視点検, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol.75, No.2, I_25-I_31, 2019.
- 9) U-net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer, LNCS, Vol.9351: 234–241, 2015.
- 10) ゼロから作る Deep Learning -Python で学ぶディープラーニングの理論と実装-: 株式会社オーム社, 2016.
- 11) Chainer v2 による実践深層学習: 株式会社オーム社, 2017.
- 12) 詳解 OpenCV—コンピュータビジョンライブラリを使った画像処理・認識—: オライリー・ジャパン, 2018.
- 13) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部: 公共工事等における新技術活用システム (テーマ設定型) ～「路面性状を簡易に把握可能な技術」に関する公募～【応募要領】, 2017.