

車載カメラと AI を用いた 生活道路舗装劣化 DB の構築

居駒 薫樹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 環境創生工学系専攻 (〒050-8585 室蘭市水元町27-1)

E-mail: 18041006@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 暮らし環境系領域 (〒050-8585 室蘭市水元町27-1)

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

³正会員 室蘭工業大学 准教授 大学院工学研究科 暮らし環境系領域 (〒050-8585 室蘭市水元町27-1)

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

⁴正会員 北海道科学大学 教授 都市環境学科 (〒006-8585 札幌市手稲区前田7条15丁目4-1)

E-mail: kameyama@hus.ac.jp

特に、市町村では、劣化が著しい膨大な生活道路を管理しており、舗装の維持管理を的確に進めていくためには、まず、定量的かつ網羅的な点検データが揃える必要がある。本研究では、車載カメラを用いて走行しながら撮影した動画にCNN (Convolutional Neural Network) を適用して、舗装ひび割れを評価する手法を開発した。まず、本手法と目視評価の一致率を求めたところ約85%となり、従来方法の再現性に問題が無いこと示した。次に、本手法を用いて、室蘭市の全管理道路440kmを調査、解析し、単年度で舗装劣化データベースを構築した。最後に、その全数調査結果から舗装維持管理費の将来推計を行い、標本調査のケースとの差から、本手法およびそれによって構築できる舗装劣化データベースの有効性を示した。

Key Words : pavement inspection, community roads, deep learning, in-vehicle camera, census

1. はじめに

近年、我が国では、インフラの老朽化が顕著となり、橋梁、トンネル、下水道、舗装などの各部門で維持管理計画の策定、実施が喫緊の課題となっている。その中で、アセットマネジメントや予防保全の観点から、詳細点検や診断の対象箇所を絞り込むために、簡易カメラやセンサー、UAV やロボットなどを活用して劣化状態を迅速かつ網羅的に把握するスクリーニング調査に関する技術開発が活発化している¹⁾。市町村においては、道路管理延長が膨大であることから、舗装の全面的な点検の必要性も高まっている。現在、高速道路、国道等の舗装点検には路面性状測定車が用いられることが多いが、市町村では、予算確保が困難であること、また、幅員の狭い生活道路が大多数を占めることからその導入は難しい。そのため、昨今では、ひび割れの目視評価のような簡易な方法が採用されるケースが多い。しかしながら、点検者による評価のばらつき、また、点検箇所の偏りが生じることが指摘される。効果的な修繕計画の策定のみならず、

地域住民への説明責任の点からも定量的かつ網羅的な調査は必要不可欠である。

一方、昨今、AI (Artificial Intelligence) による精度の高い自動処理技術への期待が高まっている。舗装分野においても、そ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) 等によるひび割れの自動解析手法の開発が活発化している²⁾。しかしながら、既往の関連研究では、解析に用いる画像を得るために、高価なカメラ専用機器が必要となる。さらに、既存手法との関係や精度に関する報告は少ない状況である。このように、AI による舗装点検技術の研究は始まったばかりであるため、現状では、市町村管理道路への導入は難しく、地域を網羅するような大規模な調査を行った事例はほとんどない。特に、生活道路では、設置年などの履歴資料が揃っていないこと、劣化が局所的かつ変則的であることなどから、高頻度かつ網羅的に調査を実施することが望ましい。

以上から、本研究では、導入と運用の面から市販の車載カメラに着目し、走行しながら撮影した動画に AI

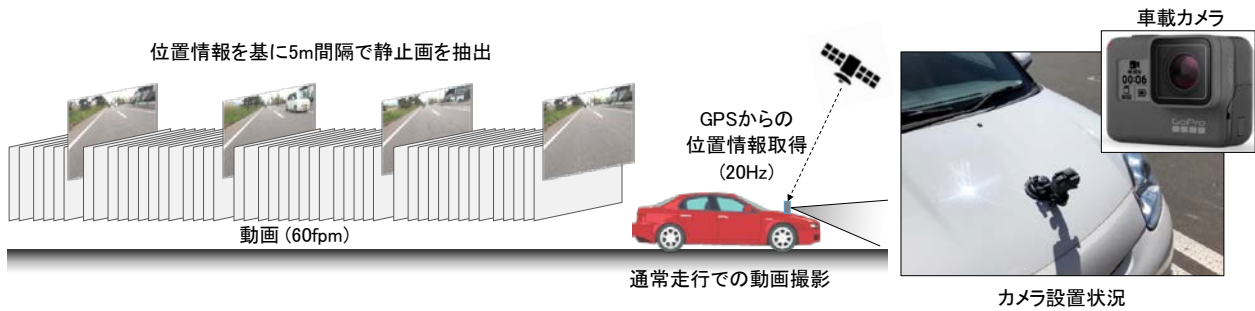


図-1 走行調査の概要

(CNN) を適用して、舗装ひび割れを定量的に評価する手法を開発する。従来方法の再現性を確認するために、現場および撮影画像による目視評価実験を実施し、本手法による結果との比較を行う。さらに、ケーススタディとして、本手法を用いて、室蘭市の管理道路を対象とした全数調査を実施する。最後に、構築した舗装劣化データベース（以下、DB）を用いて、現状把握および修繕コストの将来推計を試み、本手法の有効性を示す。



図-2 動画から抽出した路面画像の例

2. 車載カメラと AI による簡易調査システム

(1) 車載カメラと AI による簡易調査システム

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の動画撮影を行った。この車載カメラには、GoPro Hero6を採用し、内臓のGPSで走行中の位置情報を取得した。画像サイズは1920×1080ピクセル、動画のフレームレートは60fpsとした。画角は、「広角モード」を設定し、アスペクト比が16:9、垂直画角が69.5°、水平画角が118.2°となる。

位置情報は、動画ファイル内にメタデータとして記録されている。これを解析して、動画から5m間隔で静止画（路面画像）を抽出する（図-2）。過不足なく路面を捉えるために、図中赤の網掛け部のように、評価範囲の縦断方向の長さは5mとし、横断方向は3.5mとした。

対象路線は、室蘭市管理道路の440km（中心線距離）である。基本的には往復方向を調査の対象とするが、幅員4m未満の生活道路は1方向のみとした。また、片側2車線以上の幹線系の路線は、歩道側車線のみを対象とした。調査期間は、平成30年8月から11月であり、日射の影響を受けない時間帯（午前10時～午後15時）に動画撮影を行った。

(2) CNNの概要

著者らの先行研究では、細かい箇所毎にひび割れ有無を判別することで、その精度が向上すること、また、ひ

び割れをトレースするような画像を生成できるため、縦方向、横方向、亀甲状などの形状の判定にも利用できることを示した³⁾。本手法でも、ひび割れを細かく検出するため、小片部（16×16ピクセル）毎にCNNを適用してひび割れを検出した。

CNNモデルの概要を図-3に示す。このモデルは、画像特徴量を抽出するCNN部と通常のNN（ニューラルネットワーク）部が一体となった層構成を有する。CNN部では、画像への2次元フィルタ（カーネルによる畳み込み）と画像圧縮（プーリング）を行う層を複数設定し、これらの繰り返しにより、画像情報を圧縮して特徴量を算出する。その特徴量をベクトル化してNN部に入力し、多クラス判別が行われる。画像認識を行う場合、通常は、画像から得られる複数の特徴量を説明変数として分析者が設定し、学習、精度検証を重ねた上で最適な特徴量を決定する。CNNモデルでは、学習の中で特徴量を自動的に抽出するため、分析者の介入が少なく、最適化された特徴量が自動的に得られるというメリットがある。

本研究では、図-3に示したように、CNN部の畳み込み→MAXプーリング、の繰り返しを3回とした。入力画像の縦・横サイズ s を16ピクセルとする。畳み込みのカーネルサイズ k_{si} と枚数 k_i は、5×5ピクセル、50枚とした。MAXプーリングは、2×2のメッシュ毎に最大値を求め、画像を圧縮する方法である。したがって、上記の場合では、最終的な画像縦・横サイズは入力画像の8分の1にまで圧縮される。なお、MAXプーリング後に

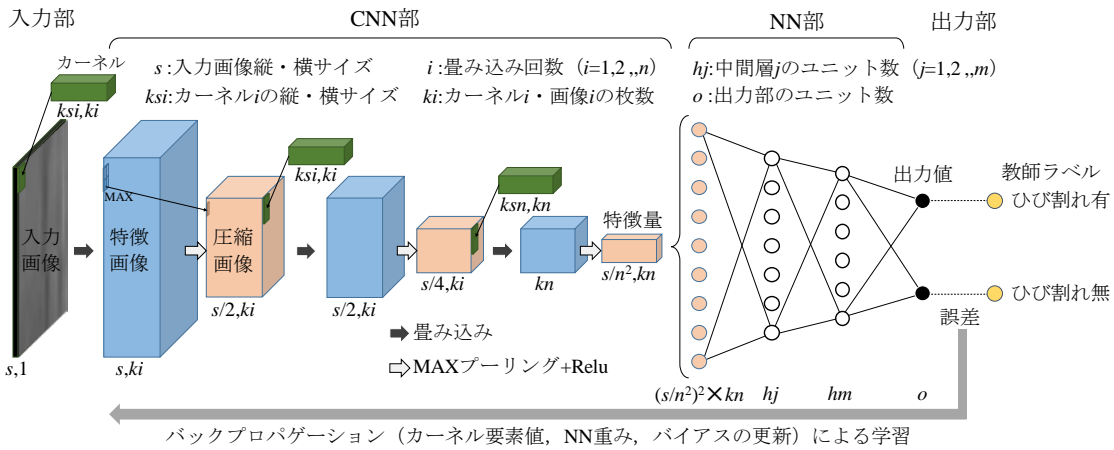


図-3 本手法における CNN モデル

は、活性化関数が適用される (図-1) . 活性化関数としては、CNN による画像判別において最善であると言われている Relu を採用した. 上記の最終画像群をベクトル化し、NN 部に入力する. NN 部の中間層は 2 層とし、それぞれ 500、300 ユニットとした. 出力部は、ひび割れ「有」「無」の 2 ユニットとなる. 学習時には、出力値と教師ラベルを基に、Softmax 関数により誤差を算出し、Adam により最適化を行った.

(3) ひび割れ評価方法

CNN モデルは教師あり学習となるため、大量の画像とその答え、すなわち学習データセットが必要となる. 本研究では、従来のひび割れ評価の再現性を高めることを考え、室蘭市の舗装点検従事者に協力を得て学習データセットを構築した. 具体的には、PC 上の路面画像にひび割れのデジタルスケッチを行い、画像処理により、ひび割れ「有」「無」の小片画像を大量に得る方法である. 強固なモデルを構築するために、スケッチ画像は、市道全路線から、舗装状態、影、汚損、縁石、区画線、日射、明るさなど様々なパターンを含むように 230 枚 (箇所) を選んだ. 図-4 にスケッチ画像の一例を示す. スケッチは赤色で行い、この色の情報 (RGB 値) を頼りに、ひび割れが有る箇所と無い箇所をそれぞれランダムにサンプリングし、画像として保存した. この画像のサイズ 16×16 ピクセルである. 以上のような自動処理によって、ひび割れ「有」の画像 1,754,261 枚、「無」の画像 2,285,000 枚からなる学習データセットを構築した.

学習方法としては、著者らの先行研究³⁾を参考にして、ミニバッチ学習法を採用し、バッチ数を 1,000 枚、エポック数を 2,000 回に設定した. なお、開発言語は Python3 であり、基本的な画像処理には OpenCV、CNN モデルには深層学習ライブラリである Keras (Tensor Flow-gpu) を利用した. 使用した PC の CPU は Intel Core i7、GPU は GeForce GTX 1080 Ti である.



図-4 ひび割れスケッチの例



図-5 CNN によるひび割れ検出の例

学習後には、モデルを路面画像に適用することで、ひび割れ検出画像を得ることができ、図-5 に示すようなひび割れの形状がわかるような結果が得られる. なお、1 枚の路面画像に要する処理時間は約 2 秒であった. ひび割れの評価としては、舗装調査・試験法便覧の路面性状測定車によるアスファルト舗装を対象とした目視スケッチによる手法⁴⁾をベースとし、図-5 にあるように、0.5×0.5m で描いたメッシュ毎にひび割れの有、無を判定し、以下の式(1)により、ひび割れ率を算出した.

$$\text{ひび割れ率 (\%)} = \frac{\text{ひび割れ「有」メッシュ数}}{\text{全メッシュ数}} \quad (1)$$

3. 従来目視評価の再現性

市町村が管理する生活道路の点検では、目視によるひび割れ評価が採用される場合が多い。そこで、本手法が目視評価を再現できるかを検証する。まず、モデルの学習に用いた画像以外から選んだ 50 箇所を対象に、従来の方法として、PC モニタ上のデジタル画像、または現地の路上での 2 パターンの目視評価実験を行った。これらの評価結果と本手法によるひび割れ率との関係から精度検証を行う。

(1) 目視評価実験の概要

画像上または路上での目視評価実験は、ともに対象路面を見て、ひび割れ度合いを 5 段階で評価する。評価者による個人差を低減するため、事前にひび割れ評価の目安となる画像およびそのひび割れ率の資料を評価者に配布し、確認しながら評価を行ってもらった。5 段階評価の内訳としては、ひび割れ率 0% 以上 10% 未満を評価 1、10% 以上～20% 未満を評価 2、20% 以上～30% 未満を評価 3、30% 以上～40% 未満を 4、40% 以上を評価 5 とした。また、評価範囲は、CNN の適用範囲 (図-2 網掛け部) と同じとなるように、枠線やマーカーなどで明示した。評価者は、室蘭市都市建設部土木課の道路維持管理業務経験者 5 名である。

(2) 撮影画像におけるひび割れの視認性

本研究では、市販の廉価な小型カメラで走行しながら、さらに、速度、角度をつけて路面を撮影していることから、ひび割れを的確に撮影できているのかを確認する必要がある。そこで、画像と路上での目視評価結果 (以下、それぞれ画像目視評価、路上目視評価) について比較した。両評価ともに 5 名の平均値を求め、両者の関係を調べた。図-6 に示すように、両者の R^2 値は約 0.9 となり、ほぼ 1 対 1 の関係にあることがわかる。したがって、本手法では簡易なカメラを使用したが、ひび割れを適切に撮影できており、画質の点に問題はないと言える。

(3) 本手法と従来目視評価の関係

前節のように、画像でも路上での目視評価と同等な結果が得られることがわかった。路上でのひび割れ評価は、安全性と手間の観点から多くは実施できないが、撮影画像による目視評価は手軽にできる。そこで、対象画像を 100 枚追加して目視評価実験を追加的に行った。5 名の平均評価と CNN によるひび割れ率との関係を図-7 に示す。誤差が大きいケースが幾つか見られるものの、 R^2 値は約 0.8 となった。以上から、車載カメラと CNN を用いて、従来の目視評価を精度よく再現できると言える。

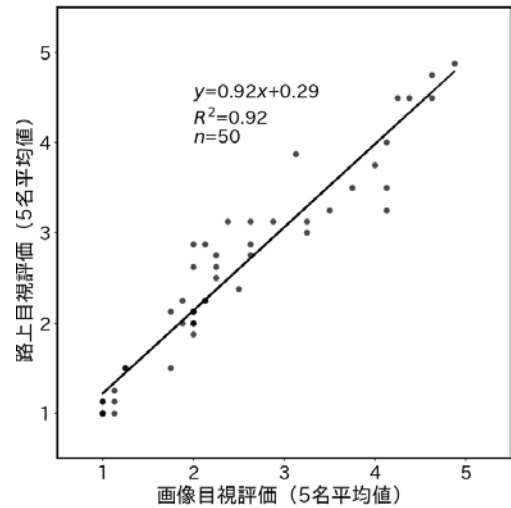


図-6 画像と路上での目視評価の関係

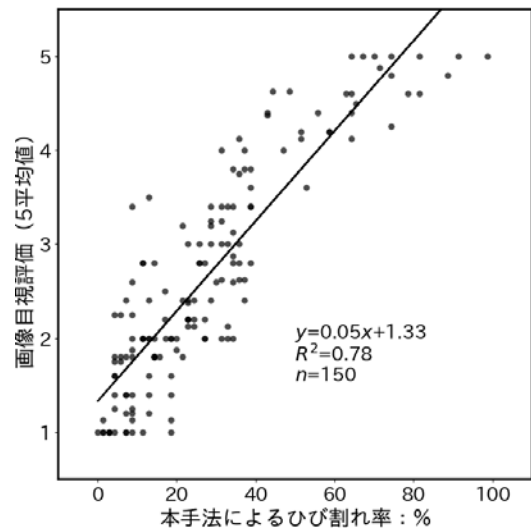


図-7 本手法と画像目視評価の関係

表-1 ひび割れランクの正誤表

正答率：84.4%		本手法 (CNN)		
		A	B	C
従来手法 (画像目視評価)	A	34.0	5.2	0.0
	B	8.5	32.7	1.3
	C	0.0	0.7	17.6

単位：%

次に、総点検実施要領 (案) 「舗装編」を参考に 3 段階ランクによる評価⁴⁾に基づき、画像目視評価および CNN によるひび割れ率を、それぞれランク A (ひび割れ率 0～20%)、ランク B (ひび割れ率 20～40%)、ランク C (ひび割れ率 40%～) に区分し、両者の一致度について検証した。

評価者全員の正誤表を統合した結果を表-1 に示す。両手法によるランクが一致する割合 (正答率) は、84.4%

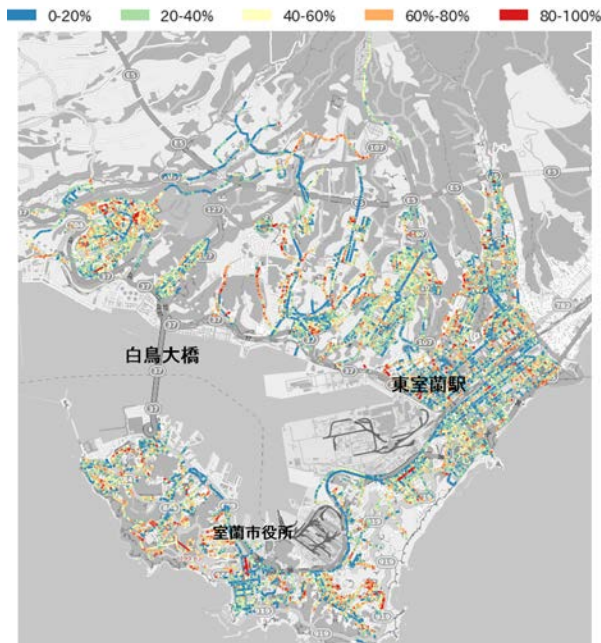


図-8 室蘭市管理道路におけるひび割れ劣化状況

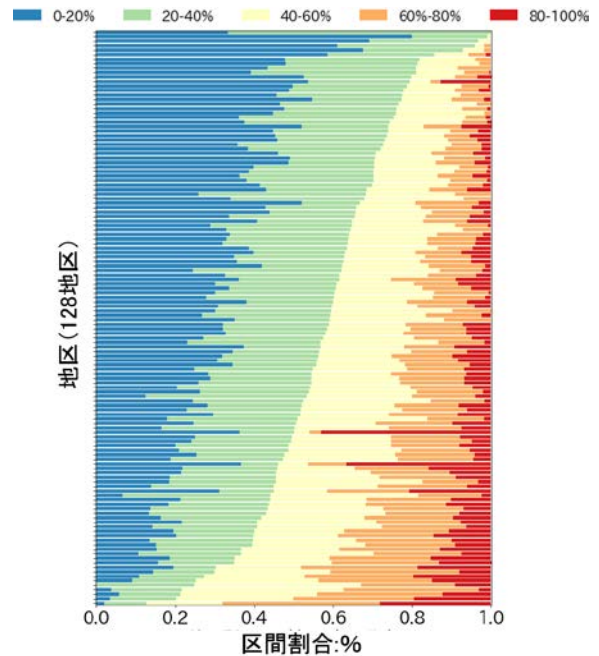


図-9 各地区におけるひび割れ率

となった。見逃しや誤検知となる場合があるものの、2段階異なる（目視で A を CNN で C と評価、またはその逆）箇所は 0% である。特に、即座に対応が必要となるランク C の箇所は、見逃しが少ないことが望ましい。そこで、目視評価でランク C となる箇所の内、本手法でランク A, B となる箇所の割合を求めたところ、5% 以下となった。

4. 舗装劣化 DB による維持修繕費の将来推計

著者らは、平成 30 年度に室蘭市の全管理道路（440km）を対象として、本手法による調査、解析を実施し、単年度で舗装劣化 DB を構築した。本章では、それを用いて、現状把握、さらには、舗装修繕コストの将来推計を試みて、本手法およびそれによって構築できる舗装劣化 DB の有効性を示す。

(1) 舗装ひび割れ箇所の現状把握

本手法に得られたひび割れ評価（5 段階）の空間的な分布を図-8 に示す。また、同図には、地区（字町目）毎に集計した結果を示している。

市内の半数に近い地区において、ランク C 以上の区間が大半を占めており、市内の多くの地区で、早急な補修、修繕が必要となっている状況が見取れる。また、マップ（図-8）を見ることで、ランク C 以上の割合の多い地区は山間部や生活道路の多い住宅地であることが把握できる。一方、平地部や幹線道路が多く存在する地区では、劣化箇所が比較的少ない傾向にある。

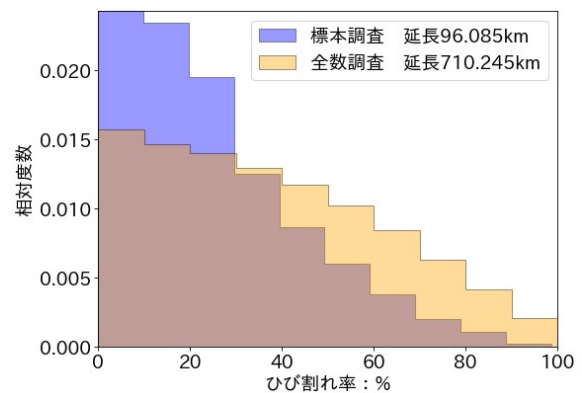


図-10 全数調査と標本調査におけるひび割れ率の比較

(2) 舗装維持管理費の将来推計

室蘭市では、過去に、幹線道路を対象に路面性状測定車による調査した実績がある。しかしながら、大多数を占める生活道路の調査は少なく、市全体の舗装維持修繕費用を推計することが困難であった。そこで、本手法による網羅的な舗装劣化 DB（全数調査）を用いて推計を試みた。また、路面性状測定車による限定的な調査（標本調査）との比較を行うために、その調査実施区間について、本 DB の値を代入したデータを以下で用いる。

まず、将来推計の初期条件となる現状のひび割れ率について比較した。図-10 に示すように、両者の分布は大きく異なり、生活道路を網羅した全数調査に比べ、標本調査ではひび割れ率が小さい箇所の割合が大きくなるのがわかる。

次に、ひび割れ率のデータを基に、表-2 の条件で評価期間 50 年の維持修繕費の推計を行った。各条件は、室

蘭市や他都市の舗装修繕計画などを参考に設定した。打ち替え、オーバーレイは簡易的に同じものとし、100m区間のひび割れ率の平均値から修繕の要否を判断をする。パッチングに関しては、局所的な補修であるため 5m 区間のひび割れ率から工事の判断を行う。工事前のひび割れ率増加量（劣化速度）は 0.8%とし、工法によってその後の年間増加量を変化させた。室蘭市の実績を参考に、維持費は 8,000 万円までとし、修繕費に関しては、距離ベースで 4km までとした。標本調査のひび割れ率はほぼ幹線道路のものであるが、全て生活道路とみなして推計し、両調査対象区間の距離の比率から維持修繕費を拡大した。

推計した維持修繕費の推移を図-11 に示す。また、維持、修繕を必要とするひび割れ率 40%以上、60%以上の区間割合の推移を図-12 に示す。図-11 を見ると、全数調査では、毎年の維持修繕でも劣化箇所が多いままであり（図-12）、50 年目までコンスタントに限度額（1.62 億円）を必要とすることがわかる。これに対し、標本調査では、7 年目までは同じ挙動を示すが、それ以降は、特に、修繕箇所がほとんど無くなるため、維持費だけで必要となる様子がわかる。ただし、舗装劣化により再度修繕を必要とする区間が増え、35 年目ころに急激に必要な費用が増加する。累積の費用としては、10 年目から差が出始め、50 年目には約 20 億円の差となる。図-10 に示したように、標本調査では、実際よりも劣化箇所が少ないデータとなるため、維持修繕が必要な箇所、すなわち予算が少なく見積もられる。将来に渡って、的確な予算を確保し、道路サービスレベルを保っていくためには、全数調査のような網羅的なデータから推計することが適切と考えられる。

5. 結論

本研究で、市販の車載カメラと AI (CNN) により、舗装ひび割れを定量的かつ迅速に測定する手法を開発し、それによって構築される舗装劣化 DB の活用事例から、本手法の有効性を示した。得られた結論は以下に示す。

- 撮影画像上と現場路上でのひび割れ目視評価の結果を比較したところ、 R^2 値は約 0.9 となった。したがって、本手法のような簡易なひび割れ撮影に問題はなく、撮影画像は現場での目視評価を代替できるといえる。
- CNN モデルによるひび割れ率と画像目視評価との関係を求めた結果、 R^2 値は約 0.8 となった。ひび割れ率 40%以上の見逃し率は 5%以下となり、安全側の評価が可能であることを示した。
- 本手法を用いて室蘭市の全管理道路を調査、解析し、

表-2 維持修繕費推計の概要

工法	維持 (パッチング)	修繕 (打ち替え・OL)
評価単位	5m	100m
維持・修繕基準	40%	60%
単価	5,000 円/m ²	5,000 円/m ²
予算・区間	8,000 万円	4km
工事後の劣化速度	1.0%/年	0.8%/年

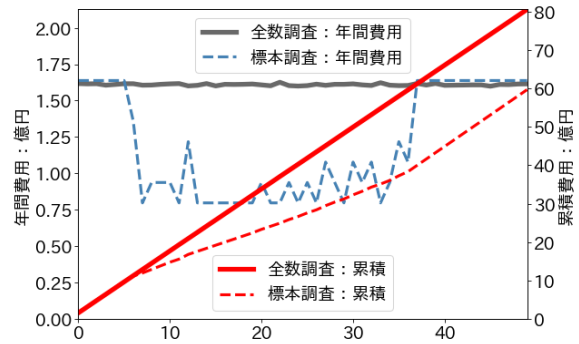


図-11 舗装維持修繕費の推移

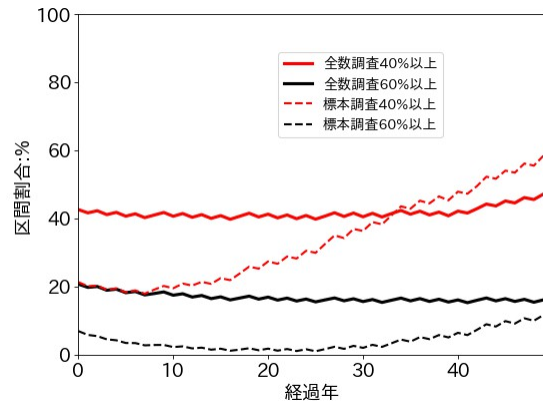


図-12 ひび割れ率分布の推移

短期間で舗装劣化 DB を構築した。さらに、それを GIS 上に可視化し、市全体の劣化状況を容易に確認できることを示した。

- 本 DB を用いて、舗装維持修繕費を推計し、従来の路面性状測定車による標本調査データを用いた場合との比較を行った。両者の推計値には大きな差があり、全数調査によって適切な推計が行えることを示した。

以上の成果から、幾つかの課題も残る。本研究ではモデルの学習に様々なパターンを組み込んだが、舗装材料の異なる区間や雑草等によるノイズが生じた。市町村管理道路では、様々な状況があるため、より多くの教師データを集める必要がある。また、舗装劣化 DB を活用した様々な研究を行う予定である。例えば、維持修繕箇所

の優先度決定のために、劣化箇所のみとまりや住宅近接性、連結信頼性などによる総合評価指標の開発、コンパクトシティ政策などによる将来都市構造を考慮した舗装維持修繕費の将来推計など、生活道路を多く含む市町村管理道路に特化した舗装マネジメントシステムの構築を進める。

謝辞：本研究は、室蘭市との共同研究によって得られた成果である。同市都市建設部土木課には、走行調査および目視評価実験におい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。

参考文献

- 1) 深谷渉, 末久正樹, 賀屋拓郎: スクリーニング調査を核とした管渠調査方法の技術評価 -B-DASH プロジェクト(管渠マネジメントシステム)の実証研究-, 土木技術の総合情報誌, Vol.57, NO.2, pp.32-35, 2015.
- 2) 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, 土学会論文集 E1 (舗装工学), Vol.73, No.3, I_97-I_105, 2017.
- 3) 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.
- 4) 日本道路協会: 舗装調査・試験法便覧-第1分冊-, 2007.