

車載カメラと CNN による舗装ひび割れのスクリーニング調査手法の開発

Development of screening method for pavement cracks by using in-vehicle camera and convolutional neural network

室蘭工業大学建築社会基盤系学科 ○学生員 豊嶋颯太 (Souta Toyoshima)
室蘭工業大学大学院工学研究科 正員 浅田拓海 (Takumi Asada)

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なことから、特に、舗装のマネジメント、そして、スクリーニング調査は必要不可欠となろう。現在、国道、都道府県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、市町村ではコスト面や生活道路が多いことなどから全面的な導入は難しい。そのため、目視点検のような簡易な方法が採用されているものの、予算や人員の制限から、居所的、短期的な点検で終わるため、客観的なスクリーニングを行うことは難しい。

一方、昨今、Deep Learning による画像処理技術に注目が高まっている。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^{2,3)}。しかしながら、既往の関連研究では、カメラ等の専用機器が高価なことや、既存評価の再現性が未確認であることなどから、市町村管理道路への導入は難しく、網羅的な点検を行った事例は見受けられない。

そこで、本研究では、導入と運用の面から市販の車載カメラ(アクションカメラ)に着目し、走行しながら撮影した動画に CNN を適用して、舗装ひび割れ箇所をスクリーニングするための調査手法を開発する。本研究の流れを以下に示す。第2章では、車載カメラによる走行調査および CNN によるひび割れ解析手法について説明する。第3章では、現在採用されている目視によるひび割れ評価結果との比較を行い、本手法の精度検証を行う。第4章では、本手法を用いて、室蘭市管理道路 440km を対象に調査を実施し、ひび割れが著しい地区や路線のスクリーニングを試みる。第5章にてまとめとする。

2. 本手法の概要

2.1 汎用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した。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



図-1 カメラの設置状況

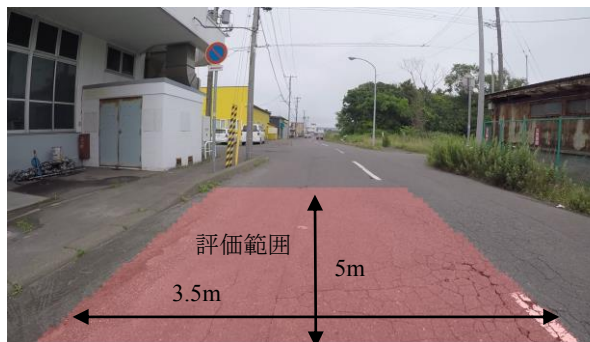


図-2 動画から切り出した路面画像の例

ートは 60fps、画角は「広角モード」とした。なお、専用スマホアプリによって車内からカメラを操作でき、交通流に合わせて走行できることから、安全な調査が可能である。

位置情報を基に、動画から 5m 毎に静止画(路面画像)を抽出した。図-2 はその一例である。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、縦断方向 5m、横断方向 3.5m の評価範囲を設定した。

対象路線は、室蘭市管理道路の 440km(中心線距離)である。なお、片側 2 車線以上の場合は、歩道側車線のみを対象とした。また、幅員 4m 未満の生活道路は 1 方向のみとし、それ以外の路線では往路、復路ともに調査を行った。現在、幹線系約 160km、生活道路約 140km の計 300km が撮影済みである。

2.2 CNN の概要

本手法では、路面画像からひび割れを細かくトレースするため、小片領域(16×16 ピクセル)毎に CNN を適用してひび割れ部を検出する。画像から特定の対象を認識・検出する場合、SIFT (Scale-Invariant Feature

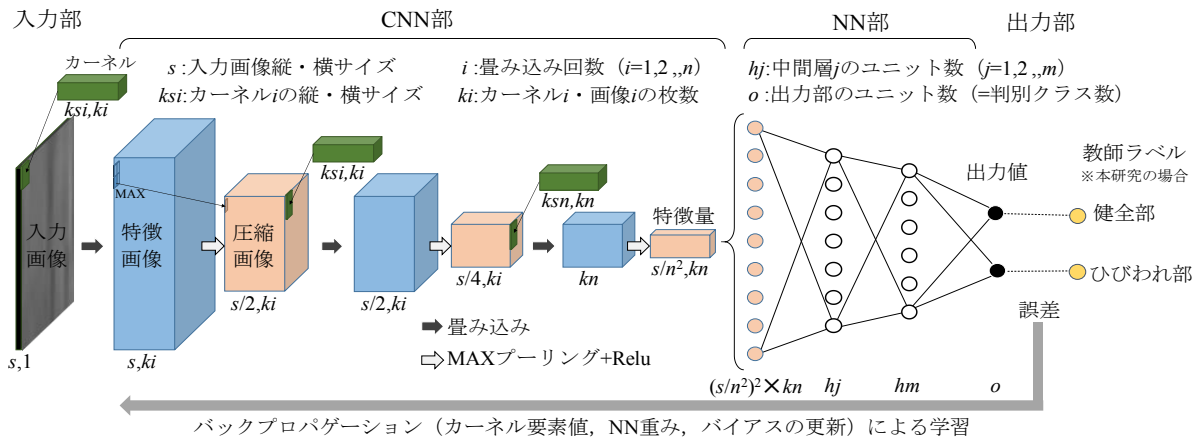


図-3 CNNモデル概略図

Transform) や HOG (Histogram of Oriented Gradients) のような画像局所的特徴量を抽出し、それらをニューラルネットワーク (以下, NN) などの分類器に入力する方法が一般的である。しかし、画像局所的特徴量は設計者の知見や経験によって異なるため最適ではない可能性があり、また、分析対象が変わる、新たなパターンが生じた場合は、都度見直しが必要であるなど運用上の問題がある。本研究で用いる CNN では、特徴抽出を学習過程で自動獲得することができ、精度向上や新たなパターンへの対処には、追加の学習データを与えるだけで良いというメリットがある。

CNN の概要を図-3 に示す。CNN は、畳み込み層とプリーング層を交互に積み重ねた層を複数持つ NN である。畳み込み層では対象となる画像の小片領域を 2 次元的に畳み込み、画像の特徴を得るため、特徴の強調を行う。プリーング層では畳み込み層から得た特徴を割り出す作業を行い、NN 部へ受け渡し、判定を行う。この畳み込みとプリーングを繰り返すことにより、高い精度を得ることができるといえる。

2.3 ひび割れ評価方法

CNN モデルの学習のために、教師データを構築する必要がある。そこで、本研究では、室蘭市の舗装点検従事者に協力を得て、路面画像を用いてひび割れのスケッチ (マウスでトレース) を行った。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、日射、明るさなど、様々なパターンを含むように 230 枚を選んだ。図-4 にスケッチ画像の一例を示す。画像毎に、ひび割れがある場合とない場合でそれぞれ小片領域をランダムサンプリングし、モデル学習用のデータを構築した。ひび割れ「有」は 1,754,261 枚、「無」は 2,285,000 枚用意した。学習方法としては、ミニバッチ学習法を採用し、バッチ数を 100 枚、エポック数を 2,000 回に設定した。

学習後のモデルを路面画像に適用し、小片領域毎にひび割れを検出した。なお、1 枚の画像に要する処理時間は 2 秒程度であった。検出結果の一例を図-5 に示す。ひび割れの形状がわかるように細かく検出されている事がわかる。さらに、同図にあるように、 $0.5 \times 0.5\text{m}$ で描



図-4 ひび割れスケッチ画像 (一例)



図-5 CNNによるひび割れ検出結果 (一例)

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。

$$\text{ひび割れ率 (\%)} = \frac{\text{ひび割れありメッシュ数}}{\text{全メッシュ数}} \times 100 \quad (1)$$

3. 従来の目視評価方法の再現性

本章では、CNN モデルによるひび割れ評価の精度検証を行う。モデルの学習に用いた画像以外から選んだ 50 箇所の画像を用いて、以下の 2 つの実験を行った。1 つ目は、PC モニタ上での目視評価 (実験 1) であり、車載カメラによる路面画像においてひび割れが的確に捉えられているかについて確認する。2 つ目は、従来の方法として、現場での目視評価 (実験 2) を実施し、本手法

によって従来の評価結果を再現できるのかを検証する。

3.1 目視評価実験の概要

実験 1, 2 とともに, PC モニタ上の画像あるいは現地で対象路面を見て, 5 段階で評価 (評価 1=0%以上 10%未満, 評価 2=10%以上~20%未満, 評価 3=20%以上~30%未満, 評価 4=30%以上~40%未満, 評価 5=40%以上) してもらった。なお, 事前にひび割れ評価の目安となる画像を配布し, 基準を定めた上で評価してもらった。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。

3.2 撮影画像のひび割れ視認性の確認 (実験 1)

本研究では, 小型の廉価なカメラを採用し, さらに角度をつけて撮影していることから, ひび割れが的確に写っていない可能性がある。そこで, 画像上および現場での評価結果について比較した。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。したがって, 路面状況を的確に撮影でき, ひび割れの見落としなどの問題は小さいと言える。

3.3 本手法と現場目視評価の関係 (実験 2)

本手法によるひび割れ率と現場目視評価の関係を図-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 0.7 を上回った。以上から, 汎用車載カメラと CNN を用いた本手法によって, 現場目視評価を再現できる可能性が示された。

上記では, 細かく分析を行うために, 目視評価を 5 段階としたが, 実際には, 総点検実施要領 (案) 「舗装編」にあるような 3 段階ランクによる目視評価⁴⁾が採用される場合が多い。そこで, この 3 段階ランクに準じるように, 現場目視評価および 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。

評価者全員分の正誤表を統合した結果を表-1 に示す。ランクが一致する割合 (正答率) は, 約 70%となり, 見逃しや誤検知が少なからず生じた。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, 従来の現場目視評価でランク 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, すなわちランク C の見逃し率を求めたところ, 11%程度であった。また, 誤検知率を算出したところ, CNN では見逃しよりも誤検知となる傾向があり, 全体的には安全側の評価となる。

今後の精度向上のために, 見逃しや誤検知の原因について調べた。見逃しについては, 日射が強く, 全面的に濃い影となる箇所で顕著であった。このような場合, 路面部とひび割れ部のコントラストが小さく, 目視でもひび割れがわかりにくい。そのため, 日射や天候を考慮した出勤条件を定める必要がある。一方, 誤検知に関しては, CNN による検出画像を見ると大きな問題はなく, これを考えると, 現場目視評価の方が過少となっている可能性がある。特に, 細かいひび割れが全体的に広がる路面の場合, 目視では過小評価となる傾向が見られた。今後は, 精細に撮影した路面画像からひび割れ率を求め, 客観的なデータからの精度検証を追加する予定である。

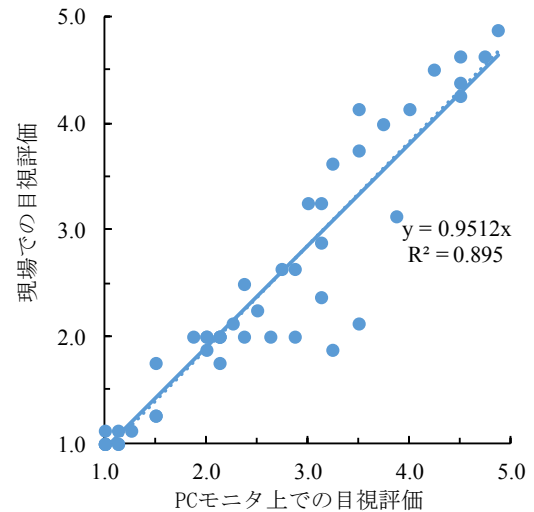


図-6 PC モニタ上と現場での目視評価の関係

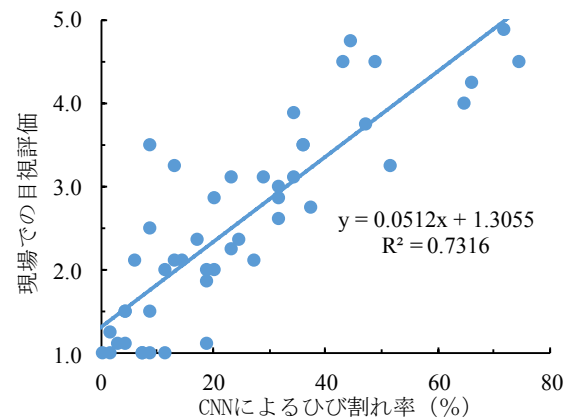


図-7 CNN によるひび割れ率と現場目視評価の関係

表-1 ひび割れランクの正誤表

正答率: 70.3%		単位: (%)			
		CNN (本手法)			
		ランク A	ランク B	ランク C	
現場目視評価 (従来法)	ランク A	40.6	11.2	0.0	0.0
	ランク B	7.3	21.1	10.2	18.9
	ランク C	0.0	1.0	8.6	10.8
					誤検知率
					21.6
					26.4
					0.0

4. 室蘭市管理道路のひび割れスクリーニング調査

現在, 室蘭市との共同研究の下で, 市管理道路 (440km) を対象に, 本手法による調査, 解析を実施している。ここでは, 途中報告となるが, 調査が完了した約 300km における路線の解析結果を可視化するとともに, ひび割れが著しいエリアや路線の抽出を試みる。なお, 調査実施期間は 2018 年 8 月か 10 月である。

まず, 本手法によって求めたひび割れ評価 (5 段階) の空間的な分布を図-10 に示す。撮影時にカメラの内蔵 GPS にて収集した位置情報から 5m 区間毎の評価値を示している。データは KML 形式としているため, GIS や Google Earth での閲覧, 編集が可能であり, また, データの提供, 保管が容易となる。さらに, 交通量や住宅立地などのレイヤと重ねて可視化, 分析が可能のため, 複数の要素から優先度の高い箇所をスクリーニングし,

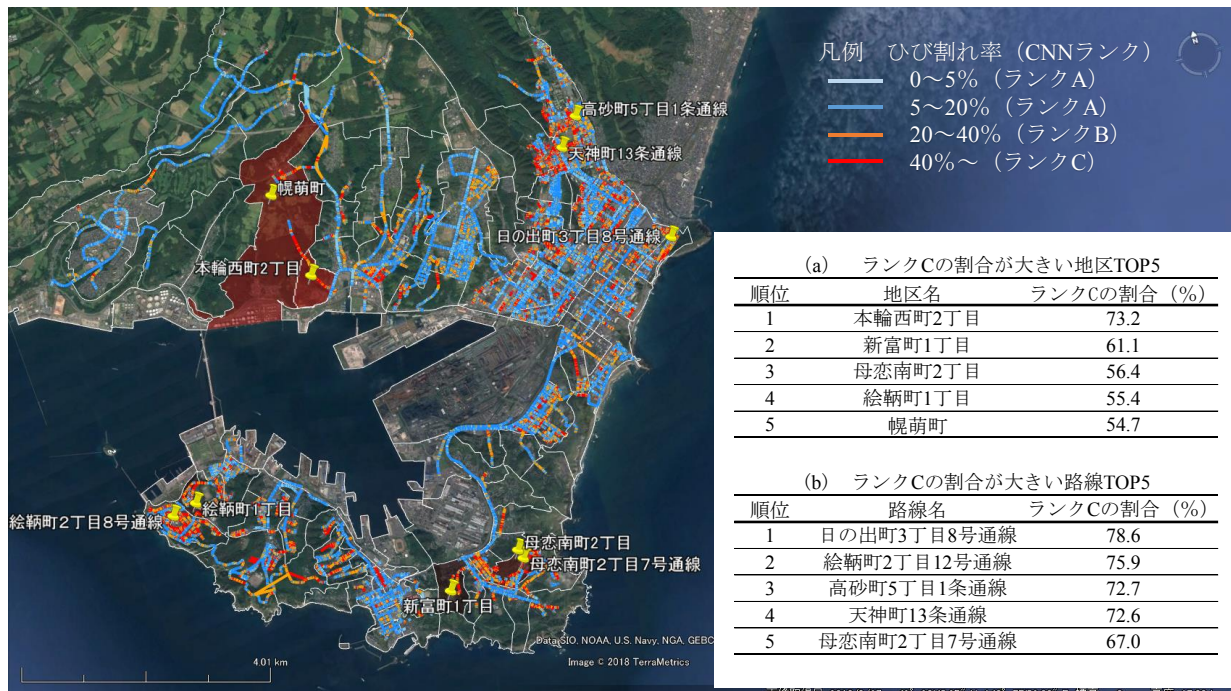


図-10 室蘭市管理道路におけるひび割れランク (2018年10月時点)

詳細点検や診断の実施,そして,それらのデータベースから長期的な修繕計画の検討につなげることができる。

以上は今後の課題として,ここでは,舗装のひび割れ調査結果しかデータが無い場合,簡易的なスクリーニングを試みる。地区(字丁目)毎または路線毎にひび割れランクC(ひび割れ率40%以上)となる5m区間の割合を集計した。ランクCの割合が大きい上位5地区および上位5路線を図-10(a),(b)に示す。ランクCの割合が大きい地区は,山間部に存在することが分かる。また,これらは近接する傾向にあり,ランクCとなる地区が広域的に広がる様子が見て取れる。路線については,約7割以上がランクCとなることから,早急に補修,修繕が必要と思われる。

以上のように,本手法では,低コストかつ迅速に調査,解析,可視化が可能であり,定量的な評価結果,位置情報,画像,動画からなるデータベースを構築することができる。今後は,動画を活用してひび割れ以外の点検も取り込み,さらに,交通量や住宅立地等のデータを加えつつ,より高度な分析手法を導入して,短期・長期の舗装修繕計画の策定に向けた検討を進めたい。

5. まとめ

本研究では,汎用車載カメラとCNNを用いて,舗装ひび割れ箇所をスクリーニングするための調査手法を開発した。得られた結果を以下に示す。

- ・撮影画像(PCモニター)上と現場での目視評価結果を比較したところ, R^2 値は約0.9を示し,採用した車載カメラによる路面撮影には問題がないことを示した。
- ・CNNモデルによるひび割れ率と従来の現場目視評価との関係を調べたところ, R^2 値は0.7を上回った。ひび割れ率40%以上(ランクC)の見逃しは1割程度となり,全体的に安全側の評価となることが分かった。
- ・室蘭市管理道路300kmのひび割れ評価値を5m間毎に

マッピングした。本手法により,市内のひび割れに状況を容易に把握でき,簡単な集計からひび割れが著しい地区や路線を抽出できることを示した。

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,濃い影の箇所等でのひび割れの見逃しが生じる可能性が示された。CNNの追加学習を行い濃い影の箇所の対策を進めるとともに,天候,日射を踏まえた出勤条件を明確化するなど,信頼度の高い調査体制を整えたい。また,短期・長期舗装修繕計画の策定に向け様々な要素を取り込み,データベースの構築を進める予定である。

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る。

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,士学会論文集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, 2018. 掲載決定.
- 4) 武藤聡,久保和幸,藪雅行:「舗装点検要領」の策定について,舗装,Vol.52, No.1, pp.11-15, 2017.