

動画を用いた舗装の点検および診断に関する研究

2023 年 3 月

北海道科学大学大学院

工学研究科

長屋 弘司

要 旨

我が国では、道路ストックの老朽化が進行して修繕や更新時期を迎えているが、維持管理に係る予算の減少や技術者不足が喫緊の課題となっている。このように財政面および人材面における厳しい状況下で道路管理者が効率的な維持管理を行うためには、舗装メンテナンスサイクルを確立し、予防保全型の管理を行うことで舗装の長寿命化と LCC の縮減を図る必要がある。

技術者不足については、一般社団法人日本道路建設業協会において、舗装の効率的な管理・更新に寄与するために、舗装の診断に関する高い専門知識を保有する技術者を認定する「舗装診断士」制度を平成 29 年に創設し、舗装の点検や診断を担う技術者育成の取り組みを開始している。

舗装の点検については、国土交通省が平成 28 年度に策定した舗装点検要領において、舗装修繕の効率的な実施を目的として道路の分類を行い、それらに応じた点検方法について定めており、「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」としている。従来の舗装点検方法として、歩行による目視（歩行点検）と車上からの目視（走行点検）、路面性状測定車による点検がある。目視点検は、路面性状測定車による点検に比べて安価ではあるが、点検精度は依然低い状況にある。近年、点検の効率化のニーズから AI 技術の導入意欲が高まっており、様々なインフラの点検に用いられている。舗装の点検においても、客観性と効率化を目的に、AI を活用した画像解析を組み合わせた技術が種々開発されている。しかし、既往技術の中には、低コスト・簡易カメラを用いる「車両搭載型機器タイプ」の技術も存在するが、精度については、A～E の 5 段階の内、検出率が B（60～80%）や C（40～60%）に留まり、舗装劣化箇所を見逃す傾向にあることが指摘されている。さらに、これらはひび割れの検知とひび割れ率の算出を目的としており、損傷度合いやひび割れ原因の判別などの舗装診断についての研究は進んでいない。

このような現状を踏まえ、本研究では、効率的な舗装維持管理が求められている道路管理者への支援ツールとして、車載式ビデオカメラで撮影した動画を活用する安価で効率的な舗装点検および診断手法の開発を目的とし、その達成のために 3 段階のプロセスで進める。まず、目視点検の効率化および精度向上のために「動画目視による舗装点検」のシステムを、次に、動画による目視点検の更なる効率化・精度向上を目指して「AI による舗装点検」のシステムを構築する。さらに、舗装の点検のみならず診断までの作業に AI を活用する「AI による舗装診断」のシステムを構築し、北海道内の舗装道路に適用して北海道の舗装に生じているひび割れの特徴分析や維持修繕費用の推計など、本システムの活用方法を模索する。

本論文は、5 章で構成される。各章の内容と得られた成果は以下の通りである。

第 1 章では、本研究の背景と目的について述べている。

第 2 章では、従来の歩行点検および走行点検に代わるものとして、走行車両に搭載した GPS 機能付きビデオカメラ（以後、車載カメラ）で撮影した動画を用いて PC 上で目視点検を行う動画目視点検システムを採用し、その精度を検証した。動画目視点検システムを用いて複数の被験者に目視評価してもらった結果、訓練（誤答箇所の学習）を重ねることで点検精度が上昇することがわかった。また、区分 II の区間では、評価区間長を 10m に細分化して目視評価を行い、それを評価区間で平均する方法（10m 評価）、加えて点検者が必要と感じたときにも 10m 評価を行う方法により点検精度が向上することが分かった。この方法によって訓練を積んだ点検者に 6 工区（延長 1km）の目視点検を行ってもら

ったところ、検出率（区分Ⅱ以上）と的中率（区分Ⅲ）は A ランク（80%以上）、検出率（区分Ⅲ）と的中率（区分Ⅱ以上）は B ランク（60~80%）となり、十分な点検精度を有していることを明らかにした。

第 3 章では、深層学習モデル U-net によるひび割れスケッチ法を導入した AI による舗装点検システムを採用し、その精度を検証した。AI 舗装点検システムは、車載カメラで撮影した動画から GPS の位置情報によって抽出した静止画像と、手書きでひび割れスケッチした画像を用いてモデルの学習とテストを行い、自動かつ高速にスケッチ画像が生成できる。まず、AI 舗装点検システムの検証試験として、路面性状測定車による 10km 区間のひび割れ診断結果を正解値として精度を評価した。その結果、精度は、検出率（区分Ⅱ以上）は A ランク、検出率（区分Ⅲ）、的中率（区分Ⅱ以上）、的中率（区分Ⅲ）は B ランクとなった。次に、目視点検および同型の既往技術との比較を行い、AI 舗装点検システムでは、それらよりも舗装劣化箇所の見逃しが少なく、高い精度で点検できることを示した。

第 4 章では、道路管理者のための舗装診断支援ツールとして、車載カメラによって撮影された路面画像と舗装基本諸元データから、説明可能な AI を用いて舗装のひび割れ原因を判別する舗装診断システムを構築し、その有効性を評価した。その結果、深層学習（CNN）と機械学習（RF）を組み合わせた複合判別モデルを用いることで、ひび割れ原因の判別精度が向上すること、加えて判別結果の根拠も可視化できることを明らかにした。さらに、AI 舗装診断システムを北海道内の広範囲に及ぶ路線に適用し、ひび割れの損傷度合いとひび割れ原因を分析した。その結果、ひび割れ原因の判別が難しいケースの改善点を見出すとともに、北海道内の舗装に生じているひび割れの特徴（損傷度合いと原因）を明らかにすることができた。また、ひび割れの損傷度合いと原因に対応した維持工法および修繕工法を仮定し、調査路線に適用した場合の維持修繕費用を推計した。これにより、必要となる維持修繕費用の地域比較（ネットワークレベル）や路線内における比較（プロジェクトレベル）が可能となることを示した。

第 5 章では、各章で得られた成果を総括するとともに、今後の課題と展望を提示している。

目 次

要旨	II
目次	IV
図のリスト	VI
表のリスト	VIII
第 1 章 研究の背景および目的	1-1
1-1 本研究の背景	1-2
1-2 舗装点検要領	1-4
1-3 既往の研究	1-6
1-4 従来 の 点 検 方 法	1-9
1-5 本研究の目的	1-10
1-5-1 動画目視による舗装点検	1-11
1-5-2 AI による舗装点検	1-11
1-5-3 AI による舗装診断	1-11
1-6 本論文の構成	1-12
1-7 1 章の参考文献	1-13
第 2 章 動画目視による舗装点検	2-1
2-1 緒言	2-2
2-2 動画目視点検システムの活用	2-4
2-2-1 動画の撮影	2-4
2-2-2 動画目視点検システム	2-5
2-3 動画目視点検の精度検証	2-7
2-3-1 目視評価試験の概要	2-7
2-3-2 精度試験結果の分析	2-9
2-4 動画目視点検の点検方法の検証	2-14
2-5 2 章の結論	2-17
2-6 2 章の参考文献	2-18
第 3 章 AI による舗装点検	3-1
3-1 緒言	3-2
3-2 調査およびデータの概要	3-4
3-2-1 車載カメラを用いた走行調査	3-4
3-2-2 ひび割れの手書きスケッチ	3-6
3-2-3 目視点検と路面性状調査データ	3-7
3-2-4 ひび割れ評価方法	3-7

3-3	U-net を用いたひび割れスケッチ手法	3-8
3-3-1	U-net モデルの概要	3-9
3-3-2	モデルの学習	3-10
3-3-3	スケッチ画像を用いたひび割れ率の計算	3-12
3-3-4	U-net スケッチ法の解析コスト	3-14
3-4	AI 舗装点検システムを用いたひび割れ評価の検証試験	3-15
3-4-1	精度検証に用いる指標	3-15
3-4-2	テスト用画像を用いた精度指標	3-16
3-4-3	目視点検との精度比較	3-17
3-4-4	路面調査データを用いた検証試験	3-18
3-4-5	AI 舗装点検システムの妥当性	3-22
3-5	3 章の結論	3-23
3-6	3 章の参考文献	3-24
第 4 章	AI による舗装診断	4-1
4-1	緒言	4-2
4-2	入力データの収集	4-4
4-2-1	路面画像	4-4
4-2-2	舗装基本諸元データ	4-5
4-3	舗装診断士による WEB 舗装診断試験	4-6
4-3-1	WEB 舗装診断試験	4-6
4-3-2	被験者による判定結果に関する考察	4-9
4-4	複合判別モデルの概要	4-12
4-4-1	深層学習モデル (CNN)	4-13
4-4-2	機械学習モデル (RF)	4-14
4-5	使用データと判別精度指標	4-15
4-6	結果と考察	4-16
4-6-1	複合判別モデル (CNN, RF) の結果	4-16
4-6-2	判別結果の根拠となる箇所の可視化	4-19
4-7	判定不可能な箇所の分析	4-22
4-8	AI 舗装点検および診断システムの活用方法	4-24
4-8-1	北海道におけるひび割れ原因の特徴分析	4-24
4-8-2	路線別ひび割れ原因マッピング	4-27
4-8-3	維持修繕費用の推計	4-29
4-9	4 章の結論	4-32
4-10	4 章の参考文献	4-34
第 5 章	結論	5-1
謝辞		6-1

図のリスト

図番号	タイトル	ページ
図-1-1	舗装のストックと舗装維持修繕費の推移	1-3
図-1-2	市町村における土木部門の職員数の推移	1-3
図-1-3	舗装メンテナンスサイクル	1-3
図-1-4	道路の分類イメージ	1-4
図-1-5	舗装点検項目	1-5
図-1-6	従来の舗装点検方法の評価	1-9
図-1-7	本研究の目的	1-10
図-1-8	研究の手順	1-10
図-1-9	本論文の構成	1-12
図-2-1	既往研究の目視点検の精度	2-3
図-2-2	動画撮影装置	2-4
図-2-3	動画目視点検システム（舗装点検モード）	2-5
図-2-4	動画目視点検システム（損傷検知モード）	2-6
図-2-5	目視評価試験の概要	2-8
図-2-6	目視評価試験に用いた区間のひび割れ区分の割合	2-8
図-2-7	試験回数と正答率の関係	2-11
図-2-8	試験回数と検出率の関係	2-11
図-2-9	試験回数と的中率の関係	2-12
図-2-10	評価区間長と正答率	2-12
図-2-11	評価区間の細分化（例）	2-13
図-2-12	点検工区のひび割れ区分の割合	2-15
図-2-13	試験工区における正答率	2-15
図-2-14	検証試験における正答率・検出率・的中率	2-16
図-3-1	動画目視点検の評価と問題点	3-2
図-3-2	走行調査の概要	3-4
図-3-3	走行調査および路面性状調査の路線図	3-5
図-3-4	手書きスケッチ画像の一例	3-6
図-3-5	CNN と U-net の比較	3-8
図-3-6	U-net モデルの構造	3-9
図-3-7	手書きスケッチ画像とモデル適用箇所	3-10
図-3-8	U-net スケッチ法の出力例（評価領域のみ検出）	3-11
図-3-9	正射変換後の評価領域	3-12
図-3-10	CNN 法および U-net スケッチ法の処理時間の比較	3-14
図-3-11	U-net スケッチ法と手書きスケッチ法のひび割れ率	3-16
図-3-12	目視点検と U-net スケッチ法の精度比較	3-17
図-3-13	本システムと路面性状測定車のひび割れ率プロファイル	3-18
図-4-1	AI による舗装点検の評価	4-3
図-4-2	ひび割れ形状と発生原因の例	4-3

[illegible]

表のリスト

[illegible]

第 1 章

研究の背景および目的

第1章 研究の背景および目的

1-1 本研究の背景

我が国では、高度成長期に集中的に建設された道路ストックの老朽化が進行し、修繕や更新の時期を迎えている。国土交通省は、平成 24 年に発生した中央自動車道笹子トンネル天井板落下事故を契機に、平成 25 年を「社会資本メンテナンス元年」と位置づけ、「社会資本の老朽化対策会議」を設置して老朽化対策に関する施策を進めた。平成 25 年 2 月には、第三者被害防止の観点から損傷箇所の点検および応急措置を目的とする「総点検実施要領（案）」¹⁾を策定し、全国の橋梁、道路トンネル、舗装、道路構造物等の道路インフラの総点検を実施した。また、平成 26 年には、将来にわたる必要なインフラ機能の発揮に向けた取り組みとして「国土交通省インフラ長寿命化計画（行動計画）」²⁾を策定し、インフラの点検・診断および修繕・更新、基準・法令類の整備、新技術の開発・導入等に関わる現状と課題を挙げ、必要な取り組みの方向性を示した。

舗装の点検・診断については、平成 28 年 10 月に、国土交通省道路局において、舗装の効率的な修繕の実施を目的として「舗装点検要領」³⁾が策定された。また、平成 29 年には、公益社団法人日本道路協会において、舗装点検要領に従い、道路管理者をはじめ舗装の点検に関わる業務を行う技術者が適切に業務を遂行できるように「舗装点検必携」⁴⁾を発刊し、各損傷の特徴とその発生原因、措置の考え方を示した。さらに、平成 30 年には、舗装のメンテナンスサイクルの適切な構築・運用の実現を目的として、「舗装点検要領に基づく舗装マネジメント指針」⁵⁾を発刊し、舗装マネジメントの考え方、点検、診断、措置および記録の各事項における取組手法を取りまとめた。

しかしながら、国土交通省道路局の道路統計年報によると、舗装の維持修繕費は、1993 年をピークに大幅な減少傾向を示していることに加え（図-1-1）⁶⁾、維持管理に携わる技術者も急減している（図-1-2）⁷⁾。坂口ら⁸⁾は、令和元年と令和 2 年に、全国市区町村の維持管理業務担当者を対象にアンケート調査を実施し、無計画な修繕や場当たりの維持管理の現状を指摘し、道路利用者連携の重要性を示唆している。このように財政面および人材面における厳しい状況下で道路管理者が効率的な維持管理を行うためには、点検、診断、措置、記録からなる舗装メンテナンスサイクル（図-1-3）を確立し、予防保全型の管理を行うことで舗装の長寿命化とライフサイクルコスト（LCC）の縮減を図る必要がある。

技術者不足や技術力不足については、一般社団法人日本道路建設業協会において、舗装の効率的な管理・更新に寄与するために、舗装の診断に関する一連の作業ができる高い専門知識を保有する技術者を認定する資格である「舗装診断士」制度⁹⁾を平成 29 年に創設し、舗装の点検や診断を担う技術者育成の取り組みを開始している。舗装診断士の全国の合格者は、令和 4 年度までに 2,044 名に達している。

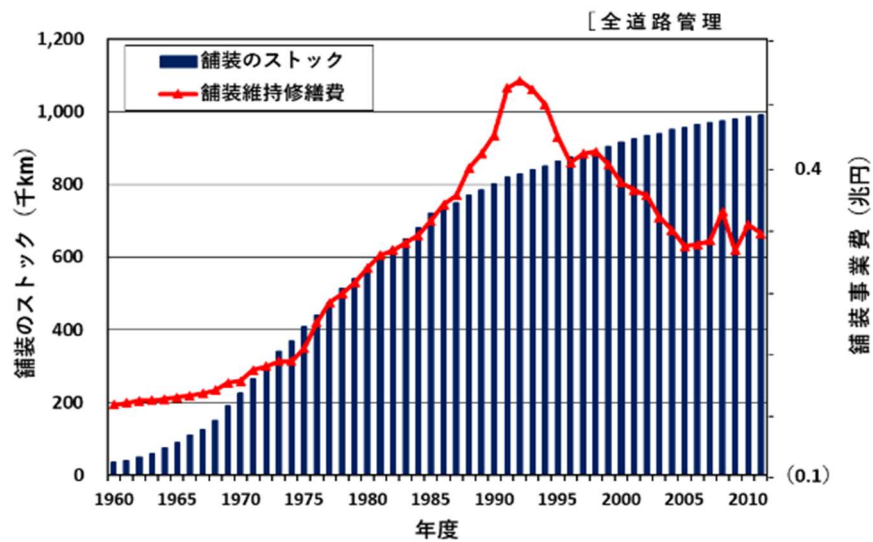


図-1-1 舗装のストックと舗装維持修繕費の推移

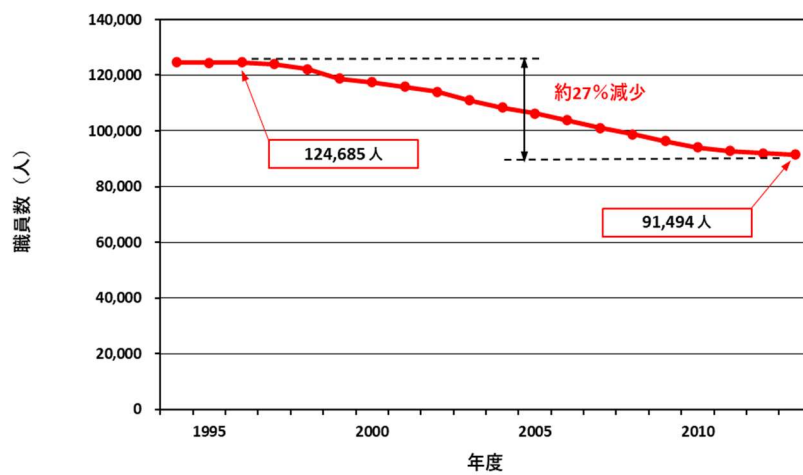


図-1-2 市町村における土木部門の職員数の推移

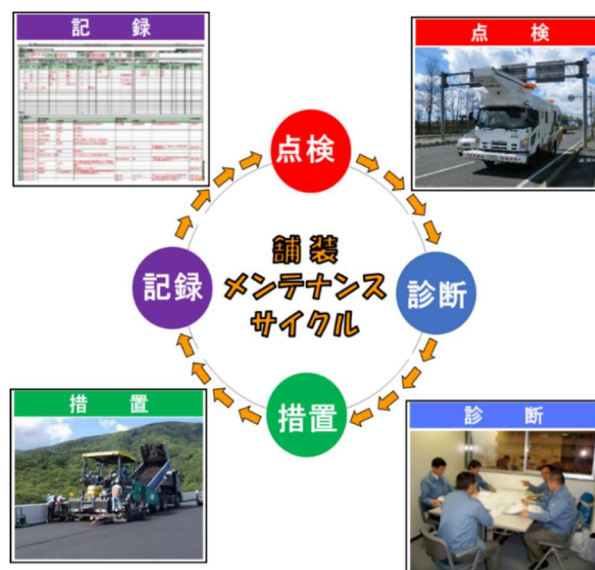


図-1-3 舗装メンテナンスサイクル

1-2 舗装点検要領

舗装点検要領（平成 28 年 10 月，国土交通省道路局）³⁾は，車道上の舗装の点検に適用され，点検の目的は，舗装の修繕の効率的な実施に向け，舗装の現状について必要な情報を得ることにあるとしている．舗装の点検にあたっては，管内の道路を分類 A～D に区分し（図-1-4），それらに応じた点検方法について定めている（表-1-1）．分類 B に相当する一般国道については，点検頻度の目安を 5 年に 1 回程度とし，点検方法は「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」としている．

特性		分類	主要な道路(イメージ)
高規格幹線道路 等 (高速走行など求められるサービス水準 が高い道路)		A	高速道路
	損傷の進行が速い道路 等 (例えば，大型車交通量が多い道路)	B	直轄国道
損傷の進行が緩やかな道路 等 (例えば，大型車交通量が少ない道路)		C	政令市・一般市道
	生活道路 等 (損傷の進行が極めて遅く占用工事等 の影響が無ければ長寿命)	D	補助国道・県道 市町村道

図-1-4 道路の分類イメージ

表-1-1 道路の分類に応じた点検・診断のイメージ

分類	点検・診断のイメージ
A	<ul style="list-style-type: none"> 高速道路など求められるサービス水準が高く，また高速道路走行による車上目視も困難であることから，路面性状測定車などを用いた点検を実施 各道路の特性に応じ，独自のメンテナンスサイクル（たとえば，点検対象の指標，点検頻度の設定等）の構築も可能
B	<ul style="list-style-type: none"> 点検5年に1回程度以上の頻度で実施 健全，表層機能保全段階，修繕段階の3区分で診断していく点検手法を採用（目視による手法でも良いし，機器を用いた手法でも良い） アスファルト舗装においては，使用目標年数を設定するとともに，ひび割れ率，わだち掘れ量，IRIの3指標を基本とする管理基準を道路管理者が設定して診断を実施
C	<ul style="list-style-type: none"> 点検頻度は定めず，点検漏れがないように計画的に点検を実施（たとえば，10年で一巡，という計画でも可．なお，これは一例であり，計画の内容は道路管理者が適切に設定） 健全～修繕段階の3区分で診断していく点検手法を採用（目視による手法でも良いし，機器を用いた方法でもよい） アスファルト舗装においては，道路管理者が適切に管理基準を設定して診断を実施（管理基準の対象とする指標は，道路管理者が損傷の特性等に応じて設定）
D	<ul style="list-style-type: none"> 巡視の機会を通じた路面管理（点検要領に基づく点検・診断は不要）とすることも可能

また，点検で得られる情報より，舗装の健全度を区分Ⅰ（健全），区分Ⅱ（表層機能保持段階），区分Ⅲ（修繕段階）に分類し，区分Ⅰは，劣化の程度が少なく舗装表面が健全な状態であるため措置は必要ないが，区分Ⅱでは，路盤以下の層の保護等の観点からひび割れへのシーリング材注入などの維持措置を検討する必要がある．区分Ⅲは，路盤以下の健全性を確認し，路盤打ち換え等の修繕措置が必要である（表-1-2）．

表-1-2 診断区分と舗装の状態

区分		状態
I	健全	損傷レベル小：管理基準に照らし，劣化程度が小さく，舗装表面が健全な状態である．
II	表層機能保持段階	損傷レベル中：管理基準に照らし，劣化程度が中程度である．
III	修繕段階	損傷レベル大：管理基準に照らし，それを超過している又は早期の超過が予見される状態である．
	(III - 1 表層等修繕)	表層の供用年数が使用目標年数を超える場合（路盤以下の層が健全であると想定される場合）
	(III - 1 路盤打換等）	表層の供用年数が使用目標年数未満である場合（路盤以下の層が損傷していると想定される場合）

舗装点検項目は，「ひび割れ」，「わだち掘れ」，「縦断凹凸」であり，管理指標は，それぞれ「ひび割れ率」，「わだち掘れ量」，「IRI（国際ラフネス指数）」を使用することを基本としている（図-1-5）．管理基準は，分類 A に相当する道路では，ひび割れ率 15～20%，わだち掘れ量 20～25mm，IRI 3.5mm/m 以下，分類 B 以下に相当する道路では，ひび割れ率 20～40%，わだち掘れ量 20～40mm，IRI 8mm/m 以下を採用している．本研究では，3 指標の内，路面画像で容易に損傷が把握できる「ひび割れ率」を対象とした．

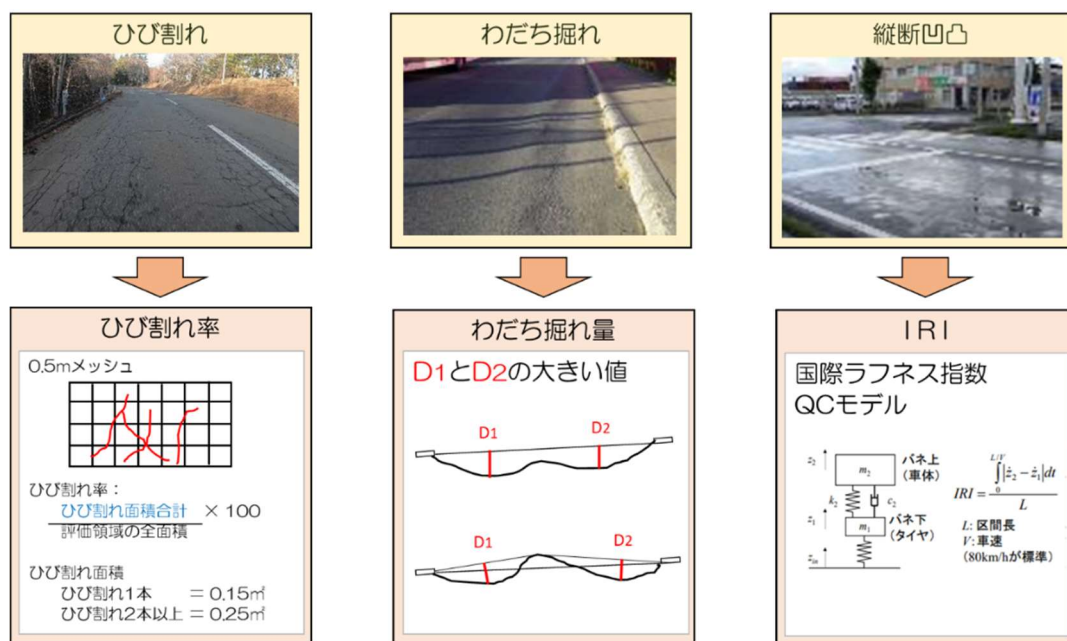


図-1-5 舗装点検項目

1-3 既往の研究

2013 年の道路インフラ総点検の実施を機に、大学等の研究機関において点検および診断に関する様々な研究が行われている。

点検および診断に関する既往研究を表-1-3 に示す。

目視点検においては、杉浦らが、目視点検の正解率を向上するための点検者の訓練方法について検討している¹⁰⁾。また、亀山らは、歩行点検と走行点検の精度について検証し、点検経験を積むことで正解率が上昇することを示した¹¹⁾。

舗装点検要領の策定後、点検の効率化のニーズから、昨今注目されている IoT や AI 技術の導入意欲が高まっている。現在、AI は様々なインフラの点検技術に用いられている。例えば、水口らは、道路トンネルにおいて画像と 3D レーザーデータを用いて変状を把握する手法¹²⁾を、田畑らは、UAV 画像と深層学習を用いて橋梁損傷の自動検知する手法を開発している¹³⁾。

舗装の点検においても、客観性と効率化を目的に、AI を活用した画像解析を組み合わせた技術が種々開発されている。例えば、浅田らは、市販のカメラで撮影した路面画像に動的 2 値化を適用してひび割れを検出する手法¹⁴⁾を開発している。また、全らは、深層学習の一つである CNN (Convolutional Neural Network) を用いて、車載カメラにより撮影された路面画像からひび割れを自動検出し、三段階評価する手法の開発¹⁵⁾し、浅田らは、路面性状測定車で撮影された高速道路の路面画像に CNN を用いてひび割れとパッチングを高精度で検出し、ひび割れ率を自動算出する手法を開発している¹⁶⁾。さらに、前田らは、スマートフォン画像を用いた YOLO (You Only Look Once) を用いて道路損傷の検出・分類する手法¹⁷⁾を、全らは、CNN と Random Forest を基にしたひび割れ検出手法を構築している¹⁸⁾。

AI はブラックボックスと呼ばれるように、出力結果の根拠を説明することが難しいと言われている。そのような問題を解決するために、昨今では、CAM (Class Activation Map) などのように、出力結果の根拠を可視化する「説明可能な AI (XAI : Explainable AI)」が開発されており、青山らのコンクリート構造物の変状検出¹⁹⁾や、西尾らの橋梁部材損傷判定 CNN の可視化²⁰⁾など、土木分野においても適用事例が報告されている。

近年では、車載カメラと AI を活用した点検方法をベースに、室蘭市管理道路を全面的に点検し、そのデータを活用した舗装マネジメントについても検討されている^{21),22)}。

一方、企業においても技術開発が活発化しており、様々な点検技術が実務に採用され始めている。しかし、これらの精度やコスト、制約条件が評価されていないため、道路管理者が現場の条件にあった技術を選ぶのが難しい状況にある。そこで、国土交通省は、平成 29 年に「路面性状を簡易に把握可能な技術」を公募²³⁾し、一般道路において共通試験を実施した。公開された試験結果一覧表 (表-1-4)²⁴⁾を見ると、参加した既往技術の中には、高価な専用車両を必要とせず、低コスト・簡易カメラ等を用いる「車両搭載型機器」タイプの技術も存在する。これらの中で、ひび割れ評価を対象としている技術を調べると、精度については、A~E の 5 段階ランクの内、検出率が B や C に留まっており、舗装劣化箇所を見逃す傾向にあることが指摘される。また、これらの精度検証は、一般国道に設定した 1km 区間のみで行われており、検証データとしてのサンプルが少ない。AI 活用技術に関しては、参加した 16 件の技術の内、ひび割れの検出に AI を活用した技術が 4 件報告されており、その内訳は、機械学習である RF (Random Forest) と SVM (Support Vector Machine) を用いた技術がそれぞれ 1 件、深層学習の CNN を用いた技術が 2 件であった。これらは、

ひび割れの検知やひび割れ率の算出を目的としており、損傷度合いや原因の判別などの舗装診断技術についての研究はあまり進んでいない。

表-1-3 既往の研究

Key words	筆 者	論文名	概 要	年度
目視点検	松浦聡志, 亀山修一, 坪井勤, 高橋敏彦, 市川晴信	美濃加茂市の生活道路の舗装維持管理における目視点検の導入に向けた諸検討	美濃加茂市は、路面性状測定車の適用が困難な生活道路の舗装維持管理にシルバー人材による目視点検の導入を計画している。本研究では、目視点検の正解率を向上するための点検者の訓練方法を検討し、舗装技術者が現場において評価ポイントを指導することで、正解率が大きく向上することを示した。	2014
	亀山修一, 金森弘晃, 井上昌幸, 浅田拓海, 川端伸一郎	舗装路面の目視点検の精度に関する研究	本研究では、目視点検として、歩きながら点検する歩行点検と走行車両から点検する走行点検の2方法を考え、路面性状値が既知の舗装において両点検を実施し、その精度について検討した。歩行点検では、点検経験を積むと正解率が向上し、走行点検においても、点検経験を積むとひび割れでの損傷レベルが大きい箇所では正解率が上昇することを示した。	2015
AIインフラ点検	水口尚司, 大西有三, 西山哲, 西川啓一, 下澤正道, 石村勝伸	道路トンネルにおける画像及びレーザーデータを用いたマネジメント手法の研究	本研究では、トンネルマネジメントの課題解決に向けて、トンネル走行型計測技術の適用性、本技術を活用したマネジメント手法について考察し、今後の実現性に向けた課題や将来展望について述べている。	2015
	田畑佑, 党紀, 春田大二郎, Ashish SHRESTHA, 松永昭吾, 全邦釘	UAV撮影と深層学習を用いた橋梁損傷の自動検知に関する検証	本研究では、橋梁の損傷を検出する効果を検証するため、汎用型の小型無人機(UAV)を用いて実橋梁の飛行撮影を行い、UAV撮影と画像分類による損傷判定を行った。定期点検より検出した損傷箇所と比較することによってUAV橋梁撮影による損傷検知手法の効果を検証した。	2018
2値化処理	浅田拓海, 亀山修一, 川端伸一郎, 佐々木克典	走行車両から撮影した路面画像を用いた舗装のひび割れ評価手法の開発	本研究では、走行車両から市販のデジタルカメラで撮影した路面画像をアフィン変換や動的2値化処理などの画像解析を適用して自動的にひび割れを検出する手法を開発した。自動検出によって得られた結果と目視によってひび割れを検出した結果の一致率は80%以上であった。	2014
CNN	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	本研究では、ディープラーニングの一種であるCNNを用いて、白線やマンホールを区別した上で舗装の撮影画像からひび割れを自動検出、評価し、GIS上で可視化するシステムを構築した。実際に車両から撮影した画像に本手法を適用した実験により、高いひび割れ評価性能を確認した。	2017
	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	本研究では、路面性状測定車による高速道路の路面画像にCNNを適用し、ひび割れとパッチングを高精度で検出し、ひび割れ率を自動算出する手法を開発した。モデルを路面画像に適用してひび割れ率を算出し、従来のスケッチ法と比較した結果、サイズ90(実寸3cm×3cm)で最も精度が良く、ひび割れ形状を細かく可視化できた。	2018
YOLO	Maeda, H., Sekimoto, Y., Seto, T., Kashiyama, T. and Omata, H.	Road damage detection and classification using deep neural networks with smartphone images	本研究では、車に搭載したスマートフォンで撮影した9,053枚の道路損傷画像と、これらに含まれる15,435枚の路面損傷からなる大規模なDBを作成した。CNNを用いてデータセットを損傷検出モデルに学習させ、GPUサーバとスマートフォンを用いて精度と実行速度を比較した。提案する物体検出手法を適用することで、損傷の種類を高精度に8種類に分類した。	2018
RF	全邦釘, 嶋本ゆり, 大窪和明, 三輪知寛, 大賀水田生	ディープラーニングおよびRandom Forestによるコンクリート表面ひび割れ自動検出手法	撮影画像からひび割れを自動検出する研究が国内外の様々な期間において行われているが、いまだ精度が低い。本研究では、ディープラーニングの一種であるCNNとRandom Forestを基としたひび割れ検出手法を構築し、精度向上を目指した。また、実際の撮影画像を用いた実験の結果、高い精度であることを確認した。	2017
可視化	青山亘佐, 河村伸哉, 中野聡, 中村秀明	深層学習による画像認識を用いたコンクリート構造物の変状検出に関する研究	本研究では、デジタルカメラにより取得した画像に対して深層学習による画像認識を適用し、コンクリート構造物の変状を自動的に検出して損傷程度の区分(ランク)に関するクラス分類を行う手法について検討した。深層学習による画像認識が、目視点検の省力化および効率化に対して有効な手法であることを確認した。	2018
	西尾真由子, 栗栖雄一	橋梁点検部材損傷度判定CNNの可視化による判断根拠の理解と活用	本研究では、橋梁部材画像から損傷度判定を行うCNNを構築し、それにGrad-CAMを適用してCNNの判断根拠を可視化した。さらに、CNNと人で判断根拠が整合した画像を訓練データとして再構築してCNNを構築すると、その判定性能を向上させられる可能性を示した。	2020
マネジメント	浅田拓海, 居駒薫樹, 有村幹治, 亀山修一	生活道路の舗装点検全数調査データの構築と舗装メンテナンス・マネジメントへの応用	本研究では、車載カメラとCNNを用いた舗装点検システムにより、室蘭市の管理道路815 kmを対象とした点検を実施し、ひび割れ評価が十分な精度であることを確認した。室蘭市管理道路の点検データを用いて、舗装劣化箇所のスクリーニングや舗装維持修繕のLCC推計を試み、舗装点検の全数データの有効性を示した。	2021
	浅田拓海, 可知宏太, 有村幹治	生活道路の舗装修繕トリアージに向けた舗装劣化箇所の面的抽出手法の構築	本研究では、生活道路を対象として、近隣住民や修繕効率化を考慮した舗装劣化箇所の面的抽出手法を構築した。具体的には、舗装点検や住宅立地データを用い、舗装のひび割れ率と住宅の空間分布に基づいて修繕対象の優先順位付けを行う。優先箇所を面的に抽出できれば、住民へのサービス水準向上や修繕の効率化と費用削減が期待できる。	2021

表-1-4 国土交通省共通試験結果一覧表

技術 No.	使用車両	測定機器	点検精度												AIの活用
			検出率						的中率						
			ひび割れ率		わだち掘れ量		IRI		ひび割れ率		わだち掘れ量		IRI		
			II以上	III	II以上	III	II以上	III	II以上	III	II以上	III	II以上	III	
1	専用測定車両	ラインスキャンカメラ レーザースキャナ レーザ変位計	A	A	A	注1	A	A	A	B	A	注1	A	B	
2	車両搭載型 機器	カメラ レーザ スキャニンググレード	A	A	B	注1	A	A	B	A	A	注1	A	B	
3	専用測定車両	アセットカメラ レーザースキャナ レーザ変位計	A	A	A	注1	A	A	A	A	A	注1	A	B	
4	車両搭載型 機器	3Dカメラ 高出力レーザ	C	D	A	注1	B	E	A	A	A	注1	A	E	
5	専用測定車両	ハイビジョンカメラ IRIプロファイラ	A	A	C	注1	B	D	B	A	B	注1	A	A	RF
6	専用測定車両	画像用カメラ レーザースキャナ 加速度計	A	B	C	注1	C	D	A	A	A	注1	A	A	
7	専用測定車両	レーザプロファイルカメラ レーザ変位計 加速度センサ	A	A	A	注1	A	B	A	A	A	注1	A	C	
8	専用測定車両	CCDカメラ レーザースキャナ 非接触変位計	A	A	A	注1	A	E	A	A	A	注1	B	E	CNN
9	車両搭載型 機器	市販ビデオカメラ	B	C	D	注1	—	—	A	B	A	注1	—	—	CNN
10	車両搭載型 機器	市販ビデオカメラ	C	C	—	—	—	—	B	A	—	—	—	—	SVM
11	車両搭載型 機器	STAMPER	—	—	—	—	B	C	—	—	—	—	A	A	
12	車両搭載型 機器	スマートフォン加速度センサ	—	—	—	—	A	A	—	—	—	—	A	B	
13	車両搭載型 機器	三軸加速度センサ	—	—	—	—	A	D	—	—	—	—	B	D	
14	車両搭載型 機器	加速度センサ ビデオカメラ	—	—	—	—	A	A	—	—	—	—	B	D	
15	車両搭載型 機器		—	—	—	—	A	A	—	—	—	—	A	C	
16	車両搭載型 機器		—	—	—	—	B	E	—	—	—	—	A	E	

注1： わだち掘れ量の検出率(III), 的中率(III)は, 現場の状況から適切な評価は困難

凡例：	A	:80%以上	B	:60%以上 80%未満	C	:40%以上 60%未満	D	:20%以上 40%未満	E	:20%未満
-----	---	--------	---	-----------------	---	-----------------	---	-----------------	---	--------

1-4 従来の点検方法

従来の舗装点検方法には、徒歩による目視（歩行点検）と車上からの目視（走行点検）、路面性状測定車による点検（路面性状調査）がある。これらの点検方法の評価を図-1-6に示す。歩行点検は、点検者が現地を歩きながら目視点検を行うので、延長が長いと点検に時間と労力を要し費用が増大するとともに解析業務にも多大な時間と労力を要する。走行点検は歩行点検よりも実用的な方法であるが、点検者は走行車両から路面を瞬時に評価しなければならないため、点検結果のバラツキが大きくなり点検精度が低い。また、歩行点検に比べて計測業務の時間は短いが、解析業務については、依然として歩行点検と同様に時間と労力を要する。

路面性状測定車による点検においては、路面性状 3 要素（ひび割れ・わだち掘れ・路面凹凸）を短時間で高精度に計測できるが、解析には多大な時間を要する。さらに、全国的に路面性状測定車の台数が少なく、そのため調査費用も高額となる。

このような現状を踏まえ、予算減少および技術者不足等の厳しい状況の下、効率的な維持管理を求められている道路管理者への支援ツールとして、AI を活用した安価で効率的な舗装点検および診断システムの開発が望まれる。

		目視点検		路面性状測定車による点検
		歩行点検	走行点検	
				
計測業務	時間	長い	短い	短い
	労力	多い	少ない	少ない
解析業務	時間	長い	長い	長い
	労力	多い	多い	中程度
費用		中程度	安い	高い
精度		高い	低い	高い

図-1-6 従来の舗装点検方法の評価

1-5 本研究の目的

本研究では、社会的背景にある舗装維持管理予算の減少、維持管理に携わる技術者不足に加え、従来の点検方法が抱える精度の低下や高額な費用などの諸問題を解決するため、「道路管理者への舗装維持管理の支援ツールとして、安価で効率的な舗装点検・診断手法の開発」を目的とする（図-1-7）。目的達成のために、車載式のビデオカメラを車両ボンネットに取り付けて前方の舗装路面を動画で撮影し、得られた動画を活用して舗装の点検および診断を行う手法を採用する。

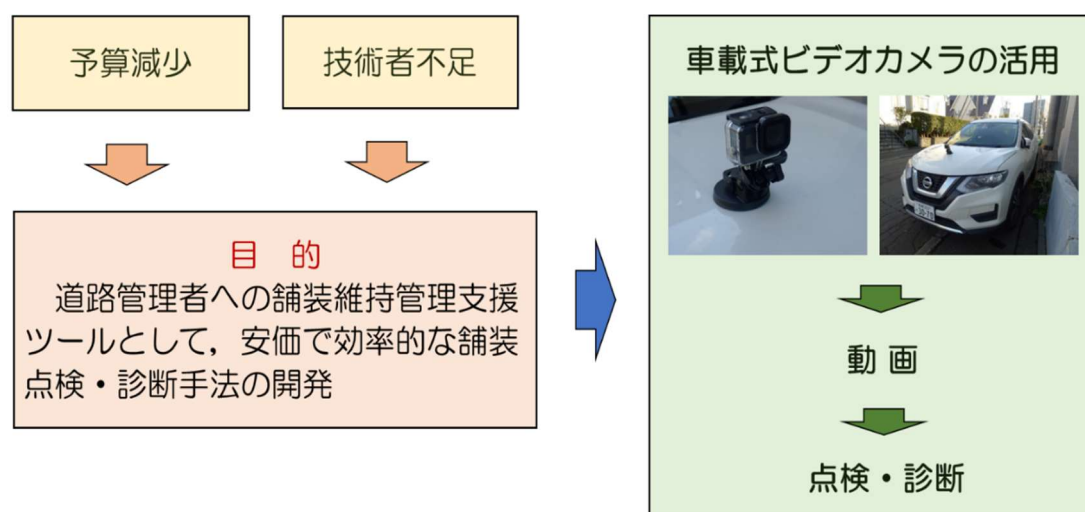


図-1-7 本研究の目的

研究の手順は、まず、従来の目視点検の問題点に対処するため、車載カメラで撮影した動画をPC上で目視点検する「動画目視点検」に着手する。次に、動画目視点検のさらなる精度向上と解析業務の短縮を図るため、点検にAIを活用する「AIによる舗装点検」に取り組む。最後に、点検のみならず診断にもAIを活用する「AIによる舗装診断」の3段階で進める（図-1-8）。

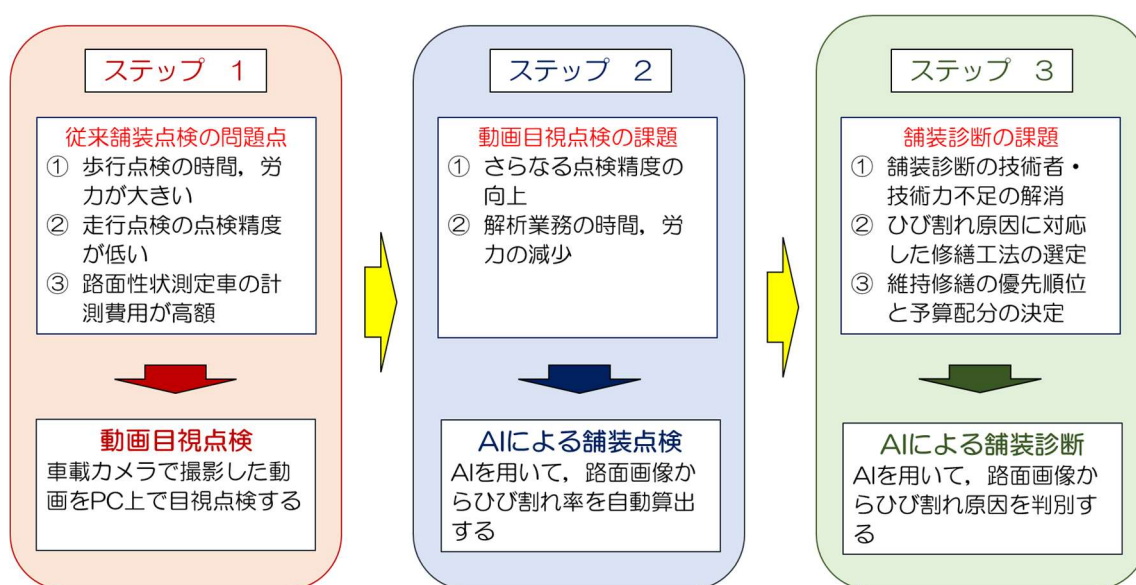


図-1-8 研究の手順

1-5-1 動画目視による舗装点検

走行点検における計測・解析に要する多大な時間や労力，走行点検における点検精度の低下など，従来の目視点検のデメリットを解決する方法として，亀山らが開発した，走行車両に搭載した GPS 機能付きアクションカメラで撮影した動画を用いて PC 上で目視点検を行うシステム（以後，動画目視点検システム）²⁵⁾を採用し，被験者による目視評価を実施して点検精度，訓練効果，精度向上のための方法について検討する．さらに，点検工区で目視点検を実施し，動画目視点検システムの有効性を示す．

1-5-2 AI による舗装点検

国土交通省の共通試験に参加した既往技術の中には，高価な専用測定車両を必要とせず，低コスト・簡易カメラ等を用いる「車両搭載型機器」タイプの技術も存在する．これらの中で，ひび割れ評価を対象としている技術を調べると，精度については，A～E の 5 段階ランクの内，検出率が B や C に留まっており，舗装劣化箇所を見逃す傾向にあることが指摘される．また，これらの精度検証は，一般国道に設定した 1km 区間のみで行われており，検証データとしてはサンプルが少ない．

そこで，浅田らが開発した，深層学習モデルの一つである U-net によるひび割れの自動スケッチ手法を用いた舗装点検システム（以後，AI 舗装点検システム）²⁶⁾を採用し，検証試験を行い，従来の目視点検や同型の既往技術との比較を通して，AI 舗装点検システムの有効性を示す．

1-5-3 AI による舗装診断

現在，ひび割れの種類や発生原因は，道路を管理する自治体の技術者が目視と舗装基本諸元データを基に推定することがほとんどである．舗装点検で抽出されたひび割れ発生箇所において，技術者が逐一これを行うことは費用および人的資源の面で極めて難しい．そこで，「点検」のみならず，「診断」までの作業を AI により効率化できれば，修繕計画の策定や修繕費用の推計が容易となる．

そこで，路面画像と舗装基本諸元データから，ひび割れ原因を判別する手法（以後，AI 舗装診断システム）²⁷⁾を構築する．さらに，本手法を北海道内の路線に適用し，地域別および道路種類別のひび割れ原因分析やひび割れ原因に対応した維持修繕費用の推計を行い，本システムの活用方法を検討する．

1-6 本論文の構成

本論文は、図-1-9 に示す全 5 章で構成される。

第 1 章 研究の背景および目的

第 2 章 動画目視による舗装点検

- ・ 車両から撮影した動画を用いたひび割れの目視点検手法
- ・ 動画目視点検の精度検証

第 3 章 AI による舗装点検

- ・ U-net スケッチ法によるひび割れ検出とひび割れ率の算出手法
- ・ 路面性状調査との精度比較
- ・ 目視点検および既往技術との精度比較

第 4 章 AI による舗装診断

- ・ 説明可能な AI を用いたひび割れ発生原因の判別手法
- ・ 判別結果の根拠箇所の可視化
- ・ AI 舗装診断システムの活用方法

第 5 章 結論

図-1-9 本論文の構成

1-7 1章の参考文献

- 1) 国土交通省：総点検実施要領（案），2013.
- 2) 国土交通省：国土交通省インフラ長寿命化計画（行動計画），2014.
- 3) 国土交通省：舗装点検要領，2016.
- 4) 公益社団法人日本道路協会：舗装点検必携，2017.
- 5) 公益社団法人日本道路協会：舗装点検要領に基づく舗装マネジメント指針，2018.
- 6) 社会資本整備審議会道路分科会，第6回道路技術小委員会，配布資料：これからの舗装マネジメント，舗装管理の現状，2016.
- 7) 社会資本整備審議会・交通政策審議会技術分科会技術部会，配布資料：市町村における持続的な社会資本メンテナンス体制の確立を目指して，市町村を取り巻く現状と課題，2015.
- 8) 坂口浩昭，上田湧雅，池田隆太郎，柴田久：全国市区町村における道路維持管理の現状と道路利用者連携方策に関する研究，土木学会論文集 D3（土木計画学），Vol. 77, No. 5, pp. I_69-I_82, 2022.
- 9) 一般社団法人日本道路建設業協会：舗装診断士，概要.
<http://www.dohkenkyo.or.jp/diagnose/index.htm>（閲覧日：2022年9月20日）.
- 10) 松浦聡志，亀山修一，坪井勤，高橋敏彦，市川晴信：美濃加茂市の生活道路の舗装維持管理における目視点検の導入に向けた諸検討，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol.70, No.3（舗装工学論文集第19巻），pp. I_25-I_31, 2014.
- 11) 亀山修一，金森弘晃，井上昌幸，浅田拓海，川端伸一郎：舗装路面の目視点検の精度に関する研究，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol. 71, No. 3（舗装工学論文集第20巻）pp. I_25-I_30, 2015.
- 12) 水口尚司，大西有三，西山哲，西川啓一，下澤正道，石村勝伸：道路トンネルにおける画像及びレーザーデータを用いたマネジメント手法の研究，土木学会論文集 F2（地下空間研究），Vol.71, No.1, pp.20-30, 2015.
- 13) 田畑佑，党紀，春田大二郎，Ashish SHRESTHA，松永昭吾，全邦釘：UAV 撮影と深層学習を用いた橋梁損傷の自動検知に関する検証，土木学会論文集 F4（建設マネジメント），Vol.74, No.2, pp.I_62-I_74, 2018.
- 14) 浅田拓海，亀山修一，川端伸一郎，佐々木克典：走行車両から撮影した路面画像を用いた舗装のひび割れ評価手法の開発，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol.70, No.3, pp.I_9-I_16, 2015.
- 15) 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, pp. I_97-I_105, 2017.
- 16) 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, pp. I_131-I_139, 2018.
- 17) Maeda, H., Sekimoto, Y., Seto, T., Kashiya, T. and Omata, H. : Road damage detection and classification using deep neural networks with smartphone images, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, Vol. 33, Issue 12, pp. 1127-1141, 2018.
- 18) 全邦釘，嶋本ゆり，大窪和明，三輪知寛，大賀水田生：ディープラーニングおよび Random Forest によるコンクリート表面ひび割れ自動検出手法，土木学会論文集 F3（土

木情報学), Vol. 73, No. 2, pp. I_297-I_307, 2017.

- 19) 青山亘佐, 河村伸哉, 中野聡, 中村秀明: 深層学習による画像認識を用いたコンクリート構造物の変状検出に関する研究, 土木学会論文集 E2 (材料, コンクリート構造), Vol. 74, No. 4, pp. 293-305, 2018.
- 20) 西尾真由子, 栗栖雄一: 橋梁点検部材損傷度判定 CNN の可視化による判断根拠の理解と活用, AI・データサイエンス論文集, 1 巻, J1 号, 2020.
- 21) 浅田拓海, 居駒薫樹, 有村幹治, 亀山修一: 生活道路の舗装点検全数調査データの構築と舗装メンテナンス・マネジメントへの応用, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.76, No.5 (土木計画学研究・論文集第 38 巻), I_41-I_49, 2021.
- 22) 浅田拓海, 可知宏太, 有村幹治: 生活道路の舗装修繕トリアージに向けた舗装劣化箇所面的抽出手法の構築, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.76, No.5 (土木計画学研究・論文集第 38 巻), I_81-I_92, 2021..
- 23) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部: 舗装点検技術の性能評価項目・試験方法及び評価指標(案)に対する意見募集の公表及び舗装点検技術の公募について～新技術活用システムのテーマ設定型(技術公募)における技術の募集について～, 「路面性状を簡易に把握可能な技術」, 2017
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo_08_hh_000435.html
- 24) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部: 『路面性状を簡易に把握可能な技術』の試験結果等を公表します, 2018.
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo_08_hh_000532.html
- 25) 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, pp.I_25-I_31, 2019.
- 26) 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システムの精度検証, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol. 76, No. 2, pp. I_123-I_131, 2020.
- 27) 長屋弘司, 浅田拓海, 亀山修一: 説明可能な AI を用いた舗装のひび割れ発生原因判別手法の開発, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol. 77, No. 1, pp. 28-38, 2021.

第 2 章

動画目視による舗装点検

第2章 動画目視による舗装点検

2-1 緒言

高度経済成長期に集中的に整備された道路施設の老朽化が進行しているにもかかわらず、舗装の維持修繕費用は 20 年前と比べて大幅に減少している。厳しい財政制約の下で舗装の維持修繕を行うには、舗装のメンテナンスサイクルを確立し、予防保全型の管理を行うことで舗装の長寿命化と LCC の縮減を実現する必要がある。そこで、国土交通省は、平成 28 年に舗装点検要領¹⁾を策定し、直轄国道では平成 29 年度から点検要領を踏まえた点検を実施するよう通知した。それまで、直轄国道では、舗装の点検としては、路面性状測定車を用いて路面性状 3 要素（ひび割れ、わだち掘れ、縦断凹凸）を高精度で計測する手法が用いられていたが、平成 29 年度からは、点検手法は、「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」としている。

近年、路面性状を把握するために、新たな技術を取り入れた様々な装置が開発されているが、それらの精度・コスト・制約条件が比較されていないため、道路管理者が現場条件に合った技術を選ぶのが難しい状況にある。そこで、国土交通省は、同一の評価項目や試験方法の下で比較可能な一覧表を作成することを目的に技術公募を行い、一般道路での共通試験を実施した²⁾。公開された一覧表を見ると³⁾、測定できる路面性状の要素が多くて、測定精度が高い装置はコストが高くなる傾向が見られるが、低コストで高精度の装置も存在する。

点検要領において点検の基本手法とされた目視点検には、徒歩による目視（歩行点検）と車上からの目視（走行点検）がある。亀山らは、路面性状測定車によって路面性状（真値）が判明している北海道道において、複数の点検者による目視点検を行い、歩行点検と走行点検の精度について検討している⁴⁾。その結果、歩行点検の正答率は、ひび割れ 87%、わだち掘れ 81%、縦断凹凸 59%、走行点検ではそれぞれ 69%、61%、71%であり、走行点検の精度は、ひび割れとわだち掘れでは歩行点検よりも約 20%低い⁵⁾が、歩行点検にかかる時間・労力・費用を考慮すると、スクリーニングを目的とした舗装の点検としては実用に値する精度であることを明らかにした（図-2-1）。

走行点検は歩行点検よりも実用的な方法であるが、点検者は走行車両から路面を瞬時に評価しなければならないため、点検結果のバラツキが大きくなる。それを補うためには、天候や走行速度などが同じ条件の下で複数の点検者による点検が必要不可欠となる。また、仮に、点検者を確保できたとしても、雨天などで点検を実施できないこともあり、その場合には再び点検者の確保が必要となる。さらに、現場では、点検を始める前に、キロポストや道路台帳を参照にして評価区間の位置を求めてコーンなどの目印を置く（例えば、キロポストから 100m 毎に）必要がある。

そこで、本章では、上記のような走行点検のデメリットを解決する方法として、亀山らが開発した、走行車両に搭載した GPS 機能付きビデオカメラで撮影した動画を用いて PC 上で目視点検を行う「動画目視点検システム」⁵⁾を採用し、被験者による目視評価試験を実施して点検精度、訓練効果、精度向上のための方法について検討した。さらに、得られた結果を基に、本手法を用いて 6 工区（各延長 1km）の舗装の目視点検を実施し、その有効性を検証した。

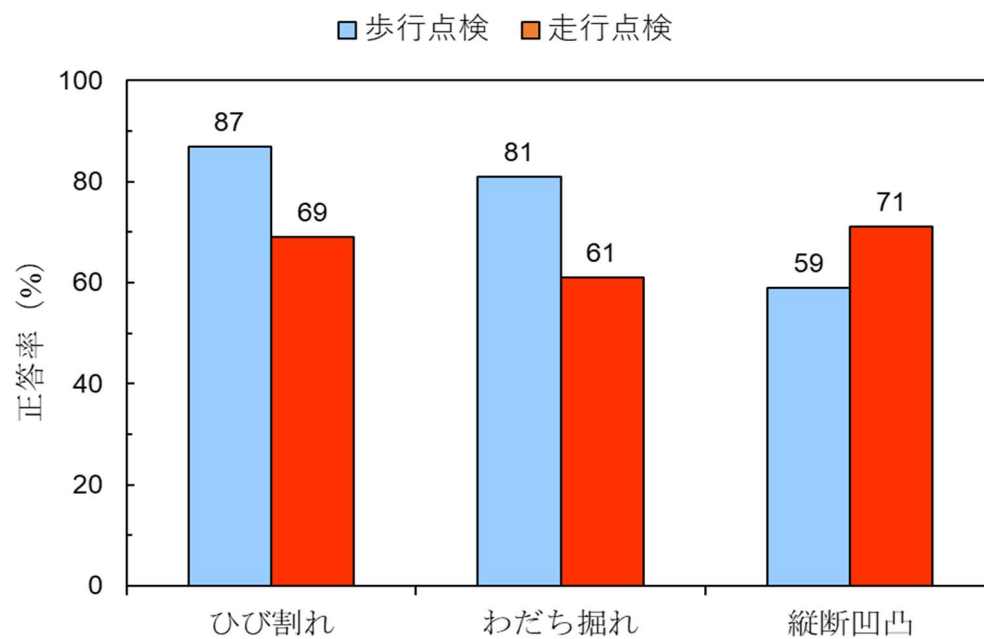


図-2-1 既往研究の目視点検の精度

2-2 動画目視点検システムの活用

2-2-1 動画の撮影

本研究では、動画撮影には市販されている GoPro 社製のアクションカメラ GoPro HERO6 を用いた（図-2-2）。このカメラは、GPS 機能を有しており、動画ファイルに位置情報がメタデータとして記録されるため、動画を構成するフレーム（静止画）と位置が自動的に関連付けられる。撮影時に水や砂塵がカメラに直接当たらないようにハウジングを取り付け、それを専用のマウントで車のボンネットに固定する。カメラ操作アプリをタブレットにインストールすると、タブレットとカメラの間で Wi-Fi および Bluetooth 通信が可能となり、カメラ操作（録画・停止、電源 ON・OFF）を社内から実行することができる。カメラはどのような車両にも簡単に取り付け可能であることから、通常の道路巡回業務等において目視点検に用いるデータを収集することができる。ただし、走行速度を速くし過ぎると路面のひび割れを適切に見ることができなくなるので、動画撮影の走行速度は 50km/h 以下が望ましい。



GoPro HERO6



【カメラ設定】

- 画像解像度：1080p (1920×1080)
- 画角：広角モード
- フレームレート：60fps
- 位置情報取得：20Hz
- 手振れ補正：ON

図-2-2 動画撮影装置

2-2-2 動画目視点検システム

本研究では、亀山らが開発した、GoPro HERO6 で撮影された動画を PC で再生して目視で路面損傷を評価する「動画目視点検システム」を活用した。このシステムには、「舗装点検」と「損傷検知」の2つのモードがある。

舗装点検モードのユーザ画面は図-2-3 のようになっており、点検者は画像を見て、路面損傷の度合いを大・中・小の3段階で判定する。動画下の制御ボタンで、再生、停止、スロー再生、コマ（1フレーム）送り・戻し、10m・20m 送り・戻しができる。評価区間の延長は100mと10mの2通り、検査項目はひび割れ・わだち掘れ・縦断凹凸の3項目を選択できる。

動画と地図は同期しているため、動画で再生されている地点は右側の地図上に点で表示される。また、地図上で評価区間をクリックすると当該区間の動画が再生される。本システムは国土交通省の道路基準点案内システムで公開されているキロポストの位置情報を取り込んで地図上に表示することや、再生されている地点の位置をキロポストからの距離として表示することができる。動画にある赤色の線は評価区間の終点を示しており、さらに動画の左には終点までの距離も表示される。現場で目視点検を行う場合、事前に評価区間の位置出し（区間境界の設定）をしなければならないが、本システムではカメラのGPSから得られた位置情報を基に区間境界が動画上に表示されることから事前準備は不要である。目視による評価はポイントではなく区間全体を評価することから、区間終点や終点までの距離は点検者にとって重要な情報となる。

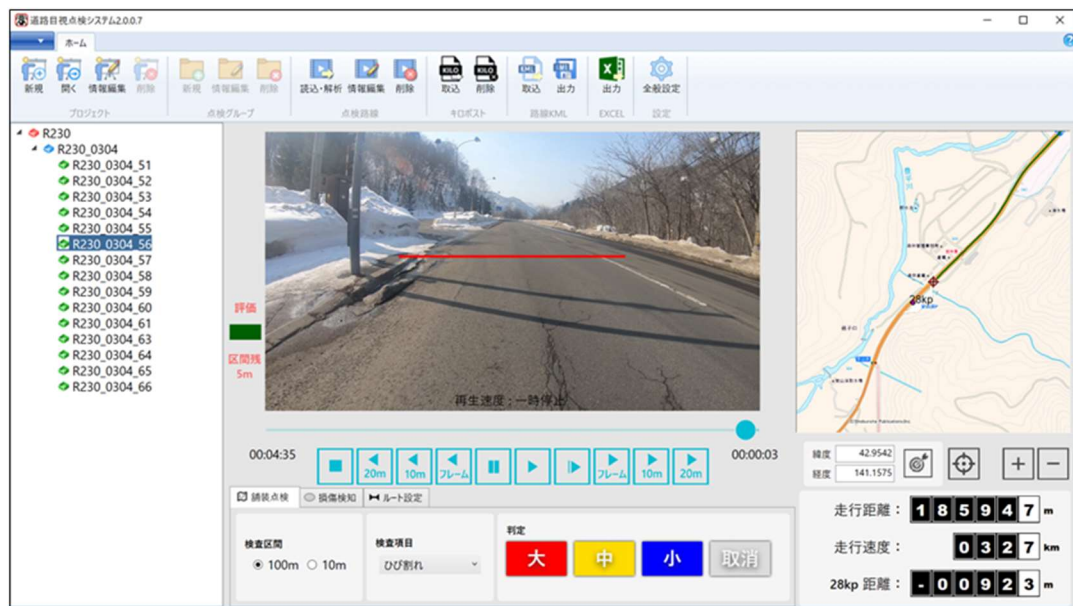


図-2-3 動画目視点検システム（舗装点検モード）

損傷検知モードは図-2-4 のようになっており、動画に現れたポットホールやひび割れなどの損傷を画面上で指定することで、発生位置・面積・長さを計算・記録する。例えば、動画を再生中にポットホールを発見した場合、一旦再生を停止し（静止画状態）、同図に示すように最下段にある「描画」ボタンを押して、ポットホールを楕円で囲むと、楕円面積が表示される。さらに、メモに「ポットホール」と入力すると、損傷箇所の静止画とともに、位置情報（キロポスト）、損傷の種類（ポットホール）、面積が記録される。横断ひび割れの場合のみ最下段にある「計測」を押して、ひび割れをなぞると長さが表示される。記録された損傷は地図上に印で表示されることに加え、地図上で印をクリックすると損傷箇所の静止画が表視される。

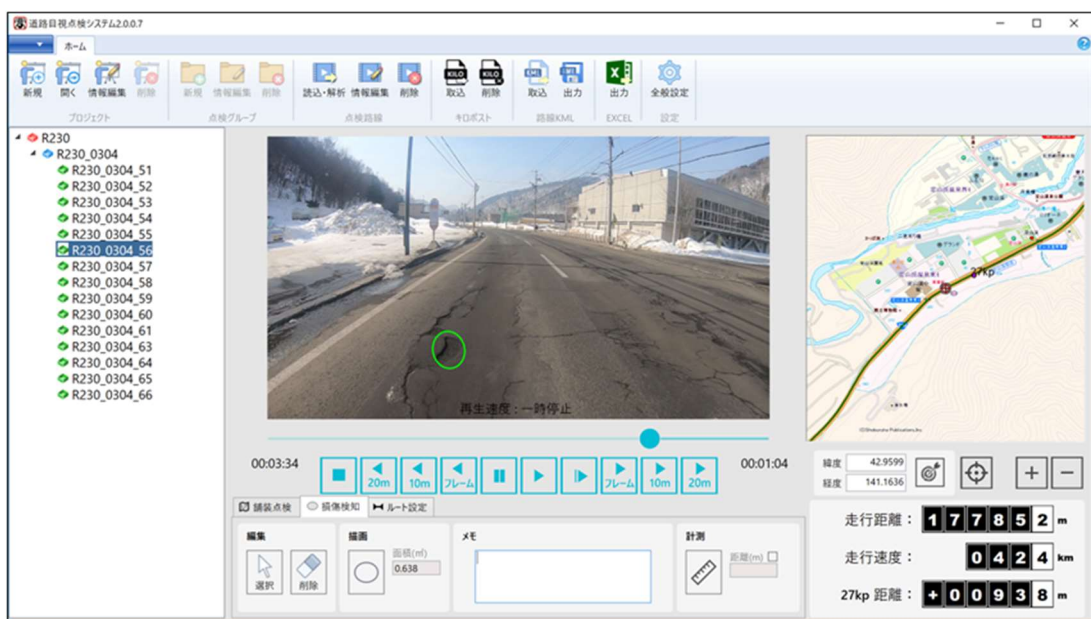


図-2-4 動画目視点検システム（損傷検知モード）

2-3 動画目視点検の精度検証

ここでは、土木研究センターの路面性状自動測定装置性能確認試験で性能を認定された路面性状測定車によって路面性状（真値）が得られている舗装を、動画目視点検システムを用いて複数の被験者に繰り返し目視評価をしてもらい、点検の精度、及び繰り返しによる点検精度の向上、すなわち訓練効果について分析するとともに、点検精度を向上させる方法についても検討する。なお、本研究では、路面性状の内、目視で最も確認しやすいひび割れのみを対象とした。

2-3-1 目視評価試験の概要

国道 272 号上り（中標津→釧路）、92.0kp～0.6kp のひび割れ率を路面性状測定車によって測定し、得られた値を真値とみなした。同時期に、動画撮影装置（図-2-2）を取り付けた車両で当該区間の路面状態を撮影した。後日、本システムを用いて複数の被験者で目視評価試験を実施した。被験者は北海道科学大学工学部都市環境学科の 4 年生 10 名（男性）であり、事前に舗装点検要領に記載されているひび割れの評価方法について説明した。なお、目視評価には 1 台の PC（27 インチモニタ）を用いた。

延長 92km を全て目視評価するには多大な労力と時間がかかることから、ここでは、当該区間の中から、区分 I（ひび割れ率 0～20%）、区分 II（同 20～40%）、区分 III（同 40%以上）からそれぞれ 10 区間（各延長 100m）、合計 30 区間を選んだ。目視評価の訓練効果を検討するために、目視評価試験を繰り返す必要があることから、30 区間の中から 10 区間を無作為抽出し、それらを 1 回の試験に用いる動画とした。

被験者は本システムを用いて、1 回の目視評価試験で 10 区間のひび割れを評価し、試験終了後、真値と合っているかどうかを確認する。この際、評価が真値と異なる（誤答）場合は、被験者に再度動画を見せて学習させた。全ての被験者の目視評価試験が終了すると、再び 30 区間の動画からランダムに 10 区間を抽出し、目視評価を行った（復元抽出）。本研究では、この試験を 8 回繰り返した（図-2-5）。復元抽出のため同じ動画が選ばれるが、最大で 3 回としたこと、再生順番が変化すること、動画数が 30 種類にも及ぶことから被験者が真値を覚えてしまう懸念はないと考えられる。1 回目～8 回目の目視評価試験におけるひび割れ区分 I・II・III の割合を図-2-6 に示す。無作為抽出を行ったために区分 I・II・III の割合は多少ばらつくが、いずれの試験回数においても区分 I・II・III が含まれている。

ひび割れ	区分Ⅰ	区分Ⅱ	区分Ⅲ	計
調査区間 (100m区間)	10	10	10	30

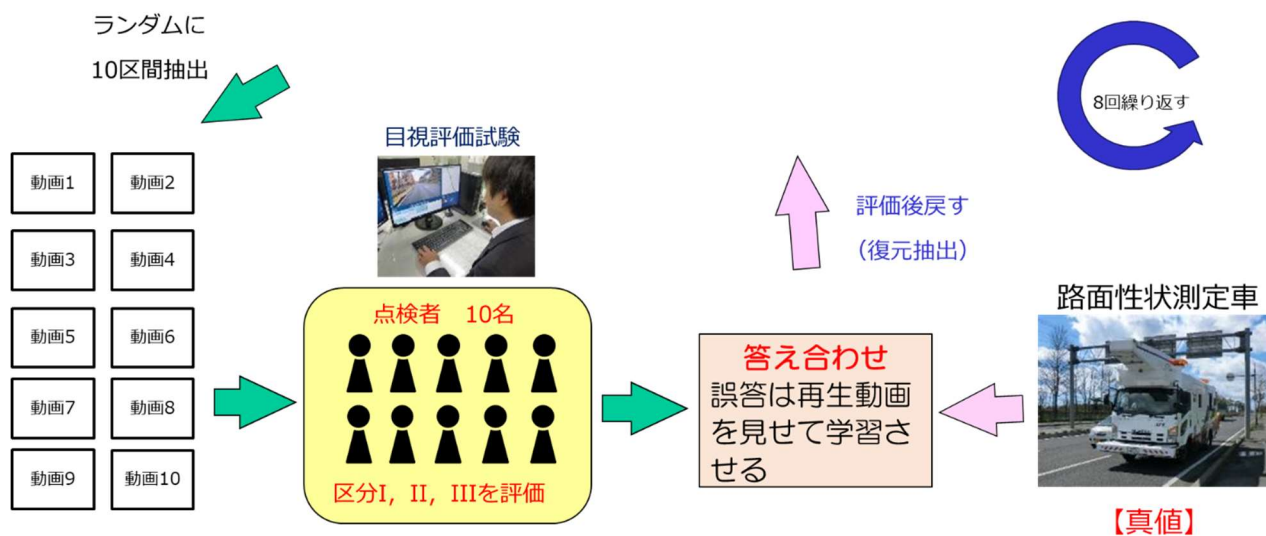


図-2-5 目視点検試験の概要

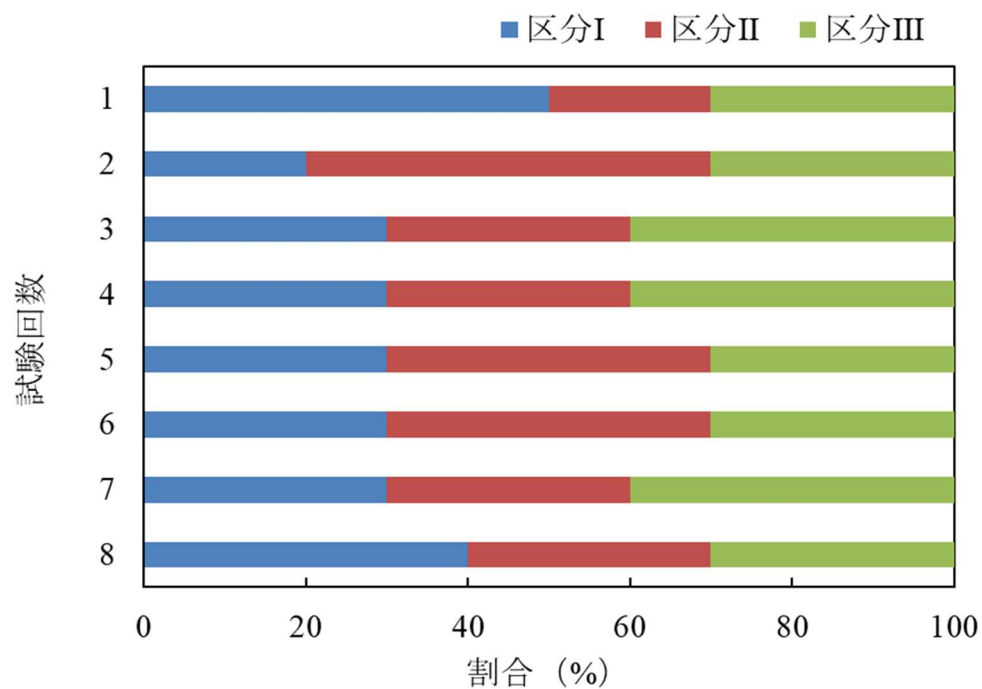


図-2-6 目視点検試験に用いた区間のひび割れ区分の割合

2-3-2 精度試験結果の分析

各試験回数において被験者による目視評価と真値との関係は表-2-1 のようなマトリックスで表される。本研究では，目視評価の精度を評価するために，正答率に加え，国土交通省の舗装点検技術公募の応募要領²⁾ で取り入れられた検出率と的中率を用いた。

表-2-1 真値と目視評価の関係

		真値		
		区分I	区分II	区分III
目視評価	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

正答率（％）は真値と目視評価が一致した割合であり，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（％）は確実に損傷を発見できるかを確認する指標であり，以下のように算出される。

・区分 II 以上の場合

$$\text{検出率} = \frac{C_5 + C_6 + C_8 + C_9}{C_2 + C_3 + C_5 + C_6 + C_8 + C_9} \times 100 \quad (2)$$

・区分 III の場合

$$\text{検出率} = \frac{C_9}{C_3 + C_6 + C_9} \times 100 \quad (3)$$

的中率（％）は検出結果の精度を確認する指標であり，以下のように算出される。

・区分 II 以上の場合

$$\text{的中率} = \frac{C_5 + C_9}{C_4 + C_5 + C_6 + C_7 + C_8 + C_9} \times 100 \quad (4)$$

・ 区分 III の場合

$$\text{的中率} = \frac{C_9}{C_7+C_8+C_9} \times 100 \quad (5)$$

目視評価は主観評価であるためバラツキが大きくなるケースもあるが、被験者全体の傾向を把握するために、本研究では被験者の平均値を分析に用いることとした。試験回数と正答率の関係を図-2-7 に示す。試験回数が少ないときは正答率は 50%程度であるが、試験回数が増加すると正答率は上昇し、8 回目では 60%程度になる。

試験回数と検出率の関係を図-2-8 に示す。試験回数が増えたと、検出率は、区分 II 以上では 70%から 90%、区分 III では 50%から 80%に上昇することから、自分の評価が正しいか否かを知る経験を積むこと、すなわち訓練によって検出率が上昇することが分かる。また、区分 III の検出率は区分 II 以上よりも低いことに加え、バラツキも大きいことから、ひび割れ「大」を検出することはひび割れ「中」を検出するよりも難しいと言える。

次に、試験回数と的中率の関係を図-2-9 に示す。試験回数の増加に伴って、的中率は区分 II 以上では 50%から 60%、区分 III では 60%から 70%に上昇し、検出率と同様、訓練を重ねることでの的中率が上昇する傾向が見られる。一方、検出率の結果とは逆に、区分 II 以上の的中率は区分 III よりも小さいことから、ひび割れ「中」と判定されたときの精度はひび割れ「大」と判定されたときよりも劣ることが分かる。また、図-2-8 と図-2-9 を比べると、区分 II 以上、区分 III のいずれの場合でも、試験回数の増加に伴う増分は図-2-8 の方が大きいため、訓練効果は検出率の方が高いと考えられる。1 回目～8 回目の目視評価試験では、評価区間長を 100m としたが（以後、100m 評価）、評価区間内に局所的な損傷がある場合、見逃してしまったり、逆に過大評価してしまったりするケースが見られたことから、100m を 10m 毎に細分化して目視評価を行い、その結果を 100m で平均する方法を試みた（以後、10m 評価）。2-3-1 の目視評価試験で目視評価に最大の 3 回まで使用した 14 区間（区分 I : 6 区間、区分 II : 4 区間、区分 III : 4 区間）について、まず 100m 評価を、続いて 10m 評価を行った。その結果、図-2-10 に示すように、区分 I では両者に違いはほとんど見られないものの、区分 II では 10m 評価によって正答率が高くなり、区分 III では逆に正答率が低くなった。区分 III で正答率が低下した理由としては、評価区間内でひび割れの度合いにバラツキがあったことが挙げられる。例えば、図-2-11 に示すような評価区間の場合、区間のひび割れ率（平均）は 46%（区分 III）となるが、ひび割れ率が 40%以上の場合は全て区分 III と判定されるため、10m 毎に判定すると区間の平均は 2.4（区分 II）となる。以上のことから、区分 II については 10m に細分化して目視評価することで点検精度を向上できるが、区分 III では逆効果をもたらすことがあることが分かった。

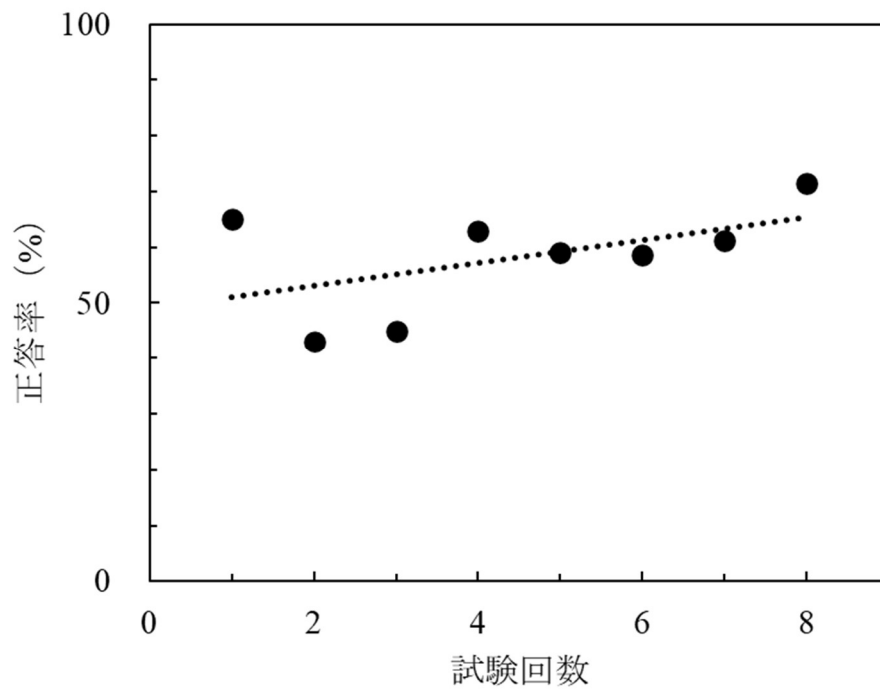


図-2-7 試験回数と正答率の関係

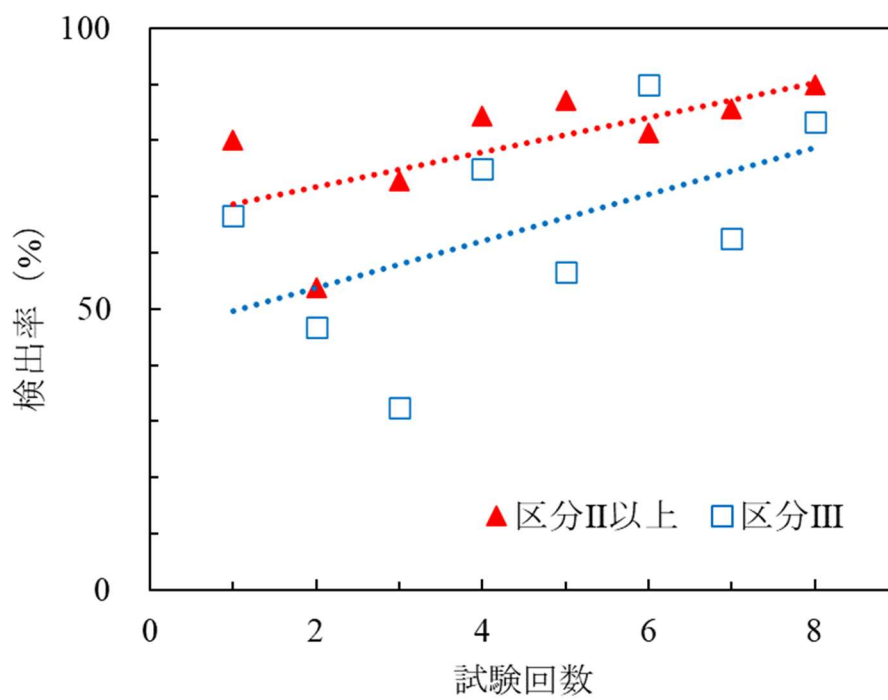


図-2-8 試験回数と検出率の関係

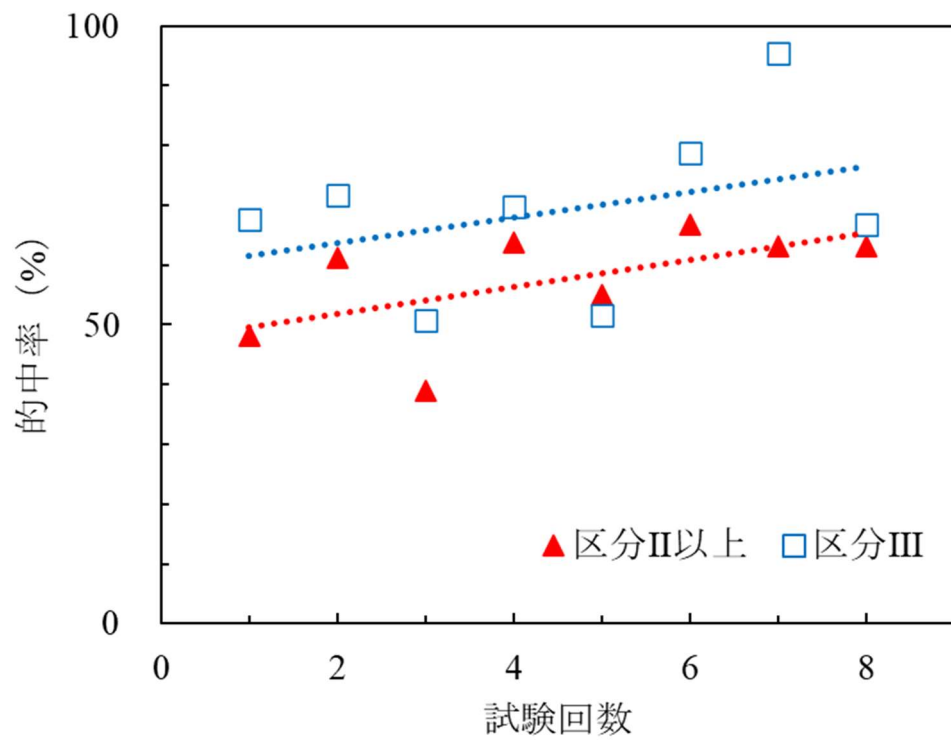


図-2-9 試験回数と的中率の関係

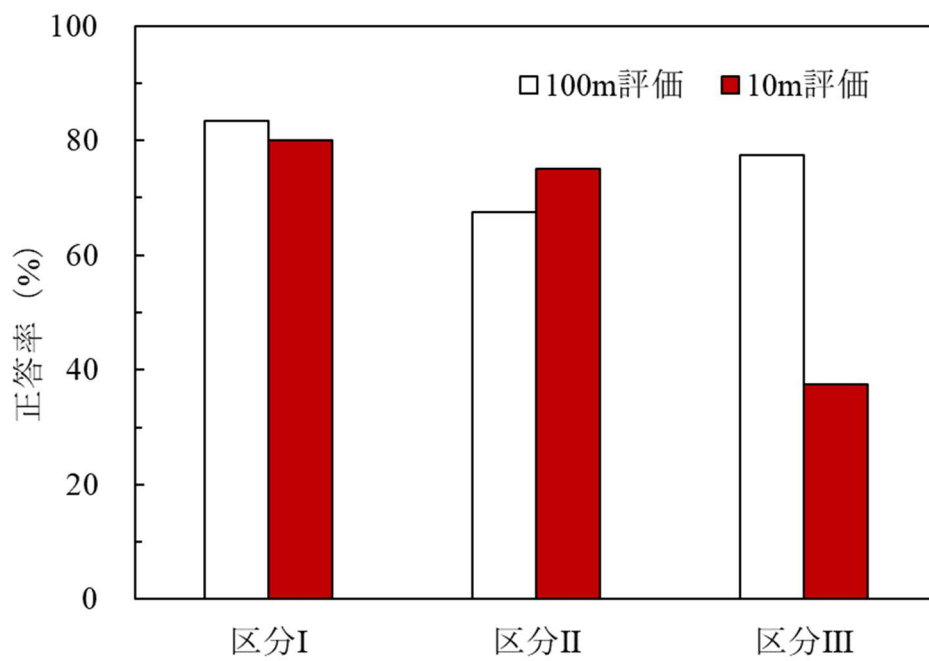
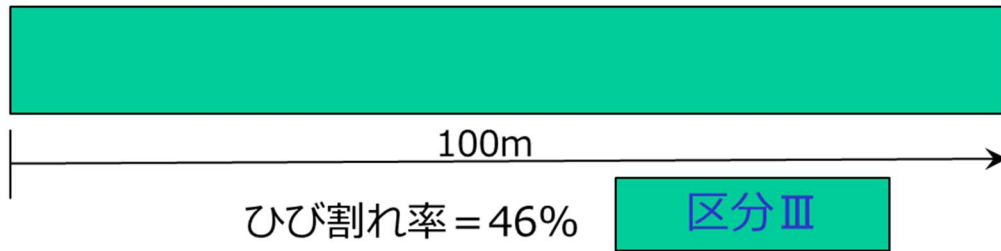
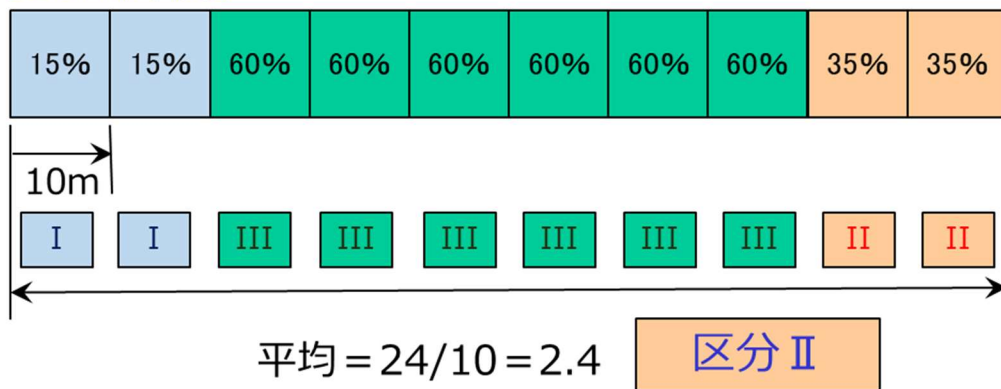


図-2-10 評価区間長と正答率

【100m評価】



【10m評価】



【細分化の例】

図-2-11 評価区間の細分化（例）

2-4 動画目視点検の点検方法の検証

国道 272 号から 6 工区（各延長 1km）を選び、2-3-1 で訓練を積んだ 10 名に本システムを用いて目視点検を行ってもらった。工区の選定にあたっては、図-2-12 に示すように、区分Ⅰ・Ⅱ・Ⅲの全ての区分が含まれており、その割合が異なるように配慮した。

2-3-2 において区分Ⅱでは 10m 評価を取り入れた方の精度が向上することが明らかになったことから、ここでは、全て 100m 評価を行う（ケース 1）、区分Ⅱのみ 10m 評価を行う（ケース 2）、区分Ⅱ及びそれ以外でも点検者が必要と感じる（自分の評価に確信を持てず再評価したい）ときに 10m 評価を行う（ケース 3）を設けた。

各工区における正答率（10 名の平均）を図-2-13 に示す。区分Ⅰの割合が大きい C1 と C5 の正答率は約 80%であるが、区分Ⅱの割合が大きい C3 では正答率は約 60%と低くなった。また、ケース 1～3 を比べると、ケース 2 の正答率はほとんどの工区においてケース 1 よりも高くなることから、区分Ⅱの区間に 10m 評価を適用することで正答率が向上することが分かる。さらに、ケース 3 の正答率は、ケース 2 と比べ、C2 では若干低いものの、それ以外の工区では高くなったことから、区分Ⅱに加えて点検者が必要と感じたときには 10m 評価を行う方法の効果が高いと考えられる。

全ての工区における正答率・検出率・的中率を平均したものを図-2-14 に示す。検出率の場合では 10m 評価の効果はほとんど見られないが、的中率ではケース 1<ケース 2<ケース 3 が明確であることから、区分Ⅱの区間の 10m 評価、加えて点検者が必要と感じたときに 10m 評価を行うことで点検精度が向上すると考えられる。

国土交通省が公開している「路面性状を簡易に把握可能な技術の試験結果等³⁾」では、検出率と的中率を、A（80%以上）、B（60%以上 80%未満）、C（40%以上 60%未満）、D（20%以上 40%未満）、E（20%未満）の 5 段階に分類している。同図に示された結果をこれに当てはめると、検出率（区分Ⅱ以上）：A、検出率（区分Ⅲ）：B、的中率（区分Ⅱ以上）：B、的中率（区分Ⅲ）：A となった。したがって、訓練を十分積んだ点検者が本システムによって目視点検を行う場合、高い点検精度が期待できると言える。本研究では目視点検の訓練は 8 回まで行ったが、図-2-7～図-2-9 を見ると、正答率・検出率・的中率はこれ以降もまだ増加すると推察できることから、さらに訓練を積むことで点検精度が向上する可能性が高いと思われる。

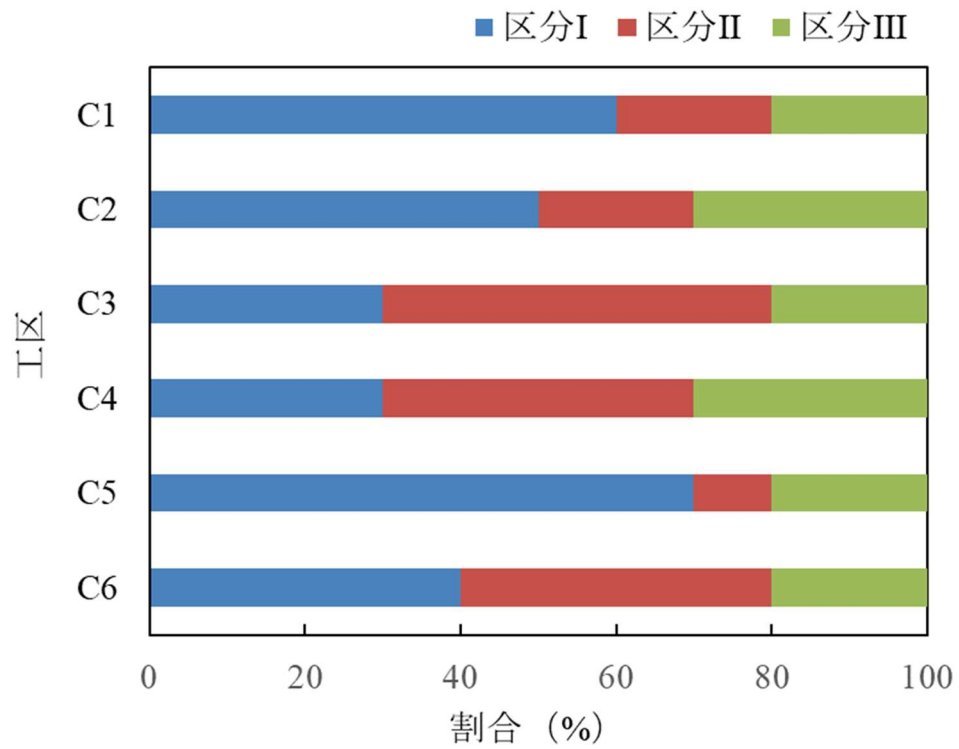


図-2-12 点検工区のひび割れ区分の割合

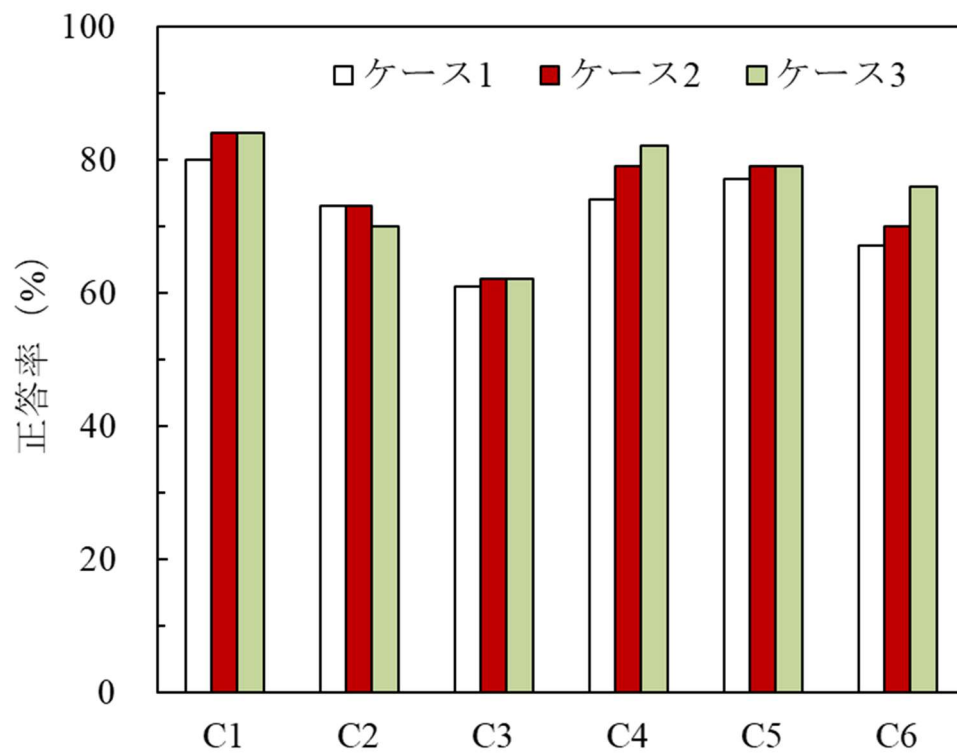


図-2-13 試験工区における正答率

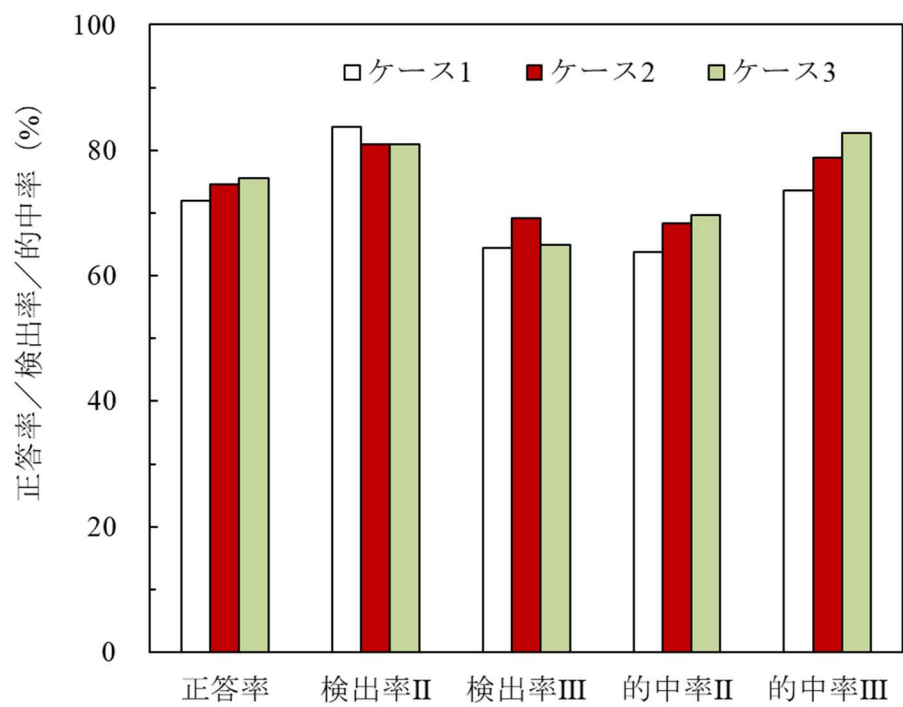


図-2-14 検証試験における正答率・検出率・的中率

2-5 2章の結論

本研究では、舗装の目視点検（歩行点検・走行点検）に代わるものとして、動画を用いて PC 上で目視点検を行う「動画目視点検システム」を採用し、訓練効果や点検方法について検討するとともに、点検の精度を明らかにした。得られた結論を以下に示す。

- 動画目視点検システムを用いてひび割れ率が得られている舗装を 10 名の被験者に目視評価をしてもらい、路面性状測定車による計測値を真値として、点検精度について分析した。その結果、目視評価回数の増加、すなわち訓練を重ねることで、正答率・検出率・的中率が上昇することが分かった。また、区分Ⅱの区間では、評価区間長を 10m に細分化して目視評価を行い、それを評価区間で平均する方法（10m 評価）、加えて点検者が必要と感じたときにも 10m 評価を行うこと方法により点検精度が向上することが分かった。
- 目視評価の訓練を積んだ 10 名に、本システムを用いて 6 工区（各延長 1km）の目視点検を行ってもらい、点検精度を「路面性状を簡易に把握可能な技術の試験結果等」で示された分類と照合した。その結果、検出率（区分Ⅱ以上）：A，検出率（区分Ⅲ）：B，的中率（区分Ⅱ以上）：B，的中率（区分Ⅲ）：A となり、本システムを用いた舗装の目視点検は十分な点検精度を有していることが明らかとなった。

2-6 2章の参考文献

- 1) 国土交通省道路局：舗装点検要領，2016.
- 2) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部：舗装点検技術の性能評価項目・試験方法及び評価指標（案）に対する意見募集の公表及び舗装点検技術の公募について～新技術活用システムのテーマ設定型（技術公募）における技術の募集について～，「路面性状を簡易に把握可能な技術」，2017
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo_08_hh_000435.html
- 3) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部：『路面性状を簡易に把握可能な技術』の試験結果等を公表します，2018.
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo_08_hh_000532.html
- 4) 亀山修一，金森弘晃，井上昌幸，浅田拓海，川端伸一郎：舗装路面の目視点検の精度に関する研究，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol. 71，No. 3（舗装工学論文集 第 20 巻），p.p.I_25-I_30，2015.
- 5) 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，pp.I_25-I_31，2019.

第 3 章

AI による舗装点検

第3章 AI による舗装点検

3-1 緒言

前章では、車載式のビデオカメラによって撮影された動画を PC 上で事後評価する「動画目視点検システム」の精度検証を行った結果、点検者が目視評価回数を増加させる（訓練を重ねる）ことや、100m 区間評価では自信がないときに 10m 評価に細分化して目視評価することにより、精度が向上することが分かった。また、動画目視点検と既往の歩行点検、走行点検、路面性状測定車による点検において、計測および解析の時間と労力（人）、点検費用、点検精度の 6 項目について利点・欠点を比較した（図-3-1）。その結果、動画目視点検は、計測に掛かる時間や労力に関して歩行点検よりも優位であり、費用の面では、路面性状測定車による点検より優位であった。点検精度については、走行点検よりも向上しているが、路面性状測定車による点検の精度には至っていない。また、計測業務の時間・労力は歩行点検よりも縮減されているが、解析業務についてはひび割れがない区間も検証しなければならず、依然として時間・労力を必要とする。

以上のことから、安価で効率的かつ精度の高い新しい点検方法を開発するため、AI を活用した車載カメラ搭載型の舗装点検方法の採用を検討した。

■ 動画目視点検の評価

		目視点検			路面性状測定車による点検
		歩行点検	走行点検	動画目視点検	
					
計測業務	時間	長い	短い	短い	短い
	労力	多い	少ない	少ない	少ない
解析業務	時間	長い	長い	長い	長い
	労力	多い	多い	多い	中程度
費用		中程度	安い	安い	高い
精度		高い	低い	中程度	高い

■ 動画目視点検の問題点

- ①路面性状測定車に比べ、点検精度が低い
- ②解析業務の時間、労力が大い



AIによる舗装点検

図-3-1 動画目視点検の評価と問題点

舗装点検要領¹⁾の策定後、点検の効率化のニーズから、昨今注目されている IoT や AI 技術の導入意欲が高まっている。例えば、全らは、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、ひび割れ箇所を検出する方法を開発している²⁾。また、浅田らは、市販のカメラで撮影した路面画像に動的 2 値化を適用してひび割れを検出する手法³⁾や、深層学習を用いたひび割れ箇所の検出手法⁴⁾の開発を進め、その手法をベースに、室蘭市管理道路を全面的に点検し、そのデータを活用した舗装マネジメントについても検討している^{5),6)}。一方、企業レベルでも開発が活発化しており、種々の点検技術が実務に採用され始めているところである。しかし、これらの精度やコスト、制約条件が評価されていないため、道路管理者が現場の条件にあった技術を選ぶのが難しい状況にある。そこで、国土交通省は、平成 30 年に、舗装点検技術を公募⁷⁾し、同一条件での検証試験（以下、国交省試験）を実施し、参加技術の精度検証結果を一覧表⁸⁾にして公開している。

上記の国交省試験に参加した既往技術の中には、高価な専用測定車両を必要とせず、低コスト・簡易カメラ等を用いる「車両搭載型機器」タイプの技術も存在する。これらの中で、ひび割れ評価を対象としている技術を調べると、精度については、A～E の 5 段階ランクの内、検出率が B や C に留まっており、舗装劣化箇所を見逃す傾向にあることが指摘される。また、これらの精度検証は、一般国道に設定した 1km 区間のみで行われており、検証データとしてはサンプルが少ない。実際の道路では、様々な路面状態が存在するため、より多くのデータを用いて、検証結果の信頼性を高める必要がある。

本章では、上記のような精度やその信頼性を考慮して、浅田らが開発した深層学習の一つである U-net によるひび割れの自動スケッチ法を用いた簡易カメラ搭載型の「AI 舗装点検システム」⁹⁾を採用し、検証試験を行った。具体的には、一般国道の 10km 区間を対象とした路面性状測定車によるひび割れ診断結果を正解値とした精度検証を行うとともに、従来の目視点検や国交省試験に参加した同型の既往技術との比較を通して、AI 舗装点検システムの有効性を示す。

3-2 調査およびデータの概要

本研究では、浅田らが開発した U-net によるひび割れスケッチ手法（以下、U-net スケッチ法）を用いた「AI 舗装点検システム」の精度検証を行う。まず、モデル構築や検証試験のための各種調査やデータについて説明する。

3-2-1 車載カメラを用いた走行調査

走行調査は、2 章と同様に GPS 機能付きビデオ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方式を採用した。図-3-2 に示すように、カメラ内蔵の GPS からの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、これを解析して 5m 間隔の静止画（路面画像）を抽出し、ひび割れ評価に用いる。

走行調査は、令和元年 10 月に日射の影響を考慮し、晴天日の 10 時～16 時の時間帯に撮影を行った。調査対象路線は、北海道内の一般国道 5 路線である（表-3-1）（図-3-3）。



図-3-2 走行調査の概要

表-3-1 走行調査および路面性状調査の概要

路線	調査延長と調査日	
	上段：路面性状調査(20mブロック数)	
	下段：本システム(5m毎静止画の枚数)	
R230上り	44.68km (2,235ブロック)	R1/9/26実施
中山峠→札幌	45.00km (8,818枚)	R1/10/23実施
R230下り	45.20km (2,261ブロック)	R1/9/26実施
札幌→中山峠	45.00km (8,818枚)	R1/10/23実施
R231下り	71.34km (3,567ブロック)	R1/9/26実施
札幌→浜益	68.86km (12,600枚)	R1/10/24実施
R451下り	49.02km (2,451ブロック)	R1/9/26実施
浜益→滝川	56.17km (10,933枚)	R1/10/24実施
R12上り	86.20km (4,310ブロック)	R1/9/28実施
滝川→札幌	86.02km (17,102枚)	R1/10/24実施

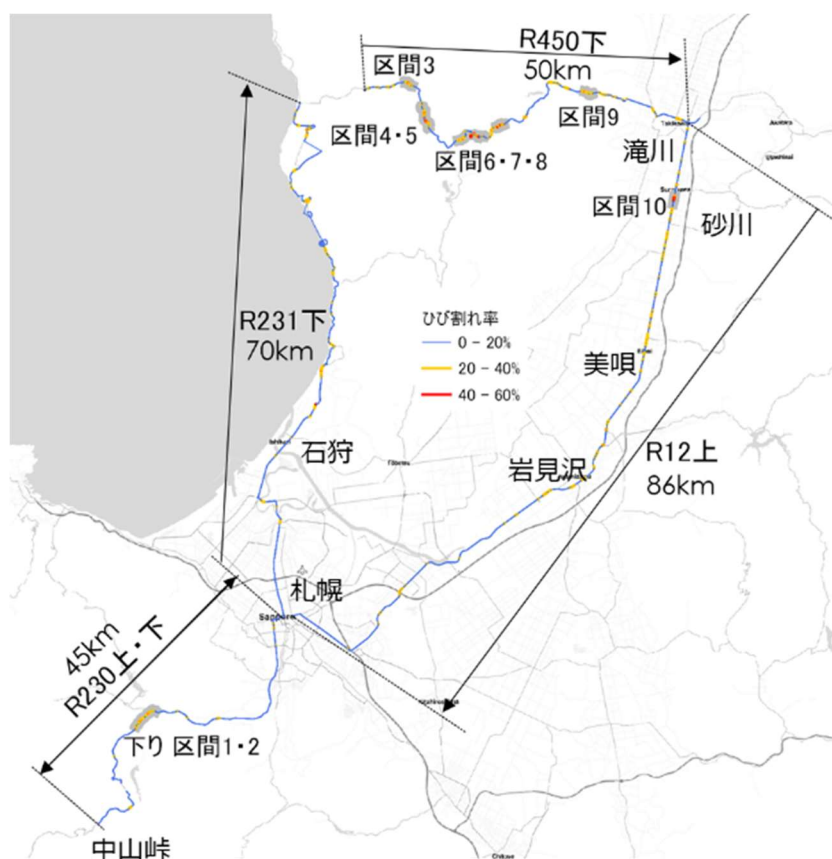


図-3-3 走行調査および路面性状調査の路線図

3-2-2 ひび割れの手書きスケッチ

U-net モデルの教師データ作成のために、走行調査で得られた路面画像を用いて、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として、上記の路線の他、様々な路面状況が存在する室蘭市の生活道路で撮影された画像（731 枚）を追加した。また、従来のひび割れ率では、スケッチが基本となることから、モデルテストの正解値のためにも手書きスケッチ画像を作成した。手書きスケッチ画像の用途と枚数を表-3-2 に示す。

手書きスケッチの作業には、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（図-3-4）。この作業は、室蘭市土木課の舗装点検従事経験者 5 名と室蘭工業大学の学生 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。

表-3-2 手書きスケッチ画像の用途と枚数

用途	枚数
モデル学習	生活道路 196枚 一般国道 50枚 計 246枚
モデルテスト	生活道路 535枚 一般国道 150枚 計 685枚
目視点検との精度比較	生活道路 153枚 ※モデルテスト用から選出

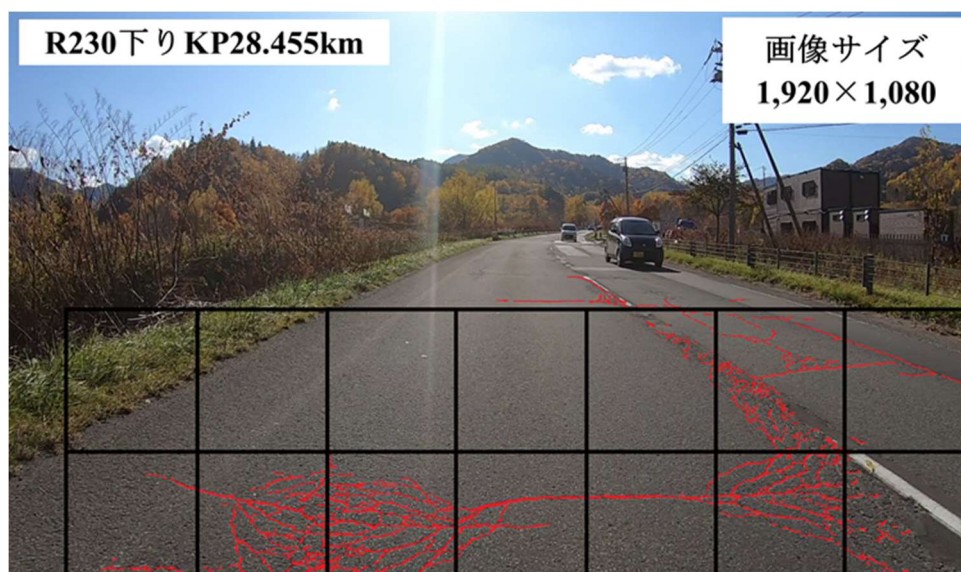


図-3-4 手書きスケッチ画像の一例

3-2-3 目視点検と路面性状調査データ

3-2-3-1 目視点検

2 章では、GPS 機能付きビデオカメラで撮影した動画を用いた目視点検の検証を行い、十分な点検精度を有していることを明らかにしている¹⁰⁾。そこで、本研究では、U-net スケッチ法および目視点検によるひび割れ評価の精度を比較し、両者の特性について考察する。目視点検は、室蘭市内の生活道路を対象とし、モデルのテスト用画像から選出した 153 枚（表-3-2）を用いて行った。方法としては、I（ひび割れ率 0～20%）、II（同 20～40%）、III（同 40～100%）の 3 段階での目視評価とした。点検には、室蘭市土木課の舗装点検従事経験者 5 名に協力いただいた。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。

3-2-3-2 路面性状調査データ

国交省共通試験では、一般国道のアスファルト舗装区間にて、1km の試験区間を設定し、20m ブロック毎にひび割れ率の正解値を用意している。本研究では、路面性状測定車によるひび割れ率を正解値として用い、本システムの精度検証を行う。収録内容は、5m 毎の路面画像、20m ブロック毎のひび割れ率、およびブロック終始点の位置情報である。なお、調査対象路線は、走行調査と同じである（表-3-1）。

3-2-4 ひび割れ評価方法

本研究では、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を用いて、ひび割れ率を算出する。このひび割れ率は、「舗装調査・試験法便覧」のアスファルト舗装を対象としたスケッチによる方法¹¹⁾に準拠しており、上記の路面性状調査でもこの方法が採用されている。この方法では、まず、路面画像上にひび割れスケッチを行い、それを基に、0.5m 四方の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。

■ スケッチによる方法

$$\text{ひび割れ率（\%）} = \frac{\text{ひび割れ面積（m}^2\text{）}}{\text{調査対象区間面積（m}^2\text{）}} \times 100$$

ひび割れ面積

- ・ ひび割れ 1 本 = 0.15m²
- ・ ひび割れ 2 本以上 = 0.25m²

3-3 U-net を用いたひび割れスケッチ法

浅田らは、過去の研究において、動的 2 値化処理を用いたひび割れ検出方法を開発したが、多くの画像解析パラメータを路線毎に調整する必要があった³⁾。そこで、このようなパラメータを自ら最適化できる深層学習の代表的なモデルある CNN (Convolutional Neural Network) を導入し、小領域 (実寸で約 30cm 四方) 毎にひび割れ箇所を検出する手法を開発した^{4),5)}。既往の研究²⁾、技術⁸⁾においても CNN の導入が見られ、ひび割れ検出の主流となりつつある。しかしながら、このような粗い領域毎の検出では、ひび割れの形状や本数が把握できないこと、見逃しや誤検出が顕著となるケースがあることなど、多くの問題が指摘されている。そこで、本研究では、上記の問題を解決するために、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-net¹²⁾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素レベルでの検出結果が得られると考えられる (図-3-5)。

■ CNN (Convolutional Neural Network)

画像認識の深層学習では使用例が多く、ひび割れ検出にも使用されている

方法：小領域 (約30cm四方) 毎に面的に判別

特長：画像特徴量はモデルが自動設定

課題：ひび割れの形状や本数が把握できない
従来手法の再現ができない

CNN 検出画像



■ U-net (深層学習×セグメンテーション)

CNNを改良したU字型のネットワーク構造

方法：2値化処理 (領域分割) による線的に判別

特長：検出の精度が高い

従来手法を再現できる (ひび割れ率メッシュ法)

処理時間が短い (解析コストが少ない)

課題：手書きスケッチ画像の作成が必要

U-net 検出画像



図-3-5 CNN と U-net の比較

3-3-1 U-net モデルの概要

U-net モデルの概要を図-3-6 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。

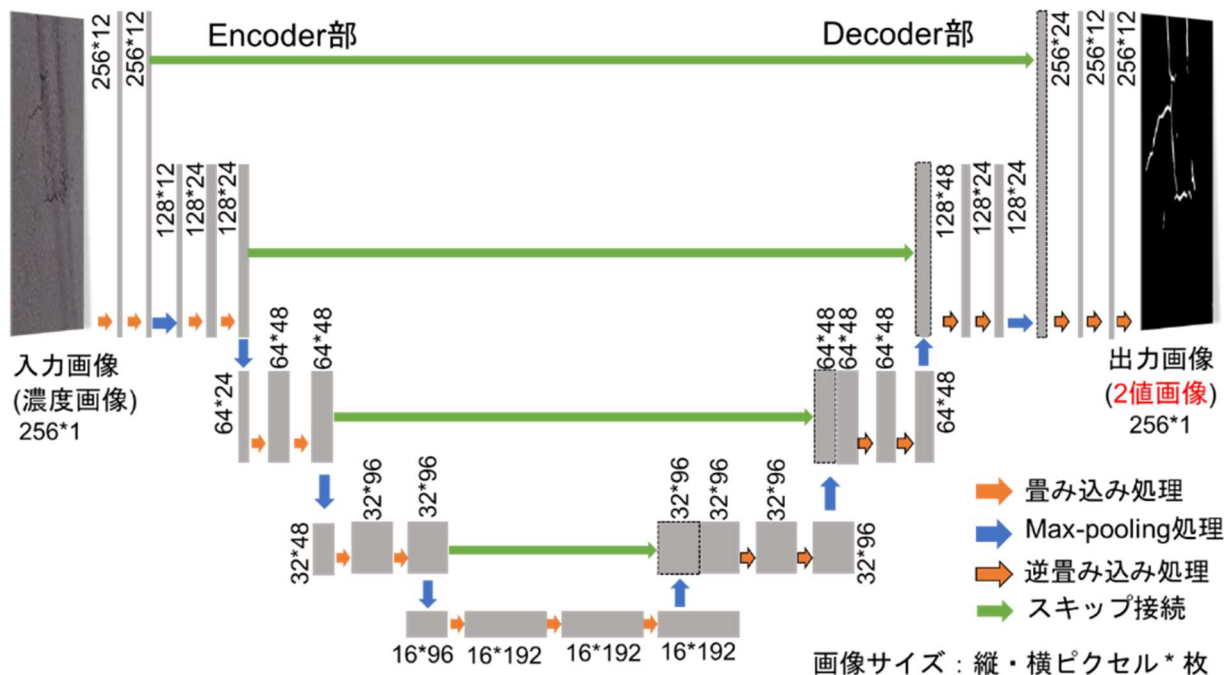


図-3-6 U-net モデルの構造

3-3-2 モデルの学習

本研究では、図-3-6 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-3-7 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¹³⁾。

表-3-2 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-3-7 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 3,444 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¹⁴⁾。

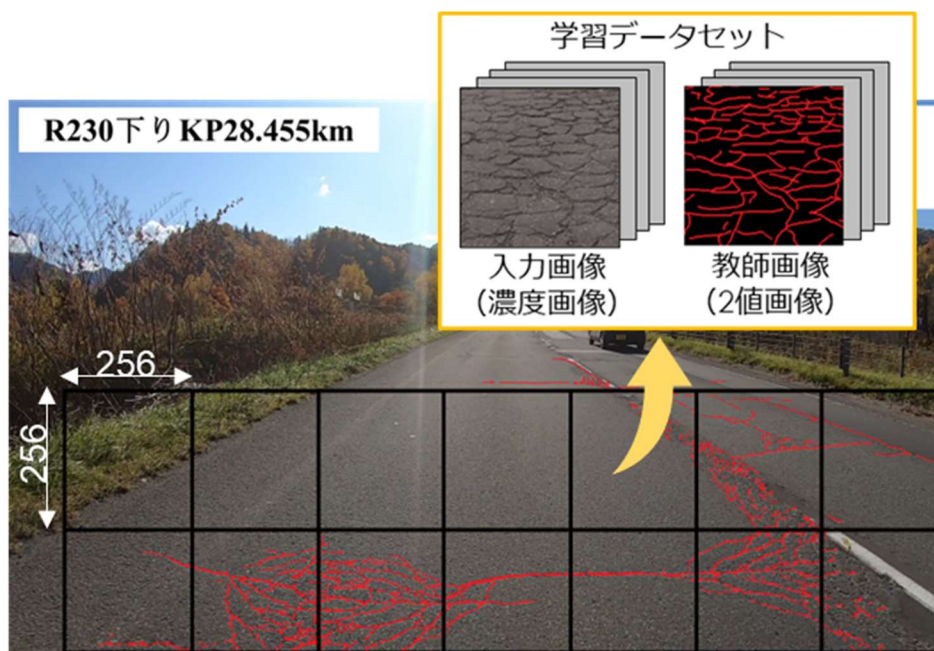


図-3-7 手書きスケッチ画像とモデル適用箇所

上記の PC 環境において，学習時間はおよそ 6 時間程度であった．なお，今回対象としていない舗装材料や路面状況も対象としたい場合は，それらの路面画像を追加し，モデルを再度学習することで対応が可能である．学習後のモデルをメッシュ毎（図-3-7）に適用すると，図-3-8 に示すようなスケッチ画像が得られる．これらの画像は一例であるが，本手法により，手書きの場合と同等のスケッチ結果が得られることがわかる．

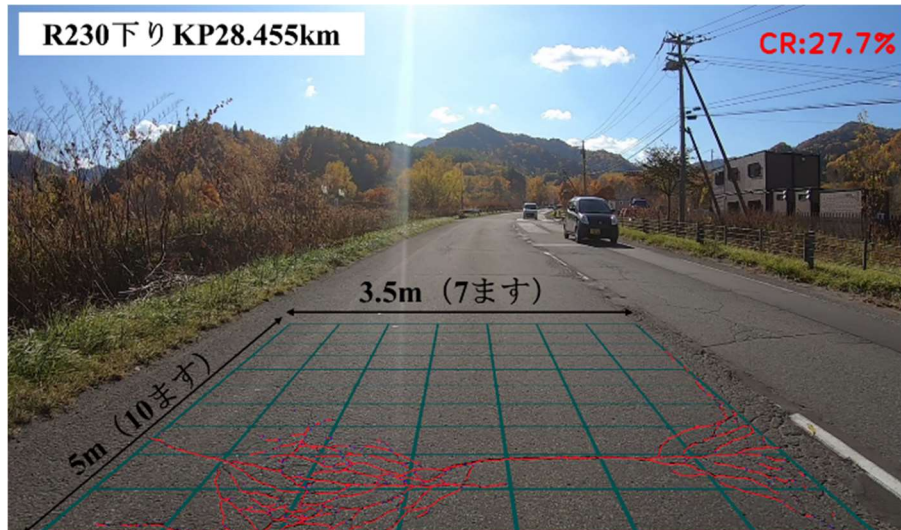


図-3-8 U-net スケッチ法の出力例（評価領域のみ検出）

3-3-3 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-3-8 に示すように、ひび割れ評価の対象領域（評価領域）を定める。奥行方向は、動画から 5m 間隔で静止画を抽出したこと、奥行き 5m 以上ではひび割れが不明瞭になることから、画像下端から 5m までの範囲とした。横断方向は、一般的な車道幅員に合わせて 3.5m とした。

この評価領域に 0.5m 四方のます目を描き、3-2-4 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線の画素数と端点数から判定する。具体的には、まず、評価領域をアフィン変換により奥行方向 1,000 画素、横断方向 700 画素の正射画像に変換する（図-3-9）。これにより全てのます目が 100 画素四方となる。ただし、これにより奥行方向に向けてスケッチ線が太くなることから、細線化¹⁴⁾により太さをすべて 1 ピクセルにする。次に、Harris のコーナー検出¹⁵⁾を用いて、ひび割れ検出線の端点（ます目との境界含む）を検出する。表-3-3 にひび割れとその端点の検出例を示す。このように、ひび割れ検出線の画素数が 1 辺の長さ程度あればひび割れが 1 本と判断できる。さらに、端点が 4 点以上あれば、ひび割れが 2 本以上あると考えることができる。そこで、表-3-3 に示したように、ひび割れ検出線の画素数が 60 以上であれば「ひび割れ有り」とし、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。

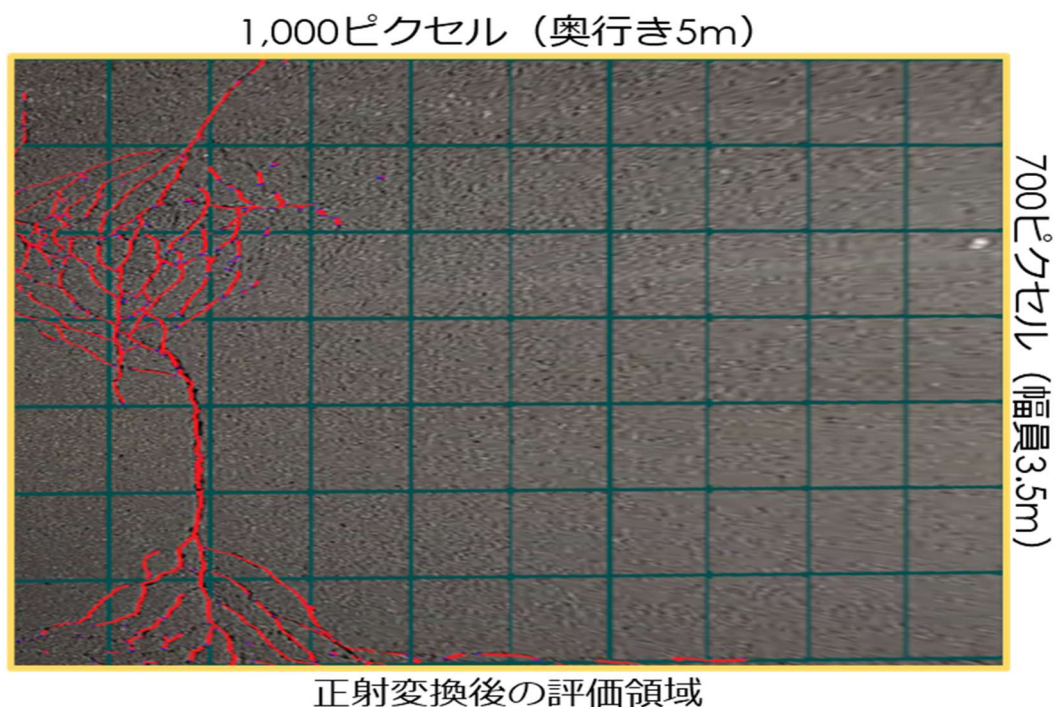
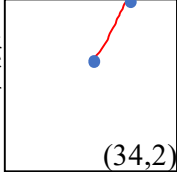
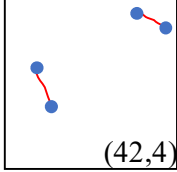
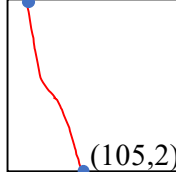
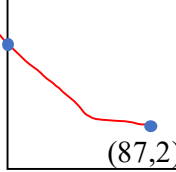
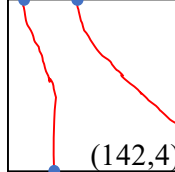
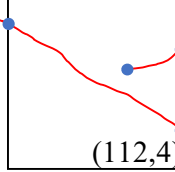


図-3-9 正射変換後の評価領域

表-3-3 ひび割れ端点の検出例および本数判定の閾値

ひび割れ検出線の画素数		
60未満	60以上	
	端点数4未満	端点数4以上
ひび割れ無し	ひび割れ1本	ひび割れ2本以上
<div> <div> 100画素  (34,2) </div> <div>  (42,4) </div> </div>	<div>  (105,2) </div> <div>  (87,2) </div>	<div>  (142,4) </div> <div>  (112,4) </div>

赤線:ひび割れ検出線 青点:ひび割れ端点(ます目境界含む)
ます目内の数値:(ひび割れ検出画素数, 端点数)

3-3-4 U-net スケッチ法の解析コスト

U-net スケッチ法では、5m 間隔の路面画像を用いることから、長距離に渡って調査する場合は解析コストが膨大となる。そこで、解析（路面画像からひび割れを検出し、ひび割れ率を算出するまで）に要する処理時間を調べた（図-3-10）。ここでは、連続的に 100 枚を処理し、1 枚当たりの平均処理時間を求めている。なお、図中には、先行研究で開発した CNN 法⁶⁾による結果を比較対象として示している。CNN 法では、GPU よりも CPU で処理した方が速い。これは、小領域（16 ピクセル四方）毎にモデルを約 2500 回適用するためである。これに対し、U-net スケッチ法では、256 ピクセル四方の大きな画像を 14 回入力するだけであるため、畳み込み計算に強い GPU の能力が発揮され、処理速度が CNN 法の 10 倍以上になることがわかった。1 枚当たり約 0.2 秒のため、1km(路面画像 200 枚)に要する処理時間は 40 秒程度となる。

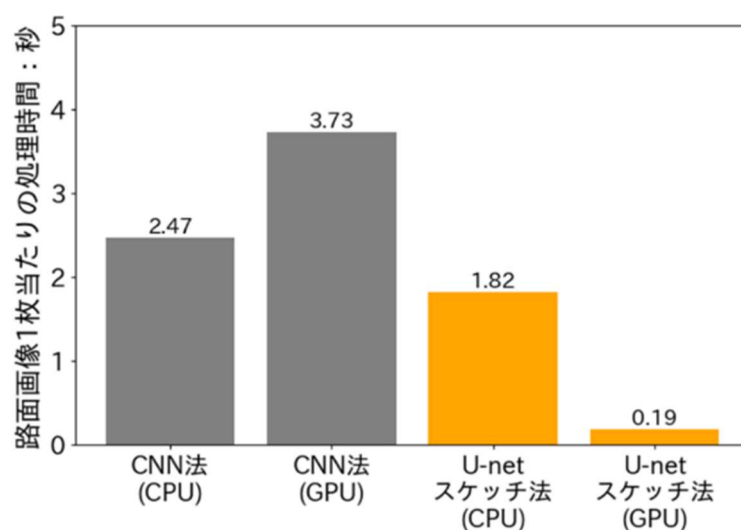


図-3-10 CNN 法および U-net スケッチ法の処理時間の比較

3-4 AI 舗装点検システムを用いたひび割れ評価の検証試験

3-4-1 精度検証に用いる指標

国交省試験では、検出率と的中率を用いて検証対象の精度を評価している⁷⁾。これらを求めるには、まず、正解値と提案技術のひび割れ率を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 AI 舗装点検システムの結果を表-3-4 に示すようなマトリックスで整理する。

表-3-4 AI 舗装点検システムの結果と正解値のマトリックス

		正解値		
		区分Ⅰ	区分Ⅱ	区分Ⅲ
AI舗装点検システム (U-netスケッチ法) の結果	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

正答率（%）は、正解値と AI 舗装点検システムの結果が一致した割合であり、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、正解値に対して、AI 舗装点検システムの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。

$$\text{検出率（区分Ⅱ以上）} = \frac{C_5+C_6+C_8+C_9}{C_2+C_3+C_5+C_6+C_8+C_9} \times 100 \quad (2)$$

$$\text{検出率（区分Ⅲ）} = \frac{C_9}{C_3+C_6+C_9} \times 100 \quad (3)$$

的中率（%）は、AI 舗装点検システム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Ⅲについて、以下の式から計算される。

$$\text{的中率（区分Ⅱ以上）} = \frac{C_5+C_9}{C_4+C_5+C_6+C_7+C_8+C_9} \times 100 \quad (4)$$

$$\text{的中率（区分Ⅲ）} = \frac{C_9}{C_7+C_8+C_9} \times 100 \quad (5)$$

3-4-2 テスト用画像を用いた精度指標

U-net スケッチ法をテスト用画像 685 枚（表-3-2）に適用し，3-3-3 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，両手法のひび割れ率の関係を調べた．図-3-11 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▲）が幾つか見られる．これらの画像を調べたところ，深い影によって，路面とひび割れ部の濃度差が小さくなり，検出が見逃されることがわかった．逆に，過大となるケースは少なく，画像を調べると，誤検出は少なかった．ます内に細かい誤検出があっても，ひび割れ本数の判定に閾値（表-3-3）を設けているため，ひび割れ率への影響は小さいと考えられる．

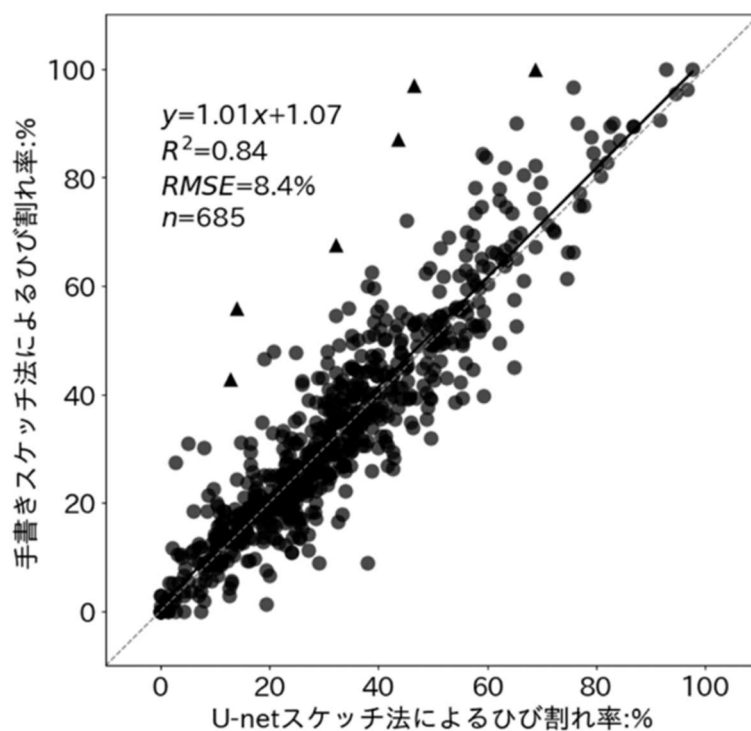


図-3-11 U-net スケッチ法と手書きスケッチ法のひび割れ率

3-4-3 目視点検との精度比較

本研究では、上記のテスト用画像の内、153 枚の画像（表-3-2）を用いて、目視点検を行っている。点検者は室蘭市土木課の維持管理従事経験者 5 名であり、この 5 名の中央値を分析に用いる。手書きスケッチ法の結果を正解値として、U-net スケッチ法と目視点検の精度を比較した結果を図-3-12 に示す。まず、全体的な精度を示す正答率は、U-net スケッチ法の方が 10%程度高い。検出率（区分 II 以上）と的中率（区分 III）は同等であるが、検出率（区分 III）と的中率（区分 II 以上）については U-net スケッチ法が 15%以上高くなった。したがって、本手法では、目視点検よりも精度が高く、区分 III の見逃しが少ない点検結果を得られると言える。ただし、上述したように、U-net スケッチ法では、影や日射の影響により過小評価となる場合（図-3-11）があり、区分 III を見逃す確率（100%－検出率（区分 III））が 23%程度あることに注意されたい。これについては、日射角度や天候を考慮した撮影条件を設定するなどの対策が必要である。

U-net スケッチ法では、自動かつ迅速なひび割れ評価が可能となるが、機械による解析であるため精度には限界がある。一方、目視点検では、亀山らが明らかにしたように、熟練によりその精度が向上⁹⁾し、また、時間を掛ければ信頼性の高い結果が得られる。以上から、両手法の特性を生かした効率的かつ信頼性の高い点検を提案できる。すなわち、自動処理ができ、見逃しに強い U-net スケッチ法によってスクリーニングを行い、抽出された箇所を熟練者が目視点検で精査する、という仕組みである。これにより、膨大な路線を全面的に点検する場合の時間や人員コストの大幅削減が期待できる。

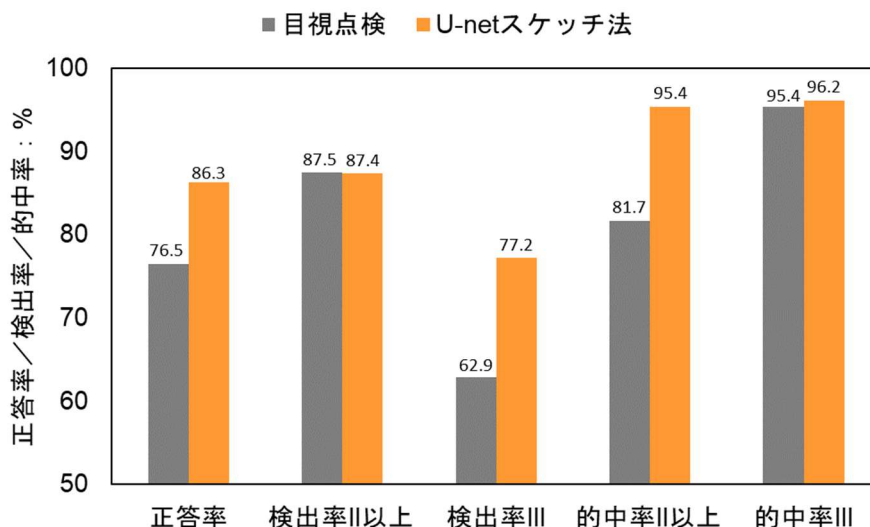


図-3-12 目視点検と U-net スケッチ法の精度比較

3-4-4 路面調査データを用いた検証試験

国交省試験では、一般国道のアスファルト舗装区間において 1km の試験区間を設置し、20m で分割した計 50 ブロックについてそれぞれ正解値を用意している。本研究では、一般国道を対象とした路面性状調査データを得ており、20m ブロック毎のひび割れ率を利用できることから、国交省試験に準じた精度検証が可能である。

今回調査を行った 5 路線（表-3-1）では、区分 III（ひび割れ率 40%以上）となるブロックは稀であり、ほとんどが区分 I（同 20%未満）であった。そこで、精度検証に用いるデータの偏りを考慮し、区分 III が 2 ブロック以上ある 1km 区間を抽出することとした。その結果、R230 下りから 2 区間、R451 下りから 7 区間、R12 上りから 1 区間の合計 10 区間が抽出された。

路面性状測定車および AI 舗装点検システムのひび割れ率のプロファイルを図-3-13 に示す。なお、試験区間 1 のみ、途中工事区間とトンネル部があったため、これらを分析から除外した。両調査のプロファイルは、どの試験区間においても類似したものとなっている。特に、ひび割れがほとんど無い箇所では、両者は同等な値を示す。これは、本システムでは誤検出が少ない（図-3-12）ためである。ただし、ひび割れがある箇所では、大きな誤差が幾つか見られる。例えば、試験区間 2、4 の A、B 周辺では、本システムの結果は過大な値となっている。これらの画像を調べたところ、評価領域が対象車線外も捉えており、ひび割れを過剰に検出していた。逆に、試験区間 8、10 の C、D 周辺では過小評価となった。C では、評価領域が反対車線側に寄ってしまい、歩道側のひび割れがその領域から外れていた。D では、16 時ころの撮影のため日射量が少なく、さらに雲による影が生じていたため、ひび割れがうまく検出できていなかった。このように、評価領域の位置ズレや日射量不足から誤差が生じるが、評価領域の位置ズレは走行位置およびカメラの方向を調整することで解消でき、日射量不足は走行時間帯の変更により解消できる。

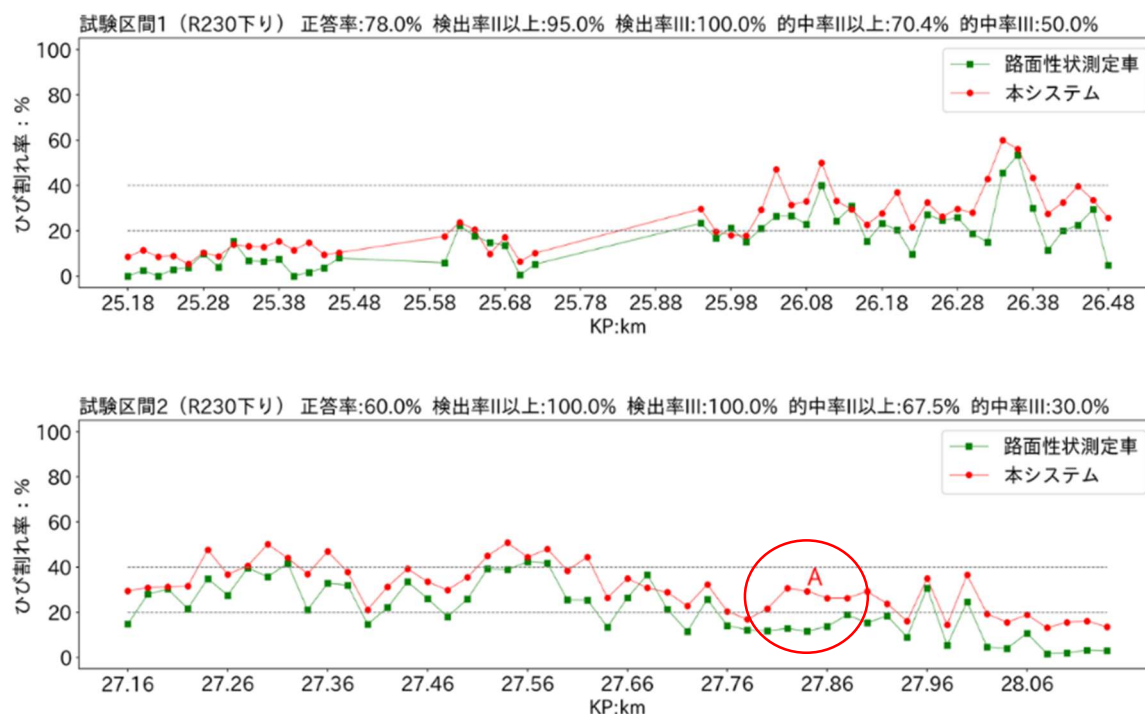


図-3-13 本システムと路面性状測定車のひび割れ率プロファイル (1)

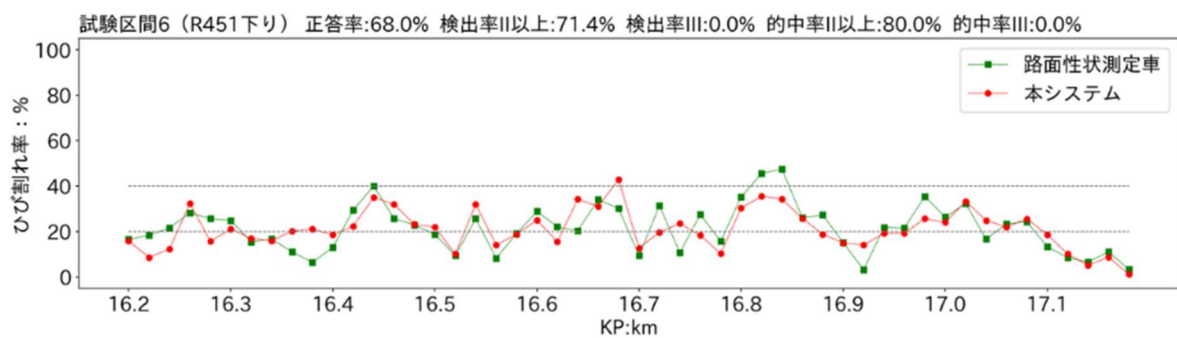
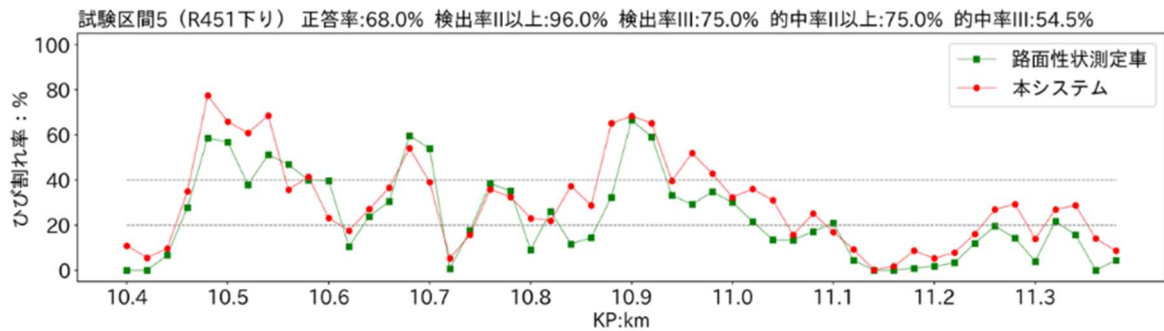
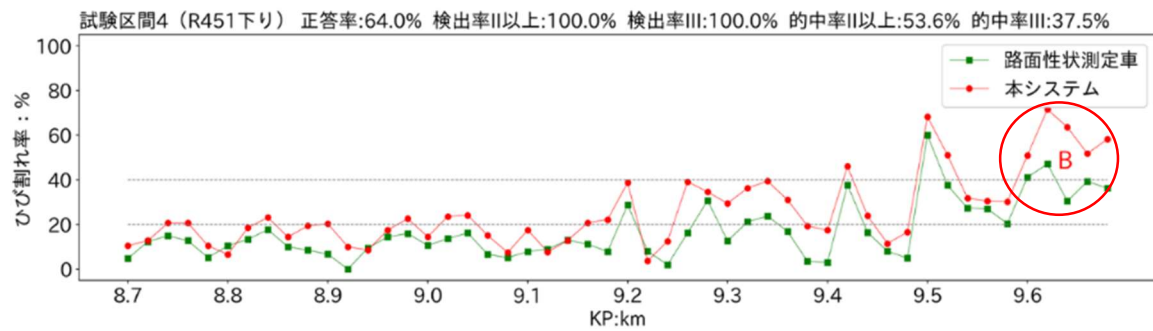
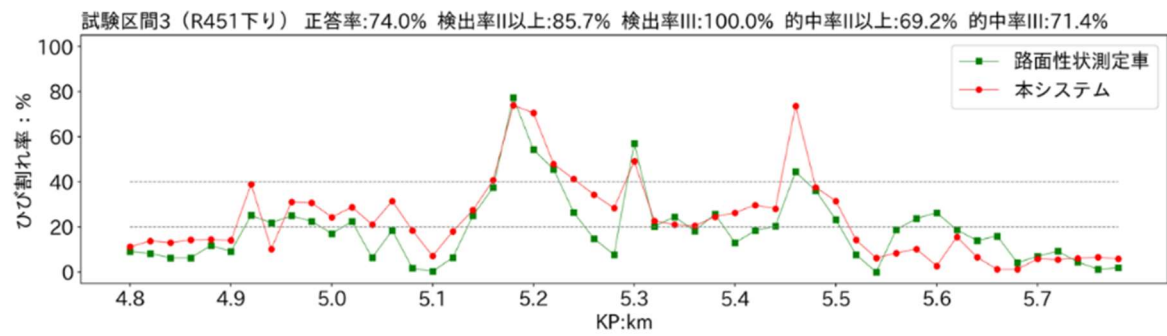


図-3-13 本システムと路面性状測定車のひび割れ率プロファイル (2)

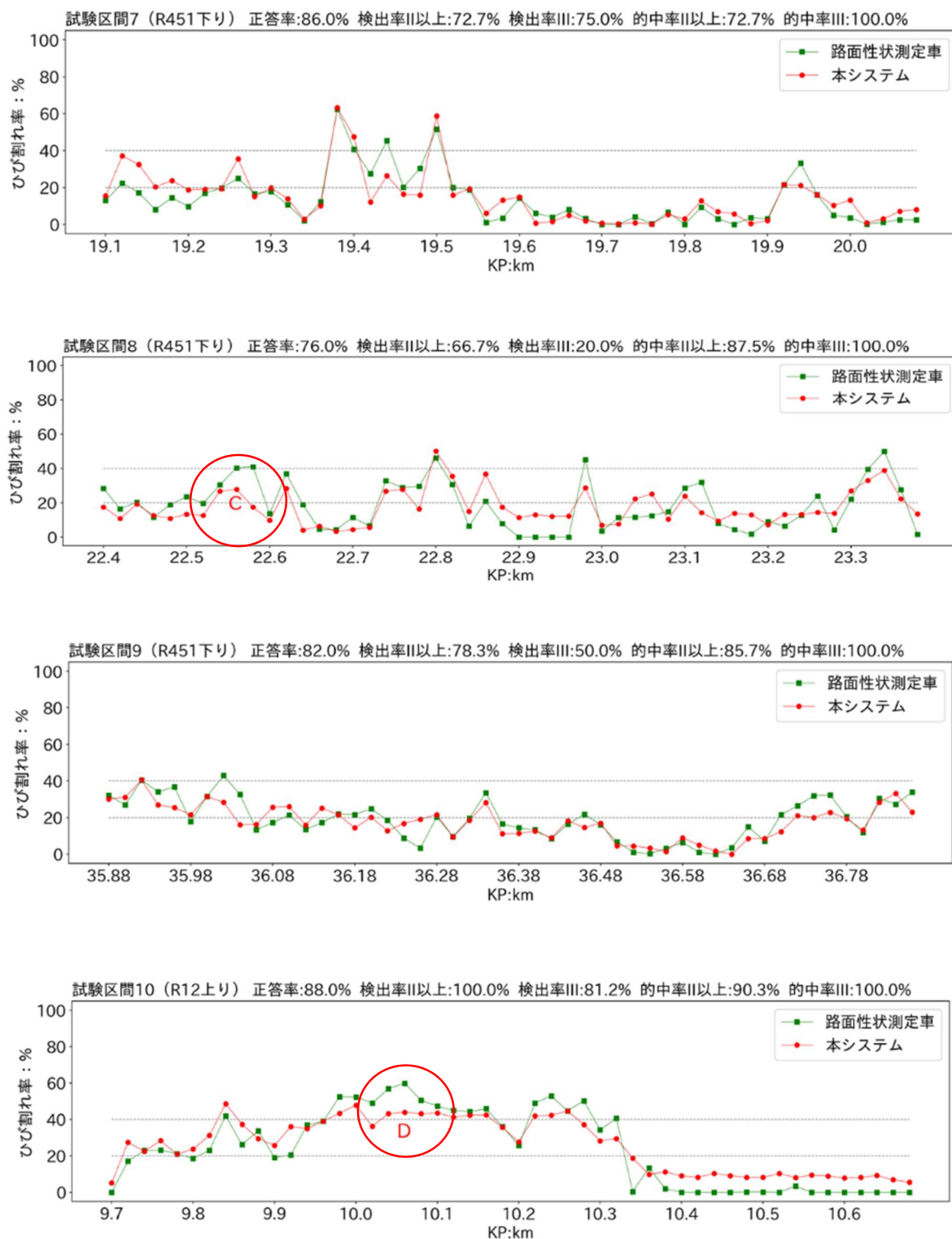


図-3-13 本システムと路面性状測定車のひび割れ率プロファイル (3)

次に，路面性状測定車の結果を正解値として，AI 舗装点検システムの結果との関係を調べた（表-3-5）．このマトリックスより，検出率（区分Ⅱ以上）は 87.2%，検出率（区分Ⅲ）は 74.5%となり，的中率（区分Ⅱ以上）は 61.1%，的中率（区分Ⅲ）は 62.3%と算定される．

表-3-5 AI 舗装点検システムと路面性状測定車の診断結果の関係

n=500ブロック		路面性状測定車(真値)		
		区分Ⅰ	区分Ⅱ	区分Ⅲ
AI舗装点検システム (U-netスケッチ法) の結果	区分Ⅰ	43.0%	5.4%	0.2%
	区分Ⅱ	13.0%	23.8%	2.4%
	区分Ⅲ	0.2%	4.4%	7.6%

3-4-5 AI 舗装点検システムの妥当性

以上の結果だけでは、AI 舗装点検システムが妥当であるか判断できない。そこで、比較対象として、国交省試験に参加した既往技術の試験結果を用いる。ここでは、本システムと同じ「車載搭載型機器」タイプの内、ひび割れ評価を行っている既往技術 X、Y をピックアップした。これらの試験結果は、A～E の 5 段階ランクで公開されている⁹⁾ことから、本システムも同様に結果をランク化した。各指標は、80～100%が A、60～80%が B、40～60%が C、20～40%が D、0～20%が E、とランク化される。

表-3-6 に示すように、AI 舗装点検システムでは、検出率（区分Ⅱ以上）は最高ランクの A、検出率（区分Ⅲ）は B となり、いずれも既往技術よりもランクが高い。的中率については、「区分Ⅱ以上」「区分Ⅲ」とともにランク B となり、既往技術とほぼ同程度となる。

以上から、AI 舗装点検システムでは、既存技術で指摘されている舗装劣化箇所の見逃しを低減できる可能性が示された。さらに、本研究では、試験区間数が国交省試験の 10 倍であることを考えると、同程度の精度であっても、AI 舗装点検システムの方が試験結果の信頼性が高く、未知の路線に対しても高い精度が期待できると言える。

表-3-6 既往技術との精度比較

精度評価指標	技術X	技術Y	AI舗装点検システム (U-netスケッチ法)
	試験区間：1km 計50ブロック		試験区間：10km 計500ブロック
検出率 (区分Ⅱ以上)	B	C	A
検出率 (区分Ⅲ)	C	C	B
的中率 (区分Ⅱ以上)	A	B	B
的中率 (区分Ⅲ)	B	A	B

3-5 3章の結論

本研究では、U-net モデルによるひび割れの自動スケッチ手法（U-net スケッチ法）を用いた「AI 舗装点検システム」の精度検証を行った。得られた結論を以下に示す。

- 路面画像を用いた目視点検を行い、U-net スケッチ法との精度比較を行った。正答率は、目視点検よりも U-net スケッチ法の方が 10%程度高い。検出率（区分 II 以上）と的中率（区分 III）は同等であるが、検出率（区分 III）と的中率（区分 II 以上）については U-net 法が 15%以上高くなった。したがって、本手法は、目視点検よりも精度が高く、特に、区分 III の見逃しの少ない点検結果が得られると言える。
- 一般国道の 10km 区間で実施された路面性状調査のデータを用いて、AI 舗装点検システムによるひび割れ評価の検証試験を行った。その結果、精度のランクは、検出率（区分 II 以上）：A、検出率（区分 III）：B、的中率（区分 II 以上）：B、的中率（区分 III）：B となった。
- 同型の既往技術との比較から、AI 舗装点検システムでは、これらと精度が同等以上であり、特に、区分 III の見逃しを低減できる可能性が示された。
- AI 舗装点検システムでは、市販のカメラを用いた走行調査と、U-net スケッチ法により、簡易かつ精度の高い舗装点検が可能となる。

3-6 3章の参考文献

- 1) 国土交通省：舗装点検要領，2016.
- 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，亀山修一，川端伸一郎，佐々木克典：走行車両から撮影した路面画像を用いた舗装のひび割れ評価手法の開発，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol.70，No.3，I_9-I_16，2014.
- 4) 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.
- 5) 居駒薫樹，浅田拓海，有村幹治，亀山修一：車載カメラと AI を用いた生活道路舗装劣化 DB の構築，土木計画学研究・講演集，Vol.60，CD-ROM，2019.
- 6) 可知宏太，浅田拓海，有村幹治：舗装劣化の空間的自己相関を考慮した生活道路の修繕候補トリアージ方法の開発，土木計画学研究・講演集，Vol.61，CD-ROM，2020.
- 7) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部：舗装点検技術の性能評価項目・試験方法及び評価指標（案）に対する意見募集の公表及び舗装点検技術の公募について～新技術活用システムのテーマ設定型（技術公募）における技術の募集について～，「路面性状を簡易に把握可能な技術」，2017
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo_08_hh_000435.html
- 8) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部：『路面性状を簡易に把握可能な技術』の試験結果等を公表します，2018.
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo_08_hh_000532.html
- 9) 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システムの精度検証，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol.76，No. 2，pp. I_123-I_131，2020.
- 10) 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.
- 11) 日本道路協会：舗装調査・試験法便覧-第1分冊-，2007.
- 12) U-net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention(MICCAI), Springer, LNCS, Vol.9351: 234--241, 2015.
- 13) 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.
- 14) Chainer v2 による実践深層学習：株式会社オーム社，2017.
- 15) 詳解 OpenCVーコンピュータビジョンライブラリを使った画像処理・認識ー：オライリー・ジャパン，2018.

第 4 章

AI による舗装診断

第4章 AI による舗装診断

4-1 緒言

道路管理者は、予算縮減および技術者不足等の厳しい状況の下で、効率的な舗装の維持修繕を行うためには、舗装のメンテナンスサイクルを確立し、予防保全型の管理を行うことで舗装の長寿命化と LCC の縮減を図る必要がある。舗装点検方法については、路面性状測定車による計測が一般的であったが、平成 25 年に国土交通省が示した総点検実施要領（案）¹⁾において目視点検が追加され、さらに、平成 28 年に策定された舗装点検要領²⁾では、舗装路面の適切な点検方法が示された。これを受け、一般社団法人日本道路建設業協会は、舗装の効率的な管理・更新に寄与するため、舗装の診断に関する高い専門知識を保有する技術者を認定する「舗装診断士」制度を平成 29 年に創設した。

舗装点検要領²⁾では、舗装の点検法は目視が原則とされており、その精度は既往の研究で明らかにされている^{3),4),5)}。昨今では、客観性の確保と効率化を目的に、路面撮影と画像解析を組み合わせた技術が種々開発されている。これらの点検技術の特徴・精度・コストを明かにするために、国土交通省は「路面性状を簡易に把握可能な技術」を公募し、共通試験を実施した⁶⁾。試験結果報告⁷⁾によると、参加した 16 件の技術の内、ひび割れ率の検出に AI を活用した技術は 4 件であり、その内訳は、機械学習である RF (Random Forest) と SVM (Support Vector Machine) を用いた技術がそれぞれ 1 件、深層学習である CNN (Convolutional Neural Network) を用いた技術が 2 件であった。

現在、AI は様々なインフラの点検技術に用いられており^{8),9)}、舗装の点検においても、深層学習の代表的アルゴリズムである CNN^{10), 11)}や YOLO (You Only Look Once)¹²⁾を用いて、路面画像からひび割れを検出する技術が開発されている。また、路面画像を撮影する方法の簡易化、低コスト化も進んでいる。3 章では、U-net を適用してひび割れ率を求める AI 舗装点検システム¹³⁾の精度検証を行った。その結果から得られた AI による舗装点検の評価を図-4-1 に示す。これによると、2 章の動画目視点検の課題であった点検精度の向上と解析業務の時間、労力の削減を図ることができた。

舗装点検要領では、アスファルト舗装のひび割れは小・中・大の 3 ランクで評価され、ランクが「大」の箇所が修繕対象となるが、同じランクであっても、ひび割れの種類や発生原因に応じて修繕対象となる層（深さ）が異なる。また、ランクが「小」や「中」であっても、ひび割れの種類や発生原因によっては、ひび割れが急速に進行する場合があることから、舗装点検の時点でそれらが判明すれば、ひび割れのシーリングやパッチングなどの予防保全を行うことができる。ひび割れの形状と発生原因の例を図-4-2 に示す。

現在、ひび割れの種類や発生原因は、維持担当技術者が目視と舗装基本諸元データを基に推定するケースがほとんどであるが、技術者が逐一これを行うことは費用および人的資源の面で極めて難しい。そこで、「点検」のみならず、ひび割れ原因の判別と言う「診断」までの作業を AI により効率化できれば、修繕計画の策定や修繕費用の推計が容易となる。一方、AI はブラックボックスと呼ばれるように、出力結果の根拠を説明することが難しいと言われている。そのような問題を解決するため、昨今では、CAM (Class Activation Map) などのように、出力（判別）結果の根拠を可視化する、説明可能な AI (XAI : Explainable AI) が開発されており、土木分野においても適用事例が報告されている^{14),15)}。

そこで、本章では、道路管理者のための支援ツールとして、XAI を用いてひび割れの発生原因を判別する手法を構築する。本手法を北海道内の路線に適用することで従来とは異なったアプローチでひび割れの分析・評価が可能になることを示す。さらに、AI によって

推定されたひび割れ原因に対応した補修工法，修繕工法を仮定し，それを調査路線に適用した場合の維持修繕費用を推計する．このことにより，舗装診断の技術者および技術力不足の解消やひび割れ原因に対応した修繕工法の選定，さらには，維持修繕箇所の優先順位や予算配分の決定など道路管理者への支援に繋がることを期待する．

■ AIによる舗装点検の評価

		目視点検			路面性状測定車による点検	AIによる舗装点検 (U-netスケッチ法)
		歩行点検	走行点検	動画目視点検		
						
計測 業務	時間	長い	短い	短い	短い	短い
	労力	多い	少ない	少ない	少ない	少ない
解析 業務	時間	長い	長い	長い	長い	短い
	労力	多い	多い	多い	中程度	少ない
費用		中程度	安い	安い	高い	安い
精度		高い	低い	中程度	高い	高い

■ 舗装診断の課題



図-4-1 AI による舗装点検の評価



図-4-2 ひび割れ形状と発生原因の例

4-2 入力データの収集

4-2-1 路面画像

2 章と同じ GPS 機能付きビデオカメラ（GoPro Hero6）を用いて走行調査を行い，路面画像を取得した．また，3 章と同様に，カメラ内蔵の GPS で取得した位置情報を基に，撮影した動画から 5m 毎に静止画を抽出する．（図-4-3）

道路統計年報 2021 によると，北海道内の舗装道路は，国道で約 6,600km，道道では約 4,800km に及ぶ．その中で札幌，室蘭，小樽，旭川，留萌，帯広，釧路，網走の 8 地域における国道 9 路線（延長 562.9km），道道 34 路線（延長 673.9km）において，2019 年 12 月～2022 年 6 月に調査を行った（図-4-4）．

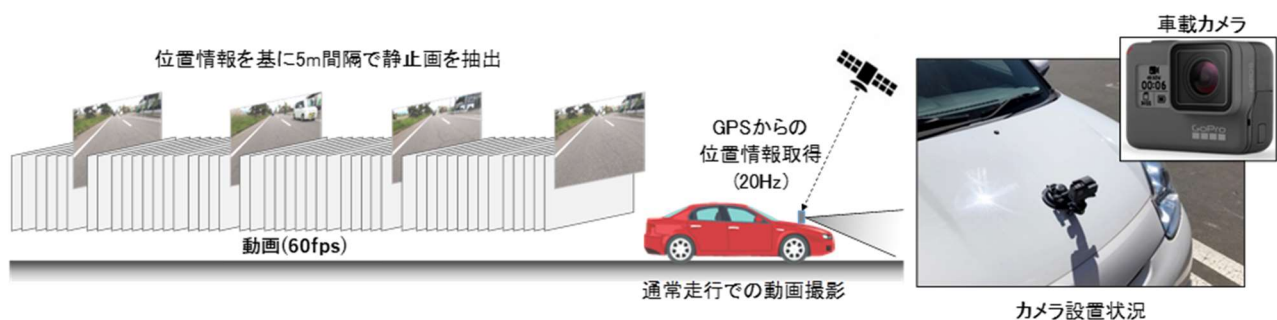


図-4-3 路面画像の取得方法



図-4-4 調査路線図

4-2-2 舗装基本諸元データ

舗装基本諸元データとして収集したデータを表-4-1に示す。沿道条件，路線条件，舗装構造は道路台帳図から，大型車交通量は平成27年度道路交通センサスから，気象条件は気象庁のデータから，凍結深度については北海道建設部資料から得た。また，地点データの標高は，カメラ内蔵のGPSで取得した位置情報から取得し，ひび割れ率は，撮影した路面画像から3章で開発したU-netスケッチ法¹³⁾によって求めた。

表-4-1 舗装基本諸元データ

条件	項目	単位	収録元
沿道条件	地形（平地，高地）		道路台帳図
	地域（都市部，一般部）		
	切土・盛土		
路線条件	片側車線数	車線	道路交通センサス
	大型車交通量（日・1方向）	台	
	供用年数（建設後）	年	道路台帳図
	供用年数（修繕後）	年	
舗装構造	表層	cm	道路台帳図
	基層	cm	
	上層路盤	cm	
	下層路盤	cm	
	凍上抑制層	cm	
気象条件	最高気温（10年平均値）	℃	気象庁データ
	最低気温（10年平均値）	℃	
	平均気温（10年平均値）	℃	
	年間降水量（10年平均値）	mm	
	年間降雪量（10年平均値）	cm	
	凍結深度	cm	
地点データ	標高	m	カメラ内蔵GPS
	ひび割れ率	%	U-netスケッチ法

4-3 舗装診断士による WEB 舗装診断試験

AI に学習させるための正解を得るために、舗装診断士による WEB 舗装診断試験を実施した。

4-3-1 WEB 舗装診断試験

舗装点検必携¹⁶⁾では、ひび割れ発生原因として 12 種類が挙げられており（表-4-2）、代表的な路面画像、損傷の特徴、発生原因、措置の考え方が示されている。掲載されている路面画像の見本を見ると、ひび割れ形状は、おおよそ、線状・縦断方向（縦断線状）、線状・横断方向（横断線状）、亀甲状の 3 形状となる。走行調査で得られた路面画像から舗装診断士（2 名）の目視により、縦断線状 1,000 枚、横断線状 1,000 枚、亀甲状 500 枚を選んだ。さらに恣意性を排除するために、それらの中から、縦断線状 240 枚、横断線状 80 枚、亀甲状 80 枚の計 400 枚をランダムに選んだ。ここで、縦断線状は、ひび割れが発生している位置によって発生原因が異なるため、他のひび割れ形状よりも多く選出している。なお、複数のひび割れ形状が混在するような路面画像が存在するが、路面画像からだけではひび割れの主原因を判別することは難しいため、本研究では対象外とした。

表-4-2 ひび割れ発生原因とひび割れ形状

ひび割れ発生原因（略称）	ひび割れ形状
ひび割れ無し（無し）	
疲労	縦断線状
わだち割れ	
凍上	
路床・路盤の支持力不足（支持力不足）	亀甲状
融解期の路床・路盤の支持力低下（融解期）	
路床・路盤の沈下（沈下）	
アスファルトの劣化・老化（老化）	
基層の剥離（基層剥離）	
リフレクションクラック（リフレクション）	横断線状
施工継目	
温度応力	
構造物周辺	亀甲状
その他	

WEB 舗装診断試験は、WEB アンケート作成ツール（マクロミル社 Questant）を利用し、特定非営利活動法人舗装診断研究会（PDRG）に所属する、舗装診断士の資格を有する 70 名の舗装技術者を対象に、2020 年 12 月に実施した。被験者は、図-4-5 に示すように、WEB ブラウザ上に表示された、路面の細部を確認できるよう拡大可能な路面画像と舗装基本諸元データを参照し、ひび割れ発生原因の何れに該当するかを回答する。1 人で全画像 400 枚を判定するには、多大な時間と労力を要することから、40 枚 1 セットとなるようにランダムに分けて、各セットに対して被験者 7 名を割り当てた。

画像No. A26

路面画像



舗装基本諸元

画像 NO.		A26	
路線名		道道 2 号	
市町村名		壮瞥町	
沿道環境	地形	山間部	
	地域	一般地域	
	切土/盛土	切土	
路線条件	片側車線数	車線	1
	大型車交通量（日・1方向）	台	100以上250未満
	供用年数（建設後）	年	31
	供用年数（修繕後）	年	
舗装構造	表層	cm	4
	基層	cm	5
	上層路盤	cm	6
	下層路盤	cm	50
	課上抑制層	cm	25
気象条件	最高気温（10年平均値）	℃	32.6
	最低気温（10年平均値）	℃	-16.7
	平均気温（10年平均値）	℃	8.9
	年間降水量（10年平均値）	mm	797
	年間降雪量（10年平均値）	cm	421
	凍結深度	cm	60
地点データ	標高	m	885
	ひび割れ率	%	18.9

回答（ひび割れ発生原因）

ひび割れ形状	ひび割れ原因	第 1 候補	第 2 候補	第 3 候補
縦断線状	疲労	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	わだち割れ	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	凍上	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
亀甲状	路床・路盤の支持力不足	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	融解期の路床路盤の支持力低下	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	路床・路盤の沈下	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	アスファルトの劣化・老化	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	基層の剥離	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
横断線状	リフレクションクラック	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	施工継目	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	温度応力	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
亀甲状	構造物周辺	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	その他	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

図-4-5 WEB 舗装診断試験の回答画面

ひび割れ発生原因の判定後，被験者に対して属性調査を行った．表-4-3 に示すように，被験者の年齢は 40 歳代と 50 歳代が全体の約 8 割，舗装業務の勤続年数は 20～29 年が約 4 割，30～39 年が約 3 割であり，ほとんどが熟練技術者である．

表-4-3 被験者の属性

被験者数		舗装業務の勤続年数（年）					
		10 未満	10～ 19	20～ 29	30～ 39	40 以上	計
年 齢	30代	2	5				7
	40代		8	20	2		30
	50代			9	15	1	25
	60代				2	6	8
	計	2	13	29	19	7	70

4-3-2 被験者による判別結果に関する考察

被験者が判定したひび割れ発生原因の割合（以下，判定割合）を画像毎に求めた．各ひび割れ形状の判定割合を図-4-6に示す．縦断線状では「凍上」「疲労」「わだち割れ」が約80%，横断線状では「温度応力」「施工継目」「リフレクション」が90%以上を占めた．亀甲状では，「支持力不足」「融解期（による支持力低下）」「疲労」が約80%となった．このことから，本試験における被験者（舗装診断士）の判定は，舗装点検必携に示されているひび割れ形状と発生原因の対応（表-4-2）と概ね同じであることが確認できた．

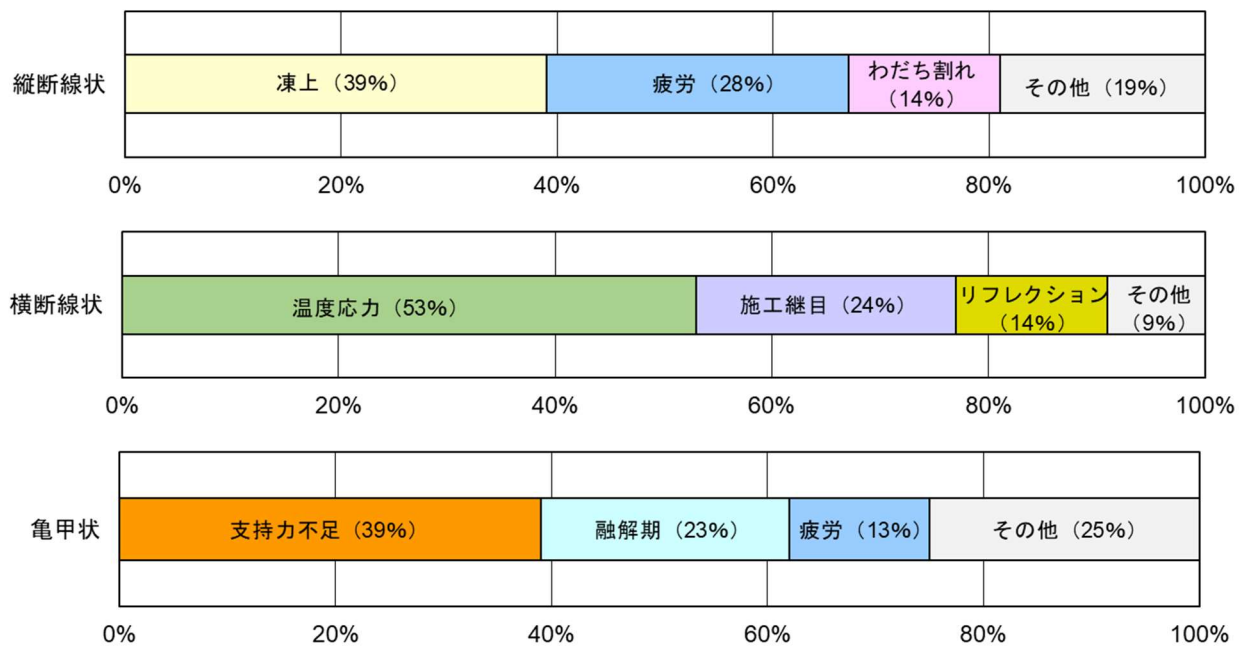


図-4-6 ひび割れ形状と判定割合

しかしながら、ひび割れ発生原因の判定は判定者の知識や経験に基づくため、1枚の画像に対する7名の被験者の判定が一致しないケースが見られた。そこで、過半数である4名以上が判定したひび割れ発生原因を正解とし、以後の分析で用いることとした。各ひび割れ発生原因について正解が得られた割合を図-4-7に示す。これによると、正解が得られた割合は61%、被験者の判定が割れて正解が得られなかった割合は39%となった。ひび割れ発生原因について正解が得られた画像数を図-4-8に示す。「疲労」「凍上」「支持力不足」「温度応力」では正解が得られた画像数は20枚以上となったが、それ以外の発生原因では正解が得られた画像数が少ないため、正解として定めることができなかった。

次に、判定結果が近差、すなわち4名の判定により正解が定まったものの、残り3名が他の発生原因を判定したケース(4名:3名)を求めた(図-4-8)。判定が近差となったケースが最も多くなった「疲労」では、「わだち割れ」や「凍上」と判定するケースが見られた。これは、「疲労」と「わだち割れ」はともに車輪走行部に沿って生じる縦断方向の線状ひび割れであり、「疲労」と形状が類似しているため、被験者の判定が割れたと考えられる。「凍上」によるひび割れは、一般的にBWP付近に縦断方向に発生するとされているが、発生位置が車輪走行部に偏ったり、ひび割れが細い場合には「疲労」との区別が難しくなる。上記のような「4名:3名」で近差となる場合の他、「2名:2名:2名:1名」や「3名:3名:1名」などのように判定が割れて正解の設定には至らなかったケースも見られた。このように、被験者によって判定結果がばらつくケースが見られることから、信頼性の高い判定結果を得るには、技術者の熟練度を向上させることや複数人によって判定を行うことなどが必要と思われる。

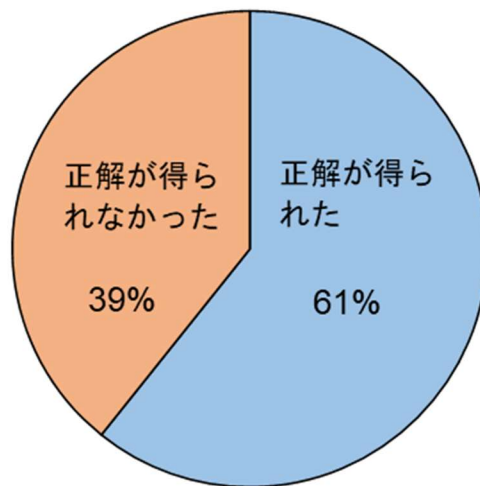


図-4-7 正解が得られた割合

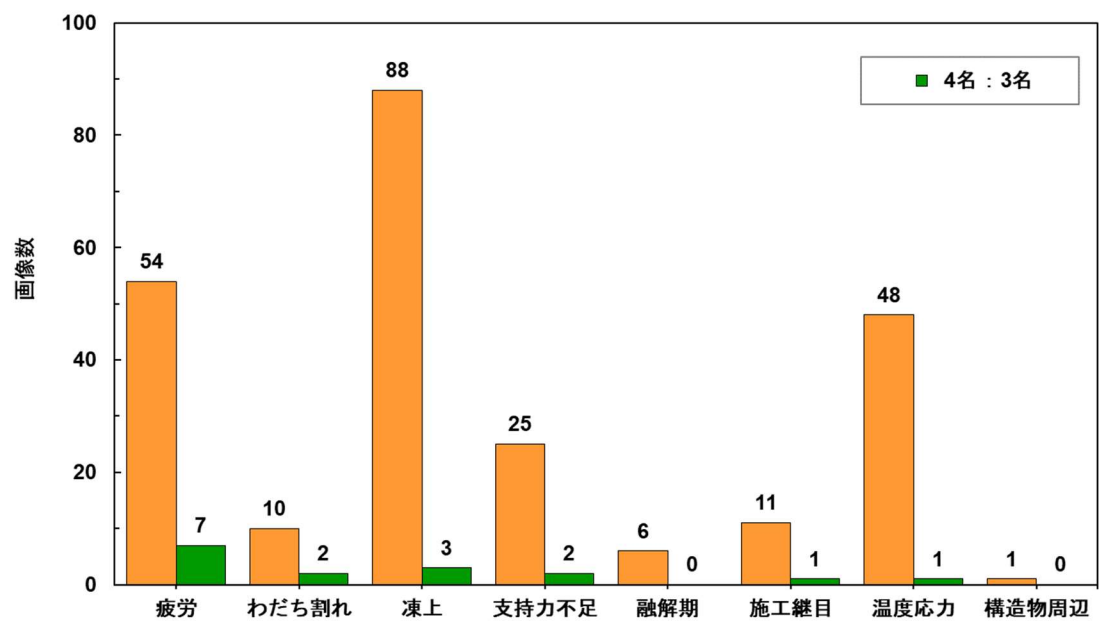


図-4-8 正解が得られた画像数

4-4 複合判別モデルの概要

本研究では、路面画像と舗装基本諸元データの2種類のデータを入力するため、2つの判別モデルを積み上げるスタッキングと呼ばれるアンサンブル学習を導入する。本研究では、図-4-9に示すような2段階で構成される複合判別モデルを採用した。1段目は、路面画像を入力とする深層学習モデルであり、画像判別の根拠箇所を示すために、XAI (CAM) による可視化も行う。深層学習モデルで十分な精度が得られる場合（得意クラス）は終了となるが、路面画像だけでは精度が得られない場合（苦手クラス）は2段目の機械学習モデルに進む。

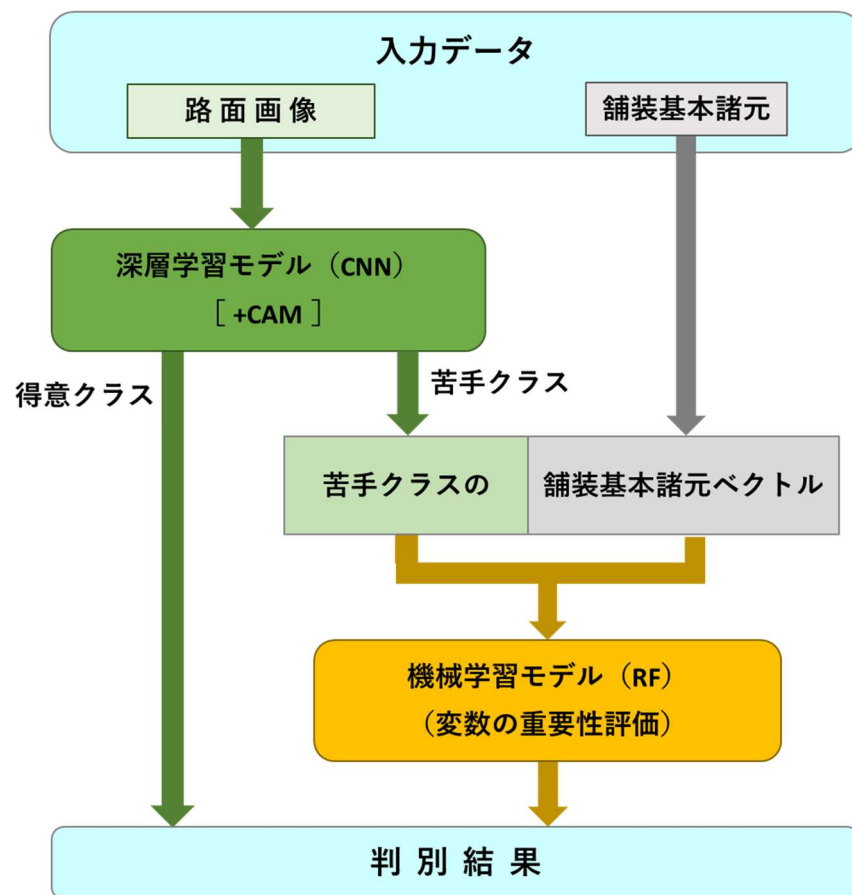


図-4-9 本研究で用いた複合判別モデル

4-4-1 深層学習モデル（CNN）

1 段目には深層学習モデルを代表するアルゴリズムである CNN（Convolutional Neural Network）を採用する．CNN は、フィルタリングにより画像を抽象化する畳み込み処理と、画像を圧縮するプーリング処理を繰り返して、画像の特徴をベクトルデータ化し、それをニューラルネットワーク（NN）に入力して判別や回帰を行うモデルである．

CNN には様々なアーキテクチャが提案されているが、本研究では、その中でも、モデル構造がシンプルな VGG16¹⁷⁾を採用する．VGG16 は、Image Net と呼ばれる大規模画像データセットによって学習済みであり、そのオープンソースを利用できる．ただし、本研究で対象とするような舗装のひび割れについては学習されていないため、VGG16 の最終畳み込み層と NN 層のみを学習するファインチューニングを行う¹⁸⁾．VGG16 における入力画像のサイズは 224 ピクセル四方とされているため、図-4-10 に示すように、評価領域を正射変換し、224 ピクセル四方にリサイズした．

CNN などの深層学習では、判別結果の根拠やモデルの妥当性を説明することが難しい．そこで、昨今では、説明可能な AI（XAI）の一つである Class Activation Map（CAM）が注目されている．CAM は、判別結果に寄与したとされる入力画像内の箇所をハイライトするものである．本研究では、Score-CAM¹⁹⁾を用い、ひび割れ発生原因の判別結果について、判別根拠となる箇所を的確に捉えているかを確認する．

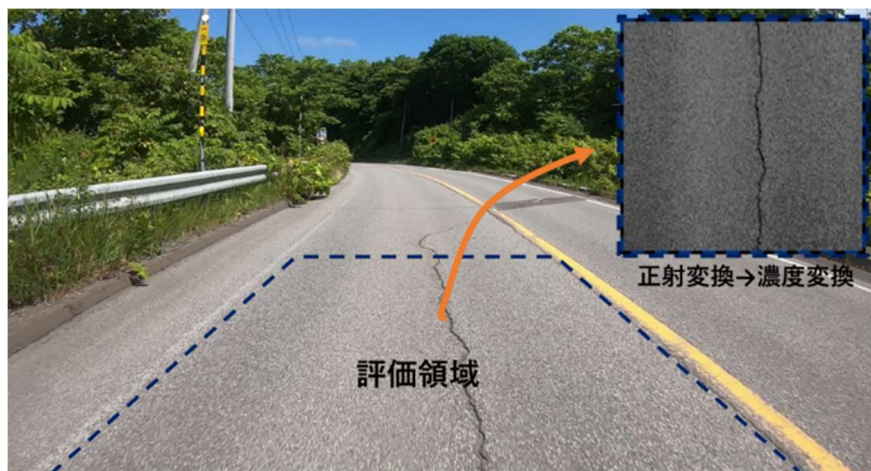
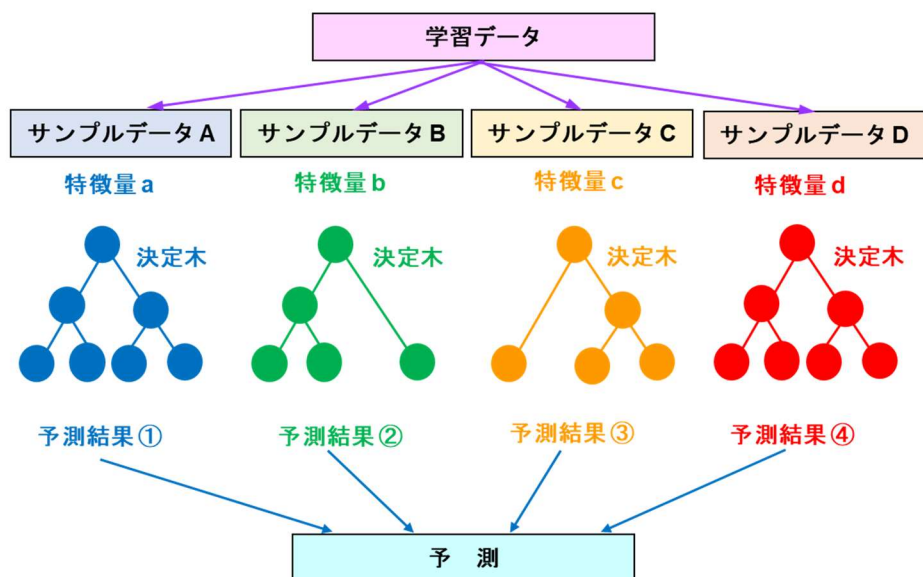


図-4-10 CNN の入力画像

4-4-2 機械学習モデル（RF）

2 段目の機械学習モデルには RF（Random Forest）を導入する．入力を画像のみとする CNN では，判別精度が低い苦手クラスが存在することから，苦手ケースを特定した後，それらを対象に CNN の出力値である判別確率と舗装基本諸元データを基に RF による判別を行う．RF は，土木分野においても多くの応用事例²⁰⁾が報告されており，判別精度が高いことが知られている．RF の概要を図-4-11 に示す．ただし，RF では，モデル構造等に関するハイパーパラメータのチューニングが必要である．既往の研究を参考に，チューニング対象のハイパーパラメータを `maxdepth` と `n_estimators` とし，それぞれ [2,3,4,5,6,7,8]，[5,6,7,8,9,10,50,100] の範囲で交差検証とグリッドサーチを行う．さらに，チューニングされたハイパーパラメータを用いて，RF のフィッティングを行い，変数の重要性を確認した上で，最終的なモデルに使用する変数を決定する．これにより，ひび割れ発生原因の判別に影響を及ぼす舗装基本諸元が分かり，判別結果の根拠を説明することが可能となる．

- **Random Forest（RF）**：テストデータを複数作成し，最終的に各決定木（Decision Tree）の多数決によってクラスのカテゴリを行う



- **RFのハイパーパラメータ**：`max_depth`（決定木の階層の深さ）
`n_estimators`（決定木の個数）

図-4-11 RF の概要

4-5 使用データと判別精度指標

4-3-1 で述べた舗装診断士による WEB 舗装診断試験の結果を正解としてモデルの学習およびテストを行う。4-3-2 で示したように、被験者によって判定が割れるケースがあり、そのようなデータを教師データに用いると十分な精度が得られないことから、4 人以上が判定したひび割れ発生原因を正解とみなし、教師データとして用いた。ただし、正解を得た画像が 20 未満では、モデル学習のためのデータ数として不十分であることから対象から除外した。なお、「ひび割れ無し」の画像としては 57 枚を選んだ。したがって、本研究では、北海道特有の「疲労」、「凍上」、「支持力不足」、「温度応力」と「ひび割れ無し」の 5 つのひび割れ発生原因を判別するモデルとなり、全 272 枚の画像とそれに対応する舗装基本諸元データを用いて学習およびテストを行う。

本研究では、判別精度を評価するために 5 分割交差検証を採用する。図-4-12 に示すように、全データを学習 8 割、テスト 2 割になるように分け、学習データとテストデータを入れ替えることで (5 セット)、全データが未知となるテスト結果が得られる。なお、RF では、学習データの 1/4 を検証データに用いて交差検証とグリッドサーチを行い、最適なハイパーパラメータを得た後に、テストを行う。

CNN および複合判別モデルのテスト結果から判別精度を評価する。指標としては再現率と適合率を用いる。再現率は見逃しの少なさを評価し、正解に対して判別結果が一致したデータ数の割合である。一方、適合率は、誤判別の少なさを評価し、当該ひびわれ原因と判別された結果の内、正解と一致したデータ数の割合である。

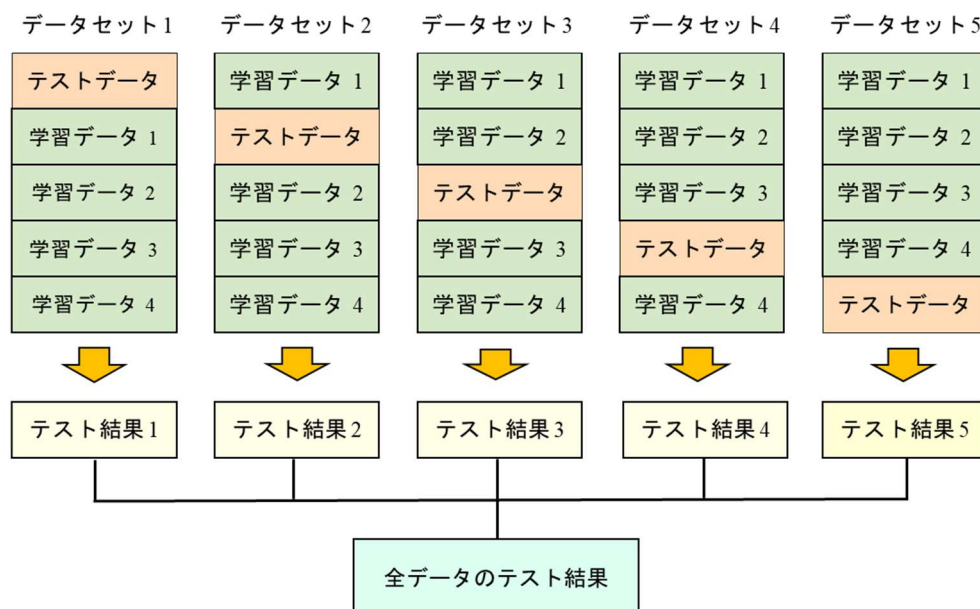


図 4-12 5 分割交差検証

4-6 結果と考察

4-6-1 複合判別モデル（CNN, RF）の結果

CNN のテスト結果を表-4-4、再現率と適合率を図-4-13 に示す。全面像の正解率は 84.2% となり高い値が得られた。ひび割れ発生要因で比較すると、「温度応力」の再現率（93.8%）と適合率（88.2%）が最も高くなった。これは、「温度応力」が唯一、横断線状ひび割れであるため、他クラスと明確に区分されたためと考えられる。次に再現率と適合率が高いのは「凍上」であった。これは、凍上によるひび割れは主に BWP に発生するため、同じ縦断線状ひび割れでも車輪走行部に発生する「疲労」や「支持力不足」によるひび割れと区分できるためと考えられる。「疲労」と「支持力不足」は縦断線状ひび割れであり、共に車輪走行部に生じることから、CNN は両者を間違えてしまい再現率と適合率が低くなると考えられる。以上のことから、「疲労」と「支持力不足」を CNN の苦手ケースとし、これらが出力された場合には、RF を適用して判別結果を更新することとする。

表-4-4 CNN のテスト結果

n=272 正答率：84.2% (84.9%)		判別結果				
		無し	疲労	凍上	支持力不足	温度応力
正解	無し	52	0	2	2	1
	疲労	2	44	6	1	1
	凍上	4	6	76	0	2
	支持力不足	2	9 (7)	0	12 (14)	2
	温度応力	0	1	1	1	45

() 複合判別モデルにより変化した値

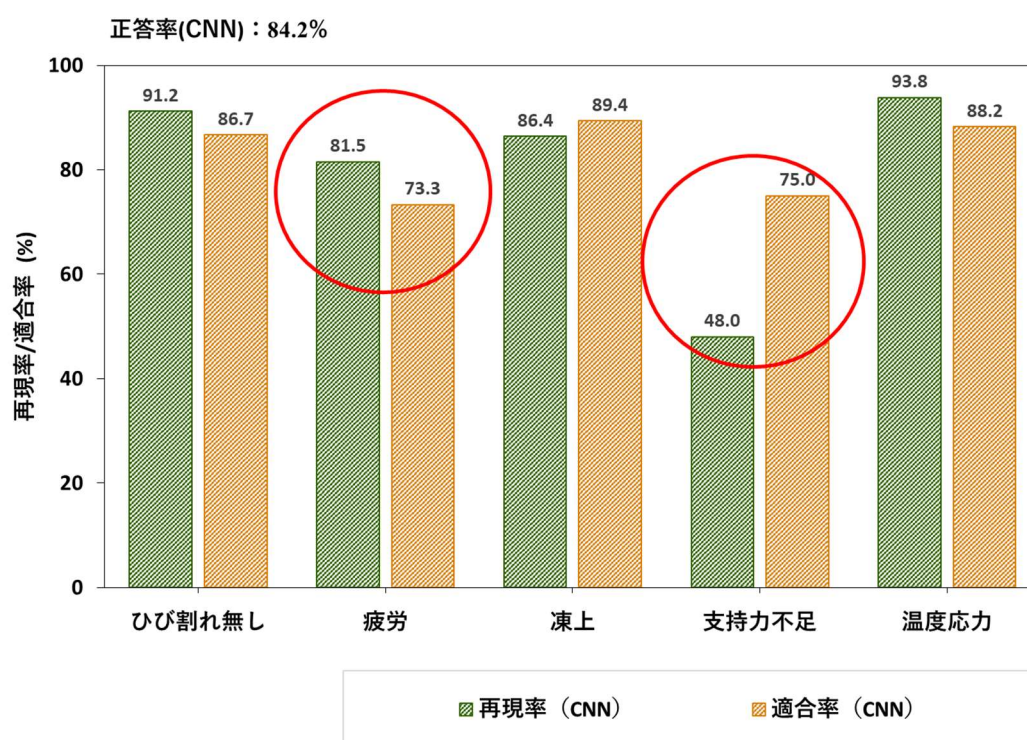


図-4-13 CNN モデルのテスト結果

グリッドサーチの結果，図-4-14 示すように，ハイパーパラメータを $\text{maxdepth}=5$, $\text{n_estimators}=6$ とすると正解率が最大 (0.89) となったことから，これらを用いて RF のフィッティングを行い，説明変数の重要度を確認した．その結果，「疲労」と「支持力不足」を判別するには，画像判別確率に加え，舗装基本諸元データの中でもひび割れ率，標高，下層路盤厚などが重要であると分かった．そこで，4-3-2 において正解が「疲労」と「支持力不足」のデータについて，ひび割れ率，標高，下層路盤厚の分布を確認したところ，標高と下層路盤厚については両者に明確な差が見られなかった (図-4-15)．未知のデータに対する精度 (汎化性能) を考えると，これらの変数を用いることは妥当ではないと考えられる．一方，ひび割れ率の場合は，約 25% を境に「疲労」と「支持力不足」に分かれることから，汎化性が高いと思われる．以上のことから，RF では，CNN による判別確率とひび割れ率を説明変数として採用することとした複合判別モデルのテスト結果を図-4-16 示す．RF による苦手クラスの再判別を行うことで，CNN では判別精度が低かった「支持力不足」の再現率は 48.0% から 56.0% に，適合率が 75.0% から 77.8% に大きく増加した．また，表-4-4 に示すように，CNN では，正解が「支持力不足」を「疲労」と誤って判別した 9 ケースの内 2 ケースを正しく「支持力不足」と判別した．

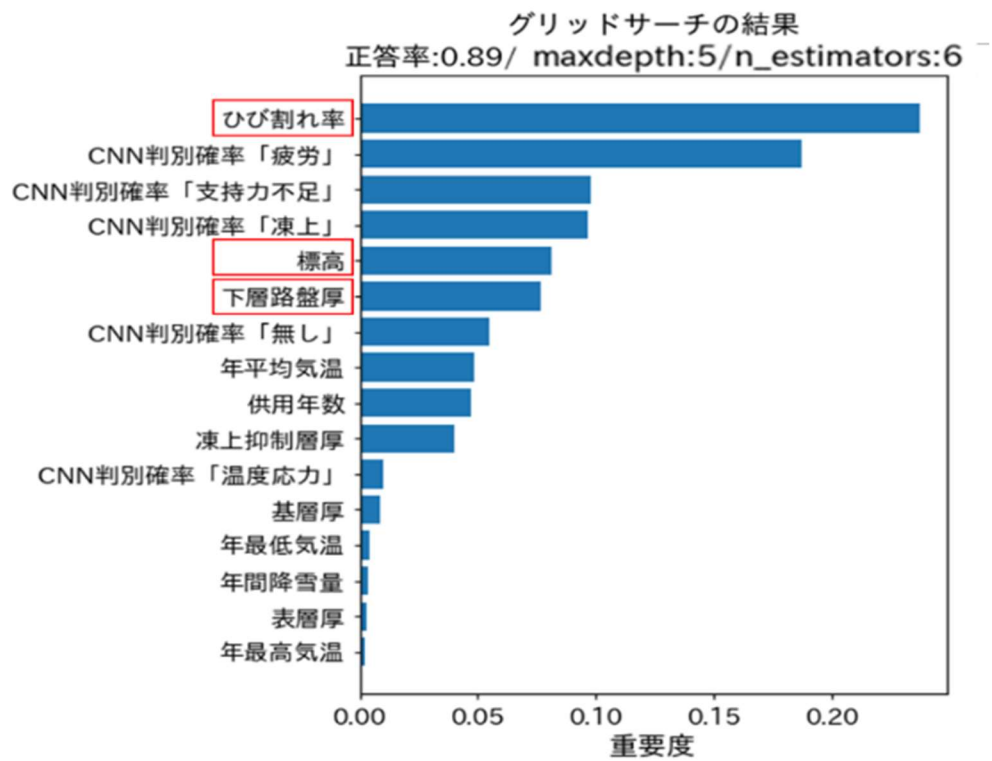


図-4-14 RFにおける説明変数の重要度

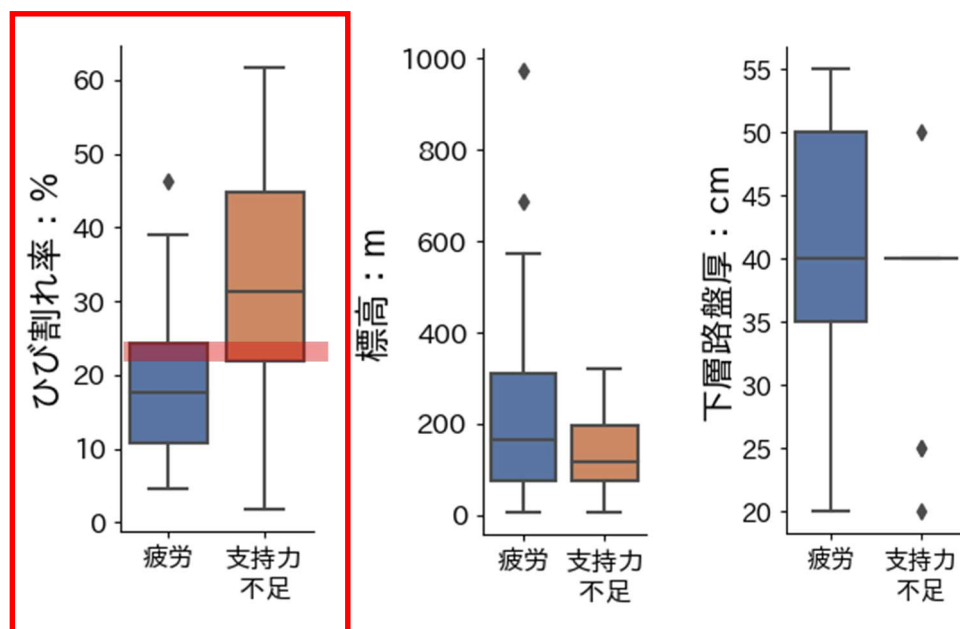


図-4-15 舗装基本諸元データの分布

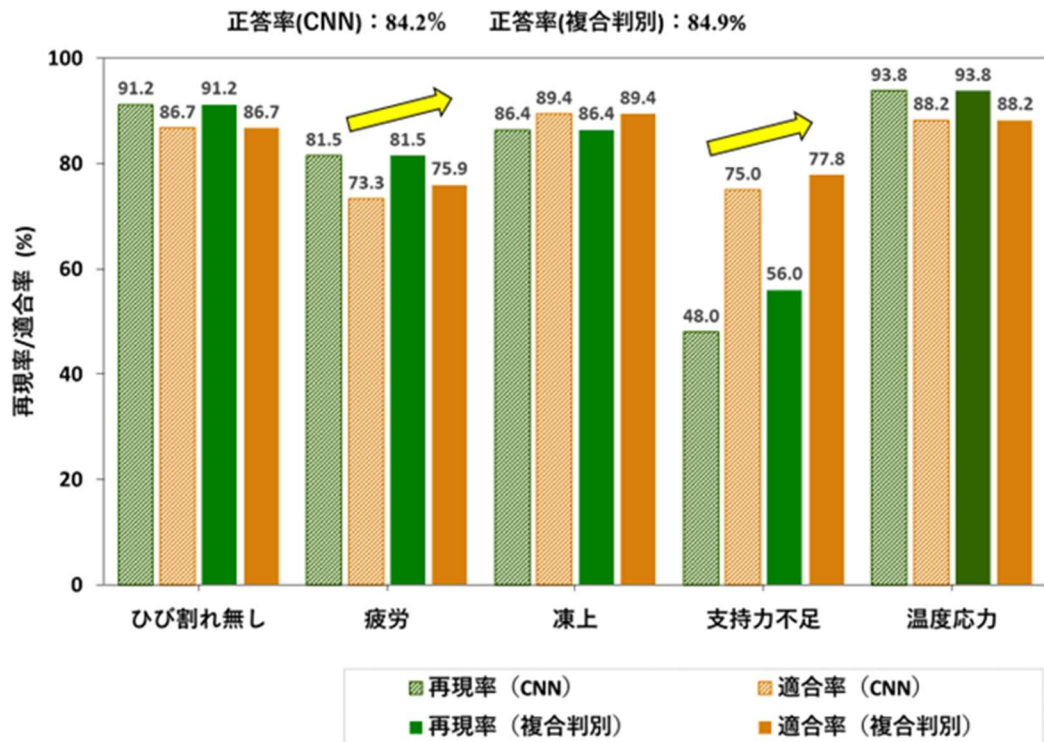


図-4-16 複合判別モデルのテスト結果

4-6-2 判別結果の根拠となる箇所可視化

研究で採用した XAI の Class Activation Map (CAM) によって判別結果の根拠となる箇所を可視化する。CAM とは、特定のクラスに寄与したとされる入力領域をハイライトする方法である (図-4-17)。本研究では、Score-CAM¹⁹⁾を用いる。

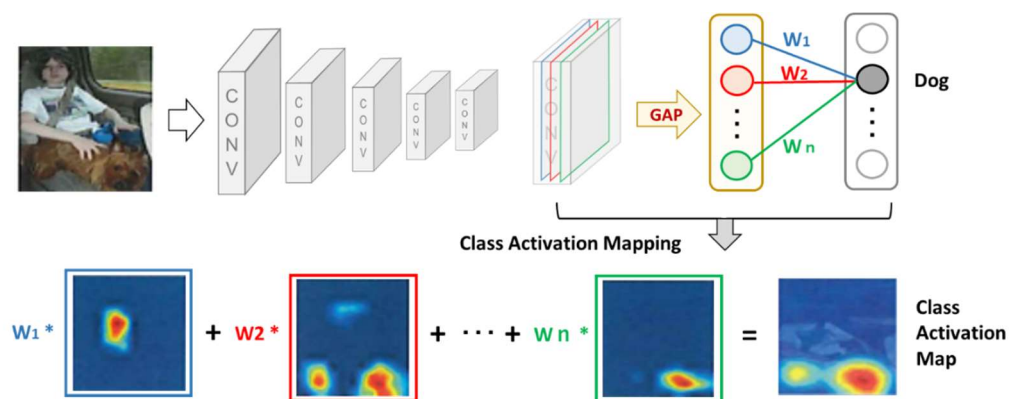


図-4-17 CAM のイメージ

Score-CAM によって判別結果の根拠となる箇所を可視化した結果を図-4-18 に示す。

画像 E12 と F40 は「疲労」、画像 D20 と H31 は「凍上」と的確に判別されている。「疲労」と「凍上」は同じ縦断線状ひび割れであるが、Score-CAM による結果では「疲労」は OWP に、「凍上」は BWP にハイライトされている。また、「支持力不足」と判別された画像 A09 と D09 では面的に広がる亀甲状ひび割れが、「温度応力」と判別された画像 E19 と J15 では横断線状ひび割れが的確にハイライトされている。

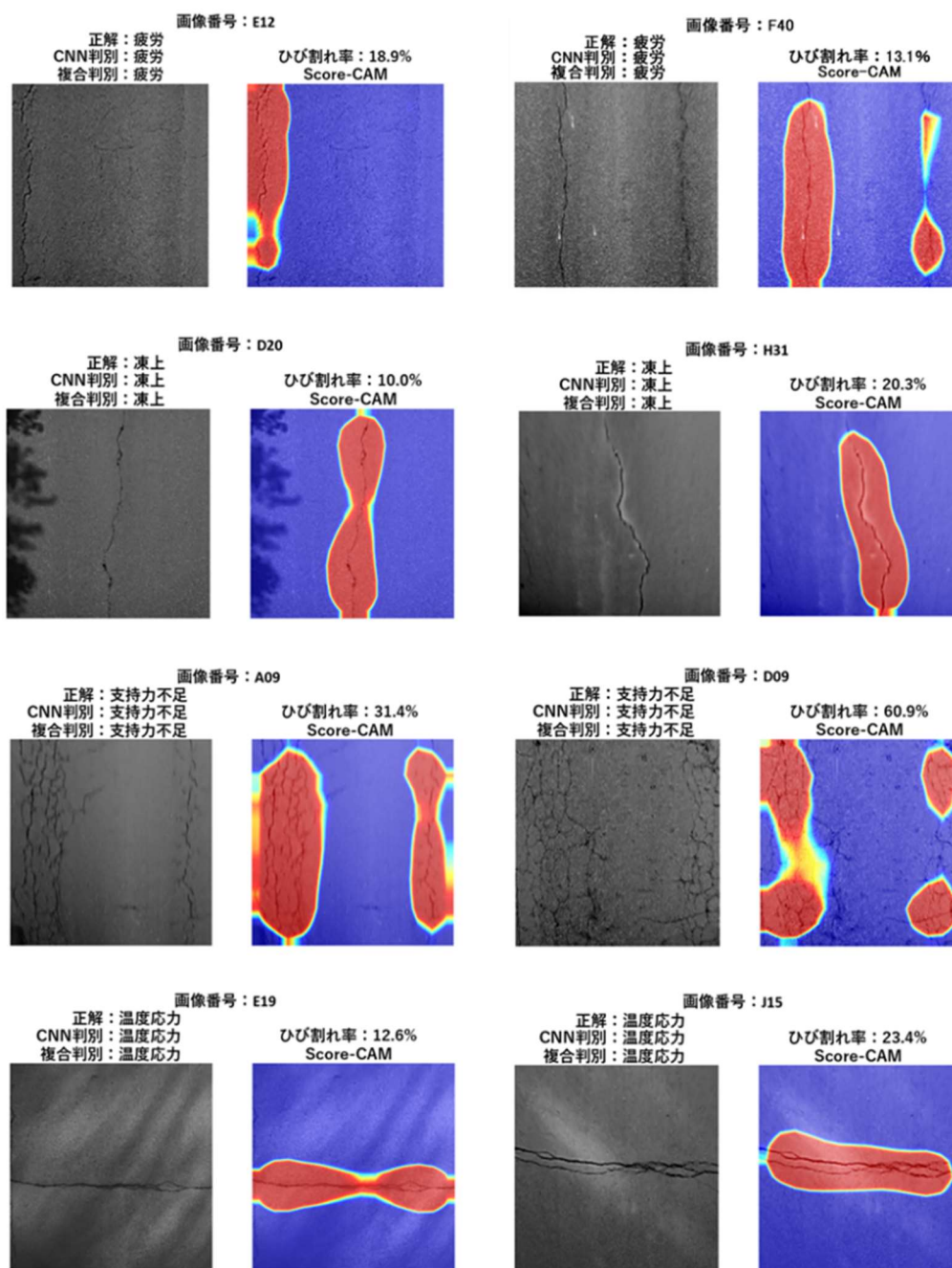


図-4-18 判別結果の根拠となる箇所の可視化 (1)

正解が「支持力不足」である画像 B27 と I18 は、CNN によって「疲労」と誤って判別されたが、ひび割れ率が高いため RF によって正解に更新されたケースであり、これも Score-CAM によって車輪走行部の亀甲状ひび割れがハイライトされている。

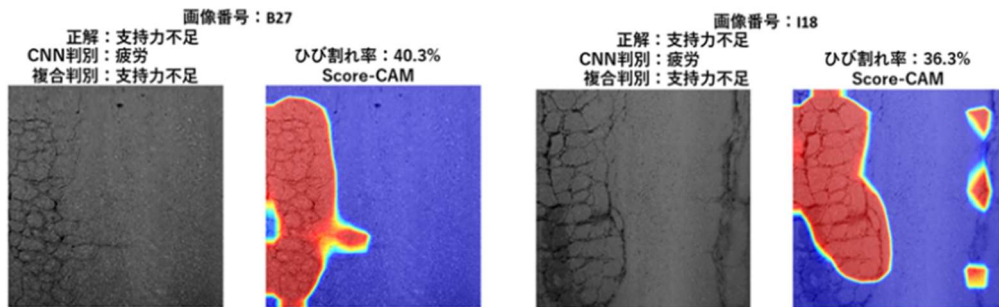


図-4-18 判別結果の根拠となる箇所の可視化 (2)

しかしながら、複合判別モデルでは的確に判別されなかった事例も存在する。「疲労」が正解の画像 J16 では、ひび割れ発生位置が BWP であるため「凍上」と誤判別された。また、「凍上」が正解の画像 D07 と「支持力不足」が正解の画像 D27 は、「ひび割れ無し」と誤って判別された。これは日照条件や画像の不鮮明さが原因と考えられることから、路面画像の撮影と抽出には留意する必要がある。「支持力不足」が正解の画像 A27 では、OWP と IWP の亀甲状ひび割れが連結したため「温度応力」と判別されたと考えられる。このように、形状が異なるひび割れが混在する路面の判別精度については今後の課題である。

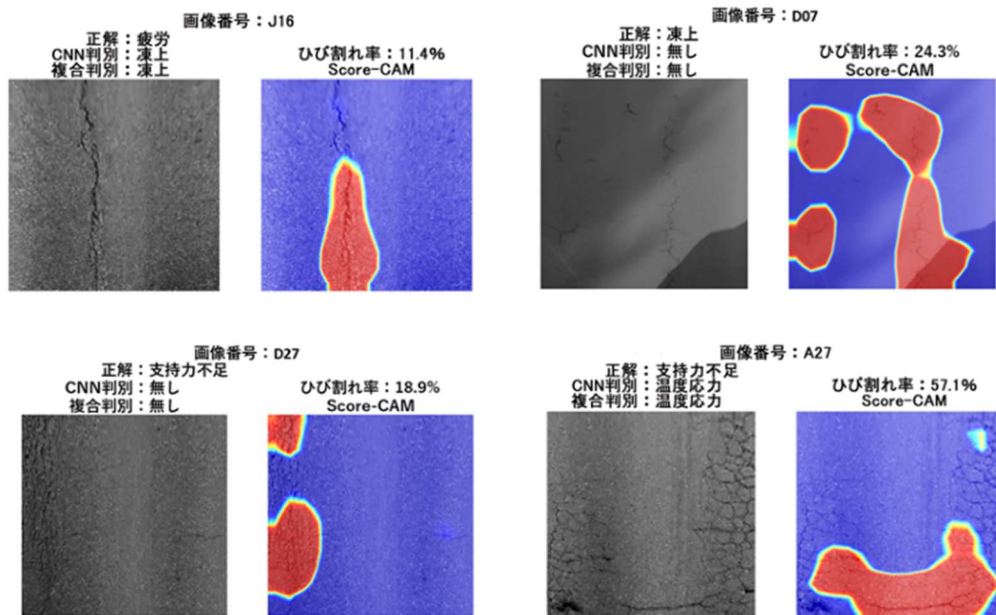


図-4-18 判別結果の根拠となる箇所の可視化 (3)

以上のように Score-CAM を用いることで、CNN による判別の根拠となった箇所や誤判別となった場合の原因を可視化することができる。さらに、RF では、舗装基本諸元データの重要性を評価していることから、画像のみ（CNN）では判別が難しいケースについても判別根拠を示すことができる。これは判断結果の信頼性を向上させるのみならず、舗装の点検や診断を担う技術者が不足している現状において、それらに携わる技術者の育成および能力維持のツールとしても活用できる。

4-7 判別不可能な箇所の分析

複合判別モデルによってひび割れ原因を推定したところ、区分Ⅱ以上（ひび割れ率 20% 以上）にも関わらず「ひび割れ無し」と判別されたケースが存在すること分かった。これを適切に判別できなかったケース「判別不可」とし、区分Ⅱ以上を対象に全路線の判別不可の割合を求めた結果を図-4-19 に示す。判別不可の割合が 1%以上となった札幌の R0231, D0011, D0081, 室蘭の D0002, 小樽の D0066, 旭川の D0070, 帯広の D0316, D0621 の 8 路線については、判別不可の路面画像 1,590 枚を目視で確認した。その結果、図-4-20 に示すように、判別不可となった原因は、路面に設けられたグルーピングをひび割れと誤って判別した「グルーピング」が 72%, パッチングやセンターラインの舗装打ち継ぎ目をひび割れと見なしてしまっただけのケース「舗装継目」が 10%, 評価範囲を外れた箇所のひび割れを認識してしまっただけのケース「評価範囲外」が 8%, 日陰箇所などにより路面画像が不鮮明なため CNN では判別できなかったケース「日陰・不鮮明」が 7%, 原因を特定できなかったケース「その他」が 3%であった。特に、グルーピングについては、R0231 における判別不可画像の約 92%, D0002 で約 98%, D0066 では約 99%を占めている。

舗装継目に関しては、これを損傷状態の一つと捉えて教師ラベル付けをしてモデルに加えることで判別の精度の向上が可能である（モデルの改善）。グルーピングのような特殊なケースでは、学習させると、本来判別すべき損傷原因の判別精度が低下する可能性があるため、グルーピング区間は分析対象外とする方が望ましい（分析対象の制限）。また、路面画像の日陰箇所や道路区画線上のひび割れに関しては、撮影時におけるカメラの設定や判別対象の領域を調整するなど、前処理の段階で改善する必要がある（前処理）。

今回は、ひび割れ率が高いのにも関わらず CNN で「ひび割れ無し」と誤判別した箇所について原因を分析して改善方法を提案した。しかしながら、「凍上」が原因のひび割れを「疲労」と判定している事例など、他のひび割れ原因の誤判定についての分析は十分ではないことから、今後の課題としたい。

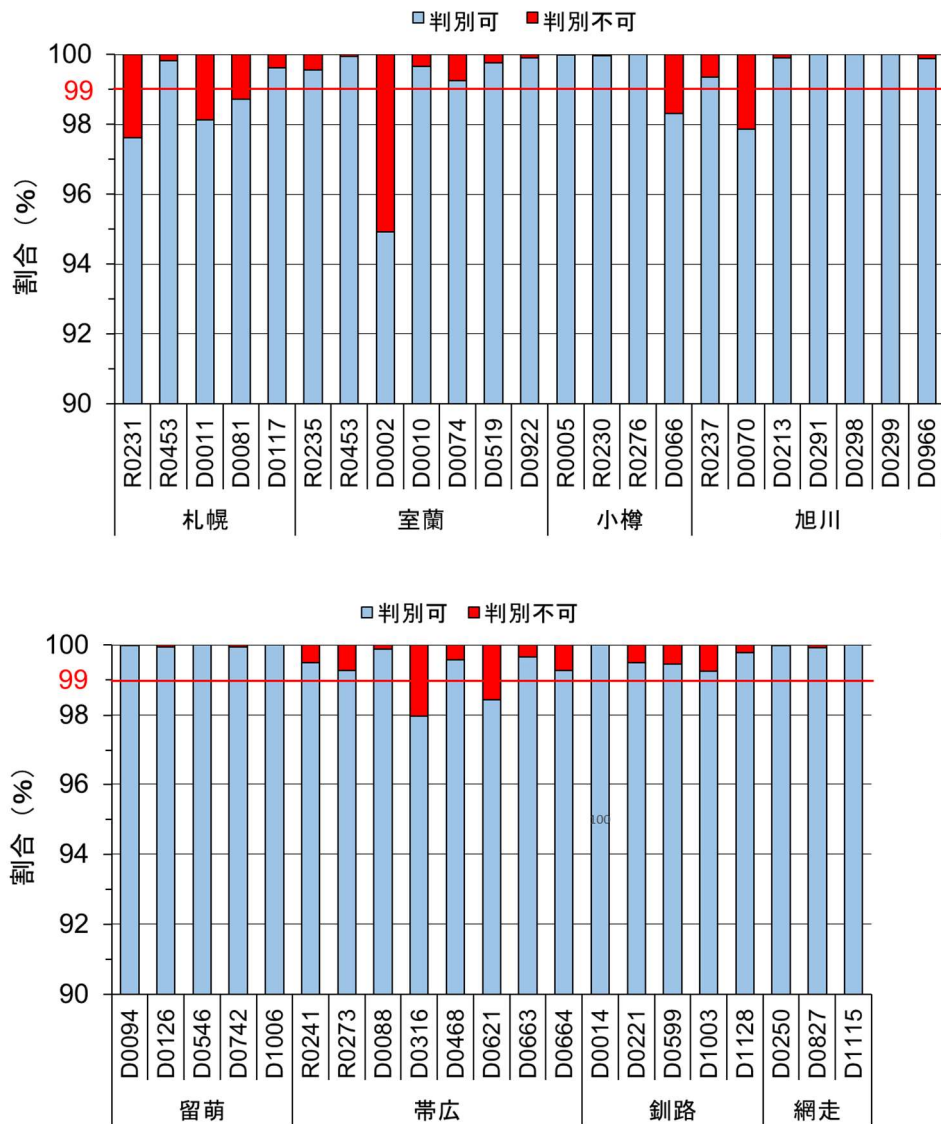


図-4-19 判別不可の割合

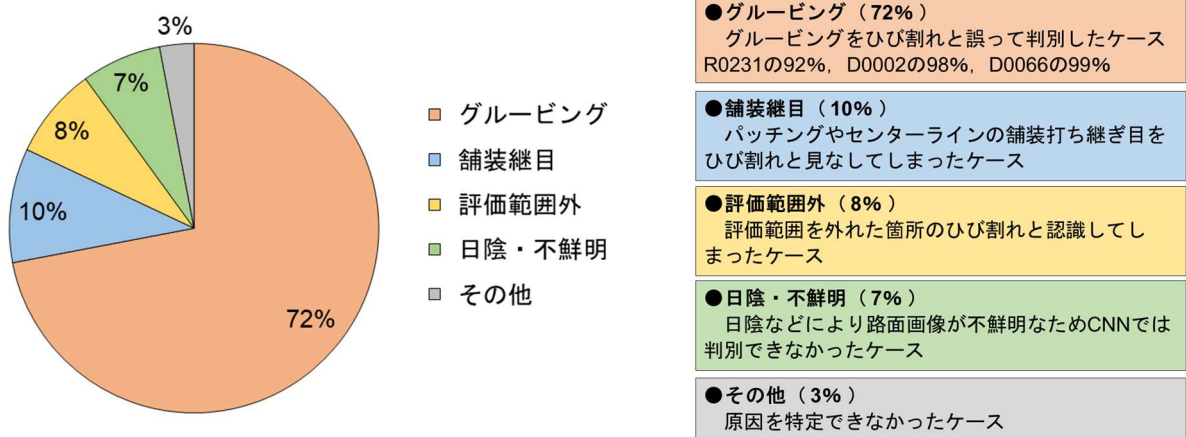


図-4-20 判別不可の原因

4-8 AI 舗装点検および診断システムの活用方法

3 章の AI 舗装点検システムおよび 4 章の AI 舗装診断システムを北海道内の路線に適用し、これらのシステムの活用方法を検討した。

4-8-1 北海道におけるひび割れ原因の特徴分析

北海道は広大であり、地域によって気象（気温・積雪量など）や交通量が異なるため、ここでは、道央（札幌・室蘭・小樽）、道北（旭川・留萌）、道東（帯広・釧路・網走）のひび割れ原因の特徴について分析する。調査を行った全路線（1,236.8km）の 5m 毎の路面画像から、AI 舗装診断システムにおいてひび割れ原因を求めて地域別に集計した（表-4-5）。ここでは、ひび割れが発生している箇所の原因を分析することを目的とすることから、集計に当たっては、全 396,113 枚の路面画像から、舗装診断システムによって「ひび割れ無し」と判別された 189,720 枚の路面画像は除いた。

表-4-5 調査路線の延長と路面画像数

地 域	延長（km）	路面画像数(枚)
札 幌	255.7	73,790
室 蘭	217.8	73,373
小 樽	108.5	45,134
旭 川	169.7	48,552
留 萌	87.0	28,741
帯 広	256.2	91,840
釧 路	81.0	14,041
網 走	60.9	20,642
計	1,236.8	396,113

まず、U-net によって得られた調査路線のひび割れ率から調査を実施した 8 地域の診断区分の割合を求めた。なお、舗装点検要領では、区分Ⅰのひび割れ率は 20%以下、区分Ⅱは 20~40%、区分Ⅲは 40%以上と示している。図-4-21 に示すように、区分Ⅱと区分Ⅲは小樽・留萌・網走ではほとんど見られないが、札幌・室蘭・帯広・釧路では全体の約 1 割を占め、区分Ⅲに限ると、帯広、釧路が約 3%となり、他地域よりも多かった。2022 年度道路メンテナンス年報によると、国土交通省が管理する直轄道路では、区分Ⅱは 37%、区分Ⅲは 13%、都道府県・政令市が管理する道路では、区分Ⅱは 34%、区分Ⅲは 12%である。本研究で得られた区分Ⅱと区分Ⅲの割合は、全ての地域においてこれらよりも小さい値であった。この理由としては、本調査が北海道という限られた範囲であること、診断区分の判定にひび割れ率のみを用いたことが考えられる。

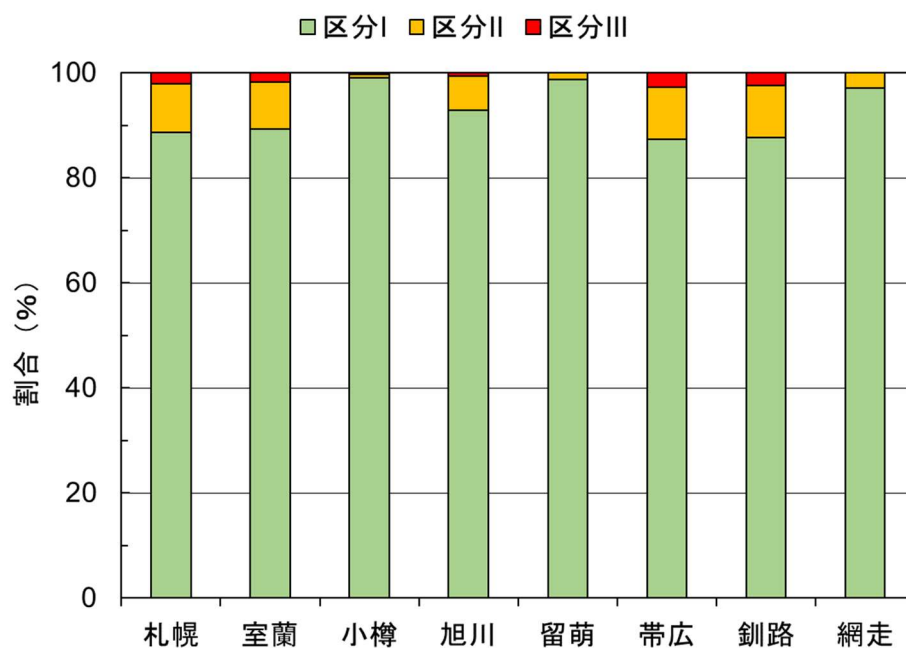


図-4-21 診断区分の割合

調査を行った地域におけるひび割れ原因の割合を図-4-22 に示す。釧路以外のほとんどの地域では「疲労」が最も大きい割合を占めており、小樽・留萌・帯広・網走では全体の50%以上、札幌・室蘭・旭川では40%以上であった。「支持力不足」の割合は留萌・帯広・網走では小さいが、室蘭・釧路では30%以上と大きい。「凍上」によるひび割れは道央（札幌・小樽）と道北（旭川・留萌）で、「温度応力」によるひび割れは低温で積雪量が少ない道東（帯広・釧路・網走）で多く発生していることが分かる。

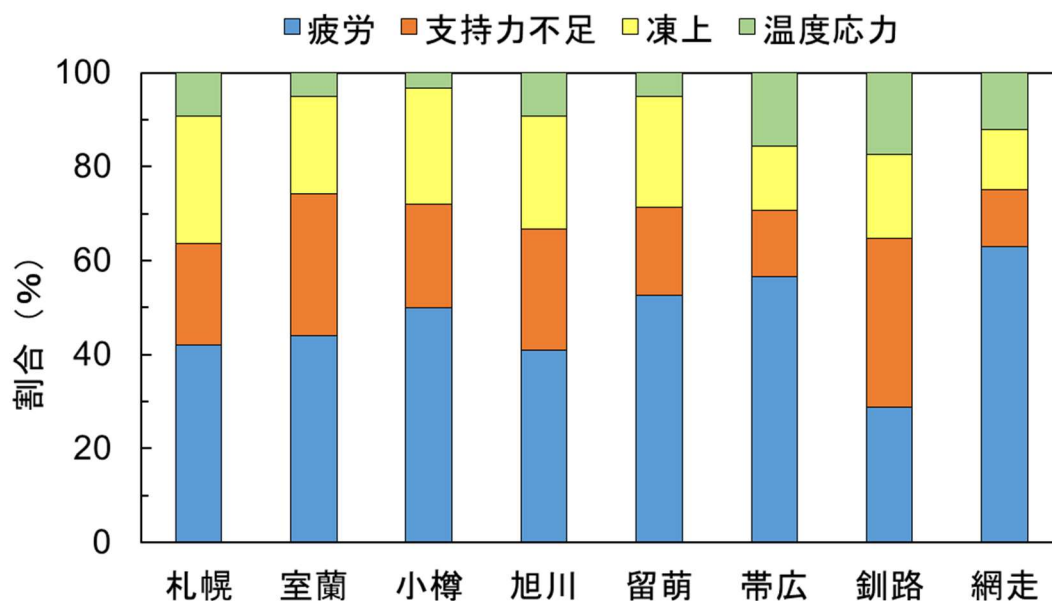


図-4-22 地域別ひび割れ原因の割合

区分Ⅰ、Ⅱ、Ⅲにおけるひび割れ原因の割合を道道と国道で比較した結果を図-4-23に示す。道道では損傷の度合いが大きくなると、「疲労」と「凍上」の割合が減少し、「支持力不足」の割合が増加する。これは、「疲労」や「凍上」が原因のひび割れが亀甲状のひび割れに進行したものと考えられる。AI 舗装診断システムでは、CNN の苦手クラスである「疲労」と「支持力不足」を判別する場合は、RF においてひび割れ率が 25%を超えると「支持力不足」と判別している。また、「温度応力」の割合も増加しているが、「温度応力」によるひび割れ（低温ひび割れ）は等間隔に発生する横断の線状ひび割れであり、単体では区分Ⅲにはならないことから、低温ひび割れの周辺では損傷が進行し、亀甲状ひび割れが多数発生していると考えられる。理由としては、道道は、国道に比べて舗装厚が薄いことや、管理延長が長くメンテナンスの頻度が少ないからであると思われる。

国道の場合は道道とは異なり、損傷区分が大きくなっても「支持力不足」と「温度応力」の増加は見られず、全ての損傷区分で「疲労」が最も大きい。これは、国道は、道道に比べてアスファルト混合物層が厚いことに加え、ひび割れのシールやパッチングなどの維持を行う頻度も高いことから、車輪走行部に生じる疲労ひび割れや低温ひび割れが路面の広範囲にまで拡大していないからと考えられる。

損傷の度合いが最も大きい区分Ⅲを道道と国道で比べると、いずれも、舗装構造に起因するひび割れ（疲労と支持力不足）と気象に起因するひび割れ（凍上と温度応力）は 6 : 4 であったが、道道は（支持力不足 > 疲労）、（温度応力 > 凍上）の傾向にあることが分かった。国道では「疲労」の割合が高いことから、アスファルト混合物層を対象とした修繕が主であるのに対し、道道では「支持力不足」の割合が高いことから、路盤の打ち換えや舗装厚の追加などの大規模な修繕が必要であると考えられる。

このように、本手法を用いることでひび割れ発生原因の地域特性を明らかにできる。すなわち、ひび割れのネットワークレベル評価が可能となる。

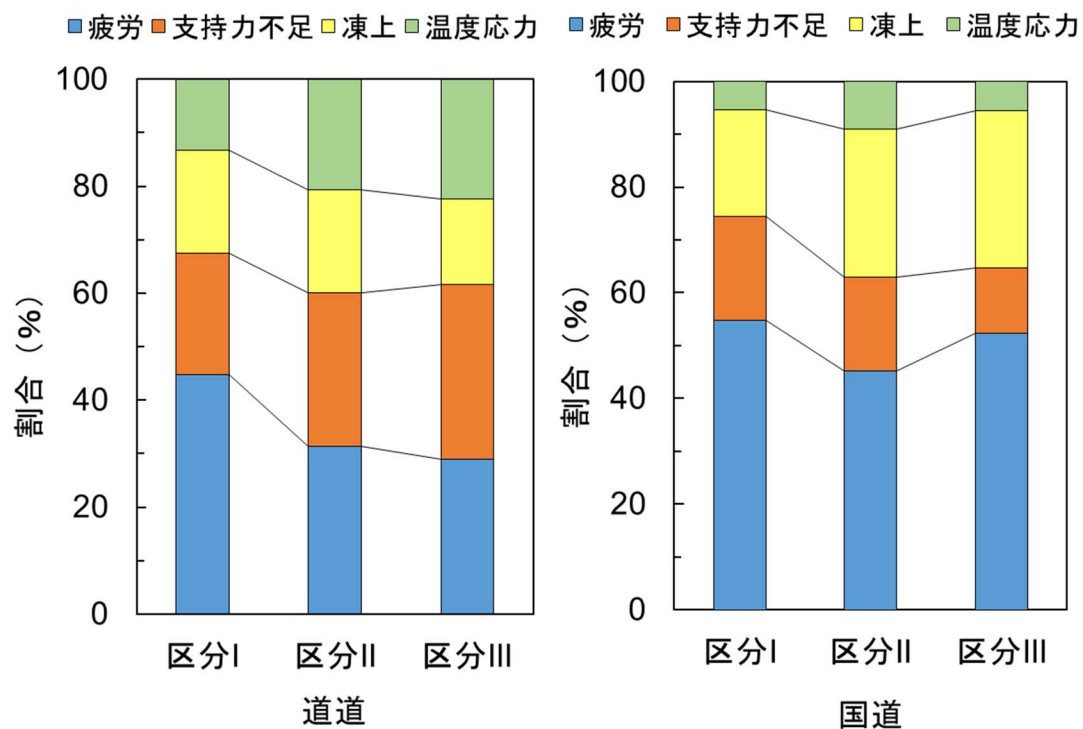


図-4-23 道道と国道のひび割れ原因の割合

4-8-2 路線別ひび割れ原因マッピング

前章で構築したひび割れ発生原因判別モデルに北海道内の路線で撮影した路面画像と舗装基本諸元データ（ひび割れ率）を入力し，路線内の舗装に生じているひび割れの発生原因について分析した．

一例として，札幌地域の路線のひび割れ発生原因判別結果を図-4-24に示す．判別結果は5m毎に得られるが，ここでは延長100mを1区間とし，区間内で最も大きな割合を占めるひび割れ発生原因を当該区間のひび割れ発生原因とした．その結果，k.p. 740～k.p.1240，k.p. 2640～k.p.3340では「疲労」と「支持力不足」のひび割れが連続して分布していることが分かる．一方，帯広地域の路線では，k.p. 2340～k.p.2740 および k.p. 3040～k.p.3440 は「凍上」によるひび割れ（図-4-25）， k.p.19800～k.p.20800 は「温度応力」によるひび割れが見られる（図-4-26）．このように，本手法を用いることで路線内におけるひび割れ発生原因のマッピング，すなわち，ひび割れのプロジェクトレベル評価が可能となる．

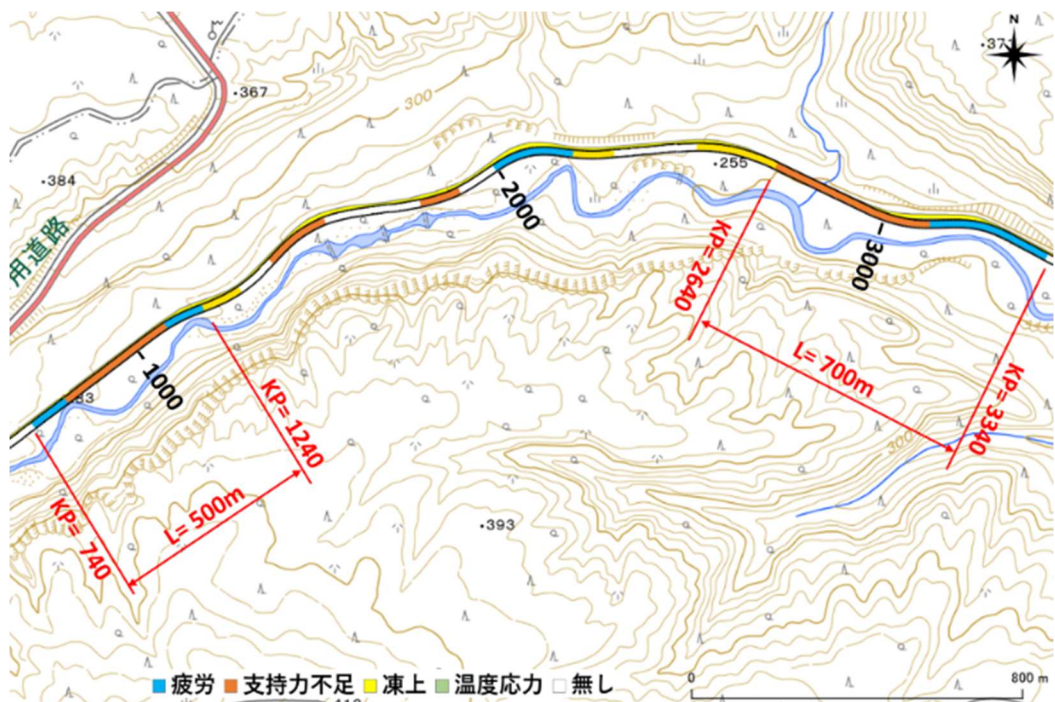


図-4-24 ひび割れ発生原因の路線内分布（札幌地域）



図-4-25 ひび割れ発生原因の路線内分布（帯広地域 1）

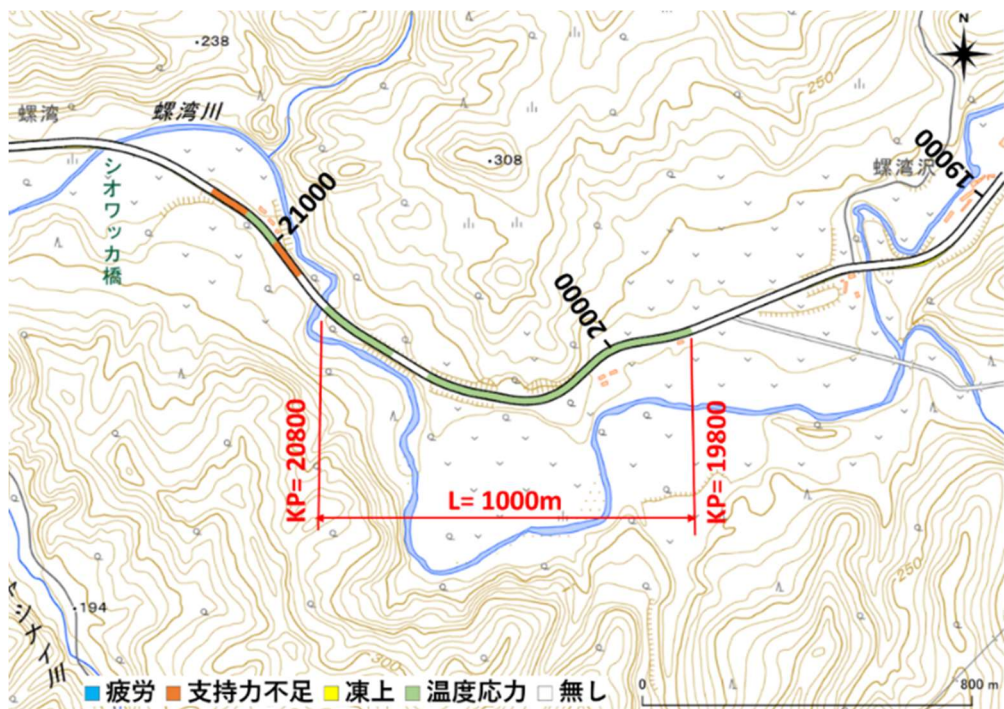


図-4-26 ひび割れ発生原因の路線内分布（帯広地域 2）

4-8-3 維持修繕費用の推計

まず，調査路線を延長 100m の区間に分割し，100m 区間内におけるひび割れの区分（Ⅰ・Ⅱ・Ⅲ）と原因（疲労・支持力不足・凍上・温度応力）の最頻値を区間の代表値とする．次に，区間代表値（区分と原因）に対応する維持工法と修繕工法を表-4-6 から選び，区間（L=100m，W=6.00m）当たりの単価を積算する．なお，表-4-6 で仮定した維持修繕工法は舗装点検必携¹⁶⁾に基づいている．これを路線全体に適用し，路線の維持修繕費用を算出する．維持工法では数量算出根拠を，修繕工法では組合せた工法の割合を表中に示した．

例えば，区分Ⅱ（維持）の疲労では，1区間当たり 400m（4本のひび割れ）のシール材注入工法と 2.26t（区間面積の 5%）のパッチング工法を想定した．区間Ⅲ（修繕）においては，各々のひび割れ原因に対して，複数の補修工法を仮定した．

修繕工法の組合せや割合は，本来，道路管理者が実態に応じて選定することが望ましいが，ここでは，同表に示した値を設定した．支持力不足の場合は，車輪走行部における部分的な亀甲状ひび割れが発生していると考え，路盤打ち換え 10%，舗装打ち換え 20%，切削オーバーレイ 30%，オーバーレイ 40%とした．凍上の場合は車道中央部の縦断線状ひび割れ，温度応力の場合は一定間隔の横断線状ひび割れであり，どちらも直ちにひび割れが広範囲に及ぶとは考えにくいことから，修繕の割合は，凍上で 30%，温度応力で 60%に留めた．維持修繕工法と単価を路線全体に適用し，路線の維持修繕費用を算出した．

表-4-6 維持修繕工法と単価

診断区分	ひび割れ原因	維持工法・修繕工法	1区間当たり単価 (円/100m)
区分Ⅱ (維持)	疲労	シール材注入工法 (400 m) パッチング工法 (2.26 t)	655,000
	支持力不足	パッチング工法 (11.32 t)	877,000
	凍上	シール材注入工法 (200 m)	240,000
	温度応力	シール材注入工法 (120 m)	144,000
区分Ⅲ (修繕)	疲労	オーバーレイ (50 %) 切削オーバーレイ (40 %) 舗装打ち換え (10 %)	1,656,000
	支持力不足	オーバーレイ (40 %) 切削オーバーレイ (30 %) 舗装打ち換え (20 %) 路盤打ち換え (10 %)	2,790,000
	凍上	舗装打ち換え (20 %) 路盤打ち換え (10 %)	1,860,000
	温度応力	改質混合物オーバーレイ (30 %) 改質混合物切削オーバーレイ (30 %)	2,040,000

()内：維持工法の算出数量 / 修繕工法の施工割合

推計された道道の 1km 当たりの維持修繕費用を図-4-27 に示す。維持修繕費用は帯広が突出しており、次いで釧路、札幌、室蘭となった。釧路、札幌、室蘭では維持費用の方が大きい。帯広では逆に修繕費用の方が大きくなった。国道における 1km 当たりの維持管理費用は図-4-28 のようになり、帯広、室蘭、札幌の順になった。また、道道と同じように維持修繕費用は帯広が最も大きくなったが、道道では修繕費用の方が大きいのに対し、国道では逆に維持費用の方が大きくなった。図-4-27 や図-4-28 のような結果は、道路管理者にとって、維持費用と修繕費用の予算をどの地域に重点的に配分する必要があるかを決定するための重要な資料となる（ネットワークレベル）。

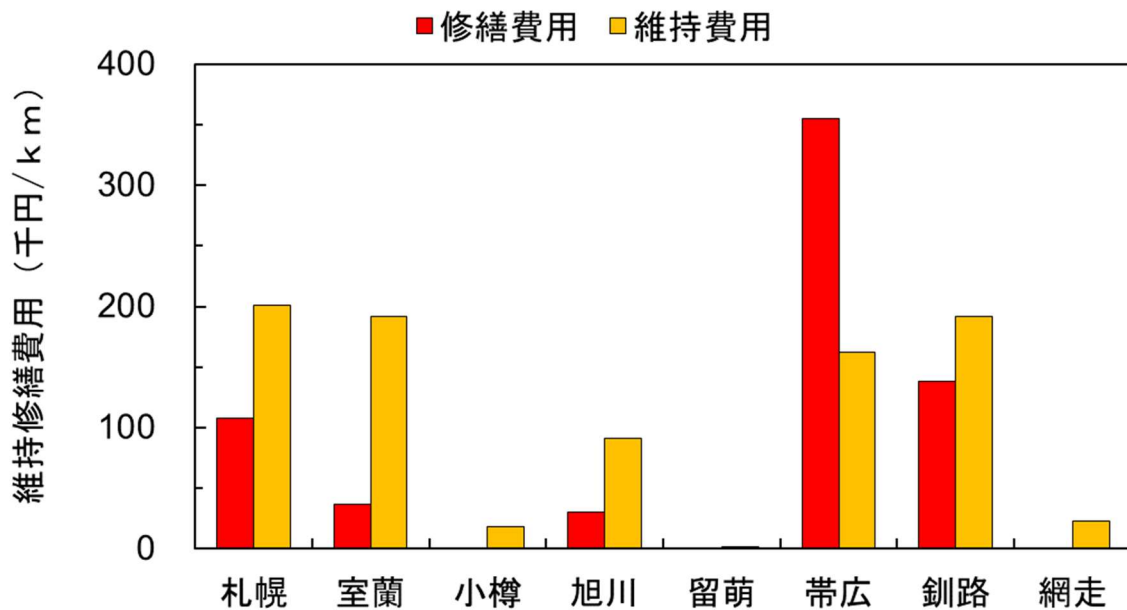


図-4-27 1km 当たりの維持修繕費用（道道）

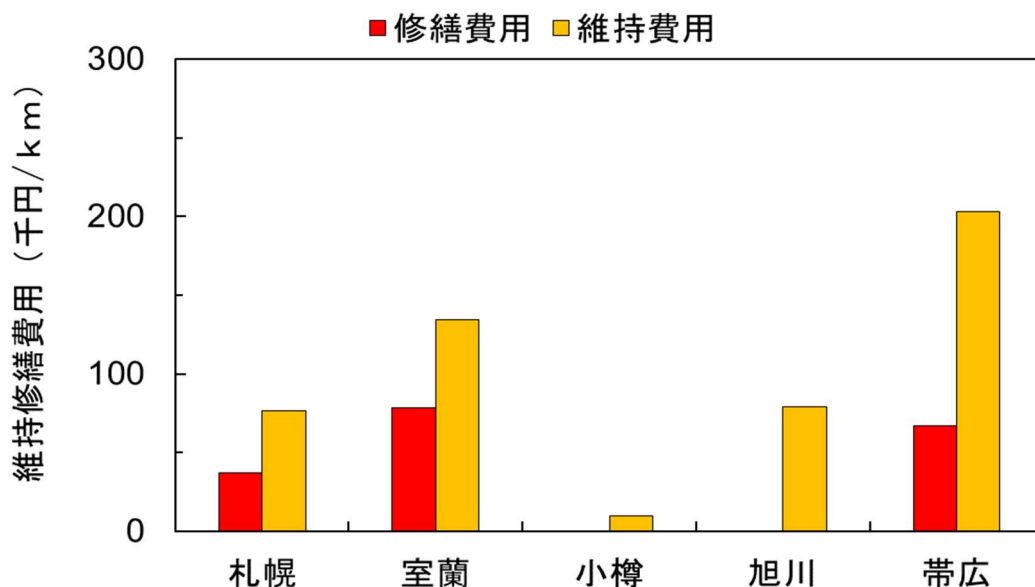


図-4-28 1km 当たりの維持修繕費用（国道）

推計された維持修繕費用が最大となった帯広の道道 D0621 における 1 キロポスト毎の維持費用と修繕費用を図-4-29 に示す。修繕費用は k.p.0.0～k.p.1.0 と k.p.6.0～k.p.9.0 で大きいことから、この区間の修繕の優先度を最も高くする必要がある。また、k.p.1.0～k.p.4.0 では修繕費用に比べて維持費用が大きいことから、シーল材注入やパッチングなどを重点的に行い予防保全に努める必要があることが分かる。このように、維持修繕費用の路線内の比較により維持修繕の優先順位や工法を決定するための資料となる（プロジェクトレベル）。

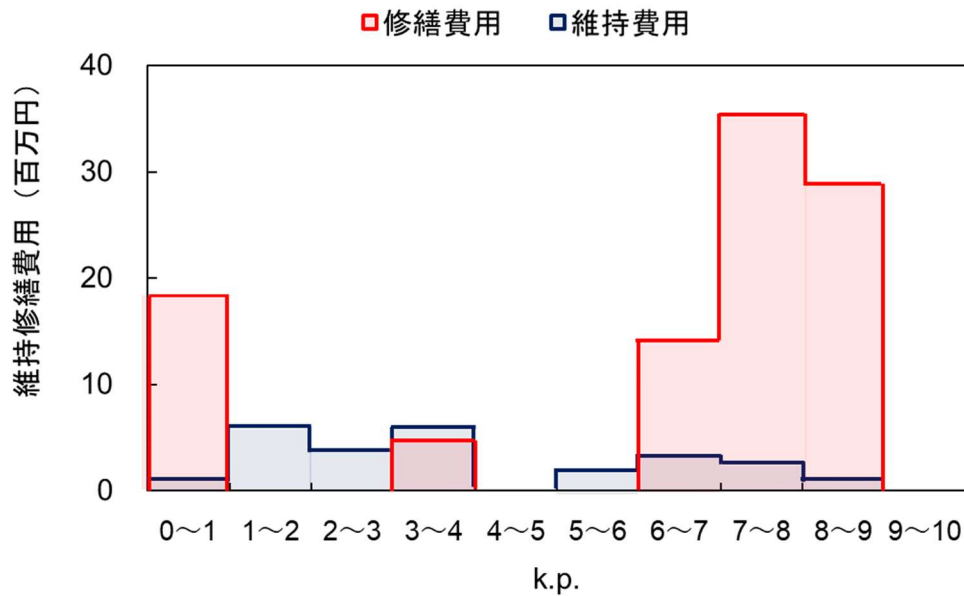


図-4-29 路線 D0621 における維持修繕費用

4-9 4 章の結論

2 章および 3 章で使用した GPS 機能付きビデオカメラによって撮影した路面画像と舗装基本諸元データを入力とし、説明可能な AI (XAI) を用いたひび割れ発生原因の判別手法による「AI 舗装診断システム」を構築した。それを北海道内の広域の路線に適用し、ひび割れ原因の分析を行うとともに、ひび割れ原因に対応した補修修繕費用の推計を行った。得られた結論を以下に示す。

- 北海道内の国道 6 路線 (231.8km) および道道 26 路線 (494.7km) において撮影された路面のひび割れ画像から 400 枚を抽出し、舗装診断士による WEB 舗装診断試験を実施した。その結果、ひび割れ形状が縦断線状の場合では被験者の約 80%がひび割れ発生原因を「疲労」「わだち」「凍上」と、横断線状ひび割れでは 90%以上が「リフレクション」「施工継目」「温度応力」と、亀甲状ひび割れでは約 80%が「支持力不足」「融解期」「老化」「沈下」と判定した。この結果は舗装点検必携¹⁶⁾に示された、ひび割れ形状と発生原因の関係とほぼ同じであった。
- WEB 舗装診断試験から得られた結果を正解として、深層学習 (CNN) と機械学習 (RF) を組み合わせてひび割れ発生原因を判別する複合判別モデルを構築した。路面画像を入力とする CNN をテストしたところ、「凍上」と「温度応力」については再現率、適合率が 85%を超えたが、「疲労」と「支持力不足」については高い値を得られなかった。そこで、CNN で「疲労」「支持力不足」と出力される場合は、CNN の出力値である判別確率に舗装基本諸元データ (ひび割れ率) を結合し、RF を用いて判別の更新を行った。その結果、この複合判別モデルによって、「支持力不足」の再現率は 48.0%から 56.0%に、適合率は 75.0%から 77.8%に大きく増加した。
- 本研究で採用した Score-CAM¹⁹⁾によって、CNN による判別の根拠となった箇所をハイライトで示すことができた。さらに、RF では舗装基本諸元データの重要性を評価していることから、画像のみでは判別が難しいケースについても判別根拠を示すことができる。これは判断結果の信頼性を向上させるのみならず、舗装診断に携わる技術者の育成および能力維持のツールとしても活用できる。
- AI による舗装診断システムでは、路面画像にあるグルーピング、舗装継目、評価範囲外のひび割れ、日陰などの不鮮明画像によって判別不可となるケースがあることが分かった。しかしながら、モデルの改善、分析対象の制限、前処理によって判別精度を改善できると考えられる。
- ひび割れ原因は、釧路以外のほとんどの地域では「疲労」が最も大きい割合を占めていた。「支持力不足」は留萌・帯広・網走では小さいが、室蘭・釧路では全体の 30%以上と大きかった。「凍上」によるひび割れは道央 (札幌・小樽) と道北 (旭川・留萌) で、「温度応力」によるひび割れは低温で積雪量が少ない道東 (帯広・釧路・網走) で多く発生していた。
- 損傷の度合いが最も大きい区分 III を道道と国道で比較したところ、いずれも、舗装構造に起因するひび割れ (疲労と支持力不足) と気象に起因するひび割れ (温度応力と凍上) は 6 : 4 であったが、道道は (支持力不足 > 疲労)、(温度応力 > 凍上) の傾向にあ

ることが分かった。国道では「疲労」の割合が高いことから、アスファルト混合物層を対象とした修繕が主であるのに対し、道道では「支持力不足」の割合が高いことから、路盤の打ち換えや舗装厚の追加などの大規模な修繕が必要であると考えられる。

- 本手法を用いることで、ひび割れ原因の地域別・道路種類別の特徴分析のようなネットワークレベルでの評価と、同一路線におけるひび割れ原因マッピングのようなプロジェクトレベル評価の両方が可能になることが分かった。
- AIによって推定されたひび割れ区分（Ⅰ・Ⅱ・Ⅲ）と原因（疲労・支持力不足・凍上・温度応力）に対応した維持および修繕の工法を選定し、調査路線に適用した場合の維持修繕費用を推計した。その結果、必要となる維持修繕費用の地域毎の比較（ネットワークレベル）や路線内における比較（プロジェクトレベル）が可能となることを示した。
- AI舗装診断システムは、道路管理者にとって維持修繕費用の予算をどの地域に重点的には配分する必要があるかを支援できる。また、路線内においては、どの区間の修繕を優先するか、あるいはどの区間を重点的に予防保全するか判断を支援できる。

4-10 4章の参考文献

- 1) 国土交通省道路局：総点検実施要領（案）【舗装編】，2013.11
- 2) 国土交通省：舗装点検要領，2016.
- 3) 杉浦聡志，亀山修一，坪井勤，高橋敏彦，市川晴信：美濃加茂市の生活道路の舗装維持管理における目視点検の導入に向けた諸検討，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol.70，No.3（舗装工学論文集第19巻），pp. I_25-I_31，2014.
- 4) 亀山修一，金森弘明，井上昌幸，浅田拓海，川端伸一郎：舗装路面の目視点検の精度に関する研究，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol. 71, No. 3（舗装工学論文集第20巻），pp. I_25-I_30，2015.
- 5) 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（舗装工学論文集第24巻），pp. I_25-I_31，2019.
- 6) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部：舗装点検技術の性能評価項目・試験方法及び評価指標（案）に対する意見募集の公表及び舗装点検技術の公募について～新技術活用システムのテーマ設定型（技術公募）における技術の募集について～，「路面性状を簡易に把握可能な技術」，2017.
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo_08_hh_000435.html
- 7) 国土交通省四国地方整備局企画部・道路部：『路面性状を簡易に把握可能な技術』の試験結果等を公表します，2018.
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo_08_hh_000532.html
- 8) 水口尚司，大西有三，西山哲，西川啓一，下澤正道，石村勝伸：道路トンネルにおける画像及びレーザーデータを用いたマネジメント手法の研究，土木学会論文集 F2（地下空間研究），Vol. 71, No. 1, pp. 20-30，2015.
- 9) 田畑佑，党紀，春田大二郎，Ashish SHRESTHA，松永昭吾，全邦釘：UAV 撮影と深層学習を用いた橋梁損傷の自動検知に関する検証，土木学会論文集 F4（建設マネジメント），Vol. 74, No. 2, pp. I_62-I_74，2018.
- 10) 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（舗装工学論文集第22巻），pp. I_97-I_105，2017.
- 11) 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（舗装工学論文集第23巻），pp. I_131-I_139，2018.
- 12) Maeda, H., Sekimoto, Y., Seto, T., Kashiya, T. and Omata, H.: Road damage detection and classification using deep neural networks with smartphone images, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, Vol. 33, Issue 12, pp. 1127-1141, 2018.
- 13) 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システムの精度検証，土木学会論文集 E1（舗装工学），Vol. 76, No. 2, pp. I_123-I_131，2020.
- 14) 青山亘佐，河村伸哉，中野聡，中村秀明：深層学習による画像認識を用いたコンクリート構造物の変状検出に関する研究，土木学会論文集 E2（材料・コンクリート構造），Vol. 74, No. 4, pp. 293-305，2018.
- 15) 西尾真由子，栗栖雄一：橋梁点検部材損傷度判定 CNN の可視化による判断根拠の理解と活用，AI・データサイエンス論文集，1巻，J1号，2020.
- 16) 公益社団法人日本道路協会：舗装点検必携，平成29年度版，2017.

- 17) Francois Cjallet: Python と Keras によるディープラーニング, pp. 151-174, マイナビ, 2018.
- 18) Antonio Gulli, Sujit Pal: 直感 Deep Learning – Python×Keras でアイデアを形にするレシピ, オライリー・ジャパン, pp. 97-103, 2018.
- 19) Score-Weighted Visual Explanations for Convolutional Neural Networks, <https://github.com/haofanwang/Score-CAM> (閲覧日 : 2021 年 5 月 17 日)
- 20) 全邦釘, 嶋本ゆり, 大窪和明, 三輪知寛, 大賀水田生: ディープラーニングおよび Random Forest によるコンクリート表面ひび割れ自動検出手法, 土木学会論文集 F3, Vol. 73, No. 2, pp. I_297-I_307, 2017.

第 5 章

結 論

第 5 章 結 論

本研究では、動画目視による舗装点検（第 2 章）および AI による舗装点検（第 3 章）、AI による舗装診断（第 4 章）に係る 3 つのシステムを開発し、その精度ならびに有効性を評価した。

●第 2 章 動画目視による舗装点検

舗装の目視点検（歩行点検・走行点検）に代わるものとして、動画を用いて PC 上で目視点検を行う「動画目視点検システム」を活用し、訓練効果や点検方法について検討するとともに、点検の精度を明らかにした。

得られた結論を以下に示す。

- 1) 動画目視点検システムを用いてひび割れ率が得られている舗装を 10 名の被験者に目視評価をしてもらい、路面性状測定車による計測値を真値として、点検精度について分析した。その結果、目視評価回数の増加、すなわち訓練を重ねることで、正答率・検出率・的中率が上昇することが分かった。また、区分 II の区間では、評価区間長を 10m に細分化して目視評価を行い、それを評価区間で平均する方法（10m 評価）、加えて点検者が必要と感じたときにも 10m 評価を行うこと方法により点検精度が向上することが分かった。
- 2) 目視評価の訓練を積んだ 10 名に、本システムを用いて 6 工区（各延長 1km）の目視点検を行ってもらい、点検精度を「路面性状を簡易に把握可能な技術の試験結果等」で示された分類と照合した。その結果、検出率（区分 II 以上）：A，検出率（区分 III）：B，的中率（区分 II 以上）：B，的中率（区分 III）：A となり、本システムを用いた舗装の目視点検は十分な点検精度を有していることが明らかとなった。

●第 3 章 AI による舗装点検

U-net モデルによるひび割れの自動スケッチ手法（U-net スケッチ法）を用いた「AI 舗装点検システム」の精度検証を行った。

得られた結論を以下に示す。

- 1) 路面画像を用いた目視点検を行い、U-net スケッチ法との精度比較を行った。正答率は、目視点検よりも U-net スケッチ法の方が 10%程度高い。検出率（区分 II 以上）と的中率（区分 III）は同等であるが、検出率（区分 III）と的中率（区分 II 以上）については U-net 法が 15%以上高くなった。したがって、本手法は、目視点検よりも精度が高く、特に、区分 III の見逃しの少ない点検結果が得られると言える。
- 2) 一般国道の 10km 区間で実施された路面性状調査のデータを用いて、AI 舗装点検システムによるひび割れ評価の検証試験を行った。その結果、精度のランクは、検出率（区分 II 以上）：A，検出率（区分 III）：B，的中率（区分 II 以上）：B，的中率（区分 III）：B となった。
- 3) 同型の既往技術との比較から、AI 舗装点検システムでは、これらと精度が同等以上であり、特に、区分 III の見逃しを低減できる可能性が示された。
- 4) AI 舗装点検システムでは、市販のカメラを用いた走行調査と U-net スケッチ法により、簡易かつ精度の高い舗装点検が可能となる。

●第4章 AIによる舗装診断

2章および3章で使用したGPS機能付きビデオカメラによって撮影した路面画像と舗装基本諸元データを入力とし、説明可能なAI(XAI)を用いたひび割れ発生原因の判別手法による「AI舗装診断システム」を構築した。それを北海道内の広域の路線に適用し、ひび割れ原因の分析を行うとともに、ひび割れ原因に対応した補修修繕費用の推計を行った。得られた結論を以下に示す。

- 1) 北海道内の国道6路線(231.8km)および道道26路線(494.7km)において撮影された路面のひび割れ画像から400枚を抽出し、舗装診断士によるWEB舗装診断試験を実施した。その結果、ひび割れ形状が縦断線状の場合では被験者の約80%がひび割れ発生原因を「疲労」「わだち」「凍上」と、横断線状ひび割れでは90%以上が「リフレクション」「施工継目」「温度応力」と、亀甲状ひび割れでは約80%が「支持力不足」「融解期」「老化」「沈下」と判定した。この結果は舗装点検必携に示された、ひび割れ形状と発生原因の関係とほぼ同じであった。
- 2) WEB舗装診断試験から得られた結果を正解として、深層学習(CNN)と機械学習(RF)を組み合わせるひび割れ発生原因を判別する複合判別モデルを構築した。路面画像を入力とするCNNをテストしたところ、「凍上」と「温度応力」については再現率、適合率が85%を超えたが、「疲労」と「支持力不足」については高い値を得られなかった。そこで、CNNで「疲労」「支持力不足」と出力される場合は、CNNの出力値である判別確率に舗装基本諸元データ(ひび割れ率)を結合し、RFを用いて判別の更新を行った。その結果、この複合判別モデルによって、「支持力不足」の再現率は48.0%から56.0%に、適合率は75.0%から77.8%に大きく増加した。
- 3) 本研究で採用したScore-CAMによって、CNNによる判別の根拠となった箇所をハイライトで示すことができた。さらに、RFでは舗装基本諸元データの重要性を評価していることから、画像のみでは判別が難しいケースについても判別根拠を示すことができる。これは判断結果の信頼性を向上させるのみならず、舗装診断に携わる技術者の育成および能力維持のツールとしても活用できる。
- 4) AIによる舗装診断システムでは、路面画像にあるグルーピング、舗装継目、評価範囲外のひび割れ、日陰などの不鮮明画像によって判別不可となるケースがあったが、モデルの改善、分析対象の制限、前処理によって判別精度を改善できると考えられる。
- 5) ひび割れ原因は、釧路以外のほとんどの地域では「疲労」が最も大きい割合を占めていた。「支持力不足」は留萌・帯広・網走では小さいが、室蘭・釧路では全体の30%以上と大きかった。「凍上」によるひび割れは道央(札幌・小樽)と道北(旭川・留萌)で、「温度応力」によるひび割れは低温で積雪量が少ない道東(帯広・釧路・網走)で多く発生していた。
- 6) 損傷の度合いが最も大きい区分IIIを道道と国道で比較したところ、いずれも、舗装構造に起因するひび割れ(疲労と支持力不足)と気象に起因するひび割れ(温度応力と凍上)は6:4であったが、道道は(支持力不足>疲労)、(温度応力>凍上)の傾向にあることが分かった。国道では「疲労」の割合が高いことから、アスファルト混合物層を対象とした修繕が主であるのに対し、道道では「支持力不足」の割合が高いことから、路盤の打ち換えや舗装厚の追加などの大規模な修繕が必要であると考えられる。
- 7) 本手法を用いることで、ひび割れ原因の地域別・道路種類別の特徴分析のようなネットワークレベルでの評価と、同一路線におけるひび割れ発生原因マッピングのようなプロジェクトレベル評価の両方が可能になることが分かった。
- 8) AIによって推定されたひび割れ区分(I・II・III)と原因(疲労・支持力不足・凍上・温度応力)に対応した維持および修繕の工法を選定し、調査路線に適用した場合の維持

修繕費用を推計した。その結果、必要となる維持修繕費用の地域毎の比較（ネットワークレベル）や路線内における比較（プロジェクトレベル）が可能となることを示した。

- 9) AI 舗装診断システムは、道路管理者にとって維持修繕費用の予算をどの地域に重点的には配分する必要があるかを支援できる。また、路線内においては、どの区間の修繕を優先するか、あるいはどの区間を重点的に予防保全するか判断を支援できる。

●今後の課題

第2章では、舗装点検要領の点検項目の内、ひび割れのみを対象とした。今後は、わだち掘れや縦断凹凸についても取り組む予定である。

第3章では、他の既存技術との比較のためには、コストや作業効率の面からも評価が必要であるが、これらのデータが揃っていないため、実際の業務での試験やヒヤリング調査を行い、コストや作業効率について検証する予定である。

第4章では、積雪寒冷地である北海道の舗装を対象としたものであり、時点において、ひび割れ原因としては、「疲労」や「支持力不足」に加えて、積雪寒冷地特有の「凍上」、「温度応力」の4つのみしか考慮していないため、今後は判別できるひび割れ原因の種類を増やす必要がある。また、路面画像のひび割れ形状は複雑で複数の要因が考えられるような場合はひび割れ原因を的確に判別することは難しいことから、今後は調査地域を拡大し、多くのデータを蓄積・学習させて本システムの汎用性を高めたい。

謝 辭

謝 辞

本論文を完成させるにあたり、たくさんの先生にご助言、ご指導を頂きました。先生方のご指導、励ましがなければ、本研究を完成させることは不可能であったと痛感しております。この場を借りて、諸先生に感謝の意を表します。

北海道科学大学工学部 都市環境学科教授 亀山修一 様

亀山先生には、私を北海道科学大学大学院の社会人博士課程に受け入れて頂きましたこと、今まで舗装技術者として生きてきた私に研究者としての道を示して頂きましこと、心より感謝しております。また、先生には、決して若くない私に3年間にわたり、研究テーマの設定から論文作成に至るまで丁寧にご指導頂きました。先生のご指導のもとで学位論文を完成させたことを誇りに思っています。本当にありがとうございました。

室蘭工業大学大学院助教 浅田拓海 様

浅田先生には、本研究の基礎となる2編の土木学会論文の作成においてご指導、ご助言を頂きました。特に、私が今まで取り組んでこなかったAIに関する知識・手法について丁寧にお教え頂きました。先生のご指導がなければ本研究は完成できませんでした。心より感謝いたします。本当にありがとうございました。

北海道科学大学工学部 都市環境学科教授 川端伸一郎 様

川端先生には、本論文の審査を賜り、本研究に関連する既往研究をレビューして本研究の位置付けを明確にするようご助言頂きました。また、本論文を詳細にチェックして頂き、論文の完成度を高めることができました。本当にありがとうございました。

北海道科学大学工学部 都市環境学科教授 石田眞二 様

石田先生には、本論文の審査を賜り、舗装業界の中での本研究の革新性・新規性を強く主張するようご助言頂きました。また、私に“学ぶのに遅すぎるということはない”とのお言葉を頂きました。これを支えに今後も頑張ります。本当にありがとうございました。

北海道科学大学工学部 建築学科教授 千葉隆弘 様

千葉先生には、本論文の審査を賜り、本研究において目指すべき点検精度についてのご助言を頂きました。また、カメラの解像度と精度の関係という新たな視点を示していただきました。今後の研究の課題としたいと思います。本当にありがとうございました。

道路工業株式会社 代表取締役社長 中田隆博 様

中田隆博社長には、私の北海道科学大学大学院への入学に際して快くご承諾頂き、送り出して頂きました。また、学費および研究費用等のご支援を賜り、とても感謝しております。卒業後は、大学院で培った知識や手法を少しでも会社のために役立てるよう尽力して参りたいと考えております。3年間にわたり、本当にありがとうございました。

道路工業株式会社 技術部 横濱圭一 氏、虎谷将斗 氏

横濱圭一氏は、北海道内の1,200kmを超える路線において路面画像データの収集にご協力頂きました。また、虎谷将斗氏には、WEB舗装診断試験システムの構築や大量のデータ解析にご協力頂きました。両氏には心より感謝しております。ありがとうございました。

全国 70 名の舗装診断士の皆様

特定非営利活動法人舗装診断研究会（PDRG）に所属する全国の舗装診断士の皆様には、WEB 舗装診断試験への協力をお願いしたところ、お忙しいにも関わらず多くの方々にご参加頂きました。お陰様でひび割れ形状と発生原因についての興味深い結果を得ることができました。舗装診断研究会ならびに舗装診断士の皆様にはとても感謝しています。ありがとうございました。

北海道科学大学工学部 都市環境学科ゼミ学生の皆様

この論文を完成するにあたり、都市環境学科のゼミ学生諸氏に大変お世話になりました。田渕楓馬氏（2021 年度卒業）には、ひび割れ原因の地域別および道路種類別分析に多大なるご協力を頂きました。また、小林龍生氏、金森貴昭氏（2022 年度卒業）の両氏には、ひび割れ原因に応じた維持修繕費用の推計に関するデータ処理をお手伝い頂きました。心より感謝いたします。ありがとうございました。

最後に、これまで長い間私を支えてくれた妻に感謝します。ありがとうございます。

2023 年 3 月

長屋 弘司