

# 論文 AIによるコンクリート構造物の変状識別および劣化要因の推定

塩永 亮介\*1・松田 昂大\*2・廣井 幸夫\*1・中村 定明\*3

**要旨:** 老朽化が進む道路橋の維持管理を効率的に進めていくには、コンクリートの劣化要因を正しく判定し、適切な措置をとることが肝要とされる。実務経験が少ない技術者に対しても容易にコンクリート構造物の診断や判定ができるよう、AIを活用したコンクリート劣化診断システムの開発を進めている。本論文では、本システムを構成する2つのAI（変状識別AIおよび劣化推定AI）のそれぞれに対し、出力結果の精度検証を行った。その結果、変状識別AIでは全10種の変状でF1スコアが50%以上であり、劣化推定AIでは7つの劣化要因のうち5つの劣化要因では正解率が80%以上となる検証結果を得た。

**キーワード:** 点検・診断, 機械学習 (AI), 変状識別, 劣化要因

## 1. はじめに

国内に約73万橋ある橋長2.0m以上の道路橋に対し、国土交通省が法令化した5年に1度の橋梁定期点検は、2023年末までに概ね2巡目を終えた。国土交通省は3巡目の点検フェーズに入るにあたり、より効率的な維持や修繕を目指すという観点から、2024年3月に道路橋定期点検要領を改訂し、これに付随される調書様式も見直された。この改訂された調書では、あらたに様式3を設け、そこには特定事象として「疲労」、「塩害」、「アルカリシリカ反応(ASR)」といった劣化の有無を記載するほか、中性化や凍害の可能性がある場合は「その他」欄に記載するといったように、コンクリートの劣化要因に関わる記載項目が新たに追加された。

一方、少子高齢化に伴う担い手不足の問題はインフラ点検・診断の現場でも顕在化してきており、前述の改訂様式に記載すべき特定事象（コンクリートの主な劣化要因）を正しく判定できる知識や経験をもった技術者は限られ、将来的にも減少していくことが容易に想定されている。ここで留意すべきは、もし誤った劣化要因が判定され、それを元に誤った措置が対象構造物に施されてしまった場合、早期に再劣化や機能低下を引き起こすといった事象が起こりうるということである。これでは国が目指すより効率的な維持および修繕とは逆行した結果となってしまう。

このような背景から、著者らは機械学習 (AI) を活用し、点検・診断の経験が少ない技術者でもコンクリートの劣化要因を容易に判定できるAI劣化診断システム(以降、本システム)の構築を進めている<sup>2)</sup>。本論文では、本システムの評価手順や2つのAIの入力/出力の構成を概説した上で、出力結果に対する精度検証を行い、点検診断業務への有用性を検討することを目的とした。

## 2. システム概要

### 2.1 コンクリートの劣化要因推定までの評価フロー

本システム全体の評価フローを図-1に示す。システム利用者からの入力項目は、診断対象となる部材の「点検画像」とその橋梁や部材ごとの「供用条件(立地, 使用材料, 環境条件)」とした。

第一段階として、入力された点検画像からコンクリートの変状を検出して変状の種類を識別するAI(以下、変状識別AI)を構築した。ここで識別されるコンクリートの変状種は表-1に示す10種とした。

第二段階として、変状識別AIから出力された変状種に加えて、システム利用者から入力された供用条件(後述の2.3節の表-3)をもとにコンクリートの劣化要因を推定するAI(以下、劣化推定AI)を構築した。ここで推定される劣化要因は表-2に示す7種とした。この劣

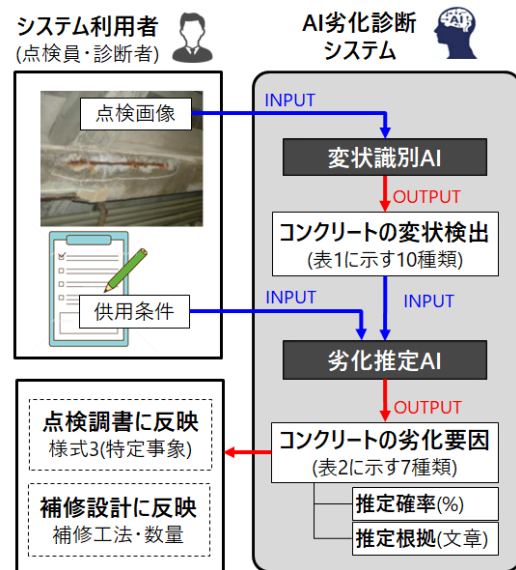


図-1 システム全体の評価フロー

\*1 (株) I H I 社会基盤事業領域 事業推進部 工博 (正会員)

\*2 (株) I H I 社会基盤事業領域 事業推進部 工修

\*3 (株) I H I インフラ建設 橋梁事業部 工博 (正会員)

表-1 変状識別 AI の出力 (10 種)

一方向びわれ	はく離
格子状びわれ	スケーリング
亀甲状びわれ	鋼材腐食
錆汁	豆板・充填不足
白色析出物	コールドジョイント

表-2 劣化推定 AI の出力 (7 種)

塩害	中性化	ASR	凍害	床版疲労	乾燥収縮	初期欠陥
----	-----	-----	----	------	------	------

劣化推定 AI の特徴として、出力された劣化要因に対する推定確率 (%) を示すとともに、その劣化要因を AI が導出するに至った理由を推定根拠として短文で出力させる XAI (Explainable AI) の機能を付加した。また一般に、コンクリート構造物の変状・損傷は複合的な劣化によって生じることが多いことから、出力する劣化要因は1つに限定せず、推定確率が10%以上となる要因を、上位3つまで表示させるようにした。

これらの出力をもって、システム利用者側では点検調書の様式3に記載する「特定事象の有無」に反映できるほか、調書の所見欄に記載する際の参考データにも活用できると考えている。さらには、点検・診断フェーズ以降で具体的な補修設計や補修計画を行う段階でも、補修工法の選定や補修数量の算定に対して、これらの出力結果が反映されることも期待される。

## 2.2 変状識別 AI の構築

### (1) 手法・原理

変状識別 AI では、画像識別手法の一つであるセグメンテーション手法を採用し、点検画像 (jpg, png 形式) からコンクリートの変状と認識した領域を、変状種ごとに色分けして表示させることとした。このための AI アルゴリズムには、画像認識のタスクで活用される畳み込

みニューラルネットワーク (CNN) を採用し、そのなかでも物体検出とセマンティック・セグメンテーションを同時に対応できる Mask R-CNN の手法<sup>3)</sup>を用いた。

### (2) 教師データ

変状識別 AI 用の教師データの作成には、国の研究機関や学協会等から既発行されている資料<sup>4)5)</sup>や、国交省が公開した全国道路施設点検データベース xROAD<sup>6)</sup>に保管される実橋の点検調書データから、部材単位の健全性区分が III の代表画像、もしくは損傷程度の評価が d または e の点検画像を中心に合計約 780 枚の画像を選定、収集した。収集された画像全てに対し、技術士やコンクリート診断士等の有資格者 (以下、有資格者) が変状 10 種ごとに該当領域を抽出、かつラベル付けした画像を正解データとして扱った。さらに入力画像ごとにランダムに水平フリップ、リサイズ、色調変換 (彩度、輝度、コントラスト) させた画像を複製することで教師データ数の水増しを行った。

### (3) 出力形式

変状識別 AI による解析例として、RC 床版 (張出し部) の出力結果を図-2 に、下部工 (橋台) の出力結果を図-3 に示す。元の点検画像に対し、識別された変状の領域が異なる色に着色されて検出される。また画像の右側には AI で検出された変状だけが凡例として表示される。

### (4) 編集機能

変状識別 AI の課題として、元画像の品質 (解像度、明るさ等) によって、コンクリートの変状として識別されない「未検出」や異なる変状種に識別される「誤検出」が少なからず生じる。また現場で撮影された点検画像には、評価対象とはしない部材が同視野に写り込んでいることも多く、余計な部材の変状まで識別してしまう「過検出」も生じる。このような場合、変状識別 AI の出力結果をそのまま次ステップに持ち越すのは適切ではないことから、変状識別 AI の出力後に、システム利用者が任意に変状の削除や追加をできる変種機能も付加させた。



(a) 入力された点検画像

(b) 変状識別 AI の出力

図-2 「RC 床版 (張出し部)」に対する解析例

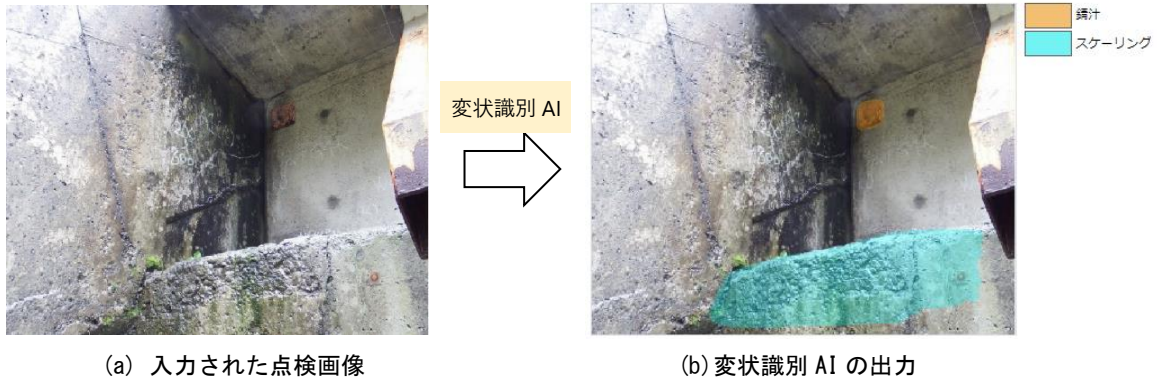


図-3 「下部工（橋台）」に対する解析例

### 2.3 劣化推定 AI の構築

#### (1) 手法・原理

劣化推定 AI の入力条件は、変状識別 AI から導出される全 10 種の変状の有無と、システム利用者が入力する供用条件の全 9 種の選択肢となる。表-3 に、システム利用者が入力する供用条件一覧を示す。橋梁単位で入力が必要な 5 項目と、部材単位で入力が必要な 4 項目にわかれている。システム上ではいずれも「はい」もしくは「いいえ」を入力するが、情報が不十分で判定が困難な場合は「不明」の選択肢も選択できる。なお、表-3 に示す定量的な閾値は、道路橋示方書<sup>7)</sup>を参考に耐久性に関する区分として設定した。

これらの入力項目をもとに、劣化推定 AI ではコンクリートの劣化要因（全 7 種のうちいずれか）と、その推定確率および推定根拠を出力する。劣化推定 AI のアルゴリズムとしては、一般的な 3 層（入力層／中間層／出力層）の全結合型ニューラルネットワークを採用した。また、推定根拠の抽出には、XAI 向けの可視化手法のうち、Integrated Gradients (IG) と呼ばれる手法を用いた<sup>8)</sup>。IG は、入力から出力までのパス上にあるすべての勾配を積分した総合的な勾配を特徴量としたもので、本システムでは入力項目ごとに IG 値を算出した上で、上位 3 項目を主たる推定根拠として表示させた。

表-3 劣化推定 AI で入力する供用条件

入力分類	入力項目
橋梁ごとに 入力する項目	塩害地域（海岸線から 1km 以内）か？
	寒冷地（冬季の日平均 0°C 以下）か？
	凍結防止剤の散布はあるか？
	海砂が使用されているか？
	反応性骨材が使用されているか？
部材ごとに 入力する項目	水分の供給（水掛かり、漏水等）はあるか？
	排気ガスの影響はあるか？
	かぶり不足があるか？
	大型車交通量が 500 台/日以上か？

#### (2) 教師データ

劣化推定 AI の教師データとしては、実際のコンクリート構造物において変状種類や供用条件、さらには劣化要因が明記してある情報が必要となる。一般公開された情報の中では、xROAD<sup>9)</sup>に保管される各種点検データの中でも、各地方整備局が所管する直轄国道の橋梁の詳細調書（点検調書様式：その 1~13）が妥当と判断した。具体的には、健全性区分 III の橋梁の詳細調書から、劣化要因を特定する際に使われた画像をセットで収集し、さらに調書内に記載の供用条件を整えた。なお収集した点検調書のデータには、誤記や判定間違いなどが含まれているため、教師データの作成には有資格者が確認し、結果として AI 学習用には約 400 件の教師データを作成した。

#### (3) 出力形式

劣化推定 AI による解析例として、RC 床版の張出し部の入力条件と出力結果を図-4 に示す。ここでの入力条件は、2.2 節で示した変状識別 AI の出力を踏まえて確定された変状と、システム利用者によって入力された供用条件（表-3）の選択肢であり、これらを基に劣化推定 AI にかけて、主要な劣化要因（第 1 要因）として「中性化（推定確率 97%）」が推定確率を示す割合グラフで出力される。さらに推定根拠は、IG 値の上位 3 項目から「対象部材に、はく離／鋼材腐食／一方向ひびわれ が検出されたから」と示される。なお、劣化要因の推定確率が 10% 以上となる第 2 要因、第 3 要因があった場合には、割合グラフに同時に示されるとともに、推定根拠も示される。また推定根拠を IG 値から抽出する過程で、供用条件の選択肢が「不明」の入力であった項目は、これが推定根拠には挙がらないようにした。

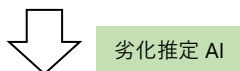
図-5 には、同様に下部工（橋台）に対する劣化推定 AI の入力条件と出力結果を示す。この橋台に対しては、第 1 要因として「凍害（推定確率 92%）」と出力され、推定根拠として、スケーリングの変状検出と寒冷地域かつ水分供給という環境作用が挙げられた。

これら 2 件の劣化推定 AI による出力結果は、実際の

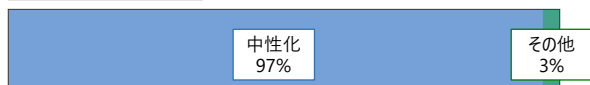
劣化推定AIへの入力条件

確定した変状	入力された供用条件	
	部材単位	橋梁単位
一方向びびわれ 白色析出物 はく離 鋼材腐食	水分供給：不明 排気ガス：不明 かぶり不足：不明 交通量：不明	塩害地域：いいえ 寒冷地域：はい 凍結防止剤：不明 海砂使用：不明 反応性骨材：不明

(a) 劣化推定 AI の入力条件



劣化推定AIの判定結果



XAIによる要因推定の根拠

- 第1要因は「中性化」 97%
  - 対象部材に「はく離」が検出されたから
  - 対象部材に「鋼材腐食」が検出されたから
  - 対象部材に「一方向びびわれ」が検出されたから

(b) 劣化推定 AI の出力結果

図-4 RC床版（張出し部）に対する解析例

点検調査において診断責任者らによって判断された劣化要因や、所見欄のコメントとも乖離しない内容であり、本システムの出力結果が点検・診断の実務支援に有用となる可能性を示すことができた。

### 3. AI劣化診断システムの推定精度の評価

#### 3.1 変状識別AIの精度検証

##### (1) 検証方法

変状識別AIの精度検証としては、10種の変状ごとに実際の変状（正解）に対する適合率（Precision）および再現率（Recall）を算出し、さらに両者の調和平均となるF1スコアを含めた3つを評価項目とした。これらの評価値はいずれも0~100%の割合で示され、理想的には数値が高い方が好ましいが、適合率と再現率はトレードオフの関係にもなるため、そのバランスをとるF1スコアを主の評価指標とした。この閾値として、本システムがまだ開発途上かつAI学習データの数量も十分とは言えないことから、目標数値は50%以上とした。なお、変状識別AIの出力結果に対する正誤判定では、画像単位でAIが出力した変状の有無が実際の変状とあてれば正解とし、個々の変状の検出箇所やその領域範囲の合致までは問わないものとして扱った。

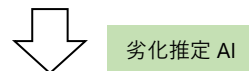
##### (2) 検証データ

検証用の画像データは、学習用に収集した点検画像と

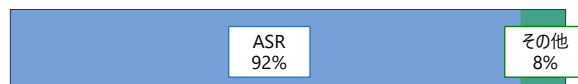
劣化推定AIへの入力条件

確定した変状	入力された供用条件	
	部材単位	橋梁単位
錆汁 スケーリング	水分供給：はい 排気ガス：いいえ かぶり不足：いいえ 交通量：いいえ	塩害地域：いいえ 寒冷地域：はい 凍結防止剤：不明 海砂使用：不明 反応性骨材：不明

(a) 劣化推定 AI の入力条件



劣化推定AIの判定結果



XAIによる要因推定の根拠

- 第1要因は「凍害」 92%
  - 対象部材に「スケーリング」が検出されたから
  - 供用条件に「寒冷地域」が該当するから
  - 供用条件に「水分供給」が該当するから

(b) 劣化推定 AI の出力結果

図-5 「下部工（橋台）」に対する解析例

は別に、実際の橋梁現場での撮影画像や公開されているコンクリートの損傷事例集等から、変状を有する画像ファイルを収集した。地域や環境条件、構造形式の偏りが無いようにできるだけランダムに画像を収集し、結果として計129枚の検証データを収集した。これら各画像は有資格者らが変状の抽出、分類作業を行い、正解となる変状種を設定した。収集した検証用の画像データに含まれる各変状の総量を表-4に示す。

表-4 検証データ(129枚)の変状数量(箇所)

一方向びびわれ	180	はく離	66
格子状びびわれ	26	スケーリング	14
亀甲状びびわれ	30	鋼材腐食	135
錆汁	59	豆板・充填不足	7
白色析出物	90	コールドジョイント	5

##### (3) 検証結果と評価

表-5に変状識別AIの検証結果として、変状ごとの適合率(%), 再現率(%), F1スコア(% )の算定結果を示す。さらに図-6には、縦軸に適合率を、横軸に再現率をとったPR図を示した。変状ごとにみると、適合率および再現率とも50%以上を示した変状種が多く、PR図に示した際に右上方に寄っている。また表-5の最右列に示

した F1 スコアでは、いずれの変状でも目標としていた 50%以上を達成していることを確認した。

なお、適合率が 50%を下回った「一方向ひびわれ」に関しては、表面の型枠継目や色むらをひび割れと誤検出しないよう閾値（信頼度スコア）を下げたことで、変状でない箇所を検出する過検出が増えた要因と考えている。同様に「スケーリング」に関しても、地面や表面汚れを誤って検出してしまうケースが多く見受けられた。

表-5 変状識別 AI の検証結果

変状種	適合率 (%)	再現率 (%)	F1スコア (%)
一方向ひびわれ	48	89	63
格子状ひびわれ	75	84	79
亀甲状ひびわれ	100	61	76
錆汁	62	68	65
白色析出物	62	71	67
はく離	75	86	80
スケーリング	43	75	55
鋼材腐食	77	77	77
豆板・充填不足	100	50	67
コールドジョイント	67	100	80

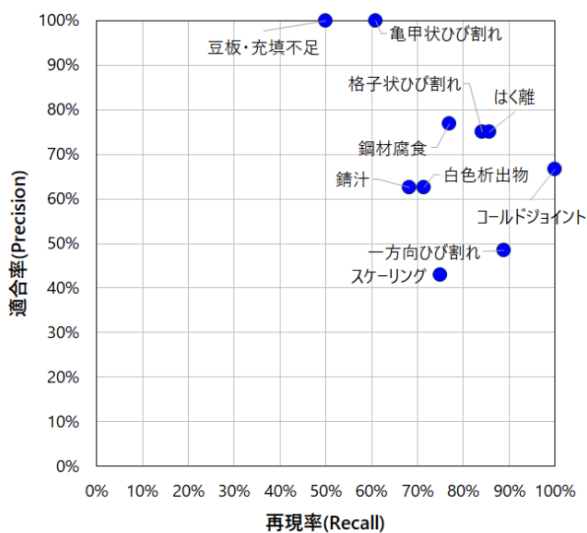


図-6 変状識別 AI の PR 図（適合率と再現率）

#### (4) 今後の課題

変状識別 AI の信頼性としては、前項までに示した出力結果および精度検証に示したように、まだ見逃しや過検出の発生が想定されるため、人による修正作業（編集機能）が必要と考えている。教師データ量の不足が主に起因しているが、判定精度を上げる別対策には、点検画像の入力時に画角内で AI に評価させたい部材（範囲）を選択するトリミング機能等を付加することで、過検出の割合は減少すると考えられる。

### 3.2 劣化推定 AI の精度検証

#### (1) 検証方法

劣化推定 AI の精度検証として、劣化推定 AI から出力される「劣化要因／推定確率／推定根拠」のうち、ここでは「劣化要因」のみの正誤判定の割合を、正解率(%)として評価することとした。なお目標の正解率は、各要因とも 80%以上と設定した。一方、「推定根拠」として出力される短文に関しては、その正誤の判定を定量的に行うことが困難なことから除外した。今後、点検調書の所見欄等への引用に供する文書内容か否かなど、検証方法は検討していく。

#### (2) 検証データ

検証データの収集には、その正解値として明らかに劣化要因が特定されている事例が必要となる。そのため、教師データ作成の際と同様に、xROAD<sup>7)</sup>で公開されている各地方整備局が所管する橋梁の詳細調書から、要因ごとに 10 件ずつの検証データを新たに選別し、収集した。

検証データとして必要な情報は、変状識別 AI に入力できる点検画像 (jpg 形式) と、詳細調書から読み取れる供用条件 (全 9 項目の選択肢) となるが、使用材料や環境条件など詳細調書からでも読み取れない供用条件の項目は「不明」として扱った。

なお、全 7 種の劣化要因のうち「初期欠陥」については、適切な過去事例が収集できなかったため、それ以外の 6 つの劣化要因を検証の対象とし、要因ごとに各 10 件、計 60 件の検証データを作成した。また、既存の詳細調書に記載されていた劣化要因が必ずしも正解ではないケースも散見されることから、検証データの作成過程では、あらためてコンクリート有資格者らが検証データの正解値（劣化要因）を確認した。

#### (3) 検証結果と評価

劣化推定 AI の混同行列と正解率を表-6 に示す。混同行列の縦列は、点検調書に記載された原因（劣化要因）を示しており、横列は劣化推定 AI により第 1 要因として出力された劣化要因を示している。この結果から、「塩害／中性化／ASR／凍害／床版疲労」に関しては、80～100%の正解率を有しており、目標としていた正解率 80% 以上を満足することを確認した。

表-6 劣化推定 AI (第 1 要因) の検証結果

		AIが判定した劣化要因(第1要因)							正解率
		塩害	中性化	ASR	凍害	疲労	乾燥収縮	初期欠陥	
実際の劣化要因	塩害	8	2	0	0	0	0	0	80%
	中性化	2	8	0	0	0	0	0	80%
	ASR	0	0	10	0	0	0	0	100%
	凍害	0	1	0	9	0	0	0	90%
	疲労	0	0	0	0	10	0	0	100%
	乾燥収縮	0	0	5	0	2	3	0	30%

一方、「乾燥収縮」は、10 件の検証データのうち正解に至ったのは3 件のみ（正解率 30%）であり、残りの7 件は、「ASR」もしくは「床版疲労」の劣化要因に推定された。ASR や床版疲労といった劣化の初期段階では、数本のひび割れが発生する乾燥収縮による変状と似ている点もこの理由の一つとして考えられる。

そこで劣化推定 AI の出力で、第 2 要因として挙げた要因についても、同様の混同行列にして表-7 に示した。「乾燥収縮」に着目すると、第 1 要因で外れた7 件のうちの4 件は、第 2 要因として「乾燥収縮」を挙げていた。つまり、第 1 要因と第 2 要因を含めた判定結果で正解率をみれば、検証データの計 10 件のうち 7 件は「乾燥収縮」を劣化要因として挙げており、正解率は 70%と向上する。また、表-7 の混同行列をみると、「塩害」および「中性化」は、第 1 要因で不正解だった2 件のうちの1 件は、第 2 要因で正解していることも確認できる。

表-7 劣化推定 AI（第 2 要因）の検証結果

	AIが判定した劣化要因(第2要因)							正解率※	第1要因 正解率
	塩害	中性化	ASR	凍害	疲労	乾燥収縮	初期欠陥		
実際の劣化要因	塩害	1	2	0	0	0	1	10%	80%
	中性化	0	1	0	0	0	1	10%	80%
	ASR	0	0	0	0	0	2	0%	100%
	凍害	1	0	0	0	0	0	0%	90%
	疲労	0	0	0	0	0	0	0%	100%
	乾燥収縮	0	0	2	2	1	4	0	40%

※「正解率」は、検証用全 10 データに対し、第 2 要因に同一要因を挙げた割合

#### (4) 今後の課題

劣化推定 AI においては、上述した精度検証用の検証データ数が各 10 件と少なく、十分な判定精度の確認ができてはいない。また変状識別 AI と同様に、正解率の改善に向けては教師データ数をさらに増強していく必要があり、今後は一度本システムで処理したデータを自動的に学習していく機能も望まれる。さらに、本システムの特徴として機能付加した XAI の推定根拠（文章化）の出力に関しては、信頼性の検証や実用性の評価が不十分であり、今後試行を重ねる中でユーザー側の意見を反映しながら改良・改修が必要と考えている。

#### 4. まとめ

本論文では、点検・診断の経験が少ない技術者でもコンクリートの劣化要因を容易に判定できることを目指し、2 段階の AI を駆使した劣化診断システムを構築し、その精度検証を行った。得られた知見を以下にまとめる。

- 1) 点検画像からコンクリートの変状箇所や種類を識別できる変状識別 AI と、さらに対象部位・部材の変状種類と供用条件とからコンクリートの劣化要因

を推定する劣化推定 AI を構築し、一連の劣化診断システムとしての動作を確認した。

- 2) 変状識別 AI の精度検証では、適合率と再現率との調和平均である F1 スコアを評価指標とし、全 129 データをつかった検証を実施した結果、10 種の変状のいずれも、F1 スコアは 50%以上有していた。
- 3) 劣化推定 AI の精度検証では、初期欠陥を除く 6 つの劣化要因ごとに各 10 件の検証データを使って正解率を評価したところ、乾燥収縮以外の 5 つの劣化要因では 80%以上の正解率であった。乾燥収縮は、第 2 要因まで含めた正解率では 70%であった。

インフラ保全の実務では、点検・診断の後工程になる“措置”に対する技術支援ツールも必要と考えられている。本システムにおいても、コンクリートの劣化要因の推定までの機能に留めず、変状種類や劣化要因に応じて、適切な補修工法の提示や、さらにはそれに係る概算工事の算出を可能とする統合的な支援システムの開発を目指し、効率的な維持および修繕の実現に寄与していく。

#### 参考文献

- 1) 国土交通省道路局：道路橋定期点検要領（技術的助言の解説・運用標準），2024.03
- 2) 松田昂大，塩永亮介，中村定明，廣井幸夫：AI を活用したコンクリート構造物の劣化診断システムの開発，土木学会全国大会第 79 回年次学術講演会，CS11-31，2024.9
- 3) K. He, G. Gkioxari, P. Dollár and R. Girshick, "Mask R-CNN," 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice/Italy, pp.2980-2988
- 4) 玉越隆史ら：道路橋の定期点検に関する参考資料（2013 年版）—橋梁損傷事例写真集—，国土技術政策総合研究所資料，第 748 号，2013 年 7 月
- 5) 土木学会東北支部：コンクリート構造物損傷写真集，<https://www.jsce.or.jp/branch/tohoku/csdp/index.html>（閲覧日：2022 年 5 月 22 日）
- 6) 日本みち研究所：全国道路施設点検データベース (xROAD)，<https://road-structures-db.mlit.go.jp/>（閲覧日：2023 年 4 月 1 日）
- 7) 日本道路協会：道路橋示方書・同解説 III コンクリート橋・コンクリート部材編，平成 29 年 11 月
- 8) Mukund Sundararajan, Ankur Taly, and Qiqi Yan.. Axiomatic Attribution for Deep Networks, Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning 2017(ICML'17), Vol.70, Sydney, NSW, Australia JMLR. org, pp.3319–3328