

橋梁維持管理への AI 活用

対策や評価を支援する AI 技術の研究・開発

横山 広・龍田 斉

AI 技術導入が各業種で積極的に進められている。建設業でもコンクリートに発生するひび割れ検出等の AI 技術が橋梁点検支援として活用が進められている。本稿では開発した「損傷原因・補修工法選定支援 AI 技術」と「道路橋床版の耐荷性能評価支援 AI 技術」を紹介するものとして、それぞれの概要や機械学習の分析結果、現場への適用に関する課題を整理し今後の展望を示す。

キーワード：橋梁、維持管理、AI、損傷原因、補修工法選定、床版、耐荷性能

1. はじめに

国内には約 72 万橋が管理されており、そのうち地方公共団体が管理する橋梁数は約 66 万橋と全体の 92% を占めている。それらの橋梁は 2014 年より 5 年毎の近接目視点検が義務付けられ、現在 2 巡目の点検が進められており、点検結果の 4 段階の診断区分に応じて補修等の措置が実施されているところである。これらの橋梁の多くは我が国の高度経済成長期に建設され、2021 年時点の 50 年経過橋梁が全体の 32% であるのに対して、10 年後の 2031 年には 57% まで増加することが既知となっている¹⁾。現在ではそれら高齢化橋梁の延命化のための予防保全対策が実施されているものの、その規模が膨大であることから維持管理の効率化が叫ばれており、各方面でそれらに対応するための研究開発が進められている。

近年、建設業界でも AI の活用が進められており、例えばひび割れ検出では商用化に至った画像検出技術も出現してきている。本稿では点検や評価を支援する AI 技術として、橋梁諸元データから損傷原因や対応する補修工法選定を支援する AI 技術と、道路橋床版の取得画像から耐荷性能を評価する AI 技術を紹介する。

2. 損傷原因・補修工法選定支援 AI

(1) 構築の目的

小規模な地方自治体では橋梁の維持管理に占める定期点検費用の負担が大きく、長寿命化修繕計画での補修・補強事業にも影響を及ぼすこともあり得る。その

際には対策検討のコストを下げることも有効策の一つであることから、その意思決定を補助するものとして橋梁諸元や位置情報を基に損傷原因と補修工法を推定する AI を構築した。

(2) 機械学習の概要

機械学習モデルには用途に応じて数多くのものが開発されているが、損傷原因・補修工法選定支援では既往研究を参考に勾配ブースティング決定木 (Gradient Boosting Decision Tree, 以下、GBDT と称す) のモデルの一つである Catboost を用いることとした。使用したデータは SIP (戦略的イノベーション創造プログラム) での研究に提供された橋梁管理カルテ情報であり位置情報や橋梁諸元に加え補修・補強履歴も記録されている²⁾。

GBDT で使用した説明変数となる教師データは施設完成年度、橋長の他、交通量や床版厚さなどの 16 項目で、目的変数は損傷原因、対策区分判定、補修補強工法の 3 項目である。橋梁諸元情報のうち、等級や設計活荷重などのコードを選択する項目では学習後の説明変数の分析で重要なものを抽出するために one-hot 表現への変換を実施している。なお、教師データの中でその分布の外側に位置し、諸元情報として非現実的に逸脱した値は除外した。

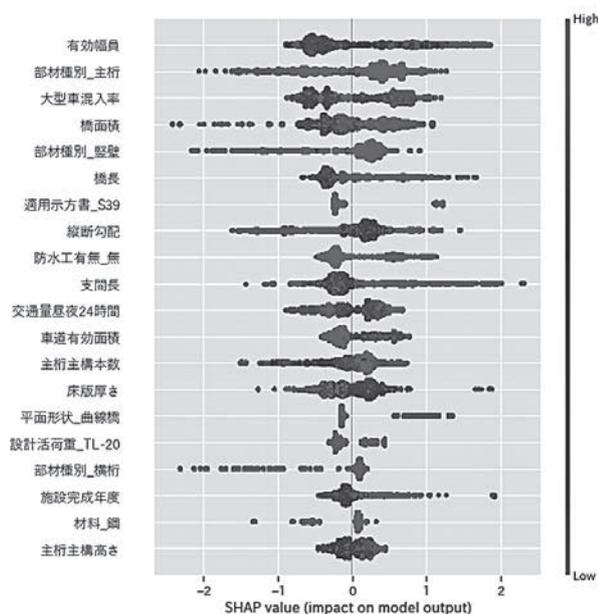
(3) 機械学習結果の分析

機械学習での精度確認では教師データを 5 つのグループに等分し、4 つのグループを学習用に、残る 1 グループを精度検証として使用するパターンを 5 回繰り返して実施した。その結果を表 1 に示しており

表一 モデルの精度と計算時間

モデル	検証結果	
	精度 [%]	時間 [秒]
XGBoost	95.748	86.6
LightGBM	96.190	28.6
Catboost	96.069	40.0

96%程度の精度が得られている。表中にはGBDTモデルのXGBoost, LightGBMも示しているがほぼ同等の精度を有していることが分かる。ただし、機械学習による推定結果は過程がなく結果のみであるため、その検証が困難であるという問題がある。そこで、説明変数のモデルへの寄与度という観点からSHAP値を用いて出力して検証を試みた。結果の一例として損傷原因の乾燥収縮・温度応力のSHAP値を図一1に示すが、縦方向の最上位から寄与度の高い項目を示しており、横軸は目的変数の推定に関して正の寄与がプラスである。実際の出力では各項目を2色で表現して説明変数の大小を示すようにしており、図一1では最も寄与している項目が有効幅員で、色情報からは幅員が大小でどちらが影響しているかが判別できることになる。よって、それらの情報を基にAIによる推定結果の確からしさが評価可能になる。



図一1 損傷原因(推定)乾燥収縮・温度応力のSHAP値

(4) 現場への適用

これまでの研究成果を基に、過去の補修工事実績等から教師データを抽出することで原因推定と補修工法選定を支援するアプリケーションが開発可能である。アプリケーションをタブレットでも使用できるように

設計すれば、現場での迅速な支援も可能となる。さらに点検システムと連動させることで橋梁維持管理の効率化が実現され、例えば発展途上国への技術移転にも活用できることになる。

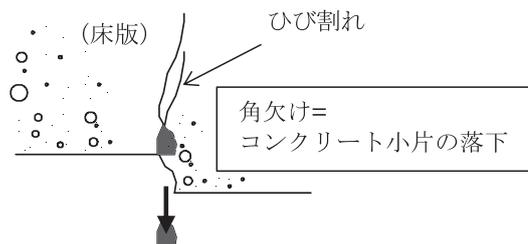
3. 道路橋床版の耐荷性能評価 AI

(1) 構築の目的

道路橋床版は通行車両の輪荷重を直接支持する部材であり、過酷な荷重条件から橋梁を構成する部材の中で最も損傷が生じやすく、これまでに多くの資本が投入されて損傷対策が実施されている。劣化した道路橋床版の対策検討では、点検結果で変状が確認されれば詳細調査を実施し、必要に応じて載荷試験で耐荷性能を評価して更新等の対策を立案することになる。これら一連の検討の流れを効率化することを目的に、床版コンクリートのひび割れ部に発生する角欠けに着目して画像データから床版の耐荷性能を評価する技術を開発したのでその概要を紹介する。

(2) 角欠けと耐荷性能変化

道路橋床版の疲労劣化は輪荷重の繰り返し作用でたわみやひび割れが増加し、ひび割れが格子状となって陥没破壊に至ることが知られている。図一2に示すとおりひび割れの進展に伴い開閉だけではなくせん断ずれが加わるようになり、局所的な接触でコンクリート辺が欠損することで、ひび割れに沿った2mm程度の孔のような状態となる現象が角欠けである。この角欠けは、疲労劣化が進展すると輪荷重直下からその周辺部にも発生するようになり、終局までその個数は増加する。即ち、たわみ(=面外変形)の増加状況を表す指標であり、その個数が分かれば劣化状態が把握できることになる。これまでも耐荷性能変化と角欠けの増加の関係は認められてはいたものの、規模の小さい欠損であるためその把握が困難であったが、精細な画像が取得できるようになりAI画像認識技術の向上も相まって、その有効性が具体化された評価技術である^{3), 4)}。



図一2 ひび割れのせん断ずれによる角欠けの模式図

(3) 機械学習の概要

角欠け検出のための AI 学習モデルには U-Net を採用している。U-Net はセグメンテーションモデルの一種で、既往研究では医療用画像からの細胞部位抽出等で高い精度を有することが報告されている⁵⁾。モデルの構造は図-3 に示すとおりで、モデルの左側が元画像から局所の特徴を抽出・圧縮するエンコーダに相当し、モデル右側が圧縮された情報から元画像を復元するデコーダに相当する。このモデルではデコーダ部が圧縮された局所の特徴から元画像に復元する際に、エンコーダが保有する元画像の位置情報をスキップコネクション（図-3 中の灰色の横線）によって結合し、元画像の情報を有効に活用するのが特徴となっている。

教師データは実物大 RC 床版供試体を用いた輪荷重走行試験で得られたひび割れと角欠けを有する CCD 画像検出装置から得られた画像データを元に 16 画像から 1,600 画像を切り出し、さらに拡張して学習用を 5,120 画像、検証用を 1,280 画像とした。学習では検証時の損失が増大する直前のモデルを採用しており、選択モデルの学習時の精度は 99.76% で検証時の精度は 99.65% であった。

(4) 機械学習結果の分析

教師データとは異なる供試体で輪荷重走行試験を実施して得られた画像で角欠けの AI 検出を実施したものが写真-1 である。写真の○囲み部分が検出された角欠けであり、目視で観察できる範囲のものは検出されていることが分かる。輪荷重走行試験でのひび割れ密度と角欠けの個数との経時変化を図-4 に示しており、それぞれの増加傾向が変化した急増点に○印を示した。実物大床版供試体 S39 と H8 は過去の道路橋示方書（昭和 39 年と平成 8 年）に準拠したもので

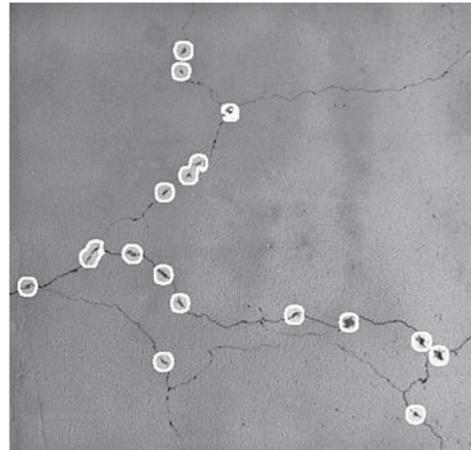
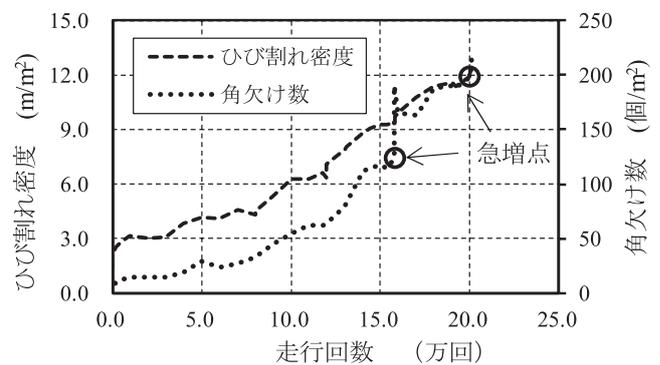
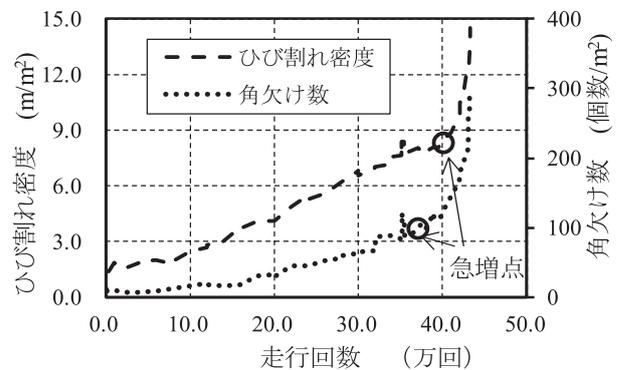


写真-1 角欠けの AI 検出結果



(a) S39 供試体



(b) H8 供試体

図-4 角欠け個数とひび割れ密度の経時変化

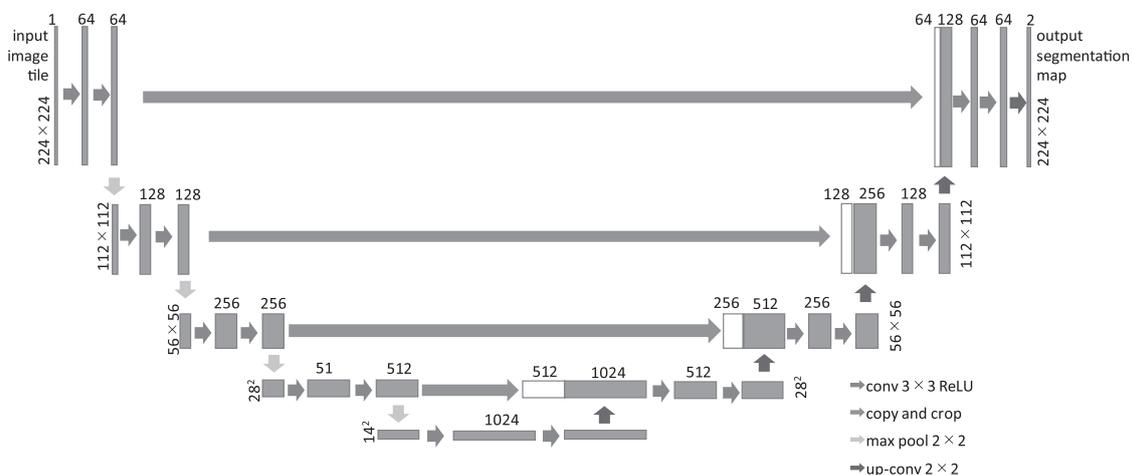


図-3 学習で採用した U-Net のモデル図

あり、厚さと鉄筋量が異なってる。図—4 (a) の S39 供試体では走行回数 15.8 万回で角欠け個数急増後に僅かに減少している。これは画像認識の精度の問題が含まれている可能性があるが、その後の角欠け個数の推移を観察すれば当該回数以降で増加傾向が変化したことが読み取れる。ひび割れ密度に関しては 20.0 万回走行時点で増加しているがそれまでは漸増傾向であった。図—4 (b) の H8 供試体でもひび割れ密度が急増する走行回数 40 万回以前の 37 万回付近で増加傾向が変化している。因みに、S39 供試体の角欠け個数急増点では概ね 120 個 /m² 程度で H8 供試体の同位置では 100 個 /m² 程度であった。同様のデータの蓄積により、終局前の角欠け個数に仕様の異なる設計道路橋示方書毎の規則性が認められれば、実橋現場で判定できる終局前の使用限界の設定も可能になると考えられる。本分析では角欠け検出範囲に画像取得用として白色系の塗装が施されているが、その後の研究で塗装されていない型枠面の検出でも問題なく検出できていることを付記する。

(5) 現場への適用

本技術で耐荷性能評価が可能であることは示されたものの、床版下面に発生する角欠けの大きさが 2 mm 程度であるため、実橋でのデータ取得では高画素カメラやドローンでの撮影による近接画像が必要になる。ドローンに関しては自律飛行型の機種で画像を取得して AI 検出を実施しており、実橋を考慮して画像取得時の照度を 7 ルクス程度に調整したところ、検出精度が劣る結果となった。現状では照度対策に加え高画素カメラの適用も含めた画像取得検討を進めている。

4. おわりに

本稿では橋梁の維持管理の効率化に資する AI 技術として、橋梁諸元データから損傷原因や対応する補修

工法選定を支援する AI 技術と、道路橋床版の取得画像から耐荷性能を評価する AI 技術を紹介した。損傷原因・補修工法選定支援技術は実装段階まで成熟していることから、アプリケーション開発を進める予定であり、発展途上国への展開を想定した外国語対応も検討中である。道路橋床版の耐荷性能評価に関しても容易に床版下面の画像が取得できるよう検討を進めており、取得方法が確立されれば、床版への対策検討の精度が向上し、投下費用の適正化によりコストも縮減されると考えている。他にも床版の土砂化や鋼橋塗装の腐食など維持管理上の各種問題に AI 技術を展開して、橋梁維持管理の効率化に貢献したい。

JICMA

《参考文献》

- 1) 道路メンテナンス年報：国土交通省道路局，2021.
- 2) 龍田齊，横山広，永見武司，榎谷浩，近田康夫，山田宗明：勾配ブラスティング決定木を用いた橋梁損傷原因および補修工法の推定と分析，AI・データサイエンス論文集，1 巻 J1 号，pp.63-70，2020.
- 3) 横山広，龍田齊，野村貴律，安東祐樹，長井宏平：AI 画像分析を活用した RC 床版疲労遷移点の検知に関する研究，構造工学論文集，Vol. 66A，pp.783-790，2020.
- 4) 横山広，龍田齊，野村貴律，中村拓郎，榎谷浩，長井宏平：AI 画像分析による反応性骨材使用 RC 床版の疲労劣化検知に関する研究，構造工学論文集，Vol. 67A，pp.628-635，2021.
- 5) O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation, Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, pp. 234-241, 2015.

【筆者紹介】

横山 広 (よこやま ひろし)
大日本コンサルタント(株)
インフラ技術研究所・技術開発部
部長，博士 (工学)



龍田 齊 (たつた ひとし)
大日本コンサルタント(株)
インフラ技術研究所・技術開発部
ICT ソリューション室
主任研究員，修士 (工学)

