

橋梁維持管理における AI 診断技術の適用

青森県 齋藤可織

鹿島建設(株) 正会員 ○池田真理子 樽谷早智子

1. はじめに

青森県では平成 18 年度より橋梁アセットマネジメントを導入し、計画的な維持管理を実施し、維持管理費用の最小化・平準化を実現している。アセットマネジメントのキーとなる「継続」を可能とするため、ひと（人材育成）、もの（IT システム）、しくみ（組織・マニュアル類）を含むトータルマネジメントシステムを構築し、事後保全型の管理から予防保全型の管理へのシフトを実現させた。本稿では、トータルマネジメントシステムの一部を成す IT システムについて、データ取得の効率化・高精度化を目的に AI による点検診断支援機能の実装を目指した研究開発の経過報告を行う。

2. IT システムの概要

IT システムは、橋梁アセットマネジメントの PDCA をすべて支援することができるシステム（以下、BMStar という）として開発した。定期点検で要素毎に収集した点検データを劣化予測、LCC 算定、予算シミュレーション、中長期予算計画、中期事業計画まで一貫して活用している。また、道路ネットワーク管理の意思は、各橋梁について維持管理シナリオ（＝管理目標）を選定することにより、予算シミュレーション、中長期予算計画、中期事業計画へ反映させている。すなわち、個別橋梁の現状とネットワーク管理の意思の両方を反映しつつ、予算制約に則した実現可能な中期事業計画の策定が可能となっている（図-1 参照）。

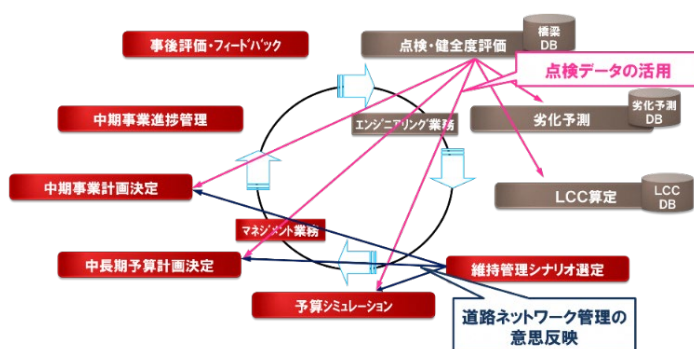


図-1 アセットマネジメントサイクル

3. 点検データの取得に関する課題

BMStar では、定期点検で取得する点検データは現状を記録するためのデータではなく、劣化予測や LCC 算定をするためのデータを収集する必要がある。すなわち、劣化の原因である劣化機構の特定と劣化過程のどの段階にあるのかを評価する健全度を点検データとして収集する。点検データの精度は、点検を実施する職員や業務として受託するコンサルタントの技術者の判断に委ねられている。そのため、職員および民間業者等に対し、橋梁点検技術講習会等を実施してスキルアップに取り組んでいる。

一方、近年の IT 環境の急速な技術革新により、IoT の拡大、AI の進化といった自動制御・自動化への進展が目覚ましい中で、データ取得の高精度化・効率化といったニーズが高まっている。また、これらの最先端技術の導入により、現場点検者の業務改善を図っていくことは、今後の維持管理事業の継続的運営において重要な課題である。

4. 橋梁健全度診断 AI の開発

AI による画像診断で健全度を判定することにより、点検者による判定誤差を低減し、データの正確性を確保することを目的とする。青森県における定期点検では、点検者は橋梁を構成する部材を分割した要素毎に材質種類、劣化機構を指定し、当該劣化機構での健全度を判定して BMStar へ登録している。今回開発を試みたのは、材質種類、劣化機構は人間が指定することとし、与えられた画像から健全度を判定する機能であり、最初のステップとして、材質種類はコンクリート、劣化機構は中性化を対象として開発を進めた。

キーワード：アセットマネジメント, AI, 維持管理

連絡先：〒030-8570 青森県青森市長島 1-1-1 青森県県土整備部道路課橋梁・アセット推進グループ TEL017-734-9658

(1) AI エンジンの開発に用いるデータ

青森県は平成 18 年度より BMStar に点検データを蓄積しており、登録されている点検時の写真データのうち、劣化機構等で選定した 4,952 枚と米バージニア工科大学が公開しているオープンデータ 10,995 枚を用いた。




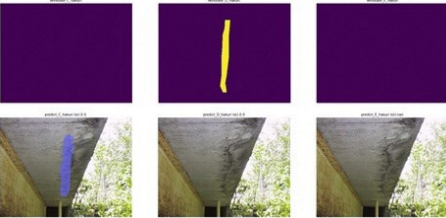



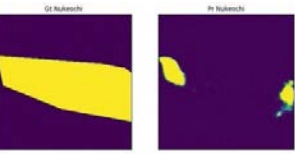
(2) 健全度を判定するためのアプローチ手法の検討

健全度を判定するアプローチとして、AI が画像から健全度を判定するのではなく、AI は画像上にある損傷を検出し、検出された損傷情報を元に計算的ロジックで健全度に置換することを検討した。検出する損傷情報は橋梁定期点検要領（H31.3 国土交通省）にある損傷種類と区分とした。コンクリートの中性化に関しては、損傷種類として、「⑥ひびわれ」、「⑦はく離・鉄筋露出」、「⑧漏水・遊離石灰」、「⑨抜け落ち」、「⑩床版ひびわれ」を対象とした。なお、「⑫うき」に関しては、画像のみで検出することは困難であるため、今回は対象外とした。

(3) AI エンジンの開発

AI エンジンは損傷種類毎に開発することとし、画像から各損傷区分に該当する部分を認識して画像ピクセルで推論結果を出力する。損傷種類毎に表面に変状が見られる状態である区分 (b/c/d/e) と変状なし (None) の部分について学習対象とした。学習した結果である損傷種類毎の推論状況を表-1 に示す。

表-1 AI エンジンの推論状況

損傷種類	損傷区分	元画像	推論状況
⑥ひびわれ ⑩床版ひびわれ	b/c/d/e		 ひびわれをピクセル単位で当てる精度は高い。区分判定は、扱い方を検討する必要がある。
⑦はく離・鉄筋露出	c/d/e		 損傷部分の検出はある程度当てているが、区分判定の精度を上げていく必要がある。 上段：アノテーション※ 下段：推論
⑧漏水・遊離石灰	c/d/e		 損傷部分の検出はある程度当てているが、区分判定は d に偏りがちであり、精度を上げていく必要がある。 上段：アノテーション※ 下段：推論
⑨抜け落ち	e		 損傷部分の検出精度を上げる必要がある。 左：アノテーション※ 右：推論

※アノテーション：画像データに損傷種類と区分の情報をタグとして付加したもの

5. おわりに

BMStar は、橋梁の維持管理費用の最小化・平準化に現在、活用されているが、今回、その業務の効率化・高精度化を目指して AI の導入を検討した。その結果、AI による損傷の検出精度は、現段階ではまだ低い状況であるが、今後、学習データを拡充するとともに、最適な AI エンジン、学習方法の探索を進め、精度を上げていくこととする。また、健全度への置換ロジックについても検討を進めていき、点検者を支援する機能として構築していく予定である。