

AI橋梁診断支援システムの研究・開発

まちぐちあつし き た としはる あんどうまさゆき うらたこうじ なかやあきひろ
町口敦志¹・喜多敏春¹・安藤正幸¹・浦田孔二¹・中谷明弘¹

¹ (株) 日本海コンサルタント (〒921-8042 石川県金沢市泉本町2-126)

近年、橋梁の老朽化等に伴い安全管理とコスト縮減の両立が求められており、AI・ディープラーニングによる画像認識技術の応用が期待されている。本研究・開発は、2017年より実施したAI診断モデルの構築及び精度向上の結果、劣化要因判定で91.2%、健全度判定で83.4%の正答率を確認した。この診断モデルをコア技術としてクラウド型AI橋梁診断支援システムDr. Bridgeを2020年6月に構築・一般販売し、七尾市において実証実験を行いシステムの性能を確認した。また、自治体の点検予算縮減方法を検討し、AIを活用した簡易点検の導入により、現在の詳細点検に比べて点検コストを65%に低減する方法を提案した。

Key Words : AI, ディープラーニング, クラウドシステム, 橋梁, コンクリート, 点検, 診断, 劣化要因, 健全性, ビジネスモデル, デジタルトランスフォーメーション(DX)

1. 背景・目的

近年、我が国のインフラの老朽化問題や少子高齢化等に起因する財源不足・技術者不足といった課題に対し、AI(人工知能)等のICTを活用したコスト縮減と品質確保(診断結果のばらつき抑制等)の両立が求められている。国土交通省は老朽化対策の他、i-Constructionや国土交通データプラットフォーム、デジタルトランスフォーメーション等を推進¹⁾しており、橋梁点検に関しては土木研究所がAIを活用した道路メンテナンスの効率化に関する共同研究(2018年～、著者ら含む25者)を進めている。他、AIは、ひびわれ自動検出²⁾や河川水位予測³⁾、護岸・舗装の損傷検知等、広く研究されている。著者らは、この課題に対し、ディープラーニングによる橋梁の劣化要因と健全性を自動判定するシステムを2017年から研究⁴⁾し、AI橋梁診断支援システムDr. Bridge[®](以下、本システムと称す、NETIS登録番号:HR-210002-A、図-1)の開発を行った(金沢大学近田名誉教授・日本ユニシスと共同研究並びに共同開発)。

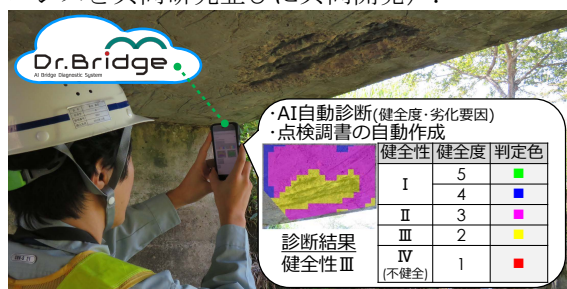


図-1 本システムの点検への利用状況

2. 研究・開発の方法

新技術であるAIのシステムの開発や販売には、複数の課題や各種リスクが懸念されたため、本システムの研究・開発では、以下の検討を行っている。

- ・システム構想、事業計画・管理、適用範囲
- ・AI診断モデルの構築・精度向上・実証実験
- ・システム設計・開発・運用・保守
- ・ビジネスモデル構築(提供方法・契約形態) 他

ここでは、研究・開発の方法として、システム構想の概要とAI診断のアルゴリズムについて述べる。

(1) システム構想の概要

本システムは、全国約70万橋のうち橋梁数が多い小規模橋梁(橋長15m未満:約55万橋、参考:国交省HP)をターゲットとし、近接目視点検において技術者の診断支援を目的とし、実務的でユーザフレンドリーなシステムを目指した。システム実用化のイメージを図-2に、活用方法と期待する効果を表-1に示す。従来の橋梁点検では、現場調査後に室内でデータ整理し技術者が診断し調書を作成しているが、AIを活用した場合、現場で撮影した写真等をクラウド型システムに入力すれば自動で診断結果及び点検調書が作成される。AIの診断対象は、コンクリート部材の劣化要因及び健全度とした。劣化要因は、検討の結果、主要な7クラス(ASR、塩害、中性化(かぶり不足含む)、凍害、収縮系・疲労、豆板系、健全部)とし、国土交通省道路橋定期点検要領の健全性、橋梁定期点検要領の対策区分を参考に、健全度は5段階とした(表-2)。

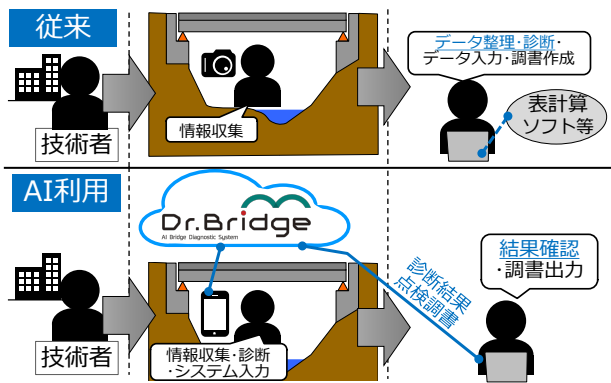


図-2 システム実用化のイメージ

表-1 本システムの活用方法と期待する効果

活用方法	診断補助・調査作成補助・診断結果の照査・一次スクリーニング・現場室内連携（クラウド）・データ蓄積・職員点検活用・他システム連携・新しい点検方法構築
期待する効果	・コスト縮減：省力化・省人化、工期短縮 ・品質確保：単純ミス防止、見落とし防止、診断結果ばらつき抑制 ・その他：技術者教育、維持管理高度化

表-2 健全度の定義と健全性・対策区分との関係

健全性	健全度	概念	参考：対策区分
I	5	補修不要	A
	4	状況に応じて補修	B
II	3	補修必要	予防保全 C1
III	2		事後保全 C2
IV	1		緊急対応 E1・E2

※対策区分：橋梁定期点検要領より参照

(2) AI診断のアルゴリズム

AIのアルゴリズムは、検討の結果、画像診断を得意とする教師有ディープラーニング（CNN：Convolution Neural Network）を採用した。ディープラーニングは、隠れ層が多層化（深層化、図-3）されたニューラルネットワークであり、写真と教師値（正解値）を基にモデルを作成し、出力を推論するコンピュータシステムによるアルゴリズムである。CNNは、主にフィルタ処理により特徴を抽出する畳み込み層と、最大値等から情報を縮小・抽出するプーリング層、可能性が高い判定結果を推定する出力層による層構成となる。なお、オープンソースであることや著者らが比較的実装しやすいこと等から、ソフトウェアライブラリはChainer、プログラミング言語はPythonとしている。

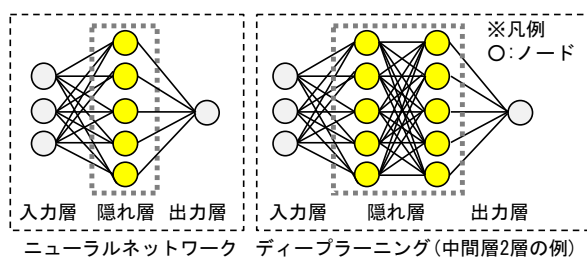


図-3 ニューラルネットワークのモデルの種類

3. 研究・開発の主要課題と対策

本論文では、研究・開発における主要な課題とその対策について述べる。

(1) AI診断モデルの構築

AI診断のモデルは、前述したCNNにより構築した後、診断モデルの構築・層構成修正、教師データの作成・修正、計算条件のパラメータ調整等を行い、精度向上を図った。

本研究における学習・判定の作業フローを図-4に示す。学習では、橋梁部材の劣化・損傷を市販の一般的なカメラで撮影した写真（著者らが蓄積してきた点検写真のうち、AI診断上有効な（特徴的な）約1,400枚、以下劣化写真と称す）のデータ及び教師データとなる判定結果を1組とし、可能な限り多くの数かつ特徴（損傷種類・形状）をモデルに学習させ、モデルを最適化する。

まずは、劣化写真の収集・整理、クラスの判定を行い、写真を学習用と判定用に分類する。次に、精度向上等を目的に画像処理を行い、学習枚数の増加（100倍程度）や事前処理を行った。その後、学習用データによりモデルを学習させ、判定用データを判定し、結果（正解率）を集計している。本研究における計算条件を表-3に示す。これらのパラメータは、一般値⁵⁾や著者らの経験を基に選定した上で試行計算の結果を基に変更し、判定精度を向上させた。

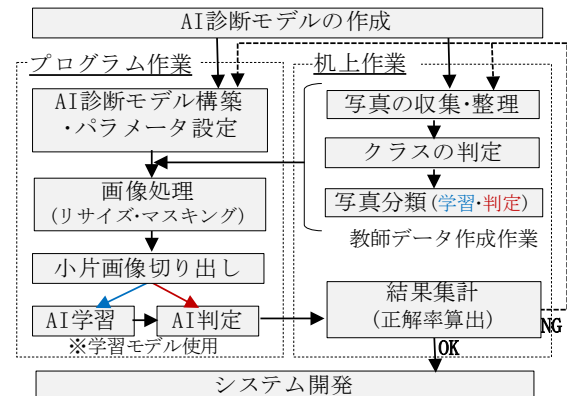


図-4 本研究における学習・判定の作業フロー

表-3 本研究における計算条件

活性化関数	下記以外の層	Relu関数
	全結合層・双結合層	Sigmoid関数
	出力層	Softmax関数
学習方法	学習方法	誤差逆伝搬法
	重みの更新方法	ミニバッチ法
	学習回数	10万回
写真枚数の割合（学習：判定）	4:1（無作為）	

(2) AI診断モデルの精度向上・実証実験

a) 計算条件の最適化

AIの精度向上には、品質（整合性等）の高い教師データが必要となるため、以下の対策を行った。

- ・独自の教師データ作成基準の作成

- ・著者ら複数の有資格者（技術士（建設部門：鋼構造及びコンクリート）兼コンクリート診断士）による判定と評価の整合
- ・AIの適用範囲外（撮影距離3m以上，撮影不良，外観判定困難画像（草木付着等），特異構造のデータ数不足）の設定
- ・AIの診断結果を踏まえた教師データの品質向上
- ・画像処理（リサイズ・小片画像化・マスク処理等）

また，技術者が劣化判定する際，外観状況（画像）に加え，画像以外の情報（部材や塩害地域等，諸元情報）を考慮している場合が多い．ディープラーニングの画像判定における入力データは，一般的には画像のみであるが，本研究では諸元情報等を考慮できるモデル（図-5，表-4）を構築（特許出願中）することで精度向上を図った．

損傷情報は，比較的経験の浅い点検員が使用することを考慮して，全項目（A）以外に，簡素化した項目（B）を設けた．なお，諸元・損傷情報は，点検で比較的簡易に収集可能で最低限の項目数を選定した．

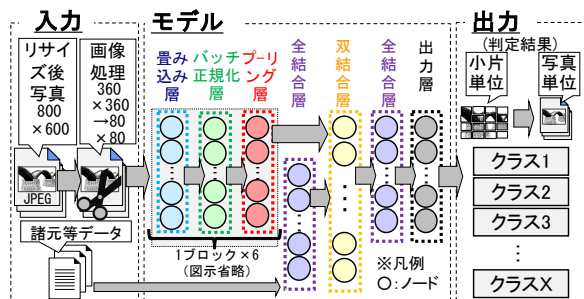


図-5 ディープラーニングのモデル

表-4 画像以外の情報（諸元等データ）

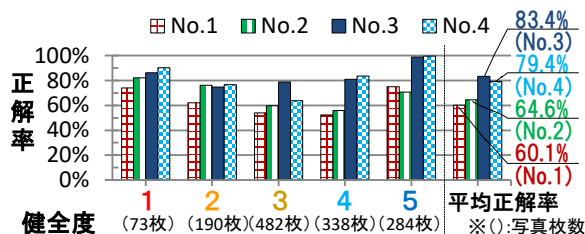
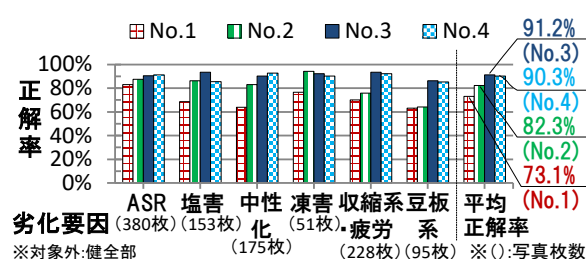
諸元情報	部材情報	・主桁・横桁・床版・下部工・他
	材料情報	・PC・RC・無筋
	地域情報	・ASR地域・塩害地域・凍害地域 ・凍結防止剤散布有無
	撮影距離	・0.5-1.0m, 1-2m, 2-3m
損傷情報	ひび割れ幅	A・数値(X.XXmm)
		B・無, 0.3mm未満, 0.3-1.0mm, 1.0mm以上
	断面欠損系	A・欠損・鉄筋露出・うきの有無 ・欠損規模・鉄筋肉厚減の有無
		B・欠損・鉄筋露出・うきの有無

※損傷情報A：全項目，B：項目簡素化

b) 計算結果

計算は，モデルの精度確認及び入力情報（画像・諸元情報・損傷情報）の差異による精度差の確認を目的に比較検証を行った（図-6，詳細：論文⁶⁾を参照）．なお，判定結果を比較するため，便宜上，各正解率を単純平均した「平均正解率」により結果を確認する．

劣化要因は，画像のみの場合は平均正解率が73.1%であったが，諸元情報を加えることで+9.2%（No.2－No.1），さらに損傷情報を加えることで91.2%（No.3）と+8.9%（No.3－No.2）の向上効果があった．諸元情報や損傷情報を考慮することで劣化要因判定の正解率を向上できることを確認した．



- ・No.1：画像のみ
- ・No.2：画像+諸元情報
- ・No.3：画像+諸元情報+損傷情報A（詳細項目）
- ・No.4：画像+諸元情報+損傷情報B（項目簡素化）

図-6 劣化要因(上段)・健全度(下段)判定結果

健全度は，画像のみの場合は平均正解率が60.1%であったが，諸元情報を加えることで+4.5%（No.2－No.1），さらに損傷情報を加えることで83.4%（No.3）と+18.8%（No.3－No.2）の向上効果があった．諸元情報や損傷情報を考慮することで健全度判定の正解率が向上することを確認した．また，損傷情報を簡素化した場合（No.4）においても79.4%の正解率となり，損傷情報の簡素化の影響は比較的小さいと考えられた．

同じ写真を著者ら有資格者4人が別々に技術的判定を行った結果を集計すると，平均正答率は健全度・劣化要因ともに8割程度であったことから，AIは技術者より高い正答率となる場合があると考えられた．

以上より，診断モデルの精度を確認したため，システム設計・開発，各種テスト（結合テスト等），運用体系確立等を行い，システムを構築した（図-7）．

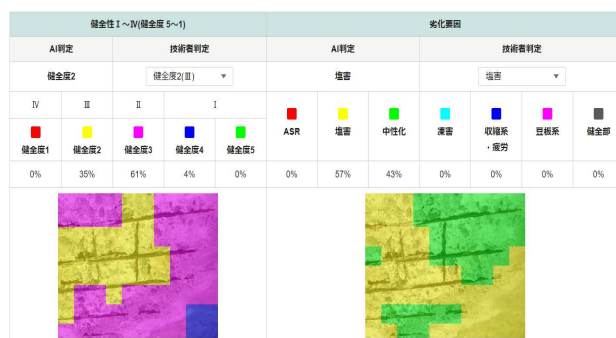


図-7 Dr. Bridgeのイメージ(AI診断結果画面の例)

c) 実証実験による評価

本システムの実証実験⁷⁾を七尾市にて行った結果（11橋，22部材），22部材のうち19部材が既往診断結果と一致し，正答率は86.4%であった．また，誤答した3部材は，既往診断結果よりも「不健全」な評価としており，見落とし防止の観点から安全側の判定結果であると考えられた．なお，この取り組みは，令和2年度インフラメンテナンス大賞優秀賞を受賞している．

(3) 自治体の点検予算縮減・点検DXへの試み

a) 自治体の橋梁点検の現状

現在、自治体では、点検費が予算を圧迫し、事後保全型修繕の進捗率が34%、予防保全型では5%(2019年度、国交省HP)と対策が困難な状況といえる。この背景として、自治体の財政難や管理橋梁数の多さがあるが、その他、自治体は安全管理等の観点から道路法上必要な点検要領といえる道路橋定期点検要領（国交省、平成31年2月）に加え、詳細な点検要領（損傷程度判定・損傷図等を含む基礎データ収集要領等）を採用し、高価な点検費となっている場合がある。

b) 新しい点検方法の提案（点検DX）

点検予算を大幅に縮減するには、点検におけるデジタルトランスフォーメーション(DX)の実現が解決の方向性の1つと考える。DXは、ICT・AI等を活用して既存の方法を改革することであり、改革時に生じるリスクをどのように許容するかが要となると考える。

橋梁点検に関しては、2019年に「特定の条件を満足する溝橋の定期点検に関する参考資料(国交省)」が発行され、単純構造かつ第三者被害が懸念されないリスクの低い橋の点検の合理化・省力化が示された。この資料を参考に、点検リスクや橋梁管理水準等を考慮した上でAIを活用した簡易点検（以下、AI簡易点検）の導入によりコスト縮減と品質確保の両立を期待できる。ただし、表-5に示す懸念事項が考えられるが、小規模橋梁を対象として点検方法を区分(図-8)する等の対策方針に則り導入することで、リスクは低減可能と考える。この新たな点検手法による費用を試算した結果、現地点検や調書作成作業の省力化等により、『発注金額を従来の約65%に低減』できると考えられた(効果:従来点検費によって異なる)。

表-5 AI簡易点検導入の懸念事項と対策方針

懸念事項	対策方針
点検成果の品質低下 (損傷図の省略等)	・品質低下によるリスクが低い橋(全景写真により損傷状況を把握できる小規模橋梁等)に限定する。 ・AI診断による単純ミス・見落とし防止
点検結果の責任問題	・AIは支援技術として使用し、点検責任者が結果を最終確認する。
維持管理の持続性低下	・自治体独自のマニュアルを制定し、持続しやすい仕組みを作る。

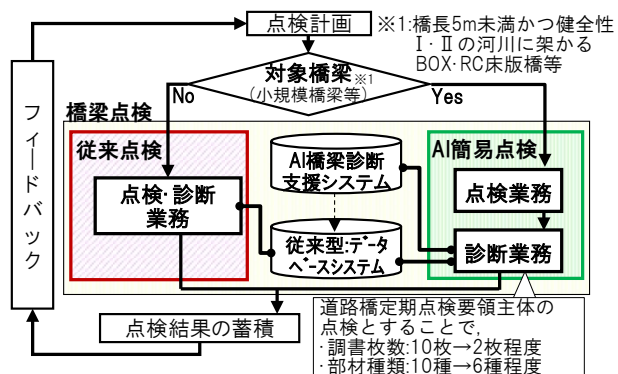


図-8 橋梁ごとに点検方法を区分する点検体系

4. 研究・開発の成果と今後の課題

本研究・開発の成果として、システムの全国販売を開始(2020年6月)し、現在、複数の自治体や点検会社で導入・検討されている。AI簡易点検の導入は、AI支援を導入し品質確保と点検コストの縮減の両立が可能となるが、このビジネスモデルは、点検の仕様を簡略化した上でコストを縮減するため、自治体・点検会社がWin・Winとなる仕組みであり、DXの促進が期待できると考える。今後は、AI診断モデルの精度向上（現在約7,000枚の学習枚数増加等）や機能強化の他、AI技術による橋梁維持管理システムの高度化⁸⁾として鋼部材⁹⁾への適用や他のシステム(BMS等)・技術(CIM等)との連携等を検討する。特に、ディープラーニングには判定根拠が不明確(ブラックボックス)となる問題があるが、エキスパートシステムやドローン等との連携が点検の自動化の鍵となる可能性があると考えている。今後、財政難・人材不足等はより深刻化すると考えるが、引き続き新技術開発にチャレンジし、より効率的で効果的な維持管理を目指す。

謝辞：本研究は、国土交通省のH29・30建設技術研究開発助成制度及び石川県産業創出支援機構の2019事業化促進支援事業に基づき行っています。また、日本ユニシス株式会社(武井宏将氏・増池俊介氏他)との共同開発、金沢大学近田名誉教授との共同研究、七尾市との実証実験において、ご協力並びに貴重なご助言を賜りました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 国土交通省：令和3年版国土交通白書
- 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のひび割れ自動検出手法、土木学会論文集F3, 73巻2号, pp. I297-I307, 2017
- 一言正之、櫻庭雅明、清雄一：深層学習を用いた河川水位予測手法の開発、土木学会論文集B1, 72巻4号, pp. I187-I192, 2016
- 町口敦志、喜多敏春、多田徳夫、武井宏将、近田康夫：AI技術（ディープラーニング）によるコンクリート構造物の劣化要因判定支援システムの開発に関する基礎的研究、土木学会構造工学論文集, Vol. 64A, pp. 129-136, 2018. 3
- 例えば、武井宏将：初めてのディープラーニング、リックテレコム, 2016. 3. 4
- 町口敦志、喜多敏春、多田徳夫、武井宏将、近田康夫：諸元情報等を考慮したディープラーニングモデルによる橋梁(コンクリート部材)の劣化要因・健全度判定、土木学会第74回年次学術講演会 (VI-832), 2019. 9
- 七尾市役所建設部土木課、(株)日本海コンサルタント：AIを活用した小規模橋梁点検の実証実験について、道路行政セミナー, 2021. 4
- 町口敦志：橋梁維持管理システムの実装と高度化への試み、金沢大学博士論文, 2020. 1
- Atsushi Machiguchi, Norio Tada, Hiromasa Takei, Yasuo Chikata :Experimental Study on Judges of Damage Level for Corrosion of Steel Bridges by Deep Learning, ACEAIT2019, pp. 230-240, 2019. 3