

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

金沢大学大学院 兼 (株) 日本海コンサルタント AI 技術室 正会員 ○町口 敦志
 (株) 日本海コンサルタント AI 技術室 正会員 喜多 敏春
 (株) 日本海コンサルタント AI 技術室 正会員 多田 徳夫
 日本ユニシス (株) 製造システム本部 非会員 武井 宏将
 金沢大学理工研究域地球社会基盤学系 正会員 近田 康夫

1. はじめに

今日、インフラの老朽化問題等から効率的で効果的な維持管理(点検・補修等)が求められており、AI(人工知能)を含む ICT 技術を活用した建設現場の生産性向上が推進されている。インフラの点検における課題として、①点検作業の省力化・省人化(劣化判定・図面作成等)、②品質向上(判定結果ばらつき抑制等)がある。著者らは、これらの課題に対し、機械学習の1つであるディープラーニング(深層学習)を用いて、橋梁等の部材の劣化要因や健全度を機械的に判定できるシステムの開発を目指している¹⁾²⁾。本研究では、判定精度(正解率)の向上を目的に、技術者がコンクリート部材の劣化要因や健全度を判定する場合に考慮している諸元情報や損傷情報を考慮できるディープラーニングのモデルを構築した。

2. 研究の方法

(1) 判定対象 (出力)

判定対象は、点検における劣化要因と健全度とする。劣化要因は、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、判定時は健全部を除くこととした。健全度は、国土交通省橋梁定期点検要領(H26.6)にある健全性及び対策区分を参考に 5 クラスに定義した(表-1)。なお、判定は、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)・コンクリート診断士)により行い、評価の整合を図った。

(2) ディープラーニングのモデル

ディープラーニングのアルゴリズムは、画像判定が得意とされている Convolution Neural Network(CNN)を採用した。ディープラーニングのモデルを図-1 に、計算条件を表-2 に示す。ディープラーニングのパラメータ等は複数あるが、主に図書からの一般値及び著者らの経験を基に選定した。なお、本研究では、入力画像の整合や判定精度向上を目的に、計算前の画像処理(表-3)として、リサイズ、小片画像化、マスク処理を行っている。

表-1 健全度の定義

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

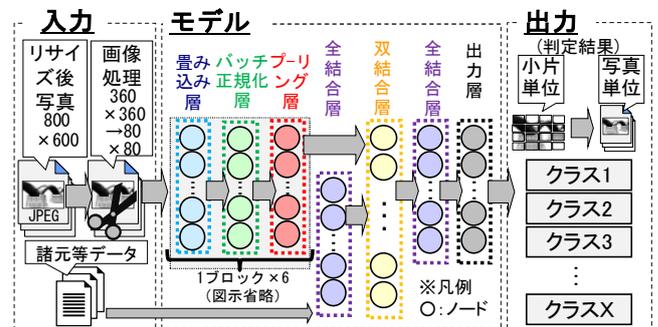


図-1 ディープラーニングのモデル

表-2 計算条件

プログラミング言語	Python	
フレームワーク	Chainer	
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 ^{*1}
写真枚数の割合(学習:判定)	4:1(無作為)	

※1: 試行計算により決定

表-3 画像処理方法

リサイズ	・写真のサイズを統一する(800×600).
小片画像化	・1枚の写真の中から小さなサイズ(360×360)を縦横に移動させながら小片を切り出し、入力サイズにリサイズする(80×80).
マスク処理	・点検写真に写る誤差物(地面,空等)に対しマスク処理をして入力から外す.

(3) 写真・諸元等データ (入力)

写真は、著者らが現地で撮影(市販カメラ)した約 1,400 枚を使用した。なお、使用する写真には、適用範囲(表-4)を定めている。これは、撮影条件(距離・角度)によっては画像内の劣化形状が異なる等、識別に影響するためであるが、点検実務では足場等の作業条件から撮影等に制約が生じることが多く、あまり厳しい設定となると AI 劣化判定システムの使用自体が困難となる可能性がある。そこで、本研究では、点検実務で可能な範囲の適用条件を定めた。

表-4 写真の適用条件

対象	対象部材	・主桁・横桁・床版・下部工・他(高欄等)
	撮影距離	・0.5m~5.0m
	撮影角度	・45°~90°(撮影者・撮影面の角度)
対象外	・データ数が少ない画像 ・撮影不良(ピント不良, 色とび等) ・人が判定困難な外観(表面付着物等)	

表-5 諸元情報・損傷情報

諸元情報	架設年	・数値(西暦)
	部材情報	・主桁・横桁・床版・下部工・他(高欄等)
	材料情報	・PC・RC・無筋
	地域情報	・ASR 地域内外・塩害地域内外 ・凍害地域内外・凍結防止剤散布有無
損傷情報	ひび割れ幅	A・数値(0.0mm-2.0mm, 2.0mm 以上) B・無, 0.3mm 未満, 0.3-1.0mm, 1.0mm 以上
	断面欠損系	A・無・欠損・うき・錆汗・鉄筋露出・肉厚減 B・無・欠損・鉄筋露出

※損傷情報 A: 全項目, B: 項目簡素化

ディープラーニングによる画像判定における入力は、画像のみとする場合が多いが、諸元情報を別途考慮できるモデルを構築した。これは、技術者が劣化判定する際、画像(外観状況)に加え諸元情報を考慮していることが多いためである。

また、点検実務に合わせた適用条件とした関係で、入力に複数の撮影条件の写真が含まれることとなり、画像だけでは細かな損傷状況の識別がディープラーニング側で難しくなると考え、損傷情報を考慮できるモデルを構築した。なお、損傷情報は、比較的経験の浅い点検員(ビギナー)が使用することを考慮して、全項目(A)以外に、全項目を簡素化した項目(B)を設けた。なお、諸元情報・損傷情報(表-5)は、点検で比較的簡易に収集できる項目を選定した。

(4) 計算パターン

計算は、以下のパターンで行った。諸元情報や損傷情報の影響を確認するため、画像は全て同じ条件としている。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こととする。

- ・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)

3. 計算結果

劣化要因の判定結果を図-2 に示す。判定の結果、損傷情報を考慮することで、91.2%(No.3)の平均正解率となった。これは、諸元情報を考慮することで+9.2%(No.2-No.1)、さらに損傷情報を考慮することで+8.9%(No.3-No.2)となり、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。

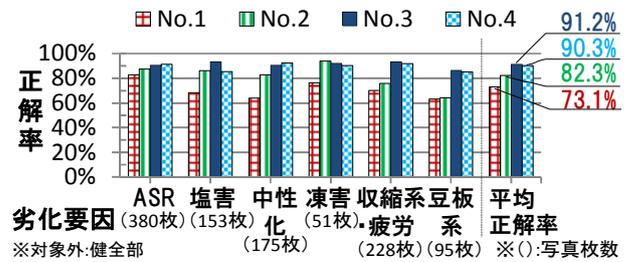


図-2 劣化要因判定結果 (正解率:写真単位)

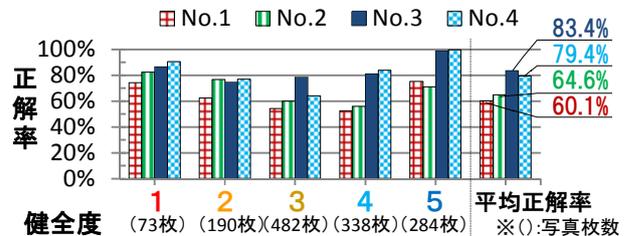


図-3 健全度判定結果 (正解率:写真単位)

健全度の判定結果を図-3 に示す。判定の結果、損傷情報を考慮することで、83.4%(No.3)の平均正解率となった。これは、諸元情報を考慮することで+4.5%(No.2-No.1)、さらに損傷情報を考慮することで+18.8%(No.3-No.2)となり、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を向上できることを確認した。また、損傷情報の入力を簡素化した場合においても、79.4%(No.4)の正解率となった。

4. おわりに

橋梁の諸元情報や損傷情報を考慮したディープラーニングによる判定モデルを構築・計算した結果、劣化要因判定は91.2%、健全度判定は83.4%の平均正解率となった。

今後、データ数増加やモデル最適化等により、さらに判定精度を向上する方法を研究する。また、点検実務に適した機能の検討やビジネスモデルの検討等、システム開発に向けた課題に取り組み、橋梁維持管理に携わる管理者・技術者を支援できる劣化判定システムの構築を目指す。

謝辞 本論文の一部は、国土交通省の平成30年度建設技術研究開発助成制度(継続課題)の成果を基に作成しています。また、その産学官テーマ推進委員会では、多くの示唆や助言を頂きました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 町口敦志, 喜多敏春, 多田徳夫, 武井宏将, 近田康夫: ディープラーニングによる橋梁(コンクリート部材)の劣化要因・健全度判定モデルの構築, 土木学会第73回年次学術講演会, pp.441-442(VI-221), 2018.8
- 2) Atsushi Machiguchi, Norio Tada, Hiromasa Takei, Yasuo Chikata: Experimental study on judges of damage level for corrosion of steel bridges by deep learning, The 6th ACEAIT, pp.230-240, 2019.3