

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

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 非会員 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 理工研究域環境デザイン学系 正会員 近田 康夫

1. はじめに

今日、インフラの老朽化問題や少子高齢化による財源不足・技術者不足への対策が社会的な課題とされており、橋梁を例にとれば全国約 70 万橋の点検に膨大な労力とコストを要している。今後、より一層効率的で効果的な維持管理が求められており、国土交通省は、AI（人工知能）を含む ICT 技術を活用した建設現場の生産性革命（i-Construction）を推進している。橋梁点検では、有資格者が 1 つ 1 つの部材を確認し、健全度を判定しているのが現状であり、判定作業に有資格者の多くの時間を要している。他にも、健全度判定は、定性的な判定となるため、判定結果のばらつきが問題視されており、品質向上が求められている。近年、ニューラルネットワークの 1 つであるディープラーニング（深層学習）が開発され、これまで複雑で表現できなかった画像認識・画像認証等において多くの成果を出しており、土木分野への適用が望まれている。著者らがこれまで行った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¹⁾では、劣化要因が 2 つの場合は 98%，3 つの場合は 78%，4 つの場合は 59%の平均正解率（単純平均）として判定できることを確認した。ここでは、劣化要因判定及び健全度判定に関するモデルを構築した結果を述べる。

2. ディープラーニングの構成とデータ

(1) ディープラーニングの構成

ディープラーニングのアルゴリズムは、画像認識が得意とされている Convolution Neural Network（CNN）を採用し（図-1）、プログラミング言語は Python、フレームワークは Chainer を使用した。また、技術者が劣化要因を判定する際は、写真以外に知識・知見（諸元情報・ASR 地域内外等）に基づき判定していることから、技術者の思考過程を表現できるように写真及び諸元情報を入力できるモデルを構築した。なお、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²⁾からの一般値及び著者らの経験を基に選定した。モデルの概要を表-1 に示す。

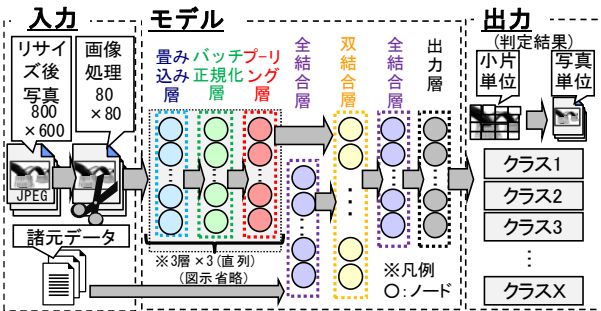


図-1 ディープラーニングのモデル

表-1 ディープラーニングのパラメータ等の例

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

表-2 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

(2) ディープラーニングに使用するデータ

ディープラーニングには、写真データと諸元データを使用する。写真データは、著者らが現地撮影（市販される一般的なカメラ）した写真 933 枚を使用した。諸元データは、簡易に収集可能で劣化に関係するデータ（部材情報（主桁・床版・下部工等）、材料情報（PC・RC・無筋）、所在地（ASR 地域・塩害地域・凍害地域内外）、凍結防止剤散布有無、ひび割れ幅等）とした。また、各写真に対応する判定結果は、劣化要因と健全度とし、劣化要因判定のクラスは、主要な 7 項目（ASR、塩害、中性化、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。健全度判定のクラス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 段階を定義した（表-2）。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）により行ない、評価の整合を図った。

キーワード：ディープラーニング, AI, 橋梁（コンクリート部材）, 劣化要因判定, 健全度判定, 諸元考慮モデル
連絡先：〒921-8042 石川県金沢市泉本町 2 丁目 126 番地（株）日本海コンサルタント TEL 076-243-8258 FAX 076-243-9087

本研究では、精度向上を目的に計算前の画像処理(リサイズ、写真の小片画像化、誤差物の除外)を行った。画像処理方法の概要を表-3に示す。なお、データは、学習と判定で無作為(4:1)に分類し、使用した。

(3) 計算パターン

計算は、諸元を考慮するモデルとしないモデルの2つの計算を行った。なお、学習回数は、試行計算の結果から判定精度をモニターし、高く安定した精度となる10万回で打ち切るものとした。

3. ディープラーニングによる判定結果

劣化要因の判定結果を図-2に、健全度の判定結果を図-3に示す。ここで、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している。

劣化要因判定の結果、平均正解率(諸元有)は、78.3%となった。個別の判定結果では、ASRが85.1%と最も高く、豆板系が70.3%と最も低かった。諸元情報をモデルに考慮することで、正解率を24.4%向上できた。これは、劣化要因と相関があると推定する情報(ASR地域、塩害地域等)が精度向上に影響したと考える。

健全度判定の結果、平均正解率は、56.1%(諸元有)となり、個別の判定結果では健全度5が71.3%と最も高く、健全度4が44.0%と最も低かった。また、モデルに諸元情報を考慮することで正解率を12.5%向上できた。これは、技術者が健全度判定する際に考慮する情報(部材情報、ひびわれ幅等)が影響したと考える。

今後、システムを実用化するには、技術者の判定精度(複数人が同時に判定した際の誤差程度)以上の精度が必要であると考え、健全度判定の正解率は、56.1%と低く、実用化には更なる精度向上が必要であると考え。健全度判定精度の向上等、今後のシステムの実用化に関する課題と対策例を表-4に整理する。

4. おわりに

ディープラーニングによる判定モデルを構築し、橋梁諸元を考慮した結果、劣化要因判定は78.3%、健全度判定は56.1%の平均正解率を確認し、判定精度の向上等、システムの実用化に関する課題を確認した。今後、橋梁維持管理に携わる管理者・技術者を支援できる判定システムの構築を目指す。

表-3 画像処理の概要

リサイズ	点検写真はサイズに違いがあることが多く、学習の支障となるため、写真サイズを統一する。
写真の小片画像化	画像枚数の増加及び損傷の特徴に適したサイズ(ひびわれ等)とすることを目的に、1枚の写真の中から小さなサイズを縦横に移動(20ピクセルずつ等)させながら小片を切り出す。
誤差物の除外	点検の写真には、誤差となる物(地面、空、対象外の部材等)が写っていることが多いため、判定に不要な物を外した画像をAIに取り込む。(入力する範囲をマスキングする)

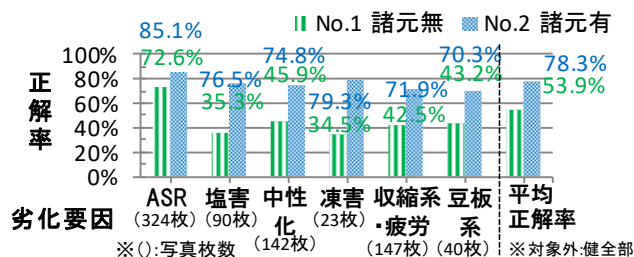


図-2 劣化要因判定結果 (正解率:写真単位)

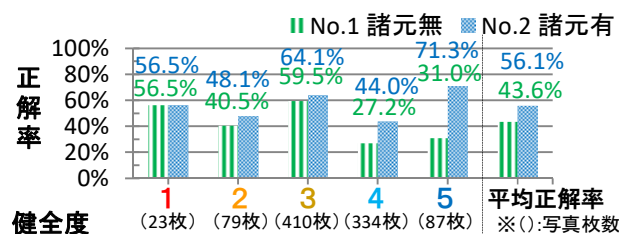


図-3 健全度判定結果 (正解率:写真単位)

表-4 システムの実用化に関する課題

健全度判定精度の向上	データ数の増加	データ数が少ない以下の増加を検討する。 ・著しく低い健全度(健全度1:23枚) ・高い健全度(健全度5:87枚) ※点検結果:健全部の写真・記録が少ない。
	入力情報の追加	技術者が点検要領等を基に健全度判定する際に考慮している情報のうち、現在のモデル(写真・諸元)で考慮できていない情報を分析し、入力情報の追加を検討する。 ※例:損傷の広がりに関する情報 健全度4の写真枚数(334枚)は比較的多いが正解率は低くなっている。これは、技術者が健全度判定する際、損傷の広がり度合いを基に判定する場合があるが、今回のモデル(小片切り出し)では損傷の広がり表現できていない可能性がある。
	モデル最適化	劣化要因判定や健全度判定に適したディープラーニングのモデル(層構成・パラメータ等)を詳細に検討する。
安全側の判定		AI(ディープラーニング)が誤判定した際のリスク低減方法の検討(例:安全側の判定)
システム開発関係		・システムに必要な機能の検討 ・ビジネスモデルの検討 等

謝辞 本論文の一部は、国土交通省の平成29年度建設技術研究開発助成制度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,構造工学論文集 Vol.64A,2018.3
- 2) 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