

橋梁定期点検における部材損傷度判定への深層学習の適用に関する検討

横浜国立大学 学生会員 ○鈴木達也

横浜国立大学 正会員 西尾真由子

1. はじめに

現在、橋梁点検は定期点検要領に従って全部材への近接目視で行われており、技術者による損傷度判定や健全性診断の結果が維持管理の施策・意思決定に用いられている。しかし将来の技術者不足も考えられる中で、現行の点検体制をこのまま継続していくことはコストが高く、より持続可能なシステムを考えていく必要がある。一方で、土木分野でも情報科学分野の先端技術を活用したインフラ点検手法が研究されている。例えば、画像データから機械学習を用いてコンクリートのひび割れ検出¹⁾やさびの外観評価²⁾などが行われているが、現行の点検体制と連動した研究はなされていない。そこで本研究では、現在の点検体制で技術者が行っている部材損傷度判定を画像からの深層学習で行うことの有効性を検証し、持続可能な橋梁維持管理に向けた活用を検討した。具体的には、横浜市橋梁定期点検データの部材画像と損傷度判定結果を用いて、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) をプログラミング言語 python により構築し、その妥当性、および点検業務での部材損傷度判定への活用性を検証した。

2. 畳み込みニューラルネットワークの概要

深層学習で構築される CNN は入力層、畳み込み層、活性化層、プーリング層などの複数の層を使用して作成され、大きく特徴抽出部と識別部に分けられる。初めに特徴抽出部で得られた結果を識別部により判定し、認識結果を得たのち、誤差逆伝播法を用いてパラメータ群を更新する。順伝播と逆伝播による更新を繰り返していくことで、最適なパラメータ群を得ることが目的となる。適切に構築された CNN は、高い認識精度や汎化性能を持っており、機械が自動的に特徴量を抽出することで特別な知識を必要とせずに CNN の性能の向上を図ることができるが、大量の学習データが必要で、最適なネットワークの構成やパラメータを見つける必

要がある。

3. 構築した畳み込みニューラルネットワークの結果

本研究では、横浜市管理橋梁の定期点検台帳のデータを用いて、特に主桁、床版、および支承部の損傷度判定を行う CNN を構築して検証を行った。図 1 に示すように 6 段階で損傷度判定されている各部材画像について、横浜市橋梁点検要領の流れに沿って「損傷なし, a 判定, b 判定」と「c 判定, d 判定, e 判定」の 2 分類と、「損傷なし, a 判定」、「b 判定」、「c 判定, d 判定, e 判定」の 3 分類の 2 つの分類ケースについて CNN を構築した。ネットワークは 8 層の畳み込み層と 3 層の全結合層で構築し、全画像数の中で正しく判断される画像数を示す認識精度や、ネットワークの総合的評価である F 尺度などの 5 つの指標により、その性能を検証した。



図 1 損傷写真の例

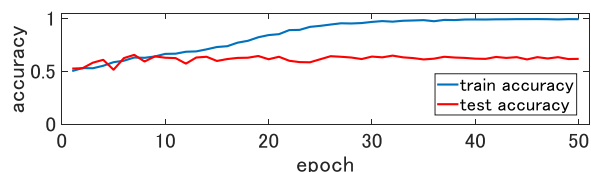


図 2 元のデータによる主桁の認識精度

構築した 2 分類 CNN では、図 2 に示す主桁だけでなく、床版、および支承部でも、60%程度の認識精度を得られたが、学習データに対するばらつきが大きく、安定した解析を行うことができなかった。CNN においては、入力データが非常に重要であり、画像の前処理を行うことや入力データを増やすことによって、精度や安定性の改善が期待できる。そこで、入力画像の輝度に対するコントラスト正規化と上下左右に回転・反転してデータ量を増やすデータ拡張を施し、改めて CNN 構築を

キーワード：橋梁定期点検、部材損傷度判定、畳み込みニューラルネットワーク、データ拡張

連絡先：〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5 TEL 045-339-4243, FAX 045-348-456

行った。その結果、2分類 CNN では、図 3 に示すように主桁で 75%程度、床版で 70%程度、支承部は 85%を超える認識精度へと向上させることができた。

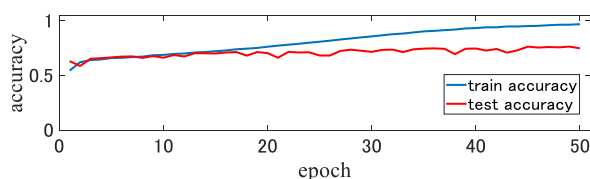


図 3 データ拡張時の主桁の認識精度

4. 実務者へのアンケートによる認識精度向上の検討

構築した各部材損傷度判定 CNN の妥当性は、実務で目視による損傷度判定を行う、またその結果に基づいて橋梁管理を行う技術者が受け入れられるか、という観点でも議論できる。そこで、横浜市コンサルタント協会の技術者 20 名と橋梁管理者 2 名を対象としたアンケート調査を実施した。はじめに、構築した CNN の認識精度に対する印象を質問したところ、図 4 に示すように主桁と床版よりも支承部の CNN が比較的精度が高いと感じた人が多かった。これより、CNN の認識精度の値と技術者の構築した CNN の認識精度に対する印象には関係があり、CNN の認識精度が高いほど、技術者の印象も認識精度が高いと感じる割合が高くなると考えられる。

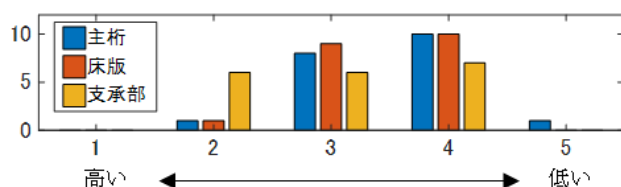


図 4 各部材に対する認識精度の印象

そこで次に、実際に点検業務で損傷度判定を行い、部材写真を記録する際にどのような点に留意しているかを質問した。結果は図 5 に示すように、撮影距離や明るさなどを考慮していることや、橋梁の構造形式や周辺環境なども把握して損傷度判定を行っていることがわかった。また意見の中で、多くの技術者が点検業務に際して国総研の橋梁損傷事例写真集³⁾を参照しているというコメントをいただき、このような損傷状態の画像への共通認識が判定精度を向上させていることが考察された。そこで、この国総研資料に掲載された損傷写真と似たアングルの画像のみを取り出して学習データとし、主桁と床版の CNN 構築を行った。その結果、主桁に関しては図 6 に示すように、60%から 70%を超える

認識精度へと向上させることができた。

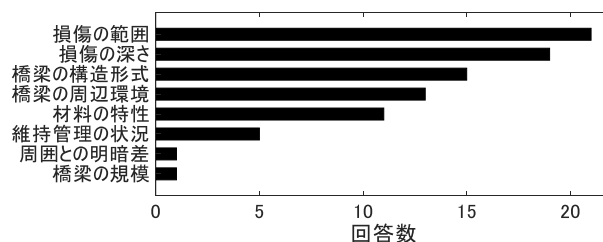


図 5 損傷度判定を行う際に留意していること

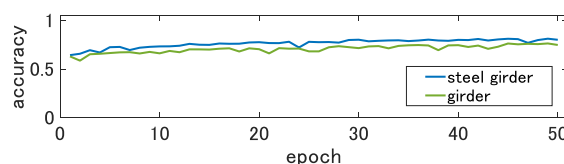


図 6 学習データを変更した主桁 CNN の認識精度

5. 結論

本研究では、橋梁定期点検における部材の損傷度判定を行う CNN 構築を行い、その活用を検討した。その結果データ拡張を用いることで、主桁で 75%程度、床版で 70%程度、支承部は 85%を超える認識精度をもつ CNN を構築することができた。また、実務者による検証で得られた知見を CNN に反映させることで、認識精度を向上させた。これより、点検時の部材損傷度判定に深層学習を活用することで、橋梁の維持管理に貢献できることを示せた。

謝辞

本研究では、橋梁定期点検データの提供におきまして、横浜市道路局橋梁課よりご協力を賜りました。また、アンケート調査におきまして、横浜市コンサルタント協会の技術者の皆様と横浜市道路局橋梁課の皆様にご多大なるご協力をいただきました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- 1) Cha, "Deep Learning-Based Crack Damage Detection Using Convolutional Neural Networks." *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 32.5, 2017: 361-378.
- 2) 後藤悟史; 麻生稔彦; 宮本文穂. 画像処理とパターン認識手法を利用した耐候性鋼材のさび外観評価. *土木学会論文集 F*, 2006, 62.4: 674-683.
- 3) 国土技術政策総合研究所; 道路橋の定期点検に関する参考資料 (2013 年版), 橋梁損傷事例写真集. ISSN 1346-7328, 国総研資料 第 748 号. 2013.