

CNN を用いた回転式打音法によるコンクリート内部の損傷度評価の検討

九州大学大学院 学生会員 ○金子 裕輔

九州大学大学院 学生会員 武末 瑞季

九州大学大学院 フェロー会員 園田 佳巨

国土交通省九州地方整備局 九州技術事務所 田畑 浩規

1. 目的

近年、多くのコンクリート構造物において経年劣化が顕在化してきている。既設構造物の安全性を保つため、日本では定期点検が義務付けられているが、点検をできる技術者の数は年々減少しており、低コストで簡易かつ効率的に点検できる方法の開発が求められている。コンクリート構造物の点検に用いられる非破壊検査の代表的な方法の一つとして打音検査が挙げられ、他の非破壊検査より簡易かつ低コストで実施可能であることから実務で多用されてきた。回転式打音検査法は、検査器先端を回転移動させた際に発生する連続打音の変化を用いて、コンクリート内部の欠陥状態を調べる方法で、短時間に広い範囲を低労力で検査できる。しかし、打音検査法には、軽度の欠陥箇所を打音の違いで聞き分けるには熟練性を必要とする点や、欠陥深さ等の定量的な評価は困難であることが依然として課題として残されている。

これらの現状を踏まえ、本研究では打音検査によるコンクリート構造物に対する劣化診断の高精度化と効率化を目的として、深層学習の一つである「畳み込みニューラルネットワーク(CNN)」を用いた回転式打音検査によるコンクリート内部の欠陥状態の定量的な評価手法の開発を試みた。(図-1)

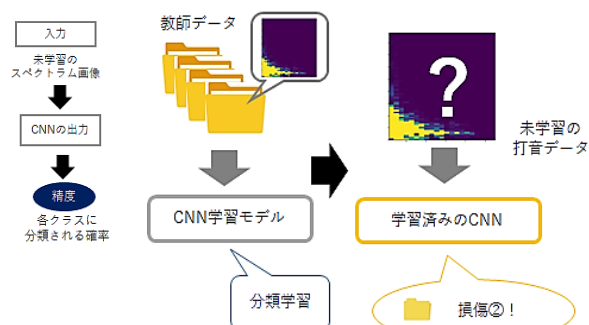


図-1 目的とする評価モデル

2. 学習データの作成

本研究では、コンクリート構造物の健全度の評価に画像認識に特化した畳み込みニューラルネットワークを用いるため、打音検査で得られた音圧-時間データを画像化することにした。

対象構造物は、国土交通省九州地方整備局九州技術事務所に設けられた橋梁実モデルの主要な劣化・損傷状況を再現した橋梁実モデルで、本研究では回転式打音検査器を用いて収録した音圧-時間データを評価に用いた。写真-1 に示す橋梁実モデル試験体には、写真-2 に示すように種々の欠陥が模擬されており、供試体表面に回転式打音検査器で打撃を加えて得られる音を FFT Analyzer CF-7200(ONO SOKKI) に音圧波形として収録した。次に、回転式打音検査で得られた連続的な打音の音圧-時間波形を一回の打撃音の波形毎に分割した。ここで、回転式打音データを分割する理由は以下のとおりである。

- 1) 連続的に多数の打撃を行う回転式打音データを個々に分割することで、CNN で深層学習を用いる際に必要となる多数の教師データ数を確保できる。
- 2) 回転式打音検査器で連続的な打音データを収録すると、健全位置と欠陥位置の両方の打音が混在し、診断精度の低下を招く恐れがある。そのため、一回の打音別に健全か欠陥かの評価を行う方が望ましい。

なお、膨大な量のデータの処理として、本研究では個々の打撃ごとに分割し終えた打音データを正負それぞれに最大値・最小値を基準として正規化を行った時刻歴波形（図-2 参照）を作成した。さらに、分割したそれぞれの打

キーワード
連絡先

回転式打音, CNN, 画像認識, 損傷度評価
〒819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 番地 TEL:092-802-3370



写真-1 橋梁実モデル



写真-2 損傷箇所

音の時刻歴波形に対して短時間フーリエ変換を施し、図-3 に示すスペクトログラムを作成した。

3. 振幅比を用いた損傷度評価

本研究では、検査箇所の損傷度を定量的に評価するため、振幅比を用いてかぶり厚の異なる 16 箇所の相対評価を行った。すなわち、2.で示した方法でデータを収録した箇所と同じ位置で、インパルスハンマーを用いて打撃力の最大値と発生する打音の最大音圧の比として定義される振幅比を、式(1)を用いて求め、図-4 に示すように検査箇所の損傷度レベルを 4 段階に分類した。

振幅比 = P_{max}/F_{max} (1)

この結果を教師データの出力値として、4 段階に分類された損傷度を回転式打音検査で正しく評価できるか検討を試みた。

4. 解析結果および考察

学習モデルを作成する際、学習率や階層の深さ等の様々なパラメータの設定を行う必要があり、最適な条件（パラメータ値）は学習する問題によって異なる。そこで、各パラメータを変化させた事前学習を行い、作成された識別器の認識率の比較を行った。

今回、検討を行った主なパラメータはフィルタ枚数、フィルタの大きさおよび学習率である。フィルタ枚数は 16 枚、32 枚、64 枚、128 枚の 4 種類、フィルタの大きさは縦横サイズが 2×2、3×3、4×4 の 3 種類、学習率は $lr=0.001$ 、 0.005 、 0.01 、 0.05 の 4 ケースで検討を行った結果を表-1 に、これらの検討をもとに作成された学習モデルによるテストデータに対する正解率の推移を図-5 に示す。

表-1 の結果より、今回の検討ではフィルタ枚数やサイズについては有意な差は見られないことが判る。この結果の原因として、学習に用いたデータ量が不足していることが考えられる。学習率に関しては、 $lr=0.01$ のときに最も精度が良い結果が得られ、今回の問題では、最適な学習率は $lr=0.01$ 程度であると考えられる。本検討では、学習後の識別器のテストデータに対する正解率は 83.3%となった。これらのことから、打撃力の値が必要な振幅比等を用いなくても回転式打音検査の音圧データだけで、4 段階に分けた損傷度を約 80%の精度で診断できることが認められた。

5. 結論

本研究の成果として、点検作業が容易な回転式打音検査のデータを深層学習させるために、連続的な打音データを分割し診断する手法を開発し、振幅比で分類した 4 段階の損傷度レベルを 80%以上の精度で評価できることが確認できた。今回は、単純に回転式打音データのスペクトログラムの画像を CNN により学習しただけであるが、今後は、RNN 等の活用を検討すると同時に、既設コンクリート構造物の打音検査データを蓄積し、本研究で作成した学習モデルの診断精度の向上に努めたい。

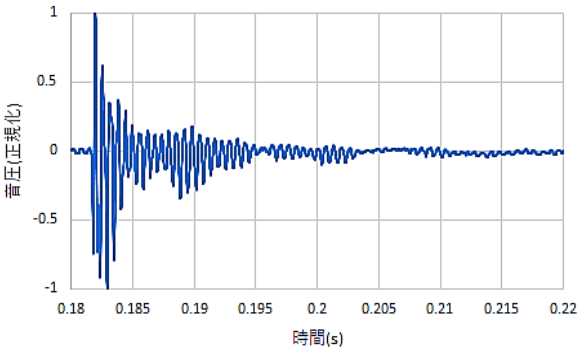


図-2 正規化された打音の時刻歴波形

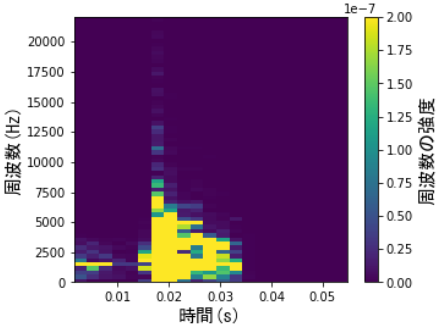


図-3 打音のスペクトログラム

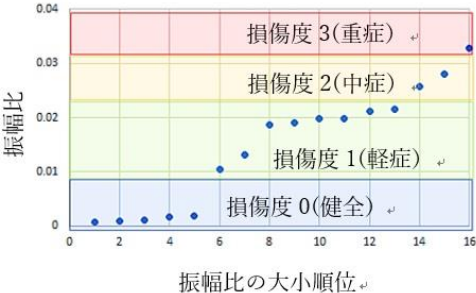


図-4 振幅比による損傷度の分類

表-1 パラメータの検討と結果

フィルタの枚数	accuracy	学習率	accuracy
16枚	0.812	$lr=0.001$	0.606
32枚	0.819	$lr=0.005$	0.787
64枚	0.714	$lr=0.01$	0.819
128枚	0.811	$lr=0.05$	0.418
フィルタの大きさ		accuracy	
2×2		0.803	
3×3		0.819	
4×4		0.813	

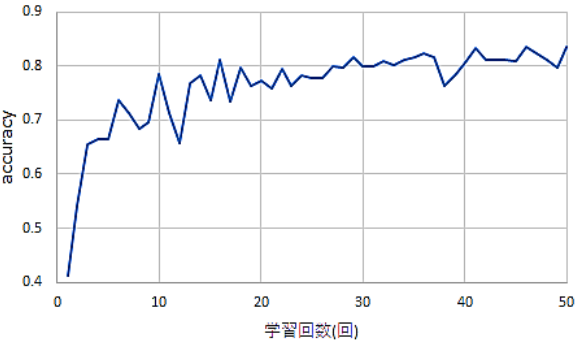


図-5 テストデータに対する正解率