

橋梁コンクリート部材の打音検査におけるニューラルネットワークを活用した損傷有無の検知

東京工業大学 ○正会員 竹谷 晃一, 山梨大学 非会員 坂本 佑弥
山梨大学大学院 正会員 吉田 純司

1. はじめに

竣工後数十年が経過したコンクリート構造物のひび割れや剥離などの経過劣化が確認されており、定期的な点検において重大損傷箇所をいかに効率良く抽出していくかが課題となっている。橋梁に着目すると、コンクリート部材の非破壊検査法として打音検査が多く現場で実践されている。打音検査は検査方法が比較的単純であり、大掛かりな装置や道具を必要としない。しかし、検査員の聴覚によって打撃音の違いから健全部と欠陥部を判断することが多く、個人の経験に頼るところが大きい。このことからコンクリート部材の変状箇所の分布状態や深さ等を定量的に評価する手法が求められている。

一方、ニューラルネットワークによる処理が近年再び注目されている。脳の神経回路を数式的なモデルで表現しており、ニューロンの結合強度を変化させて学習し、入力パラメータから推定や予測結果を出力する手法であり、適切な学習アルゴリズムと入力パラメータの下では

データ量が増加するほど推定精度の向上が図れる。ニューラルネットワークを打音検査に活用することで、損傷の分析費用・時間削減など効率的な点検が可能となる。

本研究では、橋梁のコンクリート部材における打音検査において、加速度・音圧データの分析をもとにニューラルネットワークを活用することで、損傷の有無を自動で評価する分析手法の構築を目的とした。

2. 計測データの分析と特徴量の抽出

2. 1 対象橋梁と計測データ

供用中の橋梁9橋を対象とし、それぞれの健全部と欠陥部に対して打撃時の衝撃力、加速度および打音をインパルスハンマと加速度センサおよびマイクロフォンで収録したデータを用いた。図-1のように加速度センサおよびマイクロフォンは打撃点から5cmの位置に設置しており、各箇所10~20回分のデータがある。健全と欠陥箇所におけるデータ(衝撃力, 加速度, 音圧)の例を図-2に示す。

2. 2 特徴量の抽出

音の三要素は強さ・高さ・音色であり、音の強さは最大振幅やRMS値、音の高さと音色は卓越周波数と関連がある。卓越周波数は構造物や材質の違いの影響が大きく分析が複雑であるが、音の強さと継続時間は打音検査において重要な要素であることが指摘されている^[1,2]。そこで本研究では、観測波形の最大値、RMS値、面積、継続時間の4項目を特徴量として選定した。ハンマによる打撃力は毎回異なるため、力積で観測波形の正規化を行った。観測波形が閾値を最初に上回る瞬間を開始時間、最後に下回る瞬間を終了時間とし、その時間間隔と継続時間と定義した。波形面積は継続時間における観測波形の絶対値の和に時間刻み dt を乗じた値と定義した。本研究で提案する波形面積は音の強さと継続時間を含めた特徴量と言える。橋梁Iにおける、健全部と欠陥部の特長量の比較を図-3に示す。

3. ニューラルネットワークの構築と検証

ニューラルネットワークの構成を図-4に示す。精度と過適合を考慮して層数とニューロン数が最小となる構成

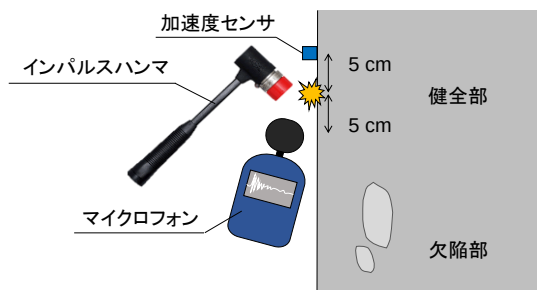


図-1 インパルスハンマと計測機器によるデータ収集の概略

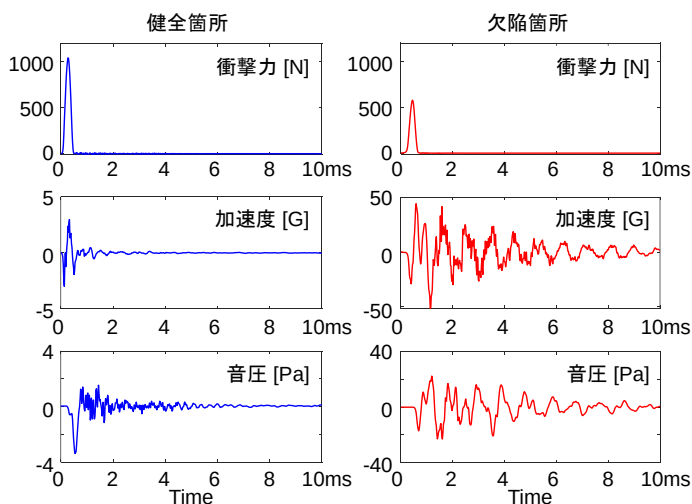


図-2 健全と欠陥箇所の衝撃力・加速度・音圧の比較（橋I）

キーワード 打音検査, 橋梁, ニューラルネットワーク, 加速度応答, 音圧

連絡先 〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1 東京工業大学 TEL : 03-5734-3426 E-mail : takeya.k.aa@titech.ac.jp

を試行錯誤で選定した。健全と欠陥の二値分類のため、活性化関数は対数シグモイドを用いた。

3. 1 入力パラメータの検討

音圧と加速度から4つずつ、計8つの特徴量のうち入力パラメータとする特徴量の検討を行った。音圧の特徴量4つを用いたケース、加速度の特徴量4つを用いたケース、すべての特徴量を用いたケースで検討を行った。

図-5に示すように学習用データセットは、全9橋のうちランダムに8橋を選択し、その健全箇所と欠陥箇所の打音

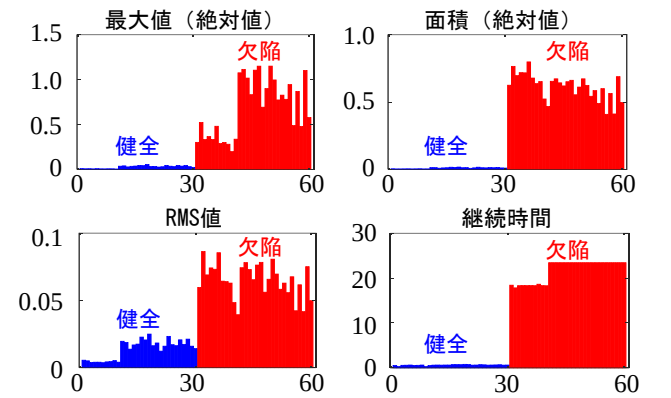


図-3 正規化した加速度応答から得られる特徴量の例 (橋 I)

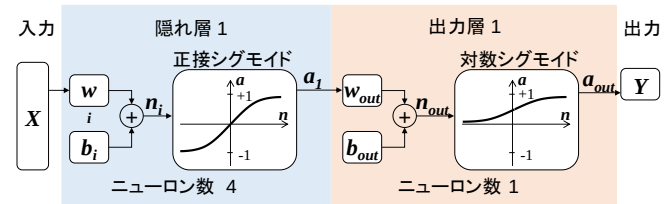


図-4 ニューラルネットワークの構成

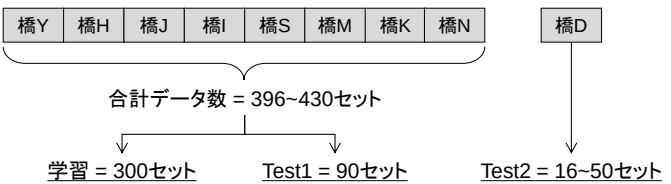


図-5 学習と評価のデータセットの抽出方法の概略

表-1 入力パラメータと誤検出率の平均値 (100 回)

	音圧 (特徴量数 = 4)	加速度 (特徴量数 = 4)	音圧 & 加速度 (特徴量数 = 8)
Test1	2.11 %	0.67 %	0.49 %
Test2	4.65 %	2.25 %	2.58 %

表-2 学習アルゴリズムと誤検出率の平均値 (100 回)

	SCG	RP	CGP	CGF	CGB	BFG	LM	GDX	OSS
Test1	0.4 %	0.4 %	0.4 %	0.3 %	0.2 %	0.5 %	1.5 %	2.6 %	0.3 %
Test2	1.0 %	1.2 %	2.1 %	2.9 %	1.8 %	2.2 %	2.4 %	4.3 %	1.1 %

表-3 ニューラルネットワークの構成

隠れ層		出力層
層数	1	1
ニューロン数	4	1
活性化関数	正接シグモイド	対数シグモイド
損失関数	交差エントロピー	
学習アルゴリズム	SCG (スケーリング共役勾配法)	

データのうちランダムに300セットを抽出した。評価は Test1とTest2の2パターンを行った。Test1では選択した8橋の打音データのうち、学習で使用しないものをランダムに90セットを抽出した。Test2では学習で使用していない残りの1橋のデータを評価用データセットとした。

学習と評価を100回行って誤検出率の平均を算出したものを表-1に示す。すべての特徴量を用いた場合、Test1の誤検出率は最も小さいが、Test2では加速度の特徴量を用いたケースより精度が低いことから、過学習が生じていると考えられる。そこでTest2の誤検出率が最も小さい加速度の特徴量4つを入力パラメータとして選定した。

3. 2 学習アルゴリズムの検討

9つの学習アルゴリズムの比較を行った。Test1とTest2で誤検出率の検証を行った結果を表-2に示す。SCG(スケーリング共役勾配法)はTest2における誤検出率が最も小さく、かつTest1との結果の差が最も小さいため過学習が少なく汎化性能が高いと考えられる。

3. 3 ニューラルネットワークの検証

構築したニューラルネットワークを用いて、Test2による学習と評価を1000回行った結果、誤分類の平均値は1.99%となった。誤分類の大半は1つの橋 (橋梁K) で生じており、橋梁の構造形式や検査面の境界条件などを考慮して補正するなどで精度が向上できる可能性がある。

4. まとめ

本研究は橋梁の打音検査においてAIを活用した欠陥の有無の判別を目的として入力パラメータ、学習アルゴリズムおよびネットワークの構成の検討を行った結果、比較的浅く単純なニューラルネットワークを用いて98%の高い判別精度を実現した。今後、損傷の有無だけでなく深さや範囲を定量的に評価したうえで、検査ロボットなどと組み合わせることで検査の自動化を目指したい。

5. 謝辞

本研究は「構造工学でのAI活用に関する研究小委員会」において九州大学園田佳巨教授の実験データを活用させて頂いております。ここに記して謝意を表します。

【参考文献】

[1] 大曲正紘, 園田佳巨, 宋本理: 劣化したコンクリート橋の回転式打音検査に関する基礎的研究, コンクリート工学年次論文集, Vol. 31, No.1, pp.2143-2148, 2009.

[2] 園田佳巨, 渡辺達郎: 回転式打音検査の欠陥検出能力に関する定量的評価, 構造工学論文集, Vol.59A, pp.682-692, 2013.