

機械学習による打音探査の精度向上について

法政大学 正会員 ○新保 弘

東海大学 尾関 智子

法政大学 正会員 溝渕 利明

(株) 開発設計コンサルタント 正会員 野嶋 潤一郎

1. 目的

筆者らはコンクリート構造物の総合的な劣化評価を目的として、複数の診断技術の組み合わせによる劣化状態の総合評価手法の構築を進めている。ここでは機械学習による打音探査の高度化と判定の汎化について実構造物での試験データにより検討した。

2. 打音探査

打音探査によるコンクリート構造物の劣化診断は簡便であるため広く活用されているが、熟練技術者による判定が必要なことや、精度にも限界があることが指摘されている。これまでに打音探査メカニズムや定量化については様々な検討が行われている[1]。一方、機械学習によれば高次元のデータの特徴を抽出して分類や推定を行うことが可能であるが、基本的にはデータの外挿となる推定はできないとされる一方で、高次元のニューラルネットワークは汎化性を獲得可能であることも示されている[2]。

筆者らは既報[3]のように打音のスペクトログラムを機械学習させる方法により熟練技術者と同程度の精度で劣化部分の推定が可能であることを示した。

ここでは以下の方法により推定精度の改善を試みる。

①ノイズの影響を受けにくい極短時間の打音を精度よく変換可能なウェーブレット変換の適用

②劣化による打音の特徴の変化は一様であると仮定し、健全時と劣化時のスペクトログラム画像の差分

を教師データとする学習方法

3. 現場取得データ

塩害劣化が進行して補修が予定されている海上RC 栈橋において打音データを取得した。試験にはA: 試験用の小型のテストハンマー (質量 400g), B: 比較的大きなセットハンマー (質量約 1kg) を用いてデジタルレコーダーにより打音を収録した。2種類のハンマーによる打音は、聴覚上は明らかに異なる。

教師データは、打音から健全と推定される位置、明らかに浮きが生じていると思われる位置について A (健全部と欠陥部、各 152 音), B (同 80 音) のハンマーによる打音を収録したものをを用いた。収録した打音は打撃音の初期 5ms 分を切り出し、極短時間の波形を精度よく処理できるウェーブレット変換によりスペクトログラム化した。

劣化による打音変化の教師データは、多数の健全部の打音スペクトログラム画像の平均値で基準画像を作成し、差分データはこの画像を基準とした差分として作成した。スペクトログラム画像の一例を図-1 に示す。ここに、横軸は時間 (220pixel=5ms)、縦軸は周波数 (50pixel=44.1kHz、上側が高周波数) に相当する。健全部と欠陥部の差分画像 (c.) は低い周波数領域に強度が強い様子がわかる。また、大ハンマー (d.) は小ハンマー (a.) に比べて強度の高い黄色領域が周波数の低い方向に移動していることがわかる。

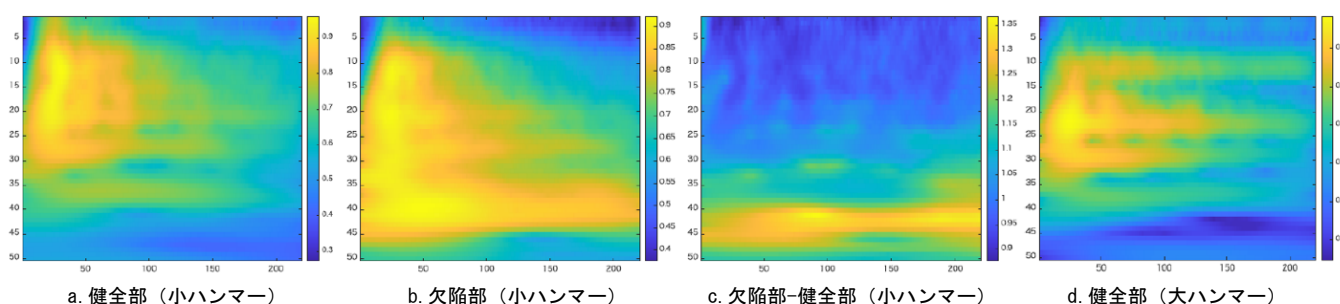


図-1 ウェーブレット変換によるスペクトログラム (健全部・欠陥部の差分とハンマーによる違い)

キーワード 打音探査, 機械学習, 汎化, スペクトログラム, ウェーブレット変換

連絡先 〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2 法政大学大学院 デザイン工学研究科 TEL. 03-5228-1406

表-1 推定結果

No.1ライン主桁側面			探査位置											
水平方向→	教師データ	テストデータ	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
直接データ による推定	A	A	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00
	B	B	1.00	1.00	1.00	0.99	1.00	1.00	1.00	1.00	0.97	1.00	0.92	0.98
	A	B	0.95	1.00	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.94	0.96	0.87	0.97
	B	A	1.00	1.00	1.00	0.90	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.90	1.00	1.00
差分データ による推定	A'	A'	0.81	0.63	0.96	0.83	0.78	0.99	0.61	0.73	0.92	0.87	0.78	0.79
	B'	B'	0.93	0.98	0.98	0.95	1.00	0.96	1.00	0.91	0.89	0.87	0.87	0.96
	A'	B'	0.65	0.56	0.60	0.71	0.60	0.65	0.72	0.86	0.58	0.78	0.61	0.59
	B'	A'	0.47	0.79	0.99	0.52	0.65	0.90	0.64	0.56	0.75	0.75	0.72	0.25

A: 小型ハンマーによる打音データ
B: 大型ハンマーによる打音データ
A',B':基準打音との差分データ

x	熟練技術者によるはつり指示範囲
x	打音から明確に剥離が生じている部分
#	評価値0.5以下の推定結果

No.2ライン脚頭部側面			探査位置															
鉛直方向→	教師データ	テストデータ	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p
直接データ による推定	A	A	1.00	0.98	1.00	0.22	0.25	0.57	—	0.79	0.23	0.05	0.17	0.69	0.15	0.12	0.71	0.92
	B	B	0.97	0.93	0.36	0.14	0.00	0.00	—	0.10	0.00	0.00	0.00	0.15	0.01	0.67	0.32	—
	A	B	0.94	0.83	0.40	0.21	0.00	0.00	—	0.25	0.00	0.00	0.00	0.20	0.17	0.67	0.30	—
	B	A	1.00	0.96	1.00	0.13	0.12	0.52	—	0.78	0.18	0.00	0.03	0.48	0.15	0.09	0.77	0.97
差分データ による推定	A'	A'	0.88	0.53	0.81	0.19	0.20	0.42	—	0.80	0.96	0.80	0.72	0.61	0.78	0.61	0.94	0.76
	B'	B'	0.75	0.55	0.55	0.04	0.02	0.11	—	0.23	0.15	0.26	0.21	0.50	0.14	0.37	0.26	—
	A'	B'	0.75	0.42	0.38	0.04	0.00	0.01	—	0.07	0.11	0.26	0.53	0.39	0.15	0.38	0.20	—
	B'	A'	0.71	0.46	0.78	0.08	0.09	0.03	—	0.60	0.37	0.41	0.67	0.61	0.75	0.60	0.75	0.60

4. 打音データ学習

機械学習は3層の畳み込み層をもつニューラルネットワークを構成し、学習率 0.01, エポック数 15 とした。全データのうち 85%を教師データとして学習を行い、一定の繰り返し計算回数ごとに、保留した 15%の検証用データにより検証を行なった。検証データによる推定精度は 95%~100%であった。

5. 推定結果

栈橋の主桁と脚頭部に計測ライン No.1, No.2 を設定し、一定間隔で打音を収録し、上記で作成したニューラルネットワークを用いて健全・欠陥の判定を行った。表-1 に推定結果を示す。表中、探査位置の青ハッチング部分は熟練技術者によりはつり指示がマーキングされた部分、そのうち打音から明らかに剥離が確認できる位置を赤字で示す。数値は同じ位置で 10 回程度の打音に対する評価値の平均値で、1 が健全、0 が欠陥のため、0.5 以下の値を欠陥とみなし、赤でハッチングしている。「直接データ」は打音のスペクトログラムそのもので学習と推定を行った場合、「差分データ」は健全部のスペクトログラム平均値からの差分データで学習と推定を行った場合である。

No.1 ライン: 「直接データ」では欠陥なしの判定であった。当該部はマーキングの端部のためマーキングが実務上欠陥部より広く行われることから、概ね適切に判定していると考えられる。「差分データ」でも評価値にばらつきはあるが、ほぼ欠陥なしと推定している。判定の傾向は教師データとテストデータ

でハンマーを変えた場合でも影響を受けていない。

No.2 ライン: 「直接データ」による欠陥部判定はマーキングとほぼ一致している。「差分データ」による場合はバラツキが大きく、テストデータを A' とした場合は技術者のマーキングと推定結果が大きく異なる。

6. まとめ

「直接データ」による推定結果は概ね妥当であり、その結果が教師データとテストデータの組み合わせが異なっても大きく変わらないことから、作成したニューラルネットワークがある程度汎化されていることを示していると考えられる。差分データによる推定はうまく推定できない場合が多い。結果がテストデータに支配されている傾向も見られるので、複数データの平均化や差分の処理方法など、精度向上のための検討の余地があると考えられる。

参考文献

- [1]たとえば Frank Schubert, Bernd Köhler: Ten Lectures on Impact-Echo, Journal of Nondestructive Evaluation 27: 5-21, 2008
- [2]Chiyuan Zhang, Samy Bengio, Moritz Hardt, Benjamin Recht, Oriol Vinyals: Understanding deep learning requires rethinking generalization, <https://arxiv.org/abs/1611.03530>, 2017, (閲覧日: 2020 年 1 月 1 日)
- [3] 新保弘・溝渕利明・野嶋潤一郎: 打音探査への機械学習の適用に関する基礎的検討, コンクリート工学年次論文集, Vol.41, No.1, pp.1829-1834, 2019