論文　機械学習による打音探査の判定精度に関する考察

新保　弘[*1]・溝渕　利明[*2]・野嶋　潤一郎[*3]

要旨：機械学習を活用した打音探査にはある程度の判定精度が期待できるが，学習に用いた教師データに依存するため，条件が異なる対象で同様な精度が得られるとは限らない。ここでは，打音判定の高精度化と汎化を目的として，実構造物での打音データを対象に，周辺環境の影響受けにくい極短時間の打音波形を連続ウェーブレット変換によってスペクトログラム化して判定精度を検証した。また健全部と劣化部のスペクトログラムの差分を学習対象とした手法について検討を行行った。さらに，条件の異なる教師データとテストデータを組み合わせて推定を行い，その本手法の汎化性についても検証した。

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

1. はじめに

我が国では高度成長期に整備された社会資本の老朽化が進む中，これらの適切な維持管理と補修補強は喫緊の社会的課題であり，少子高齢化に伴う担い手の減少も踏まえた合理的な診断技術が求められている。

筆者らはコンクリート構造物の総合的な劣化評価，寿命予測，維持管理支援を目的として，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，環境情報と設計情報を考慮した総合判断手法の構築を進めている。対象としている診断技術として「電磁波探査による塩化物イオン量推定 [1)]」，「赤外線探査による鉄筋腐食量診断 [2)]」，「打音探査によるコンクリートの劣化診断 [3)]」を用いて，各診断技術の高度化と統合を進めている。加えてこれら診断技術で得られた構造物の劣化情報に加え，環境情報，設計情報を統合することにより，構造物の初期状態の推定，劣化の進行速度評価および耐用期間の推定を行うことを目指している。

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，コンクリート中の欠陥や浮きを簡便な方法で的確に探査できるため，広く実用に供されているものである。しかしながら，打音の判断にはある程度の経験が必要なこと，また熟練技術者でもその判断には相当の不確実性が伴うこと，さらには欠陥の深さがある程度以上になると欠陥を検知することが難しいことなどの課題もある。

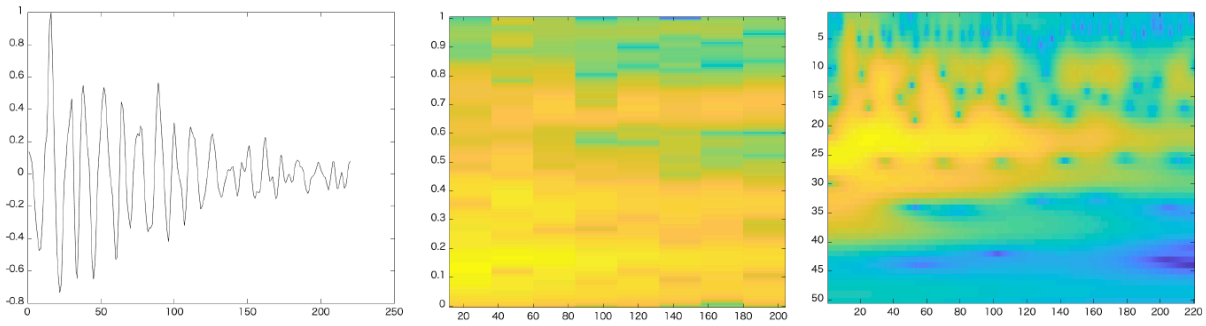
コンクリート表面を打撃した際の振動は，まず縦弾性波としてコンクリート中を進行し，ひび割れや剥離などの低密度の部分で反射され，表面に戻り空気に振動を伝える。縦弾性波は速度が速いため，縦弾性波による振動は極短時間の波形に現れる。コンクリート表面付近に大きな空隙がある場合は，コンクリートのたわみ振動としてそれ自身の固有周期で振動する。たわみ振動は大きなエネルギーを蓄えるため，縦弾性波よりも大きなエネルギーで空気を振動させ，音圧も大きくなる。

打音探査はこれらの振動を捉え，コンクリート中の欠陥部を特定するものであり，これまでも固有周期や縦弾性波の捕捉によってコンクリート中の欠陥を推定する研究 [4),5),6)]や，これに機械学習を用いた欠陥判定に関する技術開発 [7),8),9)]が種々行われている。

著者らは，鉄筋の腐食膨張によってコンクリート内部に生じる劣化初期の微細ひび割れや浮きの早期発見に主眼を置き，欠陥の深さや広がりについてより詳細な状況を簡単に把握することを目的として，簡便な手法で精度よく打音判定を行うため，機械学習を利用する方法について検討を行なっている。既報 [3)]において，筆者らは打音スペクトログラム画像の機械学習による打音の判定は，打音探査に熟練した技術者と同等レベルの精度で可能であることを示した。しかし，一般には機械学習の判定精度は教師データの性質に依存し，学習した対象以外のデータを正しく判定できる保証はない。つまり，理論的には判定対象の特性を学習することにより，固有のニューラルネットワークを事前に取得する必要がある。しかしながら，実業務において事前に全ての探査箇所の打音を教師データとして用意しておくことは現実的ではない。また，一方で一般にディープニューラルネットワークはある程度の汎化性能を持つことも示されている [10)]。

ここでは，実構造物での打音探査データをもとに，打音スペクトログラムの機械学習による劣化判定の精度向上と汎化の可能性について実験的検討を行った。

*1 法政大学大学院 デザイン工学研究科　都市環境デザイン工学専攻 工修 (学生会員)
*2 法政大学大学院 デザイン工学研究科　都市環境デザイン工学専攻 教授 博士(工学) (正会員)
*3 （株）開発設計コンサルタント 茅ヶ崎技術事業本部 設備保全技術部 課長 博士(工学) (正会員)



入力波形　　短時間フーリエ変換（STFT）　　連続ウェーブレット変換（CWT）

図−１　入力波形 5ms の画像変換

3. データの前処理

3.1 スペクトログラムの作成

(1) 短時間フーリエ変換による方法

短時間フーリエ変換（STFT）は入力波に窓関数をずらしながらかけて，これをフーリエ変換することにより時間変化する入力波の周波数と位相を解析するものである。STFT では不確定性原理により周波数分解能と時間分解能がトレードオフとなる。打音は極短時間で発生し，直後に欠陥部以外からの反響が届くため，極短時間の波形を分析することが有用と考えられる。しかし上記により STFT では極短時間で減衰する波の解析には解像度が限られてしまうため，打音のような瞬間的な波の特性を精度よく表現することが難しい。そこで連続ウェーブレット変換を用いることにより，時間分解能と周波数分解能を両立することが可能となる。

(2) 連続ウェーブレット変換による方法

連続ウェーブレット変換（CWT）はサイン波とは異なる小さい波形(ウェーブレット)を基底関数として用い，これを拡大縮小,平行移動して足し合わせることにより，入力波形を再現する方法である。CWT では周波数に合わせてウェーブレットの幅が変化するため周波数解像度を改善することができ，STFT では精度よく表現できない極短時間のスペクトログラムを得ることができる。

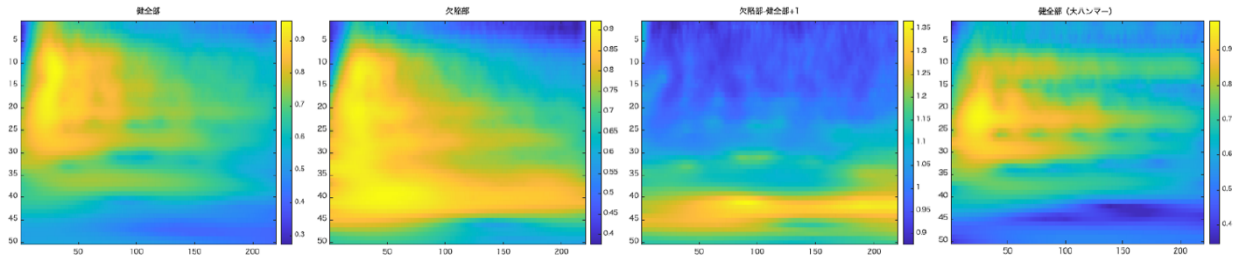
5ms の入力波形のスペクトログラム画像変換の一例を図−１に示す。ここに横軸は 44.1kHz のサンプリングステップ，縦軸は入力波形においては正規化した振幅を，スペクトログラム画像においては周波数(STFT では線形，CWT では対数）を示す。同じ入力波形に対して，CWT を用いることにより SFTF よりも解像度の高い画像化が可能であることがわかる。

3.2 データ差分による変化量の学習

機械学習による分類は，ラベルをつけた教師データを与え，その教師データで正解ラベルが得られるように繰り返し計算を行ってニューラルネットワークの重みを調整する。推定する対象が異なれば，おのずと教師データが異なり，得られるネットワークも異なるものとなるため，対象の種類ごとの教師データが必要になる。

そこで，ここでは「打音データの，健全時の特性から欠陥時の特性への変化の傾向は一様である」との仮説を立て，健全時と欠陥時のデータの差分を学習させる方法について検討する。つまり，健全時の打音スペクトログラムの平均値を基準として，欠陥時のスペクトログラムへの変化，すなわちその差分を教師データとして学習させる。厳密には，同一探査箇所の健全時の打音を基準として与える必要があるが，ここでは平均的な打音スペクトログラムを基準値として，その可能性を検討する。

図−２の a.~c.にスペクトログラムの差分算出結果の一例を示す。ここでは健全部と欠陥部で各 405 打音の初期 5ms を CWT でスペクトログラム化し，それぞれの平均値（405 画像の画素ごとの平均値）を 0~1 で正規化した。差分画像の作成にあたっては，単純に差分を取ると負値となる場所が出るため，便宜上 1 を加えた。差分画像 c. を見ると，低周波領域に継続的にエネルギーの高い部分（黄色）が見られる。



a. 健全部（小ハンマー）　b. 欠陥部（小ハンマー）　c. 欠陥部−健全部+1（小ハンマー）　d. 健全部（大ハンマー）

図−２　スペクトログラムの差分とハンマーによる違い

4. 現地打音データ

4.1 データ取得方法

検討に用いる打音データは，塩害劣化が進み補修予定の海上桟橋の RC 主桁側面, RC 脚柱側面において収録した。打音はデジタルレコーダ（ZOOM 社製 H6，付属マイクロフォンを使用）により量子化ビット数 16，サンプリング周波数 44.1kHz で収録した。打撃には探査用の小型ハンマー（質量約 400g，長さ約 600mm）と比較的大型のセットハンマー（質量約 1kg，長さ約 300mm）を用いた。それぞれのハンマーによる健全部のスペクトログラムの平均値を図−２の a.と d.に示す。聴覚上はハンマーの違いによる打音には明らかな差異が感じられる。スペクトログラムで見ると，大ハンマーのスペクトログラム d.は小ハンマーのスペクトログラム a.に比べではエネルギーの高い黄色の領域が低い周波側に移動している様子がわかる。

２種類のハンマーを用いて打音を収録した。教師データは，実構造物において打音からコンクリート内部に欠陥が明らかに推定される位置，健全と推定される位置の打音を収録，採用した。判断が微妙な打音は含めていない。一方，テストデータについては，打音診断の熟練技術者により要補修のマーキングがなされている位置を含むように設定した４本のライン上で，1 点あたり 20 打音程度収録した。

4.2 前処理

打音は，波形のピークより 0.5ms 前から，5ms 分を切り出し，CWT によりスペクトログラム化した。1 打音の画素サイズは周波数方向に 50pixel×時間方向に 220pixel である。

4.3 教師あり学習の実施

(1)学習方法

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（**表−1** 参照）。なおデータの前処理と機械学習には MATLAB R2019b を用いた。

(2) 通常の方法による学習

通常の方法として，健全部と欠陥部の打音スペクトログラムをラベル付けし，これを学習させた。

表−１　学習時の状態

	直接		差分	
	A	B	A'	B'
総データ数	152	80	152	80
教師データ	114	60	114	60
検証データ	38	20	38	20
精度	100.0%	100.0%	94.7%	97.5%

(3) 差分データによる学習

前述の方法により，健全部のスペクトログラムの平均値を基準として，健全部，欠陥部各々から基準スペクトログラムを差し引いたデータをもとに学習させた。

(4) 学習結果

各教師データによる学習時の状態を**表−１**に示す。A は小型ハンマーによる打音データ，B は大型ハンマーによる打音データを示す。差分データはそれぞれ A’，B’とした。打音スペクトログラムを直接学習させる方法では，検証データによる推定精度は 100%が得られた。差分データにより学習させた場合，推定精度は 95~98%前後と若干劣るが，十分な精度で推定できている。学習に用いていない検証データにより十分な精度が得られたことから，過学習は起こしていないと推定できる。

5. テストデータ

5.1 テストデータの概要

テストデータの取得位置を**表−２**，**表−３**の左側の写真に示す。テストデータとしては，打音スペクトログラム画像をそのまま（直接データ）与えた場合，差分画像（差分データ）を与えた場合に分かれる。また，打音データの汎化性を確認する一つの手段として，教師データと異なる条件のテストデータを与えた場合の影響を評価するため, 例えば小ハンマーで得られたニューラルネット（学習 A）を用いて大ハンマーのテストデータ（テスト B）を評価することも試行してみた。テストデータの数は小ハンマで 2,486，大ハンマで 2,392 である。

5.2 推定結果

推定結果を**表－２**，**表－３**に示す。各打音一音ごとにニューラルネットワークによる推定を行い，同じ点で得られた複数の評価スコアを平均した場合（以下，ここでは個別推定と呼ぶ）と，一箇所で得られた複数の打音のスペクトログラムを平均してニューラルネットによる推定を行う場合（以下，ここでは平均推定と呼ぶ）により得られた評価スコアを整理した。評価スコアは機械学習の推定結果で，ここでは 1 が健全，0 が欠陥ありを意味する。機械学習における 2 値分類では評価スコアの近い側で判定するため，0.5 以下の場合に「欠陥あり」と判定することになる。表中では 0.5 以下のスコアのマスに赤いハッチングをかけている。また，打音探査に熟練した技術者の判定で「要補修」と判定されたエリアは写真中で青のスプレーマーキングがされている。このエリアの探査箇所は表中の位置記号のアルファベットに青でハッチングしている。また，試験時の打音から明らかにコンクリートの浮きが認められる場所は表中の位置記号を赤字としている。以下，各探査ラインでの推定結果をまとめる。

表－２ 推定結果（１）

No.1ライン 主桁側面		直接データ								差分データ							
		個別推定				平均推定				個別推定				平均推定			
↓水平方向	教師	A	B	A	B	A	B	A	B	A'	B'	A'	B'	A'	B'	A'	B'
	テスト	A		B		A		B		A'		B'		A'		B'	
	a	1.00	1.00	0.95	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.81	0.47	0.65	0.93	0.94	0.99	1.00	1.00
	b	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.63	0.79	0.56	0.98	0.02	1.00	1.00	1.00
	c	1.00	1.00	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.96	0.99	0.60	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00
	d	1.00	0.90	1.00	0.99	1.00	1.00	1.00	1.00	0.83	0.52	0.71	0.95	0.01	0.96	1.00	0.86
	e	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.78	0.65	0.60	1.00	0.17	1.00	0.03	0.00
	f	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.99	0.90	0.65	0.96	0.84	1.00	1.00	0.00
	g	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.61	0.64	0.72	1.00	0.00	0.96	0.36	0.07
	h	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.73	0.56	0.86	0.91	0.12	1.00	0.00	0.00
	i	1.00	1.00	0.94	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	0.92	0.75	0.58	0.89	0.60	1.00	0.97	0.47
	j	1.00	0.90	0.96	1.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.87	0.75	0.78	0.87	0.08	1.00	0.00	0.00
	k	1.00	1.00	0.87	0.92	1.00	1.00	1.00	1.00	0.78	0.72	0.61	0.87	0.53	0.99	0.49	0.39
	l	1.00	1.00	0.97	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00	0.79	0.25	0.59	0.96	0.17	0.99	1.00	1.00

No.2ライン 脚頭部側面		直接データ								差分データ							
		個別推定				平均推定				個別推定				平均推定			
↓鉛直方向	教師	A	B	A	B	A	B	A	B	A'	B'	A'	B'	A'	B'	A'	B'
	テスト	A		B		A		B		A'		B'		A'		B'	
	a	1.00	1.00	0.94	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	0.88	0.71	0.75	0.75	1.00	1.00	1.00	0.35
	b	0.98	0.96	0.83	0.93	1.00	1.00	0.98	1.00	0.53	0.46	0.42	0.55	0.91	1.00	0.45	0.30
	c	1.00	1.00	0.40	0.36	1.00	1.00	0.00	0.00	0.81	0.78	0.38	0.55	1.00	1.00	0.00	0.00
	d	0.22	0.13	0.21	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.19	0.08	0.04	0.04	0.00	0.89	0.00	0.00
	e	0.25	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.09	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00
	f	0.57	0.52	0.00	0.00	0.99	0.88	0.00	0.00	0.42	0.03	0.01	0.11	0.00	0.06	0.00	0.00
	g	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
	h	0.79	0.78	0.25	0.10	1.00	1.00	0.00	0.00	0.80	0.60	0.07	0.23	0.97	0.98	0.00	0.00
	i	0.23	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.96	0.37	0.11	0.15	0.04	0.41	0.90	0.75
	j	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.80	0.41	0.26	0.26	0.69	0.88	0.01	0.41
	k	0.17	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.72	0.67	0.53	0.21	0.97	0.97	0.26	0.48
	l	0.69	0.48	0.20	0.15	1.00	1.00	1.00	1.00	0.61	0.61	0.39	0.50	0.00	1.00	1.00	0.95
	m	0.15	0.15	0.17	0.01	0.00	0.00	1.00	1.00	0.78	0.75	0.15	0.14	0.01	0.59	0.17	0.35
	n	0.12	0.09	0.67	0.67	0.00	0.00	1.00	1.00	0.61	0.60	0.38	0.37	0.07	0.72	0.02	0.46
	o	0.71	0.77	0.30	0.32	1.00	1.00	1.00	1.00	0.94	0.75	0.20	0.26	1.00	0.99	0.95	0.84
	p	0.92	0.97	–	–	1.00	1.00	–	–	0.76	0.60	–	–	0.69	1.00	–	–

(1) No.1 ライン

写真では g～j の探査箇所に要補修のマーキングがされているが打音に明確な異常はなく，補修範囲の縁端部であるため補修作業の確実性の観点から広めにマーキングしていることが推定される。これを考慮すると，個別推定は直接データによる推定，差分データによる推定とも概ね妥当な判定をしており，これは教師データと異なるハンマーによるテストデータを与えた場合でも推定結果に大きな差異が出ていない。

平均推定では，直接・差分によらずマーキング位置付近で個別推定と異なる判定結果が出ている箇所が広く見られる。

(2) No.2 ライン

このラインは広い範囲で表面コンクリートの剥離が明らかに認められる。ただし障害物（手すり）や床に近い位置（o, p）では打撃が困難な状態であった。

直接データによる推定の場合は概ねマーキングと推定結果が一致しているが，平均推定した場合に一部（テストデータ B の i~n）で判定を誤っているようである。

差分データによる推定についても概ねマーキングと一致しているが，個別推定，平均推定とも小ハンマーによるテストデータの一部（テストデータ A’の i～n）の領域で判定を誤る傾向にある。

(3) No.3 ライン

このラインも No.1 ライン同様, 部分的にマーキング端部がかかっている。写真では j～m の探査箇所に要補修のマーキングがされているが打音に明確な異常は感じられず，補修範囲の縁端部であり，No.1 と同様，補修の観点から広めにマーキングしていることが推定される。

これを考慮すると，直接データによる推定では，個別推定，平均推定とも概ね妥当な判定をしており，これは教師データと異なるテストデータを与えた場合でも推定結果に大きな差異が出ていない。比較的欠陥部位が近いと考えられる j~m の範囲では個別推定の評価スコアもやや低くなる傾向が認められる。ただし，平均推定した場合に p~t の範囲で大ハンマーのテストデータに対して欠陥判定を出している。評価スコアも 0 であることから完全に誤判定していると言える。

差分データでは個別推定の A’-A’（教師データ A’とテストデータ A’の組合せ。以下同様），B’-B’では概ね妥当

表－3 推定結果（2）

No.3ライン 主桁側面		直接データ								差分データ							
		個別推定				平均推定				個別推定				平均推定			
↓水平方向	教師	A	B	A	B	A	B	A	B	A'	B'	A'	B'	A'	B'	A'	B'
	テスト	A		B		A		B		A'		B'		A'		B'	
	a	1.00	1.00	0.95	0.99	1.00	1.00	0.46	1.00	0.90	0.55	0.47	0.65	0.94	1.00	0.00	0.03
	b	1.00	1.00	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.85	0.32	0.27	0.92	0.06	0.95	0.98	0.91
	c	0.97	1.00	0.87	0.95	1.00	1.00	1.00	1.00	0.58	0.66	0.41	0.62	0.01	1.00	0.98	0.86
	d	1.00	1.00	0.54	0.65	1.00	1.00	1.00	1.00	0.87	0.92	0.50	0.53	1.00	1.00	0.82	0.50
	e	1.00	1.00	0.68	0.79	1.00	1.00	1.00	1.00	0.74	0.29	0.51	0.92	0.03	0.87	1.00	0.97
	f	1.00	1.00	0.54	0.63	1.00	1.00	1.00	1.00	0.90	0.84	0.31	0.64	0.28	1.00	0.00	0.05
	g	1.00	1.00	0.95	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00	0.72	0.61	0.51	0.89	0.01	1.00	0.64	0.89
	h	1.00	1.00	0.97	0.95	1.00	1.00	1.00	1.00	0.65	0.73	0.63	0.91	0.71	1.00	1.00	0.99
	i	1.00	1.00	0.88	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00	0.79	0.81	0.32	0.63	1.00	1.00	0.08	0.23
	j	1.00	1.00	0.95	0.95	1.00	1.00	1.00	1.00	0.93	0.43	0.51	0.79	0.69	0.98	0.96	0.69
	k	0.98	1.00	0.75	0.80	1.00	1.00	1.00	1.00	0.95	0.41	0.26	0.79	0.98	0.94	1.00	0.95
	l	0.98	0.98	0.83	0.94	1.00	1.00	1.00	1.00	0.80	0.75	0.25	0.66	0.77	1.00	0.12	0.35
	m	0.95	0.93	0.88	0.95	1.00	1.00	1.00	1.00	0.75	0.45	0.32	0.70	0.94	0.98	0.99	0.99
	n	1.00	1.00	0.77	0.85	1.00	1.00	1.00	1.00	0.94	0.69	0.49	0.68	1.00	1.00	1.00	0.97
	o	1.00	1.00	0.93	0.95	1.00	1.00	1.00	1.00	0.57	0.52	0.68	0.94	0.49	1.00	0.81	0.31
	p	0.98	1.00	0.38	0.72	1.00	1.00	0.00	0.00	0.86	0.51	0.28	0.36	0.97	1.00	0.01	0.01
	q	1.00	1.00	0.85	0.85	1.00	1.00	0.00	0.00	0.89	0.46	0.44	0.63	0.99	1.00	0.06	0.02
	r	1.00	1.00	0.67	0.67	1.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.88	0.47	0.71	1.00	1.00	0.09	0.02
	s	1.00	1.00	0.66	0.71	1.00	1.00	1.00	1.00	0.89	0.59	0.36	0.52	0.94	0.98	1.00	1.00
	t	1.00	1.00	0.64	0.90	1.00	1.00	0.00	0.00	0.82	0.60	0.15	0.54	0.63	0.98	0.00	0.00

No.4ライン 脚頭部側面		直接データ								差分データ							
		個別推定				平均推定				個別推定				平均推定			
↓鉛直方向	教師	A	B	A	B	A	B	A	B	A'	B'	A'	B'	A'	B'	A'	B'
	テスト	A		B		A		B		A'		B'		A'		B'	
	a	1.00	1.00	0.87	0.83	1.00	1.00	0.00	0.00	0.90	0.46	0.36	0.61	1.00	0.98	0.00	0.00
	b	0.95	1.00	0.85	0.83	1.00	1.00	0.00	0.00	0.94	0.62	0.32	0.40	1.00	1.00	0.00	0.00
	c	1.00	1.00	0.65	0.68	1.00	1.00	1.00	1.00	0.87	0.91	0.14	0.28	1.00	1.00	0.46	0.01
	d	0.60	0.54	0.10	0.05	1.00	1.00	1.00	1.00	0.53	0.37	0.14	0.33	0.90	0.91	1.00	0.60
	e	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.26	0.16	0.03	0.08	0.00	0.00	0.74	0.24
	f	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.09	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00
	g	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
	h	0.63	0.66	0.45	0.40	1.00	1.00	0.00	0.00	0.25	0.38	0.10	0.40	0.99	0.97	0.00	0.00
	i	0.86	0.79	0.05	0.05	1.00	1.00	0.00	0.00	0.74	0.41	0.12	0.11	0.27	0.88	0.00	0.00
	j	0.76	0.74	0.12	0.08	1.00	1.00	0.00	0.00	0.64	0.50	0.23	0.22	0.41	0.89	0.00	0.00
	k	0.58	0.37	0.09	0.05	1.00	1.00	1.00	1.00	0.73	0.41	0.25	0.31	0.92	0.83	1.00	1.00
	l	0.78	0.68	0.13	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.45	0.50	0.17	0.35	0.00	0.42	0.15	0.08
	m	0.11	0.02	0.13	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	0.39	0.10	0.21	0.33	0.62	0.00	0.01
	n	0.37	0.15	0.04	0.04	1.00	0.00	1.00	1.00	0.35	0.30	0.17	0.19	0.01	0.52	1.00	1.00
	o	0.88	0.87	0.22	0.22	1.00	1.00	1.00	1.00	0.70	0.40	0.01	0.04	0.64	0.72	1.00	1.00
	p	0.83	0.88	0.25	0.25	1.00	1.00	1.00	1.00	0.40	0.40	0.00	0.02	0.00	0.13	1.00	1.00

な判定を行なっているが，個別推定でもネットワークとデータの入れ替えを行なった場合（A'-B', B'-A'）および平均推定の場合は正しく判定が行えていないようである。

(4) No.4 ライン

このラインは No.2 と同様に障害物があること，床に近い部分で打撃が安定しない状態であった。

直接データによる場合，個別推定では明らかな欠陥部（e，f）は確実に判定できた。h～m のエリアは判定が分かれたが，健全と判定した場合も評価スコアは大きくない。平均推定ではテストデータに支配される傾向で判定が大きく分かれている。

差分データでも e，f の欠陥部分を含め，幅広く欠陥ありの判定結果となった。コンクリート内部を直接確認できないため断定できないが，直接データによる同じ組み合わせの判定結果をほぼ包含しており，差分データが より鋭敏に劣化の傾向を捉えている可能性もないとは言えない。

5.3 考察

直接データで個別推定した場合，いずれのラインにおいても熟練技術者のマーキングに対して概ね妥当な判定ができた。マーキングが実務上やや広めに行われていることから，打音判定による欠陥はマーキングよりも小さい傾向にあったことは実情を反映していると考えられる。直接データで平均推定した場合には，判定結果の基準となる評価値が極端な値をとる傾向にあり，個別推定に比べて精度が改善されるとは言えない結果となった。

差分データによる推定に関しては，全体的に直接データの推定よりも広めの欠陥エリアが示される傾向が認められた。今回のデータはかなり限定されたものであること，また欠陥の有無が実物で確認できないため断定はで

きないが，差分データを学習することで，欠陥の探査がより鋭敏な判定ができている可能性もある。

平均推定の場合，１音１音の打音のばらつきを平準化することで，精度の高い判定結果が得られることを期待したが，今回の試験結果を見る限り，必ずしもマーキングとの一致不一致の関係で特に優位性は認められなかった。これは，個々の打音でばらつきを持って生じている物理挙動をもとに生成したニューラルネットワークで平均値をとったデータを判別するのは不適切なためではないかと考えられる。また，機械学習による二値分類問題の判定は，最終的に Yes/No のロジカル値になるため，個別推定のようにスコアの平均を取る処理を加えない平均推定は極端な結果を出しやすいとも言える。

また全体的な傾向として，いずれの推定結果もニューラルネットワークの違い（教師データの出所の違い）よりもテストデータの違いに支配される傾向が見られた。これは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すものであり，十分な量のデータがあれば，個別の対象に対するニューラルネットワークを作成しなくても精度の良い打音判定が可能であることを示唆している。

劣化による打音の変化をデータの差分により評価する方法については，今回の試験では推定精度に特に優位な傾向は認められなかった。しかし，差分データの処理方法はこれ以外にも様々な方法が考えられること，また実際の部材内部状況を直接確認して判定精度を評価できていないことから，検討の余地があると考える。

今回の試験では, CWT で極短時間の打音の特性を画像化することで，限られたデータ量で，かつ明らかな特性を持つ，言い換えると健全・欠陥がはっきりわかる教師データだけを用いた機械学習でも打音熟練技術者と同等程度の判定ができる可能性，また差分等のデータ前処理でより精度の高い判定の可能性を示すことができた。教師データの拡充と前処理の工夫により推定精度を上げる余地は十分にあると考えられる。

6. まとめ

今回の検討から，以下の結論が得られた。

・極短時間の打音波形を連続ウェーブレット変換でスペクトログラムを精度よく図化する方法で，より精度の高い劣化判定の可能性が示された。

・機械学習を用いた打音判定で作成したニューラルネットワークには，汎化されうる傾向が示された。

・打音スペクトログラムの劣化による変化の差分を対象とした機械学習による打音判定によれば，スペクトログラムそのものを学習させた場合に比べ，より微細な劣化を捕捉している可能性もあると考えられる。

本手法については，今後，実物規模の試験等により検証を行う予定である。

参考文献

1) 野嶋潤一郎，内田真未, 新井淳一，溝渕利明：電磁波を用いたコンクリート中の塩化物イオン量推定技術の精度向上に関する基礎研究, 土木学会論文集 E2(材料・コンクリート構造), Vol. 72, No. 2, pp.109-125, 2016
2) 高徳類，新井淳一，野嶋潤一郎，溝渕利明：赤外線を用いたコンクリート中の鉄筋腐食状況の把握に関する研究,コンクリート工学年次論文集, Vol.36, No.1, pp.2032-2037, 2014
3) 新保弘・溝渕利明・野嶋潤一郎：打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
4) 鎌田敏郎, 淺野雅則, 国枝稔, 六郷恵哲 : コンクリート表層部欠陥の定量的非破壊検査への打音法の適用,土木学会論文集 No.704, V-55, pp.66-79, 2002
5) Frank Schubert, Bernd Köhler: Ten Lectures on Impact-Echo, Journal of Nondestructive Evaluation (2008) 27: 5–21, 2008
6) 川端健太，別府万寿博，園田佳巨，福井雄気：打音法によるコンクリート構造物の劣化診断への自己組織化マップの適用 : コンクリート工学年次論文集, Vol.33, No.1, 2011
7) 藤井浩光，山下淳，淺間一：打音検査のための自動校正機能を備えた自動変状診断アルゴリズム，日本機械学会論文集, Vol.82, No.834, 15-00426, pp.1-18, 2016
8) 野内彩可, 村上祐貴, 井山徹郎, 外山茂浩 : 周波数応答関数を入力値として自己組織化マップに適用したコンクリート内部の欠陥領域評価, コンクリート工学論文集 第 29 巻, 87-100, 2018
9) 窪田裕一，野添裕輔，岩田昌也，村川正宏：AI 打音検査システムの開発,土木学会第 73 回年次学術講演会,V-171,平成 30 年
10) 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）