打撃音のスカログラムを用いた畳み込みニューラルネットワークによる 道路橋 RC 床版を模擬した供試体の内部欠陥探査手法

日本道路株式会社 正会員 〇長谷 啓司 富山県立大学 正会員 内田 慎哉,学生会員 森本 亮,学生会員 舘田 英里香

1. はじめに

本研究では、コンクリートの内部に直径・深さの異 なる複数の人工欠陥を模擬した RC 床版供試体を対象 に、著者らの既往研究¹⁾において検討不足であった打 撃位置の違いが打撃音のスカログラムに与える影響に ついて検討するとともに、畳み込みニューラルネット ワーク (CNN) と転移学習を活用することでスカログ ラムを分析し、少ないデータ数で、かつ短時間で自動 分類が可能か検証した.

2. 実験概要

2.1 RC 床版供試体

写真-1に RC 床版供試体とその設置状況を示す. RC 床版供試体1体当たりの寸法は幅2500 mm×長さ2000 mm×厚さ200 mmで,これを3体並べて設置した.水 平ひび割れを模擬した人工欠陥は,厚さ5 mmの円形 の発泡スチロールを用いて作製した.人工欠陥の直径 は、500,400,300,250,200,150,100および50 mm の8種類とした.これらの人工欠陥を,コンクリート 表面(計測面)から30 mmおよび50 mmに設置して, 人工欠陥を有する RC 床版供試体を2体作製した.ま た、比較のため、人工欠陥を埋設していない健全供試 体も併せて作製した.これら3体の供試体には引張側 (計測面からのかぶり124 mmおよび137 mm)に鉄筋 (D13)を格子状に200 mm間隔で配置している.



2.2 打音法による計測

打音法による計測状況を**写真-2**に示す.弾性波の入 力には加速度計を内蔵したハンマを用い,打撃音の受 信にはマイクロフォンをそれぞれ使用した.本研究で



写真-2 打音法による計測状況



写真-3 打撃位置の設定

は、打撃位置の違いが打撃音のスカログラムに与える 影響について検討するため、埋設された人工欠陥に対 して、**写真-3**に示す位置関係となるコンクリート表面 で打撃した.打撃点数は、1 つの内部欠陥およびその 周辺に対し、21点である(**写真-3**参照).なお、人工 欠陥を埋設していない健全供試体では、供試体中央部 付近で 50 mm 間隔で計 125 点、計測を行った.

弾性波の受信には、0.007~20 kHz の間でフラットな 応答感度を有するマイクロフォンを使用した. 受信し た信号は、サンプリング時間間隔 1µs、サンプリング 数 25000 個(計測時間長さ 25ms)でデジタル化した 後、波形収集装置に記録した. また、入力で使用した ハンマも波形収集装置に接続し、マイクロフォンと同 じ条件でデジタル化した後、打撃波形を記録した.

実験結果および考察

3.1 打撃位置の違いがスカログラムに与える影響

打撃音の時刻歴波形に対して連続ウェーブレット変 換することによりスカログラムを算出した.

図-1 に、健全供試体で得られたスカログラムを示す. 図中では、相関が最も高い領域を濃い赤、低い領域を 濃い青として、その間を図中の凡例に示すとおり段階



(欠陥深さ30 mm, 直径500 mm)

的に色分けして示している.図より,短い時間で幅広 い周波数を含む現象(インパルス応答)が確認できる. 一方,図-2に示す欠陥深さ30mm,直径500mmのス カログラムでは,打撃位置が「中心」,「中間」,「端部 (10mm内側)」および「端部」においては,1次~3次 のたわみ共振に起因する相関の高い領域が時間軸方向 に延びていることがわかる.しかしながら,「端部(10 mm外側)」および「欠陥外」では,図-1に示す健全供 試体と同様のスカログラムになった.この欠損検出は, 人工欠陥の直径が150mm以上で,打撃位置が内部欠陥 上のコンクリート表面の範囲であれば可能であった.

3.2 CNN による打撃音のスカログラムの自動分類

本研究では、スカログラムで内部欠陥を検出できた ものを欠陥部、健全供試体で得られたスカログラムを 健全部とラベル付けし、転移学習により二値分類を行 った.学習済みモデルには VGG19 (図-3 参照)を採用 し、畳み込み後にバッチ正規化を行った VGG19_bn²⁾を用 いた.対象とするスカログラムは、欠陥部の画像 131 枚、健全供試体の画像 125 枚である.また、欠陥部お よび健全部の画像のうちランダムに抽出した 80 %を



表-1 検証データにおける混同行列

		分類結果		工体索
		欠陥部	健全部	正合平
正解	欠陥部	25	1	96.2 %
ラベル	健全部	2	23	92.0 %
			全休	94.1 %

訓練用データ,残り 20 %を検証用データとした.図-4 に精度の学習曲線を示す.図より,繰り返し回数が 20 回と極めて少ない回数で精度が 94.1 %に到達して いることが確認できる.ここで,表-1 に検証データの 分類結果を混同行列で示す.表より,転移学習を用い ることで,欠陥部と健全部の正答率の差はあるものの, 自動分類できることが明らかとなった.

4. まとめ

スカログラムで内部欠陥を検出できたものを欠陥部 とラベルを付け、健全供試体で得られたスカログラム を健全部とラベル付けし、畳み込みニューラルネット ワークではVGG19_bnの転移学習を用いることにより、 自動分類できることが明らかとなった.

参考文献

- 森本亮,内田慎哉,青沼拓朗,長谷啓司:打音法で 得られたスペクトログラムによる道路橋 RC 床版 内部の欠陥検出方法に関する基礎的検討,コンク リート工学年次論文集,Vol.45, No.1, pp.1468-1473, 2023
- Simonyan, K. and Zisserman, A.: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, ICLR 2015, 10 Apr., 2015