

打撃試験による PC グラウト充填判断手法の検討

福井大学 学生会員 ○野坂 成希
 福井大学 正会員 鈴木 啓悟
 土木研究所 正会員 吉田 英二

1. 研究の背景と目的

我が国において、橋長 15m 以上の橋の内訳で PC 橋梁は 43.5% を占め、最も多い。ポストテンション方式 PC 橋梁で問題となっているグラウト充填不良部は直接目視困難なため、非破壊的な評価手法が求められる。膨大な数の PC 構造物を、より効率的に調査していくためにはスクリーニング手法の信頼性を向上させることが重要である。そこで、本研究ではシース管内をグラウト充填・未充填・滞水状態としたコンクリート供試体及び実橋からの撤去部材を使用し、打撃試験に基づく機械学習分類器を構築し、精度を検証する。

2. グラウト充填の判別方法

2.1 打撃試験

打撃試験とは、ハンマで躯体を叩いた際に生じる弾性波を表面に設置した圧電センサーによって捕捉し評価する方法である。

2.2 供試体

本研究では 3 種類の供試体を使用した。図 1 に示す供試体 A は人工的に作成した寸法 2000x500x250mm で $\phi 26\text{mm}$ のシース管を有し、図 2 に示す供試体 B, C は実橋梁から切り出した被り厚 120mm, $\phi 45\text{mm}$ のシース管を有する。供試体 A は 2 体であり、充填と空洞が一体ずつある。供試体 B・C は、それぞれ空洞と充填の両条件のシース管を有する。空洞については、水を入れた滞水状態も試験条件に含めた。供試体 A を特徴抽出の寄生フィルタ作成に用い、供試体 B で学習、供試体 C で検証、図 3 に示す供試体 D でテストを行い、判定精度を議論していく。

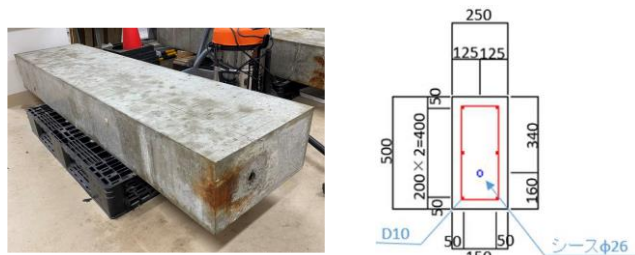


図 1 供試体 A 写真及び断面図

2.3 判定手法の検討

本研究で使用した機械学習のモデルはランダムフォレスト(RF)である。機械学習は一次元データの判別を得意とし、高速解析が可能である。RF に適する前処理やパラメーターチューニングの検討を行い、高精度なモデルの構築を目指す。

3. 実験と判定精度向上への検討

3.1 機械学習用打撃データの蓄積

打撃データは図 4 に示すようにシース管直上にセンサーを一行に配置し、センサーに隣接する点で打撃して収集する。それぞれ計測点 6 箇所、打撃点 2 箇所として、打撃は多い程学習に貢献すると思われるが、時間的制約を鑑みた現場適用性の観点から 10 回に設定して実験を行う。サンプリングレートは 200kHz とした。



図 2 供試体 B, C 写真及び断面写真



図 3 供試体 D 写真及び断面写真

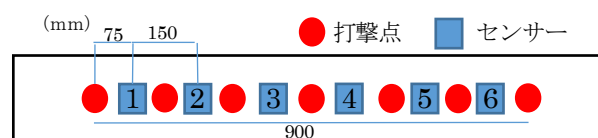


図 4 実験方法

3.2 寄生的離散ウェーブレット変換 (P-DWT) による目的信号の抽出

打撃試験により得られた波形には、表面波やコンクリート内部の空隙や骨材によるノイズが含まれている。シース内情報の特徴情報を抽出して充填状況を明瞭化するために離散ウェーブレット変換(P-DWT)を用いて寄生フィルタを作成する。(図5) 目的情報を有する代表的信号を既存の DWT で Detail と Approximation 信号へと任意のレベルまで分解する。本研究では、過去の研究事例に基づきレベル4まで分解し、Detail データを用いた。

3.3 周波数情報の付加によるデータ拡張

シース管内が完全に充填されている場合、弾性波は底面に到達し反射され返ってくる。一方で、シース管内が未充填・滞水である場合、図6のように波はコンクリートの空隙部で反射するため、充填されている場合より早く返ってくる波と底面から反射してくる遅い波が記録される。さらに、空隙部分反射波と底面反射波が重畳するため複雑な波になり、周波数特性が変わる可能性がある。

3.4 学習モデルの構築

高精度なモデルを構築するにあたり、データの拡張と質が重要となる。フィルタリングした生波形データのピーク値記録時刻から前 199、後ろ 9800 の 10000 要素を切り出す。切り出したデータをフーリエ変換し、そこで得られた周波数領域情報から実部、虚部、位相、の3データを追加した合計 40000 要素に拡張したデータを用いて RF による分類を行う。供試体 C を用いたモデルの妥当性検証の結果を図7に示す。フィルタリングにより 50%近く精度が向上し、周波数領域情報を加えることでも精度向上に寄与した。

4. 精度検証

作成した機械学習予測モデルを用いた供試体 C

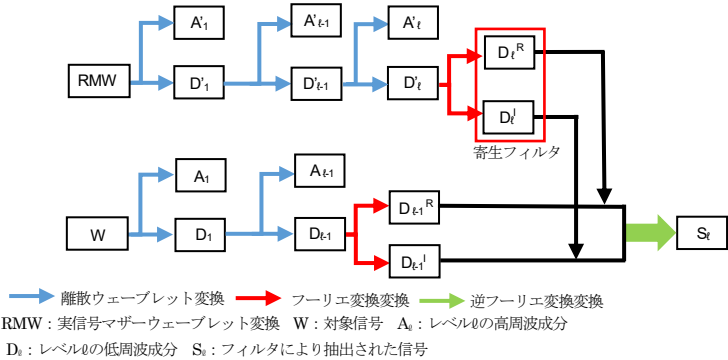


図5 寄生的離散ウェーブレット変換のフロー

での精度検証の結果を表1に示す。不健全部分の判定は良好であったため、安全側に誤判定しにくい学習器を作成できた。その上で、実際の検査を想定した供試体 D での判定結果を図8に示す。妥当性検証のため、放射線透過試験などの結果を通して確認する必要がある。

5. 結論と今後の展望

本研究では打撃試験に基づき機械学習を援用しシース内のグラウト充填判断モデルを作成した。概ね精度がよく、15cm 間隔で健全・不健全の分類を試みた。前処理として、寄生フィルタによる処理と周波数領域情報追加によるデータ拡張が有効であった。

不健全部の判定は概ね良好であったが、健全部の判定については検討の余地があり、前処理方法、分類手法のチューニングなどを検討していく。

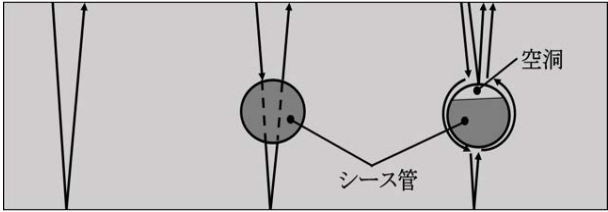


図6 シース管内の充填度による波の伝播

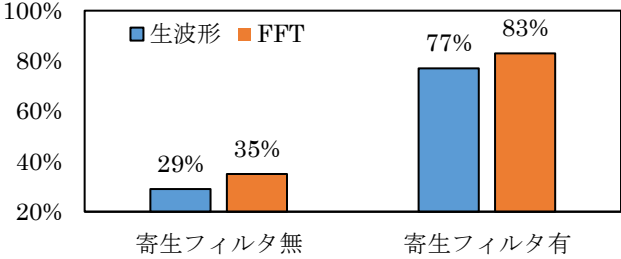


図7 精度比較

表1 バリデーション結果

正解値	分類結果	判定結果
未充填	4/6	不健全
滞水	6/6	不健全
充填	3/6	—

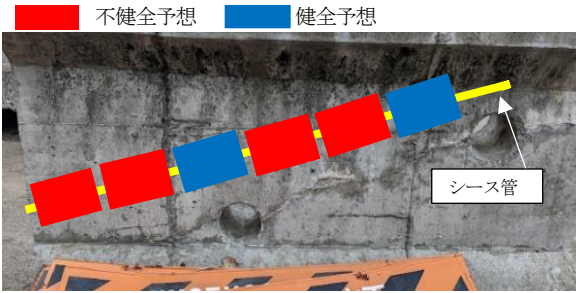


図8 供試体 D の充填判断結果