

機械学習を援用した超音波フェーズドアレイによる PC グラウト充填評価手法の提案

福井大学 学生会員 ○石田耀世, 正会員 鈴木啓悟, 山崎寛人
国立研究開発法人土木研究所 正会員 吉田英二
株式会社日本ピーエス 正会員 角田貴也, 天谷公彦

1. はじめに

我が国においてプレストレストコンクリート (PC) 構造は多くの橋梁に適用され、現在では 15m 以上の全橋梁の約 44%を占める。PC 構造の内、ポストテンション方式では PC 鋼線の保護と PC 鋼線とコンクリートの一体化の目的でグラウト充填を行うが、充填が不十分で水が浸入すると PC 鋼線の腐食、さらには破断を招き、落橋等の事故につながる可能性がある。シース内部の状態を把握する手法では、弾性波を用いて解析する手法が多い。水がシース内部に侵入すると境界面からの反射波は充填状態の反射波と似た傾向にあると考えられるため、滞水状態を含めた客観的なグラウト充填評価を行う必要がある。本研究は超音波フェーズドアレイによってシース管上部を探傷する。探傷データ対し P-DWT¹⁾による特徴抽出を行い、機械学習による技術者

によらない自動判定を行う。

2. 超音波探傷試験

使用機器は Verasonics 社製 Vantage32LE を使用し超音波フェーズドアレイ探傷を行う。50kHz 広帯域超音波探触子を 4 つ使用し、探触子間隔を 80mm で探傷を行った。供試体は図 1 に示す 4 種類を使用し、取得したデータ数を表 1 に示す。取得データの種類は未充填、充填に加えて滞水状態を想定したケースも用意した。供試体 A, B は荒磯橋, D は植苗橋から切り出されたものである。

3. 機械学習による提案手法の構築

3-1 データセットの構築

機器学習モデルはランダムフォレストを使用した。供試体 A, C の探傷データを教師データとし、供試体 B の探傷データを検証する。その後作成した学習モデルの汎用性の確認のため、供試体 D の探傷データをテストする。取得したデータは P-DWT フィルタリングを施し特徴抽出を行った。P-DWT フィルタリングではその特性上 Detail (高周波成分), Approximation (低周波成分) に分かれるが今回は Detail データを使用した。その後、FFT 処理を経て得られる周波数情報と位相情報を加えることでデータ拡張を行い、データセットを構築した。

3-2 判定確率による判別

本研究では 2 種類のフィルタを施したデータセットを用意しておき、その中で最も確率の高いものを正解として判断する方法を提案する(図 2)。未充填フィルタ・充填フィルタの正しい組み合わせでフィルタをかけたものの方がより高い確率で判定可能であると考え

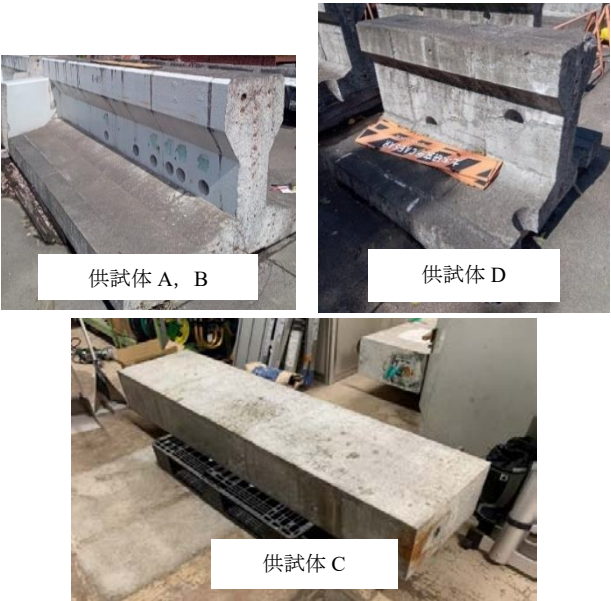


図 1 供試体の様子

表 1 取得サンプル数と探傷断面数

	供試体 A		供試体 B	供試体 C	供試体 D
	側面	下面	下面	上面	側面
未充填	25	75	100	280	22
滞水	25	75	100	280	
充填	25	75	100	280	
断面数	20		20	40	4

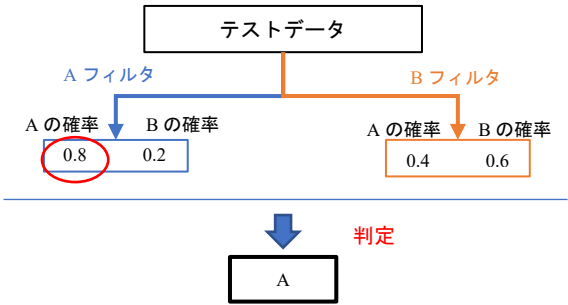


図 2 提案手法模式図

キーワード プレストレストコンクリート 超音波フェーズドアレイ 機械学習 PC グラウト
連絡先 福井大学 〒910-8507 福井県福井市文京 3-9-1 Tel:0776-27-8596

た．実用上と計測の条件を考え，未充填フィルタ，充填フィルタを用いた健全(充填)・不健全(未充填+滞水)の2分類の精度を求める．

提案手法によって求めた精度を表 2 に示す．表には充填・未充填のそれぞれの分類精度と全体としての分類精度を示している．全体として 82.5%と良好な精度で分類できているが，その内訳は充填がやや低く，未充填と誤判定しているケースが多いことがわかる．また断面当たり 5 点取得したデータを使用しているため探傷点ごとに重みづけを行い断面ごとの判定も検討した．探傷点ごとの重みの数値については実際の計測波形をもとに計算し決定した(図 3)．探傷点ごとに未充填を 1，充填を-1 と出力し，それに対応する重みを掛け合わせる．その数値をそれぞれの断面ごとに足し合わせることでその値がプラスで未充填，マイナスで充填とし精度を求めた．表 2 に断面ごとの精度も示しており，全体として 83%と大きな精度の変化は見られなかった．探傷点と断面ごとどちらも危険側に判定しているため安全な学習モデルを構築できた．

3-3 供試体 D に対する提案手法の精度

供試体 D の探傷データをテストすることで提案手法の妥当性を検討する．外見上充填不良がみられないためここでの正解ラベルは充填として精度を求める．提案手法に沿って精度を検証したものを表 3 に示す．おおむね充填とジャッジされ，良い傾向であるが，上記同様に断面ごとに判定した場合断面 1 において未充填と判定したケースがみられた．

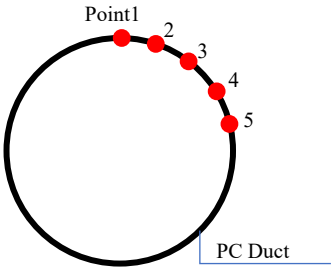
4. 判定結果の照らし合わせと考察

別途行われた供試体 D の同一断面から得た超音波波形を使用した再構成像の深層学習の成果をもとに本研究で提案する手法を比較し考察を深める．断面ごとに線形化逆散乱解析法によって再構成像が作成された．再構成像は充填・未充填のフィルタを施した波形をもとに作成し，VGG16 による深層学習モデルを構築，そして提案手法と同様に判定確率による手法が提案された．深層学習による判定では，4 断面すべてを充填と判定した(表 3)．提案手法・深層学習による判定・外見上の判定を総合的に判断すると探傷したシース管は健全であると判定できる．

提案手法で断面 1 を未充填と判定した要因の一つは，局所的に不健全部分がある可能性が考えられる．深層学習による判定や外見上の判定ではシース管上部を判定できていない．提案手法ではシース管上部の点ごとに評価しているため部分的なクラックのような不健全部分や，グラウトとシースの剥離している部分を検出している可能性が考えられる．

表 2 提案手法の探傷点ごと，断面ごとの精度

	探傷点ごと		断面ごと	
	未充填	充填	未充填	充填
条件ごと	93%	72%	100%	65%
全体	82.5%		83%	



1	2	3	4	5
1.00	0.976	0.811	0.698	0.662

図 3 探傷点ごとの重み値

表 3 供試体 D の判定まとめ

	探傷点ごと	判定	深層学習
断面 1	2/5	未充填	充填
断面 2	6/7	充填	充填
断面 3	5/5	充填	充填
断面 4	3/5	充填	充填
精度	72.72%	75%	

5. まとめ

本研究では機械学習の判定確率をもとに水が侵入したケースを含め，超音波フェーズドアレイを用いて非破壊的に PC グラウトの充填状態を判断する手法を提案した．P-DWT フィルタリング・データ拡張を駆使することでおおむね精度よく充填・未充填の分類が可能となった．そしてテストと教師のデータを異なる試験体，異なる探傷距離のデータを使用し，検証したため汎用性の高い学習モデルを作成することができた．

また供試体 D について提案手法・再構成像による深層学習による判定等を比較すると健全と判定しているものが多かったが提案手法では探傷点ごとの判定を行っているため小さなクラックや剥離などを検出している可能性を示唆する結果となった．供試体 D について探傷断面に放射線透過試験などによって実際の充填度を把握するとともに提案手法の妥当性の確認を行う必要がある．

参考文献

1) 角田ら，コンクリート内在欠陥を対象とする線形化逆散乱解析の再構成像高精度化，土木学会論文集 A2(応用力学)， Vol.75, No.1, pp.23-36, 2019.