

レーザー超音波可視化試験を用いた CFRP-コンクリートの未接着部分の検出の検討

群馬大学 大学院理工学府 正会員 ○齋藤 隆泰
群馬大学 理工学部 非会員 松原 江里

1. はじめに

近年, 社会基盤構造物や材料に対する維持管理を目的に, 非破壊検査の重要性が高まっている. 特に, 超音波非破壊検査法は, 最も広く利用されている非破壊検査法の一つである. 一方, 先進材料である炭素繊維強化プラスチック (CFRP: Carbon Fiber Reinforced Plastics) を, 鋼材やコンクリートの補強等に利用する事例が近年増加している. その際, CFRP を適切に接着できているか, また, 構造物の供用期間中に接着部分の剥離が生じないかが問題となる. CFRP の未接着箇所があれば, 当然, 期待通りの補強効果が得られない可能性がある. よって, この未接着部分を適切に検出できる非破壊検査法の確立が必要となる. 一般的に, 土木構造物の検査範囲は広範囲に渡る. そのため, 効率的に, かつ検査員が判断しやすい非破壊検査法¹⁾の開発が必要であろう. そこで, 本研究では, 一部非接触検査が可能なレーザー超音波可視化試験 (LUVT: Laser Ultrasonic Visualization Testing) を用いて, CFRP-コンクリート複合試験体の未接着部分の検出を試み, LUVT 結果に対しリカレントニューラルネットワーク (RNN: Recurrent Neural Network) を用いて機械学習を行う. 次に, RNN で作成した分類器を用いて未知のデータを判定させる. 以下では, まず, LUVT について説明する. 次に, 本研究で用いた CFRP-コンクリート複合試験体について説明した後, LUVT 結果を示し, 最後に RNN を用いた機械学習結果を示すことで, 本手法の有効性等について検討する.

2. LUVT 概要

本節では LUVT と用いた試験体について簡単に説明する.

(1) LUVT とは

まず, LUVT について説明する. 図 1 は LUVT 装置の全容を示している. 図 1(a) のレーザー遮蔽ボックス内部に図 1(b) に示すように, 試験体を設置し, 試験体にレーザーを照射する. LUVT では, パルスレーザーを, 試験対象とする材料の表面に照射し, 熱膨張を発生させることで, 超音波を伝搬させる. そして, 予め設置しておいた探触子でレーザー超音波を受信し, その探触子から試験体へ超音波が伝搬する様子を相反定理を用いて可視化する. そのため, 後に示す図 2-3 では, 送受信を入れ替えることにより, 探触子から超音波が送信される映像が得られることに注意されたい. なお, 本研究で扱う LUVT では, 超音波伝搬挙動の可視化結果を



図 1 LUVT 装置 (a) 装置全体図 (b) 実際の LUVT の様子.

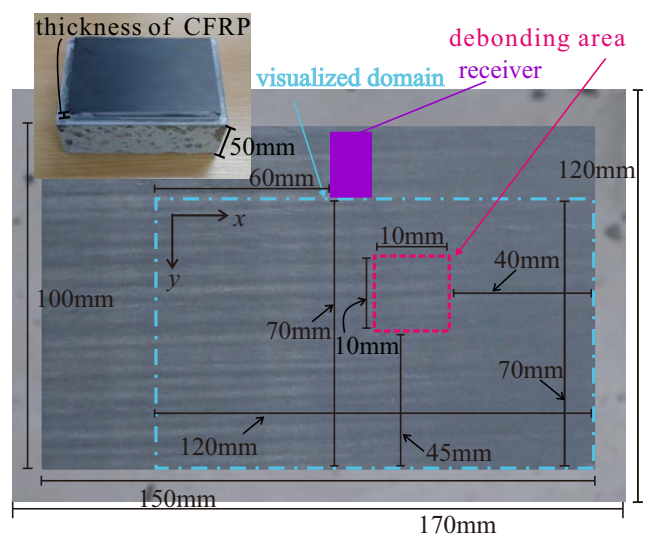


図 2 CFRP-コンクリート複合試験体の様子.

連番画像として出力できる. LUVT の仕組みの詳細については, 文献²⁾等を参照されたい.

(2) 試験体概要

本研究で用いた試験体の概要を図 2 に示す. 縦, 横, 120mm×170mm で厚さ 50mm のコンクリート試験片に, 100mm×150mm, 厚さ z_c mm の CFRP を接着させる. CFRP は, トレカ T700 のプリプレグを使用したものであり, コンクリートとの接着面は接着しやすいように片面粗し仕様のもを用いている. また, 厚さ z_c は 1mm, 8mm のいずれかとした. 接着のためのプライマーは炭素繊維接着用, 貼付け接着剤はグレーで不透明なアンカー定着用のものを用いている. ただし, 図 2 に示すように, 中央やや右側に, 10mm×10mm の未接着部分を設ける. 未接着部分は CFRP の接着面にフィルムを貼り付け, 空気層を設けることで作成した. LUVT における受信探触子は図 2 における紫色の箇所に設置した. 用いた探触子は中心周波数が 1MHz の斜角探触子 (45°, コンポジット型) である. ただし, 一般的な

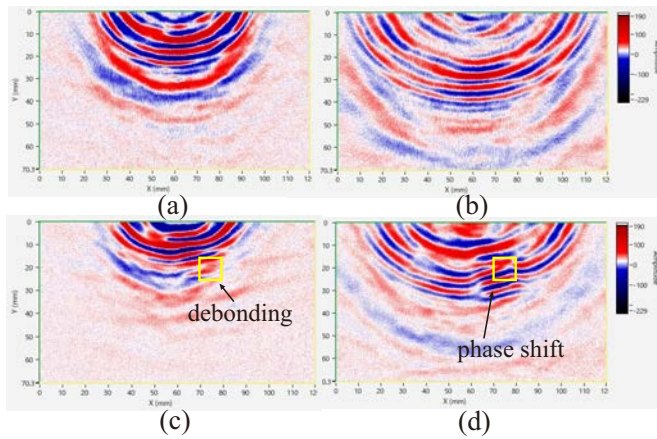


図3 CFRPの厚さが1mmの場合のLUVT可視化結果 (a)260step (b)380stepにおける未接着部分のない場合 (c)260step (d)380stepにおける未接着部分がある場合。

探触子であるため、音響異方性を持つCFRP内部に超音波が45°の入射角で必ずしも入射しないことに注意されたい。そのため、ここでは試験的に、この探触子を用いていることに注意する。

3. LUVT 結果

以下、LUVT結果の一例を示す。図3は、CFRPの厚さ z_c が、 $z_c = 1\text{mm}$ の場合の結果を示している。ただし、各図中の(a), (b)は未接着部分がない場合(欠陥無し)、(c), (d)は未接着部分がある場合(欠陥有り)における、異なる時刻での超音波伝搬画像の一例を示していることに注意されたい。また、図3中の水平軸、鉛直軸はそれぞれ、図2中の可視化範囲の左上を原点とした場合の座標軸を示している。図3(a), (b)の欠陥無しの場合に着目すると、qS波³⁾は目立った反射・散乱をすることなく、CFRP中を伝搬していることがわかる。しかしながら、欠陥が存在する図3(c), (d)に着目すると、未接着部分が存在する箇所付近でqS波の位相が反転していることがわかる。未接着部分として設けた空気層の影響が、CFRPの表面の超音波伝搬に現れていることがわかる。なお、紙面の都合上、詳細は割愛するが、 $z_c = 8\text{mm}$ の場合、空気層の影響は見られなかった。以上の実験結果より、CFRPの厚さ z_c が小さい場合は、LUVTを用いてCFRP-コンクリート間の未接着部分を視覚で容易に判断できることを確認できた。

4. RNNを用いた未接着部分の自動検出

次に、時系列データの入力に対し特徴を抽出できるRNNを用いた機械学習により、未接着部分の自動検出を試みた結果を示す。用いたRNNのネットワーク構造は、入力層、双方向長短記憶層、ドロップアウト層、全結合層、ソフトマックス層、出力層から構成されている。なお、入力層には、LUVT結果の時系列動画と学習済み googleNetwork を使用し、1フレーム毎に画像の特徴を1次元データに変換したものを入

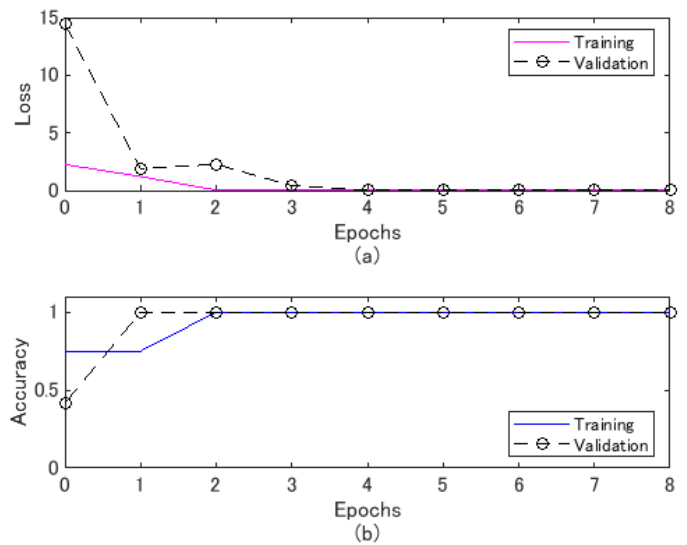


図4 RNNの精度と損失 (a) 学習回数に対する損失 (b) 学習回数に対する精度。

力した。全LUVT動画を学習区画と検証区画の8:2に分割する。なお、LUVT結果は2個の元動画にガウシアンノイズを施す等のデータ拡張を行い、合計60個の動画に対し学習を行った。図4(a)にRNNの学習回数に対する学習損失と検証損失を、図4(b)にRNNの学習回数に対する学習精度と検証精度を示す。図4から、損失は減少し、精度は高い精度を維持していることが確認できる。よって、正しく学習が行われたものと判断できる。最後に、RNNに40個の未知のデータを識別させた。正しく分類できたデータは、36個であった。未知の学習データに対する未接着部分の有り、無しの分類を正しく分類出来た確率は、90%であるため、概ね正しく分類できたと考えられる。

5. まとめと今後の課題

本研究では、CFRP-コンクリート複合試験体の未接着部分を対象としたLUVTを行った。CFRPが薄い場合は、試験者の目で、未接着部分の有無を判断できる程の可視化結果を得ることができた。また、LUVT結果に対し、RNNを用いた機械学習を行った。未接着部分の有無を概ね正しく分類できた。今後は、広帯域AEセンサを用いて、未接着部分の可視化結果のさらなる高精度化を目指すこと、超音波伝搬シミュレーション結果で得られた画像を活用した転移学習等を行う予定である。

参考文献

- 1) 廣瀬壮一：超音波による構造物診断，日本ロボット学会誌，vol.36(3)，pp.186-190，2018。
- 2) 高坪純治，王波，劉小軍，鈴木修一，王曉東：レーザー超音波可視化技術の開発と欠陥検出への応用，非破壊検査，vol.63(3)，pp.142-147，2014。
- 3) T. Saitoh, A. Mori, K. Ooashi and K. Nakahata : Development of a new dynamic elastic constant estimation method for FRP and its validation using the FDTD method, Insight- Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, Vol.61(3), pp.162-165, 2019。