

CNNを用いた時空間波形の異常確率マッピング による欠陥形状再構成手法の開発

○群馬大学大学院理工学府 (研究時)
群馬大学大学院理工学府
群馬大学大学院理工学府

正会員 金子龍之介
正会員 斎藤隆泰
学生会員 袁輪里歩

1. はじめに

本研究では、レーザー超音波可視化試験¹⁾(以降、レーザー試験)による超音波可視化技術に注目する。この技術を用いれば、試験体表面の波動伝搬挙動を可視化することが出来る。そのため、欠陥が試験体表面近傍に存在し、欠陥からの散乱波を観測できれば、欠陥の有無は、ある程度の精度で判別可能である。ところが、その位置や大きさ、形状までを検査員が定量的に推定することは困難であった。本研究ではレーザー試験により得られる時系列波形に焦点を当てる。レーザー試験の可視化動画は、図1に示すように、任意観測点における時系列波形データの集合(時空間波形データ)と捉えることができる。本研究では、第一段階として、レーザー試験における任意観測点の時系列波形を有限要素解析(FEM)により再現し、それらを学習データとして深層学習する。そして、作成された学習器を使用し、超音波伝搬挙動の可視化領域に異常波形確率を平面マッピングすることで、欠陥形状再構成を試みる。

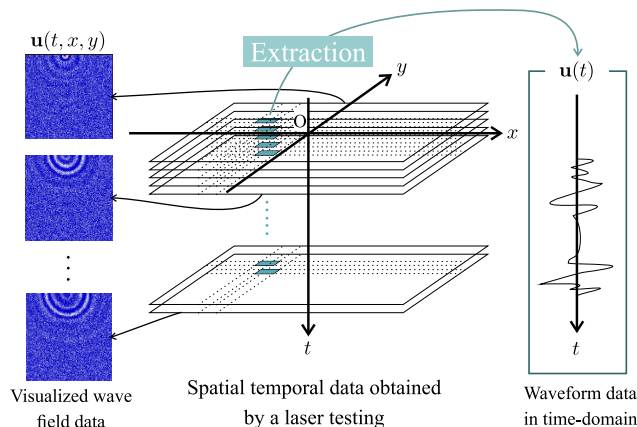


図1 レーザー試験により得られる時空間波形データ。

2. レーザー試験による超音波可視化結果の再現

図2(a)は、実現象であるレーザー試験の様子を表し、図2(b)は、相反事象であるレーザー試験による可視化結果を表す。本研究では、第一段階として、後者を3次元FEMにより再現し、超音波波形の出力領域から得られる任意観測点の z 方向変位の時系列波形データを学習データとする深層学習を行う。本研究で数値解析を用いる理由は、内部欠陥を有する試験体の作成が困難かつレーザー試験の時間コスト

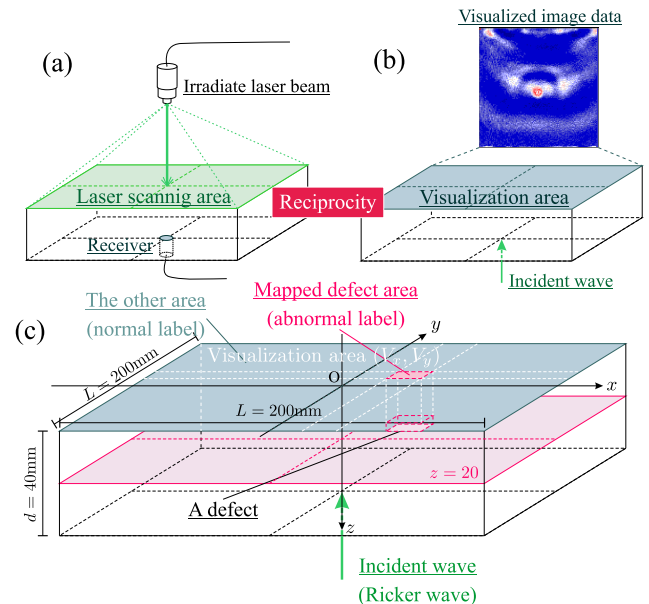


図2 解析条件 (a) レーザー試験 (実現象), (b) 可視化される画像 (相反事象), (c) FEM による解析モデル。

が大きいためである。ここで、学習データを作成するにあたり、数値解析での超音波波形の送信点(受信探触子)の位置と超音波波形の出力領域(レーザー送信領域)を固定して考える。つまり、超音波の送信点と可視化領域の位置条件を1つのケースに定めて考える。本研究の数値解析モデルを図2(c)に示し、レーザー試験による超音波可視化結果の再現のための解析条件を以下のように定義する。

- 試験体は厚さ d の平板を想定し、板厚中央の位置 ($z = \frac{d}{2}$) に厚さ 1mm、1 辺が 20mm の正方スリット欠陥を図2(c)のように設置する。
- 解析領域 (x, y, z) を $(-\frac{L}{2} \leq x, y \leq \frac{L}{2} \text{ and } 0 \leq z \leq d)$ とし、送信点座標を $(0, 0, d)$ 、 $z = 0$ 面において超音波波形の出力領域 (V_x, V_y) を $(-\frac{L}{2} \leq V_x, V_y \leq \frac{L}{2})$ と設定する(ただし、 L は解析を行う正方領域の一辺長)。

また、材料はアルミニウムとし、密度 2700kg/m^3 、縦波および横波速度はそれぞれ 6380m/s 、 3130m/s 、形状は、厚さ d が 40mm 、解析の正方領域 1 辺長 L を 200mm とした。解析時間は $50\mu\text{s}$ 、ステップ数は 500 ステップ、時間増分は $0.1\mu\text{s}$ とし、入射波は 400kHz のリッカー波を使用した(レーザー試験条件と整合性が保たれるように設定)。正方スリット欠陥は、 $z = 20\text{mm}$ の平面領域を x 方向と y 方向に 10mm ずつ平行移動させ、 19×19 の計 361 通りの解析を実施した。

Key Words: CNN, 欠陥形状再構成, レーザー超音波可視化試験, 深層学習, 有限要素解析

〒376-8515 群馬県桐生市天神町 1-5-1 群馬大学大学院理工学府 TEL.0277-30-1610 E-mail:t181c013@gunma-u.ac.jp

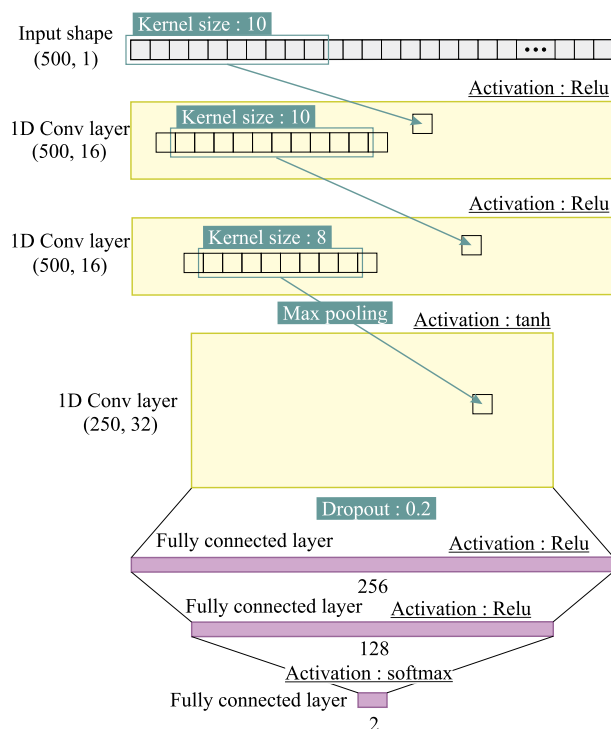


図3 1次元CNNによる波形の正常異常判定のための層構造。

3. 学習モデルの設計

学習の目的は時系列波形の正常異常判定²⁾を行うことである。そこで、画像分類問題で高い分類精度の獲得が知られる畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を1次元的に使用する。学習のためのラベル付けは、図2(c)においてスリット欠陥を波形観測平面へ写像した $z=0$ 上の赤色の領域の観測点座標で{異常波形: 1}、それ以外の青色の領域の観測点座標で{正常波形: 0}とした。訓練データと検証データのサンプリング比率は5:5とした。ここで、学習データ(FEMで求めた $z=0$ 面における各観測点での時系列波形)は正常波形:異常波形=99:1と、学習ラベルに大きな偏りがある不均衡データであり、観測波形は超音波の入射位置から遠ざかるにつれて複雑化することを考慮し、学習データを31個の異なるデータセットへ分割、及び、リサンプリング処理したことに留意したい。学習層は1次元畳み込み層を3層、全結合層を3層の合計6層を採用した。なお、図3は深層学習モデルの層構造と層間の処理を示している。最終出力層ではsoftmax関数を使用し、正常波形である確率と異常波形である確率を返すように設計した。学習の終了には過学習の抑制効果が一般に知られるearly stoppingを各データセットに使用し、各学習エポックにおける検証データの学習精度が5エポックで改善しなければ、精度の頭打ちと判断し計算を中断した。また、損失関数はcategorical crossentropy関数を使用し、オプティマイザーはRMSPropを使用、学習率は0.0001とした。上記設計の学習モデルを数値解析結果により得られる学習データに対し、正常波形と異常波形の学習を行うと、1つの学習器を除く全てで95%

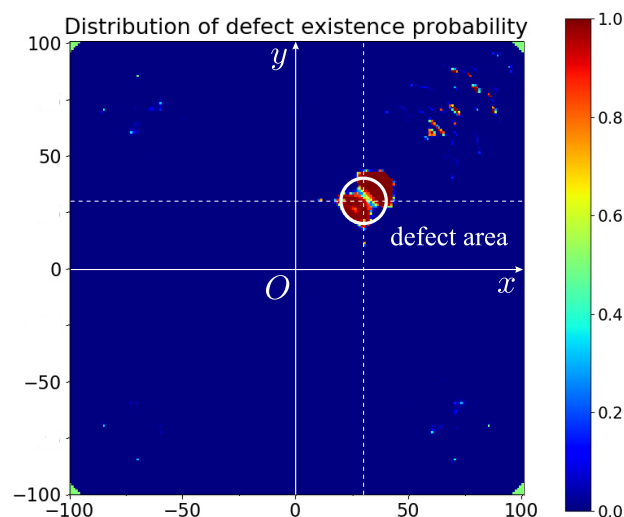


図4 直径20mm, 中心座標(30mm, 30mm)の円形空洞欠陥の解析例に対する異常波形確率のマッピング結果。

を上回る学習精度で正常波形と異常波形の判定がなされていることが確認された。よって、この学習器を未知データに対して使用することで本手法の有効性を検討する。

4. 学習器を用いた未知データに対する平面空間への異常波形確率のマッピング結果

図4は、3節で説明した数値解析から得た正常異常波形を学習したモデルを未学習データに対して使用した時の平面空間への異常波形確率のマッピング結果の1例を示している。同図座標系において欠陥は、厚さ1mm、直径20mm、中心座標(30mm, 30mm)の円形空洞である。図4の結果から、未知の円形欠陥を有する数値解析データに対して、高い精度で欠陥位置や大きさを推定できていることが分かる。また、実際の欠陥領域(図4白円内)における左斜め下の部分に注目すると、円形状に沿った異常波形確率を確認できる。この理由は、入射点に近い欠陥領域は、直接入射波が欠陥に当たり、散乱波が発生するためと考えられる。よって、部分的ではあるが、欠陥形状再構成も達成された。以上より、本手法による欠陥形状再構成は一定の汎化性能を示し、その欠陥情報抽出能力を示せた。

5. 結論

1次元CNNを使用し、レーザー試験を再現した数値解析により得られる正常波形と異常波形を学習し、学習器により異常波形確率を平面マッピングすることで欠陥形状を再構成する手法を確立した。また、本手法の汎化性能と高精度な欠陥情報抽出能力を示し、その有効性を示した。

参考文献

- 1) 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.
- 2) 古林せなみ, 今井健, 石原三四郎, 藤生克仁, 大江和彦(東京大学大学院医学系研究科): 深層学習を用いた心電図波形の正常異常判定に関する研究, 第5回「JAMI 医用知能情報学研究会-JSAI 医用人工知能研究会」合同研究会, SIG-AIMED-005-05, 2018.