

[研究助成 (A)]

レーザー超音波可視化技術と機械学習による
定量的自動非破壊検査手法の開発Development of quantitative automatic non-destructive inspection method
using laser ultrasonic visualization technique and machine learning

2191009



研究代表者

群馬大学大学院
理工学府 環境創生部門

准教授

斎藤 隆 泰

[研究の目的]

近年、自動車等の機械材料・構造や社会基盤構造物に対する品質保証や維持管理を目的に、非破壊検査の重要性が高まっている。しかしながら、一方で、非破壊検査技術者の人材不足も懸念されている。このような中、ビッグデータ等 IT 技術の発展は目覚ましく、様々な業界でそれらの応用が進んでいる。そこで、本研究では、人材不足の危機に瀕した将来の検査技術者の代替として、人工知能 (AI) の活用を検討する。もし、非破壊検査の分野で AI を活用できれば、機械が可能な部分は機械に任せ、責任は真の検査技術者が負うような、人間と機械が調和した非破壊検査技術の開発が可能となろう。そのための第一段階として、レーザー超音波可視化技術に機械学習を用いた AI 検査を導入できるか否かについて検討を行うことを目的に、本研究を実施する。

[研究の内容, 成果]

1. レーザー超音波可視化技術

まず、本研究で対象としたレーザー超音波可視化技術について簡単に説明しておく。レーザー超音波可視化技術の概略を図 1 に示す。

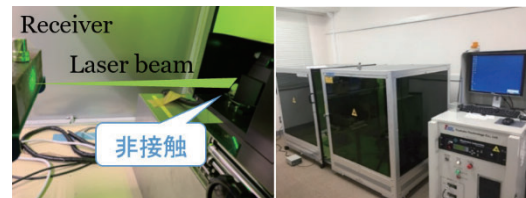


図 1 レーザー超音波可視化技術

図 1 右のような緑のレーザー遮蔽ボックスの中に設置されたレーザー機器から試験体に向けてレーザーを送信する。その際、レーザー照射により、照射点より超音波が発生・伝搬する。このとき、予め試験体に設置したセンサー (Receiver) でその超音波を受信した後、相反定理を用いて、照射点とセンサーでの信号を入れ替えることにより、あたかもセンサーから超音波が伝搬しているような可視化を施す技術をレーザー超音波可視化技術と呼ぶ。照射点は試験体の表面に限られるため、超音波を可視化出来る領域も、試験体表面に限られる。しかしながら、欠陥が試験体表面に存在する場合は、検査員が欠陥からの散乱波を後に示す図 3 のように視覚で確認することができる。本研究では、そのような視覚での散乱波の確認を AI に任せることができるか否かを検討する。

2. 機械学習と学習対象

機械学習は、AIの基礎となるものであり、AIに様々なデータを学習させ、対象となる問題に適用するものである。機械学習は、様々な方法が知られているが、画像解析と比較的相性が良い。また、画像中の特徴量を人間が指定する場合と、機械が自動的に特徴量を検出する場合に分けられる。幸いなことに、図1に示したレーザー超音波可視化技術では、後の図3で示すような超音波伝搬画像を得ることができる。よって、本研究では、そのような超音波伝搬画像を対象に機械学習を実施する。

3. レーザー超音波可視化結果

レーザー超音波伝搬可視化試験の対象材料として、鋼材やアルミ板とCFRP（炭素繊維強化プラスチック）を選定した。その理由は、等方性材料である鋼材やアルミニウムでは超音波が等方に伝搬するが、異方性材料であるCFRPでは、超音波は等方に伝搬することなく複雑に伝搬するため、性質が全く異なるためである。また、アルミニウムを板材としたのは、板はガイド波と呼ばれる特殊な波動を引き起こすためである。紙面の都合上、全ての結果を載せることはできないため、以下ではこれらの超音波伝搬可視化結果の一例を示す。

3.1 鋼材試験体に対する超音波伝搬可視化結果

図2に用いた鋼材試験体の一例を示す。試験体の寸法は図2に示す通りであり、超音波の可視化範囲（レーザー照射領域）は赤点線で示す領域である。センサーには1MHzの縦波探触子

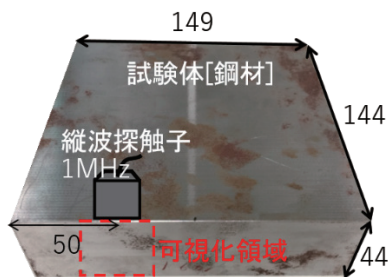


図2 鋼材試験体（寸法単位はmm）

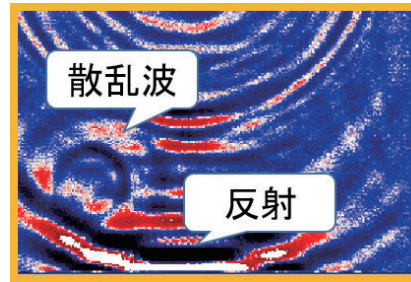


図3 鋼材に対するレーザー超音波可視化試験結果の一例子を用いた。同様の試験体を複数作成し、適宜、可視化領域内に貫通空洞（欠陥）を人工的に作成した。図2に対するレーザー超音波可視化試験結果の一例を図3に示す。図3は、可視化範囲上部から超音波が入射した場合に、丁度底面で反射する時刻における超音波の画像化結果を示している。図3画像中の左側中央下付近に、欠陥から生じた同心円状の散乱波を確認することができる。よって、検査員は、この同心円の中央付近に欠陥が存在すると判断することができる。

3.2 アルミニウム板試験体に対する超音波伝搬可視化結果

次に、アルミニウム板試験体に対して3.1と同様にレーザー超音波可視化試験を行った。用いたアルミニウム板を図4（左）に示す。レーザー照射領域は図4（左）の赤枠の領域であり、その中央上部に2MHzの表面波探触子を設置した。この場合も3.1と同様に、レーザー照射領域内部に欠陥を有する試験体を複数作成している。また、図4（右）に欠陥有りの場合の

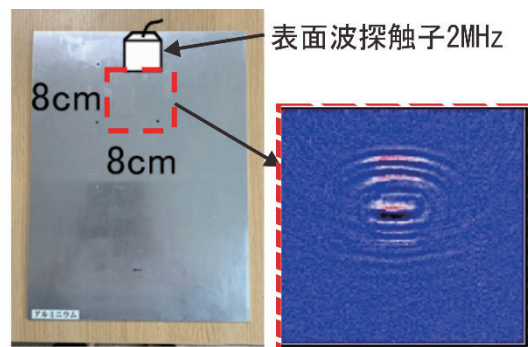


図4 アルミニウム板試験体に対するレーザー超音波可視化試験（左）アルミニウム板試験体（右）可視化結果の一例

レーザー超音波可視化試験結果の一例を示す。中央やや上付近に示されている横長黒四角の領域が欠陥であるスリットを示している。レーザー照射領域上部から下向きに伝搬する超音波が、スリットにより散乱され、上向きに伝搬する散乱波が可視化できていることがわかる。

さて、図3や図4(右)のように得られた超音波伝搬可視化画像中の散乱波の発生を目視で確認することにより、試験体中の欠陥の有無を検査員は容易に判断することができる。この判断は、画像中に欠陥が存在するか否かの画像分類問題と同様であり、画像中に写っている動植物の分類を機械学習で行う問題と同様に解けると考えられる。そこで、本研究では、これら超音波伝搬画像を大量に用意し、それらに対して機械学習を実施することで、欠陥の有無等を判定することを試みる。

4. 超音波伝搬画像の機械学習

以下、超音波伝搬画像を機械学習した結果のいくつかの例を紹介する。

4.1 オプティカルフローを応用した欠陥からの散乱波抽出に対する機械学習

図3で示したように、通常、欠陥からの散乱波の伝搬方向は入射波の伝搬方向と異なる方向に伝搬する。そのため、入射波の伝搬方向を追跡しておき、その方向が変化する方向を学習しておくことで、欠陥からの散乱波を検出し、欠陥の有無を判断することに繋がると考えられる。幸い、レーザー超音波可視化技術では、超音波伝搬の時系列画像を得ることができる。そこで、本研究では、機械学習の分野でデジタル画像中の物体の追跡手法として用いられているオプティカルフローを応用し、入射超音波や散乱波の伝搬方向ベクトルを追跡することを試みた。その結果の一例を図5に示す。

図5は、図2で示した鋼材試験体に対して、欠陥上方にセンサーを置いた場合の散乱波の抽出結果を示している。図5中に無数に現れる矢印は、図5で示した時刻と隣接する時刻の画像

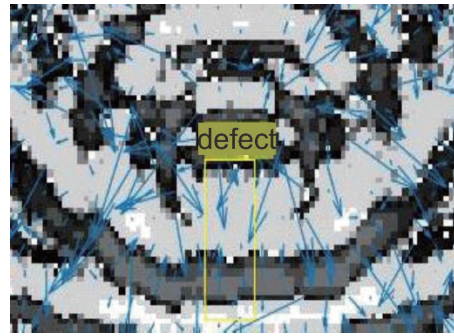


図5 オプティカルフローを用いた鋼材試験体中の欠陥有無の判定結果の一例

から計算された、超音波の伝搬方向ベクトルを可視化したものである。欠陥が無い場合、これらの伝搬方向ベクトルは、入射超音波の伝搬方向を向く。しかしながら、図5のように欠陥が存在する場合は、欠陥付近で入射超音波の伝搬方向ベクトルとは逆向きの矢印(図5では上向き)が発生していることがわかる。

なお、この問題の場合、超音波の伝搬方向ベクトルが大きく変化することを欠陥が存在する場合の特徴量として、人間が設定している。しかしながら、問題が複雑な場合は、特徴量を人間が与えること自体が難しい場合もある。そこで、本研究では、次に示す深層学習を行う方法についても検討する。

4.2 深層学習を用いたアルミニウム板中の欠陥有無の推定

深層学習を用いて図4で示したようなアルミニウム板中の欠陥の有無を推定した結果の一例を示す。レーザー超音波可視化試験で得た画像は、欠陥有り1280枚、欠陥無し1200枚の合計2480枚の画像を準備した。これらの画像群に対し、画像回転等のデータ拡張を行うことで、画像を水増しした。それら水増しされたデータを訓練データ15872枚、検証データ3968枚の8:2に分割したホールドアウト法を用いて学習を行った。深層学習における層構造の詳細については割愛するが、全部で8層とし、出力にはソフトマックス関数を用いて、欠陥有り、無しの2分類問題として、それぞれの場合の確率を出力させることとした。また、学習にはミニ

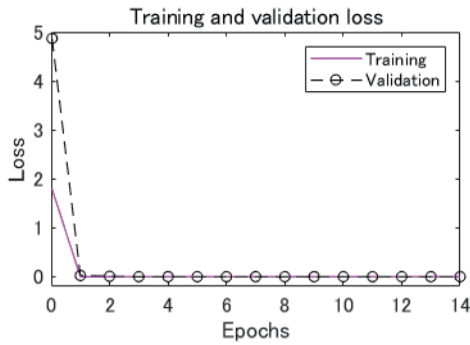


図6 訓練・検証データの損失値と学習回数の関係

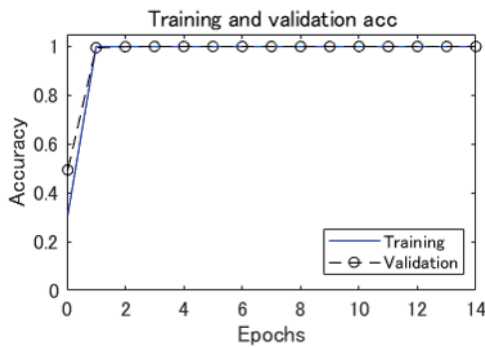


図7 訓練・検証データの精度と学習回数関係

バッチ学習を用いた。入力とする超音波伝搬画像サイズは 100×100 とした。それらの画像を訓練、検証した結果を図6, 7に示す。図6は訓練・検証データの損失値と学習回数関係を示している。なお、ここで述べる損失とは、訓練に応じた深層学習モデル自体の確からしさを表す。一方、精度とは、 n 回の試行に対し、正しく分類された回数を nr とすれば、 nr/n で与えられ、単に与えられた画像を正しく分類できたか否を表す指標であることに注意されたい。そのため、偶然正しく分類された事象も、この精度に含まれる可能性がある。図6より、学習回数（横軸：Epoch と呼ぶ）が増加すると共に、訓練検証における損失の値が減少していることがわかる。すなわち、学習により深層学習モデルが正しく構築されていることがわかる。一方、図7より、学習を重ねる毎に、画像の分類を正しく行えていることがわかる。2 Epoch程度でおよそ正しく欠陥の有無を判定できた確率は90パーセントを超えていることがわかる。

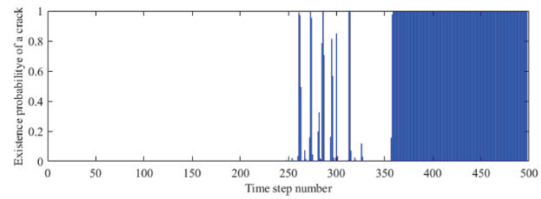


図8 未学習のデータに対する欠陥判定結果

以上より、本深層学習により、正しく深層学習モデルを構築できたことがわかる。

次に、構築した深層学習モデルを用いて、図4(右)のような未学習の時系列画像を与え、正しく画像中の欠陥の有無を判定できるかを確認することを行った。結果を図8に示す。図8の棒グラフの横軸は時系列画像の番号を、縦軸は構築した深層学習モデルが計算した欠陥有りの場合の確率を示している。総時系列数は512であり、図4(左)のセンサーから超音波が送信された直後を時系列番号ゼロの動画としている。図8より、入射波がセンサーから送信された直後は、入射波が欠陥に到達していないため、欠陥有りの確率はゼロとなっていることがわかる。一方で、370ステップ目からは、人間の目で見ても散乱波が発生していることがわかるが、図8より、370ステップ付近から作成した深層学習モデルも欠陥有りと判定していることがわかる。しかも、その確率は370ステップ付近で急激に上昇していることがわかる。なお、250ステップから300ステップの間では、複数回、欠陥有りと判定結果を下している。この点は誤判定と考えられるが、なぜ深層学習モデルがそのように判定したかは今後の課題である。いずれにせよ、概ね、本深層学習モデルで汎化性能を正しく得られたことがわかる。

4.3 その他行った機械学習の取り組み

なお、CFRPについても4.2と同様にレーザー超音波可視化試験を行い、大量の画像データを取得し、深層学習モデルを構築した。その場合も、図8と同様に、概ね正しい結果を得ることができている。一般的に、実際に人工欠陥を試験体に設け、実際にレーザー超音波可視化

試験を実施することは手間がかかる。そのため、画像中のどのような部分を特徴として捉えたか、本研究で行った機械学習がどの程度、有効であるかを確認するには画像枚数が足りない。そこで、本研究では、時間領域境界要素法等を用いて超音波シミュレーションを実施することで、レーザー超音波可視化試験と同等の画像を作成することを行い、それらの画像を用いた学習も行った。結果として、深層学習モデルは人間と同様に、波動の波面を追跡し、散乱波の発生状況から欠陥の有無を判定したことがわかった。

[今後の研究の方向, 課題]

1. 今後の研究の方向

本研究では、レーザー超音波可視化試験に対する機械学習を実施して、将来の非破壊検査におけるAIの活用可能性について検討した。現在、社会ではSociety.5.0やSDGsの提唱等が行われていることを鑑みれば、非破壊検査の分野において、AIの活用は必然であると考えられる。そのため、本研究は時宜を得た研究であると思われる。今後は、このような研究が様々な非破壊評価の分野で行われていくと考えられる。

2. 今後の課題

一方で、本研究には、数々の課題が残されている。例えば、本研究では、予め試験体にセンサーを設置することが必須である。構造物の形態や試験条件によっては、センサーを直接設置することが難しい場合もある。よって、受信側センサーを、レーザードップラー振動計等に置き換えた、完全非接触レーザー超音波非破壊検査の開発とそのAI化について検討する必要がある。簡易に行うには、センサーを空気超音波センサーに置き換えることも良い手段かと考えられる。

また、前節の4.3で述べたが、超音波伝搬シミュレーションの高度化も有用となるだろう。

超音波シミュレーションがより高精度化できれば、転位学習を用いて、超音波シミュレーション結果で得られた学習結果を、実際のレーザー超音波可視化試験に転用することができるだろう。

さらに、レーザー超音波可視化試験では、試験体表面の超音波伝搬画像しか得ることができない。よって、欠陥が試験体表面に存在する場合しか欠陥を検出することができない。しかしながら、医療におけるX線CT等の分野では、数値計算を取り入れて、足りないデータを補間することで、人体内部を可視化している。そのため、何らかの数値計算を用いた逆問題により、試験体内部の欠陥を検出する方法を開発することも有用であると思われる。

最後の検討した課題として、実際にどの程度データを効率的に集められるか、それをメンテナンスできるかは大きな問題である。高精度化を目指す場合、データの大規模化は避けられない。これについては、産学連携等での実施が必要ではないかと考えている。

[謝 辞]

本研究実施の機会を与えて下さった公益財団法人立石科学技術振興財団の関係各位の皆様へ厚くお礼を申し上げます。また、本研究途中でご逝去されました、貴財団理事長の立石義雄様のご冥福を心よりお祈り申し上げます。

[成果の発表, 論文等]

- [1] 齋藤隆泰・田代匡彦・波多野雅彦: 超音波シミュレーション結果とレーザー超音波可視化画像の深層学習による欠陥自動判定への応用, 2019年度非破壊検査協会秋季講演大会講演概要集, pp. 149-150, (2019)
- [2] 袁輪里歩・波多野雅彦・伊藤司・齋藤隆泰: 深層学習とレーザー超音波可視化試験による欠陥の自動判定法, H31年度土木学会全国大会, CD-ROM収録, (2019), 発表者の学生が優秀講演賞を授賞.
- [3] R. Minowa and **T. Saitoh**: Development of automatic defect detection method using deep-learning for elastic wave fields obtained by time-domain boundary element method, APCOM2019, Taipei,

- Taiwan, (2019)
- [4] 都築幸乃・齋藤泰彦・中畑和之・齋藤隆泰: 畳み込みニューラルネットワークを用いた Wavefield データからの表面欠陥の自動検出, AI・データサイエンスシンポジウム論文集, vol.1 J1 号 pp.339-348, (2020) (査読有)
- [5] T. Saitoh, M. Tashiro and M. Hatano: Deep learning for elastic wave fields obtained by CQBEM and its application to laser ultrasonic non-destructive testing, M2018-A, The 4th International Conference on Power, Energy and Mechanical Engineering (ICPEME 2020), (2020)
- [6] 齋藤隆泰・蓑輪里歩・加藤 毅: レーザ超音波可視化試験に対する深層学習, 検査技術, vol.25(6), pp.1-7, (2020) (招待解説記事)
- [7] T. Saitoh: Application of large scale wave analysis and machine learning to ultrasonic non-destructive evaluation, “Challenges on NDE 4.0 in academic side in Japan”, 2020 年度第一回先進超音波計測に関する萌芽技術研究会, (2020 年 11 月 18 日) (招待講演, およびパネルディスカッション)
- [8] 齋藤隆泰・蓑輪里歩・松原江里・廣瀬壮一: CFRP を対象とした Wavefield data の深層学習と内部欠陥の検出, 第 26 回計算工学講演会, CD-ROM 収録, [B-07-04], (2021)
- [9] 齋藤隆泰・蓑輪里歩・石黒明日海: シミュレーションを活用したデジタルツイン非破壊評価に対する展望, 非破壊検査, vol.70, No.2, pp.59-64, (2021) (査読有)
- [10] 齋藤隆泰・加藤 毅・廣瀬壮一: 時間領域境界要素法で求めた散乱波動場の深層学習と欠陥種別の判定の試み, 非破壊検査, Vol.70 (7), pp.272-279, (2021) (査読有)