

LUVTと深層学習を用いた 等方性材料中の表面欠陥の自動検出

群馬大学大学院 学生会員 ○豊田 哲志
 群馬大学大学院 正会員 斎藤 隆泰
 群馬大学大学院 非会員 加藤 毅
 東京工業大学 正会員 廣瀬 壮一

1. はじめに

近年，社会基盤構造物や材料の維持管理を目的に，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(UT)は，最も広く利用されている非破壊検査法の一つである．そのUTにおける先進計測手法に，レーザ超音波可視化試験(LUVT: Laser Ultrasonic Visualization Testing)が提案されている．LUVTを用いれば，試験体表面の超音波伝搬を，検査員が直接視認することができ，熟練技術者でなくとも検査を容易に実行できるメリットがある．この検査員による視認を，機械が代わりに実行できれば，検査効率を向上できる可能性がある．著者らは，LUVTで得られるような超音波伝搬画像を数値解析で模擬し，その結果から欠陥の有無を判定する方法に関する研究を行ってきた¹⁾．本研究では，実際にアルミニウム試験体を対象に，LUVT画像を生成し，それらに深層学習を施すことで，欠陥の自動判定を試みる．以下では，LUVT計測実験条件等について簡単に説明し，深層学習結果を示すことで，本手法の有効性や今後の展望等について述べる．

2. 計測対象としたアルミニウム試験体

本節では計測対象としたアルミニウム試験体について簡単に説明する．本研究で用いた試験体の概要を図1に示す．ここでは高さ3cm，横幅10cm，奥行5cmのアルミニウム試験体を用意した．アルミニウムは等方性材料である．そのため，得られるLUVT画像は，同じく等方性材料である鋼材等と大差ない結果が得られると考えられる．今，LUVTで図1の前面における超音波伝搬を画像化(映像化)することとする．LUVTにおける受信側超音波探触子には，中心周波数が1MHzの縦波探触子を用いた．なお，欠陥は，人工欠陥の作成の都合上，簡単のため貫通空洞(以下，単に欠陥と呼ぶ)とした．ただし，欠陥の形状は，奥行き断面内で一定とする．一方，欠陥のない健全なアルミニウム試験体も用意した．欠陥は人工的に設けるため，そのような試験体を大量に用意することは，効率的でない．そのため，図1に示すように，探触子の位置を左右に2mmピッチでずらすことで，一つの試験体に対して複数パターンのLUVT画像を用意した．LUVTでは，図1の縦波探触子から超音波が伝搬し，欠陥により散乱される一連の時刻歴画

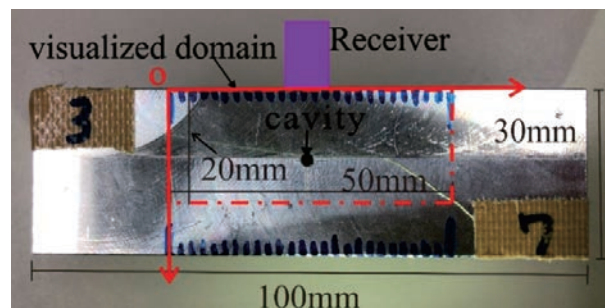


図1 計測対象としたアルミニウム試験体(赤枠は可視化領域)。

像(後の図4,5中で示すような画像)を得ることができる．ここでは，それらLUVT画像に深層学習を施し，画像中の欠陥の有無を判定させることを試みる．

3. 深層学習モデルの構築

欠陥の自動検出作成のために，本研究では深層学習の利用を考える．深層学習とは，現在，AI作成の基礎として，工学の様々な問題に応用されている．深層学習については，多くの文献を参照できるため，その詳細は割愛する．ここでは，LUVT画像を深層学習の入力に与え，最終的に，与えた画像中に表面欠陥が含まれるか否かについて，作成した深層学習モデルに判定させる．そのため，本問題は，欠陥の有無を判定する，2分類問題となる．参考のため，ここで用いた深層学習の層構造を表1に示しておく．入力で与えるLUVT画像は224*224の画像に変換して用いた．

表-1 深層学習に用いた層構造の概要.

Layer(type)	Output Shape	Param.
Conv2D	(None,224,224,64)	640
Conv2D-1	(None,224,224,32)	18464
MaxPool.2D	(None,112,112,32)	0
Conv2D-2	(None,110,110,16)	4624
MaxPool.2D-1	(None,56,56,16)	0
Dropout	(None,56,56,16)	0
Flatten	(None, 50176)	0
Dense	(None, 128)	6422656
Dense-1	(None, 2)	258

Total Params.: 6446642

Trainable Params.: 6446642

Non-trainable Params.:0

Key Words: 非破壊検査, LUVT(レーザ超音波可視化試験), 深層学習
 〒 376-8515 群馬県桐生市天神町 1-5-1

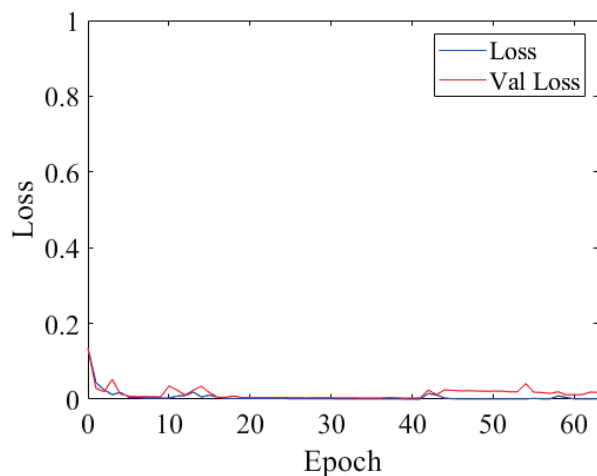


図2 深層学習における学習回数と損失の関係。

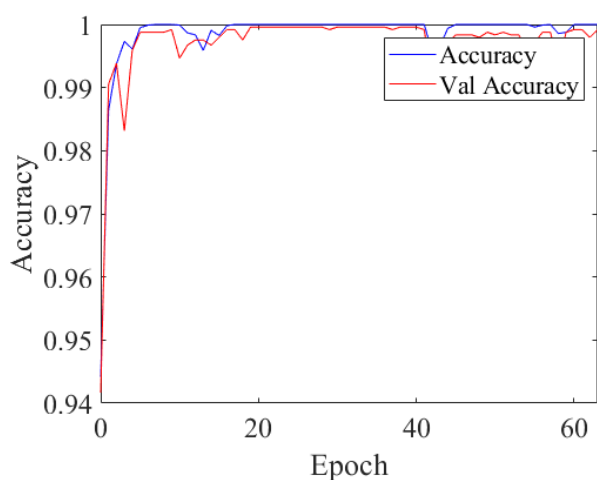


図3 深層学習における学習回数と精度の関係。

4. 深層学習結果

以下、深層学習結果を示す。学習に用いた画像は欠陥無しの画像を8086枚、欠陥有りの画像を4088枚の合計12174枚とした。ただし欠陥無しの画像は、入射超音波が発生してから底面からの反射波が発生するまでの画像で散乱波を含まないものを、欠陥有りの画像は散乱が発生してから底面からの反射波が発生する程度までの画像を、それぞれ学習対象とした。なお、試験体は横長なため、側面からの反射波は含まれない。学習にはホールドアウト法を用い、全学習画像の8割を訓練、残り2割を検証用画像に用いる。計算にはGPUを使用し、そのグラフィックカードはGeforce GTX3090RTXであり24GBのメモリを登載している。なおミニバッチサイズは64、総Epoch数は64回、weight decayは $\omega_d = 1.0 \times 10^{-3}$ とした。図2に、この学習におけるEpochと損失の関係を示す。ただし、図中の青線は訓練、赤線は検証に対する場合の結果であることに注意されたい。図2より、学習回数が進むにつれて、訓練、検証いずれの場合においても損失は減少していることがわかる。一方、図3に、対応するEpochと精度の関係を示す。図3より、

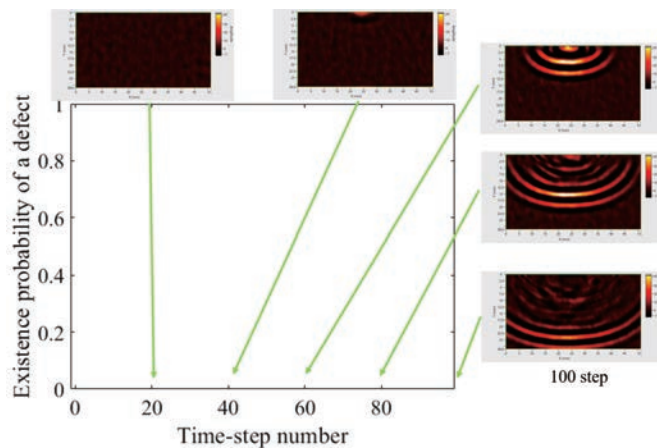


図4 学習済み欠陥無し画像に対する欠陥有りの判定確率と代表的なLUVT画像。

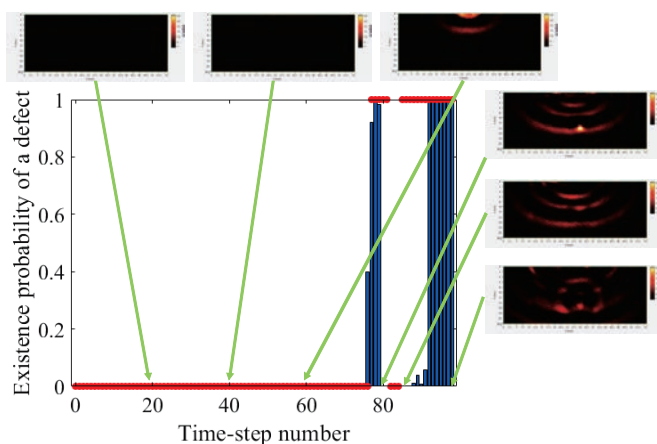


図5 未学習の欠陥有り画像に対する欠陥有りの判定確率と代表的なLUVT画像。

学習回数が進むにつれて、訓練、検証いずれの場合においても精度は増加傾向にあることがわかる。また、作成した深層学習モデルの確からしさを確認するため、学習済みの欠陥なしの場合の一連の時系列画像100枚に対する欠陥有無の確率を判定させた結果を図4に示す。いずれの画像においても、正しく欠陥無しと判定できていることがわかる。さらに、未学習の一連の欠陥有り画像群に対する欠陥有無の判定結果を図5に示す。なお、図5中の赤丸は、各時間ステップでの人間が欠陥の有無を判定した結果を示していることに注意されたい。図5の場合、70ステップ後半で欠陥からの散乱波を見受けられる。深層学習モデルの結果も、およそ同様に、70ステップ後半から欠陥有りの確率が急上昇していることがわかる。

5. まとめと今後の課題

本研究では、LUVTと深層学習を用いて等方性材料に対する表面欠陥の自動検出を試みた。今後は、異方性材料に対して同様の手法を適用する予定である。

参考文献

- 1) 斎藤隆泰, 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), (2021), pp.272-279.