

# 深層 CNN によるレーザー超音波可視化試験における欠陥検出と位置推定 Defect detection and position estimation for laser ultrasonic visualization testing using deep learning

中島 未椰\*  
Miya Nakajima

小西 裕貴\*  
Hiroki Konishi

斎藤 隆泰\*  
Takahiro Saitoh

加藤 毅†  
Tsuyoshi Kato

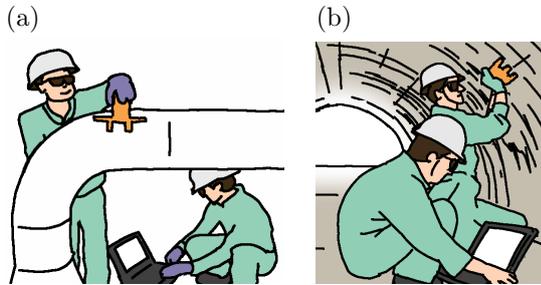


図 1: 超音波非破壊検査の例。超音波非破壊検査は、配管、車輪軸、圧力容器などの構造物に対して、破壊せずに内部の欠陥を調査するために、広く使われている。

## 1. はじめに

近年、非破壊探傷評価の重要性は増加している。超音波非破壊検査は広く用いられている非破壊探傷技術の一つである(図 1)。超音波探傷は、超音波探触子を使って検査対象に超音波を照射して得られる反射波から内部の欠陥を検出し、合成開口焦点技術やそのほかの逆散乱解析によって傷の位置を特定する。非接触検査を可能にするレーザー超音波検査の発展に伴って超音波波形の可視化技術が出現し、超音波伝播画像(図 2)が得られるようになった。そのようなイメージング技術を介した非破壊検査は、レーザー超音波可視化試験(LUVT)と呼ばれ、注目を集めている。

本研究では、超音波伝播画像から自動的に探傷する計算論的手法を開発した。LUVTにおいて、人為的ミス、見落としを 방지、検査工程の省人化を図るには、超音波伝播画像の検査の自動化が望ましい。Mengらは超音波伝播画像から内部欠陥の有無を判別するために深層学習を用いた [1]。一方で、一般画像認識の分野において、物体検出のための深層学習モデルが急速に発展している [2]。本研究では、超音波伝播画像から欠陥の有無と位置を予測するために、物体検出器をどのように構成すればよいか探求した。本論文では、LUVTに適したネットワーク構成を提案し、実データにおける性能評価の結果を報告する。

## 2. LUVT 画像解析の特徴

深層学習を利用した一般物体検出技術の恩恵を得るためには、一般物体検出と本研究のタスクの違いを把握する必要がある。ここでは、両者の特徴を比較する。

**データセット:** 多くの一般物体検出ではカメラで撮影するだけでデータを収集できるので、アノテーションコストさえ払えば、所謂ビッグデータを比較的簡単に獲得できる。LUVTでデータセットを収集するには、内部に欠陥が入った検体を用意し、レーザー超音波可視化装置を使ってレーザー超音波の照射と画像化処理を行う、といった時間と費用のかかる煩雑な手続きが必要になるため、データセットのサイズは限定的にならないを得ない。

**検出個数:** 一般物体検出でよく用いられるベンチマーキングタスクでは検出対象はすべて列挙することが求められる。例えば、自動運転におけるタスクでは、見落としは重大事故に直結するからである。これに対し、LUVTのタスクでは、欠陥が0個か、1個以上かが重要になるため、欠陥をすべて列挙することはあまり重要ではない。

**背景:** 一般物体検出における背景は多様であることが多い。例えば、車載カメラ画像の解析の場合、市街地であったり、田園風景で会ったり、また、昼間で会ったり、夕暮れ時であったりする。LUVTでは、背景に雑音は多いものの一様である(図 2)。

**境界矩形:** 一般物体検出では、物体を囲む長方形、つまり境界矩形を正確に推定することが要求される。たとえば、歩行者の境界矩形を検出した後、さらに姿勢推定をしたりする。LUVTでは、およその中心位置が分かれば、その場所を検査員が精査すればよいので、境界矩形までは不要である。

**好ましい性能:** 一般物体検出における好ましい性能はその応用のしかたにもよるが、例えば、自動運転への応用の場合、偽陽性も偽陰性も同時に減らすことが望ましい。一方、構造物等の非破壊検査では偽陰性の削減が特に重要である。構造物等の検査の誤検出は、検査員の目視による再確認で訂正出来るので、深刻な損失は生まれない。一方、欠陥の見落としは、将来大きな損失を生みかねない。このような理由から、LUVTでは偽陰性を減らすことが特に重要となる。

## 3. ネットワーク構造の検討

本節では、深層ネットワークを使ってLUVT画像から欠陥を検出することを考え、どのような構成が相応しいか議論する。

**Transformer の検討:** 近年、Vision Transformer (ViT) が畳み込みベースのネットワークに代替する画

\*群馬大学理工学部

†群馬大学情報学部

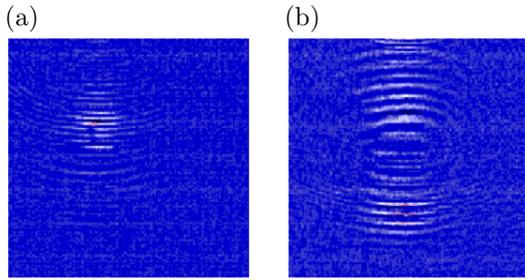


図 2: LUVT 画像の例. (a) 欠陥あり. (b) 欠陥無し.

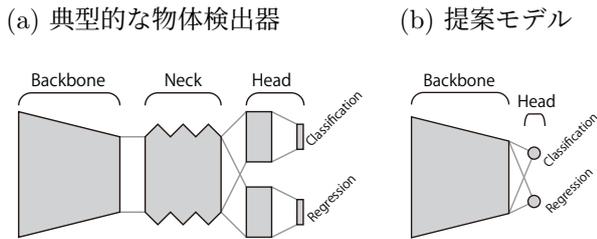


図 3: モデル構造の比較.

像分類器として注目を集めており, ViT をベースにした物体検出器として Swin Transformer や DETR が出現した. しかし, Transformer ベースのモデルは, 訓練に巨大なデータセットを要するので, 利用できるデータセットが限られている LUVT 画像解析のタスクには不向きである.

**畳み込みネットワークベースの物体検出モデル:** ViT 以前にも畳み込みネットワークに基づく物体検出アルゴリズムは数多く開発されてきた. 物体検出器には 2 段階アプローチと 1 段階アプローチがある. 2 段階アプローチは, まず領域候補を推定し, 次に領域候補から非対象物体を取り除く. 2 段階アプローチは高精度だが計算量が高いことが問題となっていた. これに対して, 1 段階アプローチはパイプラインを単一のネットワークにまとめることで計算量の問題を解決した. さらに精度の面でも 2 段階アプローチと遜色が無くなっている.

高性能な 1 段階アプローチの多くは, 図 3(a) のモデル構造を採用している (e.g. [2]). モデル構造は, バックボーン, ネック, ヘッドの 3 個の部分からなっている. 画像を入力すると, 識別ヘッドから物体のカテゴリの予測結果が出力され, 回帰ヘッドから物体の位置の予測結果が出力される. まず, バックボーンを使って, 画像から特徴を抽出する. ネックでは, 小さな物体の見落としを防ぐために, マルチスケール化のモジュールが入っている.

**提案モデル:** 以下に述べる考察の末, 深層学習黎明期のモデルへ回帰して開発することとなった. LUVT での要求は, 一般物体検出のタスクよりシンプルであるが, 利用可能なデータセットが小さいため, 少量のデータからも汎化する構造とタスクを選ぶ必要がある. 本研究では, カテゴリ分類はせずに欠陥の有無のみを予測する. そして, 検出対象をすべて列挙するのでは

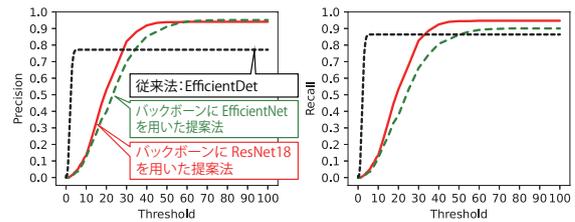


図 4: 性能評価.

なく, 欠陥の一つの中心位置だけ予測する. このようなタスク設定では, SoTA (state-of-the-art) の物体検出モデルは unnecessary モジュールが多いことになる. そこで, 本研究では, 無駄なモジュールを除去することにした. 特徴抽出を行うバックボーンは残した. 本研究では, 数ミリ程度の欠陥の検出を目指している. あまりに小さな欠陥は散乱波を出さないことからネックは不要として除去した. 構造を軽量化するためヘッドにおける畳み込み層も除去した. 以上の考察により, 図 3(b) のような簡素なモデル構造に行きついた.

#### 4. 数値実験

提案モデルの欠陥検出性能を評価するために数値実験を行った. 実際に, 内部欠陥を有する SUS 平板から超音波伝播画像を撮像し, 1,775 枚の正例画像, 3,433 枚の負例画像を得た. このうち約 60% を訓練に, それ以外を評価に用いた. 正例に対しては, 欠陥ありと予測され, 閾値  $\theta$  以内の位置が推定されたときのみ真陽性にカウントした. 提案モデルのバックボーンには EfficientNet, もしくは ResNet18 を用いた. これらと SoTA モデルの一つである EfficientDet [2] と比較した.

閾値  $\theta$  を変えたときの Precision と Recall を図 4 にプロットした. EfficientDet は検出に成功した欠陥の位置は高精度に予測したが, 検出漏れや誤検出が多かった. 超音波非破壊検査においては, 検出した欠陥は作業員が再確認するので, ある程度の予測誤差は許容される. 提案法は, 欠陥位置の予測誤差は EfficientDet より大きい, 検出漏れや誤検出を有意に減少させた. よって LUVT 画像の解析においては, 複雑な SoTA モデルより簡素な提案モデルが有用といえる.

**謝辞** 本研究は, 公益財団法人セコム科学技術振興財団一般研究助成により実施された. また, JSPS 科研費 22K04372 の助成を受けた.

#### 参考文献

- [1] M. Meng, Y. J. Chua, E. Wouterson, and C. P. K. Ong. Ultrasonic signal classification and imaging system for composite materials via deep convolutional neural networks. *Neurocomputing*, 257:128–135, 2017.
- [2] Mingxing Tan, Ruoming Pang, and Quoc V. Le. EfficientDet: Scalable and efficient object detection. In *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, June 2020.