

振動モードを使った敵対的生成ネットワークによる 複合材料の異常検知

小暮 峻[†] 柴田 千尋^{*} 田中 義久[‡] 佐藤 玲於奈[†] 田胡 和哉[†] 香川 豊[‡]

東京工科大学 大学院 バイオ・情報メディア研究科[†]

東京工科大学 片柳研究所 セラミックス複合材料センター[‡]

法政大学 理工学部 創生科学科^{*}

1. 背景と目的

航空業界ではセラミック基複合材料(CMC)が注目されている。CMCはセラミック繊維と炭化ケイ素(SiC)素材等を複合化したもので、高い耐熱性と力学的特性を持つため、エンジン推力の向上や燃料消費率の低減、軽量化などが期待される。飛行機の部材としてCMCを使用することが想定されるため、健全性の確認は必要不可欠であるが、その構成の複雑さから傷の検知が難しい。CMCの異常検知手法として振動モードを利用する手法が提案されている。しかし、従来手法では、振幅による異常判別は検査技術者の技術に頼る部分が多く、細かい傷の検知などは困難である。

一方で、近年、深層学習技術が発展し、画像分野においては人間の目視では認識が難しい対象も判別可能となってきている。画像中の異常検知においても高精度の判定が可能である場合が多いため、様々な分野で応用され深層学習を用いた異常検知モデルは需要を高めている。

実現場において異常サンプルは少なかったり無い事が多く、学習に必要な深層学習を用いた異常検知では正常データのみを学習に用いる場合が多く有効であると考えられる。

以上を踏まえ本研究では深層学習による異常検知手法を、物体の振動解析による非破壊検査に応用しその有効性を検証する。非破壊検査に応用する事で物体の異常部位を、自動的に検出する事ができ、検査を行う人物の技量を問わない。損傷部位の大きさや種類の特定を目的とする。

2. 要素技術

2.1. Auto Encoder

Auto Encoderは入力自身を出力とする自己写像を学習するネットワークである。中間層のノード数を入力のノード数よりも少なくすることで情報量を小さくした特徴表現を獲得する事ができ、正しい特徴表現を学習できていれば入力画像と類似した出力画像に復元できる。

2.2. 敵対的生成ネットワーク

敵対的生成ネットワーク(GAN)[1]はノイズから画像を生成するGeneratorと生成された画像を本物か生成された画像か判別するDiscriminatorで構成される。Generatorはノイズから画像を生成する。これらを繰り返す事により本物に近い画像を生成するGeneratorと本物に近い画像も判定できるDiscriminatorとなる。

2.3. AnoGAN

AnoGAN[2]の構造の概略を図1に示す。GANに正常なデータのみを学習させ、入力画像に類似した画像を生成させる時、正常なデータしか学習していないGeneratorでは正常部分は問題なく生成できるが異常部分は学習していないため異常部分を生成できない。そのため生成画像と入力画像を比較する事により正常異常判定を行う事ができるモデルである。

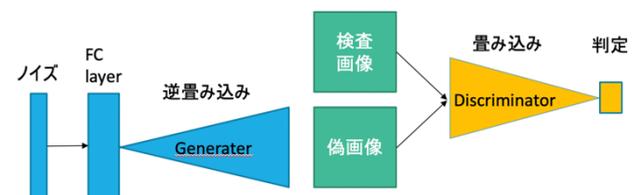


図 1: AnoGAN の模式図

2.4. 振動解析

振動解析は物体の共振点、振幅、位相などを求める解析である。レーザーを解析サンプルに発射し、反射されたレーザーから実験機材に搭載されているCCDカメラで画像を記録する。

3. 先行研究

AutoEncoder, Convolutional Auto Encoder

Anomaly detection in composite materials by adversarial generation network using vibration modes

^{†‡} Tokyo University of Technology

^{*} Hosei University

において検証を行っている[3]。データセット、検証結果や課題を以下に示す。

3.1. データセット

データセットは傷なし、少量の傷、大きな傷を付けた CMC 素材を用意しそれぞれの素材に対して 1kHz から 100kHz 帯の振動解析結果を 0.1kHz 毎に画像として保存し一つの素材に対して合計 1,000 枚の画像からなるデータセットを作成する。

3.2. 手法

検証の際には傷なし、大きな傷、小さな傷それぞれの CMC 素材の入力画像に対し、各周波数帯の画像に対し、Auto Encoder や Convolutional Auto Encoder で再構成を行う。再構成を行なった各周波数帯の出力画像を入力画像と差分画像を生成する。それぞれの周波数帯の差分画像を平均した画像、差分平均画像から異常部分の特定を行う。

3.3. Auto Encoder による検証

Auto Encoder で検証を行なった差分平均画像を図 2 に示す。図 2 では差分画像から大きな傷の異常部の特定はできているが、小さな傷はノイズが多く、検出には至っていない。



図 2:AutoEncoder 差分平均画像

3.4. Convolutional Auto Encoder による検証

Convolutional Auto Encoder による検証結果を図 3 に示す。図 3 では図 2 と比較するとノイズが少なくなっているが、小さな傷の検出には至らなかった。



図 3:CAE 差分平均画像

4. 提案手法

AnoGAN の実装を行い、Auto Encoder 及び Convolutional Auto Encoder と同様にそれぞれの周波数帯による偽画像を生成する。入力画像と生成画像で差分画像を生成し、差分平均画像を生成する。

5. 実験

AnoGAN を用いて 1kHz から 100kHz の 0.1kHz 間隔で偽画像を作成し、偽画像とオリジナル画像から差分画像をとり、それらの平均差分画像を作成する。作成した平均差分画像を図 4 に示す。

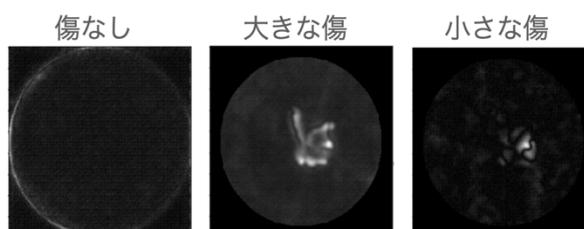


図 4:AnoGAN 差分平均画像

6. 結論

AnoGAN により、CMC 素材の異常部分を検出し、異常度を数値化する実験を行った。具体的には目標として掲げた損傷部位の大きさや種類の特定と Auto Encoder, Convolutional Auto Encoder との比較を行い、Convolutional Auto Encoder で不可能であった小さな傷も検知できることが結果として得られた。

参考文献

- [1] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M. et al., “Generative Adversarial Networks”, *Advances in Neural Information Processing Systems* 27, pp. 2672–2680. Curran Associates, Inc., 2014.
- [2] Schlegl, T., Seeböck, P. and Waldstein, M. S., et al., “Unsupervised Anomaly Detection with Generative Adversarial Networks to Guide Marker Discovery”, arXiv:1703.05921, 2017.
- [3] Shibata, C., Shichijo, N., Matsuoka, J., et al., “Automated Damage Detection of (C/C)/Si/SiC Composite Using Vibration Modes with Deep Neural Networks”, *Journal of Composites Science* 5, no. 11: 301, 2021.