

学位論文 博士（工学）

有限要素解析および赤外線応力測定による
炭素繊維強化プラスチック構造物内の
欠陥推定手法の開発

2025 年度

慶應義塾大学大学院 理工学研究科

兒嶋 佑太

報告番号	㊦ 乙 第	号	氏 名	児嶋 佑太
主 論 文 題 名 :				
有限要素解析および赤外線応力測定による 炭素繊維強化プラスチック構造物内の欠陥推定手法の開発				
(内容の要旨)				
本研究は、有限要素解析 (Finite Element Analysis ; FEA) および赤外線応力測定によって得られる表面主応力和分布を活用し、炭素繊維強化プラスチック (Carbon Fiber Reinforced Plastic ; CFRP) 構造物内部の欠陥情報を機械学習により 3 次元的に推定する手法を開発するものである。まず、赤外線応力測定と FEA から得られる応力分布の整合性を物理的に検証するために、熱弾性理論に基づき構造解析と非定常熱伝導解析を組み合わせた。その結果、熱伝導の影響を考慮しない FEA と赤外線応力測定結果との整合性は、欠陥位置や計測面と距離に依存することが明らかになった。この知見に基づき、熱伝導を考慮しなくても問題のない条件下の試験片を対象として、機械学習による欠陥推定を行う。次に、FEA によって得られる応力分布を入力とし、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network ; CNN) により CFRP 内部の 3 次元的な欠陥情報を推定する手法を提案した。ここでは、多様な欠陥パターンに基づき、シミュレーションデータセットを用いてモデルを学習し、CNN が応力分布の微細な変化を捉え、欠陥の位置や深さ、形状を高精度に推定可能であることを実証した。さらに、実験データの取得が困難であるという制約を踏まえ、転移学習の枠組みを導入した。シミュレーションデータによる事前学習を行った CNN モデルを、赤外線応力測定から得られた少量の実験データでファインチューニングすることで、限られた実験情報においても高精度な欠陥推定が可能であることを確認した。最後に、より実用に近い複雑形状構造物への展開として、CFRP 製義足を対象とした欠陥推定を試みた。メッシュベースの非ユークリッド構造を考慮するため、グラフニューラルネットワーク (Graph Neural Network ; GNN) を導入し、3 次元応力分布をもとに欠陥の 3 次元情報を推定した。また、実験で得られる 2 次元応力分布を GNN 入力用の 3 次元応力分布へ変換するため、主成分分析・CNN・マルチレイヤーパーセプトロンを組み合わせた次元変換モデルを構築し、シミュレーションと実験を接続する手法の拡張性を示した。本研究により、FEA と赤外線応力測定を組み合わせた非破壊欠陥推定の枠組みが確立され、複雑形状構造物への応用可能性、および実験とシミュレーションの整合性が実証された。本手法は、信頼性の高い欠陥推定および構造健全性評価を可能とする、新たな非破壊検査技術としての実用化が期待される。				

Thesis Abstract

No. 1

Registration Number	☒ “KOU” ☐ “OTSU” No. *Office use only	Name	Yuta Kojima
Thesis Title Development of a Defect Estimation Method for CFRP Structures Using Finite Element Analysis and Infrared Stress Measurement			
Thesis Summary This study proposes a novel method to estimate three-dimensional defect structures inside carbon-fiber-reinforced plastic (CFRP) components by utilizing the distribution of the sum of principal stresses on surfaces obtained from finite element analysis (FEA) and infrared stress measurements, combined with machine learning techniques. As a first step, a physical verification of the consistency between infrared stress measurements and FEA-derived stress distributions was conducted. A hybrid analysis combining structural analysis and transient heat conduction analysis, based on thermoelastic theory, revealed that the consistency between the two depends on the defect location and its distance from the measurement surface. Based on this finding, defect estimation using machine learning was performed on specimens under conditions where the effect of heat conduction can be reasonably neglected. Subsequently, a method was proposed to estimate internal three-dimensional defect information using a convolutional neural network (CNN) trained on stress distributions obtained from FEA. By generating diverse defect patterns and using a large simulation dataset, the CNN successfully learned to capture subtle variations in stress distribution and accurately predicted defect positions, depths, and shapes. To overcome the scarcity of experimental data, transfer learning was introduced. A CNN model pre-trained on simulation data was fine-tuned using a limited amount of infrared stress measurement data. This enabled accurate defect estimation even under data-scarce experimental conditions. Furthermore, as an extension toward more practical application, the methodology was applied to a CFRP prosthetic component with complex geometry. A graph neural network (GNN) was introduced to handle the non-Euclidean mesh structure and predict 3D defect information from the three-dimensional stress distributions. To convert the experimentally measured 2D stress distributions into the 3D stress distributions required by the GNN, a dimensional transformation model combining principal component analysis, CNN, and multilayer perceptron was developed, demonstrating the extensibility of the framework to connect simulations and experiments. Through these studies, this research establishes a novel nondestructive defect estimation framework that integrates FEA and infrared stress measurement. Its applicability to complex structures and physical consistency between simulation and experiment have been demonstrated. The proposed method offers a promising approach for reliable defect estimation and structural health monitoring, contributing to the development of next-generation nondestructive testing technologies.			