

3D-CNN を用いたコンクリートの自動内部推定

千代延未帆¹ 飯田紗也香¹ 石川由羽² 錦野将治³ 川上竜太⁴ 城和貴¹

概要：近年、高度経済成長期に建設されたコンクリートインフラの老朽化が重大な問題となっている。現在検査員手作業で行われている検査を自動化し、高速かつ安全な保全活動を可能にする必要がある。そこで、本研究報告では、内部欠陥検出手法の一つであるレーザー打音法と 3D-CNN を組み合わせて空洞含有率の推定手法を提案する。

キーワード：コンクリート、レーザー打音法、3D-CNN、内部推定

Estimating Concrete Interior using a 3D-CNN

MIHO CHIYONOBU^{†1} SAYAKA IDA^{†1} YU ISHIKAWA^{†2}
MASAHARU NISHIKINO^{†3} RYUTA KAWAKAMI^{†4} KAZUKI JOE^{†1}

Abstract: In recent years, the aging of concrete infrastructure constructed during the period of rapid economic growth has become a serious problem. It is necessary to automate the inspections that are currently performed manually by inspectors to enable fast and safe maintenance activities. In this paper, we propose a method for estimating the cavity content by combining the laser remote sensing method, which is one of the methods for detecting internal defects, and 3D-CNN.

Keywords: Concrete, Laser remote sensing method, 3D-CNN, Interior estimation

1. はじめに

日本は橋やトンネルなどコンクリート製のインフラストラクチャーが必要不可欠な地形であるが、これらの多くは高度経済成長期に建設されたため急激に老朽化の進行が重大な問題である。国土交通省制定のトンネル定期点検要領^[1]において維持管理のための検査が義務付けられており、目視と必要性に応じた非破壊試験による調査で健全度判定を行う。現在の主たる検査手法である打音法は、検査員がコンクリート表面を直接ハンマーで叩き反響音から内部状態を判定する。高所での長時間作業で検査員の負荷が大きく、加えて検査員毎の判定誤差が起こる可能性がある。安全で高速、かつ一律な判定を行うための積極的な技術開発の一つにレーザー打音法がある^{[2][3][4]}。コンクリート表面を加振し表面振動から欠陥検知を行うことから、計測原理は打音法と同一である。レーザー打音法による内部状態判定の研究として、例えばマハラノビス田口法と組み合わせた報告があるが十分な精度に達していなかったため教師あり学習と組み合わせた手法の提案を行った。検査員と同等の欠陥検出率には達したが、欠陥そのものが軽微である場合や欠陥の場所が深部である場合に検出不可能であった。そ

こで、コンクリート内部状態が明確である供試体を使用して、些細な特徴をもとに更に精度の高い検出手法を開発する必要があるとの考えに至った。本研究報告は、深層学習手法のニューラルネットワークを利用してコンクリート供試体の内部に形状を推定する手法を提案することを目的とする。本研究報告の構成は以下の通りである。2章ではレーザー打音法の概要、3章では関連研究を述べる。4章では学習データ生成に使用するシステムの概要と生成、内部推定に向けた提案手法を述べる。

2. レーザー打音法

本章では、レーザー打音法の概要に関して説明する。打音法とレーザー打音法は、コンクリート表面に衝撃を与え振動を起し発生した振動からコンクリート内部の健全な状態である部分（以下、健全部）と、内部に欠陥が存在する部分（以下、欠陥部）を見分けるという点で、計測原理は同一である。図1に、レーザー打音法を実装したレーザー打音高速検査システムの模式図を示す。計測対象に振動を励起させる加振用レーザーと、表面上に発生した振動を計測する計測用レーザーの2種類のレーザーを使用する。加振用レーザーを使い計測対象の表面上にアブレーション（高温となった表面が蒸発し原子、分子などが飛散する現象）を発生させ、それによる表面上の振動を計測用レーザーで計測する。図2は、健全部、欠陥部それぞれにおいて計測用レーザーから得られた時系列データをフーリエ変換し

1 奈良女子大学
Nara Women's University
2 滋賀大学
Shiga University
3 関西光科学研究所
Kansai Photon Science Institute
4 MSC ソフトウェア株式会社
MSC Software Ltd

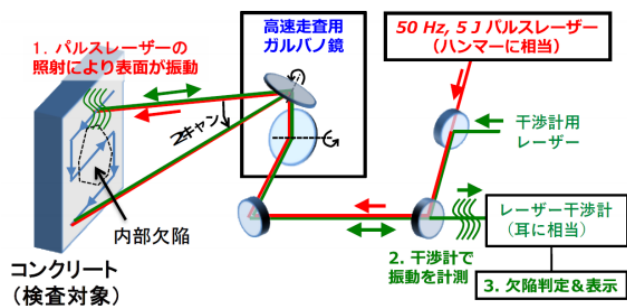


図 1 レーザー打音高速検査システム模式図

Figure 1 Laser Remote Sensing System.

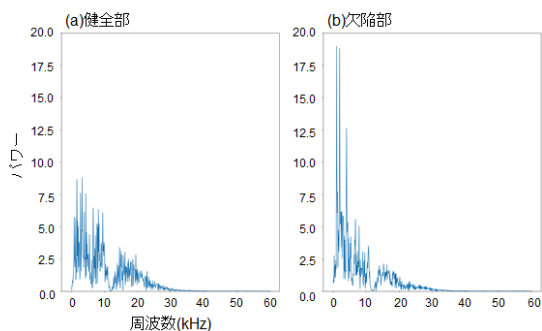


図 2 振動波形

Figure 2 Waveform of vibration.

た振動スペクトルの一例である。観測の結果、健全の場合には振幅に大きな変化はないが、内部に欠陥が存在する場合、欠陥の深さや種類により波形が変化するためその差異から内部状態を見分ける。このシステムにより、検査の遠隔化、機械による一律の判定に加え、検査結果のデジタルデータによる保存を可能にする。

3. 関連研究

3.1 非破壊検査

非破壊検査の先駆けとして、地表から油田の存在や残量を調べる研究^[5]が行われている。それまで内部の状態を知る手段として、破壊なしには行うことが不可能であった。非破壊検査の手法が開発されたことで、効率的に内部状況を知ることが可能になった。

3.2 ニューラルネットワークを用いた 3D 形状推定

Convolutional Neural Network (CNN)^[6] は画像認識に使われる代表的な深層学習手法として知られている。しかし、CNN のほとんどは 2D 画像からの認識を行う前提で設計されているため、3次元データに適用するには不適切であった。CNN の畳み込み層を 2次元から 3次元に拡張したものが 3D Convolutional Neural Network (3D-CNN) である。3次元のまま物体の特徴を抽出して識別を行う物体認識^[7]や、

画像に時間軸を加えて、動画からの動作認識^[8]が可能になった。2014年に Dong らによって報告された研究^[9]では、3D Fully Convolutional Neural Network (3D-FCN)^[10]を用いて人間の骨盤を映した Magnetic Resonance Imaging (MRI) から Computed Tomography (CT) 画像の推定を行っている。FCN^[11]は CNN の全結合層をアップサンプリングした畳み込み層に置き換えたものである。検証の結果、実際の CT 画像と同様の画像推定を可能にしている。

以上のことから、本研究報告においても内部に潜む欠陥検出に対し 3D-CNN による内部形状推定が有用であるとの考えに至った。

4. 検証実験

本章では、内部推定に向けた提案手法とその検証実験に関して述べる。

4.1 学習データ生成

本研究での学習データは、シミュレーションソフトを用いて作成したコンクリート供試体モデルと加振による振動解析モデルを使用する。実際のコンクリート欠陥だけでは、推定に向けた学習データとして使用するには不足するためである。使用するシミュレーションソフトは、共同研究を行っている MSC ソフトウェア株式会社の MSC Apex^[12]、MSC Nastran^[13]を使用し、短時間で大量の学習データ生成が可能となった。データ作成にあたり、関西光科学研究所におけるレーザー照射実験^[14]を参考にした。参考実験において使用したコンクリート供試体の模式図を図 4 に示す。深さ 10mm 地点に、厚さ 10mm、縦 200mm×横 200mm の欠陥領域を設ける。それを取り囲むように 300mm×300mm の検査範囲を設ける。欠陥部には 33.3mm 間隔で照射し、計測点は 10 点×10 点の計 100 点 (健全部 64 点、欠陥部 36 点) である。Apex 上で供試体のコンクリート物性を定義するため以下の 3つのパラメータを設定する。いずれも無筋コンクリートとしては標準値である。

- ヤング率：静弾性係数(ヤング係数)とも言い、構造安全性の性能に関わる。材料の「こわさ」を数値化したもので、大きいほど変形がしにくい。
- ポアソン比：材料の軸方向に荷重を加えた際、材軸方向と、材軸と直角方向にそれぞれひずみが生じる。このひずみの絶対値の比をポアソン比という。
- 質量密度：単位体積あたりの質量

また、供試体の減衰振動(空気抵抗などにより振幅が時間とともに徐々に小さくなる振動現象)のパラメータとして臨界減衰比の標準値を設定する。

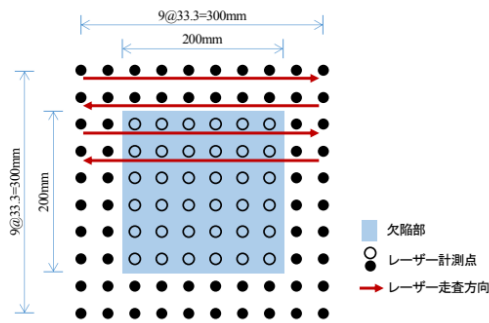


図 3 参考実験の供試体

Figure 3 Specimen for reference experiment.

表 1 コンクリート物性
Table 1 Concrete Properties

ヤング率	ポアソン比 (MPa)	質量密度 (h/mm ³)	臨界減衰比 (%)
2.1E4	0.3	2.3E-3	0.2

- 臨界減衰比：減衰の定義の一つで、振動するかどうかの境目である臨界減衰係数との比をとったもの。

作成したモデル例を図 5 に示す。供試体は 330mm×330mm×300mm の立方体の中に大きさ、厚さ様々な直方体の空洞を作り、加振点設定のために 30mm ごとに 2.5 次元メッシュを切る。モデルの青線上、またその内部で表面のメッシュ交点上となる 10 点×10 点の計 100 点に荷重入力を行うものとする。また、荷重を加えたことによるコンクリートの振動シミュレーションに MSC Nastran を使用して、周波数応答解析により振動を計測する。

4.2 提案手法

本研究では、内部推定に向けてコンクリート内部の空間含有率算出を目的とする。空間含有率とは、供試体モデルの各加振点における奥行き 300mm のうち空洞領域が占める割合とする。加振による反射音の時系列波形から 3D 物体形状の推定手法が開発が実現すると空洞の縦横位置、深度の推定が可能になると思われた。しかし加振時の振動伝播が複雑なため学習データとしての使用は不適切であるとの考えに至った。よって、周波数応答解析でのデータを使用し、特徴量抽出が可能な周波数帯域を絞り込む必要がある。加振点各点につき 0Hz から 50kHz まで 50Hz ごとに 1000 点の周波数応答を計測し、空洞箇所の特定に有用な周波数帯域を推測する。対象範囲を絞った周波数帯域の解析データを 3D-CNN において圧縮する。2 次元上ではデータの圧縮を行わず、周波数ベクトル方向に畳み込みを行うことで内部状態再現の事前検証として空洞含有率の推定が可能になると思われる。

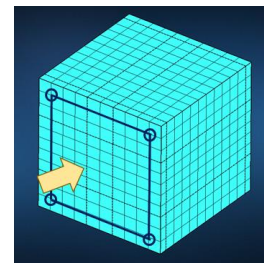


図 4 供試体モデル

Figure 4 Specimen Model.

5. まとめ

本研究報告では、コンクリート供試体内部の空間含有率を 3D-CNN を用いて推定する手法の提案を行ったが、実際のコンクリートインフラの効率的な検査実現に貢献するためには欠陥の位置を具体的な深度まで検出する必要がある。よって今後は、内部状態を 3D 形状で推定するための更なる手法開発を進める必要があると思われる。

参考文献

- [1] 道路トンネル定期点検要領, 国土交通省, 2019, https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/tenken/yobo3_1_9.pdf.
- [2] Shinri Kurahashi et al.: Demonstration of 25-Hz-inspection-speed laser remote sensing for internal concrete defects. J. of Applied Remote Sensing, 2018, 12(1), 015009
- [3] 保田尚俊, et al, レーザーを用いたコンクリート構造物の非接触健全性評価, 2018, 土木学会論文集, 74 巻, 1 号, pp. 58-69
- [4] 御崎哲一, レーザーによるコンクリート欠陥検出技術における外部振動・騒音の影響とその対策, 2016, 72 巻 1 号, pp. 11-23
- [5] LIU Xue-li, LU Xin-bian. Tarim Basin, Volume Calculation Method for Fracture-Cavity Reservoir Body in Tahe Oilfield, Xinjiang Petroleum Geology, 2010, 31(6): pp.593-595
- [6] LeCun, Y and Basin Y.: Convolutional networks for images, speech, and time series. The handbook of brain theory and neural networks, 1995, Vol.3361, pp. 255-258.
- [7] Maturana, D. and Scherer, S. : VoxNet: A 3D Convolutional Neural Network for Real-Time Object Recognition, Iros, 2015, pp.922-928.
- [8] Shuiwang Ji, Wei Xu, Ming Yang and Kai Yu, 3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, vol. 35, pp. 221-231.
- [9] Foley, J. D. et al.. Estimating CT Image from MRI Data Using 3D Fully Convolutional Networks. 2nd ed., Addison-Wesley Professional, 1990, 1200p.
- [10] Nie, D. et al. Fully convolutional networks for multimodality iso-intense infant brain image segmentation. IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI); IEEE, 2016. pp.1342-1345.
- [11] Jonathan, L. et al, Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation, CVPR, 2015.
- [12] MSC Apex, <https://www.mssoftware.com/ja/product/msc-apex>
- [13] MSC Nastran, <https://www.mssoftware.com/ja/product/msc-nastran>
- [14] 北村俊幸, レーザー打音高速検査システムの開発, 土木学会技術推進機構 SIP インフラ連携委員会報告 インフラ維持管理への AI 技術適用のための調査研究報告書. 2015. P39-p44.