

# デジタル打音検査と AI・シミュレーションの統合的活用によるコンクリート内部構造診断の実現

## (2)AI による逆問題解析

A study on internal structure diagnosis of concrete structures incorporated with digital hammering inspection, AI and simulation technologies  
(2) Inverse problem analysis using AI

原子燃料工業	松永 嵩	Takashi MATSUNAGA	Member
原子燃料工業	小川 良太	Ryota OGAWA	Member
原子燃料工業	匂坂 充行	Mitsuyuki SAGISAKA	Member
原子燃料工業	磯部 仁博	Yoshihiro ISOBE	Member
東京大学	吉村 忍	Shinobu YOSHIMURA	Member
東京大学	山田 知典	Tomonori YAMADA	Member

One of the most common inspection methods for concrete structures is hammering inspection. While this method makes it possible to quickly inspect a vast number of inspection targets, it has the problem of lacking objectivity of judgment results and recordability. In this study, we aimed to develop a technology to quantitatively diagnose the internal structure of concrete structures by digital hammering inspection. The approach of the research was to build an AI trained by CNN with a database that relates the results of digital hammering inspection to the internal structure of concrete. The constructed AI was able to estimate the size and depth of defects with sufficient accuracy.

**Keywords:** Digital Hammering Inspection, Simulation, Machine Learning, Concrete Structure

### 1. はじめに

コンクリート構造物は、トンネル、橋梁、建築物等で広く用いられ、社会基盤の中核をなす重要な役割を担っており、これらのコンクリート構造物を安全に活用していくためには、建設時の十分な品質管理と戦略的な維持管理が不可欠である。

コンクリート構造物の施工時の品質管理や維持管理における一般的な点検手法としては、目視検査や打音点検、詳細調査としてはコア抜き調査等が広く知られている。目視点検や打音検査については、膨大な数の検査対象を短時間で合理的に調査可能な点検手法である一方で、点検者の経験、技量に依存することや、技能継承が適切に行われていないことや点検員の主観と経験に基づく定性的判断に依存し、記録性に乏しいことに課題がある<sup>[1]</sup>。コア抜き調査については、圧縮強度や中性化等の詳細の状況を把握可能であるが、サンプリングの箇所や数量の制約から構造物全体の性能を把握することは容易

ではないという課題がある<sup>[2]</sup>。

このような背景の中、センサを用いた打音点検技術（以下、「デジタル打音検査」という）によりコンクリートの変状を評価する手法が開発されているが、施工不良と変状は多岐にわたり、それらを識別し、その規模（大きさ、表面からの深さ等）を十分に定量評価するまでには至っていない<sup>[3][4]</sup>。また、それ以前に多岐にわたる施工不良と変状に対応する面的な打音検査時の振動現象の解明が望まれるが、多数のモックアップ試験に基づくデータベース（以降、「DB」という）の構築には膨大な時間と労力を要する。

そこで、本研究では、デジタル打音検査結果からコンクリート構造部の内部構造を診断する技術を開発した。開発アプローチとしては、FEM 解析及び機械学習を利用してコンクリート変状とデジタル打音検査結果の大規模 DB を構築し、これを逆に機械学習させることにより、デジタル打音検査結果からコンクリートの変状を推定する逆解析モデルを開発した。本報では、後者の逆解析モデルの構築に関してとりまとめた。なお、本報では変状の一例として、内部空洞を評価対象とした。

連絡先: 松永嵩、〒590-0451 大阪府泉南郡熊取町  
朝代西 1-950、原子燃料工業株式会社  
E-mail: tk-matsunaga@nfi.co.jp

## 2. デジタル打音検査装置及び振動特性

### 2.1 デジタル打音検査装置

本研究で用いたデジタル打音検査システムと得られる振動波形、周波数分布を Fig. 1 に示す。本システムは測定対象を打撃し、励起された振動を広帯域 AE センサで捉える。この振動波形を高速フーリエ変換することで、周波数分布を得る。この周波数分布から固有周波数を抽出し、測定対象の経年変化等を評価する。なお、着目する周波数範囲（1k~10kHz 程度）でフラットな感度を有する広帯域 AE センサを使用し、打撃物については、打撃部質量が 113 g、打撃面直径が 12 mm の点検ハンマーを用いた。

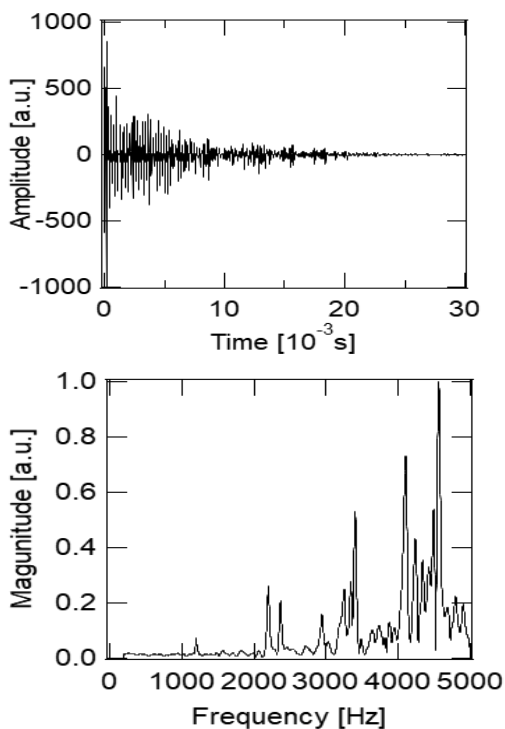
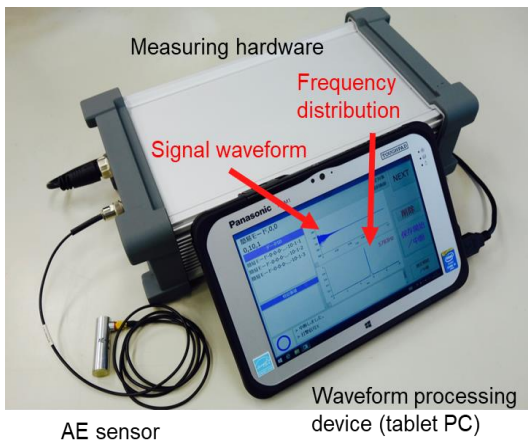


Fig. 1 AE digital hammering inspection system

### 2.2 コンクリートの振動特性

コンクリート表面をデジタル打音検査することで得られる周波数分布のうち、本研究では、縦波共振の固有振動数とたわみ振動の固有振動周波数に着目した。

これらの固有振動数について、縦波共振の固有周波数は式(1)、たわみ振動は、例えば、長方形で周囲の境界条件が単純支持の場合、式(2)のように表せられる<sup>[10]</sup>。内部空洞により、板厚方向において見かけのヤング率が低下する場合や、内部空洞とコンクリート表面のかぶり部においてたわみ振動が生じた場合、得られる周波数は健全状態の値より変化する。

$$f = \frac{V}{2D} = \frac{1}{2D} \sqrt{\frac{E}{\rho} \cdot \frac{1-\nu}{(1+\nu) \cdot (1-2\nu)}} \quad (1)$$

$$f = \frac{\pi}{2} \sqrt{\frac{Eh^2}{12\rho(1-\nu^2)}} \left[ \left(\frac{m}{a}\right)^2 + \left(\frac{n}{b}\right)^2 \right] \quad (2)$$

$f$ : natural frequency [Hz],  $E$ : Young's modulus [Pa]

$\rho$ : density [kg/m<sup>3</sup>],  $V$ : elastic wave velocity [m/s],  $D$ : thickness [m]

$a, b$ : rectangular defect size [m],  $h$ : thickness of spalling [m]

$\nu$ : Poisson's ratio,  $m, n$ : Order of vibration mode

## 3. 逆解析モデルのデータベース構築

### 3.1 FEM 解析条件

デジタル打音検査結果を数値解析するため、ADVENTURE Cluster を用いて時刻歴応答解析を行った。

解析モデルの形状は Fig. 2 に示すように、3000 mm x 3000 mm x 厚み 400 mm とした。打音検査による振動計測点（緑色の点）は内部空洞の直上位置を原点として、15 点とし、打撃による荷重点は計測点の右側 5cm の赤色の矢印の位置とした。各種解析条件については、先行研究<sup>[11]</sup>を参考に、Table 1 とした。なお、打撃荷重を付与した位置近傍の節点における、コンクリート表面垂直方向速度成分の振動波形を高速フーリエ変換し、着目する振動モードの周波数を評価指標とした。

また、コンクリート部は一様部材としてモデル化し、周囲の境界条件については、実験条件を模擬するため拘束せず自由端とした。

なお、打音検査による荷重と振動の計測点を 15 点としているが、Fig. 3 に示す通り、15 計測点を 8 回折り返すことで、10 cm 格子で 9 x 9 点の面的な打音検査で得られる 81 点の固有周波数のコンター図として評価に用いている。

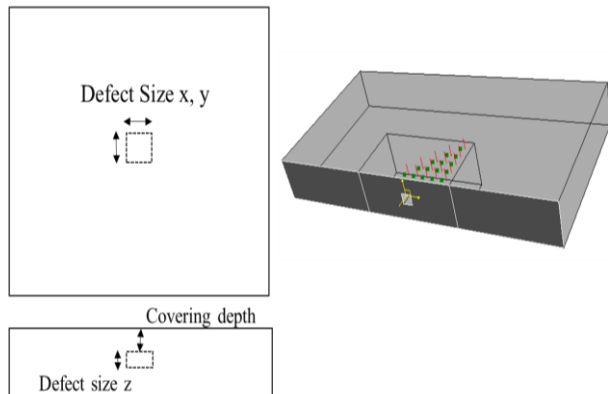


Fig. 2 FEM analysis model

Table 1 FEM analysis conditions

Mesh	Basic node spacing	50 mm and 200 mm
	Elements	Quadratic tetrahedral elements
Material parameters	Young's modulus	37GPa
	Density	2400 kg/m <sup>3</sup>
	Poisson's ratio	0.2
Hammering load	Load	100 N
	Waveform	Triangular wave
	Loading time	0.1 ms
Time related conditions	Analysis interval	4μs
	Max analysis time	10 ms
	Total steps	2500 step

### 15 analysis condition

Evaluated position

(X, Y) = (0, 0), (100, 0), (200, 0), (300, 0), (400, 0),  
 (100, 100), (200, 100), (300, 100), (400, 100),  
 (200, 200), (300, 200), (400, 200), (300, 300),  
 (400, 300), (400, 400)

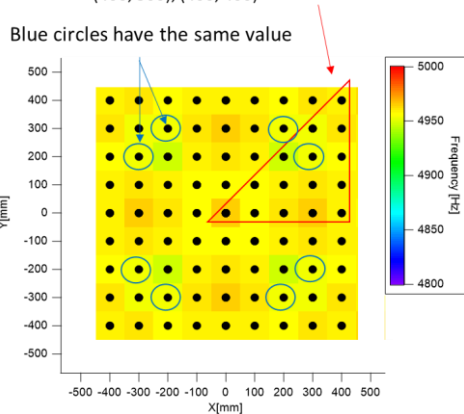


Fig. 3 FEM analysis conditions considering point

### 3.3 逆解析 AI のデータセット

全結合ニューラルネットワークに対し、内部空洞サイズ、内部空洞のかぶり厚を入力層に、コンクリート表面で得られる面的な周波数を出力層にし、FEM 解析結果を機械学習させた。機械学習モデルの概要を Fig. 4 に、学習条件を Table 2 に記す。

Fig. 6 は損失関数の遷移で、学習データおよび検証データも単調減少しており、過学習をしていないことを確認した。Fig. 5 はこの学習したモデルに内部空洞サイズおよび内部空洞のかぶり厚を与えて、その条件で得られるデジタル打音検査のコンター図を出力した結果であり、このデータを逆解析 AI のデータセットとした。

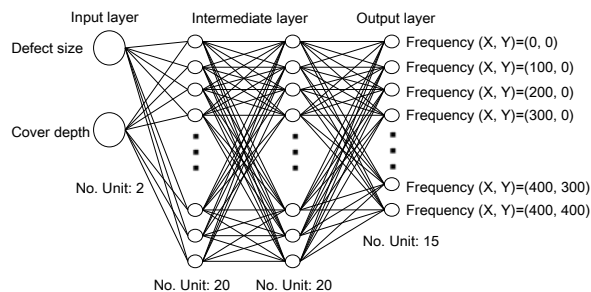


Fig. 4 Machine learning conditions for the planar evaluations of digital hammering inspections.

Table 2 Machine learning conditions

Activation function	ReLU
Optimizer	Adam
	Learning rate=0.001
	Beta1=0.9
	Beta2=0.999
Weight initialize	Truncated normal distribution
	Mean=0.0
Bias initialize	Zero
Loss function	Mean squared error
Epoch	15000
Regularize	L2, λ=0.01
Training Dataset	
Defect size (mm)	Covering depth [mm]
Sound	-
50 x 50 x 100	5, 10, 150, 280
100 x 100 x 100	5, 20, 25, 100, 150, 280
200 x 200 x 100	5, 20, 150, 280
Test Dataset	
Defect size (mm)	Covering depth [mm]
50 x 50 x 100	20, 100, 200
100 x 100 x 100	100, 200
200 x 200 x 100	100, 200

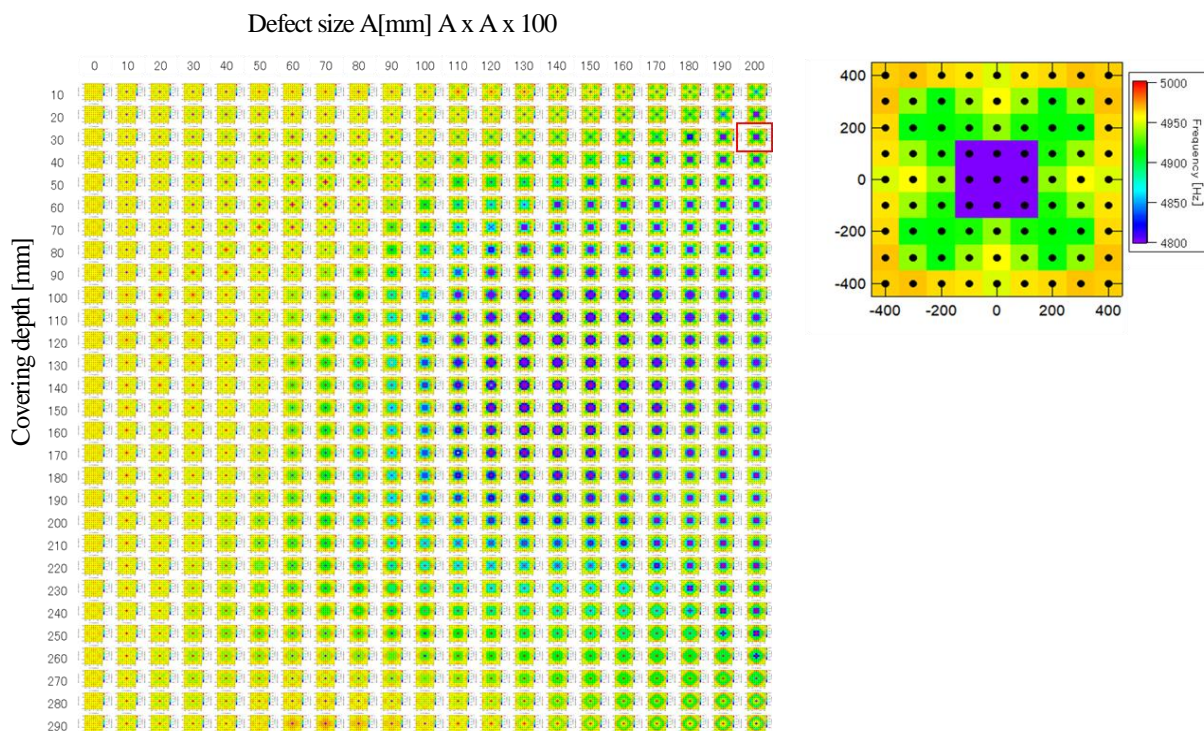


Fig. 5 An example of large-scale DB construction with internal defects through machine learning trained by FEM simulations.

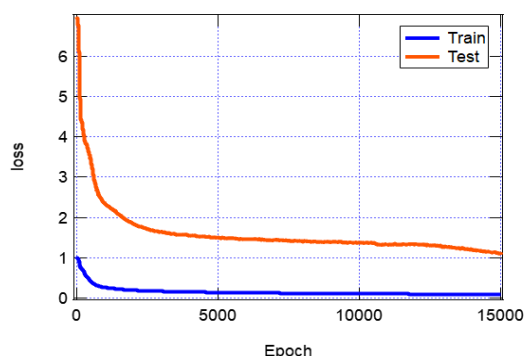


Fig. 6 Errors of machine learning process as a function of epoch for the train and test data.

## 4. 逆解析 AI の構築

### 4.1 畳み込みニューラルネットワークの構築

コンクリート内部構造推定の一例として、コンクリート表面の複数箇所のデジタル打音検査から得られる固有周波数のマップから内部空洞サイズ、かぶり厚を推定する逆解析モデルを示す。本モデルはCNN（畳み込みニューラルネットワーク）で構成した。入力層は、100mm格子で9×9の面的なデジタル打音検査結果で、出力層に

は内部空洞のサイズとかぶり厚として学習させた。

Fig. 7にモデルの概要を示す。入力された9×9の面的なデジタル打音検査結果は、3×3のフィルタ 32個の畳み込み層2層とMAXプーリング層の後に全結合層を配置して、サイズおよびかぶり厚を出力する構造としている。学習は、Fig. 5の全データを6分割して交差検証法を適用した。

Fig. 8は学習過程の損失関数の遷移で、学習データおよび検証データも単調減少しており、過学習をしていないことを確認した。

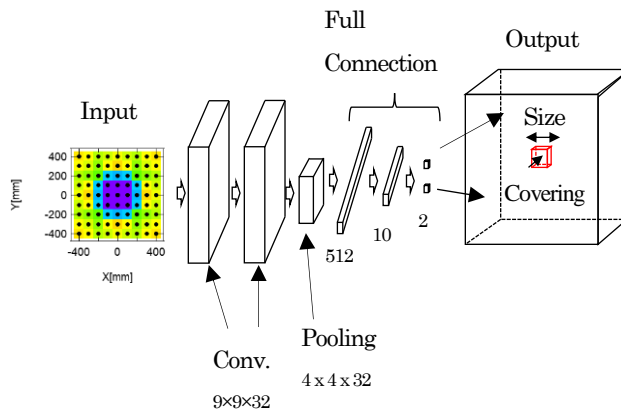


Fig. 7 Overview of the CNN model

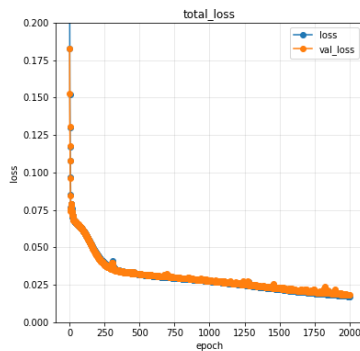


Fig. 8 Total loss function of epoch for the train and test data.

## 4.2 逆解析モデルの検証

CNNによる逆解析モデルの検証結果の例を Fig. 9、Fig. 10 に示す。予測誤差は概ね 15% 以内であるが、空洞サイズの前測に関しては、サイズが小さい場合に誤差が大きく、かぶり厚の前測に関しては 50-150mm の中間範囲の誤差が大きいことが示された。この要因としては、空洞サイズが小さい場合には固有周波数のコンター図の変化が中央部に限定されること、また、かぶり厚が 50-150mm の中間範囲は、それよりも浅い場合に支配的なたわみ振動モードと、深い場合に支配的な縦波共振の境界領域であることが考えられる。

この逆解析モデルを現場適用する際には、欠陥サイズが大きい場合や、欠陥が表面近傍にある場合は、かぶりコンクリートの剥落に繋がる危険性が高く、そのような条件の場合には正しく推定していることから、危険性の高い箇所を迅速に特定するスクリーニング検査として有効であると考えられる。また、構造物の配筋図等の情報を踏まえて総合的に評価することで、空洞サイズ、空洞位置の精度向上が期待できると考える。

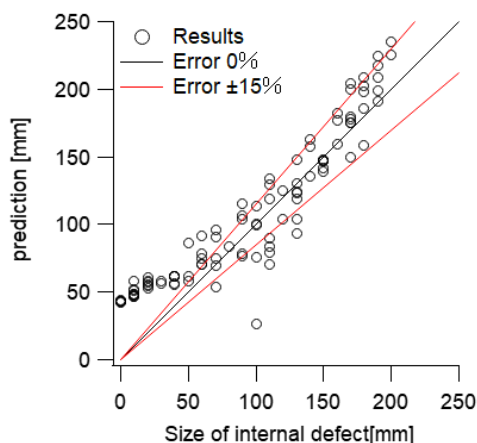


Fig. 9 Verification of estimation results(defect size)

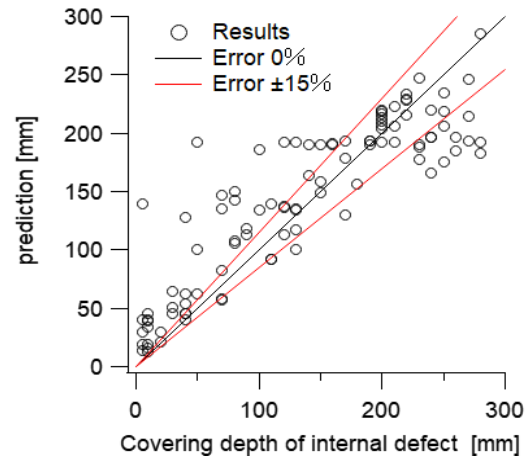


Fig. 10 Verification of estimation results(covering depth)

## 5. まとめ

本研究では、デジタル打音検査結果からコンクリートの変状を推定する逆解析モデルを開発した。以下に得られた知見を取りまとめる。

- 1) コンクリート構造物に内部空洞が生じた場合の、コンクリート表面におけるデジタル打音検査結果を FEM 解析で計算し、その計算結果と機械学習を用いることでデータを拡張することで、デジタル打音検査～コンクリート構造物の変状を推定する逆解析 AI のデータベースが構築できた。
- 2) データベースの構築に用いた、欠陥状態からデジタル打音検査結果を出力する全結合ニューラルネットワークモデルは、学習データ、検証データともに収束し、過学習することなく構築可能であった。
- 3) 構築した、欠陥状態とデジタル打音検査のコンター図を畳み込みニューラルネットワークで学習させることにより、デジタル打音検査結果から欠陥状態を推定する逆解析 AI を構築した。
- 4) 構築した逆解析 AI は、欠陥の形状および深さに対して、 $\pm 15\%$  で推定可能であり、欠陥サイズ小さい場合や、欠陥が深い場合については誤差が大きくなる傾向が得られた。なお、現場適用する際には、欠陥サイズが大きい場合や、欠陥が表面近傍にある場合は、かぶりコンクリートの剥落に繋がる危険性が高く、そのような条件の場合には正しく推定していることから、危険性の高い箇所を迅速に特定するスクリーニング検査として有効であると考えられる。

## 謝辞

本研究は国土交通省令和元年度～2年度建設技術研究開発助成制度により実施した「デジタル打音検査とAI・シミュレーションの統合的活用によるコンクリート内部構造診断の実現」の成果の一部である。

## 参考文献

- [1] 舟波尚哉, 村上祐貴, 外山茂浩, 小海元暉: 熟達点検査の打音点検動作の形式知化に関する基礎的研究, コンクリート工学年次論文集, Vol.41, No.1, pp.1871-1876, 2019.7
- [2] 森寛晃, 久保善司, 佐藤彰, 小川彰一: 弾性波法によるASR劣化コンクリートの劣化度評価, コンクリート工学年次論文集, Vol.26, No.1, 2004
- [3] N. Gucunski, A. Imani, F. Romero, S. Nazarian, D. Yuan and D. Kutrubes, Nondestructive Testing to Identify Concrete Bridge Deck Deterioration, The Second Strategic Highway Research Program, SHRP 2 Report S2-R06A-RR-1, National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. 2012.
- [4] J. Ye, T. Kobayashi, M. Iwata, H. Tsuda and M. Murakawa, Computerized Hammer Sounding Interpretation for Concrete Assessment with Online Machine Learning, Sensors, 2018, Vol.18, No.3, 833.
- [5] J. Zhang, W. Yan and D. Cui, Concrete Condition Assessment Using Impact-Echo Method and Extreme Learning Machines, Sensors 2016, Vol.16, No.4, 447.
- [6] J. Tong, C. Chiu and S. Liao, An Elastic-Wave-Based Imaging Method with Synthetic Aperture Focusing Technique for Scanning Defects inside Concrete Structure, Journal of Applied Science and Engineering, Vol. 16, No. 1, 2013, pp. 45-50.
- [7] Stojić D, Nestorović T, Marković N, and Marjanović M., Experimental and numerical research on damage localization in plate-like concrete structures using hybrid approach, Structural Control and Health Monitoring 2018, DOI: 10.1002/stc.2214.
- [8] Liarakos EV, Providakis CP. Concrete damage mapping combining laser scanning vibrometry, dynamic response modeling, and ordinary kriging regression. Material Design & Processing Communications 2020; DOI: 10.1002/mdp2.153.
- [9] Y. Takahashia, S. Maeharaa, Y. Ogawab and T. Satoh, Concrete Inspection Systems Using Hammering Robot Imitating Sounds of Workers, 35th International Symposium on Automation and Robotics in Construction (ISARC 2018), 2018, pp. 214-218.
- [10] 日本機械学会 JSME テキストシリーズ, 振動学, 丸善出版, 2005.
- [11] 蒲原章裕, 川越健, 太田岳洋, 横山秀史, 石原朋和, 浦越拓野: 打音測定法の岩塊の安定性評価の検討, 土木学会論文集 C (地圏工学), Vol.71, No.2, pp.108-118, 2015