転移学習によるオートエンコーダモデルを用いたコンクリート構造物の異常検知手法

Anomaly detection in concrete structures using autoencoder models customized by transfer learning

Ruben Vargas†，池野勝哉*，内藤英樹**，木本智幸***
Ruben Vargas, Katsuya Ikeno, Hideki Naito, Tomoyuki Kimoto

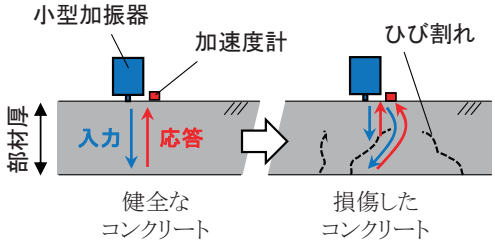
†博（工），五洋建設株式会社，技術研究所（〒329-2746 栃木県那須塩原市四区町 1534-1）
*博（工），五洋建設株式会社，技術研究所（〒329-2746 栃木県那須塩原市四区町 1534-1）
**博（工），東北大学准教授，大学院工学研究科（〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06）
***博（工），大分工業高等専門学校教授，電気電子工学科（〒870-0152 大分県大分市大字牧 1666 番地）

Abnormality detection in aged reinforced concrete structures using local vibration measurements is investigated. In addition to the conventional local vibration method focused on the localized resonant frequency, three machine-learning-based models are evaluated: (a) a dedicated model, (b) a generalist model, and (c) a novel approach that enhances the capabilities of the generalist model using transfer learning. Experimental results on a damaged pre-stressed slab indicate that machine-learning methods may effectively evaluate structures under various damage patterns and complex boundary conditions. The findings affirm the potential of the transfer learning approach for effective abnormality detection in concrete structures, particularly where detailed initial data is unavailable.
Keywords: RC structure, abnormality detection, local vibration test, transfer learning
キーワード：RC 構造物，異常検知，局所振動試験，転移学習

1. はじめに

高度経済成長期に建設された道路，鉄道，港湾などの既存インフラは建設後 50 年が経過し，その割合は今後 20 年間で指数関数的に増加することが予想されており [1]，広範に整備された既存インフラの健全性を効率的に調査する技術が求められている．近年では高性能センサがコンクリート構造物に埋め込まれ，地震等の偶発作用に対してヘルスモニタリングが行われる事例が増えている [2]．しかし，大多数の既存インフラにはセンサが設置・埋め込まれておらず，ドローン [3),4)]による外観撮影や検査員が目視や打音検査を通して，主観的にコンクリート構造物の損傷状況を評価しているのが実状である．従来のコンクリート構造物の非破壊検査法として，超音波 [5)]やサーモグラフィ [6)]，電磁波レーダ [7)]などがあるが，これらの方法は表面付近の内部空洞等を検出できるものの，ひび割れを含む部材内部の健全性を評価することは難しいと考えられる．また，AE 法 [8)]はひび割れの発生等に伴う内部からの弾性波を捉えるものであるが，構造物の多数のセンサを固定して，継続的なモニタリングが必要である．

これに対して内藤ら [9),10)]は，動電式の小型加振器を用いた局所振動試験法を提案している．局所振動試験では，比較的波長の長い弾性波を用いるため，構造物内部の深い箇所に生じた劣化も検知でき，コンクリート構造物における局所的な共振周波数の低下に着目することで，部材内部の健全性を評価している．局所振動試験法の概念図を図－1 に示す．コンクリート構造物に小型加振器で



図－1　局所振動試験法の概念図

† 連絡著者 / Corresponding author
E-mail: ruben.vargas@mail.penta-ocean.co.jp

局所振動を与え，得られた応答加速度をフーリエ解析して，周波数応答関数に変換する．そして，周波数応答関数におけるピーク周波数（一次の共振周波数）の低下に基づき，部材内部の損傷状態を推定するものである．しかし，この手法は，初期値として対象構造物の健全状態における共振周波数を把握する必要があることに加え，共振周波数の低下にのみ着目するため，周波数応答関数に複数のピークがある場合は評価が難しい．そこで，内藤ら[11]はニューラルネットワークの数理モデルであるオートエンコーダ[12),13)]を用い，対象構造物の健全状態における測定データから求めた周波数応答関数を一次元データとして扱い，次元圧縮することで特徴量を抽出し，構造物の健全性を評価できる手法を提案した．オートエンコーダを用いる利点は，健全状態の測定データのみを学習することで評価が可能なことにあり，オートエンコーダで再構成された健全状態の周波数応答関数と実測の周波数応答関数の誤差（以下，再構成誤差）には，共振周波数以外の振動特性が考慮されている．ここで，再構成誤差と健全性との物理的な関係が明確になっていないことから，内藤ら[11]はこの再構成誤差を「異常度」として定義している．現実的にコンクリート構造物の様々な損傷状態における点検データを網羅的に取得することは困難なため，健全状態の測定データのみを学習させるオートエンコーダによる手法は非常に有効であると言える．しかし，道路，鉄道，港湾などのコンクリート構造物は通常，強度や形状寸法，部材の境界条件，プレストレスの有無など様々であり，局所振動特性に与える影響因子が複雑に介在している．また，新設構造物では初期値として健全データを取得することが可能であるが，既設構造物では現実的に不可能である．そこで著者らは，初期値として対象構造物とは関係性を有さない任意構造物の健全データで学習したオートエンコーダに，対象構造物の比較的健全な少量データを再学習させる転移学習[14)]による評価手法を提案する．これは，実務において，測定対象となる既存インフラの全ての部位が損傷しているケースは稀であり，大半のケースで比較的健全なデータを取得できることが多いためである．

本研究では，これまでの共振周波数の低下に着目した従来法[9),10)]，オートエンコーダによる機械学習モデル[11)]，本研究で提案する転移学習モデルの異常検知手法について，輪荷重走行試験後の床版試験体[15)]による損傷評価の比較および精度検証を行った．

2. 局所振動試験法および異常検知手法

2.1 局所振動試験法

本研究で用いる小型加振器を写真－1，主な仕様を表－1 に示す．局所振動の測定方法は従来法[9),10)]と同様であり，図－1 に示すように小型加振器によりホワイトノイズを入力し，コンクリート構造物に局所振動を励起させる．加振中に圧電式の加速度計（感度：10mV/G）を構造物表面に接触させ，サンプリング周波数 50kHz（=20μs）で応答加速度を取得する．



写真－1　小型加振器および圧電式加速度計

表－1　小型加振器の仕様

項目	仕様
最大加振力	31N
ストローク	13mm
形状	135×171×89 mm
重さ	3.1 kg

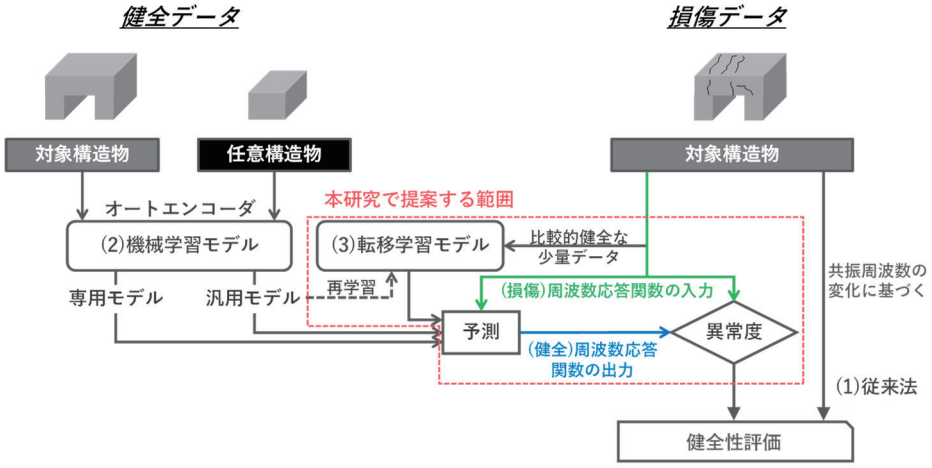
応答加速度は内藤らに倣い[11)]，30 グループ分の 0.3072 秒間切り出し波形について，それぞれ高速フーリエ解析により振幅スペクトルを求め，30 グループのデータを平均化処理することで 1 測点の周波数応答関数とした．この測定方法に要する時間は，約 0.3 秒（512 プロット×20μs×30 グループ）であり，1 箇所当たりの測定時間として十分に短く実用的である．

2.2 異常検知手法

本研究で取扱う異常検知手法の概要を表－2 および図－2 に示す．ここで，「対象構造物」は異常検知する対象であり，「任意構造物」は「対象構造物」とは関係を有さない類似あるいは任意の構造物を指している．また，健全データとは初期値としての健全状態の局所振動特性であり，損傷データとは経年後あるいは損傷後の局所振動特性である．(1)従来法は，「対象構造物」の健全データの共振周波数を事前に知る必要があり，損傷データによる共振周波数の変化に着目して評価している．(2)オートエンコーダによる機械学習モデルは，専用モデルと汎用モデルがあり，前者は「対象構造物」，後者は「任意構造物」から健全データを取得し，オートエンコーダを構築する．そして，学習済みオートエンコーダで損傷データを後述する異常度という指標で評価する．(3)転移学習モデルは，「任意構造物」の健全データで学習したオートエンコーダを，「対象構造物」の比較的健全な少量データで再学習することによって，オートエンコーダを「対象構造物」用にカスタマイズするものであり，本研究の提案モデルである．

表−2　異常検知手法の一覧

異常検知手法		健全データ	損傷データ	評価指標
(1) 従来法		対象構造物	対象構造物	共振周波数の変化に基づき評価
(2) オートエンコーダによる機械学習モデル	専用モデル	対象構造物	対象構造物	周波数応答関数の再構成誤差(健全 vs 損傷)に基づき評価 ＝異常度
	汎用モデル	任意構造物		
(3) 転移学習モデル		任意構造物 ＋ 対象構造物		
		(健全)周波数応答関数の出力	(損傷)周波数応答関数の入力	



図−2　異常検知手法の概要

(1) 共振周波数の低下に着目した従来法 [9),10)]

局所振動による部材の 1 次の共振周波数は，近似的に両端自由の棒部材の縦振動の式(1)で算定される [17)]．実際にはコンクリート内部の鉄筋や 3 次元拘束（ポアソン比），部材形状や境界条件などの影響があるが，局所的には部材厚さ方向の重複反射が卓越する現象として考えられている．なお，既往の測定 [9),10)]において式(1)の算定値と実測値は比較的良く対応している．

$$f_0 = \frac{c}{2L} \tag{1}$$

$$c = \sqrt{\frac{E_d}{\rho}} \tag{2}$$

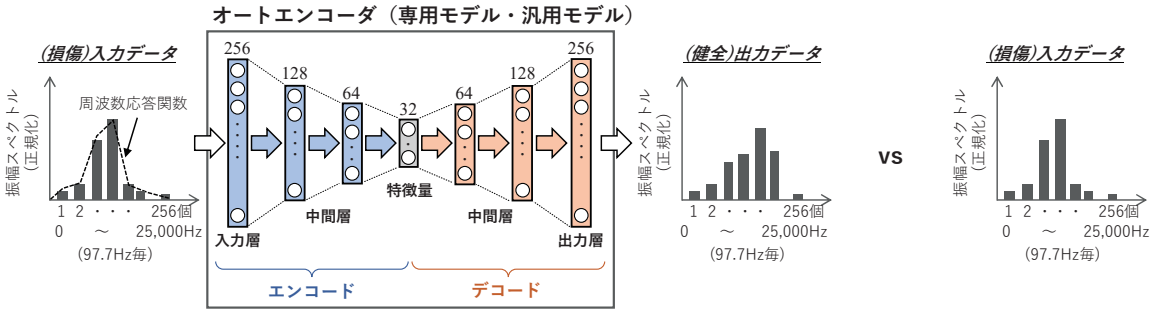
ここで，f_0は共振周波数，cは見掛けの音速，Lは振動長さ，E_dは動弾性係数，ρは密度である．

健全から損傷状態に移行した部材の局所振動特性は，式(2)から見掛けの音速 c が小さくなり，共振周波数が低下する．これに基づき，従来法では共振周波数の低下に着目して，部材の健全性を評価している．しかし，初期値として対象構造物の健全状態における共振周波数を把握する必要があることや，実構造物では部材側面からの反射の影響や，様々な部材形状と拘束条件等により周波数応答関数に複数のピークが存在するため，実務的に共振周波数といった単一の指標に基づく健全性の評価は難しいと考えられる．

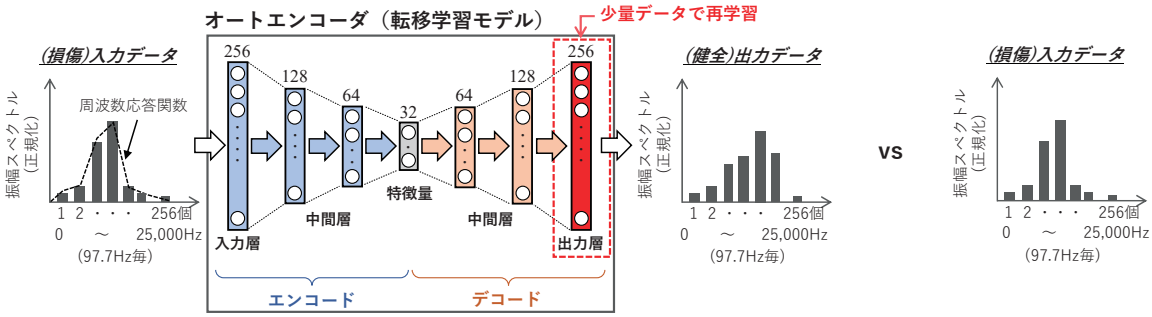
(2) オートエンコーダによる機械学習モデル [11)]

オートエンコーダによる機械学習モデルは，中間層のノード数を減らして次元削減（エンコード）を行い，逆処理によって元の次元データを再構成（デコード）するものであり，入力と出力は同じノード数を持つ．オートエンコーダが，健全状態の周波数応答関数のみを使用して学習するため，学習済みオートエンコーダは健全データの再構成はできるが，損傷データは再構成できない．この性質を利用して，対象構造物の測定データを学習済みオートエンコーダに入力し，入力層と出力層の再構成誤差を異常度として評価する．異常度が小さい場合は健全，異常度が大きい場合は異常として評価される．

本研究で使用したオートエンコーダの構成を図−3 に示す．エンコード層を 3 つ用いて 1/2 ずつ次元削減し，1/8 まで圧縮した後に，3 層のデコード層によって再構成する．本来，オートエンコーダの最適な層構成を検討する必要があるが，構造物毎に検討することは現実的でないため，ここでは 3 層の層構成で特徴の抽出が確認され



(a) 専用モデル・汎用モデル



(b) 転移学習モデル

図−3　オートエンコーダの構成

ている既往研究[11]に倣った．入力データは，局所振動試験法により取得した周波数応答関数を一次元データとして扱い，周波数分解能を 97.7Hz とし 0～25,000Hz（97.7Hz ×256≒25,000）の範囲を対象にして，入力層のノード数を 256 パラメータに設定した．

学習データは，周波数応答関数の縦軸（振幅）を振幅の最大値で正規化することで，コンクリート表面の接触状態や測定者によるバラツキ，小型加振器および加速度計の個体差を排除した．また，周波数軸は対象構造物の共振周波数の算定値（式(1)）を参照して基準化し，梁や床版のように部材厚や剛性が異なるコンクリート構造物の周波数特性をスケーリングした．さらに，学習データは，周波数応答関数 f_i $(1 \leqq i \leqq 256)$ を $f_{i\text{-}s}$ $(1 \leqq i \leqq 256, -3 \leqq s \leqq 3)$ へコピーして周波数軸方向にずらすことで，データ数を 7 倍にかさ増しした．学習に用いる最適化アルゴリズムは Adam，学習係数は 0.001，ミニバッチは 32，学習回数はオートエンコーダの再構成誤差が減少しなくなる程度として最大 500epoch に設定した．また，周波数応答関数は急峻な多峰性を有しているため，オートエンコーダに入力される周波数応答関数と再構成した周波数応答関数のピーク周波数が僅かにずれる場合でも，大きな再構成誤差として評価されてしまう懸念がある．そこで，移動平均により周波数応答関数のピークを滑らかにするとともに，ノイズ処理として周波数応答関数のピークの 20%を差し引いた値が負値となる成分をゼロとして処理した．以上の処理（移動平均，ノイズカット）によって，入力する周波数応答関数を f_i $(1 \leqq i \leqq 256)$，出力される再構成周波数応答関数を g_i $(1 \leqq i \leqq 256)$，再構成誤差を式(3)より異常度 e として評価した．なお，オートエンコーダによる機械学習モデルでは，健全データを対象構造物から直接取得できる場合（例えば，新設構造物）と，類似の任意構造物から取得せざるを得ない場合（例えば，既設構造物）が考えられる．表−2 および図−2 に示すように，本論文では前者を「専用モデル」，後者を「汎用モデル」と呼称する．

$$e = \frac{\sum_{i=1}^{256} |f_i - g_i|}{\sum_{i=1}^{256} g_i} \tag{3}$$

(3) 本研究で提案する転移学習モデル

転移学習[14]の背後にある考え方は，学習モデルが一般的なデータセットで学習されている場合，十分に一般的な予想モデルとして機能し，その学習モデルに再学習した新しい分類器を追加するだけで，再学習された特徴を活かした予想モデルにカスタマイズできるというものである．本研究の転移学習では，図−3 においてオートエンコーダの最終出力層を再学習する．

実務において，測定する対象構造物の全ての部位が損傷しているケースは稀であり，大半のケースで健全なデータを取得できる場合が多い．そこで，測定データのう

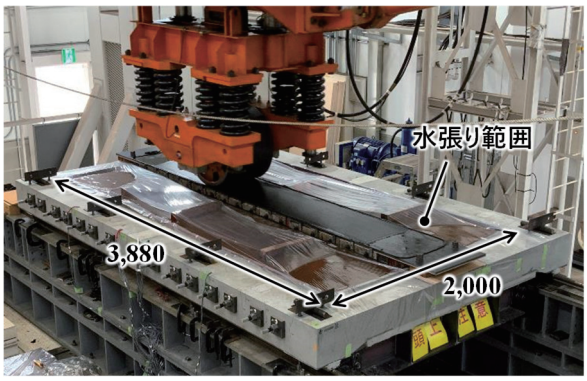
ち比較的健全な少量データを転移学習として利用し，前項の「汎用モデル」（図−2 参照，任意構造物の健全データで学習したオートエンコーダ）を対象構造物用にカスタマイズすることを考える．具体的には「汎用モデル」によって対象構造物の異常度（式(3)）を評価した後，異常度の低いデータを健全データとして抽出し，転移学習として再学習に利用する．

3. 床版試験体の概要

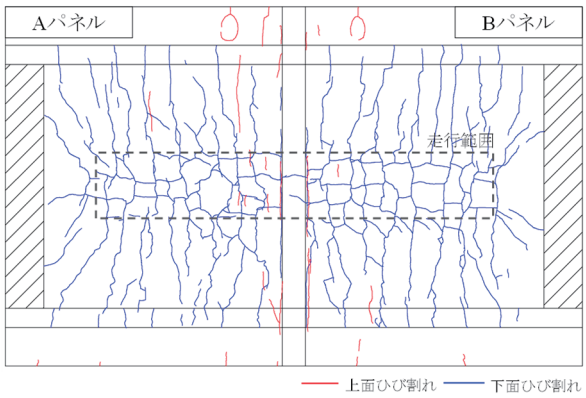
本研究では，著者らが過去に実施した輪荷重走行試験の床版試験体[15]を異常検知の測定対象として用いた．この試験体は，外寸法が長さ 4,500mm，幅 2,800mm，厚さ 220mm のポストテンション方式の PC 床版であり，A および B パネルを中央部で継手接合したプレキャスト PC 床版の疲労耐久性を評価するために製作されたものであ

表−3　試験サイクル

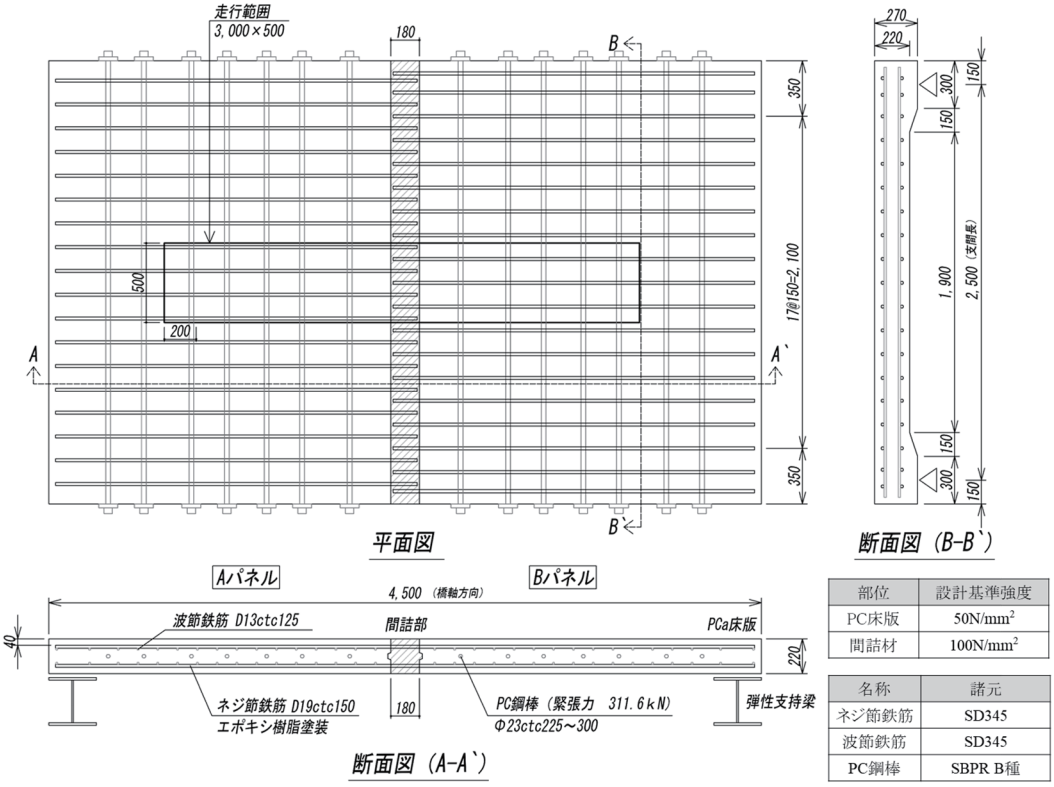
輪荷重 P_i [kN]	荷重毎の走行回数 n_i [回]	走行状態
250	100,000	乾燥
250	20,000	水張り
310	10,000	
490	25,000	



写真−2　水張り状態での輪荷重走行試験状況



図−5　床版試験体のひび割れ状況



部位	設計基準強度
PC床版	50N/mm²
間詰材	100N/mm²

名称	諸元
ネジ節鉄筋	SD345
波節鉄筋	SD345
PC鋼棒	SBPR B種

図−4　床版試験体の概要 [単位：mm]

る．本試験体はひび割れ性状やひび割れ幅に関する調査がなされており，橋軸方向（走行方向）の中央切断面では内部損傷が観察可能である．床版試験体の概要を図－4 に示す．輪荷重走行試験は，床版試験体を 2 辺単純支持（支間長 2,500m）となるように架台に設置し，床版端部には弾性支持梁を設けて実橋の連続版を模擬して実施した．輪荷重を 250kN とし乾燥状態で 10 万回走行させた後，水張り試験によって耐用年数 100 年相当を NEXCO 試験法 442[18]に従って評価している．その後，輪荷重を最大 490kN まで段階的に引き上げ，水張り状態で走行試験を継続している．試験サイクルを表－3 に示す．

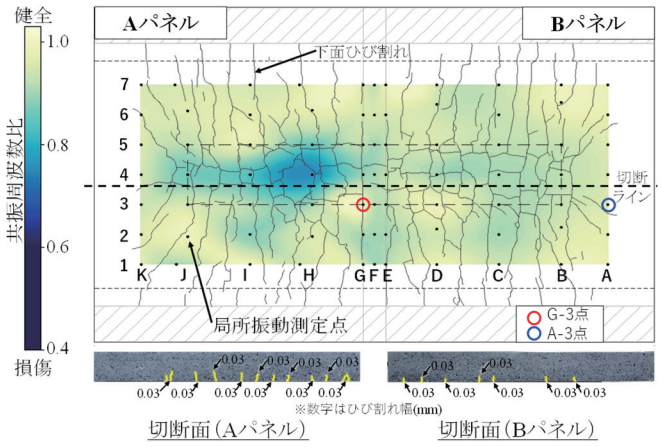
水張り状態での輪荷重走行試験状況を写真－2，ひび割れ状況を図－5 に示す．試験体の上面は，微細なひび割れが見られる程度であるが，試験体の下面は，主として橋軸直角方向のひび割れが発生し，走行範囲では亀甲状のひび割れに進展している．ただし，本試験体は疲労による押し抜きせん断破壊まで至っておらず，累積 155,500 回の走行試験で終了している．輪荷重走行試験の詳細は文献 15)を参照されたい．

4. 異常検知手法の評価結果

4.1 共振周波数の低下に着目した従来法

輪荷重走行後の床版試験体に対して，2.1 節で述べた局所振動試験を行い，各測点における周波数応答関数のピーク周波数から共振周波数を同定した．

図－6 は，試験体の健全状態における共振周波数（初期値 9,945Hz）で除した共振周波数比の分布を示した．図中の黒点は，局所振動の測点（計 77 測点）であり，共振周波数比が低いほど損傷状態にあり，高いほど健全であることを表している．図－6 を見ると，B パネル側に比べて A パネル側の走行エリア（測線 3～5）の共振周波数比が低く損傷状態にあると評価されている．この評価結果は，図－6 下に示す橋軸方向の切断面から分かるように，A パネル側のひび割れ本数が多い点で対応している．

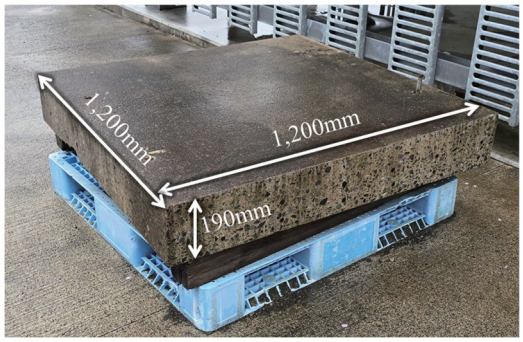


図－6　共振周波数比の分布

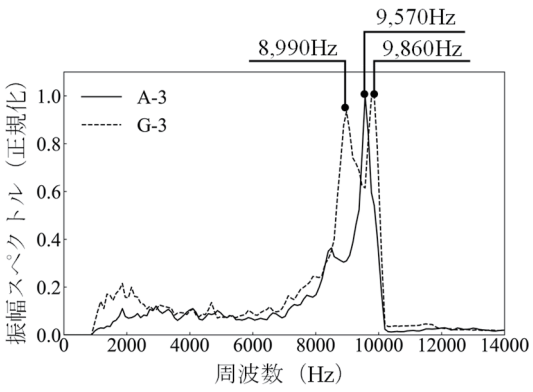
ここで，測線 3 における測点 A-3 および G-3 の周波数応答関数を図－7 に示す．測点 A-3 と G-3 はそれぞれ 9,570Hz および 9,860Hz にピーク（=共振周波数）が現れており，共振周波数比は 0.96 および 0.99 となるため，両測点とも健全であると評価される．しかし，測点 G-3 には共振周波数よりもやや低周波数側の 8,990Hz にもピークが存在しており，継手接合面の境界反射やひび割れの影響を受けていると考えられる．このように従来法では，測定データの周波数応答関数が多峰性を有する場合，共振周波数の同定が難しいことに加え，共振周波数以外の重要な振動特性を考慮できないため，損傷状態にあっても健全だと危険側に評価する可能性がある．

4.2 オートエンコーダによる機械学習モデル

床版試験体から得られた初期値としての健全データ（ランダムに計 111 測点を抽出）を用いて，オートエンコーダによる「専用モデル」を構築した．ここで，本来は輪荷重走行前の床版試験体でデータを取得すべきであるが，小型加振器の入手が間に合わなかったため，今回は輪荷重走行後の床版試験体に対して，目視で損傷がない試験体端部をランダムに抽出し，健全データとした．そして，前節で得られた輪荷重走行後の損傷データを用いて，「専用モデル」による再構成周波数応答関数を推定し，式(3)による異常度を評価した．



写真－3　任意構造物



図－7　測点 A-3 および G-3 の周波数応答関数

これとは別にオートエンコーダによる機械学習モデルに汎用性を付加するため，今回の床版試験体とは関係性を有さない写真－3 に示す任意構造物の健全データを用意した．これは，既設の浮桟橋から切り出されたものであり，切り出し箇所や環境条件，圧縮強度等の条件が不明なプレテンションの PC 平板（1,200mm×1,200mm×190 mm）である．厚さは±10mm 程度の変動があったが，外観で確認する限りでは，ひび割れや錆汁などの劣化は見られず，内藤ら [16]に示される健全な RC 平板の共振周波数の計測精度とよく対応していることから，本撤去部材を健全状態として位置付けた．この任意構造物に対して得られた健全データ（ランダムに計 360 測点）を用いて，オートエンコーダによる「汎用モデル」を構築した．「汎用モデル」により再構成された周波数応答関数を推定し，式(3)による異常度を評価した．

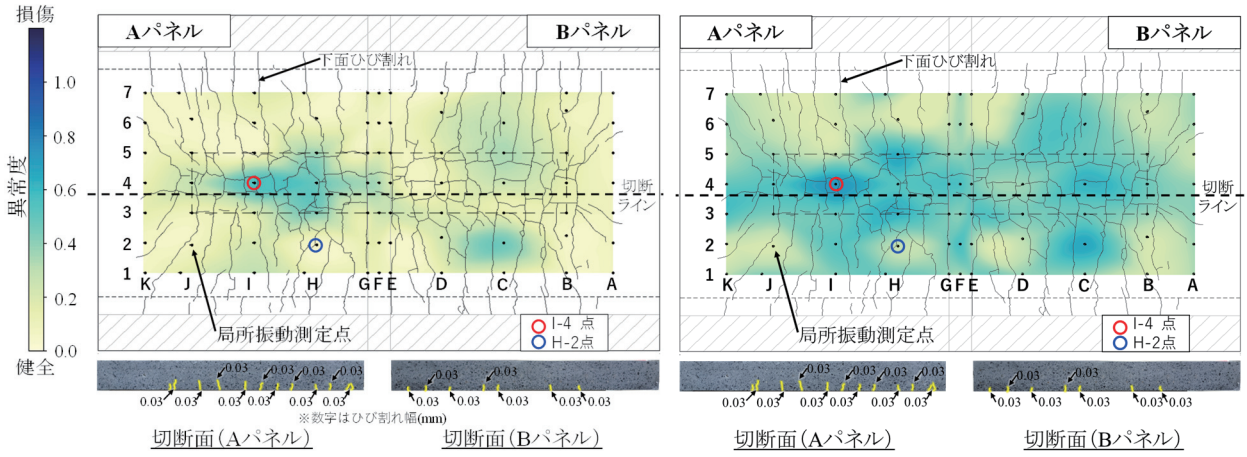
「専用モデル」および「汎用モデル」による床版試験体の異常度分布を図－8 に示す．図中より，両者の異常度分布は様相が異なり，「専用モデル」の方が図－6 で示した従来法の共振周波数比に類似していることが分かる．ここで，「専用モデル」は既往研究 [11]で妥当性が確認されているため，本研究では以降，正解値として取扱うことにする．

床版試験体の走行エリア（測線 4）について，両者の異常度を比較したものを図－9 に示す．A パネルの異常度が高い傾向は両者で見られるが，「汎用モデル」の方は B パネル側も異常度が高く，全体的に異常度を過大評価する傾向があることが分かる．「汎用モデル」は，任意構造物で健全状態のオートエンコーダを構築しているため，仕様の異なる床版試験体の周波数応答関数を上手く再構成できておらず，これが異常度を過大評価した主要因であると考えられる．

4.3 本研究で提案する転移学習モデル

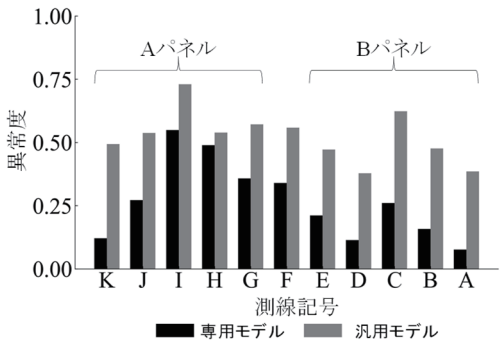
輪荷重走行後の床版試験体は，走行エリア以外では損傷が少なく，床版試験体の端部は比較的健全な状態であるため，この測定データを転移学習として活用することを考える．実際の既存インフラにおいても，全ての部位が損傷しているケースは稀であり，大半のケースで健全データを取得可能であると考えられる．

本研究では図－10 に示すように，「汎用モデル」で評価された異常度を低い順にソートし，上位 10%程度の測点を比較的健全な少量データとして抽出した．ここで，

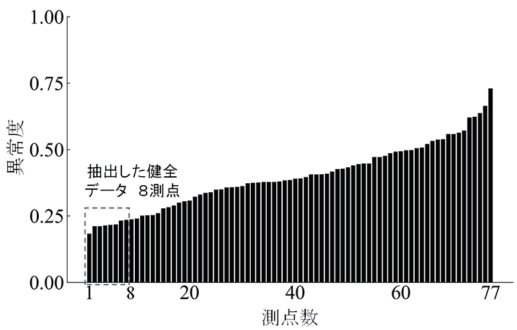


(a) 専用モデル　　(b) 汎用モデル

図－8　異常度分布の比較（専用モデル，汎用モデル）



図－9　測線 4 の異常度（専用モデル，汎用モデル）

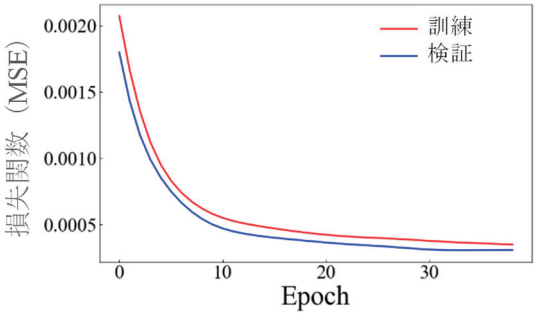


図－10　試験後の床版試験体の異常度（汎用モデル）

転移学習に使用するデータ数は，「対象構造物」毎に試行錯誤で決定する必要がある．本研究では，異常度の低い順に全測点数（計 77 測点）の上位 5%，10%，15%，20%を転移学習に用いるデータ数として検討した．その結果，正解値として扱う「専用モデル」との相関係数 R^2 がそれぞれ 0.86，0.92，0.90，0.91 となり，最も相関の高い上位 10%を選択した．しかし，「専用モデル」が構築できない場合にはこのような方法をとることができず，図－10 の異常度ソートから別途，抽出方法を検討する必要がある．この抽出方法については，更に事例データを集める必要があるため，今後の課題としたい．

抽出した健全データ（計 77 測点×10%≒8 測点）を用いて，前節の「汎用モデル」を再学習し，新たに「転移学習モデル」を構築した．転移学習における損失関数（平均二乗誤差 MSE）の推移を図－11 に示すが，概ね 30epoch で損失関数が十分小さく収束しており，過学習の傾向も見られない．

本研究で正解値として取扱う「専用モデル」を比較対象に，「転移学習モデル」による床版試験体の異常度分布を図－12 に示す．「転移学習モデル」の異常度分布は，



図－11　転移学習における損失関数

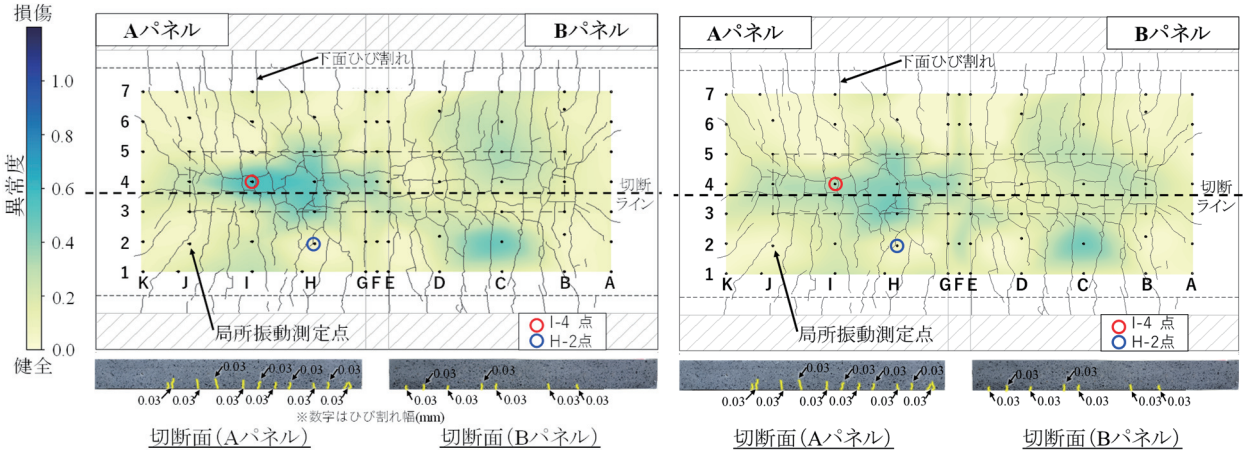
「専用モデル（正解値）」のそれと類似しており，前節で示した図－8(b)の「汎用モデル」から異常度の予測精度が改善されているように見受けられる．各手法の精度検証は 5 章で後述するが，転移学習用の比較的健全な少量データを用いて再学習した「転移学習モデル」は，正解値とした「専用モデル」の異常度分布と良好に整合している．

4.4 再構成された周波数応答関数の比較

床版試験体で異常度が高い A パネル（測線 2～6 および測線 J～G の範囲）に着目し，オートエンコーダによる機械学習モデル（「専用モデル」，「汎用モデル」）および「転移学習モデル」で再構成された周波数応答関数を測定データと比較して図－13 に示す．なお，縦軸(振幅)は振幅の最大値で正規化している．図－8 および図－12 の異常度分布には，異常度が最も高い測点 I-4 および最も低い H-2 をマーキングした．

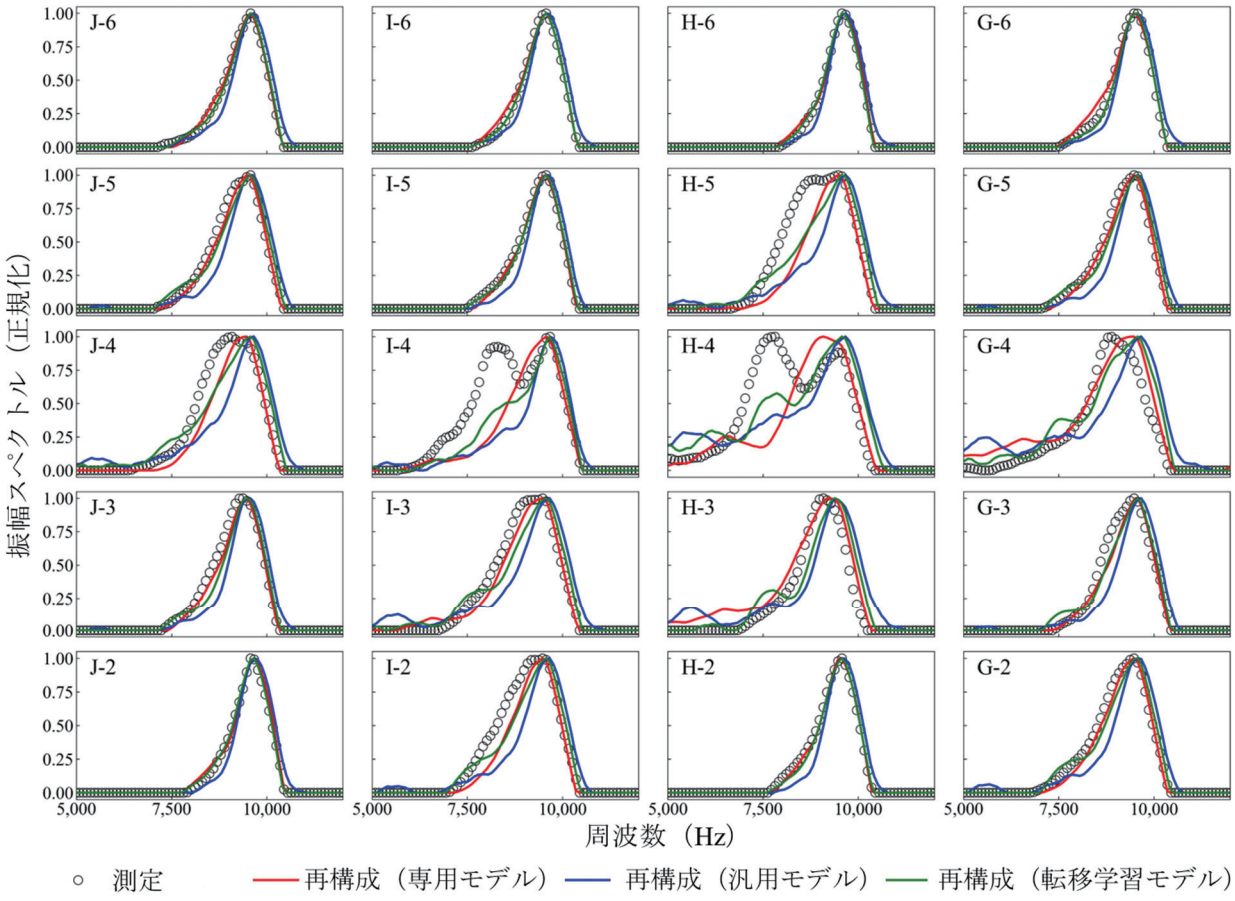
異常度の低い測点（例えば，測点 H-2）では，ピーク周波数を含めて測定データと再構成データは概ね整合していることが分かる．ただし，「汎用モデル」（青線）は裾野がやや狭い形状になっており，ピーク周波数以外の周波数帯については測定データを再現できていない．この誤差は，図－8(b)のように異常度を過大評価する要因になる．一方，「専用モデル」（赤線）および「転移学習モデル」（緑線）の再構成データは，裾野形状まで測定データと良好に整合している．

異常度の高い測点（例えば，測点 I-4）では，測定データにひび割れ面からの反射影響と考えられる 2 つのピークが存在するため，再構成データとの誤差が大きく，図－8 では異常度が高く評価されている．一方，「転移学習モデル」（緑線）は，異常度の高い測点 I-4 および H-4 において，測定データの多峰性を模倣する傾向が伺える．

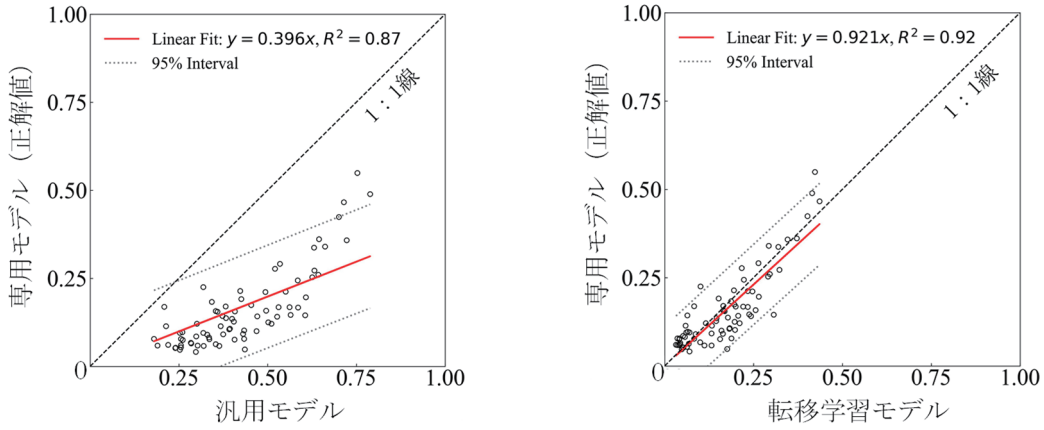


(a) 専用モデル（図－8(a)の再掲）　　(b) 転移学習モデル

図－12　異常度分布の比較（専用モデル，転移学習モデル）



図－13　再構成された周波数応答関数の比較（A パネル）



(a) 汎用モデル　　(b) 転移学習モデル

図－14　異常検知手法の精度検証

このような傾向は，B パネルの異常度が高い測点でも同様であった．

5. 汎用および転移学習モデルの精度検証

「専用モデル（正解値）」の異常度を比較対象に，「汎用モデル」と「転移学習モデル」の異常度をプロットしたグラフを図－14 に示す．

図－14(a)の「汎用モデル」は，「専用モデル」よりも常に下方に位置しており，約 2.5 倍の過大評価が見られるものの，「専用モデル」との相関（R^2=0.87）が確認できる．これに対して，図－14(b)の「転移学習モデル」では，

異常度が1:1線付近にプロットされており,「専用モデル」との高い相関（$R^2 = 0.92$）が確認された．転移学習は対象構造物の測定データのうち，比較的健全な少量データ（本研究では8測点）を用いて「汎用モデル」を再学習するものであり，図－14で示すように「汎用モデル」と比べて「専用モデル」との良好な整合が確認された．

以上より，「転移学習モデル」は，既設インフラの健全データを事前かつ大量に取得することが難しい実務において，有用な手法の一つとして期待される．一方，「汎用モデル」は異常度を過大評価するものの，正解値とした「専用モデル」との相関が見られるため，対象構造物の1次スクリーニングとして活用の可能性が期待される．今後は，転移学習で用いる比較的健全なデータ数の抽出方法，梁部材への適用，ひび割れの方向（鉛直，水平）による違いや補修履歴の有無など多くの試験データを集めて検証する必要がある．

6. 結論

本研究では，共振周波数の低下に着目した従来法，オートエンコーダによる機械学習モデル（「専用モデル」，「汎用モデル」），本研究で提案する「転移学習モデル」の異常検知手法を用いて，床版試験体を測定対象とした異常検知結果の比較を行った．また，「専用モデル」は既往研究[11]で妥当性が確認されていることから，これを正解値として他の手法の精度を検証した．本研究で得られた知見を以下に示す．

(1) 共振周波数の低下に着目した従来法は，異常検知に一定の効果が得られるものの，境界条件や損傷状態によって周波数応答関数に多峰性のピークが現れるため，健全性を危険側に評価する可能性がある．
(2) 既往研究[11]で妥当性が確認されたように，オートエンコーダによる機械学習モデルは，対象構造物の健全データを学習する「専用モデル」が最も異常検知の精度が高いと考えられる．しかし，実務への適用を考えた場合，既存インフラの健全データを大量かつ事前に入手し，「専用モデル」を構築することは難しいため，「専用モデル」は健全データの取得が容易な新設構造物の維持管理に適用するのが望ましいと考えられる．
(3) オートエンコーダによる機械学習モデルに汎用性を付加するため，初期値として対象構造物とは関係を有さない任意構造物の健全データを用いて「汎用モデル」を構築した．「専用モデル（正解値）」と比較すると，「汎用モデル」は異常度を約2.5倍，過大評価する傾向が見られた．これは，再構成した周波数応答関数と対象構造物の測定データによる周波数応答関数に誤差が生じているためである．
(4) 本研究で提案する「転移学習モデル」は，対象構造物の測定データのうち比較的健全な少量データを用いて，「汎用モデル」を再学習するものである．この「転移学習モデル」による異常度分布は，「専用モデル（正解値）」と概ね整合し，「汎用モデル」と比較して異常検知の精度向上が確認された．この手法は，「汎用モデル」を対象構造物用にカスタマイズしたものであり，対象構造物の健全データを大量かつ事前入手できない実務において，有用な手法の一つとして期待される．

本研究では，提案する転移学習モデルがコンクリート構造物の異常検知において，有用な手法の一つであることを示した．この手法は，対象構造物の健全データを大量かつ事前に入手できない場合でも適用できるため，道路，鉄道，港湾などの様々な既存インフラへの適用性が期待される．しかし，本研究の検証は輪荷重走行試験による床版試験体1体のみであり，更なる検証が必要である．さらに，本手法を実構造物に適用し，部材を構成する境界条件や異種材料（アスファルト，ボルト，金物等）の埋設などの影響を把握し，より実務的な手法へと改良する予定である．また，本研究で用いた異常度は，健全性との定量的かつ物理的な関係が明らかではないため，実構造物の調査および模型実験等を通して，異常度から損傷状態の解釈ができるよう，定義の見直しも含めて検討したいと考えている．

参考文献

1) 社会資本の老朽化対策情報ポータルサイト：“社会資本の老朽化の現状と将来”，国土交通省ホームページ，https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/maintenance/02research/02_01.html（参照 2024. 7. 18）
2) Katam R, Kumar VD, Kalapatapu P: “A review on structural health monitoring: past to present,” *Innovative Infrastructure Solutions*, Vol. 8, Art. Numb. 243, 2023.
3) 堀口賢一，本澤昌美，岡部成行，富山潤：ドローンによる撮影画像を用いたコンクリートのひび割れ点検，コンクリート工学, Vol.57, No.9, pp.687-692, 2019.
4) 上半文昭：ドローンを用いたコンクリート橋部材の詳細検査手法, コンクリート工学, Vol.57, No.9, pp.699-704, 2019.
5) 川嶋紘一郎：超音波非破壊検査・材料評価の現状，日本音響学会誌, Vol.76, No.11, pp.640-647, 2020.
6) 金光寿一，柳内睦人，木田哲量: 舗装熱を利用したサーモグラフィ法による床版内部の欠陥形状と温度分布変化の関係，コンクリート工学論文集, Vol.16, No.1, pp.31-44, 2005.
7) 松本直士，大島義信，野田翼，尾西恭亮，石田雅博：電磁波レーダ法を用いたRC床版の定量的状態判別手法，構造工学論文集, Vol.66A, pp.791-799. 2020.
8) 古川智洋，友田祐一，大津政康，木嶋政智：コンクリ

ート中の鉄筋腐食過程の AE 法による解明，コンクリート工学年次論文集, Vol.28, No.1, pp.1805-1810, 2006.
9) 内藤英樹，小林珠祐，土屋祐貴，杉山涼亮，山口恭平，早坂洋平，安川義行，鈴木基行：局所振動試験に基づく道路橋 RC 床版の内部損傷評価，土木学会論文集 E2（材料・コンクリート構造），Vol.73, No.2, pp.133-149, 2017.
10)Naito H, Sugiyama R, Bolander JE: Local Vibration Testing and Damage Evaluation for RC Bridge Decks. *Journal of Structural Engineering*, 146(9), 2020.
11)内藤英樹，木本智幸，藤岡光，藤倉修一，運上茂樹：振動測定とオートエンコーダによる RC 部材の地震時損傷の検知，AI・データサイエンス論文集, Vol.3, No.J2, pp.134-144, 2022.
12)峯誉明，渡辺明，國岡潤，八田孝，湯田誠，馬野元秀：オートエンコーダを用いた機械装置の異常検知，第 35 回日本知能情報ファジィ学会ファジィシステムシンポジウム講演論文集，FD1-3，2019.
13)郭家寧，造酒裕貴，藤田康寛，切通恵介，伊藤浩二：オートエンコーダを用いた地震計の時系列異常検知，第 34 回人工知能学会全国大会論文集，4L2-GS-13-03, 2020.
14)神蔦敏弘：転移学習，人工知能学会誌, 25(4), pp.572-580, 2010.
15)バルガスルベン，池野勝哉，前島拓，岩城一郎：接合界面形状の違いに着目したプレキャスト PC 床版の耐疲労性試験，コンクリート工学年次論文集, Vol.46, No.2, pp.811-816, 2024.
16)内藤英樹，杉山涼亮，松本泰季，堀見慎吾，鈴木基行：強制加振試験による RC 構造物の簡易点検手法の検討，土木学会第 72 回年次学術講演会，V-142, pp.283-284, 2017.
17)魚本健人：コンクリート構造物の非破壊検査技術，オーム社, 2008.
18)東日本高速道路・中日本高速道路・西日本高速道路：プレキャスト PC 床版接合部の疲労耐久性試験方法，NEXCO 試験法，第 4 編　構造関係試験方法，pp.86-89, 2020.

（2024 年 9 月 2 日受付）
（2025 年 2 月 4 日受理）