論文　RC 構造物の異常検知で用いる機械学習データの比較検討

Ruben VARGAS[*1]・池野　勝哉[*2]・山本　麗雄[*3]・内藤　英樹[*4]

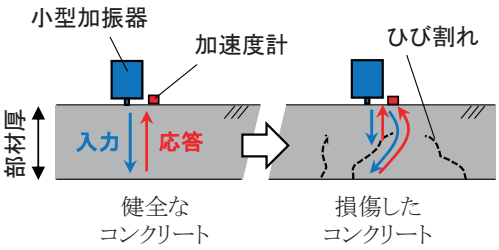
要旨：著者らは，機械学習のオートエンコーダを用いた RC 構造物の異常検知手法を提案している。オートエンコーダを構築する上で必要な健全状態の学習データは，数値解析によって模擬学習データを大量に生成する方法（FDTD モデル）や，類似あるいは任意の構造物から実測によって直接的にデータ取得する方法（汎用モデル）が考えられる。本研究では，床版および梁試験体の曲げ載荷実験を対象に，2 つの方法により構築したオートエンコーダを用いて，試験体の異常度を評価した。その結果，簡易な 2 次元解析で構築した FDTD モデルよりも，任意の構造物の学習データによる汎用モデルの方が試験体の損傷を良好に検知した。

キーワード：RC 構造物，非破壊試験，異常検知，FDTD 法，機械学習

1. はじめに

著者らは，動電式の小型加振器を用いた RC 構造物の非破壊試験法（以下，局所振動試験法 [1),2)]）の開発に取り組んでいる。局所振動試験法の概念図を**図－1** に示す。この手法は，小型加振器で幅広い周波数帯を含むホワイトノイズを構造物に入力し，加速度計で得られた応答加速度をフーリエ変換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共振周波数の低下に基づき，内部の損傷状態を推定するものである。

構造物内部にひび割れがある場合には，ひび割れ周りの波の回折や反射によって，共振周波数は健全状態である初期値から変化する。この共振周波数の変化に着目して，構造物内部のひび割れや空隙を推定することができる。しかし，この手法は初期値として健全状態での共振周波数を把握する必要があることに加え，反射波による複数のスペクトルピークが生じることによって客観的な評価が難しい点が課題として挙げられる。そこで，著者の一人である内藤ら [3)]は機械学習モデルの一つであるオートエンコーダを用い，健全状態のデータから特徴量を抽出することで，構造物の健全性を評価する手法を提案した。オートエンコーダは，入力データの特徴量を抽出することで効率的に次元圧縮し，その表現で再構成できるように訓練されたニューラルネットワークの数理モデルである。本モデルは，健全状態の良品データのみを学習させたオートエンコーダを用いて，再構成された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）を異常度とするため，共振周波数以外の振動特性をも考慮しているのが特徴である。本モデルにおいて汎用的な異常検知手法を構築するためには，健全状態の構造物から大量の学習データを取得する必要があり，数値解析によって模擬学習データを生成する方法や，類似あるいは任意の健全な構造物から実測によって直接的に学習データを取得する方法が考えられる。



図－1　局所振動試験法の概念図

本研究では，機械学習で用いる健全状態の学習データについて，上記 2 つの方法でオートエンコーダを構築し，後述する転移学習によってモデルをカスタマイズした。また，床版および梁試験体の曲げ載荷実験を実施し，ひび割れの進展に応じて局所振動計測を行い，2 つのオートエンコーダで評価した異常度について比較検討を行った。

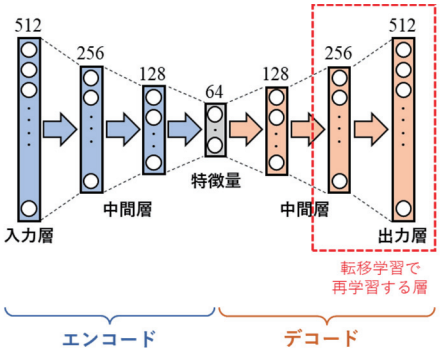
2. 本研究で用いる異常検知手法

2.1 機械学習モデルの概要

(1) オートエンコーダ

オートエンコーダによる機械学習モデル [3)]は，中間層のノード数を減らして次元削減を行い，逆処理によって元の次元データを再構成するものであり，入力と出力は同じノード数を持つ。オートエンコーダは，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，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 [3)]。本研究

*1 五洋建設（株）技術研究所　土木技術開発部主任　博士　(正会員)
*2 五洋建設（株）技術研究所　土木技術開発部グループ長　博士　(正会員)
*3 東北大学　工学部　建築・社会環境工学科
*4 東北大学　大学院工学研究科准教授　博士(正会員)



図－2　オートエンコーダと転移学習

で使用したオートエンコーダの構成を図－2 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。入力データは，局所振動試験法で取得した周波数応答関数を 1 次元データとして扱う。周波数分解能を 25Hz とし，0～12,800 Hz（25Hz×512＝12,800）の範囲を対象にして，入力層のノード数を 512 パラメータに設定した。学習データは，周波数応答関数を振幅の最大値で正規化することで，構造物表面と計測装置との接触状態の違いやバラツキ，小型加振器および加速度計の個体差を排除した。また，材料特性や寸法（厚さ）が異なる部材同士を比較するために，共振周波数の算定値（式(1)）を参照して，周波数軸を除して標準化した [4]。ここで，健全状態における共振周波数は，近似的に両端自由の棒部材の縦振動の式(1)および(2)で算定される [5]。なお，既往測定において算定値と実測値は比較的良く対応していることが報告されている [1),2)]。

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

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

ここで，f_0 は共振周波数，c は見掛けの音速，L は部材厚さ，E_d は動弾性係数，ρ は質量密度である。なお，c，E_d，ρは鉄筋の影響を無視して，コンクリートの物性値を与えてもよい。

学習データは周波数応答関数 f_i ($1 \leqq i \leqq 512$)を f_{i-s} ($1 \leqq i \leqq 512$, $-3 \leqq s \leqq 3$)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，再構成誤差として評価されてしまう可能性がある。そこで，10 パラメータ分の移動平均により周波数応答関数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。

以上の処理によって，入力する周波数応答関数を f_i ($1 \leqq i \leqq 512$), 出力される再構成周波数応答関数を g_i ($1 \leqq i \leqq 512$)とし，再構成誤差を式(3)より異常度 e として評価した。

$$e = \frac{\sum_{i=1}^{512} |f_i - g_i|}{\sum_{i=1}^{512} g_i} \tag{3}$$

(2) 転移学習

転移学習 [6)]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，その学習済モデルの一部の中間層や出力層を再学習によって更新するだけで，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ものである。

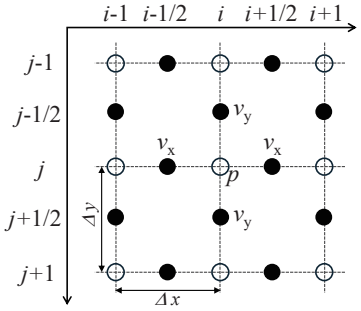
実務において，乾燥ひび割れや鉄筋腐食によるひび割れ，かぶりコンクリートの浮きや剥離等の劣化損傷が生じた RC 構造物では，全ての部位が酷く損傷しているケースは少なく，比較的健全な測定データを取得できる場合が多いと考えられる。この事実から，測定データの中で少量でも健全データを取得できるのであれば，これを転移学習として利用し，学習済みのオートエンコーダを測定対象用にカスタマイズすることを考える。

なお，本研究では試行錯誤の結果，図－2 に示すデコード 2 層を再学習の対象とした。

2.2 数値解析（FDTD 法）による模擬学習データ

深層学習による異常検知手法の汎用性と識別性能を高めるためには，様々な構造諸元や計測条件から取得した学習データが必要になる。しかし，このような大量データを実構造物から取得することは容易ではなく，数値解析によるデータ生成が有効と考えられる。そこで，計算モデルの簡便さと計算速度の利点から，有限差分時間領域法（Finite Difference Time Domain method; 以下，FDTD 法）[7)]によるコンクリート中の 2 次元弾性波伝搬解析から，健全な床版試験体と梁試験体の局所振動試験を再現し，周波数応答関数を取得することでオートエンコーダ（以下，FDTD モデル）を構築した。

FDTD 法は図－3 に示すようなスタッガード格子により，音圧と粒子速度の関係を逐次求めていく。時間 $t = n\Delta t$ のときの音圧 p は，格子点（$i\Delta x$, $j\Delta y$）において求まる。ここで，Δx, Δy はそれぞれ x, y 方向の空間刻み，Δt は時間刻み，i,j は空間ステップ，n は時間ステップである。さらに，x, y 方向の粒子速度 v_x, v_y は，式(4)～式(6)によって求まる。



図－3　2 次元スタッガード格子

$$v_x^{n+0.5}\left(i+\frac{1}{2},j\right)=v_x^{n-0.5}\left(i+\frac{1}{2},j\right)-\frac{\Delta t}{\rho\Delta x}\left\{p^n(i+1,j)-p^n(i,j)\right\} \quad (4)$$

$$v_y^{n+0.5}\left(i,j+\frac{1}{2}\right)=v_y^{n-0.5}\left(i,j+\frac{1}{2}\right)-\frac{\Delta t}{\rho\Delta y}\left\{p^n(i,j+1)-p^n(i,j)\right\} \quad (5)$$

$$p^{n+1}(i,j)=p^n(i,j)-\rho c^2\frac{\Delta t}{\Delta x}\left\{v_x^{n+0.5}\left(i+\frac{1}{2},j\right)-v_x^{n+0.5}\left(i-\frac{1}{2},j\right)\right\}$$

$$-\rho c^2\frac{\Delta t}{\Delta y}\left\{v_y^{n+0.5}\left(i,j+\frac{1}{2}\right)-v_y^{n+0.5}\left(i,j-\frac{1}{2}\right)\right\} \quad (6)$$

ここで，ρ は質量密度，c は見掛けの音速，p は音圧である。なお，FDTD 法では差分計算の安定条件として，式(7)を満足する必要がある。

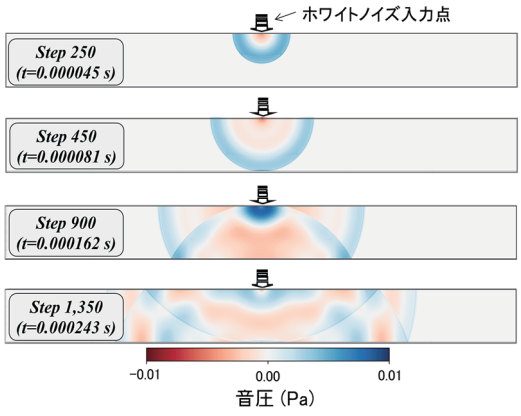
$$c\Delta t\le\left(\frac{1}{\Delta x^2}+\frac{1}{\Delta y^2}\right)^{-1/2} \quad (7)$$

ここで，$\Delta x=\Delta y=\Delta h$ を与えたとき，安定条件は式(8)となる。

$$c\frac{\Delta t}{\Delta h}<\frac{1}{\sqrt{2}} \quad (8)$$

2 次元弾性波伝搬解析では，試験体表面を完全反射とみなして，$v_x=v_y=0$ の境界条件を与え，質量密度ρは円柱テストピースの値とした。また，JIS A 1127[8]に従ってテストピースの 1 次共鳴振動数 f_0 を測定し，式(1)によって見掛けの音速 c を得た。また，上記の定式化では，波の減衰やせん断剛性の影響を考慮していないが，この簡易モデルによって局所振動試験による共振周波数は妥当に評価できることを確認している。

本解析では，床版試験体に対して空間刻みを$\Delta h=1$ mm，時間刻みを$\Delta t=0.18$ μs，梁試験体に対して空間刻みを$\Delta h=2$ mm，$\Delta t=0.35$ μs を与えた。波動伝搬解析は入力時間を $2^{18}\times\Delta$t とし，加振は 1,000～20,000Hz のホワイトノイズを音圧として与えた。解析結果例として，床版試験体の音圧コンターを**図－4** に示す。



図－4　FDTD 解析結果例（床版試験体）

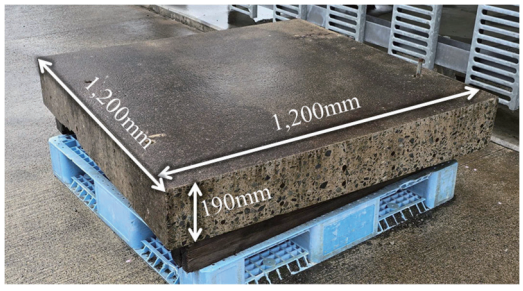
2.3 任意の構造物から取得した学習データ

本研究では，3 章で後述する試験体とは関係性を有さない構造物の健全データを用意した。**写真－1** に本研究で用いた任意の構造物を示す。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×190mm）である。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，本撤去部材を健全状態として位置付けた。この任意の構造物に対して得られた健全データを用いて，オートエンコーダを構築した。

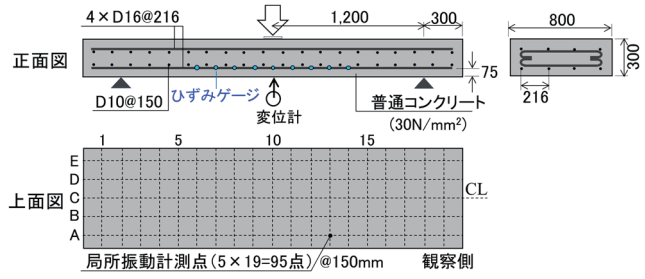
3. 床版および梁の曲げ載荷実験

3.1 実験概要

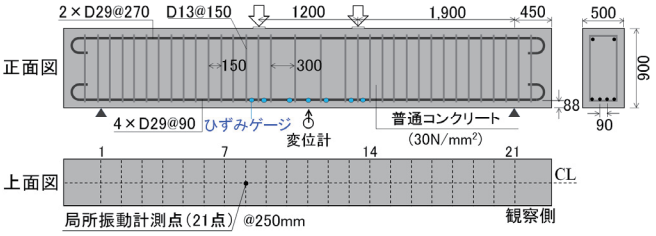
床版試験体と梁試験体の概要図を**図－5** に示す。床版試験体は全長 3,000mm×高さ 300mm×奥行き 800mm であり，試験体の長手方向には，主鉄筋 D16 を上下ともに 216mm ピッチで 4 本ずつ，短手方向の配力筋には D10 を 150mm ピッチで配置した。他方，梁試験体は全長 5,900mm×高さ 900mm×奥行き 500mm であり，試験体の長手方向には，引張側主鉄筋 D29 を 90mm ピッチで 4 本，圧縮側主鉄筋 D29 は 270mm ピッチで 2 本，せん断補強筋として D13 を 150～300mm ピッチで配置した。なお，鉄筋の材質は全て SD345 であり，コンクリートの目標圧縮強度は 30N/mm^2 である。実験に用いた鉄筋の機械的性質，コンクリートの材料試験値を**表－1** に示す。



写真－1　本研究で用いた任意の構造物



(a) 床版試験体



(b) 梁試験体

図－5　試験体の概要[単位:mm]

表－1　材料試験の結果

(a) 鉄筋の機械的性質

鉄筋径 D [mm]	降伏点 f_y [N/mm^2]	弾性係数 E [kN/mm^2]	備 考
10	370	187	床版試験体
13	389	191	梁試験体
16	389	186	床版試験体
29	384	200	梁試験体

(b) コンクリート材料試験値

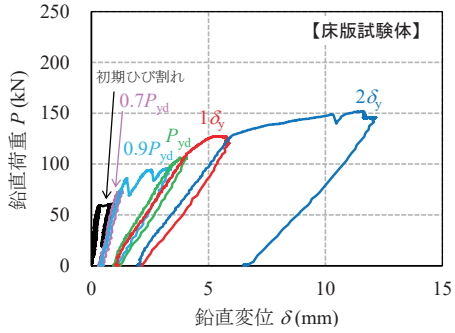
圧縮強度 f_c [N/mm^2]	割裂強度 f_t [N/mm^2]	見掛けの音速※ c [m/s]	密度 ρ [kg/m^3]	動弾性係数 E_d [kN/mm^2]	備 考
32.4	2.8	3,860	2,330	34.7	床版試験体
37.5	3.4	3,820	2,320	33.8	梁試験体

3.2 載荷方法

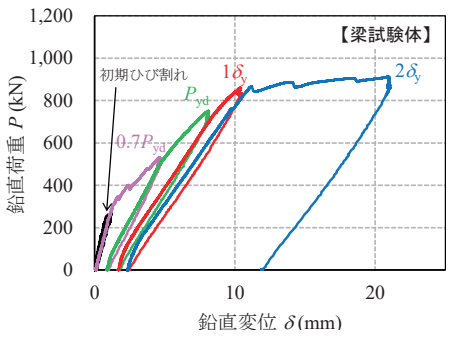
床版試験体はスパン中央に載荷点を設けた 3 点曲げ載荷，梁試験体は純曲げ区間 1,200mm の 4 点曲げ載荷とした。試験体支持には鋼製のピン支承および載荷版は試験体奥行よりも長く，試験体表面は平滑に仕上げしたが，ピン・載荷版と試験体表面の不陸処理は特に行っていない。10MN 油圧ジャッキにより試験体の上方から載荷した（図－5 参照）。材料試験結果（表－1）を用いた曲げ降伏荷重の計算値 P_{yd} は，床版試験体：103kN，梁試験体：756kN である。初期ひび割れ発生時，0.7P_{yd}，(0.9P_{yd})，P_{yd} および引張側の主鉄筋降伏δ_y，2 δ_y 時にそれぞれ除荷を行い，試験体上面より局所振動計測を行った。

3.3 荷重-変位関係およびひび割れ性状

実験で得られた荷重－変位関係を図－6 に示す。また，代表的な載荷ステップとして初期ひび割れ，P_{yd} および主



床版試験体



梁試験体

図－6　荷重-変位関係

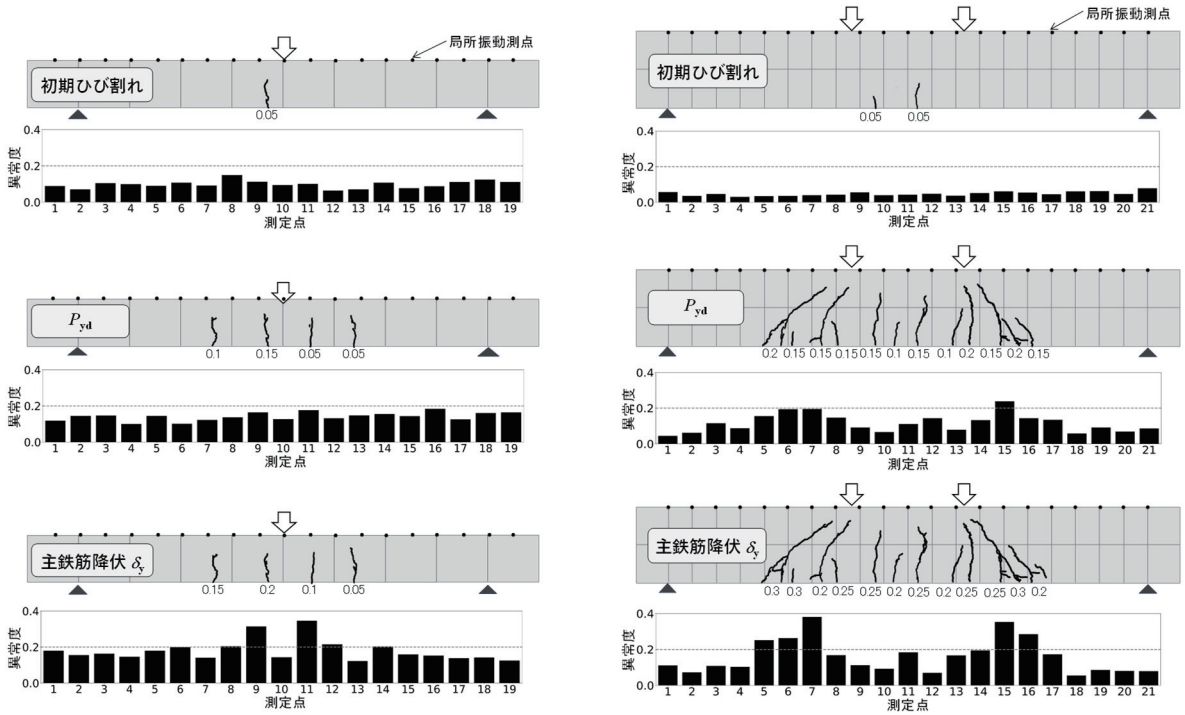
鉄筋降伏時のδ_yについてひび割れスケッチ（数字は除荷時のひび割れ幅）を図－7 に示す。床版試験体は，荷重 60kN で載荷点直下に初期の曲げひび割れが鉛直方向に生じ，δ_y の載荷ステップ除荷時にはひび割れ幅が最大 0.20mm まで発達した。図－6 の 0.9P_{yd} の載荷ステップでは，ひび割れの発生とともに鉛直荷重が上下に振動している。紙面の都合上，図－7 では 2δ_y の図示を割愛しているが，除荷時において最大 1.5mm のひび割れ幅が確認されている。梁試験体は，実験の都合上，0.9P_{yd} の載荷ステップを省略した。実験では荷重 270kN で純曲げ区間に鉛直方向の曲げひび割れが生じ，載荷ステップの進行に伴ってひび割れが分散するとともに，せん断スパンではひび割れが載荷点に向かう斜め方向に生じた。δ_y の載荷ステップ除荷時には最大 0.3mm，図示を割愛した 2δ_y では最大 3.5mm のひび割れが確認されている。

4. 異常検知手法の比較

4.1 既往研究による専用モデル

本研究では，既往研究 [3]で妥当性が確認されているオートエンコーダ（以下，専用モデル）の異常度を正解値とした。ここで，専用モデルとは載荷前の健全データで学習したオートエンコーダを指している。

載荷前の試験体について，ランダムに局所振動計測で測定した健全データ（データ数，床版試験体：756 測点，



(a) 床版試験体　　(b) 梁試験体

図－7　除荷時のひび割れスケッチと専用モデルによる異常度分布

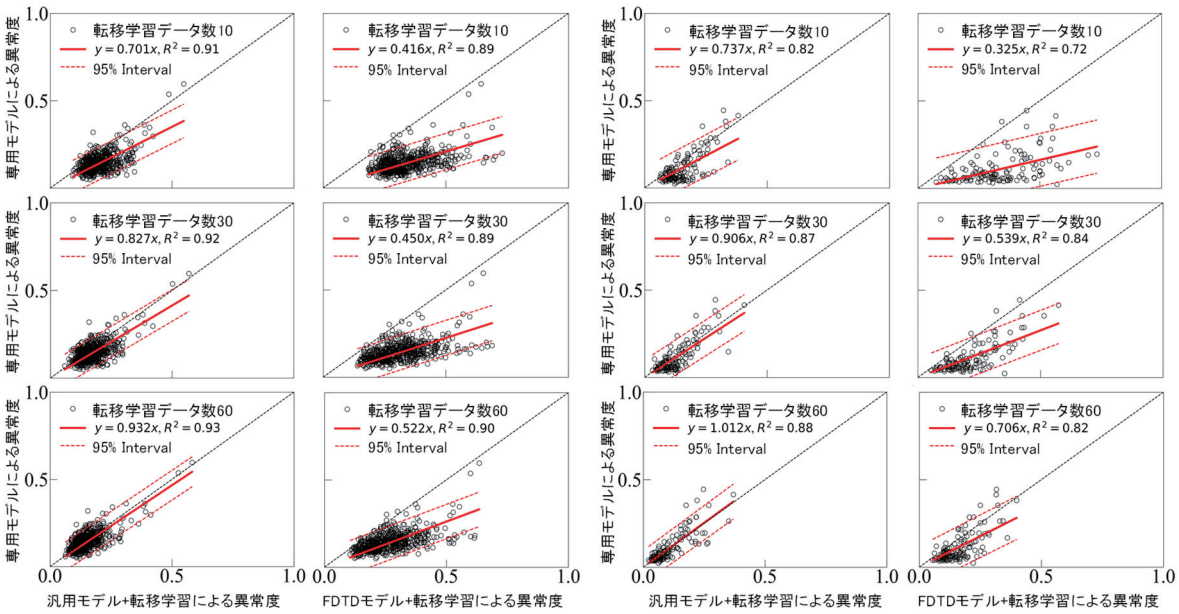
梁試験体：193 測点）を学習した専用モデルを用いて，試験体中央（床版試験体は測線 C）における各載荷ステップの異常度分布を評価した結果を**図－7** のひび割れ図に併記した。これを見ると，鉛直ひび割れについては検知可能なひび割れ幅を特定することが難しいものの，梁試験体に見られる斜め方向のひび割れ幅 0.15mm 以上で異常度が反応していることが分かる。これは，上方から入力した弾性波が斜めひび割れの周りを回折することで周波数応答関数が大きく変化するためである。このように，初期値として健全データを学習した専用モデルは，RC 構造物のひび割れ損傷を正しく検知しており，正解値として妥当であると判断した。

4.2 FDTD モデルおよび汎用モデル

2 次元 FDTD 法で生成した健全状態の模擬学習データ（97 測点）を用いて構築したオートエンコーダ（以下，FDTD モデル），**写真－1** に示した健全な任意の構造物から直接的に取得した学習データ（360 測点）を用いたオートエンコーダ（以下，汎用モデル）に対して，床版および梁試験体の載荷前の試験体に取得した健全データ（ランダムに 10，30，60 測点）で転移学習し，それぞれの試験体用にカスタマイズした。なお，これらのデータ数は，損失関数が十分小さく収束することを確認する。FDTD モデルおよび汎用モデルによる異常検知手法の精度検証を正解値である専用モデルと比較して**図－8** に示す。FDTD モデルの異常度は，専用モデルとの相関（R^2 = 0.72～0.90）が確認できるものの，床版および梁試験体ともに異常度のバラツキが大きく，正解値と位置付けた専用モデルよりも 1.4～3.0 倍大きな値を示した。これは，本研究での FDTD 法が 2 次元解析であり，複雑な境界条件の影響を考慮できていないこと，波の減衰やせん断剛性の影響を考慮していないこと等の理由から，FDTD モデルで生成したデータが本試験体の健全状態の振動特性を適切に表現できていない可能性が考えられる。一方，汎用モデルの異常度は，FDTD モデルと比較してバラツキが小さく，床版および梁試験体における転移学習のデータ数が増えるほど，専用モデルとの高い相関（R^2 = 0.82～0.93）が確認できる。本研究の範囲においては，30 以上のデータ数を転移学習することで，汎用モデルと専用モデルとの良好な対応が確認された。

本研究において，2 次元 FDTD 法による模擬学習データで構築した FDTD モデルは，十分な精度で異常値を評価することができなかった。今後は，奥行き方向の境界条件や波の減衰効果を付与した 3 次元 FDTD 法にモデルを精緻化していく予定である。

また，更なる高度化を目指し，構造物のひび割れの種類（角度，密度，長さ）を推定するためには，良品学習のみオートエンコーダでは不可能であり，損傷状態を個別に説明できるひび割れ種類のラベル付き学習データが大量に必要になる。このような高度化に向けて，数値解析による模擬学習データの作成は，極めて有効な手段になり得ると考えている。



(a) 床版試験体　　(b) 梁試験体

図－8　各モデルによる異常度 e の比較

5. おわりに

本研究では，床版および梁試験体の曲げ載荷実験を対象に，2 つの方法により構築したオートエンコーダを用いて，ひび割れ損傷を受けた試験体の異常度を評価した。主要な結論を以下に示す。

(1) 試験体の健全データを学習した専用モデルは，鉛直ひび割れについては検知可能なひび割れ幅を特定することが難しいものの，斜め方向のひび割れなど弾性波の回折が生じる場合にはひび割れ幅 0.15 mm 以上を検知できる可能性が示唆された。

(2) 2 次元 FDTD 法による健全データで学習した FDTD モデルは，床版および梁試験体ともに異常度のバラツキが大きく，正解値と位置付けた専用モデルよりも 1.4～3.0 倍大きな異常度を示した。これは，本研究で用いた 2 次元 FDTD 法は奥行き方向の境界条件が考慮されていないこと，波の減衰やせん断剛性の影響が考慮されていないため，健全状態の周波数応答関数を適切に再現できていないことが原因として考えられた。

(3) 任意構造物の健全データで学習した汎用モデルは，FDTD モデルと比較してバラツキが小さく，専用モデルとの相関（$R^2 = 0.82$～0.93）が良好であった。

(4) 本研究の範囲において，30 以上のデータ数を転移学習することによって，汎用モデルと専用モデルが良好に対応した。転移学習は，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，RC 構造物の異常検知において有用な手法と考えられる。今後は，道路，鉄道，港湾などの既存インフラへの適用を通して，更なる検証が必要である。

参考文献

1) 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.

2) Naito H, Sugiyama R, Bolander JE: Local Vibration Testing and Damage Evaluation for RC Bridge Decks. *Journal of Structural Engineering*, 146(9), 2020.

3) 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.

4) 加藤諒，池田昂矢，倉持尚子，内藤英樹: 転移学習を用いた道路橋床版の点検データの異常検知，土木学会全国大会第 79 回年次学術講演会，CS9-72，2024.

5) 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.

6) 神蔦敏弘：転移学習，人工知能学会誌, 25(4), pp.572-580, 2010.

7) Hideki Naito, John E. Bolander: Damage detection method for RC members using local vibration testing, *Engineering Structures*, Vol.178, pp.361-374, 2019.

8) 日本産業規格: JIS A 1127 共鳴振動によるコンクリートの弾性係数，動せん断熾性係数およびポアソン試験方法, 2010.