

ニューラルネットワークを用いた逆解析による梁のレベル別欠損同定

信州大学大学院 学生会員 ○瀨瀬恭敏
信州大学工学部 正会員 小山 茂

1. はじめに

近年、構造物に対して長寿命化対策が求められている。維持管理の手法として、土木分野ではAIの導入が進んでおり、その一つに画像処理によるひび割れ検出技術がある¹⁾。しかし、この技術は高い精度で外部の損傷を発見できるものの、内部損傷の発見は困難である。構造物の外部情報から内部の情報を予測する一つの手法として逆解析があるが、順解析に比較して複雑であり解の唯一性の問題等から適切な解を見出すのは難しい。

そこで本研究では、逆問題の解法にニューラルネットワークを適用することを試みる。ニューラルネットワークは人間の脳機能を模した並列計算処理であり、人間が発見できない複雑なデータの偏りやパターンを発見することに優れているため、こういった問題の解決に適している可能性がある。ここでは、欠損によって剛性の低下した梁を対象に、その振動特性からニューラルネットワークを構築し、欠損箇所とその欠損レベルを予測し精度について確認した。

2. 解析対象

(1) 対象とする梁

本研究では、図1に示すような片持ち梁を対象として、梁を10の要素に等分割したときの各要素の欠損段階を振動特性から求めることを試みる。梁の諸量として、論文²⁾を参考にして梁の全長を0.6[m]、断面積を $2.5 \times 10^{-3}[\text{m}^2]$ 、断面二次モーメントを $5.208 \times 10^{-7}[\text{m}^4]$ 、ポアソン比を0.3、質量密度を $7800[\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}]$ とした。

(2) データセットの構築

本研究では、特徴量データとして固有振動モードと固有振動数を利用した。教師データとしては各要素の剛性値をレベルごとに変換したものを利用し、多クラス分類を行った。欠損していない要素のヤン

グ率を $2.1 \times 10^{11}[\text{Pa}]$ とし、欠損レベルは表1のように欠損していない正常なヤング率からの低下率ごとに3段階にレベル分けを行った。今回は、断面二次モーメントの値は固定し、ヤング率のみを変化させ剛性値の低下を表した。まず、FEMモデルの固有値解析によりある要素の剛性が低下している場合の固有振動モードと固有振動数を求めた。本研究では、発生している欠損の箇所は複数でもよいとした。また各要素の剛性値は正常値1種類と欠損値2種類の3種類とした。よって1つの固有値解析パターンにおいて、10要素にそれぞれ3通りの剛性値が割り当てられるので、 3^{10} 通りの欠損パターンが存在する。また、欠損している場合の2種類の剛性値の決定方法は、欠損レベル1と2でそれぞれ4種類用意し、合計8種類のヤング率から2種類を選ぶことで欠損剛性値を割り当てた。よって総データ数としては、 $3^{10} \times 8C_2 = 1594323$ 個のデータを用意し学習データとした。

テストデータは、学習データに用いた8種類とは別に未学習のものを複数用意し、検証を行った。

(3) ニューラルネットワークの構築

ニューラルネットワークは入力層、中間層3層、出力層の5層構造とし、入力層のノードは11節点すべての6次までの固有ベクトル66個と固有振動数6個で合計72個、中間層のノード数は各層で700個とした。出力層は10要素の各欠損段階を出力するため30個となる。

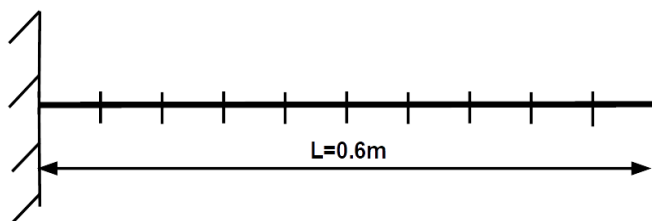


図1 解析対象

キーワード ニューラルネットワーク、逆解析、ヤング率、振動特性

連絡先 〒380-8553 長野県長野市若里 4-17-1 信州大学工学部 TEL 026-269-5051

表 1 欠損レベルの基準

欠損レベル	正常値からの低下率
レベル 0	5%未満
レベル 1	5%以上, 20%未満
レベル 2	20%以上

3. 解析結果

本研究では、欠損箇所が何か所であっても予測可能であることを確認するため全ての欠損パターンについて予測を行った。テストデータの予測精度についてまとめたものを表 2 に示す。本研究における予測精度は、10 要素のうち全ての要素の欠損レベルを同定できたものを正解とし、一つでも間違えたものを不正解とする。予測結果としては、未学習データに対しても予測精度は 99%となっており、高精度で振動特性から剛性低下の予測が可能であると考えられる。

まず予測が可能であった例として図 2 のような欠損パターンを持つ梁を示す。要素番号は一番左を第 1 要素とし、そこから順に一番右を第 10 要素とする。図中の要素の中の番号は各要素の欠損レベルを表している。このような梁の振動特性から予測した欠損レベルを図 3 に示す。図 2 のように欠損が梁全体にかけて生じている場合でも、箇所、欠損段階を問わず、高精度の欠損予測が可能であった。

次に予測できなかった例として、図 4 のような欠損パターンを示す。そのときの振動特性から得た予測結果を図 5 に示す。この場合では、第 10 要素の実際の欠損レベルは 1 であるのに対して、予測ではレベル 0 となっている。基本的には高精度で欠損段階の予測が可能であるものの、予測できない例も見られ、特に第 10 要素で予測ミスが起きるケースがみられた。特徴量として用いている固有振動数や固有ベクトルが限りなく一致している場合に予測に間違いが生じることが考えられる。

表 2 正解と不正解の割合

	正解	不正解
割合 (%)	99.3%	0.7%

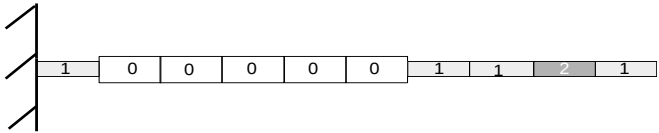


図 2 一部が欠損している場合

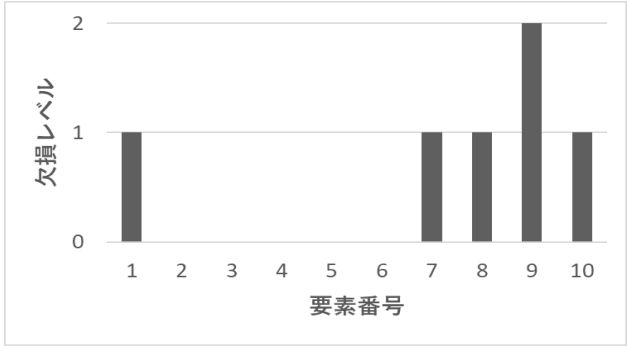


図 3 予測欠損レベル

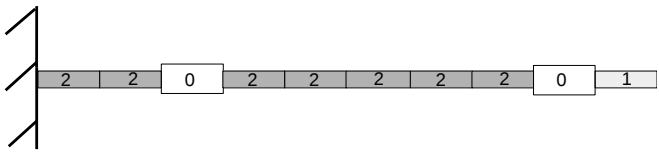


図 4 小程度の欠損が全体に及ぶ場合

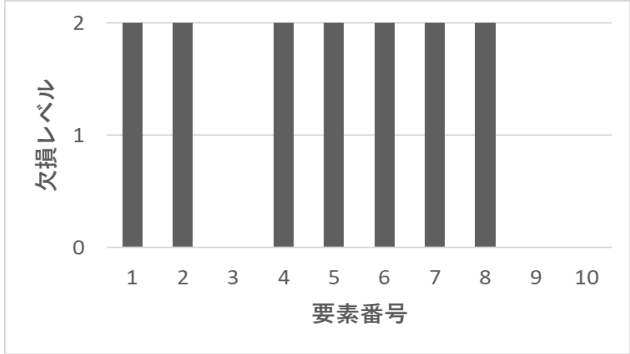


図 5 予測欠損レベル

参考文献

1) 藤田悠介・中村秀明・浜本義彦：画像処理によるコンクリート構造物の高精度なひび割れ自動抽出,土木学会論文 集 F, Vol. 66, No. 3,459－470,2010.9

2) 吉川忍・松田聡浩・矢川元基：ニューラルネットワークに基づく逆問題解析法のための学習データ適切化法,日 本機械学会論文集（C 編）60 巻 580 号（I 994-12）論文 No. 94－0606