

構造・材料の変化に頑健な機械学習による損傷同定手法についての研究

愛媛大学大学院 学生会員 ○佐久間 啓蔵 愛媛大学大学院 学生会員 近藤 健一
愛媛大学大学院 非会員 熊岡 幸司 愛媛大学大学院 正会員 全 邦釘

1. はじめに

橋梁の老朽化は、我が国において重大な問題である。従来の事後保全的な維持管理のままでは補修費などの負担が大きく、計画的かつ予防的な対応への転換が求められてきている。こういった問題から定期的な近接目視点検を実施することが義務付けられたが、近接目視には橋梁に対して隅々まで点検を行うには技術者が不足していることや、個人差が生じるといったような問題も多い。そのような現状から、既存の橋梁の定量的な損傷・劣化状況の評価を行っていくための点検手法を確立することが望まれている。そのため、構造物の振動に着目した研究が進められてきているが、損傷が振動に及ぼす影響の複雑さから実用化に至っていないのが現状である。

本研究では、アルミニウム製の I 型断面はり部材に対して振動試験を行うことで、取得される応答加速度の最大値や標準偏差、固有振動数が損傷の位置や種類にどういった影響があるか検討する。また、材料や構造に微小な変化を与えた損傷のある有限要素モデルを多数作成し、動的解析の結果を特徴量とし機械学習を用いて損傷同定システムを構築する。このような構造や材料特性が変化している構造物に対しても用いることが出来るという多様性を持つ手法の提案が目的である。

2. 供試体概要と振動試験

振動試験に用いた健全供試体 1 体と損傷供試体 4 体を図-1 に示す。材質はアルミニウム合金であり、材料特性を正確に知るために引張試験と超音波試験を行った。結果からポアソン比 0.35，弾性係数 67.72(GPa)であった。これらのパラメータは、有限要素モデルを作成する時に用いている。

これら I 型断面はり部材に対して上フランジ中央部に加振し振動試験を行った。なお、計測点は下フランジの上面に等間隔に 7 点とし、応答加速度を取得した。ここで、高速フーリエ変換を行い、算出した固有振動数を表-1 に示す。損傷があることで固有振動数が低下していることが損傷供試体 D を除いて確認できた。損傷が違うことで、固有振動数に与える影響も異なることを確認した。また、応答加速度の最大値、標準偏差を図-2 と図-3 に示す。最大値では、健全供試体に比べて、損傷供試体は最大値が低下している箇所が多いことが確認できる。標準偏差についても、健全供試体と損傷供試体に一定の差が確認できる。

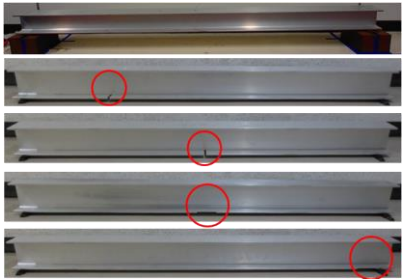


図-1 健全供試体と損傷供試体 A~D

表-1 固有振動数

健全	124.5Hz
A	122.1Hz
B	118.4Hz
C	123.3Hz
D	125.7Hz

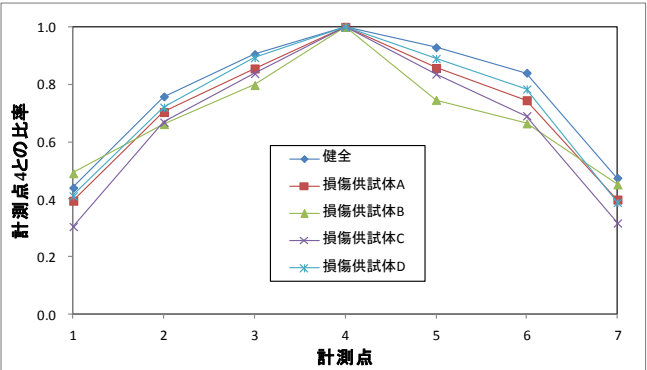


図-2 応答加速度の最大値

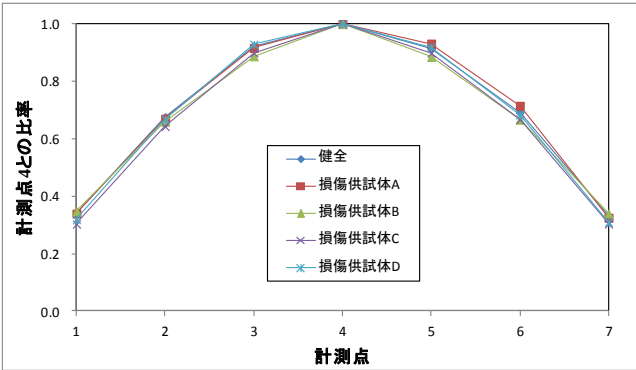


図-3 応答加速度の標準偏差

3. 損傷同定システムの構築

振動試験の結果から応答加速度の最大値や標準偏差、固有振動数が損傷位置や種類によって変動することが確認された。そういった関係性から自動的に損傷を同定するシステムの構築のために機械学習を用いた。機械学習を採用したのは、従来のアルゴリズムでは上手く扱えなかったり、人間が処理を行うには膨大すぎるデータであったりしても、コンピュータの処理速度を活かすことで高速化できるためである。本研究では、教師あり学習を使用して損傷同定システムを構築することにした。教師データには、有限要素モデルを解析した結果を用いている。損傷の同定には、損傷位置に加えて損傷の種類や損傷の程度も含める。損傷位置や種類といった離散的なカテゴリには決定木を分類器として、損傷の程度といった連続的な数値にはニューラルネットワークを回帰器として用いた。

機械学習を行うために大量の学習データが必要となるため、損傷モデルを多数作成した。損傷モデルは図-1に示す供試体を再現したものに加え、任意の損傷を与えたモデルとした。また、寸法や材料特性(密度・弾性係数・ポアソン比)を微小に変化させている。こうしたモデルを作成したのは、機械学習の枠組みで学習させることで、損傷同定システムが、構造物の形状や材料特性を完全には特定できない場合に利用できるようになると考えたからである。機械学習に用いた入力データは、作成した供試体から取得した応答加速度を用いた。出力データは、入力データに対応した供試体の損傷エリアや各エリアの損傷の種類、損傷の度合とした。こうした入力データと出力データを教師データとして機械学習の枠組みで学習させ、損傷同定システムを構築した。

4. 精度検証

構築した損傷同定システムの精度の検証に **Leave-one-out** 交差検証を採用した。決定木とニューラルネットワークを用いて構築した損傷同定システムでは、決定木においてき裂の有無を検出し、ニューラルネットワークにおいて腐食の程度を検出する。損傷同定システムの特徴量には、応答加速度の最大値、応答加速度の標準偏差、曲げ1次の固有振動数、さらに卓越周波数における振幅スペクトルの最大値を採用した。結果、特徴量を固有振動数とした場合にき裂の有無を約9割の精度で検出した。また、腐食の程度は平均絶対誤差という指標において応答加速度の標準偏差で4.23%と低く、高い精度で評価出来た。

さらに、実供試体を用いた精度の検証を行った。実供試体に振動試験を行い、取得した応答加速度から特徴量を算出した。実供試体での検証には、4つの特徴量を全て用いた損傷同定システムを構築し、採用した。き裂損傷供試体と減肉損傷供試体の予測結果を図-4と図-5に示す。き裂損傷供試体では、き裂を正確に検出出来た。減肉損傷供試体では、中央部では隣のエリアとして検出され、端部では損傷の検出が困難だった。

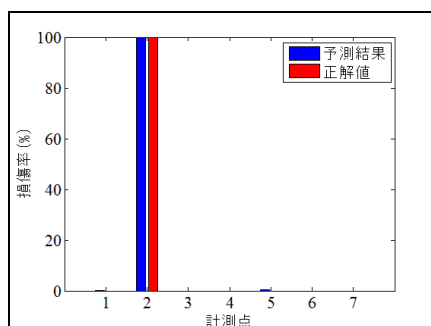


図-4 き裂供試体の予測結果

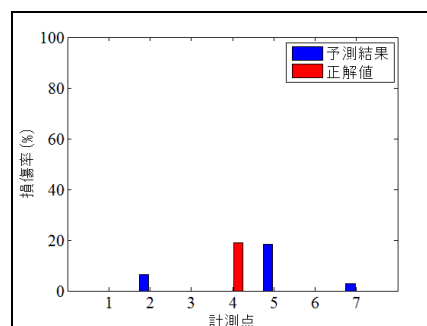


図-5 減肉供試体の予測結果

5. まとめ

- 1) 振動試験を行い、取得した応答加速度から損傷位置や種類によって、応答加速度の最大値や固有振動数が変動することを確認した。
- 2) 材料や構造に微小な変化を与えた損傷モデルを解析し、取得した応答加速度と損傷モデルの損傷位置や種類、度合いを学習データとする教師あり機械学習による損傷同定システムを構築した。
- 3) 損傷同定システムで実供試体のき裂損傷の位置を明確に検出できたが、今回の場合では減肉損傷の位置や程度の特定には至れず今後の課題としたい。