多点同時計測と機械学習を用いた損傷同定 手法のI型断面はり部材への適用

全 邦釘¹・蔵本 直弥²・熊岡 幸司³

¹正会員 愛媛大学准教授 工学部環境建設工学科 (〒790-8577 愛媛県松山市文京町3)
E-mail:chun@cee.ehime-u.ac.jp

²正会員 株式会社横河技術情報 (〒279-0012 千葉県浦安市入船1-5-2)

³学生会員 愛媛大学大学院理工学研究科 生産環境工学専攻 (〒790-8577 愛媛県松山市文京町3)

構造物の安全な供用や、的確な維持管理戦略の策定のためには損傷を適切に評価する必要がある。そこで本研究では、振動時の加速度計測結果を教師あり機械学習の一種であるRandom Forestによる枠組みで解釈することで、損傷を自動判定する仕組みを提案する。振動をもとに損傷度を調べるような取り組みは多くあるが、必ずしもその精度は十分ではなく、実用化に至っているとは言い難い。そこで本研究では固有振動数以外にも対数減衰率や応答加速度の最大値、標準偏差にも着目し、情報量を増やして精度を上げることを試みた。また計測点についても7点と、綿密に構造物の異常を計測できるような多点計測とした。Random Forestはそのような情報の増加にも耐えうる手法であり、実際に交差検証や供試体の振動試験結果をもとに精度を検証した結果、高い精度であることを確認した。

Key Words : damage detection, machine learning, finite element analysis, vibration, random forest

1. はじめに

近年、高度経済成長期に多く建設された橋梁の劣化や損傷が顕在化しており問題となっている。これらの適切な点検、維持管理のために平成26年7月に国土交通省より橋梁定期点検要領¹⁾や道路橋定期点検要領²⁾が施行され、2m以上の道路橋を5年に1回の頻度で近接目視点検することが義務化された。しかし2m以上の橋梁は全国で約70万橋あり³⁾、これらの点検には大変な労力と経費を必要とする。また、このような目視を基本とする点検では、点検員によって判定がばらつくという主観性、非定量性や、損傷の見落としが問題となる。

これらの課題の解決を目指し、これまでに様々な損傷検出手法、損傷同定手法が提案されてきた。特に振動特性に着目したものが多く^{4)~11)}など、Rytterはそれらについて以下のような4つのレベルに分類を行っている¹²⁾。

- Level 1 (detection) : 損傷の有無の判定
- Level 2 (localization) : 損傷位置の検出
- Level 3 (quantification) : 損傷程度の判定
- Level 4 (prediction) : 残存寿命の予測

これらの研究のうち特に多いのが、低次の固有振動数の変化に着目したもので、それらは文献(13)、(14)などでまとめられている。この手法は計測必要点数が少なく、

また橋上からでも計測できるため容易であるが、その反面、多くはLevel 1の損傷の有無の判定に留まっている。これは、計測点数が少ないがために、逆に位置の検出や程度の同定のためには情報量が少ないことが要因の1つとして挙げられる。情報量を増やせば損傷の有無にとどまらない幅広い評価が出来ると期待でき、このような検討を行った事例は例えば文献(15)~(18)など存在する。しかし一方で計測やその計測結果の解釈の難度も高くなるため、現状では、損傷が振動に及ぼす影響の複雑さに比して、手法や知見、適用事例の蓄積が未だ十分に揃っていないと考えている。現状、構造物の点検・評価は近接目視による目視・打音点検に頼っており、こういった機械学習を用いる手法が実用化していないのはその傍証であると思われる。

そこで本研究では、アルミニウム合金製のI型断面はり部材を対象に多点同時計測を行い、また固有振動数だけでなく衝撃を与えた時の応答加速度の最大値、標準偏差、および対数減衰率についても解析対象とすることで情報量を増やし、Level 2、3の損傷位置の検出および損傷の種類や程度の同定が可能かどうか検討を行う。

ただし、このような単純な構造物であっても、応答加速度の最大値などの振動特徴量がどの程度、損傷と関連性・説明力があるか現状では明らかではない。そこで、本研究では次ページの図-1に示すような教師あり機械

図-1 本研究の手法の全体像

学習の枠組みにより、得られた特徴量から損傷の位置、種類、程度を同定することを試みる。教師あり機械学習は入力と出力の組からなる学習データセットをもとに学習を行うことで、出力が未知である入力事例に対しても正しい出力を予測できるようにするという手法であり、ここでは入力である振動特徴量から出力である損傷を求める。

本研究では、多数の弱学習器を使用して高精度な予測を達成するアンサンブル法の一つである Random Forest¹⁹⁾によりき裂の位置をまず同定し、次いで損傷率を評価するという手法を提案する。Random Forestを訓練し、その性能を向上させるためには多数の学習データセットが必要となる。しかし、実際の構造物に種々の損傷を与えてデータを取ることは現実的ではないため、本研究では有限要素解析により損傷位置や程度を様々に変化させた構造物の数値解析を行った。その結果を用いて訓練した結果、高い精度で損傷を同定できることを leave-one-out 交差検証法、および実際のはり部材の試験により確認した。

2. 部材の概要および振動試験

前章で述べたように、本研究ではI型断面はり部材を用いて、構築した手法による損傷同定の可能性について検討を行った。本章ではまずその部材概要について述べる。なお、切削加工性が良いため損傷の模擬がしやすいという利点や、軽いため取り扱いが容易といった利点を

図-2 JIS5号供試体の概略 (L: 評価距離, B: 板幅, P: 平行部の長さ, W: 平行部の幅, R: 肩部の曲率半径)

図-3 アルミニウム材料特性試験の様子

考え、また弾性範囲内のみでの挙動であることも考慮し、鋼材ではなくアルミニウム材を採用している。

(1) 材料定数と部材寸法

本研究では、株式会社 UACJ 押出加工製のアルミニウム合金(Al-Mg-Si 系合金, JIS 規格 A6061S)汎用形材を利用した。標準的機械性質は Aluminum Standards & Data²⁰⁾などに記載されているが、より詳細な値を求めるため図-2に示す JIS5 号供試体を作製し、島津製作所社製万能載荷試験機 (載荷能力 10tonf)を用いて材料特性試験を行った。その様子を図-3に、結果を表-1に示す。

表-1 得られたアルミニウム合金の特性

弾性係数(GPa)	67.0
ポアソン比	0.35
引張強度(MPa)	197.7
破断伸び(%)	20.1
密度(g/cm ³)	2.675

また、本研究で用いたはりの全長、支間長はそれぞれ 2000mm, 1900mmであり、断面寸法は次ページの図-4に示す通りである。本研究ではこのような I 型断面はりについて、健全なもの 1 体、および損傷を与えたもの 4 体の合計 5 体作製した。これは後で損傷が振動特性に与える影響を調べることで、および損傷同定手法構築後にその妥当性を検討することを目的としている。以下、損傷を与えていない供試体を健全供試体、損傷を与えた供試

図-4 断面寸法

表-2 供試体に与えた損傷

損傷供試体 A	端部から 1000mm にき裂
損傷供試体 B	端部から 500mm にき裂
損傷供試体 C	端部から 950mm~1050mm に板厚減少
損傷供試体 D	端部から 1800mm~1900mm に板厚減少

図-5 損傷供試体A~D (赤丸で示した部位は損傷部)

体を損傷供試体A~損傷供試体Dと名付け、用いることとする。損傷としてはき裂を模擬した切り込み、および腐食減肉を模擬した板厚減少を下フランジ下面に与えた。き裂の大きさは幅10mm、奥行き125mm、減肉の大きさは幅100mm、減肉深さ5mm、奥行き125mmである。損傷供試体A~Dにどのような損傷を与えたか、その詳細を表-2に、また撮影画像について図-5に示す。

(2) 振動実験

本研究では、2.(1)で記載した健全供試体、および損傷供試体A~Dに対して振動実験を行う。図-6にその様子を示す。この部材の上フランジ中央部に、ゴム製の球体(136.10g)を200mmの高さより自由落下させ打撃を加えることで振動を与えた。なお、落下させる地点を固定させることで、打撃点のばらつきを抑えている。振動の計測には昭和測器株式会社の圧電型加速度センサ

図-6 振動試験の様子

図-7 加速度計設置位置 (単位はmm)

(a) 加速度波形

(b) フーリエ解析結果

図-8 健全供試体の位置dでの加速度波形およびフーリエ解析結果

MODEL2304Aを下フランジに7つ設置した。図-7に設置位置を示す。加速度センサで生じた電荷はアンプ内蔵電

図-9 健全供試体の有限要素モデル

図-10 衝撃荷重波形

図-11 有限要素モデルの例（損傷供試体 A）

源、A/Dコンバータ（A/D変換速度 2μ 秒，最大サンプリング周波数160kHz，A/D変換分解能16bits）を通してパソコンに記録されるという仕組みになっている．なおここではサンプリング周波数は20kHzとし，FIRフィルタを適用している．例として，健全供試体の位置dの加速度波形およびフーリエ解析結果を図-8に示す．構造物の固有振動数（124.52Hz）以外にも102.54Hz付近にも振動モードが全ての桁で確認できるが，これは床や支承などの影響と考えられる．また加速度波形からは20Hz前後のモードが目視可能であるが，これは上述の2種類の振動のうなりによるものである．

(3) 有限要素モデル

ここでは，2.(1)で述べた構造，および 2.(2)の振動実験を有限要素モデルとして再現する．有限要素解析にはダッソー・システムズ社の商用有限要素解析パッケージ Abaqus 6.14 を採用した．次ページの図-9に健全供試体の有限要素モデルを示す．要素には3次元8節点低減積分ソリッド要素(C3D8R)を用いており，節点数は 97443，要素数は 62400 である．作用荷重は図-10 に示すような衝撃荷重とし，接触時間については 0.01 秒とした場合に応答波形が非常に近似したためこれを用いた．また，陽解法での時間増分については2.(2)で述べた振動実験の

図-12 下フランジのエリア分け（単位は mm）

サンプリング間隔と同様に 5μ 秒とした．これは CFL 条件についても満たしている．

また，構築したモデルの妥当性の検証のため，本モデルにより得られる曲げ 1 次の固有振動数と，前節で述べた健全供試体の振動試験結果に FFT を適用し得られた曲げ 1 次の固有振動数を比較した．有限要素解析結果は 124.32Hz，実際のはりからは 124.52Hz という非常に近い結果が得られており，ここで構築したモデルは実験条件を適切に再現していると言える．

さらに，有限要素モデルには損傷を与えることも容易である．例えばき裂を与えた損傷供試体 A を再現した例を図-11 に示す．また，この例のように実際の供試体を再現したもの以外にも，任意の損傷を多数作成して解析することも容易である．これらの結果は損傷が振動特性に与える影響の評価，および図-1 右下の損傷検知システムの学習に用いる．本来，これらは実際の部材の振動実験より得られた結果のみで出来れば理想的であるが，損傷を与えた部材を多数作製するのは現実的には難しいため，このようなモデルを多数生成，解析し用いることとした．具体的な損傷の与え方は以下の通りである．まず下フランジを図-12 のように 7 エリアに分ける．図-12 においてそれぞれ，丸で囲われた数字がエリアの番号である．そして減肉損傷を与えると定めたエリアについては，そのエリア内を文献(21)を参考にポアソン乱数に従い減肉させた．き裂損傷を与えると定めたエリアについては，エリア内でき裂の位置を一樣乱数に従いランダムに定め，与えることとした．本研究ではこのようなモデルを 500 個作成し，それぞれについて動的解析を行った．

3. 機械学習手法

1章で述べたように，本研究では教師あり機械学習の枠組みにより，得られた特徴量から図-12に示すエリアの損傷度，およびき裂の有無を同定することを試みる．機械学習手法としてはRandom Forestを用いた．Random Forestは高精度で汎化性能も高い手法として知られており，また分類・回帰の両方が可能な手法である．本研究では，Random Forestを2回用いて精度を上げることとした．まず最初の1回めでき裂の有無を調べ，次にその情報も特徴量として損傷度を求めることとした．本章では

図-13 Random Forestの概念図

まずRandom Forestの概要について(1)で述べ、続いて入力として用いた特徴量について(2)で述べる。出力はき裂の有無と損傷率である。損傷率は、減肉損傷の場合はエリア内の断面欠損率として、き裂の場合はフランジ幅との比率として定義した。

(1) Random Forest

著者らは、コンクリートのひび割れを画像解析および機械学習により自動的に検出する手法をRandom Forestを用いて開発しているが²²⁾、読者の便宜を考え本節でも概要をまとめておく。Random Forestはランダムに選ばれた学習データおよび説明変数から構築される複数の決定木の結果を合わせてクラス分類、あるいは回帰を行うアルゴリズムである。概念図を次ページの図-13に示す。分類の場合は決定木の多数決で、回帰の場合はそれぞれの決定木の結果の平均値として求められる。Random Forestは多数の弱学習器を使用して高精度な予測を達成するアンサンブル法の一つであり、計算コストの割に非常に精度がよい。それぞれの決定木は元のデータ集合から重複を許容した上でランダム選択された複数個のサブセット、すなわちブートストラップサンプルから、ランダム選択された特徴量をもとに作成する。

また、それぞれの決定木の成長には CART 法 (classification and regression trees)²³⁾を用いている。CART 法において、ノード t でデータを分割する際の基準は、式(1)で表されるジニ係数の低下率が最大になるように決定した。

$$\Delta GI(t) = P_t GI(t) - P_L GI(t_L) - P_R GI(t_R) \quad (1)$$

$GI(t)$ はノード t におけるジニ係数、 P_t, P_L, P_R は、分割する前、分割した後の左側、分割した後の右側の個体の比率、 t_L, t_R は分割した後の左側および右側の枝の先のノードである。ジニ係数はクラス分類の場合以下の式(2)のように定義される。

$$\begin{aligned} GI(t) &= \sum_{i \neq j} p(C_i | t) p(C_j | t) \\ &= \sum_{i=1}^n p(C_i | t) (1 - p(C_i | t)) \\ &= 1 - \sum_{i=1}^n p(C_i | t)^2 \end{aligned} \quad (2)$$

上式で n はクラス数、 $p(C_i | t)$ はノード t でクラス i のデータが選ばれる確率である。右辺の第一式は、ノード t における誤り率であり、すなわち式(2)はもっとも誤り率を減らすことが出来るような決定木の分岐を行っていくということに対応している。回帰の場合もほぼ同様で、もっとも最小二乗誤差が小さくなるように分岐させる。

上記のような、CART 法により構築された決定木はそれ自体高い精度を持つ分類器であるが、しかし一方で学習データを完全に振り分けるまで分割を進めて木を成長させるため、過学習の問題が生じることが知られている。しかし Random Forest では、ブートストラップサンプリングで抽出した学習データ、ランダムで選択された特徴を個々の決定木の生成に用いているため、個々の決定木間の相関が低くなり、その結果として過学習の影響が非常に小さくなり、汎化能力が高まるという特長を持つことが知られている。

なお、すべての解析について決定木の総数を 5 から増やしていった結果、決定木の総数が 50 で十分に収束していることがわかったので、4 章以降の解析結果は全て決定木の総数が 50 の結果を示している。

(2) 機械学習に用いた特徴量

本研究で構築する手法では、Random Forest による解析を 2 回行う。1 回目の Random Forest による解析では対象エリアのき裂の有無を、2 回目の Random Forest による解析では対象エリアの損傷率を判定する。すなわち、Random Forest の出力として得られるのはある着目エリアのき裂の有無および損傷率である。一方で入力として Random Forest に与えるデータは、7 つの加速度計により計測された波形から得られる振動特徴量である。このように 2 回に分けて行う理由は、き裂と損傷率ではそれぞれ振動に与える影響が異なるため、異なる構造の分類器を用いるためである。

精度を向上させるためには入力として与える特徴量として適切なものを選ぶ必要がある。本研究では、解析や実験などによる試行錯誤の結果、曲げ 1 次の固有振動数、応答加速度の最大値、応答加速度の標準偏差、対数減衰率が有効であることを見出した。それらについて以下に述べる。

a) 曲げ 1 次の固有振動数

固有振動数は 1 章で述べたように損傷検知に非常によ

く用いられているパラメータであり，ここでも計測結果からFFTにより卓越振動数を求め，それを用いる．これまでの研究では曲げ2次やねじり1次の固有振動数，あるいはより高次元のものを用いられている例もあるが，FFT後の波形を観察する限り必ずしも明確に出ていないため，本研究では曲げ1次の固有振動数のみを用いることとした．この特徴量を v_1 とする．

b) 応答加速度の最大値

応答加速度の最大値は，損傷付近で大きくなるという特徴を持つ．しかし同時に衝撃荷重の大きさに大きく依存するため，その影響をなくすため，フランジ中央での応答加速度最大値との比率を計算し正規化することとした．本研究では図-7に示すように計7点で加速度の計測を行っており，それぞれ以下の式で表すことができる．

$$A_{\max i} = a_{\max i} / a_{\max 4} \quad (i = 1 \dots 7) \quad (3)$$

上式において A は正規化された加速度を， a は元の加速度を， $i = 1 \dots 7$ はそれぞれ図-7の加速度計測点 $a \dots g$ の計測結果を意味する．また，下付き文字の $\max$ は最大値ということを表している．本研究では計7点で計測しているが，フランジ中央での値は正規化のために用いているため，ここでは6つの特徴量が得られることになる．以下，これらを $v_2 \sim v_7$ とする．

c) 応答加速度の標準偏差

損傷の増大に伴い，振動波形に含まれる卓越成分および応答量そのものが変化するため，分散値，あるいはその変化率から損傷を同定できることが報告されている²⁹⁾．それに倣い，本研究では応答加速度の標準偏差を用いる．ただしこれも最大値と同様，衝撃荷重の大きさに大きく依存するため，その影響をなくすため，以下の式のようにフランジ中央での値で正規化を行った．

$$A_{\text{std } i} = a_{\text{std } i} / a_{\text{std } 4} \quad (i = 1 \dots 7) \quad (4)$$

上式の下付き文字の std は標準偏差であるということを表している．応答加速度の最大値と同様，応答加速度の標準偏差からも6つの特徴量が得られる．以下，これらを $v_8 \sim v_{13}$ とする．

d) 対数減衰率

実験より，対数減衰率については損傷の増大に伴い上昇すること，またき裂の有無により変化することが確認された．よってこれをそのまま用いることとする．加速度計測点は7点あるので，これらを $v_{14} \sim v_{20}$ とする．

(3) 損傷が特徴量に及ぼす影響

ここでは，上記の特徴量が損傷により変化するか，その一例として，中央に損傷が入った場合の特徴量の変化

図-14 損傷供試体A~Dの解析結果

を図-14に示す．図-14の「最大値」「標準偏差」という凡例はそれぞれ式(3)，(4)で示した中央で正規化した値を意味している．減肉，き裂という表記はそれぞれ中央部で減肉損傷を受けている場合，き裂損傷を受けている場合である．また，対称性を考慮し，図では桁の左半分のみ提示している．

図-14よりわかるように，損傷があると他の地点での値（図ではエリア1から3での値）が小さくなっている．これは，損傷があると応答加速度や標準偏差の最大値が損傷のある中央部で大きくなるため，中央の値で正規化した他の地点での値が小さくなっているためである．

また，同じく図よりわかるが，最大値と標準偏差では，他エリアでの減少の傾向が変わっている．エリア3において，最大値の減肉損傷時の減少率はき裂損傷時と比較して大きい，標準偏差については必ずしもそうとは言えない．こういった差を機械学習で考慮することで，損傷の違いを判定することが可能となっている．

4. 交差検証および実際の梁を用いた精度検証

本章では，3章で述べた手法で適切にき裂の有無および損傷率を評価できるかについて，交差検証および2章で実験を行った損傷供試体 A~D への適用により調べ，精度の検証を行った．

(1) 交差検証

ここでは，提案手法の有効性の検証を leave-one-out 交差確認法²⁹⁾により行った．leave-one-out 交差検証は，サンプル数を N とすると， $N-1$ 個のサンプルを学習に用い，その学習結果を用いて残り 1 つのサンプルを解析すること， N 回繰り返すことで精度を検証する手法である．本研究では 500 モデルの有限要素解析を行っており，すなわちサンプル数 $N=500$ である．

まずき裂の有無であるが，500 サンプルそれぞれに 7

表-3 き裂判定結果（交差検証）

正解 予測結果	き裂無し	き裂有り
き裂無し	3088	16
き裂有り	41	355

表-4 き裂判定結果（実際の供試体）

正解 予測結果	き裂無し	き裂有り
き裂無し	26	0
き裂有り	0	2

図-15 特徴量による平均絶対誤差減少量

ランダムにき裂を発生させた結果，3500 のエリアのうち 371 のエリアにき裂があり，残り 3129 のエリアにはき裂は存在しない．それらがどのように，Random Forest に $v_1 \sim v_{20}$ の 20 要素の特徴量を入力として与えて判定されたか，結果を表-3 に示す．正解率は 98.4% と非常に高くなっており，本手法の有効性がわかる．

次に，損傷率についても交差検証を行った．損傷率は， $v_1 \sim v_{20}$ の 20 個に，上で行ったき裂の有無の解析結果を v_{21} として加え，21 個の特徴量を入力として与え解析を行った結果，精度の向上が見られた．その結果を評価するため，以下の式(5)で表される平均絶対誤差を求めた．

$$\text{平均絶対誤差} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |d_i^* - d_i| \quad (5)$$

上式で， n はエリアの総数 3500， d_i^* は損傷率の正解値， d_i は損傷率の予測値である．求めた結果，平均絶対誤差は 2.78% と低く，精度よく評価できている．

また， $v_1 \sim v_{20}$ の影響度を調べるため，それぞれが抜けた場合の精度の低下率について調べた．その結果を図-15 に示す．図より，標準偏差の影響が大きいことがわかる．

(2) 損傷供試体を用いた精度検証

ここでは，図-5，表-2 に示した損傷供試体 A~D の振動試験での計測結果から特徴量を算出し，構築した損傷

(a) 損傷供試体 A

(b) 損傷供試体 B

(c) 損傷供試体 C

(d) 損傷供試体 D

図-16 損傷供試体 A~D の解析結果

エリアあるので，合計 3500 のエリアがあることになる．評価システムに入力として与える．なお，(1)の交差検

証では 499 のサンプルで学習を行っていたが、ここでは交差検証を行う必要がないため、500 のサンプルで学習を行った。解析結果を前ページの表4 および図-16 に示す。なお、板厚減少を与えた部分についてはき裂無しに分類される。端部について評価結果にやや誤差が見られるが、これは、端部の損傷が全体的な振動に及ぼす影響が小さいためであると考えられる。一方でき裂の有無は全て当たっており、また損傷率についても完璧に一致はしていないものの、損傷がある箇所と無い箇所を比較するとその差は明白であり、精度よく評価できていることがわかる。

5. まとめ

本研究では、振動試験から得られる特徴量を入力として与えることで、き裂の有無および損傷率を評価することのできるシステムを教師あり機械学習法により構築した。ここではまずき裂の有無を判定する分類器を Random Forest により構築した。そして次に、その得られたき裂の有無の評価結果についても入力として用いる Random Forest により損傷率の評価システムを学習した。このように、本研究では2段階で Random Forest を用いて精度を上げることを試みた。そして leave-one-out 交差確認法および実際の損傷供試体を用いて調べたところ、高い精度で損傷を評価できていることを示すことができた。この結果は梁の損傷検出にかぎらず、様々な構造の損傷検出、あるいは力学現象そのものが統計的アプローチにより説明できることを示唆しており、様々な計測データ量が蓄積されていくと考えられる将来を視野に入れた時に意義があると考えている。

今後の展望を以下に述べる。本研究ではアルミニウム合金製の供試体を用いて実験・解析を行ったが、鋼材を用いた場合にも同様な手法が適用できるか検討する必要がある。ただ、本研究で扱った梁の力学的挙動は線形の範疇であるため、基本的には鋼材でも可能であると考えている。また、梁だけではなく、橋梁などの構造物全体の損傷を検出する手法の構築も今後の課題である。例えば Random Forest を3段階にして、損傷を受けている梁をまず探し、次にき裂を探し、そして損傷率を求める、といった方法も考えられ、現在取り組みを進めている段階である。

参考文献

- 1) 国土交通省道路局 国道・防災課：橋梁定期点検要領, 2014. <http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/yobo3_1_6.pdf>, (accessed 2016.5.29).
- 2) 国土交通省道路局 国道・防災課：道路橋定期点検要領, 2014. <<http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/>

- yobo4_1.pdf>, (accessed 2016.5.29).
- 3) 国土交通省：維持修繕に関する省令（案）・告示（案）について、第5回道路メンテナンス技術小委員会, 2014.
- 4) 古川愛子, 大塚久哲, 梅林福太郎：マイクロ起振器を用いた振動実験による鋼トラス橋の損傷同定, 応用力学論文集, Vol.9, pp.1103-1110, 2006.
- 5) 宇高雄大, 吉田郁政, 金哲佑, 川谷充郎：交通振動による橋梁損傷度推定における感度解析と事前情報に関する基礎研究, 土木学会論文集 A2, Vol.67, No.2, pp.I_41-I_50, 2011.
- 6) 金哲佑, 北内壮太郎, 杉浦邦征, 川谷充郎, 甲斐正義：多径間連続鋼トラス橋の交通振動を用いた損傷検知手法, 土木学会論文集 A1, Vol.69, No.3, pp.557-571, 2013.
- 7) 金哲佑, 北内壮太郎, 張凱淳, 大島義信, 杉浦邦征：単径間鋼トラス橋における振動特性の同定とその変化に及ぼす損傷の影響, 構造工学論文集, Vol.60A, pp.184-193, 2014.
- 8) 田中英哲, 宮本文穂, 江本久雄, 矢部明人：中小橋梁を対象としたバスモニタリングシステムの長期実証実験と損傷検知, 土木学会論文集 F3, Vol.70, No.2, pp.I_193-I_206, 2014.
- 9) 前島拓, 内藤英樹, 子田康弘, 岩城一郎, 鈴木基行：共振周波数の低下に着目した実道路橋 RC 床版の疲労損傷度評価, 構造工学論文集, Vol.61A, pp.777-787, 2015.
- 10) 門田峰典, 宮森保紀, 綿崎良祐, 三上修一, 齋藤剛彦：実損傷を有する横断歩道橋の補修によるモード形状の変化, 構造工学論文集, Vol.61A, pp.143-152, 2015.
- 11) 徳永宗正, 曾我部正道, 谷村幸裕, 小野潔：常時微動測定に基づく鉄道高架橋の等価固有周期の推定手法, 土木学会論文集 A1, Vol.71, No.1, pp.72-86, 2015.
- 12) Rytter, A.: Vibration based inspection of civil engineering structures, Ph.D. Thesis, University of Aalborg, Denmark, 1993.
- 13) Salawu, O.S.: Detection of structural damage through changes in frequency: a review, *Engineering Structures*, Vol.19, No.9, pp.718-723, 1997.
- 14) Chang, P.C., Flatau, A., and Liu, S.C.: Review Paper: Health monitoring of civil infrastructure, *Structural Health Monitoring*, Vol. 2, No. 3, pp.257-267, 2003.
- 15) 庄健介, 平塚元康, 北村泰寿：重錘打撃試験とニューラルネットワークによる橋脚の健全性一次診断法, 土木学会論文集, No.735/VI-59, pp.105-117, 2003.
- 16) 岡野雅, 服部洋, 松山卓真, 別所謙, 白土博通, 八木知己：振動応答による損傷推定と一般化に関する研究, 構造工学論文集, Vol.60A, pp.522-530, 2014.
- 17) Figueiredo, E., Park, G., Figueiras, J., Farrar, C., and Worden, K.: Structural Health Monitoring Algorithm Comparisons using Standard Data Sets, Los Alamos National Laboratory: LA-14393, 2009.
- 18) Yu, L. and Zhu, J.: Structural Damage Detection of Truss Bridge under Environmental Variability, *Applied Mathematics & Information Sciences*, Vol.9, No.1L, pp.259-265, 2015.
- 19) Leo, B.: Random forests, *Machine learning*, Vol.45, No.1, pp.5-32, 2001.

- 20) The Aluminum Assosiation: Aluminum Standards & Data, 2013 Metric Book, 2013.
- 21) 藤井堅, 海田辰将, 平井勝志, 奥村誠: 腐食鋼板表面形状モデル作成における空間的自己相関モデルの適用性, 構造工学論文集, Vol.48A, pp.1031-1038, 2002.
- 22) 全邦釘, 井後敦史: Random Forest によるコンクリート表面ひび割れの検出, 土木学会論文集 F3, Vol.71, No.2, pp.I_1-I8, 2015.
- 23) Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., and Stone, C. J.: Classification and Regression Trees, Wadsworth, 1984.
- 24) 小幡卓司, 林川俊朗, 佐藤浩一, 水草浩一: 振動モニタリングデータに基づいた鋼橋の損傷同定に関する基礎的研究, 構造工学論文集, Vol.46A, pp.531-538, 2000.
- 25) Bishop C.M.: パターン認識と機械学習, シュプリンガー・ジャパン, 2007.

(2016. 6. 24 受付)

DAMAGE IDENTIFICATION ON I-BEAM MEMBER USING MULTIPOINT ACCELERATION MEASUREMENT AND MACHINE LEARNING

Pang-jo CHUN, Naoya KURAMOTO, and Kouji KUMAOKA

The deterioration of bridge should be adequately evaluated to use it safely and to develop an appropriate maintenance strategy. Therefore, the present research proposed a method to quantify damage severity and existence of cracks by use of multipoint acceleration measurement and random forest which is one of the supervised machine learning method. Lots of previous research only used natural frequencies to detect damages, but the accuracy is not necessarily enough. This research therefore increases the amount of information including the maximum and standard deviation of accerelation and logarithmic decrement. Finally, the accuracy of the developed method is verified by leave-one-out cross validation and the vibration test results of actual damaged specimens.