

加速度応答を利用した機械学習によるB-WIMの提案

山梨大学 学生会員 ○森 淳輝, 山梨大学大学院 正会員 竹谷 晃一
山梨大学 学生会員 高木 詩歩, 山梨大学大学院 正会員 吉田 純司

1. はじめに

大型車や過積載車両が橋梁の劣化に与える影響は、国交省の報告によると交通量全体の9割と大きいいため、その把握が重要である。Bridge Weigh-in-Motion (B-WIM)は、ひずみや変位などの構造応答を利用して橋梁を通過する車両の重量を分析する方法である。

高木らは多数の一般車に着目して機械学習を利用することでキャリブレーションを行い、加速度応答から簡易に重量車の重量や交通環境を把握する方法を提案した¹⁾。しかしながら、センサの低周波ノイズの影響により、加速度応答から変位への積分変換の精度低下が課題であった。また、橋梁の構造応答は環境や劣化により変動するため、B-WIMの適用には定期的なキャリブレーションが必要である。

そこで本研究は、加速度応答から変位への積分変換方法の検討を行った。その上で、機械学習を利用することで橋梁を走行する車両の重量を含む交通環境の分析方法の検討と、アップデート可能なシステムの提案を行った。

2. 変位の算出

平鋼を単純支持した模型橋梁にMEMS式加速度センサ(EPSON, M-A550)とレーザー変位計(KEYENCE, LK-500)を設置して、加速度積分による変位算出方法の検討を行った。実験の概略と計測機器の設定を図-1と表-1にそれぞれ示す。加速度波形の周波数分析から、0.1~10 HzのFIRバンドパスフィルタを用いてノイズを除去したのち、台形則を用いた数値積分により加速度から変位変換を試みた。図-2に示すように加速度センサの低周波ノイズにより基線の変動が生じている。変位が生じている時間の基線が未知であるため、常時微動時の基線を利用して基線の推定と補間を行った。はじめに、加速度応答の閾値を設定することで常時微動時刻を検出した。つぎに、常時微動時刻の基線を算出し、区分的3次エルミート内挿多項式

を利用して変位発生時の基線の補間を行った(図-2, 青破線)。推定した基線の変動曲線を利用して積分変位の補正を行った結果とレーザー変位計で計測した実変位の比較を図-3に示す。基線補正後の積分変位の誤差は50 μm 以下であった。

3. 機械学習を利用したB-WIM

対象橋梁と加速度センサの設置位置の概略を図-4に示す。対象橋梁は山梨県甲府市にある9径間単純鋼桁の一般道路橋で各支間長は約10 mであり、交通量は約600~900台/時である。図-5に示す加速度波形のパワースペクトル密度から、車両走行によるたわみ成分は平均で0.2~1.7 Hzの範囲である。路線バス通過

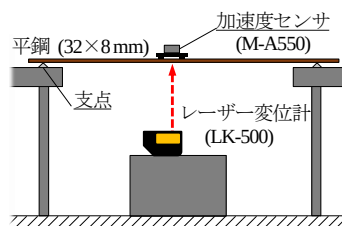


図-1 模型橋梁の実験概要

表-1 計測機器の設定

	M-A550	LK-500
Resolution	0.06 μG	6.1 μm
Noise	0.5 $\mu\text{G}/\sqrt{\text{Hz}}$	10 μm
Range	$\pm 5\text{G}$	$\pm 50\text{mm}$
Sampling	100 Hz	100 Hz

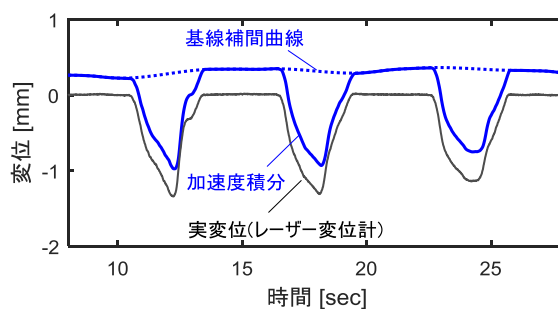


図-2 加速度積分による変位の基線変動と補間曲線

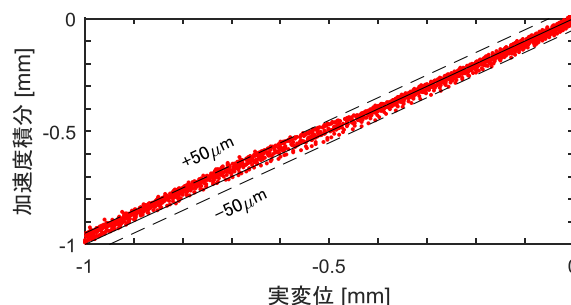


図-3 基線補正後の算出変位と実変位の比較

キーワード 橋梁振動, 機械学習, B-WIM(Bridge Weight-in-Motion), 交通環境, 決定木

連絡先 〒400-8511 山梨県甲府市武田 4-3-11 TEL : 055-220-8519 E-mail : ktakeya@yamanashi.ac.jp

時の加速度から変位への積分と基線補正による変換結果を図-6に示す。本研究では各車両が通過するときの鉛直変位の極大値を入力パラメータとして車種の識別を行い、大型車の重量の推定を行った。提案する機械学習を用いたB-WIMのフローを図-7に示す。

(a) 車種識別

センサA, Cで計測した加速度の積分変換より得られる鉛直変位の極大値を入力パラメータとして、機械学習の手法である決定木の結合により乗用車の車種の識別を行った。車種は軽自動車、セダン型、ミニバン・ワゴン型の3種類とし、ビデオ画像から目視で分類したものを教師データとしている。車種の識別結果を表-2に示す。誤分類の原因としては車両の走行パターンや速度の影響が考えられる。これらの条件を考慮してフィルタリングや入力パラメータとすることで精度の向上が期待できる (図-7, 破線)。

(b) 重量推定

加速度や振動数、鉛直変位などのパラメータを検討した結果、変位の極大値を入力パラメータとして、線形回帰モデルを使用して重量推定を行った。乗用車の車種ごとの平均重量を軽自動車1.0 ton, セダン型1.5 ton, ミニバン・ワゴン型を2.0 tonとしてキャリブレーションを行った。車種が特定できる路線バスを対象として重量の推定を行った結果、車両重量7.3 tonに対して推定重量は6.4 tonであった。また、車種識別結果を利用してキャリブレーションの更新を試みた。別日の路線バスを対象として重量を推定した結果、更新しない場合に比べて6 %精度が向上した。

4. まとめ

本研究では、機械学習を利用したB-WIMのための加速度の積分方法の検討と、一般車両の車種識別を用いたキャリブレーションの更新を試みた。常時微動を利用した基線推定と補正により変位変換を行う方法を提案した。その上で、機械学習を利用して一般車両の車種識別を行い、鉛直変位の極大値を入力パラメータとしたB-WIMの提案を行った。今後、速度や走行パターンを分類することで精度の向上を図る。

【参考文献】

1) 高木詩歩, 竹谷晃一, 佐々木栄一, 飯塚大介, 大畠拓也 : 機械学習を用いた橋梁の交通環境分析システムの提案, 土木学会第73回年次学術講演会講演概要集, I-090, 2018.

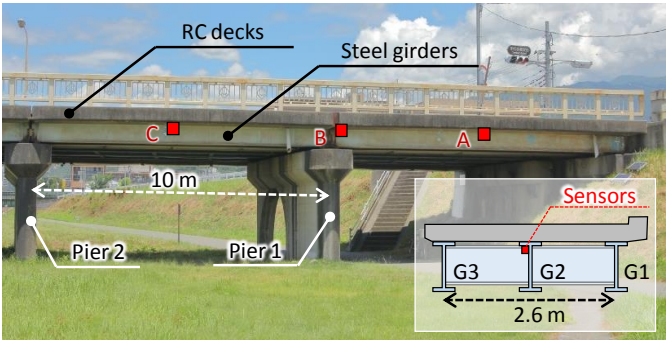


図-4 対象橋梁と加速度センサの配置

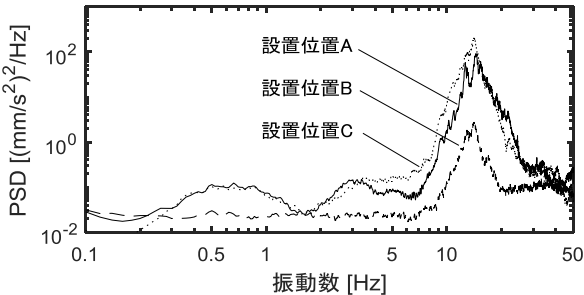


図-5 加速度の鉛直成分のパワースペクトル密度

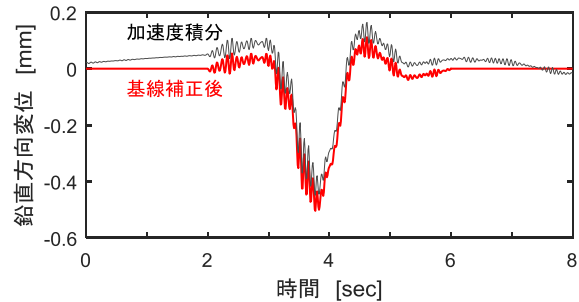


図-6 路線バス通過時の A 地点の鉛直方向変位

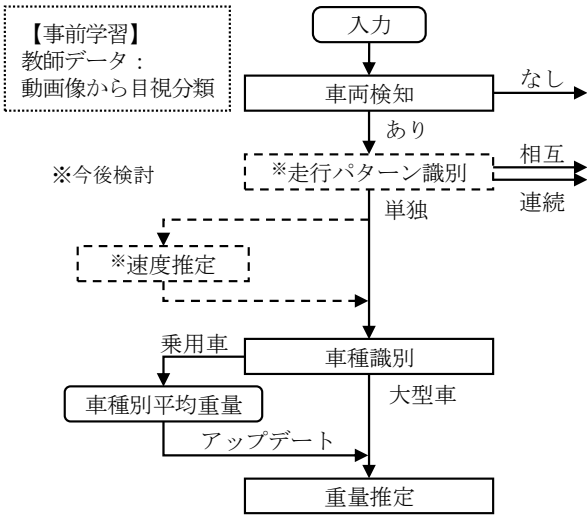


図-7 機械学習を用いた B-WIM のフロー

表-2 車種の識別結果と目視観測との比較

単位 : [台]		推定結果		
		軽	セダン	ワゴン
観測	軽	104	46	14
	セダン	25	33	10
	ワゴン	18	26	18