文章编号:1674-2974(2016)07-0111-09

基于小波变换的桥梁动态称重系统 车轴高精度识别研究^{*}

赵 华[†],谭承君,张龙威,乔东钦

(湖南大学 土木工程学院 风工程与桥梁工程湖南省重点实验室,湖南 长沙 410082)

摘 要:首先利用小波变换对一不能明显识别车轴信息的数值仿真信号进行处理,证明 小波变换能够高效放大车轴经过传感器时产生的不连续变化斜率,从而识别出车轴信息.然 后基于实桥测试,对那些不能直接识别出车辆信息的 FAD 信号,通过联合控制最小 Shannon 熵值和最大相关系数选取最适变换尺度和最适变换小波函数进行小波变换.分析结果 表明:对于不能直接识别出车辆信息的 FAD 信号,小波变换也能准确地识别车辆行驶速 度、车轴数目以及车轴间距.小波变换可提高桥梁动态称重(BWIM)系统车轴识别的效率及 精度,为将 BWIM 系统发展为超载车辆控制的有效工具提供技术支撑.

关键词:桥梁动态称重;车轴识别;小波变换;小波函数选取;变换尺度 中图分类号:U491;TN911.7
文献标识码:A

Improved Identification of Vehicular Axles in BWIM System Based on Wavelet Transform

ZHAO Hua⁺, TAN Cheng-jun, ZHANG Long-wei, QIAO Dong-qin (Key Laboratory for Wind and Bridge Engineering of Hunan Province, College of Civil Engineering, Hunan Univ, Changsha, Hunan 410082, China)

Abstract: In this study, wavelet transform was firstly applied to deal with a numerically simulated signal that was unable to obviously identify axle information. The analysis result showed that the wavelet transform was able to magnify the slope discontinuities so as to accurately identify the silhouette of passing vehicles. Subsequently, based on the field-tested FAD signals through which the vehicle configuration was difficult to be directly identified, the most appropriate transform scales and the best suitable wavelet function performing wavelet transform were selected from the minimum Shannon entropy and maximum correlation. The results demonstrated that the wavelet transform in pattern recognition effectively identified the vehicle configuration (including vehicle velocity, axle numbers, and axle spacing), especially for the unidentified FAD signals. Therefore, wavelet domain analysis can effectively improve the efficiency and accuracy for the vehicular axle identification in BWIM system, and it is beneficial for the successful application of BWIM system in controlling and monitoring overweight vehicles.

* 收稿日期:2015-09-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51178178), National Natural Science Foundation of China(51178178); 湖南省自然科学基金 资助项目(13JJ2019); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20110161120025) 作者简介:赵 华(1975-),男,湖北荆州人,湖南大学副教授,博士

† 通讯联系人, E-mail: zhaohua@hnu. edu. cn

Key words: bridge weigh-in-motion; axle identification; wavelet transforms; selection of wavelet function; scales

我国超载现象比比皆是,超载车辆对道路和桥梁造成的破坏不容忽视^[1].近些年来,超载车辆导 致桥梁垮塌的报道屡见不鲜.高效率、高精度的超载 车辆监管系统可控制超载车辆并监测桥梁安全,在 我国有着广阔的应用前景.

动态称重系统(weigh-in-motion:WIM)近年来 在国际上越来越多地应用于对桥梁和道路交通车辆 的监测.该技术在测试车辆数据时不需要中断交通, 效率较高,是一种获取车辆荷载数据、控制超重车辆 的有效工具.传统的动态称重系统(也称为路面动态 称重系统:Pavement WIM)通过在路面埋置传感器 来测试通行车辆的轴重、轴距和车速等信息.该系统 是永久性的,不能拆迁,使用寿命较短,且安装及维 护费用较高,精度也有待提高[2-5].桥梁动态称重 系统(bridge weigh-in-motion:BWIM)直接利用桥 梁为载体,在线监测桥梁在移动车辆荷载作用下的 动态响应,并通过程序反算出车辆轴重.和传统路面 WIM 系统相比, BWIM 系统不仅可以在不阻断交 通的情况下连续不间断地识别车辆轴重和总重,而 且可以在线监测桥梁在车辆荷载作用下的动态响应 信号,进而获得结构的实际影响线以及在车辆荷载 作用下的结构荷载横向分布参数和桥梁冲击系数 篑[4,6].

BWIM 的概念最初由 Moses^[7]于 1979 年提 出. BWIM 系统利用安装在主梁下缘的传感器所采 集的动态信号反算出车辆轴重. 早期 BWIM 系统除 了在主梁下缘安装传感器外,还需要在桥头路面上 埋置便携式磁带开关或压电电缆来测试车辆速度、 轴数、轴间距等信息,所以早期 BWIM 系统也存在 耐久性问题,且安装时需要中断交通,更换也不 易^[6,8-10].

近几十年来,各国学者在原始 BWIM 模型基础 上推广和改进,共同创建了新型商业 BWIM 系 统^[6,9-11].

新型 BWIM 系统摒弃了早期 BWIM 系统所需 的埋置在桥头路面上的便携式磁带开关或压电电 缆,而是直接在桥面板下安装额外的传感器(也称车 轴探测传感器或 FAD 传感器),从而获得车轴信 息.新型 BWIM 系统的安装、调试及数据采集全部 在桥下进行,桥面上不布置任何测试设备.相较于早 期 BWIM 系统,新型 BWIM 系统不仅可以在不阻 断交通的情况下连续不间断地识别车辆轴重和总 重,更具有携带方便、安装和测试隐蔽、可以反复使用,且安装、维护及使用成本低等优点^[4].

Moses^[7],Znidaric^[11]和 Peters^[12]都曾提到车辆信息识别(轴数及轴间距)的准确度是影响 BWIM系统轴重及总重识别精度的一个主要因素,同时有效且准确地识别出车轴信息也是 BWIM系统精确识别车辆轴重的前提及基础.然而试验证明, 有时难以直接从 FAD 信号中准确识别车辆信息, 特别是在连轴(相邻车轴间距很小)或信号动态成分 较大的情况下^[8,13-14].Dunne^[8]和 Chatterjee^[13] 提出通过对 FAD 信号进行小波变换可更有效地识 别车辆信息,但对于小波函数选取及最适变换尺度 都缺少研究.

本文基于仿真分析及实桥测试结果(湖南省怀 化市舞水五桥引桥的现场测试),在标定车辆经过测 试桥梁时,采集记录 FAD 信号和桥梁桥底动态响 应信号,结合最小 Shannon 熵值以及最大相关性从 而选取合适小波函数以及变换尺度,并利用小波技 术变换 FAD 信号来获得未能直接识别的车辆信 息.分析结果表明:作为强大的信号处理工具,小波 变换在 BWIM 系统中能够有效提高对车轴信息的 识别.

1 小波理论

1982 年法国工程师 Jean Morlet 首先提出小波 变换的概念^[15],它可以认为是经典傅里叶变换的延 伸.两者最大的区别在于小波变换可以同时在时域 和频域上定域,而傅里叶变换只是时域和频域之间 的转换工具.小波变换可分为连续小波变换(Continuous wavelet transform:CWT)和离散小波变换 (Discrete wavelet transform:DWT).

1.1 连续小波变换

连续小波变换的数学定义为:

$$CWT(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi(\frac{t-b}{a}) dt,$$

$$a \in \mathbb{R}^{+} = \{0\} \ b \in \mathbb{R}$$
(1)

小波一词意味着特定的小波函数,即式(1)中的 $\psi(t)$,例如 db2 和 rbio2.4(图 1)等.这种小波函数 都是紧支的,即函数的定义域是有限的.傅里叶变换 是将信号分解成一系列不同频率的正弦波叠加,而 小波变换是通过缩放和平移这些小波函数来逼近信 号.显然对于一些尖锐变化的信号,用不规则的小波 函数逼近要比光滑的正弦曲线好.



经过连续小波变换得到许多小波系数,这些系数就是缩放因子(尺度)和平移(位置)的函数,其中 小波分解尺度与傅里叶变换中的频率相对应,所以 连续小波变换又可以定义为式(2). 它表示信号 *f*(*x*)与被缩放和平移的小波函数 ψ(*t*) 之积在信号 存在的整个时间段求和的结果.

$$CWT(scale, position) = \begin{cases} +\infty \\ -\infty \end{cases} f(t)\psi(scale, position, t)dt. \end{cases}$$
(2)

1.2 最适小波函数和变换尺度的选取

在 MATLAB 小波分析工具中有 13 个小波函数 族,包括 60 多个常用小波函数,而对于同一个目标信 号,每一个小波函数通过变换都会得到不一样的结果. 小波变换最大的挑战是对于不同情况怎么选取小波函 数来获得最理想的结果.目前,对于小波函数选取的方 法总体可以分为两类:定性方法和定量方法.

定性方法是基于小波函数的本身基本特性(正 交性、对称性、紧支性、光滑性、消失矩)或通过目标 信号与小波函数之间的形状匹配度来选取最适小波 函数.对于特定的目标信号,需要针对想要结果的特 性选取合适的小波函数.例如,考虑到小波函数的紧 支性、消失矩和正交性,选择 Coif4 小波函数以便有 效分离肌动电流图中的脉冲波和滋补成分^[16].

定性方法中大部分是通过肉眼来判断,缺少客观依据,而定量方法则是通过计算出特定的数值(能量、熵值、相关系数等)以便更客观地对比小波函数 之间的差异^[17].

对于连续小波变换,它在每个可能的尺度上都 进行计算,得到一系列的小波变换系数,其中只有部 分结果是有用的,所以如何选取变换尺度至关重要. 本文提出采用最小 Shannon 熵方法选择最佳小波 变换尺度^[17].

小波变换系数在尺度 s 下的能量为:

$$E_{\text{energy}}(s) = \sum_{i=1}^{N} \left| wt(s,i) \right|^{2}.$$
(3)

式中: wt(s,i)为小波变换系数;N为小波变换系数 总容量.

小波变换系数的 Shannon 熵的分布如下:

$$E_{\text{entropy}}(s) = -\sum_{i=1}^{N} p_i \cdot \log_2 p_i .$$
(4)

式中:
$$p_i = \frac{|wt(s,i)|^2}{E_{energy}(s)}$$
, p_i 为一个小波变换系数的

概率分布序列且 $\sum_{i=1}^{N} p_i = 1$.

显然小波变换系数 Shannon 熵值的范围为 0≪ $E_{\text{entropy}}(s) \leq \log_2 N$. 仅当所有小波变换系数都为 0 时,Shannon 熵值为 0;且仅当所有小波变换系数均 相同时,Shannon 熵值等于 log₂ N. Shannon 熵值的 大小反映了小波变换系数概率分布的均匀性, 熵值 越大,概率分布越不均匀,能量就越分散;熵值越小, 概率分布越均匀,能量分布就越集中[17].因此,对 于不同尺度下一系列的小波变换系数,其中某尺度 对应的小波变换系数包含少量大幅度的系数且其他 的小波系数相对而言较小或者可以忽略时,将产生 最小的 Shannon 熵 值^[17].这一特性正适合在 BWIM 系统中利用 FAD 信号对车轴信息进行识 别.因为对于 FAD 信号,只需考虑当车轴经过 FAD 传感器时产生的明显波峰,其他时刻的振荡均需忽 略,使得车轴产生的峰值更加凸显(即能量集中分布 在车轴经过传感器时刻).

2 数值仿真结果的小波变换

仿真分析中模拟一辆两轴车以 20 m/s 的速度 经过跨度为 15 m 的简支梁.车辆模型的简化车身 质量平均作用在车轴上(如图 2 所示),且每个车轮 自身重为 7.5 kN.表1列出了计算分析中车辆和桥 梁采用的详细参数.



图 3 示出了车辆经过桥梁时数值模拟产生的跨 中梁底动态应变响应信号(采样频率为 6 400 Hz). 由于车桥耦合振动,很难直接从图中获得车轴经过 桥梁跨中时刻的准确时间信息.本文拟用 rbio2.4 小波函数对图 3 中模拟信号进行连续小波变换,并 为了选取最适合变换尺度,算出利用 rbio2.4 函数 的连续小波变换在尺度1至64 的 Shannon 熵值(图 4).显然,当尺度为1时,Shannon 熵值最小,所以选 取当尺度为1时的连续小波变换系数作为变换结果 (图 5).其结果显示的2个明显峰值,表明所经过车 辆为一两轴车.2个峰值所对应的时刻分别为 0.375 s和 0.450 s,因此2个车轴经过跨中点的时 间差即为 0.075 s.已知车辆行驶速度为 20 m/s,即 可算得峰值间距离(即轴距)为 1.5 m,与车轴间距 模型的设计值完全吻合.由此表明经过小波变换后 得到的波峰对应时间点即为车轴经过跨中点的瞬 间.

	表 1 车桥模型参数
Tab. 1	Parameters of vehicle and bridge model

车辆特性	桥梁特性			
轴距/m	1.5	跨径/m	15	
车身质量/kg	10 000	线密度/(kg・m ⁻¹)	28 125	
悬架刚度/(kN・m ⁻¹)	3 500	抗弯惯性矩/m ⁴	0.527	
悬架阻尼/(kN・s・m ⁻¹)	10	弾性模量/(N・m ⁻²)	$35 imes 10^9$	
轮胎质量/kg	750	阻尼比	0.03	
轮胎刚度/(kN•m ⁻¹)	350			
轮胎阻尼	0			











以上分析表明:对于没有出现任何尖峰的跨中 梁底车桥耦合振动信号,小波变换能非常有效地从 这些信号中识别出各车轴经过传感器的准确时间信 息.其原因在于:这个数值模拟信号是由具有非常 "尖角"的静态信号叠加在振动效果上所得到的.而 小波变换就像是信号的放大器,能够找到并放大这 些"尖角".

3 实桥测试

3.1 试验桥跨简介

实桥测试选择湖南省怀化市舞水五桥怀黔路侧 简支跨引桥作为测试跨.该桥主桥为预应力混凝土 连续箱梁桥,主桥跨径布置为65m+100m+65m. 主桥两侧各有一跨径为40m引桥,为全预应力混 凝土简支T梁结构,其横向由10片T梁组成.测试 跨的传感器布置如图6,图7和图8所示.40m引 桥沿行车方向共布置5道横隔板,如图8所示.该桥 横向宽度为24.0m,桥宽布置为:2.0m(人行道)+ 3.0m(非机动车道)+4×3.5m(行车道)+3.0m (非机动车道)+2.0m(人行道),具体布置如图7 所示.



图 6 测试桥跨及传感器立面布置示意图(单位:cm) Fig. 6 Elevation layout of test-span and sensors

由图 6,图 7 和图 8 可以看到,在每个车道对应的桥面板下都安装了一对 FAD 传感器,在每片 T 梁下缘都安装了一个采集桥梁动态应变的传感器 (称重传感器).如图 8 所示,编号 1—10 为布置在梁

底的称重传感器,编号 11—18 分别为布置在各个车 道桥面板下的 FAD 传感器.其中编号为 11 和 15 的 传感器对应于行车道 1,编号分别为 L1-FAD1 和 L1-FAD2;编号为 12 和 16 的传感器对应于行车道 2,编号分别为 L2-FAD1 和 L2-FAD2;编号为 13 和 17 的传感器对应于行车道 3,编号分别为 L3-FAD1 和 L3-FAD2;编号为 14 和 18 的传感器对应于行车 道 4,编号分别为 L4-FAD1 和 L4-FAD2. 对各车道 而言,FAD1 和 FAD2 分别表示车辆先经过编号为 FAD1 的传感器,然后再经过编号为 FAD2 的传 感器.



图 7 测试桥跨及传感器横断面布置示意图(单位:cm) Fig. 7 Cross-sectional layout of test-span and sensors



图 8 传感器平面布置示意图(单位:cm) Fig. 8 Plane layout of sensors

在新型 BWIM 系统中, 对测试的桥跨结构, 要 事先用标定车对该桥跨进行标定试验. 在整个标定 试验中采用标定车(已知轴重和轴距)重复进行跑车 试验, 然后根据测试得到的动态响应来修正或计算 结构的实际影响线. 在标定后得到的影响线基础上, 以 FAD 传感器识别的车辆信息(轴数、轴距等)为 前提, 根据连续采集的梁底动态应变计算出行驶车 辆轴重及总重^[4,6,9].

试验现场传感器的布置图如图 9 所示.试验时 选取 2 辆两轴车(分别称为 A 和 B)作为标定车,同 时或分别在每个车道上重复进行跑车试验(如图 10 所示). 试验中所采用的标定车详细信息见表 2. 试验过程中采用扬州科动公司生产的 KD4001 工具式应变传感器作为测试元件,日本 TML 公司生产的动态应变仪 DC-204R 作为数据采集仪. 标定试验采 集频率为 200 Hz.



图 9 传感器现场布置图 Fig. 9 Setup of the installed sensors



图 10 标定车 A 和 B Fig. 10 Calibration trucks A and B

	表 2 标定车信息	3
Tab. 2	Information of calibr	ation vehicles

	车辆 A		车辆 B	
车轴	轴距/m	轴重/kN	轴距/m	轴重/kN
A1(前轴)	4.7	5.8	4.7	7.4
A2(后轴)	4.7	24.5	4.7	21.1

3.2 试验结果的小波变换

3.2.1 单辆车过桥时 FAD 信号的小波变换

在试验中,当标定车辆行驶过桥时,采集的 FAD信号大部分能够直接识别车辆信息,但有时由 于车桥耦合振动的动态成分较大而导致 FAD 信号 难以直接识别车辆信息.例如仅车辆 A 在车道 3 跑 车时,如图 8 所示,编号为 13 的传感器(L3-FAD1) 和编号为 17 的传感器(L3-FAD2)记录了桥面板下 缘处在车辆荷载作用下的动态应变信号(图 11).从 图中可清晰地看出,标定车经过车道 3 时,先经过 L3-FAD1,然后再经过 L3-FAD2,这和传感器的布置一致.





如图 11 所示,L3-FAD1 和 L3-FAD2 的信号都 只出现了一个明显的峰值. 当标定车 A 的 2 个轴分 别经过每一个 FAD 传感器时,该传感器采集的测 试信号理应会显示出 2 个明显的峰值,但是 L3-FAD2 的信号只显示了一个明显峰值信号以及在它 之前的一个小波峰,而 L3-FAD1 的信号只呈现了 一个明显峰值信号及它前后许多小波峰. 就 L3-FAD1 信号而言,程序难以直接识别出哪些波峰是 由于车轴经过该 FAD 传感器时所产生的.

小波变换拟用来提高 FAD 信号的车轴信息识别. 为了更好地说明小波函数以及变换尺度的选取,以 ReverseBior(rbio)小波函数族中 rbio1.3, rbio2.2, rbio2.4, rbio2.8, rbio3.3, rbio3.9, rbio4.4 和 rbio6.8 为例.对 于 L3-FAD1 信号,由公式(3)和(4)算出上述小波函数 从尺度1至64的连续小波变换的Shannon 熵值分布 (图 12). 由图可知,每个小波函数所对应小波系数 的 Shannon 熵值曲线在尺度 5 至 15 存在最小值. 以 rbio2.2 函数为例,当尺度为6时,Shannon 熵达到 最小值.图 13 列出了 rbio2.2 在不同尺度下的连续 小波变换系数,可以看出,当尺度较小时,小波变换 系数杂乱无序,对车轴信息识别毫无意义;当尺度较 大时,小波变换系数的波峰将被稀释(包括车轴产生 的波峰),这也导致无法精确识别车轴信息.当 Shannon 熵值最小时(尺度为 6)呈现出 2 个明显能 识别的波峰,在此能量集中分布于2个波峰所对应 的时刻.并且当尺度与最小 Shannon 熵值对应的尺 度越接近时,由车轴经过 FAD 传感器产生的波峰 越明显.因此,也证明使 Shannon 熵值最小的小波 变换尺度对应的小波系数能获得最佳车轴识别 效果.



图 13 Rbio2.2 不同尺度下连续小波变换结果 Fig. 13 CWT outcomes at different scales from rbio2.2

前述已证明在最小 Shannon 熵时,能够得到最 佳车轴信息识别效果,图 14 列出上述一系列小波函 数对应最小熵值尺度下的连续小波变换系数.对于 每一个小波函数,尽管都处于最优车轴识别效果状 态,但不一定能够有效地识别出车轴信息.从图 14 中可以看出,rbio1.3,rbio3.3和rbio3.9的小波变 换结果在车轴经过 FAD 传感器的时刻产生峰值, 但由于波峰本身是反对称形状,导致波峰峰值减小, 或者如rbio3.9结果所示,一个车轴经过 FAD 时显 现出 2 个波峰,这都将导致车轴信息难以准确识别. 另外如rbio2.8和rbio6.8小波变换结果所示,在由 车辆后轴产生的大波峰两侧会出现小波峰,峰值有 时甚至大于由车轴产生的小波峰,这也将影响对车 轴信息的判断.

事实上,只有 rbio2.2,rbio2.4 和 rbio4.4 小波 变换系数显示了2个可识别的波峰且其波峰形状与 目标信号相似.本文提出通过计算相关系数来进一 步选取小波函数.相关系数计算公式见式(5).

$$r = \frac{\sum (x - \overline{x})(y - \overline{y})}{\sqrt{\sum (x - \overline{x})^2 (y - \overline{y})^2}}.$$
(5)

式中:x为目标信号; x为目标信号平均值; y为所得小波变换系数; y为小波变换系数; d



图 14 一系列小波函数的连续小波变换结果 Fig. 14 CWT outcomes from a serial of wavelet functions

由公式(5)计算得到图 14 中的小波变换结果与 L3-FAD1 信号的相关系数(图 15).识别效果较差 的 rbio1.3,rbio3.3 和 rbio3.9小波函数所对应的相 关系数很小,不超过 0.04;而 rbio2.8 和 rbio6.8小 波函数对应的相关系数稍大,但也不超过 0.13;车 轴识别效果较好的 rbio2.2,rbio2.4 和 rbio4.4小波 函数所对应的相关系数均超过 0.25,且 rbio2.2 对 应的相关系数达到 0.50. 因此,利用小波变换来高效识别 FAD 车轴信息,可以通过最大相关性和最小 Shannon 熵值来选取最适合的小波函数及其最佳变换尺度.针对MATLAB中所有常用小波函数,基于上述方法对图 11 中的 FAD 信号分别进行小波分析.对于 L3-FAD1 信号,在 rbio2.2 且尺度为6 时获得最大相关系数以及最小熵值,而 L3-FAD2 信号,在 mexh 小波函数尺度为3 时获得最大相关系数以及最小熵值.所对应连续小波变换结果如图 16 所示.这些原始信号经过连续小波变换后,可以很明显地识别出车轴数目,为 BWIM 系统识别车辆轴重及总重提供前提条件.



国15 小波叉狭結木与日标店与的相天系数 Fig. 15 Correlation between CWT outcomes and FAD signal



Fig. 16 CWT outcomes of measured FAD signals

当车轴数目及对应时刻被一对 FAD 传感器识 别后,可计算出车辆行驶速度和车轴间距,同时还可 与静态测量的轴距进行比较.从图 16 可以得到,标 定车 A 经过 L3-FAD1 时,前后 2 个波峰对应的时 刻分别为 $t_1 = 2$.115 s 和 $t_2 = 2$.730 s,经过 L3-FAD2 时 2 个峰值对应的时刻分别为 $t'_1 = 3$.150 s 和 $t'_2 = 3$.740 s.在已知 2 个 FAD 传感器距离(如图 6 和图 8 所示, $L_{FAD} = 8$ m)前提下,车辆行驶速度可 计算如下:

 $V = L_{\text{FAD}} / (t_i^{'} - t_i), i = 1, 2.$ (6)

在求出速度 V 后,根据任何一个 FAD 信号中 2 个波峰之间的时间差即可计算出轴距,计算公式

2016 年

如下:

$$A_{1,2} = V(t_2' - t_1') \ \text{if } A_{1,2} = V(t_2 - t_1) \ .$$
⁽⁷⁾

通过公式(6)和(7)可得到车辆的轴间距并和相应的 静态测量结果比较,其结果均列在表 3 中.

Tab. 3	The c	alculated axle spacing based on CWT
	表 3	连续小波变换计算的轴距

传感器编号	计算轴距/m	误差/%
L3-FAD1	4.70	0
L3-FAD2	4.51	-4.0

注:L3-FAD1 表示的是根据车道 3 的 FAD1 传感器计算得到的轴距,其他同理.

3.2.2 多辆车同时过桥时 FAD 信号的小波变换

为了进一步验证小波变换应用于 BWIM 系统 中提高车轴识别效果的有效性,下面利用小波变换 识别当两辆车同时行驶过桥时所产生的不易直接获 得的车辆信息的 FAD 信号.

标定车 A 和 B 分别同时沿车道 4 和车道 3 行 驶过桥,对应于这 2 个车道的 FAD 传感器 L3-FAD1, L3-FAD2, L4-FAD1 和 L4-FAD2 采集的 动态应变信号如图 13 所示.由于试验持续时间长, 传感器 L3-FAD2 工作不稳定,产生了白噪声干扰 信号(如图 17(a)所示).



如图 17 所示,图中 L3-FAD1, L3-FAD2, L4-FAD1 和 L4-FAD2 的信号都只显示出一个峰值信 号和一些小波峰,通过这些信号难以直接识别过桥 车辆车轴信息,尤其是信号 L3-FAD1 和 L4-FAD2, 这种现象更明显.运用上述方法从常用小波函数里 面找出最适小波函数分别对 2 个车道的 FAD 信号 进行连续小波变换,得到的结果如图 18 所示.尽管 信号 L3-FAD2 掺杂有较大的白噪音信号,在 coif1 函数尺度 14 的小波变换下仍能高效识别出车轴信 息.另外 L3-FAD1, L4-FAD1 和 L4-FAD2 信号分 别在 rbio2.2 尺度为 6, gaus2 尺度为 4 和 rbio2.2 尺度为 7 时获得理想结果(如图 18 所示).



Fig. 18 CWT outcomes of FAD signals along two lanes

这些 FAD 信号在经过连续小波变换后都表现 出 2 个明显的尖峰.对于车道 3 或车道 4,从图 18 中可明确得到车辆各车轴经过每个传感器的时刻. 同样,根据相对应的一对 FAD 传感器,由公式(6) 和(7)可计算出车辆 A 和 B 的轴距,结果列于表 4.

表 4 2 辆车同时过桥时由连续小波变换计算的轴距 Tab.4 The calculated axle spacings for two vehicles in multiple presence from CWT

车辆编号	传感器编号	计算轴距/m	误差/%
车辆 A	L4-FAD1	4.81	+2.3
	L4-FAD2	4.73	+0.6
车辆 B	L3-FAD1	4.86	+3.4
	L3-FAD2	4.63	-1.5

注:L3-FAD1 表示的是根据车道 3 的 FAD1 传感器信号计算得到的轴距,其他同理.

4 结 论

1)从数值模拟信号的小波分析结果可以看出,

小波变换能够高效率地发现和放大车轴经过传感器 时产生的不连续变化斜率,从而准确识别出过桥车 辆车轴信息.

2)实桥试验结果分析表明,小波变换能有效解 决新型桥梁动态称重(BWIM)系统中部分 FAD 信 号难以直接识别车轴数目、车轴距离及车辆速度的 问题.在2组分析例子中,对于所采集的不理想 FAD 信号,由小波变换所识别的车辆轴距误差在 4%以内.

3) 在利用小波变换识别车轴信息时,小波变换 尺度至关重要,低尺度小波系数显示高频信息,而高 尺度小波系数显示低频信息.根据最小 Shannon 熵 的方法得到,只有在使 Shannon 熵值最小时才能获 得最利于识别车轴信息的小波变换尺度.

4)通过对常用的几十种小波函数对同一目标信 号进行变换,所得的结果不一致,并且部分小波函数 并不能达到预期结果,而只有选取合适的小波函数 才能准确地识别车轴信息.依据本文所提出的采用 最大相关系数的方法,可以获取最合适的小波函数, 从而高效率地识别车轴信息.

5)在新型 BWIM 系统中,对于那些不能直接识 别出车轴信息的 FAD 信号,小波变换是一个高效 而准确地识别车轴信息的工具.在应用小波变换时, 首先基于最小 Shannon 熵值计算出每个小波函数 的最适变换尺度,然后求出各最适尺度下的变换系 数与目标信号的相关系数,具有最大相关系数者即 为最适小波函数.试验证明,对于难以识别车轴信息 的 FAD 信号,依据最小 Shannon 熵值方法和最大 相关系数确定的小波变换系数也能准确、有效地识 别车轴信息,进而提高新型 BWIM 系统识别过桥车 辆轴重及总重量的效率和精度.

参考文献

[1] 王迎杰, 沈利平. 浅谈超限运输车辆行驶公路的危害[J]. 交通科 技与经济, 2002(3): 41-42.

WANG Ying-jie, SHEN Li-ping. Discussing the damage of the transport vehicle with out-of-gauge goods [J]. Technology & Economy in Areas of Communications, 2002(3); 41-42. (In Chinese)

[2] 王锦芳. 动态称重系统的研究与开发[D]. 杭州:浙江大学控制科 学与工程学系,2006:10-17.

WANG Jin-fang. The research and development of dynamic weighing system [D]. Hangzhou: Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University, 2006:10-17. (In Chinese)

[3] 朱军. 光纤光栅在车辆动态称重系统中的应用研究[D]. 西安:长 安大学工程机械学院,2007:12-15.

ZHU Jun. Fiber bragg grating in the application research of vehicle

dynamic weighing system[D]. Xi'an: School of Construction Machinery, Chang'an University, 2007:12-15. (In Chinese)

- [4] ZNIDARIC A, LAVRIC I, KALIN J, et al. SiWIM bridge weighin-motion manual [M]. Slovenian: Slovenian National Building and Civil Engineering Institute, 2005;2-24.
- [5] ROB B, PRATT A J. Weigh in motion technology—economics and performance[C]//Presentation on the North American Travel Monitoring Exhibition and Conference (NATMEC), May 11-15, 1998. Charlotte, North Carolina; Federal Highway Administration, 1998; 321-328.
- [6] ZHAO H, UDDIN N, O'BRIEN E J, et al. Identification of vehicular axle weights with a bridge weigh-in-motion system considering transverse distribution of wheel loads[J]. Journal of Bridge Engineering, 2014, 19(3): 165-184.
- MOSES F. Weigh-in-motion system using instrumented bridges[J].
 Transportation Engineering Journal, 1979, 105(3): 233-249.
- [8] DUNNE D, O'BRIEN E J, BASU B, et al. Bridge WIM systems with nothing on the road (NOR) [C]//International Conference on Weigh-In-Motion 4th, February 20 - 23, 2005. Taipei, Taiwan: ARRB Group Limited, 2005; 9-12.
- [9] ZHAO H, UDDIN N. Algorithm to identify axle weights for an innovative BWIM system. Part II[C]//Proceedings of IABSE-JSCE Joint Conference on Advances in Bridge Engineering-II, August 8– 10, 2010. Dhaka: Bangladesh Group of IABSE,2010:537-546.
- [10] ZHANG L X. An evaluation of the technical and economic performance of weigh-in-motion sensing technology[D]. Waterloo, Ontario: University of Waterloo, 2007;5-15.
- [11] ZNIDARIC A, LAVRIC I, KALIN J. Bridge WIM measurements on short slab bridges [C]//Weigh-in-Motion of Road Vehicles, WAVE Symposium, Final, May 6-7, 1999. Paris, France: LCPC, 1999; 217-225.
- [12] PETERS R J. AXWAY—a system to obtain vehicle axle weights
 [C]//Proceedings of the 12th Australian Road Research Board Conference, 27-31 August 1984. Hobart, Tasmania: ARRB Group Limited, 1984: 10-18.
- [13] CHATTERJEE P, O'BRIEN E J, LI Y Y, et al. Wavelet domain analysis for identification of vehicle axles from bridge measurements
 [J]. Computers & Structures, 2006, 84(28): 1792-1801.
- [14] KALIN J, ZNIDARIC A, LAVRIC I. Practical implementation of nothing-on-the-road bridge weigh-in-motion system [C]// International Symposium on Heavy Vehicle Weights and Dimensions, June 18-22 2006, State College. Pennsylvania, USA: IFRTT, 2006; 207.
- [15] HAMID K, MOAVENIAN M. A comparative study of DWT, CWT and DCT transformations in ECG arrhythmias classification[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(8): 5751-5757.
- [16] WANG S Y, LIU X, YIANNI J, et al. Extracting burst and tonic components from surface electromyograms in dystonia using adaptive wavelet shrinkage[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2004, 139 (2): 177-184.
- [17] GAO R X, YAN R. Selection of base wavelet [M]. New York: Springer US, 2011;165-187.