

基于 Hilbert-Huang 变换的列车车轮失圆故障诊断*

李奕璠¹, 刘建新², 李忠继³

(1. 西南交通大学机械工程学院 成都, 610031) (2. 西南交通大学牵引动力国家重点实验室 成都, 610031)

(3. 中铁二院工程集团有限责任公司科学技术研究院 成都, 610031)

摘要 研究列车车轮失圆的检测与诊断问题,采用基于改进的希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, 简称 HHT)的处理方法,首先,针对 HHT 方法固有的模态混叠现象,提出一种形态滤波-能量原则算法;然后,建立车辆轨道耦合动力学模型和典型的车轮故障模型,计算轴箱垂向振动的动态响应;最后,运用改进的 HHT 分析方法提取正常车轮、多边形化车轮和擦伤车轮引起的轴箱垂向振动的特征。研究结果表明,正常车轮与故障车轮之间以及不同类型故障的车轮之间 Hilbert 谱差异显著,可见该方法能够有效诊断车轮失圆故障。

关键词 车轮多边形; 踏面擦伤; 希尔伯特-黄变换; 模态混叠

中图分类号 U211.5; TH17

引言

随着列车运行速度的提高,轮轨相互作用力增强,轮轨间的磨耗及接触疲劳愈发严重,车轮失圆现象难以避免。失圆车轮运行时会产生冲击,引起整个车辆轨道系统耦合振动,降低乘坐舒适度,损坏线路及车辆部件,甚至危及行车安全。因此,对车轮状态进行实时检测与诊断很有必要。车轮振动信息受诸多因素的影响,故障特征提取的准确性与可靠性一直是一个难点问题。

车轮失圆是指车轮踏面型面的变化,可分为局部失圆和全周失圆两大类。踏面剥离和踏面突起等属于典型的局部失圆现象。全周失圆主要指车轮多边形化。国内外学者针对车轮失圆的诊断进行了大量研究。测试轮轨垂向力是判断车轮状态最普遍采用的方法^[1-2],然而在轨道上布置应变片的数量毕竟有限,车轮缺陷部位恰好作用在传感器安装点的概率较小,容易漏判。由于振动的响应范围更大,因此文献^[3]在轨道安装加速度传感器,通过测量轨道的振动来推测车轮状态,但该方法难以避免邻轮可能带来的干扰。此外,光学^[4]、超声波^[5]、机械^[6]系统也被用于车轮失圆的检测中,但这些系统仅能在静态或低速时使用。以上方法的共同缺陷在于将检测系统放置在轨道上或轨道附近,无法对车辆运行状

态进行全过程检测。如果将传感器安装在车辆上,就能克服此不足。由车轮故障引起的车辆异常振动能在轴箱直接体现,Molodova 等^[7]利用轴箱垂向振动加速度识别轨道缺陷。

笔者研究了一种利用轴箱振动加速度信号实现对车轮失圆进行诊断的方法,运用改进的 HHT 方法提取轴箱振动的时频特征。

1 HHT 理论

HHT 是一种非平稳信号分析方法^[8],包括经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)和 Hilbert 变换两部分。该方法首先采用 EMD 将信号自适应地分解成若干个固有模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF),然后对每个 IMF 分量进行 Hilbert 变换,得到瞬时频率和瞬时幅值,进而得到 Hilbert 谱。由于 HHT 良好的时频分辨率及自适应性,该方法得到了广泛应用,但模态混叠是影响 HHT 的主要问题,该方法仍需完善。

2 模态混叠

EMD 的本质是对信号的特征尺度进行筛分,得到的 IMF 是频率从高到低的有序排列,每一个 IMF 分量分别对应原信号中不同尺度的局部特征。当原

* 国家自然科学基金资助项目(51375403);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(SWJTU2682014BR001EM)
收稿日期:2014-10-08;修回日期:2014-12-30

信号中混有间断事件、脉冲干扰或噪声时(统称为异常事件),IMF 分量会产生模态混叠现象。模态混叠是指在一个 IMF 中包含差异较大的特征尺度,或相近的特征尺度分布在不同的 IMF 中,使 IMF 分量失去物理意义。目前,处理模态混叠问题的方法根据其原理,大致可分为 3 类:异常事件消除法^[9]、辅助信号添加法^[10-11]和信号滤波法^[12-13],这些方法都存在各自的问题。笔者提出了一种结合形态学滤波与能量原则的方法处理模态混叠问题。

2.1 形态学滤波

形态学滤波是基于数学形态学变换的非线性滤波方法,它依据待处理信号的局部形态特征,通过数学形态学变换,将信号与噪声分离。形态滤波的基本思想是设计一个称作结构元素的“探针”,通过探针的移动,对信号进行匹配,达到提取信号、保持细节和抑制噪声的目的。

2.2 能量原则

信号 $x(t)$ 经 EMD 分解后,得到 $n-1$ 个 IMF 分量 $c_i(t)$ 和一个余项 $r(t)$,即

$$x(t) = \sum_{i=1}^{n-1} c_i(t) + r(t) \quad (1)$$

由 EMD 的完备性与正交性可知

$$\begin{aligned} E_x &= \int_{-\infty}^{\infty} x^2(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} c_1^2(t) dt + \int_{-\infty}^{\infty} c_2^2(t) dt + \dots \\ &+ \int_{-\infty}^{\infty} c_{n-1}^2(t) dt + \int_{-\infty}^{\infty} r^2(t) dt = E_1 + E_2 + \dots + \\ &E_{n-1} + E_n \end{aligned} \quad (2)$$

若分解得到的某一分量 $d_i(t)$ 不是正交分量,那么当 $d_i(t)$ 分离出去后,信号的总能量 E_i 变为

$$\begin{aligned} E_i &= \int_{-\infty}^{\infty} d_i^2(t) dt + \int_{-\infty}^{\infty} [x(t) - d_i(t)]^2 dt = \\ &2E_{d_i} + E_x - 2 \int_{-\infty}^{\infty} x(t) d_i(t) dt \end{aligned} \quad (3)$$

不失一般性,令

$$d_i(t) = c_i(t) + e_i(t) \quad (4)$$

其中: $e_i(t)$ 为非正交的误差成分。

式(3)可表示为

$$\begin{aligned} E_i &= 2E_{d_i} + E_x - 2 \int_{-\infty}^{\infty} x(t) d_i(t) dt = 2 \int_{-\infty}^{\infty} [c_i(t) + \\ &e_i(t)]^2 dt + E_x - 2 \int_{-\infty}^{\infty} x(t) [c_i(t) + e_i(t)] dt = \\ &E_x + 2E_e \end{aligned} \quad (5)$$

由式(5)可知,对信号进行 EMD 分解后,如果分解结果是原始信号的固有模态分量,则分解前后信号总能量不会发生变化,此时 $e(t) = 0$, $E_i = E_x$ 。

如果分解得到的部分分量不是正交分量,EMD 分解不服从能量守恒原理,分解后能量增加,有 $E_i > E_x$ 。

EMD 可表示为

$$x(t) = \sum_{j=1}^l c_j(t) + \sum_{k=1}^m f_k(t) \quad (6)$$

其中: $c_j(t)$ 为真实模态分量; $f_k(t)$ 为虚假模态分量。

所有 IMF 分量的和包含了原始信号与分解误差^[14]

$$\sum_{j=1}^l c_j(t) = x(t) + e(t) \quad (7)$$

由式(6)和式(7)可得

$$e(t) = - \sum_{k=1}^m f_k(t) \quad (8)$$

式(8)表明,EMD 分解误差与虚假模态分量大小相等。

根据以上分析,笔者提出一种检测和去除虚假模态分量的方法,具体步骤如下。

1) 根据能量守恒原理,检测分解后是否存在虚假模态分量。如果 $E_x < \sum_{i=1}^n E_{x_i}^2$,说明虚假模态成分存在,分解得到的结果需要逐一检验;否则退出检验。

2) 将分解得到的每一个分量分别与原信号进行相关分析,将相关系数最大的分量 $c_i(t)$ 确定为真实模态分量。

3) 当分解得到的第 j 阶模态分量 $c_j(t)$ 与真实固有模态分量 $c_i(t)$ 相加,能量增大,即 $E_{c_i+c_j}^2 > E_{c_i}^2$,则第 j 阶分量 $c_j(t)$ 被判断为真实模态分量。若 $c_j(t)$ 与 $c_i(t)$ 相加,能量减小,即 $E_{c_i+c_j}^2 < E_{c_i}^2$,则第 j 阶分量 $c_j(t)$ 被判断为虚假模态分量。

4) 用原信号减去所有虚假模态分量,再进行 EMD,若分解结果满足精度要求,停止;否则回到步骤 1。

2.3 算法验证

采用仿真信号 $x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t)$ 对提出的方法进行验证,其中: $x_1(t)$ 为两个谐波信号的和, $x_1(t) = \sin(2\pi t) + \cos(4\pi t)$; $x_2(t)$ 为脉冲干扰; $x_3(t)$ 为高斯噪声;信噪比为 16 dB;采样频率为 100 Hz。仿真信号的时间历程曲线如图 1 所示。

使用 EMD 对该信号进行分解,分解结果出现了模态混叠现象,IMF 分量无法对应仿真信号中 1 Hz 与 2 Hz 的频率成分,限于篇幅,不再给出此结果。为了抑制模态混叠,在 EMD 的基础上,文献[10]提出了总体平均经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,简称 EEMD)方法。

仿真信号的 EEMD 结果如图 2 所示。所添加的白噪声的幅值为信号标准差的 0.001 3 倍,总体平均次数为 100 次。可见,模态混叠现象得到了抑制。图 2 中的 IMF_4 和 IMF_5 分量分别对应 2 Hz 与 1 Hz 的谐波信号。

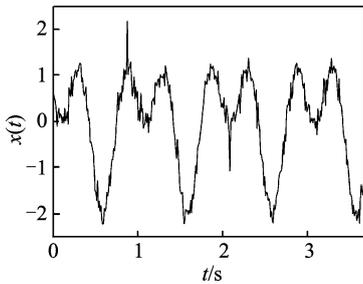


图 1 仿真信号

Fig. 1 Simulated signal

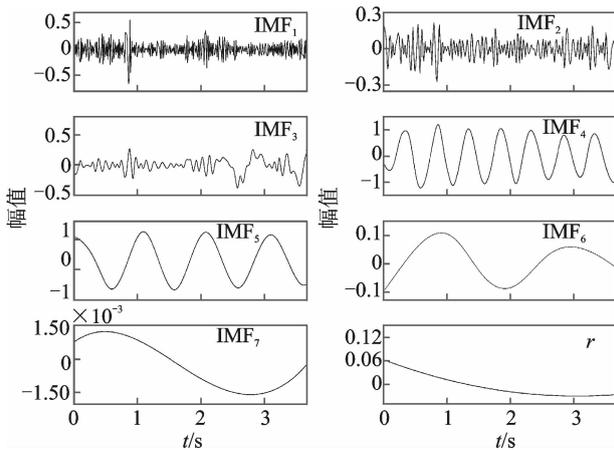


图 2 EEMD 分解结果

Fig. 2 Results of EEMD

对图 1 所示的仿真信号进行形态滤波,选择半圆形结构元素,结构元素的长度为 9 个采样点,半径为 0.05。利用形态滤波-能量原则算法,经一次循环后结果如图 3 所示。可以看到,仿真信号的两个谐波成分被分解到 IMF_3 和 IMF_4 ,其中, IMF_3 代表 2 Hz 余弦信号, IMF_4 代表 1 Hz 正弦信号。

为了评价形态滤波-能量原则算法的效果,将图 3 与图 2 进行比较发现,图 3 中无意义的虚假成分较图 2 减少。分别计算每种方法的分解结果与真实信号间的均方误差。表 1 为两种方法的计算结果精度比较,这里只计算了有意义的 IMF 分量(图 2 的 IMF_4 和 IMF_5 ,图 3 的 IMF_3 和 IMF_4)。可见,形态滤波-能量原则算法不仅能够有效抑制模态混叠,还具有更好的时间分辨率。这只是算法经一次循环得到的结果,若循环次数增加,精度还有一定的提升空间。

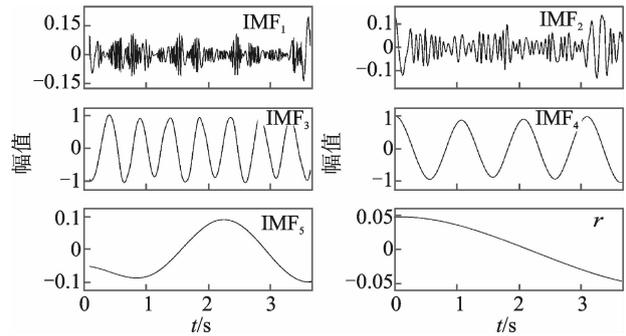


图 3 形态滤波-能量原则算法处理结果

Fig. 3 Results of morphology filtering and energy principle algorithm

表 1 两种方法的精度比较

Tab. 1 The accuracy comparison of the two methods

方法	IMF_3	IMF_4	IMF_5
EEMD	—	9.274 8	6.792 1
形态滤波-能量原则算法	4.797 0	4.713 0	—

3 仿真分析

参见文献[15]建立车辆轨道耦合动力学模型。车轮失圆的具体表现形式多样,笔者选取车轮踏面擦伤和车轮多边形化两种典型状态进行分析。

3.1 正常车轮

计算无故障车轮的车辆以 200 km/h 运行时的轴箱垂向振动响应,其时间历程和对应的 Hilbert 谱如图 4 所示。正常状态下,轴箱垂向振动信号的 Hilbert 谱在时频域呈均匀分布,没有明显的特征。

3.2 踏面擦伤车轮

计算了两种工况下轴箱垂向振动响应。工况 1: 车轮擦伤长度为 10 mm,车速为 100 km/h,无轨道激励。工况 2: 车轮擦伤长度为 10 mm,车速为 100 km/h,轨道激励为美国五级谱。两种工况下的时间历程曲线及其 Hilbert 谱如图 5,6 所示。可以看出,当车轮滚动到擦伤位置时,对应的 Hilbert 谱在垂向上呈条带状分布,相邻两个条带的宽度相等,为两次冲击的时间间隔,即车轮滚动一周所用的时间。因此,可以根据该特征对存在踏面擦伤的车轮进行识别。

为了验证本研究方法的有效性,将该方法对工况 2 信号的处理结果与使用 FFT 和传统的 HHT 方法进行比较。图 7 为图 6(a)所示信号的 FFT 分析结果,从频谱图中难以发现擦伤引起的故障特征。

振动主要集中在 100 Hz 以下的范围内,而这也是图 5, 6 中 Hilbert 谱分析频率设定为 0~100 Hz 的原因。传统的 HHT 方法的分析结果如图 8 所示,可以大致看到几个垂向条带,干扰非常明显。与图 6(b)相比,部分故障特征被掩盖,这是由 EMD 分解时模态混叠现象引起的。

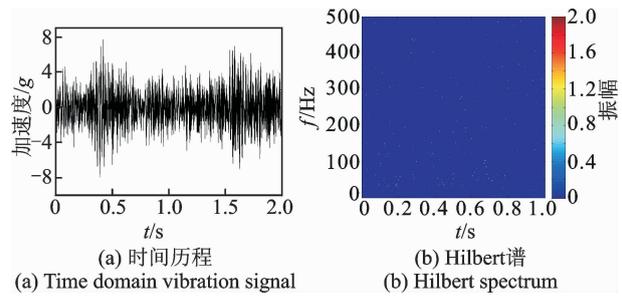


图 4 车轮无故障状态下轴箱加速度的时间历程及 Hilbert 谱
Fig. 4 Time history and Hilbert spectrum of axle-box acceleration with healthy wheels

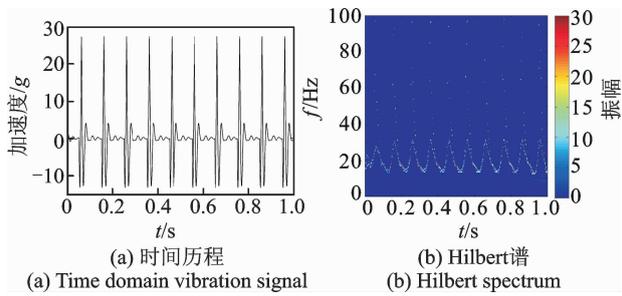


图 5 工况 1 的轴箱加速度时间历程及其 Hilbert 谱
Fig. 5 Time history and Hilbert spectrum of axle-box acceleration in case 1

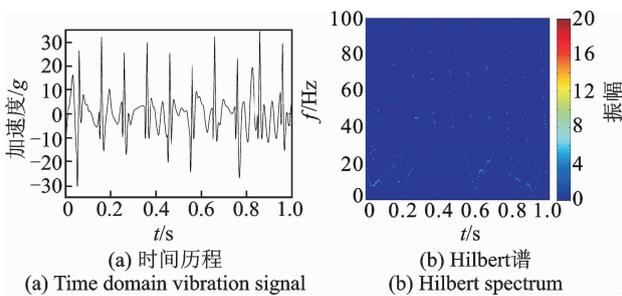


图 6 工况 2 的轴箱加速度时间历程及其 Hilbert 谱
Fig. 6 Time history and Hilbert spectrum of axle-box acceleration in case 2

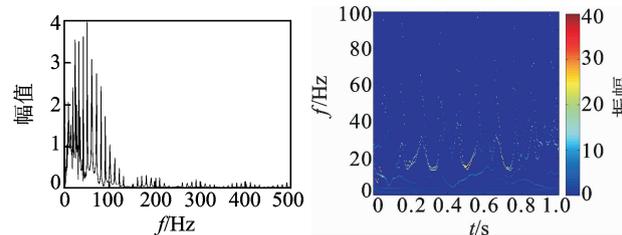


图 7 FFT 的分析结果
Fig. 7 Results of FFT

图 8 传统 HHT 方法的分析结果
Fig. 8 Results of traditional HHT

3.2.1 轨道不平顺的影响

不同的线路条件会使得车辆的振动响应各异,轴箱振动信号的幅值和频率同样会随之改变,干扰车轮踏面擦伤的检测与诊断。为了分析不同的轨道激扰对本研究方法的影响,选用美国三级谱不平顺作为轨道激励进行仿真计算,其他参数与工况 2 相同。

图 9 为此工况下轴箱垂向振动加速度信号的时间历程曲线及其频谱。对比图 9 和图 6 的时域信号可知,选用的美国三级谱线路的状态比美国五级谱要差,此不平顺作用下列车振动更剧烈,车轮擦伤引起的冲击几乎被淹没。经本研究方法处理后得到的 Hilbert 谱在垂向上呈条带状分布,说明车轮存在踏面擦伤故障,体现了形态滤波-能量原则算法抑制噪声、提取冲击的能力。从图 9 可见,即使在线路条件不理想的状态下,本研究方法依然能识别出车轮故障。

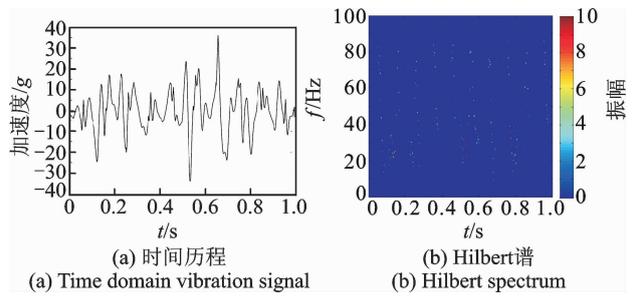


图 9 轨道不平顺的影响
Fig. 9 The influence of track irregularity

3.2.2 车速的影响

车辆运行速度变化同样会使轴箱振动信号发生改变,并影响车轮擦伤冲击的幅值和频率。为了分析车辆运行速度的变化对检测和诊断能力的影响,计算了车辆以 150 km/h 运行时的轴箱垂向加速度响应,其他参数与工况 2 一致。由于车速发生了改变,相应的故障频率变为 15 Hz。图 10 为此工况下的 Hilbert 谱,从图中可以清晰地看到 15 个均匀间隔的垂向条带,从而有效地识别出车辆踏面擦伤故障。在行车速度发生改变的情况下,本研究方法能较为准确地跟踪变化趋势,确保故障特征的

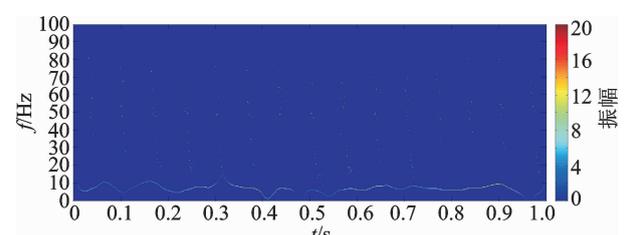


图 10 车速的影响
Fig. 10 The influence of speed

有效识别,体现了诊断方法的鲁棒性。

3.3 多边形车轮

计算了具有一阶和二阶多边形化车轮的车辆以 300 km/h 的速度运行时的轴箱垂向加速度,对其进行 Hilbert 谱分析,如图 11 所示。可以看到,多边形车轮引起的轴箱垂向振动的 Hilbert 谱在横向上呈条带状分布,不同阶次的多边形车轮对应不同的特征频率,这与正常状态下的 Hilbert 谱差异显著,且与擦伤车轮所致轴箱振动的 Hilbert 谱的特征完全不同。图 11(a)中,一阶多边形化车轮引起的轴箱垂向振动的 Hilbert 谱在 30 Hz 附近出现了清晰的横向条带。在仿真计算中,车轮周长为 2.89 m,车轮转动的频率为 28.8 Hz,偏心车轮在滚动一周的过程中会发生一次周期性变化,因此 Hilbert 谱的分析结果与理论相符。图 11(b)中,由于椭圆车轮在滚动一圈的过程中会发生两次周期性变化,所以轴箱振动频率为图 11(a)的 2 倍。可见,正常车轮不会引起轴箱的异常振动,其 Hilbert 谱在整个时频域内呈均匀分布,擦伤车轮使得轴箱振动信号的 Hilbert 谱在垂向上呈条带状分布,多边形车轮使得轴箱振动信号的 Hilbert 谱在横向上呈条带状分布。因此,本研究方法能有效提取轴箱垂向振动的特征,从而诊断车轮故障,并能判断故障类型,同时可以在车辆运行过程中进行实时检测。

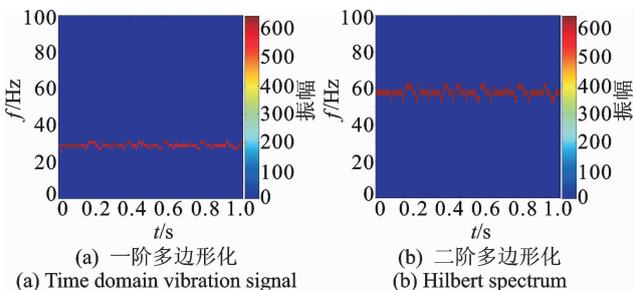


图 11 车轮多边形化引起的轴箱垂向振动的 Hilbert 谱
Fig. 11 HHT spectrum of axle-box vibration caused by out-of-round wheels

4 实例分析

在滚动振动试验台进行了现场测试,试验车辆为某型动车组单节车辆。为了降低试验成本,在轨道轮接触表面贴附胶块来模拟车轮踏面擦伤时的情形。车辆运行速度为 200 km/h,轨道轮直径为 1.8 m,轨道激励为国内某既有线不平顺。

图 12 为现场测试获得的轴箱垂向振动加速度,

图中很难发现太多有价值的信息。图 13 为其频谱分析结果,可以看到明显的谐振频响特征。由理论分析可知,车轮旋转一周的过程中,轮轨间会产生一次剧烈冲击,此时车轮的故障频率等于其转频,约为 9.8 Hz,但图 13 中没有出现此特征频率,故频谱分析方法的处理结果存在问题。本研究方法得到的 Hilbert 谱如图 14 所示,图中可以清晰分辨出垂向条纹,说明车轮存在踏面擦伤故障,条带间隔约为 0.1 s,这正是车轮滚动一周所用的时间;同时在 10 Hz 附近出现了一横向条纹,表明了此频率故障的存在。

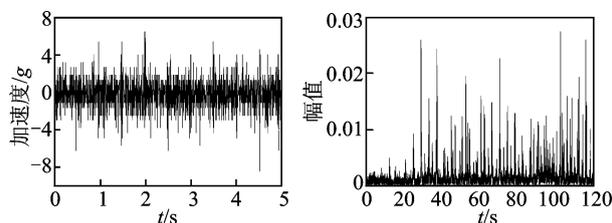


图 12 实测轴箱振动数据 图 13 实测数据的 FFT 分析结果
Fig. 12 Measured data of axle-box vibration Fig. 13 FFT spectrum of measured data

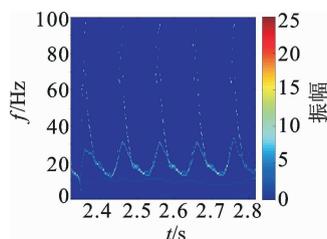


图 14 本研究方法得到的 Hilbert 谱
Fig. 14 Hilbert spectrum obtained by the method proposed in this paper

5 结束语

利用仿真和试验两种手段,使用改进的 HHT 方法对两种常见的车轮失圆现象:车轮踏面擦伤及车轮多边形化进行研究。针对 HHT 方法存在的固有缺陷进行改进,提出形态滤波-能量原则算法处理模式混叠现象,并通过仿真信号证明了此方法的优越性。利用改进的 HHT 提取轴箱垂向振动信号的特征,取得了良好的效果,正常车轮的 Hilbert 谱呈均匀分布,擦伤车轮使得对应的 Hilbert 谱在垂向上呈条带状分布,多边形化车轮导致相应的 Hilbert 谱在横向上呈条带状分布,由此可对列车车轮状态进行有效地检测与诊断。

参 考 文 献

[1] Milkovic D, Simic G, Jakovljevic Z. Wayside system

- for wheel-rail contact forces measurements[J]. Measurement, 2013, 46(9): 3308-3318.
- [2] Filograno M L, Corredera P, Barrios A R, et al. Real time monitoring of railway traffic using fiber Bragg grating sensors[J]. Sensors Journal, 2012, 12(1): 85-92.
- [3] Belotti V, Crenna F, Michelini R C, et al. Wheel-flat diagnostic tool via wavelet transform[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2006, 20(8): 1953-1966.
- [4] 敖银辉,徐晓东,吴乃优. 用激光位移传感器检测轮对踏面缺陷[J]. 西南交通大学学报, 2004, 39(3): 345-348.
Ao Yinhui, Xu Xiaodong, Wu Naiyou. Defect detecting of train wheelset tread surface with laser displacement sensor[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2004, 39(3): 345-348. (in Chinese)
- [5] Brizuela J, Fritsch C, Ibanez A. Railway wheel-flat detection and measurement by ultrasound[J]. Transportation Research Part C, 2011, 19(6): 975-984.
- [6] 冯其波,赵雁,崔建英. 车轮踏面擦伤动态定量测量新方法[J]. 机械工程学报, 2002, 38(2): 120-122.
Feng Qibo, Zhao Yan, Cui Jianying. New dynamic method to quantitatively measure wheel flats or trains [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2002, 38(2): 120-122. (in Chinese)
- [7] Molodova M, Li Z, Dollevoet R. Axle box acceleration: measurement and simulation for detection of short track defects[J]. Wear, 2011, 271(1): 349-356.
- [8] Huang N E, Shen Z, Long S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1998, 454(1971): 903-995.
- [9] Huang N E, Shen Z, Long S R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999, 31(1): 417-457.
- [10] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2005, 1(1): 1-41.
- [11] Shen W, Chen Y, Wu A. Low-complexity sinusoidal-assisted EMD (SAEMD) algorithms for solving mode-mixing problems in HHT[J]. Digital Signal Processing, 2014, 24: 170-186.
- [12] Zarraga F L, Rios A L, Esquivel P, et al. A Hilbert-Huang based approach for on-line extraction of modal behavior from PMU data [C]// North American Power Symposium. Starkville, USA: IEEE, 2009: 1-6.
- [13] 秦品乐,林焰,陈明. 基于平移不变小波阈值算法的经验模态分解方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(12): 2637-2641.
Qin Pinle, Lin Yan, Chen Ming. Empirical mode decomposition method based on wavelet with translation invariance algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(12): 2637-2641. (in Chinese)
- [14] 黄迪山. 经验模态分解中虚假模态分量消除法[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(3): 381-384.
Huang Dishan. Effect of sampling on empirical mode decomposition and correction[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(3): 381-384. (in Chinese)
- [15] 李忠继,魏来,戴焕云,等. 基于 Hilbert-Huang 变换的车轮扁疤识别方法[J]. 交通运输工程学报, 2012, 12(4): 33-41.
Li Zhongji, Wei Lai, Dai Huanyun, et al. Identification method of wheel flat based on Hilbert-Huang transform[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2012, 12(4): 33-41. (in Chinese)



第一作者简介: 李奕璠,男,1985年4月生,讲师。主要研究方向为机械设备安全监测、故障诊断技术及信号处理。曾发表《测力钢轨轮轨力解耦研究》(《机械工程学报》2013年第49卷第4期)等论文。

E-mail: li_yifan@foxmail.com