

# 基于迭代修正 DFT 的车轮多边形磨耗状态识别\*

王秋实<sup>1,2</sup>, 王泽根<sup>1</sup>, 周劲松<sup>1</sup>, 肖忠民<sup>2</sup>, 官 岛<sup>1</sup>, 周怡红<sup>3</sup>,  
刘智鑫<sup>1</sup>, 贺延霖<sup>1</sup>

(1. 同济大学铁道与城市轨道交通研究院 上海, 201804)

(2. 南洋理工大学机械与航空航天工程学院 新加坡, 639798)

(3. 江南大学物联网工程学院 无锡, 214122)

**摘要** 受车辆变速运行、轨道随机不平顺等因素的影响, 轨道车辆的运行过程为典型的非平稳过程。由于传统方法对于非平稳信号的处理不理想, 使得车轮多边形磨耗阶次与幅值的准确识别比较困难。为提高车轮多边形磨耗状态的识别准确度, 提出了一种基于迭代修正离散傅里叶变换 (discrete Fourier transform, 简称 DFT) 的动态识别方法, 采用车辆处于相对稳定速度运行时产生的轴箱垂向振动加速度信号进行分析。首先, 通过设定适当的平稳性检验条件, 从样本信号中抽取部分相对平稳的短时信号; 其次, 对所抽取的短时信号进行频域分析与迭代计算, 获得各阶车轮多边形的振动频率与振动周期; 然后, 根据振动周期的长度对所抽取的短时信号进行二次截断, 获得代表各阶车轮多边形振动周期整数倍长度的新短时信号; 最后, 结合车轮多边形的几何特征与动态特性, 对抽取的新短时信号再次进行频域分析与磨耗参数 (阶次、幅值) 计算, 进而实现对车轮多边形磨耗状态的准确识别。分析表明, 该识别方法有效减少了传统分析方法中因栅栏效应和频谱泄漏等固有缺陷导致的识别误差, 可消除大部分非平稳因素的干扰, 为轨道车辆的安全运行维护提供理论支持和方法参考。

**关键词** 铁道车辆; 车轮多边形; 磨耗; 识别; 离散傅里叶变换

**中图分类号** TH113.1; U270.1<sup>+2</sup>

## 引 言

车轮多边形是铁道车辆最常见的磨损故障之一, 沿圆周方向呈现非均匀磨耗, 属于整体失圆的范畴<sup>[1]</sup>。服役过程中, 车轮多边形会加剧某些频率下的轮轨垂向激励, 特别是当这些激励频率与结构或系统的固有频率重叠或接近时, 会产生强烈的共振, 加速轨道基础和车辆结构的失效或断裂<sup>[2]</sup>。

目前, 关于车轮多边形的形成机理有多种看法。Meinke 等<sup>[3]</sup>提出车轮多边形的产生与轮对结构的弯曲振动特性有关。Wu 等<sup>[4]</sup>认为车轮经过时产生的振动频率与局部钢轨弯曲固有频率接近, 是产生车轮多边形的主要原因。Meywerk 等<sup>[5]</sup>提出轮轴振动导致车轮圆周表面局部硬化, 从而产生车轮多边形。陈光雄等<sup>[6]</sup>提出轮轨摩擦因数的变化导致轮轨系统的不稳定, 并促进车轮多边形的形成。Nielsen 等<sup>[7]</sup>认为辘轮与装配过程中的偏差是初始车轮多边形产生的原因。因此, 在彻底探明车轮多边形的形成机

理且提出根本性的解决方案之前, 对车轮状态进行实时检测并及时预警仍然是确保车辆安全运行的有效方法<sup>[8]</sup>。

车轮动态检测方法可分为轨旁检测和车载检测。轨旁检测是在轨道附近安置检测系统, 以收集车轮经过时产生的各类信号。Johansson 等<sup>[9]</sup>分别在轨腰、轨底上安装应变片, 根据收集的动应变信号计算轮轨接触力, 以反映车轮磨损状态。Skarlatos 等<sup>[10]</sup>将加速度传感器布置在轨道上, 以获取车轮经过时的振动信号, 并根据振幅、中心频带和车速作为分析参数来判断车轮的磨损状态。因为传感器数量与安装位置是有限的, 轨旁检测无法实现车轮服役状态的实时监测与识别, 具有一定局限性。

车载检测方法是在轴箱上安装加速度传感器, 根据垂向振动加速度信号进行车轮磨损状态的识别。Li 等<sup>[11]</sup>应用希尔伯特黄变换理论, 获取并观察希尔伯特谱来判断车轮多边形故障。Song 等<sup>[12]</sup>应用改进的经验模态分解理论和 Wigner-Ville 理论,

\* 国家自然科学基金资助项目 (51805373); 国家留学基金资助项目 (202106260138)

收稿日期: 2022-04-18; 修回日期: 2022-06-19

对模拟的轴箱振动加速度信号进行车轮多边形故障识别。然而,经验模态分解属于经验类的方法,缺乏严格的理论证明,且在应用过程中容易出现模态混叠和端点效应等问题<sup>[13]</sup>。Sun等<sup>[14]</sup>提出了一种基于角度域同步平均技术的车轮多边形检测方法。该方法虽然解决了运行速度变化引起的信号非平稳问题,但却不能剔除轨道不平顺或随机缺陷对识别结果的影响。

车轮多边形磨损状态监测与识别已成为铁道车辆运营维护中亟待解决的关键问题<sup>[15]</sup>。然而,目前的研究主要集中在与车轮多边形相关的振动频率的识别上,针对磨损幅值的识别研究较少。因此,笔者提出了一种基于迭代修正 DFT 的车轮多边形磨损状态动态识别方法,为轨道车辆的安全运维提供理论支持和方法参考。

## 1 理论与方法

### 1.1 传统方法

传统的分析方法是基于 DFT 理论,直接对初始信号中包含的谐波频率、振幅和相位进行计算

$$Z(k) = \sum_{n=0}^{N-1} z(n) e^{-j2\pi k f_0 n} \quad (k=0, 1, \dots, N-1) \quad (1)$$

其中: $N$ 为时间序列的总数; $z(n)$ ( $n=0, 1, \dots, N-1$ )为轴箱垂向加速度的时间序列; $f_0$ ( $f_0=1/N$ )为基频; $Z(k)$ 为频率 $f_k$ ( $f_k=kf_0$ )对应的振幅。

实际应用中会面临如下问题:①信号非平稳,因为受车辆变速运行、轨道随机不平顺以及其他因素的影响,轨道车辆的运行过程为典型的非平稳过程,传统方法并不适用<sup>[16]</sup>;②栅栏效应,因为频率分辨率不足会导致的较大频率估计误差,需适当提高频率分辨率,以确保谐波频率估计的精度;③频谱泄漏,由于采样长度不是振动周期长度的整数倍,实际频率点的能量会分散到两侧的其他频率点上,造成频率与幅值的估计误差,需选择合适的采样长度,以保证识别的准确性。

### 1.2 所提方法

#### 1.2.1 相对平稳的短时间信号的抽取

造成非平稳振动的原因很多,很难完全消除这些因素的影响。通过设计适当的平稳性检验方法,可以从采集到的全过程信号中提取到部分相对平稳的短时信号。

以某地铁为例,其速度为 50~80 km/h,车轮直

径为 840 mm,车轮旋转 1 周的时间为 0.12~0.19 s。根据奈奎斯特采样定理,采样时间需是旋转周期的 2 倍以上,即 0.24~0.38 s。因此,用于车轮多边形状态识别的样本长度不需要太长,约 0.5 s 即可。

相对平稳信号的搜索和提取如图 1 所示,从收集的整个过程信号中抽取一段长度为 0.5 s 的信号。对该信号在 I(0~0.3 s),II(0.1~0.4 s)和 III(0.2~0.5 s)区间内的时间序列进行频谱分析和概率密度分析,分别获得了频谱曲线( $F_I, F_{II}, F_{III}$ )和概率密度曲线( $P_I, P_{II}, P_{III}$ ),如图 2 和图 3 所示。

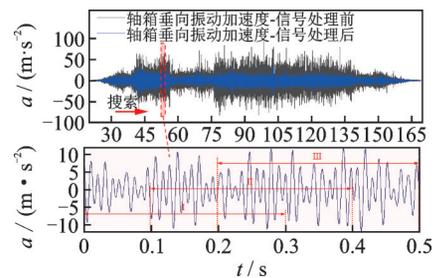


图 1 相对平稳信号的搜索和提取

Fig.1 Search and extraction of stationary signal

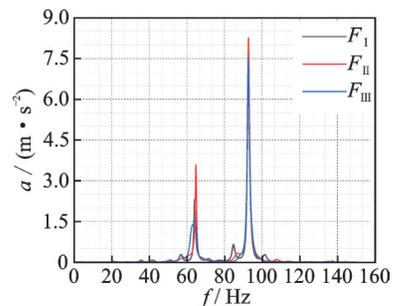


图 2 频谱分析

Fig.2 Frequency spectrum analysis

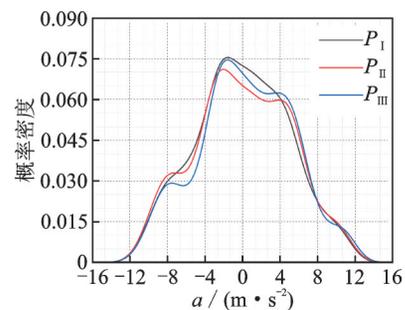


图 3 概率密度分析

Fig.3 Probability density analysis

根据随机振动理论,平稳信号不应具有时变的频谱特性及概率密度分布特征。虽然工程实际测量的信号不可能是绝对平稳的,但是可以通过分析信号的 I, II 和 III 时间区间内的频谱曲线及概率密度曲线之间的相关性来量化评价所提取短时信号的平

稳性。均方误差可以评估2个序列之间的数值误差,皮尔逊相关系数可以评估2个序列之间的趋势一致性。一致性相关系数既能反映趋势,又能反映数值误差,可以综合评价2个时间序列的频谱曲线和概率密度曲线之间的相关性<sup>[17]</sup>,即

$$\rho_c = \frac{2\rho\sigma_\alpha\sigma_\beta}{\sigma_\alpha^2 + \sigma_\beta^2 + (\mu_\alpha - \mu_\beta)^2} \quad (2)$$

其中: $\rho_c$ 为一致性相关系数,其越接近1,则2个序列之间的相关性越高; $\rho$ 为皮尔逊相关系数; $\sigma_\alpha, \sigma_\beta$ 为序列 $\alpha, \beta$ 的标准偏差; $\mu_\alpha, \mu_\beta$ 为序列 $\alpha, \beta$ 的平均值。

相对平稳的短时信号的抽取步骤如下:

1) 设置2~160 Hz的带通滤波器(地铁车轮多边形前20阶振动频率一般在5~145 Hz),对轴箱垂向振动加速度时域信号进行滤波处理,消除低频趋势与高频噪声等干扰;

2) 设置长度为0.5 s、步长为0.05 s的滑动截断函数,依次从滤波后的加速度时域信号中提取短时间信号 $x_i (i=1, 2, \dots)$ ;

3) 对提取信号 $x_i$ 的I(0~0.3 s)、II(0.1~0.4 s)和III(0.2~0.5 s)区间的时间序列进行频谱分析和概率密度分析,分别获得了频谱曲线( $F_I, F_{II}, F_{III}$ )和概率密度曲线( $P_I, P_{II}, P_{III}$ );

4) 计算 $F_I$ 与 $F_{II}, F_I$ 与 $F_{III}, F_{II}$ 与 $F_{III}$ 的一致性相关系数 $\rho_{c1}, \rho_{c2}$ 和 $\rho_{c3}$ ;计算 $P_I$ 与 $P_{II}, P_I$ 与 $P_{III}, P_{II}$ 与 $P_{III}$ 的一致性相关系数 $\rho_{c4}, \rho_{c5}$ 和 $\rho_{c6}$ ;

5) 计算一致性相关系数 $\rho_{c1}, \rho_{c2}, \rho_{c3}, \rho_{c4}, \rho_{c5}, \rho_{c6}$ 的平均值 $\rho_{ci}$ ;

6) 将平均一致性相关系数 $\rho_{ci} > 0.95$ 的短时间信号 $x_i$ 存储在一个临时组中;

7) 重复步骤2~6,搜索并提取所有符合要求的短时信号;

8) 从临时组中选择平均一致性相关系数最高的短时信号作为相对稳定的信号。

由速度剧烈变化、轨道不平顺、轨道缺陷或其他因素引起的严重非平稳信号几乎不会被抽取,所提取出来的短时信号可被认定为车辆在相对稳定的速度、相对平滑的轨道上运行,且无各种突发因素的干扰。上述非平稳信号处理方法可为后续的车轮磨损状态检测和估计提供相对平稳的样本信号。

### 1.2.2 振动频率的迭代修正估计

由于所抽取的相对平稳信号 $x_i$ 的采样长度太短(0.5 s),频率分辨率较差(2 Hz),导致振动频率的估计精度降低,即产生栅栏效应。因此,需要对谐波频率的估计误差进行修正。

由于实际采集的信号通常还夹杂了部分噪声信号,为模拟实际情况,假设一个复谐波信号在加性白噪声中被观测,即

$$r[n] = Ae^{j\left(\frac{2\pi f}{f_s}n + \phi\right)} + w[n] \quad (3)$$

其中: $r[n]$ 为观测序列; $w[n]$ 为零均值白噪声序列; $A, f$ 和 $\phi$ 分别为待识别的谐波信号的振幅、频率和相位; $f_s$ 为采样频率。

为了提高后续插值计算的估计精度,在 $r[n]$ 的尾部添加 $(M-N)$ 个0,得到一个新的时间序列 $r[m] (m=0, 1, \dots, M-1)$ 。其中, $M$ 值是依据所需的频率分辨率 $\Delta f$ 来确定的,即 $M=f_s/\Delta f$ ,其离散傅里叶变换可表示为

$$R[k] = Ae^{j\phi} \sum_{n=0}^{N-1} e^{j2\pi\left(\frac{f}{f_s} - \frac{k}{M}\right)n} + W[k] \quad (4)$$

谐波频率估计值 $f$ 可以看作是整数部分和小数部分的组合,表示为 $f = (k_m + \delta)\Delta f$ ,其中: $k_m = 0, 1, \dots, M-1; |\delta| \leq 0.5$ 。代入式(4), $R[k]$ 可以简化为

$$R[k] = Ae^{j\phi} e^{j\pi\frac{k_m - k + \delta}{M}(N-1)} \frac{\sin\left[\frac{\pi N}{M}(k_m - k + \delta)\right]}{\sin\left[\frac{\pi}{M}(k_m - k + \delta)\right]} + W[k] \quad (k=0, 1, \dots, M-1) \quad (5)$$

设 $u = k_m - k + \delta$ ,并定义 $g(u)$ 为

$$g(u) = e^{j\pi\frac{u}{M}(N-1)} \frac{\sin\left(\frac{\pi N}{M}u\right)}{\sin\left(\frac{\pi}{M}u\right)} \quad (6)$$

根据文献[18]算法,将频谱中最大谱线对应的位置作为谐波频率估计值的整数部分 $k_m$ 。当 $k = k_m$ 时,得到 $R[k_m - 1], R[k_m]$ 和 $R[k_m + 1]$ 为

$$R[k_m - 1] = Ae^{j\phi} g(\delta + 1) + W[k_m - 1] \quad (7)$$

$$R[k_m] = Ae^{j\phi} g(\delta) + W[k_m] \quad (8)$$

$$R[k_m + 1] = Ae^{j\phi} g(\delta - 1) + W[k_m + 1] \quad (9)$$

采用 $k_m$ 两侧的谱线进行插值计算,得到 $\delta$ 的估计值为

$$\hat{\delta} = \frac{M}{\pi} \arctan \left( \frac{|R[\hat{k}_m + 1] - R[\hat{k}_m - 1]|}{|R[\hat{k}_m + 1] + R[\hat{k}_m - 1]|} \tan\left(\frac{\pi}{M}\right) \right) \quad (10)$$

谐波频率的估计值可表示为

$$\hat{f} = (\hat{k}_m + \hat{\delta}_H)\Delta f \quad (11)$$

该方法基于短时序列实现高分辨率频率估计,可根据抽取的局部相对平稳的短时信号确定车轮多边形的故障频率,且精度良好。

### 1.2.3 谐波振动振幅的估计

由于提取的局部相对平稳的短时信号 $x_i$ 的长度为0.5 s,若不是谐波振动周期的整数倍,将会导致严重频谱泄漏,使得谐波信号的振幅和频率难以准确估计。因此,有必要根据谐波的实际振动周期对短时信号 $x_i$ 进行重新截断。由车轮多边形的动态特性可知,当车轮以稳定的速度在平顺的轨道上运行时,由多边形磨损特征产生的轴箱垂向振动位移信号可以看作是多个谐波的叠加,即

$$z = \sum_{\theta=1}^{\theta} a_{\theta} \cos\left(\frac{\theta v}{r} t + \phi_{\theta}\right) \quad (12)$$

其中: $\theta$ 为车轮多边形阶次的总数; $\theta$ 为车轮多边形的阶次数; $a_{\theta}$ 和 $\phi_{\theta}$ 分别为第 $\theta$ 阶车轮多边形的磨损幅值和相位; $z$ 为轮心的垂向位移; $v$ 为车辆的运行速度; $t$ 为时间; $r$ 为车轮的名义滚动圆半径。

由式(12)可知,各阶车轮多边形产生的振动信号的频率与车轮多边形的阶次、车轮半径以及运行速度有关,第 $\theta$ 阶车轮多边形的振动频率为第1阶车轮多边形振动频率的 $\theta$ 倍,即

$$f_{\theta} = \theta \frac{v}{2\pi r} = \theta f_1 \quad (13)$$

其中: $f_{\theta}$ 为第 $\theta$ 阶车轮多边形的振动频率。

第1阶车轮多边形的振动周期为第 $\theta$ 阶车轮多边形振动周期的 $\theta$ 倍,即

$$T_1 = \theta T_{\theta} = \theta / f_{\theta} \quad (14)$$

其中: $T_{\theta}$ 为第 $\theta$ 阶车轮多边形的振动周期。

因此,基于1.2.2节提出的方法可以准确地估计第 $\theta$ 阶车轮多边形的振动频率 $f_{\theta}$ ,再通过式(14)可知第1阶车轮多边形的振动周期 $T_1$ 。根据奈奎斯特采样定理,设置一个新的截断长度为 $T_x$ (建议取 $T_x = 3T_1$ ),然后从 $x_i$ 中截取一段新的平稳短时信号 $\tilde{x}_i$ ,其表征的物理意义即为多边形车轮平稳旋转3周所产生的轴箱垂向振动加速度的时域信号。

对新提取的时间序列进行DFT分析,即可得到轴箱垂向振动信号中谐波频率与振幅的准确估计值。

### 1.2.4 车轮多边形磨损幅值的计算

由式(12)可知,第 $\theta$ 阶车轮多边形引起的轴箱垂向位移可以表示为

$$z_{\theta} = a_{\theta} \cos(\omega_{\theta} t + \phi_{\theta}) \quad (15)$$

其中: $\omega_{\theta}$ 为第 $\theta$ 阶车轮多边形的振动角频率。

第 $\theta$ 阶车轮多边形产生的轴箱垂向振动加速度可由式(15)对 $t$ 的二阶导数求得

$$\ddot{z}_{\theta} = -a_{\theta} \omega_{\theta}^2 \cos(\omega_{\theta} t + \phi_{\theta}) = -\omega_{\theta}^2 z_{\theta} \quad (16)$$

根据惯性基准法则,当车轮在平顺轨道上运行且未脱离轨道时,考虑车轮和轨道为刚体,轴箱的垂向位移即为车轮的不圆度<sup>[19]</sup>。比较式(15)与式(16),轴箱的垂向加速度的振幅为轴箱垂向位移的 $\omega_{\theta}^2$ 倍,相位差为 $\pi$ ,频率不变。

## 2 案例与验证

以某地铁车辆为分析案例,对车轮的多边形磨损状态进行了识别,验证笔者提出的识别方法的正确性和可行性。

### 2.1 车轮不圆度数据

为与后续的识别结果做对比验证,对车轮进行静态测试,预先获得车轮的真实磨损状态,车轮不圆度测试如图4所示。

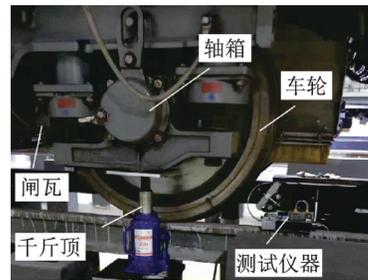


图4 车轮不圆度测试

Fig.4 Wheel out of roundness test

### 2.2 轴箱垂向加速度数据

为了获得车辆在各非平稳因素下的轴箱垂向振动加速度数据,以某地铁车辆为分析案例,建立了车辆系统动力学模型。部分模型参数如表1所示。

当车辆运行速度发生显著变化,如处于加减速工况时,车辆轴箱的垂向振动加速度是一种强非平稳现象,而笔者提出的检测方法更倾向于采用车辆处于相对稳定速度运行时产生的轴箱振动加速度信号进行分析。实际中由于轨道不平顺、摩擦因数变化等因素的影响,车辆处于惰行工况时,其运行速度也是微变的。因此,设置车辆的额定速度为70 km/h,并允许其在小范围内变化,车辆运行速度如图5所示。

轨道不平顺也是主要的非平稳影响因素,本研究采用美国5级轨道不平顺谱并设计一些随机冲击激励,用于模拟轨道缺陷、轨面杂物及轨缝过大等非

表 1 模型参数  
Tab.1 Model parameter

部件	参数	数值
车体	质量/kg	29 000
	点头转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	1 402 750
	侧滚转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	141 945
	摇头转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	1 296 438
转向架	质量/kg	4 080
	点头转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	2 156
	侧滚转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	1 976
轮对	摇头转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	3 484
	质量/kg	1 468
	点头转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	733
	侧滚转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	98
轴箱	摇头转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	940
	质量/kg	50.00
	点头转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	5.00
一系悬挂	侧滚转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	1.00
	摇头转动惯量/(kg·m <sup>2</sup> )	5.00
二系悬挂	垂向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	1.18
	纵向或横向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	1.00
	垂向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	275
	纵向或横向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	136

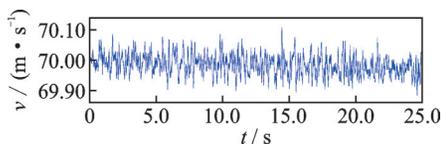


图 5 车辆运行速度  
Fig.5 Vehicle running speed

平稳特性。轨道不平顺激励下轴箱垂向振动加速度如图 6 所示。

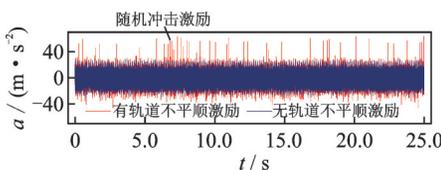


图 6 轴箱垂向振动加速度  
Fig.6 Axle box vertical vibration acceleration

将所测量的车轮不圆度数据输入仿真模型,在轴箱位置添加一个虚拟传感器,采样时间为 25 s,采样频率为 2 500 Hz。通过模拟计算,获得轴箱垂向振动加速度的时域信号。仿真系统的模拟示意图如图 7 所示。

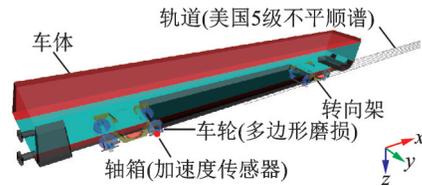


图 7 模拟示意图  
Fig.7 Schematic diagram of simulation

### 2.3 信号处理与分析

本研究只关注前 20 阶车轮多边形的磨损状态,故设置一个 2~160 Hz 的带通滤波器来对初始模拟信号进行滤波,消除零漂移和高频信号的影响。从滤波后的信号中抽取了一段相对平稳短时信号  $a$ ,如图 8 所示。经过计算,其平均一致性相关系数为 0.992 1,符合平稳性检验的要求。

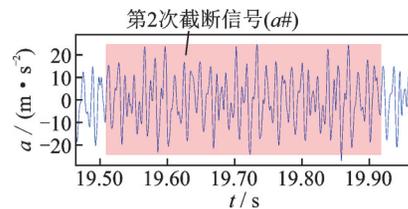


图 8 抽取的相对平稳短时信号  
Fig.8 Extraction of relatively stationary short-time signals

根据动态识别理论,首先需要准确估计短时信号  $a$  中的谐波振动频率。由于信号  $a$  的时间长度为 0.5 s,基于传统方法的频率分辨率为 2 Hz,不能满足频率估计的精度要求。对谐波频率估计值进行迭代修正,谐波频率估计误差的比较如表 2 所示。根据式 (13) 和已知条件(车轮名义滚动圆半径  $r=420$  mm、行驶速度  $v=70$  km/h),可计算出车轮多边形振动频率的理论值。

由表 2 可知,由于频率分辨率不足,传统方法的谐波频率估计精度较差,但基于迭代修正方法的频率估计精度得到了显著提高。平均相对误差由 2.330 % 降至 1.223 %。总体估计精度提高了 90.570 %。较好地解决了传统方法中因栅栏效应导致的频率估计精度差的问题。

为避免频谱泄漏造成频率与幅值的严重估计误差,需要从信号  $a$  中重新提取一个新的短时信号  $a^*$ ,且  $a^*$  的长度需为各阶车轮多边形振动周期的整数倍。由式 (14) 可知,只要保证信号  $a^*$  的时间长度是第 1 阶车轮多边形振动周期的整数倍,即可满足要求。

表 2 谐波频率估计误差的比较

Tab.2 Comparative of harmonic frequency estimation error

阶次	理论值/Hz	传统方法		所提方法		第 1 阶车轮多边形的振动周期/s
		估计值/Hz	相对误差/%	估计值/Hz	相对误差/%	
1	7.368	8.000	8.573	8.020	8.845	0.125
2	14.737	18.000	22.145	15.360	4.231	0.130
3	22.105	22.000	0.474	22.480	1.697	0.133
4	29.473	30.000	1.788	29.240	0.791	0.137
5	36.841	36.000	2.284	37.360	1.408	0.134
6	44.210	44.000	0.474	44.260	0.114	0.136
7	51.578	50.000	3.059	50.960	1.198	0.136
8	58.946	58.000	1.605	58.920	0.045	0.137
9	66.315	66.000	0.474	66.200	0.173	0.136
10	73.683	74.000	0.430	73.660	0.031	0.136
11	81.051	80.000	1.297	80.800	0.310	0.136
12	88.419	88.000	0.474	88.340	0.090	0.136
13	95.788	96.000	0.222	95.340	0.467	0.136
14	103.156	104.000	0.818	103.080	0.074	0.136
15	110.524	110.000	0.474	110.120	0.366	0.136
16	117.893	118.000	0.091	117.900	0.006	0.136
17	125.261	124.000	1.007	124.780	0.384	0.136
18	132.629	132.000	0.474	132.480	0.112	0.136
19	139.997	140.000	0.002	140.160	0.116	0.136
20	147.366	148.000	0.430	147.140	0.153	0.136

由表 2 还可看出:第 1 阶、第 2 阶车轮多边形的振动频率估计误差相对较大,这主要是受低阶轨道不平顺的影响;第 6 阶后的估计精度较好,因此更倾向于选择中、高阶车轮多边形的振动频率估计值来计算第 1 阶车轮多边形的振动周期。本研究选择了 6~20 阶车轮多边形的振动频率估计值,取算术均值后,第 1 阶车轮多边形振动周期的估计值为 0.136 s。根据奈奎斯特采样定理,将新提取的短时信号  $a^{\#}$  的长度设置为 0.408 s ( $3 \times 0.136$  s)。二次截断过程见图 8,则新的样本信号  $a^{\#}$  表示的是车轮平稳旋转 3 周所产生的轴箱垂向振动加速度的时域信号。分别对样本信号  $a$  和  $a^{\#}$  进行频谱分析与比较,如图 9 所示。与传统方法相比,所提方法明显改善

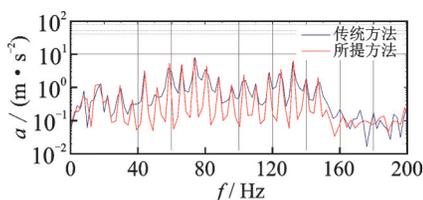


图 9 频谱分析的对比

Fig.9 Comparative of spectrum analysis

了频谱泄露问题,频率与幅值均得到修正,说明了二次截断对分析结果的必要性。

#### 2.4 车轮多边形磨损状态的检测

当车轮以平稳的速度在光滑的轨道上运行时,轴箱垂向振动加速度的幅值为车轮多边形磨损幅值的  $\omega_0^2$  ( $\omega_0 = 2\pi f_0$ ) 倍。采用轴箱的垂向振动加速度幅值可对各阶车轮多边形的磨损振幅进行估计,结果如表 3 所示。可以看出,基于传统方法的谐波振幅估计精度较差,而基于迭代修正方法的精度显著提高,平均相对误差从 18.88 % 降低到 11.74 %,总体估计精度提高了 37.81 %。绘制折线图对 2 种方法的识别误差进行对比,如图 10 所示。所提方法中间阶次(3~13 阶)的车轮多边形的磨损幅度估计误差较小,而低阶(1, 2 阶)和高阶(14~20 阶)估计误差较大,主要原因如下。

首先,对于低阶车轮多边形,由于模型中输入了美国 5 级轨道不平顺谱作为不平顺激励,而轨道的低阶不平顺激励一般较大,当轨道不平顺的波长重叠或接近于车轮的低阶不平顺的波长时,会影响估

表3 车轮多边形磨耗幅度的估计结果

Tab.3 Estimation results of wheel polygon wear amplitude

阶次	实际值/ $\mu\text{m}$	传统方法		所提方法	
		估计值/ $\mu\text{m}$	误差/%	估计值/ $\mu\text{m}$	误差/%
1	80.00	95.23	19.04	100.25	25.31
2	32.00	42.58	33.06	44.23	38.22
3	26.00	29.98	15.30	23.92	8.01
4	34.00	26.71	21.43	33.15	2.49
5	9.00	5.84	35.08	7.92	12.00
6	38.00	40.35	6.20	38.30	0.78
7	10.00	5.69	43.07	9.50	4.98
8	37.00	27.26	26.34	38.32	3.56
9	26.00	26.32	1.23	27.93	7.44
10	34.00	36.61	7.66	36.27	6.68
11	15.00	13.15	12.30	17.02	13.49
12	6.00	6.80	13.37	6.05	0.86
13	3.00	2.84	5.34	3.29	9.80
14	5.00	3.88	22.34	5.66	13.20
15	2.00	2.65	32.30	2.39	19.55
16	4.00	5.19	29.86	4.76	18.89
17	5.00	4.16	16.88	5.55	10.96
18	8.00	8.16	1.98	9.05	13.09
19	2.00	2.36	18.12	2.22	11.07
20	2.00	1.67	16.74	2.29	14.48

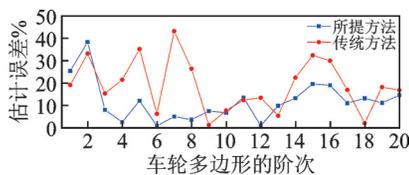


图10 识别误差对比

Fig.10 Comparative of estimated error

计结果的准确性;其次,在本研究的分析案例中,该车轮的高阶多边形(14~20阶)的磨耗幅值均较小(低于 $10\mu\text{m}$ ),导致较低的信噪比,容易受到噪声因素的干扰;最后,由于速度变化、轨道不平顺和轨道缺陷等因素的影响,使得样本信号 $a$ 和 $a^*$ 不是绝对的平稳信号,因此频谱估计结果不可避免地存在误差,导致少部分阶次的车轮多边形磨耗幅值估计误差呈现为传统方法优于所提方法的情况。但是,上述估计误差对评估结果的影响是局部的,而非整体的。

### 3 结论

1) 当车辆运行速度发生显著变化时,特别是在加速或减速条件下,车辆轴箱的垂直振动加速度是

一种强非平稳状态。笔者提出的检测方法倾向于使用车辆以相对稳定的速度运行时产生的轴箱垂向振动加速度。

2) 提出的检测方法不能完全消除轨道不平顺的影响,但只有当轨道不平顺的波长重叠或接近车轮不平顺的波长时,才会影响车轮磨损状态的估计。因为当车辆以相对稳定的速度行驶时,不同波长产生的振动频率不同,很容易区分轨道或车轮引起的振动。

3) 由于速度变化、轨道不平顺和轨道缺陷等因素的影响,样本信号不是绝对的平稳信号,这使得频谱估计结果不可避免地存在误差,但该估计误差对评估结果的影响是局部的,而非整体的。

### 参 考 文 献

- [1] 金学松,吴越,梁树林,等. 高速列车车轮多边形磨耗、机理、影响和对策分析[J]. 机械工程学报, 2020, 56(16):118-136.  
JIN Xuesong, WU Yue, LIANG Shulin, et al. Characteristics, mechanism, influences and countermeasures of polygonal wear of high-speed train wheels[J]. Jour-

- nal of Mechanical Engineering, 2020, 56(16): 118-136. (in Chinese)
- [2] WANG Q, ZHOU J, GONG D, et al. Fatigue life assessment method of bogie frame with time-domain extrapolation for dynamic stress based on extreme value theory[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 159(2): 107829.
- [3] MEINKE P, MEINKE S. Polygonalization of wheel treads caused by static and dynamic imbalances [J]. Journal of Sound and Vibration, 1991, 227(5): 979-986.
- [4] WU X, RAKHEJA S, CAI W, et al. A study of formation of high order wheel polygonalization[J]. Wear, 2019(424/425): 1-14.
- [5] MEYWERK M. Polygonalization of railway wheels[J]. Archive of Applied Mechanics, 1999, 69(2): 105-120.
- [6] 陈光雄, 金学松, 邬平波, 等. 车轮多边形磨损机理的有限元研究[J]. 铁道学报, 2011, 33(1): 14-18.  
CHEN Guangxiong, JIN Xuesong, WU Pingbo, et al. Finite element study on the generation mechanism of polygonal wear of railway wheels[J]. Journal of the China Railway Society, 2011, 33(1): 14-18. (in Chinese)
- [7] NIELSEN J, JOHANSSON A. Out-of-round railway wheels - a literature survey [J]. Journal of Rail and Rapid Transit, 2000, 214(2): 79-91.
- [8] WANG Q, XIAO Z, ZHOU J, et al. A dynamic detection method for polygonal wear of railway wheel based on parametric power spectral estimation[J]. Vehicle System Dynamics, 2022; 1-24. DOI: 10.1080/00423114.2022.2117058.
- [9] JOHANSSON A, NIELSEN J. Out-of-round railway wheels-wheel-rail contact forces and track response derived from field tests and numerical simulations [J]. Journal of Rail and Rapid Transit, 2003, 217(2): 135-146.
- [10] SKARLATOS D, KARAKASIS K, TROCHIDIS A. Railway wheel fault diagnosis using a fuzzy-logic method [J]. Applied Acoustics, 2004, 65(10): 951-966.
- [11] LI Y, LIU J, WANG Y. Railway wheel flat detection based on improved empirical mode decomposition [J]. Shock and Vibration, 2016, 16(1): 4879283.
- [12] SONG Y, LIANG L, DU Y. Railway polygonized wheel detection based on numerical time-frequency analysis of axle-box acceleration[J]. Applied Sciences, 2020, 10(5): 1613.
- [13] HUANG N, SHEN Z, LONG S, et al. 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: 903-995.
- [14] SUN Q, CHEN C, KEMP A, et al. An on-board detection framework for polygon wear of railway wheel based on vibration acceleration of axle-box[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 153(1): 107540.
- [15] WANG Q, XIAO Z, ZHOU J, et al. A new DFT-based dynamic detection framework for polygonal wear state of railway wheel [J]. Vehicle System Dynamics, 2022; 1-23. DOI: 10.1080/00423114.2022.2100797.
- [16] YANG Y, LING L, LIU P. Experimental investigation of essential feature of polygonal wear of locomotive wheels[J]. Measurement, 2020, 166: 108199.
- [17] FENG C, MA Y, TU X, et al. A note on the concordance correlation coefficient[J]. Advances & Applications in Statistics, 2010, 15(2): 195-205.
- [18] CANDAN C. A method for fine resolution frequency estimation from three DFT samples [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(6): 351-354.
- [19] 周劲松. 铁道车辆振动与控制[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2012: 4-6.



**第一作者简介:**王秋实,男,1991年8月生,博士生。主要研究方向为车辆随机振动与疲劳。曾发表《Fatigue life assessment method of bogie frame with time-domain extrapolation for dynamic stress based on extreme value theory》(《Mechanical Systems and Signal Processing》2021, Vol. 159, No. 107829)等论文。

E-mail: wang\_qiushi\_1991@163.com

**通信作者简介:**周劲松,男,1969年12月生,教授。主要研究方向为机车车辆动力学与控制。

E-mail: jinsong.zhou@tongji.edu.cn