

基于参数化功率谱估计的车轮多边形动态识别*

王秋实^{1,2}, 周劲松¹, 肖忠民², 官 岛¹, 李晓玉¹, 王腾飞¹,
龙 苒¹, 沈有红¹

(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)

摘要 由于传统频谱估计方法存在固有缺陷,对车轮多边形振动频率的识别容易产生较大误差,尤其对于初期车轮多边形的识别更是困难。为解决上述问题,基于参数化功率谱估计理论,提出一种车轮多边形动态识别方法。首先,根据车轮多边形的动态特性,建立了谐波频率恢复模型;其次,基于奇异值分解法与归一化误差分析对谐波恢复模型的阶数进行确定;然后,采用总体最小二乘法对谐波恢复模型的参数进行计算;最后,根据 Cadzow 估计理论对异常磨损信号进行功率谱估计,并以某地铁车辆的轴箱垂向振动加速度实测信号为例,对该方法的可行性与正确性进行了验证。结果表明:该方法可基于短序列数据实现高精度频域估计,且对谐波信号敏感,尤其适用于早期车轮多边形异常磨损信号的识别。

关键词 铁道车辆;车轮多边形;动态识别;估计;功率谱;参数化

中图分类号 TH113.1;U270.1⁺²

引 言

车辆运行中,车轮与轨道之间的摩擦相互作用会导致车轮多边形磨损失效的发生,严重时会导致强大的轮轨激振力,加速轨道基础设施和车辆关键部件的疲劳失效^[1]。目前,对于出现严重多边形磨损现象的车轮采取合适的镟轮工艺仍是最常用且有效的解决办法^[2]。因此,对车轮的服役过程开展实时监测与识别方法研究具有重要意义。

车轮多边形的检测方式通常分为静态检测与动态检测。静态检测方法采用粗糙度测量仪器对车轮的周向不圆顺进行直接接触式的测量。由于受不确定因素影响少,其结果也更为准确,但操作繁琐、耗时耗力、效率较低。动态检测分为轨旁式检测与车载式检测。轨旁式检测法是将检测系统安装在轨道上或轨道附近,对车轮经过时所产生的各类信号进行采集与分析,间接地对车轮磨损状态进行估计。文献[3-4]通过在轨道上粘贴应变片,测量轨道的动应变信号,用以计算轮轨作用力。Skarlatos 等^[5]通过在轨道上布置加速度传感器,获取车轮经过时的轨道加速度振动信号。由于受传感器的布置数量和位置的影响,轨旁式检测法无法实现对车轮状态的

实时监测。车载式检测是将检测系统安装在车辆上,对服役车轮进行实时状态跟踪。文献[6-7]通过在轴箱上安装加速度传感器,获得车轮与轨道动态相互作用下的实时振动信号,可较好地反映车轮的服役状况。Ding 等^[8]采用小波变换进行频率切片,分析车轮的不圆顺状况。Li 等^[9]应用希尔伯特黄变换理论,获取并观察希尔伯特谱来识别车轮多边形异常磨损。Sun 等^[10]提出采用基于角度域同步平均技术对车轮多边形进行检测识别。

本研究基于参数化功率谱估计理论,提出一种新的车轮多边形动态识别方法,为轨道车辆车轮的安全运营与维护提供方法参考与理论支撑。

1 谐波频率恢复理论

1.1 谐波频率的计算

当车轮以平稳速度在平顺的轨道上运行时,各阶车轮多边形产生谐波振动的频率与阶次、车轮半径以及运行速度有关^[11],即

$$f_i = i \frac{v}{2\pi r} \quad (1)$$

其中: i 为车轮多边形的阶次; f_i 为第 i 阶振动频率; v

* 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:2022-04-27;修回日期:2022-08-10

为速度; r 为车轮名义滚动圆半径。

以第1阶车轮多边形为例,所产生的轴箱垂向振动时域信号表示为时间序列 $x(n)=\sin(2\pi f_1 n + \varphi_1)$, ($n=0,1,\dots$)。根据三角函数的性质,可知

$$\sin(2\pi f_1 n + \varphi_1) + \sin[2\pi f_1(n-2) + \varphi_1] = 2\cos(2\pi f_1) \sin[2\pi f_1(n-1) + \varphi_1] \quad (2)$$

其中: f_1, φ_1 为第1阶车轮多边形产生谐波振动的频率和相位。

将 $x(n)=\sin(2\pi f_1 n + \varphi_1)$ 代入式(2),得到 $x(n)$ 的二阶差分方程为

$$x(n) - 2\cos(2\pi f_1)x(n-1) + x(n-2) = 0 \quad (3)$$

对式(3)等号两边做Z变换,可得

$$[1 - 2\cos(2\pi f_1)z^{-1} + z^{-2}]X(z) = 0 \quad (4)$$

其中: $X(z)$ 为 $x(n)$ 的Z域形式; z^{-j} ($j=1,2,\dots$)为向后移位算子, $z^{-j}x(n)=x(n-j)$ 。

由式(4)可得其特征方程为

$$1 - 2\cos(2\pi f_1)z^{-1} + z^{-2} = 0 \quad (5)$$

求解式(5),得到其复数特征根,表示为

$$z = \cos(2\pi f_1) \pm j \sin(2\pi f_1) \quad (6)$$

考虑系统为因果系统,频率取正数。由复数特征根可求得第1阶车轮多边形的振动频率为

$$f_1 = \left| \frac{1}{2\pi} \arctan \left[\frac{\text{Im}(z)}{\text{Re}(z)} \right] \right| \quad (7)$$

其中: $\text{Im}(z), \text{Re}(z)$ 分别为特征根 z 的虚部和实部。

1.2 谐波频率恢复模型的建立

车轮一般同时包含多阶多边形磨损特征,假设信号 $x(n)$ 由 p 个频率、幅值、相位或不不同的谐波信号组成,即

$$x(n) = \sum_{i=1}^p A_i \sin(2\pi f_i n + \varphi_i) \quad (8)$$

其中: A_i, f_i, φ_i ($i=0,1,\dots,p$) 分别为各个谐波信号的幅值、频率和相位,对应于各阶车轮多边形的特征。

根据式(6)中的共轭复数特征根的表达形式,建立该过程的特征多项式为

$$\prod_{i=1}^p (z - z_i)(z - z_i^*) = \sum_{i=0}^{2p} a_i z^{2p-i} = 0 \quad (9)$$

其中: z_i 为复数特征根; z_i^* 为 z 的共轭,且 $|z_i|=1$; a_i 为待确定的自回归滑动平均(auto regressive and moving average,简称 ARMA)模型的参数。

对式(9)做反Z变换,获得该过程对应的差分方程为

$$x(n) + \sum_{i=1}^{2p} a_i x(n-i) = 0 \quad (10)$$

对式(10)的等号两边分别乘以 $x(n-k)$ 并取期望,得到自相关函数 $R_x(\cdot)$ 为

$$R_x(k) + \sum_{i=1}^{2p} a_i R_x(k-i) = 0 \quad (11)$$

实际采集的信号通常夹杂了部分噪声信号。假设信号 $x(n)$ 是在加性高斯白噪声 $w(n)$ 中被观测,且噪声均值为0,方差为 σ_w^2 ,则实际采集的信号 $y(n)$ 表示为 $y(n)=x(n)+w(n)$ 。

将 $x(n)=y(n)-w(n)$ 代入式(10),可得

$$y(n) + \sum_{i=1}^{2p} a_i y(n-i) = w(n) + \sum_{i=1}^{2p} a_i w(n-i) \quad (12)$$

由式(12)可看出,这是一个特殊的 ARMA 过程,即自回归(auto regressive,简称 AR)过程(等号左侧)与滑动平均(moving average,简称 MA)过程(等号右侧)的模型参数(a_i)与阶数($2p$)均相同。

由于谐波信号 $x(n)$ 和白噪声 $w(n)$ 之间是统计独立的关系,则 $R_y(k) = R_x(k) + R_w(k) = R_x(k) + \sigma_w^2 \delta(k)$,代入式(11)得到

$$R_y(k) + \sum_{i=1}^{2p} a_i R_y(k-i) = \sigma_w^2 \sum_{i=1}^{2p} a_i \delta(k-i) = \sigma_w^2 a_k \quad (13)$$

其中: $\delta(k-i)$ 为 单位脉冲信号。

根据 Yule-Walker 方程理论^[12],当 $k > 2p$ 时, $a_k=0$,式(13)可表示为

$$R_y(k) + \sum_{i=1}^{2p} a_i R_y(k-i) = 0 \quad (k > 2p) \quad (14)$$

取 $k=2p+1, 2p+2, \dots, 2p+2p$,建立由 $2p$ 个类似于式(14)的等式(等号右侧项为0)组成的线性方程组

$$\begin{bmatrix} R_y(2p+1) & R_y(2p) & \dots & R_y(1) \\ R_y(2p+2) & R_y(2p+1) & \dots & R_y(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_y(2p+2p) & R_y(2p+2p-1) & \dots & R_y(2p) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{2p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

1.3 模型阶数的确定

根据式(15)求解出模型参数 a_i ,需要先求得 $R_y(k)$ 和 p 。首先,该过程满足各态历经状态的条件,采用样本的自相关函数得到;然后,对原 ARMA($2p, 2p$)

过程进行扩展,得到新的 ARMA(p_e, q_e)过程,其中:
 $p_e > 2p, q_e > 2p$,且仍然满足 Yule-Walker 方程理论,
 表示为

$$\mathbf{R}_e \cdot \mathbf{a}_e = \begin{bmatrix} \hat{R}_y(q_e + 1) & \hat{R}_y(q_e) & \cdots & \hat{R}_y(q_e + 1 - p_e) \\ \hat{R}_y(q_e + 2) & \hat{R}_y(q_e + 1) & \cdots & \hat{R}_y(q_e + 2 - p_e) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \hat{R}_y(q_e + M) & \hat{R}_y(q_e + M - 1) & \cdots & \hat{R}_y(q_e + M - p_e) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{p_e} \end{bmatrix} = 0 \quad (16)$$

其中: M 为任意一个远大于 $2p$ 的数。

若要式(16)存在非零解,即矩阵 \mathbf{R}_e 必须为非满秩的矩阵。因此,通过上述假设,将求解 p 的问题转化为求解矩阵 \mathbf{R}_e 的秩的问题。根据奇异值分解理论可将矩阵 \mathbf{R}_e 分解^[13]为

$$\mathbf{R}_e = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^H \quad (17)$$

其中: \mathbf{R}_e 为一个 $m \times n$ 的对角矩阵; \mathbf{U} 为一个 $m \times m$ 的西矩阵; \mathbf{V} 为一个 $n \times n$ 的西矩阵; $\mathbf{\Sigma}$ 为一个 $m \times n$ 的对角矩阵,主对角线上的元素为非负的,且按照从大到小的顺序排列,表示为 $\sigma_{11}^2 \geq \sigma_{22}^2 \geq \cdots \geq \sigma_{hh}^2 \geq 0$,
 $h = \min(m, n)$; σ_{hh} 为矩阵 \mathbf{R}_e 的奇异值,反映了矩阵 \mathbf{R}_e 秩的特性。

为了提高 ARMA 谱估计的效率,一般只需要确定矩阵 \mathbf{R}_e 的最佳逼近 $\hat{\mathbf{R}}_e$ 。因此,保留 $\mathbf{\Sigma}$ 的前 r 个奇异值不变,将第 $r+1$ 个以后的奇异值全部设置为0,得到 $\mathbf{\Sigma}$ 的逼近矩阵 $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ 。逼近矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_e$ 与真实矩阵 \mathbf{R}_e 在 Frobenious 范数意义下的误差关系可表示为

$$\begin{aligned} \|\mathbf{R}_e - \hat{\mathbf{R}}_e\|_F &= \|\mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^H - \mathbf{U}\hat{\mathbf{\Sigma}}\mathbf{V}^H\|_F = \|\mathbf{U}\|_F \cdot \\ &\|\mathbf{\Sigma} - \hat{\mathbf{\Sigma}}\|_F \|\mathbf{V}^H\|_F = \|\mathbf{U}\|_F \left(\sum_{i=r+1}^{\min(m,n)} \sigma_{ii}^2 \right)^{1/2} \|\mathbf{V}^H\|_F \end{aligned} \quad (18)$$

其中: $\|\cdot\|_F$ 为矩阵的 Frobenious 范数,计算方法为

$$\|\mathbf{D}\|_F = \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij}^2 \right)^{1/2}; \mathbf{D} \text{ 为 } m \times n \text{ 的矩阵。}$$

由式(18)表明,矩阵 \mathbf{R}_e 和最佳逼近矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_e$ 的误差取决于第 $r+1$ 个以后被置0的奇异值,当 $r=h=\min(m, n)$ 时,逼近误差为0。

当 r 取一个合适的值 p' ,使得 Frobenious 范数误差满足设定要求,即 $r=p'+1$ 时,误差不再明显减小时,则认为 p' 为矩阵 \mathbf{R}_e 的有效秩。

基于上述结论,确定矩阵 \mathbf{R}_e 的有效秩 p' 可以采

用计算归一化比值 $v(r)$ 的方法,即

$$v(r) = \frac{\|\hat{\mathbf{R}}_e\|_F}{\|\mathbf{R}_e\|_F} = \left(\frac{\sigma_{11}^2 + \sigma_{22}^2 + \cdots + \sigma_{rr}^2}{\sigma_{11}^2 + \sigma_{22}^2 + \cdots + \sigma_{hh}^2} \right)^{1/2} \quad (19)$$

(1 ≤ r ≤ h)

当 r 的取值使 $v(r)$ 大于等于一个预先设定的非常接近于1的数时,则认为这个值 r 为 \mathbf{R}_e 的有效秩 p' 。

1.4 模型参数的确定

采用总体最小二乘法对 ARMA($2p, 2p$)的 $2p$ 个模型参数 a_i 进行确定,得到最佳逼近矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_e$,建立的线性方程式为

$$\hat{\mathbf{R}}_e(c; p' + c) \mathbf{a} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{R}}_e(1; p' + 1) \\ \hat{\mathbf{R}}_e(2; p' + 2) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{R}}_e(n + 1 - p'; n + 1) \end{bmatrix} \mathbf{a} = 0 \quad (20)$$

其中: $\hat{\mathbf{R}}_e(c; p' + c) = \sum_{j=1}^{p'} \sigma_{jj} \mathbf{u}_j (\mathbf{v}_j)^H$,为 $\hat{\mathbf{R}}_e$ 的第 c 列到第 $p'+c$ 列所组成的子矩阵; \mathbf{u}_j 为矩阵 \mathbf{U} 的第 j 列; \mathbf{v}_j 为矩阵 \mathbf{V} 的第 j 列; $\mathbf{a} = [1, a_1, a_2, \dots, a_{p'}]^T$ 。

为了使 \mathbf{a} 具有非零解, $\hat{\mathbf{R}}_e(c; p' + c)$ 必须为非满秩矩阵,采用子矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_e(c; p' + c)$ 建立方程组。因为已知矩阵 \mathbf{R}_e 的秩为 p' ,所以 $\hat{\mathbf{R}}_e(c; p' + c)$ 一定满足非满秩矩阵的要求。根据最小二乘法原理,建立目标函数为

$$\begin{aligned} g(\mathbf{a}) &= [\hat{\mathbf{R}}_e(1; p' + 1) \mathbf{a}]^H [\hat{\mathbf{R}}_e(1; p' + 1) \mathbf{a}] + \cdots + \\ &[\hat{\mathbf{R}}_e(n + 1 - p'; n + 1) \mathbf{a}]^H \cdot \\ &[\hat{\mathbf{R}}_e(n + 1 - p'; n + 1) \mathbf{a}] = \\ &\mathbf{a}^H \left[\sum_{i=1}^{n+1-p'} \hat{\mathbf{R}}_e^H(i; p' + i) \hat{\mathbf{R}}_e(i; p' + i) \right] \mathbf{a} = \mathbf{a}^H \mathbf{S}^{(p')} \mathbf{a} \end{aligned} \quad (21)$$

令 $\frac{\partial g(\mathbf{a})}{\partial \mathbf{a}} = 0$,推导出模型参数的求解公式为

$$\begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_{p'} \end{bmatrix} = \frac{1}{\mathbf{S}^{(-p')}(1, 1)} \begin{bmatrix} \mathbf{S}^{(-p')}(2, 1) \\ \vdots \\ \mathbf{S}^{(-p')}(p' + 1, 1) \end{bmatrix} \quad (22)$$

将 ARMA($2p, 2p$)模型的阶数 $2p$ 和模型参数 $(a_1, a_2, \dots, a_{2p})$ 代入式(9),求得各复数特征根,根据式(7)求得各谐波频率。

1.5 功率谱估计

如式(6)表示,所有的复特征值都是以共轭关系出现。因此,式(8)的系数存在对称关系

$$a_i = a_{2p-i} \quad (i=0, 1, \dots, p) \quad (23)$$

根据 Cadzow 功率谱估计理论,ARMA(2p, 2p)的功率谱密度可以分解为两部分之和^[14]

$$P_x(z) = \frac{N(z)}{A(z)} + \frac{N(z^{-1})}{A(z^{-1})} = \frac{\sum_{i=0}^p n_i z^{-i}}{\sum_{i=0}^p a_i z^{-i}} + \frac{\sum_{i=0}^p n_i z^i}{\sum_{i=0}^p a_i z^i} \quad (24)$$

其中: $n_i (i=0, 1, \dots, p)$ 为多项式系数。

$$n_k = \sum_{i=0}^p a_i \rho(k-i) \quad (k=0, 1, \dots, p)$$

其中: $\rho(k) = \begin{cases} \frac{1}{2} C_x(k) & (k=0) \\ C_x(k) & (\text{其他}) \end{cases}$; $C_x(k)$ 为过程 $x(n)$ 的协方差函数。

2 谐波频率恢复方法的验证

2.1 基于模拟信号的验证

采用计算机模拟生成 10 组时间序列。其中:信号 1, 2 是方差为 6.0, 3.8 mm 的零均值高斯白噪声时间序列;信号 3~10 为谐波时间序列。谐波时间序列参数如表 1 所示。采样时间为 500 s, 采样频率为 2 kHz。将这 10 组模拟时间序列进行叠加, 得到混合时间序列 $Mixed(t)$ 。

表 1 谐波时间序列参数

Tab.1 Parameters of simulation signal

序号	幅值/ mm	相位/ (°)	真实 频率/Hz	识别 频率/Hz	相对 误差/%
3	10.0	31.5	3.3	3.296	0.121
4	12.3	60.6	4.9	4.913	0.265
5	17.0	122.8	10.1	10.101	0.010
6	30.0	154.5	14.4	14.404	0.028
7	39.0	201.3	19.2	19.196	0.021
8	2.0	233.8	25.5	25.482	0.071
9	88.0	300.01	49.9	49.896	0.008
10	9.0	333.3	80.2	80.200	0

为了避免由于频率分辨率不足而不能准确地表示谐波信号的真实频率。采用上述参数化功率谱估计,并设置了较高的频率分辨率,即频域上的点数为

2^{16} 。同时,归一化误差应足够小,以保证估计的准确性,设置为 10^{-20} 。通过理论计算,AR 参数模型的阶数为 $p'=1128$ 。基于参数法的功率谱估计如图 1 所示。 $Mixed(t)$ 中的所有谐波频率均完全被识别,最大、最小相对误差分别为 0.265 % 和 0%, 基于参数化的谐波频率识别方法精度非常好,完全满足测试精度要求。

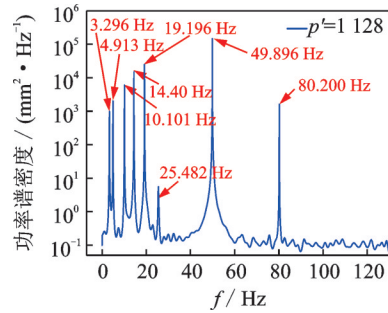


图 1 基于参数法的功率谱估计
Fig.1 Power spectral estimation based on parametric method

将参数化方法与传统方法的功率谱估计进行对比如图 2 所示。可见,参数化谱估计方法和传统谱估计方法均能有效识别这些谐波频率,即 4.9, 10.1, 14.4, 19.2, 49.9 和 80.2 Hz。传统方法对谐波频率 3.3 Hz 和 25.5 Hz 的识别精度较差,导致真实的主峰容易与两侧的假频谱线混淆,难以识别。这主要是由于信号 3 与信号 8 的幅值较小,只有 10.0 mm 和 2.0 mm, 导致信噪比较低,受噪声干扰较大。这也说明了传统的频域分析只能观察到少数严重磨损的多边形振动,不能及时识别车轮多边形早期磨损,使得对车轮的跟踪、监测和研究变的困难。

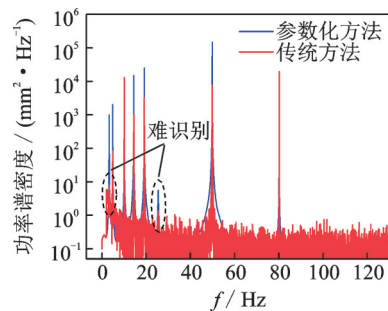


图 2 参数化方法与传统方法的功率谱估计对比
Fig.2 Power spectral estimation based on parametric and traditional methods

2.2 基于实测数据的验证

对某地铁车轮与转向架进行车轮不圆度测试与振动加速度试验。

2.2.1 车轮不圆度测试

为了与检验结果进行对比,预先对测试车轮进行静态的不圆度测试,如图 3 所示。将车轮不圆度测试数据进行处理,获得各阶车轮多边形的磨损耗值。



图 3 车轮不圆度测试

Fig.3 Wheel out of roundness test

2.2.2 轴箱振动加速度测试

将加速度传感器粘贴在轴箱处,轴箱振动加速度测试如图 4 所示。当车辆以空载工况、自动驾驶模式运行时,轴箱处产生的振动加速度信号通过数据线传输到信号采集箱,采样频率设为 5 120 Hz,将加速度时域信号存储在计算机。

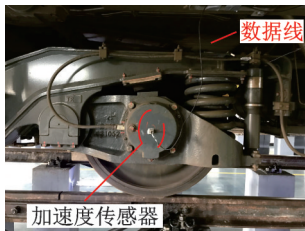


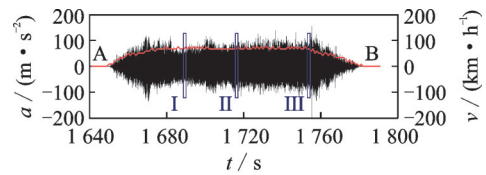
图 4 轴箱振动加速度测试

Fig.4 Axle box vibration acceleration test

2.2.3 轴箱振动加速度信号的处理与分析

通过现场线路测试,获得了该地铁车辆从 A 站到 B 站所测轴箱的加速度时域信号,对该时域信号进行了前处理。同时,将车辆的实时运行速度从司机室的控制系统中导出。处理后的轴箱加速度与车辆运行速度时域信号如图 5 所示。车轮各阶多边形特征所产生振动信号的频率分别与车轮的多边形阶数、车轮半径和运行速度有关。其中:多边形阶数、车轮半径均为固定值。地铁车辆在实际运营过程中,运行速度是随运营需求而变化的,导致车轮多边形的谐波激励频率随车辆运行速度而发生改变。由图 5 可知,该地铁车辆从 A 站到 B 站,先后经历了“牵引—惰行—制动”等工况,牵引工况与制动工况为变速运行工况,惰行工况为相对稳速工况。

为了使车轮多边形特征所产生的谐波振动频率保持相对稳定,笔者仅选取了惰行工况中的 3 段



—轴箱垂向振动加速度;—运行速度

图 5 轴箱加速度与车辆运行速度时域信号

Fig.5 Signals of axle box acceleration and running speed

时域信号进行分析。短时稳速时域信号如图 6 所示。由于截取的时域信号约为 1 s,可认为车辆在短时间内的速度为相对稳定。

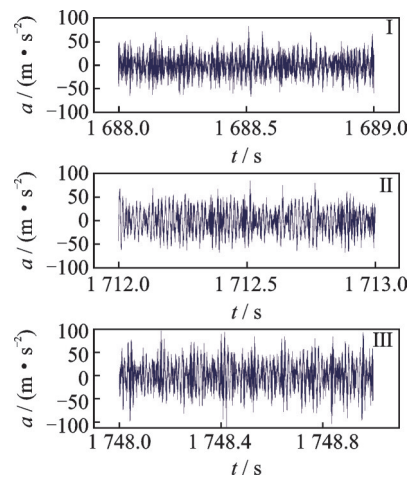


图 6 短时稳速时域信号

Fig.6 Short time steady speed time-domain signal

根据式(1)推导可知,当车辆以稳定的速度运行时,第 $i+1$ 阶车轮多边形所产生的轴箱振动频率 f_{i+1} 与第 i 阶车轮多边形所产生的振动频率 f_i 之间的差值为常数,表示为

$$\Delta f = f_{i+1} - f_i = v/2\pi r \quad (25)$$

图 6 中, I, II, III 时间范围内的速度分别为 70.47, 68.79 和 69.09 km/h。由于此测试试验选择的地铁车辆运营里程为 7.13×10^4 km,车轮均未龛轮,默认该地铁车辆车轮直径为 0.74 m。在 I, II, III 时间范围内,由相邻两阶车轮多边形产生的轴箱振动频率间隔的理论值分别为 8.42, 8.22 和 8.26 Hz。

2.2.4 车轮多边形的振动频率识别与分析

对截取的 3 组轴箱加速度时域信号包含的谐波频率进行确定。为了保证谐波频率的识别精度,同样采用上述参数化功率谱估计并设置了较高的频率分辨率,频域上的点数为 2^{16} ,归一化误差为 10^{-20} ,以保证估计精度。

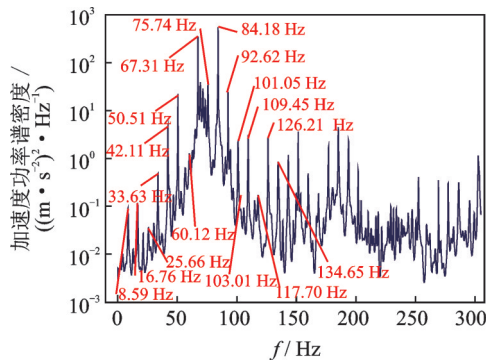
经计算,该参数化模型的 AR 阶数确定为 1 008,功率谱密度估计如图 7 所示。车轮多边形振动频率识别结果如表 2 所示。观察图 7 发现,信号

I, II, III 具有近似等间距的单频尖峰,可以猜测信号中存在显著的车轮多边形磨损激励特征频率。为了验证此推测,选择前 16 阶车轮多边形磨损特征的激励频率进行分析。如表 2 所示,计算两两相邻的车轮多边形在信号 I, II, III 时间范围内产生的轴箱振动频率间隔,并求均值分别为 8.40, 8.20 和 8.24 Hz。试验值与理论值的误差分别为 0.19%, 0.23% 和 0.15%, 可确认车轮存在多边形磨损。此外,通过观察振幅发现,车轮多边形的第 10, 8, 11, 6, 5 和 4 阶对振动的贡献较大。这与表 2 中各阶车轮多边形的实际磨损程度相符,证明了提出的基于参数化功率谱估计方法的准确性。

表 2 车轮多边形振动频率识别结果

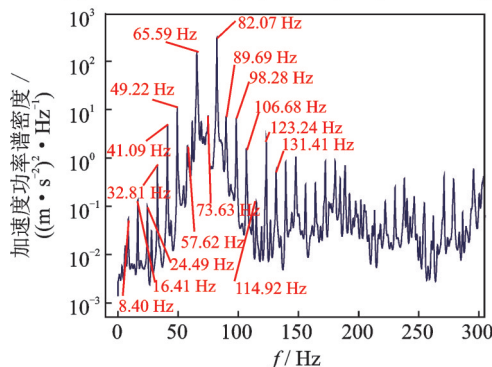
Tab.2 Detection results of wheel polygon vibration frequency

阶次	磨损幅值/dB	I		II		III	
		f/Hz	频率间隔 Δf /Hz	f/Hz	频率间隔 Δf /Hz	f/Hz	频率间隔 Δf /Hz
1	37.16	8.59	8.17	8.40	8.02	8.39	8.02
2	28.68	16.76	8.90	16.41	8.08	16.41	8.36
3	15.03	25.66	7.97	24.49	8.32	24.77	8.24
4	20.51	33.63	8.48	32.81	8.28	33.01	8.24
5	21.36	42.11	8.40	41.09	8.13	41.25	8.32
6	24.44	50.51	9.61	49.22	8.40	49.57	8.17
7	7.84	60.12	7.19	57.62	7.97	57.74	8.39
8	19.63	67.31	8.43	65.59	8.04	66.13	8.13
9	11.19	75.74	8.44	73.63	8.44	74.26	8.28
10	23.48	84.18	8.44	82.07	7.62	82.54	7.54
11	21.57	92.62	8.44	89.69	8.59	90.08	9.02
12	10.44	101.06	8.39	98.28	8.40	99.10	8.36
13	14.12	109.45	8.25	106.68	8.24	107.46	8.17
14	13.62	117.70	8.51	114.92	8.32	115.63	8.36
15	11.83	126.21	8.44	123.24	8.17	123.99	8.04
16	7.01	134.65	—	131.41	—	132.03	—



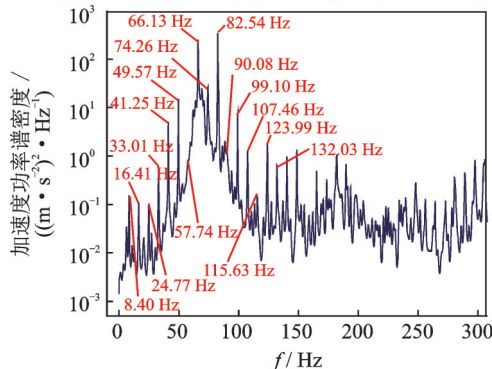
(a) 短时稳速频域信号 I

(a) Short time steady speed frequency domain signal I



(b) 短时稳速频域信号 II

(b) Short time steady speed frequency domain signal II



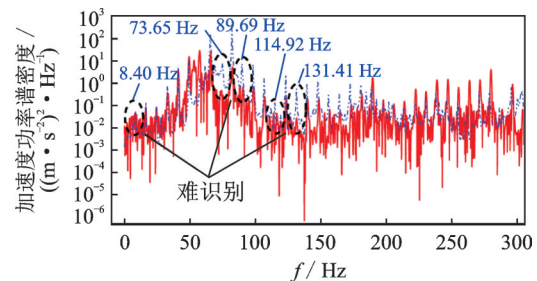
(c) 短时稳速频域信号 III

(c) Short time steady speed frequency domain signal III

图 7 功率谱密度估计

Fig.7 Power spectral density estimation

以信号 II 为例,将参数化功率谱估计结果与传统方法进行对比,如图 8 所示,发现参数和传统的谱估计方法可以识别大多数谐波频率。然而,基于传统方法的功率谱估计结果存在严重的能量泄漏和误差,直接导致谐波频率的检测精度较低。甚至无法识别车轮多边形磨损特征的第 7 阶(57.62 Hz)、第 9 阶(73.63 Hz)、第 14 阶(114.92 Hz)和第 16 阶(131.41 Hz),因为这几阶车轮多边形的磨损状况处于初期阶段,磨损幅值均较小。



— 传统功率谱估计; — 参数化功率谱估计

图 8 基于参数化方法和传统方法的信号 II 功率谱估计

Fig.8 Power spectral estimation of signals II based on parametric and traditional methods

由于笔者提出的基于参数化的建模分析方法不受传统方法固有缺陷的影响,因此基于该方法的功率谱估计结果更易识别,对于实现基于极短时间序列的高精度频域分析和削弱背景噪声的影响具有较好的效果。该方法对谐波信号非常敏感,尤其适用于在初始阶段发现车轮的多边形磨损。

3 结论

1) 基于参数化功率谱估计理论,提出一种新的车轮多边形动态识别方法,并以某地铁车辆的实测轴箱垂向振动加速度进行检测。结果表明,该功率谱估计方法可避免传统分析方法中的固有缺陷。同时,该功率谱估计方法对谐波信号非常敏感,受随机噪声信号干扰小,在实现基于短时序列的高精度频域分析与识别初始车轮多边形异常磨损等方面尤其适用。

2) 当车辆处于牵引、制动或其他明显加减速的工作时,车辆轴箱的垂直振动加速度是一种强非平稳状态。因此,笔者提出的方法不适用于上述情况,更倾向于使用车辆以相对稳定的速度运行时所产生的轴箱垂向振动加速度,对车轮多边形的磨损特征进行检测。

3) 由于速度变化、轨道不平顺或接触点在踏面上的位置变化的影响,测量信号不可能为绝对的平稳信号。在本试验研究中,即使是短时信号 I, II, III 也不是绝对平稳的信号,因此不可避免地在信号功率谱估计中存在误差。

4) 提出的检测方法不能完全避免轨道不平顺的干扰,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,功率谱估计结果才受到影响。由于不同波长引起的振动频率不同,因此不难区分轨道或车轮引起的振动频率。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 肖乾,王丹红,陈道云,等.高速列车轮轨激励作用机理及其影响综述[J].交通运输工程学报,2021,21(3): 93-109.
- XIAO Qian, WANG Danhong, CHEN Daoyun, et al. Review on mechanism and influence of wheel-rail excitation of high-speed train[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(3): 93-109. (in Chinese)
- [3] 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.
- [4] PALO M, GALAR D, NORDMARK T, et al. Condition monitoring at the wheel/rail interface for decision-making support[J]. Journal of Rail and Rapid Transit, 2014, 228(6): 705-715.
- [5] SKARLATOS D, KARAKASIS K, TROCHIDIS A. Railway wheel fault diagnosis using a fuzzy-logic method

[J]. Applied Acoustics, 2004, 65(10): 951-966.

- [6] 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.
- [7] 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, DOI:10.1080/00423114.2022.2100797.
- [8] 丁建明,林建辉,易彩,等.车轮不圆顺动态检测的时频特征圈内定位比较法[J].振动与冲击,2013,32(19): 39-43.
- DING Jianming, LIN Jianhui, YI Cai, et al. Dynamic detection of out-of-round wheels using a comparison of time-frequency feature locatings [J]. Journal of Vibration Shock, 2013, 32(19): 39-43. (in Chinese)
- [9] LI Y, LIU J, WANG Y. Railway wheel flat detection based on improved empirical mode decomposition [J]. Shock and Vibration, 2016, 2016: 4879283.
- [10] 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.
- [11] NIELSEN J, JOHANSSON A. Out-of-round railway wheels: a literature survey [J]. Journal of Rail and Rapid Transit, 2000, 214(2): 79-91.
- [12] LIANG Y, YAMAURA H, OUYANG H. Active assignment of eigenvalues and eigen-sensitivities for robust stabilization of friction-induced vibration [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 90: 254-267.
- [13] HUANG Y, HUANG C, DING J. Fault diagnosis on railway vehicle bearing based on fast extended singular value decomposition packet [J]. Measurement, 2020, 152: 107277.
- [14] CADZOW J. High-performance spectral estimation: a new ARMA method[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 1980, 28(5): 524-529.
- [15] 张立军.车辆随机振动[M].沈阳:东北大学出版社, 2007: 5-35.



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研究。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,博士、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