

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211923

# 基于 EEMD-ICA 算法的地铁混合波长钢轨波磨识别<sup>\*</sup>

许竞强 陈建政 吴越

(西南交通大学牵引动力国家重点实验室 成都 610031)

**摘要:** 地铁线路上常存在多种波长的钢轨波磨混合的情况,而目前的钢轨波磨识别方法主要适用于单一波长的钢轨波磨。针对混合波长的钢轨波磨识别问题,提出了一种基于集合经验模态分解-独立分量分析的地铁多波长钢轨波磨识别算法。首先建立了车辆-轨道耦合动力学模型和钢轨波磨激励模型,通过动力学计算得到混合波长的钢轨波磨作用下轴箱的振动加速度信号。对计算得到的轴箱振动加速度信号进行集合经验模态分解。引入相关系数筛选符合条件的本征模态分量,计算选择好的本征模态分量的能量平均值,通过设定能量阈值判断是否存在钢轨波磨,最后将选择的本征模态分量与源信号重构成多维信号,将重构的多维信号作为独立分量分析的输入矩阵以解决独立分量分析的欠定问题,定位分离结果的中心频率确定钢轨波磨波长。为了更好的验证本文算法,在广州某地铁线路上采集了波磨激励下轴箱垂向振动加速度信号和线路不平顺水平,使用本文算法分析了实验数据。结果证明,在 16 和 31.5 mm 两种不同的波磨波长混合激励下,该方法依然可以识别出两种不同的波磨波长,而传统的小波包能量熵法和 EEMD 能量熵-WVD 法仅能识别振动特征较为明显的 16 mm 波长的波磨,即这两种方法不能应用于混合波长波磨识别的问题。本文的研究成果为地铁混合波长钢轨波磨的识别提供了理论支撑。

**关键词:** 钢轨波磨;集合经验模态分解;独立分量分析;识别;振动加速度

**中图分类号:** U271.91 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

## Identification of rail corrugation with mixed wavelength in Metro based on EEMD-ICA algorithm

Xu Jingqiang Chen Jianzheng Wu Yue

(State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** Rail corrugation with multiple wavelengths is often mixed on subway lines, and the current rail corrugation identification method is mainly suitable for rail corrugation with a single wavelength. Aiming at the problem of rail corrugation identification of mixed wavelengths, this paper proposes a multi-wavelength rail corrugation identification algorithm based on ensemble empirical mode decomposition-independent component analysis. Firstly, the vehicle-track coupling dynamics model and the rail corrugation excitation model are established, and the vibration acceleration signal of the axle box under the action of the mixed wavelength rail corrugation is obtained through dynamic calculation. The ensemble empirical mode decomposition is performed on the calculated vibration acceleration signal of the axle box. Introduce the correlation coefficient to screen the qualified eigenmode components, calculate the energy average value of the selected eigenmode components, determine whether there is rail corrugation by setting the energy threshold, and finally selected eigenmode components and the source signal are reconstructed into a multi-dimensional signal, and the reconstructed multi-dimensional signal is used as the input matrix of the independent component analysis to solve the underdetermined problem of the independent component analysis. The center frequency of the positioning separation results determines the rail corrugation wavelength. In order to better verify the algorithm in this paper, the vertical vibration acceleration signal of axle box and the line irregularity level under the wave and wear excitation were collected on a subway line in Guangzhou, and the experimental data were analyzed using the algorithm of this paper. The results prove that under the mixed excitation of two different corrugation wavelengths of 16 and 31.5 mm, the method can still identify two different corrugation wavelengths, while the traditional wavelet packet energy entropy method and EEMD energy entropy-WVD method can only identify corrugation with a wavelength of 16 mm with obvious vibration characteristics, in other words, these two methods cannot be applied to the problem of mixed wavelength corrugation identification. The research results of this paper provide theoretical support for the identification of rail corrugation with mixed wavelengths in subways.

**Keywords:** rail corrugation; ensemble empirical mode decomposition; independent component analysis; identification; vibration acceleration

### 0 引 言

钢轨波磨是一种出现在轨头表面的周期性波浪状磨损

现象<sup>[1]</sup>。此类轮轨表面的不平顺现象会造成车辆和轨道零部件振动噪声过大,影响车辆运行品质和乘坐舒适性<sup>[2]</sup>。严重的钢轨波磨不仅会加剧轨道结构的振动及其损伤劣化

收稿日期:2022-11-02

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(U1734201)项目资助

速率,而且还会降低行车的安全性及稳定性<sup>[3]</sup>。以往靠传统人工进行的轨道检测需要运营部门安排调度,且会影响正常运营车辆的运营,效率低下<sup>[4]</sup>。在这种环境下,利用信号处理技术识别波磨的方式逐渐成为了主流方法,但信号处理方法对波磨参数的识别精度不及人工检测,还需要不断发展和完善。因此,提出一种高效、精确的信号处理算法识别钢轨波磨对车辆安全运行、提高乘客的乘坐品质有重要意义<sup>[5-6]</sup>。

国内外学者针对钢轨波磨检测进行了大量的研究。Grassie<sup>[7]</sup>通过对运营车辆轴箱振动以及其他部件振动信号进行分析,并在 1996 年最早提出基于运营车辆的轨道动态检测构想。尹希珂<sup>[8]</sup>通过对轴箱振动加速度信号进行集合经验模态(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)分解,计算本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)的能量熵值来判断是否存在钢轨波磨,将各 IMF 的维格纳-维尔分布(Wigner-Ville distribution, WVD)的时频分析结果线性叠加来识别波磨波长。黄文<sup>[9]</sup>采用小波包能量熵的处理方法对轴箱振动信息进行分析,仿真结果表明小波包时频图可以有效地对波磨进行定位和确定波长范围,并进行现场实验证实了在线检测钢轨波磨的方法是具有正确性和工程性的。朱崇巧<sup>[10]</sup>利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)将轴箱振动加速度信号进行分解为一系列的本征模态函数,将分解得到的本征模态分量进行 Hilbert 变换,通过反映能量分布的 Hilbert 谱图计算波磨波长。除以上方法外,还有其他学者使用希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)<sup>[11]</sup>、同步压缩短时 Fourier 变换(synchro-squeezed short time Fourier transform, SSTFT)<sup>[12]</sup>、同步压缩小波变换(synchro-squeezed wavelet transform, SST)<sup>[13]</sup>等方法检测钢轨波磨。

在实际工程中,钢轨波磨不仅存在单个波长、波深的情况,还存在多波长钢轨波磨,即多种不同的波长叠加的情况。以上算法均不能对这种现象进行识别。

独立分量分析(independent component analysis, ICA)最早由 Comon<sup>[14]</sup>提出,该算法是一种新的盲源分离技术,可在极少先验知识的条件下,通过多通道观测信号分离出有效的源信号,该算法要求观测信号数目大于或等于源信号数目,但在工程应用中往往传感器数目有限,难以达到这一要求。

到目前为止,还没有学者将 ICA 算法应用于钢轨波磨故障的识别,但 ICA 算法已经广泛地应用在其他信号处理领域<sup>[15-16]</sup>,以轴承故障诊断为例<sup>[17-18]</sup>,ICA 算法可有效地分离出轴承振动信号中的周期性故障信号,而钢轨波磨也会激发强烈的轮轨周期性振动。经大量的数据验证,ICA 算法能有效地分离出轴箱振动信号中的波磨故障信号。除此之外,为了解决观测信号数小于源信号数目的问题(欠定 ICA 问题),可使用 EEMD 算法对观测信号进行升维,将 EEMD 算法和 ICA 算法结合可有效地针对单通道轴箱振

动信号进行波磨故障诊断。

针对以上问题,本文结合 EEMD 分解法与 ICA 分离法,提出一种基于集成经验模态分解-独立分量分析的地铁多波长钢轨波磨识别方法,建立含柔性钢轨的车辆-轨道耦合动力学仿真模型,并将轨道随机不平顺与钢轨波磨函数叠加作为轮轨激励输入,通过 EEMD-ICA 算法分析仿真得到的轴箱振动加速度信号以检测钢轨波磨波长。为了进一步验证本文算法,在广州某地铁线路上采集了实测轴箱振动加速度信号和实测线路不平顺值,使用本文算法处理轴箱振动加速度信号得到了相应的波长信息,与实测不平顺值进行对比,结果证明本文算法可针对混合波长波磨问题进行检测。本文算法主要流程为:首先,使用 EEMD 分解将得到的轴箱振动加速度信号分解为多个本征模态函数。然后,通过设定相关系数阈值选择相关系数较大的数个 IMF 并计算它们的能量平均值,通过设定能量阈值判断是否存在钢轨波磨。最后,将选取的 IMF 与源信号组成 ICA 输入矩阵,对得到的结果进行分析,提取振动中心频率计算钢轨波磨波长。

## 1 计算模型

### 1.1 车辆-轨道耦合动力学模型

利用 SIMPACK 软件按照地铁实际参数建立车辆-轨道耦合动力学模型。根据多体动力学理论,将单节车辆看作一个多刚体系统,模型由 1 个车体、2 个构架、4 个轮对、8 个轴箱共 15 个刚体组成,弹簧、减振器、牵引拉杆、转臂节点均采用力元来模拟,其中二系横向减振器与一系垂向减振器采用非线性力元模拟。对波磨条件下的振动信号进行仿真时,由于刚体的振动冲击相对较大,尤其是在波磨波长较短的情况下轮对会出现跳轨现象。于是采用 SIMPACK 中 Flextrack 模块导入柔性钢轨,模型主要参数如表 1 所示,建立好的车辆-轨道耦合动力学如图 1 所示。

表 1 模型基本参数<sup>[19]</sup>

参数/单位	数值
车体质量/kg	49 068
车辆定距/m	15.7
构架质量/kg	4 065
轴距/m	2.5
轮对质量/kg	1713
滚动圆直径/m	0.84
轨距/m	1.435
一系弹簧垂向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	1.05
一系弹簧横向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	1.06
空气弹簧垂向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	0.47
空气弹簧横向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	0.16
扣件垂向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	40.73
扣件横向刚度/(MN·m <sup>-1</sup> )	8.79
扣件垂向阻尼/(N·s/m)	9 898.7
扣件横向阻尼/(N·s/m)	1 927.26

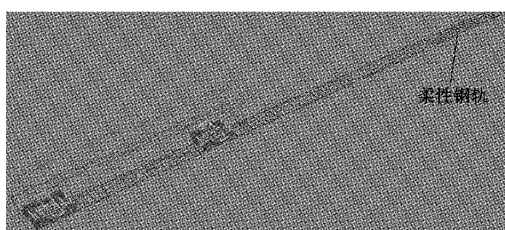


图 1 车辆-轨道耦合动力学模型

1.2 钢轨波磨激扰及模型

当列车运行时,轮对会与钢轨产生滚动接触,但轨道会不可避免地出现随机不平顺,轮对经过不平顺的轨道会产生振动,当列车经过波磨段时,还会让轮对受到强烈的周期性冲击,危害列车运行的安全性,图 2 为列车在随机不平顺+波磨激扰下运行示意图。

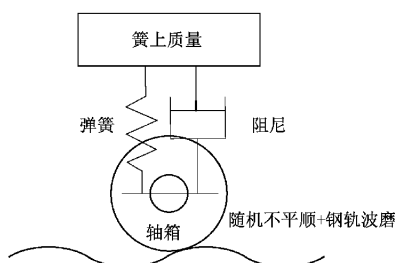


图 2 随机不平顺+波磨激扰下列车运行示意图

为尽量真实模拟多波长钢轨波磨数据,本文将使用实测轨道垂向不平顺数据叠加多个波磨函数的方法建立轨道谱,波磨函数可使用多谐波函数来描述:

$$Z_0(t) = \frac{1}{2}a(1 - \cos\omega t), 0 \leq t \leq \frac{nL}{v} \quad (1)$$

式中:  $Z_0(t)$  为钢轨表面垂向位置,  $t$  为时间,  $a$  为波磨波深,  $L$  为波磨波长,  $v$  为车辆运行速度。

将式(1)中随时间变化的函数转化为随行驶位移的  $x$  变化函数:

$$Z_0(x) = \frac{10}{2}a \left(1 - \cos \frac{2\pi x}{L}\right) \quad (2)$$

将实测轨道垂向不平顺数据叠加多个不同的波磨函数后,新的不平顺表达式如下:

$$Z = Z_{g0}(x) + Z_0(x) + Z_1(x) + \dots + Z_n(x) \quad (3)$$

式中:  $Z$  为钢轨表面垂向位置,  $Z_{g0}(x)$  为实测轨道垂向不平顺,  $Z_0(x)$ 、 $Z_1(x)$ 、 $\dots$ 、 $Z_n(x)$  为不同的波磨函数。

为了验证算法的可行性,设置 20 组不同的仿真实验,每一组都有两个不同的波磨函数,将叠加的第 1 个波磨函数的波长称为主波长,叠加的第 2 个波磨函数的波长称为次波长,波磨添加位置为 50~55 m,速度级为 30~80 km/h,如表 2 所示。

表 2 轨道波磨分组设置参数

工况序号	速度/(km·h <sup>-1</sup> )	主波长/mm	主波长对应波深/mm	次波长/mm	次波长对应波深/mm	波磨添加位置/m
1	30	20	0.05	50	0.10	50~55
2	30	150	0.35	250	0.25	50~55
3	40	20	0.05	50	0.10	50~55
4	40	150	0.35	250	0.25	50~55
5	50	20	0.05	50	0.10	50~55
6	50	20	0.05	50	0.15	50~55
7	50	30	0.05	60	0.25	50~55
8	50	30	0.15	60	0.10	50~55
9	50	60	0.10	100	0.15	50~55
10	50	60	0.10	100	0.20	50~55
11	50	80	0.20	130	0.15	50~55
12	50	80	0.25	130	0.20	50~55
13	50	150	0.35	250	0.25	50~55
14	50	150	0.35	250	0.35	50~55
15	60	20	0.05	50	0.10	50~55
16	60	150	0.35	250	0.25	50~55
17	70	20	0.05	50	0.10	50~55
18	70	150	0.35	250	0.25	50~55
19	80	20	0.05	50	0.10	50~55
20	80	150	0.35	250	0.25	50~55

## 2 算法介绍

### 2.1 EEMD 分解

经验模态分解是由 Huang 等<sup>[20]</sup>于 1998 年提出的一种时频信号处理方法,其原理已在文献[8]中详细描述,此处不再介绍,Wu 等<sup>[21]</sup>在 EMD 方法上进行改进,提出了 EEMD 算法,该方法将服从正态分布且方差为常数的白噪声加入原始信号来构造新信号,其原理如下:

1)向原始信号  $x(t)$  中加入随机高斯白噪声  $w_j(t)$ :

$$\hat{x}_j(t) = x(t) + w_j(t) \quad (4)$$

2)使用 EMD 方法对加入白噪声后的信号  $\hat{x}_j(t)$  进行分解,获得  $\hat{x}_j(t)$  各阶模态分量:

$$\hat{x}_j(t) = \sum_{i=1}^K c_{ij}(t) + r_j(t) \quad (5)$$

式中:  $c_{ij}(t)$  为第  $j$  次分解得到的第  $i$  个模态分量,  $r_j(t)$  为第  $j$  次分解得到的余量。

3)重复步骤 1)和 2)  $N$  次,每次均加入不同的高斯白噪声。

4)将每次分解得到的 IMF 对应做总体平均运算, EEMD 分解得到的各 IMF 分量和余项分别为:

$$c_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N c_{ij}(t) \quad (6)$$

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N r_j(t) \quad (7)$$

式中:  $c_i(t)$  为原始信号经 EEMD 分解后的第  $i$  个模态分量,  $r(t)$  为原始信号经 EEMD 分解后的余项。

EEMD 分解结果最终可表示为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^K c_i(t) + r(t) \quad (8)$$

### 2.2 ICA 算法

独立分量分析主要分为 3 个部分,信号预处理、目标函数和优化算法。其中目标函数和优化算法这两者的结合奠定了 ICA 算法的有效性。通常,目标函数和优化算法并不是一一对应的,不同的优化算法可以优化同一个目标函数,一种优化算法也可以优化不同的目标函数,不同目标函数与不同优化算法的组合往往能够取得若干想不到的效果<sup>[22]</sup>。数据预处理包含中心化和白化两部分,本文选取负熵最大化作为目标函数与固定点算法作为优化算法来构造 ICA 算法,其原理如下:

将得到的观测信号减去其均值:

$$\tilde{X} = X - E(X) \quad (9)$$

式中:  $\tilde{X}$  为中心化后的观测信号,  $E(X)$  为观测信号的数学期望。

为了减少计算量,需要将中心化后的观测信号白化处理。白化的主要目的是为了对中心化后的观测信号进行变换,使得变换后的信号分量之间不相关,减少后续独立分量分析对混合信号分析的复杂度,这样可以有效降低独

立分量分析在求解过程中因观测信号方差的存在引入的计算量<sup>[23]</sup>。信号的白化过程为:

$$V = U^{-1/2} D \quad (10)$$

$$Z = V\tilde{X} \quad (11)$$

式中:  $V$  为白化矩阵,  $U$  为  $E(\tilde{X}\tilde{X}^T)$  的单位范数特征向量组成的矩阵,  $D$  为  $E(\tilde{X}\tilde{X}^T)$  的特征值组成的对角矩阵,  $Z$  为白化后的观测信号。

为构造负熵最大化的目标函数,引入负熵的表达式:

$$J(y) = H(y_{Gauss}) - H(y) \quad (12)$$

式中:  $J(y)$  为随机变量  $y$  的负熵,  $H(\cdot)$  为微分熵运算,  $y_{Gauss}$  为与  $y$  具有相同方差的高斯随机变量。

由于式(12)求解复杂,为了简化计算,可采用式(13)作为负熵最大化的目标函数:

$$J(w) = [E\{G(w^T Z)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (13)$$

式中:  $w$  为分离向量,  $G$  为非二次函数,  $v$  为零均值,单位方差的高斯随机变量。

接下来,使用固定点算法优化目标函数,根据 Kuhn-Tucker 条件,目标函数式(13)达到极值的条件为:

$$E\{Zg(w^T Z)\} - aw = 0 \quad (14)$$

式中:  $g$  为  $G$  的导数,  $a$  为常数。

将式(14)等号左边的函数用  $F$  表示,使用固定点算法对  $F$  求极值点:

$$w_{k+1} = w_k - \frac{F(w_k)}{\partial F(w_k)} \quad (15)$$

$$\partial F(w_k) = E\{ZZ^T g'(w_k^T Z)\} - aI \quad (16)$$

式中:  $k$  为迭代次数,  $\partial F(w_k)$  为  $F(w_k)$  对  $w_k$  的一阶导数,  $I$  为单位矩阵。

由于  $Z$  已经过白化处理,故式(16)可简化为:

$$\partial F(w_k) = E\{g'(w_k^T Z)\} - aI \quad (17)$$

将式(17)代入式(15)得到最终的迭代公式:

$$w_{k+1} = E\{Zg'(w_k^T Z)\} - E\{g'(w_k^T Z)\}w_k \quad (18)$$

根据式(18)可获得最优解  $w$ ,将得到的每一个分离向量组成分离矩阵  $W$ ,进而得到源信号的估计  $S = W^T Z$ 。

### 2.3 EEMD-ICA 算法

在实际工程中,欠定 ICA 问题较为普遍,对于这种情况,ICA 算法不能将其有效的分离。为解决这一问题,提出 EEMD-ICA 算法用于识别地铁钢轨多波长波磨,并引入相关系数选择 IMF 分量,其流程如图 3 所示。

算法的具体流程如下:

1)将轴箱振动加速度信号进行 EEMD 分解,得到若干 IMF 分量。

2)计算各 IMF 与源信号的相关系数  $r$ ,选择相关系数高于阈值  $p$  的 IMF 分量。

3)计算选择的 IMF 分量的能量平均值  $E$ ,判断其是否超过阈值  $e$ ,若超过阈值,则存在钢轨波磨,反之,不存在钢轨波磨。

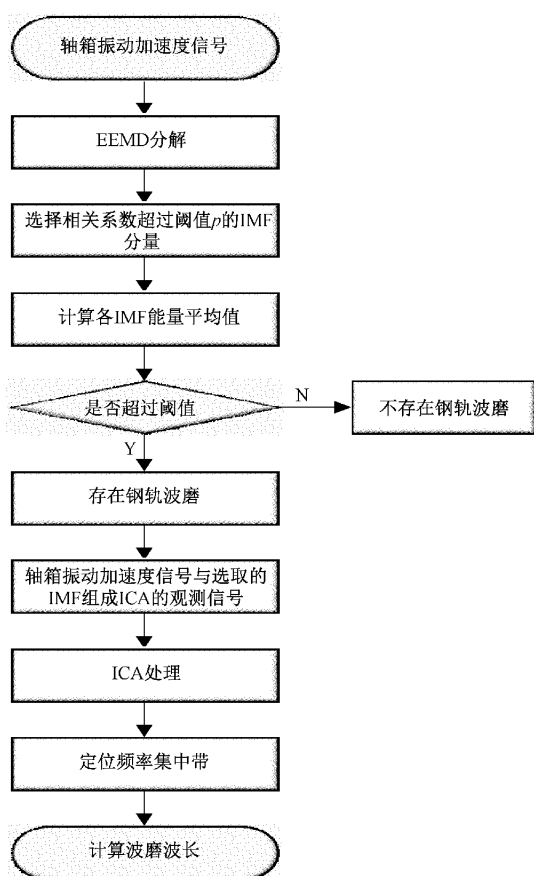


图 3 EEMD-ICA 算法识别钢轨波磨流程

4)若存在钢轨波磨,将选择的 IMF 分量与原轴箱振动加速度信号重构为多维信号,将其作为 ICA 输入矩阵。

5)定位分离结果的频率集中带,计算波磨波长。

其中,相关系数为表示两个变量之间线性相关程度的指标,其值越大,相关度越高,其表达式为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - E(x_i))(y_i - E(y_i))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - E(x_i))^2 \sum_{i=1}^n (y_i - E(y_i))^2}} \quad (19)$$

式中:  $x_i$  和  $E(x_i)$  分别代表信号  $x$  的实际值与数学期望,  $y_i$  和  $E(y_i)$  分别代表信号  $y$  的实际值与数学期望。

由于相关系数的阈值  $\rho$  直接决定着 ICA 的输入信号的选取,其不宜过高也不宜过低,过高的阈值  $\rho$  会导致选取的 IMF 太少,从而不能解决 ICA 的欠定问题,过低的阈值  $\rho$  会导致伪分量、残余分量和信噪比较低的 IMF 混杂在 ICA 的输入矩阵中,使得 ICA 不能正确的对结果进行识别。以表 2 中第 5~14 组仿真实验为例,由于每一组均为双波长波磨,则每一组的源信号数目应基本相同。其中各 IMF 的相关系数如图 4 所示。根据 EEMD-ICA 算法对大量轴箱振动加速度信号的分析结果,将相关系数阈值  $\rho$  设为 0.7 可有效解决 ICA 的欠定问题并使每一组选取的 IMF 数量相同。

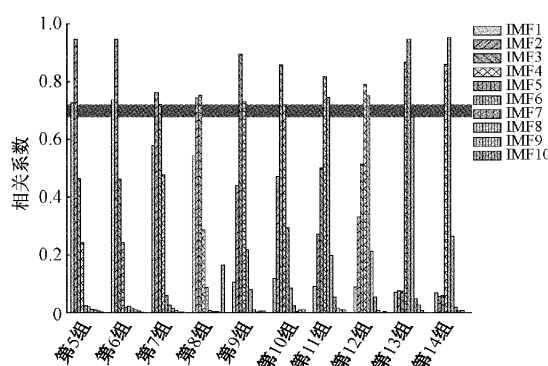


图 4 第 5~14 组仿真实验的相关系数

能量值的计算公式为:

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \quad (20)$$

列车经过波磨段时,轮轨相互作用加剧,容易引起强烈的振动和冲击,会极大地提高振动能量,为了准确的识别钢轨波磨是否存在,能量阈值  $e$  的设定就尤为重要,且为了避免信号长度的影响,将计算出的能量值归一化处理。将表 2 中的仿真实验和无波磨仿真实验得到的能量平均值进行对比,不同工况下各 IMF 的能量平均值如图 5 所示。

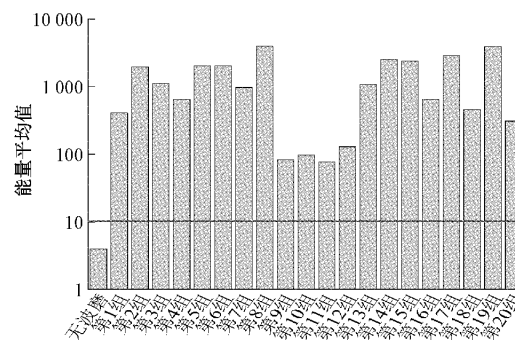


图 5 波磨段与非波磨段能量平均值对比

从图 5 可以看出波磨段的能量平均值要远高于无波磨段的能量平均值,将能量阈值  $e$  设为 10 能有效地检测钢轨波磨是否存在。

### 3 算法验证

#### 3.1 仿真验证

为验证算法的有效性,本节将采用图 3 的流程对表 2 中第 7 组仿真实验波磨段得到的轴箱振动加速度信号进行波磨识别,为了更精确地模拟实测信号,在 EEMD 分解前,将表 2 中得到的仿真信号加入一定的随机噪声。定位频率集中带后,可通过波磨波长  $\lambda$ 、波磨通过频率  $f$  和列车运行速度  $v$  的关系式计算波磨波长:

$$\lambda = \frac{v}{f} \quad (21)$$

轴箱振动加速度信号加入随机噪声后,其波形图与频谱图如图 6 所示。

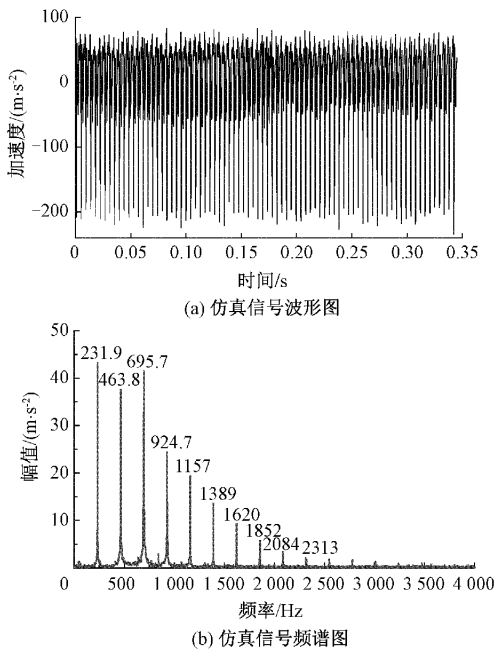


图 6 仿真信号的波形与频谱

根据式(21)计算可得波长为 30 mm 的波磨与波长为 60 mm 的波磨的主频分别 462.96 与 231.48 Hz,图 6(b)可以看出轴箱振动频率为 231.9 Hz 及其倍频,所以通过频谱图只能识别出波长为 60 mm 的波磨,不能识别出波长为 30 mm 的波磨。EEMD 的分解得到的各 IMF 分量如图 7 所示。各 IMF 分量的相关系数如表 3 所示。

表 3 各 IMF 分量的相关系数

模态分量	相关系数
IMF1	0.582 04
IMF2	0.763 98
IMF3	0.724 04
IMF4	0.476 64
IMF5	0.062 84
IMF6	0.028 77
IMF7	0.016 15
IMF8	0.007 17
IMF9	0.003 35
IMF10	0.000 04

从图 7 可以看出,IMF1~IMF10 的信号频率逐渐降低,最终的余项为一条单调曲线。其中 IMF5~IMF10 的频率和能量较低,基本不存在波磨信号的分量。而 IMF1~IMF4 的频率和能量较高,可能存在波磨信号的分量,但从时域图上的特征难以筛选出波磨信号成分较高的分量,所以需要计算各 IMF 分量与源信号的相关系数。EEMD 分解还会不可避免的出现模态混叠现象,为了识别出波磨的波长,需要使用 ICA 算法分离出各 IMF 分量中相同的波

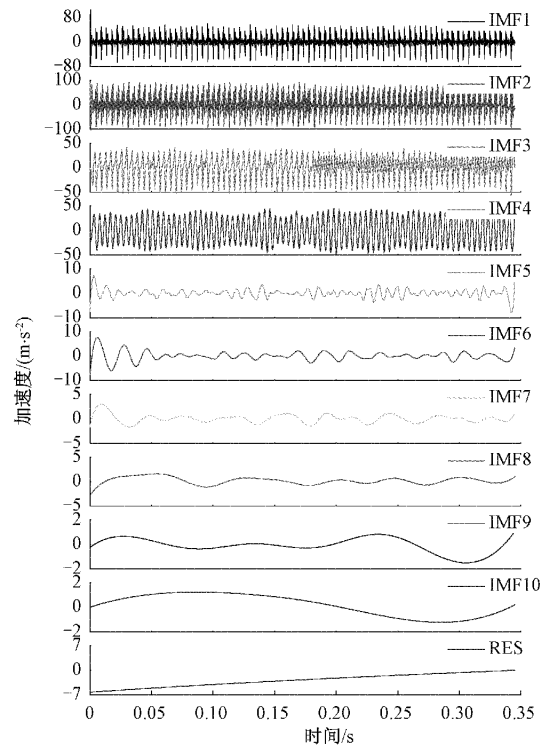
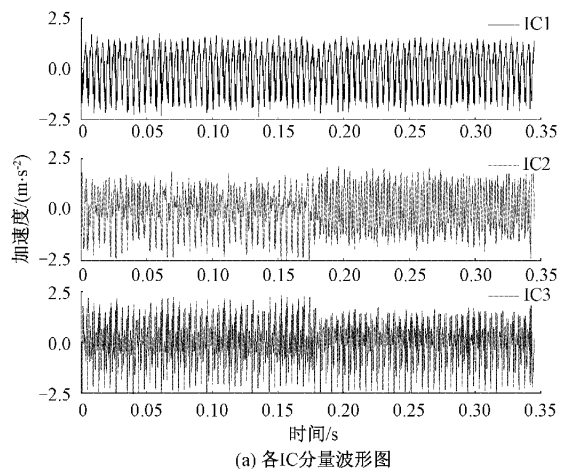


图 7 EEMD 分解得到的各 IMF 分量图

磨信号成分。

从表 3 可以看出,IMF2 和 IMF3 的相关系数高于阈值  $p$ ,而 IMF5~IMF10 的相关系数均小于 0.1,与之前的猜想一致。经计算可知,IMF2 和 IMF3 的能量平均值为 971.14,远大于阈值  $e$ ,可以确定存在钢轨波磨。为了解决 ICA 的欠定问题,将选择好的 IMF 分量与源信号  $x(t)$  重构成新的多维信号  $X = [x(t), IMF2, IMF3]^T$ 。将  $X$  作为 ICA 的输入矩阵,ICA 的分离结果如图 8 所示。

从图 8(b)可以看出,IC1 和 IC2 均能从频域信号上找到其特征频率,而 IC3 在频域信号上没有明显的特征频率,其频率主要由 IC1 和 IC2 的倍频分量构成。可认为 IC1 和 IC2 分别对应着源信号  $x(t)$  的两个波磨信号分量,



(a) 各 IC 分量波形图

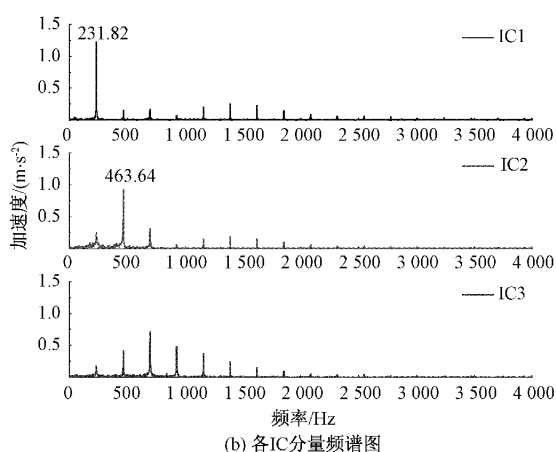


图 8 ICA 处理后得到的各 IC 分量

IC3 为它们的倍频干扰。IC1 和 IC2 的频率集中位置分别为 231.82 和 463.64 Hz,由式(21)可以得到 IC1 和 IC2 对应的波磨波长分别为 59.91 和 29.95 mm,其识别误差分别为 0.15%和 0.17%。其余各组仿真实验的处理结果如表 4 所示。由表可知,列车经过钢轨波磨段时,使用本文算法计算的能量平均值均在 70 以上,远大于能量阈值  $e$ 。本文算法对钢轨波磨的两个波长识别误差均小于 3%,可以有效地检测波磨波长。

### 3.2 实验验证

实验检测了广州某地铁线路上钢轨不平顺水平和该线路上车辆运行时的轴箱的振动加速度信号。测量钢轨不平顺水平的装置为 CAT(corrugation analysis trolley),该装置可置于钢轨表面并沿钢轨移动,可对较长波磨路段

表 4 仿真实验处理结果

工况序号	主波长识别结果/mm	次波长识别结果/mm	主波长识别误差/%	次波长识别误差/%	能量平均值
1	20.02	49.87	0.10	0.26	411.06
2	148.10	257.20	1.27	2.88	1 948.50
3	20.03	49.96	0.15	0.08	1 102.20
4	149.85	255.60	0.10	2.24	641.96
5	19.96	49.92	0.20	0.16	2 037.10
6	19.96	49.92	0.20	0.16	2 041.50
7	29.95	59.91	0.17	0.15	971.40
8	29.95	59.91	0.17	0.15	3 948.01
9	59.91	99.85	0.15	0.15	82.01
10	59.91	99.85	0.15	0.15	96.53
11	79.87	129.56	0.16	0.34	76.82
12	79.87	129.56	0.16	0.34	128.52
13	149.78	252.25	0.15	0.90	1 071.86
14	149.78	252.25	0.15	0.90	2 513.66
15	20.04	50.20	0.20	0.40	2 373.18
16	150.56	245.75	0.37	1.70	641.85
17	20.05	50.21	0.25	0.42	2 844.53
18	150.62	245.73	0.41	1.71	456.07
19	20.00	49.81	0.00	0.38	3 916.93
20	149.44	251.70	0.37	0.68	308.86

进行测量,使用 CAT 装置检测波磨的现场照片如图 9 所示。为了准确分析波磨对轴箱振动特性的影响,选取了波磨较为明显的路段进行测量,其里程标为 K12+500~K15+400。该路段为普通扣件轨道(扣件垂向刚度约为 40 kN/mm),线路条件为直线。经测量可得该路段由两种不同波长的钢轨波磨叠加,其中主波长为 31.5 mm,次波长为 16 mm,钢轨不平顺水平状态如图 10 所示。采集轴箱振动加速度信号的设备为 B&K 公司的振动噪声数据采集系统(型号:3560D),在轴箱测点上贴放了加速度传感器,振动加速度传感器现场照片如图 11 所示。采样频率为

8 192 Hz,车辆试验速度为 90 km/h,选取其中的 5 000 个采样点进行分析,实测轴箱振动加速度信号的波形图与频谱图如图 12 所示。为了消除车轮不圆引起的轴箱的振动响应,被测车辆在振动测试前将车轮进行镟修处理,使得钢轨波磨引起的轴箱振动特征占主要成分。

从图 12(b)可以看出,实测信号的特征频率为 1 476.2 Hz,而通过式(21)计算得到的波长为 16 mm 的波磨特征频率为 1 562.5 Hz,其与实测信号的特征频率不符。这是因为列车在实际运行中,速度无法稳定在 90 km/h,并且波磨的每个谐波长度也相对于 16 mm 上下波动,再加上噪声及信

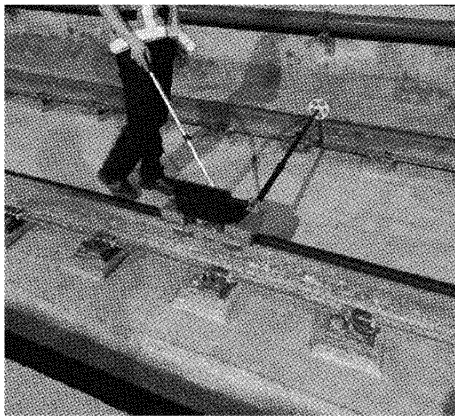


图 9 钢轨波磨现场测试照片

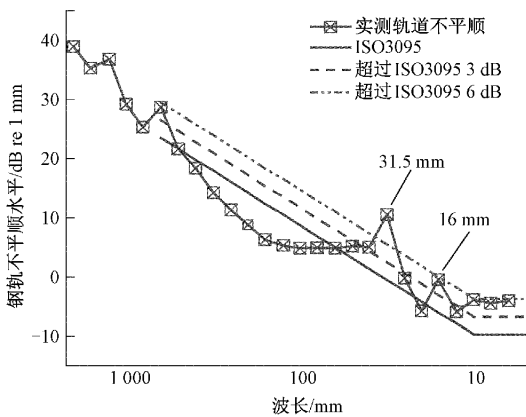


图 10 实验路段钢轨不平顺谱图<sup>[24]</sup>

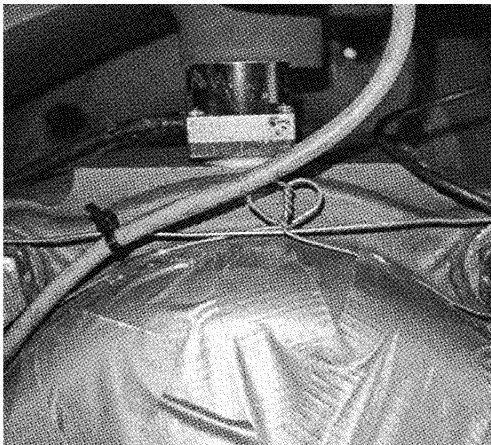
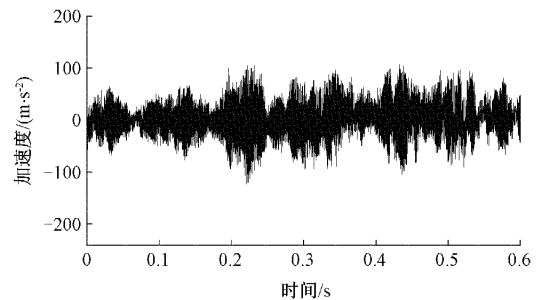


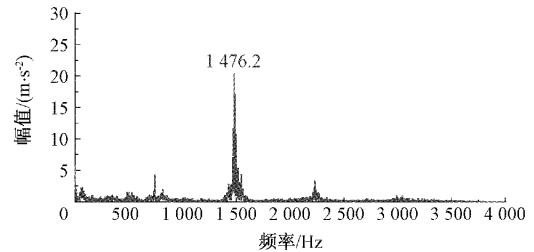
图 11 振动加速度传感器现场照片

号采集误差的影响,使的波长为 16 mm 的波磨特征频率发生了微小偏移。而从图 12(b)中还无法识别出波长为 31.5 mm 的波磨,需要进一步分析。

将实测信号 EEMD 分解后计算各 IMF 分量的相关系数,由于实测信号经过了滤波处理,信号中不存在倍频干扰,所以 ICA 的分离结果不会出现倍频干扰对应的 IC 分量。将满足阈值  $p$  要求的 IMF 与实测信号  $x(t)$  重构为新



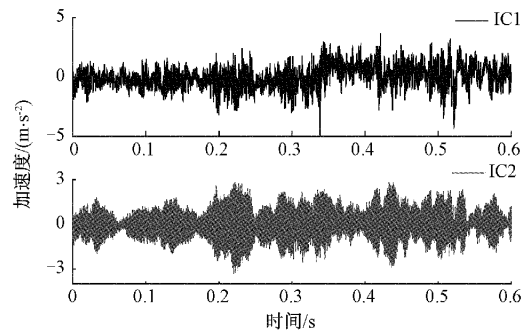
(a) 实测信号波形图



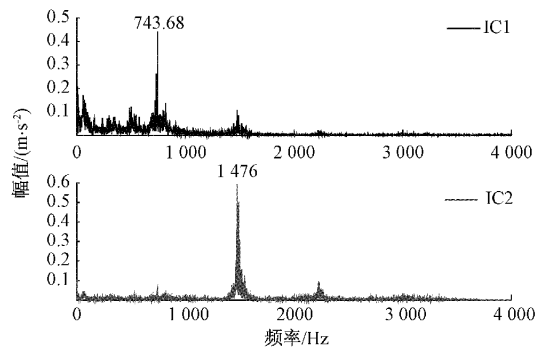
(b) 实测信号频谱图

图 12 实测信号的波形图与频谱图

的多维信号  $\mathbf{X} = [x(t), IMF1]^T$  作为 ICA 的输入矩阵,经计算可得 IMF1 的能量值为 1 123,远大于阈值  $e$ ,ICA 的分离结果如图 13 所示。为了更清晰地观察两个 IC 分量的波形,将图 13(a)进行局部放大,其结果如图 14 所示。



(a) 各 IC 分量波形图



(b) 各 IC 分量频谱图

图 13 ICA 处理后得到的各 IC 分量

从图 13(b)可以看出 IC1 和 IC2 的特征频率分别为 743.68 Hz 和 1476 Hz,可认为 IC1 和 IC2 分别对应着源信号  $x(t)$  的两个波磨信号分量,其中 1 476 Hz 为波长为



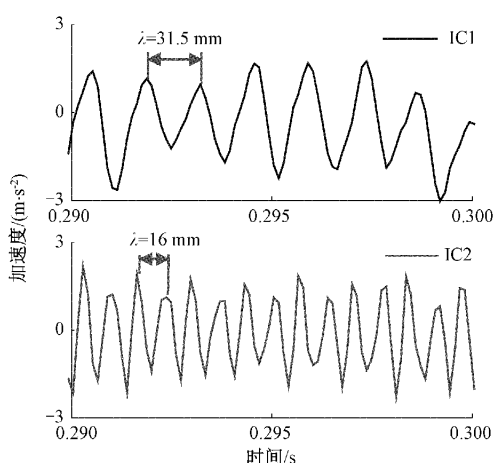


图 14 各 IC 分量波形图局部放大结果

16 mm 的波磨特征频率,与之前提到的相同,743.68 Hz 为波长为 31.5 mm 的波磨特征频率。经式(21)计算可得,理论上波长为 31.5 mm 的波磨特征频率为 793.65 Hz,其相对于 IC1 的特征频率也发生了微小偏移。从图 14 可以清晰的看出两种不同波长的波磨信号的振动波形。

#### 4 算法对比

为了验证算法的优越性,分别采用本文方法、小波包能量熵法和 EEMD 能量熵-WVD 法对上文的实验数据进行对比分析。虽然本文方法仅通过观察 IC 分量的频谱图就可以得到波磨特征频率,但为了更直观的对比其他两种方法,此处依然列出图 13 中两个 IC 分量叠加后的时频图,如图 15 所示。EEMD 能量熵-WVD 法得到的 WVD 时频图如图 16 所示,小波包能量熵法得到的小波时频图如图 17 所示。

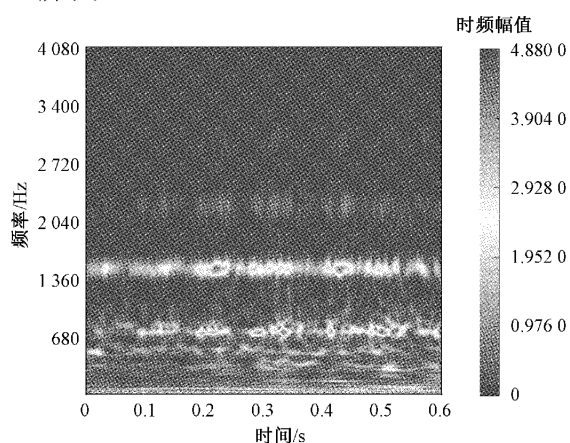


图 15 IC 分量时频图

从图 15 可以看出,使用本文方法得到的时频图在 1 476 和 743 Hz 附近有明显的深色区域,即本文方法能够识别出两种不同波长的波磨。

从图 16 和 17 可以看出,实测信号虽然不存在倍频干

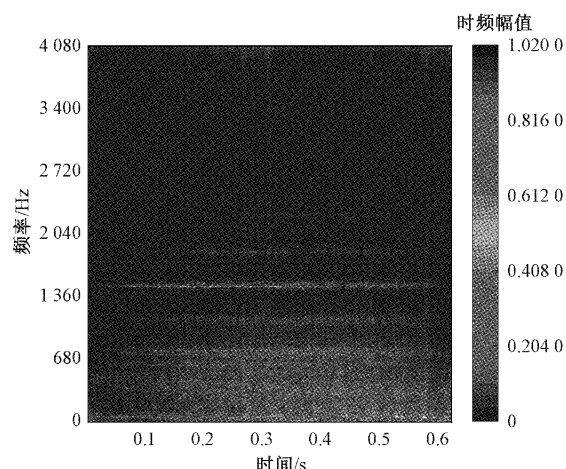


图 16 实测信号 WVD 时频图

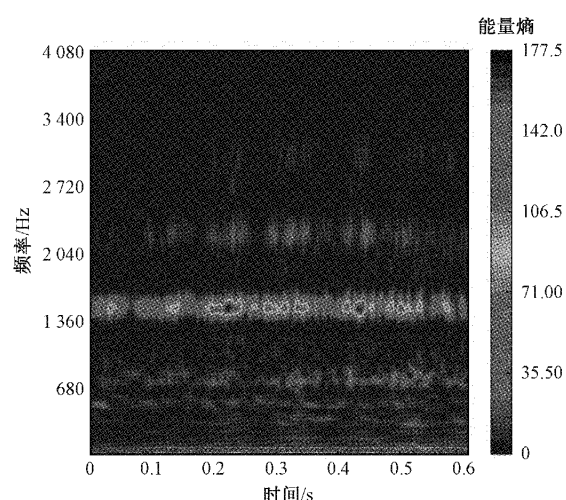


图 17 实测信号小波时频图

扰,但实测信号还会受到钢轨接头激励和噪声等其他因素的干扰,从 WVD 时频图与小波时频图上仅能识别出时频幅值与能量熵较高的 16 mm 波长的波磨。除此之外,WVD 时频图上还存在属于 0~810 Hz、1 080~1 150 Hz 和 1 810~1 890 Hz 3 个深色区域,小波时频图上还存在属于 470~540 Hz、680~770 Hz 和 2 100~2 400 Hz 的 3 个深色区域,所以这两种方法均不能识别出波长为 31.5 mm 的波磨对应的深色区域。本文方法与这两种方法的对比结果如表 5 所示。

表 5 对比结果

识别方法	主波长特征 频率识别 结果/Hz	次波长特征 频率识别 结果/Hz
EEMD-ICA 法	1476	743.68
小波包能量熵法	1 392~1 600	—
EEMD 能量熵-WVD 法	1 438~1 534	—

## 5 结 论

本文提出了一种基于集成经验模态分解-独立分量分析的地铁多波长钢轨波磨识别方法。通过对含有柔性钢轨的车辆-轨道耦合动力学模型模拟得到两种不同波长、波深和不同速度下的轴箱振动加速度信号,得到如下结论:

针对ICA的欠定问题,采用EEMD分解,并按照相关系数选取合适的IMF分量与源信号重构成多维信号,同时计算选取的各IMF分量的能量平均值判断是否存在波磨,将重构的多维信号作为ICA的输入矩阵,解决了ICA的欠定问题。

使用EEMD-ICA算法对仿真得到的轴箱振动加速度信号进行分析,成功识别出了两种不同的波磨波长,识别误差不超过3%。对实测轴箱振动加速度信号进行分析,在钢轨接头和噪声等干扰下依然能够识别出两种不同的波磨波长。

相比于传统的小波包能量熵法与EEMD能量熵-WVD法需要根据时频图上的深色区域识别波磨波长,本文方法不仅能分辨出两种不同的波磨波长,还能直接定位波磨特征频率,性能更加优越。

## 参考文献

- [1] 王志强,雷震宇.科隆蛋扣件段钢轨波磨产生机理及发展特性[J].振动、测试与诊断,2021,41(4):688-694,829.
- [2] 周志军,李伟,温泽峰,等.地铁钢轨短波长波磨形成原因分析[J].振动、测试与诊断,2020,40(6):1040-1047,1226.
- [3] 蔡小培,钟阳龙,郭亮武,等.钢轨波磨对剪切型减振器段振动影响试验[J].振动、测试与诊断,2019,39(2):382-388,448-449.
- [4] 金学松,李霞,李伟,等.铁路钢轨波浪形磨损研究进展[J].西南交通大学学报,2016,51(2):264-273.
- [5] 吴越,韩健,刘佳,等.高速列车车轮多边形磨耗对轮轨力和转向架振动行为的影响[J].机械工程学报,2018,54(4):37-46.
- [6] 吴越,韩健,左齐宇,等.钢轨波磨对高速列车车轮多边形磨耗产生与发展的影响[J].机械工程学报,2020,56(17):198-208.
- [7] GRASSIE S L. Measurement of railhead longitudinal profiles: comparison of different techniques [J]. Wear, 1996, 191(1): 245-251.
- [8] 尹希珂.基于EEMD能量熵和WVD的地铁波磨故障诊断方法研究[D].南京:南京理工大学,2017.
- [9] 黄文.基于小波包能量熵的轨道波磨在线检测方法研究[D].南京:南京理工大学,2017.
- [10] 朱崇巧.基于HHT的高速铁路钢轨波磨检测方法[J].电子测量技术,2018,41(6):19-26.
- [11] 翟国锐,贺延芳,魏秀琨.城市轨道交通钢轨波浪形磨耗检测仿真研究[J].北京交通大学学报,2017,41(4):77-84,90.
- [12] 徐晓迪,王卫东,刘金朝,等.基于同步压缩短时Fourier变换的信号瞬时频率提取方法[J].振动工程学报,2018,31(6):1085-1092.
- [13] 晏兆晋,高翠香,徐晓迪,等.基于车辆响应的高速铁路周期性轨道短波病害时频特性分析[J].中国铁道科学,2020,41(1):10-17.
- [14] COMON P. Independent component analysis, a new concept? [J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287-314.
- [15] 咎鹏,薛英杰,昌美含.基于改进FastICA-BP算法在直肠生理信号处理中的研究[J].仪器仪表学报,2019,40(10):169-178.
- [16] 郑晓庆,刘贤忠,吴明辉,等.基于分数间隔采样的浮标信号盲源分离算法研究[J].国外电子测量技术,2021,40(8):105-109.
- [17] 包从望,江伟,郭灏,等.基于低秩稀疏分解的采煤机轴承复合故障分离[J].中国工程机械学报,2022,20(4):364-370.
- [18] 马金英,孟良,许同乐,等.基于FastICA的遗传径向基神经网络轴承故障诊断研究[J].机床与液压,2021,49(18):188-192.
- [19] 陈晓丽,陈光雄,夏晨光,等.地铁轨道曲线半径与钢轨波磨的相关性研究[J].润滑与密封,2021,46(1):124-129,110.
- [20] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society, 1998, 454(1971): 903-995.
- [21] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [22] 赵永健.独立分量分析算法及其在信号处理中的应用研究[D].济南:山东大学,2012.
- [23] 贾雁飞.独立分量分析及在信号提取中的应用研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2018.
- [24] 李伟.地铁钢轨波磨成因及其对车辆/轨道行为的影响研究[D].成都:西南交通大学,2015.

## 作者简介

许竞强,硕士研究生,主要研究方向为机车车辆测控技术与故障诊断。

E-mail: xujinghuan2020@163.com