

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306838

列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测方法^{*}

彭乐乐¹ 陈谢祺¹ 郑树彬¹ 林建辉² 钟倩文¹

(1. 上海工程技术大学城市轨道交通学院 上海 201620; 2. 西南交通大学牵引动力国家重点实验室 成都 610031)

摘 要: 列车牵引电机轴承状态多传感数据无线感知及在线监测技术是确保轨道车辆可靠运行的关键技术之一, 现有的方法存在数据量大传输困难及特征小数据监测可视化不明显的问题。为此, 提出一种列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测方法, 利用粒子群优化多点最优调整的最小熵解卷积的方法 (PSO-MOMED) 提取了背景噪声下电机轴承故障特征信号, 采用离散余弦变换的压缩感知方法实现电机轴承特征的小数量多传感器采集, 基于高阶频率加权能量算子 (HFWEQ) 增强轴承故障特征稀疏可视化, 并通过搭建试验台及某线路现场实试验证了所提方法的有效性。实验结果表明, 信噪比为-10 dB 时, 相比传统方法, 粒子群优化多点最优调整的最小熵解卷积方法可以更加有效的提取故障特征信号; 在压缩率 90% 的情况下, 从牵引电机轴承故障特征稀疏感知信号中能清晰表征轴承故障特征频率成分, 有效解决了列车牵引电机轴承状态多传感数据无线感知及在线监测技术难题。

关键词: 轨道车辆; 多传感无线监测; 粒子群多点最优调整的最小熵解卷积; 压缩感知; 高阶频率加权能量算子

中图分类号: TN98; TH70 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4; 510.4

Sparse on-line monitoring method for rail vehicle traction motor bearing fault characteristics

Peng Lele¹ Chen Xieqi¹ Zheng Shubin¹ Lin Jianhui² Zhong Qianwen¹

(1. School of Urban Rail Transit, Shanghai University of Engineering and Technology, Shanghai 201620, China;
2. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: The wireless sensing by multi-sensors and online monitoring technology for rail vehicle traction motor bearing is one of the key technologies to ensure the reliable operation. However, existing methods suffer from the problems of large data volume transmission difficulties and visualization of small characteristic data is not obvious. Therefore, sparse online monitoring method for rail vehicle traction motor bearing fault characteristics is proposed in this paper. The minimum entropy deconvolution method of particle swarm optimization multi-point optimal adjustment (PSO-MOMED) is used to extract the fault characteristic signal of motor bearing under background noise. The method of discrete cosine transform (DCT) compression sensing is used to acquire the bearing characteristics with a small number of multi-sensors. Meanwhile, sparse visualization of bearing fault features is enhanced based on high order frequency weighted energy operator (HFWEQ). Furthermore, the effectiveness of the proposed method is verified by setting up a test bench and measuring a line on site. The experimental results show that when the signal-to-noise ratio is -10 dB, PSO-MOMED method can extract fault characteristic signals more effectively than the traditional method. In the case of 90% compression, the frequency components of bearing fault features can be clearly characterized from the sparse perception signals of traction motor bearing fault features. It effectively solves the technical problems of wireless sensing by multi-sensors and online monitoring of rail vehicle traction motor bearing status.

Keywords: rail vehicle; wireless sensing by multi-sensors and on-line monitoring; PSO-MOMED; compressed sensing; HFWEQ

0 引言

多传感数据无线感知及在线监测是轨道交通行业数字化智能运维的前提。列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测方法是实现多传感数据无线感知及在线监测的关键技术之一,是确保列车可靠性运行的必要手段^[1]。目前列车牵引电机轴承状态在线监测技术的瓶颈在于:传感器数据量大,数据无线传输及存储存在困难;基于特征监测数据的可视化不明显。由于现有的传感器多是基于奈奎斯特采样定理的振动信号采集方法^[2],其采样频率要求大于信号中最高频率的两倍以上,由此产生的大量数据对存储及传感器无线互联带来巨大挑战^[3]。同时,采用稀疏数据的传输方式,因数据量的减小导致频谱能量弱化,且在传感器采集过程中混有其他传递路径的周期冲击激励信号,从而引起数据的频率混叠,导致诊断结果的可视化不明显。因此,如何在保证轴承故障特征信息的全捕获下减少传感器端的采集数据量,实现小数据量故障特征数据精确可视化,是列车牵引电机轴承状态多传感数据无线感知及在线监测技术的关键问题。

列车在实际运行工况下,所受到的轮轨作用力会产生较大的背景噪声^[4]。因此,实现多传感器小数据量感知关键在于,背景噪声下故障特征信号的准确提取以及采样数据量的压缩。冲击信号增强是提取含噪信号特征的主要方式,其中最小熵解卷积方法(minimum entropy deconvolution, MED)^[5-6]是噪声背景下轴承故障冲击信息提取的主要方法。然而, MED 是通过提取有限的离散冲击信号,这可能会造成故障特征信息的缺失。MCKD(maximum correlated kurtosis deconvolution)虽然能够提取连续冲击成分^[7-8],但迭代过程中最优解的选择较为困难。MOMEDA(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted)^[9]能以非迭代的方式直接找到最优滤波器而被广泛应用,如文献[10]中利用 MOMEDA 实现对连续多点冲击成分的准确提取。但该方法中存在最优滤波器参数难以确定的问题。粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)在旋转机械故障识别中的参数优化方面具有独特优势^[11-12],王朝阁等^[13]将其应用于 MOMEDA 解卷积滤波器的参数设置,实现了微弱故障冲击成分的准确提取。以上文献虽然能够实现故障冲击信号的提取,然而忽略了对背景噪声的抑制,信号的稀疏性有待进一步加强。针对传统采样数据量过大的问题,压缩感知理论^[14]提出基于绝大部分物理信号具有稀疏性的特点,对信号进行非等间距采样可实现数据量的大幅减少,并在数据采集领域^[15]得到广泛应用。如温江涛等^[16]对天然气泄露信号进行压缩采样,实现了利用小数据量样本的泄漏孔径识别。郭俊锋等^[17]设计了一种

易于硬件实现的测量矩阵,实现了轴承振动信号的压缩采样。然而,现有研究中主要存在着如下的问题:1)常规的压缩感知应用多是针对背景噪声干扰信号小的工况下,轨道车辆牵引电机轴承振动表现出含强背景噪声的低信噪比信号^[18],若直接对原始信号进行压缩采样,数据压缩程度不高,且从含有冗余信息的压缩重构信号中提取故障特征也较困难。2)在减小传感器传输数据量的过程中,又会因采样数据的减小导致频谱能量弱化。同时,受传感器安装位置的影响,稀疏化的样本数据混有其他传递路径的周期冲击激励信号,使得多传感故障特征数据存在可视化不明显的问题。3)现有的故障冲击信息的可视化存在边缘效应^[19],且当信号存在混叠时,难以抑制主频附近的干扰成分,会导致可视化效果较差。结合能量算子从瞬时能量角度对故障信号进行放大的方法^[10,20],可在一定程度上抑制干扰,但也会使得在包络谱上引入了一些无意义的幅值。同时,此类方法存在难以抑制具有相似周期冲击的轮对、轨道板激励信号。

为实现在运行工况下列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测,首先针对含背景噪声的电机轴承故障信号提取困难的问题,基于 PSO 优化的 MOMEDA 解卷积方法,获取电机轴承故障特征信号;随后对故障特征信号进行压缩采样,实现多传感器小数据量感知轴承状态;接着采用高阶频率加权能量算子增强故障特征稀疏数据的可视化,可为牵引电机轴承状态多传感数据无线感知及在线监测技术提供新的解决方案。

1 列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测方法

图 1 为列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测方案,针对背景噪声下故障特征信号难以提取的问题,通过分析轴承振动信号的构成成分,构建时域解卷积模型,利用粒子群优化 MOMEDA 解卷积方法提取微弱冲击成分,实现故障特征信号的获取;利用已提取的故障特征信号在离散余弦变换域内的稀疏性,基于压缩感知理论实现传感信号的压缩采样;最后采用高阶频率加权能量算子抑制传递路径中的周期冲击激励,实现轴承故障特征稀疏可视化,以解决列车牵引电机轴承多传感数据无线感知及在线监测的关键问题。

1.1 基于改进 PSO-MOMEDA 背景噪声下故障特征信号提取

从信号传输源来看,传感器端的故障振动信号可分为轴承故障冲击信号 d_n ,其他部件振动产生的传递干扰信号 u_n 以及背景噪声 e_n 如图 1 所示,可表示为^[12]:

$$x_n = d_n * h_d + u_n * h_u + e_n * h_e \quad (1)$$

其中, h_d 、 h_u 和 h_e 分别为轴承、列车部件以及噪声传

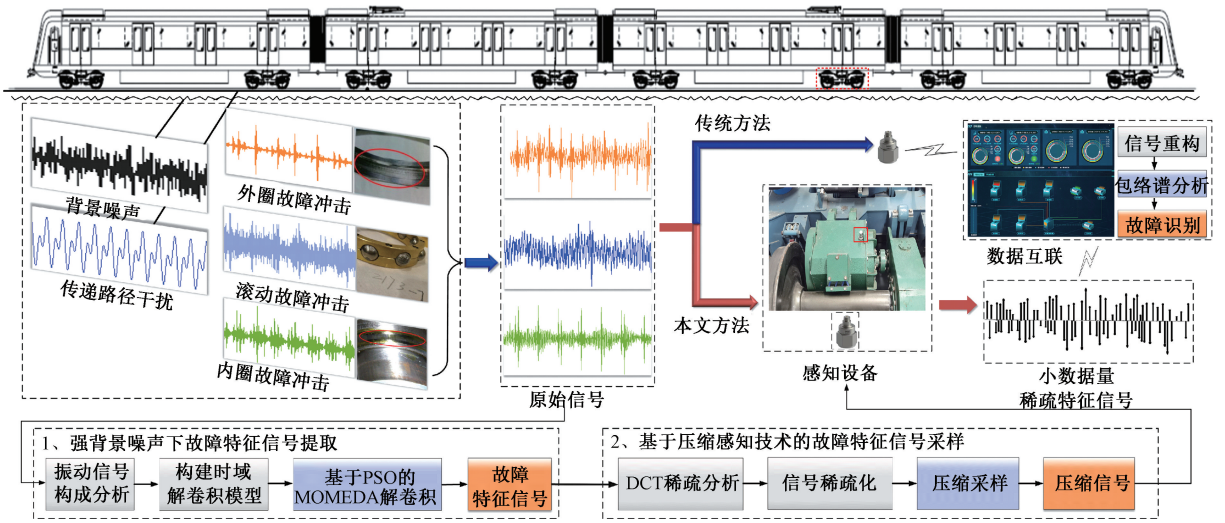


图 1 列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测方案

Fig. 1 Sparse online monitoring scheme for rail vehicle traction motor bearing fault characteristics

输路径的传递函数。其中, u_n 为低频谐波信号, e_n 为随机信号, d_n 为冲击信号。其中, 牵引电机轴承为旋转部件, d_n 表现为连续周期性脉冲序列, 存在确定的特征频率 f_d [21]。因此, 在轴承故障诊断中, 可将 d_n 作为故障的特征信号, u_n 和 e_n 为背景噪声应予以去除。通过构建时域解卷积模型获取故障冲击特征信号 d_n , 根据冲击特征频率 f_d 设计长度为 L 的滤波器 $f_d = [f_1, f_2, L, \dots, f_L]^T$:

$$\begin{cases} f^*(d_n * h_d) \approx d_n \\ f^*(u_n * h_u + e_n * h_e) \approx 0 \end{cases} \quad (2)$$

解卷积的输出信号 y_n 可表示为:

$$y_n = f * x_n = \sum_{k=1}^{N-L} f_k x_{k+L-1} \quad (3)$$

其中, $k = 1, 2, L, \dots, N - L, N$ 为输入信号长度。MOMEDA 解卷积滤波器是提取连续周期性冲击成分的有效方法, 设置多点 D-范数作为解卷积的目标函数:

$$MDN(y, t) = \frac{1}{\|t\| \|y\|} \quad (4)$$

式中: t 为目标向量, 表征目标冲击序列位置和权重。当 t 与 d_n 完全匹配时, 多点 D-范数达到最大值, 从而获得 MOMEDA:

$$MOMEDA: \max_f MDN(y, t) = \max_f \frac{t^T y}{\|y\|} \quad (5)$$

此时所对应的滤波器即为提取冲击信号的最优滤波器, 可通过对式(4)求导获得:

$$\frac{d}{df} \left(\frac{t^T \cdot y}{\|y\|} \right) = \|y\|^{-1} (t_1 M_1 + t_2 M_2 + \dots + t_{N-L} M_{N-L}) - \|y\|^{-3} t^T y X_0 y = 0 \quad (6)$$

经整理可得最优滤波器为:

$$f = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0^T t \quad (7)$$

$$\text{式中: } X_0 = \begin{bmatrix} x_L x_{L+1} & x_{L+2} & \dots & x_N \\ x_{L-1} x_L & x_{L+1} & \dots & x_{N-1} \\ x_{L-2} x_{L-1} & x_L & \dots & x_{N-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1 x_2 x_3 & \dots & x_{N-L-1} \end{bmatrix}_{L \times (N-L+1)}, \text{ 目标向量 } t \text{ 可}$$

表示为:

$$t = \omega * [\delta_{\text{round}(T)} + \delta_{\text{round}(2T)} + \dots + \delta_{\text{round}(nT)}] \quad (8)$$

其中, δ 表示为原信号中的一个脉冲, round 函数表示对非整数故障周期取整, ω 为窗函数, T 为故障周期。考虑解卷积增强效果和计算速度, ω 一般采用长度为 3~5 的矩形窗。 T 为两个相邻冲击序列之间的数据点个数, 可通过采样频率 f_s 和故障特征频率 f_d 获得:

$$T = f_s / f_d \quad (9)$$

为了覆盖整个故障频带, L 应满足式(10):

$$L > 2f_s / f_d \quad (10)$$

T 和 L 的参数设定均与 f_d 有关, 但受到加工工艺及磨损的影响, 实际轴承的故障特征频率与理论值存在一定的偏差, 且滤波器长度过大或过小都将导致解卷积效果欠佳, 甚至引起故障信息的缺失。为了获取最优的 T 和 L , 利用 PSO 算法寻找列车运行工况下的全局最优滤波器参数, 其优化过程如图 2 所示。

PSO 优化算法中粒子的速度和位置模型如式(11)和(12)所示:

$$v_{id}^{j+1} = w v_{id}^j + c_1 r_1 (P_{id}^j - x_{id}^j) + c_2 r_2 (P_{gd}^j - x_{id}^j) \quad (11)$$

$$x_{id}^{j+1} = x_{id}^j + v_{id}^{j+1} \quad (12)$$

式中: w 为惯性权重, i 为粒子数量, d 为维度, v_{id}^j 、 x_{id}^j 、 P_{id}^j 为第 i 个粒子的第 d 维分量分别在第 j 次迭代时的速度、位置和最优位置; P_{gd}^j 为第 j 次迭代时群体所有粒子在第 d 维分量的最优位置; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; c_1

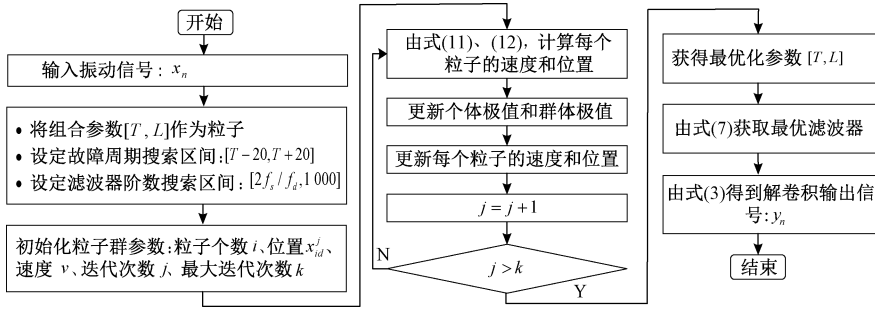


图 2 基于 PSO 的 MOMEDA 解卷积流程

Fig. 2 Flow chart of MOMEDA deconvolution based on PSO

和 c_2 为粒子学习因子。因此,通过 PSO 优化 MOMED 参数,实现了在强背景噪声下故障特征信号,得到了高信噪比的故障特征信号 X_{SF} 。

1.2 基于 DCT 压缩感知的小数据稀疏采样

压缩感知是利用信号的冗余特性,通过对信号中少量有用信息的采样来还原真实的采样数据,其主要包括信号稀疏表示、压缩采样和信号重构 3 个步骤^[22]。利用离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT)^[23] 对故障特征信号 X_{SF} 进行稀疏性分析得到 DCT 转换信号 X_{SFT} 为:

$$X_{SFT} = C_{DCT} X_{SF} \quad (13)$$

式中: C_{DCT} 为变换矩阵,其元素 $C_{DCT,i,j}$ 可以表示为:

$$C_{DCT,i,j} = \frac{\min\{i, \sqrt{2}\}}{\sqrt{N}} \cos\left(\frac{\pi}{2N}(2j-1)(i-1)\right), \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (14)$$

式中: N 为采样信号长度。对 X_{SFT} 稀疏化得稀疏信号 X'_{SFT} :

$$X'_{SFT} = \sum_{i=1}^N \psi_i \theta_i = \psi \theta \quad (15)$$

式中: ψ 为稀疏变换矩阵, θ 为稀疏系数。为了衡量信号的稀疏性能,定义稀疏比为:

$$r_s = \frac{K}{N} \quad (16)$$

式中: K 为信号的稀疏度,可由式(17)获得:

$$K = \|\theta\|_0 \quad (17)$$

由式(16)可以看出,稀疏比 r_s 越小信号的稀疏性能越好。根据压缩感知理论,压缩采样信号可以通过压缩观测信号 $Y \in R^{M \times 1}$ 表征,可以表示为:

$$Y = \Phi X'_{SFT} \quad (18)$$

式中: $\Phi \in R^{M \times N}$ 为测量矩阵, M 为压缩观测信号长度。为了确保压缩观测信号的关键信息不丢失以及准确恢复,测量矩阵需满足 RIP 约束等距性质。由于随机高斯矩阵具有与任意稀疏信号都不相关的特性^[24],满足 RIP 条件的特点,因此采用随机高斯矩阵作为测量矩阵。利

用稀疏变换矩阵 ψ 和重构稀疏系数 $\hat{\theta}$,可获取重构信号 $\hat{X}$:

$$\hat{X} = \psi \hat{\theta} \quad (19)$$

利用正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法对 l_0 范数优化求解,可得 $\hat{\theta}$:

$$\min \|\theta\|_1 \text{ s. t. } Y = \Phi \psi \theta \quad (20)$$

为了量化稀疏效果,采用压缩率 CR 指标来表征,其公式如式(21)所示:

$$CR = \frac{N - M}{N} \times 100\% \quad (21)$$

CR 越大信号的压缩程度高,压缩后的数据量越少,稀疏效果越佳。

1.3 基于 HFWE0 的故障特征稀疏可视化

牵引电机轴承故障特征稀疏感知信号会因样本数据量的减小,导致频谱能量弱化的问题,同时受传感器安装位置的影响,该稀疏感知信号往往混入其他传递路径的周期冲击激励信号,如轮对、轨道板激励。若不对其抑制和处理,将严重影响信号的可视化。为解决该问题,结合能量算子性质^[25],在计算信号瞬时能量时,引入瞬时频率部分的权重,实现对轴承包络谱分析的特征增强,以达到监测信号可视化增强的目的。但传统频率加权能量算子 (FWEO) 算法,对激励连续周期冲击信号的抑制效果有限。为此,引入高阶频率加权能量算子 (HFWE0) 算法,加大了瞬时频率部分的权重,提升了 FWEO 抗干扰的稳定性,使得 HFWE0 算法即使在轮对频率激励下也能识别出牵引电机轴承故障频率, HFWE0 可表示为:

$$\xi[Y(t), m] = |[Y^m(t) + jH[Y^m(t)]]|^2 = Y^m(t)^2 + H[Y^m(t)]^2 \quad (22)$$

式中: $Y^m(t)$ 为压缩信号 $Y(t)$ 的 m 阶导数; $\xi[Y(t), m]$ 为压缩信号的 m 阶频率加权能量算子。由于采集的信号一般是离散信号所以将 $Y(t)$ 离散化以 $Y(n)$ 表示, $Y(n)$ 一阶导数为式(23):

$$\dot{Y}(n) = Y(n+1) - Y(n) \quad (23)$$

递推可知 $Y(n)$ 的 m 阶导数为式 (24):

$$Y^m(n) = Y^{m-1}(n+1) - Y^{m-1}(n) \quad (24)$$

轴承故障信号 d_n 一般可以表示为指数与正弦信号的调幅信号:

$$d_n = Ae^{-\beta t} \cos(\omega t + \varphi) \quad (25)$$

式中: β 为阻尼系数, ω 为角频率, φ 为相位角。采集的牵引电机轴承的信号中混有其他部件类似谐波干扰成分 $v(t)$ 可以表示为:

$$v(t) = A_i \cos(\omega_i t) \quad (26)$$

因此,采集到的混合振动信号可以简化为 $s(t)$:

$$s(t) = x(t) + v(t) \quad (27)$$

对 $s(t)$ 进行一阶 HFWE0 解调,结果可表达为:

$$\xi[s(t), 1] = [\dot{x}(t) + \dot{v}(t)]^2 + H^2[\dot{x}(t) + \dot{v}(t)] = A^2(\beta^2 + \omega^2)e^{-2\beta t} + \lambda(t) + A_i^2\omega_i^2 \quad (28)$$

其中, $\lambda(t)$ 为被谐波调制的轴承信号:

$$\lambda(t) = -2\beta A_i \omega_i e^{-\beta t} \sin(-t\omega_i + t\omega + \varphi) + 2A\omega A_i \omega_i e^{-\beta t} \cos(-t\omega_i + t\omega + \varphi) \quad (29)$$

对 $s(t)$ 进行二阶 HFWE0 解调:

$$\xi[s(t), 2] = [\ddot{x}(t) + \ddot{v}(t)]^2 + H^2[\ddot{x}(t) + \ddot{v}(t)] = A^2(\beta^2 + \omega^2)e^{-2\beta t} + \lambda(t) + A_i^2\omega_i^4 \quad (30)$$

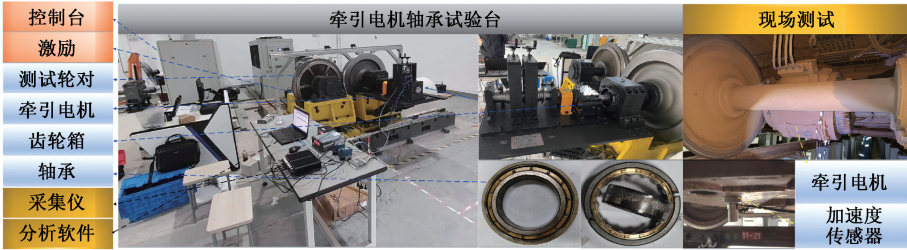


图 3 地铁牵引电机轴承试验台及现场测试

Fig. 3 Rail vehicle traction motor bearing test bench and on-site experiment

表 1 SKF 6016 轴承关键参数

Table 1 Key parameters of SKF 6016 bearing					
参数	外径	内径	滚球直径	接触角	滚子数目
	D/mm	d/mm	r/mm	$\alpha/(\circ)$	
数值	125	80	13.49	0	14

2.2 试验台验证

选取 5 120 个轴承试验台故障数据采样点,其时域信号如图 4 所示,该时域信号的信噪比为-10 dB,对其进行包络谱分析结果如图 5 所示。从图 4 中可以看出时域信号的噪声成分较多,仅有少数幅值较高的冲击成分。图 5 包络谱中冲击信号特征频率与噪声频率成分相混叠,难以准确确定故障特征频率成分,轴承故障状态较难识别。按照图 2 流程图设置 PSO 初始化参数, T 和 L 的优化范围分别为 $[136, 176]$ 和 $[313, 1\ 000]$,粒子个数为 50,最大迭代次数 100,求解最优滤波器参数 $[T, L]$ 为

可得到增强后的故障特征稀疏感知信号 $\lambda(t)$ 为:

$$\lambda(t) = -2\beta A_i \omega_i^2 e^{-\beta t} \sin(-t\omega_i + t\omega + \varphi) + 2A\omega^2 A_i \omega_i^2 e^{-\beta t} \cos(-t\omega_i + t\omega + \varphi) - 4\beta \omega A_i \omega_i^2 e^{-\beta t} \sin(-t\omega_i + t\omega + \varphi) \quad (31)$$

2 实验验证

2.1 实验方案

为了验证本文所提方法的正确性,通过搭建牵引电机轴承试验台和对某线路地铁牵引电机轴承现场测试如图 3 所示。牵引电机轴承试验台由控制台、激励、轮对、牵引电机、齿轮箱、轴承、采集仪和分析软件组成,试验台所用轴承为现场列车牵引电机拆卸下的 SKF6016 型滚珠轴承,故障类型为内圈故障,具体参数如表 1 所示。在某试车线上对牵引电机驱动端轴承进行数据采集,采用 1A110E 型振动加速度传感器,通过磁吸方式安装于电机外壳底面中心靠近驱动端轴承处,并通过 DH5928W 数据采集仪采集轴承振动信号,采样频率 10 kHz。该型车辆的齿轮传动比为 6.68,轴承转速为 540 r/min,由此可得内圈故障特征频率为 64 Hz。

$[156.55, 926]$,窗函数采用矩形窗 $[20\ 20\ 20]$,对时域信号进行基于 PSO-MOMEDA 解卷积处理,可得解卷积信号的包络谱如图 6 所示。由图 6 可以看出,故障特征频率成分为 63.9 Hz 及其 2~6 倍频,与实际故障特征频率成分一致,从而说明该方法在强噪声环境下能有效提取故障特征信号。同时与现有 VMD 和 EMD 方法对比,结果如图 7 和 8 所示。对比图 6~8,可以看出本文所提的 PSO-MOMEDA 方法可以较好地识别出故障轴承的基频和相应的倍频成分,进一步验证了本文所提方法有效性和优越性。

2.3 试车线验证

对某试车线上的实测数据进行分析,截取 5 120 个采样点数据如图 9 所示,并对其进行包络谱分析结果如图 10 所示。从图 9 中能够观察到试车线轴承故障加速度时域信号中的随机噪声成分较多,故障特征冲击成分占比较少。图 10 包络谱中冲击信号特征频率与噪声频

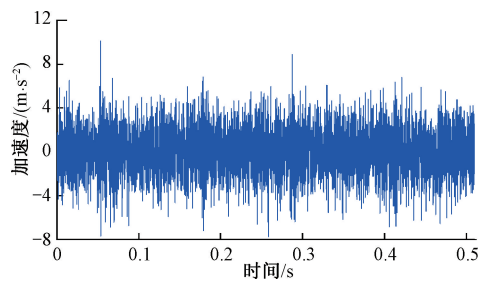


图 4 试验台轴承故障加速度时域信号

Fig. 4 Test bench bearing fault acceleration time domain signal

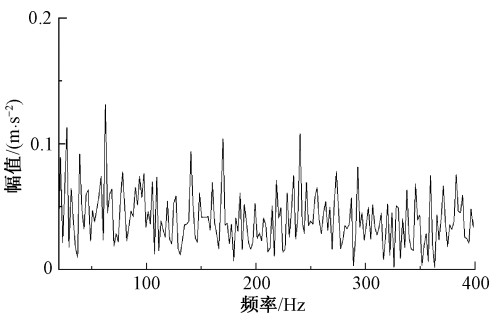


图 8 EMD 经验模态分解信号包络谱

Fig. 8 EMD empirical mode decomposition signal envelope spectrum

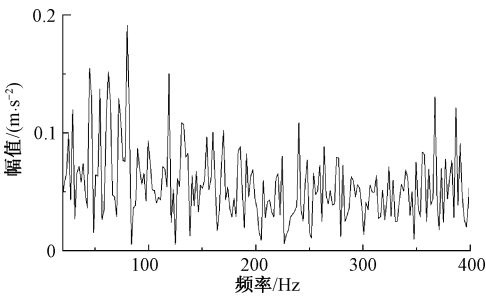


图 5 试验台加速度时域信号包络谱

Fig. 5 Acceleration time domain signal envelope spectrum in test bench

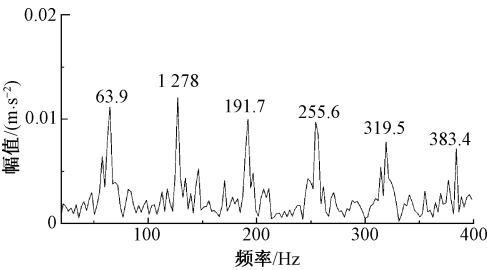


图 6 试验台 PSO-MOMEDA 解卷积信号包络谱

Fig. 6 PSO-MOMEDA deconvolution envelope spectrum in test bench

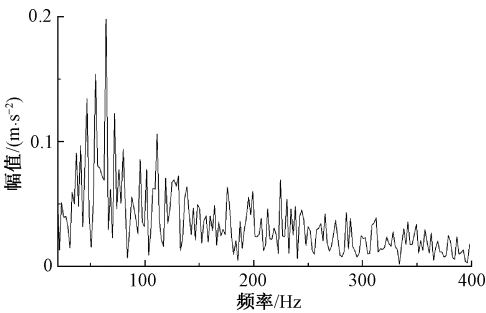


图 7 VMD 变分模态分解信号包络谱

Fig. 7 VMD variational mode decomposition signal envelope spectrum

率成分相混叠,难以识别准确的故障特征频率成分,使得轴承内圈故障较难判断。利用与试验台相同滤波器参数,对试车线实测数据进行 PSO-MOMEDA 解卷积处理,获得加速度时域波形和包络谱如图 11 和 12 所示。从图 12 可以看出,去噪信号的包络谱中可以清晰地获得故障特征频率的基频为 64.1 Hz 到 6 倍频,确定轴承存在内圈故障。将 PSO-MOMEDA 处理后的信号作为故障特征信号,输入压缩感知模型进行压缩采样。

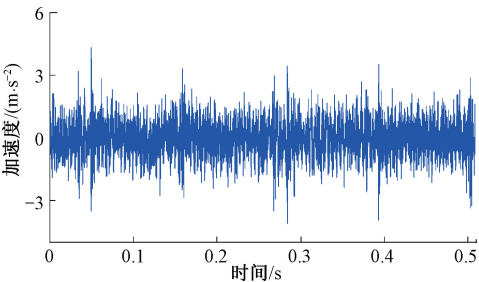


图 9 试车线轴承故障加速度时域信号

Fig. 9 Test line time domain signal of bearing fault acceleration

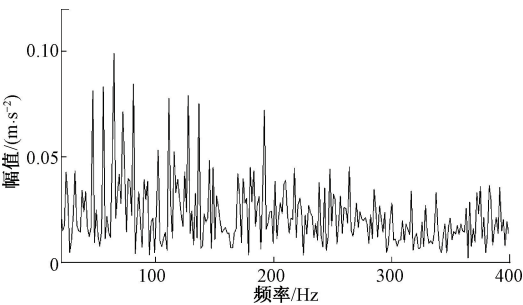


图 10 试车线轴承故障加速度时域信号包络谱

Fig. 10 Time domain signal envelope spectrum of bearing fault acceleration in test line

图 13 为以稀疏比为 0.44 时的试车线轴承故障加速

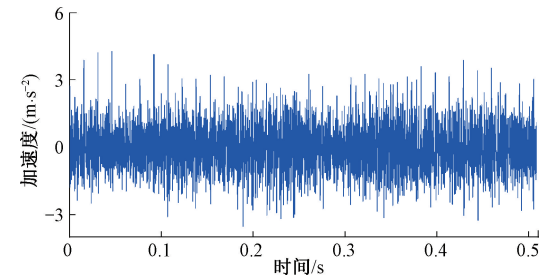


图 11 试车线 PSO-MOMEDA 解卷积时域信号

Fig. 11 PSO-MOMEDA deconvolution time domain signal in test line

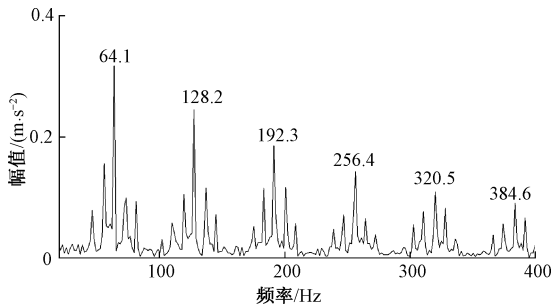


图 12 试车线 PSO-MOMEDA 解卷积时域信号包络谱

Fig. 12 PSO-MOMEDA deconvolution time domain signal envelope spectrum in test line

度时域信号的 DCT 稀疏图,图 14 为以稀疏比为 0.44 时的试车线 PSO-MOMEDA 解卷积时域信号的 DCT 稀疏图。对比图 13 和 14,可以看出原始振动信号经过 DCT 变换后的信号不存在稀疏性,而经过 PSO-MOMEDA 解卷积处理后的故障特征信号,其 DCT 变换信号在稀疏域内存在明显的稀疏特性,此时的故障特征信号的包络信号具备了压缩采样的条件。采用高斯随机矩阵,在压缩率 90%的情况下对故障特征信号的包络信号进行压缩采样,得到如图 15 所示的故障特征稀疏感知信号。由图 15 可以看出,测试信号的采样点数由 5 120 个减少至 512 个,为原数据量的 10%。为了证明故障特征稀疏感知信号中包含完备的故障特征信息,采用 OMP 重构算法对特征感知信号重构,重构信号及其包络谱如图 16 和 17 所示。从图 16 和 17 中可以看出,包络谱中能清晰提取到故障特征频率 64.1 Hz 到 6 频倍,说明在压缩采样过程中故障特征信息没有丢失,实现了轴承故障特征的稀疏感知。为了进一步证明稀疏效果,表 2 给出了试车线上采用不同的稀疏比下的不同信号的压缩率效果对比。从表 2 可以看出,稀疏比越小稀疏性能越好,信号的压缩率越高;在相同的稀疏比下,本文所提算法可极大的提高信号的压缩率。

表 2 稀疏效果对比

Table 2 Sparse effect comparison

稀疏比	信号类型	压缩率/%
0.44	试车线轴承故障加速度时域信号	15
	试车线 PSO-MOMEDA 解卷积时域信号	90
0.68	试车线轴承故障加速度时域信号	13
	试车线 PSO-MOMEDA 解卷积时域信号	88

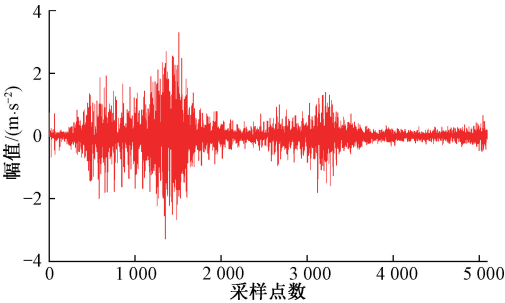


图 13 试车线轴承故障加速度时域信号的 DCT 稀疏图

Fig. 13 DCT sparse domain for acceleration time domain signal of bearing fault in test line

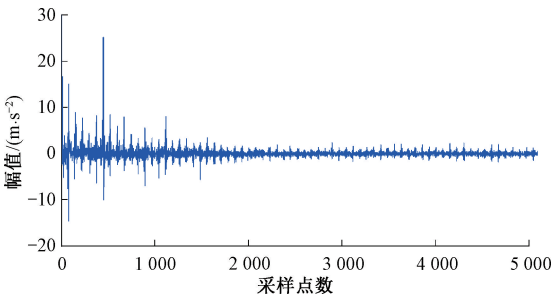


图 14 试车线 PSO-MOMEDA 解卷积时域信号 DCT 稀疏图

Fig. 14 DCT sparse domain for PSO-MOMEDA deconvolution time domain signal in test line

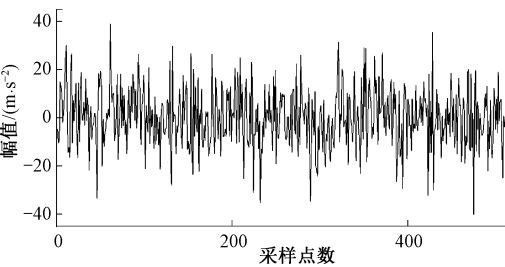


图 15 试车线故障特征稀疏感知信号

Fig. 15 Fault feature sparse sensing signal in test line

从图 17 中可以看出,轴承故障特征稀疏感知信号的频谱中,主频周边存在较为明显的引周周期冲击激励引起的旁瓣频率成分,对其进行 FWEO 和 HFWEO 算法处理,得到牵引电机轴承故障特征稀疏可视化如图 18 所示。

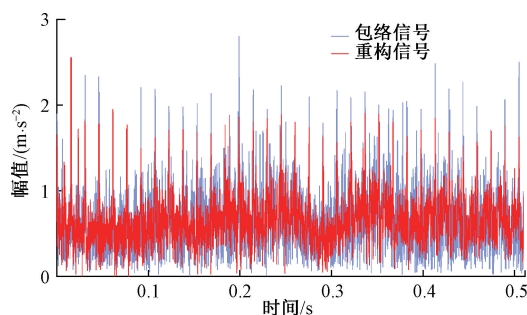


图 16 故障特征信号的重构信号

Fig. 16 Reconstruction signal of the fault characteristic signal

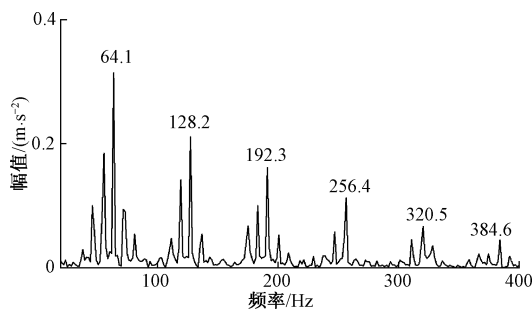


图 17 故障特征信号的重构信号的包络谱

Fig. 17 The envelope spectrum of reconstructed fault characteristic signal

对比图 17 和 18 可以明显看出,相较于传统的 FWEO, HFWE0 算法有效抑制了传递路径中的周期冲击激励,实现了特征监测信号的可视化。

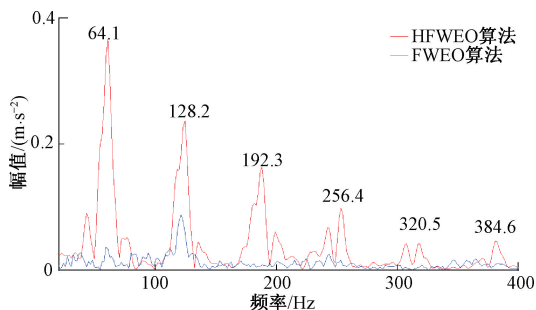


图 18 牵引电机轴承故障特征稀疏可视化

Fig. 18 Sparse visualization of traction motor bearing fault characteristics

3 结 论

为了实现列车牵引电机轴承状态多传感数据无线感知及在线监测,利用 PSO-MOMEDA 解卷积方法提取了背景噪声下故障特征信号,基于压缩感知理论实现故障特征信号的压缩采样,利用 HFWE0 算法增强轴承故障

特征稀疏数据的可视化,并通过实验验证了方法有效性,主要结论如下:

1) 提出了一种列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测方法,实现用小数据量稀疏表征轴承故障信息及数据可视化,实验结果表明在压缩率 90% 的情况下,从压缩采样信号的重构信号中能准确提取出故障轴承的特征频率;

2) 针对轨道车辆牵引电机微弱冲击成分受强背景噪声淹没,故障特征提取困难的问题,使用 PSO-MOMEDA 解卷积方法,在信噪比为 -10 dB 下,相比现有的 VMD 和 EMD 解卷积方法,识别效果更好,能有效提取基频及 6 倍频故障特征频率。

参考文献

- [1] 张效天, 王雪, 强振峰. 边缘计算生成式对抗网络差分进化滚动轴承特征识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1): 112-120.
ZHANG X T, WANG X, QIANG ZH F. An edge computing method for differential evolution of generative adversarial networks rolling bearing feature recognition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 112-120.
- [2] 苏一栋, 达新宇. 基于分布式压缩感知的宽带协作频谱感知[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2015, 46(6): 2104-2108.
SU Y D, DA X Y. Broadband cooperative spectrum sensing based on distributed compressed sensing[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2015, 46(6): 2104-2108.
- [3] 郭俊峰, 石斌, 魏兴春, 等. 基于 K-SVD 字典学习算法的稀疏表示振动信号压缩测量重构方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(7): 97-106.
GUO J F, SHI B, WEI X CH, et al. Sparse representation of the K-SVD Dictionary learning algorithm represents the reconstruction of vibration signal compression measurement[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(7): 97-106.
- [4] 彭乐乐, 钟倩文, 郑树彬, 等. 两端固支式双晶片压电梁建模及发电特性分析[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(4): 784-790, 830.
PENG L L, ZHONG Q W, ZHENG SH B, et al. Modeling of bimorph piezoelectric cantilevered beam fixed at both ends and analysis of energy generation characteristic[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(4): 784-790, 830.
- [5] JIANG R, CHEN J, DONG G, et al. The weak fault diagnosis and condition monitoring of rolling element bearing using minimum entropy deconvolution and

- envelop spectrum [J]. Proceedings of Institution of Mechanical Engineers Part C Journal of Mechanical Engineering Science, 2013, 227(5): 1116-1129.
- [6] 程旭, 江星星, 石娟娟, 等. 广义稀疏解卷算法研究及其轴承故障诊断应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(5): 182-187.
- CHENG X, JIANG X X, SHI J J, et al. Research on generalized sparse deconvolution algorithm and its application to bearing fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(5): 182-187.
- [7] 朱江艳, 马军, 杨创艳, 等. 基于 FastICA-BAS-MCKD 的滚动轴承复合故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(8): 107-117.
- ZHU J Y, MA J, YANG CH Y, et al. Rolling bearing composite fault feature extraction method based on FastICA-BAS-MCKD [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (8): 107-117.
- [8] LV Z L, TANG B P, ZHOU Y. A novel fault diagnosis method for rotating machinery based on EEMD and MCKD [J]. International Journal of Simulation Modelling, 2015, 14(3): 438-449.
- [9] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: Application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82(1): 461-477.
- [10] 祝小彦, 王永杰. 基于 MOMEDA 与 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(6): 104-110.
- ZHU X Y, WANG Y J. Fault diagnosis of rolling bearing based on MOMEDA and Teager energy operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(6): 104-110.
- [11] DONG H L, JONG H A, BONG H K. Fault detection of bearing systems through EEMD and optimization algorithm[J]. Sensors, 2017, 17(11): 2477.
- [12] HUO Z, ZANG Y, FRANCQ P, et al. Incipient fault diagnosis of roller bearing using optimized wavelet transform based multi-speed vibration signatures [J]. IEEE Access, 2017, 5: 19442-19456.
- [13] 王朝阁, 李宏坤, 胡少梁, 等. 利用参数自适应多点最优最小熵反褶积的行星轮轴承微弱故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(3): 1-13.
- WANG CH G, LI H K, HU SH L, et al. Feature extraction of weak faults of planetary gear bearings using parameter adaptive multi-point optimal minimum entropy deconvolution [J]. Chinese Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(3): 1-13.
- [14] SHEYKHIVAND S, REZAI T Y, MESGHINI S, et al. Developing a deep neural network for driver fatigue detection using EEG signals based on compressed sensing [J]. Sustainability, 2022, 14(5): 2941.
- [15] CHEN J, SUN S ZHANG L B, et al. Compressed sensing framework for heart sound acquisition in internet of medical things [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(3): 2000-2009.
- [16] 温江涛, 付磊, 孙洁娣, 等. 压缩感知结合卷积网络的天然气管道泄漏孔径识别[J]. 振动与冲击, 2020, 39(21): 17-23.
- WEN J T, FU L, SUN J D, et al. Compressed sensing combined with convolutional network for natural gas pipeline leakage aperture identification [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(21): 17-23.
- [17] 郭俊锋, 党姜婷. 基于最优型确定性测量矩阵的振动信号数据压缩采集方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(7): 195-203.
- GUO J F, DANG J T. Compression acquisition method of vibration signal based on optimal deterministic measurement matrix[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(7): 195-203.
- [18] 刘东东, 程卫东, 温伟刚, 等. 基于包络解调滤波的滚动轴承复合故障诊断[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(4): 881-887.
- LIU D D, CHENG W D, WEN W G, et al. Rolling bearing composite fault diagnosis based on envelope demodulation filtering [J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2018, 49(4): 881-887.
- [19] 胡异丁, 任伟新, 杨栋, 等. 基于希尔伯特变换的非平稳调幅信号解调[J]. 振动与冲击, 2013, 32(10): 181-183.
- HU Y D, REN W X, YANG D, et al. Demodulation of non-stationary amplitude modulated signal based on hilbert transform [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(10): 181-183.
- [20] 夏均忠, 赵磊, 白云川, 等. 基于 Teager 能量算子和 ZFFT 的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2017, 36(11): 106-110.
- XIA J ZH, ZHAO L, BAI Y CH, et al. Fault feature extraction of rolling element bearing based on Teager energy operator and ZFFT[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(11): 106-110.
- [21] 袁宪锋, 颜子琛, 周风余, 等. SSAE 和 IGWO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动测试与诊断, 2020, 40(2): 405-413, 424.
- YUAN X F, YAN Z CH, ZHOU F Y, et al. Rolling

- bearing fault diagnosis based on stacked sparse auto-encoding network and IGWO-SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 405-413, 424.
- [22] 杨柳, 白朝元, 范平志. 一种压缩感知测量矩阵的联合优化算法[J]. 西南交通大学学报, 2023, 43(5): 1-8.
YANG L, BAI CH Y, FAN P ZH. A joint optimization algorithm for compressed sensing measurement matrix[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2023, 43(5): 1-8.
- [23] ULICNY M, KRYLOV A, DAHYOT R. Harmonic convolutional networks based on discrete cosine transform[J]. Pattern Recognition, 2022, 129: 108707.
- [24] 李帅永, 傅圣豪, 梅琳, 等. 基于 VMD 和 BiCS 的机械状态监测数据修复方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2023, 23(3): 55-62.
LI SH Y, FU SH H, MEI L, et al. A method for repairing mechanical condition monitoring data based on VMD and BiCS [J]. Automation & Instrumentation, 2023, 23(3): 55-62.
- [25] 杨青乐, 梅检民, 肖静, 等. Teager 能量算子增强倒阶次谱提取轴承微弱故障特征[J]. 振动与冲击, 2015, 34(6): 1-5.
YANG Q L, MEI J M, XIAO J, et al. Teager energy operator enhanced reverse order spectrum extraction of weak fault features in bearings[J]. Vibration and Shock, 2015, 34(6): 1-5.

作者简介



彭乐乐(通信作者), 2015 年于东华大学获得博士学位, 现为上海工程技术大学副教授, 主要研究方向为轨道车辆智能检测与状态评估。

E-mail: lele. peng@shes. edu. cn

Peng Lele (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Donghua University in 2015. Now he is an associate professor in Shanghai University of Engineering Science. His main research interests include intelligent monitoring and status assessment of rail vehicles.