

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205212

动力学小波字典驱动的轴承故障个性化稀疏诊断^{*}

张 龙^{1,2} 赵丽娟^{1,2} 杨锦雯^{1,2} 涂文兵^{1,2} 张 号^{1,2}

(1. 华东交通大学机电与车辆工程学院 南昌 330013;
2. 轨道交通基础设施性能监测与保障国家重点实验室 南昌 330013)

摘 要:针对轴承信号稀疏分解方法中因轴承个性化振动行为导致稀疏分解字典与故障信号适配性差,以及因字典参数设置、选取不当而使其在实际应用中稀疏分解效果不佳的问题,提出一种基于动力学小波字典的个性化稀疏诊断方法。该方法基于有限元技术和稀疏分解的思想,根据轴承所处运行工况的不同,建立个性化动力学仿真模型,仿真出振动信号,并从中提取出单个瞬态冲击作为字典原子,将原子进行拓普利兹(Toeplitz)延拓生成动力学小波分析字典,结合正交匹配追踪算法(OMP)对信号进行稀疏分解并重构,提取轴承故障特征频率。动力学模型仿真信号和试验台信号的分析结果表明,相比常用的相关滤波算法(CFA)构造的参数字典、K-SVD 自学习字典和快速谱峭度方法,所提出的方法可以更加准确有效地提取故障特征成分,且具有较好的稳定性和可拓展性。

关键词:稀疏分解;有限元技术;动力学小波;个性化诊断;特征提取

中图分类号: TH165+.3; TH132.417 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Dynamic wavelet dictionary driven bearing fault personalization sparse diagnosis

Zhang Long^{1,2} Zhao Lijuan^{1,2} Yang Jinwen^{1,2} Tu Wenbing^{1,2} Zhang Hao^{1,2}

(1. School of Mechatronics&Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;
2. State Key Laboratory of Performance Monitoring and Protecting of Rail Transit Infrastructure, Nanchang 330013, China)

Abstract: Sparse decomposition method usually shows poor performance in terms of matching with the fault signal due to the personalized vibration behavior of the bearing, and has some drawbacks especially in practical applications due to the improper setting and selection of dictionary parameters. To address these issues, a novel personalized sparse diagnosis method based on dynamical wavelet dictionary was presented. It lies in the foundation for the idea of finite element model (FEM) technology and sparse decomposition. In order to obtain dictionary atoms, according to the different operating conditions, the FEM is built to generate the vibration signals which accord with the bearings features of faults, and the fault transient shock extracting from vibration signal will be regarded as dictionary atom. The dynamical wavelet analysis dictionary can be constructed via atomic Toplitz transformation. The bearing fault feature frequencies can be extracted by performing sparse decomposition and reconstruction of the signal with the help of orthogonal matching pursuit (OMP). The FEM simulation signal and experiment signal results show that the presented scheme can extract the fault features more effectively than the popular parametric dictionary based on a correlation filtering algorithm (CFA), fast-kurtogram and the K-SVD self-learning dictionary and has a stability and scalability.

Keywords: sparse decomposition; FEM technology; dynamical wavelet; personalized diagnosis; feature extraction

0 引言

滚动轴承作为机械设备中支撑转动和承受载荷的关键零部件之一^[1],复杂的工况使其极易发生故障,从而造成一定的经济损失甚至人员伤亡。因此轴承故障的监测和诊断对于确保机械设备安全有效运行具有重要意义^[2]。

近年来,稀疏表征方法以其良好的特征提取能力而被广泛应用于故障诊断领域^[3-5]。在稀疏表征中,稀疏分解字典的构造将直接影响着故障特征提取的效果。目前,稀疏分解字典主要分为分析字典和学习字典两大类。分析字典由于其理论基础强、处理速度快,不需要字典学习过程等优点,成为稀疏表征方面研究的热点。分析字典构造的成功与否关键在于字典原子与故障瞬态冲击间的匹配程度。为了获取适配的字典原子,Li 等^[6]借助于可调品质因子小波变换(tunable Q-factor wavelet transform, TQWT)来构建分析字典。以峭度值最大为准则,从自适应 TQWT 分解的各子带中选取最优子带,并从中提取出最优原子,将其进行 Toeplitz 延拓获得分析字典,然后使用正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法成功实现轴承故障诊断的目的。He 等^[7]以二阶阻尼系统的单位脉冲响应函数作为字典原子基,通过相关滤波法寻找函数与故障瞬态冲击匹配的参数(中心频率、阻尼比),在最优参数的条件下改变函数的时移变量生成字典。樊薇等^[8]同样使用相关滤波法寻找最优参数,不同之处在于其选取 Laplace 小波作为分析字典的原子基;Deng 等^[9]则将 Morlet 小波作为原子基。

上述分析字典的构造均依赖于对故障振动信号进行滤波分析,这对于难以布置物理传感器的诊断轴承,构造与之匹配的分析字典存在一定的困难,且根据机械系统动力学理论,故障轴承在不同工况下会表现出个性化的振动行为。人为制造故障进行实验室试验,获得得振动信号与设备实际运行信号不属于同一本体,只能用于研究故障现象的一般规律,难以实现个性化的精准诊断^[10]。上述原子的选取因信号传递路径的影响、参数选取误差等因素,导致分析字典与故障振动信号的匹配性差。因此,新的原子的构造方式对于稀疏分解方法具有重要研究价值。

如今,有限元技术在仿真建模机械零部件,获取其动态响应方面得到了广泛应用。He 等^[11]为揭示浮动太阳齿轮的旋转运动规律,对行星齿轮传动系统进行动力学建模,以模型产生的振动信号的频率特征反映其动态运动规律。Zghal 等^[12]同样认为动力学模型产生的振动信号可以较好地表达机械零部件的动态行为。文献[13-17]通过对轴承进行仿真建模,获取相应的目标振动信

号,结合小波包变换、支持向量机等方法对轴承故障模式的识别实现了个性化的诊断。

基于上述分析,本文提出建立高性能轴承动力学模型,获得特定工作状态下故障轴承的振动信号,并从中提取出单个瞬态冲击作为分析字典的原子,结合 OMP 算法对诊断信号进行稀疏分解并重构,通过 Hilbert 包络解调提取轴承故障特征频率。相比目前分析字典原子的获取方式,本文创新点在于:1)以动力学建模的方式获取字典原子,避免了上述原子获取时信号传递路径的影响以及原子参数选取的误差。因此,有望实现原子与实际故障瞬态冲击的更佳匹配。2)动力学建模需具体分析轴承的类型、运行工况、环境条件等多种因素,这也决定了动力学小波字典具有一定的针对性,可满足故障诊断中个性化精准实施的需求。

1 轴承个性化诊断基本理论

1.1 稀疏模型及正交匹配追踪算法

原始振动信号 y 可表达为:

$$y = g + e \quad (1)$$

式中: g 为故障特征信号; e 为背景噪声。根据信号稀疏表示原理, y 的稀疏表示模型为:

$$y = Dx + e \quad (2)$$

式中: D 为字典, $D = \{d_{\gamma}\}_{\gamma \in \Gamma} (\Gamma = \{\gamma_i, i = 1, 2, \dots\})$, d_{γ} 为字典原子,即本文中的动力学小波; x 为稀疏分解系数, $x = \{x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}\}^T$ 。信号稀疏表示的目的是寻找 x 中含有 0 最多,即求解 $\|x\|_0$ 最小 l_0 范数:

$$\min_x \|x\|_0, \text{ s. t. } \|y - Dx\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

l_0 范数的求解是一个 NP-hard 难题,因此通常将求解 l_0 范数转化为求解最小 l_1 范数问题:

$$\min_x \|x\|_1, \text{ s. t. } \|y - Dx\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (4)$$

OMP 是在 MP 算法上改进的贪婪算法,与 MP 算法的不同之处在于 OMP 算法为确保每次迭代都是最优解,在挑选原子的过程中都要先执行 Gram-Schmidt 正交化操作。 N 次迭代后, g 被分解为:

$$g = \sum_{i=0}^{N-1} \langle R^i g, d_{\gamma_i} \rangle d_{\gamma_i} + R^N g \quad (5)$$

式中: $R^N g$ 为第 N 次迭代后的残余信号; d_{γ_i} 为第 N 次选择的原子, $\langle \rangle$ 为内积运算符。其正交化过程为:

$$u_n = d_{\gamma_n} - \sum_{k=0}^{n-1} \frac{\langle d_{\gamma_n}, u_k \rangle}{\|u_k\|^2} u_k, 0 \leq n \leq N \quad (6)$$

式中: $u_0 = d_{\gamma_0}$, 信号最终被分解为字典原子与系数的乘积。

$$y = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{\langle R^n g, d_{\gamma_n} \rangle}{\|u_k\|^2} u_k + R^N g \quad (7)$$

1.2 有限元算法

中心差分法是有限元技术的基本算法,在中心差分法中,假设 $t = 0$ 时的初始位移 $\mathbf{a}_0$,初速度 $\mathbf{a}'_0$,初加速度 $\mathbf{a}''_0$ 已知,将时间划分为 n 等分,时间间隔为 Δt ,并且 t 时刻的解已知,求解 $t + \Delta t$ 。 t 时刻的系统方程为:

$$\mathbf{M}\mathbf{a}''_t + \mathbf{C}\mathbf{a}'_t + \mathbf{K}\mathbf{a}_t = \mathbf{Q}_t \quad (8)$$

式中: $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{K}$ 分别代表系统的质量矩阵、阻尼矩阵以及刚度矩阵; $\mathbf{a}_t$ 为系统节点的位移向量; $\mathbf{a}'_t$ 表示系统节点的速度向量; $\mathbf{a}''_t$ 则表示系统节点的加速度向量; $\mathbf{Q}_t$ 为施加给系统的载荷向量。

由位移与速度之间的数学关系可知:

$$\mathbf{a}'_t = \frac{1}{2\Delta t}(\mathbf{a}_{t+\Delta t} - \mathbf{a}_{t-\Delta t}) \quad (9)$$

位移与加速度之间的数学关系为:

$$\mathbf{a}''_t = \frac{1}{\Delta t^2}(\mathbf{a}_{t+\Delta t} - 2\mathbf{a}_t + \mathbf{a}_{t-\Delta t}) \quad (10)$$

将式(9)和(10)代入式(8)可得:

$$\left(\frac{\mathbf{M}}{\Delta t^2} + \frac{\mathbf{C}}{2\Delta t}\right)\mathbf{a}_{t+\Delta t} = \mathbf{Q}_t - \left(\mathbf{K} - \frac{2\mathbf{M}}{\Delta t}\right)\mathbf{a}_t - \left(\frac{\mathbf{M}}{\Delta t^2} - \frac{\mathbf{C}}{2\Delta t}\right)\mathbf{a}_{t-\Delta t} \quad (11)$$

从式(11)中可以看出,已知 $\mathbf{a}_t$ 和 $\mathbf{a}_{t-\Delta t}$,则可以求解出 $\mathbf{a}_{t+\Delta t}$ 进而求解出 t 时刻的速度和加速度。

中心差分算法的稳定性条件为:

$$\Delta t \leq \Delta t_{cr} = \frac{\tau_n}{\pi} \quad (12)$$

式中: τ_n 为最小固有振动周期; Δt_{cr} 为临界值。

1.3 动力学小波字典设计

前期离线处理,根据目标对象的材料、约束、运行工况等特性,使用有限元技术构建轴承模型,添加预定义故障类型和位置,从模型中获取反映故障状态的仿真振动信号,并从中提取出单个冲击小波,选取小波的主振荡成分作为稀疏分解字典中的原子^[9]。参考文献[18]中字典的形成方式,将补零后的小波原子按照 Toeplitz 矩阵原理进行张成,构造分析字典,字典形成的方式如图1所示。

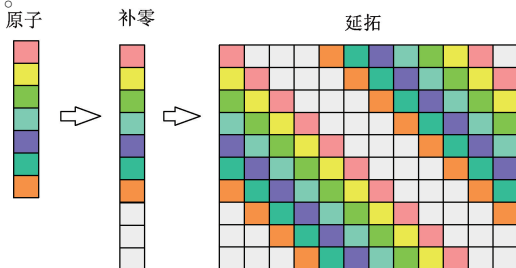


图1 构建过完备字典示意图

Fig. 1 Schematic diagram of building complete dictionary

2 轴承个性化诊断具体方法

本文提出一种利用动力学小波构造稀疏分解字典实现个性化精准诊断的方法。轴承个性化诊断方法流程如图2所示,具体步骤如下:

1) 利用显式动力学软件 ANSYS/LS-DYNA 生成目标仿真轴承模型,比较仿真模型保持架转速与理论转速,以及仿真信号与实测信号中的故障冲击间隔的周期性误差进行模型修正。

2) 施加目标轴承故障类型,获取仿真信号,从中提取出单个动力学小波的主振荡成分作为字典原子,补零后借助于 Toeplitz 矩阵原理循环延拓生成稀疏分解字典。

3) 考虑到动力学模型输出振动信号时,无传递路径和背景噪声的影响。实际采集的振动信号中常包含大量噪声干扰,并因传感器安放位置和故障点间的传递路径的影响,导致故障瞬态冲击衰减。因此,为增加本文方法的实用性,对实测信号进行诊断时先进行 MOMEDA 滤波预处理,初步降低噪声的干扰,削弱信号传递路径的影响,突出故障冲击成分,提高实测信号的信噪比和稀疏性,减少信号在稀疏表征过程中的难度^[19]。稀疏性的评价是通过计算信号频域中大于最大值 0.1 倍点的个数,大于最大值 0.1 倍值点的个数越少,信号越稀疏^[20]。

4) 利用求解稀疏分解系数的 OMP 算法,结合动力学小波字典稀疏重构实测故障信号,对重构信号进行 Hilbert 解调,做包络谱分析提取轴承故障特征频率,最终实现轴承故障的个性化监测和诊断。

3 目标模型构建与仿真分析

在图3所示的自制轴承故障模拟试验台上测试本文方法的有效性,该实验台包括加速度传感器、径向加载装置、伺服电机、NI 采集卡以及计算机等。已知实验过程中的采样频率为 12 kHz,电机转速为 2 100 r/min。轴承外圈过盈安装在轴承座内,并在轴承座上施加 3 000 N 的径向力。有限元建模仿真过程如下。

1) 单元类型与模型材料的选择

本文在模型建立过程中以二维壳单元作为实体结构^[21],所有组件均采用大小为 0.25 mm 的四边形网格进行划分。根据故障位置的不同,再对局部进行网格细化,节点共计有 61 380 个,单元约 58 990 个。轴承内、外圈和滚动体材料为 GCr15 钢,密度设置为 $\rho_1 = 7\,830 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$,弹性模量 $E_1 = 206 \text{ GPa}$,泊松比为 $\nu_1 = 0.3$;保持架材料为黄铜,密度设置 $\rho_2 = 8\,500 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$,弹性模量 $E_2 = 105 \text{ GPa}$,泊松比 $\nu_2 = 0.324$ 。

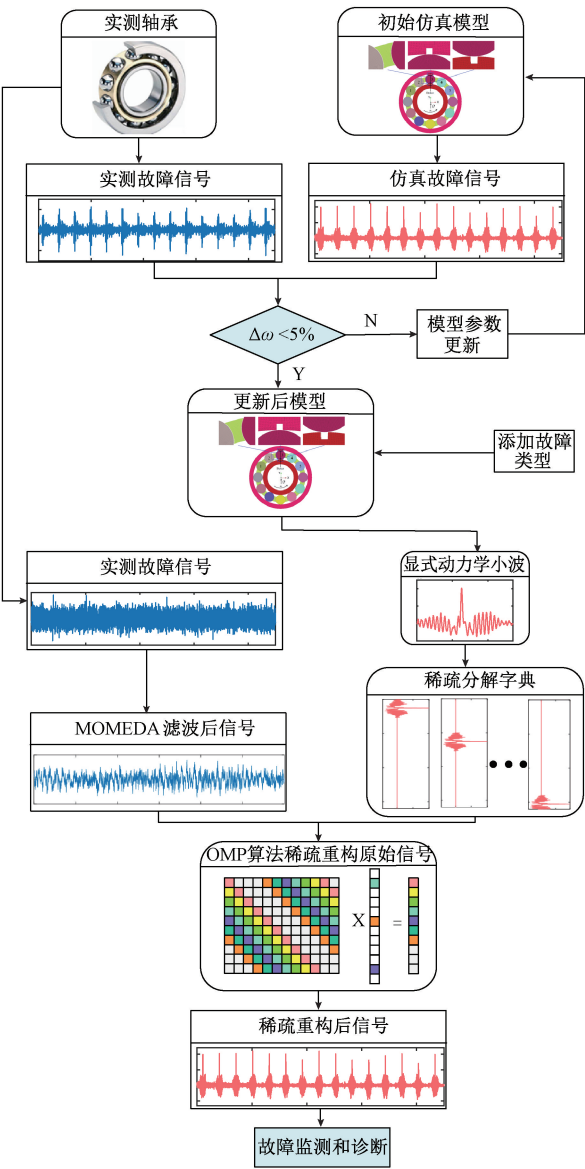


图 2 轴承个性化诊断流程

Fig. 2 Flow chart of bearing personalized diagnosis

2) 约束条件设置

为模拟图 3 试验台轴承真实的运行工况,在垂直 Y 轴方向上施加径向载荷 $Q=3\ 000\text{ N}$;内圈施加大小为 $n_i=2\ 100\text{ RPM}$ ($\omega_i=220\text{ rad/s}$)、方向为逆时针的转速。故障设置大小为 $1\text{ mm}\times 1\text{ mm}$ 的矩形凹坑。

3) 接触设置

本文选用二维接触中的自动面-面接触类型,建立 12 个滚动体分别与内、外圈及保持架的 36 组接触对,滚动体与套圈滚道及保持架兜孔的静摩擦因数设置为 0.01,动摩擦因数设置为 0.005。

4) 输出间隔设置

仿真信号的输出时间间隔对于仿真信号的波形有着

很大的影响,本文共设置大小为 10^{-4} s 、 10^{-5} s 、 10^{-6} s 的时间间隔进行试验,通过比较仿真信号在不同时间间隔下所包含的信息量以及仿真信号的波形,最终将仿真信号的输出时间间隔设置为 10^{-5} s 。

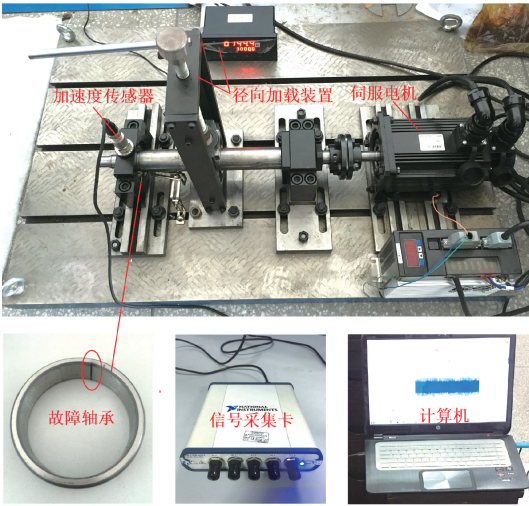


图 3 滚动轴承故障实验台

Fig. 3 Test rig for bearing fault detection

5) 模型修正

本文通过计算仿真模型保持架转速与理论转速之间的误差进行模型修正。将阈值 $\Delta\omega$ 预设为 5%,当误差值小于 5%时,认为模型建立有效,否则进行模型的更新迭代。通过计算可知保持架理论转速 $\omega_r=86.5\text{ rad/s}$,仿真模型的保持架转速平均值 $\omega_s=86.66\text{ rad/s}$,仿真模型转速相对理论转速误差仅为 0.18%,验证本文模型建立的准确性。最终得到的有限元模型如图 4 所示。

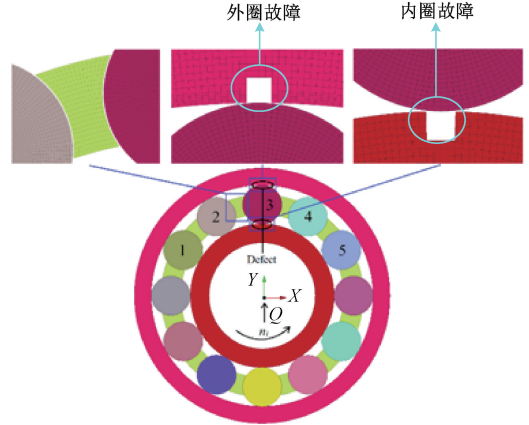


图 4 NU306 轴承仿真模型

Fig. 4 Simulation model of NU306 bearing

4 有限元仿真信号分析

图 5(a) 为试验台 NU306 轴承实测外圈故障振动信

号,图 5(b) 为有限元仿真模型产生的仿真信号。图 5(a) 实测外圈故障信号、图 5(b) 仿真信号两相邻冲击特征的周期分别是 0.005 9 s 和 0.006 s, 相对实验误差为 1.6%, 进一步证明了本文仿真模型与实测轴承的匹配度较高。轴承在实际工作环境中可能由于传感器不完善、外界噪声污染严重等原因, 导致传感器采集的振动信号中含有高斯白噪声的成分。为模拟轴承真实工况, 在外圈仿真信号中人为加入一定的高斯随机白噪声, 图 5(c) 是加入一定噪声后仿真信号的时域波形图, 图 5(d) 为加噪外圈信号的包络谱图。

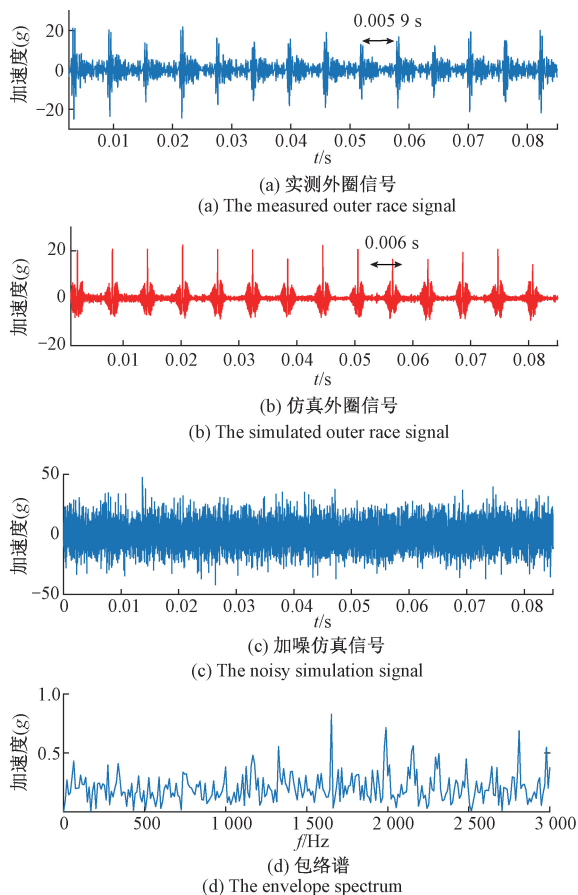


图 5 外圈仿真信号及其包络谱图

Fig. 5 The outer ring simulation signal and its envelope spectrum

采用本文所提方法从仿真信号中提取到的单个外圈冲击小波如图 6 所示。从文献[9]中得知, 小波的主振荡成分只占整个波形的一部分, 图 6 动力学小波也验证了这一规律。因此, 选取仿真小波的主振荡冲击成分作为小波原子, 补零后循环延拓成动力学小波字典, 结合 OMP 算法稀疏重构加噪信号, 图 7(a) 为稀疏重构外圈故障信号。重构信号的时域波形图清晰显示出周期为 0.006 06 s 的脉冲冲击成分, 与原始仿真信号 0.006 s 的故障周期和实测轴承信号 0.005 9 s 的故障周期基本相

同, 验证了本文个性化稀疏诊断方法的有效性。

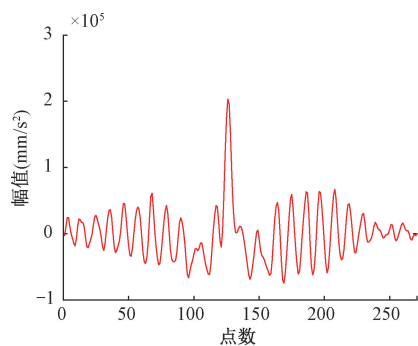


图 6 外圈动力学小波

Fig. 6 Dynamics wavelet with outer ring fault

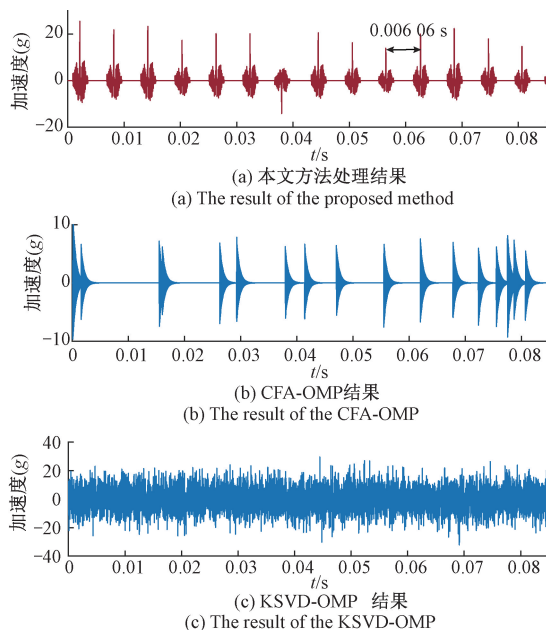


图 7 重构外圈仿真信号

Fig. 7 Reconstruction of the outer ring simulation signal

为示出动力学小波字典在轴承故障诊断中的优越性, 分别使用 K-SVD 自学习字典和相关滤波法(CFA)构建的小波参数字典进行对比分析。Laplace 小波单边振荡衰减的特性与轴承故障冲击响应成分的相似度高, 将 Laplace 小波作为 CFA 对比试验中的原子基对图 5(c) 进行滤波处理, 提取字典原子的模态参数。参考文献[22]中 CFA 的参数设置, 小波参数的搜索范围及步长分别设置为: $F = [0.1 : 200; f_s/2]$ 、阻尼比参数 $\xi = \{[0.005 : 0.005 : 0.2] \cup [0.3 : 0.1 : 0.9]\}$ 、时移参数 $T = [0 : 1/f_s : \text{end}]$ 。得到最优参数 $\tilde{f} = 600$ Hz, $\tilde{\xi} = 0.005$, 然后按照不同时移变量张成 Laplace 小波参数字典, OMP 稀疏重构后结果如图 7(b) 所示。参考文献[23]中 KSVD 字典参数设置为: 字典原子的长度和数量分别设置为

$n=95$ 、 $N=100$, 迭代次数设置为 $I=20$, 稀疏度 $L=10$, 训练样本从原始故障信号中随机选取。下文中 KSVD 字典参数设置均按照此方法, 不同之处是训练样本选取各自所分析的目标信号。为保证实验方法的公平性, 3 种方法都使用 OMP 算法求解稀疏分解系数, 且算法中的迭代次数都设置为 17。图 7(c) 为 K-SVD 自学习字典的重构结果。从图 7 中可以看出, 相比 K-SVD 字典和 Laplace 小波参数字典, 本文提出的个性化动力学小波字典重构精度更高。

5 实验信号分析

5.1 内圈试验台信号分析

从实验台 3 上采集振动信号进行本文方法研究, 将相关数据代入轴承故障频率计算公式可得内圈故障频率 $\text{BPFI}=254.85\text{ Hz}$, 外圈故障频率 $\text{BPFO}=165.54\text{ Hz}$ 。轴承内圈原始故障信号的时域波形图如图 8(a) 所示, 因为人工加工凹槽导致时域波形图中的故障冲击成分较为明显、故障冲击幅值较大。为了模拟轴承实际的工作状态, 在内圈原始振动信号基础上人为添加幅值为 5 m/s^2 的高斯白噪声, 加入噪声后的时域波形图如图 8(b) 所示, 图 8(c) 为其包络谱图。

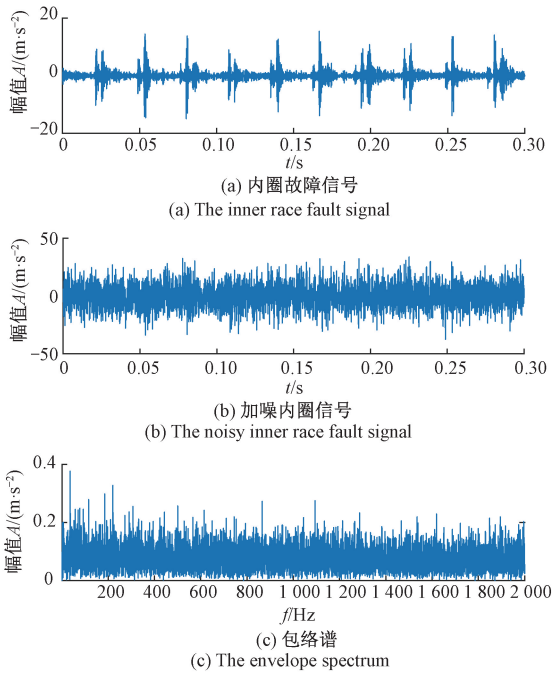


图 8 内圈故障信号

Fig. 8 Signal of inner race fault

从轴承仿真模型得到的内圈故障动力学小波如图 9 所示, 按照第 2 节中对实测信号的处理办法, 对加噪内圈信号先进行 MOMEDA 滤波预处理, 滤波后信号如图 10(a) 所示。加噪内圈信号和 MOMEDA 滤波后的信号信

噪比和稀疏度的计算结果如表 1 所示。从表中可以看出, 滤波后信号的稀疏性明显提高, 信噪比也从原来的 -6.6996 dB 提高到 -0.0248 dB , 降低了后续稀疏分解的难度。选取图 9 内圈动力学小波的主振荡冲击成分, 补零后按照 Toeplitz 矩阵原理循环延拓成字典, 使用 OMP 算法稀疏重构后的信号时域图如图 10(b) 所示。图 10(c) 包络谱中的故障特征频率及其倍频成分非常清晰, 验证了本文方法的有效性。

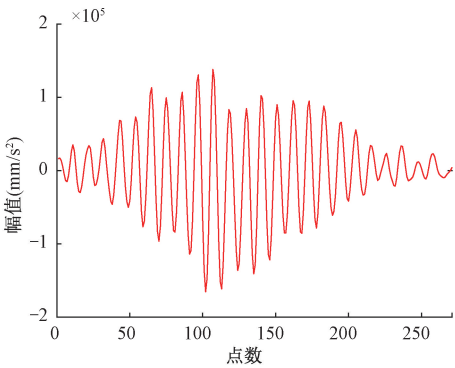


图 9 内圈动力学小波

Fig. 9 Dynamics wavelet with inner ring fault

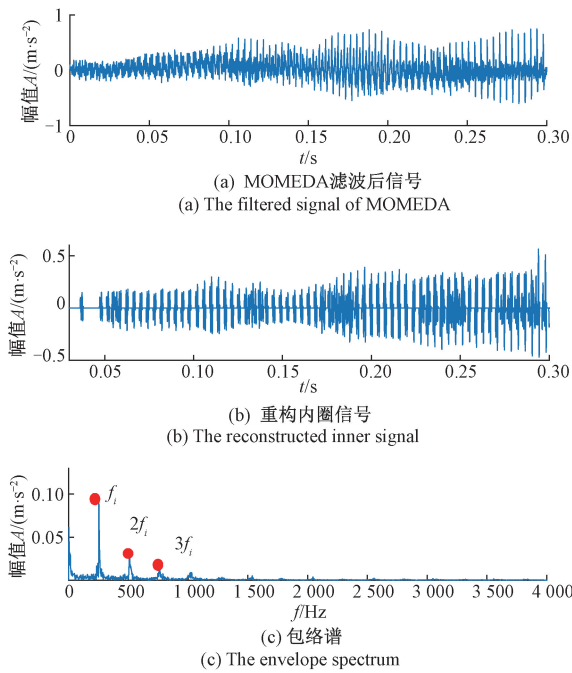


图 10 内圈分析结果

Fig. 10 Analysis result of inner race

表 1 内圈信号滤波前后指标的对比

Table 1 The inner race signal comparison result of index

信号指标	信噪比/dB	稀疏性
原始信号	-6.699 6	3 291
滤波后信号	-0.024 8	142

为显示本文方法的优越性,将 MED 作为前置滤波预处理,后分别使用 KSVD 自学习字典和 Laplace 小波参数字典进行对比。图 11(a)为 MED 滤波后信号的时域图。同样参考文献[22]中相关滤波法的参数设置,将字典小波原子参数的搜索范围及步长分别设置为频率 $F=[0:30:6\,000]$ 、时移参数 $T=[0:1/f_s:\text{end}]$ 、阻尼比设置为 $\xi=\{[0.005:0.005:0.2]\cup[0.3:0.1:0.9]\}$ 。得到最优原子参数 $\hat{f}=3\,680\text{ Hz}$, $\hat{\xi}=0.005$,使用上述参数张成稀疏分解字典后,OMP 算法稀疏重构后的信号时域图结果如图 11(b)所示,相比轴承故障原始信号的波形,CFA-OMP 方法重构后的信号噪声成分明显减少,但其包络谱图 11(c)中依旧没有出现任何故障特征频率,故借助 Laplace 小波参数字典重构信号提取故障特征频率的方法诊断失败。KSVD 自学习字典的参数设置与 3.2 节中 KSVD 字典参数设置相同,训练样本取自 MED 滤波后信号。KSVD-OMP 稀疏重构后的时域波形图如图 11(d)所示,11(e)为其包络谱图。在时域波形图中没有发现周期性冲击响应特征,且包络谱图 11(e)中也没有出现 254.85 Hz 的故障特征频率,完全淹没在噪声干扰中,因此 KSVD-OMP 方法在本组故障信号中并没有有效提取出故障特征成分,验证本文提出的个性化稀疏诊断方法的优越性。

将本文个性化稀疏诊断方法与常用快速谱峭度方法进行对比。图 12 为基于快速谱峭度方法的谱峭度图及包络谱分析,从图 12(c)中可以看出快速谱峭度的特征提取效果明显低于本文提出的个性化诊断方法的效果,包络谱图 12(c)中只出现了 255.1 Hz 的故障特征频率并没有出现明显的倍频成分,与本文方法相比不具优势。可以得出本文提出的利用有限元仿真技术与稀疏分解结合的个性化诊断方法相较于快速谱峭度方法具有明显的优势。

5.2 外圈试验台信号分析

为验证本文提出的个性化诊断方法在低信噪比环境下的故障特征提取能力以及诊断其他故障类型的有效性,将一外圈故障轴承安放在图 3 所示试验台上,图 13(a)为外圈故障轴承的时域波形图。图 13(b)为人为加入幅值为 30 m/s^2 的高斯白噪声的时域图。图 13(c)为其包络谱图。

按照本文提出的方法,先对实测外圈加噪信号进行 MOMEDA 滤波预处理,滤波后的信号时域图如图 14(a)所示,表 2 给出了原始加噪信号和 MOMEDA 滤波后信号的信噪比和稀疏性数值,从表中可以看出预处理后信号的信噪比和稀疏性明显提高。图 14(b)为稀疏重构后信号的时域图,图 14(c)的包络谱中出现了清晰的故障特征频率及其倍频成分,可以判断轴承出现外圈故障。表

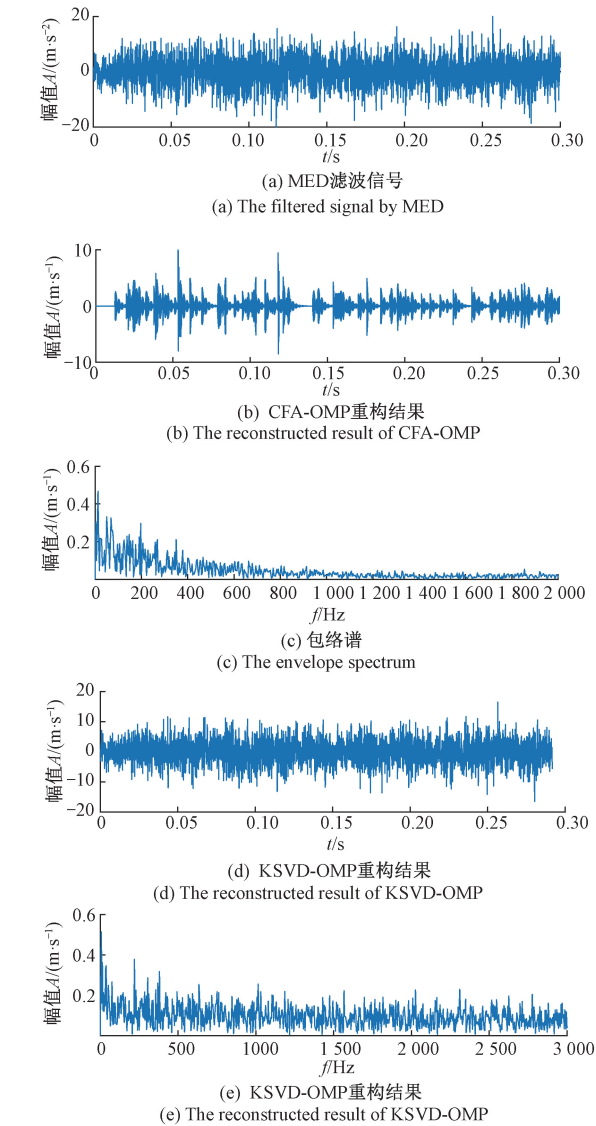


图 11 对比方法内圈信号重构结果

Fig. 11 The inner race results of comparison methods

明该方法在低信噪比的环境下依然有效,并能够准确重构目标信号实现故障诊断。

表 2 外圈信号滤波前后指标的对比		
Table 2 The outer race signal comparison result of index		
信号指标	信噪比/dB	稀疏性
原始信号	-14.905 2	3 535
滤波后信号	-0.001 5	146

进一步,先使用 MED 方法对加噪外圈信号进行预处理,图 15(a)为 MED 滤波后信号的时域波形图。后建立通过相关滤波法生成的 Laplace 小波参数字典^[22]和 KSVD 自学习字典^[23]提取原始信号的故障特征信息。Laplace 小波相关滤波法得到最优小波原子参数 $\hat{f} =$

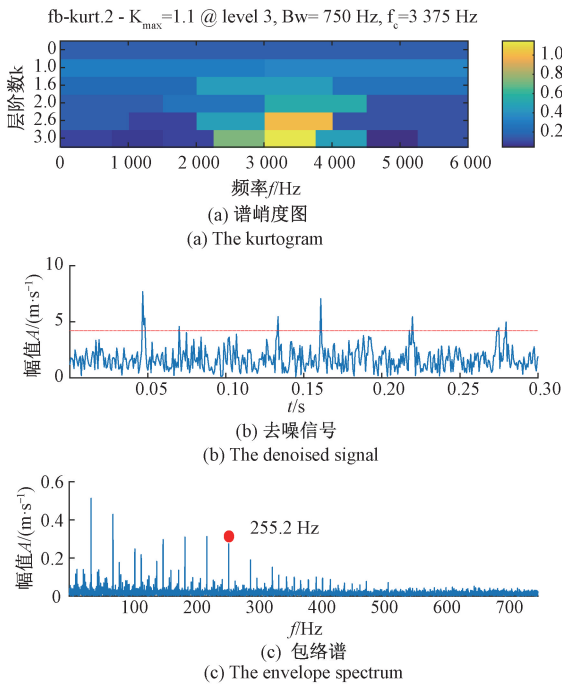


图 12 内圈快速谱峭度的分析结果

Fig. 12 The result of fast-kurtogram on inner ring signal

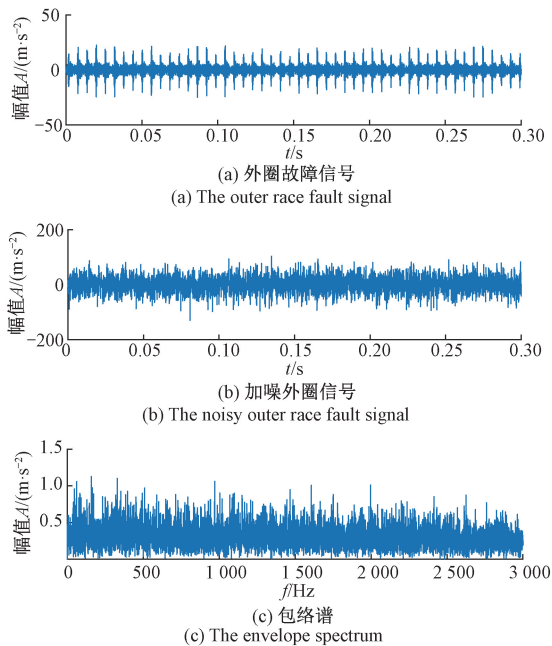


图 13 外圈故障信号

Fig. 13 Signals of outer race fault

3 420 Hz, $\tilde{\xi}=0.005$, 时移参数取值为 $\tau=1/f_s$, 生成小波参数字典后, 使用 OMP 算法稀疏重构后信号的时域波形图如图 15(b) 所示, 图 15(c) 为其包络谱图, 图中并没有发现任何故障特征频率。KSVD 自学习字典的重构信号

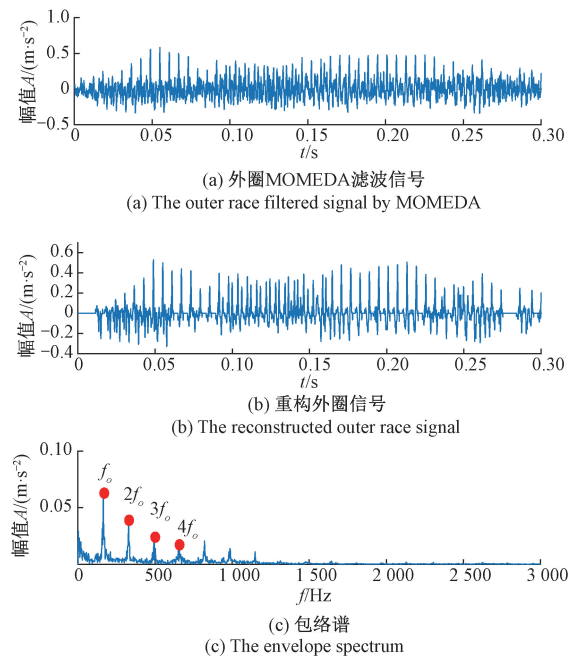


图 14 外圈分析结果

Fig. 14 Analysis result of outer race

时域图如图 15(d) 所示, 其包络谱为图 15(e), 故障特征频率完全淹没在背景噪声中。从两种对比方法重构信号包络谱图中可以看出, 相关滤波法构造的小波参数字典和 KSVD 自学习字典的特征提取效果在低信噪比的环境下与本文方法相比不具优势。

6 结 论

本文基于高精度的诊断需求, 提出通过有限元技术, 建立轴承仿真模型获取特定工况和位置下的故障振动信号, 结合稀疏分解算法在故障特征提取中的优势, 实现轴承故障个性化的精准诊断; 动力学小波字典避免了现有稀疏分解字典参数设置和选取的过程, 因此本文动力学小波字典与 KSVD 自学习字典和小波参数字典相比, 信号重构的精度更高。与常用快速谱峭度方法在故障特征提取方面相比, 本文提出的个性化稀疏诊断方法明显更具优势, 而且可解决现有故障诊断方法因故障振动信号缺失以及个体化差异导致实际应用效果不佳的问题, 具有一定的工程实用价值; 轴承有限元仿真信号和实验台信号证实了本文提出个性化诊断方法的可行性和稳定性。同理, 此类方法可以应用到其他零件的故障诊断中, 具有一定的可拓展性和实用性。

参考文献

- [1] 周建民, 李家辉, 尹文豪, 等. 基于 CEEMDAN 和 PSO-OCSVM 的滚动轴承性能退化评估[J]. 电子测量与仪

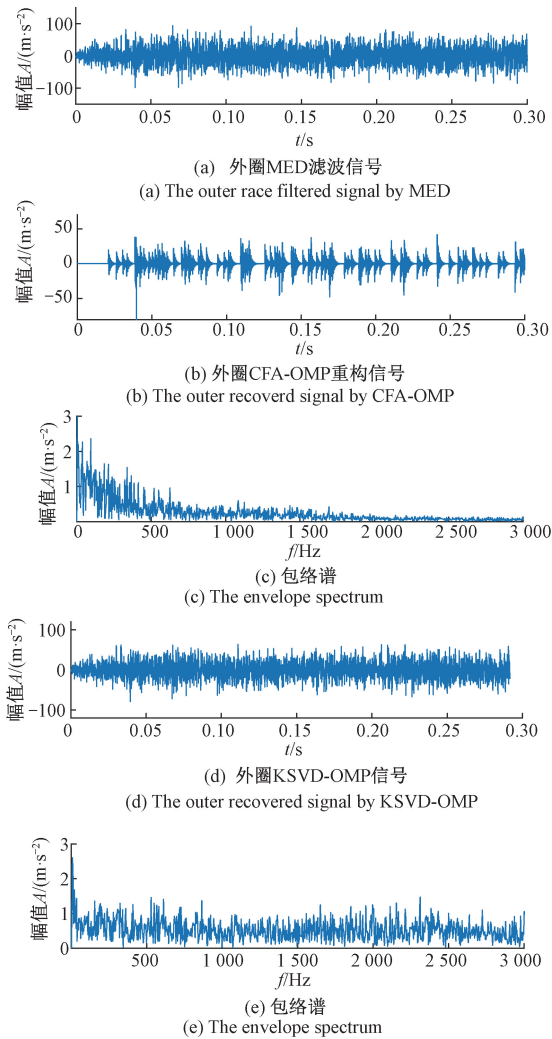


图 15 对比方法外圈信号重构结果

Fig. 15 The outer race results of comparison methods

器学报, 2021, 35(7): 194-201.

ZHOU J M, LI J H, YIN W H, et al. Evaluation of rolling bearing degradation performance based on CEEMDAN and PSO-OCSVM[J]. Journal of Electrical Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (7): 194-201.

- [2] 阮强,王贵勇,刘韬,等. 自适应 VMD 联合 MOMEDA 的滚动轴承故障提取[J]. 电子测量技术, 2022, 45(1): 165-171.

RUAN Q, WANG G Y, LIU T, et al. Rolling bearing fault extraction based on adaptive VMD and MOMEDA[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(1): 165-171.

- [3] 杨真真,范露,杨永鹏,等. 改进的低秩稀疏分解及其在目标检测中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(4): 198-206.

YANG ZH ZH, FAN L, YANG Y P, et al. Improved

low-rank and sparse decomposition with application to object detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(4): 198-206.

- [4] 徐建军,刘建宇,闫丽梅. 基于原子稀疏分解的矿井电网故障选线方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(2): 90-94.

XU J J, LIU J Y, YAN L M. Research on fault line selection method of mine power network based on atomic sparse decomposition [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2018, 37(2): 90-94.

- [5] 刘丽云,吕玉海,牛鲁娜,等. 基于 K-means 聚类的 TE 过程故障诊断与识别[J]. 自动化与仪器学报, 2020(7):5-11.

LIU L Y, LYU Y H, NIU L N, et al. TE process fault diagnosis and identification based on K-means clustering[J]. Automation and Instrumentation, 2020(7): 5-11.

- [6] LI J L, WANG H Q, SONG L Y. A novel sparse feature extraction method based on sparse signal via- dual-channel self-adaptive TQWT [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(7): 157-169.

- [7] HE G L, DING K, LIN H B. Fault feature extraction of rolling element bearings using sparse representation[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 366: 514-527.

- [8] 樊薇,李双,蔡改改,等. 瞬态成分 Laplace 小波稀疏表示及其轴承故障特征提取应用[J]. 机械工程学, 2015, 51(15): 110-118.

FAN W, LI SH, CAI G G, et al. Sparse representation for transients in Laplace wavelet basis and its application in feature extraction of bearing fault [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(15): 110-118.

- [9] DENG F Y, QIANG Y W, LIU Y Q, et al. Adaptive parametric dictionary design of sparse representation based on fault impulse matching for rotating machinery weak fault detection [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(6): 065101.

- [10] 向家伟. 数值模型驱动的传动系统故障个性化诊断原理[J]. 机械工程学, 2021, 57(15): 116-128.

XIANG J W. Numerical model driving personalized diagnosis principle for fault [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(15): 116-128.

- [11] HE G L, KANG D, WU X M, et al. Dynamics modeling and vibration modulation signal analysis of wind turbine planetary gearbox with a floating sun gear[J]. Renewable Energy, 2019, 139: 718-729.

- [12] ZGHAL B, OUSSAMA G, KAJETAN D, et al. A new modeling of planetary gear set to predict modulation phenomenon [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 127: 234-261.

- [13] 向家伟. 机械故障数值模拟驱动的生成式对抗网络及智能诊断原理[J]. 中国科学: 技术科学, 2021, 51(3): 341-355.
XIANG J W. Numerical simulation driving generative adversarial networks in association with the artificial intelligent diagnosis principle to detect mechanical faults[J]. Science Sinica Technologica, 2021, 51(3): 341-355.
- [14] XIANG J W, ZHONG Y T. A novel personalized diagnosis methodology using numerical simulation and an intelligent method to detect faults in a shaft[J]. Applied Sciences, 2016, 6(12): 414.
- [15] GAO Y, LIU X Y, HUANG H Z, et al. A hybrid of FEM simulations and generative adversarial networks to classify faults in rotor-bearing systems [J]. ISA Transactions, 2021, 108: 356-366.
- [16] GAO Y, LIU X Y, XIANG J W. FEM simulation-based generative adversarial networks to detect bearing faults[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4961-4971.
- [17] LIU X Y, HUANG H Z, XIANG J W. A personalized diagnosis method to detect faults in a bearing based on acceleration sensors and an FEM simulation driving support vector machine [J]. Sensors, 2020, 20(2): 420.
- [18] 徐文华. 循环 Toeplitz 矩阵逆矩阵的并行算法[J]. 数学理论与应用, 2016(4): 125-128.
XU W H. Parallel algorithm to the inverse of cyclic toeplitz matrices [J]. Mathematical Theory and Applications, 2016 (4): 125-128.
- [19] 孟宗, 郜文清, 潘作舟, 等. G-KSVD 字典及其在滚动轴承故障信号稀疏表示中的应用[J]. 中国机械工程, 2021, 32(15): 1776-1785.
MENG Z, GAO W Q, PAN Z ZH, et al. G-KSVD dictionary and its applications in sparse representation of rolling bearing fault signals [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(15): 1776-1785.
- [20] 何天远. 基于信号稀疏表示的轴承故障诊断方法研究[D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2020.
HE T Y. Research on bearing fault diagnosis method based on signal sparse representation[D]. Shijiazhuang:

Shijiazhuang Tiedao University, 2020.

- [21] 王泽鹏, 胡仁喜, 康士廷, 等. 非线性有限元分析实例指导教程[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
WANG Z P, HU R X, KANG SH T, et al. Non-Linear Finite Element Analysis Example Tutorial[M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2011.
- [22] ZI Y Y, CHEN X F, HE Z J, et al. Vibration based modal parameters identification and wear fault diagnosis using laplace wavelet [J]. Key Engineering Materials, 2005, 293/294: 183-192.
- [23] YUDISTIRA D, PENNEC Y, DJAFARI ROUHANI B, et al. Non-radiative complete surface acoustic wave bandgap for finite-depth holey phononic crystal in lithium niobate [J]. Applied Physics Letters, 2012, 100(6): 061912.

作者简介



张龙, 2002 年于华东交通大学获得学士学位, 2005 年于华东交通大学获得硕士学位, 2011 年于上海交通大学获得博士学位。现为华东交通大学机电与车辆工程学院副教授, 主要研究方向为信号处理、智能诊断算法。

E-mail: Longzh@126.com

Zhang Long received his B. Sc. degree in 2002 from East China Jiaotong University, received his M. Sc. degree in 2005 from East China Jiaotong University, received his Ph. D. degree in 2011 from Shanghai Jiao Tong University. Now he is an associate professor of School of Mechanical and Electrical and Vehicle Engineering, East China Jiaotong University. His main research interests include engineering signal processing and intelligent algorithms in the field of fault diagnosis.



赵丽娟, 2016 年于德州学院获得学士学位, 现就读于华东交通大学, 主要研究方向为信号处理、故障诊断。

E-mail: zlj1813871956@126.com

Zhao Lijuan received her B. Sc. degree in 2016 from Dezhou University. She is now a M. Sc. candidate at East China Jiaotong University. Her main research interests include engineering signal processing and fault diagnosis.