

DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2412541

基于特征基的 GMC 卷积稀疏机械故障特征解析方法*

卢 威^{1,2}, 韩长坤¹, 闫晶晶¹, 宋浏阳¹, 王华庆^{1,3}

(1. 北京化工大学机电工程学院 北京 100029; 2. 中国石化催化剂有限公司工程技术研究院 北京 101111;
3. 高端压缩机及系统技术全国重点实验室 北京 100029)

摘 要:在机械设备的复杂工况下,监测信号易受多振动源及环境噪声干扰,导致故障特征微弱且呈现强耦合特性,这给设备故障诊断带来极大挑战。因此,提出了一种基于振动特性基的 GMC 增强卷积稀疏机械故障特征解析方法,实现微弱耦合故障特征解析。首先,构造了一种自适应单边衰减小波匹配算法以获取最优特征原子,将最优特征原子升维同时匹配故障周期,以得到具有周期特征的振动特征基。其次,提出基于 GMC 增强的卷积稀疏编码,结合振动特征基优化求解稀疏系数。此外,提出了一种基于平均峭度与谐波能量比的过程参数优化选择方法,克服了优化过程中关键参数难选取的问题。最后,提取包络谱主要特征与理论故障特征频率对比判断故障类型。通过仿真分析和试验台信号验证,并对比分析了基于谱峭度分解和可调变 Q 因子小波变换 GMC 稀疏增强等两种传统方法。实验结果表明,相较于上述两种传统方法,本文提出的方法可以有效地分离不同类型的故障特征信号,并实现故障特征的增强。

关键词: 振动特征基; 广义极大-极小凹; 卷积稀疏编码; 特征解析; 故障诊断

中图分类号: TH133 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460. 40

Feature-based GMC convolutional sparse representation method for mechanical fault feature resolution

Lu Wei^{1,2}, Han Changkun¹, Yan Jingjing¹, Song Liuyang¹, Wang Huaqing^{1,3}

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;
2. Institute of Engineering Technology, Sinopec Catalyst Company Limited, Beijing 101111, China;
3. State Key Laboratory of High-end Compressor and System Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: In complex working conditions, the monitoring signals of mechanical equipment are easily disturbed by multi-vibration sources and background noise, making weak fault features and strong coupling. It brings a great challenge to fault diagnosis. Therefore, a generalized minimax-concave enhanced convolutional sparse mechanical fault features resolution method based on the vibration characteristics atom is proposed to analyze weak features and strong-coupling faults. Firstly, an auto-adapted single-side fading wavelet framework is constructed to obtain the optimal feature atoms. The optimal feature atoms are increased in dimension to match the fault periodic to get the vibration feature atoms with periodic characteristics. Secondly, a convolutional sparse coding method based on GMC enhancement is proposed, which combines vibration feature atoms to obtain the sparse coefficients optimally. In addition, a processing parameter optimal selection method based on the ratio of average kurtosis to harmonic energy is designed, which overcomes the dilemma of selecting key parameters. Finally, the main features of the envelope spectrum are extracted and compared with theoretical fault feature frequencies to determine fault type. The effectiveness and superiority of the proposed method are verified by simulated and real test-bed signals. The spectrum kurtosis and tunable Q -factor wavelet transform Generalized Minimax-concave sparse enhancement method are set as comparison groups. The results demonstrate that different fault features are better decoupled, and the sparse component amplitudes are well improved compared to the comparison method.

Keywords: vibration characteristics atom; generalized minimax-concave; convolutional sparse coding; feature resolution; fault diagnosis

0 引 言

轴承作为广泛使用的重要的机械部件。当其发生故障时,影响机械设备性能,甚至导致设备停机或重大事故。且因工况复杂,监测信号往往受多源振动与噪声的干扰,导致故障特征微弱且呈现强耦合状态,给轴承的健康监测与故障诊断提出了极大挑战。因此解析故障特征实现故障预警与诊断,对机械设备的平稳运行具有重要意义^[1]。

基于信号分析的特征提取方法广泛应用于机械设备健康监测与诊断^[2-3]。其中,时域分析、频域分析和时频分析等方法,为解决轴承故障状态监测及诊断提供了良好理论基础^[4-6]。时域分析可以直观展示信号的振动分布,例如峰值参数,峰峰值参数等。频域分析方法包括频谱分析和包络谱分析等,分析信号频谱可以有效的观察信号的周期性振动特点。在实际分析中,时频处理方法由于灵活的分析特性更为常用,例如经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法,提取模态的上下包络谱,判断提取信号的局部极值点来求解子信号,可以有效地获取不同子带信号的特征^[7]。2010 年 Gills^[8]提出了一种新的模态分解方法经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT),该方法构造了自适应的 Meyer 小波滤波器组,对信号频谱进行滤波操作。此外,基于频谱滤波理念的变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法,通过构建一个自适应的维纳滤波器模型以获取信号在不同频带的信息,深入地解析信号特征^[9]。上述这些方法均是基于信号局部特点以及频谱趋势对信号进行特征提取,忽略了振动信号本身的空间结构特征。对于轴承故障信号,当信噪比过低时,难以满足微弱且耦合的故障信号解析要求。

为了有效提取故障信号的空间特征,提高故障信号的信噪比,基于稀疏表示(sparse representation, SR)的信号处理方法,提供了关键技术^[10]。稀疏表示通过字典基中少量系数的组合,近似表征信号的重要成分^[10-11]。传统的 SR 基于 L_1 和 L_2 约束提取全局信息,而忽略了振动信号的周期性振动特征^[12]。SR 中字典的冗余性也会影响目标特征提取效果^[13]。Han 等^[14]提出了基于信号分析的小波自适应延拓获取完备字典 SR 方法,用于提取信号时序特征。王华庆等^[15]提出了一种基于迭代终止准则的改进 K-SVD 字典学习 SR 模型,增强了信号故障特征。Zhang 等^[16]提出了一种新的改进可调变 Q 因子小波变换(tunable Q -factor wavelet transform, TQWT)稀疏表征模型,用于齿轮箱的故障诊断。上述传统的基于分析字典和学习字典的方法,由于均基于矩阵乘法,其特征提取结果会受到字典尺寸的影响,高维字典会过多占用求解

运算资源,且不同故障特征需不同高效特征原子匹配,导致了耦合故障信号周期性冲击特征解耦困难。

卷积稀疏编码可降低稀疏字典的运算复杂度实现字典降维,其通过字典滤波器的卷积运算替换字典原子的线性组合来稀疏表征原信号,充分利用了信号的周期移不变性。卷积稀疏算法的滤波器字典同样包括学习字典与分析字典。

基于学习字典卷积稀疏方法包括两种:一种是基于传统卷积稀疏编码的迭代形式,如卷积稀疏编码算法^[17-18]。该方法求解稀疏系数和更新滤波器字典原子时采用高斯-赛德尔方法并交替求解,实现了频域中稀疏系数求解与滤波字典原子估计,表现出了良好的鲁棒性;另一种是基于贪婪算法来获得卷积稀疏系数,如匹配追踪等,通过信号残差块坐标下降得到滤波器字典^[19]。此方法能够避免复杂的时频域变换,模型结构简单。然而,稀疏系数和字典原子的单独估计,导致算法收敛缓慢。

相对于学习字典,基于分析字典的卷积稀疏模型依赖于信号特性分析,构造与信号振动特征相似的字典基原子,具有更快地运算速度以及鲁棒性。Han 等^[20]提出了一种基于先验周期滤波器组的多状态故障特征解析方法,通过网格寻优 Laplace 小波原子,结合卷积稀疏编码实现了轴承的多状态故障诊断。Diwu 等^[21]通过构建周期性的组稀疏模型成功的提取了故障信息特征。结合以往的研究,构建复杂的滤波器字典基原子以及周期性的组稀疏模块虽然能够达到较好特征提取效果,但需要进行复杂地信号时频优化获得适配的字典基原子。然而这些优化参数难以有效确定,且基于信号分析经验。基于凸优化的自适应参数选择方法可为快速构建振动特征基原子提供了有效途径。

综上,针对耦合故障特征与环境噪声干扰下的信号特征解析面临两个主要问题:1)传统字典特征匹配度低、求解困难、模型参数难以选择;2)传统稀疏模型忽略信号周期振动特性进行求解,无法匹配到最优特征,导致信息丢失。本文为实现耦合故障信号解析和微弱故障特征增强,基于字典滤波器组优化构建、稀疏系数优化求解的两个关键环节,提出了一种基于振动特性征基的广义极大-极小凹(generalized Minimax-concave, GMC)增强卷积稀疏优化模型(generalized minimax-concave enhancement convolutional sparse, GMCECS),用于解析设备耦合故障特征。首先,构建了一种自适应单边衰减小波匹配算法,使其根据信号特征自适应寻求最优小波。同时,基于先验故障周期将振动特征基进行升维,将得到振动特性基用于之后的特征提取。其次,提出了基于振动特征基的 GMC 稀疏优化模型,避免了传统基于可调变 Q 因子小波变换 GMC 稀疏增强((tunable Q -factor wavelet transform generalized minimax-concave, TQWT_GMC)算法由于基函

数固定导致自适应差,难以匹配周期振动特征的问题。此外,提出了一种基于平均峭度与谐波能量比的过程参数优化选择方法,克服了优化过程中关键参数难选取的问题。最后,通过解析稀疏系数分量的包络谱分析,判定信号特征成分,实现轴承故障的精确诊断。

1 基于振动特征基的 GMC 增强卷积稀疏算法

传统的稀疏表示模型中,单一矩阵乘法难以匹配信号的周期性冲击特征,也忽略了信号的时移不变性。为了更好地匹配信号冲击成分,通常采用卷积稀疏编码(convolutional sparse coding, CSC)对信号进行稀疏求解,卷积稀疏编码可以表示为式(1):

$$\{x\} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \left\| f - \sum_{i=1}^N a_i * x_i \right\|_2^2 + \lambda_2 \sum_{i=1}^N \|x_i\|_1 \quad (1)$$

其中, $a \in R^{m \times 1}$, $m \ll n$ 代表卷积字典, N 代表字典集中原子的个数,每一个字典原子对应一组稀疏系数,并保证稀疏系数组与字典集的卷积和不能偏离原信号。

基于传统 CSC 模型的信号解耦过程如图 1 所示。图中信号分为敏感成分和噪声成分。稀疏解析的目的是从冗余的噪声信号中提取相关敏感特征成分,不同敏感特征可基于特征滤波器原子的卷积稀疏编码进行匹配。当选择不合适的特征原子时,可能会导致无法有效地解析全部的故障特征。这使得传统的稀疏编码在进行复杂耦合的故障信号特征提取过程中,难以获得优异的效果。

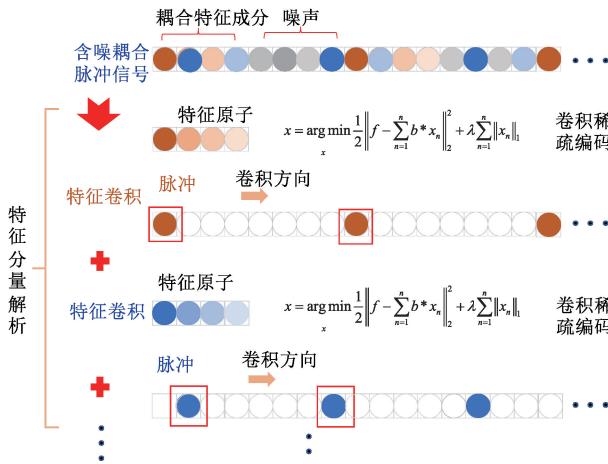


图1 信号卷积稀疏编码图

Fig. 1 Diagram for Convolutional Sparse Coding of Signals

1.1 自适应单边衰减小波算法和振动特性基的构建

为了匹配信号的振动特性,设计了一个具有不同中心频率单边衰减的小波函数,记为式(2):

$$\psi(\bar{\omega}, t) = e^{-(\xi^2 t)} \cos(\bar{\omega} t) \quad (2)$$

其中, $\psi(\bar{\omega}, t)$ 是小波函数, ξ 是阻尼, $\bar{\omega}$ 是载波的频率, t 是时间。利用该函数对一维信号进行卷积记为式(3):

$$\vartheta(\bar{\omega}, t, f) = e^{-(\xi^2 t)} \cos(\bar{\omega} t) * f \quad (3)$$

由上式可以得出当阻尼 ξ 固定时,只有参数 $\bar{\omega}$ 未知。因此,构建式(4),以求解小波的载波频率 $\bar{\omega}$ 以及滤波后信号:

$$\vartheta(\bar{\omega}, t, z) = \underset{\bar{\omega}, z}{\operatorname{argmin}} \left\| f - \sum_{i=1}^n \vartheta(\bar{\omega}, t, x_i) \right\|_2^2 \quad (4)$$

其中, x 是中间变量,代表信号的滤波结果,式(4)难以直接优化求解。因此,将式(4)转化为近端算子的形式记为式(5):

$$\{x\} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \left\| f - \sum_{i=1}^N x_i \right\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \varphi(x)_i \quad (5)$$

其中, x 等于 $\vartheta(\bar{\omega}, t, z)$, 为滤波系数(即滤波后的信号), $\varphi(x)$ 是约束,目标是实现式(3)信号的滤波。式(5)可以由前后向分裂(Forward and backward splitting, FBS)算法解决。求解过程如式(6):

$$\{x\} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \left\| f - \sum_{i=1}^N x_i \right\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \varphi(x)_i \quad (6)$$

$$\{x\} = \begin{cases} z_i = x - L \left(\frac{\partial \left\| f - \sum_{i=1}^N x_i \right\|_2^2}{\partial x_i} \right) \\ x_i = \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|z_i - x\|_2^2 + \varphi(x) \end{cases}$$

其中,前项 $\left\| f - \sum_{i=1}^N x_i \right\|_2^2$ 是光滑的且二阶可导,满足 FBS 求解对前项的要求,同时后项有唯一解,所以式(6)能有效收敛。下文中的 GMC 增强卷积稀疏解析模型与式(6)采用相同原理收敛。 L 为利普希茨常数,本文选取为 0.8。 x 是滤波后的信号, N 是分解层数,载波频率 ω_k 在频域内求解最优解,求解公式如式(7)所示:

$$\omega_k = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i \hat{x}_{i,k}^2}{\sum_{i=1}^N \hat{x}_{i,k}^2} \quad (7)$$

求解 ω_k 后带入式(2)可得到该最优解下的小波滤波器组。循环迭代收敛整体公式后,通过子带滤波系数 x 的峭度值筛选最优小波。得到最优小波函数后,基于轴承故障特征频率先验知识,通过网格寻优方法构建带有周期性振动特征的振动特征基 a ,为下一步特征提取提供稀疏解析依据。

1.2 GMC 增强卷积稀疏解析模型

传统的 GMC 稀疏增强求解方法一般通过矩阵变换实现。其中,稀疏字典 A 一般选择傅里叶基以及短时傅里叶基如式(8)和(9)所示:

$$\{\hat{x}, \hat{v}\} = \underset{v}{\operatorname{argmax}} \underset{x}{\operatorname{min}} \frac{1}{2} \|f - \operatorname{ifft}(\hat{x})\|_2^2 + \lambda \|\hat{x}\|_1 - \gamma \left(\frac{1}{2} \|\operatorname{ifft}(\hat{x} - \hat{v})\|_2^2 + \lambda \|\hat{v}\|_1 \right) \quad (8)$$

$$\{\hat{x}, \hat{v}\} = \underset{v}{\operatorname{argmax}} \underset{x}{\operatorname{min}} \frac{1}{2} \|f - \operatorname{istft}(\hat{x})\|_2^2 + \lambda \|\hat{x}\|_1 - \gamma \left(\frac{1}{2} \|\operatorname{istft}(\hat{x} - \hat{v})\|_2^2 + \lambda \|\hat{v}\|_1 \right) \quad (9)$$

其中, ifft 和 istft 分别代表傅里叶逆变换和短时傅里叶逆变换。 γ 代表放缩因子, 为了保持函数凸性, 需要满足 $0 < \gamma < 1$ 。这两种方法从信号整体特征出发, 实现频域特征筛选。

He 等^[22] 考虑到传统的 GMC 稀疏表示方法对非线性冲击的针对性不强, 提出了 TQWT_GMC 方法, 如式 (10) 所示。

$$\{x, v\} = \underset{v}{\operatorname{argmax}} \underset{x}{\operatorname{min}} \frac{1}{2} \|f - iTQWT(x)\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 - \gamma \left(\frac{1}{2} \|iTQWT(x - v)\|_2^2 + \lambda \|v\|_1 \right) \quad (10)$$

其中, $iTQWT$ 代表可调 Q 因子小波变换 (tunable Q -factor wavelet transform, TQWT) 的逆变换。利用 TQWT 调节品质因子的特点, 匹配信号冲击成分。单纯的双边小波函数仍然难以捕获单边衰减的多源故障特征成分。

为了解决这一问题, 基于 TQWT_GMC 的理念, 通过引入振动特征基构建了一种 GMCEC 方法, 如式 (11) 所示:

$$\{x, v\} = \underset{v}{\operatorname{argmax}} \underset{x}{\operatorname{min}} \left\| f - \sum_{n=1}^N a * x_n \right\|_2^2 + \lambda \sum_{n=1}^N \|x_n\|_1 - \gamma \left(\frac{1}{2} \left\| \sum_{n=1}^N a * (x_n - v_n) \right\|_2^2 + \lambda / \gamma \sum_{n=1}^N \|v_n\|_1 \right) \quad (11)$$

其中, a 是振动特征基, 该公式可以由 FBS 解决。此 GMCECS 模型相较于传统的 TQWT_GMC 方法, 可以自主选择基函数类型, 有着更强的特征匹配能力。

所提的特征原子学习方法以及卷积 GMC 稀疏增强方法均采用 FBS 方法优化更新, 可以有效保证算法的收敛性。GMCECS 方法具体流程如图 2 所示。

1.3 基于平均峭度与谐波能量比的过程参数优化选择方法

本文引入周期拓展数及稀疏平衡常数的评价标准谐波能量比。谐波能量比定义为信号包络谱指定周期谐波的平均值与整体包络谱的平均值的比值, 如式 (12) 所示。其中, f_{c_z} 是不同故障特征频率的位置信息, z 代表故障类型数, n 代表谐波阶数, h 代表输入信号的希尔伯特变换 $h_{xi} = \operatorname{Hilbert}(xi)$, M 代表子信号数, $h_{xi}(f_{c_z} * i)$ 代表对子信号 x_i 希尔伯特变换后的信号 h 在每个故障频率节点的值, core 代表总分。

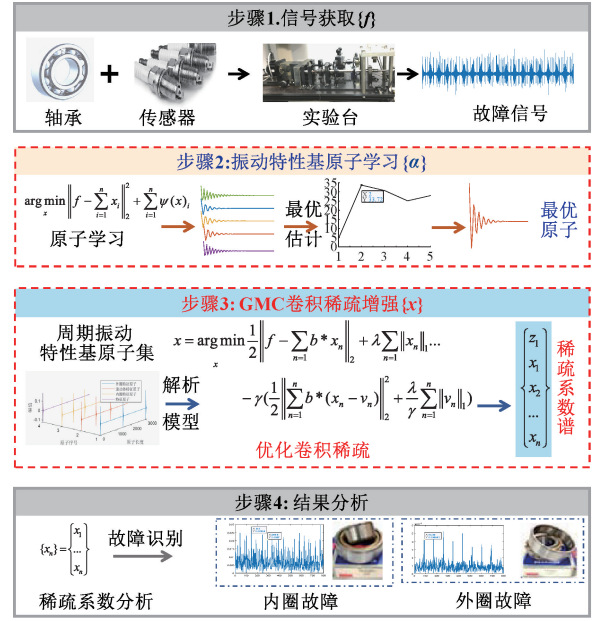


图2 GMCECS 算法流程示意图

Fig. 2 Algorithm flow chart of GMCECS

$$\operatorname{core} = \frac{1}{M} \sqrt{\sum_{z=1}^M \left(\frac{\frac{1}{n} \sum_i^N \operatorname{abs}((\hat{h}_{xi}(f_{c_z} * i)))}{\operatorname{mean}(\operatorname{abs}(\hat{h}_{xi}))} \right)^2} \quad (12)$$

谐波能量比得分值 core , 可以表示某一频率及其高次谐波平均值在整个信号包络谱均值的占比。为了设置稀疏系数及周期数, 利用网格寻优法结合谐波能量比评价标准, 对参数拓展周期 T 以及 λ 进行寻优, 每个参数的寻优范围如下 $T = [2:1:5]$, $\lambda = [0.2:0.2:1]$ 。

2 实验分析与验证

实验过程采用两类信号: 1) 具备多种冲击组份的复合故障仿真信号; 2) 轴承故障试验台耦合故障数据。同时通过对比实验, 验证本文所提 GMCECS 方法的有效性与优越性。

2.1 仿真验证

仿真信号由 3 种不同故障信号以及噪声组成。信号采样频率为 100 kHz, 故障特征频率预置为 66 Hz, 102 Hz, 133 Hz。信号表达式如式 (13) 所示。

$$s_1(t) = \sum_{n=1}^Z A e^{-2\pi f_n \zeta t} \sin(2\pi f_n t \sqrt{1 - \zeta^2}) \quad (13)$$

$$s = s_1 + \operatorname{noise}$$

其中, f_n 是固有频率, 对应 3 种不同故障信号的固有频率分别设置了 3 种不同的频率 1.6×10^4 Hz、 1.2×10^4 Hz 以及 2.1×10^4 Hz, 阻尼系数 ζ 均设置为 0.1, 幅值 A 设置为 5, Z 为 3, 在信号中添加高斯白噪声成分 noise 。

其时域波形、傅里叶谱、时频图、包络谱分析结果,如图 3 所示。时域信号耦合,无法识别周期性冲击特征,如图 3 所示。

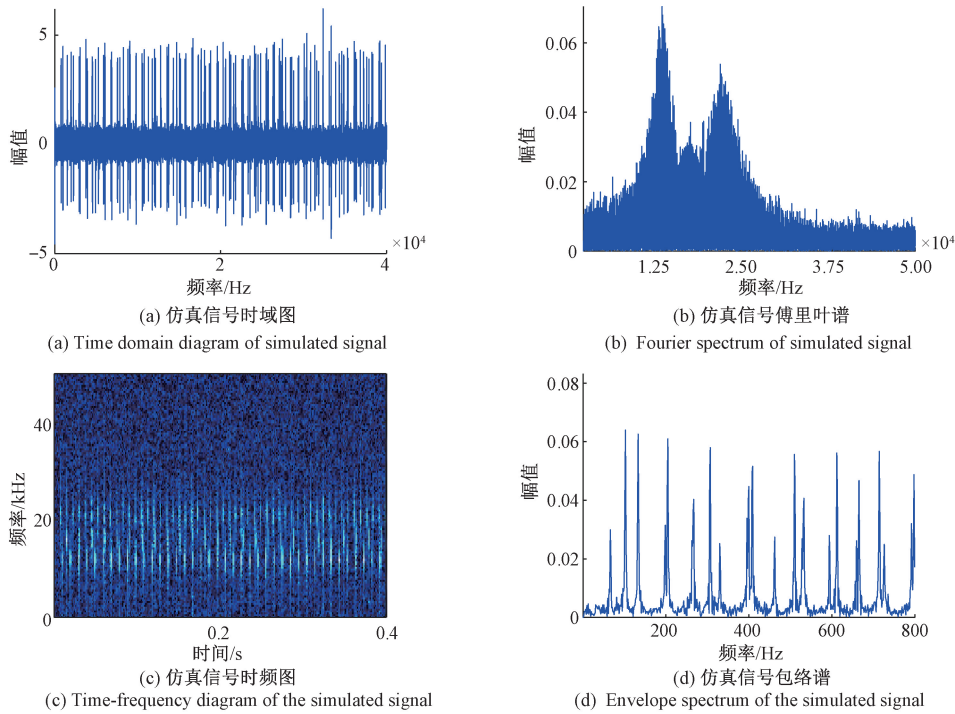


图 3 仿真信号

Fig. 3 Simulated signal

在小波寻优过程中引入平均峭度评判标准,即式(6)中分解层数 N 的确定方法,如式(14)所示。

$$\text{meanK} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{kurtosis}(x_i) \quad (14)$$

当平均峭度下降时,分解的子带成分中包含的总振动信息开始减小,在这里 N 的取值范围是 $[1:10]$ 。仿真信号的平均峭度,如图 4 所示。

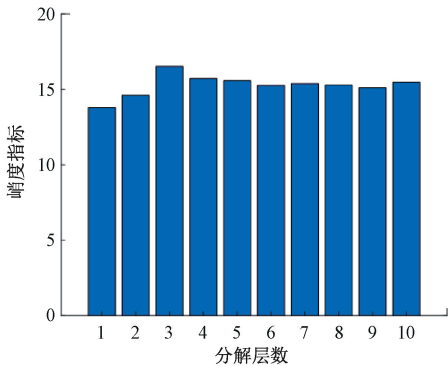


图 4 分解层数对平均峭度的影响

Fig. 4 Effect of decomposition layer number on average kurtosis value

滤波过程中心频率 $\bar{\omega}$ 的收敛曲线如图 5 所示,3 个中心频率曲线均收敛到预设中心频率附近,证明

图 3(a) 所示。时频图和包络谱中特征频率复杂,难以提取不同源故障特征频率,如图 3(c) ~ (d) 所示。

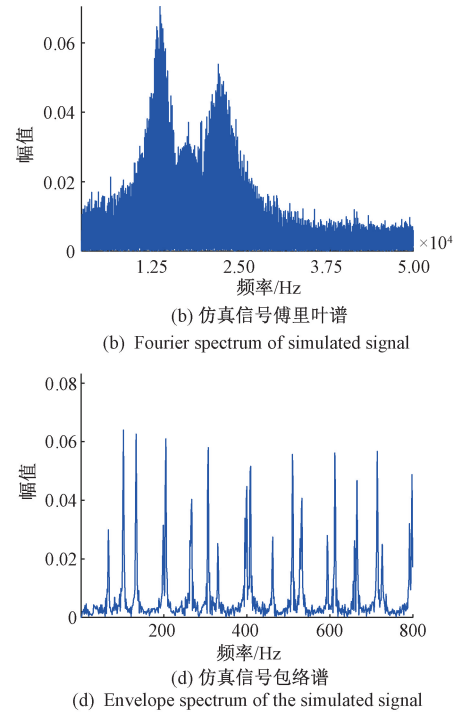


图 5 中心频率收敛曲线

Fig. 5 Center frequency convergence curve

采用图 6(b) 中的小波 3, 结合故障特征频率对该小波进行扩展。为了合理的设置稀疏系数及周期数, 根据式(12)引入评价标准谐波能量比。利用网格寻优法结

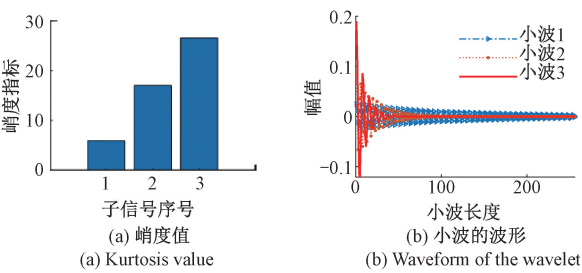


图 6 子信号信息
Fig. 6 Subsignal information

合谐波能量比评价标准,对参数拓展周期 T 以及 λ 进行寻优,为了避免特征基原子过长导致的与信号匹配效果差的问题,本文设置不同特征基长度尽量不超过信号长度的 10%,所以周期 T 选择为 2~5,寻优范围如下 $T=[2:1:5]$,稀疏平衡参数的可以根据信号幅值来判断设置不同的值,设置一个较大的范围 $\lambda=[0.2:0.2:1]$ 。构建三维网格图,如图 7 所示。最终设置周期数为 3,稀疏系数选择为 $\lambda=0.8$ 。构建的振动特征基,如图 8 所示。

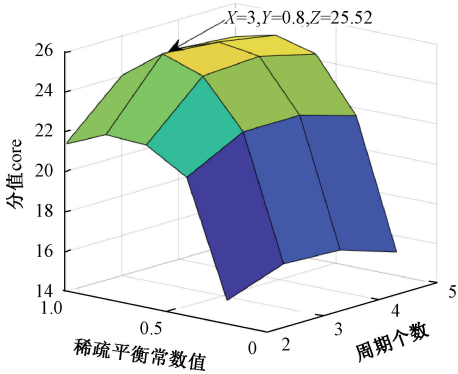


图 7 基于评价指标的寻优图

Fig. 7 Optimization graph based on evaluation index

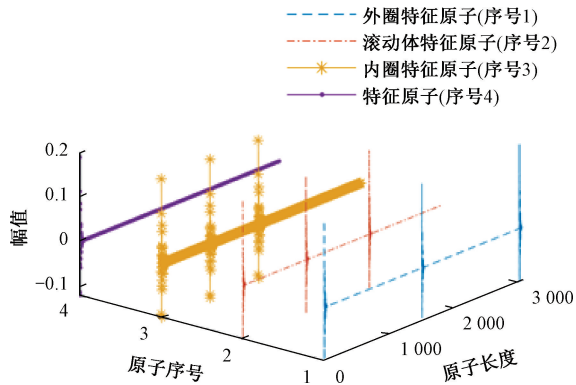


图 8 振动特征基的三维图

Fig. 8 Three-dimensional diagram of vibration characteristic basis matrix

为了提高稀疏表示的鲁棒性,同时设置一组没有拓展周期的原子即特征原子,同时进行学习,通过振动特征基优化得到的稀疏系数,如图 9 所示。

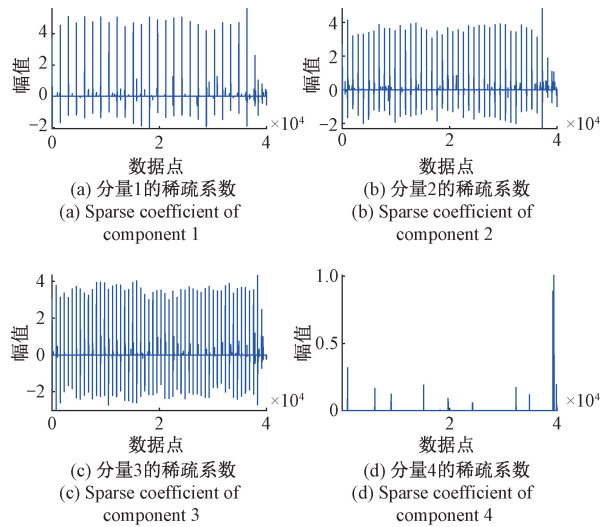


图 9 $T=2\lambda=0.8$ 振动特征基的稀疏系数
Fig. 9 Sparse parameters of $T=2\lambda=0.8$ vibration characteristic basis matrix

图 9 中不同分量的稀疏系数可以观察到明显的周期冲击特征。直接选择稀疏系数进行分析是因为在卷积稀疏编码中,稀疏系数拥有与实际信号一样的周期性冲击特点,判断稀疏系数的包络谱可有效地识别故障特征频率,这样可以省去信号重构运算。不同周期特征原子对应的稀疏系数的包络谱如图 10。

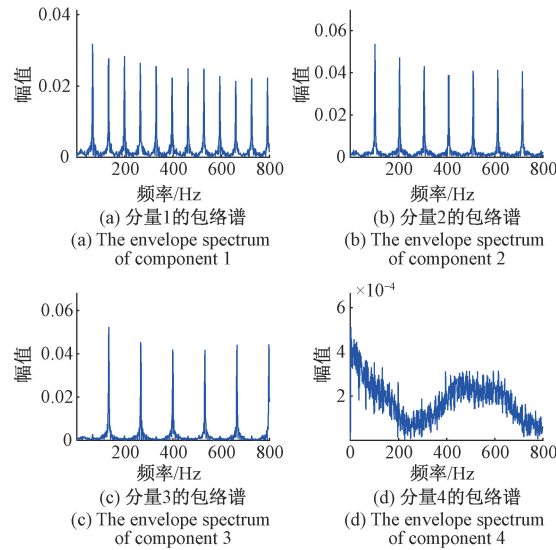


图 10 前 4 组信号的振动特征基稀疏系数的包络谱
Fig. 10 Envelope spectra of sparse parameters of the vibration characteristic basis matrix of the first four groups of signals

从图 10 包络谱中可以看到不同的仿真故障得到了有效的解析,可以清楚的看到 66、102、133 Hz 的特征频率及其谐波倍频。证明了所提出的 GMCECS 方法,在特

征提取中的有效性。

接下来采用谱峭度 (spectral kurtosis, SK) 方法、TQWT_GMC 对故障信号进行分析。SK 方法设置为 4 层,采用小波滤波器对信号进行滤波,结果如图 11 所示。

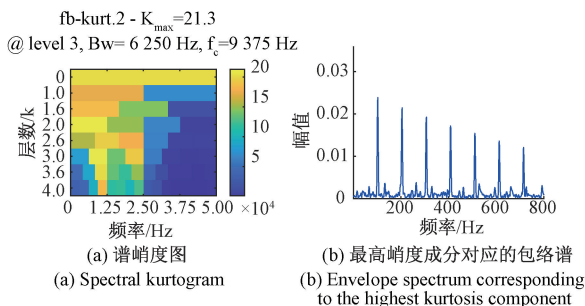


图 11 谱峭度方法对信号进行滤波

Fig. 11 Spectral kurtosis method is used to filter the signal

从 SK 的峭度图 11 (a) 来看在第分解的第 3 层,中心频率为 9 375 Hz 取得了最大的峭度值,提取这一部分信号并进行平方包络谱变换,得到的包络谱如 11 (b) 所示。采用单纯的滤波方法,仅提取到了该频率块附近的对应的故障特征为 102 Hz 的单一故障,同时对应 102 Hz 故障波形的中心频率 1.2×10^4 Hz,无法提取到整体的故障信息。

TQWT_GMC 的参数设置如下: $Q=3, r=3, J=10$ 。其中, Q, r, J 3 个参数是参考 He 等^[22]的论文中的参数来确定的,稀疏系数 λ 设置参考谐波指标 core 的得分值来确定。在实际轴承实验中,同样依据这种方法确定稀疏平衡参数。使用上述仿真信号,进行 TQWT_GMC 处理的寻优结果如图 12 所示。

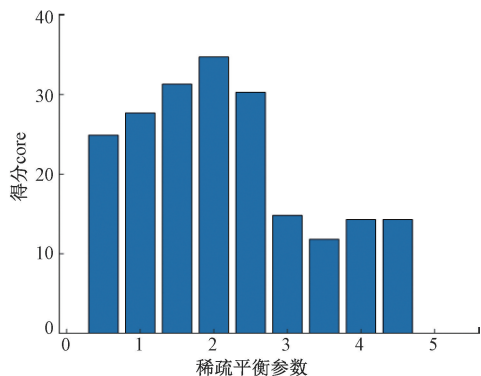


图 12 TQWT_GMC 稀疏参数寻优

Fig. 12 TQWT_GMC sparse parameter optimization

图 12 显示,当稀疏系数为 2 时,取得 core 的最大值,所以接下来稀疏系数选择为 2。该信号下的最优参数可以确定为 $Q=3, r=3, J=10, \lambda=2$,对原信号进行稀疏编码,结果如图 13 所示。

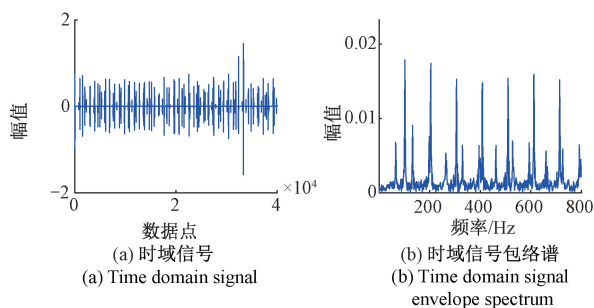


图 13 TQWT_GMC 处理后的信号

Fig. 13 Signal after TQWT_GMC processing

从图 13(a) 中可以看出 TQWT_GMC 方法可以有效的降低时域冗余信息,并使信号稀疏化,但是并不能有效的使不同信号剥离。同时从图 13(b) 中的包络谱观察, TQWT_GMC 突出了 102 Hz 的故障特征,减弱了 66 Hz 以及 133 Hz 的故障成分幅值,依然无法提取到所有的故障成分。

对比方法的结果表示,2 种方法难以提解析全部的故障特征信息。从包络谱上来看,SK 方法只能提取到一种特征, TQWT_GMC 方法的结果与原始频谱相似,为多种频率的叠加频谱难以确定故障信息。而本文所提出的 GMCECS 方法,可以清楚的看到 66 Hz, 102 Hz, 133 Hz 的特征频率及其谐波倍频,这证明了本文方法的优越性。

2.2 试验台信号验证

采用轴承故障实验台故障信号再次对 GMCECS 方法进行验证。轴承实验台如图 14 所示。故障轴承采用线切割技术加工凹槽,以仿真轴承的内圈故障、外圈故障、滚动体故障。通过加速度传感器采集相关信号,试验中主轴转速设定为 1 300 r/min。采样频率为 100 kHz。理论计算故障频率分别为:内圈故障频率 145.8 Hz,外圈故障频率 86.3 Hz,滚动体故障频率 102.2 Hz。

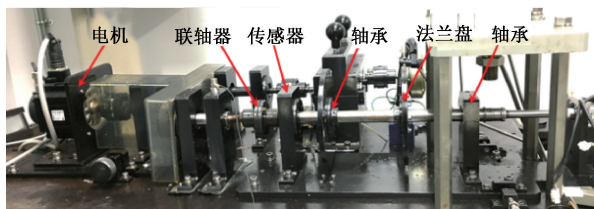


图 14 轴承故障实验台

Fig. 14 Bearing fault test bench

采用本试验台采集 4 种不同耦合故障信号,为了有效的验证本文提出方法的有效性,采用了具有不同故障及故障尺寸的轴承进行实验,分别是外圈,内圈,以及内圈与滚动体复合故障,外圈与滚动体故障 4 种类型。4 种故障的时域图如图 15 所示。4 种类型的故障特征受冗余分量影响,特征微弱或耦合,导致包络谱分析结果中的故障特征频率难以为成分识别提供有效依据。

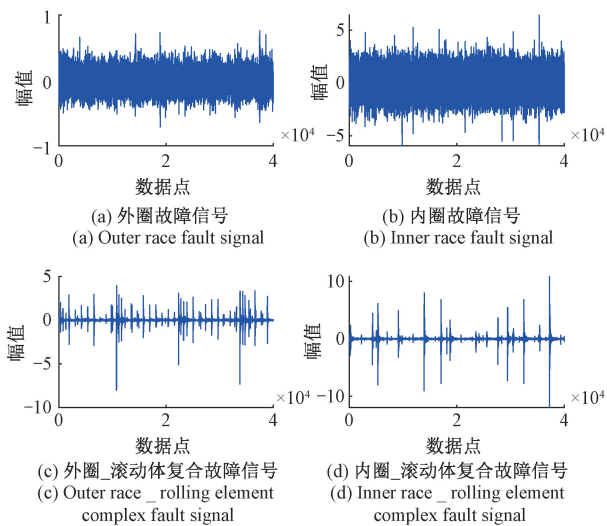


图 15 4 种原始实验信号

Fig. 15 Four kinds of original experimental signals

采用本文的 GMCECS 方法对外圈和内圈单故障信号进行特征提取,其中外圈信号分解层数为 2 层,内圈信号为 5 层。通过谐波能量比寻优获得最优周期拓展数以及稀疏系数,外圈信号拓展数 $T=2$ 以及稀疏系数 $\lambda=0.12$;内圈信号的拓展数 $T=5$,稀疏系数 $\lambda=0.04$ 。在第四组稀疏系数中成功的提取到了内圈故障特征频率,两种处理后的信号包络谱结果如图 16。

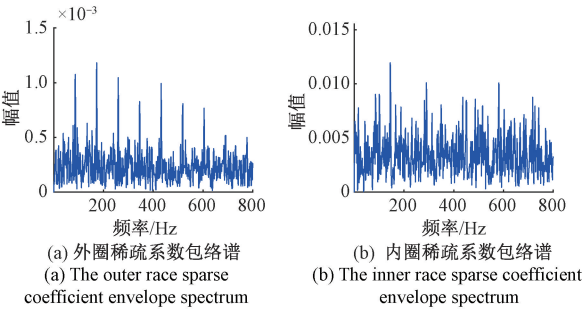


图 16 稀疏系数的包络谱

Fig. 16 Envelope spectrum of sparse component

接下来处理外圈-滚动体复合故障和内圈-滚动体复合故障信号。其中外圈-滚动体复合故障信号的,其中,分解层数为 3,周期数 $T=5$,稀疏系数 $\lambda=0.2$,各部分的稀疏系数包络谱如图 17 所示。

内圈-滚动体复合故障信号的包络谱如图 18 所示,其中,分解层数为 3,拓展周期为 $T=5$,稀疏系数 $\lambda=0.4$ 。

从本文方法对实际轴承故障信号的处理结果来看,所提出的 GMCECS 方法可以有效地提取到耦合信号故障特征频率以及其高次谐波,证明了本方法适用于实际信号。

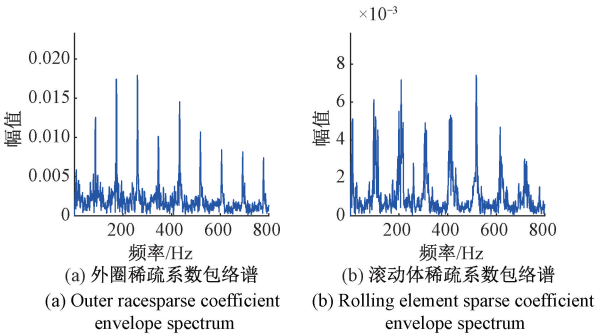


图 17 外圈-滚动体复合故障信号结果
Fig. 17 Result of compound fault signal of the outer race and rolling element

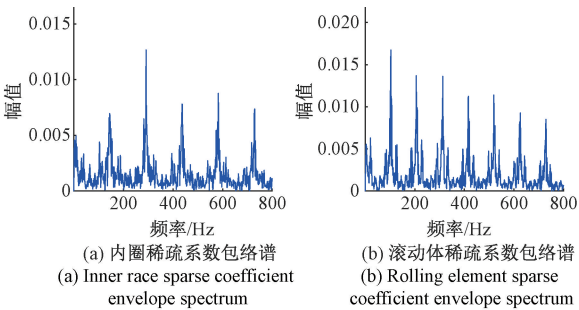
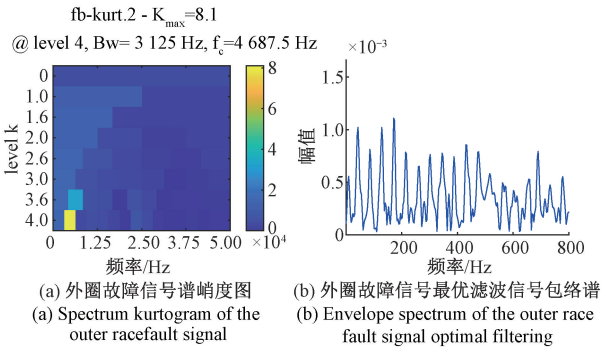


图 18 内圈-滚动体复合故障信号结果
Fig. 18 Results of inner race and rolling element composite fault signal

为验证所提算法的优势,同样采样 2 种对比方法进行实验。4 种信号的对比分析结果如图 19、20 所示,其中,TQWT_GMC 的稀疏系数分别为 0.5、4、0.5、4。从对比实验的结果上来看,SK 方法仅能解析外圈信号的外圈故障分量 86.3 Hz,但是外圈滤波后信号包络谱转频及其倍频干扰成分较多,难以准确分辨故障特征频率。针对其他 3 种故障信号特征的解析结果来看,在最优频带的滤波信号均无法提取到准确的故障特征频率以及多故障频率成分,难以为故障诊断提供依据。



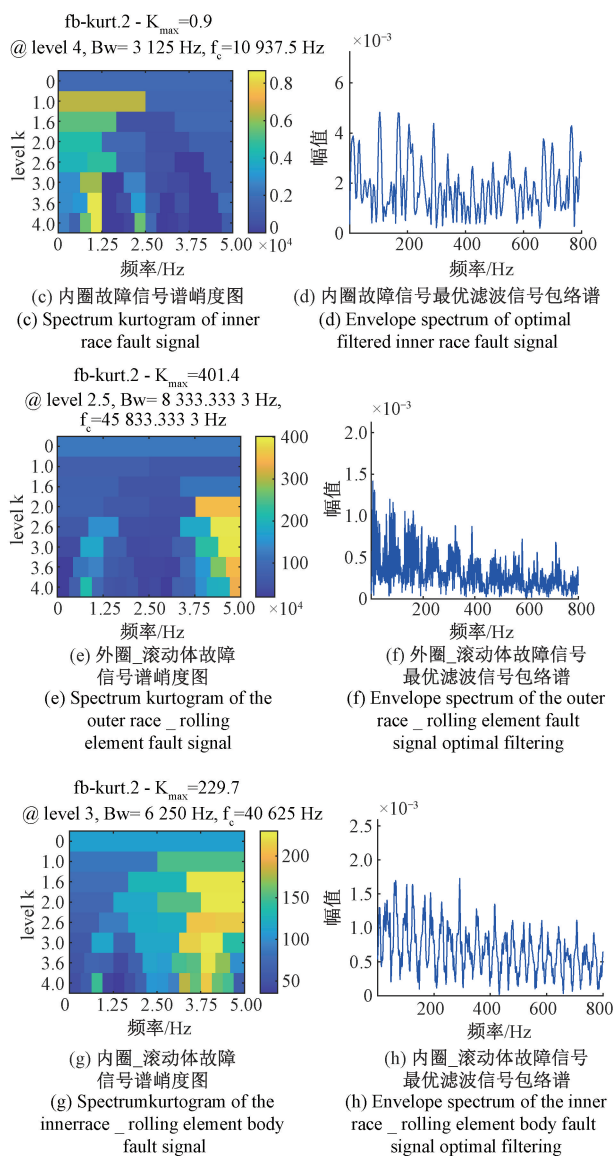


图 19 谱峭度结果

Fig. 19 Spectral kurtosis results

TQWT_GMC 方法针对 4 种故障信号对的提取结果的包络谱如图 20 所示,不同信号的稀疏信号包络谱中无法识别到单一故障特征以及复合故障特征频率。以上,证明了本文所提出方法的优越性。

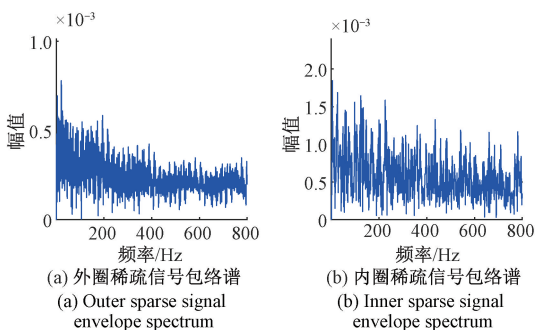


图 20 TQWT_GMC 对比方法分析结果

Fig. 20 Analysis results of TQWT_GMC comparison method

3 结 论

为实现耦合信号特征解析和微弱故障特征增强,提出了一种基于振动特性基的 GMCECS,主要结论如下:

1) 设计了一种单边衰减的特征原子小波函数,并构建了自适应特征原子匹配模型。同时赋予原子周期特征,构造振动特征原子矩阵,使其更好地解析信号多故障分量周期特征。

2) 构建了 GMC 增强卷积稀疏优化解析模型,用于匹配不同周期特征原子的稀疏系数,有效地降低信号的冗余信息,并解析多源信号中的微弱且耦合的故障分量。

3) 提出了所提模型的参数优化选择方法,使用平均峭度指标用于筛选分解子信号个数,以及谐波能量指标用于解决拓展周期数 T 和稀疏系数 λ 解决了参数选取的问题。

4) 试验验证结果表明,所提方法可以有效地降低信号冗余分量,解析微弱且耦合的故障特征成分,相较于谱峭度和 TQWT_GMC 两种对比算法,所提模型具备更好的特征解析能力。

4 贡献说明

在本研究中,王华庆教授和韩长坤博士共同担任通信作者,并提供项目资金资助。其中,王华庆教授提出了整体研究思路和实施路径并修订校稿。韩长坤博士主要负责实验设计、数据分析等。

参考文献

- [1] 田晶,高晓岚,陈仁桢,等. 基于贝塔分布与滤波降噪算法的滚动轴承故障预警方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 44-54.
- TIAN J, GAO X L, CHEN R ZH, et al. A rolling bearing fault warning method based on beta distribution and filtering noise reduction algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 44-54.

- [2] 谭帅, 马遥, 侍洪波, 等. 基于时序关联分析的旋转机械故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(8): 171-178.
- TAN SH, MA Y, SHI H B, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on time-series correlation analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(8): 171-178.
- [3] 卢威. 基于字典学习和稀疏优化的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2021.
- LU W. Research on rolling bearing fault diagnosis method based on dictionary learning and sparse optimization[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2021.
- [4] 周宏娣, 张航, 钟飞. 基于局部联合稀疏边缘嵌入的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(14): 124-130.
- ZHOU H D, ZHANG H, ZHONG F. Fault diagnosis of rolling bearings based on locally joint sparse marginal embedding[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(14): 124-130.
- [5] 郑琛, 丁康, 何国林, 等. 冲击响应机理驱动稀疏表示自编码网络的滚动轴承故障特征提取[J]. 机械工程学, 2023, 59(13): 175-183.
- ZHENG CH, DING K, HE G L, et al. Fault feature extraction of rolling bearings using sparse representation self coding networks driven by impact response mechanism[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(13): 175-183.
- [6] 章芳情, 袁方, 贺玉, 等. 基于 NLM-CEEMDAN 和样本熵的水电机组振动信号去噪[J]. 中国农村水利水电, 2023(6): 286-294.
- ZHANG F Q, YUAN F, HE Y, et al. Denoising of vibration signals of hydroelectric units based on NLM-CEEMDAN and sample entropy[J]. China Rural Water Resources and Hydropower, 2023(6): 286-294.
- [7] 王涛, 胡定玉, 丁亚琦, 等. 基于经验模式分解和排列熵的轴承故障特征提取[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(1): 77-81.
- WANG T, HU D Y, DING Y Q, et al. Bearing fault feature extraction based on empirical mode decomposition and arrangement entropy[J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(1): 77-81.
- [8] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [9] 唐蕾, 黄天立, 万熹. 基于变分模态分解和同步提取变换识别时变结构瞬时频率[J]. 振动与冲击, 2022, 41(6): 197-205.
- TANG L, HUANG T L, WAN X. Instantaneous frequency identification of time-varying structures using variational mode decomposition and synchroextracting transform[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(6): 197-205.
- [10] 张刚, 谭春林, 贺利芳. 二维非对称双稳随机共振系统及其在故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 228-236.
- ZHANG G, TAN CH L, HE L F. Two-dimensional asymmetric bi-stable stochastic resonance system and its application in fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1): 228-236.
- [11] SELESNICK I. Sparse regularization via convex analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(17): 4481-4494.
- [12] ZHENG K, LI T L, SU Z Q, et al. Faults diagnosis of rolling bearings based on shift invariant K-singular value decomposition with sensitive atom nonlocal means enhancement[J]. Measurement, 2019, 135: 836-851.
- [13] 王伟, 马萍, 王聪. 基于 Laplace 小波字典的轴承故障特征提取研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(2): 136-145.
- WANG W, MA P, WANG C. Research on bearing fault feature extraction based on Laplace wavelet dictionary[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(2): 136-145.
- [14] HAN CH K, LU W, WANG P X, et al. A recursive sparse representation strategy for bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2022, 187: 110360.
- [15] 王华庆, 任帮月, 宋浏阳, 等. 基于终止准则改进 K-SVD 字典学习的稀疏表示特征增强方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 35-43.
- WANG H Q, REN B Y, SONG L Y, et al. Sparse representation method based on termination criteria improved K-SVD dictionary learning for feature enhancement[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 35-43.
- [16] ZHANG X W, MA R, LI M, et al. Feature enhancement based on regular sparse model for planetary gearbox fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3514316.
- [17] LU Y X, LIANG CH, ZHU D, et al. Bearing fault diagnosis using convolutional sparse representation combined with nonlocal similarity[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(6): 5937-5948.
- [18] 练秋生, 韩冬梅. 基于卷积稀疏编码和 K-SVD 联合字典的稀疏表示[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(7): 1493-1498.
- LIAN Q SH, HAN D M. Sparse representation based on

convolutional sparse encoding and K-SVD joint dictionary[J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2012, 34(7): 1493-1498.

- [19] HEIDARI K M, BONNY B. Unsupervised feature learning from time-series data using linear models[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5: 3918-3926.
- [20] HAN CH K, LU W, WANG H Q, et al. Multistate fault diagnosis strategy for bearings based on an improved convolutional sparse coding with priori periodic filter group[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 188: 109995-101014.
- [21] DIWU ZH K, CAO H R, WANG L, et al. Collaborative double sparse period-group lasso for bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3507110.
- [22] HE W P, HU J, CHEN B Q, et al. GMC sparse enhancement diagnostic method based on the tunable Q-factor wavelet transform for detecting faults in rotating machines[J]. Measurement, 2021, 174: 109001.

作者简介



卢威, 2018年于西南石油大学获得学士学位, 2021年于北京化工大学获得硕士学位, 现为中国石化催化剂有限公司工程技术研究院工程师, 北京化工大学博士在读, 主要研究方向为稀疏表示、信号处理及故障诊断。

E-mail: m17761247385@163.com

Lu Wei received his B. Sc. degree from SouthWest Petroleum University in 2018, received his M. Sc. degree from Beijing University of Chemical Technology in 2021. He is currently an engineer at the Institute of Engineering Technology, Sinopec Catalyst Company Limited, a Ph. D. student at Beijing University of Chemical Technology. His main research interests include sparse representation, signal processing, and fault diagnosis.

韩长坤 (通信作者), 2023年于北京化工大学获得博士学位, 现为北京化工大学博士后, 主要研究方向为稀疏表示、特征提取、信号处理及智能诊断。

E-mail: hanchangkun@yeah.net

Han Changkun (Corresponding author)



received his Ph. D. degree from Beijing University of Chemical Technology in 2023. He is currently a postdoctoral at the Beijing University of Chemical Technology. His main research interests include sparse representation, feature extraction, signal processing, and intelligent diagnosis.



阎晶晶, 2023年于沈阳建筑大学获得学士学位, 现为北京化工大学在读硕士研究生。主要研究方向为故障诊断。

E-mail: jingjing202224@163.com

Yan Jingjing received her B. Sc. degree from Shenyang Jianzhu University in 2023. She is currently a M. Sc. student at the Beijing University of Chemical Technology. Her main research interests include fault diagnosis.



宋浏阳, 2017年于日本三重大学获得博士学位。现为北京化工大学副教授。主要研究方向为信号处理、设备故障诊断及性能退化评估技术。

E-mail: xq_0703@163.com

Song Liuyang received her Ph. D. degree from Mie University, Japan, in 2017. She is currently an associate professor in the College of Mechanical and Electrical Engineering at Beijing University of Chemical Technology. Her main research interests include signal processing, equipment fault diagnosis, and performance degradation assessment technology.



王华庆 (通信作者), 1995于北京化工大学获得学士学位, 2002年于北京化工大学获得硕士学位, 2009年于日本三重大学获得博士学位。现为北京化工大学教授。主要研究方向为机械设备智能诊断及信号处理。

E-mail: hqwang@mail.buct.edu.cn

Wang Huaqing (Corresponding author), received his B. Sc. degree from Beijing University of Chemical Technology in 1995, received his M. Sc. degree from Beijing University of Chemical Technology in 2002, received his Ph. D. degree from Mie University, Japan, in 2009. He is currently a professor in the College of Mechanical and Electrical Engineering at Beijing University of Chemical Technology. His main research interests include intelligent diagnostics for plant machinery and signal processing.