

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413393

基于故障丰富度指标的稀疏信号分解方法*

关金发¹, 马力炜², 周申申², 贺王鹏³, 王宇²

(1. 西南交通大学电气工程学院 成都 611756; 2. 西安交通大学机械工程学院 西安 710049;
3. 西安电子科技大学空间科学与技术学院 西安 710071)

摘要:针对船载天线传动系统中存在的复杂振动信号问题,提出了一种基于K-SVD字典学习的稀疏信号分解方法。船载天线传动系统在实际运行中面临着多变和复杂的环境条件,这些条件导致振动信号具有高度的非线性和非平稳性,从而增加了故障诊断和健康监测的难度。考虑到传统参数字典难以匹配多样化的振动信号特征,首先引入了基于频率加权能量算子的故障丰富度指标,用以量化信号中的故障信息。接着,通过互补集成经验模式分解技术对信号进行降噪预处理,提高了在高噪声环境下K-SVD算法的信号重构精度。详细描述了CEEMD在实际信号处理中的应用步骤,并通过实验数据验证了其在高噪声环境下的降噪效果,进一步提高了K-SVD算法的信号重构精度。此外,还采用基于故障丰富度指标的敏感分量选取方法,确保恢复信号在降噪过程中保留尽可能多的有效故障信息。进一步,使用K-SVD算法对信号进行二次分解,并通过一种新颖的字典初始化方式增强字典原子的故障特征表达能力,从而提高算法的运行效率和故障特征提取精度。最后,通过仿真和实验验证了所提出方法的有效性和精确性。使用真实船载天线的振动数据进行测试,结果显示,该方法能够显著提高故障特征的提取精度和可靠性,为船载天线传动系统的健康监测和故障诊断提供了有力支持。

关键词: 船载天线传动机构;滚动轴承;稀疏信号分解;故障诊断

中图分类号: TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Sparse signal decomposition method based on fault richness index

Guan Jinfan¹, Ma Liwei², Zhou Shenshen², He Wangpeng³, Wang Yu²

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China; 2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. School of Aerospace Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A sparse signal decomposition method based on K-SVD dictionary learning is proposed to address the issue of complex vibration signals in shipborne antenna transmission systems. These systems face variable and complex environmental conditions during actual operation, leading to highly nonlinear and non-stationary vibration signals, which increase the difficulty of fault diagnosis and health monitoring. Given the difficulty of traditional parameter dictionaries in matching the diverse characteristics of vibration signals, this paper first introduces a fault richness index based on the frequency-weighted energy operator to quantify fault information in signals. Subsequently, the complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD) technique is employed for signal denoising preprocessing, enhancing the signal reconstruction accuracy of the K-SVD algorithm in high-noise environments. We detail the application steps of CEEMD in practical signal processing and verify its denoising effect in high-noise environments through experimental data, further improving the signal reconstruction accuracy of the K-SVD algorithm. Additionally, this paper utilizes a sensitive component selection method based on the fault richness index to ensure that the recovered signal retains as much effective fault information as possible during the denoising process. Furthermore, the K-SVD algorithm is applied for secondary signal decomposition, and a novel dictionary initialization method is used to enhance the fault feature expression ability of dictionary atoms, thereby improving the algorithm's operational efficiency and fault feature extraction accuracy. Finally, the effectiveness and accuracy of the proposed

收稿日期:2024-10-19 Received Date: 2024-10-19

* 基金项目:国家自然科学基金(52472421)项目资助

method are validated through simulations and experiments. The results indicate that the proposed method significantly enhances the accuracy and reliability of fault feature extraction, providing strong support for health monitoring and fault diagnosis of shipborne antenna transmission systems.

Keywords: shipboard antenna transmission mechanism; rolling bearing; sparse signal decomposition; fault diagnosis

0 引言

船载天线长期处于高温、高湿和高盐雾的“三高”海上环境中,且在浪涌、疲劳、腐蚀、变工况等复杂工况下运行,作为天线传动机构核心零部件的滚动轴承极易发生退化和故障。研究面向船载天线传动机构轴承的故障诊断技术,科学评估其运行状态、准确及时地识别潜在故障,对保证船载天线运行的安全性和可靠性具有十分重要的意义。基于信号稀疏表示理论,开展船载天线传动机构轴承故障特征提取、稀疏特征信号分解方法的研究工作。

传统的信号处理方法基于正交基函数进行线性变换,但实际信号往往由多种信号成分叠加而成,而单一的正交基变换难以对其进行有效表达。针对此问题,稀疏表示理论^[1-5]提供了一种可行的解决思路。信号的稀疏表示是通过字典原子来对信号进行线性表示,其最大的优点是提高了对任意复杂信号的表达能力。此外,机械振动信号的故障特征往往呈现出稀疏性,因此通过对原始信号进行稀疏表示,可以有效提取故障特征成分。近年来,稀疏表示理论已经得到了长足发展,被大量应用于图像降噪^[6-7]、人脸识别^[8-9]、语音处理^[10-11]等领域。

稀疏表示同样被广泛应用于模式识别中。2009年Wright等^[12]基于稀疏表示理论提出了一种新的分类算法,该算法使用稀疏表示中的重构误差来实现类别判定。此外,还可以通过向稀疏表示模型的目标函数中添加分类器来实现分类功能。2010年Zhang等^[13]提出了D-KSVD(discrimination K-means singular value decomposition, D-KSVD)算法,该算法在K-SVD(K-means singular value decomposition, K-SVD)算法的基础上加入了分类器,能够使字典同时具备判别能力和稀疏表示能力。2013年Jiang等^[14]提出了标签一致K-SVD算法,该算法在D-KSVD的基础上添加了标签一致项,增强了字典学习过程中稀疏代码的可辨别性。其中,D-KSVD和LC-KSVD(Label Consistent K-means singular value decomposition, LC-KSVD)算法已广泛应用于人脸^[15]、高光谱图^[16]、心电图^[17]等分类识别中。同时,也有很多研究者尝试将其用于机械故障智能诊断中。2015年Jiang等^[18]提出了一种半监督标签一致K-SVD算法,该算法在少标签数据的机器故障分类上可以取得较好的性能。2018年Han等^[19]通过K-SVD针对每类故障信号学习得到联合字

典,成功完成了风力涡轮机的故障分类。2018年,Yuan等^[20]结合振动信号时频图像和LC-KSVD算法,实现了不同故障程度的滚动轴承和转子的故障分类。2020年Yin等^[21]提出了并行标签一致K-SVD堆叠自编码器模型,该模型能够用于工业过程的故障分类。

近20年来,信号稀疏表示方法尤其受到重视,并已成功应用于多个工程案例,尽管仍处于发展初期。在船载天线传动机构的滚动轴承故障诊断研究方面,相关技术尚显不足。由于船载天线传动机构内部信号路径复杂,采集的振动信号中包含多样成分和相互干扰,难以有效分离故障特征。本研究所提出的方法和过去常用的信号分解方法相比,能够高效地实现船载天线传动机构内部轴承信号的高效分解。

1 基于频率加权能量算子的故障丰富度指标

1.1 故障丰富度指标

故障丰富度指标可以量化信号中包含的故障信息,能够有效地描述旋转机械的振动行为。下面将详细介绍该指标的定义与计算方法。可以确定的是,当旋转机械出现故障时,振动能量将呈现出周期性的变化规律,从而在测量信号中产生周期性振幅调制(periodic amplitude modulation, PAM)。而PAM总是与机械故障相关,因此可以用来评估机械设备的健康状态。对于一般的调制信号,可以表示为:

$$X(t) = x(t) + jH[x(t)] \quad (1)$$

式中: $X(t)$ 是信号 $x(t)$ 的调制信号; j 为虚数单位; H 表示Hilbert变换。理论上,PAM可以通过原始信号的包络来识别,如式(2)所示。

$$a(t) = \text{abs}[X(t)] \quad (2)$$

式中: $a(t)$ 表示信号 $X(t)$ 的包络。但实际上,信号中除了PAM之外,还有噪声和其它干扰成分,这些会使提取到的包络信号 $a(t)$ 也受到随机调制。随着随机调制的增强,PAM分量会逐渐被淹没,从而无法检测到。很明显,故障特征的检测需要同时考虑到PAM自身的能量和随机调制的能量,因此使用它们的能量比来衡量故障信息是合理的。这个比例被定义为周期调制强度,如式(3)所示。根据定义可知,周期性调制强度(periodic modulation intensity, PMI)越大,信号中包含的故障信息越多。

$$PMI = \frac{E_p}{E_n} \quad (3)$$

考虑到计算效率和数值可靠性,基于自相关的方法来计算 PMI。包络信号 $a(t)$ 由 PAM 部分 $p(t)$ 和随机调制部分 $n(t)$ 组成,其关于时滞 τ 的自相关函数为:

$$R_a(\tau) = \int a(\tau) a(t + \tau) dt \quad (4)$$

令 $\tau = 0$, 可以有:

$$R_a(0) = \int a(t) \cdot a(t) dt = \int (p(t) + n(t))(p(t) + n(t)) dt = \int p^2(t) dt + \int n^2(t) dt + 2 \int p(t)n(t) dt = E_p + E_n + 2E_{np} \quad (5)$$

其中, E_{np} 可以认为 $p(t)$ 和 $n(t)$ 之间的耦合 m 能量,由于二者通常不相关,所以该项等于 0,因此可以得到:

$$R_a(0) = E_p + E_n \quad (6)$$

另一方面,考虑到 PAM 是周期性的,假设周期为 T ,则可以通过包络自相关中的峰值来计算得到 PAM 的能量,如式(7)所示。

$$R_a(T) = \int (p(t) + n(t))(p(t+T) + n(t+T)) dt = \int p(t)p(t+T) dt + \int n(t)n(t+T) dt + \int p(t)n(t+T) dt + \int p(t+T)n(t) dt = \int p(t)p(t) dt + 0 + 0 + 0 = E_p \quad (7)$$

结合式(5)和(7),PMI 可由式(8)得出:

$$PMI = \frac{E_p}{E_n} = \frac{R_a(T)}{R_a(0) - R_a(T)} \quad (8)$$

需要注意的是, T 是原始信号中的故障冲击成分的周期,如果无法得到,可由文献给出的方法进行估计。

1.2 频率加权能量算子

基于 Hilbert 解调的包络方法在故障诊断中应用广泛,其适用对象多为平稳信号和单频率信号,然而对于复杂多变、频率成分冗杂的信号,使用 Hilbert 解调会出现较大的偏差。此外,基于 Hilbert 解调的包络方法仅考虑了信号的幅值信息而与频率信息没有关联,当噪声幅值过大时会淹没微小故障信号,这会导致包络谱中的故障冲击不明显。因此,基于 Hilbert 解调包络的 PMI 对于强噪声的应用效果不尽人意。另一种常用的解调方法是能量算子,能量算子最初被提出用于非线性语音信号处理,称为 Teager-Kaiser 能量算子 (Teager-Kaiser energy operator, TKEO)^[22]。对于连续时间信号 $x(t)$, TKEO 定义为:

$$\psi[x(t)] = \left(\frac{dx(t)}{dt} \right)^2 - x(t) \frac{d^2x(t)}{dt^2} \quad (9)$$

相应的,对于离散信号的 TKEO 定义为^[23]:

$$\psi[x(n)] = [x(n)]^2 - x(n+1)x(n-1) \quad (10)$$

对于式(1)所示的调制信号,也可以表示为如式(11)所示形式。

$$X(t) = x(t) + jH[x(t)] = Ae^{j\phi(t)} \quad (11)$$

式中: A 为信号 $x(t)$ 的瞬时幅值; $\phi(t)$ 为信号的瞬时相位。一般而言,信号能量是完全由幅值决定的,比如对于信号 $A\cos(\omega t + \phi)$,可以求得它的能量为幅值的平方,即 $E[A\cos(\omega t + \phi)] = A^2$,但此种算法完全忽略了信号中关于频率的相关信息。使用 TKEO 处理后,上述信号的能量可以表示为 $\psi[A\cos(\omega t + \phi)] = A^2\omega^2$,由此可以发现 TKEO 同时考虑到了信号中的幅值和频率信息,能够更全面地表征信号特征。

能量算子广泛应用于信号处理的各个领域,它计算速度快,可以克服 Hilbert 解调的不足,但是传统的能量算子仍然存在对噪声敏感、无法处理多分量信号的缺点。针对此问题, O'Toole 等^[24]提出了频率加权能量算子 (frequency-weighted energy operator, FWEO)。FWEO 通过应用加权滤波器将频率信息添加到式(9)中,因此与 TKEO 具有一定的相似性。以导数函数作为加权滤波器,FWEO 可以定义为:

$$\Gamma[x(t)] = |\dot{x}(t) + jH[\dot{x}(t)]|^2 = \dot{x}^2(t) + H[\dot{x}(t)]^2 \quad (12)$$

则对于 $x(t) = A\cos(\omega t + \phi)$, 有:

$$\dot{x}(t) = -A\omega\sin(\omega t + \phi) \quad (13)$$

$$H[\dot{x}(t)] = A\omega\cos(\omega t + \phi) \quad (14)$$

将式(13)和(14)带入式(12)中可得:

$$\Gamma[x(t)] = A^2\omega^2 \quad (15)$$

由此可以看出,FWEO 和 TKEO 具有类似的性质。相应的,对于离散信号 FWEO 可以定义为:

$$\Gamma[x(n)] = \frac{1}{4}[x^2(n+1) + x^2(n-1) + h^2(n+1) + h^2(n-1)] + \frac{1}{2}[x(n+1) + x(n-1) + h(n+1) + h(n-1)] \quad (16)$$

式中: $h(n+1)$ 表示离散信号 $x(n)$ 的 Hilbert 变换。需要注意的是,FWEO 虽然与 TKEO 有相似的性质,但二者公式第 2 项有所不同,使用频域中的恒等式 $F\{H[x(t)]\} = -j\text{sgn}(\omega)X(\omega)$, 式(9)和(12)第 2 项可以表示如式(17)所示,由此可以看出二者的区别。

$$\begin{cases} -F\{x(t)\ddot{x}(t)\} = \omega^2 X(\omega) * X(\omega) \\ F\{H[\dot{x}(t)]\} = |\omega|X(\omega) * |\omega|X(\omega) \end{cases} \quad (17)$$

式中: $*$ 为卷积运算。FWEO 与 TKEO 具有相似的性质,能够很好的克服 Hilbert 解调的缺陷,此外,相较于 TKEO,FWEO 对噪声不敏感,可以快速有效地分离出含噪信号中的故障特征成分。基于此,可以引入 FWEO 改进上述 PMI 指标,具体做法是使用 FWEO 替换原 PMI 计算过程中的使用 Hilbert 解调的包络部分,其余计算仍与

PMI 保持一致,即可得到基于频率加权能量算子的故障丰富度指标。

为了验证 FWEO 的特征提取能力,分别使用 FWEO 和 Hilbert 对仿真信号进行解调并求其包络信号的频谱。仿真信号固有频率 $f = 1\ 700$,粘滞阻尼比 $\zeta = 0.08$,周期 $T = 0.02\text{ s}$,冲击起始时刻 $\tau_0 = 0\text{ s}$,采样频率 $f_s = 12\ 000\text{ Hz}$, $t \in [0, 0.5]\text{ s}$ 。向仿真信号加入高斯白噪声,最终含噪信号的信噪比为 -10 dB ,如图 1 所示。

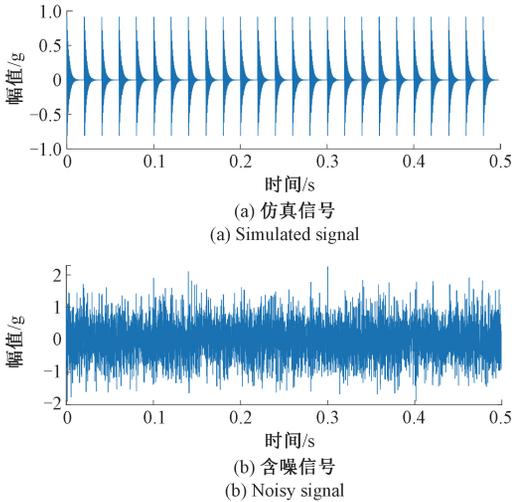


图 1 仿真信号和含噪信号的分析结果

Fig. 1 Analysis results of simulated and noisy signals

图 2 是对仿真信号处理后的结果,FWEO 解调得到的包络谱相较于 Hilbert 解调得到的包络谱的冲击特征频率幅值更加突出,倍频成分更多且更明显,因此 FWEO 对冲击特征的提取能力更强。

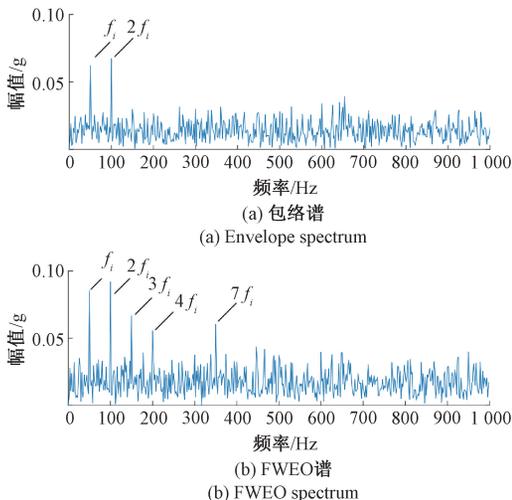


图 2 仿真信号处理结果

Fig. 2 Processing results of simulated signals

为了进一步探索 FWEO 在不同噪声强度下的适用能

力,分别对仿真信号添加不同强度的噪声,然后计算 PMI 指标值,PMI 指标值变化如图 3 所示。可以看出,对于高信噪比的信号,原 PMI 指标值的变化趋势和所提出的 FWEO-PMI 的变化趋势相同,都能很好的表征信号中的故障信息丰富度,且都随着噪声的增强而降低。但是当噪声强度在 -7 dB 左右时,原 PMI 指标趋于稳定,当噪声再增强时也仅是上下波动,这意味着原 PMI 指标对于强噪声信号的适用性较差。而 FWEO-PMI 在 -20 dB 之后才逐渐趋于稳定,因此,FWEO-PMI 对于强噪声信号的适用性更优。其本质原因在于前述提到的 Hilbert 解调对噪声敏感,而 FWEO 对噪声不敏感。

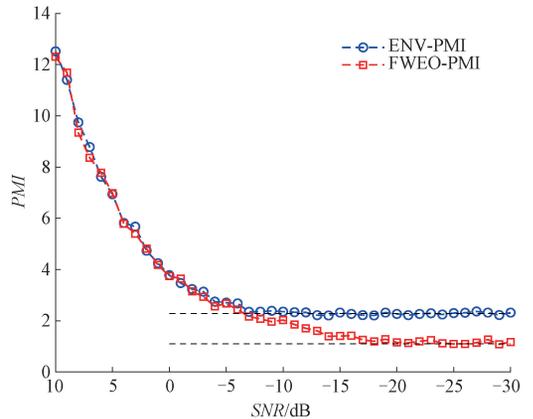


图 3 不同噪声强度下的 PMI 指标值

Fig. 3 PMI index values under different noise intensities

2 基于 FWEO-PMI 敏感分量选取的 CEEMD 方法

尽管 K-SVD 算法本身就具备一定的降噪能力,但 K-SVD 对强噪声比较敏感,在强噪声下其信号重构精度会受到影响,并且经 K-SVD 分解后的重构信号会存在随机噪声残留,尤其是在峰值与峰谷处会存在一些明显的毛刺残留。因此,使用互补集成经验模式分解 (complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD) 方法对信号进行降噪预处理,并基于前述提出的 FWEO-PMI 指标进行敏感 IMF 分量选取,其目的是使恢复信号在降噪的同时尽可能保留更多的有效故障信息。

2.1 互补集成经验模式分解

经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 是一种时频信号处理方法,它不需要设置基函数就可以将信号按照时间尺度特征分解成一组本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF),并且每个 IMF 分量代表了信号中的不同频率成分。EMD 十分适用于非线性、非平稳信号的处理与分析,但它存在模态混叠现象。针对这一问题,Wu 等^[25]在 EMD 基础上做了改进并提出了集

成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法。EEMD 是 EMD 的一个里程碑式的发展, EEMD 的特点在于使用高斯白噪声对信号做辅助分析, 这主要基于高斯白噪声的频谱分布具有均匀性、序列和均值为零的特性。将高斯白噪声加入原始信号中, 混合信号就会随着时间尺度的变化而呈现出一定的连续性特征, 因此可以很好的抑制模态混叠。但由于高斯白噪声的加入, 分解后的各个 IMF 分量会存在一些残余噪声, 并且 EEMD 算法分解的结果也不稳定。针对此问题, Yeh 等^[26]通过向 EEMD 中加入成对的高斯白噪声来消除残余噪声的影响, 即 CEEMD。CEEMD 不仅可以有效地减少高斯白噪声的残留, 还能大幅降低集成次数, 节省计算时间。CEEMD 的具体步骤为:

1) 首先在原始信号上添加一对高斯白噪声, 以构建正混合信号和负混合信号。

$$\begin{cases} x_1(t) = x(t) + \omega_n(t) \\ x_2(t) = x(t) - \omega_n(t) \end{cases} \quad (18)$$

式中: $x_1(t)$ 为正混合信号; $x_2(t)$ 为负混合信号; $x(t)$ 为原始信号; $\omega_n(t)$ 为添加的高斯白噪声。

2) 分别对正、负混合信号进行 EMD 分解得到两个 IMF 集合。

3) 求取 IMF 集合的均值, 得到 CEEMD 分解的各个 IMF。

$$IMF_j = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N [c_{ij}^+(t) + c_{ij}^-(t)] \quad (19)$$

式中: IMF_j 表示 CEEMD 分解后的第 j 阶 IMF; N 表示信号长度; $c_{ij}^+(t)$ 为正混合信号 EMD 分解后的第 j 阶 IMF; $c_{ij}^-(t)$ 为负混合信号 EMD 分解后的第 j 阶 IMF。

经过 CEEMD 分解后, 原始信号可以被表示为:

$$x(t) = \sum IMF_j(t) + r_n(t) \quad (20)$$

式中: $r_n(t)$ 为分解得到的残余分量。CEEMD 分解的两个关键参数是加噪幅值和集成次数。其中, 加入合适的噪声可以使极值点的分布更加均匀, 对信号去噪的效果十分关键; 而集成次数决定了加入白噪声后的去噪情况以及 CEEMD 的分解时间。Wu 等^[25]通过实验给出了经验性的 EEMD 参数设定范围: 加噪幅值一般取 0.1 ~ 0.4 SD, SD (standard deviation) 为原始信号标准差, 集成次数一般取 100 ~ 200 次。CEEMD 的噪声幅值可以参照此范围, 集成次数可以设置的更小。具体的参数设置还要根据实际应用情况进行适当调整。

2.2 基于 FWEO-PMI 的敏感分量选取

CEEMD 降噪的基本思路是: 将含噪信号进行 CEEMD 分解得到 IMF 分量, 因为噪声频率较高, 所以大部分噪声都分布在高阶 IMF 中, 通过选择性的舍弃前几个 IMF 分量, 将剩余的 IMF 分量叠加起来构造出恢复信

号, 进而实现信号的降噪。然而, 在实际应用的过程中, IMF 分量的选取是一个令人纠结的事情, 传统的做法是直接舍弃 IMF1 或者 IMF1+IMF2 亦或是舍弃更多的高阶 IMF 分量, 此种做法虽然简单直观, 但是在去除高频噪声的同时也会导致部分有效故障信息的损失。因此需要一个标准进行 IMF 分量的选取来构建恢复信号。

前述提出的 FWEO-PMI 指标能量化信号中包含的故障信息, 基于此提出了一种敏感 IMF 分量选取的方法: 首先对原始信号进行 CEEMD 分解, 然后分别计算每个 IMF 分量的 FWEO-PMI 指标值, FWEO-PMI 指标值高的分量说明蕴含的故障信息多, 应该予以保留, 依次选取 FWEO-PMI 指标值大的 IMF 分量来进行信号恢复, 由选取得到的 IMF 分量叠加起来的恢复信号与原始信号相关系数 > 90% 时, 停止 IMF 分量的选取。对图 1 所示的仿真信号进行 CEEMD 分解, 加噪幅值设置为 0.1 SD, 集成次数设置为 100 次, 分解后的 IMF 分量如图 4 所示, 计算每个 IMF 分量的 FWEO-PMI 指标值如图 3~5 所示。

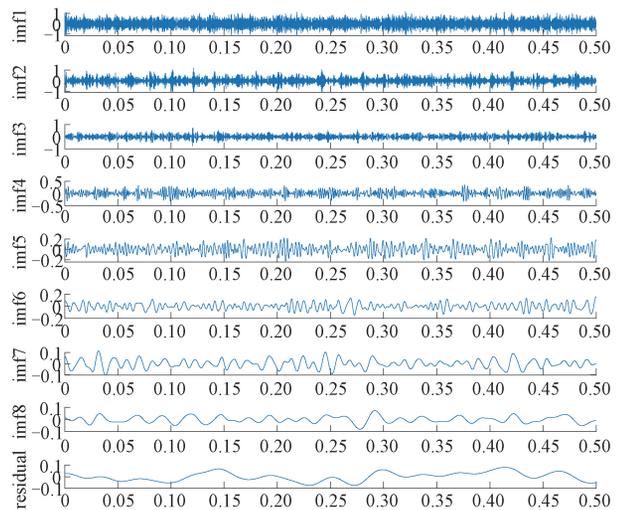


图4 CEEMD 分解结果

Fig. 4 Results of CEEMD decomposition

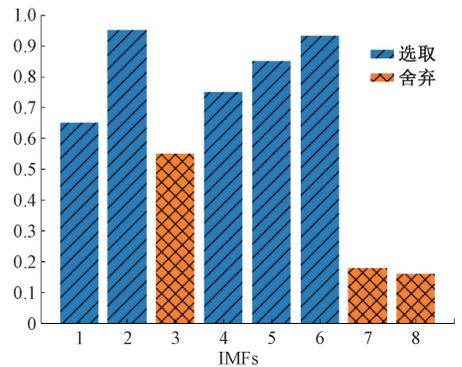


图5 IMF 分量的 FWEO-PMI 值

Fig. 5 FWEO-PMI value of the IMF component

从图5可以看出,虽然高频噪声主要集中在高频IMF分量中,但它同样蕴含有效故障信息。因此,按照传统的CEEMD方法直接舍弃高频IMF分量可能并不是最好的选择,所提IMF分量选取方式能去除无用的IMF分量,又能使恢复信号在去噪的同时保留更多的有效故障信息。图5对选取方式进行了示例,其中左斜线为选取的IMF分量,网状线则对其舍弃。

3 基于改进初始化字典构造方式的K-SVD算法

本节使用K-SVD学习字典对降噪处理后的信号进行稀疏分解,提出了一种改进的字典初始化方式,使K-SVD的初始字典中的字典原子包含更多的有效故障信息,以提高K-SVD算法求解的速度和故障冲击特征的提取精度。

3.1 K-SVD算法

K-SVD是一种字典学习算法,因其可以自适应学习得到过完备字典而应用广泛。K-SVD基于K-means算法和奇异值分解(singular value decomposition, SVD),下面将进一步介绍其原理。假设训练样本集为 $\mathbf{Y}=[y_1, y_2, \dots, y_N] \in R^{n \times N}$,过完备字典为 $\mathbf{D}=[d_1, d_2, \dots, d_K] \in R^{n \times K}$,稀疏表示系数为 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_N] \in R^{K \times N}$,则K-SVD算法的目标函数如式(21)所示,算法步骤如算法1所示。

$$\langle \mathbf{D}, \mathbf{X} \rangle = \underset{\mathbf{D}, \mathbf{X}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_F^2 \quad \text{s. t. } \forall i, \|x_i\|_0 \leq T \quad (21)$$

式中: x_i 对应训练样本 x_i 的稀疏表示系数; $\|x_i\|_0$ 表示 x_i 的零范数; T 是稀疏度。

算法1 K-SVD算法步骤

输入:训练样本集 \mathbf{Y} ,最大迭代次数 M 。

初始化:1. 初始字典 \mathbf{D}^0 ,其中字典原子个数为 K ;2. 迭代次数 $t=1$;

迭代过程:

For $t=1, 2, \dots, K+1$:

1) 稀疏表示系数求解阶段。使用OMP算法获得每个训练样本 y_i 的稀疏表示系数 x_i ;

2) 字典原子更新阶段。对字典中的所有原子进行逐一更新,更新到第 k 个原子 d_k 时:

(1) 定义使用原子 d_k 的训练样本集合 $\omega_k = \{i | 1 \leq i \leq N, \mathbf{x}_T^k(i) \neq 0\}$;

(2) 计算误差矩阵 $\mathbf{E}_k = \mathbf{Y} - \sum_{i \neq k} d_i \mathbf{x}_T^i$;

(3) 通过 ω_k 定义 Ω_k ,得到 $\mathbf{E}_k^R = \mathbf{E}_k \Omega_k$;

(4) 对 \mathbf{E}_k^R 进行SVD分解 $\mathbf{E}_k^R = \mathbf{U}\Delta\mathbf{V}^T$,更新 $\tilde{d}_k = \mathbf{U}(:, 1)$, $\mathbf{x}_R^k = \Delta(1, 1)\mathbf{V}(:, 1)$ 。

3) 迭代次数 $t=t+1$,判断是否终止,否则重复1)~3)。

输出:过完备字典 \mathbf{D} ,稀疏表示系数 \mathbf{X} 。

K-SVD算法的优化目标是使重构误差最小。具体来讲,它通过在迭代中不断更新字典和稀疏表示系数来进行求解。首先,固定字典 \mathbf{D} ,通过OMP(orthogonal matching pursuit, OMP)算法求解稀疏表示系数 \mathbf{X} ,为了提高求解速度,使用Batch-OMP算法^[27]。然后,固定稀疏表示系数 \mathbf{X} ,使用K-means算法对字典中的原子逐一进行更新,需要注意的是在更新原子 d_k 时,字典 \mathbf{D} 中的其它原子需要保持固定,并且同时更新原子 d_k 对应的系数。这一操作可以加快算法的收敛,因为更新后的系数会与后面的字典原子更新更相关。K-SVD算法通过不断循环上述迭代过程,直到达到算法的迭代停止条件,最终就可以获得最佳字典 \mathbf{D} 和稀疏表示系数 \mathbf{X} 。在迭代开始时需要一个初始化的字典 \mathbf{D}^0 ,该字典可以通过从训练样本中随机选取样本构建得到,将使用一种新的字典初始化方式来得到 \mathbf{D}^0 。当固定字典 \mathbf{D} 求解稀疏表示系数时,式(20)等价于:

$$\min_{x_i} \sum_{i=1}^N \|y_i - \mathbf{D}x_i\| \quad \text{s. t. } \|x_i\|_0 \leq T, 1 \leq i \leq N \quad (22)$$

可以将上式分解成 N 个独立问题,分别对每个训练样本求解稀疏表示系数。

$$x_i = \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \|y_i - \mathbf{D}x_i\|_2 \quad \text{s. t. } \|x_i\|_0 \leq T, 1 \leq i \leq N \quad (23)$$

使用OMP算法求解式(23),即可获得训练样本集的稀疏表示系数矩阵 \mathbf{X} 。

当固定稀疏表示系数矩阵 \mathbf{X} 更新字典时,式(21)可以转换为:

$$\min \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_F^2 = \min \left\| \mathbf{Y} - \sum_{i=1}^K d_i \mathbf{x}_T^i \right\|_F^2 = \min \left\| \left(\mathbf{Y} - \sum_{i \neq k} d_i \mathbf{x}_T^i \right) - d_k \mathbf{x}_T^k \right\|_F^2 = \min \|\mathbf{E}_k - d_k \mathbf{x}_T^k\|_F^2 \quad (24)$$

式中: \mathbf{x}_T^i 为稀疏表示系数矩阵 \mathbf{X} 的第 i 行向量; \mathbf{E}_k 为除去第 k 个待更新字典原子后的重构误差。在计算重构误差时,引入式(25):

$$\begin{cases} \omega_k = \{i | 1 \leq i \leq N, \mathbf{x}_T^k(i) \neq 0\} \\ \mathbf{x}_R^k = \mathbf{x}_T^k \Omega_k \\ \mathbf{Y}_k^R = \mathbf{Y} \Omega_k \\ \mathbf{E}_k^R = \mathbf{E}_k \Omega_k \end{cases} \quad (25)$$

式中: ω_k 是使用原子 d_k 的训练样本集合; $\Omega_k = N \times l(\omega_k)$ ($\Omega_k = N \times l(\omega_k)$ 是 ω_k 的长度), Ω_k 除了在 $(\omega_k(i), i)$ 位置上的值为1外,其余都为0; $\mathbf{x}_R^k, \mathbf{Y}_k^R, \mathbf{E}_k^R$ 分别是 $\mathbf{x}_T^k, \mathbf{Y}, \mathbf{E}_k$ 在去除零元素之后的收缩结果。因此式(23)可以转换为:

$$\min \|\mathbf{E}_k \Omega_k - d_k \mathbf{x}_T^k \Omega_k\|_F^2 = \min \|\mathbf{E}_k^R - d_k \mathbf{x}_R^k\|_F^2 \quad (26)$$

为了减小重构误差,对 $\mathbf{E}_k^R = \mathbf{U}\Delta\mathbf{V}^T$ 进行SVD分解 p ,可以得到 $\mathbf{E}_k^R = \mathbf{U}\Delta\mathbf{V}^T$ 。让 $\tilde{d}_k = \mathbf{U}(:, 1)$,即用 $\mathbf{E}_k^R = \mathbf{U}\Delta\mathbf{V}^T$

矩阵的第1个奇异分量来替代之前的原子 \mathbf{d}_k , 然后让 $\mathbf{x}_R^k = \Delta(1,1)V(:,1)$ 来更新原子 \mathbf{d}_k 对应的系数。重复上述过程,字典 \mathbf{D} 中的字典原子被逐列更新,最终会得到一个新的字典和对应的稀疏表示系数矩阵 \mathbf{X} 。重复此过程,便可以求解出训练样本集对应的最佳字典和稀疏表示系数矩阵。

3.2 改进的字典初始化方式

在进行 K-SVD 分解之前,首先要构建训练样本集,常用的方法是对信号进行切割构建训练样本集,考虑到 Hankel 矩阵具有零相移特性和类小波特性的^[28],故将信号转换为 Hankel 矩阵来作为 P 训练样本集。具体来讲,对于一维振动信号 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 转换之后对应的 Hankel 信号矩阵形式如图 6(a)。因为 Hankel 信号矩阵的反对角线上的元素都是相同的,所以可以使用反对角线平均法将 Hankel 信号矩阵再次恢复为一维振动信号,如图 6(b)所示。

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \cdots & x_n \end{bmatrix}$$

(a) Hankel 矩阵
(a) Hankel matrix

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \cdots & x_n \end{bmatrix}$$

(b) 反对角线平均法
(b) Inverse diagonal averaging method

图6 Hankel 信号矩阵构造及恢复

Fig. 6 Construction and recovery of hankel signal matrix

构建好训练样本集之后,下一步就需要对字典进行初始化。在 K-SVD 算法中,初始化字典的构造十分重要,一个不合适的初始字典可能会严重影响算法求解的速度,亦或使算法收敛到一个局部最优点,从而影响故障特征提取的准确性。因此,为了提高 K-SVD 算法的求解速度和信号重构精度,提出了一种新的初始化字典构造方式。

进一步来讲,在初始化字典之前,首先对 Hankel 信号矩阵进行一次 SVD 分解。

$$\mathbf{x} = \mathbf{U}\Delta\mathbf{V} = [u_1, u_2, \dots, u_m] \times$$

$$\begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_m & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix}^T \quad (27)$$

式中: $u_i \in R^{m \times 1}$ 为左奇异矩阵 \mathbf{U} 的第 i 列; σ_i 是对角矩阵 \mathbf{V} 的第 i 个奇异值; $v_i \in R^{n \times 1}$ 是右奇异矩阵 \mathbf{V} 的第 i 列。接着

分别计算 \mathbf{U} 矩阵中每个奇异分量的 FWEQ-PMI 值,并进行降序排列。然后选取前 k 列作为初始字典原子,这样便可以让初始字典包含更多的有效故障信息。最后可以通过循环平移的方式将初始字典扩张为过完备字典。顾名思义,循环平移就是将整个矩阵中的元素进行循环移动,这样便可以扩展矩阵的大小。通过此方法可以生成很多新的信号向量,并且这些信号向量的形态结构与原始信号十分相似,只是冲击位置有所不同。比如对于向量 $[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 经循环平移后可以得到式(28)所示矩阵,矩阵大小可由循环平移次数决定。

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_n & \cdots & x_3 & x_2 \\ x_2 & x_1 & \cdots & x_4 & x_3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_{n-1} & x_{n-2} & \cdots & x_1 & x_n \\ x_n & x_{n-1} & \cdots & x_2 & x_1 \end{bmatrix} \quad (28)$$

经过上述处理后便可以得到过完备的初始化字典,并且字典中的所有字典原子都蕴含丰富的故障信息。然后使用 K-SVD 算法求解得到重构信号,使用反对角线平均法将重构信号恢复为一维振动信号。

4 仿真信号分析

为了验证所提方法提取冲击特征的能力并与未改进前的方法进行对比,使用图 1 所示的仿真信号进行分析。首先使用 CEEMD 分解对仿真信号进行冲击特征提取。CEEMD 的加噪幅值设置为 0.1 SD,集成次数为 100 次。经 CEEMD 分解后得到 8 个 IMF 分量,舍去高频分量 IMF1,将剩余 IMF 分量叠加构成恢复信号,并对其进行 Hilbert 解调得到包络谱。CEEMD 分解结果如图 7 所示,从恢复信号的时域波形可以看出冲击特征完全被噪声淹没,无法观察到规律性。但经过 Hilbert 解调其包络谱中可以清楚地看到冲击特征频率,只是杂频干扰十分严重,未得到有效抑制。

接着使用 K-SVD 算法对仿真信号进行冲击特征提取。首先对仿真信号进行切割构建训练样本集,然后从中随机选取样本构造初始化字典,字典冗余度设置为 2 (字典的列数与行数之比)。K-SVD 算法的最大迭代次数设置为 10,OMP 算法的稀疏度设置为 25。对信号进行 K-SVD 分解后得到的重构信号及其 Hilbert 解调包络谱如图 8 所示,从其时域波形图中可以看到冲击特征完全被噪声淹没,经过 Hilbert 解调得到的包络谱中可以找到冲击特征频率,但是杂频干扰未得到有效抑制,仍然十分严重。相对而言,K-SVD 分解后的冲击特征提取效果差于 CEEMD 分解,这也同时证明了 K-SVD 算法对高强度的噪声比较敏感。

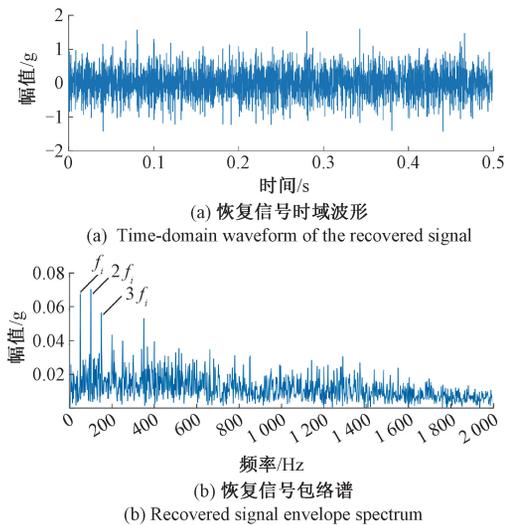


图 7 CEEMD 结果

Fig. 7 CEEMD results

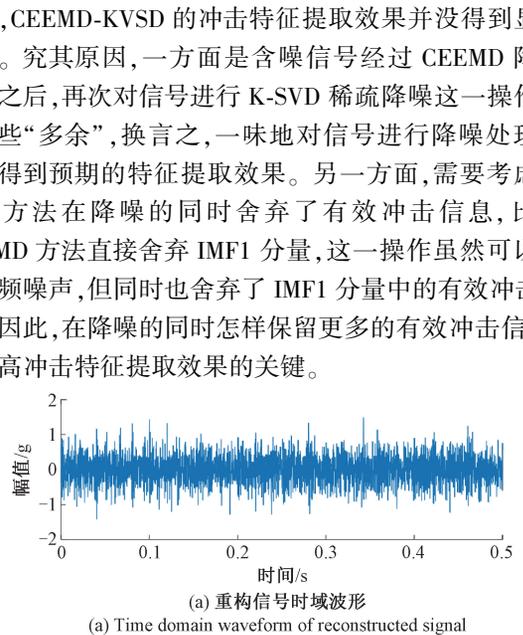


图 9 CEEMD-KSVD 结果

Fig. 9 CEEMD-KSVD results

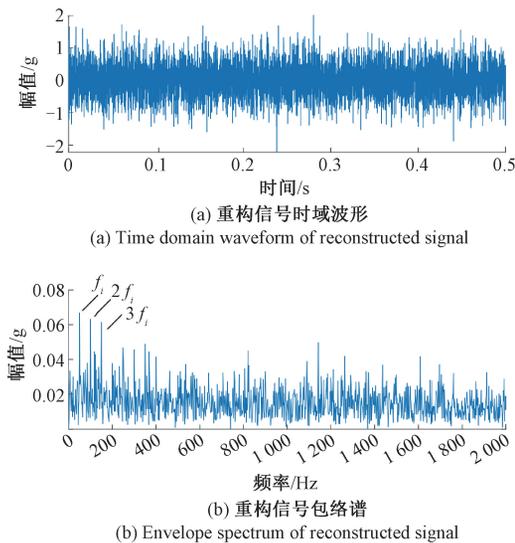


图 8 K-SVD 结果

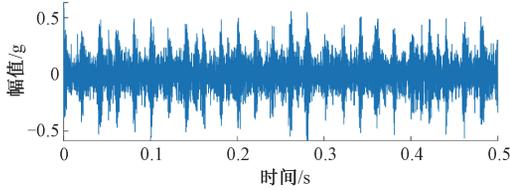
Fig. 8 K-SVD results

然后使用未改进前的 CEEMD-KSVD 方法对仿真信号进行冲击特征提取。首先使用 CEEMD 对仿真信号进行分解,并将得到的恢复信号作为 K-SVD 算法的输入信号,再次对信号进行 K-SVD 分解,最终得到重构信号,CEEMD 和 K-SVD 算法的相关参数设置与前述一致,对重构信号进行 Hilbert 解调得到其包络谱,如图 9 所示。从重构信号的时域波形图中可以看到一些冲击特征,但因为噪声干扰仍然比较严重导致无法观察到冲击特征的周期性。从 Hilbert 解调包络谱中可以清晰地看到冲击特征频率,并且冲击特征的提取效果优于前面两种单一方法,虽然杂频干扰仍然较多,但取得了一定程度的抑制效果。同时值得注意的是,对比图 7 所示的 CEEMD 分解

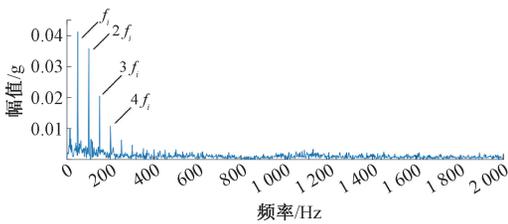
结果,CEEMD-KVSD 的冲击特征提取效果并没得到显著提高。究其原因,一方面是含噪信号经过 CEEMD 降噪处理之后,再次对信号进行 K-SVD 稀疏降噪这一操作似乎有些“多余”,换言之,一味地对信号进行降噪处理并不能得到预期的特征提取效果。另一方面,需要考虑到两种方法在降噪的同时舍弃了有效冲击信息,比如 CEEMD 方法直接舍弃 IMF1 分量,这一操作虽然可以去除高频噪声,但同时也舍弃了 IMF1 分量中的有效冲击信息。因此,在降噪的同时怎样保留更多的有效冲击信息,是提高冲击特征提取效果的关键。

最后使用本研究所提方法对仿真信号进行冲击特征提取。首先使用 CEEMD 对仿真信号进行分解,CEEMD 相关参数设置与前述一致。但不同的是,在选择 IMF 分量重构恢复信号时,需要计算各个 IMF 分量的 FWEOPMI 指标值,按照指标值从大到小依次叠加 IMF 分量,直到恢复信号与仿真信号的相关系数 > 90% 时停止叠加。仍然将恢复信号作为 K-SVD 算法的输入信号,但需要利用 Hankel 矩阵将输入信号转换为 Hankel 信号矩阵,信号矩阵的行数设置为 300。在构造初始字典时,先对信号矩阵进行一次 SVD 分解,计算 SVD 分解得到的 U 矩阵中所有奇异分量的 FWEOPMI 值,并进行降序排列。为了使初始字典包含更多的有效冲击信息,选取前 50 列作为初始字典原子,然后对初始字典进行循环平移得到完备的初始字典,字典冗余度仍然设置为 2。最后对 K-SVD 分解得到的重构信号使用反对角线平均法将其恢复为一维振动信号,再对一维振动信号进行 Hilbert 解调得到包络谱,如图 10 所示。从重构信号的时域波形图可以看到虽然噪声干扰仍然存在,但已经能够明显地观察到冲击特征的周期性。从包络谱中可以清晰地看到冲击

特征频率,并且杂频干扰得到有效抑制,几乎被全部滤掉。由此可以看出所提方法能够在对仿真信号进行降噪的同时保留有效冲击信息,使冲击特征得到增强,冲击特征的提取效果显著优于未改进前的 CEEMD、K-SVD 以及 CEEMD-KSVD 方法。



(a) 重构信号时域波形
Time domain waveform of reconstructed signal



(b) 重构信号包络谱
Envelope spectrum of reconstructed signal

图 10 本文所提方法结果

Fig. 10 Results of the proposed method

为了进一步验证本研究所提方法在不同噪声强度下的适用能力,分别对仿真信号施加不同强度的噪声并进行冲击特征提取,使用信噪比、均方根误差这两种指标来评价不同方法提取冲击特征的效果,指标计算方法为:

$$SNR = 10 \times \lg \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2} \quad (29)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2}{N}} \quad (30)$$

式中: X 为仿真信号; Y 为重构信号; N 为信号长度。 SNR 表示信号中的有效成分与噪声成分的比例, $RMSE$ 表示重构信号与原始信号之间的差异,一般来讲, SNR 值越大, $RMSE$ 越小说明去噪效果越好,提取冲击特征的性能越好。图 11 和 12 是上述几种方法处理后的结果。从图 11 可以看出,随着噪声强度的增加,所有方法得到的重构信号的 SNR 都呈现出下降趋势,并且所提方法的降噪能力优于 CEEMD、K-SVD 和 CEEMD-KSVD 方法。从图 12 中可以看出,随着噪声强度的增加,所有方法得到的信号重构误差都呈现出上升趋势,其中,CEEMD、K-SVD、CEEMD-KSVD 方法在高强度噪声下的重构误差快速增加,而本方法增加速度较为缓慢,并且低于上述 3 种方法。

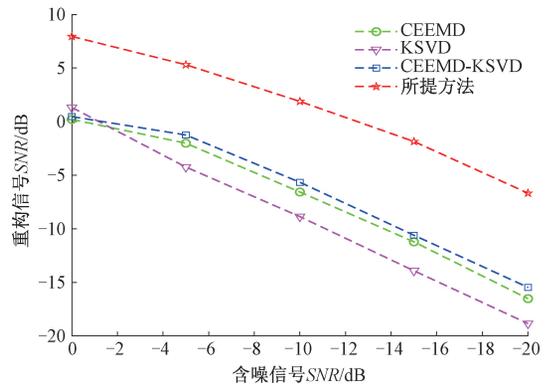


图 11 不同噪声强度下重构信号的 SNR

Fig. 11 SNR of the reconstructed signal under different noise intensities

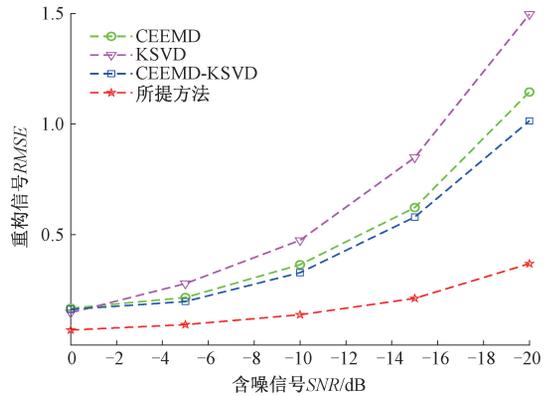


图 12 不同噪声强度下重构信号的 $RMSE$

Fig. 12 $RMSE$ of reconstructed signal with different noise intensities

总体来说,本方法利用 CEEMD 和 K-SVD 进行互补,在对信号进行降噪的同时利用所提 FWEOPMI 指标优化 CEEMD 敏感 IMF 分量的选取、K-SVD 的字典初始化方式以增强信号中蕴含的有效故障信息,提高故障冲击特征提取能力。表 1 所示为 4 种稀疏信号分解方法在不同信噪比下的平均运行时间,仿真结果说明所提方法能够有效地提取故障冲击特征并提高了运行效率,并且在强噪声下的适用能力优于未改进前的方法。

表 1 稀疏信号分解方法运行时间对比

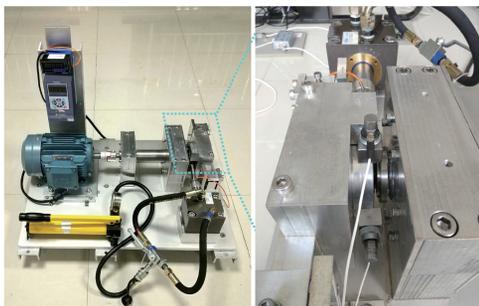
Table 1 Comparison of running time of sparse signal decomposition methods (s)

方法	运行时间
CEEMD	170.5
K-SVD	160.8
CEEMD-KSVD	162.3
本文方法	156.1

5 实验验证

5.1 滚动轴承故障数据分析

为了验证所提方法在实际故障数据中的有效性,使用西安交通大学和昇阳科技滚动轴承加速寿命试验数据^[29]进行分析。XJTU-SY 轴承加速寿命试验台由交流电动机、电动机转速控制器、转轴、支承轴承、液压加载系统和测试轴承等组成,如图 13(a)所示。该试验台通过径向力和转速的调节来实现不同工况,液压加载系统用于产生并控制径向力,转速控制器用于转速的设置和调整。本次试验共有 3 种工况,每种工况下有 5 个轴承,轴承型号为 LDK UER204 滚动轴承。本节选取工况 1 下的 Bearing1_1 全寿命数据进行分析,该工况下电机转速为 2 100 r/min,施加的径向力为 12 kN,数据采样频率为 25.6 kHz,每次数据采样时间为 1.28 s,数据采样间隔为 1 min。Bearing1_1 在试验结束时出现了外圈裂纹故障,如图 13(b)所示,经计算外圈故障特征频率理论值为 $f_{BPFO} = 107.91$ Hz。



(a) 试验台
(a) Test bed



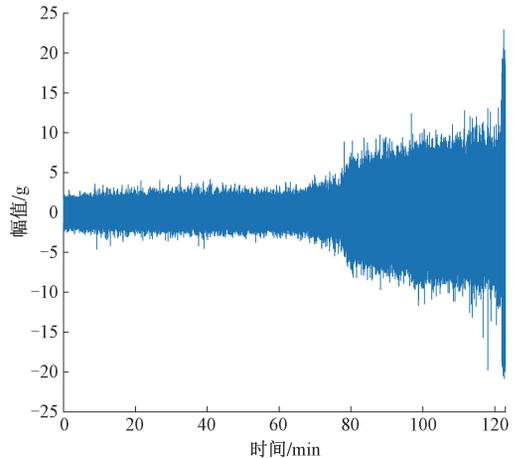
(b) 轴承外圈裂纹故障
(b) Bearing outer ring crack failure

图 13 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验

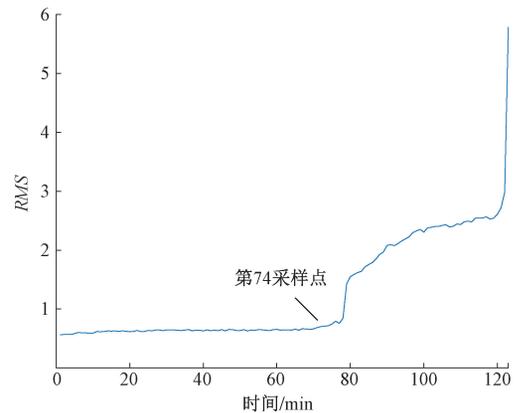
Fig. 13 Accelerated life test of XJTU-SY rolling bearing

在实验中,载荷施加在水平方向,所以该方向的振动信号能够包含更多的轴承故障信息,故本文选取水平方向的振动信号进行数据分析。Bearing1_1 轴承的全寿命周期振动信号时域波形及其 RMS 退化曲线如图 14 所示。可以看到,Bearing1_1 在全寿命周期的第 80 个采样点左右振幅突然增大,RMS 退化曲线出现明显变化,这说明此时轴承已经进入显著故障阶段,为了更好的体现

所提方法的故障特征提取能力,选取第 74 个采样数据点进行分析,此时轴承仍处于稳定运行阶段,故障特征比较微弱。



(a) 时域波形
(a) Time-domain waveform plot



(b) RMS退化曲线
(b) RMS degradation curve

图 14 Bearing1_1 全寿命周期数据

Fig. 14 Full life cycle data of Bearing1_1

截取 0.2 s 时间段信号进行分析,首先对故障数据进行 Hilbert 解调得到包络谱,如图 15 所示。从时域波形图中可以看到故障冲击完全被淹没,无法观察到规律性。从包络谱中可以找到轴承外圈故障特征频率以及二倍频成分,但是幅值并不突出,且杂频干扰十分严重。

使用本方法对信号进行故障冲击特征提取。首先使用 CEEMD 对信号进行分解,CEEMD 的加噪幅值设置为 0.1 SD,集成次数为 100 次,CEEMD 分解得到 8 个 IMF 分量。然后计算出每个 IMF 分量的 FWEOPMI 指标值,并按照其大小依次选择 IMF 分量进行叠加构建恢复信号,直到恢复信号与故障信号的相关系数 > 90% 时停止叠加。将恢复信号作为 K-SVD 算法的输入信号,使用 Hankel 矩阵将输入信号转换为信号矩阵,为了避免大幅增加算法用时,Hankel 矩阵的行数设置为 300。在进

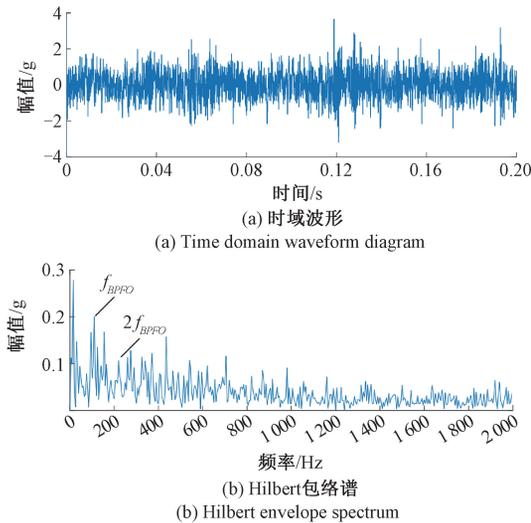


图 15 原始信号
Fig. 15 Original signal

行字典初始化时,先对信号矩阵进行一次 SVD 分解,计算 U 矩阵所有奇异分量的 FWEO-PMI 指标值并进行降序排列,选取前 50 列作为初始字典原子,然后将初始字典矩阵循环平移扩张成完备的初始字典,字典的冗余度设置为 2,OMP 算法的稀疏度设置为 22。最后对 K-SVD 分解后的重构信号使用反对角线平均法恢复成一维信号,然后进行 Hilbert 解调得到包络谱,如图 16 所示。从时域波形图中可以看到噪声得到了有效滤除,从包络谱中可以直观地看到轴承外圈故障特征频率及其多倍频成分,且幅值十分突出,虽然仍然存在些许杂频干扰,但杂频干扰成分得到了很好的抑制。因此,本方法能够有效增强故障特征,故障特征提取性能更强。

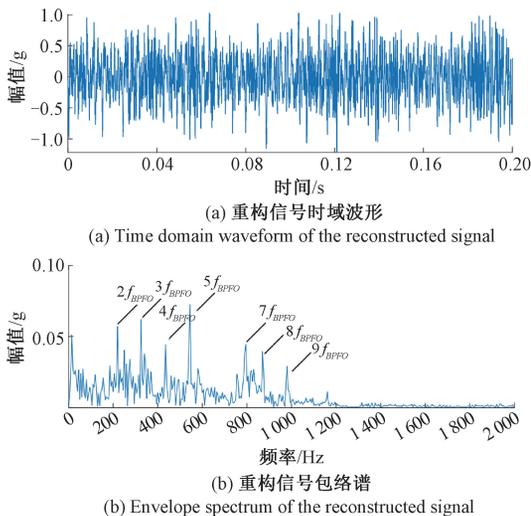


图 16 本文所提方法结果
Fig. 16 Results of the proposed method

作为对比,使用快速谱峭度方法进行故障冲击特征提取。图 17 为故障信号的谱峭度分解结果,可以看到,以 12 000 Hz 为中心频率,533 Hz 为带宽的频带具有最高峭度 1.7,可由此来构架带通滤波器对故障信号进行带通滤波处理,滤波结果如图 18 所示。从图 18(a)中可以看出,滤波后的信号可以看到一些故障冲击波形,但无法找到明显的规律性。在包络谱中,可以找到轴承外圈故障特征频率及其二倍频成分,但幅值并不突出,杂频干扰比较严重。由此可见,快速谱峭度的故障特征提取效果不如本方法。

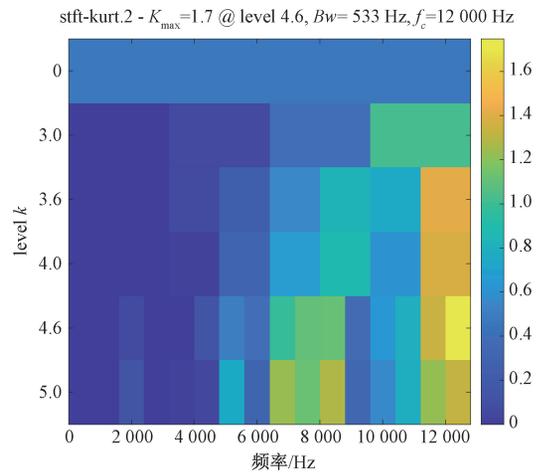


图 17 故障信号谱峭度

Fig. 17 Spectrum kurtosis of the fault signal

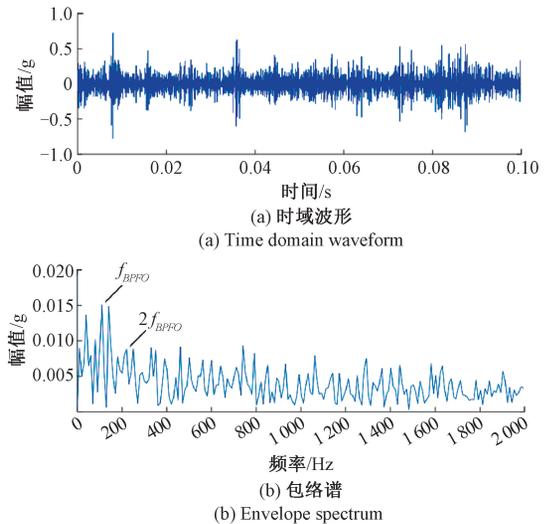


图 18 谱峭度滤波结果

Fig. 18 Results of spectral kurtosis filtering

综上所述,本方法可以在对信号进行降噪的同时增强故障特征,使用常用的包络解调方法和快速谱峭度方法进行对比分析,对比结果表明了所提方法可以更准确地提取滚动轴承故障特征,实现其故障诊断。

5.2 舰载天线传动机构故障诊断案例

通过实验室数据验证本文所提方法的有效性,进一步采用某型舰载天线传动机构实际运行数据进行验证。舰载天线传动机构同样具有俯仰轴传动链和方位轴传动链,以此来实现天线的升降旋转进而完成探测任务。图 19 为天线传动机构俯仰轴传动链的结构。

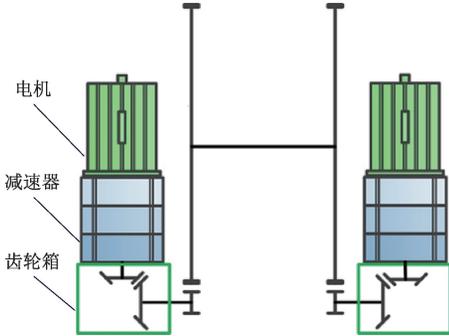


图 19 某型舰载天线传动机构俯仰轴传动链结构
Fig. 19 Structure diagram of pitch shaft transmission chain of a certain type of shipborne antenna transmission mechanism

选取转速处于 1 350 rpm 的数据进行分析,经计算减速器轴承的故障特征频率如表 2 所示。数据采样频率为 2 048 Hz,采样时间为 8 s。

表 2 减速器轴承故障特征频率

Table 2 Characteristic frequency of reducer bearing fault (Hz)

轴承型号	外圈	内圈	滚动体	保持架
深沟球轴承 6205	80.3	122.2	52.2	9

选取信号长度为 5 s 的故障数据进行分析,然后对其进行 Hilbert 包络解调,处理结果如图 20 所示。从时域

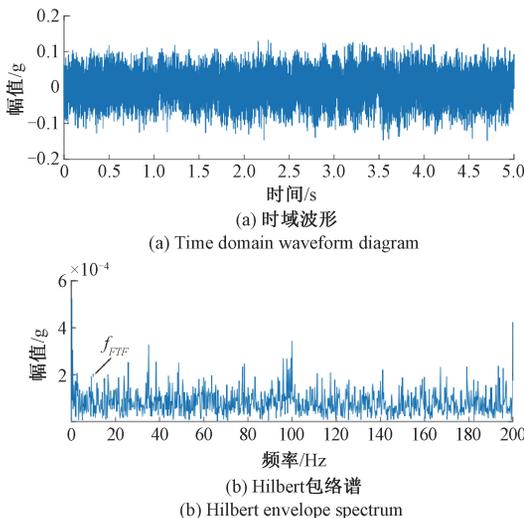


图 20 故障信号
Fig. 20 Fault signal

波形图中可以看到故障特征完全被淹没,包络谱中虽然可以找到轴承保持架故障特征频率 9 Hz,但幅值并不突出,杂频干扰十分严重。

使用快速谱峭度方法对故障数据进行分析。图 21 为故障信号的谱峭度分解结果从图中可以看到,以 416 Hz 为中心频率、27 Hz 为带宽的频带具有最高峭度 0.3,可由此来构架带通滤波器对故障信号进行带通滤波处理,滤波结果如图 22 所示。可以看出,滤波后的信号可以看到一定的故障冲击波形,但无法找到明显的规律性。在包络谱中,虽然可以比较清楚地看到轴承保持架故障特征频率 9 Hz,但杂频干扰仍然比较严重,故障特征并不突出。

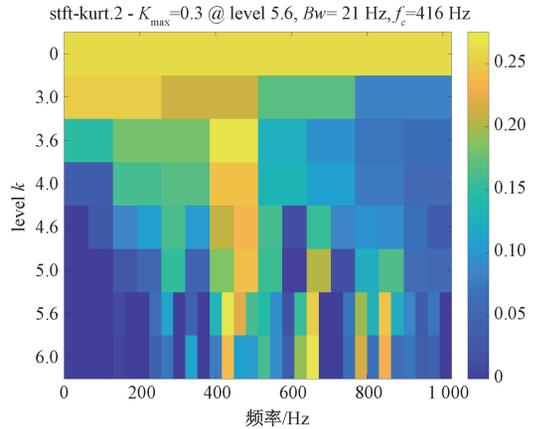


图 21 故障信号谱峭度

Fig. 21 Spectrum kurtosis of fault signal

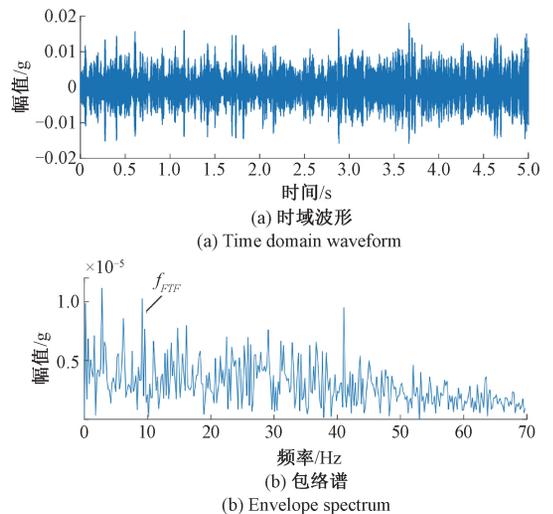


图 22 谱峭度滤波结果

Fig. 22 Results of spectral kurtosis filtering

使用本方法对故障数据进行分析。首先使用 CEEMD 对信号进行分解,CEEMD 的加噪幅值设置为 0.1 SD,集成次数为 50 次,CEEMD 分解得到 8 个 IMF 分量。然后计算出每个 IMF 分量的 FWEOPMI 指标值,并按照其大小依次选择 IMF 分量进行叠加构建恢复信号,直到恢复信号与故

障信号的相关系数 $>90\%$ 时停止叠加。将恢复信号作为 K-SVD 算法的输入信号,使用 Hankel 矩阵将输入信号转换为信号矩阵,为了避免大幅增加算法用时,Hankel 矩阵的行数设置为 300。在进行字典初始化时,先进行一次 SVD 分解,计算 U 矩阵所有奇异分量的 FWEO-PMI 指标值并进行降序排列,选取前 50 列作为初始字典原子,然后将初始字典矩阵循环平移扩张成完备的初始字典,字典的冗余度设置为 2,OMP 算法的稀疏度设置为 45。最后对 K-SVD 分解后的重构信号使用反对角线平均法恢复成一维信号,然后进行 Hilbert 解调得到包络谱。所提方法的处理结果如图 23 所示,从其包络谱中可以直观地看到轴承保持架故障特征频率 9 Hz 及其多倍频成分,且幅值十分突出,杂频干扰成分得到了有效抑制。

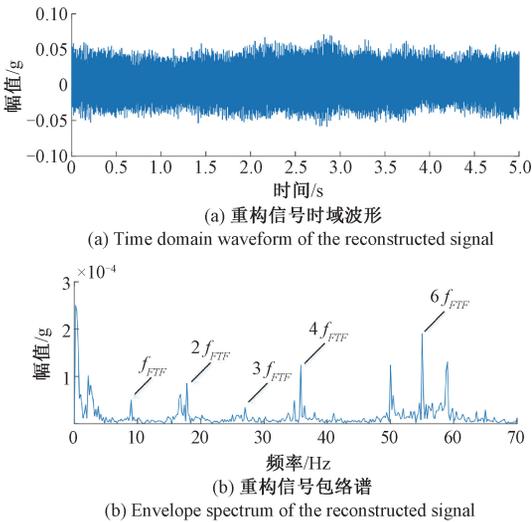


图 23 本文所提方法结果

Fig. 23 Results of the proposed method

从上面的分析可以得出结论,天线传动机构故障的原因可能是在运行过程中俯仰轴传动链减速器轴承保持架发生了故障,导致轴承在旋转时无法有效地约束轴承滚动体,滚动体崩出进而引发异响并“卡死”减速器,最终迫使天线停转。这一结论与实际现场描述比较一致,俯仰轴传动链减速器损坏情况如图 24 所示。



图 24 天线俯仰轴传动链减速器损坏图

Fig. 24 Damage diagram of antenna pitch shaft drive chain reducer

6 结 论

针对船载天线传动机构振动信号的复杂性,提出了一种基于故障丰富度指标的稀疏信号分解方法。首先,引入了一种 FWEO-PMI 的故障丰富度指标,提升在强噪声环境下的故障信息评估能力。接着,通过 CEEMD 方法降低噪声影响,并利用 FWEO-PMI 指标选取关键的 IMF 分量,保留更多有效故障信息。此外,改进 K-SVD 算法的初始化字典构造方式,使用 Hankel 矩阵和 SVD 分解提高算法求解速度及故障特征提取精度。通过与包络解调和快速谱峭度方法的比较,验证了所提方法在实际故障数据中的有效性,显著增强了信号中的故障特征分量。

参考文献

- [1] OLSHAUSEN B A, FIELD D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images[J]. Nature, 1996, 381(6583): 607-609.
- [2] 王爽,丁传仓,曹懿,等. 加权多尺度卷积稀疏表示及其在滚动轴承复合故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 197-207.
WANG SH, DING CH C, CAO Y, et al. Weighted multi-scale convolutional sparse representation and its application in rolling bearing compound fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 197-207.
- [3] 卢威,韩长坤,闫晶晶,等. 基于特征基的 GMC 卷积稀疏机械故障特征解析方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 239-249.
LU W, HAN CH K, YAN J J, et al. Feature-based GMC convolutional sparse representation method for mechanical fault feature resolution[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 239-249.
- [4] 叶俊强,尤睿,于明鑫,等. 基于稀疏直接法的特征增强视觉 SLAM 算法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 205-212.
YE J Q, YOU R, YU M X, et al. Feature enhanced visual SLAM algorithm based on the sparse direct method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 205-212.
- [5] 陈果,卢永刚. 宽带声源方位估计的多频稀疏贝叶斯学习改进算法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 302-312.

- CHEN G, LU Y G. Improved multi-frequency sparse Bayesian learning method for DOA estimation of the wideband sound source[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(5): 302-312.
- [6] GAN T, LU W M, et al. Image denoising using multi-stage sparse representations [C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2010: 1165-1168.
- [7] XU J, ZHANG J J, SUN CH Y, et al. Feature extraction of vibration signal using OMP-NWE method[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2017, 19(3): 1718-1731.
- [8] WAGNER A, WRIGHT J, GANESH A, et al. Towards a practical face recognition system: Robust registration and illumination by sparse representation[C]. *IEEE-Computer-Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2009: 597-604.
- [9] MENG F R, TANG ZH Y, WANG ZH X. An improved redundant dictionary based on sparse representation for face recognition[J]. *Multimedia Tools And Applications*, 2017, 76(1): 895-912.
- [10] LI W F, ZHOU Y C, POH N, et al. Feature denoising using joint sparse representation for in-car speech recognition[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(7): 681-684.
- [11] HSIEH C T, HUANG P Y, CHEN T W, et al. Speech enhancement based on sparse representation under color noisy environment [C]. *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, 2015: 134-138.
- [12] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227.
- [13] ZHANG Q, LI B X, et al. Discriminative K-SVD for dictionary learning in face recognition[C]. *23rd IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2010: 2691-2698.
- [14] JIANG ZH L, LIN ZH, DAVIS L S. Label consistent K-SVD: Learning a discriminative dictionary for recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 2013, 35(11): 2651-2664.
- [15] SHI ZH R, LU Y T. An efficient initialization method for D-KSVD algorithm for image classification [C]. *6th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, 2013: 1029-1034.
- [16] TANG Y F, LI X M, XU Y, ET AL. Hyperspectral image classification using sparse representation-based classifier[C]. *IEEE Joint International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)/35th Canadian Symposium on Remote Sensing*, 2014: 3450-3453.
- [17] KALAJI I, BALASUNDARAM K, UMAPATHY K. Discriminative sparse coding of ECG during ventricular arrhythmias using LC-K-SVD approach [C]. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2015: 5211-5214.
- [18] JIANG W M, ZHANG ZH, LI F ZH, et al. Semi-supervised label consistent dictionary learning for machine fault classification[C]. *13th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, 2015: 1124-1129.
- [19] HAN T, JIANG D X, SUN Y K, et al. Intelligent fault diagnosis method for rotating machinery via dictionary learning and sparse representation-based classification[J]. *Measurement*, 2018, 118: 181-193.
- [20] YUAN H D, CHEN J, DONG G M. Machinery fault diagnosis based on time-frequency images and label consistent K-SVD[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C-Journal of Mechanical Engineering Science*, 2018, 232(7): 1317-1330.
- [21] YIN H P, GUO J X, LIAO G B, et al. Parallel label consistent KSVD-stacked autoencoder for industrial process fault diagnosis[J]. *Proceedings of 2020 Chinese Intelligent Systems Conference. Lecture Notes in Electrical Engineering (LNEE 705)*, 2021: 127-135.
- [22] TEAGER H M, TEAGER S M. Evidence for nonlinear sound production mechanisms in the vocal tract [J]. *Speech Production and Speech Modelling*, 1990: 241-261.
- [23] LIANG M, SOLTANI BOZCHALOOI I. An energy operator approach to joint application of amplitude and frequency-demodulations for bearing fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2010, 24(5): 1473-1494.
- [24] O'TOOLE J M, TEMKO A, STEVENSON N, et al. Assessing instantaneous energy in the EEG: A non-negative, frequency-weighted energy operator[C]. *36th*

Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014; 3288-3291.

- [25] WU ZH H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis, Theory and Applications*, 2009, 1(1): 1-41.
- [26] YE H J R, SHIEH J S, HUANG N. Complementary ensemble empirical mode decomposition: A novel noise enhanced data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis, Theory and Applications*, 2010, 2(2): 135-156.
- [27] RUBINSTEIN R, ZIBULEVSKY M, ELAD M. Efficient implementation of the K-SVD algorithm and the Batch-OMP method [R]. Computer Science Department, Technion, Haifa, Israel, 2008, Technical Report.
- [28] GOLAFSHAN R, SANLITURK K Y. SVD and Hankel matrix based de-noising approach for ball bearing fault detection and its assessment using artificial faults [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 70: 36-50.
- [29] 雷亚国, 韩天宇, 王彪等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读 [J]. *机械工程学报*, 2019, 55(16): 1-6.

LEI Y G, HAN T Y, WANG B, et al. Interpretation of XJTU-SY rolling bearing accelerated life test dataset[J].

Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1-6.

作者简介



关金发, 2016 年于西南交通大学获得博士学位, 现为西南交通大学电气工程学院讲师, 主要研究方向为受电弓与接触网系统仿真与测量技术。

E-mail: kwanjinfa@swjtu.edu.cn

Guan Jinfa received his Ph. D. degree from Southwest Jiaotong University in 2016. Now he is a lecturer at the School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University. His research interests include simulation and measurement technology of pantograph and contact line system.



王宇 (通信作者), 2014 年于香港城市大学获得博士学位, 现为西安交通大学副教授, 主要研究方向为机械设备的稀疏信号分解理论与技术。

E-mail: ywang95@xjtu.edu.cn

Wang Yu (corresponding author) received his Ph. D. from City University of Hong Kong in 2014. Now he is an associate professor at Xi'an Jiaotong University. His research interests include theory and technology of sparse signal decomposition for mechanical devices.