

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210429

基于 Laplace 小波字典的轴承故障特征提取研究*

王伟 马萍 王聪

(新疆大学电气工程学院 乌鲁木齐 830017)

摘要: 滚动轴承作为机械系统的重要组成部件,由于工作环境恶劣,极易发生故障。故障轴承振动信号包含瞬态冲击成分、谐波成分、背景噪声等多种成分。为准确提取故障特征,基于稀疏表示理论,提出 Laplace 小波字典的轴承故障诊断方法。首先,截取振动信号片段若干,运用相关滤波法找到相关系数最大时的信号片段,依据此确定基底函数,构造 Laplace 小波原子并扩展成稀疏字典;然后,采用 OMP 算法,完成信号在字典下的稀疏重构,实现降噪;最后,对降噪信号进行包络分析,提取故障特征,确定故障类型。仿真和实验均验证了所提方法的有效性和可行性,具有一定的应用价值。

关键词: 滚动轴承;相关滤波;Laplace 小波原子;稀疏字典;OMP 算法;故障诊断

中图分类号: TH133.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Research on bearing fault feature extraction based on Laplace wavelet dictionary

Wang Wei Ma Ping Wang Cong

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: As an important component of mechanical system, rolling bearing is prone to failure due to harsh working environment. The vibration signal of faulty bearing includes transient impact components, harmonic components, background noise and other components. In order to extract fault features accurately, based on sparse representation theory, a bearing fault diagnosis method based on Laplace wavelet dictionary is proposed. First, a number of vibration signal fragments are intercepted, and the correlation filtering method is used to find the signal fragment with the largest correlation coefficient, and the basis function is determined accordingly, and Laplace wavelet atoms are constructed and expanded into a sparse dictionary. Then, the OMP algorithm is used to complete the sparse reconstruction of the signal under the dictionary to achieve noise reduction. Finally, the envelope analysis is performed on the noise reduction signal to extract the fault features and determine the fault type. Both simulation and experiment verify the effectiveness and feasibility of the proposed method, and it has certain application value.

Keywords: rolling bearing; correlation filtering; Laplace wavelet atom; sparse dictionary; OMP algorithm; fault diagnosis

0 引言

滚动轴承是机械系统的重要动力传输部件,由于生产工艺复杂,装配精度要求很高,工作环境恶劣,容易受到损伤,致使整个旋转机械系统不能正常运转,造成巨大经济损失,甚至人员伤亡。振动信号包含系统运行过程中的重要信息,反映设备松动、碰撞、冲击等故障。运用恰当的信号处理方法分析振动信号,获取反映旋转机械设备运行状态的瞬态特征信息,是故障诊断最为广泛的方法之一^[1]。在实际的振动信号中,微弱故障信号总是被强背景噪声湮

没,这给故障特征准确提取带来极大困扰。因此,研究背景噪声下的轴承微弱故障特征提取,对于旋转机械系统状态监测意义非凡。

20 世纪末,已有学者提出信号可在冗余字典上分解的思想:通过构造过完备字典,然后在字典中选择与信号最相似的原子,并满足所选原子数尽可能少的原则,获取原信号的简洁表示,即稀疏表示。稀疏表示理论的主要思想是通过构造反映信号结构特性的过完备字典并联合优化算法求出信号在此字典下的最稀疏表达。稀疏表示可以实现强背景噪声下微弱故障的特征提取,它具有优越的抗噪声能力

收稿日期:2022-06-23

* 基金项目:天山青年计划(2020Q066)、国家自然科学基金(52065064,51967019)项目资助

以及微弱故障特征成分提取能力,对于解决轴承、齿轮类故障检测十分有效。

Adelipour 等^[2]用稀疏表示思想,基于 K-奇异值分解方法获得学习字典,实现合成孔径雷达(synthetic aperture radarm, SAR)图像特征提取;李帅永等^[3]提出了基于变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和 K-奇异值分解算法结合的振动信号压缩感知方法,实现供水管道泄漏定位。樊微等^[4]基于 Laplace 小波原子构造过完备字典,并采用范数作为系数优化目标,通过分裂增广拉格朗日收缩算法(split augmented lagrangian shrinkage algorithm, SALSA)求解稀疏系数,实现强背景噪声下滚动轴承微弱故障成分的有效提取;Cai 等^[5]针对齿轮故障的特点,提出基于可调品质因子小波变换(tunable Q-factor wavelet transform, TQWT)结合 SALSA 的稀疏分解方法,顺利检测出齿轮振动信号中的特征成分;Huang 等^[6]基于离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, DFT)和短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)构造变换字典,以极小极大凹(minimax concave, MC)惩罚函数作约束,经 SALSA 优化,准确提取齿轮箱故障振动信号中的瞬态成分与谐波成分;Wang 等^[7]在 TQWT 字典上,将广义极小极大凹(generalized minimax concave, GMC)惩罚函数结合 FBS 算法运用到轴承故障诊断中,成功提取出特征频率。孔舒亚等^[8]在利用 OMP 算法结合信息论准则预计窄频带干扰(narrow band interference, NBI)稀疏度基础上,设计一种压缩域 SAR 成像自适应 NBI 抑制算法,实现对干扰的抑制。李亚娟^[9]提出结合全局和局部稀疏表示的 SAR 目标识别方法,并获得优良的目标识别效果。刘小峰等^[10]提出循环脉冲度最大化的共振稀疏分解方法,实现了复杂工况下的滚动轴承复合多故障同步诊断。王端民^[11]运用稀疏分解和免疫聚类算法对故障信号进行去噪,提升航空装备检修质量。孙婷^[12]基于压缩感知理论提出一种信道估计新方法,解决了移动通信中多输入多输出正交频分复用系统信道稀疏性未知条件下的信道估计问题。孟宗等^[13]分析故障振动信号特点,提出基于 IChirplet 原子库的故障信号多重特征提取方法,准确判断轴承故障类型。郑胜等^[14]提出将级联过完备字典与以基追踪降噪问题为优化原则的特征符号搜索算法相结合的轴承复合故障诊断方法,有效分离和提取出复合故障中的各类故障成分。王林等^[15]构造过完备字典,运用改进 MP 的稀疏表示算法,准确提取滚动轴承故障特征且提高了计算效率。

上述稀疏表示方法在故障诊断中取得良好效果。但在实际应用时存在下列问题:一、模型保凸能力不佳,基于非凸罚函数的稀疏分解方法通常导致目标函数也非凸,求解时受输入扰动影响,难以保证收敛至全局最优,不利于特征成分的准确提取^[16];二、过完备字典构造缺乏明确的物理意义,仅从数学模型角度出发,不能充分利用观测到的振动信号特性。同时,已有的轴承故障

分析方法常常忽略轴承在制造和安装过程中带来的误差,此误差给振动信号引入谐波干扰成分,给特征提取造成不良影响。

本文针对传统稀疏表示方法在应用过程中存在模型保凸能力欠缺和构建过完备字典物理意义不明的缺点,提出一种新方法。该方法首先基于滚动轴承振动机理,结合实验轴承具体型号及参数,初步确定故障特征频率大致范围;然后从振动信号自身出发,充分考虑信号特性,截取等长信号片段若干,对各片段使用相关滤波法找寻相关参数,构造最佳 Laplace 小波原子,进一步扩展成过完备字典;接着,采用 OMP 算法求解稀疏系数;最后,在完成信号重构的基础上,对该重构信号展开分析,确定故障类型。仿真和工程实验均验证该方法能够准确实现故障轴承的信号分解和诊断。

1 振动信号特征成分稀疏表示

1.1 稀疏表示理论模型

针对滚动轴承故障振动信号的检测,给定观测信号 $y \in \mathbf{R}^N$ 以及背景噪声,信号稀疏表示模型可表示为:

$$y = x + n \quad (1)$$

式中: $x \in \mathbf{R}^N$ 表示目标特征成分, n 表示背景噪声等无关干扰成分。稀疏表示的过程就是从给定信号 y 中准确提取目标成分 x 。其中, x 可以在某些符合条件的过完备字典 $D \in \mathbf{R}^{N \times M}$ 下稀疏表示,为:

$$x \in D\alpha \quad (2)$$

式中: $D \in \mathbf{R}^{N \times M}$ 表示过完备字典,也可视为 $N \times M$ ($M > N$) 维基底函数库; α 为稀疏表示系数。

对于目标特征成分 x 的逼近 \hat{x} , 倘若逼近误差 $\varepsilon = \|x - \hat{x}\|_2 < \delta$ (δ 为一充分小的正数), 则可在字典 D 中找到一组由 p 个原子构成的线性组合, 即稀疏表示系数 α 中仅含 p 个元素。目标特征成分 $x \in \mathbf{R}^N$ 在过完备字典 $D \in \mathbf{R}^{N \times M}$ 上的稀疏表示为:

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \text{ s. t. } \|D\alpha - y\|_2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

式中: $\|\alpha\|_0$ 表示稀疏系数 α 的 l_0 范数。 $\|\alpha\|_0$ 表示 α 中非零元素的个数, 也称系数 α 的稀疏度。 p 取最小值时, 信号稀疏表示达到最稀疏。实际上, 以上是一个关于欠定多项式(nondeterministic polynomial, NP)的难题^[17]。已有学者证明: 当足够稀疏, 上式 l_0 范数问题可转化为便于处理的 l_1 范数问题:

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_1 \text{ s. t. } \|D\alpha - y\|_2 \leq \varepsilon \quad (4)$$

式中: $\|\alpha\|_1$ 表示稀疏系数 α 的 l_1 范数, 且定义为 $\|\alpha\|_1 = \sum_{m=1}^M |\alpha(m)|$, 表示 α 中元素绝对值之和。

运用正则化方法, 引入参数 λ 对稀疏性和稀疏表示误差进行平衡。式(3)转换为:

$$\operatorname{argmin}_{\alpha} (\|y - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_0) \quad (5)$$

同理, 式(4)可转换为:

$$\operatorname{argmin}_{\alpha} (\|y - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1) \quad (6)$$

现对上式(6)进行多次迭代,获得稀疏表示系数 $\hat{\alpha}$, 则有重构信号 $\hat{x} = D\hat{\alpha}$ 。

上述所建模型要解决的本质问题有:1)构造反映振动信号本质特征成分特点的过完备字典,使稀疏表示系数的稀疏度尽可能高;2)选择合适的优化算法,高效求解稀疏表示问题。

1.2 过完备字典构造

为解决式(6),需确定字典 D 。采用相关滤波法,确定特征成分波形参数并构造最佳小波原子;再将该原子拓展成具有不同时移参数的过完备原子库,作为稀疏字典。

轴承故障振动信号具备单边衰减特性,故选取有类似性质的 Laplace 小波作为字典 D 的构造基, D 是具有不同时移参量的基原子库。考虑实际,振动信号是实信号,所以选定 Laplace 小波实数形式,对应解析式为:

$$\psi_{\gamma}(t) = \psi(f, \zeta, \tau, t) =$$

$$\begin{cases} A e^{\frac{-\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}} 2\pi f(t-\tau)} \sin 2\pi f(t-\tau), & t \in [\tau, \tau + W_s] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: A 用以归一化小波函数, $f \in \mathbf{R}^+$ 表示频率, $\zeta \in [0, 1) \subset \mathbf{R}^+$ 表示粘滞阻尼比, W_s 表示小波支撑区间。

相关滤波法是将库中的 Laplace 小波原子在信号整个时间段上进行平移,并计算每个原子与信号的内积。内积最大值表示此时刻被测对象模态参数与 Laplace 小波原子对应参数最为接近。以此刻 Laplace 小波原子作为振动信号基原子,最佳 Laplace 小波原子记作 $d(t, \bar{\tau})$, 而 $\bar{d}(t, \bar{\tau}) = \psi(\bar{f}, \bar{\zeta}, \bar{\tau}, t)$ 。

在待检测的振动信号中随机截取若干等时间长度的信号片段,记作 $x_i(t)$, 其中 $i=1, 2, 3, \dots$, 与小波原子 $\psi_{\gamma}(t)$ 的相关程度用系数 k_{γ} 表示为:

$$k_{\gamma} = \frac{|\langle \psi_{\gamma}(t), x_i(t) \rangle|}{\|\psi_{\gamma}(t)\|_2 \|x_i(t)\|_2} \quad (8)$$

寻找 k_{γ} 最大值,对应的 $\psi_{\gamma}(t)$ 与振动信号 $x(t)$ 相关性最大,相应的频率 \bar{f} 、阻尼比 $\bar{\zeta}$ 、时间参数 $\bar{\tau}$ 近似为振动信号冲击响应波形的特征参数。对最佳 Laplace 小波原子 $d(t, \tau)$ 按照不同时移变量进行扩展,直至构造出符合要求的过完备字典。

1.3 稀疏编码算法

在用稀疏表示理论处理信号时,要求信号是稀疏或者可压缩的。而在实际操作中,所要处理的信号未必稀疏,这就要求对信号进行变换。假设振动信号 $\bar{x} \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 在变换矩阵 $\psi \in \mathbf{R}^{M \times M}$ 下是稀疏的,即:

$$\bar{x} = \psi \alpha \quad (9)$$

式中: α 是 \bar{x} 的稀疏系数。当满足特定条件时,可以通过测量向量 $x \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 精确重构信号 \bar{x} , 此时求解:

$$\min \|\bar{x}\|_0 \text{ s.t. } x = \phi \bar{x} \quad (10)$$

式中: $\phi \in \mathbf{R}^{N \times M}$ 为观测矩阵。进一步,令过完备字典 $D = \phi \psi$, 联合式(2)与式(10)有:

$$x = \phi \bar{x} = \phi \psi \alpha = D\alpha \quad (11)$$

为完成信号重构,采用 OMP 算法。OMP 算法通过稀疏矩阵,将高维向量转至低维向量,再通过低维向量重建高维向量信号。首先从冗余字典中选出最佳原子;然后正交化处理选出的原子,去除信号中与原子相同的成分,求残差;最后将采样值映射到已选矩阵张成的空间。对残差重复上述处理,满足迭代终止条件时退出。

式(10)的求解是个 NP-hard 问题,借助凸松弛算法,将 l_0 范数求解问题转化为求解 l_1 范数最优解问题,得:

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \|\alpha\|_1 \text{ s.t. } x = D\alpha \quad (12)$$

图 1 为 OMP 算法流程。该算法具体步骤如下:

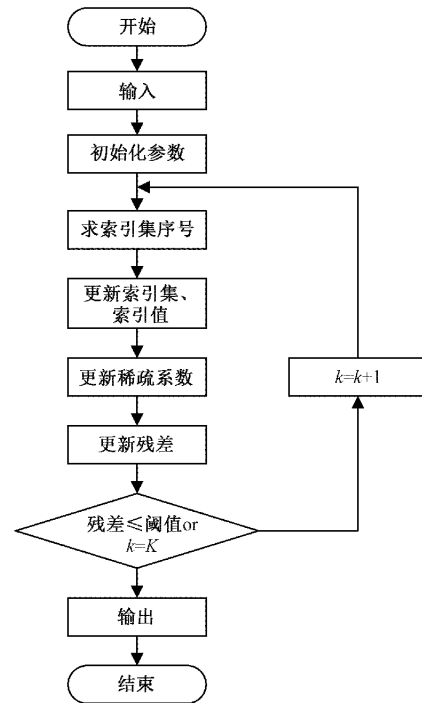


图 1 OMP 算法流程

输入: 观测向量 x , 传感矩阵 D , 稀疏度 K 。

输出: 稀疏估计 $\hat{\alpha}$, 重构信号 \hat{x} 。

步骤 1) 设置初始迭代 $k = 1$, 残差阈值为 ϵ_0 , 初始残差 $r_0 = \bar{x}$, 索引集 $\Lambda_0 = 0$, 索引值 $A_0 = 0$;

步骤 2) 第 k 次迭代中, 计算 r_{k-1} 与 D 中原子相关系数最大值, 即求解式(12)的优化问题, 求出各自对应的索引集序号 λ_k, λ_k 对应的列向量为 α_k 。求解如下:

$$\lambda_k = \operatorname{argmax} \langle |r_k, d_l| \rangle \quad (13)$$

式中: d_l 表示传感矩阵 D 第 l 列;

步骤 3) 更新索引集、索引值: $\Lambda_k = \Lambda_{k-1} \cup \lambda_k, A_k = A_{k-1} \cup \alpha_k$;

步骤 4) 运用最小二乘法更新稀疏系数:

$$\alpha_k = \operatorname{argmin} \|x - A_k \alpha\| = (A_k^T A_k)^{-1} A_k^T x \quad (14)$$

步骤 5) 更新残差: $r_k = \bar{x} - A_k \alpha_k$;

步骤 6) 当残差 $r_k \leq \epsilon_0$ 或迭代 $k = K$, 终止循环; 否则 $k = k + 1$, 返回步骤 2);

步骤 7) 输出稀疏估计 $\hat{\alpha} = \alpha_k$, 重构信号 $\hat{x} = \Psi \hat{\alpha}$ 。

通过上述操作, 获得重构信号 \hat{x} , 对此信号进行频谱分析, 识别故障特征频率, 完成轴承故障诊断。

2 仿真信号分析

为验证上文所述方法的有效性, 构造周期循环冲击响应仿真信号展开分析, 其表达式为:

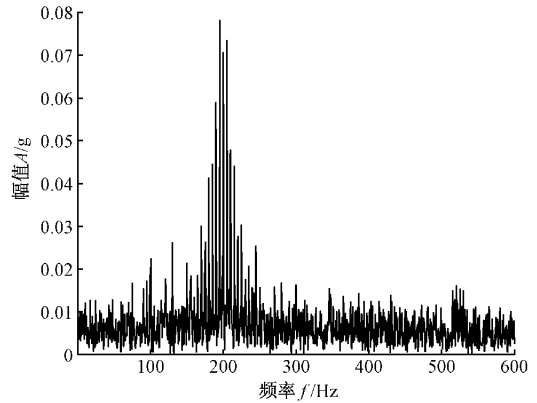
$$x(t) = \sum_j \phi(t - jT_0) + A \times n(t) = \sum_j \left[e^{\frac{-\zeta_0}{\sqrt{1-\zeta_0^2}} 2\pi f_0 (t-\tau_0-jT_0)} \times \sin 2\pi f_0 (t-\tau_0-jT_0) \right] + A \times n(t) \quad (15)$$

式中: 时间 $t \in [0, 1.7]$ s, 频率 $f_0 = 200$ Hz, 阻尼比 $\zeta_0 = 0.05$, 时滞 $\tau_0 = 0.1$ s, 周期 $T_0 = 0.2$ s, $n(t)$ 为高斯白噪声, 取 $A = 0.55$ m/s² 作为噪声幅值, 信噪比 -11.66 dB, 用 1 200 Hz 采样频率对信号 $x(t)$ 进行采样。拉格朗日乘子 $\lambda = 5.0$, 设置算法终止迭代阈值 $\epsilon = 2.5 \times 10^{-6}$ 。

通过 Matlab 软件仿真分析 Laplace 小波原子下稀疏表示对轴承仿真振动信号故障特征识别与背景噪声抑制。当信噪比 $\text{SNR} = -11.66$ dB 时, 仿真信号如图 2(a) 所示, 对应频谱如图 2(b) 所示。从频谱图中难以准确获知仿真信号特征频率。

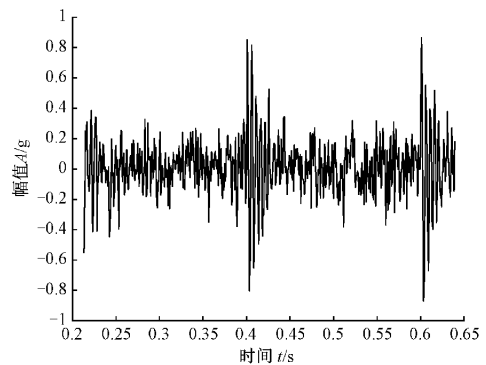
对图 2(a) 中仿真信号运用所提方法进行处理, 得到结果如图 3 所示。图 3(a) 为随机截取信号片段, 要求该片段至少包含一个振动冲击。图 3(b) 为相关滤波法寻参图, 致力于获取与信号片段相关性最高的 Laplace 小波原子参数。图 3(c) 为最佳 Laplace 小波原子, 将用于过完备字典 D 的构建。

图 4 是稀疏表示重构出的信号。图 4(a) 是重构信号波形, 对应频谱如图 4(b) 所示。通过图 4(b) 可以获知重构信

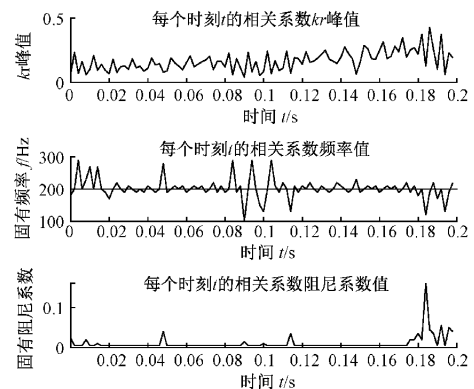


(b) 仿真信号频谱图

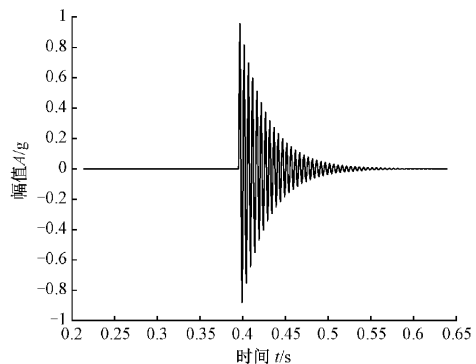
图 2 仿真信号图



(a) 截取信号片段

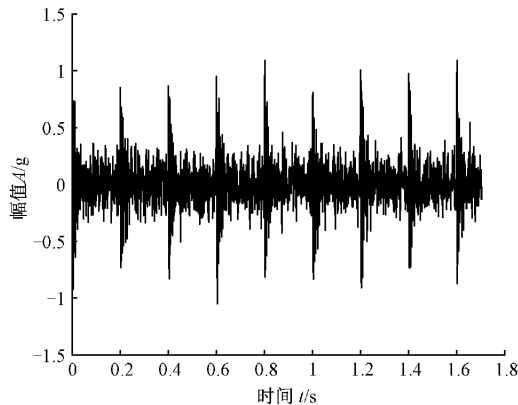


(b) 相关滤波法寻参图



(c) 最佳 Laplace 小波原子波形图

图 3 最佳小波原子图



(a) 仿真信号波形图

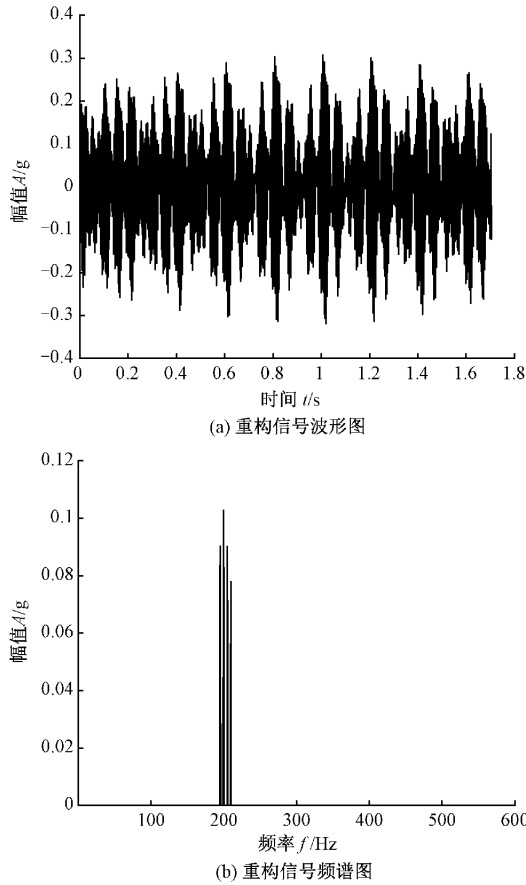


图 4 稀疏表示重构信号

号的特征频率是 199.8 Hz, 与理论值 200 Hz 高度近似。

记特征频率理论值为 f_0 , 经稀疏表示处理后的重构信号特征频率值为 f_0^* , 现定义可信水平 (confidence level, CL) 作为稀疏表示重构信号优劣程度衡量标准。可信水平表达式为:

$$CL = 1 - \frac{|f_0^* - f_0|}{|f_0|} \quad (16)$$

可信水平越接近 1, 表明重构信号与原始信号相似度越高, 稀疏表示完成信号重构的效果越好。

为进一步验证方法的有效性, 对不同噪声水平下的仿真信号进行重构, 完成频谱分析, 计算出相应的可信水平, 列入表 1。表中 A、SNR 和 CL 分别表示噪声幅值、信噪比和重构信号的可信水平。

表 1 显示, 信噪比在一定范围内变化, 从稀疏表示重构信号的频谱图中确定的特征频率值与理论值近似, 即该方法可信水平高。当噪声幅值不断减小至 0.35 m/s^2 , 信噪比为 -7.845 dB 时, 重构信号可信水平极高, 达 0.999; 当噪声幅值不断增大至 0.75 m/s^2 , 信噪比为 -14.47 dB 时, 重构信号可信水平有大幅度降低, 但仍可达 0.975。由此, 可初步得到: 背景噪声对故障冲击振动信号的有效提取干扰不大, 稀疏表示能够在保留故障特征的同时完成对振动冲击的信号重构, 有助于进一步提取特征频率, 有效实现故障诊断。

表 1 不同信噪比下仿真信号的稀疏表示结果

幅值 $A/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	信噪比 SNR/dB	可信度 CL
0.35	-7.85	0.999
0.45	-10.03	0.999
0.50	-10.94	0.999
0.55	-11.66	0.999
0.60	-12.53	0.999
0.65	-13.22	0.975
0.75	-14.47	0.975

为进一步说明本文所提出的基于 Laplace 小波基构造过完备字典方法的优越性, 与已有研究中的过完备随机字典、DCT 过完备字典作为稀疏字典, 进行实验对比。图 5 为随机字典下的仿真重构信号波形及其频谱图; 图 6 为 DCT 字典下的重构信号波形及频谱图。从运行时间和可信水平两个指标衡量不同稀疏字典重构信号的优劣, 列出表 2。

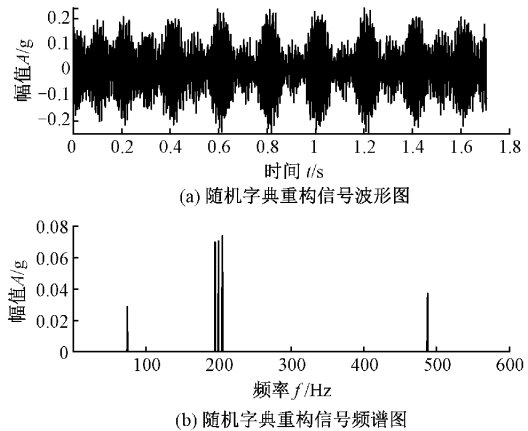


图 5 随机字典重构信号及其频谱图

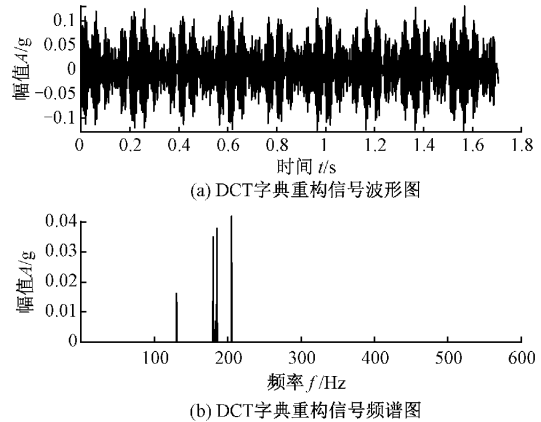


图 6 DCT 字典重构信号及其频谱图

经上述分析可知, 本文所构造字典运用到信号处理过程中, 相比于以往的随机字典、DCT 字典, 在运行时间与可信水平上均有明显优势。

表 2 不同完备字典下仿真信号的稀疏表示结果

	随机字典	DCT 字典	本文构造字典
运行时间/s	0.417	0.436	0.217
可信水平	0.975	0.974	0.999

3 轴承实验数据分析

为验证所提方法处理实际轴承故障振动信号的可行性,搭建轴承实验台,分别完成对轴承外圈、内圈、滚动体的局部故障特征提取。数据获取搭建的实验台如图 7 所示,左侧是一个 2 马力(1 HP=746 W)的电机,中间是转矩传感器,右侧是功率计。实验中使用电火花加工技术在 SKF 轴承上制造故障直径 0.007 英寸(1 英寸=2.54 cm)的单点故障。驱动端轴承型号是 6205-2RS JEM SKF,深沟球轴承,接触角是 0,滚球个数是 9。滚动轴承相关结构参数如表 3 所示(单位:英寸)。

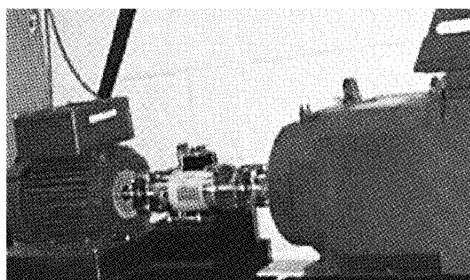


图 7 轴承试验台

表 3 滚动轴承相关结构参数

内径	外径	厚度	滚球直径	轴承节径
0.984 3	2.047 2	0.590 6	0.312 6	1.537

试验时设置电机负载为 0 HP,转速 1 797 rpm,采样频率 12 kHz,经计算得到轴承外圈、内圈和滚动体特征频率理论值分别是 107.36、162.19 和 70.58 Hz。

3.1 轴承外圈故障特征提取

在轴承实验数据中,随机选取对应外圈故障的数据点 4 096 个。图 8 为轴承外圈振动信号时域波形及其包络谱图,时域波形同时包含冲击特征和大量干扰噪声,包络谱中也能看到除故障特征频率外还包含一定的干扰频率,不利于确定特征频率。

用所提方法进行稀疏分解,对信号进行重构,再对重构信号包络分析,结果如图 9 所示。图 9(a)是重构信号,图 9(b)是图 9(a)中信号对应的包络谱,干扰成分极大抑制,此时特征频率凸显为 108.4 Hz。实际情况测量的故障频率虽然与理论计算间存在一定偏差,但在可接受范围内,可以确定是轴承外圈故障。表明本文所提方法对噪声抑制有效,对轴承外圈故障诊断具有一定的优势。

分别以随机字典、DCT 字典、本文构造字典进行实验,

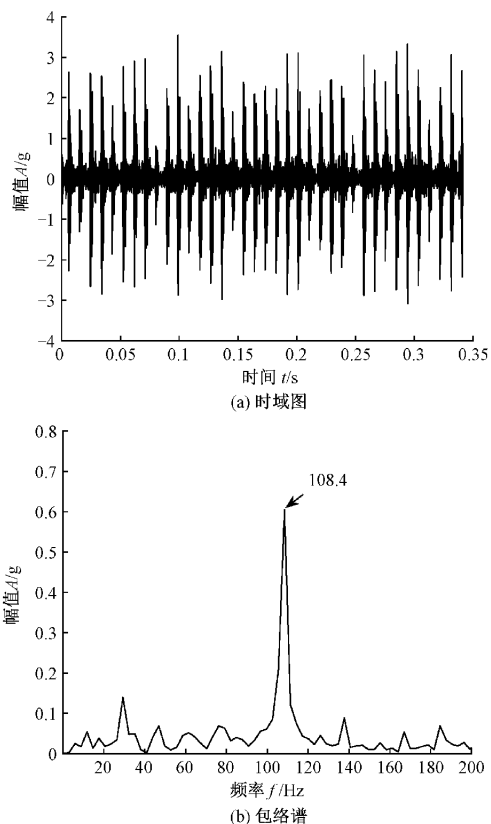


图 8 轴承外圈故障振动信号

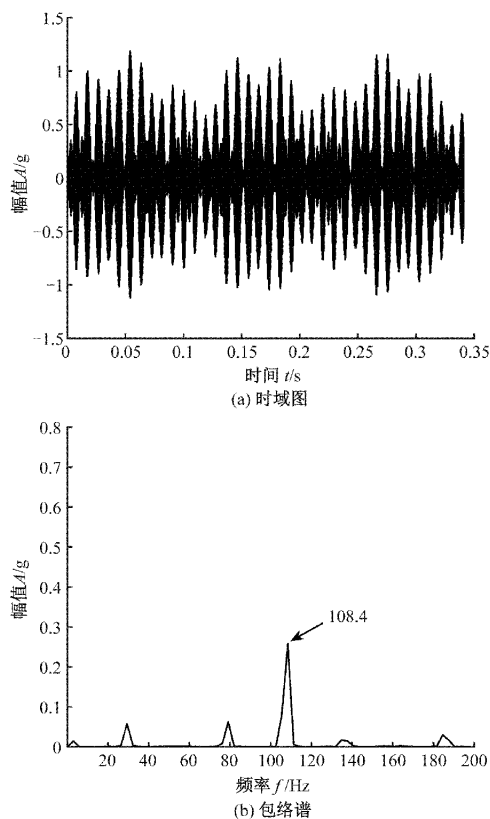
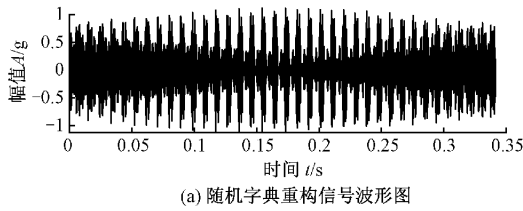
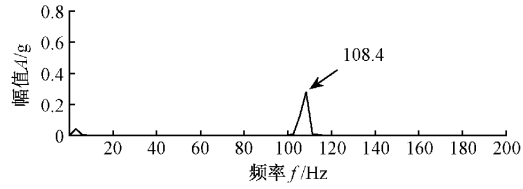


图 9 轴承外圈稀疏重构信号

对比优劣。图 10 与 11 分别为随机字典、DCT 字典下的重构信号波形及对应频谱图。表 4 为不同过完备字典下外圈振动信号的稀疏表示结果。

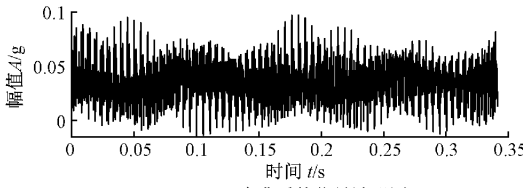


(a) 随机字典重构信号波形图

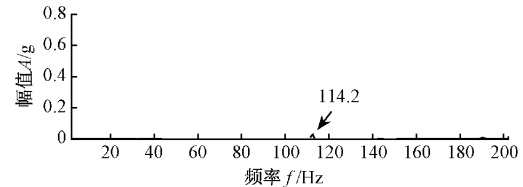


(b) 随机字典重构信号包络谱

图 10 随机字典重构信号及其频谱图



(a) DCT字典重构信号波形图



(b) DCT字典重构信号包络谱

图 11 DCT 字典重构信号及其频谱图

表 4 不同过完备字典下外圈振动信号的稀疏表示结果

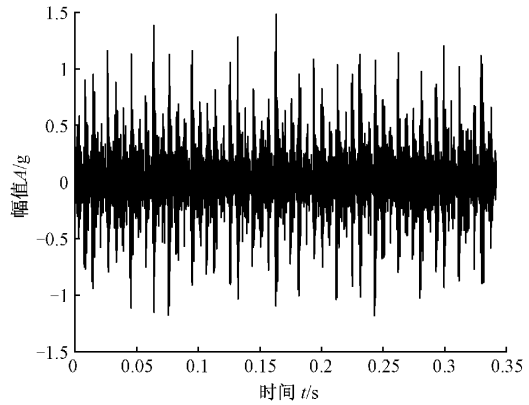
	随机字典	DCT 字典	本文构造字典
运行时间/s	0.892	0.941	0.757 1
可信水平	0.990 3	0.936	0.990 3

由以上可知,本文所构造字典在稀疏表示信号处理中精度最高、速度最快。

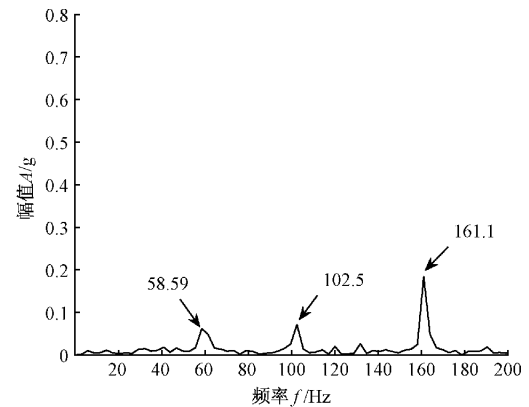
3.2 轴承内圈故障特征提取

在轴承数据中,再次随机选取对应内圈故障数据点 4 096 个。图 12 为轴承内圈振动信号时域波形及其对应包络谱图,时域波形同样包含冲击特征和干扰噪声,包络谱图中包含故障特征频率和无关频率,不利于确定特征频率。

同样以所提方法完成稀疏表示、信号重构,再对重构信号进行包络分析,如图 13 所示。图 13(a)是重构信号,图 13(b)是对图 13(a)中信号包络分析得到的包络谱,特征频率明显,干扰成分被极大抑制。特征频率为 161.1 Hz,这与理论计算值 162.19 Hz 极为接近,可以确定是轴承外



(a) 时域图



(b) 包络谱

图 12 轴承内圈故障振动信号

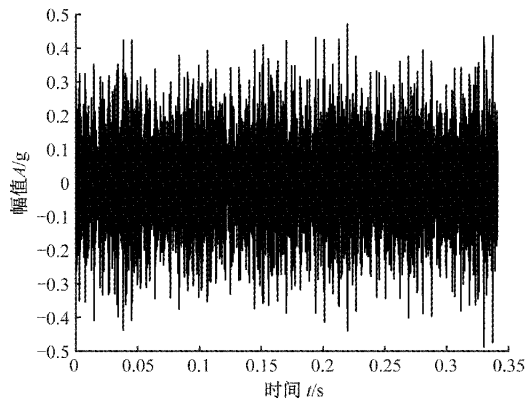
圈故障。显示出所提方法对轴承内圈故障诊断具有优势。

分别以随机字典、DCT 字典进行实验,图 14 与 15 分别为对应的重构信号波形及其频谱图,对比优劣。

不同字典下内圈振动信号的稀疏表示结果如表 5 所列。由此可知,本文所构造的字典可以在保证诊断精度的同时,减少计算耗时。而此时,DCT 字典已经无法有效提取故障特征频率。

3.3 轴承滚动体故障特征提取

为进一步验证所提方法的有效性,在实验所得数据中



(a) 时域图

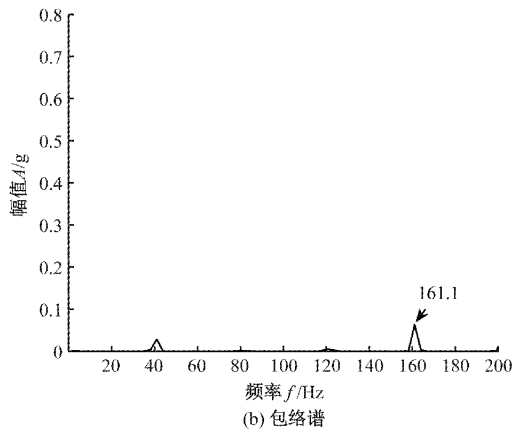


图 13 轴承内圈稀疏重构信号

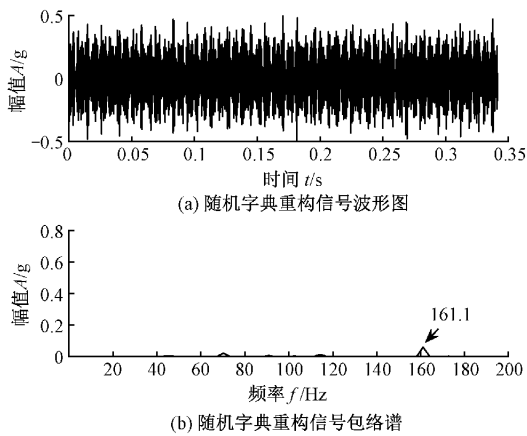


图 14 随机字典重构信号及其包络谱图

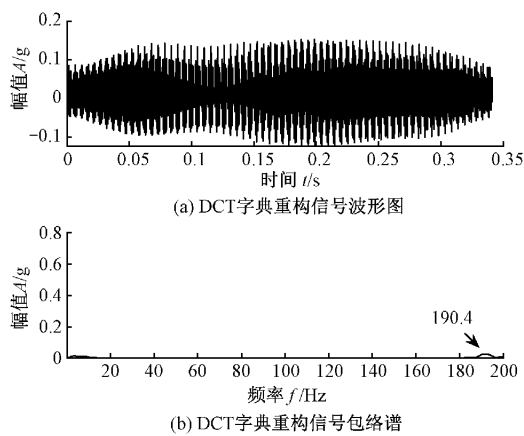


图 15 DCT 字典重构信号及其包络谱图

表 5 不同过完备字典下内圈振动信号的稀疏表示结果

	随机字典	DCT 字典	本文构造字典
运行时间/s	0.958	1.024	0.659
可信水平	0.993	0.826	0.993

再次随机选取对应滚动体故障数据 4 096 个进行检验。

图 16 为轴承滚动体振动信号时域波形及其相应包络谱图，故障特征频率从图中无法确定。

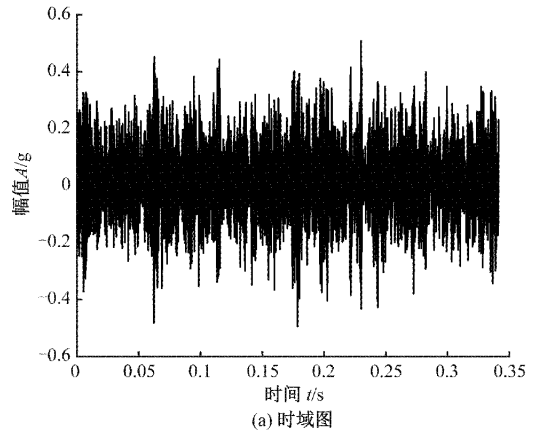
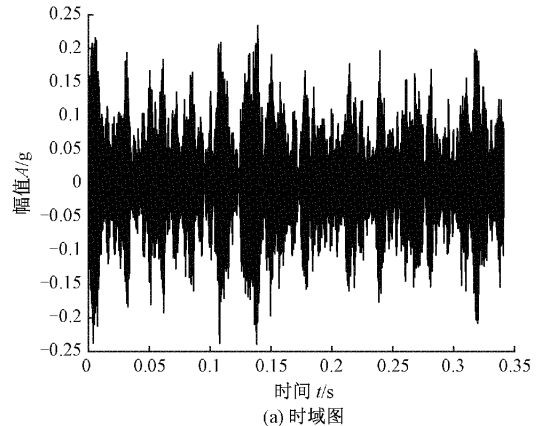


图 16 轴承滚动体故障振动信号

以所提方法依次完成稀疏表示、信号重构、包络分析，如图 17 所示。图 17(a)为重构信号，图 17(b)是包络谱。图 17(b)中可以找出故障特征频率，干扰成分很大程度上被抑制。特征频率为 70.31 Hz，确定为滚动体故障，与理论计算值 70.58 Hz 相近，在接受范围内。这表明所提方法对轴承滚动体故障诊断具有明显优势。

以过完备随机字典、DCT 过完备字典作为稀疏字典分别进行实验，图 18 与 19 为相应的重构信号及其频



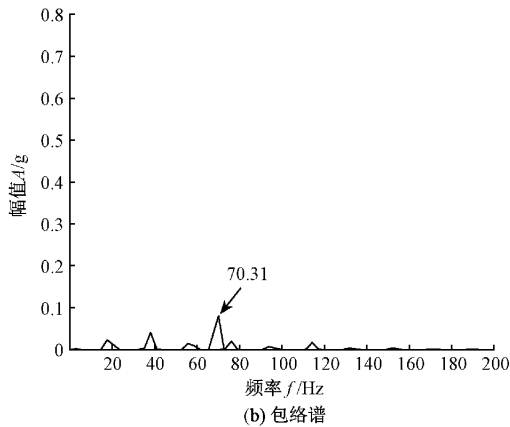


图 17 轴承滚动体稀疏重构信号

谱图。将稀疏表示结果列入表 6。经分析可知,对于轴承滚动体故障信号,DCT 字典已无法完成对于振动信号的有效重构与特征提取;用随机字典作为稀疏字典进行实验,也不能取得良好的诊断效果;而运用本文方法所构建的字典进行实验,依然能够提取出特征频率,完成诊断。

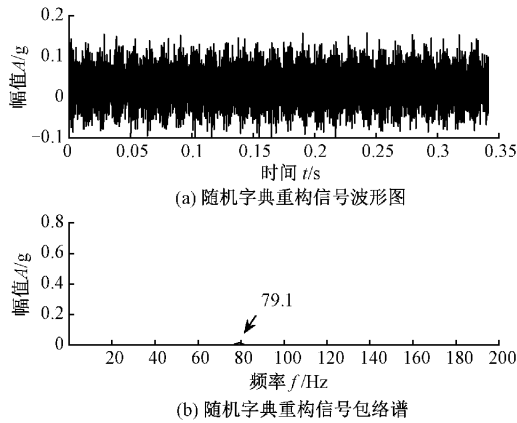


图 18 随机字典重构信号及其包络谱图

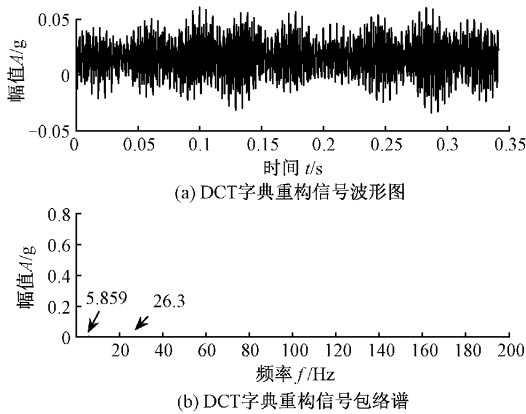


图 19 DCT 字典重构信号及其包络谱图

此外,对于轴承处在其他负载、故障直径情况下的数据进行测试,结果显示所提方法均能抑制噪声等无关成分,有

表 6 不同过完备字典下滚动体振动信号的稀疏表示结果

	随机字典	DCT 字典	本文构造字典
运行时间/s	0.823	0.945	0.619 6
可信水平	0.879 3	/	0.996

助于确定故障特征频率,并表现出良好的诊断效果。以上,验证所提方法可以有效提取出轴承故障特征频率,进而确定所属故障类型。

4 结 论

本文以稀疏表示理论为基础,提出 Laplace 小波原子下的过完备字典构建方法,介绍正交匹配追踪这一稀疏编码算法,实现对轴承故障振动信号的重构。

采用相关滤波法获取与振动信号特性最为相似的最佳 Laplace 小波原子,将其扩展成具有不同时移变量的过完备字典;运用正交匹配追踪算法求解出稀疏系数,对信号进行重构;用包络分析进行背景噪声下故障特征的提取与识别。

对仿真信号的研究表明稀疏表示方法具有噪声抑制能力,有利于频谱分析,有助于故障特征频率的确定。将 Laplace 小波原子构造稀疏字典,对轴承故障信号稀疏重构,应用于特征提取,实验结果表明,所提方法有助于提取出轴承外圈、内圈、滚动体发生故障时的冲击成分,进而辨识出故障类型。

参 考 文 献

- [1] 陈向民,于德介,罗洁思. 基于信号共振稀疏分解的包络解调方法及其在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2012, 25(6): 628-636.
- [2] ADELIPOUR S, GHASSEMINAN H. Building detection in very high resolution SAR images via sparse representation over learned dictionaries [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(12): 4808-4817.
- [3] 李帅永,毛维培,程振华,等. 基于 VMD 和 K-SVD 字典学习的供水管道泄漏振动信号压缩感知方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 49-60.
- [4] 樊微,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]. 机械工程学报, 2015, 51(15): 110-118.
- [5] CAI G G, CHEN X F, HE Z J. Sparsity-enabled signal decomposition using tunable Q-factor wavelet transform for fault feature extraction of gearbox[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1): 34-53.
- [6] HUANG W G, LI S J, FU X Y, et al. Transient extraction based on minimax concave regularized sparse representation for gear fault diagnosis [J].

- Measurement, 2019, 151.
- [7] WANG S, SELESNICK I, CAI G, et al. Nonconvex sparse regularization and convex optimization for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transaction on Industrial Electronics, 2018, 65(9): 7332-7342.
- [8] 孔舒亚, 白新有, 王亮, 等. 基于压缩感知的 SAR 自适应窄带干扰抑制方法[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(7): 65-69.
- [9] 李亚娟. 结合全局和局部稀疏表示的 SAR 图像目标识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 165-171.
- [10] 刘小峰, 黄洪升, 柏林, 等. 循环脉冲指数最大化的共振稀疏分解法及应用[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 209-217.
- [11] 王端民. 基于稀疏分解的航空装备机电故障检修仿真[J]. 计算机仿真, 2021, 38(1): 37-41.
- [12] 孙婷. 基于压缩感知的移动通信信道估计方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(4): 32-36.
- [13] 孟宗, 殷娜, 李晶. 基于信号稀疏表示和瞬态冲击信号多特征提取的滚动轴承故障诊断[J]. 计量学报, 2019, 40(5): 855-860.
- [14] 郑胜, 刘韬, 刘畅, 等. 基于级联过完备字典稀疏表征的滚动轴承复合故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(10): 174-179.
- [15] 王林, 蔡改改, 高冠琪, 等. 基于改进 MP 的稀疏表示快速算法及其滚动轴承故障特征提取应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(3): 176-182.
- [16] 黄伟国, 李仕俊, 毛磊, 等. 多源稀疏优化方法研究及其在齿轮箱复合故障检测中的应用[J]. 机械工程学报, 2021, 57(7): 87-99.
- [17] ZHAO Y B. New and improved conditions for uniqueness of sparsest solutions of underdetermined linear systems [J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 224: 58-73.

作者简介

王伟, 硕士研究生, 主要研究方向为机械信号处理与分析、故障诊断。

E-mail: ww05@stu.xju.edu.cn

马萍(通信作者), 硕士生导师, 博士, 副教授, 主要研究方向为机械信号处理与分析、深度学习、大数据下智能故障诊断与状态监测。

E-mail: maping@xju.edu.cn

王聪, 博士生导师, 博士, 副教授, 主要研究方向为非线性系统动力学分析、智能控制、群智能优化算法等。

E-mail: 641087385@qq.com