

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003086

一种改进的 MP-WVD 滚动轴承信号时频分析方法^{*}

王思豪^{1,2} 王晓东^{1,2} 李卓睿^{1,2} 马 军^{1,2} 杨潇谊^{1,2}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2. 云南省矿物管道输送工程技术研究中心 昆明 650500)

摘 要:针对魏格纳维利分布(WVD)方法直接对轴承振动信号进行分析时存在交叉干扰项的问题,提出一种基于改进匹配追踪(matching pursuit,MP)算法与WVD的滚动轴承信号时频分析方法。首先,根据对轴承振动信号的分析,确定MP算法中字典原子的基函数,并通过相关滤波法确定原子参数,完成字典构造。然后,利用快速傅里叶变换(fast Fourier Transform,FFT)计算信号与字典中原子的互相关谱,替代MP算法中的内积运算,对信号进行稀疏表示,迭代过程中根据残差信号的频谱更新字典中的频率参数。最后,对稀疏表示结果中的原子进行WVD计算,并以原子对应系数为权重将各原子的时频表示线性叠加,完成信号的时频分析。实验结果表明,有效提高了MP算法的计算速度,并且与3种WVD改进算法相比,本文方法时频分析结果的时频聚集程度更高,可以更好地克服WVD方法中的交叉干扰项,为滚动轴承信号的时频分析提供新的解决方法。

关键词:滚动轴承;时频分析;匹配追踪;魏格纳维利分布

中图分类号: TH213.3; TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 410.1520

Improved MP-WVD time-frequency analysis method for rolling bearing signal

Wang Sihao^{1,2} Wang Xiaodong^{1,2} Li Zhuorui^{1,2} Ma Jun^{1,2} Yang Xiaoyi^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Engineering Research Center for Mineral Pipeline Transportation of Yunnan Province, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problem of cross interference in the analysis of bearing vibration signals by Wigner-Ville distribution (WVD) method, a time-frequency analysis method based on improved matching pursuit (MP) algorithm and WVD is proposed. Firstly, based on the analysis of bearing vibration signal, the basis function of dictionary atoms in the MP algorithm is determined, and atomic parameters are determined by correlation filtering method to complete the dictionary construction. Then, fast Fourier transform (FFT) is used to calculate the cross-correlation spectrum between the signal and the atoms in the dictionary, and instead of the inner product operation in MP algorithm, the signal has the sparse representation, and the frequency parameters in the dictionary are updated according to the spectrum of the residual signal during the iteration process. Finally, the atoms in the sparse representation results are calculated by WVD, and the time-frequency representation of each atom is linear overlapping with the corresponding atomic coefficient as the weight to complete the time-frequency analysis of the signal. The experimental results show that it effectively improves the computing speed of MP algorithm, and compared with other three improved WVD algorithms, the time-frequency aggregation degree of the time-frequency analysis results of this paper method is higher, which can better overcome the cross interference term in the WVD method, and provide a new solution for the time-frequency analysis of the rolling bearing signal.

Keywords: rolling bearing; time-frequency analysis; matching pursuit; Wigner-Ville distribution (WVD)

0 引言

滚动轴承是旋转机械中最常用的零部件之一,也是旋转机械系统中的易损件之一。轴承的缺陷或损伤往往会导致机器剧烈振动并产生噪声,严重则会导致设备的损坏,造成经济损失。因此,对滚动轴承采取故障诊断措施至关重要^[1]。

滚动轴承的振动信号一般表现为非平稳特性,传统时、频域分析方法,仅能单独分析时域或者频域的特征,难以描述信号的时频关系。而时频分析能够揭示信号频率随时间变化的规律,是目前非平稳信号最为完整的表达方式^[2]。为了分析非平稳振动信号,很多学者将时频分析方法,如小波变换(wavelet transform, WT)和短时傅里叶变换(short time Fourier transform, STFT)等应用在机械故障诊断领域^[3-5]。但是,STFT方法通过在时域加入滑动窗来实现信号频谱的计算,时间和频率的分辨率受测不准原理的约束,无法同时兼顾并达到最优。另外,由于STFT对信号进行了分段加窗操作,导致该方法还存在窗口大小难以确定的问题^[6]。同样,小波变换也存在时间分辨率和频率分辨率无法同时达到最优的缺陷。

鉴于此,有学者引入WVD方法对滚动轴承的振动信号进行时频分析,进而完成轴承的故障诊断^[7]。WVD是一种双线性时频分析方法,具有较高的时频聚集性,但WVD在处理具有多个分量的信号时,会在每两个分量之间产生一个新的交叉干扰项,对信号的有用成分造成严重的混淆现象^[8]。

针对WVD方法处理多分量信号时存在交叉干扰项的问题,学者们提出多种抑制交叉干扰项的方法,主要可分为核函数法和信号分解法两类。核函数法中最具代表性的是平滑伪魏格纳维利分布(smooth and pseudo Wigner-Vill distribution, SPWVD)^[9],该方法的本质是在WVD的基础上使用平滑操作消除交叉干扰项,但未从交叉干扰项的产生原因入手,因此该方法往往难以完全去除交叉干扰项。信号分解方法从WVD的计算原理出发,从根源抑制交叉干扰项的产生。WVD在处理单分量信号时不会产生交叉干扰项,并且根据文献[10],WVD属于双线性时频分析方法,满足线性叠加原理,因此可以将具有多个分量的轴承信号分解为单分量信号分别进行WVD处理,再将处理结果线性叠加,从而达到抑制交叉干扰项产生的目的。文献[11-12]分别使用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法将信号分解为多个本征模态分量(intrinsic mode function, IMF),再对各分量分别进行WVD并叠加到同一时频图像中,有效抑制了各IMF之间的交叉项干扰。然而,EMD和VMD

方法都只能将信号分解为不同频段的分量,而同一频段的信号仍可能具有多个冲击分量,导致该方法无法完全消除交叉干扰项。

针对上述方法的不足,学者将信号稀疏表示方法与WVD结合对信号进行时频分析。文献[13]利用基追踪去噪(base pursuit denoising, BPDN)方法对轴承信号进行稀疏表示,并使用WVD方法对稀疏表示结果进行分析,有效消除了信号同一频段间的交叉干扰项。但是,BPDN属于并行算法,计算量大,致使该方法分析速度大大降低。文献[14]提出了MP算法,该方法属于串行算法,其计算量小于BPDN,目前已经广泛应用于机械故障诊断领域。文献[15]对齿轮故障信号进行分析,针对其特点提出了基于可调Q因子小波变换的稀疏分解算法。文献[16]提出了基于相干累积量分段正交匹配追踪算法,对轴承振动信号进行稀疏表示。尽管MP算法在信号分解方面取得了良好的效果,但是该算法每一次迭代都需进行信号与过完备字典库中各原子的内积计算,这将会增加算法的运算量,影响算法计算效率。此外,MP算法计算过程中,每次迭代都会产生残差信号,下一次迭代将会对残差信号进行匹配追踪,如果仍使用根据原始信号构造的字典,将导致字典与残差信号的匹配性降低,影响稀疏表示效果。

针对以上问题,本文首先从字典构造和计算方法两方面对MP算法进行改进,提高MP算法的计算速度,然后通过改进的MP算法对轴承信号进行稀疏表示,最后使用WVD分别计算稀疏表示结果的时频分布并叠加到同一时频图像中,完成信号的时频分析。仿真分析及实验表明,通过本文方法对滚动轴承振动信号进行时频分析,可得到时频聚集性高,且无交叉干扰项的时频图像。

1 基本理论

1.1 WVD

WVD是一种双线性时频分布,具有较高的时频聚集性。对于一个信号 z ,其WVD如下式所示:

$$W_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (1)$$

式中: $z^*(t)$ 为 $z(t)$ 的复共轭。

虽然WVD具有很好的时频分辨率,但其分布本质上并不是线性的。设 $z(t) = z_1(t) + z_2(t)$,则:

$$\begin{aligned} W_z(t, f) = & \int_{-\infty}^{\infty} \left[z_1\left(t + \frac{\tau}{2}\right) + z_2\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \right] \left[z_1^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) + \right. \\ & \left. z_2^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \right] \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau = WZ_1(t, f) + WZ_2(t, f) + \\ & 2\text{Re}[WZ_1, Z_2(t, f)] \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $2\text{Re}[WZ_1, Z_2(t, f)]$ 为交叉干扰项,存在于信号的

两个分量之间。该成分会造成虚假的时频谱值分布,进而影响 WVD 方法对信号的准确分析。

根据 WVD 的计算原理,交叉干扰项产生的原因是信号中存在两个及以上分量。通过与文献[11-12]的对比发现,MP 可以有效将信号分解为单一分量,进而对其进行 WVD 可以避免交叉干扰项的产生。

1.2 稀疏分解方法及其改进

MP 是稀疏分解算法中最常用的方法之一,其具体步骤参考文献[17]。

对于待分解信号 y , 经过 M 次稀疏分解后,可得:

$$y \approx \sum_{k=0}^{M-1} \langle R^k y, g_{rk} \rangle g_{rk} \quad (3)$$

式中: $R^k y$ 为 k 次迭代后的残差; g_{rk} 为第 k 次迭代的最佳原子。

MP 算法主要存在两个问题:1) 如何构造适合信号瞬态成分特点的过完备字典库 D , 使信号稀疏表示后系数的稀疏度高;2) 算法求解过程中要进行多次高维空间的内积运算,导致稀疏表示运算速度慢。

对于字典构造问题,由于滚动轴承故障信号具有单边衰减特性,根据文献[18]选取 Laplace 小波作为原子函数,字典 D 为具有不同时移参量的原子库。Laplace 小波解析表达式为:

$$D(t, \tau) = \psi(f, \xi, \tau, t) =$$

$$\begin{cases} A \exp\left(\frac{-\xi}{\sqrt{1-\xi^2}}\right) \cdot 2\pi f(t-\tau) \sin 2\pi f(t-\tau), t \geq \tau \\ 0, t \leq \tau \end{cases} \quad (4)$$

式中: f 表示原子的频率; ξ 表示粘滞阻尼比; τ 表示小波的起始时刻; 系数 A 用于归一化小波函数。

为减小字典中原子的数量,降低算法计算量,本文采用相关滤波法确定 Laplace 函数中参数 f 和 ξ 的取值。相关滤波法通过改变字典库中小波原子函数的参数 τ , 使其在信号的整个时间历程上进行平移,并计算信号与每个小波原子的内积。内积最大值对应的小波原子与轴承信号最接近,从而得到最优小波参数 $\bar{\xi}, \bar{f}$, 最优 Laplace 小波原子记作 $\bar{d}(t, \tau)$, 对 $\bar{d}(t, \tau)$ 按不同时移变量进行张成,可得字典 $D(t, \tau) = \{\psi(\bar{f}, \bar{\xi}, \tau, t)\}$ 。

使用 MP 算法对信号进行稀疏表示时,每一次迭代都会产生残差信号,并且下一次迭代将对残差信号进行匹配追踪,而此时残差信号的频率成分已经改变,使用原始的小波字典可能降低残差信号与原子之间的匹配性。针对该问题本文选取残差信号频率的最大值替换频率参数,重新构造小波冗余基底,使得该字典中的原子与残留信号具有更好的匹配性。

MP 算法的计算过程中,要在高维空间内进行多次内积运算,导致其计算速度较慢。由文献[19]可知,对信号进行稀疏分解时,如果使用相同方法对 Laplace 字典

库中的参数 (f_k, ξ_k, t_k) 进行选取,则可通过对参数 $\tau_k = N/2$ 的原子进行平移,得到参数为 $(f_k, \xi_k, \tau_k, t_k)$ 的原子 ($\tau_k \neq N/2$)。参数为 (f_k, ξ_k, t_k) 的原子 g_r , 将与信号进行 N 次内积运算,而由于参数 τ_k 是从 0 到 $N-1$ 连续取值,因此,可将 N 次内积运算 $\langle R^k y, g_r \rangle$ 替换为两向量 $R^k y$ 和 g_r 之间的一次互相关运算。考虑到 FFT 具有快速计算的特性,本文通过 FFT 完成互相关谱计算,以替换多次内积运算,极大地降低了算法的复杂程度,不仅可以保持算法原有性能,还有效提高了算法的计算效率。

综上所述,本文从字典构造和计算过程两方面对 MP 算法进行改进,提高算法的分解效果和计算效率。

1.3 基于稀疏表示和 WVD 的时频分析方法

使用改进 MP 算法对信号进行求解,可以将式(3)中的信号表示为以下形式:

$$y = \sum_{k=0}^{M-1} x_k g_{rk} \quad (5)$$

式中: $x_k = \langle R^k y, g_r \rangle$ 为各原子对应的稀疏系数。

第 i 个原子的 WVD 被定义为:

$$W_i(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} g_{ri}\left(t + \frac{\tau}{2}\right) g_{ri}^*\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \exp(-j2\pi f\tau) d\tau \quad (6)$$

由于稀疏表示过程中每次迭代是使用信号或残差信号减去最佳原子与系数的乘积。所以,通过叠加每个原子的时频分布与对应稀疏系数的乘积,可以对信号的时频图像进行还原,实现完整信号的时频分析。

$$STF_y = \sum_{k=0}^{M-1} x_k W_i \quad (7)$$

式中: W_i 表示第 i 个原子的 WVD。

2 基于改进 MP 算法和 WVD 的时频分析方法

本文提出了一种基于改进 MP 和 WVD 的滚动轴承振动信号时频分析方法并应用于滚动轴承故障诊断,其具体流程如图 1 所示。

具体实现过程如下:

- 1) 获取原始滚动轴承振动信号,使用改进的 MP 算法将其表示为稀疏原子和稀疏系数的形式;
- 2) 使用 WVD 方法对各稀疏原子进行时频分析;
- 3) 以稀疏原子对应的稀疏系数为权重将各原子的时频分析结果进行叠加。

其中改进 MP 算法具体步骤如下:

- 1) 截取长度为 N 的轴承振动信号 y , 使用相关滤波法确定 Laplace 小波函数中的粘滞阻尼比系数 ξ 和频率参数 f , 改变小波的位置参数张成过完备字典库 D ;
- 2) 使用 FFT 算法求解字典库中位移参数为 $N/2$ 的

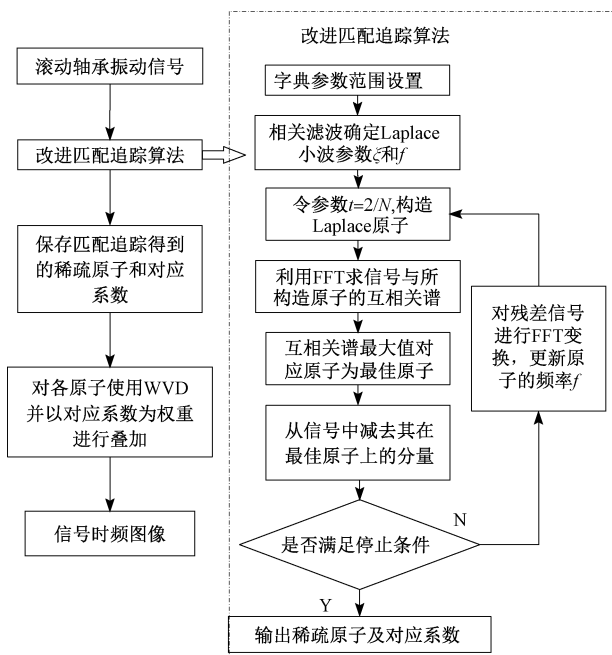


图 1 改进 MP 算法与 WVD 的时频分析方法流程

Fig. 1 Flow chart of improved MP algorithm and WVD time-frequency analysis method

原子与振动信号的互相关谱,提出互相关谱绝对值最大值所对应的原子,将其与相应系数进行乘积运算,则残差信号为原始轴承振动信号与该乘积结果的差;

3) 判断是否满足停止条件,若满足则输出每次迭代的原子和对应参数,若不满足则利用 FFT 求残差信号的频谱,取其最大值替代字典中的频率参数 f 重新构造字典并执行步骤 2)。根据文献[20],本文使用重构信号与原信号相关系数 >0.9 作为停止条件。

3 仿真分析

为验证本文方法可有效抑制 WVD 的交叉干扰项,对循环多冲击响应仿真信号进行分析,根据文献[21]构造仿真信号表达式为:

$$x(t) = x_1 + x_2 + A_n n(t) \quad (8)$$

$$x_1 = \sum_j \varphi(t - jT_0) = \sum_j \left[e^{\frac{-\xi_0}{\sqrt{1-\xi_0^2}} 2\pi f_0(t-\tau_0)} \times \sin 2\pi f_0(t - \tau_0 - jT_0) \right] \quad (9)$$

$$x_2 = \sum_j \varphi(t - jT_0) = \sum_j \left[e^{\frac{-\xi_0}{\sqrt{1-\xi_0^2}} 2\pi f_1(t-\tau_0)} \times \sin 2\pi f_1(t - \tau_0 - jT_0) \right] \quad (10)$$

式中:时间 $t \in [0, 1]$ s, $f_0 = 200$ Hz, $f_1 = 600$ Hz, $\xi_0 = 0.05$, $\tau_0 = 0.1$ s, $T_0 = 0.2$ s, $n(t)$ 为高斯白噪声, A_n 为噪声幅值。当信噪比 $SNR = -10$ dB, $A_n = 0.1$ m/s², 采样频率为

2 000 Hz 时,不含噪声信号与含噪声信号的时域波形分别如图 2(a) 和 (b) 所示。

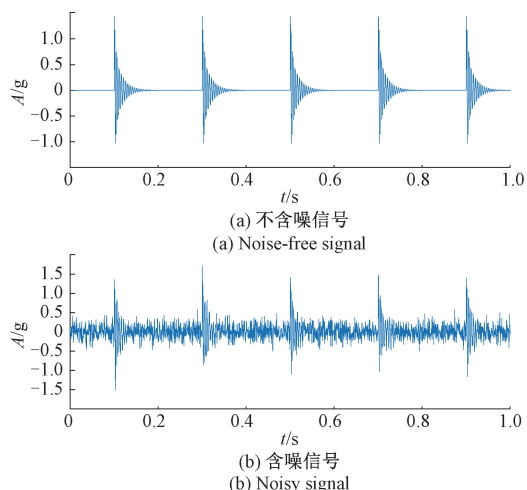


图 2 信号的时域图

Fig. 2 Time domain waveform of the signal

使用本文方法对图 2(b) 的含噪仿真信号进行时频表示。首先确定字典中原子参数范围 $\xi \in [0 : 0.01 : 0.2]$, $\tau \in [0 : 1/f_s : 1]$, $f \in [0 : 10 : 1\,000]$, 使用相关滤波法确定 Laplace 原子参数,初始频率参数 $f = 610$ Hz,构造字典。然后,使用本文方法将信号表示为稀疏原子和对应系数的形式。最后将各原子进行 WVD,并与对应系数相乘叠加到一幅时频图像中,如图 3(a) 所示。从图 3(a) 可见本文方法能够清晰的观察到信号具有 5 个周期,且频率集中在 200 和 600 Hz 两个频段附近,这与信号的参数相一致。

作为对比,使用 WVD、SPWVD、VMD-WVD 和 EMD-WVD 方法对信号进行时频分析,结果如图 3(b) ~ (e) 所示。从图 3(b) 可见,WVD 方法受交叉干扰项的影响极为严重,仿真信号的频率为 200 和 600 Hz,但是 WVD 时频图在中间产生了频率为 400 Hz 的交叉干扰项。并且本文构造的信号具有 5 个周期,而使用 WVD 方法在每两个周期之间产生了一个新的交叉干扰项,导致结果具有 9 个周期。其余 3 种方法都较 WVD 有所改善,其中,VMD-WVD 和 EMD-WVD 方法有效抑制了各频段间的交叉干扰项影响,但是其分解方法并不能将每个频段内的多个分量进行分解,所以结果仍然具有 9 个周期,未消除时间轴方向的交叉干扰项。SPWVD 方法的结果一定程度上抑制了交叉干扰项,但其计算过程中的加窗步骤导致时频图像的时频聚集性有所降低。

为了更好的说明本文方法的优越性,引入 Rényi 熵定量评估时频谱的复杂程度和所含信息量。Rényi 熵是 Shannon 熵的广义形式,Shannon 熵是 Rényi 熵在 $\alpha \rightarrow 1$ 时的极限,Rényi 熵更具普适性,其值越小,说明信号时频

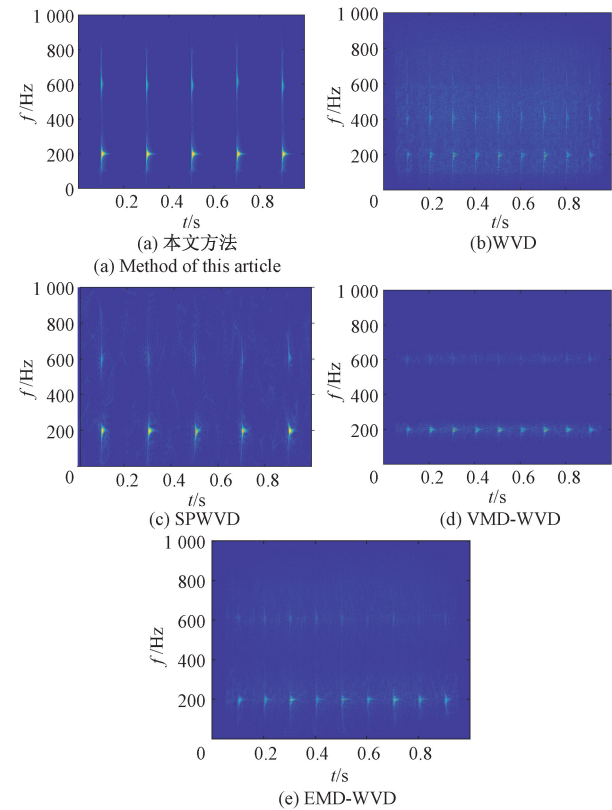


图 3 不同方法对仿真信号的时频表示

Fig. 3 Time-frequency representation of simulated signals by different methods

图像的复杂程度越低,时频聚集程度越高;反之,则复杂程度越高,能量分布越均匀,聚集性越差^[22]。信号时频谱 $TF_y(t, f)$ 的 Rényi 熵定义为:

$$H_{\alpha}(TF_y) = \frac{1}{1 - \alpha} \log_b \iint TFR_s^{\alpha}(t, f) dt df \quad (11)$$

式中: α 为 Rényi 熵的阶次,一般取 3;对数底 b 一般取 2。采用不同时频分析方法对仿真信号进行分析产生的时频图像 Rényi 熵如表 1 所示。

表 1 不同方法时频分析结果的 Rényi 熵值
Table 1 Rényi entropy of results analyzed by different methods

方法	WVD	EMD-WVD	VMD-WVD	SPWVD	本文
Rényi 熵	5.739 3	5.103 3	4.832 0	4.580 1	4.453 0

从表 1 可知, WVD 方法时频分析结果的 Rényi 熵值明显大于其他方法, 其原因是 WVD 方法存在严重的交叉干扰项, 导致时频谱的复杂程度变高, 能量分布均匀, 时频聚集性低。VMD-WVD 和 EMD-WVD 方法能有效消除信号频带之间的交叉干扰项, 所以两种方法的时频分析结果 Rényi 熵值均低于 WVD 方法。SPWVD 方法通过加窗对 WVD 结果进行平滑, 有抑制了交叉干扰项对时

频分析结果的影响, 所以 SPWVD 方法的时频分析结果 Rényi 熵值低于以上 3 种分析方法。但是 SPWVD 方法计算过程中的平滑操作使得时频分析结果能量分布变均匀, 导致该方法结果的 Rényi 熵值大于本文方法。而本文方法通过稀疏分解将信号分解为独立分量进行 WVD, 最后将各分量的 WVD 结果线性叠加到同一时频谱图中, 有效消除了交叉干扰项对分析结果的影响, 同时保留了 WVD 方法时频聚集程度高的优势, 所以本文方法分析结果的 Rényi 熵值最小, 时频域的复杂度最低, 能量聚集程度最高。这与观察结果一致, 说明本文方法适用于多冲击分量信号的分析, 且比其余四种方法具有更高的时频聚集性。

4 实验分析

4.1 数据来源

本文使用美国凯斯西储大学电子工程实验室采集到的轴承数据集进行分析。实验平台如图 4 所示, 包括一个电动机、一个扭矩传感器、一个功率测试仪和一个电子控制器。被测试的轴承型号为 SKF6203-2RS, 其故障类型和程度由电火花加工模拟。所有数据取自转速为 1 730 r/min, 采样频率为 12 kHz 时, 电机驱动端的振动时域信号。数据包括健康轴承数据、滚动体故障数据、内圈故障数据和外圈故障数据。经计算, 旋转频率 $f_r = 28.33$ Hz, 内圈故障特征频率 $f_i = 156.14$ Hz, 外圈故障特征频率 $f_o = 103.36$ Hz, 滚动体故障特征频率 $f_b = 135.91$ Hz。

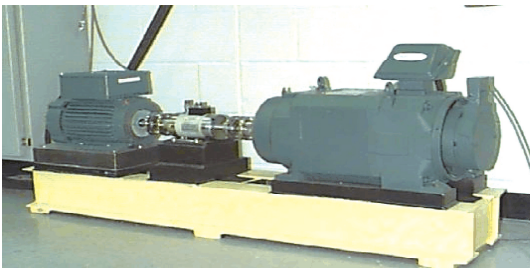


图 4 凯斯西储大学轴承数据实验平台
Fig. 4 Case Western Reserve University bearing data experiment platform

根据文献[23]可知, 实际实验中采集到的机械振动数据含有大量噪声, 故障的冲击特征不明显。并且, 机械设备的零部件之间会产生共振, 使得信号的能量主要集中在高频共振段, 而故障特征频率所在的低频段能量很小。因此, 使用时频分析方法将轴承振动信号转换为时频图像后, 需对时频图像进一步分析, 才能得出故障诊断结果。

4.2 改进 MP 算法实验分析

为验证本文算法相较于 MP 基本算法的优越性,在同等条件下,分别利用两种算法对轴承发生外圈故障时的振动信号进行分析。根据 MP 迭代原理编写 MP 基本算法,其中字典参数如下: $\xi \in [0.01 : 0.01 : 0.2]$, $f_s = 12\ 000\ \text{Hz}$, $\tau \in [0 : 5/f_s : 0.17]$, $f \in [2\ 500 : 20 : 4\ 000]$ 。改进 MP 算法通过相关滤波法确定参数 $\xi = 0.03$, $f = 3017\ \text{Hz}$, 令 $\tau = 0.085\ \text{s}$ 构造原子进行迭代,其中参数 f 根据迭代中残差信号的频率进行更新。图 5(a) 所示为轴承外圈故障信号时域图,图 5(b)、(c) 所示分别为 MP 基本算法和本文改进算法对信号进行 100 次迭代的稀疏重构结果,从图 5 可以看出,两种方法的重构效果相似。

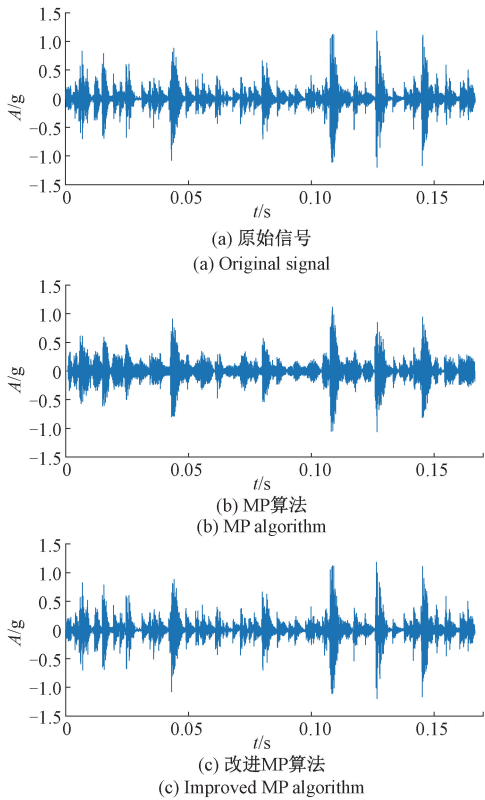


图 5 原信号和两种方法稀疏重构信号时域图
Fig. 5 Time domain waveform of original signal and sparse reconstructed signal by two methods

表 2 为相同条件下 100 次迭代过程中 MP 与改进 MP 两种算法对应的原子匹配时间和重构信号与原信号相关系数。两种方法在 100 次迭代时重构信号与原信号的相关系数均超过 0.9,较准确地完成了对信号的匹配追踪。由于本文算法根据残差信号的频率谱分布确定字典中的频率参数,搜索到的原子与残差信号的匹配程度更高。因此,在迭代过程中本文算法的重构信号与原信号的相关系数高于原始 MP 算法。同时,相较于原始 MP 算法,本文算法对过完备冗余字典的维度进行了大幅压

缩,并且通过 FFT 对互相关谱进行计算,显著提高了原始 MP 算法的计算效率。

表 2 两种算法在不同迭代次数下的
耗时及重构信号与原信号的相关系数

Table 2 Time-consuming of two algorithms under different iterations and correlation coefficient between reconstructed signal and original signal

迭代次数	MP 耗时/s	改进 MP 耗时/s	MP 重构信号 与原信号相 关系数	改进 MP 重构 信号与原信 号相关系数
10	4.990 1	0.009 3	0.666 4	0.691 5
20	10.022 3	0.016 0	0.750 0	0.784 9
30	14.853 4	0.019 9	0.801 9	0.834 0
40	19.521 5	0.023 6	0.836 1	0.863 7
50	24.765 6	0.032 6	0.859 9	0.882 7
100	49.015 7	0.059 9	0.923 2	0.923 3

4.3 轴承故障诊断

为验证本文方法在滚动轴承故障诊断中的有效性,使用本文方法对轴承 4 种健康状况下的振动信号进行时频表示和分析,并与 WVD、VMD-WVD、EMD-WVD 和 SPWVD 4 种方法对比。

轴承 4 种状态下的振动信号如图 6 所示,其中每种状态取 2 000 个数据点。4 种状态的振动情况变化无明显规律,仅靠时域信号难以直接区分其具体状态。

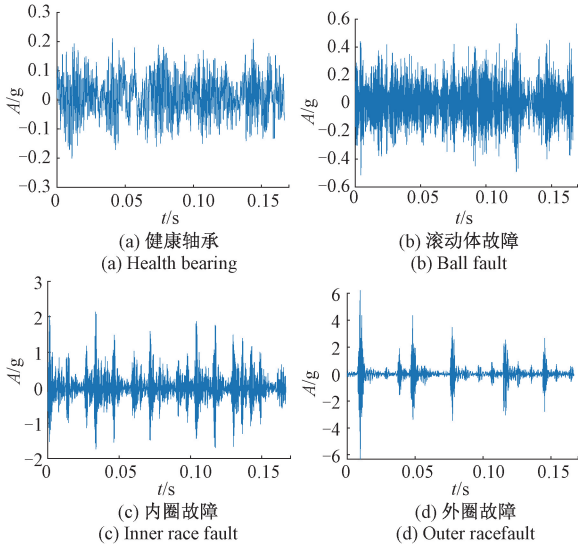


图 6 滚动轴承 4 种信号时域图
Fig. 6 Time-domain waveform of four signals of rolling bearing

首先对健康轴承数据进行时频分析。图 7(a)~(f) 所示分别为健康轴承振动信号的功率谱图、WVD 时频图、VMD-WVD 时频图、EMD-WVD 时频图、SPWVD 时频图和本文方法时频图。

从图 7(a) 可以看出,健康轴承振动信号的频率主要集中在 1 037、2 103 Hz 两个频段附近,这是由于机械

之间产生了共振,导致频率集中在高频共振段,与滚动轴承的旋转频率不一致。图 7(b)为使用 WVD 对信号进行时频分析得到的时频图像,可以看出该图像的时频聚集性低,且在 500 和 1 500 Hz 也存在大量频率分布,根据功率谱可以判断该部分为交叉干扰项。图 7(c)和(d)分别为 VMD-WVD 和 EMD-WVD 方法对信号分析得到的时频图像,对比图 7(b)可以看出两种方法均有效克服了频段之间的交叉干扰项,准确刻画了信号的频率分布,但是无法观察到频率随时间的变化

化关系。图 7(e)和(f)分别为利用 SPWVD 方法和本文方法分析后的时频图像,与图 7(b)相比,SPWVD 分析在一定程度上削弱了交叉项的干扰,但在 500 和 1 500 Hz 两个频段附近还存在部分干扰项,并且该方法降低了 WVD 的时频聚集程度。而在本文方法分析得出的时频图像中,交叉干扰项明显削弱甚至完全消除,可以看出信号的频率集中在 1 000 和 2 100 Hz 两个频段附近,同时可以观察到频率随时间的变化趋势,并且保证了图像的时频聚集性。

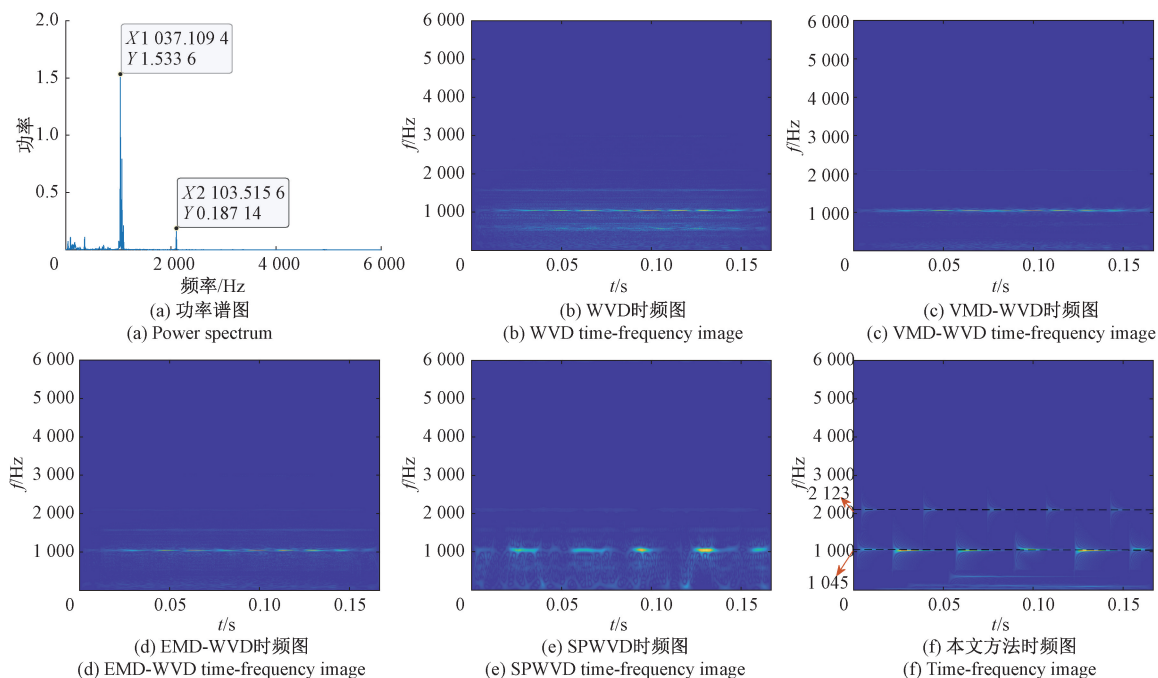


图 7 滚动轴承正常信号的功率谱图以及不同方法时频图

Fig. 7 Power spectrum of normal signals of rolling bearings and time-frequency images of different methods

图 8(a)~(c)所示分别为轴承 3 种故障振动信号的功率谱图和使用本文方法分析的时频图像,结合图 7 可以确定 4 种振动信号的频率主要集中在 4 000 Hz 以下。外圈故障的时频图像能量集中在 574、1 236、2 873 和 3 428 Hz 4 个频段附近,且 3 428 Hz 附近最为突出;内圈故障的时频图像能量集中在 2 460~3 298 Hz 内,且 2 830 Hz 附近最为明显;滚动体故障的时频图像能量集中在 1 382 和 3 380 Hz 两个频段附近。根据对图 8 的时频图像进行分析,能够初步判断轴承的健康状态。

为对滚动轴承故障进行更加精确的诊断,需对轴承故障信号的时频图像进行进一步分析。对图 8 中 3 种故障类型的时频图像进行局部放大,其结果如图 9 所示。通过时频图像可见,3 种故障信号均有较为明显的周期特性。图 9(a)为轴承外圈故障的时频分析局部放大图像,对 5 个周期的平均周期 $\bar{T}$ 进行估计,结果约为 0.009 8 s,与外圈故障特征频率的倒数 ($\bar{T} \approx 1/f_s =$

0.009 7 s) 近似相等,这说明该轴承的外圈部分存在故障,与实验结果一致。同理,图 9(b)和(c)分别为内圈故障和滚动体故障信号的时频分析结果局部放大图像,对两图的平均周期进行估计,结果分别为 0.006 3 和 0.007 3 s,约等于两种故障的特征频率的倒数 0.006 4 和 0.007 3 s,说明两种信号的轴承分别存在内圈故障和滚动体故障,均与实验结果一致。

为了对比,采用 WVD、VMD-WVD、EMD-WVD 和 SPWVD 方法对上述轴承信号进行分析,结果如图 10 所示。观察图 10 可知,以上 4 种时频分析方法均可以大致刻画 3 种不同状况下轴承信号的时频分布。将图 10 与 8 对比可以看出,WVD、VMD-WVD 和 EMD-WVD 方法得到的时频图像时频聚集性低,并且 3 种方法均存在不同程度的交叉干扰项,分析结果无明显周期性。而 SPWVD 方法较好的抑制了交叉干扰项,但计算过程中的平滑操作使其时频聚集性有所降低。同时,4 种方法对滚动体

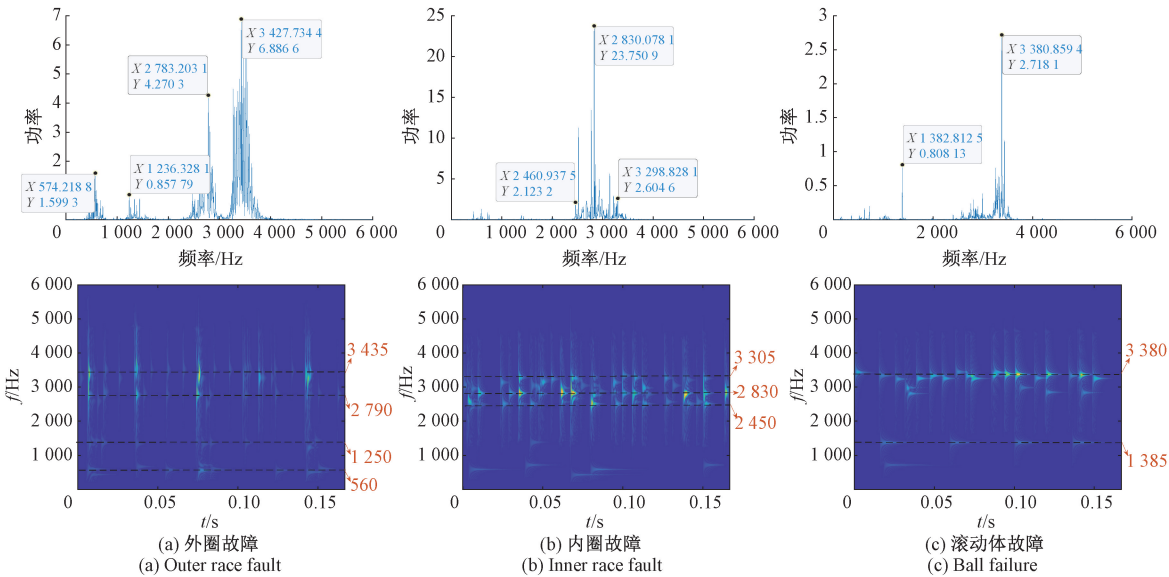


图 8 轴承 3 种故障振动信号功率谱图和本文方法时频分析

Fig. 8 Power spectrum of three kinds of bearing vibration signals and time-frequency analysis of this method

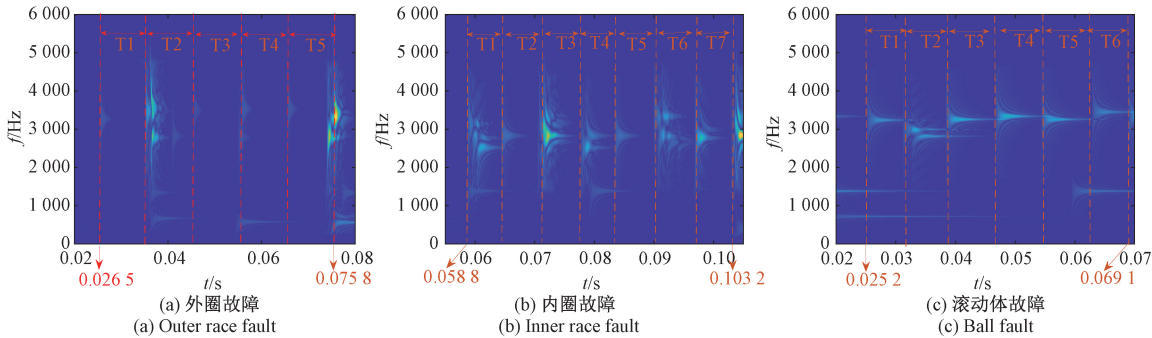
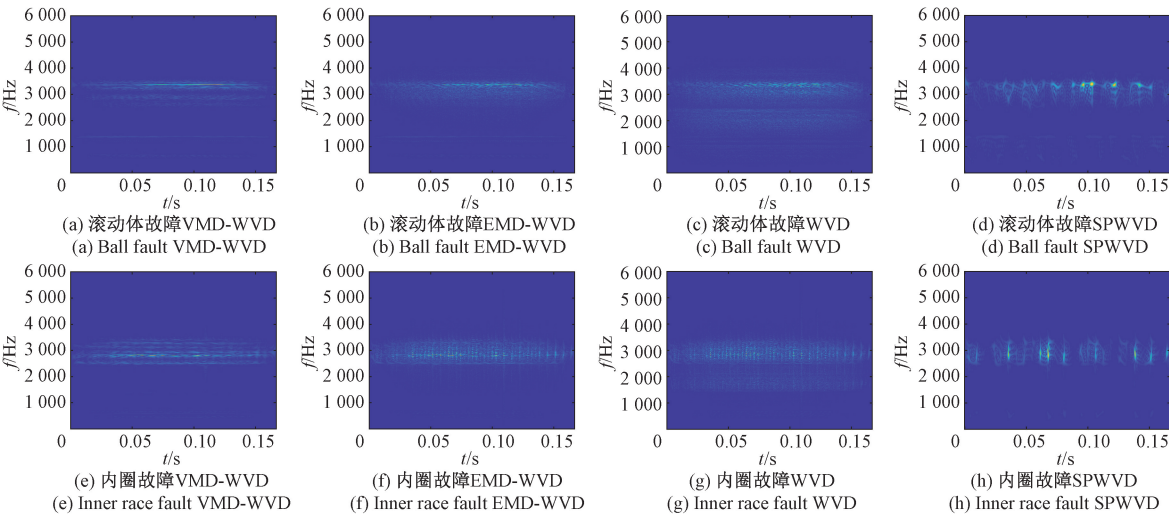


图 9 轴承 3 种故障振动信号时频图像局部放大图

Fig. 9 Time-frequency image of three kinds of bearing vibration signals



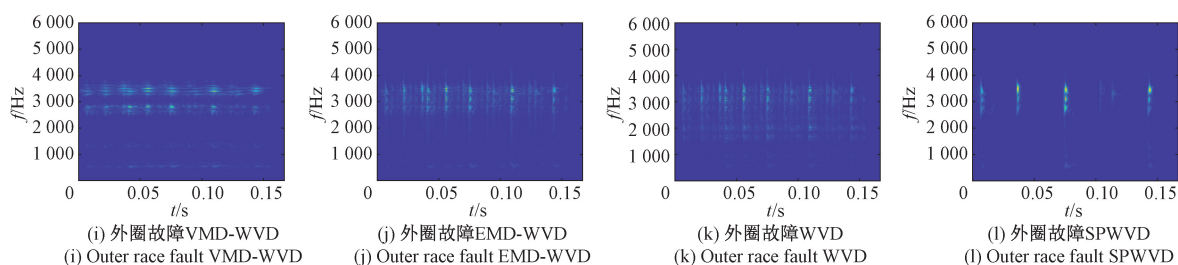


图 10 使用 WVD、VMD-WVD、EMD-WVD 和 SPWVD 对 3 种轴承信号进行分析结果

Fig. 10 Analysis results of three bearing signals using WVD, VMD-WVD, EMD-WVD and SPWVD

故障信号和内圈故障信号处理时,时频分析结果差异性小,对轴承进行故障诊断时容易造成误判。

上述分析结果表明,本文方法故障诊断效果优于 WVD、VMD-WVD、EMD-WVD 和 SPWVD 方法。

5 结 论

通过本文方法与 MP 基本算法和其他 WVD 改进方法对比分析可总结出如下结论。

1) 方法在稀疏求解方面具有更快的计算速度,并且字典构造方法与信号具有更好的匹配性,为方法在滚动轴承故障诊断中的应用奠定了基础。

2) 方法有效抑制了 WVD 对轴承信号进行时频分析时存在的交叉干扰项,并通过引入“Rényi 熵”作为方法时频聚集性的评估指标,进一步验证了本文方法相较于其他 WVD 改进方法的优越性。同时,使用实验数据进行分析,对轴承故障做出诊断,进一步说明本文方法在滚动轴承故障诊断中的可行性。

本文方法为轴承信号的时频分析提供了一种新的解决方案,并应用于轴承的故障诊断。但方法在进行故障诊断时需要人为进行分析,未考虑时频图像特征提取和分类的问题,这将是后续研究的重点工作之一。

参考文献

[1] 徐存知,熊新. 基于多尺度特征提取与 KPCA 的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(11): 22-29.
XU C ZH, XIONG X. Bearing fault diagnosis based on multi-scale feature extraction and KPCA[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019,33(11): 22-29.

[2] AN F P. Rolling bearing fault diagnosis algorithm based on FMCNN-sparse representation[J]. IEEE Access, 2019(7):102249-102263.

[3] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19):124-131.

LI H, ZHANG Q, QIN X R, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on short-time Fourier transform and convolutional neural network[J]. Journal Vibration and Shock,2018,37(19):124-131.

[4] CHEN B J, SHEN B M, CHEN F F. Fault diagnosis method based on integration of RSSD and wavelet transform to rolling bearing[J]. Measurement, 2019, 131:400-411.

[5] 辛玉,李舜韶,王金瑞,等. 基于迭代经验小波变换的齿轮故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2018,39(11): 79-86.
XIN Y, LI SH M, WANG J R, et al. Gear fault diagnosis method based on iterative empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(11):79-86.

[6] 刘会杰,高新海,郭汝江. 一种低副瓣无混叠的线性调频信号时频分析方法[J]. 电子与信息学报,2019, 41(11):2614-2622.
LIU H J, GAO X H, GUO R J. A time-frequency analysis method for linear frequency modulation signal with low sidelobe and non-aliasing property[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2019, 41(11):2614-2622.

[7] 邹雨君,田慕琴,乔建强,等. 基于时频图像的齿辊式破碎机中电机轴承故障特征提取方法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(2):623-633.
ZOU Y J, TIAN M Q, QIAO J Q, et al. Bearing fault feature extraction of roller crusher motor based on time-frequency image[J]. Journal of China Coal Society, 2018,43(2):623-633.

[8] 李秀坤,吴玉双. 多分量线性调频信号的 Wigner-Ville 分布交叉项去除[J]. 电子学报,2017, 45(2): 315-320.
LI X K, WU Y SH. Cross-term removal of for Multi-component LMF signals[J]. Acta Electronica Sinica, 2017,45(2):315-320.

- [9] 王亚萍,许迪,葛江华,等. 基于 SPWVD 时频图纹理特征的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(1):115-119,203.
WANG Y P, XU D, GE J H, et al. Rolling bearings fault diagnosis based on SPWVD time-frequency distribution image texture features [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(1):115-119,203.
- [10] 闫维明,马裕超,何浩祥,等. 双线性时频分布交叉项提取及损伤识别应用[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(6):1014-1021,1166.
YAN W M, MA Y CH, HE H X, et al. Cross-term extraction from bilinear time-frequency distributions and application in structural damage detection [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(6):1014-1021,1166.
- [11] 牟伟杰,石林锁,蔡艳平,等. 基于 KVMD-PWVD 与 LNMF 的内燃机振动谱图图像识别诊断方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(2):45-51,94.
MU W J, SHI L S, CAI Y P, et al. I. C. engine fault diagnosis method based on KVMD-PWVD and LNMF [J]. Journal Vibration and Shock, 2017, 36(2):45-51,94.
- [12] 蔡艳平,李艾华,王涛,等. 基于 EMD-Wigner-Ville 的内燃机振动时频分析[J]. 振动工程学报, 2010, 23(4):430-437.
CAI Y P, LI AI H, WANG T, et al. I. C. engine vibration time-frequency analysis based on EMD-Wigner-Ville [J]. Journal of Vibration Engineering, 2010, 23(4):430-437.
- [13] YANG B Y, LIU R N, CHEN X F. Sparse time-frequency representation for incipient fault diagnosis of wind turbine drive train [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(11):1-12.
- [14] 李振,李伟光,陈辉,等. 基于匹配追踪的特征频率提取算法及其应用[J]. 振动与冲击, 2019, 38(19):7-13.
LI ZH, LI W G, CHEN H, et al. Feature frequency extraction algorithm based on MP and its application[J]. Journal Vibration and Shock, 2019, 38(19):7-13.
- [15] 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(1-2):34-53.
- [16] 严保康,周凤星. 基于相干累积量分段正交匹配追踪方法的轴承早期故障稀疏特征提取[J]. 机械工程学报, 2014, 50(13):88-96.
YAN B K, ZHOU F X. Initial fault identification of bearing based on coherent cumulant stagewise orthogonal matching pursuit [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(13):88-96.
- [17] MENG Z, SHI Y, CHEN Z J, et al. Adaptive block forward and backward stagewise orthogonal matching pursuit algorithm applied to rolling bearing fault signal reconstruction [J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2019, 146(4):2358-2394.
- [18] 袁幸,朱永生,张优云,等. 基于接触模型和峭度最优 Laplace 小波的滚动轴承量化诊断[J]. 振动工程学报, 2012, 25(6):643-650.
YUAN X, ZHU Y SH, ZHANG Y Y, et al. Quantitative damage diagnosis for rolling bearing based on contact vibration model and kurtosis-Laplace wavelet [J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(6):643-650.
- [19] 尹忠科,邵君,PIERRE V. 利用 FFT 实现基于 MP 的信号稀疏分解[J]. 电子与信息学报, 2006(4):614-618.
YIN ZH K, SHAO J, PIERRE V. MP based signal sparse decomposition with FFT [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2006(4):614-618.
- [20] YACINE I, MOURAD K, REZAK A, et al. A frequency-weighted energy operator and complementary ensemble empirical mode decomposition for bearing fault detection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82:103-116.
- [21] 樊薇,李双,蔡改改,等. 基于小波基稀疏信号特征提取的轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2015, 28(6):972-980.
FAN W, LI SH, CAI G G, et al. Wavelet sparse signal feature extraction method and its application in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(6):972-980.
- [22] 黄昱丞,郑晓东,栾奕,等. 地震信号线性与非线性时频分析方法对比[J]. 石油地球物理勘探, 2018, 53(5):975-989,882.
HUANG Y CH, ZHENG X D, LUAN Y, et al. Comparison of linear and nonlinear time-frequency analysis methods of seismic signals [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2018, 53(5):975-989,882.
- [23] 田晶,王英杰,刘丽丽,等. 基于 Birge-Massart 阈值降噪与 EEMD 及谱峭度的滚动轴承故障特征提取[J]. 航空动力学报, 2019, 34(6):1399-1408.
TIAN J, WANG Y J, LIU L L, et al. Fault feature

extraction of rolling bearing using Birge-Massart threshold denoising with EEMD and spectral kurtosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34 (6): 1399-1408.

作者简介



王思豪, 2017 年于昆明理工大学获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail: 1310370948@qq.com

Wang Sihao received his B. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2017. Now he is a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interest is rotating machinery fault diagnosis.



王晓东 (通信作者), 1984 年在昆明工学院获学士学位, 1994 年在昆明理工大学获硕士学位, 2008 年在昆明理工大学获博士学位, 现为昆明理工大学冶金控制工程博士学位点导师, 主要从事信号处理, 故障诊断研究。

E-mail: 1377403525@qq.com

Wang Xiaodong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 1984, M. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 1994, and Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2008. He is currently a Ph. D. supervisor at Metallurgical Control Engineering of Kunming University of Science and Technology. His main research interests include signal processing and fault diagnosis research.