

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2022.06.010

基于 MED 和 WMSDL 的滚动轴承 内圈故障特征诊断

周余成, 高哲瑜*, 沈丹峰, 梁昌艺

(西安工程大学 机电工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要:针对滚动轴承早期内圈故障特征较为微弱,并伴随环境噪声的干扰,微弱的故障特征信息易被环境噪声所淹没的问题,课题组提出基于最小熵解卷积(MED)和加权多尺度字典学习(WMSDL)的滚动轴承早期故障诊断方法。课题组通过设置一个滤波器使故障特征信号峭度最大实现解卷积,利用 WMSDL 对解卷积后的信号稀疏分解后进行平方包络解调突出内圈故障特征频率。仿真分析和实例分析结果表明:解卷积后信号的信噪比明显提高,内圈冲击成分明显增强。课题组的研究可有效提取滚动轴承故障特征频率。

关键词:滚动轴承;内圈;最小熵解卷积;加权多尺度字典学习;峭度

中图分类号:TP277.3;TH133.33 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2022)06-0059-06

Fault Characteristics Diagnosis of Rolling Bearing Inner Ring Based on MED and WMSDL

ZHOU Yucheng, GAO Zheyu*, SHEN Danfeng, LIANG Changyi

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the problem that the early fault characteristics of the inner ring of rolling bearing were weak and accompanied by the interference of environmental noise, and the weak fault characteristics were easily drowned by the environmental noise, a rolling bearing early fault diagnosis method based on minimum entropy deconvolution (MED) and weighted multi-scale dictionary learning (WMSDL) was proposed. Deconvolution was realized by setting a filter to maximize the kurtosis of fault characteristic signal. The fault feature frequency of the inner ring was highlighted by square envelope demodulation after sparse decomposition of the deconvolution signal with WMSDL. The simulation results show that the signal-to-noise ratio and the impact component of inner ring are enhanced obviously after deconvolution. The proposed method can extract fault frequency of rolling bearing effectively.

Keywords: rolling bearing; inner ring; MED (Minimum Entropy Deconvolution); WMSDL (Weighted Multi-Scale Dictionary Learning); kurtosis

轴承广泛应用于各行各业,其磨损信号和磨损机理越来越受研究者的关注。点蚀和表面剥落是滚动轴承最常见的损伤类型,由两接触物发生相对滑动时产生摩擦造成的,不可逆转。

摩擦根据摩擦形式不同可分为:内摩擦和外摩擦、静摩擦和动摩擦、滑动摩擦和滚动摩擦等。根据接触面有无润滑的情况,滑动摩擦可分为:干摩擦、边界摩

擦、流体摩擦和混合摩擦^[1]。不同摩擦形式对机械设备零部件损伤程度不同,因此摩擦的检测及类型判别对设备零部件寿命预测及磨损程度识别具有非常重要的意义。

常用故障诊断方法有润滑油温度检测、油样分析和振动检测等。这些方法能提取故障特征,也存在局限性:润滑油温度检测存在温度滞后效应;油样分析只

收稿日期:2022-05-27;修回日期:2022-07-15

第一作者简介:周余成(1996),男,江苏泰州人,硕士研究生,主要研究方向为基于声发射技术的金属磨损检测。通信作者:高哲瑜(1985),女,陕西西安人,博士,副教授,主要研究方向为机械信号处理方法与故障诊断。E-mail:gaozheyu_career@163.com

适用于油润滑轴承;振动检测方法易受环境噪声干扰,导致故障特征频率不易提取^[2]。

在滚动轴承振动信号特征提取方面,唐贵基等^[3]用变分模态分解(variational modal decomposition, VMD)和谱峭度的方法对轴承早期故障进行诊断,并与直接包络和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)包络比较,发现该方法优于其他两种。陈志刚等^[4]为提高早期滚动轴承噪声信号的鲁棒性,用峭度对信号进行重构降噪并提取瞬态特征,实验发现该方法的抗噪性较好。王志坚等^[5]选取MED作为总体平均经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)的滤波器,通过循环自相关解调分析发现,该方法可突出轴承在强背景噪声情况下的微弱故障特征。齐咏生等^[6]针对滚动轴承信号非平稳性和非线性等特点提出了自适应信号稀疏共振分解(adaptive resonance-based signal sparse decomposition, ARSSD)和多点峭度最优最小熵解卷积修正的(multipoint kurtosis optimal minimum entropy deconvolution adjusted, MK-OMEDA)的方法,从多点峭度谱图中可清晰发现复合故障脉冲频率。胡爱军等^[7]将谱峭度(spectral kurtosis, SK)和最大相关峭度解卷积(maximum correlate kurtosis deconvolution, MCKD)相结合诊断轴承复合故障,实验发现SK和MCKD相结合可发挥各自的优势,实现方便,具有一定的实际应用价值。姚成玉等^[8]用MED对信号解卷积,将解卷积后的信号进行VMD,并用扩展粒子群算法和支持向量机识别并分类故障特征,实验发现该方法识别效果和准确率较高。综上所述,解卷积可增强信号脉冲冲击,提高信噪比,且易于实现。

课题组提出利用基于最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution, MED)和加权多尺度字典学习(weighted multi-scale dictionary learning, WMSDL)的方法对滚动轴承内圈故障进行诊断。课题组采用MED算法对采集的信号进行解卷积降噪,用WMSDL的方法为降噪后的信号提取稀疏字典,进一步提高信号信噪比,最后进行包络解调获取故障特征频率。通过分析仿真信号和实际轴承信号数据验证所述方法的有效性。

1 基本理论

1.1 最小熵解卷积

最小熵解卷积最早是由Wiggins提出。MED本质上是信号的还原过程。MED的方法是设计一个逆滤波器与采集信号卷积,目的是使故障特征熵值最小、峭度(kurtosis)最大。由于峭度能很好的反应故障脉冲成分,因此该方法非常适用于冲击性故障的降噪和滤波^[9]。

假设发生故障时的振动信号是由多个分量组成:

$$y(n) = h(n) * [x(n) + e(n)]。 \quad (1)$$

式中: $y(n)$ 为采集的振动信号, $h(n)$ 为系统单位脉冲序列响应, $x(n)$ 为脉冲序列, $e(n)$ 为系统噪声。

由于滚动轴承脉冲序列 $x(n)$ 受系统噪声和传递路径的影响使得采集到的振动信号 $y(n)$ 失去原有特征。通过逆滤波器 $f(n)$ 与采集的信号 $y(n)$ 卷积,使其恢复原有特征,即

$$x(n) = f(n) * y(n) = \sum_{h=1}^H f(n) * y(n-h)。 \quad (2)$$

式中, H 为滤波器长度。

Wiggins假设使得峭度最大的逆滤波器 $f(n)$ 优化目标为^[10]:

$$\text{Max } k(f) = \text{Max } k \left[\frac{\sum_{n=1}^N x_n^4}{(\sum_{n=1}^N x_n^2)^2} \right]。 \quad (3)$$

式中: N 为采集信号的数据长度, k 为峭度。

通过对优化目标求导为零,求解最优逆滤波器。求解结果为:

$$f = \frac{\sum_{n=1}^N x_n^2}{\sum_{n=1}^N x_n^4} (\mathbf{y} \mathbf{y}^T)^{-1} \mathbf{y} [x_1^3 x_2^3 x_3^3 \cdots x_N^3]^T。 \quad (4)$$

式中:采集的振动信号 $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_N]$,脉冲序列 $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_N]$ 。

对式(4)进行更新迭代,并用新滤波器计算更新后的输出 $x(n)$,利用迭代次数和峰度作为迭代停止条件,从而选择最优的逆滤波器,实现对原始信号的滤波降噪。

1.2 加权多尺度字典学习原理

1.2.1 稀疏表示和字典学习

字典学习是为样本找到一个合适的字典并转化为稀疏表示的形式,简化学习任务,降低模型复杂度,也

称稀疏编码。字典学习更倾向于学习字典的过程,稀疏编码则侧重于稀疏表示的过程。两者均在同一优化过程中求解,所以笼统的称为字典学习^[11]。

给定数据集 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)_{d \times m}$, 则字典学习的简单形式为:

$$\min_{\mathbf{D}, \alpha_i} \sum_{i=1}^m \|x_i - \mathbf{D}\alpha_i\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^m \|\alpha_i\|_1. \quad (5)$$

式中: $\mathbf{D}_{d \times \omega}$ 为字典矩阵, ω 为字典的词汇量, 稀疏矩阵 $\mathbf{A} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)_{\omega \times m}$, α_i 为 x_i 的稀疏表示。

通过固定字典 $\mathbf{D}$, 将式(5)按分量展开, 发现不涉及 $\alpha_i^u \alpha_i^v (u \neq v)$ 。参照 LASSO 求解方式首先可为样本 x_i 找到对应的 α_i , 即

$$\min_{\alpha_i} \|x_i - \mathbf{D}\alpha_i\|_2^2 + \lambda \|\alpha_i\|_1. \quad (6)$$

其次, 以 α_i 的初值来更新字典 $\mathbf{D}$:

$$\min_{\mathbf{D}} \|\mathbf{X} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_F^2. \quad (7)$$

式中: 稀疏矩阵 $\mathbf{A} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)_{\omega \times m}$; $\|\cdot\|_F$ 为矩阵的 Frobenius 范数。

令字典矩阵 $\mathbf{D}$ 的第 i 列为 b_i , α_i 为稀疏矩阵 $\mathbf{A}$ 的第 i 行, 则式(7)可写为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{D}} \|\mathbf{X} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_F^2 &= \min_{b_i} \|\mathbf{X} - \sum_{j=1}^{\omega} b_j \alpha_j\|_F^2 = \\ \min_{b_i} \|\mathbf{X} - \sum_{j \neq i} b_j \alpha_j - b_i \alpha_i\|_F^2 &= \min_{b_i} \|E_i - b_i \alpha_i\|_F^2. \end{aligned} \quad (8)$$

当更新字典第 i 列时, 固定其他列, 即 $E_i = \mathbf{X} - \sum_{j \neq i} b_j \alpha_j$ 也是固定的, 实际上只需对 E_i 进行奇异值分解, 获取最大奇异值所对应的正交向量。为避免奇异值分解破坏稀疏矩阵的稀疏性, α_i 仅保留非零元素, E_i 仅保留 α_i 与 b_i 中非零元素的乘积项。通过反复迭代, 最终可求得 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{D}$ 。

稀疏表示可降低故障特征模型复杂度, 简化学习任务, 实现瞬态轴承故障信号的重构和故障特征的提取与分离, 从而更有效的识别出轴承故障信号。

1.2.2 加权多尺度字典学习 WMSDL

加权多尺度字典学习主要是由多尺度变换、信号的系数正则和源区分加权项组成, 课题组采用赵志斌等提出的 WMSDL 模型^[12], 则有:

$$\{\hat{D}_l, \hat{A}_l\} = \arg \min_{D_l, A_l} \frac{1}{2} k_l \|D_l A_l - \Gamma(\mathbf{W}^T y)_l\|_F^2 + \lambda P(A_l); \quad (9)$$

$$\{\hat{x}_l^w\} = \arg \min_{x_l^w} \|[D_l A_l - \Gamma(\mathbf{W}^T x)_l]\|_F^2. \quad (10)$$

式中: Γ_i 表示将信号 $x_{n \times 1}$ 的第 i 个数据点开始以 C 为长度转化为 $C_{N \times M}$, $\mathbf{W}^T$ 表示前向多尺度变换, D_l 表示字典第 l 层, A_l 是系数第 l 层, $\mathbf{K}$ 是对角矩阵包含故障信息的峰度, 且有:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_1 & \dots & 0 \\ \vdots & k_l & \vdots \\ 0 & \dots & k_s \end{bmatrix}. \quad (11)$$

其中: s 为总分解水平; 权重 k_l 的峰度为:

$$k_l = \frac{\langle |r_l - \langle r_l \rangle|^4 \rangle}{\langle |r_l - \langle r_l \rangle|^2 \rangle^2}. \quad (12)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 表示平均值, r_l 表示信号第 l 个分解的系数重构。

在 WMSDL 模型中, $\mathbf{D}\mathbf{A}$ 为鉴别学习, $\mathbf{W}^T y$ 为稀疏表示, $\lambda P(\mathbf{A})$ 为正则项。WMSDL 模型的特点: ①将轴承故障信号分解成不同的尺度, 每个尺度会有一个子字典, 这使得组合字典 $\mathbf{D}$ 具有多尺度特性; ②由于子字典是从不同频带中分解学习得到的, 所以可有效的保障故障特征的周期性和全局性; ③故障信号的数据长度 N 可人为设定, 减少了计算的复杂度; ④加权矩阵 $\mathbf{K}$ 对谐波干扰有很好的滤波作用。

2 仿真分析

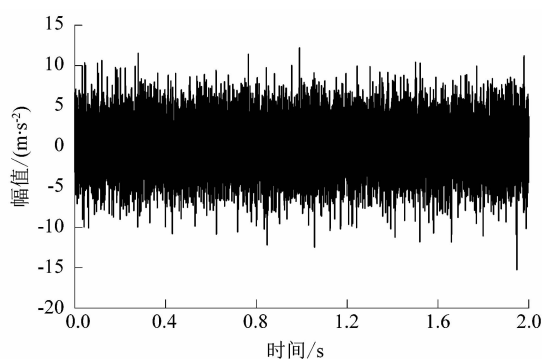
为验证该方法的有效性, 课题组模拟滚动轴承在强噪声的环境下内圈故障所产生的振动冲击信号, 并向信号中添加较强高斯白噪声, 仿真信号^[13-16]:

$$\left. \begin{aligned} x(t) &= s(t) + \delta(t) = \sum_i A_i(t) h_i(t) + 2 * \delta(t); \\ h_i(t) &= 1 + \cos(2\pi f_{r1} t) + \cos(2\pi f_{r2} t); \\ A_i(t) &= A_0 \sin(2\pi f_n t). \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

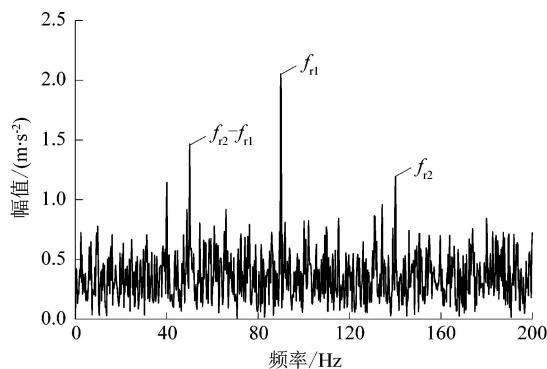
式中: $s(t)$ 为脉冲冲击成分, 幅值 A_0 为 1, 调制频率 f_{r1} 和 f_{r2} 分别为 50 和 90 Hz; 载波频率 f_n 为 280 Hz, 采样频率 f_s 为 8 kHz, 采样数 n 为 20 000; $\delta(t)$ 为高斯白噪声。

图 1(a) 所示为仿真内圈故障信号的时域波形, 图中可以看到由于信号中存在较强的高斯白噪声, 仿真信号的故障冲击成分被噪声所淹没, 因此在信号包络谱图 1(b) 中显示在频率小于 100 Hz 的噪声较为明

显,在频率大于 100 Hz 较弱的故障特征频率被较强的噪声所淹没。图 2 所示为经 MED 算法对仿真信号进行还原后的脉冲冲击,其滤波器长度为 100,算法迭代终止数为 100,迭代终止条件为迭代过程中的峰度变化低于阈值迭代终止,该阈值设为 0.01。图 2(a)与图 1(a)相比,仿真信号中的故障脉冲成分明显增多。对解卷积后的信号利用加权多尺度字典学习稀疏分解后再进行平方包络解调,结果如图 2(b)所示。从图 2(b)中可明显观察出调制频率 f_{r1} 和 f_{r2} 的二倍频和其他冲击成分处谱线幅值,轴承内圈故障特征频率被准确清晰地提取。



(a) 仿真信号时域波形



(b) 仿真信号包络谱

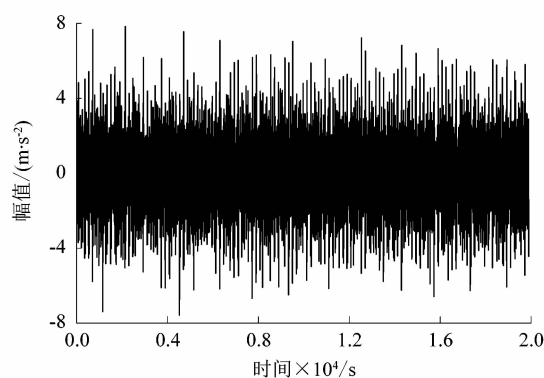
图 1 仿真信号时域波形及包络谱

Figure 1 Time domain waveform and envelope spectrum of simulation signal

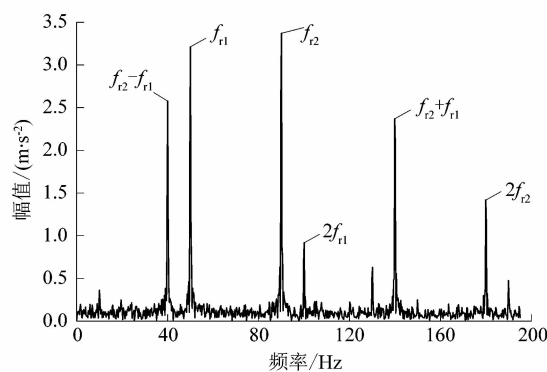
3 实例分析

为验证该课题组提出方法的可行性,采用雷亚国课题组的滚动轴承加速寿命实验数据集进行分析^[17]。

轴承加速寿命测试平台电机转速为 2 250 r/min。课题组采用 2 个单向加速度传感器 PCB 352C33 获取轴承全寿命周期振动信号并分别测试轴承的水平和竖直方位,采用 DT9837 采集振动信号。轴承加速寿命



(a) 仿真信号MED后时域波形



(b) 仿真信号经MED和WMSDL后平方包络谱

图 2 仿真信号 MED 后时域波形及仿真信号经 MED 和 WMSDL 后包络谱

Figure 2 Time domain waveform after MED of simulation signal and envelope spectrum after MED and WMSDL of simulation signal

实验台如图 3 所示。滚动轴承选用 LDK UER204,采样频率为 25.6 kHz,施加的径向力为 11 kN,轴承相关参数如表 1 所示。

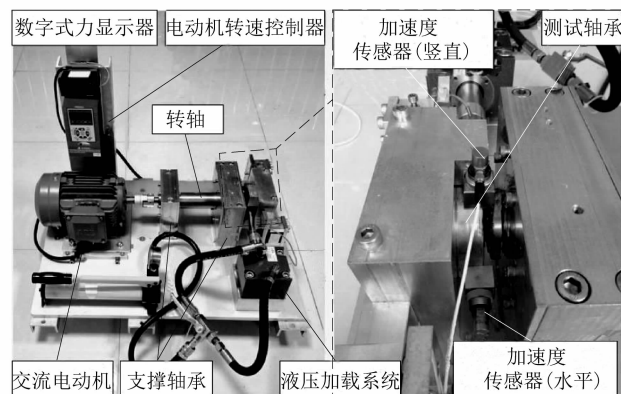


图 3 轴承加速寿命实验台

Figure 3 Bearing accelerated life test bench

表 1 轴承内圈基本参数

Table 1 Basic parameters of bearing inner ring

轴承内圈 滚道直径/ mm	轴承外圈 滚道直径/ mm	滚珠 直径/ mm	滚珠数	轴承转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)	径向 力/kN
29.30	39.80	7.92	8	2 250	11

课题组选取测试轴承内圈数据集 Bearing 2_1, 其中样本总数为 491, 额定寿命为 6.786 ~ 11.726 h, 实际寿命为 8.183 h, 为方便分析选取 2 组垂直振动信号数据样本序号 80 和 216 进行分析。采用 MED 对输入信号进行降噪, 然后利用 WMSDL 对降噪后的信号进行包络解调, 算法涉及的参数如表 2 所示。

表 2 算法参数设置

Table 2 Algorithm parameters setting

最小熵解卷积			可调品质因子小波变换		
滤波器 长度	迭代 终止数	迭代终 止阈值	品质 因素 Q	层数	过采 样率 r
100	100	0.01	8	20	4

图 4 所示为滚动轴承内圈振动加速度时域波形图, 由于受噪声以及谐波干扰, 对信号直接做包络解调无法准确识别故障特征频率。从表 2 所设置的参数可看出输入信号经 MED 解卷积后, 信号相较于原始信号中低频噪声成分减少许多, 信号的信噪比提高, 脉冲冲击成分较输入信号有所提升, 而这些冲击成分则为轴承内圈故障特征信息, 如图 5 所示。从解卷积后信号的冲击周期可看出, 冲击按振幅大小可分为大周期和小周期 2 种。其中, 大周期类似于样本序号 216 中 0.9 s 处, 小周期类似于 0.1 s 处, 信号的信噪比明显提高。

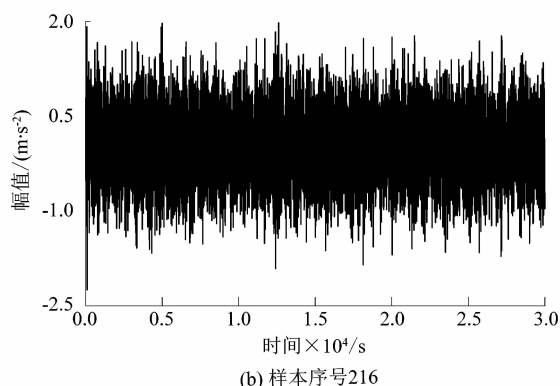
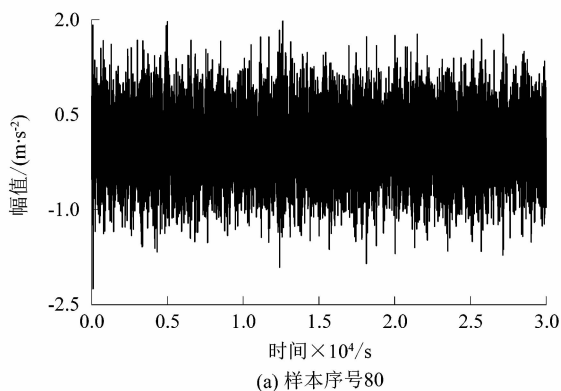


图 4 样本数据原始信号加速度时时域波形
Figure 4 Time domain waveform of original signal of sample data during acceleration

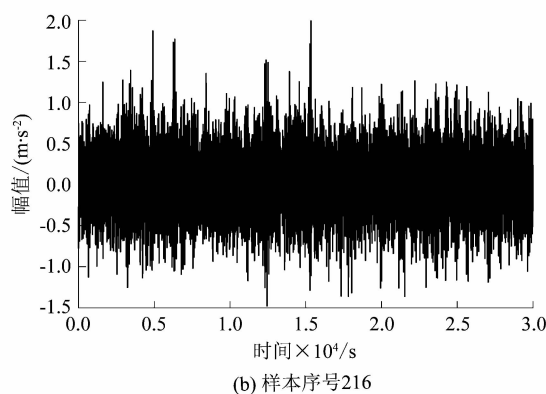
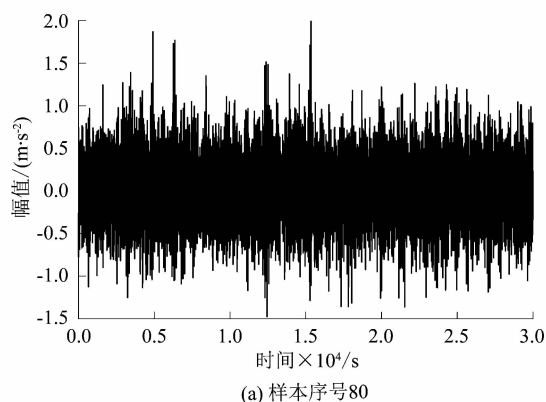


图 5 样本信号经 MED 滤波后的时域波形
Figure 5 Time domain waveform after MED of sample signal

图 6 所示为信号经 MED 解卷积滤波后使用 WMSDL 再平方包络解调的谱图, 可发现同一滚动轴承在同样的工况下均在其转频及其倍频处出现较强的频率尖峰, 因此可判断出滚动轴承内圈存在局部损伤, 分析结果与预先设置的故障特征情况一致。

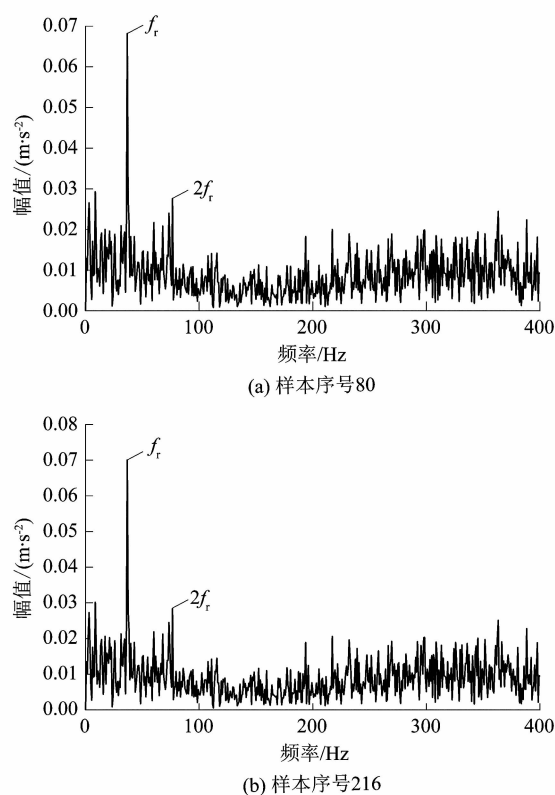


图6 输入信号经MED和WMSDL后包络谱

Figure 6 Envelope spectrum after MED and WMSDL of input signal

由上述的方法对滚动轴承故障特征进行分析可知,MED和WMSDL相结合能很好的突出滚动轴承故障特征频率,同时也能提高信号的信噪比,从而准确的诊断出滚动轴承的故障。

4 结语

课题组基于滚动轴承内圈故障特征频率存在环境噪声干扰等状况,提出最小熵解卷积算法结合加权多尺度字典学习的方法进行降噪和稀疏表示,再进行包络解调提取轴承内圈故障特征频率。轴承内圈故障特征在故障初期非常微弱,对提出的模型通过仿真信号和实例验证发现,课题组提出的方法可有效降低滚动轴承摩擦故障特征信号中的噪声,增强微弱故障冲击成分,便于对故障特征早期诊断,具有一定的实际工程意义。

参考文献:

- [1] 濮良贵,陈国定,吴立言,等. 机械设计[M]. 9版. 北京:高等教育出版社,2013:46-50.
- [2] 彭鹏,陈李果,汪久根,等. 机械磨损的检测技术综述[J]. 润滑与密封,2018,43(1):115-124.
- [3] 唐贵基,刘尚坤. 基于VMD和谱峭度的滚动轴承早期故障诊断方法[J]. 中国测试,2017,43(9):112-117.
- [4] 陈志刚,赵杰,张楠,等. 基于TET瞬态特征提取的滚动轴承早期故障诊断研究[J]. 机电工程,2021,38(6):697-703.
- [5] 王志坚,韩振南,刘邱,等. 基于MED-EEMD的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 农业工程学报,2014,30(23):70-78.
- [6] 齐咏生,樊佳,李永亭,等. 一种改进的解卷积算法及其在滚动轴承复合故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2020,39(21):140-150.
- [7] 胡爱军,赵军,孙尚飞,等. 基于谱峭度和最大相关峭度解卷积的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. 振动与冲击,2019,38(4):158-165.
- [8] 姚成玉,来博文,陈东宁,等. 基于最小熵解卷积-变分模态分解和优化支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程,2017,28(24):3001-3012.
- [9] 王志坚,韩振南,刘邱祖,等. 基于MED-EEMD的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 农业工程学报,2014,23(30):70-78.
- [10] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution [J]. Geoprospection,1978,16(1/2):21-35.
- [11] 周志华. 机器学习[M]. 北京:清华大学出版社,2016:254-257.
- [12] ZHAO Z B, QIAO B J, WANG S B, et al. A weighted multi-scale dictionary learning model and its applications on bearing fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration,2019,446(1):429-452.
- [13] 王志坚,韩振南,刘邱祖,等. 基于MED-EEMD的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 农业工程学报,2014,30(23):70-77.
- [14] 唐贵基,王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2015,35(6):1436-1444.
- [15] 杨文志,张茹军,安文斌. 基于LCD与峭度-能量比准则的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2020,37(5):507-511.
- [16] 刘生政,张琳,曾祥辉,等. 基于MED-EEMD和ELM的轴向柱塞泵松靴故障诊断研究[J]. 机电工程,2020,37(3):241-246.
- [17] 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.