

基于合成谱峭度优化 VMD 的滚动轴承故障特征提取^{*}薛源¹ 陈志刚^{1,2} 王衍学¹ 史梦瑶¹

(1. 北京建筑大学机电与车辆工程学院 北京 100044; 2. 北京市建筑安全监测工程技术研究中心 北京 100044)

摘要: 针对滚动轴承振动信号特征在强噪声的情况下难以提取的问题,提出了一种基于合成谱峭度优化变分模态分解的方法。首先,对原始故障信号进行变分模态分解,依据合成谱峭度值最大的原则分别优化 VMD 的关键参数—模态数和惩罚因子,得到若干本征模态分量;然后,计算各 IMF 峭度,选取峭度值最大的分量作为最优 IMF;最后,对最优本征模态分量进行希尔伯特变换,以获得其包络谱,从而实现故障特征频率的提取。通过公开数据集和自制试验台相关数据的分析,表明所提方法能在强噪声背景下有效提取故障信号的故障特征,实现故障类型的判别。

关键词: 滚动轴承;特征提取;故障诊断;变分模态分解;合成谱峭度

中图分类号: TH165⁺.3;TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.50

Fault feature extraction of rolling bearing based on
VMD optimized by composite spectral kurtosisXue Yuan¹ Chen Zhigang^{1,2} Wang Yanxue¹ Shi Mengyao¹

(1. School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China;

2. Beijing Construction Safety Monitoring Engineering Technology Research Center, Beijing 100044, China)

Abstract: In response to the problem that rolling bearing vibration signal characteristics were difficult to be extracted in the case of strong noise, a method based on composite spectral kurtosis to optimise the variational modal decomposition was proposed. First, the original fault signal was subjected to variational modal decomposition, and several intrinsic mode functions were acquired by optimizing the key parameters of VMD—modal number and penalty factor respectively with the principle of the maximum value of composite spectral kurtosis. Then, the kurtosis of each IMF was calculated, and the component with the maximum kurtosis value was selected as the optimal IMF. Finally, the Hilbert transform was performed on the optimal intrinsic modal function to obtain their envelope spectra, so as to realize the extraction of the fault eigenfrequency. Through the analysis of the public dataset and the relevant data of the homemade test bed, it is shown that the proposed method can effectively extract the fault characteristics of the fault signal under the background of strong noise and realize the discrimination of the fault type.

Keywords: rolling bearing; feature extraction; fault diagnosis; variational mode decomposition; composite spectral kurtosis

0 引言

滚动轴承作为机械设备中常用的关键部件^[1],如果出现故障,轻则影响机械系统运行,重则引发安全事故,造成人员伤亡^[2-3]。因此,对轴承的工作状态进行监测,提升轴承的故障诊断效率和准确性具有重要意义^[4]。由于轴承工作环境的限制,无法直接进行诊断,在实际应用过程中,通过观察轴承运行状态提取的振动信号包含了大量的信息。同时,振动信号的处理过程具有较强的可操作性。因此,振动信号分析已成为应用最广泛的故障检测方法之一^[5]。由

于轴承的工作环境复杂,时常伴随强烈的噪声干扰^[6],各种振动信号掺杂,使得故障特征提取困难。如何从复杂的故障信号中精确提取出故障信息,已经成为轴承故障诊断中一个至关重要的问题^[7]。

20 世纪 90 年代末, Huang 等^[8]引入了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法,能将非线性和非平稳信号表示为有物理意义的时频分量之和,但 EMD 对噪声和采样频率很敏感,会出现端点效应和模态混叠的问题^[9]。在 EMD 的基础上,胡爱军等^[10]提出一种基于集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,

EEMD)与峭度准则的包络解调方法,有效解决了 EMD 存在的模态混叠现象,但该方法存在白噪声的选择问题,易出现分解效果不佳的情况。2014 年,Dragomiretskiy 等^[11]提出了变分模态分解 (variational modal decomposition, VMD)方法,该方法是完全非递归的,具有理论基础扎实、收敛速度快、分解效果明显等优点。然而,在对故障信号进行分解之前,VMD 需要事先确定本征模态函数的分解数 k 和惩罚因子 α ^[12]。若 k 和 α 的取值不当,可能会导致模态混叠的现象。因此,选择合适的参数组合是 VMD 分解的关键^[13]。汤宝平等^[14]利用奇异值分解 (singular value decomposition, SVD)剔除脉冲噪声和随机噪声后再进行 EMD 分解,但该方法在降噪阶次和结构元素的选择上依靠经验选择。吴科伟等^[15]提出了一种基于海洋捕食者算法优化 VMD 的关键参数,但该方法计算时间长,且会陷入局部最优。王琇峰等^[16]提出一种逐步迭代的参数优化策略,并使用时-频加权峭度指标选择有效分量重构信号,该方法被证明优于传统 VMD 方法。

基于以上分析,针对 VMD 的参数组合难以确定的问题,提出了合成谱峭度优化 VMD 的轴承故障诊断方法。为了综合考虑故障信号的冲击性和循环平稳性^[17],结合峭度和谱峭度自适应选择 VMD 的关键参数。首先,依据合成谱峭度最大值原则对 VMD 的两个关键参数进行逐个优化,得到最优参数组合 $[K, \alpha]$; 然后,根据峭度最大原则选取最优本征模态分量 (intrinsic mode function, IMF); 最后,对其进行包络谱分析。通过轴承实际数据验证,表明该方法可以完成对故障特征的有效提取。

1 基本理论

1.1 变分模态分解

VMD 分解的过程可以理解为寻求变分问题的最优解^[18]。假设原始信号 f 被分解为 k 个分量,约束条件为各个模态和等于原始信号,VMD 的约束变分模型如下:

$$\min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$s.t. \sum_k u_k = f \quad (2)$$

其中, j 为虚数单位, t 为时间, $\delta(t)$ 为脉冲函数, $\partial(t)$ 是对 t 求偏导, $*$ 为卷积, $u_k = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为各模态函数, $\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为各模态中心频率。

为了找到变分问题的最优解,引入拉格朗日乘子 λ 和二阶惩罚因子 α , 将约束变分问题转化为非约束变分问题^[19], 扩展的 Lagrange 函数表达式如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (3)$$

利用交替方向乘子算法迭代更新 $\{u_k\}$, $\{\omega_k\}$, $\lambda(t)$,

求上述式子的最优解,对应的迭代更新表达式如下:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \left(\frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

$$\hat{\omega}_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

式中: n 表示迭代的次数, \hat{u}_k^{n+1} 、 $\hat{x}(\omega)$ 、 $\hat{u}_i(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 $u_k^{n+1}(t)$ 、 $x(t)$ 、 $u_i(t)$ 、 $\lambda(t)$ 对应的傅里叶变换。

VMD 的分解步骤如下:

步骤 1) 初始化 $\{u_k\}$, $\{\omega_k\}$, λ 和 n ;

步骤 2) $n = n + 1$, 使用 VMD 算法进行迭代计算;

步骤 3) 从 $1 \sim k$ 连续叠加 k 的值, 分别使用式 (4) 和 (5) 连续更新 u_k 和 ω_k , k 为最终分解的 IMF 数量;

步骤 4) 根据下式更新 λ :

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau(f(\omega) - \sum_k u_k^{n+1}(\omega)) \quad (6)$$

步骤 5) 重复步骤 3) 和 4), 直到满足以下条件时终止, 即:

$$\frac{\sum_{k=1}^K \|u_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \epsilon \quad (7)$$

式中: ϵ 为判断精度。

1.2 合成谱峭度

峭度是故障诊断中常用的检测指标,对于冲击比较敏感^[20],能较好地反应振动信号的冲击特性。峭度是一个无量纲参数,它反映了信号随机变量分布特征的数值统计,也表示了信号的归一化四阶中心矩。当轴承出现故障时,缺陷处产生周期性脉冲,振动信号的峭度增大。振动信号的峭度值越高,轴承故障越严重,故障信息越容易提取^[21]。然而,峭度对异常值非常敏感。如果正常振动数据中包含少量异常值数据(如随机冲击),峭度会变得异常高。这可能导致错误的结果。包络谱峭度^[22]是一种用于描述信号包络谱形状的指标,可以很好的反映冲击信号的平稳性。其值越大,表示信号越平稳。

基于上述分析,结合两个指标各自的优点,构造可以同时描述信号冲击性和平稳性的指标—合成谱峭度,用于确定 VMD 的最佳分解层数 k 和惩罚因子 α 。

合成谱峭度 E_k 为:

$$E_k = E_{sk} \cdot K_u \quad (8)$$

其中,

$$K_u = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 \quad (9)$$

$$E_{sk} = \frac{\sum_{m=1}^M |S_E(m)|^4}{\left(\sum_{m=1}^M |S_E(m)|^2 \right)^2} \quad (10)$$

式中: K_u 为峭度; μ 是信号 x_i 的均值; L 是采样长度; σ 是 x_i 的标准差; E_{sk} 为包络谱峭度; $S_E(m)$ 为信号的包络谱; m 为包络谱的采样点数。

2 故障诊断流程

基于以上分析,为了获取最优的 VMD 参数组合,采用合成谱峭度可以总体评价其故障成分来优化 VMD 参数,基于峭度最大值原则来筛选最优模态分量并提取故障特征。

根据李华等^[23]提出的基于信息熵优化 VMD 参数的方法,先给定 $\alpha = 2\ 000$,在 k 的给定取值范围内进行寻优, Ek 取得最大值时对应的 k 为最终确定的 k 值;接着在给定的取值范围内对 α 进行寻优,同样,选取 Ek 取得最大值时对应的 α 为最佳 α 值。整体流程图如图 1 所示。具体过程如下:

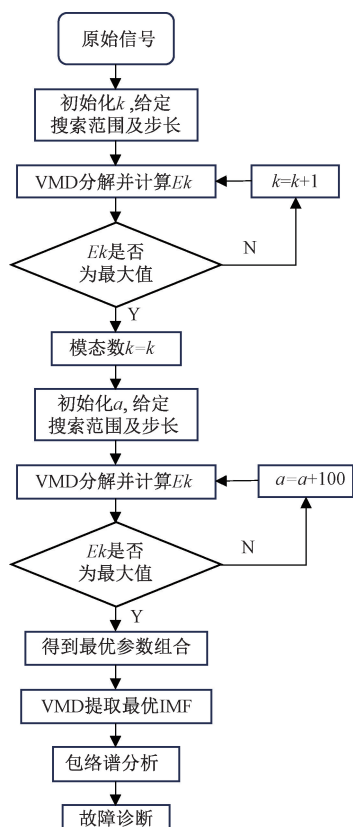


图 1 VMD 参数优化及故障诊断流程图

1) 输入故障信号;

2) 首先对 k 值进行寻优。本文设定 k 的取值范围为 $[2, 10]$, 寻优步长为 1, 给定 $\alpha = 2\ 000$ 。对故障信号进行 VMD 分解, 分别计算不同 k 取值下的合成谱峭度值, 判断 Ek 是否为最大值, 如果是, 则确定当前 k 值为最优模态个数; 否则, 令 $k = k + 1$, 继续上述过程, 直至 Ek 取得最大值时停止;

3) 接下来对惩罚因子 α 值进行寻优。初始化 $\alpha = 500$,

设定 α 的寻优范围为 $[500, 5\ 000]$, 寻优步长为 100。输入 k 值为步骤 2) 确定的值, 与寻优 k 值的原理相同, 基于合成谱峭度最大值原则, 对 α 值进行寻优, 直至 Ek 取得最大值结束。最终确定最优参数组合 $[k, \alpha]$;

4) 用最终寻优得到的参数组合 $[k, \alpha]$ 对原始故障信号进行 VMD 分解, 得到若干 IMF 分量;

5) 计算各 IMF 分量的峭度值, 选取峭度值最大的分量为最优 IMF 分量; 并对其进行包络解调分析, 判别故障类型。

3 实验分析

3.1 CWRU 轴承数据分析

采用美国凯斯西储大学的轴承数据以验证所提方法的有效性。轴承型号为 6205RS-JEM SKF, 试验台如图 2 所示, 相关参数如表 1 所示。故障类型为外圈故障, 采样频率为 12 kHz, 断层直径为 0.18 mm, 转速 r 为 1 750 r/min, 电机负载为 2 马力, 选取 12 000 个采样点进行分析。由式(11)计算出外圈轴承的故障特征频率为 104.56 Hz。

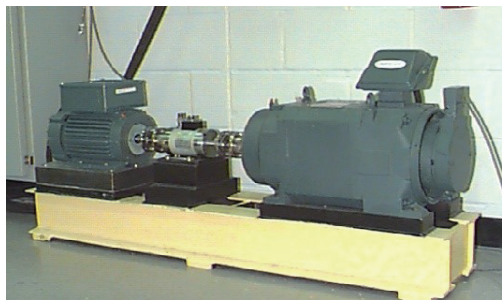


图 2 CWRU 轴承故障诊断试验台

表 1 滚动轴承结构参数

参数	滚动体直径 d/mm	节圆直径 d/mm	滚动体 个数 n	接触角/ $\beta/(^{\circ})$
数值	7.94	39.04	9	0

轴承故障特征频率计算公式为:

$$f_o = \frac{rn}{120} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right) \quad (11)$$

实际工作环境中, 噪声是无法避免的, 因此, 为了模拟现实工况, 向原始故障信号添加 -5 dB 的高斯白噪声, 加入噪声后信号的时域图如图 3 所示。

对加噪信号做包络谱分析, 如图 4 所示。由于噪声的影响, 只能观察到故障特征频率的一倍频, 而其他故障特征信息被噪声所淹没, 无法清晰地看到倍频。

1) VMD 参数优化

首先对模态数 k 进行优化, 先给定 $\alpha = 2\ 000$, 在给定的 k 值范围内对故障信号进行 VMD 分解。计算各个模态数对应的合成谱峭度值, 模态数 k 与合成谱峭度 Ek 的关系如图 5 所示。可以看到, 当 $k = 3$ 时, 合成谱峭度 Ek 取得最大值, 最大值是 149.292 8, 因此, 确定模态个数 $k = 3$ 。

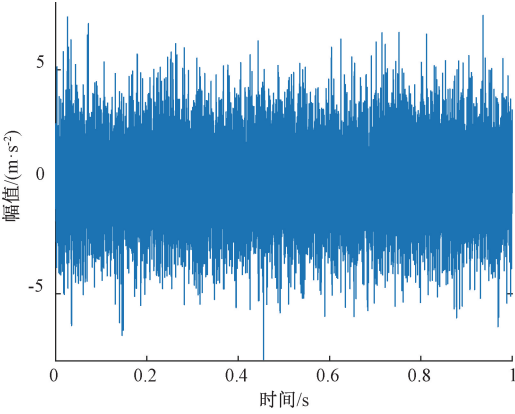


图 3 外圈加噪信号时域图

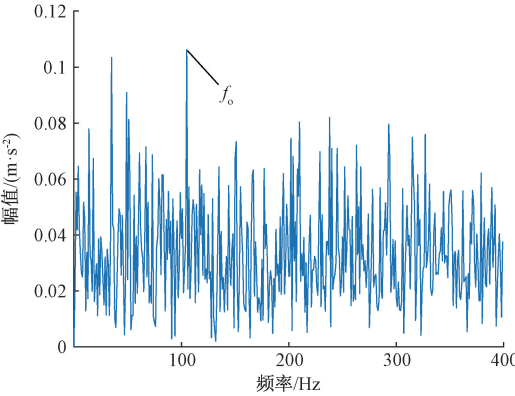


图 4 外圈加噪信号包络

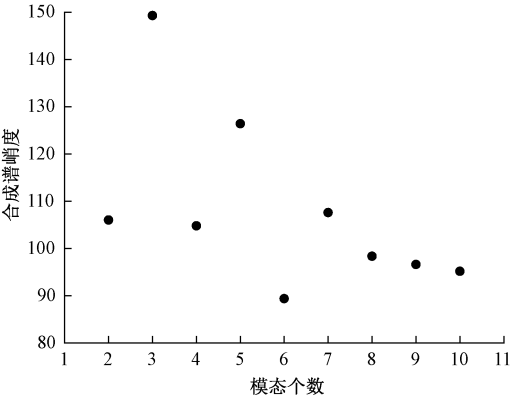


图 5 模态个数与合成谱峭度间的关系

根据上一步确定的 k 值,按照设定的寻优范围和步长,进行惩罚因子 α 的优化。计算不同 α 值对应的合成谱峭度值, α 与合成谱峭度 Ek 的对应关系如图 6 所示。

可以看到,当 $\alpha = 1\,900$ 时, Ek 取得最大值,最大值为 150.898 3,所以确定 $\alpha = 1\,900$,最终得到最优参数组合为 $[3, 1\,900]$ 。

2)VMD 分解结果

用优化后最终确定的参数组合对故障信号进行 VMD 分解,得到 3 个 IMF 分量,计算各分量的峭度值,如表 2 所

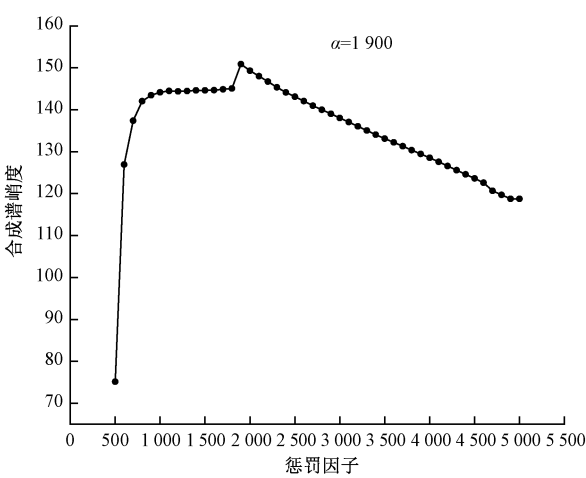


图 6 惩罚因子与合成谱峭度间的关系

示。可以看到,IMF3 的峭度值最大,所以确定 IMF3 为最优分量。然后对其进行包络解调分析,其包络谱如图 7 所示。

表 2 各 IMF 计算的相关值

分量	IMF1	IMF2	IMF3
峭度值	2.934 6	3.010 6	3.419 3

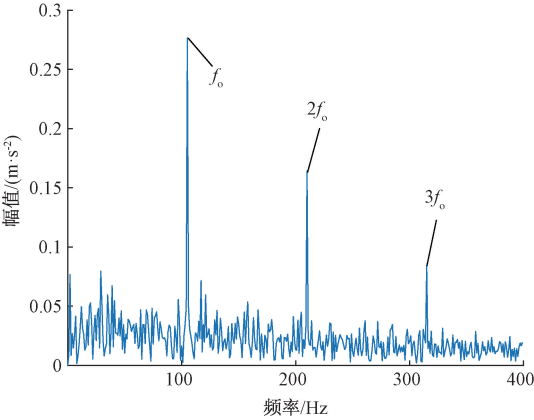


图 7 IMF3 包络谱图

在包络谱中,故障频率及其倍频处比较干净,噪声干扰成分较少,可以清楚地看到故障特征频率的一倍频 f_0 、二倍频 $2f_0$ 和三倍频 $3f_0$ 。由此可以判断其属于外圈故障,表明所提方法可以在噪声背景下有效提取故障特征。

为了充分验证所提方法的有效性,以功率谱熵为目标函数对故障信号进行 VMD 分解^[24],并选取峭度值最大的分量作为最优模态分量。经分解后得到 6 个模态分量,经计算,IMF5 的峭度值最大,对 IMF5 进行包络谱分析,包络谱如图 8 所示,虽然可以提取出故障特征频率,但与图 7 相比,难以清晰地看到三倍频 $3f_0$,且背景噪声的幅值较大。因此,本文所提的方法更具优越性。

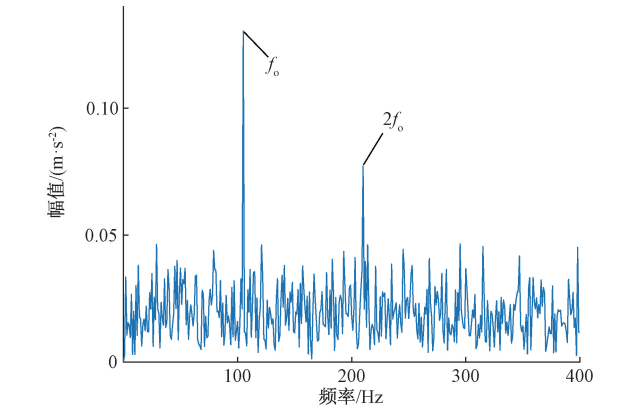


图8 IMF5包络谱图

3.2 实测轴承数据分析

为了进一步验证本文方法的有效性,选用 MFS-Magnum 机械故障综合模拟实验平台采集的数据进行验证。实验平台的结构如图 9 所示。

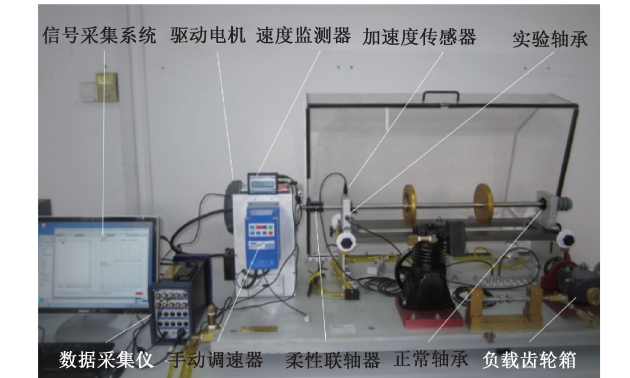


图9 实验平台

实验选用的轴承型号为 FAG6204 深沟球轴承,轴承的相关参数如表 3 所示,故障类型为外圈故障,相关参数如表 4 所示。由式(11)计算出轴承的故障频率为 60.67 Hz。

表 3 滚动轴承结构参数	
参数	参数值
外圈直径/mm	52
内圈直径/mm	25.4
滚动体直径/mm	7.937 5
滚动体个数	8
节圆直径/mm	33.477 2
接触角/(°)	0

表 4 故障实验相关参数		Hz
采样频率 f_s	转频 f_r	故障特征频率 f_o
25 600	19.88	60.67

外圈轴承信号的时域图如图 10 所示,对原始故障信号做包络谱分析,如图 11 所示,虽然可以看到故障特征频率

f_o ,但是由于信号中含有噪声,无法看到其他的故障信息。

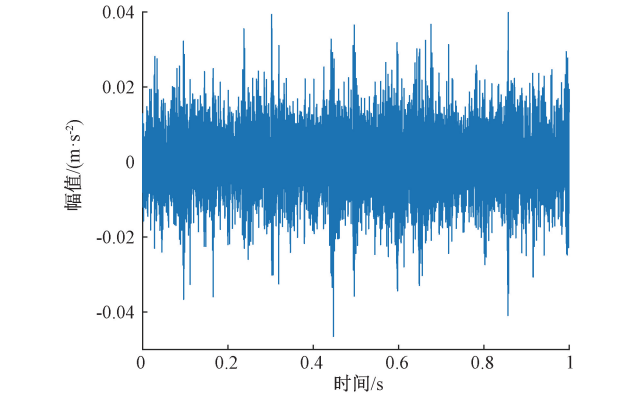


图10 外圈故障信号时域图

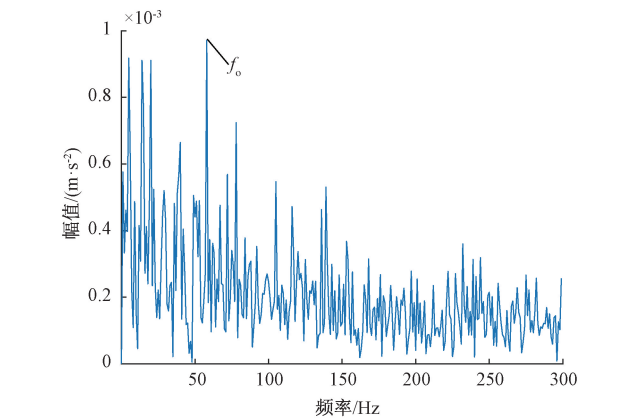


图11 外圈故障信号包络

1)VMD 参数优化

同样地,先对模态数 k 进行优化,模态数 k 与合成谱峭度 Ek 的关系如图 12 所示。当 $k = 5$ 时,合成谱峭度 Ek 取得最大值,最大值是 70.922 8,因此,确定模态个数 $k = 5$ 。

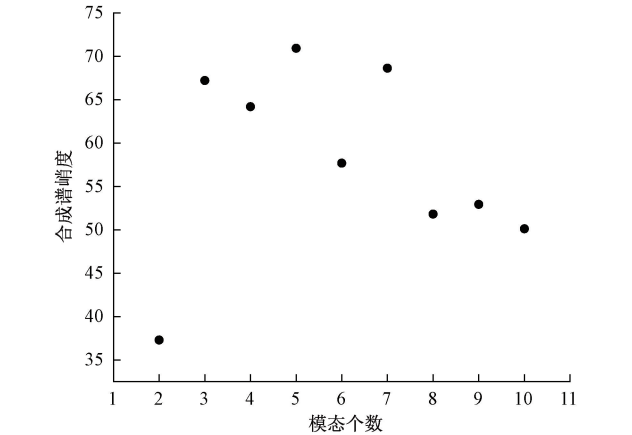


图12 模态个数与合成谱峭度间的关系

取定 $k = 5$,按照设定的寻优范围及步长,进行惩罚因子 α 的优化。计算不同 α 值对应的合成谱峭度值,惩罚因子 α 与合成谱峭度 Ek 的关系如图 13 所示。可以看到,当

$\alpha = 3\ 700$ 时, Ek 取得最大值, 最大值为 72.839, 所以确定 $\alpha = 3\ 700$, 最终得到 VMD 的最优参数组合为[5, 3 700]。

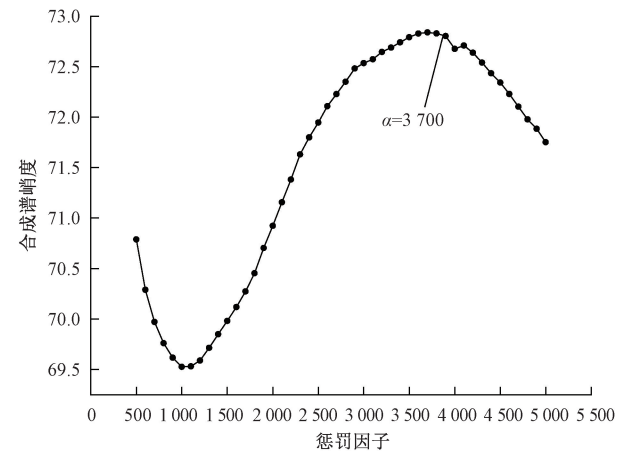


图 13 惩罚因子与合成谱峭度间的关系

2)VMD 分解结果

用优化后最终确定的参数组合对故障信号进行 VMD 分解, 得到 5 个 IMF 分量。各分量的峭度值如表 5 所示。可以看到, IMF4 的峭度值最大, 所以确定 IMF4 为最优 IMF, 然后对其进行包络谱分析。IMF4 的包络谱如图 14 所示。在包络谱中, 故障频率及其倍频处比较干净, 噪声干扰成分较少, 可以清晰地观察到故障特征频率的一倍频 f_o 、二倍频 $2f_o$ 、三倍频 $3f_o$ 乃至四倍频 $4f_o$ 。由此可以判定其属于外圈故障, 表明所提方法可以在噪声背景下有效提取出故障特征信息。

表 5 各 IMF 计算的相关值					
分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
峭度值	5.190 2	5.098 4	3.319 2	6.618 5	4.956 9

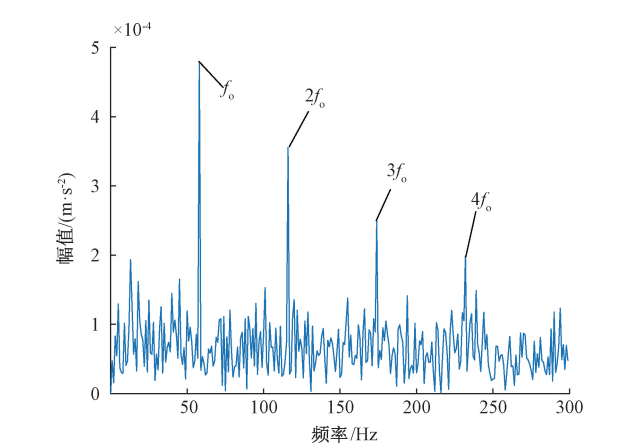


图 14 IMF4 包络谱图

同样依据功率谱熵最小值为准则自适应选取 VMD 的 k 和 α , 经分解后得到 8 个模态分量, 经计算, IMF6 的峭度值最大, 对其进行包络谱分析, 包络谱如图 15 所示, 从包络

谱图虽然可以看到一~三倍频, 但是故障特征频率不如图 14 突出, 且无法看到四倍频。因此, 本文所提的方法更具优越性。

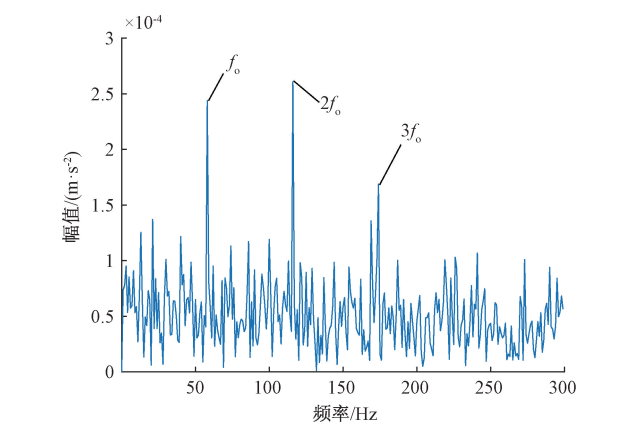


图 15 IMF6 包络谱

4 结 论

针对滚动轴承在噪声背景下故障特征难以提取的问题, 本文提出了一种根据合成谱峭度确定 VMD 关键参数进行故障特征提取的故障诊断方法。构建合成谱峭度指标优化 VMD, 得到最佳参数组合, 避免因人为参数设置不当导致出现的过分解和欠分解问题; 依据峭度最大原则筛选最优 IMF 分量, 对其进行包络谱分析, 从包络谱图中可以清楚看到故障特征频率及相应倍频, 表明所提方法具有一定的可行性; VMD 有效克服了 EMD 的模态混叠现象, 但不足之处是参数需要提前设定, 而参数的寻优范围依靠人为设定, 缺乏理论依据。后续可以对此做进一步研究。通过公开数据集和实测数据验证了该方法的有效性, 与传统的分解方法相比, 抗噪效果更好, 可以在强噪声背景下有效提取出故障特征信息。

参考文献

[1] 刘馨雅, 马超, 黄民, 等. 变转速工况下基于角度重采样与 PCA-XGBoost 轴承故障诊断方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3): 45-54.

[2] 张菀, 李文昊, 周旺平, 等. 基于 LabVIEW 的电动机轴承故障诊断和性能退化评估系统设计[J]. 实验室研究与探索, 2024, 43(2): 1-7.

[3] 卢浩龙, 朱彦敏. 基于多尺度图 Transformer 的滚动轴承故障诊断[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(12): 186-194.

[4] 李志博, 李媛媛, 蔡寅. 卷积神经网络与知识图谱结合的轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2024, 44(2): 156-163.

[5] 张炎亮, 李营. 基于多尺度排列熵和 IWOA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2023, 46(19): 29-34.

- [6] 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/OL]. 仪器仪表学报,1-12[2024-05-21]. <https://doi.org/10.19650/j.cnki.cjsi.J2312100>.
- [7] 李兆飞,柴毅,李华锋. 基于奇异值分解及形态滤波的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 计算机应用研究,2012,29(4):1314-1317.
- [8] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis[J]. Proceedings Mathematical Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [9] 张莹,殷红,彭珍瑞. 基于改进 SVD 及参数优化 VMD 的轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2020,40(1): 51-58.
- [10] 胡爱军,马万里,唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报,2012,32(11):106-111.
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational modedecomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Proces-sing,2014,62(3): 531-544.
- [12] 孙康,金江涛,李春,等. 优化变分模态分解与深度学习融合的滚动轴承故障诊断策略[J]. 动力工程学报,2023,43(6):749-758.
- [13] 郗涛,胡明橙,王莉静. 基于 COT-NGO-VMD 与 LSTM 的变转速滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023,(12):188-192.
- [14] 汤宝平,蒋永华,张详春. 基于形态奇异值分解和经验模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 机械工程学报,2010,46(5):37-42.
- [15] 吴科伟,封远鹏,王超,等. 基于 MPA-VMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制,2023,43(2): 112-119.
- [16] 王琇峰,文俊. 基于噪声信号和改进 VMD 的滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2021,41(2):118-124.
- [17] 李永琪,彭珍瑞. 基于参数自适应的 VMD 滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2021,41(5):139-146.
- [18] 刘俊利,缪炳荣,张盈,等. 一种基于改进 VMD 和 UMAP 的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 机械传动,2023,47(6):130-138.
- [19] 时献江,李万涛,高庆康. VMD 方法在轴承故障定子电流信号诊断中的应用[J]. 哈尔滨理工大学学报,2020,25(1):22-28.
- [20] 俞森,马洁. 基于参数优化 MLOG 与 SAM 的滚动轴承早期故障诊断[J]. 机床与液压,2023,51(3):187-192.
- [21] XIAOD M, DING J K, LI X J, et al. Gear fault diagnosis based on kurtosis criterion VMD and SOM neural network[J]. Applied Sciences,2019,9(24):5424.
- [22] 宋宏智,李秀杰,邱战国,等. 基于改进 VMD 的高速动车组轴箱轴承故障识别方法[J]. 中国铁道科学,2023,44(3):146-154.
- [23] 李华,伍星,刘韬,等. 基于信息熵优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击,2018,37(23):219-225.
- [24] 杨秀宇,邵斌,贾少毅,等. 强背景噪声下滚动轴承轻微磨损故障特征提取方法[J]. 煤炭工程,2023,55(5): 153-159.

作者简介

薛源,硕士研究生,主要研究方向为信号处理和故障诊断。

E-mail: xy20000818@163.com

陈志刚(通信作者),教授,博士,主要研究方向为机械智能故障诊断和深度学习。

E-mail: zdketi@163.com

王衍学,教授,博士,主要研究方向为装备故障诊断与智能维护、剩余寿命与健康管理及信号处理与特征提取。

E-mail: wyx1999140@126.com

史梦瑶,硕士研究生,主要研究方向为机械智能故障诊断。

E-mail:1845695132@qq.com