

一种改进特征模态分解的滚动轴承复合故障特征提取方法*

周小龙 李佳宏 王相坤 王昊天 杨知伦 曹霖霖

(北华大学机械工程学院, 吉林 吉林 132021)

摘要: 针对滚动轴承故障信号非平稳、多分量并伴随强背景噪声, 导致其复合故障特征难以有效分离的问题, 提出一种改进特征模态分解(feature mode decomposition, FMD)的特征提取方法。采用 FMD 将滚动轴承复合故障信号分解为一系列模态分量, 对影响分解精度的关键参数特性进行研究, 提出了相关参数选取方法。从信号间关联程度和能量角度出发, 通过综合评价因子算法选择对故障敏感的模态分量, 并经包络解调获取敏感模态分量的包络谱以提取故障特征频率, 实现滚动轴承复合故障的诊断。通过仿真信号及实测信号分析, 并同变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法进行比较。结果表明, 所提方法可有效抑制噪声干扰影响, 提升滚动轴承故障特征信息获取能力, 实现滚动轴承复合故障的有效诊断。

关键词: 特征模态分解; 敏感模态分量; 滚动轴承; 复合故障; 特征提取

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A

DOI: [10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.05.005](https://doi.org/10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.05.005)

A compound fault feature extraction method of rolling bearings based on improved feature mode decomposition

ZHOU Xiaolong, LI Jiahong, WANG Xiangkun, WANG Haotian, YANG Zhilun, CAO Linlin

(Mechanical Engineering College, Beihua University, Jilin 132021, CHN)

Abstract: A compound fault feature extraction method based on improved feature mode decomposition (FMD) was proposed to address the problem of non-stationary, multi-component, and strong background noise in rolling bearing compound fault signals, which makes it difficult to extract fault features effectively. FMD was used to decompose the rolling bearings compound fault signal into a series of mode functions, the key parameter characteristics that affect the decomposition accuracy were studied, and relevant parameter selection methods were proposed. From the perspective of the degree of correlation and energy between signals, a comprehensive evaluation factor algorithm was used to select fault sensitive mode functions, and the sensitive mode functions envelope spectrum were obtained through envelope demodulation to extract fault feature frequencies, achieving the diagnosis of rolling bearing fault types. The effectiveness of improved FMD has been demonstrated through simulation analysis, engineering example of rolling bearings fault diagnosis. Compared with the variational mode decomposition (VMD) method, the proposed method has a more effective ability to suppress the impact of noise interference and extract fault features.

Keywords: feature mode decomposition; sensitive mode components; rolling bearing; compound fault; feature extraction

滚动轴承作为应用最普遍、使用数量最多的一类零部件, 被广泛应用于电力、冶金、轨道交通等领域的机械设备中^[1]。滚动轴承的工况对设备的加工精度、生产效率和运行安全性等因素有直接

* 吉林省教育厅科学技术研究项目(JJKH20220047KJ, JJKH20230060KJ); 吉林省科技发展计划项目(20210203047SF)

影响。据统计, 旋转机械设备的故障中有 44% 以上同滚动轴承相关^[2]。由于工况恶劣、工作负载大等因素, 滚动轴承易发生复合故障, 相较于任何单一故障, 其危害更大。而滚动轴承复合故障特征的有效提取问题一直是旋转机械故障诊断领域研究的难点。因此, 滚动轴承复合故障特征提取问题的研究对提高设备运行可靠性、保证人员安全具有重要的意义。

滚动轴承故障诊断方法的关键在于从获取的信号中全面、有效地提取出故障特征。然而, 采集的滚动轴承振动信号往往具有非平稳、多分量和多调制等特点并伴随强背景噪声, 其故障特征难以直接从原始信号内提取^[3]。因此, 信号处理方法的优劣便成为保证其故障诊断准确性的关键因素。

近年来, 研究人员提出了诸多信号处理方法并被广泛应用于滚动轴承故障诊断中, 其中变分模态分解 (VMD) 由于算法理论基础扎实、可有效抑制模态混等优点, 得到研究人员的青睐^[4-5]。但 VMD 方法并未考虑信号的脉冲特性和冲击特性, 针对设备不同部件的混合故障, 特征提取能力较差, 且易出现虚假干扰成分^[6]。

为有效提升信号处理方法的性能, 提高故障特征提取的准确性, Miao Y H 等提出了一种全新非平稳信号处理方法——特征模态分解 (FMD)^[6]。该方法以解卷积的相关峭度为目标函数, 通过建立自适应有限脉冲响应 (finite impulse response, FIR) 滤波器组并结合相关函数以实现故障周期的判别, 最终将信号分解为多个模态分量和的形式。不同于其他信号分解方法, FMD 充分考虑了信号的周期与冲击特性, 在保证对信号故障特征敏感的同时, 对干扰和噪声成分具有一定的鲁棒性; 此外, 经自适应有限脉冲响应滤波器提取分解后的模态分量, 不受滤波器形状、带宽和中心频率限制, 分解更加彻底^[7]。然而, FMD 方法仍有不足之处, 限制了它的故障特征提取能力及故障诊断效果的提升。具体有: (1) FMD 方法中的模态个数 n 和滤波器长度 L 两个参数需要自行设定, 若参数设置不合理则会直接影响信号分解效果。(2) 在故障特征提取及故障诊断过程中, 所获取的模态分量中只有部分包含主要故障特征, 余下的为干扰或噪声。若想提升 FMD 方法的适用性, 需有效解决上述问题。

根据上述分析, 本文提出一种改进 FMD 的滚动轴承复合故障特征提取方法。该方法基于 FMD

分解特性, 可简单、高效地选取 FMD 分解过程中的关键参数, 并从信号间关联程度和能量角度出发, 无需阈值判别便可选取出对信号特征敏感的模态分量, 通过敏感模态分量的包络谱分析以确定滚动轴承故障类型。经仿真分析和实测信号分析证明了所提方法的有效性和实用性。

1 改进的 FMD

1.1 FMD 基本算法

对于信号 $x(t)$, FMD 主要包括自适应滤波器设计、更新、周期评判和模态分量选取等步骤, 具体过程如下。

步骤 1: 初始化迭代参数及 FIR 滤波器组加窗数 K , 令 $i = 1$ 、 $K = 5 \sim 10$, 输入主要分解参数 (模态个数 n , 滤波器长度 L)。

步骤 2: 根据 $u_k^i = x * f_k^i$ 获得分解后模态分量, 其中 $k = 1, 2, \dots, K$, $*$ 为卷积计算。

步骤 3: 滤波系数根据原始信号 $x(t)$ 、分解所得模态分量 u_k^i 和预估信号故障周期 T_k^i (T_k^i 为 u_k^i 自相关谱经过零点后所到达局部最大值 R_k^i 所对应的时刻) 进行更新, 令 $i = i + 1$ 。

步骤 4: 判定当前迭代过程是否达到最大迭代次数, 如果达到, 则返回步骤 3; 否则, 继续执行步骤 5。

步骤 5: 计算两相邻模态分量间相关系数, 建立 $K \times K$ 的相关矩阵 $CC_{(K \times K)}$, 并同预估信号故障周期 T_k^i 计算两者的相关峭度, 选取相关峭度较大的模态分量为分解所得分量, 令 $K = K - 1$ 。

步骤 6: 判定当前模态数量是否达到设置的数量 n , 如果达到, 则分解停止, 输出结果; 如果没达到, 则返回步骤 2, 继续上述操作。

1.2 关键参数选取

由 FMD 算法可知, 模态个数 n 和滤波器长度 L 直接影响着信号分解的准确性^[8]。若采用默认参数设置法, 难以突显该方法的优越性, 从而限制其性能。虽可采用遗传优化算法对上述参数进行优化, 但该类方法耗时较长, 需较强先验知识, 难以实现实时检测。为此, 根据各参数特性, 在此提出一种高效、简便的参数选择方法。

(1) 模态个数 n

同 EMD 方法类似, FMD 分解所得重构信号的 Hilbert 谱可有效表征信号内时间-频率-能量三者的变化关系, 时频分辨能力良好; 同时, 受信号采样

频率和背景噪声等因素的影响较小。因此，以 FMD 分解所得重构信号的时频分布特性参数来确定模态个数 n ，兼顾了信号的时频特性及重构影响，具有更高的参数选择可靠性。

时间幅频积 (time amplitude frequency product, TAFP) 可有效刻画信号时频分布特性差异^[9]。设信号经 FMD 分解后所获得 Hilbert 谱的时频面能量为 S , S_1, S_2, \dots, S_m 为时频面的各组成面能量，则时间幅频积的计算公式为

$$TAFP = \sum_{i=1}^m S_i \quad (1 \leq i \leq m) \quad (1)$$

式中： A 为信号经 FMD 分解后所得模态分量作 Hilbert 谱后的幅值； f 为频率； t 为时间； m 为模态分量个数。则第 1 个模态分量的时频能量 S_1 可表示为 $S_1 = \sum_{i=1}^n A_{1i} f_{1i} \frac{i}{f_s}$ ， $1 \leq i \leq n$ ， n 为采样点数， f_s 为采样频率，其余时频面能量 S_2, \dots, S_m 皆按此方法求得。

由于 FMD 具有较好的抗模态混叠能力，当取得最优模态个数 n 时，则各模态分量的时频分布较为合理；随着 n 值的增加，时频分布特性应具有较好的稳定性。因此，可在不同模态分解个数 n 的情况下，计算重构信号的 TAFP 值。若取某一 n 值后，随着 n 数值的增加，重构信号 TAFP 值仍保持稳定、没有明显波动，则可认为此时 n 的取值为最优。

(2) 滤波器长度 L

正常状态下滚动轴承的振动是随机振动，信号的无规则程度和复杂性较高，自相似性较低；当出现故障时，其振动信号内的冲击成分增加，信号的规则性和自相似性增强。精细复合多尺度散布熵^[10] (refined composite multiscale dispersion entropy, RCMDE) 是近年来应用较为广泛的一种刻画信号复杂程度的重要方法，相较于尺度样本熵和多尺度排列熵，RCMDE 具有计算效率高、计算误差小、抗突变性能好和兼顾信号间幅值关系影响等优点。

当采用 FMD 方法对信号进行分解重构后，若 L 选取合理，应有效滤除信号内的干扰成分，重构信号内应包含其主要特征信息，信号的冲击特性明显，即重构信号的 RCMDE 值应尽量小。基于上述分析，若 L 取得最优值时，应使重构信号的 RCMDE 值最小。本文 RCMDE 值计算过程中，嵌入维数 $m=2$ 、类别 $c=5$ 、延时 $d=1$ 和最大尺度因子 $\tau_{\max}=20$ ，结果取不同尺度因子下计算结果均值。

1.3 基于综合评价因子的敏感模态分量判别算法

信号处理后获取可有效表征信号自身特征的分量是故障诊断准确性的决定性因素。一方面，选取表征信号自身特征的分量可突显信号特性，强化特征信息；另一方面，有效的敏感分量选择方法可降低虚假干扰因素影响，提升故障诊断精度。目前有关信号分解后主要分量如何判别的方法较少，现有方法往往仅依靠信号时域特性进行判别^[11-12]，难以全面、准确地评判。

为此，本文提出一种基于综合评价因子的敏感模态分量判别方法。该方法通过计算 FMD 分解所得各模态分量的能量熵增量^[13]、同原信号间的互信息熵^[14]及频域相关系数^[15]，并经加权后筛选出敏感模态分量。算法过程如下：

(1) 分别计算信号 $x(t)$ 经 FMD 分解所得各模态分量的能量熵增量 Δq_i 、同信号 $x(t)$ 之间的互信息熵 $H(x, M_i)$ 及频域相关系数 ρ_i 。

(2) 计算各模态分量的主成分因子加权值 η_i 。

$$\eta_i = \alpha \Delta q_i + \beta H(x, M_i) + \gamma \rho_i \quad (2)$$

式中： η_i 为第 i 个模态分量的主成分加权值； α 、 β 、 γ 为加权系数，且 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。

(3) 计算基于主成分加权值的综合判别因子 λ_i ：

$$\lambda_i = \frac{\eta_i - \min(\eta)}{\max(\eta) - \min(\eta)} \quad (3)$$

式中： $\eta = \{\eta_i\}$ ， $i = 1, 2, \dots, k$ 为分量的数量。

(4) 按主成分因子由大到小顺序将所有分量排列，得到分量序列 $\{\lambda_i\}$ ， $\lambda_1 > \lambda_2, \dots, \lambda_{n-1} > \lambda_n$ 。

(5) 计算相邻两分量的主成分因子差。

$$d_i = \lambda_i - \lambda_{i+1} \quad (4)$$

(6) 找出最大差值的索引 m ，那么按主成分因子重新排序后序列 $\{\lambda_i\}$ 的前 m 个分量就是包含信号主要特征信息的敏感模态分量。

反映信号自身特征的分量与信号自身具有一定的相似性，常用信号敏感分量的判别方法易受信号内的噪声、背景信号等因素的影响，准确性难以保证。本文所提方法从信号间关联程度和能量角度出发，能够强化潜在信号主要成分，削弱干扰项的影响；此外，本方法避免了判别阈值的影响，敏感分量的判别结果更加合理、可靠。

2 仿真分析

为验证所提方法的有效性，建立如式 (5) 的

滚动轴承复合故障信号^[1,6]:

$$x(t) = \sum_i A_i s_i(t - iT_a - \tau_i) + \sum_j B_j s_j(t - jT_b - \tau_j) + \sum_m R_m s_m(t - mT_r) + \sum_h P_h \sin(2\pi f_h t + \phi_h) + n(t) \quad (5)$$

式中:第1项和第2项分别代表轴承外圈和内圈故障所引起的周期性冲击;第3项表示背景或电磁干扰所引起的随机冲击;第4项表示齿轮啮合或轴旋转产生的周期性谐波干扰; $n(t)$ 表示背景噪声。

在该仿真信号中, A 、 B 、 R 、 P 为振幅, T 为两相邻脉冲间的时间间隔, τ 为滚珠滑动所引起的时间滞后,约为故障周期的1%~2%。 f_h 表示谐波干扰的频率, ϕ_h 表示谐波相位。 $s(t)$ 为脉冲相应函数,其表达式为

$$s(t) = e^{-\beta_n t} \sin(2\pi f_n t + \varphi) \quad (6)$$

式中: β_n 、 f_n 和 φ 分别表示阻尼系数、共振频率和相位角。

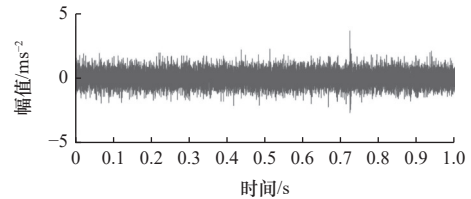
本文所建立仿真信号的主要参数设置如下:采样频率20 kHz,采样时长1 s,内外圈故障特征频率 f_i 和 f_o 分别为28 Hz和22 Hz。内外圈故障共振频率为2 000 Hz,阻尼系数为700, τ_i 和 τ_o 分别为 $0.01T_a$ 和 $0.01T_b$ 。随机冲击共振频率为5 100 Hz,阻尼系数为1 600。随机冲击的振幅随机产生,其最大值为3;而周期性冲击的振幅为1。信号中存在两个周期谐波成分,其振幅为0.025,频率为7 Hz和14 Hz,相位角为 $\pi/6$ 和 $-\pi/3$,背景噪声为高斯白噪声,其信噪比为-10 dB。

仿真信号的时域波形、频谱和包络谱如图1所示。由图1可知,受噪声影响,轴承周期冲击特性被噪声淹没,在其频谱图中谱线十分混乱,在2 000 Hz和3 500 Hz出现共振频带,无法识别出滚动轴承内外圈故障特征频率。包络谱的谱线最大值集中在频带0~300 Hz,为便于分析,0~200 Hz频带内仿真信号包络谱如图1d所示。从图1d包络谱中虽能找到内外圈故障特征频率,但这些频率成分的谱线分布较随意,无法呈现出规律性,难以准确对其故障进行诊断。

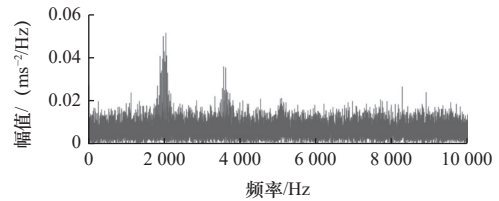
采用本文所提改进FMD方法对该仿真信号进行处理。将信号进行FMD分解,不同 n 值下重构信号的TAFP值计算结果如图2所示。

由图2可知,当 $n=6$ 时,经FMD重构信号的TAFP值趋于稳定,随着 n 值的增加,数值无显著变化。由此表明, $n=6$ 时,重构信号的时频分布

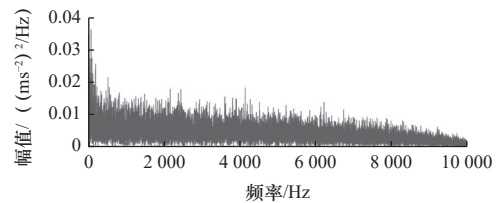
特性较为合理,随着 K 值的增加,无明显分布差异,此时分解性能最佳,故取模态个数 $n=6$ 。



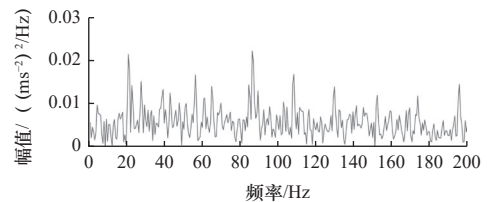
(a) 仿真信号的时域波形



(b) 仿真信号频谱



(c) 仿真信号包络谱



(d) 仿真信号0~200 Hz频带内包络谱

图1 仿真信号的时域波形、频谱和包络谱

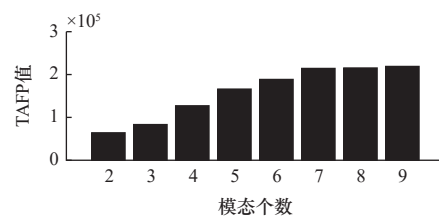


图2 不同 n 值下仿真信号经FMD重构后的TAFP值

当 $n=6$ 时,滤波器长度 L 在不同取值范围内,仿真信号经FMD分解所得重构信号的RCMDE均值结果如图3所示。

由图3可知,当滤波器长度 $L=34$ 时,仿真信号经FMD分解所得重构信号的RCMDE均值最小,说明此时重构信号可有效突显信号内的冲击特性且呈现出较强的规则性和自相似性。因此,取 $n=6$ 、 $L=34$ 对仿真信号进行分解,所得各模态分量及其功率谱如图4所示。

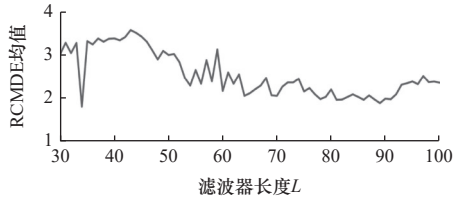
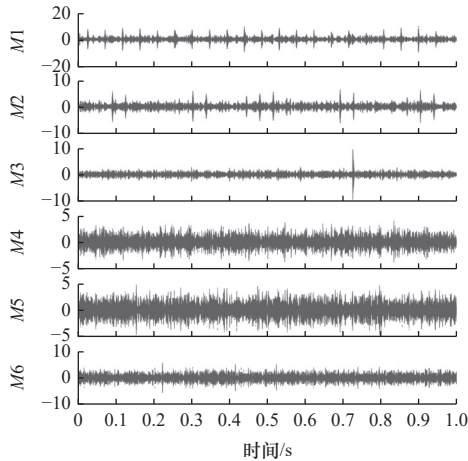
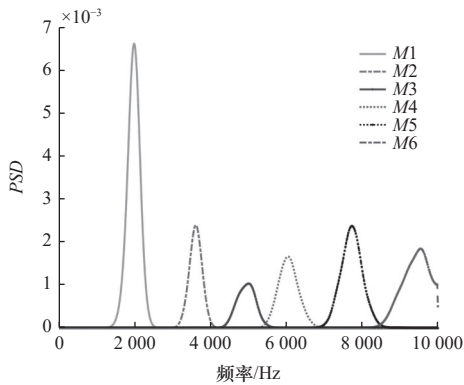


图3 不同L取值下仿真重构信号的RCMDE均值



(a) 仿真信号FMD分解所得各模态分量



(b) 仿真信号FMD分解所得各模态功率谱

图4 仿真信号FMD分解结果

从图4可以看出，FMD分解结果较为合理，各模态分量的频率从低频至高频分布，并未出现明显重叠，表明所提参数选取方法可有效抑制分解过程中所产生的模态混叠问题，减少各模态分量间的信息泄露。

为有效选取包含主要故障信息的模态分量，降低环境噪声和背景信号等成分对于故障特征提取准确性的影响，计算各模态分量的综合判别因子 λ ，计算过程中，由于信号噪声干扰在频域内其功率谱密度较小，频域互相关系数对噪声分量具有更好的判别效果，因此，本文加权系数 α 、 β 、 γ 分别设置为0.3、0.3和0.4。图5给出了从大到小重新排序

后的综合判别因子。通过图5可看出，最大差值在M2和M5之间，因此选取M1和M2作为敏感分量，对其进行包络解调，得到其包络谱如图6所示。由图6可知，M1、M2分量分别为表征外、内圈故障的分量，从其包络谱中可以清楚地找到外、内圈故障特征频率及其多个倍频。表明所提出的综合判别因子可有效剔除与故障特征无关的干扰分量，强化故障信息，为轴承故障特征的准确提取提供保证。

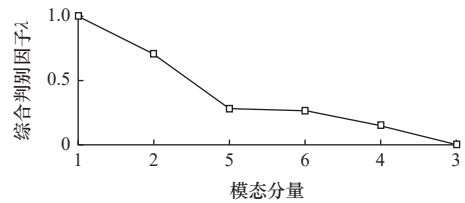
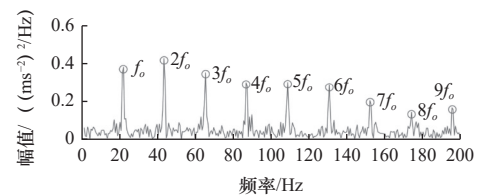
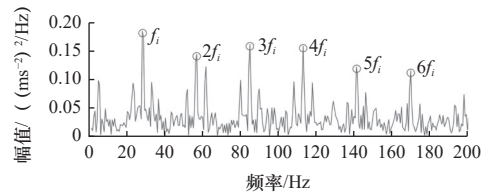


图5 基于FMD分解所得各模态分量的综合判别因子



(a) FMD分解所得敏感分量M1包络谱



(b) FMD分解所得敏感分量M2包络谱

图6 FMD敏感模态分量的包络谱

为表明所提方法的有效性和优越性，采用VMD方法对仿真信号 $x(t)$ 进行分解，为保证对比效果的可靠性，参考文献[16]，VMD分解过程中模态个数 $K=6$ ，惩罚因子 $\alpha=2000$ 。VMD分解后各模态分量重新排序后的综合判别因子如图7所示。由图7可知，最大差值在IMF1和IMF6之间，因此选取IMF1和IMF2为敏感IMF态分量，对其进行包络解调，所得包络谱如图8所示。由图8可知，VMD分解效果并不理想，基于VMD敏感IMF分量的包络谱中仅可有效提取出外圈故障特征频率及其倍频，内圈故障特征频率难以获取。究其原因，VMD方法并未考虑信号的脉冲特性，针对复合故障，其特征提取能力较差，易受噪声影响。

对比图6和图8可知，相较于VMD方法，改

进 FMD 是一种更为有效的非线性信号处理方法，综合判别因子可有效剔除同故障特征无关的虚假模态分量，提升 FMD 方法的故障特征提取能力。

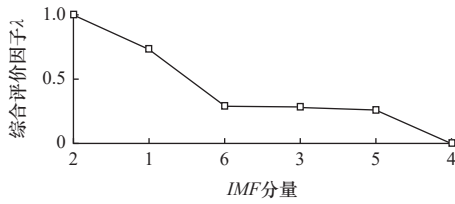
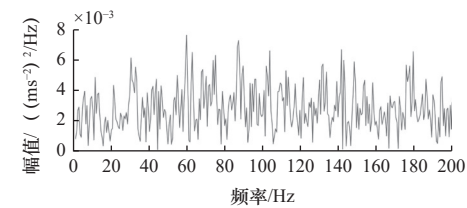
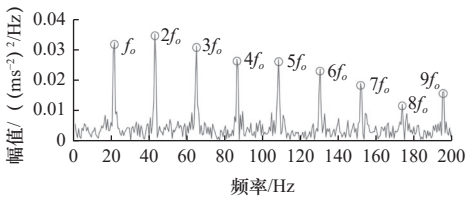


图 7 基于 VMD 分解所得各模态分量的综合判别因子



(a) VMD 分解所得敏感模态分量 IMF1 包络谱



(b) VMD 分解所得敏感模态分量 IMF2 包络谱

图 8 VMD 分解所得敏感模态分量的包络谱

3 实测信号分析

为表明所提方法优越性，对实测滚动轴承复合故障信号进行分析。采用图 9 所示的轴承加速寿命试验台^[17]所采集的数据进行验证，该试验台由交流电机、电动机转速控制器、数字式力显示器、液压加载系统等组成。试验所用滚动轴承型号为 LDK UER204 型滚动轴承，其技术参数见表 1。

试验过程中，采用两个 PCB 352C33 单向加速度传感器放置于测试轴承的水平和垂直方向上，信号采样频率为 25.6 kHz，电动机转速为 2 100 r/min。因此，经计算可知：轴承回转频率 $f_r = 35$ Hz，内圈故障频率 $f_i = 172.1$ Hz，外圈故障频率 $f_o = 107.9$ Hz。

由于载荷施加方向为水平方向，该方向的振动信号包含更多故障特征信息，故本文随机选取水平方向时长为 0.5 s 的内圈磨损、外圈裂损复合故障信号进行分析。复合故障信号的时域波形和包络谱如图 10 所示。其中，由于包络谱的谱线最大值集中在频带 0~600 Hz，为便于分析，0~600 Hz 频带内复合故障信号的包络谱示于图 10c。

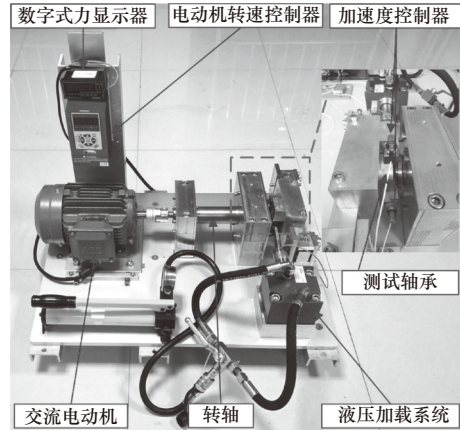
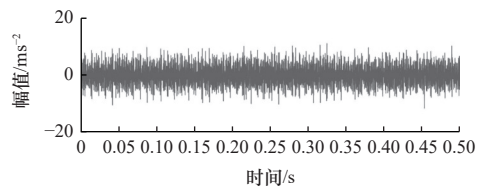


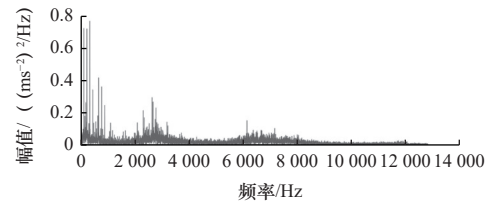
图 9 轴承加速寿命试验台

表 1 LDK UER204 型滚动轴承主要技术参数

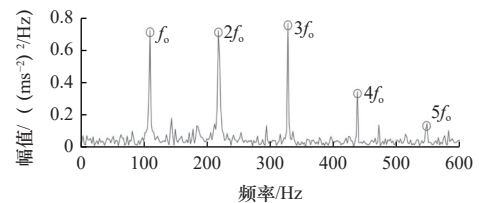
轴承节径 D / mm	滚动体直径 d / mm	滚动体个数 Z	接触角 $\beta / (^\circ)$
34.55	7.92	8	0



(a) 复合故障信号时域波形



(b) 复合故障信号包络谱



(c) 复合故障信号 0~600 Hz 频带内包络谱

图 10 复合故障信号时域波形及其包络谱

从图 10 可看出外圈故障特征频率及其倍频，但内圈故障特征频率难以识别。造成该问题主要原因是内圈磨损故障相较于外圈裂损故障，其故障特征较为微弱，同时信号内存在噪声干扰成分，导致内圈故障特征在包络谱中无法清晰呈现，从而影响该复合故障特征提取的准确诊断。

采用改进 FMD 方法对该复合故障信号进行分析。FMD 分解得到的模态分量如图 11 所示，分解

过程中,依据本文所提参数选取方法,模态个数 $n=6$,滤波器长度 $L=31$ 。图 12 为各模态分量的综合判别因子并重新排序后的结果,最大差值在 $M1$ 和 $M2$ 之间,故选择 $M1$ 为敏感模态分量,其余模态为包含噪声干扰信息或迭代误差信息的分量,所以被剔除。对 $M1$ 进行包络解调,得到其包络谱,由于滚动轴承的故障特征主要集中在低频区域,为此 $M1$ 包络谱的频域分析范围为 $0\sim 600$ Hz,结果如图 13 所示。

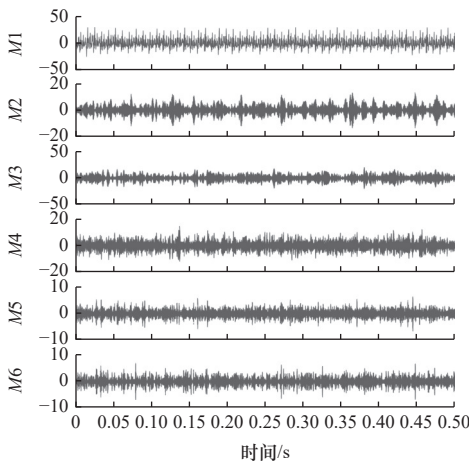


图 11 复合故障信号的 FMD 分解结果

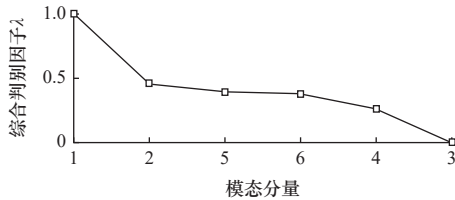


图 12 复合故障信号各模态分量综合判别因子

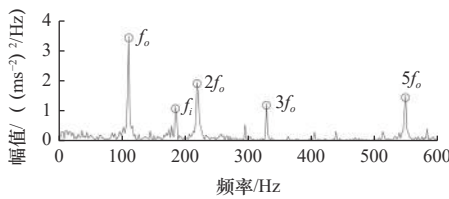


图 13 基于敏感模态分量 $M1$ 的包络谱

由图 13 可知,敏感分量 $M1$ 的包络谱中出现了明显的外圈故障频率及其倍频成分,同时内圈故障频率处的谱线清晰可见,其他干扰谱线得到有效滤除,由此可准确判断出滚动轴承存在内外圈混合故障,分析结果与实际相符。

同样采用 VMD 对该复合故障信号进行分析,分解过程中模态个数 $K=6$,惩罚因子 $\alpha=2000$ 。VMD 分解后各 IMF 分量重新排序后的综合判别因

子如图 14 所示。最大差值在 $IMF3$ 和 $IMF6$ 之间,因此选取 $IMF2$ 和 $IMF3$ 为敏感 IMF ,对敏感 IMF 分量进行包络解调,所得包络谱如图 15 所示。

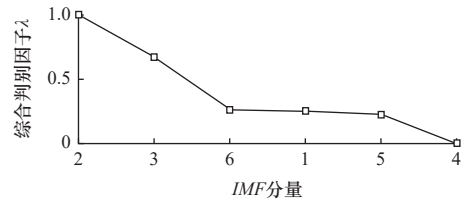
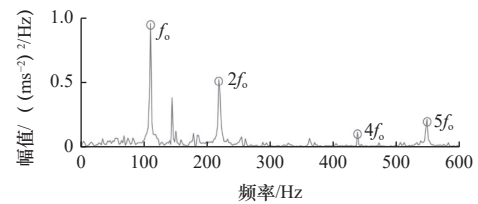
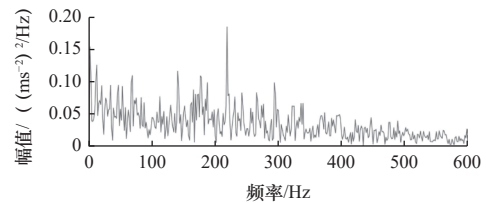


图 14 复合故障信号各 IMF 分量综合判别因子



(a) 基于敏感 $IMF2$ 分量的包络谱



(b) 基于敏感 $IMF3$ 分量的包络谱

图 15 基于敏感 IMF 分量的包络谱

由图 15 可知,基于 VMD 敏感分量 $IMF2$ 的包络谱同原始故障信号包络谱相似,除部分噪声成分被剔除外,内圈故障特征频率无法有效获取;基于 VMD 敏感分量 $IMF3$ 的包络谱中存在大量干扰谱线,滚动轴承故障特征频率无法准确提取,难以实现对滚动轴承故障的精确诊断。

鉴于 VMD 分解结果中综合判别因子重新排序后的前 2 个 IMF 分量为敏感分量,为验证本文所提敏感模态分量判别方法的有效性,同时保持模态个数分析的一致性,对 FMD 分解所得模态分量 $M2$ 进行包络解调,所得包络谱如图 16 所示。

由图 16 可知, $M2$ 分量的包络谱中仅能有效识别出滚动轴承的回转频率 f_r ,内圈故障频率和外圈故障频率处的谱线并不明显,无法判别出滚动轴承是否存在故障。

对比图 13~图 16 可以看出,所提改进 FMD 方法是一种有效的滚动轴承故障诊断方法,该方法具有良好的噪声鲁棒性,综合判别因子可有效剔除同故障特征无关的模态分量,实现滚动轴承复合故障特征的有效提取。

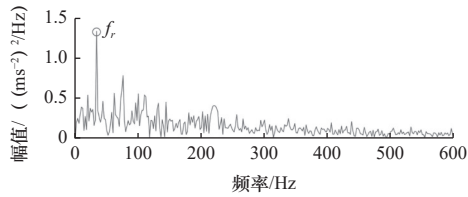


图 16 FMD 分解所得模态分量 M_2 的包络谱

4 结语

(1) 基于 TAFP 平稳性原则和 RCMDE 最小准则的 FMD 分解参数选择方法, 操作简单、高效, 可有效提升信号分解效果, 避免模态混叠问题的产生, 为 FMD 关键分解参数的选择提供参考。

(2) 从信号间关联程度和能量角度出发, 通过计算综合评价因子选择对故障敏感的模态分量, 能够强化信号主要特征成分, 削弱同故障无关分量的影响。

(3) 基于 FMD 和敏感模态分量的改进 FMD 方法, 克服了关键参数选择对于信号分解准确性及虚假模态分量对于故障特征提取可靠性的影响。仿真分析及滚动轴承故障诊断实例的结果表明, 所提方法可有效提取滚动轴承复合故障特征信息, 实现故障的有效诊断。

参 考 文 献

- [1] 张伟, 李军霞, 陈维望. 基于蝙蝠算法优化 VMD 参数的滚动轴承复合故障分离方法 [J]. 振动与冲击, 2022, 41(20): 133-141.
- [2] Ahang M, Jalayer M, Shojacinasab A, et al. Synthesizing rolling bearing fault samples in new conditions: a framework based on a modified CGAN [J]. *Sensors*, 2022, 22(14): 5413.
- [3] 任良, 甄龙信, 赵云, 等. 基于 SSA-VMD-MCKD 的强背景噪声环境下滚动轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2023, 42(3): 217-226.
- [4] Zhuang D Y, Liu H R, Zheng H, et al. The IBA-ISMO method for rolling bearing fault diagnosis based on VMD-sample entropy [J]. *Sensors*, 2023, 23(2): 991.
- [5] 林伟大, 曹等学, 顾雨. 一种 IMNGO-VMD 小样本数据下的轴承故障

识别方法 [J]. 制造技术与机床, 2023(9): 17-24.

- [6] Miao Y H, Zhang B Y, Li C H, et al. Feature mode decomposition: new decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(2): 1949-1959.
- [7] 李梦圆. 基于特征模式分解的滚动轴承故障诊断方法研究 [D]. 北京: 北京建筑大学, 2023.
- [8] 鄢小安, 贾民平. 基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 252-259.
- [9] 陈小帅. 希尔伯特-黄变换方法的构件残余应力检测方法的试验研究 [D]. 长春: 长春工业大学, 2018.
- [10] Azami H, Rostaghi M, Abasolo D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to biomedical signals [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2017, 64(12): 2872-2879.
- [11] 刘备, 蔡剑华, 彭梓齐. 基于 VMD-IMDE-PNN 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(5): 96-101, 133.
- [12] 李可, 牛圆圆, 宿磊, 等. 参数优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动工程学报, 2023, 36(1): 280-287.
- [13] 柴凯, 张梅军, 黄杰, 等. 基于 SVD-SGWT 和 IMF 能量熵增量的液压故障特征提取 [J]. 机械设计与制造, 2015(3): 51-54.
- [14] 郑直. 基于数学形态学和局部均值分解的旋转机械故障诊断方法 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2015.
- [15] 张梅军, 唐建, 何晓辉. EEMD 方法及其在机械故障诊断中的应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
- [16] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [17] Wang B, Lei Y G, Li N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2018: 401-412.

第一作者: 周小龙, 男, 1987 年生, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为旋转机械状态监测与故障诊断。E-mail: xlzhou1987@163.com

通信作者: 曹霖霖, 男, 1989 年生, 博士, 讲师, 研究方向为机械加工与检测。E-mail: caolinlin0626@126.com

(编辑 高扬)

(收修改稿日期: 2023-11-07)

文章编号: 20240509

如果您想发表对本文的看法, 请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。