

基于变分模式分解的滑动轴承摩擦故障 特征提取与状态识别

张云强¹, 张培林¹, 王怀光¹, 杨玉栋²

(1. 军械工程学院 车辆与电气工程系, 石家庄 050003; 2. 武汉军械士官学校 四系, 武汉 430075)

Feature Extraction and State Recognition for Sliding Bearing Friction Faults Based on Variational Mode Decomposition

ZHANG Yunqiang¹, ZHANG Peilin¹, WANG Huaiguang¹, YANG Yudong²

(1. Department of Vehicle and Electrical Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China; 2. The 4th Department, Wuhan Mechanical Technology College, Wuhan 430075, China)

Abstract: In view of the sliding bearing nonlinear and non-stationary vibration signals and its weak friction signals, a method of feature extraction and state recognition method for sliding bearing friction faults based on variational mode decomposition(VMD) was proposed. The VMD was used to adaptively decompose the sliding bearing vibration signals into the system shock signal, low frequency friction signal and high frequency friction signal. On the basis of VMD decomposition, the feature parameters of relative frequency spectrum energy moments were defined and extracted, which were used to describe the characteristics of sliding bearing vibration signals and their components. The crankshaft bearing friction fault signals from a S195-2 diesel engine were analyzed, and the average recognition accuracy of K -nearest neighbor classifier reached 93.3%. Results indicate that the relative frequency spectrum energy moments extracted on the basis of VMD are sensitive the working conditions of sliding bearing and can effectively identify its friction fault states.

摘要: 针对滑动轴承振动信号明显的非线性非平稳性及信号中摩擦信号微弱等特点,提出一种基于变分模式分解(VMD)的滑动轴承摩擦故障特征提取与状态识别方法。采用 VMD 对滑动轴承振动信号进行分解,将其自适应地分解为系统冲击信号、低频摩擦信号和高频摩擦信号 3 个分量,在此基础上定义并提取相对频谱能量矩特征参数,用于描述滑动轴承振动信号及其各分量的特征。对 S195-2 型柴油机曲轴轴承摩擦故障信号进行了分析, K -近邻分类器的平均识别精度达到 93.3%。研究结果表明:基于 VMD 分解的相对频谱能量矩特征对滑动轴承的工作状态比较敏感,能有效识别其摩擦故障状态。

关键词: 内燃机; 柴油机; 滑动轴承; 变分模式分解; 特征提取; 状态识别

Key words: IC engine; diesel engine; sliding bearing; variational mode decomposition; feature extraction; state recognition

DOI: 10.13949/j.cnki.nrjgc.2017.04.015

中图分类号: TK411

文献标识码: A

收稿日期: 2015-12-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(E51205405, 51305454)

Fund Project: The National Natural Science Foundation of China (E51205405, 51305454)

作者简介: 张云强(1987—),男,博士生,主要研究方向为信号处理、图像识别与机械故障诊断, E-mail: zhangyunqiangoc@163.com。

0 概述

滑动轴承具有承载能力强、运行平稳、噪声小等优点,是柴油机设备中十分重要的旋转部件。由于柴油机工况复杂,工作环境恶劣,滑动轴承在柴油机工作过程中常常出现磨损故障,轻则损坏设备停机停产,重则造成事故危及生命。滑动轴承产生故障的随机性很强,较难通过浴盆曲线进行寿命预测,开展滑动轴承在线状态监测与故障诊断具有非常重要的意义^[1]。

柴油机工作是各种复杂的旋转运动和往复运动合成的结果,其缸体表面的振动信号由不同激励源激发的信号叠加而成,如轴颈与轴承、活塞与缸壁、进排气阀与阀座碰撞产生的冲击信号及轴颈与轴承摩擦磨损产生的微弱摩擦信号等,即滑动轴承振动信号是一种包含频率成分复杂的非线性非平稳信号^[2-3]。近年来,时频分析理论作为分析非线性非平稳信号的有力工具,在滑动轴承故障诊断中得到了广泛应用;文献[4]采用小波变换对柴油机主轴承振动信号进行处理,取得了较好的诊断效果;文献[5]利用小波包变换对曲轴轴承信号进行时域分解与重构,进而通过 AR 谱分析有效提取了故障特征信号;文献[6]在连续小波变换的基础上,实现了曲轴轴承信号非平稳周期特征增强;文献[7]结合经验模式分解(EMD)和 Gabor 变换,成功提取了能敏感反映曲轴轴承磨损状态的频带能量特征;文献[8]引入集成经验模式分解(EEMD),并与模糊 C 均值聚类结合,实现了曲轴轴承故障状态的准确识别。然而,小波(包)变换不具有自适应性,并且信号分析结果受小波基的选择影响很大;EMD 虽然具有自适应性,但是缺乏严格的数学基础,抗噪能力差,存在模态混叠现象。EEMD 是在 EMD 基础上发展而来的一种噪声辅助信号分析方法,克服了 EMD 的缺陷,但是算法效率低。

变分模式分解(VMD)^[9]是一种新的自适应时频分析理论。该方法通过完全非递归的方式实现信号的频域分解与各分量的有效分离,具有分解能力强、抗噪性能好和算法速度快等优点^[10-12]。本文将引入滑动轴承故障诊断过程,提出一种基于变分模式分解的滑动轴承摩擦故障特征提取与状态识别方法,并针对 VMD 参数确定问题,采用最大相关最小冗余准则(mRMR)^[13]对分量个数参数方法进行了研究。试验结果表明,所提特征参数可有效反映滑动轴承的摩擦故障状态。

1 变分模式分解

1.1 变分模式分解理论

变分模式分解(VMD)是建立在 Wiener 滤波、希尔伯特变换、解析信号、频率混合和外差解调等概念基础上的一种新的自适应时频分析方法,具有严格的数学基础,其分解过程本质上是一个特殊变分模型的迭代求解过程^[9]。VMD 理论可以分为变分模型的建立和求解两部分。

1.1.1 变分模型的建立

在 EMD 理论中,极值点个数和过零点个数相等或最多只相差一个。在任一时间点,由局部极大值点和局部极小值点所确定的上、下包络线的均值为零的信号分量被定义为本征模式函数(IMF)。为了建立信号分解的变分模型,VMD 理论摒弃上述定义,将 IMF 重新定义为一个调幅-调频(AM-FM)信号,如式(1)所示。

$$u_k(t) = A_k(t)\cos(\varphi_k(t)) \quad (1)$$

式中, $A_k(t)$ 和 $\varphi_k(t)$ 分别为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值和瞬时相位; $\varphi_k(t)$ 为非减函数,即瞬时频率 $\omega_k(t) = d\varphi_k(t)/dt \geq 0$ 。与 $\varphi_k(t)$ 相比, $A_k(t)$ 和 $\omega_k(t)$ 的变化比较缓慢,即在较小的时间范围内可以看作是一个幅值和频率不变的谐波信号。

在此定义基础上,VMD 假设输入信号信号 $x(t)$ 是由有限个中心频率不同、带宽有限的 IMF 组成,将信号分解问题转化到变分模型框架下进行处理。在各 IMF 分量之和等于输入信号 $x(t)$ 的约束下,寻求每个本征模态函数分量的估计带宽之和的最小值。变分模型的建立步骤^[9]如下。(1) 进行希尔伯特变换。对每个 IMF 分量 $u_k(t)$ 进行希尔伯特变换,并为获得 $u_k(t)$ 的单边频谱,构造解析信号,即: $(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)$,其中 $\delta(t)$ 表示狄利克雷函数,*为卷积符号。(2) 进行频率混合。给各 IMF 分量的解析信号混合一个预先估计的中心频率 $e^{-j\omega_k t}$,将每个 IMF 分量的频谱移动到基频带上,即: $[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t}$ 。(3) 估计带宽。通过解调信号梯度的 L_2 范数,估计各 IMF 分量的带宽。(4) 建立最优化模型。引入约束条件,构建如下最优化变分模型:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k(t) = x(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中, K 为 IMF 分量个数, $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$, $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ 表示 u_k 的频率中心。

1.1.2 变分模型的求解

为了求取上述变分模型的最优解, VMD 首先引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 $\lambda(t)$, 构造扩展拉格朗日函数 $L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda)$, 如式(3)所示, 将约束问题转化为非约束问题。其中, 二次惩罚因子能在含高斯噪声的情况下确保信号的重构精度, 而拉格朗日乘子可以保证模型约束条件的严格性。

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (3)$$

在此基础上, 利用乘法算子交替方向法 (ADMM), 交替迭代更新 $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 和 λ , 寻求扩展拉格朗日函数的鞍点, 即式(2)所示变分模型的最优解, 从而将输入信号 $x(t)$ 分解为 K 个带宽有限的 IMF 分量。VMD 算法的具体流程如图 1 所示。

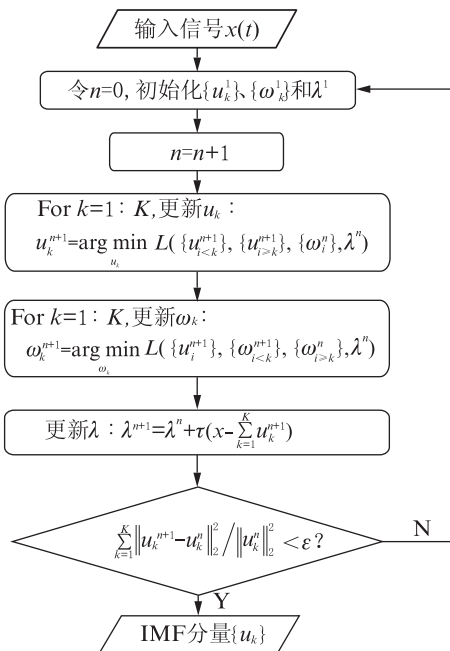


图1 VMD算法流程图

1.2 仿真信号分析

为了分析变分模式分解理论的信号分解性能, 构造仿真信号 $x(t)$, 如式(4)所示。信号的采样频率为 4 096 Hz, 采样时间为 0.5 s。

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \quad (4)$$

式中, $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 分别为频率为 50 Hz、75 Hz 的正

弦谐波信号; $x_3(t)$ 为频率为 64 Hz 的周期性脉冲衰减信号, 每周期衰减函数为 $0.1 \exp(-420t) \sin(1\,024\pi t)$ 。

图 2 为仿真信号 $x(t)$ 的时域波形。由于脉冲衰减信号比较微弱, 且受谐波信号干扰严重, 从时域波形不易观察到脉冲衰减信号的周期特征。

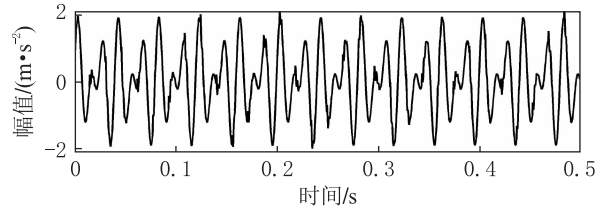


图2 仿真信号时域波形

图 3 为仿真信号的 EMD 分解结果。观察图 3 可知, EMD 将仿真信号分解为 7 个 IMF 分量和 1 个残余分量, 产生了许多虚假分量。虽然 IMF2 和 IMF3 与两个正弦谐波分量对应, 但是 EMD 无法有效地将两个正弦谐波分量分离, 存在严重的频率混叠现象, 波形也出现了明显失真。另外, 从 EMD 分解结果中, 很难观察到周期脉冲衰减信号。

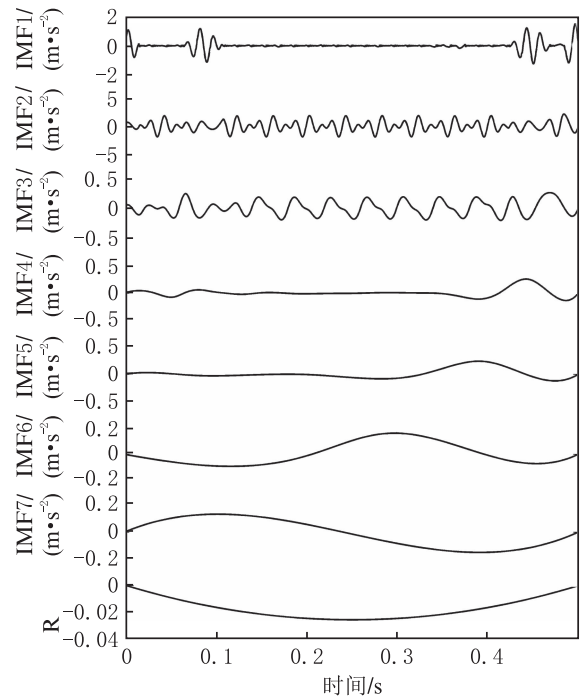


图3 仿真信号 EMD 分解结果

选择 $K=3$, $\alpha=2\,000$, 采用 VMD 对仿真信号进行分解, 结果如图 4 所示。由图 4 可知, VMD 能准确地把仿真信号的 3 个分量分离开来, 其中 IMF1、IMF2 和 IMF3 分别与分量 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 和 $x_3(t)$ 对应。

对于 2 个正弦谐波信号而言, 脉冲衰减信号是

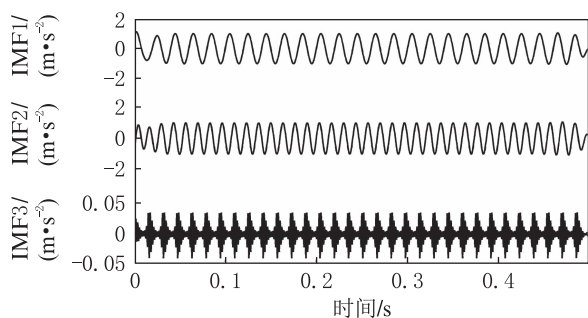


图 4 仿真信号 VMD 分解结果

一种噪声。EMD 的抗噪性能较差,且对频率满足 $f_1 < f_2 < 2f_1$ 的 2 个分量无法准确分离,导致仿真信号的 EMD 分解结果中出现了许多虚假分量,存在严重的模态混叠现象;相反,VMD 分解结果没有出现模态混叠现象和波形失真,可准确地将 3 个分量准分离出来。由此表明,VMD 具有较强的信号分解能力和抗噪性能。

2 基于 VMD 的滑动轴承故障特征提取

假设利用 VMD 对滑动轴承振动信号进行分解得到 K 个 IMF 分量,则每一个分量都包含了原振动信号特定频带的信息。通过从 VMD 分解出的 IMF 分量中提取有效的特征参数,能够精细准确地描述滑动轴承振动信号不同频带的特征。

VMD 具有较好的信号分解能力,能将信号不同频带成分进行有效分离,并且随着滑动轴承故障的发展,振动信号不同分量的能量会变化,其频率成分也会随之发生变化,因此本文在 VMD 分解的基础上,定义相对频谱能量矩的概念,并将其作为描述滑动轴承振动信号及各 IMF 分量的特征参数。

首先定义频谱能量矩的概念。若令输入信号 $x(t) = u_0(t)$,则滑动轴承振动信号及其 IMF 分量的频谱能量矩 M_k 可用统一表达式进行描述,如式(5)所示。

$$M_k = \int_0^{+\infty} \omega |U_k(\omega)|^2 d\omega \quad (5)$$

式中, ω 为频率变量; $U_k(\omega)$ 为 $u_k(t)$ 的频谱函数, $k = 0, 1, \dots, K$ 。

为消除振动信号能量信息对各 IMF 分量特征参数的影响,同时缩小不同特征之间的数量级差异,在频谱能量矩的基础上进一步定义相对频谱能量矩特征 m_k ,如式(6)所示。

$$m_k = \begin{cases} \frac{1}{M_{\max}} \int_0^{+\infty} \omega |U_k(\omega)|^2 d\omega, & k = 0 \\ \frac{\int_0^{+\infty} \omega |U_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{+\infty} \omega |X(\omega)|^2 d\omega}, & k = 1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (6)$$

式中, $X(\omega)$ 为 $x(t)$ 的频谱函数; $M_{\max}$ 代表所有滑动轴承振动信号样本中 M_0 的最大值。

相对频谱能量矩特征不仅能反映信号自身及其 IMF 分量的频率信息,也能反映它们的能量信息,即相对频谱能量矩是一种用于刻画信号能量和频率的综合特征,可以全面精细地描述滑动轴承振动信号的特性。

3 柴油机实测信号分析

3.1 柴油机滑动轴承摩擦试验数据描述

试验数据来源于西南交通大学 S195-2 型柴油机台架摩擦磨损试验。试验轴承为曲轴输出端主轴承,发动机转速为 $n = 1500$ r/min,输出功率 $P = 4.62$ kW。试验中通过人为切断轴承的润滑油路模拟滑动轴承不同程度的摩擦故障,并利用图 5 所示的电路粗略地判断滑动轴承摩擦故障的严重程度。图 5 中 R1 为油膜电阻,R2 为平衡电阻, U 表示 R2 两端的电压。当小灯泡不亮时,表明电路不通,R1 阻值趋近于无穷大,轴与轴瓦未接触,轴承处于正常润滑状态;当小灯泡呈现不同程度光亮时,表明 R1 阻值不再是无穷大,轴与轴瓦出现局部接触,轴承处于不同程度的摩擦故障状态。当小灯泡达到最亮时,R1 阻值几乎为零,轴与瓦之间完全接触,轴承处于严重摩擦故障状态。

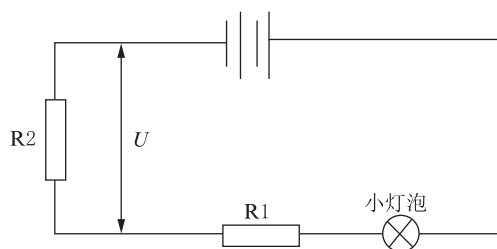


图 5 滑动轴承摩擦故障状态判断电路

试验选用的振动传感器为 B&K4370 振动加速度传感器,安装于气缸中心线方向曲轴侧的机体壁上,设置采样频率为 10 kHz。试验采集的 4 种不同摩擦故障状态滑动轴承振动信号如图 6 所示。由图 6 可知,由于受到其他激励源的干扰,滑动轴承摩擦故障信号是由多源强烈冲击信号和微弱摩擦信号叠加而成的非线性非平稳信号,从时域波形很难直接判断出滑动轴承所处的摩擦故障状态。

3.2 滑动轴承摩擦故障信号的 VMD 分解

利用 VMD 对滑动轴承摩擦信号进行分解时,关键在于分量个数参数 K 的选取。参数 K 选取不同,则信号分解结果就会截然不同。理论上,信号的理想分解结果应该是各 IMF 分量与原信号均有

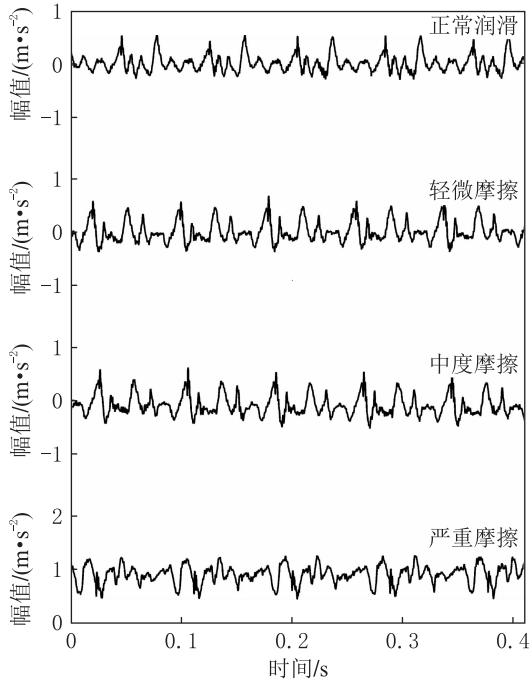


图 6 滑动轴承摩擦故障信号时域波形

较大的相关性,从而较好地继承原信号特征,同时各 IMF 分量之间存在较小的信息冗余,使分解结果清晰简洁。因此,本文利用最大相关最小冗余准则(mRMR)自适应地选取 VMD 中的参数 K 。

最大相关最小冗余准则本质上是一种特征选择方法,核心思想是利用互信息计算特征参数与分类目标间的相关性和特征之间的冗余性。

假设利用 VMD 对滑动轴承振动信号 $x(t)$ 进行分解得到了 K 个 IMF 分量 $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$, 则 K 个分量的相关性 $D^{[13]}$ 可表示为:

$$D = \frac{1}{K} \sum_{u_i \in \{u_k\}} I(u_i, x) \quad (7)$$

式中, $I(u_i, x)$ 为 $u_i(t)$ 与 $x(t)$ 之间的互信息。同理, K 个分量的冗余性 R 可表示为:

$$R = \frac{2}{K(K-1)} \sum_{u_i, u_j \in \{u_k\}, i \neq j} I(u_i, u_j) \quad (8)$$

综上,可得最大相关最小冗余准则^[13]为:

$$\max(M), M = D - \beta R \quad (9)$$

式中, M 为 mRMR 准则函数; β 为调节因子。相对于冗余性而言, IMF 分量与原信号之间的相关性更为重要,因此本文选择 $\beta = 0.6$ 。

从 4 种不同摩擦故障状态滑动轴承振动信号中各选择 3 个样本,依次设置 $K = 2, 3, \dots, 8$ 对所选样本信号进行 VMD 分解。由于二次惩罚因子 α 取值对分解结果影响不大,试验中取固定值 2 000。

根据式(7)~式(9)计算得到 mRMR 准则函数 M 的取值如图 7 所示。其中,各曲线取值为 3 个样本的平均值。观察图 7 可以看出,随着参数 K 的增大,准则函数 M 呈现先增大后减小的趋势,并且在 $K=3$ 时,4 种不同状态的滑动轴承故障信号对应的准则函数 M 均取得了最大值。由最大相关最小冗余准则可知,取 $K=3$ 时, VMD 分解结果最为理想,因此在后续研究中,选取 $K=3$ 对滑动轴承故障信号进行分解。

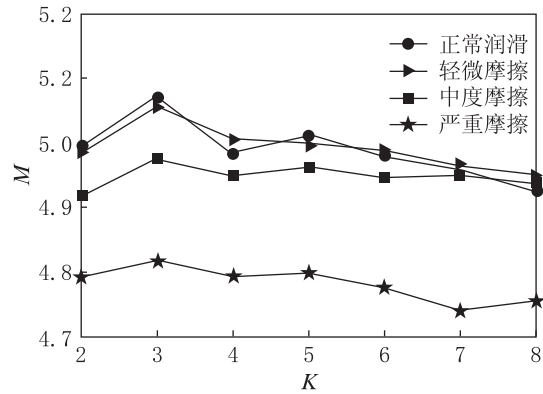
图 7 最大相关最小冗余函数 M

图 8 与图 9 分别展示了图 6 所示轻微摩擦故障信号的 VMD 和 EMD 分解结果。由图 8 可以看出,轻微摩擦故障信号被 VMD 分解成为 3 个分量: IMF1 分量主要为系统强烈的冲击信号, IMF2 分量为微弱的低频摩擦信号, IMF3 分量为微弱的高频摩擦信号。分解结果表明, VMD 能将滑动轴承轻微摩擦故障信号中的冲击信号和摩擦信号成功分离开;与 VMD 分解结果相比, EMD 分解结果很不理想。由图 9 可知, EMD 将轻微摩擦故障信号分解成为 7 个 IMF 分量和 1 个残余分量, 产生了许多虚假分量, 不利于后续的滑动轴承摩擦故障状态识别, 因此 VMD 比 EMD 更加适用于滑动轴承摩擦故障信号分解。

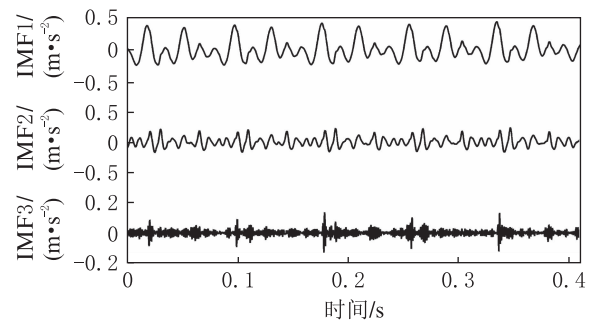


图 8 轻微摩擦故障信号 VMD 分解结果

3.3 相对频谱能量矩特征提取及性能分析

在 VMD 分解($K=3$)的基础上,根据式(6)提取

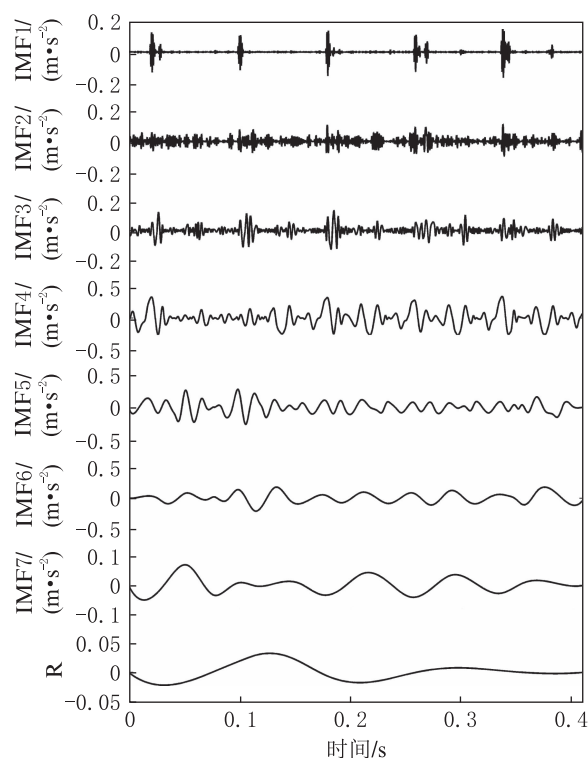


图 9 轻微摩擦故障信号 EMD 分解结果

4 种不同摩擦故障状态滑动轴承振动信号的相对频谱能量矩特征。部分样本特征提取结果见表 1。其中,每种状态滑动轴承振动信号包含 2 个样本。观察表 1 可以发现,相同摩擦故障状态信号的相对频谱能量矩比较接近,表现出一定的类内相似性;不同状态信号的相对频谱能量矩存在较大的差异,表现出明显的类间分散性。由此可知,基于 VMD 分解的相对频谱能量矩能有效描述滑动轴承不同摩擦故障状态。

表 1 滑动轴承振动信号的相对频谱能量矩

状 态	m_0	m_1	m_2	m_3
正常润滑	0.634 0	0.693 3	0.123 2	0.066 2
	0.620 5	0.725 8	0.124 1	0.063 4
轻微摩擦	0.857 9	0.392 9	0.203 1	0.097 4
	0.872 3	0.424 9	0.189 0	0.095 0
中度摩擦	0.762 6	0.095 7	0.504 4	0.143 8
	0.778 9	0.112 3	0.477 5	0.153 7
严重摩擦	0.531 7	0.068 4	0.456 5	0.146 0
	0.544 1	0.072 4	0.447 1	0.159 3

为了分析各相对频谱能量矩的敏感性,对采集的所有信号样本特征提取结果进行研究。如图 10 所示,试验共采集了 30 个样本,其中 1~6 号为正常润滑状态,7~14 号为轻微摩擦故障状态,15~22 号为中度摩擦故障状态,23~30 号为严重摩擦故障状态。

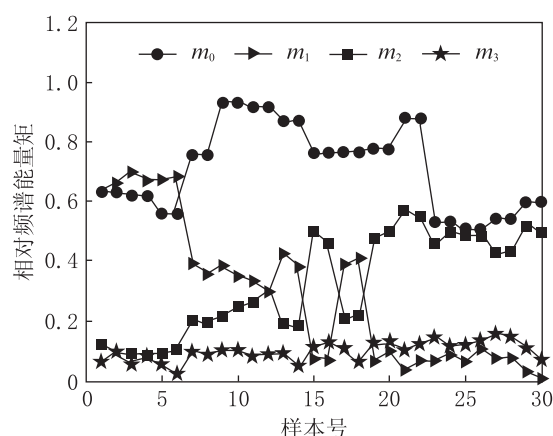


图 10 相对频谱能量矩敏感性分析

由图 10 可知,随着摩擦故障程度的加重,振动信号自身的相对频谱能量矩 m_0 呈现出先增大后减小的趋势,正常润滑状态与严重摩擦故障状态、轻微摩擦故障状态与中度摩擦故障状态均表现出一定的相似性,难以准确区分,但前者与后两者表现出较大差别,可以有效辨别; m_1 呈现整体减小的趋势,IMF2 分量的相对频谱能量矩 m_2 呈现整体增大的趋势,两者对滑动轴承摩擦故障状态的变化都比较敏感; m_1 和 m_2 在滑动轴承处于中度摩擦故障状态时表现出强烈的波动性,与滑动轴承在该状态下轴与轴瓦接触不稳定处于断断续续摩擦相关;IMF3 分量的相对频谱能量矩 m_3 的波动性较小,对滑动轴承摩擦故障状态的变化不太敏感。综上可知, m_0 、 m_1 、 m_2 和 m_3 具有不同的敏感性和可区分性,其中前 3 个特征的敏感性和可区分性较好。

3.4 滑动轴承摩擦故障状态识别

根据相对频谱能量矩特征提取及性能分析结果,选择 m_0 、 m_1 和 m_2 这 3 个特征参数应用于滑动轴承摩擦故障状态识别。同时提取原始信号及 VMD 分解后的 IMF1、IMF2 分量的能量特征构造对比试验。

基于 VMD 分解的相对频谱能量矩特征和能量特征在三维空间中的分布情况如图 11 所示。对比图 11(a) 和图 11(b) 可知,与能量特征相比,基于 VMD 分解的相对频谱能量矩特征具有更好的类内聚合性和类间分散性。

为了测试不同特征参数在滑动轴承摩擦故障状态识别中的效果,采用 Matlab 模式识别工具箱中的 K-近邻分类器($K=1$)对图 10 所示的 30 个样本进行识别,识别精度见表 2。

由表 2 可知,基于 VMD 分解的相对频谱能量矩特征获得的平均识别精度为 93.3%,比能量特征

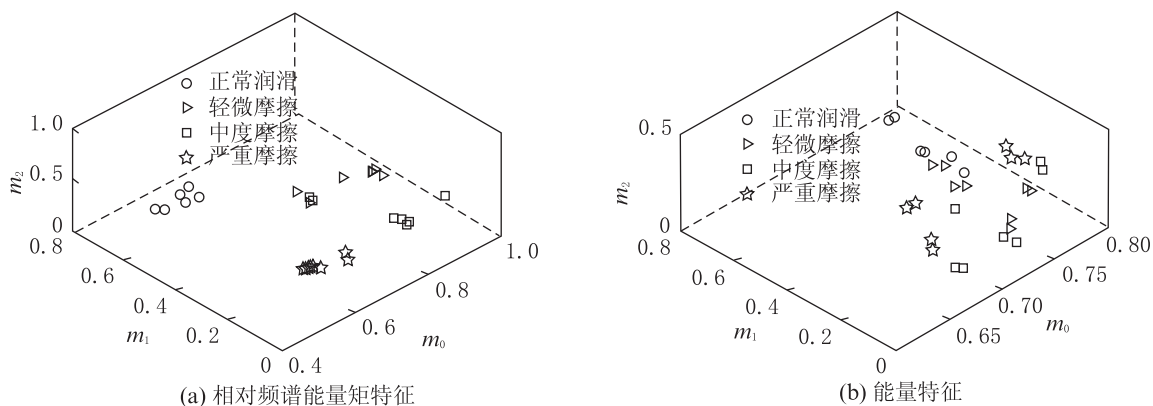


图11 滑动轴承振动信号特征参数分布图

表2 滑动轴承摩擦故障状态识别精度

项目	相对频谱能量矩特征参数				能量特征参数			
	正常润滑	轻微摩擦	中度摩擦	严重摩擦	正常润滑	轻微摩擦	中度摩擦	严重摩擦
样本个数	6	8	8	8	6	8	8	8
正确识别个数	6	8	6	8	6	7	4	5
识别精度/%	100	100	75	100	100	87.5	50	62.5
平均识别精度/%	93.3				73.3			

对应的73.3%提高了20%。利用相对频谱能量矩特征能准确识别正常润滑、轻微摩擦和严重摩擦3种摩擦故障状态,而利用能量特征仅能准确识别正常润滑状态。测试结果表明:仅利用能量特征不能有效地区分滑动轴承不同摩擦故障状态,而基于VMD提取的相对频谱能量矩特征由于同时蕴含了信号的频率信息和能量信息,能够比较准确地识别滑动轴承摩擦故障状态。

4 结论

(1) 研究了变分模式分解理论(VMD)的变分模型及其求解算法,并将其首次引入滑动轴承故障诊断过程。VMD具有良好的非线性非平稳信号分解能力,可以将滑动轴承摩擦故障信号自适应地分解为系统冲击信号、低频摩擦信号和高频摩擦信号3个分量。

(2) 在VMD分解的基础上,定义和提取了滑动轴承故障信号的相对频谱能量矩特征。特征参数性能分析结果表明,滑动轴承故障信号自身及其IMF分量具有不同的敏感性和可区分性,其中故障信号自身、系统冲击信号和低频摩擦信号的敏感性和可区分性较好。

(3) 研究了相对频谱能量矩特征在三维空间中的分布情况,结果表明VMD分解的相对频谱能量矩特征具有很好的类内聚合性和类间分散性。采用K-近邻分类器对滑动轴承不同摩擦故障状态信号

进行了识别,平均识别精度达到93.3%,比能量特征对应的73.3%提高了20%。

参考文献:

- [1] 秦萍,阎兵,华春蓉,等. 基于振动监测的静载荷滑动轴承接触摩擦故障诊断试验研究[J]. 摩擦学报,2004,24(4):364-368.
QIN P, YAN B, HUA C R, et al. Experimental study on diagnosing of contact friction fault of a plain bearing with dead-load based on vibration monitoring[J]. Tribology,2004,24(4):364-368.
- [2] 夏天,王新晴,肖云魁,等. 应用EMD-AR谱提取柴油机曲轴轴承故障特征[J]. 振动、测试与诊断,2010,30(3):318-342.
XIA T, WANG X Q, XIAO Y K, et al. Feature extraction from crank-shaft bearing fault of diesel engine using empirical mode decomposition and auto regressive model spectrum technology [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,2010,30(3):318-342.
- [3] 肖云魁. 汽车故障诊断学[M]. 北京:北京理工大学出版社,2006.
- [4] 秦萍,阎兵,李辉. 小波分析在柴油机蝴蝶主轴承接触摩擦故障诊断中的应用[J]. 内燃机工程,2003,24(3):56-60.
QIN P, YAN B, LI H, et al. The application of wavelet analysis in the fault diagnosis for the plain bearing's contact friction of diesel engine [J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering,2003,24(3):56-60.
- [5] 肖云魁,李世义,王建新,等. 基于小波包-AR谱技术提取柴油发动机曲轴轴承故障特征[J]. 北京理工大学学报,2004,24(6):508-511.
XIAO Y K, LI S Y, WANG J X, et al. Feature extraction

- from the crank-shaft bearing fault of diesel engine based on the wavelet packet-auto regressive model spectrum technology[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2004, 24(6): 508-511.
- [6] 贾继德, 张玲玲, 梅检民, 等. 非平稳循环特征极坐标增强及其在发动机故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2013, 26(6): 960-964.
- JIA J D, ZHANG L L, MEI J M, et al. Polar coordinate enhancement of non-stationary circling characteristic for engine fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2013, 26(6): 960-964.
- [7] 沈虹, 赵红东, 张玲玲, 等. 基于 EMD 和 Gabor 变换的发动机曲轴轴承故障特征提取[J]. 汽车工程, 2014, 36(12): 1546-1550.
- SHEN H, ZHAO H D, ZHANG L L, et al. Fault feature extraction of engine crankshaft bearing based on EMD and Gabor transform[J]. Automotive Engineering, 2014, 36(12): 1546-1550.
- [8] 张玲玲, 廖云红, 曹亚娟, 等. 基于 EEMD 和模糊 C 均值聚类算法诊断发动机曲轴轴承故障[J]. 内燃机学报, 2011, 29(4): 332-336.
- ZHANG L L, LIAO Y H, CAO Y J, et al. Diagnosis on crankshaft bearing fault based on EEMD and fuzzy C mean clustering arithmetic[J]. Transactions of CSICE, 2011, 29(4): 332-336.
- [9] KONSTANTIN D, DOMINIQUE Z. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [10] SALIM L. Comparative study of signal denoising by wavelet threshold in empirical and variational mode decomposition domains[J]. Healthcare Technology Letters, 2014, 1(3): 104-109.
- [11] WANG Y X, RICHARD M, XIANG J W, et al. Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact fault of the rotor system[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015(60/61): 243-251.
- [12] ANEESH C, SACHIN K, HISHAM P M, et al. Performance comparison of variational mode decomposition over empirical wavelet transform for the classification of power quality disturbances using support vector machine[J]. Procedia Computer Science, 2015(46): 372-380.
- [13] PENG H C, LONG F H, CHRIS D. Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1226-1238.