

# 基于 DS-VMD 及相关峭度的滚动轴承故障诊断\*

石文杰<sup>1</sup>, 黄鑫<sup>1</sup>, 温广瑞<sup>1,2</sup>, 张志芬<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049) (2. 新疆大学机械工程学院 乌鲁木齐, 830047)

**摘要** 为了自适应确定变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 的有关参数, 减少轴承振动信号处理过程中对先验知识的依赖, 提出了一种基于微分搜索 (differential search, 简称 DS) 的 VMD 参数自适应寻优算法, 结合相关峭度指标实现轴承故障特征自适应提取。首先, 采用 DS 算法对 VMD 的相关参数进行自适应寻优, 并对信号进行 VMD; 其次, 计算各本征模态函数 (intrinsic mode functions, 简称 IMF) 的相关峭度值, 并利用该指标对各分量进行加权重构; 然后, 对重构信号进行包络谱分析以提取轴承故障特征; 最后, 将所提出方法与通过经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 方法及人为确定参数的传统 VMD 进行对比。仿真信号和实验数据分析表明: DS 算法可有效确定 VMD 相关参数组合, 且所提出方法可以更加准确、有效地识别出滚动轴承故障特征频率; 与快速峭度图方法对比, 所提出方法依然可以获得更好的结果。

**关键词** 变分模态分解; 微分搜索; 相关峭度; 滚动轴承; 故障诊断

**中图分类号** TH17; TH133.3

## 引言

滚动轴承是旋转机械中应用最为广泛的零部件之一, 复杂的工作环境和长时间的交变载荷极易使轴承产生故障。对轴承运行状态进行实时监测是保证高端机械装备正常运行的必要环节, 也是提高机械设备运行安全性、稳定性和可靠性的重要手段。因此, 对于滚动轴承的状态监测和故障诊断具有重要意义。

常用的滚动轴承故障诊断方法有快速峭度图、最小熵解卷积和包络谱分析等。钟先友等<sup>[1]</sup>将迭代滤和快速峭度图相结合用于滚动轴承的微弱故障特征提取。祝小彦等<sup>[2]</sup>提出了多点最优调整的最小熵解卷积与 Teager 能量算子相结合的滚动轴承故障诊断方法, 并对信号进行包络分析实现轴承的故障诊断。陈祥龙等<sup>[3]</sup>提出平方包络谱相关峭度新指标, 结合 Morlet 小波滤波和粒子群优化算法, 实现滚动轴承故障诊断与识别。

近年来, 自适应信号分析方法在轴承故障诊断领域得到了广泛应用。徐可等<sup>[4]</sup>提出一种自适应波形匹配的延拓方法, 对 EMD 存在的端点效应进行改进, 并结合优化的支持向量机实现轴承故障诊断。栗蕴琦等<sup>[5]</sup>采用经验小波变换对信号进行自适应分

解, 对各分量进行奇异值分解重构, 有效提取出轴承故障特征。王普等<sup>[6]</sup>将信号进行局部均值分解, 通过相关系数选择合适的分量并获得新的时间序列, 构建多尺度熵能量进行故障特征提取。Dragomiretskiy 等<sup>[7]</sup>提出的 VMD 方法是一种常用的自适应信号分析方法。Tang 等<sup>[8]</sup>结合 VMD 和盲源分离方法, 通过独立分量分析对轴承复合故障进行诊断。Jiang 等<sup>[9]</sup>提出了一种能量波动谱来突出潜在模式初始中心频率, 并构造了一种基于中心频率引导的 VMD 优化策略, 通过自适应细化平衡参数来提取最优模式以进行旋转机械故障诊断。Yan 等<sup>[10]</sup>提出了一种改进的尺度空间 VMD 方法, 通过应用尺度空间表示方法获取待分析信号的先验知识以确定 VMD 所需的参数。相关研究表明, VMD 方法的分解效果受分解模态数和惩罚因子参数的影响较大, 分解参数的确定通常依据经验或者待处理信号的先验知识, 而在工程实际中, 振动信号先验知识不易获得, VMD 参数选取不准确会导致信号处理结果出现偏差。

针对上述问题, 笔者提出一种基于微分搜索优化的 VMD 参数自适应寻优算法, 使用相关峭度指标对分解后的各本征模态函数进行评价及加权重构, 并对重构信号进行包络谱分析以提取轴承故障

\* 国家自然科学基金资助项目 (51775409); 装备预研重点实验室基金资助项目 (61420030301)

收稿日期: 2019-08-27; 修回日期: 2019-12-16

特征。仿真和实验结果表明,该方法可以有效提取滚动轴承故障特征。

## 1 基本原理

### 1.1 变分模态分解

VMD作为一种非递归信号分解方法,其本质是一种具有窄带特性的自适应维纳滤波器组。VMD将实信号分解为指定数量的有限带宽的IMF,并使每个分量的估计带宽之和最小,其约束变分问题模型为

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

其中: $u_k$ 为分解后的各个IMF; $\omega_k$ 为每个IMF的中心频率。

引入二次惩罚因子 $\alpha$ 和拉格朗日乘法算子 $\lambda$ ,使约束变分问题转变为非约束变分问题

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

其中: $f$ 为原始信号。

采用交替方向乘子算法将原问题等价转换为通过交替更新 $u_k^{n+1}$ 和 $\omega_k^{n+1}$ 来寻找变分问题的最优解

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

在VMD方法中,分解模态数 $K$ 和二次惩罚因子 $\alpha$ 对分解结果有较大影响。 $K$ 值决定了信号分解后的模态数, $\alpha$ 值影响分解后各IMF的频带宽度。 $\alpha$ 值越大,则分解后得到的IMF分量所处的频带分布范围越窄。二者的组合对VMD方法的影响如表1所示。可见, $K$ 值的选择对于能否准确确定故障特征频率所处的共振频带非常重要,而 $\alpha$ 值的正确选择保证了VMD算法进行信号重构时的精度<sup>[11]</sup>。分解结果的偏差最终会导致振动信号故障信息的缺失。

表1  $K$ 值和 $\alpha$ 值对VMD方法的影响

Tab.1 Influence of  $K$  and  $\alpha$  on VMD

$K$ 值	$\alpha$ 值	影响结果
过大	过大	模态混叠
	过小	有效信息缺失
过小	过大	有效信息缺失
	过小	模态混叠

### 1.2 微分搜索

微分搜索算法由Civicioglu<sup>[12]</sup>首次提出。Wen等<sup>[13]</sup>证明该算法具有灵活性和稳定性,且对高维多模态函数的求解更有效。DS算法模拟了自然界中动物种群因自然资源容量的变化而发生的季节性迁徙行为。DS算法中,问题的随机解组成一个种群,种群会逐步迁徙到问题的最优值。在迁徙中种群会比较暂时停留位置是否优于当前位置,如果优于当前位置,种群的成员立刻定居在这个位置临时停留并且在下一次迭代中从这个位置继续迁徙,否则将本次迭代的暂时停留位置丢弃,保持原位置不变。

在DS算法中,参与迁徙的所有个体 $(x_i, i=1, 2, \dots, N)$ 组成一个种群 $(S_g, g=1, 2, \dots, m)$ ,其中每个个体包含的元素 $(x_{i,j}, j=1, 2, \dots, D)$ 等于问题的维数。其中: $N$ 为个体总数; $m$ 为总的迭代次数; $D$ 为问题的维数。

个体中元素的初始位置定义为

$$x_{i,j} = r(U_j - L_j) + L_j \quad (5)$$

其中: $x_{i,j}$ 为种群的第 $i$ 个个体的第 $j$ 维元素; $r$ 为 $0 \sim 1$ 之间满足均匀分布的随机数; $U_j$ 为搜索空间第 $j$ 维的上限; $L_j$ 为搜索空间第 $j$ 维的下限。

在DS算法中,寻找一个暂时停留位置的机制可以描述为一个类布朗随机行走运动模型。种群向目标移动和个体元素位置的变化大小受比例值的控制,个体元素参加暂时停留位置的搜索过程由一个随机过程决定。该随机过程表示为

$$S_{\text{site}} = S + s_{\text{scale}} m_{\text{map}} (d - S) \quad (6)$$

其中: $d$ 表示种群移动目标,为一个 $N \times D$ 维的矩阵;比例值 $s_{\text{scale}}$ 为一个满足伽马分布的随机数,通过该随机过程产生暂时停留位置; $S_{\text{site}}$ 为一个 $N \times D$ 维的矩阵; $S$ 为种群当前所在的位置,为一个 $N \times D$ 的矩阵; $m_{\text{map}}$ 为个体元素的选择策略,为一个 $N \times D$ 的 $[0, 1]$ 随机整数矩阵;0表示元素没被选中,1表示元素被选中; $N$ 为个体数量; $D$ 为问题维数。

通过式(6)可以看出,移动目标并不等于暂时停留位置,种群中的个体会选择一些元素按一定的比

例向移动目标方向产生暂时停留位置,选择策略和比例值都是按一定规律随机产生。如果一个暂时停留位置元素因为某些原因超出寻优空间的界限,则该元素随机转移到区域中另一个位置。

### 1.3 相关峭度

相关峭度是一种基于峭度衍生的统计量。峭度是信号尖峰的量度,反应随机变量的分布特性,是检测旋转部件故障冲击性的重要指标<sup>[14]</sup>。在轴承正常运行过程中,其振动信号的幅值分布接近于正态分布,因此峭度值约等于3。若轴承发生故障,其振动信号幅值分布将偏离正态分布,峭度值也会随之发生变化。因此,峭度值可以用来区分滚动轴承的正常状态与故障状态<sup>[15]</sup>,其计算公式为

$$\text{kur} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \quad (7)$$

其中: $x$ 为离散信号; $\bar{x}$ 为信号均值; $N$ 为采样长度; $\sigma$ 为信号的标准差。

由于峭度指标未考虑轴承故障冲击的周期性,因此基于峭度对轴承运行状态进行判断的方法易受到异常值的影响,鲁棒性较差。相关峭度充分考虑滚动轴承故障信号的周期性,能更加稳定、准确地提取滚动轴承故障特征<sup>[16]</sup>。相关峭度的表达式为

$$\text{CK}_M(T) = \frac{\sum_{i=1}^N \left( \prod_{m=0}^M y_{i-mT} \right)^2}{\left( \sum_{i=1}^N y_i^2 \right)^{M+1}} \quad (8)$$

其中: $T$ 为解卷积周期,其设定与故障冲击周期相关,代表信号相邻两个冲击脉冲间的数据点数; $M$ 为移位数,其影响信号解卷积处理后所提取冲击脉冲的个数。

需要注意的是,当 $M=1, T=0$ 时,相关峭度等同于峭度。与峭度相比,相关峭度更适合于衡量滚动轴承故障的周期性冲击成分。相关峭度值越大,代表所感兴趣的周期性冲击成分在信号中所占的比重越大,轴承的故障特征越明显。

## 2 基于DS-VMD及相关峭度的信号重构

针对滚动轴承故障振动冲击信号的周期性特性,笔者提出了一种基于DS-VMD及相关峭度的信号重构方法,其处理流程如图1所示。具体的处理步骤如下。

1) 设定VMD中参数 $\alpha$ 和 $K$ 的搜索范围。

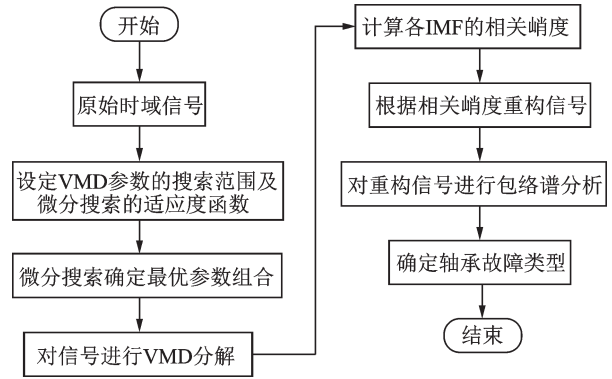


图1 所提出方法的处理流程

Fig.1 Flowchart for the proposed method

2) 设定DS算法的适应度函数。利用DS算法搜寻最优的分解参数时,需要设定一个适应度函数。Shannon信息熵作为一种评价信号稀疏性的标准,其值的大小反映了信号的不确定程度,值越大,则信号的不确定性越大<sup>[17]</sup>。因此,将信号分解后的包络信号序列 $p_j$ 的熵值作为适应度值。对于给定信号 $s(t)$ ,其包络熵值 $E_p$ 为

$$E_p = - \sum_{j=1}^N p_j \ln(p_j) \quad (9)$$

其中: $p_j = a(j) / \sum_{j=1}^N a(j)$ ;  $a(j) = \sqrt{s^2(j) + \hat{s}^2(j)}$ ,  $a(j)$ 为原始信号 $s(j)$ 经Hilbert变换后的包络; $p_j$ 为 $a(j)$ 的归一化形式。

包络熵值越小,说明信号稀疏度越高,包含的周期性成分越多。因此,令分解后IMF的最大包络熵值最小,可以保证各分量都具有较好的稀疏性,即DS算法的适应度函数为

$$\max \{E_p\} = \{E_{p1}, E_{p2}, \dots, E_{pk}\} \quad (10)$$

其中: $E_{pk}$ 为第 $k$ 个IMF的包络熵值。

将局部 $\min \{E_p\}$ 作为寻优过程中的适应度值,最终目标是求得全局 $\min \{E_p\}$ 。

3) 通过DS算法得到VMD参数最优组合。

4) 根据步骤3得到的参数结果对时域振动信号进行VMD。

5) 根据轴承故障特征频率,计算各IMF的相关峭度。

6) 根据相关峭度值的大小,赋予各IMF相应的权重并重新构造时域振动信号。假设通过DS算法确定的VMD分解模态数为 $K$ ,各层信号分别为 $x_1, x_2, \dots, x_k$ ,各模态的相关峭度值分别为 $ck_1, ck_2, \dots, ck_k$ ,各IMF对应的重构系数分别为 $c_1, c_2, \dots, c_k$ ,则重新构造的信号 $x_{\text{new}}$ 为

$$x_{\text{new}} = \sum_{i=1}^k c_i x_i \quad (11)$$

其中:  $c_i = ck_i / \sum_{i=1}^k ck_i$

7) 对新构造的信号做包络谱分析, 提取相应的轴承故障特征频率。

### 3 数据验证分析

#### 3.1 仿真信号分析

构建模拟振动信号来验证所提出方法的有效性。模拟信号  $x(t)$  由齿轮啮合分量  $x_g(t)$ 、轴承故障分量  $x_b(t)$  和噪声分量  $\epsilon$  组成

$$x(t) = x_g(t) + x_b(t) + \epsilon \quad (12)$$

每部分信号的构造方法为

$$\begin{cases} x_g(t) = \sum_{k=1}^2 A_k \cos(2\pi f_r t) \cos(2\pi k Z f_r t) \\ x_b(t) = \sum_i h\left(t - i \frac{1}{f_p}\right) \\ h(t) = e^{-\zeta 2\pi f_n t} \cos(2\pi \sqrt{1 - \zeta^2} f_n t) \end{cases} \quad (13)$$

当转频  $f_r$  设定为 80 Hz 时, 故障特征频率  $f_p$  设定为 50 Hz, 轴承部件的共振频率  $f_n$  设定为 8 kHz, 阻尼比  $\zeta$  设定为 0.01, 齿数  $Z$  设定为 30。

添加高斯白噪声使仿真信号的信噪比为 -5 dB。信号的采样频率为 20 480 Hz, 所分析的数据长度为 20 480 个点。仿真信号的时域波形如图 2 所示, 发现轴承故障的周期性冲击特征被湮没在噪声中。

图 3 为仿真信号快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, 简称 FFT) 频谱及包络谱。从图 3(a) 可看出, 仿真信号  $x(t)$  的傅里叶谱、齿轮振动分量和轴承振动分量可以很容易地在 2.4 kHz, 4.8 kHz 和 8 kHz 的频谱范围内找到。图 3(b) 为仿真信号包络谱, 从中可以清晰地观察到 80 Hz 的转频。虽然图中 50 Hz

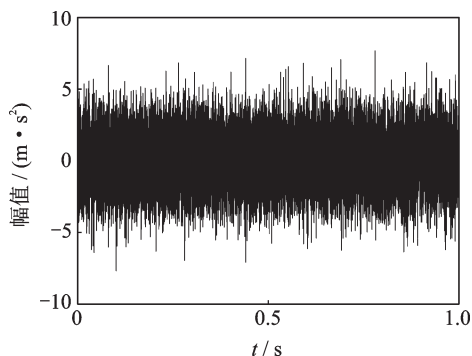
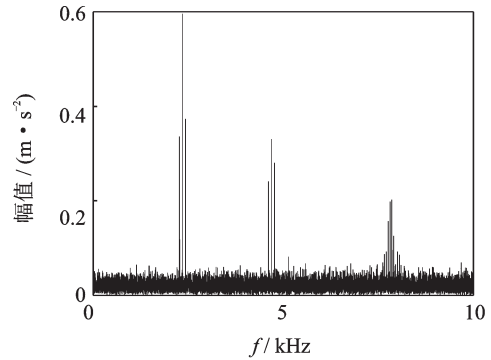


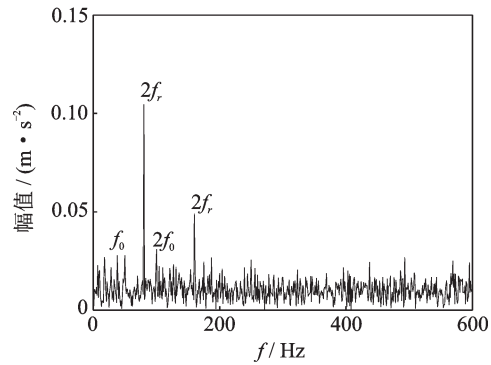
图2 仿真信号的时域波形

Fig.2 The bearing fault simulated signal



(a) 仿真信号FFT频谱

(a) FFT spectrum of simulated signal



(b) 仿真信号包络谱

(b) Envelope spectrum of simulated signal

图3 仿真信号FFT频谱及包络谱

Fig.3 FFT spectrum and envelope spectrum of simulated signal

的故障特征频率及其倍频也可以被反映出来, 但其幅值分量明显小于转频分量, 不易直接从包络谱图中读取。

故障特征比 (fault feature ratio, 简称 FFR) 可以作为定量指标来对轴承某一感兴趣的故障频率成分进行选择。FFR 值越大, 说明所选择的频率分量中所包含的周期性冲击信息越丰富。故障特征比  $R_f$  定义<sup>[18]</sup>为

$$R_f = \sum_{k=1}^K S(kf) / S \quad (14)$$

其中:  $f$  为所感兴趣的故障特征频率;  $S$  为时域信号包络谱的幅值总和;  $S(kf)$  为故障特征频率各倍频对应的包络频谱幅值。

图 4 为仿真信号 DS-VMD 分解结果。将仿真信号  $x(t)$  输入到所提出方法的模型中, 通过 DS 算法确定 VMD 的参数组合。设定二次惩罚因子  $\alpha$  和分解模态数  $K$  的搜索范围分别为  $[1\ 000, 5\ 000]$  和  $[2, 10]$ 。DS 算法得到的全局最优解为  $\alpha = 2\ 653, K = 5$ 。

根据 DS 得到的参数对信号进行 VMD, 利用相

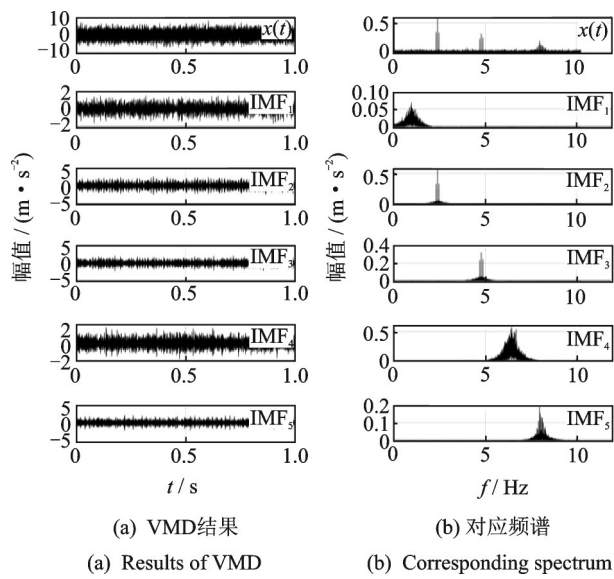


图4 仿真信号DS-VMD分解结果

Fig.4 DS-VMD result of simulated signal

关峭度指标对各 IMF 进行加权重构,处理后信号包络谱如图 5 所示,从图中可以清晰地看到轴承故障特征频率及其各倍频。与原始振动信号相比,重构信号的 FFR 值由 0.065 提升至 0.164,提升率达到 152.3%,更加说明了所提出方法对于提取滚动轴承

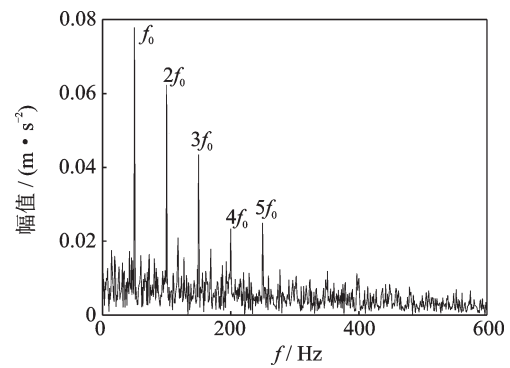


图 5 处理后信号包络谱

Fig.5 Envelope spectrum after processing

故障特征的有效性。

为了验证所提方法的优越性,分别采用 EMD 方法和传统 VMD 方法进行对比。VMD 中模态数  $K$  取 5,  $\alpha$  取 500。图 6 为仿真信号 EMD 结果,仿真信号被分解为 13 个有效模态。

EMD 与 VMD 分解后通过相关峭度指标加权的分析结果如图 7 所示。可以看出,2 种方法得到的结果中,转频幅值均较大,且在故障特征频率及其倍频处噪声较多,均无法明显提取轴承故障特征。

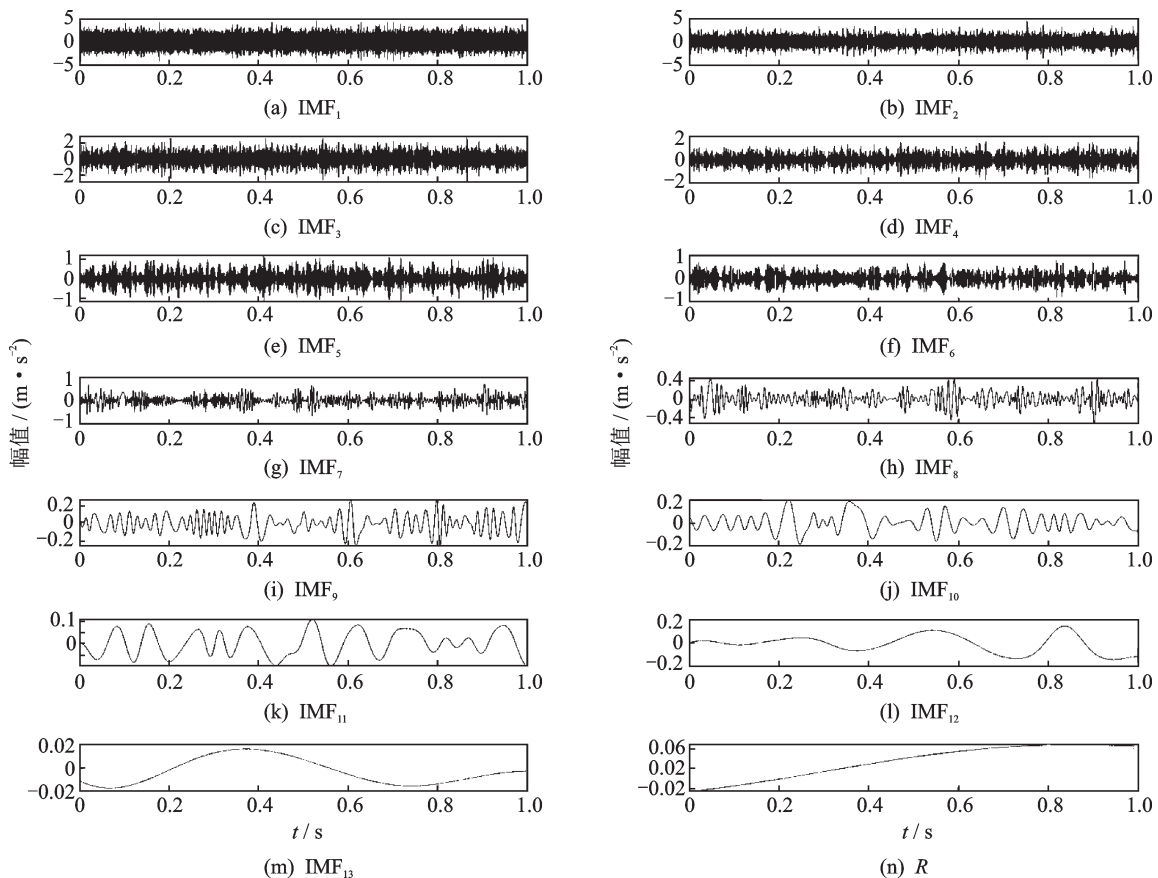
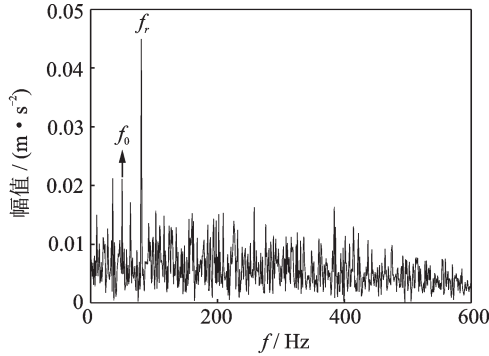


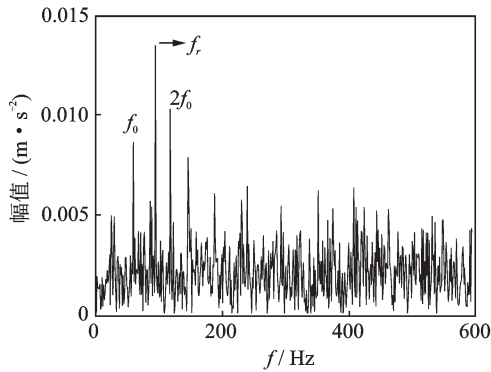
图 6 仿真信号 EMD 结果

Fig.6 Simulated signal EMD result

表2为3种方法得到的包络谱FFR值。可见,所提出方法的FFR值最大,说明该方法相较于传统方法具有明显的优越性。



(a) EMD方法分析结果  
(a) Result of EMD



(b) VMD方法分析结果  
(b) Result of VMD

图7 EMD与VMD分析结果

Fig.7 Result of EMD and VMD

表2 不同方法得到的包络谱FFR值

Tab.2 FFR of envelope spectrum obtained by different methods

方法	DS-VMD	EMD	VMD
FFR值	0.164	0.089	0.072

### 3.2 实验信号分析

为了进一步验证所提方法的有效性,在SpectraQuest公司设计的风力涡轮机传动系诊断模拟器上进行了实验测试,如图8所示。该平台由2.24 kW驱动电机、两级变速箱、行星齿轮箱和磁粉制动器组成。将有外圈缺陷的滚动轴承安装在齿轮箱的输入轴上,轴承的外圈故障特征频率是输入轴转动频率的3.048倍。

直流电机的转速设定为1 500 r/min,输入轴的转速为25 Hz,故障轴承的外圈缺陷特征频率为76.2 Hz,采样频率为20 480 Hz,采样数为20 480。

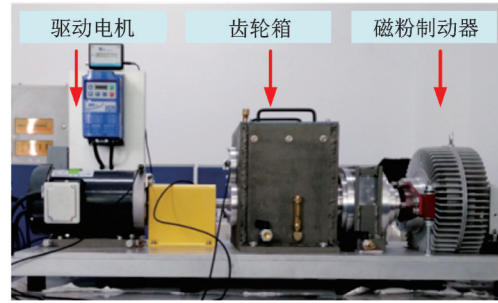
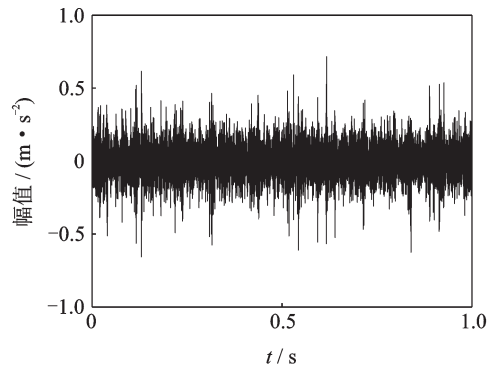


图8 风力涡轮机传动系诊断模拟器

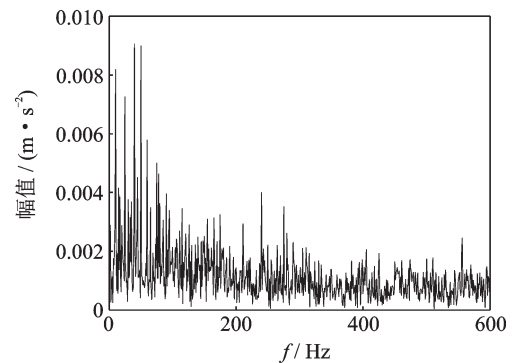
Fig.8 Wind turbine drive train diagnostic simulator

图9为振动信号时域波形及包络谱。从图9(a)可以看出,轴承故障的周期性冲击被轴的振动和齿轮啮合所淹没。图9(b)所示的包络谱也无法得出相应的故障特征频率信息。



(a) 振动信号时域

(a) Time domain of vibration signal



(b) 振动信号包络谱

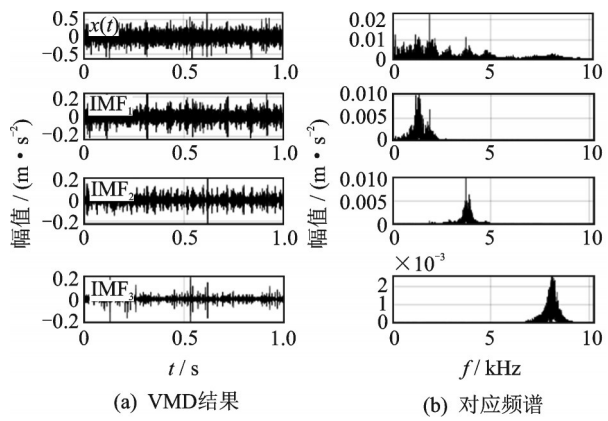
(b) Envelope spectrum of vibration signal

图9 振动信号时域波形及包络谱

Fig.9 Time domain waveform and envelope spectrum of vibration signal

将实验信号输入到所提出方法的模型中,通过DS算法得到VMD的参数 $\alpha=2\ 926$ , $K=3$ ,其分解结果如图10所示。

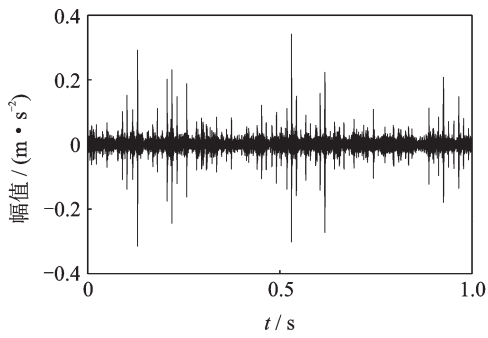
重构信号时域波形及包络谱如图11所示。可以看出,相比于原始信号包络谱,重构信号包络谱中



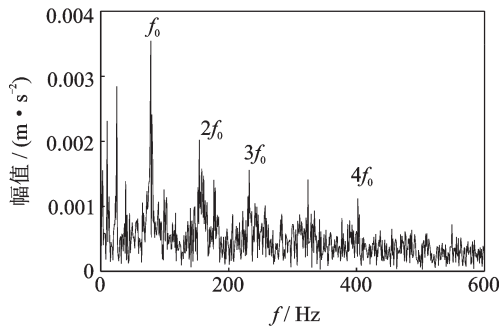
(a) Results of VMD (b) Corresponding spectrum

图 10 实验信号 DS-VMD 分解结果

Fig.10 DS-VMD result of vibration signal



(a) 重构信号时域波形 (a) Vibration signal in time domain



(b) 重构信号包络谱 (b) Envelope spectrum of reconstructed signal

图 11 重构信号时域波形及包络谱

Fig.11 Time domain waveform and envelope spectrum of reconstructed signal

轴承故障特征频率及其各倍频均可以更清晰地被观察到,且故障特征频率的幅值大于转频幅值。与原始信号相比,重构信号的 FFR 值由 0.067 提升至 0.128,提升率高达 91%。

从图 12 所示的 DS 算法迭代过程可以看出,在运算进行到第 8 次时,算法已经收敛。这说明将 DS 算法运用在轴承实际振动信号中,可以较快地收敛到较优的结果,且算法效率较高。

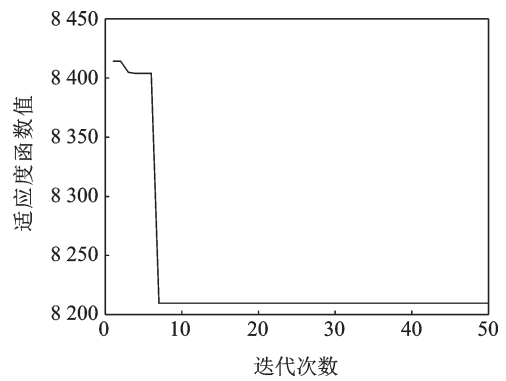


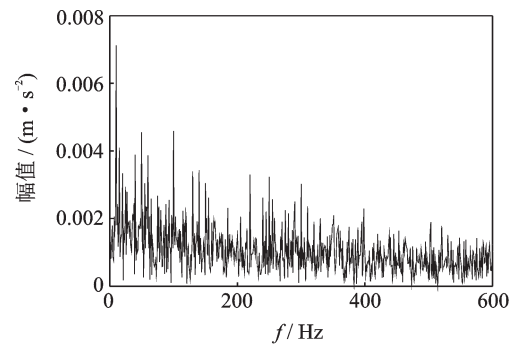
图 12 DS 算法迭代过程

Fig.12 Iteration process of DS algorithm

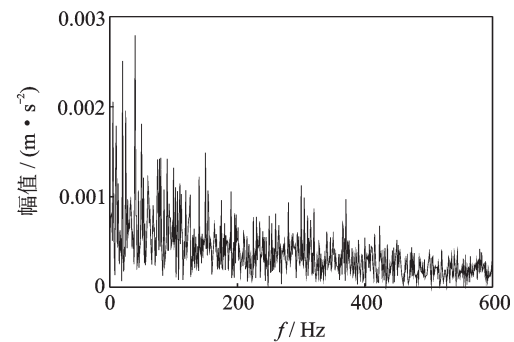
为了说明所提方法的优越性,选择 EMD 方法及人为确定参数的传统 VMD 方法进行对比。VMD 方法中  $K$  在未知的情况下取 5,  $\alpha$  取 500。2 种方法分析得到的包络谱如图 13 所示。图 13 所示的包络谱中,低频处谱线干扰噪声均较多,无法准确识别轴承故障特征频率。

表 3 不同方法所得包络谱的 FFR 值。所提方法的 FFR 值最大,说明该方法相较于传统方法更优越。

为了进一步说明所提出方法的优势,使用快速峭度图对实验信号进行分析。快速峭度图是轴承故



(a) EMD 方法分析结果 (a) Result of EMD



(b) VMD 方法分析结果 (b) Result of VMD

图 13 两种不同方法得到的包络谱

Fig.13 Envelope spectrum obtained by two different methods

表3 不同方法所得包络谱的FFR值

Tab.3 The FFR of envelope spectrum obtained by different methods

方法	DS-VMD	EMD	VMD
FFR值	0.128	0.075	0.084

障诊断中的常用方法,文献[19-20]提出谱峭度概念,正式给出了其数学定义,并首次将其应用在滚动轴承的故障诊断中。Antoni<sup>[21]</sup>简化了谱峭度的计算,给出了快速峭度图方法,并给出冲击分量所处的频带位置。笔者利用快速峭度图法对仿真信号进行分析,以表明所提方法的优越性。

图14为振动信号快速峭度图及滤波结果。从图14(b)可以看出,滤波后的时域信号包络在0.1 s处有一明显的瞬态冲击,但该冲击并不具有周期性。这说明该时刻的冲击成分对应的峭度值最大,导致最终结果无法反映出轴承故障特征。笔者提出的方法由于考虑到滚动轴承故障冲击的周期性,可实现轴承故障特征的准确提取。

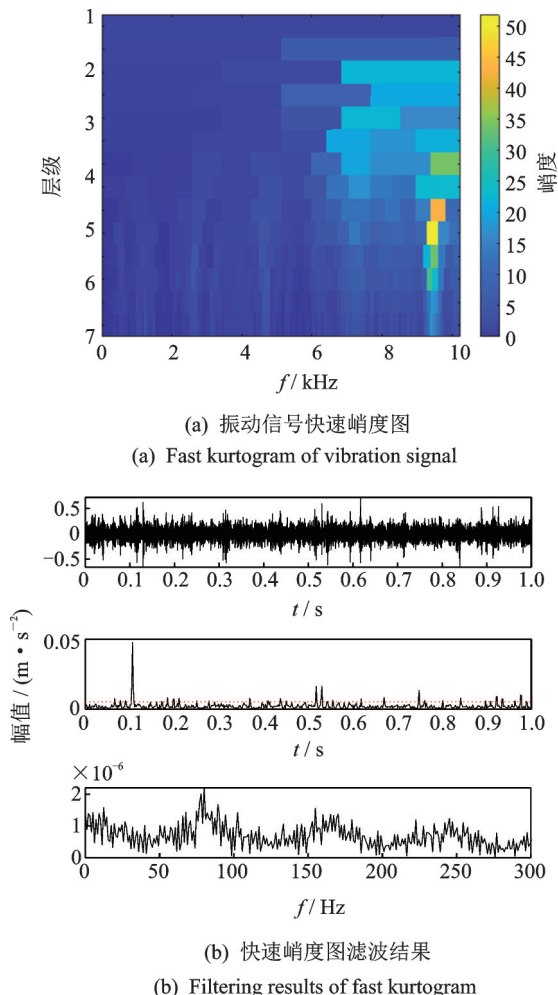


图14 振动信号快速峭度图及滤波结果

Fig.14 Fast kurtogram of vibration signal and results

## 4 结论

1) 采用DS算法自适应确定VMD参数最优组合,避免了在先验知识不足的情况下设置参数所导致的分解结果不理想的情况。仿真和实验信号均证明了该方法的有效性。

2) 采用相关峭度指标对VMD分解后的各IMF进行加权重构。相比于原始振动信号,重构信号同时包含转频信息及故障特征信息。与传统滤波方法相比,所提出方法可以再识别轴承故障特征方面表现更好。

## 参 考 文 献

- [1] 钟先友,田红亮,赵春华,等.基于迭代滤波和快速峭度图的滚动轴承微弱故障特征提取[J].振动与冲击,2018,37(9):198-203.  
ZHONG Xianyou, TIAN Hongliang, ZHAO Chunhua, et al. Fault feature extraction for rolling bearings' weak faults based on iterative filtering and fast kurtogram [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(9): 198-203. (in Chinese)
- [2] 祝小彦,王永杰.基于MOMEDA与Teager能量算子的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2018,37(6):104-110.  
ZHU Xiaoyan, WANG Yongjie. Fault diagnosis of rolling bearings based on the MOMEDA and Teager energy operator [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(6): 104-110. (in Chinese)
- [3] 陈祥龙,冯辅周,张兵志,等.基于平方包络谱相关峭度的最优共振解调诊断滚动轴承故障[J].机械工程学报,2018,54(21):104-114.  
CHEN Xianglong, FENG Fuzhou, ZHANG Bingzhi, et al. Rolling bearing fault diagnosis with optimal resonant frequency band demodulation based on squared envelope spectral correlated kurtosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(21): 104-114. (in Chinese)
- [4] 徐可,陈宗海,张陈斌,等.基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J].控制理论与应用,2019,36(6):915-922.  
XU Ke, CHEN Zonghai, ZHANG Chenbin, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on empirical mode decomposition and support vector machine [J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(6): 915-922. (in Chinese)
- [5] 栗蕴琦,林建辉.EWT分解和SVD消噪在轴承故障诊断中的应用[J].机械制造与自动化,2019,48(2):



- 11-14.  
LI Yunqi, LIN Jianhui. Application of EWT decomposition and SVD denoising in bearing fault diagnosis[J]. Machine Building & Automation, 2019, 48(2): 11-14. (in Chinese)
- [6] 王普, 李天垚, 高学金, 等. 基于LMD和MSEE的滚动轴承复合故障特征提取方法[J]. 轴承, 2019(3): 63-69.  
WANG Pu, LI Tianyao, GAO Xuejin, et al. Extraction method for compound fault features of rolling bearings based on LMD and MSEE[J]. Bearing, 2019(3): 63-69. (in Chinese)
- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [8] TANG G, LUO G G, ZHANG W H, et al. Underdetermined blind source separation with variational mode decomposition for compound roller bearing fault signals[J]. Sensors, 2016, 16(6):897.
- [9] JIANG X X, SHEN C Q, SHI J J, et al. Initial center frequency-guided VMD for fault diagnosis of rotating machines [J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 435: 36-55.
- [10] YAN H, LIN J H, LIU Z C, et al. A modified scale-space guiding variational mode decomposition for high-speed railway bearing fault diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 444: 216-234.
- [11] 杨琳. VMD时频分析方法及在机械故障诊断中的应用研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2018.
- [12] CIVICIOGLU P. Transforming geocentric Cartesian coordinates to geodetic coordinates by using differential search algorithm[J]. Computers & Geosciences, 2012, 46: 229-247.
- [13] WEN G R, DONG X N, ZHANG H H. A new shaft multi-objective optimization dynamic balancing method based on differential search algorithm [J]. Vibroengineering Procedia, 2014, 4: 283-288.
- [14] 胡爱军, 赵军, 孙尚飞, 等. 基于相关峭度共振解调的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(8): 110-116.  
HU Aijun, ZHAO Jun, SUN Shangfei, et al. A compound fault feature separation method of rolling bearing based on correlation kurtosis resonance demodulation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(8): 110-116. (in Chinese)
- [15] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics-a tutorial [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.
- [16] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [17] 蒋永华, 汤宝平, 刘文艺, 等. 基于参数优化Morlet小波变换的故障特征提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1): 56-60.  
JIANG Yonghua, TANG Baoping, LIU Wenyi, et al. Feature extraction method based on parameter optimized Morlet wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(1): 56-60. (in Chinese)
- [18] HE W P, ZI Y Y, CHEN B Q, et al. Automatic fault feature extraction of mechanical anomaly on induction motor bearing using ensemble super-wavelet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015 (54/55): 457-480.
- [19] ANTONI J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.
- [20] ANTONI J, RANDALL R B. The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 308-331.
- [21] ANTONI J. Fast computation of the Kurtogram for the detection of transient faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1):108-124.



**第一作者简介:**石文杰,男,1996年1月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械运行状态信号处理及故障诊断。

E-mail:swjie10@163.com

**通信作者简介:**温广瑞,男,1976年7月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为机械故障诊断与健康管理的。

E-mail:grwen@mail.xjtu.edu.cn