

# 基于变分模态分解和 1.5 维谱的轴承早期故障诊断方法

王晓龙,唐贵基

(华北电力大学 能源动力与机械工程学院,河北 保定 071000)

**摘要:**提出了基于变分模态分解(VMD)和 1.5 维谱的滚动轴承早期故障诊断方法。利用 VMD 方法处理故障信号时,需要预先设置分解所得本征模态函数(IMF)分量的个数,且为了便于后续分析,需要从所得结果中筛选出最佳信号分量,为此提出一种分量峭度图方法来同时解决这 2 个问题。首先,设置 IMF 分量个数最大值,计算相应的分量峭度图;接着,根据分量峭度图对原故障信号进行 VMD 处理,并选定最佳 IMF 分量;然后,对最佳 IMF 分量做进一步包络解调运算,并计算包络信号的 1.5 维谱;最后,通过分析 1.5 维谱中幅值突出的频率成分可实现故障类型的准确判定。模拟信号及实测信号分析结果表明,所提的基于 VMD 和 1.5 维谱的诊断方法能够有效提取出轴承早期故障信号中的微弱特征信息,实现轴承早期故障的准确判别。

**关键词:**滚动轴承;早期故障;峭度;变分模态分解;1.5 维谱

**中图分类号:** TH 133.3;TH 17

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16081/j.issn.1006-6047.2016.07.019

## 0 引言

作为风力发电机的重要组成零部件,滚动轴承的运行状态直接影响设备的整体性能及工作效率,如果能在轴承失效初期实现故障溯源并及时排除隐患,无疑具有重要而深远的意义。然而轴承早期故障特征通常比较微弱,振动传输路径及背景噪声的影响往往难以避免,这些不利因素均会对特征信息的提取形成阻碍<sup>[1-2]</sup>。

近些年,针对轴承早期故障检测问题,一些相应的解决方案在文献中已有所报道。文献[3]利用小波相关滤波特性,提出一种基于相关滤波和包络谱的微弱特征提取方法,诊断效果明显,然而该方法中小波基函数的选择缺乏自适应性;文献[4]利用约束独立成分分析处理轴承加速疲劳实验信号,该方法具有可借鉴之处,但在故障信号分离过程中需要构造一个准确的参考信号,参考信号构建得不合理将直接导致特征提取失败;文献[5]提出一种基于双重品质因子的稀疏分解法,虽然该方法在轴承早期故障诊断应用中的有效性得到了验证,但仅通过人为主观意识来选取品质因子、冗余度等影响参数,使得最终处理结果存在很大不确定性;文献[6]提出一种自适应最大相关峭度解卷积方法,用以提取轴承早期失效信号中的微弱特征信息,但是利用粒子群优化求解卷积算法时,仍需要根据一定的先验知识设定搜寻过程中的控制参数。

作为分析机械故障信号强有力的工具,经验模

态分解 EMD(Empirical Mode Decomposition)<sup>[7]</sup>、局部均值分解 LMD(Local Mean Decomposition)<sup>[8]</sup>、局部特征尺度分解 LCD(Local Characteristic scale Decomposition)<sup>[9]</sup>等自适应信号处理方法一经提出,便受到相关学者的广泛关注,基于此类方法的轴承诊断技术亦是层出不穷。虽然 EMD、LMD、LCD 等自适应信号处理方法的具体实现过程各不相同,但此类方法均采用了循环递归筛分的信号分量获取方式,就本质而言,EMD、LMD、LCD 等方法均可以看作是一个二进制滤波器组,其频带分割特性使得此类方法在处理轴承早期故障信号时难免暴露出弊端。轴承早期失效阶段,故障相关频带能量较小,且频率中心及带宽不确定,如果故障频带恰好位于分解所得的第 1 个信号分量内部,则可能因该分量频带过宽、噪声干扰过多而掩盖微弱特征信息;反之,如果故障频带位于后续所得信号分量内部,则可能因其频带过窄而遗漏重要特征信息。同样作为一种自适应信号处理方法,变分模态分解 VMD(Variational Mode Decomposition)<sup>[10]</sup>则摆脱了循环递归筛分这一信号分量获取方式的束缚,独辟蹊径地采用一种非递归的处理策略,通过在变分框架内求解约束变分模型实现信号的分解过程,该方法能够根据信号的频域特性完成频带的自适应剖分,最终得到若干带通信号分量。

本文尝试利用 VMD 方法处理滚动轴承早期故障信号,有望从信噪比较低的原始信号中剥离出包含丰富特征信息的信号分量,为了进一步抑制所得信号分量中的噪声干扰成分,实现特征频率的精确提取,将 1.5 维谱方法作为 VMD 方法的后处理,从而提出一种基于 VMD 和 1.5 维谱的轴承早期故障诊断方法,仿真信号及实测信号分析结果均验证了该方法的有效性。

收稿日期:2015-06-15;修回日期:2016-05-30

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2015-XS120);河北省自然科学基金资助项目(E2014502052)

Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2015XS120) and the Natural Science Foundation of Hebei Province(E2014502052)

## 1 基本原理简介

### 1.1 VMD

VMD 算法的目标是根据原始信号自身的频域特性完成频带的划分,并将其分解为指定个数的本征模态函数 IMF(Intrinsic Mode Function)分量。每个 IMF 分量均是一个带通信号,其频率中心会随着分解过程自动更新,而带宽则通过以下方式确定:首先利用 Hilbert 变换得到每个 IMF 分量的解析信号,然后将解析信号频谱移至基带上,最后利用频移信号的高斯平滑指标  $H^1$  估计各 IMF 分量的带宽。

假定将一个信号  $f$  分解成  $K$  个 IMF 分量,则基于以上表述可构造如式(1)所示的约束变分模型<sup>[10]</sup>。

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

其中,  $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_K\}$  表示分解所得的  $K$  个 IMF 分量;  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$  表示各分量的频率中心。

通过求解该约束变分模型,即可实现信号的自适应分解并得到相应的 IMF 分量。为此,需要先利用二次罚函数项和 Lagrange 乘子将式(1)转化为如式(2)所示的无约束模型。

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $\alpha$  为惩罚参数;  $\lambda$  为 Lagrange 乘子。

利用交替方向乘子算法求取该无约束模型的鞍点,即为式(1)的最终解,实现流程如图 1 所示,具体步骤可参考文献<sup>[10]</sup>。

### 1.2 1.5 维谱

1.5 维谱虽然形式上与功率谱相似,但其同时包含了信号的幅值和相位信息,因此可以从根本上弥补功率谱的不足,具有强化信号基频分量、抑制高斯白噪声以及检测耦合谐波分量的优良特性<sup>[11-12]</sup>,非常适用于滚动轴承故障信号的分析与处理。

对于一个零均值平稳信号  $x(t)$ ,其三阶累计量  $R_{3x}(\tau_1, \tau_2)$  的对角切片  $R_{3x}(\tau, \tau)$  ( $\tau_1 = \tau_2 = \tau$ ) 可定义为:

$$R_{3x}(\tau, \tau) = E \{ x(t)x(t+\tau)x(t+\tau) \} \quad (3)$$

其中,  $E\{\cdot\}$  表示数学期望。

定义对角切片  $R_{3x}(\tau, \tau)$  的一维傅里叶变换即为  $x(t)$  的 1.5 维谱  $B(\omega)$ :

$$B(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_{3x}(\tau, \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (4)$$

## 2 基于 VMD 和 1.5 维谱的故障诊断方法

与 EMD、LMD、LCD 等自适应信号分解方法不

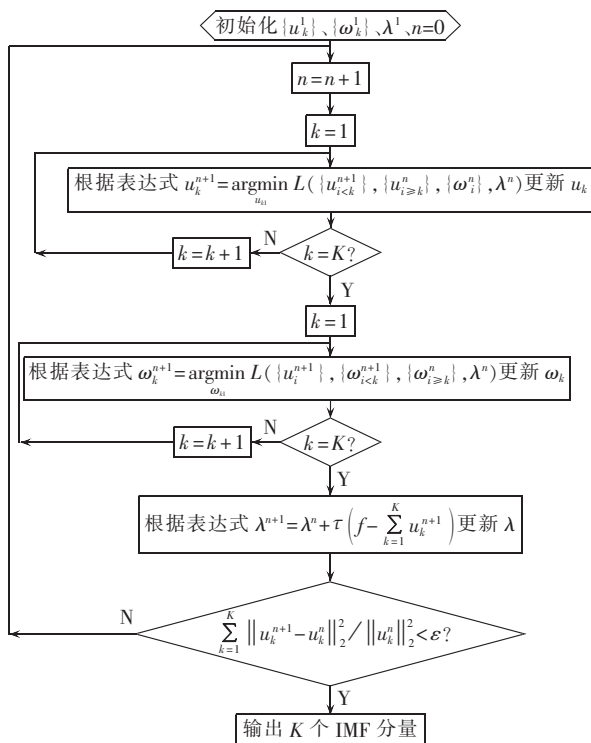


图 1 VMD 算法流程图

Fig.1 Flowchart of VMD algorithm

同,利用 VMD 方法处理信号时需要预先设定分解所得信号分量的个数,IMF 分量个数的设定结果直接影响最终的处理效果,且所得 IMF 分量未必都包含故障特征信息,因此分量个数的设置及所得分量的筛选是利用 VMD 方法处理轴承早期故障信号的关键。作为一种反映信号分布特性的统计参量,峭度指标可有效衡量轴承故障信号中冲击成分所占的比重,峭度值越大表明冲击成分比重越大,信号包含的故障特征越明显<sup>[13]</sup>,为此,本文提出一种分量峭度图方法,用以同时解决 VMD 算法中分量个数的设置以及最佳 IMF 分量的选取问题。分量峭度图的实现过程简述如下:

a. 设置分量个数最大值  $N$ ,初始化 VMD 算法中当前分量数值  $K$ ,令  $K=1$ ;

b. 利用 VMD 方法对原信号进行处理,得到  $K$  个 IMF 分量,计算每个分量的峭度值;

c.  $K=K+1$ ,重复步骤 b、c,直至  $K=N$ ;

d. 计算每次分解所得各 IMF 分量的峭度值,将其表示在一个二维平面上,最终得到的图像即为分量峭度图,其中横坐标代表分量个数的设定值,纵坐标代表当次分解所得 IMF 分量的序号,色块颜色深浅表示 IMF 分量峭度值的大小。

轴承早期失效阶段故障特征微弱,环境噪声干扰严重,利用 VMD 方法对原故障信号进行处理后,虽然通过分量峭度图能够筛选出包含丰富特征信息的最佳 IMF 分量,但信号分量中难免存在冗余干

扰成分,而 1.5 维谱具有优良的噪声抑制特性,能够有效剔除与特征频率无耦合关系的干扰成分,因此,为了充分发挥 VMD 和 1.5 维谱这 2 种方法的优势,本文提出了 VMD 结合 1.5 维谱的轴承早期故障诊断方法,具体实现步骤如下:

- a. 根据实际需要,设置分量个数最大值  $N$  (本文取  $N=10$ ),计算相应的分量峭度图;
- b. 根据分量峭度图确定 VMD 算法分解所得 IMF 分量的个数,并从处理结果中筛选出峭度值最大的 IMF 分量,将其作为最佳分量用于后续分析;
- c. 对最佳 IMF 分量做 Hilbert 包络解调运算,得到该分量的包络信号,计算包络信号的 1.5 维谱;
- d. 将故障特征频率理论计算值与 1.5 维谱中峰值突出的谱线进行对比,判断轴承故障类型。

3 模拟信号验证

为了接近实际工况,本文直接向实际采集的振动信号中添加较重的高斯噪声来模拟滚动轴承早期故障信号。用于实验的轴承存在内圈缺陷,通过加速度传感器采集到的振动信号如图 2(a)所示,加入 -13 dB 噪声后,所得的轴承早期故障模拟信号如图 2(b)所示。信号采样频率为 12 800 Hz,分析点数为 16 384 点,传动轴转速为 1 440 r/min,轴承内圈、外圈、滚动体及保持架的理论故障特征频率  $f_i$ 、 $f_o$ 、 $f_e$ 、 $f_b$  分别如式(5)—(8)所示。

$$f_i = \frac{mf_r}{2} \left( 1 + \frac{d}{D} \cos \phi \right)$$
(5)

$$f_o = \frac{mf_r}{2} \left( 1 - \frac{d}{D} \cos \phi \right)$$
(6)

$$f_e = \frac{Df_r}{2d} \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \phi \right)^2 \right]$$
(7)

$$f_b = \frac{f_r}{2} \left( 1 - \frac{d}{D} \cos \phi \right)$$
(8)

其中,  $d$ 、 $D$  分别为滚动体直径以及轴承节径;  $m$  为

滚动体个数;  $f_r$  为传动轴转频;  $\phi$  为轴承接触角。  
轴承结构参数如表 1 所示,根据式(5)计算可得内圈理论故障特征频率  $f_i=171.7\text{ Hz}$ 。

表 1 滚动轴承结构参数

| Table 1 Structural parameters of rolling bearing |         |          |       |         |
|--------------------------------------------------|---------|----------|-------|---------|
| 轴承型号                                             | 轴承节径/mm | 滚动体直径/mm | 滚动体个数 | 接触角/(°) |
| NU205                                            | 39      | 7.5      | 12    | 0       |

对比图 2(a)、2(b)可发现,强烈的噪声已将振动信号中原有的周期性冲击完全掩盖,早期故障模拟信号波形中没有显示出任何特征迹象,对该信号做进一步包络谱分析,结果如图 3 所示,从中也未发现谱峰突出的频率成分,由此表明传统的直接包络谱方法对该模拟信号已无能为力。

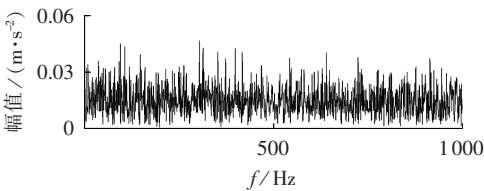
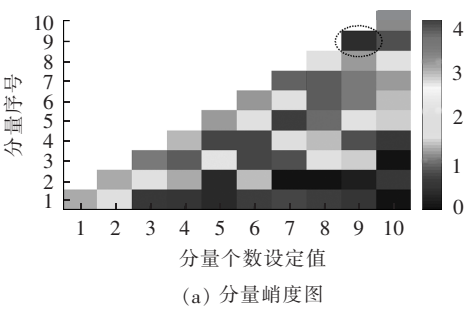
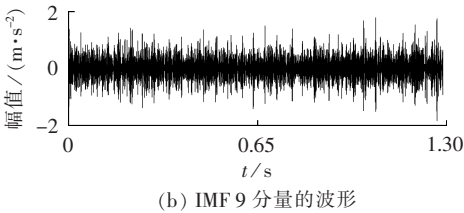


图 3 模拟信号的包络谱  
Fig.3 Envelope spectrum of simulative signals

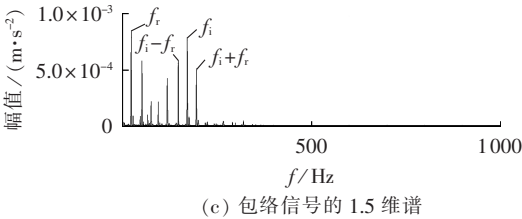
下面利用本文所述方法对早期故障模拟信号进行分析,结果见图 4。首先计算得到如图 4(a)所示的分量峭度图,该图显示设定 VMD 算法分解所得 IMF 分量个数为 9 时,能够得到峭度值最大的



(a) 分量峭度图



(b) IMF 9 分量的波形



(c) 包络信号的 1.5 维谱

图 4 本文所提方法的模拟信号分析结果  
Fig.4 Results of analysis by proposed method for simulative signals

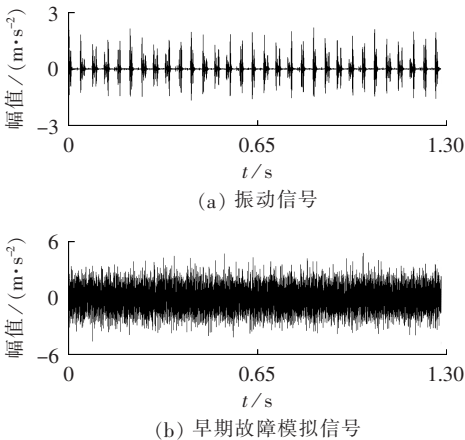


图 2 振动信号及模拟信号的波形  
Fig.2 Waveforms of vibration signals and simulative signals



信号分量(虚线椭圆标记所示)。基于分量峭度图对信号进行 VMD 处理后,所得结果中,第 9 个 IMF 分量的峭度值最大,因此将其视为最佳信号分量,该分量波形如图 4(b)所示。通过观察可发现,相比于原模拟信号,该分量中冲击成分明显增多,并呈现出一定的规律性,对其做进一步包络解调处理,并计算包络信号的 1.5 维谱,结果如图 4(c)所示,图中传动轴转频 $f_r$ 、内圈故障特征频率 $f_i$ 及转频调制边带处谱线峰值十分明显,由此可判断轴承内圈存在局部缺陷,分析结果与实际情况完全一致。

图 5 是 IMF 9 分量的直接包络谱分析结果,虽然从中也能够找到故障相关频率成分,但背景噪声较多,会对故障特征的识别造成一定干扰。图 6 是对原模拟信号做包络解调处理后,所得包络信号的 1.5 维谱,谱图中特征频率成分幅值不够突出,与故障特征无关的干扰谱线过多,因此很难实现精确诊断。通过对比可知,将 VMD 与 1.5 维谱相结合来处理轴承早期故障信号,可发挥二者的优势,相比于算法的单一运用而言,效果更佳。

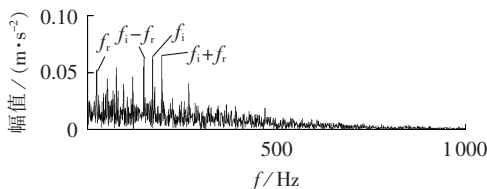


图 5 IMF 9 分量的包络谱  
Fig.5 Envelope spectrum of IMF 9

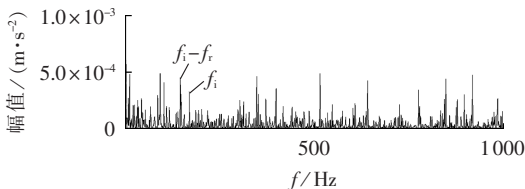


图 6 包络信号的 1.5 维谱  
Fig.6 1.5-dimension spectrum of envelope signals

### 4 实测信号验证

利用 NSFI/UCR 滚动轴承数据对本文所述方法做进一步验证<sup>[14]</sup>,实验平台结构如图 7 所示。实验开始时,安装的 4 个轴承均处于正常状态,为了加速轴承的退化速度,在外部施加一个较大的径向载荷,轴承持续运行 164 h 后,1 号轴承率先达到失效状态。实验过程中传动轴转速为 2 000 r/min,采

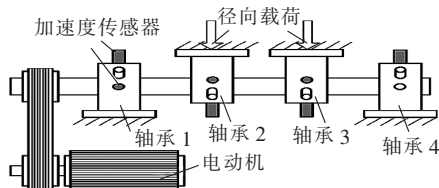


图 7 实验平台  
Fig.7 Experimental platform

样频率为 20480 Hz,本文选择对 5 000 min 时测得的信号进行分析,分析点数为 16384 点。表 2 为轴承结构参数,根据式(6)计算可得外圈理论故障特征频率 $f_o$ 为 236.4 Hz。

表 2 滚动轴承结构参数

| Table 2 Structural parameters of rolling bearing |         |          |       |         |
|--------------------------------------------------|---------|----------|-------|---------|
| 轴承型号                                             | 轴承节径/mm | 滚动体直径/mm | 滚动体个数 | 接触角/(°) |
| ZA2155                                           | 71.5    | 8.4      | 16    | 15.17   |

实测信号的波形如图 8 所示,时域波形中周期性冲击特征并不突出,没有出现明显的异常迹象。进一步的包络谱分析结果如图 9 所示,同样未发现幅值突出的谱峰,如果根据该谱图来判断轴承的运行状态,很容易认为轴承仍处于正常工作状态。

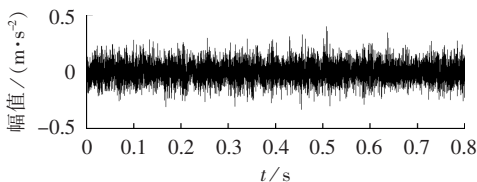


图 8 实测信号的波形  
Fig.8 Waveform of measured signals

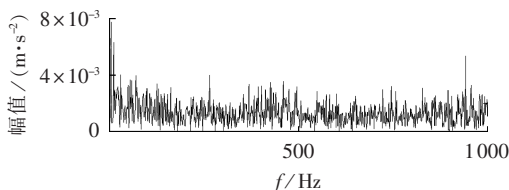


图 9 实测信号的包络谱  
Fig.9 Envelope spectrum of measured signals

下面利用本文方法对该组实测信号进行处理,结果如图 10 所示。图 10(a)中的分量峭度图显示,设定 VMD 算法分解所得 IMF 分量个数为 5 时,所得 5 个信号分量中第 3 个 IMF 分量的峭度值最大(虚线椭圆标记所示),该分量的时域波形如图 10(b)所示。与图 8 对比可发现,IMF 3 分量中冲击脉冲成分有所增加,但仅通过波形仍无法判定轴承是否出现异常,因此对其做进一步包络解调处理,并计算包络信号的 1.5 维谱,结果如图 10(c)所示,图中出现一个非常明显的谱峰,没有出现过多干扰成分,与理论特征频率对比后发现,该峰值谱线对应轴承外圈故障特征频率,由此可断定轴承外圈已出现损伤。该案例表明,相比于直接包络谱方法,本文方法能够更早对故障源进行定位,这对于实际工程应用而言具有重要意义。

为进一步验证 VMD 方法与 1.5 维谱方法结合的必要性,分别利用单一方法对实测信号进行分析。图 11 是 IMF 3 分量的包络谱分析结果,虽然也能够识别出故障特征频率成分,但整体来看背景噪声干

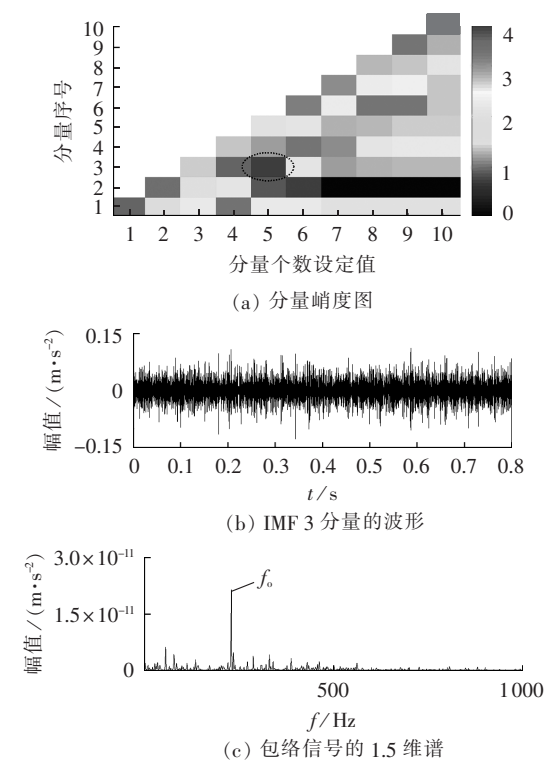


图 10 本文所提方法的实测信号分析结果  
Fig.10 Results of analysis by proposed method for measured signals

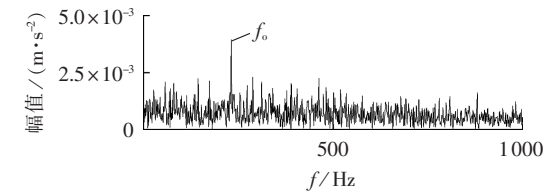


图 11 IMF 3 分量的包络谱  
Fig.11 Envelope spectrum of IMF 3

扰较重。图 12 是实测信号经包络解调处理后,所得包络信号的 1.5 维谱,从中并未发现与故障特征相关的谱线,诊断失效。

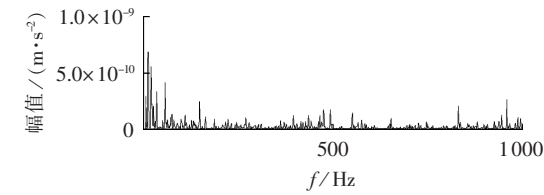


图 12 包络信号的 1.5 维谱  
Fig.12 1.5-dimension spectrum of envelope signals

为验证本文方法的优势,利用 EMD 方法对实测信号进行分解处理,所得信号分量均做包络谱分析,取效果最佳的分量与本文方法所得结果进行对比。实测信号经 EMD 方法处理后共得到 12 个信号分量,其中第 2 个分量(C2 分量)的包络谱分析效果最佳,图 13 为 C2 分量的时域波形及包络谱。对比可发现,图 13(b)所示包络谱中,外圈故障特征频率成分十分微弱,谱线幅值不够明显,背景噪声

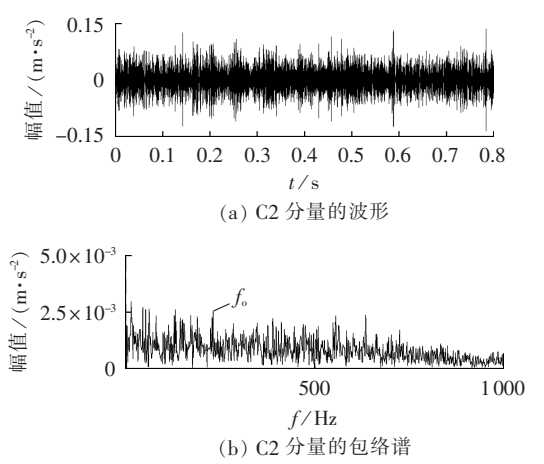


图 13 实测信号的 EMD 分析结果

Fig.13 Results of analysis by EMD for measured signals  
干扰严重,因此很容易造成误诊、漏诊,处理效果与本文方法相比差距较大。

5 结论

滚动轴承早期失效阶段,特征信息微弱,且受环境噪声影响严重,故障识别相对困难,为此本文提出一种基于 VMD 和 1.5 维谱的诊断新方法,仿真及实验信号分析结果表明:

- a. VMD 方法在变分框架内实现信号的分解过程,处理轴承早期故障信号时,能够避免 EMD、LMD、LCD 等自适应信号分解方法中二进制频域分割特征存在的弊端,可以有效挖掘出原始信号中隐含的微弱故障特征信息;
- b. 1.5 维谱能够有效抑制高斯噪声的干扰,将其作为 VMD 算法的后续处理方法,更有利于轴承微弱特征信息的提取;
- c. 本文所述方法能够实现轴承早期故障的准确判别,并且与直接包络谱分析方法以及 EMD 方法相比,处理效果更佳,优势明显。

参考文献:

[1] 安国庆,秦程,郭立伟,等. 峭度滤波器用于电机轴承早期故障特征提取[J]. 电机与控制学报,2014,18(6):55-60.  
AN Guoqing, QIN Cheng, GUO Liwei, et al. Kurtosis filter in feature extraction for incipient motor bearing fault diagnosis[J]. Electric Machines and Control, 2014, 18(6): 55-60.

[2] 雷亚国,韩冬,林京,等. 自适应随机共振新方法及其在故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,2012,48(7):62-67.  
LEI Yaguo, HAN Dong, LIN Jing, et al. New adaptive stochastic resonance method and its application to fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(7): 62-67.

[3] 曾庆虎,邱静,刘冠军,等. 基于小波相关滤波-包络分析的早期故障特征提取方法[J]. 仪器仪表学报,2008,29(4):729-933.  
ZENG Qinghu, QIU Jing, LIU Guanjuan, et al. Approach to extraction of incipient fault features based on wavelet correlation filter and envelope analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instru-

- ment, 2008, 29(4): 729-933.
- [4] WANG Z Y, CHEN J, DONG G M, et al. Constrained independent component analysis and its application to machine fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(7): 2501-2512.
- [5] 莫代一, 崔玲丽, 王婧. 基于双重  $Q$  因子的稀疏分解法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2013, 49(9): 37-41. MO Daiyi, CUI Lingli, WANG Jing. Sparse signal decomposition method based on the dual  $Q$ -factor and its application to rolling bearing early fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(9): 37-41.
- [6] 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. TANG Guiji, WANG Xiaolong. Adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution method and its application on incipient fault diagnosis of bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(6): 1436-1444.
- [7] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [8] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2(5): 443-454.
- [9] 程军圣, 郑近德, 杨宇. 一种新的非平稳信号分析方法——局部特征尺度分解法[J]. 振动工程学报, 2012, 25(2): 216-220. CHENG Junsheng, ZHENG Jinde, YANG Yu. A nonstationary signal analysis approach—the local characteristic scale decomposition method[J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(2): 216-220.
- [10] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [11] 陈略, 紫艳阳, 何正嘉, 等. 总体平均经验模式分解与 1.5 维谱方法的研究[J]. 西安交通大学学报, 2009, 43(5): 94-98. CHEN Lue, ZI Yanyang, HE Zhengjia, et al. Research and application of ensemble empirical mode decomposition principle and 1.5 dimension spectrum method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43(5): 94-98.
- [12] 唐贵基, 王晓龙. 基于局部均值分解和切片双谱的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(24): 83-88. TANG Guiji, WANG Xiaolong. Fault diagnosis of roller bearings based on local mean decomposition and slice bispectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(24): 83-88.
- [13] 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. HU Aijun, MA Wanli, TANG Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(11): 106-111.
- [14] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 2899(4-5): 1066-1090.

#### 作者简介:



王晓龙

王晓龙(1989—),男,黑龙江大庆人,博士研究生,研究方向为旋转机械状态监测及故障诊断、信号处理(E-mail: wangxiaolong0312@126.com);

唐贵基(1962—),男,山东龙口人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为机械状态监测及故障诊断、机械系统动特性分析。

## Incipient bearing fault diagnosis based on VMD and 1.5-dimension spectrum

WANG Xiaolong, TANG Guiji

(School of Energy, Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071000, China)

**Abstract:** A method based on VMD(Variational Mode Decomposition) and 1.5-dimension spectrum is proposed for diagnosing the incipient fault of rolling bearing. The number of IMFs(Intrinsic Mode Functions) should be set in advance for processing the fault signals by VMD and the best IMF should be selected from the obtained results for facilitating the following analysis. A method of kurtosis diagram is thus proposed: the maximum number of IMF is set and the IFM kurtosis diagram is calculated; the original fault signals are processed by VMD based on different IMF numbers; the best IMF is selected and then processed by the envelope demodulation; the 1.5-dimension spectrum of the demodulated envelope signals are calculated; the fault type is detected by analyzing the frequency components with obvious amplitude in the calculated 1.5-dimension spectrum. The results of analysis for simulative signals and measured signals show that, the proposed diagnosis method can effectively extract the weak characteristic information from the incipient fault signals of bearing and diagnose the incipient fault of rolling bearing exactly.

**Key words:** rolling bearing; incipient fault; kurtosis; variational mode decomposition; 1.5-dimension spectrum