

基于 LMD-MS 的滚动轴承微弱故障提取方法^{*}

王志坚, 吴文轩, 马维金, 张纪平, 王俊元, 李伟伟

(中北大学机械工程学院 太原, 030051)

摘要 轴承的早期故障信号属于微弱信号,其故障特征提取一直是旋转机械故障诊断的一大难点。笔者将掩膜法引入到局部均值分解(local mean decomposition,简称 LMD)分解中,提出了一种基于 LMD 和掩膜法(mask signal,简称 MS)的滚动轴承微弱故障提取方法。由于 LMD 在噪声背景下分解出的功能分量(product function,简称 PF)存在模态混叠现象,很难辨别故障频率的真伪,所以引入了掩膜信号法对 LMD 分解出的与原信号相关性强的 PF 分量进行处理,抑制模态混叠现象,提取故障频率。文中以滚动轴承实际故障信号为对象进行分析,通过将掩膜信号法与 LMD 方法相结合的方式,对存在噪声的故障信号进行处理,将故障频率处的峭度值提高了 8 倍,同时将信噪比提高了 19.1%,成功提取了故障信号,为故障特征提取提供一种新的诊断方法。

关键词 强噪声; 轴承故障; 掩膜法; 局部均值分解; 故障诊断

中图分类号 TH17; TP17; TP206

引言

在旋转机械中,轴承是至关重要的一部分,而轴承的磨损也是不可避免的^[1-5],轴承磨损的初期信号较为微弱,很难在强噪声的背景下被发现,不采取相应的措施就会导致轴承故障,严重时甚至会导致重大的事故,造成经济损失和人员伤亡,因此对轴承早期故障信号的提取一直深受重视^[6-9]。滚动轴承故障主要可以归纳为内圈、外圈的磨损以及滚动体的点蚀,当故障发生时会产生周期性的脉冲信号。由于噪声的干扰,早期故障信号提取一直是故障诊断的重难点,现有的故障诊断方法除传统的傅里叶变换,还有小波分解及经验模态分解等方法。

在经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)方法的基础上,Smith 等^[10-12]提出了一种时频分析法:局部均值分解其本质是将实测信号按频率的高低分成不同的功能分量,而每一个 PF 分量都是由一个包络信号与一个纯调频信号相乘而来,将分解后的 PF 分量进行频域分析就可以得到完整的时频分布。

但是 LMD 的缺点也比较明显,与 EMD 方法相比,LMD 的模态混叠现象虽然有所减轻,但模态混

叠现象依然严重,导致时频分布混叠,产生杂乱的 PF 分量,进而无法从中提取所需的时频信息^[13-14]。

为了解决 EMD 的模态混叠现象,许多专家相继提出了不同方法,在这些方法中掩膜法因其计算效率高、后期处理能力强的优点而备受关注,但是到目前为止,掩膜法还没有应用在 LMD 的模态混叠问题上^[15-17]。

基于以上原因,笔者将掩膜法引入到 LMD 方法中,发现掩膜法具有一定的消噪功能,通过掩膜信号法削弱噪声对 PF 分量的影响,并加入了文献[18]中的频率能量均值参数作为依据,细化故障频率所处频带,在对仿真信号和滚动轴承微弱的故障信号分析中,成功削弱了 LMD 的模态混叠现象,提取了故障特征。并通过计算信号处理前后的信噪比与峭度比验证方法的可行性。

1 LMD 方法

针对原始信号 $x(t)$,LMD 分解步骤如下。

1) 根据所有的局部极值点 n_i ,求出所有局部极值平均值 m_i 和包络估计值 a_i ;用滑动平均法处理后得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和包络函数 $a_{11}(t)$ 。

2) 从原始信号 $x(t)$ 中局部均值函数分离出来,得到函数 $h_{11}(t)$,再将其解调得到函数 $s_{11}(t)$:将

^{*} 山西省自然科学基金资助项目(20150110063)
收稿日期:2017-03-20;修回日期:2017-05-22

$s_{11}(t)$ 作为新函数重复以上步骤得到 $s_{12}(t)$,直到 $s_{1n}(t)$ 为纯调频函数,即 $\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1$ 。

3) 得到包络信号

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) = \prod_{p=1}^n a_{1p}(t) \quad (1)$$

4) 得到第 1 个 PF 分量

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (2)$$

5) 将 $PF_1(t)$ 从 $x(t)$ 中分离,获得 $u_1(t)$ 后,将其作为新的原始信号重复以上计算过程得到 $u_2(t)$,直到 $u_q(t)$ 为单调函数停止迭代

$$u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \quad (3)$$

6) 原始信号被分解为

$$x(t) = \sum_{i=1}^q PF_i(t) + u_q(t) \quad (4)$$

2 MS 方法

掩膜法(mask signal method,简称 MS)的基本原理为采用加减后取平均方法减小平滑处理积累的误差值,削弱模态混叠与噪声,突出平均瞬时频率附近的峰值,其中寻找合适的掩膜信号 $s(t)$ 是掩膜法的关键。

假设 t 为时间, $x(t)$ 为原始信号, τ 为积分变量,对原始信号 $x(t)$ 进行希尔伯特变换,得到 $y(t)$,改造后得 $z(t)$,即

$$y(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{\tau - t} d\tau \quad (5)$$

$$z(t) = x(t) + jy(t) = a_i(t)e^{j\phi_i(t)} \quad (6)$$

根据幅值函数 $a_i(t)$ 与相位函数 $\phi_i(t)$ 瞬时相位,求得瞬时频率为

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \omega_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi_i(t)}{dt} \quad (7)$$

根据能量均值法^[18]可以计算出

$$\bar{f} = \frac{\sum_i^k a_1(i)f_1^2(i)}{\sum_i^k a_1(i)f_1(i)} \quad (8)$$

掩膜法在对不同信号处理时选取的平均幅值与平均瞬时频率也不同。面对 $x(t)$ 时, $a(t)$ 是 $x(t)$ 的包络幅值, $f_1(t)$ 是 $x(t)$ 的瞬时频率,所以确定的掩膜信号为

$$s(t) = a_0 \sin(2\pi \bar{f} t) \quad (9)$$

根据经验法则, a_0 通常取信号分量平均幅值的 1.6 倍最合适^[19]。

创建一个掩膜信号 $s(t)$,分别使得

$$x_+(t) = x(t) - s(t) \quad (10)$$

$$x_-(t) = x(t) - s(t) \quad (11)$$

将 $x_+(t)$ 和 $x_-(t)$ 结合后就可以得到原始信号为

$$x(t) = \frac{x_+(t) + x_-(t)}{2} \quad (12)$$

以式(13)的仿真信号为例,验证掩膜法的性能。仿真信号如图 1 所示,图 1(a),(b),(c)的频率分别 40,80,130 Hz。

$$x(t) = \sin(80\pi t) + 0.8\sin(160\pi t) + \cos(260\pi t) + 1.5n_{\text{noise}}(t) \quad (13)$$

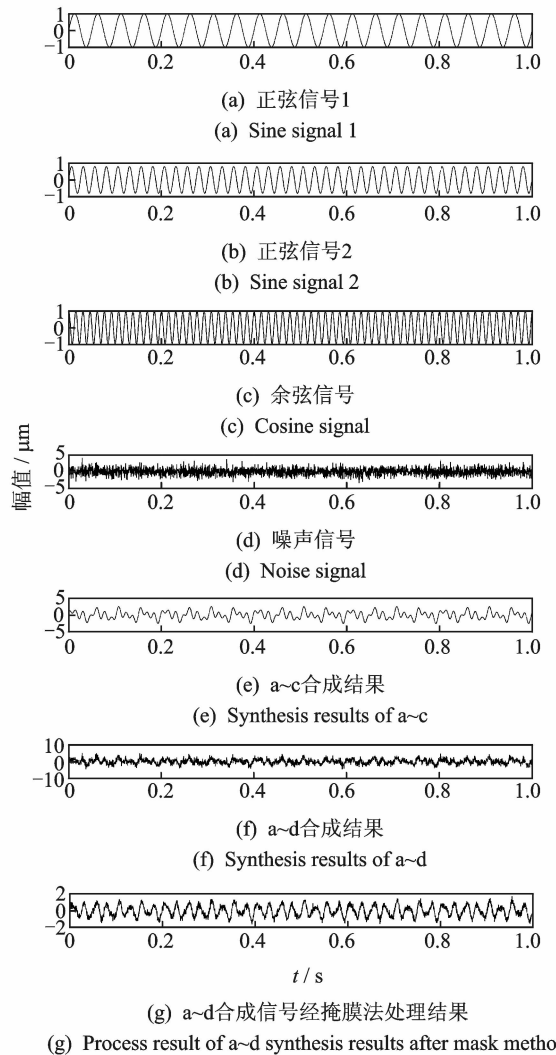


图 1 仿真信号

Fig. 1 Simulation signal

从图 1 中的 (e),(f),(g)图结果可以看出,掩膜法具有一定的降噪能力,并且(g)图中的波形也发生了改变;从图 2 中(f),(g)的时频域图对比结果来看,经过掩膜法处理后信号 40 与 130 Hz 的峰值与未经过处理的信号相比明显削弱,并且 80 Hz 处明显突出。这是由于掩膜法中掩膜信号

取的相关参数为瞬时幅值与瞬时频率,仿真信号的平均瞬时频率约为 83 Hz,经掩膜法处理后,40 与 130 Hz 处的峰值均被削弱。

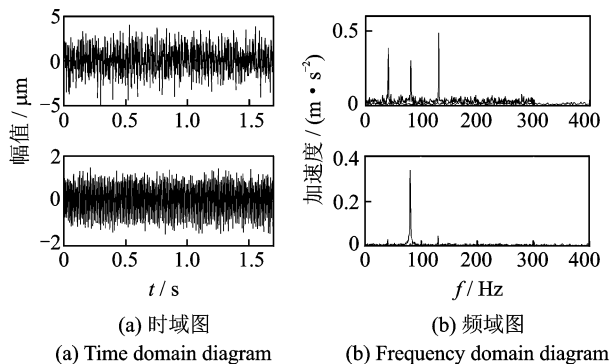


图2 仿真信号 f,g 时频域图

Fig. 2 Simulation signal time-frequency domain of f and g

3 LMD-MS 的基本原理

禹丹江等^[20]在最小熵反卷积(minimum entropy deconvolution, 简称 MED)分解中提出了一种确定掩膜信号的方法,而将其运用到 LMD 方法中时,可以对其进行适当改进。

由于 LMD 采用了基于极值点的包络求取的方式,其包络估计值误差经多次分解后会被放大,会出现模态混叠现象。MS 方法采用加减后取平均的方法,可以减小由于多次平滑处理所积累的误差值,以此来消除模态混叠现象,同时消除噪声。

以 LMD 分解出的第一个 PF 分量 PF_1 为例,将分解出的 PF_1 作为原始信号,确定其掩膜信号后,分解为 PF_1^+ 和 PF_1^- 并且重新定义 PF_1 为

$$PF_1 = (PF_1^+ + PF_1^-) / 2 \quad (14)$$

在 LMD-MS 方法处理单故障的轴承信号中时,可以选择与原信号相关度最高的 PF 分量作为掩膜法处理的对象。

在故障信号中,故障冲击会周期性出现,所以在该频带内,频率能量均值会比其他频带处高。图 3 为式(14)仿真信号的频率能量均值图。

图 3 中取各点左右 15 Hz 作频率能量平均,结果可以得到在 45, 75, 135 Hz 处的频率平均能量较高,将掩膜信号的平均瞬时频率调整为 40 与 130 Hz 时,结果如图 4 所示。

当平均瞬时频率为 80 Hz 的时频与图 2 基本相同,从图 2,4 的结果可见,掩膜信号的选取是关键,在使用掩膜法处理信号时,可以选取频率能量均值

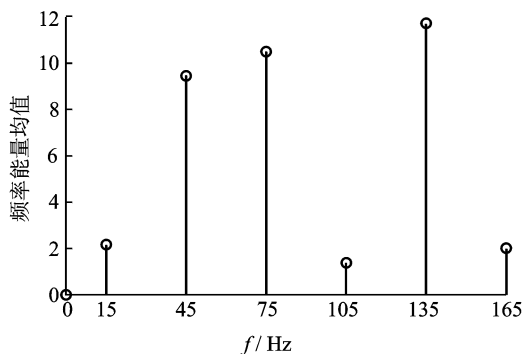
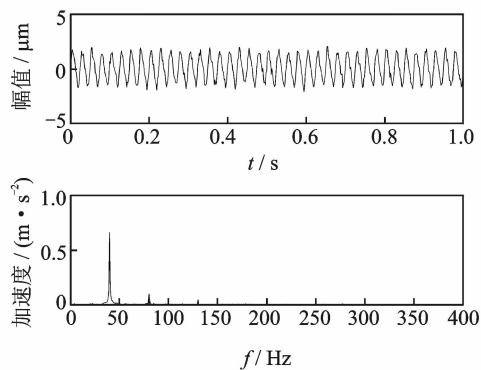


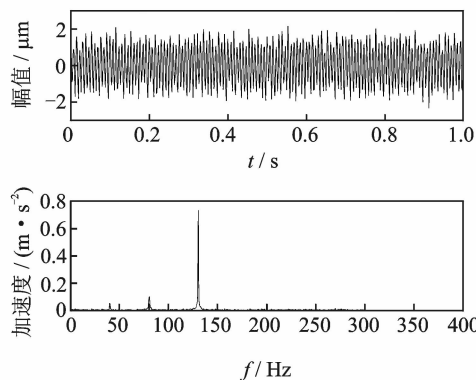
图3 仿真信号频率能量均值分布

Fig. 3 Simulation signal frequency energy mean distribution



(a) 平均瞬时频率为40 Hz仿真信号时频域图

(a) The time-frequency domain of the simulated signal with average instantaneous frequency of 40 Hz



(b) 平均瞬时频率为130 Hz仿真信号时频域图

(b) The time-frequency domain of the simulated signal with average instantaneous frequency of 130 Hz

图4 平均瞬时频率为 40, 130 Hz 的仿真信号时频域图

Fig. 4 The time-frequency domain of the simulated signal with average instantaneous frequency of 40 and 130 Hz

最高的频率作为选取掩膜信号的依据。

基于掩膜法和 LMD 的轴承故障诊断方法流程如图 5 所示。

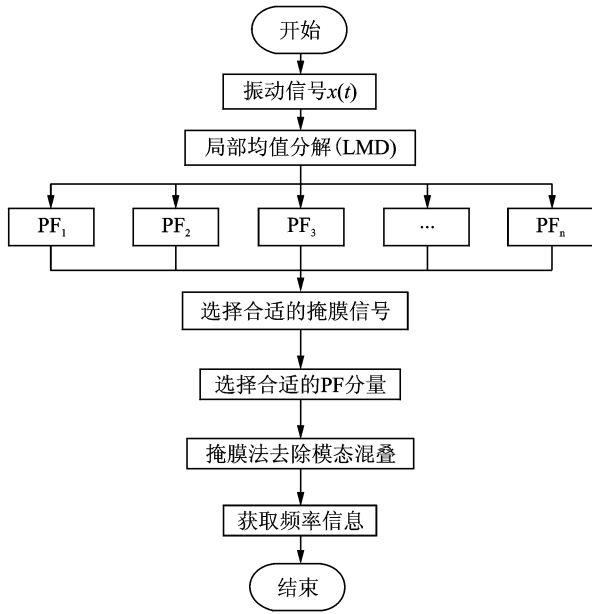


图 5 LMD-MS 流程图

Fig. 5 Flow chart of LMD-MS

4 仿真信号分析

为了验证 LMD 在噪声情况下的模态混叠现象,采用了式(15)的调制仿真信号,对应频率分别 40,120 和 260 Hz,仿真信号对应的时域波形如图 6 所示。

$$x(t) = [1 + 0.8\cos(240\pi t) + \cos(520\pi t)] \cdot \sin(80\pi t) + n_{\text{noise}}(t) \quad (15)$$

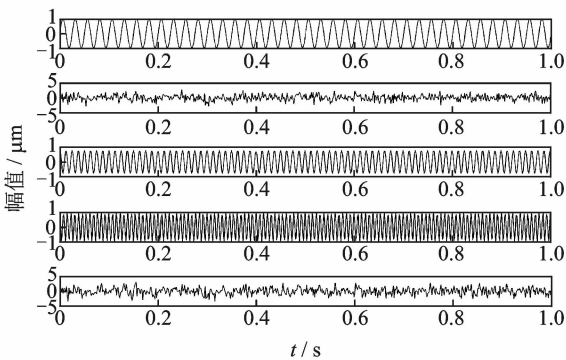


图 6 仿真信号

Fig. 6 Simulation signal

图 6 中从上到下依次为正弦信号,噪声信号、两个余弦信号以及合成的仿真信号的时域图以及频域图,其中两个余弦函数都经过正弦函数调制。

在未用掩膜信号法对其进行处理直接进行 LMD 分解的 PF 分量时频域图如图 7 所示。其中第 1 层为 PF₁ 的时频域图,从频域图中可以明显的

看出在 120 和 260 Hz 处有较高峰值,在 40 Hz 处有较低峰值。第 2 层为 PF₂ 的时频域图,在 40 和 120 Hz 处有明显峰值,同时由于噪声干扰,频谱中出现了许多虚假频率。第 3 层为 PF₃ 的时频域图,只在 40 Hz 处有较高峰值,第 4 层与第 5 层属于虚假分量,可以舍去。

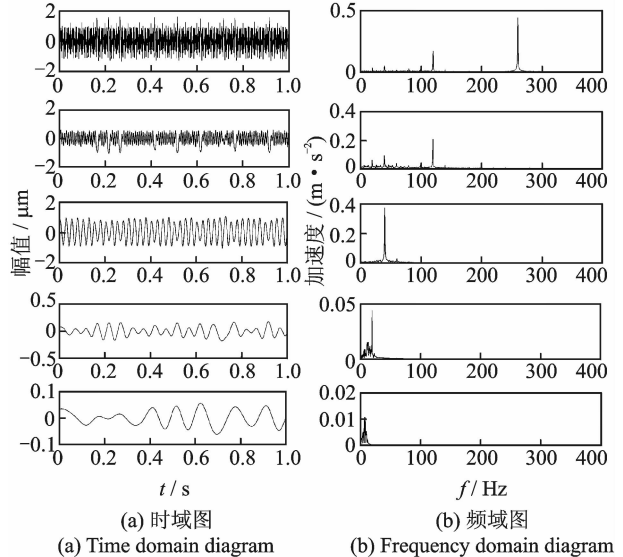


图 7 仿真信号 LMD 分解结果

Fig. 7 Simulation signal's decomposition results using LMD

由前 3 层 PF 分量对比可以得到 120 与 260 Hz 属于高频分量,40 Hz 属于低频分量,但是 120 和 260 Hz 同时出现在了 PF₁ 的频谱中,40 和 120 Hz 同时出现在了 PF₂ 的频谱中,证明发生了模态混叠现象。首先对仿真信号的平均频率能量均值参数进行计算并筛选所需频率信息。将频率值前后 5 Hz 作为频率能量平均长度,如图 8 所示。

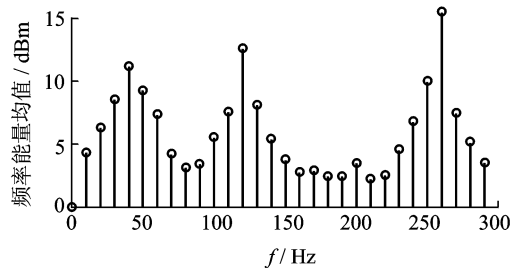


图 8 仿真信号频率能量均值分布

Fig. 8 Simulation signal frequency energy mean distribution

从图 8 所得结果可以得出 40,120,260 Hz 处的频率能量均值最高,根据这 3 个频率值选取掩膜信号。当掩膜信号的平均瞬时频率选为 40 Hz 时,对 PF₁,PF₂,PF₃ 处理都可以得到相应结果,但是对 PF₃ 处理所得结果最理想,而当掩膜信号的平均瞬

时频率选为 260 Hz 时,对 PF_1 进行处理显然不合理,所以在选择处理对象时,应根据实际情况调整。

文中选择的处理对象为:平均瞬时频率为 40 Hz 时对 PF_1 处理,平均瞬时频率为 120 Hz 时对 PF_2 处理,平均瞬时频率为 260 Hz 时对 PF_3 处理。所得结果如图 9 所示。

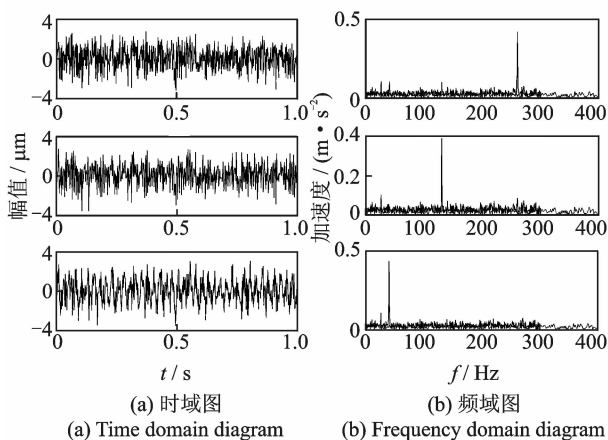


图 9 仿真信号 LMD-MS 分解结果

Fig. 9 Simulation signal's decomposition results using LMD-MS

前 3 阶 PF 分量中含有不同频率,虽然 PF_1 中还有 40 与 120 Hz 频率成分存在,但是已经大幅削弱,由此可以确定掩膜法有效地削弱了仿真信号的模态混叠现象。

为了验证所提出方法的优势,引入变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 方法作为对比。图 10 是仿真信号的 VMD 分解。由于 VMD 的结果受自身分解层数影响,分解结果容易失真。仿真信号组成为 40, 120, 260 Hz, 从 VMD 分解结果来看,其分解出的分量频率为 54, 130, 335 Hz。与文中提出的 LMD-MS 方法相比,显然是文中方法分解出的结果较为精确,由此证明笔者提出的方法与其他分解方法相比有较强的优势。

5 LMD-MS 滚动轴承故障信号分析

文中采用的是 Case Western Reserve University (美国凯斯西储大学) 故障轴承数据进行分析^[21], 其中转速为 1 750 r/min, 采样频率为 12 000 Hz, 转动轴基频为 29.1 Hz, 计算后的内圈故障频率约为 157.9 Hz, 从采集到的数据中选取 10 240 个点进行分析研究。对原始信号的平均频率能量均值参数进行计算并筛选所需频率信息。将频率值前后 5 Hz 作为频率能量平均长度, 如图 11 所示。图 12 为故

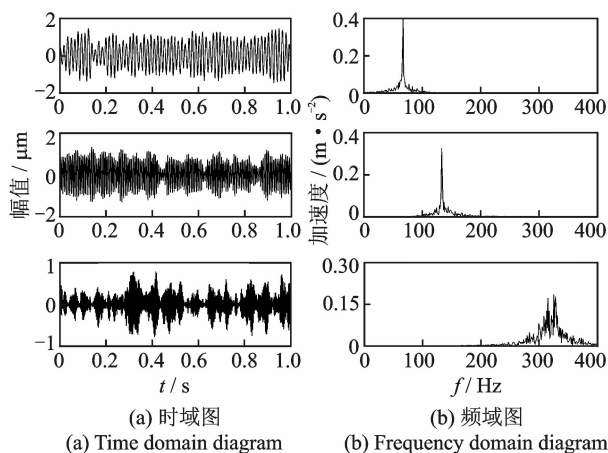


图 10 仿真信号 VMD 分解结果

Fig. 10 Simulation signal VMD decomposition results

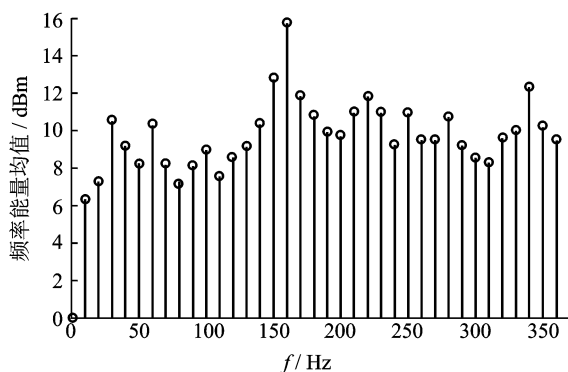


图 11 原始信号频率能量均值分布

Fig. 11 Mean energy distribution of original signal frequency

障信号 LMD 分解时域波形图与包络分析结果, 取与原信号相关较强的前 3 层 PF_s 。

图 11 中, 29, 58 Hz 处的频率能量均值较高, 160 Hz 的频率能量均值最高。由此确定掩膜信号。

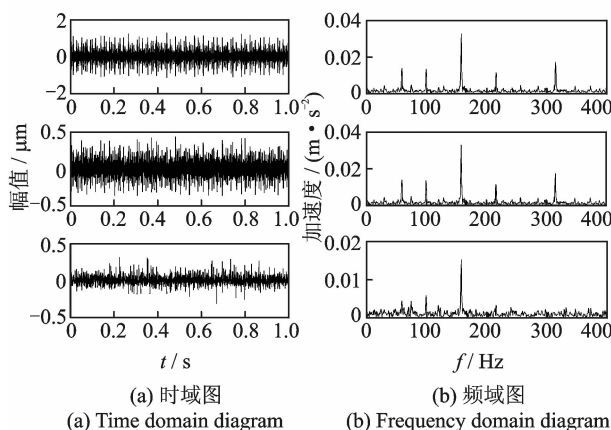


图 12 原故障信号的 LMD 分解结果与包络分析结果

Fig. 12 Original fault signal's decomposition results using LMD and envelope analysis

图 11 中,在内圈故障频率 158.3 Hz 处与其二倍频率 316.6 Hz 处有较高峰值,但是在转频 29.1 Hz 与二倍频率 58.2 Hz 处同时存在较高峰值,同时在 98 与 210 Hz 处也存在较高峰值,这是由于信号在传递过程中被调制所得虚假频率,PF₂ 和 PF₃ 所得结果与 PF₁ 相似,由此证明发生了模态混叠现象。

从掩膜法处理后 PF₁ 分量的包络分析(见图 13)对比结果来看,58,100 Hz 处的峰值大幅削弱,图中较高峰值只出现在内圈故障 158.1 Hz 与二倍频 316.2 Hz 处,同时信号的幅值也有所减小,证明掩膜法具有一定消噪能力。经过计算,PF₁ 的相关系数最高,所以选择 PF₁ 作为研究对象。在实际应用时可以选择相关系数最高的分量作为研究对象。

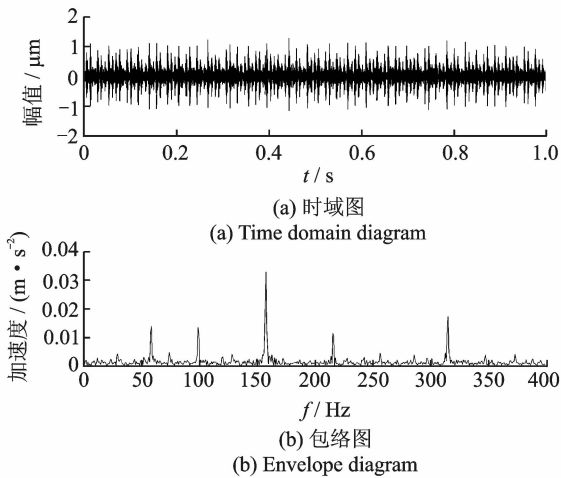


图 13 掩膜法处理后的 PF₁ 时域图与包络分析图
Fig. 13 PF₁ time domain diagram and envelope analysis using MS

与仿真信号相似,在此选择 VMD 作为对照方法,选择分解层数为 3。VMD 分解得到的 3 个分量如图 14 所示,频率峰值分别为 50,120,355 Hz。明显没有分解出内圈故障频率 157.9 Hz,这是由于 VMD 方法本身的性质决定的。所以再次证明了文中所用方法相比其他故障诊断方法具有一定的优越性。

从峭度角度研究 LMD-MS 的优化程度。PF₁, PF₂ 和 PF₃ 的峭度值分别从 3.6,3.3 和 3.2 增加至 28.4,27.6 和 26.8,增加了近 8 倍。

从信噪比角度研究,根据信噪比求取公式

$$R_{SN} = 10 \lg \frac{2 |X(k_0)|}{\sum_{k=0}^{L-1} |X(k)|^2 - 2 |X(k_0)|^2} \quad (16)$$

其中:S,N 及 L 分别为信号的能量、噪声能量和信号长度;X(k)和 X(k₀)分别为 k 点处峰值与频谱中特征频率峰值。

掩膜法使用前与使用后信号在 157.9 Hz 处的

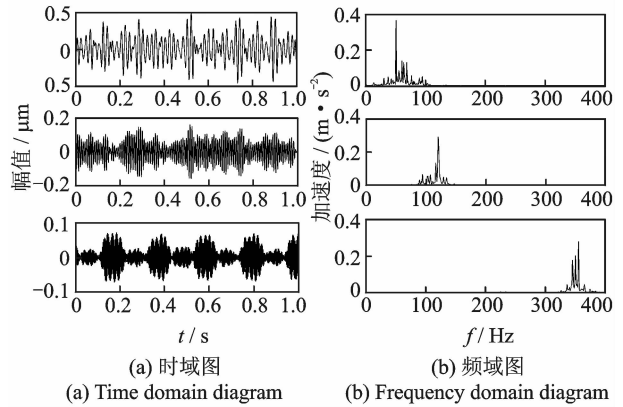


图 14 实测信号的 VMD 分解
Fig. 14 VMD decomposition of measured signal

信噪比提高了 19.1%。

6 结束语

掩膜信号法对于强噪声背景下发生的模态混叠现象有较强的抑制作用,并通过实验验证了掩膜法具有一定的降噪能力。局部均值分解对故障信号有较强的分解分析能力,但是在强噪声背景下会失真,出现模态混叠等现象,难以得到有效的故障信息。笔者将掩膜法引入到 LMD 方法中,提出了一种将掩膜信号法与 LMD 相结合的 LMD-MS 方法。使用 LMD 对信号进行分解,然后用掩膜信号法对 PF 分量进行处理,降噪并消除其模态混叠现象。利用仿真信号验证了方法的可行性,将实际信号使信噪比提高了 19.1%,成功提取了轴承的微弱故障特征,为微弱故障特征提取提供了一种新的研究思路。

参 考 文 献

[1] Huo L. Introduce the quantitative identification method of rolling bearing in the application of fault detection[J]. Applied Mechanics & Materials, 2015, 742: 147-149.

[2] 周士帅, 窦东阳, 薛斌. 基于 LMD 和 MED 的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(23):70-76.
Zhou Shishuai, Dou Dongyang, Xue Bin, Fault feature extraction method of rolling bearing based on LMD and MED[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(23):70-76. (in Chinese)

[3] Wang Zhijian, Wang Junyuan. A novel method for multi-fault feature extraction of a gear box under strong background noise[J]. Entropy, 2018, 21(1):1-10.

[4] 王志坚, 韩振南, 刘邱祖, 等. 基于 MED-EEMD 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 农业工程学报, 2014,

- 30(23):70-78.
- Wang Zhijian, Han Zhennan, Liu Qiuzu, et al. Feature extraction of rolling bearing's weak fault based on MED-EEMD[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(23):70-78. (in Chinese)
- [5] Wang Zhijian, Han Zhennan, Gu Fengshou, et al. A novel procedure for diagnosing multiple faults in rotating machinery[J]. ISA Transactions, 2014, 55:208-218.
- [6] 王志坚, 韩振南, 宁少慧, 等. 基于 CMF-EEMD 的风电齿轮箱多故障特征提取[J]. 电机与控制学报, 2016, 20(2):104-111.
- Wang Zhijian, Han Zhennan, Ning Shaohui, et al. Multi fault feature extraction of wind turbine gearbox based on CMF-EEMD[J]. Electric Machines and Control, 2016, 20(2):104-111. (in Chinese)
- [7] 武哲, 杨绍普, 刘永强. 基于多元经验模态分解的旋转机械早期故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(2):241-248.
- Wu Zhe, Yang Shaopu, Liu Yongqiang. Early fault diagnosis of rotating machinery based on multivariate empirical mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(2):241-248. (in Chinese)
- [8] 任子君, 符文星, 张通, 等. 冗余捷联惯组故障诊断的奇异值分解新方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(2):412-419.
- Ren Zijun, Fu Wenxing, Zhang Tong, et al. A new singular value decomposition method for fault diagnosis of redundant sins[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(2):412-419. (in Chinese)
- [9] 黄为勇, 王义, 田秀玲, 等. 一种基于 SVR 的发动机多模式故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(9):2112-2119.
- Huang Weiyong, Wang Yi, Tian Xiuling, et al. A multi mode fault diagnosis method for engine based on SVR [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(9):2112-2119. (in Chinese)
- [10] 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.
- [11] 孙洁娣, 肖启阳, 温江涛, 等. 改进 LMD 及高阶模糊度函数的管道泄漏定位[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10):2215-2223.
- Sun Jiedi, Xiao Qiyang, Wen Jiangtao, et al. Pipeline leak location based on improved LMD and higher-order ambiguity function[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10):2215-2223. (in Chinese)
- [12] 张淑清, 孙国秀, 李亮, 等. 基于 LMD 近似熵和 FCM 聚类的机械故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(3):714-720.
- Zhang Shuqing, Sun Guoxiu, Li Liang, et al. Research on mechanical fault diagnosis based on LMD approximate entropy and FCM clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(3):714-720. (in Chinese)
- [13] 汤宝平, 董绍江, 马靖华. 基于独立分量分析的 EMD 模态混叠消除方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7):1477-1482.
- Tang Baoping, Dong Shaojiagn, Ma Jinghua. Research on EMD modal aliasing elimination method based on independent component analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7):1477-1482. (in Chinese)
- [14] 王志坚. 齿轮箱复合故障诊断特征提取的若干方法研究[D]. 太原:太原理工大学, 2015.
- [15] 李姗姗. 基于 LMD 时频分析的旋转机械故障特征提取方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2013.
- [16] 向玲, 鄢小安. 汽轮机转子故障诊断中 LMD 法和 EMD 法的性能对比研究[J]. 动力工程学报, 2014, 34(12):945-951.
- Xiang Ling, Yan Xiaoan. Performance comparison between LMD method and EMD method in fault diagnosis of steam turbine rotor[J]. Chinese Journal of Power Engineering, 2014, 34(12):945-951. (in Chinese)
- [17] 徐长源. 基于 LMD 的轴承故障特征提取方法研究[D]. 沈阳:沈阳大学, 2016.
- [18] Rilling G, Flandrin P, Goncalves P. Empirical mode decomposition, fractional Gaussian noise and Hurst exponent estimation[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. Philadelphia, P A, US: IEEE, 2005, 4:iv/489-iv/492.
- [19] 赵玲. 旋转机械系统故障特征提取中的分形方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2010.
- [20] 禹丹江, 任伟新. 信号经验模式分解与间断频率[J]. 福州大学学报, 2005, 33(5):638-642.
- Yu Judan, Ren Weixin. Signal empirical mode decomposition and discontinuous frequency[J]. Journal of Fuzhou University, 2005, 33(5):638-642. (in Chinese)
- [21] Case Western Reserve University. Case western reserve university bearing data center website [EB/OL]. (2011-05-03) [2017-03-20]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>.



第一作者简介:王志坚,男,1985年1月生,博士,副教授。主要研究方向为机械故障诊断及特征提取。曾发表《基于 MKurt-MOMEDA 的齿轮箱复合故障特征提取》(《振动、测试与诊断》2017年第37卷第4期)等论文。
E-mail: wangzhijian1013@163.com

