

变分模态分解和形态学滤波在滚动轴承故障诊断中的应用

张俊甲, 马增强, 王建东, 王梦奇

(石家庄铁道大学 电气与电子工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要:针对滚动轴承早期故障信号易被强烈的背景噪声淹没及故障特征难以提取的特点,提出了基于变分模态分解(VMD)和形态学滤波相结合的滚动轴承早期故障诊断方法。首先利用 VMD 将早期故障信号自适应地分解为一系列 IMF 分量,然后选择峭度值最大的前两个 IMF 分量重构,并对重构信号进行形态学滤波,最后通过 Teager 能量算子计算重构分量的能量谱来提取滚动轴承的故障频率,判断故障类型。将该方法应用于滚动轴承仿真信号与实际故障数据中,分析结果表明该方法能够更加有效提取故障特征频率信息,实现了滚动轴承故障的精确诊断。

关键词:变分模态分解;形态学滤波;滚动轴承;故障诊断

中图分类号:TH165+.3 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2018)04-0052-06

0 引言

滚动轴承是旋转机械中应用最为广泛的关键部件,其工作状态直接影响旋转机械系统的工作状况及效率,对轴承早期故障进行诊断和检测尤为重要^[1]。然而由于轴承内部激励机理作用,复杂背景噪声以及其传递路径的影响,故障信息通常较微弱,采集到的信号往往包含大量噪声导致故障特征难以提取^[2]。因此,在对采集到的故障信号故障特征频率提取前必须对其进行降噪处理,提高信号比。常用的滚动轴承故障诊断方法有小波分析(WA)、Hilbert-Huang 变换(HHT)、经验模态分解(EMD)等,但这些方法都有各自独特优势,在滚动轴承早期故障信号特征提取时又有各自的局限性。小波分析对非平稳信号的降噪效果优于传统滤波降噪方法,但降噪效果与小波基和阈值的选取有关^[3];HHT 是一种建立在经验上的分解方法,没有充分的数学基础,对强噪声背景的早期故障信号分解时不能得到较好的 IMF 分量;EMD 能够自适应分解调频调幅信号,但在分解时会出现严重的模态混叠、端点效应等问题^[4]。因此,本文提出了基于变分模态分解和形态学滤波的滚动轴承早期故障诊断方法,变分模态分解是一种新振动信号自适应分解方法^[5],能够实现信号的频域剖分及各 IMF 分量有效分离,相比于 EMD 等分解方法,在抑制模态混叠克服端点效应方面有显著效果^[6]。形态学滤波器^[7]在原始故障信号伴随较强的噪声,甚至发生了严重的畸变,其基本形状仍可以被识别和增强,同时保留振动信号主要故障信息。将该方法应用到滚动轴承早期故障诊断中,证明了该方法的有效性。

1 变分模态分解基本原理

变分模态分解是基于经典 Wiener 滤波、Hilbert 变换和频率混频的变分问题求解过程,相比于 EMD 的递归筛选模式,VMD 将信号分解转化为非递归、变分分解模式,有着坚实的理论基础。该方法通过迭代搜寻约束变分模型最优解从而确定每个 IMF 的中心频率和带宽,自适应实现信号频域剖分及各个 IMF 分量的有

收稿日期:2017-05-26 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxb.2018.04.09

基金项目:国家自然科学基金(U1534204,11472179,11790280,11572206);河北省自然科学基金(A2016210099);河北省人才工程培养经费资助科研项目(A2016002036);河北省科技项目(17961706D,18965341G)

作者简介:张俊甲(1990—),男,硕士研究生,主要从事滚动轴承故障诊断研究。E-mail:304457776@qq.com

张俊甲,马增强,王建东,等.变分模态分解和形态学滤波在滚动轴承故障诊断中的应用[J].石家庄铁道大学学报:自然科学版,2018,31(4):52-57.

效分离,同时还有具体的稀疏特性^[8]。每个 IMF 被定义为调幅-调频 $u_k(t)$ 信号,其表达式为

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

式中, $A_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值, $A_k(t) \geq 0$; $\omega_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时频率, $\omega_k(t) = \phi_k'(t)$ 。

假设每个模态是具有中心频率的有限带宽,中心频率和带宽在分解过程中不断更新,VMD 分解是寻求 K 个估计带宽之和最小的模态函数 $u_k(t)$,各模态之和为输入信号 f 。VMD 算法如下所述:

①初始化 $\{\hat{u}\}, \{\omega_k^1\}, \hat{\lambda}^1, n$;

②执行循环: $n = n + 1$;

③更新 u_k 和 ω_k ;

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

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}, \quad k \in \{1, K\} \quad (3)$$

④更新 λ ;

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau [\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (4)$$

⑤给定判别精度 $\varepsilon > 0$,若满足式(5)迭代条件则停止迭代,否则返回步骤 2 不断重复。

$$\frac{\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (5)$$

2 自适应形态学滤波器

2.1 形态学滤波器的构建

形态滤波器基本思想是设计一个结构元素对故障信号进行识别和重构,以达到提取有用信息和抑制噪声的目的,包含腐蚀、膨胀两种基本运算^[9],以此为基础并引出了其它常用形态运算,设定信号 $f(n)$ 为在 $D(f) = (x_0, x_1, \dots, x_{N-1})$ 的离散信号,结构元素 $g(m)$ 为在 $D_g = (y_0, y_1, \dots, y_{M-1})$ 上的离散函数,且 $N > M, f(n)$ 。

关于 $g(m)$ 的腐蚀($\ominus$),膨胀($\oplus$)分别定义为

$$(f \ominus g)(n) = \min\{f(n+m) - g(m)\} \quad (6)$$

$$(f \oplus g)(n) = \max\{f(n-m) + g(m)\} \quad (7)$$

式中, $(n+m), (n-m) \in D_f, m \in D_g$,则基于式(6)和式(7)的形态开($\circ$)和闭($\cdot$)运算相应定义为

$$(f \circ g)(n) = [(f \ominus g) \oplus g](n) \quad (8)$$

$$(f \cdot g)(n) = (f \oplus g \ominus g)(n) \quad (9)$$

数学形态学中的开运算可用于平滑和抑制信号正冲击峰值噪声,闭运算则滤除信号负冲击波谷噪声,利用形态学开、闭运算可以构造 HYB 和 DIF 滤波器,构造方式分别为

$$\text{HYB}(f) = (f \cdot g + f \circ g)/2 \quad (10)$$

$$\text{DIF}(f) = (f \cdot g - f \circ g)/2 \quad (11)$$

在实际信号中,正负冲击往往同时存在,DIF 差值滤波器可以提取信号中正、负冲击,有着较好的降噪效果,因此采用式(11)构建形态学滤波器。

2.2 结构元素的选取

结构元素是形态学的基本算子,所选取的结构元素是影响滤波效果的主要因素。结构元素的形状、尺寸应根据待分析信号的形状特点而定,结构元素越接近待提取的特征形状,提取效果越好。结构元素包括半圆形、三角形和直线型等,结构元素的选取包括结构元素的形态、幅值(A)、尺度(L)等。干扰的滤除效果和故障冲击引起的脉冲特点,选择幅值为 1 的扁平半圆形结构元素^[10]。为了实现结构元素自适应参数寻优,采用峭度指标对结构元素参数 L 进行优化,峭度越大则故障信息越为丰富,滤波效果越好。

3 仿真信号分析

针对滚动轴承故障信号的调制与冲击特性,设计如下仿真信号进行分析

$$y(t) = x_1(t) + x_2(t) + n(t) \quad (12)$$

式中, $x_1(t)$ 是频率为 16 Hz 的周期性指数衰减信号;谐波信号 $x_2(t) = \cos(40\pi t) + \cos(80\pi t)$;采样频率为 2 048 Hz;为验证本文提出方法抑制白噪声和谐波信号的能力,向其中添加信噪比为 -10 dB 的噪声 $n(t)$ 来模拟轴承早期故障冲击信号。仿真信号 $y(t)$ 的时域图和频谱图分别如图 1(a)、图 1(b)、图 1(c) 所示。各阶 IMF 分量的峭度值见表 1。

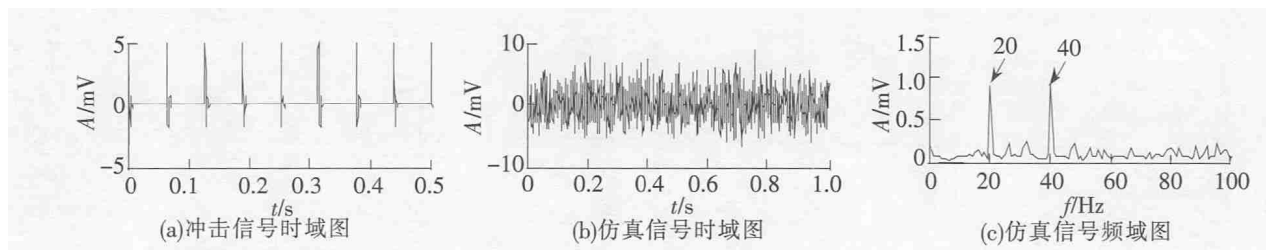


图 1 仿真信号的波形及频谱图

表 1 各阶 IMF 分量的峭度值

IMF 分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
峭度值	4.86	3.93	3.2	2.85	2.72	2.78

仿真信号经 VMD 分解得到的 6 个 IMF 分量如图 2(a) 所示,各 IMF 分量分布均匀,有效地抑制了模态混叠,EMD 对仿真信号的分解结果如图 2(b) 所示,分解结果显示出现了严重的模态混叠现象,各 IMF 分量混乱,物理意义并不明确。依据峭度准则选择表 1 中峭度值较大的前 2 个 IMF 分量进行重构。VMD 重构信号的能量谱如图 3(a) 所示,从图中可以看出原始信号经过 VMD 分解后,有效地取到了 16 Hz 的冲击特征频率但幅值较小,2 倍频几乎被噪声淹没,无法准确提取冲击特征信息。

利用数学形态学差值滤波器对重构信号进行降噪处理。通过峭度准则自适应优化形态学滤波尺度,选择峭度最大时的结构元素尺度进行形态学滤波,即尺度为 27 的半圆形结构元素,降噪信号能量算子解调得到的能量谱如图 3(b) 所示,从图中可以看出准确地提取出 16 Hz 的冲击特征频率及其倍频,并且幅值谱中噪声成分幅值较小。作为对比,采用相同形态学方法,利用 EMD 形态学对仿真信号进行分析处理,结果如图 3(c) 所示,能量谱中 16 Hz 处幅值较高,但存在背景噪声干扰且噪声幅值较大,故障特征频率 2 倍频几乎被噪声淹没。

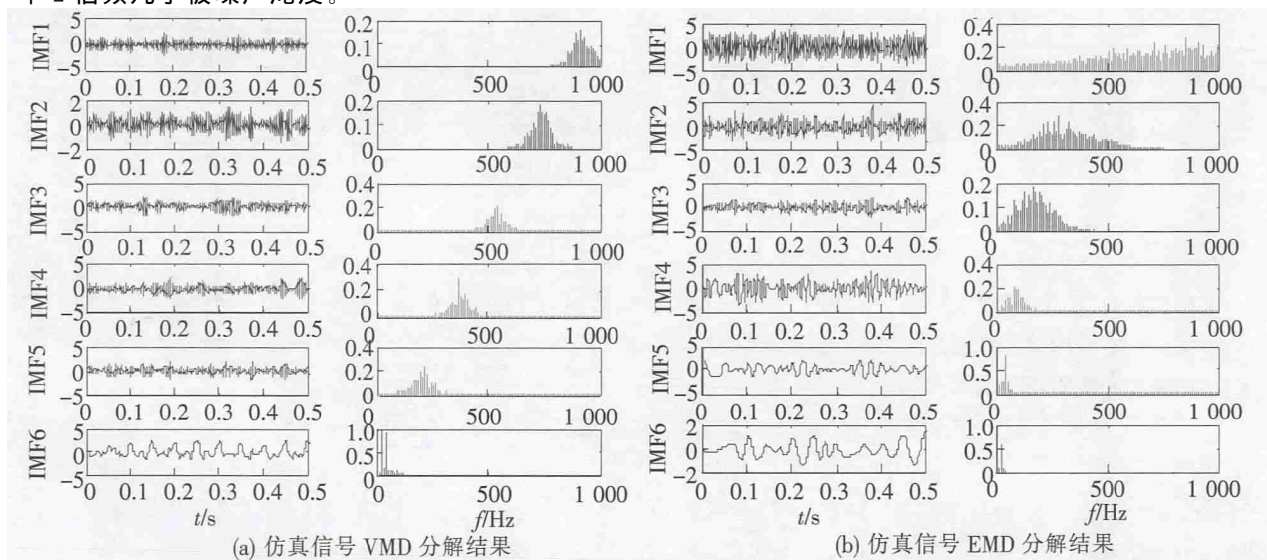


图 2 仿真信号分解结果

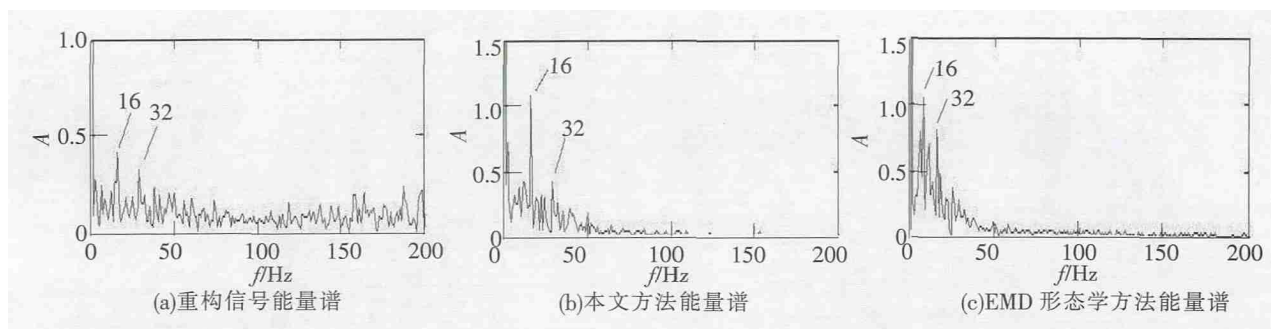


图 3 仿真信号诊断结果对比

4 实测信号分析

为了验证此方法在滚动轴承早期故障诊断中的有效性,采用如图 4 所示的 QPZZ-II 旋转机械故障试验台进行实验分析,采用压电式 CA-YD-188 型加速度传感器,信号的采样频率为 25.6 kHz,轴承转速为 317 r/min,转频为 5.28 Hz。通过电火花在轴承外圈和滚动体上加工直径约为 0.5 mm 的微小凹坑缺陷来模拟轴承早期缺陷。根据表 2 轴承参数计算得外圈故障特征频率 27.6 Hz,滚动体故障特征频率 25.9 Hz。

外圈故障信号的时域和频域波形如图 5 所示,从图 5 中时域和频域图中可以看出,故障信号有冲击但并不突出,信号中混有大量噪声干扰成分而不能有效提取故障特征。VMD 分解重构信号直接能量算子解调所得能量谱如图 6(a) 所示,虽然能量谱中检测到故障频率 28 Hz 及倍频,但主频幅值仅为 1.067 mV,且能量谱线还存在其它干扰成分,利用形态差值滤波器对重构信号进行降噪处理,通过峭度准则优化形态学参数,选择峭度最大所对应的尺度为 37 的半圆结构元素;最后信号的能量谱如图 6(b) 所示,从图中能够清晰看到故障特征频率 28 Hz 及 2 倍频、3 倍频等各谐波频率,降噪效果明显,凸显了故障特征,故障主频幅值达到了 1.73 mV,采用相同方法对滚动体故障信号进行分析,由图 7 可以看出本文方法在降噪及故障特征提取上优势明显,证明了该方法的有效性及其准确性。

表 2 滚动轴承结构参数

轴承型号	中径 D/mm	滚子直径 d/mm	滚子数量 Z	转速 $(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	接触角 $\alpha/(\circ)$	采样频率 f/Hz
N205E	38.5	7.5	13	317	0	25 600

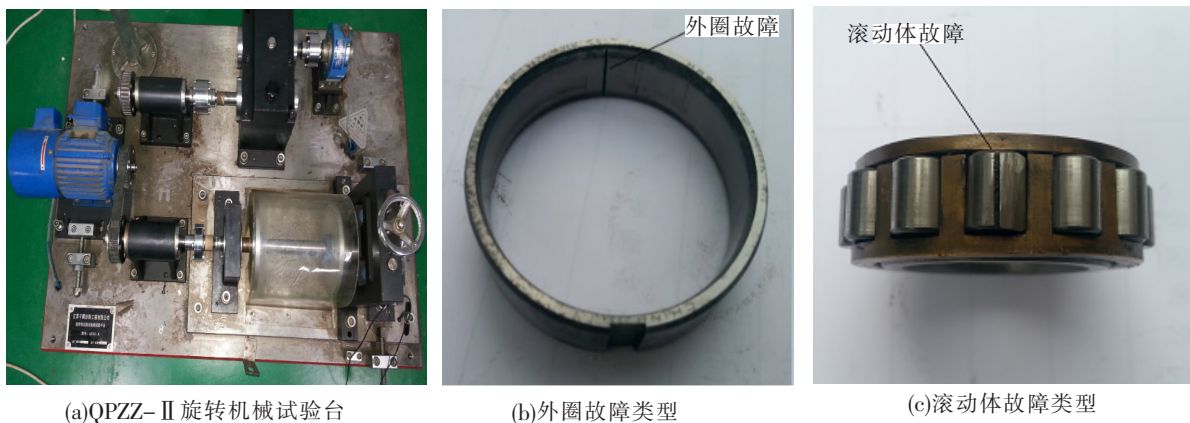


图 4 QPZZ-II 旋转机械故障试验平台及传感器安装图示

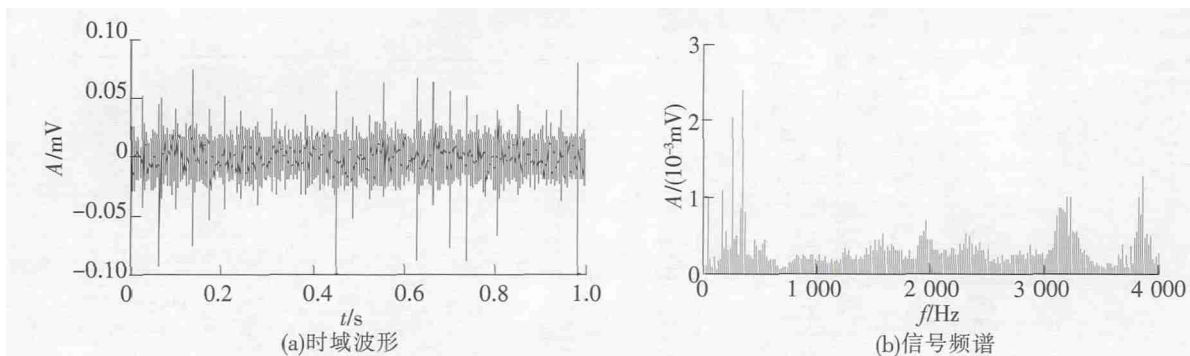


图 5 滚动轴承外圈故障信号

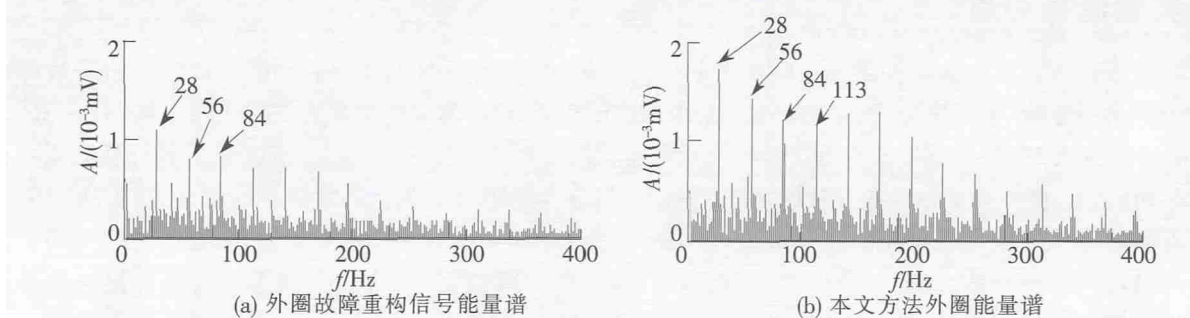


图 6 外圈故障信号诊断结果

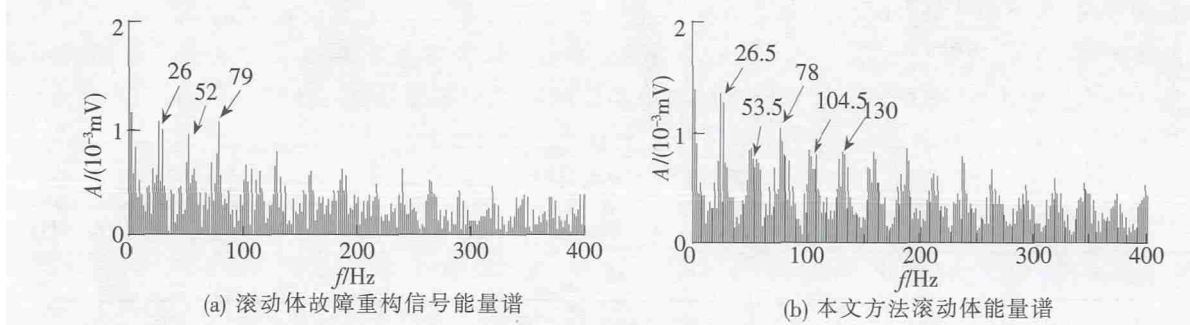


图 7 滚动体故障信号诊断结果

5 结论

滚动早期故障信号微弱,故障信息通常被强烈背景噪声淹没,故障特征提取十分困难,采用基于变分模态分解和形态学滤波相结合故障诊断方法对仿真信号和实测故障信号进行分析,得出以下结论:

(1)VMD 分解能够很好地实现各模态分量的频域剖分和各分量的有效分离,有效地将含有的故障信息从全频带中提取出来,有效降低了无关频带信息的干扰;

(2)故障信号经形态学滤波后,能够最大限度提取故障冲击,抑制噪声信息;

(3)将 VMD 与形态学滤波相结合,能够准确从故障信号中提取故障特征频率,相比于 VMD 分解直接能量算子解调更加精确,实现故障类型的精准判断。

参 考 文 献

- [1]赵光昌,谢刚,张清华.滚动轴承早期故障诊断技术[J].轴承,2015,6:56-61.
- [2]廖庆斌,李舜酩.一种旋转机械振动信号特征提取的新方法[J].中国机械工程,2006,17(26):1675-1679.
- [3]陈仕琦,康敏,傅秀清.基于小波包和 Teager 能量算子的齿轮故障诊断研究[J].机械传动,2014,38(12):99-102.
- [4]罗洁思,于德介,彭富强.基于 EMD 的多尺度形态学解调方法及其在机械故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2009,28

- (11): 84-86.
- [5]Konstantin Dragomiretskiy , Dominique Zosso. Variational mode decomposition [J]. Transactions on Signal Processing, 2013, 1109 (10), 1-15.
- [6]李亚超. 基于 VMD 的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 石家庄:石家庄铁道大学,2015.
- [7]赵昭,刘利林,张承学,等. 形态学滤波器结构元素选取原则研究与分析[J]. 电力系统保护与控制,2009,37(14):21-25.
- [8]马增强,李亚超,刘政,等. 基于变分模态分解和 Teager 能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2016, 35 (13): 134-139.
- [9]武哲,杨绍普,张建超. 基于 LMD 自适应多尺度形态学和 Teager 能量算子方法在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2016,35(3):7-13.
- [10]王建国,马增强,李延忠,等. 一种自适应调整滤波参数的轴承故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制,2017,37(1): 137-141.

Application of Rolling Variational Mode Decomposition and Morphology Filter in Early Fault Diagnosis of Rolling Bearing

Zhang Junjia, Ma Zengqiang, Wang Jiandong, Wang Mengqi

(School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Considering that early fault signal of bearing submerged in the strong back-ground noise and fault features was difficult to extract, a method based on variational mode decomposition (VMD) and morphology filter was proposed. Firstly, the early fault signal was decomposed into a series of intrinsic mode function (IMF) by VMD. Secondly, the first two IMFs of biggest kurtosis were selected for reconstruction and morphology filter. Finally, the energy spectrum of the reconstructed component is calculated by the Teager energy operator to extract the fault frequency of the rolling bearing and determine the fault type. The proposed method was applied to simulation and actual signals. The results show that the proposed method could extract the weak feature frequency information more effectively, and realize accurate diagnosis of rolling bearing fault.

Key words: variational mode decomposition; morphology filter; rolling bearing; fault diagnosis