

# 基于 DEMD 的高压隔膜泵单向阀早期故障诊断\*

牟竹青<sup>1,2</sup>, 黄国勇<sup>1,2</sup>, 吴建德<sup>1,2</sup>, 范玉刚<sup>1,2</sup>

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明, 650500) (2. 云南省矿物管道输送工程技术研究中心 昆明, 650500)

**摘要** 针对高压隔膜泵单向阀的早期故障特征提取困难的问题, 提出基于微分经验模态分解(differential empirical mode decomposition, 简称 DEMD)的高压隔膜泵单向阀早期故障诊断方法。首先, 对振动信号进行微分运算, 提高高频成分的振幅比, 使微弱高频成分在后续分解中更易提取; 其次, 对得到的新信号进行经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD), 并将分解后的本征模函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)分量信号进行积分还原; 最后, 计算分量信号与原振动信号的 Kullback-Leibler 散度(Kullback-Leibler divergence, 简称 K-L 散度)值, 选取 K-L 散度值较小的分量信号进行重构, 并利用 Hilbert 边际谱对重构信号进行瞬时频谱分析, 以提取故障振动信号的特征。仿真与工程实验分析表明, 该方法能够较好地提取出单向阀早期故障特征信息。

**关键词** 高压隔膜泵; 单向阀; 经验模态分解; K-L 散度; Hilbert 边际谱

**中图分类号** TH17; TH911.7

## 引言

往复式高压隔膜泵是长距离、高浓度输送高温、高腐蚀固液两相介质的核心设备, 其故障具有多源性、不确定性及并发性等特点, 其工作运行状态是否正常直接影响到企业的生产效率。单向阀作为高压隔膜泵的核心机械零部件之一, 易受输送矿物的粒径级配、浆体流变特性等因素的影响, 比泵的其他部件更容易出现故障。为了预防单向阀由于磨损击穿等因素导致的工作故障, 对单向阀的早期故障<sup>[1]</sup>诊断显得尤为重要。在单向阀故障早期诊断中, 反映故障特征的冲击成分在整个振动信号中很微弱, 且易受其他部件及环境的影响形成背景噪声, 从而使单向阀的早期故障难以检测和诊断。

近年来, 国内外学者以柴油机、离心泵、隔膜泵及压缩机等典型往复式机械设备为研究对象, 开展故障机理及故障诊断方法的研究。目前, 对往复泵单向阀的特性研究<sup>[2]</sup>较多, 很少对其早期故障问题进行检测和诊断。早期故障诊断的方法大多数是通过时频域进行分析<sup>[3-4]</sup>。EMD 是由 Huang N E 提出的一种有效的信号时频分析法, 能够将非线性、非平稳的复杂振动信号自适应的分解成一系列 IMF 分量, 并且具有一定的降噪能力, 已被广泛应用到故

障诊断中<sup>[5]</sup>。文献[6]利用考虑到 EMD 结合谱峭度法突出高频共振成分, 从而检测出早期故障, 但 EMD 的模态混叠现象对早期故障成分的提取存在影响。文献[7]利用 DEMD 和模糊熵结合的方法对轴承振动信号进行检测, 虽然消除了模态混叠现象, 但在进行分量信号筛选时运用相关系数法, 有时不能准确提取出含有故障信号的分量信号。文献[8]利用 EMD 和包络谱分析相结合的方法对液压泵的早期故障特征进行了有效提取, 并对故障类型进行了分类。

针对上述故障诊断方法的优缺点, 笔者提出了基于 DEMD 的高压隔膜泵单向阀早期故障诊断方法。首先, 对单向阀磨损击穿前的早期故障振动信号进行微分运算, 使故障高频成分能量比增加, 将微分后的信号进行 EMD 分解, 将所得的 IMF 分量进行积分获得表征原始信号特征的有效分量; 然后, 计算分量信号与原信号的 K-L 散度值, 将 K-L 散度值与所设阈值进行比较, 剔除 K-L 散度小于阈值的虚假分量, 将筛选出的分量信号进行重构; 最后, 利用 Hilbert 边际谱对重构信号进行瞬时频谱分析, 以提取故障振动信号的特征。仿真与工程实验分析表明, 该方法能够较好地提取出单向阀早期故障特征信息及特征频率。

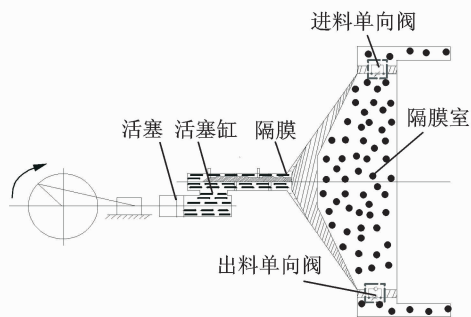
\* 国家自然科学基金资助项目(61663017); 云南省科技计划资助项目(2015ZC005)  
收稿日期: 2016-12-13; 修回日期: 2017-02-13

## 1 高压隔膜泵及单向阀分析

### 1.1 高压隔膜泵及单向阀简述

以三缸单作用高压隔膜泵<sup>[9]</sup>为例,其工作原理为:电动机带动三拐曲轴、连杆和十字头运动,使旋转运动变为直线运动。当活塞左移时,利用油介质将隔膜室中隔膜吸到左方,借助压力打开进料单向阀,使矿浆充满隔膜室。当活塞右移时,利用油介质将隔膜室中隔膜推至右方,同时打开出料单向阀将矿浆排到泵外。

单向阀是控制进料和排料的方向性元件,使输送介质沿一个方向流动而不能倒流。根据隔膜泵工作原理,单向阀完成一次进料和排料的过程对应着隔膜泵的一次冲程。假设隔膜泵的冲程系数为 50 r/min,其正常运行一天进出料单向阀需往复动作 72 000 次。单向阀是运动最为频繁的部件,也是最易发生故障的部位。图 1 为高压隔膜泵的工作原理图及单向阀故障实物图。



(a) 高压隔膜泵工作原理图

(a) Working principle diagram of high pressure diaphragm pump



(b) 单向阀故障实物图

(b) Check valve failure entity diagram

图 1 高压隔膜泵工作原理图及故障单向阀实物图

Fig. 1 Working principle diagram of high pressure diaphragm pump and check valve failure entity diagram

### 1.2 单向阀正常运行频率分析

笔者采用的实验数据来自云南大红山铁精矿长

距离输送管道,其高压隔膜泵中的单向阀为锥式单向阀,锥式单向阀包括阀体、阀芯和弹簧。单向阀的阀芯和弹簧可看作是一个二阶振荡环节,受其内部结构限制的影响,频率<sup>[10]</sup>为

$$f_p = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k_s}{m_v}} \quad (1)$$

其中:  $k_s$  为弹簧刚度;  $m_v$  为阀芯弹簧系统的等效质量。

根据泵的柱塞运动情况,将弹簧刚度设为

$$k_s = 4\pi^2 (2f)^2 m_v \quad (2)$$

其中:  $f$  为高压隔膜泵正常运行的频率。

弹簧-阀芯系统的频率  $f_p = 2f$ , 根据实际情况,高压隔膜泵的正常运行频率为 0.5~0.517 Hz,求得单向阀正常运行的频率  $f_p$  为 2(0.5~0.517) Hz,即 1~1.034 Hz。当泵单向阀出现故障时,其特征频率为单向阀的固有频率和其倍频特征频率。

## 2 基于 K-L 散度的 DEMD 算法

### 2.1 DEMD 算法及 K-L 散度

早期故障是指处于早期阶段的故障、弱故障或者潜在故障,其故障征兆不明显。若这类故障不能被检测并及时处理,将会引发严重的事故。早期故障特征表现不明显,特点为幅值小、变化缓慢,且变化的信息容易被系统中存在的各种干扰和噪声淹没<sup>[11]</sup>。其故障成分可看成高频冲击成分大多数情况下能量占比较低,从而提取的振动信号中故障冲击成分不明显,针对此种情况,有学者提出 DEMD 算法。DEMD 算法首先是对信号进行微分运算,将微分后的信号进行 EMD 分解,然后将所得 IMF 分量进行积分运算获得能够表征原始信号的有效 IMF 分量。DEMD 的具体分解步骤参考文献[12]。DEMD 算法的基本原理如下。

1) 通过对原始信号先进行微分运算变换,微分变换对类似脉冲信号等突变信号非常敏感,能放大信号的局部波动特征且能改变信号的振幅比。以一个信号为例说明微分运算的作用,信号表达式为

$$x(t) = A_1 (\sin 2\pi f_1 t) + A_2 (\sin 2\pi f_2 t) \quad (3)$$

其中:  $A_1, A_2$  为信号幅值;  $f_1, f_2$  为信号频率,且  $f_1 > f_2, A_1 < A_2; A_1/A_2$  为振幅比。

对  $x(t)$  进行微分运算,得到

$$x'(t) = 2\pi f_1 A_1 \cos(2\pi f_1 t) + 2\pi f_2 A_2 \cos(2\pi f_2 t) \quad (4)$$

此时,  $f_1 A_1 / f_2 A_2$  为其振幅比,由于  $f_1 > f_2$ ,

故  $\frac{f_1 A_1}{f_2 A_2} > \frac{A_1}{A_2}$ 。由此可看出,微分后的信号频率不会发生改变,但可提高振动信号中高低频分量的振

幅比,增强了 EMD 的频带分解能力,有利于提取微弱高频成分。

2) 对微分后的信号进行 EMD 分解,利用 Hilbert 变换解调<sup>[13]</sup>法判断经 EMD 分解后的分量信号中是否出现模态混叠现象。若存在模态混叠现象,则继续对信号进行微分及 EMD 分解,这样可以使振动信号中微弱或相近的频率成分分离开。

3) 将分解出的分量信号进行积分还原,再对积分后的信号进行一次 EMD 分解,可以消除积分运算造成的信号幅值的漂移,也可保证最后得到的分量信号为内在 IMF 分量。

单向阀早期故障振动信号经 DEMD 分解后得到一系列 IMF 分量,为了有效提取出单向阀早期故障信号中的故障信息较明显的 IMF 分量,必须运用一种较为准确的 IMF 分量选择算法。目前,相关系数法<sup>[14]</sup>在提取分量信息领域中应用比较广泛,但有时求出的各分量的相关系数较为接近,导致不能准确提取出主要的分量信号。因此,笔者提出一种基于 K-L 散度的 DEMD 分量选择算法。

K-L 散度<sup>[15]</sup>也称为方向散度或 Kullback-Leibler 距离,是信息论中的一个重要概念。设  $p_1(x)$  和  $p_2(x)$  为连续随机变量  $X$  的两个过程的概率,定义 K-L 距离为

$$\delta(p_1, p_2) = \int p_1(x) \log \frac{p_1(x)}{p_2(x)} dx \quad (5)$$

$p_1(x)$  和  $p_2(x)$  二者的 K-L 散度为

$$D(p_1, p_2) = \delta(p_1, p_2) + \delta(p_2, p_1) \quad (6)$$

## 2.2 基于 K-L 散度的 IMF 分量选择算法

以笔者使用的单向阀早期故障振动信号为例,简单阐述 K-L 散度选取 IMF 主分量的步骤。

1) 假设早期故障振动信号  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  和某一经 DEMD 算法分解后的分量信号  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ , 用非参数密度估计法计算两个信号的概率分布,分别用  $p_1(x)$  和  $p_2(x)$  表示为

$$p_1(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) \quad (x \in R) \quad (7)$$

其中:  $p_1(x)$  为信号  $X$  的核密度估计;  $K(\cdot)$  成为核函数;  $h$  为给定的正数,称为窗宽或平滑参数。

核函数通常使用高斯核函数,即  $K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-u^2/2}$ 。同理,可求出  $Y$  的核密度函数  $p_2(x)$ 。

2) 将两个信号的概率分布带入式(5)求出 K-L 距离,信号  $X$  的 K-L 距离为  $\delta(p_1, p_2)$ , 信号  $Y$  的 K-L 距离为  $\delta(p_2, p_1)$ 。

3) 将两个信号的 K-L 距离带入式(6),计算出二者之间的 K-L 散度值。

4) 对求得的 K-L 散度值进行归一化处理。

5) 设定一个适当的阈值  $d$ , 所求的 K-L 散度值小于该阈值的分量为含有故障特征信息明显的主分量。不同情况下,阈值  $d$  的取值不尽相同。根据本研究所取数据,设定阈值为 0.01。

根据上述分析,DEMD 算法可提高振动信号中高低频分量的振幅比,增强了 EMD 的频带分解能力,有利于提取微弱高频成分。在 DEMD 分解的基础上,利用 K-L 散度表征原故障振动信号与 IMF 分量信号的相关程度,选取与原故障振动信号的 K-L 散度值小的 IMF 分量进行后续的分析。

## 3 Hilbert 边际谱

将选取的有效 IMF 分量进行 Hilbert 变换,得到瞬时频率,即

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (8)$$

构造解析信号

$$s(t) = c_i(t) + iH[c_i(t)] = a_i(t) e^{i\varphi_i(t)} \quad (9)$$

得到瞬时幅值函数和相位函数分别为

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + H^2[c_i(t)]} \quad (10a)$$

$$\varphi_i(t) = \arctan \frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)} \quad (10b)$$

进而求得瞬时频率为

$$\omega_i(t) = d\varphi_i(t)/dt \quad (11)$$

则

$$x(t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt} \quad (12)$$

在此省略了残余函数  $r_n(t)$ , 定义边际谱<sup>[16]</sup>为

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (13)$$

其中:  $T$  为振动信号的总长度。

Hilbert 边际谱属于频域特性曲线,能真实反映频率的存在及信号幅值在整个频率段上随频率变化的情况,能较好地提取故障特征。

## 4 基于 DEMD 的高压隔膜泵单向阀早期故障诊断方法

笔者提出了基于 DEMD 的高压隔膜泵单向阀早期故障诊断方法,具体步骤如下。

1) 选取 10 240 组单进料单向阀击穿前的早期故障数据进行工程实验验证。

2) 对选取的单向阀早期故障数据进行微分运算,微分后的信号频率不会发生改变,但可提高振动信号中高低频分量的振幅比,增强了 EMD 的频带

分解能力,有利于提取微弱高频成分。

3) 对微分后的数据进行 EMD 分解,将分解后的 IMF 分量信号进行积分运算还原,再对积分后的信号进行一次 EMD 分解,获得表征原始信号特征的内在 IMF 分量。

4) 计算原始信号与步骤 3 中得到的各个 IMF 分量进行 K-L 散度计算,将得出的 K-L 散度值进行归一化处理。

5) 设定一个阈值,将归一化后的 K-L 散度值与设定的阈值进行比较,找出小于阈值的 IMF 分量信号,散度值越小,证明 IMF 分量信号与原信号的相关程度越高。

6) 根据 K-L 散度选出的分量信号进行重构,重构后的信号利用 Hilbert 边际谱进行瞬时频谱分析,提取故障特征信息。

基于上述步骤,笔者提出的方法能够较好提取单向阀早期故障特征信息及特征频率,该方法的流程如图 2 所示。

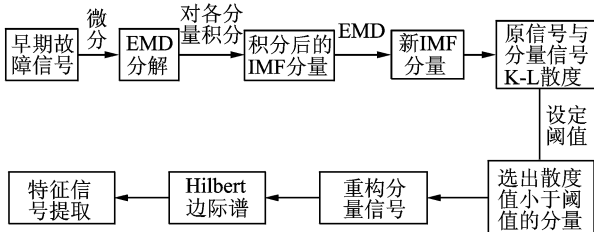


图 2 基于 DEMD 的高压隔膜泵单向阀早期故障诊断方法流程

Fig. 2 DEMD based early fault diagnosis method for high-pressure diaphragm pump check valve

### 5 仿真分析

为了验证此方法在早期故障诊断中对特征信息提取的有效性,笔者进行仿真分析,选取的仿真信号为美国凯斯西储大学电气工程实验室的轴承外圈早期故障数据。采用的轴承型号为 6205-2RS JEM SKF,采样频率为 48 kHz,数据长度为 4 800,在轴承外圈上加工直径为 0.177 8 mm、深度为 0.279 4 mm 的小槽来模拟早期故障信号。根据轴承振动理论,计算得到轴承外圈故障基频  $f_1 = 103.36$  Hz。

首先,取 4 800 组模拟的外圈早期故障数据对外圈故障信号进行进行 DEMD 分解,分解成若干个 IMF 分量。图 3 为外圈故障原信号及分解的前 5 个分量信号。计算这 5 个分量信号与原信号的 K-L 散度及相关系数,通过计算相关系数既可以辅助选择分量信号,也能验证 K-L 散度对分量信号选择的有效性。分量信号的 K-L 散度及相关系数图如表 1 所示。通过表 1 可以看出:IMF<sub>1</sub> 和 IMF<sub>2</sub> 的 K-L 散

度值很小,小于所设阈值,证明其与原信号的相关程度较大,能凸显出原信号的信号特征;IMF<sub>3</sub>, IMF<sub>4</sub> 和 IMF<sub>5</sub> 的 K-L 散度大于所设阈值,故其分量为无用的虚假分量。从相关系数也可看出,IMF<sub>1</sub>, IMF<sub>2</sub> 和 IMF<sub>3</sub> 的相关系数都较大,但区别没有 K-L 散度值明显,很难判断出真实的分量信号,故 K-L 散度较相关系数能更好地进行分量信号的选择。

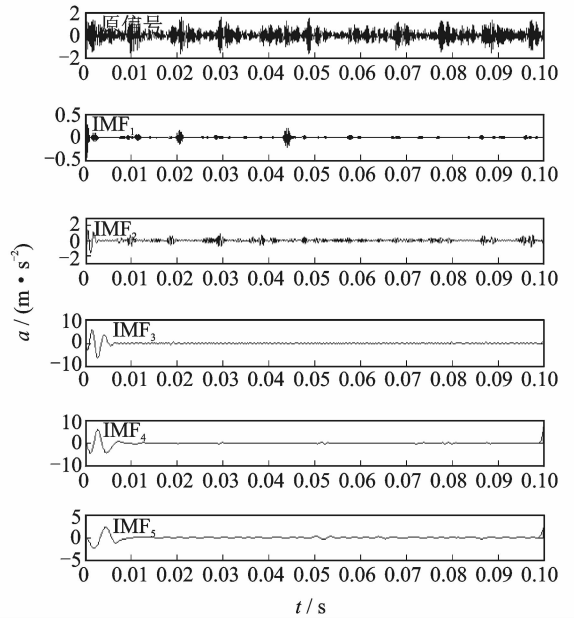


图 3 外圈故障原信号及 DEMD 分解结果

Fig. 3 Outer ring fault signal and DEMD decomposition results

表 1 外圈故障信号与各分量信号的 K-L 散度及相关系数  
Tab. 1 K-L divergence and correlation coefficient of the outer ring fault signal and the signal of each component

参数	IMF <sub>1</sub>	IMF <sub>2</sub>	IMF <sub>3</sub>	IMF <sub>4</sub>	IMF <sub>5</sub>
K-L 散度	0.002 0	0.001 8	0.086 3	0.389 4	0.621 2
相关系数	0.224 8	0.318 7	0.112 2	0.014 1	-0.011 0

根据 K-L 散度所筛选的 IMF<sub>1</sub> 和 IMF<sub>2</sub> 分量进行信号重构,如图 4 所示。对重构信号利用 Hilbert 边际谱进行分析,如图 5 所示。图 5 可清晰定位到接近于外圈故障的基频值 104.4 Hz,并能有效定位到 9 倍频,因此可准确判别出轴承外圈故障状态。作为对比,将本研究方法与文献[14]中采用 EEMD 和相关系数的方法进行对比,文献[14]外圈特征提取结果如图 6 所示。可以看出,虽然能提取到外圈故障的基频,但高频处没有明显的故障特征频率。

### 6 工程实验验证

本实验数据来源于云南大红山管道三号高压隔膜泵站,该泵站的高压隔膜泵型号为 TZPM 系列的

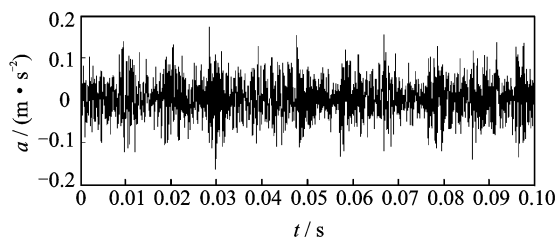
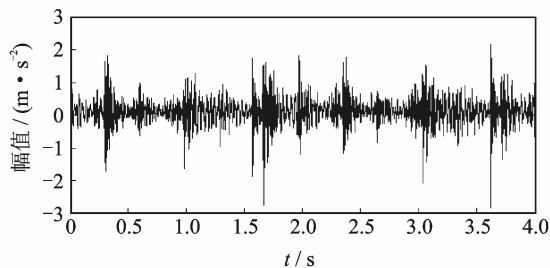


图4 外圈故障重构信号

Fig. 4 Fault reconstruction signal of outer ring



(a) 时域波形

(a) Time domain waveform

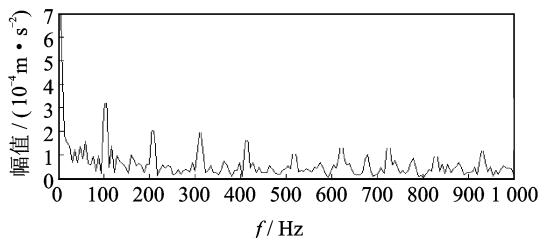
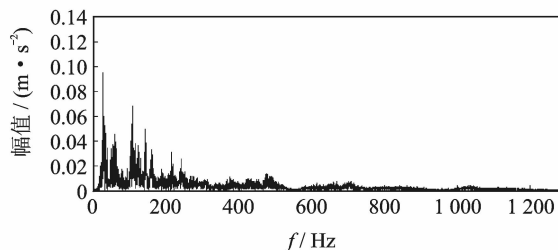


图5 重构信号的 Hilbert 边际谱

Fig. 5 Hilbert marginal spectrum of reconstructed signal



(b) 频域波形

(b) Frequency domain waveform

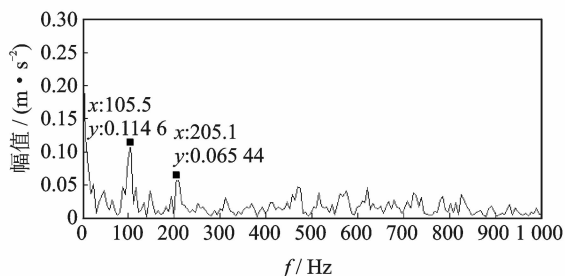


图6 文献[14]外圈特征提取结果

Fig. 6 The results of the outer ring feature extraction in reference[14]

图7 单向阀故障运行的时域波形和频域波形图

Fig. 7 Time domain waveform and frequency domain waveform of faulty operation of check valve

三缸曲轴驱动活塞式隔膜泵,最高工作压力为 24.44 MPa。分别对同一泵组三对进料单向阀和出料单向阀布置型号为 PCB-ICP 的振动加速度传感器,加速度传感器的另一端连接振动信号采集系统,采集卡采用型号为 PXIe-3342 高精度 8 通道动态数据采集卡,通过与电脑相连实时监测单向阀运行情况。由于单向阀均为进料阀和排料阀成对匹配工作,因此随机选择某组进、排料单向阀振动数据进行实验分析。笔者采用的数据为单向阀早期磨损故障运行状态的振动信号,通过考虑采样频率对隔膜泵压力的影响,该数据的采样频率设为 2 560 Hz,采样数据长度为 10 240。

取 10 240 组单向阀早期故障运行数据,图 7 为其时域波形和频域波形。可以看出,早期故障运行时频率主要集中在 0~200 Hz,不能判断出是否发生故障。为了进一步分析单向阀故障时的主导运行频率,故对故障振动信号进行 DEMD 分解,分解成

若干个 IMF 分量。图 8 为单向阀早期故障振动信号及分解的前 5 个分量信号。计算这 5 个分量信号与原信号的 K-L 散度及相关系数,通过表 2 可看出,IMF<sub>3</sub> 和 IMF<sub>4</sub> 的 K-L 散度值很小,小于所设阈值,证明它们与原信号的相关程度较大,更能凸显出原信号的特征;而 IMF<sub>1</sub>, IMF<sub>2</sub> 和 IMF<sub>5</sub> 的 K-L 散度大于所设阈值,故这几个分量为无用的虚假分量。从相关系数也可以看出,IMF<sub>2</sub>, IMF<sub>3</sub> 和 IMF<sub>4</sub> 的相关系数都较大,但区别没有 K-L 散度值明显。

表 2 单向阀故障信号与各分量的 K-L 散度及相关系数  
Tab. 2 K-L divergence and correlation coefficient of the fault operation signal of check valve and the signal of each component

参数	IMF <sub>1</sub>	IMF <sub>2</sub>	IMF <sub>3</sub>	IMF <sub>4</sub>	IMF <sub>5</sub>
K-L 散度	0.172 7	0.044 1	0.001 6	0.001 0	0.189 5
相关系数	0.027 0	0.141 4	0.332 3	0.247 8	0.115 6

根据 K-L 散度筛选出的 IMF<sub>3</sub> 和 IMF<sub>4</sub> 分量进行信号重构,重构信号如图 9 所示。对重构信号利用 Hilbert 边际谱分析,如图 10 所示。从图 10 可知,获得了与单向阀正常运行基频 1~1.034 Hz 相近的频率成分 1 Hz 及其 2 倍频和 4 倍频成分,且成为信号的主导频率成分,由此可知单向阀必定发生了故障。将本研究方法与文献[14]中采用 EEMD 和相关系数的方法进行对比,文献[14]单向阀早期

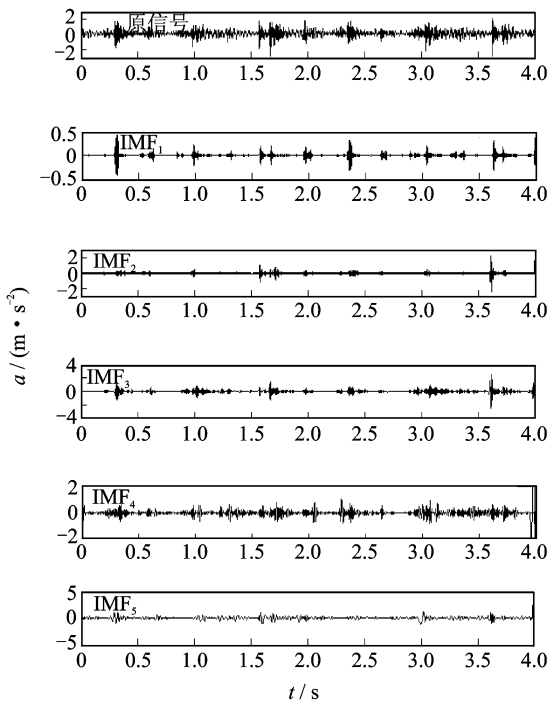


图 8 单向阀故障运行信号的 DEMD 分解结果

Fig. 8 DEMD decomposition result of fault operation signal of check valve

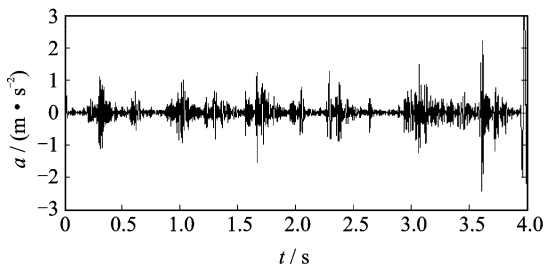


图 9 单向阀故障重构信号

Fig. 9 Fault reconstruction signal of check valve

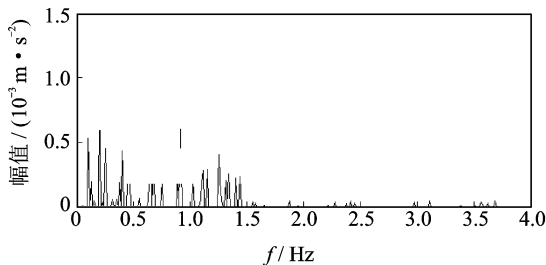


图 10 单向阀故障重构信号的 Hilbert 边际谱

Fig. 10 Hilbert marginal spectrum of fault reconstruction signal of check valve

故障提取结果如图 11 所示。可以看出,此方法能提取到单向阀早期故障的基频及三倍频,但效果没有本研究方法好,故本研究方法更易提取出单向阀早期故障特征信息。

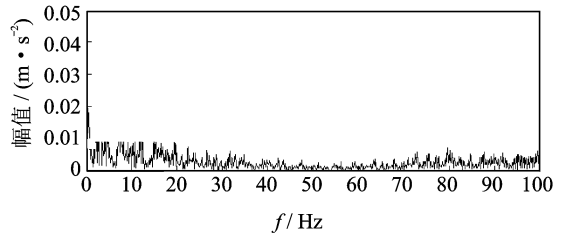


图 11 文献[14]单向阀故障提取结果

Fig. 11 The results of the fault signal of check valve in reference[14]

### 7 结 论

1) 对原故障信号在 EMD 分解的基础上进行微积分运算,能够提高振动信号中高低频分量的振幅比,增强了 EMD 的频带分解能力,从而增加了故障高频成分的比重,有利于提取微弱高频成分。

2) 计算原信号与各 IMF 分量信号的 K-L 散度值,选取 K-L 散度值小于所设阈值的 IMF 分量信号作为有效分量信号,能够有效避免相关系数法对选取分量时的不准确性。

3) 对选取的分量信号进行重构,并利用 Hilbert 边际谱对重构信号进行瞬时频谱分析,以提取故障特征信息。

### 参 考 文 献

[1] 李娟,周东华,司小胜,等.微小故障诊断方法综述[J].自动化学报,2012,29(12):1517-1529.  
Li Juan, Zhou Donghua, Si Xiaosheng, et al. Review of incipient fault diagnosis methods [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 29(12):1517-1529. (in Chinese)

[2] Yao Chunde, Han Weiqiang, Wu Yan. Research and analysis on the air flow direction affected by check valve in pressurization gas path of two electric superchargers [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(6):124-129.

[3] 唐贵基,王晓龙. IVMD 融合奇异值差分谱的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(4):700-707.  
Tang Guji, Wang Xiaolong. An incipient fault diagnosis method for rolling bearing based on improved variational mode decomposition and singular value difference spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(4): 700-707. (in Chinese)

[4] 杨庆,陈桂明,何庆飞,等.局部切空间排列算法用于轴承早期故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(5):831-835.  
Yang Qing, Chen Guiming, He Qingfei, et al. Incho-

- ate fault diagnosis of rolling bearings based on local tangent space alignment algorithm[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(5): 831-835. (in Chinese)
- [5] 张志刚, 石晓辉, 施全, 等. 基于改进 EMD 和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(3): 478-482.  
Zhang Zhigang, Shi Xiaohui, Shi Quan, et al. Fault feature extraction of rolling element bearing based on improved EMD and spectral kurtosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(3): 478-482. (in Chinese)
- [6] 苏文胜, 王奉涛, 张志新, 等. EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2010, 29(3): 18-21.  
Su Wensheng, Wang Fengtao, Zhang Zhixin, et al. Application of EMD denoising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(3): 18-21. (in Chinese)
- [7] 孟宗, 季艳, 闫晓丽. 基于 DEMD 和模糊熵的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 计量学报, 2016, 37(1): 56-61.  
Meng Zong, Ji Yan, Yan Xiaoli. Rolling bearing fault diagnosis based on differential-based empirical mode decomposition and fuzzy entropy[J]. Acta Metrologica Sinica, 2016, 37(1): 56-61. (in Chinese)
- [8] 唐宏宾, 吴运新, 滑广军, 等. 基于 EMD 包络谱分析的液压泵故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2012, 31(9): 44-48.  
Tang Hongbin, Wu Yunxin, Hua Guangjun, et al. Fault diagnosis of pump using EMD and envelope spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(9): 44-48. (in Chinese)
- [9] 杨宏权, 张金伟. 往复活塞隔膜泵单向阀故障自动诊断技术[J]. 科技资讯, 2012(7): 116-117.  
Yang Hongquan, Zhang Jinwei. The automatic diagnosis technology of the one-way valve malfunction of the reciprocating piston diaphragm pump[J]. Science & Technology Information, 2012(7): 116-117. (in Chinese)
- [10] 李阳, 焦宗夏, 吴帅. 应用单向阀配流的高频往复泵的流量特性分析及优化设计[J]. 机械工程学报, 2013, 49(14): 154-163.  
Li Yang, Jiao Zongxia, Wu Shuai. Flow characteristics analysis and optimization design of high frequency reciprocation pump applying check value to rectification[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(14): 154-163. (in Chinese)
- [11] 冷永刚, 郑安总, 范胜波. SVD 分量包络检测方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的研究[J]. 振动工程学报, 2014, 27(5): 794-800.  
Leng Yonggang, Zheng Anzong, Fan Shengbo. SVD component-envelope detection method and its application in the incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(5): 794-800. (in Chinese)
- [12] 孟宗, 季艳. 基于 DEMD 和对称差分能量算子解调的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2015, 26(12): 1658-1664.  
Meng Zong, Ji Yan. Fault diagnosis of rolling bearings based on DEMD and symmetric difference energy operator demodulation[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(12): 1658-1664. (in Chinese)
- [13] 周小龙, 姜振海, 马风雷. 基于改进 HHT 的微弱故障信号特征提取方法[J]. 东北电力大学学报, 2016, 36(5): 52-56.  
Zhou Xiaolong, Jiang Zhenhai, Ma Fenglei. Feature extraction method for weak fault signal based on improved HHT[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2016, 36(5): 52-56. (in Chinese)
- [14] 陈仁祥, 汤宝平, 吕中亮. 基于相关系数的 EEMD 转子振动信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4): 542-546.  
Chen Renxiang, Tang Baoping, Lü Zhongliang. Denoising method of EEMD rotor vibration signal based on correlation coefficient [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 542-546. (in Chinese)
- [15] 韩中和, 朱霄殉, 李文华. 基于 K-L 散度的 EMD 虚假分量识别方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(5): 112-117.  
Han Zhonghe, Zhu Xiaoxun, Li Wenhua. A false component identification method of EMD based on kullback-leibler divergence [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(5): 112-117. (in Chinese)
- [16] 崔宝珍, 马泽玮, 李会龙, 等. 基于广义形态学滤波和 Hilbert 边际谱的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2016, 27(11): 1484-1488.  
Cui Baozhen, Ma Zewei, Li Huilong, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on generalized morphological filter and Hilbert marginal spectrum [J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(11): 1484-1488. (in Chinese)



第一作者简介: 牟竹青, 女, 1991 年 11 月, 硕士生。主要研究方向为机械设备的故障诊断及信号处理。曾发表《考虑敏感因子 SVD 的北斗周跳探测方法研究》(《计算机工程》2017 年第 7 期)等论文。  
E-mail: 1452304445@qq.com

