

一种基于改进 EMD 的风机振动信号异常检测方法

马宏陆,葛琳琳,牛 强,夏士雄

(中国矿业大学计算机科学与技术学院,江苏 徐州 221116)

[摘要] 针对基于 Empirical Mode Decomposition(EMD)的风机振动信号异常检测中噪声污染、CSI 拟合包络线导致的过冲问题,端点效应引发的端点飞翼现象三点问题,提出了一种改进的 EMD 算法. 该算法首先引进小波方法对原始数据进行降噪处理,再用边界特征尺度匹配方法对原始信号两端进行端点延拓处理,降低端点效应,同时结合 3 次 Hermite 插值拟合法的良好柔性来拟合包络线,以获得均值曲线. 实验表明,利用该改进的 EMD 方法得到矿井风机振动边际谱,能清晰地得出风机振动信号特性,消除了过冲的影响,对端点效应也有了明显改善,提高了风机异常检测的准确率.

[关键词] EMD,风机异常检测,过冲问题,端点效应,端点飞翼

[中图分类号] TP181 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2017)01-0055-10

An Improved Approach for Vibration Signal Anomaly Detection of Ventilator Based on EMD

Ma Honglu, Ge Linlin, Niu Qiang, Xia Shixiong

(College of Computer Science and Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: Focused on the issues that caused by the noise pollution of ventilator, the over shoot problem caused by CSI fitting Envelop curve, and the end swing problems caused by the end effect, an Improve-Empirical Mode Decomposition algorithm was proposed. Firstly, the algorithm introduces the wavelet method to denoise the original signal data, then uses matching boundary feature extension method to effectively restrain the end effect while combining with the good flexibility of Cubic Hermite to fit the envelope to obtain the average curve. Experiments shows, by analyzing the ventilator vibration marginal spectrum with the improved algorithm, ventilator vibration signal characteristics can be shown clearly, the improved algorithm can eliminate the overshoot problems, markedly improve the endpoint effect and improve the accuracy of the ventilator anomaly detection.

Key words: empirical mode decomposition(EMD), ventilator anomaly detection, overshoot problem, end effect, end swing

风机是一种高速旋转机械,其系统复杂、故障种类繁多,且存在着复杂的耦合关系. 风机异常检测系统是以监测为基础,综合先进的信号处理技术、故障识别技术,定量地掌控矿井风机状态,通常包括在线监测及故障诊断等综合性技术.

自 20 世纪 60 年代,异常检测作为一门综合学科迅速发展起来^[1]. 针对傅里叶变换等传统方法无法满足现阶段需求,研究人员提出了小波变换^[2]、短时傅里叶变换^[3]、Wigner-Ville^[4]等多种新兴时频分析方法,对非平稳信号的分析有许多独有的特性. 例如,文献[5]利用小波包变换提取轴承故障特征,进行异常检测;文献[6]将小波信号与独立分量分析(ICA)相结合进行故障特征提取. 1998 年, Huang 提出了经验模式分解(EMD)分析方法,可用以分析非线性、非平稳信号,并在异常检测中应用广泛^[7].

目前,异常检测的研究已经取得了一定的成果^[8],但仍有许多改进空间,现有故障信号特征提取方法的适应性与精度仍有待提高,异常检测的准确率也仍有不足^[9]. 基于此,本文将 EMD 算法与风机异常检

收稿日期:2016-05-15.

基金项目:江苏省产学研联合创新资金前瞻性联合研究项目(BY2014028-09).

通讯联系人:马宏陆,硕士,研究方向:传感器定位、人工智能. E-mail:cumtmahonglu@163.com

测工作相结合,提出一种基于改进 EMD 的异常检测方法,该方法增加降噪处理,减少噪声影响;并利用波形特征匹配法对原始数据进行端点预测延拓处理,减缓端点效应;最后利用三次 Hermite 插值拟合法(Cubic Hermite Interpolation, CHI)的良好柔性来拟合包络线,基本解决了过冲问题. 利用该方法对振动信号进行分解处理,可有效提取振动信号故障特征频率,具有一定的实用性.

1 EMD 算法

EMD 的目的在于将复杂信号分解为基本模式分量(IMF)^[10], IMF 必须满足以下两个条件:

(1)数据段内,所有的极值点的个数和过零点的个数相差是 0 或者是 1.

(2)数据段内,由极大值、极小值形成的上下包络线均值必须为零.

假定原始信号是 $x(t)$, 对 $x(t)$ 进行经验模态分解过程如下:

第一步:初始化,令 $x_0(t) = x(t)$, $i = 1, k = 1$;

第二步:提取第 i 个固有模态函数信号 c_i ;

初始化: $h_0(t) = x_i(t)$;

计算 $h_{k-1}(t)$ 的所有包括极大值和极小值在内极值点序列;

用三次样条插值法(Cubic Spline Interpolation, CSI)分别拟合 $h_{k-1}(t)$ 的所有极大值点,同时,用同样的方法连接 $h_{k-1}(t)$ 的所有极小值点,并得到 $h_{k-1}(t)$ 的极大值曲线 $u_{k-1}(t)$ 和极小值曲线 $v_{k-1}(t)$;

求极大值曲线和极小值曲线的平均值,也就是: $m_{k-1}(t) = (u_{k-1}(t) + v_{k-1}(t))/2$, 所得结果即为均值曲线;

计算 $h_k(t) = h_{k-1}(t) - m_{k-1}(t)$;

如果 $h_k(t)$ 满足“筛选停止准则”,则令 $c_i(t) = h_k(t)$, 否则, $k = k + 1$, 并跳转到步骤②进行重复筛选.

第三步:计算残余信号: $r_i(t) = c_{i-1}(t) - c_i(t)$.

第四步:如果 $r_i(t)$ 是单调函数或者是一个常数,那么就结束 EMD 过程,否则, $i = i + 1$ 并跳转到步骤②,最终得到的 $r_i(t)$ 就是剩余分量,也叫做趋势项.

由此,即可将一个复杂信号分解为 n 个包含不同频率段的模式分量,以及一个剩余分量.

为了得到的 IMF 能够具备一定的符合实际的物理意义,有必要设定一个筛选停止准则 SD. 综合时间复杂度及分解效果,选取停止准则 SD 为:

$$SD = \sqrt{\sum_{t=0}^T |h_{i(k-1)}(t) - h_{ik}(t)|^2} < \varepsilon.$$

2 改进的 EMD 算法

目前,EMD 算法已取得大量具有研究价值和实用价值的成果,并应用广泛^[11-13],但仍存在一些问题需要改进. 首先,在异常检测工作中,振动信号常包含大量噪声,传统 EMD 方法无法有效解决信号噪声问题;其次,传统算法采用 3 次样条插值法(Cubic Spline Interpolation, CSI)来获得振动信号序列上下包络线,进而求取均值曲线,然而,3 次样条插值法柔和性较差,极易导致过冲的问题;最后,由于序列的两端端点不一定是极值点,因此,容易产生端点效应. 针对 EMD 中呈现的不足,也有很多的研究人员不断地对其进行研究并改进,虽然都可达到一定的改善效果,但仍无法完全解决噪声、过冲、端点效应问题,导致对后面的 IMF 分解影响会越来越大,以致最终得到的结果偏离实际结果越来越远.

本文针对基于 EMD 的风机振动信号异常检测中噪声污染、CSI 拟合包络线导致的过冲问题、端点效应引发的端点飞翼现象 3 点问题,提出了一种改进的 EMD 算法. 该算法首先引进小波方法对原始数据进行降噪处理,再用边界特征尺度匹配方法对原始信号两端进行端点延拓处理,降低端点效应,同时结合三次 Hermite 插值拟合法的良好柔性来拟合包络线,以获得均值曲线.

2.1 噪声污染

振动信号常包含噪声,对 EMD 分解精度造成较大影响,因此本文引入小波方法进行降噪. 机械设备振动信号多数处于低频段信号,噪声信号常常呈现为高频段. 小波去噪过程相当于一个滤波器,由于小波基为无条件正交基,其衰减系数产生的函数往往比原函数更光滑.

本文构造一个正弦叠加仿真信号:

$$y=5\sin(20\pi t)+5\sin(40\pi t).$$

将该信号加入信噪比为 1 的噪声,并利用小波方法进行降噪,图 1 为加噪信号降噪后与原信号的波形对比;图 2(a) 为加噪信号 EMD 分解结果;图 2(b) 为小波降噪后 EMD 分解结果.

可以看出小波降噪方法不仅降噪效果良好,还可保持原始信号的振动特性. 相对其他方法性能优越,且技术成熟. 经小波降噪后的 EMD 分解结果精确.

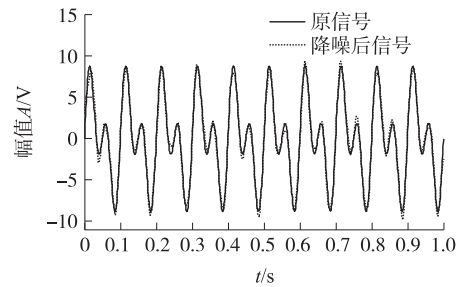
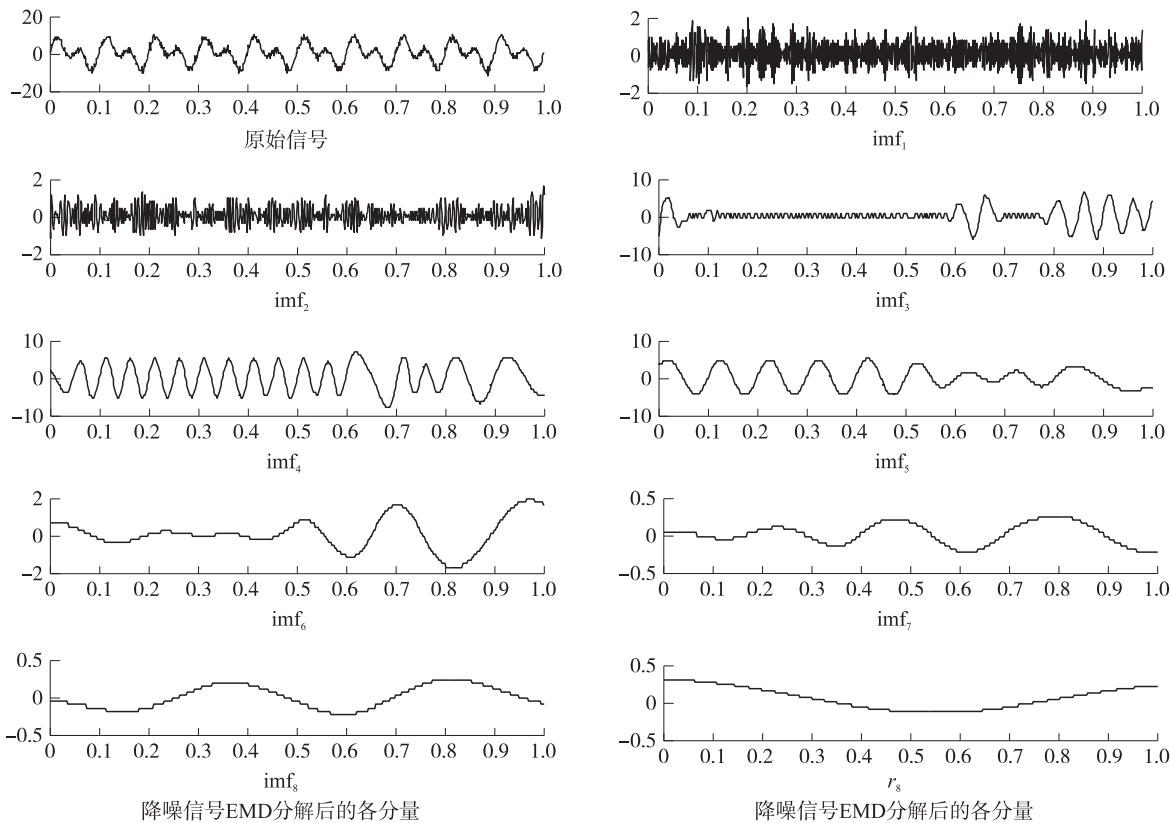
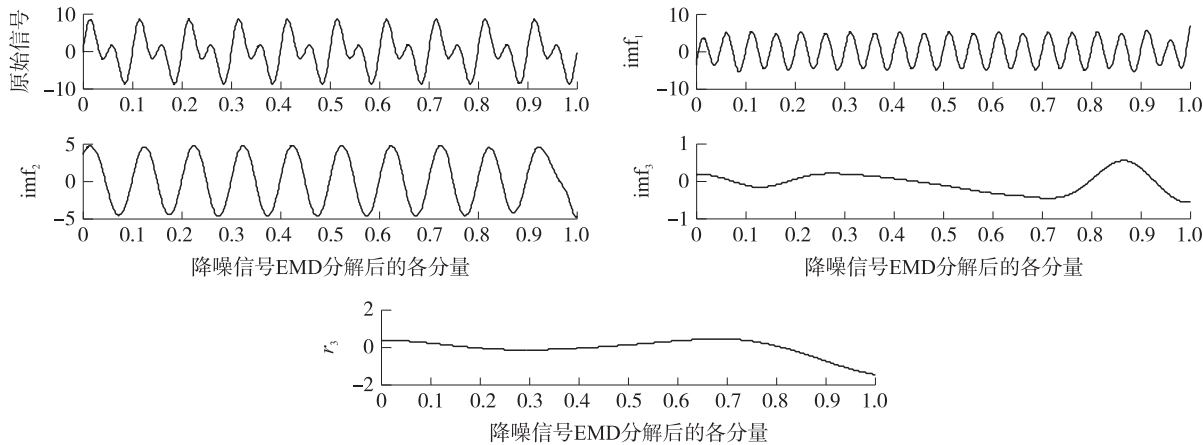


图 1 小波降噪后信号与原信号对比图

Fig. 1 Comparison between signals after wavelet noise reduction and original signal



(a) 加噪信号 EMD 分解结果



(b) 降噪后信号 EMD 分解结果

图 2 降噪前后 EMD 分解结果

Fig. 2 Comparison between signals after wavelet noise reduction and original signal

2.2 过冲问题

在 EMD 过程中,3 次样条插入法柔和性较差,易引起过冲现象,如图 3(a)中的 A、B 两处,使均值曲线产生偏差,进而影响分解精度. 因此,本文结合 3 次 Hermite 插值拟合法(Cubic Hermite Interpolation, CHI)来拟合上下包络线,获取均值曲线.

图 3 为机械振动信号的三样条插值法与 CHI 插值拟合法对比图. 由图中可以发现,虽然由 CHI 方法获取的包络线光滑度较低,每一小段的曲线拟合连接处光滑,且相对 CSI 来说,CHI 得到的曲线比较平坦,更贴近原始信号,精确度更高.

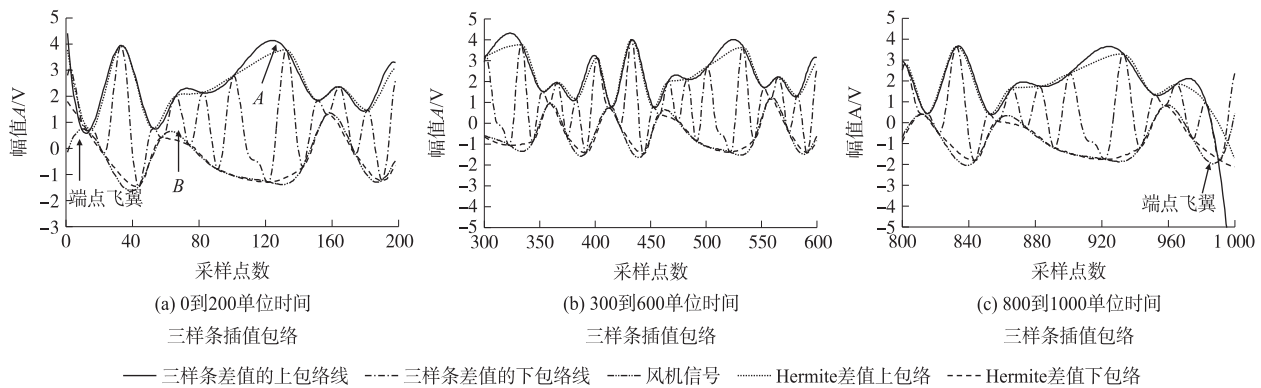


图 3 3 次样条插值与 3 次 Hermite 插值

Fig. 3 Fitting results of cubic spline interpolation and cubic Hermite interpolation

2.3 端点效应

振动信号序列端点处无法确定为极值点,由图 3(a)和图 3(c)可以看出,边界处都出现了端点飞翼现象. 但因 EMD 分解过程是反复筛选的,端点问题造成的局部包络失真可随筛选过程向内传播,逐渐扩大,对 EMD 分解结果造成巨大影响,甚至导致产生错误结果.

目前,针对端点飞翼问题,学者已提出大量解决方法. 例如,镜像延拓^[14]、斜率延拓^[15]等. 以上两种方法均忽视了信号内部规律,及信号连接的光滑性,并具有很强的随机性,无法获得理想的拓延效果. 对此,本文提出一种改进的 EMD 方法(Improved EMD, IEMD),在小波方法降噪后,利用波形特征匹配法对原始数据进行端点延拓处理,同时结合柔性更好的分段 Hermite 插值拟合法来拟合获得均值曲线.

波形特征匹配拓延过程如下:

假设离散信号:

$$\begin{aligned} t &= [t_1, t_2, \dots, t_n], \\ t_i &= i \times \Delta t, \\ i &= 1, 2, \dots, n, \\ X(t) &= [x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n)]. \end{aligned}$$

式中, n 为序列个数, Δt 是信号采集的单位时间间隔,假设 $X(t)$ 存在 m 个极大值, n 个极小值,并将极大值记为 M_i ,对应时间点为 t_{mi} ,极小值记为 N_i ,对应时间点为 t_{ni} ,其中 $i=1, 2, 3, \dots$,将左边界数据点记为 X_1 .

对数据进行端点延拓(假设左边界第一个极值为极大值,并对左拓延进行重点介绍),算法如下:

(1) 构造特征波形. 边界波形特征匹配方法以左边界数据点记为 X_1 ,及第一个极大值 M_1 ,第一个极小值 N_1 ,构成的 $X_1-M_1-N_1$ 间的波形为特征波形. 右侧拓延时,则选取右边界数据点,及最后的极大值、极小值构造特征形.

(2) 寻找与 S_1 的对应点 $S_i, i=1, 2, 3, \dots$. 遍历信号中对应的极大值、极小值点,按照以下公式构造对应的 S_i 点:

$$\begin{aligned} t_{si} &= \frac{t_{m1}t_{n1} - t_{ni}t_{mi}}{t_{m1} - t_{n1}} \quad i=1, 2, 3, \dots. \\ S_i &= X(t_{si}) \quad i=1, 2, 3, \dots. \end{aligned}$$

如果计算出的 t_{si} 恰好不在采样点上,则通过线性插值法取精确的 S_i 值. $S_i-M_i-N_i$ 间波形为待匹配特

征波.

(3) 根据特征波性及相似子波进行拓延.

计算匹配误差 $E_i, i=1,2,3,\dots$. 其计算公式如下所示:

$$E_i = |S_i - S_1| + |N_i - N_1| + |M_i - M_1| + |M_{i+1} - M_2| \quad i=1,2,3,\dots$$

式中, $|M_{i+1} - M_2|$ 为匹配波形的趋势项, 是特征波形在信号中相对极值点位置的反映.

(4) 如果信号内部规律性较低, 无法找到满足误差条件的子波, 则可根据信号边缘的极值特征进行拓延. 具体方法如下: 选取最靠近边缘的 3 个极大值及 3 个极小值, 取其均值作为边界拓延后的极大值与极小值. 分别计算极大值间、极小值间的平均时间间隔, 并且分别从最靠近边界的极大值、极小值向相应拓延方向加上上文的时间间隔, 这就是拓延后的极大值、极小值的时间点.

(5) 采用相同原理对信号右端进行拓延.

根据上文介绍的边界波形特征尺度匹配方法, 对风机信号数据进行端点拓延, 拓延情况如图 4 所示. 可以看出新方法对左右两端拓延后延伸的曲线与风机的振动曲线十分接近, 基本保持了原有的振动规律.

本文改进的 EMD 方法, 先由具有“保形”特性的小波方法降噪, 再针对信号内部规律性的强弱, 采取边界波形特征匹配方法或边界极值特征均值拓延, 既根据信号内部规律保持信号的内部趋势, 也可考虑到边界异常情况, 对信号进行相对准确的预测.

图 5 是利用改进方法得到的上下包络线, 对比图 3 和图 5 可以看出, 图 3(c) 中没有经过边界延伸的序列右边界的极大值拟合曲线的幅值在 -2 左右, 然而图 5 中极大值拟合曲线的幅值大概在 2.5 左右, 这说明使用新方法进行延拓对抑制端点飞翼问题有效, 并基本消除了过冲的影响.

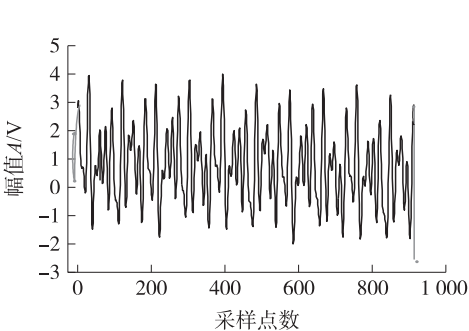


图 4 边界特征尺度匹配拓延结果

Fig. 4 Results of matching boundary characteristic

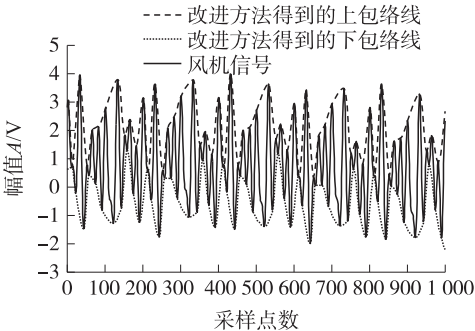


图 5 改进方法的上下包络线

Fig. 5 The upper and lower envelope of improvement method

3 实验分析

3.1 振动信号故障提取实验

3.1.1 实验数据

本文选取矿井风机异常检测作为实验目标, 以淮北矿业集团海孜煤矿 BKJ(KJ)66-11 No. 6.3 型轴流式矿井通风机振动信号为实验数据集, 该风机转速为 1 476 r/min, 因此其工频为 1 476 Hz/60 Hz. 监测到该集团该类型风机处于转子不平衡、轴系不对中、松动故障、油膜涡动、碰摩故障、喘振、正常 7 种状态时的振动信号作为实验数据. 每段振动信号采样频率为 1 024 Hz, 采样时长为 1 s. 图 6 为监测到矿井通风机松动故障状态下的波形图.

矿井风机故障振动信号包含着大量信息, 根据生产经验, 可将矿井风机故障振动的频率特征总结如表 1 所示.

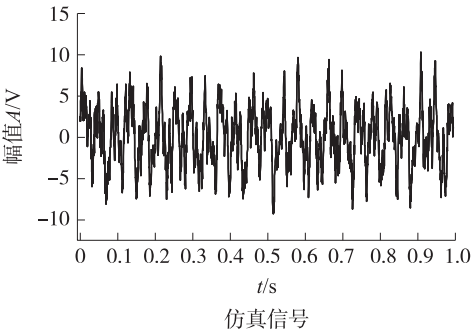


图 6 矿井风机原始振动信号

Fig. 6 The original vibration signal of mine ventilator

3.1.2 实验结果及分析

将矿井风机松动故障振动信号序列进行 EMD 分解,结合 MATLAB 进行编程仿真实验,信号共被分解成 7 个 IMF,以及 1 个剩余趋势量,根据获取的时间先后,将它们分别命名为 IMF1、IMF2……IMF7,剩余趋势量被命名为 r_8 ,如图 7 所示.

由图 7 可以发现,伴随 IEMD 分解量的增加,后一个 IMF 的曲线弧度相比前一个来说慢慢变得相对舒缓,曲线的幅度值相比也慢慢地下降,而且分解后每一个分量的曲线形状也慢慢地向正弦函数趋近. 这证明 IEMD 方法对本征模态函数分解效果较好,对于后续的频谱分析和异常检测提供了很大的帮助.

表 1 通风机部分常见故障特征频率	
Table 1 Part of mine Ventilator malfunction characteristic frequency	
特征频率	故障类型
1 倍频、伴随 2 倍频、3 倍频较少	转子不平衡
1、2、3 倍频(通常以 2 倍频最突出)	转子不对中
1 倍频、2 倍频、3 倍频、1/n 倍频	碰摩故障
超低频	喘振
1 倍频、(0.42~0.48) 倍频	油膜涡动
N 倍频	松动故障

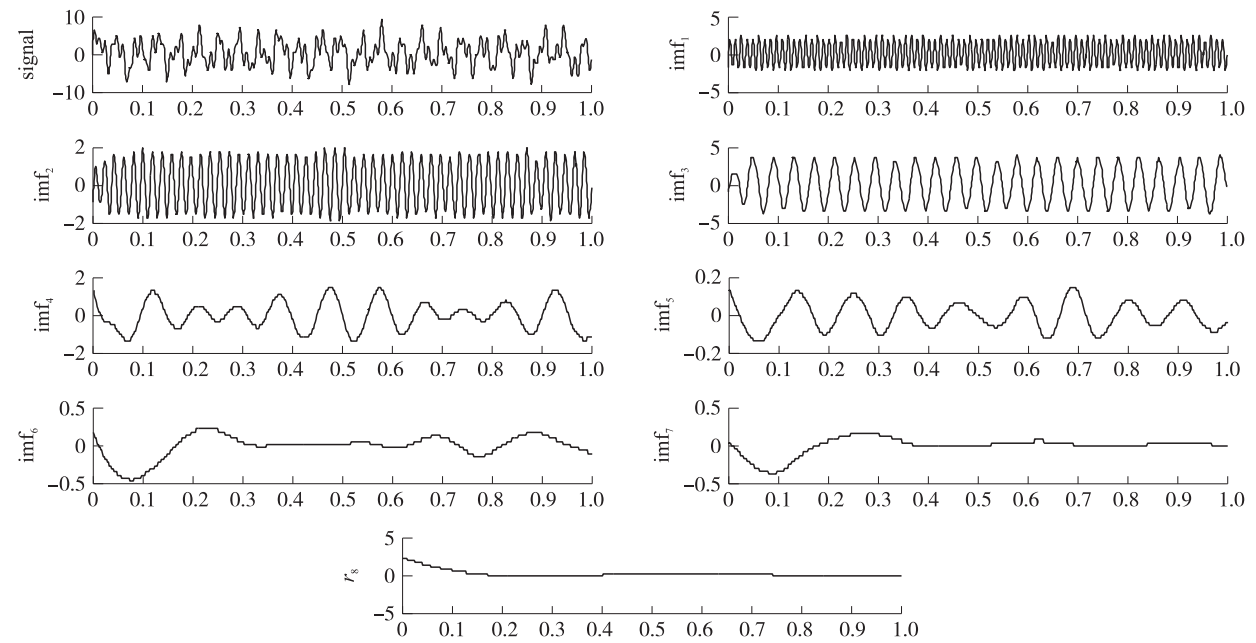


图 7 小波降噪预处理后的 IEMD 分解结果

Fig. 7 IEMD decomposition results of wavelet noise reduction

将上文得出的 IMF_s 进行 Hilbert 变换,可得到相应的 Hilbert 谱,其频率对时间进行积分,即可得到边际谱,记为 $h(\omega)$. 为方便分析,将边际谱幅值进行归一化. 图 8 为归一化后的风机振动信号边际谱.

由图 8(b)中可以看出,信号分别在 24 Hz、50 Hz、75 Hz、100 Hz、120 Hz、150 Hz 处有较大脉冲. 该风机工频为 $f_r=24.6$ Hz,其脉冲点频率正好对应 f_r 、 $2f_r$ 、 $3f_r$ 、 $4f_r$ 、 $5f_r$ 、 $6f_r$. 吻合风机松动故障振动信号:工频为主,常伴 2 倍频、3 倍频、4 倍频、5 倍频、6 倍频的故障特征. 这表明 IEMD 方法可以有效提取风机松动故障时振动特征信号,可进一步对矿井风机进行松动故障的异常检测.

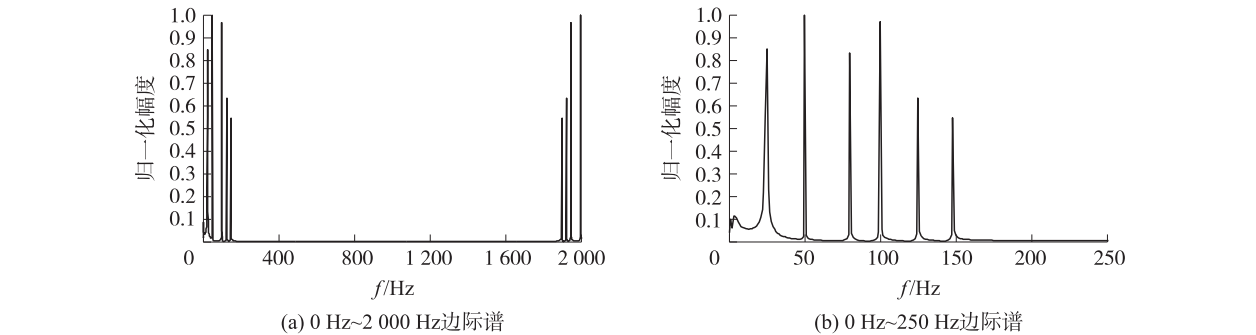


图 8 归一化矿井风机振动信号边际谱

Fig. 8 Normalized ventilator marginal spectrum of mine ventilator vibration signal

本文还对该类风机在转子不对中故障、碰摩故障、油膜涡动、喘振、转子不平衡以及正常状态中的振动信号,分别进行 IEMD 分解,得出相应状态的振动信号的 Hilbert 边际谱. 并将边际谱中的幅值进行归一化处理,并根据风机不同状态的相应特征频率,适当调整边际谱中频率的显示范围. 各状态振动信号及其边际谱如图 9-14 所示.

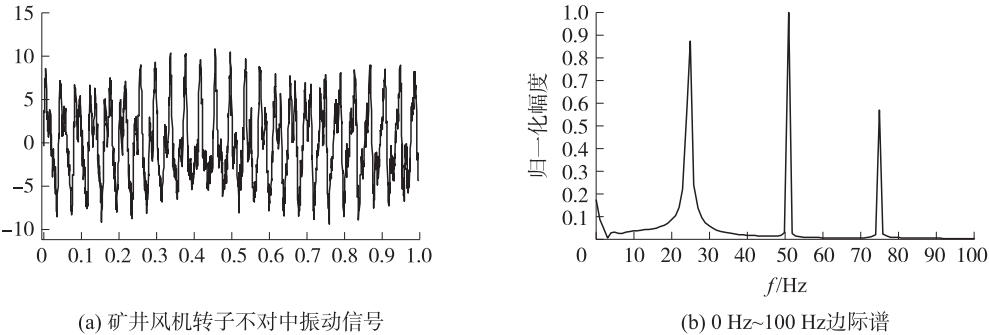


图 9 转子不对中振动信号及边际谱

Fig. 9 Vibration signals and marginal spectrum of the rotor malalignment faults

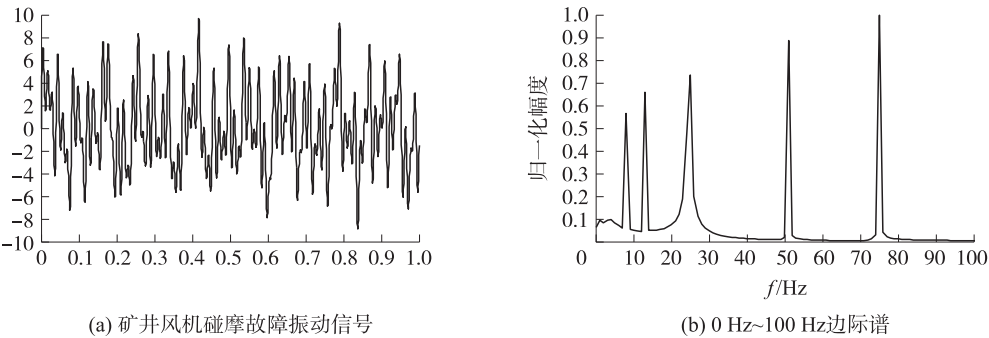


图 10 碰摩故障振动信号及边际谱

Fig. 10 Vibration signals and marginal spectrum of rubbing fault

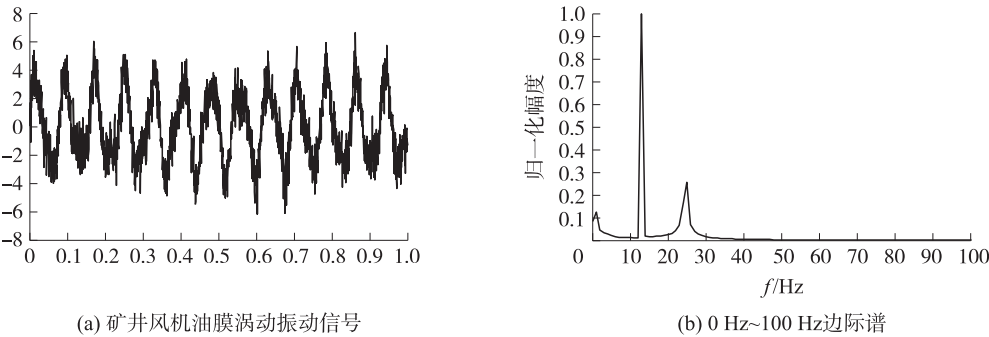


图 11 油膜涡动振动信号及边际谱

Fig. 11 Vibration signal and marginal spectrum of oil film whirl

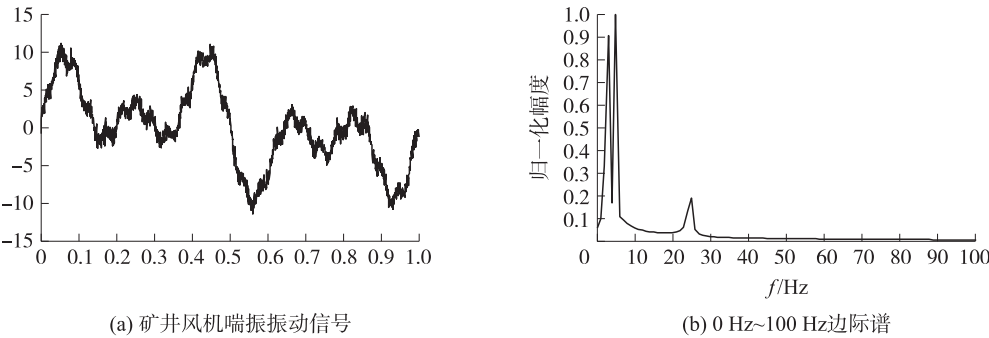


图 12 喘振振动信号及边际谱

Fig. 12 Surge vibration signal and marginal spectrum

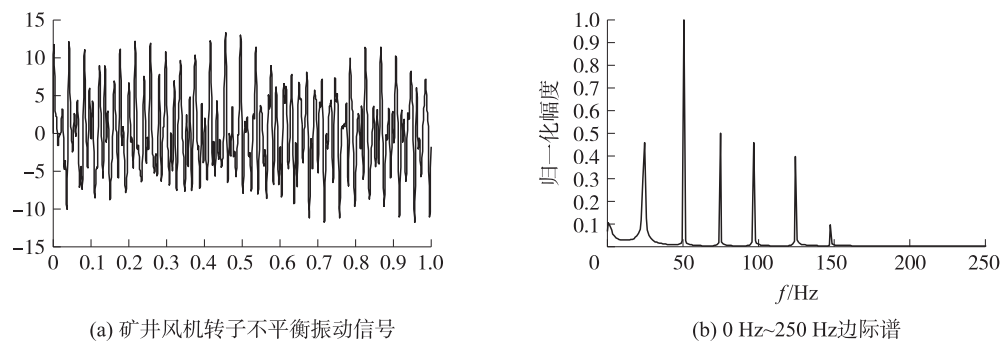


图 13 转子不平衡振动信号及边际谱

Fig. 13 Rotor unbalance vibration signal and marginal spectrum

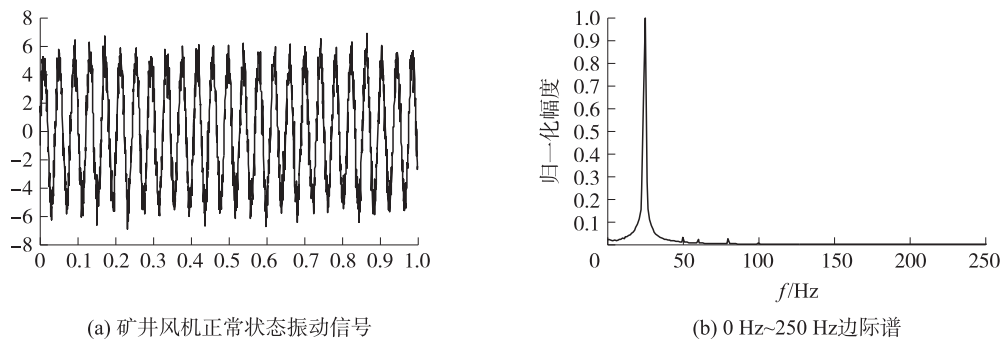


图 14 风机正常状态振动信号及边际谱

Fig. 14 Normal vibration signal and marginal spectrum

3.2 异常检测实验及分析

3.2.1 实验数据

本文经过长期监测,获取了正常状态、转子不平衡、碰摩故障、松动故障、油膜涡动、喘振、转子不对中等 7 种状态的 5 种振动信号,经过 IEMD 方法分解,通过 Hilbert 变换,并将 Hilbert 边际谱中特殊频率对应幅值归一化,最终针对矿井风机不同状态,分别获取了 5 组特征向量,如表 2 所示,作为 SVC 分类训练样本集。

表 2 特征向量样本集

Table 2 Eigenvector sample set

故障类型	超低频	$f_r/3$	$f_r/2$	f_r	$2f_r$	$3f_r$	$4f_r$	$5f_r$	$6f_r$	高频
正常状态	0.021 7	0.022 3	0.040 7	1	0.030 3	0.004 6	0.008 5	0.001 4	0.001 0	0.001 2
	0.012 1	0.056 1	0.050 2	1	0.026 9	0.003 0	0.002 1	0.001 9	0.000 9	0.000 8
	0.014 8	0.031 5	0.032 1	1	0.012 3	0.005 2	0.003 6	0.003 0	0.002 7	0.001 5
	0.014 4	0.023 5	0.067 4	1	0.026 9	0.006 8	0.005 1	0.004 5	0.001 6	0.001 3
	0.022 5	0.055 1	0.461 6	1	0.031 2	0.005 1	0.003 9	0.002 1	0.002 5	0.002 1
转子不平衡	0.101 7	0.080 7	0.080 7	1	0.635 1	0.425 1	0.005 1	0.003 9	0.005 1	0.005 1
	0.065 1	0.035 2	0.105 1	1	0.536 1	0.412 9	0.003 2	0.005 4	0.004 5	0.001 9
	0.056 1	0.051 4	0.052 1	1	0.721 4	0.513 4	0.001 2	0.002 1	0.004 1	0.003 5
	0.085 1	0.067 4	0.065 4	1	0.621 4	0.412 3	0.003 5	0.005 7	0.003 9	0.003 1
	0.042 1	0.018 3	0.042 3	1	0.598 7	0.312 4	0.004 8	0.003 5	0.003 1	0.002 8
碰摩故障	0.097 2	0.564 7	0.659 5	0.736 6	0.886 7	1	0.005 6	0.003 7	0.002 9	0.004 1
	0.214 7	0.428 7	0.514 7	0.612 5	1	0.687 4	0.003 5	0.003 1	0.002 7	0.002 4
	0.084 5	0.542 1	0.598 7	0.795 1	0.698 7	1	0.007 4	0.004 6	0.002 8	0.001 9
	0.148 3	0.601 2	0.600 1	0.687 4	0.741 7	1	0.006 3	0.005 3	0.003 6	0.003 4
	0.124 9	0.485 2	0.621 4	1	0.517 9	0.521 4	0.005 9	0.004 7	0.005 1	0.004 8
松动故障	0.087 2	0.037 7	0.040 5	0.846 3	1	0.911 2	0.741 2	0.712 3	0.521 4	0.312 3
	0.060 2	0.029 2	0.020 1	0.745 9	0.841 5	1	0.687 4	0.698 4	0.712 3	0.295 1
	0.021 9	0.028 4	0.025 4	0.614 7	0.698 7	1	0.951 4	0.741 8	0.632 1	0.142 7
	0.040 3	0.027 3	0.032 5	0.621 4	0.741 1	0.741 8	1	0.854 1	0.594 1	0.400 1
	0.021 4	0.045 9	0.036 5	0.718 5	1	0.887 9	0.614 7	0.895 1	0.569 1	0.385 4

续表 2 Table 2 continued

故障类型	超低频	$f_r/3$	$f_r/2$	f_r	$2f_r$	$3f_r$	$4f_r$	$5f_r$	$6f_r$	高频
油膜涡动	0.123 9	0.021 0	1	0.256 3	0.009 0	0.008 8	0.005 1	0.004 1	0.003 8	0.000 1
	0.154 5	0.014 5	1	0.321 4	0.008 4	0.007 9	0.008 7	0.006 4	0.005 9	0.001 4
	0.198 6	0.012 1	1	0.412 6	0.007 6	0.006 4	0.002 1	0.001 9	0.001 8	0.001 5
	0.147 5	0.021 4	1	0.325 4	0.010 4	0.005 1	0.008 5	0.006 5	0.005 1	0.003 5
	0.136 5	0.018 4	1	0.412 5	0.023 2	0.010 2	0.003 6	0.003 2	0.003 1	0.002 1
喘振	1	1	0.352 1	0.213 5	0.011 2	0.007 4	0.005 5	0.004 3	0.003 6	0.003 1
	1	0.963 1	0.412 3	0.106 5	0.009 8	0.006 9	0.005 2	0.005 1	0.003 4	0.002 5
	1	0.892 1	0.296 2	0.214 5	0.010 2	0.007 1	0.004 5	0.003 9	0.002 1	0.001 9
	1	0.928 4	0.387 4	0.251 4	0.031 2	0.006 2	0.005 2	0.005 1	0.004 0	0.003 2
	1	0.935 1	0.369 5	0.324 5	0.014 5	0.005 9	0.005 8	0.004 6	0.004 6	0.004 1
不对中故障	0.104 4	0.044 2	0.028 9	0.457 5	1	0.498 4	0.457 1	0.395 7	0.096 3	0.095 1
	0.025 1	0.064 1	0.042 6	0.512 4	1	0.512 4	0.482 4	0.407 4	0.085 1	0.052 3
	0.012 3	0.014 5	0.021 4	0.621 4	1	0.489 7	0.465 1	0.428 3	0.079 5	0.041 7
	0.052 1	0.014 8	0.044 8	0.415 8	1	0.514 8	0.477 4	0.409 5	0.084 8	0.057 1
	0.012 4	0.017 2	0.059 4	0.598 7	1	0.427 8	0.401 3	0.382 1	0.078 9	0.014 5

3.2.2 实验验证及分析

交叉验证是获得可靠稳定的分类模型的基础. 常见的 Holdout 验证是将训练集人工分类,一部分用于训练,一部分留于验证,但是这并不是实质上的交叉验证. 本文将采用 K-fold cross-validation 验证法,将训练集分解 k 部分,一次训练中,将 $k-1$ 个子样本作为训练集,剩余一个子样本作为验证集,直至所有子样本都成为过验证集. 根据本文数据量,将 $k=5$,进行 5 折交叉验证.

核函数是支持向量机的中心部分,不同的核函数会是支持向量机内部进行完全不同的映射. 有 5 类常用核函数,本文将针对同一样本,核函数参数置为默认值,对 5 类核函数分类准确率进行比对.

由表 3 中可以看出线性核函数与多项式函数运算步骤比较简单,虽然运行时间较多,分类准确率却比较低,RBF 核函数与 sigmoid 核函数正确率都相对较高,但 sigmoid 核函数耗费时间最多. 因此折中考虑运行时间与分类效果,本文将选择性能比最高的 RBF 核函数.

表 3 核函数分类准确率结果

Table 3 Kernel function classification accuracy results

对比项	线性核函数	多项式核函数	RBF 核函数	sigmoid 核函数
准确率	85.714 2%	85.714 2%	88.571 4%	88.571 4%
运行时间(s)	0.000 977	0.000 986 s	0.000 940	0.001 457

RBF 核函数中包含了两个重要因子:惩罚因子 C 与核参数 γ . C 的作用是确定的数据子空间中调节学习机器置信区间范围, γ 核参数的改变可隐含改变映射函数,从而影响样本数据子空间分布的复杂程度. 因此确定惩罚因子 C 与核函数 γ 的值,将对 SVM 分类效果起到决定性作用. 对于以上情况,本文引进“网格搜索”法,确定最优 C 、 γ 值,并将这种 SVC 模型记为 RBF- $C\gamma$ -SVC.

网格搜索法先确定 C 、 γ 范围,分别从 2min 起,至 2max 代入支持向量机训练模型,最后记录分类准确率最高时的 C 、 γ 值作为最优参数值. 本文设 $\min=-10$; $\max=10$,对参数值进行网格搜索,其搜索过程与结果如图 15 所示.

图 15(a)为等高线图,可以看出 C 、 γ 值的变化对准确率的影响;图 15(b)的 3D 视图则显示了准确率的升高走向,可以看出准确率逐渐升高至最大值. 通过网格搜索法,确定最优参数 $C=0.000\ 976\ 6$ 、 $\gamma=0.009\ 765\ 6$. 同时支持向量机的准确率也大幅提高,这证明引入网格搜索法对提高分类性能具有很大意义.

本实验将上文提及的 7 种风机常见状态,分别编号 0~7,构成样本标签. 针对每种状态,选取一列振动信号,通过 IEMD 获得其特征向量,对结合 RBF- $C\gamma$ -SVC 模型进行验证,验证结果如表 4 所示.

由表 4 中利用 IEMD+RBF- $C\gamma$ -SVC 方法诊断出的风机状态与现实完全一致. 这证明风机信号特征频率可以作为风机异常检测的依据,同时也证明了 IEMD+RBF- $C\gamma$ -SVC 算法性能优越,可行性很高.

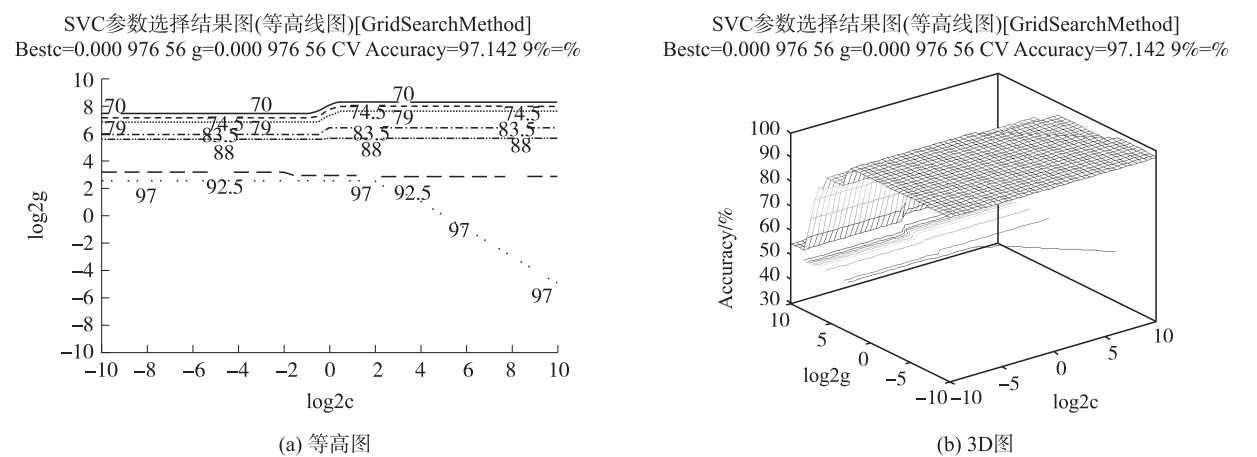


图 15 SVC 参数选择结果图
Fig. 15 SVC parameter selection results

表 4 矿井风机特征向量分类结果对比

Table 4 Mine ventilator characteristic vector classification results											
故障类型	超低频	$f_r/3$	$f_r/2$	f_r	$2f_r$	$3f_r$	$4f_r$	$5f_r$	$6f_r$	高频	分类结果
0	0.034 5	0.007 8	0.034 6	1	0.069 4	0.008 5	0.007 5	0.010 8	0.003 4	0.001 3	0
1	0.101 7	0.080 7	0.080 7	1	0.505 1	0.503 7	0.004 5	0.003 7	0.002 4	0.001 9	1
2	0.935 1	0.056 3	0.036 5	1	0.596 8	0.396 2	0.003 1	0.003 0	0.002 6	0.002 4	2
3	0.062 5	0.021 8	0.032 4	0.084 6	1	0.852 1	0.648 5	0.697 3	0.496 5	0.296 3	3
4	0.006 3	0.002 9	0.036 5	0.765 9	1	0.900 4	0.632 4	0.612 5	0.502 1	0.342 5	4
5	1	0.932 5	0.532 1	0.214 6	0.004 5	0.003 5	0.002 1	0.001 9	0.001 8	0.001 2	5
6	0.103 2	0.036 8	0.016 5	0.457 9	1	0.457 5	0.421 7	0.385 4	0.085 4	0.096 3	6

4 结语

本文针对 EMD 方法的不足,提出一种改进算法 EMD. 通过结合小波方法进行降噪;并利用波形特征匹配方法进行端点拓延,极大减少了端点效应的影响;最后结合柔和性较好的 3 次 Hermite 插值法,获取较为准确的包络线,提高 EMD 分解精度. 将改进 EMD 方法与异常检测工作相结合,以风机振动信号为例,进行异常检测,证明了该方法可有效提取振动信号故障特征,并进行异常检测,有一定应用价值.

[参考文献]

[1] CHENG W D,WANG T Y,WEN W G,et al. Anomaly detection for equipment condition via frequency spectrum entropy[J]. Advanced materials research,2012,433-440:3 753-3 758.

[2] KANKAR P K,SHARMA S C,HARSHA S P. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet transform[J]. Neurocomputing,2011,74(10):1 638-1 645.

[3] SHI X,YANG C,JING T,et al. Aircraft electrical power supply system based on short-time fourier transform detection[J]. Sensor letters,2011,9(4):1 531-1 535.

[4] LI Y G,LI B Z,SUN H F. Uncertainty principles for wigner-ville distribution associated with the linear canonical transforms[J]. Abstract and applied analysis,2014,2014(3):1-9.

[5] KANKAR P K,SHARMA S C,HARSHA S P. Fault diagnosis of rolling element bearing using cyclic autocorrelation and wavelet transform[J]. Neurocomputing,2013,110(8):9-17.

[6] HAN L,LI C W,GUO S L,et al. Feature extraction method of bearing AE signal based on improved FAST-ICA and wavelet packet energy[J]. Mechanical systems and signal processing,2015,62:91-99.

[7] NGUYEN T S,CHANG C C,HUYNH N T. A novel reversible data hiding scheme based on difference-histogram modification and optimal EMD algorithm[J]. Journal of visual communication and image representation,2015,33(C):389-397.

(下转第 72 页)

- computer vision, 2005, 61(1):55-79.
- [24] TAN X, SONG F, ZHOU Z, et al. Enhanced pictorial structures for precise eye localization under incontrolled conditions[C]//Proceedings of the 22th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA:IEEE, 2009.
- [25] ZHANG N, FARRELL R, IANDOLA F, et al. Deformable part descriptors for fine-grained recognition and attribute prediction[C]//Proceedings of IEEE Conference on International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia:IEEE, 2013:729-736.
- [26] KRAUSE J, GEBRU T, DENG J, et al. Learning features and parts for fine-grained recognition[C]//Proceedings of the 27th IEEE Conference on International Conference on Pattern Recognition. Columbus, USA:IEEE, 2014.
- [27] KRAUSE J, JIN H, YANG J, et al. Fine-grained recognition without part annotations[C]//Proceedings of the 28th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA:IEEE, 2015.
- [28] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C]//Proceedings of the 22th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA:IEEE, 2009.
- [29] FARHADI A, ENDRES I, HOIEM D, et al. Describing objects by their attributes[C]//Proceedings of the 22th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA:IEEE, 2009.

[责任编辑:黄 敏]

(上接第64页)

- [8] MARTÍ L, SANCHEZPI N, MOLINA J M, et al. Anomaly detection based on sensor data in petroleum industry applications[J]. Sensors, 2015, 15(2):2 774-2 797.
- [9] YUAN Y, FANG J, WANG Q. Online anomaly detection in crowd scenes via structure analysis[J]. IEEE transactions on cybernetics, 2015, 45(3):562-575.
- [10] KICH J I D F, PEREIRA M F. Appendix: empirical mode decomposition (EMD) method[J]. 海洋学报(英文版), 2015, 19(11):921-940.
- [11] ZHU B, WANG P, CHEVALLIER J, et al. Carbon price analysis using empirical mode decomposition[J]. Computational economics, 2015, 45(2):195-206.
- [12] AKIRA S, EMIKO S. Influence of root conditioning prior to EMD application on periodontal ligament cells of extracted teeth[J]. Applied mechanics and materials, 2014, 568-570(2):1 951-1 954.
- [13] HU J, XIE Q, WANG X, et al. A novel Bi-dimensional EMD algorithm and its application in image enhancement[J]. Information technology journal, 2014, 13(3):469-476.
- [14] CUMRUNVAFA. Extending mirror conjecture to calabi-yau with bundles[J]. Communications in contemporary mathematics, 2012, 1(1):65-70.
- [15] 许宝杰, 张建民, 徐小力, 等. 抑制 EMD 端点效应方法的研究[J]. 北京理工大学学报, 2006, 26(3):196-200.

[责任编辑:黄 敏]