

文章编号:1671-251X(2018)06-0074-06

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2018020029

基于多源信号融合的离心泵叶轮磨损故障分析

郭文琪^{1,2}, 田慕琴^{1,2}, 宋建成^{1,2}, 耿蒲龙^{1,2}, 姚宇^{1,2}

(1. 太原理工大学 煤矿电气设备与智能控制山西省重点实验室, 山西 太原 030024;

2. 矿用智能电器技术国家地方联合工程实验室, 山西 太原 030024)

摘要:针对离心泵故障信号易被噪声淹没、数据分析困难的问题,提出了一种基于多源信号融合的离心泵叶轮磨损故障分析方法。采集离心泵叶轮正常状态和磨损状态下蜗壳、出水口和底座3处的振动信号及原动机接线端的电信号;采用小波包分解提取振动信号的特征频段,通过横向比较各频段能量值确定底座可作为最佳检测点,通过纵向比较各频段能量值以缩小频率分析范围;在缩小频率分析范围的基础上,采用线性调频Z变换对原动机接线端的电信号进行频谱分析,将故障特征频率与3次谐波频率分离,从而精确提取到故障特征频率。试验结果验证了该方法的有效性。

关键词:矿井主排水;离心泵;叶轮磨损;故障特征频率;多源信号融合;小波包分解;线性调频Z变换

中图分类号:TD636 文献标志码:A

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20180521.1051.001.html>

Wear fault analysis of centrifugal pump impeller based on multi-source signal fusion

GUO Wenqi^{1,2}, TIAN Muqin^{1,2}, SONG Jiancheng^{1,2}, GENG Pulong^{1,2}, YAO Yu^{1,2}

(1. Shanxi Key Laboratory of Mining Electrical Equipment and Intelligent Control, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. National & Provincial Joint Engineering Laboratory of Mining Intelligent Electrical Apparatus Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In view of problems that fault signal of centrifugal pump is easily submerged by noise and data analysis is difficult, a wear fault analysis method of centrifugal pump impeller based on multi-source signal fusion was proposed. Three vibration signals of volute, outlet and base of centrifugal pump, and electrical signals of prime mover terminal are collected when centrifugal pump impeller is in normal condition and wear state. Wavelet packet decomposition is used to extract characteristic frequency bands of the vibration signals, it is determined that the base can be used as the best detection point by laterally comparing energy values of each frequency band, and frequency analysis range is narrowed by longitudinally comparing the energy values of each frequency band. Based on narrowed frequency analysis range, chirp Z transform is used to analyze electrical signals of prime mover terminal and separate fault characteristics frequency and the third harmonic frequency, so as to extract fault characteristic frequency accurately. Test result verifies effectiveness of the method.

Key words: mine main drainage; centrifugal pump; impeller wear; fault characteristics frequency;

收稿日期:2018-02-12;修回日期:2018-04-25;责任编辑:胡娟。

基金项目:山西省科技重大专项项目(20131101029);山西省物联网产业发展及应用分析预测(kxkt1605)。

作者简介:郭文琪(1991—),男,山西忻州人,硕士研究生,研究方向为矿井主排水设备的状态监测与寿命管理,E-mail:18234132660@163.com。

引用格式:郭文琪,田慕琴,宋建成,等.基于多源信号融合的离心泵叶轮磨损故障分析[J].工矿自动化,2018,44(6):74-79.

GUO Wenqi, TIAN Muqin, SONG Jiancheng, et al. Wear fault analysis of centrifugal pump impeller based on multi-source signal fusion[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(6): 74-79.

multi-source signal fusion; wavelet packet decomposition; chirp Z transform

0 引言

离心泵是许多工矿企业必不可少的设备之一,其运行状况会影响企业安全生产。叶轮磨损是离心泵最常见的故障之一,因此,研究离心泵叶轮磨损的故障特征对于实现离心泵状态监测和故障诊断具有重要的现实意义。

机械故障诊断方法主要分为两大类:①提取不同状态下信号的特征向量,将特征向量输入模式识别器以实现故障诊断^[1-2];②对信号进行降噪,提取各故障状态的特征频率^[3-4]。为了精确提取故障特征频率,需要对信号进行降噪、滤波等处理,排除与故障识别无用的频段信息。近年来,小波分解^[5]、经验模态分解^[6]、局部特征尺度分解^[7]等信号处理方法已广泛应用于机械故障诊断,并取得了不错的效果。小波包分解是小波分解的延伸,其不仅可对低频部分进行分解,而且可对高频部分进行二次分解,使分解更细致。因此,可以将小波包分解应用于故障频段信息的筛选。

针对故障特征频率被基波淹没的问题,国内外研究者多采用 Hilbert-Huang 技术将基波与特征频谱分离^[8],进而得到特征频率,或者采用滤波算法(如自适应滤波^[9]、盲源分离^[10]和小波分解^[11])滤去基波,得到特征频率。上述方法在信号成分较为复杂、特征频率对应的功率谱密度较小或特征频率被基波淹没的情况下,所得到的效果不佳。线性调频 Z 变换^[12]作为一种从时域到 z 平面的复变换,适用于任意长度的采样数列,优于快速傅里叶变换(Fast Fourier Transformation, FFT);对频谱可实现局部分析,节省了计算时间,谱序列长度 M 与信号序列长度 N 可以不同,可实现谱线的增加,提高频谱分辨率,可用于解决故障特征频率被基波淹没的问题。

本文提出了一种基于多源信号融合的离心泵叶轮磨损故障分析方法,对矿井主排水系统所用的离心泵进行故障诊断分析。采集不同位置的振动信号和原动机接线端的电信号,对振动信号进行小波包分解处理,在缩小频率分析范围的基础上,对电信号进行线性调频 Z 变换,以提取特征频率。

1 分析方法

采集到的振动信号和原动机接线端的电信号经 FFT 变换后,振动信号的频谱图中会出现多个频率

尖峰,无法有效地判断哪一个属于叶轮磨损的特征频率;而电信号的特征频率和 3 次谐波相互混叠,很难进行区分。针对上述问题,依次提出以下解决办法:对振动信号进行小波包分解,提取并对比各分解频段的能量值与概率值,筛选出特征频率;用线性调频 Z 变换实现对信号频谱的局部分析,对某一频段进行密集抽样,提高分辨率。

1.1 小波包分解与特征量提取

小波包实现了对子空间 L_i, H_i 的正交分解(i 为小波包分解后的频段序号),3 层小波包分解结构如图 1 所示, S_0 为振动信号。

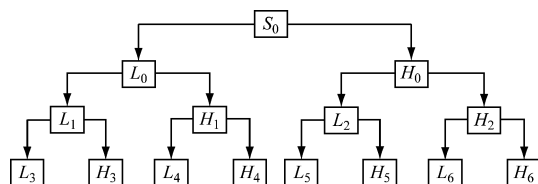


图 1 3 层小波包分解结构

Fig. 1 Structure of three layer wavelet packet decomposition

将子空间用 U 统一表示,则子空间分解式为

$$U_i^m = U_{i-1}^{2m} \oplus U_{i-1}^{2m+1} \quad (1)$$

式中 $m=1,2,\dots,n$, n 为振动信号采样点数。

每层小波包将原频带一分为二, a 层小波包可将原频带分割成 2^a 个子频带,从而实现频带细化,提高了频域分辨率。

小波包分解实现了不同频段间的划分。能量描述了离心泵系统的做功,表征离心泵系统中包含的动力大小;能量概率描述了某一频段能量在整体能量中的比重,表征故障信号存在于某一种频段信号中的可能性。对正常状态与故障状态下不同频段的能量与能量概率进行对比,可确定故障信号在振动信号的哪一频段。能量与能量概率的计算公式为

$$E_i = \sum_{m=1}^n |d_{im}|^2 \quad (2)$$

$$\eta_i = \frac{E_i}{\sum E_i} \quad (3)$$

式中: E_i 为频段 i 的能量值, $i=1,2,\dots,2^a$; η_i 为频段 i 的能量概率; d_{im} 为采样点 m 处对应的采样值。

1.2 线性调频 Z 变换

沿 z 平面上的一段螺旋线作等分角抽样,抽样点 z_k 表示如下:

$$z_k = AW^{-k} \quad (4)$$

式中: $A=A_0\exp(j\theta_0)$, A_0 为起始抽样点的矢量半径长度, θ_0 为起始抽样点的相角; $W=W_0\exp(-j\phi_0)$, W_0 为螺线的伸展率, ϕ_0 为相邻抽样点的角度差; $k=0,1,\cdots,M-1$ 。

整理式(4)可得

$$z_k = A_0 W_0^{-k} \exp(j(\theta_0 + k\phi_0)) \tag{5}$$

抽样点处的 Z 变换为

$$X(z_k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) z_k^{-n} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) A^{-n} W^{nk} \tag{6}$$

令 $g(n)=x(n)A^{-n}W^{n^2/2}$, $h(n)=W^{-n^2/2}$, $n=0,1,\cdots,N-1$, 得

$$X(z_k) = W^{\frac{k^2}{2}} \sum_{n=0}^{N-1} g(n) h(k-n) = W^{\frac{k^2}{2}} [g(k)h(k)] \tag{7}$$

2 试验与检测

在已搭建好的离心泵加速寿命试验平台^[13]上完成叶轮磨损试验,加速寿命试验平台由离心泵、正压计、负压计、流量计、阀门、调节阀、清水箱、砂水箱和试验监测测控系统组成,实物如图 2 所示。以 100-80-125 型号离心泵作为试验对象,仿真矿井排水系统中离心泵叶轮磨损状态下特征信息的变化过程,完成叶轮磨损试验。



图 2 离心泵寿命加速试验平台

Fig. 2 Accelerated-life test platform of centrifugal pump

离心泵采用 6 叶片叶轮,在离心泵正常运行状态下采集的信号作为正常信号;对其中 1 片叶轮进行磨损,磨损面积为 35 mm×16 mm,采集的信号作为故障信号。叶轮磨损前后对比如图 3 所示。

将 8962C10 型三轴加速度传感器分别安装于离心泵的底座、蜗壳和出水口等不同位置,感知叶轮磨损故障状态下离心泵的振动信号,如图 4 所示。采用 Synergy 数据记录仪进行数据采集,采样频率为 10 kHz,测点通道号配置见表 1。用示波器采集正常状态与故障状态下的电流信号,电流信号采样

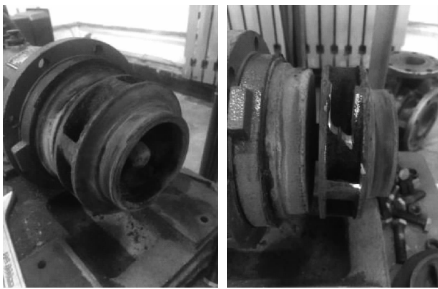


图 3 叶轮磨损前后对比

Fig. 3 Contrast of intact impeller and worn impeller

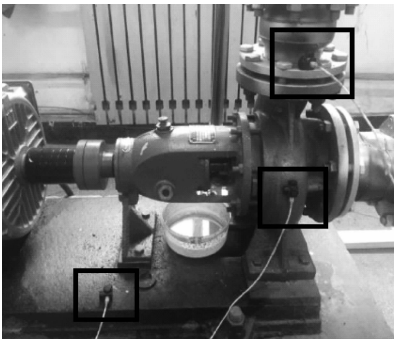


图 4 加速度传感器安装位置

Fig. 4 Installation positions of acceleration sensors

表 1 测点通道号配置

Table 1 Configuration of channel numbers of detection points

测点位置	方向及数据记录仪通道		
蜗壳	X-CH1	Y-CH2	Z-CH3
出水口	X-CH5	Y-CH6	Z-CH7
底座	X-CH9	Y-CH10	Y-CH11

频率为 5 MHz。

3 试验结果分析

3.1 理论分析

矿井主排水泵叶轮出现一定磨损时,其振动频率会发生改变。原因如下:离心泵叶轮叶片相互对称,正常状态下,叶片通过频率(Blade Passing Frequencies, BPF)相互抵消,不存在于所采集信号中;而故障状态下,由于某一叶片磨损,对应侧的叶片通过频率就表现出来。因此,频率是监测叶片故障的最有效特征参量,即叶片通过频率与叶轮磨损故障频率相等。叶片通过频率公式为

$$f_{\text{BPF}} = Yf_2 \tag{8}$$

$$f_2 = \frac{f_1}{p}(1-s) \tag{9}$$

式中: f_{BPF} 为叶片通过频率; Y 为叶片数; f_2 为电动机转动频率; f_1 为电动机电源频率; p 为电动机极对数; s 为转差率。

试验选用2极电动机,电源频率为50 Hz,转差率为0.02,叶轮叶片数为6。因此,由理论计算可得叶轮磨损故障频率为147 Hz。

3.2 振动信号分析

离心泵输送介质时,主要在 z 轴方向出水,导致垂直方向振动强烈,而水平方向被螺丝锁死,振动较小,因此,对振动强烈的 z 轴信号进行分析。时域图中故障前后振动信号变化不明显,因此,利用FFT变换进行时频变换,分析结果如图5—图7所示。

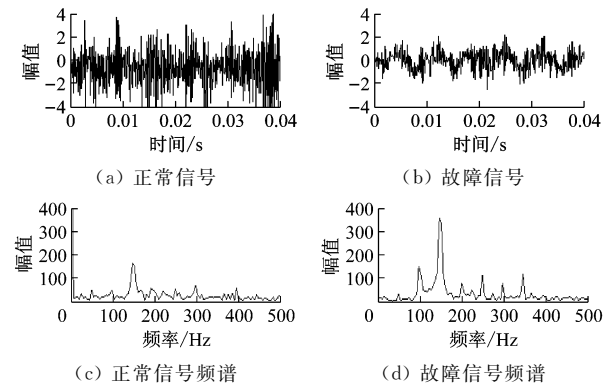


图5 蜗壳处振动信号时频波形
Fig. 5 Time and frequency waveforms of vibration signal at volute

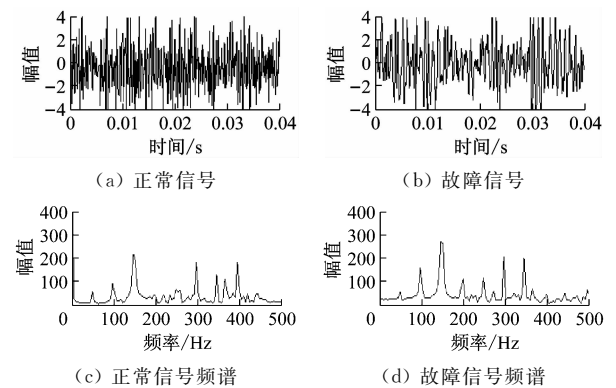


图6 出水口处振动信号时频波形
Fig. 6 Time and frequency waveforms of vibration signal at outlet

由图5—图7可得出以下结论:①蜗壳处:故障在100,150,250,350 Hz附近的振幅和正常状态下相差较大。②出水口处:故障在100,150,350,400 Hz附近的振幅和正常状态下相差较大。③底座处:故障在150,350,400 Hz附近的振幅和正常状态下相差较大。

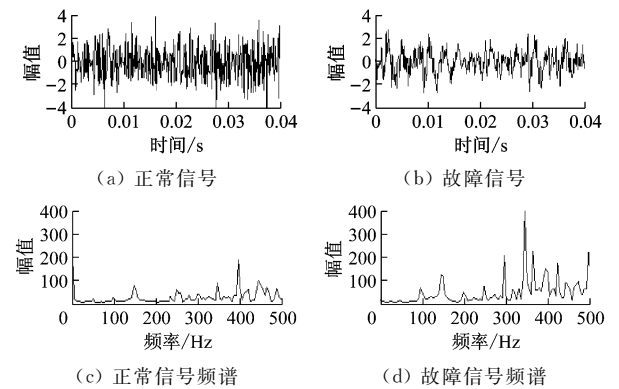


图7 底座处振动信号时频波形
Fig. 7 Time and frequency waveforms of vibration signal at base

通过频谱图只能分析出故障可能出现的频率点,不能有效确定故障特征频率。为了排除对故障识别无用的频率分量,需要对振动信号进行小波包分解,并将100,150,250,350,400 Hz附近频段作为小波包分解后提取的特征频段。

采用db4小波对 Z 轴的正常与故障信号进行7层小波包分解。频带宽度 $\Delta f=39.06$ Hz,共分解成128个频段。选取S3(78.13~117.19 Hz),S4(117.19~156.25 Hz),S7(234.38~273.44 Hz),S9(312.50~351.56 Hz),S11(390.63~429.69 Hz)五个频段来计算其能量与概率值,结果见表2—表4。

表2 蜗壳处小波包能量				
Table 2 Wavelet packet energy at volute				
能量段	正常状态		故障状态	
	能量	概率	能量	概率
S3	59.775 0	0.009 2	119.106 1	0.032 2
S4	28.390 6	0.004 4	45.890 9	0.012 4
S7	53.651 5	0.008 3	102.519 3	0.027 7
S9	14.186 0	0.002 2	16.298 0	0.003 1
S11	13.758 8	0.002 1	14.906 0	0.004 0

表3 出水口处小波包能量				
Table 3 Wavelet packet energy at outlet				
能量段	正常状态		故障状态	
	能量	概率	能量	概率
S3	71.974 9	0.008 2	89.747 7	0.012 6
S4	26.278 3	0.003 0	47.102 4	0.006 6
S7	61.237 2	0.006 9	78.594 2	0.011 0
S9	21.588 0	0.002 4	40.896 6	0.005 7
S11	19.763 7	0.002 2	37.665 1	0.005 3

表 4 底座处小波包能量

Table 4 Wavelet packet energy at base

能量段	正常状态		故障状态	
	能量	概率	能量	概率
S3	25.457 7	0.004 4	41.260 8	0.011 3
S4	8.755 9	0.001 5	26.773 6	0.007 3
S7	23.604 2	0.004 1	37.316 1	0.010 2
S9	26.618 8	0.004 6	43.746 8	0.011 9
S11	37.026 7	0.006 4	59.183 2	0.016 2

由表 2—表 4 可知,同样的叶轮磨损故障,在不同位置检测得到的具有较大能量差的频段不尽相同。在蜗壳处,S3,S4,S7 频段正常状态与故障状态的 能量相差较大;在出水口处,S4,S9,S11 频段正常状态与故障状态的 能量相差较大;在底座处,S3,S4,S7,S9,S11 频段正常状态与故障状态的 能量相差较大。综上所述,在 3 个位置检测到的较大能量差频段都包含 S4,因此,S4 频段即为故障特征频段,从而排除了与故障识别无关的频率点,缩小了频率分析的范围。

在蜗壳处,S4 频段故障状态与正常状态的能量比为 1.616 4;在出水口处,能量比为 1.792 4;而在底座处,能量比达到 3.057 8。因此,底座是最合适的信息检测点。

3.3 电信号分析

在缩小频率分析范围的基础上,为精确提取故障特征频率,需要对原动机接线端的电信号进行分析。

正常状态与故障状态下的电信号时域波形如图 8 所示,难以识别故障状态。

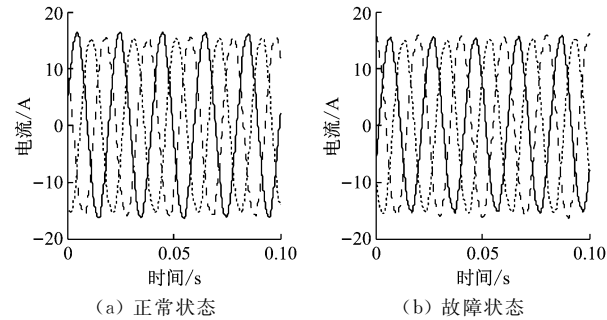


图 8 正常状态与故障状态下的电信号时域波形
Fig. 8 Time domain waveforms of electrical signal under normal condition and fault conditoin

对 A 相电流信号进行时频变换,得到相应频谱,如图 9 所示。信号中存在 3,5,7 次谐波;在频率 50 Hz 之后,故障信号功率谱密度较正常信号高;正常信号在 150 Hz 处有尖峰(即 3 次谐波),而故障信

号相对应的尖峰向左发生了偏移,与振动信号分析中所得结论(S4 频段为故障特征频段)相一致。

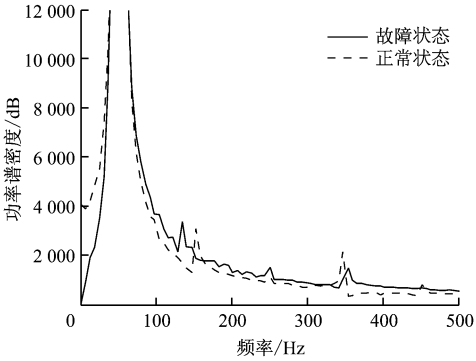


图 9 电信号频谱波形
Fig. 9 Frequency domain waveforms of electrical signal

综合振动信号和电流信号分析结果,可得出故障频率应处于 150 Hz 附近。为了精确提取故障特征频率,对 140~160 Hz 频段进行密集采样,采用线性调频 Z 变换得到频谱,如图 10 所示。在 156 Hz 处,正常状态的频谱尖峰与故障状态下的频谱尖峰重合,可以判断 156 Hz 即为 3 次谐波频率。145 Hz 处故障状态存在频率尖峰,而正常状态没有,因此可判断 145 Hz 为故障特征频率。这与理论分析中叶轮磨损故障频率为 147 Hz 相吻合,证明了理论分析的正确性。

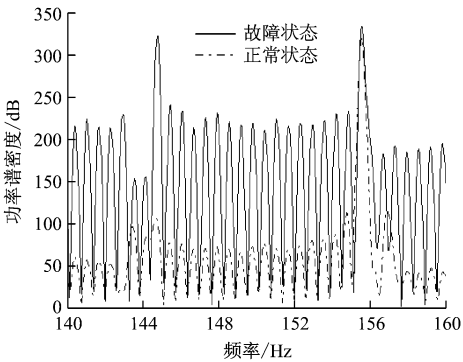


图 10 线性调频 Z 变换后的频谱
Fig. 10 Frequency domain waveforms after chirp Z transform

4 结论

以矿井排水系统的离心泵为研究对象,进行了叶轮磨损试验,监测了正常状态和故障状态下离心泵的电信号和振动信号,分析叶轮磨损特征频率,并对检测到的电信号与振动信号进行深入研究,得出以下结论:

(1) 分析比较蜗壳、出水口和底座处的振动信号频段能量值,得出三者正常状态和故障状态下

能量值相差较大的频段都包含 S4,缩小了频率分析的范围。

(2) 对蜗壳、出水口和底座处的振动信号频段能量值进行横向比较,得出底座处 S4 频段故障状态与正常状态的能量比为 3.057 8,大于蜗壳和出水口处,因此,底座是最合适的信息检测点。

(3) 对电流信号进行线性调频 Z 变换,得出试验处电压的 3 次谐波频率为 156 Hz,较工频电压有一定的偏移;故障特征频率为 145 Hz,与理论分析频率 147 Hz 相差很小。

参考文献(References):

- [1] 夏天,王新晴,肖云魁,等.应用 EMD-AR 谱提取柴油机曲轴轴承故障特征[J].振动.测试与诊断,2010,30(3):318-321.
- XIA Tian, WANG Xinqing, XIAO Yunkui, et al. Feature extraction from crank-shaft bearing fault of diesel engine using empirical mode decomposition and auto regressive model spectrum technology [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010,30(3):318-321.
- [2] 张培林,李胜.基于小波包变换和 GA-PLS 算法的故障特征选择方法[J].振动.测试与诊断,2014,34(2):385-391.
- ZHANG Peilin, LI Sheng. Fault feature selection method based on wavelet and GA-PLS algorithm [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014,34(2):385-391.
- [3] YANG Yongsheng, MING Anbo, ZHANG Youyun, et al. Discriminative non-negative matrix factorization (DNMF) and its application to the fault diagnosis of diesel engine [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017,95:158-171.
- [4] LI Z, WAN Z, XIONG X, et al. The application of LMD and BP neural network in gear fault diagnosis [C]// 25th Chinese Control and Decision Conference, Guiyang, 2013.
- [5] 任子晖,刘昊岳,徐进霞.基于小波变换和改进 Prony 方法的电能质量扰动分析[J].电力系统保护与控制,2016,44(9):122-128.
- REN Zihui, LIU Haoyue, XU Jinxia. Power quality disturbance analysis based on wavelet transform and improved Prony method[J]. Power System Protection and Control, 2016,44(9):122-128.
- [6] 蒋永华,李荣强,焦卫东,等.应用 EMD 和双谱分析的故障特征提取方法[J].振动.测试与诊断,2017,37(2):338-342.

- JIANG Yonghua, LI Rongqiang, JIAO Weidong, et al. Feature extraction method based on empirical mode decomposition and bispectrum analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(2): 338-342.
- [7] 郑近德,程军圣,杨宇.基于 LCD 和排列熵的滚动轴承故障诊断[J].振动.测试与诊断,2014,34(5):802-806.
- ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. A rolling bearing fault diagnosis method based on LCD and permutation entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014,34(5):802-806.
- [8] 曹莹,段玉波,刘继承. Hilbert-Huang 变换中的模态混叠问题[J].振动.测试与诊断,2016,36(3):518-523.
- CAO Ying, DUAN Yubo, LIU Jicheng. Research and application of mode-mixing in Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016,36(3):518-523.
- [9] 张红梅,韩万刚.一种新的变步长 LMS 自适应滤波算法研究及其应用[J].仪器仪表学报,2015,36(8):1822-1830.
- ZHANG Hongmei, HAN Wangang. A new variable step LMS algorithm and its application [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8): 1822-1830.
- [10] 刘光晓,孟令雅,刘翠伟,等.基于盲源分离技术的泄漏音波信号滤波方法分析[J].振动与冲击,2014,33(24):192-199.
- LIU Guangxiao, MENG Lingya, LIU Cuiwei, et al. Filtering methods of leaky acoustic wave signals based on blind source separation technique [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014,33(24):192-199.
- [11] 赵志宏,杨绍普,刘永强.多小波系数特征提取方法在故障诊断中的应用[J].振动.测试与诊断,2015,35(2):276-280.
- ZHAO Zhihong, YANG Shaopu, LIU Yongqiang. Application of feature extraction method in fault diagnosis based on multi-wavelet coefficients [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015,35(2):276-280.
- [12] 黄永平,于含,李辉.基于 Matlab 的线性调频 Z 变换算法仿真[J].实验技术与管理,2016,33(4):57-60.
- HUANG Yongping, YU Han, LI Hui. Simulation of chirp Z transform based on Matlab [J]. Experimental Technology and Management, 2016,33(4):57-60.
- [13] 姚宇.基于物联网的矿井主排水设备状态监测及寿命管理系统的开发[D].太原:太原理工大学,2016.