

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003714

基于振动信号分析的极端环境下循环泵可靠性评估

曹 智^{1,2} 李振祥^{1,2} 伏洪勇¹

(1. 中国科学院空间应用工程与技术中心 太空应用重点实验室 北京 100094; 2. 中国科学院大学 北京 100049)

摘 要:可靠性评估是保证机械设备安全正常运行的重要技术手段。在航天设备中应用的循环泵需要经历火箭发射阶段以及航天器在轨运行阶段的极端环境,为了研究火箭发射和航天器在轨等极端环境下循环泵的可靠性,在地面构建了一整套的可靠性试验系统,并进行了数次模拟实验,采集了相关数据。分别通过时域特征参数分析法和 小波降噪-Hilbert 包络分析法来对模拟实验过程中采集到的振动信号进行数据分析处理,根据分析结果对循环泵进行可靠性评估,结果表明循环泵的可靠性满足航天设备在极端环境下的使用要求。

关键词:可靠性;时域特征;小波变换;包络谱

中图分类号: TB114.3;TH311 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Reliability evaluation of circulating pumps in extreme environments based on vibration signal analysis

Cao Zhi^{1,2} Li Zhenxiang^{1,2} Fu Hongyong¹

(1. Key Laboratory of Space Utilization, Technology and Engineering Center for Space Utilization, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Reliability assessment is an important technical means to ensure the safe and normal operation of mechanical equipment. Circulating pumps used in aerospace equipment need to experience extreme environments during the rocket launch phase and the spacecraft in orbit phase. In order to study the reliability of the circulating pump in extreme environments such as rocket launch and spacecraft in orbit, a complete set of Reliability test system, several simulation experiments have been carried out, and relevant data have been collected. This paper uses time-domain characteristic parameter analysis and wavelet denoising-Hilbert envelope analysis to analyze and process the vibration signals collected during the simulation experiment. According to the analysis results, the reliability of the circulating pump is evaluated. The results show that the reliability of the circulating pump meets the requirements for use of aerospace equipment in extreme environments.

Keywords: reliability; time domain characteristics; wavelet transform; spectral envelope

0 引 言

伴随着工业 4.0 的到来,我国工业生产水平逐步提高。循环泵作为生产系统的重要组成部分已经广泛应用到我国众多工业生产领域中,如交通运输、核电、航空、航天等。应用场景的特殊性进而要求循环泵具有较高的可靠性,因此研究有关循环泵可靠性将有很大的意义。

在航天领域中,循环泵(图 1、2)作为液冷工质循环驱动动力源,为整个系统的核心组件,影响着整个系统的换热能力和散热功能,除了要求有长时间的工作寿命外,

还要经受得住火箭发射段及航天器在轨段极端环境的考验。通过对循环泵故障模式分析发现,循环泵常见的故障模式有轴断裂、叶轮断裂、轴封密封不好、电机过热和轴承故障等。其中轴断裂、叶轮断裂等失效模式可以通过优化设计确保刚度;轴封密封可以通过采用静密封来确保密封的可靠性;解决电机过热可以采用成熟的高可靠性产品,同时通过热设计确保良好导热。因此轴承故障成为影响循环泵可靠性的主要因素。所以本文主要通过滚动轴承振动信号的分析来评估循环泵在火箭发射阶段的可靠性。

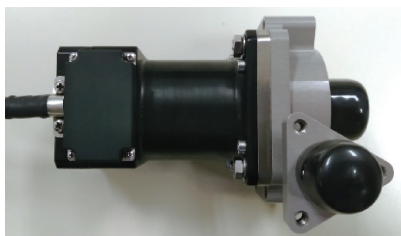


图 1 循环泵实物

Fig. 1 Circulation pump picture

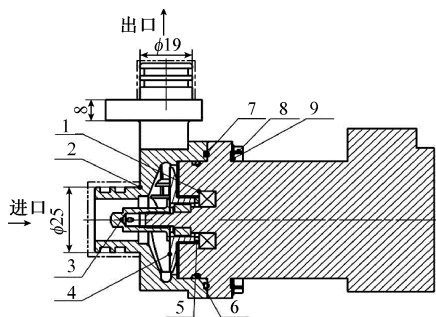


图 2 装配效果

Fig. 2 Assembly effect drawing

在滚动轴承的故障诊断过程中,传统的信号处理方法是根据振动信号的幅值特征来进行时域特征分析,其中常见的时域特征参数有效值、峰值、峭度指标、K 因子、脉冲指标、波形指标和歪度等,通过计算并观察相关特征参数值,进而诊断滚动轴承的健康状况。随着控制论的快速发展,近些年也出现了一些信号处理新方法,如 Wigner-Ville 分布、Hilbert-Huang 变换、小波变换等,可以很好应对包含多尺度特征的复杂信号,进而对轴承健康状况做出更全面的评估。

本文分别从传统的信号处理方法和现代控制论的新方法两个方面入手进行对比,先后通过采用时域特征参数分析法和小波降噪-Hilbert 包络分析法对实验轴承的健康状况进行诊断,进而对极端环境下循环泵的可靠性做出评估^[1-6]。

1 时域特征参数法

根据理论公式,将原始振动信号预处理后进行理论计算,通过观察各项指标值是否正常,进而对轴承当前健康状况进行诊断和评估。

1.1 有效值

有效值也称为均方根值(RMS),可以用来表示振动变化大小,既振幅的均方根值,适用于轴承磨损的情况。表达式为:

$$X_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (1)$$

式中: x_i 表示采集的信号值; N 表示采样点的数量。

1.2 峰值

峰值表示振动信号某一时刻的最大值,适用于轴承表面点蚀等情况。首先把采用信号分成 n 段,每段找出一个绝对值最大的采样点作为峰值,然后把 n 个峰值求平均。表达式为:

$$X_{peak} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_{pj} \quad (2)$$

其中, $\{X_{pj}\} (j = 1 \sim n)$ 表示 n 段采样点中的 n 个峰值。

1.3 峭度指标

峭度指标通常用一个归一化的 4 阶矩表示,反映了信号的分布特征,适用于轴承表面点蚀等情况,常用于轴承早期故障评估,可以精确检测轴承故障状态,轴承正常工作时峭度值一般不大于 3^[7]。表达式为:

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right\}^2} \quad (3)$$

式中: x_i 表示采集的信号值; $\bar{x}$ 表示采集的信号均值; n 表示采样的长度。

1.4 脉冲指标

脉冲指标表示峰值与均值之间的比值,表达式为:

$$I = \frac{X_{peak}}{\bar{X}} \quad (4)$$

1.5 K 因子

K 因子表示有效值与峰值之间的乘积,既可用于检测轴承磨损,又可用于检测轴承表面损伤。表达式为:

$$K = X_{RMS} * X_{peak} \quad (5)$$

1.6 歪度

正常工作状态的轴承歪度值大约是 1.6,且歪度值越大轴承故障越明显,表达式为:

$$S_r = \sum_{i=1}^N |x_i|^3 / NX_{RMS}^3 \quad (6)$$

2 小波降噪-Hilbert 包络分析法

2.1 小波降噪分析

从信号处理的角度看,小波降噪相当于信号滤波(很大程度上可以当作是低通滤波),并且在降噪后还能保留信号特征。其原理如图 3 所示。

一维含噪信号模型表达式如下:

$$S(x) = f(x) + \varepsilon \cdot e(x) \quad (7)$$

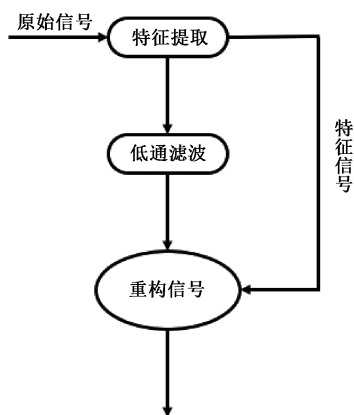


图3 小波降噪原理

Fig. 3 Schematic diagram of wavelet noise reduction

$$x = 0, 1, \dots, n-1$$

式中: $f(x)$ 为真实故障信号; $S(x)$ 为含噪声信号; $e(x)$ 为噪声信号; σ 为噪声系数的标准偏差。

一维信号的降噪过程一般分为如下3个步骤。

1) 将一维信号进行小波分解。首先选择一个小波, 再确定分解层数 N , 然后将信号进行 N 层分解计算。

2) 高频系数阈值量化。保留低频系数, 对每一层的高频系数选择一个阈值进行软阈值量化处理。

3) 一维小波重构。根据小波分解的保留的低频系数和经过量化处理的每一层高频系数, 进行一维信号小波重构^[8-10]。

2.2 Hilbert-包络分析

包络分析是一种利用振动冲击脉冲来检测轴承故障状态的有效方法。包络分析能够识别和区分同一轴承中存在的不同故障模式的特征参数, 可以将故障特征信号通过信号调制从高频段输出, 具有较高的检测精度。适用于轴承点蚀等局部损伤的情况, 也适用于轴承磨损的情况^[11]。

Hilbert 变换是一种常见且重要的算子。在信号处理中, 包络分析普遍基于希尔伯特变换, 通过对时域信号构造解析信号提取包络曲线。所以本文采用 Hilbert-包络分析法对采集的振动信号进行处理^[12-13]。

1) 将振动信号 $x(t)$ 进行 Hilbert 变换:

$$H\{x(t)\} = \hat{x}(t) = x(t) \cdot \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (8)$$

其中, $*$ 表示卷积。

2) 振动信号 $x(t)$ 的解析信号表达式为:

$$\tilde{x}(t) = x(t) + i\hat{x}(t) \quad (9)$$

3) $\tilde{x}(t)$ 的模值即为 $x(t)$ 的包络信号:

$$|\tilde{x}(t)| = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} \quad (10)$$

4) 对包络信号进行 FFT 变换可得到包络谱。

2.3 小波降噪-Hilbert 包络分析法

在现实中, 采集到的振动信号通常包含多个振动源信号, 而且还饱受噪声干扰, 所以导致真实信号特征很难被提取。基于小波降噪和 Hilbert-包络分析, 在优势互补的前提下, 提出了小波降噪-Hilbert 包络分析法, 用于在复杂信号中准确提取真实信号特征。首先采用小波变换对采集的振动信号进行 N 层信号分解, 再对分解的信号进行重构, 然后采用 Hilbert-包络分析对重构信号进行包络解调, 最后采用快速傅里叶变换将包络谱显示出来^[14-16]。

3 实验分析

本文以循环泵中的 6 200 轴承为研究对象。该循环泵一共有两个轴承, 其结构如图 4 所示。实验中先将循环泵组装置安装在振动试验台(图 5)上, 然后在每个轴承座上安装一个加速度传感器, 每个传感器有 X 、 Y 、 Z 三个通道, 采集时加速度信号设置的采样频率为 48 kHz, 每次采样时间为 10 s, 轴承转速为 8 000 r/min。装置安装好之后, 首先在模拟火箭发射状态前进行一次振动信号采集, 之后将在模拟火箭发射状态下进行数次试验。在每间隔相同次数模拟实验后, 采集一次振动信号, 最终实验结束前一共采集了 4 次数据。

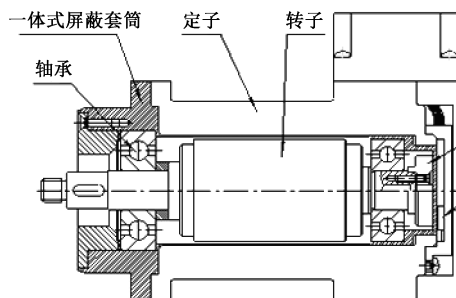


图4 循环泵结构

Fig. 4 Circulating pump structure drawing

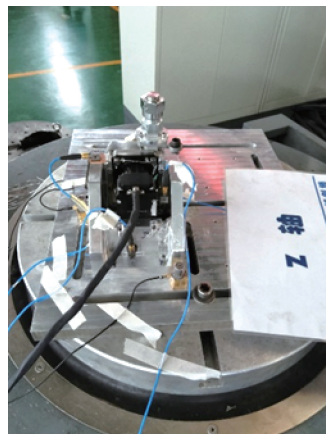


图5 振动试验台

Fig. 5 Vibration bench

图 6 所示为先后 4 次选取的在模拟火箭发射状态下采集的滚动轴承振动信号 X 方向的时域图。

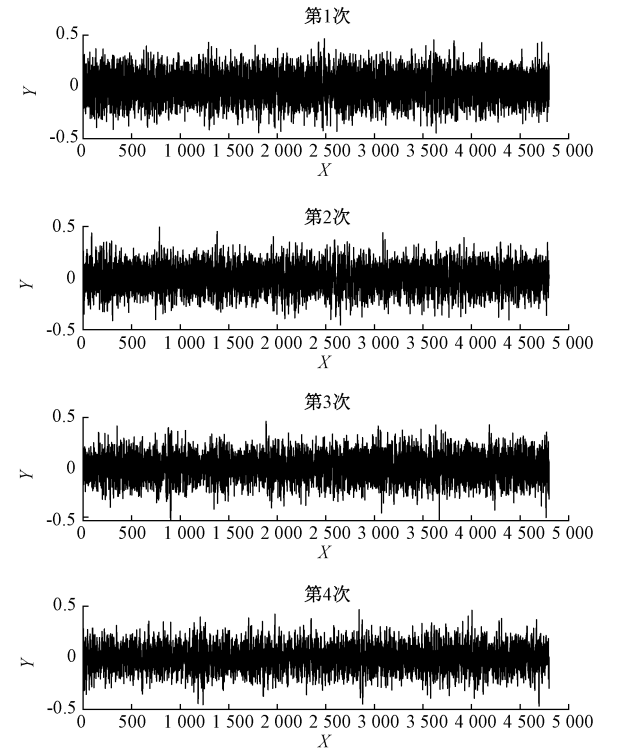


图 6 轴承 X 方向时域图

Fig. 6 Time domain diagram of bearing X direction

3.1 时域特征参数法分析结果

按照时域特征参数分析法结果如表 1 所示。

表 1 振动信号 X 方向时域指标值

Table 1 Time domain index value in X direction of vibration signal

实验次数	有效值	峰值	峭度指标	脉冲指标	K 因子	歪度
1	0.156	0.492	2.48	3.78	0.077	1.44
2	0.139	0.486	2.61	4.34	0.068	1.35
3	0.142	0.489	2.63	4.22	0.069	1.49
4	0.127	0.485	2.67	4.75	0.063	1.54

表 1 中,经过前后 4 次实验结果对比可以发现:有效值、峰值、峭度指标、脉冲指标、K 因子和歪度的波动很小;峭度指标都小于 3,且歪度值都近似约为 1.6,结合传感器 Y 、 Z 方向的振动信号分析结果可以得到轴承一直处于正常工作的状况。再经过对所有振动信号分析可以得出循环泵的两个轴承都处于正常工作状态,所以通过时域特征参数法分析说明经过多次模拟火箭发射实验,循环泵依旧能够满足使用需求。

3.2 小波降噪-Hilbert 包络分析法结果

本文采用 db10 小波首先通过小波变换对振动信号进行尺度为 5 层的信号分解,细节系数选用 minimaxi 阈值模式和尺度噪声 (db10)。然后分别对保留的低频系

数和第 1~5 层的高频系数进行重构,得到降噪信号,如图 7 所示为第 1 次振动信号 X 方向重构信号。之后采用 Hilbert-包络分析对重构信号进行包络解调,最后使用快速傅里叶变换将其包络谱显示出来。

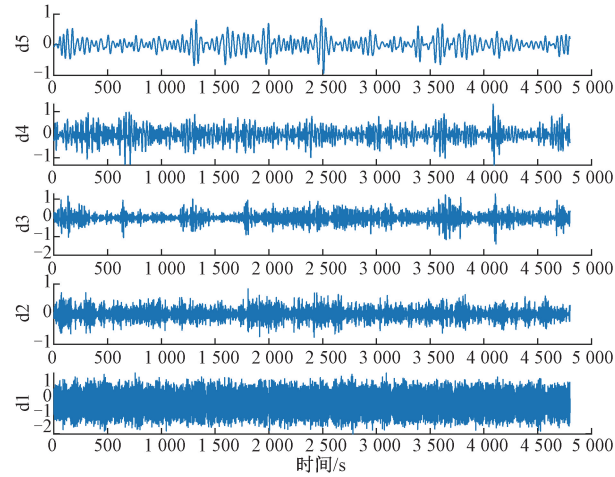


图 7 第 1 次振动信号 X 方向重构信号

Fig. 7 The first vibration signal was reconstructed in the X direction

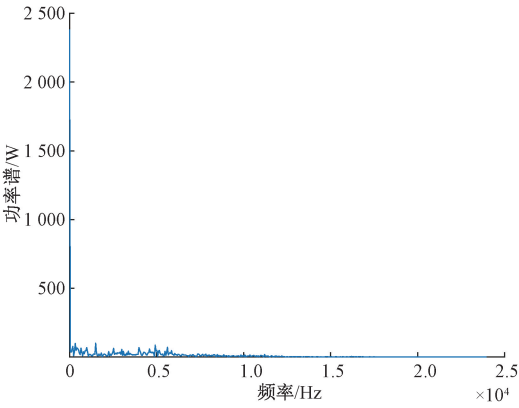


图 8 第 1 次振动信号 X 方向包络谱

Fig. 8 Envelope spectrum in X direction of the first vibration signal

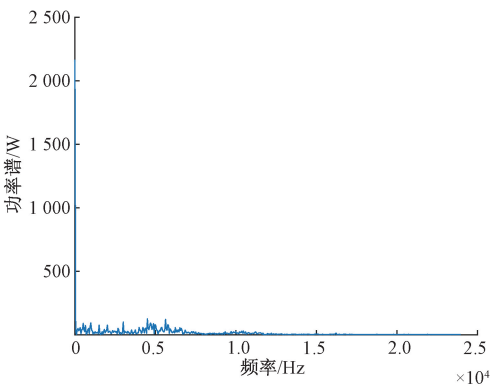


图 9 第 2 次振动信号 X 方向包络谱

Fig. 9 Envelope spectrum in X direction of the second vibration signal

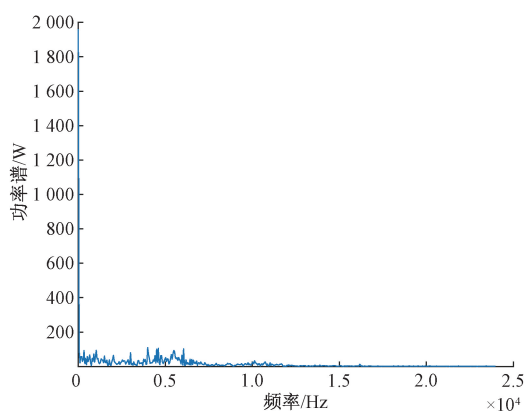


图 10 第 3 次振动信号 X 方向包络谱
Fig. 10 Envelope spectrum in X direction
of the third vibration signal

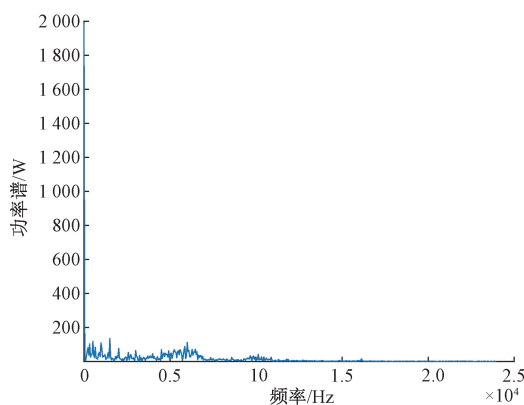


图 11 第 4 次振动信号 X 方向包络谱
Fig. 11 Envelope spectrum in X direction
of the fourth vibration signal

如图 8~11 所示,可以清晰地发现,先后 4 次实验的包络谱能量主要集中在低频段,高频段很平稳,没有明显故障特征^[17-18]。结合传感器 Y 、 Z 方向的振动信号分析结果可以得到轴承一直处于正常工作的状况。再经过对所有振动信号分析可以得出循环泵的两个轴承都处于正常工作状态,所以通过包络法分析说明经过多次模拟火箭发射实验,循环泵依旧能够满足使用需求。

4 结 论

本文从轴承故障诊断角度出发,分别利用时域特征参数法和小波降噪-Hilbert 包络分析法对循环泵所包含轴承工作状态进行检测,通过特征指标和包络分析相继证明,经过多次极端环境下的模拟实验,滚动轴承始终能够满足性能需求,进而表征了循环泵可靠性良好。详细结果进一步显示,小波降噪-Hilbert 包络分析法比时域特征参数法更为直观和准确。时域特征参数法在处理单一振动信号时较为简单、快捷;小波降噪-Hilbert 包络分析

法可以在不需要进行大量公式计算的前提下,能够很好的处理包含多尺度特征的复杂信号,进而对轴承健康状况做出更全面的评估。

参考文献

- [1] 赵晓玲. 滚动轴承故障振动检测方法[J]. 重庆科技学院学报(自然科学版), 2007(1): 41-44.
ZHAO X L. Rolling bearing fault vibration detection method[J]. Journal of Chongqing University of Science and Technology (Natural Science), 2007(1): 41-44.
- [2] 李鲲鹏. 滚动轴承故障检测方法分析[J]. 南方农机, 2019, 50(16): 185.
LI K P. Analysis of rolling bearing fault detection method [J]. Southern Agricultural Machinery, 2019, 50(16): 185.
- [3] 陈强强, 戴邵武, 戴洪德, 等. 滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 仪表技术, 2019(9): 1-4, 42.
CHEN Q Q, DAI SH W, DAI H D, et al. Review of rolling bearing fault diagnosis methods [J]. Instrument Technology, 2019(9): 1-4, 42.
- [4] AI Y T, GUAN J Y, FEI C W, et al. Fusion information entropy method of rolling bearing fault diagnosis based on n-dimensional characteristic parameter distance [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 88: 123-136.
- [5] LIAO Y H, WANG B X, SUN P, et al. Extraction of repetitive transients with frequency domain multipoint kurtosis for bearing fault diagnosis [J]. Measurement Science & Technology, 2018, 29 (5): 055012-1-055012-12.
- [6] 施杰, 伍星, 刘韬. 基于 MPDE-EEMD 及自适应共振解调的轴承故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 47-54.
SHI J, WU X, LIU T. Bearing fault feature extraction method based on MPDE-EEMD and adaptive resonance demodulation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(9): 47-54.
- [7] 郭庆丰, 王成栋, 刘佩森. 时域指标和峭度分析法在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械传动, 2016, 40(11): 172-175.
GUO Q F, WANG CH D, LIU P S. Application of time domain index and kurtosis analysis in fault diagnosis of rolling bearing [J]. Mechanical Transmission, 2016, 40(11): 172-175.
- [8] 陈松, 陈立爱, 吴跃波. 基于小波变换的振动信号分析方法研究[J]. 洛阳理工学院学报(自然科学版), 2016, 26(4): 52-54.
CHEN S, CHEN L AI, WU Y B. Study on vibration signal analysis method based on wavelet transform [J]. Journal of Luoyang University of Technology (Natural

- Science Edition), 2016, 26(4): 52-54.
- [9] 王鹏飞, 赵一佳, 熊保良, 等. 基于小波变换的轴承故障诊断及预测方法研究[J]. 电气开关, 2020, 58(3): 23-29.
- WANG P F, ZHAO Y J, XIONG B L, et al. Study on the diagnosis and prediction method of bearing fault based on wavelet transform [J]. Electric Switch, 2020, 58(3): 23-29.
- [10] 潘超, 陈祥, 蔡国伟, 等. 基于小波包尺度-能量占比的变压器三相不平衡绕组振动特征辨识[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 129-137.
- PAN CH, CHEN X, CAI G W, et al. Vibration characteristics identification of three-phase unbalanced winding of transformer based on wavelet packet scale-energy ratio [J]. Journal of Instrumentation, 2020, 41(4): 129-137.
- [11] 蔡改改, 陈雪峰, 李兵, 等. 基于损伤定量识别的机械设备运行可靠性评估[C]. 全国振动工程及应用学术会议, 2012: 368-371.
- CAI G G, CHEN X F, LI B, et al. Operation reliability evaluation of mechanical equipment based on damage quantitative identification [C]. National Conference Proceedings on Vibration Engineering and Application, 2012: 368-371.
- [12] GUO J F, JAMES G, DONG Z, et al. Implementation of envelope analysis on a wireless condition monitoring system for bearing fault diagnosis [J]. International Journal of Automation and Computing, 2015, 12(1): 14-24.
- [13] 朱培鑫. 基于振动信号的旋转机械故障特征提取方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.
- ZHU P X. Research on fault feature traction method of rotating machinery based on vibration signal [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2014.
- [14] PETROVIC, PREDRAG, DAMLJANOVIC, et al. New procedure for harmonics estimation based on Hilbert transformation [J]. Electrical Engineering, 2017, 99(1): 313-323.
- [15] TU Y Q, YANG H Y, ZHANG H T, et al. CMF Signal processing method based on feedback corrected ANF and Hilbert transformation [J]. Measurement Science Review, 2014, 14(1): 41-47.
- [16] LU J M, MENG F L. Rolling bearing fault diagnosis with Hilbert spectrum based on EEMD [C]. 4th International Conference on Signal Processing Systems, 2012: 121-125.
- [17] 游磊, 蒲强, 吴成宾. 基于小波能量谱旋转机械振动信号的故障特征提取[J]. 煤矿机械, 2012, 33(5): 271-273.
- YOU L, PU Q, WU CH B. Fault feature extraction of rotating machinery vibration signal based on wavelet energy spectrum [J]. Coal mine machinery, 2012, 33(5): 271-273.
- [18] CHENG L, JIA M P, WEN Y. The diagnosis approach for rolling bearing fault based on kurtosis criterion EMD and Hilbert envelope spectrum [C]. Proceedings of 2017 IEEE 3rd Information Technology and Mechatronics Engineering Conference, 2017: 718-72.

作者简介



曹智, 2018 年于郑州大学获得学士学位, 现为中国科学院大学博士研究生, 主要研究方向为机器学习、深度学习和故障预测与健康健康管理。

E-mail: caozhi18@csu.ac.cn

Cao Zhi received his B. Sc. degree in 2018 from Zhengzhou University. Now he is a Ph. D. candidate at University of Chinese Academy of Sciences. His main research interests include machine learning, deep learning and PHM.



李振祥, 2017 年于北京航空航天大学获学士学位, 2020 年于中国科学院大学获得硕士学位, 现为中国科学院空间应用工程与技术中心工程师, 主要研究方向为机器学习、深度学习和智能故障诊断。

E-mail: lizhenxiang@csu.ac.cn

Li Zhenxiang received his B. Sc. degree in 2017 from Beijing University of Aeronautics and Astronautics, M. Sc. degree in 2020 from University of Chinese Academy of Sciences. Now he is an engineer at Technology and Engineering Center for Space Utilization, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include machine learning, deep learning and intelligent fault diagnosis.



伏洪勇 (通信作者), 1998 年于北京航空航天大学获得学士学位, 2002 年于北京航空航天大学获得硕士学位, 2008 年于中国科学院研究生院获得博士学位, 现为中国科学院空间应用工程与技术中心研究员, 主要研究方向包括机械可靠性、可测试性、故障诊断、健康管理和虚拟维护。

E-mail: fuhongyong@csu.ac.cn

Fu Hongyong (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 1998 from Beijing University of Aeronautics and Astronautics, M. Sc. degree in 2002 from Beijing University of Aeronautics and Astronautics, and Ph. D. degree in 2008 from University of Chinese Academy of Sciences. Now he is a professor at Technology and Engineering Center for Space Utilization, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include mechanism reliability, testability, fault diagnosis, health management and virtual maintenance.