

航天器传动部件振动数据稀疏多分类 智能故障诊断

陈彬强¹, 何昱超¹, 姚斌¹, 王栋², 贺王鹏³

(1. 厦门大学 航空航天学院, 厦门 361005; 2. 北京卫星环境工程研究所, 北京 100094;
3. 西安电子科技大学 空间科学与技术学院, 西安 710071)

摘要: 针对航天器传动链机械零部件发生故障时训练数据稀缺以及信号的强非平稳\非线性特点, 提出了动态数据驱动的子空间稀疏多分类智能故障诊断算法。首先对采集的单一传感器动态信号进行分形小波变换, 生成常规和非常规二进小波尺度。然后对生成的各子空间提出基于故障能量指标的稀疏多分类器, 以监测部件的故障特征频率为搜索目标, 在子空间的包络解调谱上计算特征频率及其倍频附近的能量峰值, 导出特定故障模式的稀疏评价指标, 以各种故障模式的最大值识别和判定故障类型。所提出的算法完全实现了无人工监督的智能故障诊断。最后以航天器轴承故障诊断为例验证了该算法的有效性。所研究算法的泛化能力较强, 技术路线同样适用于其他航天器传动部件的在线监测与故障智能预警。

关键词: 传动链; 故障诊断; 多分类器; 稀疏表示; 航天器轴承; 分形小波

中图分类号: TP277.3

文献标志码: A

文章编号: 1673-1379(2018)04-0359-06

DOI: 10.3969/j.issn.1673-1379.2018.04.009

Sparsity assisted intelligent multi-classifier for fault diagnosis using vibration data of spacecraft transmission chain

CHEN Binqiang¹, HE Yuchao¹, YAO Bin¹, WANG Dong², HE Wangpeng³

(1. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China; 2. Beijing Institute of Spacecraft Environment Engineering, Beijing 100094, China; 3. School of Aerospace Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In view of limited training samples and strong non-stationarity and nonlinearity for the faults of the transmission chain within spacecraft, we propose a novel intelligent sparsity assisted multi-classifier based diagnostic algorithm of using the dynamic data. Firstly, the dynamic data, from single sensor acquisitions, are decomposed via the fractal wavelet, to generate the conventional dyadic and non-conventional wavelet subscales. The fractal wavelet is constructed based on the nearly translation-invariant complex wavelet bases and the transform of the classical dyadic wavelet is used for extracting the transition-band dynamic features. On the other hand, the decomposed wavelet subscales are further processed by an intelligent indicator of the fault energy ratio based sparsity multi-classifier. This method can describe fault severity based on the characteristic frequencies of the component faults and generate quantitative sparsity indicators. The proposed method can achieve the goal of the automatic fault diagnosis without artificial interferences. A case study based on the spacecraft bearing is employed to validate the effectiveness of the proposed algorithm. The processing results successfully indicate the types of the actual faults in the bearing.

Key words: transmission chain; fault diagnosis; multi-classifier; sparse representation; spacecraft bearing; fractal wavelet

收稿日期: 2018-01-20; 修回日期: 2018-08-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(编号: 51605403); 广东省自然科学基金项目(编号: 2015A030310010); 北京卫星环境工程研究所 2017 年度创新基金资助项目(编号: CAST-BISEE2017-008)

引用格式: 陈彬强, 何昱超, 姚斌, 等. 航天器传动部件振动数据稀疏多分类智能故障诊断[J]. 航天器环境工程, 2018, 35(4): 359-364

CHEN B Q, HE Y C, YAO B, et al. Sparsity assisted intelligent multi-classifier for fault diagnosis using vibration data of spacecraft transmission chain[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2018, 35(4): 359-364

0 引言

随着航天器结构的复杂化和综合化^[1], 基于传统可靠性工程的诊断方法已经难以适应其传动部件故障诊断的需求。近年来, 数据驱动的航天器机械、控制等子系统的状态监测理论和方法成为了研究热点^[2]。王国彪等从监测数据获取、数据处理方法、故障模型建立、决策方法等方面提出了新见解, 提高了故障识别能力^[3]。在信息采集及感知方面, 谢文杰等设计了被动式网络数据监控方案, 为航天测控网数据监控、性能评估、故障诊断提供有效手段^[4]。吴东亮等建立了大型航天器真空热试验过程管理系统^[5]。李海飞等对两器分离阻力进行了建模、测量与验证^[6]。在数据分析方法和智能决策方面, 陈彬强等提出了非传统的双密度双树复小波变换, 提高了故障特征识别能力^[7]。贺王鹏等提出周期稀疏导向超小波, 实现了“频率-尺度”平面上高度柔性的时频特征提取^[8]。Henry等提出了一种高鲁棒性的航天器推进装置模型驱动故障诊断方法^[9]。葛强强等提出一种基于深度置信神经网络, 实现航天器轴承一周训练数据的故障诊断方法^[11]。

虽然以上研究都从某些问题入手取得了进展, 但针对航天器传动部件的突出问题, 即如何在装备非拆卸状况下利用尽可能少的传感器及动态数据进行分析并识别出多种故障模式, 仍然没有得到较好的解决^[10]。另一方面, 当航天器内部复杂机电装置内零部件发生损伤时, 其故障特征往往呈现较强的非线性和非平稳性, 采用传统的数据处理方法往往得不到正确的结果^[11]。

针对以上问题, 本文从两个方面进行诊断性能提升: 一方面, 采用性能优越的现代时频信号处理方法——分形小波(fractal wavelet)^[12]; 另一方面引入多尺度信息的增强后处理方法——稀疏多分类。基于以上改进, 提出一种振动数据驱动的传动部件故障多稀疏评价及多分类识别算法。在技术路线上, 对所监测的传动部件进行动态数据采集; 对单一传感器的动态数据进行分形小波分解; 按照故障特征频率对各小波尺度进行故障稀疏评价指标计算; 根据故障频率的最大值判定故障类型。最后, 在轴承故障模拟试验台上模拟航天器轴承可能出现的故障类型, 对提出方法进行有效性验证。

1 分形小波变换

1.1 分形小波变换基本理论

令采集得到的动态信号 x 长度为 L 。为了对 x 实现分形分解, 采用基于近似解析的复小波基函数, 该基函数具有一个复值尺度函数

$$\varphi^C(t) = \varphi^{\text{Re}}(t) + j \cdot \varphi^{\text{Im}}(t) \quad (1)$$

和一个复值小波函数

$$\psi^C(t) = \psi^{\text{Re}}(t) + j \cdot \psi^{\text{Im}}(t) \quad (2)$$

式中: $\varphi^{\text{Re}}(t)$ 和 $\varphi^{\text{Im}}(t)$ 代表复尺度函数的实部和虚部; $\psi^{\text{Re}}(t)$ 和 $\psi^{\text{Im}}(t)$ 代表复小波函数的实部和虚部。

而对应的滤波器组存在半采样延迟, 即:

$$h^{\text{Im}}(n) = h^{\text{Re}}(n-0.5), \quad (3)$$

$$g^{\text{Im}}(n) = g^{\text{Re}}(n-0.5) \quad (4)$$

式中 $h^{(\cdot)}(n)$ 和 $g^{(\cdot)}(n)$ 分别代表尺度函数和小波函数对应的滤波器。在任意尺度上, 两尺度相似关系依然成立, 即:

$$\varphi_j^{(\cdot)}(t) = 2^{1/2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} h^{(\cdot)}(n) \varphi_j^{(\cdot)}(2t-n), \quad (5)$$

$$\psi_j^{(\cdot)}(t) = 2^{1/2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} g^{(\cdot)}(n) \psi_j^{(\cdot)}(2t-n) \quad (6)$$

式中变量 j 为分解深度。

满足以上条件所构造的小波基可以满足正交性、近似线性特性, 对单位冲击脉冲信号的分解具有近似平移不变性, 可以有效地抑制分解过程的能量泄漏。因此, 相对于传统离散小波变换, 复小波基可以有效增强动态数据中暂态成分的提取能力, 被广泛应用于设备的故障诊断。

信号分形小波变换得到了一系列子空间, 其中包含常规的二进子空间及再生尺度空间, 其分解过程如下:

1) 采用二进小波方法对原信号进行二进分解, 得到小波尺度。

2) 对高频小波尺度(带通滤波器及高通滤波器对应的尺度)进行二进再细分。对于一个 k 层近似解析小波包分解, 共得到 2^k 个小波包尺度, 记为 $wp_k = \{wp_{k,1}, \dots, wp_{k,2^k}\}$ 。

3) 按照格雷码映射方法, 对 $wp_{k,i}$ 进行重排列映射, 记为 $\widehat{wp}_k = \{\widehat{wp}_{k,1}, \dots, \widehat{wp}_{k,2^k}\}$ 。

4) 在集合 \widehat{wp}_k 中, 对于 $\widehat{wp}_{k,i}$ ($2 \leq i \leq 2^k - 1$) 中的奇数尺度进行重组, 即 $\widehat{ewp}_m = \widehat{wp}_{2m} + \widehat{wp}_{2m+1}$ 。

在上述算法过程中, 1)~3)生成了常规二进小波尺度, 4)生成了非常规的二进小波尺度。所生成的非常规二进小波尺度保持了复小波基原有的优良特性。

1.2 分形性质刻画

采用 1.1 节算法生成的每个尺度都是定义良好的带通滤波器, 可以用带通中心频率 f_c 和带宽 Δf 来刻画。

按照索引下标 k 和 i , 可将分形小波的“频率-尺度”网格绘制于图 1。其中“尺度 0”代表原信号的滤波通带。深度为奇数($k=2m+1, m \geq 0$)的尺度为非常规二进小波尺度, 而深度为非负偶数($k=2m, m \geq 0$)的为常规二进小波尺度。

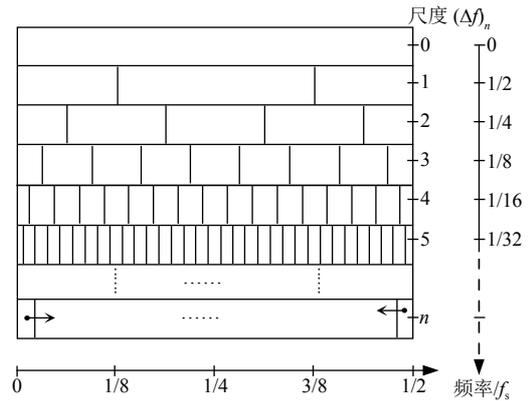


图 1 分形小波变换的“频率-尺度”划分网格
Fig. 1 Frequency-scale paving of fractal wavelet

令原始信号的分析频率为 $f_s/2$, 如表 1 所示, 常规二进小波尺度和非常规二进小波尺度的中心频率和带通范围显著不同。

表 1 两种不同尺度的参数

Table 1 Parameters of two types of wavelet subscales

	常规二进小波尺度	非常规二进小波尺度
中心频率/Hz	$\left(i - \frac{1}{2}\right) \frac{f_s}{2^{k+1}}$	$\frac{i \cdot f_s}{2^{k+1}}$
带通下限频率/Hz	$\frac{(i-1) \cdot f_s}{2^{k+1}}$	$\left(i - \frac{1}{2}\right) \frac{f_s}{2^{k+1}}$
带通上限频率/Hz	$\frac{i \cdot f_s}{2^{k+1}}$	$\left(i + \frac{1}{2}\right) \frac{f_s}{2^{k+1}}$
带宽/Hz	$\frac{f_s}{2^{k+1}}$	$\frac{f_s}{2^{k+1}}$

对比表 1 和图 1 可知, 非常规小波尺度的带通中心频率恰好与常规二进尺度的带通上限频率或带通下限频率重合, 能够弥补常规二进尺度的过渡带提取能力不足问题。

另外在图 1 中还可以发现, 常规的二进小波包仅能实现尺度分辨率的逐渐细化, 而非常规的二进小波包则可以实现围绕固定分析中心频率的分辨率细化, 其细化方式与二进小波包相同。

2 基于故障能量指标的稀疏多分类器

为了使机械故障诊断不再依赖于诊断专家和专业技术人员, 需要对设备进行高效的智能诊断。关键机械设备的故障智能诊断的主要任务是利用设备故障机理及运行过程中的动态特征信息, 智能识别出机械设备安全方面存在的薄弱环节和故障, 对设备的安全性能做出系统的评估。目前已有许多人工智能算法用于对多种故障模式进行智能分类,

但这些算法往往依靠大量的训练样本数据。本文提出一种基于故障能量指标的稀疏多分类器。在使用该多分类器之前, 应该知道特定工况下航天器传动部件的故障特征频率 f_{ch} 。

一些关键机械设备长期运行在重载、疲劳、腐蚀、高温等复杂恶劣的工况下, 其核心零部件和重要机械结构将不可避免地发生不同程度的故障。滚动轴承是旋转机械中应用最为广泛的机械零件, 也是最易损坏的零件之一, 在恶劣环境条件下, 极易发生点蚀、疲劳剥落和磨损等故障。因此, 对滚动轴承损伤故障进行自动识别, 预防重大事故发生, 是机械故障诊断领域的一个重要研究方向。当滚动轴承的工作表面出现点蚀、剥落、擦伤等局部损伤故障时, 损伤引起的振动信号呈现出振荡衰减的形状。当机械中的关键零部件出现故障时, 信号中包含的故障信息往往都以调制的形式出现, 即我们测到的信号常常是被故障源调制的信号。例如机

械系统受到外界周期性冲击时的衰减振荡响应信号就是典型的幅值调制信号。要获取故障信息就需要提取调制信号。提取调制信号的过程就是信号的解调。当传动部件发生故障时,常出现周期性的暂态成分。为了定量描述动态信号子空间中故障成分的多寡,本文提出了故障能量指标的概念。其计算方法分为以下 3 步:

1) 对小波包子空间 ($\widehat{wp}_{k,i}$ 或 $\widehat{ewp}_{k,i}$) 进行希尔伯特变换得到复信号;

2) 根据复信号计算小波包信号的包络谱;

3) 在包络谱中,根据故障特征频率 f_{ch} 计算基频和高次谐波 if_{ch} (次数 $i \leq 3$) 的能量比值 $E\{f_{ch}\}$ 。

通过以上计算,故障特征集中的尺度故障能量指标的数值很高,实现了稀疏表示。稀疏多分类器主要功能是根据各特征频率的能量比值大小排序判定发生故障类型,方法如下:

1) 根据部件可能发生的故障频率集合 $\{f_{ch,1}, \dots, f_{ch,m}\}$ 分别计算各特征频率的故障能量指标 $E\{f_{ch,i}\}$

2) 选择 $E\{f_{ch,1}, \dots, E\{f_{ch,m}\}$ 中的最大指标作为该信号的故障能量指标,即 $\max_{1 \leq i \leq m} E(f_{ch,i})$;

3) 根据故障能量指标所属特征频率确定实际故障类型。

3 稀疏多分类器算法

本文通过引入分形小波提高对信号非平稳和非线性特征的分析能力,引入故障能量指标驱动的稀疏多分类器改进了小样本传感器数据下的故障模式自动识别。

下面以航天器轴承的多种故障模式分类为例说明算法的整体流程。轴承的故障特征频率可以根据内圈旋转频率、轴承节径、滚动体直径、接触角、滚动体个数进行计算,对应的特征频率分别为保持架故障频率、滚动体自转频率、外圈故障频率、内圈故障频率和滚动体故障频率^[12]。

结合本文的 2 种改进方法,提出的稀疏多分类器算法流程如图 2 所示。通常在靠近轴承的部位(如轴承座)安装传感器以获得故障特征敏感度高的动态信号,再按照图 2 的流程进行处理。

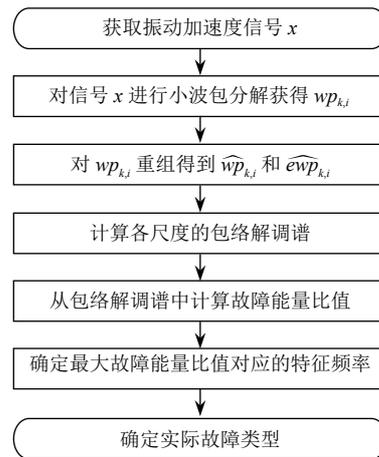


图 2 智能故障诊断算法流程

Fig. 2 Flow-chart of the intelligent fault diagnosis algorithm

4 航天器轴承故障模拟验证

滚动轴承在航天发射回转平台、航天器机构关节和航空发动机中广泛使用。其部件常由于恶劣的工作条件(如重载荷、交变温度场等)而发生疲劳损伤。世界上航天发达国家记录了多起由于轴承失效而造成任务失败的案例^[13-14]。针对航天轴承的疲劳和故障失效分析,目前采用的方法有摩擦学特性分析、摩擦力矩测试和温度测试等,但还无法达到满意效果^[15]。本章论述基于振动信号对轴承故障进行的部件故障模拟和诊断实验。

为了验证所提出算法的有效性,在轴承转子试验台(见图 3)上进行航天器轴承的故障特征提取试验。测试轴承由液压马达驱动,柱塞泵在滚动轴承的径向进行模拟加载。在转轴上安装了一个接近式测速计以便检测并反馈轴承的旋转速度。通过在测试轴承上采用线切割和电火花等手段人为模拟故障进行测试验证,结果发现轴承的外圈有一处轻微损伤,如图 4 所示。

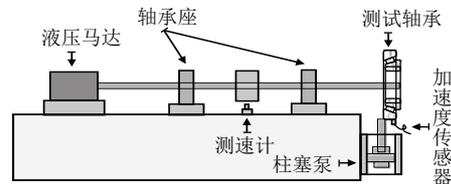


图 3 故障模拟试验台示意

Fig. 3 Set-up of the bearing fault simulation testbed



图 4 加载装置及故障轴承图片

Fig. 4 Photographs of the loading device and the faulty bearing

被测试轴承型号为 552732QT, 其尺寸参数见表 2, 由此可以计算轴承各子部件的故障特征频率。根据轴承外圈故障频率计算公式其特征频率确定为 78.169 Hz。

表 2 被测试轴承的主要规格参数
Table 2 Parameters of the test bearings

参数项目	数值
内径 r_i /mm	160
外径 r_o /mm	293
滚子直径 d /mm	34
滚子个数	17
接触角 β (°)	0

在轴承的外圈上模拟故障, 控制轴承的转速为 650 r/min(即旋转频率为 650/60=10.83 Hz)。振动加速度信号的采样频率为 12.8 kHz, 信号的采样长度为 12 800。采集振动信号的波形如图 5 所示, 而对应的傅里叶频谱如图 6 所示。由图可见, 时域波形的成分十分混乱, 看不到显著的故障特征; 频域的分辨率达到 1 Hz, 可以发现在低频段存在等间隔的变频带现象, 而在频率大于 1500 Hz 的频段则主要为连续谱成分。

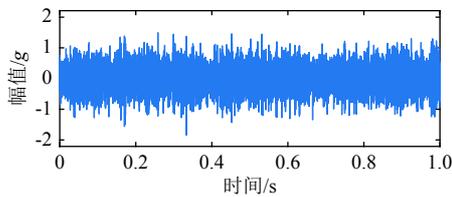


图 5 振动信号时域波形

Fig. 5 Time domain waveform of the original vibration signal

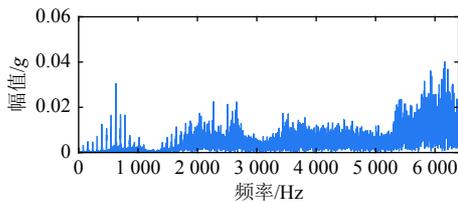


图 6 振动信号频谱

Fig. 6 Fourier spectrum of the vibration signal

采用本文提出的算法对该数据进行分析, 结果如图 7 所示。其中出现了规律的周期性振荡衰减的冲击成分, 冲击间隔为 12.8 ms(将图 7 放大后, 可以计算出故障特征频率的平均值为 78.125 Hz), 与轴承的外圈故障频率的理论值(78.169 Hz)十分接近。图 8 是由图 7 提取的故障特征频率计算而得到的包络解调谱, 其中故障特征频率及其倍频(1~6 倍频率)的能量十分集中。根据本文所提出的方法有效地提取了造成轴承外圈损伤的微弱周期性冲击故障成分。

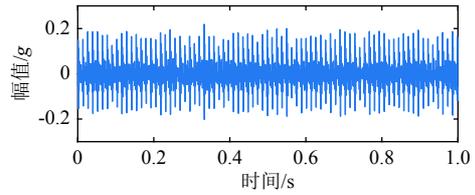


图 7 用本文算法提取的故障特征信号

Fig. 7 The extracted fault feature using the proposed method

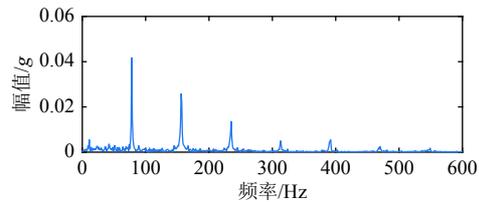


图 8 故障特征信号的包络解调谱

Fig. 8 Hilbert envelope spectrum of the extracted fault features

5 结论与展望

为了在小样本数据下对航天器传动部件动态信号中的微弱故障特征进行有效提取, 并基于特征进行故障模式分类, 提出了一种新的稀疏多分类智能算法, 并对该算法的有效性进行了验证, 结论如下:

1) 引入分形小波, 对比其中的常规二进小波尺度和非常规二进小波尺度的带通参数, 证明后者可以弥补前者在过渡带边缘特征提取能力不足的缺点。非常规二进小波尺度在“频率-尺度”网格上可以实现围绕特定中心频率的频率分辨率细化。

2) 引入定量描述信号故障特征含量多寡的稀疏评价指标, 根据部件的故障特征频率计算其故障能量指标, 通过指标数值寻找对应的故障类型进行稀疏多分类。

3) 以航天器轴承为例, 对所提出的故障诊断算法的有效性进行验证, 模拟了轴承常见的故障类型。分析结果表明所提出算法可以正确定位并分辨实际故障类别。

本文所提出的算法同样适用于具有不同故障特征频率的复合故障诊断, 还可以推广到航天器其他类型机械零部件的状态监测和故障预警, 这方面的研究目前正在处于验证和完善阶段。

参考文献 (References)

[1] 葛强强. 基于深度置信网络的数据驱动故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016: 1-2
[2] RANDALL R B. Vibration-based condition monitoring:

- industrial, automotive and aerospace applications[M]. New Jersey: Wiley, 2011: 110
- [3] 王国彪, 何正嘉, 陈雪峰, 等. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 64-72
WANG G B, HE Z J, CHEN X F, et al. Basic research on machinery fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 64-72
- [4] 谢文杰, 周晓凡, 栾晓文, 等. 航天测控网实时数据流量监控与分析技术[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(2): 84-87
XIE W J, ZHOU X F, LUAN X W, et al. Real-time data traffic monitoring and analysis techniques for China's TT&C network[J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(2): 84-87
- [5] 吴东亮, 韩放, 刘阳, 等. 大型航天器真空热试验过程管理系统设计与实现[J]. 航天器环境工程, 2017, 34(6): 679-684
WU D L, HAN F, LIU Y, et al. Design and implementation of vacuum thermal test process management system for large spacecraft[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2017, 34(6): 679-684
- [6] 李海飞, 王刚, 徐世峰, 等. 月球取样返回器分离阻力分析与地面分离试验验证[J]. 航天器环境工程, 2017, 34(6): 662-666
LI H F, WANG G, XU S F, et al. Analysis and terrestrial verification of separation resistance of lunar sampling & re-entry capsule[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2017, 34(6): 662-666
- [7] 陈彬强, 张周锁, 何正嘉. 双密度双树复小波变换及其在机械故障微弱特征提取中的应用[J]. 机械工程学报, 2012, 48(9): 56-63
CHEN B Q, ZHANG Z S, HE Z J. Enhancement of weak feature extraction in machinery fault diagnosis by using double density dual tree complex wavelet transform[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(9): 56-63
- [8] 贺王鹏, 訾艳阳, 陈彬强, 等. 周期稀疏导向超小波在风力发电设备发电机轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2016, 52(3): 42-48
HE W P, ZI Y Y, CHEN B Q, et al. Periodic sparsity oriented super-wavelet analysis with application to motor bearing fault detection of wind turbine[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(3): 42-48
- [9] HENRY D, PEUVÉDIC C L, STRIPPOLI L, et al. Robust model-based fault diagnosis of thruster faults in spacecraft[J/OL]. IFAC Papers, 2015, 48(21): 1078-1083
- [10] 张利, 付国庆, 梁伟. 振动监测与故障诊断技术在“风云二号”扫描辐射计中的应用[J]. 航天器环境工程, 2010, 27(6): 727-730
ZHANG L, FU G Q, LIANG W. The vibration monitoring and diagnosis technology in the scanning radiometer of FengYun-II satellite[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2010, 27(6): 727-730
- [11] HILL P R, ANANTRASIRICHAH N, ACHIM A, et al. Undecimated dual-tree complex wavelet transforms[J]. Signal Processing: Image Communication, 2015, 35(6): 61-70
- [12] 何正嘉, 訾艳阳, 张西宁. 现代信号处理及工程应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2007: 162-163
- [13] BERTRAND P A. Chemical degradation of a multiply alkylated cyclopentane (MAC) oil during wear: implications for spacecraft attitude control system bearings[J]. Tribology Letters, 2013(49): 357-370
- [14] OHNO N, SONODA K, TSUCHIDA H, et al. Bearing fatigue life tests of two advanced base oils for space applications under vacuum and atmospheric environments[J]. Tribology Transactions, 2011(54): 859-866
- [15] 陈仁祥, 陈思杨, 杨黎霞, 等. 基于振动敏感时频特征的航天轴承寿命状态识别方法[J]. 振动与冲击, 2017, 35(17): 134-139; 164
CHEN R X, CHEN S Y, YANG L X, et al. Life state recognition method for space bearings based on sensitive time-frequency features of vibration[J]. Shock and Vibration, 2017, 35(17): 134-139; 164

(编辑: 闫德葵)

作者简介: 陈彬强(1986—), 男, 博士学位, 研究方向为结构健康监测和航空航天装备故障诊断。E-mail: cbq@xmu.edu.cn。