

行星变速箱退化特征参数提取方法^{*}

倪祥龙¹, 赵建民², 陈吉潮³, 张星辉², 李海平²

(1. 中国洛阳电子装备试验中心 洛阳, 471003) (2. 陆军工程大学石家庄校区 石家庄, 050003)

(3. 航天工程大学士官学校 北京, 102249)

摘要 研究行星变速箱的退化特征参数提取方法对于机械系统的故障预测与健康管理 (prognostic and health management, 简称 PHM) 具有重要意义。为了分析行星变速箱的退化特性, 首先, 在峭度谱信号处理和构图方法的基础上提出改进型峭度谱, 在特征参数提取过程中用均方根 (root mean square, 简称 RMS) 代替峭度, 将其称为 RMS 谱, RMS 谱能够同时从时域和频域分析系统退化过程中各个频带 RMS 的变化趋势; 其次, 在峭度谱原理的基础上研究 RMS 谱和 RMS 归一化谱的原理, 并用公开的轴承数据解释新提出方法的数据处理流程; 最后, 用新提出方法对行星变速箱的退化过程进行详细的研究, 发现不同频带的 RMS 趋势不同, 而且有些频带能比较稳定的反映退化过程, 有些频带对加速退化阶段比较敏感, 这些结论对提取适合行星变速箱故障预测的退化特征参数很有参考价值。

关键词 行星变速箱; 特征参数; 峭度谱; 均方根谱

中图分类号 TH132.4

引言

由于行星传动系统具有体积小、传动比大、效率高优点, 已被广泛用于现代工业大型复杂机械设备中, 如风机、直升机、起重机等。由于其独特的结构, 行星变速箱与传统的平行轴齿轮箱有着很大的不同^[1]。因此, 研究行星传动系统的 PHM 方法具有十分重要的意义。

近几年, 行星传动系统的健康状态评估是一个研究热点。例如, Chaari 等^[2]通过动态建模分析研究了行星变速箱齿轮故障对于振动反馈的影响。为了计算局部故障和分布故障的频率, Feng 等^[3]提出了行星变速箱振动信号模型和解析式。考虑到风机工作环境不稳定这一实际情况, Chen 等^[4]研究了动态环境下的行星变速箱故障诊断和状态监测方法。Bartelmus 等^[5]针对非稳定环境条件下的行星变速箱状态监测需求, 提出了新的特征参数。考虑到有些传动系统有着不止一级的行星齿轮, Lei 等^[6]研究了多级行星变速箱的健康状态辨别方法, 总结了行星变速箱状态监测和故障诊断的研究现状和发展

方向^[7]。

相比之下, 对于行星变速箱退化分析与故障预测的研究还比较少。例如, Marcos 等^[8]研究了直升机 UH-60 主减速器行星架裂纹的故障预测方法。Cheng 等^[9-10]基于仿真和物理模型研究行星齿轮副点蚀损伤程度评估方法和质量损伤监测方法。Ni 等^[11-12]将非线性状态空间模型用于行星变速箱的剩余寿命预测。总体来看, 目前行星传动系统的退化分析研究还处于刚刚起步阶段, 而且大多注重于故障预测方法的研究, 对于退化特征参数提取方法的研究还比较少。然而, 行星变速箱退化特征参数的提取对于后续的故障预测至关重要, 提取的退化特征参数趋势的好坏直接影响故障预测结果精度。

峭度谱是一种通过峭度计算来确定包含冲击信号成分最优频带的方法, 已经被广泛应用于旋转机械的故障诊断等^[13-14]。以往的研究表明, RMS 等^[15]可以用于旋转机械的退化分析, 并且效果较好。

借助峭度谱的信号处理和构图方法, 笔者提出可用于旋转机械退化分析的 RMS 谱。在信号处理方面, RMS 谱与峭度谱的唯一不同之处在于前者用

^{*} 河北省自然科学基金资助项目 (E2015506012)

收稿日期: 2017-03-28; 修回日期: 2017-04-26

RMS 代替峭度成为提取的特征参数。在构图方面, RMS 谱将不同时间点峭度谱图层中的某一层提取出来,重新组合成一张既有频域维信息,又有时域维信息的谱图。文中的主要创新点在于,新提出的 RMS 谱能够同时从频域维和时域维对 RMS 进行分解,既能观察某一时刻内不同频率区间的 RMS 分布,也能分析某一频率区间 RMS 随着时间推移的变化趋势。这一方法把传统的退化特征参数分析方法从二维扩展到三维,使退化信息的分析和提取方式更加丰富,有助于提取更适合退化预测的特征参数。

1 峭度谱

峭度谱应用于旋转机械故障诊断的基本思想^[13-14]是:如果信号中由故障信号产生的冲击成分占主导,其峭度值往往较大;相反,如果信号中非冲击成分占主导,其峭度值则较小。然后,根据峭度值的大小寻找包含最强冲击成分的频带信号用于进一步的故障分析。

在峭度谱的计算过程中,如果从所有中心频率和带宽组合形成的频带中计算峭度值将会耗费相当大的计算资源,可行性较差。文献^[13-14]将小波包分解(wavelet packet decomposition,简称 WPD)用于峭度谱的频带分解中,取得较好的效果。因此,文中也选择用 WPD 来分解振动信号。

WPD 可以用小波树的形式表示,如图 1 为 3 层 WPD 的小波树。以振动信号为例,如果采样频率为 F_s ,3 层 WPD 可将信号分解为 8 个频带,每个频带带宽为 $F_s/16$ Hz。详细的 WPD 理论及推导见文献^[16]。

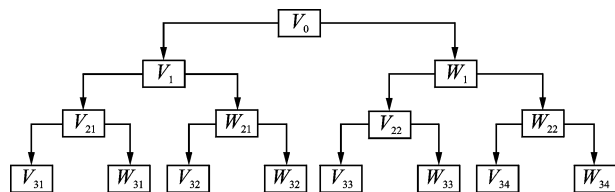


图 1 3 层小波包分解

Fig. 1 Three levels wavelet packet decomposition

以机械故障预防技术协会(machinery failure prevention technology,简称 MFPT)轴承预植故障实验数据为例,说明峭度谱的使用。转频为 25 Hz、负载为 22.679 6 kg(50 磅)条件下,轴承外圈故障的特征频率(F_0)为 81.12 Hz,基于 WPD 的峭度谱方法得到的峭度谱如图 2 所示,可以发现节点(5,2)

的颜色是最深的,进一步分析节点(5,2)的包络信号,得到如图 3 所示的功率谱。可见,峭度谱方法应用于轴承故障诊断的效果较好。

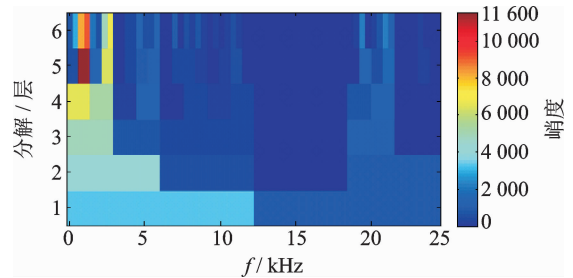


图 2 轴承外圈故障信号的峭度谱

Fig. 2 Kurtogram of bearing outer ring fault signal

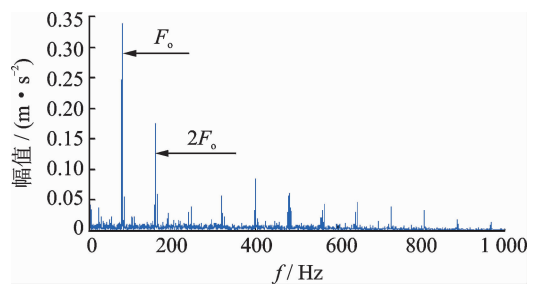


图 3 轴承外圈故障信号的功率谱

Fig. 3 Power spectrum of bearing outer ring fault signal

2 RMS 峭度谱

2.1 RMS 谱原理

一般情况下,RMS 随着系统的退化而增加,退化越严重 RMS 值越大。笔者提出的 RMS 谱用 RMS 代替峭度谱中的峭度成为提取的特征参数,使峭度谱从用于故障诊断变为用于退化分析。在 RMS 谱的信号处理过程中,需要计算分解出来的每一频带信号的 RMS,其计算方式如式(1)所示

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

其中: x_i 为离散振动信号; N 为对应时间序列中的振动信号数量。

以美国智能维护系统中心(intelligent maintenance systems center)公开的第 2 组轴承全寿命数据为例,说明 RMS 谱的构造过程。这一组全寿命数据共有 984 组数据,取第 850 组数据用 WPD 进行频带分解,构造得到单一时间点的 RMS 谱,如图 4 所示。其中,WPD 的第 4 层将振动信号频域 $[0, F_s/2]$ 均分为 16 个频带,每一个频带的宽度是 625 Hz。提取轴承全寿命数据中的第 850~982 组

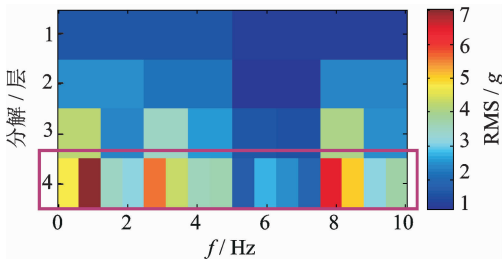


图 4 第 850 组数据的 RMS 谱

Fig. 4 RMS spectrum of the 850th set of data

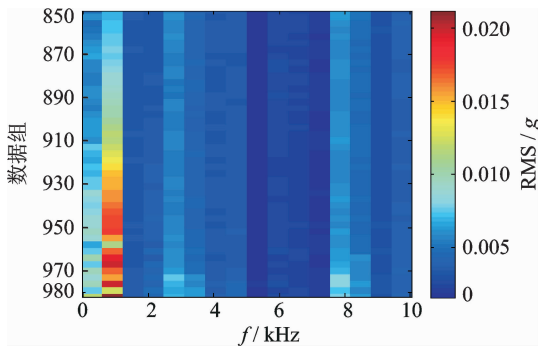


图 5 第(850~982)数据组的 RMS 谱

Fig. 5 RMS spectrum of the (850~982)th set of data

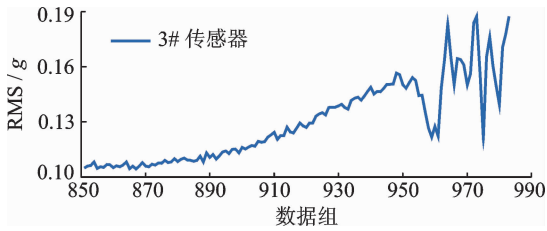


图 6 第(850~982)组数据的 RMS

Fig. 6 Total RMS of the (850~984)th set of data

数据单一时间点 RMS 谱的第 4 层,组成如图 5 所示的时间序列 RMS 谱(纵轴间隔为 3)。图 6 为对应第 850~982 组数据的总 RMS(为了与后面特定频带范围的 RMS 进行区分,文中将 $[0, F_s/2]$ Hz 内信号的 RMS 称为总 RMS)。

从图 5 和图 6 可以发现,RMS 谱的颜色随着轴承总 RMS 的变化而变化,总 RMS 越大对应的颜色越深,而且该全寿命信号的 RMS 主要集中在频带 $[625, 1250]$ Hz,说明这一频带区间内的振动信号占主导地位。可见,RMS 谱方法可以应用于轴承的退化分析。

RMS 谱方法的信号处理流程如图 7 所示。

2.2 RMS 归一化谱原理

根据 WPD 的原理可知,分解的第 i 层划分有 2^i 个频带,设其第 j 个频带信号的 RMS 为 $X_{i,j}$ ($j = 1, 2, \dots, 2^i$),第 i 层的 2^i 个频带中 RMS 最大值是

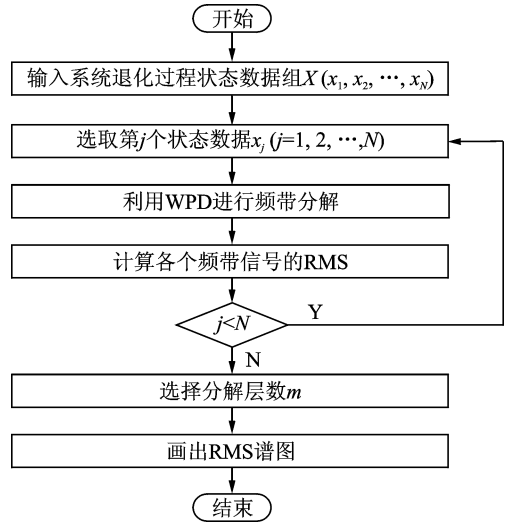


图 7 RMS 谱计算流程图

Fig. 7 Flow chart of RMS spectrum calculation

$X_{i,max}$, 最小值是 $X_{i,min}$ 。将第 i 层 2^i 个频带的 RMS 归一化处理,使得第 i 层 RMS 最大值所在的频带更加明显。 $X_{i,j}$ 的归一化处理方式如下

$$Y_{i,j} = \frac{X_{i,j} - X_{i,min}}{X_{i,max} - X_{i,min}} \quad (2)$$

其中: $Y_{i,j}$ 为第 i 层第 j 个频带信号 RMS 的归一化参数,是无量纲参数。

与 RMS 谱类似,可由 RMS 的归一化参数得到 RMS 归一化谱。

从图 5 中发现,在 RMS 谱中当某一时间点有个别频带信号的 RMS 比较大时,其他频带信号 RMS 大小的区别就不明显。而 RMS 归一化谱把每一时间点特征参数的变化范围都规范在 0~1 范围内,这样同一时间点各频带信号 RMS 大小的分布就比较明显。由图 5 处理得到的 RMS 归一化谱如图 8 所示,各个时间点信号成分的主要频带很清晰,频率范围 $[625, 1250]$ Hz 一直是信号的主要频带。

根据 RMS 谱和 RMS 归一化谱的原理可以发现,RMS 谱比较适合用于分析各频带 RMS 的变化

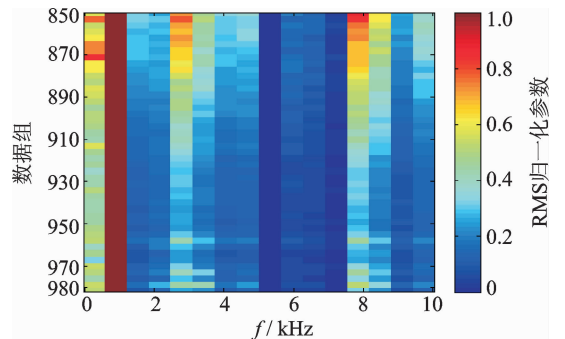


图 8 (850~982)数据组的 RMS 归一化谱

Fig. 8 RMS normalized spectrum of the (850~982)th set of data

趋势,而 RMS 归一化谱适合用于分析符合某一特定情况的频带的变化情况。而且,RMS 谱和 RMS 归一化谱的应用并不局限于时间序列,只要是根据特定规则变化的情况就可以用,例如按规律变化的变转速工况和变负载工况。

3 行星变速箱退化特性分析

本节将文章提出的 RMS 谱方法用于研究行星变速箱的退化过程,以验证该方法的有效性,并进一步探索行星变速箱退化特征参数提取方法。

3.1 行星变速箱退化过程实验

行星变速箱的退化过程数据来自于一个全寿命退化实验。行星变速箱实验台如图 9 所示,该实验台由提供动力的三相异步电磁调速电机、提供负载的风冷磁粉制动器(负载大小由电流控制)、采集转速和转矩信号的转速转矩传感器、实验齿轮箱等主要部分组成。该实验齿轮箱为单级 NGW-11 型行星变速箱,传动比为 12.5,具体结构参数见图 10。实验过程中,在行星变速箱箱体上安装了 4 个振动加速度传感器,传感器具体安装位置如图 11 所示。

在全寿命退化过程实验中,行星变速箱的输入轴转速约为 1 000 r/min,磁粉制动器的负载电流为 1 A(约为 340 N·m)。振动信号的采样频率(F_s)

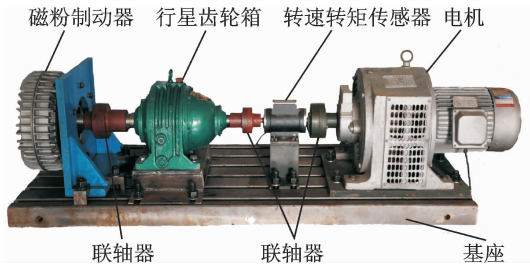


图 9 行星变速箱实验台

Fig. 9 The test rig of planetary gearbox

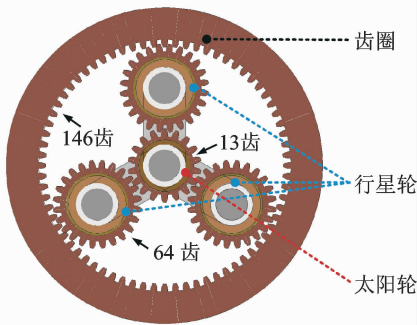


图 10 行星变速箱内部结构

Fig. 10 Schematic map of planetary gearbox structure

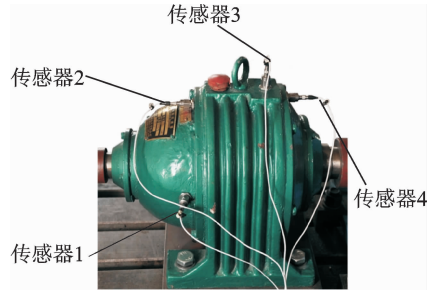


图 11 传感器安装位置

Fig. 11 Mounted location of every sensor

为 20 kHz,每次采集持续 12 s,每隔 5 min 采样一次。在保证主要实验顺利完成的前提下,还不定期地采集了一些转速变化和负载变化情况下的振动信号。

全寿命退化过程实验总共持续了 1 003 h,实验后行星变速箱主要齿轮的磨损情况如图 12 所示。太阳轮齿面的磨损程度最大;齿圈齿面的磨损程度最小;行星轮两侧齿面均有磨损,且与齿圈啮合的一面磨损程度比另一面更严重。



图 12 实验后照片

Fig. 12 Gears after experiment

笔者仅分析传感器 1# 和 3# 的退化过程数据,且每间隔一个小时取一个数据组。行星变速箱全寿命退化过程中,传感器 1# 和 3# 振动信号的总 RMS 趋势如图 13 所示。从图 13 可以看出,退化过程的 RMS 趋势呈现为 3 个阶段:a. 第 1 阶段(约为 0~817 h),逐渐上升的平稳阶段,这一阶段 RMS 比较稳定,上下波动的幅度小,平均增长速度较慢;b. 第 2 阶段(约为 818~894 h),快速上升阶段,这一阶段 RMS 的平均增长速度明显变大,甚至有突然跳跃式增长的现象;c. 第 3 阶段(约为 895~1 003 h),

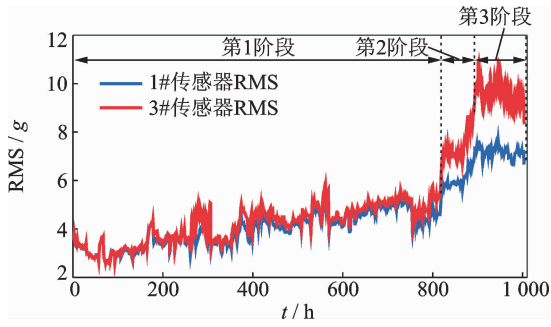


图 13 传感器 1# 和 3# 的总 RMS

Fig. 13 Total RMS of sensor 1# and 3#

上下波动阶段,这一阶段 RMS 的平均值变化没有固定的模式,但是上下波动变化较快、幅度较大。

3.2 基于 RMS 谱的主频带分析

图 14 为传感器 1# 整个退化过程(0~1 003 h)的 RMS 谱,纵向的时间间隔为 15 h。在频带分解时,共进行 4 层小波包分解,即将 $[0, F_s/2]$ Hz 均分为 16 个频段,每个频段的带宽为 625 Hz。

从图 14 的横轴可以发现,颜色光亮的部分主要集中于频带 $[625, 3 750]$ Hz,说明这个频带的 RMS 相对较高。从图 14 的纵轴可以发现,频带 $[1 250, 3 750]$ Hz 随着时间的推进颜色越来越深,说明这一频带的 RMS 在退化过程中逐渐增大。

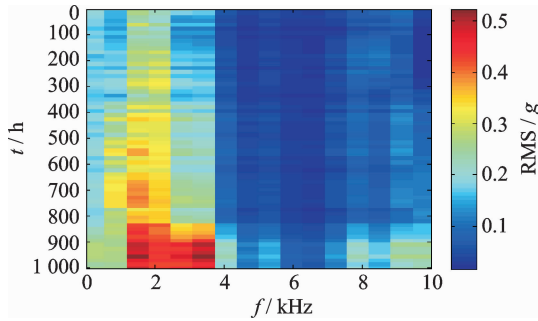
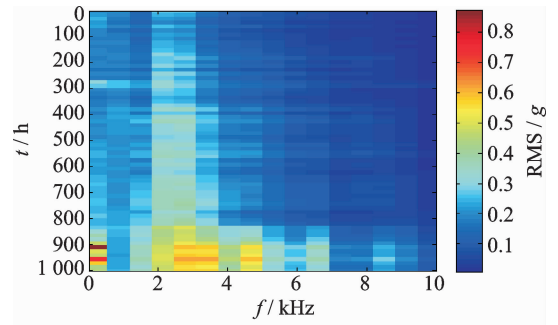


图 14 传感器 1# 的 RMS 谱

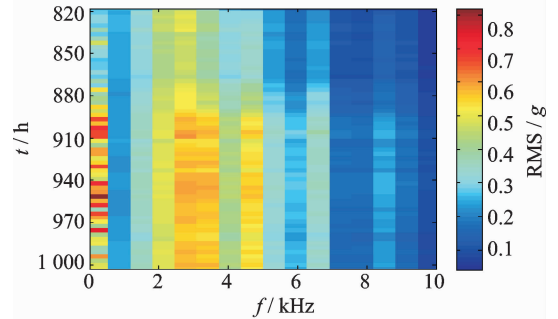
Fig. 14 RMS spectrum of sensor 1#

图 15 为传感器 3# 的 RMS 谱,其中图(a)为整个退化过程(0~1 003 h)的 RMS 谱,纵向的间隔时间 $T_T=15$ h;图(b)为退化第 2 阶段和第 3 阶段(818~1 003 h)的 RMS 谱, $T_T=3$ h。小波包的分解情况与图 14 一样。

从图 15(a)和(b)的横轴发现,颜色光亮的部分主要集中于频带 $[0, 625]$ Hz 和 $[1 250, 5 000]$ Hz,说明这两个频带的 RMS 相对较高。与传感器 1# 相比,传感器 3# 的 RMS 谱的最大不同是低频带 $[0, 625]$ Hz 的出现,尤其在退化的第 2 阶段和第 3 阶



(a) 0~1 003 h



(b) 818~1 003 h

图 15 传感器 3# 的 RMS 谱

Fig. 15 RMS spectrum of sensor 3#

段,频带 $[0, 625]$ Hz 范围的颜色深度变化较大,说明这一段时间内低频带 RMS 的波动要比其他频带大得多。

图 16 为传感器 3# 不同频带的 RMS,其中差值 RMS 为总 RMS($[0, 10 000]$ Hz RMS)与去除低频的 RMS($[625, 10 000]$ Hz RMS)的差值。从图中可以发现,低频带 $[0, 625]$ Hz 的 RMS 在第 3 阶段的波动特别大,这与图 15 颜色深度变化较大的现象符合(RMS 趋势图在 $t=300$ h 左右有不稳定的小波峰,这是因为实验时这一时间段的传感器 3# 出现了松动)。频带 $[625, 10 000]$ Hz RMS 的数值大小和变化趋势与总 RMS 非常接近,虽然去除低频后的 RMS 也出现上下波动的情形,但是比总 RMS 更加平滑,上下波动幅度也相对较小。去除低频后的 RMS,相当于滤掉了低频噪音,更能呈现真实的第 3 阶段变速箱的振动情况,进而反应其退化状态。

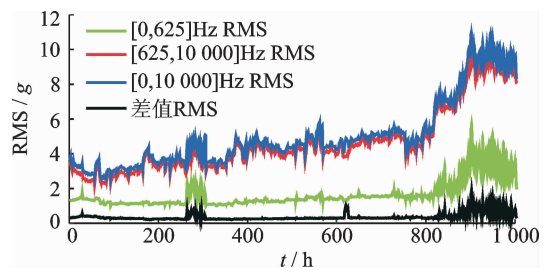


图 16 传感器 3# 不同频带的 RMS

Fig. 16 The RMS for different frequency bands of sensor 3#

3.3 不同频带 RMS 趋势分析

由前面的分析知道,传感器 1# 的 RMS 主要集中于频带 $[625, 3\ 750]$ Hz,传感器 3# 的 RMS 主要集中于频带 $[0, 625]$ Hz和 $[1\ 250, 5\ 000]$ Hz,取两个传感器主频带的交集区间 $[1\ 250, 3\ 750]$ Hz进行分析。根据 RMS 谱构造过程中小波包 4 层的频带划分方法,分别提取交集区间对应的 4 个频带进行分析,频带 $[1\ 250, 1\ 875]$ Hz, $[1\ 875, 2\ 500]$ Hz, $[2\ 500, 3\ 125]$ Hz和 $[3\ 125, 3\ 750]$ Hz对应的 RMS 结果如图 17~20 所示,从这 4 个频带的 RMS 变化趋势可以发现:

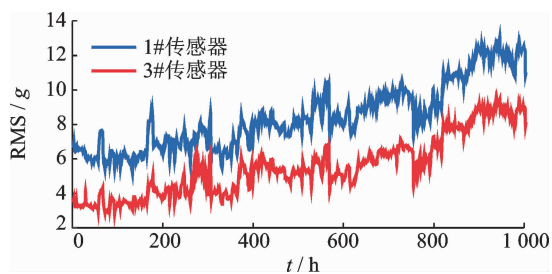


图 17 频带 $[1\ 250, 1\ 875]$ Hz 的 RMS

Fig. 17 RMS of frequency range $[1\ 250, 1\ 875]$ Hz

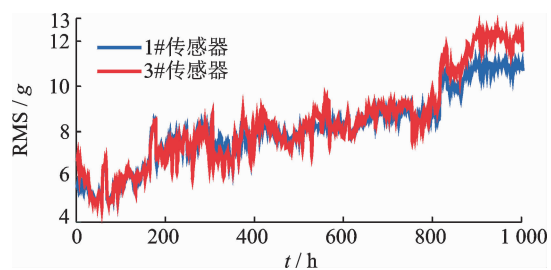


图 18 频带 $[1\ 875, 2\ 500]$ Hz 的 RMS

Fig. 18 RMS of frequency range $[1\ 875, 2\ 500]$ Hz

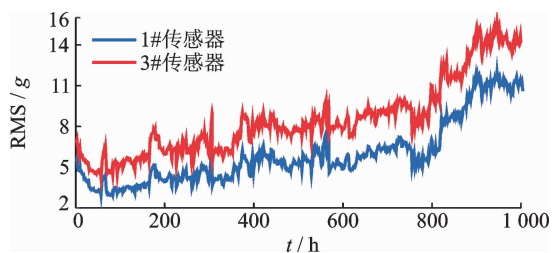


图 19 频带 $[2\ 500, 3\ 125]$ Hz 的 RMS

Fig. 19 RMS of frequency range $[2\ 500, 3\ 125]$ Hz

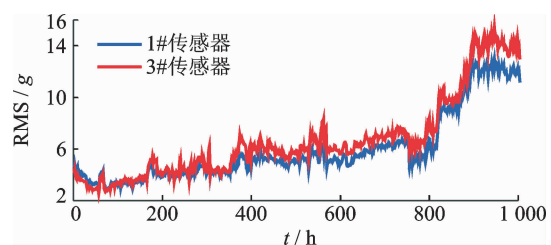


图 20 频带 $[3\ 125, 3\ 750]$ Hz 的 RMS

Fig. 20 RMS of frequency range $[3\ 125, 3\ 750]$ Hz

1) 频带 $[1\ 250, 1\ 875]$ Hz 的 RMS 趋势图的快速增加阶段不明显,虽然波动较大,但整体过程呈现为线性;频带 $[1\ 875, 2\ 500]$ Hz 的 RMS 介于线性和 3 阶段特性之间;频带 $[2\ 500, 3\ 125]$ Hz 的 RMS 呈现 3 阶段特性;频带 $[3\ 125, 3\ 750]$ Hz 的 RMS 3 阶段特性非常明显。可见,频带从 $[1\ 250, 1\ 875]$ Hz 到 $[3\ 125, 3\ 750]$ Hz 的增加过程中,RMS 趋势从线性过渡到 3 阶段特性,且 3 阶段特性越来越明显。所以,不同频带 RMS 的趋势不是完全相同的,在退化趋势预测时应该根据需要选用较为合适的频带 RMS。从目前现有的退化建模方法来说,呈线性趋势的 RMS 比呈 3 阶段趋势的 RMS 对预测模型的要求更低,更适合用于退化预测。

2) 频带 $[1\ 250, 1\ 875]$ Hz 中,传感器 1# 的 RMS 始终比传感器 3# 的 RMS 大;相反的,频带 $[2\ 500, 3\ 125]$ Hz 中,传感器 1# 的 RMS 始终比传感器 3# 的 RMS 小;而在频带 $[2\ 500, 3\ 125]$ Hz 和 $[3\ 125, 3\ 750]$ Hz 中,传感器 1# 和 3# 的 RMS 趋势和数值大小非常接近,尤其在第 1 阶段基本重叠在一起,这一情况与总 RMS 趋势(图 13)的第 1 阶段比较相似。这些现象说明传感器的安装方式(包括安装位置与安装方向)对采集信号的频率成分是有影响的,不同的传感器安装方式,所采集信号的不同频带 RMS 的大小排序可能是不一样的。

3.4 转速和负载变化情况下的退化分析

在行星变速箱全寿命退化实验过程中,主要的转速和负载参数是:转速 1 000 r/min,负载 1 A。故在转速变化的实验中,负载 1 A 保持不变,实验转速分别为 400, 600, 800, 1 000, 1 200 和 1 400 r/min,转速从低到高逐级增加;在负载变化的实验中,转速 1 000 r/min 保持不变,实验负载分别为 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1, 1.2 和 1.4 A,负载从低到高逐级增加。在转速或负载变化的情况下,为了保证采集状态信息时实验台运转稳定,每一种工况保持运转 5 min 后再开始采集振动数据;振动信号的采样频率(F_s)仍为 20 kHz,每次采集同样持续 12 s,每隔 15 s 采集一次。

在退化的 3 个阶段中,每一个阶段各取一组变转速和变负载情况时的状态数据进行分析,且主要分析传感器 1# 的信息。3 组数据对应退化时间点分别是 672 h(第 1 阶段)、887 h(第 2 阶段)和 945 h(第 3 阶段)。

为了进一步分析转速变化和负载变化情况下,行星变速箱不同频带 RMS 的变化情况,突出文章

提出的 RMS 谱的频带分析能力在退化研究中的优势,其后小波包分解均取 5 层,即将 $[0, F_s/2]$ Hz 均分为 32 个频段,每个频段带宽为 312.5 Hz。

3.4.1 转速变化对主要频带的影响

转速变化情况下,时间点 672,887 和 945 h 传感器 1# 的总 RMS 如图 21 所示。从图 21 发现,变速箱转速相同的情况下,系统运转时间越长,总 RMS 越大,两者成正比关系;变速箱运转时间相同的情况下,转速越大总 RMS 就越大,两者同样成正比关系。

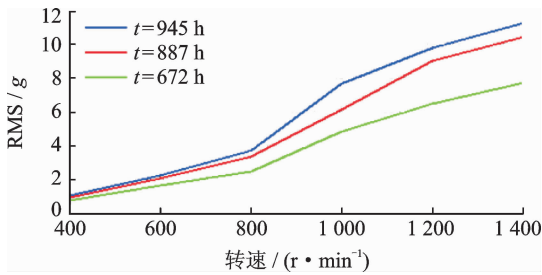


图 21 转速变化情况下传感器 1# 的总 RMS

Fig. 21 Total RMS of sensor 1# in speed change case

当时间点 $t=887$ h 时,转速变化情况下传感器 1# 的 RMS 谱如图 22 所示。从中可以发现,当转速增大时,各个频带的 RMS 也增大。但不同频带 RMS

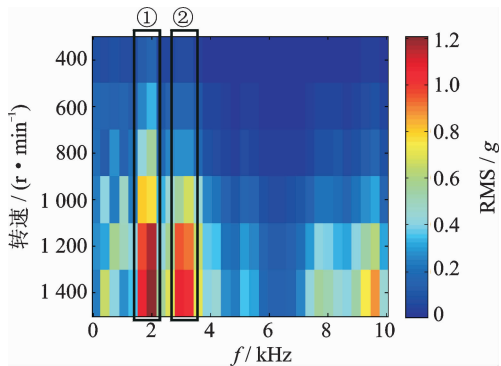


图 22 转速变化情况下传感器 1# 的 RMS 谱($t=887$ h)

Fig. 22 RMS spectrum of sensor 1# in speed change case ($t=887$ h)

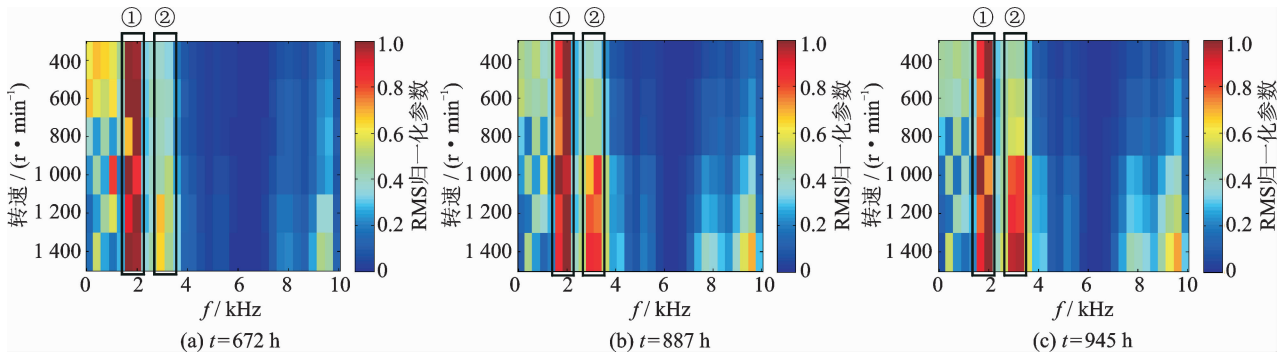


图 23 转速变化情况下传感器 1# 的 RMS 归一化谱

Fig. 23 RMS normalized spectrum of sensor 1# in speed change case

的增加幅度不一样,频带 $[1\ 562.5, 2\ 187.5]$ Hz(图中标号为①的方框内)增加幅度最大,频带 $[2\ 812.5, 3\ 437.5]$ Hz(图中标号为②的方框内)增加幅度次之。

图 23(a~c)分别为时间点 672,887 和 945 h 时转速变化情况下传感器 1# 的 RMS 归一化谱,从图中可以发现:

1) 同一时间点,即使转速不同,图中颜色最深的一直是在频带 $[1\ 562.5, 2\ 187.5]$ Hz 内(图中标号为①的方框内),可见这一频带内的 RMS 一直是最高的,即这一频带内的振动信号幅值最大;即使是不同的时间点,这一现象也仍然存在。说明该行星变速箱振动信号的最高幅值峰群落于频带 $[1\ 562.5, 2\ 187.5]$ Hz 内,不会随着运转时间的变化或转速的变化而发生移动。

2) 对比 3 个时间点 $[2812.5, 3437.5]$ Hz 内(图中标号为②的方框内)的颜色变化, $t=672$ h 时,方框内的颜色深度在 3 个时间点中最浅, $t=945$ h 时颜色最深, $t=887$ h 时颜色深度介于两者之间,可见这一频带内颜色深度随着运行时间的增加呈加深趋势。这一现象说明,变速箱退化越严重,这一频带内振动信号幅值增加的幅度比其他频带的要大。进而可以得出结论:频带 $[2\ 812.5, 3\ 437.5]$ Hz 内信号的 RMS 对变速箱的性能退化状态比其他频带更为敏感。

图 24 为 $t=887$ h 时传感器 1# 的频谱图(转速 1 000 r/min, 负载 1 A),从中可以发现:频带 $[1\ 562.5, 2\ 187.5]$ Hz 内的平均幅值是最大的,频带 $[2\ 812.5, 3\ 437.5]$ Hz 内的平均幅值次之,这与前面的结论完全符合。

3.4.2 负载变化对主要频带的影响

负载变化情况下,时间点 672,887 和 945 h 传感器 1# 的总 RMS 如图 25 所示。从图 25 可以发现,变速箱负载相同的情况下,系统运转时间越长,

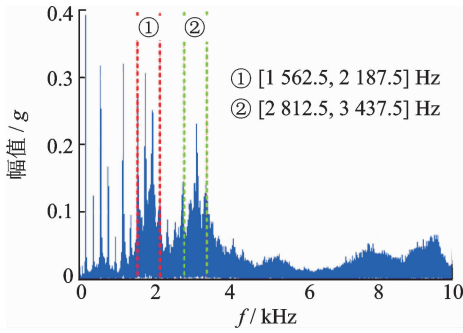


图 24 传感器 1# 的频谱图($t=887$ h)
Fig. 24 Frequency spectrum of sensor 1# ($t=887$ h)

总 RMS 越大,两者成正比关系。变速箱运转时间相同的情况下,负载从 0~0.8 A 逐渐增加时,传感器 1# 的总 RMS 曲线也逐渐递增;当负载从 0.8~1.4 A 继续增加时,总 RMS 曲线呈递减趋势。

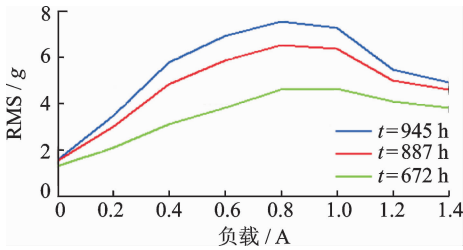


图 25 负载变化情况下传感器 1# 的 RMS
Fig. 25 Total RMS of sensor 1# in load change case

时间点 $t=887$ h 时负载变化情况下传感器 1# 的 RMS 谱如图 26 所示,频带[1 562.5, 2 187.5]Hz 内的 RMS 一直是最大,频带[2 812.5, 3 437.5]Hz 内次之。负载为 0.8 和 1.0 A 时,各个频带的 RMS

都是比较大的,这可能是因为实验台长时间在 1.0 A 的负载环境下运转,变速箱齿轮适应了这一负载时的啮合应力,当负载变化时,就出现啮合不足或啮合过紧,从而导致系统振动幅度整体降低。

图 27(a)~(c)分别为时间点 672,887 和 945 h 时负载变化情况下传感器 1# 的 RMS 归一化谱,从中可得到与转速变化情况下(图 23)类似的结论:行星变速箱振动信号的最高幅值峰群落于频带 [1 562.5, 2 187.5]Hz 内,不会随着运转时间的变化或负载变化而发生移动;频带[2 812.5, 3 437.5]Hz 内振动信号的 RMS 对变速箱的性能退化情况比其他频带更为敏感。图 23 与图 27 的主要区别在于,转速变化情况下,各频带 RMS 与转速成正比;而负载变化情况下,各频带 RMS 在负载为 0~0.8 A 时与负载成正比,在负载大于 0.8 A 时与负载成反比。

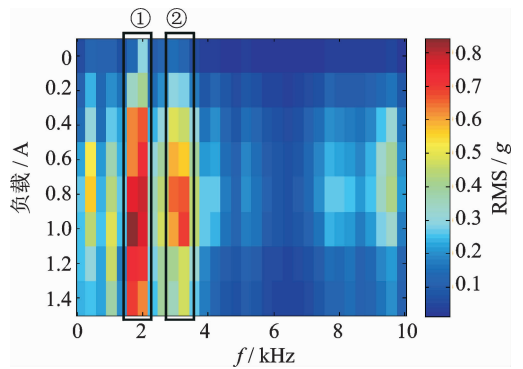


图 26 负载变化情况下传感器 1# 的 RMS 谱($t=887$ h)
Fig. 26 RMS spectrum of sensor 1# in load change case ($t=887$ h)

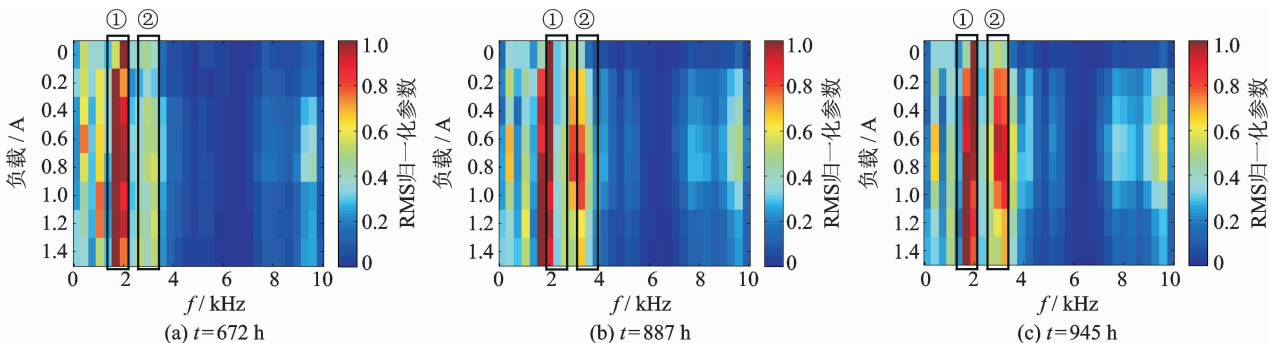


图 27 负载变化情况下传感器 1# 的 RMS 归一化谱
Fig. 27 RMS normalized spectrum of sensor 1# in load change case

3.4.3 特征频带 RMS 趋势分析

转速变化和负载变化的分析都表明,频带 [1 562.5, 2 187.5]Hz 在各种工况环境下的都能比较稳定地反应行星变速箱的退化情况,而频带

[2 812.5, 3 437.5]Hz 对于行星变速箱性能退化情况是比较敏感的。对行星变速箱稳定工况下退化过程的传感器 1# 的 RMS 谱(图 14)做归一化处理,得到 RMS 归一化谱(图 28)和归一化参数(图 29),

可以发现,转速变化和负载变化情况下得到的结论对于稳定工况下的退化过程同样是适用的。而且频带[2 812.5,3 437.5]Hz 的归一化参数在退化第 1 阶段相对比较稳定,在第 2 阶段和第 3 阶段增加较快,说明频带[2 812.5,3 437.5]Hz 的信号主要是对加速退化阶段比较敏感。

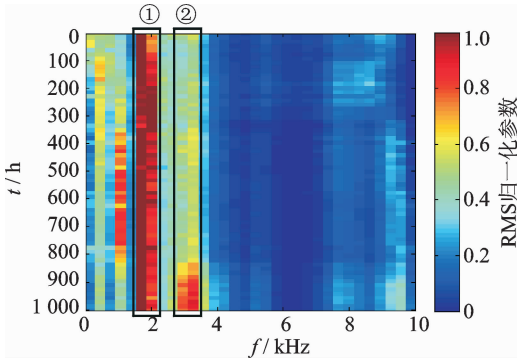


图 28 稳定工况下传感器 1# 的 RMS 归一化谱

Fig. 28 RMS normalized spectrum of sensor 1 # in steady working condition

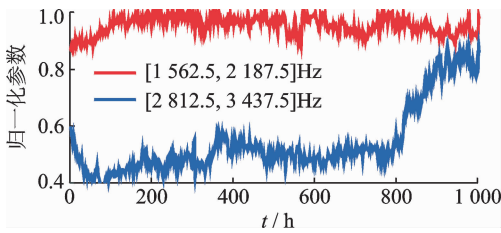


图 29 敏感频带的归一化参数

Fig. 29 Normalized parameter of sensitive frequency ranges

分别提取频带[1 562.5,2 187.5]Hz 和[2 812.5, 3 437.5]Hz 的 RMS,如图 30 和图 31 所示。频带 [1 562.5, 2 187.5]Hz 的 RMS 趋势在行星变速箱的整个退化过程一直比较稳定,呈线性趋势。频带 [2 812.5,3 437.5]Hz 的 RMS 趋势呈现三阶段趋势,在加速退化阶段 RMS 有比较明显的上升趋势。这些现象说明由 RMS 归一化谱分析得到的结论是正确的。

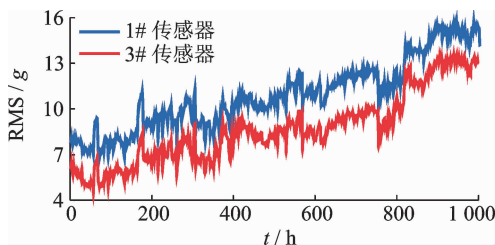


图 30 频带[1 562.5,2 187.5]Hz 的 RMS

Fig. 30 RMS of frequency range [1 562.5,2 187.5]Hz

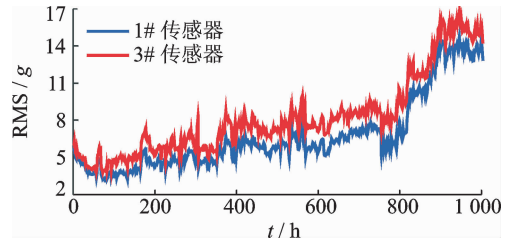


图 31 频带[2 812.5,3 437.5]Hz 的 RMS

Fig. 31 RMS of frequency range [2 812.5,3 437.5]Hz

4 结束语

为了研究行星变速箱的退化特征参数提取方法,在峭度谱的基础上提出能够同时从时域和频域分析系统退化特性的 RMS 谱。笔者研究了 RMS 谱及 RMS 归一化谱的原理与使用方法,并将其用于行星变速箱的退化特性分析中。基于 RMS 谱的退化分析能够得到行星变速箱退化过程的主要频带,并且这些频带的 RMS 趋势是不一样的,有的呈现为线性,有的呈现出与总 RMS 一样的 3 阶段特点,在退化趋势预测时可以根据需要选择趋势较好的频带特征参数;基于 RMS 归一化谱的退化分析能够得到行星变速箱退化过程的两个特征频带,其中一个能比较稳定地反应退化过程,另一个对加速退化阶段比较敏感,而且这两个特征频带对转速变化、负载变化和稳定工况三种情况都适用。所提出的 RMS 谱和 RMS 归一化谱能够有效用于行星变速箱的退化过程分析,提取得到适合退化趋势预测和退化状态监测的退化特征参数,并且效果较好。

参 考 文 献

[1] Lei Yaguo, Han Dong, Lin Jing. Planetary gearbox fault diagnosis using an adaptive stochastic resonance method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1):113-124.

[2] Chaari F, Fakhfakh T, Haddar M. Dynamic analysis of a planetary gear failure caused by tooth pitting and cracking[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2006, 6(2):73-78.

[3] Feng Zhipeng, Zuo Mingjian. Vibration signal models for fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Journal of Sound and Vibration, 2012, 331(22):4919-4939.

[4] Chen Xiaowang, Feng Zhipeng. Iterative generalized time-frequency reassignment for planetary gearbox fault diagnosis under nonstationary conditions[J]. Me-

- chanical Systems and Signal Processing, 2016, 80: 429-444.
- [5] Bartelmus W, Zimroz R. A new feature for monitoring the condition of gearboxes in non-stationary operation conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(5):1528-1534.
- [6] Lei Yaguo, Liu Zongyao, Wu Xionghui. Health condition identification of multi-stage planetary gearboxes using a mRVM-based method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60-61:289-300.
- [7] Lei Yaguo, Lin Jing, Zuo Mingjian. Condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes: A review[J]. Measurement, 2014, 48:292-305.
- [8] Marcos E O, George J V. A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2009, 31(3):221-246.
- [9] Cheng Zhe, Hu Niaoqing, Gu Fengshou. Pitting damage level for planetary gear sets based on model simulation and grey relational analysis[J]. Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering, 2011, 35(3):403-417.
- [10] Cheng Zhe, Hu Niaoqing. Quantitative damage detection for planetary gear sets based on physical models [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2012, 25(1):190-196.
- [11] Ni Xianglong, Zhao Jianmin, Chen Jichao. Planetary gearbox remaining useful life estimation based on state space model[C]// International Conference on Vibration Engineering-2015. Nanjing, China: JVE International, 2015, 5:253-258.
- [12] Ni Xianglong, Zhang Xin, Sun Fucheng. An adaptive state-space model for predicting remaining useful life of planetary gearbox[C]// 2016 Prognostics and System Health Management Conference. Chengdu China: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc, 2016:1-6.
- [13] Lei Yaguo, Lin Jing, He Zhengjia. Application of an improved Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(5):1738-1749.
- [14] Wang Dong, Tse P W, Tsui K L. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35:176-199.
- [15] Liao Linxia. Discovering prognostic features using genetic programming in remaining useful life prediction [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(5):2464-2472.
- [16] Mallat S. A wavelet tour of signal processing[M]. New Delhi:Academic Press, 1999:275-287.



第一作者简介:倪祥龙,男,1988年6月生,博士生。主要研究方向为退化建模、故障预测和维修决策。曾发表《Nonlinear degradation modeling and maintenance policy for a two-stage degradation system based on cumulative damage model》(《Eksplotacja I Niezawodność Maintenance and Reliability》2016, Vol. 18, No. 2)等论文。
E-mail:ni_phm@163.com