

# 基于局部频谱的滚动轴承 故障特征提取方法

苏维均<sup>1,2</sup>, 杨 飞<sup>1</sup>, 于重重<sup>1,2</sup>, 程晓卿<sup>2</sup>, 崔世杰<sup>1</sup>

(1. 北京工商大学计算机与信息工程学院, 北京 100048; 2. 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室, 北京 100044)

**摘 要:** 滚动轴承振动信号是非线性、非平稳信号, 如何对复杂的非周期滚动轴承数据进行准确特征提取十分具有挑战性. 本文提出一种基于局部频谱的轴承数据特征提取方法. 该方法将预处理得到的分割点与频谱分析结合起来, 构建了数据的局部化特征, 确定了局部频率的定义以及时频域的构造方法, 并对局部频谱进行特征提取. 实验表明, 该方法克服了希尔伯特变换仅适合描述窄带信号的局限性, 并弥补傅里叶全局频率只对无限波动周期信号才具有明显价值的缺陷. 减少虚假频率产生的同时, 兼容了时域和频域的分析能力, 为非线性非平稳滚动轴承时域数据的特征提取提供了一种新方法, 在滚动轴承故障诊断方面有很高的实用价值.

**关键词:** 故障诊断; 滚动轴承; 特征提取; 局部频谱; 分割点

**中图分类号:** TP274      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2018)01-0160-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.01.022

## Rolling Bearing Fault Feature Extraction Method Based on Local Spectrum

SU Wei-jun<sup>1,2</sup>, YANG Fei<sup>1</sup>, YU Chong-chong<sup>1,2</sup>, CHENG Xiao-qing<sup>2</sup>, CUI Shi-jie<sup>1</sup>

(1. Department of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;

2. State Key Laboratory of Rail Traffic Control and Safety, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract:** The vibration signal of rolling bearing is a nonlinear and unstable signal. Therefore it is very challenging to carry out feature extraction accurately from the complicated data of non-periodic rolling bearing. This article hereby proposes a method of feature extraction based on local spectrum bearing data. This method combined the segmentation point obtained from pretreatment and the spectrum analysis, built localized feature of the data, determined the definition of the local frequency and the construction method of time-frequency domain, and implemented the feature extraction. Experiments show that this method overcame the limitation that Hilbert transform is only suitable to describe the narrowband signals. It also made up for the defects of Fourier global frequency which is only valuable to the infinite wave period signals. As a new method of feature extraction from the time domain data of the nonlinear and unstable rolling bearing, it reduces the false frequency and is compatible with the analysis of both time domain and frequency domain. It has very high practical value in the fault diagnosis of rolling bearings.

**Key words:** fault diagnosis; rolling bearing; feature extraction; local spectrum; segmentation point

## 1 引言

在国民经济中,滚动轴承被称之为“工业的关节”.滚动轴承的发展往往代表了一个国家机械工业的发展水平.在各种大型工业设备中,滚动轴承往往作业在高

速、高温、高压等恶劣环境中,其故障诊断显得尤为重要.尤其在轨道交通领域,其潜在故障严重威胁着轨道交通行车安全<sup>[1,2]</sup>.

高速轨道列车滚动轴承振动信号往往是非线性、非平稳信号,传统用于分析线性平稳信号的傅里叶变

收稿日期:2016-06-20;修回日期:2016-12-09;责任编辑:李勇锋

基金项目:北京市自然科学基金重点项目B类(No. KZ201410011014);轨道交通控制与安全国家重点实验室开放课题(No. RCS2015K009);北京市教委科研计划面上项目(No. KM201510011010)

换表现出一定的局限性<sup>[3-5]</sup>. 时域分析法如小波包分析法、希尔伯特黄变换法 (Hilbert-Huangtransform, HHT) 等<sup>[6-8]</sup>, 可以同时展现出信号的时域和频域信息, 在轴承故障诊断中发挥着十分重要的作用. 如林京等<sup>[9]</sup>提出了一种基于小波包变换的滚动轴承故障诊断方法. 但小波包变换的构造过程复杂, 首先需要明确分解层数与小波基, 与实际工程的匹配性较差, 并不能广泛适用于变化复杂的轨道列车故障诊断中来<sup>[10]</sup>. HUANG 等提出的 HHT 是一种具有自适应性的信号处理方法, 适用于处理非线性、非平稳信号, 其主要包含经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 和希尔伯特变换 (Hilbert Transform, HT) 两个过程, 对于非线性、非平稳信号, 首先采用 EMD 对其进行分解, 得到若干个模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF), 再采用 HT 对每一个 IMF 分量进行解调, 获得原始信号的全部时频信息<sup>[11]</sup>. 基于此, 杨宇等<sup>[12]</sup>提出了基于 Hilbert 边际谱的滚动轴承故障诊断方法. 不过希尔伯特变换中存在严重的端点效应与模态混叠, HT 解调出现的负频率难以解释, 并存在能量泄漏等问题<sup>[13,14]</sup>.

本文以轨道交通列车走行部滚动轴承为研究对象, 结合轨道列车滚动轴承振动数据的特点, 提出使用局部频率来进行滚动轴承数据的分析, 提出了构建局部频谱图和时频域构造方法来进行特征提取, 巧妙的将去噪环节得到的分割点与频谱分析相结合, 构建了一套基于局部频谱的特征提取方法, 为后续滚动轴承故障分类提供了十分可靠的特征向量.

## 2 时域信号局部频率的定义

### 2.1 局部范围

信号的幅值所表达的物理含义是信号在往复运动中的运动极限. 在复杂的信号系统中, 信号的幅值不固定, 信号的幅值可以反应信号在局部范围内振动的极限状态. 由此, 提出使用信号的极值点作为判断信号往复周期运动的起始位置. 但是在轴承振动信号中, 通过传感器采集到的数据往往是带有噪声的, 且数据量大, 如果仅用极值点作为判断局部周期范围的标准, 这样可能得到的极值点大部分都是高频噪声运动的极限.

本文提出分割点的定义, 通过分割点将原始信号分割为多个局部周期范围. 分割点即为滤除噪声后的有效极值点. 为此, 采用基于指数平滑预测的滑动时间窗分割算法对复杂的振动信号进行预处理来滤除高频群点, 作者已在文献<sup>[15]</sup>中详细介绍该算法.

对于任意时域信号, 采用上述算法预处理后的分割点数据为  $x(i)$ , 假设其所对应的离散时间序列为  $\{x(i) | i=1, 2, 3, \dots, n\}$ , 令其局部极大值满足下式:

$$x(i) \geq x(i-1) \ \& \ x(i) \geq x(i+1) \ \&$$

$$x(i-1) \neq x(i+1) \quad (1)$$

原始信号可以近似地认为是由一系列包含两相邻分割点以及其之间数据点的 V 型波组成, 随机信号任意选取 200 个点, 用于表达效果, 如图 1 所示.

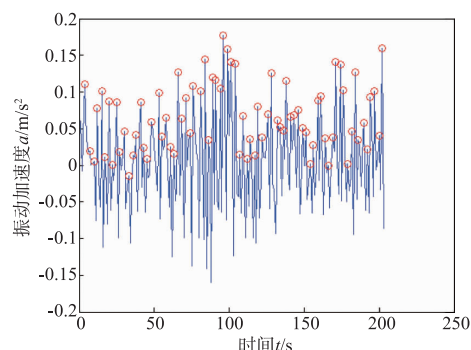


图1 时域波形信号

圆圈标注的为分割点, 两相邻分割点之间组成的 V 型波被确定为一个局部周期范围. 如图 2 所示.

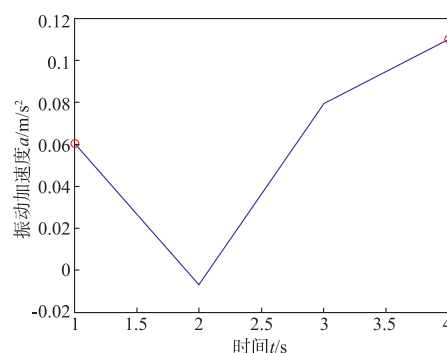


图2 局部V型波

### 2.2 时域数据局部频率的定义

由信号的局部范围, 提出广义局部频率的定义如下.

设 V 型波的起始位置  $t_k$  为原信号  $x(t)$  中的第  $k$  个局部极大值所处时刻, 其中  $k=1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为原始信号的最后一个极大值, 根据 V 型波可以定义原信号  $x(t)$  的局部周期  $T(t)$ , 如下式:

$$T(t) = t_k + 1 - t_k, t_k < t < t_k + 1 \quad (2)$$

式(2)中,  $T(t)$  表示信号在局部时间范围内, 完成一次完整的局部振动所需要的时间. 同样, 局部信号均值  $n(t)$  与局部信号幅值  $h(t)$  定义如下:

$$n(t) = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} x(ti), t_k < t < t_k + 1 \quad (3)$$

$$h(t) = \frac{x(t_k) + x(t_k + 1)}{2} \quad (4)$$

式(3)中,  $n_k$  为第  $k$  个分割点和第  $k+1$  个分割点之间的样本数. 局部幅值与局部均值以及原始数据的时序图, 如图 3 所示.

局部频率定义为广义局部周期的倒数, 即:

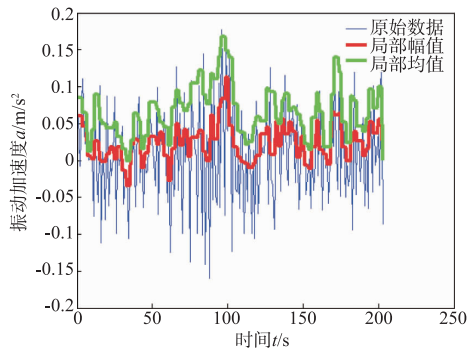


图3 原始数据、局部幅值和局部均值图

$$v(t) = \frac{1}{T(t)} = \frac{1}{t_k + 1 - t_k}, t_k < t < t_k + 1 \quad (5)$$

式中,局部频率  $v(t)$  表示单位局部时间内完成振动的次数,用于衡量局部振动的快慢,单位仍为 Hz.

通过式(5)获得的局部幅值,局部平均幅值,局部频谱等曲线均为折线,运用时间序列的平滑技术对序列进行平滑处理,使之成为平滑的连续曲线,从而有利于后续的分析<sup>[16]</sup>. 本文选择一次移动平均法,假定时间序列  $\{y(i) | i = 1, 2, \dots, N\}$ , 经过一阶移动平滑法后每一个点满足:

$$y'(i) = \frac{1}{2N+1} [y(i-N) + y(i-N+1) + \dots + y(i+N-1) + y(i+N)] \quad (6)$$

平滑效果如图 4 所示.

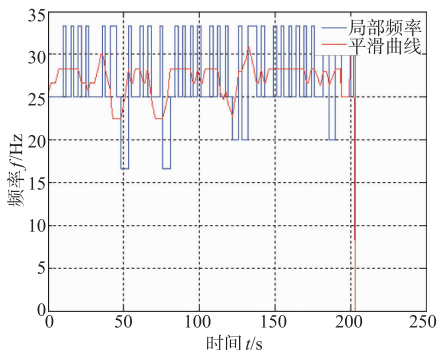


图4 局部频率及平滑后曲线图

### 3 局部频谱的时频域构造方法以及特征提取

#### 3.1 时域数据的时频域构造方法

为了使局部频率能够更好地反映原始信号的局部特点,利用全局频率谱构建频域的思想构建局部频率谱,重新定义局部频率谱的时频域构造方法.

##### 3.1.1 时域构造

用  $h(t)$  表示  $V$  型波在一个完整局部周期振动的绝对幅值. 同时为了消除平衡位置波动的影响,即去掉直流分量对于绝对幅值的影响,需要去除局部均值曲线  $n(t)$ , 即

$$h'(t) = |h(t) - n(t)| \quad (7)$$

式中,  $h'(t)$  反映的是在局部频率为  $v(t)$  的  $V$  型波相对于平衡位置随时间波动的幅值大小. 图 5 为信号的局部均值与绝对幅值.

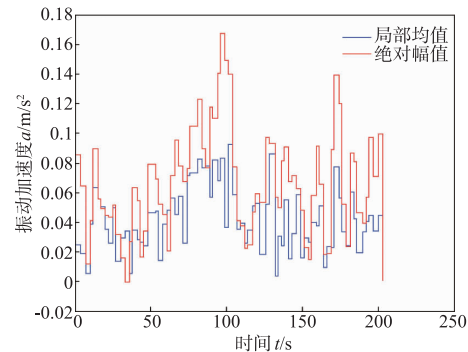


图5 局部均值与绝对幅值

#### 3.1.2 频域构造

全局频率谱图反映了各个频率成分在整个时间尺度范围内对幅值或能量的平均贡献情况. 根据这一原理,建立局部频谱的频域构造方法,其具体操作步骤如下:

**步骤 1** 在整个样本数据局部频率的集合中,根据频率的最大值和最小值,确定局部频率的区间范围,并将局部频率  $v(t)$  中频率范围等区间划分成  $l$  份,用以表示局部频谱中的区间范围,其中任意的局部频率  $v(t)$  应在某一个频率区间内,频率区间划分如下所示:

$$v(t_i) p \in \frac{j}{l} [\max(v(t)) - \min(v(t))] + \min(v(t)) \quad (8)$$

式中,  $i = 1, 2, \dots, N, j = 0, 1, \dots, l-1, l$  可根据局部频率的范围大小以及频率分布情况进行设定.

**步骤 2** 设第  $j$  个局部频谱频率区间的频数是  $p_j$ , 如下所示,则频率  $v(t_i)$  的密度可以表示为:

$$\rho_j = \frac{p_j}{n} \quad (9)$$

根据图 4 绘制其局部频率与频数图如下图 6 所示,其纵坐标为频率区间,单位 Hz,横坐标为在各自频率区间局部频率出现的次数.

可以看出该信号主要集中在 25 - 30Hz, 可见其主要特征振动频率在此.

**步骤 3** 如果第  $j$  频率区间的  $p$  个局部频谱所对应的局部幅值分别为  $h'_1, h'_2, \dots, h'_p$ , 则该频率段的平均幅值是:

$$h_j = \sum_{k=1}^p h'_k \quad (10)$$

**步骤 4** 将平均幅值  $h_j$  与频率密度  $\rho_j$  相乘,即可得到局部频谱  $v$  对信号  $x(t)$  的幅值贡献,称为局部频率值

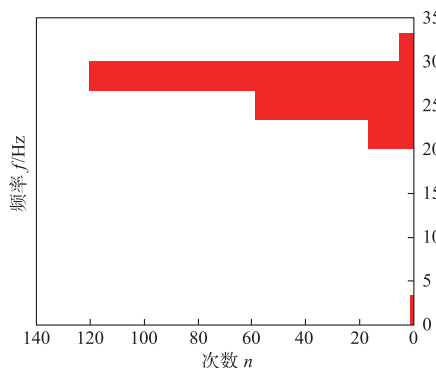


图6 局部频数示意图

$X(v)$ , 即:

$$X(v) = h_j \rho_j \quad (11)$$

**步骤 5** 在平面坐标系中将横坐标轴表示为局部频率  $v$ , 单位是 Hz, 纵坐标轴表示为局部频率值  $X(v)$ , 即局部频率  $v$  对于整个信号的幅值贡献度, 单位 ( $\text{m/s}^2$ )。从而构造出信号  $x(t)$  的局部频谱图, 具体如下图 7 所示。

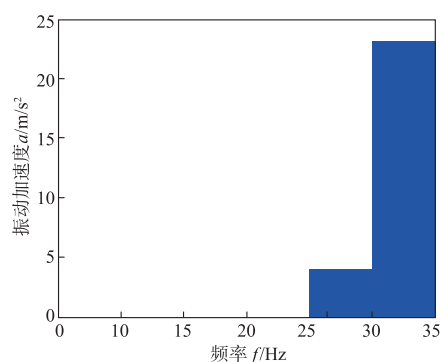


图7 信号的局部频谱图

### 3.2 基于时域信号局部频谱的特征提取

由于样本不同, 可能每个样本的局部频谱所对应的频谱区间不相同, 频谱的跨度也不同。针对此, 本文所采取的方案是:

**步骤 1** 针对所有训练样本  $X(i), i = 1, 2, \dots, n$ ; 对每个样本进行局部频谱转换, 得到各个样本的局部频率  $v_{ij}, i = 1, 2, \dots, n, j = 0, 1, \dots, m; n$  表示第  $n$  个样本,  $j$  表示该样本的第  $j$  个局部频率。

**步骤 2** 求取样本中局部频率的最值  $\max(v_{ij}), \min(v_{ij})$ , 则所有局部频率均在其中, 用  $\min(v_{ij}), \max(v_{ij})$  两个值作为所有局部频谱图的跨度。

**步骤 3** 对于  $l$  的选取, 即局部频谱图的区间个数, 要综合考虑计算效率以及对于原始信号的损失程度,  $l$  过大对于原始数据损失小, 但是计算效率偏低; 反之计算效率高但是不够准确。

通过上述步骤后, 每个样本的局部频谱区间所对应的坐标刻度为:

$$\frac{j}{l} [\max(v_{ij}) - \min(v_{ij})] + \min(v_{ij}),$$

$$i = 1, 2, \dots, n, j = 0, 1, \dots, l - 1$$

由此, 可以保证每个样本的局部频谱图的一致性。提取每个样本局部频谱图中, 幅值最高的前  $n$  项所对应的局部频谱区间的中间点频率作为该样本的特征向量, 不仅每个维度的意义相同, 还保证了所有样本的纬度相同。

## 4 时域信号的局部频谱实验

### 4.1 局部频率适用性分析

本文首先选取三种典型的单周期信号: 正弦波、锯齿波、方波作为实验时域信号。其周期均为  $T = 1\text{s}$ , 振幅为  $A = 1$ 。通过与全局频谱图对比, 来验证局部频率的适用性。三种信号时域波形如图 8 所示。

图 9 给出了周期为 1s 的正弦波信号全局频率谱和局部频率谱特征分析对比图。可以看出基本频率均集中在 1Hz 附近。图 (a) 曲线很快就收敛到 0, 这由于 FFT 是基于谐波特性的假设前提下, 而该信号刚好为谐波, 所以无干扰频率; 而局部频谱在其它非特征频率上出现了微小波动, 其原因是由于数据中两侧端点无法确定是否为极值点, 不符合 V 型波局部周期的要求, 而出现的端点效应, 因此不存在实际的频率含义, 而这与人们对频率的认知相符。

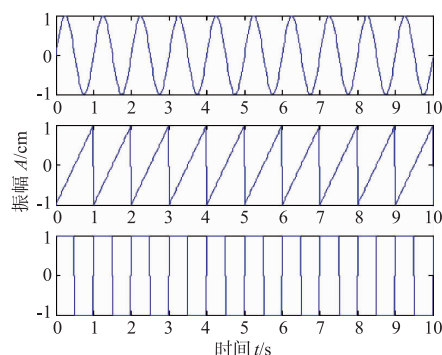


图8 典型单周期时域波形图

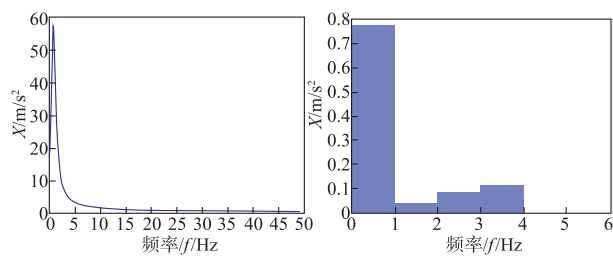


图9 正弦波全局频率与局部频率对比图

图 10 给出了周期为 1s 的锯齿波信号全局频率谱和局部频率谱特征分析对比图。全局频率谱图中出现

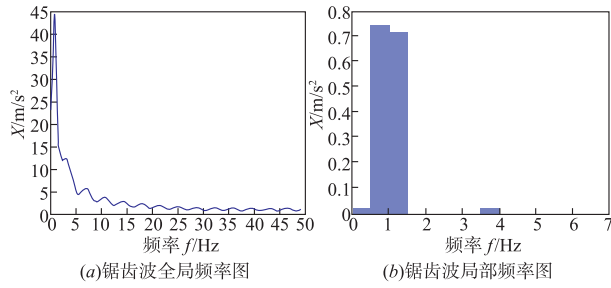


图10 锯齿波全局频率与局部频率对比图

一系列以 1Hz 为主频并伴有成倍的波动,这是由于 Fourier 变换是用这些频率的谐波信号对锯齿波信号进行无穷逼近的结果,冗余频率信息属于为了逼近效果而产生的无用信息,会干扰判断研究对象的频率特征.而局部频谱可以看出主频集中在 1Hz,并且无明显的频率波动,准确的反映出锯齿波的周期特征和频率特型.

图 11 给出了周期为 1s 的方波信号全局频率谱和局部频率谱特征分析对比图.从频域看,该方波的非主频的频率振动幅度要高于锯齿波,从而不仅盲目的增加了计算负担,得到的结果也毫无物理意义;而局部频谱可以看出主频集中在 1Hz,并且无明显的频率波动,准确的反映出锯齿波的周期特征和频率特性.

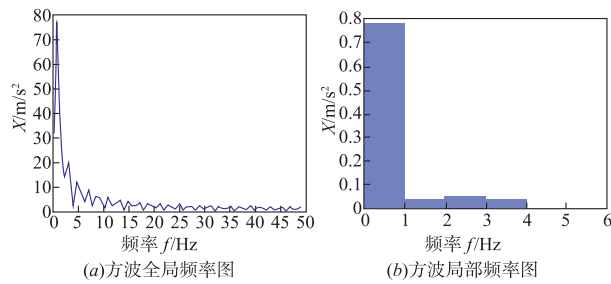


图11 方波全局频率与局部频率对比图

综上所述可以得知,对于基本典型单周期信号,基于局部频率的特征提取在某些方面明显优于全局频率,分析出来的特征也符合人们的认知.下文将继续验证该方法在非线性、非平稳轨道轴承振动信号特征提取中具有更高的价值.

#### 4.2 算法实验

本文实验样本数据为滚动轴承的振动加速度数据.具体实验数据来源于北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室提供的轴承实验台原始数据,包含正常数据以及轴承滚动体故障,内圈故障,外圈故障所对应的数据.

图 12 为标准数据集在驱动端、采样频率为 12KHz、转速为 1796r/min 的滚动轴承分别正常,内圈故障,外圈故障以及滚动体故障四类中某样本的时域图.

将四类样本的数据进行全局频率傅里叶变换处理,得到图 13.

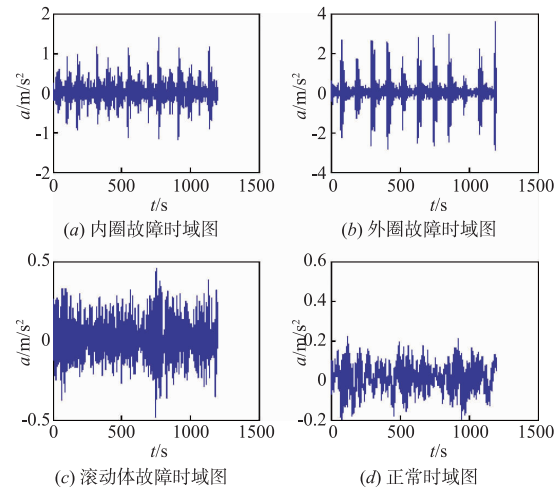


图12 四类样本时域图

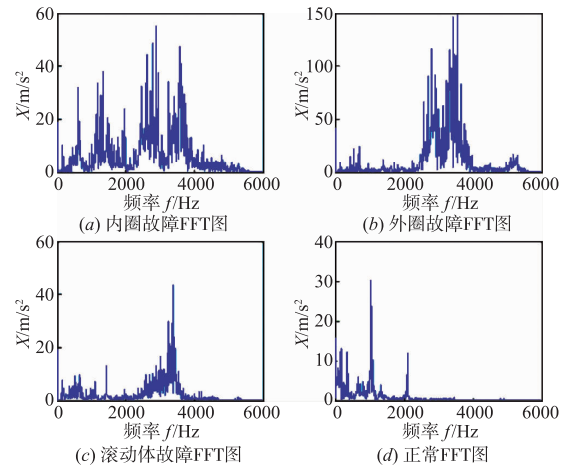


图13 四类样本的全局频谱图

通过图 13 可以看出,内圈故障频率波动不稳定,主频不确定,频率波动基本集中在 2500Hz 和 3500Hz 附近.外圈故障频率分布相对比较明显,主要集中区域也是在 2500Hz 和 3500Hz 附近,其余频域区间未有明显波动.滚动体故障主频主要集中在 3500Hz 附近,且在低频段有些许波动.正常轴承的全局频谱主要集中在低频段,主频在 1500Hz 附近.且在低频和 2000Hz 附近有频率波动.通过四幅图的对比基本可以看出四种类别的故障样本的区别,但是如果仅仅提取主频作为样本的特征的话,类别样本之间的区分度还是不够高,而且有干扰成分,局部的频率特性未能显现出来.构建样本的局部频谱图,如图 14 所示为四类样本数据通过实验得到的局部频谱图.

由图 13 和图 14 对比可以明显看出,对于局部频谱图,其干扰频率不明显,能量大都聚集在主频附近,且主频十分清晰.同时通过对比两个图可看出,其主频的分布基本相同,得证该算法提取局部频率特征的可行性.

但是对于滚动体故障还有少量的干扰频率,其主

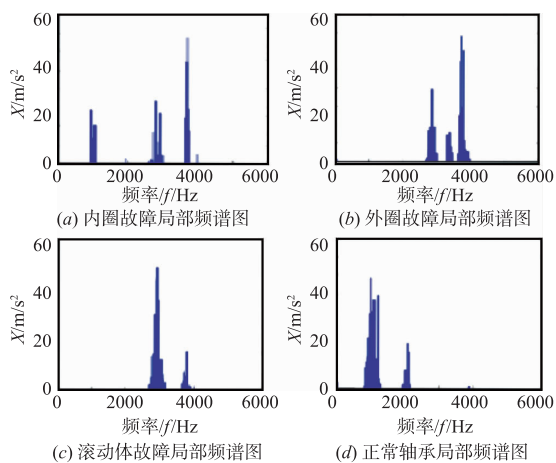


图14 四类样本局部频谱图

要原因是噪声剔除的不明显或者是由于多个激励源导致的,消除该偏差可以结合经验模态分解,将原始信号分为多个本征模态函数,每个本征函数的任意一点的瞬时频率都是有意义的,所以对每个本征分量做局部频谱图的转换即可。

由此,提取四类样本的主频作为特征向量.上文提到使用局部频谱图的前  $n$  项幅值频域区间的中点作为该样本的特征向量.本文中由于篇幅有限,仅选取  $n = 10$  作为展示,对比出各个类别样本中的区别,具体数据如表 1 所示.

表 1 幅值前 10 项的各类别样本频域区间中点值

幅值排名	正常	内圈故障	外圈故障	滚动体故障
1	1122	2513.5	4722	2904
2	1076.5	2572	4710	3011.5
3	1151.5	2537	4731	2901.5
4	1143	2580.5	4804.5	3089
5	1070	2505	4824.5	2925
6	1096	3535	4849	3005
7	1084.5	2527.5	3050.5	2982.5
8	1085	3511.5	4837	2946
9	1133	3523.5	3043	3013.5
10	1070	3520.5	3140	3099

通过表 1 可以明显的区别出各个故障,正常轴承的特征频率主要在 1100Hz 附近,内圈故障的频率主要围绕在 2500 ~ 2600Hz 之间,外圈故障的特征频率主要在 4700Hz 附近,而滚动体故障主要集中在 3000Hz 附近.由于提取过程进行了数据预处理以及噪声的过滤,所以提取出来的特征频率与人们的实际认知相符合,与全局频率相对比,也满足了全局频率的特点.综上所述该方法应用于此背景是可行的,且具有更高的准确性.

## 5 结论

实时滚动轴承振动数据呈现非线性、非平稳性的特点.本文提出从局部的角度出发,通过局部频率来进行特征提取.优化了局部频率的定义,重塑了信号时频域的构造方法,巧妙的将预处理得到的分割点与频谱分析结合起来,构建了一套基于局部频谱的特征提取方法.克服了基于 Hilbert 的变换只能描述窄带信号的局限性,弥补了 Fourier 全局频率定义只能对无线波动周期信号才具有明显意义的缺陷.通过简单周期信号和轨道交通列车走行部滚动轴承标准数据集验证了该方法的实用性.实现了对滚动轴承非线性非平稳数据的特征提取,每个样本的数据特征维度相同且准确,为复杂信号特征提取提供了一种新的方法,在滚动轴承故障诊断方面有很高的实用价值.

## 参考文献

- [1] 姚德臣. 面向城轨列车走行安全的轴承在途故障诊断研究[D]. 北京:北京交通大学,2014.  
YAO De-chen. Research on the Fault Diagnosis Algorithms for the Bearings of Urban Rail Train Running Gear[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University,2014. (in Chinese)
- [2] 张坤. 城轨列车走行部滚动轴承故障诊断算法研究[D]. 北京:北京交通大学,2015.  
ZHANG Kun. Research on Fault Diagnosis Algorithm for Rolling Bearing of Urban Rail Train Running Gear[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University,2015. (in Chinese)
- [3] 郑近德,潘海洋,程军圣. 非平稳信号分析的广义解析模态分解方法[J]. 电子学报,2016,44(6):1458-1464.  
ZHENG Jin-de, PAN Hai-yang, CHENG Jun-sheng. Generalized analytical mode decomposition for non-stationary signal analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44 (6): 1458 - 1464. (in Chinese)
- [4] 欧璐,于德介. 路图傅里叶变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,2015,51(23):76-83.  
OU Lu, YU De-jie. Path graph Fourier transformation and its applications to rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51 (23): 76 - 83. (in Chinese)
- [5] M Pineda-Sanchez, M Riera-Guasp, J Roger-Folch, et al. Diagnosis of induction motor faults in time-varying conditions using the polynomial-phase transform of the current [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58 (4):1428-1439.
- [6] HUANG N E, WU Z. A review on Hilbert-Huangtransform: Method and its applications to geophysical studies [J]. Reviews of Geophysics, 2008, 46 (RG2006) 2007RG000228 (1-23).

- [7] 葛光涛, 虞露. 二维经验模态可分离度及其量化计算[J]. 电子学报, 2013, 41(7): 1313-1318.  
GE Guang-tao, YU Lu. The bidimensional empirical mode detachable degree and its quantum calculation [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(7): 1313-1318. (in Chinese)
- [8] Andrea S, Alberto B, Fiorenzo F. Diagnosis of induction machine-motor faults in time varying conditions[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(11): 4548-4556.
- [9] 林京, 屈梁生. 基于连续小波变换的信号检测技术与故障诊断[J]. 机械工程学报, 2000, 36(12): 95-100.  
LIN Jing, QU Liang-sheng. Feature detection and fault diagnosis based on continuous wavelet transform[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2000, 36(12): 95-100. (in Chinese)
- [10] HUANG N E, WU ZH, LONG S R, et al. On the frequency[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(2): 177-229.
- [11] 郑近德, 程军圣. 改进的希尔伯特-黄变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2015, 51(1): 138-145.  
ZHENG Jin-de, CHENG Jun-sheng. Improved Hilbert Huang transform and its application in fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(1): 138-145. (in Chinese)
- [12] 杨宇, 于德介, 程军圣. 基于 Hilbert 边际谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2005, 24(1): 70-72.  
YANG Yu, YU De-jie, Cheng Jun-sheng. Rolling bearing fault diagnosis method based on Hilbert marginal spectrum [J]. Vibration and Shock, 2005, 24(1): 70-72. (in Chinese)
- [13] 盖强, 张海勇, 徐晓刚. Hilbert-Huang 变换的自适应频率多分辨分析研究[J]. 电子学报, 2005, 33(3): 563-566.  
GAI Qiang, ZHANG Hai-yong, XU Xiao-gang. Study of adaptive frequency multiresolution analysis of the Hilbert-Huang transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(3): 563-566. (in Chinese)
- [14] L Liu, R Mehl, W Wang, QF Chen. Applications of the Hilbert-Huang transform for microtremor data analysis enhancement[J]. Journal of Earth Science, 2015, 26(6): 799-806.
- [15] 崔世杰, 于重重, 苏维均, 等. 一种海量实时序列数据指数平滑预测分割算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(09): 1-6.  
CUI Shi-jie, YU Chong-chong, SU Wei-jun, et al. An exponential smoothing forecast segmentation algorithm for massive real time series data[J]. Application Research of Computers, 2016, 33(09): 1-6. (in Chinese)
- [16] 唐友福. 基于广义局部频率的非线性非平稳信号故障特征提取方法研究[D]. 上海: 上海大学, 2013.  
TANG You-fu. Study on Fault Feature Extraction for Non-linear Nonstationary Signals Based on General Local Frequency [D]. Shanghai: Shanghai University, 2013. (in Chinese)

## 作者简介



苏维均 男, 1962 年 4 月出生于四川仁寿. 2011 年于北京工商大学获得硕士学位, 现为北京工商大学计算机与信息工程学院研究生导师、教授. 主要研究方向为智能控制与检测技术.  
E-mail: swj6843@163.com



杨 飞 男, 1992 年 9 月出生于河北邢台. 现为北京工商大学计算机与信息工程学院研究生. 主要研究方向为智能控制与检测技术.  
E-mail: yangf0519@163.com



于重重 女, 1971 年 8 月生于辽宁丹东. 2013 年于北京科技大学获得博士学位. 现为北京工商大学计算机与信息工程学院研究生导师、教授. 主要研究方向为机器学习与数据挖掘.  
E-mail: chongzhy@vip.sina.com