

# 基于时频消噪 TFPF 和时频分布 MBD 的轴承早期故障诊断

杨 平

(四川理工学院, 四川 自贡 643000)

**摘 要:** 噪声是影响轴承、齿轮等机械设备早期微弱故障特征正确提取的主要因素, 利用新颖的时频峰值滤波技术 TFPT 有力的噪声消减特性, 将 TFPT 与改进的时频分布 MBD 相结合, 提出了时频峰值滤波 TFPT-时频分布 MBD 的故障识别新方法, 即应用 TFPF 消减振动信号的随机噪声作为时频分析的前置处理, 对消噪的故障信号作 MBD 时频分析来识别故障特征, 给出了时频峰值滤波时频分布的故障诊断模型。诊断实例的分析结果表明了与传统的 MBD 的故障特征提取相比, 提出的改进方法更易提取出强噪声背景下的轴承早期的微弱故障, 具有明显的可诊断性和实用性。

**关键词:** 故障信号; 时频峰值滤波; 时频分布; 故障诊断

**中图分类号:** TH133.33 U279.32

**文献标识码:** A

## 引 言

目前, 在滚动轴承的故障诊断中, 基于振动信号分析的机械监测诊断技术, 仍然是主要手段之一。轴承产生故障时, 轴承缺陷对系统产生周期性冲击, 同时冲击信号被旋转频率所调制, 轴承的故障振动信号具有非平稳非线性的特点, 因此时频分析十分适合轴承的故障诊断。将时频分布用于故障诊断的实例很多, 比如文献<sup>[1-2]</sup>, 但从时频分布的时频聚集性、交叉项抑制能力、时频分辨率和噪声抑制能力等综合指标来看, 其 MBD 分布相对其他的二次时频分布的性能较好, 更易诊断出故障。但是当信噪比低于某个门限值时, MBD 分布的性能变得很差, 甚至不能识别出故障<sup>[3-4]</sup>, 因此需要消减噪声增强信号, 提高信号的信噪比。当齿轮、滚动轴承等机械设备发生早期故障时, 所提取的振动信号中除了微弱的早期故障信息外, 一般带有很强的背景噪声, 噪声频带与信号的频带交叉, 传统的时域、频域方法很难从混有强背景噪声的振动信号中提取微弱故障信息<sup>[5]</sup>。文献[6]应用小波分解和重构的思想来提高信号的信噪比, 但是小波降噪计算量大、需要估计信号的大概波形, 选择不同的小波函数和消噪阈值, 会产生不同的降噪结果。

针对这些问题, 本文提出了相应的改进方法, 将最新的降噪理论时频峰值滤波技术<sup>[3]</sup>和高分辨率低交叉项的二次时频分布 MBD<sup>[7]</sup>有机结合提出轴承早期故障时频诊断的新方法, 通过诊断实例对该方法给予了验证。

## 1 时频峰值滤波 (TFPT) 的消噪技术

B. Boashash 和 M. Mesbah 于 2004 年提出了一种新颖的信号消噪算法—时频峰值滤波算法<sup>[3]</sup>。它基于时频分析理论来消减随机噪声, 其基本原理是将淹没于噪声下的信号经过频率调制变为一个常幅值调频信号的瞬时频率, 用 WVD 的峰值估计出瞬时频率, 恢复信号, 从而实现消减噪声增强信号的作用, 能从信噪比为 -9db 的噪声中恢复出信号。主要包括两个过程, 信号的编码和信号的恢复。

### 1.1 信号编码

在实际工程应用中, 设含有噪声的信号模型为:

$$x(t) = s(t) + n(t) = \sum_{k=1}^p s_k(t) + n(t) \quad (1)$$

式中  $x(t)$  ——为含有噪声的信号

$s_k(t)$  ——为非平稳信号

$n(t)$  ——为加性白噪声

将信号  $x(t)$  编码为一个常幅值频率调制的解析信号

$$Z_x(t) = e^{j2\pi\mu \int (\xi) d\xi} \quad (2)$$

式(1)代入式(2)有:

$$Z_x(t) = Z_s(t)Z_n(t) \quad (3)$$

式中,  $Z_s(t) = e^{j2\pi \int (\xi) d\xi}$ ,  $Z_n(t) = e^{j2\pi \int (\xi) d\xi}$ .

### 1.2 信号恢复

对信号  $Z_x(t)$  的 WVD 作峰值检测对瞬时频率估计, 恢复出信号  $s(t)$ 。

$$\hat{s}(t) = f(t) = \frac{\arg \max_f [W_{z_x}(t, f)]}{\mu} \quad (4)$$

式中 WVD 定义为:

$$W_{z_x}(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} z_x(t + \frac{\tau}{2}) z_x^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (5)$$

## 2 MBD 二次时频分布

B 分布是 Barkat 和 Boashash 于 2001 年提出的一种时频分布<sup>[7]</sup>, 分布的定义为:

$$B(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} G(u - t, \tau) R(u, \tau) e^{-j2\pi f\tau} du d\tau \quad (6)$$

式中,  $G(u - t, \tau) = \left[ \frac{|\tau|}{\cosh^2(t)} \right]^{\xi}$  为核函数,  $R(u, \tau) = z(u + \frac{\tau}{2}) z^*(u - \frac{\tau}{2})$  为自相关函数, 其中参数  $\xi$  折中分布交叉项的抑制和分辨率。

Zahir M. Hussain 于 2002 年对 B 分布进行了修改得到修改的时频分布 MBD。其核函数变为:

$$G(u - t, \tau) = \frac{K_a}{\cosh^{2\xi}(t)} \quad (7)$$

式中,  $K_a = \frac{\Gamma(2\xi)}{2^{2\xi-1} \Gamma^2(\xi) \cosh^{\xi}(t)}$ , 与 B 分布相比, 除了保持良好的时频聚集性, 能够有效的抑制交叉项外, 改进的 MBD 的核函数对信号选择伪 WVD 对编码所得到的解析信号作时频分析, 确保窗内信号具有线性特性, 伪 WVD 定义为:

$$PW_z(m, k) = 2 \sum_{k=-(2L-1)}^{2L-1} w(k) z(n+k) z^*(n-k) e^{-j2\pi k} \quad (8)$$

应用峰值检测估计  $PW_z(m)$  的频率, 得到振动信号的估计值

$$\hat{s}_c(k) = \frac{\arg \max_f [PW_z(m, k)]}{\mu} \quad (9)$$

对估计信号  $\hat{s}(k)$  作反尺度变换得到从噪声中恢复的有用振动信号具有自适应性, 具有数据的窗长驱动功能, 提高了分辨率, 同时也取消延时域滤波, 减少了计算

量。

## 3 TFPT 与 MBD 的故障诊断模型

将时频峰值滤波 TFPT 作为时频分析 MBD 的前处理, 应用高分辨率低交叉项的二次时频分布 MBD 分诊断轴承故障。故障诊断的模型步骤为:

设采集得到的故障振动信号为  $x(m)$ ,  $m = 0, 1, 2, \dots$ , 为了避免信号编码过程中频率边界的不连续, 导致信号失真, 对采集的振动信号  $x(m)$  尺度变换为:

$$x_c(m) = (a - b) \frac{x(m) - \min[x(m)]}{\max[x(m)] - \min[x(m)]} \quad (10)$$

式中  $a, b$  对应变换后信号的最大值和最小值。满足关系

$$0 \leq \min[x_c(m)] = b < a = \max[x_c(m)] \leq 0.5 \quad (11)$$

对尺度变换后的振动信号进行信号编码

$$Z_x(m) = \exp(j2\pi\mu \sum_{\lambda=0}^m x(\lambda)) \quad (12)$$

式中  $\mu$  为频率调制系数。

由于实际振动信号具有非线性特性, 采用 WVD 分布来估计信号会带来偏差

$$\hat{s}(m) = \frac{(\hat{s}_c(m) - b)(\max[x(m)] - \min[x(m)])}{a - b} + \min[x(m)] \quad (13)$$

求消噪的振动信号的解析信号

$$z(m) = \text{Hilbert}(\hat{s}(m)) \quad (14)$$

对解析信号作 MBD 分析计算

$$MBD(n, k) = \mathcal{DFT}[G_{\xi}(n) \otimes (w_h(m)) R_z(n, m)] \quad (15)$$

式中,  $G_{\xi}(n)$  为离散核函数,  $w_h(m)$  为窗函数,  $R_z(n, m)$  为离散瞬时自相关函数,  $\otimes$  关于时间的卷积运算。

## 4 在轴承故障诊断中的应用

用电火花在某型号滚动轴承的内圈加工直径为 0.15mm 和深度为 0.4mm 小槽模拟微弱小故障, 轴承旋转时, 故障点会撞击其他元件的外表面, 产生一定频率的冲击力, 在故障点与滚动体旋转一圈, 内圈故障点撞击的理论次数为:

$$n_i = \frac{z}{2} \left[ 1 + \frac{d}{D} \cos\alpha \right]$$

外圈故障点撞击的理论次数为:

$$n_o = \frac{z}{2} \left[ 1 - \frac{d}{D} \cos\alpha \right]$$

式中  $d$  为滚动体直径

$D$  为轴承中径

$\alpha$  为接触角

$z$  为滚动体个数由轴承的几何尺寸可以得到,  $n_i = 5.42$  次,  $n_o = 3.58$  次。

应用本文所提出方法分别正常、内环故障和外环故障轴承测得的振动数据作分析。图 1 为 TFPT 滤波前后的振动信号, 滤波后的信号冲击特性更加明显; 图 2 分别为 TFPT 处理前后振动信号的 MBD 分布。图 2(1) 中图 A、B、C 不能区别出轴承的质量状态, 强噪声淹没了微弱的有用信息。图 2(2) 中图 A 有 2 条线, 一条在 30Hz 左右, 这和轴承主轴的旋转频率吻合, 另一条在 35Hz 左右, 由于制造安装误差所致; 图 B 如 5 个箭头所示, 表明一周内撞击 5 次, 这和上面的内圈故障点撞击

的理论计算次数  $n_i = 5.42$  次吻合; 图 C 如 4 个箭头所示, 表明一周内撞击 4 次, 这和上面的内圈故障点撞击的理论计算次数  $n_o = 3.58$  吻合; 图 B 和图 C 比较, 说明外圈冲击衰减快, 内圈冲击衰减慢, 但是结束时间都短, 大概为 1/4 周的时间 (0.008 秒), 频率成分丰富, 这正是故障瞬时冲击信号的特点。说明该方法能够揭示轴承的早期微弱故障特征, 依据撞击次数对轴承的故障进行直观性故障诊断。

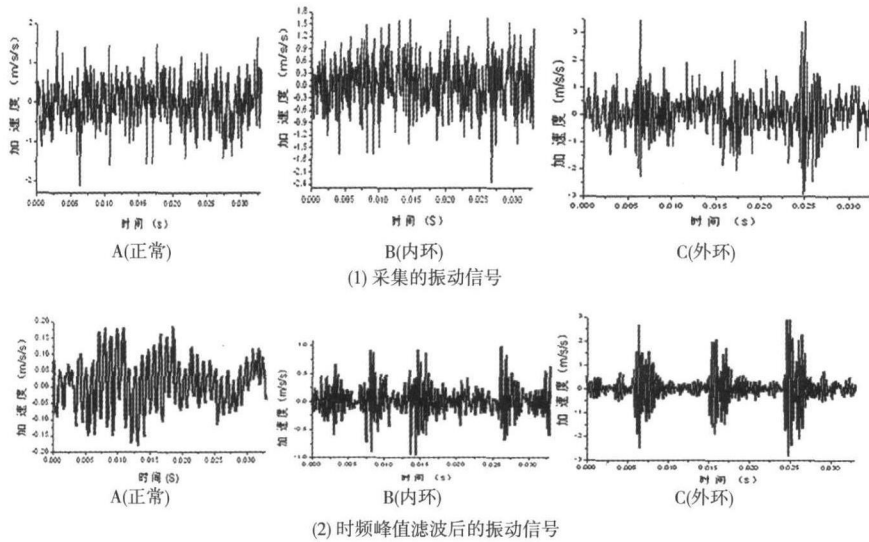


图 1 TFPT 滤波前后正常和故障轴承的振动信号

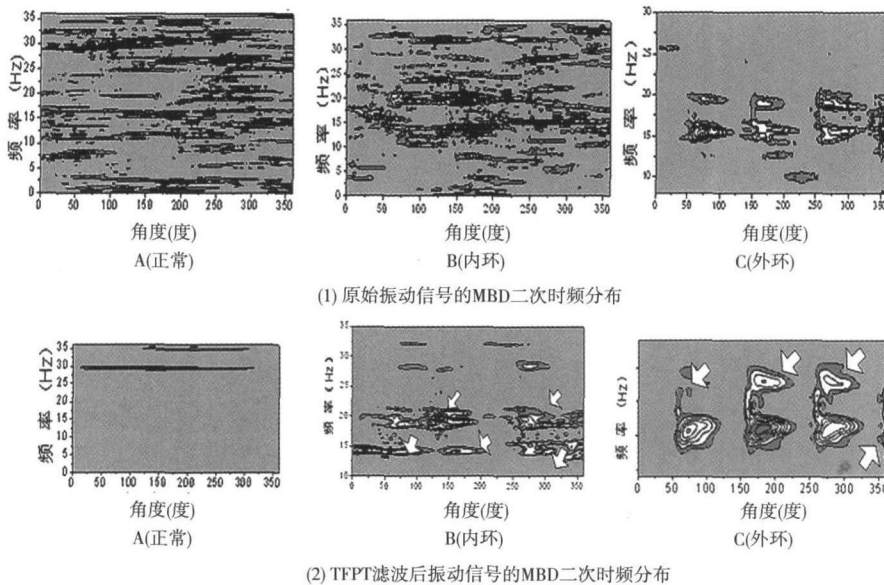


图 2 TFPT 处理前后信号的 MBD 二次时频分布

### 5 结论

本文将时频峰值滤波 TFPT 和时频分布 MBD 相结合诊断轴承早期的微弱故障, 将诊断结果与轴承故障的

理论计算结果进行了比较, 结果吻合, 说明了本文提出的方法能够反应轴承的早期故障特征。同时具有以下特点:

(1) 应用本文提出方法能够及时反应微弱故障的撞

击次数和频率结构,判断机械运行状态。

(2)故障特征明显,具有直观诊断性。

(3)本文所提出的方法为机械振动微弱非平稳时变信号的分析提供了方便可行的手段。

#### 参考文献:

- [1] 钱淑华,王新晴,李焕良.二次型时频分布在机械故障诊断中的应用[J].西南交通大学学报,2003,5(38):578-580
- [2] 马瑞恒,王新晴.基于一种新的时频分布的机械故障诊断[J].振动与冲击,2003,3(22):68-74
- [3] Boashash B Mesbah M. Signal enhancement by time-frequency peak filtering[J]. IEEE Trans Signal Process 2004, 52(4): 929-937
- [4] Rankine L, Mesbaha M, Boashasha B. IF estimation for multicomponent signals using image processing techniques in the time-frequency domain[J]. Signal Processing 2007, 87(2): 1234-1250
- [5] 曾庆虎,邱静,刘冠军,等.基于小波相关滤波-包络分析的早期故障特征提取方法[J].仪器仪表学报,2008,4(29):729-733.
- [6] 王洋,马瑞恒,王新晴.小波除噪、时频分布及气密性诊断[J].内燃机学报,2003,4(21):276-280
- [7] Hussain Z, Boashash B. Adaptive instantaneous frequency-estimation of multicomponent FM signals using quadratic time-frequency distributions[J]. IEEE Trans Signal Process 2002, 50(8): 1866-187.

## Rolling Bearing Incipient Fault Diagnosis Based on TFPT and Modified B-distribution

YANG Ping

(1. Sichuan University of Science & Engineering Zigong 643000 China)

**Abstract** Noise is the biggest obstacle that makes the incipient fault diagnosis results of gear and rolling element bearing uncorrected, an approach to the extraction of weak fault features from vibration noise based on a fresh TFPP (time frequency peak filter) and MBD (modified B distribution) has been proposed, firstly, the weak fault information features are picked up from the vibration noise using the denoising characteristic of TFPT as the preprocessing of the MBD analysis, the denoised vibration is analyzed by MBD to distinguish fault features, the diagnosis model is presented based on TFPT and TFD. The simulation signal and diagnosing example analysis results show that the proposed method is more effective than the method of direct MBD analysis in extracting weak fault against the background of strong noise

**Key words** fault signal TFPP, TFD; fault diagnosis

(上接第 351 页)

## Design and Research of In-pipe Cleaning Robot Based on CATIA

ZHAO Wen-chun, HE Qing-zhong, ZHANG Yan-ling, WANG Ming-chao

(School of Mechanical Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

**Abstract** The purpose of this work is to develop an in-pipe robot for cleaning in pipelines with diameters of 200mm-250mm. Basing on the screw locomotion and holding mechanisms, which will make the wheel pipe-robot adapt to the pipe environment automatically, a self-adaptive pipe-robot is designed and studied. The 3D model of the pipe-robot had been made on three-dimensional modeling software-CATIA. Meanwhile, CATIA analysis had been used in the checking key parts of the in-pipe robot, which could give a strong support to operation reliability and get a better design objectives.

**Key words** self-adaptability, pipe-robot, screw locomotion