

文章编号:1000-8055(2018)10-2376-09

doi:10.13224/j.cnki.jasp.2018.10.009

基于机匣振动信号的滚动轴承故障 协同诊断技术

林 桐¹, 陈 果¹, 滕春禹², 王 云², 欧阳文理², 肖圣迪¹

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 211106;

2. 中国航空工业集团有限公司 中国航空综合技术研究所, 北京 100028)

摘 要: 针对基于机匣测点信号的航空发动机滚动轴承故障诊断问题,提出了一种滚动轴承故障的协同诊断技术。通过最小熵解卷积消除信号传递路径的影响以增强信号中的冲击性成分;通过小波变换提取共振频带;通过自相关分析抑制频带信号中的非周期性成分并进一步提升信噪比。依托带机匣的转子试验器分别对人工故障轴承和真实故障轴承进行了两组试验,试验结果表明:相比于其他典型方法,采用所提协同诊断法得到的包络谱中故障特征频率对应的谱峰更加清晰、明显。

关 键 词: 协同诊断; 滚动轴承; 机匣信号; 特征提取; 最小熵解卷积; 小波变换; 自相关分析
中图分类号: V263.6 **文献标志码:** A

Rolling bearing collaborative fault diagnosis technology for casing vibration signal

LIN Tong¹, CHEN Guo¹, TENG Chunyu², WANG Yun²,
OUYANG Wenli², XIAO Shengdi¹

(1. College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. China Aero-Polytechnology Establishment,

Aviation Industry Corporation of China Limited, Beijing 100028, China)

Abstract: A cooperative diagnosis technique for rolling bearing faults was proposed for aero-engine rolling bearing fault diagnosis based on casing measuring point signal. Firstly, the minimum entropy deconvolution was used to eliminate the influence of the signal transmission path and enhance the impulsive component in the signal. Then, the resonance band was extracted by applying wavelet transform. Finally, the non-periodic signal components in the resonance band were suppressed by using autocorrelation analysis while the signal-to-noise ratio was further improved. Two bearing tests were carried out respectively on the artificial fault bearing and the real fault bearing on the rotor tester with casing. Test results showed that compared with other typical methods, the spectrum peaks corresponding to the fault characteristic frequencies in the envelope spectrum obtained by the proposed cooperative diagnosis method were more clear and obvious.

收稿日期: 2017-06-29

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51675263)

作者简介: 林桐(1993—),男,硕士生,主要从事航空发动机状态检测与故障诊断技术研究。

引用格式: 林桐,陈果,滕春禹,等. 基于机匣振动信号的滚动轴承故障协同诊断技术[J]. 航空动力学报,2018,33(10):2376-2384.

LIN Tong, CHEN Guo, TENG Chunyu, et al. Rolling bearing collaborative fault diagnosis technology for casing vibration signal[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(10): 2376-2384.

Key words: collaborative diagnosis; rolling bearing; casing signal; feature extraction; minimum entropy deconvolution; wavelet transform; autocorrelation analysis

振动法对滚动轴承早期故障敏感,已广泛应用于滚动轴承的故障诊断^[1-2]。然而,现有研究基本上是以轴承试验器上的轴承座信号作为分析对象,该信号受传递路径和噪声影响较小。以航空发动机滚动轴承为例,其振动信号的传出需要经过非常复杂的传输路径,加之复杂工况下的系统激励源众多,结构振动噪声、气动噪声源以及燃烧噪声等往往耦合在一起,使得滚动轴承的故障特征变得更加微弱^[3]。文献[4-5]中利用一个结构上与真实发动机相似的带机匣的航空发动机转子试验器在不同转速下进行了滚动轴承故障模拟试验研究,分别测试了机匣测点和轴承座测点的振动加速度信号。结果表明,由于传递路径复杂,在传递过程中经过弹性支承和薄壁机匣的减振作用的原因,滚动轴承的有效振动信号传递到机匣上后衰减了近 4/5。这种情况下,传统的包络解调方法较难获得理想的效果。

对于机匣信号,首先要消除传递路径的影响。已知输出信号,求系统和输入的问题称为盲解卷积问题。最小熵解卷积^[6](minimum entropy deconvolution, MED)对求解盲卷积问题求解具有很重要的价值。Endo 和 Randall^[7]将 MED 和谱峭度法结合引入到轴承和齿轮箱的故障诊断领域;上海交通大学陈进教授的团队对 MED 在滚动轴承故障诊断中的应用较详细地研究^[8-10],提出将 MED 与稀疏分解相结合^[9],将 MED 与快速谱峭度相结合^[10],以实现滚动轴承微弱故障的特征提取;张龙等^[11]将 MED 和独立成分分析方法结合应用于滚动轴承的故障诊断。

小波变换具有自适应带通滤波的特性,可用于共振频带的提取。何正嘉等^[12]对小波变换在机械故障监测上的应用做了大量研究工作;Peng 等^[13]对小波变换在故障诊断领域的应用做了较全面的综述;Li 等^[14]较早地将小波分解应用于滚动轴承表面局部损伤的检测;陈果^[15]将小波变换和 BP (back propagation)神经网络结合应用于滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断;胥永刚等^[16]提出了一种基于双树复小波变换和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法;郑红等^[17]在小波包分解的基础上采用多核学习实现滚动轴承的故障诊断。

自相关分析可以有效抑制信号中的非周期性成分,进而凸显出轴承故障的周期性冲击成分。

孟涛和廖明夫^[18]应用时延自相关法实现了滚动轴承的故障诊断;程军圣等^[19]提出了一种基于时间-能量谱自相关分析的滚动轴承故障诊断方法;Su 等^[20]对小波滤波后的轴承信号进行自相关分析以进一步抑制共振频带中的噪声;明安波等^[21]将时域自相关引入频域,提出频谱自相关的滚动轴承故障诊断方法。

MED 可消除信号传递路径的影响,并能有效增强轴承信号中的冲击成分。但是, MED 也可能增强非轴承共振频带处的冲击和非周期性的冲击,这会对滚动轴承的故障诊断造成干扰。小波变换可用于提取共振频带,自相关分析可用于抑制信号中的非周期性成分。若能有机结合 MED、小波变换和自相关分析将能实现优势互补,这将有利于强噪声背景下的滚动轴承微弱故障特征的提取。基于此,本文提出了一种滚动轴承故障的协同诊断方法。

1 基本原理

1.1 最小熵解卷积

对于线性系统 $H(m)$, 已知输入信号 $x(i)$, 则系统的输出 $z(i)$ 可以表示为

$$z(i) = H(m) \otimes x(i) \quad (1)$$

其中 \otimes 代表卷积。相反地, 已知系统输出 $z(i)$ 系统 $H(m)$, 则可求输入信号 $x(i)$, 这就是解卷积问题。若仅知道系统输出 $z(i)$, 欲求系统 $H(m)$ 和输入信号 $x(i)$, 则是盲解卷积问题。最小熵解卷积方法就是将最小熵原理应用于盲解卷积问题。

最小熵解卷积假定系统输入 $x(i)$ 是稀疏脉冲序列, 其熵值较小, 经过系统后得到的 $z(i)$ 熵值增加。因此, 解卷积就是需要寻找一个大小为 L 的逆滤波器 $g(l)$, 经过逆滤波器后的 $y(j)$ 能够近似于原系统的输入 $x(i)$, 即

$$y(j) = \sum_{l=1}^L g(l)z(j-l) \approx \beta x(j-\tau) \quad (2)$$

其中 β 和 τ 是常量, 即允许还原信号时存在时间延迟和幅值的改变。

最小熵解卷积的实现, 主要有特征向量法和目标函数法。本文将采用目标函数法实现最小熵解卷积。根据文献[22], 最优逆滤波器 $g(l)$ 可以通过优化如下目标函数得到:

$$O_k[g(l)] = \sum_{j=1}^N y^k(j) / \left[\sum_{j=1}^N y^2(j) \right]^{k/2} \quad (3)$$

其中 N 是数据长度, k 是统计量的阶次, 本文取 $k=4$ 。根据最小熵准则, 有

$$\partial O_k[g(l)] / \partial g(l) = 0 \quad (4)$$

根据式(2), 有

$$\partial y(j) / \partial g(l) = z(j-l) \quad (5)$$

将式(3)、式(5)代入式(4), 得

$$\frac{\sum_{j=1}^N k y^{k-1}(j) z(j-l)}{\left[\sum_{j=1}^N y^2(j) \right]^{k/2}} - \frac{\sum_{j=1}^N y^k(j) \frac{k}{2} \sum_{j=1}^N 2y(j) z(j-l)}{\left[\sum_{j=1}^N y^2(j) \right]^{1+k/2}} = 0 \quad (6)$$

整理得

$$\frac{\sum_{j=1}^N y^2(j)}{\sum_{j=1}^N y^k(j)} \sum_{j=1}^N y^{k-1}(j) z(j-l) = \sum_{p=1}^L g(p) \sum_{j=1}^N z(j-l) z(j-p) \quad (7)$$

式(7)可以写出矩阵的形式, 即

$$\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{c} \quad (8)$$

其中 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_L)^T$ 是 L 维列向量, 满足

$$\begin{cases} b_l = \alpha \sum_{j=1}^N y^{k-1}(j) z(j-l) \\ \alpha = \sum_{j=1}^N y^2(j) / \sum_{j=1}^N y^k(j) \end{cases} \quad (9)$$

式中 $\mathbf{c} = (c_1, c_2, \dots, c_L)^T$ 是 L 维列向量, 有 $c_l = g(l)$; \mathbf{A} 是 $L \times L$ 自相关矩阵, 其元素 a_{lp} 满足

$$a_{lp} = \sum_{j=1}^N z(j-l) z(j-p) \quad (10)$$

MED 算法的具体实现流程如下:

1) 设定迭代次数上限 m_{\max} , 迭代终止阈值 T_h ;

2) 计算自相关矩阵 \mathbf{A} , 初始化滤波器, 即令 $\mathbf{c}^{(0)} = (0, 1, 0, \dots, 0)^T$;

3) 根据式(2), 代入信号 $z(i)$ 和滤波器参数 $\mathbf{c}^{(m)}$ 计算出信号 $\mathbf{y}^{(m)}$, m 是当前迭代次数;

4) 根据式(9)计算 $\mathbf{b}^{(m+1)}$, 再根据 $\mathbf{c}^{(m+1)} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{b}^{(m+1)}$ 迭代得到 $\mathbf{c}^{(m+1)}$;

5) 根据式(3)计算 $O_k(\mathbf{c}^{(m)})$ 和 $O_k(\mathbf{c}^{(m+1)})$, 计算迭代误差 $E = |O_k(\mathbf{c}^{(m+1)}) - O_k(\mathbf{c}^{(m)})|$;

6) 若 $m < m_{\max}$ 且 $E < T_h$, 则进入步骤3)继续循环迭代, 否则, 输出最终的滤波器参数 $\mathbf{c}^{(\text{end})}$;

7) 带入滤波器参数和 $z(i)$, 根据式(2)计算得到 $y(j)$ 作为 $x(i)$ 的近似。

1.2 二进离散小波变换

多尺度小波分析由 Mallat 算法^[23]得到。设有某振动信号 $x(t)$, 采集得到离散序列 $x(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$, 设在尺度 $j=0$ 时有 $c_0(n) = x(n)$, 则 $x(t)$ 的离散二进小波变换确定如下:

$$\begin{cases} c_{j+1}(n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} H(k-2n) c_j(k) \\ d_{j+1}(n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} G(k-2n) c_j(k) \end{cases} \quad (11)$$

其中 $H(k)$ 与 $G(k)$ 是共轭滤波器系数, 可由小波母波函数 $\phi(x)$ 确定。

尺度函数由两尺度关系确定

$$\phi(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} H(k) \phi(2x-k) \quad (12)$$

其中

$$H(k) = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}} \phi\left(\frac{x}{2}\right), \phi(x-k) \right\rangle \quad (13)$$

式中“ $\langle \rangle$ ”表示内积。相应地, 小波函数

$$\psi(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} G(k) \phi(2x-k) \quad (14)$$

其中

$$G(k) = (-1)^k h(1-k) \quad (15)$$

离散信号 $x(n)$ 经过尺度 $1, 2, \dots, J$ 的分解, 最终分解为 d_1, d_2, \dots, d_J 和 c_J , 分别包含了从高频到低频的不同频带信息。

1.3 自相关分析

自相关函数描述了某一信号在不同时刻的相关性。设某时刻信号为 $x(t)$, 时延 τ 后的信号为 $x(t+\tau)$, 则自相关函数定义为

$$R_x(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t) x(t+\tau) dt \quad (16)$$

其离散形式为

$$R_x(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-k} x(i) x(i+k) \quad (17)$$

其中 T 为信号对应的时长, N 为离散信号的长度, τ 是延时, k 是离散信号序列间隔。将式(17)写成卷积形式

$$R_x(k) = \frac{1}{N} [x(i) \otimes x(-i)] \quad (18)$$

根据时域卷积定理, 有

$$R_x(k) = \frac{1}{N} I_{\text{DFT}} [X(f) \cdot X^*(f)] \quad (19)$$

其中 $I_{DFT}(\cdot)$ 是离散傅里叶逆变换, $X(f)$ 由 $x(i)$ 经离散傅里叶变换得到, $X^*(f)$ 是 $X(f)$ 的共轭。根据式(19)可以基于快速傅里叶变化计算信号的自相关函数。

2 滚动轴承的协同诊断方法

对于含表面局部损伤的滚动轴承,损伤点受载时将产生突变的脉冲力并激发轴承高频的固有振动。这种通过振动发生的频率称为故障特征频率,损伤发生在滚动轴承内滚道、外滚道和滚动体上时,其特征频率是不同的。对于外圈固定内圈旋转的球轴承,设滚珠直径为 d ,轴承节径为 D ,滚珠个数为 Z ,接触角为 α ,转速频率为 f_r ;则内圈故障特征频率 f_i 、外圈故障特征频率 f_o 、滚珠故障特征频率 f_b 分别为

$$\begin{aligned}
 f_i &= \frac{1}{2}Z\left(1 + \frac{d}{D}\cos\alpha\right)f_r \\
 f_o &= \frac{1}{2}Z\left(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha\right)f_r \\
 f_b &= \frac{D}{2d}Z\left[1 - \left(\frac{d}{D}\right)^2\cos^2\alpha\right]f_r
 \end{aligned}
 \tag{20}$$

从振动信号上看,滚动轴承的故障信号是一调幅信号,轴承的高频固有振动作为载波,受到对应损伤部位故障特征频率的调制,因此,通过共振解调可提取出对应的故障特征频率,进而实现滚动轴承的故障定位。

本文提出的滚动轴承协同诊断算法本质上是通过轴承振动信号的共振解调实现滚动轴承的故障定位,具体算法流程如图 1 所示。首先,通过最小熵解卷积对被测信号进行滤波处理,突出信号中的冲击性成分;然后,以 db8 小波作为基底进行 5 层小波分解,选择合适的近似信号组合作为重构信号,实现共振频带的提取;在此基础上,

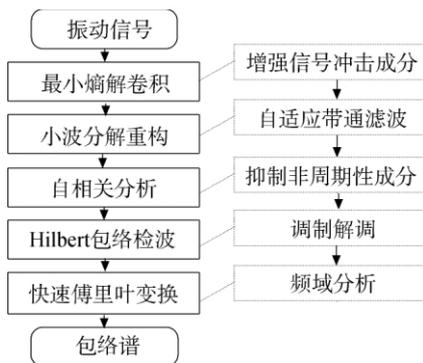


图 1 协同诊断方法流程图

Fig. 1 Flow chart of collaborative diagnosis method

对重构信号进行自相关分析以抑制非周期性噪声;最后,基于 Hilbert 变换对降噪后的信号进行包络检波,通过快速傅里叶变换(FFT)得到包络谱。通过辨识包络谱中是否有对应特征频率的谱峰可以实现滚动轴承的故障定位。

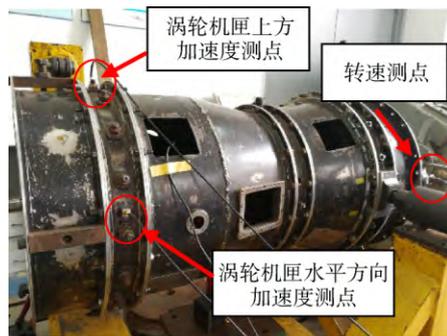
3 基于机匣测点的模拟故障轴承试验

3.1 试验平台

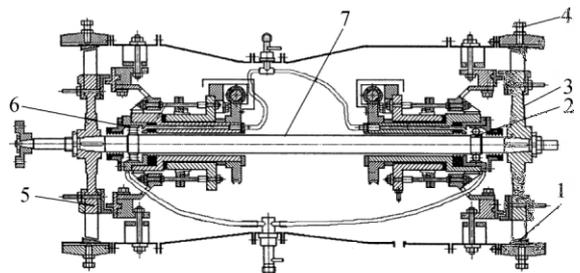
采用沈阳发动机研究所研制的带机匣的航空发动机转子试验器进行模拟故障轴承试验。如图 2 所示,试验器仿造真实航空发动机制造,大小为原发动机的 1/3;其内部结构进行相应简化:第一,对核心机支承结构进行简化,简化后的结构为



(a) 实物图(内部)



(b) 实物图(外部)



1 碰摩环; 2 球轴承; 3 涡轮盘; 4 碰摩环点变形顶螺栓; 5 压气机轮盘; 6 滚柱轴承; 7 轴。

(c) 结构剖面图

图 2 航空发动机转子试验器

Fig. 2 Aero-engine rotor tester

0-2-0 形式,此外,为了调整系统的动力特性,采用了可调刚度的支承结构;第二,对多级压气机进行简化,在试验器上对应为单级的轮盘,在结构上形成了转子-支承-叶盘-机匣的布局。其中,压气机端采用滚柱轴承作为支承,涡轮机匣端采用滚珠轴承作为支承。

3.2 试验对象

试验对象为 6206 型球轴承,安装于航空发动机转子试验器的涡轮处,具体参数如表 1 所示。采用线切割加工了内圈故障、外圈故障和滚珠故障轴承,如图 3 所示。

表 1 轴承 1 的几何尺寸

Table 1 Geometric dimensions of rolling bearing 1

型号	节径/mm	厚度/mm	滚珠直径/mm	滚珠数
6206	46	16	9.5	9



(a) 外圈故障 (b) 内圈故障 (c) 滚珠故障

图 3 故障加工后的滚动轴承

Fig. 3 Rolling bearings after fault processing

3.3 试验方案

分别对正常轴承、内圈故障轴承、外圈故障轴承和滚珠故障轴承在 1500 r/min 和 2000 r/min 下行两组试验,如表 2 所示。试验中分别在涡轮支点轴承座、涡轮机匣上方和涡轮机匣水平方向布置了 3 个振动加速度传感器,如图 2 所示,振动加速度信号通过 NI USB9234 数据采集器采集,加速度传感器型号为 B&K 4805,采样频率为 10.24 kHz,每组样本的信号长度为 8192。

表 2 试验方案(试验 1)

Table 2 Test scheme (test 1)

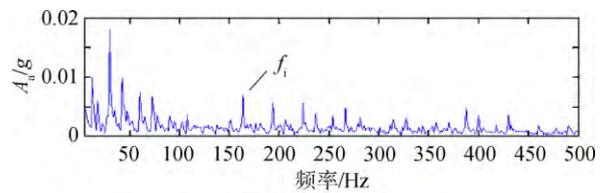
组别	转速/(r/min)	测点位置
1	1500	轴承座、机匣上方、机匣水平
2	2000	轴承座、机匣上方、机匣水平

3.4 试验结果

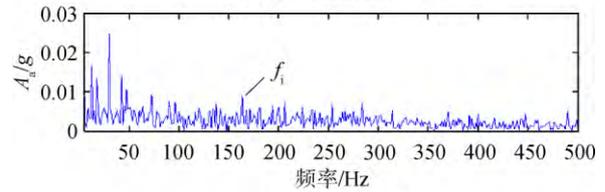
1) 不同轴承状态下的结果

以 1500r/min 机匣上方测点为例,图 4~图 7

分别对比了滚动轴承在内圈故障、外圈故障、滚珠故障和正常状态下所提协同诊断法包络谱和小波包络谱的结果,其中 A_a 表示加速度幅值, g 表示重力加速度。



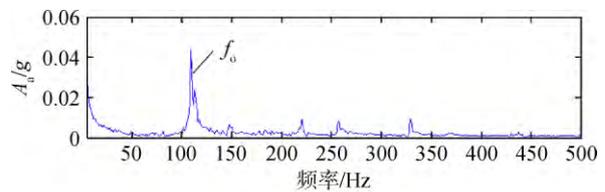
(a) 协同诊断包络谱



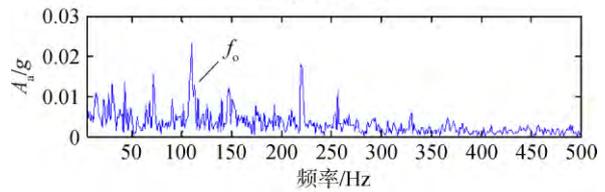
(b) 小波包络谱

图 4 内圈故障结果对比

Fig. 4 Comparison of inner ring fault results



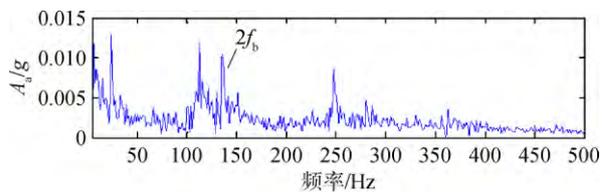
(a) 协同诊断包络谱



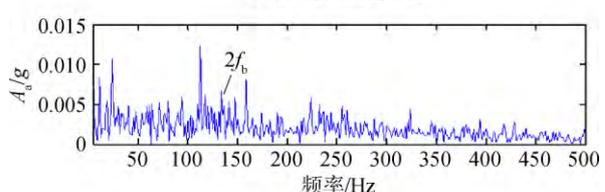
(b) 小波包络谱

图 5 外圈故障结果对比

Fig. 5 Comparison of outer ring fault results



(a) 协同诊断包络谱



(b) 小波包络谱

图 6 滚珠故障结果对比

Fig. 6 Comparison of ball fault results

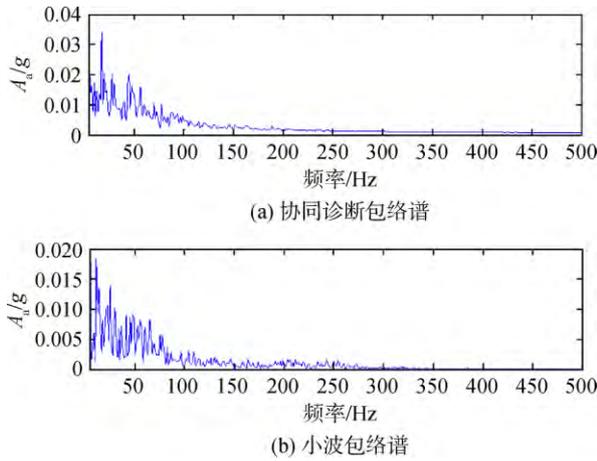


图 7 正常情况结果对比

Fig. 7 Comparison of normal condition results

对于滚动轴承的内圈故障(图 4)和外圈故障(图 5),小波包络谱在对应的故障特征频率处能看到相应的谱峰,但由于信噪比较低,谱峰并不是很明显;相比之下,协同诊断方法能得到更晰的谱特征。对于滚珠故障(图 6),通常更关注其特征频率的 2 倍频^[2],小波包络谱上与其对应的谱峰几乎被噪声淹没,但协同诊断方法中相应的谱峰仍很明显。对于健康轴承(图 7),协同诊断包络谱和小波包络谱中均无明显谱峰。综上,在滚动轴承的故障诊断上,所提协同诊断方法相比小波包络谱能获得更清晰的谱特征。

2) 方法对比

进一步,图 8 以 2000 r/min 机匣上方测点的样本为例,将协同诊断方法(图 8(d))与下列 3 种方法的包络谱进行了比较:①最小熵解卷积+自相关分析,②最小熵解卷积+小波变换,③小波变换+自相关分析。同时,图 9 还展示了对应轴承座信号的包络谱。

如图 8(a)所示,直接将 MED 与自相关分析结合几乎得不到任何有用的信息,这是因为 MED 可能增强信号中非周期性的冲击成分,而在信号本身的周期性不明显时,自相关分析的结果较差;图 8(b)中内圈特征频率对应的谱峰十分明显,这说明将 MED 与小波变换结合已能获得较理想的结果,但包络谱上仍存在许多噪声频率成分干扰;图 8(c)将小波变换与自相关分析相结合,包络谱中非周期性成分明显被抑制,但由于未通过 MED 对冲击信号进行增强,内圈特征频率对应的谱峰相对没那么突出。相比之下,本文所提的协同诊断方法(图 8(d))充分结合了 MED、小波变换和自相关分析的优点,得到了最为理想的结果。

图 8(d)与图 9 相比,转速的高阶倍频和特征频率的调制频率未被保留,但转速的 1 倍频、2 倍频以及最重要的内圈特征频率十分突出。从特征频率角度来看,采用协同诊断方法对机匣测点信号分析,与直接对轴承座信号进行分析,效果相当。协同诊断方法有效地消除了信号传递路径与复杂背景噪声的影响。

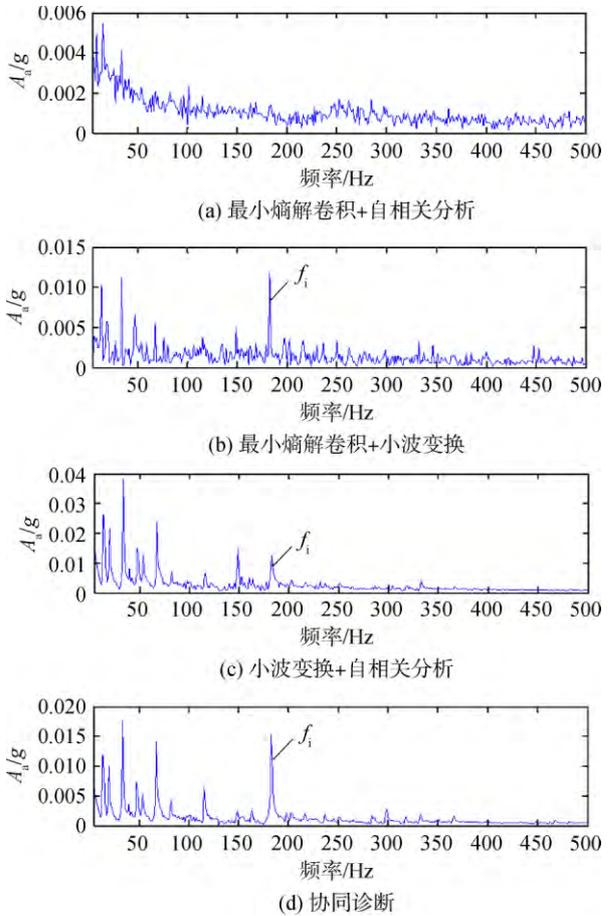


图 8 不同方法的包络谱对比

Fig. 8 Envelope spectra comparison of different methods

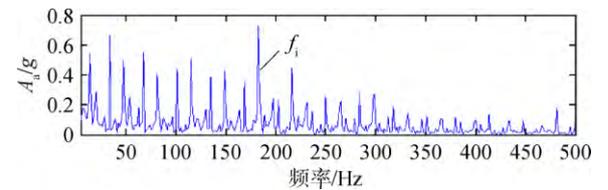


图 9 轴承座信号包络谱

Fig. 9 Envelope spectrum of bearing housing signal

4 基于机匣测点的自然故障轴承试验

试验 1 中的轴承故障是采用线切割人为加工的,这与真实的轴承故障仍有很大区别。为进一步测试所提方法在真实故障轴承下的效果,本节

通过疲劳加速试验得到一个含早期内圈剥落故障的滚动轴承,并将该轴承安装于带机匣的转子试验器中进行试验。

4.1 疲劳加速试验

为得到含真实故障的滚动轴承,首先进行了滚动轴承疲劳加速试验。试验平台改装自杭州轴承试验中心研制的 ABLT-1A 轴承强化试验机,如图 10 所示,由电传系统、试验头与试验头座、试验机由润滑系统、液压加载系统、电气控制系统、计算机监控系统组成。试验头置于试验头座中,试验轴承安装在试验头里。试验头中同时安装 4 个试验轴承,径向载荷通过传力圆盘加载到试验头上,进而传递到轴承外圈,如图 11 所示。



图 10 ABLT-1A 轴承强化试验机

Fig. 10 ABLT-1A accelerated bearing life test rig

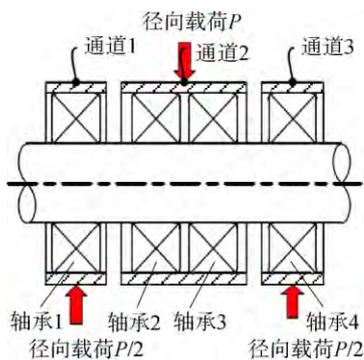


图 11 ABLT-1A 试验机加载示意图

Fig. 11 Loading sketch map of ABLT-1A test rig

试验对象为 6206 型球轴承,具体参数如表 3 所示。疲劳加速试验启动时,首先控制滚动轴承转速为 5000 r/min,径向载荷 4 kN;平稳运行运转 2 h 后,将转速提升至 8000 r/min,径向载荷升至 8 kN;2 h 后,再将转速升至 12000 r/min,径向载荷升至 10 kN。试验机正常运行中,径向载荷固定为 10 kN(即每套轴承承受 5 kN 径向载荷),转速固定为 12000 r/min。经过 91 h 的连续运转,监测的振动有

效值超过设定阈值,设备自动停机。最终,得到了内滚道有初始剥落的故障轴承,如图 12 所示。

表 3 轴承 2 的几何尺寸

Table 3 Geometric dimensions of rolling bearing 2

型号	节径/mm	厚度/mm	滚珠直径/mm	滚珠数
6206	46	16	9.7	9



图 12 内滚道存在初始剥落的轴承

Fig. 12 Bearing with initial spalling in inner raceway

4.2 基于机匣测点的真实剥落故障轴承测试

在得到内滚道存在初始剥落的故障轴承后,进一步将该轴承安装于带机匣的转子试验器(见图 2)中。传感器布置和数据采集均与试验 1 中一致,在此不再赘述。试验方案如表 4 所示。

表 4 试验方案(试验 2)

Table 4 Test scheme (test 2)

组别	转速/(r/min)	测点位置
1	1500	轴承座、机匣上方、机匣水平
2	2000	轴承座、机匣上方、机匣水平
3	3000	轴承座、机匣上方、机匣水平

4.3 试验结果

1) 方法对比

图 13 以 1500 r/min 的机匣水平测点的样本为例,将协同诊断方法(图 13(d))与下列 3 种方法的包络谱进行了比较:①最小熵解卷积+自相关分析,②最小熵解卷积+小波变换,③小波变换+自相关分析。同时,图 14 还展示了对应轴承座信号的包络谱。

图 13(a)中的内圈特征频率基本无法辨识;图 13(b)中尽管通过最小熵解卷积突出了信号中的冲击成分,但由于相应频带中的噪声成分较大,内圈特征频率对应的谱峰很难辨识;图 13(c)将小波变换与自相关分析相结合,包络谱中非周期性成分明显被抑制,但由于未通过 MED 对冲击信号进行增强,内圈特征频率对应的谱峰相对较

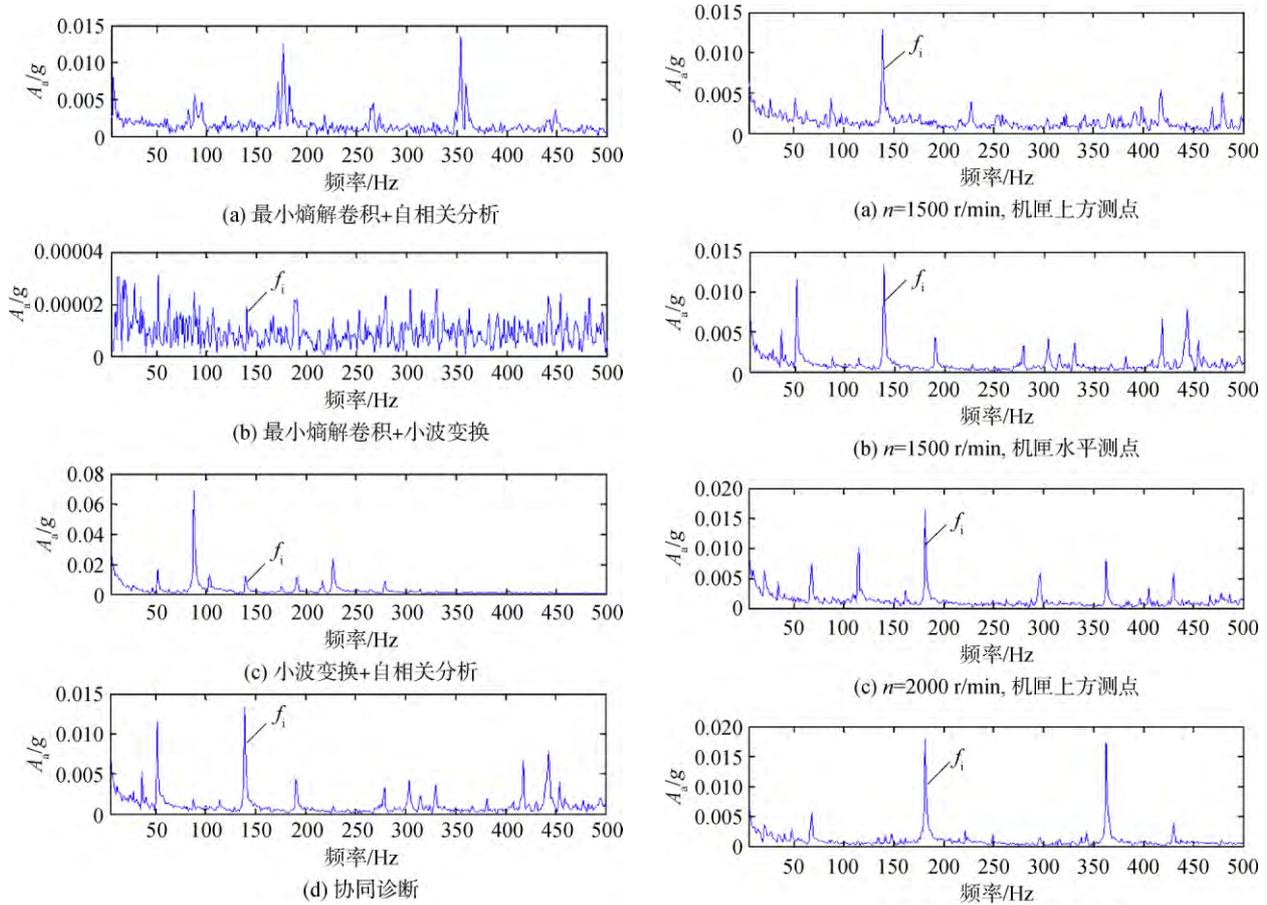


图 13 不同方法的包络谱对比

Fig. 13 Envelope spectra comparison of different methods

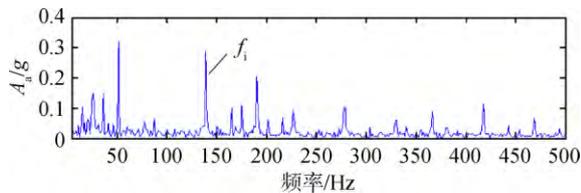


图 14 轴承座信号包络谱

Fig. 14 Envelope spectrum of bearing housing signal

小。相比之下,本文所提的协同诊断方法(图 13(d))充分结合了 MED、小波变换和自相关分析的优点,得到了最为理想的结果。

此外,采用协同诊断法对机匣测点信号得到的包络谱(图 13(d))与轴承座信号的包络谱(图 14)十分相似,这表明采用协同诊断法能有效地消除信号传递路径与复杂背景噪声的影响。

2) 不同转速和测点下的结果

为进一步验证所提方法的泛化性能,图 15 还展示了不同转速 n 和不同测点下协同诊断方法的结果。可以看出,在不同转速和测点下,所提方法都能得到理想的结果。

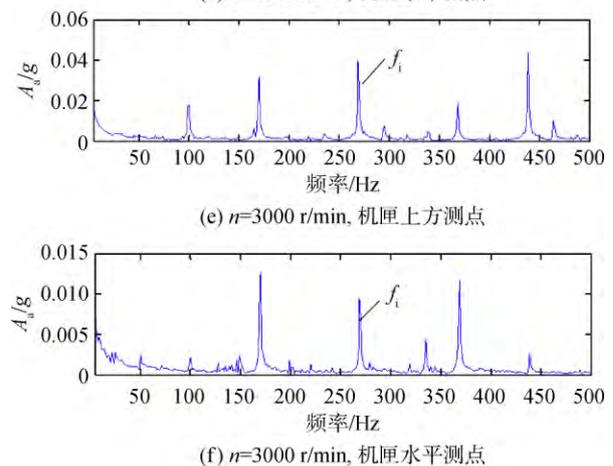


图 15 不同转速和测点下的包络谱

Fig. 15 Envelope spectra at different speeds and measuring points

5 结 论

1) 本文基于最小熵解卷积、小波变换和自相关分析,提出了一种滚动轴承表面损伤故障的协同诊断方法。

2) 依托带机匣的转子试验器分别对人工故障轴承和真实故障轴承进行了 2 组试验,验证了所提协同诊断方法的有效性。

参考文献:

- [1] 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断[M]. 机械工业出版社, 1995.
- [2] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics; a tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.
- [3] 尉询楷, 冯悦, 杨立, 等. 航空发动机中介主轴承故障预测研究[R]. 北京: 航空安全与装备维修技术学术研讨会, 2014.
- [4] CHEN G, HAO T F, WANG H F, et al. Sensitivity analysis and experimental research on ball bearing early fault diagnosis based on testing signal from casing[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, 2014, 136(6): 061009-061019.
- [5] 陈果, 郝腾飞, 程小勇, 等. 基于机匣测点信号的航空发动机滚动轴承故障诊断灵敏性分析[J]. 航空动力学报, 2014, 29(12): 2874-2884.
CHEN Guo, HAO Tengfei, CHENG Xiaoyong, et al. Sensitivity analysis of fault diagnosis of aero-engine rolling bearing based on vibration signal measured on casing[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(12): 2874-2884. (in Chinese)
- [6] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 1978, 16(1/2): 21-35.
- [7] ENDO H, RANDALL R B. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 906-919.
- [8] 江瑞龙. 基于最小熵解卷积的滚动轴承故障诊断研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
JIANG Ruilong. Research on minimum entropy deconvolution for rolling element bearing fault diagnosis[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013. (in Chinese)
- [9] 王宏超, 陈进, 董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 88-94.
WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming. Feature extraction of weak faults of rolling bearings based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 88-94. (in Chinese)
- [10] WANG H C, CHEN J, DONG G M. Fault diagnosis of rolling bearing's early weak fault based on minimum entropy deconvolution and fast Kurtogram algorithm[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2015, 229(16): 2890-2907.
- [11] 张龙, 胡俊锋, 熊国良. 基于MED和ICA的滚动轴承循环冲击故障特征增强[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(2): 333-339.
ZHANG Long, HU Junfeng, XIONG Guoliang. Cyclic impact feature enhancement for rolling bearing fault detection based on MED and ICA[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(2): 333-339. (in Chinese)
- [12] 何正嘉, 李富才, 杜远, 等. 小波技术在机械监测诊断领域的应用现状与进展[J]. 西安交通大学学报, 2001, 35(5): 540-545.
HE Zhengjia, LI Fucai, DU Yuan, et al. Development and status quo of applications on wavelet technology for mechanical surveillance and diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2001, 35(5): 540-545. (in Chinese)
- [13] PENG Z K, CHU F L. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics; a review with bibliography[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(2): 199-221.
- [14] LI C J, MA J. Wavelet decomposition of vibrations for detection of bearing-localized defects[J]. Ndt & E International, 1997, 30(3): 143-149.
- [15] 陈果. 滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断[J]. 航空学报, 2009, 30(2): 362-367.
CHEN Guo. Feature extraction and intelligent diagnosis for ball bearing early faults[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(2): 362-367. (in Chinese)
- [16] 胥永刚, 孟志鹏, 陆明. 基于双树复小波包变换和SVM的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(1): 67-73.
XU Yonggang, MENG Zhipeng, LU Ming. Fault diagnosis method of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet packet transform and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(1): 67-73. (in Chinese)
- [17] 郑红, 周雷, 杨浩. 基于小波包分析与多核学习的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2015, 30(12): 3035-3042.
ZHENG Hong, ZHOU Lei, YANG Hao. Rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet analysis and multi-core learning[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(12): 3035-3042. (in Chinese)
- [18] 孟涛, 廖明夫. 利用时延相关解调法诊断滚动轴承的故障[J]. 航空学报, 2004, 25(1): 41-44.
MENG Tao, LIAO Mingfu. Detection and diagnosis of the rolling element bearing fault by the delayed correlation-envelope technique[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2004, 25(1): 41-44. (in Chinese)
- [19] 程军圣, 于德介, 邓乾旺, 等. 时间-小波能量谱在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2004, 23(2): 33-36.
CHENG Jusheng, YU Dejie, DENG Qianwang, et al. Application of time-wavelet energy spectrum in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2004, 23(2): 33-36. (in Chinese)
- [20] SU W, WANG F, ZHU H, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(5): 1458-1472.
- [21] 明安波, 褚福磊, 张炜. 滚动轴承故障特征提取的频谱自相关方法[J]. 机械工程学报, 2012, 48(19): 65-71.
MING Anbo, CHU Fulei, ZHANG Wei. Feature extracting method in the rolling element bearing fault diagnosis: spectrum auto-correlation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(19): 65-71. (in Chinese)
- [22] LEE J Y, NANDI A K. Blind deconvolution of impacting signals using higher-order statistics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1998, 12(2): 357-371.
- [23] MALLAT S G. A theory for multi-resolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Computer Society, 1989, 11(7): 674-693.

(编辑: 王碧珺)