

基于小波包分析的航空发动机轴承故障诊断^{*}

韩 磊¹, 洪 杰¹, 王 冬²

(1. 北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100083 2. 空军驻京丰地区代表室, 北京 100074)

摘 要: 振动分析是进行滚动轴承状态监测与故障诊断的重要手段。当轴承某一元件表面出现局部损伤时, 产生周期性的冲击脉冲力。因此, 原来的平稳振动信号变成了非平稳振动信号。傅里叶变换在频域上是完全局部化的, 但它不能提供何时域的局部化特征, 而窗口傅立叶变换尽管在时域和频域均具有一定的局部化特征, 但其局部化却是固定不变的。针对常规方法难以准确分析非平稳信号的局限性, 提出了基于小波分析的滚动轴承故障诊断方法, 通过滚动轴承外表面损伤的实验信号进行小波包频谱分析, 验证了基于小波分析的滚动轴承故障诊断方法是可靠、准确的, 可进一步应用于航空发动机主轴轴承的状态监测和故障诊断。

关键词: 滚动轴承; 航空发动机; 主轴轴承⁺; 故障诊断; 小波包分解⁺; 特征提取⁺

中图分类号: V233.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2009) 03-0328-05

Fault diagnosis of aero-engine bearings based on wavelet package analysis

HAN Lei¹, HONG Jie¹, WANG Dong²

(1. School of Jet Propulsion, Beijing Univ. of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

2. Air Regional Representative Office in Fengtai District, Beijing 100074, China)

Abstract Vibration analysis is widely used in the condition monitoring and fault detection of the rolling element bearings. When locally scathed, the bearings would bump the other parts periodically with the result that the seasonal impulses come into being. With enough broad band to overcast each connatural frequency of the whole bearings, the impulses necessarily arose each connatural vibrations and thereby the stationary vibrations turn into transients. Although well localized in frequency, the Fourier transform was localized none too well in time which makes it a cumbersome tool for transients. Moreover, a local time-frequency composition as the windowed Fourier transform, the short-time Fourier transform namely, it has the same resolution across the time-frequency plane because of the same spread of the window on which the resolution depends. If using conventional method for the vibration signal analysis, the non-stationary signals are hard to analyze. This paper investigates rolling bearings fault diagnosis based on wavelet analysis method, and the surface damnification fault signals are diagnosed by using the frequency domain analysis method of wavelet package decomposition. Experimental results show that the analysis methods of wavelet transform are reliable and accurate. They are useful for the condition monitoring and fault diagnosis to aero-engine rolling bearings.

Key words Rolling bearing; Aircraft-engine; Main shaft bearings⁺; Fault diagnosis; Wavelet package decomposition⁺; Fault feature extraction⁺

1 引 言

滚动轴承既是航空发动机承力传动系统中必不可少的组成部分, 又是航空发动机的薄弱环节, 其性能和质量的好坏直接影响航空发动机的使用寿命和可靠性。

随着滚动轴承在理论研究、结构设计、制造工艺等方面的发展, 轴承性能和可靠性有了较大的提高, 但与此同时, 航空技术发展迅速, 发动机推重比和功率也越来越大, 其主轴轴承的工作条件日益复杂、恶劣, 对轴承的性能和可靠性也提出了更高的要求, 经常出现由于轴承故障影响飞行安全的问题。在航空

^{*} 收稿日期: 2008-05-26 修订日期: 2008-09-05

作者简介: 韩 磊 (1982—), 男, 博士生, 研究领域为航空发动机故障诊断。Email: hanle@sjp.buaa.edu.cn

发动机以往所发生的各类重大机械故障中,转动部件的故障高达 80% 以上,其中主要是转子系统中的叶片、盘、轴及轴承等。因此,航空发动机故障的检测和诊断,尤其是主轴轴承的状态监测和故障诊断,对于保证飞机适航性、降低飞机维修费用和减少飞行事故具有十分重要的意义。

根据滚动轴承在线振动信号监测其运行状态和实时进行故障诊断,是目前既普遍又行之有效的方法。当滚动轴承出现局部损伤故障时,损伤与轴承其它元件表面接触时将会产生衰减冲击脉冲力,从而激起轴承的高频固有振动,实践表明这种高频固有振动的频率分量及其各个统计量不为常数,可以看成是以时间为自变量的非平稳信号^[1]。

传统的信号分析方法如 Fourier 变换是一种全局的变换,无法表述信号的时频局域性质,不适合非平稳信号的分析。近年来,随着小波理论的发展,小波分析作为新型的信号处理方法,已日益广泛地应用于故障诊断,信息检测等广大领域,为滚动轴承的非平稳振动信号的监测诊断提供了理想的工具。文献[2]利用小波分析所具有的时频特性和多分辨率分析的特点,结合对压气机内压力信号频率成分的研究,通过检测模极大值的方法来确定信号的奇异点,进而探测压气机的失速故障。文献[3]将小波分形方法引入到航空发动机振动信号的特征提取中。通过对航空发动机典型故障的成功诊断,证明了该方法的有效性。文献[4]采用谐小波分析方法对某双转子发动机地面实测数据进行了分析,得到了试车过程中系统在不同工作状态下振动的时频特征,有效地诊断滚动轴承故障。文献[5]运用小波分析方法处理液体火箭发动机地面试验稳态测量参数数据,给出了小波降噪的模型。

本文的研究目标就是通过某发动机滚动轴承故障模拟试验装置,采集滚动轴承故障信号,利用小波包分析技术提取出滚动轴承微弱故障特征,结合轴承故障特征及故障判据,研究并建立适应于发动机主轴轴承故障诊断的方法。

2 小波包分析

2.1 基本原理

小波变换中的多分辨率分析(Multiresolution analysis)的基本思想是把信号投影到一组互相正交的小波函数构成的子空间上,形成了信号在不同尺度上的展开,但由于其尺度是按二进制变化的,即将上层分

解的低频信号再分解为低频和高频两部分,没有将高频部分再进行分解,因而高频段的频率分辨率较差,低频段时间分辨率较差,而小波包分析(Wavelet Packet Analysis)能够为信号提供一种更加精细的分析方法,通过对频带进行多层次划分,把没有细分的高频部分进一步分解,并能够根据被分析信号的特征,自适应地选择频段,与信号频谱相互匹配,从而提高时频分辨率,因此具有广泛的应用价值^[6~8]。

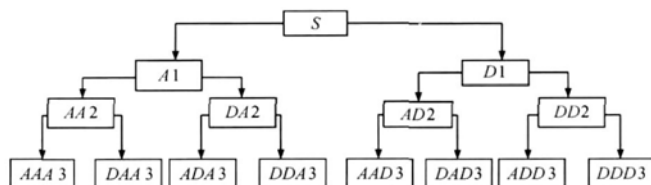


Fig. 1 Wavelet packet analysis of level 3

上图为一个三层的小波包树形分解图,说明小波包分析的概念及其基本算法。

小波包分解具有如下关系

$$S = AAA3 + DAA3 + ADA3 + DDA3 + AAD3 + DAD3 + ADD3 + DAD3 + ADD3 + DDD3$$

小波包分解算法:由 $\{d_l^{j+1,n}\}$ 求 $\{d_l^{j,2n}\}$ 与 $\{d_l^{j,2n+1}\}$ 。

$$\begin{cases} d_l^{j,2n} = \sum_k h_{k-2l} d_k^{j+1,n} \\ d_l^{j,2n+1} = \sum_k g_{k-2l} d_k^{j+1,n} \end{cases} \quad (1)$$

小波包重构算法:由 $\{d_l^{j,2n}\}$ 与 $\{d_l^{j,2n+1}\}$ 求 $\{d_l^{j+1,n}\}$

$$d_l^{j+1,n} = \sum_k (h_{l-2k} d_k^{j,2n} + g_{l-2k} d_k^{j,2n+1}) \quad (2)$$

2.2 基于小波包的故障诊断方法

信号的特征提取与消噪一直是信号处理领域的一项重要内容。机械振动信号的消噪对有效揭示机器的故障信息具有重要意义,在工程应用中,许多机器本身就是在非平稳状态下工作的,它们的振动信号往往也表现为非平稳,出现故障时,非平稳性表现的就更明显,而且这些信号的信噪比往往比较低,如齿轮箱、滚动轴承等。传统的滤波方法是将被噪声污染的信号通过一个滤波器,滤掉噪声频率成分。但对于瞬态信号、宽带噪声信号、非平稳信号等,采用传统的滤波方法就具有一定的局限性。

近年来,小波变换被广泛的应用在信号处理领域。通过小波变换,可以把信号的特征分配到各个不同尺度的小波变换系数上,再通过对小波变换系数的分析与处理,就可以对信号进行奇异性检测以及消除噪声。因此本文采用基于小波包分析的诊断方法,具

体方法如图 2 所示。

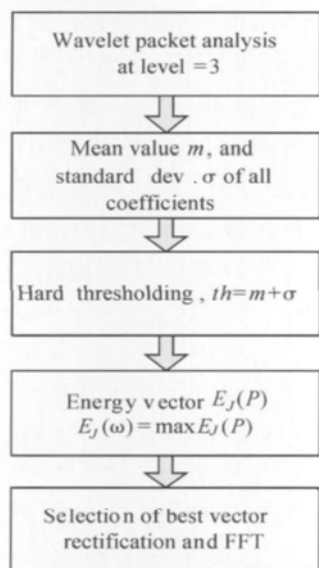


Fig. 2 WPA diagnosis procedure

(1) 将信号 $x(t)$ 进行 J 层小波包分解, 得到 2^J 个分解向量 $C_{J,p}$, 本文取 $J=3$ 。算出所有 $C_{J,p}$ 向量系数绝对值的均值 m 和方差 σ 。因为向量 $C_{J,0}$ 包含一些因不平衡、不对中、松动等原因产生的低频信息, 所以被剔除。

(2) 对余下的各个向量作用阈值 th_r , 把低于阈值的系数至零。 $th_r = m + \sigma$, $|C_{J,p(i)}| < th_r \rightarrow C_{J,p(i)} = 0$ 。得到的滤波后的向量为 $C_{J,p}$ 。

(3) 计算出各能量向量 $E_J(p) = \sum_i C_{J,p(i)}^2$, 选出能量最大的一组 $E_J(\omega) = \max(E_J(P))$, $P = 1, \dots, 2^J - 1$, 则 $C_{J,w}$ 最优分解向量。令 $P_{J,w}$ 等于向量 $C_{J,w}$ 中各系数的平方, $P_{J,w}(i) = C_{J,w}(i)^2$, 做出 $P_{J,w}$ 的频谱图就可以看出故障的特征频率及其高阶倍频。

3 实验信号分析

为了进一步验证小波包分析方法的可靠性, 本文选取某型发动机 210 轴承在滚动轴承故障模拟实验台上模拟滚动轴承表面损伤故障, 从实验中测得故障轴承振动信号, 判断轴承故障形式。采样频率为 20 kHz, 采样点数为 8 096。210 轴承的参数为: 滚珠数目 10 个、滚珠直径 12.7 mm、轴承节径 70 mm、接触角度为 0° 。

3.1 外圈有单个损伤点时的振动信号特征

当外圈上有损伤时, 由于损伤点的位置与承载方向之间的位置关系是一定的, 所以与振幅调制无关, 主要是脉冲调制。从时域波形上可以看到一系列周

期性的衰减振动, 其中包含大量噪声等高频信号, 而外圈的故障频率往往存在于低频中, 所以我们对信号进行消噪和滤波来提取信号的低频信息, 小波包分析是理想的分析工具。测得轴旋转频率为 22.23 Hz, 经计算外圈的故障频率为 $f_0 = 89.86$ Hz。原始故障信号的时域图如图 3 所示。

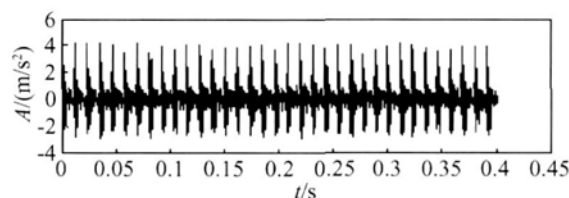


Fig. 3 Outer race bearing damage signal

原始信号的频谱图如图 4 所示, 从图中很难找出故障频率。因此对原信号进行 3 层 db5 小波包分解, 其次对信号进行阈值消噪, 选取能量最大的一组, 对其分解系数进行傅立叶变换, 经小波包分解后的频谱图如图 5 所示, 从图中可以看出外圈故障特征频率 (87.33 Hz) 及其倍频 (174.7 Hz, 259.5 Hz), 随着各阶频率的增加, 幅值 Y 逐渐减小 (7.641, 2.017, 0.8185)。

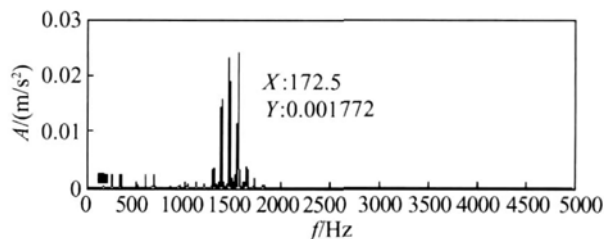


Fig. 4 Spectrum of the outer race bearing damage signal

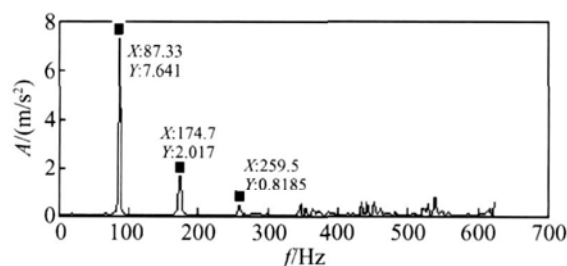


Fig. 5 Spectrum of the best coefficient vector of the signal of Fig. 3

3.2 内圈有单个损伤点时的振动信号特征

从内圈故障信号的时域图 6 可以看出故障信号的幅值很高, 其中包含大量噪声等高频信号, 但是从内圈故障信号的频谱图 7 中很难发现其故障频率, 所以采用小波包分析提取特征频率。测得轴旋转频率为 6.38 Hz, 经计算内圈的故障特征频率为

38.88 Hz

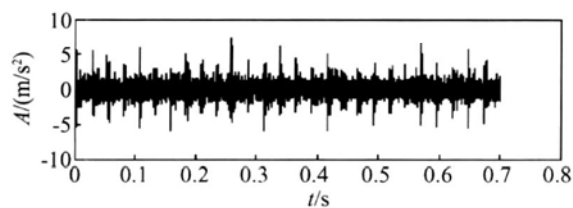


Fig. 6 Inner race bearing damage signal

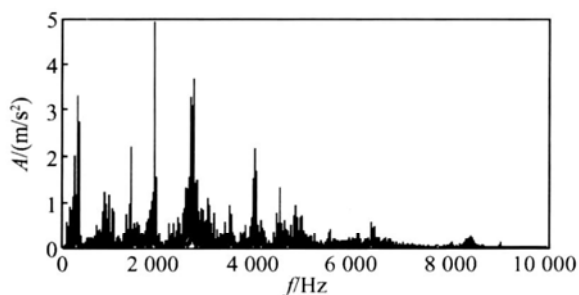


Fig. 7 Spectrum of the inner race bearing damage signal

首先,采用小波包对信号进行 3 层 db5 小波包分解,然后进行阈值消噪,分解重构低频信号,重构后的信号频谱图如图 8 所示。从小波包分解后的频谱图可以看出:存在各阶内圈故障的特征频率 (38.55 Hz, 77.1 Hz, 117.1 Hz),在内圈故障特征频率的各阶倍频处有幅值逐渐下降的谱线,并且以各阶倍频为中心在其两旁有间隔约等于轴转 $f_s = 6.38$ Hz (45.54 - 32.84 = 12.7 ≈ 2 × 6.38) 的调制谱线,谱线的幅值 Y 在远离各阶故障特征频率时逐渐下降。

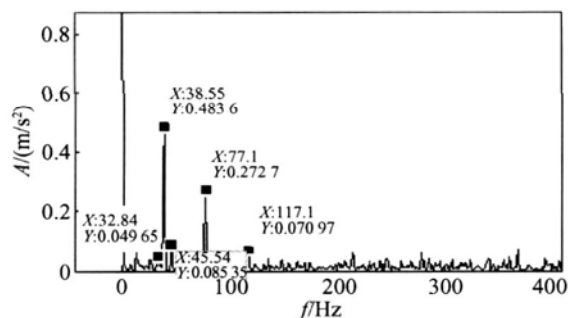


Fig. 8 Spectrum of the best coefficient vector of the signal of Fig. 6

3.3 轴承滚动体有单个损伤点时的振动信号特征

滚动体故障信号的时域图如图 9 所示,测得轴旋转频率为 18.8 Hz,滚动体的故障特征频率为 50.12 Hz,保持架的通过频率 (滚动体的自转频率) 为 $f_c = 7.69$ Hz。原始信号的频谱图如图 10 所示,同样,从图中很难发现滚动体故障频率。因而对其进行 3 层

db5 小波包分解,如图 11 所示。

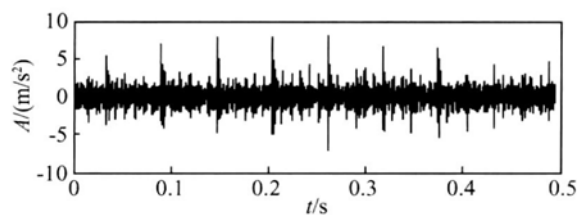


Fig. 9 Rolling element race bearing damage signal

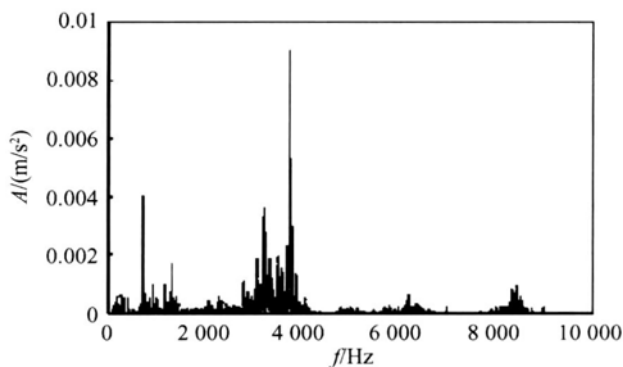


Fig. 10 Spectrum of the rolling element race bearing damage signal

从小波包分解后的频谱图中可以看出:和内圈故障频谱图很相似,存在各阶滚动体故障的特征频率 (52.96 Hz, 105.9 Hz, 158.9 Hz, 212.8 Hz, 318.7 Hz),在滚动体故障特征频率的各阶倍频处有幅值逐渐下降的谱线,并且以各阶倍频为中心在其两旁有间隔约等于滚动体的公转频率 8.73 Hz 即 (61.95 - 43.96 = 17.99 ≈ 2 × 8.73) 的调制谱线,同时从谱线上还能看到轴的旋转频率 (18 Hz),谱线的幅值 Y 在远离各阶故障特征频率时逐渐下降。

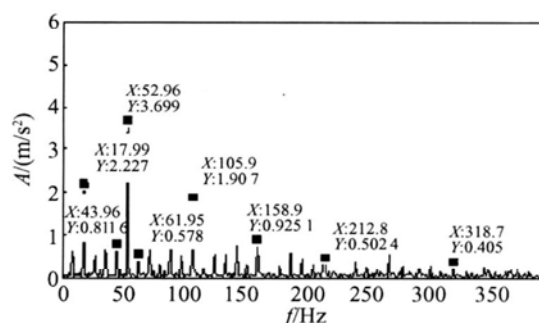


Fig. 11 Spectrum of the best coefficient vector of the signal of Fig. 9

4 结 论

将小波包分解与频谱分析相结合的方法应用于
(下转第 341 页)

的数量越多,实时性越差,而检测器数量太少,又可能导致对异常数据集合的覆盖范围过小造成“误检测”。所以,检测器集合中的元素数量与检测范围之间的矛盾是 MRAR-NSA 面临的重要问题,因此,如何更好的提高实时性是该算法有待深入研究之处。另外,在条件成熟的情况下,需要参加发动机地面热试车对算法的有效性进行更全面、更有效的验证,并对算法进一步优化,与其它智能方法相结合以提出更有效的故障检测与诊断方法。

参考文献:

- [1] 陈启智. 液体火箭发动机故障检测与诊断研究的若干进展 [J]. 宇航学报, 2003, 24(1): 1~ 11.
- [2] 张俊杰, 侯敏杰. 统计模式识别方法在高压压气机振动监测中的应用 [J]. 燃气涡轮实验与研究, 2006, 19(1): 31~ 35.
- [3] Forrest S, Perelson S, Allen L, et al. Self-nonself discrimination in a computer [C]. In: *Proceedings of the 1994 IEEE Symposium on Research in Security and Privacy*, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1994, 221~ 231.
- [4] Gonzalez F, Dasgupta D, Koza R. Combining negative selection and classification techniques for anomaly detection [A]. *Proc Cong on Evolutionary Computation* [C]. Hawaii, 2002, 705~ 710.
- [5] Fabio Gonzalez, Dipankar Dasgupta A, Luis Fernando Nino. Randomized real-valued negative selection algorithm [C]. *Proc of the 2nd International Conference on Artificial Immune System, Edinburgh, UK*, 2003, 261~ 272.
- [6] 矫新华, 宋书民, 陈 喆, 等. 基于 r -连续位匹配规则的免疫计算的孔洞研究 [J]. 微计算机信息, 2006, 22(9): 296~ 299.
- [7] Dasgupta D, KrishnaKumar K, Wong D, et al. Immunity-based aircraft fault detection system [R]. AIAA, 2004-6277.
- [8] 李庆扬, 关 治, 白峰杉. 数值计算原理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [9] 谢廷峰, 刘洪刚, 丁伟程, 等. 液体火箭发动机基于 ATA 算法的实时故障检测与报警系统实现 [J]. 火箭推进, 2005, 31(6): 19~ 22.
- [10] 黄 强, 吴建军, 刘洪刚, 等. 液体火箭发动机基于神经网络的实时故障检测算法实现 [J]. 国防科技大学学报, 2007, 29(5): 10~ 13.

(编辑: 郭振伶)

(上接第 331 页)

滚动轴承故障诊断。分别对带内圈、外圈和滚动体故障轴承的实测振动信号进行了故障分析。结果表明: 该方法能够有效地判定轴承是否存在故障, 并且能够准确识别出轴承单点故障发生的具体位置, 提出的小波包分析方法有效地解决了强背景噪声带来的干扰问题, 对于航空发动机主轴轴承故障的监测和故障诊断提供重要方法依据。

参考文献:

- [1] 盛兆顺, 尹琦岭. 设备状态检测与故障诊断技术及应用 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2003.
- [2] 姜 涛, 贾智伟, 李应红. 基于小波分析的压气机失速故障检测 [J]. 推进技术, 2003, 24(1). (JIANG Tao, JIA Zhiwei, LI Ying-hong. Detection of compressor stall based on wavelet analysis [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2003, 24(1).)
- [3] 罗 俊, 何立明, 陈 超. 基于小波分形和一类辨识的航空发动机故障诊断 [J]. 推进技术, 2007, 28(1). (LUO Jun, HE Liming, CHEN Chao. Aero-engine fault diagnosis based on one-class classification and wavelet-fractal [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2007, 28(1).)
- [4] 何卫锋, 程 礼, 李应红. 某双转子发动机冲击振动的分频小波提取与故障分析 [J]. 航空动力学报, 2006, 21(2).
- [5] 杨 雪, 张振鹏. 基于小波理论的液体火箭发动机试验数据噪声处理 [J]. 推进技术, 2006, 27(4). (YANG Xue, ZHANG Zhen-peng. Noise processing based on wavelet analysis for liquid propellant rocket engine test data [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2006, 27(4).)
- [6] Ingrid Daubechies. Ten lectures on wavelets [M]. USA: Capital city press, Montpelier, Vermont, 1992.
- [7] 程正兴. 小波分析算法与应用 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.
- [8] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2000.

(编辑: 刘萝威)