基于小波熵的滚动轴承早期微弱 故障信息提取



刘杰薇^{1,*},王平^{1,2},徐福建¹,蒋裴仪³
1.中国航发湖南动力机械研究所,湖南 株洲 412002
2.中国航空发动机集团航空发动机振动技术重点实验室,湖南 株洲 412002
3.郑州航空工业管理学院,河南 郑州 450046

摘 要:滚动轴承产生早期微弱故障时,故障信息会被淹没在强背景噪声和其他振动源信号中,还会受到低频效应影响,这 使得传统的频谱分析很难找到这些被淹没的故障信息。针对这一问题,本文提出一种基于小波熵的故障信息提取技术,首 先对测试到的振动信号进行连续小波变换(CWT),获得时间-尺度谱,再计算时频矩阵中每一个尺度下的信号的熵,最后选 取熵最小的尺度进行频谱分析。运用该方法对设置了外环故障、内环故障、滚珠故障的三种滚动轴承的振动信号进行了分 析,并与传统的傅里叶变换(FFT)和包络解调分析方法进行了对比。分析结果表明,基于小波熵的分析方法能更有效地提 取出振动信号中的故障频率信息。最后把该方法应用到某型涡轴发动机的主轴承故障诊断中,成功提取出了故障频率信 息,实现了对滚动轴承进行早期故障检测。

关键词:滚动轴承,小波变换,熵,故障诊断

中图分类号:V231.96

文献标识码:A

航空发动机具有结构复杂、工作转速高、工作环境恶劣 等特点,作为其重要支承部件的转动轴承的工作条件也随 之变得越来越苛刻。由于长时间处于复杂、高负荷的工作 状态,使得转动轴承出现故障的几率远远大于其他部件,它 的运行状态直接影响到整台发动机的精度、可靠性及寿命 等。对大多数旋转机械而言,尽管轴承发生早期损伤,但其 依然能够正常工作,而对于航空发动机这类高转速的旋转 机械而言,其转动轴承一旦发生故障,会在较短时间内使得 故障程度加深,导致其失效。显然,若在故障还未达到危险 程度之前或故障刚刚萌生就及时发现,提早做出预警,将有 效地提高发动机工作的使用寿命及可靠性。

滚动轴承发生早期损伤时,转子每转动一周,滚动轴承 工作表面的损伤点撞击与之接触的其他元件表面会产生一 个短时的振动冲击,该周期性冲击的重复频率即为滚动轴 承元件故障特征频率^[1]。但是此冲击会激起整个轴承系统

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2019.02.012

的共振,其能量分布在一个宽频带,非常容易被噪声和低频 效应所掩盖,再加上航空发动机其他振动源信号的影响,使 得提取微弱的轴承故障信息变得困难。因此,对滚动轴承 进行故障诊断的关键就是提取故障特征频率信息。

对于滚动轴承来说,正常运转时,其振动信号通常被认 为是平稳信号,所以使用传统的快速傅里叶变换(FFT)就 可以对其进行有效地分析。但是,当滚动轴承出现局部故 障时,在其运转过程中,内部的元件与故障部位发生周期性 的撞击就会相应地产生冲击力,这些冲击会激发轴承内部 元件或轴承座的共振,使得正常的平稳振动信号变成非平 稳信号。这时由于FFT难以揭示非平稳信号的频率分量随 时间的变化情况,就不能有效地提取出信号的故障频率,而 小波变换是用时间和频率的联合函数来表示非平稳信号, 克服了FFT的这一缺陷,能对非平稳信号进行有效地分析。 因此,本文提出一种基于小波熵的滚动轴承早期微弱故障

收稿日期:2018-12-24, 退修日期:2019-01-05, 录用日期:2019-01-15 基金项目: 航空科学基金(2013ZB08001)

*通信作者.Tel.:17773388696 E-mail:1623905079@gg.com

引用格式: Liu Jiewei, Wang Ping, Xu Fujian, et al. Early weak fault information extraction of rolling bearing based on CWT-entropy[J]. Aeronautical Science & Technology, 2019, 30(02):66-73. 刘杰薇, 王平, 徐福建, 等. 基于小波熵的滚动轴承早期微弱故障信息提取 [J]. 航空科学技术, 2019, 30(02):66-73. 的特征提取方法。

1 故障特征提取方法

1.1 小波变换

设一个平方可积函数为 $\varphi(x), \varphi(x) \in L^2(R),$ 若 $\varphi(x)$ 的 傅里叶变换 $\hat{\varphi}(\omega)$ 满足:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{\left|\hat{\varphi}(\omega)\right|^2}{\left|\omega\right|} d\omega < +\infty$$
(1)

则称 $\varphi(x)$ 为基小波或者母小波。设其伸缩因子为a,反映信号的频域信息,平移因子为b,反映信号的时域信息,则小波函数 $\varphi_{a,b}(t)$ 为:

$$\varphi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$
(2)

信号f(t)的小波变换为:

$$W_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$
(3)

小波变换的过程可以理解为在每一个固定的尺度下, 改变时间参数b,实现在该尺度下的所有时刻的子小波与要 分析信号的相似性比较。改变参数a和b就可以实现在不 同时刻、不同尺度(频率)下对信号的局部分析,小波分析的 这些特征表明了其在发现隐藏在信号中的与所选小波相似 的特征成分。从上述描述可以知道,小波基的选择对分析 的结果有着重大的影响。由于滚动轴承故障导致的振动信 号波形与 Morlet 小波最为相似,故选择小波基为 Morlet 小波^[2]。

因轴承故障所引起的冲击信号频率分布较广,在冲击 发生的时刻各个频率段均有能量分布,所以仅仅依靠小波 变换的结果,无法提取出轴承的故障特征频率,故需要结合 其他参数指标来实现故障特征的提取。

1.2 小波熵

1948年, C. E. Shannon 第一次将熵的概念引入到信息 论当中,证明熵与信息内容的不确定程度有等价关系,并把 这种不确定程度称为信息熵^[3]。

若一个离散随机变量 {*X*} = {*x*₁,*x*₂,…,*x*_N},其出现的概 率 $P_i = P(x_i)(i = 1, 2, ..., N), \sum_{i=1}^{N} P_i = 1, 则变量 X 的信息熵可$ 表示为:

$$H(x) = -\sum_{i=1}^{N} P_i \ln P_i$$
(4)

从式(4)可以看出,信息熵会随着系统状态的变化而变 化,若一个系统越混乱,信息熵就越大,即不确定性越大,包 含的信息量越多,反之,则信息熵越小,即不确定性越小,包 含的信息量也越少。对滚动轴承而言,不同状态下的振动 信号的复杂度不同,其对应的信息熵也就不同,因此,信息 熵可以作为滚动轴承振动信号特征提取的一种参数。

幅值谱熵体现了信号能量分布的频域复杂度。当信号 能量集中在少数的几个频率成分时,幅值谱熵取值小;当信 号能量分布在众多频率下时,幅值谱熵取值大。幅值谱熵 可以表征在一段时间内频率结构的复杂度,但却不能揭示 在这段时间内频率分量随时间的变化情况。因此,需结合 小波变换,运用小波熵来揭示频率分量随时间变化的复 杂度。

小波熵按尺度划分能量,表征的是某一尺度随时间变 化的复杂性。若某一尺度下信号比较稳定或存在规律性, 则该尺度下的熵会较小;反之,若该尺度下信号波动较大或 者无规律,则该尺度下的熵会较大。对每一个尺度都计算 其谱熵,在全尺度下得到一条熵曲线,熵最小说明该尺度中 信号最有规律,也就是说明该信号周期性最强。在滚动轴 承发生早期故障时,其故障频率被滚动轴承的固有频率调 制到中高频段,所以该频段对应的尺度中含有非常明显的 周期性信号,故熵会很小,在低频段由于存在转频,该尺度 对应的频段内存在一定的周期性信号,故熵值较小,而其他 频段由于无明显周期性信息,故熵会较大。

1.3 分析流程

基于小波熵的特征提取方法的具体过程是:首先对振动信号进行预处理,进行初步降噪,然后运用 Morlet 小波,选择256 尺度对信号进行小波变换,得到信号的时频矩阵,再计算小波变换后每一尺度下信号的熵,最后对熵最小的信号进行频谱分析,就可得到周期性信号的频率信息,即早期故障轴承的特征频率,实现对轴承的早期故障诊断。其分析流程图如图1 所示。

2 滚动轴承故障模拟试验

2.1 滚动轴承模拟试验装置

滚动轴承故障模拟试验台如图2所示,该试验台主要由 转子、轴承、轴承座和调速电机等组成。转子的两个支点均 采用圆柱滚子轴承,故障轴承置于转子右轴承座内。转子上 的圆盘是给试验轴承施加一定的载荷,驱动电机的运行转速 可以通过控制器手动控制,其转速范围为0~2000r/min。

利用电火花加工了三种故障轴承,分别为外环单点故 障、内环单点故障和滚子单点故障。故障参数见表1,加工 实物如图3所示。



图1 分析流程图 Fig.1 Flow chart of analyzing



图2 滚动轴承故障模拟试验台

Fig.2 A simulation test rig of fault rolling bearing

表1 轴承故障参数 Table 1 Bearing fault parameters

故障编号	故障类型	故障宽度和长度/mm	故障深度/mm
1	外环单点	1.0×4	0.5
2	内环单点	1.0×4	0.5
3	滚子单点	0.5×4	0.5

轴承主要参数见表2,根据参考文献[4]的故障特征频 率计算公式,可计算得到轴承各个元件故障特征频率, 见表3。

2.2 试验验证

试验时,把ICP振动加速度传感器置于故障轴承的轴承





(c) 滚子单点故障

图3 故障轴承实物图

Fig.3 Fault bearing

表2 滚动轴承主要计算参数

Table 2 Main parameters of rolling bearing

参数	滚动体直径 d/mm	轴承中径 D/mm	滚动体数	接触角/(°)
数值	11.98	58	13	0

表3 滚动轴承故障特征频率

Table 3 Characteristic frequency of fault rolling bearing

轴承元件	外环f。	内环f _i	滚动体 $f_{\rm b}$
故障频率	5.16f _n	7.84 <i>f</i> _n	2.32 <i>f</i> _n

座的垂直方向上,用来拾取故障轴承的振动加速度信号。

(1) 外环故障

电机转速为1140r/min时,根据表3可计算出此时轴承 外环的故障频率约为98Hz。故障轴承的振动信号时域、频 域及包络谱如图4所示,从时域图中能看到有冲击成分的 存在,但仅仅依靠时域无法辨别冲击产生的原因,而频域上 只能看到转频19Hz的3倍频(57Hz)、24倍频(456Hz)、29 倍频(551Hz)、43倍频(817Hz),无法找到外环故障频率信 息,运用包络谱分析后,虽然能看到轴承外环故障98Hz的3 倍频(294Hz)、4倍频(392Hz)、5倍频(490Hz),但是信噪比 不高,故障特征频率不明显,不足以说明轴承外环发生 故障。







对该信号进行连续小波变换,获得其时频矩阵,其结果 如图5所示。

计算图5时频矩阵中每一行的熵,即该信号各个尺度 下的熵,从图6中可以发现尺度为111时,熵最小,说明该尺 度下的信号最有规律,即轴承外环故障特征频率存在于该 尺度下。

因此,选择尺度为111的行进行频谱分析,如图7所示。 可以清晰地看到轴承故障特征频率97.24Hz的1X(98Hz)、



Fig.7 Time-domain and frequency-domain of the minimum wavelet entropy

2X(196Hz)、3X(294Hz)、4X(392Hz)、5X(490Hz)及高阶倍 频成分,可说明滚动轴承的外环确实存在故障。

(2) 内环故障

电机转速为1020r/min时,根据表3可计算出此时轴承 内环的故障频率约为133Hz。故障轴承的振动信号时域、 频域及包络谱如图8所示,从频域中只有转频17Hz的3倍 频(51Hz)、28倍频(476Hz)等成分,并没有找到内环故障 信息。





而从包络谱中也只有34Hz、399Hz、665Hz的频率成分,其中34Hz为3倍转频、399Hz及665Hz分别为3倍、5倍轴承内环故障频率,与外环故障一样,因其信噪比不高,故障特征频率不明显,不足以说明轴承内环发生了故障。

对该信号进行连续小波变换,获得其时频矩阵,其结果 如图9所示。



计算图9时频矩阵中每一行的熵,即该信号各个尺度 下的熵,从图10中可以发现尺度为109时熵最小,说明该尺 度下的信号最有规律,即轴承内环故障特征频率存在于该 尺度下。



尺度为109的时域和频谱如图11所示,从频谱图中可以清晰地找到轴承内环故障频率的1X(133Hz)、2X(266Hz)、3X(399Hz)、4X(532Hz)、5X(665Hz)等成分,说明运用小波熵能成功提取轴承内环故障信息。



(3) 滚动体故障

电机转速为1200r/min时,根据表3可计算出此时轴承滚 动体的故障频率约为45Hz。故障轴承的振动信号时域、频域 及包络谱如图12所示,频域中除了转频20Hz的3倍频 (60Hz)、42倍频(840Hz)等成分外,虽然存在滚动体故障特征 频率的10倍频(450Hz),但无其他倍频成分存在,不足以说明 滚动体发生故障。而从包络谱中没有找到滚动体故障信息。

对该信号进行连续小波变换,获得其时频矩阵,其结果如



图 12 轴承滚动体故障的振动信号分析





Fig.14 Wavelet entropy curve

图13所示。

计算图13时频矩阵中每一行的熵,即该信号各个尺度下的熵,从图14中可以发现尺度为102时,熵最小,说明该尺度下的信号最有规律,即轴承滚动体故障特征频率存在于该尺

度下。

第102成分的时域和频谱如图15所示,从频谱图中可以清晰地找到轴承内环故障频率的1X(45Hz)、2X(90Hz)、 4X(180Hz)、8X(360Hz)等倍频成分,说明这种方法对于滚 动轴承滚动体故障的诊断是有效的。





3 **应用实例**

某型涡轴发动机组合压气机部件在试车过程中,因弹 支振动应力超限和机匣振动增大而停车。应用本文提出的 基于小波熵的故障信息提取方法对弹支振动应力数据进行 分析。组合压气机部件的前轴承为三点角接触球轴承,如 图16所示。其主要参数见表4,根据参考文献[4]的故障特 征频率计算公式可计算得到轴承各个元件故障特征频率, 见表5。



图 16 压气机转子前轴承 Fig.16 The front main bearing of compressor

表4 滚动轴承主要计算参数

Γab	ole 4	Ma	ain par	ameters	s of I	rolling	bearing
-----	-------	----	---------	---------	--------	---------	---------

参数	滚动体直径	轴承中径	添き体粉	接触角/(°)	
	d/mm	D/mm	依列冲致		
数值	9.525	59.796	15	35	

表5 滚动轴承故障特征频率	
---------------	--

Table 5	Characteristic	frequency	of fault	rolling	bearing
---------	----------------	-----------	----------	---------	---------

轴承元件	外环f。	内环 f_i	滚动体 $f_{\rm b}$	保持架f _c
故障频率	8.65 <i>f</i> _n	6.35 <i>f</i> _n	3.06 <i>f</i> _n	$0.42f_{n}$

由于最后一次开车时,轴承故障较为严重,对此时振动 数据进行分析提取早期微弱故障信息的意义不大,故选择 该组合压气机试验件上台试验的早期数据进行分析以期发 现轴承的早期微弱故障信息^[5]。

发动机研制过程中,一般情况下,实时振动监测时只关 注了信号的时域及频域信息,前弹支振动应力信号的时域 及频域图如图17所示。由于故障信号比较微弱,直接从时 域波形中难以观察到由故障所产生的冲击成分,而从频谱 图中仅能看到明显的转频及其倍频(2倍频、6倍频),无其 他频率成分,故障特征不明显。



图 17 前弹支振动应力信号的时域波形及其频谱



运用传统的包络分析,其结果如图18所示。从包络谱 中除了转频及其倍频外,还存在较小的2.54X的频率成分, 该频率与轴承保持架故障的特征频率的0.42X的6倍频接 近,可以怀疑存在保持架故障,但由于仅仅只有2.54X的频 率成分,并无其他倍频,故障特征不明显,不能确定是否为 轴承保持架故障。

运用本文提出的基于小波熵的特征提取方法对该信号 进一步分析,得到小波时频图如图19所示,各尺度下的熵 如图20所示,可明显看出尺度为152时,熵最小。





因此,选择尺度为152的行进行频谱分析,如图21所示。可以清晰地看到0.42X、0.85X、1.27X、1.69X等频率成分,这些频率分别与轴承保持架故障的特征频率的0.42X的1倍、2倍、3倍、4倍频非常接近,其误差小于1.5%,因此,可确定此时保持架发生故障。这与组合压气机试验件下发现的故障情况相吻合,说明基于小波熵的特征提取方法能成功提取出滚动轴承早期微弱故障信息。



Fig.21 Time-domain and frequency-domain of the minimum wavelet entropy

4 结论

滚动轴承产生早期微弱故障时,故障信息常常会被淹 没在强背景噪声和其他振动信号中,其时域、频域、甚至包 络谱中很难识别出故障特征信息。

本文结合滚动轴承故障信号的特点,利用小波分析在 处理非平稳信号中的优势,以及熵在识别冲击特征的能力, 提出了一种基于小波熵的分析方法。在内环、外环及滚动 体三种轴承故障模拟试验和某型发动机组合压气机试验件 轴承故障实例中均成功地提取出了早期微弱故障特征信 息。对比分析发现,该方法比传统的频谱分析和包络解调 分析方法的特征提取效果更好。

在滚动轴承故障初期,其故障信息分布在中高频段,对 于存在多种故障的滚动轴承而言,只要选择合适的小波尺 度,运用该方法也能提取出多种故障的特征频率。 **[AST**]

参考文献

- Raheem K F, Roy A, Ramachandran K P, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on autocorrelation of optimizedwavelet denoising technique [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 40(3): 393-402.
- [2] 吴强, 孔凡让, 何清波, 等. 基于小波变换和ICA 的滚动轴承 早期故障诊断[J]. 中国机械工程, 2012, 23(7): 835-840.

Wu Qiang, Kong Fanrang, He Qingbo, et al. Early fault diagnosis of rolling bearings based on wavelet transform and Independent Component Analysis(ICA) [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering,2012,23(7):835-840. (in Chinese)

- [3] Shannon C E. A mathematical theory of communications[J]. Bell System Technical Journal,1948,27:379-423.
- [4] 梅宏斌.滚动轴承振动监测与诊断[M].北京:机械工业 出版社,1996.

Mei Hongbin. Vibration monitoring and diagnosis of rolling bearings[M].Beijing: China Machina Press,1996.(in Chinese)

[5] 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 Liangsheng. Feature detection and fault diagnosis based on continuous wavelet transform[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2000,36(12):95-100.(in Chinese)

作者简介

刘杰薇(1991-)女,硕士研究生。主要研究方向:航空发 动机结构强度与振动研究。 Tel: 17773388696 E-mail: 1623905079@qq.com

Early Weak Fault Information Extraction of Rolling Bearing Based on

CWT- entropy

Liu Jiewei^{1,*}, Wang Ping^{1,2}, Xu Fujian¹, Jiang Peiyi³

- 1. AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, Zhuzhou 412002, China
- 2. Key Laboratory of Aero-engine Vibration Technology, Aero Engine Corporation of China, Zhuzhou 412002, China
- 3. Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450046, China

Abstract: When the early failure was generated in rolling bearings, the fault information was submerged in strong background noises and other vibration signals, and also affected by the low frequency effect. It is difficult to find these fault information by traditional spectral analysis methods. This paper presents a new method of extracting weak fault information called wavelet entropy for this problem. Firstly, the measured vibration signals processed with Continuous Wavelet Transform (CWT) to obtain the time-scalematrix. Secondly, the entropy of the signal under each scalewas computed. And then, the scale with the minimal entropy value was selected for spectrum analysis. This method was applied to analyzing the vibration signals of bearings under three kinds of typical fault (with damage on outer race, inner race and ball respectively), and it is found that the wavelet entropy is more effective in extracting the periodic impulses features produced by localized bearing damage than FFT and the traditional envelope demodulation analysis.

Key Words: rolling bearing; wavelet transform; entropy; fault diagnosis

Received:2018-12-24;Revised: 2019-01-05;Accepted: 2019-01-15Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (2013ZB08001)*Corresponding author.Tel. :17773388696E-mail: 1623905079@qq.com