

基于声发射信号信息熵距的 滚动轴承故障诊断

田晶^{1,2}, 艾延廷², 赵明¹, 王志², 关焦月²

(1. 西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072;

2. 沈阳航空航天大学 航空航天工程学部 辽宁省航空推进系统先进测试技术重点实验室,
沈阳 110136)

摘 要: 在信息熵理论基础上,提出了一种融合小波能谱熵与马氏距离的信息熵距滚动轴承故障诊断方法.利用双转子试验台对滚动轴承内圈故障、外圈故障、滚动体故障、内圈-滚动体故障和内圈-外圈故障进行模拟,并采集其声发射信号.利用提出的信息熵距方法对获取的声发射信号进行分析,成功实现滚动轴承单一故障和耦合故障诊断.结果表明该方法信息利用率高于信息熵方法,能够清晰和准确地诊断出滚动轴承早期故障,效果明显优于信息熵距的诊断方法.

关键词: 信息熵距; 声发射; 马氏距离; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号: V231.92; TH165⁺.3

文献标志码: A

Fault diagnosis for rolling element bearings based on information exergy distance of acoustic emission signal

TIAN Jing^{1,2}, AI Yan-ting², ZHAO Ming¹, WANG Zhi², GUAN Jiao-yue²

(1. School of Power and Energy,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Liaoning Key Laboratory of Advanced Measurement and Test Technology for Aviation
Propulsion System, Faculty of Aerospace Engineering, Shenyang Aerospace University,
Shenyang 110136, China)

Abstract: Based on the information entropy theory, a fault diagnosis methodology for rolling element bearings was proposed. It is a fusion of wavelet energy spectrum exergy and Mahalanobis distance. Inner ring fault, outer ring fault, rolling element fault, inner ring-rolling element fault and inner ring-outer ring fault of rolling element bearing were simulated on a twin spool rotor test rig. The acoustic emission signals of each fault were collected. Single fault and coupling faults of rolling element bearings were successfully diagnosed using the information exergy distance method for acoustic emission signals. The diagnosis results show that the method has higher information utilization ratio than the information entropy method. It can diagnose early faults in rolling element bearing clearly and accurately, which is proved more effective than the information entropy distance method.

收稿日期: 2016-03-23

基金项目: 国家自然科学基金(51505300); 中航工业产学研专项项目(cxy2012sh17)

作者简介: 田晶(1987—),男,工程师,博士生,主要从事航空发动机强度、振动及可靠性方向研究.

引用格式: 田晶,艾延廷,赵明,等.基于声发射信号信息熵距的滚动轴承故障诊断[J].航空动力学报,2017,32(1):148-154. TIAN Jing, AI Yanting, ZHAO Ming, et al. Fault diagnosis for rolling element bearings based on information exergy distance of acoustic emission signal[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(1): 148-154.

Key words: information exergy distance; acoustic emission; Mahalanobis distance; rolling element bearing; fault diagnosis

滚动轴承是旋转机械设备中使用最为广泛的零部件之一,也是损坏率最高的零部件之一.滚动轴承故障会给航空发动机、燃气轮机等旋转机械带来灾难性的破坏^[1].滚动轴承故障诊断复杂,特别是滚动轴承早期故障信号极其微弱,很容易淹没在其他零部件的噪声信号中而无法检测^[2].轴承的常见故障为表面磨损和疲劳磨损.这两种故障形式都会产生应力集中,释放应力波产生声发射事件.声发射信号具有频率高、特征信号明显和特征频率明显的特点,广泛用于滚动轴承故障诊断.

目前,基于声发射信号的轴承故障诊断方法被国内外的学者广泛研究,并取得了一些研究成果. Pandya 等基于声发射信号采用 Hilbert-Huang 变换和数据挖掘技术提高了轴承滚动体故障诊断的准确性^[3]. Van Hecke 等提出了时域同步平均与外差频率缩减方法,克服了声发射时域数据量巨大不容易处理的缺点,同时结合参数统计方法准确地诊断出轴承故障^[4]. 郝如江等根据小波熵最小原则,采用软阈值方法对小波系数进行处理,准确地提取到滚动轴承的故障信号^[5]. 陈非等提出采用信息熵方法对转子的故障进行诊断,并针对转子振动信号提取一种信息熵矩阵对转子的不平衡、不对中和松动等单一故障状态进行诊断^[6]. 徐瑞利提出了基于信息熵的滚动轴承故障诊断方法,并引入融合信息熵距将轴承声发射信号的小波能谱熵、奇异谱熵、功率谱熵的小波空间特征谱熵进行信息融合,据此实现滚动轴承故障诊断^[7]. 小波能谱熵是小波分析与信息熵理论相结合的特征提取方法,它能够反映信号中各频段内波形的瞬态变化^[8]. 该方法对故障诊断中微弱信号的特征提取效果明显,尤其适用于滚动轴承早期故障信号识别.

综合分析以上轴承故障诊断技术的特点,本文在信息熵故障诊断的基础上,融合声发射信号信息熵和马氏距离的优点提出了基于声发射信号信息熵距的故障诊断技术. 首先,基于故障轴承的声发射信号构建故障轴承的信息熵矩阵;然后,采用马氏距离方法计算故障信号的信息熵距;最后采用该方法对滚动轴承故障进行诊断,通过故障模拟试验和实例计算验证了该方法的准确性和实用性.

1 声发射信号的信息熵

1.1 声发射信号信息熵

信息熵是信息论中用于度量信息量的一个概念.一个系统越是有序,信息熵就越低;反之,一个系统越是混乱,信息熵就越高.所以,信息熵也可以说是系统有序化程度的一个度量^[9]. 轴承在正常工作过程中其信息熵是低于轴承出现故障时的信息熵,因此通过获取轴承声发射信号的信息熵可以评价轴承的工作状态^[10].

假设 M 是一个测度为 μ 的勒贝格空间,且 $\mu(M)=1$. 空间 M 由可测集合 H 生成,且可表示为其有限划分 $A=\{A_i\}$ 中互不相容的集合形式,即: $M=\bigcup_{i=1}^n A_i$, 且 $A_i \cap A_j = 0, \forall i \neq j$, 则有限划分 A 的信息熵^[11]为

$$S(A) = - \sum_{i=1}^k \mu(A_i) \lg \mu(A_i) \tag{1}$$

式中 $\mu(A_i)$ 为集合 A_i 的测度, $i=1,2,\dots,k$.
综上,通过信息熵评价滚动轴承状态时,必须根据声发射信号的特点选择合适的划分体系和相应的测度指标.

1.2 声发射信号信息熵提取

滚动轴承声发射信号的信息熵虽然包括轴承故障的大量信息,但是只能反映轴承某一特定状态如某一转速下的故障信息,不能综合设备运行过程的故障信息进行诊断. 因此,采用信息熵方法进行故障轴承故障诊断时容易受选取状态影响出现误诊断. 基于声发射信号的信息熵概念可以定义轴承声发射信号的信息熵,根据轴承运行过程信息进行故障诊断.

假设轴承某个测点的声发射信号信息熵定义为 $S(t)$, 则该测点声发射信号在整个时间区间 $[t_1, t_2]$ 的过程信息量可以通过积分获取, 即对 $S(t)$ 在区间 $[t_1, t_2]$ 上进行直接积分, 就构成了信息熵基础上的信息熵函数, 称为平面信息熵^[12].

$$E_p(t) = \int_{t_1}^{t_2} S(t) dt \tag{2}$$

平面信息熵反映了声发射信号的整体过程变化规律. 为了获取声发射信号的短时过程变化规律, 定义了梯面信息熵

$$\begin{cases} E_t(t) = \sum_{i=1}^{n-1} \int_{t_{1,0}}^{t_{1,i}} C(t)S(t)dt \\ t_{1,0} = t_1, \quad t_{1,n-1} = t_2, \quad t_1 \leq t_{1,i} \leq t_2 \\ i = 1, 2, \dots, n-1 \end{cases} \quad (3)$$

式中 $C(t)$ 是描述各种状态下声发射的一种定量描述。比如选频幅值、小波灰度距、时域特征值等。针对航空发动机等旋转机械启停过程,积分区间也可以按转速来离散。

1.3 声发射信号的小波能谱熵

声发射信号的小波能谱熵是基于小波变换衡量时-频域中声发射信号不确定性的信息熵特征指标。根据能量守恒定律,具有有限能量的函数 $f(t)$ 在小波变换前后能量守恒,即

$$\begin{cases} \int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt = \frac{1}{C_\psi} \int_0^\infty e(a) da \\ C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega \\ e(a) = \int_{-\infty}^{+\infty} |W_f(a, b)|^2 db \end{cases} \quad (4)$$

式中 $\psi(\omega)$ 为母小波 $\psi(t)$ 的傅里叶变换; ω 为频率; $W_f(a, b)$ 表示信号 $f(t)$ 的连续小波变换; C_ψ 为小波函数的容许性条件; $e(a)$ 为函数 $f(t)$ 在尺度为 a 时的能量值,也称小波能谱^[13]。

设 $e = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 为信号 $f(t)$ 在 n 个尺度下的小波能谱,因此,根据信息熵的定义, e 是对信号能量的一种划分,则可定义时-频域的小波能谱熵 S_{we} 为

$$S_{we} = - \sum_{i=1}^n (q_i \ln q_i) \quad (5)$$

式中 $q_i = e_i / \sum_{i=1}^n e_i$ 为第 i 个谱值在整个小波能谱中所占的百分比, $\sum_{i=1}^n q_i = 1, i = 1, 2, \dots, n$ 。各分量的功率为

$$e_i = \sum_{j=1}^N |D_j(n)|^2 \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

式中 $D_j(n)$ 为小波重构系数; N 为声发射信号的采样点数。小波能谱熵是声发射信号在各个小波尺度上能量分布的均匀性^[14-16]。声发射信号包含的特征频率越少,信号的能量就越集中,熵值就越小。相反,特征频率越多代表能量越分散,熵值就越大。

根据信息熵的定义,平面信息熵可以按式(7)进行计算。

$$E_p(t) = \int_{t_1}^{t_2} S_{we}(t) dt \quad (7)$$

2 基于信息熵距的故障诊断方法

2.1 马氏距离

马氏距离 (Mahalanobis distance) 是由印度统计学家 Mahalanobis 提出的,它是根据数据样本协方差计算两个未知样本集相似度的一种方法。该方法不受量纲的影响,即两点之间的马氏距离与原始数据的测量单位无关,同时还可以排除变量之间的相关性的干扰^[15]。

样本 Y 和样本集 $m \times n$ 矩阵 X 之间的马氏距离定义为

$$d^2 = (Y - \bar{X})^T C_X^{-1} (Y - \bar{X}) \quad (8)$$

式中 m 为样本向量的维数, n 为样本的数量, $\bar{X}$ 为矩阵 X 的重心,定义为

$$\bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^n x_i \quad (9)$$

C_X 为矩阵 X 的协方差矩阵,定义为

$$C_X = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^n (X - \bar{X})(X - \bar{X})^T \quad (10)$$

相对于传统采用均值和方差方法评价信息熵矩阵的相似程度,本文提出了采用马氏距离计算滚动轴承不同状态的信息熵矩阵之间的接近程度。马氏距离不受量纲影响且与尺度无关,采用其计算小波能谱熵矩阵相似度可以消除变尺度对计算结果的影响。该方法计算出的信息熵距可以提高滚动轴承故障诊断的准确性。

2.2 基于马氏距离的信息熵距

信息熵矩阵 S 为 $m \times n$ 矩阵,是轴承某种典型故障的声发射信号信息熵矩阵,如式(11)所示:

$$S = \begin{bmatrix} S(1,1) & S(1,2) & \cdots & S(1,n) \\ S(2,1) & S(2,1) & \cdots & S(2,1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(m,1) & S(m,1) & \cdots & S(m,n) \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中 m 表示升速或降速过程中声发射信号采样转速点数, n 表示声发射信号的测点数。矩阵 S 中的任意一个元素 $H(i, j)$ 表示在第 i 个采样转速下第 j 个测点的声发射信息熵值。在矩阵 S 中,设定任意两个采样转速间隔是相等的,一个间隔就是一个单位序列区间。因此, m 个采样转速点将变速过程均匀分成 $m-1$ 个序列区间。每一个测点采集的声发射信号的平面信息熵^[17] 为

$$E_p(t) = \int_{t_1}^{t_2} S(t) dt = \sum_{i=1}^{m-1} \frac{S(i) + S(i+1)}{2} \quad (12)$$

式(12)反映了每一个测点声发射信号在升速或降速过程中的变化规律. 为了同时能够反映每一个测点声发射信号在升速或降速过程中的短时

过程变化规律,计算矩阵 S 的梯面信息熵,令 $C=1$,构建如式(13)所示的 $(m-1) \times n$ 的梯面信息熵矩阵 E_t .

$$E_t = \left[\begin{array}{ccc} \frac{S(1,1)+S(2,1)}{2} & \frac{S(1,2)+S(2,2)}{2} & \dots & \frac{S(1,n)+S(2,n)}{2} \\ \sum_{i=1}^2 \frac{S(i,1)+S(i+1,1)}{2} & \sum_{i=1}^2 \frac{S(i,2)+S(i+1,2)}{2} & \dots & \sum_{i=1}^2 \frac{S(i,n)+S(i+1,n)}{2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sum_{i=1}^{m-1} \frac{S(i,1)+S(i+1,1)}{2} & \sum_{i=1}^{m-1} \frac{S(i,2)+S(i+1,2)}{2} & \dots & \sum_{i=1}^{m-1} \frac{S(i,n)+S(i+1,n)}{2} \end{array} \right] \quad (13)$$

对未知滚动轴承故障进行诊断时,首先,计算采集的声发射信号的信息熵矩阵;其次,采用马氏距离方法评价未知故障信息熵矩阵与每种故障的信息熵矩阵的相近程度,即声发射信号的信息熵距;最后,通过求取信息熵距的最小值,观察最接近横坐标轴的信息熵距曲线,进而诊断出未知故障属于何种故障.

3 故障诊断实例

3.1 滚动轴承故障模拟试验

在旋转机械转速上升过程中,任意转速下滚动轴承的状态是不同的,同时在整个升速的过程中也存在规律性. 为了验证信息熵距在滚动轴承故障诊断中的有效性和实用性,针对型号为 NU202 的圆柱滚子滚动轴承进行了故障模拟试验. 在多测点、多转速的情况下,模拟了滚动体故障、内圈故障、外圈故障、内圈-滚动体故障、外圈-滚动体故障等 5 种故障,并与正常状态进行了对比分析.

滚动轴承安装在双转子试验台上,该试验台可以模拟航空发动各支点轴承及中介轴承的故障状态,试验系统如图 1 所示. 采用 SAEU2S 声发射系统进行声发射信号的采集与分析,同时在机匣和轴承座的轴向和径向方向上布置了 4 个声发射传感器,传感器布置图如图 2 所示. 每种故障的

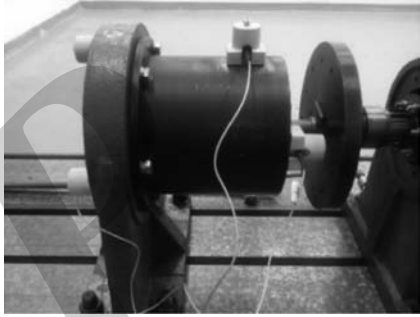


图 2 声发射传感器位置图

Fig. 2 Locations of acoustic emission sensor

转速范围限定在 $800 \sim 2000 \text{ r/min}$ 之间,每隔 100 r/min 进行一次采样. 轴承故障的声发射信号为高频信号,一般都在 50 kHz 以上^[18],根据香农采样定理,本试验采样频率设置为 1 MHz .

每种故障 4 个测点可以得到 52 组声发射信号,对每种故障的声发射信号分别进行计算,得到每种故障的小波能谱熵矩阵和小波能谱熵矩阵,并采用马氏距离方法计算信息熵距来判断滚动轴承的故障.

3.2 滚动轴承故障诊断

通过对滚动轴承故障模拟与声发射信号采集,得到了大量的滚动体故障、内圈故障、外圈故障、内圈-滚动体故障、外圈-滚动体故障的声发射信号. 利用所获得的故障轴承的声发射信号,采用式(1)和式(5)计算了每种故障的小波能谱熵矩阵,采用式(2)、式(7)和式(12)计算了每种故障的小波能谱熵矩阵. 所得的小波能谱熵和小波能谱熵如图 3 和图 4 所示.

本文提出采用马氏距离计算信息熵矩阵的相近程度,即求取信息熵距,最后根据信息熵距对滚动轴承故障进行诊断. 图 5 是模拟滚动体故障信息熵矩阵与正常轴承、内圈故障、外圈故障、滚动体故障、内圈-外圈耦合故障和内圈-滚动体故障信息熵矩阵之间的马氏距离曲线,此处称为信息



图 1 滚动轴承故障模拟试验系统

Fig. 1 Fault simulation system for rolling element bearings

熵距曲线. 图 6 为与之相对应的马氏距离信息熵距曲线.

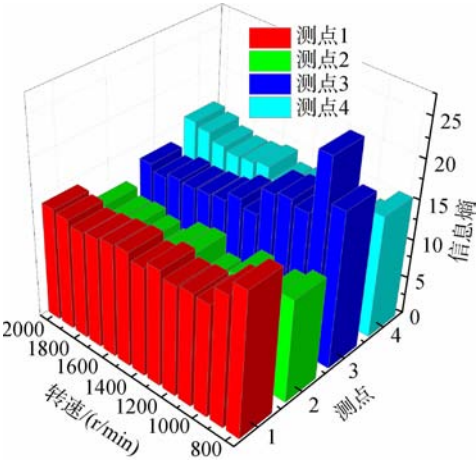


图 3 小波能谱熵矩阵

Fig. 3 Wavelet energy spectrum entropy matrix

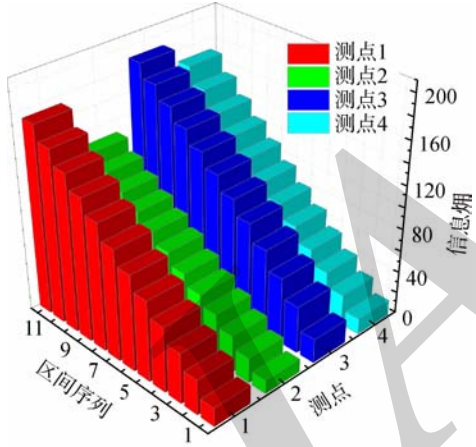


图 4 小波能谱熵矩阵

Fig. 4 Wavelet energy spectrum exergy matrix

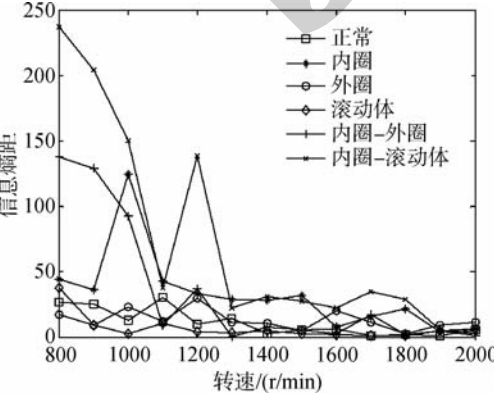


图 5 滚动体故障信息熵距图

Fig. 5 Information entropy distance of rolling element fault

未知故障信息熵矩阵与已知相同故障的信息熵矩阵的马氏距离最小,即信息熵距曲线最接近横坐标轴;反之信息熵距相差越大,越远离横坐标轴.从图 5 可以看出,滚动体故障信息熵距曲线相对于其他故障信息熵距曲线更加接近横坐标轴,但是由于各种故障信息熵距曲线并没有很好地分离,不能完全确定为滚动体故障.该方法在低转速时效果更差,转速高于 1500 r/min 后效果有所提升,但是仍然不理想.由此可以推断只有当能量足够大时,轴承的故障被明显地激励出来后才能被准确地诊断出来.通过图 6 可以看出信息熵距曲线存在着明显的分离,可以清晰地看出该轴承为滚动体故障.并且随着序列区间的增大,即转速上升过程中信息熵矩阵中包含的转速信息越多,故障就越容易被准确地识别出来.序列区间为 1 时包含信息最少,其诊断效果与信息熵距诊断效果相近.

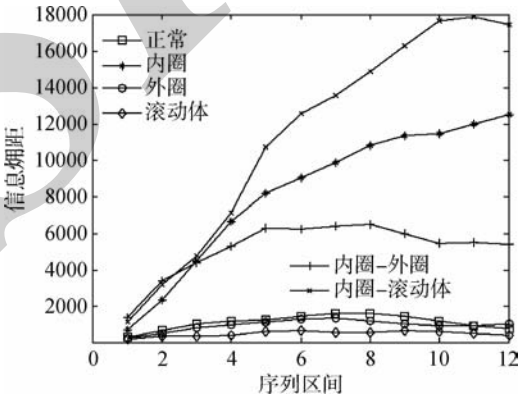


图 6 滚动体故障信息熵距图

Fig. 6 Information exergy distance of rolling element fault

图 7 中是模拟轴承内圈-滚动体耦合故障信息熵矩阵与轴承多种故障信息熵矩阵之间的马氏距离曲线.图 8 为与之相对应的马氏距离信息熵距曲线.从图 7 可以看出所有的信息熵距曲线混合在了一起,根本无法准确地诊断出滚动轴承故障,说明信息熵距方法无法判断出轴承的耦合故障.通过图 8 可以看出即使是耦合故障,本文提出的信息熵距曲线仍然能够明显地分离,准确地诊断出滚动轴承出现了内圈-滚动体耦合故障.根据信息熵理论可以判断,耦合故障在随着序列区间的增大时,信息熵矩阵所包含的信息更加丰富,因此,信息熵距曲线在序列区间增大时分离更加明显,故障诊断更为有效.由此可知,该方法能够高效地利用采集声发射信号的信息,适用于滚动轴

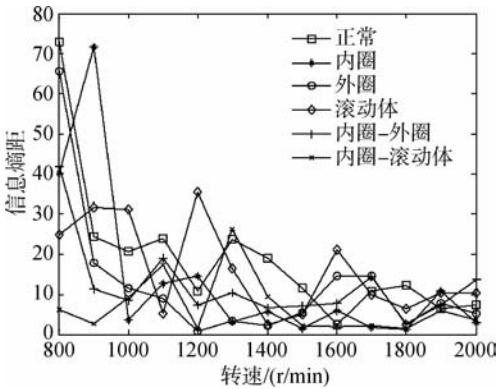


图 7 内圈-滚动体耦合故障的信息熵距图

Fig. 7 Information entropy distance of inner ring-rolling element coupling fault

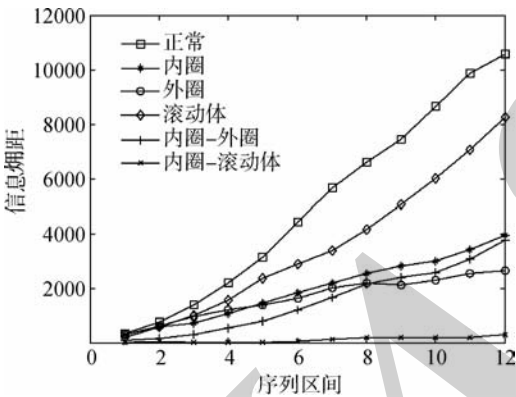


图 8 内圈-滚动体耦合故障的信息熵距图

Fig. 8 Information exergy distance of inner ring-rolling element coupling fault

承早期微弱故障的诊断。

4 结 论

1) 本文在信息熵距故障诊断理论基础上,提出了一种融合马氏距离与小波能谱熵优点的信息熵距滚动轴承故障诊断方法. 该方法可以利用轴承升速或降速过程中的过程信息,信息利用率高,能够用于滚动轴承的早期微弱故障诊断。

2) 相对于信息熵距的诊断方法,声发射的信息熵距曲线对于滚动轴承故障的诊断更加清晰和准确. 且该方法充分利用声发射信号的优点,对于滚动轴承的单一故障和耦合故障均能有效地诊断,效果明显优于信息熵距的诊断方法。

参考文献:

[1] 余永增,韩龙,戴光. 基于声发射的滚动轴承故障诊断方法

[J]. 无损检测,2010,32(6):416-419.
YU Yongzeng, HAN Long, DAI Guang. Fault diagnosis method for rolling bearings based on acoustic emission inspection[J]. Nondestructive Testing, 2010, 32(6): 416-419. (in Chinese)
[2] 廖明夫,马振国,刘永泉,等. 航空发动机中介轴承的故障特征与诊断方法[J]. 航空动力学报,2013,28(12):2752-2758.
LIAO Mingfu, MA Zhenguo, LIU Yongquan, et al. The fault characteristics and diagnosis method of intershaft bearing in aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(12): 2752-2758. (in Chinese)
[3] Pandya D H, Upadhyay S H, Harsha S P. Fault diagnosis of rolling element bearing with intrinsic mode function of acoustic emission data using APF-KNN[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(10): 4137-4145.
[4] Van Hecke B, Yoon J, He D. Low speed bearing fault diagnosis using acoustic emission sensors[J]. Applied Acoustics, 2016, 105: 35-44.
[5] 郝如江,褚福磊,张新明. 基于小波变换的滚动轴承故障声发射信号提纯技术[J]. 振动与冲击, 2006, 25(增刊): 335-337.
HAO Rujiang, CHU Fulei, ZHANG Xinming. Purification of acoustic emission in rolling elements defaults-based on wavelet transform[J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25 (Suppl.): 335-337. (in Chinese)
[6] 陈非,黄树红,杨涛,等. 旋转机械振动故障的信息熵诊断方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(11): 65-71.
CHEN Fei, HUANG Shuhong, YANG Tao, et al. Information exergy diagnosis method of vibration faults of rotating machinery[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45 (11): 65-71. (in Chinese)
[7] 徐瑞利. 基于信息熵的滚动轴承声发射信号故障诊断[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2012.
XU RuiLi. Fault diagnosis of rolling acoustic emission signal based on information entropy[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2012. (in Chinese)
[8] 艾延廷,费成巍. 转子振动故障的小波能谱熵 SVM 诊断方法[J]. 航空动力学报, 2011, 26(8): 1830-1835.
AI Yanting, FEI Chengwei. Rotor vibration fault diagnosis method-based on wavelet energy spectrum entropy and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(8): 1830-1835. (in Chinese)
[9] 艾延廷,陈潮龙,田晶,等. 基于信息熵距和 FSVM 隶属度的转子振动状态评估方法[J]. 推进技术, 2013, 34(11): 1543-1548.
AI Yanting, CHEN Chaolong, TIAN Jing, et al. Studies on assessing method of rotor vibration state based on information entropy distance and FSVM membership[J]. Journal of Propulsion Technology, 2013, 34 (11): 1543-1548. (in Chinese)
[10] 向丹,岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5): 1149-1155.

- XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(5): 1149-1155. (in Chinese)
- [11] 申毅, 黄树红, 韩守木, 等. 旋转机械振动信号的信息熵特征[J]. 机械工程学报, 2001, 37(6): 94-98.
- SHEN Tao, HUANG Shuhong, HAN Shoumu, et al. The extracting information entropy features for rotating machinery vibration signals[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2001, 37(6): 94-98. (in Chinese)
- [12] 陈非, 黄来, 韩彦广, 等. 基于频域时空特征谱的信息火用故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(5): 898-904.
- CHEN Fei, HUANG Lai, HAN Yanguang, et al. Fault diagnosis method of information exergy based on space-time feature spectrum in frequency domain[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2014, 34(5): 898-904. (in Chinese)
- [13] Paliwal D, Choudhury A, Tingarika G. Wavelet and scalar indicator based fault assessment approach for rolling element bearings[J]. Procedia Materials Science, 2014, 5: 2347-2355.
- [14] 艾延廷, 付琪, 田晶, 等. 基于融合信息熵距的转子裂纹-碰摩耦合故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2013, 28(10): 2161-2166.
- AI Yanting, FU Qi, TIAN Jing, et al. Diagnosis method for crack-rubbing coupled fault in rotor system based on integration of information entropy distance[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(10): 2161-2166. (in Chinese)
- [15] Rai A, Upadhyay S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Tribology International, 2016, 96: 289-306.
- [16] 艾延廷, 陈潮龙, 田晶, 等. 基于融合信息熵的转子振动故障 SVM 诊断方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(10): 2464-2470.
- AI Yanting, CHEN Chaolong, TIAN Jing, et al. The SVM diagnosis method of rotor vibration faults-based on integration of information exergy[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(10): 2464-2470. (in Chinese)
- [17] 艾延廷, 冯研研, 周海仑. 小波变换和 EEMD-马氏距离的轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2015, 35(1): 235-239.
- AI Yanting, FENG Yanyan, ZHOU Hailun. Fault diagnosis of roller bearings using wavelet transform and EEMD-Mahalanobis distance[J]. Noise and Vibration Control, 2015, 35(1): 235-239. (in Chinese)
- [18] Tandon N, Choudhury A. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings[J]. Tribology International, 1999, 32(8): 469-480.

(编辑: 陈 越)