

DOI: 10.7652/xjtuxb201902006

集成轴心轨迹信息熵及盒维数的 转子故障程度判别与故障预示

陈征, 温广瑞, 张志芬, 刘晨辉
(西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 以转子故障的定量诊断为切入点, 针对转子故障程度判别灵敏度不足问题, 借助轴心轨迹蕴含的丰富信息, 在同时考虑转子轴心轨迹形状不规则程度和混乱程度两方面信息基础上, 基于轴心轨迹信息熵和盒维数, 提出并构建了一种新的直观评价转子运行状态指标及转子故障程度判别及故障状态预示方法。该方法首先网格化轴心轨迹, 然后应用信息熵计算轴心轨迹在网格中的分布情况, 量化轴心轨迹混乱程度; 同时应用盒维数方法量化故障状态与正常状态轴心轨迹形状的不规则程度, 最后集成两方面信息, 综合评价转子运行工作状态与判别转子故障程度。实验结果表明: 由于利用了轴心轨迹的边界信息, 该方法可以识别转子正常模式与故障模式; 综合考虑两个指标得出正常状态评估指数最低、碰摩故障指数最高, 符合转子实际运行状态, 验证了该评估方法的有效性。此外, 通过与轴心轨迹象限面积熵法和盒维数法的对比, 提出的有量纲指标相比无量纲指标拥有更优的状态描述能力, 也符合转子故障的发展趋势, 为旋转机械的实时状态评估和故障预测提供了一种新的途径。

关键词: 转子; 状态评估; 轴心轨迹信息熵; 轴心轨迹盒维数

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)02-0040-07

Rotor Fault Degree Identification and Indication with Information Entropy and Box Counting Dimension of Axis Orbit

CHEN Zheng, WEN Guangrui, ZHANG Zhifen, LIU Chenhui
(School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at insufficient sensitivity of rotor fault identification and drawing the support of rich axis orbit information about rotor, a new method is proposed, where both degree of the shape irregularity and chaos degree of the axis orbit are considered. According to the information entropy and box dimension of axial trajectory, a new index for evaluating rotor-operating status is suggested. The axis orbit is meshed and the distribution of axis orbit is calculated with the information entropy. The box dimension method is adopted to quantify the irregularity of the shape of axis orbit under fault condition and normal condition. The above integrated information, the running condition and the fault degree of rotor can be evaluated and recognized respectively. The method is verified by the data of four typical faults of the rotor test rig. Compared with the existing methods, the results show that the constructed indicators are more accurate and robust.

Keywords: rotor; condition evaluation; axis orbit information entropy; axis orbit box dimension

收稿日期: 2018-08-18。 作者简介: 陈征(1993—),男,硕士生;温广瑞(通信作者),男,教授。 基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2017YF0210504);国家自然科学基金资助项目(51775409,51421004)。

网络出版时间: 2018-10-29 网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20181029.0837.002.html>

转子作为大型旋转机械的核心组件,广泛应用于各行各业的关键设备。由于长期处于高温高压或者负载波动频繁的工作环境,转子工作性能会从正常状态逐步退化到功能失效状态。因而,掌握大型旋转机械的运行状态,根据设备运行状态确定维修时间和维修规模,可以减少非计划停机损失,是企业为保证设备安全运转的迫切需要^[1]。

轴心轨迹是转子系统运行情况最直观的表征^[2],国内外学者以轴心轨迹为对象进行特征提取的研究集中于模式识别和稳定性评价两大方面。跳动度、轨迹半径最佳值、平均半径、散射度、凹凸度^[3-4]、HU矩、傅里叶描绘子、宏观欧拉数、模糊凹凸度和边界层特征^[5-6]、流行敏感特征^[7]等形态学特征被用于状态的模式识别。将上述特征与粒子群优化、支持向量机、神经网络等模式识别方法结合,取得了较好的诊断效果^[8-9]。轴心轨迹稳定性评价研究方面,王朝晖等以轴心轨迹在各个象限的重合度出发,提出无量纲象限面积向量,定量评价轴心轨迹各个周期的重合度^[10-11],并通过改进面积向量的特征计算方法^[12],提高了识别灵敏度。

无量纲象限面积向量法在计算过程中将不同状态的轴心轨迹无量纲化,得到轴心轨迹的不确定度,但无量纲化评价指标损失了轴心轨迹的边界信息,无法评价转子运行的程度。盒维数本质是计算轴心轨迹被网格覆盖的区域网格个数增长率,且不受轴心轨迹边界的影响。文献^[13-15]将分形盒维数应用到轴心轨迹的稳定性评估,描述轴心轨迹图像填充空间的能力。

另外,象限面积熵用于描述轴心轨迹图像在相空间分布情况^[16-17];通过扩充一维近似熵概念衍生出用于评价轴心轨迹产生新模式概率的二维近似熵^[18]。象限面积熵是经过归一化面积比值得到的熵,不携带边界信息,而二维近似熵将轴心轨迹看作环状的时间信号处理计算周期和周期数据之间的自相关程度,本质是一种合适的无量纲评价指标。

本文将信息熵和改进盒维数结合引入到轴心轨迹的定量化评价,弥补传统无量纲程度指标无法描述边界尺寸的问题,进一步构建用于转子运行状态及故障程度判别的新的指标及评价方法。

1 轴心轨迹信息熵及差盒维数算法

1.1 轴心轨迹信息熵算法

信息论之父 Shannon 借鉴了热力学的概念,把信息中排除了冗余后的平均信息量称为信息熵,并

给出了计算信息熵的数学表达

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \ln(p_i) \quad (1)$$

轴心轨迹信息熵计算轴心轨迹 x 、 y 方向的位置情况,算法如下:

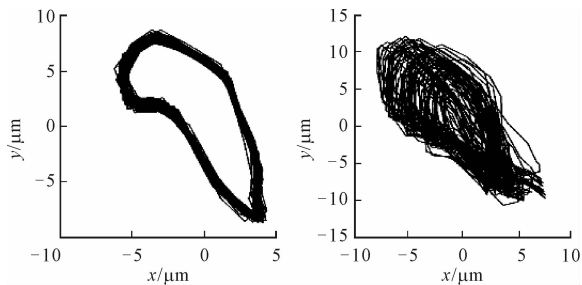
(1)均匀划分网格,设定网格数为 $M \times M$;

(2)将轴心轨迹图像以正方形分割;

(3)统计每个网格的点出现的频率,计算轴心轨迹信息熵

$$H = - \sum_{i=1}^{M^2} p_i \ln(p_i) \quad (2)$$

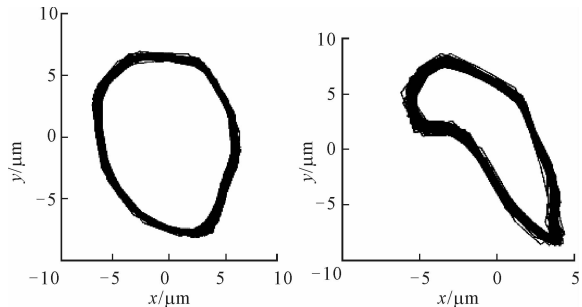
对于如图 1 所示的轴心轨迹,依据上述处理方法,可以直观有效并且定量地描述两不同混乱程度的轴心轨迹。



(a)轴心轨迹均匀 (b)轴心轨迹不均匀

图1 轴心轨迹均匀情况示意图

轴心轨迹信息熵关注网格内轴心轨迹分布离散情况,但是对于离散程度接近但是形状有较大差异的轴心轨迹(见图 2),信息熵对其描述能力不足,为了使轴心轨迹近似熵的应用范围,本文尝试提出采用差盒维数来描述此类轴心轨迹的复杂度。



(a)轴心轨迹规则 (b)轴心轨迹不规则

图2 轴心轨迹规则情况示意图

1.2 轴心轨迹差盒维数算法

盒维数是分形维数理论的一个重要分支,研究对象是自然界和科学实验中产生的不规则、不光滑、不可微,该理论方法将不能定量描述或难以定量描述的复杂对象,用一种较为便捷的方法定量表述出来,反映某些复杂形体占有空间的有效性,已在各个

学科领域得到了广泛地应用。分形维数通常包括: Hausdorff 维数、自相似维数、关联维数、盒维数、信息维数、广义维数及 Lyapunov 维数。因盒维数计算简单,经验估算相对容易,本文应用其解决轴心轨迹复杂度评估问题。

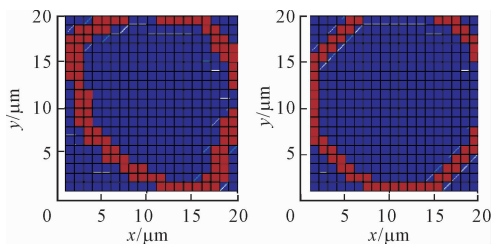
对于一般点集 $\Omega \subset \mathbf{R}^n$, 若它可以由 $N(\epsilon)$ 个边长为 ϵ 的 Ω 维超立方体覆盖^[19-21], 定义盒维数如下

$$\dim_B(\Omega) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0}^{\text{def}} \frac{\ln N(\epsilon)}{\ln(1/\epsilon)} \quad (3)$$

计算结果为点集 Ω 的盒维数或容积维数。对于轴心轨迹点集 Ω 是相互垂直的两个传感器采集的振动信号组成的向量集合。本文提出一种改进的差盒维数计算方法, 具体步骤如下。

(1) 确定一组轴心轨迹为标准轴心轨迹点集 Ω_0 , 一般选择正常为标准轴心轨迹, 另一组为待测轴心轨迹点集 Ω_i 。

(2) 将两组点集网格化, 并进行二值化处理, 网格内有点置为 1, 否则置为 0, 得到 0、1 矩阵 $\mathbf{R}_0^m$ 、 $\mathbf{R}_i^m$, 其中 m 表示轴心轨迹被划分的程度。例如, $m=2$ 代表轴心轨迹被 20×20 的网格覆盖, 如图 3 所示。

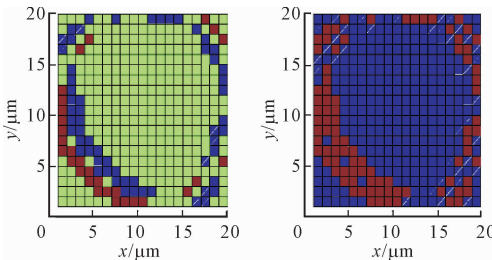


(a) 标准轴心轨迹 二值化矩阵 (b) 待测轴心轨迹 二值化矩阵

图 3 轴心轨迹二值化处理

(3) 将轴心轨迹网格化的过程本质就是无量纲化, 在此过程中, 忽略了轴心轨迹点集在单个格子内的分布情况, 只考虑在整个网格中的分布情况。然后, 将矩阵 $\mathbf{R}_0^m$ 、 $\mathbf{R}_i^m$ 相减, 得到由 -1、0、1 组成的矩阵 $\mathbf{R}_{0-i}^m$ 。

(4) 对矩阵 $\mathbf{R}_{0-i}^m$ 求绝对值得 $\mathbf{R}^m$, 统计 $\mathbf{R}^m$ 中 1 的个数记为 n^m , 结果如图 4 所示。



(a) 轴心轨迹差值矩阵 (b) 绝对值矩阵

图 4 轴心轨迹差值化处理

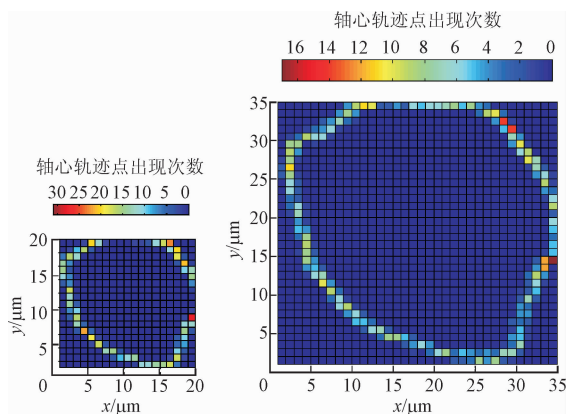
(5) 改变 m 重复之前 1~4 步, 得到向量 $\mathbf{N} = \{n^k, n^{k+1}, \dots, n^m, \dots\}$, 其中 k 为轴心轨迹被划分的起始程度。利用式(3)计算盒维数值 D 。

(6) 差盒维数值的计算往往是通过搜索 $\ln N(\epsilon) - \ln(1/\epsilon)$ 曲线线性度较优段的斜率进行的。

2 评价指标构建

2.1 有量纲化指标的轴心轨迹信息熵

轴心轨迹信息熵描述的是轴心轨迹在划分网格里的分布情况。如果轴心轨迹比较集中的分布在少数网格中且分布均匀, 则信息熵值较低; 同理, 如果轴心轨迹分布在较多的网格中, 而且分布不均匀, 信息熵值就会比较大。在本算法中只要网格数确定, 轴心轨迹的边界就不会对信息熵产生影响。对于不同边界的轴心轨迹曲线, 只要被划分的程度一致就等同于不同轴心轨迹被限制在相同的范围。因此, 可通过保持网格大小不变而改变网格数量, 对比边界大小不同的两个轴心轨迹的信息熵值, 即在计算时根据轴心轨迹图像边界的不同而不断调整网格个数, 如图 5 所示。



(a) 边界尺寸小的轴心轨迹 (b) 边界尺寸大的轴心轨迹

图 5 轴心轨迹网格变化示意图

描述轴心轨迹信息熵处理不同边界轴心轨迹时量纲化的思想: 通过保持单个网格尺寸不变、网格数变化来描述边界大小。预先设置轴心轨迹边界和网格的比例系数, 做到将不同边界轴心轨迹在相同密度的网格中进行划分, 从而实现轴心轨迹信息熵的量纲化。

2.2 转子故障程度指标构建

由于轴心轨迹信息熵对于轴心轨迹的形状描述能力不足, 而在实际中, 轴心轨迹的形状往往预示着故障程度的不同。因此, 本文通过将轴心轨迹进行差值化处理, 找到待测样本和正常样本的差异化程

度,将其作为修正系数乘以近似熵,最终得到转子故障程度评价指标。

修正系数通过盒维数和差盒维数获取,分别计算待测样本的盒维数 D_i 和差盒维数 D_i^* 。差盒维数代表的是和正常样本进行差值化处理后的盒维数。通常轴心轨迹的图像是连续联通的,进行差值化处理后,待测样本和正常重合的部分会被“腐蚀掉”,留下的部分会变得离散。因此,差盒维数会比盒维数更高,正常样本形状差异越大在差值化前后盒维数的变化率越高,修正系数即变化率,计算公式如下

$$\Delta_i = \frac{|D_0^* - D_0| - |D_i^* - D_i|}{|D_0^* - D_0|} \tag{4}$$

式中: i 为状态编号; 0 为正常状态; D_Δ 为轴心轨迹差盒维数和盒维数的差值。最终的结果合成如下

$$\Delta_{i,R} = H_i(1 + \Delta_i) \tag{5}$$

3 实验分析

3.1 实验台

使用 Bently RK4 转子实验台采集数据,实验台如图 6 所示。

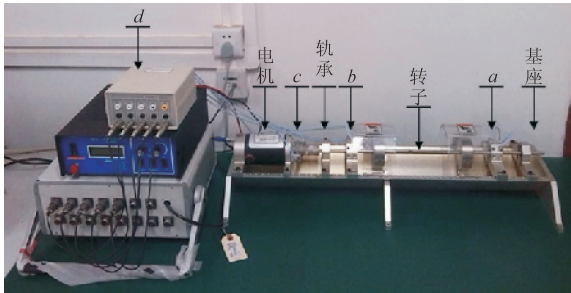


图 6 Bently RK4 转子实验台

实验台由转子系统和振动测试系统组成。转子系统包括转子、电机、轴承和基座。振动测试系统包括 6 组电涡流传感器和一套连接计算机的数据采集仪。前 4 个传感器被分为两组,用于采集分别位于两个截面的振动信号,如图中 a 、 b 所示。第 5 个传感器用于测量相位,第 6 个传感器用于采集转速如图 6 中 c 所示。

在实验台上模拟转子正常、不对中、不平衡、裂纹和碰摩 5 种常见转子状态。不对中通过将电机侧用垫片垫高来实现;不平衡模拟通过在配重盘上加不平衡质量来实现;裂纹通过加工裂纹转子来实现,裂纹在轴的中部;碰摩通过转子中部固定一个橡胶摩擦棒来实现。采集转子稳定转速下各状态的振动信号并进行预处理。实验采样频率为 1 024 Hz,采

样时长为 1 s,使用 DT9837B 数采卡对转子稳定转速过程进行连续数据采集,得到转子系统在 4 000 r/min 下的振动数据,包括正常在内的 5 种状态,共 50 组样本。

3.2 计算轴心轨迹信息熵

依据上文叙述的轴心轨迹信息熵算法计算这 50 组样本的信息熵,确定网格划分数 m 和轴心轨迹边界尺寸比例为 2。5 种状态轴心轨迹如图 7 所示,计算结果如图 8 和表 1 所示。

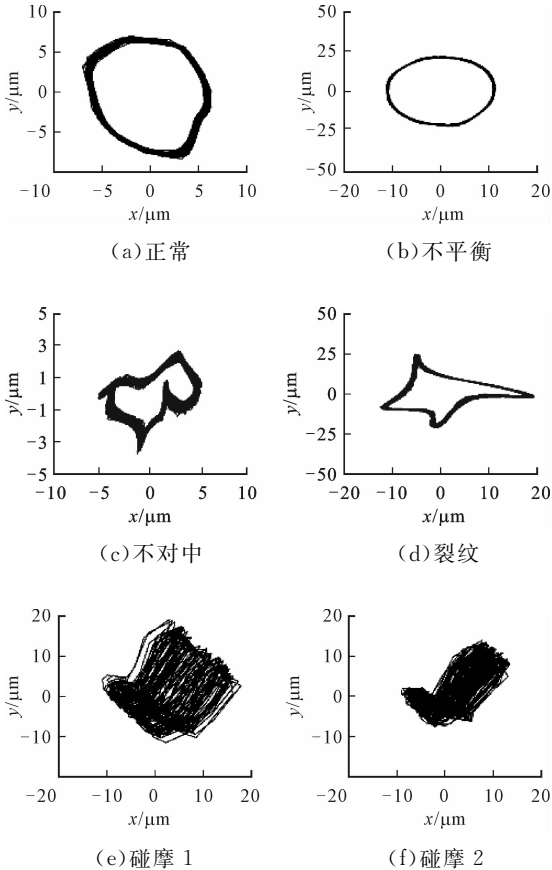


图 7 多状态轴心轨迹示例图

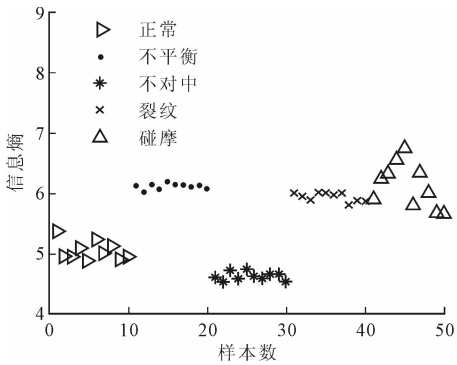


图 8 轴心轨迹信息熵计算结果

从图 8 可以看出:正常状态相对其他状态熵较低;不对中故障是信息熵最低的一种状态,原因在于

不对中状态的轴心轨迹虽然分布较为混乱,但其边界最小,体现出了轴心轨迹信息熵是评价分布程度的有量纲指标;碰摩状态轴心轨迹不稳定(图 7e、7f),体现在熵值的跳动很大,同时看出轴心轨迹的混乱程度和边界大小差异不大,裂纹状态和不平衡的熵接近。

表 1 轴心轨迹信息熵计算结果

序号	信息熵				
	正常	不平衡	不对中	裂纹	碰摩
1	5.382 1	6.128 5	4.605 5	6.000 7	5.905 8
2	4.965 0	6.027 9	4.541 1	5.945 4	6.248 9
3	4.959 9	6.146 7	4.726 9	5.884 5	6.344 0
4	5.106 6	6.069 2	4.593 8	6.018 3	6.557 8
5	4.877 7	6.192 0	4.729 6	6.020 7	6.748 3
6	5.232 2	6.150 2	4.638 1	5.973 9	5.802 2
7	5.007 9	6.137 6	4.594 2	6.015 8	6.334 1
8	5.138 7	6.111 7	4.660 6	5.821 4	5.997 5
9	4.932 0	6.135 8	4.656 4	5.884 0	5.684 4
10	4.963 4	6.076 2	4.530 4	5.873 4	5.669 9

3.2.1 计算轴心轨迹差盒维数 以正常状态的样本作为标准轴心轨迹点集,计算其他 4 种故障状态的差盒维数,差值化过程如图 9 所示。

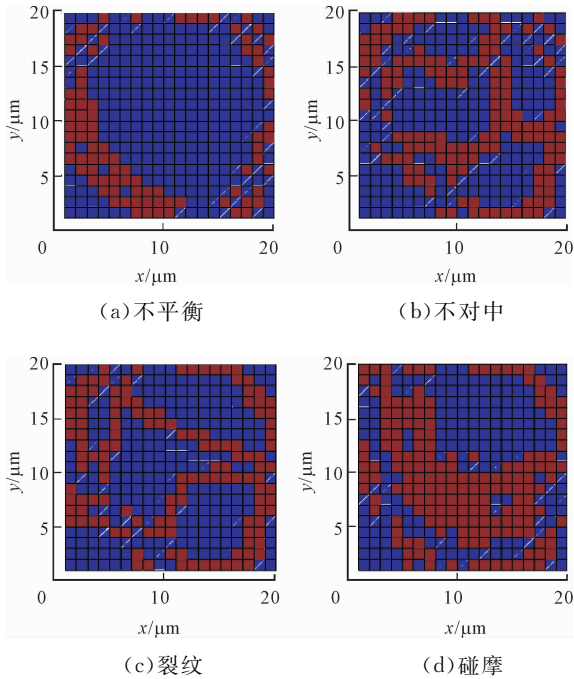


图 9 多故障差异矩阵图

依据本文提出的算法计算 4 种故障状态,利用参考文献[22]中的三折线插值法计算斜率值,取第二段斜率为盒维数。在实际计算时,两分割点的搜索区间确定较为困难,当曲线较短时,过多的分割点会影响单个分段的拟合精度。本文选择两折线插值

法,取分段拟合直线的残差和最小处两段斜率均值为盒维数值,每种状态 10 组样本,计算结果如图 10 和表 2 所示。

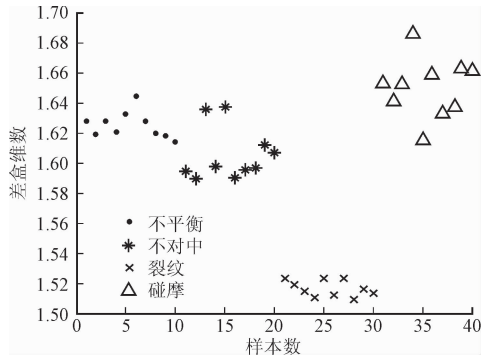


图 10 4 种故障状态差盒维数计算结果

表 2 4 种故障状态差盒维数计算结果

序号	差盒维数			
	不平衡	不对中	裂纹	碰摩
1	1.627 8	1.594 4	1.523 7	1.652 0
2	1.619 1	1.589 5	1.519 5	1.641 8
3	1.621 1	1.635 0	1.515 3	1.652 2
4	1.627 5	1.597 6	1.511 2	1.685 1
5	1.632 4	1.636 9	1.523 7	1.658 7
6	1.644 6	1.590 2	1.512 6	1.632 5
7	1.628 0	1.595 6	1.523 8	1.636 2
8	1.619 3	1.596 7	1.509 6	1.662 2
9	1.617 7	1.612 2	1.516 7	1.660 7
10	1.614 3	1.607 4	1.513 9	1.614 7
均值	1.625 2	1.605 6	1.517 0	1.649 6

3.2.2 计算轴心轨迹差异系数 使用同轴心轨迹差盒维数计算相同的 4 种故障数据,结果如表 3 所示。

考虑到正常状态的轴心轨迹不可能完全重合,因此独立计算正常状态差盒维数和盒维数的均值分别为 1.849 7 和 1.357 6。可以看出,所有状态的轴心轨迹差盒维数相对于盒维数都有了较大幅度的增长,增长程度表明了轴心轨迹分布和正常状态的差异程度。例如,不平衡状态的变化较大而碰摩状态变化较小,原因在于不平衡状态的轴心轨迹与正常状态轴心轨迹形状较为接近。无量纲化(网格化)之后,原始不平衡状态被正常状态破坏的最为严重,轴心轨迹变得中空和离散,甚至出现断点。同理,其他故障状态的轴心轨迹被正常状态侵蚀的程度则比较低,因此差盒维数相对盒维数增长较小。依据式(4),计算不平衡、不对中、裂纹、碰摩状态盒维数和差盒维数均值的差异系数 Δ 分别为 0.125 5、0.583 4、

0.484 4、0.636 4。

表 3 4 种故障状态盒维数计算结果

序号	盒维数			
	不平衡	不对中	裂纹	碰摩
1	1.243 2	1.385 8	1.297 7	1.453 9
2	1.217 1	1.386 8	1.277 1	1.428 5
3	1.245 5	1.448 2	1.271 0	1.449 9
4	1.227 7	1.393 6	1.289 4	1.437 0
5	1.250 1	1.404 0	1.287 9	1.488 8
6	1.251 9	1.390 1	1.269 4	1.401 3
7	1.248 9	1.386 0	1.279 4	1.432 7
8	1.229 6	1.405 2	1.267 4	1.461 2
9	1.217 5	1.370 2	1.276 3	1.504 6
10	1.207 9	1.379 0	1.265 2	1.515 5
均值	1.234 0	1.394 9	1.278 1	1.457 4

3.3 结果合成

最终依据式(5),结合信息熵和差盒维数相对变化率得到最终状态评估结果,如图 11 和表 4 所示。

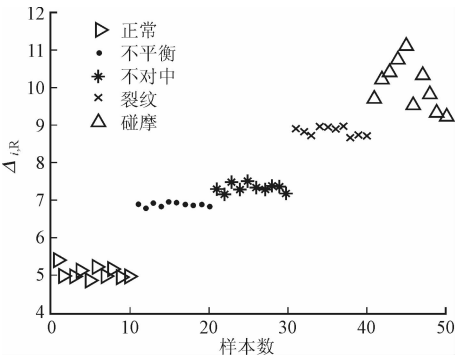


图 11 不同转子状态的故障程度评估结果

表 4 不同转子状态的最终评估结果

序号	$\Delta_{i,R}$				
	正常	不平衡	不对中	裂纹	碰摩
1	5.382 1	6.897 6	7.292 3	8.907 4	9.664 2
2	4.965 0	6.784 4	7.190 3	8.825 3	10.225 6
3	4.959 9	6.918 1	7.484 5	8.734 9	10.381 3
4	5.106 6	6.830 8	7.273 8	8.933 5	10.731 1
5	4.877 7	6.969 1	7.488 8	8.937 1	11.042 9
6	5.232 2	6.922 0	7.343 9	8.867 6	9.4947 2
7	5.007 9	6.907 8	7.274 4	8.929 8	10.365 1
8	5.138 7	6.878 7	7.379 5	8.641 2	9.8143 0
9	4.932 0	6.905 8	7.372 9	8.734 2	9.3019 5
10	4.963 4	6.838 7	7.173 4	8.718 4	9.2782 2
均值	5.056 6	6.885 3	7.327 4	8.822 9	10.029 9

3.4 对比分析

采用轴心轨迹象限面积信息熵对比分析,以运

行时各个周期内轴心轨迹的稳定性为出发点,定性分析在各个周期内轴心轨迹的分布均匀性和偏心情况。使用上述实验数据进行验证,结果如图 12 所示。从图中可以看出,轴心轨迹象限信息熵对于处于不同状态的轴心轨迹具有一定的识别能力,受限于其无量纲的特点,当应用于偏心程度接近而边界明显不同的轴心轨迹时分辨能力不足,例如不平衡和正常两种状态。值得注意的是,该算法在实际应用中可能会出现某种状态轴心轨迹偏心较为严重使某一象限的面积为 0,导致计算不便。

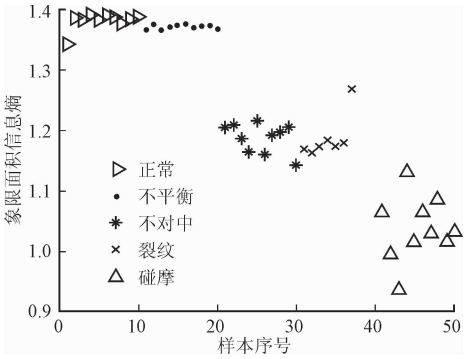


图 12 轴心轨迹象限面积信息熵评估结果

重复使用上述实验数据,利用文献[14]的轴心轨迹盒维数计算,结果如图 13 所示。从图中看出,轴心轨迹盒维数对于不同状态的轴心轨迹具有一定的分辨能力,但是可以看出和象限信息熵一样,盒维数无量纲的缺陷导致正常状态的盒维数高于不平衡的值,显然不平衡的故障程度是要高于正常的,与实际不符。

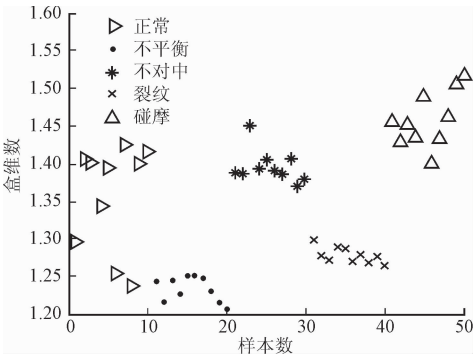


图 13 轴心轨迹盒维数评估结果

4 结 论

本文从轴心轨迹出发,定量评价转子的运行状况。提出了有量纲指标,即轴心轨迹信息熵,用来评价轴心轨迹的分布集中程度;同时提出了无量纲指标差盒维数,根据某一种状态的轴心轨迹对另一种

状态轴心轨迹的侵蚀程度,判断形状上的差异,用于辨别形状相差较大而分布均匀程度相似的轴心轨迹,最终集成这两方面的信息评价,判别转子故障程度。

通过实验数据 and 对比分析可以看出,由于利用了轴心轨迹边界信息可以识别转子正常模式与故障模式。综合考虑两个指标得出,正常状态评估指数最低,碰摩故障指数最高,符合转子实际运行状态,验证了该评估方法的有效性。此外,通过与轴心轨迹象限面积熵和盒维数的对比可知,有量纲指标相比无量纲指标具有更优的状态描述能力,也更符合实际情况。

参考文献:

- [1] 刘雄, 屈梁生. 转子监测和诊断系统 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1991: 93-97.
- [2] QU L S, SHEN Y D. Orbit complexity: a new criterion for evaluating the dynamic quality of rotor systems [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineering Science, 1993, 207(5): 325-334.
- [3] FU Bo, ZHOU Jianzhong. Identification of the shaft orbits for turbine rotor by modified Fourier descriptors [C]// International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 1162-1167.
- [4] 倪传坤, 周建中, 付波. 基于改进不变矩的发电机组轴心轨迹识别 [J]. 电力科学与工程, 2004(2): 16-18.
NI Chuankun, ZHOU Jianzhong, FU Bo. Automatic identification of shaft orbits of generator sets based on improved moment invariant [J]. Electric Power Science & Engineering, 2004(2): 16-18.
- [5] CHEN X, ZHOU J, XIAO H, et al. Fault diagnosis based on comprehensive geometric characteristic and probability neural network [J]. Applied Mathematics & Computation, 2014, 230(3): 542-554.
- [6] 陈晓玥, 周建中, 肖剑, 等. 一种模仿人眼的汽轮机轴心轨迹识别方法 [J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(4): 677-684.
CHEN Xiaoyue, ZHOU Jianzhong, XIAO Jian, et al. A shaft orbit identification method imitating human eyes for steam turbine [J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 677-684.
- [7] 王红军, 徐小力, 万鹏. 基于轴心轨迹流形拓扑空间的转子系统故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(5): 95-101.
WANG Hongjun, XU Xiaoli, WAN Peng. Rotor system fault diagnosis based on orbit manifold topological [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(5): 95-101.
- [8] 郭鹏程, 罗兴铤, 王勇劲, 等. 基于粒子群算法与改进 BP 神经网络的水电机组轴心轨迹识别 [J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(8): 93-97.
GUO Pengcheng, LUO Xingqi, WANG Yongjin, et al. Identification of shaft centerline orbit for hydropower units based on particle swarm optimization and improved BP neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(8): 93-97.
- [9] 陈喜阳, 闫海桥, 孙建平. 基于 PSO-BP 与组合矩的水电机组轴心轨迹识别 [J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(1): 108-114.
CHEN Xiyang, YAN Haiqiao, SUN Jianping. Research on the identification of axis orbit in hydro-generator unit base on PSO-BP and combined moment invariants [J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2016, 36(1): 108-114.
- [10] 毛仲强, 赵秀梅, 崔厚玺, 等. 轴心轨迹象限面积向量的轴承特征参数提取 [J]. 现代制造工程, 2009(1): 128-130.
MAO Zhongqiang, ZHAO Xiumei, CUI Houxi, et al. Feature extraction of the bearing based on axis orbit quadrant area vector [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2009, 30(1): 128-130.
- [11] 王朝晖, 张来斌, 刘玉辉. 柴油机滑动轴承磨损状况的轴心轨迹诊断法 [J]. 石油矿场机械, 2002, 31(3): 6-8.
WANG Zhaohui, ZHANG Laibin, LIU Yuhui. The axes track diagnostic method for diesel engine's plain bearing wearing condition [J]. Oil Field Equipment, 2002, 31(3): 6-8.
- [12] 王朝晖, 张来斌, 万波. 基于轴心轨迹的滑动轴承运行稳定性综合评价方法 [J]. 煤炭学报, 2007, 32(12): 1328-1333.
WANG Zhaohui, ZHANG Laibin, WAN Bo. Comprehensive evaluation of sliding bearing operation stability based on axis orbit [J]. Journal of China Coal Society, 2007, 32(12): 1328-1333.
- [13] 蒋林, 高德远, 谢晓燕. 转子运行稳定性: 大型回转机械瞬时运行状态评价 [J]. 西北工业大学学报, 2000, 18(3): 457-461.
JIANG Lin, GAO Deyuan, XIE Xiaoyan. Rotating stability: a new criterion for evaluating instantaneous running condition of large machinery [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2000, 18(3): 457-461.

(下转第 62 页)