DOI: 10.3901/JME.2020.20.028

基于故障案例学习的设备健康评价方法研究^{*}

王庆锋¹ 李 中¹ 许述剑² 陈文武²

(1. 北京化工大学故障诊断与自愈工程研究中心 北京 100029;
2. 中国石油化工股份有限公司青岛安全工程研究院 青岛 266071)

摘要: 从设备状态监测数据中分析、提取故障特征信息,准确、快速地识别设备健康状态,对于开展预测性维修,确保设备运行可靠性、安全性非常重要。以离心压缩机为研究对象,以正常状态的振动监测原始数据为参考数据,构建了正常状态原始信号和实时监测信号的相关性健康指数模型、相干性健康指数模型、谱距离健康指数模型,在针对健康指数模型开展大量故障案例学习、健康度分布统计分析基础上,制定了设备健康评级准则,形成数据驱动的机械设备健康评价方法,揭示了离心压缩机健康度表征与运行状态的映射关系。应用轴承试验数据和离心压缩机转子不平衡故障案例数据,分别验证构建的设备健康指数模型和健康评级准则的准确性、适用性。结果表明,构建的健康指数模型能较好地表征设备运行状态,与有效值和峰-峰值固定阈值报警方法相比,构建的机械设备健康评级准则对于指导预测性维修更有实践意义。

关键词: 健康评价; 案例学习; 健康指数模型; 健康评级准则; 预测性维修

中图分类号: TH17

Research on Equipment Health Evaluation Method Based on Fault Case Learning

WANG Qingfeng¹ LI Zhong¹ XU Shujian² CHEN Wenwu²

(1. Diagnosis and Self-recovering Research Center, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029;
2. State Key Laboratory of Safety and Control for Chemicals,
SINOPEC Research Institute of Safety Engineering, Qingdao 266071)

Abstract: Analyzing and extracting fault feature information from equipment condition monitoring data to accurately and quickly identify equipment health status is very important for carrying out predictive maintenance and ensuring equipment operation reliability and safety. Taking the centrifugal compressor as the research object and taking the vibration monitoring data of the normal state of the equipment as the reference data, the correlation health index model, the coherence health index model, and the spectral distance health index model applying with the normal state original signal and the real-time monitoring signal are constructed. Based on a large number of failure case studies for the three health index models and statistical analysis of health degree distribution, equipment health rating criteria are developed, a data-driven mechanical equipment health evaluation method is formed, and the mapping relationship between centrifugal compressor health degree characterization and running status is revealed. The bearing experiment data and centrifugal compressor rotor imbalance failure data are used to verify the accuracy and applicability of the constructed equipment health index model and health rating criteria, respectively. The results show that the constructed health index models can better characterize the operating state of the equipment. Compared with the fixed threshold alarm methods of effective value and peak-peak, the constructed health evaluation criteria for mechanical equipment is more practical for guiding predictive maintenance.

Key words: health evaluation; case study; health index model; health rating criteria; predictive maintenance

0 前言

机械设备正朝着大型化、高速化、自动化、智

能化、工业互联方向发展。工业互联网通过数据将设备、人、信息系统连接起来,实现设备状态全面感知、工业数据动态传输和实时智能分析。从机械设备状态监测大数据中挖掘故障特征信息并高效、准确地识别设备健康状态,制定维修决策、实现设备预测性维修成为设备动态监测、诊断与维护领域

^{*} 中国石化科技部资助项目(320059 & 319022-1)。20190926 收到初稿, 20200722 收到修改稿

面临的挑战^[1]。基于传感监测数据,提取有效健康指标,用于设备早期故障检测、健康度评价和运行预测,是预测性维修研究的重要内容之一。

健康指数表征设备健康状态,常用作维修决策指标和剩余工作寿命预测的敏感特征参数;健康指数不是传感器采集的原始数据,而是经过特征信号提取和模型算法得出的能够表征设备可靠性或性能退化状态的量化数字^[2],通常取值范围为(0, 1]。健康指数越接近 1,代表设备越健康;健康指数越接近 0,代表设备性能退化越严重。健康指数模型构建方法一般有简单指数法和复杂指数法两种。简单健康指数模型构建方法,主要指从原始振动信号中提取方均根^[3-6]、功率谱^[7]、峭度^[6]、相对方均根^[7]、平均方均根^[8]等特征参数构建健康指数模型的方法,但由于设备与设备之间存在较大的差异性,这些基于统计数据得出的健康指数难以归一化准确度量,难以作为设备运行预测的参考依据。在复杂健康指数模型构建方法研究方面,赵帅等^[9]构建了基于拉普拉斯特征马氏距离的滚珠丝杠健康评估模型,通过建立不同健康状态下传感器信号样本点在特征空间中与健康度的非线性映射关系,得到了滚珠丝杠的健康度量化评估方法;何正嘉等^[10]提出了基于机械设备状态信息的运行可靠性评估方法,解决了机械设备可靠性评估缺乏大样本数据并依赖概率统计分析难以开展的问题,但在揭示设备运行状态信息与可靠性之间的映射关系并基于机械设备时序性监测数据开展可靠度评价等方面研究不足;丁峰等^[11]在失效数据可靠性建模和振动特征信号提取研究基础上,提出了基于设备状态振动特征(如方均根、峭度)比例故障概率模型的可靠性评估方法,但机械设备结构复杂,其关键部件失效机理影响因素较多、个体运行环境差异性大、能采用的失效数据较少,该方法工程应用具有的局限性;何正嘉等^[12]提出了运行状态信息小样本条件下利用归一化小波信息熵进行可靠度评估的方法;MEDJAHED 等^[13]采用试验方法,计算正常轴承振动信号与已知性能退化轴承振动信号的互相关系数,用它来作为健康指数表征轴承的健康状态并用于轴承剩余寿命预测;YAN 等^[14-15]基于振动信号原始数据,研究了基于近似熵、排列熵的健康指数模型,但是由于振动信号的非线性和随机复杂性,这些统计指标无法自适应振动信号模态的变化;CHEN 等^[16]构建了基于端到端可训练卷积递归神经网络的机械设备健康指数模型,BARALDI 等^[17]研究了基于经验模态分解、自相关核回归特征提取技术和多目标二进制差分演

化算法定义健康指数的方法,但这些人工智能模型算法都需要一定的先验知识、并需要收集大量故障案例数据进行模型训练和验证;RAY 等^[18]构建了基于经验模态分解、奇异值分解和 k-medoid 的健康指数评价模型,且对比验证了该模型优于方均根、峰度和 k-means 方法。上述学者研究构建并验证健康指数模型的方法,多数应用滚动轴承加速寿命试验方法,在试验台上获取“运转到坏”的轴承振动加速度数据;无论是简单的还是复杂的健康指数模型验证方法,几乎都基于获取机械设备故障工程案例数据花费时间较长、工程模拟试验代价高昂且比较困难的研究假设,所以建立的模型都几乎未经大量机械设备故障工程案例验证,也未能建立起机械设备健康评级准则。

工业互联网环境下,设备实时感知数据比较丰富,与设备零部件性能退化相关的敏感监测传感数据有振动(位移、加速度)、温度、压力或压差、流量、润滑油液成分(金属磨粒、酸值、运动粘度)等。设备在正常状态下的故障敏感特征监测数据相对容易获取,但设备在故障状态下的故障敏感特征监测数据难以获取,尤其是故障机理不同的各类型故障敏感特征监测数据的获取还需要有先验知识。采用拉普拉斯特征马氏距离、卷积递归神经网络、经验模态分解等方法建立健康指数模型,开展设备健康评价需要先验知识作为支撑;采用统计分析方法建立健康指数模型不仅需要机械设备“运转到坏”的服役生命周期内的监测数据,还需要考虑不同设备、不同工况或相同设备不同工况的监测数据差异性,这都给开展实时机械设备健康评价带来挑战。

不依赖外部专家先验知识和故障状态监测数据,本文以机械设备正常状态下的原始监测数据为参考数据,分别构建相关性健康指数模型(时域内)、相干性指数模型(频域内)和谱距离指标模型(频域内),基于研究团队为国内石化企业机械设备远程故障诊断服务积累的大量的工程故障案例开展健康指数模型的训练和学习,探索揭示设备正常状态原始信号和实时监测信号的相关性健康指数、相干性健康指数、谱距离健康指数与机械设备运行状态的映射关系,最后采用统计分析方法并结合一定的先验知识制定出设备健康评级标准,为实现设备实时健康评估、开展预测性维修提供技术支撑。

1 机械设备健康评估模型

机械设备的转子、轴、轴承、叶轮、叶片、密

封、齿轮、联轴器等零部件易发生疲劳损伤或耗损性故障造成设备性能退化,其故障机理主要包括:轴弯曲;轴摩擦、转子碰摩;转子(动/静)不平衡;轴承磨损或损伤;叶轮口环磨损、叶片裂纹、叶片堵塞;转子叶片断裂、叶片翘曲、叶片松动;密封件磨损、碰摩、气流激振;齿轮断齿、磨损、胶合;联轴器膜片疲劳断裂等。机械设备典型零部件性能退化的发生、发展会导致机械设备可靠性能降低。基于“木桶原理”,机械设备的健康状态由性能退化程度最严重的零部件的健康状态来衡量。针对机械设备开展故障模式及影响分析,确定零部件的故障模式风险等级,再针对高风险故障模式对应的零部件开展故障可检测性分析,制定状态监测技术方案和预测性维修任务^[19]。

机械设备健康度是衡量机械设备整机健康程度的一个归一化度量指标,是设备当前运行状态与期望运行状态偏离程度的评估,归一化度量指标一般在(0, 1]内。期望运行状态指的是同一设备或相同工况运行的同类型设备的正常状态。机械设备整机健康度由组成该设备健康度最差的零部件来确定。

1.1 相关系数健康指数模型

对于同一个设备,以机械设备运行正常状态振动监测原始数据为参考,评估旋转机械设备的健康度,在时域采用互相关系数表示其健康度

$$H(C_{xy}(\tau)) = \frac{\max[C_{xy}(\tau)]}{\delta_x \cdot \delta_y} \quad (1)$$

式中, x 表示运行正常状态, y 表示待评估状态, $C_{xy}(\tau)$ 是运行正常状态原始信号 $x(t)$ 和待评估状态信号 $y(t)$ 之间的正协方差函数, δ_x 和 δ_y 分别是信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的标准差, $H(C_{xy}(\tau)) \in (0, 1]$ 为相关系数健康度。

1.2 相干系数健康指数模型

对于同一个设备,以机械设备运行正常状态振动监测原始数据为参考,评估旋转机械设备的健康度,在频域采用相干系数表示其健康度

$$H(\gamma_{xy}(f)) = \max \left[\frac{|S_{xy}(f)|^2}{S_x(f) \cdot S_y(f)} \right] \quad (2)$$

式中, x 表示运行正常状态; y 表示待评估状态, $S_{xy}(f)$ 是运行正常状态信号 $x(t)$ 和待评估状态信号 $y(t)$ 之间的互功率谱, $S_x(f)$ 和 $S_y(f)$ 分别是信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的自功率谱, $\gamma_{xy}^2(f)$ 是信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的凝聚函数, $H(\gamma_{xy}(f)) \in (0, 1]$ 为相干系数健康度。

1.3 谱距离健康指数模型

对于同一个设备,以机械设备运行正常状态振动监测原始数据为参考,评估旋转机械设备的健康度,在频域采用谱距离指标- J 散度法表示其健康度

$$H(J_{xy}) = \frac{1}{1 + \lambda \cdot J_{xy}} \quad J \geq 0 \quad (3)$$

式中, λ 为由设备性能退化趋势决定的系数, J_{xy} 是运行正常状态原始信号 $x(t)$ 和待评估状态信号 $y(t)$ 之间的 J 散度,可以表示为

$$J_{xy} = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N \left[\frac{S_y(k)}{S_x(k)} + \frac{S_x(k)}{S_y(k)} \right] - 1 \quad (4)$$

式中, $S_x(k)$ 和 $S_y(k)$ 分别是信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的自功率谱, N 为功率谱线个数, $H(J_{xy}) \in (0, 1]$ 为谱距离指标健康度。

2 设备健康度表征与运行状态映射关系

2.1 离心压缩机健康度表征与喘振故障映射关系

基于中国石油某公司三种型号(210-K-1650、K-4003、120-K-20012)离心压缩机 4 次喘振故障数据样本开展案例学习,主要包括:210-K-1650 型压缩机第 1 次喘振故障数据样本 572 组(每组为 1024 个点,以下同),运行正常状态数据样本 96 组;210-K-1650 型压缩机第 2 次喘振故障数据样本 294 组,运行正常状态数据样本 332 组;120-K-20012 型压缩机喘振故障数据样本 16 000 组,运行正常状态数据样本 4 组;K-4003 型压缩机喘振故障数据样本 8 744 组,运行正常状态数据样本 571 组。基于采集的离心压缩机故障案例数据,分别计算其相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度,再基于故障机理分析先验知识进行健康度分布统计分析。

如图 1 所示, K-1650 型离心压缩机第一次喘振故障数据样本中, 96 组运行正常数据中有 95 组数据相关系数健康度分布在 [0.5, 1], 1 组数据相关系数健康度值分布在 [0.3, 0.5]; 572 组喘振故障数据相关系数健康度全都分布在 (0, 0.15)。K-1650 型离心压缩机第二次喘振故障数据样本中, 332 组运行正常数据中有 312 组数据相关系数健康度分布在 [0.5, 1], 20 组数据相关系数健康度分布在 [0.3, 0.5]; 294 组喘振故障数据中, 有 42 组数据相关系数健康度分布在 [0.15, 0.3), 252 组数据相关系数健康度分布在 (0, 0.15)。

图1 喘振故障相关系数健康度分布统计

如图 1 所示, K-4003 型离心压缩机喘振故障数据样本中, 571 组运行正常数据相关系数健康度都分布在 $[0.5, 1]$; 8 744 组喘振故障数据中, 1 556 组数据相关系数健康度分布在 $[0.3, 0.5]$, 6 617 组数据相关系数健康度分布在 $[0.15, 0.3]$, 571 组数据相关系数健康度分布在 $(0, 0.15)$ 。

如图 1 所示, 120-K-20012 型离心压缩机喘振故障数据样本中, 4 组运行正常数据的相关系数健康度都分布在 $[0.5, 1]$; 16 000 组喘振故障数据中, 2 576 组数据相关系数健康度分布在 $[0.15, 0.3]$, 13 424 组数据相关系数健康度分布在 $(0, 0.15)$ 。

如图 2 所示, K-1650 型离心压缩机第一次喘振故障数据样本中, 96 组运行正常数据中 74 组数据相关系数健康度分布在 $[0.75, 1]$, 15 组数据相关系数健康度分布在 $[0.65, 0.75]$, 7 组数据相关系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$; 572 组喘振故障数据相关系数健康度都分布在 $(0, 0.4)$ 。K-1650 型离心压缩机第二次喘振故障数据样本中, 332 组运行正常数据中 306 组数据相关系数健康度分布在 $[0.75, 1]$, 26 组数据相关系数健康度分布在 $[0.65, 0.75]$; 294 组喘振故障数据中, 6 组数据相关系数健康度分布在 $[0.65, 0.75]$, 91 组数据相关系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$, 197 组数据相关系数健康度分布在 $(0, 0.4)$ 。

图2 喘振故障相关系数健康度分布统计

如图 2 所示, K-4003 型离心压缩机喘振故障数据样本中, 571 组运行正常数据中, 460 组数据相关系数健康度分布在 $[0.75, 1]$, 105 组数据相关系数健康度分布在 $[0.65, 0.75]$, 6 组数据相关系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$; 8 744 组喘振故障数据中, 912 组数据相关系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$, 7 832 组数据相关系数健康度分布在 $(0, 0.4)$ 。

如图 2 所示, 120-K-20012 型离心压缩机喘振故障数据样本中, 4 组运行正常数据的相关系数健康度都分布在 $[0.75, 1]$; 16 000 组喘振故障数据中, 1 608 组数据相关系数健康度分布在 $[0.75, 1]$, 1 855 组数据相关系数健康度分布在 $[0.65, 0.75]$, 9 878 组数据相关系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$, 2 659 组数据相关系数健康度分布在 $(0, 0.4)$ 。

如图 3 所示, K-1650 型离心压缩机第一次喘振故障数据样本中, 96 组运行正常数据中 83 组数据谱距离指标健康度分布在 $[0.6, 1]$, 6 组数据谱距离指标健康度分布在 $[0.5, 0.6]$, 7 组数据谱距离指标健康度分布在 $[0.3, 0.5]$; 572 组喘振故障数据中有 570 组数据谱距离指标健康度分布在 $(0, 0.3)$, 2 组数据谱距离指标健康度分布在 $[0.3, 0.5]$ 。K-1650 型离心压缩机第二次喘振故障数据样本中, 332 组运行正常数据的谱距离指标健康度都分布在 $[0.6, 1]$; 294 组喘振故障数据的谱距离健康度都分布在 $(0, 0.3)$ 。

图3 喘振故障谱距离指标健康度分布统计

如图 3 所示, K-4003 型离心压缩机喘振故障数据样本中, 571 组运行正常数据中有 492 组数据谱距离指标健康度分布在 $[0.6, 1]$, 63 组数据谱距离指标健康度分布在 $[0.5, 0.6]$, 16 组数据谱距离指标健康度分布在 $[0.3, 0.5]$; 8 744 组喘振故障数据谱距离指标健康度分布在 $(0, 0.3)$ 。

如图 3 所示, 120-K-20012 型离心压缩机喘振故障数据样本中, 4 组运行正常数据的谱距离指标

健康度都分布在 $[0.6, 1]$; 16 000 组喘振故障数据谱距离指标健康度都分布在 $(0, 0.3)$ 。

2.2 离心压缩机健康度表征与碰摩故障映射关系

基于中国石油某公司 120-K-20012 型离心压缩机 4 次碰摩故障数据样本开展案例学习。4 次碰摩故障样本共有 326 组数据, 运行正常状态数据样本有 4 组。基于采集的离心压缩机碰摩故障案例数据, 分别计算其相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度, 再基于故障机理分析先验知识进行健康度分布统计分析。

如图 4 所示, K-20012 型离心压缩机碰摩故障数据样本中, 4 组运行正常数据的相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度分别分布在 $[0.5, 1]$ 、 $[0.75, 1]$ 、 $[0.6, 1]$ 。326 组碰摩故障数据, 有 326 组数据相关系数健康度都分布在 $(0, 0.15)$; 4 组数据相干系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$, 322 组数据相干系数健康度分布在 $(0, 0.4)$; 6 组数据谱距离健康度分布在 $[0.3, 0.5]$, 320 组数据谱距离指标健康度分布在 $(0, 0.3)$ 。

图4 碰摩故障健康度分布统计

2.3 离心压缩机健康度表征与轴系不对中故障映射关系

基于中国石油某公司型号为 K5001 和 M101 的离心压缩机 2 次轴系不对中故障数据样本开展案例学习, 故障数据样本包括: K5001 型压缩机轴系不对中故障数据 93 组, 运行正常状态数据 1 组; M101 型压缩机轴系不对中故障数据 335 组, 运行正常状态数据样本 60 组。基于采集的离心压缩机轴系不对中故障案例数据, 分别计算其相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度, 再基于故障机理分析先验知识进行健康度分布统计分析。

如图 5 所示, CK-5001 型离心压缩机轴系不对中故障数据样本中, 1 组运行正常数据的相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度分别分布在 $[0.5, 1]$ 、 $[0.75, 1]$ 、 $[0.6, 1]$ 。93 组轴系不

对中故障数据有 20 组数据相关系数健康分布在 $[0.15, 0.3)$, 73 组数据相关系数健康度分布在 $(0, 0.15)$; 2 组数据相干系数健康度分布在 $[0.75, 1]$, 3 组数据相干系数健康度分布在 $[0.65, 0.75]$, 70 组数据相干系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$, 18 组数据相干系数健康度分布在 $(0, 0.4)$; 1 组数据谱距离健康度分布在 $[0.3, 0.5]$, 92 组数据谱距离指标健康度分布在 $(0, 0.3)$ 。

如图 5 所示, M101 型离心压缩机轴系不对中故障数据样本中, 60 组运行正常数据中有 57 组数据的相关系数健康度分布在 $[0.5, 1]$, 1 组数据相关系数健康度分布在 $[0.3, 0.5)$, 2 组数据相关系数健康度分布在 $[0.15, 0.3)$; 60 组运行正常数据中有 53 组数据相干系数健康度分布在 $[0.75, 1]$ 、5 组数据相干系数健康度分布在 $[0.65, 0.75]$ 、1 组数据相干系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$ 、1 组数据相干系数健康度分布在 $(0, 0.4)$; 60 组运行正常数据的谱距离指标健康度都分布在 $[0.6, 1]$ 。335 组轴系不对中故障数据中有 1 组数据相关系数健康度分布在 $[0.3, 0.5)$, 196 组数据相关系数健康度分布在 $[0.15, 0.3)$, 138 组数据相关系数健康度分布在 $(0, 0.15)$; 有 1 组数据相干系数健康度分布在 $[0.65, 0.75]$, 212 组数据相干系数健康度分布在 $[0.4, 0.65]$, 122 组数据相干系数健康度分布在 $(0, 0.4)$; 335 组轴系不对中故障数据谱距离指标健康度都分布在 $(0, 0.3)$ 。

图5 轴系不对中故障健康度分布统计

2.4 机械设备健康评级准则和健康评估方法

以机械设备状态监测测点数据为研究对象, 外部专家基于故障机理分析, 给正常状态的振动监测原始数据打标签, 并定义为健康指数模型参考数据; 相同测点实时监测数据作为健康指数模型的输入, 分别计算该测点输入数据与参考数据的相关系数健

康度、相干系数健康度和谱距离指标健康度;最后,采用“三取二表决模型”评定该测点表征的设备健康状态等级。如表 1 所示,基于第 2 节离心压缩机健康度分布与正常、喘振、碰摩、轴系不对中四种运行状态之间的映射关系,基于统计学习和外部专家故障机理诊断分析先验知识,机械设备健康状态可划分为“正常”、“良好”、“可工作”、“不可工作”四个健康等级。

表 1 机械设备健康评级准则

健康等级	相关系数健康度	相干系数健康度	谱距离指标健康度
正常	≥ 0.5	≥ 0.75	≥ 0.6
良好	$0.3 \sim 0.5$	$0.65 \sim 0.75$	$0.5 \sim 0.6$
可工作	$0.15 \sim 0.3$	$0.4 \sim 0.65$	$0.3 \sim 0.5$
不可工作	< 0.15	< 0.4	< 0.3

3 健康指数模型试验数据验证

迁移学习是一种机器学习方法,指的是一个预训练的模型被重新用在另一个任务中。基于迁移学习方法,把离心压缩机基于振动参数的健康指数模型和评级准则用于滚动轴承健康评估,验证健康指数模型和健康评级准则的适用性。滚动轴承数据是从辛辛那提大学^[20]智能维护系统中心安装的一个试验平台上收集的(图 6^[20])。

如图 6 所示,试验平台主轴上安装了四个 ZA-2115 双列轴承,并对其进行了强制润滑,同时保持 2 000 r/min 的恒定速度。弹簧机构用于向轴承 2 和 3 施加 26 689 N 的径向载荷,同时沿 x 轴和 y 轴在每个轴承上安装了两个 PCB 353B33 高灵敏度加速度传感器。使用采样率 20 kHz 的 NI DAQ 卡 6062E 每 10 min 收集一次长度为 20 480 点的振动信号。

2003 年 12 月 19 日 11:16:18 到 2003 年 12 月 30 日 23:55:42,开展第 1 组轴承性能退化试验。在失效试验结束时,3 号轴承肩部发现裂纹,振动信号发生剧烈变化,反应了 3 号轴承发生了快速磨损。基于采集的滚动轴承“运转到坏”的振动加速度数据,分别计算其相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度。图 7 为振动有效值分别与相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度表征轴承实际运行状态的对比效果图。

如图 7a 所示,基于轴承“运转到坏”的试验数据,振动相关系数健康度曲线表征给出了滚动轴承完整的“正常”、“良好”、“可工作”和“不可工作”共四个工作状态,在第 1 705 组数据时刻检测到滚

轴轴承从“正常”运行状态发生性能退化,在第 1 996 组数据时刻检测到轴承从“良好”性能退化为“可工作”。

(a) 轴承 1 加速度传感器布置实物图

(b) 4 个轴承相对位置示意图

图 6 智能维修系统(IMS)中心轴承试验台

如图 7b 所示,基于轴承“运转到坏”的试验数据,振动相干系数健康度曲线表征给出了滚动轴承“正常”、“良好”和“可工作”共三个工作状态,但是相干系数健康度未能准确表征出滚动轴承的运行状态。

(a) 振动有效值和相关系数健康度的状态表征效果对比

(b) 振动有效值和相干系数健康度的状态表征效果对比

(c) 振动有效值和谱距离指标健康度的状态表征对比

图7 振动有效值和健康指数模型表征设备运行状态对比

如图7c所示,基于轴承“运转到坏”的试验数据,振动谱距离指标健康度曲线表征给出了滚动轴承“正常”、“良好”、“可工作”和“不可工作”共四个工作状态,在第1878组数据时刻第一次检测到滚动轴承从“正常”运行状态发生性能退化,在1979组数据时刻检测到滚动轴承状态从“良好”性能退化为“可工作”,在第1996组数据时刻给出了“不可工作”运行建议。

对比图7a、7b和7c,相关系数健康度 H_c 分别在第1705组数据时刻、第1996组数据时刻、第2000组数据时刻发出了从“正常”到“良好”、从“良好”到“可工作”、从“可工作”到“不可工作”的性能退化告警;谱距离指标健康度 H_j 分别在第1974组数据时刻、第1979组数据时刻和第1996组数据时刻给出了从“正常”到“良好”、从“良好”到“可工作”、从“可工作”到“不可工作”的性能退化告警。如表2所示,相关系数健康指数和谱距离健康指数对于轴承性能退化表征比较敏感,相干系数健康指数在本案例中未能表征轴承的性能退化

状态。

表2 滚动轴承健康指数模型运行状态评级对比

第N组数据时刻	相关系数健康度 H_c	相干系数健康度 H_r	谱距离指标健康度 H_j	异常检测报警
≤ 1704	正常	可工作	正常	
1705	良好	可工作	正常	H_c 报警
1974	良好	可工作	良好	H_j 报警
1979	良好	可工作	可工作	H_j 报警
1996	可工作	可工作	不可工作	H_j 报警
2000	不可工作	可工作	不可工作	

4 健康指数模型工程案例数据验证

中国某石化公司BCL409/B型循环氢离心式压缩机额定转速1200 r/min,轴振动固定报警限值为 $63.5 \mu\text{m}$ (高限报警)/ $88.9 \mu\text{m}$ (联锁报警)。在第1200组数据时刻,振动峰-峰值 $37.17 \mu\text{m}$ 上涨到 $71 \mu\text{m}$;在第1710组数据时刻,振动峰-峰值达到 $92 \mu\text{m}$ 后联锁停机检修,拆检发现转子、流道、过滤网结垢严重,更换新转子后开机运行正常。

以离心压缩机运行正常状态峰-峰值数据为参考,基于采集的实时峰-峰值数据,利用构建的互相关系数健康指数模型、相干系数健康指数模型、谱距离健康指数模型,分别计算其相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度,结合先验知识来验证离心压缩机健康度表征与运行状态的映射关系。图8为振动峰-峰值分别与相关系数健康度、相干系数健康度、谱距离指标健康度表征离心压缩机实际运行状态的效果对比图。

如图8所示,当离心压缩机振动峰-峰值从 $37.17 \mu\text{m}$ 增加到 $71 \mu\text{m}$ 时,相关系数健康度小于

(a) 振动峰-峰值和相关系数健康度的健康状态表征对比

(b) 振动峰-峰值和相干系数健康度的健康状态表征对比

(c) 振动峰-峰值和谱距离指标健康度的健康状态表征对比

图 8 三种健康指数模型与振动峰-峰值趋势对比图

0.15, 相干系数健康度小于 0.4, 谱距离指标健康度分布在 0.10 和 0.6 之间。根据表 1 制定的机械设备健康评级准则, 能够得出“不可工作”的健康评级。

从图 8a 相关系数健康度曲线可以看出, 在第 1 217 组数据时刻发出“不可工作”健康评级; 从图 8b 相干系数健康度曲线可以看出, 在第 1 077 组数据时刻第一次发出“不可工作”健康评级; 从图 8c 谱距离指标健康度曲线可以看出, 第 845 组数据时刻第一次发出“不可工作”健康评级。按照第 2.4 节机械设备健康评级准则得出结论: 第 1 217 组数据时刻开始给出“不可工作”的健康评级。如表 3 所示, 相比振动峰-峰值在第 1 710 组数据时刻连锁停机, 采用机械设备健康状态评级方法至少提前 4 930 min(约 82 h)给出了建议停机的结论, 这对于实现预测性维修、避免非计划

停机具有实践价值。

表 3 离心压缩机运行异常检测健康指数与峰-峰值方法对比

运行异常检测方法	异常检测报警
相关系数健康度	第 1 217 组数据时刻不可工作报警
相干系数健康度	第 1 077 组数据时刻不可工作报警
谱距离指标健康度	第 845 组数据时刻不可工作报警
第 2.4 节制定的机械设备健康评级准则	第 1 217 组数据时刻设备不可工作报警
振动峰-峰值	第 1 217 组数据时刻下限报警
振动峰-峰值	第 1 710 组数据时刻连锁报警

5 结论

(1) 本文以同一机械设备运行正常状态的振动监测原始数据为参考数据, 比较计算实时监测信号与正常状态原始信号的相关性、相干性和谱距离, 构建了相关系数健康指数模型、相干系数指数模型和谱距离健康指数模型。

(2) 利用离心式压缩机喘振、碰摩、轴系不对中故障案例数据, 分别对构建的相关系数、相干系数和谱距离健康指数模型进行了案例学习, 统计分析了健康度分布比例, 揭示了机械设备健康度表征与运行状态的映射关系, 并结合故障机理诊断分析先验知识构建了机械设备健康评级准则。

(3) 应用辛辛那提大学智能维修系统中心轴承试验数据验证了构建的健康指数模型和健康评级准则的适用性。结果表明, 相关系数健康指数模型和谱距离健康指数模型能够较好地表征滚动轴承的运行状态; 相干系数健康指数模型的健康度表征效果不好, 相干系数健康无法区分轴承的性能退化过程和状态。相干系数健康度表征方法的适用性还需要更多的案例数据来验证。

(4) 应用中国石油某公司离心式压缩机转子不平衡故障案例数据验证了构建的健康指数模型和健康评级准则的适用性。结果表明, 相关系数健康指数模型、相干系数健康指数模型和谱距离健康指数模型均能良好地表征压缩机的实际运行状态。相比传统的峰-峰值固定阈值线报警方法, 三种健康指数模型动态能更早地预示不平衡故障的发生、发展。采用构建的机械设备健康评级准则给出机组停机检修的时间比峰-峰值连锁报警时间提前了 82 h。

(5) 本文提出的基于故障案例学习的机械设备

健康评价方法,只需要获取机械设备运行正常状态数据,就可以直接应用于实际工程机械设备的实时健康度评价。研究结果对于指导预测性维修实施,避免非计划停机,确保机械设备安全、可靠运行具有极强的指导意义和参考价值。

参 考 文 献

- [1] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.
LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94-104.
- [2] ABICHO B, VOISIN A, IUNG B. Choquet integral capacity calculus for health index estimation of multi-level industrial systems[J]. Ima Journal of Management Mathematics, 2015(2): 205-224.
- [3] LEI Yaguo, LI Naipeng, GUO Liang, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.
- [4] CHEN X, SHEN Z, HE Z, et al. Remaining life prognostics of rolling bearing based on relative features and multivariable support vector machine[J]. ARCHIVE Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science 1989-1996, 2013, 227(12): 2849-2860.
- [5] LEI Yaguo, LI Naipeng, LIN Jing. A new method based on stochastic process models for machine remaining useful life prediction[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(12): 2671-2684.
- [6] LI Naipeng, LEI Yaguo, LIN Jing, et al. An improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(12): 7762-7773.
- [7] CHEN X, SHEN Z, HE Z, et al. Remaining life prognostics of rolling bearing based on relative features and multivariable support vector machine[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2013, 227(12): 2849-2860.
- [8] MA Lun, KANG Jianshe, ZHAO Chunyu. Research on condition monitoring of bearing health using vibration data[J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 226-228: 340-344.
- [9] 赵帅,黄亦翔,王浩任,等. 基于拉普拉斯特征马氏距离的滚珠丝杠健康评估[J]. 机械工程学报, 2017, 53(15): 125-130.
ZHAO Shuai, HUANG Yixiang, WANG Haoren. Laplacian eigenmaps and Mahalanobis distance based health assessment methodology for ball screw[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(15): 125-130.
- [10] 何正嘉,曹宏瑞,瞿艳阳,等. 机械设备运行可靠性评估的发展与思考[J]. 机械工程学报, 2014, 50(2): 171-186.
HE Zhengjia, CAO Hongrui, ZI Yanyang, et al. Development and thoughts of operational reliability assessment of mechanical equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 171-186.
- [11] 丁锋,何正嘉,瞿艳阳,等. 基于设备状态振动特征的比例故障率模型可靠性评估[J]. 机械工程学报, 2009, 45(12): 89-94.
DING Feng, HE Zhengjia, ZI Yanyang, et al. Reliability assessment based on equipment condition vibration feature using proportional hazards model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(12): 89-94.
- [12] 何正嘉,蔡改改,申中杰,等. 基于机械诊断信息的设备运行可靠性研究[J]. 中国工程科学, 2013, 15(1): 9-14.
HE Zhengjia, CAI Gaigai, SHEN Zhongjie, et al. Study of operation reliability based on diagnosis information for mechanical equipment[J]. Chinese Engineering Science, 2013, 15(1): 9-14.
- [13] MEDJAHHER K, ZERHOUNI N, BAKLOUTI J. Data-driven prognostics based on health indicator construction: Application to PRONOSTIA's data[C/CD]// 2013 European Control Conference, 17-19, July 2013, Zurich, Swizerland, IEEE, 2013: 13936221.
- [14] YAN Ruqiang, GAO R X. Approximate entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21(2): 824-839.
- [15] YAN Ruqiang, LIU Y, GAO R X. Permutation entropy: A nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2012, 29: 474-484.
- [16] CHEN Longting, XU Guanghua, ZHANG Sicong, et al. Health indicator construction of machinery based on

- end-to-end trainable convolution recurrent neural networks[J]. Journal of Manufacturing System, 2020, 54: 1-11.
- [17] BARALDI P, BONFANTI G, ZIO E. Differential evolution-based multi-objective optimization for the definition of a health indicator for fault diagnostics and prognostics[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2018, 102: 382-400.
- [18] RAI A, UPADHYAY S H. Bearing performance degradation assessment based on a combination of empirical mode decomposition and k-medoids clustering[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93: 16-29.
- [19] 王庆锋, 高金吉. 过程工业动态的以可靠性为中心的维修研究及应用[J]. 机械工程学报, 2012, 48(8): 135-143.
- WANG Qingfeng, GAO Jinji. Research and application of dynamic reliability centered maintenance for process industry[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(8): 135-143.
- [20] QIU Hai, LEE Jay, LIN Jing, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on roller bearing prognostics[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 289: 1066-1090.
-
- 作者简介: 王庆锋(通信作者), 男, 1972年出生, 博士, 副研究员。主要研究方向为机械设备动态监测、诊断与维护。
E-mail: wangqf2422@163.com