

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.09.003

基于相对特征的滚动轴承实时健康评估方法研究*

王庆锋¹, 张程¹, 卫炳坤¹, 许述剑², 刘江³

(1. 北京化工大学 高端机械设备健康监控及自愈北京市重点实验室, 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, 山东 青岛 266000;

3. 中国石油四川石化有限责任公司, 四川 彭州 611930)

摘要: 旋转机械设备的性能退化状态缺乏量化的评价准则, 针对这一问题, 构建了一种基于相对特征的滚动轴承实时健康评估模型。首先, 基于单调性原则筛选出了相对整流平均值与相对有效值, 并将其作为健康指数, 再采用模糊 C 均值聚类方法, 构建了一种由数据驱动的滚动轴承实时健康状态评估模型, 以及健康状态评价准则的知识库; 然后, 利用最近邻原则与设计的逻辑判断修正算法, 来对待测轴承的健康状态进行实时判别; 最后, 以辛辛那提大学智能维修系统 (IMS) 中心第二组轴承实验数据为模型训练数据, 选择中国某石化公司加氢裂化装置 P3409A 离心泵轴承“运转到坏”的振动数据作为待测数据, 对构建的健康状态评估模型进行了验证。研究结果表明: 该模型能够有效地表征旋转机械设备的实时性能退化状态, 实现对其在线实时评估, 且仅需要待评定设备正常数据, 不依赖外部专家先验知识, 因而该模型具有良好的泛化性。

关键词: 滚动轴承; 健康状态评估; 相对特征; 模糊 C 均值聚类; 评价准则

中图分类号: TH133.33; TH17

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2021)09-1099-08

Real-time health assessment method for rolling bearings based on relative characteristics

WANG Qing-feng¹, ZHANG Cheng¹, WEI Bing-kun¹, XU Shu-jian², LIU Jiang³

(1. Beijing Key Laboratory of Health Monitoring and Self-Healing of High-end Machinery and Equipment, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China; 2. Research Institute of Safety Engineering, SINOPEC, Qingdao 266000, China; 3. PetroChina Sichuan Petrochemical Co., Ltd., Pengzhou 611930, China)

Abstract: Aiming at the lack of quantitative evaluation criteria for performance degradation of rotating equipment, a real-time health evaluation model of rolling bearing based on relative features was constructed. Firstly, based on the monotonicity principle, the relative mean absolute value and relative root mean square value were selected as the health index, and the fuzzy C-means clustering method was used to build a data-driven real-time health assessment model of rolling bearing, and a knowledge base of health assessment criteria. Then, using the nearest neighbor principle and the designed logic judgment correction algorithm, the health status of the bearing to be tested was identified in real time. Finally, taking the second group of bearing experimental data of University of Cincinnati intelligent maintenance system (IMS) center as the model training data, the vibration data of P3409A centrifugal pump bearing “running to failure” of a petrochemical company in China was selected as the test data, to verify the health assessment model. The verification results show that the model can effectively represent the real-time performance degradation state of rotating equipment, and realize online real-time evaluation. It only needs the normal data of the equipment to be evaluated, does not rely on the prior knowledge of external experts, and has good generalization.

Key words: rolling bearings; health condition assessment; relative characteristics; fuzzy C-mean clustering; evaluation criteria

收稿日期: 2021-03-14

基金项目: 中国石油化工股份有限公司科技资助项目 (320059, 319022-1)

作者简介: 王庆锋 (1972-), 男, 山东莘县人, 博士, 副研究员, 主要从事设备动态监测、诊断与维护, 故障诊断与自愈, 在役再制造, 装置可靠性与风险评估方面的研究。E-mail: wangqf2422@163.com

0 引 言

对旋转机械的性能退化程度进行准确地评估,可以有效地预防因维护不当而引起的事故。滚动轴承是旋转设备的关键部件,在旋转部件的所有故障中,轴承故障的概率为 30%,主要表现为长期运行引起的疲劳失效^[1]。

近年来,许多研究者越来越重视对轴承的性能退化评估研究,并提出了大量关于轴承在线定量评估的方法。设备性能退化评估方法一般包括健康指数提取与评估模型构建两个部分^[2]。其评估过程的基本原理就是通过度量待测信号健康指数与评估模型之间的相似程度,来识别设备当前的性能状态。

基于聚类分析的健康状态评估是常用的方法之一。它包括基于多聚类簇心的健康状态划分模型,与基于两聚类簇心的隶属度健康评估模型两类;它应用有效值、弯曲时间参数和 C0 复杂度或谱熵等,构建描述旋转设备性能退化过程的三维特征向量,并采用 GG 聚类算法(Gath-Geva, GG)对设备健康状态进行表征^[3-5];基于振动信号,提取时域、频域及时频域故障敏感特征参数作为旋转设备性能退化监测参数^[6],以数学形态分形维数、有效值和峰峰值作为设备性能退化指标^[7,8],选取有效值和峭度因子组成设备性能退化指标集^[9],提取小波包 Tsallis 熵作为性能退化指标^[10],对设备性能退化指标开展了模糊聚类分析,利用隶属度方法对设备性能退化状态进行了识别和分类。

其中,基于多聚类簇心的健康状态划分模型,较好地定义了设备健康状态,但是训练的模型仅能作为退化状态的无监督离线识别。基于两聚类簇心的隶属度健康评估模型,则需要待测轴承历史正常和故障数据训练模型;而历史故障数据稀少,很难做到实时健康评估。

上述方法虽各有不足之处,但还是为轴承健康状态的评估研究提供了可以借鉴的思路。

目前,国内外学者采用的相关健康指数包括:时域指标有效值、峭度;可靠度函数互相关系数^[11]¹⁷⁶、谱距离指标^[12]⁴⁵;复杂度指标小波包熵^[13]、基本尺度熵^[14]、多尺度散布熵^[15]等等。这些健康指数虽然都能反映轴承性能退化状态,但对于不同工况与不同设备存在着的差异较大,无法真正有效地将其应用到对滚动轴承的实时在线评估中。

本文提出一种基于相对特征的滚动轴承实时健康评估方法,即筛选相对整流平均值和相对有效值作为健康指数,利用模糊 C 均值聚类分析方法,构建滚动轴承健康状态评价准则知识库;基于实时振动数据计

算健康状态指数值,并将其与模型的知识库相匹配,来实时判别设备的健康状态。

1 模糊 C 均值聚类算法

模糊 C 均值聚类算法是一种迭代求解的聚类分析方法。如果给定一个数据样本集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和需要的聚类数目 c ,则模糊 C 均值聚类算法通过迭代最优化目标函数 J 来实现^[16,17],即:

$$\begin{cases} J = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m \|x_i - C_j\|^2, 1 \leq m \leq \infty \\ \sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1, \forall i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中: μ_{ij} —第 i 个数据点属于第 j 个聚类中心的隶属度; m —模糊度; C_j —聚类簇心。

隶属度 μ_{ij} 和聚类簇心 C_j 由下式获得:

$$\mu_{ij} = \sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - C_j\|^2}{\|x_i - C_k\|^2} \right)^{\frac{2}{1-m}} \quad (2)$$

$$C_j = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m} \quad (3)$$

聚类过程从随机聚类簇心开始,通过迭代优化目标函数,使其取得最小值,并不断更新聚类簇心和样本隶属度,最终确定样本的类别。

2 相对特征指标

良好的健康指数要真实反映轴承性能退化状态,受负载和转速等工况变化的影响较小,并且由于某些指标无法确定取值上限,而无法准确定义轴承的失效状态。因此,此处首选取值在 $(0, 1]$ 之间的无量纲指标,表征轴承健康度。

鉴于此标准,本文提出相对特征指标。该指标有别于文献^[18]中的相对均方根值等相对特征指标:

$$R(\chi) = \begin{cases} \frac{\bar{\chi}}{\chi_i} & R(\chi) < 1 \\ 1 & R(\chi) \geq 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $R(\chi)$ —某特征指标 χ_i 相应的相对特征指标; $\bar{\chi}$ —特征指标 n 组历史正常数据平均值,取值范围是 $(0, 1]$ 。

3 滚动轴承实时健康状态评估

3.1 特征指标的筛选

基于先验知识,本文初选 7 种归一化的无量纲指标,再通过单调性分析,来优选健康指数。

无量纲健康指数的定义如表 1 所示。

表 1 无量纲健康指数

序号	健康指数	定义	公式说明
1	分形维数 ^{[11]177}	$H(d_B) = \lim_{\Delta \rightarrow 0} \left(-\frac{\lg N_{\Delta}}{\lg \Delta} \right) - 1$	Δ, N_{Δ} —网格和网格计数; $H(d_B)$ —分形维数表示的健康度函数
2	小波信息熵 ^{[11]177}	$H(e) = 1 + \sum_{i=1}^{2^l} \bar{E}_{l,i} \log_2 \bar{E}_{l,i}$	2^l —小波包分解频带总数; $\bar{E}_{l,i}$ —小波包分解后第 l 层、第 i 个频带的相对能量; $H(e)$ —信息熵表示的健康度函数
3	互相关系数 ^{[12]4-5}	$H(C_{xy}) = \frac{C_{xy}(\tau)}{\delta_x \cdot \delta_y}$	$C_{xy}(\tau)$ —优良状态信号 $x(t)$ 和待评估状态信号 $y(t)$ 的正协方差函数; δ_x, δ_y —标准差; $H(C_{xy})$ —互相关系数
4	谱距离指标 ^{[12]4-5}	$H(J_{xy}) = \frac{1}{1 + J_{xy}(\tau)}$	$J_{x,y}(\tau)$ —良好状态信号 $x(t)$ 和待评估状态信号 $y(t)$ 之间的 J 散度; $H(J_{x,y})$ —谱距离指标
5	相对整流平均值	$R(x_{abs}) = \frac{\overline{x_{abs}}}{x_{abs}}$	$R(x_{abs})$ —相对整流平均值; $x_{abs} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $ —整流平均值; $\overline{x_{abs}}$ — n 组历史正常数据整流平均值的均值
6	相对有效值	$R(x_{rms}) = \frac{x_{rms}}{\overline{x_{rms}}}$	$R(x_{rms})$ —相对有效值; $x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$ —有效值; $\overline{x_{rms}}$ — n 组历史正常数据有效值的均值
7	相对峭度值	$R(x_{\beta}) = \frac{\overline{x_{\beta}}}{x_{\beta}}$	$R(x_{\beta})$ —相对峭度值; $x_{\beta} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4$ —峭度值; $\overline{x_{\beta}}$ — n 组历史正常数据峭度值的均值

通常情况下,设备的性能退化具有单调不可逆性,因此,单调性常作为健康指数与设备性能退化一致性的评价标准^[19]。在设备性能退化过程中,当某健康指数随时间单调增加或减少时,其单调性即为 1;当健康指数不随时间变化或随机变化时,其单调性即为 0。

单调性的计算公式如下:

$$mon(X) = \frac{|\sum_{i=1}^n \varepsilon(x_i - x_{i-1}) - \sum_{i=1}^n \varepsilon(x_{i-1} - x_i)|}{n - 1} \quad (5)$$

式中: X —健康指数时间序列, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$; ε —单位阶跃函数, $\varepsilon(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$; n —健康指数总样本数。

此处以 IMS 中心的轴承试验数据集为例^[20],来计算上述 7 种指标的单调性,并对比各自的单调性,其对比结果如图 1 所示。

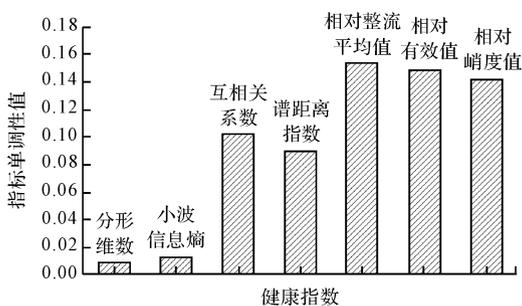


图 1 健康指数单调性对比

由图 1 可知:相对整流平均值与相对有效值单调性最好,因此,本文选用相对整流平均值与相对有效值作为健康指数,来构建健康状态评价准则知识库。

3.2 健康状态等级划分

(1) 基于专家经验定义设备健康状态。分析研究国内外设备健康评估相关文献发现,设备性能退化通常可以分为 4 种状态:正常状态、轻微退化状态、严重退化状态、失效状态^[21]。设备健康状态评估等级要服务于指导预测性的维修来开展,本文应用“健康、亚健康、监控运行、建议停机”来表征设备 4 个不同的性能退化状态。

(2) 健康状态等级评定方法。设备全生命周期的性能退化特征整体具有单调性,不同的健康状态具有区分性,而相同健康状态又具有一定的延续性(即性能处于某一退化阶段时会维持一段时间,健康指数数值在该时间段内维持在相近水平)^{[3]22}。因此,采用聚类分析方法划分健康状态等级的技术路线是可行的。

3.3 实时健康评估模型构建

数据驱动的旋转设备实时健康状态评估模型可分为训练模式与在线工作模式两类。

详细的模型构建方法如图 2 所示。

3.3.1 根据“运转到坏”的数据构建模型

首先,笔者选取美国辛辛那提大学智能维修信息

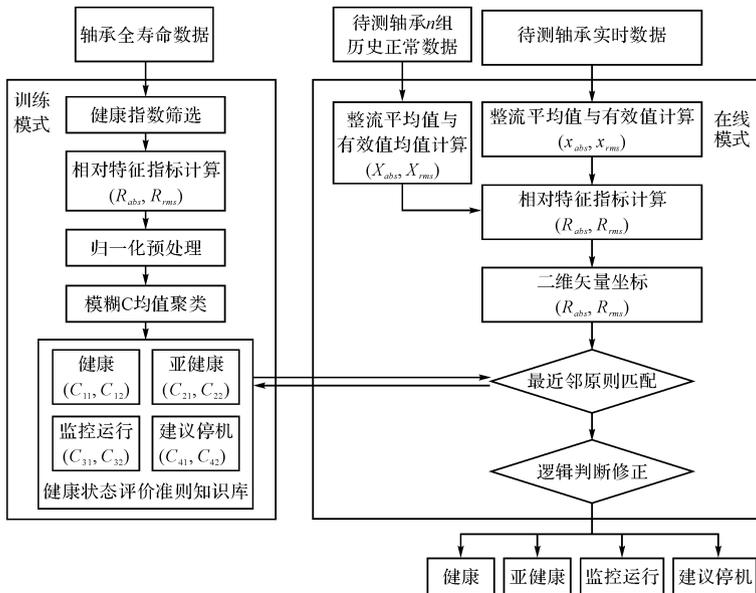
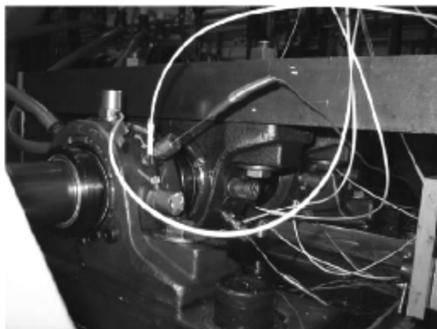


图 2 数据驱动的旋转设备实时健康状态评估模型构建流程图

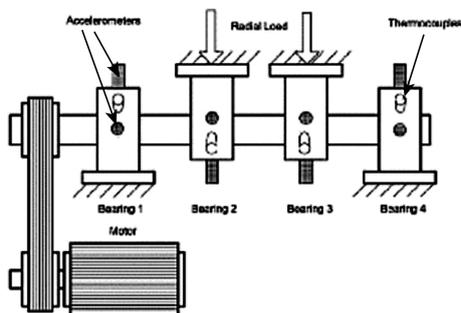
系统(IMS)中心第二组轴承“运转到坏”的全寿命实验数据作为训练数据,来计算 n 组正常数据的整流平均值与有效值,然后计算相对整流平均值与相对有效值,对全部相对整流平均值与相对有效值分别归一化处理,利用模糊 C 均值聚类方法对归一化后的数据聚类分析,根据聚类簇心与零点距离降序划分健康等级,建立健康等级与聚类簇心一一对应的设备健康状态评价准则知识库。

其中,健康状态对应的簇心坐标为 (C_{11}, C_{12}) ,亚健康状态对应的簇心坐标为 (C_{21}, C_{22}) ,监控运行状态对应的簇心坐标为 (C_{31}, C_{32}) ,建议停机状态对应的簇心坐标为 (C_{41}, C_{42}) 。

本文选用 IMS 中心第二组轴承实验数据为全寿命周期的参考数据,来建立健康状态评价准则知识库。该实验所应用的轴承实验台如图 3 所示。



(a) 实物图



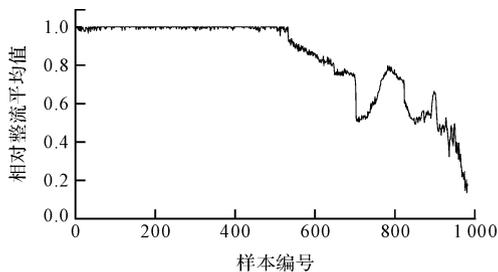
(b) 示意图

图 3 辛辛那提 IMS 中心轴承实验台

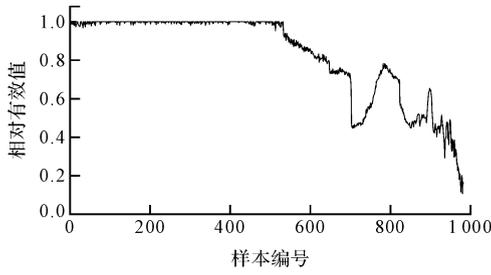
图 3 中,交流电动机驱动实验台转子转动,其转速恒定 2 000 r/min,转子轴上安装 4 个 Rextord ZA-2115 双列圆锥滚子轴承,分别在 2 号和 3 号轴承壳体上施加 6 000 磅径向载荷,轴承的水平 and 垂直方向共安装 2 个 PCB353B33 加速度传感器^[22]。

第二组轴承实验时间为 2004 年 2 月 12 日 10:32:39 至 2004 年 2 月 19 日 06:22:39,实验结束时,1 号轴承出现外圈故障,因此笔者提取 1 号轴承全部“运转到坏”的振动监测数据作为参考数据集,来构建数据驱动的设备健康状态评估模型。

首先,笔者通过包络谱分析方法,筛选 100 组初始正常数据;然后,计算出每组信号的相对整流平均值与相对有效值,其波形曲线如图 4 所示。



(a) 相对整流平均值波形曲线



(b) 相对有效值波形曲线

图4 相对整流平均值与相对有效值波形曲线

首先,笔者将相对整流平均值与相对有效值指数波形曲线,分别进行最大最小值归一化处理,然后进行模糊C均值聚类分析(聚类簇心个数设置为4),并根据聚类簇心与零点距离降序,划分健康等级分别为健康、亚健康、监控运行、建议停机,建立健康等级与聚类簇心一一对应的设备健康状态评价准则知识库。

基于参考数据训练的模型健康分级聚类结果如图5所示。

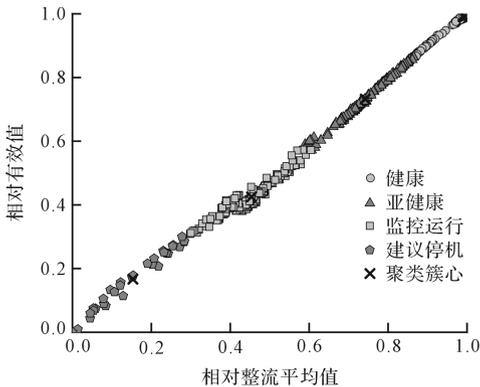


图5 基于参考数据训练的模型健康分级聚类结果

根据相对特征指标定义以及设备性能退化曲线单调性可知,健康指数矢量坐标越靠近(1,1)点,设备的运行状态就越正常;矢量坐标越靠近(0,0)点,设备的性能退化就越严重。因此,通过计算其与零点的欧氏距离,就可通过降序划分健康等级。

其中的计算公式如下:

$$\delta_i = \sqrt{R_1^2(i) + R_2^2(i)} \quad (6)$$

式中: $R_1(i), R_2(i)$ —第*i*个簇心坐标的相对整流平均值与相对有效值; δ_i —第*i*个簇心与零点的欧氏距离。

其中: $i \in (1, 2, 3, 4)$ 。

因此,可以得到健康、亚健康、监控运行与建议停机这4种健康状态的排序为: $\delta_1 > \delta_2 > \delta_3 > \delta_4$ 。

根据训练数据健康分级聚类结果,笔者提取出各个簇心坐标值作为健康状态评价准则知识库,如表2所示。

表2 健康状态评价准则知识库

健康等级	相对整流平均值	相对有效值
健康	0.992 0	0.992 3
亚健康	0.742 2	0.732 0
监控运行	0.453 9	0.425 0
建议停机	0.153 3	0.166 7

3.3.2 滚动轴承健康状态实时在线评估

首先,通过包络谱分析方法,筛选100组初始正常数据,计算全部*n*组信号的相对整流平均值的均值(X_{abs}),与相对有效值的均值(X_{rms});然后,提取待测轴承实时数据的整流平均值(x_{abs})与有效值(x_{rms}),计算得到相对整流平均值($R_{abs} = \frac{X_{abs}}{x_{abs}}$)与相对有效值($R_{rms} = \frac{X_{rms}}{x_{rms}}$),并以此组成二维矢量坐标(R_{abs}, R_{rms});接着计算该矢量坐标与健康等级对应的聚类簇心的欧氏距离,并根据最近邻原则,匹配确定当前的健康等级;最后,利用逻辑判断准则,修正给出实时的健康等级。

逻辑判断修正算法的步骤如图6所示。

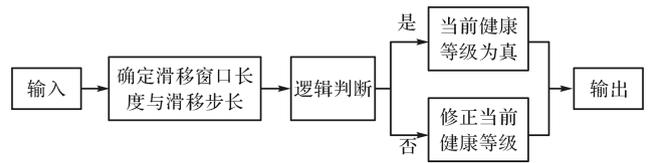


图6 逻辑判断修正算法示意图

笔者根据设备性能退化状态的不可逆的性质(即当前时刻健康等级不能小于上一时刻健康等级),制定逻辑判断修正原则:

(1) 确定滑移窗口长度*n*与滑移步长*l*,窗口内包含基于最近邻原则匹配的当前健康等级*g(t)*,与之前*n-1*个时刻的健康等级*g(t₁), g(t₂), ..., g(t_{n-1})*;

(2) 判断当前健康等级是否大于等于前*n-1*个时刻的健康等级,如果判断为真,输出当前健康等级;反之,将当前健康等级修正为前一时刻健康等级。

4 模型的工程应用及验证

4.1 工程案例数据健康评估

本文选择中国某石化公司加氢裂化生产装置P3409A离心泵的某次故障案例数据为验证数据,来验证上述知识库的泛化性与模型的有效性。

该离心泵的转速为2 980 r/min,驱动端轴承为6217深沟球轴承。

P3409A离心泵装置概貌如图7所示。

驱动端轴承的测点加速度值从2013年12月28日起持续上涨,2014年1月5日~11日异常波动,11

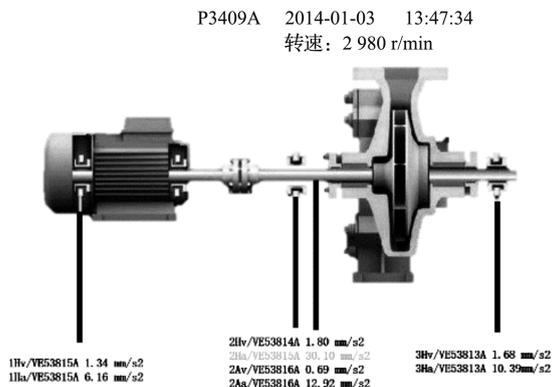


图 7 P3409A 装置概貌图

日~12 日明显上涨,至机组停机^{[23]7}。

笔者获取 2013 年 12 月 15 日至 2014 年 1 月 12 日时间段内该离心泵的振动加速度数据,绘制设备(滚动轴承)的性能退化曲线,如图 8 所示。

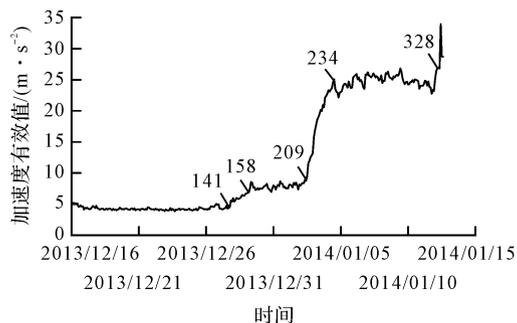


图 8 性能退化曲线(加速度有效值曲线)

根据图 8 可知:

2013 年 12 月 27 日 18 点(编号 141 点)后,加速度有效值曲线开始上升,轴承出现早期性能退化;12 月 29 日 4 点(编号 158 点)曲线稍有上升然后趋于平稳,轴承处于新的磨合期;2014 年 1 月 2 日 10 点(编号 209 点)后加速度有效值迅速增大,轴承损伤进一步扩大;1 月 4 日 12 点(编号 234 点)之后有效值曲线整体平稳,但局部波动较大,轴承性能严重退化;1 月 12 日 8 点(编号 328 点)后,加速度有效值急速增大,直至触发报警人为停机。

接下来,笔者采用本文提出的实时健康评估方法,来实时地判别轴承的健康状态等级。

其中,滑移窗口长度为 6,滑移步长为 1,判别的结果如图 9 所示。

由图 9 可知:实时健康状态评估结果出现不同健康状态等级之间的穿越现象,但经过逻辑修正后健康状态等级与设备性能退化趋势一致。由此可见,该健康状态评估结果是准确可信的。

加速度有效值曲线与实时健康状态等级的对应关系如图 10 所示。

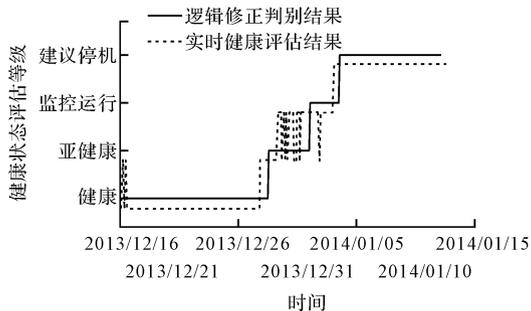


图 9 实时健康评估结果与逻辑修正判别结果对比

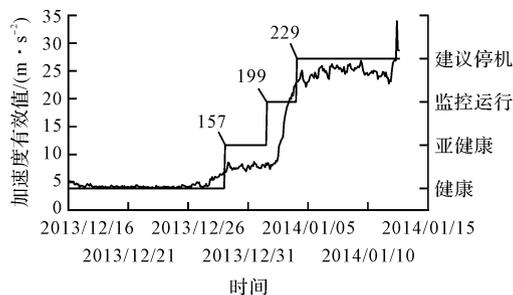


图 10 加速度有效值与实时健康状态等级对应关系图

由图 10 的对比加速度有效值与实时健康状态等级对应关系可以看出:

有效值曲线在第 141 点之前较为平稳,轴承运行状态良好,实时健康等级评估为“健康”;在 157 点之后 199 点之前,有效值基本维持稳定,轴承处于新的磨合期,实时健康等级评估为“亚健康”;在第 199 点之后 229 点之前,有效值异常增大,轴承加速劣化,实时健康等级评估为“监控运行”;第 229 点之后有效值短暂增大后整体趋于平稳,但是局部波动很大,轴承性能退化严重,已经影响设备正常工作,健康等级评估为“建议停机”;第 328 点之后,有效值再一次增大,直至故障停机。

“建议停机”与故障触发报警停机,时间间隔约 8 d,为预测性维修任务制定争取了时间。

4.2 评估结果验证

计算深沟球轴承 6217 故障特征频率,如表 3 所示。

表 3 6217 轴承特征频率

故障位置	特征频率/Hz
内圈	342.32
外圈	207.67
滚动体	96.00
保持架	18.88

为验证评估结果的有效性,笔者对本文评估结果健康等级变化点前后进行包络图谱分析(即编号为 141 点、157 点、199 点与 229 点的数据),相关文献^{[23]8}已经探测到 142 点轴承出现早期故障,因此取 141 点进行包络图谱分析,如图 11 所示。

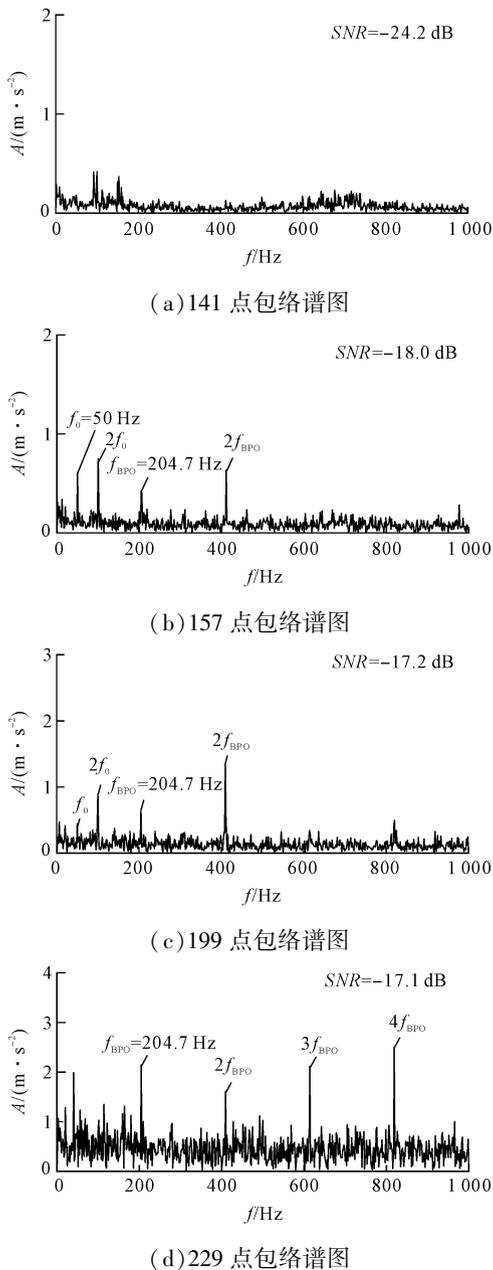


图 11 健康等级变化点前后数据包络分析谱图

由图 11 可知:

141 点包络谱图中无故障特征频率,轴承即为“健康”状态;157 点包络谱图中,除工频和倍频外,出现了 204.7 Hz 的外圈故障特征频率及其 2 倍频,轴承为“亚健康”状态^[24];199 点包络谱图中,故障特征频率幅值增大,说明轴承性能进一步劣化,为“监控运行”状态;229 点包络谱图中,故障特征频率幅值大幅增长,并且随之出现 3 倍、4 倍外圈故障特征频率,说明轴承邻近失效,为“建议停机”状态。

为进一步量化表示不同健康状态前后信号故障特征频率的变化,本文采用信噪比作为缺陷频率增强程度评估指标。

基于包络谱结果计算信噪比过程如下^[25]:

$$SNR = 10 \log \frac{Y(K_{BPO})}{\sum_{K=1}^{N/2} Y(K) - Y(K_{BPO})} \quad (7)$$

式中: K_{BPO} —信号外圈特征频率及其倍频; $Y(K)$ —信号包络谱中谱线峰值; N —采样点数。

不同健康状态前后信号的 SNR 对比如表 4 所示。

表 4 不同健康状态前后信号的 SNR 对比

样本编号 (健康等级)	141 点 (健康)	157 点 (亚健康)	199 点 (监控运行)	229 点 (建议停机)
SNR/dB	-24.2	-18.0	-17.2	-17.1

由表 4 可知,不同健康状态前后数据点信号包络图谱信噪比逐渐增大,说明信号故障特征频率明显,轴承劣化程度逐渐加剧,与实时健康评估结果相吻合。该结果证明评估结果是准确可信的。

5 结束语

针对旋转设备性能退化状态缺乏量化评价准则的问题,本文构建了一种基于相对特征的滚动轴承实时健康评估模型;为优化滚动轴承性能退化指标与提高模型泛化性,笔者提出了相对特征的概念;以滚动轴承全寿命周期的实验数据为训练数据,笔者建立了设备健康状态评价准则知识库;选择某工程案例数据作为待测数据,对提出的健康评估方法进行了验证。

研究表明:

(1) 提出的滚动轴承实时健康评估模型可以在不依赖外部专家先验知识,以及不需要待评定设备历史故障数据的情况下实现在线实时评估,可以应用到具有滚动轴承的离心泵或其他设备中,具有良好的泛化性;

(2) 相对特征不受个体设备差异的影响,并且取值范围为(0,1],便于划分失效状态,解决了一些指标失效阈值上限难以确定的问题;

(3) 该模型能够有效表征旋转设备实时性能退化状态,对于实现旋转设备智能运维具有重要的工程应用价值。

目前,由于滑动轴承与齿轮箱齿轮案例数据尚不充足,以该健康评估模型为基础的后续研究中,可以尝试对离心压缩机、风力发电机等旋转机械实时健康状态评估。

参考文献 (References):

- [1] ATTOUI I, FERGANI N, BOUTASSETA N, et al. A new time-frequency method for identification and classification of ball bearing faults [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017(397):241-265.

- [2] 张 龙,宋成洋,邹友军,等.基于 Renyi 熵和 K-medoids 聚类的轴承性能退化评估[J].振动与冲击,2020,39(20):24-31,46.
- [3] 王 冰,王 微,胡 雄,等.基于 GG 模糊聚类的退化状态识别方法[J].仪器仪表学报,2018,39(3):21-28.
- [4] 孙德建,胡 雄,王 冰,等.基于 GG 模糊聚类的滚动轴承退化阶段划分研究[J].机电工程,2019,36(11):1166-1171.
- [5] 王 冰,胡 雄,李洪儒,等.基于基本尺度熵与 GG 模糊聚类的轴承性能退化状态识别[J].振动与冲击,2019,38(5):190-197,221.
- [6] 王奉涛,陈旭涛,闫达文,等.流形模糊 C 均值方法及其在滚动轴承性能退化评估中的应用[J].机械工程学报,2016,52(15):59-64.
- [7] 王 冰,李洪儒,陈强华,等.基于数学形态分形维数与模糊 C 均值聚类的滚动轴承退化状态识别[J].兵工学报,2015,36(10):1982-1990.
- [8] WANG B, HU X, LI H. Rolling bearing performance degradation condition recognition based on mathematical morphological fractal dimension and fuzzy C-means[J]. **Measurement**,2017(109):1-8.
- [9] 吴 军,郝 刚,邓 超,等.基于模糊 C-均值聚类的轴承性能衰退评估方法[J].计算机集成制造系统,2015,21(4):1046-1050.
- [10] 周建民,徐清瑶,张 龙,等.基于小波包 Tsallis 熵和 FCM 的滚动轴承性能退化评估[J].机械传动,2016,40(5):110-115.
- [11] 何正嘉,曹宏瑞,訾艳阳,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.
- [12] 王庆锋,刘家赫,刘晓金,等.数据驱动的旋转设备性能退化趋势预测方法[J/OL].计算机集成制造系统;1-17 [2021-04-06]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20200817.0847.002.html>.
- [13] 李巍华,戴炳雄,张绍辉.基于小波包熵和高斯混合模型的轴承性能退化评估[J].振动与冲击,2013,32(21):35-40,91.
- [14] 孙占民,唐旭明,万 浩,等.基于改进基本尺度熵的轴承退化特征分析方法研究[J].机电工程,2020,37(5):517-521.
- [15] WANG Q, LIU X, WEI B, et al. Online incipient fault detection method based on improved ℓ_1 trend filtering and support vector data description [J]. **IEEE Access**, 2021(9):30043-30059.
- [16] 曾 山.模糊聚类算法研究[D].武汉:华中科技大学人工智能与自动化学院,2012.
- [17] 齐 淼,张化祥.改进的模糊 C-均值聚类算法研究[J].计算机工程与应用,2009,45(20):133-135.
- [18] 申中杰,陈雪峰,何正嘉,等.基于相对特征和多变量支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测[J].机械工程学报,2013,49(2):183-189.
- [19] 侯晓东,杨江平,邓 斌,等.基于多指标相似性的 T/R 组件剩余寿命融合预测方法[J].国防科技大学学报,2019,41(4):190-198.
- [20] LEE J, QIU H, YU G, et al. 'Bearing Data Set', IMS, University of Cincinnati. NASA Ames Prognostics Data Repository[Z]. 2007.
- [21] RAI A, UPADHYAY S H. An integrated approach to bearing prognostics based on EEMD-multi feature extraction, Gaussian mixture models and Jensen-Rényi divergence[J]. **Applied Soft Computing**,2018,71:36-50.
- [22] HAI Q, LEE J, JING L, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. **Journal of Sound & Vibration**,2006,289(4-5):1066-1090.
- [23] 王庆锋,卫炳坤,刘家赫,等.一种数据驱动的旋转机械早期故障检测模型构建和应用研究[J].机械工程学报,2020,56(16):22-32.
- [24] 张文凤,周 俊.基于 Dropout-CNN 的滚动轴承故障诊断研究[J].轻工机械,2019,37(2):62-67.
- [25] ZHANG H, HE Q, LU S, et al. Stochastic resonance with a joint woods-saxon and gaussian potential for bearing fault diagnosis [J]. **Mathematical Problems in Engineering**, 2014(2014):315901.

[编辑:杨骏泽]

本文引用格式:

王庆锋,张 程,卫炳坤,等.基于相对特征的滚动轴承实时健康评估方法研究[J].机电工程,2021,38(9):1099-1106.

WANG Qing-feng, ZHANG Cheng, WEI Bing-kun, et al. Real-time health assessment method for rolling bearings based on relative characteristics[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2021,38(9):1099-1106.《机电工程》杂志;<http://www.meem.com.cn>