

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902813

基于散布熵和余弦欧氏距离的滚动轴承性能退化评估方法*

杨潇谊^{1,2,3} 吴建德^{1,2,3} 马 军^{1,2,3}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2. 云南省人工智能重点实验室 昆明 650500;
3. 云南省矿物管道输送工程技术研究中心 昆明 650500)

摘要:针对传统特征指标评估轴承性能退化状态时可靠性、敏感性低的问题,提出一种基于散布熵和余弦欧氏距离的滚动轴承性能退化评估方法。首先,将待测滚动轴振动信号分为健康数据和测试数据,分别对其进行集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),得到若干本征模态分量(intrinsic mode function, IMF),计算各IMF分量与原信号的相关系数,并根据相关系数准则选择IMF分量重构信号;然后,计算重构信号的散布熵,通过结合欧氏距离和余弦距离得到健康数据和测试数据散布熵之间的余弦欧氏距离作为退化指标;最后,利用切比雪夫不等式计算余弦欧氏距离健康阈值,评估轴承性能退化状态。实验结果表明,利用散布熵之间的余弦欧氏距离可以有效、及时地判断轴承性能退化状态,并且与其他指标相比,其敏感性、鲁棒性更高,能够更好地刻画滚动轴承性能退化趋势,为滚动轴承性能退化评估提供新的解决方法。

关键词:滚动轴承;性能退化评估;散布熵;余弦欧氏距离

中图分类号: TH17; TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Rolling bearing performance degradation assessment method based on dispersion entropy and cosine Euclidean distance

Yang Xiaoyi^{1,2,3} Wu Jiande^{1,2,3} Ma Jun^{1,2,3}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
2. Key Laboratory of Artificial Intelligence of Yunnan Province, Kunming 650500, China;
3. Engineering Research Center for Mineral Pipeline Transportation of Yunnan Province, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problems of low reliability and sensitivity when evaluating the degradation of bearing performance with traditional characteristic indicators, a method for evaluating the degradation of rolling bearing performance based on dispersion entropy and cosine Euclidean distance is proposed. First, the vibration signal of the rolling bearing to be tested is divided into health data and test data, decomposed by EEMD respectively to obtain several Intrinsic Mode Functions (IMF). Calculate the correlation coefficient between each IMF component and the original signal, and the IMF components are selected according to the correlation coefficient criterion to reconstruct signal. Then, the dispersion entropy of the reconstructed signal is calculated, and the Euclidean distance and the cosine distance are combined to obtain the degradation index cosine Euclidean distance between the health data and the test data dispersion entropy. Finally, the Chebyshev inequality is used to calculate the cosine Euclidean distance health threshold to evaluate the degradation of the bearing performance. The experimental result shows that the cosine Euclidean distance between dispersion entropy can effectively and timely judge the degradation state of the bearing performance, and compared with other indexes, its sensitivity and robustness are higher, which can better describe the degradation trend of the rolling bearing performance, and provide a new solution for the evaluation of the rolling bearing performance degradation.

Keywords: rolling bearing; performance degradation assessment; dispersion entropy; cosine euclidean distance

0 引言

滚动轴承是旋转机械中最重要部件之一,其运行状态是否正常往往直接影响到整个机械系统的性能,如果发生故障可能会导致巨大的经济损失。因此对轴承的剩余寿命进行评估预测,及时制定维修策略,使设备接近或达到零停机状态,具有重要的意义^[1]。

轴承性能退化评估主要步骤分为信号预处理、故障特征提取和评估轴承退化状态。其中,常用的信号预处理方法有小波变换(wavelet transform, WT)、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、集成经验模态分解(eensemble empirical mode decomposition, EEMD)等。小波变换去噪效果显著,但是缺乏自适应性^[2];EMD 可以自适应地分解信号,但是存在端点效应、模态混叠等问题^[3];为改善其不足, Wu 等^[4]提出了 EEMD 作为 EMD 的改进。

特征提取技术主要分为时域分析、频域分析、时-频域分析^[5]。滚动轴承的振动信号由于间隙、摩擦与刚度等非线性因素,滚动轴承运行时表现出非线性特征,传统时、频域线性特征指标无法准确地刻画轴承的退化趋势。随着非线性动力学理论的发展,神经网络、分形维数、熵等许多非线性分析方法已被广泛应用到机械故障诊断领域^[6]。其中,熵作为一种统计方法,可以通过考虑时间序列的非线性行为来量化其复杂性并检测其动态变化,已广泛应用于旋转机械的故障诊断^[7]。An 等^[8]利用近似熵和自适应迭代滤波(ALIF)对轴承进行了故障识别;吕宏政等^[9]利用样本熵和变分模态分解(VMD)对轴承进行了故障诊断;Zheng 等^[10]利用模糊熵和局部特征尺度分解(LCD)对轴承进行了故障检测等。但是,近似熵严重依赖于数据长度,其估计值往往低于预期值^[11]。样本熵与模糊熵存在计算效率低等缺陷^[12]。针对上述熵值存在的缺陷,Mostafa 等^[13]于 2016 年提出了散布熵,散布熵可同时检测带宽、频率和幅度变化,更有效的提取信息,且其计算时间也大大缩短,抗干扰性强,对噪声不敏感,可以有效反应轴承变化趋势,在滚动轴承性能退化评估与故障检测领域得到了广泛的应用^[14]。

评估轴承退化状态的本质是判断振动信号健康数据和测试数据之间的相关性,进而评估轴承的性能退化状态^[15]。Wu 等^[16]将多域特征与马氏距离结合,评估轴承的性能退化程度;剡昌锋等^[17]融合多个特征参数,通过马田系统对轴承实现了状态检测;陈剑等^[18]通过结合 VMD 与马田系统实现了滚动轴承故障检测。从上述文献可以看出,大多文献只针对幅度相似性进行性能退化评估,而忽略了角度相似性,但是角度相似性对滚动轴承的性能退化判断评估也有重要的作用。

本文针对以上问题,将滚动轴承振动信号进行 EEMD 分解去噪,以散布熵作为特征向量,通过结合欧氏距离和余弦距离构建退化指标余弦欧氏距离。其中,欧氏距离可衡量幅度相似性,余弦距离可衡量角度相似性。然后,通过切比雪夫不等式计算余弦欧氏距离健康阈值,评估轴承性能退化情况。经实验验证,该方法可以有效的对轴承实现状态评估,并且其敏感性、鲁棒性优于其他退化指标,可以更准确地描述轴承的退化趋势以评估轴承退化状态。

1 基本理论

1.1 集合经验模态分解

为克服 EMD 方法中模态混叠、端点效应等不足, Wu 和 Huang 提出了 EEMD 方法,在 EMD 的基础上引入高斯白噪声,使得信号在不同尺度上具有连续性,从而改变了信号的极值点分布,实现了改进,具体步骤参考文献^[19],本文不再赘述。

1.2 散布熵

散布熵是表征时间序列复杂性和不规则程度的非线性动力学方法,给定一个非线性时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 具体计算步骤如下^[20]。

1) 将 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 通过正态分布函数映射到 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 。

2) 将 y_i 映射到 $z_i, z_i = R(c \cdot y_i + 0.5)$, 其中 c 为类别个数, $R(\cdot)$ 表示取整函数。

3) 嵌入向量 $z_i^{m,c} = \{z_i^c, z_{i+d}^c, \dots, z_{i+(m-1)d}^c\}, i = 1, 2, \dots, N - (m - 1)d$, 其嵌入维数为 m , 时间延迟为 τ 。将每个时间序列 $z_i^{m,c}$ 映射到散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$, 其中 $z_i^c = v_0, z_{i+d}^c = v_1, \dots, z_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}$ 。

4) 对于每个散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$, 其相对频率可表示为:

$$p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{\text{Number}\{i \mid i \leq N - (m - 1)d, z_i^{m,c} \text{ hastype } \pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}\}}{N - (m - 1)d} \quad (1)$$

式中: $N - (m - 1)d$ 表示嵌入向量的总个数。

5) 具有嵌入维数 m , 时间延迟 d 和类别 c 的时间序列的散布熵计算如下:

$$DE(X, m, c, d) = - \sum_{\pi=1}^{c^m} p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \ln(p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})) \quad (2)$$

根据文献^[21], 本文将散布熵的参数设置为: 时间延迟 $d = 1$, 嵌入维数 $m = 3$, 类别 $c = 6$ 。

1.3 余弦欧氏距离

对于 n 维向量, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 两个向量之间的欧氏距离 OD 定义为:

$$OD = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3)$$

余弦距离 CD 定义为:

$$CD = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (4)$$

欧氏距离只能从幅度方面衡量向量间的相似性,余弦距离则只能从角度方面衡量向量间的相似性,为提高评估准确性,通过加权两种距离得到余弦欧氏距离,可以从幅度、角度两方面对向量相似性进行计算,计算公式如下:

$$D = \alpha OD + \beta CD \quad (5)$$

式中: α, β 为权重系数。因为健康数据的欧氏距离和余弦距离都在一定范围内波动,因此健康数据的余弦欧氏距离也应当在一定范围内波动。为了更好地实现健康数据与退化数据的区分,本文分别根据健康数据的欧氏距离变异程度和余弦距离变异程度确定余弦欧氏距离的权重。具体公式如下:

$$\alpha = \frac{\psi_1}{\psi_1 + \psi_2}, \beta = \frac{\psi_2}{\psi_1 + \psi_2} \quad (6)$$

$$\psi_1 = \frac{S_{OD}}{\mu_{OD}} \quad (7)$$

$$\psi_2 = \frac{S_{CD}}{\mu_{CD}} \quad (8)$$

式中: ψ_1 为健康数据欧氏距离的变异系数; S_{OD} 为健康数据欧氏距离的标准差; μ_{OD} 为健康数据欧氏距离的均值; ψ_2 为健康数据余弦距离的变异系数; S_{CD} 为健康数据余弦距离的标准差; μ_{CD} 为健康数据余弦距离的均值。

1.4 健康阈值

通过上述方法计算出余弦欧氏距离之后,利用式(9)的切比雪夫不等式确定健康阈值,在对轴承进行

性能退化评估过程中,如果余弦欧氏距离大于健康阈值,则判定为轴承发生退化。

$$P\{|D_h - E_d| \geq \varepsilon_d\} \leq \frac{\sigma_d}{\varepsilon_d} \quad (9)$$

式中: D_h 为健康状态下的余弦欧氏距离序列; E_d 和 σ_d 分别为 D_h 的期望和方差。根据文献[21],本文设 $\varepsilon_d = 5\sigma_d$, 表示有 96% 的数据位于其平均值的 5 个标准差范围内,即至少有 96% 的数据落在健康区间中,健康区间为:

$$\phi = \{\mu_d - 5\sigma_d \leq x \leq \mu_d + 5\sigma_d\} \quad (10)$$

式中: μ_d 为序列 D_h 的平均值。可得两个阈值 $T_1 = \mu_d + 5\sigma_d, T_2 = \mu_d - 5\sigma_d$, 经后续计算阈值 T_2 始终小于 0, 而本文所提余弦欧氏距离始终大于 0, 因此仅保留阈值:

$$T = \mu_d + 5\sigma_d \quad (11)$$

2 基于散布熵和余弦欧氏距离的评估方法

本文基于散布熵和余弦欧氏距离的滚动轴承性能退化评估方法具体步骤如下。

1) 获取原始滚动轴承振动信号作为测试数据,根据文献[22],将测试数据的前 1/4 周期作为健康数据。

2) 使用 EEMD 分别对健康数据和测试数据进行分解,计算各 IMF 分量与原始振动信号的相关系数,根据文献[23],本文选择相关系数大于 0.3 的 IMF 分量进行信号重构。

3) 分别计算步骤 2) 得到的重构信号的散布熵,将其作为特征向量。

4) 计算健康数据和测试数据特征向量之间的欧氏距离和余弦距离。将其加权得到余弦欧氏距离,作为退化指标。

5) 选择步骤 4) 计算得到的余弦欧氏距离的前 1/4 数据,作为健康状态的余弦欧氏距离 D_h 。通过切比雪夫不等式计算健康区间,并确定健康阈值,判断轴承性能退化状态,若余弦欧氏距离大于健康阈值,则轴承开始退化。

方法流程如图 1 所示。

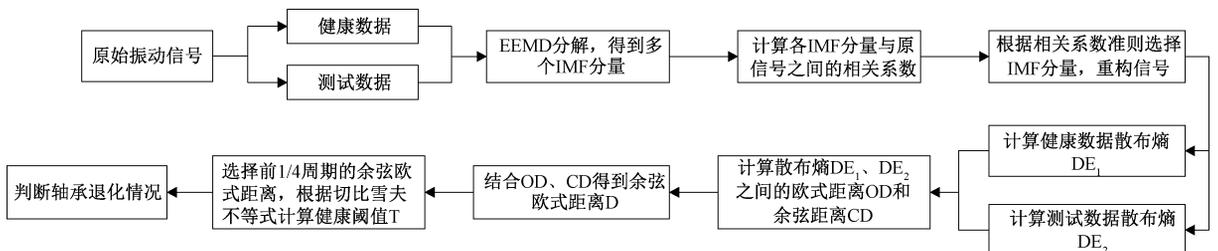


图 1 性能退化评估流程

Fig. 1 Performance degradation assessment flow chart

3 实验分析

3.1 数据来源

为了验证本方法有效性,使用美国辛辛那提大学智能维护系统(IMS)的滚动轴承全寿命周期数据进行实验。图 2 所示为轴承实验平台情况,由 1 个主轴、4 个实验轴承、一个交流电动机和摩擦带组成。4 个 Rexnord ZA-2115 双列轴承安装在主轴上,交流电动机通过摩擦带连接到主轴,将转速保持在 2 000 r/min,每个轴承有 16 个滚动体。PCB352B33 高灵敏度石英 ICP 加速度计安装在每个轴承座上记录振动信号。数据集采样频率为 20 kHz,数据采集间隔时间为 10 min,数据长度为 20 480 点。

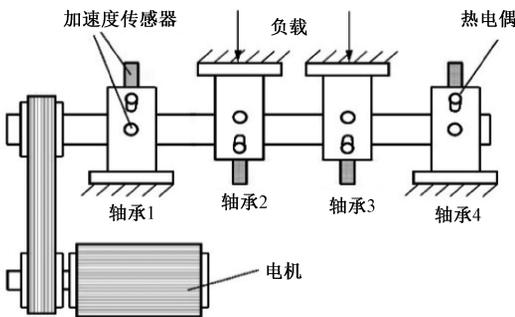


图 2 实验平台

Fig. 2 Experimental platform

3.2 实验分析

1) 外圈故障实验分析

对美国辛辛那提大学智能维护系统的滚动轴承全寿命周期数据中实验 2 发生外圈故障的轴承 1 进行退化评估分析,该组实验采集时间为 2004 年 2 月 12 日 10:32:39~2004 年 2 月 19 日 06:22:39,共 164 小时,含有 984 个数据文件。轴承 1 从正常运行到外圈故障失效的全寿命周期的波形如图 3 所示,从图 3 可看到,轴承于约在第 1.44×10^7 个采样点(第 703 个数据文件)幅值上升,但由于轴承再运行过程中会因噪声等原因引起瞬态冲击信息,不能直接以其振幅为评估标准。本文通过散布熵与余弦欧氏距离进行如下评估实验。

针对实验中待测滚动轴承全寿命周期数据,选取前 250 个数据文件作为健康数据。首先,对健康数据和测试数据分别进行 EEMD 分解,计算各 IMF 分量与原信号的相关系数,保留相关系数大于 0.3 的 IMF 分量进行信号重构。然后,计算重构信号的散布熵,及健康数据与测试数据散布熵之间的欧氏距离和余弦距离,通过将两种距离加权得到余弦欧氏距离作为退化指标。其中,根据式(6)~(8)计算出加权重为 $\alpha = 0.9, \beta = 0.1$ 。最后,

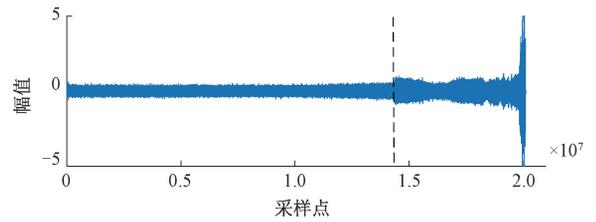


图 3 滚动轴承 1 全生命周期波形

Fig. 3 Rolling bearing full life cycle waveform

选择前 250 个余弦欧氏距离,通过式(11)计算健康阈值,得到 $T=0.047$,轴承的余弦欧氏距离及计算的健康阈值如图 4 所示。

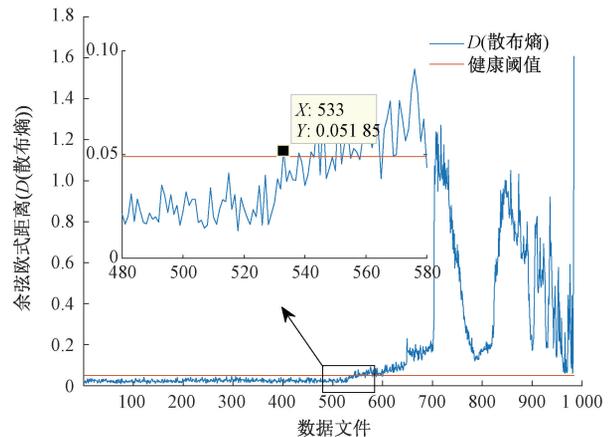


图 4 轴承 1 余弦欧氏距离(散布熵)随时间的变化

Fig. 4 The cosine Euclidean distance (dispersion entropy) of bearing 1 changing with time

从图 4 可以发现,滚动轴承前 500 个左右数据文件的退化指标值很小,且评估曲线趋势变化稳定,轴承的性能状态良好。在第 533 个数据点附近有明显增加,超过健康阈值,轴承开始发生退化。在第 700 个数据点附近,评估曲线有明显上升趋势,说明轴承退化程度加重。在 850~970 个数据点间,评估曲线呈现出下降趋势,根据文献[24],可能为轴承故障反复加深又被磨平的过程。在 970~984 个数据点间,评估曲线再次大幅上升,轴承发生严重故障直至失效。

根据文献[25]对第 532 组、533 组数据进一步做最大相关峭度反卷积分析(maximum correlated Kurtosis deconvolution, MCKD),图 5 所示为第 532 个数据点处经 MCKD 滤波后的信号,可见其故障特征不明显。图 6 所示为第 533 个数据点处的经 MCKD 滤波后的信号,包络谱中 236.3 Hz 处有明显增幅,与滚动轴承外圈故障特征频率 236.4 Hz 基本吻合,说明轴承外圈发生退化,与本文方法计算得到的滚动轴承退化时间一致,可见散布熵与余弦欧氏距离可以准确地判断出轴承的开始退化时间。

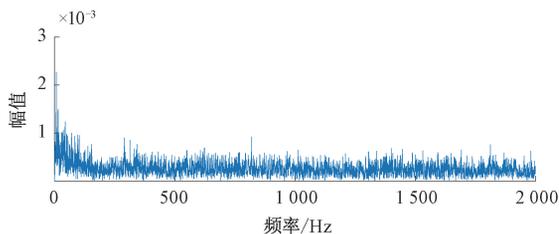


图 5 第 532 个数据点处经 MCKD 滤波后的信号

Fig. 5 Signal filtered by MCKD at the 532th data point

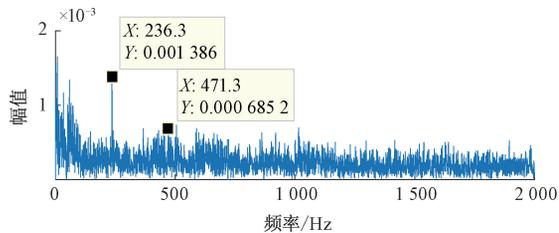


图 6 第 533 个数据点处经 MCKD 滤波后的信号

Fig. 6 Signal filtered by MCKD at the 533th data point

为验证散布熵在刻画轴承性能退化过程的优势,选择样本熵与余弦欧氏距离进行评估实验,实验结果如图 7 所示。由图 7 可见,在第 604 个数据点处超过健康阈值,相比于散布熵与余弦欧氏距离,其发现早期性能退化情况较晚。并且,比较图 4、7 评估曲线,可发现图 4 的评估曲线随轴承运行时间的增长,其变化幅度明显高于图 7 中曲线,对轴承的退化趋势刻画的更加明显,更能分辨出轴承的退化情况。说明散布熵相比于样本熵,对轴承的性能退化更敏感,可以更早地发现轴承的早期退化。

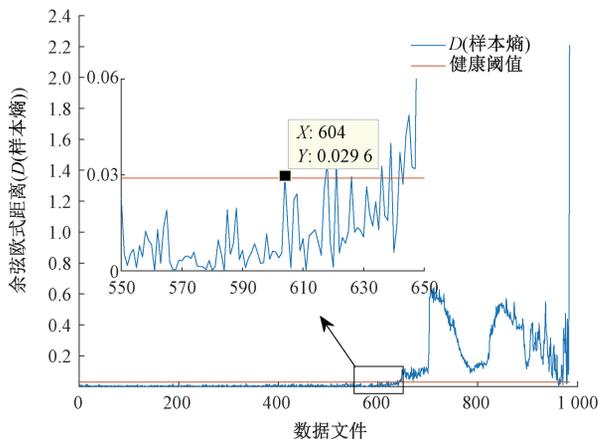


图 7 轴承 1 余弦欧氏距离(样本熵)随时间的变化

Fig. 7 Thecosine Euclidean distance (Sample entropy) of bearing 1 changing with time

为证明将角度相似性问题引入到健康数据和测试数据之间相关性判断中的必要性,选择散布熵与欧氏距离

及样本熵与欧氏距离对轴承进行性能退化评估。图 8 所示为散布熵与欧氏距离的评估结果图,可见只利用欧氏距离进行评估无法及时地发现轴承的初始退化点,在第 551 个数据点处才发现轴承的早期退化。图 9 所示为样本熵与欧氏距离的评估曲线,在第 618 个数据点发现轴承退化,同样相较于样本熵与余弦欧氏距离的评估曲线,其发现轴承退化现象较晚。

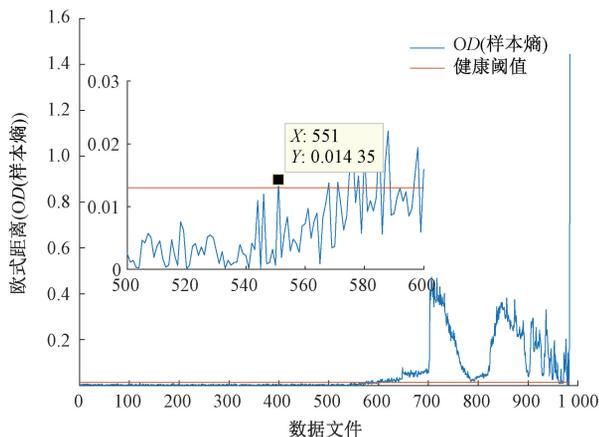


图 8 轴承 1 欧氏距离(散布熵)随时间的变化

Fig. 8 The Euclidean distance (dispersion entropy) of bearing 1 changing with time

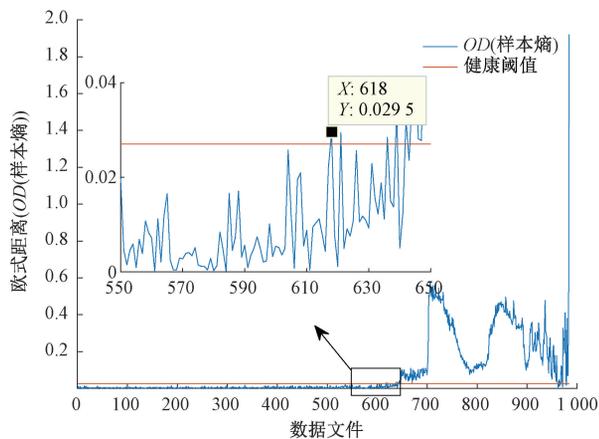


图 9 轴承 1 欧氏距离(样本熵)随时间的变化

Fig. 9 Thecosine Euclidean distance (Sample entropy) of bearing 1 changes with time

选择传统时域特征中的均方根、峭度值及标准差进行评估实验。图 10 所示为均方根(RMS)随轴承运行时间的变化,可见于第 534 个数据点发现轴承退化,和散布熵与余弦欧氏距离评估出的退化时间近似。但是,其变化幅度相对较小,对轴承性能退化的敏感性较低。图 11 所示为峭度值(Kur)随时间的变化,峭度值在第 648 个数据点处才超过健康阈值,并且,在 700~970 数据点间,峭度值在该阶段与前期退化指标评估值有所重叠,易造成

退化情况识别错误。图 12 所示为标准差 (Std) 随时间的变化,标准差在第 649 个数据点处发现轴承早期退化现象,远迟于散布熵与余弦欧氏距离得到的评估结果。基于该组实验分析,传统时域特征相较于本文研究,其发现轴承早期退化现象较晚,且随轴承运行时间的变化幅度也较低,无法有效、准确地刻画轴承的退化趋势。

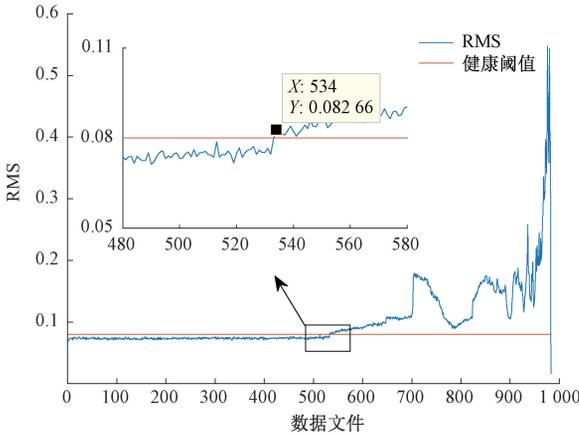


图 10 轴承 1 均方根随时间的变化

Fig. 10 The RMS of bearing 1 changing with time

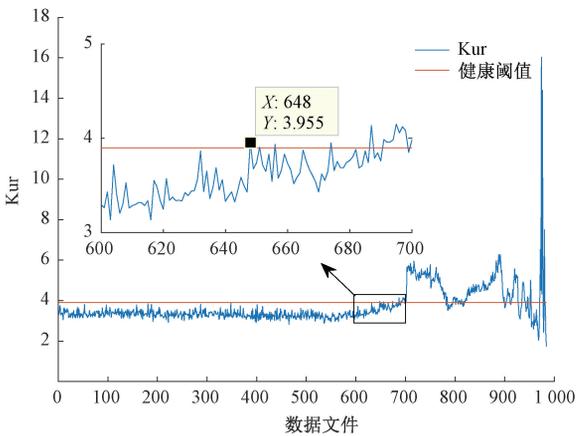


图 11 轴承 1 峭度值随时间的变化

Fig. 11 The kurtosis of bearing 1 changing with time

2) 内圈故障实验分析

对美国辛辛那提大学智能维护系统的滚动轴承全寿命周期数据的实验 1 中发生内圈故障的轴承 3 进行退化评估分析,该组实验采集时间为 2003 年 10 月 22 日 12:06:24~2003 年 11 月 25 日 23:39:56,共有 2 156 个数据文件。重复上述实验步骤,选取前 500 个数据文件作为健康数据。首先,对健康数据和测试数据进行 EEMD 分解,计算各 IMF 分量与原信号的相关系数,保留相关系数大于 0.3 的分量进行信号重构。然后,计算重构信号的散布熵,及健康数据与测试数据散布熵之间的欧氏距离和余弦距离,通过加权得到余弦欧氏距离作为退化指

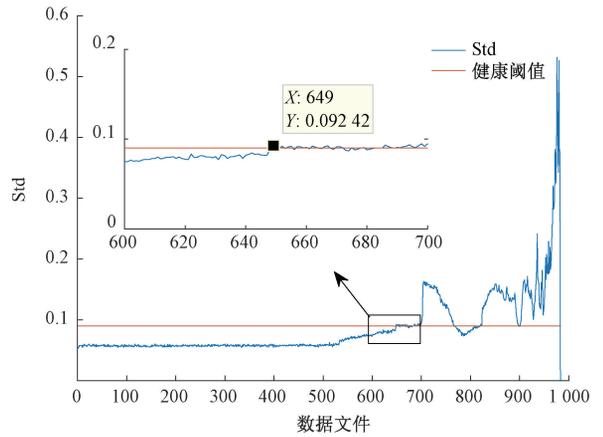


图 12 轴承 1 标准差随时间的变化

Fig. 12 The standard deviation of bearing 1 changing with time

标。其中,根据式(6)~(8)计算出加权权重为 $\alpha = 0.85$, $\beta = 0.15$ 。最后,选择前 500 个余弦欧氏距离,通过式(11)计算健康阈值,得到 $T = 0.05$,轴承的余弦欧氏距离及计算的健康阈值如图 13 所示。

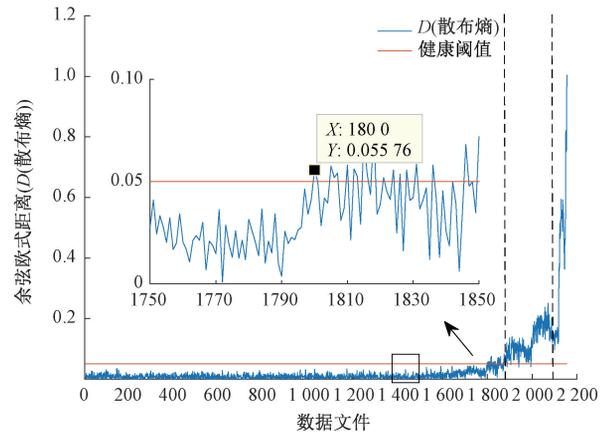


图 13 轴承 3 余弦欧氏距离(散布熵)随时间的变化

Fig. 13 The cosine Euclidean distance (dispersion entropy) of bearing 3 changing with time

从图 13 可以发现,滚动轴承运行前期散布熵之间的余弦欧氏距离值很小,且评估曲线趋势变化稳定,轴承的性能状态良好。在第 1 800 个数据点附近有明显增加,余弦欧氏距离超过健康阈值,说明轴承开始发生退化。在第 1 890 个数据点附近,评估曲线有明显上升趋势,说明轴承退化程度加重。在 2 100~2 156 个数据点间,评估曲线再次大幅上升,轴承发生严重故障直至失效。

对第 1 799 组、1 800 组数据进一步做 MCKD 滤波分析,图 14 所示为第 1 799 个数据点处经 MCKD 滤波后的信号,可见其故障特征不明显。图 15 所示为第 1 800 个数据点处的经 MCKD 滤波后的信号,包络谱中 301.3 Hz 处有明显增幅,与滚动轴承外圈故障特征频率 296.93 Hz

基本吻合,说明轴承内圈发生退化,与本文方法计算得到的滚动轴承退化时间一致,可见散布熵与余弦欧氏距离可以准确地判断出轴承的开始退化时间。

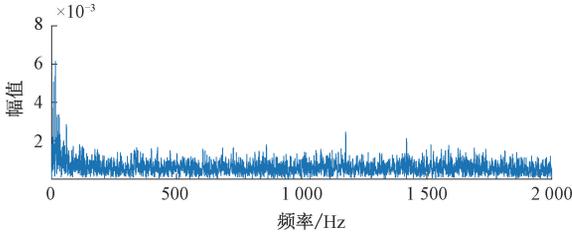


图 14 第 1 799 个数据点处经 MCKD 滤波后的信号
Fig. 14 Signal filtered by MCKD at the 1 799th data point

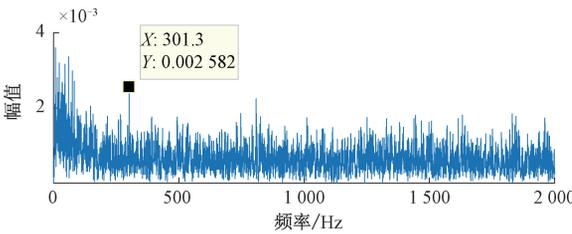


图 15 第 1 800 个数据点处经 MCKD 滤波后的信号
Fig. 15 Signal filtered by MCKD at the 1 800th data point

选择轴承样本熵之间的余弦欧氏距离进行评估实验,实验结果如图 16 所示,可见在 1 810 个数据点处超过健康阈值,相比于散布熵与余弦欧氏距离,其发现早期性能退化情况较晚。并且,比较图 13、16 评估曲线,可见图 13 的退化评估曲线相比于图 16 的退化评估曲线,其随轴承运行时间的变化幅度相对较高,可以更显著地刻画轴承的退化趋势、更清晰地分辨轴承的退化情况。

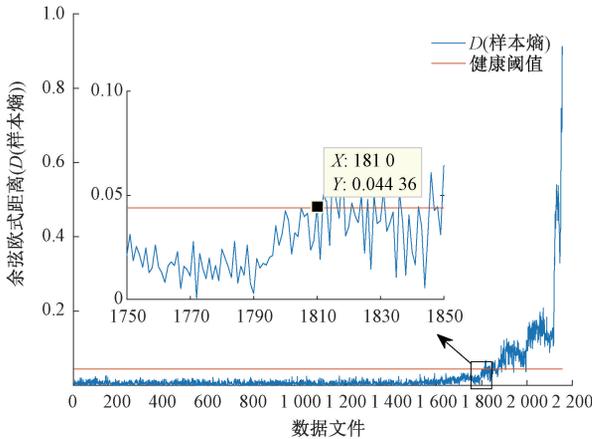


图 16 轴承 3 余弦欧氏距离(样本熵)随时间的变化
Fig. 16 The cosine Euclidean distance (Sample entropy) of bearing 3 changing with time

轴承进行性能退化评估。图 17 所示为散布熵与欧氏距离的实验结果,可见只利用欧氏距离进行轴承的退化评估无法及时地发现轴承的初始退化点,在第 1 805 个数据点处才发现轴承的早期退化。说明余弦欧氏距离相比于余弦距离可以更准确地刻画轴承的退化情况。图 18 所示为样本熵与欧氏距离的评估曲线,在第 1 812 个数据点发现轴承退化,同样相较于样本熵与余弦欧氏距离的评估曲线,其发现轴承退化现象较晚,体现了余弦欧氏距离的有效性。

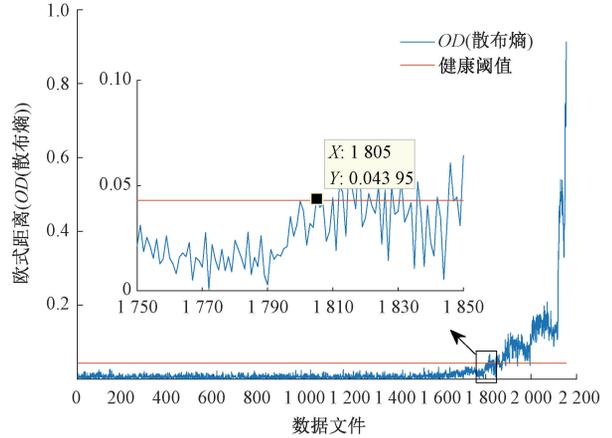


图 17 轴承 3 欧氏距离(散布熵)随时间的变化
Fig. 17 The Euclidean distance (dispersion entropy) of bearing 3 changing with time

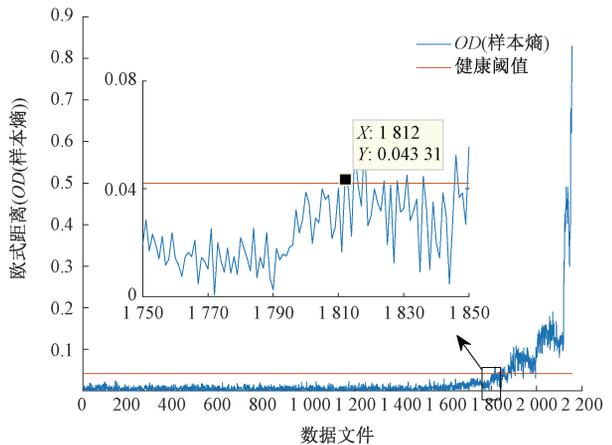


图 18 轴承 3 欧氏距离(样本熵)随时间的变化
Fig. 18 The cosine Euclidean distance (Sample entropy) of bearing 3 changing with time

选择传统时域特征中的均方根、峭度值及标准差进行评估实验。图 19 所示为均方根随轴承运行时间的变化,从图 19 可以发现轴承在第 1 805 个数据点发生退化,相比于散布熵与余弦欧氏距离其发现轴承早期退化较晚,同时第 1 764 个数据点 RMS 值也高于了健康阈值。

选择选择散布熵与欧氏距离及样本熵与欧氏距离对

但是第 1 764 个数据点之后的一段数据均小于健康阈值且无明显增长趋势,因此可以判断 1 764 点为异常点,干扰滚动轴承的性能退化评估。图 20 所示为峭度值随轴承运行时间的变化,由图 20 可以看到,在应该处于健康状态的数据点之前(第 1 800 个数据点之前),存在许多超出健康阈值的峭度值,难以判断滚动轴承开始退化的时间点。另外,峭度值在退化开始后(在第 1 800 个数据点之后)表现出巨大的波动,更增加了评估难度。图 21 所示为标准差随轴承运行时间的变化,可见其与峭度值评估结果类似,均在滚动轴承运行初期出现多个超出健康阈值的数据点,且其随时间的变化幅度很小,无法评估处滚动轴承的早期退化时间。基于以上分析,可知相比于常用时域特征,本文研究可以及时、准确地判断出轴承的早期退化状态。

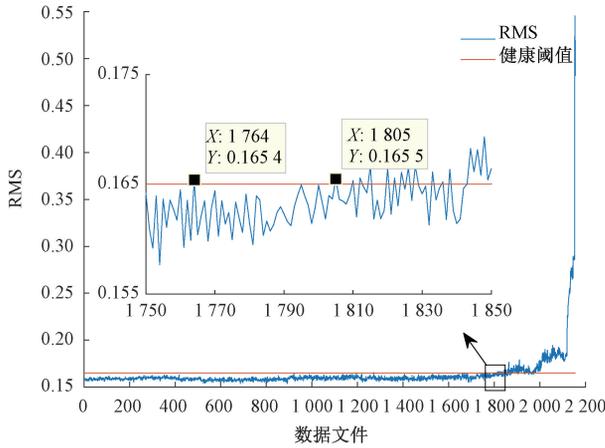


图 19 轴承 3 均方根随时间的变化

Fig. 19 The RMS of bearing 3 changing with time

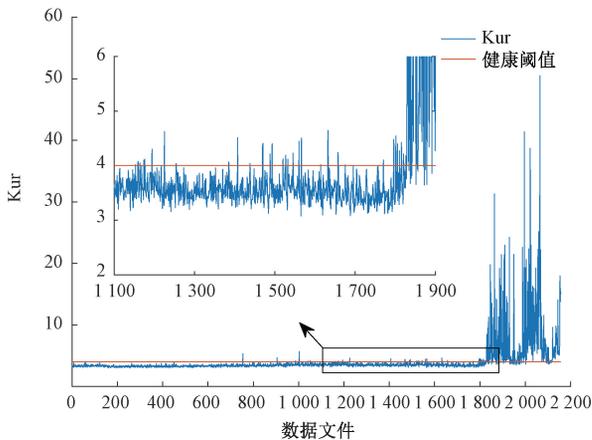


图 20 轴承 3 峭度值随时间的变化

Fig. 20 The kurtosis of bearing 3 changing with time

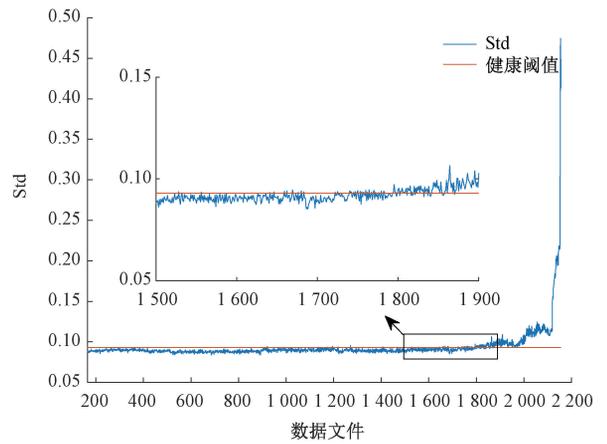


图 21 轴承 3 标准差随时间的变化

Fig. 21 The standard deviation of bearing 3 changing with time

为定量评估不同退化指标的性能,本文从鲁棒性^[26]和敏感性^[27]对各指标进行对比分析。

鲁棒性用来衡量健康指标对随机波形的稳定性,随机波动一般由轴承退化的随机性或工况变化引起的。鲁棒性的值介于 0~1,其值越高表示指标的鲁棒性更好,由式(12)计算。

$$Rob(X) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{-\left| \frac{x_k - x_k^T}{x_k} \right|} \quad (12)$$

式中:K 为健康指标值的总数; x_k 为健康指标在时间点 t_k 的值; x_k^T 为健康指标在时间点 t_k 的平均趋势值,一般由平滑技术计算。

敏感性反映了健康指标对轴承状态变化的灵敏程度,其值越高,表示指标对轴承健康状态变化越敏感,由式(13)计算。

$$Sen(X) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{x_{k+1} - x_k}{x_k} \quad (13)$$

计算结果如表 1 所示,可以看出余弦欧氏距离与熵值结合的鲁棒性、敏感性优于欧氏距离,说明将余弦距离和欧氏距离结合可以更好地评估轴承性能退化情况;散布熵与距离相似性的评估性能,则要优于样本熵与距离相似性的结合,说明散布熵相比于常用的熵,如样本熵可以更好地刻画轴承的退化趋势。而常用时域指标中,均方根可以找到与本文方法接近的轴承初始退化数据点,但其鲁棒性、敏感性明显低于熵值与余弦欧氏距离的评估方法,也不适用于直接评估轴承性能退化情况。

表1 各退化指标的鲁棒性、敏感性评估

Table 1 Robustness and sensitivity assessment of each degradation indicator

| 性能 | | 指标 | | | | | | |
|---------------|-------|---------|---------|---------|----------|----------|------------|------------|
| | | 均方根 | 峭度值 | 标准差 | 样本熵与欧氏距离 | 散布熵与欧氏距离 | 样本熵与余弦欧氏距离 | 散布熵与余弦欧氏距离 |
| 外圈故障 (轴承1) | 鲁棒性 | 0.673 7 | 0.694 9 | 0.582 7 | 0.971 8 | 0.967 1 | 0.973 9 | 0.998 0 |
| | 敏感性 | 0.272 8 | 0.624 1 | 0.032 5 | 2.789 5 | 2.995 9 | 3.789 5 | 4.690 1 |
| | 初始退化点 | 534 | 648 | 649 | 614 | 551 | 604 | 533 |
| 内圈故障 (轴承3) | 鲁棒性 | 0.615 5 | 0.634 6 | 0.588 4 | 0.932 3 | 0.935 5 | 0.934 6 | 0.993 3 |
| | 敏感性 | 0.117 7 | 0.131 9 | 0.206 0 | 2.486 3 | 2.608 9 | 3.783 5 | 4.783 6 |
| | 初始退化点 | 1 805 | — | — | 1 812 | 1 805 | 1 810 | 1 800 |

4 结 论

通过本文方法与常用熵值、单一距离及时域特征的对比实验分析可总结出如下结论。

1) 方法对滚动轴承的退化现象更敏感,可以更早、更快地发现滚动轴承早期退化,对轴承性能状态检测有着重要意义。

2) 通过引入“鲁棒性”和“敏感性”的方法性能评估指标,进一步论证了本文方法的有效性。

本文方法为轴承运行状态评估提供了一种新的解决方案,但方法未考虑对滚动轴承剩余寿命预测问题,这将是后续研究的重点工作之一。

参考文献

- [1] 朱朔,白瑞林,吉峰.改进 CHSMM 的滚动轴承剩余寿命预测方法[J].机械传动,2018,42(10):46-52,95.
ZHU SH, BAI R L, JI F. Rolling bearing remaining useful life prognosis method based on improved CHSMM [J]. Mechanical Transmission, 2018,42(10):46-52,95.
- [2] 陆文高,苏振华,齐晶,等.基于小波变换的卫星故障诊断方法[J].国外电子测量技术,2018,37(2):30-33.
LU W G, SU ZH H, QI J, et al. Satellite fault diagnosis method based on wavelet transform [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2018, 37(2):30-33.
- [3] LEI Y, LIN J, HE Z, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2013(35):108-126.
- [4] WU H Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009,1(1):1-41.
- [5] 吴涛,姜迪,吴建德,等.基于 CEEMD 和 FastICA 的滚动轴承故障诊断研究[J].电子测量与仪器学报,2019,33(4):186-194.
WU T, JIANG D, WU J D, et al. Fault diagnosis of

rolling bearing based on CEEMD and FastICA [J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2019,33(4):186-194.

- [6] CHEN Y S, ZHANG T H, LUO Z M, et al. A novel rolling bearing fault diagnosis and severity analysis method [J]. Applied Sciences-Basel, 2019, 9(11): UNSP 2356.
- [7] LI Y B, WANG X Z, LIU Z B. The entropy algorithm and its variants in the fault diagnosis of rotating machinery: A review [J]. IEEE Access, 2018, 6: 66723-66741.
- [8] AN X, PAN L. Wind turbine bearing fault diagnosis based on adaptive local iterative filtering and approximate entropy[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineering Part C-Journal of Mechanical Engineering Science, 2016,231(17):3228-3237.
- [9] 吕宏政,陈仁文,张祥,等.基于 VMD 交叉样本熵的旋翼桨叶故障诊断方法[J].电子测量技术,2019,42(9):107-111.
LV H ZH, CHEN R E, ZHANG X, et al. Rotor blade fault diagnosis method based on VMD cross-sample entropy [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(9):107-111.
- [10] ZHENG J, CHENG J, YANG Y A. Rolling bearing fault diagnosis approach based on LCD and fuzzy entropy[J]. Mechanical and Machine Theory, 2013(70):441-453.
- [11] YAN R, GAO R X. Approximate entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring [J]. Mechanical and System Signal Process, 2007,21(2):824-839.
- [12] LI C, VALENTE D O J L, LOZADA M C, et al. A systematic review of fuzzy formalisms for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2019,27(7):1362-1382.
- [13] MOSTAFA R, HAMED A. Dispersion entropy: A measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letter, 2016, 23(5):610-614.
- [14] GAN X, LU H, YANG G. Fault diagnosis method for rolling bearings based on composite multiscale fluctuation

- dispersion entropy[J]. Entropy, 2019, 21(3).
- [15] 熊国良,毛志德,张龙,等. 经验模态分解与核马氏距离的滚动轴承性能退化评估[J]. 机械设计与研究, 2019,35(4):96-100,104.
XIONG G L, MAO ZH D, ZHANG L, et al. Performance degradation evaluation of rolling bearings based on empirical mode decomposition and nuclear Markov distance [J]. Mechanical Design and Research, 2019, 35(4): 96-100,104.
- [16] WU J, WU C Y, CAO S, et al. Degradation Data-Driven Time-To-Failure Prognostics Approach for Rolling Element Bearings in Electrical Machines [J]. IEEE Transaction on Industrial Electronic, 2019, 66 (1): 529-539.
- [17] 剡昌锋,朱涛,吴黎晓,等. 基于马田系统的滚动轴承初始故障检测和状态监测[J]. 振动与冲击, 2017, 36(12):155-162,188.
TONG CH F, ZHU T, WU L X, et al. Initial failure detection and condition monitoring of rolling bearings based on Martin system [J]. Vibration and Shock, 2017, 36(12): 155-162,188.
- [18] 陈剑,庄学凯,吕伍佺,等. 基于 IVMD 和马田系统的滚动轴承故障检测方法[J]. 计量学报, 2019,40(6): 1083-1087.
CHEN J, ZHUANG X K, LV W J, et al. Fault detection method of rolling bearing based on IVMD and mada system [J]. Acta metrology, 204,40 (6):1083-1087.
- [19] 田晶,王英杰,王志,等. 基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7):144-151.
TIAN J, WANG Y J, WANG ZH, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on EEMD and airspace correlation noise reduction [J]. Journal of Instrumentation, 2018, 39(7): 144-151.
- [20] MOSTAFA R, MOHAMMAD R A, HAMED A. Application of dispersion entropy to status characterization of rotary machines[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019(438):291-308.
- [21] ZHU K H. Performance degradation assessment of rolling element bearings based on hierarchical entropy and general distance [J]. Journal of Vibration and Control, 2018,24(14):3194-3205.
- [22] 欧龙辉,彭晓燕,杨宇,等. GS-ASTFA 方法及其在滚动轴承寿命预测中的应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(11):14-19.
OU L H, PENG X Y, YANG Y, et al. GS-ASTFA method and its application in life prediction of rolling bearings [J]. Vibration and Shock, 2017, 36(11): 14-19.
- [23] QIAN Y N, YAN R Q. Bearing degradation evaluation using recurrence quantification analysis and Kalman filter [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014,63(11):2599-2610.
- [24] 黎慧,张国文. 基于灰色模型的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 机械设计与研究, 2018,34(1):113-116,120.
LI H, ZHANG G W. Prediction of remaining life of rolling bearings based on grey model [J]. Machinery Design and Research, 2018, 34(1): 113-116, 120.
- [25] 祝小彦,王永杰. 基于自相关分析与 MCKD 的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(24): 183-188.
ZHU X Y, WANG Y J. Early fault diagnosis of rolling bearing based on autocorrelation analysis and MCKD [J]. Vibration and Impact, 2019,38(24):183-188.
- [26] DUONG B, KHAN S, SHON D, et al. A reliable health indicator for fault prognosis of bearings [J]. Sensors, 2018,18(11):3740.
- [27] ZHAO J M, ZHANG X, LI H P. Health indicator selection and health assessment of rolling element bearing[C]. 9th International Conference on Modelling, Identification and Control. New York: IEEE Press, 2017:447-452.

作者简介



杨潇谊, 2017 年于昆明理工大学获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为旋转机械性能退化评估及寿命预测。

E-mail: 1103595440@qq.com

Yang Xiaoyi received her B. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2017. Now she is a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. Her main research interests are performance degradation assessment and life prediction of rotating machinery.



吴建德(通信作者), 2007 年于浙江大学获博士学位, 现为昆明理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为设备状态监测与故障诊断技术。

E-mail: wjiande@foxmail.com

Wu Jiande (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Zhejiang University in 2007. Now he is a professor and Ph. D. supervisor at Kunming University of science and technology. His main research interests include equipment condition monitoring and fault diagnosis technology.