

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103983

基于 ICFE 和 WPHM 的滚动轴承健康状态评估*

罗 亭^{1,2} 王晓东^{1,2} 马 军^{1,2} 杨创艳^{1,2}

(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)

摘要:针对滚动轴承振动信号的非线性动态特性及可靠度评估精度不高的问题,提出了基于改进的交叉模糊熵(improved cross fuzzy entropy, ICFE)和威布尔比例故障率模型(Weibull proportional hazards model, WPHM)的滚动轴承健康状态评估方法。该方法首先对原始振动信号进行改进的微分局部均值分解(Crt-differential local meandecomposition, Crt-DLMD),选取包含故障信息最多的有效分量进行重构;然后,利用滑动均值取代原有粗粒化过程,计算重构信号的ICFE;最后,将ICFE作为WPHM的协变量进行健康状态评估。通过美国国家航空航天局(NASA)和西安交通大学-长兴昇阳科技有限公司的滚动轴承全寿命周期数据实验表明,所提方法可以准确、有效地评估滚动轴承的健康状态。

关键词:改进的交叉模糊熵;威布尔比例故障率模型;健康状态;滚动轴承

中图分类号: TN911.7; TH165.3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.1520; 510.4030

Health assessment of rolling bearing based on ICFE and WPHM

Luo Ting^{1,2} Wang Xiaodong^{1,2} Ma Jun^{1,2} Yang Chuangyan^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: In view of the nonlinear dynamic characteristics of rolling bearing vibration signal and the low accuracy of reliability evaluation, a rolling bearing health condition assessment method based on improved cross fuzzy entropy (ICFE) and Weibull proportional hazards model (WPHM) was proposed. Firstly, the original vibration signal is decomposed by improved DLMD (Crt-DLMD), and the effective component with the most fault information is selected for reconstruction. Then, the ICFE of the reconstructed signal is calculated by using the sliding mean instead of the original coarse-grained process. Finally, the ICFE is used as the covariate of WPHM for health status assessment. The life cycle data and experiments of rolling bearing from national aeronautics and space administration (NASA) and Xi'an Jiaotong University Changxing Shengyang technology (XJTU-SY) show that the proposed method can accurately and effectively evaluate the health status of rolling bearings.

Keywords: improved cross fuzzy entropy; Weibull proportional failure rate model; health status; rolling bearing

0 引言

滚动轴承是保证机械设备正常旋转的重要组成零部件之一,其健康状态直接决定了机械设备的运行状态,准确评估滚动轴承的状态及可靠性对预防设备性能

失效意义重大^[1-3]。

滚动轴承在工作过程中,受到来自负载、摩擦、冲击及复杂工作环境等多方面非线性因素影响,其振动信号呈现出强烈的非线性、非平稳特征^[4-5],直接从这些信号中提取故障特征将变得尤为困难。近年来,各种非线性分析方法为判断和评估具有非线性特点的滚动轴承振动

信号提供了一个很好的选择。交叉熵^[6]可以测量时间序列之间的同步性,能够有效地衡量时间序列不同尺度因子的复杂性,更好地反映时间序列隐藏在不同尺度的模式信息,在滚动轴承健康状态评估领域得到了广泛应用,如交叉近似熵^[7](cross-approximate entropy, CAE)、交叉样本熵^[8-9](cross-sample entropy, CSE)等。但 CAE 是一个方向相关的统计量,和它的方向共轭在大多数情况下是不相等的,导致其对数据长度依赖很大,估计值均低于期望值,尤其是对于短数据。CSE 虽与方向无关,且具有更好的相对一致性,但其基于单位阶跃函数定义,类间的边缘通常呈现较模糊的情况,很难确定输入样本是否完全属于其中一类。针对上述问题,定义了交叉模糊熵(cross-fuzzy entropy, CFE)^[10-11]来比较两个不同但相互交织的时间序列,以评估序列间的模式同步程度。但目前只能从单一尺度描述故障特征状态,为此,郑近德等^[12]针对多尺度熵中粗粒化方式的不足,提出基于复合多尺度模糊熵来衡量时间序列自相似性和复杂性的新方法,并将其应用于滚动轴承的故障诊断。虽然复合多尺度模糊熵既能在整体上反映动力学特征,又能从细节上揭示其演化特性,包含更多的模式信息,但此多尺度粗粒化过程会导致熵值有较大的波动,尤其数据序列变短时会出现端点“飞翼”^[13]。针对以上问题,本文引入滑动均值计算方法替代原有粗粒化求取过程,充分考虑相邻数据点的信息,克服时间数据变短缺陷,提取更多故障特征信息^[14]。同时,为解决交叉模糊熵中的模糊函数缺乏明确物理意义的问题,优化了原有模糊函数来度量滚动轴承振动信号的复杂性。

另外,基于数据驱动的健康状态评估方法是通过滚动轴承在实际运转中得到的信号序列来进行运行状态可靠性及故障分析。Li 等^[15]提出了一种基于马氏距离和累积和的健康指标来估计轴承的不同性能退化阶段。Wu 等^[16]用反双曲正切函数方法建立了一个单一的健康指标来预测轴承的退化状态。但是此类方法严重依赖于得到的实际信号,具有速率过低等缺陷。特征参数可以为滚动轴承的健康状态评估提供重要信息,在状态特征参数的基础上进行状态可靠性分析是解决滚动轴承运行状态评估的一个重要途径^[17]。威布尔比例故障率模型(Weibull proportional hazards model, WPHM)是一种以威布尔分布作为基底失效率函数,并与比例故障率模型(proportional hazards model, PHM)相结合的统计概率方法^[18-19]。其对数据分布、残差分布均无特殊要求,且可以对截尾数据进行分析。在模型中引入振动信号的特征参数,可以实现对滚动轴承运行状态可靠性的有效评估^[20-21]。结合振动信号的非线性、非平稳的特点,本文引入威布尔比例故障率模型进行滚动轴承的健康运行状态可靠性评估。

综上所述,本文结合改进的交叉模糊熵(improved cross fuzzy entropy, ICFE)及威布尔比例故障率模型方法的优势,提出一种基于 ICFE 和 WPHM 的滚动轴承可靠性评估方法,解决了单一交叉模糊熵值衡量序列时的缺陷,避免了信息遗漏。同时,结合 WPHM 实现对滚动轴承健康状态的有效评估。最后,通过美国国家航空航天局(NASA)及西安交通大学-长兴昇阳科技有限公司(XJTU-SY)全寿命周期数据实验及对比分析,证实了此方法的准确性和有效性。

1 改进的交叉模糊熵

1.1 交叉模糊熵

交叉模糊熵度量两个向量相似度的计算过程如下。

1) 对两个序列 $\mathbf{u} = [u(1), u(2), \dots, u(N)]$ 、 $\mathbf{v} = [v(1), v(2), \dots, v(N)]$, 设定模式维数 m , 构造的 m 维向量为:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_i^m &= \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\} - \bar{u}(i) \\ \mathbf{Y}_j^m &= \{v(j), v(j+1), \dots, v(j+m-1)\} - \bar{v}(j) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $i, j = 1, 2, \dots, N + m - 1$ 。

$$\begin{aligned} \bar{u}(i) &= \frac{1}{m} \sum_{l=0}^{m-1} u(i+l) \\ \bar{v}(i) &= \frac{1}{m} \sum_{l=0}^{m-1} v(j+l) \end{aligned} \quad (2)$$

2) \mathbf{X}_i^m 和 \mathbf{Y}_j^m 之间的距离为两者对应元素差值的最大值,即:

$$d_{ij}^m = d[\mathbf{X}_i^m, \mathbf{Y}_j^m] = \max_{k \in (0, m-1)} |u(i+k) - \bar{u}(i) - (v(j+k) - \bar{v}(j))| \quad (3)$$

其中, $i, j = 1, 2, \dots, N - m; i \neq j$ 。

3) \mathbf{X}_i^m 、 \mathbf{Y}_j^m 之间的相似度 D_{ij}^m :

$$D_{ij}^m = e^{-\left(\frac{d_{ij}^m}{r}\right)^n} \quad (4)$$

4) 定义函数:

$$\phi^m(n, r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N - m} \sum_{j=1}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (5)$$

5) 类似地,形成 \mathbf{X}_i^{m+1} , 函数 ϕ^{m+1} 定义为:

$$\phi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N - m} \sum_{j=1}^{N-m} D_{ij}^{m+1} \right) \quad (6)$$

6) 将两个序列的参数 CFE 定义为条件概率的负自然对数:

$$CFE(m, n, r) = -\lim_{N \rightarrow \infty} (\ln(\phi^{m+1}/\phi^m)) \quad (7)$$

7) 当数据长度为 N 时, CFE 可以表示为:

$$CFE(m, n, r, N) = \ln \phi^m(n, r) - \ln \phi^{m+1}(n, r) \quad (8)$$

式中: m 为嵌入维数; r 决定指数函数边界的宽度; n 决定指数函数边界的梯度; N 为数据长度。根据参考文献[22],

本文选择 $m=2, r=0.15SD$ (SD 为原始信号的标准差), $n=2$ 。

1.2 改进的交叉模糊熵

改进的交叉模糊熵在不同时间尺度下求信号的熵值,有效地克服了单一交叉模糊熵值衡量序列时的缺陷。同时,针对粗粒化过程序列变短可能导致交叉模糊熵值产生误差的问题,利用相同尺度因子下的不同粗粒化序列的交叉模糊熵的均值作为该尺度因子下的最终熵值。

1)对序列 $u(i), v(j)$ 进行粗粒化,得 $U_k^{(\tau)} = \{u_{k,1}^{(\tau)}, u_{k,2}^{(\tau)}, \dots, u_{k,p}^{(\tau)}\}, V_k^{(\tau)} = \{v_{k,1}^{(\tau)}, v_{k,2}^{(\tau)}, \dots, v_{k,p}^{(\tau)}\}$:

$$U_{k,p}^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(p-1)\tau+k}^{p\tau+k-1} u_i, 1 \leq [p] \leq N/\tau, 1 \leq [k] \leq \tau$$

$$V_{k,p}^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{j=(p-1)\tau+k}^{p\tau+k-1} v_j, 1 \leq [p] \leq N/\tau, 1 \leq [k] \leq \tau$$

(9)

2)对于每个尺度因子 τ , 计算每个粗粒序列的 CFE, 再求 τ 个 CFE 的平均值, 可计算每个尺度因子的 ICFE:

$$ICFE(X, \tau, m, n, r) = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} CFE(U_k^{\tau}, V_k^{\tau}, m, n, r)$$

(10)

当尺度因子为 2 时,改进前后的算法如图 1 所示。由图 1 可知,改进的交叉模糊熵综合考虑了临近点间特征信息。

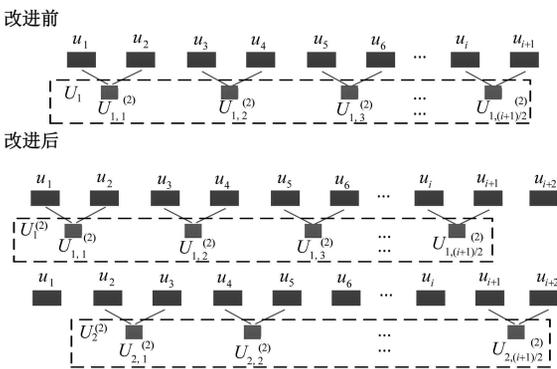


图 1 尺度因子为 2 时的改进前后对比

Fig. 1 Comparison before and after improvement when scale factor is 2

2 威布尔比例故障率模型

根据文献[20-21]可知,WPHM 模型基本形式:

$$h(t, Z) = \left(\frac{\beta}{\eta}\right) \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp(\mu Z)$$

(11)

$h(t, Z)$ 与可靠性函数 $R(t, Z)$ 的关系为:

$$h(t, Z) = -\frac{d}{dt} \ln R(t, Z)$$

(12)

则可靠性函数 $R(t, Z)$ 为:

$$R(t, Z) = \exp\left(-\int_0^t h(t, Z) dt\right) = \exp\left(-\int_0^t \left(\frac{\beta}{\eta}\right) \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp(\mu Z) dt\right) = \exp\left(-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta} \exp(\mu Z)\right)$$

(13)

利用 WPHM 评估滚动轴承健康状态的关键是数估计 3 个待定参数:协变量回归参数 μ , 尺度参数 η , 形状参数 β 。极大似然函数估计法是 WPHM 参数估计中使用最普遍且最可靠的方法之一,则本文利用此方法估计 3 个参数,得到极大似然方程组。

设待估计参数 $\theta = (\beta, \eta, \mu)$, 计算斜变量 (Z_1, Z_2, \dots, Z_n) , 则构造极大似然函数:

$$M_L(\theta) = \prod_{i \in F} h(t_i, \theta) \prod_{j \in B} R(t_j, \theta)$$

(14)

式中: F 为失效特征参数集; $B-F$ 为截尾特征参数集; $h(t_i, \theta)$ 为故障率函数; $R(t_i, \theta)$ 为可靠度函数。

将式(11)、(13)代入式(14)中,可以得到极大似然函数,如式(15)所示。

$$M_L(\theta) = \prod_{i \in F} \left(\frac{\beta}{\eta}\right) \left(\frac{t_i}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp(\mu Z(t_i)) \prod_{j \in B} \left(\left(\frac{t_j}{\eta}\right)^{\beta} \exp(\mu Z(t_j))\right)$$

(15)

两边分别取对数,可以得到:

$$\ln M_L(\theta) = r \ln \frac{\beta}{\eta} + \sum_{i=1}^r \left[(\beta - 1) \ln \left(\frac{t_i}{\eta}\right) + \mu Z(t_i) \right] - \sum_{j=1}^n \left(\frac{t_j}{\eta}\right)^{\beta} \exp(\mu Z(t_j))$$

(16)

然后,在 $\ln M_L(\theta)$ 中分别对形状参数 β , 尺度参数 η , 协变量回归参数 μ 求偏导数,得到式(17)。同时,让 3 个公式右边为 0,进一步得到可解方程组。

$$\begin{cases} \frac{\partial \ln M_L}{\partial \beta} = \frac{r}{\beta} + \sum_{i=1}^r \ln \left(\frac{t_i}{\eta}\right) - \sum_{j=1}^n \left(\frac{t_j}{\eta}\right)^{\beta} \ln \left(\frac{t_j}{\eta}\right) \exp(\mu Z(t_j)) \\ \frac{\partial \ln M_L}{\partial \eta} = -\frac{r}{\eta} + \sum_{j=1}^n \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t_j}{\eta}\right)^{\beta} \exp(\mu Z(t_j)) \\ \frac{\partial \ln M_L}{\partial \mu} = \sum_{i=1}^r Z(t_i) - \sum_{j=1}^n \left(\frac{t_j}{\eta}\right)^{\beta} Z(t_j) \exp(\mu Z(t_j)) \end{cases}$$

(17)

式中: n 表示序列全部点数; r 表示在 n 个点中有 r 个点为失效点;剩余的 $n-r$ 个点表示为截尾点。可解方程组可以通过 Newton 迭代法进行求解,再将参数值代入式(13)中,可以得到 WPHM 的模型表达式,进而获得滚动轴承的实时健康运行状态。

3 基于 ICFE 和 WPHM 的滚动轴承健康状态评估

本文提出的基于 ICFE 和 WPHM 的滚动轴承健康状态评估具体过程如图 2 所示。结合图 2 具体步骤阐述如下。

1) 对采集到的振动信号 $x(t)$ 进行改进的微分局部均值分解 (Crt-differential local meandecomposition, Crt-DLMD) 分解^[23], 基于中点-局部均值距离与绝对偏度和判断微分次, 得到若干包含不同故障信息的 PF 分量。

2) 基于概率密度函数判断 PF 分量是否存在异常值, 并引用线性插值修正异常值, 计算调整后 PF 分量的调整峭度值和皮尔逊系数以构建敏感因子, 筛选有效 PF 分量并重构分量 $x_{new}(t)$ 。

3) 利用滑动均值法改进传统粗粒化过程, 分别计算重构信号的 ICFE 及 CFE。同时, 利用平均绝对误差 (MAE)、均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE) 及平均绝对百分比误差 (MAPE) 评估 ICFE 的优越性。

4) 利用极大似然法估计 WPHM 的形状参数 β 、尺度参数 η 、协变量回归参数 μ 三个未知参数, 建立有效 WPHM 模型。

5) 将 ICFE 作为 WPHM 的协变量进一步评估滚动轴承全寿命周期的运行状态。

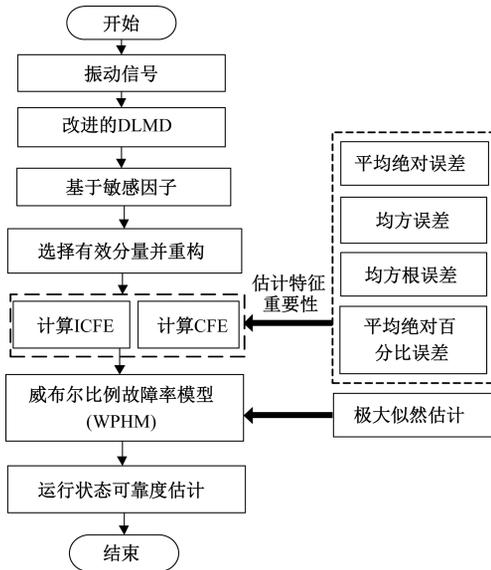


图 2 健康状态评估流程

Fig. 2 Flow chart of health status assessment

4 实验验证

为了验证本文所提方法对滚动轴承健康状态评估的有效性及可行性, 采用 NASA 全寿命周期数据及 XJTU-

SY 数据中心的滚动轴承实验数据作为研究对象进行实验分析。

4.1 NASA 全寿命周期数据分析

数据来源于 NASA 的 IMS 轴承加速寿命试验^[24]。数据采集平台如图 3 所示 (1 in = 25.4 mm), 轴承每排有 16 个滚子, 螺距直径 2.815 in, 滚筒直径为 0.331 in, 圆锥接触角为 15.171, 通过弹簧机构, 轴和轴承承受 6 000 lb (1 lb = 0.45 kg) 的径向载荷。间隔 20 min 采集一次数据, 采样频率为 20 kHz, 驱动电机转速为 2 000 r/min, 采样点为 4 096, 一共 984 组数据。根据轴承振动理论, 可计算外圈理论故障频率为 236.4 Hz。

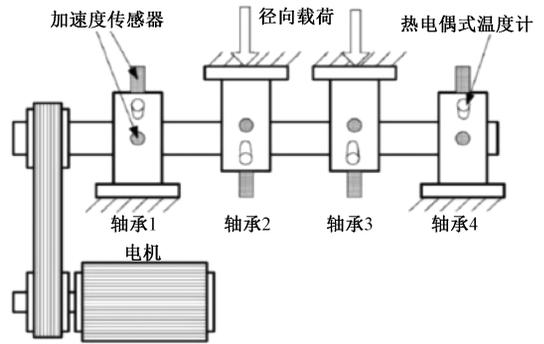


图 3 NASA 轴承全寿命周期实验平台

Fig. 3 NASA bearing life cycle test platform

实验共收集了 984 个数据组, 每组包含 20 480 个数据点, 随机选择前 50 个数据组中的一个 (正常运转过程中) 作为健康信号, 整个 984 组数据 (整个轴承寿命) 被视为本次的测试信号。NASA 全寿命周期数据时域波形如图 4 所示。从图 4 可以看出, 轴承在第 702 组数据处幅值突增, 说明信号冲击性增强, 轴承发生故障; 从 970 组数据开始幅值剧烈增大, 轴承进入完全失效期, 直到 984 组数据处完全失效, 但不能观察到 702 组之前是否发生故障。

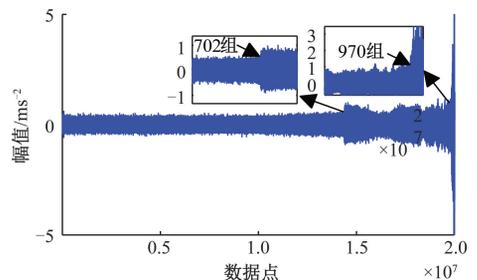


图 4 全寿命周期数据波形

Fig. 4 Life cycle data waveform

利用本文提出的方法对数据进行分析, 分析详细过程阐述如下。对振动信号进行 Crt-DLMD 分解, 其中一

组数据为例,分别计算 5 次 Crt 为 $[0.58, 0.25, 0.69, 0.34, 2.32]$,微分次数为 2 次,得到一系列 PF 分量。再计算各个 PF 分量的敏感因子为 $[0.066, 0.019, 0.003, 0.009, 9 \times 10^{-4}, 3 \times 10^{-4}, 0]$,选择敏感因子大于 0.014(均值)的分量重构,得到一系列重构信号。然后,为了避免随机因素对 ICFE 计算的影响,将每个数据文件分成 10 段(每段长度 2 048),计算每段数据与正常状态下重构信号之间的 ICFE,进而得到这 10 段数据的平均 ICFE,此平均值为最终 ICFE 计算结果。得到 ICFE 与 CFE 如图 5 所示。从图 5 可以看出,ICFE 和 CFE 的值呈现出相似的趋势,且 ICFE 值大于 CFE,说明 ICFE 比 CFE 具有更好的统计稳定性。在轴承正常运行状态下,熵值在较长时间内保持稳定,并随着早期故障的发生而开始减小,意味着健康轴承的振动信号比故障轴承的振动信号更复杂。这主要是因为正常情况下振动信号的随机性和不规则性使得自相似性较低,但随着故障的出现,故障特征具有周期性变化特性,自相似性会增加。分别计算 ICFE 和 CFE 的 MAE、MSE、RMSE 及 MAPE,如表 1 所示。从表 1 可以看出,ICFE 的性能指标均小于 CFE,且 ICFE 的值在轴承的整个寿命期内的波动范围较小,充分说明了 ICFE 指标的性能优势。

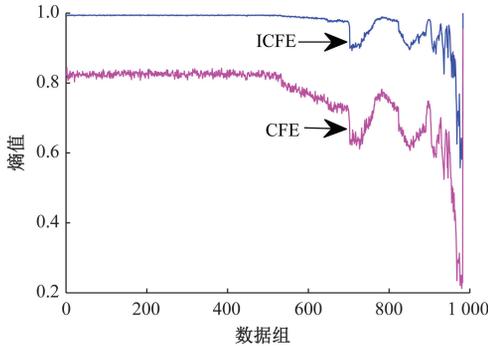


图 5 ICFE 和 CFE
Fig. 5 ICFE and CFE

表 1 两种熵值方法性能指标

Table 1 Performance index of two entropy methods

熵值	ICFE	CFE	备注
MAE	0.023 4	0.066 2	反映实际误差,越小数据越可靠
MSE	0.888 4	1.870 6	越小数据具有更好的精确度
RMSE	1.256 4	2.645 5	偏离真值程度,越小数据精度越高
MAPE	0.023 5	0.080 7	越小拥有更好的精确度
方差	0.001 4	0.002 3	方差越小,数据的波动就越小
标准差	0.036 8	0.048 4	越小数据的波动就越小

同时,引入了累积和^[25-26]指标以识别早期故障点(也称“突变点”)。累积和算法是通过累积突变状态,将过程中的小偏移量累加起来,求其累积和进而判断是否发生突变。

1) 设序列 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 求其平均值:

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (18)$$

2) 令累积和 T_i 为:

$$T_i = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \quad (19)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

3) 找出 T_i 中的最大值 T_{max} , 其对应的点的横坐标 x_{max} 就是出现早期故障的时刻。

$$|T_{max}| = \max(|T_i|) \quad (20)$$

将 ICFE 和 CFE 代入上述公式,可以得到累积和曲线如图 6 和 7 所示。从图 6 可以看出,第 533 组数据是早期故障点发生的时刻,而图 7 则找到的是第 702 组数据处,这和时域图中找到的故障起始点一样。

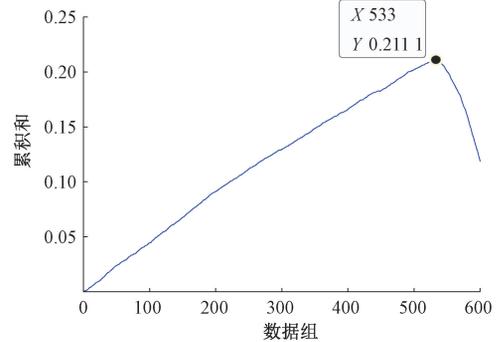


图 6 协变量为 ICFE 的可靠度累积和曲线

Fig. 6 Cumulative sum curve of reliability for ICFE

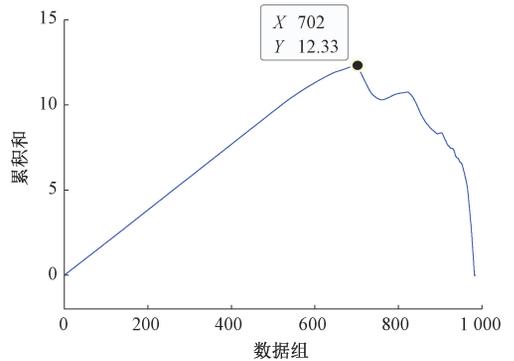


图 7 协变量为 CFE 的可靠度累积和曲线

Fig. 7 Cumulative sum curve of reliability for CFE

用 Teager 能量算子 (Teager-Kaiser energy operator, TKEO) 解调方法分别对第 531、532、533 及 534 组数据进行分析,得到 TKEO 谱图分别如图 8~11 所示。可以看出,第 531、532 数据都没有发现明显的故障频率,而 533 及 534 组数据的 TKEO 谱图在 f_{ch} (229.5 Hz) 有清晰的峰值,接近外圈故障的理论频率值 (236.4 Hz),证明是在第 533 组数据处发生了外圈故障,进一步表明了开始失效点的准确性。

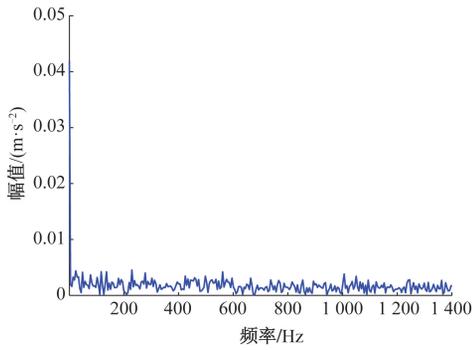


图 8 第 531 数据组 TKEO 谱图

Fig. 8 TKEO spectrum of 531 data group

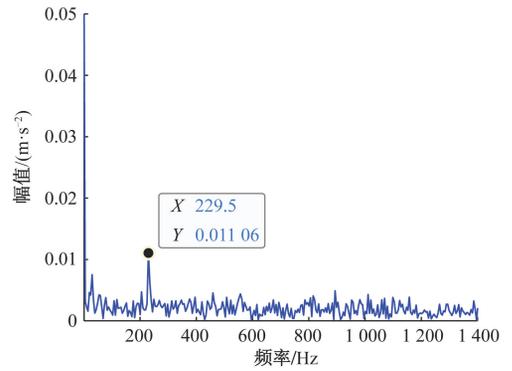


图 11 第 534 数据组 TKEO 谱图

Fig. 11 TKEO spectrum of 534 data group

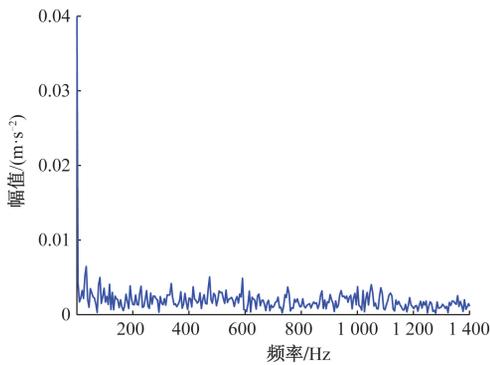


图 9 第 532 数据组 TKEO 谱图

Fig. 9 TKEO spectrum of 532 data group

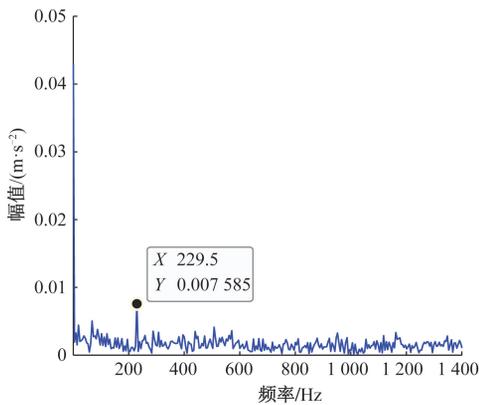


图 10 第 533 数据组 TKEO 谱图

Fig. 10 TKEO spectrum of 533 data group

$$R(t, Z) = \exp\left(-\left(\frac{t}{557.61}\right)^{9.68-1} \exp(-4.4 \cdot Z)\right) \quad (21)$$

式中: Z 为改进的交叉模糊熵值; t 为数据间隔点 $t = 1, 2, \dots, 984$ 。

将 ICFE 输入威布尔比例故障率模型中,可以得到运行状态可靠度(从 533 组数据开始)如图 12 所示。从图 12 可以看到,从第 533 组数据处运行状态可靠度开始减小,直至轴承完全失效(对应可靠度为 0)。

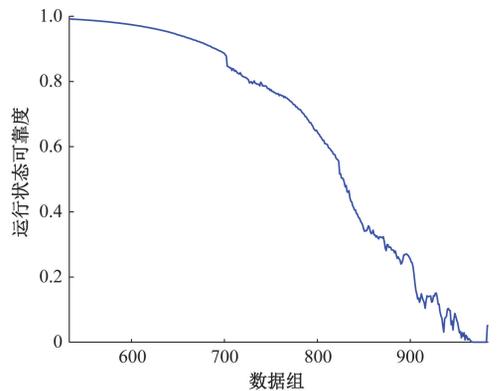


图 12 协变量为 ICFE 的运行状态可靠度

Fig. 12 The covariates are the reliability of ICFE

4.2 XJTU-SY 轴承数据

XJTU-SY 轴承数据试验平台如图 13 所示,试验轴承为 LDKUER204 滚动轴承。为了获取轴承的全寿命周期振动信号,两个 PCB352C33 单向加速度传感器分别通过磁座固定于测试轴承的水平和竖直方向上^[27]。采样频率为 25.6 kHz,驱动电机转速为 2 100 r/min,采样点为 4 096,径向负荷为 12 kN,每 1 min 采集一次数据,每次采样时长为 1.28 s,共 2 538 组数据。根据轴承振动理论,可计算外圈理论故障频率为 107.91 Hz。XJTU-SY 轴承数据时域波形如图 14 所示。从图 14 不能直接观察出具体信息。

将上述得到的 ICFE 作为特征参数指标,利用极大似然估计取得 WPHM 模型的待定参数 $[\beta, \eta, \mu] = [9.68, 557.61, -4.4]$ 。将其计算结果代入式(13),便可明确当 ICFE 作为 WPHM 的输入数据序列时,可得到健康状态评估模型的表达式如式(21)。根据式(21)可以判断滚动轴承整个生命周期的运行可靠度。

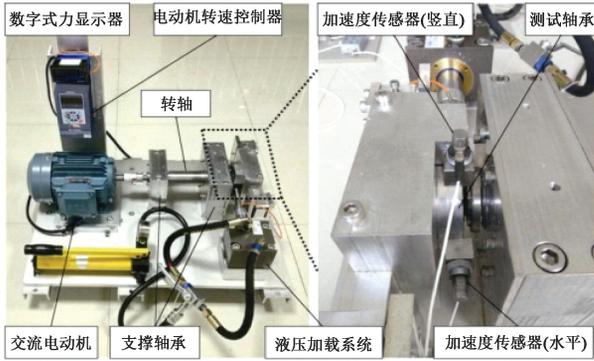


图 13 轴承加速寿命试验台

Fig. 13 Bearing accelerated life test bench

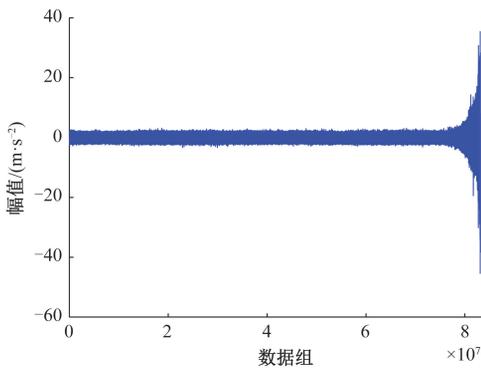


图 14 XJTU-SY 轴承数据时域波形

Fig. 14 Time domain waveform of XJTU-SY bearing data

利用本文提出的方法对数据进行分析,对振动信号进行 Grt-DLMD 分解,得到一系列 PF 分量,计算各个 PF 分量的敏感因子,筛选后进行重构。分别计算重构信号的 ICFE 和 CFE 如图 15 所示。从图 15 可以看出,在轴承正常运行状态下,ICFE 在较长时间内保持稳定。分别计算 ICFE 和 CFE 的 MAE、MSE、RMSE 及 MAPE,如表 2 所示。从表 2 得到了与前 1 个案例一致的结论,进一步论证了 ICFE 的有效性。

将 ICFE 和 CFE 代入累积和公式中,可以得到累积和曲线如图 16 和 17 所示。从图 16 可以看出,第 2 349 组数据是早期故障点发生的时刻,图中在不到 1 000 组出处发生转折,可能是因为此处受到强烈的外界噪声干扰。而图 17 则找到的是第 2 362 组数据处。

表 2 两种熵值方法性能指标

Table 2 Performance index of two entropy methods

熵值	MAE	MSE	RMSE	MAPE	方差	标准差
ICFE	0.021 3	0.387 7	0.548 3	0.045 0	0.001 5	0.039 2
CFE	0.037 6	0.644 9	0.912 0	0.111 8	0.003 3	0.057 5

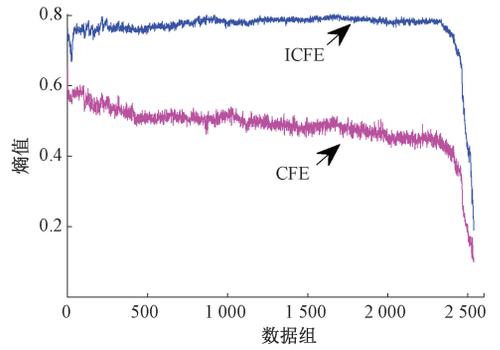


图 15 ICFE 和 CFE

Fig. 15 ICFE and CFE

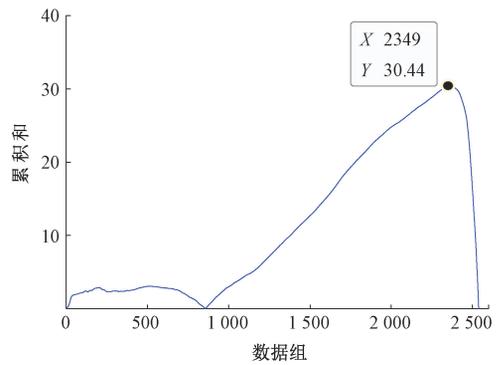


图 16 协变量为 ICFE 的可靠度累积和曲线

Fig. 16 Cumulative sum curve of reliability of ICFE

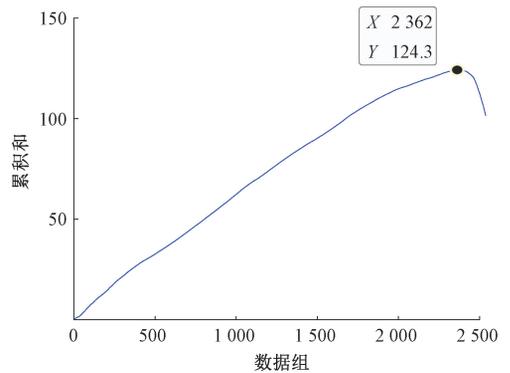


图 17 协变量为 CFE 的可靠度累积和曲线

Fig. 17 Cumulative sum curve of reliability of CFE

用 TKEO 解调对第 2 348 及 2 349 组数据进行分析,得到谱图如图 18、19 所示,从图 18、19 可以看出,第 2 348 组数据都没有发现明显的故障频率,而第 2 349 组数据处发现了较为明显的故障频率,证明是在第 2 349 组数据处开始出现故障。

将上述得到的 ICFE 作为特征参数指标,利用极大似然估计取得 WPHM 模型待定参数 $[\beta, \eta, \mu] = [52.59, 2455.19, -0.6]$,进而建立滚动轴承健康状态评估模

型,根据式(22)即可计算滚动轴承在全寿命周期的运行可靠度。

$$R(t, Z) = \exp\left(-\left(\frac{t}{2455.19}\right)^{52.59-1} \exp(-0.6 \cdot Z)\right) \quad (22)$$

将 ICFE 输入威布尔比例故障率模型中,可以得到运行状态可靠度(从 2 349 组数据开始)如图 20 所示。从图 20 可以看到,从第 2 349 组数据处运行状态可靠度开始减小,直至轴承完全失效(对应可靠度为 0)。

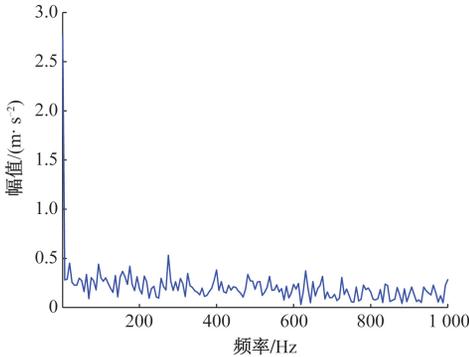


图 18 第 2 348 数据组 TKEO 谱图

Fig. 18 TKEO spectrum of 2 348 data group

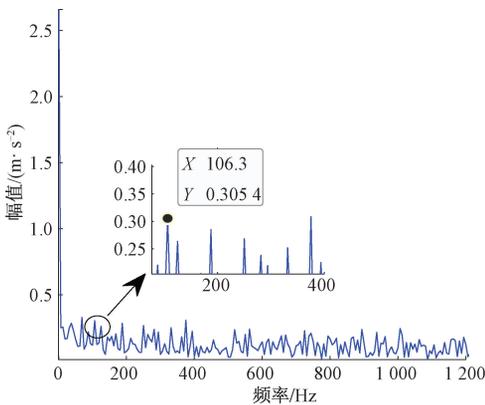


图 19 第 2 349 数据组 TKEO 谱图

Fig. 19 TKEO spectrum of 2 349 data group

5 结 论

本文通过 NASA 全寿命周期数据及 XJTU-SY 全寿命周期数据开展实验及对比分析,验证了基于 ICFE 和 WPHM 的滚动轴承可靠性评估方法的有效性。1) 本文基于滑动均值求相邻点均值的方法改进交叉模糊熵,解决了传统多尺度粗粒化导致熵值有波动的现象,克服了时间序列缩短的问题,为后续滚动轴承的健康状态评估奠定了基础;2) 为了突出改进交叉模糊熵的优越性,利用

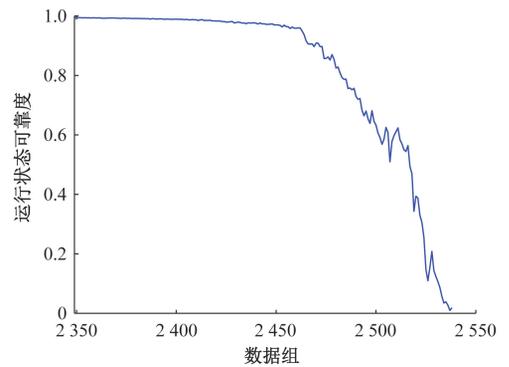


图 20 协变量为 ICFE 的运行状态可靠度

Fig. 20 The covariates are the reliability of ICFE

MAE、MSE、RMSE 及 MAPE 等评价指标分别对熵值进行判断,表明了改进的交叉模糊熵更加可靠且精度更高;3) 针对滚动轴承振动信号的非线性动态特性及可靠度评估精度不高的问题,引入威布尔分布作为比例故障率模型基本故障率函数,选择极大似然法估计模型中待定参数,实现了滚动轴承健康状态的有效评估,并基于两类滚动轴承振动数据集验证所提方法的有效性。

参考文献

- [1] 杜望,王衍学. 基于协整和向量误差修正的轴承剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 32-39.
DU W, WANG Y X. Prediction of bearing residual life based on co integration and vector error correction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(9): 32-39.
- [2] HAI T Z, JIN C, DONG GM, et al. Bearing fault recognition method based on neighborhood component analysis and coupled hidden Markov model [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 66-67: 568-581.
- [3] FU L, UN W G, HUA B L. The feature extraction and diagnosis of rolling bearing based on CEEMD and LDWPSO-PNN [J]. IEEE Access, 2020(8): 19810-19819.
- [4] SUN C, YIN H P, LIN Y X, et al. A novel rolling bearing vibration impulsive signals detection approach based on dictionary learning[J]. Journal of Vibration and Control, 2020, 26(21-22):1886-1897.
- [5] DOU C H, WEI X Y, ZHANG J H, et al. Fault feature enhancement of rolling bearings based on singular spectrum decomposition [J]. Journal of the Chinese Society of Mechanical Engineers, 2018, 39(4):375-384.
- [6] LI L, MILOŠ D, MURRAY H L. Approximating the gradient of cross-entropy loss function[J]. IEEE Access, 2020(8): 111626-111635.

- [7] ZHANG S Q, HU Y T, LI P, et al. Fault diagnosis method for bearings based on MEMD cross approximate entropy and FCM clustering [J]. *China Mechanical Engineering*, 2015, 26(19): 2613-2618.
- [8] ZHANG T, WANG F T, WANG B, et al. Signal denoise method of rolling bearing vibration signal based on EMD sample entropy [J]. *International Journal of COMADEM*, 2017, 20(2): 55.
- [9] HE J Y, SHANG P J, XIONG H. Multi dimensional scaling analysis of financial time series based on modified cross-sample entropy methods [J]. *Physica A Statistical Mechanics and Its Applications*, 2018, 500: 210-221.
- [10] ZHU K A, JIANG X A, CHEN L B, et al. Performance degradation assessment of rolling element bearings using improved fuzzy entropy [J]. *Measurement Science Review*, 2017, 17(5): 219-225.
- [11] XIE H B, ZHENG Y P, GUO J Y. Cross-fuzzy entropy: A new method to test pattern synchrony of bivariate time series [J]. *Information Sciences*, 2010, 180 (9): 1715-1724.
- [12] 郑近德, 潘海洋, 程军圣, 等. 基于复合多尺度模糊熵的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *振动与冲击*, 2016, 35(8): 117-123.
ZHENG J D, PAN H Y, CHENG J SH, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on composite multi-scale fuzzy entropy [J]. *Vibration and Impact*, 2016, 35(8): 117-123.
- [13] 郑近德, 代俊习, 朱小龙, 等. 基于改进多尺度模糊熵的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(5): 930-934.
ZHENG J D, DAI J X, ZHU X L, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on improved multi-scale fuzzy entropy [J]. *Vibration, Testing and Diagnosis*, 2018, 38 (5): 930-934.
- [14] AZAMI H, ESCUDERO J. Refined composite multivariate generalized multiscale fuzzy entropy: A tool for complexity analysis of multichannel signals [J]. *Physica A Statistical Mechanics and Its Applications*, 2017, 465: 261-276.
- [15] LI Q, YAN C F, WANG W, et al. Health indicator construction based on MD-CUMSUM with multi-domain features selection for rolling element bearing fault diagnosis [J]. *IEEE Access*, 2019(7): 138528-138540.
- [16] WU C Z, FENG F Z, WU S J, et al. A method for constructing rolling bearing lifetime health indicator based on multi-scale convolutional neural networks [J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2019, 41(11): 1678-5878.
- [17] 陈剑, 夏康, 黄凯旋, 等. 基于 VMD 相对能量熵和自适应 ARMA 模型的轴承性能退化趋势动态预警 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34 (8): 116-123.
CHEN J, XIA K, HUANG K, et al. Dynamic prediction of bearing performance degradation trend based on VMD relative energy entropy and adaptive ARMA model [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34 (8): 116-123.
- [18] 王立祥, 廖爱华, 丁亚琦. 基于比例故障率模型的转向架牵引电机滚动轴承可靠性评估 [J]. *测控技术*, 2018, 37(1): 14-18.
WANG L X, LIAO A H, DING Y Q. Reliability evaluation of bogie traction motor rolling bearing based on proportional failure rate model [J]. *Measurement and Control Technology*, 2018, 37(1): 14-18.
- [19] ABDOULAYE D, FARID N, RACHID N, et al. Proportional hazard model for cutting tool recovery in machining [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2020, 234(2): 322-332.
- [20] 王奉涛, 陈旭涛, 柳晨曦, 等. 基于 KPCA 和 WPHM 的滚动轴承可靠性评估与寿命预测 [J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37 (3): 466-483.
WANG F T, CHEN X T, LIU CH X, et al. reliability evaluation and life prediction of rolling bearing based on KPCA and WPHM [J]. *Vibration, Testing and Diagnosis*, 2017, 37(3): 466-483.
- [21] 范强飞, 廖爱华, 丁亚琦. 基于 RVM 和 WPHM 的滚动轴承剩余寿命预测 [J]. *上海工程技术大学学报*, 2019, 33(4): 335-338.
FAN Q F, LIAO A H, DING Y Q. Residual life prediction of rolling bearing based on RVM and WPHM [J]. *Journal of Shanghai University of Engineering and Technology*, 2019, 33 (4): 335-338.
- [22] 戴邵武, 陈强强, 戴洪德, 等. 基于平滑先验分析和模糊熵的滚动轴承故障诊断 [J]. *航空动力学报*, 2019, 34(10): 2218-2226.
DAI SH W, CHEN Q Q, DAI H D, et al. fault diagnosis of rolling bearing based on smooth prior analysis and fuzzy entropy [J]. *Acta Aero Dynamics Sinica*, 2019, 34 (10): 2218-2226.
- [23] 罗亭, 马军, 王晓东, 等. 改进 DLMD 和 TKEO 的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. *电子学报*, 2021, 49(2): 387-393.
LUO T, MA J, WANG X D, et al. Improved DLMD and TKEO method for fault feature extraction of rolling bearing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49 (2): 387-393.

- [24] QIU H, LI J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 289(4): 1066-1090.
- [25] 夏均忠, 吕麒麟, 陈成法, 等. 基于 JRD 和 CUSUM 的滚动轴承性能退化状态识别与评估 [J]. *振动与冲击*, 2019, 38 (2): 1-5, 24.
XIA J ZH, LV Q P, CHEN CH F, et al. Performance degradation state identification and evaluation of rolling bearing based on JRD and CUSUM [J]. *Vibration and impact*, 2019, 38 (2): 1-5, 24.
- [26] 张雨琦, 邹金慧, 马军. 多退化变量灰色预测模型的滚动轴承剩余寿命预测 [J]. *探测与控制学报*, 2019, 41 (3): 112-120.
ZHANG Y Q, ZOU J H, MA J. residual life prediction of rolling bearing based on grey prediction model with multiple degradation variables [J]. *Journal of Detection and Control*, 2019, 41 (3): 112-120.
- [27] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读 [J]. *机械工程学报*, 2019, 55(16): 1-6.
LEI Y G, HAN T Y, WANG B, et al. Interpretation of xjtu-sy rolling bearing accelerated life test data set [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(16): 1-6.

作者简介



罗亭, 2018 年于沈阳理工大学获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为机械故障诊断及性能退化评估。

E-mail: luoting@stu.kust.edu.cn

Luo Ting received her B. Sc. degree from Shenyang Ligong University in 2018. Now her is a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. Her main research interests include mechanical fault diagnosis and performance degradation assessment.



王晓东 (通信作者), 1984 年于昆明工学院获得学士学位, 1994 年于昆明工学院获得硕士学位, 2018 年于昆明理工大学获得博士学位, 现为昆明理工大学博士生导师, 主要研究方向为机械故障诊断。

E-mail: Wangxd9621@sina.com

Wang Xiaodong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Kunming Institute of Technology in 1984, M. Sc. degree from Kunming Institute of Technology in 1994, and Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2018. Now he is a Ph. D. supervisor at Kunming University of Science and Technology. His main research interest includes mechanical fault diagnosis.