

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108651

动态调整灰色关联分析方法在轴承早期退化在线识别中的应用*

裴雪武¹,董绍江^{1,2,3},方能炜³,邢 鏊³,胡小林³

(1. 重庆交通大学机电与车辆工程学院 重庆 400074; 2. 磁悬技术与磁浮列车教育部重点实验室 成都 610031; 3. 重庆工业大数据创新中心有限公司 重庆 400707)

摘要:针对现有数据驱动型方法在滚动轴承早期退化识别中存在敏感度低、误警率高的问题,提出一种面向瞬态机械装备健康监测的动态调整灰色关联分析(DAGIA)方法。该方法首先采用希尔伯特(Hilbert)变换对滚动轴承振动数据进行幅度解调得到包络信号。为了削弱分辨率系数取值的影响以凸显关联度值的区分程度,将可以表征轴承退化信息强弱的特征噪声能量比(FNER)指标引入传统灰色关联分析(TGIA)中动态调整分辨率系数。然后,提取轴承运行初期的第一组数据作为参考数据,计算其余数据和参考数据的动态灰色关联度并构建轴承性能衰退指标。最后,根据正常样本并结合切比雪夫不等式设置控制线瞬态识别滚动轴承早期退化起始位置。利用IMS和XJTU-SY数据库完成对轴承早期退化瞬态识别,结果表明,所提方法可以瞬态识别轴承早期退化位置,误报警逼近于0,兼具敏感性和鲁棒性,有利于设备维护人员更好掌握滚动轴承的运行状态。

关键词: 轴承;特征噪声能量比;动态调整灰色关联分析;性能衰退指标;早期退化在线瞬态识别

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A dynamically adjustment grey incidence analysis method and its application to online recognition of early degradation of bearing

Pei Xuewu¹, Dong Shaojiang^{1,2,3}, Fang Nengwei³, Xing Bin³, Hu Xiaolin³

(1. School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 2. Key Laboratory of Magnetic Suspension Technology and Maglev Vehicle, Ministry of Education, Chengdu 610031, China; 3. Chongqing Industrial Big Data Innovation Center Co., Ltd., Chongqing 400707, China)

Abstract: The existing data-driven methods in the early detection of rolling bearing degradation have problems of low sensitivity and high false alarms. To address these issues, a dynamically adjustment grey incidence analysis (DAGIA) method for transient mechanical equipment health monitoring is proposed. First, the Hilbert transform is applied to demodulate the vibration data of the rolling bearing to obtain the envelope signal. To weaken the influence of the value of the resolution coefficient to highlight the degree of discrimination of the correlation value, the feature-to-noise energy ratio (FNER) method is introduced into the traditional grey incidence analysis (TGIA) to dynamically adjust the resolution coefficient, which can characterize the strength of bearing faults. Then, the first set of data is extracted at the initial stage of bearing operation as reference data. The dynamic grey incidence analysis is calculated between the remaining data and the reference data and the bearing performance degradation index is established. Finally, according to the normal samples and combined with Chebyshev's inequality, the control line is set to identify the starting position of the early degradation of the rolling bearing. The IMS and XJTU-SY databases are used to complete the early degradation recognition of rolling bearings. The results show that the proposed method can accurately recognize the starting position of early degradation and the false alarm is close to 0. It has both sensitivity and robustness, which is beneficial for equipment maintenance personnel to better grasp the operating status of rolling bearings.

Keywords: bearing; feature-to-noise energy ratio; dynamically adjustment grey incidence analysis; performance degradation indicator; early degradation online recognition

收稿日期:2021-09-29 Received Date: 2021-09-29

* 基金项目:国家自然科学基金(5175072)、重庆市科技创新领军人才支持计划项目(CSTCCCXLJRC201920)、重庆交通大学研究生科研创新资助项目(2021S0036)、重庆市高校创新研究群体(CXQT20019)、重庆市北碚区科学技术局技术创新与应用示范项目(2020-6)资助

0 引言

滚动轴承被广泛应用于众多机械设备中,是极其重要而易受损坏的旋转零部件之一。为了确保机械设备能可靠运行且保持其性能稳定,对滚动轴承进行状态监测一直是工程研究的热点。在工程实践中,大多数状态监测是通过提取轴承振动信号特征来判断其健康状况,以便于及时处理已经发生或即将发生的故障^[1]。

传统的提取单个时域、频域特征来刻画滚动轴承性能退化阶段和识别退化起始位置的方法存在一些缺陷,比如相对均方根^[1]、子带频谱波峰因数^[2]等对早期故障信息不敏感。因此,研究学者将多个时、频域特征指标进行组合,然后基于等距映射算法^[3]等方法设计了改进的健康指标。虽然能较好地刻画轴承的退化过程,但轴承信号是一种典型的非平稳、非线性信号,需要解决各指标间的冗余和冲突问题。Singh等^[4]提出了一种用于滚动轴承退化评估的集成经验模态分解和 Jensen Rényi 发散方法。Chegini等^[5]采用快速集成经验模态分解和包络谐波噪声比实现轴承早期故障诊断。然而,以上方法得到的指标对轴承早期缺陷不够敏感,检测效果不佳,在运行初期时表现极不稳定、虚警率高,且计算过程复杂。

灰色关联分析 (grey incidence analysis, GIA) 具有计算简单和避免了多个指标产生冗余等特点^[6],一些学者将灰色关联分析用于轴承故障诊断^[7]。杨超等^[8]基于灰色关联度和 Teager 能量算子实现轴承早期故障诊断,但是得到的性能退化曲线毛刺太多,难以实现轴承早期退化识别。分析原因可知,直接将时域信号作为输入和未考虑传统灰色关联分析 (traditional grey incidence analysis, TGIA) 中分辨系数 (resolution coefficient, RC) 的取值是两大关键影响因素。希尔伯特 (Hilbert) 变换是常见的信号分析技术^[9],处理得到的包络信号可以体现机械故障诊断中周期性出现的故障冲击能量,故本文采用包络信号作为 TGIA 的输入。针对 TGIA 中 RC 系数取值的影响,张文斌等^[10]提出灰色相似关联分析方法消除 RC 对关联度值的影响。葛诗涵等^[11]引入信息熵理论动态调整 TGIA 中的 RC,以上方法从算法本身对 RC 进行消除或削弱。在轴承早期退化在线瞬态识别领域,当忽略轴承振动信号中隐含的早期退化信息时,直接对 RC 进行动态调整得到的关联度值区分度不大,敏感度低可能会错过实际的早期退化样本组报警,或者真实的早期退化样本组被认为是误报警。为了精准、实时的瞬态识别轴承的早期退化起始位置,因此亟需针对轴承早期退化信号研究新的动态调整关联分析方法。

文献[9]基于包络信号和自相关函数提出包络谐波噪声比检测轴承故障周期脉冲。当滚动轴承发生故障

时,可以根据理论故障频率在包络谱中定位故障特征频率及其倍频,且幅值相对比较突出。因此,本文将包络谱幅值提取为原始特征,通过定位频域中的周期性脉冲并计算特征能量比 (feature energy ratio, FER)^[12],结合自相关函数计算包络信号的总能量,提出特征噪声能量比 (feature-to-noise energy ratio, FNER) 指标表征轴承振动信号中包含的退化信息强弱。综上,本文将 FNER 引入到 TGIA 中动态调整分辨系数,并结合包络信号的优势,提出基于动态灰色关联分析 (dynamically adjustment grey incidence analysis, DAGIA) 方法实现滚动轴承早期退化在线瞬态识别。基于自相关奇异值分解和 Teager 能量算子 (autocorrelation function singular value decomposition and teager energy operator, AF-SVD-TEO) 解调方法验证识别结果的正确性。通过试验数据验证了本文方法的有效性和实用性。

1 动态调整灰色关联分析方法

1.1 灰色关联分析方法

灰色关联分析 (GIA) 是灰色系统理论进行系统分析的重要方法,该方法不要求海量数据样本,算法简单,近年来在配电网中应用广泛^[11]。滚动轴承在服役时是一个动态变化的过程,其前后的振动信号之间存在必然联系^[8]。对不同时段下同一轴承的振动信号与运行初期信号做 GIA 分析,通过量化比较可以实时掌控其运行状态和发展态势。

假设将滚动轴承全寿命振动信号 $X(t)$ 分成 $m+1$ 段,记为 $X_0, X_1, X_2, \dots, X_m$ 。每段数据序列包含 n 个数据点, i 代表待识别模式的种类,记为 $X_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)\}$, ($i = 1, 2, \dots, m$)。以滚动轴承运行初期的第一组数据序列 X_0 作为参考,针对其余 m 个数据序列做 GIA 分析,可以得知轴承的性能退化过程。具体的 GIA 计算过程如下^[6]。

1) 指标数据标准化处理

为了便于比较数列之间的变化趋势,对数据采用极差值法标准化处理。

2) 求差序列,获得两级最小差与最大差

序列间的数据差可以表示为 $\delta_i(k) = |x_i(k) - x_0(n)|$, ($i = 1, 2, \dots, m$), ($k = 1, 2, \dots, n$), 然后获得的新序列 $\Delta_1, \Delta_2, \Delta_3, \dots, \Delta_m$, 记为 $\Delta_i = \delta_i(1), \delta_i(2), \dots, \delta_i(m)$ 。计算两级最小差 $\min(\min_k |x_i(k) - x_0(n)|)$ 记为 a 以及最大差 $\max(\max_k |x_i(k) - x_0(n)|)$ 记为 b 。

3) 关联系数和关联度的计算

关联系数按下式计算:

$$\varphi_i(k) = \frac{a + \rho \cdot b}{|x_i(k) - x_0(n)| + \rho \cdot b} \quad (1)$$

ρ 为分辨系数,当 $\rho = 0.5$ 时,式(1)等价于:

$$\varphi_i(k) = \frac{a + 0.5 \times b}{\delta_i(k) + 0.5 \times b} \quad (2)$$

TGIA 将每个数据列的所有关联系数求平均值集中为一个关联度 g_i , 即:

$$g_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \varphi_i(k) \quad (3)$$

然而在实际的轴承早期退化在线识别分析中,关联度值受分辨系数 ρ 取值的影响,采用 TGIA 设置 $\rho = 0.5$ 得到的关联度值会非常相近,区分度很小,增加了瞬态识别轴承早期退化起始点的难度。一些学者也采用灰色相似关联分析方法消除系数 ρ 取固定值的影响^[10],从算法本身对 RC 进行消除或削弱,但是将该方法用于滚动轴承早期退化瞬态识别,效果提升不明显。故本文从轴承振动信号中隐含早期退化信息多少的角度入手,将 FNER 方法引入 TGIA 中对系数 ρ 进行动态调整。计算得到的动态灰色关联度值使轴承的健康和退化状态区分度明显提升,达到实现轴承早期退化瞬态识别的目的。

1.2 特征噪声能量比动态分辨系数

为解决以上的问题,本文提出一种 DAGIA 方法,即在 TGIA 中引入 FNER 动态分辨系数来增大各关联度值的区分度,达到更好的早期退化瞬态识别准确性。FNER 动态分辨系数的计算过程如下。

1) Hilbert 变换获取包络信号

设任意时间序列 $x(t)$ 有 s 个数据样本,每个样本有 k 个采样数据。对信号 $x(t)$ 做 Hilbert 变换,即

$$\tilde{x}(t) = H\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (4)$$

$$e(t) = \sqrt{\tilde{x}^2(t) + x^2(t)} \quad (5)$$

$$\hat{e}(t) = e(t) - \bar{e}(t) \quad (6)$$

式中: $\tilde{x}(t)$ 为变换后的时间序列; $e(t)$ 为包络处理时间序列; $\bar{e}(t)$ 为包络信号均值; $\hat{e}(t)$ 为新时间序列。

2) 基于包络谱信号获得特征能量比

通过对 $\hat{e}(t)$ 进行快速傅里叶变换,可以使信号的故障特征频率及倍频在包络谱中清晰地显现出来。因此,本文计算特征能量比(FER)来评价故障频率成分在整个包络谱中的表现^[12],文中取 $p=3$ 。

$$FER = \frac{E}{E_s} \quad (7)$$

式中: E 为信号包络解调后的频谱序列的前 3 倍频处的幅值能量和, E_s 为包络谱幅值总能量。

3) 计算特征噪声能量比动态分辨系数

根据自相关函数(autocorrelation function, AF)可以得到包络信号 $\hat{e}(t)$ 的总能量 $r_x(0)$ ^[9]。

$$r_x(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{e}(t) \cdot \hat{e}(t + \tau) d\tau \quad (8)$$

式中: τ 为自相关函数的时间滞后量。将 $r_x(0)$ 与 FER 相结合得到特征能量和噪声能量大小,将特征能量和噪声能量的比值定义为特征噪声能量比(FNER),公式如下:

$$FNER = \frac{FER \cdot r_x(0)}{r_x(0) - FER \cdot r_x(0)} \quad (9)$$

1.3 基于 FNER 的动态调整灰色关联分析方法

由于分辨系数 $\rho_i \in (0, 1]$, 当 FNER 不属于该区间时,采用极差值法处理 FNER。通过 FNER 动态分辨系数的确定,得到新的关联系数计算公式。

$$\vartheta_i(k) = \frac{a + FNER \cdot a}{\delta_i(k) + FNER \cdot b} \quad (10)$$

借助平均值法来计算动态灰色关联度值:

$$G_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \vartheta_i(k) \quad (11)$$

DAGIA 方法借助 FNER 动态调整系数 ρ , 计算得到的关联度值区分度提升明显。它的大小不仅可以更好的区分轴承的健康和退化状态,还可以实时的反映轴承的退化过程,特别是能准确、实时的抓捕轴承早期退化起始点位置,是一种评估轴承退化性能和在线瞬态识别轴承退化起始点的新方法。

2 滚动轴承早期退化在线识别方法

Hilbert 变换具有解调调制信号的功能,本文通过式(4)~(6)分别获取参考样本和待识别样本的包络信号,并将其直接输入 DAGIA 方法计算动态灰色关联度值,无需其他复杂的特征提取过程即可实现轴承早期退化在线瞬态识别。

2.1 基于 DAGIA 方法的滚动轴承性能退化评估

轴承性能退化评估是由采集系统获取的全寿命振动信号输入 DAGIA 中,得到刻画轴承退化过程的曲线图。将初期运行的振动信号作为正常状态基准样本,根据 DAGIA 算法计算余下振动信号样本和基准样本的关联度值。基于切比雪夫不等式理论^[13]设置控制线评估轴承性能状态,如式(12)所示。

$$P < \{ |X - \mu_h| < \varepsilon_h \} \geq 1 - \frac{\sigma_h^2}{\varepsilon_h^2} \quad (12)$$

式中: X 代表轴承在正常状态下的关联度值序列, μ_h 和 σ_h 分别代表 X 的平均值和标准差, ε_h 为健康阈值。通过设置健康阈值来区分轴承的正常状态和异常状态,并根据关联度曲线评估轴承的退化过程。

2.2 基于传统方法的滚动轴承早期退化在线识别

在使用性能指标监测轴承退化状态的的实际应用中,一个重要的问题是能否根据健康阈值实时、准确的识别

轴承早期退化起始位置,即性能指标的高敏感性和低误警率。选用 IMS 数据库^[14]的轴承进行说明,图 1 示出不同健康阈值下轴承全寿命周期均方根 (root mean square, RMS) 状态特征图并进行分析。

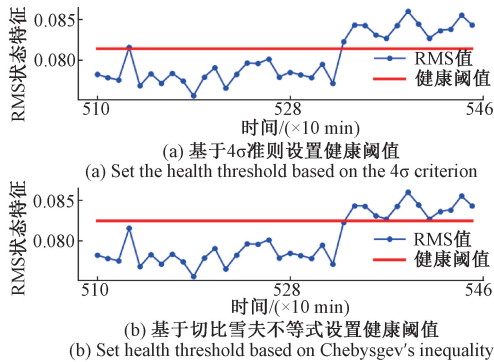


图 1 基于 RMS 的轴承 2-1 性能退化曲线图

Fig. 1 RMS performance degradation curves of bearing 2-1

选用第 50~100 组样本作为正常样本,图 1(a) 基于 4σ 准则^[5] 设置健康阈值, RMS 的识别结果为第 533 组样本,但是在第 513 组样本出现误报警现象。图 1(b) 基于切比雪夫设置健康阈值, RMS 识别出的早期退化起始位置为第 534 组样本,比实际的退化样本晚 1 组样本^[1]。此外,结合两图可以看出, RMS 对早期退化样本组无幅值突,敏感性低。

另外一个关键问题在于能否准确的瞬态抓捕退化起始点,在第一组样本报警后,后续样本组也应该触发报警,减少对监控人员的误导性。图 2 所示由 TGIA 方法得到的性能退化曲线图,该图与传统评估方法 RMS 得到的评估结果类似。文中 TGIA 的优势在于,基于切比雪夫设置健康阈值时 TGIA 方法无误报警发生,识别出早期退化起始位置为第 534 组样本。此外,注意到 TGIA 方法在第 1 个样本报警后,轴承继续运行时后续的样本并未持续性报警,可能会使监控人员误将第 534 组样本的真实报警情况判断为一种误报警行为。

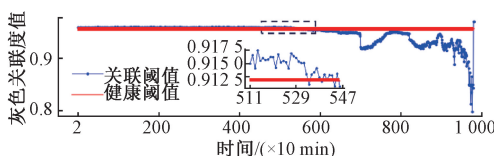


图 2 基于 TGIA 的轴承 2-1 退化曲线图

Fig. 2 Degradation curves of bearing 2-1 based on TGIA

基于以上分析结果,造成 TGIA 方法识别轴承早期退化的低敏感性是由于系数 ρ 的取值是固定的所造成的。为解决以上问题,达到瞬态识别轴承早期退化起始

点位置的目的,本文从轴承振动信号中隐含的早期退化信息多少考虑,引入 FNER 动态分辨系数提升 TGIA 方法的区分效果,进而实现准确、实时的轴承早期退化瞬态识别。

2.3 结合 AF-SVD-TEO 的在线识别结果验证

结合动态灰色关联度值和切比雪夫不等式的优势即可瞬态识别轴承早期退化起始位置,此外,采用合适的方法验证识别结果的正确性是必不可少的。由于轴承早期故障振动信号极其微弱,容易被强噪声覆盖,本文利用 AF-SVD 对信号降噪,并结合 TEO 能量算子解调验证检测结果的正确性。

对于一个含噪声的一维轴承振动信号 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$, 无法对其直接进行 SVD, 因此选择先对 \mathbf{X} 构造 Hankel 矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$ 。结构如下

$$\mathbf{A}_{m \times n} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_{1 \cdot \tau + 1} & x_{1 \cdot \tau + 2} & \cdots & x_{1 \cdot \tau + n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{(m-1) \cdot \tau + 1} & x_{(m-1) \cdot \tau + 2} & \cdots & x_{(N)} \end{bmatrix} \quad (13)$$

SVD 相空间重构的延时步长 τ 由自相关函数法确定^[9], 嵌入维数取 $m = N/(\tau + 1)$ 时, SVD 算法会有较好的降噪效果^[15], N 为信号的采样数据个数。关于有效奇异值 λ 的选择, 本文根据奇异值分布曲线确定降噪阶次。

2.4 基于 DAGIA 的轴承早期退化在线识别过程

本文集 DAGIA、切比雪夫理论和 AF-SVD-TEO 的优势于一体, 提出基于 DAGIA 的滚动轴承早期退化在线瞬态识别方法, 包括性能退化评估、早期退化识别和识别正确性验证 3 个部分, 如图 3 所示。

轴承早期退化识别包括数据训练部分和数据测试部分。将采集系统获取的第一个轴承振动信号样本作为正常状态基准信号, 并将其输入 Hilbert 变换作为参考样本。数据训练部分计算轴承初期正常状态样本和参考样本的关联度值, 并用于基于切比雪夫理论设置健康阈值^[13]。数据测试部分为早期退化识别, 将待测样本按照时间序列依次输入到 DAGIA 中, 目的是模拟实际应用中的机械装备健康监测, 并依次计算各个测试样本和参考样本的关联度值。一旦关联度值超出设定的健康阈值则为异常点, 系统将会实时发出报警, 实现轴承早期退化在线瞬态识别。

3 实例分析和对比验证

为了验证本文所提的基于 DAGIA 的滚动轴承早期退化瞬态识别方法, 选取两个全寿命周期数据作为试验数据进行验证。

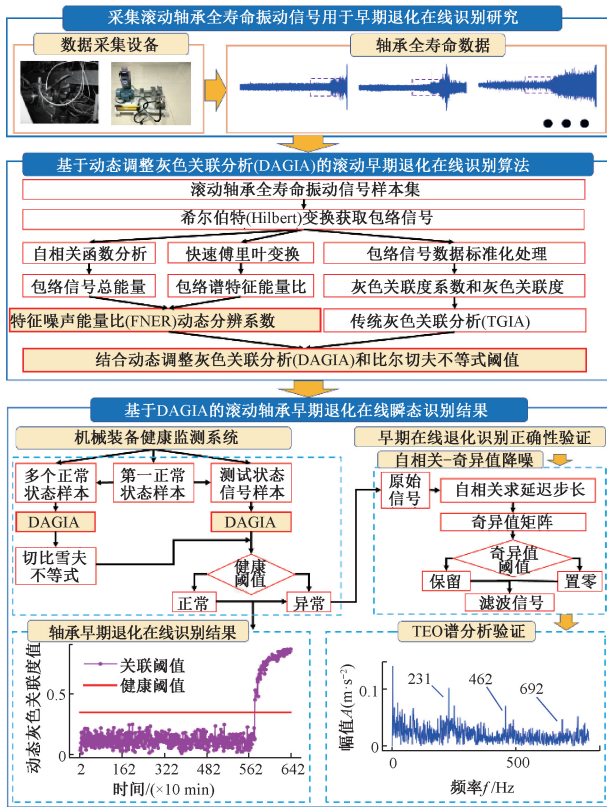


图3 基于 DAGIA 方法的轴承早期在线识别流程图

Fig. 3 Flow chart of early online bearing identification based on the DAGIA method

3.1 全寿命周期数据集来源

试验一:试验数据是辛辛那提大学智能维护系统中心的滚动轴承全寿命数据集^[14]。实验所用的4个轴承安装在同一轴上,速度始终保持为2 000 rpm,通过弹簧机构向轴和轴承施加2 721.5 kg的径向载荷。采用加速度计采集每个轴承上X和Y两个方向的振动信号。实验进行了3次,每次记录了4个轴承从开始运行直到失效的全寿命周期振动信号,采样频率为20 kHz,采集间隔为10 min。本文选取3次实验中的所有数据。根据被测轴承特性可得滚动轴承内、外圈理论故障特征频率分别为296.9、236.4 Hz,滚动体的理论故障特征频率为139.9 Hz。

试验二:试验数据是XJTU-SY滚动轴承全寿命数据集^[16]。实验选用了15个LDK UER204滚动轴承,分成3组在3种不同的工况下进行加速寿命试验,并且每种工况下轴承的转速和施加的载荷大小均不相同,其中载荷施加在水平方向。试验中设置采样频率为25.6 kHz,采样间隔为1 min,每次采样时长为1.28 s。本文选取3种工况下15个轴承的水平振动数据,根据被测轴承特性可以计算得到滚动轴承各个失效类型对应的理论故障特征频率。

3.2 DAGIA 在轴承早期退化识别中的可行性验证

本小节选用试验一中第2次实验的轴承数据,验证所提FNER动态系数和DAGIA方法的可行性。

1) 基于FNER的动态分辨系数提取

从图4中可以看出在不同时间点,根据试验一中轴承2-1振动信号求得的FNER值有所不同,退化过程。在5 320 min之前,FNER处于相对稳定状态,可以判定轴承处于正常运行状态。在第5 320 min时,即对应的第533组样本处的FNER值首次高于健康阈值,并且之后的FNER值均在健康阈值之上,可以判定第533组样本为轴承的退化起始位置。在5 320 min之后,基于FNER的轴承健康状态评价方法对退化数据的评估结果与传统评估方法(有效值、裕度、频域方差等)得到的曲线走势基本一致,证明了FNER对轴承退化性能评估的准确性。考虑到传统灰色关联分析方法中动态系数的取值对关联度值大小有影响,导致识别轴承早期退化的效果差。故本文将FNER指标作为灰色关联分析的分辨系数,提出基于动态灰色关联分析方法实现轴承早期退化起始位置的在线瞬态识别。

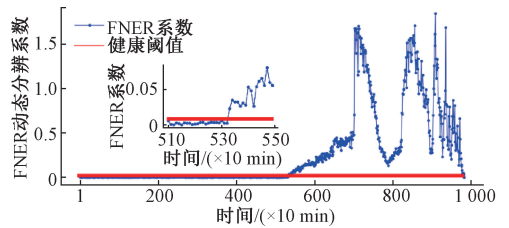


图4 轴承2-1的FNER动态分辨系数图

Fig. 4 FNER dynamic resolution coefficient diagram of bearing 2-1

2) 基于DAGIA的滚动轴承早期退化在线识别

为了验证DAGIA方法在轴承早期退化在线瞬态识别中的有效性,并基于采用的健康阈值设置方法,本小节将测试部分的样本集按照时间序列依次输入到DAGIA算法中,目的是模拟实际应用中的机械装备健康监测。图5(a)~(d)分别示出轴承运行到第4 010、4 810、5 610、6 410 min时对应样本组的健康曲线图。图6中示出轴承从开始运行到最终失效的整个性能退化曲线。

从图5(a)和(b)可知,根据DAGIA得到的关联度值均在健康阈值之下,说明轴承运行到第4 010和4 810 min均未出现退化。图5(c)中轴承运行到第5 610 min时,有一部分关联度值完全超过健康阈值,表明轴承早期退化起始点位于第4 810和5 610 min区间。经过缩小小区间范围发现,在第5 320 min时,即对应的第533组样本处的关联度值出现明显突变,首次大于并且之后样本组的关联度值均大于健康阈值,结果表明

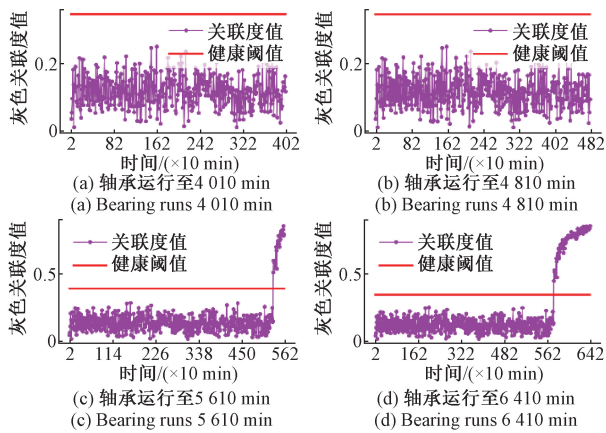


图5 基于 DAGIA 的轴承 2-1 早期退化在线识别曲线图

Fig. 5 DAGIA-based online recognition curves of early degradation of bearing 2-1

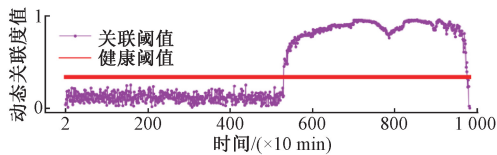


图6 基于 DAGIA 的轴承 2-1 性能退化曲线图

Fig. 6 The performance degradation curves of bearing 2-1 based on DAGIA

DAGIA 方法可以精准、实时的瞬态抓捕轴承 2-1 的早期退化起始点位置,敏感性高且无误警发生。图 5(d) 中轴承继续运转,关联度值继续增大,轴承故障程度加重。图 6 显示轴承在第 7 010 min 进入中度退化阶段,第 8 230 min 之后轴承进入中度退化阶段,第 9 110 min 之后轴承濒临失效。

3) 基于 AF-SVD-TEO 方法的识别正确性验证

由以上在线退化识别试验分析可知,轴承在第 5 320 min 时开始早期退化。为了验证瞬态识别结果正确性,图 7(a) ~ (d) 所示为基于 AF-SVD-TEO 方法获得的第 332、533、534 和 700 个样本的谱分析图。

从图 7(a)、(b)和(c)可以看出,在接近 236.4 Hz 理论故障特征频率附近,231 Hz 频率处有一个明显的频谱峰值,且倍频处也出现了对应的峰值。然而,图 7(d) 中第 532 组样本的谱分析图在接近理论故障频率处没有明显的频谱峰,并且文中未展示的第 532 组之前的样本显示相同的结果。因此,推断出轴承外圈的早期退化点位于第 5 320 min,验证了 DAGIA 早期退化在线瞬态识别结果的正确性。

4) DAGIA 方法与其他性能衰退指标的比较

结合以上分析和表 1 可以看出,在轴承早期退化期,常用的 RMS、Kurtosis 和 TGIA 对初始退化不敏感,且存

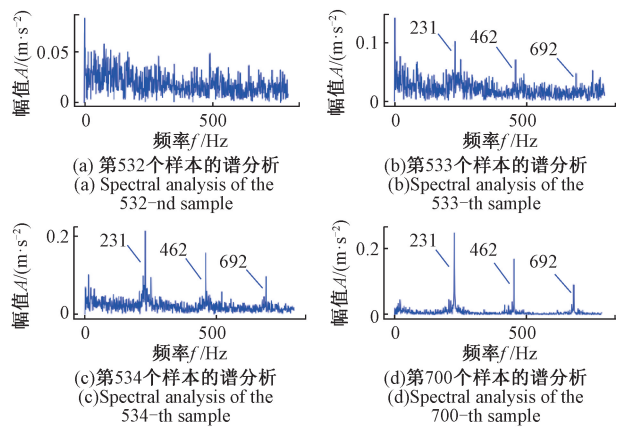


图7 四类状态样本的谱分析图

Fig. 7 Spectral analysis chart of four types of state samples

在误报警。EHR 值^[9]在运行初期不稳定,虽然不会发生误报警,但是识别结果却比 DAGIA 方法晚 100 min。AVMD-EHR 方法^[18]提前到第 5 350 min,FEEMD-EHR 方法^[5]将检测结果提前到第 5 340 min,但检测结果仍比 DAGIA 方法分别晚 30 和 20 min。经过以上对比发现,DAGIA 方法在识别轴承 2-1 早期退化点时没有出现虚报警,且识别结果比 EMD 能量熵 JR 距离^[4]、EHR、AVMD-EHR 和 FEEMD-EHR 方法都早。

表1 8种方法的早期退化点检测结果对比

Table 1 Comparison of early degraded point detection results of eight methods

性能衰退指标方法	故障起点时间/min	误报警数目
Kurtosis	6 470	1
EMD 能量熵 JR 距离	5 520	0
EHR	5 420	0
T-SNE 样本熵 ^[17]	5 360	0
AVMD-EHR ^[18]	5 350	0
FEEMD-EHR ^[5]	5 340	0
RMS	5 330	0
TGIA	5 330	0
DAGIA	5 320	0

图 8 (a)和(b)分别示出基于文献[11]思想方法和灰色相似关联分析获得的早期退化在线识别结果图。当轴承 2-1 运行至 6 410 min,采用 $\sum \delta_i(k)/b$ 动态调整分辨系数时不能识别早期退化起始点。灰色相似关联分析虽然消除了分辨系数的影响,但关联度区分度小,在识别早期退化时效果依然不佳。

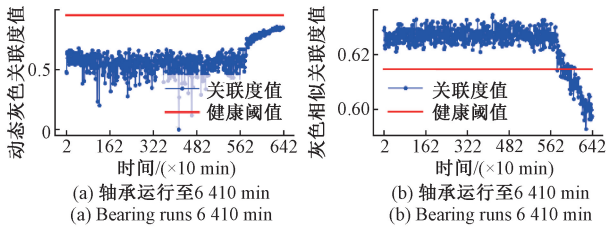


图8 基于 GIA 的轴承 2-1 早期退化在线识别曲线图
Fig.8 GIA-based online recognition curves of bearing 2-1 early degradation

3.3 基于 DAGIA 方法的鲁棒性能验证

本小节选用试验一中余下数据集以及试验二中所有轴承数据实现对 DAGIA 方法的鲁棒性验证。

1) 试验一中余下轴承的早期退化在线识别

基于 DAGIA 方法计算试验一中轴承 3-3 全寿命数据的关联度值,得到的性能退化曲线如图 9 所示。从图 9 (b)中可以看出轴承 3-3 在第 60 700 min 开始进入早期退化期,表明 DAGIA 方法能够实现轴承早期退化在线瞬态识别。

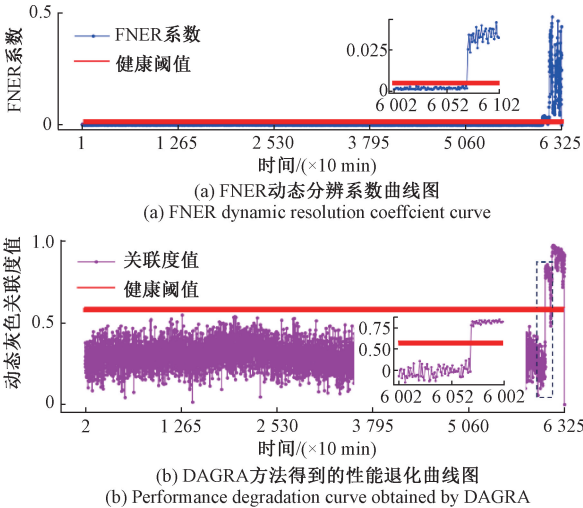


图9 基于 DAGIA 方法得到的曲线图
Fig.9 Curves diagram obtained based on DAGIA method

为进一步展示 DAGIA 方法的优势,表 2 是 DAGIA 方法与其他方法的识别结果对比,图 10 示出第 6 070 和 6 071 组样本的 AF-SVD-TEO 谱图。

结合表 2 中的对比和图 10 的正确性验证可以发现, DAGIA 方法不仅识别的早期退化结果最靠前,而且无误警发生,以上结果表明了 DAGIA 方法具有较高的敏感性和鲁棒性。

鉴于 DAGIA 方法的以上优势,下面分析轴承 1~3 和 1~4 的性能退化曲线,如图 11 (a)和(b)所示。为进一步凸显 DAGIA 评估轴承退化过程时的优越性,图 12 采用 EHNr 和 RMS 方法与其进行对比。

表 2 5 种方法的早期退化点检测结果对比
Table 2 Comparison of early degraded point detection results of five methods

性能衰退指标方法	故障起点时间/min	误报警数目
EHNr	61 610	0
FEEMD-EHNr	60 780	1
AVMD-EHNr	60 730	0
EEACF [5]	60 710	1
DAGIA	60 700	0

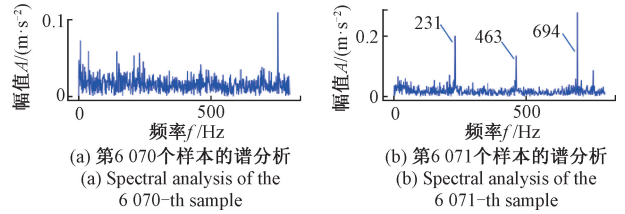


图 10 两类状态样本的谱分析图
Fig.10 Spectral analysis chart of two types of state samples

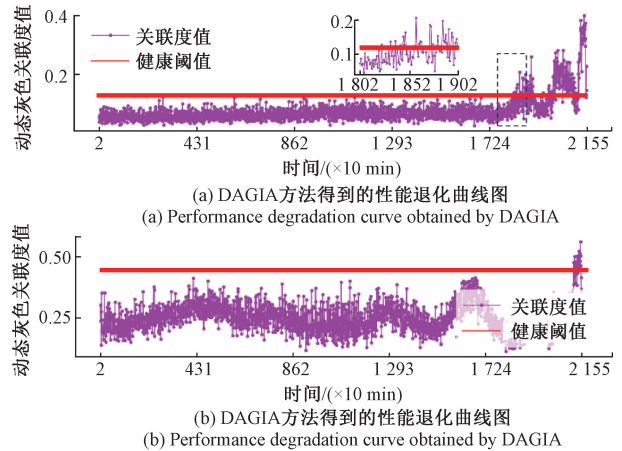


图 11 基于 DAGIA 的轴承 1~3 和 1~4 的性能退化曲线图
Fig.11 Performance degradation curves of bearings 1~3 and 1~4 based on DAGIA

图 11 (a) 示出了轴承 1~3 从开始运行,经历退化期,到完全失效的全过程,能很好的表征轴承性能过程。然而,图 12 (a)表明 EHNr 方法在早期存在误报警问题,图 12 (b)中 RMS 对早期退化不敏感。因为轴承 1~4 在最后失效时出现了滚动体和外圈损坏,图 13 中 TGIA 方法的识别效果优于图 12 (d)中 RMS 方法和传统分析方法^[1],结合图 13 和图 11 (b) DAGIA 方法在表征轴承性能过程时效果稍逊的可能原因,在计算 FNER 系数时, FNER 的大小受到实际故障频率定位的影响。图 12 (c)

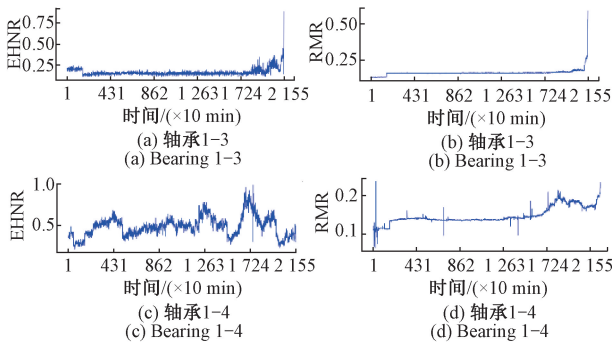


图 12 基于 EHNR 和 RMS 的两个轴承性能退化曲线

Fig. 12 Bearing performance degradation curves based on EHNR and RMS methods for bearing 1~3 and bearing 1~4

和(d)表明 EHNR 和 RMS 方法基本失效,DAGIA 方法为评估轴承滚动体和外圈混合缺陷的退化性能提供参考价值。

2) 试验二中所有轴承的早期退化在线识别

基于 DAGIA 方法计算试验二中所有轴承全寿命振动数据的关联度值,得到的退化曲线如图 14 所示。从图 14 (a)~(m)可以明显看出 15 个轴承从开始运行到最终失效的全过程。通过计算健康阈值可以捕获和识别到各个轴承的早期退化起始点,比如表名轴承 1-1-79 表示基于 DAGIA 方法识别到轴承 1-1 的早期退化起始点可能是第 79 组样本,即轴承在对应时刻进入早期退化期,且没有误报警现象。

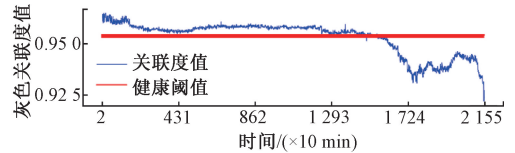


图 13 基于 TGIA 的轴承 1~4 退化曲线图

Fig. 13 Degradation curves of bearing 1~4 based on TGIA

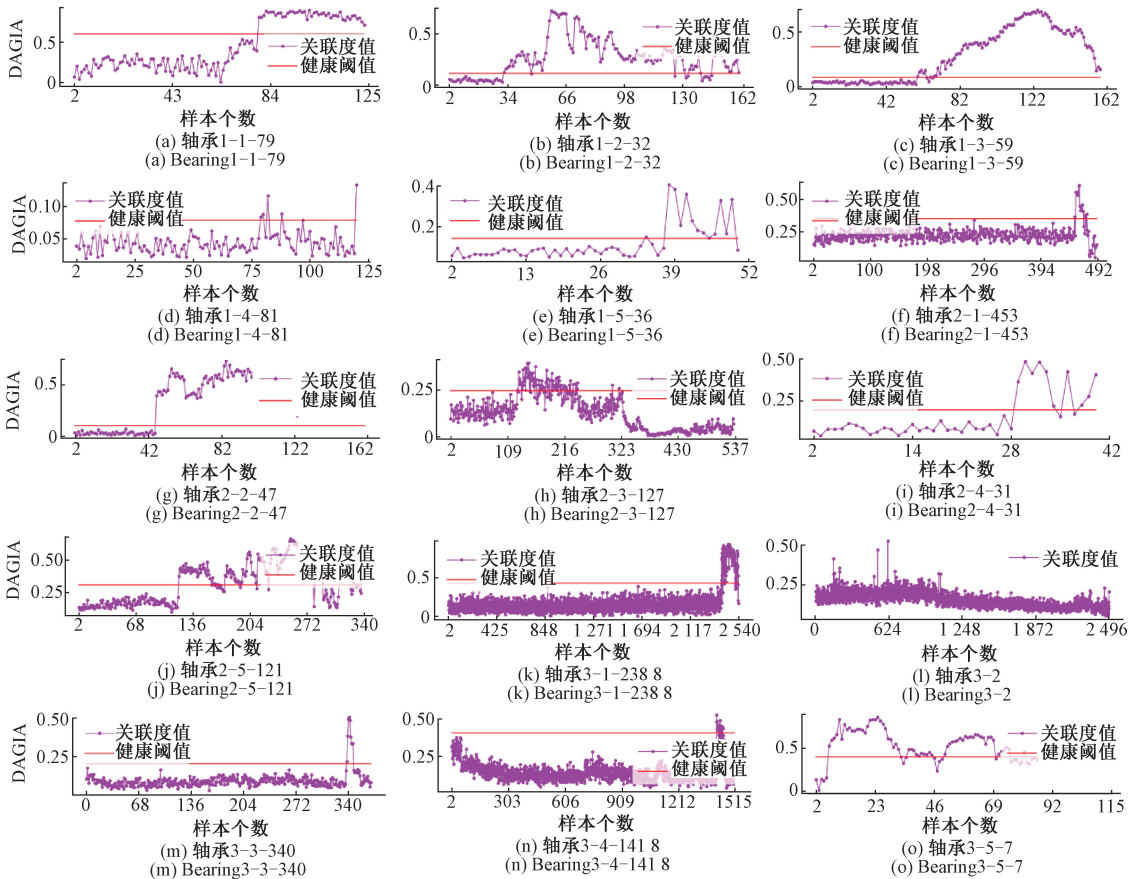


图 14 基于 DAGIA 方法的试验二中所有轴承的性能退化评估曲线

Fig. 14 Performance degradation evaluation curves of all bearings in Test 2 based on the DAGIA method

为验证基于 DAGIA 方法实现轴承性能退化评估的准确性、敏感性及优越性,将几个常用评估指标的评估值均归一化到 0~1 区间内进行对比。同时,基于镜像方法对 TGRA 方法得到的性能退化曲线进行处理。由于篇幅原

因,本文仅展示轴承 1-1 的性能退化曲线图,如图 15 所示。观察图 15 可以发现,基于 DAGIA 方法对轴承 1-1 退化数据的评估结果与传统方法评估结果的曲线走势基本一致,证明了 DAGIA 对轴承退化性能评估的准确性。此

外,从图 15 中划分的轴承退化和失效区间可以看出,基于 DAGIA 方法在轴承早期退化识别的敏感度上大大优于其他评估方法。在轴承开始进入退化时 DAGIA 关联度值发生了明显变化,说明 DAGIA 方法不仅可以实现轴承性能退化评估,而且针对轴承初始退化位置时,能实现在线瞬态识别。

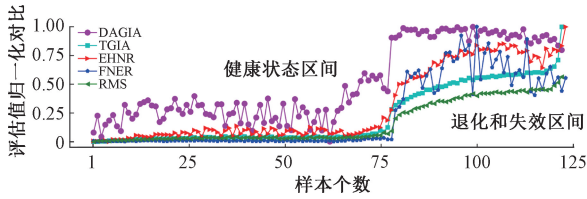


图 15 性能退化归一化值及对比曲线图

Fig. 15 Performance degradation normalized value and comparison curves

为验证基于 DAGIA 方法实现早期退化在线瞬态识别的正确性,图 16 示出基于 AF-SVD-TEO 方法处理四个样本获得的谱分析图。从图 16 (d) 可以看出,第 79 组样本在接近理论故障特征频率及其倍频均有一个明显的频谱峰值,而图 16 (a)、(b)、(c) 中对应样本组的倍频处均无峰值,一倍频处的峰值很微弱不能说明其就是故障特征频率,可以判断此类样本正处于健康状态区间,也进一步说明 DAGIA 方法识别到轴承 1-1 的早期退化起始位置是第 79 组样本,验证了基于 DAGIA 方法的正确性。

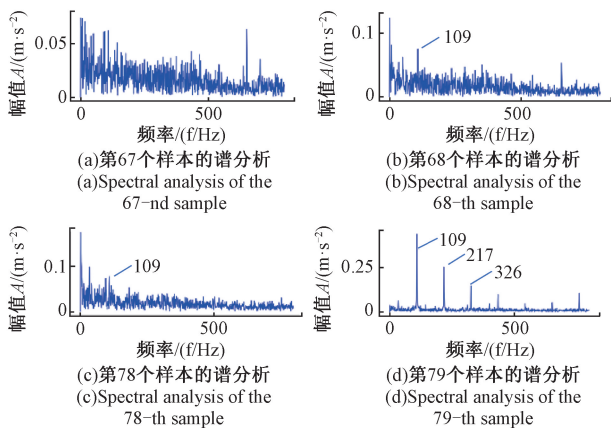


图 16 4 个状态样本的谱分析图

Fig. 16 Spectral analysis chart of four state samples

鲁棒性试验结果表明,DAGIA 方法可以完成轴承早期退化在线瞬态识别,也可以很好的评估轴承性能退化过程,兼具敏感性和鲁棒性。

4 结 论

本文提出了一种新的面向机械装备健康监测的动态调整灰色关联分析(DAGIA)方法,解决了滚动轴承早期退化信息微弱,难以实现早期退化在线瞬态识别的问题。Hilbert 变换用于获取包络信号以体现机械诊断时周期性出现的故障冲击能量;FNER 指标用于动态调整 TGIA 的分辨系数,构建了 DAGIA 方法;DAGIA 方法用于评估轴承的性能状态和在线瞬态识别轴承早期退化起始点;AF-SVD-TEO 方法用于验证识别结果的正确性。

1) 选用 IMS 和 XJTU-SY 轴承数据库进行试验验证,可行性和鲁棒性能验证结果表明,FNER 指标动态调整 TGIA 中分辨系数,同时采用包络信号作为输入可以提升区分轴承运行状态的效果。与其他传统性能衰退指标方法相比,所提 DAGIA 方法可以更好的在线瞬态识别轴承早期退化起始点,兼具敏感性和鲁棒性,误警率低且正确性高,实现了滚动轴承早期退化在线瞬态识别。

2) DAGIA 方法识别单故障背景下的滚动轴承早期退化点时明显优势,识别精度高且实时性好。DAGIA 也有其不足之处,DAGIA 的分辨系数由 FNER 指标动态调整,针对耦合故障背景下的滚动轴承早期退化识别时,故障频率倍频数目的选择和实际故障特征频率的定位影响着该方法的识别效果。因此,如何精准定位耦合故障背景下轴承的各个故障特征频率及其倍频数目值得进一步研究。

参考文献

[1] YAN M M, WANG X G, WANG B X, et al. Bearing remaining useful life prediction using support vector machine and hybrid degradation tracking model[J]. ISA Transactions, 2020, 98: 471-482.

[2] JACEK D. Diagnosing of rolling-element bearings using amplitude level-based decomposition of machine vibration signal[J]. Measurement, 2018, 126: 143-155.

[3] XIANG S, QIN Y, ZHU C C, et al. Long short-term memory neural network with weight amplification and its application into gear remaining useful life prediction[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 91: 103587.

[4] SINGH J, DARPE A K, SINGH S P. Bearing damage assessment using Jensen-Rényi divergence based on EEMD[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87: 307-339.

[5] CHEGINI S N, MANJILI M J H, BAGHERI A. New fault diagnosis approaches for detecting the bearing slight degradation[J]. Meccanica, 2020, 55(1): 261-286.

[6] LI Y F, LIANG X H, LIN J H, et al. Train axle bearing

- fault detection using a feature selection scheme based multi-scale morphological filter[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 101: 435-448.
- [7] CUI H Y, QIAO Y Y, YIN Y M, et al. An investigation of rolling bearing early diagnosis based on high-frequency characteristics and self-adaptive wavelet de-noising[J]. *Neurocomputing*, 2016, 216: 649-656.
- [8] 杨超, 杨晓霞. 基于灰色关联度和 Teager 能量算子的轴承早期故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(13): 224-229.
- YANG CH, YANG X X. Early fault diagnosis of bearings based on grey incidence degree and Teager energy operator[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(13): 224-229.
- [9] XU X Q, ZHAO M, LIN J, et al. Envelope harmonic-to-noise ratio for periodic impulses detection and its application to bearing diagnosis[J]. *Measurement*, 2016, 91: 385-397.
- [10] 张文斌, 苏艳萍, 普亚松, 等. 基于集合经验模式分解能量分布与灰色相似关联度的齿轮故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2014, 50(7): 70-77.
- ZHANG W B, SU Y P, PU Y S, et al. Gear fault diagnosis based on ensemble empirical mode decomposition energy distribution and gray similarity correlation [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(7): 70-77.
- [11] 葛诗涵, 李立生, 姜仁卓, 等. 基于层次动态灰色关联分析的配电网运行状态评价指标体系的构建与应用[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(23): 9393-9399.
- GE SH H, LI L SH, JIANG R ZH, et al. Construction and application of distribution network operational status evaluation index system based on hierarchical dynamic grey correlation analysis [J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(23): 9393-9399.
- [12] OU L, YU D J, YANG H J, et al. A new rolling bearing fault diagnosis method based on GFT impulse component extraction [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 162-182.
- [13] QIAN Y, YAN R Q, HU S J. Bearing degradation evaluation using recurrence quantification analysis and Kalman filter[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(11): 2599-2610.
- [14] 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 and Vibration*, 2006, 289(4-5): 1066-1090.
- [15] MIAO Y H, ZHANG B Y, YI Y G, et al. Application of improved reweighted singular value decomposition for gearbox fault diagnosis based on built-in encoder information [J]. *Measurement*, 2021, 168: 108295.
- [16] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2018, 61(1): 401-412.
- [17] 于重重, 宁亚倩, 秦勇, 等. 基于 T-SNE 样本熵和 TCN 的滚动轴承状态退化趋势预测 [J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(8): 39-46.
- YU CH CH, NING Y Q, QIN Y, et al. Prediction of rolling bearing state degradation trend based on T-SNE sample entropy and TCN [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(8): 39-46.
- [18] 吕明珠, 刘世勋, 苏晓明, 等. 基于自适应变分模态分解和包络谱噪比的滚动轴承早期退化检测 [J]. *振动与冲击*, 2021, 40(13): 271-280.
- LU M ZH, LIU SH X, SU X M, et al. Early degradation detection of rolling bearings based on adaptive variational modal decomposition and enveloping harmonic-to-noise ratio [J]. *Vibration and Shock*, 2021, 40(13): 271-280.

作者简介



裴雪武, 2019 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为重庆交通大学硕士研究生。主要研究方向为机械设备故障诊断和性能退化趋势预测。

E-mail: xwpei18342855200@qq.com

Pei Xuewu received his B. Sc. degree from Liaoning University of Engineering and Technology in 2019. He is currently a master student at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include fault diagnosis and intelligent control of mechanical equipment.



董绍江 (通信作者), 2006 年于河海大学获得学士学位, 2009 年于重庆理工大学获得硕士学位, 2012 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆交通大学教授。主要研究方向为设备状态监测和机电一体化。

E-mail: dongshaojiang100@163.com

Dong Shaojiang (Corresponding author) received the B. Sc. degree from Hohai University in 2006, received his M. Sc. degree from Chongqing University of Technology in 2009, and received his Ph. D. degree from Chongqing University in 2012. He is currently a professor and a Ph. D. advisor of Mechanical Engineering with the School of Mechatronics and Automotive Engineering at Chongqing Jiaotong University. His research interest includes equipment condition monitoring and mechatronics.