

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104940

基于 KL-VMD 和综合特征指标的 滚动轴承性能退化评估^{*}

刘 杰 苏宇涵 邓锐苗 孙 凤
(沈阳工业大学机械工程学院 沈阳 110870)

摘 要:针对滚动轴承早期性能退化点难以检测的问题,提出一种结合改进变分模态分解(VMD)和综合特征指标的滚动轴承性能退化评估方法。首先使用 K-L 散度优化 VMD 的参数,用优化后的 VMD 对轴承振动信号进行分解,通过 Wasserstein 距离筛选对退化特征较为敏感的模式分量,对其奇异值分解得到奇异值特征;结合信号的熵能比和置信值组成滚动轴承退化综合特征指标,最后构建支持向量数据描述模型计算性能退化指标,实现滚动轴承的早期微弱故障检测及性能退化评估。利用轴承全寿命实验数据验证方法的有效性,对早期性能退化点的检测结果相较于其他退化评估方法有所提前,为滚动轴承性能退化评估提供新思路。

关键词:滚动轴承;性能退化评估;改进变分模态分解;Wasserstein 距离;支持向量数据描述

中图分类号: TH133.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Performance degradation assessment of rolling bearing based on KL-VMD and comprehensive characteristic indexes

Liu Jie Su Yuhan Deng Ruimiao Sun Feng

(School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: In view of the problem that the early performance degradation point of rolling bearing is difficult to monitor, a method based on improved VMD and comprehensive characteristic indexes performance degradation assessment was proposed. Firstly, the parameters of VMD were optimized by Kullback Leibler divergence (KL-divergence), the bearing vibration signals were decomposed by the optimized VMD, and the modal components that sensitive to degradation characteristics were screened by wasserstein distance (WD) method. Then singular value decomposition (SVD) was performed to obtain singular value characteristics. Secondly, the comprehensive characteristic index of rolling bearing degradation was composed by combining the entropy energy rate (EER) and confidence value (CV). Finally, SVDD model was used to calculate performance degradation index to realize early weak fault detection and performance degradation assessment. The validity of the proposed method was verified by using the bearing life cycle experiment data, the detection results of early performance degradation points are earlier than other degradation assessment methods, which provides a new idea for performance degradation assessment of rolling bearings.

Keywords: rolling bearing; performance degradation assessment; improved variation mode decomposition; Wasserstein distance; support vector data description (SVDD)

0 引 言

滚动轴承是旋转机械的关键部件,为了保持工作效率并降低维护成本,对其进行性能退化评估具有重要意义。滚动轴承从正常运转到完全失效会经历一系列性能

退化过程,通常划分为 4 个阶段:正常阶段、早期故障阶段、加速退化阶段和严重退化阶段,其中正常与早期故障阶段间的分界即为早期故障点,轴承性能退化评估中的重点是识别早期故障的出现时间。

信号分析处理是特征提取的前提。变分模态分解^[1]是常用的信号分析方法之一,与经验模态分解(empirical

mode decomposition, EMD) 和集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 方法相比,其分解精度、收敛速度和抗噪性都更为优良,可以在一定程度上克服 EMD 和 EEMD 方法的模态混叠问题,被广泛应用于故障诊断和退化评估中^[2-5]。但 VMD 的参数选择不当也会造成模态混叠,影响信号的分解效果,因此一些学者通过优化模态数量和惩罚因子来提高 VMD 分解的精度。文献[6]通过观察 VMD 分解时限带内禀模态函数分量首次出现的最大中心频率,来预设模态数量,但该研究并未考虑惩罚因子和模态数量的交互作用;文献[7]使用粒子群算法迭代寻优,选取 VMD 的最佳参数,但这种方法容易陷入局部最优,且运算需要的时间也极长。

退化特征的提取是轴承性能退化评估的关键。文献[8]重构滚动轴承振动信号后计算 Renyi 熵作为特征向量,通过 K-medoids 聚类模型实现对轴承故障的定量评估;文献[9]使用 T 分布随机近邻嵌入样本熵作为退化特征指标,用于预测轴承退化趋势;文献[10]提取对初始损伤敏感的相对均方根 (relative root mean square, RRMS) 作为退化特征,有效地划分了风机滚动轴承的退化过程;文献[11]提取 EEMD 能量熵、能量熵比以及多个时域特征,构造特征选择指标并通过筛选得到退化特征矩阵;文献[12]使用重构信号的散布熵结合余弦欧氏距离构建退化特征指标,描述滚动轴承性能退化规律。

在退化评估模型方面,高斯混合模型^[13]、隐马尔可夫模型^[14]、支持向量机^[15]等都应用广泛,但在单值分类问题中,支持向量数据描述模型更具有优势。文献[16]提取小波包奇异谱熵作为退化矢量来构建 SVDD 模型,实现滚动轴承性能退化程度的定量评估;文献[17]提出一种邻域保持嵌入 ESNPE 方法结合 SVDD 构建退化评估模型,进而提取轴承性能退化指标。

综上所述,本文针对 VMD 参数选择不当造成的模态混叠问题,使用 K-L 散度 (Kullback Leibler divergence) 优化 VMD 方法的模态数量和惩罚因子,以此来提高分解精度;利用 K-L 散度优化后的 VMD 方法对轴承全寿命振动信号进行分解得到本征模态分量 (intrinsic mode function, IMF),通过 WD 方法选取对故障敏感的有效 IMF 分量并提取奇异值特征;针对样本熵对振动信号幅值敏感性较弱的问题,结合可以有效表征信号强度的均方根特征,构造熵能比;计算可以表征信号退化程度的 WD 置信值,与奇异值、熵能比共同组成综合特征指标。然后构建 SVDD 退化评估模型并进一步计算轴承的性能退化指标,实现滚动轴承早期性能退化点检测和性能退化评估。

1 性能退化评估方法

1.1 K-L 散度优化 VMD

VMD 分解是信号处理的一种常用方法,可以将非平稳振动信号自适应地分解为若干个不同的本征模态分量。VMD 分解的精度通常被两个因素影响:1) 分解前需要确定模态数量 K 及二次惩罚因子 α 。2) 从 IMF 分量中准确筛选有效分量。目前,VMD 的参数多依据经验值或中心频率观测法确定,在筛选有效 IMF 分量时也大多依赖经验或先验准则。本文选取 K-L 散度作为目标函数构造改进变分模态分解算法,选用 WD 法作为筛选有效 IMF 分量的依据。

首先将原始信号 f 分解为 K 个模态分量,约束条件为原始信号等于叠加分解后的各个模态之和,则对应的表达式为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\| \sum_k \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \times u_k(t)] e^{(-j\omega_k t)} \right\|_2^2 \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = f \end{cases} \quad (1)$$

式中: f 为输入的原始信号; u_k 为分解得到的 K 个 IMF 分量; ω_k 为各 IMF 对应的频率中心; ∂_t 为计算解调信号的梯度; $\delta(t)$ 为脉冲函数。

引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 λ ,用于求解上述优化问题,运用交替方向乘子算法 (alternating direction method of multipliers, ADMM),交替更新 $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 。

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + \\ & \alpha \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \times u_k(t)] e^{(-j\omega_k t)} \right\|_2^2 + \\ & \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

交替寻优迭代后 $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 的表达式如下:

$$\begin{aligned} u_k^{n+1} = & \underset{u_k \in X}{\operatorname{argmin}} \left\{ \alpha \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \times u_k(t)] e^{(-j\omega_k t)} \right\|_2^2 + \right. \\ & \left. \|f(t) - \sum_k u_k(t) + \lambda(t)/2\|_2^2 \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \omega_k^{n+1} = & \underset{\omega_k \in X}{\operatorname{argmin}} \left\{ \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \times \right. \right. \\ & \left. \left. u_k(t)] e^{(-j\omega_k t)} \right\|_2^2 \right\} \end{aligned} \quad (4)$$

K-L 散度是对两个概率分布 P 和 Q 之间关系的描述,可定义为:

$$D_{KL}(P \| Q) = \sum_i p(i) \log \frac{P(i)}{Q(i)} \quad (5)$$

$$P(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k \left[\frac{x_i - x}{h} \right], x \in R \quad (6)$$

$$k(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-u^2/2} \quad (7)$$

式(5)~(7)中, $P(x)$ 为核密度估计; $k(u)$ 为核函数; h 为给定的正数, 通常称为窗宽或平滑参数。K-L 散度优化 VMD 参数的流程如图 1 所示。

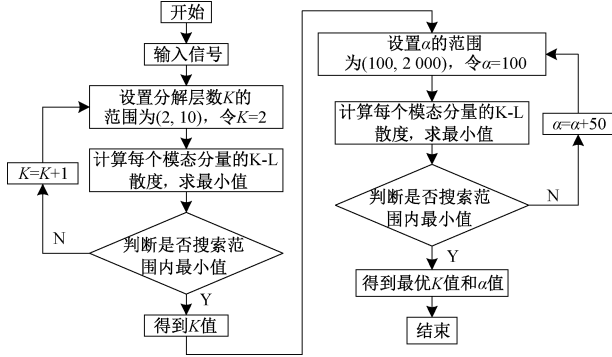


图 1 K-L 散度优化 VMD 参数流程

Fig. 1 K-L divergence optimization VMD parameter flow chart

1.2 综合特征指标

1) 奇异值

奇异值是度量矩阵稳定性的指标, 当矩阵中的元素发生变化时, 奇异值将发生相应的变化^[18]。因此当滚动轴承的性能退化, 信号的奇异值也将随之改变, 为了定量描述滚动轴承的运行状态, 选取奇异值作为轴承退化特征之一。奇异值分解公式如下:

$$A = UWV^T \quad (8)$$

$$W = \begin{cases} [diag(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q), \mathbf{0}], m \leq n \\ [diag(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q), \mathbf{0}]^T, m > n \\ \alpha_1 \geq \alpha_2 \geq \dots \geq \alpha_q > 0 \end{cases} \quad (9)$$

式(8)和(9)中, $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为待分解的矩阵; $U \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 和 $V \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为正交矩阵; $W \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为对角矩阵; $\mathbf{0}$ 为零矩阵; $q = \min(m, n)$; $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, q)$ 即为矩阵 A 的奇异值。

2) 熵能比

轴承性能退化评估中常用的传统时域统计参数对早期故障不够敏感, 而基于概率估计等的评估方法又存在计算量大、模型复杂的问题, 因此选用对早期故障敏感的熵能比作为一种性能退化特征向量^[19]。在本文中, 熵能比 (entropy energy rate, EER) 具体表示为样本熵 (sample entropy, sampEn) 与均方根 (RMS) 的比值, 如式(10)所示。

$$X_{f-EER} = \frac{X_{f-sampEn}}{X_{f-RMS}} \quad (10)$$

样本熵^[20]的计算不依赖数据长度, 采用较少的数据段就能得到稳定的熵值, 同时还具有优秀的一致性和较强的抗噪能力。对于滚动轴承振动信号, 不同状态信号对应的样本熵值会随着信号的复杂性变化而改变。但样本熵作为退化特征时对信号幅值的敏感性较弱, 为了弥

补这种不足, 结合时域特征 RMS 构成熵能比。

样本熵的计算方法^[21]如下。对长度为 N 的时间序列 $\{X_i\} = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_n\}$ 进行空间重构得到一个 m 维向量:

$$x_i = [x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}], i = 1, 2, \dots, N - m \quad (11)$$

计算向量 x_i 与 x_j 中对应元素最大值, 二者的距离即为其绝对值 $d(i, j)$:

$$\begin{cases} d(i, j) = \max[|x(i+k) - x(j+k)|], \\ k \in [0, m-1] \\ i, j = 1, 2, \dots, N-m, i \neq j \end{cases} \quad (12)$$

将 $d(i, j) < r$ 的数量记为 B_i , r 为相似容限阈值, B_i 的平均值记为 $B(r)$ 。

$$B_i^m(r) = \frac{B_i}{N-m} \quad (13)$$

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r) \quad (14)$$

样本熵的表达式为:

$$SampEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left[-\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right] \quad (15)$$

当 N 为有限值时, 样本熵的估计值为:

$$SampEn(m, r, N) = -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \quad (16)$$

3) WD 置信值

Wasserstein 距离是衡量两个概率分布之间距离的方法, 该距离在度量空间 (M, ρ) 上定义, $\rho(a, b)$ 表示集合 M 中两个样本之间的距离函数。两个概率分布 $P_1(a)$ 和 $P_2(b)$ 之间的 Wasserstein 距离定义为:

$$W_p(P_1, P_2) = \left(\inf_{u \in \Gamma(P_1, P_2)} \int \rho(a, b)^p du(a, b) \right)^{1/p} \quad (17)$$

式中: $\Gamma(P_1, P_2)$ 是在集合 $M \times M$ 内所有以 $P_1(a)$ 和 $P_2(b)$ 为边缘分布的联合分布的集合, $\inf$ 表示对表达式取最大下界。

为了表征轴承退化水平, 引入一种量化指标置信值 (confidence value, CV) 作为退化特征^[22]。CV 值的范围在 $(0, 1]$ 之间, 健康轴承的 CV 值为 1, 失效轴承的 CV 值会趋近于 0。研究表明, 滚动轴承的退化信号行为可以用指数函数逼近^[23]。因此, 基于 Sigmoid 函数的 CV 值定义为:

$$CV = 2 - \frac{2}{1 + e^{-gWD}} \quad (18)$$

其中, g 是缩放参数, 有助于使轴承失效时的 CV 值接近 0; g 的值根据轴承健康状态的 WD 值进行评估, 计算方法如式(19)所示。

$$g = -\frac{\ln\left(\frac{CV_{initial}}{2} - CV_{initial}\right)}{Mean(HealthyWD)} \quad (19)$$

1.3 支持向量描述 SVDD

支持向量数据描述是一种可以有效解决单值分类问题的分类器,基本思想是在特征空间中寻找一个最小的超球体,且该超球体可以尽可能的包含所有目标样本,非目标样本都落在超球体外部,从而达到将两类样本分开的目的。SVDD 模型如图 2 所示。

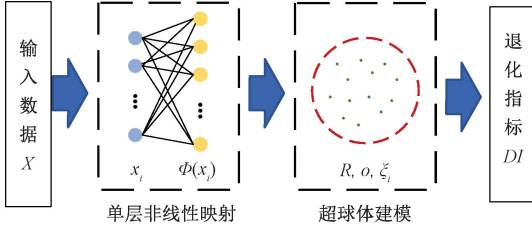


图2 SVDD 模型解析图

Fig. 2 Analytical diagram of SVDD model

假设有样本 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$, 为了降低非目标样本对超球体模型的影响, 提高模型鲁棒性, 引入松弛因子 ξ_i 和惩罚参数 C 后, 构造的超球体满足以下条件:

$$\begin{cases} \min f(R, o, \xi) = R^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } \|x_i - o\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (20)$$

式中: R 是超球体的半径, $\|x_i - o\|^2$ 为样本中任意点 x_i 到超球体中心 o 的距离。跟传统的支持向量机一样, 上述问题同样可以转化为拉格朗日的求极值问题, 根据 KKT 条件, 该拉格朗日优化问题为:

$$\begin{cases} L(R, o, \xi, \alpha) = \sum_i \alpha_i (x_i \cdot x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq C, \sum \alpha_i = 1 \end{cases} \quad (21)$$

式中: α_i 为拉格朗日乘子。当 $\|x_i - o\|^2 < R^2, \alpha_i = 0$ 时, 对应的样本点在超球体内部; 当 $\|x_i - o\|^2 = R^2, 0 < \alpha_i < C$ 时, 对应样本点在超球体表面且为支持向量; 当 $\|x_i - o\|^2 > R^2, \alpha_i = C$ 时, 对应的样本点在超球体外部。此时可以求出 SVDD 模型的超球体中心 o 和半径 R , R 即为任意支持向量 x_k 到超球体中心的距离:

$$R^2 = (x_k \cdot x_k) - 2 \sum_i \alpha_i (x_i \cdot x_k) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \quad (22)$$

此时超球体模型已经训练完成, 对于一个新的样本 z , 要测试其是否为目标样本, 只需要计算其与超球体中心的距离并与超球体的半径进行比较即可。将样本 z 与超球体中心 o 的距离定义为 d , 有决策函数如下:

$$d = \|z - o\|^2 = (z \cdot z) - 2 \sum_i \alpha_i (z \cdot x_i) -$$

$$\sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \leq R^2 \quad (23)$$

若式(23)成立, 则说明待测样本 z 属于正常样本, 反之待测样本 z 为故障样本。SVDD 同样可以利用合适的核函数让低维空间的线性不可分问题变换为高维空间的线性问题。引入径向基核函数 $K(x, y) = \exp(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2})$ 之后, 目标函数以及决策函数变换如下:

$$\begin{aligned} L(R, o, \xi, \alpha) &= \sum_i \alpha_i K(x_i \cdot x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) \\ \text{s. t. } 0 &\leq \alpha_i \leq C, \sum \alpha_i = 1 \end{aligned} \quad (24)$$

$$d = \|z - o\|^2 = K(z \cdot z) - 2 \sum_i \alpha_i K(z \cdot x_i) -$$

$$\sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) \leq R^2 \quad (25)$$

在性能退化评估中, SVDD 作为一种距离型指标模型使用。先使用无故障训练数据来建立模型的边界, 通过计算测试集数据到边界的距离, 来确定其相对于正常状态样本的类隶属度。当样本点在构建的边界外部时为故障样本, 在构建的边界内部时为正常样本, 因此, 将表征轴承性能退化程度的退化指标 (degradation indicator, DI) 定义为 DI , 计算方法如式(26), 其中 R 为 SVDD 模型构建的超球体半径, d 为任意样本到超球体中心的距离。

$$DI = \begin{cases} 0, d \leq R \\ \frac{d - R}{R}, d > R \end{cases} \quad (26)$$

1.4 退化评估模型

综上, 本文使用 KL-VMD 方法结合综合特征指标构建 SVDD 模型对滚动轴承进行性能退化评估, 步骤如图 3 所示。

步骤 1) K-L 散度优化 VMD 分解。使用 K-L 散度优化 VMD 的参数, 对轴承全寿命振动信号进行 VMD 分解, 使用 WD 方法筛选有效 IMF 分量。

步骤 2) 特征提取, 建立综合特征指标。对有效 IMF 分量进行奇异值分解得到奇异值特征, 然后求出原始信号的熵能比和 WD 置信值, 将三者共同组成综合特征指标 H 。

步骤 3) 划分训练集和测试集, 构建 SVDD 模型。选取轴承健康状态下的综合特征指标作为训练集样本, 训练 SVDD 模型, 得到超球体的半径 R ; 将全寿命周期样本作为测试集样本输入 SVDD 模型, 求得测试样本与超球体球心的距离 d 。

步骤 4) 计算性能退化指标 DI 。根据式(26)的计算方法可以求出性能退化指标 DI , 然后进行滚动轴承性能退化评估。

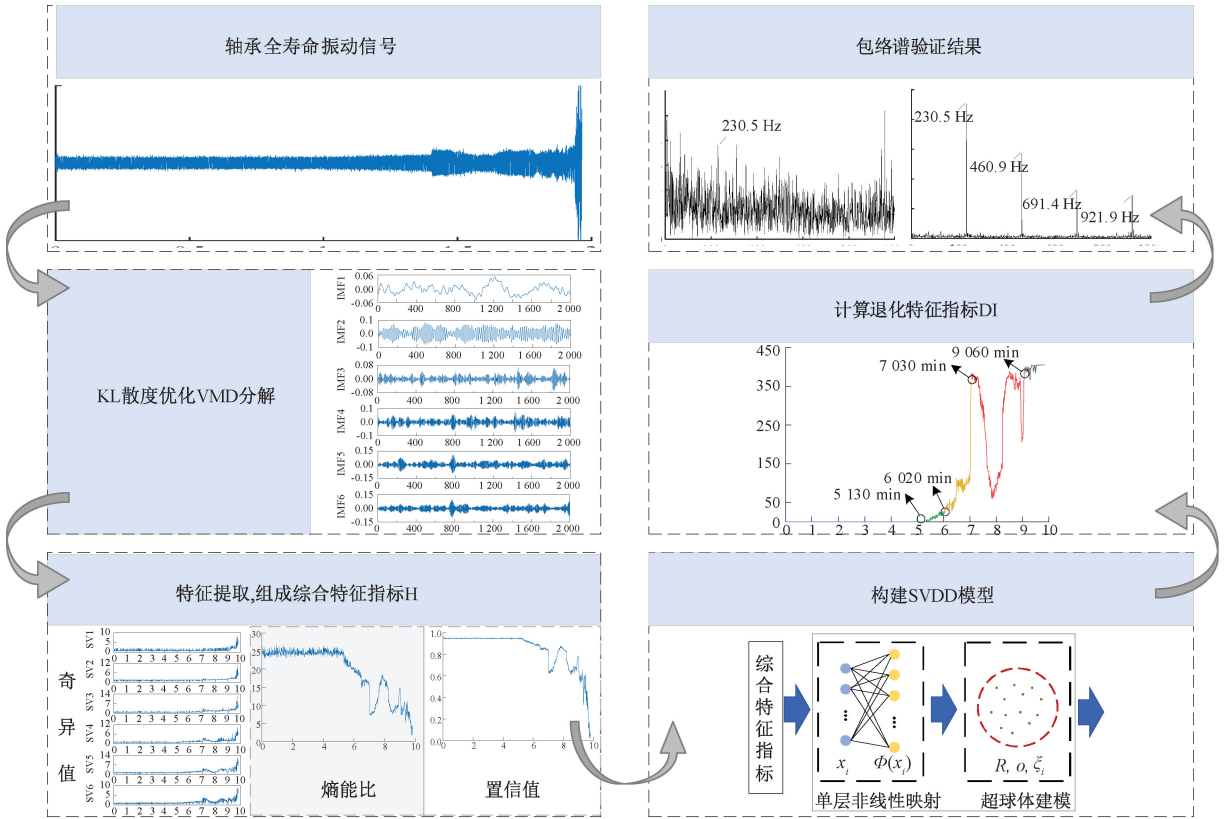


图 3 退化评估流程图

Fig. 3 Degradation assessment flowchart

2 实例验证

2.1 试验数据

选用辛那提大学 IMS 中心的滚动轴承全寿命周期试验数据,加速度传感器的位置为主轴的水平方向和垂直方向。试验台的主轴上装有 4 个型号为 Rexnord ZA-2000 系列的双列滚子轴承,试验台如图 4 所示。每次试验有 4 个轴承进行测试,当某一个轴承损坏时,停止实验,保留实验数据。

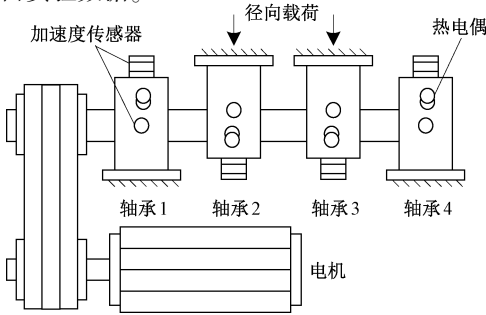


图 4 滚动轴承全寿命加速试验台

Fig. 4 Rolling bearing full life accelerated test bench

本文使用轴承 1 外圈全寿命数据,对轴承施加的径向载荷为 2 700 kg,交流电机转速 2 000 r/min,采样频率 20 kHz,采集每个样本的间隔为 10 min,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 h。实验结束时轴承 1 发生外圈故障,共采集样本 984 组,每组样本中含有 20 480 个数据点,由于最后两组样本已经失真,去除后共 982 组样本。轴承 1 全寿命周期内的振动信号如图 5 所示。

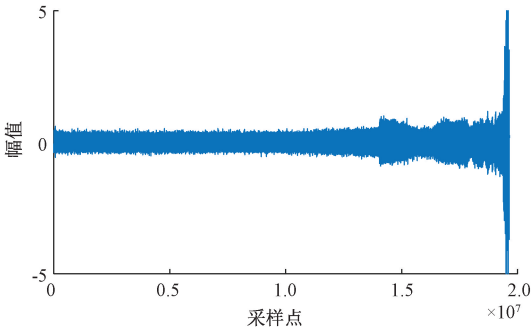


图 5 轴承 1 全寿命周期振动信号

Fig. 5 Vibration signal during the life cycle of bearing 1

2.2 综合特征指标构建

1) KL-VMD 分解经过 KL-VMD 的参数寻优,最终选取 $K=9, \alpha=1\ 800$, 分解轴承振动信号得到 9 个 IMF 分量。为了减少噪声分量的影响,本文选用 WD 法^[24]筛选有效 IMF 分量。选取过程如下:

①计算各 IMF 分量与原始信号概率密度函数之间的 WD 值。将其定义为 MD , 表示各分量与原始信号的相似程度 L 。式(27)中, K 为 IMF 分量的个数, $pdf(IMF_k(t))$ 为 IMF 分量的概率密度, $pdf(f(t))$ 为原始信号的概率密度。

$$L(k)=MD[pdf(IMF_k(t)), pdf(f(t))], k=1,2,\cdots,K \tag{27}$$

②计算相邻 IMF 与原始信号之间 WD 的增量 θ 。通过评估最大增量来确定有效分量与噪声分量的分界点 IMF_m 。

$$\theta_i = L(i) - L(i - 1), i = 2, 3, \cdots, K \tag{28}$$

$$m = \operatorname{argmax} \{ \theta_i \} \tag{29}$$

③分界点分量之前的 IMF 分量作为有效模态,分界点及其后的 IMF 分量即为噪声模态。

本文所用的试验数据来自于实验中心,在采集过程中环境噪声的影响相对较小。为了验证 WD 筛选有效 IMF 分量的有效性,加入高斯白噪声来模拟工业现场环境。因数据量较大,以 1 000 min 时的振动信号为例,图 6 为加入高斯白噪声后的轴承振动信号, KL-VMD 分解后得到的 9 个 IMF 分量,经过计算得到 WD 方法中的分界点分量为 IMF7,因此前 6 个模态分量为选取的有效分量, IMF7~IMF9 为噪声分量,选取这 6 个有效分量对信号进行重构。筛选后的有效 IMF 分量如图 7 所示。

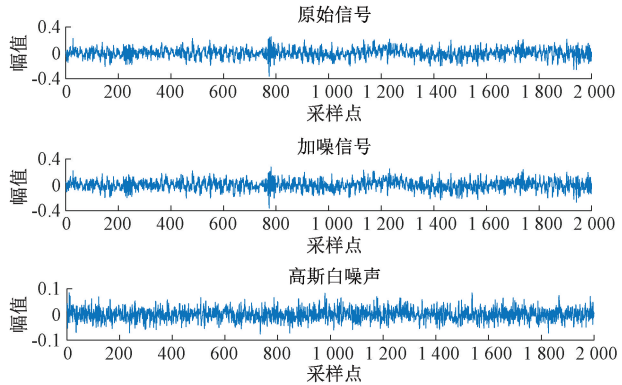


图 6 1 000 min 轴承数据加噪信号

Fig. 6 Noisy signal of rolling bearing at 1 000 min

为进一步说明去噪效果,对重构前后信号进行时频分析,图 8(a)和(b)分别为重构前和重构后信号的时域波形图及频谱图对比。可以看到重构前主要集中在高频段的噪声已经明显被去除,主要集中在低频段的有效频

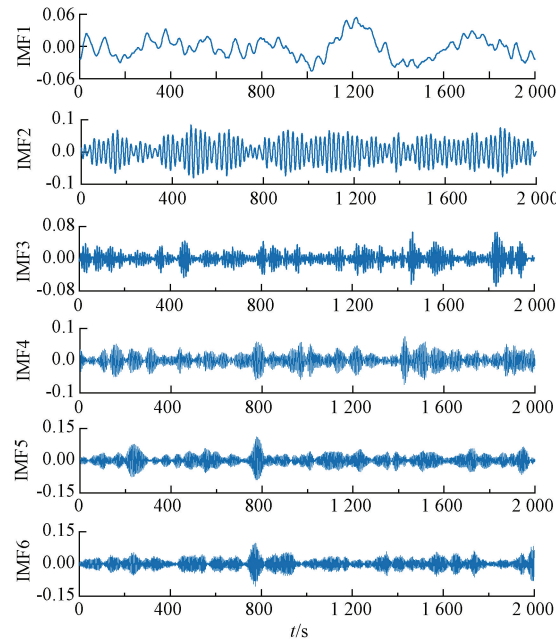


图 7 1 000 min 轴承振动信号有效模态分量

Fig. 7 Effective IMF of bearing vibration signal at 1 000 min

率被较好的保留。

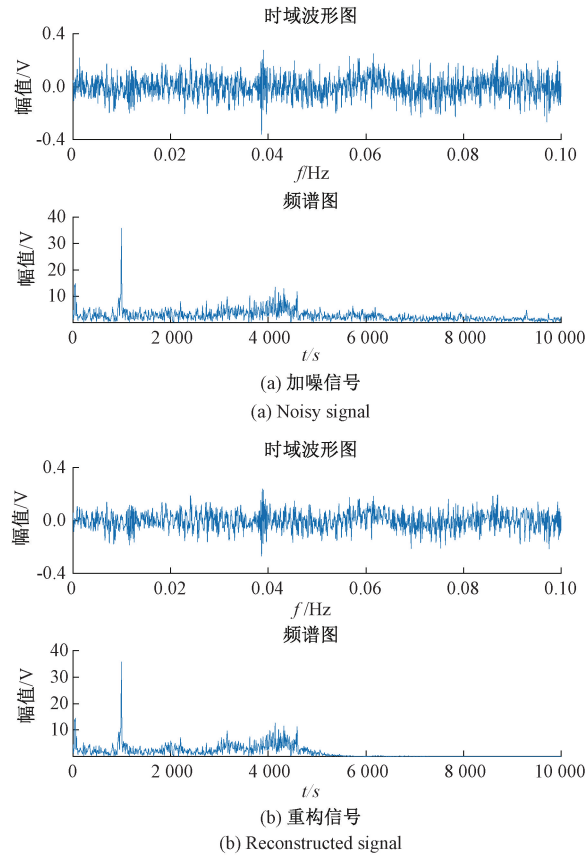


图 8 信号时域波形图及频谱图

Fig. 8 Time domain waveform and spectrum of signal

为进一步验证 KL-VMD 参数寻优的有效性,对信号进行传统 VMD 分解以及 EEMD 分解,采用信噪比和均方根误差作为评价指标来评价重构信号的效果。信噪比反映原始信号和噪声的能量关系,信噪比越大表明重构信号保留原始信号特征的效果越好;均方根误差反映了噪声的平均能量值,可以体现重构信号与原始信号的相似程度,其值越小效果越好。同样以 1 000 min 时的加噪信号为例,对其进行传统 VMD 分解、EEMD 分解和 KL-VMD 分解,并且都通过 WD 方法筛选有效分量,最终得到 3 种重构信号的均方根误差及信噪比如表 1 所示。可以看到 3 种分解算法都有一定程度的降噪效果,其中 KL-VMD 的信噪比较大,降噪效果略优于 EEMD 和 VMD 方法;对比 3 种分解算法的均方根误差,KL-VMD 的均方根误差较小,可以较好地保留信号中的有效信息。综上, KL-VMD 对信号的去噪和保真性都较为有效,重构效果较好。

表 1 各分解算法重构效果

Table 1 Reconstruction performance of each decomposition algorithm

方法	均方根误差	信噪比
VMD	0.036 0	4.050 1
EEMD	0.075 0	6.006 8
KL-VMD	0.032 1	6.109 9

2) 特征提取

KL-VMD 对信号进行分解后得到有效模态分量,每个有效分量经过奇异值分解后会得到一个奇异值。对轴承全寿命周期内 982 个样本的有效 IMF 分量进行奇异值分解,得到 IMF1~IMF6 的奇异值在全寿命周期内的变化情况,如图 9 所示,将这 6 个分量的奇异值作为退化特征之一。

计算样本熵需要考虑两个参数,即嵌入维数和时延,参考文献[25]将嵌入维数取为 2,时延取为 0.2,根据式(10)的计算方法,得到全寿命周期内信号的熵能比如图 10 所示。

根据式(18)计算滚动轴承全寿命周期内的置信值得到如图 11 所示的结果。

对图 9、10 和 11 中奇异值、熵能比和置信值 3 种特征的变化趋势进行分析,发现奇异值特征在全寿命周期内的变化都比较稳定,对轴承性能退化可以较好地表征;熵能比特征的稳定性虽然较前者略有不足,但在轴承早期退化和加速退化过程中比较敏感;置信值特征对早期故障的出现更加敏感,对加速退化阶段和严重退化阶段也具有较好的表征能力。综合考虑上述退化特征,可以更好地反映轴承性能退化趋势。将三者结合为轴承性能

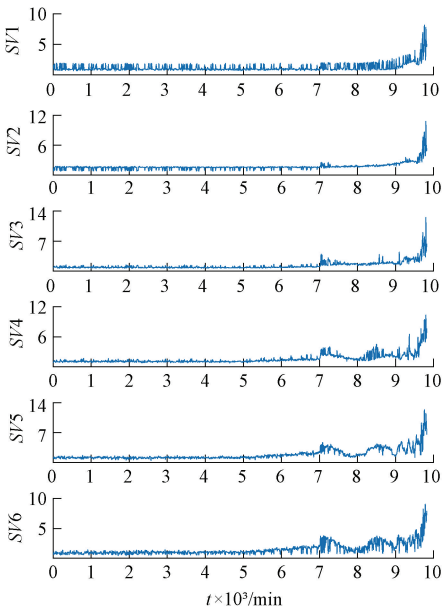


图 9 IMF1~6 全寿命周期奇异值特征

Fig. 9 Characteristics of SVs in the life cycle of IMF1~6

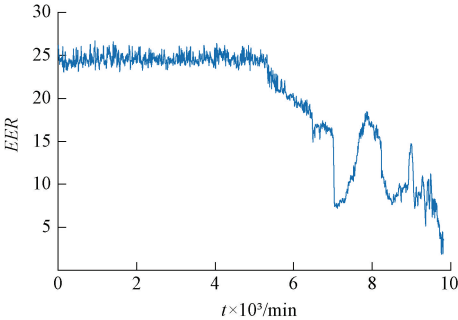


图 10 熵能比特征

Fig. 10 Entropy energy rate

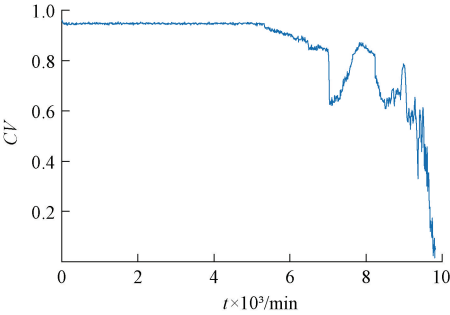


图 11 置信值特征

Fig. 11 Confidence value

退化综合特征指标,记为 $H=[SV1\sim SV6,EER,CV]$ 。

2.3 性能退化评估

选择运行时间 1 000~3 000 min 的 200 组正常状态样本作为训练集构建 SVDD 模型,模型中的惩罚参数和核函数参数分别选取为 1 和 90,经过训练得到 SVDD 的最小超球体半径为 0.004 2。将测试集综合特征指标输

入 SVDD 模型,并通过式(26)计算 DI 值,最终得到结果如图 12 所示。

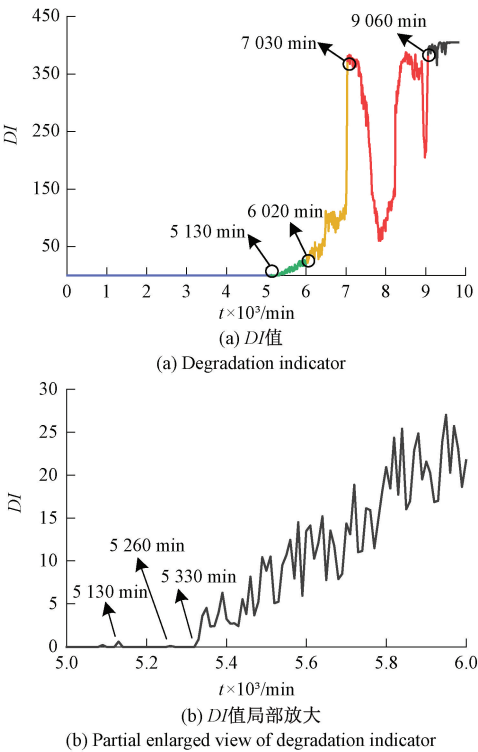


图 12 退化评估结果

Fig. 12 Performance degradation assessment results

对结果图 12(a) 进行局部放大得到图 12(b),可以发现在 5 130 min 时出现极其微弱的早期故障;从 6 020 min 开始,轴承进入加速退化状态;7 030 min 时轴承的 DI 值急剧上升,随后出现剧烈波动,说明轴承进入严重退化状态;9 060 min 后轴承进入失效阶段。为了验证上述实验结果,选取 2 000、5 130、6 020、7 030、9 060 和 9 550 min 的样本进行包络谱分析如图 13 所示。

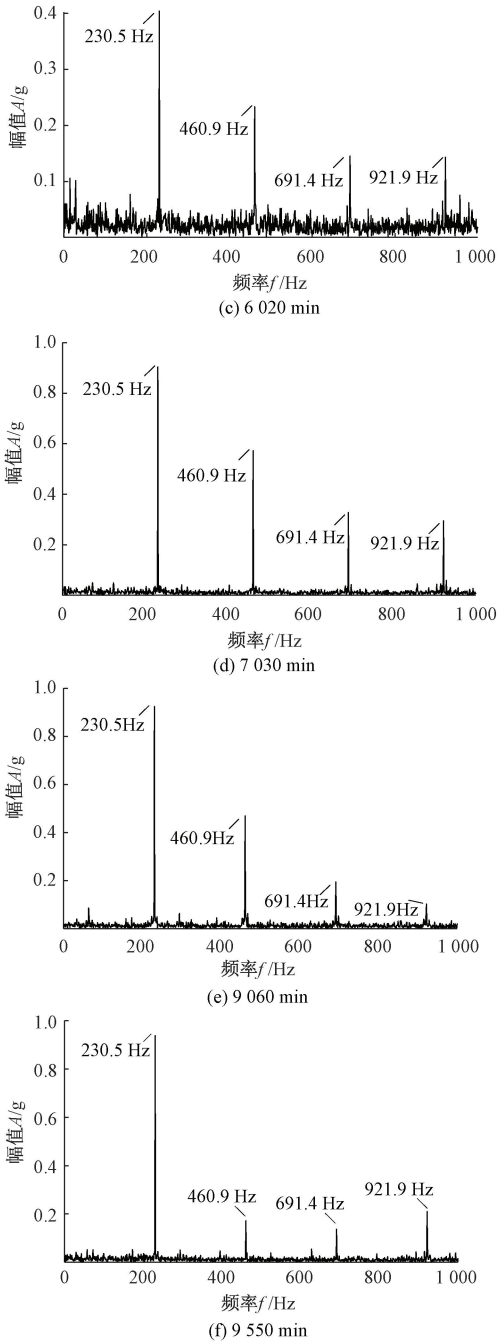
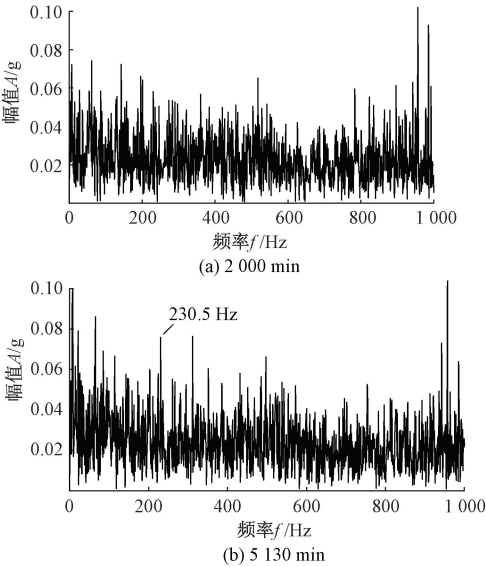


图 13 不同时间的样本包络谱分析

Fig. 13 Envelope spectral analysis of samples at different times

如图 13(a) 所示,2 000 min 时样本外圈故障频率无法被清晰观测到,说明此时的样本尚且处于健康状态;图 13(b)中,即 5 130 min 时,可以观测到在 230.5 Hz 处出现微弱的故障特征频率,此时滚动轴承外圈发生微弱的早期故障;图 13(c)中,即 6 020 min 时,可以明显观测到 230.5 Hz 及其 2、3、4 倍频成分,此时轴承进入加速退化阶段;图 13(d)中,即 7 030 min 时,信号的故障特征频率突显,2、3、4 倍频成分可以被清晰地观测到,说明轴承已

经进入严重退化阶段;图 13(e)中,即 9 060 min 时,包络谱中几乎只剩故障特征频率及其倍频成分,轴承进入失效阶段;如图 13(f) 所示,9 550 min 时由于轴承外圈裂缝,信号故障特征频率突显的更加鲜明,2、3、4 倍频的幅值下降,轴承完全失效。

2.4 结果对比

为了验证本文所提轴承性能退化综合指标 H 中选取的各个特征的优越性,分别选取原始信号经过 KL-VMD 分解后提取的奇异值、原始信号的熵能比和原始信号的置信值作为单一退化指标作为 SVDD 模型的输入,结果如图 14、15、16 所示。

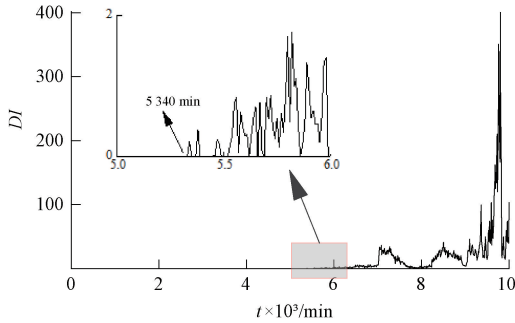


图 14 奇异值作为特征指标的结果
Fig. 14 Result of SV as feature indicator

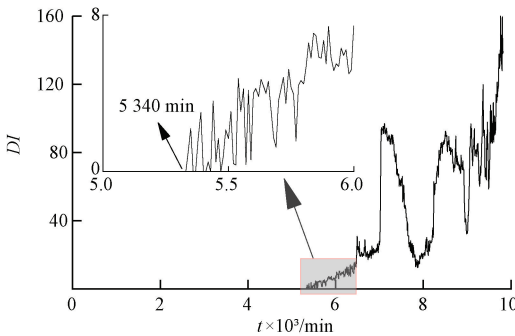


图 15 熵能比作为特征指标的结果
Fig. 15 Result of EER as feature indicator

图 14 为仅采用奇异值作为退化指标得到的评估结果,与文中所提的综合特征指标 H 的评估结果相比,早期退化点的出现时间晚了约 210 min;图 15 为仅采用熵能比作为退化指标得到的评估结果,与综合特征指标 H 的评估结果相比,早期退化点的出现时间晚了约 210 min;图 16 为仅采用置信值作为退化指标得到的评估结果,与综合特征指标 H 的评估结果相比,早期退化点的出现时间晚了约 130 min;这说明本文提出的以上 3 种退化特征组成的综合特征指标能够更好地检测出滚动轴承早期退化点。

为进一步说明本文方法的有效性,使用 EEMD 方法

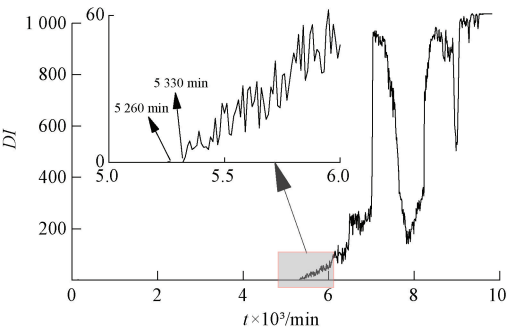


图 16 置信值作为特征指标的结果
Fig. 16 Result of CV as feature indicator

对信号进行分解,依然通过 WD 方法筛选有效模态分量,并选取综合特征指标 H 作为 SVDD 模型的输入,结果如图 17 所示。在 5 330 min 时可以第一次观测到早期退化点;6 020 min 时轴承加速退化;7 030 min 开始严重退化;9 060 min 轴承失效。使用 EEMD 方法不如本文所提方法对早期故障敏感,比本文方法晚了 200 min 才观测到早期退化点。

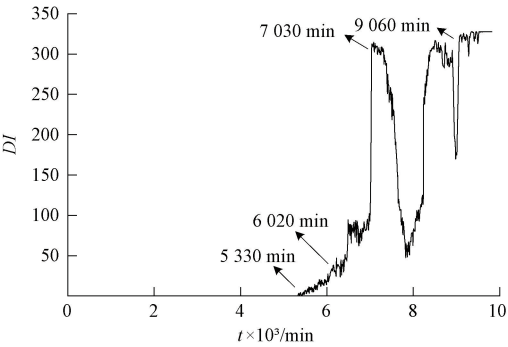


图 17 基于 EEMD 的退化评估结果
Fig. 17 Degradation assessment results based on EEMD

将对比方法以及近期其他相关文献的退化评估结果与本文方法的结果进行对比,如表 2 所示。本文方法检测到的早期微弱故障出现时间与文献[12]相比提前 200 min,相比文献[26]提前 100 min,相比文献[27]提前 70 min。

表 2 不同方法早期退化点检测结果对比
Table 2 Comparison of performance degradation assessment results of different methods

退化评估方法	退化特征	早期故障出现 时间/点/min
余弦欧氏距离 ^[12]	散布熵	5 330
RMT-PCA ^[26]	随机矩阵提取到的特征	5 230
GLNPE-SVDD ^[27]	时域、频域、时频域共 35 维特征	5 200
EEMD-SVDD	综合特征指标 H	5 330
本文方法*	综合特征指标 H	5 130

上述结果表明,使用 K-L 散度优化后的 VMD 方法处理信号,以及本文所提的奇异值、熵能比、置信值构成的综合特征指标 H ,两者结合对轴承早期退化点的检测结果更提前。

3 结 论

提出基于 KL-VMD 和综合特征指标的滚动轴承性能退化评估方法。使用 K-L 散度优化 VMD 分解的参数,通过 WD 方法筛选分解后的模式分量,有效地去除了噪声分量,提高了 VMD 分解精度。选取振动信号的奇异值、熵能比和置信值组成综合特征指标,构建 SVDD 退化评估模型,比其他性能退化评估方法得到的早期退化时间点提前了 70~200 min,可以较为准确地表征轴承在全寿命周期内的性能退化情况,在轴承早期退化点检测方面具有较高的准确性。

参考文献

- [1] KOMSTANTIN D, DOMINIQUE Z. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [2] 吴守军,冯辅周,吴春志,等. 基于 VMD-DE 的坦克行星变速箱故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 170-179.
WU SH J, FENG F ZH, WU CH ZH, et al. Research on fault diagnosis method of tank planetary gearbox based on VMD-DE[J]. Vibration and Shock, 2020, 39(10): 170-179.
- [3] 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 X, et al. Dynamic early warning 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.
- [4] 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, 317(9): 107-111.
LYU H ZH, CHEN R W, ZHANG X, et al. Rotor blade fault diagnosis method based on VMD cross-sample entropy[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 317(9): 107-111.
- [5] 闫俊泉,李东明,孙学锋,等. 基于改进神经网络的电机轴承故障的诊断[J]. 国外电子测量技术, 2019, 290(1): 5-10.
YAN J Q, LI D M, SUN X F, et al. Diagnosis of motor bearing fault based on improved neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 290(1): 5-10.
- [6] 姜万录,王浩楠,朱勇,等. 变分模态分解消噪与核模糊 C 均值聚类相结合的滚动轴承故障识别方法[J]. 中国机械工程, 2017, 28(10): 1215-1220, 1226.
JIANG W L, WANG H N, ZHU Y, et al. Rolling bearing fault identification method combining variational modal decomposition denoising and kernel fuzzy C-means clustering [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(10): 1215-1220, 1226.
- [7] ASR M Y, ETTEFAGH M M, HASSANNEJAD R, et al. Diagnosis of combined faults in rotary machinery by non-naive Bayesian approach [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 56-70.
- [8] 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.
ZHANG L, SONG CH Y, ZOU Y J, et al. Bearing performance degradation assessment based on Renyi entropy and K-medoids clustering [J]. Vibration and Shock, 2020, 39(20): 24-31, 46.
- [9] 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 state degradation trend of rolling bearing based on T-SNE sample entropy and TCN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 39-46.
- [10] GAO X, WEI H, LI T, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on LSSVM [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2020, 12(1): 1-10.
- [11] 周建民,王发令,张臣臣,等. 基于特征优选和 GA-SVM 的滚动轴承智能评估方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(4): 227-234.
ZHOU J M, WANG F L, ZHANG CH CH, et al. Intelligent evaluation method of rolling bearing based on feature optimization and GA-SVM [J]. Vibration and Shock, 2021, 40(4): 227-234.
- [12] 杨潇谊,吴建德,马军. 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[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 15-24.
YANG X Y, WU J D, MA J. Evaluation method of rolling bearing performance degradation based on dispersion entropy and cosine Euclidean distance [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(7): 15-24.
- [13] 张龙,黄文艺,熊国良,等. 基于多域特征与高斯混合模型的滚动轴承性能退化评估[J]. 中国机械工程, 2014, 25(22): 3066-3072.

- ZHANG L, HUANG W Y, XIONG G L, et al. Performance degradation assessment of rolling bearings based on multi-domain features and Gaussian mixture model [J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(22): 3066-3072.
- [14] ZHANG S, ZHANG Y, LI L, et al. Rolling elements bearings degradation indicator based on continuous hidden Markov model [J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2015, 15(5): 691-696.
- [15] 王文凯, 邓斌. 基于 DAE-IPSO-SVM 的电缆早期故障识别方法 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 321(8): 29-35.
- WANG W K, DENG B. Early cable fault identification method based on DAE-IPSO-SVM [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 321(8): 29-35.
- [16] 周建民, 徐清瑶, 张龙, 等. 结合小波包奇异谱熵和 SVDD 的滚动轴承性能退化评估 [J]. 机械科学与技术, 2016, 35(12): 1882-1887.
- ZHOU J M, XU Q Y, ZHANG L, et al. Performance degradation assessment of rolling bearing based on wavelet packet singular spectrum entropy and SVDD [J]. Mechanical Science and Technology, 2016, 35(12): 1882-1887.
- [17] TONG Q, HU J, JIA M, et al. Rolling bearing performance degradation evaluation by VMD and embedding selection-based NPE [J]. Journal of Southeast University (English Edition), 2019, 35(4): 408-416.
- [18] 张琛, 赵荣珍, 邓林峰. 基于 EEMD 奇异值熵的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动. 测试与诊断, 2019, 39(2): 353-358, 446-447.
- ZHANG CH, ZHAO R ZH, DENG L F. Rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD singular value entropy [J]. Vibration. Testing and Diagnosis, 2019, 39(2): 353-358, 446-447.
- [19] 张龙, 吴荣真. 滚动轴承性能退化评估的自适应频带熵能比指标 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(2): 63-71, 110.
- ZHANG L, WU R ZH. Adaptive band entropy energy ratio index for the performance degradation assessment of rolling bearings [J]. Vibration and Shock, 2021, 40(2): 63-71, 110.
- [20] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy [J]. American Journal of Physiology Heart and Circulatory Physiology, 2000, 278(6): H2039-H2049.
- [21] ALCARAZ R, RIETA J. A review on sample entropy applications for the non-invasive analysis of atrial fibrillation electrocardiograms [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2010, 5(1): 1-14.
- [22] 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.
- [23] GEBRAEEL N, LAWLEY M, LIU R, et al. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: A neural network approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3): 694-700.
- [24] 周怡娜, 董宏丽, 张勇, 等. 基于 VMD 去噪和散布熵的管道信号特征提取方法 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(4): 959-969.
- ZHOU Y N, DONG H L, ZHANG Y, et al. Pipeline signal feature extraction method based on VMD denoising and spreading entropy [J]. Journal of Jilin University Engineering and Technology Edition, 2022, 52(4): 959-969.
- [25] 赵志宏, 杨绍普. 一种基于样本熵的轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(6): 136-140, 154.
- ZHAO ZH H, YANG SH P. A bearing fault diagnosis method based on sample entropy [J]. Vibration and Shock, 2012, 31(6): 136-140, 154.
- [26] 朱文昌, 罗梦婷, 倪广县, 等. 随机矩阵理论和主成分分析融合的滚动轴承性能退化评估方法 [J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(2): 55-63.
- ZHU W CH, LUO M T, NI G X, et al. The performance degradation assessment method of rolling bearing based on the fusion of random matrix theory and principal component analysis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(2): 55-63.
- [27] 陈鹏, 赵小强. 基于 GLNPE-SVDD 的滚动轴承性能退化评估方法 [J]. 华中科技大学学报, 2021, 49(1): 12-16.
- CHEN P, ZHAO X Q. Evaluation method of rolling bearing performance degradation based on GLNPE-SVDD [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2021, 49(1): 12-16.

作者简介



刘杰(通信作者), 2002 年于辽宁科技大学获得学士学位, 分别于 2005 年和 2008 年于东北大学获得硕士学位和博士学位, 现为沈阳工业大学副教授, 主要研究方向为设备智能运维及健康管理。

E-mail: starliujie@126.com

Liu Jie (Corresponding author) received B. Sc. degree from University of Science and Technology Liaoning in 2002 and M. Sc. and Ph. D. degrees from Northeastern University in 2005 and 2008. Now she is an associate professor in Shenyang University of Technology. Her main research interests include intelligent operation and health management of equipment.