

改进VMD及补偿距离的滚动轴承故障检测方法

郭凯, 马军[†], 熊新, 李祥, 胡玉明

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500; 昆明理工大学 云南省人工智能重点实验室, 云南 昆明 650500)

摘要: 针对滚动轴承早期故障点检测性能各异且无通用标准的问题, 从构建性能退化曲线角度入手, 提出了一种改进变分模态分解(IVMD)及补偿距离的滚动轴承故障检测方法. 首先, 利用估计信噪比(eSNR)方法自适应确定变分模态分解(VMD)的模态数 K ; 其次, 计算分解本征模态函数(IMF)的概率密度函数(PDF)分布, 融合类间-类内距离构建补偿距离(CD)退化评估指标; 然后, 基于线性回归方程和 3σ 原则构建滑动窗修复CD退化指标存在的虚假波动, 获得能准确表征滚动轴承退化过程的改进补偿距离评估指标(ICD); 最后, 通过切比雪夫不等式建立健康阈值与ICD指标间的关系, 实现滚动轴承的早期故障检测. 通过两组实验对比分析表明: 所提方法可以准确表征滚动轴承的退化过程并可有效检测早期故障, 为轴承早期故障诊断提供了一种新的解决方案.

关键词: 变分模态分解; 滚动轴承; 故障检测; 虚假波动修复; 切比雪夫不等式

引用格式: 郭凯, 马军, 熊新, 等. 改进VMD及补偿距离的滚动轴承故障检测方法. 控制理论与应用, 2025, 42(4): 776–786

DOI: 10.7641/CTA.2024.30124

Improvement of VMD and compensation distance for rolling bearing fault detection methods

GUO Kai, MA Jun[†], XIONG Xin, LI Xiang, HU Yu-ming

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

Abstract: To address the problem of varying detection performance and lack of universal standards for early fault detection in rolling bearings, a method for early fault detection in rolling bearings based on an improved variational modal decomposition (IVMD) and compensation distance (CD) is proposed from the perspective of constructing performance degradation curves. Firstly, the number of modes K for variational mode decomposition (VMD) is adaptively determined using the estimated signal-to-noise ratio (eSNR) method. Secondly, the probability density function (PDF) distribution of the intrinsic mode function (IMF) obtained from the decomposition is calculated, and the CD degradation evaluation index is constructed by integrating the inter-class and intra-class distances. Then, a sliding window is used to repair the false fluctuations in the CD degradation index based on linear regression equations and the 3σ principle, resulting in a sensitive degradation index that accurately characterizes the rolling bearing degradation process improved CD (ICD). Finally, the Chebyshev inequality is used to establish the relationship between the healthy threshold and the ICD index, enabling early fault detection in rolling bearings. Comparative analysis of two sets of experiments shows that the proposed method can accurately characterize the degradation process of rolling bearings and effectively detect early faults, providing a new solution for early fault diagnosis of bearings.

Key words: variational modal decomposition; rolling bearings; fault detection; spurious fluctuation repair; chebyshev's inequality

Citation: GUO Kai, MA Jun, XIONG Xin, et al. Improvement of VMD and compensation distance for rolling bearing fault detection methods. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(4): 776–786

收稿日期: 2023–3–11; 录用日期: 2024–02–27.

[†]通信作者. E-mail: mjun@kust.edu.cn; Tel.: +86 15087151416.

本文责任编辑: 王大轶.

国家自然科学基金项目(62163020), 云南省基础研究计划项目(202102AD080007, 202202AD080005)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (62163020) and the Basic Research Program Projects in Yunnan Province (202102AD080007, 202202AD080005).

1 引言

复杂化、精密化、大型化和智能化成为旋转机械设备未来发展的重要方向,而滚动轴承作为其重要组成部分之一,是保证旋转机械设备高效、安全运行的关键.因此,对轴承实施早期故障检测将有助于减少事故发生,保证生命财产安全^[1].

由于滚动轴承早期故障信号微弱,其故障信息极易被强背景噪声和干扰所淹没,难以提取到有用的故障信息^[2].基于此,经验模态分解^[3]、局部均值分解^[4]、希尔伯特振动分解^[5]等方法先后被提出,旨在削弱信号中的冗余信息,提取有用的故障信息.然而,上述方法在处理信号时存在以下问题:包络拟合精度差^[6]、分解后的分量存在虚假频率^[7]、信号失真及模态混叠等问题.针对上述问题,文献[8]提出了一种新的信号分解法—变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法,有效改善了端点效应和模态混叠现象.然而, VMD在实际应用过程中,分解模态数 K 的预设合理与否决定了VMD分解性能的优劣.为此, Yan等^[9]以平均包络熵为目标函数,采用布谷鸟搜索算法对VMD参数进行优化; Wang等^[10]以相关波形指数为目标函数,采用阿基米德优化算法获得最优VMD参数对; Li等^[11]以局部最小能量熵值为目标函数,利用鲸鱼优化算法对VMD参数进行优化; Yang等^[12]采用了模拟退火算法,优化峭度目标函数,以此确定VMD参数.但基于构建目标函数的参数优化方法不可避免的存在以下两个问题: 1) 需给定 K 的取值范围,并且通过种群优化算法在给定范围内进行参数寻优,导致计算量突增; 2) 所选取用于构建目标函数的指标易受噪声或其他干扰的影响(如峭度指标),鲁棒性差.而基于估计信噪比(estimated signal-to-noise ratio, eSNR)方法本质是将噪声与振动信号进行有效分离,以eSNR作为指标构建目标函数可有效避免随机干扰造成的波动,具有较强的鲁棒性^[13].因此,引入eSNR指标构建VMD分解停止准则,可根据信号特点自适应确定 K 的取值.

在信号预处理的基础上,构建能反映轴承全寿命周期的性能退化指标是轴承早期故障检测的另一关键.杨恭勇等^[14]在不同工况条件下对轴承信号进行经验模态分解,并使用马氏距离完成了轴承的早期故障诊断.周建民等^[15]提出了改进的马氏距离模型,完成了轴承的性能退化评估.杨潇谊等^[16]针对现有指标忽略角度相似性的问题,提出了一种基于余弦欧式距离的滚动轴承性能退化评估方法.在上述相关距离度量方法中,马氏距离计算不稳定,放大了微小变量的作用;欧式距离只计算了不同特征值间的空间距离,未考虑各特征量之间的相关性,并且过度依赖变量间的量纲;而补偿距离^[17](compensation distance, CD)能够兼顾故障特征间的相关性,度量时不受量纲影响并且

可以解决特征提取维数过多造成的运算复杂问题.为此,本文基于概率密度函数,融合类间—类内距离构建补偿距离退化评价指标CD.并根据切比雪夫不等式原理建立健康阈值与性能退化指标CD间的关系,以实现滚动轴承的早期故障检测.

此外,在滚动轴承性能退化评估过程中,由于润滑不良、磨损过度、负载过大外在因素引起衰退特征的异常波动,其评估指标存在虚假波动现象.为此,杨创艳等^[1]提出了一种灰色回归技术修复敏感退化指标中的虚假波动,但灰色回归预测模型只适用于随机波动较小的数据,而对于随机波动较大的数据存在局限性.高彩霞等^[18]使用一种线性回归方程进行虚假波动修复,但该方法缺乏对异常波动数据的表征能力.由于滚动轴承在实际运行过程中往往存在大的随机波动及异常波动.因此,本文融合线性回归方程及 3σ 原则的优势,构建了一种滑动窗虚假波动修复方法,可有效完成虚假波动修复.

综上,本文提出了一种基于改进变分模态分解及补偿距离的滚动轴承早期故障检测方法,其主要贡献是: 1) 通过利用eSNR指标构建VMD分解停止准则,自适应确定了VMD的模态数 K ; 2) 融合类间—类内距离构建了补偿距离退化评估指标,并基于所构建的滑动窗方法修复了退化指标中存在的虚假波动,获得可以准确表征滚动轴承退化过程的改进补偿距离(improved CD, ICD)评估指标; 3) 结合切比雪夫不等式建立了健康阈值与ICD指标间的关系,实现了滚动轴承早期故障检测.

2 改进的VMD分解方法

2.1 VMD原理

VMD算法采用了一种非递归策略, VMD约束变分问题可表述为 $\min_{\mu_k, w_k} \left\{ \sum_k \|\partial_t[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * \mu_k(t)] \times e^{-jw_k t}\|_2^2 \right\}$, 将主要解决的问题转化为求最优问题,即实现: $L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) := \alpha \sum_k \|\partial_t[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-jw_k t}\|_2^2 + |f(t) - \sum_k u_k(t)|_2^2 + \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) > 0$. 可有效解决经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)或局部均值分解(local mean decomposition, LMD)的模态混叠问题.将 μ_1, \dots, μ_K 看作 K 个提取到的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF), w_1, \dots, w_K 看作每个IMF频谱中估计的中心频率, $*$ 与 $\delta(t)$ 分别表示卷积算子及狄拉克算子, L 为增广拉格朗日函数, λ 为Lagrange乘法算子, α 为二次惩罚系数.详细的VMD算法实现详见文献[8].结合引言所分析的现有VMD方法存在的问题,从信噪比入手构建目标函数,提出了一种基于估计信噪比方法,自适应确定VMD分解模态数 K ,实现对振动信号的预处理.

2.2 基于VMD的实现过程

在VMD分解过程中, 将采集的轴承振动信号分解为一系列纯净的本征模态函数IMF. 在分解过程中, 存在一个分解模态数 K , 使前 K 个IMF分量之和构成的重构信号可近似理想无噪声的振动信号. 具体过程如下:

1) 对于采集到的轴承原始振动信号 $x(t)$ 描述为

$$x(t) = h(t) + w(t), \quad (1)$$

式中: $h(t)$ 为轴承振动信号, $w(t)$ 为噪声.

2) 估计信噪比计算表达式, 如式(2)^[13]所示, 其中eSNR为估计信噪比(eSNR).

$$eSNR = 10 \log \frac{\|h(t)\|^2}{\|w(t)\|^2}, \quad (2)$$

则可使用式(3)来表示轴承原始振动信号 $x(t)$ 与振动信号 $h(t)$ 的能量关系, 即

$$\frac{\|x(t)\|^2}{\|h(t)\|^2} = 1 + \frac{1}{10^{eSNR/10}}, \quad (3)$$

式(3)在理想状态下, 重构信号 $\hat{h}(t)$ 只包含振动信号,

即 $\hat{h}(t)$ 的能量等于 $h(t)$ 的能量. 在实际分解过程中, 随着 K 的增加, $\hat{h}(t)$ 的能量随之增加, 在达到最佳 K 前, $x(t)$ 与 $\hat{h}(t)$ 的能量比大于理想状态下的能量比 $1 + \frac{1}{10^{eSNR/10}}$. 当达到最佳 K 时, $x(t)$ 与 $\hat{h}(t)$ 的能量比将满足式(4):

$$\frac{\|x(t)\|^2}{\|\hat{h}(t)\|^2} \leq 1 + \frac{1}{10^{eSNR/10}}, \quad (4)$$

将式(4)进一步转化为式(5), 根据上述分析, 随着 K 的增加, VMDK 优化文件格式 (optimized file format for VMDK, OFV)呈现先减小后增大的趋势.

$$OFV = \left| \frac{\|x(t)\|^2}{\|\hat{h}(t)\|^2} - \left(1 + \frac{1}{10^{eSNR/10}}\right) \right|. \quad (5)$$

VMD分解停止准则具体如图1所示.

设置 K 初始值为2, 随着 K 的不断增大, 振动信号与重构信号的能量比单调下降, 当式(5)最小值出现时, 分解过程停止, 得到最佳 K ; 若继续分解, 将会有更多的噪声被分解到重构信号中. 若在满足式(3)之前停止分解, 则 $\hat{h}(t)$ 会损失更多原始信号的能量.

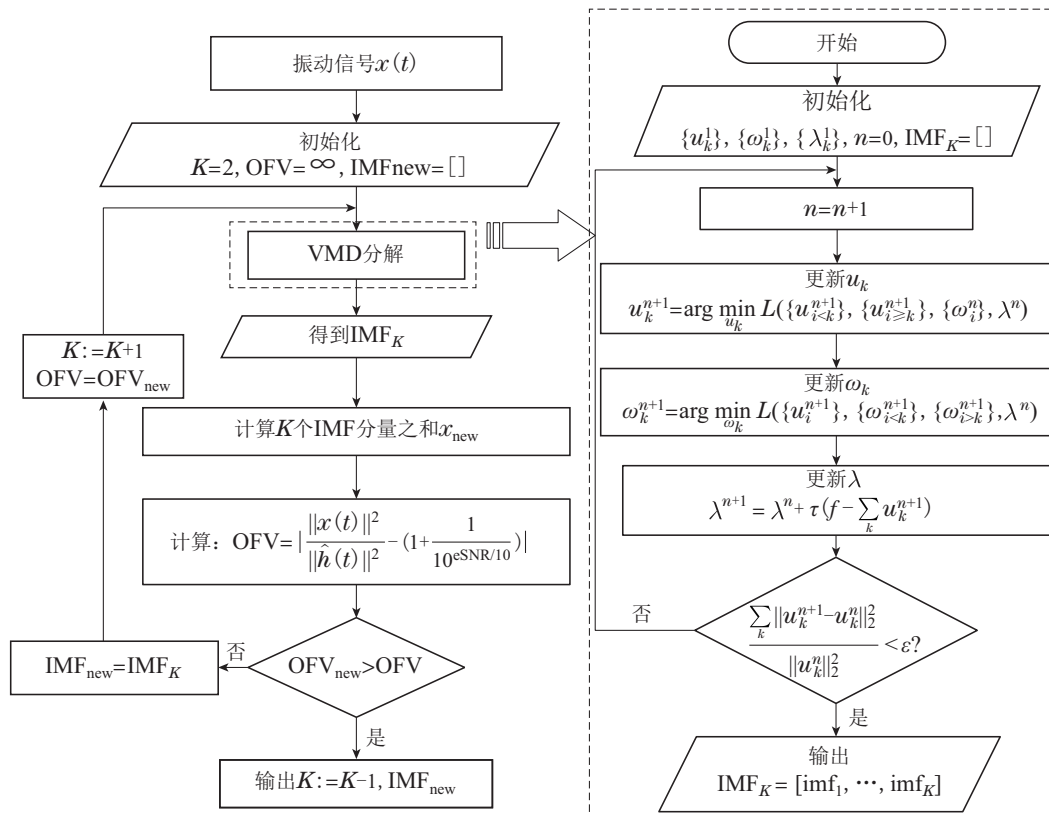


图1 VMD分解停止准则
Fig. 1 VMD decomposition stopping criteria

3 补偿距离退化指标构建及虚假波动修复

3.1 概率密度函数计算

IMF分量的概率密度函数(probability density function, PDF)^[19] $f_0(x)$ 表示为

$$f_0(x) = \exp\left(\sum_{i=0}^I a_{i0} \text{IMF}^i\right), \quad (6)$$

式中: a_{i0} 为IMF分量的第 $i + 1$ 个拉格朗日乘子, $i = 1, 2, \dots$; I 为原点矩阶数.

为了使求解收敛, 基于区间映射法, 将IMF数据序列映射到区间 $[-e, e]$ 中, $e = 2.718282$.

因此, IMF分量的概率密度函数可变换为

$$f_0(x) = \exp\left[\sum_{i=0}^I a_{i0}(A_0 \times \text{IMF} + B_0)^i\right], \quad (7)$$

式中 A_0, B_0 为映射参数.

3.2 补偿距离退化指标构建

CD指标结合PDF, 在类内距离的基础上, 进一步考虑类间距离, 具有兼顾故障特征间相关性的优势. 其构建过程如下:

步骤 1 设振动信号经改进变分模态分解(improved VMD, IVMD)分解后IMF分量的PDF特征向量为 $X_{1n} = [\text{PDF}_{11} \text{ PDF}_{12} \cdots \text{PDF}_{1n}]$, m 组待测振动信号的PDF特征向量为

$$Y_{mn} = \begin{bmatrix} \text{PDF}_{11} & \cdots & \text{PDF}_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ \text{PDF}_{m1} & \cdots & \text{PDF}_{mn} \end{bmatrix},$$

其中: $n = 1, 2, \cdots, K$; n 为VMD分解模态数; m 为待测信号的数据组数;

步骤 2 计算正常信号与待测信号特征向量间的类内平均距离 d_k , 即

$$d_k = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{i=1}^m |\text{PDF}_{1j} - \text{PDF}_{ij}|, \quad (8)$$

其中 $j = 1, 2, \cdots, K$;

步骤 3 定义并计算 d_k 的方差因子 v_k , 即

$$v_k = \frac{\max(d_k)}{\min(d_k)}; \quad (9)$$

步骤 4 计算正常信号与待测信号特征向量的类间平均距离

$$d_b = \frac{1}{K(K-1)} \sum_{j=1}^K |\text{PDF}_{(i+(i-1)K)1} - \text{PDF}_{ij}|; \quad (10)$$

步骤 5 定义并计算 d_b 方差因子 v_b , 即

$$v_b = \frac{\max(d_b)}{\min(d_b)}; \quad (11)$$

步骤 6 定义并计算补偿因子 γ_k , 即

$$\gamma_k = \frac{1}{\frac{v_k}{\max(v_k)} + \frac{v_b}{\max(v_b)}}; \quad (12)$$

步骤 7 利用式(13)计算补偿距离评估指标CD:

$$\text{CD} = \gamma_k \frac{d_b}{d_k}, \quad (13)$$

3.3 补偿距离退化指标构建

轴承在工作过程中其性能处于不断衰退的状态, 由于外在因素引起衰退特征的异常波动, 无法满足退化指标的单调性变化(图2所示), 容易对轴承退化评估

造成干扰. 因此, 当出现虚假波动时, 需对其进行修复. 具体步骤如下:

步骤 1 基于退化指标CD构建滑动窗口, 其中滑动步长为1, 窗口长度为 $30^{[20]}$;

步骤 2 ICD虚假波动修复过程如下:

1) 以滑动窗内数据的 3σ 原则设置阈值 ϑ , 其表达式如式(14)所示:

$$\vartheta = \text{CD}(j) - w \times x_j - t, \quad (14)$$

其中: w 和 t 为线性回归方程的参数, 利用最小二乘法确定; x_j 为CD指标的时间序列.

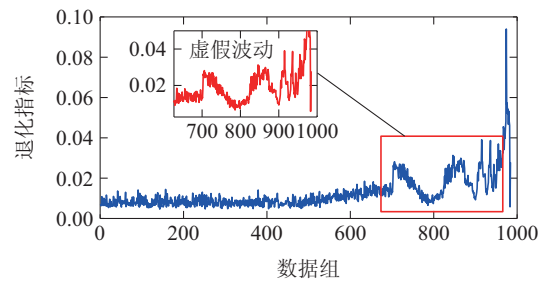


图2 退化特征虚假波动

Fig. 2 Spurious fluctuations in degradation characteristics

2) 根据阈值 ϑ 确定预测值ICD, 其表达式如式(15)所示:

$$\text{ICD} = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \text{CD}(j), & \vartheta \leq \min\{\text{CD}(j)\}; \\ w \times x_j + t, & \min\{\text{CD}(j)\} < \vartheta < \max\{\text{CD}(j)\}; \\ w \times x_j + t + \max\{\text{CD}(j)\}, & \vartheta \geq \max\{\text{CD}(j)\}; \end{cases} \quad (15)$$

其中 $\min\{\text{CD}(j)\}$ 和 $\max\{\text{CD}(j)\}$ 分别表示 $\text{CD}(j)$ 的上下界, 表达式如式(16)和式(17)所示:

$$\min\{\text{CD}(j)\} = \mu - 3\sigma, \quad (16)$$

$$\max\{\text{CD}(j)\} = \mu + 3\sigma, \quad (17)$$

其中 μ 和 σ 分别表示 $\text{CD}(j)$ 的均值及标准差.

3) 根据式(15)判断该时间序列是否存在虚假波动并进行修复, 修复过程如图3所示.

当 $\text{CD}(j) \leq \min\{\text{CD}(j)\}$ 时, 如图3中a点所示, $\text{CD}(j)$ 移动到平均值得到新的预测值ICD; 当 $\min\{\text{CD}(j)\} < \text{CD}(j) < \max\{\text{CD}(j)\}$ 时, 如图3中b点所示, $\text{CD}(j)$ 保持不变; 当 $\text{CD}(j) \geq \max\{\text{CD}(j)\}$ 时, 如图3中c点所示, $\text{CD}(j)$ 移动到 $\max\{\text{CD}(j)\}$, 得到一组新的预测值ICD.

通过滑动窗口特征处理可有效减少CD指标存在的虚假波动, 获得退化趋势表征性能更好的改进补偿距离退化指标ICD.

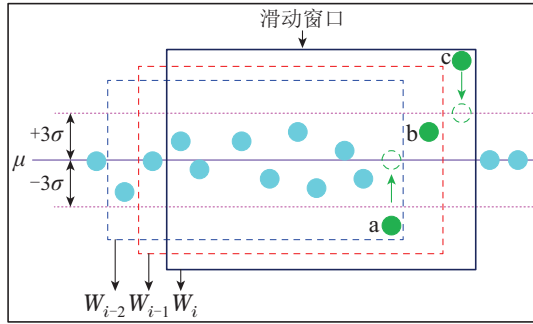


图3 滑动窗口特征处理

Fig. 3 Sliding window feature processing

3.4 健康阈值计算

在滚动轴承整个退化过程中,其运行状态会随着时间的推移而不断退化,从健康状态逐渐演变为故障乃至失效状态.因此,需要确定合适的健康阈值来检测轴承的早期退化点.本文采用切比雪夫不等式原理进行健康阈值设定^[21],即

$$P(|X - \mu| \geq \varepsilon_d) \leq \frac{\sigma_d^2}{\varepsilon_d^2}; \quad (18)$$

其中: $P(\cdot)$ 表示事件的概率; X 是处于相同状态的ICD特征序列; μ 和 σ_d 分别为 X 的均值及标准差; ε_d 为选定的参数.

根据切比雪夫不等式的原理,对于具有相同概率分布的ICD序列,则该序列中的值都接近于其均值,即序列中的ICD值处于 $|\mu - \varepsilon_d, \mu + \varepsilon_d|$ 中的概率将大于 $1 - \sigma_d^2/\varepsilon_d^2$.根据参考文献[21],设 $\varepsilon_d = 5\sigma_d$ 表示健康状态的ICD特征量在 $|\mu - 5\sigma_d, \mu + 5\sigma_d|$ 区间的内置信概率为96%.换句话说,当ICD特征量值超过了健康阈值 $\mu + 5\sigma_d$,则可以判断轴承在现阶段已发生故障.因此,将 $\mu + 5\sigma_d$ 作为轴承退化过程开始的阈值,而早期故障点出现的时刻即为健康因子首次大于 $\mu + 5\sigma_d$ 的时刻.

4 改进VMD及补偿距离的滚动轴承故障检测方法

本文提出的改进VMD及补偿距离的滚动轴承故障检测方法,其流程如图4所示.具体步骤阐述如下:

步骤1 利用估计信噪比构建VMD分解停止准则,确定VMD的最优分解模态数 K ,得到 K 个IMF分量;

步骤2 分别计算 K 个IMF分量的概率密度函数,组成特征向量组;

步骤3 根据式(8)和式(10)计算IMF分量的类内距离和类间距离;

步骤4 根据式(13)融合类间-类内距离构建补偿距离退化评估指标CD;

步骤5 融合线性回归模型和 3σ 原则对补偿距离指标CD进行虚假波动判断并进行修复,得到满足

全生命周期单调性趋势演变的性能退化指标ICD;

步骤6 结合切比雪夫不等式建立健康阈值与ICD指标间的关系,并利用Teager能量算子解调(teager-kaiser energy operator, TKEO)^[16]求取健康阈值两侧数据组的能量谱图,结合轴承的理论故障特征频率判断轴承是否发生故障,完成滚动轴承的早期故障点识别与验证.

5 实验分析与验证

通过采用NASA^[22]及XJTU-SY^[23]的轴承全寿命周期实验数据进行本文所提方法的分析与验证.

5.1 NASA数据分析

图5为NASA滚动轴承故障模拟测试平台.通过NI DAQ 6062E卡每10 min采集一次振动数据,其中:电机转速为2000 r/min,采样频率为20 KHz,共计984组数据(每组20480个数据点).根据滚动轴承理论故障特征频率计算公式,可得到该轴承外圈理论故障频率为236.4 Hz.

实验共收集了984组数据,选择第1组数据作为正常信号,剩余983组数据作为待测信号.图6为NASA数据的时域波形图,从图6中可以看出,轴承在第970组以后幅值剧烈增大,轴承进入完全失效期;同时也观察到在第702组数据时,信号幅值增大,冲击性增强,由此可以判断轴承已经发生故障,但此前轴承的相关运行状态无法从图中获知.因此,需要对轴承数据进行进一步处理.

以第605组数据为例,其时域波形如图7所示,对该段信号进行IVMD分解.首先,根据所构建的停止准则初始化参数设置: $K = 2$, $OFV = \infty$;其次,对该振动信号 $x(t)$ 进行VMD分解,并将前 K 个IMF分量进行信号重构,得到重构信号 $\hat{h}(t)$,计算OFV值; K 值继续增大,振动信号与重构信号的能量比单调下降,当满足式(4)的条件时,分解过程停止,即OFV的最优解.根据所提出的VMD停止准则,可判断此时VMD分解模态数 K 为3.为便于观察目标函数值OFV的变化,当最优分解层数出现时,继续分解至10层,其目标函数值随 K 变化的曲线如图8所示.

为验证所提方法的有效性,采用比较能量差的方法来验证IVMD中的 K 值.信号能量的计算如下^[24]:

$$E_K = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^d f^2(i)}{d}}, \quad (19)$$

其中: E_K 为信号能量, $f(i)$ 为当前 K 下的第 i 个模态序列, d 为序列中的采样点数.为了分析 K 变化时能量的变化,引入了能量差的概念,如式(20)所示:

$$\eta = \frac{|E_K - E_{K-1}|}{E_{K-1}}, \quad (20)$$

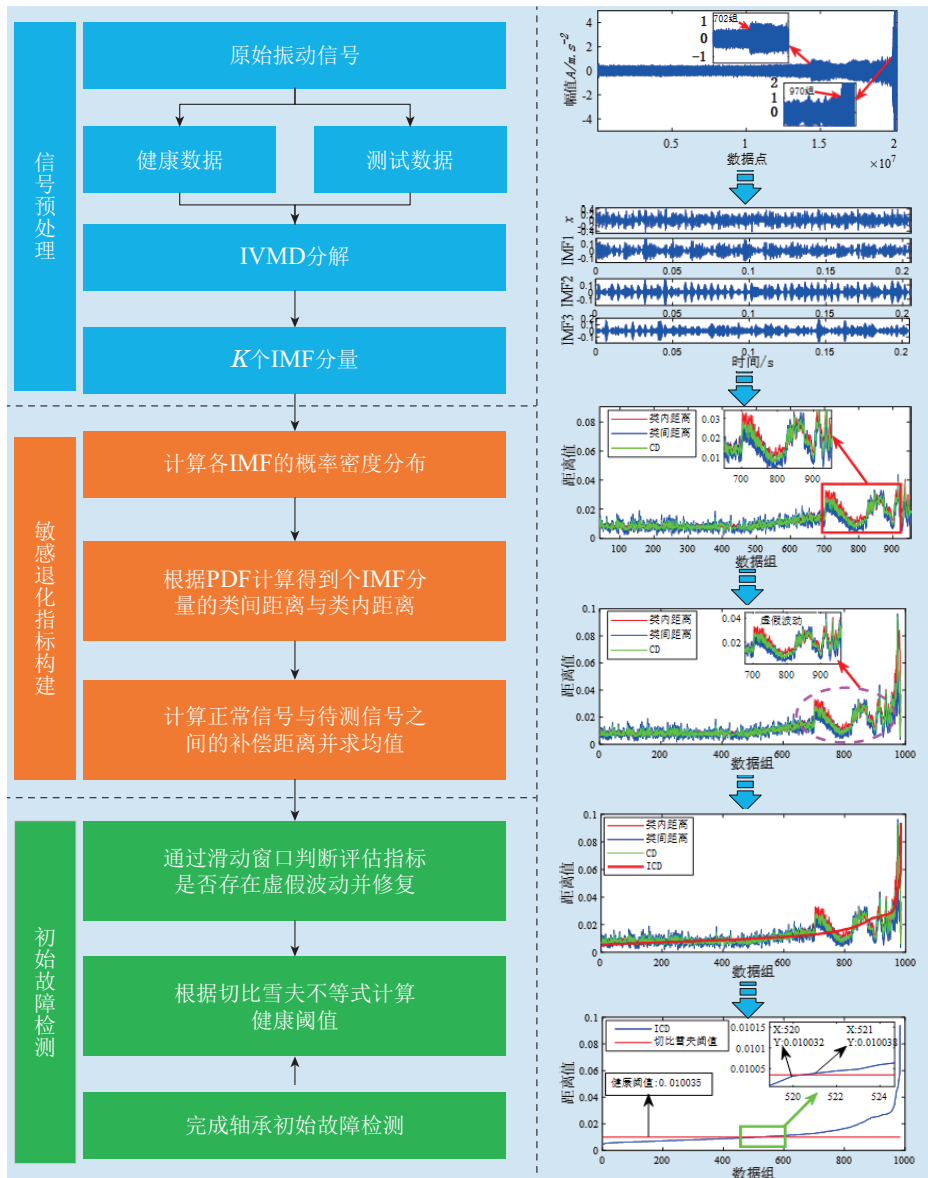


图 4 整体流程图

Fig. 4 Overall flowchart

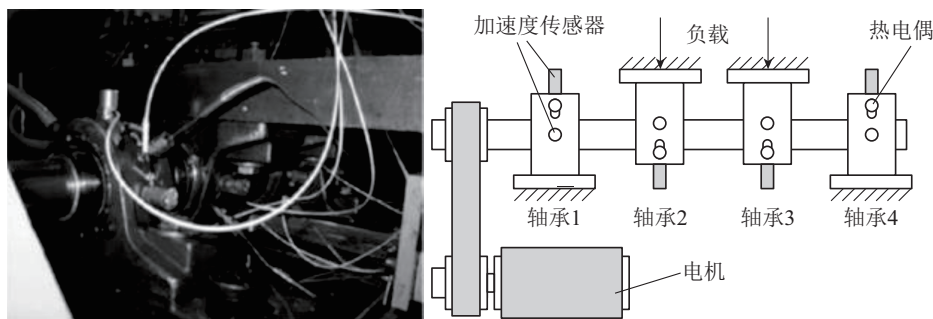


图 5 NASA轴承试验台

Fig. 5 NASA bearing test stand

对于选取的该段信号, 当 K 从2变化到10, η 值的变化过程如图9所示, 选取 η 变化最大时对应的分解模态数作为最佳分解模态数. 由此可判断此时VMD最佳分解模态数为3. 相比较而言, 本文所提方法只需找

到目标函数最小值便可停止迭代分解, 而基于能量差的方法需要设定一个分解范围, 观察整体 η 值变化趋势后才能确定最佳分解模态数, 即在取得相同效果的同时, 基于能量差的方法计算过程更复杂.

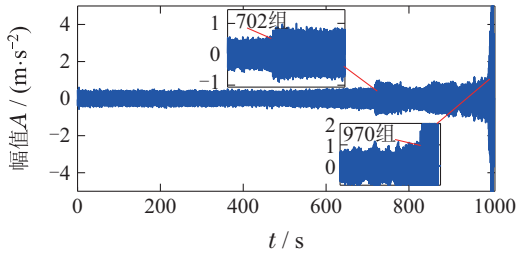


图6 滚动轴承时域波形图

Fig. 6 Rolling bearing time domain waveform

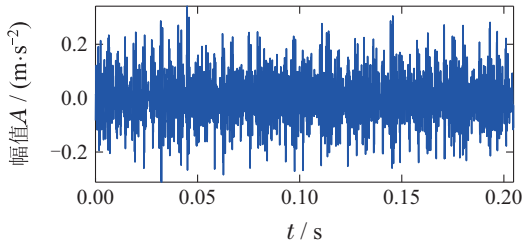


图7 时域信号

Fig. 7 Time-domain signal

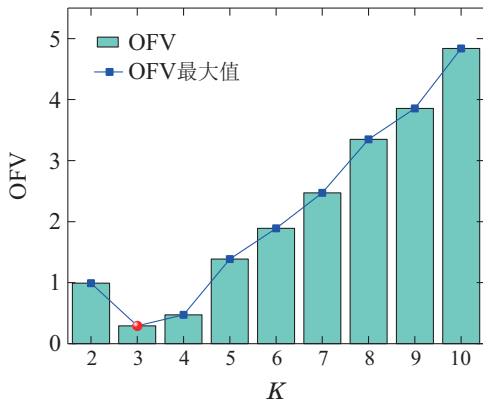


图8 目标函数随K的变化

Fig. 8 Variation of the objective function with K

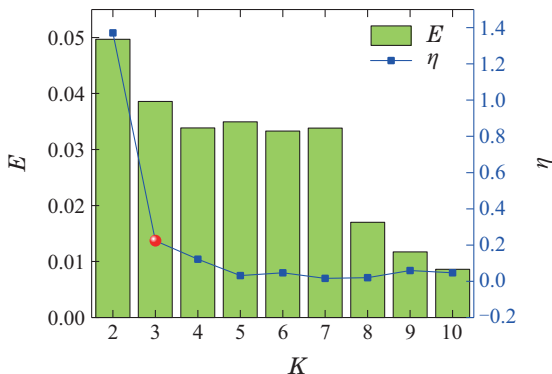


图9 能量差随K值变化

Fig. 9 Variation of energy difference with K

当确定分解模态数 $K = 3$ 时, 其IMF分量如图10所示. 经IVMD分解后得到IMF数据矩阵 IMF_{mn} , $m = 1, \dots, 984$, $n = 1, \dots, 3$; 为避免随机因素影响, 计算全部IMF分量的PDF, 得到其特征向量矩阵 PDF_{mn} . 根据式(8)(10)(13)分别计算类内距离 d_k , 类间距离 d_b

和补偿距离CD, 如图11所示. 从图中可看出, 3个指标呈现出相似趋势, 因CD融合了类间距离与类内距离的优势, 其相对波动更小. 当轴承处于正常工作状态时, 其距离值在很长一段时间内保持稳定, 随着其故障的发生距离指标开始增大, 但因干扰因素存在, 其指标存在异常波动(图11).

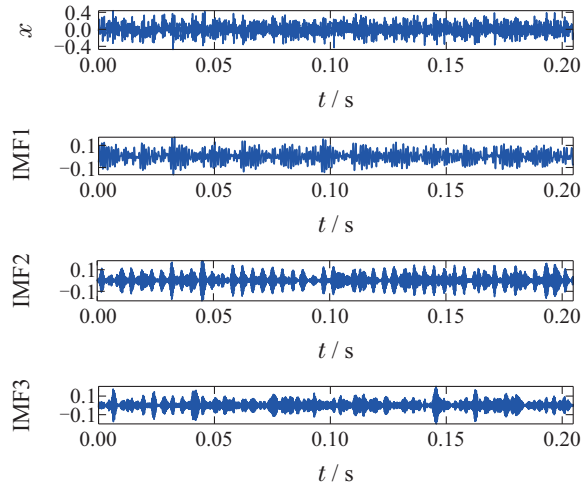


图10 $K = 3$ 时VMD分解结果

Fig. 10 VMD decomposition results for $K = 3$

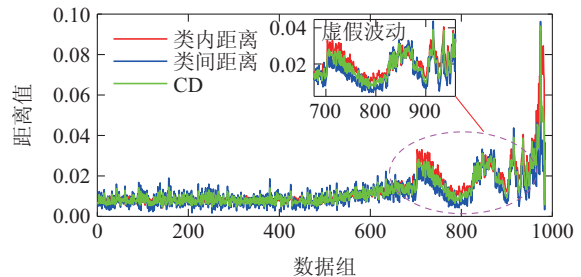


图11 退化指标曲线

Fig. 11 Degradation indicator curves

利用所构建的滑动窗方法, 通过式(15)完成CD指标虚假波动修复(图12). 获得了满足全生命周期单调性趋势演变的性能退化指标ICD. 根据式(18)可计算得到健康阈值为0.010 035. 绘制ICD和健康阈值关系曲线(图13). 从图13可看出, 第520组数据值小于阈值, 而第521组数据大于阈值, 则判定第521组数据对应时刻为早期故障点发生的时刻. 同时用Teager解调方法对第520, 521组数据进行验证, 如图14–15所示. 对比图14和图15可看出, 第520数据未发现明显的故障特征频率, 而第521组数据TKEO谱中可观察到清晰的峰值 f_{ch} (235.2 Hz), 与轴承的外圈故障理论频率 (236.4 Hz) 接近, 可判断轴承在第521组数据处出现了外圈故障.

为进一步验证所提方法的有效性, 通过计算式(8)及式(10)进行轴承早期故障检测, 结果如图16–17所示. 同理, 由式(18)可计算得到健康阈值分别为

0.0136, 0.0116. 从图16-17中可看出, 利用类内距离和类间距离分别将692和632组数据对应时刻判定为早期故障时刻. 对比ICD指标判定结果可知, 二者延迟较多, 不利于设备的安全监测.

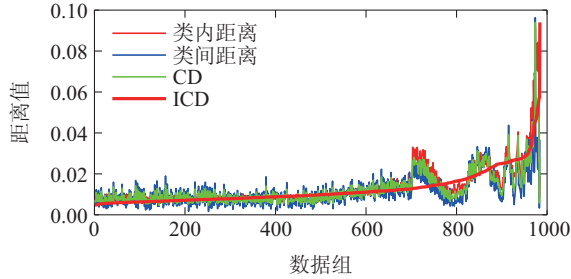


图 12 虚假波动修复

Fig. 12 Spurious volatility repair

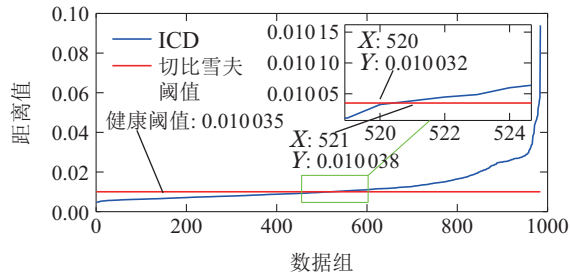


图 13 健康阈值判断

Fig. 13 Health threshold judgment

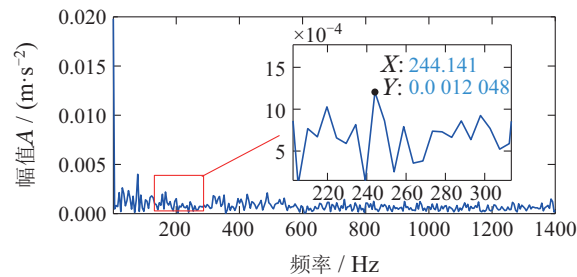


图 14 第520数据组TKEO谱

Fig. 14 TKEO spectrum for data set 520

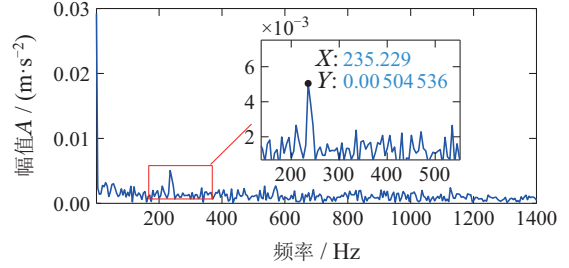


图 15 第521数据组TKEO谱

Fig. 15 TKEO spectrum for data set 521

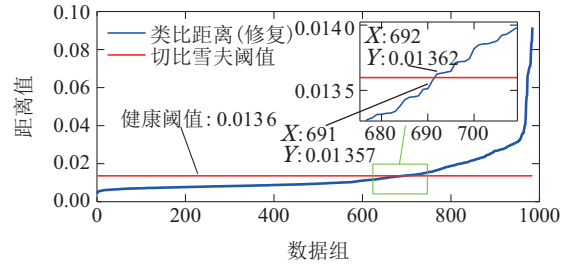


图 16 类内距离阈值判定

Fig. 16 Intra-class distance threshold determination

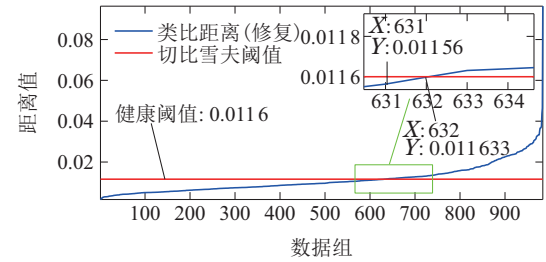


图 17 类间距离阈值判定

Fig. 17 Inter-class distance threshold determination

5.2 XJTU-SY数据分析

图18为XJTU-SY轴承数据试验台, 其采样频率为 25.6 kHz, 采样点为4096, 共2538组数据, 电机转速为 2100 r/min, 负荷为12 kN, 采样时长为1.28 s, 采样间隔为1 min, 其外圈的理论故障特征频率为107.91 Hz.

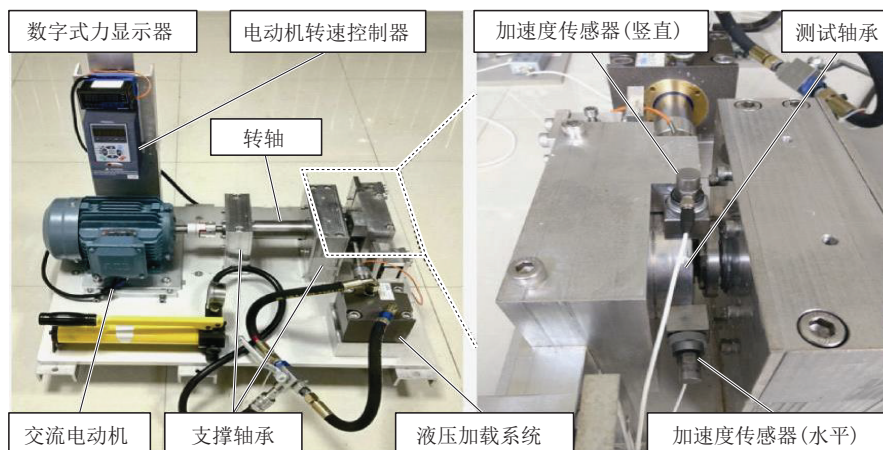


图 18 XJTU-SY轴承数据试验台

Fig. 18 XJTU-SY bearing data test bench

图19为XJTU-SY数据的时域波形图. 对信号进行IVMD分解, 得到5个IMF分量, 计算式(8)(10)(13), 如图20所示. 同理, 根据式(18)计算健康阈值为0.020 25, 并绘制ICD与健康阈值关系曲线(图21). 从图中获得的初始故障时刻为2322组. 同时, 分析了2321和2322组的TKEO谱图(图22-23). 由此可判断轴承在第2322组处开始出现故障, 进一步验证了早期故障点判定的有效性.

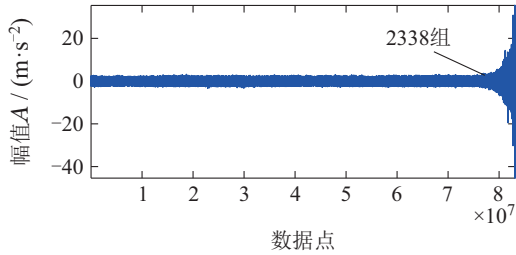


图 19 时域波形图

Fig. 19 Time domain waveform

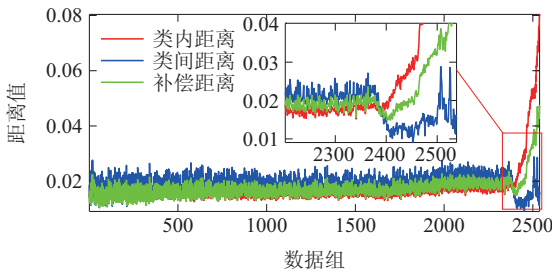


图 20 退化指标曲线

Fig. 20 Degradation indicator curves

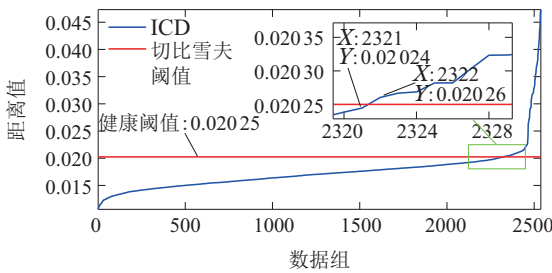


图 21 健康阈值判断

Fig. 21 Health threshold judgment

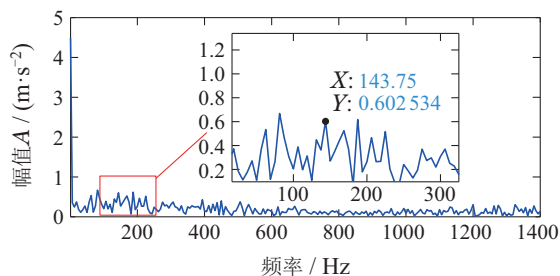


图 22 第2321数据组TKEO谱

Fig. 22 TKEO spectrum for data set 2321

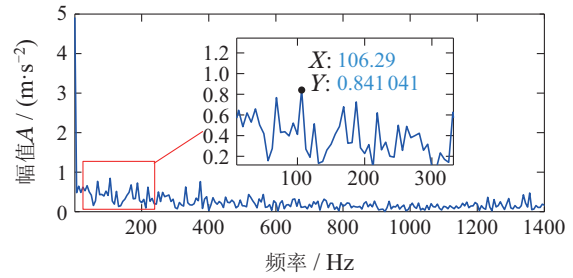


图 23 第2322数据组TKEO谱

Fig. 23 TKEO spectrum for data set 2322

同理, 计算式(8)及式(10), 如图24-25, 得到健康阈值分别为0.023 8和0.020 3. 从图中可看出, 类内距离和类间距离分别将2406组和1693组对应时刻判定为早期故障时刻. 对比ICD判定结果可知, 类内距离延迟较多, 其故障已发生了较长时间. 并且根据图20指标退化曲线, 类内距离在表征轴承退化状态时其距离值较小, 导致切比雪夫健康阈值确定的早期故障点延后; 而类间距离相对波动较大, 导致所判定的早期故障点提前.

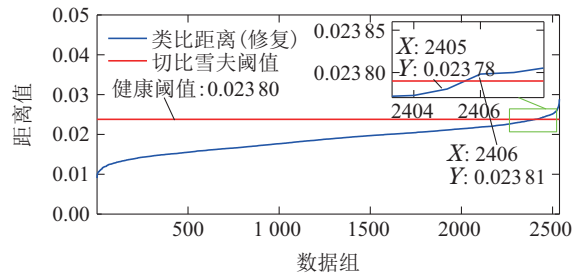


图 24 类内距离阈值判定

Fig. 24 Intra-class distance threshold determination

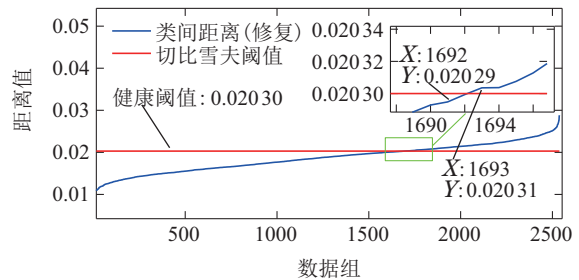


图 25 类间距离阈值判定

Fig. 25 Inter-class distance threshold determination

同时, 利用Teager解调方法对第1692, 1693组数据进行分析(图26-27), 均未发现故障特征频率. 因此, 通过类间距离指标得到的第1693组发生故障属误判结果.

最后, 基于NASA和XJTU-SY两组测试数据集, 完成了本文方法与相关研究成果的对比, 进一步验证所提方法的性能优势. 从表1的对比结果^[16, 25-32]可以看出: 本文基于IVMD所构建的ICD指标对轴承性能退化过程更敏感, 能有效提升轴承早期退化点的检测精度.

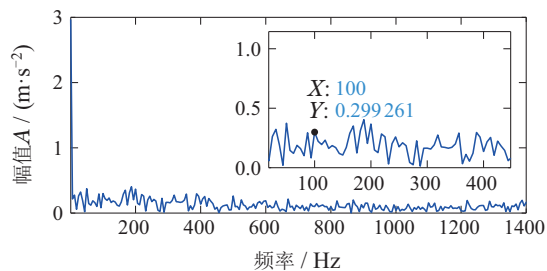


图 26 第1692数据组TKEO谱

Fig. 26 TKEO spectrum for data set 1692

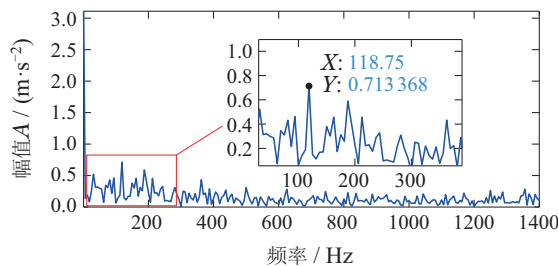


图 27 第1693数据组TKEO谱

Fig. 27 TKEO spectrum for data set 1693

表 1 不同性能退化指标早期退化对比

Table 1 Comparison of different performance degradation indicators for early degradation

数据来源	序号	信号预处理方法	退化指标	早期故障点	与本文方法对比
NASA	1	自适应LLE ^[25]	峭度	537	提前160 min
	2	自适应Morlet小波 ^[26]	熵能比	533	提前120 min
	3	DBN-CHMM ^[27]	幅值	534	提前130 min
	4	CEEMDAN-PSO-OCSVM ^[28]	能量熵	533	提前120 min
	5	EEMD ^[16]	余弦欧氏距离	533	提前120 min
	6	VMD-SVDD ^[29]	符号熵	533	提前120 min
	7	本文方法*	改进的补偿距离	521	—
XJTU-SY	1	显式动力学算法 ^[30]	特征相似比	2336	提前14 min
	2	Crt-DLMD ^[31]	交叉模糊熵	2349	提前27 min
	3	LMD ^[32]	均方谐波比	2331	提前9 min
	4	本文方法*	改进的补偿距离	2322	—

6 结论

本文主要工作在于提出了一种改进VMD及补偿距离的滚动轴承故障检测方法. 通过利用eSNR方法构建VMD分解停止准则, 自适应确定VMD的模式数 K ; 基于概率密度函数, 融合类间-类内距离构建补偿距离退化评估指标, 并融合线性回归及 3σ 原则修复了退化指标CD中存在的虚假波动, 获得可以准确表征滚动轴承退化过程的改进补偿距离ICD评估指标; 同时结合切比雪夫不等式建立健康阈值与ICD指标间的关系, 实现了滚动轴承早期故障检测. 通过使用NASA和XJTU-SY的轴承全生命周期数据进行实验分析与验证, 结果表明: 所提方法可以准确表征滚动轴承的退化过程并且可有效识别出早期故障.

在后续研究中, 将考虑不确定性对ICD指标的影响, 以提高ICD指标的鲁棒性及可靠性, 为实现滚动轴承退化状态的定量化评估及剩余寿命预测奠定基础.

参考文献:

[1] YANG Chuangyan, MA Jun, WANG Xiaodong, et al. Feature fusion and grey regression for performance degradation assessment of rolling bearings. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(1): 106 – 115. (杨创艳, 马军, 王晓东, 等. 特征融合与灰色回归的滚动轴承性能退化评估. *电子学报*, 2022, 50(1): 106 – 115.)

[2] WU Fangtan, LIN Huibin, HE Guolin. Sliding window correlation and overlapping group sparsity diagnosis method for gear localized fault. *Journal of Vibration Engineering*, 2020, 33(5): 228 – 237.

(吴芳坦, 林慧斌, 何国林. 齿轮局部故障的滑窗相关和重叠群稀疏诊断方法. *振动工程学报*, 2020, 33(5): 228 – 237.)

[3] YANG J S, FU Z Y, ZOU Y F, et al. A response reconstruction method based on empirical mode decomposition and modal synthesis method. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 184: 1 – 22.

[4] SMITH J. The local mean decomposition and its application to EEG perception data. *Journal of the Royal Society Interface*, 2005, 2(5): 443 – 454.

[5] FELDMAN M. Time-varying vibration decomposition and analysis based on the Hilbert transform. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 295: 518 – 530.

[6] GAO Z H, LIU Y, WANG Q J, et al. Ensemble empirical mode decomposition energy moment entropy and enhanced long short-term memory for early fault prediction of bearing. *Measurement*, 2022, 188: 1 – 15.

[7] QIN B, LUO Q Y, ZHANG J J, et al. Fault frequency identification of rolling bearing using reinforced ensemble local mean decomposition. *Journal of Control Science and Engineering*, 2021, DOI: 10.1155/2021/9212759.

[8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531 – 544.

[9] YAN X A, JIA M P. Application of CSA-VMD and optimal scale morphological slice bispectrum in enhancing outer race fault detection of rolling element bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 122: 56 – 86.

[10] WANG J X, ZHAN C S, LI S P, et al. Adaptive variational mode decomposition based on Archimedes optimization algorithm and its application to bearing fault diagnosis. *Measurement*, 2022, 191: 1 – 14.

- [11] LI H X, CHANG J H, XU F, et al. Efficient lidar signal denoising algorithm using variational mode decomposition combined with a whale optimization algorithm. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 1 – 15.
- [12] YANG K, WANG G F, DONG Y, et al. Early chatter identification based on an optimized variational mode decomposition. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 115: 238 – 254.
- [13] TAN C Y, ZHANG L M, WU H, et al. A novel blaschke unwinding adaptive-fourier-decomposition-based signal compression algorithm with application on ECG signals. *Biomedical and Health Informatics*, 2019, 2(23): 672 – 682.
- [14] YANG Gongyong, ZHOU Xiaolong, LIANG Xiuxia, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on improved HHT singular value decomposition and mahalabis distance. *Journal of Northeast Electric Power University*, 2017, 37(4): 56 – 60.
(杨恭勇, 周小龙, 梁秀霞, 等. 基于改进HHT的奇异值分解和马氏距离的滚动轴承故障诊断. 东北电力大学学报, 2017, 37(4): 56 – 60.)
- [15] ZHOU Jianmin, ZHANG Chenchen, WANG Faling, et al. Research performance degradation of rolling bearing with mahalabis distance and degree of membership function. *Manufacturing Technology & Machine Tool*, 2019, (5): 62 – 66.
(周建民, 张臣臣, 王发令, 等. 结合马氏距离与隶属度函数的轴承性能退化研究. 制造技术与机床, 2019, (5): 62 – 66.)
- [16] YANG Xiaoyi, WU Jiande, MA Jun. Rolling bearing performance degradation assessment method based on dispersion entropy and cosine Euclidean distance. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(7): 15 – 24.
(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. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 15 – 24.)
- [17] JIAO Hanhui, HU Minghui, JIANG Zhinong, et al. Fast and intelligent identification method for faults of a centrifugal pump based on the compensation distance evaluation and one-dimensional convolution neural network. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(10): 41 – 49.
(焦瀚晖, 胡明辉, 江志农, 等. 基于补偿距离评估和一维卷积神经网络的离心泵故障快速智能识别方法. 振动与冲击, 2021, 40(10): 41 – 49.)
- [18] GAO Caixia, WU Tong, FU Ziyi, et al. Remaining useful life prediction for rolling bearings based on linear regression and EEMD. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2019, 38(10): 1589 – 1597.
(高彩霞, 吴彤, 付子义, 等. 线性回归与EEMD的滚动轴承剩余寿命预测. 机械科学与技术, 2019, 38(10): 1589 – 1597.)
- [19] LI S J, HUANG W G, SHI J J, et al. A fast signal estimation method based on probability density functions for fault feature extraction of rolling bearings. *Applied Sciences-Basel*, 2019, 9(18): 1 – 15.
- [20] 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. *ISA Transactions*, 2020, 98: 471 – 482.
- [21] SINGH J, DARPE A K, SINGH S P. Bearing damage assessment using Jensen-Rényi Divergence based on EEMD. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 87: 307 – 339.
- [22] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics. *Journal of Sound & Vibration*, 2006, 289: 1066 – 1090.
- [23] LEI Yaguo, HAN Tianyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(16): 1 – 6.
(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. 机械工程学报, 2019, 55(16): 1 – 6.)
- [24] LI J, ZHANG Z C, MENG F X, et al. Short-term traffic flow prediction via improved mode decomposition and self-attention mechanism based deep learning approach. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(14): 14356 – 14365.
- [25] LIU Dan, LI Xiaowan, LIANG Lin, et al. A method for evaluating performance degradation of rolling bearings using detection of time series mutation point. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(12): 10 – 16.
(刘丹, 李晓婉, 梁霖, 等. 采用时间序列突变点检测的滚动轴承性能退化评价方法测. 西安交通大学学报, 2019, 53(12): 10 – 16.)
- [26] ZHANG Long, WU Rongzhen. Performance degradation assessment of rolling bearings based on the entropy energy ratio of adaptive frequency band. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(2): 63 – 71, 110.
(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. 振动与冲击, 2021, 40(2): 63 – 71, 110.)
- [27] PAN Yuna, WEI Tingting, CHENG Daolai. Assessment of rolling bearing performance degradation using DBN and CHMM. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2023, 42(3): 462 – 467.
(潘玉娜, 魏婷婷, 程道来. 结合DBN和CHMM的滚动轴承性能退化评估. 机械科学与技术, 2023, 42(3): 462 – 467.)
- [28] ZHOU J M, LI J H, YIN W H, et al. Evaluation of rolling bearing degradation performance based on CEEMDAN and PSO-OCSVM. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(7): 194 – 201.
- [29] ZHOU Jianmin, XIONG Wenhao, YIN Wenhao, et al. Performance degradation assessment model of rolling bearings combining VMD symbol entropy and SVDD. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2023, 42(1): 31 – 37.
(周建民, 熊文豪, 尹文豪, 等. 结合VMD符号熵与SVDD的滚动轴承性能退化评估. 机械科学与技术, 2023, 42(1): 31 – 37.)
- [30] ZHANG Long, ZHANG Hao, ZHOU Jianmin, et al. Construction of bearing performance degradation assessment indicator using explicit dynamics. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(8): 11 – 21.
(张龙, 张号, 周建民, 等. 采用显式动力学的轴承性能退化评估指标构建. 西安交通大学学报, 2022, 56(8): 11 – 21.)
- [31] LUO Ting, WANG Xiaodong, MA Jun, et al. Health assessment of rolling bearing based on ICFE and WPHM. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(12): 116 – 125.
(罗亭, 王晓东, 马军, 等. 基于ICFE和WPHM的滚动轴承健康状态评估. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(12): 116 – 125.)
- [32] XU Renyi, WANG Hang, PENG Minjun, et al. Remaining useful life prediction and its application in rolling bearing. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2022, 342(4): 636 – 643, 820.
(徐仁义, 王航, 彭敏俊, 等. 剩余寿命预测新方法及其在滚动轴承中的应用. 振动、测试与诊断, 2022, 342(4): 636 – 643, 820.)

作者简介:

郭凯 博士研究生, 目前研究方向为旋转机械故障诊断及剩余寿命预测, E-mail: 1378361693@qq.com;

马军 副教授, 目前研究方向为机械系统动态建模与分析、基于深度学习的设备故障诊断、数字孪生关键技术研究与应用, E-mail: mjun@kust.edu.cn;

熊新 高级工程师, 目前研究方向为设备故障诊断、数字信号处理, E-mail: 12309065@kust.edu.cn;

李祥 博士研究生, 目前研究方向为基于深度学习的设备故障诊断, E-mail: 1466578820@qq.com;

胡玉明 硕士研究生, 目前研究方向为旋转机械设备故障诊断, E-mail: 643332137@qq.com.