

DOI: 10.3901/JME.2020.16.022

# 一种数据驱动的旋转机械早期故障检测模型 构建和应用研究\*

王庆锋<sup>1,2</sup> 卫炳坤<sup>1,2</sup> 刘家赫<sup>1,2</sup> 马文生<sup>1</sup> 许述剑<sup>3</sup>

(1. 北京化工大学高端机械设备健康监控及自愈化北京市重点实验室 北京 100029;

2. 北京化工大学发动机健康监控及网络化教育部重点实验室 北京 100029;

3. 中国石油化工股份有限公司青岛安全工程研究院 青岛 266000)

**摘要:** 传统在线监测系统未能实现早期故障预警, 旋转机械状态劣化评估采用固定阈值分级报警方法, 存在较多的误报警和漏报警现象, 难以指导企业设备预测性维修开展, 设备运行安全性、可靠性、利用率难以保障。立足于工程应用, 研究基于小波包分解、动态核主成分分析、 $T^2$  统计分析、Beta 分布预警控制限自学习等技术, 构建数据驱动基于振动信号分析的旋转机械早期故障检测模型。应用辛那提大学智能维修系统中心滚动轴承试验数据和中国某石化公司加氢裂化装置 P3409A 离心泵轴承“运转到坏”的在线监测振动数据, 对构建的设备早期故障检测模型进行验证, 结果表明, 构建的设备早期故障检测模型, 相比传统固定阈值分级报警方法, 能够检测滚动轴承早期故障并实现早期故障准确告警, 能够有效降低错误报警率和漏报警率。构建的基于振动信号的旋转机械早期故障检测模型, 只需要知道监测部件正常运行状态历史数据, 无需外部专家支持, 实时数据驱动即可实现早期故障检测预警。

**关键词:** 小波包分解; 动态核主成分分析; 监测统计量; 早期故障检测; 预测性维修

**中图分类号:** TH17

## Research on Construction and Application of Data-driven Incipient Fault Detection Model for Rotating Machinery

WANG Qingfeng<sup>1,2</sup> WEI Bingkun<sup>1,2</sup> LIU Jiahe<sup>1,2</sup> MA Wensheng<sup>1</sup> XU Shujian<sup>3</sup>

(1. Beijing key laboratory of Health monitoring and Self-recovery of High-end Machinery Equipment,

Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029;

2. Key Laboratory of Engine Health Monitoring and Networking Ministry of Education,

Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029;

3. Sinopec Qingdao Research Institute of Safety Engineering, Qingdao 266000)

**Abstract:** The traditional online monitoring system could not realize incipient fault warning, and the fixed threshold grading alarm method which is used to evaluate the machine degradation status exist many false alarms and missed alarms. Excessive false alarm rate and missed alarm rate are difficult to guide the enterprises to carry out predictive maintenance of rotating machinery, and are difficult to guarantee its running safety, reliability and utilization. In order to meet the needs of engineering applications, a data-driven incipient fault detection and warning model has been built based on the technologies such as wavelet packet decomposition (WPD), dynamic kernel principal component analysis (DKPCA),  $T^2$  statistical analysis, Beta distribution control limit and so on. The incipient fault detection model has been validated by the rolling bearing vibration data from Center for Intelligent Maintenance Systems (IMS) of University of Cincinnati and by the "run to failure" online monitoring vibration data from P3409A centrifugal pump bearing of PetroChina certain hydrocracking unit. Compared with the traditional fixed threshold grading alarm method, the verified results show that the model can detect the incipient fault of rolling bearings and can realize accurate incipient fault warning, and can reduce the false alarm rate and missed alarm rate effectively. The incipient fault detection and warning model is driven by real-time

\* 中国工程院咨询(2020-XY-1)、中国石化科技部研发(319022-1)和重庆市科委技术创新与应用示范(cstc2019jszx-cyzdX0167)资助项目。  
20200225 收到初稿, 20200429 收到修改稿

vibration signals, and it works only need the historical data collected under normal operating status of key components of rotating machinery.

**Key words:** wavelet packet decomposition; dynamic kernel principal component analysis; monitoring statistics; incipient fault detection and warning; predictive maintenance

## 0 前言

国内炼油与化工生产装置规模大型化发展趋势明显,与其配套的旋转机械设备也向大型化、高速化、自动化和智能化方向发展,设备故障发生导致的非计划停机不仅会造成巨大的经济损失,而且可能带来灾难性的火灾、爆炸等安全事故,实现预测性维修对于确保设备运行安全、可靠具有重要作用。故障类型按故障发生、发展的过程分为突发性故障和渐变性故障,一般渐变性故障具有可检测性。研究设备早期故障检测预警技术,提前检测、告警设备即将发生的轻微或不正常故障征兆,使运行维护人员预防故障或为故障的发生做好充足准备,并最大限度地减少计划外维修带来的损失<sup>[1]</sup>具有重要的工程应用价值和实践意义。

目前,我国工业企业在役在线监测故障诊断系统设备故障告警,采用当振动达到某一规定的振动幅值或振动发生显著变化时进行报警的方法<sup>[2]</sup>,一般无法提前发现早期故障征兆,难以及时判断设备早期故障<sup>[3]</sup>,存在较多的错误报警、漏报警,给设备操作维护人员造成了“报警疲劳”;在固定阈值报警线以下运行的设备,往往缺乏有效的性能退化趋势告警,从设备报警到联锁停机,有时 P-F 间隔期很短,往往来不及采取预防性维修措施,非计划停机屡次发生造成巨大经济财产和安全损失。在工业企业,实现设备预测性维修还存在一定的技术挑战。

基于状态监测数据、故障识别模型和算法以及设备在线监测系统,识别出设备运行异常状态、设备早期故障<sup>[4]</sup>,检测出关键部件故障的发生、发展并评估其损伤程度,这对于实现预测性维修,提高设备的可靠性、可用性、可维修性和安全性以及减少停机时间、降低运行成本、提高产量都具有重要意义<sup>[5]</sup>。常见的故障检测方法分为三类:模型分析法、信号处理法、数据驱动法<sup>[6]</sup>。其中,数据驱动法能够将高维噪声数据转换为低维信息,可用于复杂系统的故障检测、诊断、预测而具有明显的优势。数据驱动模型有参数模型法和非参数模型法两种,参数模型驱动方法基于数据分布已知这种假设条件;相反,非参数模型法评估当前设备状态无需知道数据的分布情况<sup>[7]</sup>。参数模型法和非参数模型法都是

通过对比设备正常运行历史数据来预测设备运行状态,但其有效性高度依赖历史数据的数量和质量。相比较传统的故障检测方法高度依赖外部专家人工分析数据<sup>[8-9]</sup>,数据驱动的预测性维修则依靠信号处理和特征工程技术,无需知道缺陷部件的劣化机制和系统模型<sup>[10-11]</sup>、无需假设参数和经验估计即可进行故障趋势预测。利用数据驱动模型和算法,实现设备早期故障检测告警、故障劣化状态实时评估、故障趋势及寿命预测等相关技术的研究已经成为国内外学者研究的热点问题。

主成分分析(Principal component analysis, PCA)是一种常见的数据驱动故障检测方法,较适合复杂线性系统故障检测;而核主成分分析(Kernel principal component analysis, KPCA)可以使复杂的非线性问题转化为线性特征空间问题,用遗传算法确定核参数能够降低错误报警率并最大化故障检测率<sup>[12]</sup>;动态的核主成分分析(Dynamic kernel principal component analysis, DKPCA)考虑了测量数据时间相关性,揭示了测量变量当前数据和历史数据的相关关系,在误报警率相同条件下具有较低的漏报警率,较小的时间延迟<sup>[13]</sup>,可用于监测具有严重非线性和(或)动力学特性的任意过程。结合了  $T^2$  和 SPE 统一监控指标的 PCA 广泛应用于过程监控领域<sup>[14]</sup>,其中  $T^2$  统计量和 Q 统计量分别表征模型主元空间和残差空间的模态变化,被用于故障检测和故障诊断等<sup>[15]</sup>。

健康指数常用于机械设备故障劣化状态评估,健康指数的提取方法有简单参数法和复杂参数两种。简单参数法利用位移、速度、加速度等振动参数以及电流、电压等工艺参数提取故障特征参数作为健康指数<sup>[16]</sup>,其主要研究成果有:基于正常状态信号和故障劣化状态信号相关性的健康指数<sup>[17]</sup>;利用功率谱作为特征参数的健康指数<sup>[18]</sup>;利用原始数据计算相对均方根、平均均方根作为健康指数<sup>[19-20]</sup>;利用时域、频域和时-频域的方均根、波峰因数、标准差作为健康指数<sup>[21]</sup>等来表征故障劣化程度。通过分析这些时域的振动特征信号或健康指数变化规律就能够有效地追踪设备故障的劣化过程<sup>[22]</sup>,实现故障预警。提取能量算子系数来表征设备故障严重程度,属于健康指数复杂参数提取方法,其主要成果包括小波包分解和经验模态分解方法<sup>[23]</sup>、小波滤波器(Wavelet-based filters)与自回归(Auto regressive)方

法<sup>[24]</sup>、小波神经网络和高斯过程回归方法<sup>[25]</sup>、小波滤波与差分演化方法<sup>[26]</sup>、小波包分解和主成分分析方法<sup>[27-28]</sup>、小波包信息熵和多核向量机方法<sup>[29]</sup>等。

针对滚动轴承微弱故障信号容易受到噪声干扰造成早期故障识别困难的问题,国内学者围绕故障特征提取和早期故障识别技术开展了多方面研究,比如:最优小波尺度循环谱进行滚动轴承的早期故障诊断方法<sup>[30]</sup>;基于瞬时包络尺度谱熵的滚动轴承早期故障奇异点识别及特征提取方法<sup>[31]</sup>;参数优化变分模态分解识别滚动轴承早期故障方法<sup>[32]</sup>;基于双时域微弱故障特征增强的轴承早期故障智能识别方法<sup>[33]</sup>;基于相干累积量分段正交匹配追踪方法的低速重载轴承早期故障稀疏特征提取方法<sup>[34]</sup>;基于连续小波变换的微弱特征提取与故障识别方法<sup>[35]</sup>;基于小波相关排列熵的轴承早期故障诊断技术<sup>[36]</sup>;变工况时频脊流行早期故障预警方法<sup>[37]</sup>。上述研究方法主要基于状态监测部件的故障损失机理提取故障特征信号来识别早期故障的发生,除文献[33]应用支持向量机技术实现滚动轴承故障智能识别外,其余研究仍然需要依赖外部专家经验。

国内外学者关于设备早期故障探测、劣化状态评估和剩余工作寿命预测研究等成果推动了预测性维修技术的发展,但迄今为止能够工程应用的较少。机械设备状态监测进入“大数据”时代,制造行业存在设备状态监测数据的“富有”和预测性维修信息的“贫穷”现象,从机械设备大数据中挖掘有价值信息,高效、准确地识别设备的健康状态,仍然是机械设备健康监测领域的难题。工业大数据分析的一个重要应用方向是设备故障预警和故障诊断,其中振动数据分析是故障预警、故障诊断的重要手段。振动数据分析融合设备机理模型和数据挖掘技术,其核心算法主要分成三类:振动数据时域分析算法,主要提取设备振动的时域特征参数,如有效值、峭度、峰度系数等;振动数据频域分析算法,主要提取设备振动的频域特征参数,包括高阶谱算法、全息谱算法、倒谱算法、相干谱算法、特征模式分解等;振动数据时-频分析算法是综合时域信息和频域信息的一种分析手段,提取设备故障特征效果较好,主要有短时傅里叶变换、小波分析等。

制造行业打造“智能工厂”,物联网边缘计算系统和装备必不可少,其中边缘计算设备要实现边缘数据采集、智能运算和可操作的决策反馈功能,简单参数法的早期故障检测模型和算法必不可少。立足于设备预测性维修实际工程需求,本文探索利用振动监测数据,基于小波包分解、动态核主成分分析、 $T^2$ 统计分析、Beta 分布函数预警控制限自学习等方法,构

建能够在边缘计算设备“端”运行的早期故障检测预警模型,提出基于数据驱动的设备早期故障检测和预警方法,为实现预测性维修提供技术支撑。

## 1 设备早期故障检测预警模型构建

如图 1 所示,首先,利用小波包分解技术对运行正常的振动数据进行特征矩阵抽取,然后基于动态核主成分分析得到该特征矩阵的特征子空间,在特征子空间内通过  $T^2$  统计分析求取设备健康指数- $T^2$  统计量,再基于 Beta 分布自学习技术求取设备运行正常状态的告警控制限;其次,通过上述步骤求得在线监测数据的健康指标;最终通过对比在线监测数据的健康指标与运行正常状态的告警控制限,超出则告警。

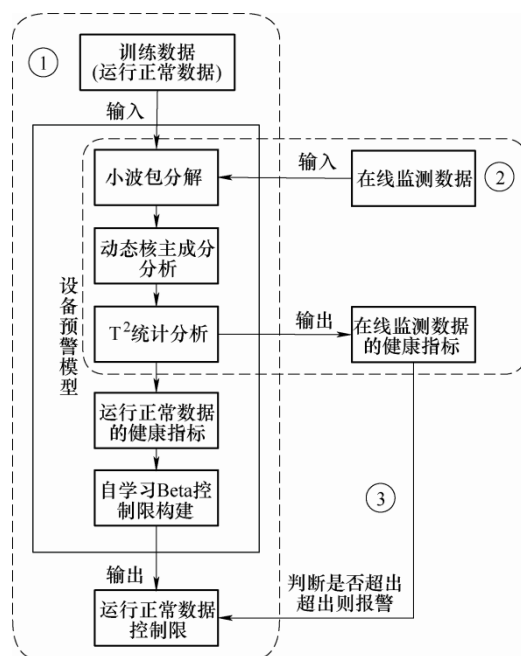


图 1 设备早期故障检测预警模型流程图

### 1.1 基于小波包分解相对能量值的输入信号特征矩阵抽取

构建设备监测数据的特征矩阵是各种故障诊断的首要步骤。当设备出现故障时,时域特征信号的幅值和概率分布将发生一定程度的变化,频域信号中也会出现特定的频率成分。在设备早期故障阶段,微弱的故障信号极有可能被其他信号淹没,且复杂机械设备故障具有非平稳特性,导致传统信号处理手段具有一定的局限性。

小波分析是一种窗口面积固定但其形状可改变,即时间和频率窗都可改变的时频局部化分析方法。由于它在分解的过程中只对低频信号再分解,对高频信号不再实施分解,使得它的频率分辨率随频率升高而降低;小波包分解将时频平面划分得更为细

致,它对信号的高频部分的分辨率比二进小波要高,在小波分析理论的基础之上,它引入了最优基选择的概念,将频带经过多层次的划分之后,根据被分析信号的特征,能够自适应地选取最佳基函数,使之与分析信号相匹配,以提高信号的分析能力<sup>[38-39]</sup>。小波包分解对信号的高频区域和低频区域同时分解,更完整的表达了信号的真实信息,因此被广泛应用于故障诊断领域<sup>[40]</sup>,适合分析瞬变的、非平稳的信号或时变信号<sup>[41]</sup>。

给定正交尺度函数  $\phi(t)$  和小波函数  $\psi(t)$ , 两尺度方程为

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_{0k} \phi(2t-k) \quad (1)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_{1k} \phi(2t-k) \quad (2)$$

式中,  $h_{0k}$ 、 $h_{1k}$  是多分辨率分析中的滤波器系数。

为了进一步推广两尺度方程, 定义下列的递推关系式

$$w_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h_{0k} w_n(2t-k) \quad (3)$$

$$w_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h_{1k} w_n(2t-k) \quad (4)$$

式中,  $Z$  为整数集, 当  $n=0$  时,  $w_0(t)=\phi(t)$ ,  $w_1(t)=\psi(t)$ ;  $\{w_n(x)\}$  是基函数  $w_0(t)=\phi(t)$  所确定的小波包。

通过式(3)、(4)将原信号进行分解, 最终在尺度  $j$  上形成的分解序列为  $\{d_0, d_1, \dots, d_{2^j-1}\}$ , 小波包能量可以通过下小波包系数求得, 单一尺度下小波包能量为该尺度下小波包系数的平方和

$$E_{j,i} = \sum_{i=0}^{2^j-1} \|d(j,i)\|^2 \quad (5)$$

式中,  $j$  为小波包的分解层数,  $i \in (0, 1, \dots, 2^{j-1})$ ,  $d(j,i)$  为第  $j$  层第  $i+1$  个子频带的小波包系数序列。

信号的能量被分解在各个子频带中, 不同的故障特征在各个频带上的能量占比也不同, 因此定义小波包相对能量为

$$X_{j,i} = \frac{E_{j,i}}{\sum_{i=0}^{2^j-1} E_{j,i}} \quad (6)$$

相对能量值较好地反映了不同子频带的能量占比, 选取某层分解后的小波包各子频带相对能量作为该信号的特征矩阵。

## 1.2 利用动态核主成分分析提取特征矩阵特征值, 构建特征子空间和残差子空间

动态核主成分分析相对于传统的核主成分分析

算法做出改进。DKPCA 适用于非线性动态过程监控方法, 为了考虑时间相关性需要对执行数据矩阵时滞扩展。假设某时刻下信号经特征提取后求得的特征矩阵为  $X_l$ , 则用前  $l$  个时刻的观测数据扩展该时刻下的样本数据, 进而扩展当前的样本数据, 扩展后的动态样本数据为

$$X = (X_l X_{l-1} \dots X_{l-l+1})^T \quad (7)$$

DKPCA 的基本思想是动态化处理数据后, 采用非线性映射的方法把输入信号映射到特征空间  $F$  中, 然后在特征空间  $F$  内采用 PCA 技术<sup>[42]</sup>。假设某信号经过小波包分解得到能量特征矩阵  $X^{n \times m}$ , 存在某变换  $\Phi$ , 使得矩阵内某矢量  $x_i \rightarrow \Phi(x_i)$ , 计算特征空间内  $n$  个  $\Phi(x)$  的样本协方差阵

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Phi(x_i) \Phi(x_i)^T \quad (8)$$

对  $C$  进行特征值分解, 得到的特征值  $\lambda$  和特征矢量  $V$  满足

$$\lambda V = CV \quad (9)$$

式(9)两边同乘  $\Phi(x_i)$ , 得

$$\lambda (\Phi(x_i) V) = (\Phi(x_i) \cdot CV) \quad (10)$$

可以求解协方差矩阵  $C$  的特征值所对应的特征矢量  $V$

$$V = \sum_{i=1}^n \alpha_i \Phi(x_i) \quad (11)$$

式中,  $\alpha_i$  为相关系数, 结合上面三个方程

$$\begin{aligned} \lambda \sum_{i=1}^n \alpha_i \langle \Phi(x_k), \Phi(x_i) \rangle = \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \alpha_i \left\langle \Phi(x_k), \sum_{j=1}^n \Phi(x_j) \right\rangle \cdot \langle \Phi(x_j), \Phi(x_i) \rangle \end{aligned} \quad (12)$$

式中,  $k=1, 2, \dots, n$ , 尽管假设存在某变换  $\Phi$ , 使得矩阵内某矢量  $x_i \rightarrow \Phi(x_i)$ , 但其具体形式往往不容易求出。由于只涉及了  $\Phi(x)$  在不同样本之间的点积, 可定义一个  $n \times n$  矩阵  $K$ , 用来简化式(12), 其中  $K_{j,i} = K \langle \Phi(x_j), \Phi(x_i) \rangle$ 。则

$$\lambda n \alpha = K \alpha \quad (13)$$

式中,  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^T$ , 显然上述公式为求解对称正定方阵  $K$  的特征方程。协方差矩阵  $C$  的特征向量  $V$  可以通过计算矩阵  $K$  的矢量  $\alpha$  得到。同时, 数据点  $\Phi(x_i)$  需要在特征空间  $F$  中做中心化处理, 则中心化后的核函数  $\tilde{K}$  可以定义为

$$\tilde{K} = (K - A_n K - K A_n + A_n K A_n)_{i,j} \quad (14)$$

式中,  $A_n$  是系数为  $1/n$  的  $n \times n$  矩阵。用  $\tilde{K}$  代替原函数可以得到

$$\lambda n \alpha = \tilde{K} \alpha \quad (15)$$

式中, 特征值  $\lambda_i (i=1,2,\dots,n)$  及其对应的特征矢量  $\alpha^i$  应满足下面约束条件

$$\lambda_i (\alpha^i \cdot \alpha_i) = 1 \quad (16)$$

因此, 核主元的求取变为

$$t_k = \langle \tilde{v}_k, \Phi(x) \rangle = \sum_{i=1}^n \tilde{\alpha}_i^k \langle \tilde{\Phi}(x_i), \tilde{\Phi}(x) \rangle = \sum_{i=1}^n \tilde{\alpha}_i^k \tilde{K}(x_i, x) \quad (17)$$

选取核主元所携带的原始特征信息量的大小是由其对特征矩阵贡献  $R$  的大小来决定的。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (18)$$

式中,  $\lambda_i$  为特征矩阵  $\tilde{K}$  的特征值,  $p$  为核主元数量。因此, 确定某一特征矩阵贡献  $R$  后, 特征矩阵就被分解为特征子空间和残差子空间。

### 1.3 $T^2$ 统计量分析

通常, 基于线性静态 PCA 技术对监控的多维参数进行降维, 并利用特征子空间的  $T^2$  统计量和残差子空间的 SPE 统计量来获取整个生产过程的实时信息, 设定  $T^2$  控制限和 SPE 控制限可实现过程监控<sup>[17]</sup>。由于 DKPCA 针对非线性信号有着更强的数据分离能力, 同时考虑了数据上的时序相关性, 这就使得 DKPCA 有更好的在线监控效果。

在特征子空间中利用  $T^2$  统计量来衡量核主元模型内部波动, 它描述了每个采样数据在变化趋势和幅值上与给定模型的偏离程度,  $T^2$  统计量的定义如下<sup>[17]</sup>

$$T^2 = (t_1, t_2, \dots, t_p) A^{-1} (t_1, t_2, \dots, t_p)^T \quad (19)$$

式中,  $t_k$  由式(17)确定,  $A^{-1}$  为与得分矢量所对应的特征值构成的对角阵的逆矩阵。

SPE 统计量表示每次采样数据在变化趋势上与统计模型之间的误差, 代表模型外部数据变化的测度, 其定义如下<sup>[17]</sup>

$$SPE = \|\Phi(x) - \tilde{\Phi}_p(x)\|^2 \quad (20)$$

$$\Phi(x) = \tilde{\Phi}_n(x) = \sum_{k=1}^n t_k v_k, \tilde{\Phi}_p(x) = \lambda \sum_{k=1}^p t_k v_k \quad (21)$$

$T^2$  统计量代表的是与主元显著相关的那些过程变量的信息, 而 SPE 统计量则代表的是所有被监测变量的(误差)信息<sup>[43]</sup>。为了检测设备的早期故障,

采用 SPE 统计量就显得保守, 因此本文选定  $T^2$  统计量作为反映设备运行状况的健康指标。

### 1.4 基于 Beta 分布的自学习预警控制限构建

$T^2$  统计量的控制限可由如下  $F$  分布得到

$$T_{p,n,\alpha}^2 \sim \frac{p(n-1)}{n-p} F_{p,n-p,\alpha} \quad (22)$$

式中,  $F_{p,n-p,\alpha}$  是对应于检验水平为  $\alpha$ , 自由度为  $p$ ,  $n-p$  条件下的  $F$  分布临界值。

构建  $T^2$  控制限假设了原始数据分布为高斯分布, 其统计量分布为  $F$  分布, 而实际原始数据分布情况未知; 另外, 实际工厂环境影响、生产工况扰动、载荷变化等因素使得监控统计量也会发生变化, 固定的控制限也会导致误报警次数较多。针对以上情况, 本文提出一种基于 Beta 分布的自学习预警控制限构建方法。

Beta 分布是一种多参数统计分布, 是最基本的有界分布, 能通过调整其参数逼近任意形式的分布。其密度函数

$$f(x; \alpha, \beta) = \frac{1}{B(\alpha, \beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1} \quad (23)$$

随机变量  $x$  服从参数为  $\alpha$ 、 $\beta$  的 Beta 分布通常写为

$$X \sim Be(\alpha, \beta) \quad (24)$$

形状参数  $\alpha, \beta$  是决定 Beta 分布性质的重要参数。建立自学习控制限, 就是要根据先验知识或专家选定“正常”工况, 估计出形状参数, 然后通过计算求得控制限。在实际生产活动中, 可根据不同工况下的“正常”数据, 自学习出不同的控制限, 使报警更为灵活。大型关键机组比如汽轮机驱动离心式压缩机原始开车到满负荷运行通常要经历升速过程、升压过程和 0~100% 负荷递增过程, 或者机组从满负荷运行状态到降速、降压和降负荷运行状态, 或者机组从一种工作转速、工作压力、生产负荷调整到另外一种工作转速、工作压力、生产负荷, 机组这种运行方式就叫做变工况运行; 变工况运行状态调整时间往往较短、稳定在特定工况下的时间较长; 基于不同的特定工况下的“正常”数据自学习出对应的控制限, 生产负荷变化时自动调用相应负荷下的报警控制限, 就可以实现降低漏报警率和误报警率。自学习的过程如下: 首先, 将“正常”数据做归一化处理; 其次, 采用最大似然估计计算正常状态下的统计量数据的 Beta 分布形状参数; 然后, 通过确定统计量双侧分位数对应的阈值来确定归一化的控制限; 最终, 反归一化求得自学习控制限。



## 1.5 模型参数以及关键函数选择

模型参数以及关键函数选择是模型建立的关键步骤。在小波包分解过程中, 小波形状需要根据所分析信号的特征与设备类型进行选择, 对于机械设备而言, Daubechies 系列小波是工程上应用最广泛、最成熟的紧支集正交实小波族, 简称 dbN 小波系(N 为小波序号)。分解层数的选择与振动信号采样频率以及故障特征频率被调制到高频区间段的位置均有关系。分解层数过多会导致计算量激增和信号失真, 可根据边缘“端”计算能力选取, 一般工程应用分解层数不宜超过 8 层, 一般选择 3~6 层。

在动态核主成分分析中, 时滞参数  $l$  的选择应根据设备边缘端数据采集器采样间隔和故障检测类型来确定, 保证考虑时序相关性的同时也不能污染本时刻数据、或降低本时刻数据的特征信息含量; 此外, 核函数的选取决定了特征空间的性质, 一个好的核函数应该使正常信号相互靠近, 故障信号相互远离。在满足 Mercer 条件下, 常用的核函数包括  $d$  阶多项式(Polynomial)核函数、径向基核函数、双曲正切(Sigmoid)核函数。各种试验的观测结果表明, 不同的核函数适应不同领域问题。采用径向基核函数中最常用的高斯核函数做特征映射不会出现较大偏差。高斯核函数宽度决定了数据分离状况的好坏, 经过大量样本验证, 本文选取高斯核函数宽度为 70 时, 在不同的样本中都可以使正常数据与故障数据分离, 实际工厂案例也可按照本文推荐参数选择; 如若检测目标有故障案例数据, 建议验证后择优选择。在选取特征子空间时, 核主元所携带信息的大小是由其对特征矩阵贡献  $R$  的大小来决定的,  $R$  取 85% 即可。

在自学习控制限构建过程中, 外部影响在采集过程中产生的尖峰误差一般情况下为 5%, 所以双侧分位数取 0.05<sup>[44]</sup>。

## 2 试验数据验证

### 2.1 模型应用

图 2 为美国辛辛那提大学 IMS 中心轴承试验台,

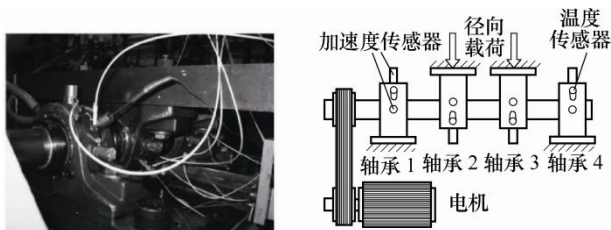


图 2 IMS 中心轴承试验台

四个滚动轴承安装在同一根轴上, 轴承采用强制润滑, 转速恒定在 2 000 r/min, 其中用弹簧机构给轴承 2 和轴承 3 施加 6 000 lb 的径向载荷, 每个轴承  $X$  和  $Y$  方向安装 2 个高灵敏度的 PCB- 353B33 加速度传感器。在轴承超过 1 亿转设计寿命后, 所有试验都有轴承故障发生<sup>[45]</sup>。

第二组试验轴承运行时间为 2004 年 2 月 12 日 10:32:39~2004 年 2 月 19 日 06:22:39, 在失效试验结束时, 1 号轴承外圈发现裂纹, 振动信号发生剧烈变化, 变化反映了 1 号轴承发生了快速磨损。因此提取 1 号轴承中的数据进行分析。计算每组信号的峭度与加速度有效值, 绘制轴承 1 的振动曲线(图 3)。

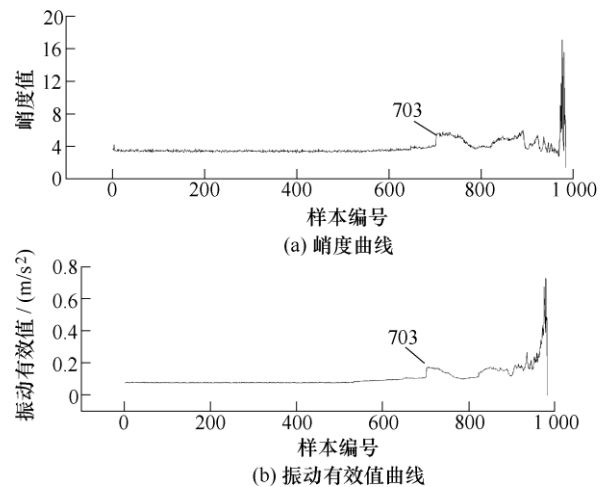


图 3 时域参数曲线

图 3 为第二组轴承“运转到坏”的峭度和振动有效值(方均根)变化趋势图, 峭度和有效值是两种最常用的量化轴承从健康到失效的统计参数<sup>[46]</sup>, 从图中可以看到, 两组不同的指标在 703 点以前均处于较平稳阶段, 703 点以后显示出明显增长趋势和变化。因此传统的统计参数认为在 703 点轴承发生早期故障。

采用本文提出的设备早期故障检测预警技术处理实验室数据的步骤如下。

(1) 利用轴承振动原始信号作为输入信号, 对所输入信号进行小波包分解, 采用 db4 小波对信号 3 层分解, 抽取相对特征能量构建特征矩阵。取前  $l=2$  时刻的数据丰富本时刻数据; 选择前 400 组数据作为训练数据计算自学习控制限。

(2) 计算所有数据的  $T^2$  统计量。

(3) 判断统计量是否超出基于 Beta 分布的自学习控制限, 超出则报警。

如图 4 所示, 正常数据与故障数据已经发生了分离, 前 533 组数据除刚开始运行的不平稳数据外, 均处于自学习控制限(值为 12.09)以下, 判断 534 点

为早期故障点。同时,图中虚线表示原有的  $T^2$  控制限(值为 7.403),可以看到在 520 点左右已经完全超过了控制限,而设备运行的平稳阶段也有大量的数据超出  $T^2$  控制限,而均未超过自学习控制限。因此,自学习控制限比原有的  $T^2$  控制限减少了误报警的状况。

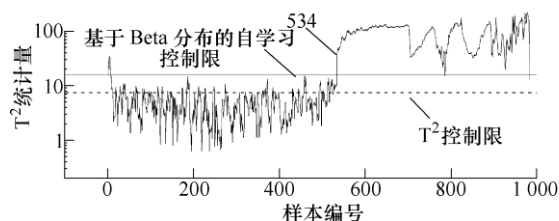


图4  $T^2$  统计量与自学习控制限

## 2.2 模型验证

分析各编号点的包络谱信息。如图 5 所示,设备在 532 点以前处于正常运行阶段,分析样本编号为 532、533、534 点的轴承包络谱图可以发现,534、533 点的包络谱图中有明显的轴承故障特征频率,532 点未出现故障特征频率。同时,冯辅周等<sup>[36, 45]</sup>学者均用不同的方法证明了轴承早期故障发生在 533 点。因此,可以确定本文提出的模型算法有效检测出了轴承早期故障并实现了告警。

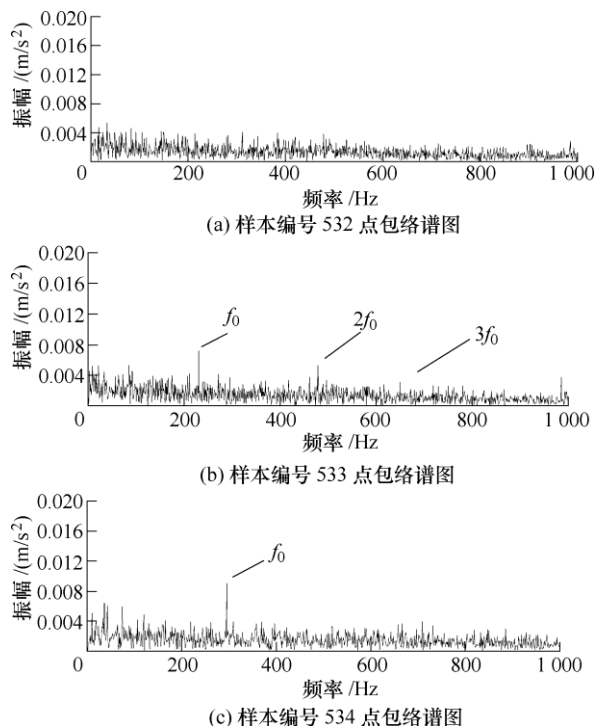


图5 包络谱分析

在模型中,采用前  $l$  个时刻的数据来补充本时刻的数据,充分考虑了数据时序上的关联性,但由于前  $l$  时刻的动态数据丰富了本时刻的信息,也会使早期预警的时间有一定程度的延后(该延后是小

于  $l$  时刻的)。在实际工程中,应充分考虑设备边缘端数据采集器采样间隔以及检测故障类型来确定  $l$  大小。

基于本试验采集数据,相对于峭度、有效值确定的 703 报警点,本文提前 28.8 h 实现了滚动轴承早期故障探测,这对于执行预测性维修来避免非计划停机事故发生具有重要的工程价值。

## 3 工程案例验证

设备真实运行环境中受到变工况运行、润滑条件改变、工作介质温度变化等因素的影响以及电磁干扰对于数据采集器的影响,实验室数据模型验证还不能代替工程案例验证。

### 3.1 模型应用

作者研究团队远程监测了大约 3 000 台机泵,历时 20 年大约积累 1 500 个机泵设备故障案例。选择中国石油某公司加氢裂化生产装置 P3409A 离心泵某次故障案例为研究对象。该离心泵转速为 2 980 r/min,驱动端轴承型号为 6217。如图 6 所示,在线监测系统显示驱动端轴承的测点加速度值从 2013 年 12 月 28 日起持续上涨,2014 年 1 月 5 日~11 日异常波动,11 日~12 日明显上涨至机组停机。

获取 2013 年 12 月 15 日至 2014 年 1 月 12 日停机时间段的原始加速度数据,计算分析加速度有效值,绘制时域波形曲线图(图 7)。从图 7 可以看出:2014 年 1 月 3 日后,振动加速度有效值触发报警值控制线;2014 年 1 月 12 日 12 点 16 分开始到 12 点 21 分的停机前约 1 h,振动加速度触发危险值报警控制线。

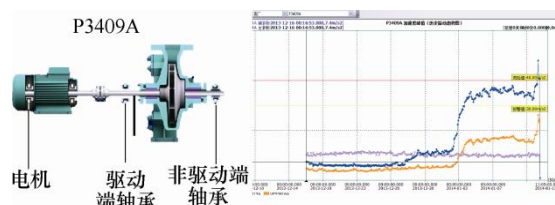


图6 P3409A 在线监测分析图谱

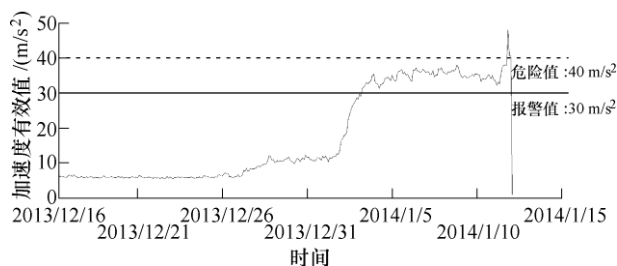


图7 驱动端轴承加速度有效值时域波形图

利用本文提出的故障预警模型, 采用 db4 小波包处理原始振动信号, 分解层数为 3 层, 得到特征矩阵, 模型中动态时间参数选择为 2。

选择前 80 组数据作为正常数据进行模型训练, 利用本文提出的早期故障检测预警模型进行计算得到预警信息如图 8 所示。

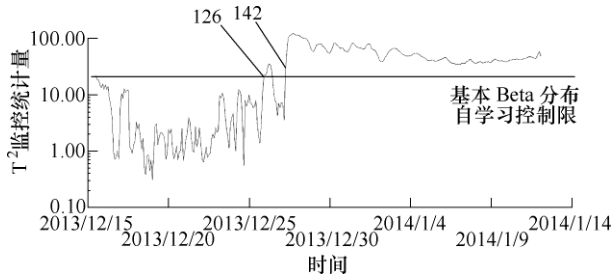
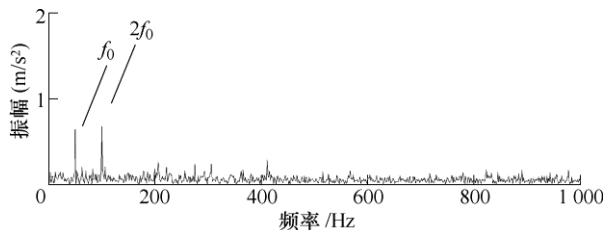


图 8 早期预警模型监测信息

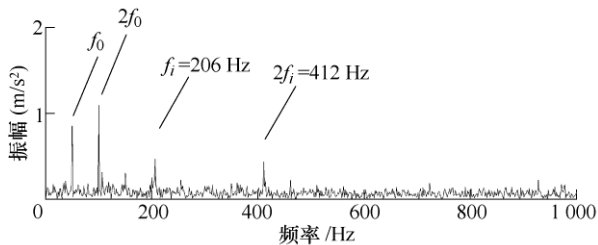
从图 8 可以看出, 由于数据起始阶段缺乏更早的监测数据, 导致刚开始阶段的两组数据超出报警线, 除此之外编号为 126 点(2013 年 12 月 26 日 12 点左右)、142 点(2013 年 12 月 27 日 20 点左右)的数据均超出 Beta 分布自学习控制限报警, 且 142 点后已连续超出控制限, 初步判断 126 点与 142 点为探测到的轴承早期缺陷发生时刻。

### 3.2 模型验证

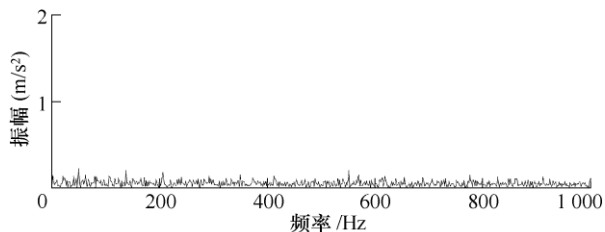
如图 9 所示, 为验证判断结论的正确性, 对编号 125 点与编号 126 点、编号 141 点与 142 点数据开展包络图谱分析。分析发现: 编号 126 点、142 点



(a) 125 点包络谱图



(b) 126 点包络谱图



(c) 141 点包络谱图

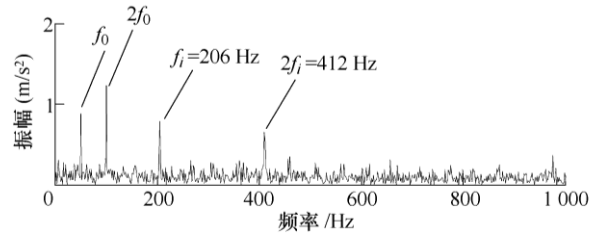


图 9 早期故障预警检测点前、后数据包包络分析谱图

包络谱中, 除工频及其倍频外, 出现了 206 Hz 和 412 Hz 的外圈故障特征频率。计算深沟轴承 6217 故障特征频率如表 1 所示。

表 1 6217 轴承特征频率

故障位置	特征频率/Hz
内圈	342.32
外圈	207.67
滚动体	96.00
保持架	18.88

对比传统的固定阈值报警线控制方法, 本文构建的早期故障检测预警模型可靠、准确地探测到了离心泵轴承的早期缺陷, 轴承早期故障检测预警时间相比传统固定阈值线报警提前了约 17 天。

此外, 利用西安交通大学雷亚国教授团队公开的滚动轴承试验数据库中的试验数据<sup>[47]</sup>和离心式压缩机转子不平衡等故障工程案例数据, 对本文构建的设备早期故障检测预警模型进行了多次验证, 验证结果都表明, 本文构建的早期故障预警模型能够实现轴承等关键部件早期故障检测预警, 可以有效降低报警错误率和漏报警率; 模型具有较好的泛化性, 可适用于其他旋转机械典型部件早期故障检测。由于论文篇幅所限, 验证结果不再一一列举。

## 4 结论

(1) 利用振动数据, 基于小波包分解、动态核主成分分析、 $T^2$  统计量分析以及 Beta 分布自学习控制限技术, 提取  $T^2$  统计量为健康指数, 构建了一种设备早期故障检测预警模型。

(2) 应用辛辛那提 IMS 中心滚动轴承试验监测振动数据和中国石油某公司 P3409A 离心泵轴承故障发生、发展的在线监测加速度数据, 分别对本文构建的模型进行了验证, 验证结果表明, 构建的设备早期故障检测预警模型相比与传统固定阈值线报警方法, 能够实现滚动轴承早期故障预警, 能够降低错误报警率和漏报警率, 并且具有很好的泛化性。

(3) 选择应用范围广且故障率相对较高的滚动



轴承作为研究对象, 早期故障检测预警相对于传统固定阈值线报警方式能大幅度提前故障检测告警时间, 这对于实现旋转设备预测性维修、备件供应储备计划制定、避免非计划停机可能造成的事故损失具有重要的价值。

(4) 本文构建的基于数据驱动的设备早期故障检测预警模型, 仅需要关键部件正常运行状态的一段历史数据, 不需要外部专家干预和人工分析即可准确获取早期设备故障信息, 这对于信息物理系统环境下实现设备智能运维具有重要意义。

### 参 考 文 献

- [1] MIN J H, KIM D W, PARK C Y. Demonstration of the validity of the early warning in online monitoring system for nuclear power plants[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2019, 349: 56-62.
- [2] ISO 13381-2015, Condition monitoring and diagnostics of machines-prognostics(Part 1): General Guidelines: International Standards Organization[S]. 2015-09.
- [3] 张学延. 汽轮发电机组振动诊断[M]. 北京: 中国电力出版社, 2008.  
ZHANG Xueyan. Vibration diagnosis of turbo generator sets[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2008.
- [4] SIKORSKA J Z, HODKIEWICZ M, MA L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2011, 25(5): 1803-1836.
- [5] VELDMAN J, KLINGENBERG W, WORTMANN H. Managing condition-based maintenance technology: A multiple case study in the process industry[J]. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 2011, 17(1): 40-62.
- [6] KATIPAMULA S, BRAMBLEY M. Methods for fault detection, diagnostics, and prognostics for building systems: A review, Part I[J]. *HVAC&R Research*, 2005, 11(1): 3-25.
- [7] BARALDI P, DIMAIO F, TURATI P, et al. Robust signal reconstruction for condition monitoring of industrial components via a modified auto associative kernel regression method[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 60-61: 29-44.
- [8] TOBON-MEJIA D A, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N, et al. A data-driven failure prognostics method based on mixture of gaussians hidden markov models[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(2): 491-503.
- [9] MOSALLAM A, KAMAL M. Nonparametric time series modelling for industrial prognostics and health management[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, 69(5-8): 1685-1699.
- [10] LOUATAS T H, ROULIAS D, GEORGOULAS G. Remaining useful life estimation in rolling bearings utilizing data-driven probabilistic e-support vectors regression[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2013, 62(4): 821-832.
- [11] MOSALLAM A, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N. Data-driven prognostic method based on Bayesian approaches for direct remaining useful life prediction[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2014, 27(5): 1-12.
- [12] MEDJAHHER K, ZERHOUNI N, JIHÈNE B. Data-driven prognostics based on health indicator construction: Application to PRONOSTIA's data[C]// *European Control Conference, ECC'13*, Jan. 2013, Switzerland, 2013: 1451-1456.
- [13] CHOI S W, LEE I B. Nonlinear dynamic process monitoring based on dynamic kernel PCA[J]. *Chemical Engineering Science*, 2004, 59(24): 5897-5908.
- [14] 冯雄峰, 阳宪惠, 徐用懋. 多元统计过程控制方法平方预测误差分析[J]. *清华大学学报*, 1999, 39(7): 41-45.  
FENG Xiongfeng, YANG Xianhui, XU Yongmao. Squared prediction error analysis of multivariate statistical process control[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 1999, 39(7): 41-45.
- [15] BENKEDJOUH T, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N, et al. Remaining useful life estimation based on nonlinear feature reduction and support vector regression[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, 26(7): 1751-1760.
- [16] CERRADA M, SÁNCHEZ R V, LI C, et al. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 169-196.
- [17] ZHANG Nanhua, GAO Xuejin, LI Yafen, et al. Fault detection of chiller based on improved KPCA[C/CD]// *2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, 28-30 May, 2016, Yinchuan, China. DOI: 10.1109/CCDC.2016.7531487.
- [18] SAXENA M, BANNETT O O, SHARMA V. Bearing fault evaluation for structural health monitoring, fault detection, failure prevention and prognosis[J]. *Procedia Engineering*, 2016, 144: 208-214.
- [19] CHEN X, SHEN Z, HE Z, et al. Remaining life prognostics of rolling bearing based on relative features

- and multivariable support vector machine[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2013, 227(12): 2849-2860.
- [20] MA L, KANG J S, ZHAO C Y. Research on condition monitoring of bearing health using vibration data[J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 226-228: 340-344.
- [21] PALIWAL D, CHOUDHURY A, TINGARIKAR G. Wavelet and scalar indicator based fault assessment approach for rolling element bearings[J]. Procedia Materials Science, 2014, 5: 2347-2355.
- [22] WU Z. Rolling bearing fault evolution based on vibration time-domain parameters[J]. Key Engineering Materials, 2016, 693: 1412-1418.
- [23] HONG S, ZHOU Z, ZIO E, et al. Condition assessment for the performance degradation of bearing based on a combinatorial feature extraction method[J]. Digital Signal Processing, 2014, 27: 159-166.
- [24] GU H, ZHAO J, ZHANG X. Hybrid methodology of degradation feature extraction for bearing prognostics[J]. Maintain. Reliability, 2013, 15 (2): 195-201.
- [25] HONG S, ZHOU Z, ZIO E, et al. An adaptive method for health trend prediction of rotating bearings[J]. Digital Signal Processing, 2014, 35: 117-123.
- [26] HE W, MIAO Q, AZARIAN M, et al. Health monitoring of cooling fan bearings based on wavelet filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64-65: 149-161.
- [27] ZHANG Y, ZUO H, BAI F. Classification of fault location and performance degradation of a roller bearing[J]. Measurement, 2013, 46(3): 1178-1189.
- [28] LI D, LIU S, ZHANG H. Negative selection algorithm with constant detectors for anomaly detection[J]. Applied Soft Computing, 2015, 36: 618-632.
- [29] CHEN F F, YANG Y P, TANG B P, et al. Performance degradation prediction of mechanical equipment based on optimized multi-kernel relevant vector machine and fuzzy information granulation[J]. Measurement, 2020, 151: 1-12.
- [30] 杨蕊, 李宏坤, 贺长波, 等. 利用最优小波尺度循环谱的滚动轴承早期故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 208-217.
- YANG Rui, LI Hongkun, HE Changbo, et al. Rolling element bearing incipient fault feature extraction based on optimal wavelet scales cyclic spectrum[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 208-217.
- [31] 孙鲜明, 刘欢, 赵新光, 等. 基于瞬时包络尺度谱熵的滚动轴承早期故障奇异点识别及特征提取[J]. 机械工程学报, 2017, 53(3): 73-80.
- SUN Xianming, LIU Huan, ZHAO Xinguang, et al. Singular point recognition and feature extraction for incipient bearing fault based on instantaneous envelope scalogram entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(3): 73-80.
- [32] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
- TANG Guiji, WANG Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81.
- [33] 张云强, 张培林, 王怀光, 等. 基于双时域微弱故障特征增强的轴承早期故障智能识别[J]. 机械工程学报, 2016, 52(21): 96-103.
- ZHANG Yunqiang, ZHANG Peilin, WANG Huaiguang, et al. Rolling bearing early fault intelligence recognition based on weak fault feature enhancement in time-time domain[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(21): 96-103.
- [34] 严保康, 周凤星. 基于相干累积量分段正交匹配追踪方法的轴承早期故障稀疏特征提取[J]. 机械工程学报, 2014, 50(13): 88-96.
- YAN Baokang, ZHOU Fengxing. Initial fault identification of bearing based on coherent cumulant stagewise orthogonal matching pursuit[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(9): 149-153.
- [35] 李宏坤, 刘洪轶, 徐福健, 等. 连续小波最优重构尺度确定方法与故障早期识别[J]. 机械工程学报, 2014, 50(17): 69-76.
- LI Hongkun, LIU Hongyi, XU Fujian, et al. Method for the optimal continuous wavelet reconstruction scale determination and early fault classification[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(17): 69-76.
- [36] 冯辅周, 司爱威, 饶国强, 等. 基于小波相关排列熵的轴承早期故障诊断技术[J]. 机械工程学报, 2012, 48(13): 73-79.
- FENG Fuzhou, SI Aiwei, RAO Guoqiang, et al. Early fault diagnosis technology for bearing based on wavelet correlation permutation entropy[J]. Journal of Mechanical

- Engineering, 2012, 48(13): 73-79.
- [37] 孟玲霞, 徐小力, 徐杨梅, 等. 变工况时频脊流形早期故障预警方法研究[J]. 北京理工大学学报, 2017, 37(9): 942-947.
- MENG Lingxia, XU Xiaoli, XU Yangmei, et al. Time-frequency ridge manifold incipient fault warning on variable conditions[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2017, 37 (9): 942-947.
- [38] 李鲲鹏, 李衍达, 张学工. 基于小波包分解的地层吸收补偿[J]. 地球物理学报, 2000, 43(4): 542-549.
- LI Kunpeng, LI Yanda, ZHANG Xuegong. Stratum absorption compensation based on wavelet packet decomposition[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2000, 43(4): 542-549.
- [39] 闫晓玲, 董世运, 徐滨士. 基于最优小波包 Shannon 熵的再制造电机转子缺陷诊断技术[J]. 机械工程学报, 2016, 52(4): 7-12.
- YAN Xiaoling, DONG Shiyun, XU Binshi. Flaw diagnosis technology for remanufactured motor rotor based on optimal wavelet packet Shannon entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(4): 7-12.
- [40] CRAIGMILE P F, PERCIVAL D B. Asymptotic decorrelation of between-scale wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(3): 1039 -1048.
- [41] BIANCHI D, MAYRHOFER E, GROSCHL M, et al. Wavelet packet transform for detection of single events in acoustic emission signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64-65: 441-451.
- [42] 刘韬, 陈进, 董广明. KPCA 和耦合隐马尔科夫模型在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2014, 33(21): 85-89.
- LIU Tao, CHEN Jin, DONG Guangming. Application of KPCA and coupled hidden Markov model in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(21): 85-89.
- [43] 王海清, 宋执环, 李平. 改进 PCA 及其在过程监测与故障诊断中的应用[J]. 化工学报, 2001(6): 3-7.
- WANG Haiqing SONG Zhihuan, LI Ping. Improved PCA with application to process monitoring and fault diagnosis [J]. CIESC Journal, 2001(6): 3-7.
- [44] 张明, 冯坤, 江志农. 基于动态自学习阈值和趋势滤波的机械故障智能预警方法[J]. 振动与冲击, 2014, 33(24): 8-14.
- ZHANG Ming, FENG Kun, JIANG Zhinong. A mechanical fault early warning methodology based on dynamic self-learning threshold and trend filtering techniques[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(24): 8-14.
- [45] LEE J, QIU H, YU G, et al. Rexnord technical services, bearing data set IMS[D]. Cincinnati: University of Cincinnati, 2007.
- [46] WANG D, TSUI K L, MIAO Q. Prognostics and Health management: A review of vibration based bearing and gear health indicators[J]. IEEE Access, 2018, 6(99): 665-676.
- [47] WANG B, LEI Y, LI N, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018: 1-12.
- 
- 作者简介: 王庆锋(通信作者), 男, 1972 年出生, 博士, 副研究员。主要研究方向为设备动态监测、诊断与维护; 故障诊断与自愈; 在役再制造; 装置可靠性与风险评估。  
E-mail: wqf2422@163.com  
卫炳坤, 男, 1995 年出生。主要研究方向为故障诊断与健康管理。  
E-mail: weibingkun0417@163.com