

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104819

# 自适应 VMD 及其在状态跟踪及故障检测中的应用<sup>\*</sup>

周成江<sup>1,2</sup>  徐  森<sup>1,2</sup>  贾云华<sup>1,2</sup>  叶志霞<sup>1,2</sup>  杨  鹏<sup>1,2</sup>  袁徐轶<sup>3,4</sup>

(1. 云南师范大学信息学院  昆明  650500; 2. 模式识别与人工智能实验室  昆明  650500;

3. 昆明理工大学信息工程与自动化学院  昆明  650500; 4. 云南省矿物管道输送工程技术研究中心  昆明  650500)

**摘  要:**针对变分模态分解(variational modal decomposition, VMD)的特征提取性能受到参数影响的问题,以及故障状态跟踪的实时性较差的问题,提出一种状态预警线构造方法和自适应 VMD 方法并将其用于机械零件的故障检测。首先,提取机械零件全寿命振动信号的退化特征,基于  $2\sigma$  准则构造状态预警线来跟踪机械零件的退化状态并检测故障预警点。然后,引入能量熵和互信息构造适应度函数,通过蚱蜢优化算法(grasshopper optimization algorithm, GOA)构造自适应 VMD 模型来检测预警点附近机械零件的故障状态。结果表明,提出的状态预警线能更及时有效地检测出故障预警点,自适应 VMD 能更准确地检测出机械零件故障,具有良好的应用价值。

**关键词:**变分模态分解;蚱蜢优化算法;机械零件;状态跟踪;故障检测

**中图分类号:** TH17      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 460.4

## Adaptive VMD and its application in state tracking and fault detection

Zhou Chengjiang<sup>1,2</sup>  Xu Miao<sup>1,2</sup>  Jia Yunhua<sup>1,2</sup>  Ye Zhixia<sup>1,2</sup>  Yang Peng<sup>1,2</sup>  Yuan Xuyi<sup>3,4</sup>

(1. School of Information Science and Technology, Yunnan Normal University, Kunming 650500, China;

2. The Laboratory of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Kunming 650500, China;

3. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500,

China; 4. Engineering Research Center for Mineral Pipeline Transportation of Yunnan Province, Kunming 650500, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the feature extraction performance of variational modal decomposition (VMD) is affected by its parameters and the poor real-time performance of fault state tracking, an early warning approach and adaptive VMD method are proposed and applied to mechanical part fault detection. Firstly, the degradation characteristics of the full-life vibration signal of mechanical parts are extracted, and then the state warning line is constructed based on the  $2\sigma$  criterion. Through the early warning line, the degradation state of mechanical parts can be tracked and the fault early warning points can be detected. Then, the energy entropy and mutual information are introduced to construct the fitness function, and an adaptive VMD model is constructed by grasshopper optimization algorithm (GOA) to detect the fault state of mechanical parts near the early warning point. The results show that the proposed state early warning line can detect the fault early warning points timelier and more effectively, and the adaptive VMD can detect the faults of mechanical parts more accurately, which have good application value.

**Keywords:** variational modal decomposition; grasshopper optimization algorithm; mechanical parts; state tracking; fault detection

### 0  引  言

随着我国工业水平和智能制造的发展,生产设备逐

渐向大型化、复杂化和智能化发展。轴承是旋转类机械中最主要的零部件,单向阀是高压隔膜泵中最主要的动力部件,这些零件长时间工作在恶劣、复杂的运行环境下,因此极易受到损坏。然而,故障初期振动冲击比较模

糊,异常状态信息不明显,缺乏对故障程度的及时掌控导致诊断滞后,造成严重的失效风险。此外,受到复杂运行工况、背景噪声的影响,轴承和单向阀等零件的运行状态监测和故障诊断可靠性不高,因此研究零件状态跟踪及故障检测方法具有重要意义。

在机械零件状态跟踪及故障检测过程中,首先需要研究具有单调性、鲁棒性和趋势性的状态跟踪方法,即通过有效的退化特征来跟踪机械零件的运行状态,然后需根据退化特征的趋势确定故障预警时间点,最终进一步确定预警时间点附近零件是否故障。因此,退化特征的提取、状态预警线的构造,故障检测方法研究是状态跟踪及故障检测的重点。Shankar 等<sup>[1]</sup>提取轴承的 Kullback-Leibler 散度退化特征,并用高斯过程对轴承的退化趋势进行 95% 置信区间的预测。Kumar 提取轴承香农熵、排列熵(permutation entropy, PE)和近似熵(approximate entropy, AE)趋势特征,通过单调性、趋势性和鲁棒性选取有效特征后利用 ARD 指数核上的 GPR 对退化趋势进行 95% 置信区间的预测。Mostafa 等<sup>[2]</sup>通过样本熵(sample entropy, SE)、PE 及散布熵(dispersion entropy, DE)表征齿轮和轴承退化特征,表明 DE 抗噪性更强且速度更快。Rostaghi 提取 DE 表征轴承退化特性,并分析嵌入维数、类别数、时延和信号长度对退化特征的影响,表明 DE 比 SE 和 PE 更稳定且速度更快。因此,复杂度和非线性分析方法在零件退化特征提取中的应用越来越多,且熵方法的状态跟踪性能越来越好。然而,状态预警线的构造关系到故障状态监测的实时性和有效性,张龙等<sup>[3]</sup>提取信号的 Renyi 熵并输入 K-medoids 模型得到隶属度退化特征,然后使用  $3\sigma$  准则作为自适应报警阈值。于重重等<sup>[4]</sup>提取轴承的 T 分布随机近邻嵌入(T-stochastic neighbor embedding, T-SNE)流形并将其 SE 特征作为退化特征,将高于或低于正常阶段特征阈值 5% 的点作为状态预警点能提前 50 min 检测到轴承故障。吕明珠等<sup>[5]</sup>提出包络谐波比特征避免了传统特征缺乏敏感性和鲁棒性的问题,通过  $4\sigma$  准则跟踪风力机轴承的故障预警点能提前检测出故障状态。杨潇谊等<sup>[6]</sup>将轴承健康数据和测试数据的散布熵之间的余弦欧氏距离作为退化指标,通过切比雪夫不等式计算的余弦欧氏距离阈值来检测轴承故障。陈剑等<sup>[7]</sup>提出基于变分模态分解(variational modal decomposition, VMD)和自回归滑动平均(auto-regressive moving average, ARMA)的轴承退化预警方法,通过 VMD 相对能量熵的  $3\sigma$  准则来检测故障。王玉静等<sup>[8]</sup>提出结合卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)和长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)的轴承寿命预测方法,将 1 作为 LSTM 趋势指标阈值来检测故障。徐仁义等<sup>[9]</sup>提出基于均方谐波比和正则化粒子滤波(regularized particle filter, RPF)的

寿命预测方法,将  $u+6\sigma$  作为报警阈值来判定退化阶段。张龙等<sup>[10]</sup>提出特征相似比来表征轴承性能退化趋势,并通过  $u+3\sigma$  作为阈值来判断轴承状态。采用显式动力学的轴承性能退化评估指标构建故障检测方面主要使用频率检测法检测故障状态,具体为先抑制振动噪声或增强冲击成分,然后提取异常频率来检测故障状态。其中,VMD 因具备完备的数学支撑和良好的时频特性而用于振动信号分析。然而,VMD 参数设置不合理导致的模态混叠间接导致 VMD 时频特征表征性能较差、噪声抑制效果不佳。Li 等<sup>[11]</sup>通过包络信号的峭度值来依次确定最佳模态数和惩罚因子,分析包络功率谱来检测轴承故障。Kumar 等<sup>[12]</sup>构建了内核互信息适应度,用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化 VMD 的模态数和惩罚因子,最终通过最小化互信息的模态的包络来识别故障缺陷。Zhou 等<sup>[13]</sup>用平均值构建适应度函数,通过鲸鱼算法(whale algorithm, WOA)求解 VMD 参数并通过多点最优最小熵反褶积提取轴承的故障特征。Zhu 等<sup>[14]</sup>引入加权峭度指数构造目标函数并用人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)优化 VMD 参数,通过 Teager 能量算子解调敏感模态来诊断轴承故障。然而,粒子群算法、WOA 和 ABC 等算法易陷入局部最优,且目标函数构造直接影响算法的优化性能。2017 年 Saremi 等<sup>[15]</sup>提出蚱蜢优化算法(grasshopper optimization algorithm, GOA)并证明其相比于粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)和 WOA 等具有更好的性能,因此本文基于能量熵和互信息构造适应度函数并通过 GOA 优化 VMD 参数,最终抑制振动噪声并检测零件故障。

综上,为跟踪机械零件状态演化过程,基于  $2\sigma$  准则构造状态预警线,提高状态跟踪的实时性和有效性。为检测故障预警点附件零件的故障状态同时解决 VMD 参数设置的随机性问题,构造自适应 VMD 模型并通过频率异常确定预警点附件零件的故障状况,提出一种基于自适应 VMD 的状态跟踪及故障检测方法。

## 1 自适应变分模态分解

### 1.1 变分模态分解

Dragomiretskiy 等<sup>[16]</sup>提出的 VMD 可将序列分解为个有限带宽的模态,并使重构时具备频谱稀疏性。VMD 中固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)定义为一组调幅调频信号,比经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)中极值点和过零点相差 1 的定义更严谨。

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)] \quad (1)$$

其中,  $A_k(t)$  为瞬时幅值,  $\omega_k(t) = \phi'_k(t)$  为瞬时频率,  $\phi_k(t)$  为相位。 $[t - \delta, t + \delta]$ ,  $\delta \approx 2\pi/\phi'_k(t)$  时间间隔

内,  $u_k(t)$  为  $A_k(t)$  和  $\phi'_k(t)$  的谐波信号。变分的目的是在保证重构信号  $f$  前提下, 求  $k$  个模态  $u_k(t)$  且使各模态的估计带宽之和最小。每个  $u_k$  的带宽为:

1) 用 Hilbert 变换计算出各  $u_k$  的解析信号, 并求取单边频谱:

$$(\delta(t) + j/\pi t) \cdot u_k(t) \quad (2)$$

2) 将各模态  $u_k$  的频谱乘以  $e^{-j\omega_k t}$ , 将估计的  $u_k(t)$  的中心频带调制到基频带:

$$[(\delta(t) + j/\pi t) \cdot u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \quad (3)$$

3) 根据调制信号梯度的  $L^2$  范数的平方来估计每个  $u_k$  带宽, 构建变分模型:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \cdot u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (4)$$

s. t.  $\sum_k u_k = f$

其中,  $\{u_k\} := \{u_1, \dots, u_K\}$  和  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$  为 VMD 估计的  $K$  个模态及其相应的中心频率。引入增广拉格朗日函数(5), 转化为非约束变分问题。

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \cdot u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (5)$$

其中, 惩罚项  $\alpha$  保证了重构精度, 拉格朗日乘子  $\lambda$  保证了上述约束的顺利执行。式(4)的求解等价于更新  $u_k^{n+1}$ 、 $\omega_k^{n+1}$ 、 $\lambda^{n+1}$  来求式(5)的鞍点, 更新方式如下:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (6)$$

$$\omega_k^{n+1} = \int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega / \int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega \quad (7)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (8)$$

其中,  $n$  为迭代次数,  $\tau$  为保真系数,  $\hat{\cdot}$  为傅里叶变换。鞍点的迭代可参考文献[16], 满足  $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon$  时, 可得到各  $\hat{u}_k$  和  $\omega_k$ , 傅里叶逆变换可以得各  $u_k$ 。

## 1.2 自适应变分模态分解

VMD 中模态数大于有效的子信号数称为过分解, 反之为欠分解。凭经验设定 VMD 模态数和惩罚项难免导致过分解和欠分解。设置过小, 当惩罚项较小时某些模态包含在其他模态中, 当较大时某些模态作为噪声丢弃。设置过大, 当较小时分解出噪声, 当较大时模态发生混叠或重复。设置过小时, 噪声构成一个或若干个模态, 分解出的模态具有较宽的谱密度; 设置过大时, 主要的模态由两个或若干个模态共享且这些模态的中心频率重合。

为解决模态和惩罚项设置不合理导致的噪声和模态混叠问题, 提出自适应 VMD 并将其用于机械零件早期故障检测。自适应 VMD 故障检测模型如图 1 所示。

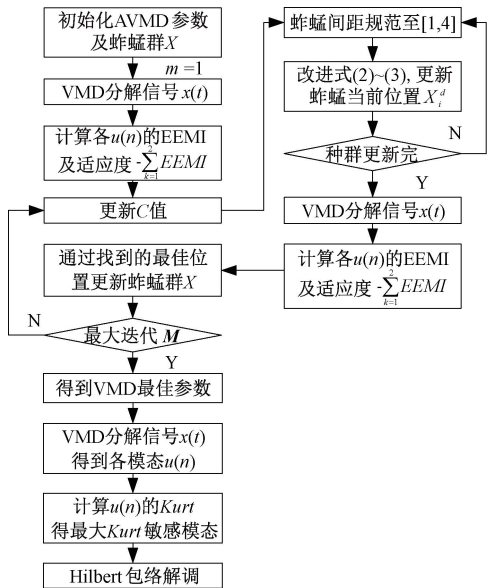


图 1 基于自适应 VMD 的故障检测模型流程

Fig. 1 Flow chart of fault detection model based on adaptive VMD

1) 实时采集机械零件振动信号, 将待测信号  $x(t)$  输入目标函数, 初始化  $K$  和惩罚项  $\alpha$  的上界  $ub_d$  和下界  $lb_d$  为  $K \in [2, 10]$  和  $\alpha \in [1\ 000, 10\ 000]$ 、搜索代理为  $N = 30$ , 最大迭代次数为  $M = 10$ , 初始化得到蚁群  $X_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 。将初始蚁群的适应度进行升序排列, 得到当前的最佳适应度及对应的最佳位置即最佳参数  $\hat{T}_d$ , 构造的适应度模型为:

步骤 1) 每次迭代通过 VMD 分解传入的振动信号  $x(t)$ , 计算  $x(t)$  分解得到的各模态  $u_k(n)$  的能量熵互信息 (energy entropy mutual information, EEMI) 指标:

$$EEMI_k = EE_k \cdot MI_k \quad (9)$$

当零件的运行状态发生改变时, 振动信号的幅值、频谱、复杂度及相关性等发生变化。能量熵 (energy entropy, EE) 不仅能反映振动信号频谱的能量分布, 而且能够表征能量在不同中心频率的模态中的转移, 在 EEMI 中 EE 可视作互信息 (mutual information, MI) 的权重。EE 计算如下:

$$EE_k = - \sum_{k=1}^K (E_k / \sum_{k=1}^K E_k) \ln(E_k / \sum_{k=1}^K E_k) \quad (10)$$

$$E_k = \sum_{n=1}^N |u_k(n)|^2 \quad (11)$$

其中,  $u_k(n) (k = 1, \dots, K)$  为不同频带的模态 IMF,  $E_k (k = 1, \dots, K)$  为不同频带的 IMF 的能量分布。



MI 能度量原信号  $x(t) = f$  与分解所得各  $u_k(n)$  间的依赖性和相关程度, MI 比相关系数更有效<sup>[17]</sup>。

$$MI_k(u_k, f) =$$

$$\sum_{f(n) \in f} \sum_{u_k(n) \in u_k} p(u_k(n), f(n)) \log \left( \frac{p(u_k(n), f(n))}{p(u_k(n))p(f(n))} \right) \quad (12)$$

其中,  $u_k$  与  $f$  包含  $N$  个离散点,  $p(u_k(n), f(n))$  是  $u_k$  与  $f$  的联合概率分布函数,  $p(u_k(n))$  和  $p(f(n))$  分别为  $u_k$  与  $f$  的边缘概率分布函数。

步骤2) 经过每次迭代, 计算信号  $x(t)$  分解后所得的适应度, 适应度函数构造如下:

$$\begin{aligned} fitness &= \min_{\gamma = [K, \alpha]} \left\{ - \sum_{i=1}^2 EEMI_i \right\}, \\ \text{s. t. } &K \in [2, 10], \alpha \in [1\ 000, 10\ 000] \end{aligned} \quad (13)$$

其中,  $fitness$  表示适应度,  $EEMI_i$  是 VMD 分解模态的能量熵互信息指标,  $\gamma = (K, \alpha)$  为待优化的参数对。在本文中模态数  $K$  为介于  $[2, 7]$  间的整数, 惩罚项  $\alpha$  为介于  $[1\ 000, 10\ 000]$  间的整数, 前两个模态的 EEMI 和为优化目标。

2) 每次迭代更新  $\gamma$  (即当前蚱蜢位置) 时, 对输入的信号  $x(t)$  进行分解并得到其适应度  $fitness$ , 保存当前最佳适应度及位置  $\widehat{T}_d$ , 即保存当前最小适应度和其对应的参数对  $\gamma = (K, \alpha)$ 。第2次迭代后, 按照下列模型来更新蚱蜢群位置:

$$X_i = S_i + G_i + A_i \quad (14)$$

$$\begin{cases} S_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N s(d_{ij}) \widehat{d}_{ij} \\ G_i = -g \widehat{e}_g \\ A_i = u \widehat{e}_w \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $X_i$  为第  $i$  只蚱蜢位置,  $S_i$  为群居影响因子,  $G_i$  表示第  $i$  只蚱蜢的重力,  $A_i$  为风平流。  $N$  为蚱蜢群数量,  $d_{ij}$  为第  $i$  与第  $j$  只蚱蜢之间的距离, 即  $d_{ij} = |x_j - x_i|$ ;  $\widehat{d}_{ij} = (x_j - x_i)/d_{ij}$  为从第  $i$  只到第  $j$  只蚱蜢的一个单位向量,  $s$  为一个定义群居能力强度的函数, 如式 (16) 所示,  $g$  为万有引力常数,  $\widehat{e}_g$  为地心引力方向的单位向量,  $u$  为常数漂移,  $\widehat{e}_w$  为风向单位向量。

$$s(r) = fe^{\frac{-r}{l}} - e^{-r} \quad (16)$$

其中,  $f$  为吸引力强度,  $l$  为吸引力的长度尺度。

将式 (15) 和 (16) 代入式 (14) 可扩展为:

$$X_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N s(|x_j - x_i|) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} - g \widehat{e}_g + u \widehat{e}_w \quad (17)$$

因为很多蚱蜢个体快速到达舒适区, 而此时蚱蜢种群还没能收敛到最优位置, 所以该模型不能直接用于 VMD 的优化问题。由于运用于种群的模型是在自由空

间中的, 因此不考虑重力且设风向总朝向被优化目标  $\widehat{T}_d$ , 改进的位置更新方式为:

$$X_i^d = c \left( \sum_{j=1, j \neq i}^N c \frac{ub_d - lb_d}{2} s(|x_j^d - x_i^d|) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} \right) + \widehat{T}_d \quad (18)$$

其中,  $ub_d, lb_d$  分别为 D 维搜索空间的上界和下界,  $\widehat{T}_d$  是当前目标函数最优解, 外部参数  $c$  是自适应系数, 类似于 PSO 中的惯性权重, 它有效平衡了目标周围蚱蜢群体的勘探和开发能力, 内部的参数  $c$  是收缩吸引区、舒适区和排斥区的递减系数。为了平衡勘探及开发能力, 参数  $c$  需要随迭代次数增加而减少。该机制减小了舒适区, 增强了开发能力。

$$c = c_{\max} - m \frac{c_{\max} - c_{\min}}{M} \quad (19)$$

其中,  $m$  是当前迭代次数,  $M$  是最大迭代次数,  $c_{\max}$ 、 $c_{\min}$  分别为自适应系数的最大值与最小值。本文中  $c_{\max}$  和  $c_{\min}$  分别取 1 和 0.000 04<sup>[15]</sup>。

3) 将每个蚱蜢群内的蚱蜢间的距离标准化至  $[1, 4]$  内, 然后根据改进的式 (18) 更新当前蚱蜢位置  $X_i^d$ , 即当前参数对。

4) 若找到更优解 (即最优参数对), 则更新最优适应度和位置  $\widehat{T}_d$  (参数对), 同时  $m = m + 1$ , 接着判断是否终止, 若是则输出最优个体位置并结束, 否则, 重复步骤 2) ~ 步骤 4)。

5) 得到 VMD 的最佳模态数  $K$  和惩罚项  $\alpha$  后, 通过自适应 VMD 分解机械零件振动信号  $x(t)$ , 并将峭度值 (Kurt) 最大的模态 IMF 作为敏感模态;

6) 通过 Hilbert 包络解调<sup>[18]</sup>提取敏感模态的调制特征或故障特征频率来检测机械零件故障。

## 2 基于自适应 VMD 的故障检测

### 2.1 状态预警线构造

为了保障机械设备的高效、连续运行, 需要对轴承等易损件进行频繁的检修和更换。检修和更换策略的制定需要预先检测机械零件的故障程度和故障状态。故障检测包括: 1) 采集零件当前  $K$  时间点的振动信号并提取当前故障特征, 根据特征与故障程度的映射关系可确定故障状态; 2) 随着时间推移能得到随时间变化 ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) 的特征曲线, 根据特征曲线能跟踪并检测机械零件的故障程度; 3) 若在每个时间点  $k$  处均通过自适应 VMD 检测机械零件故障则效率低下, 因此基于  $2\sigma$  构造故障预警线并检测故障预警点。故障预警线构造如下:

设近似正态分布的随机序列的均值为  $\mu$ , 方差为



$\sigma^2$ , 则值分布于  $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$  的概率为 99.74%, 分布于  $(\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)$  的概率为 95.44%, 若超出此范围则认为状态发生异常或者跳变。假设同一类退化特征或故障特征符合一定的正态分布<sup>[19]</sup>, 则根据以上分析将  $\mu \pm 2\sigma$  作为故障阈值点。若机械零件连续多个时间点的故障特征或退化特征越过  $2\sigma$  范围, 则认为零件的运行状态发生较大改变。通常将均方根 (root mean square, RMS)、峭度 (Kurt) 等作为故障特征或退化特征, 来跟踪机械零件的故障状态演化过程, 相应的预警线称为 RMS 预警线、Kurt 预警线。为了更准确有效地跟踪机械零件的状态变化, 本文用滑动散布熵 (sliding dispersion entropy, SDE) 及 SDE 预警线跟踪机械零件状态变化, SDE 基于滑动散布熵<sup>[20]</sup>, 其不在本文讨论的范围内。

根据第  $k(k=1, \dots, K)$  个实测的特征值, 可构造一条随时间变化的故障预警线, 若特征近似单调减则考虑阈值下限, 若特征单调增则考虑阈值上限, 构造的阈值线如下:

$$T_h(t) = \text{mean}(\text{Feature}(1:t_k)) \pm 2\text{std}(\text{Feature}(1:t_k)), \\ k = 1, 2, \dots, K \quad (20)$$

假设  $k=1, \dots, s_1$  时间段为正常状态, 对  $\text{Feature}_k, k=1, \dots, s_1$  计算阈值下限。对  $s_1$  时间点后的时间点  $s_2$ , 对比  $s_2$  时间点的  $\text{Feature}(1:t_{s_2})$  与  $s_1$  时间点的  $T_h(t_{s_1})$ , 若  $\text{Feature}(1:t_{s_2})$  在  $T_h(t_{s_1})$  范围内, 则认为机械运行状态未改变, 若  $s_1$  时间点后连续多个时间点的  $\text{Feature}$  超过自适应阈值, 则认为状态发生改变, 其中第一个故障跳变点为故障预警点, 以式 (20) 依次确定每个时间点的阈值得到状态预警线。

## 2.2 基于自适应 VMD 的故障检测流程

机械零件的故障状态跟踪与故障检测关系到维修、更换计划的制定。若每个时间点均进行故障的检测及判别, 则故障检测效率低, 且受到噪声影响可靠性不高。因此, 本文提出基于  $2\sigma$  的状态预警线构造方法, 随着时间点的推进根据该方法来跟踪故障预警点。若没有检测到预警点则继续跟踪下一时间点的特征状态, 避免重复故障检测带来的时间浪费; 若检测到故障预警点, 则构造更有效的自适应 VMD 检测模型来进一步检测预警点附近机械零件的故障状态。状态预警及故障检测流程如图 2 所示。

1) 通过分段间隔采样方式采集机械零件第  $k(k=1, \dots, K)$  个时间点的振动信号, 即由正常到失效的全寿命振动信号;

2) 取出第  $k$  个时间点振动信号的前  $N$  个点, 计算前  $N$  个点的特征。当时间点  $k$  持续增大到  $K$  时, 得到一条连续的特征跟踪曲线。如果特征毛刺或噪声过多, 可通过局部加权回归散点平滑 (LOWESS) 去除毛刺。因为在故障演化中, RMS 与振动能量相关, Kurt 对故障冲击敏

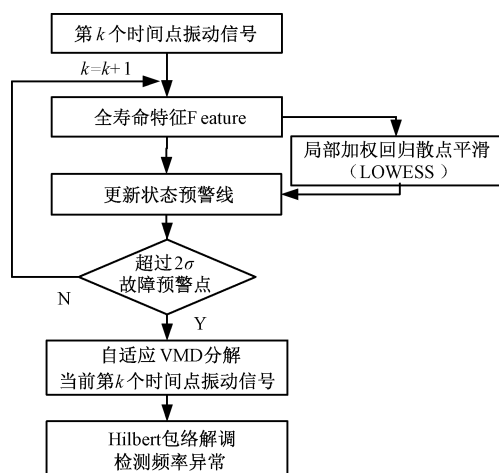


图 2 状态预警及故障检测流程

Fig. 2 Flow chart of status early warning and fault detection

感, 熵能表征振动信号的动力学特性, 此外时域幅值、频域内不同频段的谱峰、时频域能量随故障演化产生不同的分布<sup>[21]</sup>, 因此分别将 RMS、Kurt、SE、PE、DE 和平滑 SDE 作为“全寿命特征”来分析状态预警线构造的有效性。

3) 对于上述的任意一种特征, 根据式 (20) 更新状态预警线, 检测零件状态是否改变。若特征没有超过  $2\sigma$  故障预警点, 则大概率不可能发生故障, 不需要通过自适应 VMD 检测故障状态, 而是继续求取  $K+1$  时间点特征并更新状态预警线, 直到检测到预警点为止。

4) 若状态预警线超过故障预警点, 则通过自适应 VMD 进一步检测故障状态。若自适应 VMD 未检测到零件故障, 应该制定更频繁的检修计划防止零件损坏, 若已检测到故障状态, 应该立即进行维修和更换, 以免造成次生故障。

## 3 实验验证及结果分析

### 3.1 轴承故障检测及实验分析

为了跟踪轴承的故障演化过程并检测故障状态, 同时验证提出的自适应 VMD 方法的有效性, 用辛辛那提大学智能维护系统 (intelligent maintenance system, IMS) 数据<sup>[22]</sup>进行实验分析。在弹簧的 26.671 kN 径向荷载下, 4 套 Rexnord ZA-2115 型轴承以 2 000 r/min 的转速转动, 其中滚柱  $z$  为 16 个, 节径  $D$  为 71.501 mm, 滚柱直径  $d$  为 8.407 4 mm, 接触角  $\alpha$  为 15.17°, 两个 PCB 353B33 传感器安装在每个轴承座上以检测振动信号。DAQCard TM-6062E 采集卡每间隔 10 min 采集一次数据, 采样率为 20 kHz 且采样点数为 20 480。本文分析从 2004 年 2 月 12 日 10:32:39~2004 年 02 月 19 日 06:22:39 采集的轴

承 1 的外圈全寿命信号,984 组信号(时间点数  $K=984$ )的时间跨度为 164 h,最终外圈失效。每个时间点取信号的前 2 048 个点,采样信号如图 3 所示。仅管信号幅值逐

渐增大,但凭借幅值难以跟踪检测轴承故障状态的演化过程。

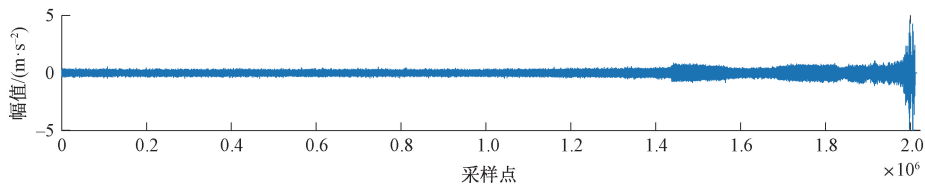


图 3 轴承振动信号采样数据  
Fig. 3 Bearing vibration signal sampling data

在轴承的故障演化过程中,时域幅值及概率分布、频域内不同频段的能量和谱峰位置、时频域能量等特性均会发生不同程度的改变<sup>[23]</sup>,因此通过广泛使用的 RMS、Kurt 和 PE 等跟踪零件的故障状态及其演化过程,同时与 SDE 特征和平滑 SDE 特征进行对比,分析状态预警线构造的有效性。首先,分别提取第 1 个~第  $K$  个( $K=984$ )时间点振动信号的 RMS、Kurt、PE、DE、SDE 及平滑 SDE 特征。如图 4 所示,实线为随故障状态变化的归一化后的特征曲线,虚线为特征曲线对应的状态预警线。对于 RMS 和 Kurt,特征值随时间增大,因此判断预警点时取式(20)中的阈值上限。对于其余 PE、DE、SDE 和平

滑 SDE 熵值特征,特征值随时间减小,因此判断预警点时取式(20)中的阈值下限。PE、DE、SDE 和平滑 SDE 特征随时间推移经历了“减小-增大-减小”的趋势并保持了总体单调性,此外 SDE 的毛刺在平滑 SDE 中得到平滑。根据平滑 SDE 的状态预警线, #525 时间点为故障预警点, #1~#525 时轴承正常运行, #526~#768 时轴承运行状态转入轻微磨损阶段, #769~#979 为严重磨损阶段, #980~#984 为损毁状态。对于 SDE 状态预警线, #529 时间点为故障预警点, #764 为严重磨损点,与平滑 SDE 特征的差异不大。

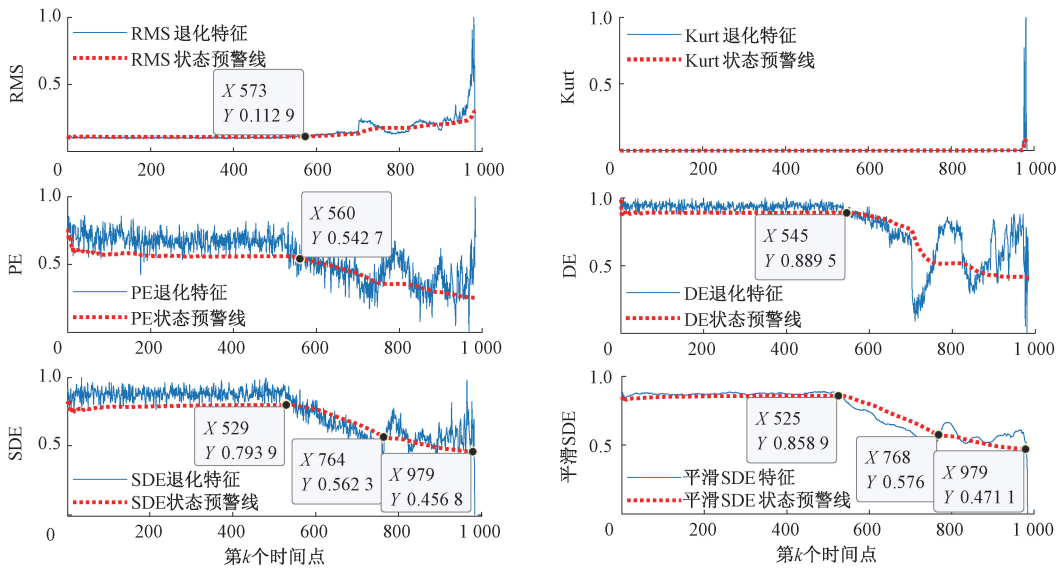


图 4 轴承故障特征和相应的状态预警线  
Fig. 4 Bearing fault features and corresponding state warning lines

图 4 中 RMS、PE、DE、SDE 和平滑 SDE 预警线检测到的故障预警点分别为#573、#560、#545、#529 和#525,预警时间点逐渐提前。与 RMS、Kurt、PE 和传统 DE 相比, SDE 及平滑 SDE 能更早地检测出故障预警点#529 和#

525,为维修及更换提供更长的准备时间,有效避免突发故障造成的损坏。

SDE 状态预警线检测到#525 或#529 时间点后轴承可能发生微弱故障,因此取#520 和#530 时间点的轴承信

号进行故障检测,进一步确定故障是否发生。如图 5 所示, #520 和 #530 时间点的振动信号的频谱中均很难检测到故障缺陷频率, 且两者频谱几乎相同。究其原因, 轴承

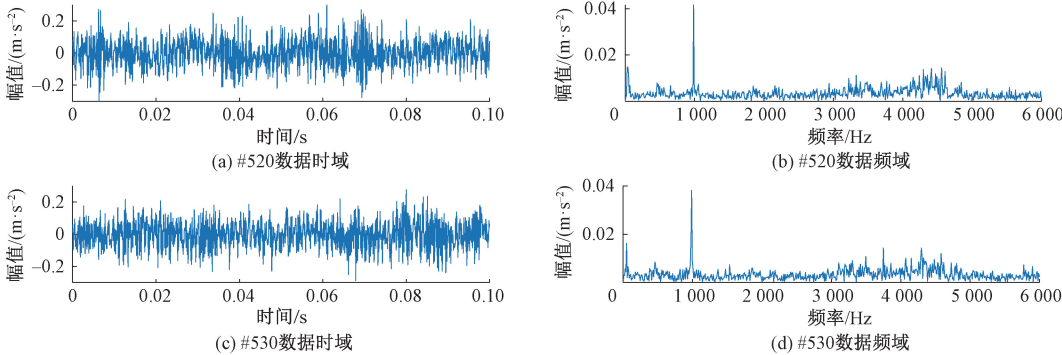


图 5 轴承#520 和#530 时间点信号的时域和频域图

Fig. 5 Time domain and frequency domain diagram of bearing signals No. 520 and No. 530

根据 1.2 节来设置模型参数并进行相关实验, 结果如图 6 所示, 由 #520 时间点振动信号第 4 次迭代时得到的最佳参数对和适应度为  $[3, 101.6, -0.18182]$ , 由 #530 时间点振动信号第 7 次迭代时得到的最佳参数对和

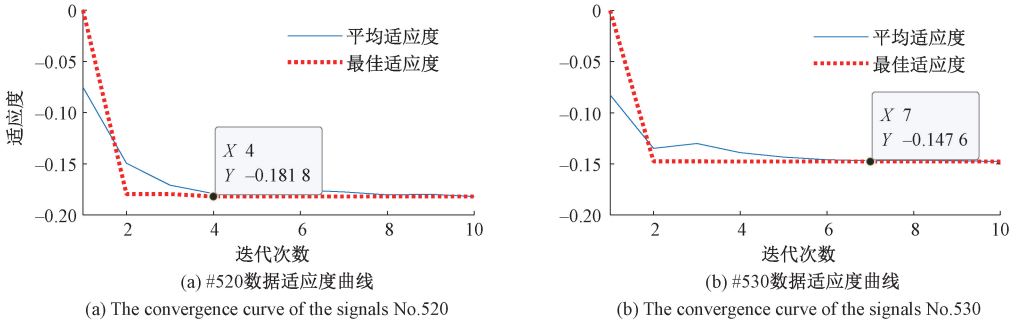


图 6 轴承#520 和#530 时间点信号的收敛曲线

Fig. 6 The convergence curve obtained by the bearing signals No. 520 and No. 530

表 1 轴承自适应 VMD 各模态的峭度

Table 1 The kurtosis values of the bearing modes obtained by adaptive VMD

信号	IMF1	IMF2	IMF3
轴承#520	2.511 3	<b>4.272 7</b>	3.643 4
轴承#530	2.106 3	2.893 4	<b>3.163 3</b>

#520 和 #530 时间点的敏感模态的 Hilbert 包络谱如图 7 所示, 图 7(a) #520 数据的敏感模态包络中包含轴承的转频 29.3 Hz 及其倍频, 未检测到故障特征频率, 表明此时轴承未发生故障。然而, 应该时刻关注 SDE 的状态预警线并检测故障预警点。图 7(b) #530 数据的敏感模态包络中检测到了 234.4 Hz 及其倍频, 表明轴承的外圈发生故障。相应地, 应该立刻进行维修更换, 并制定更频繁的检修更换计划。同时, 应该密切关注轴承油液的

微弱的故障冲击淹没于背景噪声中, 传统频谱难以检测出异常。因此, 通过提出的自适应 VMD 抑制噪声并检测零件故障。

适应度为  $[3, 263.3, -0.14761]$ 。因此, #520 和 #530 时间点信号经过自适应 VMD 分解均得到 3 个 IMF, 根据表 1 所示的 IMF 的 Kurt 指标可知, #520 时间点信号的敏感模态为 IMF2, #530 时间点信号的敏感模态为 IMF3。

铁屑含量及表面温度, 与状态预警线相结合来跟踪轴承故障状态。

3.2 单向阀故障检测及实验分析

实验表明 SDE 状态预警线能有效地跟踪轴承的运行状态, 基于自适应 VMD 的检测方法能准确确定预警点处零件是否损坏, 因此本节将该方法用于矿浆输送环境下的单向阀故障检测。实验数据来自大红山铁精矿浆输送管道系统的三号泵站的 GEHO-TZPM2000 型隔膜泵, 主泵最大压力 24.4 MPa, 工作压力 18~21 MPa, 输送高程差 1 520 m, 流量 350 m<sup>3</sup>/h。

如图 8 所示, 单台隔膜泵包含 3 个进料单向阀和 3 个排料单向阀。其中, 图 8(a1) 为排料阀, 图 8(a2) 为进料阀, 8(b) 为单向阀的锥阀结构, 线轴弹簧形成一个弱阻尼振荡系统。正常运行时, 阀芯在阀室中往复运动, 进



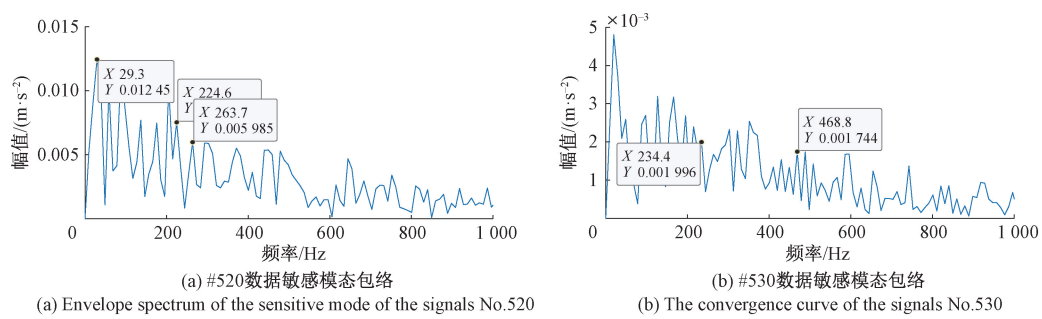


图 7 轴承#520 和#530 时间点信号敏感模态的包络谱

Fig. 7 Envelope spectrum of the sensitive mode of bearing signals No. 520 and No. 530

料阀和排料阀的协同运作使矿浆飞速流动,图 8(c) 为损坏的单向阀阀芯。本节中单向阀振动信号采集自铁精矿浆输送过程,传感器测点及采集系统如图 9 所示。

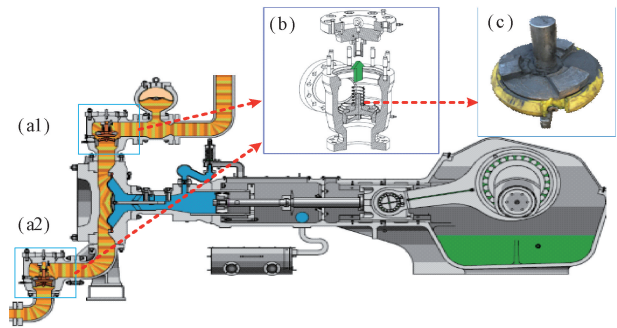


图 8 隔膜泵和单向阀结构图

Fig. 8 Structural diagram of diaphragm pump and check valve

6 只 PCB 352C33 加速度传感器固定于隔膜泵#1、#2 和#3 进料阀、排料阀壳体上,方向为 Z 轴方向。通过 PXI-3342 采集卡的 0、2、4 通道采集#1、#2 和#3 进料阀的 Z 轴振动信号,1、3、5 通道采集排料阀的 Z 轴振动信号。采样频率为 2 560 Hz,单点数据长度 76 800。

为提高故障状态跟踪效率,分阶段采集单向阀振动信号,即单向阀正常运行时(前 500 h)每隔 1 h 采集一次数据,单向阀局部磨损时(500~1 000 h)每隔 10 min 采集一次数据,单向阀严重磨损时(1 000 h 后)每间隔 2 min 采集一次数据。选取 421 个时间点样本,并取每个样本的前 7 680 个点进行分析,采样数据如图 10 所示。与实验室轴承振动信号不同,由于受到工业环境下多种干扰因素的影响,单向阀振动信号包含大量噪声和毛刺,幅值变化极其复杂,因此故障状态跟踪及状态检测尤为困难。

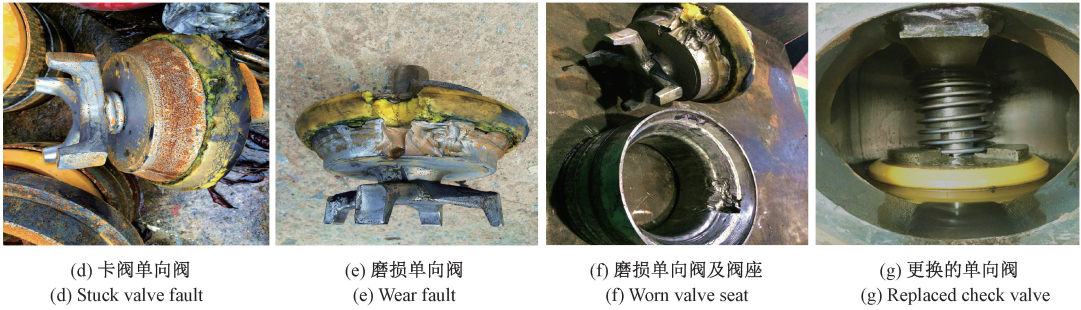
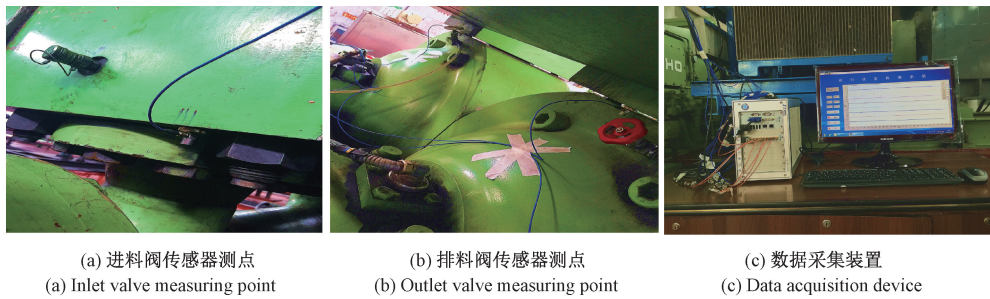


图 9 传感器测点、采集平台及故障单向阀

Fig. 9 Sensor measuring point, acquisition platform and fault check valve

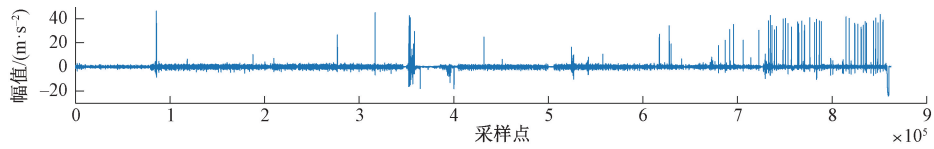


图 10 单向阀振动信号采样数据  
Fig. 10 Check valve vibration signal sampling data

为了跟踪单向阀的故障演化过程,分别提取单向阀第 1 个~第  $K$  个( $K=421$ )时间点振动信号的 RMS、Kurt、PE、DE、SDE 及平滑 SDE 特征。如图 11 所示,实线为特征曲线,虚线为特征对应的状态预警线。在轴承状态跟踪中效果较好的 RMS 和 Kurt 在单向阀状态跟踪过程中几乎失效,原因是工业环境下单向阀振动信号受到多因素及背景噪声干扰。PE 和 Kurt 随时间增大,因此判断预警点时取式(20)中的阈值上限,其他熵值则取阈值下限。DE 和 SDE 特征随时间推移整体呈下降趋势,但波形含大量的毛刺和噪声,难以识别单向阀故障状态的演

化过程。平滑 SDE 则将 DE 的毛刺噪声进行了平滑,使得单向阀的状态跟踪变得更便捷、清晰。PE、DE 和 SDE 状态预警线“(虚线)”有多处转折,状态预警线检测到预警点分别为#178、#175 和#170,且检测到#330~#421 间进入严重磨损阶段。平滑 SDE 预警线检测到的预警点为#168 时间点,相比 PE、DE 和 SDE 提前了 10、7 和 2 个时间点。此外平滑 SDE 能跟踪检测单向阀的状态,即#1~#168 时单向阀处于正常运行状态, #169~#318 时处于轻微磨损状态, #319~#421 严重磨损阶段。

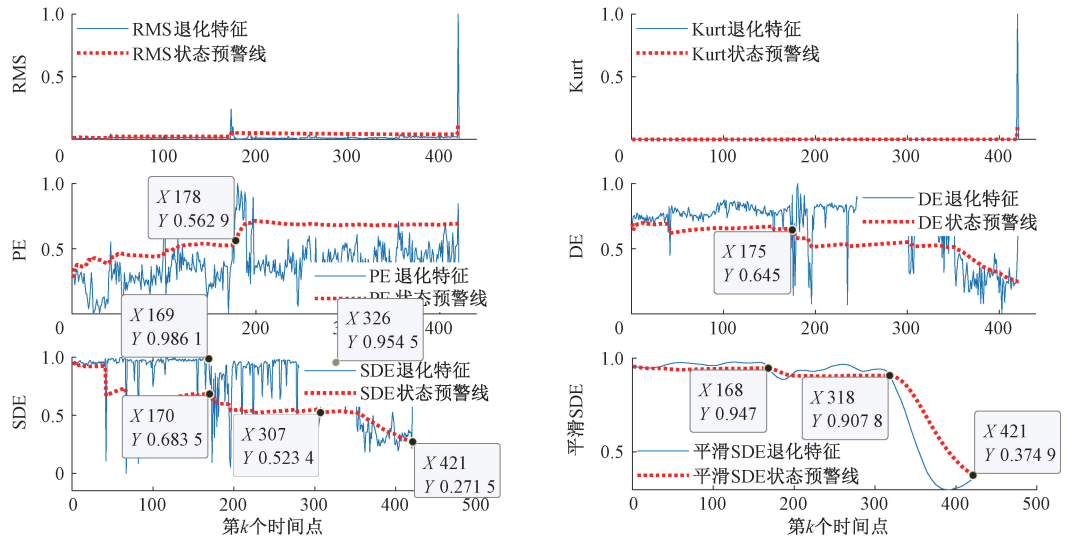


图 11 单向阀故障特征和相应的状态预警线  
Fig. 11 Check valve fault features and corresponding state warning lines

为了确定预警点#168 附件单向阀是否发生磨损故障,取#160 和#180 时间点振动信号并通过自适应 VMD 进行故障检测。如图 12 所示, #160 和#180 时间点的时域、频域波形存在差异,分别取两时间点信号的前 7680 个点并通过自适应 VMD 检测故障状态。

如图 13 所示,由#160 时间点振动信号第 3 次迭代得到的最佳参数及适应度为  $[6, 1\ 000, -0.138\ 23]$ , 由#

180 时间点信号第 2 次迭代得到的最佳参数及适应度为  $[4, 104\ 9, -0.158\ 03]$ 。因此, #160 和#180 时间点信号经过自适应 VMD 分别分解为 6 个 IMF 和 4 个 IMF。根据表 2 所示的各 IMF 的 Kurt 指标可知, #160 时间点信号的敏感模态为 IMF6, #180 时间点信号的敏感模态为 IMF1。

表 2 单向阀自适应 VMD 各模态的峭度

Table 2 The kurtosis values of the check valve modes obtained by adaptive VMD						
信号	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
单向阀#160	2.727 4	4.233 3	20.689 7	31.412 6	54.572 8	244.355 7
单向阀#180	5.649 5	5.141 7	4.407 6	4.420 5	—	—

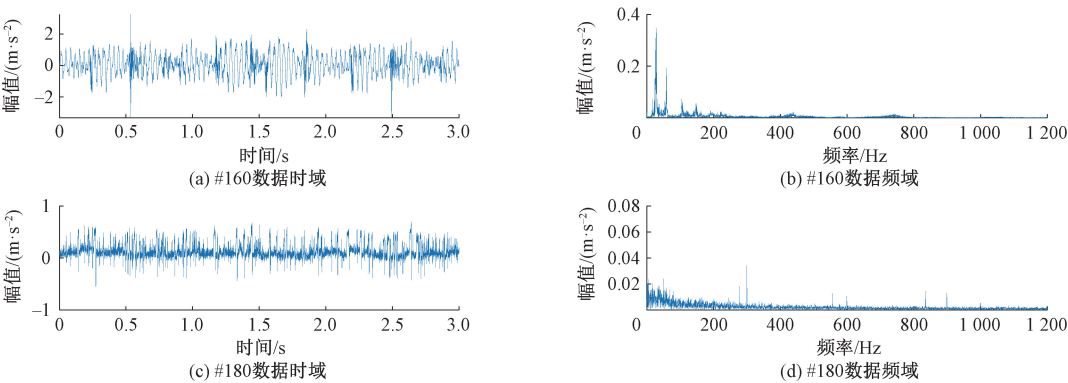


图 12 单向阀#520 和#530 时间点信号的时域和频域图

Fig. 12 Time domain and frequency domain diagram of check valve signals No. 520 and No. 530

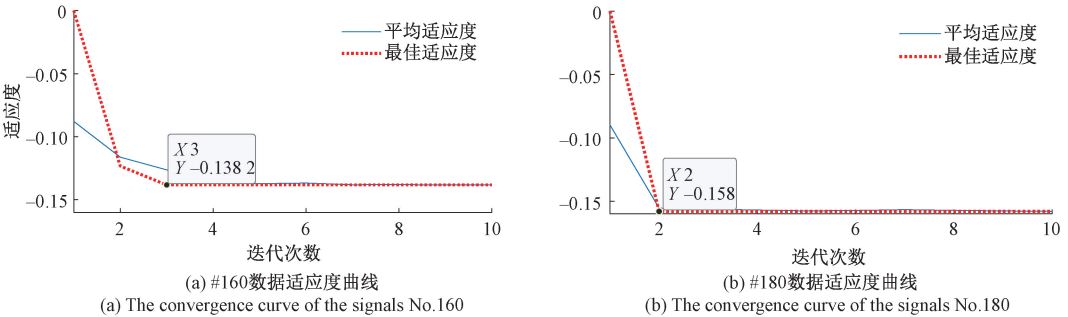


图 13 单向阀#160 和#180 时间点信号的收敛曲线

Fig. 13 The convergence curve obtained by the check valve signals No. 160 and No. 180

#160 和#180 时间点的敏感模式的 Hilbert 包络谱如图 14 所示, #160 信号的敏感模式的包络谱中 4.688 Hz 为主频率且其倍频 13.75 Hz 很明显, 此时单向阀处于正常运行状态。#180 信号的敏感模式的包络谱主频变为 0.937 5 Hz 且出现其倍频, 频率成分变得更加紊乱, 检测出单向阀发生微弱故障。根据该检测结果, 自#168 时间

点后应该密切关注单向阀内的矿浆压力、流速、电机转速等变化情况, 此外还需密切关注 SDE 和平滑 SDE 的渐变情况制定更加频繁的检修计划。如果检测点为#180 时间点, 应该立即对单向阀进行维修并制定检修和更换计划, 以保证单向阀的安全运行和矿浆的平稳输送。

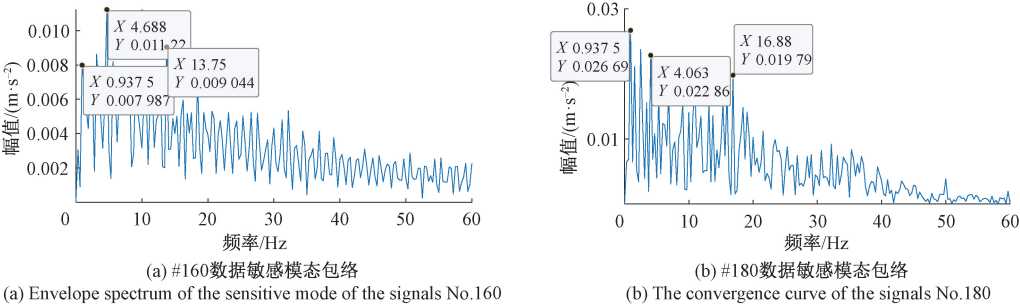


图 14 单向阀#160 和#180 时间点信号敏感模式的包络谱

Fig. 14 Envelope spectrum of the sensitive mode of check valve signals No. 160 and No. 180

4 结 论

本文对比分析 RMS、Kurt、PE、DE 和 SDE 对轴承和单向阀的故障状态跟踪性能, 提出一种有效的状态预警线确定方法和自适应 VMD 模型来跟踪检测机械零件的

运行状态。通过对实验室环境下轴承振动信号和工业环境下单向阀振动信号的分析, 表明提出的状态预警线能有效跟踪机械的运行状态并能提前确定故障预警点, 自适应 VMD 能准确检测出故障预警点附近机械的故障状态。进一步表明根据振动信号能量分布和相关性构造的适应度函数和 GOA 优化模型是有效的, 自适应 VMD 在



抑制背景噪声的同时能根据模态的频率异常准确检测出零件故障,为机械零件故障检测提供了新方法。

## 参考文献

- [1] SHANKAR KUMAR P, KUMARASWAMIDHAS L A, LAHA S K. Bearing degradation assessment and remaining useful life estimation based on Kullback-Leibler divergence and Gaussian processes regression [J]. *Measurement*, 2021, 174: 108948.
- [2] MOSTAFA R, REZA A M, HAMED A. Application of dispersion entropy to status characterization of rotary machines [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 438 (2019): 291-308.
- [3] 张龙, 宋成洋, 邹友军. 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. Bearing performance degradation assessment based on Renyi entropy and K-medoids clustering [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39 (20): 24-31, 46.
- [4] 于重重, 宁亚倩, 秦勇. 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(8): 39-46.
- YU CH CH, NING Y Q, QIN Y. Prediction of rolling bearing state degradation trend based on T-SNE sample entropy and TCN [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019(8): 39-46.
- [5] 吕明珠, 苏晓明, 刘世勋. 风力机轴承实时剩余寿命预测新方法 [J]. *振动. 测试与诊断*, 2021, 41 (1): 157-163, 206.
- LYU M ZH, SU X M, LIU SH X. Optimization of quality compensation strategy for online dynamic balance of spindle system [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41 (1): 157-163, 206.
- [6] 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. Rolling bearing performance degradation assessment method based on dispersion entropy and cosine Euclidean distance [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34 (7): 15-24.
- [7] 陈剑, 夏康, 黄凯旋. 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. Dynamic prediction of bearing performance degradation trend based on VMD relative energy entropy and adaptive ARMA model [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(8): 116-123.
- [8] 王玉静, 李少鹏, 康守强, 等. 结合 CNN 和 LSTM 的滚动轴承剩余使用寿命预测方法 [J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(3): 439-446.
- WANG Y J, LI SH P, KANG SH Q, et al. Method of predicting remaining useful life of rolling bearing combining CNN and LSTM [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(3): 439-446.
- [9] 徐仁义, 王航, 彭敏俊. 剩余寿命预测新方法及其在滚动轴承中的应用 [J]. *振动、测试与诊断*, 2022(4): 42, 637-643.
- XU R Y, WANG H, PENG M J. Application and prospect of fiber Bragg grating in ultrasonic structure health monitoring [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2022(4): 42, 637-643.
- [10] 张龙, 张号, 周建民. 采用显式动力学的轴承性能退化评估指标构建 [J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(8): 11-22.
- ZHANG L, ZHANG H, ZHOU J M. Construction of bearing performance degradation assessment indicator using explicit dynamics [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(8): 11-22.
- [11] LI H, WU X, LIU T, et al. Composite fault diagnosis for rolling bearing based on parameter-optimized VMD [J]. *Measurement*, 2022, 201, 111637.
- [12] KUMAR A, ZHOU Y, XIANG J. Optimization of VMD using kernel-based mutual information for the extraction of weak features to detect bearing defects [J]. *Measurement*, 2021, 168: 108402.
- [13] ZHOU X, LI Y, JIANG L, et al. Fault feature extraction for rolling bearings based on parameter-adaptive variational mode decomposition and multi-point optimal minimum entropy deconvolution [J]. *Measurement*, 2021, 173: 108469.
- [14] ZHU S, XIA H, PENG B, et al. Feature extraction for early fault detection in rotating machinery of nuclear power plants based on adaptive VMD and teager energy operator [J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2021, 160: 108392.
- [15] SAREMI S, MIRJALILI S, LEWIS A. Grasshopper optimisation algorithm: Theory and application [J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 105: 30-47.
- [16] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62 (3): 531-544.
- [17] GAO W, HU L, ZHANG P. Class-specific mutual information variation for feature selection [J]. *Pattern Recognition*, 2018, 79: 328-339.

- [18] SI Y, ZHANG Z, KONG L, et al. Aging condition identification of viscoelastic sandwich structure based on empirical wavelet transform and Hilbert envelope demodulation[J]. *Composite Structures*, 2019, 215: 13-22.
- [19] 赵琴, 袁逸萍, 孙文磊, 等. 基于竞争失效的风电机组齿轮箱轴承剩余寿命分析[J]. *太阳能学报*, 2021, 42 (4): 438-444.
- ZHAO Q, YUAN Y P, SUN W L, et al. Remaining useful life analysis of gearbox bearing of wind turbine based on competition failure[J]. *Acta Energiæ Solaris Sinica* 2021, 42 (4): 438-444.
- [20] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: A measure for time series analysis [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23 (5): 610-614.
- [21] 刘献礼, 李雪冰, 丁明娜, 等. 面向智能制造的刀具全生命周期智能管控技术[J]. *机械工程学报*, 2021, 57 (10): 196-219.
- LIU X L, LI X B, DING M N, et al. Intelligent management and control technology of cutting tool life-cycle for intelligent manufacturing [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57 (10): 196-219.
- [22] 周建民, 尹文豪, 游涛, 等. 结合 DSHDD 和模糊评价的滚动轴承退化状态在线识别[J]. *振动工程学报*, 2021, 34 (3): 646-653.
- ZHOU J M, YIN W H, YOU T, et al. Online identification of rolling bearing degradation state based on dshdd and fuzzy evaluation [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34 (3): 646-653.
- [23] PARK J, KIM S, CHOI J H, et al. Frequency energy shift method for bearing fault prognosis using microphone sensor[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 147: 107068.

## 作者简介



周成江, 2014 年于华北理工大学获得学士学位, 2017 年于昆明理工大学获得硕士学位, 2020 年昆明理工大学获得博士学位, 现为云南师范大学讲师, 主要研究方向为机械设备故障诊断、人工智能与模式识别。

E-mail: chengjiangzhou@foxmail.com

**Zhou Chengjiang** received his B. Sc. degree from North China University of Science and Technology in 2014, M. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2017 and Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2020, respectively. Now he is a lecturer in Yunnan Normal University. His main research interests include mechanical equipment fault diagnosis, artificial intelligence and pattern recognition.



徐森, 现为云南师范大学本科生, 主要研究方向为人工智能与模式识别。

E-mail: Miao1Xu@163.com

**Xu Miao** is an B. Sc. candidate in Yunnan Normal University. His main research interests include artificial intelligence and pattern recognition.



贾云华 (通信作者), 2021 年于洛阳师范学院获得学士学位, 现为云南师范大学研究生, 主要研究方向为机械设备故障诊断、人工智能与模式识别。

E-mail: jia\_yunhua@163.com

**Jia Yunhua** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Luoyang Normal University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in Yunnan Normal University. His main research interests include mechanical equipment fault diagnosis, artificial intelligence and pattern recognition.



叶志霞, 2001 年于云南师范大学获得学士学位, 2004 年于南开大学获得硕士学位, 现为云南师范大学讲师, 主要研究方向为深度学习、人工智能与模式识别。

E-mail: yezx\_leaf@aliyun.com

**Ye Zhixia** received her B. Sc. degree from Yunnan Normal University in 2001, M. Sc. degree from Nankai University in 2004. Now she is a lecturer in Yunnan Normal University. Her main research interests include deep learning, artificial intelligence and pattern recognition.



杨鹏, 2021 年于新乡学院获得学士学位, 现为云南师范大学研究生, 主要研究方向为机械设备故障诊断、人工智能与模式识别。

E-mail: yangpeng\_study@163.com

**Yang Peng** received his B. Sc. degree from Xinxiang University in 2021. Now he is a M. Sc. , candidate in Yunnan Normal University. His main research interests include mechanical equipment fault diagnosis, artificial intelligence and pattern recognition.



袁徐轶, 2010 年于昆明理工大学获得学士学位, 2013 年于昆明理工大学获得硕士学位, 现为昆明理工大学博士研究生, 主要研究方向为机械设备故障诊断、人工智能与模式识别。

E-mail: yuanxuyi@foxmail.com

**Yuan Xuyi** received his B. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2010, M. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2013, respectively. Now he is a Ph. D. candidate in Kunming University of Science and Technology. His main research interests include mechanical equipment fault diagnosis, artificial intelligence and pattern recognition.