

基于 SSA-VMD 和 ANFIS 的黏弹夹层 结构老化状态智能识别方法

瞿金秀¹, 史小伟¹, 石长全², 黄家琦¹, 白玉梅¹,
吴佳燕¹, 柯非¹, 曹蔚¹

(1. 西安工业大学机电工程学院, 陕西 西安 710021;

2. 西安交通大学精密微纳制造技术全国重点实验室, 陕西 西安 710049)

摘要: 针对黏弹夹层结构的振动响应信号表现为强非平稳性, 以及老化状态变化引起的振动响应信号变化具有微弱性的难题, 本文提出了一种基于麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 优化变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 和自适应神经模糊推理系统 (adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS) 的黏弹夹层结构老化状态智能识别方法。对黏弹夹层结构不同老化状态的振动响应信号进行参数优化的 VMD 分解, 得到若干个本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF); 计算得到 IMF 分量的排列熵特征, 用于反映结构老化状态的变化; 将得到的排列熵特征构建成特征向量, 作为 ANFIS 的输入实现黏弹夹层结构老化状态的智能识别。通过试验验证了该方法的有效性, 并将该方法与经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 和 ANFIS、参数优化 VMD 和径向基函数神经网络 (radial basis function neural network, RBFNN) 方法进行比较。结果表明, 本文所提方法可以更加准确地识别黏弹夹层结构的老化状态。

关键词: 黏弹夹层结构; 变分模态分解; 特征提取; 自适应神经模糊推理系统; 老化状态智能识别

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.202308028

Intelligent identification method for aging state of viscoelastic sandwich structure based on SSA-VMD and ANFIS

QU Jinxiu¹, SHI Xiaowei¹, SHI Changquan², HUANG Jiaqi¹, BAI Yumei¹,
WU Jiayan¹, KE Fei¹, CAO Wei¹

(1. School of Mechatronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the difficulties that the vibration response signal of the viscoelastic sandwich structure is strongly non-stationary and the change of vibration response signal caused by the change of aging state is weak, this paper proposes an intelligent identification method for the aging state of the viscoelastic sandwich structure based on sparrow search algorithm (SSA) optimized variational mode decomposition (VMD) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). The vibration response signals of different aging states of the viscoelastic sandwich structure are decomposed by the parameter-optimized VMD, and several intrinsic mode functions (IMFs) are obtained; The permutation entropy (PE) features of the obtained IMF components are computed, which are used to reflect the structural aging state change; The obtained permutation entropy features are constructed into feature vectors as inputs of ANFIS to realize the aging state intelligent identification of viscoelastic sandwich structure. The effectiveness of the method was verified through experiments, and compared with empirical mode decomposition (EMD) and ANFIS, parameter optimized VMD and radial basis function neural network (RBFNN) methods. The results show that the proposed method in this paper can more accurately identify the aging state of viscoelastic sandwich structure.

Keywords: viscoelastic sandwich structure; variational mode decomposition; feature extraction; adaptive neuro-fuzzy inference system; intelligent recognition of aging state

收稿日期: 2023-08-14; 修订日期: 2023-11-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51905406, 52175113); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目 (2024JC-YBMS-379, 2017JQ5017); 陕西省高校科协青年人才托举计划项目 (20220466); 陕西省重点研发计划-国际科技合作计划重点项目 (2023-GHZD-36); 陕西省教育厅专项科研计划项目 (19JK0405)

黏弹夹层结构是一种将黏弹性材料通过预紧力约束在弹性面板之间的特殊结构。该结构具有优良的减振、降噪等性能,因此被广泛应用于航空、航天、车辆、建筑等众多领域的机械装备中^[1-3]。机械装备在长期运转和储存的过程中,由于受温度、湿度、腐蚀、机械应力等因素及其变化的影响,结构中嵌入的黏弹性材料会不可避免地发生发黏、发硬、龟裂或微裂纹等老化现象(不同种类橡胶的老化现象不同),导致其物理及化学性能下降,从而影响整台机械装备的运行安全^[4-6]。现有的黏弹夹层结构老化状态检测方法大都具有破坏性,检测效率低且无法在线检测。结构的动态响应信号含有丰富的结构状态信息,动态响应检测法具有信号容易采集、检测速度快、能够反映结构的全局特性,可用于在线定量检测等特点。为了监测结构的健康状态,经常通过采集结构的振动响应信号进行分析研究^[2]。因此,开展基于振动响应信号的黏弹夹层结构老化状态智能识别研究,以实现黏弹夹层结构老化状态的检测,对保障机械装备运行安全、避免灾难性事故意义重大。

基于振动响应信号的黏弹夹层结构老化状态智能识别,主要包括采集信号、老化特征提取以及老化状态分类三步,其中,老化特征提取是关键,老化状态分类是核心。然而黏弹夹层结构的振动响应信号表现为强非平稳性,而且由老化状态变化引起的振动响应信号变化很微弱,这使得老化特征提取和老化状态分类很难顺利完成。因此,选择合适的特征提取方法以及智能分类方法尤为重要。

目前针对非平稳振动信号进行特征提取多采用信号分解结合特征量化的形式,其中小波变换、经验模态分解(EMD)等方法应用广泛。但是这些方法仍然存在一定缺陷,小波变换高度依赖小波基函数的选取,无自适应性;EMD虽然具有自适应性,但该方法属于递归模式分解,存在端点效应,对频率相近的分量无法正确分离。DRAGOMIRETSKIY等^[7]提出了一种非递归信号分解方法,变分模态分解(VMD),该方法不仅可以实现非平稳信号的自适应分解,而且克服了模式混叠和端点效应的缺点,具有更高的收敛速度和精度^[8-9]。在黏弹夹层结构的老化过程中,振动响应信号的能量结构会随着黏弹夹层结构老化程度的变化而发生变化,而采用VMD分解可以实现将原始信号无冗余地进行正交分解,得到的模态分量可以分别表征原信号在不同频带上的特征。

但VMD对信号分解的结果受算法中模态个数 K 和惩罚参数 α 的影响很大,当 K 值过大时,分解结果可能掺杂虚假分量,导致模式混叠;当 K 值过小时,可能导致欠分解,忽略掉信号中的重要信

息。而 α 对模态分量的带宽有很大影响,即 α 越小,带宽越大;反之,带宽越小^[10-14]。过去学者往往依靠经验知识确定该参数的数值,但仅凭经验很难选择到最优的 K 和 α 。麻雀搜索算法(SSA)是一种模仿麻雀觅食和反哺食行为的群体优化算法,该算法具有良好的局部最优规避和寻优能力。因此,本文引入SSA智能寻优变分模态分解参数,建立以平均包络熵为适应度函数的SSA-VMD模型,对黏弹夹层结构振动响应信号进行分解,从而实现最优的分解效果^[15]。

排列熵是由BANDT等^[16]提出的一种表征信号复杂度的算法,由于该算法计算简单、鲁棒性强以及对信号变化具有较高的敏感性^[17-19],因此可以有效地检测和放大信号的动态变化,同时检测出复杂系统的动力学突变。当黏弹夹层结构的老化状态发生变化时,其动力学特性也会随之改变,所表现的振动响应信号复杂度相应地产生变化。因此,利用排列熵有望实现黏弹夹层结构老化状态变化的有效表征。

为了摆脱对专业技术人员的依赖,需要对黏弹夹层结构老化状态实现高效、可靠的智能识别。黏弹夹层结构老化状态智能识别本质上属于模式识别,目前已有许多人工智能算法被应用于模式识别领域,主要包括人工神经网络、模糊推理等。其中神经网络具有较好的学习机制,数据预测能力强,但是推理能力差;模糊推理语言推理能力强,但是数据学习能力不足。为此自适应神经模糊推理系统(ANFIS)被提出,它将这两种方法巧妙结合,同时兼顾神经网络的学习能力和推理系统的推理能力,具有学习能力强、收敛速度快、分类精度高等优点^[20-21]。本文将ANFIS应用于黏弹夹层结构的老化状态识别中,以实现智能识别。

本文提出了一种将SSA-VMD和ANFIS相结合的方法对黏弹夹层结构老化状态进行智能识别。首先通过麻雀搜索算法优化变分模态分解参数,然后用优化后的VMD对黏弹夹层结构的原始振动响应信号进行分解,得到若干IMF分量,进而计算得到IMF分量的排列熵特征,用于反映结构老化状态的变化,将得到的排列熵特征构建成特征向量作为ANFIS的输入,以实现黏弹夹层结构老化状态的智能识别。

1 基于SSA-VMD的排列熵特征提取方法

1.1 变分模态分解

黏弹夹层结构振动响应信号具有非平稳性、反

映结构状态变化的特性信息比较微弱的特点,常规的信号处理方法难以满足特征信息准确提取的需要。VMD 不仅可以实现非平稳信号的自适应分解,而且克服了模式混叠和端点效应的缺点,具有更高的收敛速度和精度。因此,本文采用 VMD 处理黏弹夹层结构的振动响应信号,以实现特征信息的准确提取。

VMD 是一种自适应、完全非递归的信号处理方法,该方法通过不断地循环迭代搜寻变分模型最优解,将复杂的原信号 f 分解为若干本征模态函数 (IMF) 分量 $u_k(t)$, 该方法的变分约束模型如下^[12]:

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

式中, K 为 IMF 分量的个数; $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 和 $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 分别表示 K 个模态分量以及对应的中心频率; ∂_t 为函数对时间的导数; $\delta(t)$ 为狄利克雷分布函数; $*$ 为卷积运算; $\| \cdot \|_2^2$ 表示梯度平方 L2 范数; $f(t)$ 为被分解的原始信号。

为了求解变分约束问题,引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日惩罚算子 $\lambda(t)$, 得到增广拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \end{aligned} \quad (2)$$

运用交替方向乘子法,通过更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 和 λ^{n+1} 计算求得式(2)中的鞍点,其中 n 为迭代次数,表达式如下:

$$\begin{cases} \hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right) \frac{1}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \\ \omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \\ \hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \end{cases} \quad (3)$$

式中, \hat{u}_k 为残余量滤波结果; $\hat{\lambda}(\omega)$ 为对 $\lambda(t)$ 做 FFT 变换并进行微分后的结果。

1.2 麻雀搜索算法 (SSA) 优化变分模态分解

由于 VMD 对信号分解的结果受算法中模态个数 K 和惩罚参数 α 的影响很大,所以本文引入麻雀搜索算法智能寻优变分模态分解参数,选取平均包

络熵作为适应度函数,通过不断迭代寻找平均包络熵的最小值,得到 VMD 的最优参数对 $[K, \alpha]$, 从而对黏弹夹层结构振动响应信号进行分解,得到最优的分解效果。

1.2.1 SSA 基本原理

XUE 等^[15]提出了一种群体优化算法——麻雀搜索算法,其在生活中注意到了麻雀觅食行为和反捕食行为,并深受启发,从而提出该算法,并将群体分为发现者、加入者和侦察者。根据文献^[15]可知,各种群成员的位置更新公式如下:

发现者为群体中具有良好适应性的麻雀,负责不断寻找食物并为加入者提供方向,其位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{d+1} = \begin{cases} X_{i,j}^d \exp\left(-\frac{i}{\alpha D}\right), R_2 < T \\ X_{i,j}^d + Q \cdot L, R_2 \geq T \end{cases} \quad (4)$$

式中, d 为当前迭代次数; D 为最大迭代次数; $X_{i,j}$ 表示第 i 只麻雀处在 j 维度的位置; α 为 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数; Q 为服从标准正态分布的随机数; L 为元素均为 1 的 $1 \times j$ 维矩阵; R_2 和 T 分别表示警戒值和安全阈值。

加入者的位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (5)$$

式中, X_p 为发现者类型中的最佳位置; X_{worst} 为发现者类型中的最差位置; $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$, 其中 A 为元素随机赋值为 1 或 -1 的 $1 \times j$ 维的矩阵。

该算法中,侦察者是随机选择而得到的,占麻雀种群数量的 10%~20%,其位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + C \left[\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right], f_i = f_g \end{cases} \quad (6)$$

式中, X_{best} 为侦察者类型的最佳位置; β 为步长控制参数,服从标准正态分布; C 为 $[-1, 1]$ 之间的一个随机数; f_i 为 $X_{i,j}^t$ 的适应度值; f_g 为最优适应度值; f_w 为最差适应度值。

1.2.2 SSA 优化 VMD 算法

SSA 算法搜索 VMD 分解最优参数时,需确定一个适应度函数,用来评价寻优参数是否最优,适应度函数选取的优劣决定着 SSA 寻优 VMD 参数的好坏。平均包络熵是指 VMD 在分解参数为 $[k_0, \alpha_0]$ 时,将振动信号分解后所得的每个 IMF 分量包络熵的平均值,该值在评价信号稀疏特性方面有着卓越

的优势。如果 IMF 分量中包含的噪声较多,与老化特征相关的周期性波动不明显,则说明 IMF 分量信号的稀疏性较弱,平均包络熵的值较大;反之,如果 IMF 分量中包含的老化特征信息较多,则信号的稀疏特性较强,平均包络熵的值较小。平均包络熵的计算方式为:

$$\langle \hat{k}, \hat{\alpha} \rangle = \arg \min_{(k, \alpha)} \left\{ \frac{1}{\hat{k}} \sum_{i=1}^{\hat{k}} E_p(i) \right\} \quad (7)$$

式中, \hat{k} 和 $\hat{\alpha}$ 为最佳参数组合; $E_p(i)$ 为每个 IMF 分量经希尔伯特解调后的包络熵, $E_p(i)$ 的计算公式为:

$$E_p(i) = - \sum_{i=1}^N p_i \lg p_i \quad (8)$$

其中:

$$p_i = a(i) / \sum_{i=1}^N a(i) \quad (9)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N$, 其中 N 为采样点数; p_i 为 $a(i)$ 的归一化形式; $a(i)$ 为包络信号。

本文选取平均包络熵为适应度函数,平均包络熵的最小值为寻优目标,从而得到最优参数对 $[K, \alpha]$ 。SSA 优化 VMD 算法的流程图如图 1 所示,首先将黏弹夹层结构不同老化状态的振动响应信号导入,作为数据样本。然后对 SSA 和 VMD 算法的参数进行初始化,产生种群,并随机生成 K 和 α ,最终通过预设条件完成参数寻优,输出最优参数对 $[K, \alpha]$ 。

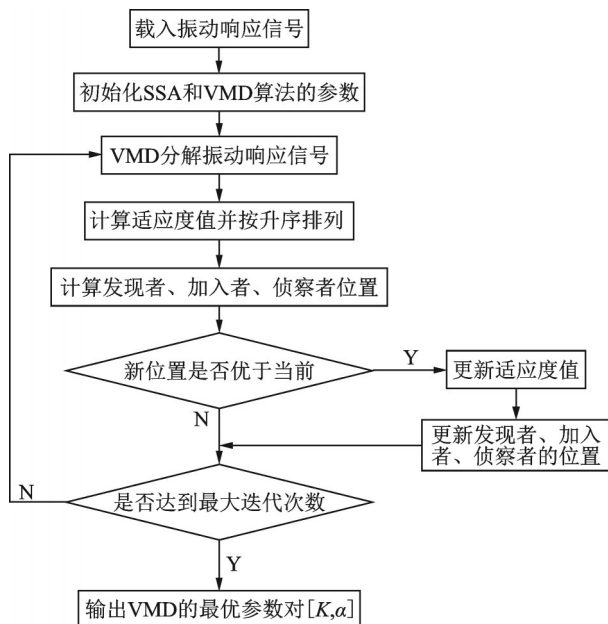


图 1 SSA-VMD 流程图

Fig. 1 SSA-VMD flowchart

1.3 排列熵算法

黏弹夹层结构的振动响应信号反映结构状态变化的特性信息比较微弱。而排列熵在动力学突变检

测方面具有显著的优势,该算法不仅计算简单、鲁棒性强,而且可以很好地放大系统的微变信号,同时检测出复杂系统的动力学突变。对于黏弹夹层结构来说,不同老化状态的振动响应信号会表现出不同的复杂性,其动力学特性也会发生变化,因此本文通过提取排列熵特征来反映结构老化状态的微弱变化。

排列熵算法的原理如下:假设一组数据长度为 N 的黏弹夹层结构老化状态的振动响应信号为 $\{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$, 并进行相空间重构,则有 $X_i = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}]$, 其中, m 为嵌入维数, τ 为时延。将以上序列按升序排列,即 $X_i = [x_i | x_i < x_{i+\tau} < \dots < x_{i+(m-1)\tau}]$ 。

对于每一个 X_i 都有 $m!$ 种排列方式,用 ω 表示任意一种排列方式, $T(\omega)$ 表示出现的次数,则相对出现频率为:

$$P(\omega) = \frac{T(\omega)}{N - (m-1)\tau} \quad (10)$$

因此,可将排列熵定义为:

$$H_{PE} = - \sum P(\omega) \ln P(\omega) \quad (11)$$

归一化后排列熵为:

$$PE = \frac{H_{PE}}{\ln(m!)} \quad (12)$$

2 ANFIS 智能识别方法

黏弹夹层结构老化状态识别具有特征信息变化较小、要求识别能力强、精度高的特点。而 ANFIS 自适应能力强,并且具有并行处理的能力,泛化能力极强。因此,本文采用 ANFIS 解决黏弹夹层结构老化状态识别的问题。具有两个输入的 ANFIS 网络的结构如图 2 所示,输入分别为 x_1 和 x_2 , f 为输出,网络共由 5 层构成,节点分为自适应节点和固定节点,自适应节点用正方形表示,固定节点用圆形表示。每一层的功能如下:

(1) 第 1 层中每个节点都是自适应节点,由隶属度函数 A_i, B_i 组成, x_1, x_2 为系统输入,也是该层中每个结点的输入。第一层各个节点的输出为:

$$\begin{cases} O_{1,i} = \mu A_i(x_1); i = 1, 2 \\ O_{1,i} = \mu B_i(x_2); i = 3, 4 \end{cases} \quad (13)$$

式中, $\mu A_i, \mu B_i$ 为成员函数。

(2) 第 2 层的节点均为被标记为 Π 的固定节点,该层的主要作用是对上层的隶属度函数进行乘积运算,这些节点的输出为:

$$O_{2,i} = W_i = \mu A_i(x_1) \mu B_i(x_2); i = 1, 2 \quad (14)$$

式中, W_i 为第 i 条规则的权重。

(3)第3层的节点均为被标记为 M 的固定节点,其主要实现对上一层模糊规则强度的归一化,该层节点的输出为:

$$O_{3,i} = \bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2}; i = 1, 2 \quad (15)$$

式中, \bar{W}_i 为正规化激励强度。

(4)第4层的节点为自适应节点,该层每个节点的输出为归一化的模糊规则强度和一节多项式的乘积,该层的输出为:

$$O_{4,i} = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i); i = 1, 2 \quad (16)$$

(5)第5层只有一个节点,为固定节点,是用来执行所有传入信号的求和,实现整个模型的最终输出。因此,模型的总体输出为:

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \quad (17)$$

每个节点中的 p_i, q_i 和 r_i 组成结论参考集,通过训练来确定。

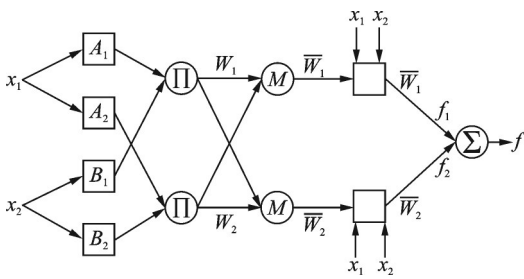


图2 ANFIS网络的结构

Fig. 2 Structure of ANFIS network

3 基于SSA-VMD和ANFIS的老化状态智能识别方法

本文利用参数优化 VMD 方法和排列熵提取黏弹夹层结构不同老化状态的特征,并通过 ANFIS 实现黏弹夹层结构不同老化状态的智能分类识别,老化状态识别流程图如图 3 所示。具体步骤如下:

(1)对黏弹夹层结构进行振动响应信号采样,得到不同老化状态下的振动响应信号。

(2)采用麻雀搜索算法优化 VMD 的参数,得到最优参数对 $[K, \alpha]$ 。

(3)用参数优化后的 VMD 对黏弹夹层结构不同老化状态下的振动响应信号进行分解,得到若干个 IMF。

(4)计算各 IMF 分量的排列熵特征,并构建特征向量。

(5)随机选择每种老化状态 80% 的样本即 232

个样本作为训练集,剩下 20% 的样本即 58 个样本作为测试集输入 ANFIS 分类器中进行训练、测试,进而识别出黏弹夹层结构的老化状态。

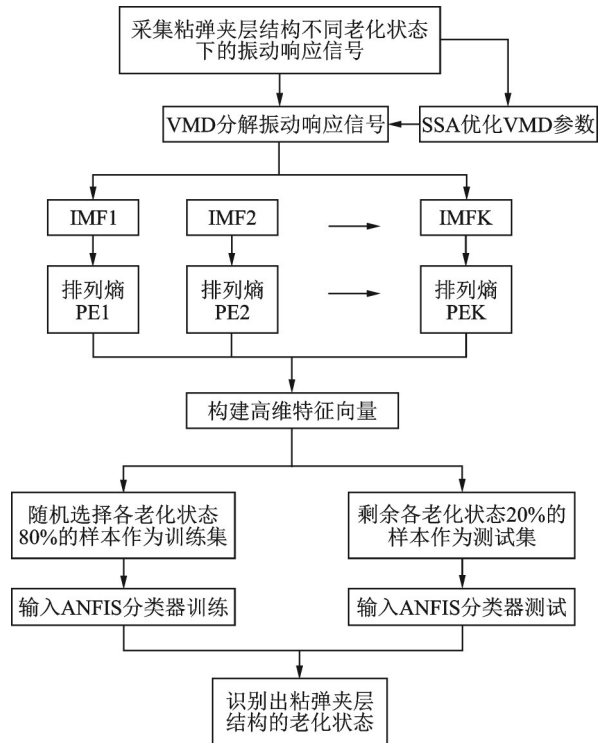


图3 老化状态识别流程图

Fig. 3 Identification flowchart of aging status

4 试验验证

首先通过热空气加速老化试验制备不同老化状态的黏弹性材料试样,然后搭建随机激励试验系统采集黏弹夹层结构不同老化状态的振动响应信号;通过参数优化的 VMD 方法分解振动响应信号,对分解得到的各 IMF 分量求取排列熵特征,并经过分析研究验证了该老化特征提取方法的有效性。然后将得到的排列熵特征构建为多维特征向量,作为 ANFIS 分类器的输入,进行老化状态识别,从而验证了本文所提方法的有效性和可行性。

4.1 热空气加速老化试验

研究黏弹夹层结构的不同老化状态,本质上是研究结构中嵌入的黏弹性材料的老化状态。材料的自然老化过程是一个漫长的过程,本文通过对黏弹性材料进行热空气加速老化试验来制备不同老化状态的黏弹夹层结构,试验设备采用热空气老化试验箱,该试验箱具有温度控制、鼓风控制以及进排气控制等主要功能,以保证老化环境的稳定。试验过程参照国家标准^[22],保持老化温度恒定(设置为 115 °C),在不同老化时间取出一组试样,记录为一

种老化程度。本文选用方便易得、便于高温处理、能够承受较大拉压应力、厚度为 2 mm 的丁腈橡胶裁制黏弹夹层试样、拉伸和压缩试样,如图 4(a)所示。

试样采用悬挂、分层布置的方式置于老化箱,如图 4(b)所示。分别在试验 0、1、2、3、5、6、7、8 和 9 d 时取出一组试样,包括 2 个黏弹夹层试样,3 个拉伸和压缩试样,如图 4(a)所示。为了表征获取试样的老化程度,按照国家标准^[23-25],进行了拉伸、压缩和硬度测试,相应的拉伸弹性模量、压缩弹性模量以及邵氏硬度如图 5 所示。从图 5 中可以看出,随着老化天数的增加,黏弹性材料的拉伸、压缩弹性模量和邵氏硬度均呈现逐渐增大的趋势,这表明黏弹性材料的老化程度随老化时间的延长逐渐加深。

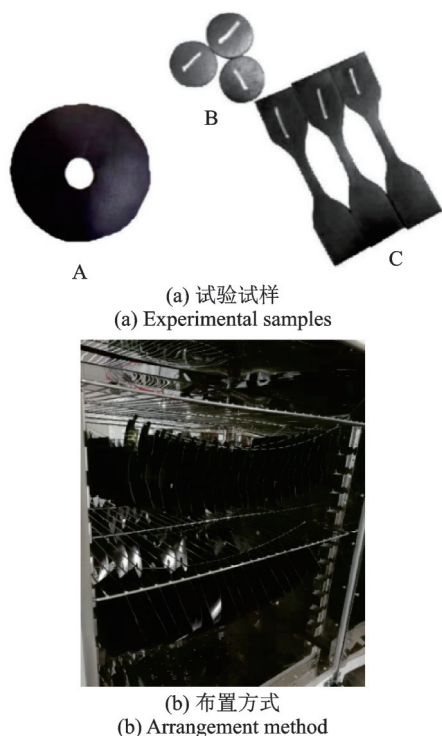


图 4 试验试样及布置方式

Fig. 4 Experimental samples and arrangement method

4.2 随机激励试验

本文采用随机激励试验采集黏弹夹层结构各老化状态的振动响应信号,所研究的黏弹夹层结构为螺栓连接结构,通过多层金属层与夹在中间的两层黏弹层构成,搭建的随机激励试验系统如图 6 所示。该试验系统主要由振动台、振动控制系统、数据采集系统、冷风机、加速度传感器(灵敏度为 100 mV/g,量程为 100g)等组成,其中通道 1~4 的传感器均匀地布置于黏弹夹层结构的上端盖,测量该结构在各种老化状态的振动响应信号,并将其存储于数据采集系统中;通道 5 的传感器布置于黏弹夹层结构的底座,起控制作用。通过热空气加速老化试验制备

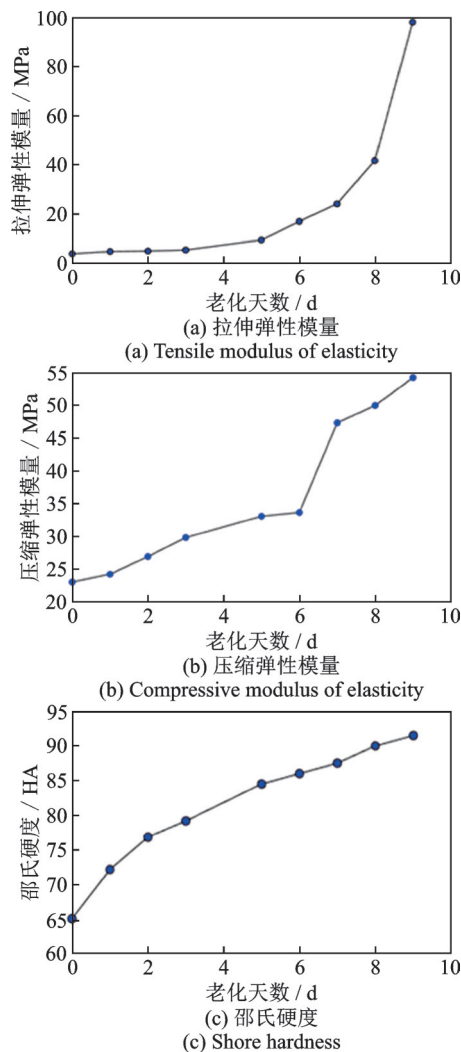


图 5 拉伸弹性模量、压缩弹性模量以及邵氏硬度

Fig. 5 Tensile elasticity modulus, compressive elasticity modulus and Shore hardness

了 9 种不同老化状态的黏弹夹层试样,每次随机激励试验分别将一种状态的黏弹夹层试样放入黏弹夹层结构试验装置中。试验时,将黏弹夹层结构试验装置通过底座螺栓固定于振动台,振动台对试验装置施加随机激励,施加的随机激励功率谱如图 7 所示,通过数据采集系统采集加速度传感器传来的信号。采样频率设置为 10240 Hz,采集未老化以及老化了 1、2、3、5、6、7、8 和 9 d 共 9 种老化状态的振动响应信号,通道 1~4 的传感器,均得到 9 个数据集,分别对应以上 9 种不同老化状态。本文以通道 1 传感器采集到的振动信号为研究对象,每种老化状态取 290 个样本,每个样本的样本长度为 8192,合计 2610 组。通道 1 传感器采集到的黏弹夹层结构处于 9 种老化状态下的振动响应信号,它们的时域波形如图 8 所示。从图 8 中可以看出,黏弹夹层结构在不同老化状态下,振动响应信号之间的差别非常微弱,直接根据振动响应信号来识别结构的 9 种老化状态几乎是不可能的。因此,为了识别黏弹夹层结构的

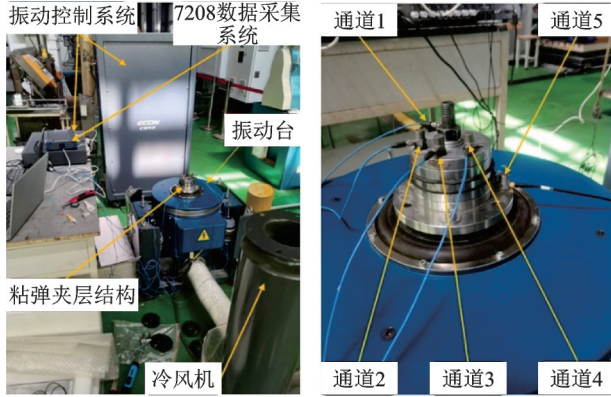


图 6 随机激励试验系统

Fig. 6 Random excitation experimental system

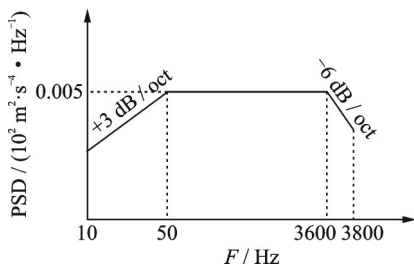


图 7 随机激励功率谱

Fig. 7 Random excitation power spectrum

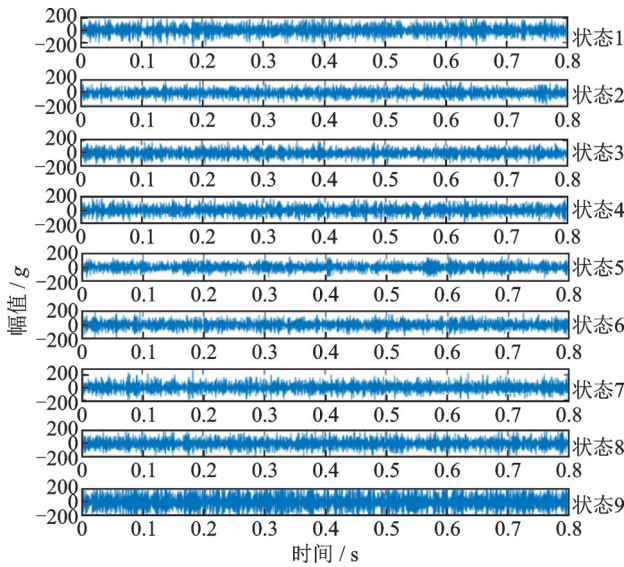


图 8 9种老化状态下的振动响应信号

Fig. 8 Vibration response signals under 9 aging states

老化状态,寻找一种有效的识别方法是非常有必要的。另外需要说明的是,由于只需要使用一个通道传感器的数据,因此也可以使用其他通道的振动响应信号来验证。

4.3 老化特征提取

针对黏弹夹层结构振动响应信号非平稳的特性,以及由老化状态变化引起的振动响应信号变化很微弱的难题,本文提出了基于参数优化变分模态

分解和排列熵的特征提取方法。通过麻雀搜索算法迭代、寻优,得到了各老化状态振动响应信号的最优参数对 $[K, \alpha]$,如表 1 所示。

表 1 各老化状态振动响应信号的最优参数对

Tab. 1 The optimal parameter pairs of vibration response signals for each aging state

老化状态	最优参数对
1	[10, 136]
2	[9, 2423]
3	[10, 190]
4	[10, 1527]
5	[10, 100]
6	[9, 142]
7	[8, 178]
8	[10, 2013]
9	[8, 940]

以老化状态 1 为例,设置 $[K, \alpha] = [10, 136]$,然后通过 VMD 算法分解黏弹夹层结构的振动响应信号。则老化状态 1 的每一个试验样本都被分解为 10 个 IMF 分量,其中一个样本被分解为 10 个 IMF 的时域图如图 9 所示。通过观察,IMF9、IMF10 信号分量较微弱,且其余老化状态均和老化状态 1 分解状况类似。为减少分类算法的运行负担,在计算排列熵时,取前 8 个 IMF 分量计算,则构建含有 8 个排列熵的特征向量,用于反映结构老化状态的变化。

分别计算每种老化状态下的所有样本经 VMD

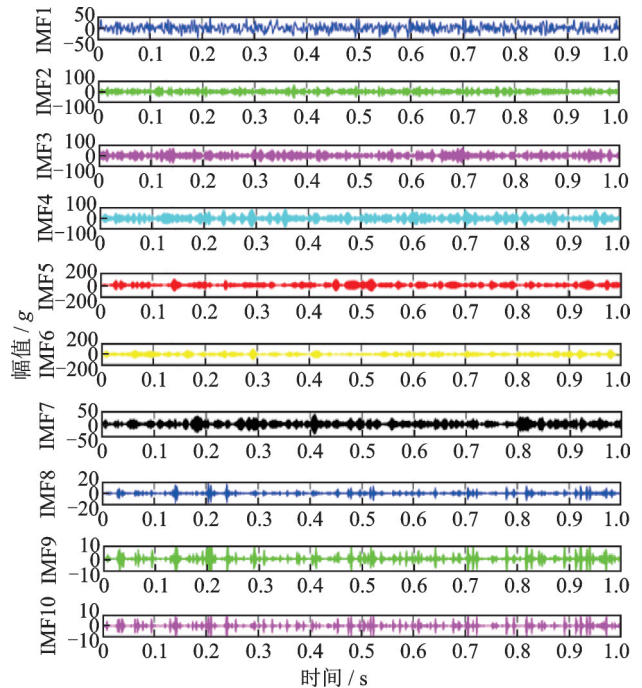


图 9 老化状态 1 下的 VMD 振动响应信号时域图

Fig. 9 Time-domain diagrams of vibration response signals under aging state 1

分解得到的 IMF 分量排列熵特征的平均值,得到了 9 种老化状态下各 IMF 分量排列熵平均值的分布图,如图 10 所示。可以看出,当黏弹夹层结构处在不同老化状态时,各 IMF 对应的排列熵特征均有其独自特有的分布形式,这表明基于 SSA 参数优化 VMD 提取的 8 个排列熵特征对结构老化状态变化很敏感,从而验证了该老化特征提取方法的有效性。

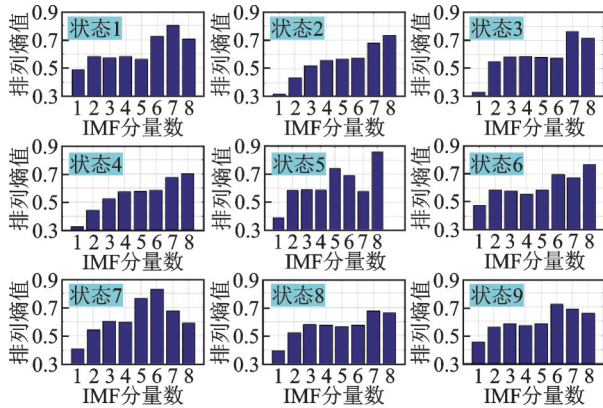


图 10 9 种老化状态下的排列熵平均值分布图

Fig. 10 Distribution maps of the permutation entropy under 9 aging states

分别计算每种老化状态下的所有样本经 VMD 分解得到的 IMF 分量排列熵特征的标准差,得到了 9 种老化状态下各 IMF 分量排列熵标准差的分布图,如图 11 所示。可以看出,每种老化状态下的 IMF 分量排列熵标准差均小于等于 0.08,这表明基于 SSA 参数优化 VMD 提取的 8 个排列熵特征鲁棒性较强,从而表明了该老化特征提取方法的稳定性。

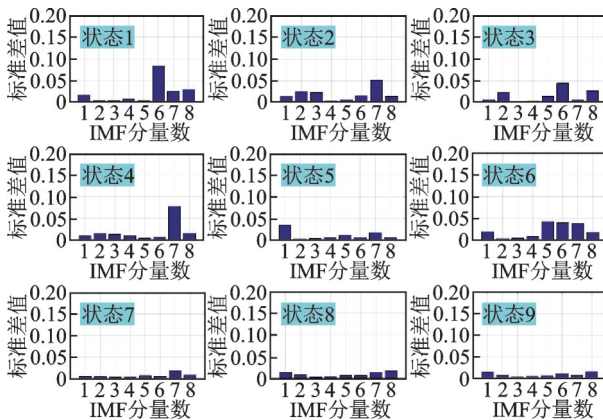


图 11 9 种老化状态下的排列熵标准差分布图

Fig. 11 Distribution maps of permutation entropy standard deviation under 9 aging states

4.4 老化状态识别

当黏弹夹层结构处于不同老化状态时,虽然基

于 SSA 参数优化 VMD 提取的 8 个排列熵特征都存在明显的变化,可以很好地将黏弹夹层结构不同老化状态区分开,但是这些变化缺乏一定的规律,仅通过这些变化很难人为地识别出不同的老化状态,那么这就需要借助于智能分类方法来实现。

鉴于 ANFIS 智能分类器极高的泛化能力、对数据快速训练和处理的能力以及超强的推理能力,所以本文选用 ANFIS 来实现黏弹夹层结构老化状态的智能识别。将上述构建的特征向量作为 ANFIS 的输入,每种老化状态各有 290 个样本,共 2610 个样本,随机选择每种状态 80% 的样本即 232 个样本作为训练集,剩下 20% 的样本即 58 个样本作为测试集,样本标签设置为 1~9,其中未老化的状态设置为标签 1,加速老化 1 d 的状态设置为标签 2,直到加速老化 9 d 的状态设置为标签 9。其测试识别结果如图 12 所示,测试分类准确率高达 99.04%,从而验证了本文所提方法的有效性和可行性。测试分类准确率是用被正确分类的测试样本除以参与分类的总测试样本得到的,为了体现出分类识别的准确性将分类准确率精确到了小数点后两位。另外,经过查阅大量文献,目前大多数学者对分类识别的准确率是精确到小数点后两位的。

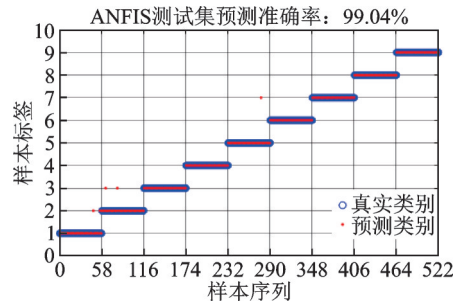


图 12 SSA-VMD-ANFIS 测试识别结果

Fig. 12 SSA-VMD-ANFIS test identification results

4.5 对比分析

为了进一步验证本文所提方法的有效性和可行性,做了如下对比分析研究:

(1)为了分析 VMD 参数优化是否影响黏弹夹层结构老化状态的识别,取模态个数 $K=6$,惩罚参数 $\alpha=2500$ 进行 VMD 分解,对分解得到的 IMF 求取排列熵特征并构建特征向量,按照相同的方法输入到 ANFIS 分类器中,其中控制 VMD 其他的参数不变以及排列熵、ANFIS 的参数均保持一致,其测试识别结果如图 13 所示,得到的测试分类准确率为 87.74%,与本文所提方法相比,测试分类准确率低了 11.3%。

(2)为了对比 VMD 方法在黏弹夹层结构老化状态识别中的作用,对上述黏弹夹层结构不同老化状态的振动响应信号采用经验模态分解(EMD)。

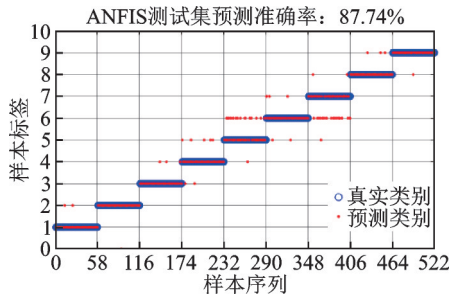


图 13 VMD-ANFIS 测试识别结果

Fig. 13 VMD-ANFIS test identification results

为了方便对比,选取 EMD 分解得到的前 8 个 IMF 分量,并对各 IMF 分量求取排列熵特征并构建特征向量,按照相同的方法输入 ANFIS 分类器中,其中控制排列熵、ANFIS 的参数均保持一致,其测试识别结果如图 14 所示,得到的测试分类准确率为 46.36%,与本文所提方法相比,测试分类准确率降低了 52.68%。

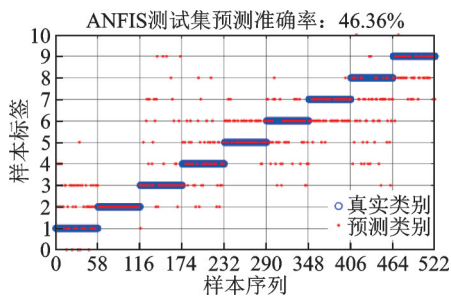


图 14 EMD-ANFIS 测试识别结果

Fig. 14 EMD-ANFIS test identification results

(3)为了显示 ANFIS 分类器在黏弹夹层结构老化状态识别中的优势,采用径向基函数神经网络(RBFNN)分类器进行黏弹夹层结构老化状态识别。将上述采用参数优化 VMD 方法和求取排列熵特征构建的特征向量集输入 RBFNN,其测试识别结果如图 15 所示,得到的测试分类准确率为 85.44%,与本文所提方法相比,测试分类准确率低了 13.6%。

以上结果,如表 2 所示,通过比较不同方法得到的分类准确率可以看出,本文提出的基于参数优化

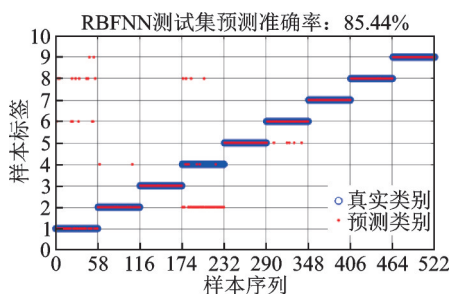


图 15 SSA-VMD-RBFNN 测试识别结果

Fig. 15 SSA-VMD-RBFNN test identification results

VMD 和 ANFIS 的方法对于黏弹夹层结构老化状态识别的效果最好,从而进一步验证了本文所提方法的有效性和可行性。

表 2 不同方法分类准确率对比

Tab. 2 Comparison of classification accuracy using different methods

方法	分类准确率
SSA-VMD-ANFIS	99.04%
VMD-ANFIS	87.74%
EMD-ANFIS	46.36%
SSA-VMD-RBFNN	85.44%

5 结 论

本文针对黏弹夹层结构老化状态振动响应信号非平稳的特性,为解决由老化状态变化引起的振动响应信号变化很微弱的难题,提出了一种基于参数优化变分模态分解和自适应神经模糊推理系统的黏弹夹层结构老化状态智能识别方法,得到以下结论:

(1)采用麻雀搜索算法优化变分模态分解的参数,得到最优参数对 $[K, \alpha]$,提高了黏弹夹层结构老化状态识别的准确率。

(2)采用参数优化变分模态分解的方法处理黏弹夹层结构老化状态的振动响应信号并进一步提取的排列熵特征对结构老化状态变化更敏感,该老化特征提取方法的鲁棒性更强。

(3)采用参数优化 VMD 和 ANFIS 来实现黏弹夹层结构老化状态的智能识别,分类准确率高达 99.04%,并通过对比分析表明了本文所提方法效果更好。

参考文献:

[1] 黄志诚,秦朝烨,褚福磊.附加粘弹阻尼层的薄壁构件振动问题研究综述[J].振动与冲击,2014,33(7):105-113.
HUANG Zhicheng, QIN Zhaoye, CHU Fulei. A review about vibration problems of thin-walled structures with viscoelastic damping layer[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(7): 105-113.

[2] QU J X, SHI C Q, GUO J Z, et al. Aging state detection of viscoelastic sandwich structure using redundant second generation wavelet packet transform and fuzzy support vector data description[J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(5): 2370-2385.

[3] 刘文光,吴铭智,何文福,等.位移放大型黏弹性减震系统力学模型与地震响应分析[J].振动工程学报,

- 2022, 35(4): 783-792.
- LIU Wenguang, WU Mingzhi, HE Wenfu, et al. Mechanical model and seismic response analysis of large displacement viscoelastic damping system[J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(4): 783-792.
- [4] 瞿金秀, 石长全, 王磊超, 等. 不同老化状态黏弹夹层结构的模态分析[J]. 振动与冲击, 2020, 39(11): 69-75.
- QU Jinxiu, SHI Changquan, WANG Leichao, et al. Modal analysis of viscoelastic sandwich structure with different aging states[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(11): 69-75.
- [5] MOITA J S, ARAÚJO A L, MOTA SOARES C M, et al. Finite element model for damping optimization of viscoelastic sandwich structures[J]. Advances in Engineering Software, 2013, 66: 34-39.
- [6] CLAUDE B, DUIGOU L, GIRAULT G, et al. Study of damped vibrations of a vibroacoustic interior problem with viscoelastic sandwich structure using a High Order Newton solver[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 462: 114947.
- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [8] 李可, 牛园园, 宿磊, 等. 参数优化VMD的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2023, 36(1): 280-287.
- LI Ke, NIU Yuanyuan, SU Lei, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on parameter optimized VMD[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(1): 280-287.
- [9] ZHUANG D Y, LIU H R, ZHENG H, et al. The IBA-ISMO method for rolling bearing fault diagnosis based on VMD-sample entropy[J]. Sensors, 2023, 23(2): 991-1009.
- [10] 肖茂华, 周爽, 黄天逸, 等. 参数优化VMD-MPE和PSO-CS-Elman神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用研究[J]. 振动工程学报, 2023, 36(3): 861-874.
- XIAO Maohua, ZHOU Shuang, HUANG Tianyi, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimized VMD-MPE and PSO-CS-Elman neural network[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(3): 861-874.
- [11] 王进花, 胡佳伟, 曹洁, 等. 基于自适应变分模态分解和集成极限学习机的滚动轴承多故障诊断[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2): 318-328.
- WANG Jinhua, HU Jiawei, CAO Jie, et al. Multi-fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive variational modal decomposition and integrated extreme learning machine[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2): 318-328.
- [12] 王朝阁, 李宏坤, 曹顺心, 等. 改进VMD和非凸重叠组收缩降噪的行星齿轮箱早期故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1293-1304.
- WANG Chaoge, LI Hongkun, CAO Shunxin, et al. Early fault feature extraction of planetary gearbox based on improved VMD and non-convex overlap ping group shrinkage noise reduction[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1293-1304.
- [13] 许佳, 胡建村, 秦慈伟, 等. 基于参数优化VMD和散布熵的高压油泵故障诊断[J]. 内燃机学报, 2023, 41(2): 166-174.
- XU Jia, HU Jiancun, QIN Ciwei, et al. Fault diagnosis of high-pressure fuel pump based on parameter optimization VMD and dispersion entropy[J]. Transactions of CSICE, 2023, 41(2): 166-174.
- [14] ZHANG X, WANG H J, LI X H, et al. Fault diagnosis of mine ventilator bearing based on improved variational mode decomposition and density peak clustering[J]. Machines, 2023, 11(1): 27-43.
- [15] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [16] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17): 174102.
- [17] 蒋玲莉, 谭鸿创, 李学军, 等. 基于CEEMDAN排列熵与SVM的螺旋锥齿轮故障识别[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(1): 33-40.
- JIANG Lingli, TAN Hongchuang, LI Xuejun, et al. Fault diagnosis of spiral bevel gear based on CEEMDAN permutation entropy and SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 33-40.
- [18] ZHANG X Y, LIANG Y T, ZHOU J Z, et al. A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM[J]. Measurement, 2015, 69: 164-179.
- [19] SHI Z L, SONG W Q, TAHERI S. Improved LMD, permutation entropy and optimized k-means to fault diagnosis for roller bearings[J]. Entropy, 2016, 18(3): 70.
- [20] KUMBHAR S G, SUDHAGAR P E. An integrated approach of adaptive neuro-fuzzy inference system and dimension theory for diagnosis of rolling element bearing[J]. Measurement, 2020, 166: 108266.
- [21] FAROKHZADI M, HOSSEIN-ZADEH G A, SOLTANIAN-ZADEH H. Nonlinear effective connectivity measure based on adaptive neuro fuzzy inference system and granger causality[J]. NeuroImage, 2018, 181: 382-394.
- [22] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局 中国国

- 家标准化管理委员会. 硫化橡胶或热塑性橡胶 热空气加速老化和耐热试验: GB/T 3512—2014[S]. 北京: 中国标准出版社, 2015.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Rubber, vulcanized or thermoplastic-accelerated ageing and heat resistance tests-air-oven method: GB/T 3512—2014[S]. Beijing: Standards Press of China, 2015.
- [23] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局 中国标准化管理委员会. 硫化橡胶或热塑性橡胶 拉伸应力应变性能的测定: GB/T 528—2009[S]. 北京: 中国标准出版社, 2009.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Rubber, vulcanized or thermoplastic-Determination of tensile stress-strain properties: GB/T 3512—2014[S]. Beijing: Standards Press of China, 2015.
- [24] 中华人民共和国质量监督检验检疫总局, 中国标准化管理委员会. 硫化橡胶或热塑性橡胶 压缩应力应变性能的测定: GB/T 7757—2009[S]. 北京: 中国标准出版社, 2009.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Rubber, vulcanized or thermoplastic-Determination of compression stress-strain properties: GB/T 7757—2009[S]. Beijing: Standards Press of China, 2015.
- [25] 中华人民共和国质量监督检验检疫总局, 中国标准化管理委员会. 硫化橡胶或热塑性橡胶 压入硬度试验方法 第 1 部分: 邵氏硬度计法(邵尔硬度): GB/T 531.1—2008[S]. 北京: 中国标准出版社, 2008.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Rubber, vulcanized or thermoplastic-Determination of indentation hardness-Part 1: Durometer method(Shore hardness): GB/T 531.1—2008[S]. Beijing: Standards Press of China, 2015.
-
- 通信作者: 瞿金秀(1988—), 女, 博士, 副教授。
E-mail: ytuqjx@163.com