

# 小波包奇异谱熵与LVQ网络齿轮箱轴承退化评估\*

肖乾<sup>1</sup>, 汪寒俊<sup>1</sup>, 朱海燕<sup>1</sup>, 王文静<sup>2</sup>, 朱恩豪<sup>3</sup>, 叶小芬<sup>3</sup>,  
魏昱洲<sup>3</sup>, 李林<sup>4</sup>

(1. 华东交通大学机电与车辆工程学院 南昌, 330013)

(2. 北京交通大学机械与电子控制工程学院 北京, 100044)

(3. 中车戚墅堰机车车辆工艺研究所股份有限公司 常州, 213011)

(4. 株洲国创轨道科技有限公司 株洲, 412000)

**摘要** 为研究齿轮箱轴承性能退化评估, 首先, 根据高速列车齿轮箱轴承与齿轮的相关数据, 对齿轮箱轴承仿真振动信号训练样本进行小波包分解并计算小波包奇异谱熵构成特征向量, 输入到学习向量量化(learning vector quantization, 简称LVQ)神经网络聚类模型中, 建立性能退化评估模型; 其次, 将测试样本按同样的方式提取特征向量, 输入到建立好的模型中评估轴承性能退化状态; 然后, 选取轴承全寿命疲劳试验进行分析, 并选择特征优选和模糊C均值聚类算法进行对比; 最后, 根据LVQ神经网络聚类算法确定训练样本中正常状态和失效状态的聚类中心, 建立性能退化评估模型。结果表明: 将小波包奇异谱熵和LVQ神经网络聚类算法相结合, 能较好区分齿轮箱轴承不同的退化状态, 准确表现轴承性能退化曲线; 通过隶属度函数计算隶属度作为性能退化评价指标, 可以对性能退化状态进行定量表征; 通过对时域指标和频域指标特征优选进行对比, 验证了本研究方法更加有效, 对早期退化更敏感, 能及时发现早期退化并且能对退化程度进行准确评估。

**关键词** 交通工程; 齿轮箱振动加速度; 信号仿真; 小波包奇异谱熵; 学习向量量化神经网络聚类; 性能退化评估  
**中图分类号** TH132.41

## 引言

高速列车在运行中, 海拔的变化和多变的气候使得服役状态与性能面临巨大挑战, 对高速列车性能退化评估提出了更高的要求<sup>[1]</sup>。轴承作为高速列车齿轮箱上的关键部件, 及时有效地对其性能退化进行评估, 对于保障高速列车的服役安全具有重要作用。

当前, 对于齿轮箱轴承的维护一般按里程或时间进行更换, 导致运维成本较高。为了提升轴承的使用效率, 许多学者采取了性能退化评估方法。Manarikkal等<sup>[2]</sup>提出基于回归模型和小波变换的方法, 能较好地识别齿轮箱故障程度。Pan等<sup>[3]</sup>提出了自适应傅里叶频谱段的改进小波变换方法, 并在机械故障识别中验证了方法的有效性。孙增寿等<sup>[4]</sup>将小波包分解和样本熵有机结合起来, 建立了对数加速度能量差小波包样本熵损伤识别指标。Loutas等<sup>[5]</sup>提出基于支持向量回归来分析和评估滚动轴承

性能的退化。乔宁国<sup>[6]</sup>利用相关函数融合算法将齿轮箱不同测点数据融合, 通过模糊C均值聚类算法进行高速列车齿轮箱性能退化评估。Camci等<sup>[7]</sup>利用单调性指标对轴承振动信号时域特征的退化性能进行了评估分析。Qiu等<sup>[8]</sup>采用自组织映射方法将时域特征进行融合, 并通过计算最小量化误差作为性能退化评估指标。Huang等<sup>[9]</sup>将最小量化误差应用于滚动轴承后续性能退化的预测中。周建民等<sup>[10]</sup>提出一种特征优选与遗传算法优化的支持向量机相结合的算法, 用于滚动轴承劣化程度的判断, 具有较好的效果。刘朦月<sup>[11]</sup>采用小波包能量熵得到电机轴承的故障特征值并用于故障分类, 具有良好的可分性与聚类性。谢锋云等<sup>[12]</sup>采用可调品质因子小波变换与小波包奇异谱熵对轴承退化进行了判断。刘长良等<sup>[13]</sup>将模糊C均值聚类算法用于轴承性能退化评估中, 该算法具有稳定的分析能力。Jiang等<sup>[14]</sup>将改进学习向量量化神经网络用于聚类分析中, 取得了很好的效果。

\* 国家自然科学基金资助项目(51975210, 52162045); 江西省自然科学基金重点资助项目(20232ACB204022); 江西省自然科学基金资助项目(20224BAB204040)

收稿日期: 2023-12-18; 修回日期: 2024-04-03

上述研究主要从单一轴承数据中提取特征作为健康指标,但高速列车齿轮箱结构复杂,运行过程中环境恶劣,齿轮箱振动信号往往是多部件振动效果的叠加,交叉调制非常严重。因此,笔者提出一种小波包奇异谱熵和LVQ神经网络聚类算法相结合的性能退化评估方法。首先,利用齿轮箱轴承不同退化阶段的仿真数据和轴承全寿命疲劳试验数据,将振动信号进行小波包分解,提取各个频带的奇异谱熵构成特征集;其次,使用轴承正常运行状态下无故障数据和失效状态数据,建立LVQ神经网络聚类性能退化评估模型对轴承进行评估;最后,通过特征优选方法提取轴承退化特征与模糊C均值聚类算法相结合进行对比分析,验证了本研究方法的有效性。

## 1 理论背景

### 1.1 小波包奇异谱熵

小波包分解通过高通滤波器与低通滤波器相结合,其主要原理是将信号与小波基函数进行卷积运算,因此需要选择与出现退化的故障信号相似的小波基才能将退化特征表达出来。信号通过  $l$  层小波包分解后,最后一个小波包分解层的子带信号个数为  $2^l$ 。因为3层小波包分解在分解所需时间与效率方面更具优势<sup>[15]</sup>,因此笔者选择3层小波包进行分解。由分解原理可知,最后一个分解层中每一个子带信号都包含了一部分初始信号的信息。

小波包分解可表示为

$$\begin{cases} u_{2n}^{l+1,t} = \sum_{k \in Z} h(k-2i)u_n^{l,k} \\ u_{2n+1}^{l+1,t} = \sum_{k \in Z} g(k-2i)u_n^{l,k} \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $u_n^{l,k}$  为第  $l$  个小波包分解层中第  $n$  个单元节点中第  $k$  个系数的值;  $h(k-2i)$  为低通滤波器;  $g(k-2i)$  为高通滤波器。

将信号构成  $m \times n$  维矩阵  $X_{m \times n}$ , 对  $X_{m \times n}$  进行奇异值分解, 分解后得到奇异值为  $\lambda_i (i=1, 2, \dots, g)$ , 对  $\lambda_i$  进行降序排列, 可以表示为  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_g \geq 0$ 。定义奇异谱熵<sup>[12]</sup>为

$$S_i = - \sum_{i=1}^N q_i \log q_i \quad (2)$$

$$q_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^g \lambda_i \quad (3)$$

其中:  $q_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^g \lambda_i$  为第  $i$  个奇异值占矩阵  $X_{m \times n}$  的奇异值之和的比例。

### 1.2 学习向量量化神经网络

LVQ神经网络融合了竞争神经网络与有教师信号的监督学习算法的思想,预设了输入样本的类别作为学习量化神经网络的教师信号,克服了无监督学习算法会出现的因为缺乏聚类信息而造成的聚类不准确问题<sup>[16]</sup>,能合理利用已知信息完成聚类。

图1为学习向量量化神经网络结构图。其中:  $n, m, l$  分别为输入层、竞争层与输出层中各层神经元的个数;输出层可以表示输出的类别。获胜神经元权值调整方式<sup>[17]</sup>如图2所示。

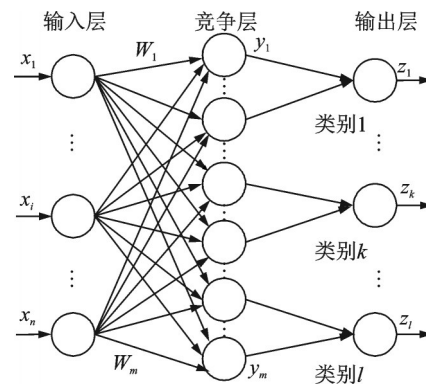


图1 学习向量量化神经网络结构图

Fig.1 Learning vector quantized neural network structure diagram

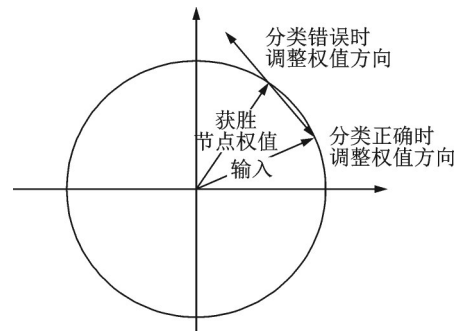


图2 获胜神经元权值调整方式

Fig.2 Winning neuron weight adjustment method

LVQ网络算法的训练步骤如下:

1) 初始化输入层与竞争层之间的权值向量  $W_j^1(0), j=1, 2, \dots, m$ ; 初始化竞争层与输出层之间的连接权值及学习速率  $\eta(0)$ , 确定总共训练次数  $t_m$ , 假设当前训练次数为  $t$ ;

2) 将样本向量输入神经网络;

3) 获得获胜神经元  $j^*$ , 即

$$\|X - W_{j^*}^1\| = \min_j \|X - W_j^1\| \quad (j=1, 2, \dots, m) \quad (4)$$

4) 根据输出层神经元输出类别是否与输入样

本外部所给的教师信号相同来调整神经元与输入层之间的权值,当其相同时,权值向量将调整到输入向量方向,即

$$W_j^1(t+1) = W_j^1(t) + \eta(t)[X - W_j^1(t)] \quad (5)$$

当神经网络输出层输出类别与输入样本的教师信号不同时,权值向量将被调整到输入向量相反的方向,即

$$W_j^1(t+1) = W_j^1(t) - \eta(t)[X - W_j^1(t)] \quad (6)$$

5) 除获胜神经元以外的其他神经元权值不进行改变,即

$$\eta(t) = \eta(0)(1 - t/t_m) \quad (7)$$

6) 检查训练次数  $t$  是否达到训练次数  $t_m$ , 若  $t < t_m$ , 从步骤 2 开始将下一个样本输入神经网络, 并完成后续各步骤, 直到达到设定训练次数  $t_m$  为止。

### 1.3 隶属度函数

隶属度函数是一种表示个体与集合的隶属关系度的函数, 常常用于聚类算法中。隶属度函数为

$$a_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{d_{ij}}{d_{ik}} \right)^{2/(m-1)} + 1} \quad (8)$$

其中:  $a_{ij}$  为聚类过程中第  $i$  个个体与聚类中心  $j$  之间的隶属度,  $0 \leq a_{ij} \leq 1$ ;  $d_{ij}$  为第  $i$  个个体与聚类中心  $j$  的欧式距离;  $c$  为所需要聚类的个数;  $m$  为隶属度函数的模糊加权系数。

文献[18]从聚类的有效性方面对模糊加权系数  $m$  的取值范围进行分析, 发现当  $m$  取 1.5~2.5 时, 聚类效果较优。本研究通过多次试验, 选取  $m=2$ 。

## 2 性能退化评估流程

奇异谱熵和 LVQ 神经网络的性能退化评估流程如图 3 所示。具体步骤如下:

1) 将待评估状态样本在正常状态下的样本与后期失效或严重退化的样本组成训练样本集, 对训练样本集的振动信号进行 3 层小波包分解, 计算各个子带奇异谱熵并构成特征向量;

2) 将训练样本集的特征向量输入 LVQ 神经网络模型, 训练模型得到正常状态和严重退化状态的聚类中心, 建立性能退化评估模型;

3) 将待评估样本作为测试样本集, 进行 3 层小波包分解, 计算各个子带奇异谱熵构成特征向量;

4) 将特征向量集输入到已训练好的性能退化评估模型中, 测试样本集通过计算与正常状态聚类

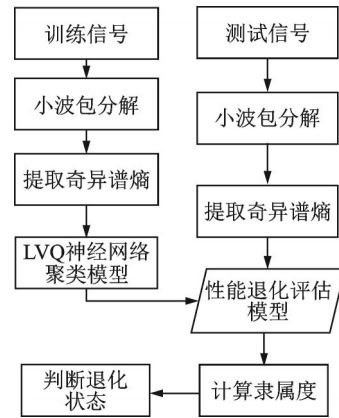


图3 奇异谱熵和LVQ神经网络的性能退化评估流程

Fig.3 Performance degradation evaluation of singular spectrum entropy and LVQ neural networks

中心的隶属度作为退化评价指标, 测试集样本越符合正常状态, 则性能退化评估指标越接近于 1, 反之则越接近于 0。

## 3 仿真数据分析

### 3.1 齿轮箱振动信号仿真

在列车运行过程中齿轮箱轴承各元件之间关系复杂, 轴承故障可以简化为周期性的冲击故障。当轴承外圈出现故障, 理论故障特征频率计算公式<sup>[19]</sup>为

$$\text{BPFO} = \frac{1}{2} \times \frac{n}{60} z \left( 1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (9)$$

其中:  $n$  为轴承转速;  $z$  为滚动体个数;  $d$  为滚动体直径;  $D$  为轴承节径;  $\alpha$  为接触角。

齿轮箱轴承在损伤处的振动可以看作为阻尼衰减振动, 衰减系数为

$$E_0 = e^{-a_0 t_0} \quad (10)$$

其中:  $a_0$  为振动衰减因子;  $t_0 = p/f_s$ ,  $p = [0, 1, \dots, f_s/f_0 - 1]$ ,  $f_s$  为采样频率,  $f_0$  为外圈故障频率。

由于轴承出现外圈故障, 滚动体以外圈故障频率  $f_0$  对损伤点不断产生一系列高频衰减振动, 可表示为

$$y_0 = kE_0 \sin(2\pi f_0 t) \quad (11)$$

其中:  $t = q/f_s$ ,  $q = [0, 1, \dots, L - 1]$ ;  $k$  为退化程度系数,  $k$  越大表示退化越严重;  $L$  为信号长度;  $f_0$  为外圈固有频率。

在正常状态下, 齿轮振动信号频率主要由啮合频率和谐频成分构成, 可表示为

$$x(t) = \sum_{q=1}^Q A_q \cos(2\pi f_m t + \beta_q) \quad (12)$$

$$f_m = q f_g Z \quad (13)$$

其中:  $q$  为啮合谐波阶数;  $Q$  为啮合频率最大谐波阶数;  $A_q$  为  $q$  阶谐波幅值;  $f_m$  为  $q$  阶谐波啮合频率;  $\beta_q$  为初始相位;  $f_g$  为齿轮主轴转频;  $Z$  为齿轮齿数。

正常齿轮运转过程中除啮合频率外, 齿轮刚度、载荷以及转速的波动会使振动信号产生波动, 出现幅值调制和频率调制现象。调制后的齿轮信号为

$$x(t) = \sum_{q=1}^Q A_q [1 + \alpha_q(t)] \cos[2\pi f_m t + \beta_q + b_q(t)] \quad (14)$$

其中:  $\alpha_q(t)$  为幅值调制函数;  $b_q(t)$  为相位调制函数。

考虑到高速列车齿轮箱在列车运行中还受到轮轨激励等影响, 笔者将轮轨激励导入高速列车转向架系统动力学模型中, 模拟高速列车运行中外部环境对齿轮箱的振动情况。将齿轮箱顶端(大齿轮上部)的垂向振动加速度信号数据作为外部激励下齿轮箱的仿真振动信号, 采样频率设为 20 kHz, 与轴承与齿轮的仿真信号采样频率相同, 便于后续高速列车齿轮箱振动信号的仿真。

外部激励下齿轮箱仿真信号如图 4 所示。由图可以看出, 在外部激励的影响下, 齿轮箱振动幅值较大, 波动剧烈, 频率以低频为主, 整体时域出现基线漂移的现象, 对于高速列车齿轮箱性能退化状况的判断有严重干扰。

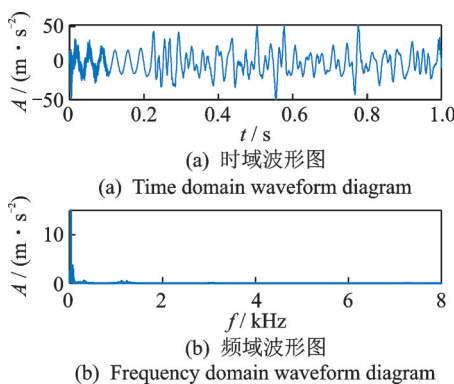


图4 外部激励下齿轮箱仿真信号

Fig.4 Simulation signals of the gearbox under external excitation

因为齿轮箱振动信号中交叉调制非常复杂, 故本研究忽略其交叉调制成分。由于激起齿轮固有频率及齿轮箱固有频率需要较剧烈的冲击故障, 最终齿轮箱的振动信号表示为轴承和齿轮振动效果的叠

加, 即

$$Y(t) = \sum X_K(t) D_E(t) + \sum X_B(t) D_B(t) + n(t) \quad (15)$$

其中:  $\sum X_K(t) D_E(t)$  为齿轮啮合频率调制信号;  $\sum X_B(t) D_B(t)$  为滚动轴承异常振动信号;  $n(t)$  为其他振动与齿轮箱外部激励等干扰信号;  $X(t)$  为载波信号;  $D(t)$  为调制信号。

高速列车齿轮箱振动仿真信号如图 5 所示。可以看出, 外部激励对高速列车齿轮箱振动信号有着重要影响, 对于齿轮箱内部轴承性能退化评估产生严重干扰。

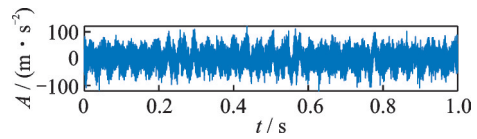


图5 高速列车齿轮箱振动仿真信号

Fig.5 Vibration simulation signal of the high-speed train gearbox

### 3.2 小波包奇异谱熵与LVQ神经网络聚类算法仿真数据分析

仿真高速列车齿轮箱轴承不同退化阶段的振动信号, 根据高速列车齿轮箱轴承与齿轮的相关数据, 假设采样频率  $f_s = 20$  kHz, 信号长度  $L = 2000$ , 轴转频率  $f_g = 30$  Hz, 故障特征频率  $f_o = 160$  Hz, 振动衰减因子  $a_o = 600$ , 齿轮啮合频率  $f_m = 2550$  Hz, 啮合阶数  $Q = 3$ , 转频调制阶数  $N = 3$ 。

齿轮箱齿轮正常运转下,  $k$  值取为 0, 1, 1.5 和 2, 分别表示齿轮箱轴承在正常状态、早期退化状态、中期退化状态及严重退化状态下的振动信号。根据式(11)、式(14)和式(15), 分别得到不同退化阶段的振动信号作为测试样本。不同退化阶段齿轮箱轴承仿真信号时域图如图 6 所示。可以看出, 在时域中无论齿轮箱轴承处于何种状态下, 都受到齿轮信号以及噪声的干扰, 很难从时域中判断轴承状况。

将 1 s 内高速列车齿轮箱轴承仿真信号作为 1 个样本, 仿真得到正常状态、早期退化状态、中期退化状态及严重退化状态下各 100 组样本作为测试样本。另外, 仿真齿轮箱轴承正常状态和轴承严重退化状态样本各 50 组作为训练样本来训练模型, 分析齿轮箱轴承的性能退化状态。选择与机械退化故障冲击的时域波形相似的 db5 作为小波基函数, 与训练样本信号与测试样本信号进行卷积运算, 通过 3 层小波包分解得到 8 个子带信号。

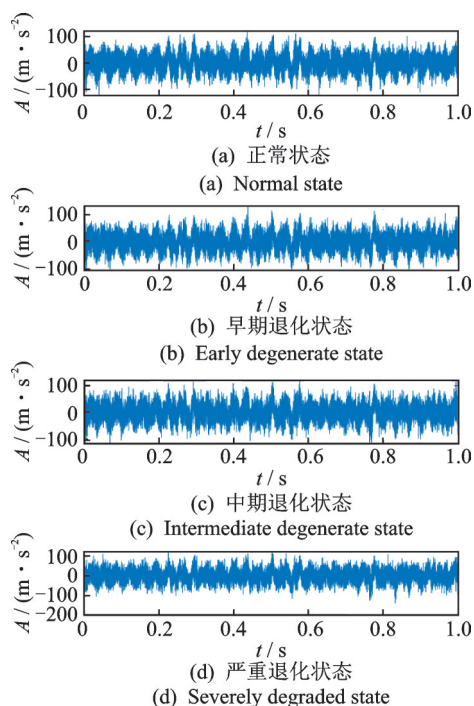


图6 不同退化阶段齿轮箱轴承仿真信号时域图

Fig.6 Time domain diagram of simulation signal of gearbox bearing at different degradation stages

提取各子带信号的奇异谱熵构成特征向量,将训练样本特征向量输入LVQ神经网络,训练得到高速列车齿轮箱轴承的性能退化评估模型。训练完成后将齿轮箱轴承测试样本的特征向量输入已经训练好的评估模型中,计算4种状态与评估模型中正常状态聚类中心的隶属度,将隶属度作为性能退化指标,完成测试集共400组样本的性能退化评估。假设性能退化指标“1”为完全健康状态,“0”为失效状态。齿轮箱轴承仿真信号性能退化状态如图7所示。可以看出,4种状态样本性能退化指标数值之间差距明显,能很好区分不同的状态,且性能退化指标数值也满足从正常到早期、中期到严重退化不同状态的均值递减的变化规律。

作为对比,计算上述齿轮箱轴承仿真数据的峭度值,结果如图8所示。峭度指标越大,代表所受到

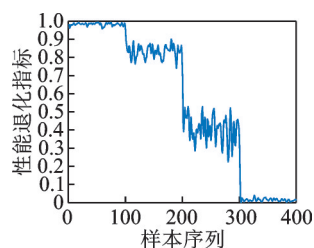


图7 齿轮箱轴承仿真信号性能退化状态

Fig.7 Performance degradation of the gearbox bearing simulation signals

的冲击成分越强,退化也越严重<sup>[20]</sup>。图8中虽然峭度值整体呈单调趋势,可以在一定程度内反映退化的发生,但与图7中的性能退化评估结果相比,不同的退化状态之间区别不大,不能用于不同退化状态的区别和退化发展跟踪。通过对比,验证了本研究所提的性能退化评估方法对高速列车齿轮箱轴承不同状态的仿真振动信号具有良好的区分效果。

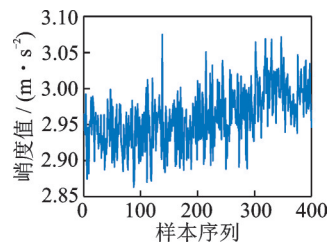


图8 齿轮箱轴承仿真信号峭度值

Fig.8 Kurtosis values of gearbox bearing simulation signals

## 4 疲劳试验数据分析

### 4.1 试验介绍

为了进一步验证小波包奇异谱熵与LVQ神经网络的性能退化评估方法的准确性及优越性,采用轴承疲劳试验数据进行分析。轴承试验由美国辛辛那提大学NSFI/UCR智能维护系统中心完成,该试验数据常用于机械设备性能退化评估算法验证。试验所提供的转频与高速列车齿轮箱轴转频相近,对轴承施加的径向压力与齿轮箱轴承运行条件具有一定的相似性,可以为齿轮箱轴承性能退化评估算法验证提供参考。

轴承试验主轴所连接的电机转速设定为2000 r/min。主轴上安装4个双列滚子轴承,型号为ZA-2115。试验台上轴承1与轴承4固定,轴承2与轴承3安装在主轴上并对主轴施加径向载荷。加速度传感器安装在轴承座上,采样间隔为10 min,采样频率为20 kHz<sup>[21]</sup>。试验台整体结构示意图见图9。

选取第2次和第3次全寿命周期轴承试验数据作为算法的验证分析数据集。第2次试验加速度传感器共采集了984组数据,在试验结束时发现轴承1出现外圈故障,为后续分析方便,将其假设为轴承A。第3次试验加速度传感器共采集了6324组数据,在试验结束时发现轴承3出现外圈故障,将其假设为轴承B。

考虑到试验初期轴承运行处于磨合阶段,所得到的振动信号会出现一定的冲击,将其作为无故障样本输入模型中会导致模型的误差,因此在进行性

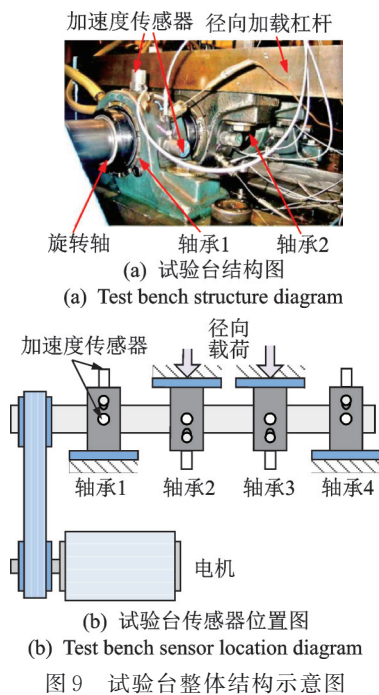


Fig.9 Schematic diagram of the overall structure of the test bed

能退化评估中将轴承A与轴承B加速度传感器采集的前50组数据样本去除。分别选取轴承A和轴承B的第51~150组数据作为训练LVQ神经网络聚类模型的正常状态数据样本,选取轴承B的最后100组数据作为训练聚类模型的失效状态数据样本。将正常状态与失效状态数据样本作为性能退化评估模型的训练样本,将轴承A的全寿命周期数据作为测试样本,进行性能退化状态评估。

#### 4.2 小波包奇异谱熵与LVQ神经网络聚类算法试验数据分析

将db5小波基函数与训练样本进行卷积计算,通过3层小波包分解得到8个子带信号。提取各子带信号的奇异谱熵构成特征向量输入LVQ神经网络,训练得到全寿命周期轴承的性能退化评估模型。将去除前50个样本的轴承A测试样本按同样方式提取特征向量,并输入已经训练好的评估模型中,计算轴承A全寿命周期样本与无故障聚类中心的隶属度,将隶属度作为性能退化指标,同时计算自适应故障预警曲线以判断轴承性能状态。轴承全寿命周期信号性能退化评估模型如图10所示。

根据 $3\sigma$ 准则,假设一组样本均值为 $\mu$ 、标准差为 $\sigma$ 并且样本服从正态分布或者近似正态分布,那么样本在 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 区间的概率为99.73%,当样本不在该区间内,即可认为状态发生了改变<sup>[22]</sup>。机械设备在正常状态下的性能退化指标也满足正态

分布或近似正态分布,当出现连续多个性能退化指标不在 $3\sigma$ 范围之内,就可以认为机械设备的状态发生了变化,出现了早期退化。由于性能退化指标在 $[0, 1]$ 之间波动,且总体上呈现出递减的趋势,本研究在计算中将 $\mu - 3\sigma$ 作为自适应故障预警曲线来判断性能状态。

由图10可知,性能退化曲线在第483个样本处超过自适应故障预警曲线,表明早期退化开始出现,轴承出现疲劳剥落,轴承性能退化曲线开始波动下降。随着早期退化的不断发展,在第601个样本处性能退化曲线出现波动上升,表明轴承进入中期退化阶段,轴承剥落区域会出现疲劳强度降低的现象,导致故障点逐渐磨平,所产生的故障冲击逐渐减小,性能退化指标出现升高,但很快轴承的故障点又出现劣化,性能退化曲线下降。由于“磨平—劣化”现象反复出现,退化程度加深,在第864个样本处进入轴承失效状态,性能退化曲线也出现了剧烈波动,直到第934个样本处试验结束。

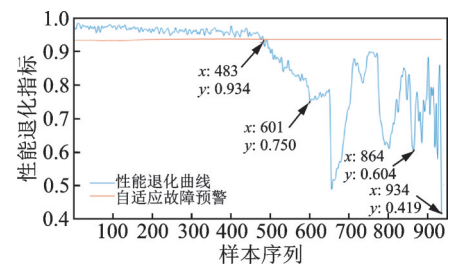


图10 轴承全寿命周期信号性能退化评估模型

Fig.10 Evaluation model of the bearing life cycle signal performance degradation

根据本研究的性能退化评估曲线,在第483个样本处出现早期故障,通过计算可以得到轴承的外圈故障频率为235.4 Hz。为验证其正确性,对第483个样本滤波后进行包络谱分析,其包络谱图如图11所示。可以看出,图中出现了与故障特征频率相接近的230.5 Hz及其倍频。考虑到系统误差,理论计算值与实际故障频率会出现一定的偏差,可以将230.5 Hz认为是轴承的外圈故障频率。

为证明第483个样本是试验轴承早期退化的开始,对第482个样本作滤波与包络谱分析,其包络谱图如图12所示。可以看出,第482个样本处未出现与退化特征频率相接近的频率成分,故推断第483个样本为早期退化故障出现的时刻,与性能退化评估模型所分析的结果一致,验证了小波包奇异谱熵与LVQ神经网络的性能退化评估方法的准确性。

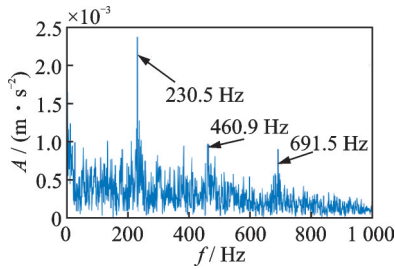


图 11 第 483 个样本的包络谱图  
Fig.11 Frequency plot for sample 483

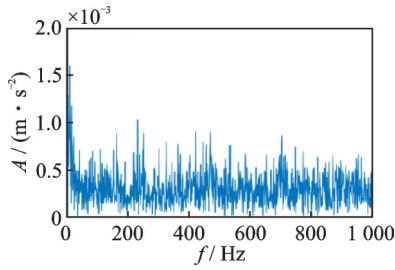


图 12 第 482 个样本的包络谱图  
Fig.12 Frequency plot for sample 482

### 4.3 对比分析

为了证明本研究性能退化评估方法相比其他方法的优越性,采用基于特征优选与模糊 C 均值聚类的方法作对比分析,其常用的评价指标有相关性、单调性及鲁棒性等。特征优选是在时域、频域中找到能很好反映退化过程的特征,可以全面反映各部件的运行状态。模糊 C 均值聚类算法是通过各个样本点到聚类中心距离的隶属度聚类的算法。因为轴承的退化属于模糊退化的过程,因此模糊 C 均值聚类算法能较好地处理轴承退化问题<sup>[23]</sup>。

#### 4.3.1 相关性指标

相关性指标是退化特征与时间之间关联程度的评价指标,其数学表达式为

$$\text{Corr}(X) = \frac{\left| n \sum_i x_i t_i - \sum_i x_i \sum_i t_i \right|}{\sqrt{\left[ n \sum_i x_i^2 - \left( \sum_i x_i \right)^2 \right] \left[ n \sum_i t_i^2 - \left( \sum_i t_i \right)^2 \right]}} \quad (16)$$

其中:  $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$  为退化特征;  $n$  为样本数。

#### 4.3.2 单调性指标

单调性指标用于描述性能退化与时间序列的一致性。单调性指标值越高,说明该特征在性能退化过程中单调性趋势越好。单调性指标定义为

$$\text{Mon}(X) = \frac{\left| \sum_i \varepsilon(x_i - x_{i-1}) - \sum_i \varepsilon(x_{i-1} - x_i) \right|}{n - 1} \quad (17)$$

其中:  $\varepsilon(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases}$  为单位阶跃函数。

#### 4.3.3 鲁棒性指标

鲁棒性指标是衡量退化特征抗干扰能力的指标。鲁棒性越好,性能退化评估建模过程的不确定性越小。鲁棒性指标定义为

$$\text{Rob}(X) = \frac{1}{n} \sum_i \exp\left(\frac{|x_i - \tilde{x}_i|}{x_i}\right) \quad (18)$$

其中:  $\tilde{X}=(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)$  为特征时间序列的趋势项。

综合分析相关性、单调性及鲁棒性等性能退化评价指标,通过多目标优化选取特征作为性能退化评估特征<sup>[24]</sup>。多目标优化函数  $W$  为

$$W = \omega_1 \text{Corr}(X) + \omega_2 \text{Mon}(X) + \omega_3 \text{Rob}(X) \quad (19)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \omega_i \geq 0 \\ \sum_i \omega_i = 1 \end{cases}$$

其中:  $\omega_i (i=1, 2, 3)$  为权值。

在轴承的性能退化评估中单调性权值更大<sup>[24]</sup>,将相关性、单调性和鲁棒性的权值分别设为  $\omega_1 = 0.2, \omega_2 = 0.5, \omega_3 = 0.3$ 。

根据式(16)~(18),将时域和频域特征记作特征 1~17,分别表示时域特征最大值、最小值、平均值、峰值、整流平均值、均方根值、方差、标准差、峭度、偏度、波形因子、峰值因子、脉冲因子、裕度因子、频域特征重心和频率、均方频率和频率方差。根据式(19)进行计算,不同特征的综合评价指标如表 1 所示。综合评价指标越高,该特征越能表现退化过程。

表 1 不同特征的综合评价指标

Tab.1 Comprehensive evaluation indexes of different features

特征编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
W 值	0.224 2	0.222 7	0.138 8	0.226 9	0.298 5	0.293 8	0.223 8	0.293 8	0.221 0
特征编号	10	11	12	13	14	15	16	17	
W 值	0.275 0	0.265 0	0.137 3	0.136 4	0.160 4	0.242 7	0.1743	0.295 7	

选择表1中综合评价指标值更高的整流平均值、均方根值、标准差、偏度、波形因子和频率方差6个特征作为特征向量,作为评估轴承A性能退化的特征,可以对轴承的健康状态进行评估。

由于不同的特征向量具有不同的量纲和量纲单位,直接输入模型中会影响性能退化评价结果,因此先对优选后的特征进行归一化。将归一化后的训练样本特征向量输入模型中,训练轴承A的模糊C均值聚类模型。将轴承A测试样本特征向量输入已经训练好的模糊C均值聚类模型中,得到轴承A的全寿命周期的性能退化曲线。计算自适应故障预警曲线以判断轴承性能状态。轴承A特征优选性能退化曲线如图13所示。

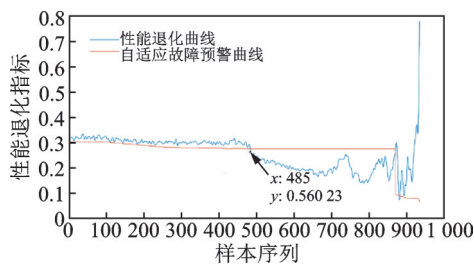


图13 轴承A特征优选性能退化曲线

Fig.13 Degradation curve of characteristic optimization performance of bearing A

由图13可知,特征优选与模糊C均值聚类算法相结合所得到的性能退化曲线虽然整体上也呈下降趋势,但在轴承严重退化阶段出现与实际情况不相符的性能退化指标急剧升高,无法对轴承A严重退化阶段进行正确的评估。轴承在正常状态下性能退化指标大都处于0.30~0.35之间,进入失效状态时性能退化指标处于0.25左右,正常状态指标过小,无法准确描述从正常状态到失效状态的过程。特征优选的性能退化曲线从485个样本处超过自适应故障预警曲线,对早期退化的敏感程度较低,对早期性能退化的判断稍有延期,不能及时评估轴承状态。通过对比分析,可以证明小波包奇异谱熵与LVQ神经网络的性能退化评估方法的优越性。

## 5 结论

1) 利用小波包分解法,计算频带的奇异谱熵作为特征向量,提取的特征能较好地反映不同的退化状态。

2) 利用LVQ神经网络聚类算法确定训练样本中正常状态和失效状态的聚类中心,建立性能退化

评估模型,将不同退化阶段的仿真实验和全寿命周期疲劳试验作为测试样本输入评估模型,通过隶属度函数计算隶属度作为性能退化评价指标,指标在区间 $[0, 1]$ 之间,可以对性能退化状态进行定量表征。

3) 基于时域指标和频域指标特征优选对本研究方法进一步对比验证,结果表明,本研究方法对早期退化更敏感,能及时发现早期退化且能对退化程度进行准确评估。

## 参 考 文 献

- [1] 熊嘉阳,沈志云.中国高速铁路的崛起和今后的发展[J].交通运输工程学报,2021,21(5):6-29.  
XIONG Jiayang, SHEN Zhiyun. The rise and future development of China's high-speed railway [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(5): 6-29. (in Chinese)
- [2] MANARIKKAL I, ELASHA F, MBA D. Diagnostics and prognostics of planetary gearbox using CWT, auto regression (AR) and K-means algorithm [J]. Applied Acoustics, 2021, 184: 108314.
- [3] PAN Y, HONG R, CHEN J, et al. Performance degradation assessment of a wind turbine gearbox based on multi-sensor data fusion [J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 137: 509-526.
- [4] 孙增寿,李晓鹏,韩培琰,等.基于小波包样本熵的连续梁桥损伤识别[J].振动、测试与诊断,2018,38(5):916-921.  
SUN Zengshou, LI Xiaopeng, HAN Peiyan, et al. Damage identification of continuous beam bridge based on wavelet packet sample entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(5): 916-921. (in Chinese)
- [5] LOUTAS 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.
- [6] 乔宁国.基于多传感器数据融合的高速列车传动系统故障诊断与健康状态预测[D].长春:吉林大学,2019.
- [7] CAMCI F, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N, et al. Feature evaluation for effective bearing prognostics [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2013, 29(4): 477-486.
- [8] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling



- element bearing prognostics [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2003, 17(3): 127-140.
- [9] HUANG R, XI L, LI X C, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, 21(1): 193-207.
- [10] 周建民,王发令,张臣臣等.基于特征优选和GA-SVM的滚动轴承智能评估方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(4): 227-234.  
ZHOU Jianmin, WANG Faling, ZHANG Chenchen, et al. Intelligent evaluation method of rolling bearing based on feature selection and GA-SVM [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 21, 40(4): 227-234. (in Chinese)
- [11] 刘朦月.基于振动信号的电机轴承故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [12] 谢锋云,刘慧,胡旺,等.基于自适应TQWT与小波包奇异谱熵的滚动轴承早期故障诊断[J]. *铁道科学与工程学报*, 2023, 20(2): 714-722.  
XIE Fengyun, LIU Hui, HU Wang, et al. Early fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive TQWT and wavelet packet singular Spectrum entropy [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2019, 20(2): 714-722.
- [13] 刘长良,武英杰,甄成刚.基于变分模式分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(13): 3358-3365.  
LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Fault diagnosis of rolling bearing based on variational mode decomposition and fuzzy C-means clustering [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(13): 3358-3365. (in Chinese)
- [14] JIANG H, CHEN Y, KONG L, et al. An LVQ clustering algorithm based on neighborhood granules [J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2022, 43 (5): 6109-6122.
- [15] NIKOLAOU N G, ANTONIADIS I A. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets [J]. *Ndt & E International*, 2002, 35(3): 197-205.
- [16] 罗建春,晁勤,罗洪,等.基于LVQ-GA-BP神经网络光伏电站出力短期预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2014, 42(13): 89-94.  
LUO Jianchun, ZHAO Qin, LUO Hong, et al. Short-term forecast of photovoltaic power plant output based on LVQ-GA-BP neural network [J]. *Power System Protection and Control*, 2014, 42 (13): 89-94. (in Chinese)
- [17] 黄瑾,梅雪,王晓,等.基于Relief-LVQ的脑功能网络分类[J]. *计算机工程与设计*, 2020, 41(3): 845-849.  
HUANG Jin, MEI Xue, WANG Xiao, et al. Classification of brain functional networks based on Relief-LVQ [J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41(3): 845-849. (in Chinese)
- [18] PAL N R, BEZDEK J C. On cluster validity for the fuzzy C-means model [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1995, 3(3): 370-379.
- [19] 成俊良.旋转机械故障特征提取及性能退化评估研究[D]. 南昌: 华东交通大学, 2018.
- [20] 江星星,宋秋昱,朱忠奎,等.基于收敛趋势变分模式分解的齿轮箱故障诊断方法[J]. *交通运输工程学报*, 2022, 22(1): 177-189.  
JIANG Xingxing, SONG Qiuyu, ZHU Zhongkui, et al. Gearbox fault diagnosis method based on convergent trend variational mode decomposition [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2022, 22(1): 177-189. (in Chinese)
- [21] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 289(4/5): 1066-1090.
- [22] 张遂强,郝伟,李志农.基于全信息技术的自适应报警方法研究[J]. *机械科学与技术*, 2006(12): 1499-1502.  
ZHANG Suiqiang, HAO Wei, LI Zhinong. Research on adaptive alarm method based on full information technology [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2006(12): 1499-1502. (in Chinese)
- [23] 周世波,唐基宏,熊振南.基于优化模糊C均值算法的锚泊船聚集特性[J]. *交通运输工程学报*, 2019, 19(6): 137-148.  
ZHOU Shibo, TANG Jihong, XIONG Zhennan. Aggregation characteristics of anchored ships based on optimal fuzzy C-means algorithm [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2019, 19(6): 137-148. (in Chinese)
- [24] ZHANG B, ZHANG L, XU J. Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings [J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2016, 32(2): 547-554.



**第一作者简介:**肖乾,男,1977年3月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为轨道车辆轮轨关系、轨道车辆运维装备研究与开发。曾发表《高速列车车轮磨耗型面特征提取及参数化描述方法研究》(《机械工程学报》2023年第59卷第143期)等论文。

E-mail: jxralph@foxmail.com