

# 基于改进变分模态分解和温振特征融合的高速列车齿轮箱轴承故障诊断方法<sup>\*</sup>

王连富<sup>1</sup> 王梓帆<sup>2</sup> 董俭雄<sup>2</sup> 田光荣<sup>3</sup>

(1. 中车长春轨道客车股份有限公司, 130062, 长春; 2. 西南交通大学牵引动力国家重点实验室, 610031, 成都;  
3. 中国铁道科学研究院集团有限公司机车车辆研究所, 100081, 北京)

**摘 要** [目的]我国现有的高速列车轴承故障监测和诊断多基于单一的温度或振动数据,单一的温度数据容易遗漏关键部件早期的故障信息,单一的振动数据较难对某些复杂耦合工况故障进行识别。因此,有必要结合温度与振动数据,研究温振特征融合的齿轮箱轴承故障诊断方法。[方法]为了确定VMD(变分模态分解)法的分解参数,引入加权峭度系数指标;结合LMD(局部均值分解)法和VMD法,提出一种新的处理轴承原始振动数据、提取故障特征的方法;基于改进的VMD法、LLE(局部线性嵌入)特征降维法和BP(反向传播)神经网络,提出一种温振特征融合的轴承故障诊断方法。以时域特征和温度特征作为输入,建立温振特征融合的轴承故障诊断模型。利用高速列车滚动轴承试验台,对国内某型高速动车组用齿轮箱轴承开展故障模拟试验,采集相关振动数据验证所提方法的有效性和可行性。[结果及结论]所提齿轮箱轴承故障诊断方法对齿轮箱轴承正常状态、外圈故障和滚动体故障的平均识别准确率均高于98%。

**关键词** 高速列车; 齿轮箱轴承; 变分模态分解

**中图分类号** U269.322

**DOI:**10.16037/j.1007-869x.2024.07.004

## Fault Diagnosis Method for High-speed Train Gearbox Bearing Based on Improved VMD and Temperature-vibration Feature Fusion

WANG Lianfu<sup>1</sup>, WANG Zifan<sup>2</sup>, DONG Jianxiong<sup>2</sup>, TIAN Guangrong<sup>3</sup>

(1. CRRC Changchun Railway Vehicles Co., Ltd., 130062, Changchun, China; 2. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, 610031, Chengdu, China; 3. Locomotive and Car Research Institute, China Academy of Railway Sciences Group Co., Ltd., 100081, Beijing, China)

**Abstract** [Objective] Existing methods for high-speed train gearbox bearing monitoring and diagnosis in China often rely solely on temperature or vibration data. Rely solely on a single temperature data point may result in missing early fault infor-

mation of key components, while only vibration data may struggle to support identification of faults under complex coupling conditions. Therefore, it is necessary to combine temperature and vibration data to develop a fault diagnosis method for gearbox bearings with temperature-vibration features. [Method] To determine the decomposition parameters of VMD (variational mode decomposition) method, a weighted kurtosis coefficient indicator is introduced. Combining LMD (local mean decomposition) and VMD methods, a new approach for processing raw vibration data and extracting fault features is proposed. Based on the improved VMD method, LLE (locally linear embedding) feature dimensionality reduction method, and BP (back-propagation) neural network, a method for temperature-vibration feature fusion in bearing fault diagnosis is proposed. Time-domain features and temperature features are used as inputs to establish the temperature-vibration feature fusion bearing fault diagnosis model. Using a high-speed train rolling bearing test bench, fault simulation tests are conducted on gearbox bearings of a certain type of high-speed EMU (electric multiple units) in China, and relevant vibration data are collected to validate the effectiveness and feasibility of proposed model. [Result & Conclusion] The proposed fault diagnosis method for gearbox bearings achieves an average identification accuracy of over 98% for normal state, outer ring fault, and rolling element fault.

**Key words** high-speed train; gearbox bearing; VMD

齿轮箱轴承是高速列车传动系统的重要组成部分,它的工作状态将直接影响整列列车的运行安全<sup>[1]</sup>。近年来,高速列车不断向高速、重载方向发展,列车运行环境变得更加恶劣。2017年,复兴号动车组的运行速度达到了350 km/h,打破了世界高铁最高运行速度纪录。随着列车运行速度的提高,列车系统部件的振动特性及各零部件之间的振动

<sup>\*</sup> 国家重点研发计划课题(2019YFB1405401);中国国家铁路集团有限公司科研计划课题(J2020J006)

传递均发生了较大的变化,振动频率范围大幅提升。在复杂的工作环境下,齿轮箱轴承易发生疲劳失效,严重影响列车的运行安全。而我国现有的高速列车轴承故障监测和诊断多基于单一的温度或振动数据,单一温度监测对故障变化的敏感度较差,容易遗漏关键部件早期的故障。此外,单一振动监测面对某些复杂耦合工况进行故障辨识较困难。因此,有必要结合温度数据与振动数据,研究一种温振特征融合的齿轮箱轴承故障诊断方法。

本文针对高速列车齿轮箱轴承的故障诊断问题,基于改进的 VMD(变分模态分解)法,提出一种轴承故障特征提取方法。同时,结合 BP(反向传播)神经网络,提出一种温振特征融合的轴承故障诊断方法。利用高速列车滚动轴承试验台,开展高速列车齿轮箱轴承故障模拟试验,并采集试验数据,以验证本文所提轴承故障诊断方法的有效性。本文研究可为高速列车齿轮箱轴承故障诊断方法研究提供一定的工程参考与借鉴。

## 1 VMD 法

### 1.1 VMD 法基本原理

2014 年,由美国学者 Dragomiretskiy 提出了 VMD 法,其是一种自适应非递归信号处理方法,旨在将输入信号分解为  $k$  个估计带宽之和最小的子信号,分解后的子信号在再现输入信号的同时,在频谱域中具有特定的带宽稀疏特性。约束变分问题可写为如下表达式<sup>[2]</sup>:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_k u_k = f(t)$$

式中:

- $k$ ——分解的模态数;
- $u_k$ —— $k$  个模态分量的集合;
- $\omega_k$ —— $k$  个模态分量的中心频率集合;
- $t$ ——时间;
- $u_k(t)$ —— $k$  个模态分量集合函数;
- $\delta(t)$ ——冲激函数;
- $f(t)$ ——原始信号。

为求解上述约束优化问题,Dragomiretskiy 通过引入二次惩罚因子  $\alpha$  和拉格朗日乘法算子  $\lambda$  将式(1)转化为无约束优化问题。修正后的具有增广拉格朗日函数  $L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda)$  的方程为<sup>[2]</sup>:

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

上述变分问题可通过 ADMM(交替方向乘子算法)求解,其中,  $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$  和  $\lambda$  的迭代优化表达式为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{g \neq k} \hat{u}_g(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau[\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (5)$$

式中:

- $n$ ——迭代次数;
- $\tau$ ——步长;
- $\omega$ ——中心频率;
- 上标“ $\wedge$ ”——傅里叶变换。

设  $\varepsilon$  为收敛误差,当满足如下条件时:

$$\sum_k \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (6)$$

结束迭代过程,生成  $k$  个本征模态函数分量  $C_{IMF}$ 。

### 1.2 参数设置对 VMD 效果的影响

对信号进行变分模态分解时,需预先设定  $k$ ,且  $k$  的取值对分解结果有较大的影响。对高速列车滚动轴承试验台的轴承外圈故障数据进行分析,所获得的轴承外圈故障数据时域图如图 1 所示。根据经验,设定  $k$  值为 3、4、5、6、7。不同  $k$  值下,各本征模态函数分量  $C_{IMF,o}$  对应的中心频率如表 1 所示。

由表 1 可知:当  $k$  为 3 时,各阶模态中心频率差距较大,说明分解不够充分,模态分量信息丢失;当  $k$  为 7 时,  $C_{IMF,2}$  和  $C_{IMF,3}$ 、 $C_{IMF,5}$  和  $C_{IMF,6}$  的中心频率较为接近。由此可知,  $k$  值设定过小时会造成欠分解,  $k$  值设定过大时会造成过分解,还会影响计算效率。因此,有必要寻找一种合理设定  $k$  值的方法,以提高分解效率和准确率。

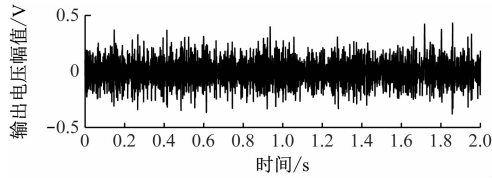


图1 轴承外圈故障数据时域图

Fig. 1 Time-domain diagram of bearing outer ring fault data

表1 不同  $k$  值下各本征模态函数分量对应的中心频率Tab. 1 Center frequency corresponding to each intrinsic modal function component under different  $k$  value settings

$k$	本征模态函数分量对应的中心频率/Hz						
	$C_{IMF,1}$	$C_{IMF,2}$	$C_{IMF,3}$	$C_{IMF,4}$	$C_{IMF,5}$	$C_{IMF,6}$	$C_{IMF,7}$
3	2 821	5 580	8 133	—	—	—	—
4	2 209	2 951	5 580	8 133	—	—	—
5	2 206	2 951	5 580	8 115	9 932	—	—
6	2 204	2 949	5 504	6 192	8 135	9 963	—
7	2 152	2 846	3 140	5 575	7 941	8 109	11 975

## 2 基于改进 VMD 与 BP 神经网络的轴承温振特征融合故障诊断方法

### 2.1 改进 VMD 法

VMD 在处理非线性和非平稳信号上有着较好的表现<sup>[3-4]</sup>,但分解前需预先设置  $k$ ,  $k$  的选择会极大地影响分解效率和分解效果。LMD (局域均值分解) 法可以自适应地确定模态个数,但在面对复杂耦合工况下的轴承振动信号时,该方法的分解能力有限。因此,本文结合 LMD 和 VMD 两种方法,提出一种基于改进 VMD 和 BP 神经网络的温振特征融合的轴承故障诊断方法。

利用 LMD 对采集到的轴承振动信号进行处理,可以得到一组纯调幅调频信号,而该原始信号又被分解成多个 PF (生产函数) 分量  $C_{PF}$ 。因此,如何筛选有效的  $C_{PF}$  来重构信号,对于优化 VMD 参数和改善故障诊断效果至关重要。

峭度是一种广泛应用于旋转件故障监测的无量纲指标,适用于监测振动信号中的脉冲信息。当轴承出现故障时,故障部位表面会与其他轴承元件发生周期性碰撞,产生周期性均匀脉冲,而脉冲冲击会改变时域信号的分布特性,这在峭度系数上的反映较为明显。但若仅依赖峭度指标作为判定依据,可能会丢失某些振幅大、分布不集中的冲击分量。

基于上述问题,本文提出一种加权峭度系数指标,结合峭度系数,以及分解后的  $C_{PF}$  与原始振动信号的相关性分析来选择敏感的  $C_{PF}$ ,进而确定 VMD 分解参数  $k$ 。

具体步骤为:

步骤 1 进行 LMD 以获得各阶  $C_{PF}$ 。

步骤 2 计算第  $j$  个 PF 分量  $C_{PF,j}$  与原始振动信号  $x$  之间的相关系数  $r_{i,x}$ ,则有:

$$r_{i,x} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(C_{PF,j,i} - \overline{C_{PF,j}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (C_{PF,j,i} - \overline{C_{PF,j}})^2}} \quad (7)$$

式中:

$x_i$ ——第  $i$  个原始振动信号值;

$\bar{x}$ ——原始振动信号均值;

$C_{PF,j,i}$ ——第  $i$  个  $C_{PF,j}$ ;

$\overline{C_{PF,j}}$ —— $C_{PF,j}$  的均值。

步骤 3 计算  $C_{PF,j}$  与原始振动信号  $x$  之间的峭度系数  $q_i$ ,则有:

$$q_i = \frac{\sum_j (C_{PF,j,i} - \overline{C_{PF,j}})^4}{(N-1)\sigma_{PF,j}^4} \quad (8)$$

式中:

$\sigma_{PF,j}$ —— $C_{PF,j}$  的标准差;

$N$ ——原始振动信号长度。

步骤 4 为了提取能反映故障信息的  $C_{PF}$ ,综合考虑峭度指标和相关系数的影响作用,构建加权峭度系数指标作为敏感  $C_{PF}$  的筛选准则。定义  $S_i$  为第  $i$  个  $C_{PF}$  的敏感系数,则有:

$$S_i = \frac{r_{i,x} q_i}{\sum_i r_{i,x} \sum_i q_i} \quad (9)$$

步骤 5 将这些敏感系数从大到小排序,筛选敏感  $C_{PF}$  重构信号。

步骤 6 将有用的  $C_{PF}$  个数设置为 VMD 模态参数  $k$ ,并用于重构信号;基于 VMD 分解重构后的信号,选择信息熵最小的子信号进行时域特征提取,并将其作为故障模式识别评价指标。

### 2.2 LLE (局部线性嵌入) 特征降维

提取多个特征信号能更全面、更准确地反映轴承的工作状态信息,但不同特征对故障发展趋势的敏感度有所不同,且特征维数过大会增加后续工作的计算负担,甚至造成“维数灾难”问题,所以需要使用合适的特征降维方法,以减少模型的计算量,

同时提高模型诊断速度与准确率。

LLE 是一种处理高维非线性数据的降维方法,降维后可以保持原高维空间邻域内样本间的线性关系,使得降维得到的低维数据特征以局部线性、全局非线性的特点保持原数据的拓扑结构<sup>[5]</sup>。基于此,本文使用 LLE 对高维轴承特征数据进行降维。

降维步骤为:

步骤 1 通过 LLE 为每个样本数据  $x_i$  找到其近邻下标集合  $Q_i$ , 计算基于  $Q_i$  中的样本点对  $x_i$  进行线性重构的系数  $w_{ij} (j \in Q_i)$ , 则有:

$$\begin{aligned} \min_{w_1, w_2, \dots, w_m} \sum_{i=1}^m \left\| x_i - \sum_{j \in Q_i} w_{ij} x_j \right\|_2^2 \quad (10) \\ \text{s. t. } \sum_{j \in Q_i} w_{ij} = 1 \end{aligned}$$

步骤 2 令  $c_{jk} = (x_i - x_j)^T (x_i - x_k)$ , 则可以获得  $w_{ij}$  闭式解:

$$w_{ij} = \frac{\sum_{j,k \in Q_i} c_{jk}^{-1}}{\sum_{l,s \in Q_i} c_{ls}^{-1}} \quad (11)$$

步骤 3 由 LLE 的特征可知,在低维空间  $w_{ij}$  不变,故原高维特征数据中各对应的低维空间坐标可通过下式求解:

$$\min_{z_1, z_2, \dots, z_m} \sum_{i=1}^m \left\| z_i - \sum_{j \in Q_i} w_{ij} z_j \right\|_2^2 \quad (12)$$

式中:

$z_i$ ——低维嵌入坐标。

步骤 4 令  $\mathbf{z} = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_m] \in \mathbf{R}^{d \times m}$ ,  $\mathbf{M} = (\mathbf{I} - \mathbf{W})^T (\mathbf{I} - \mathbf{W})$ , 可得:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{Z}} \text{tr}(\mathbf{Z}\mathbf{M}\mathbf{Z}^T) \\ \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T = \mathbf{I} \end{cases} \quad (13)$$

式中:

$\mathbf{I}$ ——单位矩阵;

$d$ ——数据维度;

$m$ ——样本个数;

$\text{tr}(\cdot)$ ——迹函数。

式(13)通过特征值分解可以得到,当  $\mathbf{M}$  最小时,  $d=3$ 。此时,这 3 个特征值对应的特征向量组成的矩阵,即为  $\mathbf{Z}^T$ , 至此得到了轴承高维特征降维后的三维振动特征数据集。

## 2.3 BP 神经网络

BP 神经网络由输入层、隐藏层及输出层三层构

成<sup>[6]</sup>, 是一个误差反向传导的过程,反向传播的基本思想为通过计算输出层与目标值之间的误差来调整网络参数,进而使误差变小。设定完学习率后,结合学习率与误差,BP 神经网络即可通过梯度下降算法更新神经网络隐藏层的神经元权重值。BP 神经网络结构示意图如图 2 所示,BP 神经网络学习过程示意图如图 3 所示。

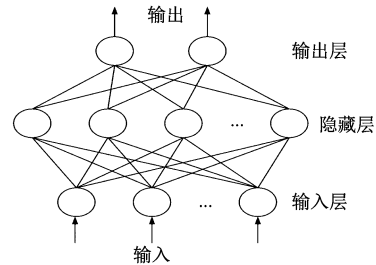


图 2 BP 神经网络结构示意图

Fig. 2 Diagram of BP neural network structure

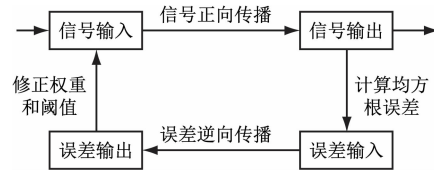


图 3 BP 神经网络学习过程示意图

Fig. 3 Diagram of BP neural network learning process

## 2.4 温振特征融合的齿轮箱轴承故障诊断流程

通过对齿轮箱轴承原始振动信号进行 LMD 可以获得各阶  $C_{PF}$ , 计算各阶分量的敏感系数, 选择合适的 VMD 模态参数  $k$  并重构信号; 然后, 再次分解重构信号, 并选择信息熵最小的  $C_{IMF}$ ; 提取峰值因子、波形因子、裕度指标作为振动特征, 提取试验中同步采集的轴承温度信号的温升率、最大下离群值、最大上离群值作为温度特征。将振动特征与温度特征结合组成 6 维特征参数, 通过 LLE 进行降维, 将最终得到的特征参数作为 BP 神经网络的输入样本进行训练与测试。基于改进 VMD 和 BP 神经网络的齿轮箱轴承故障诊断流程示意图如图 4 所示。

## 3 验证与分析

### 3.1 试验数据集来源

以高速列车滚动轴承试验台的齿轮箱轴承故障试验数据为例, 本文构建了 A、B、C 三个数据集, 数据集相关信息如表 2 所示。振动加速度传感器放置在轴承端盖处, 加速度传感器采样频率为 25 600



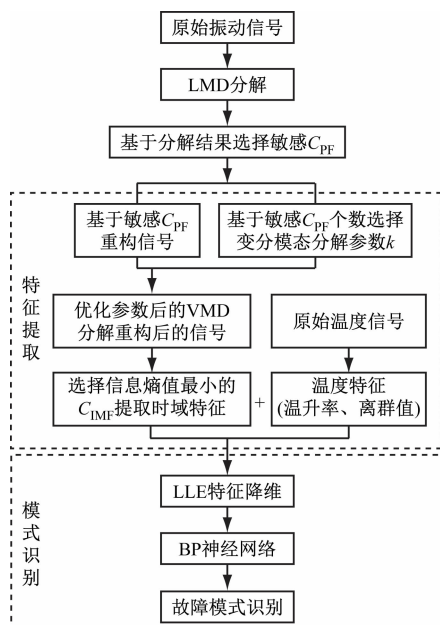


图4 基于改进VMD和BP神经网络的齿轮箱轴承故障诊断流程示意图

Fig. 4 Diagram of gearbox bearing fault diagnosis process based on improved VMD and BP neural networks

表2 数据集相关信息

Tab. 2 Relevant information of data sets

数据集	样本个数	轴承状态	分类标签
A	400	健康轴承	(1 0 0)
	400	外圈故障	(0 1 0)
	400	滚动体故障	(0 0 1)
B	400	健康轴承	(1 0 0)
	400	外圈故障	(0 1 0)
	400	滚动体故障	(0 0 1)
C	400	健康轴承	(1 0 0)
	400	外圈故障	(0 1 0)
	400	滚动体故障	(0 0 1)

Hz。数据集A、B、C所采集的垂向载荷分别为500 N、1 000 N、1 500 N，轴承转速分别为800 r/min、1 100 r/min、1 400 r/min。高速列车滚动轴承试验台照片如图5所示。

### 3.2 试验数据验证与分析

以数据集A为例进行数据分析，原始故障信号与采用VMD法优化后的故障信号对比如图6所示。由图6可知：原始故障振动信号包含大量噪声且冲击特征不明显，不利于直接用于特征提取并作为机器学习的训练样本；采用本文所提出的改进VMD方法处理原始振动信号后，噪声得到大幅抑



图5 高速列车滚动轴承试验台照片

Fig. 5 Photo of high-speed train rolling bearing test bench

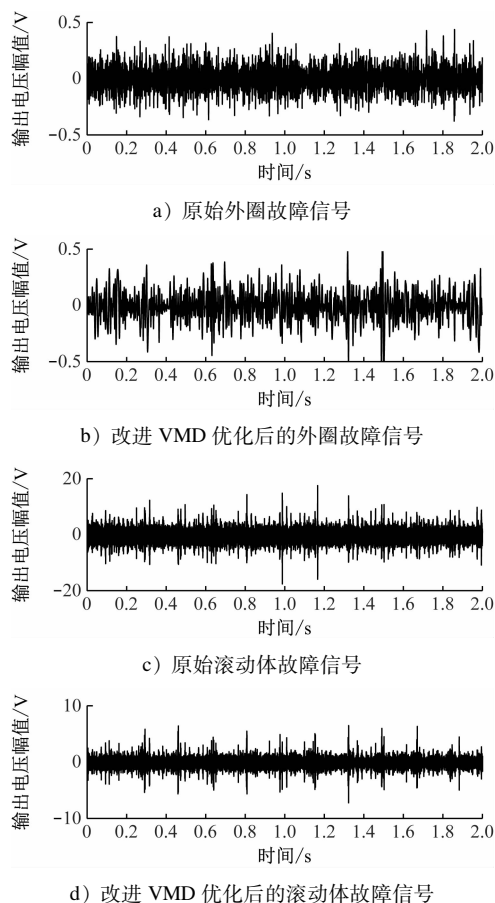


图6 原始故障信号与采用VMD法优化后的故障信号对比

Fig. 6 Comparison between original fault signals and fault signals after optimization using VMD method

制，故障冲击特征更为明显，更适用于特征提取。

为了对比分析本文所提的改进VMD法+BP神经网络(方法1)、VMD法+BP神经网络(方法2)、LMD法+BP神经网络(方法3)的平均识别准确率，将数据集A、B、C分别按照4:1的比例随机地划分训练集和测试集。为了提高测试结果的稳定性，每次试验均进行3次测试后再取平均值。采用不同计算方法时，轴承各状态的平均识别准确率如

表 3 所示。由表 3 可知:相比于方法 2 和方法 3,所提出的基于改进 VMD 和 BP 神经网络的温振特征融合齿轮箱轴承故障诊断方法准确率更高,在 3 个数据集上的平均识别准确率均达到了 98% 以上。

表 3 采用不同计算方法时轴承各状态的平均识别准确率  
Tab.3 Average identification accuracy rate of each bearing status using different calculation methods

方法	数据集	平均识别准确率/%		
		健康轴承	外圈故障	滚动体故障
方法 1	A	99.10	98.20	98.79
	B	98.70	97.19	98.20
	C	98.60	98.77	97.17
方法 2	A	94.20	88.41	84.04
	B	95.75	86.34	85.92
	C	93.55	85.68	84.27
方法 3	A	92.91	95.83	90.81
	B	93.44	95.29	91.32
	C	94.62	94.27	89.19

## 4 结语

本文针对高速列车齿轮箱轴承的故障诊断问题,提出一种基于改进 VMD 的轴承振动信号处理与故障特征提取方法,而后将改进的 VMD 与 LLE 特征降维方法和 BP 神经网络结合,建立了温振特征融合的齿轮箱轴承故障诊断模型,并利用高速列车滚动轴承试验台的齿轮箱轴承试验数据对所建立的模型进行了验证。试验结果表明,该模型对齿轮箱轴承故障的平均识别准确率均在 98% 以上,证明了所提方法的有效性和可行性。

## 参考文献

- [1] 于祥,高世萍,余进. 基于机器学习的动车组齿轮箱轴承故障诊断模型研究[J]. 铁道技术标准(中英文), 2021, 3(9):19.

(上接第 20 页)

- [3] 王宇,刘若晨,李广军. 基于改进遗传算法的神经网络转向架轴承故障诊断[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(12): 46.  
WANG Yu, LIU Ruochen, LI Guangjun. Fault diagnosis of bogie bearing based on neural network optimized by improved genetic algorithm[J]. Urban Mass Transit, 2020, 23(12): 46.
- [4] 张燕燕. 城市轨道交通系统牵引及车站能耗研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2009.  
ZHANG Yanyan. Study on the power consumption of traction and station of urban rail transit[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2009.

- YU Xiang, GAO Shiping, YU Jin. Research on machine learning based fault diagnosis modeling of gearbox bearings in high-speed trains[J]. Railway Technical Standard (Chinese & English), 2021, 3(9): 19.
- [2] 方绵绵. 基于变分模态分解的风电齿轮箱轴承故障诊断方法[J]. 工程与试验, 2021, 61(1): 4.  
FANG Mianmian. Fault diagnosis method for wind turbine gearbox bearing based on variational mode decomposition[J]. Engineering & Test, 2021, 61(1): 4.
- [3] 陈剑,黄凯旋,吕伍佯,等. 基于 VMD 和卷积神经网络的变工况轴承故障诊断方法[J]. 计量学报, 2021, 42(7): 892.  
CHEN Jian, HUANG Kaixuan, LYU Wuyang, et al. Bearing fault diagnosis method based on VMD and convolutional neural network under varying operation conditions[J]. Acta Metrologica Sinica, 2021, 42(7): 892.
- [4] 许子非,缪维跑,李春,等. 基于变分模态分解与卷积神经网络的轴承故障诊断[J]. 热能动力工程, 2021, 36(3): 55.  
XU Zifei, MIAO Weipao, LI Chun, et al. Fault diagnosis of bearings based on variational mode decomposition and convolutional neural network[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(3): 55.
- [5] 石坤举. 基于 LLE 算法的转子系统故障特征数据集降维方法研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2013.  
SHI Kunju. The research on LLE data set dimensionality reduction method in rotor system failure[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2013.
- [6] 陈良,贾春鹏,杨安元. 基于小波-BP 神经网络的发动机轴承故障诊断[J]. 中国新技术新产品, 2018(2): 1.  
CHEN Liang, JIA Chunpeng, YANG Anyuan. Fault diagnosis of engine bearing based on wavelet-BP neural network[J]. New Technology & New Products of China, 2018(2): 1.

· 收稿日期:2022-01-07 修回日期:2022-05-31 出版日期:2024-07-10  
Received:2022-01-07 Revised:2022-05-31 Published:2024-07-10

· 第一作者:王连富,工程师,1105972517@qq.com  
通信作者:王梓帆,硕士研究生,1209315092@qq.com

· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

sity, 2009.

· 收稿日期:2022-05-23 修回日期:2022-06-15 出版日期:2024-07-10  
Received:2022-05-23 Revised:2022-06-15 Published:2024-07-10

· 第一作者:张军,高级工程师,417903262@qq.com  
通信作者:陈欢,高级工程师,804688467@qq.com

· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license