

# 基于改进SAE(堆叠自编码器)与温振融合的高速列车轴箱轴承轻微故障诊断方法<sup>\*</sup>

徐 潇 宋冬利 王梓帆

(西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室, 610031, 成都)

**摘 要** [目的] 高速列车轴箱轴承服役环境复杂多变, 其单源信号对微弱故障的诊断精度不足。为了提高轴箱轴承早期微弱故障的诊断精度, 有必要结合轴承温度、振动多源故障信息, 研究一种温振特征融合驱动的高速列车轴箱轴承轻微故障诊断方法。[方法] 首先, 设计了一种AE(自编码器)驱动的轴承温度特征提取方法, 以获取轴承异常温度特征, 并采用EMD(经验模态分解)方法对振动信号进行处理, 以获取有效振动IMF(本征模态函数)分量的统计特征。然后, 通过优化基于SAE(堆叠自编码器)的降维算法, 提出了一种温振特征有效融合方法, 以实现温度特征与振动特征的非线性融合与降维。最终, 结合BP(反向传播)神经网络, 建立了基于温振特征融合的轴箱轴承轻微故障诊断模型。并利用高速列车滚动轴承试验台采集的数据对模型进行验证。[结果及结论] 相较于基于单源信号特征的故障诊断方法, 基于温振特征融合的诊断方法具有更高的故障诊断精度, 平均诊断准确率可达到99%以上。相较于采用PCA(主成分分析)温振模型, 采用所提的温振融合轴承诊断模型更准确有效。

**关键词** 高速列车; 轴箱轴承; 轻微故障诊断; 特征提取; 温振融合; 自编码器

**中图分类号** U270.331<sup>+</sup>2

**DOI**:10.16037/j.1007-869x.2025.04.041

## Diagnosis Method for High-Speed Train Axle Box Bearing Slight Faults Based on Improved SAE and Temperature-Vibration Fusion

XU Xiao, SONG Dongli, WANG Zifan

(State Key Laboratory of Rail Transit Vehicle System, Southwest Jiaotong University, 610031, Chengdu, China)

**Abstract** [Objective] The operating environment of axle box bearings in high-speed train is complex and changeable, and the diagnostic accuracy of single-source signals for weak faults is insufficient. To improve the diagnostic accuracy of early weak fault of axle box bearing, it is necessary to study a diagnosis method for high-speed train axle box bearing slight

fault driven by temperature-vibration feature fusion, in combination with the multi-source fault information of bearing temperature and vibration. [Method] First, an AE (auto encoder) driven bearing temperature feature extraction method is designed to obtain the abnormal bearing temperature features, and EMD (empirical modal decomposition) method is used to process the vibration signal, so as to obtain the statistical features of the effective vibration IMF (intrinsic modal function). Then, by optimizing the dimensionality reduction algorithm based on SAE (stacked auto encoder), an effective fusion method of temperature-vibration features is proposed to achieve nonlinear fusion and dimensionality reduction of temperature and vibration features. Finally, combined with BP (back propagation) neural network, a slight fault diagnosis model for axle box bearing based on temperature-vibration feature fusion is established. And the model is validated by the test data collected from the high-speed train rolling bearing test bench. [Result & Conclusion] Compared with single-source feature-driven fault diagnosis method, the fault diagnosis accuracy of the diagnosis method based on temperature-vibration feature fusion is higher, with an average diagnosis accuracy rate of over 99%. Compared with the PCA (principal component analysis) temperature-vibration model, the proposed temperature-vibration fusion bearing diagnosis model is more accurate and effective.

**Key words** high-speed train; axle box bearing; slight fault diagnosis; feature extraction; temperature-vibration fusion; AE

轴箱轴承是高速列车转向架的关键零部件, 其性能直接影响着列车运行的安全平稳<sup>[1]</sup>。由于其常处于恶劣的工作环境和高负荷的工作状态, 因此轴箱轴承为动车组最脆弱的零部件之一。为了保证高速列车的安全运行, 研究有效的轴箱轴承故障诊断方法尤为重要<sup>[2-3]</sup>。目前, 高速列车轴箱轴承部位都加装了温度传感器, 部分车组的轴箱轴承部位配备了振动传感器。现有轴箱轴承故障诊断方

<sup>\*</sup> 国家重点研发计划课题(2021YFB3400704); 国家自然科学基金项目(P110520G02004)

法大多基于温度或振动的单源信号展开。然而,单源信号易受到噪声干扰,而且不同物理信号对不同故障类型的灵敏度不同,因此单源信号驱动的轴承故障诊断方法对微弱故障的诊断结果不尽如人意。为了提高轴箱轴承早期微弱故障的诊断精度,有必要结合轴承温度、振动多源故障信息,研究一种温振特征融合驱动的高速列车轴箱轴承轻微故障诊断方法。

## 1 编码器与经验模态分解

本文采用 AE(自编码器)和 SAE(堆叠自编码器)来表征温度信息、温振融合信息,并采用 EMD(经验模态分解)处理振动信号。

### 1.1 AE 与 SAE

AE 是一种无监督学习神经网络<sup>[4]</sup>,包括编码器与解码器两个部分,其结构如图 1 所示。编码器由输入层和隐藏层组成,通过非线性变换从输入向量  $x_n$  中提取潜在特征  $h_n (n=1,2,\dots,N)$ :

$$x_n = g_1(W_1 h_n + b_1) \quad (1)$$

式中:

$W_1$ ——编码器中内积运算的权值系数矩阵;

$b_1$ ——编码器中内积运算的偏置系数向量;

$g_1(\cdot)$ ——编码器激活函数。

解码器由隐藏层和输出层组成,基于所提特征进行映射,形成与输入向量近似的输出值  $\hat{x}_n$ :

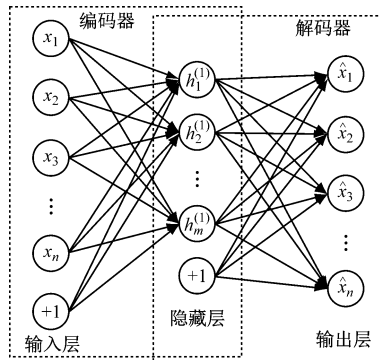
$$\hat{x}_n = g_2(W_2 h_n + b_2) \quad (2)$$

式中:

$W_2$ ——解码器中内积运算的权值系数矩阵;

$b_2$ ——解码器中内积运算的偏置系数向量;

$g_2(\cdot)$ ——解码器激活函数。



注:  $h_m^{(1)}$  表示隐藏层第 1 层的第  $m$  个隐藏单元。

图 1 AE 结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of AE structure

为了使重构数据逼近输入数据,AE 以最小平

均损失为目标更新各层权值,具体公式为:

$$\{W_{1*}, b_{1*}, W_{2*}, b_{2*}\} = \arg \min_{\{W_1, b_1, W_2, b_2\}} \left[ \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N J(x_n, \hat{x}_n) \right] \quad (3)$$

式中:

$N$ ——样本总数;

$J(\cdot)$ ——损失函数,常用均方误差表示;

$\{W_{1*}, b_{1*}, W_{2*}, b_{2*}\}$ ——集合  $\{W_1, b_1, W_2, b_2\}$  权值更新后的新集合。

SAE 由多个 AE 堆叠组成。第一个 AE 完成训练后,将所得特征输入第二个 AE;第二个 AE 完成训练后,将所得特征输入第三个 AE;如此类推,直至所有的 AE 完成训练,从而实现由浅层至深层的特征提取。

### 1.2 EMD

EMD 是一种非线性非平稳信号时频处理方法<sup>[5]</sup>,其根据信号固有的时域尺度特征,将信号分解为一系列 IMF(本征模态函数)和残余项,具有良好的自适应性。EMD 处理过程如下:

步骤 1 寻找随时间  $t$  变化的信号  $y(t)$  的所有极值点,基于此采用三次样条插值拟合上包络线  $U(t)$  和下包络线  $L(t)$ 。

步骤 2 计算上下包络线的均值  $m(t)$ ,令信号  $y(t)$  减去  $m(t)$ ,得到新的数据序列  $h(t)$ 。

步骤 3 检验  $h(t)$  是否为 IMF:若是,则取  $h(t)$  为第一个 IMF,记作  $c_1(t)$ ;否则,以  $h(t)$  为输入信号;重复步骤 1—步骤 3,直至得到 IMF 为止。

步骤 4 令  $y(t)$  减去  $h(t)$ ,得到残差  $r_1(t)$ 。

步骤 5 将  $r_1(t)$  作为新的输入信号,重复步骤 1—步骤 4,直至残差变成单调函数。

最终经过 EMD 分解的信号  $x(t)$  可以表示为:

$$y(t) = \sum_{m=1}^M c_m(t) + r_M(t) \quad (4)$$

式中:

$c_m(t)$ ——第  $m$  个 IMF,  $m=1,2,\dots,M$ ;

$M$ ——分解的 IMF 数量;

$r_M(t)$ ——分解  $M$  项 IMF 后的残余项,代表信号的平均趋势。

## 2 温振特征融合的轴承故障诊断模型

### 2.1 AE 驱动的温度特征提取

温度信号常用于轴承状态监测。一旦服役轴承出现严重的机械损伤或润滑不良就可能会导致

轴承温度异常。由于温度信号对故障变化的敏感度较差,因此轴承温度异常在试验中较少发生,研究人员往往只掌握轴承正常温度数据。

为了充分挖掘轴承的温度信号包含的信息,本文引入 AE 间接提取轴箱轴承温度特征。首先,选取正常轴箱轴承的温度数据,基于 AE 模型训练正常轴承温度信号的重构模型;然后,将其它故障模式的轴承温度信号输入该模型进行重构,并量化输入信号与重构信号之间的偏差,作为评估被测轴承的健康状态的温度特征。基于 AE 的温度特征提取过程如图 2 所示。

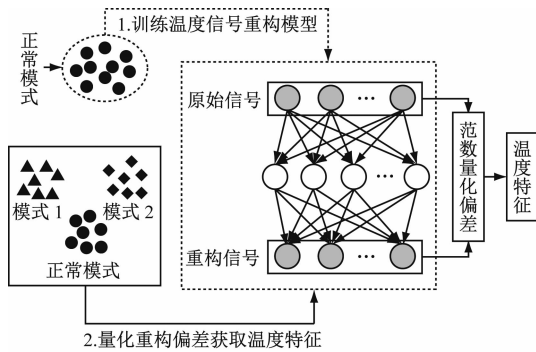


图2 基于 AE 的温度特征提取过程

Fig. 2 Process of temperature feature extraction based on AE

本文使用范数量化重构偏差,常用的范数为 2-范数、无穷范数,计算式为<sup>[6]</sup>:

$$T_{2\text{-norm}} = \|\mathbf{x}_{\text{temp}} - \hat{\mathbf{x}}_{\text{temp}}\|_2 = \sqrt{\sum_{s=1}^{l_{\text{temp}}} (x_{\text{temp},s} - \hat{x}_{\text{temp},s})^2} \quad (5)$$

$$T_{\infty\text{-norm}} = \|\mathbf{x}_{\text{temp}} - \hat{\mathbf{x}}_{\text{temp}}\|_{\infty} = \max_{1 \leq s \leq l_0} |x_{\text{temp},s} - \hat{x}_{\text{temp},s}| \quad (6)$$

式中:

$T_{2\text{-norm}}$ ——2-范数;

$T_{\infty\text{-norm}}$ ——无穷范数;

$\mathbf{x}_{\text{temp}}$ ——由输入的温度信号构成的列向量;

$\hat{\mathbf{x}}_{\text{temp}}$ ——由重构的温度信号构成的列向量;

$x_{\text{temp},s}$ ——输入信号的第  $s$  个值;

$\hat{x}_{\text{temp},s}$ ——重构信号的第  $s$  个值;

$l_{\text{temp}}$ ——温度信号的长度。

## 2.2 基于 EMD 的振动特征提取

振动信号进行 EMD 处理后会得到多个 IMF 分量。此时选取有效的 IMF 分量来重构信号至关重要。峭度是一种反映振动信号分布特性的指标<sup>[7]</sup>,当轴承存在故障时,故障部位表面与其他元件发生碰撞产生的周期性均匀脉冲冲击会改变时域信号

的分布特性,在峭度系数上的反映较明显。因此,本文以峭度指标作为判定依据,选取峭度系数大于平均值的 IMF 分量重构信号,进一步提取重构信号的均值、方差、峰值等常见的 13 种时域特征,以及重心频率、均方频率等 5 个频域特征评估轴承健康状态。以  $\Delta$  为采样周期,设振动信号的第  $i$  个时序数据为  $y_i (i=1,2,\dots,N)$ ,则振动信号的时域特征及频域特征参数如表 1 所示。

## 2.3 优化的 SAE 降维算法

数据降维即降低数据维度。当 AE 模型中隐藏层神经元个数小于输入数据维度时即可实现数据降维。有效的数据降维旨在保留大多数信息的前提下将高维数据转化为低维数据。如何确定合适的网络结构以实现有效降维是 AE 降维的关键所在。目前神经网络结构没有特定的计算公式<sup>[8]</sup>。对此,本文提出了一种适用于数据降维的 SAE 网络结构优化算法。

AE 模型的平均损失是反映潜在特征重构能力的指标,平均损失越小,重构能力越强,也意味着潜在特征包含的原始信息越多,因此本文选择模型的平均损失衡量潜在特征承载原始信息量。设输入数据的维度为  $L$ ,即  $\mathbf{x}_n = [x_{n1} \dots x_{nl} \dots x_{nL}]^T$ ,其中  $x_{nl}$  为输入向量  $\mathbf{x}_n$  中的第  $l$  个值 ( $l=1,2,\dots,L$ ),损失函数选取均方误差,则 AE 模型的平均损失  $J_{\text{mean}}$  的计算公式为<sup>[9]</sup>:

$$J_{\text{mean}} = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^L (x_{nl} - \hat{x}_{nl})^2 \quad (7)$$

在理想情况下,随着 AE 隐藏层神经元个数的增加,即潜在特征维度的增加,潜在特征承载的原始信息量会越来越多,模型的平均损失越来越小。若输入数据中存在冗余,则平均损失会先快速下降,在到达某个临界点后缓慢减小,且该临界点对应的隐藏层神经元个数  $l_0$  小于输入数据维度  $l$ ,如图 3 所示,此时  $l_0$  即为 AE 实现有效降维的最佳低维数据维度。

为了自适应地获取最佳低维数据维度,可通过设置合适的阈值  $k$ ,自动寻求满足以下约束条件的解  $l_0$ :

$$\frac{J_{\text{mean},l_0+1}}{J_{\text{mean},l_0}} \leq k \text{ 且 } \frac{J_{\text{mean},l_0}}{J_{\text{mean},l_0-1}} > k \quad (8)$$

式中:

$J_{\text{mean},j}$ —— $j$  个隐藏层神经元对应的模型平均损失,  $j=1,2,\dots,l_0$ 。

表 1 振动信号的特征

Tab.1 Features of vibration signals

特征	表达式	特征	表达式
均值 $\bar{y}$	$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N y_i$	方差 $Y_{\text{var}}$	$Y_{\text{var}} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$
峰值 $Y_{\text{max}}$	$Y_{\text{max}} = \max_{i=1,2,\dots,N} y_i$	波形因子 $Y_s$	$Y_s = \frac{Y_{\text{rms}}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N  y_i }$
最小值 $Y_{\text{min}}$	$Y_{\text{min}} = \min_{i=1,2,\dots,N} y_i$	峰-峰值 $Y_{\text{ptp}}$	$Y_{\text{ptp}} = Y_{\text{max}} - Y_{\text{min}}$
峭度系数 $Y_{\text{ku}}$	$Y_{\text{ku}} = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^4}{(n-1) Y_{\text{var}}^2}$	偏度系数 $Y_{\text{sk}}$	$Y_{\text{sk}} = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^3}{(n-1) Y_{\text{var}}^{3/2}}$
均方根 $Y_{\text{rms}}$	$Y_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N y_i^2}$	峰值因子 $Y_c$	$Y_c = \frac{Y_{\text{max}}}{Y_{\text{rms}}}$
脉冲因子 $Y_{\text{im}}$	$Y_{\text{im}} = \frac{Y_{\text{max}}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N  y_i }$	方根幅值 $Y_r$	$Y_r = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \sqrt{ y_i } \right)^2$
裕度因子 $Y_{\text{cl}}$	$Y_{\text{cl}} = \frac{Y_{\text{max}}}{Y_r}$	重心频率 $Y_{\text{fc}}$	$Y_{\text{fc}} = \frac{\sum_{i=2}^N [y_i (y_i - y_{i-1}) / \Delta]}{2\pi \sum_{i=1}^N y_i^2}$
均方频率 $Y_{\text{msf}}$	$Y_{\text{msf}} = \frac{\sum_{i=2}^N [(y_i - y_{i-1}) / \Delta]^2}{4\pi^2 \sum_{i=1}^N y_i^2}$	均方根频率 $Y_{\text{rmsf}}$	$Y_{\text{rmsf}} = \sqrt{Y_{\text{msf}}}$
频率方差 $Y_{\text{vf}}$	$Y_{\text{vf}} = Y_{\text{msf}} - Y_{\text{fc}}^2$	频率标准差 $Y_{\text{rvf}}$	$Y_{\text{rvf}} = \sqrt{Y_{\text{vf}}}$

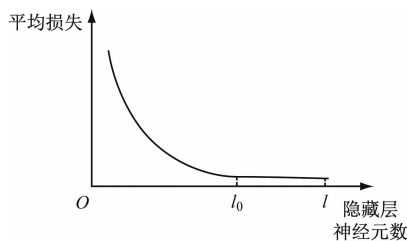


图 3 隐藏层神经元数与平均损失的关系

Fig.3 Relationship between number of hidden layer neurons and average loss

上述方法可获得能够有效降维的 AE 结构。SAE 由多个 AE 堆叠而成,可根据上述方法逐一确定每个 AE 的结构,直至最后一个 AE 所得低维数据无冗余。具体步骤如下:

步骤 1) 设置阈值  $k$ ,将原始数据集  $\{x_n\}$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) 作为第一个 AE 的输入。

步骤 2) 令 AE 中隐藏层神经元个数遍历不超过输入数据维度  $l$  的所有数,计算各隐藏层神经元个数对应的平均损失  $J_{\text{mean},j}, j = 1, 2, \dots, l$ 。

步骤 3) 求解式(8),若无解,则输入数据无冗余,运行终止,若有解  $l_0$ ,则转至步骤 4)。

步骤 4)  $l_0$  为当前 AE 的最佳隐藏层神经元数,得到降维数据,并将其作为下一个 AE 的输入;

重复步骤 2) 一步骤 3),直至运行终止。

## 2.4 温振特征融合的轴承故障诊断模型

温振特征融合的高速列车轴箱轴承故障诊断模型(以下简称“温振融合轴承诊断模型”)如图 4 所示。该模型的输入包含温度通道和振动通道。温度通道的输入数据为最大温升率、2-范数、无穷范数这 3 个温度特征,以及温度原始数据;振动通道的输入数据为基于 EMD 提取的 18 个振动特征参数(详见表 1)。为了防止输入信息存在冗余,该模型采用 SAE 对温度特征与振动特征进行非线性融合

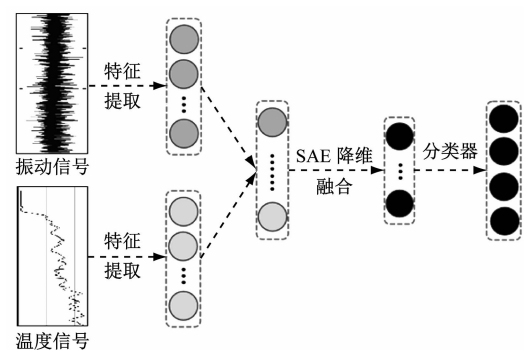


图 4 温振融合轴承诊断模型示意图

Fig.4 Schematic diagram of the temperature-vibration fusion bearing diagnosis model



与降维,得到温振融合特征,最终结合 BP(反向传播)神经网络,实现对轴承故障模式的识别。

### 3 试验验证与结果分析

为了验证温振融合轴承诊断模型的可行性和有效性,本研究利用高速列车轴箱轴承试验台采集的轴承振动加速度信号和温度信号进行试验验证。

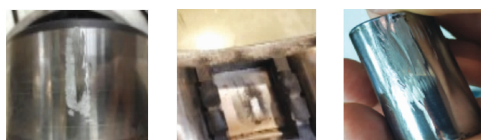
#### 3.1 试验台与数据集

高速列车轴箱轴承试验台如图 5 所示。在试验中,温度传感器和振动加速度传感器均安装在轴承端盖处,采样频率依次为 1 Hz 及 25.6 kHz。试件轴承为我国某型动车组轴箱轴承(SKF 品牌双列圆柱滚子轴承)。试件轴承的试验工况包括内圈轻微故障、外圈轻微故障、滚动体轻微故障及正常轴承(无故障)4 种。为了获取不同试验工况下的轴承温度信号及振动信号,须对无损轴承试件进行加工:磨损深度约为 0.5 mm;内圈轻微故障工况下,试件轴承磨损尺寸约为 10 mm(长)×40 mm(宽);外圈轻微故障工况与滚动体轻微故障工况下,试件轴承磨损尺寸约为 10 mm(长)×30 mm(宽)。不同工况的试验轴承如图 6 所示。



图 5 高速列车轴箱轴承试验台

Fig. 5 High speed train axle box bearing test bench



a) 内圈故障 b) 外圈故障 c) 滚动体故障

图 6 不同工况的试验轴承

Fig. 6 Test bearings under different working conditions

根据试验采集的数据,选取时长为 3 s 的温度信号及振动信号作为 1 个样本,构建了 A、B 两个数据集,如表 2 所示。在数据集 A、数据集 B 的数据采集工况中,垂向载荷分别为 1 000 kg、500 kg,转速分别为 800 r/min、1 400 r/min,振动台频率均为 10 Hz。

表 2 数据集的相关信息

Tab. 2 Relevant information of data sets

数据集	试验工况	样本个数	分类标签
A	正常轴承	400	(1 0 0 0)
	内圈轻微故障	400	(0 1 0 0)
	滚动体轻微故障	400	(0 0 1 0)
	外圈轻微故障	400	(0 0 0 1)
B	正常轴承	400	(1 0 0 0)
	内圈轻微故障	400	(0 1 0 0)
	滚动体轻微故障	400	(0 0 1 0)
	外圈轻微故障	400	(0 0 0 1)

注:分类标签为 one-hot 形式,其中 0、1 仅用于区分类型,无明确含义。

#### 3.2 温度范数特征提取与诊断准确率

按照 7:3 的比例,随机无交集地分别将数据集 A 与数据集 B 中正常轴承的温度数据划分为训练集和测试集,其中训练集用于正常轴承温度信号重构模型的训练,测试集用于模型的验证。在重构模型训练过程中,设置迭代次数为 1 000,学习率为 0.001,激活函数为 tansig,隐藏层神经元个数为 4。将内圈轻微故障、滚动体轻微故障及外圈轻微故障对应的温度数据依次输入正常的温度信号重构模型,计算 2-范数及无穷范数特征值。同时,计算最高温升率,并结合温度原始数据,形成 6 维温度特征。

为了验证温度 2-范数与无穷范数的有效性,分别将含 2-范数及无穷范数的温度特征,以及不含 2-范数及无穷范数的温度特征作为 BP 神经网络的输入,进行 10 次重复试验,计算诊断准确率的均值。数据集 A 的诊断准确率如图 7 所示。

由图 7 可见:在判断轴承是否故障的试验中,随着诊断网络中隐藏层神经元数的增加,含范数特征的诊断准确率呈现出逐渐上升的趋势,当神经元数大于 9 时,具有显著的优势;在诊断轴承故障部件的试验中,含范数特征的诊断模型在各神经元数均具有更高的准确率。

#### 3.3 诊断方法的有效性验证

为了验证温振融合轴承诊断模型的有效性,选择仅使用温度特征的单通道诊断模型(以下简称“温度模型”)、仅使用振动特征的单通道诊断模型(以下简称“振动模型”)、采用 PCA(主成分分析)降维的温振融合轴承诊断模型(以下简称“PCA 温振模型”),均结合 BP 神经网络进行试验,并与本文

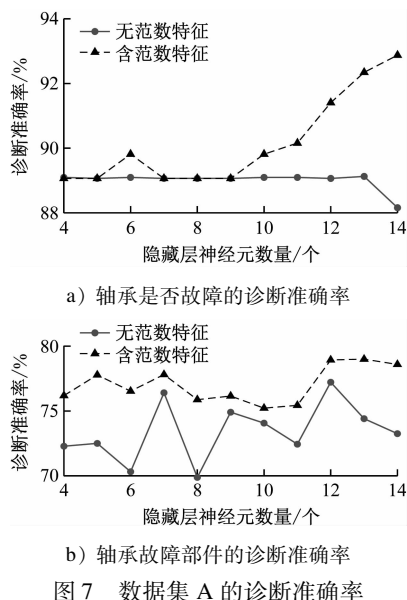


Fig. 7 Diagnostic accuracy of data set A

所提出的温振融合轴承诊断模型对比试验结果。每种模型均进行10次试验,并计算诊断准确率的平均值。各模型的诊断准确率平均值如图8所示。各模型在不同试验工况下的诊断准确率平均值如表3所示。

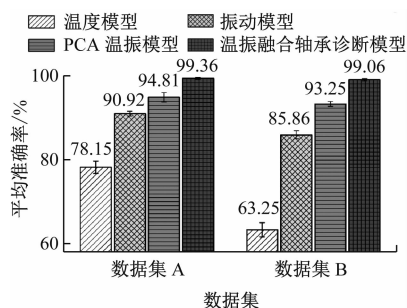


Fig. 8 Average diagnostic accuracy of each model

表3 各模型在不同试验工况下的诊断准确率平均值

Tab. 3 Average diagnostic accuracy of each model under different experimental conditions

模型	数据集	不同试验工况下的诊断准确率平均值/%			
		正常轴承	内圈 轻微故障	滚动体 轻微故障	外圈 轻微故障
温度模型	A	98.75	53.33	60.50	100.00
	B	95.50	34.42	28.17	63.25
振动模型	A	73.33	88.57	100.00	100.00
	B	43.14	90.14	98.57	94.57
PCA 温振 模型	A	99.42	79.83	100.00	100.00
	B	99.25	88.00	85.75	100.00
温振融合轴 承诊断模型	A	99.83	97.58	100.00	100.00
	B	99.83	96.42	100.00	100.00

由图8可知,所提温振融合轴承诊断模型的诊断准确率最高,可达99%以上,且诊断结果的方差最小。由表3可见,相较其他模型,温振融合轴承诊断模型在数据集A及数据集B中不同试验工况下的诊断准确率最高,均达96%以上。这验证了所提温振融合轴承诊断模型的有效性。

## 4 结语

本文针对高速列车转向架轴箱轴承的轻微故障,提出了一种温振特征融合驱动的轴承故障诊断方法。由AE驱动获取轴承温度特征,将所得温度特征联合基于EMD提取的振动特征输入SAE模型,通过优化SAE降维算法,实现温振故障信息的充分融合和有效降维,进而结合BP神经网络,完成轴箱轴承轻微故障识别。利用高速列车轴箱轴承试验数据对所建模型进行试验验证。

试验结果表明:基于AE获取的轴承温度范数特征承载了有效的温度故障信息,可提高基于温度特征的轴承故障诊断准确率;相较于单源信号驱动的故障诊断及PCA特征融合故障诊断方法,本文提出的方法在试验数据集上具有更高的诊断准确率,对实际高速列车轴箱轴承故障诊断问题具有一定的参考意义。

## 参考文献

- [1] 陈丙炎,谷丰收,张卫华,等.基于多带加权包络谱的轴箱轴承故障诊断[J].西南交通大学学报,2024,59(1):201.  
CHEN Bingyan, GU Fengshou, ZHANG Weihua, et al. Axle-box bearing fault diagnosis based on multiband weighted envelope spectrum[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2024, 59(1): 201.
- [2] 张青松,张兵,秦怡.基于改进VMD和APSO-SVM的高速列车轴承故障诊断[J].机车电传动,2022(1):31.  
ZHANG Qingsong, ZHANG Bing, QIN Yi. Bearing fault diagnosis for high-speed train based on improved VMD and APSO-SVM[J]. Electric Drive for Locomotives, 2022(1): 31.
- [3] YAN G, CHEN J, BAI Y, et al. A survey on fault diagnosis approaches for rolling bearings of railway vehicles[J]. Processes, 2022, 10(4): 724.
- [4] CHEN Z, LI W. Multisensor feature fusion for bearing fault diagnosis using sparse autoencoder and deep belief network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(7): 1693.
- [5] 何亮,吴浩,李思文,等.基于EMD(经验模态分解)奇异值熵的城市轨道交通直流牵引供电系统短路故障辨识[J].城市轨道交通研究,2021,24(9):88.

(下转第237页)

度可达到 0.5 mm,对硬点的重复检测精度可达到 5g,为中低速磁浮接触轨检测提供参考。

3) 对接触轨的跟随压紧轮进行了平行四边形连杆机构设计,同时采用可调节弹簧力增大检测设备的适用裕度。

## 参考文献

- [1] 陈小鸿. 城市轨道交通新技术、新系统:长沙磁浮机场快线工程[J]. 交通与运输, 2016, 32(3): 1.  
CHEN Xiaohong. Innovative technologies and systems in urban rail transit: the changsha maglev airport express line project[J]. Traffic & Transportation, 2016, 32(3): 1.
- [2] 黄冬亮. 160 km/h 中低速磁浮交通轨靴受流仿真研究[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(1): 151.  
HUANG Dongliang. Current collecting simulation of 160 km/h mid-low speed maglev rail collecting shoe[J]. Urban Mass Transit, 2020, 23(1): 151.
- [3] 李伟. 城轨车辆受流器与三轨的匹配研究与分析[J]. 技术与市场, 2016, 23(5): 48.  
LI Wei. Research and analysis on matching between urban rail vehicle current collector and three rails[J]. Technology and Market, 2016, 23(5): 48.
- [4] 王文娇. 受流器与接触轨端部弯头接触特性分析[J]. 华东交通大学学报, 2014, 31(1): 34.  
WANG Wenjiao. Analysis on contact characteristics between collector and third rail end[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2014, 31(1): 34.
- [5] 申琦. 160 km/h 受流器动态特性研究[D]. 北京:北京交通大学, 2022.

- SHEN Qi. Study on dynamic characteristics of 160 km/h current collector[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.
- [6] 肖友庆. 接触轨线路靴轨关系的研究及改善分析[J]. 机电信息, 2018(15): 69.  
XIAO Youqing. Research and improvement analysis on the relationship between shoe and rail of contact rail line[J]. Mechanical and Electrical Information, 2018(15): 69.
- [7] 封硕. 接触轨空间形位参数检测系统结构设计与研究[D]. 上海:上海工程技术大学, 2020.  
FENG Shuo. Structural design and research of measuring system for spatial shape and position parameters of contact rail[D]. Shanghai: Shanghai University of Engineering Science, 2020.
- [8] 周鹏. 接触轨安装精度对中低速磁浮列车受流的影响[J]. 智能城市, 2020, 6(8): 168.  
ZHOU Peng. Influence of installation accuracy of contact rail on current collection of medium and low speed maglev train[J]. Intelligent City, 2020, 6(8): 168.
- [9] 李宁. 中低速磁浮列车侧向受流器设计与分析[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2006.  
LI Ning. Design and analysis of lateral current collector for medium and low speed maglev train[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006.

· 收稿日期:2023-06-02 修回日期:2023-08-20 出版日期:2025-04-10  
Received:2023-06-02 Revised:2023-08-20 Published:2025-04-10  
· 通信作者:涂俊,工程师,tujun0189@163.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

## (上接第 232 页)

- HE Liang, WU Hao, LI Siwen, et al. Identification of urban rail transit DC power supply system short circuit transmission fault based on EMD singular value entropy[J]. Urban Mass Transit, 2021, 24(9): 88.
- [6] 范馨予, 徐雪远, 邹霞. 基于 l1,2-范数和神经网络的非线性特征选择方法[J]. 信号处理, 2021, 37(9): 1644.  
FAN Xinyu, XU Xueyuan, WU Xia. Nonlinear solution for l1,2-norm based feature selection and neural network[J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(9): 1644.
- [7] 刘重阳, 张祥, 刘勇. 不稳定燃烧状态多尺度峭度诊断方法[J]. 航空动力学报, 2023, 38(9): 2116.  
LIU Chongyang, ZHANG Xiang, LIU Yong. Multi-scale kurtosis index diagnosis method of unstable combustion states[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(9): 2116.
- [8] 陈之恒, 宋冬利, 张卫华, 等. 基于 EMD 及改进 PSO\_BP 的

- 电机轴承故障诊断[J]. 测控技术, 2020, 39(11): 33.  
CHEN Zhiheng, SONG Dongli, ZHANG Weihua, et al. Fault diagnosis of motor bearing based on EMD and improved PSO\_BP[J]. Measurement & Control Technology, 2020, 39(11): 33.
- [9] 周志华. 机器学习[M]. 北京:清华大学出版社, 2016.  
ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.

· 收稿日期:2023-02-10 修回日期:2023-03-22 出版日期:2025-04-10  
Received:2023-02-10 Revised:2023-03-22 Published:2025-04-10  
· 第一作者:徐潇,博士研究生,XuXiao@my.swjtu.edu.cn  
通信作者:宋冬利,高级试验师,sdlcds@swjtu.edu.cn  
· ©《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