

复杂工况下地铁转向架轴承微弱故障特征增强与诊断研究

郭燕辉¹, 谢锦阳²

(1. 北京交通大学交通运输学院, 北京 100044; 2. 北京交通大学电气工程学院, 北京 100044)

摘 要: 针对地铁转向架轴承在复杂工况下故障特征隐蔽、原始振动信号易受噪声干扰且传统诊断方法泛化性差、模型复杂度高等问题, 提出一种融合欧拉特征提取(eulerian feature extraction, EFE)与浅层卷积神经网络的轴承故障智能诊断方法。该方法通过自适应区间映射实现振动信号的无量纲化与标准化, 利用几何相位编码将线性时序信号转化为极坐标相位形式, 再通过双重欧拉特征融合构建 FirstEuler 和 SecondEuler 两种特征表达, 实现时域与相位域特征的深度融合, 有效增强微弱故障特征的辨识度。EFE 提取的特征可直接作为一维卷积神经网络输入, 亦可转换为灰度图输入二维卷积神经网络, 分别构建浅层诊断模型以兼顾诊断精度与效率。以凯斯西储大学轴承数据集和加拿大渥太华变速轴承数据集为实验对象, 开展单工况、多工况及变转速工况下的故障诊断试验, 并与变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、希尔伯特变换(hilbert transform, HT)等传统特征提取算法进行对比。实验结果表明: EFE 在-6 dB 强噪声环境下, 相比原始信号一维诊断精度提升 7.8% 以上; 单工况二维诊断中精度较原始数据提升约 19.5%, 对 VMD、EMD 等算法提取的特征进行二次增强后, 诊断精度最高可达 100%; 多工况与变转速工况下, 经 EFE 二次特征提取后诊断精度平均提升 15%, 其中 VMD 结合 FirstEuler 在变转速全工况组合中实现 100% 诊断精度。所提方法能有效抑制噪声干扰, 突出微弱故障特征, 在恒定负载、变负载、变转速等复杂工况下均展现出优异的泛化能力与特征提取性能, 且浅层 CNN 模型降低计算复杂度, 为地铁转向架轴承的高效故障诊断提供新的技术方案。

关键词: 地铁车辆; 转向架; 复杂工况; 特征提取; 故障诊断

中图分类号: TH133

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2026)04-0170-08

Weak Fault Feature Enhancement and Diagnosis of Metro Bogie Bearings under Complex Operating Conditions

Guo Yanhui¹, Xie Jinyang²

(1. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044;

2. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044)

Abstract: In response to the problems of obscured fault characteristics of metro bogie bearings under complex conditions, the susceptibility of original vibration signals to noise interference, and the poor generalization and high complexity of traditional diagnostic methods, an intelligent bearing fault diagnosis method integrating Eulerian Feature Extraction (EFE) and shallow convolutional neural networks is proposed. This method achieves dimensionless normalization and standardization of vibration signals through adaptive interval mapping, converts linear time series signals into a polar-coordinate phase representation using geometric phase encoding, and then constructs two feature expressions, FirstEuler and SecondEuler, through dual Eulerian feature fusion to achieve deep integration of time-domain and phase-domain features, effectively enhancing the discriminability

收稿日期: 2026-03-27 修回日期: 2026-05-25

第一作者: 郭燕辉, 男, 博士研究生, 高级工程师, 主要从事地铁车辆系统、智能运维与检测技术等研究, 15801029096@139.com

基金项目: 国家工信部重大项目(CEIEC-2024-ZM02-0043)

引用格式: 郭燕辉, 谢锦阳. 复杂工况下地铁转向架轴承微弱故障特征增强与诊断研究[J]. 都市轨道交通, 2026, 39(4): 170-177.

of weak fault features. The features extracted by EFE can be directly used as input to a one-dimensional convolutional neural network or converted into grayscale images as input to a two-dimensional convolutional neural network, enabling the construction of shallow diagnostic models that balance diagnostic accuracy and efficiency. Using the Case Western Reserve University bearing dataset, fault diagnosis experiments were conducted under single-condition, multi-condition, and variable-speed operating conditions, and the proposed method was compared with traditional feature extraction algorithms such as VMD, EMD, and HT. Experimental results show that in a -6 dB strong noise environment, the EFE method improves one-dimensional diagnostic accuracy by more than 7.8% compared with the raw signals. In single-condition two-dimensional diagnosis, the accuracy is approximately 19.5% higher than that obtained using the raw data, and after secondary enhancement of features extracted by VMD, EMD, and other algorithms, the diagnostic accuracy reaches up to 100%. Under multi-condition and variable-speed operating conditions, secondary feature extraction by EFE increases the diagnostic accuracy by more than 15% on average; in particular, VMD combined with FirstEuler achieves 100% diagnostic accuracy for the full variable-speed condition combination. The proposed method effectively suppresses noise interference and highlight weak fault features, demonstrating excellent generalization ability and feature extraction performance under complex conditions such as constant load, variable load, and variable speed. In addition, the shallow CNN model reduces computational complexity, providing a new technical solution for efficient fault diagnosis of metro bogie bearings.

Keywords: metro vehicles; bogie; complex operating conditions; feature extraction; fault diagnosis

随着城市化进程加速推进,我国地铁系统作为城市轨道交通的核心组成部分,以其高效、安全、舒适的运营特点,成为居民日常出行的主要选择之一。然而,日益增长的客运需求对地铁车辆运行安全提出了严峻挑战^[1]。转向架轴承作为保障列车平稳运行的关键部件,其故障发生率相对较高,一旦失效将直接影响地铁系统的正常运营,因此开展转向架轴承故障诊断研究具有重要现实意义^[2-3]。现代地铁列车运行速度不断提升,加之复杂的载荷条件和多变的运行环境,使得转向架故障呈现出隐蔽性高、演变机理复杂等特征,传统依赖人工经验或单一参数分析的诊断方法已难以适应当前工程实践需求^[4]。地铁转向架轴承的振动信号受环境及工况等复杂因素影响,呈现出显著的时变特性,给故障特征的有效提取带来了挑战。针对这一问题,研究者提出了多种解决方案,其中一种典型方法是将时域、频域或时频域特征提取技术与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)相结合进行故障诊断^[5]。目前主流的特征提取算法主要聚焦于噪声抑制,其核心思路是通过信号成分分解与重构,筛选出与故障相关的特征分量,从而提升信噪比^[6]。典型的信号处理方法包括经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[7-8]、变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)^[9-11]、连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)^[12]以及快速傅里叶变换(fast fourier transform, FFT)^[13]等。然而,现有特征提取方法往往聚焦于信号分解后的噪声抑制,未能充分突出故障特征,致使轴承诊断模型在复杂工况下难以有效提取信号中的故障信息。近年来,深度学习技术在轴

承故障诊断领域展现出显著优势^[14],但一维卷积神经网络在处理一维时序数据时存在固有局限性。该网络仅能识别水平或垂直方向上的局部数值差异,却难以捕捉多模态特征间的关联性以及单模态特征的时间演化规律,显著制约了其数据潜在关系的表征能力^[15]。相比之下,二维卷积神经网络(2D-CNN)作为图像处理领域的经典算法,在数据充足条件下展现出优异的特征提取性能。基于此,学者提出将轴承振动信号转化为二维特征图像,进而利用2D-CNN实现轴承故障的精准诊断。常见的信号编码技术包括灰度图转换^[16-17]、格拉姆角差域变换^[18-19]、马尔科夫转移场^[20-21]和递归图^[22-23]等方法,但这些方法在实际应用中存在明显局限:一方面,多数编码方法产生的特征图像维度较高,导致特征点数量呈指数级增长,显著延长了诊断模型的运算时间;另一方面,虽然灰度图具有数据量小的优势,能够提升模型运算效率,但其特征表达能力较弱,浅层卷积神经网络难以从中提取有效的故障特征,最终影响诊断准确率。针对这一现状,亟需开发一种新型特征提取算法,该算法应具备双重优势:既能有效增强故障特征的显著性表达,又能将处理后的数据直接转换为灰度图作为模型输入。

结合地铁车辆的复杂工况及其特征数据的隐含性,本文引入欧拉特征提取的故障特征提取方法(eulerian feature extraction, EFE),其特点是将时序信号的压缩值和反余弦值作为参数,带入欧拉公式中提取特征,所提取的数据可以直接作为特征数据输入诊断模型中,也可以直接转换为特征图后作为二维诊断模型的输入特征。

1 欧拉特征提取

针对故障诊断领域中原始信号特征微弱且易受噪声干扰的难题,本文提出了EFE的故障特征提取方法。该方法的核心思想在于利用欧拉公式的复数域特性,将传统的一维时域信号映射至高维特征空间,从而在保留原始时序依赖关系的同时,显著增强故障特征的辨识度。具体而言,该方法的逻辑推演包含3个关键阶段。

阶段 1: 自适应区间映射机制。考虑到地铁车辆运行现场采集的振动往往具有动态范围大、量纲不统一的特点,直接进行特征提取容易导致数值不稳定。因此,引入了归一化算法:对于给定信号 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,对其进行线性变换,将所有数值映射至 $[-1, 1]$ 区间内。自适应区间映射的表达式为

$$\tilde{x}_i = \frac{(x_i - \max(X)) + (x_i - \min(X))}{\max(X) - \min(X)} \quad (1)$$

式中, X 代表原始时间序列; x_i 代表原始信号幅值; $\tilde{x}_i$ 代表经过压缩处理后的时间序列。通过将原始时间序列 X 严格映射至 $[-1, 1]$ 的标准区间,不仅实现了数据的无量纲化处理,还确保了后续三角函数运算的定义域合法性,有效抑制了极端值对特征空间的扭曲,提升了模型的鲁棒性。

阶段 2: 几何相位编码策略。在数据标准化的基础上,采用反余弦函数将标量数据转化为几何角度 ϕ ,其表达式为

$$\phi = \arccos(\tilde{x}_i) \quad (2)$$

这一过程实质上是将线性时间序列重构为极坐标形式,使得原本隐含在幅值变化中的时序演化规律转化为相位角的旋转特性。通过这种“数值-角度”映射,数据内部的非线性关联被显式地编码为三角函数的周期振荡,为捕捉细微的故障瞬态特征提供了新的视角。

阶段 3: 双重欧拉特征融合。基于上述预处理,推导出两种互补的特征表达形式。

第一欧拉特征(FirstEuler, FE)的构造形式为

$$\text{FirstEuler} = \cos \phi + x_i \sin \phi \quad (3)$$

将原始信号幅值 x_i 作为正弦项的加权系数,与余弦项进行线性叠加。这种混合表示法既保留了信号的原始能量信息,又融入了由相位编码带来的几何结构信息,实现了时域与频域(相位域)特征的深度融合。

第二欧拉特征(SecondEuler, SE)的构造形式为

$$\text{SecondEuler} = e^{\tilde{x}_i \phi} \quad (4)$$

利用指数函数的非线性放大特性,将压缩信号 $\tilde{x}_i$ 与相位角 ϕ 的乘积映射到指数域。其中, ϕ 作为调节因子,能够灵活控制特征对微小变化的敏感度。这种指数型特征表达特别适用于增强微弱故障信号的对比度,使其在强背景噪声下依然保持显著的可分性。

经过EFE处理后的特征数据可以直接作为诊断模型的输入特征数据,也可以将其转换为特征图像作为二维深度学习模型的输入。当使用一维数据作为诊断模型的输入时,本文所采用的诊断模型如图1所示:一个由卷积层、归一化层、激活函数层以及平均池化层组成的卷积块重复堆叠4次所组成的一维卷积神经网络;当使用图像化后的特征数据作为输入时,所采用的诊断模型如图2所示,其组成结构与一维诊断模型基本一致。

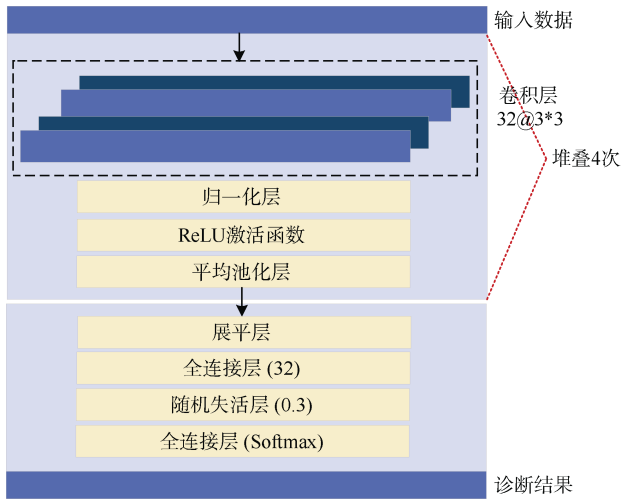


图1 一维诊断模型

Figure 1 One-dimensional diagnostic model

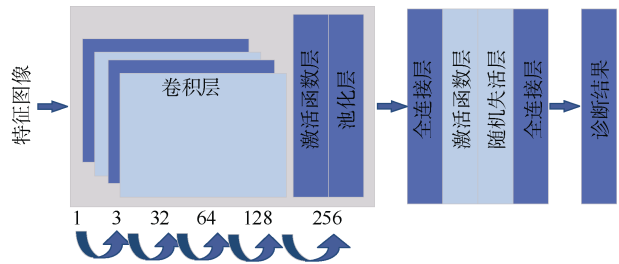


图2 二维诊断模型

Figure 2 Two-dimensional diagnostic model

2 实验设置

为探究所提方法在轴承故障特征提取中的效果,本文采用凯斯西储大学的轴承数据集^[24]作为被测试

数据,在轴承故障诊断中,该数据集是一个广泛使用的标准测试数据库,采用的试验轴承为深沟球轴承,在工程对标上对应地铁车辆轴箱轴承类别。凯斯西储大学的滚动轴承测试台由一台 1.5 kW 的电机、扭矩传感器和功率计组成,驱动端轴承 SKF6205 为研究对象,如图 3 所示。轴承故障被分为内圈故障、外圈故障和滚动体故障。故障点通过电火花加工技术引入,故障采样频率为 12 kHz。每个故障包含 0.007、0.014 和 0.021 mm 共 3 种故障尺寸。轴承故障数据分为 0、1、2 和 3 HP 共 4 种不同负载,分别对应转速为 1 730、1 750、1 772、1 790 r/min。

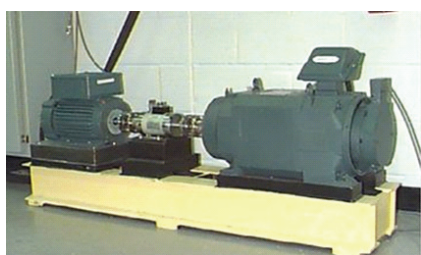


图 3 轴承故障实验平台

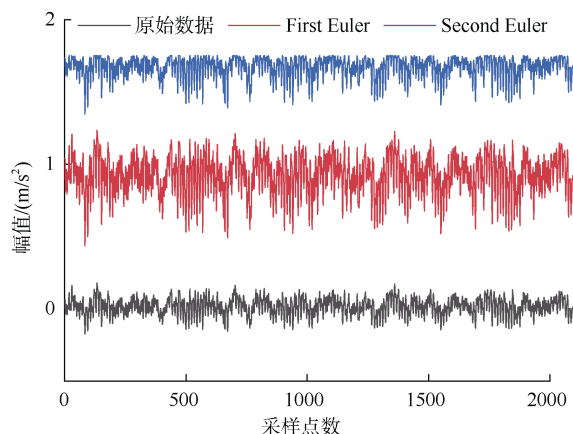
Figure 3 Bearings fault experiment platform

以 CWRU 轴承故障数据中,运行工况为 2 HP 时的振动数据作为实验数据。原始时序振动信号及经过 EFE 处理后的特征数据波形如图 4 所示,共有 3 种不同故障情况下的振动波形变化。由图 4 可知,时序振动数据经过 EFE 后,整体数据会沿着纵轴向上提升,且数据变化较小的部分会变得更加紧凑,数据变化较大的部分波动会变得更加剧烈。

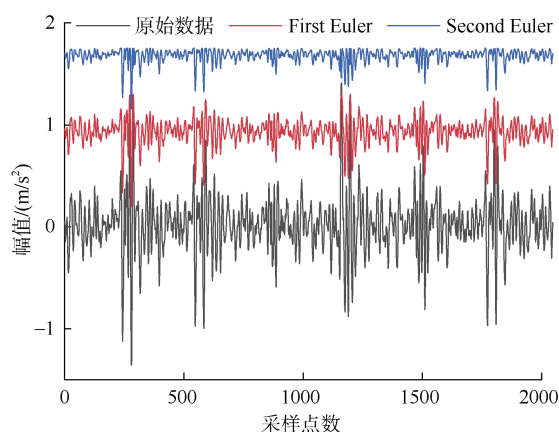
2.1 一维诊断模型

一维诊断模型的输入数据为原始振动数据或经过特征提取后的数据,特征数据在输入时会采用重叠采样进行数据扩充,以提高模型的诊断精度。在重叠采样时,每次采样的数据量为 2048 个采样点,之后向后移动 512 个采样点进行下一次采样。此外,通过对振动数据添加不同大小的高斯噪声以验证 EFE 在轴承信号上的抗噪性。一维诊断模型诊断结果如表 1 所示。

由表 1 可知,在使用原始振动数据作为输入数据时,一维诊断模型在 3 种工况下的平均诊断精度为 95.12%,而使用 EFE 处理的特征数据作为输入时,所取得的诊断精度比原始振动数据分别增长了 4.34%和 4.43%。当原始振动信号添加的噪声大小为 -6 dB 时,使用 EFE 后,诊断模型的抗噪性得到了明显提升,分别为 7.63%和 7.8%。



(a) 内圈故障振动数据



(b) 外圈故障振动数据

图 4 所提特征提取方法波形变化情况

Figure 4 Waveform variations after applying the proposed feature extraction method

表 1 一维模型诊断结果

Table 1 Diagnostic results of the one-dimensional model

数据处理方法	-6 dB 噪声	无噪声	6 dB 噪声
原始数据	91.32	98.0	96.06
First-Euler	98.95	99.54	99.89
Second-Euler	99.12	99.68	99.86

进行与其他特征提取算法的对比实验,以及使用 EFE 对已经被其他特征提取算法进行过特征提取后的特征数据进行二次特征提取的验证试验,VMD、EMD 及 HT 被用作第一次特征提取算法,最终,不同算法所提取的特征作为诊断模型的输入时,所取得的诊断结果如图 5 所示。

当原始振动数据经不同算法提取特征后,作为诊断模型的输入数据,诊断模型在 3 种工况下的平均诊断精度分别为:97.75%、95.21%和 89.84%,当使用 FE 进行二次特征提取后,诊断模型在 3 种工况下的平均诊断精度为 99.96%、100%和 94.88%,相较于未进

行二次特征提取前,诊断精度增加了 2.21%、4.79%和 5.04%;当使用 SE 进行二次特征提取后,诊断模型在 3 种工况下的平均诊断精度为 100%、99.79%和 94.39%,相较于未进行二次特征提取前,诊断精度增加了 2.21%、4.79%和 5.04%。

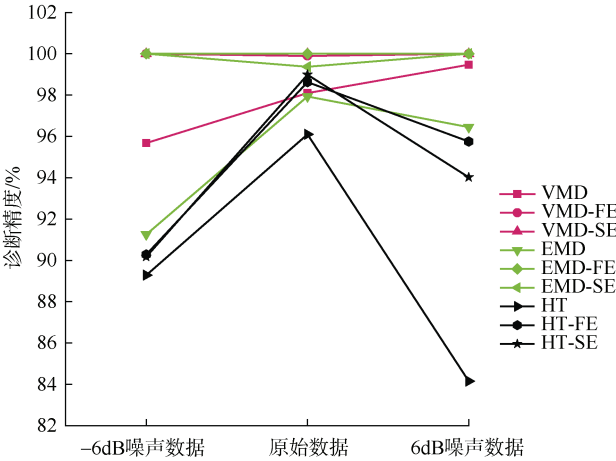


图 5 不同特征提取算法诊断结果对比

Figure 5 Comparison of diagnostic results using different feature extraction algorithms

2.2 二维诊断模型

轴承故障数据通过 EFE 进行特征提取后,直接转换为二维特征图像作为二维诊断模型的输入,本文对原始故障数据经 SE 特征提取后转换生成的特征图像及经其他几种特征提取方法初步特征提取并使用 SE 进行二次特征提取后转换生成的特征图像进行了展示,如图 6 所示,所生成的特征图像具有明显区别,

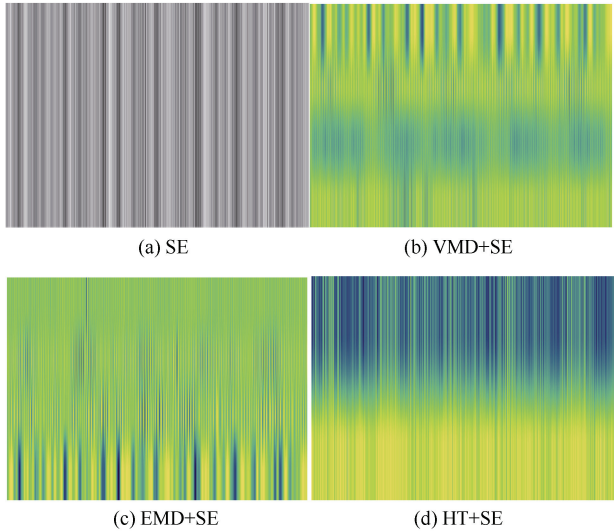


图 6 不同特征提取方法图像生成

Figure 6 Image generation using different feature extraction methods

通过上述特征图像构建故障特征数据集,作为二维诊断模型的输入数据。

使用二维诊断模型对轴承故障进行诊断的结果如表 2 所示,当使用原始数据所转换的特征图像作为二维诊断模型的输入数据时,诊断模型在 3 种工况下取得了 66.46%的诊断精度,当使用 EFE 后,诊断模型在 3 种工况下分别提升了 19.32%和 19.68%的诊断精度。而当使用 VMD、EMD 及 HT 分别对故障数据进行特征提取后,其所转换的特征图像经二维诊断模型进行故障诊断后,分别在 3 种工况下取得了 87.51%、84.71%和 92.02%的诊断精度。当使用 FE 对上述特征提取后的故障数据进行二次特征提取后,相对于未进行二次特征提取,分别提升了 12.4%、15.22%和 1.1%的诊断精度。因此,当使用 EFE 作为二次特征提取算法时,能够显著提升诊断模型的抗噪性能。

表 2 二维模型诊断结果

Table 2 Diagnosis results of the two-dimensional model

数据处理方法	-6 dB 噪声	无噪声	6 dB 噪声
Origin Data	10.64%	98%	90.76%
First-Euler	66.61%	98.07%	92.68%
Second-Euler	66.12%	96.43%	95.87%
VMD	72.21%	98.42%	91.91%
VMD-FE	99.93%	99.89%	99.93%
VMD-SE	99.89%	100%	99.61%
EMD	61.81%	97.27%	95.06%
EMD-FE	99.86%	99.93%	100%
EMD-SE	99.47%	99.75%	100%
HT	80.68%	97.16%	98.24%
HT-FE	80.85%	99.16%	99.36%
HT-SE	85.32%	99.3%	99.76%

2.3 多工况轴承故障诊断

相同的轴承故障发生在不同工况时,故障特征在振动数据上表现出的区别较小,诊断模型难以对其进行有效特征提取,为探究 EFE 对多工况轴承故障微弱特征的提取能力,本文基于 CWRU 轴承故障数据集构建了多工况轴承故障数据集,采用运行工况为 2HP 和 3HP 的轴承振动数据,作为诊断模型的输入数据。图 7 给出了两种不同工况下的原始故障数据及经过 EFE 处理后的数据波形对比,由图 7 中可知,同种故障在经过不同的 EFE 后,其特征波形具有明显差异。

本文在一维诊断模型上进行了上述多工况轴承故障诊断试验,诊断结果如图 8 所示。当使用原始数据

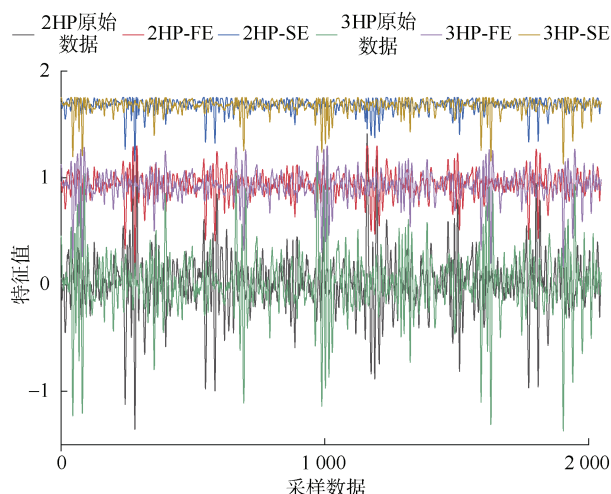


图7 不同工况数据特征提取前后对比

Figure 7 Comparison of data characteristics before and after extraction for different operating conditions

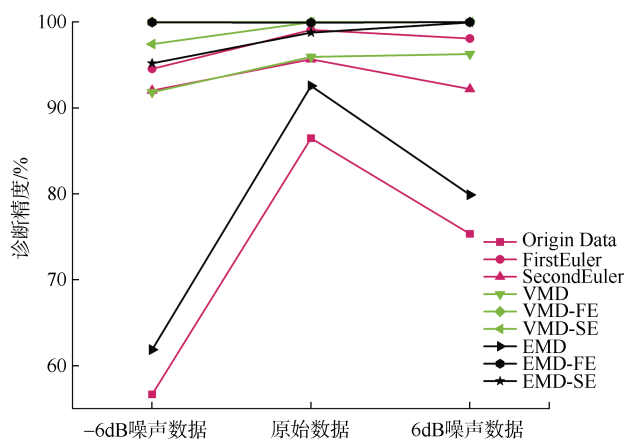


图8 多工况轴承故障诊断结果

Figure 8 Results of multi-condition bearing fault diagnosis

作为诊断模型的输入时,诊断模型在3种工况下取得了72.82%的平均诊断精度;当原始数据经EFE处理后输入到诊断模型中,在3种工况下分别取得了97.24%和93.31%的诊断精度,相较于使用原始数据作为诊断模型的输入时分别提高了24.42%和20.49%;当使用VMD对故障数据进行特征提取后作为诊断模型的输入时,模型在3种工况下的平均诊断精度为94.68%,当在此基础上使用EFE进行二次特征提取后输入到诊断模型,使得模型对多工况轴承故障的诊断精度提高了5.32%和4.56%;当使用EMD对故障数据进行特征提取后作为诊断模型的输入时,模型在3种工况下的平均诊断精度为78.11%,当在此基础上使用EFE进行二次特征提取后输入到诊断模型,使得模型对多工况轴承故障的诊断精度提高了21.86%和19.86%;当

对故障数据添加了-6 dB噪声后,使用噪声数据作为诊断模型的输入时,诊断模型最终诊断结果为56.66%,而当使用两种EFE对噪声数据进行特征提取后,诊断模型分别取得了94.55%和92.04%的诊断精度,明显提高了模型对噪声数据的诊断精度。

2.4 变工况轴承故障诊断试验

实际生产中,轴承在运行过程中的速度有可能会发生变化,而不是维持恒定速度,为了探究EFE对变工况轴承故障特征的提取能力,采用加拿大渥太华变速轴承数据集作为诊断对象。该数据集中的实验装置由电机驱动轴、交流驱动装置控制转速,两边分别装有一个ER16K滚动轴承,数据由ICP加速度计进行采集,采样频率为200 kHz。轴承故障数据中,每种转速下包含正常状态、内圈故障及外圈故障这3种故障,转速变化情况共包括速度增加、速度降低、速度先增加后降低及先降低再增加4种状态。

针对该变工况轴承故障诊断结果如图9所示,图中Type1代表轴承转速为减速,Type2为增速,Type3为速度先增后减,Type4为速度先减后增,Type5为Type1和Type2的组合,Type6为Type3和Type4的组合,Type7为所有4种不同转速变化故障数据的组合。

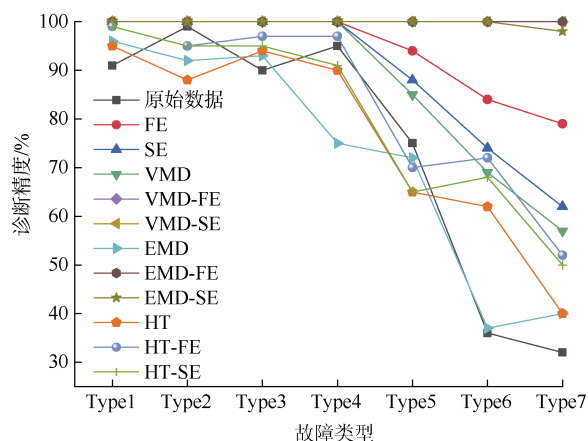


图9 变工况轴承故障诊断结果

Figure 9 Fault diagnosis results of variable-condition bearings

由图9可知,当使用原始故障数据、VMD提取后的数据、EMD提取后的数据及HT提取后的数据作为诊断模型的输入数据时,诊断模型在7种不同故障组合下取得的平均诊断精度分别为74.38%、86.77%、72.26%和76.77%,当对上述故障特征经过FE进行二次特征提取作为诊断模型的输入时,诊断模型分别提升了19.51%、13.23%、27.67%和6.47%,验证了EFE对变工况轴承故障数据中故障特征的提取能力。当对

已经由 VMD 进行特征提取后的特征数据,再由 FE 进行二次特征提取后的数据作为诊断模型的输入数据时,诊断模型在上述 7 种故障数据上均取得了 100% 的诊断精度,诊断模型在 Type7 上的 TSNE 图如图 10 所示,可以看到,不同故障类型均得到了收敛与聚类。

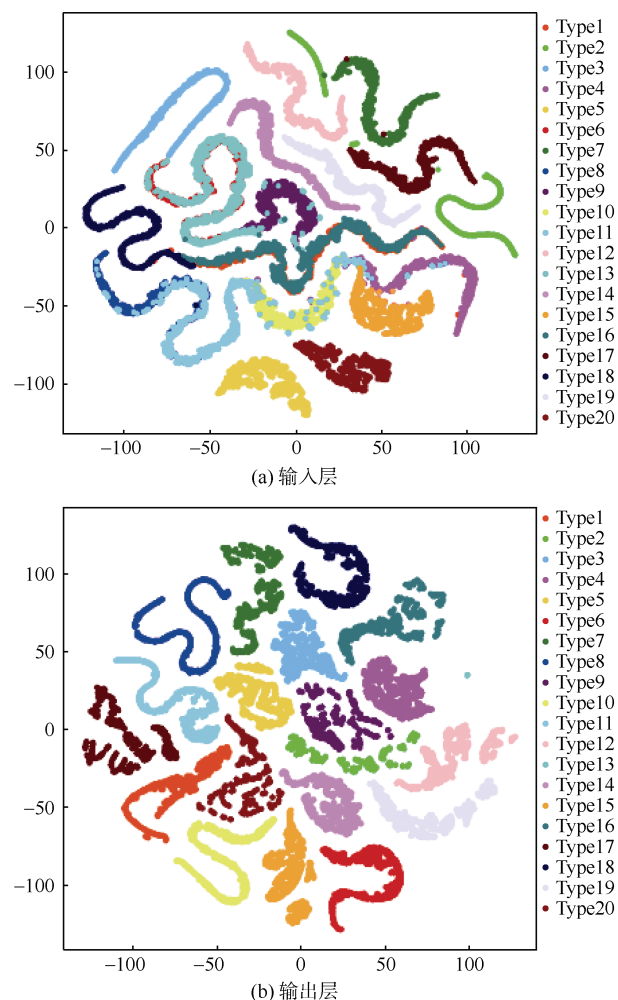


图 10 模型输入输出层特征状态 TSNE 图

Figure 10 t-SNE visualization of feature states in the input and output layers of the model

3 结论

本文针对地铁车辆转向架轴承故障诊断中面临的工况复杂、特征提取困难等实际问题,提出了一种结合 EFE 与浅层卷积神经网络的智能诊断框架,主要得出以下结论:

1) 特征增强效果显著。提出的欧拉特征提取方法通过自适应映射与几何相位编码,成功将隐含在原始振动信号中的微弱故障特征映射至高维可分空间。实验证明,该方法能有效抑制背景噪声干扰,特别是在强噪声(-6 dB)环境下,相比原始信号诊断精度提升了

7.8%以上,显著改善了特征的鲁棒性。

2) 多工况适应性强。在恒定负载、变负载及变速等多种复杂工况下, EFE 展现出优异的泛化能力。特别是在变工况场景中,结合 EFE 的二次特征提取策略使诊断精度平均提升了 15%,解决了传统方法在工况切换时特征分布漂移导致诊断率下降的难题。

由于实验条件有限,本文所提方法仅在公开数据集集中验证了所提方法对于轴承故障微弱特征提取的有效性,暂未实际拓展于地铁轴承,未来研究中将进一步研究该方法于地铁车辆轴承故障诊断领域的性能。

参考文献

- [1] 周峻峰. 地铁车辆齿轮箱故障诊断方法探究[J]. 现代工程科技, 2024, 3(21): 117-120.
Zhou Junfeng. Analysis of fault diagnosis methods for gearboxes in subway vehicles[J]. Modern Engineering Technology, 2024, 3(21): 117-120.
- [2] 刘建强, 赵东明, 赵楠. 一种改进的地铁车辆转向架轴承故障诊断方法[J]. 铁道学报, 2018, 40(11): 55-61.
Liu Jianqiang, Zhao Dongming, Zhao Nan. An improved fault diagnosis method for bogie bearings of metro vehicle[J]. Journal of the China railway Society, 2018, 40(11): 55-61.
- [3] 别必龙, 黎少东, 潘彦凌, 等. 环境激励下地铁转向架构架模态分析[J]. 都市轨道交通, 2024, 37(6): 130-135.
Bie Bilong, Li Shaodong, Pan Yanling, et al. Modal analysis of subway bogie frame based on environmental excitation[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2024, 37(6): 130-135.
- [4] 刘凯, 王红波, 韩如冰, 等. 基于改进图卷积神经网络的地铁转向架故障诊断方法[J/OL]. 华东交通大学学报, 1-12[2026-03-25]. <https://doi.org/10.16749/j.cnki.jecjtu.20260320.011>.
Liu Kai, Wang Hongbo, Han Rubing, et al. Fault Diagnosis Method for Metro Bogie Based on an Improved Graph Convolutional Neural Network[J/OL]. Journal of East China Jiaotong University, 1-12[2026-03-25]. <https://doi.org/10.16749/j.cnki.jecjtu.20260320.011>.
- [5] 郭俊锋, 谭宝宏, 王智明. 基于MDAM-GhostCNN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(4): 1172-1184.
Guo Junfeng, Tan Baohong, Wang Zhiming. Fault diagnosis method of rolling bearing based on MDAM-GhostCNN[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(4): 1172-1184.
- [6] 栾孝驰, 张振鹏, 沙云东, 等. 基于优化变分模态分解与计算阶次分析的主轴承故障特征增强方法[J]. 推进技术, 2024, 45(11): 185-197.
Luan Xiaochi, Zhang Zhenpeng, Sha Yundong, et al. Main

- bearing fault feature enhancement method based on optimal variational mode decomposition and computational order analysis[J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(11): 185-197.
- [7] Qin Yifan, Fu Xiang, Li Xiaokun, et al. ADAMS simulation and HHT feature extraction method for bearing faults of coal shearer[J]. Processes, 2024, 12(1): 164.
- [8] 张立智, 徐卫晓, 井陆阳, 等. 基于 EMD-SVD 和 CNN 的旋转机械故障诊断[J]. 振动测试与诊断, 2020, 40(6): 1063-1070.
- Zhang Lizhi, Xu Weixiao, Jing Luyang, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on EMD-SVD and CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(6): 1063-1070.
- [9] Shan Shuaijie, Liu Jianbao, Wu Shuguang, et al. A motor bearing fault voiceprint recognition method based on Mel-CNN model[J]. Measurement, 2023, 207: 112408.
- [10] He Deqiang, Liu Chenyu, Jin Zhenzhen, et al. Fault diagnosis of flywheel bearing based on parameter optimization variational mode decomposition energy entropy and deep learning[J]. Energy, 2022, 239: 122108.
- [11] 周永久, 何继平, 董恒权, 等. 超声导波钢轨断裂监测系统的设计及应用[J]. 都市快轨交通, 2024, 37(6): 27-34.
- Zhou Yongjiu, He Jiping, Dong Hengquan, et al. Design and application of ultrasonic guided wave rail fracture monitoring system[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2024, 37(6): 27-34.
- [12] Diao Ningkun, Wang Zhicheng, Ma Huaixiang, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under variable working conditions based on CWT and T-ResNet[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2023, 11(8): 3747-3757.
- [13] Saha D K, Hoque M E, Badihi H. Development of intelligent fault diagnosis technique of rotary machine element bearing: a machine learning approach[J]. Sensors, 2022, 22(3): 1073.
- [14] 伍济钢, 文港, 杨康. 改进注意力机制的航空发动机试验转子系统智能故障诊断[J]. 振动与冲击, 2024, 43(4): 261-269.
- Wu Jigang, Wen Gang, Yang Kang. Improved attention mechanism for intelligent fault diagnosis of experimental rotor systems in aero engines[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(4): 261-269.
- [15] 赵妍, 唐文石, 聂永辉, 等. 基于格拉姆角差场和卷积神经网络的宽频振荡分类方法[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4364-4372.
- Zhao Yan, Tang Wenshi, Nie Yonghui, et al. Broadband oscillation classification method based on GADF-AlexNet[J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4364-4372.
- [16] 肖雄, 肖宇雄, 张勇军, 等. 基于二维灰度图的数据增强方法在电机轴承故障诊断的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 738-749.
- Xiao Xiong, Xiao Yuxiong, Zhang Yongjun, et al. Research on the application of the data augmentation method based on 2D gray pixel images in the fault diagnosis of motor bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 738-749.
- [17] 卞文彬, 邓艾东, 刘东川, 等. 基于改进深度残差收缩网络的风电机组滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(12): 202-214.
- Bian Wenbin, Deng Aidong, Liu Dongchuan, et al. Fault diagnosis method of wind turbine rolling bearing based on improved deep residual shrinkage network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(12): 202-214.
- [18] Tong Anshi, Zhang Jun, Xie Liyang. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing based on gramian angular difference field and improved dual attention residual network[J]. Sensors, 2024, 24(7): 2156.
- [19] 梁浩鹏, 曹洁, 赵小强. 基于 GADF 和 PAM-Resnet 的旋转机械小样本故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3465-3472.
- Liang Haopeng, Cao Jie, Zhao Xiaoqiang. Small sample fault diagnosis method for rotating machinery based on GADF and PAM-Resnet[J]. Control and Decision, 2023, 38(12): 3465-3472.
- [20] Lei Chunli, Xue Linlin, Jiao Mengxuan, et al. Rolling bearing fault diagnosis by Markov transition field and multi-dimension convolutional neural network[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(11): 114009.
- [21] 雷春丽, 焦孟莹, 薛林林, 等. 小样本下基于 MTF 与 SSCAM-MSCNN 的滚动轴承变工况故障诊断方法[J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31(1): 278-289.
- Lei Chunli, Jiao Mengxuan, Xue Linlin, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings under small samples and variable working conditions based on MTF and SSCAM-MSCNN[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31(1): 278-289.
- [22] Liu Xiaoping, Xia Lijian, Shi Jian, et al. A fault diagnosis method of rolling bearing based on improved recurrence plot and convolutional neural network[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(10): 10767-10775.
- [23] Zhou Yuankai, Wang Zhiyong, Zuo Xue, et al. Identification of wear mechanisms of main bearings of marine diesel engine using recurrence plot based on CNN model[J]. Wear, 2023, 520/521: 204656.
- [24] Smith W A, Randall R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64/65: 100-131.

(编辑: 王艳菊)