

# 基于可视图谱特征融合的行星齿轮箱故障诊断<sup>\*</sup>

荆新嵐<sup>1</sup> 黄民<sup>1,2</sup> 马超<sup>1,2</sup>

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2. 北京信息科技大学现代测控教育部重点实验室 北京 100192)

**摘要:** 针对行星齿轮箱振动信号频率信息复杂、时变性强、调制特征明显的问题,提出了基于可视图谱特征融合的行星齿轮箱故障诊断方法。首先将行星齿轮箱信号进行 Welch 变换得到功率谱,采取可视图算法构建图谱,计算图谱节点的中心性指标并融合成特征矩阵,最后使用改进的 CNN-Inception 模型分类得到齿轮箱故障诊断结果。实验结果表明,该方法可以准确识别行星齿轮箱故障,在两种工况的实验数据集上准确率可以达到 98.57%,模型具有泛化性。相较于其他方法,该方法能够实现高效、准确的故障诊断。

**关键词:** 可视图; 特征融合; 行星齿轮箱; 故障诊断

中图分类号: TH132.425; TN06 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.2020

## Fault diagnosis of planetary gearbox based on visual spectral feature fusion

Jing Xinlan<sup>1</sup> Huang Min<sup>1,2</sup> Ma Chao<sup>1,2</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China;  
2. Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** To solve the problems of complex frequency information, strong time variation and obvious modulation characteristics of planetary gearbox vibration signal, a fault diagnosis method of planetary gearbox based on visual spectral feature fusion was proposed. Initially, Welch's transformation is applied to planetary gearbox signals to obtain power spectra. Subsequently, a visual graph algorithm is used to construct a graph spectrum, and centrality measures of the graph nodes are calculated to form a feature matrix. Finally, an improved CNN-Inception model is employed to obtain the fault diagnosis results of the planetary gearbox. Experimental results demonstrate that this method can accurately identify faults in planetary gearboxes. In the experimental datasets covering two operational conditions, the model achieves an accuracy of 98.57%, demonstrating its generalization ability. Compared with alternative methods, the proposed approach exhibits higher accuracy and stronger generalization capabilities.

**Keywords:** visibility graph; feature fusion; planetary gearbox; fault diagnosis

## 0 引言

行星齿轮箱具有传动比大和承载能力强等优点,在能源、航空航天等领域设备的传动系统中有着广泛应用,同时其维护和故障检测问题也倍受关注<sup>[1]</sup>。行星齿轮箱由太阳轮、行星轮、齿圈和行星架等关键部件组成,行星轮同时与太阳轮和齿圈接触啮合。若齿圈固定,太阳轮旋转,则行星轮在自转的同时还随行星架围绕太阳轮公转。与传统定轴齿轮箱对比,行星齿轮箱有着更加复杂的齿轮分布和运行形式,同时受到多变的环境激励,其振动信号频率信息复杂、时变性强、调制特征明显<sup>[2-3]</sup>。因此增加信号分析和故

障诊断难度。

近年来,学者们投入了大量的精力来开发有效的行星齿轮箱故障诊断技术。胡嵩庆等<sup>[4]</sup>提出使用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)得到内禀模式函数(intrinsic mode function, IMF),再利用深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)提取特征并分类从而实现诊断的自动化。刘秀丽等<sup>[5]</sup>提出对振动信号使用变分模态分解(variational modal decomposition, VMD)并重构,然后提取信号的样本熵和均方根误差组成输入矩阵,使用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化的支持向量机(support vector machine, SVM)模型进行

诊断。魏秀业等<sup>[6]</sup>提出使用多维集成经验模态分解 (multidimensional ensemble empirical mode decomposition, MEEMD) 和 VMD 进行分解并重构, 采用深度残差网络 (deep residual network, ResNet) 进行分类识别。以上方法均能有效地进行故障诊断。但是由于行星齿轮箱振动信号较为复杂, 如何根据信号的特点进行有效特征提取和故障诊断仍然是研究的热点方向。

近年来, 图信号处理的发展为故障诊断技术提供了新思路。相对于传统的时域、频域和时频域, 在顶点域、图谱域和顶点-图谱域对机械振动信号进行分析处理, 能够有效提取隐藏在图拓扑结构中的更多故障信息<sup>[7]</sup>。陈芒等<sup>[8]</sup>将滚动轴承信号转换为可视图, 然后通过图傅里叶变换, 从图谱域计算得到图谱幅值熵作为故障特征参数。杨喜旺等<sup>[9]</sup>采用可视图算法将时域信号转为复杂网络图, 然后提取图的 5 种统计特征, 输入进梯度提升决策树算法 (categorical boosting, CatBoost) 进行分类。温楷儒等<sup>[10]</sup>提出了一种可解释性空图卷积神经网络, 实现了行星齿轮箱的多传感器信号的空间特征提取。

针对上述问题, 本文从图信号处理的角度出发, 提出了一种基于可视图谱特征融合结合深度学习的故障诊断方法, 主要贡献如下:

1) 将行星齿轮箱振动信号进行划分, 提取功率谱值。使用可视图算法将功率谱信号转化为图结构, 计算图谱节点特征矩阵作为信号特征, 充分提取信号空间特征。

2) 构建 CNN-Inception 模型。模型具有多尺度特征提取能力, 通过对融合特征的学习训练, 有效进行行星齿轮箱信号分类诊断。

## 1 方 法

### 1.1 功率谱估计

行星齿轮箱中零件繁多, 振动响应复杂, 测取信号受噪声干扰, 需进行预处理突出特征信息<sup>[11]</sup>。Welch 算法是一种改进的周期图法, 通过分割数据和在数据上增加窗口重叠, 可以有效地减少谱估计的方差。由于在信号上添加窗口重叠的机制与递归算法的去噪机制相似, 因此该诊断模型具有良好的抗噪效果和信号分析能力<sup>[12]</sup>。

首先将长度为  $N$  的数据  $x(n), n=0, 1, \dots, N-1$  分为  $L$  段, 每段有  $M$  个数据, 第  $i$  段表示如式(1):

$$x_i(n) = x(n + iM - M), 0 \leq n \leq M, 1 \leq i \leq L \quad (1)$$

然后把窗函数  $w(n)$  加到每一个数据段上, 求出每一段的周期图, 第  $i$  段的周期图为如式(2)所示。

$$P_{xx}(e^{j\omega}) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L I_i(\omega) \quad (2)$$

式(2)中,  $I$  成为归一化因子, 如式(3)所示。

$$U = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} w^2(n) \quad (3)$$

将每一段的周期图之间近似看成互不相关, 最后功率谱估计如式(4)所示。

$$P_{xx}(e^{j\omega}) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L I_i(\omega) \quad (4)$$

### 1.2 可视图算法

水平可视图算法由 Luque 等<sup>[13]</sup>提出, 该算法可以将随机时间序列的动力学特征准确地映射到水平可视图的拓扑特性中<sup>[7]</sup>。对于时间序列, 可以将每一个数据点看成网络中的一个节点, 网络中的边由每个数据点根据可视性准则连线构成<sup>[14]</sup>。可视性准则为: 若离散时间序列中  $(t_a, y_a)$  和点  $(t_b, y_b)$  能够连接, 则针对数据中的某一点  $(t_c, y_c)$ , 其中  $t_a < t_c < t_b$ , 满足:

$$\frac{x_a - x_c}{t_c - t_a} > \frac{x_a - x_b}{t_b - t_a} \quad (5)$$

图 1 中定义了简单时间序列  $[0.9, 0.5, 0.4, 0.8, 0.9, 0.5]$ , 按照可视性准则可将其变为图结构, 如图 2 所示。

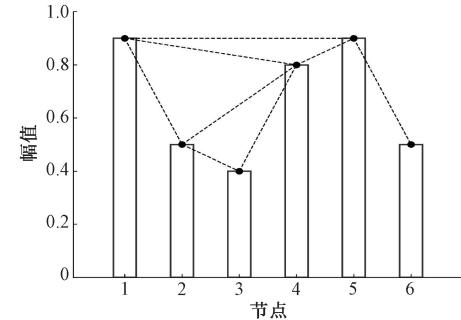


图 1 时间序列直方图

Fig. 1 Time series histogram

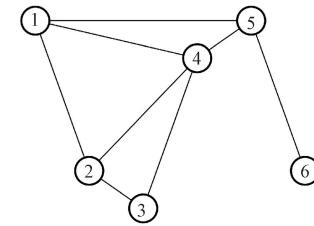


图 2 时间序列可视图谱

Fig. 2 Time series visual graph spectrum

### 1.3 图的中心性指标

图的中心性指标是用来衡量节点在图中的重要性和影响力的指标。图的顶点表示信号点, 图的边表示信号点之前的关系。设图  $G=(V, E)$  是一个由  $N$  个节点、 $M$  条边组成的无权无向图, 其中  $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ,  $|V|=N$ 。本文使用的节点重要性指标包括度中心性、介数中心性、接近度中心性。

1) 度中心性 (degree centrality, DC)

度中心性衡量了节点在图中的连接数量, 即节点的度。表达式为:

$$DC_i = \frac{k_i}{N-1} \quad (6)$$

其中,  $k_i$  表示图中与节点  $i$  相关联的边数, 节点度中心性的值越大, 表明其与其他节点直接通信的能力数值越大, 在图中越重要<sup>[15]</sup>。

### 2) 介数中心性(betweenness centrality, BC)

介数中心性衡量了节点在图中的桥接作用和控制力, 即节点在图中的信息流通和传播中的重要性。其表达式为:

$$BC_i = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{n_{st}^i}{g_{st}} \quad (7)$$

其中,  $n_{st}^i$  表示节点  $s$  和  $t$  之间最短路径中经过节点  $i$  的路径数量,  $g_{st}$  表示所有最短路径数量, 节点介数中心性的值越高, 则该节点的影响力越大, 相应地就更重要<sup>[15]</sup>。

### 3) 接近中心性(closeness centrality, CC)

接近度中心性衡量了节点到其他节点的平均距离, 即节点与其他节点之间的紧密程度。表达式为:

$$CC_i = \frac{N-1}{\sum_{j=1}^N d_{ij}} \quad (8)$$

其中,  $d_{ij}$  表示图中节点  $i$  为起点,  $j$  为终点的最短路径所含边的数量, 节点接近中心性的值越大, 表明节点居于网络中心位置的程度越大, 相应地也就更重要<sup>[15]</sup>。

### 4) 图谱特征融合

为了提高特征的鲁棒性, 实现更高的准确率, 提出将三种指标采用并联形式融合成特征矩阵, 融合公式如式(9)所示。

$$X_{Fusion} = \begin{bmatrix} X_{DC} \\ X_{BC} \\ X_{CC} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} DC_1 & DC_2 & \cdots & DC_{513} \\ BC_1 & BC_2 & \cdots & BC_{513} \\ CC_1 & CC_2 & \cdots & CC_{513} \end{bmatrix} \quad (9)$$

此外, 获得的特征样本需要进行标准化, 使其值范围在  $(0,1)$  之间, 便于后续输入神经网络, 标准化公式如式(10)所示。

$$\hat{X} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (10)$$

式中:  $X_{\min}$  和  $X_{\max}$  为特征矩阵  $X$  中元素的最小值和最大值。

## 1.4 CNN-Inception 模型

Inception 结构最早在 GoogLeNet<sup>[16]</sup> 中被提出, 其核心思想是先使用不同卷积核对输入数据进行并行处理, 再将得到的特征图在深度维度拼接起来, 得到一个更深的特征图。其结构图如图 3 所示。Inception 模块在  $3 \times 3$  和  $5 \times 5$  卷积之前应用  $1 \times 1$  卷积的作用是降维, 减少了参数量和计算量, 增加模型深度并提高非线性表达能力<sup>[17]</sup>。

虽然神经网络的输入数据形状为  $513 \times 3$ , 但是, 每一个数据可以被解释为一个长度为 513 的一维序列, 而 3 可以被看作是这个序列在不同通道上的测量值。因此, 本文提出的模型融合了经典的卷积神经网络(convolutional

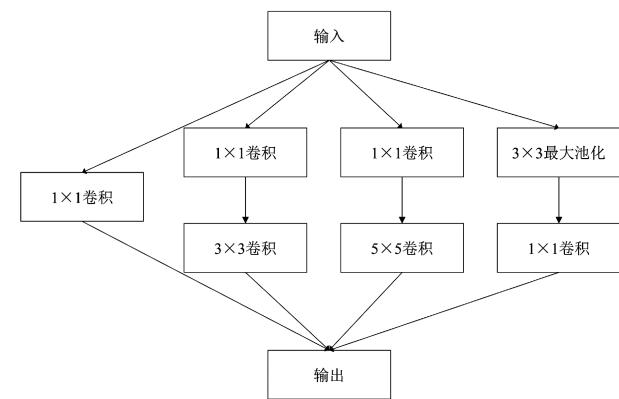


图 3 Inception 模块

Fig. 3 Inception module

neural network, CNN) 和改进的 Inception 模块。这个模型继承了原 Inception 模块的多尺度特征提取能力, 同时进行了必要的调整以适应序列数据的特性。其结构图如图 4 所示。

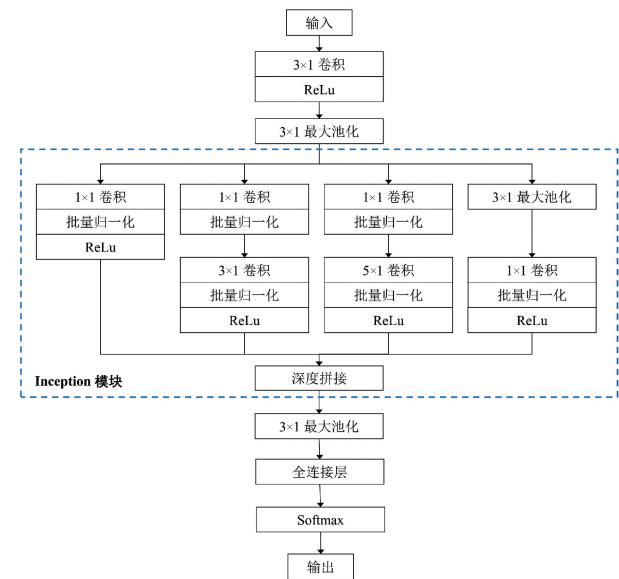


图 4 CNN-Inception 结构图

Fig. 4 CNN-Inception architecture diagram

## 2 故障诊断流程

基于可视图谱特征融合与 CNN-Inception 的行星齿轮箱故障诊断流程如图 5 所示, 具体可以分为以下几个步骤。

### 步骤 1) 数据预处理

首先将行星齿轮箱的振动数据划分每 1 024 个数据分为一段。使用 Welch 变换, 将数据变为 513 长度功率谱。 Welch 变换能够提取信号有效特征并且减少信号的长度。

### 步骤 2) 可视图谱特征矩阵构建

对功率谱信号使用可视图算法构建图结构, 计算图信号节点的度中心性、介数中心性、接近中心性, 构建  $513 \times 3$

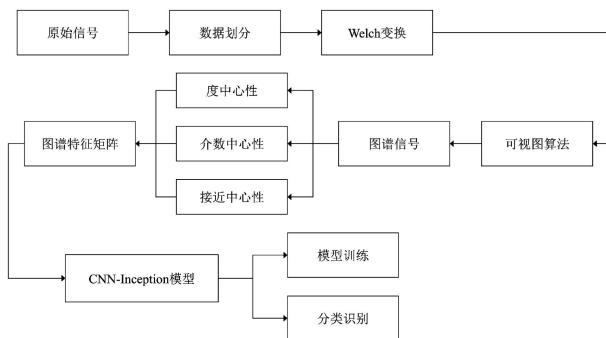


图 5 故障诊断流程图

Fig. 5 Fault diagnosis flowchart

的特征矩阵。将特征数据划分为训练集、测试集和验证集

### 步骤 3) 模型训练

将特征矩阵输入到改进的 CNN-Inception 模型中进行训练, 得到故障诊断模型。

### 步骤 4) 故障分类识别

将待诊断的数据进行步骤 1)、步骤 2) 操作之后输入到训练好的模型中进行识别诊断, 得到故障类型。

## 3 实验

### 3.1 数据集介绍

数据集来自北京信息科技大学现代测控教育部重点实验室的风机行星齿轮传动平台。电动机采用 YS1.5KW-4P 电磁调速电动机, 额定转速: 125~1 250 r/min, 额定转矩: 19.2 N/m; 齿轮箱型号 HS-300, 增速比 77.3; 4 个振动加速度传感器分布在 HS-300 齿轮箱上, 搭建的测试系统如图 6 所示<sup>[18]</sup>。



图 6 风机行星齿轮传动平台测试系统图

Fig. 6 Test system diagram of wind turbine planetary gear transmission platform

该实验中采样频率为 20 480 Hz, 采样时间 10 s。包含正常、断齿、齿面磨损、齿面磨损和断齿、轴承滚动体缺失和断齿 5 种状态。选取转速工况 1、2 分别为 1 500 r/min、2 220 r/min。数据集样本设置如表 1 所示。

表 1 数据样本集表

Table 1 Dataset samples

样本状态	工况	样本数量	标签
正常	1	400	0
	2	400	1
断齿	1	400	2
	2	400	3
齿面磨损	1	400	4
	2	400	5
齿面磨损+断齿	1	400	6
	2	400	7
轴承滚动体缺失+断齿	1	400	8
	2	400	9

### 3.2 实验结果分析

首先将采集到行星齿轮箱信号划分成若干长度为 1 024 的数据段, 每段分别进行 Welch 变换, 信号的 Welch 功率谱图如图 7 所示。根据图 7 可以发现: 不同的 Welch 功率谱在整体形状上有差异, 不同频率上对应的频谱强度有差异, 根据功率谱波形可以分辨出故障状态。证明 Welch 变换可以提取信号有效信息。

然后按照本文提出的故障诊断流程提取特征矩阵, 按 7:2:1 划分训练集、测试集和验证集。将训练集输入进 CNN-Inception 模型进行训练, 设置训练批次大小为 64, 学习率为 0.000 1。经过 50 次迭代后的模型准确率如图 8 所示。从图 8 可以看出, 模型测试集的准确率达到了 98.57%。且模型在第 15 轮左右就已经达到了较高的准确率。证明 CNN-Inception 模型具有卓越的学习速度, 能够在短时间内对数据进行较好的分类。同时, 该模型在两种工况下表现良好, 证明模型一定泛化性。

为了直观展现模型特征提取和分类能力, 采用 t 分布随机邻域嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 可视化技术展示分类结果, 原始数据和模型分类后数据可视化如图 9 和图 10 所示。从图 9 中可以看出, 信号原始特征相互重叠, 难以区分。经过 CNN-Inception 模型分类之后, 特征出现了明显的分离和聚类, 展现了该模型良好的特征提取和分类能力。

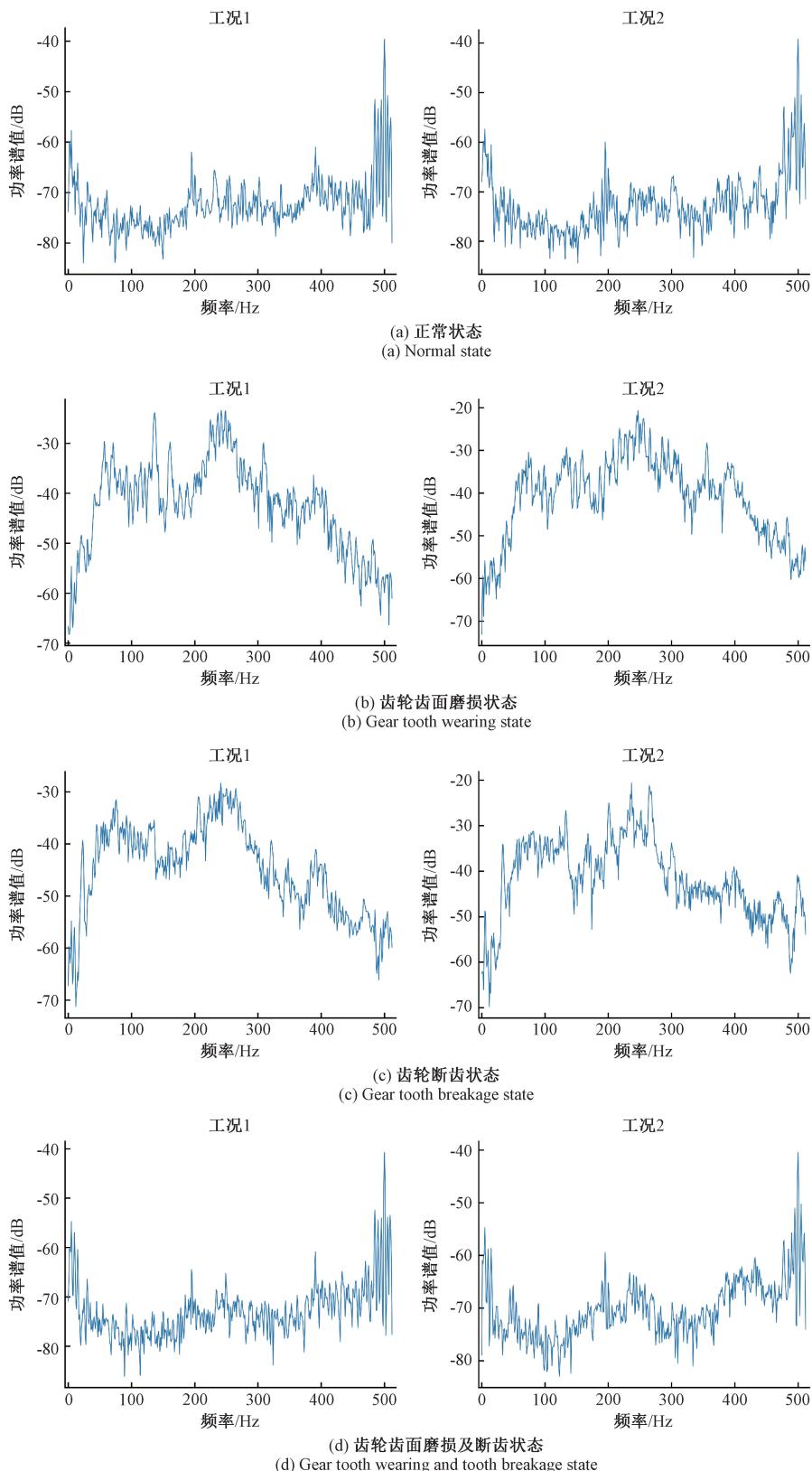
### 3.3 消融实验

为了证明本文提出的可视图特征融合的有效性, 进行消融实验, 实验方法及结果如表 2 所示。图 11 描述了各个方案测试集的准确率。

根据表 2 和图 11 可知, 本文提出的方法 M1 最终准确率最高, 比 M2 高 2.26%, 比 M3 高 27.93%。同时, M1 方法准确率曲线最快收敛。表明本文提出的可视图特征融合方法能够深度提取信号特征。

### 3.4 对比实验

为了证明本文提出的 CNN-Inception 模型的优越性,



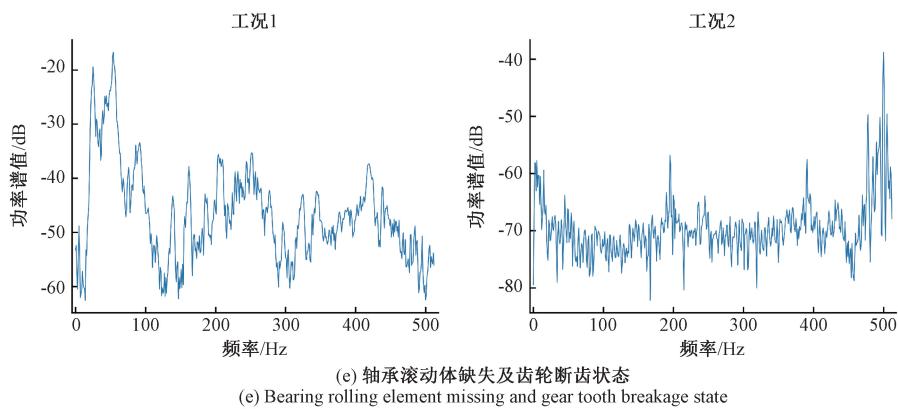


图 7 数据集 Welch 功率谱图

Fig. 7 Welch power spectrum of dataset

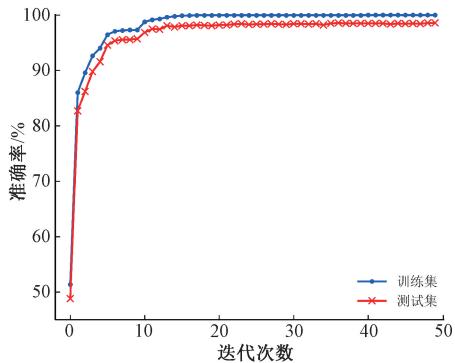


图 8 模型准确率

Fig. 8 Model accuracy

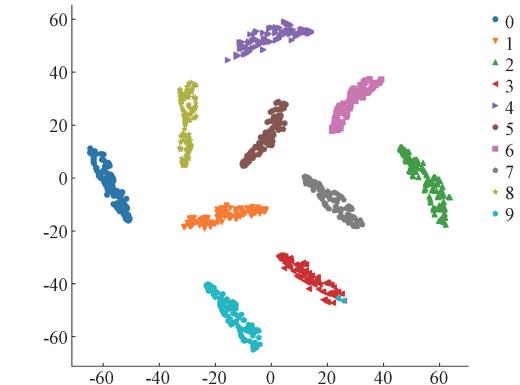


图 10 模型分类可视化

Fig. 10 Visualization of model classification

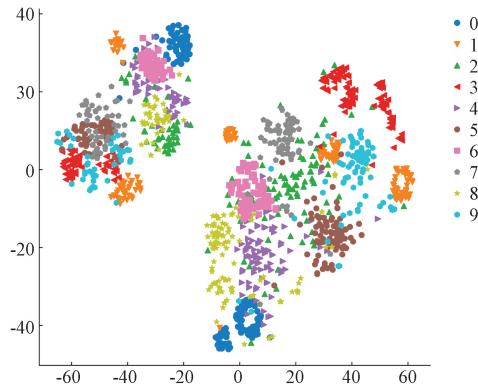


图 9 原始数据可视化

Fig. 9 Visualization of raw data

表 2 消融实验方法及结果表

Table 2 Ablation study methods and results

诊断方法	M1	M2	M3
Welch 变换	√	√	
可视图谱特征融合	√		
准确率/%	98.57	96.31	70.64

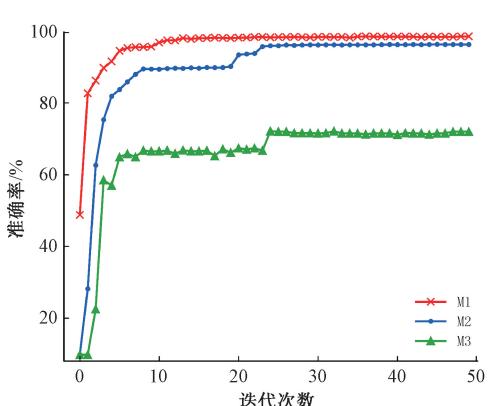


图 11 消融实验准确率曲线

Fig. 11 Ablation study accuracy curve

在相同数据集和实验参数下, 将其与 3 种现有的深度学习模型进行比较: 首层宽卷积核深度卷积神经网 (deep convolutional neural networks with wide first-layer kernel, WDCNN)<sup>[19]</sup>、深度可分离卷积 (depthwise separable convolutional, DSC)<sup>[20]</sup>、ResNet<sup>[21]</sup>, 模型迭代 50 次后实验结果如表 3 所示。

表3 模型性能对比表

Table 3 Model performance comparison

诊断模型	准确率/%	模型大小/KB
WDCNN	95.29	146.40
DSC	79.70	162.71
ResNet	91.57	240.23
CNN-Inception	98.57	151.33

通过表3可以看出,与其他3种深度学习模型相比,CNN-Inception保证了高准确率的同时,在模型大小方面也表现优异,仅需151.33 KB,这表明模型能够提高诊断精度并且减少所需内存资源,证明CNN-Inception模型在行星齿轮箱故障诊断方面有很好的效果。

## 4 结论

本文从图信号处理角度出发,提出一种基于可视图谱特征融合与CNN-Inception的故障诊断方法。该方法首先利用Welch变换对一维信号进行预处理。通过构建可视图谱,从空间的角度量化信号动力学特性。此过程不仅简化了原始信号,还揭示了隐藏于图拓扑结构中的故障特征。进一步地,通过融合可视图谱的节点特征,增强了故障信息的表达能力,为后续的深度学习模型提供了高质量的数据支持。

本文所提出的CNN-Inception模型展现出了多尺度特征提取能力和高效的分类性能。相较于传统的故障诊断模型,本研究中的模型在计算资源利用效率方面也表现出色。同时,该模型在不同工况下的稳定表现证明了其良好的泛化能力,这对于实际应用中遇到的各种不确定性和复杂环境具有重要的意义。

尽管本研究取得了显著成果,但在理论和实践层面仍存在一些局限性。例如,当前的研究主要集中在实验室条件下获取的数据集上,对于真实工业环境中噪声干扰较大、数据质量参差不齐的情况,模型的鲁棒性还有待进一步验证。未来的工作可以考虑引入更多的数据增强技术,以及探索适用于大规模、低成本数据采集的方法,以提高模型在复杂工况下的适应性和预测精度。

## 参考文献

- [1] 隆勇,郭瑜.基于加窗振动分离和变分模态分解的行星轮故障特征提取[J].电子测量与仪器学报,2019,33(2):18-24.  
LONG Y, GUO Y. Fault feature extraction of planetary gear based on windowed vibration separation and variational mode decomposition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2):18-24.
- [2] 张礼才.矿用重型减速器行星机构功率谱分析[J].机电产品开发与创新,2023,36(1):100-103.  
ZHANG L C. Power spectrum analysis of planetary mechanism in heavy-duty reducer for mining use [J]. Development and Innovation of Mechanical and Electrical Products, 2023, 36(1):100-103.
- [3] 孔子迁,邓蕾,汤宝平,等.基于时频融合和注意力机制的深度学习行星齿轮箱故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2019,40(6):221-227.  
KONG Z Q, DENG L, TANG B P, et al. Deep learning method for planetary gearbox fault diagnosis based on time-frequency fusion and attention mechanism [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 221-227.
- [4] 胡萼庆,陈徽鹏,程哲,等.基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J].机械工程学报,2019,55(7):9-18.  
HU N Q, CHEN H P, CHENG ZH, et al. Planetary gearbox fault diagnosis method based on empirical mode decomposition and deep convolutional neural network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7):9-18.
- [5] 刘秀丽,王鸽,吴国新,等.VMD及PSO优化SVM的行星齿轮箱故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2022,36(1):54-61.  
LIU X L, WANG G, WU G X, et al. Planetary gearbox fault diagnosis using VMD and PSO optimized SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(1):54-61.
- [6] 魏秀业,程海吉,贺妍,等.基于特征融合与ResNet的行星齿轮箱故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2022,36(5):213-222.  
WEI X Y, CHENG H J, HE Y, et al. Planetary gearbox fault diagnosis based on feature fusion and ResNet [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5):213-222.
- [7] 高艺源.基于图信号处理的齿轮箱故障特征提取与诊断方法研究[D].长沙:湖南大学,2021.  
GAO Y Y. Research on gearbox fault feature extraction and diagnosis methods based on graph signal processing [D]. Changsha: Hunan University, 2021.
- [8] 陈芒,于德介,高艺源.基于可视图谱幅值熵的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2021,40(4):23-29.  
CHEN M, YU D J, GAO Y Y. Rolling bearing fault diagnosis method based on visual graph spectral amplitude entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(4):23-29.
- [9] 杨喜旺,王智超,黄晋英,等.基于可视图特征与CatBoost的转辙机故障诊断[J].中北大学学报(自然

- 科学版),2024,45(1):58-65.
- YANG X W, WANG ZH CH, HUANG J Y, et al. Turnout machine fault diagnosis based on visual graph features and CatBoost[J]. Journal of North University of China(Natural Science Edition),2024,45(1):58-65.
- [10] 温楷儒,陈祝云,黄如意,等.基于可解释时空图卷积网络的多传感数据融合诊断方法[J].机械工程学报,2024,60(12):158-167.
- WEN K R, CHEN ZH Y, HUANG R Y, et al. Multi-sensor data fusion diagnosis method based on interpretable spatiotemporal graph convolutional network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024,60(12):158-167.
- [11] 马超,郑鑫辉,王少红,等.基于SPWVD与知识蒸馏的行星变速器故障诊断研究[J].电子测量与仪器学报,2024,38(5):29-37.
- MA CH, ZHENG X H, WANG SH H, et al. Research on planetary transmission system fault diagnosis based on SPWVD and knowledge distillation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5):29-37.
- [12] JIN ZH H, HAN Q CH, ZHANG K, et al. An intelligent fault diagnosis method of rolling bearings based on Welch power spectrum transformation with radial basis function neural network [J]. Journal of Vibration and Control, 2020,26:9-10.
- [13] LUQUE B, LACASA L, BALLESTEROS F, et al. Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series[J]. Physical Review E, 2009,80(4):046103.
- [14] 梁超.复杂网络在离心泵故障诊断中的应用[D].吉林:东北电力大学,2014.
- LIANG CH. Application of complex networks in centrifugal pump fault diagnosis[D]. Jilin: Northeast Electric Power University,2014.
- [15] 于会,刘尊,李勇军.基于多属性决策的复杂网络节点重要性综合评价方法[J].物理学报,2013,62(2):54-62.
- YU H, LIU Z, LI Y J. Comprehensive evaluation method of node importance in complex networks based on multi-attribute decision making[J]. Acta Physical Sinica,2013,62(2):54-62.
- [16] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going deeper with convolutions[J]. IEEE Computer Society, 2014, DOI:10.1109/CVPR.2015.7298594.
- [17] 张瑞博,李凌均.基于注意力机制与 Inception-ResNet 的轴承故障诊断方法[J].电子测量技术,2023,46(21):107-113.
- ZHANG R B, LI L J. Bearing fault diagnosis method based on attention mechanism and Inception-ResNet[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46 (21): 107-113.
- [18] 彭毓敏,栾忠权,马超,等.基于 Qt 与 Matlab 的行星齿轮传动系统故障监测诊断研究[J].组合机床与自动化加工技术,2018(4):123-126,130.
- PENG Y M, LUAN ZH Q, MA CH, et al. Research on fault monitoring and diagnosis of planetary gear transmission system based on Qt and Matlab [J]. Combined Machine Tools and Automation Machining Technology,2018(4):123-126,130.
- [19] ZHANG W, LI CH H, PENG G L, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals [J]. Sensors,2017,17(2):425-446.
- [20] SIFRE L, MALLAT S. Rigid-motion scattering for texture classification [J]. Computer Science, 2014, 3559:501-515.
- [21] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.

### 作者简介

荆新嵐,硕士研究生,主要研究方向为机械系统故障诊断。

E-mail: xinlanj@163.com

黄民,博士,教授,主要研究方向为机器人技术、机械系统故障诊断。

E-mail: huangmin@bistu.edu.cn

马超(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为机械系统动力学与机械系统故障诊断。

E-mail: mach2006@126.com