

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508445

多域特征图神经网络的变速器复合故障诊断研究*

谢锋云^{1,2} 陈惠航¹ 牛康¹ 潘圳锴¹ 王书蕾¹ 孙浩然¹ 谢源威¹

(1. 华东交通大学机电与车辆工程学院 南昌 330013; 2. 华东交通大学智能交通装备全寿命技术创新中心 南昌 330013)

摘要:变速器在旋转机械中有着广泛的应用,对其复合故障诊断有利于机械设备的健康运行。为了提高变速器复合故障诊断的准确度和泛化性,提出了一种基于多域特征图神经网络(MDFGNN)的变速器复合故障诊断方法。首先,分别在时域、频域、熵中提取振动信号的多个特征,得到丰富的变速器多特征状态信息,并构建节点特征矩阵,再利用K-近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)提取节点特征的序列规律性和有序性,并构建边索引矩阵;其次将节点特征矩阵与边索引矩阵组合来构建特征图,将特征图输入到图神经网络(graph neural networks, GNN)模型,来进行分类识别;最后通过向原始数据中添加不同信噪比的高斯白噪声和公开的数据集检验所提模型的准确度和泛化性。为了验证所提方法的有效性,搭建了变速器振动实验平台,通过压电式加速度传感器采集5种状态的变速器数据。研究表明,多域特征图能够对变速器复合故障状态进行充分且全面的故障信息挖掘,克服复合故障信号微弱,非线性,复杂的问题,获取更敏锐的变速器运行状态信息,提高原始数据的利用率和模型的稳定性,相较于现有其他变速器故障诊断方法正确率可提高4.75%~12.26%,准确度相差波动区间介于0.07%~1.28%,泛化性检验可达96.25%。

关键词:多域特征图;复合故障诊断;图神经网络;滚动轴承;变速器

中图分类号: TN911.7; TH133.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520; 510.4030

Research on transmission compound fault diagnosis based on multi-domain feature graph neural network

Xie Fengyun^{1,2} Chen Huihang¹ Niu Kang¹ Pan Zhenkai¹ Wang Shulei¹ Sun Haoran¹ Xie Yuanwei¹

(1. School of Mechanical Electrical and Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. China Life-cycle Technology Innovation Center of Intelligent Transportation Equipment, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Transmission systems are widely applied in rotating machinery, and the diagnosis of their composite faults is crucial for ensuring the healthy operation of mechanical equipment. In order to improve the accuracy and generalization of transmission compound fault diagnosis, a method of transmission compound fault diagnosis based on multi-domain feature map neural network (MDFGNN) is proposed. Firstly, multiple features of vibration signals are extracted from time domain, frequency domain and entropy to obtain rich multi-feature status information of the transmission, and a node feature matrix is constructed. Then k-nearest neighbor (KNN) algorithm is used to extract the sequence regularity and order of node features, and an edge index matrix is constructed. Secondly, the node feature matrix and the edge index matrix are combined to build the feature map, and the feature map is input into the Graph Neural Networks (GNN) model for classification and recognition. Finally, the accuracy and generalization of the proposed model were tested by adding Gaussian white noise with different signal-to-noise ratios to the original data and the HUST Bearing dataset. In order to verify the effectiveness of the proposed method, a transmission vibration test platform was built, and transmission data of five states were collected by piezoelectric acceleration sensors. The results show that: The multi-domain feature map can fully and comprehensively mine the fault information of the compound fault state of the transmission, overcome the weak, non-linear and complex problems of the compound fault signal, obtain more sensitive information of the transmission operation state, improve the utilization rate of the original data and the

收稿日期: 2025-06-07 Received Date: 2025-06-07

* 基金项目: 国家自然科学基金(52265068)、江西省自然科学基金(20224BAB204050)项目资助

stability of the model. Compared with other existing transmission fault diagnosis methods, the accuracy rate can be increased by 4.75%~12.26%, the accuracy difference fluctuation range is 0.07%~1.28%, and the generalization test can reach 96.25%.

Keywords: multi-domain features graph; compound fault diagnosis; graph neural networks; rolling bearing; transmission

0 引言

变速器是一种常见的传递动力的机械设备,由于具有较强的承载能力,所以得到了广泛应用。但常常因为其中的旋转机械发生故障,对国家、社会以及个人的生命财产安全造成极大的威胁^[1]。随着智能制造和工业互联网的快速发展,传统制造业正在向数字化、智能化方向迈进^[2]。以深度学习为代表的健康监测和智能故障诊断具有重要意义^[3]。智能故障诊断在提高设备可靠性、降低维护成本、提高生产效率和确保安全性方面具有显著优势^[4]。变速器的主要功能是调节旋转机械的输出速度和扭矩,使其能够适应不同的工作条件和负载需求^[5]。通过改变齿轮比,变速器可以提供所需的动力输出,从而确保旋转机械性能优化和可靠性^[6]。

复合故障在变速器等其他机械装置中经常出现,这和机械装置所处的工作环境恶劣,以及监测检修不及时有关。刘桂敏等^[7]为实现滚动轴承复合故障自适应诊断,提出了基于循环含量比-归一化谐波比例融合指标改进的最大二阶循环平稳盲解卷积方法。张伟涛等^[8]针对主轴轴承复合故障诊断难度大,易受其他振动干扰信号影响的问题,提出了一种基于规范相关分析盲信号提取和循环维纳滤波的主轴轴承复合故障诊断方法。张伟等^[9]针对强背景噪声干扰下的滚动轴承复合故障特征难以提取且变分模态分解中参数需要提前确定的问题,提出了一种基于蝙蝠算法优化变分模态分解参数的滚动轴承复合故障分离方法。陈赛赛等^[10]对轴承复合故障分类中存在的故障特征强线性不可分及故障数据标签不足问题,提出基于双阶段支持向量机与小波核扩散的轴承复合故障分类方法。

虽然现有的复合故障诊断方法已经取得了不错的效果,但仍旧存在一定的局限性。

1) 信号故障特征提取往往只考虑频域特征而忽视其它域的信息。复合故障信号本身是非常微弱的,而且是非线性的,相较于单一故障而言,复合故障信号更加复杂。单一域的信号分析不能充分的表示复合故障信息。

2) 传统的信号分解方法,只能对单个复合故障进行分析,并未对多个复合故障进行分类识别。在实际的生产过程中,出现的复合故障种类是多种多样的,针对单一复合故障的信号分解方法不能有很好的泛化性。

3) 传统的复合故障诊断相较于以深度学习为代表的智能故障诊断存在明显不足。传统方法通常需要专家

根据经验选择和提取特征,基本的机器学习方法在处理非线性和高维数据时表现不佳,难以捕捉复合故障模式。

针对以上研究中出现的 3 类问题,本文提出了一种基于多域特征与图神经网络相结合的变速器复合故障诊断方法。首先,多域特征图的复合故障诊断方法充分提取复合故障信号在时域、频域和熵中的信息。充分克服复合故障信号本身的微弱性、非线性和复杂性,并构建节点特征矩阵,其次使用 K-近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)提取节点特征的相关性,并构建边索引矩阵,将节点特征矩阵与边索引矩阵组合来构建特征图,最后将特征图输入到图神经网络(graph neural networks, GNN)模型,来进行分类识别。实验研究对象是变速器复合故障这一系统级问题,面向多源耦合导致的非平稳、弱信号与交互调制等共性特征。为在可控条件下严谨评估方法性能,在变速器振动实验平台上,选取其内部滚动轴承的 4 种典型复合组合作为验证对象。轴承与齿轮在传动链中耦合最强,所形成的特征频簇与转频侧带是变速器复合响应的主要组成,因此该验证具有工程等价性与可迁移性。拟通过实验进行验证,与现有其它变速器故障模型对比,并添加不同信噪比的数据以及公开数据集检测,其在抗噪性和泛化性上的表现。

1 原理

1.1 多域特征(multi-domain feature, MDF)

单一域的特征可能对某些噪声或干扰比较敏感。通过结合多个域的特征,可以减小这种敏感性。同时分析多域特征,可以揭示出隐藏在信号中的复杂模式和关系,更全面地了解信号的特性。

首先对信号时域^[11]进行分析,提取时域信号中的平均值(TF1)、标准差(TF2)、方差(TF3)、平均幅值(TF4)、均方根(TF5)、方根幅值(TF6)、峭度(TF7)、偏度(TF8)。

其次对信号进行频域分析,通过功率谱图(power spectral density, PSD)来描述信号在频域中的能量分布^[12],并计算出平均频率(FF1)、平均功率(FF2)、总功率(FF3)、最大功率值所对应的频率(FF4)。

然后计算信号的熵特征,包含有色散熵(EN1)、模糊熵(EN2)、排列熵(EN3)、样本熵(EN4)、散度熵(EN5)^[13]。将时间序列映射到 c 类,首先使用正态累积分布函数将 X 映射到 $N: Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, 对于映射后的信号的元素,使用 $z_i^c = \text{round}(c \cdot y_i + 0.5)$ 得到分类后

的序列,以嵌入维度 m 和时间延迟 T 对 $z_i^{m,c}$ 都进行相空间重构,得到 $N - (M - 1)T$ 个嵌入向量:

$$z_i^{m,c} = \{z_i^c, z_{i+T}^c, \dots, z_{i+(m-1)T}^c\} \quad (1)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N - (m - 1)T$, 对于 c^m 种可能的色散模式,统计每种色散模式的概率 $p(\pi_{v_0^c, v_1^c, \dots, v_{m-1}^c})$ 是 $N - (m - 1)T$ 个嵌入向量 $z_i^{m,c}$ 中属于 $\pi_{v_0^c, v_1^c, \dots, v_{m-1}^c}$ 色散模式的数量除以嵌入向量的 $N - (m - 1)T$ 。最后色散熵可以计算为:

$$EN1(x, m, c, T) = - \sum_{\pi=1}^{c^m} p(\pi_{v_0^c, v_1^c, \dots, v_{m-1}^c}) \cdot \ln p(\pi_{v_0^c, v_1^c, \dots, v_{m-1}^c}) \quad (2)$$

对于模糊熵的计算先将 X 重构相空间,形成嵌入维度是 m 的向量序列:

$$\mathbf{x}_m(i) = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - \mathbf{x}_0(i) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x}_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} x(i+k)$ 为基线向量。定义模糊函数为:

$$D_{ij}^m(n, r) = \exp(- (d_{ij}^m)^n / r) \quad (4)$$

式中: d_{ij}^m 为向量 $\mathbf{x}_m(i)$ 和 $\mathbf{x}_m(j)$ 的切比雪夫距离; n 和 r 为模糊参数。定义函数:

$$\phi^m(n, r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \left(\frac{1}{N - m} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} D_{ij}^m \right) \quad (5)$$

模糊熵可以计算为:

$$EN2(m, n, r, N) = \ln \phi^m(n, r) - \ln \phi^{m+1}(n, r) \quad (6)$$

对于排列熵的计算先将 X 重构相空间,形成嵌入维度是 m 的向量序列:

$$\mathbf{x}_i(m) = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} \quad (7)$$

将 $\mathbf{x}_i(m)$ 内元素排列顺序记为 π_j , 统计每个模式出现的概率即:

$$p(\pi_j) = \frac{\|i: i \leq N - m + 1, \text{type}(x_i(m)) = \pi_j\|}{N - m + 1} \quad (8)$$

排列熵可以计算为:

$$EN3 = - \sum p(\pi_j) \log p(\pi_j) \quad (9)$$

对于样本熵给定容限 d , 对于 $\mathbf{x}_m(i)$, 统计其与 $\mathbf{x}_m(j)$ 之间满足 $d_{ij}^m \leq d$ 的距离个数记为 B_i , 定义 $B^m(d)$:

$$B^m(d) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \frac{B_i}{N - m} \quad (10)$$

则样本熵可以计算为:

$$EN4(m, d, N) = - \ln \left[\frac{B^{m+1}(d)}{B^m(d)} \right] \quad (11)$$

对于散度熵的计算先将序列 X 重构相空间 $y_i(m) = \{y_1(m), y_2(m), \dots, y_{i+m-1}(m)\}$ 得到嵌入维度为 m 的相空间。计算相邻向量间的余弦相似度:

$$D(m) = \{d(y_1(m), y_2(m)), \dots, d(y_{N-m}(m), y_{N-m+1}(m))\} \\ d(y_i(m), y_j(m)) = \frac{\sum_{k=1}^m y_i(k) \times y_j(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^m y_i(k)^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^m y_j(k)^2}} \quad (12)$$

则根据余弦相似度的范围,将其分为 ε 个子区间,然后统计每个落入子区间的概率 p_ε , 散度熵可以计算为:

$$EN5(m, \varepsilon, N) = - \frac{1}{\ln \varepsilon} \sum_{k=1}^{\varepsilon} p_k \ln p_k \quad (13)$$

将以上不同域的特征组合成为样本的多域特征,形成节点特征矩阵 \mathbf{H} 。

1.2 GNN

GNN 是一种能够直接处理图结构数据的深度学习模型^[14]。GNN 基本原理是通过图卷积操作在图的节点及其邻居之间传播和聚合信息。核心操作是图卷积,通过节点特征和邻居节点特征的聚合来更新节点表示。图卷积表示为:

$$\mathbf{H}^{(l+1)} = \sigma(\hat{\mathbf{D}} - 1/2\hat{\mathbf{A}}\hat{\mathbf{D}} - 1/2\mathbf{H}^{(l)}\mathbf{W}^{(l)}) \quad (14)$$

式中: $\mathbf{H}^{(l)}$ 表示第 l 层的节点特征矩阵; $\hat{\mathbf{A}}$ 表示特征图的邻接矩阵 \mathbf{A}_{ij} 加上自环矩阵,确保节点信息在聚合过程中保留自己的特征; $\hat{\mathbf{D}}$ 是 $\hat{\mathbf{A}}$ 的度矩阵, $\hat{\mathbf{D}} = \sum_j \mathbf{A}_{ij}$, $\mathbf{W}^{(l)}$ 是第 l 层的可训练权重矩阵; σ 是激活函数。

1.3 MDFGNN 复合故障诊断流程

首先通过实验采集装置获取变速器各种故障状态的振动信号数据,其次通过时域、频域、熵对获取的数据进行多域特征提取,并构建特征矩阵,然后通过 KNN 算法获取邻接矩阵,计算样本之间的距离,找出每个样本的最近邻样本,并据此构建图结构。提取不同域的特征得到样本的多域特征,借此构建出样本节点的特征矩阵,通过 KNN 算法,计算每个样本节点间的海明距离, K 取值为 17, 构建邻接矩阵,邻接矩阵中的 1 表示节点边的存在,结合样本节点的特征矩阵得到样本的特征图,以其中一个样本为例,其特征图如图 1 所示。

较小的 K 值会使得同类样本节点间联系隔断,使预测样本节点的预测错误概率更大,较大的 K 值能够减小干扰信号的影响,但会使不同类别之间的界限变得模糊,所以根据一个样本节点存在 17 个特征,令 $K=17$ 。将得到的特征图传递给多域特征图神经网络模型,其结构如图 2 所示。

图 2 中模型包含有两个卷积层,一个激活模块,一个正则化模块,一个全连接模块。5 000 个特征图首先通过卷积层,获得特征图的特征,再通过激活模块,避免了梯度爆炸和梯度消失问题,再借助正则化模块,防止模型在训练数据上过度拟合,最后通过全连接模块,进行分类识别。诊断流程如图 3 所示。

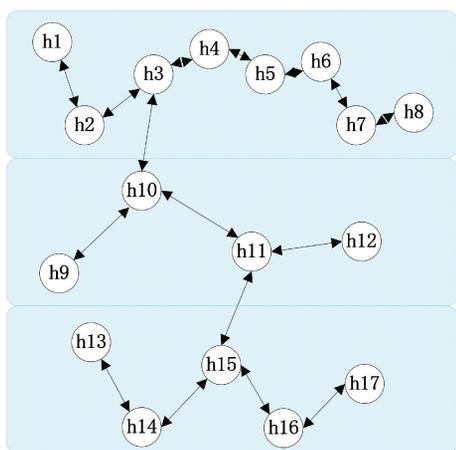


图 1 特征图

Fig. 1 Characteristic map

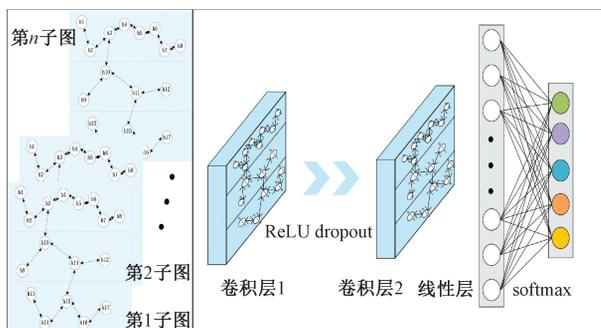


图 2 多域特征图神经网络模型

Fig. 2 Multi-domain feature diagram neural network model diagram

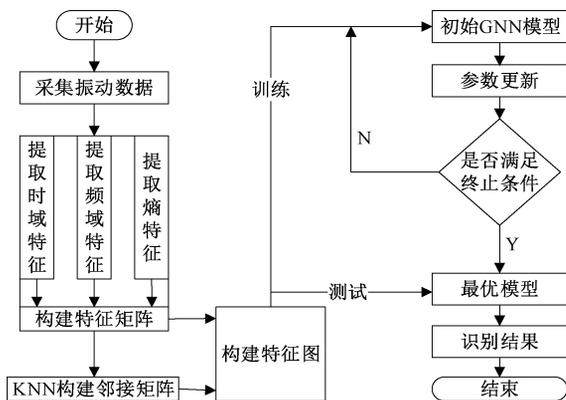


图 3 故障诊断流程

Fig. 3 Fault diagnosis flow chart

故障诊断主要流程如下:1)通过实验平台采集变速器五种状态的振动数据;2)通过时域、频域和熵对振动数据提取多域特征,并构建特征矩阵;3)使用 KNN 算法构建邻接矩阵,结合特征矩阵构建特征图,并把数据集划分为测试数据集和训练数据集;4)使用训练数据集训练

GNN 模型,通过对模型进行参数优化,判断优化后的模型是否满足终止条件,若满足条件,则输出最优模型,否则返回训练;5)使用测试数据集输入最优模型,输出识别结果。

MDFGNN 通过多域特征构图与 GNN 学习多源耦合的共性结构,不依赖某一部件的专属性特征;因此既适用于系统级的变速器复合场景,也可在部件级(如轴承复合)数据上进行等价验证。后续实验以 5 类轴承状态为验证载体,目标是检验模型在复合/耦合/弱信号条件下的鲁棒性与判别力。

研究创新在于将时域、频域与熵域的 17 项特征由传统向量拼接转化为单样本多域特征图(节点为特征,边由 KNN 基于海明距离自适应确定, $K=17$),从而把复合故障的跨域耦合关系显式编码为拓扑;在该图上采用由两层图卷积、激活与正则组成的轻量 GNN 进行邻域聚合与关系建模,同时学习“特征—特征—类别”映射,提升对非平稳、弱信号、复合耦合场景的鲁棒表征与判别。

2 变速器实验

2.1 实验数据采集平台搭建

为了验证实验提出方法的有效性,搭建了变速器实验平台。变速器复合故障数据实验平台主要由 5 个部分组成,分别为电机(型号:YE3-10012-4 浙江锦速电机有限公司)、变频器(型号:VFD9000-G5R5/P7R5-T4 浙江欣拓新能源有限公司)、信号采集卡(型号:YE6231C 江苏联能电子技术有限公司)、变速器(型号:JZQ250 山东淄博鑫远机械有限公司)、传感器(型号:CAYD051V 江苏联能电子技术有限公司),其中,故障轴承安装位置位于传感器正下方,实验数据采集平台如图 4 所示。

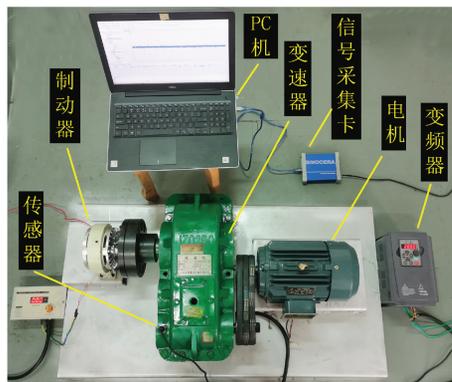


图 4 实验数据采集平台

Fig. 4 Experimental data acquisition platform

2.2 实验设计

故障设置为滚动体与外圈复合故障、滚动体与内圈

复合故障、内圈与外圈复合故障、滚动体与保持架复合故障、变速器正常状态,一共 5 种运行状态。选择轴承复合作为验证对象,基于其与齿轮啮合之间的强耦合与清晰标签,可在可控转速/载荷/噪声下覆盖变速器复合响应中的主要机理,从而对系统级问题给出等价且可复现的评估。

为确保复合故障可控且具有工程可复现性,本文在轴承故障尺寸、测量点及采样参数的选取上参照国家/行业测量规范与前人实验研究。轴承振动测量方法与采样要求参照 GB/T 32333-2015(滚动轴承振动(加速度)测量方法与技术条件),并结合深沟球轴承振动技术条件标准 JB/T 7047 的建议,确定传感器安装位置与测量带宽要求。

滚动体故障点直径与深度均取 0.45 mm,内/外圈沟道故障宽度取 0.95 mm、深度取 0.45 mm。该缺陷尺度的选取基于两方面考量:1)0.3 mm 左右为早期可检测缺陷尺度的经验下限,小于该尺度在常规采样与加速度检测下信噪比显著下降;2)为了避免过大缺陷引发的非线性饱和效应,从而损害对复合耦合机理的观测。因此本文在信号能观测且不致使系统出现非线性破坏的范围内选取 0.45 mm 作为种子缺陷尺寸。

采样频率设置为 12 kHz、采样时长 2 min。选择 12 kHz 是基于对滚动轴承特征频率及其啮合调制旁带频率上限的带宽估计,并依 GB/T 32333-2015 中关于带宽与采样的测量原则以满足无混叠采样的要求。采样时长保证了充足的稳态数据量以进行时域/频域统计分析 with 训练数据构建。

关于数据集构建与样本规模:每类状态 1 000 组样本、窗口长度 1 024 点、50%重叠、训练/测试比 8 : 2 的策略参考了近年来复合故障识别领域中公开与实证研究的实践,该设置在保证训练稳定性的同时兼顾模型泛化验证。故障设置参数如表 1 所示。

表 1 故障设置具体参数表

Table 1 Fault setting parameters table

复合故障类型	故障部件	参数
滚动体与外圈复合故障	滚动体	故障点直径 0.45 mm,深度 0.45 mm
	外圈	外圈沟道故障缝隙宽度 0.95 mm,深度 0.45 mm
滚动体与内圈复合故障	滚动体	故障点直径 0.45 mm,深度 0.45 mm
	内圈	内圈沟道故障缝隙宽度 0.95 mm,深度 0.45 mm
内圈与外圈复合故障	内圈	内圈沟道故障缝隙宽度 0.95 mm,深度 0.45 mm
	外圈	外圈沟道故障缝隙宽度 0.95 mm,深度 0.45 mm
滚动体与保持架复合故障	滚动体	故障点直径 0.45 mm,深度 0.45 mm
	保持架	保持架断裂
正常		

轴承型号为深沟球轴承 6406 开式,复合故障位置如图 5 所示。



图 5 故障轴承位置

Fig. 5 Faulty bearing position

实验中,变频器调速电流频率设置为 20 Hz,与之对应的电机转速为 600 r/min。在变速器输入轴的轴承座上方放置一个加速度传感器用来采集故障状态的振动加速度信号,采样频率为 12 kHz,采样时长为 2 min。每种状态设置 1 000 组样本,每个样本 1 024 个数,测试集与训练集的比例为 2 : 8。

2.3 实验流程

通过变速器复合故障数据采集实验,为故障诊断和预防提供数据支持。

故障诊断设备(传感器、数据采集器)、目标设备(变速器)、实验工具。检查故障诊断设备和目标设备的工作状态,确保其正常运行。确保所需软件和驱动程序已经安装并可以正常运行。使用适当的接口和电缆将传感器与目标设备等连接起来。确保连接牢固,信号传输正常,避免周围环境的干扰。

启动数据采集设备和相应的软件程序。设置数据采集参数,确保数据采集设备和软件正确连接到传感器和目标设备。启动目标设备,同步启动数据采集设备,开始采集故障诊断数据。使用数据采集软件,实时显示和记录采集的数据。

3 结果分析

3.1 原始数据分析

根据上述实验所测的 5 种变速器状态振动数据,以

其中的一组为例,其时域图如图 6 所示。

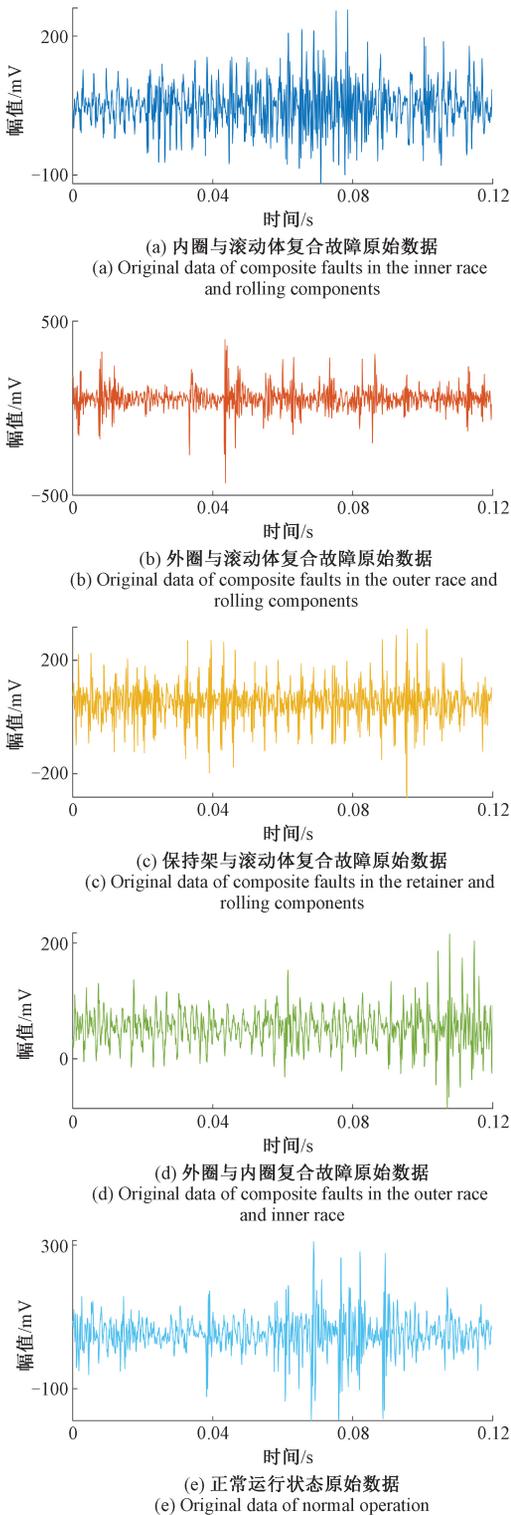


图 6 实验原始数据

Fig. 6 Experimental raw data

从图 6 可以看出,变速器在内圈与滚动体复合故障、外圈与滚动体复合故障、保持架与滚动体复合故障、外圈

与内圈复合故障、正常运行状态 5 种状态下的振动图像很难直观的分,需要进一步的对数据进行处理。

3.2 多域敏感性分析

在频域分析中,功率谱图(power spectrum)是用来描述信号在不同频率下的能量分布的图像。其原理主要基于傅里叶变换。功率谱密度表示信号在各个频率分量上的功率分布。通过功率谱图可以有效地显示信号在不同频率上的能量分布,从而为频域分析提供重要的依据。对变速器的 5 种复合故障状态进行频域分析,首先获取 5 种状态的功率谱图,如图 7 所示。

从功率谱图像中可以看出变速器 5 种复合故障状态在不同频率上的能量分布是不相同的,5 种状态的主频部分也不相同,但从图像上可以看出 5 种状态的频域分布有相似的地方,因为变速复合故障中有相似频域的振动。比如内圈与滚动体复合故障,外圈与滚动体复合故障,这两种复合故障中都涉及到了滚动体的故障,所以在功率谱图中会体现出相似的地方。

单一域的分析不能将变速器的复合故障状态很好的分类识别,主要是因为每种域的侧重点不同,涵盖的信息不够全面。将变速器的复合故障信号分别在时域、频域和熵中进行分析,每种域的分析箱线图结果,如图 8 所示。

从图 8 可以很明显的看出,每种域体现的复合故障状态信息并不相同,如果从单一的域分析,就会导致信号的特征不明显,涵盖的信息不充分,最终也会使复合故障的分类识别更加困难,所以需要不同域的特征组合起来,这样才能将复合故障状态的信息更加全面的反映出来。

为比较单一域和多域特征的优劣,使用无监督学习方式,对不同域提取的特征向量进行降维,t-SNE 的参数设置:嵌入式空间的维度 $cp=2$,混乱度 $pl=20$,学习率 $lr=1000$,优化的最大迭代次数 $nt=1000$,没有进展的最大迭代次数 $np=30$,其结果如图 9 所示。

从无监督学习的结果来看,多域特征效果是最好的,从图 9 可以看出变速器复合故障的 5 种状态只有极小部分是混叠,大部分能够区分开。与多域特征相比较,其他 3 种单一域方法提取的特征,通过无监督学习之后,变速器的 5 种复合故障状态并不能很好的区分开来,大部分是混叠的,只有少部分可以区分开来。

3.3 多域特征图神经网络模型的结果分析

KNN 算法^[15]用于构建特征图时,通过计算样本之间的距离,找出每个样本的最近邻样本,并据此构建图结构。提取不同域的特征得到样本的多域特征,借此构建出样本节点的特征矩阵,通过为 KNN 算法,计算每个样本节点间的海明距离, K 取值为 17,构建邻接矩阵,邻接矩阵中的 1

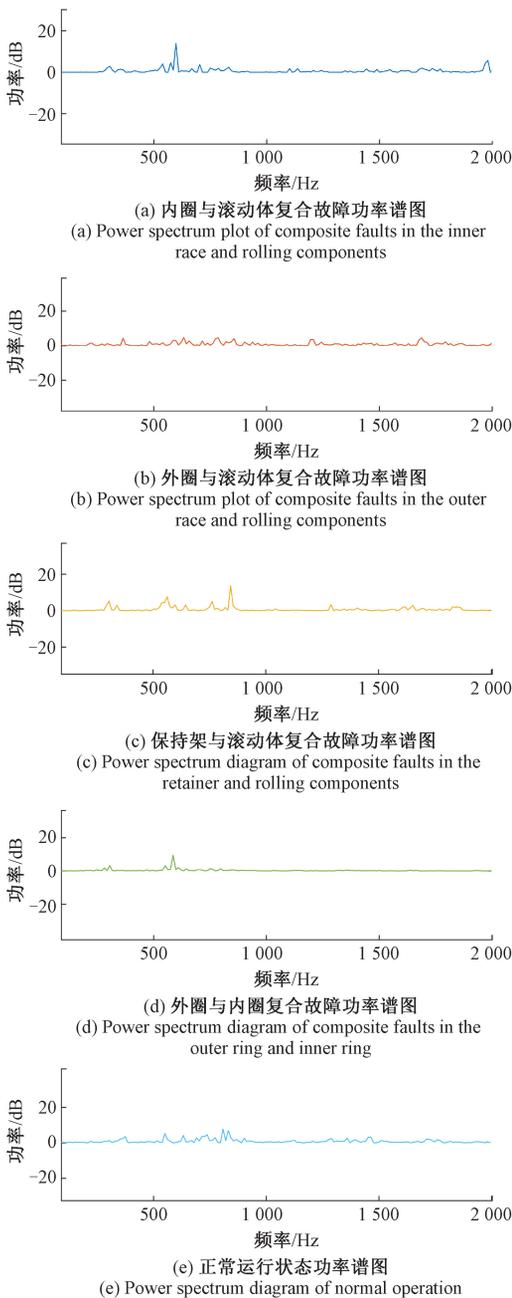


图 7 功率谱图

Fig. 7 Power spectrum

表示节点边的存在,结合样本节点的特征矩阵得到样本的特征图,将得到的特征图传递给多尺度韦伯色散熵图神经网络模型。模型的具体参数如表 2 所示。

实验采用深度学习框架 Pytorch 构建模型,使用有一张内存为 12 GB 的 RTX4070Ti 处理器的工作站进行模型训练。训练优化器为 Adam,学习率设置为 0.001,权重衰减为 0.000 5,迭代次数为 3 000 批量设置为 10,损失函数为交叉熵损失函数。训练过程中的损失值如图 10 所示。

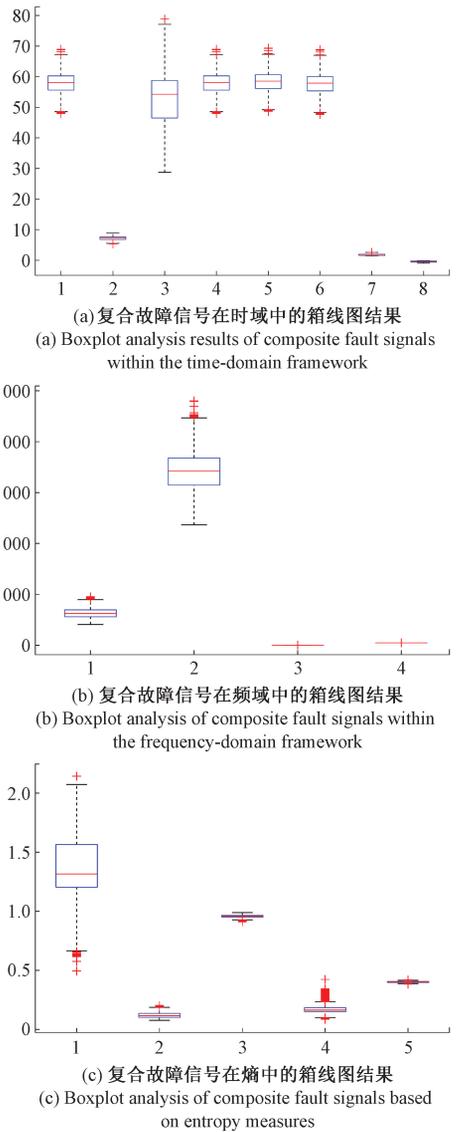


图 8 不同域的 BOX 图

Fig. 8 BOX diagrams for different domains

表 2 模型的具体参数表

Table 2 The detailed parameter table of the model

模块	参数	
特征图	5×1 000 个节点	17 个特征
卷积模块 1	输入维度 17	输出维度 70
激活模块	ReLU 函数	维度 70
正则化模块	Dropout 弃置率 0.9	维度 70
卷积模块 2	输入维度 70	输出维度 17
全连接模块	softmax 输入维度 17	输出维度 5

由图 10 可以发现,模型有很好的收敛性,且在训练到 500 次时,模型的性能就达到了稳定状态,每种状态设置 1 000 组样本,测试集与训练集的比例为 2 : 8,每类复合故障测试样本结果如图 11 所示。

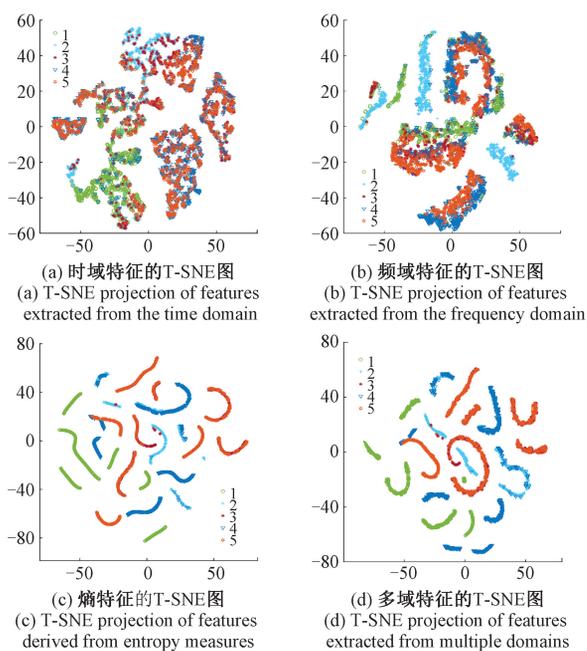


图 9 不同域的 T-SNE 图

Fig. 9 T-SNE plots for different domains

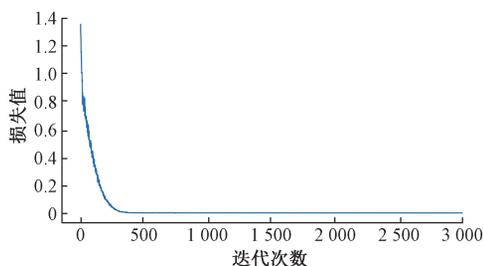


图 10 训练损失值图

Fig. 10 Training loss chart

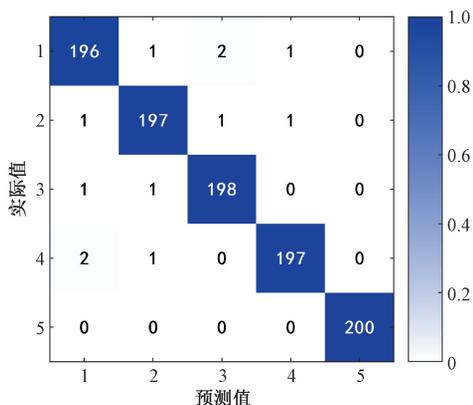


图 11 测试样本结果

Fig. 11 Test sample result graph

识别效果测试正确率能达到 98.9%,通过 10 次实验,最低测试正确率为 97.55%,平均测试正确率为 98.83%。

3.4 不同模型的结果分析

尽管验证对象为轴承复合,其谱域特征(与啮合相关成分在箱体/轴系传递下形成的交互侧带与循环平稳调制,正对应变速器复合响应的共性征兆。MDFGNN 在 5 类状态上的识别提升,说明其对耦合结构信息的捕获能够在系统级场景中通用;与对比模型相比的正确率/准确度优势因此可解释为对“复合+耦合”共性的更有效建模。

为验证所提 MDFGNN 模型比其他故障诊断模型具有优越性,与以下模型进行对比。

1) 张伟等^[16]提出的 BP 神经网络在涡轮泵多故障诊断分类的方法。

2) Wang 等^[17]提出一维卷积网络(1D-CNN)融合多模态数据送入连续 5 个一维卷积后实现故障分类。

3) Velickovic 等^[18]提出图注意力网络(GAT),构建带有图注意力机制实现故障分类。

4) Kipf 等^[19]提出 GCN,进行半监督分类。

为减少随机性对实验结果造成的影响,每种模型进行时 10 次实验,取平均值作为最终结果,试验结果如表 3 所示。

表 3 不同模型的测试正确率

分类器	测试平均正确率	最大正确率	最小正确率
BP 神经网络	79.91	87.26	69.66
1D-CNN	91.54	94.15	88.47
GAT	82.11	86.64	79.18
GCN	90.72	91.17	89.42
MDFGNN	98.83	98.9	97.55

由表 3 试验结果可以看出,所提出 MDFGNN 模型取得了最高的准确率平均值 98.83%,说明了所提方法的有效性,相较于现有其他故障诊断方法正确率可提高 4.75%~12.26%,准确度相差波动区间介于 0.07%~1.28%,相较于 BP 神经网络模型可提升 18.92%、一维卷积神经网络模型可提升 7.29%、图注意力网络模型可提升 16.72%、图卷积神经网络模型可提升 8.11%,因此该模型能够对变速器复合故障信号进行充分的故障信息挖掘,获取更敏锐的变速器运行状态信息,提高原始数据的利用率和模型的稳定性。

4 抗噪性和泛化性检验

4.1 抗噪性检验

在变速器实际的工作环境中,由于条件恶劣,环境复

从图 11 可以看出,多域特征图神经网络模型的最终

杂,不同设备之间存在连接,一定存在噪声。为了与实际的变速器工作环境相贴近,检验研究所提方法的抗噪性,在变速器原始振动数据中添加不同信噪比(SNR)的高斯白噪声。

$$SNR = 10 \lg \frac{P_s}{P_n} \quad (15)$$

式中: p_s 为原始信号的能量; p_n 为噪声信号的能量。对于 5 种变速器状态原始数据和添加高斯白噪声之后的差异数据,其中一组差异图如图 12 所示。

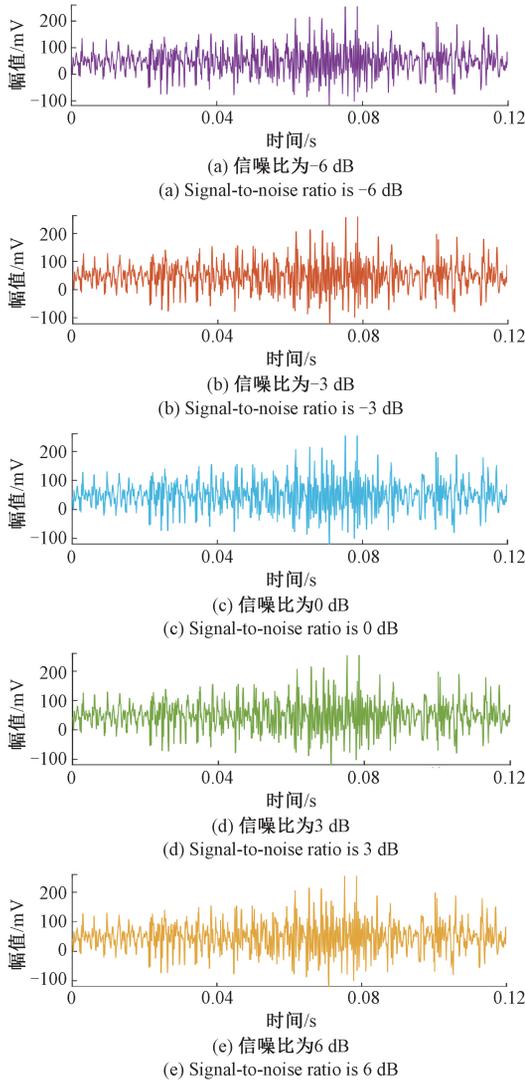


图 12 不同信噪比的差异图

Fig. 12 The difference map of different signal-to-noise ratios

从图 12 可以观察到,信噪比越大,原始数据与添加噪声之后的差值越小,相反,信噪比越小,原始数据与添加噪声之后的差值越大。但是观察图像可知,添加高斯白噪声之后的图像变化趋势和原始数据保持着相似,因此可以保持数据的真实性。将数据代入模型对变速器的

复合故障状态进行识别对比,取 10 次实验平均值作为最终结果,对比结果如表 4 所示。

表 4 不同信噪比测试正确率表

Table 4 Different SNR test accuracy table

信噪比/dB	测试平均正确率/%	最大正确率/%	最小正确率/%
6	97.21	97.70	96.16
3	97.84	97.91	96.43
0	98.83	98.90	97.55
-3	95.81	96.66	95.23
-6	95.13	95.87	95.04

由表 4 可以看出,在信噪比为-3、-6 dB 时,平均测试正确率的值略低于信噪比为 3、6 dB 时的情况,这是因为高斯白噪声信号与原始信号的比值过高,但是从最终的测试正确率来讲,本文所提的方法仍能达到 95.04% 以上。

4.2 泛化性检验

为了验证所提方法的泛化性,采用 Shen 团队^[20]在 2024 年公开的 HUST Bearing 公开数据集。轴承故障试验使用 Spectra-Quest 机械故障实验台进行,被测轴承类型为 ER-16K,提取数据集 Y 方向传感器所测的 4 种轴承复合故障数据,每种类型设置 100 组样本,每个样本包含 2 048 个数据点,测试集与训练集的比例为 2 : 8。第一种轴承状态为内圈外圈复合中度故障,转速为 3 900 r/min;第 2 种轴承状态为内圈外圈复合中度故障,转速为 4 800 r/min;第 3 种轴承状态为内圈外圈复合重度故障,转速为 3 900 r/min;第 4 种轴承状态为内圈外圈复合重度故障,转速为 4 800 r/min。使用所提模型对以上数据进行轴承复合故障的分类识别,其识别结果如图 13 所示。

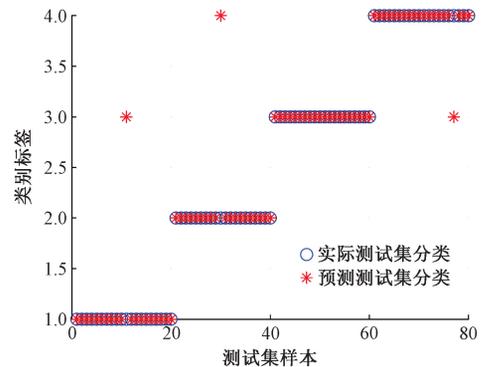


图 13 公开数据的检测结果

Fig. 13 Test result graph of open data

从图 13 可以看出,公开数据的识别结果也为 96.25%,说明所提方法具有较高的泛化性,符合测试要求。

5 结 论

针对变速器健康监测和智能故障诊断中特征提取不充分,识别效果不稳定及泛化能力和抗噪性不足的问题,提出了一种基于 MDFGNN 的变速器复合故障诊断方法,通过实验分析得出了如下结论。

1) 研究提出了多域特征图能够对变速器复合故障状态进行充分且全面的故障信息挖掘,克服复合故障信号微弱,非线性,复杂的问题,获取更敏锐的变速器运行状态信息,提高原始数据的利用率和模型的稳定性。

2) 研究所提出模型在变速器复合故障诊断时,具备良好的抗噪性和泛化性。通过向原始数据添加不同信噪比的高斯白噪声以及利用公开数据集检测,模型具有宽泛而平稳的应用。

总而言之,MDFGNN 的优势来自对变速器复合响应共性(多域特征+图结构)的建模,因此所得提升对系统级变速器复合故障诊断具有可迁移性与工程有效性。未来将对变速器的健康监测和智能化复合故障诊断进行深入研究,以此获取抗噪性能更好、泛化能力更强的复合故障诊断模型。

参考文献

- [1] 谢锋云,王玲岚,宋明桦,等. 基于 GCN 的多源变工况滚动轴承故障诊断[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(5): 2109-2118.
- XIE F Y, WANG L L, SONG M H, et al. Fault diagnosis of multi-source variable working condition rolling bearing based on GCN[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2024, 21(5): 2109-2118.
- [2] 赵小强,李森. 不平衡数据下的轻量化轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(10): 244-254.
- ZHAO X Q, LI S. Fault diagnosis method for lightweight bearings under unbalanced data [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(10): 244-254.
- [3] 乔卉卉,赵二贤,郝如江,等. 基于注意力机制与多源信息融合的变工况轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(9): 120-130.
- QIAO H H, ZHAO ER X, HAO R J, et al. Fault diagnosis of bearing with variable working conditions based on attention mechanism and multi-source information fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 120-130.
- [4] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

- [5] CHEN W T, WANG Z Z, XIE H B, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2007, 15(2): 266-272.
- [6] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. American Journal of Physiology-heart and Circulatory Physiology, 2000, 278(6): H2039-H2049.
- [7] 刘桂敏,马军,熊新,等. 基于改进 CYCBD 的滚动轴承复合故障自适应诊断方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 98-106.
- LIU J M, MA J, XIONG X, et al. Adaptive diagnosis method of compound fault of rolling bearing based on improved CYCBD[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(16): 98-106.
- [8] 张伟涛,纪晓凡,黄菊,等. 航发轴承复合故障诊断的循环维纳滤波方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2022, 49(6): 139-151.
- ZHANG W T, JI X F, HUANG J, et al. A cyclic wiener filter method for complex fault diagnosis of aerobearing[J]. Journal of Xidian University, 2022, 49(6): 139-151.
- [9] 张伟,李军霞,陈维望. 基于蝙蝠算法优化 VMD 参数的滚动轴承复合故障分离方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(20): 133-141.
- ZHANG W, LI J X, CHEN W W. Hybrid fault separation method of rolling bearing based on bat algorithm to optimize VMD parameters [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(20): 133-141.
- [10] 陈赛赛,杨晨曦,陈超,等. 基于小波核扩散与双阶段 SVM 的轴承复合故障分类方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 179-188.
- CHEN S S, YANG CH X, CHEN CH, et al. Composite bearing fault classification method based on wavelet proliferation and two-stage SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 41(20): 133-141.
- [11] AZAMI H, ESCUDERO J. Improved multiscale permutation entropy for biomedical signal analysis: interpretation and application to electroencephalogram recordings [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2016, 23: 28-41.
- [12] HENEGHAN C, MCDARBY G. Establishing the relation between detrended fluctuation analysis and power spectral density analysis for stochastic processes [J]. Physical Review E, 2000, 62(5): 6103.
- [13] JANAN F, CHOWDHURY N R, ZAMAN K. A new approach for control chart pattern recognition using nonlinear correlation measure[J]. SN Computer Science, 2022, 3(5): 358.

- [14] ZHANG Y, ZHANG M, GUI Y H, et al. Adaptive graph convolutional recurrent neural networks for system-level mobile traffic forecasting [J]. China Communications, 2023, 20(10): 200-211.
- [15] 孙斌, 刘立远, 牛翀. 基于局部切空间排列和 K-最近邻分类器的转子故障诊断方法 [J]. 中国机械工程, 2015, 26(1): 74-78.
SUN B, LIU L Y, NIU CH. Rotor fault diagnosis method based on local tangent space arrangement and K-nearest neighbor classifier [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(1): 74-78.
- [16] 张炜, 张玉祥, 黄先祥. 基于神经网络的涡轮泵多故障诊断 [J]. 推进技术, 2003(1): 17-20, 39.
ZHANG W, ZHANG Y X, HUANG X X. Multi-fault diagnosis of turbopump based on neural network [J]. Journal of Propulsion Technology, 2003 (1): 17-20, 39.
- [17] WANG X, MAO D X, LI X D. Bearing fault diagnosis based on vibro-acoustic data fusion and 1D-CNN network [J]. Measurement, 2021, 173: 108518.
- [18] VELICKOVIC P, CUCURULL G, CASANOVA A, et al. Graph attention networks [J]. ArXiv Preprint arXiv: 1710. 10903, 2017.

[19] KIPF T N, WELING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks [J]. ArXiv Preprint arXiv: 1609. 02907, 2016.

[20] CHAO Z, ZIO E, SHEN W M. Domain generalization for cross-domain fault diagnosis: An application-oriented perspective and a benchmark study [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024: 109964.

作者简介



谢锋云(通信作者), 2000 年于长春光学精密机械学院获得学士学位, 2003 年于长春理工大学获得硕士学位, 2014 年于华中科技大学获得博士学位, 现为华东交通大学教授, 主要研究方向为故障诊断/健康监测。

E-mail: xiefyun@163.com

Xie Fengyun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Changchun Institute of Optics and Fine Mechanics in 2000, M. Sc. degree from Changchun University of Science and Technology in 2003, and Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2014. He is now a professor at East China Jiaotong University. His main research interests include fault diagnosis/health monitoring.