

多尺度韦伯色散熵图神经网络的齿轮箱 复合故障诊断研究^{*}

谢锋云^{1,2} 孙恩广^{1,2} 宋明桦^{1,2} 宋成杰^{1,2}

(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: 齿轮箱是一种机械传动装置,针对齿轮箱复合故障信号非线性、不平稳导致状态识别效果不佳的问题,提出了一种基于多尺度韦伯色散熵图神经网络(WB-MDEGNN)的齿轮箱复合故障诊断方法。首先,使用韦伯分布(Weibull distribution, WB)来线性化、平稳化振动信号,得到更加敏锐的齿轮箱状态信息,然后用多尺度色散熵(multi-scale dispersion entropy, MDE)提取给定序列的量化特征,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。结果表明,通过压电式加速度传感器采集5种状态的齿轮箱数据,对采集的数据使用本文提出的WB-MDEGNN模型进行复合故障分类识别,相较于现有其他齿轮箱故障诊断方法正确率可提高6.07%~11.69%,同时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,所提方法的复合故障诊断性能,准确度相差波动区间介于0.97%~3.38%,泛化性检验可达95%。因此,该方法在处理信号非线性、不平稳导致状态识别效果不佳的问题上具有较好的优越性,为齿轮箱的复合故障诊断提供了新的方法。

关键词: 齿轮箱;复合故障诊断;多尺度韦伯色散熵;图神经网络;特征图

中图分类号: TN307; TH133.33 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4010

Research on gearbox complex fault diagnosis based on multi-scale Weibull dispersion entropy graph neural network

Xie Fengyun^{1,2} Sun Enguang^{1,2} Song Minghua^{1,2} Song Chengjie^{1,2}

(1. School of Mechanical Electronical 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: A gearbox is a kind of mechanical transmission device. Aiming at the problem of poor state recognition effect caused by the nonlinearity and instability of the complex fault signal of the gearbox, a gearbox complex fault diagnosis method based on multi-scale Weibull dispersion entropy graph neural network (WB-MDEGNN) is proposed. Firstly, the Weibull distribution (WB) is used to linearize and stabilize the vibration signal to obtain more acute gearbox state information. Then, the Multi-scale dispersion entropy (MDE) is used to extract the quantization features of the given sequence. And construct the node feature matrix. Secondly, use the k-nearest neighbor (KNN) algorithm to extract the correlation of node features and construct the edge index matrix. Combine the node feature matrix with the edge index matrix to construct the feature map. Finally, the feature maps are input into the graph neural networks (GNN) model for classification and recognition. The results show that by collecting gearbox data in five states through piezoelectric acceleration sensors and using the WB-MDEGNN model proposed in this paper for complex fault classification and identification of the collected data, the accuracy rate can be increased by 6.07%~11.69% compared with other existing gearbox fault diagnosis methods. Meanwhile, the accuracy and generalization of the model proposed in this paper are tested by adding Gaussian white noise with different signal-to-noise ratios to the original data and public datasets. The complex fault diagnosis performance of the proposed method, the accuracy difference fluctuation range is between 0.97% and 3.38%, and the generalization test can reach 95%. Therefore, this method

has better superiority in dealing with the problem of poor state recognition effect caused by signal nonlinearity and instability, providing a new method for the complex fault diagnosis of gearboxes.

Keywords: gear box; complex fault diagnosis; multi-scale Weibull dispersion entropy; graph neural network; graph of feature

0 引言

齿轮箱当中包含大量齿轮和轴承部件,是一种动力传动装置,作用是通过多组齿轮与轴承构成的传动链保证不同转速的部件互相匹配和高效传递功率。主要为发动机起动系统、滑油系统、燃油控制系统和电力系统等提供动力传输^[1]。

由于齿轮箱传动链相互交织、工作环境恶劣、传递功率大、可靠性要求高,出现复合故障是不可避免的。因此对其部件的健康监测和智能故障诊断是复合故障诊断中亟待解决的问题。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,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^[2]。赵晓平等^[3]提出改进孪生网络在小样本轴承故障诊断的方法。康玉祥等^[4]提出一种深度残差对冲网络在滚动轴承故障诊断中的应用方法。

复合故障在实际运行过程中经常出现,这和部件所处的工作环境恶劣,以及监测检修不及时有关。王爽等^[5]提出了加权多尺度卷积稀疏表示用于分离振动信号中的周期性故障冲击特征,从而实现复合故障诊断。李巍华等^[6]提出一种非完备数据驱动的装备复合故障智能解耦方法。张家军等^[7]提出了一种迭代增强变分模态提取的复合故障诊断新方法。陆志杰等^[8]探讨了变分模态分解(VMD)在诊断早期微弱故障和复合故障等方面不足之处。

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)信号故障特征提取不准确。复合故障信号本身是非常微弱的,且非线性,相较于单一故障而言,复合故障信号往往更加复杂。简单的信号分析不能准确的表示复合故障信息。2)传统的信号分解方法,只能对单个或少数复合故障进行分析,不能对多个复合故障进行分类识别。在实际的运行过程中,出现的复合故障类型是多种多样的,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)基本的机器学习方法在处理非线性和高维数据时,难以捕捉复合故障模式。传统方法通常依赖人工特征提取,需要专家根据经验选择和提取特征。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。

针对以上研究中的问题,本文提出了一种基于多尺度韦伯色散熵(multi-scale Weibull distribution dispersion entropy, WB-MDE)与图神经网络(graph neural networks,

GNN)相结合的齿轮箱复合故障诊断方法。首先,使用韦伯分布(Weibull distribution, WB)来线性化、平稳化振动信号,得到更加敏锐的齿轮箱状态信息,然后用多尺度色散熵(multi-scale dispersion entropy, MDE)提取给定序列的量化特征,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模型,来进行分类识别。本文拟通过实验进行验证,与现有其他齿轮箱故障模型对比,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 WB-MDE

WB-MDE 在非线性问题中拥有全局搜索和较好的精度,分布具有多样性,可以拟合不平稳的模型。将色散熵^[9]扩展到多个时间尺度,以便在时间尺度不确定时提供额外的观察视角。

WB-MDE 可以从不同尺度的角度提取数据特征,这对于处理复杂系统中的多层次、不同尺度的行为非常重要。对于复合故障诊断,不同尺度的信息涉及从宏观到微观的不同动态,而采用多尺度的方式有助于捕捉这些层次之间的关联。同时不同尺度的处理有助于缓解噪声的干扰和避免过拟合,尤其是在故障数据的时序特征复杂且容易受到干扰的情况下。韦伯色散熵是一种基于信号的复杂度和不确定性量度的工具,能够捕捉信号的随机性、非线性和不规则性。在故障诊断中,信号通常具有高度非线性特征,能够更好地描述这种复杂性。

对于长度为 N 的时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 先将它通过韦伯分布积累分布函数映射到 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, 即:

$$y_j = \int_{-\infty}^{x_j} \frac{\beta}{\eta^\beta} t^{\beta-1} e^{-(\frac{t}{\eta})^\beta} dt \quad (1)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, N$; β 是形状参数; η 是缩放因子。再将 y 映射到 $[1, 2, \dots, c]$ 的范围之内,即:

$$z_j^c = \text{round}(c \cdot y_j + 0.5) \quad (2)$$

式中: round 是取整函数; c 是类别数目。计算嵌入向量 $z_i^{m,c}$, 即:

$$z_i^{m,c} = \{z_i^c, z_{i+d}^c, \dots, z_{i+(m-1)d}^c\} \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N - (m - 1)d$, d 是延迟时间。

计算色散模式,每个 $z_i^{m,c}$ 都可以映射到色散模式

$\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$, 也就是 $z_{i+d}^c = v_1, \dots, z_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}z_i^c = v_0$, 由于时间序列有 m 个点, 每种模式都可以取 $1 \sim c$ 之间的整数, 所以时间序列 $z_i^{m,c}$ 有 c^m 种色散模式。

计算每种色散模式出现的可能性, 即:

$$p(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}) = \frac{\text{Number}\{i \mid i \leq N - (m-1)d, z_i^{m,c} \text{ hastype } \pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}\}}{N - (m-1)d} \quad (4)$$

式中: m 是嵌入维度; $\text{Number}\{i \mid i \leq N - (m-1)d, z_i^{m,c} \text{ hastype } \pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}\}$ 是指 $z_i^{m,c}$ 映射到 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$ 的数量。对于一个长度为 n 的时间序列 $u = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, 尺度因子为 τ 的粗粒化序列:

$$x_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{b=(j-1)\tau+1}^{\tau} u_b, 1 \leq j \leq \left\lceil \frac{L}{\tau} \right\rceil = N \quad (5)$$

式中: L 是数据长度, 计算每个尺度因子 τ 下的粗粒化序列的 WB-MDE 的值。

$$MDispEn(x, m, c, d, \tau, \beta, \eta) = - \sum_{\pi=1}^{c^m} p(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}) \cdot \ln(p(\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}})) \quad (6)$$

1.2 WB-MDE 特征图

WB-MDE 可以增强图结构数据的表达能力, GNN 通常处理结构化的图数据, 而 WB-MDE 提取的是信号中的全局和局部特征信息, 这对于 GNN 网络的节点和边特征具有补充作用。WB-MDE 可以为 GNN 提供更具区分力和判别性的输入数据。同时可以提升 GNN 的性能, GNN 需要从输入图结构数据中学习隐含的关系, WB-MDE 能够提取信号中的高阶统计信息, 丰富了输入特征, 从而帮助 GNN 更好地学习复杂的关系和模式。

KNN^[10] 用于构建特征图时, 通过计算节点样本之间的距离, 找出每个样本的最近邻节点, 并据此构建图结构。对于数据集中的每个样本 S_i , 计算它与其他样本 S_j 的欧氏距离, 即:

$$OD(S_i, S_j) = \sqrt{\sum_{h=1}^n (S_i(h) - S_j(h))^2} \quad (7)$$

式中: $S_i(h)$ 和 $S_j(h)$ 分别表示样本 S_i 和 S_j 的第 h 个特征; n 为样本的特征维度。对于每一个样本 S_i , 找到与其距离最近的 K 个样本并构建邻接矩阵 A_{ij} 即:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } S_i \text{ is } S_j \text{ 's } K \text{ nearest neighbor} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: A_{ij} 的值为 1 表示 S_j 是 S_i 的 K 近邻之一, 否则 A_{ij} 的值为 0。根据邻接矩阵 A_{ij} 构建结构图 G , 将每个样本作为一个节点, 邻接矩阵中的 1 表示节点边的存在, 从而构建特征图 TG 。

1.3 GNN

GNN 是一种能够直接处理图结构数据的深度学习模型^[11]。GNN 的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:

$$H^{(l+1)} = \sigma(\hat{D} - 1/2\hat{A}\hat{D} - 1/2H^{(l)}W^{(l)}) \quad (9)$$

式中: $H^{(l)}$ 表示第 l 层的节点特征矩阵; \hat{A} 表示特征图的邻接矩阵 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{D} 是 \hat{A} 的度矩阵, $\hat{D} = \sum_j A_{ij}$; $W^{(l)}$ 是第 l 层的可训练权重矩阵; σ 是激活函数。

1.4 WB-MDEGNN 故障诊断流程

本文首先通过实验采集装置获取齿轮箱各种故障状态的振动信号数据, WB-MDE 对获取的数据进行特征提取, 并构建特征矩阵, 然后通过 KNN 算法获取邻接矩阵, K 近邻算法用于构建特征图时, 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。提取多尺度韦伯色散熵的特征得到样本的特征, 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 近邻取值为 10, 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。

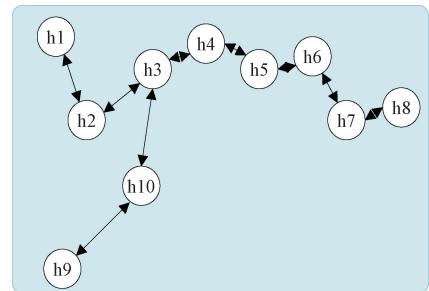


图 1 特征图

Fig. 1 Graph of feature

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 10 个特征, 令 $K=10$ 。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, 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。2 500 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。本文的诊断流程如图 3 所示。

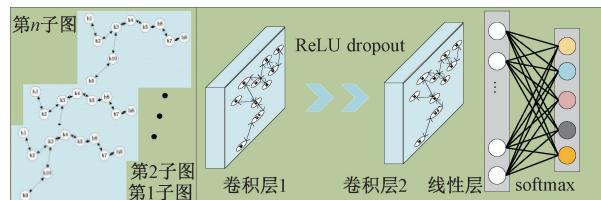


图 2 多尺度韦伯色散熵图神经网络模型

Fig. 2 Multi-scale Weibull dispersion entropy diagram of neural network model

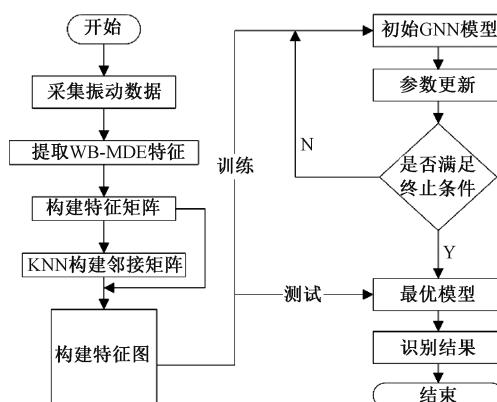


图 3 故障诊断流程

Fig. 3 Fault diagnosis flow chart

故障诊断主要流程如下:1) 通过实验平台采集齿轮箱五种状态的振动数据;2) 通过 WB-MDE 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。

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。

2 齿轮箱实验

2.1 实验数据采集平台搭建

为了验证本文提出的方法有效性,搭建了齿轮箱复合故障实验平台。齿轮箱复合故障实验平台由 5 大部分组成,分别为齿轮箱(型号:JZQ250 山东淄博鑫远机械有限公司)、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)、电机(型号:YE3-10012-4 浙江锦速电机有限公司)、传感器(型号:CAYD051V 江苏联能电子技术有限公司),实验平台如图 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

故障设置如下: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、齿轮箱正常状态,一共 5 种运行状态,故障设置的具体参数如表 1 所示。

图 5(a)为滚动体与内圈复合故障;图 5(b)为滚动体与外圈复合故障;图 5(c)为滚动体与保持架复合故

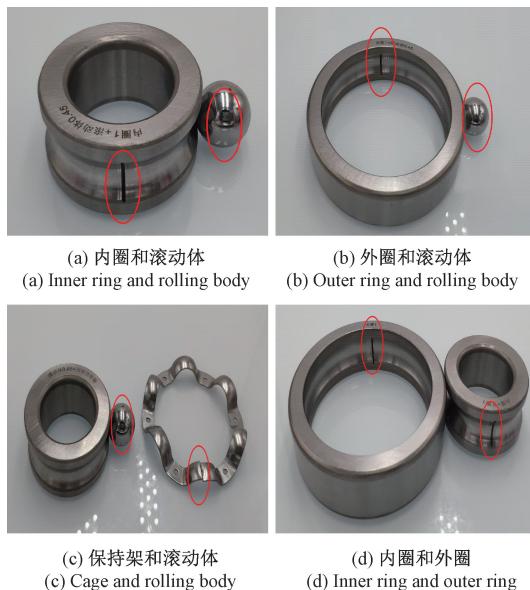


图 5 故障轴承位置

Fig. 5 Faulty bearing position

障;图 5(d)为内圈与外圈复合故障。

实验中,变频器调节电流频率设置为 30 Hz,与之对应的电机转速为 900 r/min。在齿轮箱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 1 min。每种状态设置 500 组样本,每个样本 1 024 个点数,测试集与训练集的比例为 2:8。

2.3 实验流程

通过齿轮箱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(齿轮箱)、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 WB-MDE 参数敏感性分析

根据韦伯分布的概率密度函数图像,实验中形状参数 β 设置为 0.5、1.0、1.5、2.0、2.5、3.0,缩放因子 η 设置为 25、50、75、100、125。其函数图像如图 6 所示。

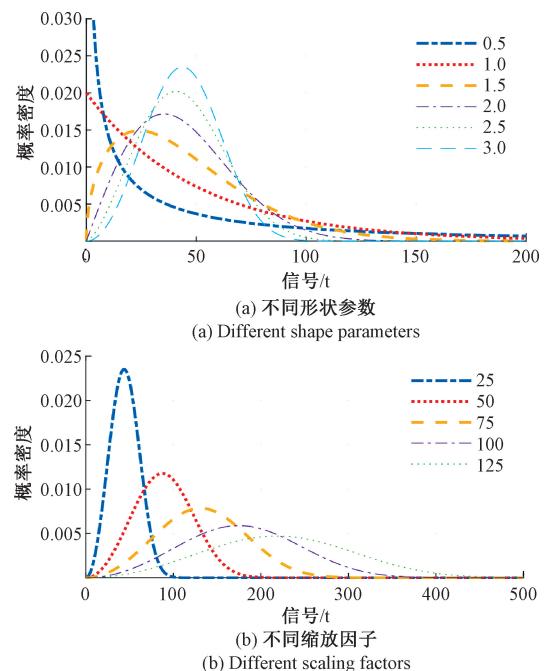


图 6 WB 的概率密度函数图

Fig. 6 Plot of probability density function of WB

图 6(a)、(b) 分别表示不同形状参数 β 和缩放因子 η 的概率密度函数图,可以看出,形状参数 β 决定了图像曲度的弯曲方向,缩放因子 η 对图像进行压缩,其值越大,图像越扁平,其值越小,图像越陡峭。不同韦伯分布参数的多尺度韦伯色散熵提取特征,特征提取结果的箱线图如图 7 所示。

图 7(a)~(h) 分别对应形状参数和缩放因子为 50-0.5、50-1、50-1.5、50-2、50-2.5、50-3、75-3、100-3,图 7(f) 提取的特征较其他组来说效果明显,通过以上图像对比,缩放因子越大,同一状态数据就会越分散,个体的搜索步长就会越大,过大的搜索步长可能会越过最优分类状态,导致识别结果错误,正确率低下,从而影响状态识别的精度;缩放因子越小,同一状态数据就会越集中,可以帮助分类器减小分类搜索,加快分类的收敛,但是缩放因子过小会导致分类陷入局部最优状态,正确率低下。

3.2 WB-MDE 模型的结果分析

K 近邻算法用于构建特征图时,计算每个样本节点间的海明距离,K 近邻取值为 10,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。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,模型参数如表 2 所示。

本文采用深度学习框架 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 05,迭代次数为 2 000 批量设置为 20,损

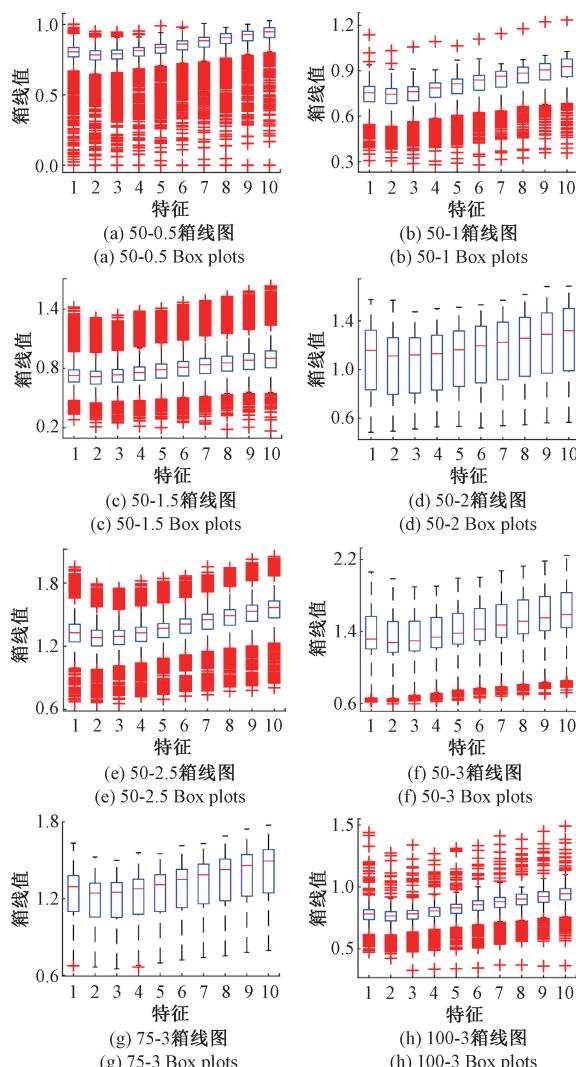


图 7 不同参数 WB-MDE 的 BOX 图

Fig. 7 BOX diagram of different parameters of WB-MDE

失函数为交叉熵损失函数。训练过程中的损失值如图 8 所示。

表 2 模型的具体参数

Table 2 The detailed parameter of the model

模块	参数	
特征图	5×500 个节点	10 个特征
卷积模块 1	输入维度 10	输出维度 60
激活模块	Relu 函数	维度 60
正则化模块	Dropout 弃置率 0.8	维度 60
卷积模块 2	输入维度 60	输出维度 10
全连接模块	softmax 输入维度 10	输出维度 5

通过图 8 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 500 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 9 所示。

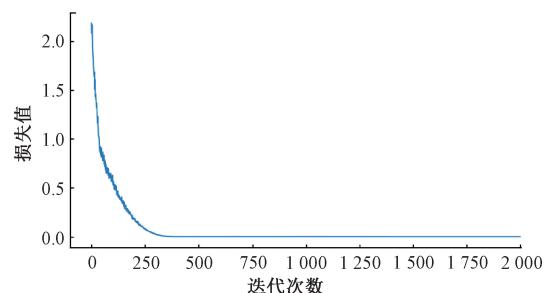


图 8 训练损失值图

Fig. 8 Training loss value graph

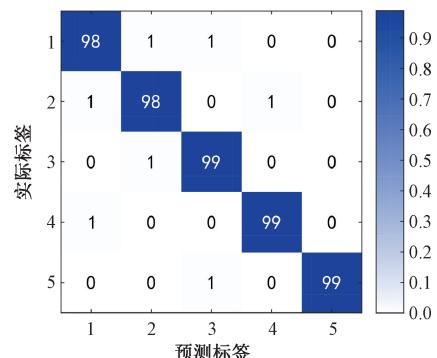


图 9 测试样本结果

Fig. 9 Test sample result graph

从图 9 可以看出, WB-MDE 模型的最终识别效果测试正确率能达到 98.6%, 通过 10 次实验, 最低测试正确率为 97.38%, 平均测试正确率为 98.41%。

3.3 不同模型的结果分析

为了验证 WB-MDE 提取特征的有效性, 通过与多尺度模糊熵 (multiscale fuzzy entropy, MFE)^[12]、多尺度排列熵 (multiscale permutation entropy, MPE)^[13]、MDE^[14]、多尺度样本熵 (multiscale sample entropy, MSE)^[15] 提取的特征进行对比, 使用无监督学习方式, 对不同方式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 $m=3$, 混乱度 $p=30$, 学习率 $lr=1000$, 优化的最大迭代次数 $nt=100$, 没有进展的最大迭代次数 $np=30$ 。不同方法提取的特征结果, 如图 10 所示。

图 10(a)~(e) 分别对应多尺度模糊熵、多尺度排列熵、多尺度分布熵、多尺度韦伯色散熵, 图 10(e) 对应缩放因子 $\eta=50$, 形状参数 $\beta=3$, 嵌入维度 $m=3$, 延迟时间 $t=1$, 类别数目 $c=5$, 尺度因子 $scale=10$, 从无监督学习的结果来看, 其效果是最好的, 从图 10 可以看出, 齿轮箱的 5 种状态只有少部分是混叠, 大部分能够区分开。其他 4 种方法提取的特征, 通过无监督学习之后, 齿轮箱的 5 种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。为证明所提 WB-MDE 模型

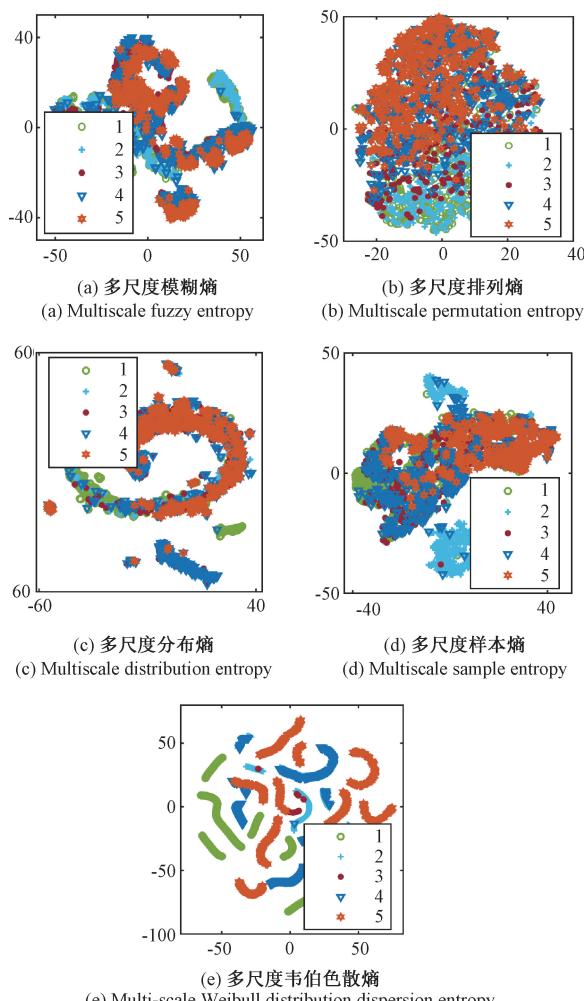


图 10 不同特征的 T-SNE 图

Fig. 10 T-SNE diagrams with different features

比其他故障诊断模型拥有优越性,与一下模型进行对比。

1) 侯召国等^[16]提出了一种加权融合多通道数据与深度迁移模型的齿轮箱故障诊断方法,解决齿轮箱故障识别精度波动大、数据利用率低、可靠性低及故障诊断模型在多工况下泛化能力不足等问题。

2) 张亚洲等^[17]提出一种基于多传感器数据融合的 SA-DACNN (self attention-dynamic adaptive convolutional neural network) 齿轮箱故障诊断方法,解决由于自身品质和环境的影响导致难以监控齿轮箱整体运行状况的问题。

3) 王进花等^[18]提出了一种基于自校正辅助分类器生成对抗网络 (self-correcting auxiliary classifier generative adversarial network, SCACGAN) 的齿轮箱故障诊断方法,解决故障样本缺乏多样性,且质量较差,导致诊断准确度不高的问题。

4) 邵渐梁等^[19]提出一种改进的注意力机制和一种基于注意力机制的软阈值激活函数,在此基础上,构建基

于改进注意力机制的卷积神经网络故障诊断模型,解决实际工况中齿轮箱振动信号复杂多变,导致齿轮箱故障诊断方法存在诊断精度不高、训练收敛性能差等问题。

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表

Table 3 Test accuracy table of different models (%)

分类器	测试平均正确率	最大正确率	最小正确率
加权融合多通道数据与深度迁移模型	92.34	93.05	88.67
SA-DACNN	87.81	89.16	85.76
SCACGAN	86.72	87.07	85.32
改进注意力机制的卷积神经网络模型	90.01	92.54	88.08
WB-MDEGNN	98.41	98.6	97.38

由表 3 可以看出,所提出 WB-MDEGNN 模型取得了最高的准确率为 98.6%,相较于现有其它齿轮箱故障诊断方法正确率可提高 6.07%~11.69%,说明了所提方法的有效性,相较于深度迁移模型可提升 5.55%、加权多数据融合模型可提升 9.44%、生成对抗网络模型可提升 11.53%、卷积神经网络模型可提升 6.06%,因此该模型能够对齿轮箱复合故障信号进行充分的故障信息挖掘,获取更敏锐的齿轮箱运行状态信息,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

在齿轮箱实际的工作环境中,由于条件恶劣,环境复杂,不同设备之间存在连接,一定存在噪声。为了与实际的齿轮箱工作环境相贴近,检验本文所提方法的抗噪性,在齿轮箱原始振动数据中添加不同信噪比(SNR)的高斯白噪声。

$$SNR = 10 \lg \frac{p_s}{p_n} \quad (10)$$

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 种齿轮箱状态原始数据和添加高斯白噪声之后的差异数据,以其中的一组为例,如图 11 所示。

图 11(a)~(e) 的信噪比分别为 -6、-3、0、3、6 dB。从图 11 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。将数据带入模型对齿轮箱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

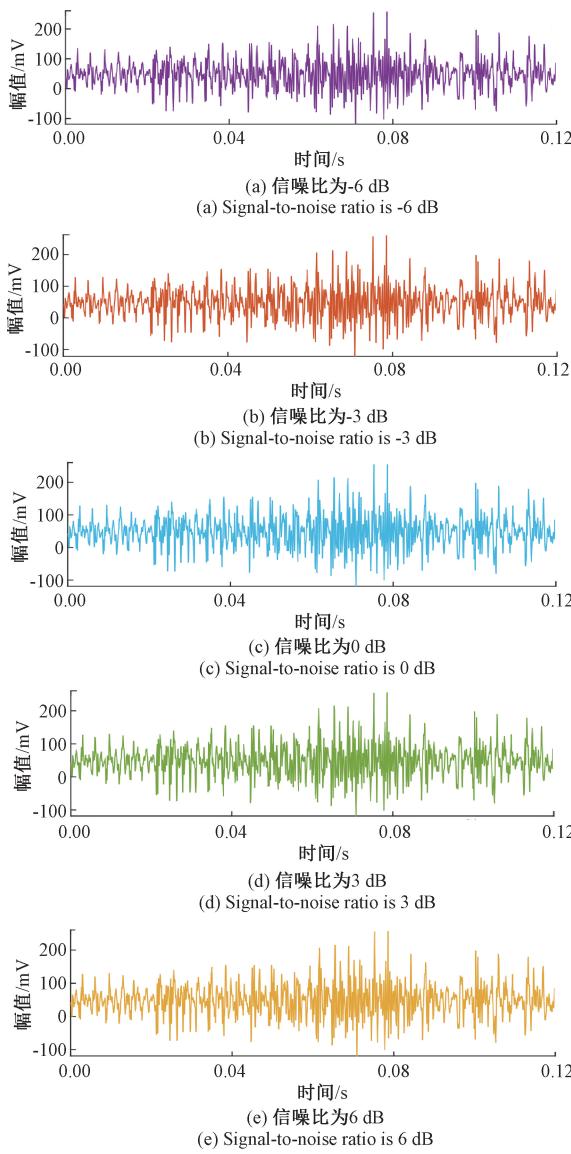


图 11 不同信噪比的差异图

Fig. 11 Difference plots for different SNRs

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	97.11	97.60	96.06
3	97.44	97.61	96.23
0	98.41	98.60	97.38
-3	95.71	96.56	95.13
-6	95.03	95.77	94.94

由表 4 可以看出,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 94.94% 以上。

4.2 泛化性检验

为了验证本文所提方法的泛化性,采用 Shen 团队^[20]在 2024 年公开的 HUST Bearing 公开数据集。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 X 方向传感器所测的 4 种复合故障数据,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 4 200 r/min;第 2 种轴承状态为内圈外圈复合中度故障,转速为 4 500 r/min;第 3 种轴承状态为内圈外圈复合重度故障,转速为 4 200 r/min;第 4 种轴承状态为内圈外圈复合重度故障,转速为 4 500 r/min。使用本文所提模型对以上数据进行复合故障的分类识别,其识别结果如图 12 所示。

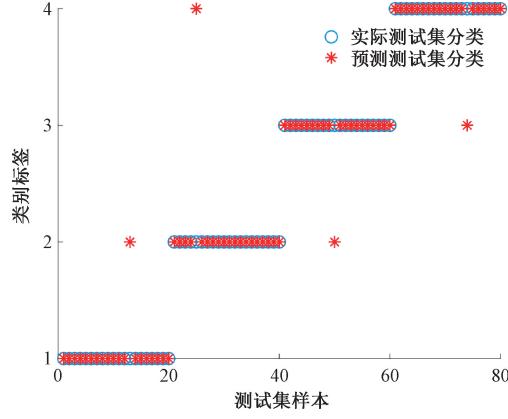


图 12 公开数据的检测结果

Fig. 12 Test result graph of open data

从图 12 可以看出,公开数据的识别结果也为 95%,说明本文所提方法具有较高的泛化性,符合测试要求。公开数据集作为统一的基准,通过此数据集的验证确保不同方法间的对比是公正一致的,同时确保本文所提方法能够处理不同的故障情况,而不是对单一数据集的过拟合。所以通过公开数据的使用即与行业标准对接,又能通过多样性的数据集测试算法的实际适应性。

5 结 论

为解决齿轮箱健康监测和智能故障诊断中由于信号非线性、不平稳,造成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 WB-MDEGNN 的齿轮箱复合故障诊断方法。该方法通过多尺度韦伯色散熵特征图对齿轮箱复合故障状态进行了充分且全面的故障信息挖掘,克服了复合故障信号微弱,非线性,复杂的问题,获取了更敏锐的齿轮箱运行状态信息。在齿轮箱复合故障诊断时,通过 WB-MDEGNN 模型,提高了齿轮箱复合故

障诊断时原始数据的特征利用率和模型的稳定性,使其据备良好的抗噪性和泛化性。未来将对齿轮箱的运行机理,结构特性,故障模型,及其部件的健康监测和智能化复合故障诊断进一步深入研究,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,进一步提高在工业场景中的适用性和使用价值。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 赵颖超,张莞,岳新宇,等.基于 AELSTM 模型迁移学习的滚动轴承剩余寿命预测 [J].国外电子测量技术, 2024, 43(2): 43-50.
ZHAO Y CH, ZHANG W, YUE X Y, et al. Rolling bearing remaining life prediction based on AELSTM and model transfer learning [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2): 43-50.
- [3] 赵晓平,彭澎,张永宏,等.改进孪生网络在小样本轴承故障诊断中的应用 [J].计算机工程与应用, 2023, 59(19): 294-304.
ZHAO X P, PENG P, ZHANG Y H, et al. Application of improved siamese neural network in small sample fault diagnosis of bearing [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(19): 294-304.
- [4] 康玉祥,陈果,尉询楷,等.深度残差对冲网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J].航空学报, 2022, 43(8): 63-74.
KANG Y X, CHEN G, WEI X K, et al. Deep residual hedging network and its application in fault diagnosis of rolling bearings [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(8): 63-74.
- [5] 王爽,丁传仓,曹懿,等.加权多尺度卷积稀疏表示及其在滚动轴承复合故障诊断中的应用 [J].仪器仪表学报, 2024, 45(5): 197-207.
WANG SH, DING CH C, CAO Y, et al. Weighted multiscale convolutional sparse representation and its application in rolling bearings compound fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 197-207.
- [6] 李巍华,蓝昊,陈祝云,等.非完备数据驱动的装备复合故障智能解耦方法 [J].机械工程学报, 2024, 60(24): 45-55.
LI W H, LAN H, CHEN ZH Y, et al. Incomplete data driven intelligent compound fault diagnosis method for machinery [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(24): 45-55.
- [7] 张家军,马萍,张海,等.基于迭代增强变分模态提取的滚动轴承复合故障诊断 [J].振动与冲击, 2024, 43(7): 255-265.
ZHANG J J, MA P, ZHANG H, et al. Composite fault diagnosis of rolling bearing based on iterative enhanced variational mode extraction [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(7): 255-265.
- [8] 陆志杰,王志良,鄢小安,等.变分模态分解方法在轴承故障诊断中的应用研究进展 [J].润滑与密封, 2024, 49(9): 178-190.
LU ZH J, WANG ZH L, YAN X AN, et al. Research progress in application of variational mode decomposition method in bearing fault diagnosis [J]. Lubrication Engineering, 2024, 49(9): 178-190.
- [9] XIE F Y, SUN E G, ZHOU S T, et al. Research on three-phase asynchronous motor fault diagnosis based on multiscale Weibull dispersion entropy [J]. Entropy, 2023, 25(10): 1446.
- [10] ZHANG S C, LI X L, ZONG M, et al. Efficient kNN classification with different numbers of nearest neighbors [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 29(5): 1774-1785.
- [11] ZHOU K X, HUANG X, SONG Q Q, et al. Auto-GNN: Neural architecture search of graph neural networks [J]. Frontiers in Big Data, 2022(5): 1029307.
- [12] ZHENG J D, PAN H Y, CHENG J S. Rolling bearing fault detection and diagnosis based on composite multiscale fuzzy entropy and ensemble support vector machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 746-759.
- [13] HUMEAU-HEURTIER A, WU C W, WU S D, et al. Refined composite multiscale permutation entropy to overcome multiscale permutation entropy length dependence [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(12): 2364-2367.
- [14] LEE D Y, CHOI Y S. Multiscale distribution entropy analysis of heart rate variability using differential interbeat intervals [J]. IEEE Access, 2020, 8: 48761-48773.
- [15] TAN H C, XIE S C, LIU R D, et al. Fatigue condition diagnosis of rolling bearing based on normalized balanced multiscale sample entropy [J]. International Journal of Fatigue, 2023, 172: 107642.
- [16] 侯召国,王华伟,熊明兰,等.基于迁移学习与加权多通道融合的齿轮箱故障诊断 [J].振动与冲击, 2023,

- 42(9): 236-246.
- HOU ZH G, WANG H W, XIONG M L, et al. Gearbox fault diagnosis based on transfer learning and weighted multi-channel fusion [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(9): 236-246.
- [17] 张亚洲,赵小强,惠永永,等.基于多传感器数据融合的SA-DACNN齿轮箱故障诊断方法[J].控制与决策,2024,39(11):3699-3708.
- ZHANG Y ZH, ZHAO X Q, HUI Y Y, et al. SA-DACNN gearbox fault diagnosis method based on multi-sensor data fusion [J]. Control and Decision, 2024, 39(11): 3699-3708.
- [18] 王进花,刘秦玮,曹洁,等.基于SCACGAN的小样本齿轮箱故障诊断[J/OL].北京航空航天大学学报,1-15[2025-05-17].
- WANG J H, LIU Q W, CAO J, et al. Fault diagnosis of gearbox with small-sample based on SCACGAN[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1-15[2025-05-17].
- [19] 邵浙梁,戚知宽,周邵萍.基于改进注意力机制的CNN的齿轮箱故障诊断[J].华东理工大学学报(自然科学版),2024,50(6):920-928.
- SHAO ZH L, QI ZH K, ZHOU SH P. Gearbox fault diagnosis of CNN based on improved attention mechanism[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2024, 50(6): 920-928.
- [20] ZHAO C, 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, 245:109964.

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: xieyun@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. Now he is a professor at East China Jiaotong University. His main research interests include fault diagnosis/health monitoring