

基于K近邻算法的数据融合与改进图卷积神经网络的电机轴承故障诊断

孙丽玲, 唐李昱, 许伯强

(华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003)

摘要:为了解决单一类型数据对电机轴承故障诊断准确率不高和图卷积神经网络具有过平滑现象的问题,提出一种多数据融合和改进图卷积神经网络的电机轴承故障诊断方法。首先,通过快速傅里叶变换将电机轴承的振动信号和电机电流信号分别转换为频域信号;然后,将每一个频率视为一个结点,对应的振动和电流信号视为节点特征,根据K近邻图构造法,将振动信号和电流信号合成图结构数据;进而,将图数据输入通过添加初始残差连接模块而改进的图卷积神经网络进行训练,从而得到诊断结果。在帕德博恩数据集上,将所提方法和多种模型进行电机轴承故障诊断对比实验,实验结果表明,所提模型的故障识别准确率能达到98.6%,优于对比方法,证明所提数据融合方法与改进图卷积神经网络是有效的。

关键词:深度学习;故障诊断;图卷积神经网络;电机轴承;快速傅里叶变换;数据融合;电流数据

DOI:10.15938/j.emc.2025.05.002

中图分类号:TM307;U226.8

文献标志码:A

文章编号:1007-449X(2025)05-0012-07

Fault diagnosis of motor bearing based on data fusion and improved graph convolutional network

SUN Liling, TANG Liyu, XU Boqiang

(School of Electrical and Electric Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract:To address the issues of low diagnostic accuracy when using single-type data for motor bearing fault diagnosis and the over-smoothing phenomenon in graph convolutional networks, a motor bearing fault diagnosis method based on multi-data fusion and an improved graph convolutional network was proposed. Initially, the vibration signal of the motor bearing and the current signal of the motor were transformed into the frequency domain using the fast Fourier transform. Subsequently, each frequency was treated as a node, with the corresponding vibration and current signals serving as node features. Based on the K-nearest neighbor graph construction method, the vibration and current signals were fused into graph-structured data. This graph data was then fed into an improved graph convolutional network, enhanced by the addition of an initial residual connection module, for training to yield diagnostic results. Comparative experiments for motor bearing fault diagnosis were conducted on the Paderborn dataset using the proposed method and various other models. The experimental results demonstrate that the proposed model achieves a fault identification accuracy of 98.6%, outperforming the comparison methods, thereby validating effectiveness of the proposed data fusion approach and the improved graph convolutional network.

收稿日期:2024-02-28

基金项目:国家自然科学基金(51277077)

作者简介:孙丽玲(1972—),女,博士,副教授,研究方向为大型电机的状态监测与故障诊断;

唐李昱(1999—),男,硕士研究生,研究方向为深度学习与电机轴承故障诊断;

许伯强(1972—),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为大型电机的状态监测与故障诊断。

通信作者:唐李昱

Keywords: deep learning; fault diagnosis; graph convolutional network; motor bearing; fast Fourier transform; data fusion; current data

0 引言

滚动轴承是电机的重要组成部分,其健康状况直接影响电机的运行安全与性能。据统计,约有40%的电机故障来源于轴承^[1]。因此,研究电机轴承故障诊断方法是非常有意义的。

目前,轴承故障诊断方法大多只使用一种传感器信号,譬如振动信号分析法或电流信号分析法^[2-4]。文献[5]利用格拉姆矩阵法将振动信号转化为二维图像,并输入到卷积神经网络中进行学习。文献[6]提取振动信号的多域信息,利用残差密集网络进行轴承故障诊断。基于振动信号的轴承故障诊断需要安装成本较高的加速度计,且准确率受到加速度计安装位置和环境噪声的影响,具有一定的局限性。文献[7]将多相电流信号直接输入到不同的卷积神经网络进行分类,再用决策级信息融合方法得到诊断结果。这种方法虽然不需要额外安装外部加速度传感器,但是电流信号中故障信号的信噪比较低,很难获得理想的诊断结果。

研究表明,基于多传感器信号的故障诊断比基于单传感器数据的故障诊断效果更好,因为多传感器信号通常包含互补的故障特征^[8-9]。文献[10]通过注意力机制网络融合声音信号故障特征和振动信号故障特征,更加全面地反映了轴承运行状态,获得了良好的诊断效果。文献[11]使用改进多头注意力卷积神经网络对振动信号和转矩信号进行特征提取并通过双线性模型将特征相乘实现特征的细粒度融合,该方法诊断精度明显高于使用单传感器数据的方法。文献[12]将相电压、转子振动、定子振动信号输入到多尺度核卷积神经网络中,实现多源机电信息融合,与传统故障诊断方法相比,大大提高了诊断准确率。

近年来,图卷积神经网络(graph convolutional neural network, GCN)因其处理非欧氏空间数据及其复杂特性方面的优越性受到大量的关注,并且被广泛应用于故障诊断、寿命预测等领域中^[13-16]。文献[17]构建一个多感受域的图卷积神经网络故障诊断模型来应对不平衡数据集,不仅可以学习来自不同感受域的特征,还可以将学习到的特征融合为

增强特征。文献[18]设计多通道图卷积网络,将多个振动传感器数据输入到不同的图卷积模块,同时提取特征并通过拼接实现特征级融合。该方法虽然能够融合多传感器数据,但是融合程度不高。

因此,提出一种基于K近邻算法的多数据融合和改进图卷积神经网络的电机轴承故障诊断方法。首先使用K近邻图构造法将振动信号和电流信号融合为图数据,再通过改进的残差图卷积神经网络(residual graph convolutional neural network, Res-GCN)学习其特征,最后对轴承不同状态进行分类,实验结果验证了所提方法的有效性。

1 改进图卷积神经网络

1.1 图的构造

图数据 G 由节点和边构成,可表示为 $G = (V, E)$,其中: V 为节点集合; E 为边集。为了便于图数据储存,通常表示成一个邻接矩阵 A 和一个特征矩阵 X 的形式,如图1所示。本文将样本数据频谱的频率点 i 视为节点 i ,以频率 i 处的振动频谱幅值和电流频谱幅值作为节点特征 X_i ,图中所有节点的特征用特征矩阵 X 表示,通过K近邻图构造法将节点 i 与其距离最近的 k 个节点用边连接,边的权重为1,节点之间的连接关系用邻接矩阵 A 表示。其中K近邻图构造法是最简单和最常用的图构造方法,即每个节点选择距离最近的 k 个节点相连^[19]。

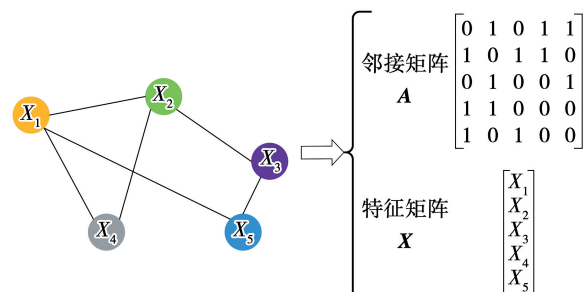


图1 图数据及其矩阵表示

Fig. 1 Graph data and the matrix representation

1.2 图卷积神经网络

GCN是一种新兴的神经网络模型,根据其聚合操作的不同,可分为基于谱域的GCN和基于空间域

的 GCN^[20]。基于谱域的 GCN 从图信号处理的角度出发,具有较高的理论基础^[21]。Kipf 等^[22]将一阶切比雪夫多项式去拟合 GCN 的卷积核得到经典的 GCN 模型。

图卷积神经网络第 $k+1$ 层的定义为

$$\mathbf{X}^{k+1} = \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{X}^k \mathbf{W}^k. \quad (1)$$

式中: $\mathbf{A} = \mathbf{A} + \mathbf{I}_N$ 表示对邻接矩阵添加一个自循环; \mathbf{D} 为 \mathbf{A} 的度矩阵; \mathbf{X}^k 和 \mathbf{X}^{k+1} 分别是第 k 层和第 $k+1$ 层的特征; \mathbf{W}^k 是第 k 层的参数矩阵。

1.3 改进图卷积神经网络

随着网络层数的增加,GCN 会出现过平滑现象,即图数据中节点特征趋于相同,这极大地影响了 GCN 的性能^[23]。为了缓解这种现象,本文对 GCN 进行改进,在 GCN 中添加初始残差模块。初始残差是从初始层进行残差连接,可以获取初始的特征,并设置获取的权重,确保每个节点至少保留了部分原始输入特征。使用的残差图卷积层的表达式为

$$\mathbf{X}^{k+1} = (1 - \alpha) \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{X}^k \mathbf{W}^k + \alpha \mathbf{X}^0 \mathbf{W}. \quad (2)$$

式中: α 是获取初始信息的权重; \mathbf{X}^0 是原始输入; \mathbf{W} 是残差模块的参数矩阵。

2 基于数据融合和 Res-GCN 的故障诊断模型

本文提出一种基于多数据融合和 Res-GCN 的电机轴承故障诊断模型,框架如图 2 所示。具体步骤为:

1) 首先将每个小样本中的振动数据和电流数据分别使用快速傅里叶变换转换为频域数据;

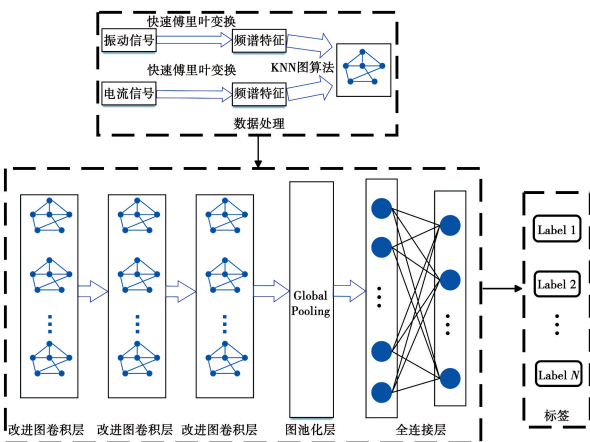


图 2 电机轴承故障诊断模型框架

Fig. 2 Framework of motor bearing fault diagnosis model

2) 接着将每个频率作为一个节点,每个频率下的振动特征和电流特征作为节点特征,根据 K 近邻图算法将每个节点与其欧式距离最近的 k 个节点相连构成图数据;

3) 随后输入到 Res-GCN 中进行学习。Res-GCN 可以实现节点级分类和图级分类,模型使用的是图级分类,需要先用图池化层聚合图的全局信息得到图表示,再用全连接层和 softmax 函数得到图的标签,便可知样本的故障类型。

该模型不仅可以融合不同传感器的数据,还可以用 Res-GCN 学习不同传感器数据之间的特征,充分利用了多传感器数据。

3 实验分析

3.1 数据集

选择德国帕德博恩大学的滚动轴承状态监测实验台的数据集^[24]来验证所提方法的有效性。该数据集由人工损伤部分和真实损伤部分组成,其中真实损伤轴承数据集由加速寿命实验台得到。实验台由电动机、扭矩测量轴、滚动轴承测试模块、飞轮和负载电机组成。振动信号和电流信号的采样频率皆为 64 kHz。

为了更贴近实际情况,实验使用转速 $n = 900$ r/min、负载扭矩 $T = 0.7$ N·m、径向力 $F = 1\,000$ N 运行条件下,正常轴承代号 K001、外圈疲劳点蚀故障轴承 KA04、外圈塑性变形故障轴承 KA15、外圈和内圈塑性变形故障轴承 KB27、内圈疲劳点蚀故障轴承 KI21 的真实损伤数据集。具体情况如表 1 所示。

表 1 轴承故障信息

Table 1 Bearing fault information

轴承代码	故障位置	损伤类型	损伤级别	标签
K001	—	—	—	0
KA04	外圈	疲劳,点蚀	1	1
KA15	外圈	塑性变形	1	2
KB27	外圈 + 内圈	塑性变形	2	3
KI21	内圈	疲劳,点蚀	1	4

3.2 实验细节

实验选用的深度学习框架为 Pytorch1.12,所用语言为 Python3.9。在训练过程中, α 的大小设置为 0.4,迭代次数为 100 次,每批的样本个数为 2,初始学习率为 0.001,损失函数为下式所示的交叉熵损

失,使用 Adam 优化算法进行权重更新,即

$$L = - \sum_{i=1}^N b_i \log(p_c)。 \quad (3)$$

式中: b_i 表示样本真实标签中第 i 类的值,取值为 0 或 1; p_c 表示模型预测样本为第 c 类的概率; N 为故障类型的数量。

电机轴承为旋转部件,产生的信号具有周期性,为充分挖掘出故障特征,取轴承旋转两圈的采样点数为小样本长度,表达式为

$$L = 2 \times \frac{f}{\omega/60}。 \quad (4)$$

式中: L 是小样本长度; f 是信号的采样频率,取 64 000 Hz; ω 是轴承转速,取 900 r/min。根据式(3)计算得到每个小样本长度约为 8 532,并以此长度为窗口值采用滑动窗口法将每种故障类型的数据不重叠地划分成多个小样本,并按 3:1 的比例随机抽取训练集与测试集。

对每一个小样本,将样本中振动频谱幅值和电流频谱幅值作为节点特征 X_i ,形成联合特征向量。计算各特征之间的欧式距离,利用 K 近邻(K-nearest neighbors, KNN)算法将距离最近的若干节点连接为图数据,如图 3 所示。网络的结构及参数如表 2 所示。

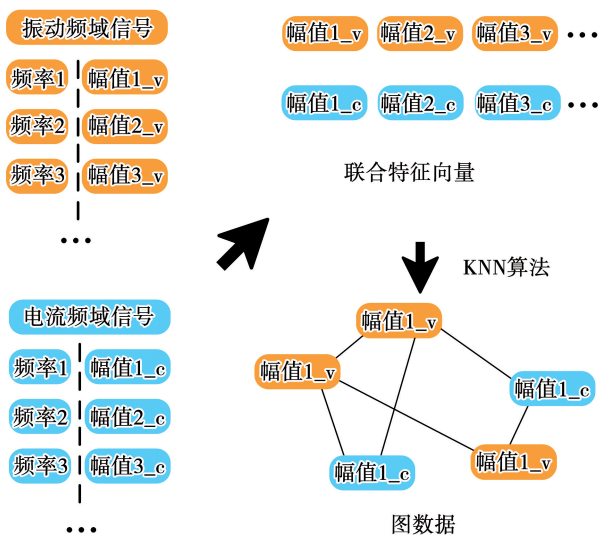


图 3 图数据生成

Fig. 3 Graph data generation

3.3 实验诊断结果

实验使用的基于数据融合和改进图卷积神经网络模型的准确率和损失值如图 4 所示,其中准确率的定义是模型正确分类的样本数与总样本数之比,

用于衡量模型的效果。损失值由交叉熵损失函数得到,表示模型在整个数据集上的总体预测误差。

表 2 Res-GCN 参数

Table 2 Parameters of Res-GCN

层	输入维度	激活函数	输出维度
改进图卷积层 1	(4 266, 1)	ReLU	(4 266, 128)
改进图卷积层 2	(4 266, 128)	ReLU	(4 266, 64)
改进图卷积层 3	(4 266, 64)	ReLU	(4 266, 16)
图池化层	(4 266, 16)	—	(1, 16)
全连接层	(1, 16)	—	(1, 5)

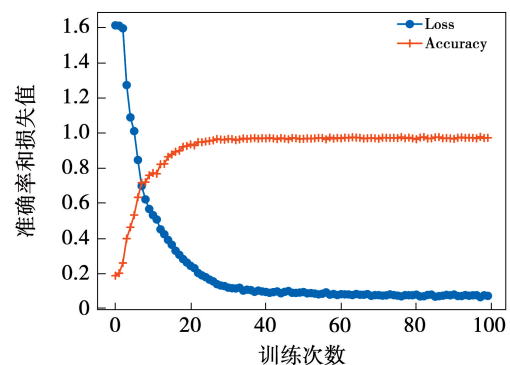


图 4 准确率和损失曲线

Fig. 4 Accuracy and loss curve

由图 4 可以看出,模型的准确率随着训练次数的增加逐渐增大,并保持在 98% 左右,模型的损失值接近 0.006,没有欠拟合现象。

将测试集输入到训练完成的模型中,得到诊断结果的混淆矩阵如图 5 所示,其中混淆矩阵的横坐标表示模型预测样本的标签,纵坐标表示样本的真实标签。

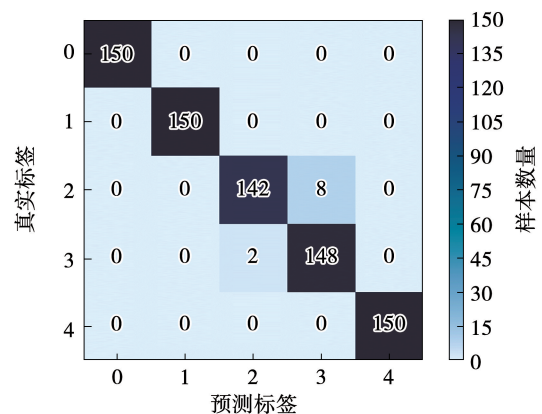


图 5 混淆矩阵

Fig. 5 Confusion matrix

由图5可以看出,模型能够准确分类正常情况 K001 和因疲劳点蚀产生的内圈故障 KI21、外圈故障 KA04,误分类样本集中在 KA15 和 KB27 中。结合轴承故障信息可以发现,混合故障 KB27 既有内圈故障又有外圈故障,其中外圈故障程度更大;且 KB27 的损伤类型和外圈故障 KA15 相同,均为塑性变形,因此区分这两种故障是困难的。但所提出模型的诊断模型仍有 98.6% 的准确率,具有良好的诊断效果。

4 实验对比与性能分析

4.1 多数据融合性能测试

将振动数据和电流数据输入到 Res-GCN 中进行训练,用混淆矩阵表示测试集的结果,分别如图6(a)和图6(b)所示。

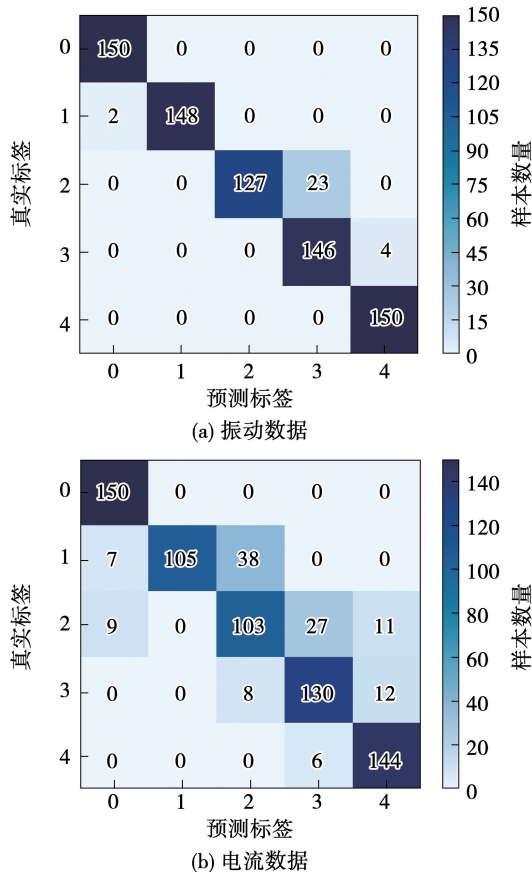


图6 混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix

对比多数据融合的结果(图5)与只使用单一数据的结果(图6)可以看出,只使用单一信号模型的

诊断效果不佳,有更多的样本被误分类。而采用多数据融合后模型的诊断准确率明显提高,说明了多数据融合的有效性。

4.2 改进图卷积神经网络性能测试

本节对没有初始残差模块的普通图卷积神经网络与有初始残差模块的改进图卷积神经网络进行对比分析,得到轴承故障诊断结果的混淆矩阵如图7所示,准确率如表3所示。

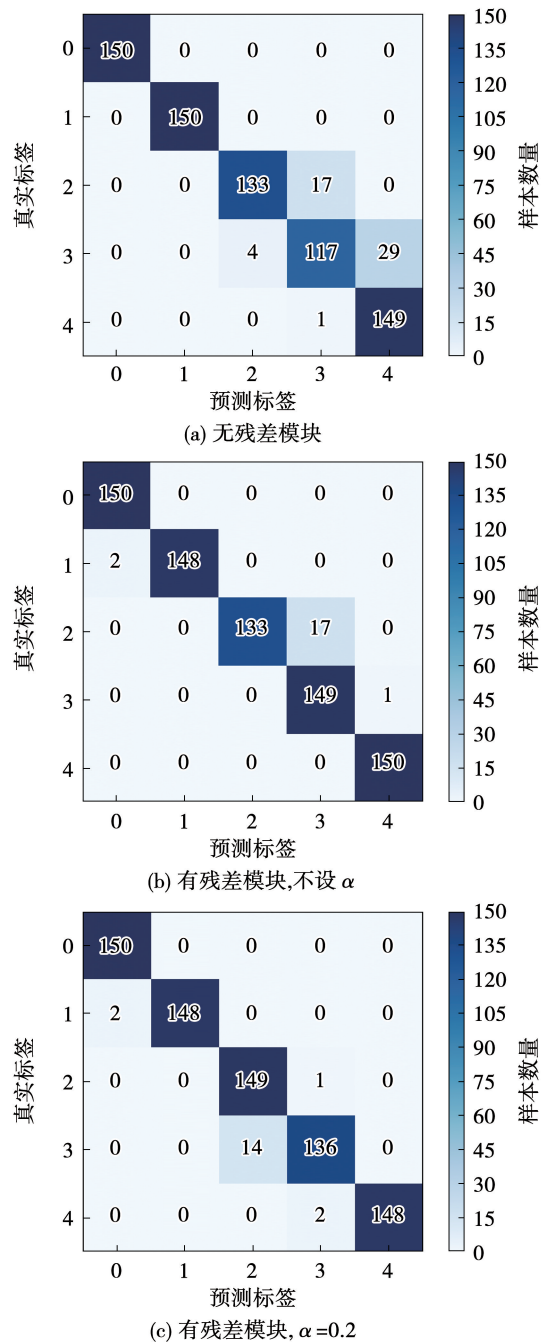


图7 混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix

表3 对比实验结果

Table 3 Comparative experimental result

网络结构	参数 α 设置	准确率/%
无残差模块	—	93.2
有残差模块	不设 α	97.3
有残差模块	0.2	97.4
有残差模块	0.4	98.6

由图7和表3的对比实验结果可知,没有残差模块的普通图卷积神经网络的诊断准确率要低于有残差模块的图卷积神经网络的诊断准确率,说明了残差模块能使图数据中的每个节点在图卷积传播过程中至少保留部分初始特征,有效缓解过平滑现象,提高图卷积神经网络的性能。且设置了获取初始特征权重 α 的网络准确率比未设置 α 的网络准确率高,说明了权重 α 也能提高网络的性能。

4.3 不同模型对比分析

选择目前常用的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、卷积自编码器(convolutional autoencoders, CAE)^[25]、图注意力网络(graph attention network, GAT)^[26]、图采样和聚合算法(graph sample and aggregate, GraphSage)^[27]与本文使用的Res-GCN进行对比分析,结果如图8所示。其中:CNN包含2个卷积层和1个全连接层,每个卷积层后有1个池化层;CAE在编码部分采用2个卷积层和池化层(下采样层),在解码部分采用2个反卷积层和向上采样层;GAT包含3个图注意力层、1个全局平均池化层和1个全连接层,图注意力层的注意力头数设置为2,多头注意力聚合方式为平均聚合;GraphSage包含3个图采样与聚合层、1个全局平均池化层和1个全连接层,图采样与聚合层的聚合函数为平均聚合。

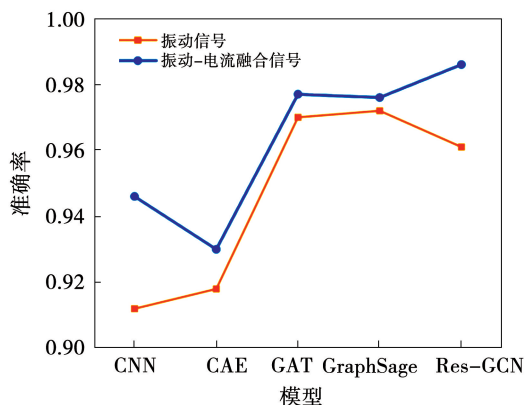


图8 对比实验结果

Fig. 8 Comparative experimental result

由图8可知,各神经网络模型使用数据融合时的诊断准确率明显高于只使用振动数据时的诊断准确率,表明多数据融合能够提供更丰富的故障特征信息,提高电机轴承故障诊断准确率。此外,使用图神经网络模型 Res-GCN、GAT 和 GraphSage 的诊断准确率明显高于使用经典卷积神经网络模型 CNN、CAE 的诊断准确率,说明通过图结构数据实现数据融合可以提高故障诊断方法的准确率。而使用 Res-GCN 的诊断准确率比使用 GAT 和 GraphSage 的诊断准确率分别高出 0.9% 和 1%,说明模型使用的 Res-GCN 更有效。

5 结论

本文的研究结果表明:将轴承振动数据和电机电流数据融合成图数据,使数据包含更丰富的诊断信息,也让网络能够学习到不同类型数据之间的特征,提高了轴承故障诊断的准确率。对图卷积神经网络添加初始残差连接进行改进,缓解了过平滑现象,进一步提高了轴承故障诊断的准确率。

参考文献:

- [1] 安国庆,秦程,郭立炜,等.峭度滤波器用于电机轴承早期故障特征提取[J].电机与控制学报,2014,18(6):55.
AN Guoqing, QIN Cheng, GUO Liwei, et al. Kurtosis filter in feature extraction for incipient motor bearing fault diagnosis[J]. Electric Machines and Control, 2014, 18(6): 55.
- [2] 迟连强,张殿海,赵俊清,等.旋转电机轴承电蚀损伤机理与缓解措施研究进展[J].电工技术学报,2024,39(20):6409.
CHI Lianqiang, ZHANG Dianhai, ZHAO Junqing, et al. Research progress on the mechanism and mitigation measure of electrical corrosion damage in rotating motor bearings[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(20): 6409.
- [3] 张辉,戈宝军,韩斌,等.基于GAF-CapsNet的电机轴承故障诊断方法[J].电工技术学报,2023,38(10):2675.
ZHANG Hui, GE Baojun, HAN Bin, et al. Fault diagnosis method of motor bearing based on GAF-CapsNet[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(10): 2675.
- [4] 许伯强,谢子峰,陈思远,等.异步电动机滚动轴承外滚道故障诊断新方法[J].电机与控制学报,2022,26(4):1.
XU Boqiang, XIE Zifeng, CHEN Siyuan, et al. Diagnosis method of rolling bearing outer raceway fault in induction motors[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(4): 1.
- [5] 于波,李建成,陈先瑞,等.基于CNN的轴承变工况故障识别系统[J].电子测量技术,2022,45(19):25.
YU Bo, LI Jiancheng, CHEN Xianrui, et al. Bearing fault identification system based on CNN[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(19): 25.
- [6] 袁彩艳,孙洁娣,温江涛,等.多域信息融合结合改进残差密

- 集网络的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(4): 200.
- YUAN Caiyan, SUN Jiedi, WEN Jiangtao, et al. Bearing fault diagnosis based on information fusion and improved residual dense networks [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(4): 200.
- [7] HOANG D T, KANG H J. A motor current signal-based bearing fault diagnosis using deep learning and information fusion [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(6): 3325.
- [8] 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.
- [9] 王进花, 周德义, 曹洁, 等. 基于多特征融合与 RF 的球磨机滚动轴承故障诊断 [J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(12): 3253.
- WANG Jinhua, ZHOU Deyi, CAO Jie, et al. Bearing fault diagnosis based on information fusion and improved residual dense networks [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(12): 3253.
- [10] 顾鑫. 基于声振信号联合的轴承故障诊断方法研究 [D]. 贵阳: 贵州大学, 2022.
- [11] WANG Daichao, LI Yibin, SONG Yan, et al. Bearing fault diagnosis method based on complementary feature extraction and fusion of multisensor data [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1.
- [12] 马明晗, 侯岳佳, 李永刚, 等. 基于 MSK-CNN 和多源机电信息融合的同步发电机故障诊断方法 [J]. 电机与控制学报, 2023, 27(1): 1.
- MA Minghan, HOU Yuejia, LI Yonggang, et al. Synchronous generator fault diagnosis method based on MSK-CNN and multi-source electromechanical information fusion [J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(1): 1.
- [13] 肖国庆, 李雪琪, 陈玥丹, 等. 大规模图神经网络研究综述 [J]. 计算机学报, 2024, 47(1): 148.
- XIAO Guoqing, LI Xueqi, CHEN Yuedan, et al. A survey of large-scale graph neural networks [J]. Chinese Journal of Computers, 2024, 47(1): 148.
- [14] WANG T, LIU Z, LU G, et al. Temporal-spatio graph based spectrum analysis for bearing fault detection and diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(3): 2598.
- [15] SUN K, HUANG Z, MAO H, et al. Multi-scale cluster-graph convolution network with multi-channel residual network for intelligent fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1.
- [16] 张元东, 张先杰, 张若楠, 等. 基于多层超图卷积神经网络的故障诊断方法 [J/OL]. 复杂系统与复杂性科学, 1-8 [2024-1-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/37.1402.N.20240111.0912.004.html>.
- ZHANG Yuandong, ZHANG Xianjie, ZHANG Ruonan, et al. Fault diagnosis method based on multilayer hyper-graph convolutional neural network [J/OL]. Complex Systems and Complexity Science, 1-8 [2024-1-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/37.1402.N.20240111.0912.004.html>.
- [17] LI T, ZHAO Z, SUN C, et al. Multireceptive field graph convolutional networks for machine fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(12): 12739.
- [18] YANG C, LIU J, ZHOU K, et al. An improved multi-channel graph convolutional network and its applications for rotating machinery diagnosis [J]. Measurement, 2022(190): 110720.
- [19] WANG Y, YAN J, YANG Z, et al. Gas-insulated switchgear insulation defect diagnosis via a novel domain adaptive graph convolutional network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1.
- [20] 樊小宇, 蔺素珍, 王彦博, 等. 基于残差图卷积神经网络的高倍欠采样核磁共振图像重建算法 [J]. 计算机应用, 2023, 43(4): 1261.
- FAN Xiaoyu, LIN Suzhen, WANG Yanbo, et al. Reconstruction algorithm for highly undersampled magnetic resonance images based on residual graph convolutional neural network [J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(4): 1261.
- [21] ZHANG K, LI H, CAO S, et al. Trusted multi-source information fusion for fault diagnosis of electromechanical system with modified graph convolution network [J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 57: 102088.
- [22] KIPF T N, WELING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks [EB/OL]. (2017-02-22) [2023-9-4]. <https://arxiv.org/abs/1609.02907>.
- [23] XU J, KE H, CHEN Z, et al. Oversmoothing relief graph convolutional network-based fault diagnosis method with application to the rectifier of the high-speed trains [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(1): 771.
- [24] CHRISTIAN L, KURIA K J, DETMAR Z, et al. Condition monitoring of bearing damage in electromechanical drive systems by using motor current signals of electric motors: a benchmark data set for data-driven classification [C]//European Conference of the Prognostics and Health Management Society, July 8-10, 2016, Bilbao, Spain. 2016: 1-17.
- [25] 刘建华, 杨皓楠, 何静, 等. 基于约束对抗卷积自编码记忆融合网络的故障诊断 [J]. 电机与控制学报, 2023, 27(6): 148.
- LIU Jianhua, YANG Haonan, HE Jing, et al. Fault diagnosis based on constraint adversarial convolution auto-encoding memory fusion network [J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(6): 148.
- [26] 谭启瑜, 马萍, 张宏立, 等. 基于图注意力网络的风力发电机齿轮箱故障诊断 [J]. 太阳能学报, 2024, 45(1): 265.
- TAN Qiyu, MA Ping, ZHANG Hongli, et al. Fault diagnosis for wind turbine gearbox based on graph attention networks [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(1): 265.
- [27] LI T, ZHOU Z, LI S, et al. The emerging graph neural network for intelligent fault diagnostics and prognostics: a guideline and a benchmark study [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108653.