

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508271

多模态曼哈顿图 Lap-Transformer 的故障诊断方法*

苏树智¹ 陈岩岩¹ 朱彦敏² 董闯¹ 许梦杰¹ 秦子倪¹

(1. 安徽理工大学计算机科学与工程学院 淮南 232001; 2. 安徽理工大学机电工程学院 淮南 232001)

摘要:针对传统图神经网络处理单一模态导致信息不完整、图结构构建不准确、难以有效捕捉节点间的空间依赖关系等问题,提出了多模态曼哈顿图 Lap-Transformer 的故障诊断方法。该方法通过曼哈顿距离构建一个新的图结构,从而更加稳定的度量节点间相似性,避免依赖固定拓扑结构,提升对复杂故障数据关系的适应性。同时,利用图拉普拉斯矩阵编码图拓扑信息,使注意力权重同时关注节点特征相似性和图结构连接性,增强对局部与全局关系的建模,从而有效捕捉节点间的空间依赖关系。通过在 PU 轴承数据集、AUST 轴承数据集和掘进机轴承数据集上的实验,故障诊断平均准确率分别达到了 99.7%、98.8% 和 99.8%,验证了该方法在轴承故障诊断中的优越性,在噪声和多工况条件下具有显著的诊断准确率和较强的工况适应能力,并且该方法有较好的鲁棒性和稳定性,为轴承及其他机械设备的故障诊断提供了一种新颖且高效的解决方案。

关键词: 故障诊断; Lap-Transformer; 图神经网络; 轴承

中图分类号: TH133; TN911.7

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.99

Fault diagnosis method based on multi-modal Manhattan graph Lap-Transformer

Su Shuzhi¹ Chen Yanyan¹ Zhu Yanmin² Dong Chuang¹ Xu Mengjie¹ Qin Zini¹

(1. School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China;

2. School of Mechatronics Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: To address the limitations of traditional graph neural networks in processing single-modality data, which lead to incomplete information, inaccurate graph structure construction, and difficulties in effectively capturing spatial dependencies among nodes, this paper proposes a fault diagnosis method based on Multimodal Manhattan Graph Lap-Transformer. The method constructs a novel graph structure using Manhattan distance, enabling more stable measurement of inter-node similarity while eliminating dependence on fixed topological structures, thereby enhancing adaptability to complex fault data relationships. By encoding graph topological information through graph Laplacian matrices, the attention mechanism simultaneously considers both node feature similarity and graph structural connectivity. This dual-focus approach strengthens the modeling of local and global dependencies, effectively capturing spatial relationships between nodes. Through experiments on the PU bearing dataset, the AUST bearing dataset, and the tunnel boring machine bearing dataset, the average accuracy rates of fault diagnosis reached 99.7%, 98.8%, and 99.8% respectively, verifying the superiority of this method in bearing fault diagnosis. It demonstrates significant diagnostic accuracy and strong adaptability to various working conditions under noisy and multi-condition circumstances. Moreover, this method exhibits good robustness and stability, providing a novel and efficient solution for the fault diagnosis of bearings and other mechanical equipment.

Keywords: fault diagnosis; Lap-Transformer; graph neural network; bearings

收稿日期: 2025-03-30 Received Date: 2025-03-30

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52374155, 61806006)、安徽省自然科学基金(面上项目)(2308085MF218)、安徽省高等学校自然科学研究项目(重点项目)(2024AH050399)、安徽省高等学校自然科学研究项目(重大项目)(2022AH040113)、安徽省高校中青年教师培养行动项目(YQZD2023035)、安徽理工大学医学专项培育项目(重大项目)(YZ2023H2A007)、合肥综合性国家科学中心大健康研究院职业医学与健康联合研究中心项目(OMH-2023-05, OMH-2023-24)、安徽理工大学青年基金(重点项目)(QNZD202202)、淮南市指导性科技计划项目(2023142, 2023147)资助

0 引言

轴承通常运行在高速和重载的环境下,因此容易出现磨损、损坏甚至系统性故障。当轴承损坏时,设备运行过程中会发生周期性冲击,导致提取的振动信号中具有丰富的故障特征,这些特征往往包含丰富的频域和时域信息,例如冲击频率、幅值调制特征及谐波等^[1]。为了防止运行中的机器产生不可挽回的后果,轴承故障诊断已成为现代工业最重要的工程问题之一。随着工业设备复杂性、运行速度以及智能化水平的不断提升,轴承运行环境呈现多模态和动态特性。传统的故障诊断方法已逐渐显露出其局限性,尤其是在处理大规模、多模态、非线性的工业数据时^[2],其性能和准确性受到了严峻挑战。

现有的轴承故障诊断方法主要基于信号处理和数据驱动技术^[3-4]。这些方法在处理简单故障模式时表现出色,但在高噪声和工况多变的复杂工业环境下,往往难以有效捕捉和识别故障特征。基于信号处理的故障诊断方法通过采集设备运行中的信号,结合快速傅里叶变换、小波变换、短时傅里叶变换、希尔伯特变换等预处理技术^[5]提升信号质量,并在时域、频域或时频域中提取关键特征^[6]。近年来,小波包分解、经验模态分解以及基于稀疏表示的分析方法^[7]显著增强了对非平稳信号的处理能力。然而,信号处理方法对特征提取的依赖较强,提取结果受专家经验、特征选择和具体工况影响显著。此外,不同设备和环境条件下的信号特征差异较大,通用性不足。

不同于信号处理方法,数据驱动的故障诊断技术通过整合多源异构设备数据与机器学习算法,实现设备异常状态的智能识别、故障定位及剩余寿命预测^[8]。这些方法主要使用机器学习模型和统计分析,从传感器及其他来源处理和分析数据,自动从数据中提取故障特征并实现故障识别和分类。相比传统方法,它无需依赖领域专家手动设计特征,而是利用统计学习或机器学习模型进行模式识别和预测,例如使用支持向量机、随机森林、长短期记忆网络等^[9-10]。然而,数据驱动方法通常依赖浅层特征提取,难以捕获信号中的深层次模式,尤其是在高维复杂数据或非线性、非平稳信号中表现不足。此外,模型性能对数据质量和分布依赖较大,在跨工况、跨设备场景下的泛化能力有限。

不同于以上方法,深度学习弥补了特征提取的局限性,它能够实现动态调整学习过程和特征提取,挖掘潜在的深层信息^[11]。然而,深度学习模型在处理复杂关系数据时表现出一定的表示能力局限性、难以捕捉不同模态之间的细微交互关系^[12]。相比之下,图神经网络(graph neural network, GNN)在处理复杂关系和非欧几里得结

构方面表现出显著优势^[13]。它将轴承信号转化为图结构数据,可以更深入地挖掘故障特征,从而在高噪声和多变工况下为故障诊断提供更强的鲁棒性和泛化能力^[14]。然而,图神经网络^[15]在构建图时往往使用欧式距离进行计算,这导致它的各向同性特性在计算多维差异时,隐含了维度间的均质化混合假设;同时还存在局部信息捕捉不够全面,缺乏局部信息和全局信息融合等问题^[16]。

为了解决这一问题,本文提出了多模态曼哈顿图 Lap-Transformer (multi-modal manhattan graph laplacian transformer, MGLT) 的故障诊断方法,该方法采用了曼哈顿距离构建图,这为高维信号提供了解析解空间,突破了传统方法在噪声耦合场景下的维度坍塌问题;为了实现局部信息熵最大化、增强全局稳定性,本文构建 Lap-Transformer。此外,该方法能够在相对较低的计算成本下处理多模态数据,实现更高效的故障诊断,并通过多层注意力机制增强模型的可解释性,从而提高用户的信任度。这些优势使得多模态曼哈顿图 Lap-Transformer 成为故障诊断领域的重要发展方向。

1 多模态曼哈顿图 Lap-Transformer 方法

1.1 模型介绍

基于 GNN 的故障诊断^[17]一般流程如下:首先,通过信号采集和预处理构建样本的图结构,将样本中的特征节点与其关联的边关系表示为图。使用图神经网络对节点表示进行更新,并将图的全局表示或节点的融合特征输入到分类以生成用于故障诊断的概率向量^[18]。但这种方法通常会遇到模型扩展性问题,因为在新样本加入时,需要重新构建图并重新训练模型。因此,为提高模型的灵活性,设计了一个基于节点特征的故障诊断图。具体而言,首先对输入的故障数据进行预处理和特征提取,通过曼哈顿距离的轴对齐特性重构节点关系拓扑,使高维工业传感信号的故障敏感维度与噪声维度在特征空间中实现正交化分离,为后续注意力机制提供了具有物理可解释性的结构化特征基剪枝低重要性边以提升模型灵活性。接下来,使用 Lap-Transformer 模块将全局谱特性转化为注意力权重的生成先验,同时保留 Transformer 对局部突变模式的空域敏感性,该架构在理论上统一了图信号处理的谱分解特性与自注意力机制的上下文建模能力,使模型兼具全局拓扑稳定性与局部特征锐化的双重优势。最后,聚合所有节点的特征,以获得整个样本的全局表示,并将其输入到分类层中,通过 softmax 生成用于故障分类的概率分布。整个架构由 4 个主要模块组成:图构建、特征提取、融合模块和分类,共同实现高效且灵活的故障诊断,模型框架如图 1 所示。

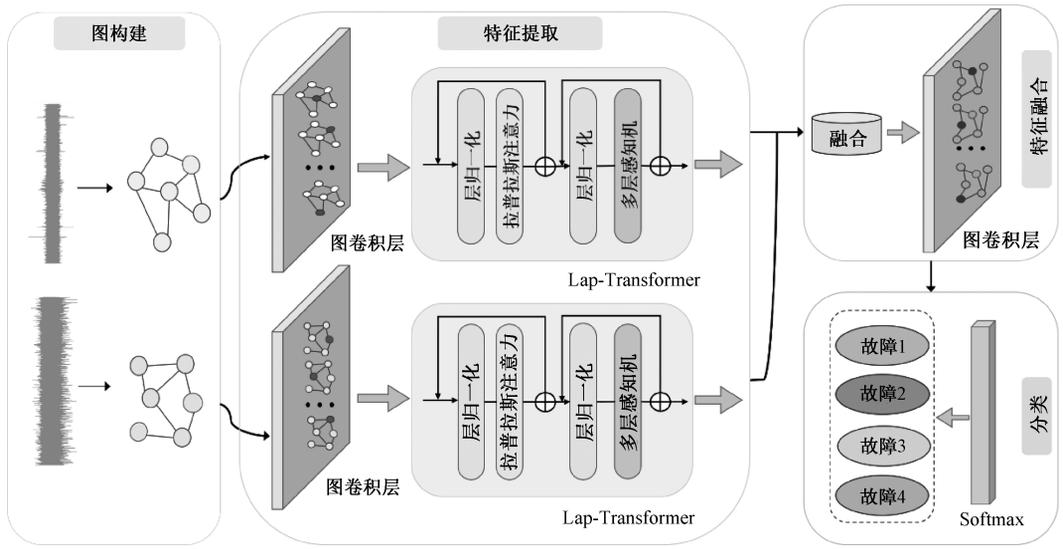


图 1 模型架构

Fig. 1 Model architecture diagram

1.2 图的构建

在故障诊断领域,样本之间的关系通常是根它们的相似度来确定的。一种常见的方法是提取这些样本的特征,计算特征之间的相似性,然后设置相应的阈值,这意味着两个样本之间关联的相似性高于阈值^[19]。在相似性的计算中,以往的研究常常使用欧氏距离;但欧氏距离对异常值敏感,会导致异常值度量失衡;在处理高维数据时,欧氏距离的平方特性可能导致所有样本间距离趋同,而曼哈顿距离通过线性累加各维度差异,能保留更好的区分度;轴承的振动信号或频域特征可能呈现稀疏性,曼哈顿距离对稀疏数据的分辨能力更强,更易捕捉关键维度的局部差异,减少冗余边对 GNN 的干扰。因此,本文采用曼哈顿距离来代替欧氏距离的方法,不仅解决了异常值的敏感等问题,还一定程度上提高了计算的速度。

给定图 $G = (V, E)$, E 代表边的集合, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 为图的节点集,每个节点代表数据集中的一个样本,构建的曼哈顿矩阵公式如下:

$$M_{i,j} = \sum_{k=1}^d |X_{i,k} - X_{j,k}| \quad (1)$$

式中:图节点的特征矩阵 $X \in \mathbf{R}^{N \times d}$; N 代表样本数; d 代表每个样本的特征维度。邻接矩阵 A 表示节点之间的连接信息,矩阵中的元素只包含 1 和 0,邻接矩阵公式如下:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & v_i \text{ 连接 } v_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

对邻接矩阵引入重归一化操作使得 $I_N + D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}} \rightarrow \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} A' \tilde{D}^{-\frac{1}{2}}$, 其中 $A' = A + I_N$ 且 $\tilde{D}_{ii} = \sum_j A_{ij}$, 最终公

式如下:

$$\tilde{A} = \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} A' \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \quad (3)$$

1.3 Lap-Transformer

利用图卷积来接收输入特征序列并进行卷积操作,提取特征信息。使用编码器对卷积特征进行编码处理,得到编码输出^[20]。每个编码器包括拉普拉斯注意力机制和前馈神经网络。首先对编码器输出执行张量展平操作生成一维特征序列。采用全连接层对该序列进行潜在空间映射,获取初级表征向量。经过 softmax 函数归一化处理后,通过全连接层完成分类空间的非线性投影,最终同步输出预测概率分布和原始编码特征。MGLT 架构采用图卷积网络进行局部拓扑特征提取,结合 Lap-Transformer 实现全局依赖建模,构建了从特征编码到预测推断的端到端学习框架。

该层通过图拉普拉斯矩阵约束 Transformer 的注意力范围,解决传统 Transformer^[21] 在图数据上全局注意力计算冗余的问题,实现局部结构感知的特征增强。本文采用图拉普拉斯矩阵作为注意力掩码,将注意力限制在局部邻域内,同时编码图的拓扑结构。拉普拉斯矩阵公式如下:

$$L = \tilde{D} - \tilde{A} \quad (4)$$

式中: L 为邻域掩码矩阵,它展现了编码节点间的结构差异。之后,将输入特征通过投影矩阵映射至隐空间如下:

$$X_{proj} = X \cdot W_{proj} \quad (5)$$

式中: $W_{proj} \in \mathbf{R}^{d \times d_{hid}}$; d_{hid} 为隐层维度。将拉普拉斯矩阵作为注意力掩码;通过负值抑制非邻域节点的注意力权重,从投影特征中派生出查询矩阵 Q 与键矩阵 K ,并计

算缩放点积注意力分数。

$$S = \text{softmax}\left(\frac{(X_{proj}W_Q)(X_{proj}W_K)^T}{\sqrt{d}} \odot L\right) \quad (6)$$

式中: $W_Q, W_K \in R^{d \times d}$ 表示为查询、键投影矩阵; \odot 表示为哈达玛积。之后对掩码后的注意力分数进行归一化,使得负无穷掩码通过 softmax 自动实现权重抑制,公式如下:

$$\alpha = \text{softmax}(S) \quad (7)$$

最后,进行特征聚合如下:

$$P = X_{proj} \cdot W_p, W_p \in R^{d_{hid} \times d} \quad (8)$$

$$H_{out} = \alpha \cdot P \quad (9)$$

式中: P 代表注意力权重融合值矩阵。

通过构建拉普拉斯金字塔和频率注意力机制 Lap-Transformer 能够更好地捕捉高频信息。在故障诊断中的应用好处通过增强对高频信息和多尺度特征的捕捉能力,能够更准确地识别故障模式,尤其在处理复杂的工业数据时表现突出。通过优化特征提取和注意力机制, Lap-Transformer 对噪声和异常数据具有更强的鲁棒性,能够更稳定地应用于实际故障诊断。

2 实验

为了验证该方法的有效性,实验使用帕德博恩大学轴承数据集和安徽理工大学轴承数据集。在模型训练过程中,训练轮数为 500,采用 Adam 优化器进行优化,使用 softmax 激活函数,学习率设置为 0.008。为了评估模型在故障诊断的性能和有效性,分别将该模型与图卷积神经网络(graph convolutional network, GCN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、多尺度注意力卷积神经网络(multi-scale and attentive convolutional neural network, MACNN)、长短期记忆网络(long short-term memory networks, LSTM)、图采样和融合网络(graph sample and aggregation, GraphSAGE)模型的实验结果进行对比。

2.1 实验指标

在故障诊断的仿真验证实验中,采用分类准确率与信噪比鲁棒性双重评估指标构建模型的性能评价体系。其中,分类准确率表征模型在复杂工况下对故障特征的正确定位能力,其定义为正确分类样本数与总测试样本集的统计比值。具体而言,该指标通过构建混淆矩阵进行计算,其数学表达式为:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (10)$$

式中: TP, TN 分别表示真阳性与真阴性样本数; FP, FN 对应误报与漏检样本数量。

信噪比指标用于量化诊断系统在噪声干扰环境下的鲁棒特性,通过注入不同强度的高斯白噪声构建退化实验场景,评估模型输出结果的抗干扰稳定性。信噪比 ρ 定义为:

$$\rho = 10 \lg\left(\frac{P_{signal}}{P_{noise}}\right) \quad (11)$$

式中: P_{signal} 和 P_{noise} 表示原始信号和附加高斯白噪声的功率。

2.2 PU 数据集介绍及其实验分析

该轴承数据集来自德国帕德博恩大学(Paderborn University, PU),实验平台如图 2 所示,它由电机、扭矩测量轴、滚动轴承测试模型、飞轮和负载电机组成,该数据集中提供了人工损伤、真实损伤和无损伤 3 种损伤类型,局部时域图和滤波信号对比如图 3、4 所示,数据标签为 RF1、RF2、RF3、RF4,分别代表内圈故障、外圈故障、内外圈混合故障和健康轴承。根据故障类型将数据分为 4 类,每类故障有 250 个样本,将其中的 80% 的数据作为训练集,将 20% 的数据作为测试集。针对有损伤类型,对数据集建立了 5 级损伤等级,如表 1 所示,表 1 主要描述了故障损伤等级的界定,为设备损伤评估提供了明确的标准和参考。

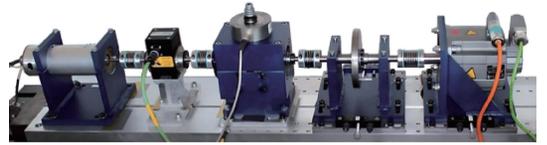


图 2 PU 轴承试验平台

Fig. 2 PU bearing test platform

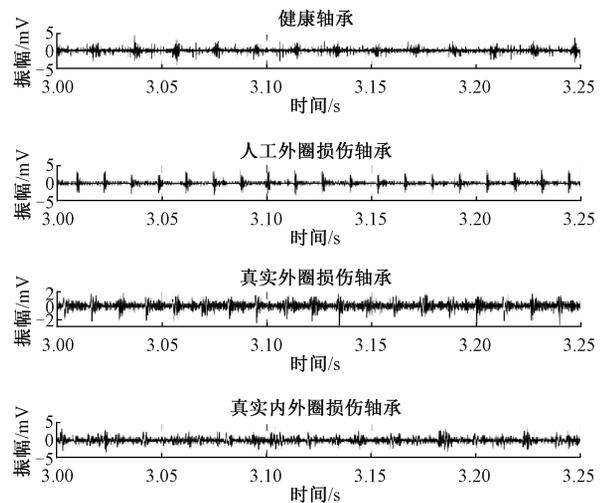


图 3 各故障局部时域图

Fig. 3 Local time domain diagram of each fault

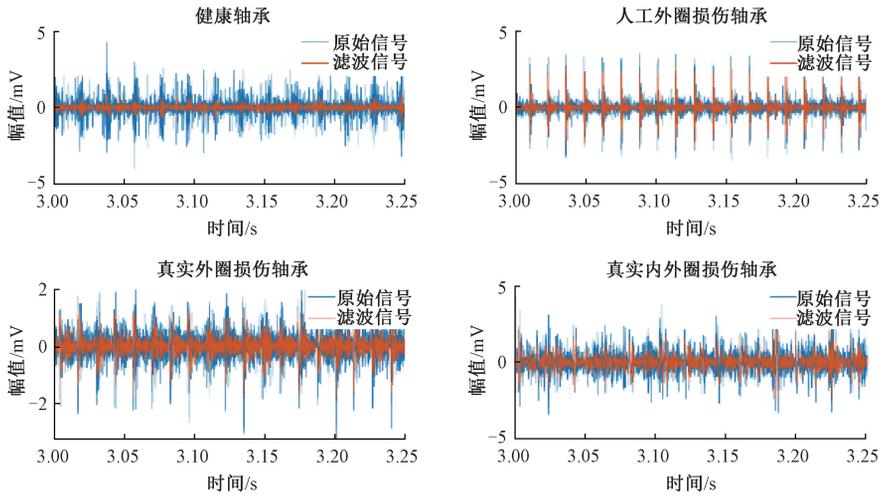


图 4 原始信号与滤波信号对比

Fig. 4 The original signal is compared with the filtered signal

表 1 通过损伤程度确定损伤等级

Table 1 Damage grade was determined by damage degree

损伤程度	X(损坏面积占部件面积的百分比)/%	轴承限制/mm
1	0~2	≤2
2	2~5	>2
3	5~15	>4.5
4	15~35	>13.5
5	>35	>31.5

为了消除实验结果的随机性,对该方法及对比算法进行了 5 次随机实验,进一步验证该模型的稳定性,结果如表 2 所示,表 2 展现了模型运行得最大准确率、最小准确率和平均准确率,从表 2 可以看出该方法性能更好,表现相对稳定。这得益于 MGLT 突破了传统方法在噪声耦合场景下的维度坍塌问题,更好捕捉多模态数据之间的空间依赖关系和交互作用,更好提取邻居节点的信息,具有全局拓扑稳定性与局部特征锐化的优势,因此,MGLT 模型具有更高的故障识别率。

表 2 PU 数据集诊断结果

Table 2 PU Dataset diagnostic results (%)

方法	最大值	最小值	平均值
GCN	97.5	96.0	96.8±0.325
CNN	90.3	87.1	88.9±1.360
MACNN	95.7	93.7	94.7±0.612
LSTM	97.5	95.0	96.6±0.925
GraphSAGE	97.5	95.0	96.4±1.175
MGLT	100	99.0	99.6±0.175

为进一步验证 MGLT 的域适应能力,测试集上的分类对比如图 5 所示。图 5 中,横轴是样本编号,纵轴是故

障类型标签,可以看出,MGLT 在故障诊断分类中比其他 5 种方法更准确、更有效。t-SNE 结果可视化如图 6 所示,图 6 中横轴是降维后的第 1 个主成分,表示数据点之间的相对关系;纵轴是降维后的第 2 个主成分,表示数据点之间相对关系的维度,图 6 为原始数据可视化分布和经过 MGLT 处理后的数据可视化分布,展现了所提模型的性能较好。

为验证该方法的抗干扰性能进行了噪声实验,实验结果如图 7 所示,在不同程度的噪声下,分别进行 5 次实验,取 5 次实验的平均准确率作为最终结果,相较于基准模型,本方法在平均准确率和稳定性方面均表现出更优性能,表明其具备较强的噪声鲁棒特性。

机械设备在实际运行中面临动态负载波动的工况特性。因此,通过构建变工况实验场景,验证所提方法对轴承故障程度的辨识鲁棒性。本文选择 4 种工况进行实验,工况“a、b、c、d”分别对应“1 500-0.7-1 000、1 500-0.1-1 000、900-0.7-1 000、1 500-0.7-400”其中第 1 个参数代表转速,第 2 个参数代表负载,第 3 个参数代表径向力。实验结果如图 8 所示,最高故障诊断准确率为 99.7%,最低准确率也保持在 98.6%,平均识别率 98.95%,波动幅度在 1.1% 以内,所提方法在故障诊断任务中表现出显著优势。分析其原因,该方法构建的改进图卷积神经网络和 Lap-Transformer 注意力模块协同架构,有效增强动态工况环境下的多尺度特征融合效率,从而提升诊断可靠性,并维护了全局模式的完整性。因此,所提出的方法具有很强的泛化能力。

2.3 AUST 数据集介绍及其实验分析

该轴承数据集来自安徽理工大学轴承故障实验台如图 9 所示。该实验台采用振动传感器、激光位移传感器和噪声传感器进行样本采集。实验中使用由振动传感器

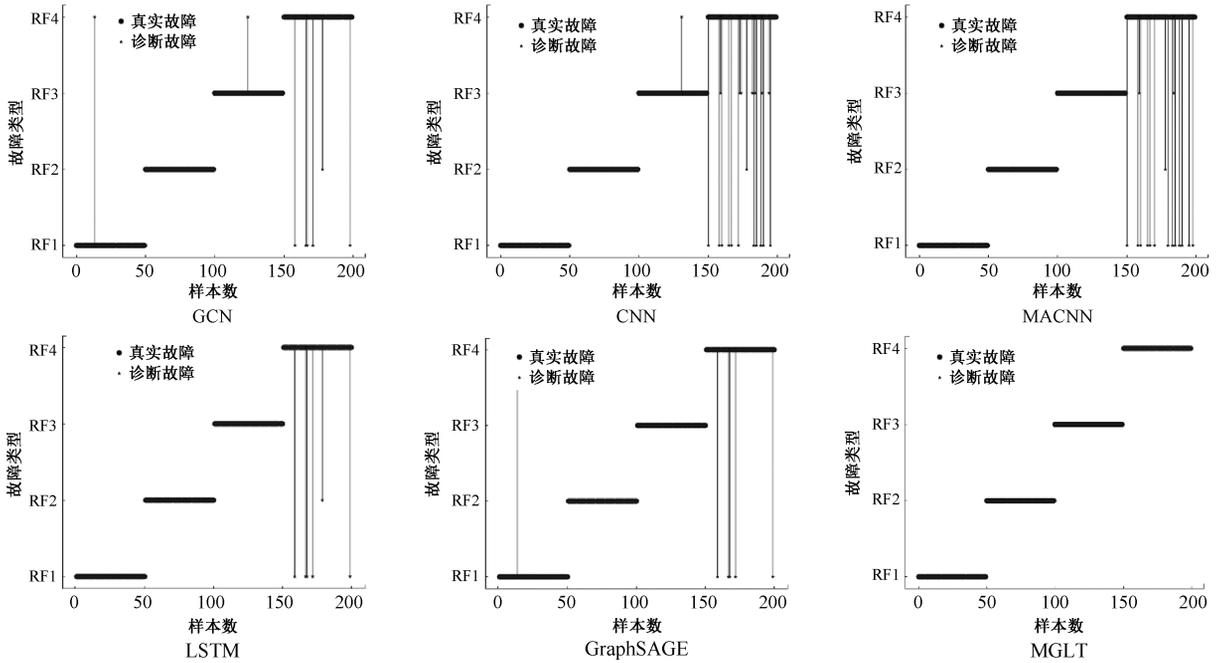


图 5 各算法 4 个故障的错误分类

Fig. 5 Error classification of 4 faults of each algorithm GCN

和噪声传感器生成信号作为原始故障样本集。实验台分别以 1 200、1 400、1 600 和 1 800 r/min 的转速运行,采样频率为 12 和 36 kHz,模拟了 4 种经典轴承故障状态,分别为正常状态、内圈故障、滚动体故障和内圈加滚动体故障。在实验中添加了 100 N 的径向力,目的是使的故障特征更加突出。实验台的具体参数如表 3 所示。

表 3 轴承试验台的具体实验参数

Table 3 The concrete experimental parameters of bearing test bench

参数	数值
采样频率/kHz	12、36
转速/(r/min)	1 200、1 400、1 600、1 800
样本采集卡	National Instruments
直径/mm	15
马达功率/kW	2.5

为了进一步验证该模型的稳定性,做了 5 次随机试验结果如图 10 所示,相较于 5 种基准方法,该方法准确率更高,结果较稳定验证了方法对随机扰动的抵抗能力。为了模拟实际环境,根据故障类型将数据分为 4 类,每类故障有 280 个样本,将其中的 80% 的数据作为训练集,将 20% 的数据作为测试集;混淆矩阵结果如图 11 所示, MGLT 相较于其他 5 个算法有更好的分辨率和分类效果,这由于该方法最大化当前邻域内特征交互的不确定性,从而捕捉细微的故障模式变化;通过图拉普拉斯算子

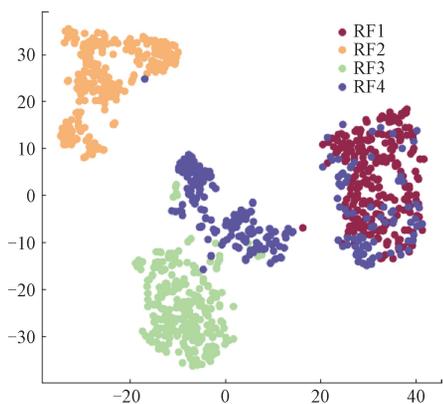
的低频分量保留,模型维护了故障模式的粗粒度拓扑结构,避免因局部扰动导致的模式碎片化;改进的注意力机制通过熵最大化筛选高信息量节点,在关键区域形成特征聚焦场,增强微弱故障特征的信号稀疏表达。

2.4 掘进机数据集介绍及其实验分析

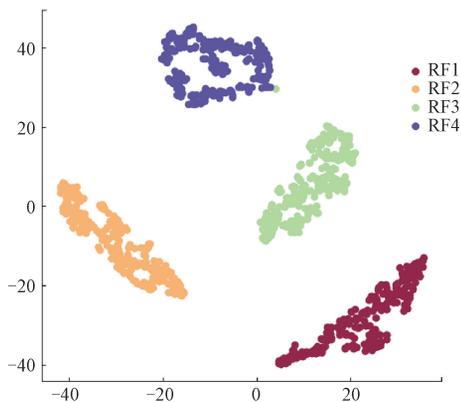
为模拟真实轴承本文自研实验平台,掘进机轴承故障实验台如图 12 所示,主要由截割电机、减速器、截割头、电控箱、液压系统、模拟煤壁和数据采集系统等组成。该实验中使用由振动传感器和声音传感器生成信号作为原始故障样本集。该实验有 4 种工况分别为 25 Hz 空转、50 Hz 空转、25 Hz 截割和 50 Hz 截割,模拟了 3 种轴承故障状态,分别为正常状态、磨损故障和划痕故障。

为了反映该模型的性能,本文将实验数据中的 80% 的数据作为训练集,将 20% 的数据作为测试集;该实验多参量协同演化结果如图 13 所示,以便更好的展示随着训练轮数的改变准确率、损失以及训练集准确率的大小表现;图 13 中横轴表示训练轮数,纵轴表示训练的准确率,气泡大小代表该轮次的测试集准确率,气泡颜色代表训练损失。随着训练轮数的增加,训练集和测试集的准确率也随之升高,训练损失逐渐减小。这一结果得益于该方法通过曼哈顿距离构建一个新的图结构,突破了传统固定拓扑依赖,稳定相似性度量,增强复杂数据适应性; Lap-Transformer 融合特征和结构信息,增强对局部与全局关系的建模,以提升判别性表征。

为验证某故障诊断算法在复杂工况下的适应性,针



(a) 原始数据 t-SNE
(a) Raw data t-SNE



(b) 训练后 t-SNE
(b) Post-training t-SNE

图 6 t-SNE 结果可视化

Fig. 6 t-SNE results visualization

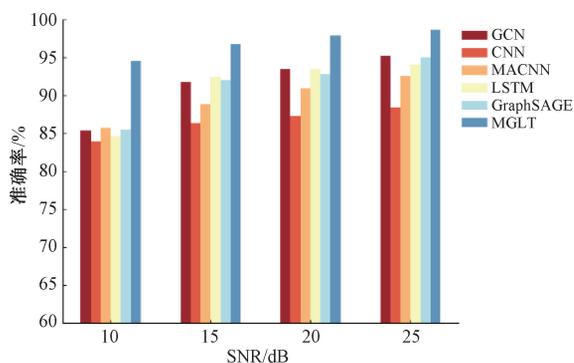


图 7 不同信噪比下诊断结果

Fig. 7 Diagnosis results under different SNR

对掘进机设计多工况实验,采集 25 Hz 空转、50 Hz 空转、25 Hz 截割、50 Hz 截割 4 种工况数据,评估诊断方法的稳定性与精度,在 4 种工况下分别做了实验,实验结果如表 4 所示,从实验结果可以看出在不同工况下,该方法都有较好的诊断性能,准确率较高,这也说明了该方法具有更好的适应性。这一结果得益于通过改进的图卷积神经

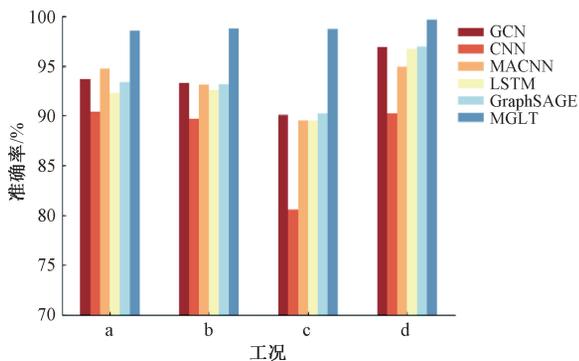


图 8 不同工况下的诊断结果

Fig. 8 Diagnostic results under different working conditions



图 9 AUST 轴承实验平台

Fig. 9 AUST bearing test platform

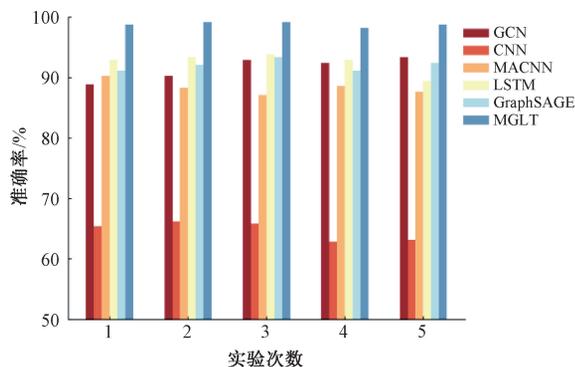


图 10 不同方法的诊断结果

Fig. 10 Diagnostic results of different methods

网络与 Lap-Transformer 注意力模块的协同架构设计,在增强诊断可靠性的同时,有效保障了全局模式表征的完整性,从而使所提方法展现出卓越的泛化能力。

表 4 多工况下诊断结果

Table 4 Diagnosis results under difficult working conditions (%)

方法	最大值	最小值	平均值
25 Hz 空转	100.0	99.4	99.8±0.334
50 Hz 空转	100.0	99.4	99.9±0.250
25 Hz 截割	99.4	98.3	98.9±0.403
50 Hz 截割	100	99.4	99.8±0.307

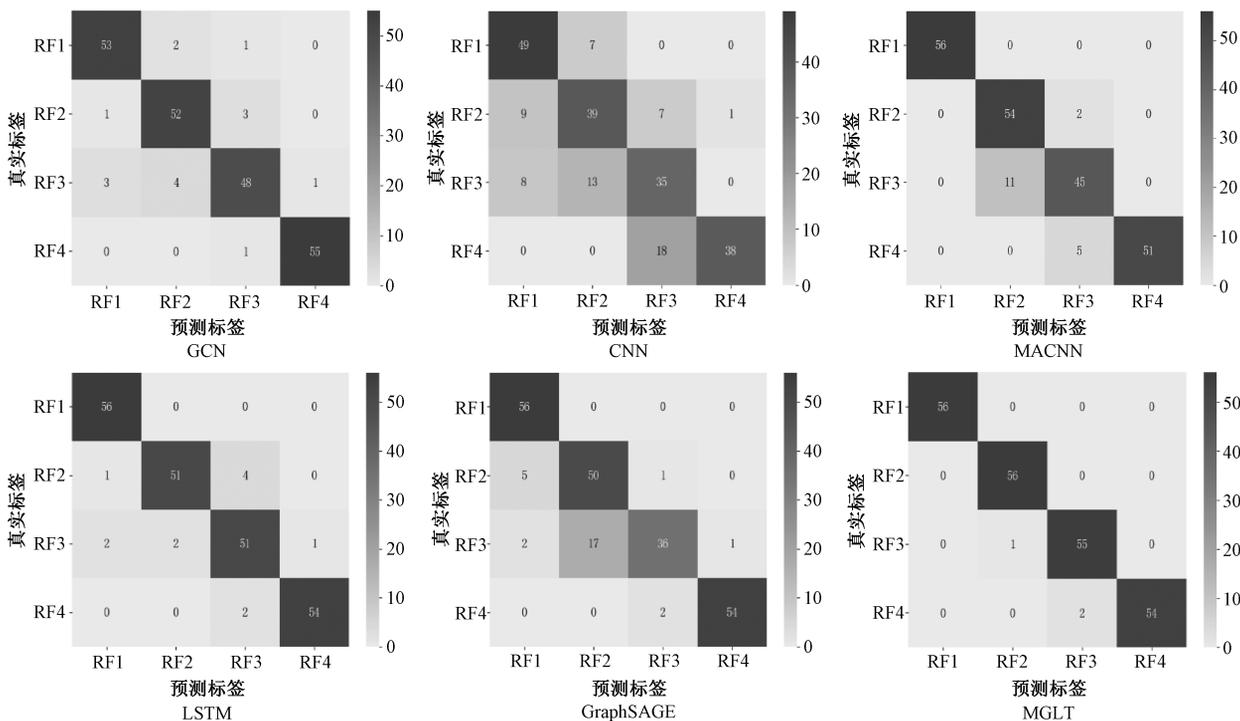


图 11 不同方法的混淆矩阵结果

Fig. 11 Confusion matrix results of different methods GCN



图 12 掘进机轴承实验平台

Fig. 12 Bearing test platform of tunnel boring machine

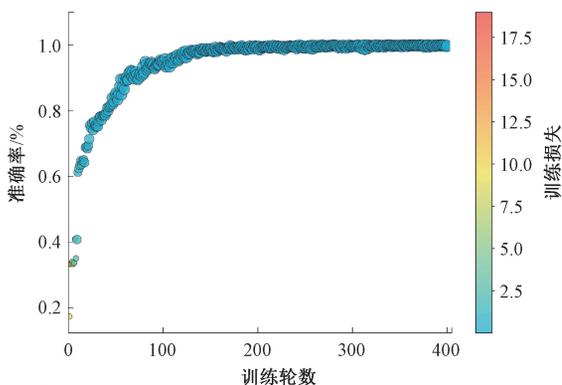


图 13 MGLT 多参数协同演化结果

Fig. 13 The multi-parameter co-evolution results of MGLT

为进一步验证模型的抗干扰能力,该实验通过人为的添加噪声以达到模拟真实工业环境的效果,实验结果如图 14 所示,做了 5 次随机实验取平均值以更真实的展

现实验结果,相较于 5 种基准方法可以看出该方法的准确率高于其他算法,并且在不同的噪声下都有较好的表现,有较好的鲁棒性。这一优势得益于曼哈顿距离的轴对齐特性重构节点关系拓扑,使高维工业传感信号的故障敏感维度与噪声维度在特征空间中实现正交化分离。

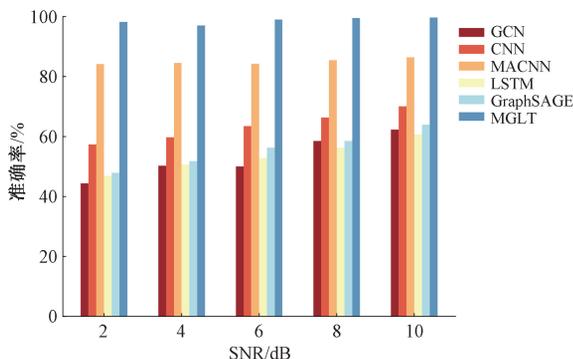


图 14 不同信噪比下诊断结果

Fig. 14 Diagnosis results under different SNR

3 结论

本文提出的多模态曼哈顿图 Lap-Transformer 的模型解决了传统的图神经网络受制于数据模态单一、工业数据的高维度、稀疏性或非欧特性导致的图结构构建不准确、难以捕捉节点间的空间依赖等问题。从而稳定度量

节点相似性并适应复杂数据关系,使注意力机制融合特征相似性与结构关联性,精准捕捉局部全局空间依赖。实验结果表明,该方法显著提升了模型的分类准确率,并有效增强了模型鲁棒性与泛化能力。

参考文献

- [1] 孟昱煜, 张沅琦, 火久元, 等. 基于改进去噪扩散概率模型的风电机组故障样本生成方法[J]. 振动与冲击, 2025, 44(4): 286-297.
MENG Y Y, ZHANG P Q, HUO J Y, et al. Wind turbine fault sample generation method based on improved denoising diffusion probability model [J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(4): 286-297.
- [2] MIAN Z, DENG X, DONG X, et al. A literature review of fault diagnosis based on ensemble learning [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 127: 107357.
- [3] IUNUSOVA E, GONZALEZ M K, SZIPKA K, et al. Early fault diagnosis in rolling element bearings: Comparative analysis of a knowledge-based and a data-driven approach [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2024, 35(5): 2327-2347.
- [4] LIU W, HAARDT M, GRECO M S, et al. Twenty-five years of sensor array and multichannel signal processing: A review of progress to date and potential research directions[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2023, 40(4): 80-91.
- [5] 张焱, 何姝钊, 韩延, 等. 多小波系数增强动态聚合联邦深度网络的多工况故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 68-78.
ZHANG Y, HE SH B, HAN Y, et al. Multi-wavelet coefficients enhanced dynamic aggregation federal deep network for fault diagnosis under multiple conditions [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 68-78.
- [6] FREIRE P, SRIVALLAPANONDH S, SPINLER B, et al. Computational complexity optimization of neural network-based equalizers in digital signal processing: A comprehensive approach [J]. Journal of Lightwave Technology, 2024, 42(12): 4177-4201.
- [7] 赵小强, 安贵财. 基于 MADSC 和 SIDSwinT 的滚动轴承故障诊断 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(11): 58-69.
ZHAO X Q, AN G C. Rolling bearing fault diagnosis based on MADSC and SIDSwinT [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(11): 58-69.
- [8] ALI U, BANO S, SHAMSI M H, et al. Urban building energy performance prediction and retrofit analysis using data-driven machine learning approach [J]. Energy and Buildings, 2024, 303: 113768.
- [9] 董绍江, 朱朋, 朱孙科, 等. 基于仿真数据驱动和领域自适应的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 中国机械工程, 2023, 34(6): 694-702.
DONG SH J, ZHU P, ZHU S K, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on simulation data drive and domain adaptation [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2023, 34(6): 694-702.
- [10] PETERSON L, BREMER J, SUNDMACHER K. Challenges in data-based reactor modeling: A critical analysis of purely data-driven and hybrid models for a CSTR case study [J]. Computers & Chemical Engineering, 2024, 184: 108643.
- [11] ZHANG Z, WU L. Graph neural network-based bearing fault diagnosis using Granger causality test [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 242: 122827.
- [12] 刘小峰, 徐全桂, 金燕, 等. 噪声干扰环境下的深度强化学习故障诊断方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(12): 145-154.
LIU X F, XU Q G, JIN Y, et al. Deep reinforcement learning fault diagnosis method under noisy interference environment [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(12): 145-154.
- [13] 张世杰, 胡家文, 苗国磊. 基于工况识别与自训练时空图卷积的航空发动机气路故障诊断 [J]. 推进技术, 2024, 45(11): 251-260.
ZHANG SH J, HU J W, MIAO G L. Fault diagnosis of aero-engine gas path based on condition recognition and self-training ST-GCN model [J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(11): 251-260.
- [14] LI G, YAO Z, CHEN L, et al. An interpretable graph convolutional neural network based fault diagnosis method for building energy systems [C]. Building Simulation. Beijing: Tsinghua University Press, 2024, 17 (7): 1113-1136.
- [15] YU Z, ZHANG C, DENG C. An improved GNN using dynamic graph embedding mechanism: A novel end-to-end framework for rolling bearing fault diagnosis under variable working conditions [J]. Mechanical Systems and

Signal Processing, 2023, 200: 110534.

- [16] WANG Y, ZHANG S, CAO R, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on the WOA-VMD and the GAT[J]. Entropy, 2023, 25(6): 889.
- [17] LIU J, HE Z, MIAO Y. Causality-based adversarial attacks for robust GNN modelling with application in fault detection[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 252: 110464.
- [18] QIU Z, LI W, TANG T, et al. Denoising graph neural network based hydraulic component fault diagnosis method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 204: 110828.
- [19] KUO P C, CHOU Y T, LI K Y, et al. GNN-LSTM-based fusion model for structural dynamic responses prediction [J]. Engineering Structures, 2024, 306: 117733.
- [20] XUE Y, WEN C, WANG Z, et al. A novel framework for motor bearing fault diagnosis based on multi-transformation domain and multi-source data [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 283: 111205.
- [21] 周舟, 陈捷, 吴明明. 基于 CWT 和优化 Swin Transformer 的风电齿轮箱故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(15): 200-208.
- ZHOU ZH, CHEN J, WU M M. Fault diagnosis method for wind power gearbox based on wavelet transform and optimized Swin Transformer[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(15): 200-208.

作者简介



苏树智, 2017 年于江南大学获得博士学位, 现为安徽理工大学副教授, 主要研究方向为故障诊断、模式识别、计算机视觉等。
E-mail: sushuzhi@foxmail.com

Su Shuzhi received his Ph. D. degree from Jiangnan University in 2017. Now he is an associate professor in at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include fault diagnosis, pattern recognition and computer vision.



陈岩岩, 2023 年于池州学院获得学士学位, 现为安徽理工大学硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断。
E-mail: cyy200010@163.com

Chen Yanyan received her B. Sc. degree from Chizhou University in 2023. Now she is a M. Sc. candidate at Anhui University of Science and Technology. Her main research interest includes fault diagnosis.



朱彦敏(通信作者), 2022 年于安徽理工大学获得博士学位, 现为安徽理工大学讲师, 主要研究方向为机器学习、多模态模式识别、故障诊断等。
E-mail: zyanmin1988@163.com

Zhu Yanmin (Corresponding author) received the Ph. D. degree from Anhui University of Science and Technology in 2022. Now she is a lecturer at Anhui University of Science and Technology. Her main research interests include machine learning, multimodal pattern recognition and fault diagnosis.