DOI:10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2025.03.013

跨通道桥接图卷积神经网络的多模态故障诊断*

苏树智[1]， 董 闯[1]， 陈 见[1]， 朱彦敏[2]
（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 针对传统故障诊断方法难以提取全面的故障特征以及泛化能力相对较弱等问题，提出了一种跨通道桥接图卷积神经网络（cross-channel bridge graph convolutional network，简称CCBGCN）的多模态故障诊断方法。首先，构造K近邻图获得不同模态的图结构数据，考虑到每个模态特有的故障信息，使用图卷积操作先获取各模态的故障特征，再跨越不同通道建立高效的桥接机制，促进特征的融合与补充；其次，针对多个模态中隐藏的共同信息，使用动态协同机制捕捉共有故障特征，从而提升模型的综合分析能力；最后，使用多通道融合Transformer模块实现多通道信息整合和故障诊断，所提出方法在数据集Paderborn和AUST上的准确率分别达到了0.995和0.984。实验结果表明，该模型可有效增强多模态故障特征，捕捉相似故障特征，在变工况下的诊断精度和鲁棒性均优于常用方法。

关键词 故障诊断；跨通道桥接；动态协同；图卷积神经网络；深度学习
中图分类号 TH165.3；TP183

引 言

随着工业系统规模扩大和结构复杂化，高效的故障诊断技术愈发重要[1]，传统的故障诊断方法通过信号处理技术，使用快速傅里叶变换[2]和经验模态分解[3]等方法提取故障特征，然后采用主成分分析[4]、支持向量机[5]等模型来自动识别和诊断设备故障。然而，这些方法通常依赖于人工经验，难以实现自动化的智能故障诊断。

近年来，基于数据驱动的故障诊断技术[6]逐渐成为工业领域的研究焦点。深度学习（deep learning，简称DL）[7]作为一种成熟且高效的数据驱动方法，能够从海量的机械数据中自动学习故障特征，弥补了传统故障诊断方法的不足。常见的DL方法有经典的卷积神经网络[8]、堆栈自编码器[9]和深度置信网络[10]等。赵小强等[11]提出了一种改进的AlexNet滚动轴承变工况故障诊断方法，将一维时域信号构建为二维特征图，改进AlexNet网络，自动提取有利特征。周翔宇等[12]提出了一种基于频域降采样和卷积神经网络（convolutional neural network，简称CNN）的轴承故障诊断方法。通过最大偏移降采样和噪声横截断实现样本增强，降低频域差异性并减弱噪声影响，利用CNN自动提取降采样后的频域信号，实现故障特征分类。以上方法通常基于单一模态数据，而实际工业场景存在多模态切换。在处理多模态数据时，传统方法因难以有效提取特征，且泛化能力不足，从而影响诊断结果。

为应对滚动轴承在负载多变和噪声干扰下的故障诊断问题，薛阳等[13]融合时域和频域特征，通过多模态CNN提升变负载工况下的轴承诊断精度。阳少杰等[14]采用多尺度分解与注意力机制，结合时间卷积网络削弱模态差异并强化特征融合。目前，多模态故障诊断的核心问题在于如何高效融合不同模态的信息，现有方法对噪声鲁棒性和复杂工业场景的适应性仍需优化。

笔者提出一种跨通道桥接图卷积神经网络的多模态故障诊断方法。该方法利用图卷积操作提取模态专有特征，引入跨通道桥接机制和动态协同机制提高诊断的精度和鲁棒性，通过多通道融合Transformer模块缓解过平滑问题，最终实现信息整合与故障识别，并通过实验验证了该方法的有效性。

* 国家自然科学基金面上资助项目（52374155，61806006）；安徽省高等学校自然科学研究重大资助项目（2022AH040113，2024AH050399）；安徽省自然科学基金面上资助项目（2308085MF218）；安徽省高校中青年教师培养行动资助项目（YQZD2023035）；淮南市指导性科技计划资助项目（2023142，2023147）；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资助项目（OMH-2023-05，OMH-2023-24）；安徽理工大学青年基金重点资助项目（QNZD202202）；安徽理工大学医学专项培育重大资助项目（YZ2023H2A007）
收稿日期：2024-09-01；修回日期：2024-10-09

1 图卷积神经网络

图神经网络(graph neural network,简称GNN)[15]的工作原理基于不动点理论,这导致其在训练过程中需要大量的计算资源。随着CNN的成功应用,研究人员开始尝试在图数据上进行类似于CNN的卷积操作。因此,图卷积神经网络(graph convolutional network,简称GCN)用来在图数据上重新定义卷积操作。图1为图卷积神经网络结构,特征矩阵和邻接矩阵作为原始输入,通过消息传递和节点聚合更新节点信息。尽管节点特征在图卷积操作中发生了改变,但图卷积层的输出图在结构上与输入图保持一致,即节点的连接关系和图的整体拓扑结构未发生改变。这种设计使GCN能够有效处理图结构数据,同时保持了图的原始结构特征。

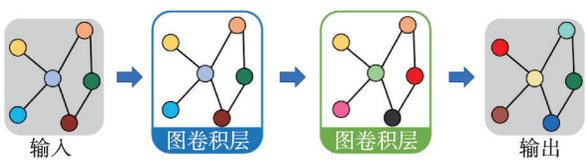


图1 图卷积神经网络结构

Fig.1 Graph convolutional network

给定一个无向图$G=(V,E)$,图是由节点和边构成的集合,其中:V由节点集合$\{v_1,v_2,\cdots,v_n\}$组成;n为节点总数;E为节点v_i与v_j之间的连接关系。无向图G的邻接矩阵$\boldsymbol{A}\in R^{n\times n}$,表示矩阵$\boldsymbol{A}$属于$n\times n$实矩阵空间,$R$为实数集。当节点$v_i$与$v_j$连接时,$\boldsymbol{A}_{ij}=1$,否则$\boldsymbol{A}_{ij}=0$。无向图$G$的度矩阵定义为$\boldsymbol{D}\in R^{n\times n}$;输入的特征矩阵$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n]\in R^{n\times d}$,其中每个节点是一个$d$维的特征向量。

节点通过获取周围邻居节点的特征进行某种形式的聚合来获得节点特征表示。具体来说,一个l层的GCN是由l个图卷积层组成,在l层上的图卷积操作表示为

$$\boldsymbol{H}^{(l+1)}=\sigma(\tilde{\boldsymbol{D}}^{-\frac{1}{2}}\tilde{\boldsymbol{A}}\tilde{\boldsymbol{D}}^{-\frac{1}{2}}\boldsymbol{H}^{(l)}\boldsymbol{W}^{(l)}) \tag{1}$$

其中:$\boldsymbol{H}^{(l+1)}$为GCN在第l层的输出,且$\boldsymbol{H}^{(0)}=\boldsymbol{X}$;$\sigma$为非线性激活函数;$\boldsymbol{W}^{(l)}$为第$l$层可学习的权重矩阵;$\tilde{\boldsymbol{A}}=\boldsymbol{A}+\boldsymbol{I}$;$\boldsymbol{I}$为单位矩阵;$\tilde{\boldsymbol{D}}$为$\tilde{\boldsymbol{A}}$的度矩阵。

2 跨通道桥接图卷积神经网络

2.1 整体网络架构

笔者提出一种CCBGCN的多模态故障诊断方法,其工作流程如下:①对采集到的多模态数据利用近邻关系构造相应的图结构数据,提取特征后通过跨通道桥接机制增强特征表达;②使用动态协同捕捉多模态的共同特征;③通过多通道融合Transformer模块整合多个通道数据,并使用多层感知机进行精准分类。

2.2 跨通道桥接机制

为了捕捉系统的复杂性和动态变化,笔者引入跨通道桥接机制以捕捉多个模态特有的故障特征,并增强特征之间的互补性,从而显著提高故障诊断的准确率和鲁棒性。利用K近邻(K-nearest neighbor,简称KNN)算法为多个模态的数据构造相应的图结构数据。将多模态数据$\boldsymbol{X}_i=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n]^{\mathrm{T}}\in R^{n\times d}$中每个样本$\boldsymbol{x}_i$当作一个节点,其表示在某一状态下的特征,任何2个样本之间的距离使用欧氏距离度量。对于2个任意样本$\boldsymbol{x}_i$和$\boldsymbol{x}_j$,其欧式距离的计算式为

$$d(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)=\sqrt{\sum_{m=1}^{M}(\boldsymbol{x}_i^m-\boldsymbol{x}_j^m)^2} \tag{2}$$

其中:$\boldsymbol{x}_i^m$和$\boldsymbol{x}_j^m$分别为样本$\boldsymbol{x}_i$和$\boldsymbol{x}_j$在第m特征维度上的取值;M为特征的维度总数。

选取样本$\boldsymbol{x}_i$与其前k最近邻的样本之间建立连接边,构造故障i模态下图结构的邻接矩阵$\boldsymbol{A}_i$。将$\boldsymbol{A}_i$和特征矩阵$\boldsymbol{X}_i$作为输入,在故障i模态下第l层的图卷积输出用$\boldsymbol{O}_i^{(l)}$表示,计算式为

$$\boldsymbol{O}_i^{(l)}=\sigma(\tilde{\boldsymbol{D}}_i^{-\frac{1}{2}}\tilde{\boldsymbol{A}}_i\tilde{\boldsymbol{D}}_i^{-\frac{1}{2}}\boldsymbol{O}_i^{(l-1)}\boldsymbol{W}_i^{(l-1)}) \tag{3}$$

其中:σ为非线性激活函数,且$\boldsymbol{O}_i^{(0)}=\boldsymbol{X}_i$;$\boldsymbol{W}_i^{(l-1)}$为在$i$模态下第$l-1$层可学习的权重矩阵;$\tilde{\boldsymbol{D}}_i^{-\frac{1}{2}}\tilde{\boldsymbol{A}}_i\tilde{\boldsymbol{D}}_i^{-\frac{1}{2}}$为邻接矩阵$\tilde{\boldsymbol{A}}_i$的归一化操作。

经过图卷积操作,使各个模态的专有故障特征能够被有效提取,引入跨通道桥接机制来互补增强故障特征表达。笔者使用2个模态数据,其桥接增强操作表示为

$$\begin{cases}\tilde{\boldsymbol{O}}_1=\boldsymbol{O}_1+\boldsymbol{X}_2\\ \tilde{\boldsymbol{O}}_2=\boldsymbol{O}_2+\boldsymbol{X}_1\end{cases} \tag{4}$$

其中:$\boldsymbol{O}_1$与$\boldsymbol{O}_2$为式(3)计算后的输出结果,分别为模态1和模态2的输出;$\boldsymbol{X}_1$与$\boldsymbol{X}_2$分别为模态1与模态2的特征矩阵;$\tilde{\boldsymbol{O}}_1$与$\tilde{\boldsymbol{O}}_2$分别为经过跨通道桥接增强操作之后的输出结果。

跨通道桥接机制通过在不同模态之间建立交互通道,实现特征的互补与增强。各模态通过图卷积操作提取特有的故障特征。桥接机制通过连接不同模态的特征通道,使模态的特征能够与其他模态的

信息交互，从而生成增强后的特征表达。该机制在信息流动和增强的过程中保留了模态间的差异性，通过在不同模态特征之间进行逐层交互，显著提升了对复杂故障特征的感知能力。

2.3　动态协同机制

机械设备故障发生时表现出相互关联的共性，为此，设计一种拥有动态协同机制的模块，提取隐藏在多个模态间的公共特征。其核心在于能够动态自适应地调整各个模态间的权重，确保每个模态的独特特征得到保留，同时又能捕捉到多个模态间的共性特征。在故障 i 模态下第 l 层的输出 $\boldsymbol{O}_{\mathrm{com}i}^{(l)}$ 可表示为

$$\boldsymbol{O}_{\mathrm{com}i}^{(l)}=\sigma(\tilde{\boldsymbol{D}}_i^{-\frac{1}{2}}\tilde{\boldsymbol{A}}_i\tilde{\boldsymbol{D}}_i^{-\frac{1}{2}}\boldsymbol{O}_{\mathrm{com}i}^{(l-1)}\boldsymbol{W}_{\mathrm{com}}^{(l-1)}) \tag{5}$$

其中：σ 为非线性激活函数，且 $\boldsymbol{O}_{\mathrm{com}i}^{(0)}=\boldsymbol{X}_i$；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{com}}^{(l-1)}$ 为在 i 模态下第 $l-1$ 层可学习的权重矩阵，在每个模态中是相同的。

把每个模态的结果取平均值，其作为动态协同模块的输出结果，即

$$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{com}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{Z}_{\mathrm{com}i} \tag{6}$$

其中：$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{com}i}$ 为每个模态的输出结果；N 为模态的总数目；$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{com}}$ 为计算多个模态共有特征的最终结果。

2.4　多通道融合 Transformer 模块

在多模态故障诊断任务中，不同模态的数据通常包含互补信息，如何有效地融合这些信息以提高分类性能是关键。传统的融合方法多采用简单拼接或平均策略，不足以充分捕捉各模态数据的细微差别和动态关联性。

为此，笔者使用多通道融合 Transformer 模块，该模块采用注意力机制动态调整不同模态通道的权重，有效融合来自多个通道的信息。本研究提出的多通道融合模块不仅能有效整合各类信息，还能缓解图卷积操作出现的过度平滑现象，从而更准确地捕捉到全局节点的连接特性。多通道融合 Transformer 模块的处理流程如下。

1）经交叉特征增强图卷积和多模态关联图卷积操作后，产生 $N+1$ 个多模态通道，其中，N 为故障的模态总数。

2）对于生成的 $N+1$ 个通道，使用注意力机制动态调整各通道的信息权重，计算每个通道的注意力分数。各通道的计算式为

$$(\boldsymbol{\alpha}_1,\boldsymbol{\alpha}_2,\cdots,\boldsymbol{\alpha}_N,\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{com}})=\mathrm{att}(\tilde{\boldsymbol{O}}_1,\tilde{\boldsymbol{O}}_2,\cdots,\tilde{\boldsymbol{O}}_N,\boldsymbol{Z}_{\mathrm{com}}) \tag{7}$$

其中：$\boldsymbol{\alpha}_1,\boldsymbol{\alpha}_2,\cdots,\boldsymbol{\alpha}_N,\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{com}}$ 为 $N+1$ 个通道各自的注意力分数；$\tilde{\boldsymbol{O}}_1,\tilde{\boldsymbol{O}}_2,\cdots,\tilde{\boldsymbol{O}}_N$ 为 N 个模态数据经过交叉特征增强图卷积操作得到的结果；$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{com}}$ 为 N 个模态数据经过动态协同图卷积计算的共同特征结果。

3）利用计算各个通道的注意力分数对每个通道的特征进行加权求和，最终结果 $\boldsymbol{O}_{\mathrm{final}}$ 的计算式为

$$\boldsymbol{O}_{\mathrm{final}}=\boldsymbol{\alpha}_1\tilde{\boldsymbol{O}}_1+\cdots+\boldsymbol{\alpha}_N\tilde{\boldsymbol{O}}_N+\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{com}}\boldsymbol{Z}_{\mathrm{com}} \tag{8}$$

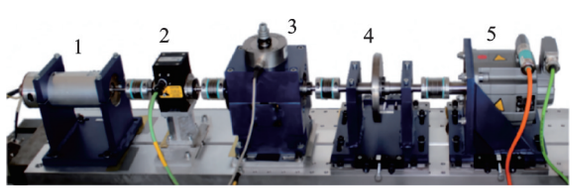
4）将融合后的 $\boldsymbol{O}_{\mathrm{final}}$ 输入 Transformer 中以减缓节点的过平滑，并进行最终的故障分类。

3　实验验证与结果分析

3.1　在 Paderborn 数据集上的实验

3.1.1　数据集介绍

图 2 为 Paderborn 轴承数据集的实验平台，由 5 个部分组成。本研究从 Paderborn 轴承数据集中选取振动信号和扭矩机械参数 2 种模态进行分析。实验中振动信号的采样频率为 64 kHz，扭矩的采样频率为 4 kHz。



1-为电动机；2-为扭矩测量轴；3-为滚动轴承测试模块；4-为飞轮；5-为负载电机

图 2　Paderborn 轴承数据集的实验平台

Fig.2　Paderborn bearing dataset experimental platform

该数据集包含 4 种类型：①人工损伤外圈故障（RF_1），通过电火花加工技术形成尖锐沟槽，使用电动雕刻制造凹坑；②人工损伤内圈故障（RF_2），主要通过电火花加工形成尖锐沟槽，内圈表面遭到破坏，影响轴承的滚动性能；③加速寿命内外圈混合故障（RF_3），表现为轴承在长期负荷下的疲劳点蚀损坏和压痕；④健康状态（RF_4），代表无故障的轴承状态。

实验选取 27 个连续的数据点构成一个样本。每种故障类型均划分 250 个样本，样本被分配 70% 用于训练，10% 用于验证，20% 用于测试。Paderborn 数据划分如表 1 所示。

表 1　Paderborn 数据划分

Tab.1　Paderborn data division

标签	类型	训练样本	验证样本	测试样本
0	RF_1	175	25	50
1	RF_2	175	25	50
2	RF_3	175	25	50
3	RF_4	175	25	50

3.1.2　对比实验与参数设定

本研究选用GCN、CNN和正交典型相关分析(orthogonal canonical correlation analysis，简称OCCA)进行对比实验。GCN和CNN是将单一模态数据进行处理；多模态OCCA算法是典型相关分析(canonical correlation analysis，简称CCA)算法的变体，适用于无监督特征融合、多目标回归和多标签分类任务。实验数据输入维度设定为1 000×27，GCN中图卷积层1维度为27×200，图卷积层2维度为200×27；CNN中卷积层1维度为1×16，卷积层2维度为16×32；Transformer模块的编码层设为2，嵌入维度为64；初始学习率为0.002，模型训练迭代次数为300；为了抑制过拟合，随机失活率设置为0.3。

3.1.3　Transformer模块对比分析

为了验证Transformer模块在故障诊断模型中的有效性，笔者将使用的模型与去除Transformer模块、直接通过全连接层处理的模型进行对比。训练结果对比如图3所示。

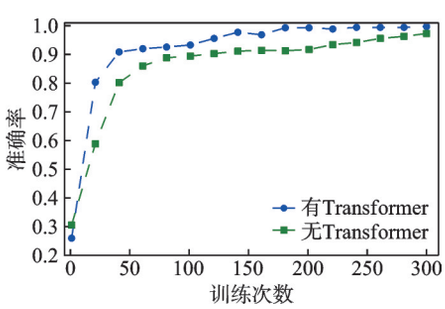


图3　训练结果对比

Fig.3　Training result comparison

观察图3可知，在前50个训练周期内，笔者使用的模型相较于未添加Transformer的模型展现出更快的收敛速度，最终准确率为0.993，实现了更好的训练效果。这是由于Transformer模块能够捕捉全局的长距离依赖关系，能更好地理解节点之间的复杂交互，避免GCN在多层传播过程中导致的节点特征趋同，从而缓解过平滑问题。

3.1.4　诊断结果

实验选取转速为1 500 r/min、负载为0.7 N/mm²和径向力为400 N的工况重复进行5次实验，取实验平均值作为每个模型最终的准确率。算法对比结果如表2所示。

图4为混淆矩阵。图5为降维后各模型分类效果。实验结果表明：CCBGCN平均准确率(0.995)显著优于对比模型；模型最高准确率达到了1.0，在

表2　算法对比结果

Tab.2　Algorithm comparison result

实验编号	GCN	CNN	OCCA	CCBGCN
1	0.964	0.882	0.962	0.993
2	0.936	0.897	0.954	0.984
3	0.952	0.895	0.923	1.000
4	0.968	0.884	0.994	0.996
5	0.954	0.893	0.932	1.000
最大值	0.968	0.897	0.994	1.000
最小值	0.936	0.882	0.923	0.984
平均值	0.955	0.890	0.953	0.995

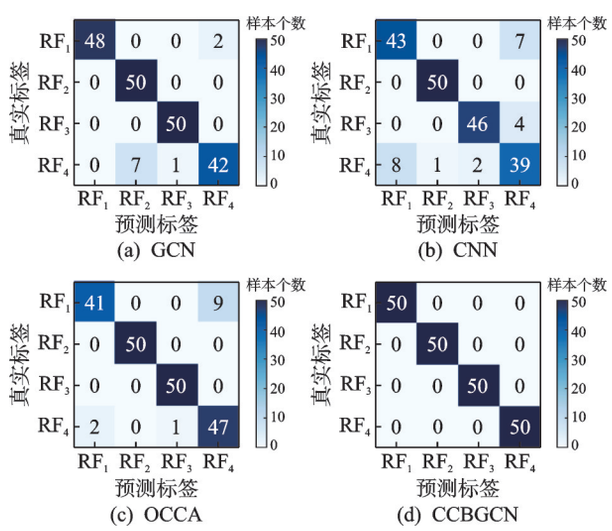


图4　混淆矩阵

Fig.4　Confusion matrix

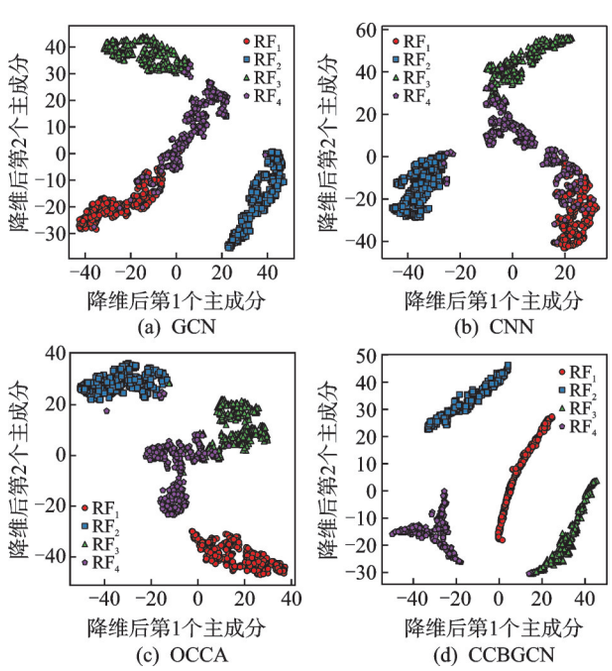


图5　各模型分类效果

Fig.5　Classification effect diagram of each model

测试集上实现了全部分类；OCCA 虽然最高准确率为 0.994，但数据波动大，会影响其在实际应用中的可靠性，GCN 和 CNN 诊断结果相对较弱。

3.1.5　变工况实验

为了验证模型在变工况下的性能，设置变工况实验。工况 1：转速为 900 r/min、负载为 0.7 N/mm²、径向力为 1 kN。工况 2：转速为 1 500 r/min、负载为 0.1 N/mm²、径向力为 1 kN。工况 3：转速为 1 500 r/min、负载为 0.7 N/mm²、径向力为 400 N。每种工况进行 5 次随机实验，图 6 为各模型的变工况识别率。

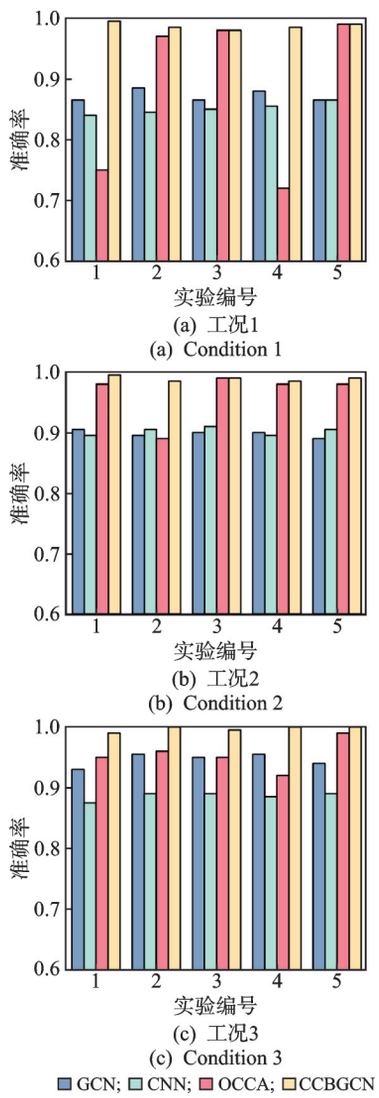


图 6　各模型的变工况识别率

Fig.6　Variable condition result of each model

由实验结果可知，GCN 在前 2 种工况下的最高准确率为 0.898，而在第 3 种工况下的最高准确率为 0.949。CNN 在 3 种工况下的最高识别率为 0.902。尽管 OCCA 算法在各工况下的识别率普遍高于单模态模型，但识别率波动较大。相比之下，笔者提出方法在不同工况条件下不仅保持了较高的准确率，还展现出良好的稳定性。

3.1.6　抗噪性分析

笔者对所提出方法进行抗噪声分析，评估模型在不同信噪比（signal-to-noise ratio，简称 SNR）下的性能。信噪比定义为

$$\mathrm{SNR}=10\lg\left(\frac{P_s}{P_n}\right) \tag{9}$$

其中：P_s 和 P_n 分别为原始信号和添加噪声信号的功率。

笔者添加了 10、15、20 和 25 dB 的信噪比进行实验，噪声实验结果如图 7 所示。可见，随着信噪比的提高，CCBGCN 获得了更高的准确率（0.985）。这是由于 CCBGCN 采用了跨通道桥接机制、动态协同机制和多通道融合 Transformer 模块，这些技术增强了不同模态特征的表达能力，能自适应地学习噪声和故障样本之间的共同信息，从而提升模型的抗噪性能。

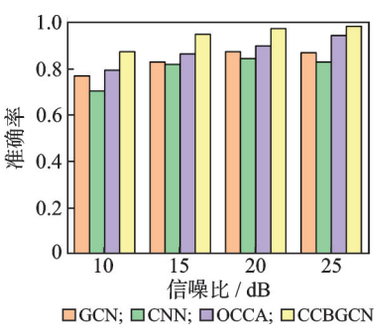


图 7　噪声实验结果

Fig.7　Noise experiment results

3.2　在 AUST 数据集上的实验

3.2.1　数据集介绍及参数设定

AUST 数据集是由安徽理工大学所采集的滚动轴承数据集，其实验平台如图 8 所示。该平台由伺服电机、伺服电机驱动器、轴承和手动液压缸等组成。平台配备了位移传感器、噪声传感器和振动传感器。各传感器的具体参数为：噪声传感器采用搜博（SONBEST）SM8765B/M/V 系列传感器，测量范围为 30～130 dB，测量精度为 ±3 dB；振动传感器的测量范围为 0～50 mm/s，测量精度为 ±1.5% mm/s，支持单轴与三轴测量方向，频率范围为 10～1600 Hz；位移传感器为 HR-80-R 型，采用红色半导体激光器作为光源，激光波长为 655 nm，功率为 0.39 mW，可精确测量目标物体的位移，其测定中心距离为 85 mm，测量范围为 ±20 mm。

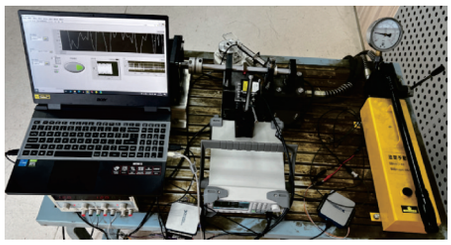


图 8 AUST 实验平台

Fig.8 AUST experimental platform

通过手动液压缸向轴承施加 100 N 的径向力，以模拟实际生产环境中的负载。在实验中，振动和噪声信号的采样频率均为 12KHz，位移信号的采样频率为 1 KHz。本研究选取了振动和噪声 2 种模态信号进行分析。通过人工模拟深沟球轴承的损伤，生成 4 种类型：①内圈故障(RF_1)，内圈表面的凹陷和裂纹；②滚动元件故障(RF_2)，滚动体表面材料剥落并伴有裂纹；③滚动体与内圈的复合故障(RF_3)，滚动体和内圈的疲劳点蚀损坏以及压痕；④健康无故障(RF_4)。实验中每个样本由 27 个连续的采样点组成，针对每种故障类型，共收集 280 个样本。选取其中 70% 作为训练集，10% 作为验证集，20% 作为测试集。AUST 实验数据划分如表 3 所示。

对比实验同样采用 GCN、CNN 和多模态 OCCA 方法。数据输入大小设置为 1 120×27，GCN 的图卷积层 1 的维度为 27×400，图卷积层 2 的维度为 400×27；CNN 的卷积层 1 的维度为 1×16，卷积层 2 的维度为 16×32；Transformer 的编码层为 2 层，嵌入维度设为 64；初始学习率设为 0.000 7，迭代次数为 700；随机失活率设定为 0.4。

表 3 AUST 实验数据划分

Tab.3 AUST experimental data

标签	类型	训练样本	验证样本	测试样本
0	RF_1	196	28	56
1	RF_2	196	28	56
2	RF_3	196	28	56
3	RF_4	196	28	56

3.2.2 诊断结果

在 AUST 实验平台上进行 5 次实验，实验结果如表 4 所示。CCBGCN 在测试中表现最为优异，准确率最高为 0.991，平均准确率为 0.982。虽然 OCCA 的准确率略低于 CCBGCN，但仍优于单模态模型；GCN 和 CNN 在某些特定条件下的表现接近，但整体效果不如多模态方法。模型在 AUST 实验平台上的混淆矩阵如图 9 所示。

表 4 AUST 实验结果

Tab.4 AUST experimental results

实验编号	GCN	CNN	OCCA	CCBGCN
1	0.844	0.888	0.976	0.991
2	0.826	0.879	0.972	0.987
3	0.844	0.879	0.981	0.982
4	0.848	0.875	0.978	0.978
5	0.862	0.893	0.975	0.982
最大值	0.862	0.893	0.981	0.991
最小值	0.826	0.875	0.972	0.978
平均值	0.845	0.883	0.976	0.984

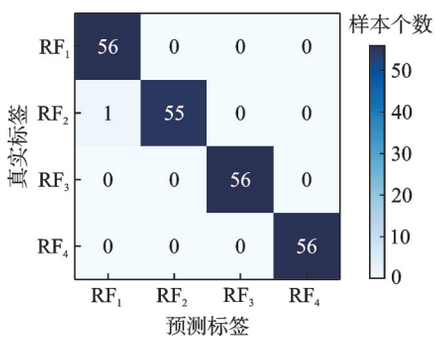


图 9 在 AUST 实验平台上的混淆矩阵

Fig.9 The confusion matrix on the AUST experimental platform

4 结束语

提出了一种跨通道桥接图卷积神经网络的多模态故障诊断方法，该方法通过建立高效的桥接机制，促进不同模态间特征的融合与补充，增强了模型对故障信息的理解能力。针对多个模态中隐藏的共同信息，采用动态协同机制捕捉共有故障特征，进一步提升了模型的综合分析能力。多通道融合 Transformer 模块可有效缓解 GCN 的过平滑问题，确保了诊断结果的准确性和鲁棒性。实验结果表明，所提出方法相较于常用方法具有更高的准确率，并在变工况条件下表现出良好的鲁棒性。

参 考 文 献

[1] HAN T, XIE W Z, PEI Z Y. Semi-supervised adversarial discriminative learning approach for intelligent fault diagnosis of wind turbine[J]. Information Sciences, 2023, 648: 119496.

[2] 赵一楠，刻昌锋，孟佳东，等. 自适应窗口旋转优化短时傅里叶变换的变转速滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报，2024，37(6)：1064-1076.
ZHAO Yinan, SHAN Changfeng, MENG Jiadong, et

al. Fault diagnosis of rolling bearings under variable speed conditions based on adaptive window rotation optimization short-time Fourier transform [J]. Journal of Vibration Engineering, 2024, 37(6): 1064-1076. (in Chinese)

[3] CHENG J, YANG Y, SHAO H, et al. Empirical mixed ramanujan fourier decomposition and its application to early fault diagnosis of planetary gears[J]. Journal of Vibration and Control, 2023, 30(17/18): 3934-3946.

[4] 季珊珊，杜华东，管伟琴，等. 噪声干扰下基于PCA-SF的轴承故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制，2024，44(3)：132-137.
JI Shanshan, DU Huadong, GUAN Weiqin, et al. Fault diagnosis of bearings based on PCA-SF under noise interference [J]. Noise and Vibration Control, 2024, 44(3): 132-137. (in Chinese)

[5] LI S, CHEN H, CHEN Y, et al. Hybrid method with parallel-factor theory, a support vector machine, and particle filter optimization for intelligent machinery failure identification[J]. Machines, 2023, 11(8): 837.

[6] ELSHENAWY L M, GAFAR A A, AWAD H A, et al. Fault detection of wind turbine system based on data-driven methods: a comparative study [J]. Neural Computing and Applications, 2024, 36(17): 10279-10296.

[7] GHEISARI M, EBRAHIMZADEH F, RAHIMI M, et al. Deep learning: applications, architectures, models, tools, and frameworks: a comprehensive survey[J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2023, 8(3): 581-606.

[8] WANG H, LIU Z L, PENG D D, et al. Attention-guided joint learning CNN with noise robustness for bearing fault diagnosis and vibration signal denoising [J]. ISA Transactions, 2022, 128: 470-484.

[9] YAN X A, SHE D M, XU Y D. Deep order-wavelet convolutional variational autoencoder for fault identification of rolling bearing under fluctuating speed conditions[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 216: 119479.

[10] GAO S Z, XU L T, ZHANG Y M, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on SSA optimized self-adaptive DBN[J]. ISA Transactions, 2022, 128: 485-502.

[11] 赵小强，张青青. 改进Alexnet的滚动轴承变工况故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断，2020，40(3)：472-480.
ZHAO Xiaoqiang, ZHANG Qingqing. Improved alexnet based fault diagnosis method for rolling bearing under variable conditions[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(3): 472-480. (in Chinese)

[12] 周翔宇，毛善君，李梅. 基于频域降采样和CNN的轴承故障诊断方法[J]. 北京大学学报(自然科学版)，2023，59(2)：251-260.
ZHOU Xiangyu, MAO Shanjun, LI Mei. Bearing fault diagnosis method based on Down-Sampling in frequency domain and CNN[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2023, 59(2): 251-260. (in Chinese)

[13] 薛阳，雷文平，岳帅旭，等. 多模态学习方法在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械科学与技术，2022，41(8)：1149-1153.
XUE Yang, LEI Wenping, YUE Shuaixu, et al. Application of multimodal deep learning method in rolling bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2022, 41(8): 1149-1153. (in Chinese)

[14] 阳少杰，里鹏，李帅，等. 基于多尺度时间卷积网络的多模态过程故障诊断方法[J]. 计算机应用与软件，2024，41(6)：108-114，127.
YANG Shaojie, LI Peng, LI Shuai, et al. Fault diagnosis based on multiscale temporal convolutional network for multimode industrial process[J]. Computer Applications and Software, 2024, 41(6): 108-114, 127. (in Chinese)

[15] SCARSELLI F, GORI M, TSOI A C, et al. The graph neural network model[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(1): 61-80.

第一作者简介：苏树智，男，1987年9月生，博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为多模态人工智能、模式识别、机械故障诊断。曾发表《Fault diagnosis of rotating machinery via multi-structure fusion discriminative projection》(《Measurement Science and Technology》2023, Vol. 34)等论文。
E-mail: sushuzhi@foxmail.com

通信作者简介：朱彦敏，女，1987年7月生，博士、硕士生导师。主要研究方向为多模态模式识别、机械故障诊断。
E-mail: Zyanmin1988@163.com