

基于多模态数据融合与改进 CNN 的轴承故障诊断*

寇梓良¹, 张西宁¹, 李 兵², 成志辉¹, 张雨洁¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安, 710049)

(2. 西安电子科技大学机电工程学院 西安, 710068)

摘要 针对单一传感器数据在复杂工程系统的故障诊断中难以全面获取机械设备的状态信息、且易受工况变化干扰的问题,提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network,简称 CNN)的多模态数据融合轴承故障诊断方法。首先,构建小波滤波器组,对振动信号和声发射信号自适应选择时频变换尺度区间,进行连续小波变换生成时频图样本;其次,搭建深度学习诊断模型,设计多尺度模块、密集耦合模块以及融合与决策模块,提取不同模态数据的故障特征,并引入相似性约束学习联合特征信息;最后,利用 Softmax 分类函数实现滚动轴承不同故障位置和程度的精确分类。实验室多模态数据集的验证结果表明,当测试集中加入未训练过的转速数据时,所提出的多尺度特征密集耦合卷积神经网络(multi-scale feature dense coupled convolutional neural network,简称 MFDCNN)的平均识别准确率达到 99.21%,且在分类准确性、诊断稳定性和泛化能力这 3 个方面均优于经典深度学习模型、消融实验模型和单一源数据诊断方法。

关键词 数据融合;故障诊断;卷积神经网络;多模态;滚动轴承

中图分类号 TH17

引 言

随着工业自动化和智能化水平的不断提升,及时、准确地监测和诊断机械设备的运行状态对于保障设备正常运转、延长使用寿命和提高生产效率至关重要^[1]。滚动轴承作为旋转机械中的关键组成部分,是最容易损坏的零部件之一,其故障会导致机器运行异常,甚至危害操作人员的安全^[2]。因此,轴承故障诊断在确保设备运行可靠性和安全性方面具有重要意义^[3]。

轴承故障诊断算法的核心在于信号特征提取和模式识别。信号特征提取算法包括短时傅里叶变换(short-time Fourier transform,简称 STFT)^[4]、小波变换(wavelet transform,简称 WT)^[5]和经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)^[6]等。模式识别算法包括支持向量机(support vector machine,简称 SVM)^[7]、神经网络和随机森林等。目前,大数据时代给机械设备智能诊断带来了挑战,传统故障诊断模式已无法满足要求。

深度学习技术因其强大的特征提取和模式识别能力,在学术界和工业界已取得显著成果^[8]。CNN 作为典型的深度学习模型,被广泛应用于机械故障

诊断领域^[9]。Liu 等^[10]将一维振动信号转换为灰度图像,结合 CNN 与注意力机制提升模型性能,在航空发动机轴承故障诊断中实现了高精度识别。Zhang 等^[11]提出一种多尺度全息 CNN,通过融合不同位置的振动传感器信号,提高了对轴承的故障诊断能力。Kim 等^[12]通过提取声发射信号中的特性分量,将其作为 CNN 的输入,在滚动轴承低转速条件下实现了较高的诊断精度。目前,大多数基于深度学习的故障诊断方法主要依赖于单一源数据。在复杂的工作环境中,单一传感器数据的诊断方法在泛化能力上存在较大的局限性。

近年来,多模态数据融合技术在深度学习故障诊断中的应用逐渐成为研究热点。Ma 等^[13]提出了一种深度耦合自动编码器网络,以振动和声音数据为输入,在网络中实现特征提取和数据融合,提高了齿轮和轴承的故障诊断精度。Wang 等^[14]提出了一种基于一维 CNN 的振动声学数据融合算法,在不同噪声条件下实现了对轴承故障的精确诊断。Jing 等^[15]将振动信号、声音信号、电流信号和瞬时角速度信号进行融合,通过 CNN 实现了行星齿轮箱的高精度诊断。现有的数据融合方法对高频与低频信号融

* 国家自然科学基金资助项目(51275379)

收稿日期:2024-12-27;修回日期:2025-04-26

合研究较少,结合声发射信号对于微小裂纹的敏感性和振动信号对于故障位置的判别性,能够有效提高滚动轴承故障诊断的精度。由于2种信号的模态特性存在显著差异,因此在实际应用中仍面临挑战。

笔者提出了一种MFDCCNN的数据融合轴承故障诊断方法,通过整合不同模态数据的特征,从不同角度感知工况变化带来的信号特征变化,从而提高故障诊断模型的鲁棒性和泛化能力。

1 数据预处理

振动信号分析和声发射信号分析都是滚动轴承故障诊断中的常见方法。振动信号在捕捉机械系统整体特性方面表现出色,但在识别微小故障时敏感度不足。声发射信号对微小故障敏感,但难以确定有效的故障特征频段。融合这2种信号虽然能够弥补单一信号的不足,但2种信号的采样频率在数量级上存在差异。按相同时间区间截取样本并输入一维卷积神经网络,会导致数据无法在网络中同步处理。将序列数据转换为二维时频图用于深度学习识别,可以避免网络输入数据量不一致的问题,然而由于频率范围不同,难以确定合适的时频变换尺度区间。

笔者采用了一种自适应尺度选择的连续小波变换方法,可以根据小波在频率和时间上的能量分布自动选择相应尺度,从而更好地获取信号的局部特性。该方法不仅保证了信号时频分辨率的平衡,还解决了不同模态数据采样频率差异所导致的尺度选择问题,便于提取图像样本用于模型学习和识别。数据预处理方法如图1所示,主要分为3个步骤。

1) 将同步采集的振动和声发射信号原始序列

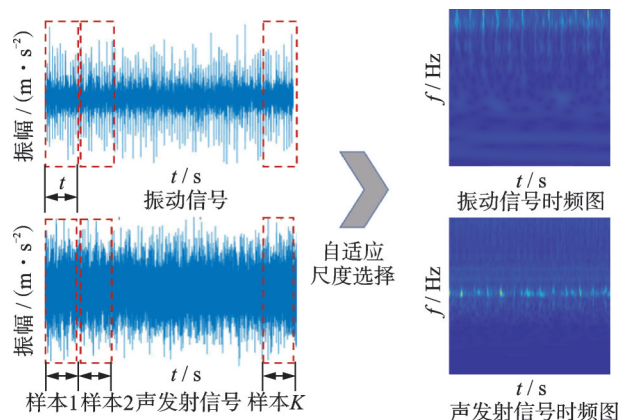


图1 数据预处理方法

Fig.1 Data preprocessing

数据按相同时间区间进行无重叠样本划分,假设截取后的样本数为 K ,其表达式为

$$K = \left\lfloor \frac{M}{Ft} \right\rfloor \quad (1)$$

其中: M 为信号总长度; F 为采样频率; t 为截取单样本的时间区间; $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整操作。

2) 采用小波滤波器组对2种信号分别确定自适应尺度区间、尺度数目和分布情况。

$$a_{\min} = \frac{f_c}{f_{\max}} \quad (2)$$

$$a_{\max} = \frac{f_c}{f_{\min}} \quad (3)$$

$$O = \log_2 \left(\frac{f_{\max}}{f_{\min}} \right) \quad (4)$$

$$N = Ov \quad (5)$$

$$a_i = a_{\min} \left(\frac{a_{\max}}{a_{\min}} \right)^{\frac{i-1}{N-1}} \quad (6)$$

其中: f_c 为小波中心频率; f_{\max} 和 f_{\min} 分别为滤波器组的最大频率和最小频率; a_{\max} 和 a_{\min} 分别为频率范围对应的尺度最大值和最小值; O 为倍频程数; v 为每倍频分辨率; N 为尺度数; a_i 为按对数间距排列得到的尺度序列。

3) 应用自适应选择的尺度序列,对划分的所有样本进行连续小波变换以生成时频图。

$$W_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (7)$$

其中: $W_x(a, b)$ 为连续小波变换; $x(t)$ 为输入信号; $\varphi(t)$ 为母小波; a 为尺度参数; b 为平移参数。

2 MFDCCNN故障诊断模型

MFDCCNN是一种双分支结构模型,以振动和声发射信号的时频图作为输入数据,通过数据融合,模型可以获取更多的状态信息。在设计模型时,不仅要考虑如何从不同模态中提取判别性故障特征,还要强调关键特征的综合利用。

笔者的输入数据为图像格式,采用二维CNN作为基本的网络结构。首先,设计多尺度模块以捕获丰富的浅层特征图并扩展神经元视野,确保在不同尺度上全面提取特征;其次,在密集神经网络的启发下,结合密集串联模块,通过逐层学习和完善多尺度模块的输出特征图,进一步提取神经元中的故障特征信息;然后,在模型双分支的连接处引入相似性约

束,在2种模态数据特征空间中提取联合表示特征,确保不同模态间的特征融合;最后,通过Softmax函数实现滚动轴承故障分类。图2为MFDCCNN模型结构图。

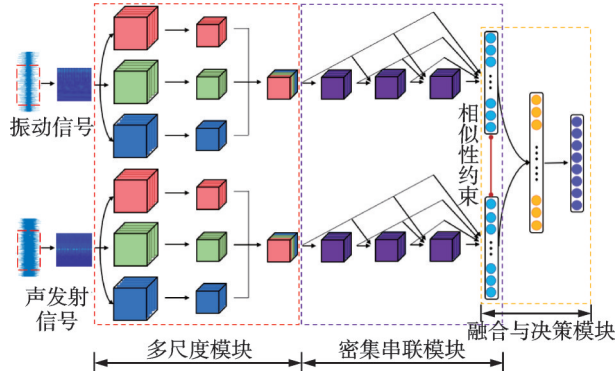


图2 MFDCCNN模型结构图

Fig.2 MFDCCNN model structure diagram

2.1 多尺度模块

小波变换时频图本质上包含信号一系列的时间信息和频率特征。在深度学习模型中进行卷积时,输入图像的局部区域通过卷积核进行卷积操作,这实际上是在频域中对其进行相乘处理。当频域中的乘积结果为0时,意味着原始图像中不存在该卷积核所表示的特征^[10]。因此,卷积核在这一过程中相当于一个滤波器,卷积层中的不同卷积核负责提取图像中不同频段的特征。此外,卷积核的大小即感受野的大小,会影响提取的特征,因为较大的卷积核关注输入映射的整体信息,而较小的卷积核则更关注局部信息。

在多模态数据融合故障诊断任务中,关键在于提取不同模态信号同类数据间的联合表示特征,最大化相同模态信号不同类别数据的特征差异。传统的卷积层通常仅包含一个固定尺寸的卷积核,容易忽略信号中的多尺度信息。因此,笔者使用不同尺寸的卷积核对信号进行多层次特征提取。为保证卷积核的奇数大小与图像的中心点匹配,设计了3个不同尺寸的卷积核,分别为3、5和7。在每个卷积层后均添加了最大池化层,以提取不同粒度特征,减少多尺度特征导致的维度问题。多尺度模块结构如图3所示,其表达式为

$$Y_j^l = \sum_i W_{i,j}^l X_i^{l-1} + b_j^l \quad (8)$$

$$Y^{\text{out}} = \text{Maxpool}_{(p,n)}(Y_j^l) \quad (9)$$

其中: Y_j^l 为第 l 层卷积后输出的第 j 个特征图; X_i^{l-1}

为第 $l-1$ 层的输入特征图; $W_{i,j}^l$ 为连接第 l 层输入特征图和第 j 个输出特征图的第 i 个卷积核; b_j^l 为偏移项; $\text{Maxpool}_{(p,n)}(\cdot)$ 为计算最大值的函数; n 为第 n 个池化区域; p 为池化大小; Y^{out} 为池化层的输出特征图。

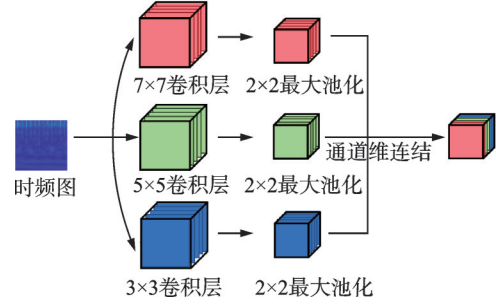


图3 多尺度模块结构

Fig.3 Multi-scale module

2.2 密集串联模块

卷积层中不同通道和尺度下的特征图包含的信息价值不同,如果仅仅提取多尺度特征而不进行有效整合,模型在故障诊断任务中的性能提升将会受到限制。标准的CNN层与层之间是单向传递、依次连接的,这种结构会使数据在网络传播中造成一定量的信息丢失。因此,为了最大化利用不同分支学习到的特征,提出了密集串联模块,在先前学习的多尺度特征的基础上逐步增强模型的特征提取能力。密集串联模块如图4所示,由3个 3×3 的卷积层、3个批量归一化层和1个全局平均池化层构成。

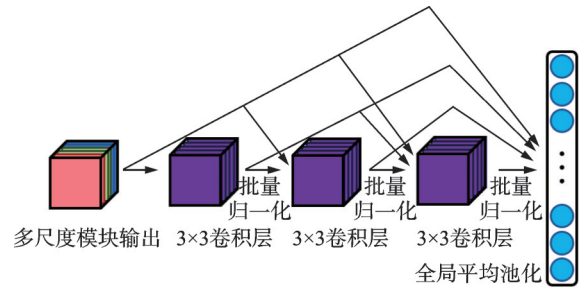


图4 密集串联模块

Fig.4 Dense tandem module

在该模块中,每个卷积层都建立在前面所有卷积层学习到的特征基础上,通过这种逐层叠加的方式,确保输入数据的特征被充分利用,网络也能够利用更丰富的特征集,从而提高学习和泛化能力。同时采用批量归一化操作,该模块可以保持稳定的训练动态,使网络训练速度更快,性能更好。

2.3 融合与决策模块

由于不同类型传感器获取的信号之间存在内在联系,因此对多模态信号进行表征学习时,有必要提取共同特征。MFDCCNN的2个分支分别从单个模态中提取特征,将振动时频图和声发射时频图输入模型,在双分支连接处通过相似性约束将2个全局平均池化层的特征关联,以捕获不同模态信号之间的相关性,模型在该阶段可以学习2种数据经多尺度模块和密集串联模块提取后的共同特征。尽管2个分支具有相同的结构,但网络训练后,分支间的参数完全不同,这使得MFDCCNN模型能够在特征提取阶段同时实现多模态数据融合。融合与决策模块结构如图5所示。

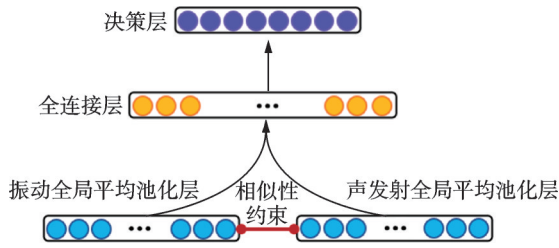


图5 融合与决策模块结构

Fig.5 Integration and decision-making module

2种模态数据间的相似性通过欧氏距离来衡量,目的是突出不同信号中反映滚动轴承故障的相关特征。MFDCCNN模型通过最小化欧氏距离计算的标量值 S ,可以在特征空间中提取联合信息^[16]。

$$S = \sum_{j=1}^J \|f_{\text{vib}}(x_j^{\text{vib}}) - f_{\text{ae}}(x_j^{\text{ae}})\|_2^2 \quad (10)$$

其中: J 为样本数量; $f_{\text{vib}}(\cdot)$ 和 $f_{\text{ae}}(\cdot)$ 分别为MFDCCNN模型2个分支的映射函数; x_j^{vib} 和 x_j^{ae} 分别为振动信号和声发射信号的时频图样本数据。

通过相似性约束对MFDCCNN模型2个分支末端的全局平均池化层进行耦合后,连接一个全连接层以完成分类任务。为了实现带有标签类别的输出,使用Softmax函数计算所有类别的概率值,将最大概率值对应的类别作为诊断结果。

Softmax函数定义为

$$\hat{y}_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=0} e^{x_k}} \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

其中: \hat{y}_j 为输入图像属于第 j 个类别的概率; x_j 为决策层的第 j 个输出值; n 为类别数。

为了使网络模型能够有效学习滚动轴承2种模态数据的联合表示特征,需要构建一个新的损失函

数来训练模型。损失函数被定义为最大化振动和声发射信号在共同空间中的相似性,并最小化模型的交叉熵损失。相似性约束损失的表达式为

$$L_s = \frac{S}{J} \quad (12)$$

其中: J 为样本数量; S 为通过最小化欧式距离计算的标量值。

交叉熵损失的表达式为

$$L_c = - \sum_{j=1}^J y_j \log(\hat{y}_j) \quad (13)$$

其中: y_j 为第 j 个样本的真实标签; \hat{y}_j 为第 j 个样本的模型预测标签。

总损失函数为

$$L_{\text{total}} = L_c + \lambda L_s = - \sum_{j=1}^J y_j \log(\hat{y}_j) + \frac{\lambda}{J} \sum_{j=1}^J \|f_{\text{vib}}(x_j^{\text{vib}}) - f_{\text{ae}}(x_j^{\text{ae}})\|_2^2 \quad (14)$$

其中: λ 为用于控制相似性约束对总损失的影响,权衡分类损失和度量损失的相对重要性; L_{total} 为总损失。

滚动轴承中采集的振动信号与声发射信号二者密切相关,可通过相似性约束来捕捉2种数据之间的相关性,利用信息融合策略对轴承健康状态进行全面评估。通过构建的总损失函数对网络进行反向传播,在训练2种模态数据时,不仅可以利用交叉熵损失函数高效提取类别特征,还可以通过相似性约束捕捉多模态间的联合信息,增强模型的泛化能力和鲁棒性。

3 实验验证

3.1 实验台介绍及多模态数据集构建

轴承故障模拟实验台如图6所示。实验台由主轴、直流电机、变频器、轴承安装座、压电式加速度传

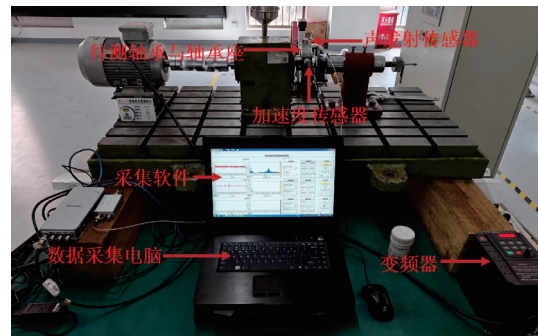


图6 轴承故障模拟实验台

Fig.6 Bearing failure simulation test bench

感器、NI9234采集卡、AE144S声发射传感器、PXPA6前置放大器、预紧装置、径向加载装置和数据采集电脑构成。加速度传感器的灵敏度为 $8.8\text{ pC}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$,声发射传感器的灵敏度为 $112\pm 3\text{ dB}$ 。

图7为轴承安装示意图。滚动轴承型号为6308深沟球轴承。将待测轴承安装在轴承座内,通过预紧装置进行轴向固定,在径向加载装置悬挂重物,模拟滚动轴承实际受载工况。加速度传感器安装在轴承座水平方向,声发射传感器安装在轴承座垂直方向,通过变频器和电机控制轴承转速,在数据采集电脑中同步采集并存储滚动轴承运行中的振动信号和声发射信号。

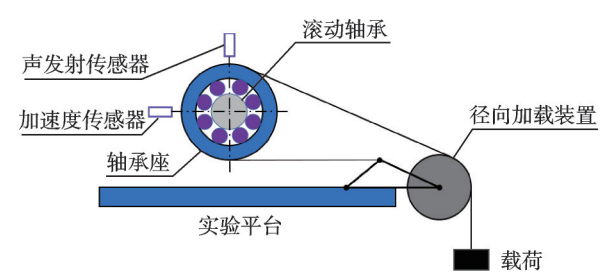


图7 轴承安装示意图
Fig.7 Bearing mounting schematic

实验中使用了32个轴承,分为8种类型:外圈轻微故障(O_1)、外圈严重故障(O_2)、内圈轻微故障(I_1)、内圈严重故障(I_2)、滚动体轻微故障(B_1)、滚动体严重故障(B_2)、保持架故障(C)和正常轴承(N)。其中:3种轻微故障的损伤直径为 0.5 mm ;其余4种故障的损伤直径为 2 mm 。滚动轴承8种类型如图8所示。

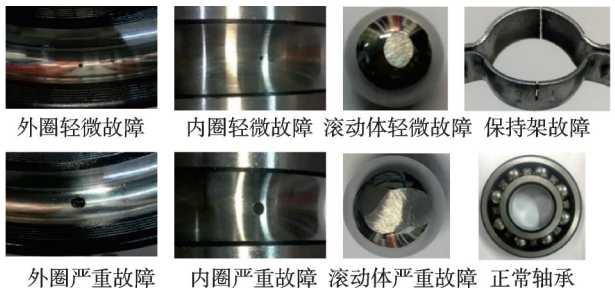


图8 滚动轴承8种类型
Fig.8 8 types of rolling bearings

内圈和外圈的剥落故障采用激光烧灼技术进行加工。由于滚动体体积较小且容易受热影响,故采用砂轮机磨削技术加工滚动体故障。保持架故障采用线切割技术进行加工。实验中同步采集了轴承在900、1 200、1 500和1 800 r/min这4种转速和径向载荷为75.5 N运行情况下的声振信号。声发射信

号的采样频率为1 MHz,振动信号的采样频率为10 240 Hz。多模态数据集信息如表1所示。测试集中共有400个900 r/min的样本,每个类别包含50个样本。

表1 多模态数据集信息
Tab.1 Multimodal dataset details

数据集	转速/($\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$)	类别	样本数
训练集	1 200,1 500,1 800	$O_1, O_2, I_1, I_2, B_1, B_2, C, N$	5 040
验证集	1 200,1 500,1 800	$O_1, O_2, I_1, I_2, B_1, B_2, C, N$	1 080
测试集	900,1 200,1 500,1 800	$O_1, O_2, I_1, I_2, B_1, B_2, C, N$	1 480

通过自适应尺度选择连续小波变换对信号进行预处理,将2种原始序列数据按0.2 s时间区间划分样本,得到的振动样本为2 048个数据点,声发射样本为 2×10^5 个数据点。设定处理2种信号的小波滤波器组,小波基选择中心频率为6的Morlet小波,每倍频分辨率为48,最小频率为13.5 Hz,最大频率分别为振动信号和声发射信号采样频率的一半,信号长度为2种信号截取后的单样本大小。将所有原始数据转换为时频图,构建振动数据集和声发射数据集。图9为滚动轴承部分类型的振动和声发射时频图。

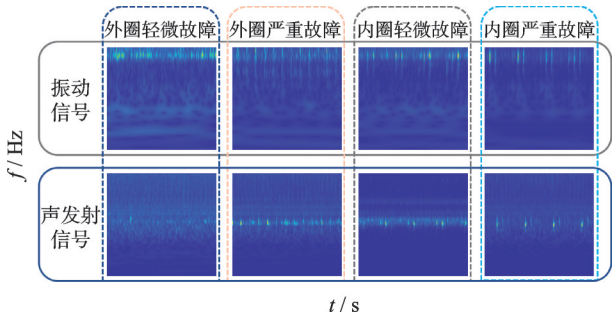


图9 滚动轴承部分类型的振动和声发射时频图
Fig.9 Time-frequency diagrams of vibration and acoustic emission for some types of rolling bearings

3.2 实验结果与分析

将训练集的时频图归一化后,输入到大小为 64×64 的MFDCCNN模型中,对网络参数进行80轮训练。每轮训练结束后,通过验证集评估模型的学习效果。MFDCCNN模型由Python3.9.19语言编写,使用Pytorch2.3.0作为深度学习框架,计算机采用Windows 11操作系统,硬件配置为Core i5-10300H CPU @ 2.50 GHz。模型训练选择Adam优化器,学习率为0.001 5,损失函数为式(14)中 λ 设

定为 1 的总损失,批量大小为 128。MFDCCNN 结构参数如表 2 所示。由于 MFDCCNN 模型的双分支具有相同的结构,故表 2 中仅列出单一分支的参数及融合后全连接层和决策层的参数。

表 2 MFDCCNN 结构参数			
Tab.2 MFDCCNN structural parameters			
网络层名称	核大小	步长	核数量
多尺度卷积层	3×3/5×5/7×7	1/1/1	16/16/16
最大池化层	2×2	2	48
卷积层 1	3×3	1	32
卷积层 2	3×3	1	32
卷积层 3	3×3	1	32
全局平均池化层	—	—	—
全连接层	—	—	144
决策层	—	—	8

通过在多模态数据集上进行训练与验证,选取验证集上表现最优的模型,将其应用于包含了未参与训练的转速为 900 r/min 数据的测试集,以检验模型的转速泛化能力。为了减少随机性影响,笔者对所有模型均重复开展 10 次实验,MFDCCNN 模型在测试集上的平均准确率达到 99.21%,标准差为 0.302 6。MFDCCNN 在多模态测试集上的混淆矩阵如图 10 所示。可以看出,除极少数样本存在误判外,各类别均能被准确识别,基本满足工业现场的诊断精度要求。

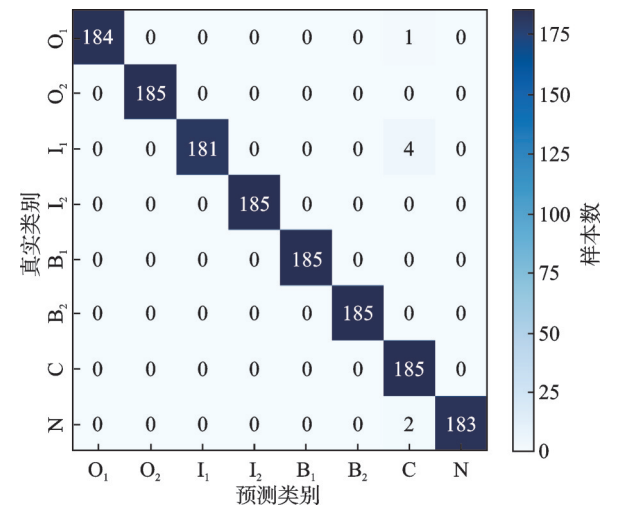


图 10 MFDCCNN 在多模态测试集上的混淆矩阵
Fig.10 Confusion matrix of MFDCCNN test results

此外,为了与经典深度网络进行对比,在实验中
将模型 ResNet、AlexNet 和普通 CNN 改造为适用于
时频图输入的双分支结构,并在决策输出前的全连
接层对两支路特征进行融合。MFDCCNN 与经典

深度学习模型性能比较如表 3 所示。可见,
MFDCCNN 在多模态输入条件下不仅取得了最高的
诊断准确率,还具有最小的训练波动,同时在训练
时间上也优于其他网络。

表 3 MFDCCNN 与经典深度学习模型性能比较			
Tab.3 Performance comparison of MFDCCNN and classical deep learning models			
模型	准确率/%	标准差	训练时间/s
MFDCCNN	99.21	0.302 6	5 281.23
ResNet	94.32	0.416 8	5 319.52
AlexNet	93.24	0.478 1	5 590.65
CNN	92.51	0.595 7	5 364.09

笔者从网络模型组件重要性和数据融合重要性
2 个角度继续分析所提出方法。通过消融实验验证
MFDCCNN 各部分模块的有效性,并对比单一传感
器源数据的诊断结果,展现数据融合的提升效果。

消融实验主要针对 MFDCCNN 模型的 3 个关
键模块进行验证:①移除相似性约束部分,构成多尺
度特征密集卷积神经网络(multi-scale feature dense
convolutional neural network,简称 MFDCNN);②将
多尺度模块替换为 5×5 的卷积核,总核数量相同,
构成密集耦合卷积神经网络(dense coupled convolu-
tional neural network,简称 DCCNN);③将密集串联
模块替换为输入和输出通道数相同的 3×3 卷积层,
构成多尺度特征耦合卷积神经网络(multi-scale fea-
ture coupled convolutional neural network,简称 MF-
CCNN)。单一源数据训练模型是将 MFDCCNN 的
单分支连接相应数量神经元的全连接层,构成单分
支多尺度特征密集卷积神经网络(single multi-scale
feature dense convolutional neural network,简称
S-MFDCNN),分别使用振动数据和声发射数据进行
训练。消融实验及单一源数据对比结果如表 4 所
示。6 种模型的测试集分类准确率如图 11 所示。

表 4 消融实验及单一源数据对比结果			
Tab.4 Comparison results of ablation experiments and single data sources			
网络模型	数据源	平均准确率/%	标准差
MFDCCNN	多模态	99.21	0.302 6
MFDCNN	多模态	97.03	0.386 9
DCCNN	多模态	95.95	0.388 9
MFCCNN	多模态	92.14	0.372 5
S-MFDCNN-vib	振动	93.52	0.811 1
S-MFDCNN-ae	声发射	95.15	0.413 6

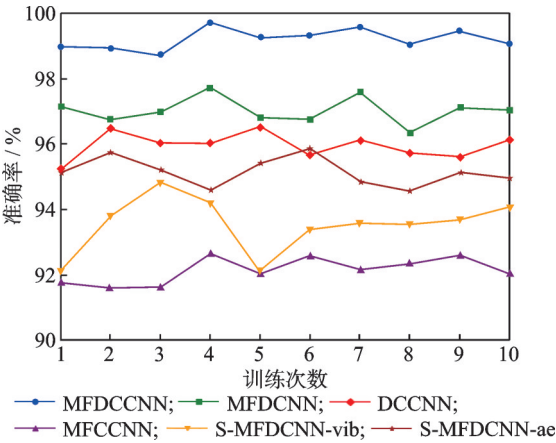


图 11 6 种模型的测试集分类准确率

Fig.11 Classification accuracy of test sets for 6 models

从表 4 和图 11 可以看出, MFDCNN 相比其他方法具有更高的诊断精度和稳定性优势。普通特征向量串联无法保证多模态信息的有效利用, 通过添加相似性约束方法, 可以使模型在特征空间中有效学习 2 种传感器数据的共有特征, 相比 MFDCNN 精度提升了 2.18%。多尺度模块有助于模型学习时频图的多尺度特性, 将初始层设为多尺度卷积层, 替换固定尺寸的卷积层可使模型具有更出色的性能, 相比 DCCNN 精度提升了 3.26%。密集串联模块保障了信息源的多重利用, 避免了信息丢失, 并提高了网络训练效果, 相比 MFCCNN 精度提升了 7.07%。从 S-MFDCNN 模型训练单一源数据的结果可看出, 融合数据相比单一源数据的诊断准确率具有明显提升, 表明兼顾不同传感器信息的多方面融合分析决策是更为完善和精确的滚动轴承故障诊断策略。

为了全面评估 6 种模型在特征空间中的聚类效果, 首先, 对各模型决策层提取的高维特征应用 t-SNE 将其降至二维; 其次, 在投影结果上计算了 3 种聚类指标, 即 Silhouette 系数、Davies-Bouldin 指数 (DBI) 和 Calinski-Harabasz 指数 (CHI)。6 种模型的聚类指标结果如表 5 所示。图 12 为 6 种模型分类的 t-SNE 可视化结果。

表 5 6 种模型的聚类指标结果			
Tab.5 Clustering indicator results for the 6 methods			
网络模型	Silhouette 系数	DBI	CHI
MFDCNN	0.682 0	0.458 0	4 259
MFDCNN	0.606 9	0.843 0	1 786
DCCNN	0.649 8	0.503 7	4 067
MFCCNN	0.503 0	1.113 1	1 635
S-MFDCNN-vib	0.578 9	0.750 8	2 353
S-MFDCNN-ae	0.567 8	0.672 8	2 097

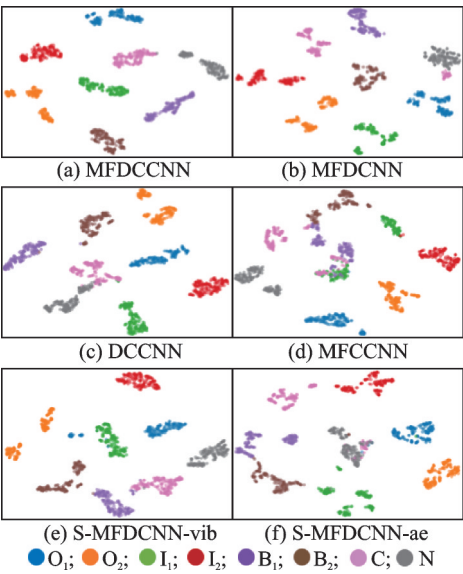


图 12 6 种模型分类的 t-SNE 可视化结果

Fig.12 Visualization of t-SNE with 6 methods of classification

从表 5 可以看出, MFDCNN 在 Silhouette 系数、DBI 和 CHI 这 3 项指标上均取得最优结果。最高的 Silhouette 系数表明其类内样本聚集最紧密, 最低的 DBI 与最高的 CHI 则说明其类间分离度最明显。这与图 12 中 MFDCNN 所展现出的清晰聚类结构高度一致, 进一步验证了笔者所提出方法在多模态特征提取与融合方面的有效性。

4 结 论

1) 通过构建小波滤波器组, 对振动信号和声发射信号自适应选择时频变换尺度区间, 解决了不同模态数据采样频率差异导致的融合难题。

2) 提出了 MFDCNN 多模态数据融合故障诊断模型, 由多尺度模块、密集串联模块和融合与决策模块构成, 在不同模态数据间提取和融合关键故障特征。实验室验证结果表明, 当测试集中加入未训练过的转速数据时, MFDCNN 模型仍可达到 99.21% 的精度。这说明所提出方法具有一定的泛化能力, 能够学习数据更深层次的特征信息。

3) MFDCNN 相比经典深度学习模型, 在网络层面具有明显的精度优势, 同时消融实验也验证了各部分模块在提升模型性能方面的关键作用。在数据层面, 相较于单一源数据的诊断效果, 振动与声发射数据融合可以保障更高的准确率和可靠性。

参 考 文 献

[1] 王国彪, 何正嘉, 陈雪峰, 等. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 63-72.

- WANG Guobiao, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng, et al. Basic research on machinery fault diagnosis—what is the prescription[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 63-72.(in Chinese)
- [2] WANG J J, MA Y L, ZHANG L B, et al. Deep learning for smart manufacturing: methods and applications[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2018, 48: 144-156.
- [3] 张西宁, 李霖, 刘书语, 等. 基于能量峰定位的经验小波变换及在轴承微弱故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(8): 1-8.
- ZHANG Xining, LI Lin, LIU Shuyu, et al. Empirical wavelet transform based on energy peak location with applications to bearing weak fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(8): 1-8. (in Chinese)
- [4] LIU D D, CHENG W D, WEN W G. Rolling bearing fault diagnosis via STFT and improved instantaneous frequency estimation method[J]. Procedia Manufacturing, 2020, 49: 166-172.
- [5] LOU X S, LOPARO K A. Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(5): 1077-1095.
- [6] 陈略, 訾艳阳, 何正嘉, 等. 总体平均经验模式分解与1.5维谱方法的研究[J]. 西安交通大学学报, 2009, 43(5): 94-98.
- CHEN Lue, ZI Yanyang, HE Zhengjia, et al. Research and application of ensemble empirical mode decomposition principle and 1.5 dimension spectrum method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43(5): 94-98. (in Chinese)
- [7] KONAR P, CHATTOPADHYAY P. Bearing fault detection of induction motor using wavelet and support vector machines (SVMs)[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(6): 4203-4211.
- [8] 李春林, 熊建斌, 苏乃权, 等. 深度学习在故障诊断中的应用综述[J]. 机床与液压, 2020, 48(13): 174-184.
- LI Chunlin, XIONG Jianbin, SU Naiquan, et al. Application review of deep learning in fault diagnosis[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(13): 174-184. (in Chinese)
- [9] XIA M, LI T, XU L, et al. Fault diagnosis for rotating machinery using multiple sensors and convolutional neural networks[J]. IEEE-ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 101-110.
- [10] LIU X L, LU J N, LI Z. Multiscale fusion attention convolutional neural network for fault diagnosis of aero-engine rolling bearing[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(17): 19918-19934.
- [11] ZHANG X N, LIU S Y, LI L, et al. Multiscale holospectrum convolutional neural network-based fault diagnosis of rolling bearings with variable operating conditions[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(10): 105027.
- [12] KIM J Y, KIM J M. Bearing fault diagnosis using Grad-CAM and acoustic emission signals[J]. Applied Sciences, 2020, 10(6): 2050.
- [13] MA M, SUN C, CHEN X F. Deep coupling autoencoder for fault diagnosis with multimodal sensory data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(3): 1137-1145.
- [14] 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.
- [15] JING L Y, WANG T Y, ZHAO M, et al. An adaptive Multi-sensor data fusion method based on deep convolutional neural networks for fault diagnosis of planetary gearbox[J]. Sensors, 2017, 17(2): 414.
- [16] MA M, SUN C, CHEN X F, et al. A deep coupled network for health state assessment of cutting tools based on fusion of multisensory signals[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(12): 6415-6424.



第一作者简介:寇梓良,男,2000年10月生,硕士生。主要研究方向为机械设备故障诊断与深度学习技术,数据融合技术。
E-mail:zl_kou@163.com

通信作者简介:张西宁,男,1965年11月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为机械设备智能化状态监测和故障诊断、机械振动测试和分析、机械设备维护、转子动平衡、监测诊断仪器与系统。
E-mail:zhangxining@mail.xjtu.edu.cn