

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413617

一种用于中介轴承故障诊断的网络模型 Res2APCNN *

田晶¹, 王敬迪¹, 丁小飞², 林政¹, 高明浩¹

(1. 沈阳航空航天大学航空发动机学院 沈阳 110136; 2. 中国航发沈阳发动机研究所 沈阳 110015)

摘要:针对航空发动机中介轴承在强噪声背景下的健康监测问题,提出了一种结合数据融合和自适应注意力机制的多尺度残差神经网络(Res2APCNN)模型。首先,采用格拉姆角差场(GADF)、格拉姆角和场(GASF)以及马尔科夫转移场(MTF)方法,将轴承信号转化为二维灰度图像,并将这3种图像分别映射至RGB的3个通道,构建复合彩色图像,从而增强对时间序列信息的捕获能力。其次,引入Res2Net模块,通过并行卷积操作提取不同尺度的信息,过滤噪声干扰并优化信息流动。再次,嵌入自适应并联特征融合模块,对各特征维度的重要性赋予差异化权重,对关键特征信号进行筛选和放大。最后,通过特征提取和分类模块输出中介轴承故障类型。采用意大利都灵理工大学、哈尔滨工业大学轴承数据集和自建试验台数据集对模型进行验证。实验结果表明,所提出的Res2APCNN模型在强噪声环境下表现出优异的故障诊断性能,与当前先进方法相比,在都灵理工大学数据集上,相较于IDRSN方法准确率提升了1.52%;在HIT数据集上,相较于MC-CNN方法准确率提升了6.65%;在自建数据集上,相较于Wen-CNN方法准确率提升了2.35%。此外,该模型的诊断准确率波动最小,稳定性最高。在强噪声条件下,Res2APCNN模型仍能保持较高的识别精度,展现出良好的抗干扰能力。

关键词:中介轴承;故障诊断;自适应特征融合;Res2Net

中图分类号: TH133 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460. 40

A network model for inter-shaft bearing fault diagnosis Res2APCNN

Tian Jing¹, Wang Jingdi¹, Ding Xiaofei², Lin Zheng¹, Gao Minghao¹

(1. School of Aero-engine, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China; 2. Shenyang Engine Research Institute, Aero Engine Corporation of China, Shenyang 110015, China)

Abstract: A multi-scale residual neural network (Res2APCNN) model combining data fusion and adaptive attention mechanism is proposed to monitor the health of aero-engine inter-shaft bearing under strong noise. Firstly, the bearing signals are converted into two-dimensional grayscale images by using the Gram angular difference field (GADF), Gram angular sum field (GASF) and Markov transfer field (MTF) methods. These three images are mapped to the RGB channels respectively to construct composite color images, thus enhancing the capture ability of time series information. Secondly, Res2Net module is introduced to extract multi-scale information through parallel convolution operation, filter noise interference and optimize information flow. Thirdly, the adaptive parallel feature fusion module is embedded to assign differentiated weights to feature dimensions, enabling the screening and amplification of key feature signals. Finally, the fault types of inter-shaft bearings are identified through a feature extraction and classification module. The proposed model is verified by using the bearing datasets of Polytechnic University of Turin in Italy and Harbin Institute of Technology, as well as the self-built test bench dataset. The experimental results show that the proposed Res2APCNN model demonstrates excellent fault diagnosis performance in a strong noise environment. Compared with advanced existing methods, the model achieves a 1.52% increase in accuracy over the IDRSN method on the Turin dataset, a 6.65% increase over the MC-CNN method on the HIT dataset, and a 2.35%

increase over the Wen-CNN method on the self-built dataset. Furthermore, the diagnostic accuracy rate of this model exhibits the least fluctuation, indicating superior stability. Even under strong noise conditions, the Res2APCNN model can still maintain a high recognition accuracy and show good anti-interference ability.

Keywords: inter-shaft bearing; fault diagnosis; adaptive feature fusion; Res2Net

0 引言

中介轴承在航空发动机支承传动系统中发挥着支撑和传递载荷的重要作用^[1-3]。但由于航空发动机长期在高温、高压和高速环境下运行,中介轴承不可避免地会出现磨损、裂纹、保持架断裂、剥落等故障^[4]。若未能及时识别与处理故障,将直接影响发动机的正常运行,严重时甚至可能导致灾难性事故^[5]。

故障诊断过程主要包括特征提取和故障分类两个环节。特征提取旨在获取能够表征设备运行状态的关键信息。近年来,研究人员开发了多种有效的方法来提取和增强故障特征,包括形态中值滤波^[6]、基于频域稀疏性的分层算法^[7]、时变包络滤波^[8]、时频流形图像合成^[9]和增强带熵方法^[10]。在故障分类环节,这些特征被输入到传统机器学习模型中进行学习与诊断,如支持向量机(support vector machines, SVM)和随机森林^[11-12]。然而,传统故障诊断方法依赖专家经验,并局限于特定诊断任务^[13]。深度学习方法作为一种先进技术,减少了对领域专业知识的依赖,并在处理海量数据时展现出显著优势^[14]。基于深度学习的健康监测方法在各类工业应用中越来越受到关注^[15]。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在机械设备健康监测领域的研究与应用尤为广泛^[16]。

相比于普通机械设备,航空发动机故障诊断面临着独特而严峻的挑战^[17]。在噪声特性方面,两者存在本质差异:普通机械设备的噪声主要源自设备本体运转,表现为频谱特征相对固定、噪声模式稳定可预测;而航空发动机在复杂的工况环境下,同时承受高频振动、气流紊流和机械摩擦等多源噪声的叠加干扰,这些噪声不仅频谱范围更宽、强度更大,还具有显著的随机性和不稳定性^[18]。此外,作为航空器的核心动力装置,航空发动机对故障诊断的可靠性和稳定性提出了更为严格的要求,诊断结果的准确性直接关系到飞行安全^[19]。

为提升 CNN 在噪声环境下的性能,研究人员提出了多种改进算法。Lin 等^[20]提出了一种多传感器信息融合网络结构,利用一维卷积神经网络对滚动轴承进行了跨工况的故障诊断;Liu 等^[21]构建了多分支特征融合模块,通过分层融合生成多尺度特征增强注意力图,从而实现对滚动轴承的故障诊断。Guo 等^[22]提出了一种基于第 1 层宽核卷积神经网络的多特征融合注意力引导机

制;康涛等^[23]提出了一种融合多注意力机制的卷积神经网络自适应抗噪模型;Shen 等^[24]开发了一个基于注意力机制和多尺度卷积神经网络的模型。尽管这些方法在一般工业设备的故障诊断中取得了良好效果,但主要针对相对稳定的工况环境设计。针对航空发动机的特殊应用,田晶等^[25]通过将注意力机制引入(residual network, ResNet)残差块,实现了对航空发动机中介轴承的故障诊断;赵洪利等^[26]将融合卷积 Transformer 应用于航空发动机的故障诊断,提升了航空发动机故障诊断精度;Liu 等^[27]提出了一种基于多尺度融合注意力机制 CNN 的故障诊断方法,实现了对航空发动机滚动轴承的高效诊断。然而,这些专门针对航空发动机的方法在面对实际工程中的极端噪声环境时,仍存在特征提取不充分、抗干扰能力有限等问题。

综合分析现有研究可以发现,虽然深度学习方法在故障诊断领域取得了显著进展,但在航空发动机中介轴承这一特殊应用场景中,由于其独特的工况特点和严格的可靠性要求,现有方法仍面临诸多挑战。具体而言,现有的故障诊断方法在应用于航空发动机时存在的局限为:1)传统的单一特征提取方法难以在强噪声干扰下准确捕捉故障特征;2)现有的抗噪网络模型在特征提取能力上仍有不足,对航空发动机工况下的强噪声环境适应性较差;3)模型输出结果的不确定性较大,难以满足航空发动机健康监测的高可靠性要求。

基于上述问题,本研究提出了一种结合数据融合和自适应注意力机制的多尺度残差网络模型(Res2Net with attention parallel feature fusion convolutional neural network, Res2APCNN)。具体创新贡献为:1)针对单一特征提取方法的局限性,提出将格拉姆角差场(Gramian angular difference field, GADF)、格拉姆角和场(Gramian angular summation field, GASF)和马尔科夫转移场(Markov transition field, MTF)3 种互补性时频图像通过 RGB(red, green, blue)通道融合的方法,充分挖掘信号的多维特征,提升特征表征能力;2)为提升模型在强噪声环境下的特征提取能力,设计了多尺度残差模块,通过不同感受野的并行卷积操作实现对不同频率特征的自适应提取,增强模型的抗噪性能;3)考虑到航空发动机健康监测对可靠性的高要求,引入自适应特征融合模块(attention parallel feature fusion, APFF),通过动态权重分配机制优化特征组合,降低诊断结果的不确定性。本研究在意大利都灵理工大学的轴承数据集及自

建的双转子中介轴承实验台上对该模型进行了验证,实验结果表明所提方法能够有效提升航空发动机中介轴承在强噪声环境下的故障诊断性能。

1 特征融合图像建立

1.1 格拉姆角场

格拉姆角场(Gramian angular field, GAF)是一种将一维时间序列转换为二维图像的编码方法,能够最大程度的将原始信号的特征保留,避免特征丢失,使时间序列数据更容易理解和分析^[28]。给定一组时间序列,首先将数据归一化,使其所有值在区间[-1,1]内缩放,如式(1)所示。

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - \max(\mathbf{X}) + x_i - \min(\mathbf{X})}{\max(\mathbf{X}) - \min(\mathbf{X})} \quad (1)$$

然后将归一化的时间序列使用极坐标重新进行放缩,如式(2)所示。

$$\begin{cases} \phi = \arccos(\tilde{x}_i), & -1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in \tilde{\mathbf{X}} \\ r = \frac{t_i}{N}, & t_i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (2)$$

式中: t_i 为时间戳; N 为正则化极坐标生成空间的常数因子; ϕ 为相角; r 为极坐标半径; $\tilde{\mathbf{X}}$ 为标准化缩放后的 \mathbf{X} 。

上述映射方程有2个重要性质:1)它可实现双向映射,根据三角函数性质可知, $\cos(\phi)$ 在 $\phi \in [0, \pi]$ 时单调递减,因此在给定时序信号的情况下,将其映射到极坐标上的值是唯一的,同时,逆向映射也具有唯一性;2)极坐标下保持着绝对的时间关系。

将一维时域信号用极坐标系表示后,通过计算每个点之间的角度和、差表达数据点之间的相关性。采用格拉姆角差/和场作为信号处理方法的计算过程如式(3)所示。

$$\begin{cases} GADF = \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{X}}'^2} \cdot \tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\mathbf{X}}' \cdot \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{X}}'^2} \\ GASF = \tilde{\mathbf{X}}' \cdot \tilde{\mathbf{X}} - \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{X}}'^2} \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{X}}^2} \end{cases} \quad (3)$$

式中:**GADF**为格拉姆角差场;**GASF**为格拉姆角和场;**I**为单位向量;**tilde{X}**为时间序列;**tilde{X}'**为**tilde{X}**的转置。通过上述处理方式,GAF实现了将一维时间序列信号转化为二维图像,并保留了时间序列中的时间相关特性。

1.2 马尔科夫转移场

马尔科夫转移场(Markov transition field, MTF)在传统马尔科夫链模型上添加时间和空间因素,建立马尔科夫转移矩阵,将一维时域信号转化为二维特征图的基础上保留原始信号时间相关性^[29]。

给定原始时序信号 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 根据不同时刻信号幅值将自身分为 Q 个分位数区域,不同数据

点特征各不相同,据此将其映射到不同的分位数区域 $q_j(j \in [1, Q])$ 。然后,沿着时间轴方向运用马尔科夫链计算各分位点的跃迁,由此构建马尔科夫转移矩阵 \mathbf{W} ,如式(4)所示。

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1Q} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{Q1} & w_{Q2} & \cdots & w_{QQ} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: w_{ij} 为分位数区域 q_i 中数据点迁移到分位数区域 q_j 的概率。

但马尔科夫转移矩阵对时序信号 \mathbf{X} 和步长的时间依赖性不高,时间信息和位置信息的忽略,导致原始信号部分重要信息丢失。故此,拓展转移矩阵 \mathbf{W} 为马尔科夫转移场 \mathbf{M} ,计算公式如式(5)所示。

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1Q} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{Q1} & m_{Q2} & \cdots & m_{QQ} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: m_{ij} 为分位数区域 q_i 中数据点向分位数区域 q_j 靠近的概率。

然后,依据矩阵 \mathbf{M} 中各元素值与不同的像素点相对应,由此实现将一维信号转化为二维图像的过程,实现可视化。MTF二维图像不仅保留了原始一维信号的时间信息,使其具有时间相关性。

1.3 数据融合构建数据集

采用GADF、GASF和MTF方法,将中介轴承故障信号的时间序列数据转换为二维灰度图像。通过图像处理技术,将生成的3幅灰度图像合并为一张彩色图像,以保留更多特征。MTF方法关注信号的整体形状和结构,而GAF方法则侧重于信号的时间演化特性,捕捉时间序列之间的角度信息。因此,融合这些方法生成的特征数据集,可以更全面地捕捉数据的不同方面,从而获取丰富的信息,有助于深度学习模型学习各种故障特征。同时,由于不同特征提取方法对噪声和数据变化的敏感性各异,这种融合增强了模型的准确性和鲁棒性。数据集的具体生成过程如图1所示。

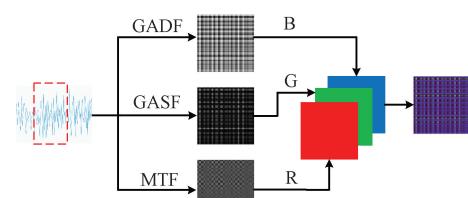


图1 数据多域信息融合

Fig. 1 Data multi-domain information fusion

2 基于 Res2APCNN 的中介轴承故障诊断方法

2.1 故障诊断整体框架

针对航空发动机中介轴承在强噪声环境下的故障诊断需求,本研究提出了一种新型的智能诊断方法。本文提出的 Res2APCNN 中介轴承智能诊断流程如图 2 所示。主要步骤为:

1) 数据采集与数据集划分:通过数据采集系统收集不同工作状态下中介轴承的振动信号,采用格拉姆角差场(GADF)、格拉姆角和场(GASF)以及马尔科夫转移场(MTF)3 种方法将一维振动信号转换为二维灰度图像。将这 3 种互补性的灰度图像分别映射到 RGB 这 3 个通道,生成融合彩色图像。将处理后的融合图像数据按比

例划分为训练集、验证集和测试集。

2) 特征提取:多尺度特征提取残差模块(residual 2-Network, Res2Net)通过并行卷积操作从不同尺度提取信息,捕捉关键特征。其残差连接优化信息流动,缓解梯度消失问题,从而增强特征提取与重用的效率。

3) 特征加权与融合:APFF 模块通过关注空间信息和全局信息,为各特征维度赋予差异化权重,筛选并放大诊断关键特征信号,随后进行加权融合,以提高模型对故障特征的敏感度和识别精度。

4) 特征增强与分类:融合后的特征通过 3 个卷积层进一步提取和强化,并进行非线性变换,以提高模型的数据拟合能力。同时,采用全局平均池化层替代全连接层,减少过拟合风险。最后,特征被传入 Softmax 层进行概率分类,从特征学习到故障分类的过程得以完成,确保输

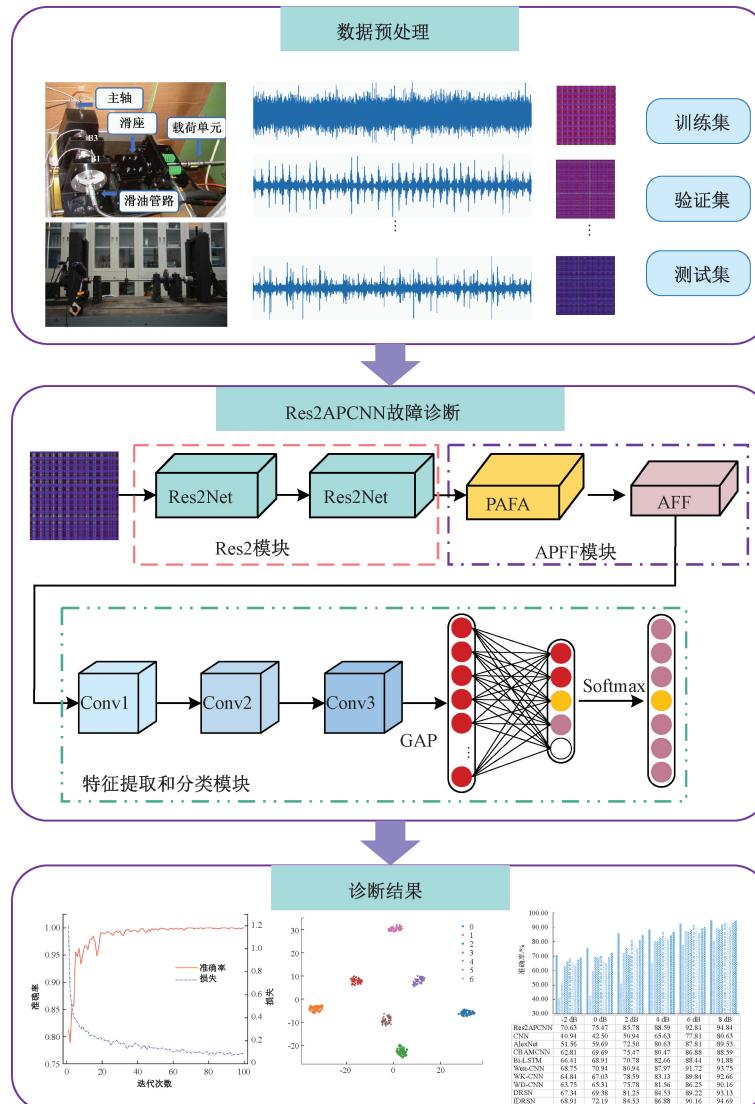


图 2 Res2APCNN 航空发动机主轴承故障诊断流程

Fig. 2 Res2APCNN aircraft engine main bearing fault diagnosis flow

出的故障类型准确。

5) 模型验证与评估:在模型训练完成后,使用独立的测试数据集进行验证,评估模型的泛化能力与诊断精度。

针对提出的模型使用 Pytorch 深度学习框架,计算机配置如下:NVIDIA GeForce 4090 图像处理器,16 GB 内存。优化算法为 Adam,学习率为余弦退火法,批量大小为 32,epochs 为 100。为了减少随机因素对结果的影响,每个模型的准确度是 5 次实验的平均结果。

2.2 多通道图像融合机制

不同于传统单一图像转换方法,本研究提出将 GADF、GASF 和 MTF 这 3 种互补性时频图像映射至 RGB 通道的融合策略。这种方法的理论基础在于 GADF 方法通过计算时间序列点对之间的极差关系生成图像,反映故障冲击特性,能够有效捕捉信号的动态变化特征;GASF 方法则通过计算时间序列点对的和关系构建图像,可以保留信号的极性信息,体现故障的周期性变化;MTF 方法基于马尔科夫转移概率矩阵生成图像,有助于捕捉信号的时域转移特性,表征故障的演化过程。然后,将这 3 种互补性的灰度图像分别映射到 RGB 这 3 个通道,生成融合彩色图像。这种融合方式不仅保留了各种转换方法的优势,还通过不同通道的组合增强了故障特征的表达能力。

2.3 多尺度残差特征提取模块

基于 Res2Net 的分层残差结构理论,本研究设计了双重 Res2Net 级联结构:第 1 个 Res2Net 模块通过多尺度特征分解,实现对不同频段故障特征的分离,第 2 个 Res2Net 模块进一步优化特征表达,增强模型的特征学习能力,这种级联结构在理论上能够实现特征的逐级细化,有效提升在强噪声环境下的特征提取能力。

Res2Net^[30]模块由经典的残差结构改造而成,利用特征分组的思想,在残差块内以卷积组代替原来单一卷积,并以层级残差方式连接,从而达到增加网络的感受野区域,多个特征尺度产生组合效应,提升网络的多尺度特征提取能力。Res2Net 的核心网络结构如图 3 所示,主要修改了残差块中间的 3×3 卷积层结构,引入超参数 s ,将经过 1×1 卷积层输出的特征图 $F(h \times w \times c)$ 按通道划分为 s 组,即每一组特征 X_i 的形状为 $h \times w \times c/s, i \in \{1, 2, \dots, s\}$ 。

在保持空间信息不变的同时,经过 3×3 卷积层输出的操作为 $K_i(\cdot)$,第 1 组特征 X_1 不经过卷积操作直接输出 $Y_1 = X_1, X_2$ 经过 3×3 卷积层输出 $Y_2 = K_2(X_2), X_3$ 与 Y_2 作残差连接通过卷积层后输出 $Y_3 = K_3(X_3 + Y_2)$,以此类推,最后得到输出 Y_s 。再将这些特征组进行通道拼接后输入 1×1 卷积层,输出即可,具体输入如式(6)所示。

$$Y_i = \begin{cases} X_i, & i = 1 \\ K_i(X_i + Y_{i-1}), & 2 \leq i \leq s \end{cases} \quad (6)$$

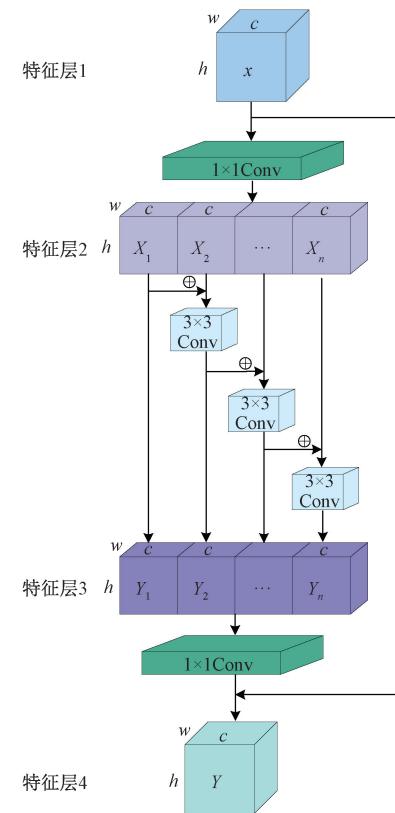


图 3 Res2Net 残差块

Fig. 3 Res2Net residual block

该模块中的维数增减倍数可以任意设置,本研究选取 $s = 4$ 。

2.4 并行自适应特征融合机制(APFF)模块

经过双重 Res2Net 模块的多尺度特征提取后,获得了丰富的特征表达。然而,这些特征中可能包含冗余信息,且不同特征的重要性各异。在卷积神经网络中,卷积运算擅长于提取局部特征,但在捕获全局特征表示方面仍有一些限制^[31]。因此,本研究引入了注意力并联特征融合模块(APFF),学习特征的空间注意力,以显示特征内容的重要性,进一步提高识别精度。

同时,本研究引入了注意力特征融合机制(attentional feature fusion, AFF)^[32],使得多尺度类激活图(multi-scale channel attention module, MS-CAM)自主地学习权重矩阵。从而自适应地融合 PAFA 模块 2 个分支的输出特征。APFF 模块网络结构如图 4 所示。

1) 通道挤压和空间激励分支

通道挤压和空间激励分支如图 4 中左侧虚线框内上半部分所示。第 1 分支引入了通道挤压和空间激励块,它沿着通道维度挤压输入特征图 U ,并在空间上激励。通过对特征图应用 1×1 卷积,将其形状从 $[C, H, W]$ 转换为 $[1, H, W]$,从而生成空间注意力图。随后,使用

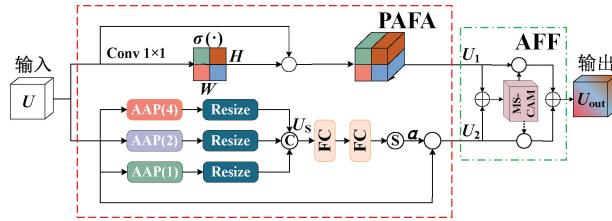


图 4 APFF 模块

Fig. 4 APFF module

sigmoid 激活函数对其进行处理,使其激活重新缩放为 $[0, 1]$,用于在空间上重新校准,这种重新校准为相关的位置提供了更多的信息,并忽略了不相关的位置。得到的空间注意力图将直接施加到原始特征图上,以实现空间上关键信息的提取。其计算过程如式(7)所示。

$$U_1 = U \odot \sigma(\text{Conv}_{1 \times 1}(U)) \quad (7)$$

式中: U 是输入特征层; σ 是 sigmoid 函数; $\text{Conv}_{1 \times 1}$ 是卷积核大小为 1×1 的卷积; \odot 是点乘操作。

通道挤压和空间激励分支通过自适应学习的方式对特征通道进行重要性加权,这种机制能够自动识别和增强与故障相关的关键通道信息,同时抑制不相关通道的干扰影响。在中介轴承故障诊断任务中,这种自适应通道加权机制尤为重要,因为它能够突出微弱的故障特征,提高信号的判别性,同时有效降低背景噪声的干扰。这种动态特征选择机制显著提升了模型对被噪声掩盖的故障信号的提取能力,为高噪声环境下的可靠诊断提供了有力支持。

2) 多尺度金字塔分支

另一分支通过采用多尺度金字塔式结构,充分提取浅层局部细节信息和全局相关信息,自适应感知和学习高层抽象的多尺度故障特征。该部分结合了金字塔结构和注意机制,同时考虑了正则化和结构信息,可以聚合多尺度特征图,建立通道间的长期依赖关系。

假设输入特征为 $U \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$,其中 C, H 和 W 分别表示输入特征的通道维度、高度和宽度。

首先, U 通过窗口分别为 $1 \times 1, 2 \times 2$ 和 4×4 的自适应全局平均合并操作。然后,将 3 个输出重新整形为一维向量,并在通道维度上将它们连接起来,以产生具有 $[C, 3, 3]$ 形状的特征图 U_s ,如式(8)所示。

$$U_s = [R(g_\alpha(U, 4)); R(g_\alpha(U, 2)); R(g_\alpha(U, 1))] \in \mathbb{R}^{C \times 3 \times 3} \quad (8)$$

式中: $R(\cdot)$ 表示调整大小操作; U_s 通过两个完全连接的层被调整形状为与输入信号 U 相同的维度,然后执行 sigmoid 函数以计算注意力权重 α ,如式(9)所示。

$$\alpha = \sigma(\text{FC}(\text{FC}(U_s))) \in \mathbb{R}^{C \times H \times W} \quad (9)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 表示 sigmoid 函数运算; $\text{FC}(\cdot)$ 表示全连接运算。最后将注意力权重 α 与输入信号 U 相乘,使网络能够根据通道的重要性对特征图进行加权,所获得的输出如式(10)所示。

$$U_2 = U \otimes \alpha \in \mathbb{R}^{C \times H \times W} \quad (10)$$

多尺度金字塔分支通过 $1 \times 1, 2 \times 2$ 和 4×4 这 3 种不同尺度的池化操作,实现了对故障特征的多层次感知。 1×1 池化提供全局故障状态的概览, 2×2 池化捕获中等尺度的故障演变过程,而 4×4 池化则能够精确定位复合图像具体的故障位置。这种多尺度特征提取策略在轴承故障诊断中具有独特优势,因为它能够同时关注不同空间尺度上的故障特征,有效提升模型对轴承故障的识别能力。这种层次化的特征提取方式使得模型能够全面理解故障特征,从而提高故障诊断的准确性和可靠性。

3) AFF 自适应融合

将故障特征 U_1 和 U_2 通过 AFF 自适应融合。获得输出故障特征 U_{out} ,如式(11)所示。

$$U_{out} = M(U_1 \cup U_2) \otimes U_2 + (1 - M(U_1 \cup U_2)) \otimes U_1 \quad (11)$$

式中: M 是融合权重,是图 3 中 MS-CAM 模块的输出值; \cup 是初始特征积分; \otimes 是元素乘法。ATFF 结构融合了不同通道的特征,使得聚合输出的特征包含更多的信息。使送入分类的信息更全面,得到的分类效果也会更好。

AFF 自适应融合机制通过同时计算两分支在故障诊断上的表现赋予权重,实现了在强噪声干扰下对中介轴承故障特征的有效提取。通过自适应权重机制,模型能够根据噪声水平的变化动态调整这两种特征的重要性,在强噪声环境下偏重全局特征以保持稳定性,在噪声较弱时则更多关注局部特征以提高诊断精度。这种自适应平衡策略使得模型在中介轴承面临不同程度的噪声干扰时,都能够维持较高的诊断准确率,有效解决传统诊断方法在噪声环境下性能下降的问题。

2.5 特征提取和分类模块

由较浅的网络提取的特征通常是广泛的。但许多本质的、抽象的特征仍然隐藏在深层特征中。因此,为了挖掘出更有价值的故障特征,训练出更好的映射关系来诊断航空发动机主轴承的故障类型,设计了一个特征提取与分类模块,该模块由 3 对交替的卷积层和池化层以及故障诊断层组成。首先,采用卷积池化层学习更多的抽象特征,实现升维;然后,通过使用全局池化层和全连接层来完成分类任务。最后,利用 Softmax 函数计算出所有类别中的概率值,将概率值最大的类别作为诊断结果,实现带类别标签的输出。Softmax 函数的公式如式(12)所示。

$$y_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{k=0}^n e^{x_k}}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (12)$$

式中: y_i 是输入图像是第*i*个类别的概率; x_i 是GAP最后一层的第*i*个输出值; n 是类别数。

与经典CNN中的全连接层相比,全局池化层不仅保留了前一层提取的特征信息,而且不引入任何待训练参数,可以节省计算资源。

3 实验验证

为验证Res2APCNN在航空发动机中介轴承故障诊断任务中的有效性和泛化能力。采用两种不同的轴承数据集进行故障诊断研究。一个是意大利都灵理工大学航空发动机滚动轴承数据集;另一个是搭建的双转子中介轴承实验台获得的数据集。

3.1 意大利都灵理工大学中介轴承数据集

1) 数据描述

本节中使用的实验数据是从意大利都灵的航空发动机滚动轴承故障模拟实验台中采集的故障数据^[33],其实验装置如图5所示。



图5 都灵理工大学轴承故障模拟试验台

Fig. 5 Bearing failure simulation test bed of Polytechnic University of Turin

实验台由三轴承高速主轴(图中B1和B3为支撑轴承安装位置)、动力系统、润滑装置以及加速度传感器等组件构成。该实验台可以测量航空滚动轴承在各种高速和重载下的振动信号。实验数据包括正常状态、内圈轻微失效、内圈损伤、内圈严重损伤、滚动体轻微失效、滚动体失效和滚动体严重失效7种状态,这些状态分别植入故障的损伤直径为150、250和450 μm。信号的采样频率为51.2 kHz。为了再现航空发动机轴承在高速重载条件下的真实工况,选取18 000 r/min和1 000 N负载下的振动数据构建数据集。

本研究的一个样本的长度可以被描述为 N_p 个连续的数据点,其大于一个数据周期长度(即在轴承的一次旋转期间收集的数据的数量)。 N_p 的计算如式(13)所示。

$$N_p = 60f_s \cdot v^{-1} \quad (13)$$

式中: f_s 表示采样频率; v 表示轴速,其单位为每分钟转数。

本研究将每个样本的长度设置为1 024,不重叠采样。通过GADF、GASF和MTF的方法生成3张灰度图像,将3种灰度图像分别输入RGB三通道中,得到224×224×3的彩色图像。每个故障类别包含500个样本,整个数据集总共包含3 500个样本。将数据集分为训练集、验证集和测试集,对应的比例为7:2:1,数据集详细信息如表1。

表1 都灵理工大学滚动轴承数据集故障类型分类

Table 1 Fault type classification of rolling bearing data set of Politecnico di Turin

故障种类	故障程度/μm	标签	样本数
健康	-	0	500
	150	1	500
内圈故障	250	2	500
	450	3	500
	150	4	500
滚动体故障	250	5	500
	450	6	500

2) 模型结构和参数

Res2APCNN模型的具体结构如表2所示。Res2APCNN模型的准确度、损失曲线和T-SNE可视化如图6所示。

表2 Res2APCNN模型结构

Table 2 Res2APCNN model structure

层名	卷积大小	特征层尺寸
Input	-	224×224×3
Conv1	7×7	224×224×16
Maxpooling	2×2	112×112×16
Res2NetBlock1	-	112×112×32
Res2NetBlock2	-	112×112×64
APFF	-	112×112×64
Conv2	3×3	56×56×128
Conv3	3×3	28×28×128
Conv4	3×3	14×14×256
GAP	-	1×1×256
FC	-	1×1×32
Softmax	-	1×1×num_classes

从图6(a)可以看出,迭代次数达到40次后,训练基本稳定,准确率达到了99%以上。图6(b)中的T-SNE可视化显示,每个类别的特征边界清晰且可高度区分。说

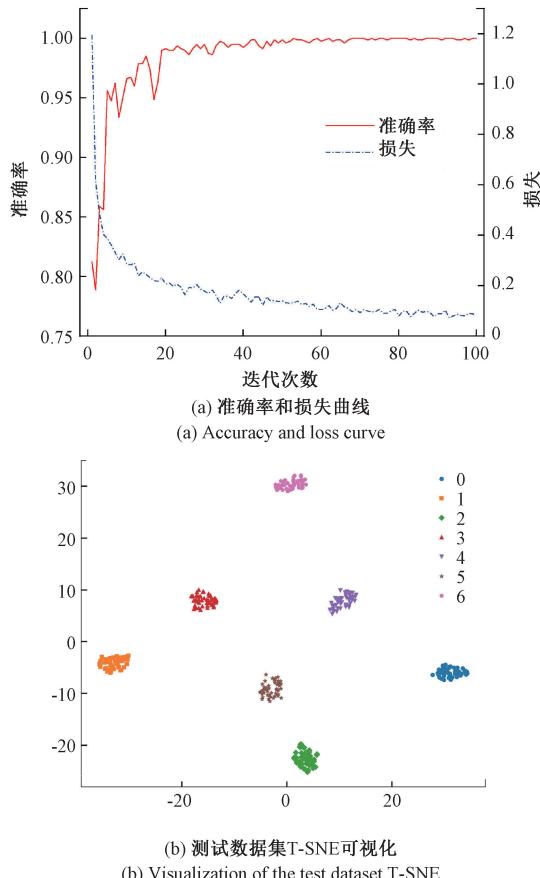


图 6 Res2APCNN 学习结果
Fig. 6 Res2APCNN learning results

明本文提出的模型能有效地从原始振动信号中提取出具有可区分性的特征。这表明,所提出的模型在特征提取方面表现出较强的能力,能够准确地识别不同故障类别的关键特征。此外,通过 T-SNE 的可视化结果,可以看出不同类别之间的特征分布较为分散,能够应对不同类型的振动信号并有效进行故障诊断。

3) 对比实验

为了评估该方法的性能,本文选取了多个基准模型进行对比,包括传统的 CNN、AlexNet、CBAM-CNN、Bi-LSTM^[34] 和 Wen-CNN (wen convolutional neural network)^[35] 等经典模型,以及具有代表性的新型算法 WK-CNN (wavelet kernel convolutional neural network)、WD-CNN (wide-dilation convolutional neural network)、DRSN (deep residual shrinkage network) 和 IDRSN (improved deep residual shrinkage network),重点关注算法的诊断准确率。所有模型均采用相同的训练设置:批量大小为 32,初始学习率为 0.0001,使用余弦退火法动态调整学习率,迭代次数为 100。评价标准为诊断准确度,即正确诊断样本数与总样本数之比,以反映各方法的总体性能。为减少随

机性影响,每个实验重复 5 次,具体结果如表 3 所示。

表 3 不同模型的实验结果
Table 3 Experimental results of different models

模型	最大准确率	最小准确率	平均准确率 (%)
Res2APCNN	100.00	99.71	99.89±0.13
CNN	91.42	89.14	90.28±0.81
AlexNet	97.42	96.28	96.91±0.38
CBAMCNN	98.57	95.42	97.02±1.06
Bi-LSTM	99.14	97.42	98.74±0.67
Wen-CNN	99.71	97.71	98.97±0.69
WK-CNN	99.42	97.43	98.51±0.63
WD-CNN	94.86	92.57	94.00±0.81
DRSN	99.14	96.86	98.29±0.89
IDRSN	99.71	98.85	99.28±0.38

从表 3 可以看出,Res2APCNN 在都灵数据集上达到了 99.89% 的平均准确率,相比表现最优的 IDRSN 方法 (99.28%) 提升了 0.61 个百分点。更重要的是,本文方法展现出了更好的稳定性,准确率波动仅为 ±0.13%,显著低于 IDRSN 的 ±0.38%。这表明 Res2APCNN 通过多尺度特征提取和自适应融合机制,能够更稳定地捕获故障特征。与传统 CNN 方法相比,本文方法准确率提升了 9.61%,这主要得益于:GADF、GASF、MTF 这 3 种时频图像的融合增强了特征表达能力;Res2Net 的多尺度并行卷积有效提取了不同频段的故障特征;APFF 模块的自适应权重分配突出了关键特征。相比于同样采用注意力机制的 CBAM-CNN,本文方法提升了 2.87%,说明 APFF 模块在特征融合方面的优势,突出了其在提升诊断准确性和稳定性方面的显著优势。

4) 抗噪性能比较

在航空发动机实际工作过程中,轴承的工作环境往往伴随着噪声干扰,环境噪声会直接影响故障诊断的准确率,因此提高模型的鲁棒性,有效抑制噪声具有重要意义。将信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 分别为 -2、0、2、4、6 和 8 dB 的高斯白色噪声添加到原始振动信号中,以模拟航空发动机在真实的工程中捕获的振动信号。SNR 的定义如式(14)所示。

$$SNR_{dB} = 10\lg(P_{signal}/P_{noise}) \quad (14)$$

式中: P_{signal} 和 P_{noise} 分别是信号和噪声的功率。

将处理后的信号通过本文提出的数据预处理方法输入 Res2APCNN 模型,以测试模型的抗干扰性能。10 种模型在不同信噪比 (SNR) 下的诊断准确度结果如图 7 所示。

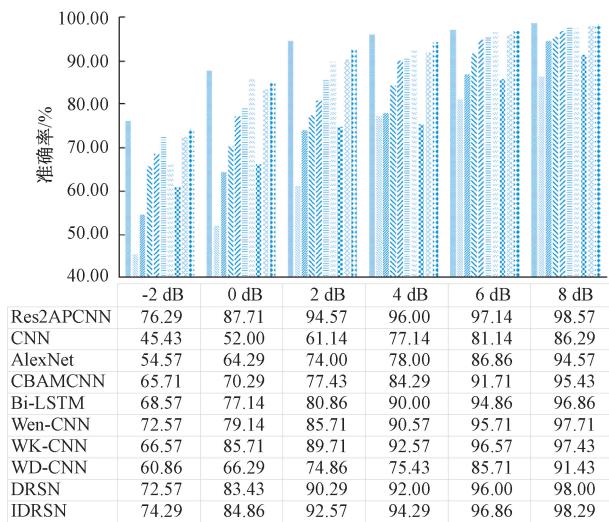


图7 不同SNR下不同模型对比

Fig. 7 Comparison of different models under different SNR

结果表明,当信噪比从8 dB降低到-2 dB时,各模型的诊断率均受到信噪比的影响,Res2APCNN下降22.29%,其余模型的诊断率均下降24.00%以上。其中,CNN模型的准确率下降幅度最大,达到40.86%。从整体性能来看,Res2APCNN在所有SNR水平下都具有比其他模型更高的诊断准确率。以Bi-LSTM和IDRSN为例,两种模型的诊断率都随着信噪比的降低而显著下降。这是因为在高信噪比条件下,噪声对有用信号的影响较小;在低信噪比条件下,噪声较多,掩盖了有用信息,使特征提取更加困难。具体而言,Bi-LSTM的诊断率下降了28.29%,表明其抗干扰能力较弱,难以从噪声条件下提取有用的特征。同样,DRSN在信噪比从8 dB降至-2 dB的过程中,诊断准确率也下降了24.00%,这种显著的性能衰减表明现有模型在应对强噪声干扰时仍存在局限性。相比之下,本研究提出的方法不仅在高信噪比条件下保持了良好的故障诊断能力,而且在低信噪比和信号质量差的情况下也能保持较高的诊断精度,表现出了优越的鲁棒性和抗干扰性。

3.2 哈尔滨工业大学轴承数据集

1) 数据集描述

为进一步验证所提出的模型的泛化能力和抗噪声性能,本文使用真实的哈尔滨工业大学(Harbin Institute of Technology, HIT)航空发动机轴间轴承数据集^[36]。该数据集是使用真实航空发动机、电机驱动和润滑系统构建的实验台。在航空发动机上共设置了6个测量位置,包括2个电涡流传感器和4个加速度传感器。原始数据为15 s的传感信号,采样频率设定为25 000 Hz。航空发动机试验平台的搭建如图8所示。

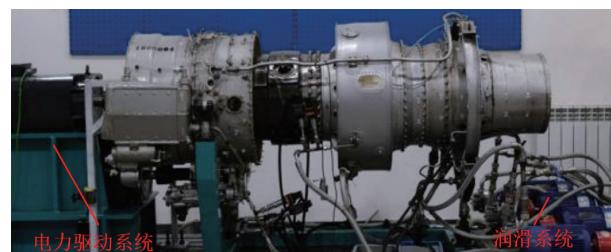


图8 HIT航空发动机试验平台

Fig. 8 HIT aero engine test platform

该数据集是利用真实的航空发动机安装故障类型获得的传感器数据,信号模式较为复杂。设置了正常(NOR)、内环故障(IRF 1)、内环故障(IRF 2)和外环故障(ORF)3种故障类型,其中ORF和IRF 1的损伤长度和深度分别为0.5 mm,IRF 2的损伤长度和深度分别为1和0.5 mm。每个故障类别包含360个样本。将数据集分为训练集、验证集和测试集,数据集详细信息如表4。

表4 哈尔滨工业大学轴承数据集故障类型分类

Table 4 Fault type classification of HIT bearing data set

故障种类	故障程度/mm	标签	样本数
正常	-	0	360
内圈故障	0.5	1	360
	1.0	2	360
外圈故障	0.5	3	360

2) 抗噪性能比较

为了验证本文所提出模型Res2APCNN在噪声环境下的诊断性能,在HIT轴承数据集中添加不同信噪比SNR(-4、-2、0、2、4、6和8 dB)的高斯白色噪声,通过数据预处理得到真实航空发动机中介轴承故障数据集,将其与CNN、LSTM、Bi-LSTM、多尺度卷积神经网络MC-CNN(multi-scale convolutional neural network)、多模型集成深度学习方法MMEDL(multi-model ensemble deep learning)、深度集成密集卷积神经网络DEDCNN(deep ensemble dense convolutional neural network)、混合卷积神经网络与双向门循环单元CNN-BGRU(convolutional neural network with bidirectional gated recurrent unit)7个模型进行抗噪性对比实验,结果如图9和表5所示。

根据图9,所提出的模型的诊断准确度随着SNR的增加而增加。在信噪比为-4 dB时,该模型的平均诊断准确率达到97.52%。随着噪声的减小,精度逐渐提高,当SNR为8 dB时,精度达到100%,在信噪比从8 dB降至-4 dB的过程中,下降幅度仅为2.48%,显著低于CNN-BGRU模型的16.9%,而DEDCNN的性能下降幅度则最大,达到44.3%。

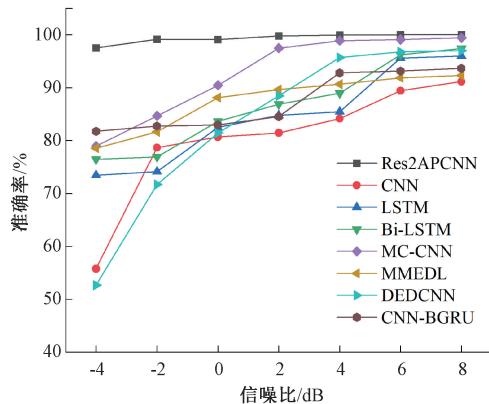


图 9 HIT 数据集上不同 SNR 的比较模型的诊断准确度

Fig. 9 Diagnostic accuracy of comparison models of different SNRs on HIT datasets

表 5 HIT 数据集不同 SNR 准确度

Table 5 HIT data sets vary in SNR accuracy

模型	(dB)						
	-4	-2	0	2	4	6	8
Res2APCNN	97.52	99.15	99.08	99.78	99.95	99.98	100.00
CNN	55.78	78.67	80.69	81.46	84.16	89.42	91.15
LSTM	73.45	74.14	82.49	84.75	85.47	95.60	95.99
Bi-LSTM	76.48	76.89	83.67	86.87	88.94	96.22	97.41
MC-CNN	78.96	84.67	90.45	97.48	98.89	99.10	99.40
MMEDL	78.57	81.64	88.14	89.64	90.65	91.86	92.31
DEDCNN	52.68	71.69	81.45	88.45	95.67	96.78	96.98
CNN-BGRU	81.75	82.74	82.96	84.52	92.78	93.14	93.65

从整体性能分析来看,Res2APCNN 在所有信噪比水平下均展现出高于其他模型的诊断准确率。以 Res2APCNN、Bi-LSTM 和 MC-CNN 为例,这 3 种模型的诊断率均随着信噪比的降低而呈现出下降趋势。Bi-LSTM 的诊断率下降了 20.93%, 而 MC-CNN 的诊断率下降了 20.44%, 这表明 Bi-LSTM 和 MC-CNN 在抗干扰能力方面较弱, 难以从噪声环境中提取有效特征。结果进一步表明,Res2APCNN 在不同噪声环境下均具有良好的抗噪性能, 诊断准确率均优于其他模型。这种优异的抗噪性能源于: 多域信息融合策略有效抑制了单一域内的噪声干扰; Res2Net 的多尺度特征提取能够在不同尺度上识别故障模式; APFF 模块的自适应机制能够根据噪声水平动态调整特征权重。

3.3 自建试验台中介轴承故障数据集

1) 数据集介绍

为了验证模型的有效性与泛化能力。本研究搭建了中介轴承双转子试验台, 进行故障模拟试验并采集数据。

双转子试验台如图 10 所示。

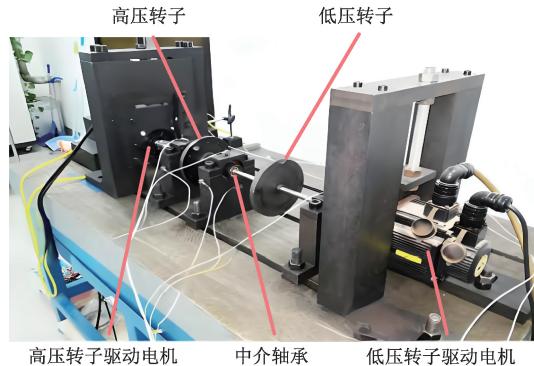


图 10 双转子中介轴承试验台

Fig. 10 Double rotor inter-shaft bearing test bench

试验系统包括电机驱动系统、转子系统、支撑系统和数据采集系统, 中介轴承安装于高、低压转子之间, 高压转子和低压转子依靠联轴器与伺服电机相联。电机型号为 130SM04030, 额定功率 1.2 kW。试验所用轴承为圆柱滚子轴承(型号 NSK202EM)。由于中介轴承发生的故障大多数为内圈或外圈裂纹, 而裂纹产生的方式和形状与采用线切割法直接在轴承上加工的效果十分接近。因此本文轴承故障表面缺陷采用线切割法制造缺陷沿内圈、外圈和滚动体表面纵向扩展, 并且构建了内圈混合故障和外圈混合故障的故障情况。

在试验过程中, 设置采样频率为 4 800 Hz, 内圈与外圈采用不同转速, 内圈 600 r/min, 外圈 720 r/min, 转速比为 1.2。故障类型与大小如表 6 所示。共包含 3 200 个样本, 按照 6:2:2 的比例划分训练集、验证集和测试集。

表 6 双转子中介轴承实验台数据集的故障类型分类

Table 6 Classification of fault types in data set of double-rotor inter-shaft bearing test bench

故障种类	故障程度/mm	标签	样本数
内圈故障	0.5	0	400
	1.0	1	400
内圈混合故障	0.5	2	400
	0.5	3	400
外圈故障	1.0	4	400
	0.5	5	400
外圈混合故障	0.5	6	400
	1.0	7	400
滚动体故障	0.5	6	400
	1.0	7	400

2) 抗噪性能比较

为了验证本文提出的模型在噪声环境下的故障诊断能力, 在双转子中介轴承试验台上收集加速度振动信号, 添加不同 SNR(-2、0、2、4、6 和 8 dB) 的高斯白色噪声到

原始振动信号中,通过数据预处理得到航空发动机中介轴承故障数据集,与 CNN、AlexNet、CBAM-CNN、Bi-LSTM 和 Wen-CNN、WK-CNN、WD-CNN、DRSN 和 IDRSN 进行抗噪性对比实验,结果如图 11 所示。

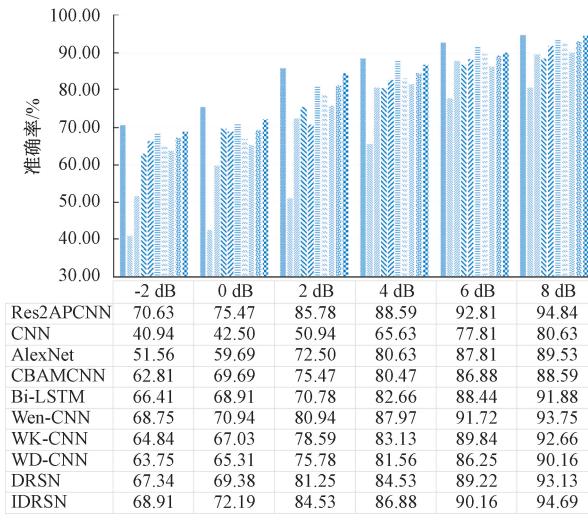


图 11 不同 SNR 下不同模型对比

Fig. 11 Comparison bar chart of different models under different SNR

实验结果表明,Res2APCNN 在所有信噪比水平下均展现出最优的诊断性能,当信噪比从 8 dB 降低至 -2 dB 时,本文方法的性能下降幅度仅为 24.22%,显著优于 CNN 的 39.69%、AlexNet 的 37.97% 和 Bi-LSTM 的 25.47%。这种优异的抗噪性能主要源于 3 个关键机制:首先,GADF、GASF 和 MTF 多域信息融合策略能够从不同角度捕获故障特征,当某一域受到噪声严重干扰时,其他域信息可提供有效补偿;其次,Res2Net 模块的多尺度并行卷积操作能够在不同尺度上分离故障特征和随机噪声,增强特征提取的鲁棒性;最后,APFF 模块根据信号质量动态调整特征权重,在高噪声环境下自动降低受干扰特征的权重,突出高信噪比特征。从方法类型对比来看,传统 CNN 和 AlexNet 在强噪声下性能急剧下降是因为单一卷积操作易受噪声干扰,CBAM-CNN 虽然通过注意力机制有所改善但在复杂噪声环境下适应性仍有限制,而 IDRSN 等先进方法虽然性能良好但整体抗噪能力仍不如本文方法。除准确率外,Res2APCNN 还展现出更好的诊断稳定性,在 -2 dB 条件下标准差仅为 $\pm 1.2\%$,显著低于 CNN 的 $\pm 3.8\%$,证明了方法的可靠一致性,表明本文方法为航空发动机中介轴承可靠故障诊断提供了有效解决方案。

3) 消融实验

本研究实施了消融实验,以探讨所提出方法中各组件对网络性能的影响。实验设计比较了 4 种不同的实验

条件:(1)去除 Res2 模块;(2)去除自适应并联特征融合(APFF)结构;(3)同时去除 Res2 模块和 APFF 结构;(4)完整的网络结构。故障类别涵盖了测试中提及的 8 种类型(标记为 0~7)。表 7 展示了最终结果的诊断准确率、精确率、召回率和 F1 分数,其中 F1 分数用于反映各类别的评估性能。结果显示,移除 Res2APCNN 模型中的任一结构均会导致模型的诊断性能显著下降。当去除 Res2 模块时,准确率降低了 1.41%,这证明了 Res2 在多尺度关键特征提取及提升模型性能方面的重要性。与此同时,去除 APFF 结构时,准确率下降了 2.19%,F1 分数下降了 2.21%,进一步验证了自适应并联特征融合块在有效识别关键信息中的重要作用。值得注意的是,当同时去除这两种结构时,性能下降最为显著,准确率降低了 4.06%,F1 分数下降了 4.04%,这进一步印证了本文所提出方法的鲁棒性与稳定性。

表 7 消融实验的不同模型的结果

Table 7 Results of different models of ablation

实验条件	experiments (%)			
	准确率	精确率	召回率	F1
(1)	95.31	95.31	95.41	95.30
(2)	94.53	94.53	94.58	94.51
(3)	92.66	92.66	92.78	92.68
(4)	96.72	96.78	96.72	96.72

4 结论

1) 本研究提出的基于 GADF、GASF 和 MTF 方法的轴承信号二维灰度图像转换方案,显著增强了对时间序列信息的捕捉能力,通过图像融合有效提升了故障特征的表征。

2) 结合 Res2Net 残差模块,采用并行卷积操作提取多尺度信息,有效过滤噪声干扰,优化信息流动,提升了故障特征的提取和重用能力。嵌入的 APFF 模块聚焦于空间和全局信息,通过分析各特征维度的重要性,赋予其差异化权重,成功筛选和放大了关键特征信号,从而提升了诊断精度。

3) 实验结果验证了所提出模型在高噪声环境下的优越性能。在 3 个数据集上的实验中,模型的准确率分别达到了 98.57%、99.35% 和 94.84%,展现了卓越的抗干扰能力、鲁棒性及良好的泛化性。

尽管本文方法表现优异,但仍存在一定的局限性和适用边界:本方法主要适用于中介轴承的故障诊断,对其他类型轴承的有效性有待进一步验证;同时该方法对样本规模具有一定依赖性,在小样本条件下性能可能受限,

需要充足的标注数据支撑模型训练,这可能增加实际工程应用的数据获取成本。

参考文献

- [1] 田晶, 艾辛平, 张凤玲, 等. 基于多体动力学的中介轴承局部缺陷故障振动特性分析[J]. 航空动力学报, 2024, 39(8): 245-255.
TIAN J, AI X P, ZHANG F L, et al. Analysis of vibration characteristics of inter-shaft bearing with local defects based on multi-body dynamics [J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(8): 245-255.
- [2] 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 bearing compound fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 197-207.
- [3] XU Z F, MEI X, WANG X Y, et al. Fault diagnosis of wind turbine bearing using a multi-scale convolutional neural network with bidirectional long short term memory and weighted majority voting for multi-sensors [J]. Renewable Energy, 2022, 182: 615-626.
- [4] 田晶, 张羽薇, 张凤玲, 等. 基于广义精细复合多尺度量子熵和核主成分分析的中介轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(2): 81-90.
TIAN J, ZHANG Y W, ZHANG F L, et al. Inter-shaft bearing fault diagnosis method based on generalized refined composite multiscale quantum entropy and kernel principal component analysis [J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(2): 81-90.
- [5] 张博文, 庞新宇, 程宝安, 等. 基于PIRD-CNN的航空发动机轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(18): 201-207, 231.
ZHANG B W, PANG X Y, CHENG B AN, et al. Fault diagnosis method for aeroengine bearings based on PIRD-CNN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(18): 201-207, 231.
- [6] GODSE R, BHAT S. Mathematical morphology-based feature-extraction technique for detection and classification of faults on power transmission line [J]. IEEE Access, 2020, 8: 38459-38471.
- [7] WANG B X, DING CH C. Hierarchical frequency-domain sparsity-based algorithm for fault feature extraction of rolling bearings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6228-6240.
- [8] WEI S, WANG D, WANG H, et al. Time-varying envelope filtering for exhibiting space bearing cage fault features [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 3504313.
- [9] DING X X, HE Q B, SHAO Y M, et al. Transient feature extraction based on time-frequency manifold image synthesis for machinery fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(11): 4242-4252.
- [10] LI H, LIU T, WU X, et al. Enhanced frequency band entropy method for fault feature extraction of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(9): 5780-5791.
- [11] 吴江平, 刘若晨, 孙见忠, 等. 基于BO优化SVM轴承故障的静电信号识别方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(18): 15-22.
WU J P, LIU R CH, SUN J ZH, et al. Fault electrostatic recognition for bearings via SVM optimized by Bayesian optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(18): 15-22.
- [12] 常梦容, 王海瑞, 肖杨. mRMR 特征筛选和随机森林的故障诊断方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(3): 175-183.
CHANG M R, WANG H R, XIAO Y. Research on fault diagnosis method based on mRMR, feature screening and random forest [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(3): 175-183.
- [13] LEI Y G, JIA F, LIN J, et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3137-3147.
- [14] WEN L, YANG G, HU L X, et al. A new unsupervised health index estimation method for bearings early fault detection based on Gaussian mixture model [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128: 107562.
- [15] FENG K, JI J C, NI Q, et al. A novel vibration-based prognostic scheme for gear health management in surface wear progression of the intelligent manufacturing system [J]. Wear, 2023, 522: 204697.

- [16] 乔卉卉,赵二贤,郝如江,等. 基于注意力机制与多源信息融合的变工况轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(9): 120-130.
- QIAO H H, ZHAO E R X, HAO R J, et al. Attention mechanism and multi-source information fusion-based method for bearing fault diagnosis under variable operating conditions [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 120-130.
- [17] 戴郎杰,蔡开龙,王阿久,等. 基于CNN-BES-ELM的航空发动机气路故障诊断研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(13): 27-34.
- DAI L J, CAI K L, WANG A J, et al. Research on aero-engine gas path fault diagnosis based on CNN-BES-ELM [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(13): 27-34.
- [18] WANG X, ZHANG H, DU ZH H. Multiscale noise reduction attention network for aeroengine bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72:3513810.
- [19] 胡明辉,高金吉,江志农,等. 航空发动机振动监测与故障诊断技术研究进展[J]. 航空学报, 2024, 45(4): 7-35.
- HU M H, GAO J J, JIANG ZH N, et al. Research progress on vibration monitoring and fault diagnosis for aero-engine [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(4): 7-35.
- [20] LIN B, ZHU G H, ZHANG Q H, et al. A novel framework for bearing fault diagnosis across working conditions based on time-frequency fusion and multi-sensor data fusion [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(12): 1-14.
- [21] LIU Y, CHEN Y, LI X G, et al. MPNet: A lightweight fault diagnosis network for rotating machinery [J]. Measurement, 2025, 239: 115498.
- [22] GUO W CH, ZHANG Y L, PENG CH, et al. A novel bearing fault diagnosis method based on multifeature fusion attention-guided mechanism with noise robustness[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(22): 28486-28499.
- [23] 康涛,段蓉凯,杨磊,等. 融合多注意力机制的卷积神经网络轴承故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(12): 68-77.
- KANG T, DUAN R K, YANG L, et al. Bearing fault diagnosis using convolutional neural network based on a multi-attention mechanism[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(12): 68-77.
- [24] SHEN Q M, ZHANG Z Q. Fault diagnosis method for bearing based on attention mechanism and multi-scale convolutional neural network [J]. IEEE Access, 2024, 12: 12940-12952.
- [25] 田晶,赵梓淇,赵丹,等. 基于A2-ResNet的中介轴承故障诊断方法研究[J]. 推进技术, 2025, 46(2): 271-281.
- TIAN J, ZHAO Z Q, ZHAO D, et al. Inter-shaft bearing fault diagnosis method based on A2-ResNet [J]. Journal of Propulsion Technology, 2025, 46(2):271-281.
- [26] 赵洪利,杨佳强. 基于融合卷积Transformer的航空发动机故障诊断[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(4): 1117-1126.
- ZHAO H L, YANG J Q. Aero-engine fault diagnosis based on fusion convolutional Transformer [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(4): 1117-1126.
- [27] LIU X L, LU J, LI ZH. Multiscale fusion attention convolutional neural network for fault diagnosis of aero-engine rolling bearing[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(17): 19918-19934.
- [28] 邓飞跃,郑守禧,郝如江. 一种轻量化尺度感知调制Swin Transformer模型的轴箱轴承故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(9): 83-93.
- DENG F Y, ZHENG S H X, HAO R J. A lightweight scale-aware modulation Swin Transformer network for axlebox bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(9): 83-93.
- [29] WANG ZH G, OATES T. Encoding time series as images for visual inspection and classification using tiled convolutional neural networks [C]. Workshops at the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2015: 40-46.
- [30] GAO SH H, CHENG M M, ZHAO K, et al. Res2net: A new multi-scale backbone architecture [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 43(2): 652-662.
- [31] 王照伟,刘传帅,赵文祥,等. 多尺度多任务注意力卷积神经网络滚动轴承故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(7): 65-76.
- WANG ZH W, LIU CH SH, ZHAO W X, et al. Rolling bearing fault diagnosis with multi-scale multi-task

- attention convolutional neural network [J]. Electric Machines and Control, 2024, 28(7) : 65-76.
- [32] DAI Y M, GIESEKE F, OEHMCKE S, et al. Attentional feature fusion [C]. 2021 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2021: 3559-3568.
- [33] DAGA A P, FASANA A, MARCHESELLA S, et al. The Politecnico di Torino rolling bearing test rig: Description and analysis of open access data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 120: 252-273.
- [34] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNIK J, et al. LSTM: A search space odyssey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 28(10) : 2222-2232.
- [35] WEN L, LI X Y, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(7) : 5990-5998.
- [36] HOU L, YI H M, JIN Y H, et al. Inter-shaft bearing fault diagnosis based on aero-engine system: A benchmarking dataset study [J]. Journal of Dynamics, Monitoring and Diagnostics, 2023: 228-242.

作者简介



田晶(通信作者),2012 年于沈阳航空航天大学获得硕士学位,2019 年于西北工业大学获得博士学位,现为沈阳航空航天大学教授,主要研究方向为航空发动机振动、强度及可靠性,航空发动机状态监测与故障诊断。

E-mail: tianjing@188.com

Tian Jing(Corresponding author) received his M.Sc. degree from Shenyang Aerospace University in 2012, and his Ph.D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2019. He is currently a professor at Shenyang Aerospace University. His main research interests include aeroengine vibration, strength and reliability, aeroengine condition monitoring and fault diagnosis.



丁小飞,2012 年于西北工业大学获得硕士学位,现为沈阳发动机研究所研究员,主要研究方向为航空发动机结构强度,整机动力学设计,整机振动抑制与故障诊断。

E-mail: tianjing@188.com

Ding Xiaofei received his M.Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 2012. He is currently a researcher at Shenyang Engine Research Institute. His main research interests include structural strength of aero engines, overall dynamic design, vibration suppression and fault diagnosis of the entire machine.