

基于多域特征融合与 DCST 轮对轴承故障诊断方法*

邓飞跃¹, 郑守禧¹, 郝如江¹, 杨绍普²

(1. 石家庄铁道大学机械工程学院 石家庄, 050043)

(2. 石家庄铁道大学省部共建交通工程结构力学行为与系统安全国家重点实验室 石家庄, 050043)

摘要 针对高速列车复杂运行工况下轮对轴承故障特征微弱而难以提取、识别与诊断的问题,提出了一种多域特征融合和膨胀卷积 SwinT 模型 (dilation convolution SwinT, 简称 DCST) 网络用于高速列车轮对轴承故障诊断。首先,基于时域、频域及时频域特征融合思想,分别采用马尔可夫转移场 (Markov transition field, 简称 MTF)、双谱与连续小波变换 (continuous wavelet transform, 简称 CWT) 将轴承一维信号转换为多域融合增强后的二维图像;其次,引入多层膨胀卷积运算,改进了 SwinT 模型的基本模块,提出了自注意力与多尺度膨胀卷积并行运算的 DCST 模块设计方法;最后,通过嵌入自适应空间特征融合 (adaptively spatial feature fusion, 简称 ASFF) 模块完善了网络的层次化结构。试验结果表明:DCST 网络既能兼顾全局与局部特征信息的提取,也能通过空间权重融合挖掘网络浅层与深层特征信息;所提模型能够实现轮对轴承不同故障类型及损伤程度的精准识别,故障诊断结果优于传统 VGG16、ResNet101、ViT 和 SwinT 等 4 种常用模型。

关键词 故障诊断;轮对轴承;特征增强;自注意力;特征融合

中图分类号 TH133;TH17

引言

轮对轴承是高速列车走行部核心旋转部件之一,恶劣的工作环境导致轮对轴承极易发生各类故障。然而,轴承信号中包含强烈的背景噪声,使得轴承故障特征识别非常困难^[1]。因此,探索更为有效的轮对轴承故障诊断方法,对保障列车高速、安全及可靠行驶至关重要。

传统振动信号分析方法,如共振解调^[2-3]、形态学滤波^[4]、稀疏表征^[5]及时频分解^[6-7],虽然在轴承故障诊断中得到了较为广泛的应用,但面对轴箱轴承等复杂机械装备部件时,仍存在以下不足:①传统方法适合分析少量数据,无法对海量数据进行检测;②分析过程需要大量先验知识,受人为主观因素影响大;③智能化与自动化程度欠佳,难以满足现代化生产需求。上述问题限制了传统诊断方法在工程中的进一步应用。

深度学习技术以其强大的数据处理与特征学习能力逐渐成为故障智能诊断研究的热点。传统的深度神经网络模型主要有:深度置信网络、堆叠自编码网络和卷积神经网络 (convolutional neural networks, 简称 CNN) 模型^[8]。文献 [9] 建立了一维

CNN 模型诊断轴承故障,并采用粒子群优化算法对网络参数进行优化。文献 [10] 构建了 CNN 模型对加速度计和传声器采集的多模态传感器信号进行融合处理,实现了更为准确的轴承故障诊断。Jing 等^[11]采用 CNN 模型学习输入信号的特征信息,实现了对旋转机械复杂故障模式的识别。由于轮对失圆、踏面扁疤及轨道不平顺等复杂激励的干扰,轮对轴承信号中背景噪声强烈,网络模型难以提取到准确的故障特征。为此,国内外学者采用信号预处理手段来增强模型诊断效果,并通过改进网络结构提升模型的特征信息学习能力。李峰等^[12]通过稀疏自适应 S 变换得到轴承故障特征增强的时频图像,再输入残差网络模型诊断轴承故障。Yang 等^[13]利用小波包对信号进行分解,得到更能表征故障的特征向量,再输入深度神经网络对轴承故障进行识别。Peng 等^[14]提出了一种多分支多尺度 CNN 模型,能够从多个信号分量和时间尺度中学习更丰富的故障信息。Wang 等^[15]通过挤压与激励 (squeeze and excitation, 简称 SE) 注意力机制与 CNN 网络相结合,构建 SE-CNN 联合模型以提高性能。虽然 CNN 的应用非常广泛,但其模型仍存在一些固有缺陷,如感

* 国家自然科学基金资助项目 (12272243, 12393783, 12032017); 河北省研究生案例库资助项目 (KCJPZ2023037)

收稿日期:2024-01-05; 修回日期:2024-03-11

受野范围受限于卷积核的大小、难以并行计算以及长历程依赖性学习较差等。

Transformer是一种基于自注意力机制的网络模型,而ViT模型在大规模图像分类研究中展现了优越的性能^[16]。文献[17]通过短时傅里叶变换获取轴承振动图像后,基于ViT模型进行了轴承故障诊断。SwinT模型采用层次化的特征映射网络框架,并将ViT中多头注意力模块替换为窗口多头注意力(windows multihead self-attention,简称W-MSA)模块和移位窗口多头注意力(shifted windows multi-head self-attention,简称SW-MSA)模块,通过窗划分将整个特征图分割为多个图像块,能够更便捷地学习图像的整体语义特征^[18]。刘子昌等^[19]将振动信号转换为小波时频图后输入SwinT模型,能够实现较为准确的柴油机故障诊断。SwinT层次化结构中各个窗口之间信息传递困难,并且较小的Patch操作会忽视特征图中的一些精细特征,局部特征捕捉能力不足。

本研究提出一种DCST模型用于高速列车轮对轴承故障诊断。首先,采用MTF、双谱与CWT将轴承一维信号分别转换为时域、频域、时频域二维图像,利用多领域表达集成融合为新的特征图像,进一步增强信号的特征信息;其次,设计了一种新膨胀卷积SwinT模块(简称DCST-block),在原有W-MSA和SW-MSA中加入了多层膨胀卷积运算分支,同时进行自注意力运算与多尺度膨胀卷积运算,能够获取特征图不同语义尺度下的全局与局部特征信息;最后,在SwinT层次化模型框架中引入自适应空间特征融合(adaptively spatial feature fusion,简称ASFF)模块,通过对模型不同层次特征进行空间权重融合,有效挖掘出模型浅层和深层特征信息,丰富了图像多尺度特征,增强了检测性能。通过测试分析,验证了所提方法的有效性。

1 基于多域融合增强的预处理方法

1.1 马尔可夫转移场

MTF是基于马尔可夫转移矩阵的一种时间序列图像编码方法,其通过考虑每个分位数与数据点时间步长之间的映射关系,将一维时域信号转化为二维图像,并保留原信号本身的时间相关性。假定一维时域信号为 $X=(x_1, x_1, \dots, x_T)$,对其进行MTF图像编码步骤如下。

1) 将时域信号 X 划分为 Q 个分位箱。

2) 将 X 中每个数据点更改为对应的分位箱序号。

3) 构建转移矩阵 W 为

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

其中: w_{ij} 为分位箱 i 位于分位箱 j 后的频率,即 $w_{ij} = P(x_i \in q_i | x_{i-1} \in q_j)$ 。

4) 构造马尔可夫转移矩阵 M 为

$$M = \begin{bmatrix} m_{ij|x_1 \in q_i, x_1 \in q_j} & \cdots & m_{ij|x_1 \in q_i, x_n \in q_j} \\ m_{ij|x_2 \in q_i, x_1 \in q_j} & \cdots & m_{ij|x_2 \in q_i, x_n \in q_j} \\ \vdots & & \vdots \\ m_{ij|x_n \in q_i, x_1 \in q_j} & \cdots & m_{ij|x_n \in q_i, x_n \in q_j} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中: m_{ij} 为分位箱 i 转移到分位箱 j 的频率,即 $m_{ij} = P(q_i \rightarrow q_j); q_i, q_j \in [1, Q]$ 。

因此,MTF将时间序列数据点的推移可视作一个马尔可夫过程,从而在时域中将一维信号转化为二维图像。

1.2 双谱

双谱即3阶累积量谱,通过对一维信号 X 的3阶累积量进行二维离散傅里叶变换得到。双谱 $B_x(\omega_1, \omega_2)$ 表达式为

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} [c_{3x}(\tau_1, \tau_2) e^{-j(\omega_1\tau_1 + \omega_2\tau_2)}] \quad (3)$$

其中: $c_{3x}(\tau_1, \tau_2)$ 为一维信号 X 的3阶累积量; ω_1, ω_2 为双谱的2个频率。

双谱分析利用高斯噪声在3阶累积量恒为0的特性,能够有效抑制信号中的高斯噪声干扰,并且保留了信号中频率、相位等频域信息。双谱结果是利用双谱分析生成了信号的频域特征图像。

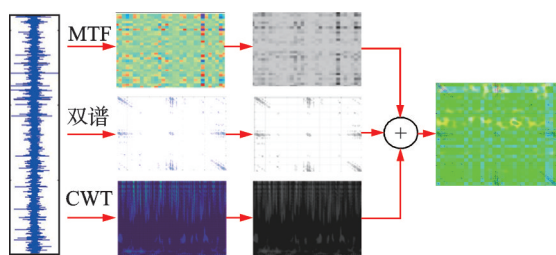
1.3 连续小波变换

CWT具有良好的时频分辨率和瞬态检测能力,利用平移和缩放的连续小波基函数来表征故障信号的时频域特征。由于Morlet小波的时域波形与轴承故障冲击衰减的波形相似,因此选取Morlet小波基函数进行CWT分析。对一维信号 X 进行Morlet小波变换,表达式为

$$A(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (4)$$

其中: $A(a, b)$ 为Morlet小波变换系数; a, b 分别为小波的尺度参数和平移参数; $\varphi(\cdot)$ 为Morlet小波基函数;“*”表示共轭。

通过对轴承一维信号进行CWT,可以在时频域内得到二维时频图。首先,利用MTF、双谱和CWT分别对采集的轴承一维信号进行处理,得到相应的表征时域、频域和时频域信息的二维图像;其次,进行图像灰度化处理以减少图像容量大小,并突出图像相关目标区域;最后,将3种图像按通道集成融合在一起,重新构成一个多域融合增强的图像。新图像在保留RGB格式的基础上,同时蕴含了轴承信号时域、频域和时频域内原有的多域特征信息。图像的多域融合增强过程如图1所示。



一维信号 → 二维图像 → 图像灰度化 → 融合图像
图1 图像的多域融合增强过程
Fig.1 Multi-domain fusion enhancement of image

2 膨胀卷积 SwinT 模型

2.1 SwinT 模型

SwinT 模型构建了层次化的特征映射网络,在图像分类、目标检测和语义分割等识别任务中展现了优良的性能。SwinT 模型结构如图 2 所示。首先,通过块分割层将输入的二维图像分割为互不重合的多个小图像块,再通过线性嵌入层将其投影到任意维度;其次,在 4 个连续的阶段中,每个阶段包含多个堆叠的 SwinT block,由 W-MSA 模块和 SW-MSA 模块成对构成,其中还设有图像块合并层对图像特征进行降采样和增维操作;然后,对输出的图像特征进行平均池化;最后,输出至分类层中实现模型分类识别。W-MSA 模块能够对特征图进行小窗口划分,再在每个窗口中进行多头注意力运算操作,有效降低了模型的计算量。SW-MSA 模块通过跨窗口连接,能够实现跨窗口的信息交互,在一定程度上弥补了窗口间无法传递信息的不足。

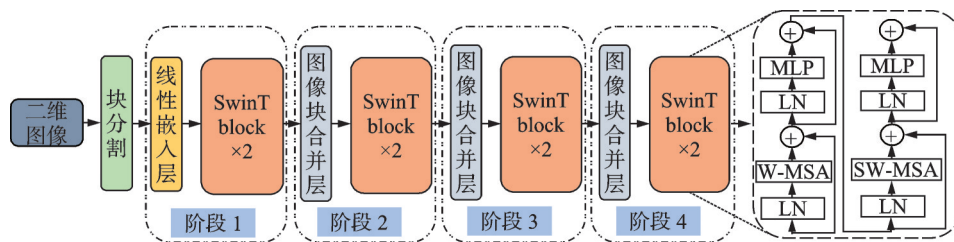


图2 SwinT 模型结构
Fig.2 The architecture of the SwinT

2.2 新膨胀卷积 SwinT 模块

轮对轴承故障信号具有典型的非平稳、非线性特性,强烈的噪声干扰导致信号图像中背景噪声比重较大,特征信息占比微弱。为了进一步提升 SwinT 局部细节特征捕捉能力,本研究设计了一种

新膨胀卷积 SwinT 模块,即 DCST-block。

DCST-block 细节框架如图 3 所示。在 W-MSA 和 SW-MSA 的每个自注意力机制层中引入 2 层膨胀卷积运算,卷积核大小为 3×3 ,膨胀因子分别为 $d=2, d=4$ 。在 DCST-block 中,首先,特征图像块经过扁平化处理,在 2 个分支中分别进行多尺度

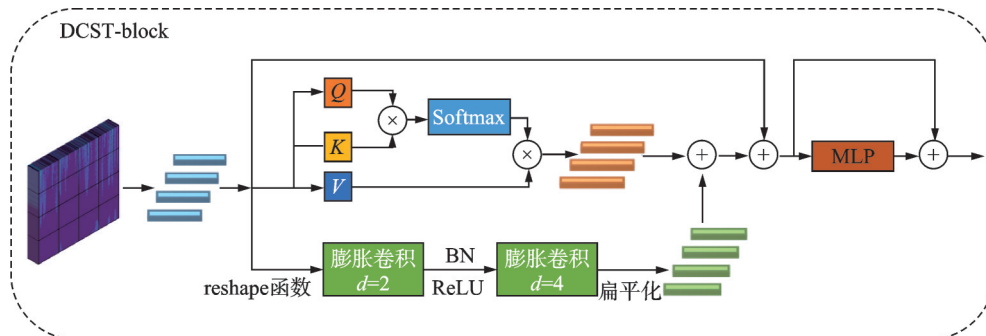


图3 DCST-block 细节框架
Fig.3 The detailed structure of DCST-block

膨胀卷积运算和窗口自注意力机制运算,膨胀卷积层之间加入了批标准化(batch normalization,简称BN)层和激活函数(ReLU)层;其次,卷积运算后的结果再次经过扁平化处理,与多头自注意力运算结果相加完成特征融合;然后,与残差连接的结果相加;最后,连接层归一化(layer norm,简称LN)和多层感知机(multi layer perceptron,简称MLP)。图像特征经过多层膨胀卷积操作后,多尺度空间特征信息得到增强,并且膨胀卷积相较于常规卷积感受野范围更大,所需参数量更小。因此,所设计的DCST-block通过加入自注意力运算与膨胀卷积运算双分支操作,同时融合了两者的优势,能够有效获取图像不同语义尺度下的全局与局部特征信息,图像特征提取能力得到进一步提升。

2.3 自适应空间特征融合

网络模型底层特征分辨率更高,包含更多的细节信息,而高层特征具有更强的语义信息,但对细节感知能力较差。为实现SwinT层次化网络中高层特征和底层特征的细粒度融合,本研究在SwinT原有网络框架中嵌入了ASFF模块,其结构如图4所示。ASFF主要由特征图尺度调整 and 自适应融合两部分构成。4个阶段后输出的特征图 X_1 、 X_2 、 X_3 和 X_4 尺度不同,通过不同大小、不同步长的池化和卷积操作,将 X_1 、 X_2 与 X_3 的尺度大小都缩放为与 X_4 相同,从而实现4个特征图的尺度统一,分别得到 X_{1-1} 、 X_{2-1} 、 X_{3-1} 和 X_{4-1} 。利用网络训练单位 1×1 卷积得到对应

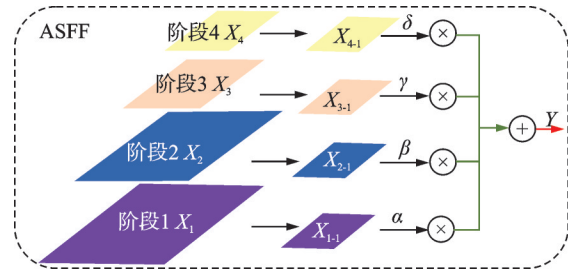


图4 ASFF结构示意图

Fig.4 The structure diagram of ASFF

的4个空间重要性权重,分别为 α 、 β 、 γ 和 δ ,将两者逐个相乘再相加,得到输出的 Y 。

Y 在 (i,j) 位置处的特征元素表示为

$$Y_{ij} = \alpha_{ij}X_{1-1(ij)} + \beta_{ij}X_{2-1(ij)} + \gamma_{ij}X_{3-1(ij)} + \delta_{ij}X_{4-1(ij)} \quad (5)$$

其中： $\alpha_{ij} + \beta_{ij} + \gamma_{ij} + \delta_{ij} = 1$, 并且 $\alpha_{ij}, \beta_{ij}, \gamma_{ij}, \delta_{ij} \in [0, 1]$ 。

本研究提出的DCST模型架构如图5所示。首先,构建DCST-block代替SwinT模型每个阶段中原有的SwinT block;其次,将ASFF嵌入到4个阶段之后,实现不同网络层输出特征的深度融合;最后,通过全局平均池化(global average pooling,简称GAP)层、全连接(full connection,简称FC)层构成的分类网络实现图像分类识别。该模型中前3个阶段输出的特征图 X_1 、 X_2 、 X_3 通过下采样将特征图尺度调整为与阶段4输出 X_4 相匹配,然后进行相加融合,ASFF输出的特征图 Y 尺度为 $7 \times 7 \times 768$ 。

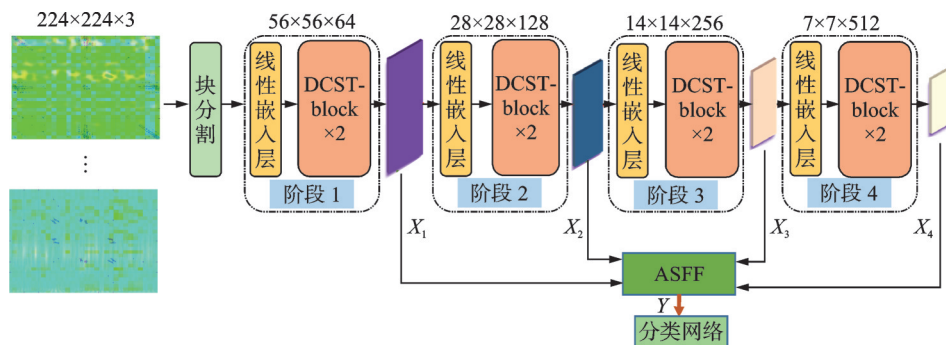


图5 DCST模型架构

Fig.5 The architecture of the DCST

3 试验结果与分析

3.1 试验介绍

高速列车轴承综合试验台如图6所示。试验台一端为支撑轴承,另一端为测试的列车轮对轴

承,采用液压加载装置对测试轴承施加载荷。加速度传感器安装在测试轴承端盖位置,采样频率为25 600 Hz。测试轴承型号为197726双列圆锥滚子轴承,轴承故障包含8种类型,所有轮对轴承故障全部是列车长时间运行过程中产生的真实轴承故

障。轮对轴承故障如图7所示。试验中分别对试验台施加静向载荷和空载荷,轴承测试工况见表1。为使轴承试验测试更为全面,针对每一类故障轴承,分别在1 010、760和505 r/min这3种不同转速下进行测试。

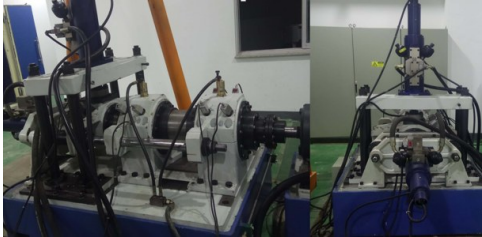


图6 高速列车轴承综合试验台

Fig.6 Wheelset bearing comprehensive test rig of high-speed train

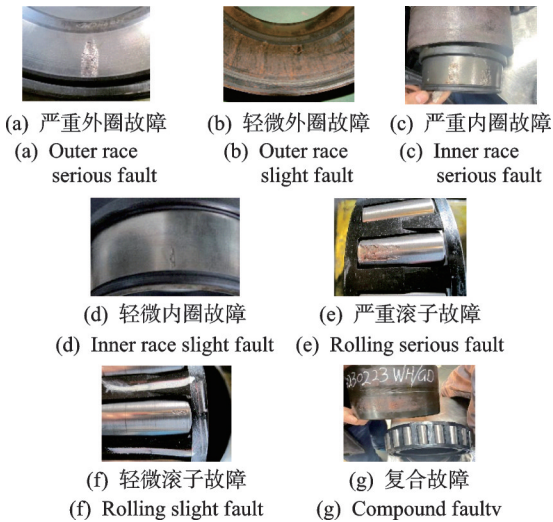


图7 轮对轴承故障

Fig.7 Wheelset bearing fault

在3种不同转速下,分别采集1 000组信号样本,共计 $1\,000 \times 3 \times 8 = 24\,000$ 组样本信号,每组信号包含1 024个数据点。双谱计算过程中,子信号长度为256个数据点,相邻子信号间有192个数据点重叠,采用Ra-Gabr窗进行频域平滑。CWT计算过程中,选取Morlet小波函数,尺度为256。每组信号分别转换为MTF、双谱及小波时频图,灰度化处理后融合成三通道图像,作为信号样本。每类故障轴承在每种转速下随机选取750组样本作为训练集,剩余250组作为测试集,训练集中又随机选取20%数据样本作为验证集。 $C_1 \sim C_8$ 每类中共有1 800组训练样本、450组验证样本和750组测试样本。在训练得到最优模型之后,输入测试集样本进行测试。

表1 轴承测试工况

Tab.1 Bearing testing conditions

类别	载荷工况	故障类型	标签
C_1	静载	正常状态	1
C_2	空载	外圈故障-严重	2
C_3	静载	外圈故障-轻微	3
C_4	空载	内圈故障-严重	4
C_5	静载	内圈故障-轻微	5
C_6	空载	滚子故障-严重	6
C_7	空载	滚子故障-轻微	7
C_8	空载	外圈故障+滚子故障	8

3.2 模型参数设置

本研究方法基于python 3.8语言,程序开发环境为PyCharm,深度学习框架为Pytorch,所用电脑硬件配置为Intel(R) Core(TM) i7-9700K、32G RAM, GPU为NVIDIA GeForce RTX 2070 Super(8GB)。模型参数设置见表2。

表2 模型参数

Tab.2 Model parameters

名称	参数设置
输入图像大小	$H \times W \times C = 224 \times 224 \times 3$
注意力头数	8
学习率	初始为0.001,固定步长为20,衰减率为0.1
迭代次数	50
随机失活	0.5
批大小	8
优化算法	Adam
损失函数	交叉熵

3.3 试验结果分析

对所提模型进行训练和验证,模型性能曲线如图8所示。由图可知,模型迭代50次之后,训练和验证过程中准确率和损失值的变化均趋于收敛,模型没有出现拟合,性能可靠稳定。通过模型测试,得到的混淆矩阵如图9所示。由图可知:类别 C_2 、 C_4 、 C_6 、 C_7 和 C_8 中所有样本均能够正确识别,识别准确率为100%; C_1 中有3个样本被错分为 C_3 ,识别准确率为99.6%; C_3 中有2个样本被错分为 C_1 ,识别准确率为99.73%; C_5 中有5个样本别错分 C_3 ,识别准确率为99.33%;测试结果整体识别准确率为99.83%。面对不同转速工况及不同负载情况下,本研究所提方法能够较为准确地识别列车轴承不同故障类型及

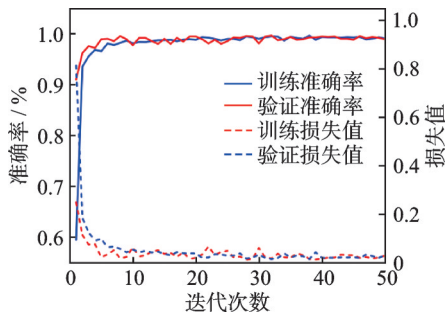


图8 模型性能曲线

Fig.8 Model performance curve

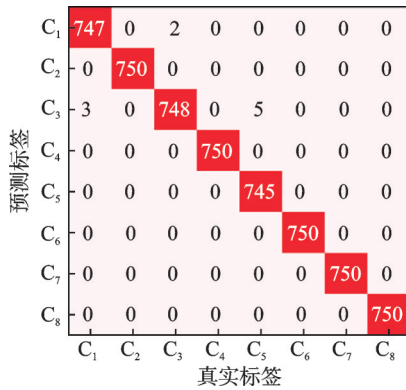


图9 混淆矩阵

Fig.9 Confusion matrix

故障损伤程度。

为了进一步分析所提网络模型框架结构特性,本研究通过测试数据可视化分析来说明图像在模型不同阶段中的特征学习、聚类及传递过程,采用t分

布-随机近邻嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, 简称t-SNE)方法,将高维数据特征映射到二维空间。选取所提网络模型中6个不同阶段进行分析,分别为模型输入端、阶段1、阶段2、阶段3、阶段4和ASFF处。所提模型可视化结果如图10所示。由图可知:在网络模型输入端,列车轴承不同工况的图像特征完全混合在一起;随着网络深度的增加,不同工况的图像特征逐渐分离;在阶段4后图像特征基本分离,仍有个别特征叠加重合在一起;在ASFF模块之后,8种工况的图像特征实现了较为准确的聚类分离。上述分析进一步证实了所提模型的有效性,相比原有SwinT层次化模型,ASFF模块通过深度融合模型不同层次的特征信息,检测性能得到增强。

3.4 消融试验

为了进一步分析多领域图像融合及所提模型中DCST-block和ASFF模块对模型性能的影响,本研究进行了2次不同的消融试验。对比分析的评估指标采用准确率、精确率、召回率及F1值^[18]。消融试验1结果见表3,其中输入信号样本分别为MTF、双谱、小波时频图与本研究的多领域融合图像。可以看出:MTF与双谱分别表征了信号的时域、频域信息;小波时频图则同时表征了信号的时频域信息;MTF与双谱的模型测试结果明显低于小波时频图;多领域图像融合同时蕴含了时域、频域和时频域

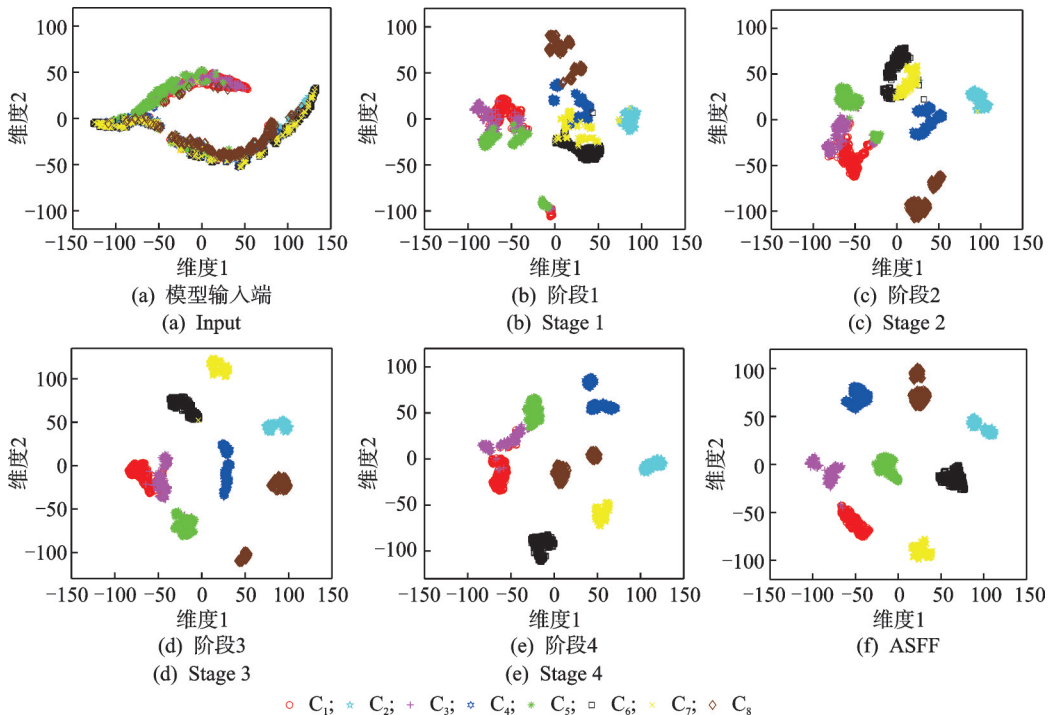


图10 所提模型可视化结果

Fig.10 Visualization results of the proposed model

表3 消融试验1结果

Tab.3 Result of ablation experiment 1

信号样本	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1值
MTF	95.53	95.53	95.10	95.19
双谱	94.13	94.13	94.45	94.41
小波时频图	98.43	98.43	98.56	98.55
本研究方法	99.83	99.83	99.82	99.82

多域信息,模型测试结果最优,说明多领域表达能够丰富并增强信号特征信息,应用效果较好。

消融试验2在使用SwinT框架的基础上,分别引入DCST-block、ASFF模块及本研究模型,结果如表4所示。可以看出:所提DCST-block和ASFF模块均能有效改进原有SwinT模型的性能;DCST-block可进一步获取图像特征图不同语义尺度下的全局与局部特征信息;ASFF模块能够对模型不同层次获取的图像特征进行空间权重融合,有效融合了浅层和深层特征信息。

表4 消融试验2结果

Tab.4 Result of ablation experiment 2

模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1值
SwinT	97.76	97.76	97.87	97.88
DCST-block	98.35	98.35	98.45	98.45
ASFF	98.56	98.56	98.52	98.54
本研究模型	99.83	99.83	99.82	99.82

3.5 对比试验

为验证所提模型的综合性能,与采用CNN框架

的VGG16、ResNet101模型以及采用自注意力机制Transformer框架的ViT、SwinT模型进行对比试验。模型性能评价指标采用准确率、精确率、召回率及F1值,模型复杂度评价指标选取了模型训练参数量(Params)、浮点运算次数(FLOPs)以及训练时长。

对比方法试验结果见表5。在模型性能方面:VGG16采用的是传统卷积操作,而ResNet101采用了残差块卷积,能有效缓解网络深度增加带来的梯度消失问题,因此VGG16的性能指标要低于ResNet101;ViT模型的测试结果性能指标在所有方法中最低,这是因为ViT模型需要大量的数据样本训练才能获得较好的模型性能^[16];SwinT模型性能指标相对较好,但仍明显低于本研究所提方法;本研究所提模型的性能指标最高。在模型复杂度方面,所提模型的Params与FLOPs指标明显高于ResNet101与SwinT模型,相比训练模型用时最少的SwinT模型增加了67.4%。这是因为所提模型是以SwinT模型为基础,由于在自注意力模块中增加了多尺度膨胀卷积操作,在层次化网络结构中嵌入了ASFF模块,增加了模型结构及运算的复杂度,因此模型训练更为耗时。但是,所提模型的Params与FLOPs指标低于VGG16与ViT模型,相比这2个模型训练用时只增加了1591s和976s。因此,本研究所提模型的性能优于其他现行方法,虽然模型复杂度有所增加,但仍在可接受的范围内。

表5 对比方法试验结果

Tab.5 Experiment results of comparison methods

模型	性能评价				复杂度评价		
	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1值	Params	FLOPs	t/s
VGG16	89.92	89.92	89.92	89.91	83.96×10^6	15.50×10^9	5381
ResNet101	93.65	93.65	93.52	93.52	44.55×10^6	7.85×10^9	4501
ViT	88.04	88.04	88.04	88.04	86.57×10^6	15.28×10^9	5996
SwinT	96.92	96.92	96.92	96.91	28.29×10^6	4.36×10^9	4163
本研究模型	99.63	99.63	99.62	99.62	62.69×10^6	7.66×10^9	6972

4 结论

1) 本研究分别采用MTF、双谱与CWT方法,在时域、频域与时频域内获取轴承信号二维图像,通过融合集成为新的特征图像,利用多领域融合增强了图像的特征表达信息。

2) 在W-MSA和SW-MSA模块中加入多层膨胀卷积运算,提出一种新的DCST-block设计方法。该模块能够同时进行自注意力与多尺度膨胀卷积运算,更为全面地获取特征图像不同语义尺度下的全

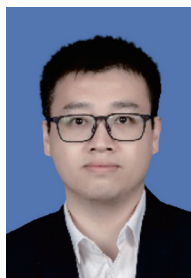
局与局部特征信息。

3) 通过在SwinT模型中引入ASFF模块,进一步完善了原有模型层次化的网络框架,模型中不同层次的特征信息可以进行空间权重融合,促进了模型浅层信息和深层信息的细粒度融合。

4) 通过多种复杂工况下高速列车轮对轴承故障试验分析,证明本研究提模型能够较为准确地识别轴承不同的故障类型及故障损伤程度,识别结果优于VGG16、ResNet101、ViT及SwinT等模型。

参 考 文 献

- [1] 刘新厂, 林建辉, 陈春俊, 等. 基于稀疏表示以及图谱理论的故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(3): 549-555.
LIU Xinchang, LIN Jianhui, CHEN Chunjun, et al. Fault diagnosis method based on sparse representation and graph fourier transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(3): 549-555. (in Chinese)
- [2] CHEN B, CHENG Y, ZHANG W, et al. Investigation on enhanced mathematical morphological operators for bearing fault feature extraction[J]. ISA transactions, 2022, 126: 440-459.
- [3] WANG T, CHU F, HAN Q, et al. Compound faults detection in gearbox via meshing resonance and spectral kurtosis methods[J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 392: 367-381.
- [4] LI Y, LIANG X, CHEN Y, et al. Wheelset bearing fault detection using morphological signal and image analysis[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2020, 27(11):2679.
- [5] SUN R B, YANG Z B, ZHAI Z, et al. Sparse representation based on parametric impulsive dictionary design for bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122:737-753.
- [6] KEDADOUCHE M, THOMAS M, TAHAN A. Comparativestudy between empirical wavelet transforms and empiricalmode decomposition methods: application to bearing defectdiagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81:88-107.
- [7] ZHU H, HE Z, WEI J, et al. Bearing fault feature extraction and fault diagnosis method based on feature fusion[J]. Sensors, 2021, 21(7):2524.
- [8] 陈志强, 陈旭东, JOSÉ V O, 等. 深度学习在设备故障预测与健康中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9):209-229.
CHEN Zhiqiang, CHEN Xudong, JOSÉ V O, et al. Application of deep learning in equipment prognostics and health management[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9):209-229. (in Chinese)
- [9] WANG F, JIANG H, SHAO H W, et al. An adaptive deep convolutional neural network for rolling bearing fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28:095005.
- [10] WANG X, MAO D, LI X. Bearing fault diagnosis based on vibro-acoustic data fusion and 1D-CNN network[J]. Measurement, 2021, 173(6):108518.
- [11] JING L Y, ZHAO M, LI P, et al. A convolutional neural network based feature learning and fault diagnosis method for the condition monitoring of gearbox[J]. Measurement, 2017, 111:1-10.
- [12] 李峰, 陈皖皖, 杨义. 基于稀疏自适应S变换和深度残差网络的轴承故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(8):112-119.
LI Feng, CHEN Wanwan, YANG Yi. Research on bearing fault diagnosis based on sparse adaptives-transform and deep residual network[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(8):112-119. (in Chinese)
- [13] YANG Y, FU P. Rolling-element bearing fault data automatic clustering based on wavelet and deep neural network[J]. Shock and Vibration, 2018, 11:1-11.
- [14] PENG D, WANG H, LIU Z, et al. Multibranch and multiscale CNN for fault diagnosis of wheelset bearings under strong noise and variable load condition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4949-4960.
- [15] WANG H, XU J, YAN R, et al. A new intelligent bearing fault diagnosis method using SDP representation and SE-CNN[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(5):2377-2389.
- [16] ALEXEY D, LUCAS B, ALEXANDER K, et al. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale[C]//ICLR 2021: 9th International Conference on Learning Representations. Vienna, Austria; ICLR Press, 2021:1-22.
- [17] ALWXAKOS C T, KARNAVAS Y L, DRAKAKI M, et al. A combined short time fourier transform and image classification transformer model for rolling element bearings fault diagnosis in electric motors[J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2021, 3(1): 228-242.
- [18] LIU Y, ZHAO J, LUO Q, et al. Automated classification of cervical lymph-node-level from ultrasound using depthwise separable convolutional swin transformer[J]. Computers in Biology and Medicine, 2022, 148:105821.
- [19] 刘子昌, 白永生, 李思雨, 等. 基于小波时频图与 Swin Transformer的柴油机故障诊断方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(9):2986-2998.
LIU Zichang, BAI Yongsheng, LI Siyu, et al. Diesel engine fault diagnosis method basad on wavelet time-frequency diagram and Swin Transformer[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(9): 2986-2998. (in Chinese)



第一作者简介:邓飞跃,男,1985年11月生,博士、副教授。主要研究方向为机械电子工程。
E-mail:dengfy@stdu.edu.cn