

变负载条件下电机故障的 Transformer-DANN 诊断方法研究

王嘉铭^{1,2}, 蔡浩原^{1†}, 柳雅倩^{1,2}, 邓智瀚^{1,2}, 陈骏彬^{1,2}

(1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100190;

2. 中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100049)

摘要: 针对深度学习中标准训练集无法全面覆盖实际工况中的故障特征, 导致故障识别率急剧下降的问题, 提出一种融合一维卷积神经网络 (1DCNN) 和 Transformer 层的域对抗神经网络 (DANN) 迁移学习方法 Transformer-DANN. 使用 1DCNN 和 Transformer 层, 改进特征提取器的提取特征的能力, 降低计算复杂度; 针对不同负载下故障数据特征不同的问题, 采用 DANN 方法对故障数据进行分类处理. 对所提出方法进行实验验证, 在电机变工况条件下, 平均识别率达到 98.13%, 最大识别率为 99.42%. 结果表明, 所提出方法能有效提高变工况条件下的电机故障识别准确率, 可以满足现实应用中设备故障诊断的任务需求.

关键词: 电机故障诊断; 变工况; 域对抗神经网络; Transformer; 特征提取; 深度学习

中图分类号: TH17; TH165.3; TP277 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0230

引用格式: 王嘉铭, 蔡浩原, 柳雅倩, 等. 变负载条件下电机故障的 Transformer-DANN 诊断方法研究 [J]. 控制与决策, 2025, 40(10): 3096-3105.

Research on motor faults under variable load conditions based on Transformer-DANN model

WANG Jia-ming^{1,2}, CAI Hao-yuan^{1†}, LIU Ya-qian^{1,2}, DENG Zhi-han^{1,2}, CHEN Jun-bin^{1,2}

(1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Aiming to solve the problem that the standard training set in deep learning cannot fully cover the fault characteristics in actual working conditions, resulting in a sharp decline in the fault recognition accuracy, a domain adversarial neural network (DANN) transfer learning method, named Transformer-DANN, is proposed, which fuses an one-dimensional convolutional neural network (1DCNN) and Transformer layers. The 1DCNN and Transformer layers are used to improve the ability of the feature extractor to extract features and reduce the computational complexity. Aiming at the issue of different characteristics of fault data under different loads, a domain adversarial neural network (DANN) adversarial approach is adopted to process the fault data. The Transformer-DANN method has an average recognition accuracy of 98.13% and a maximum accuracy of 99.42% under varying motor operating conditions. The experimental results show that the proposed method can effectively improve recognition accuracy and meet the task requirements of fault diagnosis under variable operating conditions.

Keywords: motor fault diagnosis; variable operating conditions; domain adversarial neural network; Transformer; feature extraction; deep learning

0 引言

设备故障诊断技术在人工智能时代得到了迅速发展, 随着深度学习的研究不断深入, 故障诊断方法

也从统计分析、信号处理逐步发展到机器学习、深度学习方法^[1]. 实际生产活动中, 会产生复杂多变的工况, 运行条件的变化往往会导致故障特征发生显著

收稿日期: 2025-03-05; 录用日期: 2025-04-25.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2023YFF0720200).

责任编辑: 魏秀琨.

[†]通信作者. E-mail: hycal@mail.ie.ac.cn.

的动态变化,大大增加了预测难度.在变动工况下,故障数据的分布特征可能呈现出明显的差异性,这使得传统的特征提取方法难以有效处理和识别潜在的故障模式,需要采用深度学习的方法处理复杂工况的数据^[2].采用深度学习模型高识别率的前提是收集大量标记的振动数据,这一点在故障诊断中很难做到^[3].因此,深入研究变工况下的故障特征提取及其动态变化,解决变工况条件下无大量标记数据用于深度学习模型的问题,对于提高设备的可靠性和安全性具有重要的意义.

生成对抗网络 (generative adversarial networks, GAN)^[4] 通过对抗机制,使得生成模型不断改进,从而能够生成与真实数据非常相似的样本,扩充训练集,解决无大量标记数据的问题,提高模型的鲁棒性和泛化性,展现出良好的分类效果. Yang 等^[5] 使用联合最大均差 (JMMD) 准则和条件域对抗 (CDA) 学习域适应网络来对齐源域和目标域,并在变工况条件下验证了模型的有效性. Li 等^[6] 提出了一种基于振动加速度信号二维分析和多任务条件生成对抗网络 (MTC-GAN) 的方法,以应对小样本量和可变运行条件下的轴承故障诊断挑战,显著提高了分类准确性和鲁棒性. 李晨昀等^[7] 提出一种基于深度卷积生成对抗网络 (DCGAN) 进行数据扩充的深度多源子域适应网络 (DMSAN) 故障诊断方法,通过局部最大均值差异 (LMMD) 对齐源域与目标域的特征映射,有效实现了多源域联合诊断.

迁移学习是解决变工况问题的有效方法,将所学的知识从一个领域迁移到另一个领域^[8]. 通过从相关领域迁移标签数据或知识结构,可以完成或改进目标领域或任务的学习效果. 受到 GAN 思想的启发,基于领域自适应 (domain adaptation, DA) 的迁移学习方法将对抗性训练纳入模型训练,可以有效提升识别的准确率,称为领域对抗性神经网络 (DANN). DANN 通过对抗性学习来学习域不变特征表示,可以自适应地调整深度学习模型的权重,通过对抗训练使源域和目标域的特征分布对齐,从而提升模型在目标域上的性能,使信号在不同数据域中保持一致的特征^[9]. Shi 等^[10] 提出了一种结合自适应多元变分模态分解的改进深度判别迁移学习网络的方法,使用 SE-ResNet18 卷积神经网络获取源域和目标域的传递特征,用于风电机组轴承在复杂工况下的故障诊断,取得了较高的诊断精度和较快的收敛速度. Wu 等^[11] 提出了一种结合域对抗神经网络 (DANN) 和注意力机制的滚动轴承故障识别模型,采用集成经验模态分解 (EEMD) 对数据进行去噪和

特征提取优化,提升了跨域诊断的性能. 实际应用中,原始 DANN 网络模型特征提取能力不足,在面对复杂的变工况条件下的故障诊断问题需要进行改进. 为了解决这一问题,可以引入 Transformer 模型,利用其强大的自注意力机制和长距离依赖关系建模能力,进一步优化特征提取过程. 通过结合 Transformer 模型,能够提升故障诊断的准确性和鲁棒性,从而获得更优的诊断结果.

Transformer 模型最初诞生于自然语言处理领域^[12]. Transformer 基于自注意力机制^[13],拥有强大的并行计算能力,可以更好地提取故障特征,应用到故障诊断领域中. 张亚洲等^[14] 提出一种基于多传感器数据融合的自注意力-动态自适应卷积神经网络 (SA-DACNN) 故障诊断方法. 通过多通道特征融合模块自适应加权不同通道信息,采用自注意力机制有效解决了特征级数据融合问题,改善了模型性能. 盛宇等^[15] 采用 VMD-GRU-Transformer 方法对电梯轴承进行故障诊断,从而提高故障诊断的准确性和效率. Wang 等^[16] 采用时频图和新型视觉 Transformer 模型,有效提高故障诊断性能,降低了计算复杂度,其分类性能也优于不同数据集上的轴承故障诊断模型. 陈文强等^[17] 将 Transformer 与 ResNet 相结合,解决了高噪声小样本的鲁棒性问题. 然而现有的 Transformer 参数数量和计算复杂度较高,面对存在较大分布差异的数据时准确率会有所下降,针对变工况的故障诊断效果有限.

电机在稳定工况下可以采用 CNN 模型对故障特征进行识别,取得了很好的效果. 但在变工况条件下电机故障的数据分布拥有较大的差异,依然采用传统 CNN 算法对故障进行诊断会由于感受野受限,长程依赖建模能力不足等问题导致诊断准确率降低. 因为 Transformer 有优异的自注意力机制可以通过单层模型获得全局感受野,直接连接任意两个位置,拥有很强的长程建模能力可以动态调整注意力分布,通过调整权重抑制噪声位置,可以提高特征提取能力并拥有较好的泛化性与鲁棒性,所以在特征提取时采用 Transformer 对 CNN 进行改进.

为了提高变工况条件下故障诊断的准确性与泛化性,本文提出一种 Transformer-DANN 模型,使用 Transformer 和 1D-CNN 层作为 DANN 的特征提取器,进行特征的有效提取. 算法结合 CNN 网络与 Transformer 模型的优点,在数据输入到 DANN 模型的特征提取器后,采用 CNN 网络局部卷积操作,能够有效降低参数量和计算复杂度,捕捉数据局部信息,采用 Transformer 算法,利用自注意力机制,整合

全局信息,全面提取故障特征.结合1DCNN与Transformer的DANN模型可以通过对抗训练有效地适应不同领域的特征分布差异,对齐源域和目标域相同标签的数据,得到更高精度、高泛化性的故障分类结果.

1 电机故障诊断实验平台

本文所使用的电机振动采集装置为旋转机械故障模拟试验台,如图1所示.旋转机械故障模拟试验台主要由防振平台、驱动电机、轴、动平衡套件以及负载(磁粉制动器)等组成.驱动电机分为正常电机和故障电机,故障类型不同,该电机可以模拟变频电机中常见的机械和电气故障.

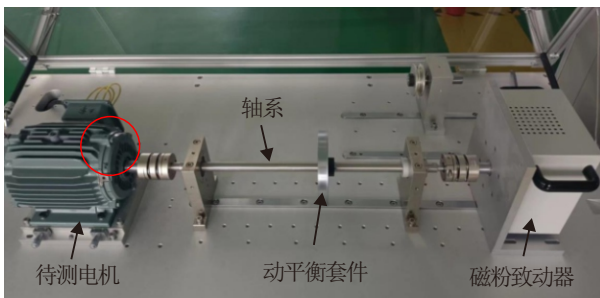


图1 电机故障模拟试验台

实验中,电机为YXVF90L-2高效变频三相异步电动机,额定电压为380V,额定电流为4.73A,额定转速为2870rpm.采用传感器采集电机故障振动数据,可以同时采集三轴的加速度数据,传感器放置于图中红圈处,采用人为加工不同类型的故障电机和故障部件来模拟并收集不同电机的故障数据.本文主要研究三相异步电动机的11种状态,并对11种状态进行编号.包括0-正常情况(0-NOR)、1-转子不平衡(1-RIB)、2-电机底座松动(2-LB)、3-转子不对中(3-RMA)、4-转子断条(4-BRB)、5-气隙偏心0°(5-AGE0)、6-气隙偏心23°(6-AGE23)、7-轴承内圈故障(7-BFIR)、8-轴承外圈故障(8-BFOR)、9-轴承滚子故障(9-BFR)、10-轴承混合故障(10-BFM).

2 实验算法

DANN是一种半监督迁移学习方法^[18],网络分为特征提取器、标签分类器、域判别器3个核心部分:特征提取器从输入数据中提取有用的特征;标签分类器以提取到的特征作为输入,通过训练完成分类任务;域判别器区分数据属于源域还是目标域.

DANN模型将故障振动信号的特征表示与运行状态信息分离,因此即使在不同的运行条件下,电机振动信号的特性表示也可以保持一致.DANN模型的损失计算公式定义如下:

$$L_y(\theta_f, \theta_y) = -E_{(x_s, y_s) \sim p_{\text{data}}(x_s, y_s)}[\log p_{\theta_y}(y_s | G_f(x_s))]. \quad (1)$$

其中: x_s 和 y_s 为源域数据和其对应的标签, θ_y 为标签分类器的权重参数, $p_{\text{data}}(x_s, y_s)$ 为故障源域数据的分布, $p_{\theta_y}(y_s | G_f(x_s))$ 为标签分类器的输出.

为使特征提取器提取的特征与领域无关而与故障本身有关,需要最小化域判别器 G_d 的损失 L_d ,其计算公式为

$$L_d(\theta_f, \theta_d) = -E_{(x_s, y_s)}[\log G_d(G_f(x_s))] - E_{(x_t)}[\log(1 - G_d(G_f(x_t)))], \quad (2)$$

其中 x_t 为目标域的数据.

梯度反转层(gradient reversal layer, GRL)的作用是将特征提取器与域判别器连接起来^[19],反转反向传播过程中的梯度,影响模型优化进程,计算公式为

$$y_{\text{GRL}} = G_f(x; \theta_f) \cdot \exp\left(-\lambda \cdot \frac{\partial L_d}{\partial \theta_f}\right). \quad (3)$$

其中: $\partial L_d / \partial \theta_f$ 为损失函数 L 特征提取器参数的梯度, λ 为梯度反转层的超参数.则DANN总的损失函数 L_{DANN} 为

$$L_{\text{DANN}} = L_y(X_s, Y_s) + \lambda L_d(X_s, X_t). \quad (4)$$

其中: Y_s 为源域数据的真实标签, λ 为一个控制域适应强度的超参数.

为了实现域适应,将输入特征乘以一个衰减系数,衰减系数的大小由损失函数 L 对于特征提取器参数的梯度决定,梯度越大衰减系数越大,即对于该特征的贡献越小. λ 的值越大,域判别器的重要性越高,对于较难区分的样本,标签分类器便越多地依赖于域判别器的预测结果.在训练过程中, λ 表示为

$$\lambda = \frac{2}{1 + \exp(-\gamma \cdot p)} - 1. \quad (5)$$

其中: γ 需要通过网络和数据在训练过程的具体表现进行设置, p 的变化随训练进程改变.

2.1 特征提取算法

2.1.1 Transformer 算法

采用Transformer模型对数据进行特征提取并进行分类,Transformer算法是一种基于自注意力机制(self-attention mechanism)的序列到序列模型.擅长捕捉长距离依赖关系,识别数据的整体特征,其在处理长距离序列数据时表现出色,最早被Google公司应用于自然语言处理领域^[12].

Transformer模型可以分为编码器(encoder)和解码器(decoder)两部分.编码器将输入的序列信息编码成高维的表示;解码器从编码器的表示中生成

输出序列,常用于机器翻译等任务.每个编码器和解码器由多个相同的层堆叠而成,每一层包含两个多头自注意力机制 (multi-head self-attention)和前馈神经网络 (feed-forward neural network, FFN)两部分.

2.1.2 多头自注意力机制

采用自注意力机制可以有效降低计算复杂度,提高计算效率.核心步骤是计算每个查询 (Q) 和所有键 (K) 的相似度,通过查询和键的点积来实现.查询代表捕捉当前词与其他词之间关系的矩阵,每个位置的键与查询进行对比,确定位置的重要性.值 (V) 是与键对应的实际信息,决定了最终的输出.

在自注意力机制中,需要先计算相似度,通过查询矩阵和键的点积来实现,有

$$\text{Attention_scores} = QK^T. \quad (6)$$

点积后进行缩放与 SoftMax 归一化,有

$$\text{Scaled_Attention_scores} = \frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}, \quad (7)$$

$$\text{Attention_weights} = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right). \quad (8)$$

最后通过加权求和得到最终输出为

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V. \quad (9)$$

多头注意力机制是 Transformer 模型相对于其他模型的优势之处,可以使算法同时处理多组数据,提取数据整体上的特征,对特征提取更加完善,同时可以提高计算效率.多头自注意力机制的最终输出为

$$\begin{aligned} \text{MultiHead}(Q, K, V) = \\ \text{concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h)V, \end{aligned} \quad (10)$$

其中 head_i 为第 i 个头的自注意力输出.多头注意力

机制的头数会对模型的运行产生较大的影响,一般采用 2, 4, 8 头进行训练,如果头数过多则会导致模型产生过拟合风险,收敛速度降低;头数过少会导致模型欠拟合.本文模型采用的头数为 4.

2.1.3 基于 1DCNN 和 Transformer 的特征提取算法

与原始 DANN 相比,本文使用两个 1D-CNN 层和一个 Transformer 层作为特征提取器提取源域和目标域的特征. Transformer 的长程依赖建模能力强,拥有更好的全局特征提取能力,会关注时频图的周期性特征及故障特性强相关的区域,可以有效进行故障分类识别.而 1D-CNN 的方法更擅长对时序信号进行处理,对时频图的边缘和峰值及倍频情况进行重点关注,在故障特征提取和模式分类上有着优越的性能.在较少的样本情况下也能有很好的表现,且可以有效减少算法的复杂度.只采用 1DCNN 方法进行建模,会让模型只关注于局部特征,受限于卷积核尺寸,难以建立模型远距离关系.单独使用 Transformer 方法,会获得全局建模能力,但是需要大量数据训练,且可能会产生局部信息丢失的情况.因此提出了 1DCNN-Transformer 模型作为特征提取模型,将 Transformer 层置于 CNN 卷积层之后,由此可以结合两者优点,实现从局部到全局的特征提取,降低计算成本,提高计算效率.

采用全局平均池化 (GAP) 作为卷积神经网络的最后一层^[20],相比于全连接层, GAP 可以避免过拟合,降低模型复杂度,提高计算效率^[21].

2.2 标签分类算法

在 DANN 网络基于迁移学习的标签分类算法中,标签分类器负责根据输入数据的特征进行分类.域判别器需要通过对抗性训练在两个不同的特征分

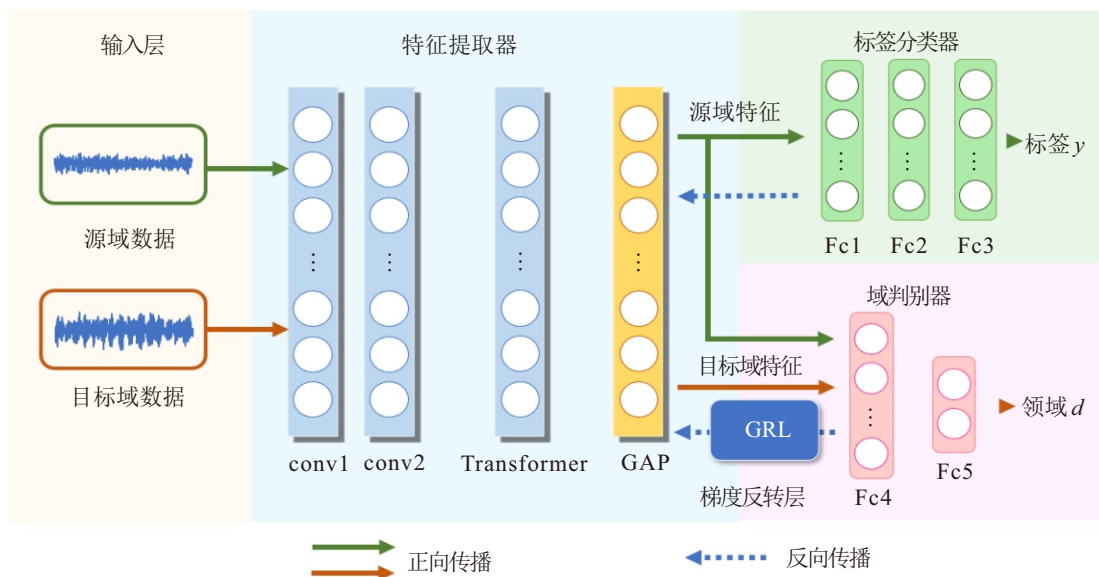


图2 1DCNN-Transformer-DANN 模型结构

表1 1DCNN-Transformer-DANN 模型相关参数

模型结构	网络层	参数	输出尺寸
特征提取器	Input	—	(None, 3, 256)
	Conv1	Kernel_size = 3, Filter = 128	(None, 3, 128)
	Conv2	Kernel_size = 3, Filter = 64	(None, 3, 64)
	MultiHead-Attention	Num_heads = 4, Key_dim = 64	(None, 3, 64)
	LayerNormalization	—	(None, 3, 64)
	Feed Forward	64	(None, 64)
	GAP	—	(None, 64)
	Flatten	—	(None, 64)
标签分类器	FC1	64	(None, 64)
	Dropout	0.5	(None, 64)
	FC2	128	(None, 128)
	Dropout	0.5	(None, 128)
	FC3(G_y Output)	11	(None, 11)
域判别器	FC4	100	(None, 100)
	FC5(G_d Output)	2	(None, 2)

布之间的共同潜在空间中学习不变的特征表示, 由此得到的损失函数可以实现网络的自适应调节, 量化两个分布之间的相似性. 最终的目标是让提取的特征与数据所在域无关, 通过梯度反转层缩减源域和目标域之间的分布差异, 尽可能地将两域数据对齐^[22]. 1DCNN-Transformer-DANN 模型结构如图 2 所示, 模型参数如表 1 所示.

3 实验结果分析

3.1 实验数据集与数据预处理

采用图 1 所示的旋转设备故障模拟试验台采集的变负载电机振动加速度信号进行故障诊断实验. 设置电机转速 1 495 rpm; 取负载 0 N·m (即无负载) 数据作为源域数据, 负载为 2 N·m, 4 N·m 和 6 N·m 的数据作为目标域数据, 其中源域数据包含了信号和所对应的故障标签, 目标域数据只包含信号不包含标签, 具体划分如表 2 所示.

表2 变负载数据集工况类型介绍

工况	负载(N·m)	训练样本数	测试样本数	转速(r/min)	样本数据点
A	0	17494	—		
B	2	3480	4373		
C	4	3502	4385	1495	3 × 512
D	6	3491	4334		
E	2/4/6	10473	4362		

实验中, 为避免模型训练过程中对相同的数据产生重复“记忆”, 随机打乱数据并抽取, 每次训练从源域和目标域中随机抽取相同数量的数据输入模型中, 这种处理方法可以确保 1DCNN-Transformer-

DANN 模型训练时所使用的训练数据更接近于实际数据的真实分布^[23], 降低过拟合风险.

对数据集进行预处理时采用电机三轴加速度信号傅里叶变换数据作为 1DCNN-Transformer-DANN 模型的输入, 由于需要将连续信号完整重建, 根据采样定理设置加速度传感器采样频率为 3 300 Hz; 经过傅里叶变换, 取 $N = 512$, 即每一条样本包含一维振动信号的 512 个数据点进行数据集划分. 由于傅里叶频谱数据具有对称性, 为降低模型复杂度, 只取一半的频域数据作为输入, 输入模型的每个三轴数据样本大小为 (3, 256).

3.2 实验条件设置和结果分析

实验中超参数设置如下:

1) epoch 为需要进行的迭代次数, 设置为 200.

2) batch size 的设定. 设置 batch size 为 64, 每次训练向网络中输入源域样本和目标域样本各 32 个, 可以达到较快的收敛速度, 防止较大震荡产生, 有效利用 GPU 的并行计算优势, 避免内存溢出.

3) λ 的设定. 在训练开始时, λ 值会很小, 设置为 0.1, 梯度反转层对模型影响的比重较小, 模型更侧重于分类准确性; 随着训练的进行, λ 值会逐渐增大, 最终趋向于 λ_{\max} , 即在整个训练过程中, 域自适应和分类准确性的权衡达到了一个平衡点.

4) 初始学习率 lr_0 设置为 0.001, 学习率 lr 按照下式随训练进程变化:

$$lr = \frac{lr_0}{(1 + \alpha \cdot p)^\beta} \quad (11)$$

其中: α 设为 0, β 设为 0.75^[19], p 按下式变化:

$$p = \frac{\text{iter}}{\text{epoch} \times \frac{\text{sample_num}}{\text{batch_size}}} \quad (12)$$

这里: iter 为当前的迭代步数, sample_num 为训练数据集中样本的总数.

针对故障数据并联系实际工业生产中的情况设计 4 个实验, 分别为 A → B, A → C, A → D, A → E, 代表以 A 为源域, B、C、D、E 分别为目标域的迁移实验.

基于 1DCNN-Transformer-DANN 的变负载故障诊断方法在不同工况数据集下进行迁移实验后的诊断准确率如表 3 所示.

由表 3 可知, 在使用基于 1DCNN-Transformer 的 DANN 网络进行迁移学习后, 不同工况下故障诊断准确率均达到较高水平. 算法在 4 种迁移实验下对故障的诊断准确率平均可达 98.13%, 并且在迁移

表3 变负载故障诊断准确率

序号	具体实验	测试样本数	准确率 / %
1	A → B	4373	99.42
2	A → C	4385	98.06
3	A → D	4334	96.91
4	A → E	4362	98.26

实验 1 中达到了最高的识别准确率, 准确率可达 99.42%. 由于工况从 B 到 D 负载逐渐提升, 迁移准确率会有所下降.

图 3 分别表示了 1DCNN-Transformer-DANN 四种工况迁移实验对故障数据的诊断结果的混淆矩阵. 其中: 纵坐标表示真实标签, 横坐标表示预测标签. 由混淆矩阵可以看出, 当以无负载数据作为源域, 带负载数据作为目标域时, 在工况 B ~ E 情况下均表现良好. 在负载状况相近时, 故障诊断的准确率更高.

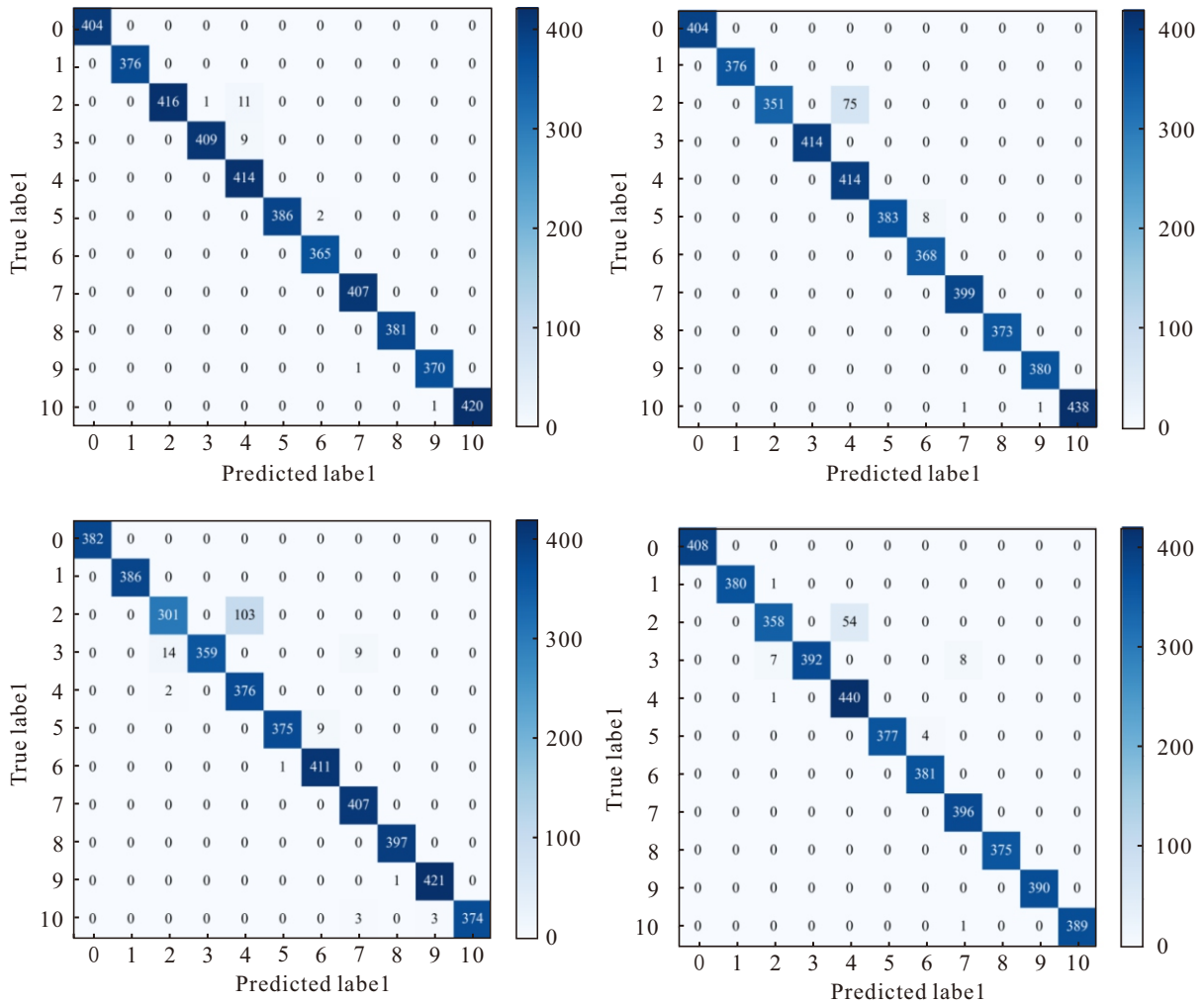


图3 诊断结果混淆矩阵

3.3 训练过程对比实验

为了验证 1DCNN-Transformer-DANN 在电机振动信号迁移分析上的有效性和优越性, 设置多组实验与迁移学习方法和非迁移学习方法进行对比.

包括 1DCNN-Transformer-DANN 模型、Transformer-DANN、ResNet-DANN^[24]、1DCNN-DANN^[25]、DAN、TCA、CNN、Transformer 以及 1DCNN-Transformer. 采用 Adam 优化器进行损失的优化, 准确率如表 4

表4 不同模型的识别准确率

所用模型	准确率 / %	优化器
CNN	41.71	Adam ($\beta_1=0.9$)
Transformer	36.28	
1DCNN-Transformer	58.82	
DAN	56.10	
TCA	64.15	
Transformer-DANN	87.96	
ResNet-DANN	88.51	
1DCNN-DANN	91.26	
1DCNN-Transformer-DANN	98.13	

所示。

由表4可知, 1DCNN-Transformer-DANN模型拥有最高的识别准确率。在变负载条件下, 1DCNN-Transformer-DANN模型可以检测到电机故障, 准确率达到98.13%, 高于其他3种DANN迁移学习模型, 并且远高于非迁移学习方法及经典迁移学习方法。1DCNN-Transformer-DANN模型相比于这些方法具有更高的故障诊断准确率, 且面对不同域的数据具有更强的特征提取与对齐能力, 可以显著提高变负载数据迁移学习的识别和诊断效果。

4种DANN迁移模型在A→E上的迁移学习实验训练与测试识别准确率曲线如图4所示。

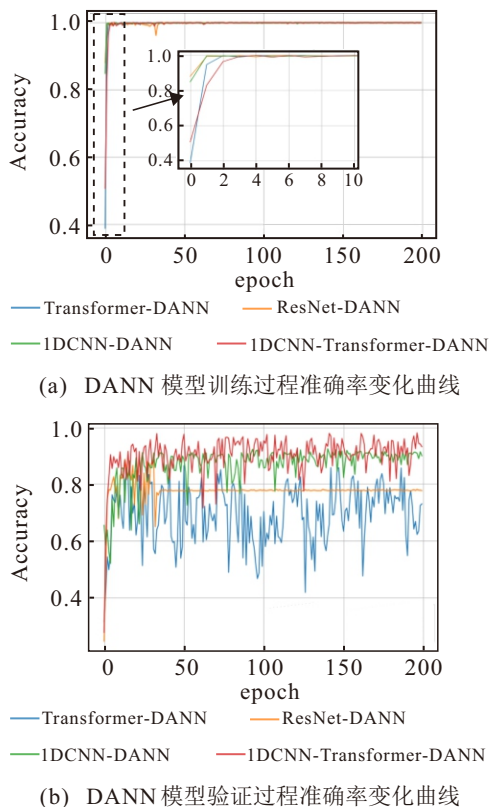


图4 4种DANN模型训练与验证过程识别准确率变化曲线

由图4可知, 随着epoch的增大, 4个实验在源

域数据的识别准确率都能达到99%以上。在目标域上验证时, 1DCNN-Transformer-DANN模型有1DCNN-Transformer部分作为特征提取器, 特征提取能力获得较大提升, 达到了最高的识别准确率, 且拥有较好的稳定性。单独使用CNN或Transformer的特征提取效果均不如二者结合使用。

实际工程应用中, 需要对模型的运行速度有所要求。本文所提出代码含有的flops参数量略高于CNN算法, 参数量和推理速度具体数据见表5。

表5 DANN模型的参数量和推理速度

所用模型	推理速度/(ms/step)	参数量/M
Transformer-DANN	4	105.6
ResNet-DANN	2	25.8
1DCNN-DANN	1	13.2
1DCNN-Transformer-DANN	4	32.3

Transformer的多头数、层数、隐藏维度等超参数对模型性能存在较大的影响。多头注意力的头数过多会导致信息冗余, 头数过少会导致模型没有足够的独立头去学习多样的特征。对于故障诊断模型, Transformer模型层数并非越深越好, 增加模型深度难以大量提升准确率, 但会显著增加模型训练时长。由于上一层神经网络得到的结果输出维度为(None, 3, 64), 注意力头的键维度key_dim为64时, 已经可以有效实现故障诊断任务, 无需极大的key_dim值去提高模型的隐藏维度。其中Transformer的多头数对算法准确率影响如表6所示。

表6 多头数与准确率的关系

多头数	key_dim	准确率/%
2	64	93.70
4		98.13
8		93.54
16		92.17

3.4 性能评估对比实验

通过计算4个关键指标评估分类器性能, 分别是Precision(查准率)、Recall(查全率)、 F_1 -score(F_1 -分数)和Accuracy(精确率)。这4个指标涵盖了从正类预测准确性、正类识别能力到整体性能的多个维度, 可以根据任务需求进行选择, 确保模型在不同的评估标准下都能达到最佳表现。计算方式如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (13)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (14)$$

$$F_1 = \frac{TP}{TP + 0.5(FP + FN)}, \quad (15)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}. \quad (16)$$

TP表示分类器预测结果为正样本,实际也为正样本,即正样本被正确识别的数量;FP表示分类器预测结果为正样本,实际为负样本,即误报的负样本数量;TN表示分类器预测结果为负样本,实际为负样本,即负样本被正确识别的数量;FN表示分类器预测结果为负样本,实际为正样本,即漏报的正样本数量。

对工况E下每一类故障样本计算其在1DCNN-Transformer-DANN模型下的性能表现,根据上述公式分别计算每一类的Precision、Recall和 F_1 -score,结果如表7所示。

表7 基于工况E的诊断性能指标

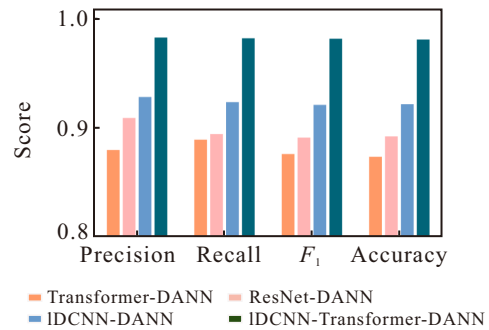
标签	故障类型	Precision	Recall	F_1 -score	测试样本数
0	NOR	1.0000	1.0000	1.0000	408
1	RIB	1.0000	1.0000	1.0000	381
2	LB	0.9789	0.8963	0.9357	412
3	RMA	1.0000	0.9611	0.9802	407
4	BRB	0.9019	1.0000	0.9484	441
5	AGE0	1.0000	0.9947	0.9973	381
6	AGE23	0.9942	1.0000	0.9971	381
7	BFIR	0.9859	1.0000	0.9929	396
8	BFOR	1.0000	1.0000	1.0000	375
9	BFR	0.9924	1.0000	0.9962	390
10	BFM	1.0000	0.9904	0.9952	390

由表7可以看出,基于工况E条件下的Precision和Recall均达到一个较高水准,可以看出1DCNN-Transformer-DANN模型拥有很强的诊断分类能力。

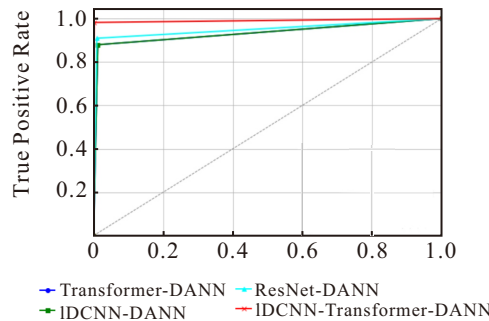
计算真正率(true positive rate, TPR)和假正率(false positive rate, FPR),以计算ROC(receiver operating characteristic)曲线和AUC(area under curve)分数。

$$TPR = Recall, FPR = \frac{FP}{TN + FP}. \quad (17)$$

4种DANN模型的性能表现分数和ROC曲线如图5所示。图5(a)中Precision表征了模型的误检情况,Recall表征了模型的漏检情况, F_1 分数则同时兼顾模型的Precision和Recall。由图5(a)能够看出,1DCNN-Transformer-DANN模型无论是针对误检还是漏检的情况都是最少,即模型在目标域的表现最好,能够有更好的性能。图5(b)展示了ROC曲线同样能够衡量分类器的性能,以FPR为横坐标,TPR为纵坐标。图5(b)同时展示了每个模型ROC曲线下方面积,即AUC,AUC表示可分离的程度,代表模型对类别的区分能力。



(a) 模型性能表现



(b) 模型的ROC曲线和AUC分数

图5 4种DANN模型的性能评估

对比图5(b)中曲线可以看出,4种模型均拥有较好的特征提取能力。其中1DCNN-Transformer-DANN模型的性能最好,AUC分数最高,相对于两



(a) CNN-Transformer-DNN可视化 (b) Transformer-DANN可视化 (c) CNN-DANN可视化

图6 CNN-Transformer-DANN、Transformer-DANN与CNN-DANN模型可视化对比

者单独存在时的其他方法拥有更强的故障分类诊断能力. 因此, 融合 1DCNN-Transformer 模型的 DANN 网络拥有更大的提升和更好的性能.

图 6 为模型的 t-SNE 可视化展示, 显示了模型特征提取器提取到的故障特征情况. 可以看出, 使用 1DCNN-Transformer 方法相比于单独使用 1DCNN 方法或 Transformer 方法而言, 不同故障之间有更加清晰的界限, 聚类更加明显, 拥有更强的特征提取能力.

4 结论

针对变工况条件下无大量标记数据及特征提取能力不足的问题, 本文提出一种 1DCNN、Transformer 与 DANN 的融合模型, 在传统域对抗神经网络的基础上, 通过引入 1DCNN 和 Transformer 算法, 显著提升了特征提取器的性能. 1DCNN 模块有效捕捉时间序列信号的局部特征, 而 Transformer 模块则擅长提取全局特征, 二者的协同作用使得模型在变工况条件下的故障诊断准确率和泛化能力得到显著提升, 适用于变工况条件下的故障诊断. 进行故障数据采集实验, 通过电机故障模拟试验台采集大量实验数据, 并进行了实验验证. 实验结果表明, 基于 1DCNN-Transformer-DANN 的故障诊断算法在不同负载数据集上实现了平均 98.13% 的识别准确率, 超过其他迁移学习方法, 充分表明了所提出方法的有效性和可行性.

参考文献 (References)

- [1] 高佳, 王艳红, 张俊, 等. 基于多元信号自适应分解的轴承故障诊断方法[J]. 控制与决策, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0758.
(Gao J, Wang Y H, Zhang J, et al. Bearing fault diagnosis method based on adaptive decomposition of multivariate signals[J]. Control and Decision, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0758.)
- [2] Tan C Q, Sun F C, Kong T, et al. A survey on deep transfer learning[C]. Artificial Neural Networks and Machine Learning — ICANN 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 270-279.
- [3] Pan S J, Tsang I W, Kwok J T, et al. Domain adaptation via transfer component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(2): 199-210.
- [4] Chen Z, Zhang W, Zhao W Q, et al. Cross-condition fault diagnosis of chillers based on an ensemble approach with adaptive weight allocation[J]. Energy and Buildings, 2024, 325: 115007.
- [5] Yang B, Lei Y G, Jia F, et al. An intelligent fault diagnosis approach based on transfer learning from laboratory bearings to locomotive bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 692-706.
- [6] Li J H, Wei Y H, Gu X J. MTC-GAN bearing fault diagnosis for small samples and variable operating conditions[J]. Applied Sciences, 2024, 14(19): 8791.
- [7] 李晨昀, 景旭文, 李炳强, 等. 基于深度多源子域适应网络的滚动轴承跨域故障诊断[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 877-884.
(Li C Y, Jing X W, Li B Q, et al. Cross-domain fault diagnosis of rolling bearings based on deep multi-source sub-domain adaptive network[J]. Control and Decision, 2024, 39 (3): 877-884.)
- [8] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [9] 何达. 基于改进域对抗网络的滚动轴承深度迁移学习与智能诊断方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
(He D. Research on deep migration learning and intelligent diagnosis method of rolling bearing based on improved domain confrontation network[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021.)
- [10] Shi P M, Jia L J, Yi S Y, et al. Wind turbines fault diagnosis method under variable working conditions based on AMVMD and deep discrimination transfer learning network[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(4): 046120.
- [11] Wu H, Li J M, Zhang Q Y, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings under varying operating conditions based on domain-adversarial neural network and attention mechanism[J]. ISA Transactions, 2022, 130: 477-489.
- [12] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[Z].
- [13] Zhou K Y, Lu N Y, Jiang B, et al. FEV-Swin: Multi-source heterogeneous information fusion under a variant swin transformer framework for intelligent cross-domain fault diagnosis[J]. Knowledge-Based Systems, 2025, 310: 112982.
- [14] 张亚洲, 赵小强, 惠永永, 等. 基于多传感器数据融合的 SA-DACNN 齿轮箱故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(11): 3699-3708.
(Zhang Y Z, Zhao X Q, Hui Y Y, et al. SA-DACNN gearbox fault diagnosis method based on multi-sensor data fusion[J]. Control and Decision, 2024, 39(11): 3699-3708.)
- [15] 盛宇, 李维武, 杨昊奔, 等. 基于 VMD-GRU-Transformer 的电梯轴承故障诊断方法[J]. 机械设计, 2024, 41(11): 178-185.
(Sheng Y, Li W W, Yang W B, et al. Method of fault diagnosis for elevator bearings based on VMD-GRU Transformer[J]. Journal of Machine Design, 2024, 41 (11): 178-185.)
- [16] Wang J Y, Zhao Y, Wang W Y, et al. Improving bearing fault diagnosis method based on the fusion of time-frequency diagram and a novel vision transformer[J]. The Journal of Supercomputing, 2024, 81(1): 262.
- [17] 陈文强, 安迪, 张磊, 等. 融合 Transformer 与 ResNet

- 的轴承故障诊断[J]. 自动化与仪器仪表, 2024(12): 111-114.
(Chen W Q, An D, Zhang L, et al. Bearing fault diagnosis using Transformer and ResNet[J]. Automation and Instrumentation, 2024(12): 111-114.)
- [18] Ribani R, Marengoni M. A survey of transfer learning for convolutional neural networks[C]. 2019 32nd SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images Tutorials. Rio de Janeiro, 2019: 47-57.
- [19] Ganin Y, Ustinova E, Ajakan H, et al. Domain-adversarial training of neural networks[C]. Domain Adaptation in Computer Vision Applications. Cham: Springer International Publishing, 2017: 189-209.
- [20] 陈鹏, 赵小强. 一种改进 1DCNN 的滚动轴承变工况故障诊断方法[J]. 轴承, 2022(5): 65-69.
(Chen P, Zhao X Q. A improved 1DCNN fault diagnosis method for rolling bearings under variable conditions[J]. Bearing, 2022(5): 65-69.)
- [21] Lin M, Chen Q, Yan S C. Network in network[J/OL]. 2013, arXiv: 1312.4400.
- [22] Cheng C, Zhou B T, Ma G J, et al. Wasserstein distance based deep adversarial transfer learning for intelligent fault diagnosis with unlabeled or insufficient labeled data[J]. Neurocomputing, 2020, 409: 35-45.
- [23] 吴浩. 基于深度迁移学习的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2022.
(Wu H, Research on rolling bearing fault diagnosis method based on deep transfer learning [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2022.)
- [24] Liu Y Y, Gao T X, Wu W X, et al. Planetary gearboxes fault diagnosis based on Markov transition fields and SE-ResNet[J]. Sensors, 2024, 24(23): 7540.
- [25] 苏昊. 基于 CNN 与迁移学习的变工况下高速列车滚动轴承故障诊断研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
(Su H. Research on fault diagnosis of rolling bearing of high-speed train under variable working conditions based on CNN and migration learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.)

作者简介

王嘉铭 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为工业智能传感器, E-mail: wangjiaming22@mails.ucas.ac.cn;

蔡浩原 (1977-), 男, 副研究员, 博士, 主要研究方向为 MEMS 传感器及其微系统、无线工业物联网传感器及移动机器人室内导航, E-mail: hycail@mail.ie.ac.cn;

柳雅倩 (1998-), 女, 硕士, 主要研究方向为工业智能传感器, E-mail: liuyaqian20@mails.ucas.ac.cn;

邓智瀚 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为工业智能传感器, E-mail: dengzhihan23@mails.ucas.ac.cn;

陈骏彬 (2002-), 男, 硕士生, 主要研究方向为工业智能传感器, E-mail: chenjunbin24@mails.ucas.ac.cn.