轴承的多域联合适应故障诊断

李沙沙,赵佰亭,贾晓芬
安徽理工大学 电气与信息工程学院,安徽 淮南 232001

摘 要:目的 针对不同工况下轴承特征提取困难,领域对齐难的问题,提出一种多域联合适应的故障诊断方法,包括特征提取网络、分类器和领域鉴别器。**方法** 从特征提取和领域对齐两方面考虑,通过使用深度可分离卷积,并结合注意力机制的思想构建特征提取网络 DRWNet,增强网络对振动信号深层特征的提取能力;通过构建多域鉴别器,对不同类别样本的可传递性进行量化评估,将难以迁移的样本进行重新加权,充分对齐源域和目标域样本间的数据分布,提高模型诊断精度。**结果** 仿真实验表明:在凯斯西储大学轴承数据集上,M-DJC 在 12 个迁移任务上的诊断精度高达 99%以上,相较于 DANN、CDAN、DDAN、MRAN 和 MRDA,诊断精度提升了 1.84%~7.44%,且模型的收敛速度加快,稳定性提高。**结论** M-DJC 模型既能够降低轴承振动信号中的噪声影响,又能提高信号特征的领域对齐能力,更加符合实际工况下轴承故障诊断的需求。

关键词:故障诊断;无监督深度迁移学习;多域鉴别器;特征提取;领域迁移
中图分类号:TH133.3 **文献标识码:**A doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0002.007

Multi-domain Joint Adaptive Fault Diagnosis of Bearings

LI Shasha, ZHAO Baiting, JIA Xiaofen
School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Anhui Huainan 232001, China

Abstract: Objective Aiming at the problem of difficulty in feature extraction and domain alignment under different operating conditions of bearings, a multi-domain joint adaptive fault diagnosis method was proposed, which included feature extraction networks, classifiers, and domain discriminators. **Methods** Considerations were made from the aspects of feature extraction and domain alignment. By utilizing deep separable convolutions and incorporating the idea of attention mechanisms, the DRWNet feature extraction network was constructed to improve the network's capability to extract deep features from vibration signals. Through building multi-domain discriminators, the transferability of different category samples was quantitatively evaluated, and difficult-to-transfer samples were reweighted to fully align the data distributions between the source domain and the target domain, thus improving the diagnostic accuracy of the model. **Results** Simulation experiments demonstrated that on the Case Western Reserve University bearing dataset, M-DJC achieved diagnostic accuracy of over 99% on 12 transfer tasks. Compared with DANN, CDAN, DDAN, MRAN, and MRDA, M-DJC showed an improvement in diagnostic accuracy ranging from 1.84% to 7.44%, with accelerated convergence speed and enhanced stability of the model. **Conclusion** The M-DJC model not only reduces the noise impact in bearing vibration signals but also enhances the domain alignment capability of signal features, better meeting the requirements for bearing fault diagnosis under actual operating conditions.

Keywords: fault diagnosis; unsupervised deep transfer learning; multi-domain discriminator; feature extraction; domain transfer

收稿日期:2023-07-20 **修回日期:**2023-09-07 **文章编号:**1672-058X(2025)02-0049-07
基金项目:国家自然科学基金面上项目(52174141).
作者简介:李沙沙(1996—),女,安徽阜阳人,硕士研究生,从事数字孪生、故障诊断研究.
通讯作者:赵佰亭(1981—),男,山东枣庄人,博士,教授,从事人工智能、机器学习研究. Email:18510792801@163.com.
引用格式:李沙沙,赵佰亭,贾晓芬. 轴承的多域联合适应故障诊断[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(2):49-55.
LI Shasha, ZHAO Baiting, JIA Xiaofen. Multi-domain joint adaptive fault diagnosis of bearings[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(2): 49-55.

1 引 言

电机在现代社会工农业生产和智能制造行业中扮演着重要角色,滚动轴承是电机中最重要的机械元件,也是电机故障的主要来源。在发生故障时,轴承上一般会产生特定的故障信号,其中基于振动的检测方法可靠性更高,被广泛应用于轴承的故障诊断。而基于振动信号的轴承故障诊断方法又可粗略分为基于深度学习的故障诊断方法和基于迁移学习的故障诊断方法。

基于深度学习的方法凭借着其强大的数据挖掘能力,已被广泛应用于包括故障诊断在内的诸多领域,并取得了优异的效果。Zhang 等[1]从模型训练的有效性考虑,提出一种残差学习算法,能有效训练大型神经网络,实现更高的诊断精度,但模型训练的速度有所降低;金江涛等[2]基于混沌理论,用空间重构的方法提取振动信号的动力学特征,并结合 OSVM 作为分类器提出 CCNN(Chaotic CNN)-LSTM-OSVM 算法,提升了诊断精度和收敛速度;Zhong 等[3]为消除振动信号中的噪声干扰,提出模态分解法结合深度学习进行故障诊断,降低了振动信号的混模现象;任胜杰等[4]在深度学习方法中融合时频分析进行故障诊断,提高了诊断模型的鲁棒性。基于深度学习的方法虽然在故障诊断任务中取得了不错的诊断精度,但对于变工况下缺少标签的数据样本,其诊断效果仍有待提升。

因此,越来越多的研究学者将迁移学习算法应用于轴承的故障诊断。池福林等[5]使用深度收缩残差网络提取特征,同时嵌入 TSA 正则项增强了特征的表达能力;Li 等[6]采用深度卷积神经网络作为主要架构,提出一种滚动轴承故障诊断域自适应方法提取域不变特征,提高了特征的领域迁移能力;Yang 等[7]采用多源集成的域自适应方法,建立多源域间相互差异的多源集成域自适应转移故障诊断模型,全面提升域不变特征的学习能力;Qin 等[8]基于域自适应方法,提出了嵌入相关对齐(CORAL)的对抗模型,以增强分类器的域混淆能力。迁移学习算法在故障诊断领域取得了较好的效果,但是仍然存在一定的不足:一是领域对齐的能力有限,对于复杂数据集诊断精度不高;二是在进行领域迁移时,没有考虑特征的迁移能力,影响迁移效果。

因此,本文从特征提取的有效性和领域对齐的可行性两方面考虑,设计针对轴承振动信号特征提取的网络 DRWNet,提取振动信号的有效特征;利用领域对抗中故障类别鉴定和领域类别鉴定呈反比的特点,设计多领域鉴别器,对不同类别样本的可传递性进行量化评估,对难以迁移的样本进行重新加权,进一步提高模型的诊断精度。

2 轴承故障诊断方法的设计思想

给定源域有标签样本数据集为 $D_s=\{X_s,Y_s\}$,目标域无标签样本数据集为 $D_t=\{X_t\}$,其中 $X_s=\{x_i^s\}$,$X_t=\{x_j^t\}$ 分别表示源域和目标域的样本数据,源域和目标域数据经特征提取网络后的输出分别表示为 $I_s=G_f(X_s)$ 和 $I_t=G_f(X_t)$,源域数据经过分类器的输出为 $\hat{Y}_s=\{\hat{y}_i^s\}$,目标域数据经过分类器的输出为 $\hat{Y}_t=\{\hat{y}_i^t\}$,$Y_s=\{y_i^s\}$ 为源域样本的故障类别标签,无目标域样本标签。温江涛等[9]采用无监督深度迁移学习方法对此类数据进行故障诊断,克服了目标域数据无标签的困难。但输入数据类型为一维振动信号,数据采样频率高达 64KHz,变化速度快,特征提取困难,且不同工况下的数据分布差异较大,导致模型泛化性能低。故从特征提取和逼近数据分布距离两方面考虑,基于条件对抗域适应[10](CDAN)网络架构,提出一种多域联合对抗(Multi-Domain Joint Countermeasures,M-DJC)的故障诊断方法,其结构见图 1。

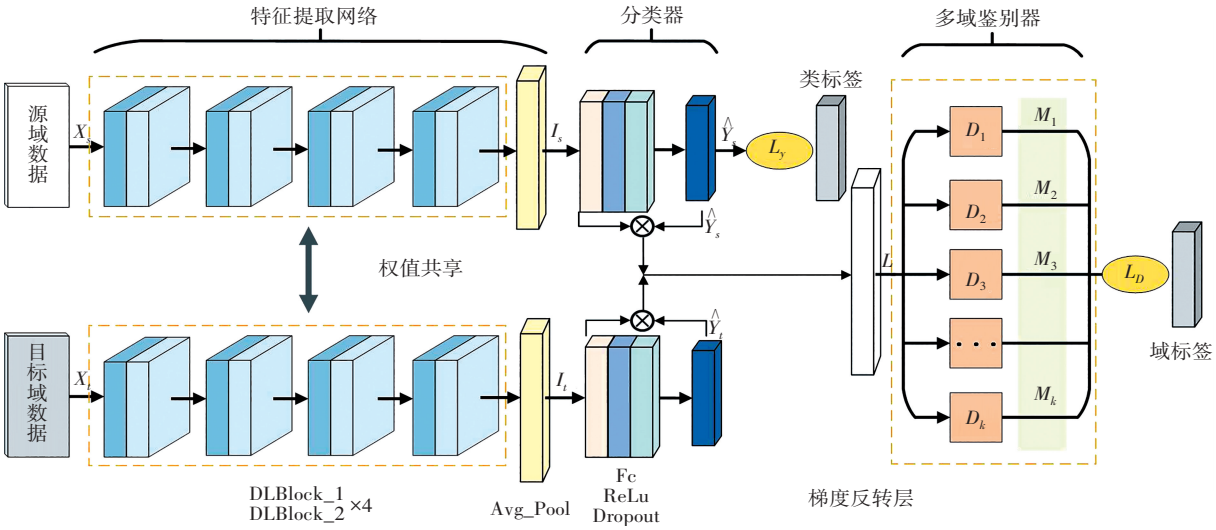


图 1 多域联合对抗网络架构

Fig. 1 Architecture of the multi-domain joint countermeasure network

首先设计一个针对轴承一维数据样本的特征提取网络,能够最大限度地从样本中提取出有效信息,保证了后续样本分类的准确性。样本数据首先通过特征提取网络进行特征提取,输出为 I_s 和 I_t,然后通过分类器对故障标签进行分类,分类器输出分别表示为 $\hat{Y}_s$ 和 $\hat{Y}_t$,根据预测标签 $\hat{Y}_s$ 和样本的真实标签 Y_s 计算出分类器的预测损失作为第一损失;$\hat{Y}_s$ 和 $\hat{Y}_t$ 分别与样本数据的高层特征通过线性映射进行联结输出为 L_s 和 L_t,经过梯度反转层后输入多域鉴别器,对样本的领域类别进行判断,并计算多域鉴别器的分类损失作为第二损失。

3　多域联合对抗网络设计

对于轴承的振动信号,其本身具有非线性、高耦合、非平稳等特点,并且不同工况下的振动信号数据分布不同,尤其在工作条件相差较大时,会产生更大的数据分布差异,造成了域间分布对齐难的问题,严重降低了轴承故障诊断的精度。针对这一问题,构建图 1 的多域联合对抗网络 M-DJC,它包括特征提取网络 G_f,分类器 G_y 和多域鉴别器 D_k,其参数分别为 θ_f、θ_y、θ_d。输入网络中的样本数据首先通过 G_f 进行特征提取,减少数据维度,为后续分类做准备;分类器通过 G_f 输出的特征对样本的故障类别进行诊断;而多域鉴别器 D_k 对输入样本的领域类别进行判断,两者形成对抗作用,使目标数据逐渐逼近源域数据分布。

3.1　特征提取网络

针对振动信号非平稳、突变快、散度大等特点,设计了图 2 所示的振动信号特征提取网络 DRWNet。它依次由 CBR、最大池化、4 组 DLBlock_x(x=1, 2)及平均池化组成。该网络采用深度可分离卷积,在保障诊断精度没有大幅度下降的同时,大大减少模型参数量,提高了诊断速度。同时,借鉴 MobileNet V3[11] 中 SE 分支的思想,在模块中添加 ECA 注意力机制,增强局部特征表达能力,有效提高故障诊断精度。

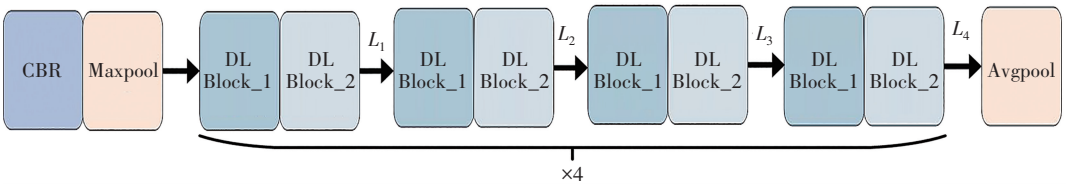


图 2　DRWNet 网络结构图

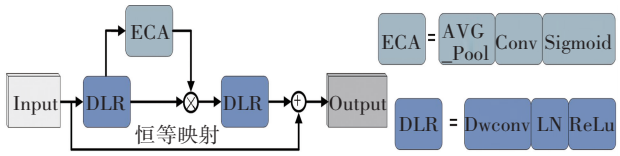
Fig. 2　Structure diagram of DRWNet network

对于输入网络的一维轴承数据,在进行特征提取之前首先通过卷积池化对数据进行预处理,提取出信号的浅层特征并滤除信号中的冗余信息,同时减少后续网络计算的复杂度。为进一步提取数据的信号特征,首先利用残差网络的思想设计了 DLBlock_1 用于加深网络模型,而 DLBlock_2 则是在 DLBlock_1 的残差分支上增加一个卷积操作,用于改变网络维度。如图 2 所示:每个 DLBlock_1 后面紧跟一个 DLBlock_2,如此重复 4 次,构成主干网络的整体架构,其中 L_1、L_2、L_3、L_4 分别为 4 个 DLBlock_x 连接模块的输出。通过 DLBlock_x(x=1, 2)模块之间的相互配合,在加深网络维度的同时,最大限度地保留数据的浅层高分辨率特征,增强数据的细节信息表达能力,有助于实现对轴承振动信号数据特征的深度提取。

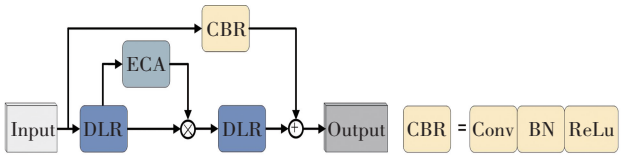
卷积核大小相同的前提下,深度可分离卷积[12] 能大大降低网络的参数量。考虑振动信号为时序型数据,在 DLBlock_x(x=1, 2)的构建中使用深度可分离卷积来降参。先在每个输入信道上使用通道卷积来映射样本序列的时间相关性,然后通过逐点卷积来创建通道卷积的线性组合,即映射输入信号的跨通道相关性,从而有效地捕捉序列型样本数据之间的相互关系。同时,将主流卷积神经网络用的 3×1 卷积核改为 7×1,从而增大模型感受范围,使特征图与分类器紧密连接,增强处理不同转换的能力,提取出输入信号更大邻域范围内的特征信息。此外,引入注意力机制使网络在输入信息中聚焦于对当前任务更加关键的信息,降低冗余信息对故障诊断的影响,提高诊断效率和准确性。

归一化处理是卷积神经网络中必不可少的部分,对于改善网络的收敛性并减少过拟合具有良好的效果。继 Batch Normalization[13](BN)之后,有许多学者尝试开发替代归一化技术,Layer Normalization[14](LN)就是其中一种。由于 LN 是针对每个样本的所有特征,计算其均值和方差,不受样本长度变化的影响,可以保留特征之间的时序关系。研究表明,LN 更适合用于 RNN 网络。但 Yang 等[15] 指出随着网络结构和训练方法的改进,LN 在 CNN 网络中也能达到优于 BN 的效果。考虑到轴承振动信号为序列型数据,关注单个样本之间采样点的联系更有利于其特征表达,因此在 DW 卷积

后采用 LN 进行单个样本间的标准化处理,最大程度上保留了特征的时序关系。鉴于上述考虑,设计图 3 所示的 DLBlock_x 模块。



(a) DLBlock_1 模块



(b) DLBlock_2 模块

图 3 DLBlock_x 的结构

Fig. 3 DLBlock structure of x

每个 DLBlock_1 由 2 个 DLR(DwConv + LN + Relu)和 1 个 ECA 注意力机制构成。输入该模块的数据首先经过一个 DLR 进行特征提取,输出为 l_1,l_1 通过 ECA 注意力机制进行权重计算,输出为 l_2,l_1 和 l_2 通过⊗进行点乘,为每个通道的特征值赋予相应的权重,输出为 l_3,突出重要特征的占比,l_3 再经过一次 DLR 处理后,与该模块的原始输入特征图通过 add 相加,最大限度地保留数据特征。而 DLBlock_2 则是在 DLBlock_1 的残差分支上增加一个卷积操作进行下采样之后再与 l_3 相加,在加深网络模型提取深层特征的过程中起到了改变网络维度的作用。

3.2 多域鉴别器

由于输入信号中目标域样本数据无故障类别标签,需要借助源域样本所训练的分类网络对目标域数据进行分类,为提高网络对目标数据的分类精度,首先要缩小源域和目标域数据的分布距离,因此使用领域鉴别器对输入样本的领域进行判断,由此来衡量样本的混淆程度。传统的 CDAN 使用单一的由全连接层构成的感知器作为领域鉴别器,缺乏对领域样本可迁移性的量化评估,导致模型的领域适配能力差,诊断精度低。因此,在训练过程中,降低难以迁移样本数据的权重,在最小化样本故障分类损失的同时,最大化域鉴别器的领域鉴别损失,可以有效提高网络的迁移效果。

鉴于上述分析,设计图 4 的三层感知器网络结构作为域鉴别器。它采用 1×1 的 Conv 卷积代替传统的全连接层,对样本的每个特征区域进行单独处理,最大限度地保留样本的局部特征。前两层具有 ReLu 激活功能,因为域分类器的目的是区分源域或目标域实例对象的特征,因此在该域鉴别器的末尾插入 Sigmoid 激活函数,对输入空间的数据来源进行精准识别。

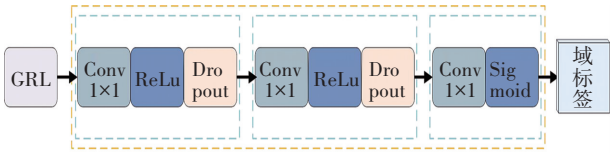


图 4 域鉴别器网络结构图

Fig. 4 Structure diagram of domain discriminator network

3.3 损失函数设计

由上述多域联合对抗网络架构设计可知,M-DJC 的损失函数由分类器损失 L_y 和多域鉴别器损失 L_D 构成。

$$L(\theta_f,\theta_y,\theta_d)=L_y(\theta_f,\theta_y)+L_D(\theta_f,\theta_d)$$

其中,$L_y(\theta_f,\theta_y)$ 是对每个类别样本的预测结果取对数求和,再将其期望值作为分类器的预测损失,见式(1)。

$$L_y(\theta_f,\theta_y)=-E_{(x_i^s,y_i^s)\in D_s}\sum_{c=0}^{C-1}1_{[y_i^s=c]}\log[G_y(G_f(x_i^s;\theta_f);\theta_y)] \tag{1}$$

其中,c 为样本数据的类别标签,C 为样本标签个数,$G_f(x_i^s;\theta_f)$ 为特征提取网络的特征输出,$G_y(G_f(x_i^s;\theta_f);\theta_y)$ 为分类器的预测结果。

受 Zhang 等[16]的启发,使用多个空间密集条件域分类器来计算域间散度,其条件对抗性损失与 L_y 同理采用期望损失,其定义见式(2):

$$L_d(\theta_f,\theta_d)=E_{x_i^s\in X_s}\log[D_k(G_f(x_i^s;\theta_f);\theta_d)]+E_{x_i^t\in X_t}\log[1-D_k(G_f(x_i^t;\theta_f);\theta_d)] \tag{2}$$

由于条件域分类器的泛化误差与每个类的跨域距离呈反比,故使用来自每个条件域分类器 D_k 的预测损失 M_k 来表示类 $k(k\in\{1,2,3,\cdots,K\})$ 在域间的可传递性,并使用权重 $L_d(\theta_f,\theta_d)$ 来得到最终的条件适应目标:

$$L_D(\theta_f,\theta_d)=\sum_{k=1}^{K}M_kL_d(\theta_f,\theta_d)$$

其中,L_D 表示整个多域鉴别器的最终损失。

3.4 网络训练流程

网络训练流程如下:首先将原始轴承的振动信号划分为源域数据和目标域数据,然后对所提模型参数进行初始化,随机分配模型权重及偏差,通过前向传播求解模型各部分损失值,并通过反向传播更新各部分模型参数,最后根据训练得到的最终模型参数对目标域数据进行领域迁移,从而完成对无标签目标域数据的故障诊断。

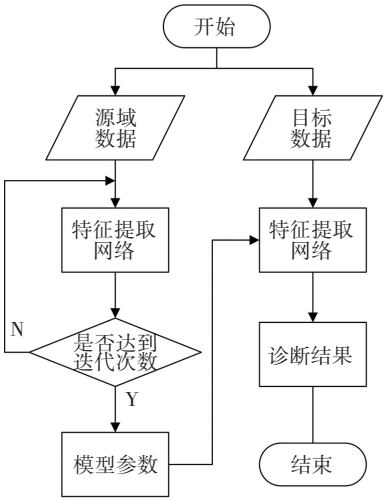


图 5　网络训练流程图

Fig. 5　Network training flowchart

在模型训练过程中,使用 adam 算法对参数 θ_f、θ_y、θ_d 进行更新。并且采用 L2 正则化对较为分散的权重向量进行惩罚,提高模型的泛化能力,降低过拟合风险。

4　实验验证与结果分析

采用美国凯斯西储大学轴承数据集[17]开展实验,实验均在 CPU 型号为 AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics 3.20 GHz,GPU 型号为 NVDIA GeForce RTX 3060 Loptop GPU 的 PC 上开展,采用 Pytorch 框架搭建模型,并使用 Cuda11.0 和 Cudnn7.6.5 对 GPU 进行加速。

4.1　数据集

选用电机驱动端的 6205-2RS-JEM SKF 型滚动轴承数据作为研究对象,其采样频率为 12 kHz,根据负载和转速的不同可分为 4 种工况。每种工况下分别包含 1 个正常状态和 3 个位置的故障状态,每个位置的故障程度又可细分为 0.18 mm、0.36 mm 和 0.54 mm,共 10 种状态类型,其标签划分见表 1。

表 1　凯斯西储大学轴承数据集

Table 1　Case Western Reserve University bearing dataset

工况	转速(r/min)	负载(Hp)	故障类型	标签
0	1 797	0	正常	0
1	1 772	1	内圈故障	1、2、3
2	1 750	2	外圈故障	4、5、6
3	1 730	3	滚动体故障	7、8、9

每个样本长度为 1 024,实验时将每种工况下的数据 80%划分为训练集,20%划分为测试集。分别将该数据集 0、1、2、3 工况下的数据作为源域数据,另外 3 种工况下的数据作为目标域数据进行迁移任务实验,共 12 个迁移学习任务。

4.2　消融实验

为验证多域联合对抗网络架构 M-DJC 设计的有效性和合理性,在 CDAN 的基础上依次加入 DRWNet 网络和多域鉴别器结构进行消融实验,结果如表 2 所示。使用 DRWNet 后,除迁移任务 1→2 的精度略有降低,其他 11 个迁移任务的效果均得到一定的提升,平均精度也由 93.39%提高到 97.82%。使用多域鉴别器后,12 个子任务的精度分别提高了 0.19%~5.11%,平均精度提升 2.07%,达到 99.89%。由此说明,特征提取网络 DRWNet 和多域鉴别器结构都能够在一定程度上提升模型的故障诊断精度。

表 2　消融实验

Table 2　Ablation experiment

%

实验	CDAN	DRW-Net	多域鉴别器	0→1	0→2	0→3	1→0	1→2	1→3	2→0	2→1	2→3	3→0	3→1	3→2
1	✓	—	—	98.87	95.38	84.65	98.57	99.76	92.33	96.27	99.51	94.43	82.60	85.33	92.95
2	✓	✓	—	99.60	97.82	96.05	99.53	99.35	98.23	99.05	99.76	99.04	95.32	94.73	95.38
3	✓	✓	✓	100	99.92	99.92	99.72	99.84	99.92	99.91	100	99.84	99.81	99.84	99.92

4.3　M-DJC 的性能验证

为验证 M-DJC 的诊断效果,将其和现有诊断方法:领域对抗神经网络[18](DANN)、条件对抗域适应网络(CDAN)、动态分布领域自适应网络[19](DDAN)、多表示领域自适应网络[20](MRAN)以及多表示动态自适应[21](MRDA)网络在凯斯西储大学轴承数据集上进行对比实验,结果见表 3。

从表 3 可以看出:深度学习算法对于凯斯西储大学轴承数据集的诊断精度都达到了 80%以上,但对于 DANN 和 CDAN 方法,迁移任务 0→3 和迁移任务 3→0 的诊断精度相对较低。由表 1 可知:工况 0 的转速为 1 797 r/min,工况 3 的转速为 1 730 r/min,故该现象可归咎于两个数据集的数据分布差异大所引起的特征漂移。DDAN、MRAN 和 MRDA 3 种方法下的 12 个子任务诊断精度都达到了 90%以上,平均精度分别提升了 0.98%、3.54%和 4.66%。M-DJC 对于 12 个迁移任务的诊断精度均在 99%以上,平均精度高达 99.89%,证明了 M-DJC 方法的稳定性和准确性。

表 3 不同方法的准确度比较

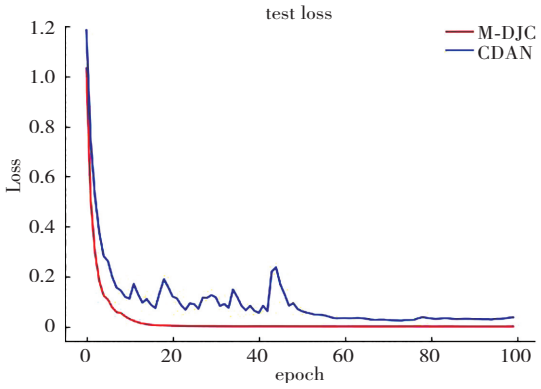
Table 3 Comparison of accuracies of different methods

%

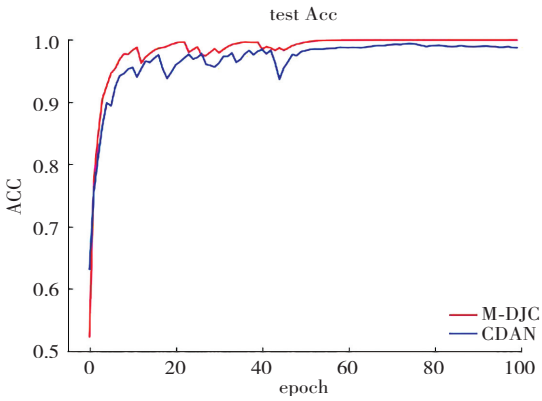
迁移任务	0→1	0→2	0→3	1→0	1→2	1→3	2→0	2→1	2→3	3→0	3→1	3→2	平均值
DANN	98.38	95.95	83.20	97.71	99.68	93.54	96.37	98.38	92.49	81.65	85.33	86.71	92.45
CDAN	98.87	95.38	84.65	98.57	99.76	92.33	96.27	99.51	94.43	82.60	85.33	92.95	93.39
DDAN	94.08	95.36	92.96	95.08	94.42	93.83	96.08	94.62	93.74	92.04	94.75	95.46	94.37
MRAN	96.33	96.82	94.95	98.47	97.58	96.92	97.95	97.38	97.75	94.57	96.92	97.58	96.93
MRDA	97.67	97.50	96.56	99.33	99.17	97.42	99.25	98.25	98.67	96.42	98.00	98.41	98.05
M-DJC	100	99.92	99.92	99.72	99.84	99.92	99.91	100	99.84	99.81	99.84	99.92	99.89

4.4 实验结果分析

为更加直观地表现出 M-DJC 的有效性,采用图 6、图 7 所示的训练精度及损失曲线图和直方图,分别从模型的收敛速度以及稳定性角度进行论证。



(a) 训练精度图



(b) 训练损失图

图 6 精度损失变化图

Fig. 6 Variation chart of accuracy loss

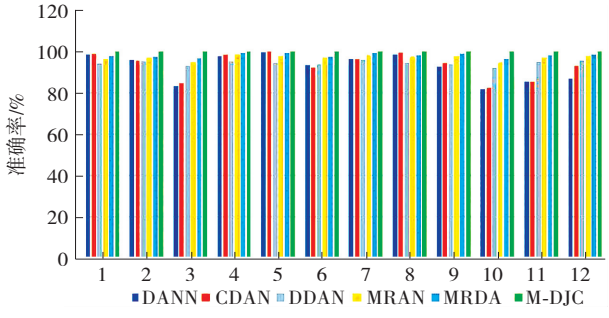


图 7 迁移任务精度对比直方图

Fig. 7 Comparison of migration task precision in histograms

如图 6(a)、6(b)所示,以迁移任务 0→1 为例,分别绘制 DANN 和本文所提方法的测试效果曲线图,可以看出本文所提方法在加快模型收敛速度的同时能有效提高轴承故障的诊断精度,在第 50 个 epoch 之后,曲线趋于稳定,能够显著降低领域对抗所造成的诊断效果的波动。

图 7 所示为 6 种不同方法在 12 个迁移任务下的直方图。从图 7 中可更加直观地看出:M-DJC 相比于其他几种方法,在 12 个迁移任务上的准确度均有提升,且更加稳定。

综上所述,M-DJC 能够提高复杂数据样本的故障诊断能力,有效对齐相差较大的源域和目标域数据的样本分布,降低计算成本,提高诊断准确率,减小诊断效果的波动。

5 结 论

本文面向实际工作场景中数据分布差异较大的复杂数据集,提出了 M-DJC 故障诊断方法。一是针对复杂轴承数据特征提取困难的问题,引入注意力机制的思想,结合输入信号为时序型数据的特点,使用深度可分离卷积和 LN 归一化方式设计特征提取网络,增强网络的特征提取能力;二是针对轴承数据分布差异大,领域迁移难的问题,使用多域鉴别器结构,结合每个领域鉴别器的预测损失,对域间不同类别样本的可传递性进行量化评估,提高模型泛化能力。通过两种改进,其故障诊断精度较 MRDA 在 12 个迁移任务上提高了 0.39%~3.39%,更能满足实际工况下的故障诊断需求。

参考文献(References):

[1] ZHANG W, LI X, DING Q. Deep residual learning-based fault diagnosis method for rotating machinery [J]. ISA Transactions, 2019, 95(2): 295-305.

[2] 金江涛, 许子非, 李春, 等. 基于深度学习与混沌特征融合的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(1): 109-116.

JIN Jiang-tao, XU Zi-fei, Li Chun, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on deep learning and chaotic feature fusion[J]. Control Theory and Application, 2022, 39(1): 109-116.

[3] ZHONG C, LIU Y, WANG J, et al. RBFNN Fault diagnosis method of rolling bearing based on improved ensemble empirical mode decomposition and singular value decomposition[J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2022, 49(3): 156-167.

[4] 任胜杰, 郭伟超, 舒定真, 等. 时频分析和深度学习相结合的滚动轴承故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(1): 149-158.
REN Sheng-jie, GUO Wei-chao, SHU Ding-zhen, et al. Fault diagnosis of rolling bearings by combining time frequency analysis and deep learning[J]. Mechanical Science and Technology, 2023, 42(1): 149-158.

[5] 池福临, 杨新宇, 邵思羽, 等. 基于深度收缩残差网络的轴承变工况故障诊断[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(4): 1146-1156.
CHI Fu-lin, YANG Xin-yu, SHAO Si-yu, et al. Fault diagnosis of bearings under variable operating conditions based on deep shrinkage residual network[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2023, 29(4): 1146-1156.

[6] LI X, ZHANG W, DING Q, et al. Multi-Layer domain adaptation method for rolling bearing fault diagnosis[J]. Signal Processing, 2019, 157(2): 180-197.

[7] YANG S, KONG X, WANG Q, et al. A multi-source ensemble domain adaptation method for rotary machine fault diagnosis[J]. Measurement, 2021, 186(7): 110213-110226.

[8] QIN Y, YAO Q, WANG Y, et al. Parameter sharing adversarial domain adaptation networks for fault transfer diagnosis of planetary gearboxes[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 160(10): 107936-107949.

[9] 温江涛, 张鹏程, 孙洁娣, 等. 残差卷积自编码网络无监督迁移轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2022, 33(14): 1707-1716.
WEN Jiang-tao, ZHANG Peng-cheng, SUN Jie-di, et al, Unsupervised migration bearing fault diagnosis based on residual convolutional self coding network[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(14): 1707-1716.

[10] LONG M, CAO Z, WANG J, et al. "Conditional adversarial domain adaptation," in Advances in Neural Information Processing Systems[J]. CoRR, 2018, 35(6): 1640-1650.

[11] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenet V3[J]. Communications and Computer Sciences, 2019, 1905(17): 02244-02256.

[12] CHOLLT F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017.

[13] SERGEY I, CHRISTIAN S. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[J]. Communications and Computer Sciences, 2015, 1502(12): 03167-03179.

[14] LEI JIMMY B, RYAN K, GEOFFEY E, et al. Layernormalization[J]. Communications and Computer Sciences, 2016, 1607(3): 06450- 06461.

[15] YANG T, ZHU S, MENDIETA M, et al. MutualNet: Adaptive convnet via mutual learning from different model configurations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(1): 811-827.

[16] ZHANG P, ZHANG Z, HAO Y, et al. Multi-scale feature enhanced domain adaptive object detection for power transmission line inspection[J]. IEEE Access, 2020, 15(8): 182105-182116.

[17] SMITH W A, BANDALL R. Rolling element bearing diagnostics using the case western reserve university data: a benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64: 100-131.

[18] GANIN Y, USTINOVA E, AJAKAN H, et al. Domain-adversarial training of neural networks[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(1): 2096-2030.

[19] WANG J, CHEN Y, FENG W, et al. Transfer learning with dynamic distribution adaptation[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2020, 11(1): 1-25.

[20] ZHU Y, ZHUANG F, WANG J, et al. Multi- representation adaptation network for cross domain image classification[J]. Neural Networks, 2019, 119(11): 214-221.

[21] 朱继扬, 孙虎儿, 张天源, 等. 基于多表示动态自适应的不同工况下滚动轴承故障诊断[J]. 机电工程, 2023, 40(2): 178-185, 203.
ZHU Ji-yang, SUN Hu-er, ZHANG Tian-yuan, et al. Fault diagnosis of rolling bearings under different operating conditions based on multi representation dynamic adaptation[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2023, 40(2): 178-185, 203.

责任编辑:李翠薇