

基于深度对抗和联合域校准的轴承故障诊断方法

王小瑞,郝润芳*,杨琨,袁仲云,桑胜波
(太原理工大学 电子信息与光学工程学院,山西 太原 030024)

摘要:为了兼顾全局域对齐和局部子域的校准,并且使得特征表示容易被决策边界区分,提出了一种基于深度对抗和联合域校准(Deep Conjoint and Adversarial Domain Calibration, DCADC)方法进行跨负载的故障诊断任务。首先,将一维轴承振动信号处理为二维灰度图像,有利于模型泛化;其次提出了一种双卷积结构,增强了模型学习域不变信息的能力;另外实施了联合校准策略,使模型在匹配全局信息时捕获局部细粒度信息;最后,加入了特征表示惩罚机制,使决策边界更易于区分样本类别。在三种迁移场景实验中,DCADC方法的平均诊断准确率分别达到了99.80%、100%和99.72%,分别比目前最先进的域适应方法提升了4.80%、0.86%和2.16%。实验结果说明了DCADC方法在复杂工作环境中能够表现出良好的准确性和鲁棒性。

关键词:故障诊断;特征对齐;域适应;深度学习

中图分类号:TP183 **文献标志码:**A **文章编号:**0253-2395(2026)02-0295-15

A Deep Conjoint and Adversarial Domain Calibration Method for Bearing Fault Diagnosis

WANG Xiaorui, HAO Runfang*, YANG Kun, YUAN Zhongyun, SANG Shengbo
(College of Electronic Information and Optical Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In order to guarantee simultaneous alignment of global domains and local classes, facilitating feature representation discrimination by decision boundaries, a deep conjoint and adversarial domain calibration (DCADC) method for cross-load fault diagnosis tasks is proposed. First, the one-dimensional bearing vibration signals are processed into two-dimensional grayscale images to be more applicable for model generalization. Second, a double convolution structure is proposed, which enhances the model's ability of learning domain-invariant information. Third, a conjoint calibration strategy is implemented so that the model captures local fine-grained subdomain information while matching global domain. Finally, a mechanism for penalizing feature representations is incorporated to make it easier for decision boundaries to distinguish samples. In three transfer scenario experiments, the proposed DCADC method achieves an average diagnostic accuracy of 99.80%, 100%, and 99.72%, respectively, showing the improvements of 4.80%, 0.86%, and 2.16% over the current state-of-the-art domain adaptation method. The experimental results illustrate that DCADC method exhibits good accuracy and robustness in complex working environments.

Key words: fault diagnosis; feature alignment; domain adaptation; deep learning

收稿日期:2024-02-19;修回日期:2024-05-12

基金项目:山西省回国留学人员科研教研资助项目(2024-047)

作者简介:王小瑞(1998—),男,山西运城人,硕士研究生,研究方向为智能故障诊断。E-mail:wangxiaorui0453@link.tyut.edu.com

*通信作者:郝润芳(HAO Runfang),E-mail:haorunfang@tyut.edu.cn

引文格式:王小瑞,郝润芳,杨琨,等.基于深度对抗和联合域校准的轴承故障诊断方法[J].山西大学学报(自然科学版),2026,49(2):295-309. DOI:10.13451/j.sxu.ns.2024086.

0 引言

滚动轴承作为机械设备中的重要元件,对于设备的正常运行至关重要。已有的数据表明,轴承故障在旋转机械故障中的占比为30%^[1-2]。轴承故障可能导致工业安全问题,因此对轴承故障的及早发现和诊断极为必要。加速度传感器采集的振动数据常被用来监测轴承状态^[3],由于近年来工业设备数目激增,带来了空前规模的数据量,使得数据驱动方法成为智能故障诊断的重要方法^[4]。

目前的智能诊断方法还存在明显的短板。首先,这些方法通常需要大量人工标注的带标签数据作为支撑^[5],不但成本高昂,而且难以实现。其次,这些方法依赖于训练数据和测试数据服从相同的分布。然而机械设备的工况处于变化之中,一种负载条件下训练的网络无法直接在另一个负载条件的数据上进行诊断。这些局限性阻碍了深度学习技术在故障诊断领域进一步的发展。

为了解决上述两个问题,在目标场景的无监督学习问题方面,深度特征迁移受到了越来越多的关注^[6]。深度特征迁移是通过特征分布的对齐,学习到域不变信息,完成另一目标域场景下诊断任务。主流的方法可以分为基于度量的特征迁移方法和基于对抗的特征迁移方法。

基于度量的方法通过衡量域差异来进行边缘分布的匹配。例如,Yang等^[7]在两个共享权值的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的中间层加入了最大平均差异(Maximum Mean Discrepancy, MMD)来约束CNN的参数。Guo等^[8]将MMD嵌入到全连接层中,完成域不变特征的有效提取。Zhu等^[9]提出了一种改进的推土机距离(Wasserstein Distance, WD),使用余弦相似度缩小两个信号之间的差距。

基于对抗的方法使用特征提取器学习的特征欺骗域鉴别器,使后者无法判断特征的域归属,从而学习到跨域信息。Ganin等^[10]首次把对抗训练的思想引入到域适应中,提出了域对抗神经网络(Domain-adversarial Neural Network, DANN),此后DANN在故障诊断中也得

到了广泛的关注。例如,Jiao等^[11]引入了联合最大平均差异以减少联合分布和边缘分布在不同域的偏移。Wang等^[12]基于两阶段的特征提取和特征对齐实现了部分域迁移的任务。Zhu等^[13]向多个域鉴别器中添加动态权重,使模型可以从多个不同的源域学习到诊断知识对目标域进行预测。Deng等^[14]设计了双层注意力机制的域鉴别器,为相同特征标签的样本赋予更高的权重,从而有选择地进行部分域迁移。

尽管上述方法通过特征对齐和模型改进在跨域诊断轴承故障方面取得了成效,但是依然存在一些问题:

- 1) 最小化全局域差异可以缩小不同域之间的差异,但是容易忽略子域信息;
- 2) 子域类别对齐的方法可以使得子域中心靠近,但是不同的子域边界会交叠在一起;
- 3) 结构改进的模型增强了特征提取能力,但付出的代价是区分样本能力的衰减。

针对上述问题,本文提出了一种基于深度对抗和联合域校准(Deep Conjoint And Adversarial Domain Calibration, DCADC)的方法。该方法同时对齐全局域特征和子域特征,提高了特征表示在映射空间的可区分程度,达到轴承故障诊断的目的。本文主要贡献如下:

- 1) 为了提升模型的跨域特征学习能力,提出了一种双卷积结构特征提取器,使得模型学习域不变信息的能力增强;
- 2) 为了缩小源域和目标域的特征差异,实施了联合校准策略,采用MMD度量两个域的全局差异,并且采用软标签的局部最大均值差异(Local Maximum Mean Miscrepancy, LMMD)对齐各个子域;
- 3) 为了保持模型对目标域特征良好的区分能力,引入了批量谱惩罚(Batch Spectral Penalization, BSP)机制,对特征值的最大奇异值加以抑制,从而使模型更容易地区分每一类样本;
- 4) 为了充分展示提出的模型在无标签目标域故障诊断工作的优异成绩,本文进行了一系列严谨的实验,并以可视化的方式展现了实验结果,证明了提出方法的有效性。

本文其余部分的安排如下:第1节进行关

于域对抗迁移学习的理论背景介绍,第2节阐述所提出的基于深度对抗网络的联合校准域迁移学习方法,第3节通过实验说明所提出方法的有效性,最后第4节进行总结与展望。

1 理论背景

1.1 基于深度学习的故障诊断

基于深度学习的故障诊断主要应用的方式为:特征提取、特征分类和特征提取与分类^[15]。第一种方式利用深度学习技术直接对信号进行特征提取,不需要依赖先验知识,例如 Fang 等^[16]改进了传统的卷积结构,使其快速准确地提取故障特征。第二种方式利用信号的统计分析特征或时频变换特征进行分类,例如 Liang 等^[17]对斯托克韦尔变换(Stockwell Transform, ST)^[18]生成的伪图像进行了数据增强,利用胶囊网络(Capsule Network, CapsNet)^[19]对判断故障类型;Liu 等^[20]添加了对全连接层(Fully Connected, FC)的正则化,用短时傅里叶变换后的时频图完成了故障分类。第三种方式采用端到端的训练方式,例如 Yao 等^[21]提出了一种反向残差的网络结构,提升了模型在噪声环境中的性能。Wang 等^[22]将小波包分解和注意力机制嵌入到 CNN 中,提高了模型学习信息的能力和分类的准确率。

1.2 域适应技术

在迁移学习任务中,所获取到的样本来自源域 D_S 和目标域 D_T 。一般地,这两个域包含的样本空间 X 的边缘分布 $P(X)$ 不相同。在本文中的无监督域适应学习任务数据是轴承振动信号,源域样本 X_S 带有标签 Y_S ,记为 $D_S = \{(X_S, Y_S), X_S \sim P(X_S)\}$,目标域样本 X_T 缺少标签,记为 $D_T = \{X_T, X_T \sim P(X_T)\}$ 。不同负载下的数据边缘分布的不同,即 $P(X_S) \neq P(X_T) \Rightarrow D_S \neq D_T$ 。域适应的目标是将数据映射到特征空间,通过特征对齐使得源域与目标域的数据分布尽可能接近。因此在完成带标签的源域数据分类过程的同时,分类器可以同时完成目标域样本的分类任务。

1.3 域对抗网络

DANN 作为一种实现域适应的方法,其结构包括特征提取器 G_f , 标签预测器 G_y 和域鉴别

器 G_d , 如图 1 所示。DANN 的目标是最小化分类损失和最大化判别损失,一方面,特征提取器需要将数据映射到高维空间,使得标签预测器能够正确地分类;另一方面,特征提取器还要欺骗鉴别器,使后者无法判别数据来自哪一个域,鉴别器则需要判断数据的域归属。通过对抗训练,最终高维空间上的数据在分布上相似,目标域数据也因此容易被区分。

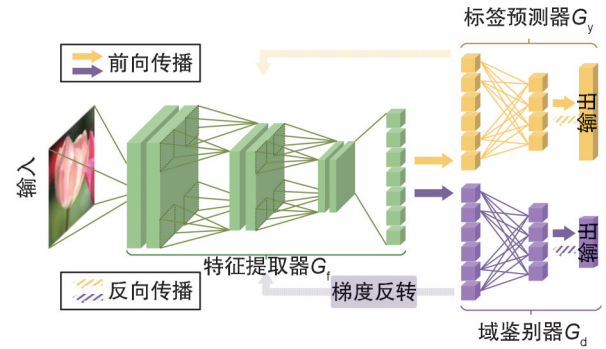


图1 域对抗网络结构

Fig. 1 The structure of domain adversarial neural network

假设现有 n_s 个来自源域的数据和标签 $\{(x_s^i, y_s^i)\}^n \subset D_S$ 和 n_t 个来自于目标域的数据 $\{x_t^i\}^n \subset D_T$, 给定特征提取器 G_f 的参数为 θ_f , 标签预测器 G_y 的参数为 θ_y , 域鉴别器 G_d 的参数为 θ_d , 样本 x^i 经过卷积之后得到的特征表示为 $\mathcal{Z}^i = G_f(x^i; \theta_f)$, 由预测器进行分类后的输出为 $\mathcal{Y}^i = G_y(G_f(x^i; \theta_f); \theta_y)$ 。分类损失可以表示为

$$L_y(\theta_f, \theta_y) = L_y(G_y(G_f(x^i; \theta_f); \theta_y), y^i) = L_y(\mathcal{Y}^i, y^i), \quad (1)$$

其中 y^i 表示 x^i 的标签。鉴别器的输出为 $\mathcal{D}^i = G_d(G_f(x^i; \theta_f); \theta_d)$, 域鉴别的数为

$$L_d(\theta_f, \theta_d) = L_d(G_d(G_f(x^i; \theta_f); \theta_d), y_d^i) = L_d(\mathcal{D}^i, y_d^i), \quad (2)$$

其中 y_d^i 表示 x^i 的域标签信息, 训练过程中, 源域的样本被标记为 $y_d^i = 0$, 目标域的样本被标记为 $y_d^i = 1$ 。因此, 在迭代过程中, 模型参数优化的目标为

$$(\theta_f', \theta_y') = \underset{\theta_f, \theta_y}{\operatorname{argmin}} E(\theta_f, \theta_y, \theta_d'), \quad (3)$$

$$\theta_d' = \underset{\theta_d}{\operatorname{argmax}} E(\theta_f, \theta_d). \quad (4)$$

根据以上条件可以得出 DANN 总的损失为

$$L^i(\theta_i, \theta_y, \theta_d) = L_y^i(\theta_i, \theta_y) - \lambda L_d^i(\theta_i, \theta_d),$$

$$\lambda = \frac{2}{1 + \exp(-10p)} - 1, p: 0 \rightarrow 1, \quad (5)$$

其中 λ 是一个调和右边两个变量的超参数。

2 模型结构与特征对齐

轴承故障的跨域诊断容易出现的情况是特征对齐的过程中类别的混淆和子域中心的

偏移,如图2所示。图2(a)只进行全局域匹配,忽略了子域对齐,导致样本类别的混淆,图2(b)考虑了子域中心对齐而忽略了全局信息,导致决策边界难以进行分类。为了避免上述情况的发生,提出了一种基于深度对抗和联合域校准的方法。方法中设计了双卷积结构特征提取器,实施了一种联合校准策略,还加入了对特征的惩罚机制,框架如图3所示。

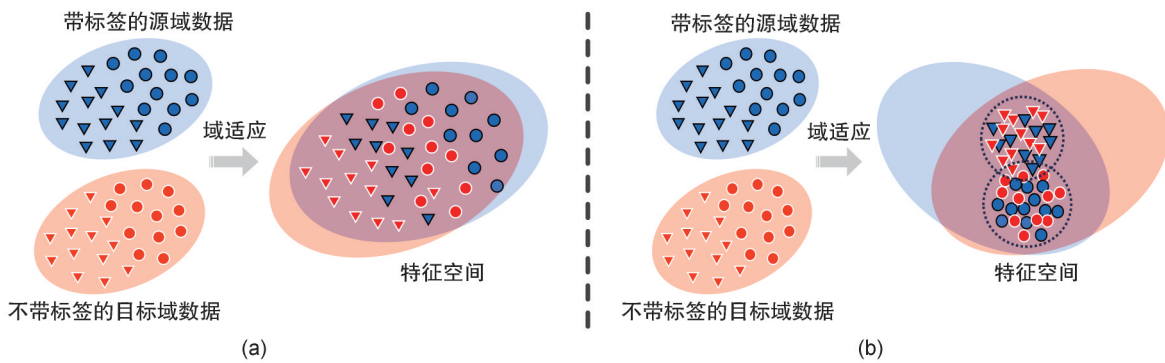


图2 类别的混淆(a)和子域中心的偏移(b)

Fig. 2 Confusion of categories (a) and offset of subdomain centers (b)

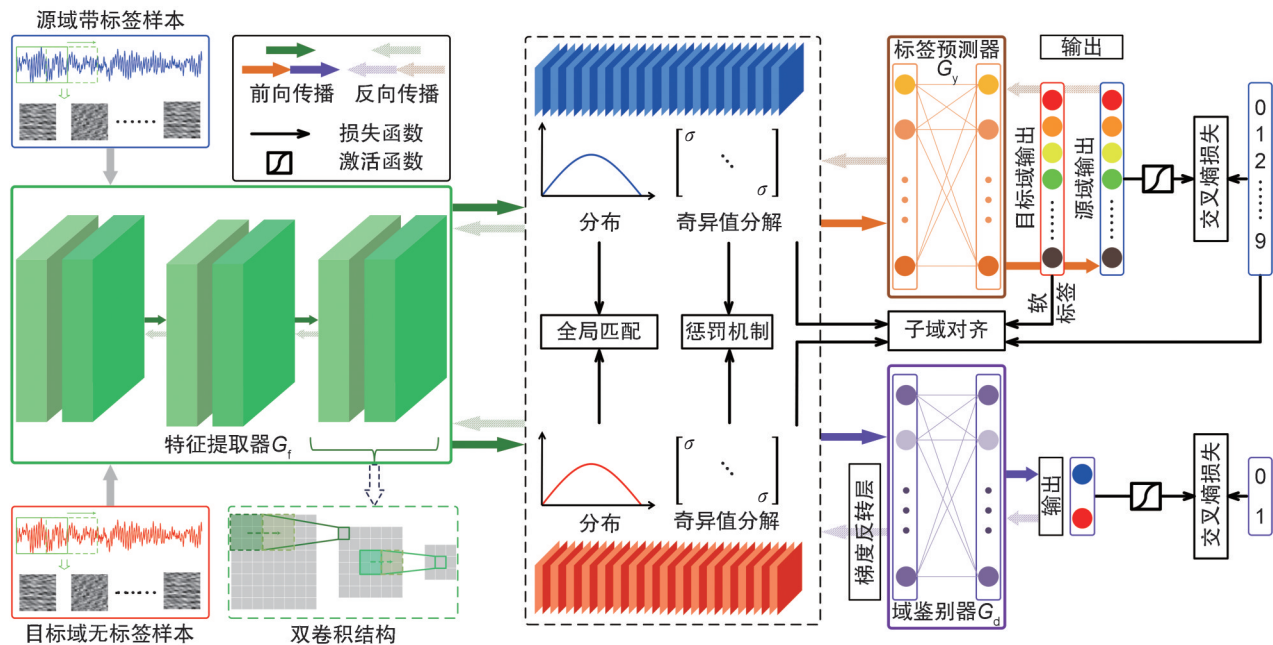


图3 联合域校准策略与特征惩罚机制实施框架

Fig. 3 Implementation framework of conjoint domain calibration strategy and feature penalty mechanism

2.1 数据预处理

二维的图像信号包含更高维的特征,适用于模型泛化^[23],所以在预处理阶段,采用滑动窗口截取和重塑的方式将一维信号处理为二维

灰度图像。窗口长度过小无法包含有效信息,长度过大则增加训练时间,所以将窗长选择为1024。实验过程中发现滑动步长的大小会影响样本数量和诊断准确率,如表1所示。当窗

长固定时,滑动步长减小,总样本数随之增加,会占用更大的设备存储空间。滑动步长增大,总样本数相应地减少,准确率在样本总数小于5 000的情况下急剧下降。

基于表1的分析,选择步长为128,窗长为1 024的滑动窗口进行截取,每个信号段重塑为 32×32 的灰度图像。二维的灰度图像提高了数据的信噪比和计算资源的利用效率。接着对信

号进行归一化处理,公式如下:

$$\tilde{x} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}, \quad (6)$$

其中 \tilde{x} 是归一化后的信号, x 是原始信号。在模型训练过程中,将 x 映射到 $[0, 1]$ 范围内可以消除数据量纲,无量纲化之后的数据特征对于模型的求解有加速作用。

表1 步长对样本数量和准确率的影响

Table 1 Effect of step size on number of samples and accurac

步长	总样本数	训练集样本数	测试集样本	准确率/%
32	20 000	16 000	4 000	100
64	10 000	8 000	2 000	100
128	5 000	4 000	1 000	100
256	2 500	2 000	500	97.2
512	1 250	1 000	250	83.5
1 024	625	500	125	66.4

2.2 双卷积结构

传统的卷积模型结构为卷积-池化交替堆叠而成,卷积层的计算公式为

$$y_j^{l+1} = f \left(\sum_i w_{(i,j)}^{l+1} \otimes x_i^l + b_j^{l+1} \right), \quad (7)$$

其中 l 表示模型的层数, j 表示输出特征图的索引, $f(\cdot)$ 表示激活函数, y_j^{l+1} 是激活后的输出, i 表示输入特征图的索引, $w_{(i,j)}^l$ 是第 j 个卷积核, \otimes 表示卷积操作符, b_j^{l+1} 是卷积核的偏置。在卷积层之后的最大池化或平均池化的过程公式分别为

$$x_c^{(x,y),l} = \max_{m,n \in R^{(m,n)}} x_c^{(m,n),l},$$

$$x_c^{(x,y),l} = \frac{1}{|R^{(m,n)}|} \sum_{m,n \in R^{(m,n)}} x_c^{(m,n),l}, \quad (8)$$

其中 $x_c^{(x,y),l}$ 是第 l 个池化层的输出特征图, c 为通道索引, $x_c^{(m,n),l}$ 是在池化区域 $R^{(m,n)}$ 内的元素值。池化层(平均池化或最大池化)会不可避免地损失掉一部分特征信息,而迁移学习过程中的目标是需要学习域不变信息。基于此观点,本文提出适用于特征迁移的双卷积结构。如图4所示,左侧部分是传统的卷积-池化结构,右侧部分是提出的双卷积结构。

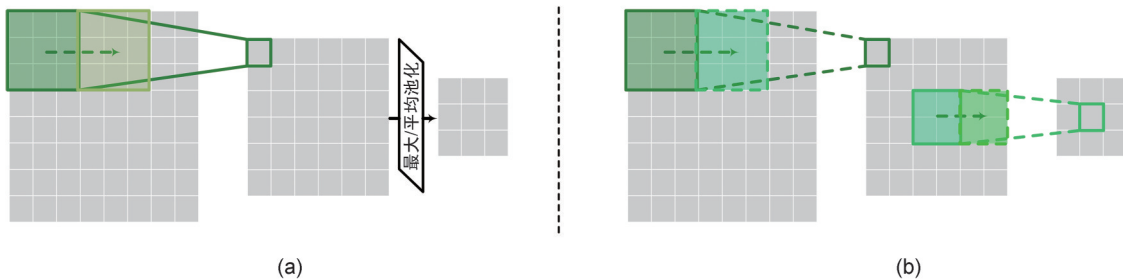


图4 卷积-池化结构(a)与双卷积结构(b)

Fig. 4 Convolution-pooling structure (a) and double convolution structure (b)

双卷积结构包含两层卷积操作,在第一层将特征图的通道翻倍,第二层的输出保持通道数不变,特征图尺寸缩减一半,因此公式(7)可知,双卷积结构的输出表示为

$$y_k^{l+2} = f \left(\sum_k w_{(j,k)}^{l+2} \otimes \left(\sum_i w_{(i,j)}^{l+1} \otimes x_i^l + b_j^{l+1} \right) + b_k^{l+2} \right). \quad (9)$$

双卷积结构减少了提取特征过程中信息的

丢失,充分学习到了域之间的一致性表示。

双卷积结构参数信息在表2中列出。首先,Conv1-1层使用了 5×5 的卷积核,增加了感受野,获取到更多的全局信息,其次Conv1-2层以 2×2 卷积核对特征图进行步距为2的下采样,接着是 3×3 卷积层与下采样卷积层的交替

堆叠,线性整流单元(Rectified Linear Unit, ReLU)函数被采用为激活函数。特征提取器的输出被全局平均池化层(Global Average Pooling, GAP)压缩为256维的特征向量。最后,展平的特征向量输入到FC层构成的标签预测器和域鉴别器中进行标签预测和域判别。

表2 双卷积结构模型参数

Table 2 Model parameters of double convolution structure

模块	层	激活函数	参数	输出尺寸
Feature extractor	Input			1 @ 32×32
	Conv1-1		kernel=(5, 5), stride=1	64 @ 28×28
	Conv1-2	ReLU	kernel=(2, 2), stride=2	64 @ 14×14
	Conv2-1		kernel=(3, 3), stride=1	128 @ 12×12
	Conv2-2	ReLU	kernel=(2, 2), stride=2	128 @ 6×6
	Conv3-1		kernel=(3, 3), stride=1	256 @ 4×4
	Conv3-2	ReLU	kernel=(2, 2), stride=2	256 @ 2×2
	GAP			256 @ 1×1
Label classifier	Flatten			256
	FC-1		256	256
Domain classifier	FC-2	Logsoftmax	10	10
	FC-3		256	256
	FC-4	Logsoftmax	2	2

2.3 联合校准与惩罚机制

本节将介绍文中实施的联合校准策略和惩罚机制。联合校准策略包括缩小域间差异和对齐子域中心两个部分,使得两域中不同类别数据之间边界明显,相同类别子域数据中心对齐。惩罚机制是对特征表示的奇异值加以抑制,从而提高目标域特征对于分类器的可区分程度。

2.3.1 全局域匹配

在域适应方面,MMD是一种最常用的测量两个域之间距离的方法^[24]。MMD的值越小,表示两个分布越接近。MMD可以估计各种分布之间的非参数距离,并避免计算中间密度^[25],实现不同域之间更稳定和更准确地度量^[26]。对于一组给定的样本 $\{(x_s^i, y_s^i)\}^n \subset D_s$ 和 $\{x_t^i\}^n \subset D_t$,它们之间的MMD计算如下:

$$L_{\text{MMD}}(\{x_s^i\}^n, \{x_t^i\}^n) = \left(\frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \phi(x_s^i) - \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \phi(x_t^j) \right)_{\mathcal{H}}^2, \quad (10)$$

其中 $\phi(\cdot)$ 是将数据映射到再生核希尔伯特空间 \mathcal{H} 的非线性函数。为了减少训练过程中的计算量,核函数 $k(\cdot)$ 选择线性核。因此,用于

反向传播的MMD损失可以表示为:

$$L_{\text{MMD}} = \left\| \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \phi(x_s^i) - \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \phi(x_t^j) \right\|_{\mathcal{H}}^2 = \left[\frac{1}{n_s^2} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{i'=1}^{n_s} \phi(x_s^i) \phi(x_s^{i'}) - \frac{2}{n_s n_t} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} \phi(x_s^i) \phi(x_t^j) + \frac{1}{n_t^2} \sum_{j=1}^{n_t} \sum_{j'=1}^{n_t} \phi(x_t^j) \phi(x_t^{j'}) \right]_{\mathcal{H}} = \left[\frac{1}{n_s^2} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{i'=1}^{n_s} k(x_s^i, x_s^{i'}) - \frac{2}{n_s n_t} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} k(x_s^i, x_t^j) + \frac{1}{n_t^2} \sum_{j=1}^{n_t} \sum_{j'=1}^{n_t} k(x_t^j, x_t^{j'}) \right]. \quad (11)$$

2.3.2 局部域对齐

对齐子域分布可以防止来自源域和目标域的所有类别数据过于接近,使得决策边界能够正确地分类。为了让模型学习子域信息,引入LMMD^[27]损失函数,在不增加额外的对抗性训练的情况下对齐相关子域,捕获细粒度信息。两个子域的分布差异计算为:

$$L_{\text{LMMD}}(P(X_s), P(X_t)) = E_c \left(E_{P(X_s)}[\phi(X_s)] - E_{P(X_t)}[\phi(X_t)] \right)_{\mathcal{H}}^2, \quad (12)$$

其中 $P(X_s), P(X_t)$ 分别是源域 D_s 和目标域 D_t

中类别索引为 c 的实例所具有的边缘分布。通过最小化公式 (12), 类别 c 的所有样本会在特征空间中更加接近, 模型可以根据细粒度信息加以区分。假设每一个样本 x^i 根据相应的权重 w_c^i 属于某一个类别, 那么公式 (12) 的一个无偏估计量可以表示为:

$$\begin{aligned} \hat{L}_{\text{LMMD}}(P(X_S), P(X_T)) = & \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C \left\| \sum_{x^i \in D_S} w_c^i \phi(x^i) - \sum_{x^i \in D_T} w_c^i \phi(x^i) \right\|_{\mathcal{H}}^2 = \\ & \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C \left[\sum_{i=1}^{n_i} \sum_{i'=1}^{n_i} w_c^i w_c^{i'} k(x^i, x^{i'}) - \right. \\ & \left. 2 \sum_{i=1}^{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} w_c^i w_c^j k(x^i, x^j) + \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{j'=1}^{n_i} w_c^j w_c^{j'} k(x^j, x^{j'}) \right], \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$w_c^i = \frac{y_c^i}{\sum_{(x^i, y^i) \in D_S} y_c^i}.$$

需要注意的是 $\sum_{i=1}^{n_i} w_c^i = 1$ 。因为类别索引为 c 的源域标签 y_c^i 是可获得的, 可以直接用于计算源域样本 x^i 的权重, 而目标域的类别标签 y_c^i 是无法获取的, 因此使用标签预测器输出的概率分布 \mathcal{Y}_c^i 作为目标域的软标签来计算权重。软标签可以降低在训练过程中错误预测的样本带来的负迁移效果的影响。

2.3.3 特征惩罚机制

在对抗性学习的过程中, 具有最大奇异值的特征向量携带的信息是可迁移的知识, 此外较小的奇异值对应的特征向量携带的信息是易于分类的信息。然而过大的奇异值会使得其他较小的奇异值湮没, 不利于决策边界区分样本类别。为了避免此类情况发生, 提出的方法引入了批量谱惩罚 (Batch Spectral Penalization, BSP)^[28] 机制, 对于 \mathcal{Z}_S 和 \mathcal{Z}_T 来说, 存在酉矩阵 P, Q 满足等式 (15)

$$P_S^H \mathcal{Z}_S Q_S = \begin{pmatrix} \Sigma_S & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, P_T^H \mathcal{Z}_T Q_T = \begin{pmatrix} \Sigma_T & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad (14)$$

其中 P^H 是矩阵 P 的共轭转置矩阵, 并且 Σ_S 和 Σ_T 的表述如下:

$$\Sigma_S = \begin{pmatrix} \sigma_s^1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_s^{r_1} \end{pmatrix}, \sigma_s^1 \geq \sigma_s^{r_1} \geq 0,$$

$$\Sigma_T = \begin{pmatrix} \sigma_t^1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_t^{r_2} \end{pmatrix}, \sigma_t^1 \geq \sigma_t^{r_2} \geq 0, \quad (15)$$

其中 $\sigma_s^1, \dots, \sigma_s^{r_1}$ 和 $\sigma_t^1, \dots, \sigma_t^{r_2}$ 分别是 Σ_S 和 Σ_T 中前 r_1 和前 r_2 个最大的奇异值。由于模型的可迁移性和区分能力同样重要, 需要用大的奇异值保证迁移能力, 小的奇异值也应该被关注用于提升模型的区分能力。因此, 为了抑制最大的前 r 个奇异值相应的特征信息对于可区分度的影响, 利用 $\mathcal{F}_{\text{SVD}}(\cdot)$ 对特征进行奇异值分解后, 批量谱惩罚计算如下:

$$L_{\text{BSP}}(\mathcal{Z}_S, \mathcal{Z}_T) = \sum \left(\mathcal{F}_{\text{SVD}}(\mathcal{Z}_S)^2 + \mathcal{F}_{\text{SVD}}(\mathcal{Z}_T)^2 \right) = \sum_{i=1}^r (\sigma_s^{i^2} + \sigma_t^{i^2}). \quad (16)$$

2.4 优化目标

分类器应用的是交叉熵损失函数, 由公式 (1) 可得, 分类损失表述为:

$$L_{\text{CE}} = -\frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{c=1}^C \left(y_s^i \log \frac{\exp(\mathcal{Y}_c^i)}{\sum_{j=1}^C (\exp(\mathcal{Y}_j^i))} \right). \quad (17)$$

该损失只在源域样本上进行计算, 其中 n_s 是源域样本数量, 轴承状态总共包含 C 个类型, y_s^i 是第 i 个源域样本的类别标签。由公式 (2) 可知, 域鉴别器需要分辨样本来自源域或是目标域, 因此输出结果是二元回归预测, 其损失可以表述为:

$$L_D = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} L_d(\mathcal{D}_s^i, y_d^i) + \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} L_d(\mathcal{D}_t^i, y_d^i), \quad (18)$$

$$L_d(\mathcal{D}^i, y_d^i) = y_d^i \log \frac{1}{\mathcal{D}^i} + (1 - y_d^i) \frac{1}{\log 1 - \mathcal{D}^i}.$$

在公式 (5) 中已经讨论过, DANN 的目标是最小化损失函数 L_{CE} 和最大化损失函数 L_D 来更新网络特征提取器 G_f , 标签预测器 G_y 和域鉴别器 G_d 的参数, 其损失函数为:

$$L_{\text{DANN}} = L_{\text{CE}} - \lambda L_{D_0} \quad (19)$$

DANN 缺乏有效的特征对齐手段, 无法从复杂的数据中提取跨域故障表示, 因此无法完成故障迁移学习的任务。经过上述章节的分析, 测量两个域差异的损失 L_{MMD} , 对齐类级别的子域损失 \hat{L}_{LMMD} 以及提升模型在目标域可区分能力的损失 L_{BSP} , 可以弥补 DANN 的缺陷。

综上,可以计算模型的总体损失如下:

$$L_{\text{TOTAL}} = L_{\text{DANN}} + \mu L_{\text{MMD}} + \nu \hat{L}_{\text{LMMD}} + \eta L_{\text{BSP}} \quad (20)$$

2.5 迭代过程

本文提出的方法具体训练流程表述为以下几个部分。

1) 数据处理:对原始的一维轴承振动信号进行滑动窗口分割,以实现数据增强,分割后的样本被重塑为单通道灰度图,所有灰度图划被分为训练集和测试集,供后续的模式训练与性能评估使用;

2) 特征提取:用双卷积结构特征提取器将这些灰度图像映射到特征空间中。在源域和目标域特征图上实施全局匹配以缩小域差异,

并对特征图进行奇异值分解,抑制最大奇异值;

3) 联合校准与惩罚:将特征表示分别输入标签预测器和域鉴别器,标签预测器对源域数据的预测结果和源域标签计算交叉熵,对目标域数据的预测概率作为软标签,进行局部域对齐;域鉴别器则需要判断特征表示来自哪个域,输出判断结果并与域标签计算交叉熵损失;

4) 参数更新:根据步骤2和3中损失函数的计算结果,进行反向传播和模型参数更新的过程,迭代优化直至训练结果收敛。

模型的前向传播与参数更新过程如算法1所示。

算法1 迭代过程

准备:带标签的源域数据分布 D_S , 无标签的目标域数据分布 D_T , 学习率 γ , 总训练轮数 N , 适应因子 λ , λ 在训练过程中逐渐从0增大到1, 初始参数 θ_f, θ_y , 和 θ_d 。

for epoch in $[1, N]$ do

 从 D_S 中取出一批样本 $\{(x_s^i, y_s^i)\}^n$

 for i in $[1, n]$ do

$\mathcal{Z}_S \leftarrow G_f(x_s^i; \theta_f)$, $\mathcal{Y}_S \leftarrow G_y(G_f(x_s^i; \theta_f); \theta_y)$, $\mathcal{D}_S \leftarrow G_d(G_f(x_s^i; \theta_f); \theta_d)$

 end for

 从 D_T 中取出一批样本 $\{x_t^j\}^n$

 for j in $[1, n]$ do

$\mathcal{Z}_T \leftarrow G_f(x_t^j; \theta_f)$, $\mathcal{Y}_T \leftarrow G_y(G_f(x_t^j; \theta_f); \theta_y)$, $\mathcal{D}_T \leftarrow G_d(G_f(x_t^j; \theta_f); \theta_d)$

 end for

 计算损失 $L_{CE} - \lambda L_D + \mu L_{MMD} + \nu \hat{L}_{LMMD} + \eta L_{BSP}$

 参数更新

$\theta_f \leftarrow \theta_f - \gamma \left(\frac{\partial L_{CE}}{\partial \theta_f} - \lambda \frac{\partial L_D}{\partial \theta_f} + \mu \frac{\partial L_{MMD}}{\partial \theta_f} + \nu \frac{\partial \hat{L}_{LMMD}}{\partial \theta_f} + \eta \frac{\partial L_{BSP}}{\partial \theta_f} \right)$

$\theta_y \leftarrow \theta_y - \gamma \left(\frac{\partial L_{CE}}{\partial \theta_y} + \nu \frac{\partial \hat{L}_{LMMD}}{\partial \theta_y} \right)$

$\theta_d \leftarrow \theta_d - \gamma \left(\lambda \frac{\partial L_D}{\partial \theta_d} \right)$

end for

输出:训练完毕的模型。

3 实验验证

3.1 数据集

轴承振动信号数据由凯斯西储大学轴承数据中心^[29]和机械故障预防技术协会^[30]提供。凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)轴承振动数据在马达转速为1 797、1 772、1 750和1 730 r/min时以12 kHz采样率进行收集,马达的转速从高到低分别对应着0、1、2

和3 HP负载。轴承有正常(NS)、内圈故障(IF)、滚动体故障(BF)和外圈故障(OF)四种状态。故障由电火花加工造成,加工直径分别为0.177 8、0.355 6和0.533 4 mm,故障状态和标签空间如表3所示。机械故障预防技术协会的数据以97.6 kHz采样率收集各个负载条件下的轴承振动数据,正常状态(NS)数据的电机负载为122.469 9 kg,内圈故障(IF)数据的电机负载

分别为 0、22.679 6、45.359 2、68.038 9、90.718 5、113.398 1 和 136.077 7 kg,外圈故障(OF)数据的电机负载分别为 11.339 8、22.679 6、45.359 2、68.038 9、90.718 5、113.398 1 和 136.077 7 kg。故障状态和标签空间如表 4 所示。

实验部分设置了三种迁移场景,每种场景考虑不同的负载变化情况。每一个标签空间包含的样本数量为 500 个,其中用于训练的样本有 400 个,用于测试的样本有 100 个。

表 3 凯斯西储大学轴承数据集类别和标签
Table 3 Categories and labels of Case Western Reserve University dataset

轴承状态	故障直径/ mm	标签	马达负载(HP)/ 转速($r\cdot\text{min}^{-1}$)
NS		0	
IF1	0.177 8	1	
IF2	0.355 6	2	
IF3	0.533 4	3	
BF1	0.177 8	4	0/1 797, 1/1 772,
BF2	0.355 6	5	2/1 750, 3/1 730
BF3	0.533 4	6	
OF1	0.177 8	7	
OF2	0.355 6	8	
OF3	0.533 4	9	

第一种迁移场景是凯斯西储大学轴承数据中 0 HP、1 HP 和 2 HP 负载之间的迁移,共计 6 个迁移任务和 10 种不同的故障类型。表 5 给出了迁移任务的具体信息。

第二种迁移场景是凯斯西储大学轴承数据内外圈不同转速之间的迁移,共计 6 个迁移任务,标签空间为 7 个故障类型,如表 6 所示。

第三种迁移场景是机械故障预防技术协会轴承数据负载差距逐渐增大的迁移,共计 6 个迁移任务,标签空间为 3 个故障类型,如表 7 所示。

表 6 内外圈在不同转速下的迁移任务

Table 6 Transfer tasks with inner and outer race at different speeds

任务	源域马达负载(HP)/转速($r\cdot\text{min}^{-1}$)			目标域马达负载(HP)/转速($r\cdot\text{min}^{-1}$)		
	NS	IF	OF	NS	IF	OF
T7				0/1 797	1/1 772	2/1 750
T8				0/1 797	2/1 750	1/1 772
T9				0/1 797	1/1 772	3/1 730
T10	0/1 797	0/1 797	0/1 797	0/1 797	3/1 730	1/1 772
T11				0/1 797	2/1 750	3/1 730
T12				0/1 797	3/1 730	2/1 750

表 4 机械故障预防协会轴承数据集类别和标签

Table 4 Categories and labels of Machinery Failure Prevention Technology dataset

轴承状态	标签	负载/kg
NS	0	122.469 9
IF	1	0, 22.679 6, 45.359 2, 68.038 9, 90.718 5, 113.398 1, 136.077 7
OF	2	11.339 8, 22.679 6, 45.359 2, 68.038 9, 90.718 5, 113.398 1, 136.077 7

表 5 不同负载下的迁移任务

Table 5 Transfer tasks between different load conditions

任务	源域马达负载(HP)/ 转速($r\cdot\text{min}^{-1}$)	目标域马达负载(HP)/ 转速($r\cdot\text{min}^{-1}$)
	NS,IF,BF,OF	NS,IF,BF,OF
T1	0/1 797	1/1 772
T2	0/1 797	2/1 750
T3	1/1 772	0/1 797
T4	1/1 772	2/1 750
T5	2/1 750	0/1 797
T6	2/1 750	1/1 772

3.2 不同模型的性能对比

本节基于迁移场景一和场景二,所提出的 DCADC 方法与现有的先进域适应方法在各个迁移任务中进行诊断准确率的比较,被比较的方法如下:

- 1) Baseline: 三层 CNN 搭建的模型,在源域数据上进行训练,在目标域测试集上进行评估;
- 2) DANN^[10]: 第二章介绍的域对抗网络,特征提取器和与鉴别器相互对抗来完成域迁移任务;
- 3) DDC^[31]: 该方法在两个共享权值的模型中间桥接了 MMD 来减小特征之间的差异;
- 4) DeepCORAL^[32]: 该方法通过相似性度量距离的度量对齐源域和目标域分布的二阶统计特征;
- 5) CDAN^[33]: 模型利用特征分布和预测分

布之间的互协方差提高样本可判别性,通过熵调整控制不确定样本的可迁移性。

6) DSAN^[27]:该方法不进行对抗训练,在模型中间层中基于 LMMD 损失对齐相关子域的分布。

7) TSDA^[34]:该方法建立了目录分类器,通过重建目录结构与域鉴别器对抗以保留分类信息。

随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent,

表 7 负载差距逐渐增大的迁移任务

Table 7 Transfer tasks with increasing load gap

任务	源域负载/kg			目标域负载/kg		
	NS	IF	OF	NS	IF	OF
T13	270	0	25	270	50	50
T14				270	100	100
T15				270	150	150
T16				270	200	200
T17				270	250	250
T18				270	300	300

表 8 不同方法在迁移场景一中的性能表现

Table 8 Performance comparison among different methods on scenario 1

方法	准确率						平均值/%
	T1/%	T2/%	T3/%	T4/%	T5/%	T6/%	
Baseline	76.4	54.7	84.5	82.8	68.2	58.6	70.9
DANN	73.7	57.4	73.9	77.1	69.2	69.9	70.2
DDC	80.2	67.8	75.3	82.8	70.6	74.7	75.2
DeepCORAL	89.1	70.4	81.5	90.0	74.7	68.6	79.1
CDAN	91.3	81.4	94.1	97.8	85.0	72.9	87.1
DSAN	92.6	79.9	95.8	97.2	88.3	84.5	89.7
TSDA	95.4	92.8	97.4	99.3	90.1	95.2	95.0
DCADC	100	100	99.6	100	99.1	100	99.8

3.2.2 迁移场景二中的准确率对比

表 9 列出了每一种方法在场景二中的准确率。DANN 缺乏特征对齐的手段,因此和 Baseline 一样性能表现相近。随着域差异变大,DDC 和 DeepCORAL 只关注全局域信息,无法准确区分轴承状态,CDAN 对于子域信息的学习也不够。相比之下,所提出的 DCADC 方法在所提出的方法在面对不同转速的内外圈故障时,取得了令人满意的效果,实现了源域向不同目标域的迁移任务。

3.2.3 迁移场景三中的准确率对比

表 10 列举了每一种方法迁移场景三中的表现。随着负载差距的增大,每一种方法准确率的整体趋势逐渐下降,具备特征对齐策略的

SGD) 优化器用于参数优化,初始学习率为 0.01,迭代轮数为 300 轮。作为衡量指标的准确率(Acc)计算公式如下:

$$Acc = 1 - \frac{FP + FN}{TP + FP + TN + FN}, \quad (21)$$

其中 FP 表示被错误识别的正样本, FN 表示被错误识别的负样本, TP 表示被正确识别的正样本, TN 表示被正确识别的负样本。

3.2.1 迁移场景一中的准确率对比

表 8 列出了每一种方法在场景一中的准确率以及平均准确率。可以观察到,由于 Baseline 中没有使用任何迁移方法,所以性能表现很差。DANN 没有对齐策略,因此直接在 CWRU 数据集上进行迁移的效果不理想。DDC 与 DeepCORAL 也只关注了全局域对齐,CDAN 方法缺乏对子域信息的关注,因此在基于目标域的分类上逊色于 DCADC。

方法准确率下降的幅度较小。DCADC 方法在场景三的任务中仍能保持 99% 以上的诊断准确率,证明了 DCADC 方法具备强大的特征提取能力和有效的特征对齐策略。

3.3 消融实验

为了探究模型中卷积层参数比例和损失函数在迁移过程中对结果的影响,本节将基于迁移场景一,在包含了所有标签的情况下直观展示消融实验的结果并加以分析。

3.3.1 卷积参数比例的影响

文献[35]在发现当全连接层增加的时候,目标域的分类准确率均有不同程度的下降。表 11 列举出了几个不同的卷积参数比例对应准确率。实验选择 0 HP 负载数据作为源域,将 1 HP 负载数据

表 9 不同方法在迁移场景二中的性能表现

Table 9 Performance comparison among different methods on scenario 2

方法	准确率						平均值/%
	T7/%	T8/%	T9/%	T10/%	T11/%	T12/%	
Baseline	82.14	88.43	81.86	88.14	82.57	83.86	84.50
DANN	81.43	80.00	80.43	79.71	85.14	83.57	81.71
DDC	90.57	88.86	88.57	83.14	88.43	84.29	87.31
DeepCORAL	89.57	98.29	87.86	98.14	96.57	91.71	93.69
CDAN	94.43	95.57	95.86	97.57	97.29	96.85	96.26
DSAN	96.29	96.57	97.85	99.29	98.86	97.57	97.74
TSDA	98.43	99.14	99.86	99.86	99.43	98.14	99.14
DCADC	100	100	100	100	100	100	100

表 10 不同方法在迁移场景三中的性能表现

Table 10 Performance comparison among different methods on scenario 3

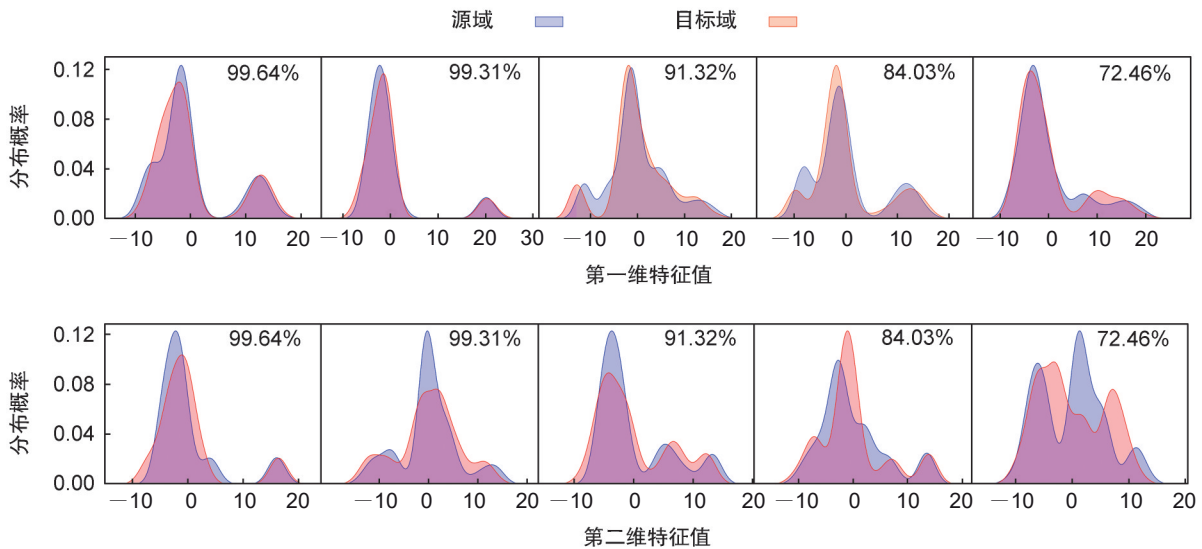
方法	准确率						平均值/%
	T13/%	T14/%	T15/%	T16/%	T17/%	T18/%	
Baseline	83.67	75.33	69.33	64.67	61.67	63.33	69.67
DANN	86.33	82.00	77.67	79.33	65.67	62.33	75.56
DDC	93.67	90.33	89.67	84.67	88.00	86.33	88.78
DeepCORAL	95.00	92.67	91.67	89.33	90.67	88.67	91.34
CDAN	97.33	95.67	94.33	92.67	94.67	95.00	94.95
DSAN	99.33	95.67	98.33	97.00	94.00	95.67	96.67
TSDA	99.67	98.33	98.33	96.67	96.33	96.00	97.56
DCADC	100	100	99.67	99.67	99.33	99.67	99.72

作为目标域,固定 T1 任务中训练完毕的模型参数,将特征提取器的输出降维后进行观察,如图 5 所示。从左到右依次对应表 11 中的模型结构,蓝色代表源域特征分布,红色代表目标域特征分布。随着

卷积参数占比的逐渐减小,卷积层学习到的域不变信息相对地在下降,分布差异愈发增大。

3.3.2 各部分损失函数的作用

表 12 展示了迁移场景一中各个损失函数单



注:右上角百分值对应表 11 中卷积参数比例,横坐标为模型中间层的计算数值。

图 5 源域和目标域数据分布差异随着卷积参数的比例减少而增大

Fig. 5 The distribution probability between source and target domains increases as the proportion of convolution parameters decreases

表 11 卷积参数比例对准确率的影响

Table 11 Influence of convolution parameter ratio on accuracy

模型结构	卷积参数比例/%	准确率/%
双卷积结构+1个FC层	99.64	100
卷积-池化结构+1个FC层	99.31	99.8
双卷积结构+2个FC层	91.32	99.8
双卷积结构+2个FC层	84.03	99.6
双卷积结构+2个FC层	72.46	99.2

独作用于模型时准确率。由表 12 可以看出,条件 1 整体上的分类准确率最高,证明 L_{MMD} 在缩小域差异中起重要作用,这一结论也在 4、5 和 6 的条件下得到了证明。条件 5 和 6 下的每一项任务准确率相差不大,但是条件 4 缺少了 L_{MMD} 时准确率急剧下降。其次, \hat{L}_{LMMD} 的作用是属于同一类的子

域分布趋于相似,因此条件 6 的平均准确率高于条件 1,条件 4 的平均准确率高于条件 3。另外, L_{BSP} 损失对于提高类别之间的可区分性有着重要作用,条件 5 的平均准确率高于条件 1,条件 4 的平均准确率高于条件 2。

选取表 12 中编号为 4、5、6 和 7 的 T1 任务,使用 t 分布随机邻域嵌入(t-SNE)进行样本类别和样本域的可视化,如图 6 所示。任何一部分损失函数的缺失都会造成样本的混淆或者子域中心的偏移。在图 6(d)和(h)的样本类别和样本域中,提出的方法不仅可以容易地区分开每一类,而且各个子域中心也相互靠近,证明了所提出 DCADC 方法的优越性。

表 12 损失函数对准确率的影响

Table 12 Influence of loss functions on accuracy

条件	参与作用的损失函数			准确率						平均值/%
	L_{MMD}	\hat{L}_{LMMD}	L_{BSP}	T1/%	T2/%	T3/%	T4/%	T5/%	T6/%	
1	√			98.6	99.4	89.8	90.3	80.3	77.8	89.4
2		√		67.1	56.7	76.4	85.6	58.5	51.3	65.9
3			√	78.3	61.9	77.8	88.6	65.3	82.3	75.7
4		√	√	80.6	70.3	79.8	93.9	77.3	88.7	81.8
5	√		√	99.1	89.7	92.4	99.8	98.2	99.9	96.5
6	√	√		98.7	87.6	97.1	91.3	82.4	89.5	91.1
7	√	√	√	100	100	99.6	100	99.1	100	99.8

注:√表示该损失函数参与模型参数优化迭代过程,空白表示该损失函数不参与模型参数优化迭代过程。

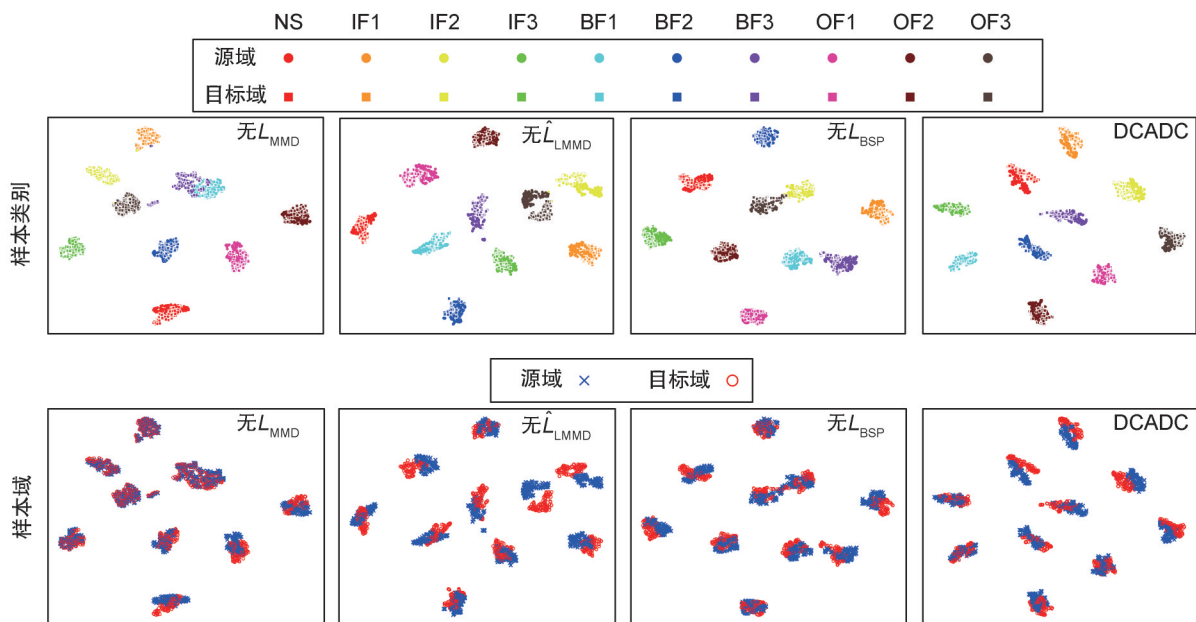


图 6 不同损失函数对应的样本类别可视化与样本域可视化

Fig. 6 Visualization of category-wise and domain-wise samples under different loss functions

3.4 鲁棒性评估

为了证明 DCADC 方法的鲁棒性,选取了 T7 任务中各个模型的分类结果,绘制了如图 7 所示的混淆矩阵。可以看到在混淆矩阵中,被比较的方法均出现了不同程度的错误分类情况,尤其在标签为 2、3 和 4 的类别中较为严重。从混淆矩阵中还可以得出的几个指标是精确率 (P)、召回率 (R) 和 $F1$ 分数 ($F1$ -score),具体计算方式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP},$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (22)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R}.$$

根据公式(22)计算出的指标绘制在图 8 中。在 T7 任务中 Baseline 和 DANN 对 OF 的预测出现严重失误,DeepCORAL 和 CDAN 则把 IF2 和 OF3 这两个类型相互混淆,其他方法也出现了不同程度的分类偏差,DCADC 方法则避免了误判情况,所以从 $F1$ 分数统计图中可以看出,DCADC 的鲁棒性均高于其他方法。

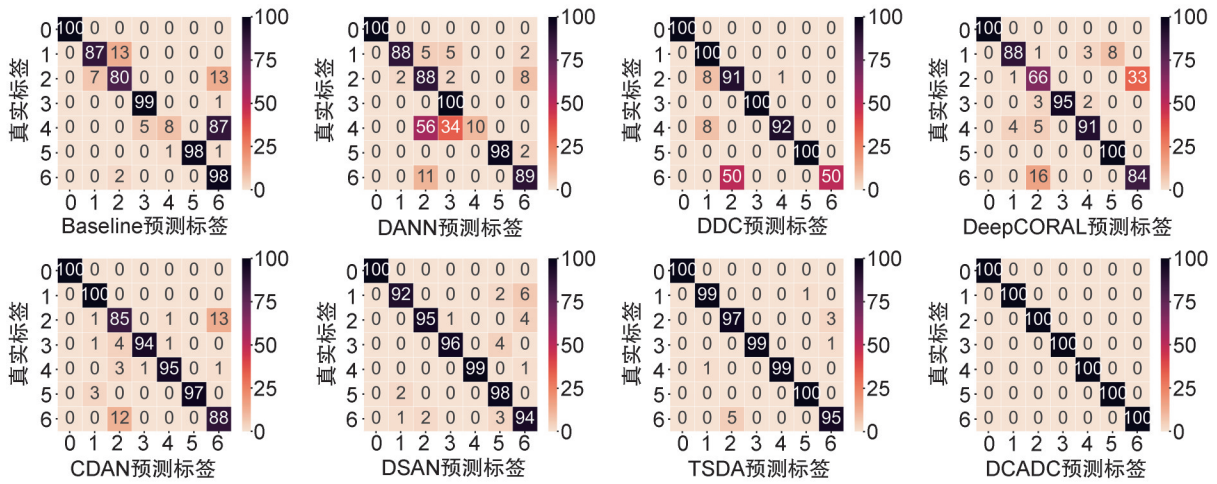


图 7 基于 T7 任务的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrices based on T7 tasks

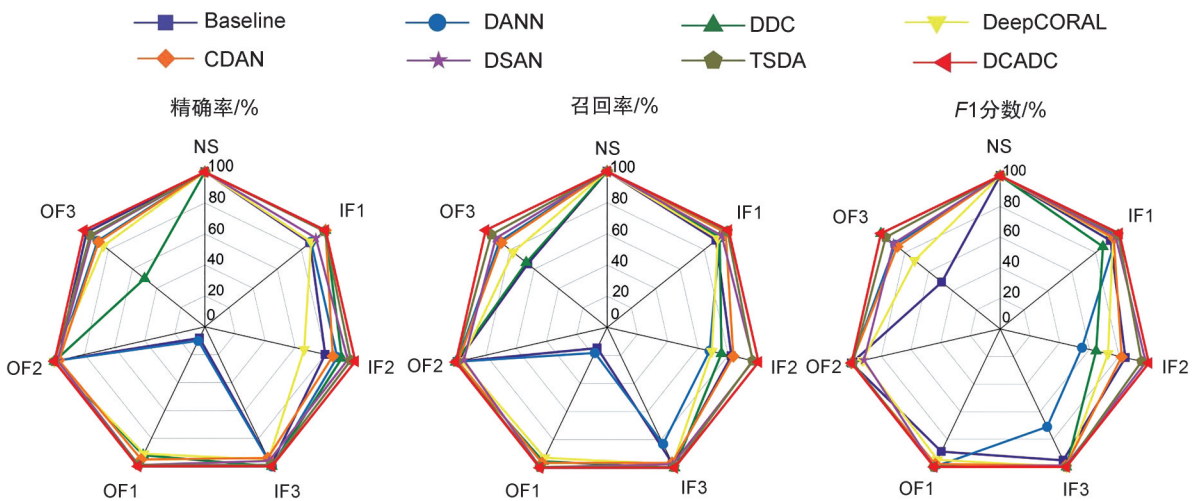


图 8 基于 T7 任务的鲁棒性评估

Fig. 8 Evaluation of robustness based on T7 task

4 总结

本文为了使得模型能够学习到不同负载条件

之间的域不变特征,提出了一种基于深度对抗和联合域校准的故障诊断方法。为了有效学习到域不变信息,提出了一种独特的双卷积结构的模型,

提升卷积参数在模型中的占比;为了缩小全局域分布差异和捕获细粒度的子域信息,实施了联合校准策略;为了提升决策边界对每一个类别的可区分性,抑制了特征的最大奇异值。基于对比实验,证明了提出的方法可以达到较高的诊断准确率,基于消融实验证明了提出的方法具有良好的鲁棒性。虽然本文在故障诊断任务上具有一定的效果,但是还存在着以下局限:在信号预处理时,所使用的信号是实验室条件采集的纯粹信号,没有考虑到降噪的问题;另外在实验中发现模型没有考虑对抗梯度弥散现象的举措,需要在未来的工作中进一步完善。

参考文献:

- [1] SHI H T, GUO J, BAI X T, *et al.* Research on a Nonlinear Dynamic Incipient Fault Detection Method for Rolling Bearings[J]. *Appl Sci*, 2020, **10**(7): 2443. DOI: 10.3390/app10072443.
- [2] LIU R N, YANG B Y, ZIO E, *et al.* Artificial Intelligence for Fault Diagnosis of Rotating Machinery: A Review[J]. *Mech Syst Signal Process*, 2018, **108**: 33-47. DOI: 10.1016/j.ymsp.2018.02.016.
- [3] LI J, WANG Y, ZI Y Y, *et al.* A Local Weighted Multi-instance Multilabel Network for Fault Diagnosis of Rolling Bearings Using Encoder Signal[J]. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2020, **69**(10): 8580-8589. DOI: 10.1109/TIM.2020.2986853.
- [4] ZHAO Z B, ZHANG Q Y, YU X L, *et al.* Applications of Unsupervised Deep Transfer Learning to Intelligent Fault Diagnosis: A Survey and Comparative Study[J]. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2021, **70**: 3525828. DOI: 10.1109/TIM.2021.3116309.
- [5] ZHU Z Q, LEI Y B, QI G Q, *et al.* A Review of the Application of Deep Learning in Intelligent Fault Diagnosis of Rotating Machinery[J]. *Measurement*, 2023, **206**: 112346. DOI: 10.1016/j.measurement.2022.112346.
- [6] MA Y L, YANG J, LI L. Collaborative and Adversarial Deep Transfer Auto-encoder for Intelligent Fault Diagnosis[J]. *Neurocomputing*, 2022, **486**: 1-15. DOI: 10.1016/j.neucom.2022.02.050.
- [7] 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]. *Mech Syst Signal Process*, 2019, **122**: 692-706. DOI: 10.1016/j.ymsp.2018.12.051.
- [8] GUO L, LEI Y G, XING S B, *et al.* Deep Convolutional Transfer Learning Network: A New Method for Intelligent Fault Diagnosis of Machines with Unlabeled Data [J]. *IEEE Trans Ind Electron*, 2019, **66**(9): 7316-7325. DOI: 10.1109/TIE.2018.2877090.
- [9] ZHU Z Y, WANG L Z, PENG G L, *et al.* WDA: an Improved Wasserstein Distance-based Transfer Learning Fault Diagnosis Method[J]. *Sensors*, 2021, **21**(13): 4394. DOI: 10.3390/s21134394.
- [10] GANIN Y, USTINOVA E, AJAKAN H, *et al.* Domain-adversarial Training of Neural Networks[M]//Domain Adaptation in Computer Vision Applications. Cham: Springer International Publishing, 2017: 189-209. DOI: 10.1007/978-3-319-58347-1_10.
- [11] JIAO J Y, ZHAO M, LIN J, *et al.* Residual Joint Adaptation Adversarial Network for Intelligent Transfer Fault Diagnosis[J]. *Mech Syst Signal Process*, 2020, **145**: 106962. DOI: 10.1016/j.ymsp.2020.106962.
- [12] WANG X, SHE B, SHI Z S, *et al.* Partial Adversarial Domain Adaptation by Dual-domain Alignment for Fault Diagnosis of Rotating Machines[J]. *ISA Trans*, 2023, **136**: 455-467. DOI: 10.1016/j.isatra.2022.11.021.
- [13] ZHU J, CHEN N, SHEN C Q. A New Multiple Source Domain Adaptation Fault Diagnosis Method between Different Rotating Machines[J]. *IEEE Trans Ind Inform*, 2021, **17**(7): 4788-4797. DOI: 10.1109/TII.2020.3021406.
- [14] DENG Y F, HUANG D L, DU S C, *et al.* A Double-layer Attention Based Adversarial Network for Partial Transfer Learning in Machinery Fault Diagnosis[J]. *Comput Ind*, 2021, **127**: 103399. DOI: 10.1016/j.compind.2021.103399.
- [15] 文成林, 吕菲亚. 基于深度学习的故障诊断方法综述[J]. *电子与信息学报*, 2020, **42**(1): 234-248. DOI: 10.11999/JEIT190715.
WEN C L, LÜ F Y. Review on Deep Learning Based Fault Diagnosis[J]. *J Electron Inf Technol*, 2020, **42**(1): 234-248. DOI: 10.11999/JEIT190715.
- [16] FANG H R, DENG J, ZHAO B, *et al.* LEFE-net: a Lightweight Efficient Feature Extraction Network with Strong Robustness for Bearing Fault Diagnosis[J]. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2021, **70**: 3513311. DOI: 10.1109/TIM.2021.3067187.
- [17] LIANG P F, DENG C, YUAN X M, *et al.* A Deep Capsule Neural Network with Data Augmentation Generative Adversarial Networks for Single and Simultaneous Fault Diagnosis of Wind Turbine Gearbox[J]. *ISA Trans*, 2023, **135**: 462-475. DOI: 10.1016/j.isatra.2022.10.008.
- [18] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the Complex Spectrum: The S Transform

- [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 1996, **44**(4): 998–1001. DOI: 10.1109/78.492555.
- [19] SABOUR S, FROSST N, HINTON G E. Dynamic Routing Between Capsules[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM, 2017: 3859–3869.
- [20] LIU H C, YAO D C, YANG J W, *et al.* Lightweight Convolutional Neural Network and Its Application in Rolling Bearing Fault Diagnosis under Variable Working Conditions[J]. *Sensors*, 2019, **19**(22): 4827. DOI: 10.3390/s19224827.
- [21] YAO D C, LIU H C, YANG J W, *et al.* A Lightweight Neural Network with Strong Robustness for Bearing Fault Diagnosis[J]. *Measurement*, 2020, **159**: 107756. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.107756.
- [22] WANG H, LIU Z L, PENG D D, *et al.* Interpretable Convolutional Neural Network with Multilayer Wavelet for Noise-robust Machinery Fault Diagnosis[J]. *Mech Syst Signal Process*, 2023, **195**: 110314. DOI: 10.1016/j.ymsp.2023.110314.
- [23] XUE F, ZHANG W M, XUE F, *et al.* A Novel Intelligent Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on Two-stream Feature Fusion Convolutional Neural Network[J]. *Measurement*, 2021, **176**: 109226. DOI: 10.1016/j.measurement.2021.109226.
- [24] YU X, YIN H S, SUN L, *et al.* A New Cross-domain Bearing Fault Diagnosis Framework Based on Transferable Features and Manifold Embedded Discriminative Distribution Adaption under Class Imbalance[J]. *IEEE Sens J*, 2023, **23**(7): 7525–7545. DOI: 10.1109/JSEN.2023.3248950.
- [25] LU W N, LIANG B, CHENG Y, *et al.* Deep Model Based Domain Adaptation for Fault Diagnosis[J]. *IEEE Trans Ind Electron*, 2017, **64**(3): 2296–2305. DOI: 10.1109/TIE.2016.2627020.
- [26] QIN R C, LU C. Research on Measurement Methods of Transferability between Different Domains in Transfer Learning[C]//2019 CAA Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS). New York: IEEE, 2019: 926–931. DOI: 10.1109/SAFEPROCESS45799.2019.9213266.
- [27] ZHU Y C, ZHUANG F Z, WANG J D, *et al.* Deep Sub-domain Adaptation Network for Image Classification [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2021, **32**(4): 1713–1722. DOI: 10.1109/TNNLS.2020.2988928.
- [28] CHEN X, WANG S, LONG M, *et al.* Transferability vs. Discriminability: Batch Spectral Penalization for Adversarial Domain Adaptation[C]//Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. Cambridge: PMLR, 2019, **97**: 1081–1090.
- [29] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling Element Bearing Diagnostics Using the Case Western Reserve University Data: A Benchmark Study[J]. *Mech Syst Signal Process*, 2015, **64/65**: 100–131. DOI: 10.1016/j.ymsp.2015.04.021.
- [30] ZHENG H L, WANG R X, YIN J C, *et al.* A New Intelligent Fault Identification Method Based on Transfer Locality Preserving Projection for Actual Diagnosis Scenario of Rotating Machinery[J]. *Mech Syst Signal Process*, 2020, **135**: 106344. DOI: 10.1016/j.ymsp.2019.106344.
- [31] TZENG E, HOFFMAN J, ZHANG N, *et al.* Deep Domain Confusion: Maximizing for Domain Invariance [EB/OL]. (2014–12–10)[2024–02–19]. <https://arxiv.org/abs/1412.3474>.
- [32] SUN B C, SAENKO K. Deep CORAL: Correlation Alignment for Deep Domain Adaptation[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 443–450.10.1007/978–3–319–49409–8_35.
- [33] LONG M, CAO Z, WANG J, *et al.* Conditional Adversarial Domain Adaptation[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: Curran Associates Inc., 2018, **31**: 1647–1657.
- [34] LIU T Y, XU Z H, HE H, *et al.* Taxonomy-structured Domain Adaptation[C]//Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning. Cambridge: JMLR, 2023: 22215–22232.
- [35] 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 Trans*, 2022, **130**: 477–489. DOI: 10.1016/j.isatra.2022.04.026.