

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413001

采用动态校准与联合分布对齐的 旋转机械跨工况故障诊断*

郭海科¹, 赵小强^{1,2,3}

(1. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院 兰州 730050; 2. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室 兰州 730050;
3. 兰州理工大学国家级电气与控制工程实验室教学中心 兰州 730050)

摘要: 迁移学习作为一种解决领域间分布差异的有效技术,近年来在故障诊断领域得到了越来越多的关注。然而,现有的旋转机械故障诊断方法在迁移学习过程中,通常未能充分考虑不同样本对诊断结果的影响。此外,传统的边缘分布对齐方法在减小源域与目标域数据之间分布差异方面的效果也不够理想,在很大程度上限制了迁移学习方法在实际应用中的有效性。针对以上问题,提出一种基于动态校准与联合分布对齐的旋转机械跨工况故障诊断方法。首先,该方法构建动态校准残差网络(DCRN)作为特征提取层,该层通过设计动态校准结构,根据不同样本的权重进行调整,增强网络的特征表达能力;其次,设计域自适应层并提出一种新的联合分布对齐机制(JDAM),该机制在进行特征对齐时,充分考虑了源域与目标域数据之间的边缘分布差异和条件分布差异,使得网络模型在源域上学习到的知识可以有效迁移到目标域上,从而显著提升目标任务的性能;最后使用 I-Softmax 函数优化分类器,使网络能够更好地识别不同状态的故障。使用美国凯斯西储大学轴承数据集、MFS 轴承数据集与滚轴齿轮数据集进行实验验证,在跨工况与变噪声条件下,所提方法的平均准确率分别为 96.50%、96.87% 和 94.72%,表明所提方法具有较高的故障诊断准确率和良好的泛化能力。

关键词: 旋转机械;故障诊断;动态校准;迁移学习;联合分布对齐

中图分类号: TH133.3 TP206.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Rotating machinery fault diagnosis across working conditions using dynamic calibration and joint distribution alignment

Guo Haike¹, Zhao Xiaoqiang^{1,2,3}

(1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;
2. Gansu Key Laboratory of Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou 730050, China; 3. National Experimental Teaching
Center of Electrical and Control Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Transfer learning, as an effective technique to address distributional differences between domains, has received increasing interest in the field of fault diagnosis in recent years. However, the existing rotating machinery fault diagnosis methods usually fail to adequately consider the impact of different samples on the diagnostic results during the transfer learning process. In addition, the traditional edge distribution alignment method is not effective enough in reducing the distribution differences between source and target domains data, which largely limits the practical effectiveness of transfer learning methods. Aiming at the above problems, a rolling bearing fault diagnosis method based on dynamic calibration and joint distribution alignment is proposed. Firstly, the dynamically calibrated residual network (DCRN) is constructed as the feature extraction layer, which enhances the feature expression capability of the network by designing a dynamic calibration structure and adjusting the weights according to different samples. Secondly, the domain adaptive layer is designed and a new joint distribution alignment mechanism (JDAM) is proposed. This mechanism gives full consideration to the edge distribution differences and condition distribution differences between the data of the source and target domains during feature alignment, enabling the effective transfer of knowledge learned in the source domain to the target domain and significantly

收稿日期: 2024-06-28 Received Date: 2024-06-28

* 基金项目: 国家自然科学基金(62263021)、甘肃省科技计划(21YF5GA072)、甘肃省教育厅产业扶持(2021CYZC-02)项目资助

improving the performance of the target task. Finally, the I-Softmax function is used to optimize the classifier, allowing the network to better identify the faults in different states. Experimental validation was given using the Case Western Reserve University bearing dataset, the MFS Bearing dataset and the roller gear dataset. Under cross-domain and variable noise conditions, the proposed method achieved average accuracies of 96.50%, 96.87%, and 94.72%, respectively, demonstrating high fault diagnosis accuracy and good generalization capability.

Keywords: rotating machinery; fault diagnosis; dynamic calibration; transfer learning; joint distribution alignment

0 引 言

滚动轴承与齿轮是大型旋转机械设备的的重要组成部分^[1-2],在实际工业中,应用范围广泛且使用条件苛刻,导致它们成为旋转机械设备中最容易发生故障的零部件。据不完全统计,旋转机械设备的故障中约有 30%~40%是由滚动轴承与齿轮引起的^[3-4]。因此,为了确保旋转机械设备的正常运行和企业的安全生产,对这些零部件的运行状态进行及时有效的诊断十分必要。

传统的旋转机械故障诊断方法由于受到人工选择特征的限制,在进行诊断任务时存在极大的不确定性^[5-6]。而深度学习方法可以从原始数据中自适应地提取故障特征,克服了传统方法依赖人工先验知识的局限,取得了较好的诊断效果^[7-8]。赵小强等^[9]通过设计多尺度非对称卷积模块和胶囊全连接层,在实现最大化提取特征的同时减少特征信息在空间上的丢失,有效提高了诊断准确率。梁浩鹏等^[10]提出一种小样本下的旋转机械故障诊断方法,该方法利用格拉姆角差场(Gramian angular difference field, GADF)变换将一维信号编码为二维图像,并通过数据增强策略扩充样本,然后设计了位置注意力机制(positional attention module, PAM),最后建立 PAM-Resnet 网络模型完成故障诊断。上述方法虽然取得了令人满意的诊断效果,但是它们都是建立在有标记数据的前提下,而在实际工业生产过程中,想要获得有标记的数据是十分困难的。因此,如何在无标记数据的情况下获得较好的故障诊断效果十分重要。

迁移学习通过学习源域数据的知识,将其迁移到目标域任务中,能够解决无标记数据下旋转机械的故障诊断问题^[11]。王进花等^[12]提出一种多域适应神经网络的故障诊断方法,利用小波包分解和重构对原始信号进行处理,并使用多核最大均值差异算法(multi kernel maximum mean discrepancies, MK-MMD)对输入特征值进行差异计算,完成无标签数据的故障诊断。朱朋等^[13]利用连续小波变换将一维信号转化为二维特征图,并提出残差通道注意力弱共享网络模型提取故障特征,使用局部最大均值差异(local maximum mean discrepancy, LMMD)匹配源域和目标域的概率分布差异,在变转速下取得了较好的诊断效果。以上方法在解决无标签数据问题上

均有不错的表现,但是它们并没有考虑不同样本对诊断效果的影响,而且均采用单一的度量函数匹配源域和目标域的差异,限制了模型在无标记数据下的故障诊断能力。

因此,为了解决不同样本对诊断效果的影响以及单一度量函数不能很好地匹配源域和目标域差异的问题,本文提出一种基于动态校准与联合分布对齐机制的旋转机械跨工况故障诊断方法。首先构建动态校准残差网络(dynamically calibrated residual network, DCRN),利用动态校准结构获取不同样本的权重,提高网络的特征提取能力,然后设计域自适应层并提出一种联合分布对齐机制(joint distribution alignment mechanism, JDAM),从边缘分布差异和条件分布差异两方面进行考量,有效减小源域和目标域数据之间的差异,增强网络在目标任务上的性能。最后使用 I-Softmax 代替 Softmax 进行分类输出,提升网络的故障识别能力。使用美国凯斯西储大学轴承数据集、MFS 轴承数据集和滚轴齿轮数据集进行实验验证,结果表明,所提方法在跨工况条件下具有很强的故障识别能力和良好的泛化能力。

1 相关理论

1.1 问题描述

基于深度学习的旋转机械故障诊断方法能够从振动信号中自适应地提取故障特征,避免了人工选择特征的局限,从而取得较好的诊断效果。但是这种方法大多建立在拥有足量标记的数据之上,在实际工业生产过程中,想要获取足量有标记的故障数据非常困难,因此在无标记数据的情况下,基于深度学习的故障诊断方法无法有效完成故障识别。而迁移学习通过学习有标记的源域数据,将学习到的知识迁移到未标记的目标域任务上,能够有效解决未标记数据的故障诊断问题。

假如有一个带标签的源域数据集 $\psi_s = \{X_s, Y_s\}$, X_s 表示源域的样本数据, Y_s 表示源域样本对应的标签,一个无标签的目标域数据集 $\varphi_t = \{X_t\}$, X_t 表示目标域的样本数据,源域和目标域数据对应的概率分布分别为 $P_\psi(x, y)$ 和 $P_\varphi(x, y)$,且 $P_\psi(x, y) \neq P_\varphi(x, y)$,迁移学习的目的是利用特征提取器学习到的源域数据知识,将其迁移到目标域任务上,提高目标域的分类精度。由于源域数据和

目标域数据的概率分布不同,需要通过域自适应方法来尽可能地缩小源域和目标域数据的分布差异,而后通过反向传播,最小化联合损失函数,以此来完成故障诊断。域自适应过程的示意图如图1所示。

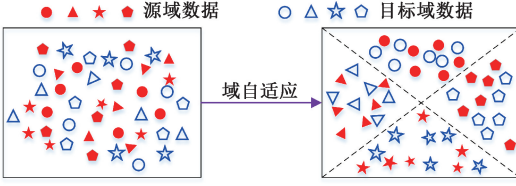


图1 域自适应过程

Fig. 1 Domain adaptive process

1.2 边缘分布对齐

为了减少源域和目标域之间的分布差异,需要相应的测试统计量来衡量分布差异,最常用的统计量是最大均值差异(MMD)^[14],然而该统计量并未考虑源域和目标域之间的边缘分布差异,不能捕捉到细粒度信息,导致迁移效果较差,因此,本文引入LMMD^[15]来衡量源域和目标域之间的边缘分布差异,LMMD的数学表达式为:

$$L_c = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \left| \sum_{x_i^s \in \psi_s} w_i^{sc} \gamma(x_i^s) - \sum_{x_j^t \in \varphi_t} w_j^{tc} \gamma(x_j^t) \right|_H^2 \quad (1)$$

式中: w_i^{sc} 和 w_j^{tc} 表示属于类别 c 的 x_i^s 和 x_j^t 的权重; C 表示故障类别的个数; $|\cdot|_H^2$ 表示再生希尔伯特空间。

源域数据拥有标签,因此属于类别 c 的权重 w_i^{sc} 可以通过源域标签的独热编码来计算,然而目标域数据没有标签,无法直接进行计算,因此本文通过伪标签策略来计算 w_j^{tc} , 分为如下两步:

1) 将目标域的输出特征向量通过 Softmax 函数生成伪标签 y_j^{tc} , 其数学表达式为:

$$y_j^{tc} = \frac{y_{ic}}{\sum_{(x_i, y_i) \in (\psi, \varphi)} y_{ic}} \quad (2)$$

2) 利用伪标签 y_j^{tc} 计算目标域中每个样本属于类别 c 的权重 w_j^{tc} 。

这样就可以得到目标域数据的权重,进而计算出源域数据与目标域数据之间的边缘分布差异。

2 基于动态校准和联合分布对齐的故障诊断方法

2.1 动态校准残差块

在使用域自适应方法解决旋转机械故障诊断问题时,通常使用差异度量函数来调整源域与目标域之间的分布差异,以此来提高故障诊断的性能。但是源域和目标域的各个样本之间均存在差异,它们对网络的性能都

存在或大或小的影响,而现有方法大多只考虑源域和目标域数据之间的差异,而忽略了两域中每个样本对网络性能的影响。为此,本文提出一种动态校准结构,以此来动态平衡各样本的权重,使网络更好地学习故障特征。动态校准的结构如图2所示。

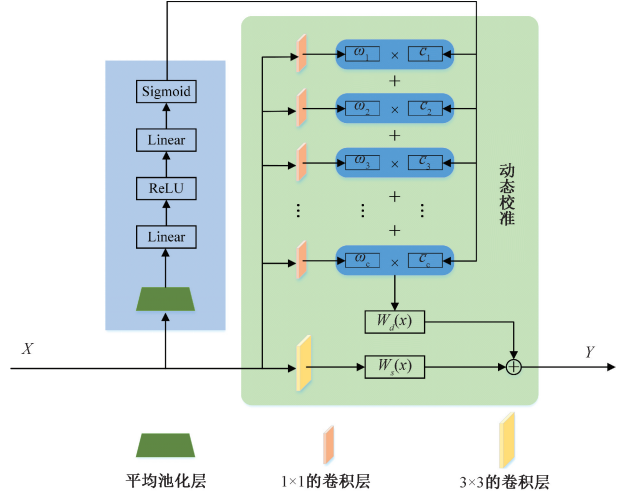


图2 动态校准结构

Fig. 2 Structure of dynamic calibration

假设输入为 X , 其大小为 $C \times H$, 首先通过一个平均池化层、两个线性层、一个 ReLU 层和一个 Softmax 层, 得到动态矩阵 τ_i , 过程如下:

$$\tau_i = f_{\text{softmax}}(\mathcal{E}(f_{\text{ReLU}}(\mathcal{E}(\delta(X)))))) \quad (3)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 表示平均池化层; $\mathcal{E}(\cdot)$ 表示线性层; $f_{\text{ReLU}}(\cdot)$ 表示 ReLU 激活函数; $f_{\text{softmax}}(\cdot)$ 表示 Softmax 层。

然后, 使用一个 1×1 的卷积核对输入 X 进行卷积操作, 获取静态矩阵 w_i , 将动态矩阵 τ_i 和静态矩阵 w_i 进行线性组合, 得到动态调整矩阵 $W_d(x)$ 为:

$$W_d(x) = \sum_{i=1}^C \tau_i \cdot w_i \quad (4)$$

最后使用一个 3×3 的卷积核对输入 X 进行特征提取, 得到静态卷积核矩阵 $W_s(x)$ 。动态矩阵 τ_i 可以看作是动态调整矩阵在相应权重子空间中的投影, 而这些投影依赖于输入样本, 因此, 静态卷积核矩阵 w_i 和动态调整矩阵 τ_i 的线性组合形成了动态校准结构的动态权重 $W(x)$ 为:

$$W(x) = W_s(x) + W_d(x) \quad (5)$$

在动态校准结构的基础上, 本文设计了动态校准残差块(dynamically calibrated residual block, DCRB), 其结构如图3所示, 其主要由两个动态校准结构、两个池化层和一条跳跃连接线构成。

2.2 DCRN 网络结构

为了有效提高故障诊断的分类精度, 本文使用卷积层和 DCRB 来构建 DCRN 网络。使用卷积层的目的在于

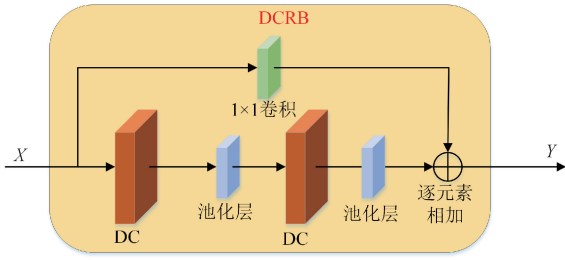


图 3 动态校准残差块结构

Fig. 3 Structure of the dynamic calibration residual block

调整特征信息的通道数,促进各通道之间信息的交互。为了确定最佳的网络结构,本文从分类精度、收敛批次和模型损失 3 个指标出发,通过设置卷积层的数量 n 和 DCRB 的数量 m 来确定网络的结构,结果如表 1 所示。

表 1 结构数量对分类性能的影响

Table 1 Effect of number of structures on classification performance

| 指标 | $n=m=1$ | $n=m=2$ | $n=m=3$ |
|--------|---------|---------|---------|
| 分类精度/% | 100 | 100 | 99.58 |
| 收敛批次 | 160 | 61 | 92 |
| 模型损失 | 0.083 2 | 0.002 2 | 0.013 9 |

从表 1 可以看出,在 $n=m=1$ 和 $n=m=2$ 时,模型 的分类精度均达到 100%,但是在 $n=m=1$ 时,其收敛速度和模型损失均高于 $n=m=2$,这可能是因为 $n=m=1$ 时模型较为简单,导致模型无法快速捕捉到数据中的复杂关系;当 $n=m=3$ 时,分类精度为 99.58%,虽然收敛速度和模型损失低于 $n=m=1$,但是高于 $n=m=2$,这可能是 $n=m=3$ 时模型较为复杂,出现了过拟合现象,导致分类精度下降。因此,本文最终选择卷积层和 DCRB 的数量均为 2,DCRN 的结构如图 4 所示。

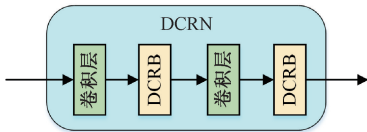


图 4 动态校准残差网络结构

Fig. 4 Structure of dynamic calibration residual network

2.3 联合分布对齐机制

在现有的迁移学习故障诊断方法中,绝大部分都是在分类层利用差异度量函数进行源域和目标域 的分布对齐,而忽略了中间特征的分布对齐,因此,本文提出一种联合分布对齐机制来缩小源域和目标域数据之间的特征差异,从而获得更好的分类效果。联合分布对齐机制主

要由两部分组成:边缘分布对齐和条件分布对齐。其中 本文利用 LMMD 度量函数缩小源域和目标域中间向量的边缘分布差异,而对于源域和目标域输出向量的条件分布对齐,本文提出一种新的度量函数:条件均值差异函数 CDA。

假如源域和目标域分别有 c 个类别,首先将源域和目标域的输出向量划分为 c 个类别,其中源域类别为 $\{s_1, \dots, s_c\}$,目标域类别为 $\{t_1, \dots, t_c\}$ 。

然后对于每个类别,通过 MMD 来计算源域和目标域相同类别间的差异值,MMD 的平方被定义为:

$$MMD^2(s_i, t_i) = \frac{1}{n_s^2} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_s} K(S_i, S_j) + \frac{1}{n_t^2} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} K(T_i, T_j) - \frac{2}{n_s n_t} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} K(S_i, T_j) \quad (6)$$

式中: n_s 和 n_t 分别表示源域的样本数量和目标域的样本数量; $K(\cdot, \cdot)$ 表示高斯核函数。

最后将 c 个类别的 MMD 值进行平均作为条件均值差异的损失值,过程表达式为:

$$L_{cda} = \frac{1}{c} \sum_{i=0}^c MMD_i(s_i, t_i) \quad (7)$$

本文将边缘分布差异和条件分布差异进行线性结合,构成联合分布对齐机制,充分减小源域和目标域数据间的分布差异。联合分布对齐机制的表达式为:

$$L_{JDAM} = \alpha \cdot L_{lmm} + \beta \cdot L_{cda} \quad (8)$$

式中: L_{lmm} 表示源域和目标域数据中间特征向量的 LMMD 损失; L_{cda} 表示源域和目标域输出向量的 CDA 损失; α 和 β 分别为边缘分布系数和条件分布系数。

因此本文所提网络模型的损失函数由两部分组成。

- 1) 源域和目标域的分类损失 L_c 。
- 2) 源域和目标域数据间的联合分布对齐损失 L_{JDAM} 。

则最终的损失函数为:

$$L_{total} = L_c + L_{JDAM} = L_c + \alpha \cdot L_{lmm} + \beta \cdot L_{cda} \quad (9)$$

2.4 I-Softmax 函数

在多分类任务中,故障数据经过特征提取后通常会通过 Softmax 函数对各类故障进行分类,然而,Softmax 函数由于概率偏差、忽略类别间关系等问题导致分类效果有限。Quan 等^[16]提出了 I-Softmax 函数,通过引入角度处理的方式对 Softmax 进行优化,其数学表达式为:

$$L_y = \begin{cases} -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \left(\frac{e^{F^i(c)/m-k}}{e^{F^i(c)/m-k} + \sum_{j \neq c} e^{F^i(j)}} \right), & F^i(c) > 0 \\ -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \left(\frac{e^{mF^i(c)-k}}{e^{mF^i(c)-k} + \sum_{j \neq c} e^{F^i(j)}} \right), & F^i(c) \leq 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: F^i 表示特征提取器输出的特征向量; $F^i(c)$ 和 $F^i(j)$ 分别表示与输入信息和其他元素的标签索引所对应的第 c 个元素; n 表示特征向量的数量; k 和 m 为控制决策边界的超参数。当 $m=1$ 和 $k=0$ 时, I-Softmax 就等于 Softmax。

Softmax 的输出可以通过余弦相似性分解为角度和幅度分量:

$$F^i(c) = W_c^T Z^i = \|W_c\| \cdot \|Z^i\| \cdot \cos \theta_c \quad (11)$$

式中: Z_i 表示倒数第 2 个全连接层的特征向量; W_c 表示最后两个全连接层之间第 c 个权重向量; $\theta \in [-\pi, \pi]$ 表示 W_c 和 Z_i 之间的夹角。

在多分类任务中, 假如有 $[0, 1, 2, \dots, i, \dots, c]$ 个类别, 某个样本特征为 Z , 若要使 Z 归属为 i 类, 则 Softmax

损失必须满足式(12)。

$$W_i^T Z > W_j^T Z \quad (12)$$

然而, Softmax 不能保持严格的决策边界, 影响了它的紧致性和可分性, 因此, 为了使 I-Softmax 获得更好的决策边界, 必须满足式(13)。

$$\begin{cases} W_i^T Z > W_i^T Z/m - k > W_j^T Z, & W_i^T Z > 0 \\ W_i^T Z > W_i^T Zhm - k > W_j^T Z, & W_i^T Z \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

显然, I-Softmax 损失比 Softmax 损失对类别 i 具有更严格的决策标准, 能够更好的实现类别归属。

2.5 网络框架

本文所提方法的网络框架如图 5 所示。

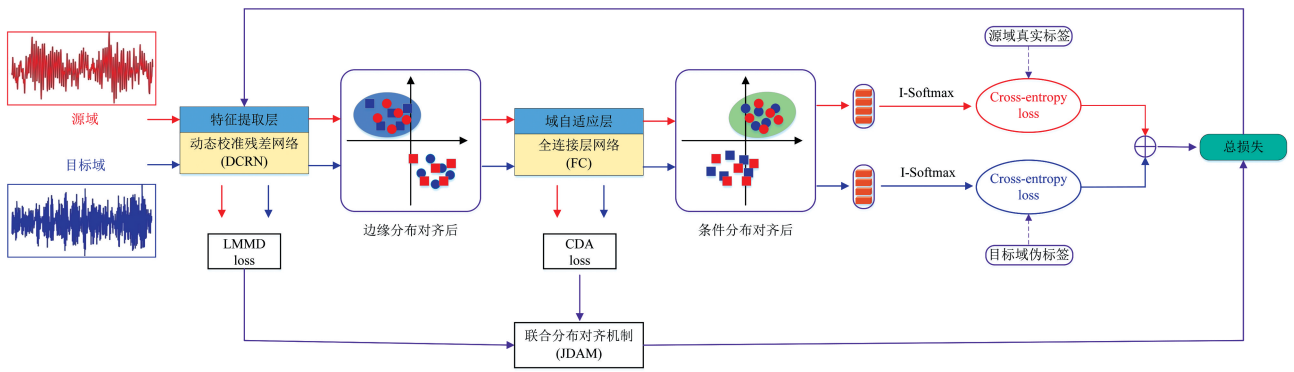


图5 网络框架

Fig. 5 Network framework

源域数据和目标域数据首先通过特征提取层得到源域和目标域的中间特征向量; 然后将源域和目标域的中间特征向量输入到域自适应层中得到源域和目标域的对输出, 并使用目标域的输出获取目标域的伪标签, 进一步利用 LMMD 和 CDA 分别计算源域和目标域数据的边缘分布对齐损失和条件分布对齐损失, 并与源域和目标域的分类损失联合形成整个模型的总损失; 最后通过反向传播更新网络参数, 完成目标域的故障诊断。

本文所提方法的网络结构参数如表 2 所示。

表 2 结构参数

Table 2 Structural parameters

| 结构名称 | 卷积核 | 步长 | 通道数 | 输出 |
|-------|-----------|------|------|----------------|
| 特征提取层 | 卷积层 1 | 3 | 2 | 16 (16, 1 024) |
| | DCRB1 | 3, 3 | 2, 2 | 16 (16, 256) |
| | 卷积层 2 | 3 | 2 | 64 (64, 128) |
| | DCRB2 | 3, 3 | 2, 2 | 64 (64, 32) |
| | 平均池化层 | - | - | - |
| 域自适应层 | 全连接层 1 | - | - | 16 |
| | 全连接层 2 | - | - | 4 |
| 分类层 | I-Softmax | - | - | 4 |

3 实验验证

3.1 超参数设置

在超参数设置中, 主要考虑的超参数为边缘分布系数和条件分布系数, 本文从分类精度和收敛批次两个指标出发, 经过多次实验, 发现当边缘分布系数和条件分布系数分别为 0.1 和 0.5 时, 所提方法的准确率最高, 因此本文将边缘分布系数和条件分布系数设置为 0.1 和 0.5。在训练过程中, 本文使用 Adam 优化算法进行反向传播, 更新网络参数, 其中 Adam 算法的初始学习率为 0.0001, 衰减率为 0.9, 每批训练样本本设置为 256, 迭代批次为 500, 本文所有的实验数据均为重复 5 次相应实验的平均值。

3.2 数据处理

为了方便比较源域数据和目标域数据之间的差异, 本文对源域数据和目标域数据进行 Z-score 归一化^[17]处理。Z-score 归一化可以将数据映射到相同尺度上, 不会因为某些数值的取值范围比其它数据大而导致不必要的偏差, 这种标准化的方式也可以帮助保留数据的统计特征, 有利于保持数据内在结构的原始状态。Z-score 归一

化过程为:

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{mean}}}{\sigma} \quad (14)$$

式中: X_{norm} 为归一化后的数据; X 为原始数据; X_{mean} 为原始数据的平均值; σ 为原始数据的标准差。

3.3 对比方法

为了验证所提方法的优越性,本文选用与跨工况迁移学习相关的对比方法,分别为 DAN^[18]、MSDAM^[19] 和 CNN-DA^[20]。其中 DAN 采用卷积神经网络进行特征提取,并使用多核 MMD 来减小源域与目标域数据间的差异;MSDAM 搭建多尺度卷积神经网络捕获具有细粒度信息的多尺度特征,然后使用 LMMD 来完成子域的适配,削弱不同工况下同类故障的差异;CNN-DA 在卷积神经网络的首尾添加通道注意力机制来动态分配不同通道的权重,使用多核 MMD 减小两域之间的差异,完成跨工况故障诊断。

3.4 美国凯斯西储大学轴承数据集

美国凯斯西储大学轴承数据集的试验台如图 6 所示,该试验台主要由电动机、扭矩传感器、电子控制器和功率测试计组成。实验的轴承型号为 SKF6205,采样频率为 12 和 48 kHz,采集了负载为 0、1、2 和 3 HP (1 HP ≈ 0.746 kW) 4 种工况下的轴承数据,每种工况下,本文选取 4 种轴承状态进行实验,分别为正常状态(NF)、滚动体故障(RF)、内圈故障(IF)和外圈故障(OF),每种状态的样本数为 150,每个样本的样本点为 2 048。以其中一种工况为源域数据,其余 3 种工况为目标域数据,按照 7:3 的比例划分训练集和测试集。具体的划分情况如表 3 所示。

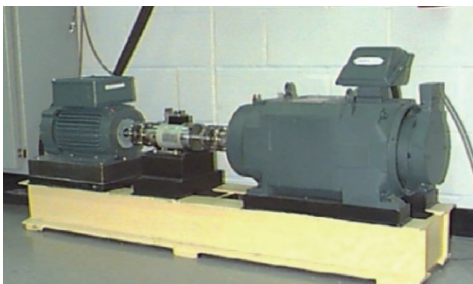


图 6 凯斯西储大学数据集试验台

Fig. 6 Data set test bed for Case Western Reserve University

1) 噪声环境下跨工况实验结果及分析

在实际工业过程中,旋转机械经常受到噪声的干扰,因此,为了模拟真实的工业运行环境,本文在原始信号中分别加入信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)为 0、-2、-4、-6 和 -8 dB 的高斯白噪声,原始信号和加入不同噪声的波形如图 7 所示。由图 7 可知,随着信噪比的减小,波形

表 3 凯斯西储大学数据集详细划分

Table 3 Detailed division of Case Western Reserve University dataset

| 数据集 | 转速 /(r·min ⁻¹) | 采样频率 /kHz | 负载 /HP | 轴承状态类型 | 训练样本/测试样本 |
|-----|-------------------------------|--------------|-----------|-------------|-----------|
| A | 1 797 | 12 | 0 | NF、RF、IF、OF | 420/180 |
| B | 1 772 | 12 | 1 | NF、RF、IF、OF | 420/180 |
| C | 1 750 | 12 | 2 | NF、RF、IF、OF | 420/180 |
| D | 1 730 | 12 | 3 | NF、RF、IF、OF | 420/180 |

图的幅值波动增大,也就是说,信噪比越小,噪声对原始信号的干扰越大。

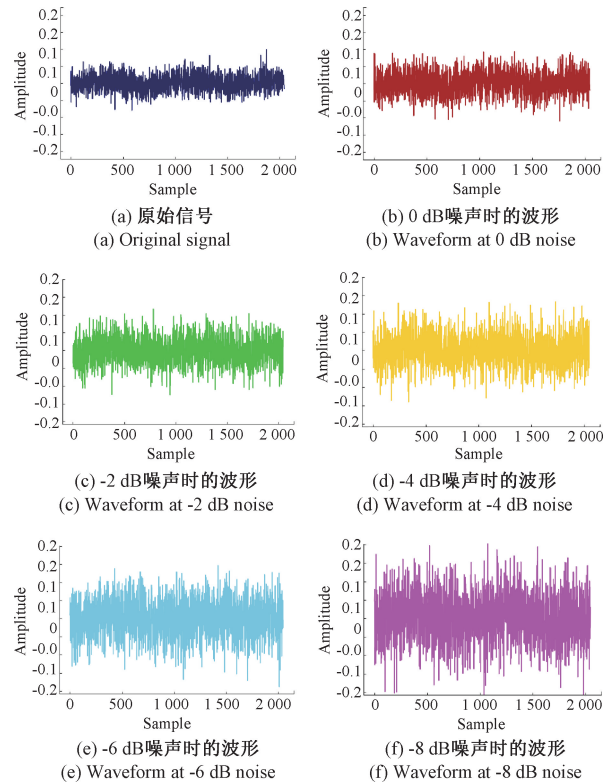


图 7 原始信号和加入不同噪声的波形

Fig. 7 Waveforms of the original signal and the addition of different noises

为了验证所提方法在跨工况条件下的优越性,实验使用美国凯斯西储大学轴承数据集进行实验,以 -4、-6 和 -8 dB 下的数据为实验数据,以一种工况为源域数据,其余 3 种工况为目标域数据,共 12 组迁移任务,其中 A-B 表示以数据集 A 为源域数据,数据集 B 为目标域数据进行迁移,其他任务编号类似。本文方法的实验结果如图 8 所示。

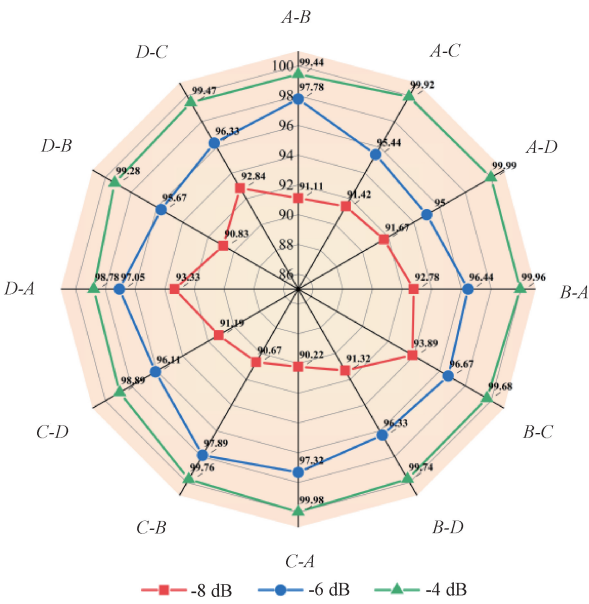


图8 不同噪声下所提方法的跨工况故障诊断结果
 Fig. 8 Cross-case fault diagnosis results of the proposed method under different noises

由图8可知,在-8 dB的强噪声条件下,所提方法在所有迁移任务中的故障诊断准确率均超过90%,其平均准确率达到91.77%。随着噪声的减弱,各种迁移任务的准确率开始上升,在-6和-4 dB时,所提方法的准确率分别为96.50%和99.57%,表明本文方法在强噪声条件下进行跨工况迁移任务具有较强的故障诊断能力。

为了有效说明所提方法的先进性,本文以-6 dB条件下的故障数据进行12组迁移实验,并与3种方法进行对比,其结果如图9所示。

从图9可以看出,在SNR=-6 dB时,DAN、MSDAM、CNN-DA和本文所提方法的平均准确率分别为78.31%、95.39%、95.03%和96.50%。DAN由于特征提取网络简单,而故障信号受到强噪声的干扰,它无法从复杂信号中提取有效的故障特征,所以DAN在噪声环境下跨工况诊断效果较差;MSDAM和CNN-DA分别利用多尺度残差神经网络和带通道注意力的卷积神经网络进行特征提取,较一般卷积神经网络而言,更容易从复杂信号中提取故障信息,而且这两种方法分别使用LMMD和MK-MMD来弱化源域和目标域之间的分布差异,可以有效提高故障

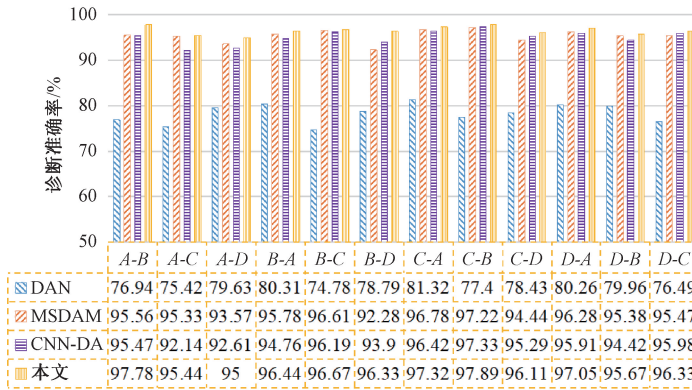


图9 不同方法的故障诊断结果
 Fig. 9 Fault diagnosis results of different methods

诊断效果;本文所提方法使用动态校准结构对输入的不同样本进行重新加权,并使用联合分布对齐机制平衡源域和目标域之间的差异,因此在跨工况条件下能有效提高诊断准确性。

2) 混淆矩阵实验结果及分析

为了进一步验证所提方法的故障诊断能力,实验选取-8、-6、-4和-2 dB下的A-B迁移任务,使用混淆矩阵对所提方法的诊断结果进行可视化,结果如图10所示。

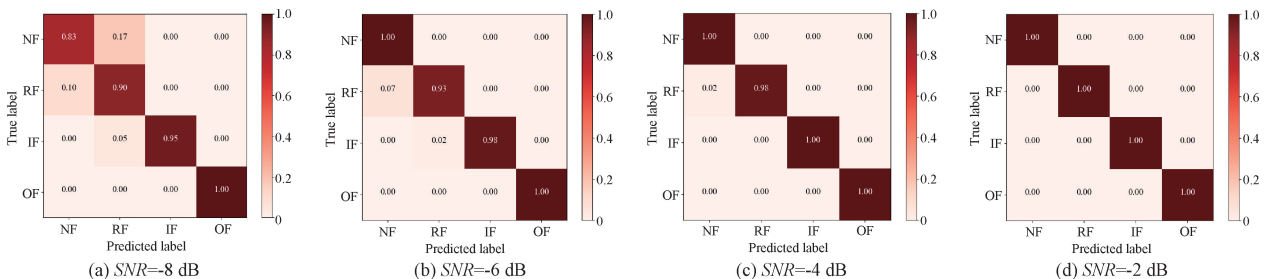


图10 不同噪声下所提方法的故障诊断结果

Fig. 10 Fault diagnosis results of the proposed method under different noises

由图 10 可知,当 $SNR = -8$ dB 时,由于噪声干扰较大,4 类故障中仅有 OF 状态分类完全正确,其余 3 种轴承状态均出现不同程度的误发现象,故障诊断准确率为 91.67%。随着信噪比的增加,噪声对原始信号的干扰效果减弱,所提方法的故障诊断准确率逐渐提高,在 $SNR = -6$ dB 和 $SNR = -4$ dB 时,故障诊断准确率分别为 97.78% 和 99.44%。特别地,当 $SNR = -2$ dB 时,4 类状态被完全识别,准确率达到 100%,表明所提方法具有较强的故障诊断能力。

3) 消融实验

为了验证所提方法各部分的性能,实验设置了 4 种网络结构,分别为 Letnet5-JDAM、DCRN-LMMD、DCRN-CDA 和 DCRN。其中 Letnet5-JDAM 使用 Letnet5 网络代替 DCRN 网络进行特征提取,并使用 JDAM 进行联合分布对齐;DCRN-LMMD 仅使用 LMMD 进行边缘分布对齐;DCRN-CDA 仅使用 CDA 进行条件分布对齐;DCRN 只使用 DCRN 网络进行特征提取,不进行任何的分布对齐。本文选用 C-B 迁移任务进行实验,实验结果如表 4 所示。

表 4 不同网络结构的故障诊断效果

Table 4 Fault diagnosis effect of different network structures

| 不同方法 | 准确率/% | | | | | 平均准确率/% |
|--------------|-------|-------|-------|-------|------|---------|
| | -8 dB | -6 dB | -4 dB | -2 dB | 0 dB | |
| Letnet5-JDAM | 77.08 | 87.78 | 97.78 | 99.44 | 100 | 92.42 |
| DCRN-LMMD | 88.75 | 97.33 | 99.04 | 99.92 | 100 | 97.01 |
| DCRN-CDA | 86.83 | 97.85 | 99.52 | 99.98 | 100 | 96.84 |
| DCRN | 85.36 | 96.97 | 99.38 | 99.63 | 100 | 96.23 |
| 本文方法 | 90.67 | 98.89 | 99.76 | 100 | 100 | 97.86 |

从表 4 可知,Letnet5-JDAM 的平均故障诊断准确率为 92.42%,低于其他方法,这是因为 Letnet5 仅使用卷积操作来提取故障特征,未考虑不同样本对诊断效果的影响,

导致该网络不能很好地挖掘故障样本的特征信息,造成中间特征向量特征信息较少,即使使用联合分布对齐机制也无法有效提高故障诊断准确率;DCRN-LMMD、DCRN-CDA 和 DCRN 的平均故障诊断准确率分别为 97.01%、96.84% 和 96.23%,这 3 种方法虽然使用 DCRN 网络对不同样本的权重进行动态校准,但是均采用单一分布对齐机制或未采用分布对齐机制,导致源域和目标域在特征空间的映射向量无法充分缩小差距,因此,模型在分类时由于源域与目标域数据差异较大从而使得故障诊断能力不佳;所提方法的平均准确率为 97.86%,这是因为所提方法既使用 DCRN 网络动态校准不同样本的权重,又使用 JDAM 对源域和目标域的边缘分布和条件分布进行对齐,有效提高了模型的故障诊断能力。

3.5 MFS 轴承数据集

MFS 轴承数据集是在 Spectrum Quest Incorporated (SQI) 公司生产的 MFS 试验台中获取的,实验平台如图 11 所示,主要由驱动端、加速度传感器、交流电机、交流控制器和信号采集器等组成。

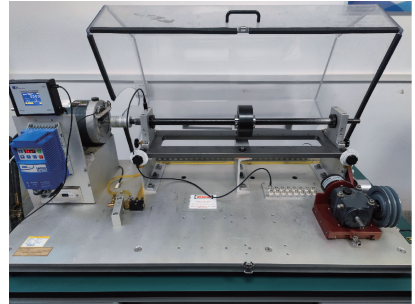


图 11 MFS 实验平台

Fig. 11 Experimental platform for MFS

测试数据采用驱动端轴承数据,包括 4 种故障状态,分别为滚动体故障、内圈故障、外圈故障和复合故障,如图 12 所示。



图 12 不同故障状态的滚动轴承

Fig. 12 Rolling bearings in different fault states

在转速为 1 130、1 251、1 348 和 1 449 r/min 时收集 4 种工况下的数据构建数据集,加载负荷均为 5.1 kg,采

样频率为 15.6 kHz,本实验选择 3 种工况进行实验,MFS 轴承数据集的具体划分情况如表 5 所示。

表5 MFS轴承数据集具体划分
Table 5 Specific divisions of the MFS bearing dataset

| 数据集 | 采样频率/kHz | 转速/($r \cdot \text{min}^{-1}$) | 故障类型 | 训练样本/测试样本 |
|----------|----------|----------------------------------|----------------------|-----------|
| <i>E</i> | 15.6 | 1 130 | | 420/180 |
| <i>F</i> | 15.6 | 1 251 | 滚动体故障、内圈故障、外圈故障和复合故障 | 420/180 |
| <i>G</i> | 15.6 | 1 348 | | 420/180 |

1) 噪声环境下跨工况实验结果及分析

为了进一步验证所提方法的优越性能,本实验在MFS轴承数据集中分别加入-4、-2和0 dB的高斯白噪声,以此来模拟更真实的工业环境,本实验以一种工况下的数据为源域数据,其他3种工况下的数据为目标域数据,实验结果如表6所示。

表6 不同噪声下所提方法的跨工况故障诊断结果

Table 8 Cross-operational fault diagnosis results of the proposed method under different noises

| 不同噪声 /dB | 故障诊断准确率/% | | | | | | 平均准 准确率/% |
|-------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|--------------|
| | <i>E-F</i> | <i>E-G</i> | <i>F-E</i> | <i>F-G</i> | <i>G-E</i> | <i>G-F</i> | |
| -4 | 95.22 | 79.21 | 94.44 | 83.33 | 80.56 | 78.64 | 85.23 |
| -2 | 96.90 | 87.71 | 95.64 | 87.22 | 95.61 | 96.42 | 93.25 |
| 0 | 98.81 | 92.19 | 98.04 | 95.95 | 97.78 | 98.33 | 96.87 |

由表6可知,在-4、-2和0 dB的噪声干扰下,所提方法的平均准确率分别为85.23%、93.25%和96.87%,这表明所提方法在噪声干扰下进行跨工况迁移任务具有较高的故障诊断准确率和优秀的泛化能力。

2) 可视化实验结果及分析

为了更清晰地体现所提方法的优越性,本实验利用T-SNE技术对-4 dB时4种方法的*E-F*迁移任务实验结果进行可视化,其结果如图13所示。

从图13可以看出,DAN和CNN-DA出现大范围误分现象,这主要是因为MFS轴承数据本身较为复杂,且在原始数据中添加了-4 dB的强噪声,使得实验数据表现出很强的非线性和复杂性,导致这两种方法的故障诊断效果很差;MSDAM虽然也出现了较大范围的误分,但是其分类效果优于DAN和CNN-DA,表明MSDAM的泛化能力较强;本文所提方法中仅有少部分故障出现误分

● 源域滚动体故障 ■ 源域内圈故障 ▲ 源域外圈故障 + 源域复合故障
× 目标域滚动体故障 ▼ 目标域内圈故障 ● 目标域外圈故障 ★ 目标域复合故障

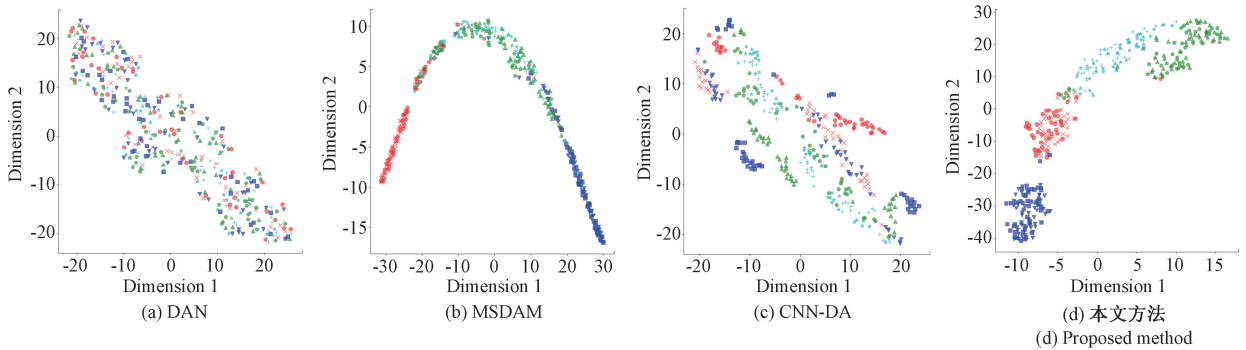


图13 不同方法故障诊断结果可视化图

Fig. 13 Visualization of fault diagnosis results of different methods

现象,4类故障基本分离,表明所提方法不仅具有较高的特征提取能力,也具有较好的泛化能力,但是,由于数据具有强非线性和复杂性,使得同类故障之间的聚集性和不同类故障间的分离性不佳。

3.6 滚轴齿轮数据集

滚轴齿轮箱数据集是在滚轴齿轮故障模拟试验平台中获取的,实验平台如图14所示,主要包括三相交流异步电机、加负载装置、不同故障种类齿轮、皮带传送机构、单机齿轮箱、往复机构、变频控制器、传感器、DHDAS动

态信号采集分析系统和终端设备。

实验待测对象为锥齿轮,锥齿轮的故障状态分别为全齿断裂故障、小端断半齿故障、大端断半齿故障、均匀磨损故障和正常状态共5种不同的锥齿轮状态,如图15所示。

为了研究锥齿轮的故障识别,本文实验台在主轴上安装不同状态的锥齿轮,通过变频控制器控制电机频率,电机的运行频率分别设置为20、30和40 Hz,在相同的电机频率上,通过加载装置给锥齿轮加载分别为0、1、2和

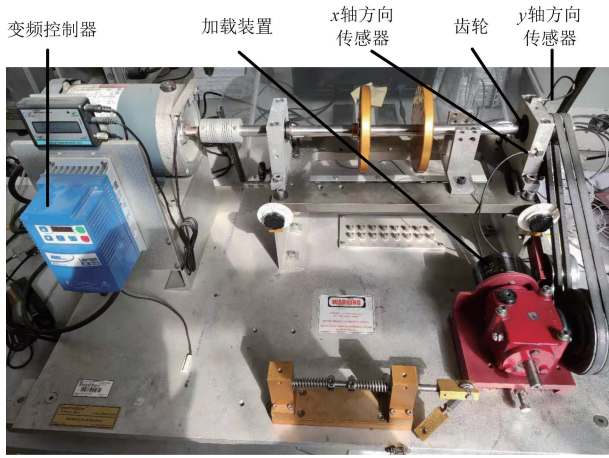


图 14 滚轴齿轮故障模拟实验平台

Fig. 14 Experimental platform for simulation of roller gear failure

3 HP 共 4 种不同的工况,通过 x 轴方向和 y 轴方向的加速度传感器采集信号,通过 DHDAS 动态信号采集分析系统和终端设备分别采集和记录数据。本文选择的实验数据为 20 Hz 时 y 轴方向加速度传感器采集的振动信号,选择的工况为 0、1 和 2 HP,选择的故障状态为:全齿断裂故障、小端断半齿故障、大端断半齿故障和均匀磨损故障,滚轴齿轮箱数据集的具体划分情况如表 7 所示。

1) 泛化能力实验结果及分析

为了验证所提方法的泛化能力,本实验使用滚轴齿轮箱数据集进行实验。以一种工况为源域数据,其余两种工况为目标域数据,共 6 组迁移任务, $E-F$ 表示以数据集 E 为源域数据,数据集 F 为目标域数据,其他编号类似。并与其他 3 种方法进行对比,实验结果如表 8 所示。

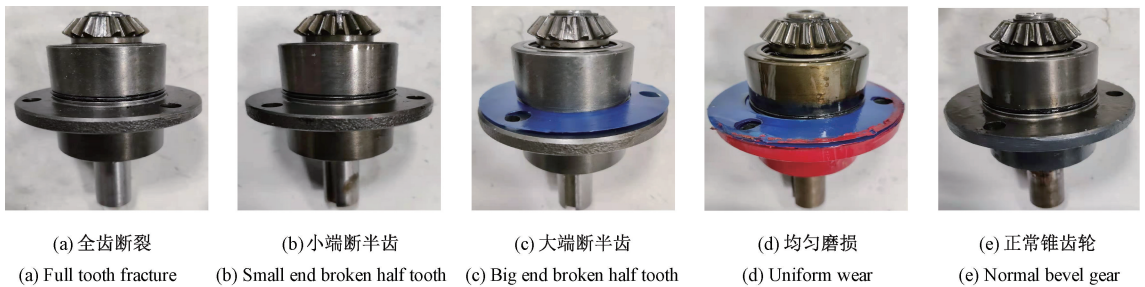


图 15 不同状态的锥齿轮

Fig. 15 Bevel gears in different states

表 7 滚轴齿轮数据集划分情况

Table 7 Division of the rolling gear dataset

| 数据集 | 工况负载/HP | 采样频率/Hz | 齿轮状态类型 | 训练样本/测试样本 |
|-----|---------|---------|-----------------------|-----------|
| E | 0 | 20 | | 420/180 |
| F | 1 | 20 | 全齿断裂、小端断半齿、大端断半齿、均匀磨损 | 420/180 |
| G | 2 | 20 | | 420/180 |

表 8 不同方法的跨工况故障诊断结果

Table 8 Cross-operational fault diagnosis results of different methods

| 不同方法 | 诊断准确率/% | | | | | | 平均准确率/% |
|--------|---------|-------|-------|-------|-------|-------|---------|
| | $E-F$ | $E-G$ | $F-E$ | $F-G$ | $G-E$ | $G-F$ | |
| DAN | 57.95 | 49.76 | 60.72 | 58.96 | 48.91 | 56.78 | 55.51 |
| MSDAM | 93.98 | 85.76 | 96.42 | 89.32 | 97.94 | 93.46 | 92.81 |
| CNN-DA | 75.56 | 65.78 | 78.94 | 82.43 | 73.24 | 69.36 | 74.22 |
| 本文方法 | 96.67 | 87.05 | 98.89 | 94.11 | 98.83 | 92.79 | 94.72 |

从表 8 可以看出,在使用滚轴齿轮箱数据集后,4 种方法的跨工况故障诊断效果均出现下降,这是因为滚轴

齿轮箱数据集中各种工况下的故障数据分布差异较大,即使使用分布对齐也难以消除源域与目标域之间的巨大差异。在 4 种方法中,DAN 由于特征提取网络简单,且仅使用 MK-MMD 削弱两域之间的差异,导致泛化能力较弱,其平均准确率仅为 55.51%;MSDAM 通过多尺度残差网络提取故障信息的细粒度特征,且使用 LMMD 减小两域的差异,因此该方法的平均准确率达到 92.81%;CNN-DA 通过在特征提取网络中使用通道注意力机制,有效地捕捉到更重要的故障特征,并在域自适应层使用 MK-MMD 消除源域和目标域之间的差异,但是其平均准确率仅为 74.22%,表明其泛化能力较差;本文所提方法不仅使用动态校准残差网络调整各样本的权重,还利用联合分布对齐方法减小源域和目标域之间的分布差异,使得

所提方法的泛化能力得到显著提升,其平均准确率达到 94.72%。

2) T-SNE 可视化实验结果及分析

● 源域全齿断裂 ■ 源域小端断半齿 ▲ 源域大端断半齿 + 源域均匀磨损
 × 目标域全齿断裂 ▼ 目标域小端断半齿 ● 目标域大端断半齿 ★ 目标域均匀磨损

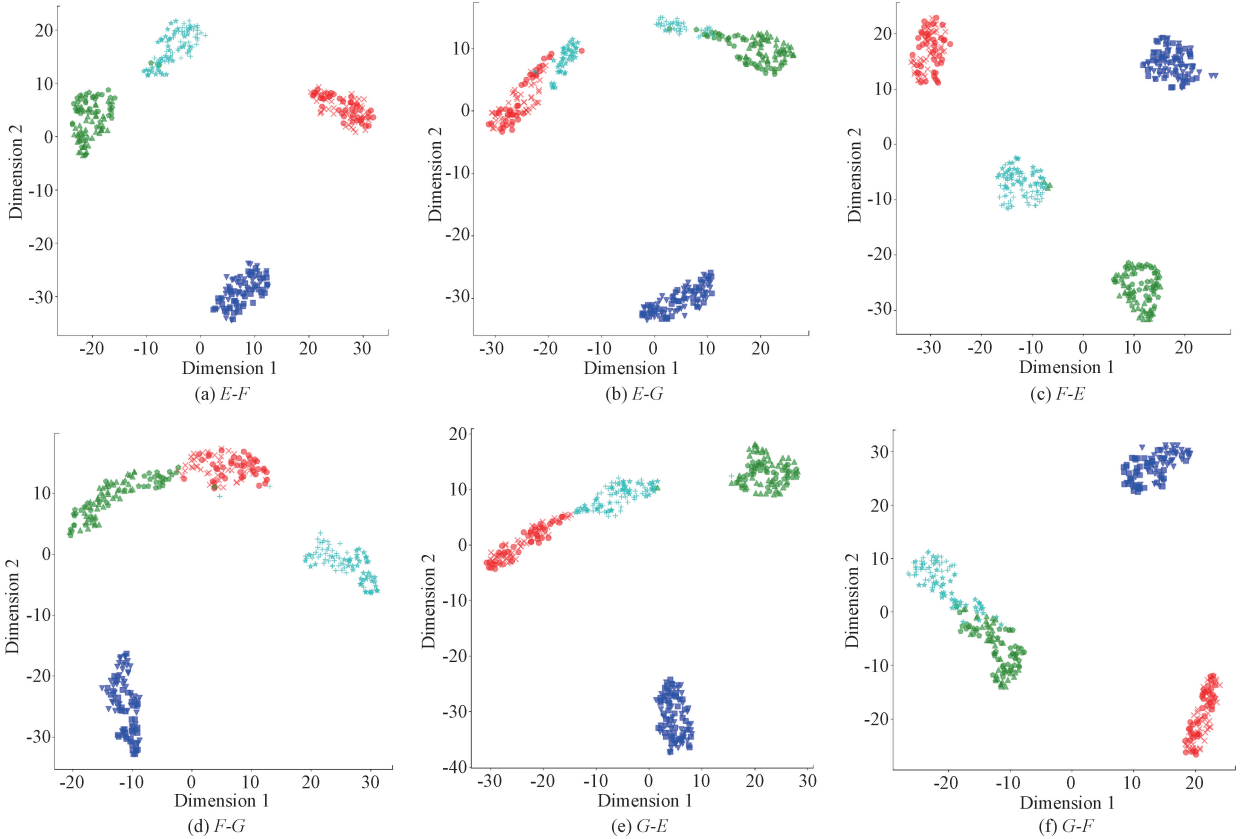


图 16 不同迁移任务的可视化图

Fig. 16 Visualization of different transfer tasks

从图 16 可以看出,在 $E-G$ 迁移任务中,有 3 类故障出现相互混叠现象;而在其他 5 类迁移任务中,虽然仍有少部分故障出现误分,但是从整体趋势来看,4 种故障基本完全分离,表明所提方法在跨工况条件下具有较高的分类能力。

4 结 论

为了解决迁移学习特征提取过程中未考虑不同样本对诊断结果的影响以及边缘分布对齐无法有效减小源域和目标域数据之间的差异问题,本文提出了一种基于动态校准和联合分布对齐的旋转机械跨工况故障诊断方法,得出如下结论。

1) 本文通过构建动态校准结构,对每个样本的权重进行重新加权,有效地解决了不同样本对故障诊断的影响。在动态校准结构的基础上,进一步构建动态校准残

为了直观地展示所提方法的故障诊断能力,实验使用 T-SNE 对所提方法的 6 种迁移任务的分类结果进行可视化,其结果如图 16 所示。

差网络,利用动态校准结构和残差连接充分提取源域和目标域数据的故障信息,有利于分类器更好的识别各类故障。

2) 本文设计了一种新的联合分布对齐方式,摒弃了传统迁移学习仅使用边缘分布对齐来减小源域和目标域数据之间的差异。通过在特征提取层和域自适应层后分别使用 LMMD 和 CDA 减小源域和目标域数据间的差异,并对边缘分布损失和条件分布损失进行加权,缩小源域和目标域数据之间的差异,有效提高了跨工况条件下的故障诊断准确率。

3) 本文使用美国凯斯西储大学轴承数据集、MFS 轴承数据集与滚轴齿轮数据集进行实验验证,结果表明,在 3 个数据集中所提方法的平均准确率达到 96.50%、96.87% 和 94.72%,说明所提方法在跨工况迁移任务中具有较高故障诊断性能和较好的泛化能力。

参考文献

- [1] 姚家琪,荆华,赵春晖.一种面向噪声环境中旋转机械故障诊断的多模态耦合输入神经网络[J].控制与决策,2023,38(7):1918-1926.
- YAO J Q, JING H, ZHAO CH H. A multimodal coupled input neural network for rotating machinery fault diagnosis in noisy environment [J]. Control and Decision, 2023, 38(7):1918-1926.
- [2] XU P H, ZHANG L J. A fault diagnosis method for rolling bearing based on 1D-ViT model [J]. IEEE Access, 2023, 11: 39664-39674.
- [3] ZHAO X Q, GUO H K. Rolling bearing fault diagnosis model based on DSCB-NFAM [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(1):015029.
- [4] 赵小强,郭海科.多特征融合的滚动轴承故障诊断[J].农业工程学报,2023,39(13):80-88.
- ZHAO X Q, GUO H K. Fault diagnosis of rolling bearings using multi-feature fusion [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(13):80-88.
- [5] 李霖,张西宁,刘书语,等.基于二维经验小波纹理域特征自适应提取的轴承故障诊断方法[J].西安交通大学学报,2021,55(12):79-86.
- LI L, ZHANG X N, LIU SH Y, et al. Bearing fault diagnosis method based on 2D empirical wavelet transform texture domain feature adaptive extraction [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(12):79-86.
- [6] 袁静,姚泽,胡雯玥,等.滚动轴承复合故障的时频能量聚集谱诊断方法[J].振动与冲击,2023,42(2):285-292,320.
- YUAN J, YAO Z, HU W Y, et al. Time-frequency energy aggregation spectrum diagnosis method for compound faults of rolling bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(2):285-292,320.
- [7] 郭俊锋,王森生,孙磊,等.基于生成对抗网络的滚动轴承不平衡数据集故障诊断新方法[J].计算机集成制造系统,2022,28(9):2825-2835.
- GUO J F, WANG M SH, SUN L, et al. New method for fault diagnosis of rolling bearing imbalance data set based on generative adversarial network [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(9):2825-2835.
- [8] 张龙,胡燕青,赵丽娟,等.多通道信息融合与深度迁移学习的旋转机械故障诊断[J].中国机械工程,2023,34(8):966-975.
- ZHANG L, HU Y Q, ZHAO L J, et al. Multichannel information fusion and deep transfer learning for rotating machinery fault diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(8):966-975.
- [9] 赵小强,柴靖轩.改进卷积胶囊网络的滚动轴承故障诊断方法[J].振动工程学报,2024,37(5):885-895.
- ZHAO X Q, CHAI J X. Improved convolutional capsule network method of rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2024, 37(5):885-895.
- [10] 梁浩鹏,曹洁,赵小强.基于GADF和PAM-Resnet的旋转机械小样本故障诊断方法[J].控制与决策,2023,38(12):3465-3472.
- LIANG H P, CAO J, ZHAO X Q. Small sample fault diagnosis method for rotating machinery based on GADF and PAM-Resnet [J]. Control and Decision, 2023, 38(12):3465-3472.
- [11] 董绍江,周存芳,陈里里,等.基于判别性特征提取和双重域对齐的轴承跨域故障诊断[J].中国机械工程,2023,34(15):1856-1863.
- DONG SH J, ZHOU C F, CHEN L L, et al. Cross-domain fault diagnosis of bearing based on discriminative-feature extraction and dual domain alignment [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(15):1856-1863.
- [12] 王进花,刘瑞,曹洁.基于多层域适应的无标签数据故障诊断方法[J/OL].北京航空航天大学学报:1-13 [2023-11-22].
- WANG J H, LIU R, CAO J. Rolling bearing fault diagnosis method based on multi domain adaptation [J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics:1-13 [2023-11-22].
- [13] 朱朋,董绍江,李洋,等.基于残差注意力机制和子领域自适应的时变转速下滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2022,41(22):293-300.
- ZHU P, DONG SH J, LI Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearings under time-varying speed based on the residual attention mechanism and subdomain adaptation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(22):293-300.
- [14] LI X Q, JIANG H K, WANG R X, et al. Rolling bearing fault diagnosis using optimal ensemble deep transfer network [J]. Knowledge-Based Systems, 2021,

- 213(15):106695.
- [15] ZHANG R, GU Y. A transfer learning framework with a one-dimensional deep subdomain adaptation network for bearing fault diagnosis under different working conditions[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2022, 22(4): 1624.
- [16] QUAN Q, QIN Y, LUO J, et al. Deep discriminative transfer learning network for cross-machine fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 186: 109884.
- [17] HAN B K, YANG Z J, ZHANG Z H, et al. A novel rolling bearing fault diagnosis method based on generalized nonlinear spectral sparsity [J]. *Measurement*, 2022, 198: 111131.
- [18] LONG M SH, CAO Y, WANG J M, et al. Learning transferable features with deep adaptation networks[C]. *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*, 2015, 37: 97-105.
- [19] 宋向金, 孙文举, 刘国海, 等. 深度子领域自适应网络电机滚动轴承跨工况故障诊断[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(1): 182-193.
- SONG X J, SUN W J, LIU G H, et al. Across working conditions fault diagnosis for motor rolling bearing based on deep subdomain adaptive network[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(1): 182-193.
- [20] 钱思宇, 秦东晨, 陈江义, 等. 基于卷积神经网络的领

域适配模型的多工况迁移的轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(24): 192-200.

QIAN S Y, QIN D CH, CHEN J Y, et al. Bearing fault diagnosis based on a domain adaptation model of convolutional neural network under multiple working conditions [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(24): 192-200.

作者简介



郭海科, 2024年于兰州理工大学获得硕士学位, 现为兰州理工大学博士研究生, 主要研究方向为故障诊断和机器学习。

E-mail: 1262868600@qq.com

Guo Haiko received his M. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 2024. Now he is a Ph. D. candidate at Lanzhou University of Technology. His main research interest includes fault diagnosis and machine learning.



赵小强(通信作者), 2006年于浙江大学获得博士学位, 现为兰州理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为故障诊断、图像处理和数据挖掘。

E-mail: xqzhao@lut.edu.cn

Zhao Xiaoqiang (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Zhejiang University in 2006. Now he is a professor and Ph. D. supervisor at Lanzhou University of Technology. His main research interests include fault diagnosis, image processing and data mining.