

结合加权对抗学习的跨域自适应融合诊断方法

余博¹, 秦奋起², 石章松¹, 梁伟阁¹, 王旋¹

(1. 海军工程大学兵器工程学院, 湖北 武汉 430033; 2. 中国船舶第七一三研究所, 河南 郑州 450015)

摘要: 针对目标域与源域标签空间交叉的跨域诊断, 即目标域和源域均存在对方领域没有的样本类型这一典型开放域诊断问题, 提出一种结合加权对抗学习的跨域自适应融合诊断方法。利用熵可以表征样本已知类型和未知类型的特性, 引入两个结构相同的卷积神经网络进行基于熵的加权对抗性训练, 以提取域不变特征增强辨识已知类型的能力, 另构建源域和目标域样本输出的二元交叉方案用以隔离未知类型, 此外, 将两个卷积神经网络的全连接层隐藏特征作为两个标签传递模型的输入, 采用投票法则融合三个诊断模型的概率输出。采用变工况的机械传动部件失效实验台数据和自吸式离心泵损伤数据进行分析验证, 实验结果表明: 所提跨域自适应融合诊断方法能更准确地辨识出目标域数据中已知的故障类型和未知的故障类型。

关键词: 故障诊断; 开放域; 跨域; 对抗学习; 领域自适应

中图分类号: TH165⁺.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2025)04-0877-12

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2025.04.023

A cross domain adaptive fusion diagnosis method based on weighted adversarial learning

SHE Bo¹, QIN Fenqi², SHI Zhangsong¹, LIANG Weige¹, WANG Xuan¹

(1. College of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;
2. 713 Research Institute of China Shipbuilding, Zhengzhou 450015, China)

Abstract: For cross domain diagnosis of the label spaces of source domain and target domain are partially overlapped, that is to say, both the target domain and the source domain contain the classes that the other does not have, a cross domain adaptive fusion diagnosis method based on weighted adversarial learning is proposed. As entropy can be used to reflect the characteristics of the shared known classes and unknown classes, two convolutional neural networks with the same structure are introduced to carry out entropy-based weighted adversarial training, which is aim to enhance the ability to identify the shared known classes by extracting the domain-invariant features, as well as the binary cross schemes of the source domain and target domain sample outputs are used to isolate the unknown classes. In addition, the fully connected layer hidden features of these two convolutional neural networks are taken as the input of two label transfer models, and the probability outputs of these three diagnostic models are fused by voting rule. The failure test bench data of mechanical transmission components under variable working conditions and the damage data of self-priming centrifugal pump are used for analysis and verification, the experimental results show that the proposed cross domain adaptive fusion diagnosis method can distinguish the shared known classes and unknown classes in the target domain more accurately.

Keywords: fault diagnosis; open set domain; cross domain; adversarial learning; domain adaptation

机械设备的运行状态感知是避免不必要的停机、保障安全生产的有力措施, 状态监测、故障诊断、剩余寿命预测技术可用于推进实现机械设备运行状态的智能感知, 以保障安全生产和避免不必要的停机。其中, 故障诊断技术可以在设备运行状态出现异常时, 对其进行准确地定位^[1]。

随着人工智能的快速发展, 机器学习、深度学习、机器视觉等技术在故障诊断领域得以广泛应用。

以往利用神经网络构建模型进行故障诊断的方法多集中于封闭域问题的解决, 即假设目标域样本与源域样本共享相同的标签空间, 样本类型在两个领域中完全一致^[2-3]。当机械设备运行工况恒定的情况下, 通常认为目标域样本与源域样本服从相同的分布, 在机械设备运行工况变化的情况下, 目标域与源域样本分布之间存在差异, 而传统诊断模型的泛化性存在局限性, 难以处理领域分布差异的诊断需求。

为此,领域自适应方法,如迁移学习、最大平均差异(maximum mean discrepancy, MMD)^[4]、最大识别器差异(maximum classifier discrepancy, MCD)^[5]等,也被应用于故障诊断。YANG等^[6]针对不同工况下旋转机械的故障诊断,提出了融合注意力机制的多深度自编码器网络,以提取域不变特征。LI等^[7]提出一种迁移学习模型,构建了特征提取器、特征选择模块、特定域的特征生成器以及标签分布对齐函数来减弱负迁移,提升模型领域适应性。然而,在实际的机械设备诊断场景中,不论设备运行工况恒定或者发生变化,都可能存在目标域样本类型与源域样本类型不一致的情况,目标域与源域只共享部分标签空间,这也被定义为开放域诊断问题。根据目前的研究,开放域辨识与诊断可分为以下三种。

第一种,目标域标签空间是源域标签空间的子集,即源域中存在目标域没有的样本类型^[8-10]。为减小源域中特有样本类型引起负迁移的影响,ZHAO等^[11]提出增加目标域样本类型使得目标域与源域类标签平衡,并缩短类间距离以减小条件分布偏移,同时,提出了加权对抗对齐方法滤除源域中特有的类型,并最小化边际分布差异,以增强正迁移来鉴别目标域中的轴承及齿轮损伤;雷亚国等^[12]提出了跨设备的轴承故障靶向迁移诊断方法,在目标域中选择少量的标签数据为制导锚点,依据制导锚点与源域数据的标签共享关系确定深层特征的靶向制导区域,利用特征的靶向迁移抑制负迁移。

第二种,源域标签空间是目标域标签空间的子集,即目标域中存在源域没有的样本类型^[13-18]。为识别目标域中相对于源域新出现的未知故障类型,CHEN等^[19]提出了一种多源加权深度迁移网络,利用不同工况下的共享已知类型故障作为开放域自适应网络的输入,引入加权策略度量特征分布对齐中共享已知类型与未知类型样本的重要度,以正确识别目标域中的已知类型和新出现的未知类型;LI等^[20]提出了一种深度对抗迁移网络来提取域不变特征,以识别已知故障类型,并利用一个硬阈值和一个分类器建立分界线来判定未知故障类型;GE等^[21]利用一个多尺度特征提取器、一个自适应已知故障辨识器和一个新出现故障识别器组成开放域诊断框架,以鉴别旋转机械多工况下新出现的未知故障类型。

第三种,目标域标签空间与源域标签空间部分交叉,即源域中存在目标域没有的样本类型,目标域中也存在源域没有的样本类型。目前此种开放域辨识在机械故障诊断领域研究较少,在机器视觉方向

已有所研究,例如,LIAN等^[22]提出了一种基于已知类型感知自集成的开放域自适应模型(known-class aware self-ensemble, KASE),XU等^[23]构建了基于未知类型软隔离的开放域自适应模型(open set domain adaptation, OSDA),以识别已知类型和未知类型图像。在实际的诊断场景中,除了已知的故障类型,源域和目标域均可能存在未知故障类型。因此,本文主要是解决第三种跨域诊断问题,如图1(a)所示。

综上所述,为减小源域中未知类型对正确辨识目标域中已知类型和未知类型的影响,本文提出一种结合加权对抗学习的跨域自适应融合诊断方法(cross domain adaptive fusion diagnosis method based on weighted adversarial learning, CDAF-WAL),以辨识目标域中的已知类型和未知类型,如图1(b)所示。首先构建基于加权对抗学习的诊断模型,通过引入最大识别器差异方法,对两个识别器进行加权对抗性学习,以增强特征的正迁移并鉴别目标域中的已知类型,建立目标域和源域样本输出的二元交叉方案以识别目标域中的未知类型;然后,另利用两个识别器的隐层特征作为两个标签传递诊断模型的输入;最后,将三个诊断模型的输出进行融合。

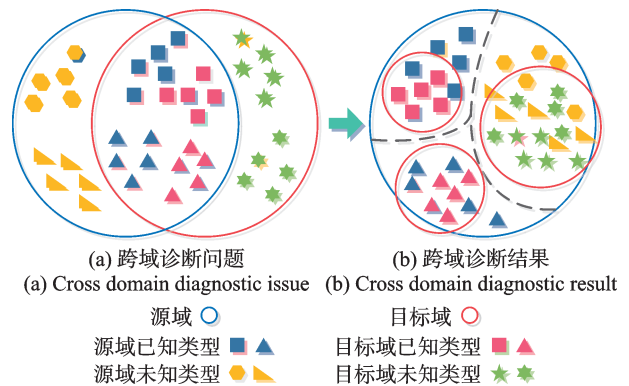


图1 部分标签空间交叉的跨域诊断

Fig. 1 Cross domain diagnosis of partial label space intersection

1 问题描述

用从机械设备运行中采集的振动信号构建源域数据集 $S = \{x_i^s, y_i^s\}_{i=1}^{n_s}$ (x_i^s 为源域样本, y_i^s 为对应的样本标签) 和目标域数据集 $T = \{x_i^t\}_{i=1}^{n_t}$ (x_i^t 为目标域样本)。其中,源域包含 n_s 个有标签的样本,目标域包含 n_t 个无标签的样本,源域样本集 S 和目标域样本集 T 分别服从边缘分布 P_s 和 P_t , Y_s 和 Y_t 分别表示源域和目标域标签类型空间。针对部分域交叉的跨域

诊断问题,有 $P_s \neq P_t$, 并且 $Y_s \neq Y_t$ 。假设 $Y^C = Y_s \cap Y_t$, Y^C 表示源域 S 和目标域 T 中均存在的已知类型共有 C 类; $Y_s^U = Y_s \setminus Y_t$, 其中 Y_s^U 表示源域中存在但目标域中没有的未知故障类型; $Y_t^U = Y_t \setminus Y_s$, 其中 Y_t^U 表示目标域中存在但源域中没有的未知故障类型。 $C+1$ 表示 C 类已知类型加上未知类型,本文中,多类未知类型均认定为 1 种未知类型,暂不对未知类型进一步细分。

2 理论分析

2.1 最大识别器差异方法

最大识别器差异(MCD)是一种新的封闭域自适应方法,其主要思路是通过对抗训练建立类分界线,首先最大化两个识别器 f_1 和 f_2 输出的差异,以检测出远离两个识别器支持的目标域样本;然后,最小化两个识别器 f_1 和 f_2 输出的差异,用于训练特征生成器 g 以欺骗识别器,使得远离两个识别器支持的目标域样本进入某一识别器类分界线内;最后,利用迭代对抗性训练使得同类型的目标域数据分布与源域数据分布对齐。MCD 的训练步骤如下^[5]:

第一步:训练两个识别器 f_1 和 f_2 以及一个特征生成器 g , 利用监督学习,目的是正确地辨识源域样本类型,损失函数采用最小化 Softmax 交叉熵:

$$\min_{g, f_1, f_2} L(X_s, Y_s) \quad (1)$$

$$L(X_s, Y_s) = -E_{(x_s, y_s) \sim (X_s, Y_s)} \sum_{k=1}^C 1\{k = y_s\} \ln p(y|x_s) \quad (2)$$

式中, x_s 表示源域中的样本; y_s 表示源域中样本的标签。

第二步:训练两个识别器 f_1 和 f_2 , 最大化二者输出的差异 $L_{\text{adv}}(X_t)$:

$$\min_{f_1, f_2} L(X_s, Y_s) - L_{\text{adv}}(X_t) \quad (3)$$

$$L_{\text{adv}}(X_t) = E_{x_t \sim X_t} [d(p_1(y|x_t), p_2(y|x_t))] \quad (4)$$

$$d(p_1, p_2) = \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C |p_{1k} - p_{2k}| \quad (5)$$

式中, $p_1(y|x_t)$ 和 $p_2(y|x_t)$ 分别表示目标域样本 x_t 输入识别器 f_1 和 f_2 的概率输出矩阵; p_{1k} 和 p_{2k} 分别表示 $p_1(y|x_t)$ 和 $p_2(y|x_t)$ 的第 k 维元素; $d(p_1, p_2)$ 表示 L1 范数。

第三步:训练特征生成器 g , 最小化两个识别器输出的差异 $L_{\text{adv}}(X_t)$:

$$\min_g L_{\text{adv}}(X_t) \quad (6)$$

2.2 标签传递方法

标签传递方法(label propagation, LP)主要用于图像识别领域^[24], 在故障诊断方面尚少有应用^[25]。其基本假设:如果两个样本的相似度越高,那么它们属于同一类别的概率越大,基于图的标签传递是通过任意一个节点图边的权值,将有标签样本的标签信息传递至近邻的各节点,多次循环迭代达到全局稳定状态后可推导出无标签样本的标签信息。

本文利用 k 最近邻法构建节点邻域权值图,样本 x_i 和 x_j 间的连接边权重计算如下:

$$w_{ij} = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2}, & x_i \in N_k(x_j) \text{ 或 } x_j \in N_k(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $N_k(x_j)$ 和 $N_k(x_i)$ 分别表示样本 x_j 的 k 个邻域样本和样本 x_i 的 k 个邻域样本; σ 为方差参数; $\|\cdot\|$ 表示 F 范数。

限于篇幅,标签传递方法的计算过程可见文献[24-25]。

3 CDAF-WAL 诊断方法

3.1 CDAF-WAL 融合诊断模型框架

结合加权对抗学习的跨域自适应融合诊断模型(CDAF-WAL)框架如图2所示,是将一个结合加权对抗学习的跨域自适应诊断模型(CDA-WAL)和两个标签传递模型(LP1、LP2)进行融合。其中,CDA-WAL 诊断模型包括一个特征生成器 $g(x; \theta_g)$ 以及两个结构相同的卷积神经网络用作识别器 $f_1(g(x); \theta_{f_1})$ 和 $f_2(g(x); \theta_{f_2})$, 其中, θ_g 、 θ_{f_1} 和 θ_{f_2} 为网络参数。特征生成器 g 由 3 个卷积层、3 个池化层和 1 个全连接层组成,三层卷积核分别为 30、30 和 60,最大池化区域均为 2×1 ,全连接层神经元数量为 400;两个识别器 f_1 和 f_2 在特征生成器 g 网络结构的基础上,增加 2 个全连接层,神经元数量分别为 200 和 $C+1$ 。在完成 CDA-WAL 模型的训练后,将源域和目标域样本分别输入识别器 f_1 , 提取最后一层全连接层的特征作为 LP1 模型的输入,以此建立 LP1 诊断模型;同理,将源域和目标域样本分别输入识别器 f_2 , 提取最后一层全连接层的特征作为 LP2 模型的输入,以此建立 LP2 诊断模型。通过改变式(7)中的两个参数值 k 和 σ , 以建立不同的标签传递模型 LP1 和 LP2。下面对 CDA-WAL 诊断模型的结构进行阐释。

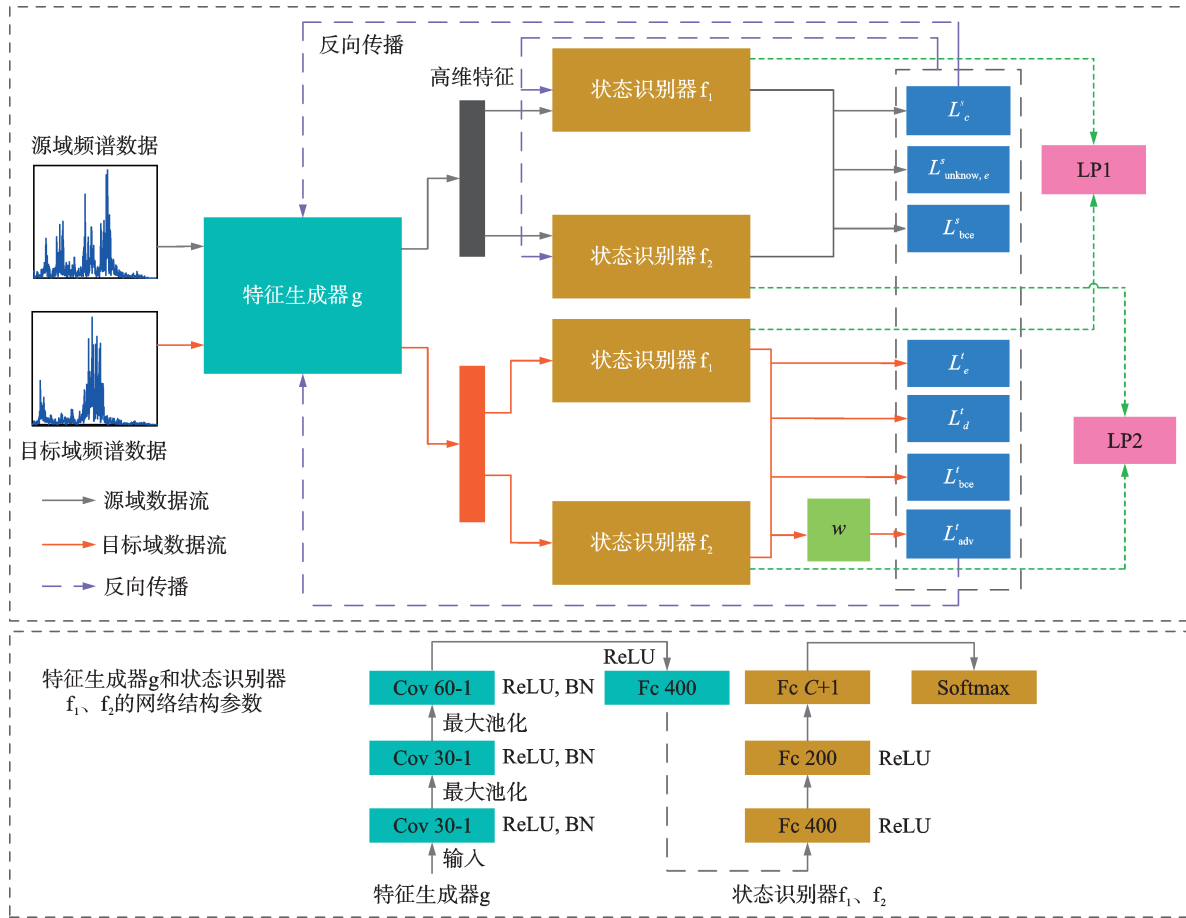


图2 结合加权对抗学习的跨域自适应融合诊断模型框架

Fig. 2 Architecture of the proposed CDAF-WAL

3.2 熵权重

在开放域辨识场景中,已知类型与未知类型的差异可用熵进行表征。例如,基于熵最小化的开放域自适应模型(open set domain adaptation with entropy minimization, OSDA-EM)^[26]采用熵最小化原则,来实现无监督的跨领域识别,以辨识目标域中的已知类型与未知类型图像。

本文也引入熵来表征样本是否属于已知类型或者未知类型的不确定性。熵越小,样本更大概率属于已存在的已知类型;反之,熵越大,越大概率属于新出现的未知类型。所提模型在最大识别器差异(MCD)方法的基础上,进行加权对抗学习,目的是在目标域与源域子类空间特征分布对齐这一过程中,对具有较大熵值的目标域样本赋予较小的权重,以抑制负迁移。基于熵的权重计算如下:

$$w(x_i^t) = \exp\left(-\sum_{k=1}^{C+1} p_k(x_i^t) \ln p_k(x_i^t)\right) \quad (8)$$

$$p_k(x_i^t) = \frac{1}{2} [f_1^k(x_i^t) + f_2^k(x_i^t)] \quad (9)$$

式中, $p_k(x_i^t)$ 表示目标域样本 x_i^t 属于第 k 类的概率; $f_1^k(x_i^t)$ 和 $f_2^k(x_i^t)$ 分别表示识别器 f_1 和 f_2 对样本 x_i^t 概

率输出矩阵的第 k 维元素。

3.3 加权对抗学习辨识已知类型与未知类型

为建立类间分界线,以减小传统全域对齐方法对决策边界线附近的样本产生的模糊判定,减少误诊断的产生。最大识别器差异方法利用源域样本进行监督性训练,最小化交叉熵损失函数 L_c^s ,表示如下:

$$L_c^s = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{k=1}^{C+1} 1\{y_i^s = k\} \ln p_k(x_i^s) \quad (10)$$

$$p_k(x_i^s) = \frac{1}{2} [f_1^k(x_i^s) + f_2^k(x_i^s)] \quad (11)$$

式中, $p_k(x_i^s)$ 表示源域样本 x_i^s 被划分为第 k 类的概率。

最大识别器差异方法通过先最大化、后最小化两个识别器输出的差异,来提取域不变特征。由于在本文的跨域诊断中,源域也存在未知类型,为抑制负迁移,在辨识已知类型的训练过程中,对具有较大熵值的目标域样本赋予较小的权重,也即进行加权对抗训练。由此,采用加权差异度量损失函数 L_{adv}^s ,表示如下:

$$L'_{adv} = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \omega(x'_i) |f_1^k(x'_i) - f_2^k(x'_i)| \quad (12)$$

式中, n_t 表示目标域中的样本量。

开放域诊断中除了需要识别已知类型,未知类型的判定易受已知类型特征分布的影响。为提高诊断模型应用的泛化性,尽量减少依靠人为经验,本文不采用软、硬阈值隔离未知类型,而是利用熵以及识别器概率输出矩阵的第 $C+1$ 列,在训练中增大已知类型与未知类型特征分布的差异。

针对源域中存在的未知类型,激励其获取较大的熵值,最大化其损失函数 $L^s_{\text{unknown},e}$,表示如下:

$$L^s_{\text{unknown},e} = - \sum_{i=1}^{n_{s2}} \sum_{k=1}^{C+1} p_k(x_i^{s,\text{unknown}}) \ln p_k(x_i^{s,\text{unknown}}) \quad (13)$$

式中, n_{s2} 表示源域中未知类型样本 $x_i^{s,\text{unknown}}$ 的数量。

同时,为了使辨识目标域样本的不确定度低、可信度高,最小化目标域样本的熵值,损失函数 L'_e 如下:

$$L'_e = - \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{k=1}^{C+1} p_k(x'_i) \ln p_k(x'_i) \quad (14)$$

对于源域样本中的已知类型,依据式(11),期望两个识别器概率输出矩阵 $p_k(x_i^s)$ 的第 $C+1$ 列的值相对较小,而对于源域中的未知类型,则相反。为此,建立一个二元交叉方案,最小化二元交叉熵 L^s_{bce} ,损失函数如下:

$$L^s_{\text{bce}} = L^s_{\text{know},\text{bce}} + L^s_{\text{unknown},\text{bce}} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} L^s_{\text{know},\text{bce}} &= \frac{1}{n_{s1}} \sum_{i=1}^{n_{s1}} t_1 \ln [p_k(k=C+1|x_i^{s,\text{know}})] - \\ &\quad \frac{1}{n_{s1}} \sum_{i=1}^{n_{s1}} (1-t_1) \ln [1-p_k(k=C+1|x_i^{s,\text{know}})] \quad (16) \\ L^s_{\text{unknown},\text{bce}} &= \frac{1}{n_{s2}} \sum_{i=1}^{n_{s2}} t_2 \ln [p_k(k=C+1|x_i^{s,\text{unknown}})] - \\ &\quad \frac{1}{n_{s2}} \sum_{i=1}^{n_{s2}} (1-t_2) \ln [1-p_k(k=C+1|x_i^{s,\text{unknown}})] \quad (17) \end{aligned}$$

式中, n_{s1} 表示源域中已知类型样本 $x_i^{s,\text{know}}$ 的数量; $t_1 = 1/(C+1)$, $t_2 = [(C+1)/2 + 1]/(C+1)$ 。

对于目标域样本,采用两个二元交叉方案。其一,依据式(9),期望两个识别器概率输出矩阵 $p_k(x'_i)$ 的第 $C+1$ 列的值接近 t_2 ,以鉴别未知类型。采用最小化二元交叉熵 L'_{bce} ,损失函数如下:

$$\begin{aligned} L'_{\text{bce}} &= \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} t_2 \ln [p_k(k=C+1|x'_i)] - \\ &\quad \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} (1-t_2) \ln [1-p_k(k=C+1|x'_i)] \quad (18) \end{aligned}$$

其二,为了避免将目标域中所有样本均误判为未知类型,在概率输出矩阵 $p_k(x'_i)$ 的前 C 列和第 $C+1$ 列之间构建二元交叉熵 L'_d ,最小化此损失函数如下:

$$L'_d = q'_{C+1} \ln q'_{C+1} + (1-q'_{C+1}) \ln (1-q'_{C+1}) \quad (19)$$

$$q'_{C+1} = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} p_k(k=C+1|x'_i) \quad (20)$$

$$1-q'_{C+1} = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{k=1}^C p_k(k|x'_i) \quad (21)$$

以上,即完成CDA-WAL诊断模型的构建。

3.4 CDAF-WAL融合诊断流程

CDAF-WAL融合诊断流程分为两个阶段。第一阶段是CDA-WAL诊断模型的训练,第二阶段是CDA-WAL、LP1和LP2三个诊断模型的融合。

第一阶段分为三个步骤:

(1) 将源域样本及其标签对特征生成器 g 和两个识别器 f_1, f_2 进行监督学习,更新网络的参数 θ_g, θ_{f_1} 和 θ_{f_2} ,最小化交叉熵损失函数如下:

$$\min_{\theta_g, \theta_{f_1}, \theta_{f_2}} L^s_c \quad (22)$$

(2) 训练两个识别器 f_1, f_2 ,最大化 L'_{adv} 以增加两个识别器之间输出的差异,同时通过最大化 $L^s_{\text{unknown},e}$ 以及最小化 $L^s_{\text{bce}}, L^t_{\text{bce}}, L'_e, L'_d$ 以增大已知类型与未知类型之间的差异,并更新网络参数 θ_{f_1} 和 θ_{f_2} ,损失函数如下:

$$\begin{aligned} \min_{\theta_{f_1}, \theta_{f_2}} L^s_c - L^s_{\text{unknown},e} + \lambda_s L^s_{\text{bce}} + \lambda_t L^t_{\text{bce}} + \\ L'_e + \lambda_d L'_d - L'_{adv} \quad (23) \end{aligned}$$

式中, $\lambda_s, \lambda_t, \lambda_d$ 参数值分别设定为 0.1、0.1、0.4。

(3) 训练特征生成器 g ,以减小两个识别器输出的差异,并更新网络参数 θ_g ,损失函数如下:

$$\min_{\theta_g} L^t_{adv} \quad (24)$$

第二阶段:采用投票法则融合CDA-WAL、LP1和LP2三个诊断模型的输出,完成所提出的CDAF-WAL融合诊断。

4 实验验证与分析

为了检验所提跨域诊断方法的有效性,采用典型领域适应性方法和开放域方法进行对比分析。各模型的输入均是将原始振动信号进行傅里叶变换得到的频域数据,训练的迭代次数 Epochs 均取为 30,批处理 Batch-size 取为 20。

(1) 卷积神经网络模型:卷积神经网络(CNN)的网络结构与所提方法中识别器 f_1 的网络结构一致,在最后一层连接 Softmax 函数层。

(2) 领域自适应识别模型:最大识别器差异方法(MCD)^[5]。

(3) 开放域自适应识别模型:基于已知类型感知自集成的开放域自适应模型(KASE)^[22]、基于未知

类型软隔离的开放域自适应模型(OSDA)^[23]、基于熵最小化的开放域自适应模型(OSDA-EM)^[26]。

此外,为使所提融合诊断模型中的LP1和LP2模型存在差异。依据式(7),改变 k 和 σ 两个参数,在LP1模型中分别取值为20和1,LP2模型中分别取值为10和0.5。

4.1 轴承损伤数据分析

轴承损伤数据来自机械传动部件失效实验台,如图3所示,实验台由电机、轴承座、齿轮箱、负载组成。为采集轴承不同健康状态的数据,加速度传感器安装在轴承座上。轴承损伤共有4种,包括:内圈损伤、外圈损伤、滚动体损伤和混合损伤状态,如图4所示。在本实验中,原始轴承状态数据共有5种,包括1种正常状态和4种损伤状态,数据描述如表1所示。实验数据采样频率为200 kHz,电机转速设定为三个值,分别为1000、1250和1500 r/min,以获取变工况条件下轴承不同健康状态的数据。其中,在源域中,为每类轴承状态构造80个样本,同时,也为目标域中的各类构造50个样本。

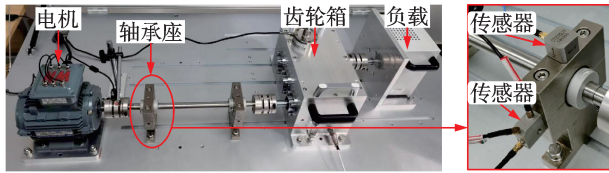


图3 机械传动部件失效实验台

Fig. 3 Mechanical transmission components failure experiment bench

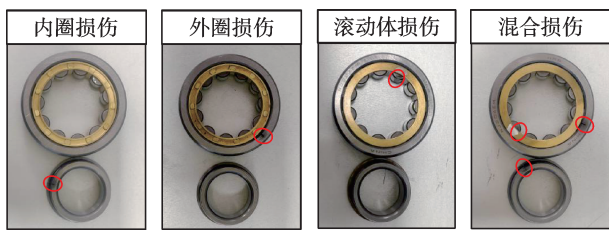


图4 轴承的4种损伤状态

Fig. 4 Four states of bearing damage

表1 轴承实验数据描述

Tab. 1 Bearing experiment data description

损伤位置	状态类型	标签	转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)
轴承	健康状态(H)	1	1000
	混合损伤(C)	2	1250
	混合损伤包括:内圈、 外圈、滚动体裂纹		
	内圈损伤(I)		
	外圈损伤(O)		
滚动体损伤(B)	5	1500	

为验证所提方法解决跨域故障诊断问题的能力,本节设计了48个故障诊断任务,分别如表2和3所示。其中,表2中列举了24个诊断任务,包括: $A_1 \sim A_6, D_1 \sim D_6, E_1 \sim E_6, F_1 \sim F_6$ 。以任务 A_1 为例进行说明,“1000→1250”表示源域数据于1000 r/min的转速下采集,目标域数据于1250 r/min的转速下采集。而且,健康状态(H)、混合损伤(C)和内圈损伤(I)在任务 A_1 的源域和目标域中均存在,并将其设定为3种已知类型;外圈损伤(O)是源域中独有的未知类型,在目标域中不存在,而滚动体损伤(B)则是目标域中独有的未知类型。由此,任务 A_1 的源域共有320个样本,目标域有200个样本。对于任务 $A_2 \sim A_6$,各任务的源域及目标域样本类型与数量均与任务 A_1 一致,差别在于数据的采集工况,例如,任务 A_2 的源域数据于1000 r/min的转速下采集,目标域数据则于1500 r/min的转速下采集。

表2 轴承数据跨域诊断任务

Tab. 2 Details of the cross domain diagnosis tasks on the bearing dataset

序号	源域→目标域 (转速)	诊断任务	源域与目标域 样本组成
1	1000→1250	A_1, D_1, E_1, F_1	$A_1 \sim A_6$: 源域:H、C、I、O, 目标域:H、C、I、B; $D_1 \sim D_6$:
2	1000→1500	A_2, D_2, E_2, F_2	源域:H、B、C、I, 目标域:H、B、C、O;
3	1250→1000	A_3, D_3, E_3, F_3	$E_1 \sim E_6$: 源域:H、O、B、C, 目标域:H、O、B、I;
4	1250→1500	A_4, D_4, E_4, F_4	$F_1 \sim F_6$: 源域:H、I、O、B, 目标域:H、I、O、C
5	1500→1000	A_5, D_5, E_5, F_5	
6	1500→1250	A_6, D_6, E_6, F_6	

表3 轴承数据跨域诊断任务

Tab. 3 Details of the cross domain diagnosis tasks on the bearing dataset

序号	源域→目标域 (转速)	诊断任务	源域与目标域 样本组成
1	1000→1250	G_1, J_1, K_1, L_1	$G_1 \sim G_6$: 源域:H、C、I、O, 目标域:H、C、B; $J_1 \sim J_6$: 源域:H、B、C、I, 目标域:H、B、O;
2	1000→1500	G_2, J_2, K_2, L_2	$K_1 \sim K_6$: 源域:H、O、B、C, 目标域:H、O、I;
3	1250→1000	G_3, J_3, K_3, L_3	$L_1 \sim L_6$: 源域:H、I、O、B, 目标域:H、I、C
4	1250→1500	G_4, J_4, K_4, L_4	
5	1500→1000	G_5, J_5, K_5, L_5	
6	1500→1250	G_6, J_6, K_6, L_6	

为验证所提方法应用在不同诊断场景下的性能,依次构建了 $G_1\sim G_6$ 、 $J_1\sim J_6$ 、 $K_1\sim K_6$ 、 $L_1\sim L_6$ 共24个任务。以任务 J_1 为例,源域数据于1000 r/min的转速下采集,目标域数据于1250 r/min的转速下采集。H、B在任务 J_1 的源域和目标域中均存在,并将其设定为2种已知类型;C、I是仅存在于源域的2种未知类型,本文将它们设定为1种;O是目标域中的未知类型。由此,任务 J_1 的源域共有320个样本,而目标域则有150个样本。

采用不同的识别模型在变工况下6个跨域任务($A_1\sim A_6$)的诊断正确率如图5所示。相对于封闭域方法CNN和MCD,开放域方法OSDA-EM、KASE、OSDA在大部分跨域诊断任务中能取得更高的正确率,这些开放域方法的优势在于考虑了未知类型在不同领域特征分布对齐中的影响,并通过熵等建构了未知类型与已知类型的差异,以及利用软、硬阈值辅助判定目标域中的未知类型。如表4所示,所提CDAF-WAL方法在6个诊断任务中均能获取最高的正确率。此外,对于相同的源域与目标域样本,只是改变源域与目标域采集数据的工况,CDAF-WAL方法的诊断正确率在97%~100%之间,也表明所提方法的领域自适应性较强。

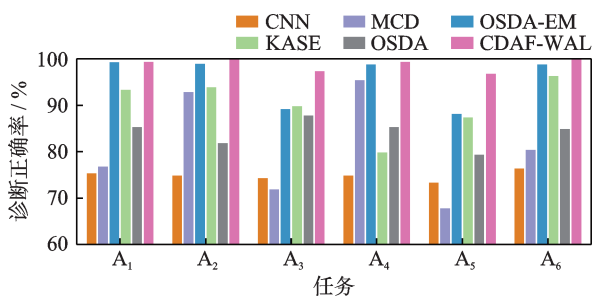


图5 不同方法在跨域任务($A_1\sim A_6$)下的诊断正确率
Fig.5 Diagnosis accuracies in the cross domain tasks ($A_1\sim A_6$) by different methods

表4 不同方法在6个跨域任务($A_1\sim A_6$)下的诊断正确率 (单位:%)

Tab.4 Diagnosis accuracies of different methods on six cross domain tasks ($A_1\sim A_6$)(Unit:%)

任务	CNN	MCD ^[5]	OSDA-EM ^[26]	KASE ^[22]	OSDA ^[23]	CDAF-WAL
A ₁	75.5	77.0	99.4	93.5	85.5	99.5
A ₂	75.0	93.0	99.1	94.0	82.0	100.0
A ₃	74.5	72.0	89.3	90.0	88.0	97.5
A ₄	75.0	95.6	99.0	80.0	85.5	99.5
A ₅	73.5	68.0	88.3	87.5	79.5	97.0
A ₆	76.5	80.5	99.0	96.5	85.0	100.0
均值	75.0	81.0	95.7	90.3	84.3	98.9

对跨域任务 $A_1\sim A_6$ 、 $D_1\sim D_6$ 、 $E_1\sim E_6$ 、 $F_1\sim F_6$,各方法的平均诊断正确率如图6所示。通过改变源域与目标域中样本的组成,以验证不同的诊断场景。结果显示,开放域方法OSDA-EM与KASE在跨域任务 $A_1\sim A_6$ 和 $F_1\sim F_6$ 中诊断效果较好,而在任务 $D_1\sim D_6$ 和 $E_1\sim E_6$ 中正确率下降明显,同样,OSDA方法诊断效果受跨域任务的差异影响较大。然而,所提CDAF-WAL方法的平均诊断正确率均在98%以上。

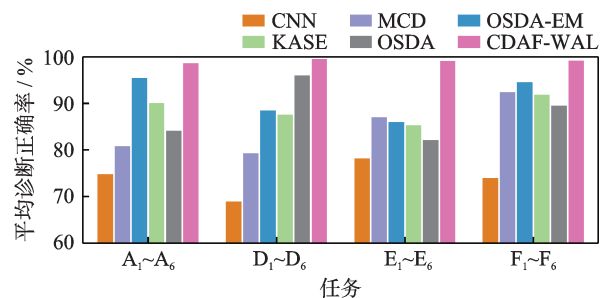


图6 不同方法在跨域任务($A_1\sim A_6$ 、 $D_1\sim D_6$ 、 $E_1\sim E_6$ 、 $F_1\sim F_6$)下的平均诊断正确率

Fig.6 Average diagnosis accuracies of different methods on cross domain tasks ($A_1\sim A_6$ 、 $D_1\sim D_6$ 、 $E_1\sim E_6$ 、 $F_1\sim F_6$)

针对跨域任务 $G_1\sim G_6$,各方法的诊断正确率如图7和表5所示。相对于任务 $A_1\sim A_6$, $G_1\sim G_6$ 源域中可供训练的未知类型样本更多,CNN方法的诊断正确率有所提升,而OSDA方法的诊断正确率有所下降,在于利用阈值判定未知类型的泛化性不足。OSDA-EM、KASE以及CDAF-WAL方法取得的正确率较高,各均值大于96%。

对于跨域任务 $G_1\sim G_6$ 、 $J_1\sim J_6$ 、 $K_1\sim K_6$ 、 $L_1\sim L_6$,各方法的平均诊断正确率如图8所示。开放域方法OSDA-EM、KASE、CDAF-WAL的诊断效果较好,而在任务 $K_1\sim K_6$ 中,所提CDAF-WAL方法诊断优势明显。即使改变了源域与目标域样本的组成,CDAF-WAL方法获取的诊断正确率相对于其他方法更加稳定。

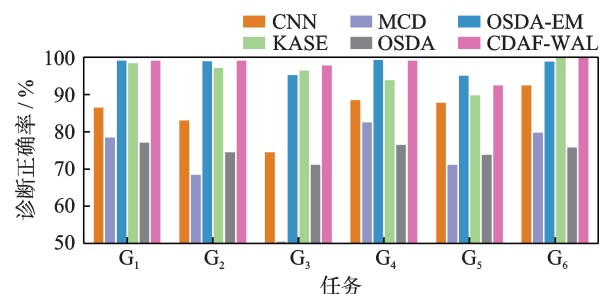


图7 不同方法在跨域任务($G_1\sim G_6$)下的诊断正确率
Fig.7 Diagnosis accuracies in the cross domain tasks ($G_1\sim G_6$) by different methods

表 5 不同方法在 6 个跨域任务 ($G_1 \sim G_6$) 下的诊断正确率 (单位: %)

Tab. 5 Diagnosis accuracies of different methods on six cross domain tasks ($G_1 \sim G_6$) (Unit: %)

任务	CNN	MCD ^[5]	OSDA-EM ^[26]	KASE ^[22]	OSDA ^[23]	CDAF-WAL
G_1	86.7	78.7	99.3	98.7	77.3	99.3
G_2	83.3	68.7	99.2	97.3	74.7	99.3
G_3	74.7	50.7	95.5	96.7	71.3	98.0
G_4	88.7	82.7	99.5	94.0	76.7	99.3
G_5	88.0	71.3	95.3	90.0	74.0	92.7
G_6	92.7	80.0	99.1	100.0	76.0	100.0
均值	85.7	72.0	98.0	96.1	75.0	98.1

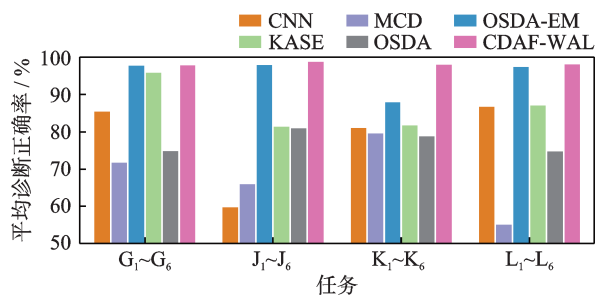


图 8 不同方法在跨域任务 ($G_1 \sim G_6, J_1 \sim J_6, K_1 \sim K_6, L_1 \sim L_6$) 下的平均诊断正确率

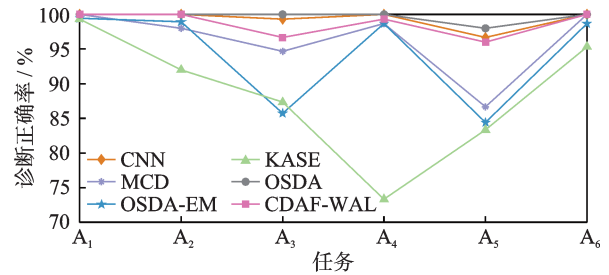
Fig. 8 Average diagnosis accuracies of different methods on cross domain tasks ($G_1 \sim G_6, J_1 \sim J_6, K_1 \sim K_6, L_1 \sim L_6$)

为进一步验证所提方法处理跨域诊断问题的性能,以任务 $A_1 \sim A_6$ 为例,列举各方法辨识目标域中已知类型和未知类型的结果,如图 9 所示。CNN、MCD 以及 OSDA 方法正确判定未知类型的能力相对于 OSDA-EM、KASE 和 CDAF-WAL 方法较弱,而在抑制负迁移以提取域不变特征辨识已知类型的方面,OSDA、CDAF-WAL 方法优于 OSDA-EM 和 KASE 方法。

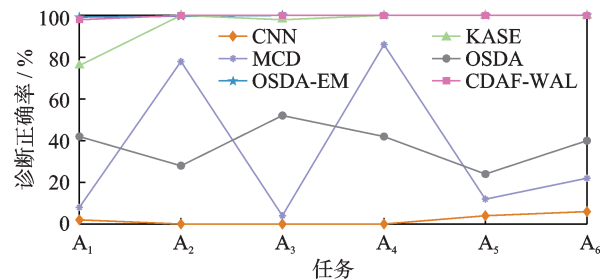
4.2 离心泵损伤数据分析

实验数据来自广泛应用于工农业的自吸式离心泵,数据采集系统^[27]如图 10 所示,加速度传感器安装在泵体外壳上方,离心泵的转速设定为 2900 r/min,振动信号采样频率为 10240 Hz。

离心泵实验数据包括:正常状态(N)、轴承内圈磨损(I)、轴承外圈磨损(O)、轴承滚动体磨损(R)和叶轮磨损(P)这 5 种状态。本节构建了 $S_1 \sim S_3$ 和 $T_1 \sim T_4$ 共 8 个跨域诊断任务,如表 6 所示。其中,在源域中,为每类离心泵状态构造 40 个样本,同时,也为目标域中的各类构造 45 个样本。



(a) 已知类型样本诊断正确率
(a) Diagnosis accuracies of the known classes



(b) 未知类型样本诊断正确率
(b) Diagnosis accuracies of the unknown classes

图 9 不同方法在跨域任务 ($A_1 \sim A_6$) 下对已知类型和未知类型样本的诊断正确率

Fig. 9 Diagnosis accuracies of the known and unknown classes in the cross domain tasks ($A_1 \sim A_6$) by different methods

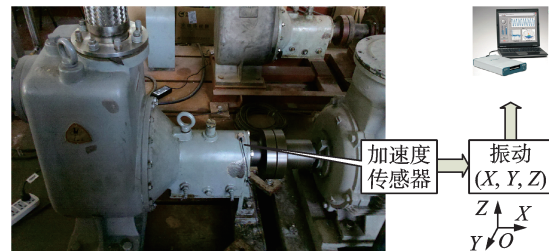


图 10 自吸式离心泵数据采集系统

Fig. 10 Self-priming centrifugal pump data acquisition system

表 6 离心泵实验数据集

Tab. 6 Data set of the centrifugal pump

损伤部位	类别	任务	源域与目标域样本组成
正常(N)	1		S_1 :源域:N,I,O,R,目标域:N,I,O,P;
内圈(I)	2		S_2 :源域:N,P,I,O,目标域:N,P,I,R;
外圈(O)	3	$S_1 \sim S_3$:	源域:N,R,P,I,目标域:N,R,P,O;
滚动体(R)	4	S_4 :	源域:N,O,R,P,目标域:N,O,R,I。
叶轮(P)	5	$T_1 \sim T_4$:	T_1 :源域:N,I,O,R,目标域:N,I,P;
			T_2 :源域:N,P,I,O,目标域:N,P,R;
			T_3 :源域:N,R,P,I,目标域:N,R,O;
			T_4 :源域:N,O,R,P,目标域:N,O,I

任务 $S_1 \sim S_4$:以任务 S_1 为例,源域和目标域中共有 3 种已知类型,分别为:N、I、O;而 R 只存在于源域,将其设定为未知类型;P 也仅存在于目标域,也

将其设定为未知类型。由此,源域中共有160个样本,目标域则有180个样本。

任务 $T_1 \sim T_4$:以任务 T_2 为例,源域和目标域中共有2种已知类型,分别为:N、P;此外,I、O这两种未知类型只存在于源域,本文将其设定为1种;R也仅存在于目标域,也将其设定为未知类型。由此,源域中共有160个样本,目标域则有135个样本。

对跨域任务 S_1, S_2, S_3, S_4 , 各方法的诊断结果如图11所示。相对于机械传动部件失效实验台的数据,工业机械设备的跨域诊断效果整体有所下降,在大部分诊断任务中,开放域方法 OSDA-EM、KASE、OSDA 和 CDAF-WAL 的性能依然优于封闭域方法 CNN 和 MCD。如表7所示,对于处理任务 S_4 , 各方法的诊断正确率均相对较低,所提 CDAF-WAL 方法正确率也仅为 87.8%, 相对于任务 S_1, S_2, S_3 , 诊断效果下降明显。从各方法对4个跨域任务 $S_1 \sim S_4$ 诊断的平均正确率以及对4个跨域任务 $T_1 \sim T_4$ 诊断的平均正确率来看, CDAF-WAL 方法的结果为 96.9% 和 99.6%, 相对于典型封闭域和开放域方法, 诊断效果依然能保持较为显著的优势。

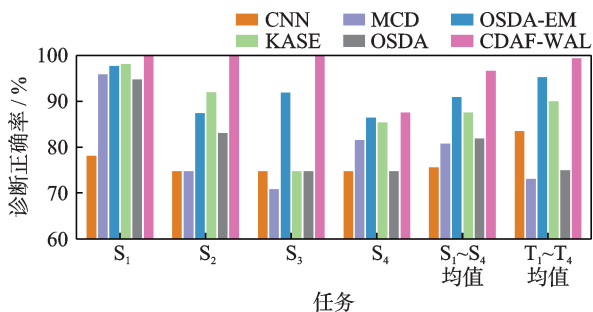


图11 不同方法在跨域任务 ($S_1 \sim S_4$ 和 $T_1 \sim T_4$) 下的诊断正确率

Fig. 11 Diagnosis accuracies in the cross domain tasks ($S_1 \sim S_4$ and $T_1 \sim T_4$) by different methods

表7 不同方法在8个跨域任务 ($S_1 \sim S_4$ 和 $T_1 \sim T_4$) 下的诊断正确率(单位: %)

Tab. 7 Diagnosis accuracies of different methods on eight cross domain tasks ($S_1 \sim S_4, T_1 \sim T_4$) (Unit: %)

方法	S_1	S_2	S_3	S_4	$S_1 \sim S_4$ 均值	$T_1 \sim T_4$ 均值
CNN	78.3	75.0	75.0	75.0	75.8	83.7
MCD ^[5]	96.1	75.0	71.1	81.7	81.0	73.3
OSDA-EM ^[26]	97.9	87.6	92.1	86.7	91.1	95.5
KASE ^[22]	98.3	92.2	75.0	85.6	87.8	90.2
OSDA ^[23]	95.0	83.3	75.0	75.0	82.1	75.2
CDAF-WAL	100.0	100.0	100.0	87.8	96.9	99.6

为进一步展示各方法在跨域任务中辨识目标域已知类型和未知类型的情况,以任务 S_1, S_2, S_3, S_4 为例,识别结果如图12所示。与任务 $A_1 \sim A_6$ 类似, CNN、MCD 以及 OSDA 方法隔离未知类型的结果差于 OSDA-EM、KASE 和 CDAF-WAL 方法,而 OSDA、CDAF-WAL 辨识已知类型的结果优于 OSDA-EM 和 KASE 方法。从判定诊断任务 S_4 中的未知类型可以看出, CDAF-WAL 方法诊断正确率为 87.8% 的原因是将部分未知类型误判为了已知类型。

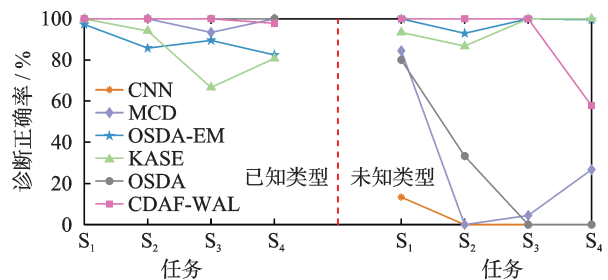


图12 不同方法在跨域任务 ($S_1 \sim S_4$) 下对已知类型和未知类型样本的诊断正确率

Fig. 12 Diagnosis accuracies of the known and unknown classes in the cross domain tasks ($S_1 \sim S_4$) by different methods

4.3 所提方法的性能分析

所提 CDAF-WAL 诊断模型是在 CDA-WAL 的基础上,依次建立了 LP1 和 LP2 诊断模型,并对 CDA-WAL、LP1 和 LP2 三个诊断模型进行融合。为说明投票法则的融合效果,选择具有代表性的跨域任务 $F_1 \sim F_6, G_1 \sim G_6, K_1 \sim K_6, S_1 \sim S_4, T_1 \sim T_4$, 对比各诊断模型的识别结果,如图13和表8所示。在任务 $F_1 \sim F_6, G_1 \sim G_6$ 中, CDA-WAL 的平均诊断正确率最大,然而,融合后 CDAF-WAL 方法的结果略低于 CDA-WAL 方法;在任务 $K_1 \sim K_6$ 中, CDAF-WAL 融合方法的结果均优于3个子诊断模型;在任务 $S_1 \sim S_4$ 中, CDA-WAL 方法获取的正确率为 95%, 融合后 CDAF-WAL 方法的诊断结果相较于 CDA-WAL 有较大的提升,但低于 LP2 诊断模型;在任务 $T_1 \sim T_4$ 中,融合后的结果与各子诊断模型的结果差异较小。从对轴承损伤数据集和离心泵损伤数据集的分析来看,整体上融合后的结果优于未融合的各子诊断模型。

分析所提 CDAF-WAL 诊断方法中的参数对辨识效果的影响,在式(23)中,本文将 $\lambda_s, \lambda_l, \lambda_d$ 参数值分别设定为 0.1、0.1、0.4, 改变此3个参数值,如 0.2-0.2-0.5 表示 $\lambda_s, \lambda_l, \lambda_d$ 分别为 0.2、0.2、0.5, 选择跨域任务 $A_1 \sim A_6, F_1 \sim F_6, G_1 \sim G_6, S_1 \sim S_4, T_1 \sim T_4$ 进行分析,

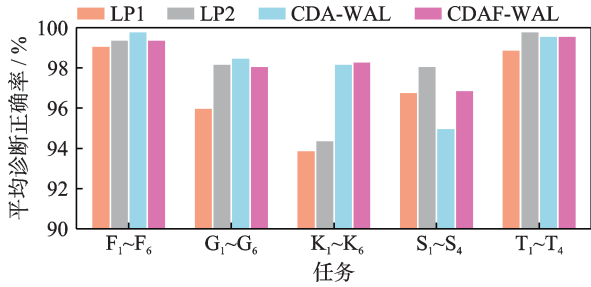


图13 不同方法在跨域任务下的平均诊断正确率

Fig. 13 Average diagnosis accuracies in the cross domain tasks by different methods

表8 不同跨域任务下不同方法的平均诊断正确率 (单位: %)

Tab. 8 Average diagnosis accuracies of different methods on cross domain tasks (Unit: %)

方法	F ₁ ~F ₆	G ₁ ~G ₆	K ₁ ~K ₆	S ₁ ~S ₄	T ₁ ~T ₄
LP1	99.1	96.0	93.9	96.8	98.9
LP2	99.4	98.2	94.4	98.1	99.8
CDA-WAL	99.8	98.5	98.2	95.0	99.6
CDAF-WAL	99.4	98.1	98.3	96.9	99.6

结果如图14所示。可知,当参数 $\lambda_s, \lambda_l, \lambda_d$ 的取值小于0.5时,对CDAF-WAL诊断方法的影响较小,依然能保持较好的诊断性能;而当参数 $\lambda_s, \lambda_l, \lambda_d$ 的取值全部设定为0.5,或者大于0.5时,CDAF-WAL诊断方法的辨识效果显著下降。

为详细地展示所提方法处理跨域诊断任务的性能,以任务A₃为例,列举各方法所得诊断结果的混

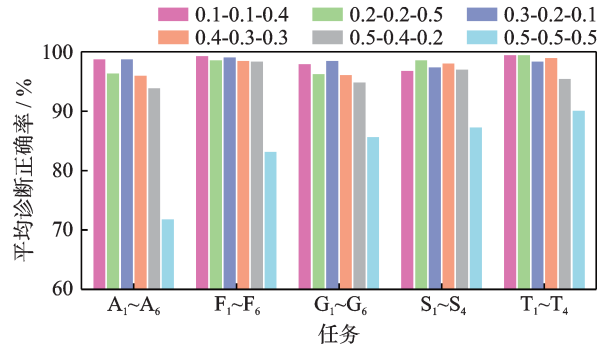


图14 参数 $\lambda_s, \lambda_l, \lambda_d$ 变化下所提方法的平均诊断正确率

Fig. 14 Average diagnosis accuracies of the proposed method under the change of parameters $\lambda_s, \lambda_l, \lambda_d$

淆矩阵,如图15所示。其中,类型1、2、3分别表示H、C、I,为轴承的3种已知类型;而类型4表示B,为轴承的未知类型。由图可知,所提CDAF-WAL方法分离未知类型B的正确率为1,正确判定出已知类型H、C和I的概率分别为1、0.96和0.94。对比其他方法,CDAF-WAL方法能获取更高的诊断正确率。

此外,利用漏诊率指标进一步表征所提方法的诊断特性,漏诊率表示将故障状态判定为正常状态的概率,计算如下:

$$P_L = \frac{N_L}{N_Z} \times 100\% \quad (25)$$

式中, N_L 表示将故障状态识别为正常状态的样本数; N_Z 表示总的故障样本数。

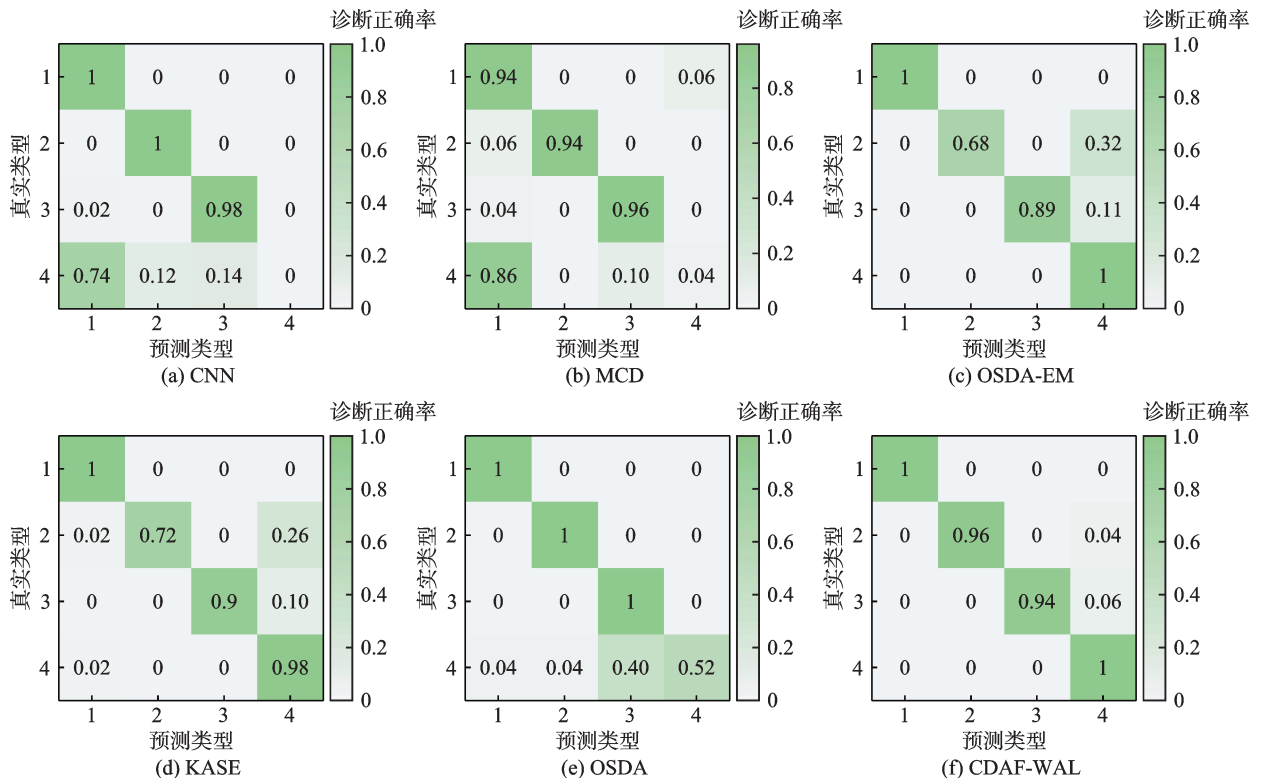


图15 不同方法处理任务A₃的混淆矩阵

Fig. 15 The confusion matrix in task A₃ obtained by different methods

采用所提方法处理本文构建的各个诊断任务,出现漏诊的情况较少。同样以任务 A_3 为例,结合图 15,总故障样本数为 150,CNN 方法将类型 3 漏诊为类型 1 的样本数为 1,将类型 4 漏诊为类型 1 的样本数为 37,则总的漏诊率为 25.3%,而采用 MCD、OSDA-EM、KASE、OSDA、CDAF-WAL 方法的漏诊率依次为 32%、0、1.33%、1.33%、0。选择典型任务 A_3 、 G_3 、 S_2 、 S_4 和 T_4 进行分析,如图 16 所示,相对于处理其他任务,CDAF-WAL 方法在处理任务 S_4 时,漏诊率相对较高为 14.1%。但总体上来看,所提 CDAF-WAL 方法不仅能较准确地分离未知类型与已知类型,同时,出现漏诊的概率也相对较低。

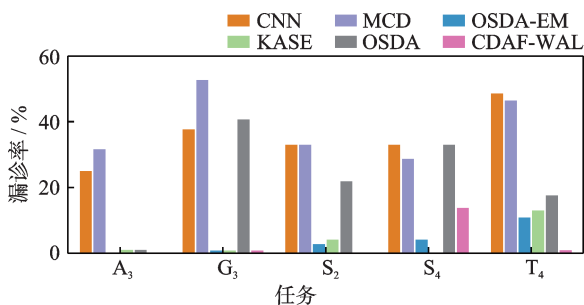


图 16 不同方法在跨域任务下的漏诊率

Fig. 16 The missed diagnosis rate in the cross domain tasks by different methods

5 结 论

本文提出了一种结合加权对抗学习的跨域自适应融合诊断方法,以处理源域和目标域部分标签空间交叉的开放域诊断问题,采用实验台变工况轴承损伤数据和自吸式离心泵实测损伤数据验证了所提方法的有效性。主要结论如下:

(1)在最大识别器差异方法的基础上,基于熵权重,进行加权对抗学习,激励目标域与源域共有已知类中各类型子空间的特征分布对齐,抑制负迁移以提取域不变特征,提升了辨识已知类型的能力。

(2)利用熵以及识别器对源域、目标域样本的概率输出矩阵的第 $C+1$ 列建立二元交叉方案,以增大已知类型与未知类型的特征分布差异,并依据第 $C+1$ 列是否为 $C+1$ 个概率值中的最大值来判定未知类型故障,不需依据经验设定软、硬阈值。

(3)采用标签传递方法处理所构建网络中的隐层特征,另建立了两个标签传递诊断模型,结合投票法则融合三个诊断模型,融合后的模型诊断效果总体上优于各个子诊断模型,但也存在融合后正确率低于子诊断模型的情况。通过分析融合诊断模型损

失函数中的重要参数,确定了可取值的范围。

参考文献:

- [1] SUN Y J, WANG J, WANG X H. Fault diagnosis of mechanical equipment in high energy consumption industries in China: a review[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 186: 109833.
- [2] 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.
- [3] 陈志刚, 杜小磊, 王衍学. 增强辛几何模态分解和自组织自编码卷积网络的电机轴承工况识别[J]. *振动工程学报*, 2022, 35(4): 958-968.
CHEN Zhigang, DU Xiaolei, WANG Yanxue. Motor bearing condition identification of enhanced symplectic geometric mode decomposition and self-organizing auto-encoder convolution network[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2022, 35(4): 958-968.
- [4] MA P, ZHANG H L, FAN W H, et al. A diagnosis framework based on domain adaptation for bearing fault diagnosis across diverse domains[J]. *ISA Transactions*, 2020, 99: 465-478.
- [5] SAITO K, WATANABE K, USHIKU Y, et al. Maximum classifier discrepancy for unsupervised domain adaptation[C]//*Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2018: 3723-3732.
- [6] YANG S K, KONG X G, WANG Q B, et al. Deep multiple auto-encoder with attention mechanism network: a dynamic domain adaptation method for rotary machine fault diagnosis under different working conditions[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 249: 108639.
- [7] LI S J, YU J B. A multisource domain adaptation network for process fault diagnosis under different working conditions[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(6): 6272-6283.
- [8] ZHANG X, WANG J R, JIA S X, et al. Partial domain adaptation method based on class-weighted alignment for fault diagnosis of rotating machinery[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 3514414.
- [9] CAO H R, SHAO H D, LIU B, et al. Clustering-guided novel unsupervised domain adversarial network for partial transfer fault diagnosis of rotating machinery[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(14): 14387-14396.
- [10] LI X, ZHANG W, MA H, et al. Partial transfer learn-

- ing in machinery cross-domain fault diagnostics using class-weighted adversarial networks[J]. *Neural Networks*, 2020, 129: 313-322.
- [11] ZHAO C, LIU G K, SHEN W M. A balanced and weighted alignment network for partial transfer fault diagnosis[J]. *ISA Transactions*, 2022, 130: 449-462.
- [12] 雷亚国, 杨彬, 李乃鹏, 等. 跨设备的机械故障靶向迁移诊断方法[J]. *机械工程学报*, 2022, 58(12): 1-9.
LEI Yaguo, YANG Bin, LI Naipeng, et al. Targeted transfer diagnosis method across different machines[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(12): 1-9.
- [13] SAITO K, YAMAMOTO S, USHIKU Y, et al. Open set domain adaptation by backpropagation[C]// *Computer Vision-ECCV 2018*. Cham: Springer International Publishing, 2018: 156-171.
- [14] GAO Y, MA A J, GAO Y, et al. Adversarial open set domain adaptation via progressive selection of transferable target samples[J]. *Neurocomputing*, 2020, 410: 174-184.
- [15] ZHONG L, FANG Z, LIU F, et al. Bridging the theoretical bound and deep algorithms for open set domain adaptation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, 34(8): 3859-3873.
- [16] WANG C J, XIN C, XU Z L. A novel deep metric learning model for imbalanced fault diagnosis and toward open-set classification[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 220: 106925.
- [17] MAO G, LI Y B, JIA S X, et al. Interactive dual adversarial neural network framework: an open-set domain adaptation intelligent fault diagnosis method of rotating machinery[J]. *Measurement*, 2022, 195: 111125.
- [18] ZHANG W, LI X, MA H, et al. Open-set domain adaptation in machinery fault diagnostics using instance-level weighted adversarial learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(11): 7445-7455.
- [19] CHEN Z Y, LIAO Y X, LI J P, et al. A multi-source weighted deep transfer network for open-set fault diagnosis of rotary machinery[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(3): 1982-1993.
- [20] LI J P, HUANG R Y, HE G L, et al. A deep adversarial transfer learning network for machinery emerging fault detection[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(15): 8413-8422.
- [21] GE Y, ZHANG F S, REN Y. Adaptive fault diagnosis method for rotating machinery with unknown faults under multiple working conditions[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 63: 177-184.
- [22] LIAN Q, LI W, CHEN L, et al. Known-class aware self-ensemble for open set domain adaptation[EB/OL]. (2019-05-03)[2023-02-01]. <https://arxiv.org/abs/1905.01068v1>.
- [23] XU Y M, CHEN L, DUAN L X, et al. Open set domain adaptation with soft unknown-class rejection[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, 34(3): 1601-1612.
- [24] JIA S, DENG X L, XU M, et al. Superpixel-level weighted label propagation for hyperspectral image classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(7): 5077-5091.
- [25] 郭新辰, 宋琼, 樊秀玲. 基于半监督分类方法的变压器故障诊断[J]. *高电压技术*, 2013, 39(5): 1096-1100.
GUO Xincheng, SONG Qiong, FAN Xiuling. Transformer fault diagnosis based on semi-supervised classifying method[J]. *High Voltage Engineering*, 2013, 39(5): 1096-1100.
- [26] WU X F, CHENG L, ZHANG S F. Open set domain adaptation with entropy minimization[C]// *Pattern Recognition and Computer Vision*. Cham: Springer International Publishing, 2020: 29-41.
- [27] LU C, WANG Y, RAGULSKIS M, et al. Fault diagnosis for rotating machinery: a method based on image processing[J]. *PLoS One*, 2016, 11(10): e0164111.

第一作者: 余 博(1989—),男,博士,副教授。

E-mail:she1611@126.com

通信作者: 石章松(1976—),男,博士,教授。

E-mail:shizhangsong2022@163.com