

# 基于双级对齐部分迁移网络的旋转设备故障诊断

俞 昆<sup>1,2</sup>, 程玉虎<sup>1</sup>, 邢 镔<sup>2</sup>, 王雪松<sup>1</sup>

(1. 中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏徐州 221116;

2. 重庆工业大数据创新中心有限公司工业大数据应用技术国家工程实验室, 重庆 400707)

**摘 要:** 随着智能制造和工业大数据的快速发展, 迁移学习在旋转设备故障诊断领域得到了广泛研究. 在工业现场, 存在大量目标域标签空间为源域标签空间子集的场景, 现有迁移学习方法在处理此类场景时, 无法消除源域离群类别对目标域分类产生的负迁移影响. 部分迁移学习通过限制源域不同类别数据在特征对齐过程的贡献度, 实现源域和目标域共享类别特征对齐. 然而, 现有部分迁移学习方法仅考虑源域和目标域共享类别边缘分布对齐, 未考虑源域和目标域共享类别各子类间的状态分布对齐, 诊断正确率仍有待提高. 为此, 本文以 Vision Transformer 网络为基础网络架构, 提出基于双级对齐部分迁移网络的故障诊断方法: 一方面构造加权平衡机制促进源域和目标域共享类别间的边缘分布对齐, 另一方面利用度量学习实现源域和目标域共享类别各子类间的状态分布对齐. 利用滚动轴承故障数据对所提方法进行验证, 结果表明: 所提方法在所有诊断案例中的准确率均在 95% 以上, 相比其他对比方法表现出更优的诊断效果.

**关键词:** 双级对齐; 加权平衡机制; 度量学习; 部分迁移学习; 旋转设备

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.62176259, No.62206298); 江苏省自然科学基金(No.BK20221111); 中国博士后科学基金资助项目(No.2022M710542); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(No.2022QN1053)

**中图分类号:** TP181

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2023)12-3529-11

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20221132

## Fault Diagnosis of Rotating Equipment Based on Double-Level Aligned Partial Transfer Network

YU Kun<sup>1,2</sup>, CHENG Yu-hu<sup>1</sup>, XING Bin<sup>2</sup>, WANG Xue-song<sup>1</sup>

(1. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;

2. National Engineering Laboratory for Industrial Big-Data Application Technology, Chongqing Innovation Center of Industrial Big-Data Co., Ltd., Chongqing 400707, China)

**Abstract:** With the rapid development of intelligent manufacturing and industrial big data, transfer learning has been widely applied in the field of fault diagnosis of rotating equipment. In the industrial field, there are a large number of scenarios where the label space of the target domain is a subset of the label space of the source domain. The existing transfer learning is unavailable to eliminate the effect of negative transfer of the outlier categories of the source domain on the classification performance of the target domain. In contract, partial transfer learning can realize the feature alignment between the shared categories of the source domain and target domain data by limiting the contribution of source data of different categories in the feature alignment process. However, the existing partial transfer learning only considers the marginal distribution alignment between the shared categories of the source domain and target domain data, while neglecting the conditional distribution alignment between the shared categories of the source domain and target domain data, which leads to a poor accuracy of the diagnostic task. To address this issue, a partial transfer fault diagnosis method based on double-level aligned partial transfer network is proposed. In the proposed method, vision transformer is adopted as the basic network to extract the global feature information from both source domain and target domain data. Meanwhile, a weighting balance mechanism is constructed to promote the marginal distribution alignment between the shared categories of the source domain and target domain data, and a series of metric learning measures are used to realize the conditional distribution alignment between the shared categories of the source domain and target domain data. The identification accuracies of the proposed

method in all bearing cases are more than 95%, which verifies the superiority of the proposed method in comparison with other diagnostic methods.

**Key words:** double-level aligned; weighting balance mechanism; metric learning; partial transfer learning; rotating equipment

**Foundation Item(s):** National Natural Science Foundation of China (No.62176259, No.62206298); Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No.BK20221111); China Postdoctoral Science Foundation (No.2022M710542); Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.2022QN1053)

## 1 引言

随着我国制造业实力不断提升、现代化重工装置规模不断壮大,旋转设备正朝着复杂化、智能化、高速化和精密化方向发展,这使得潜在故障发生的可能性逐渐增加,维保工作难度提高<sup>[1,2]</sup>。在当今工业互联网时代,旋转设备的多源传感器信息采集网络交错纵横、监测数据体量日益激增,利用智能故障诊断技术对旋转设备可能出现的故障隐患进行精准诊断已显得十分必要和紧迫<sup>[3]</sup>。

深度学习作为智能故障诊断领域的新起之秀,能够自主挖掘隐藏于原始数据中的代表性诊断信息,直接建立原始数据与运行状态间的精确映射关系,在很大程度上摆脱了对人工特征设计与工程诊断经验的依赖<sup>[4,5]</sup>。目前,研究人员提出了大量基于深度学习的旋转设备智能故障诊断方法,取得了较好的诊断效果<sup>[6]</sup>。然而,这些方法大多基于以下两个假设:(1)测试数据与训练数据需满足独立同分布;(2)待诊断任务有充足的标签故障样本。在工业现场中,旋转设备的运行转速、负载、环境噪声等工况信息时刻变化,传感器采集到的监测数据分布也在不断变化;旋转设备退化过程随时间缓慢渐进变化,导致旋转设备健康状态与早期微弱损伤状态间监测数据特征差异难以察觉,收集故障样本并进行有效标注是一项费时费力的工作。基于深度学习的智能故障诊断方法无法直接用于解决工业现场旋转设备故障诊断问题。

基于迁移学习的智能故障诊断方法放宽了深度学习中测试数据与训练数据必须服从独立同分布的约束。迁移学习通过学习先前任务的知识并将其应用到新任务中,有效解决新领域中训练数据量不足以及训练数据与测试数据特征分布不匹配等问题<sup>[7-9]</sup>。根据特征迁移实现途径的不同,可将基于迁移学习的智能故障诊断方法归纳为:(1)基于参数微调的方法;(2)基于矩匹配的方法;(3)基于对抗训练的方法。Chen等<sup>[10]</sup>利用大量有标签源域数据训练一维卷积神经网络,采用参数微调的方式将训练后的网络模型迁移到目标域数据分类问题。Yang等<sup>[11]</sup>将多项式核函数引入到最大平均差异中,利用改进的最大平均差异对齐源域和目标域深层特征。改进的最大平均差异不仅可以有效估计监测样本间的高阶

矩距离,还能显著提高计算效率。Li等<sup>[12]</sup>提出了不同测点间的迁移诊断方法,利用对抗训练实现不同测点间诊断知识的边缘分布对齐,利用度量损失约束相同时刻不同测点的监测数据实现状态分布对齐。现阶段,研究人员提出了多种基于迁移学习的智能故障诊断方法用于实现不同运行工况下、不同传感器位置间、不同机械设备间诊断知识的迁移。然而,现有研究均假设源域数据和目标域数据具有相同的标签空间。在实际工业场景中,很难找到标签信息完全相同的源域和目标域数据。源域数据涵盖的运行状态信息往往远超出目标域数据,目标域数据的标签空间多为源域数据的子集。基于迁移学习的智能故障诊断方法在解决实际工业场景的旋转设备故障诊断问题时仍略显不足。

部分迁移学习通过限制源域不同类别数据在特征对齐过程的贡献度,强化源域和目标域共享类别数据的特征迁移效果,弱化源域离群类别数据对特征迁移的影响。针对部分迁移学习任务,Cao等<sup>[13]</sup>利用目标域数据在源域分类器上的输出均值将源域标签空间划分为离群类别空间和共享类别空间。在源域和目标域深层特征对齐过程中,通过过滤属于离群类别空间的源域不相关数据来缓解负迁移,通过最大限度匹配共享类别空间中的源域和目标域特征分布来促进正转移。借鉴上述使用分类器输出划分标签空间的思想,Li等<sup>[14]</sup>利用辅助分类器生成共享类别和离群类别对应的权重,进而构造加权对抗域适应网络实现部分迁移诊断任务。Jiao等<sup>[15]</sup>利用多个分类器给出的目标域数据标签信息约束源域诊断模型参数更新过程,根据多分类器一致性准则拉近源域和目标域共享类别间的特征距离。

现有基于部分迁移学习的智能故障诊断方法已能够将诊断模型从包含丰富运行状态信息的大域迁移到仅含少量运行状态信息的小域。然而,通过梳理上述文献发现,现有方法仍存在以下两个问题。

(1)现有方法均利用分类器给出的目标域数据标签信息构造权重信息,约束源域和目标域共享类别间的边缘分布对齐过程。然而,现有方法忽略了源域和目标域共享类别各子类间的状态分布对齐。

(2)现有方法均选用卷积神经网络作为基础网络架构。卷积神经网络特有的局部感受野结构重点关注监测数据不同片段的局部特征,无法有效捕捉不同片

段间特征的相关性。

为进一步提升现有部分迁移诊断方法的识别准确率,本文在文献[13]提出的部分迁移学习方法基础上进行改进,提出基于双级对齐部分迁移网络的故障诊断方法。所提方法相对于文献[13]提出的部分迁移学习方法的创新之处如下:

(1)利用多种度量学习措施实现源域和目标域共享类别状态分布对齐。所提方法利用三重损失函数约束部分迁移网络参数更新过程,将源域各类别标签概率分布聚类为簇;利用K-means聚类识别源域数据聚类结构,利用贴近度准则判断目标域数据与源域数据聚类簇间的隶属关系;利用L2范数拉近目标域标签概率分布与同类别源域聚类中心间的距离,实现源域和目标域共享类别间的状态分布对齐。

(2)利用Vision Transformer(ViT)网络提取监测数据全局特征信息。ViT网络在不依赖卷积的情况下,利用自注意力机制提取全局特征信息,在图像分类任务上达到很好的效果<sup>[16]</sup>。所提方法对原始ViT网络输入处理模块进行改进,确保一维监测数据经输入处理模块处理后的特征满足后续Transformer编码器模块输入要求。利用ViT网络充分挖掘监测数据不同片段间的特征相关性,提取监测数据全局特征信息。

## 2 问题描述

为了清楚地阐明本文所研究的部分迁移诊断问题,现对本文用到的数据集作如下定义:在所提方法中,有标签的源域数据集表示为 $\mathcal{D}_s = \left\{ \left( \mathbf{x}_i^s, y_i^s \right) \right\}_{i=1}^{n_s}$ ,其中 $\mathbf{x}_i^s$ 表示源域第*i*个样本, $y_i^s$ 表示第*i*个样本的故障标签, $n_s$ 表示源域样本数;无标签的目标域数据集表示为 $\mathcal{D}_t = \left\{ \left( \mathbf{x}_i^t \right) \right\}_{i=1}^{n_t}$ ,其中 $\mathbf{x}_i^t$ 表示目标域第*i*个样本, $n_t$ 表示目标域样本数。源域数据集 $\mathcal{D}_s$ 的标签空间为 $Y_s$ ,对应的边缘状态分布为 $P_s$ ;目标域数据集 $\mathcal{D}_t$ 的标签空间为 $Y_t$ ,对应的边缘状态分布为 $P_t$ 。在部分迁移诊断任务中,由于目标域标签空间为源域标签空间子集(即 $Y_t \subseteq Y_s$ ),可将部分迁移诊断任务中的标签空间分为两类:离群类别空间 $Y_s/Y_t$ 和共享类别空间 $Y_s \cap Y_t$ 。源域共享类别数据的边缘状态分布为 $P_{s,c}$ ,在部分迁移诊断任务中,源域数据和目标域数据的边缘状态分布存在显著差异(即 $P_s \neq P_t$ ),源域共享类别数据和目标域数据的边缘状态分布也存在显著差异(即 $P_{s,c} \neq P_t$ )。

## 3 基于双级对齐的部分迁移网络

### 3.1 网络结构

本文提出的基于双级对齐的部分迁移网络结构如图1所示,该网络主要由三个基本单元组成,分别为特

征提取器*G*、域判别器*D*和分类器*C*。其中,特征提取器利用ViT网络构造而成,域判别器和分类器均为三层全连接神经网络。该网络每次参数迭代过程包含两个阶段:第一阶段,利用加权平衡机制约束源域和目标域特征对齐过程,促进源域和目标域共享类别特征间的边缘分布对齐,弱化源域离群类别特征对目标域分类产生的负迁移影响;第二阶段,利用度量学习识别源域数据聚类结构,拉近相同类别源域和目标域特征距离,实现源域和目标域共享类别各子类特征间的状态分布对齐。

### 3.2 特征提取器

本文利用ViT网络提取监测数据中的深层特征,所构造的ViT网络主要由输入处理模块、Transformer编码器模块以及分类模块组成。

在输入处理模块中,考虑到采集的监测数据为一维振动信号,为满足后续Transformer编码器模块输入特征要求,需对一维振动信号进行截断处理。假设一维振动信号为 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^L$ ,首先,将振动信号等间隔分为*Z*段(即,*Z*个token),每段包含的采样点数为*S*,确保 $L = Z \times S$ ,得到ViT网络的输入数据 $\mathbf{x}_{input} \in \mathbf{R}^{Z \times S}$ 。其次,将截断后的振动信号带入输入节点为*S*输出节点为*N*的全连接神经网络,得到处理后的特征 $\mathbf{x}_f \in \mathbf{R}^{Z \times N}$ 。然后,将现有特征 $\mathbf{x}_f$ 与参数可训练的类别token特征 $\mathbf{x}_l \in \mathbf{R}^{1 \times N}$ 进行拼接,得到组合特征 $\mathbf{x}_{cb} \in \mathbf{R}^{(Z+1) \times N}$ 。最后,将可训练参数 $\mathbf{x}_{ta} \in \mathbf{R}^{(Z+1) \times N}$ 视为位置嵌入,与组合特征 $\mathbf{x}_{cb}$ 相加得到后续Transformer编码器模块输入特征 $\mathbf{x}_{if} \in \mathbf{R}^{(Z+1) \times N}$ 。

本文构造的ViT网络中,后续Transformer编码器模块、分类模块与原始Transformer编码器模块、分类模块结构保持一致。Transformer编码器模块由多头自注意力机制、残差连接、层标准化和全连接神经网络组成,利用多头自注意力机制充分挖掘监测数据中的全局特征信息。经Transformer编码器模块处理后的输出特征与输入特征维度相同,将输出特征表示为 $\mathbf{x}_{to} \in \mathbf{R}^{(Z+1) \times N}$ 。在分类模块中,选取Transformer编码器模块输出特征中分类token位置的特征 $\mathbf{x}_{tl} \in \mathbf{R}^{1 \times N}$ 输入全连接神经网络,得到ViT网络输出特征 $\mathbf{x}_{output} \in \mathbf{R}^{1 \times N}$ 。

### 3.3 边缘分布对齐

本文利用加权平衡机制约束源域和目标域特征对齐过程,实现源域和目标域共享类别边缘分布对齐。在加权平衡机制中,根据分类器给出的目标域数据标签概率分布构造类别权重系数,评估源域不同类别为共享类别的可能性。利用权重系数约束部分迁移网络参数更新过程,对源域共享类别数据赋予较大权重,强化源域和目标域共享类别数据的特征迁移效果;对源域离群类别数据赋予较小的权重,弱化源域离群类别数据对特征迁移的影响。所提方法边缘分布对齐过程具

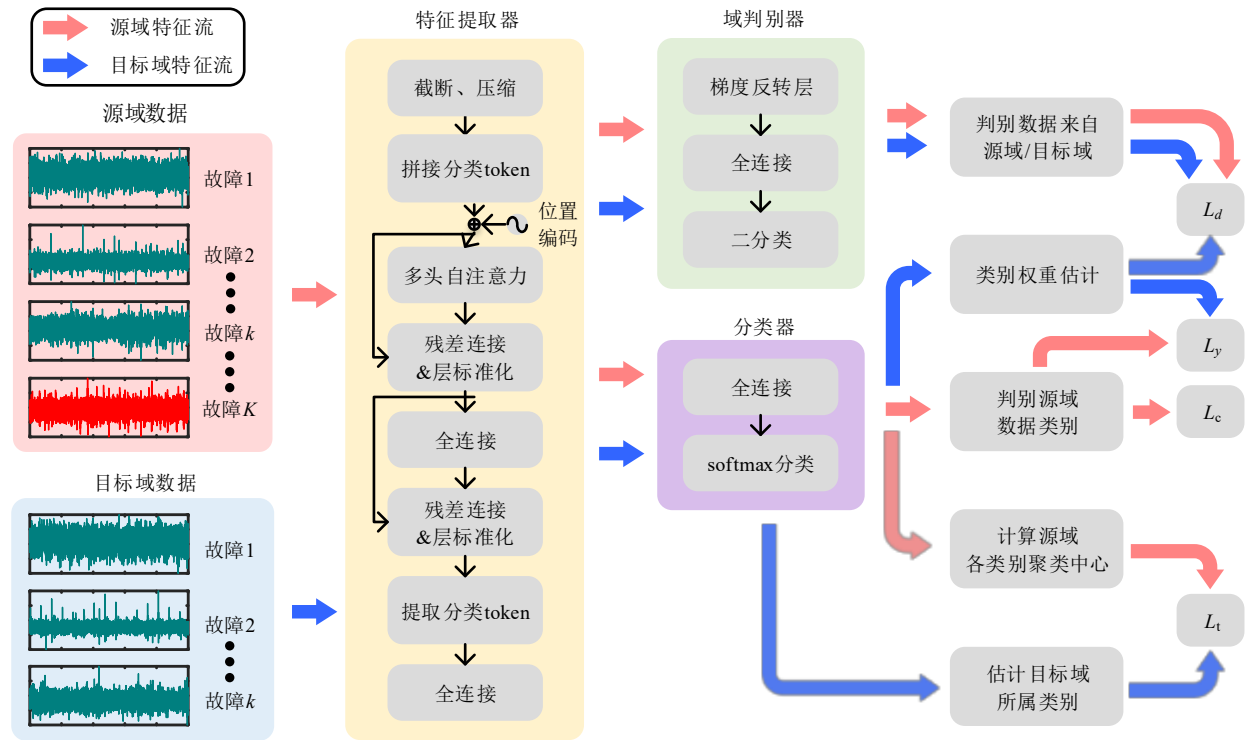


图1 基于双级对齐的部分迁移网络结构

体如下.

首先,累加分类器给出的目标域所有数据标签信息,构造类别权重系数,减少分类器单次预测误差的影响:

$$\gamma = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \hat{y}_i^t \quad (1)$$

其中,  $\hat{y}_i^t = [\hat{y}_i^1, \dots, \hat{y}_i^k, \dots, \hat{y}_i^K]$  为分类器 softmax 层给出的目标域数据标签概率分布,  $K$  为源域数据标签类别数.

然后,对类别权重系数进行正则化处理,放大源域和目标域共享类别与源域离群类别间的差异:

$$\gamma^n = \frac{\gamma}{\max_\gamma} \quad (2)$$

其中,  $\max_\gamma = \max(\gamma) = \max([\gamma_1, \dots, \gamma_k, \dots, \gamma_K])$  类别权重系数的最大值.

最后,利用正则化类别权重系数约束部分迁移网络的对抗训练过程,强化源域和目标域共享类别数据间的特征对齐效果,弱化源域离群类别数据对特征迁移的影响,实现源域和目标域共享类别间的边缘分布对齐:

$$\begin{aligned} L_m(\theta_g, \theta_d, \theta_c) = & \frac{1}{n_s} \sum_{x_i \in \mathcal{D}_s} \gamma^n L_y(C(G(x_i)), y_i) \\ & - \frac{\lambda}{n_s} \sum_{x_i \in \mathcal{D}_s} \gamma^n L_d(D(G(x_i)), d_i) \\ & - \frac{\lambda}{n_t} \sum_{x_i \in \mathcal{D}_t} L_d(D(G(x_i)), d_i) \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $\theta_g, \theta_d, \theta_c$  表示特征提取器  $G$ 、域判别器  $D$  和分类器

$C$  的网络参数;  $d_i$  表示第  $i$  个样本的领域标签;  $L_y$  和  $L_d$  表示分类器和域判别器交叉熵损失函数;  $\lambda$  表示度量两个损失函数的权重参数.

为实现部分迁移诊断网络端到端训练,本文在特征提取器与域判别器之间引入梯度反转层<sup>[17]</sup>. 在反向传播过程中,域判别器中域分类损失的梯度反向传播到特征提取器的参数之前自动取反,在前向传播过程中实现恒等变换. 引入梯度反转层后的边缘分布对齐损失函数表示如下:

$$\begin{aligned} L_{mg}(\theta_g, \theta_d, \theta_c) = & \frac{1}{n_s} \sum_{x_i \in \mathcal{D}_s} \gamma^n L_y(C(G(x_i)), y_i) \\ & + \frac{1}{n_s} \sum_{x_i \in \mathcal{D}_s} \gamma^n L_d(D(R_\lambda(G(x_i))), d_i) \\ & + \frac{1}{n_t} \sum_{x_i \in \mathcal{D}_t} L_d(D(R_\lambda(G(x_i))), d_i) \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $R_\lambda(\cdot)$  为梯度反转层,其参数前向传播和反向传播过程表示如下:

$$\begin{aligned} R_\lambda(x) &= x \\ \frac{dR_\lambda}{dx} &= -\lambda I \end{aligned} \quad (5)$$

通过最小化式(4)所示损失函数,保证在域判别器最小化域混淆损失的同时特征提取器最大化域混淆损失. 梯度反转层的引入不仅实现了源域和目标域共享类别边缘分布对齐,还有效简化了网络参数更新过程.

### 3.4 状态分布对齐

本文利用三重损失函数、K-means 聚类、贴适度、L2 范数等度量学习措施约束部分迁移网络参数更新过程,考虑(1)放大源域不同类别特征差异、(2)识别源域和目标域共享类别各子类间对应关系、(3)拉近同类别源域与目标域特征距离等因素对网络参数更新过程的影响,从而实现源域和目标域共享类别状态分布对齐.所提方法状态分布对齐过程具体如下:

首先,利用三重损失函数约束特征提取器和分类器参数更新过程,缩减源域同类别标签概率分布距离的同时放大源域不同类别数据标签概率分布距离,将源域各类别标签概率分布聚类为簇:

$$L_c(\theta_g, \theta_c) = \sum_{(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_p, \mathbf{x}_c)} \max(\|C(G(\mathbf{x}_a)) - C(G(\mathbf{x}_p))\|^2 - \|C(G(\mathbf{x}_a)) - C(G(\mathbf{x}_n))\|^2 + \text{margin}, 0) \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{x}_a$  表示从源域数据中随机选择的锚样本,  $\mathbf{x}_p$  表示与锚样本标签相同的正样本,  $\mathbf{x}_n$  表示与锚样本标签不同的负样本, margin 为预先设定的正负样本间的距离.利用三重损失函数约束部分迁移网络优化过程,可有效缩减锚样本与同类别正样本间的标签概率分布距离,拉大锚样本与不同类别负样本间的标签概率分布距离<sup>[18]</sup>.

其次,利用 K-means 聚类处理源域数据标签概率分布,识别源域数据标签概率分布的聚类簇关系. K-means 聚类模型内部参数更新过程如下:

$$J(\theta_{clu}) = \sum_{k=1}^K \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_{s,k}} (C(G(\mathbf{x}_i)) - \mathbf{U}_k) \quad (7)$$

其中,  $\theta_{clu}$  表示 K-means 聚类模型内部参数,  $\mathcal{D}_{s,k}$  表示第  $k$  类源域数据,  $\mathbf{U}_k$  表示第  $k$  类源域数据标签概率分布对应的聚类中心.在 K-means 聚类模型中,设置聚类簇数与源域数据标签类别数相等,通过调整内部参数,使不同类别的源域数据标签概率分布围绕在对应的聚类中心附近<sup>[19]</sup>.进一步地,利用贴适度准则判断目标域数据与源域数据聚类簇间的隶属关系:

$$\text{Near}(C(G(\mathbf{x}^t)), \mathbf{U}_{\text{est}}) = \{\|C(G(\mathbf{x}^t)) - \mathbf{U}_1\|^2, \dots, \|C(G(\mathbf{x}^t)) - \mathbf{U}_k\|^2, \dots, \|C(G(\mathbf{x}^t)) - \mathbf{U}_K\|^2\} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{U}_{\text{est}}$  为利用贴适度准则预估的目标域数据所属聚类中心.当目标域数据标签概率分布与第  $k$  类源域数据聚类中心  $\mathbf{U}_k$  的 L2 范数最小时,认为目标域数据标签概率分布属于第  $k$  类聚类簇,目标域数据的类别标签为  $k$ .

最后,利用 L2 范数拉近目标域标签概率分布与同类别源域聚类中心间的距离,实现源域和目标域共享类别间的状态分布对齐:

$$L_t(\theta_g, \theta_c) = \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_t} \|C(G(\mathbf{x}_i)) - \mathbf{U}_{\text{est}}\|^2 \quad (9)$$

### 3.5 参数更新

整合为实现源域和目标域共享类别边缘分布对齐、状态分布对齐构造的多个损失函数,得到总的损失函数:

$$L(\theta_g, \theta_d, \theta_c) = L_{\text{mg}}(\theta_g, \theta_d, \theta_c) + \lambda_a \cdot L_c(\theta_g, \theta_c) + \lambda_b \cdot L_t(\theta_g, \theta_c) \quad (10)$$

其中,  $\lambda_a$  和  $\lambda_b$  为平衡各损失函数间的权重系数.算法 1 给出了双级对齐部分迁移网络执行过程.其中,步骤 4~11 用于获取源域数据和目标域数据的预测标签信息;步骤 12 根据源域数据预测标签信息将源域数据划分为  $K$  个聚类簇;步骤 13 和 14 根据目标域数据预测标签信息获取约束边缘分布对齐过程的类别权重系数;步骤 16~21 为源域和目标域共享类别边缘分布对齐执行过程;步骤 22~26 为源域和目标域共享类别状态分布对齐执行过程;步骤 27 为每个批次网络参数更新用到的损失函数,步骤 28 表示在每个批次内通过最小化步骤 27 损失函数实现网络参数更新.

算法 1 双级对齐部分迁移网络执行过程

1. 输入: 有标签源域数据集  $\mathcal{D}_s = \{(\mathbf{x}_i^s, y_i^s)\}_{i=1}^{n_s}$ ;  
无标签目标域数据集  $\mathcal{D}_t = \{(\mathbf{x}_i^t)\}_{i=1}^{n_t}$ ;  
训练过程中网络模型更新次数 Epoch Number;  
每次更新过程中的批量处理次数 Batch Number;  
每次批量处理时样本数据集中的样本组数  $B$ ;  
特征提取器  $G$  及特征提取器网络参数  $\theta_g$ ;  
域判别器  $D$  及域判别器网络参数  $\theta_d$ ;  
分类器  $C$  及分类器网络参数  $\theta_c$ ;
2.  $(\theta_g, \theta_d, \theta_c) = \text{Net}_{\text{initialize}}(G, D, C)$  // 网络模型参数初始化
3. for  $e = 1$  to Epoch Number do
4.  $\hat{\mathbf{y}}^s = [\cdot]$  // 用于存储源域数据标签信息
5.  $\hat{\mathbf{y}}^t = [\cdot]$  // 用于存储目标域数据标签信息
6. for  $\text{bn} = 1$  to Batch Number do
7.  $\{(\hat{\mathbf{y}}_i^s)\}_{i=1}^B = C(G(\{(\mathbf{x}_i^s)\}_{i=1}^B))$   
// 预测源域数据标签信息
8.  $\{(\hat{\mathbf{y}}_i^t)\}_{i=1}^B = C(G(\{(\mathbf{x}_i^t)\}_{i=1}^B))$   
// 预测目标域数据标签信息
9.  $\hat{\mathbf{y}}^s = \text{concat}([\hat{\mathbf{y}}^s; \{(\hat{\mathbf{y}}_i^t)\}_{i=1}^B])$   
// 汇总源域数据标签信息

10.  $\hat{\mathbf{y}}^t = \text{concat}\left(\left[\hat{\mathbf{y}}^t; \left\{\left(\hat{\mathbf{y}}^t\right)_{i=1}^B\right\}\right]\right)$   
// 汇总目标域数据标签信息
11. End for
12.  $[U_1, U_2, \dots, U_K] = \text{Cluster}(\hat{\mathbf{y}}^s, K)$   
// 获取有标签源域数据  $K$  个类别标签对应的聚类中心
13.  $\gamma = \frac{1}{\text{BatchNumber}} \sum_{i=1}^{\text{BatchNumber} \times B} \hat{\mathbf{y}}_i^t$   
// 累加目标域数据标签信息
14.  $\gamma^n = \frac{\gamma}{\max_{\gamma}}$   
// 类别权重系数正则化
15. for bn = 1 to Batch Number do
16.  $\left\{\left(\mathbf{h}_i^s\right)_{i=1}^B\right\} = G\left(\left\{\left(\mathbf{x}_i^s\right)_{i=1}^B\right\}\right)$   
// 获取源域数据深层特征
17.  $\left\{\left(\mathbf{h}_i^t\right)_{i=1}^B\right\} = G\left(\left\{\left(\mathbf{x}_i^t\right)_{i=1}^B\right\}\right)$   
// 获取目标域数据深层特征
18.  $\left\{\left(\hat{\mathbf{y}}_i^s\right)_{i=1}^B\right\} = C\left(\left\{\left(\mathbf{h}_i^s\right)_{i=1}^B\right\}\right)$   
// 预测源域数据标签信息
19.  $\left\{\left(\hat{\mathbf{d}}_i^s\right)_{i=1}^B\right\} = D\left(\mathcal{R}_\lambda\left(\left\{\left(\mathbf{h}_i^s\right)_{i=1}^B\right\}\right)\right)$   
// 获取源域数据域标签信息
20.  $\left\{\left(\hat{\mathbf{d}}_i^t\right)_{i=1}^B\right\} = D\left(\mathcal{R}_\lambda\left(\left\{\left(\mathbf{h}_i^t\right)_{i=1}^B\right\}\right)\right)$   
// 获取目标域数据域标签信息
21.  $\text{loss}_{\text{mg}}^{\text{bn}} = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \gamma^n L_y(\hat{\mathbf{y}}_i^s, \mathbf{y}_i^s)$   
 $+ \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \gamma^n L_d(\hat{\mathbf{d}}_i^s, 0) + \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B L_d(\hat{\mathbf{d}}_i^t, 1)$   
// 对抗训练过程,令源域数据的域标签为0,目标域数据的域标签为1
22.  $\left(\left\{\left(\mathbf{x}_{\text{ip}}^s\right)_{i=1}^B\right\}, \left\{\left(\mathbf{x}_{\text{in}}^s\right)_{i=1}^B\right\}\right) = \text{Sample\_Select}\left(\left\{\left(\mathbf{x}_i^s, \mathbf{y}_i^s\right)_{i=1}^B\right\}\right)$   
// 从源域数据集中随机选取与源域样本  $\mathbf{x}_i^s$  同标签的源域样本  $\mathbf{x}_{\text{ip}}^s$  以及不同标签的源域样本  $\mathbf{x}_{\text{in}}^s$
23.  $\left\{\left(\hat{\mathbf{y}}_i^t\right)_{i=1}^B\right\} = C\left(\left\{\left(\mathbf{h}_i^t\right)_{i=1}^B\right\}\right)$   
// 预测目标域数据标签信息
24.  $\left\{\left(\mathbf{U}_{\text{est}}\right)_{i=1}^B\right\} = \text{Near\_Principle}\left(\left\{\left(\hat{\mathbf{y}}_i^t\right)_{i=1}^B\right\}\right)$   
// 预测目标域数据所属聚类中心
25.  $\text{loss}_{\text{c}}^{\text{bn}} = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \max(\|\hat{\mathbf{y}}_i^s - C(G(\mathbf{x}_{\text{ip}}^s))\|^2 - \|\mathbf{y}_i^s - C(G(\mathbf{x}_{\text{ip}}^s))\|^2$   
 $+ \text{margin}, 0)$
26.  $\text{loss}_{\text{t}}^{\text{bn}} = \sum_{i=1}^B \|\hat{\mathbf{y}}_i^t - \mathbf{U}_{\text{est}}\|^2$
27.  $\text{loss}^{\text{bn}} = \text{loss}_{\text{mg}}^{\text{bn}} + \text{loss}_{\text{c}}^{\text{bn}} + \text{loss}_{\text{t}}^{\text{bn}}$

28.  $(\theta_g, \theta_d, \theta_c) = \text{Net}_{\text{update}}(G, D, C, \text{loss}^{\text{bn}}, \theta_g, \theta_d, \theta_c)$   
// 最小化更新网络参数
29. End for
30. End for
31. 输出:训练后的特征提取器  $G$ 、域判别器  $D$ 、分类器  $C$

## 4 实验验证

### 4.1 实验数据集描述

通过在图2所示旋转设备实验台采集两种转速下的轴承故障数据,用于验证所提方法的有效性. 该实验台由电机、转子系统、负载块和支承轴承等零部件组成. 实验轴承位于实验台右侧轴承座内,利用吸附在轴承座前方的加速度传感器采集轴承故障数据.

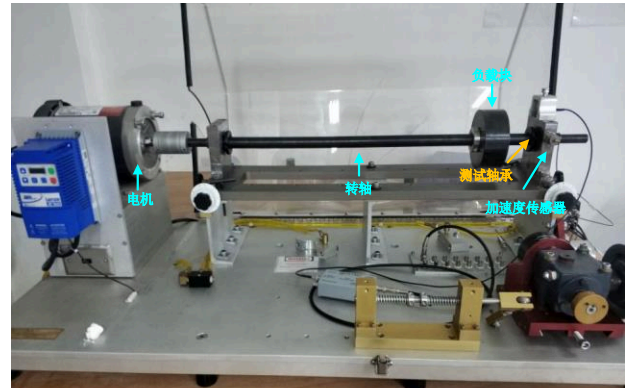


图2 旋转设备实验台

在故障实验中,设置采样频率为 10 kHz. 通过调节电机转速获取 900 r/min 和 1 500 r/min 两种转速下的轴承故障数据. 每种转速下的轴承故障数据均包含 4 类轴承健康状态:正常(N)、内圈故障(IF)、滚珠故障(RF)和外圈故障(OF),每类轴承故障样本 200 个,单个样本数据长度为 10 K. 通过将每种转速下的轴承故障数据两两组合、任选三种组合,得到表1所示实验工况. 为满足 ViT 网络输入要求,将每个故障样本等间隔分割为 100 段,每段包含 100 个采样点.

### 4.2 对比方法

通过构造以下 4 种对比方法来说明所提方法各组成部分的必要性,由此验证所提方法的有效性.

(1)对比方法 1(ViT 网络+损失函数  $L_{\text{mg}}$ ):该方法采用与所提方法相同的特征提取器、域判别器和分类器网络结构. 通过最小化式(4)所示损失函数  $L_{\text{mg}}$  更新特征提取器、域判别器和分类器网络参数. 该方法仅考虑源域和目标域共享类别数据间的边缘分布对齐. 通过对比该方法与所提方法的诊断结果,验证所提方法提出的源域和目标域共享类别各子类状态分布对齐措施的有效性. 通过对比该方法与后续方法 2 和 3 的诊断结

果,验证所提方法提出的源域和目标域共享类别数据间边缘分布对齐措施的有效性。

(2)对比方法2(ViT网络+普通对抗损失):该方法采用与所提方法相同的特征提取器、域判别器和分类器网络结构。去除损失函数式(4)中权重系数的约束,得到普

通对抗损失函数。通过最小化普通对抗损失函数更新特征提取器、域判别器和分类器网络参数。该方法仅考虑源域和目标域整体数据间的边缘分布对齐。通过对比该方法与方法1中的诊断结果,表明方法1中施加权重系数约束后的边缘分布对齐措施更适用于部分迁移诊断任务。

表1 不同工况下的轴承故障实验数据

工况	源域数据			目标域数据		
	转速	健康状态	总样本数量	转速	健康状态	总样本数量
工况1	900 r/min	N/IF/RF/OF	800	1 500 r/min	N/IF	400
工况2	900 r/min	N/IF/RF/OF	800	1 500 r/min	N/OF	400
工况3	900 r/min	N/IF/RF/OF	800	1 500 r/min	N/RF	400
工况4	900 r/min	N/IF/RF/OF	800	1 500 r/min	IF/OF	400
工况5	900 r/min	N/IF/RF/OF	800	1 500 r/min	IF/RF	400
工况6	900 r/min	N/IF/RF/OF	800	1 500 r/min	RF/OF	400
工况7	1 500 r/min	N/IF/RF/OF	800	900 r/min	N/IF/RF	600
工况8	1 500 r/min	N/IF/RF/OF	800	900 r/min	N/RF/OF	600
工况9	1 500 r/min	N/IF/RF/OF	800	900 r/min	N/IF/OF	600
工况10	1 500 r/min	N/IF/RF/OF	800	900 r/min	IF/RF/OF	600

(3)对比方法3(ViT网络+交叉熵):该方法采用与所提方法相同的特征提取器和分类器网络结构。通过最小化交叉熵损失更新特征提取器和分类器网络参数,从源域数据中提取可区分性较好的全局特征信息。该方法用于验证 ViT 网络具有良好的全局特征信息提取能力。利用该方法的诊断结果作为基准,将其与所提方法、对比方法1和2的诊断结果进行对比,验证所提方法、对比方法1和2中提出的多种特征对齐措施的有效性。

(4)对比方法4(CNN网络+损失函数 $L$ ):该方法利用文献[20]中构造的CNN网络作为特征提取器,域判别器和分类器均采用三层全连接神经网络。通过最小化式(10)所示损失函数 $L$ 更新特征提取器、域判别器和分类器网络参数。利用该方法再次验证 ViT 网络相比 CNN 网络具有较好的全局特性信息提取能力。

实验验证过程的硬件环境为 Intel Core i9-10850K CPU 处理器、3.60 GHz、32 GB 内存以及单个 NVIDIA GeForce RTX 3060 图形处理单元,Win10 操作系统,PyTorch 1.7.1 深度学习框架。所提方法以及对比方法训练过程中,设置模型更新次数为 400 次,批量处理次数为 20。利用 Adam 优化算法更新特征提取器、域判别器和分类器的网络参数,Adam 优化算法中设置初始学习率为 0.000 1,学习率在模型参数更新 200 次后降为 0.000 01。为减少实验结果的随机性,算法验证时,每组

对比实验均重复 5 次。

### 4.3 结果分析

表2给出了所提方法以及其他对比方法诊断正确率统计结果。由于所提方法、对比方法1、对比方法2均在 ViT 网络上施加了多种与特征迁移相关的损失函数约束,上述三种方法的诊断结果相比仅利用 ViT 网络提取源域数据全局特征信息的对比方法3均有显著提升。由此表明了所提方法、对比方法1和2提出的多种特征对齐措施能够缩小源域数据和目标域数据间的特征差异,提升诊断模型识别能力。

在工况1~6中,目标域数据仅包含两种标签信息,源域离群标签数相比工况7~10中的源域离群标签数较多,利用加权平衡机制可有效过滤源域离群类别对特征迁移的影响;在工况7~10中,源域数据标签数与目标域数据标签数相差较小,特征迁移过程中,由源域离群类别数据引起的负迁移效果较小。因此,在工况1~6中,利用对比方法1得到的诊断正确率高于对比方法2;在工况7~10中,利用对比方法2得到的诊断正确率高于对比方法1。由此表明了所提方法构造的源域和目标域共享类别数据间边缘分布对齐措施更适用于源域和目标域类别相差较大的场景。

将所提方法与对比方法1比较,由于所提方法考虑了源域和目标域共享类别各子类特征对齐过程,利用多种度量学习措施将源域不同类别特征聚类为簇,有

表 2 不同诊断方法正确率统计

工况	所提		对比 1		对比 2		对比 3		对比 4	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
工况 1	99.40%	0.005 5	85.80%	0.042 8	85.10%	0.014 3	68.70%	0.047 0	63.00%	0.064 3
工况 2	96.10%	0.031 9	77.40%	0.037 0	76.80%	0.043 4	62.00%	0.062 0	65.40%	0.092 3
工况 3	98.80%	0.002 7	73.00%	0.065 5	62.50%	0.055 6	66.00%	0.050 2	72.20%	0.097 2
工况 4	98.20%	0.013 0	88.80%	0.014 4	63.70%	0.115 6	43.80%	0.075 0	49.60%	0.072 2
工况 5	99.50%	0.003 5	94.20%	0.017 9	47.40%	0.046 3	59.70%	0.068 2	21.30%	0.036 8
工况 6	98.70%	0.007 6	66.50%	0.064 5	64.30%	0.043 7	50.10%	0.085 9	53.50%	0.069 9
工况 7	95.20%	0.014 5	80.60%	0.076 8	82.40%	0.046 2	77.40%	0.047 2	68.53%	0.031 9
工况 8	97.33%	0.010 5	77.27%	0.047 8	86.87%	0.038 0	73.60%	0.020 7	65.13%	0.030 7
工况 9	96.00%	0.015 6	68.93%	0.039 8	83.87%	0.019 1	68.07%	0.057 3	79.20%	0.060 0
工况 10	96.27%	0.005 5	65.73%	0.055 1	86.93%	0.012 3	62.25%	0.056 3	52.20%	0.093 1

效拉近了源域与目标域共享类别间的特征距离。因此，所提方法诊断结果明显优于对比方法 1。将所提方法与对比方法 2 相比，由于所提方法同时考虑了源域和目标域共享类别整体特征对齐过程和源域和目标域共享类别各子类特征对齐过程，诊断正确率较对比方法 2 显著提升。由此表明了所提方法中构造的源域和目标域共享类别间边缘分布对齐措施以及源域和目标域共享类别各子类间状态分布对齐措施的有效性。

将所提方法与对比方法 4 比较，ViT 网络特有的自注意力机制能够充分挖掘监测数据中的全局特征信息，利用 ViT 网络提取的深层特征可区分性较强；CNN 网络中的局部感受野结构无法有效捕捉不同片段间特征的相关性，文献[20]中构造的 CNN 网络利用最大池化层约简特征维度，最大池化的步幅设置较大易导致敏感深层特征泄露，使得深层特征可区分性较差。所提方法诊断结果明显优于基于 CNN 网络的对比方法 4，由此表明了所提方法选取 ViT 网络作为特征提取器的有效性。

通过对比所提方法与四种对比方法的诊断结果可知，所提方法利用 ViT 网络作为特征提取器，可充分提取监测数据的全局特征信息，提高识别正确率；所提方法构造的源域和目标域共享类别边缘分布对齐和状态分布对齐措施可有效缩小源域和目标域共享类别间的特征差异，实现特征迁移。

对于聚类效果较好的诊断方法，类内散度矩阵  $S_w$  的迹（即  $\text{trace}(S_w)$ ）应尽可能小，类间散度矩阵  $S_b$  的迹（即  $\text{trace}(S_b)$ ）应尽可能大<sup>[21]</sup>。为此，引入基于聚类准则的度量指标  $I = \text{trace}(S_b) / \text{trace}(S_w)$  来定量评估不同诊断方法的聚类性能。利用基于聚类准则的度量指标处理所提方法以及其他对比方法对应的测试数据标签概率分布，得到的平均度量结果如表 3 所示。由于所提方法考虑了源域和目标域共享类别各子类间状态分布对齐，通过构造多种度量学习措施有效识别源域数据聚类结构，拉近相同类别源域和目标域深层特征空间距离，利用所提方法处理后的测试数据聚类效果明显优于其他对比方法。

表 3 不同对比方法对应的平均聚类度量指标

方法	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5	工况 6	工况 7	工况 8	工况 9	工况 10
所提方法	78.292 3	21.626 3	30.998 9	39.326 2	47.490 1	25.422 6	10.482 4	9.143 1	9.926 5	7.662 6
对比方法 1	1.988 9	0.496	0.715 6	1.276 8	2.269 4	0.385 4	2.607 4	1.998 6	2.882 5	1.644 8
对比方法 2	3.298 2	1.449	1.174 4	2.188 6	1.892	2.304 8	3.698 5	4.014 2	6.532 2	2.844 5
对比方法 3	4.141 6	0.634 4	0.132	0.900 6	2.293 1	0.364 7	2.869 4	1.994 8	4.324 3	0.745 7
对比方法 4	2.384 7	1.134 4	0.464 7	1.057 8	1.179 6	0.968 3	1.757 4	1.910 9	3.117 3	0.638 9

为了直观地说明各种诊断方法的聚类效果,利用t-分布领域嵌入算法将工况1中的标签概率分布结果约简为二维特征向量.图3给出了所提方法训练阶段源域和目标域数据以及测试阶段目标域数据可视化结果.观察图3(a)可知,源域不同类别特征聚集为簇,各聚类簇间的特征距离较大,不同类别特征的可分区较强.观察图3(b)可知,源域和目标域共享类别各子类特征分布规律吻合,同类别源域和目标域特征对齐效果较好.观察图3(c)和图3(d)可知,训练和测试阶段目

标域不同类别特征聚类关系明确,不同类别特征间的分类边界十分明显.作为对比,图4分别给出了其他对比方法测试过程目标域数据可视化结果.可以看出,利用对比方法1和2得到的目标域数据特征分类边界相比利用对比方法3和4得到的分类边界较为明显,但在对比方法1和2的分类边界附近仍出现少量错误分类现象.所提方法对应的分类边界明显优于其他对比方法,由此表明了所提方法诊断结果可区分性明显优于其他对比方法.

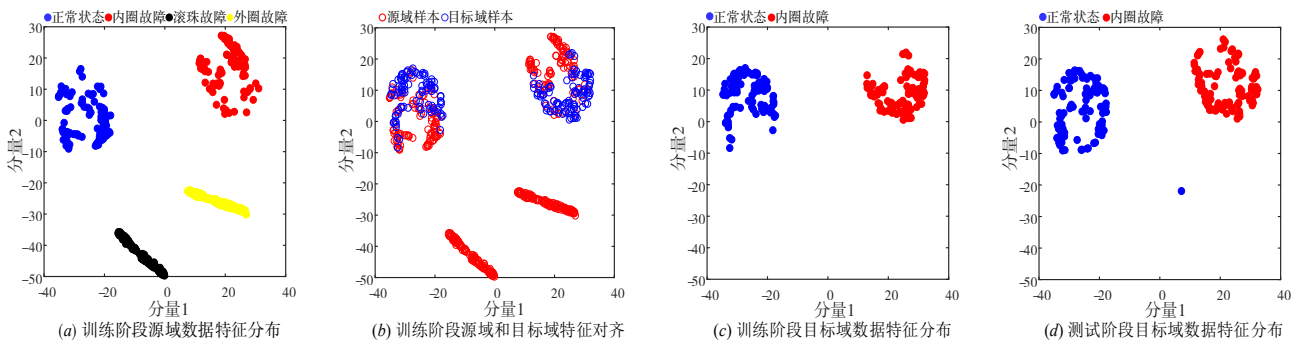


图3 工况1训练过程和测试过程所提方法T-SNE聚类结果

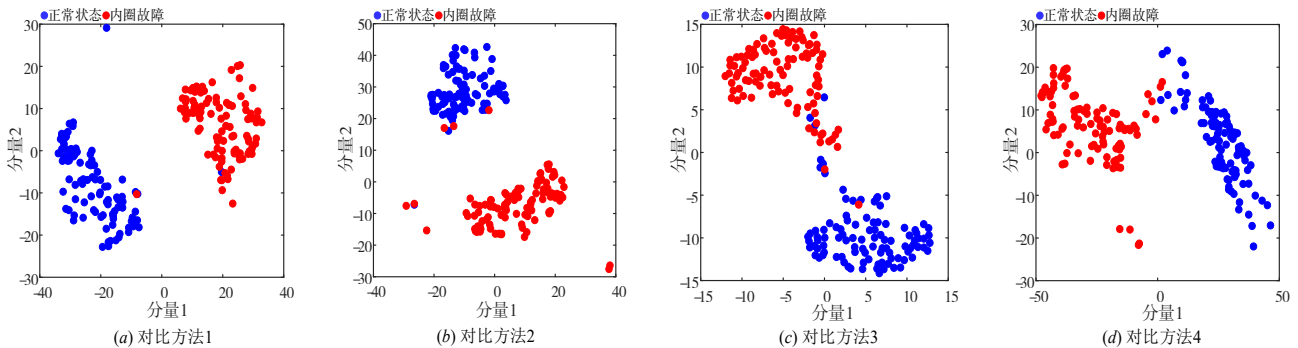


图4 工况1测试过程对比方法T-SNE聚类结果

### 5 结论

本文提出了基于双级对齐部分迁移网络的旋转设备故障诊断方法,有效解决了实际工业场景中的部分迁移诊断任务.得到的主要结论如下:

(1) 本文利用ViT网络提取一维振动信号中的全局特征信息.通过对原始ViT网络的输入处理模块进行改进,使其能够将一维振动信号转化为后续Transformer编码器模块所需特征.利用ViT网络提取的深层特征可区分性相比卷积神经网络明显增强.

(2) 本文利用分类器给出的目标域数据标签信息生成类别权重系数,评估源域不同类别为共享类别的可能性,进而构造了用于约束部分迁移网络参数更新

的加权平衡机制,有效促进了源域和目标域共享类别间的边缘分布对齐,弱化了源域离群类别数据对目标域分类产生的负迁移影响.

(3) 本文利用多种度量学习措施约束部分迁移网络参数更新过程,准确识别了源域和目标域共享类别各子类间的对应关系,有效拉近了源域和目标域共享类别各子类间的特征距离,实现了源域和目标域共享类别的状态分布对齐.

### 参考文献

[1] 张彩霞,王子涵,文成林,等.样本空间基于多级高维特征表示的微小故障诊断[J].电子学报,2020,48(8):1647-

1654.  
ZHANG C X, WANG Z H, WEN C L, et al. Sample space based on multi-level high dimensional feature representation micro-fault diagnosis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(8): 1647-1654. (in Chinese)
- [2] 孙鑫威, 纪爱敏, 陈曦晖, 等. 强噪声背景下动车组轴承微弱故障信号检测[J]. *电子学报*, 2021, 49(11): 2217-2224.  
SUN X W, JI A M, CHEN X H, et al. Detection of weak fault signals for EMU bearings under strong noise[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(11): 2217-2224. (in Chinese)
- [3] LEI Y G, YANG B, JIANG X W, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 138: 106587.
- [4] 苏维均, 杨飞, 于重重, 等. 基于局部频谱的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(1): 160-166.  
SU W J, YANG F, YU C C, et al. Rolling bearing fault feature extraction method based on local spectrum[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(1): 160-166. (in Chinese)
- [5] 潘海洋, 郑近德, 杨宇, 等. 基于 CELCD 和 MFVPMCD 的智能故障诊断方法研究[J]. *电子学报*, 2017, 45(3): 546-551.  
PAN H Y, ZHENG J D, YANG Y, et al. Research on combined intelligent fault diagnostic method based on CELCD and MFVPMCD[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(3): 546-551. (in Chinese)
- [6] ZHAO Z B, LI T F, WU J Y, et al. Deep learning algorithms for rotating machinery intelligent diagnosis: An open source benchmark study[J]. *ISA Transactions*, 2020, 107: 224-255.
- [7] 范苍宁, 刘鹏, 肖婷, 等. 深度域适应综述: 一般情况与复杂情况[J]. *自动化学报*, 2021, 47(3): 515-548.  
FAN C N, LIU P, XIAO T, et al. A review of deep domain adaptation: General situation and complex situation[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(3): 515-548. (in Chinese)
- [8] YAN R Q, SHEN F, SUN C, et al. Knowledge transfer for rotary machine fault diagnosis[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(15): 8374-8393.
- [9] 刘真, 田靖玉, 苑宝鑫, 等. 基于知识聚合和迁移的跨领域推荐算法[J]. *电子学报*, 2020, 48(10): 1928-1932.  
LIU Z, TIAN J Y, YUAN B X, et al. Cross-domain recommendation algorithm based on knowledge aggregation and transfer[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(10): 1928-1932. (in Chinese)
- [10] CHEN Z Y, GRYLLIAS K, LI W H. Intelligent fault diagnosis for rotary machinery using transferable convolutional neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(1): 339-349.
- [11] YANG B, LEI Y G, JIA F, et al. A polynomial kernel induced distance metric to improve deep transfer learning for fault diagnosis of machines[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(11): 9747-9757.
- [12] LI X, ZHANG W, XU N X, et al. Deep learning-based machinery fault diagnostics with domain adaptation across sensors at different places[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(8): 6785-6794.
- [13] CAO Z J, MA L J, LONG M S, et al. Partial adversarial domain adaptation[C]//*Computer Vision - ECCV 2018*. Cham: Springer International Publishing, 2018: 139-155.
- [14] LI W H, CHEN Z Y, HE G L. A novel weighted adversarial transfer network for partial domain fault diagnosis of machinery[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(3): 1753-1762.
- [15] JIAO J Y, ZHAO M, LIN J, et al. Classifier inconsistency-based domain adaptation network for partial transfer intelligent diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(9): 5965-5974.
- [16] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale[EB/OL]. (2020-10-22) [2022-10-01]. <https://arxiv.org/abs/2010.11929.pdf>.
- [17] GANIN Y, USTINOVA E, AJAKAN H, et al. Domain-Adversarial training of neural networks[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2016, 17: 1-35.
- [18] SCHROFF F, KALENICHENKO D, PHILBIN J. FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2015: 815-823.
- [19] 陈金立, 王亚鹏, 李家强, 等. 冲击噪声下基于张量分解和 K-means 聚类的 MIMO 雷达阵列诊断[J]. *电子学报*, 2021, 49(12): 2315-2322.  
CHEN J L, WANG Y P, LI J Q, et al. Tensor decomposition and K-means clustering based array diagnosis for MIMO radar in impulsive noise environment[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(12): 2315-2322. (in Chinese)
- [20] YU K, HAN H Z, FU Q, et al. Symmetric co-training based unsupervised domain adaptation approach for intelligent fault diagnosis of rolling bearing [J]. *Measurement Science and Technology*, 2020, 31(11): 115008.
- [21] ZHAO X L, YAO J Y, DENG W X, et al. Intelligent fault

diagnosis of gearbox under variable working conditions with adaptive intra-class and inter-class convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(9): 6339-6353.

#### 作者简介



俞 昆 男,1991年生,山东济宁人.现为  
中国矿业大学信息与控制工程学院讲师、硕士  
生导师.主要研究方向为机电设备智能运维、振  
动信号时频分析.

E-mail: kunyu9198@126.com



程玉虎 男,1973年生,安徽淮南人.现为  
中国矿业大学信息与控制工程学院教授、博士  
生导师.主要研究方向为机器学习、迁移学习和  
智能系统.

E-mail: chengyuhu@163.com



邢 斌 男,1962年生,法国籍.现为工业  
大数据应用技术国家工程实验室首席科学家,  
工业大数据国家级博士后科研工作站负责人.  
主要研究方向为工业大数据、数字孪生.

E-mail: xing.bin@hotmail.com



王雪松(通讯作者) 女,1974年生,安徽泗  
县人.现为中国矿业大学信息与控制工程学院  
教授、博士生导师.主要研究方向为机器学习、  
人工智能.

E-mail: wangxuesongcumt@163.com