

# 基于辅助分类器的滚动轴承跨域故障诊断<sup>\*</sup>

何天经<sup>1</sup>, 赵荣珍<sup>1,2</sup>, 魏孔元<sup>1</sup>, 董晓鑫<sup>1</sup>, 邓林峰<sup>1</sup>

(1. 兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

(2. 广州理工学院智能制造与电气工程学院 广州, 510540)

**摘要** 针对变工况条件下滚动轴承故障诊断模型泛化性能不佳的问题, 基于深度域自适应与半监督学习技术, 提出一种带有辅助分类器的半监督卷积神经网络(semi-supervised convolutional neural network based on auxiliary classifier, 简称SSCNN-AC)滚动轴承跨域故障诊断模型。首先, 为提升训练过程中目标域样本伪标签的置信度, 所提模型引入最近邻中心分类器作为辅助分类器, 以类中心与样本嵌入特征间的余弦距离为目标域样本生成伪标签, 有效提升伪标签的可靠性; 其次, 采用带有标签平滑项的交叉熵损失函数计算分类损失, 抑制伪标签噪声对半监督学习的不利影响, 提升模型泛化性能; 最后, 以2个不同数据集的实验结果分析对所提模型进行验证。结果表明: 所提模型可有效对齐不同工况下振动信号的嵌入特征, 在滚动轴承的跨域故障诊断方面具有明显优势。

**关键词** 深度学习; 半监督学习; 跨域故障诊断; 辅助分类器

**中图分类号** TH165.3; TP183

## 引言

滚动轴承作为旋转机械的关键零部件, 广泛应用于工业领域, 对其开展健康监测与故障诊断, 不仅为设备的可靠性与稳定性提供保障, 更是提升其智能化水平的关键<sup>[1]</sup>。滚动轴承故障诊断方法可分为基于信号处理与基于机器学习的方法。基于信号处理的诊断方法重点在于提取信号中的故障频率成分, 以此辨别故障类型。该方法对诊断人员的经验有着较高要求, 很大程度上阻碍了此类方法的推广。基于机器学习的诊断方法通常从信号中提取多项表征设备健康状态的统计特征, 用以训练机器学习模型, 建立从特征到健康状态的映射关系, 实现对机械故障的有效诊断。

随着人工智能的发展, 深度学习在故障诊断领域的应用逐渐广泛。Zhou等<sup>[2]</sup>为生成对抗网络设计了新型生成器和判别器, 从不平衡数据中学习到准确特征, 实现了对滚动轴承的故障诊断。Shao等<sup>[3]</sup>利用压缩感知改进了深度置信网络, 从复杂振动信号中提取到更能反映设备健康状态的敏感特征。然而, 上述研究均假设训练样本和测试样本满足独立同分布, 忽略了机械设备工况变化对振动信号的影响。这是因为在工业场景下, 载荷、转速等工况变化会导致训练集和测试集不满足独立同分布假设。

迁移学习中的领域自适应是解决上述问题的有效方法。该技术通过减小源域和目标域样本在嵌入特征空间中的分布差异, 提升模型对于目标域样本的识别性能。Jiao等<sup>[4]</sup>在一维残差网络中引入联合最大均值差异(joint maximum mean discrepancy, 简称JMMD)和对抗自适应判别器, 成功学习到有利于跨域故障诊断的领域不变特征。Wei等<sup>[5]</sup>提出了一种多源域自适应方法, 从原始振动信号中提取既能区分不同故障又能保持领域不变性的特征, 并验证了该方法的有效性。上述研究在旋转设备跨域故障诊断方面均取得了较好结果。然而, 当目标域样本在嵌入特征空间中和源域样本存在过大的领域偏移时, 上述方法易导致模型训练困难, 对目标域样本的错分率较高。尤其在半监督模式下, 可能造成伪标签的置信度偏低, 从而降低模型的泛化性能<sup>[6]</sup>。

为此, 本研究提出SSCNN-AC模型, 在半监督学习框架中引入一种面向目标域样本的辅助分类器, 提高模型对目标域样本分配伪标签的置信度, 缓解模型对目标域样本预测伪标签的偏差累积, 提升模型整体性能。所提模型通过构建缓冲模块存储类中心的特征表示, 利用指数移动平均策略动态更新中心点。同时, 依据类中心向量, 并按照余弦距离依次为每一批次的目标域样本分配高置信度伪标签,

\* 国家自然科学基金资助项目(62241308, 51675253)

收稿日期: 2023-03-15; 修回日期: 2023-07-03

并与源域标签样本共同参与训练过程,从而提高模型的泛化性能。

## 1 半监督深度域自适应

本研究中,变工况下滚动轴承跨域故障诊断中源域数据有标签,目标域数据无标签。根据文献[6],当有标签的源域数据和无标签的目标域数据采自不同的分布时,可认为无监督学习是直推式半监督学习的一种特殊情况。

伪标签是半监督学习中训练模型的一种常用方法。该方法将模型对目标域样本的最大预测概率类别 $\hat{y}$ 作为该样本的真实标签,并与源域有标签样本一起参与网络的有监督训练<sup>[7]</sup>。此外,为降低伪标签在迭代初期的噪声影响,减小误差累积,一般在利用伪标签计算交叉熵损失的过程中加入权衡参数 $\alpha$ 。

给定一个分布为 $P(x_s)$ 的有标记源域 $D_s = \{x_i, y_i\}_{i=1}^{n_s}$ 和分布为 $Q(x_t)$ 的无标记目标域 $D_t = \{x_j\}_{j=1}^{n_t}$ ,且两域之间存在分布差异,即 $P(x_s) \neq Q(x_t)$ 。深度领域自适应的目标是利用源域数据 $D_s$ 学习1个特征提取器 $g(\cdot)$ 和1个分类器 $f(\cdot)$ ,使目标域数据和源域数据的嵌入特征分布相近,以此来提升分类器 $f(\cdot)$ 对于目标域样本的识别准确率。

最大均值差异(maximum mean discrepancy,简称MMD)常被用来描述2个随机变量在再生核希尔伯特空间(reproducing kernel Hilbert space,简称RKHS)中的分布差异<sup>[8]</sup>,计算式为

$$d_{\text{MMD}}(x_s, x_t) = \left\| \sum_{i=1}^{n_s} \phi(g(x_i^s)) - \sum_{j=1}^{n_t} \phi(g(x_j^t)) \right\|_H^2 \quad (1)$$

其中: $H$ 为RKHS; $\phi: x_s, x_t \rightarrow H$ ; $x_i^s$ 为源域中的第*i*个样本; $x_j^t$ 为源域中的第*j*个样本; $n_s$ 为源域样本数量; $n_t$ 为目标域样本数量。

## 2 SSCNN-AC模型

由于目标域样本无标签,且两域样本采样自不同分布,因此本研究基于深度域自适应技术,引入半监督学习框架来处理该类跨域故障诊断问题,设计SSCNN-AC模型以提升模型跨域故障诊断时的泛化性能。深度域自适应技术根据对齐要素可分为基于实例的对齐、基于特征的对齐和基于输出的对齐<sup>[6]</sup>。所提模型对输出进行对齐,在不增加模型参数的前提下实现跨域故障诊断。

图1为SSCNN-AC网络模型结构。该网络由1个特征提取器 $g(\cdot)$ 和1个分类器 $f(\cdot)$ 组成,其中ReLU为非线性激活层。由于全局均值池化(globe average pooling,简称GAP)<sup>[9]</sup>能有效降低神经网络的参数并提高模型的泛化性能,因此本研究采用GAP代替传统的展平连接。此外,所提模型还引入辅助分类器,深入探索无标签样本的数据结构,有效提升目标域样本伪标签的准确率。

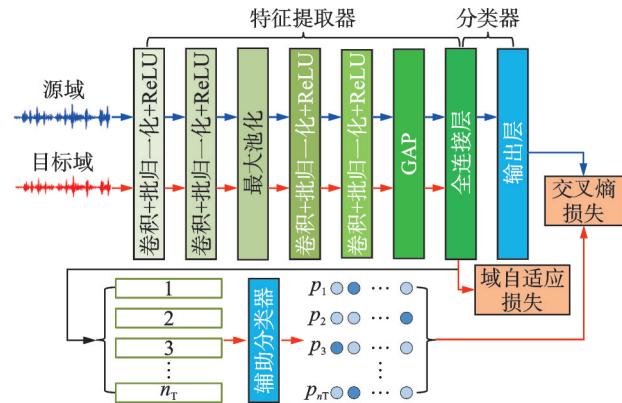


图1 SSCNN-AC网络模型结构  
Fig.1 Model structure of SSCNN-AC network

### 2.1 辅助分类器

辅助分类器是专为目标域样本设计的分类器 $f_t(\cdot)$ 。本研究引入最近邻分类器<sup>[10]</sup>作为辅助分类器,实现对目标域样本的预测与标记,并使其参与模型的训练过程。受文献[8]的启发,引入缓存模块来储存目标域的类中心点信息,并通过最近邻中心分类器动态生成每个批次目标域样本的伪标签信息。

由于训练过程中目标域样本无标签,先以模型对某样本预测的最大概率作为其初始伪标签,即

$$\hat{y}_i = \operatorname{argmax}_k p_i \quad (i = 1, 2, \dots, n_t) \quad (2)$$

其中: $k$ 为预测概率; $p_i$ 为一个 $k$ 维向量; $i$ 为第*i*个目标域样本。

指数移动平均<sup>[11]</sup>是一种给予最新时刻数据更高权重的平均化方法。基于式(2)得到的伪标签,通过指数移动平均策略更新缓存模块中的类中心点。具体更新式为

$$\begin{cases} c_j = \sum_{i \in B_t} 1_{[j=\hat{y}_i]} g(x_i^t) / \sum_{i \in B_t} 1_{[j=\hat{y}_i]} \\ c_j^m = \gamma c_j + (1 - \gamma) c_j^m \end{cases} \quad (m = 1, 2, \dots, k) \quad (3)$$

其中: $B_t$ 为一个批次中目标域样本的索引集合; $\gamma=0.1$ ,为平滑参数。

通过缓存模块中的类中心点,可建立最近邻中心分类器,并为每个目标域样本生成伪标签,即

$$\hat{y}_i = \operatorname{argmin}_{j=1}^K l(g(x_i^T), c_j^m) \quad (i = 1, 2, \dots, n_T) \quad (4)$$

其中:  $l(\cdot)$  为神经网络提取到的目标域样本特征与类别中心点间的余弦距离。

当样本与某一类别中心的余弦距离最小时, 该类别中心的标签即为样本伪标签。辅助分类器生成伪标签过程中无源域数据的参与, 动态更新得到的类中心点可有效表示目标域数据的整体结构。因此, 得到的伪标签更符合目标域的结构, 置信度更高。

## 2.2 网络的训练

为充分利用带标签的源域数据和无标签的目标域数据, 采用带有标签平滑正则化项的交叉熵损失计算模型的分类损失。标签平滑正则通过对模型的输出添加扰动, 实现对模型的约束, 降低了模型训练中出现过拟合的风险。

对于源域数据, 通过特征提取器与分类器对样本生成预测, 再采用带有标签平滑正则化项的交叉熵损失函数计算其分类损失。设模型对源域样本的预测标签为  $y_i$ , 则计算过程为

$$L_{\text{CE}}^s = (1 - \epsilon) \left( -\sum_{i=1}^K y_i \log(y_i) \right) + \epsilon \left( -\sum_{i=1}^K \frac{1}{K} \log(y_i) \right) \quad (5)$$

其中:  $K$  为数据中包含的类别数;  $\epsilon = 0.1$ , 为原预测概率和标签分布的权重;  $y_i$  为样本真实标签。

对于目标域样本, 通过其嵌入特征与类中心间的余弦距离为其生成置信度较高的伪标签。由于不可避免的噪声问题, 目标域样本也采用带有标签正则化项的交叉熵损失函数计算损失, 并记为  $L_{\text{CE}}^t$ , 计算过程如式(5)。此外, 为有效对齐源域样本和目标域样本的嵌入特征, 采用式(1)来衡量两域样本嵌入特征之间的分布差异, 记为  $L_{\text{transfer}}$ 。将三者结合, 得到模型的总体损失函数, 即

$$L = L_{\text{CE}}^s + \lambda_1 L_{\text{CE}}^t + \lambda_2 L_{\text{transfer}} \quad (6)$$

其中:  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  分别为目标域分类损失和域自适应损失的权重。

训练开始阶段, 由于伪标签的噪声较高, 应对目标域数据的分类损失  $L_{\text{CE}}^t$  和两域间的自适应损失  $L_{\text{transfer}}$  赋予较小的权重。随着训练的深入, 辅助分类器对目标域样本的预测标签置信度随之提升。此时应增加  $L_{\text{CE}}^t$  和  $L_{\text{transfer}}$  损失项的权重, 使模型参数更新, 逐渐偏向无标签的目标域数据, 并通过优化总体损失函数, 得到较高的领域自适应能力。因此, 本研究采用线性增加的策略设置参数  $\lambda_1$  与  $\lambda_2$ 。同时, 模型的优化选择 Adam 算法, 训练过程中每一批次的

大小为 10, 学习率为 0.001, 最大迭代次数设置为 50。

## 2.3 建立的故障诊断模型

基于以上设计的神经网络模型, 建立的故障诊断模型流程如图 2 所示。该模型在不增加模型参数的前提下, 引入最近邻中心分类器作为辅助分类器, 提升目标域样本生成伪标签的准确性, 从而增加模型的泛化性能, 实现滚动轴承的跨域故障诊断。

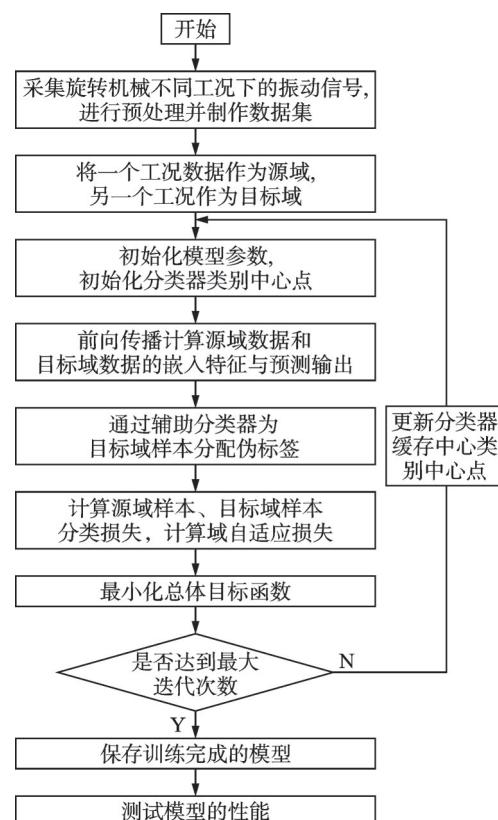


Fig.2 Flowchart of the established fault diagnosis model

## 3 算法验证结果与分析

本节通过凯斯西储大学(case western reserve university, 简称 CWRU)轴承数据与本实验室轴承数据验证所提模型的有效性, 并与卷积神经网络(convlutional neural network, 简称 CNN)、域对抗神经网络(domain adversarial neural networks, 简称 DANN)<sup>[12]</sup>以及采用基于其他域自适应模型与 CNN 相结合的方法进行对比, 其他模型分别为 MMD<sup>[8]</sup>、相关性对齐(correlation alignment, 简称 CORAL)<sup>[13]</sup>、中心距差异(central moment discrepancy, 简称 CMD)<sup>[14]</sup>、局部最大均值差异(local maximum mean discrepancy, 简称 LMMD)<sup>[15]</sup>以及 JMMD<sup>[11]</sup>, 每个实验均重复 10 次。

### 3.1 CWRU 轴承数据

采用 CWRU 公开轴承数据<sup>[16]</sup>验证所提模型有效性。该数据集包含正常以及分别对应滚动体、内、外圈的轻微、中等和严重等 10 种健康状态。CWRU 轴承数据如表 1 所示。

表 1 CWRU 轴承数据  
Tab.1 Bearings data of CWRU

标签	故障位置	故障尺寸/mm	标签	故障位置	故障尺寸/mm
0	正常	0	7		0.177 8
1		0.177 8	8	外圈	0.355 6
2	滚动体	0.355 6	9		0.533 4
3		0.533 4			
4		0.177 8			
5	内圈	0.355 6			
6		0.533 4			

表 2 为基于 CWRU 数据的跨负载故障诊断任务,具体展示了基于负载变化所模拟的 12 种跨领域故障诊断任务,其中“->”表示跨域。构造数据集时,源域中每类样本数量为 1 000,10 种状态共 10 000 个样本;目标域中每类样本的数量为 100,共 1 000 个样本;测试集中每种类别样本数量设为 100,共 1 000 个样本。

表 2 基于 CWRU 数据的跨负载故障诊断任务  
Tab.2 Cross-load fault diagnosis tasks based on CWRU data

任务	源域-> 目标域/(kW)	源域数量	目标域数量	测试集数量
C <sub>01</sub>	0->0.75	10 000	1 000	1 000
C <sub>02</sub>	0->1.49	10 000	1 000	1 000
C <sub>03</sub>	0->2.24	10 000	1 000	1 000
C <sub>10</sub>	0.75->0	10 000	1 000	1 000
C <sub>12</sub>	0.75->1.49	10 000	1 000	1 000
C <sub>13</sub>	0.75->2.24	10 000	1 000	1 000
C <sub>20</sub>	1.49->0	10 000	1 000	1 000
C <sub>21</sub>	1.49->0.75	10 000	1 000	1 000
C <sub>23</sub>	1.49->2.24	10 000	1 000	1 000
C <sub>30</sub>	2.24->0	10 000	1 000	1 000
C <sub>31</sub>	2.24->0.75	10 000	1 000	1 000
C <sub>32</sub>	2.24->1.49	10 000	1 000	1 000

参照文献[5],确定的 SSCNN-AC 模型结构参数如表 3 所示。第 1 层卷积核尺寸设置较大值,其余卷积核尺寸均设置为 3。分类器  $f(\cdot)$  的神经元数目为数据集中所包含的样本类别数目。此外,每个卷积层加入 ReLU 激活函数,以增强模型的非线性映射能力。

表 3 SSCNN-AC 模型结构参数

Tab.3 Structural parameters of SSCNN-AC model

类型	卷积核尺寸	通道数	步长	池化大小	补零
Input	—	—	—	—	—
Conv	15×1	16	1	—	—
Conv	3×1	32	1	—	—
Pool	—	—	—	2	2
$g(\cdot)$	3×1	64	1	—	是
Conv	3×1	128	1	—	是
GAP	—	—	—	—	—
Dense	神经元数量=128, 激活函数=ReLU				
Dense	神经元数量=2				
$f(\cdot)$	Dense	神经元数量=K, 神经元数量=SoftMax			

以源域和目标域工况差别最大的 C<sub>30</sub> 任务为研究案例,在该任务下,SSCNN-AC 模型的训练过程如图 3 所示。由图可见,源域样本和目标域样本的分类损失均稳定下降,证明模型训练最终可达到收敛。此外,辅助分类器对于目标域样本赋予伪标签的准确率也随迭代次数的增加不断上升,表明辅助分类器对于提升目标域伪标签的准确率发挥重要作用。同时,目标域样本的分类准确率变化趋势与辅助分类器生成伪标签的准确率变化趋势一致,表明伪标签的准确率对整个模型的训练起到重要的促进作用。

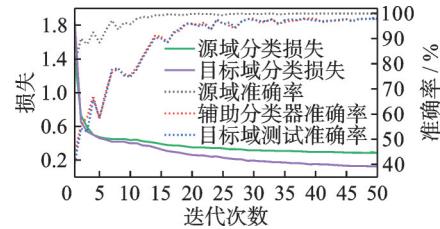


图 3 SSCNN-AC 模型的训练过程

Fig.3 Training process of SSCNN-AC model

SSCNN-AC 模型训练过程特征可视化如图 4 所示。图中:S 表示源域;T 表示目标域;0~9 分别表示滚动轴承的正常以及不同故障类型等状态。随着迭代次数的增加,模型对不同类型故障数据分辨能力逐渐提升。当迭代至 20 次时,不同类型的故障样本之间已有较为清晰的分类边界,源域和目标域间的分布差异也明显缩小。当迭代至 50 次时,模型对于来自源域和目标域的数据均具有较高辨识能力,且不同故障类别的特征间具有清晰的分类边界,而同类故障特征间紧密聚集。

由于模型的目标函数包含 3 部分,即源域分类损失  $L_{CE}^S$ 、目标域分类损失  $L_{CE}^T$  和两域自适应损失  $L_{transfer}$ 。因此,设计消融实验验证模型的有效性,分别为使用第 1 项损失  $L_{CE}^S$ 、使用第 1 项与第 2 项损失  $L_{CE}^S + \lambda_1 L_{CE}^T$ 、使用第 1 项与第 3 项损失  $L_{CE}^S +$

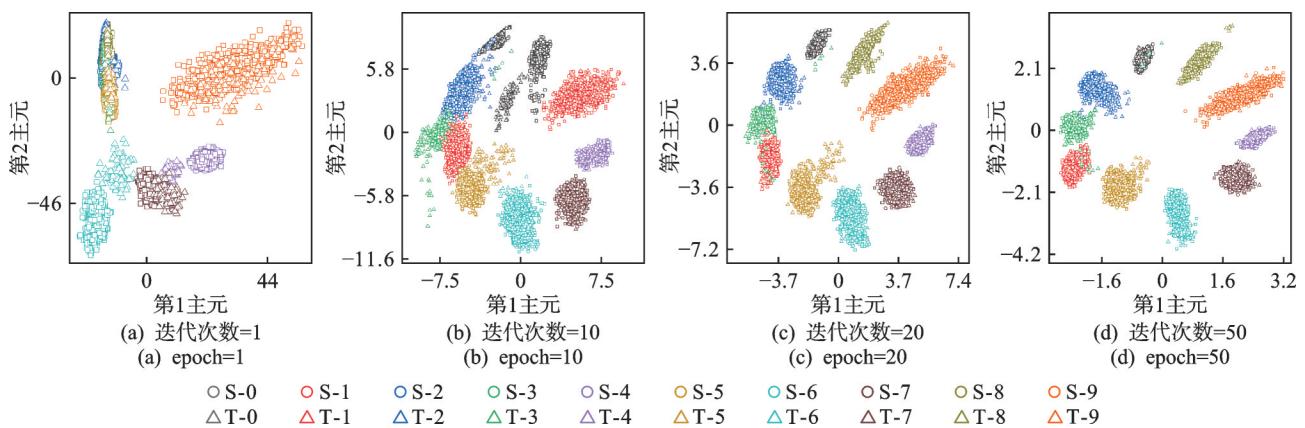


图4 SSCNN-AC模型训练过程特征可视化

Fig.4 Visualization of features in training process of SSCNN-AC model

$\lambda_2 L_{\text{transfer}}$  以及使用本研究的3项损失。消融实验结果见图5。由图可见,综合使用3项损失函数后,在所有跨域诊断任务中,本研究所提模型相对其他模

型均取得最优效果,识别准确率均超过97%。

为进一步验证所提模型的优越性,将所提模型与其他主流域自适应模型方法进行对比,得到如表4所示的不同模型在CWRU跨负载故障诊断任务中的性能。由表可见,所提模型在  $C_{01}$ 、 $C_{03}$ 、 $C_{10}$ 、 $C_{13}$ 、 $C_{30}$  等5个跨域诊断任务中取得最高的识别准确率。相应地,CNN与LMMD相结合的方法在  $C_{01}$ 、 $C_{12}$ 、 $C_{20}$ 、 $C_{23}$  任务中的准确率最高,CNN与JMMD相结合的方法在  $C_{12}$ 、 $C_{21}$ 、 $C_{31}$ 、 $C_{32}$  任务中的准确率最高。综合来看,所提模型在全部12个跨域故障诊断任务上的平均识别准确率均超过其他模型,表现出更好的稳定性,表明所提模型在跨负载故障诊断中的优势更加明显。

为对比不同模型的特征对齐效果,将各模型在  $C_{30}$  任务中学到的测试样本特征展示在二维空间中,不同模型在  $C_{30}$  诊断任务中的特征可视化结果如图6所示。2.24 kW与无负载下的振动信号在神经网络的深层嵌入特征空间中的分布存在一定差异,这也

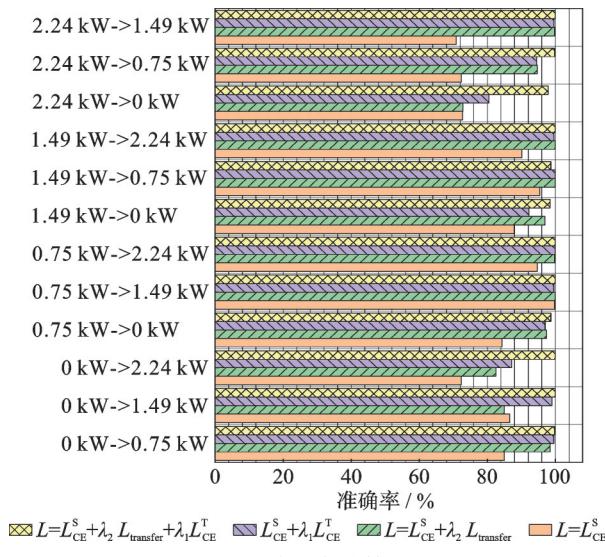


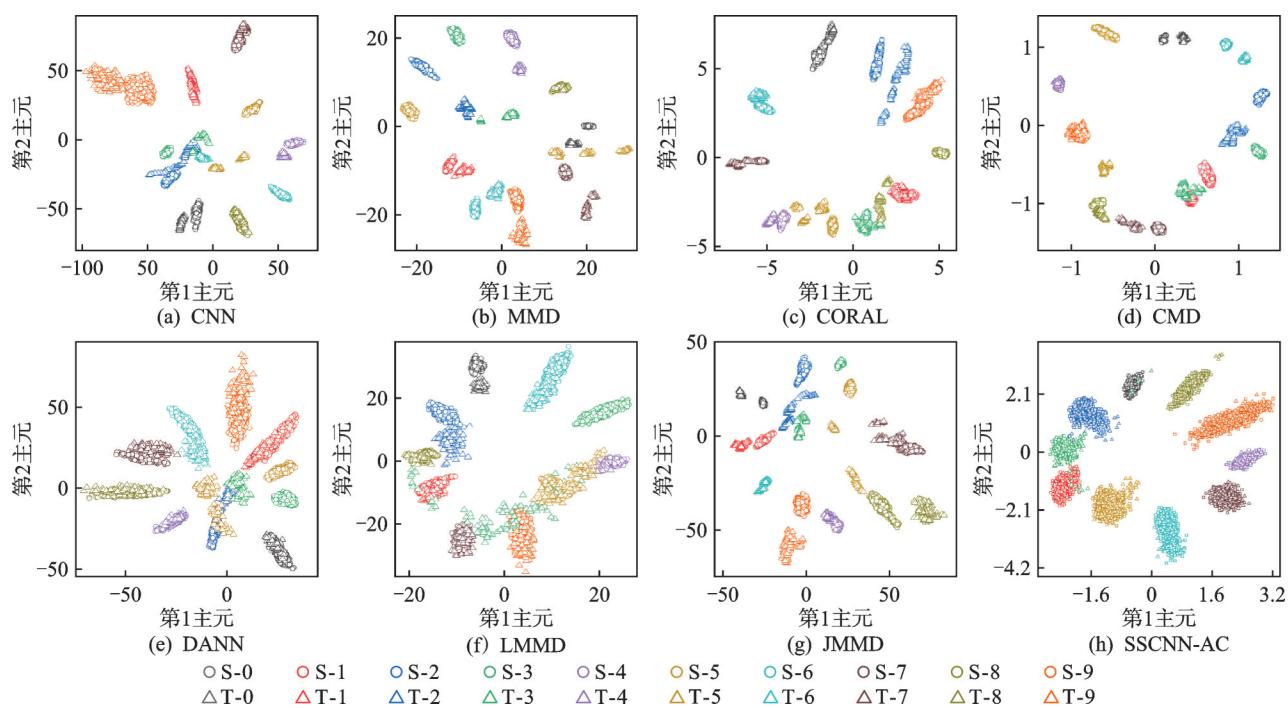
图5 消融实验结果

Fig.5 Results of ablation study

表4 不同模型在CWRU跨负载故障诊断任务中的性能

Tab.4 Performance of different models in CWRU cross-load fault diagnosis task

任务	CNN	MMD	CORAL	CMD	DANN	LMMD	JMMD	SSCNN-AC	%
$C_{01}$	$89.28 \pm 4.29$	$90.06 \pm 25.35$	$93.87 \pm 5.60$	$87.2 \pm 8.13$	$97.65 \pm 2.13$	$99.99 \pm 0.03$	$99.26 \pm 0.40$	$99.87 \pm 0.19$	
$C_{02}$	$79.58 \pm 6.37$	$83.52 \pm 25.10$	$88.18 \pm 7.27$	$84.97 \pm 8.84$	$90.88 \pm 3.44$	$89.61 \pm 7.22$	$87.49 \pm 8.53$	$93.5 \pm 8.10$	
$C_{03}$	$71.38 \pm 5.53$	$90.54 \pm 8.19$	$82.08 \pm 7.75$	$73.11 \pm 7.85$	$78.62 \pm 3.04$	$75.28 \pm 4.68$	$83.46 \pm 6.67$	$91.3 \pm 9.62$	
$C_{10}$	$90.94 \pm 4.48$	$96.95 \pm 2.09$	$98.21 \pm 2.07$	$86.38 \pm 3.93$	$94.48 \pm 3.13$	$98.39 \pm 2.22$	$92.77 \pm 5.44$	$99.04 \pm 1.02$	
$C_{12}$	$99.07 \pm 1.84$	$90.91 \pm 26.97$	$99.87 \pm 0.09$	$97.18 \pm 2.22$	$99.9 \pm 0$	$100 \pm 0$	$100 \pm 0$	$99.96 \pm 0.12$	
$C_{13}$	$84.59 \pm 8.39$	$86.86 \pm 22.65$	$93.83 \pm 7.00$	$88.69 \pm 6.43$	$93.19 \pm 4.48$	$94.89 \pm 5.12$	$96.62 \pm 2.37$	$96.74 \pm 4.95$	
$C_{20}$	$78.69 \pm 6.84$	$84.81 \pm 8.04$	$87.27 \pm 8.12$	$81.81 \pm 7.50$	$88.45 \pm 2.96$	$95.52 \pm 6.16$	$90.02 \pm 8.06$	$92.76 \pm 7.74$	
$C_{21}$	$93.91 \pm 4.02$	$91.69 \pm 24.06$	$97.23 \pm 3.80$	$92.45 \pm 3.92$	$98.98 \pm 1.20$	$99.89 \pm 0.30$	$99.94 \pm 0.10$	$98.48 \pm 3.04$	
$C_{23}$	$93.69 \pm 7.79$	$99.84 \pm 0.10$	$95.96 \pm 4.28$	$95.83 \pm 3.31$	$99.34 \pm 0.94$	$100 \pm 0$	$97.72 \pm 4.30$	$99.87 \pm 0.30$	
$C_{30}$	$70.6 \pm 4.32$	$79.52 \pm 4.26$	$77.95 \pm 9.57$	$71.11 \pm 9.13$	$78.67 \pm 3.37$	$86.78 \pm 12.92$	$80.01 \pm 9.45$	$91.21 \pm 7.13$	
$C_{31}$	$80.48 \pm 7.61$	$91.56 \pm 5.10$	$86.27 \pm 6.98$	$79.42 \pm 5.70$	$86.62 \pm 7.30$	$89.95 \pm 6.30$	$93.98 \pm 6.80$	$89.78 \pm 6.58$	
$C_{32}$	$79.73 \pm 3.68$	$90.82 \pm 23.43$	$92.26 \pm 6.79$	$91.95 \pm 8.40$	$95.13 \pm 5.29$	$99 \pm 3.00$	$98.44 \pm 3.19$	$96.93 \pm 4.58$	
平均值	$84.33 \pm 11.11$	$89.76 \pm 18.29$	$91.08 \pm 8.94$	$85.84 \pm 10.81$	$91.83 \pm 7.94$	$94.11 \pm 8.65$	$93.31 \pm 8.27$	$96.84 \pm 6.32$	

图6 不同模型在C<sub>30</sub>诊断任务中的特征可视化Fig.6 Visualization of features of different models in C<sub>30</sub> diagnosis tasks

是在不使用任何领域自适应的情况下网络在跨域诊断任务中性能降低的本质原因。使用相应的领域适应后,两域数据在特征空间中的分布差异减小,泛化性能提升。与其他领域自适应模型相比,所提模型对源域样本和目标域样本嵌入特征的对齐效果最好,表明所提模型可有效对齐2个不同分布之间的差异,提高模型在跨负载故障诊断任务中的性能。

### 3.2 实验室轴承数据

采用本实验室轴承数据进一步验证所提模型的有效性,该数据包含正常、滚动体故障、保持架故障、内圈故障、外圈故障等5种类型,在转速分别为2 600、2 800、3 000、3 200 r/min工况下采集数据。



图7 实验室综合故障模拟试验台

Fig.7 Laboratory fault simulation test bench

基于不同转速,该数据集可定义12种跨转速故障诊断任务。基于实验室数据的跨转速故障诊断任务如表5所示。源域中每种状态的样本设为1 000,5种状态共5 000个样本;目标域中每种状态的样本设为100个,5种状态共500个样本;设置测试集中每种状态100个样本,共500个样本。

表5 基于实验室数据的跨转速故障诊断任务

Tab.5 Cross-load fault diagnosis tasks based on laboratory data

任务	源域 $\rightarrow$ 目标域/ ( $r\cdot min^{-1}$ )	源域数量	目标域 数量	测试集 数量
L <sub>01</sub>	2 600 $\rightarrow$ 2 800	5 000	500	500
L <sub>02</sub>	2 600 $\rightarrow$ 3 000	5 000	500	500
L <sub>03</sub>	2 600 $\rightarrow$ 3 200	5 000	500	500
L <sub>10</sub>	2 800 $\rightarrow$ 2 600	5 000	500	500
L <sub>12</sub>	2 800 $\rightarrow$ 3 000	5 000	500	500
L <sub>13</sub>	2 800 $\rightarrow$ 3 200	5 000	500	500
L <sub>20</sub>	3 000 $\rightarrow$ 2 600	5 000	500	500
L <sub>21</sub>	3 000 $\rightarrow$ 2 800	5 000	500	500
L <sub>23</sub>	3 000 $\rightarrow$ 3 200	5 000	500	500
L <sub>30</sub>	3 200 $\rightarrow$ 2 600	5 000	500	500
L <sub>31</sub>	3 200 $\rightarrow$ 2 800	5 000	500	500
L <sub>32</sub>	3 200 $\rightarrow$ 3 000	5 000	500	500

与3.1节一致,首先对比各模型的诊断性能,不同模型在实验室跨转速故障诊断任务中的性能如表6所示。由表可见,所提模型在L<sub>02</sub>、L<sub>03</sub>、L<sub>12</sub>、L<sub>21</sub>、L<sub>23</sub>、L<sub>30</sub>、L<sub>31</sub>、L<sub>32</sub>等任务中取得最高的识别准确率。相应地,LMMD在L<sub>01</sub>、L<sub>10</sub>、L<sub>12</sub>、L<sub>13</sub>、L<sub>20</sub>等任务中的识别准确率最高。对比来看,所提模型的平均识别准确率在所有方法中最高。

所提模型在不同跨转速故障诊断任务中的特征可视化如图8所示。由图可直观了解所提模型在不

表6 不同模型在实验室跨转速故障诊断任务中的性能

Tab.6 Performance of different models in laboratory cross-speed fault diagnosis tasks

任务	CNN	MMD	CORAL	CMD	DANN	LMMD	JMMD	SSCNN-AC	%
$L_{01}$	97.88 $\pm$ 2.82	98.3 $\pm$ 2.03	99.84 $\pm$ 0.37	99.92 $\pm$ 0.13	99.86 $\pm$ 0.36	100 $\pm$ 0	99.30 $\pm$ 0.94	99.94 $\pm$ 0.18	
$L_{02}$	89.36 $\pm$ 8.28	89.48 $\pm$ 12.19	98.96 $\pm$ 1.55	97.52 $\pm$ 5.08	97.98 $\pm$ 1.81	99.92 $\pm$ 0.16	95.48 $\pm$ 2.11	100 $\pm$ 0	
$L_{03}$	68.78 $\pm$ 9.94	80.06 $\pm$ 11.17	89.3 $\pm$ 8.13	88.34 $\pm$ 7.93	84.06 $\pm$ 6.94	97.70 $\pm$ 6.90	91.10 $\pm$ 4.62	99.32 $\pm$ 0.80	
$L_{10}$	88.62 $\pm$ 4.71	97.44 $\pm$ 3.98	97.16 $\pm$ 4.82	99.62 $\pm$ 0.70	99.98 $\pm$ 0.06	100 $\pm$ 0	96.76 $\pm$ 2.27	99.96 $\pm$ 0.12	
$L_{12}$	96.10 $\pm$ 5.89	97.12 $\pm$ 1.91	98.94 $\pm$ 1.35	99.56 $\pm$ 0.81	99.58 $\pm$ 0.71	100 $\pm$ 0	95.08 $\pm$ 3.30	100 $\pm$ 0	
$L_{13}$	80.08 $\pm$ 13.91	93.46 $\pm$ 3.68	95.80 $\pm$ 8.18	96.20 $\pm$ 3.81	99.02 $\pm$ 0.95	100 $\pm$ 0	95.20 $\pm$ 4.58	99.94 $\pm$ 0.18	
$L_{20}$	82.58 $\pm$ 12.16	93.68 $\pm$ 5.55	98.72 $\pm$ 1.71	99.52 $\pm$ 0.93	99.32 $\pm$ 1.27	100 $\pm$ 0	94.00 $\pm$ 2.79	99.94 $\pm$ 0.18	
$L_{21}$	95.24 $\pm$ 7.71	99.28 $\pm$ 1.51	99.46 $\pm$ 0.87	97.26 $\pm$ 2.45	99.84 $\pm$ 0.32	99.84 $\pm$ 0.37	99.10 $\pm$ 0.82	100 $\pm$ 0	
$L_{23}$	86.28 $\pm$ 12.49	92.54 $\pm$ 5.34	95.86 $\pm$ 11.49	93.24 $\pm$ 6.87	98.20 $\pm$ 2.08	98.00 $\pm$ 6.00	94.32 $\pm$ 7.14	99.92 $\pm$ 0.16	
$L_{30}$	61.98 $\pm$ 9.58	78.00 $\pm$ 7.93	85.06 $\pm$ 8.47	90.34 $\pm$ 7.50	86.92 $\pm$ 6.88	98.70 $\pm$ 3.83	85.10 $\pm$ 5.14	100 $\pm$ 0	
$L_{31}$	70.98 $\pm$ 12.86	92.76 $\pm$ 5.75	92.82 $\pm$ 10.73	91.90 $\pm$ 10.52	93.24 $\pm$ 6.62	99.90 $\pm$ 0.20	90.70 $\pm$ 5.61	99.30 $\pm$ 2.03	
$L_{32}$	76.56 $\pm$ 12.88	92.76 $\pm$ 4.07	97.66 $\pm$ 2.36	94.22 $\pm$ 5.85	92.48 $\pm$ 6.74	100 $\pm$ 0	92.84 $\pm$ 4.03	99.88 $\pm$ 0.30	
平均值	82.87 $\pm$ 15.07	92.07 $\pm$ 8.83	95.80 $\pm$ 7.31	95.64 $\pm$ 6.63	95.87 $\pm$ 6.30	99.51 $\pm$ 2.76	94.08 $\pm$ 5.50	99.85 $\pm$ 0.60	

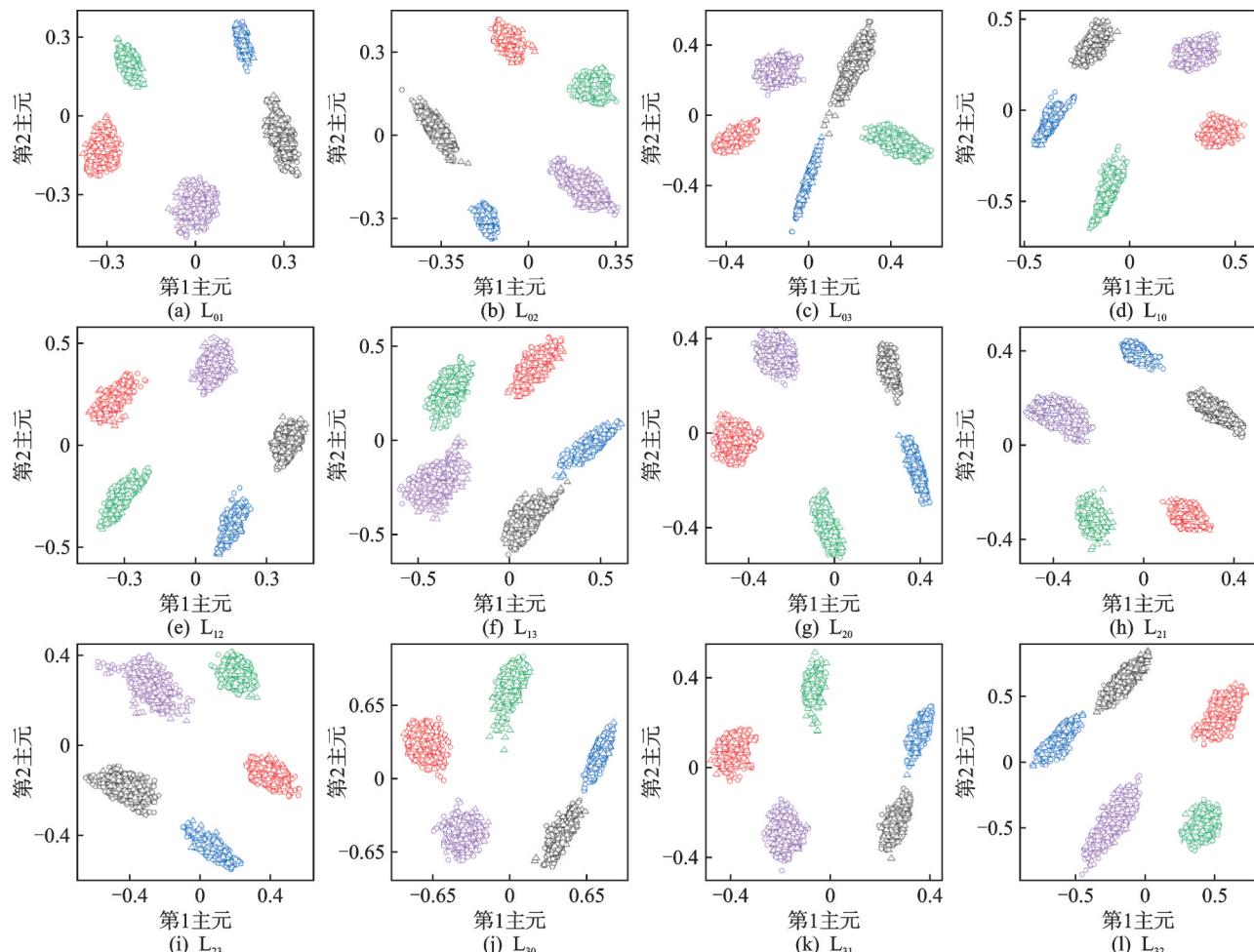


图8 所提模型在不同跨转速故障诊断任务中的特征可视化

Fig.8 Visualization of features of proposed method in different cross-speed fault diagnosis tasks

同跨转速任务中学到的嵌入特征,虽然转速的变化会导致旋转机械振动信号的嵌入特征分布发生改变,但通过所提模型,源域样本和目标域样本的嵌入特征可得到较好的对齐。

#### 4 结 论

1) 提出一种半监督滚动轴承跨域故障诊断模型,引入最近邻中心分类器作为辅助分类器,基于余

弦距离度量为目标域样本生成高置信度伪标签,并加入模型训练过程,从而增加模型在不同工况下的泛化性能。

2) 采用带有标签平滑正则项的交叉熵损失来衡量分类误差,减小模型过拟合风险,降低伪标签噪声对半监督训练过程带来的不利影响。实验证明,本研究所提模型可有效对齐不同工况下振动信号的嵌入特征,在滚动轴承的跨域故障诊断方面具有较为明显的优势。

## 参 考 文 献

[1] 朱永生,张盼,袁倩倩,等.智能轴承关键技术及发展趋势[J].振动、测试与诊断,2019,39(3):455-462.  
ZHU Yongsheng, ZHANG Pan, YUAN Qianqian, et al. Key technologies and development trend of smart bearing[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(3): 455-462. (in Chinese)

[2] ZHOU F N, YANG S, FUJITA H, et al. Deep learning fault diagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 187: 104837.

[3] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H Z, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 743-765.

[4] JIAO J Y, ZHAO M, LIN J, et al. Residual joint adaptation adversarial network for intelligent transfer fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 145: 106962.

[5] WEI D D, HAN T, CHU F L, et al. Weighted domain adaptation networks for machinery fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 158: 107744.

[6] LIANG J, HU D P, FENG J S. Domain adaptation with auxiliary target domain-oriented classifier [C] // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, TN, USA: IEEE, 2021: 16627-16637.

[7] LI Z, KO B S, CHOI H J. Naive semi-supervised deep learning using pseudo-label[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2019, 12(5): 1358-1368.

[8] LONG M S, CAO Y, WANG J M, et al. Learning transferable features with deep adaptation networks [C] // Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning- Volume 37. Lille, France: JMLR, 2015: 97-105.

[9] LI Y X, WANG K S. Modified convolutional neural network with global average pooling for intelligent fault diagnosis of industrial gearbox[J]. Eksploatacja I Niezawodnosc-Maintenance and Reliability, 2020, 22(1): 63-72.

[10] LIANG J, HU D P, FENG J S. Do we really need to access the source data? Source hypothesis transfer for unsupervised domain adaptation[C] // Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning. Online: PMLR, 2020: 6028-6039.

[11] CAI Z W, RAVICHANDRAN A, MAJI S, et al. Exponential moving average normalization for self-supervised and semi-supervised learning [J]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA: CVPR, 2021: 194-203.

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

[13] SUN B C, SAENKO K. Deep CORAL: correlation alignment for deep domain adaptation [C] // Computer Vision-ECCV 2016 Workshops. Cham: Springer International Publishing, 2016: 443-450.

[14] LI X D, HU Y, ZHENG J H, et al. Central moment discrepancy based domain adaptation for intelligent bearing fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2021, 429: 12-24.

[15] ZHU Y C, ZHUANG F Z, WANG J D, et al. Deep subdomain adaptation network for image classification [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(4): 1713-1722.

[16] Case School of Engineering. Bearing data center [EB/OL]. [2023-02-10]. <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter>.



**第一作者简介:**何天经,男,1979年7月生,硕士、讲师。主要研究方向为旋转机械故障诊断。曾发表《Fault identification of rolling bearing using variational mode decomposition multiscale permutation entropy and adaptive GG clustering》(《Shock and Vibration》2021, Vol. 2021)等论文。

E-mail:hetj@lut.edu.cn

**通信作者简介:**赵荣珍,女,1960年12月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械故障诊断、转子系统与机械系统动力学。

E-mail:zhaorongzhen@lut.edu.cn