小样本无监督跨域故障诊断方法

乔 万[1,2] 刘秀丽[1,2*] 栗祎健[1,2] 吴国新[1,2]
1.北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室,北京,100192
2.北京信息科技大学机电工程学院,北京,100192

摘要:针对故障诊断中小样本条件下的数据标注缺失及跨域应用中的域偏移问题,提出了一种融合对比学习的域适应策略。通过层级化特征对齐机制,联合优化域级对抗适应与类级对比学习,兼顾域不变特征迁移与类判别性保持,提高目标域故障分类精度。构建一维域共享卷积神经网络提取源域和目标域数据的共性特征,结合无监督域判别损失与梯度反转层优化域级适配,增强域不变特性的可迁移性。设计无监督对比损失函数优化类特定信息,在特征空间内约束类内紧凑性与类间可分性,实现有限样本下类级对齐,有效抑制类边界误识别。在搭建的行星齿轮箱试验台数据集和公开轴承数据集上的跨工况无监督实验结果表明,在多个跨工况迁移任务中,诊断准确率普遍超过95%。所提方法相较于几种无监督域适应方法取得了明显的性能改进,验证了该方法在小样本无监督跨工况故障诊断中的有效性与优越性。

关键词:故障诊断;对比学习;小样本;无监督域适应
中图分类号:TH17;TP18
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.09.001 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Unsupervised Cross-domain Fault Diagnosis Method under Small Sample Conditions

QIAO Wan[1,2] LIU Xiuli[1,2*] LI Yijian[1,2] WU Guoxin[1,2]
1.Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing, 100192
2.College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing, 100192

Abstract: To address the issues of data annotation scarcity under small-sample conditions and domain shift in cross-domain applications in fault diagnosis, a domain adaptation strategy integrating contrastive learning was proposed. First, a hierarchical feature alignment mechanism was adopted to jointly optimize domain-level adversarial adaptation and class-level contrastive learning. This mechanism balanced the transfer of domain-invariant features and the preservation of class discriminability, thereby improving the fault classification accuracy in the target domain. Second, a one-dimensional domain-shared convolutional neural network(CNN) was constructed to extract the common features of data from the source domain and target domain. By combining the unsupervised domain discriminative loss with a gradient reversal layer to optimize domain-level adaptation, the transferability of domain-invariant characteristics was enhanced. Finally, an unsupervised contrastive loss function was designed to optimize class-specific information. This function constrains the intra-class compactness and inter-class separability in the feature space, enabling class-level alignment under limited samples and effectively suppressing misidentification of class boundaries. The cross-condition unsupervised experimental results on both the constructed planetary gearbox test rig dataset and the public bearing dataset show that the diagnostic accuracy generally exceeds 95% in multiple cross-condition transfer tasks. Compared with several unsupervised domain adaptation methods, the proposed method achieves a significant performance improvement, validating its effectiveness and superiority in small-sample unsupervised cross-condition fault diagnosis.

Key words: fault diagnosis; contrastive learning; small sample; unsupervised domain adaptation

0 引言

随着工业自动化与智能化的不断推进,旋转机械故障诊断已成为保障设备健康、提高生产效率的关键技术。随着机械设备结构复杂化,旋转机械常处在噪声、高温、重载、高频变速、冲击等极端恶劣工况,关键部件易发生故障,进而影响工作系统的可靠性和稳定性,甚至造成工业生产停滞

收稿日期:2025-09-22
基金项目:国家自然科学基金(62303065)

和经济损失[1-3]。据统计，约45%～55%的机械故障是由轴承故障引起的[4]，而齿轮故障在齿轮箱各部件故障中占比超过60%[5]。因此，对旋转机械关键部件的健康状态实现及时、自动、可靠的监测具有重要性和必要性[6-7]。

深度学习模型因其在表征能力、诊断精度和泛化性能上的优势已成为故障诊断的有力工具。但大多数数据驱动模型在故障识别中的性能直接取决于训练样本数量以及数据表示的质量。而在实际工业场景中，机器设备故障发生频率低，仅能在停机维修前采集有限的故障样本，使得构建高质量的多故障类别数据集变得昂贵且耗时[8]。此外，采集的数据往往不能包含足够的故障信息，导致各种故障状态的数据分布存在不平衡，模型难以学习到全面的故障特征。针对小样本问题，研究者提出了基于数据增强的方案。如LYU等[9]基于生成对抗网络(GAN)的数据增强模型提出梯度惩罚分离分类器(GPSC-GAN)，通过引入独立分类器和梯度惩罚Wasserstein距离机制，有效生成多模态高质量故障样本。TIAN等[10]提出一种小样本故障诊断方法，通过变分自编码器(VAE)提取潜在分布、辅助分类器生成对抗网络(ACGAN)扩展样本，并引入堆叠去噪自编码器(SDAE)抑制噪声干扰，实现高质量样本生成与特征优化。张笑璐等[11]提出一种基于深度卷积生成对抗网络(DCGAN)的样本生成方法，通过频域转换和归一化等预处理优化对抗训练，合成高真实性虚拟样本以平衡数据分布。

尽管上述方法通过数据增强策略从数据源头有效缓解了训练样本稀缺性问题，但合成样本因涵盖有限故障特征导致代表性不足，低相似性样本干扰易增大模型泛化误差。相比之下，对比学习[12-13]通过样本间相似性对比机制，在半监督或者无监督策略下驱动模型学习关键故障特征表示，降低对大量标签数据的依赖，所以它可以比传统的监督学习模型更充分利用稀缺数据的价值[14]。CUI等[15]提出自注意对比学习方法，采用纯正样本对比策略避免模型崩溃并充分挖掘未标记数据价值。ZHANG等[16]融合多尺度注意力与多目标对比学习，通过预训练捕获未标记数据的通用特征，并解决了振动信号特征多样性问题。对比学习的核心在于通过相似性度量而非标签监督，强化特征泛化能力与分布鲁棒性，从而显著提高有限标记样本下的故障识别性能与变工况适应性。

在实际应用中，机械设备因工况波动引发监测数据分布偏移，导致传统故障诊断模型在跨工况迁移时性能显著退化。无监督域适应作为迁移学习的重要分支，旨在利用源域数据标签与目标域无标签数据实现跨域特征对齐，但它在机械故障诊断中仍面临双重挑战。一是现有方法多聚焦于全局域级分布对齐，忽视类级特征可分性约束，易导致类边界模糊及目标域误分类。二是工业数据受环境噪声、采样偏差等干扰，域不变特征与域特定特征耦合性强，仅使用单一域判别器难以实现精细化特征解耦。因此，提升无监督域适应在故障诊断中的适应性仍需深入研究。

针对上述瓶颈，本文提出了一种基于无监督对比迁移学习网络(unsupervised contrastive transfer learning network，UCTLN)的端到端智能故障诊断方法，以应对小样本下的跨工况无监督问题，满足对实际工况数据的特征提取和故障识别，并通过实验验证了其有效性。

1 应用的理论方法

1.1 对比学习

对比学习作为特征表示学习方法，能够揭示原始数据的关键特征[17]，提供高质量的数据表示，尤其适用于数据匮乏场景。其核心思想是基于样本间的相似性，将相似样本聚类，并在嵌入空间中区分不同类别。

正负样本对的构建是对比学习的关键环节，需要确保正样本对具有相似性，而负样本对存在明显差异，以便模型有效学习故障特征。传统的对比学习主要依赖数据增强生成样本对[18-19]，但数据增强的选择会显著影响特征学习效果，并直接影响模型性能[20]。此外，针对一维振动信号的有效数据增强方法仍有待深入研究[15]。由于人工生成的故障数据与真实故障数据存在差异，可能导致模型泛化性能下降，因此，本文采用了简化策略，随机选择相同类别样本作为正样本，不同类别样本作为负样本，以降低数据增强对模型性能的影响，保证样本的质量同时确保模型能够有效区分不同类别特征。

在故障诊断中，设数据集D包含样本$(x_i,y_i)_{i-1}^{(N)}\in D$，样本类别$y\in\{0,1,\cdots,k\}$，$N$为样本数量。正样本对由同类别样本组成(即$i=j$时$x_i$和$x_j$互为正样本)，负样本对由不同类别样本组成(即$i\neq j$时$x_i$和$x_j$互为负样本)。设模型输入样本为$(x_i,x_j)\in X$，通过编码器$\boldsymbol{h}_\theta(\cdot)$将其非线性映射到潜在表示空间，提取特征向量$\boldsymbol{h}_\theta(x_i)$。为了进一步细化学习到的特征表示，通过投影网络$\boldsymbol{g}_w(\cdot)$将特征映射至嵌入空间$\mathbf{R}^n$，以减少数据冗余

并提高样本区分度。最终，输出特征向量

$$\boldsymbol{f}_\theta(x_i)=\boldsymbol{g}_w(\boldsymbol{h}_\theta(x_i)) \tag{1}$$

为了评估样本间的关系，可通过距离度量函数 $D(\cdot,\cdot):\mathrm{R}^n\times\mathrm{R}^n\to\mathrm{R}$ 计算特征向量间的相似性。常见度量方法包括欧氏距离 $D(\boldsymbol{f}_\theta(x_i),\boldsymbol{f}_\theta(x_j)):\left\|\boldsymbol{f}_\theta(x_i)-\boldsymbol{f}_\theta(x_j)\right\|_2$，用来衡量特征向量之间的空间距离；余弦相似度 $\cos(\boldsymbol{f}_\theta(x_i),\boldsymbol{f}_\theta(x_j)):\boldsymbol{f}_\theta(x_i)\cdot\boldsymbol{f}_\theta(x_j)$，用来衡量特征向量方向的相似性。目标是使相似样本间的特征向量距离更小、相似度更高。

欧氏距离

$$D(\boldsymbol{f}_\theta(x_i),\boldsymbol{f}_\theta(x_j))=\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(f_\theta(x_i)_k-f_\theta(x_j)_k)^2} \tag{2}$$

余弦相似度

$$\cos(\boldsymbol{f}_\theta(x_i),\boldsymbol{f}_\theta(x_j))=\frac{\sum_{k=1}^{n}f_\theta(x_i)_k f_\theta(x_j)_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^{n}f_\theta^2(x_i)_k}\sqrt{\sum_{k=1}^{n}f_\theta^2(x_j)_k}} \tag{3}$$

式中：$f_\theta(x_i)_k$ 为特征向量 $\boldsymbol{f}_\theta(x_i)$ 的第 k 个元素。

1.2　领域自适应

迁移学习旨在将源域任务中学到的特征知识迁移至目标域任务，以提高模型在目标域的适应能力。其核心目标是学习可转移特征，从源域数据提取关于目标域分布的信息，并建立一个可适应于目标场景[21-22]的广义模型，以解决跨域数据分布差异问题[23]。

在无监督迁移学习中，域分为源域 D_s 和目标域 D_t。源域数据为 $D_\mathrm{s}=\{(x_\mathrm{s},y_\mathrm{s})|x_{si}\in X_\mathrm{s},y_{si}\in Y_\mathrm{s},i=1,2,\cdots,n\}$，其中 Y_s 为源域标签空间，x_{si} 和 y_{si} 分别为源域样本和对应的标签，n 为源域样本的数量。目标域数据为 $D_\mathrm{t}=\{x_\mathrm{t}|x_{ti}\in X_\mathrm{t},i=1,2,\cdots,m\}$，其中 x_{t_i} 为目标域数据，m 为目标域样本数量。源任务 $T_\mathrm{s}=\{Y_\mathrm{s},f_\mathrm{s}(\cdot)\}$，目标任务 $T_\mathrm{t}=\{f_\mathrm{t}(\cdot)\}$，其中 $f_\mathrm{s}(\cdot)$ 和 $f_\mathrm{t}(\cdot)$ 分别为源预测函数和目标预测函数。故障诊断的迁移学习旨在学习映射关系 $f_\mathrm{s}(\cdot)\to f_\mathrm{t}(\cdot)$，利用源域获得故障特性，改进目标故障诊断函数 $f_\mathrm{t}(\cdot)$，其中 $D_\mathrm{s}\neq D_\mathrm{t}$ 或 $T_\mathrm{s}\neq T_\mathrm{t}$。

近年来，领域自适应方法主要通过匹配源域和目标域的特征分布实现跨域自适应[4]。常见方法包括重新加权或筛选源域样本，显式特征空间变换将源域分布映射至目标域，利用目标域的标注数据执行监督域自适应。无监督域自适应方法如域对抗迁移网络（DANN）不依赖目标域数据标签，也不进行数据加权或几何变换，而是通过对抗训练调整特征表示，以隐式匹配特征空间分布。

DANN由特征提取器、领域判别器和分类器组成。特征提取器学习从源域和目标领域数据中提取领域不变特征；领域判别器通过衡量源、目标域的可分离性提取域判别特征；分类器执行最终的故障分类。其中，梯度反转层（GRL）作为其关键组件，在前向传播时保持输入不变，而在反向传播时反转梯度方向，以对抗性学习减少源、目标域特征差异。通过联合优化标签预测损失（源域样本）和领域判别损失（所有样本），DANN使源域和目标域的特征分布趋于一致，从而实现无监督领域自适应，提高跨域迁移性能。DANN结构见图1。

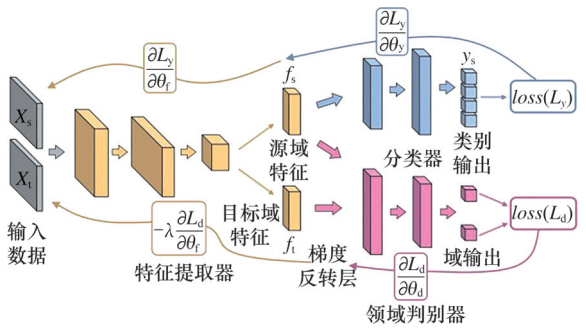


图1　DANN结构图

Fig.1　Structure diagram of DANN

2　基于UCTLN的智能诊断方法

2.1　UCTLN结构

为了解决小样本、无监督学习和领域偏移等问题，本文结合对比学习和迁移学习域适应方法，设计了UCTLN网络，如图2所示。该网络通过集成特征提取、领域适配、对比学习和故障分类等模块，能够在源域和目标域之间实现有效的知识迁移和故障诊断。

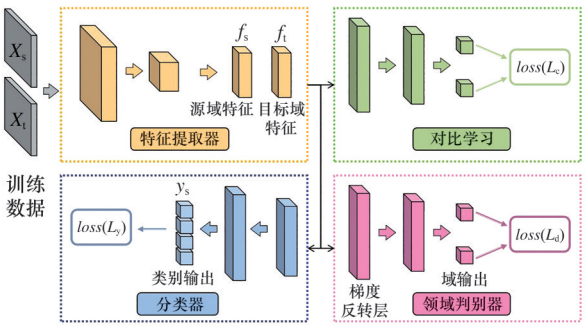


图2　UCTLN结构图

Fig.2　UCTLN architecture diagram

特征提取模块采用一维卷积神经网络（CNN），充分利用卷积层的权值共享机制，显著减少了网络的训练参数，主要任务是在源域和目标域中提取出具有迁移潜力的共享特征，确保特征在不同领域之间具有较好的通用性。具体参数如表1所示。

表1 特征提取器的网络结构设计

Tab.1 Network structure design of feature extractor

网络层	通道	核尺寸	激活函数
Input	1		
Convolution 1	32	12	ReLU
Batch Norm	32		
MaxPooling 1		2	
Convolution 2	64	3	ReLU
Batch Norm	64		
MaxPooling 2		2	
Convolution 3	64	3	ReLU
Batch Norm	64		
MaxPooling 3		2	
Adaptive AvgPooling	64		

领域判别模块是判别源域和目标域数据是否具有相似性的关键组件，采用对抗性训练方法来学习域不变特征，并将此作为目标函数来优化训练模型。通过引入领域判别器，该模块能够识别源域和目标域之间的差异，并通过最小化领域间的差异来增强网络的域适应能力，从而实现源域与目标域数据的有效适配。对比学习模块的核心作用是解决样本数据稀缺问题。该模块不仅能够挖掘样本之间的潜在关系，还能有效识别位于目标域类别边界附近的模糊样本。通过这种方式，该模块显著提高了模型对细粒度特征的识别能力，以及故障诊断的准确性。故障分类模块利用在源域数据上训练得到的模型，在目标域中进行故障诊断。通过迁移学习，该模块能够将源域中获得的故障分类知识应用于目标域，从而解决目标域中数据标注缺失的问题，实现对目标域数据的高效故障诊断。

2.2 损失函数与优化器

UCTLN通过CNN结构提取出源域数据和目标域数据的可迁移特征，并利用对抗性训练进行领域适配，结合对比学习优化特征表示。因此，模型包含3个目标函数：无监督对比学习损失函数、无监督域判别器损失函数和故障分类损失函数，能够使模型在源域和目标域之间有效迁移知识，同时解决无监督学习中的数据稀缺与领域偏移问题，从而提高跨域故障诊断的准确性与鲁棒性。

2.2.1 无监督对比学习损失函数

无监督对比学习不需要对样本信息进行标注，能够直接将数据本身作为监督信号进行特征表示，旨在评估样本间的相似性，从而反映对样本的匹配程度。其核心思想在于通过无标签的数据间的相似性对比来优化特征表示，有效地捕捉数据的潜在特征，进而学习出具有辨别力的特征表示。为此，基于欧氏距离度量函数$D(\cdot,\cdot)$设计无监督对比损失函数L_{con}来引导模型的学习过程：

$$L_{\mathrm{con}}((x_i,x_j),y)=yL_{\mathrm{p}}(D(\boldsymbol{f}_\theta(x_i),\boldsymbol{f}_\theta(x_j)))+(1-y)L_{\mathrm{n}}(D(\boldsymbol{f}_\theta(x_i),\boldsymbol{f}_\theta(x_j))) \tag{4}$$

$$D(\boldsymbol{f}_\theta(x_i),\boldsymbol{f}_\theta(x_j))=\left\|\boldsymbol{f}_\theta(x_i)-\boldsymbol{f}_\theta(x_j)\right\|_2=\left(\sum_{i=1}^{P}(f_\theta(x_i)_k-f_\theta(x_j)_k)^2\right)^{\frac{1}{2}} \tag{5}$$

$$L_{\mathrm{p}}(D)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}D^2 \tag{6}$$

$$L_{\mathrm{n}}(D)=\left(\max(0,m_{\mathrm{D}}-D)\right)^2 \tag{7}$$

式中：(x_i,x_j)为样本对数据；$\boldsymbol{f}_\theta(\cdot)$为特征向量；$D(\cdot,\cdot)$为两个特征向量的欧氏距离；$P$为特征维度；$L_{\mathrm{p}}(\cdot)$为递增函数；$L_{\mathrm{n}}(\cdot)$为递减函数；$y$为样本对匹配标签(1为正样本，0为负样本)；$m_{\mathrm{D}}$为阈值，控制负样本的范围；$N$为样本数量。

它通过最小化同类样本之间的距离并最大化异类样本之间的距离来增强模型的判别能力。其主要目标是在特征空间中增加正样本对间的相似性，同时降低负样本对间的相似性。通过这一过程，模型能够学习到更具区分性的特征表示，从而增强其泛化能力和鲁棒性。

无监督对比损失函数L_{con}有效衡量样本间的匹配度。当样本对互为正样本时，若经过模型提取后的特征向量间的欧氏距离较大，会导致较高的损失值，从而增加模型的惩罚促使损失减小；当样本对互为负样本时，若特征向量间的欧氏距离较小，计算得到的损失会更大，若超出设定阈值m则将损失视为0。

2.2.2 无监督域判别器损失函数

由于特征f维度较高且随训练动态变化，因此精确评估源域分布$S(f)$与目标域分布$T(f)$的差异至关重要。域判别器旨在通过对抗性训练方法优化源域与目标域数据的领域适配。为了实现领域不变特征的学习，定义域判别器损失

$$L_{\mathrm{domain}}=-\frac{1}{N}\left[d_i\ln G_{\mathrm{d}}(\boldsymbol{f}(x_i;\theta_{\mathrm{f}});\theta_{\mathrm{d}})+(1-d_i)\ln(1-G_{\mathrm{d}}(\boldsymbol{f}(x_i;\theta_{\mathrm{f}});\theta_{\mathrm{d}}))\right] \tag{8}$$

式中：$N=N_{\mathrm{s}}+N_{\mathrm{T}}$为总样本数量(源域和目标域样本数之和)；$x_i$为输入样本(源域或目标域样本)；$d_i$为领域标签(源域样本为1，目标域样本为0)；$G_{\mathrm{d}}$为领域判别器，参数为$\theta_{\mathrm{d}}$。

用来衡量源域和目标域数据特征的分布相似性。该损失函数通过最小化源域和目标域数据的领域差异，使特征提取器学习到域不变的特征，从而使模型能够生成具有较强迁移能力的特征表示。具体来说，在训练过程中，通过对抗目标进行优化：通过调整特征提取器参数θ_{f}以最大化域判别器损

失，使源域和目标域特征分布尽可能相似；同时最小化域判别器的损失以优化参数θ_d，使其能有效区分源域和目标域特征。此外，为了确保模型在源域上的分类性能，还需最小化分类器的损失。这一优化过程通过在特征提取器参数更新时应用梯度反转操作来实现，从而推动特征提取器学到的特征在源域和目标域上保持相似。

2.2.3　分类损失函数

故障分类模块首先要保证模型对源域数据能够有效分类，并根据源域上训练得到的模型，在目标域中实现准确的故障诊断。定义分类器的损失L_y，用于评估模型在源域上的分类效果：

$$L_y=\frac{1}{N_s}\sum_{i=1}^{N_s}L_{ce}\left(G_y\left(f\left(x_i^s;\theta_f\right);\theta_y\right),y_i^s\right) \tag{9}$$

式中：N_s为源域样本数量；x_i^s为源域样本；y_i^s为源域样本对应的标签；L_{ce}为交叉熵损失函数；G_y为分类器，参数为θ_y；$f(x_i^s;\theta_f)$为特征提取后输出的特征，参数为θ_f。

通过最小化源域样本的标签预测损失，从而优化特征提取器和分类器的参数，确保模型提取具有良好判别性的特征，并提高特征提取器和分类器在源域上的整体预测性能。在多类别分类任务中对常用交叉熵损失L_{ce}进行优化，该损失函数能够有效衡量模型预测的类别概率分布与真实标签之间的差异。

总损失函数L_{total}通过加权求和各个模块的损失，确保模型能够在训练过程中同时优化特征提取、领域适配、对比学习和故障分类等模块的性能。具体如下所示：

$$L_{total}=\alpha L_{domain}+\beta L_{con}+\gamma L_y \tag{10}$$

式中：α、β和γ为权重超参数，用于平衡不同损失项的重要性。

在多个任务上验证该参数组合的稳定性，发现模型性能对权重变化不敏感，设置$\alpha=\beta=\gamma=1$。

采用了Adam优化器，更新规则如下：

$$\theta_t=\theta_{t-1}-\eta\frac{m_t}{\sqrt{v_t}+\varepsilon} \tag{11}$$

式中：θ_t为模型参数；m_t、v_t分别为梯度的一阶矩估计和二阶矩估计；η为学习率；ε为一个小常数，防止除零错误。

2.3　诊断流程

无监督对比迁移学习网络的故障诊断方法流程如图3所示，具体步骤如下：

1）针对不同转速条件下的故障数据集，构建并划分出有标签的训练集A（源域）和无标签的训练集B_1（目标域）以及测试集B_2（目标域）。

2）将有标签的训练集A和无标签的训练集B_1输入特征提取模块，通过一维卷积神经网络有效提取多转速条件下的可迁移故障特征，为后续领域适配和分类提供输入。

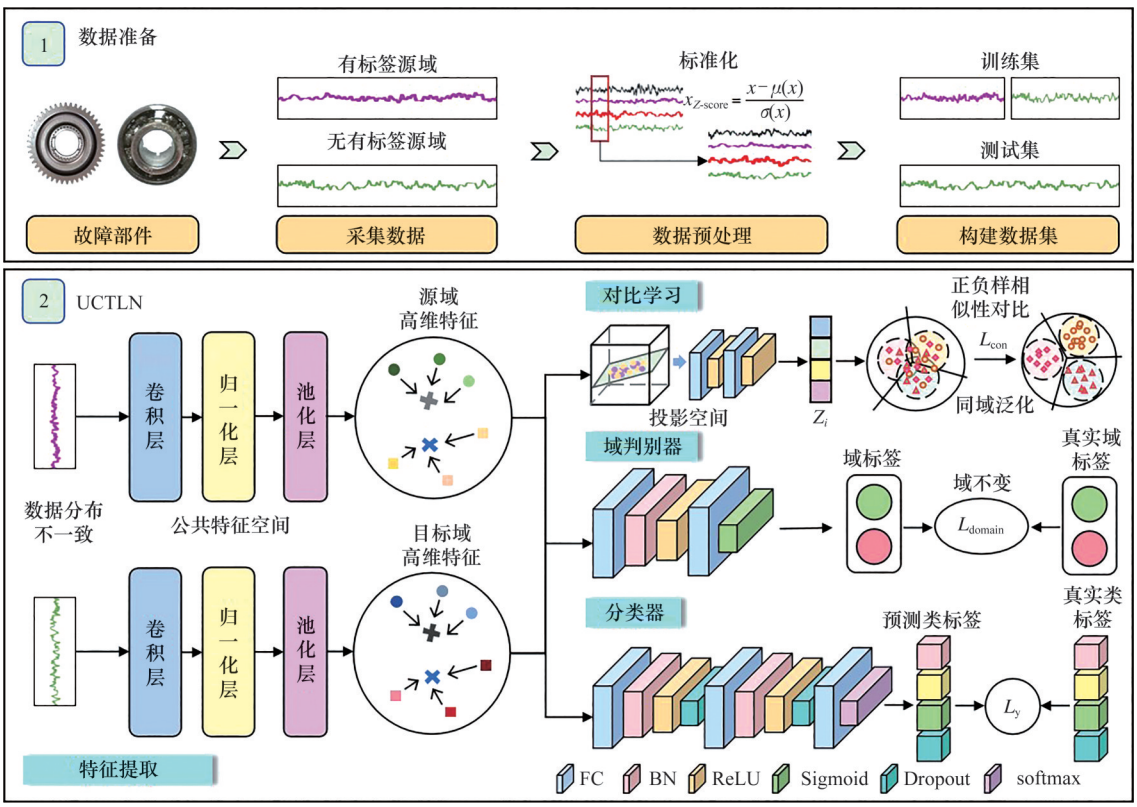


图3　UCTLN故障诊断流程图

Fig.3　UCTLN-based fault diagnosis flowchart

3)利用领域判别器将步骤2)中所提取的源域和目标域特征进行对抗性训练。通过最小化领域对抗损失,逐步减小源域与目标域特征分布的差异,实现不同转速条件下的领域适配。

4)利用对比学习模块将步骤2)中所提取的特征进一步优化,采用无监督的样本相似性对比机制,将同类样本聚集并将异类样本分散,从而增强类别特征的判别能力,尤其对目标域中分布边界模糊的数据具有显著改善。

5)利用训练集A中的有标签数据,使用分类模块对源域数据进行训练,优化故障类别的决策边界。通过交叉熵损失函数,确保分类器对源域数据的分类精度。

6)将测试集B_2输入训练好的网络模型,最终输出目标域的故障分类结果。

3 小样本、跨工况无监督实验

为了验证UCTLN在跨工况、小样本及无监督数据下的故障诊断性能,选用两个数据集进行实验。一是基于自建的行星齿轮箱故障实验台采集故障齿轮数据,构建私有数据集并开展实验。二是采用公开的凯斯西储大学轴承数据集,对UCTLN进行进一步验证,全面评估其有效性和适用性。

3.1 实验数据来源

3.1.1 行星齿轮箱数据集

实验数据来自于自主搭建的行星齿轮箱传动实验台,整体结构如图4所示。实验台主要由电动机、联轴器、HCNJ-101型扭矩仪、行星齿轮箱、磁粉制动器及INV9832A型ICP三向加速度传感器组成。该齿轮箱采用单级行星齿轮传动系统,型号为PLF60-L1-7-S2-P2,内部结构如图5a所示,其结构简图见图5b。该齿轮箱的输入端为太阳轮,输出端为行星架,具体齿轮参数列于表2,行星轮轴承参数列于表3。

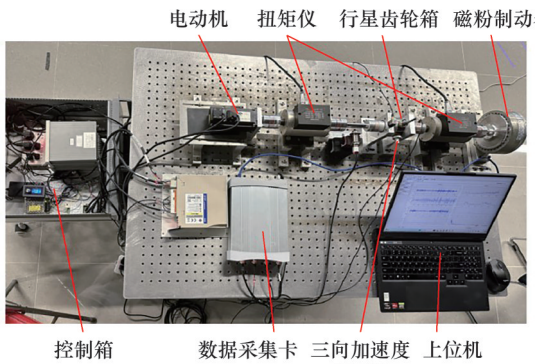
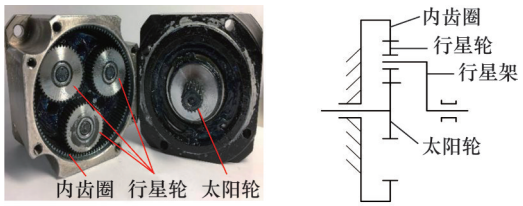


图4 行星齿轮箱传动实验台

Fig.4 Planetary gearbox transmission test rig



(a)齿轮箱内部结构图 (b)齿轮箱结构简图

图5 齿轮箱内部结构图和结构简图

Fig.5 Gearbox internal structure diagram and schematic diagram

表2 行星齿轮箱齿数参数

Tab.2 Planetary gearbox tooth number parameters

齿轮	齿数	模数/mm	压力角/(°)
行星轮	44(3)	0.5	20
太阳轮	18	0.5	20
内齿圈	108	0.5	20

表3 行星轮轴承参数

Tab.3 Planetary gear bearing parameters

型号	滚动体直径d/mm	节圆直径D/mm	滚动体数量	接触角λ/(°)
HK0610	1	8	8	0

振动信号由箱体上的三向加速度传感器以20.48 kHz的采样频率获得,单次采样时长为10 s。为了构建完整的故障数据集,实验通过更换故障部件的方式进行相对应的数据采集,典型故障齿轮如图6所示。本次实验共采集了3种稳定运行工况下7种不同故障类型的振动信号,具体运行工况如下。输入转速为1140、1260、1380 r/min;故障类型涵盖单一故障和复合故障:正常状态(Normal)、行星轮齿面磨损(PGSW)、行星轮断齿(PGBT)、行星轮裂纹(PGRC)、轴承滚动体缺失(BRM)、轴承滚动体缺失+行星轮断齿(BRM+PGBT)、太阳轮齿根裂纹(SGRC)。图7展示了3种运行工况下7种故障类型对应的振动信号时域波形。



图6 故障齿轮

Fig.6 Faulty gear

为了评估UCTLN在不同工况间的适应性和鲁棒性,利用该数据集在3种转速下的数据设置跨工况任务,以验证UCTLN对跨工况无监督下的故障诊断能力。

3.1.2 CWRU数据集

实验数据使用公开的凯斯西储大学(CWRU)

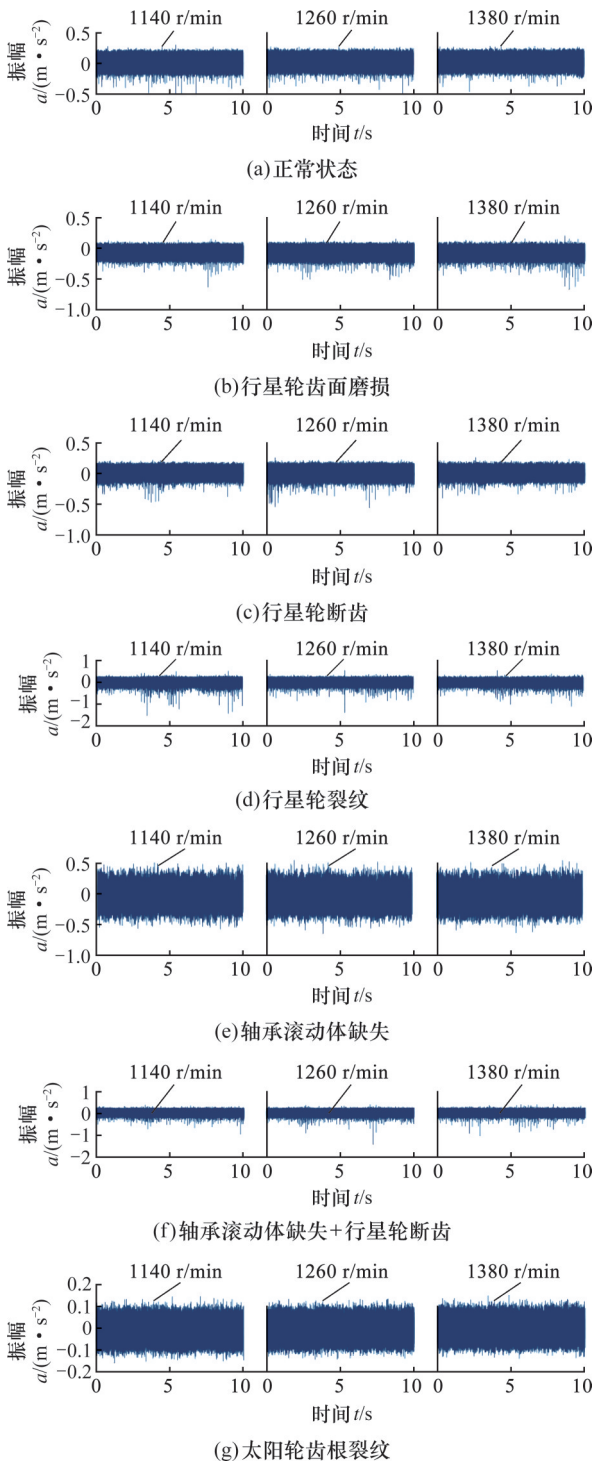


图7　振动信号时域波形

Fig.7　Time domain waveform of vibration signal

轴承数据集来进一步验证UCTLN的故障诊断性能。该实验平台由电机、电机轴承SKF6203-2RS、扭矩传感器、测力仪和控制电子设备组成，数据采样频率为12 kHz。数据集包含4种轴承健康状态：正常(Normal)、外圈缺陷(OF)、内圈缺陷(IF)和滚动体缺陷(BF)，其中每种故障类型均设有3种不同的损伤程度(缺陷尺寸分别为0.1778、0.3556、0.5334 mm，即0.007、0.014、0.021英寸)。为了分析过多分类对诊断结果的影响，将同一位置但不同损伤程度的故障视为独立类别，从而将原数据集的健康状态划分为10种类别(包括1种正常状态和9种不同故障状态)。此外，该数据集在4种不同的运行工况(0、0.7355、1.471、3.6775 kW)下收集，以进一步评估UCTLN在跨工况下的适应性和鲁棒性。

3.2　实验设置

为了验证所提模型在跨工况及小样本下的泛化性和抗转速迁移性，实现对无标签目标域数据的故障诊断，分别基于行星齿轮箱数据集和CWRU轴承数据集设计了跨工况迁移学习方案，以系统评估的鲁棒性、适应性和泛化性能。在行星齿轮箱数据集中，选用3种不同操作工况的齿轮数据，构建了6种跨工况迁移学习方案。例如，在工况A与工况B间的迁移学习表示为A→B，指转速为1140 r/min的数据定义为源域，转速为1260 r/min的数据定义为目标域。按照此原则，通过排列组合方式，共设计A→B、A→C、B→A、B→C、C→A和C→B共6种迁移学习实验。在CWRU轴承数据集中，选用4种不同运行工况的轴承数据，按照相同的迁移学习策略，构建了12种跨工况迁移学习方案，以进一步验证所提方法在跨工况及小样本条件下的可行性。数据集的详细信息如表4所示。

表4　不同工况下的数据集

Tab.4　Dataset under different working conditions

数据集	工况	转速/负载	数据长度	故障种类
行星齿轮箱	A	1140 r/min	1024	7
	B	1260 r/min	1024	7
	C	1380 r/min	1024	7
CWRU轴承	A	0 kW	1024	10
	B	0.7355 kW	1024	10
	C	1.471 kW	1024	10
	D	3.6775 kW	1024	10

为了探讨不同模块结构及方法对模型诊断性能的影响以进一步评估UCTLN在故障诊断任务中的应用潜力，分别设置了无监督卷积神经网络(unsupervised convolutional neural network，UCNN)、无监督对比学习网络(unsupervised contrastive learning network，UCLN)、无监督域对抗网络(unsupervised domain-adversarial network，UDAN[24])、最大均值差异(maximum mean discrepancy，MMD[25])、相关对齐(correlation alignment，CORAL[26])和自适应匹配算法(AdaMatch[27])，各模型结构说明如表5所示。

考虑到小样本训练对模型的影响，对每种健康状况的数据采用无重叠滑窗分割随机采样构建

表5 对比模型结构说明

Tab.5 Explanation of comparative model structures

模型	描述
UCNN	骨干网络
UCLN	骨干网络＋对比学习模块
UDAN[24]	骨干网络＋域判别模块
MMD[25]	采用最大均值差异最小化源域和目标域特征分布差异
CORAL[26]	对齐源域和目标域的协方差矩阵
AdaMatch[27]	伪标签＋一致性约束

样本，每个数据样本包含1024个数据点。在对比迁移学习任务中，训练数据集设置为：随机采样20个有标签的源域样本（有标签的训练集A）和20个无标签的目标域样本（无标签训练集B_1）；模型测试数据由100个目标域样本组成（测试集B_2）。其余迁移方案均采用相同大小的数据量展开实验。在所有的故障诊断实验中，模型每轮训练60个批次，批量大小为10，优化器为Adam，学习率为0.0001，每组实验重复10次，取平均准确率作为评价模型指标。网络模型的开发语言为Python，采用Pytorch深度学习框架。

3.3 行星齿轮箱实验及结果分析

表6展示了在不同工况间各模型10次训练后的平均测试准确率。由表可知，工况A、B、C之间的转速差异显著影响了故障特征提取和分类性能，尤其是在工况跨度较大的情况下，故障信号的故障特征更加复杂且不稳定，导致故障特征提取更为困难。同时，较大的波动进一步加剧了源域与目标域之间的领域偏移，影响了模型的迁移效果。在低转速工况下，故障频率信号较为模糊且高频成分不易被提取，导致故障特征相对较弱；而在高转速工况下，故障信号的频率成分更加丰富，故障特征更加明显。因此，在高转速到低转速的迁移中，源域和目标域之间的分布差异较大，模型的迁移效果较差；而在低转速到高转速的迁移中，由于目标域故障特征更加清晰，迁移性能相对较好。

表6 行星齿轮箱不同工况间迁移学习测试集诊断准确率

Tab.6 Diagnostic accuracy rate of the test set for transfer learning between different working conditions of planetary gearboxes

工况		A→B	A→C	B→A	B→C	C→A	C→B
平均准确率%	UCNN	88.54	82.64	87.63	83.59	75.23	83.51
	UCLN	95.96	85.97	91.10	96.03	78.80	81.22
	DAN	96.05	84.28	90.52	88.57	75.97	82.74
	MMD	89.26	78.51	80.09	86.41	74.47	82.20
	CORAL	92.87	69.94	81.89	81.45	69.02	80.99
	AdaMatch	92.98	77.18	85.40	93.37	76.05	88.67
	UCTLN	**97.54**	**93.90**	**91.11**	**97.92**	**87.89**	**89.14**

在所有模型中，UCTLN在不同转速工况间的迁移表现最为优异，在A→B和B→C迁移任务中，诊断准确率分别达到97.54%和97.92%，相较于UCNN和MMD方法分别提高了8%～14%，表明所提方法能够有效缓解转速变化引起的领域偏移。领域判别模块有效缓解了转速差异引起的领域偏移，使得模型在不同工况间的迁移能力得到了显著提高。与此同时，对比学习模块通过强化故障特征的学习，使模型能够更好地识别源域和目标域间的共性和差异。因此，UCTLN在所有工况中的迁移准确率普遍较高，尤其在A→B和B→C等工况间的迁移准确率达到97%以上，展现了其在复杂跨工况场景中的鲁棒性和优越性。

对UCTLN在B→C迁移任务的训练结果进行t-SNE可视化，如图8所示。从源域与目标域来看，可以观察到源域和目标域样本在二维空间中的分布基本实现特征对齐。图中的分布特征表明模型成功提取了源域和目标域的共享特征，但在部分区域仍存在一定的分布差异。部分源域和目标域数据已明显相互靠近，进一步验证了UCTLN在学习域不变特征方面的有效性，但仍存在部分区域未完全对齐，这可能与样本数量较小有关。从训练集中不同类别（包括源域和目标域）样本的分布情况来看，不同类别的数据在二维空间中呈现出明显的聚类趋势。这表明模型成功优化了特征表示，使得同类别的样本更紧密聚集，而不同类别间的类间距离显著增大。同时，大部分类别边界更加清晰，这有助于解决目标域样本分类时类边界模糊的问题。通过对比学习，模型利用样本对构建相似性约束，显著提高了类相关信息的表示能力。此外，聚类结果说明故障分类模块利用源域的有标签数据，成功为目标域无标

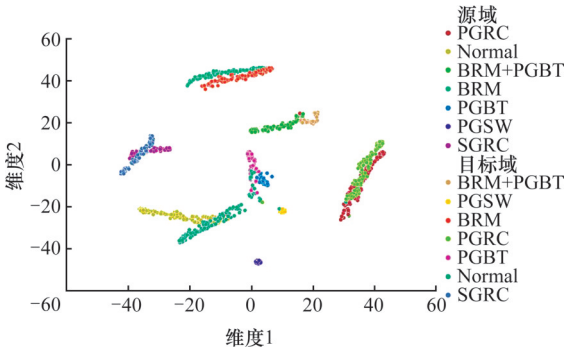


图8 行星齿轮箱训练集的t-SNE可视化结果

Fig.8 The t-SNE visualization of the training set for planetary gearboxes

签数据提供了分类指导。目标域的样本类别分布与源域基本高度一致，进一步证明了UCTLN在跨工况诊断任务中的良好泛化能力。

图9进一步展示了UCTLN在测试集上的诊断性能，其中对单一故障的识别表现优异，尤其在SGRC、Normal、PGRC、PGBT、BRM和PGSW等类别上表现出色，准确率均为100%。然而，在BRM+PGBT复合故障上，模型存在一定的误分类问题，BRM+PGBT样本被误分类为PGRC，说明模型对于复合故障的识别能力有所不足，可能需要进一步优化或引入更多的特征信息。图10的t-SNE可视化结果表明，UCTLN在大多数故障类别上表现良好，各类别在特征空间中形成了明显的聚类结构，显示出较好的可分性。然而，仅有少量的复合故障出现误识别，导致分类精度下降。

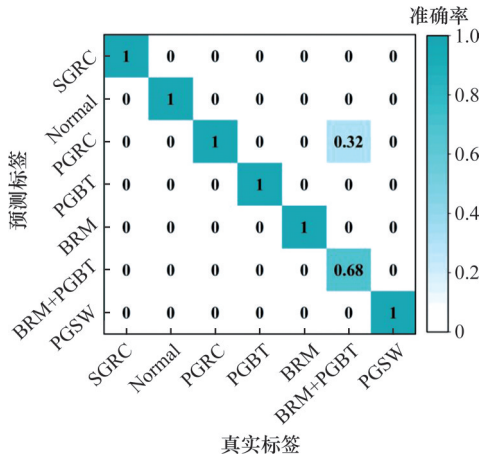


图9　测试集的混淆矩阵

Fig.9　Confusion matrix of the test set

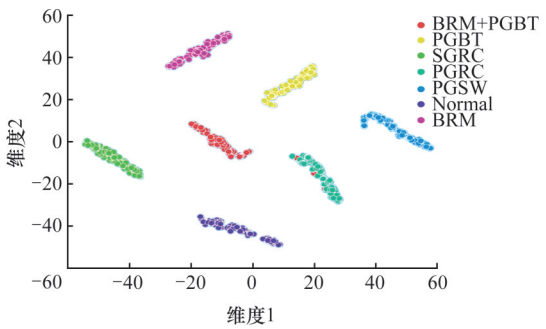


图10　行星齿轮箱测试集的t-SNE可视化结果

Fig.10　The t-SNE visualization of the test set for planetary gearboxes

3.4　CWRU实验及结果分析

表7展示了6种方法在12种跨工况迁移学习任务中的10次平均测试准确率。由表可知，UCNN作为骨干卷积网络，在工况差异较小的迁移任务中（如B→C、C→B）表现良好，但在A→D、D→A和D→B迁移任务中其准确率显著下降。这可能是它依赖于源域的特征分布，而在目标域中未能提取有效特征，难以适应较大工况变化，导致分类性能下降。UCLN在大多数迁移任务中表现出色，表明对比学习策略有助于增强模型特征提取能力，通过相似性度量来实现跨工况的特征一致性，可有效提高模型的泛化性能。然而，在A→D和D→A跨工况任务中，其适应性仍存在一定局限，在较大分布偏移的情况下，仅依赖对比学习可能不足以完全消除工况差异的影响。DAN在多数迁移任务中表现相对稳定，相较于CNN在特征对齐方面有所提高，但在高分布偏移情况下仍存在迁移性能的瓶颈。MMD通过计算源域与目标域特征的最大均值差异来减小域偏差，在一定程度上可提高模型的迁移能力，但在无监督多类别分类任务中，可能会带来额外的分类负担，导致诊断精度下降。CORAL在较大工况变化下的适应能力相对有限，可能是仅依赖统计矩匹配，而未能充分利用任务相关的信息进行更精细的特征对齐。AdaMatch使用“伪标签＋一致性约束”引导目标域特征向源域决策边界靠拢，可提高跨域泛化，但在无监督多类别场景中对伪标签质量高度敏感，工况变化大或类间重叠时易产生确认偏差并放大误差，导致分类负担增加、诊断精度下降。UCTLN在所有任务中均表现出极高的诊断精度，在12种跨工况迁移任务中，其目标域诊断准确率在多数任务中保持在99%～100%。即使在分布差异较大的A→D、D→A和D→B任务中，准确率仍分别达到84.80%、84.23%和96.28%，

表7　CWRU不同工况间迁移学习测试集诊断准确率

Tab.7　Diagnostic accuracy rate of the test set for transfer learning between different working conditions of CWRU

工况		A→B	A→C	A→D	B→A	B→C	B→D
平均准确率/%	UCNN	95.82	90.46	78.33	92.79	99.99	90.73
	UCLN	99.46	98.12	83.82	99.86	**100**	89.98
	DAN	96.10	90.54	80.96	93.84	**100**	92.39
	MMD	98.51	88.60	81.27	98.53	**100**	88.58
	CORAL	99.05	88.33	79.90	98.79	99.99	86.48
	AdaMatch	91.77	90.52	80.88	92.96	**100**	83.61
	UCTLN	**99.78**	**100**	**84.80**	**99.98**	**100**	**99.69**
工况		C→A	C→B	C→D	D→A	D→B	D→C
平均准确率/%	UCNN	88.48	96.25	94.42	77.38	81.01	91.92
	UCLN	98.72	99.96	99.62	83.83	84.44	99.61
	DAN	88.97	98.36	99.11	81.54	83.01	97.05
	MMD	93.81	98.31	97.84	78.79	79.34	95.49
	CORAL	90.41	97.99	99.28	78.76	80.13	92.31
	AdaMatch	88.99	98.94	95.96	78.99	80.04	95.36
	UCTLN	**99.68**	**99.98**	**99.94**	**84.23**	**96.28**	**99.90**

明显高于UCNN、MMD、CORAL和AdaMatch等方法，充分体现了它在跨工况故障诊断中的优越性。

在图11中，首先从UCTLN训练后源域和目标域整体特征分布情况来看，大部分源域和目标域特征分布较为接近，并在相同空间内形成明显聚类重叠，表明UCTLN能有效减少不同工况间的域偏移。然而目标域样本并未完全混杂在源域样本中，而是保持了一定的结构化分布，表明UCTLN在实现对齐特征的同时仍然能保留任务相关的特征信息，从而避免过度匹配导致信息损失。然后从UCTLN训练后源域与目标域在不同故障类别上的特征对齐情况来看，源域和目标域的类别分布高度一致，UCTLN能有效地在不同工况间学习判别性特征。此外，目标域样本能够较好地聚集在对应的源域类别周围，且所有类别边界清晰，显著减少了跨工况迁移过程中的类别混淆，从而提高了故障诊断的准确率和稳健性。图12展示了UCTLN在目标域测试集上的特征聚类情况。可以看出，每个类别样本均能形成独立、紧密的簇，且各类别簇之间的边界十分清晰，有效证明了UCTLN在无标签的目标域数据上能有效学习判别性特征，并实现良好的类别区分。

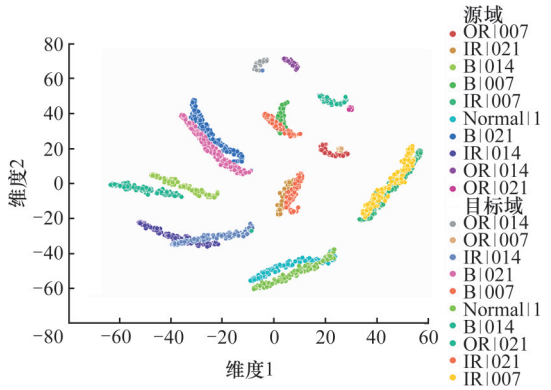


图11 CWRU训练集的t-SNE

Fig.11 The t-SNE visualization of the training set for CWRU

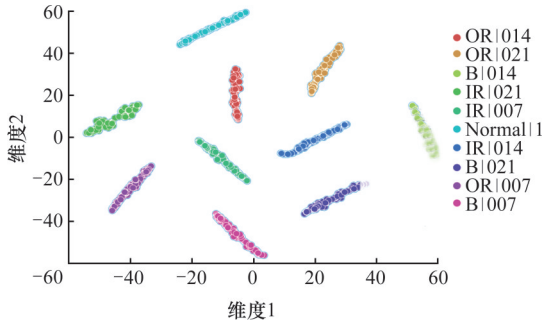


图12 CWRU测试集的t-SNE

Fig.12 The t-SNE visualization of the test set for CWRU

4 结论

1)本文提出了一种基于无监督对比迁移学习网络(UCTLN)的故障诊断方法。该方法融合了对比学习和迁移学习，通过领域适配和类级对齐策略，实现域级特征迁移与类判别保持。

2)UCTLN构建共享卷积神经网络提取源域与目标域的共性特征，并引入无监督领域判别损失增强领域特征的迁移能力，从而实现域级特征对齐。

3)采用无监督对比损失优化类特定信息，在有限训练样本条件下改善类级对齐效果，有效降低类边界附近的误识别率，显著提高目标域的故障分类性能。

4)实验结果表明，在小样本无监督跨工况故障诊断任务中，UCTLN在行星齿轮箱数据集上的平均诊断准确率较其他无监督域适应方法有明显提高。在CWRU数据集的多工况迁移任务中准确率长期保持在99%～100%，展现了良好的跨工况适应性。

未来研究可着重于优化特征对齐策略，进一步增强跨域迁移学习的鲁棒性和诊断精度，从而拓展其在复杂工业场景下的适应性与应用范围。

参考文献：

[1] WANG Xin, MAO Dongxing, LI Xiaodong. Bearing Fault Diagnosis Based on Vibro-acoustic Data Fusion and 1D-CNN Network[J]. Measurement, 2021, 173: 108518.

[2] BAI Ruxue, XU Quansheng, MENG Zong, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Multi-channel Convolution Neural Network and Multi-scale Clipping Fusion Data Augmentation[J]. Measurement, 2021, 184: 109885.

[3] LI Weihua, CHEN Zhuyun, HE Guolin. A Novel Weighted Adversarial Transfer Network for Partial Domain Fault Diagnosis of Machinery[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(3): 1753-1762.

[4] CHEN Xiaohan, YANG Rui, XUE Yihao, et al. Deep Transfer Learning for Bearing Fault Diagnosis: a Systematic Review since 2016[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3508221.

[5] 潘林. 频谱分析法在齿轮故障诊断中的应用[J]. 石油化工设备技术, 2019, 40(1): 19-21.
PAN Lin. Application of Spectral Analysis Method in Gear Fault Diagnosis[J]. Petrochemical Equipment Technology, 2019, 40(1): 19-21.

[6] ZHOU Peng, CHEN Shiqian, HE Qingbo, et al. Rotating Machinery Fault-induced Vibration Signal Modulation Effects: a Review with Mechanisms, Extraction Methods and Applications for Diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200: 110489.

[7] GAWDE S, PATIL S, KUMAR S, et al. Multi-fault Diagnosis of Industrial Rotating Machines Using Data-driven Approach: a Review of Two Decades of Research[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123:

106139.
[8] YANG Bin, LEI Yaguo, JIA Feng, 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.
[9] LYU Pin, CHENG Yihong, ZHANG Ming, et al. GPSC-GAN: a Data Enhanced Model for Intelligent Fault Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 3532116.
[10] TIAN He, LIANG Chao, MA Wenpeng, et al. Fault Diagnosis of Magnetically Controlled On-column Circuit Breaker Based on Small Sample Condition[J]. IEEE Access, 2025, 13: 18457-18469.
[11] 张笑璐，邹益胜，曾大懿，等. 样本不均衡下的DCGAN轴承故障诊断方法[J]. 机械科学与技术，2022，41(1)：9-15.
ZHANG Xiaolu, ZOU Yisheng, ZENG Dayi, et al. DCGAN Bearing Fault Diagnosis Method under Unbalanced Samples[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2022, 41(1): 9-15.
[12] SUN Shilin, HU Wenyang, LIU Yuekai, et al. Matching Contrastive Learning: an Effective and Intelligent Method for Wind Turbine Fault Diagnosis with Imbalanced SCADA Data[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 223: 119891.
[13] PENG Peng, LU Jiaxun, XIE Tingyu, et al. Open-set Fault Diagnosis via Supervised Contrastive Learning with Negative Out-of-distribution Data Augmentation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(3): 2463-2473.
[14] LE-KHAC P H, HEALY G, SMEATON A F. Contrastive Representation Learning: a Framework and Review[J]. IEEE Access, 2020, 8: 193907-193934.
[15] CUI Long, TIAN Xincheng, WEI Qingzhe, et al. A Self-attention Based Contrastive Learning Method for Bearing Fault Diagnosis[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238: 121645.
[16] ZHANG Weiwei, CHEN Deji, XIAO Yang, et al. Semi-supervised Contrast Learning Based on Multiscale Attention and Multitarget Contrast Learning for Bearing Fault Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(10): 10056-10068.
[17] SHANG Ronghua, KONG Jiarui, FENG Jie, et al. Feature Selection via Non-convex Constraint and Latent Representation Learning with Laplacian Embedding[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 208: 118179.
[18] 乔万，刘秀丽，吴国新，等. 时变小样本条件下基于对比学习的故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报 2024，38(8)：113-123.
QIAO Wan, LIU Xiuli, WU Guoxin, et al. Fault Diagnosis Based on Contrastive Learning under Time-varying Small Sample Conditions[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(8): 113-123.
[19] QIAO Wan, LIU Xiuli, HUANG Jinpeng, et al. A Prior Knowledge Embedding Contrastive Attention Learning Network for Variable Working Conditions Bearing Fault Diagnosis with Small Samples[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(23): 39967-39980.
[20] CHEN Ting, KORNBLITH S, NOROUZI M, et al. A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations[C]//International Conference on Machine Learning. Online, 2020: 1597-1607.
[21] YAN Ruqiang, SHEN Fei, SUN Chuang, et al. Knowledge Transfer for Rotary Machine Fault Diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(15): 8374-8393.
[22] DI Ziyang, SHAO Haidong, XIANG Jiawei. Ensemble Deep Transfer Learning Driven by Multisensor Signals for the Fault Diagnosis of Bevel-gear Cross-operation Conditions[J]. Science China Technological Sciences, 2021, 64(3): 481-492.
[23] LI Weihua, HUANG Ruyi, LI Jipu, et al. A Perspective Survey on Deep Transfer Learning for Fault Diagnosis in Industrial Scenarios: Theories, Applications and Challenges[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167: 108487.
[24] GANIN Y, LEMPITSKY V S. Unsupervised Domain Adaptation by Backpropagation[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning. Beijing, 2014: 867-874.
[25] TZENG E, HOFFMAN J, ZHANG Ning, et al. Deep Domain Confusion: Maximizing for Domain Invariance[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Montreal, 2014: 1-9.
[26] SUN Baochen, SAENKO K. Deep CORAL: Correlation Alignment for Deep Domain Adaptation[C]//Computer Vision - ECCV 2016 Workshops. Amsterdam, 2016: 443-450.
[27] BERTHELOT D, ROELOFS R, SOHN K, et al. AdaMatch: a Unified Approach to Semi-supervised Learning and Domain Adaptation[C]//International Conference on Learning Representations. Online, 2022: 1-50.

（编辑　王旻玥）

作者简介：乔　万，男，1998年生，硕士研究生。主要研究方向为基于深度学习的机电装备故障诊断与健康管理。E-mail：993409074@qq.com。**刘秀丽***（通信作者），女，1986年生，博士、副研究员。主要研究方向为可解释深度学习、机电装备健康管理。E-mail：liuxiulilw@163.com。

本文引用格式：
乔万，刘秀丽，栗祎健，等. 小样本无监督跨域故障诊断方法[J]. 中国机械工程，2026，37(9)：2081-2091.
QIAO Wan, LIU Xiuli, LI Yijian, et al. Unsupervised Cross-domain Fault Diagnosis Method under Small Sample Conditions[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(9): 2081-2091.