

基于实例级提示生成的多源域泛化故障诊断方法

李叔罡, 李明嘉, 袁龙辉, 齐光鹏, 刘驰

引用本文

李叔罡, 李明嘉, 袁龙辉, 齐光鹏, 刘驰. [基于实例级提示生成的多源域泛化故障诊断方法](#)[J]. 计算机科学, 2025, 52(11): 213-222.

LI Shugang, LI Mingjia, YUAN Longhui, QI Guangpeng, LIU Chi. [Multi-source Domain Generalization Fault Diagnosis Method Based on Instance-level Prompt Generation](#) [J]. Computer Science, 2025, 52(11): 213-222.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于自注意力机制的图对比学习推荐算法](#)

Self-attention-based Graph Contrastive Learning for Recommendation
计算机科学, 2025, 52(11): 82-89. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240900134>

[Instruct-Malware:基于控制流图的大型语言模型恶意软件分析](#)

Instruct-Malware:Control Flow Graph Based Large Language Model Analysis of Malware
计算机科学, 2025, 52(11): 40-48. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241100118>

[基于组合上下文提示的大型语言模型领域知识问答研究](#)

Research on Domain Knowledge Question Answering via Large Language Models with Compositional Context Prompting
计算机科学, 2025, 52(11): 13-21. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241200198>

[基于提示学习与超图的事件因果关系识别模型](#)

Event Causality Identification Model Based on Prompt Learning and Hypergraph
计算机科学, 2025, 52(9): 303-312. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240800121>

[利用语义增强提示和结构信息的知识图谱补全模型](#)

Knowledge Graph Completion Model Using Semantically Enhanced Prompts and Structural Information
计算机科学, 2025, 52(9): 282-293. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240700201>

基于实例级提示生成的多源域泛化故障诊断方法

李叔罡¹ 李明嘉¹ 袁龙辉¹ 齐光鹏^{2,3} 刘 驰¹

1 北京理工大学计算机学院 北京 100081

2 浪潮集团有限公司 济南 250101

3 浪潮云洲工业互联网有限公司 济南 250098

(shugangli@bit.edu.cn)

摘要 提出了一种基于实例级提示生成的多源域泛化故障诊断方法,以提升模型在跨域环境下的故障识别能力。该方法利用跨频对齐提示生成器动态生成实例级提示,能够针对不同样本的局部特征进行精细化建模,并结合语义一致性增强模块,保证实例级提示的语义有效性。此外,为了进一步提升模型在跨域任务中的稳定性和适应性,引入记忆库增强对比学习模块,充分利用跨域正负样本,通过存储和动态更新训练样本的特征表征,扩大正负样本分布的多样性,提升跨域特征学习的有效性。同时,采用傅里叶混合模块在频域对不同源域样本进行特征混合,动态生成仿真样本,增强模型在未见目标域上的适应能力。在 CWRU 和 Paderborn 数据集上进行的实验结果表明,该方法在多个未见目标域上均优于现有方法。其中在 CWRU 数据集上的平均分类准确率达到 93.54%,比当前最优方法提升 1.52%;在 Paderborn 数据集上的平均分类准确率达到 90.52%,比当前最优方法提升 1.30%。实验结果证明了该方法在工业故障诊断任务中的有效性和鲁棒性。

关键词:故障诊断;提示学习;多源域泛化;迁移学习;对比学习

中图分类号 TP181

Multi-source Domain Generalization Fault Diagnosis Method Based on Instance-level Prompt Generation

LI Shugang¹, LI Mingjia¹, YUAN Longhui¹, QI Guangpeng^{2,3} and LIU Chi¹

1 School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

2 INSPUR Group Co., Ltd., Jinan 250101, China

3 INSPUR Yunzhou Industrial Internet Co., Ltd., Jinan 250098, China

Abstract This paper proposes multi-source domain generalization fault diagnosis method based on instance-level prompt generation to enhance the model's fault recognition capability in cross-domain environments. This method employs a cross-frequency aligned prompt generator to dynamically generate instance-level prompts, enabling refined modeling of local features across different samples. It incorporates a semantic consistency enhancement module to ensure the semantic validity of instance-level prompts. Furthermore, to improve the model's stability and adaptability in cross-domain tasks, a memory bank-enhanced contrastive learning module is introduced, which fully utilizes cross-domain positive and negative samples. By storing and dynamically updating feature representations of training samples, this module expands the diversity of positive and negative sample distributions and enhances the effectiveness of cross-domain feature learning. Additionally, a FourierMix module is adopted to perform frequency-domain feature mixing of samples from different source domains, dynamically generating simulated samples to strengthen the model's adaptability on unseen target domains. Experimental results on CWRU and Paderborn datasets demonstrate that the proposed method outperforms existing approaches across multiple unseen target domains, achieving average classification accuracies of 93.54% (1.52% improvement over state-of-the-art) on CWRU dataset and 90.52% (1.30% improvement) on Paderborn dataset. Experimental results prove its effectiveness and robustness in industrial fault diagnosis tasks.

Keywords Fault diagnosis, Prompt learning, Multi-source domain generalization, Transfer learning, Contrastive learning

1 引言

在现代工业生产中,设备的稳定运行对产品质量、生产效率和经济效益至关重要^[1]。然而,机械设备在长期运行过程

中难免会出现各种故障,如果不能及时检测和诊断,可能会导致设备损坏、生产停滞,甚至引发安全事故^[2]。因此,研究高效、准确的故障诊断方法对于工业智能化发展具有重要意义。传统的故障诊断方法主要基于专家经验、物理建模和信号处

理等技术^[3],并通过经验规则或支持向量机等进行故障分类^[4]。然而,这些方法高度依赖人工特征工程和领域知识,适用性较差,难以适应复杂多变的工业环境。随着深度学习的快速发展^[5],基于深度神经网络的故障诊断方法在工业界和学术界得到了广泛关注。深度学习从大量的工业传感器数据中自动提取深层特征,减少对人工特征提取的依赖^[6]。

尽管深度学习在故障诊断领域表现出较强的适应性和泛化能力,但其在跨域应用场景下仍然面临域偏移问题^[7]。域偏移指在不同工业环境中,设备类型、工况条件等因素的变化,会导致训练数据(源域)与测试数据(目标域)之间的分布存在差异。这种分布差异会严重影响模型的泛化能力,使得在源域上训练的深度学习模型无法直接推广到目标域,导致诊断准确率显著下降^[8]。

为了解决跨域偏移问题,研究者提出了域自适应(Domain Adaptation, DA)^[9]和域泛化(Domain Generalization, DG)^[10]方法。域自适应主要依赖于目标域的少量标注数据或无监督目标域数据,采用对抗学习、特征映射或者重构技术,使模型能够适应新的域分布^[11]。然而,在许多工业应用场景中,目标域的数据可能难以获取或无法标注,这时,域泛化方法就成了更为实际的方式^[4]。

在许多工业应用中,即便是同一台设备,其运行状态也会随着负载、转速、温湿度等因素的变化而呈现出显著不同的工况条件。这些工况变化会导致设备采集的传感器信号表现出分布偏移,进而使得在某一工况下训练得到的模型,在迁移到其他未见工况下时性能显著下降。同时,实际工业场景下也很难获取到覆盖所有工况状态的故障样本。因此,在不使用目标域工况样本的前提下,仅利用设备在不同源域下采集到的数据训练模型,并使其具备对未见工况自动适应的能力,成为了工业场景中尤为迫切的需求。域泛化方法正是为应对这一挑战而提出的。

域泛化方法的核心目标是在不依赖目标域数据的前提下,仅借助源域数据训练出具备良好跨域适应性的模型。这使得域泛化在工业场景中具有较高的应用潜力,尤其适用于目标场景未知、部署场景多变的情况。同时,域泛化任务最大的挑战在于:模型在训练时无法感知目标域的实际特征分布,因此难以对其进行有针对性的对齐与适应。在缺乏先验信息的情况下,如何从现有的源域数据中提取出具有判别性且能跨分布泛化的共享特征,是当前域泛化研究的核心问题。

域泛化方法可以分为单源域泛化^[12]和多源域泛化^[13]。然而,在实际工业场景中,单源域的泛化能力通常有限^[14],多源域泛化(Multi-Source Domain Generalization, MSDG)问题则更为常见。在多源域场景下,数据来自多个具有不同分布的源域,模型需要在多个源域之间学习共享的故障特征,同时抑制各个源域之间的域差异。多源域泛化的核心思想是在多个源域上学习具有良好泛化能力的特征,使得模型在未见过的目标域上仍能保持较高的诊断精度。近年来,多源域泛化技术在故障诊断领域得到了广泛研究,主要方法包括基于度量对齐学习的方法^[15]、基于对抗学习的方法^[11,16]和基于因果学习的方法^[17]。

然而,由于设备和环境条件的差异,真实的工业环境具有

高度的复杂性和动态性^[4]。基于特征对齐和对抗学习的方法依赖直接学习跨域不变特征,可能导致语义信息损失以及类别区分能力下降^[18-19],从而影响模型的泛化能力。因果学习方法通过区分因果不变特征与域特定特征,在一定程度上缓解了这一问题,但是这些方法主要关注域级或类别级的不变特征^[11,15],在应对目标域数据多样性和复杂性方面仍然存在一定局限性。

综上所述,当前的多源域泛化故障诊断方法主要面临特征建模粒度不足、灵活度低,以及语义信息扭曲这3个关键问题。具体地,现有方法多以域级或类别级语义对齐为主,难以适应不同个体样本在结构分布上的差异,无法灵活适配不同工况下的复杂数据变化,导致在未见目标域数据上的泛化能力受限;同时,部分方法依赖对抗训练进行分布对齐,可能在消除域差异的同时损害类别区分性,影响最终诊断的准确性。

为了缓解这些方法在泛化能力上的不足,本文考虑引入提示学习(Prompt Learning)^[20]机制,尝试从实例级建模出发,结合频域增强与对比学习策略,实现更灵活、更细粒度地挖掘跨域不变特征。

提示学习是一种高效的特征学习方法,最初在自然语言处理领域得到了广泛应用,并逐步扩展到计算机视觉领域^[21]。提示学习的核心思想是在模型输入中添加少量的提示,以引导模型关注特定的任务特征。提示学习主要包括软提示和硬提示两种形式。硬提示是直接插入到输入数据中插入固定的提示文本或特征,这种方式通常不涉及额外的可训练参数,但可能会对任务建模的灵活性造成一定限制。软提示是指在模型训练过程中,通过可学习的向量参数作为提示信息,这些提示向量通过在训练过程中不断优化,以适应不同任务的需求。软提示的优势在于其灵活性,可以针对不同的任务进行微调,而无需改变原始模型结构。在工业故障诊断场景中,软提示可以通过学习任务相关的特征向量,提醒模型关注更具判别能力的跨域不变特征,从而提高模型的泛化性。

相比于直接学习跨域不变特征的方法,基于提示学习方法的域泛化故障诊断方法具有以下3方面优势:1)具备更高的建模灵活性,能够通过可学习的提示向量动态引导模型关注当前数据中与故障信息更加相关的特征,提升跨工况场景下的适应能力;2)具备更强的语义可控性,提示向量本身可作为显式的引导机制,使模型在保留类间判别性的同时,避免直接进行特征对齐可能导致的语义扭曲和类别可分性损失;3)具备更好的结构兼容性,提示学习方法可以在不改变主干网络结构的前提下灵活集成到多种特征提取框架。这些特性使得提示学习在工业领域的多源泛化任务中表现出更优的特征建模效率和跨域鲁棒性。

基于上述思考,为进一步提升故障诊断模型的泛化能力,本文引入了基于实例级提示生成(Instance-Level Prompt Generation, ILPG)的域泛化故障诊断方法。与传统域泛化方法不同,ILPG通过实例级提示生成机制,在第一阶段自适应提取实例级跨域不变特征,在第二阶段通过傅里叶混合增强模型的泛化能力,提升故障诊断鲁棒性。具体地,在第一阶段,通过跨频对齐提示生成器为输入样本生成实例级提示,随后基于语义一致性增强模块,利用域级提示对所生成的实例

级提示的质量进行监督,并结合记忆库增强对比学习模块和分类损失,实现对模型的整体训练。在第二阶段,利用傅里叶混合模块动态生成仿真样本,增强模型对跨域不变特征的学习能力。相比现有的域泛化方法,该方法能够在保证语义完整性的同时提高模型的灵活性和泛化性。实验表明,所提方法在多个未见目标域上的分类准确率优于现有方法,在 CW-RU 数据集和 Paderborn 数据集上分别提升 1.52% 和 1.30%,证明了该方法在工业故障诊断任务中的有效性和鲁棒性。

本文的主要贡献如下:

1) 提出了跨频对齐提示生成器,通过小波变换提取高频和低频信息,并结合交叉注意力机制生成实例级提示,使模型能够充分学习样本数据的特征信息;

2) 提出了语义一致性增强模块,结合余弦相似度和 KL 散度,实现实例级提示与域级提示的高层语义分布对齐,从而提高实例级提示学习的稳定性;

3) 提出了傅里叶混合模块,在频域进行跨域样本混合,动态生成仿真样本,以模拟更广泛的域间分布变化,从而提高模型对未知目标域的适应性和鲁棒性。

2 相关工作

近年来,深度学习在工业故障诊断领域取得了显著进展,但跨域泛化问题仍然是一个关键挑战。为了解决域偏移带来的泛化性能下降问题,研究者提出了多种域泛化方法,包括度量对齐学习、对抗学习和因果学习等。此外,随着提示学习技术的发展,其在跨域学习中的应用逐渐受到关注。

2.1 域泛化故障诊断

域泛化方法的核心目标是在多个源域上学习稳健的跨域特征,使模型能够在未见目标域上依然保持较高的诊断精度。近年来,域泛化方法在工业故障诊断领域得到了广泛研究,并发展出了多种技术路径。

度量对齐学习^[15]:其主要思想是最小化源域和目标域之间的特征分布差异,以获得更加稳定的跨域特征。

对抗学习^[11]:该方法引入对抗神经网络,通过域判别器(Domain Discriminator)学习源域和目标域的可分性,并利用对抗训练使模型难以区分不同域之间的数据分布,从而提升模型的泛化能力。

因果学习^[17]:近年兴起的一种新型域泛化方法。其核心思想是识别数据中的因果不变特征,而不仅仅是依赖于数据的统计相关性。通过建模因果推理关系,因果学习可以提取出具有泛化能力的特征,从而提升在目标域上的适应性。

虽然这些方法在一定程度上缓解了域偏移问题,但仍然存在一些局限性。例如,特征对齐和对抗学习方法可能会导致类别区分性下降,而现有的因果学习方法也存在特征粒度较粗的问题。因此,如何在保证跨域不变性的同时进一步提升模型的灵活性仍然是一个重要的挑战。

2.2 提示学习

近年来,提示学习作为一种高效的迁移学习方法,在自然语言处理和计算机视觉领域得到了广泛关注^[22]。相比于传统的微调方法,提示学习通过设计任务相关的提示来引导训

练模型的推理过程,从而提高跨域适应能力。

提示学习最早被应用于大规模预训练语言模型^[23],其核心思想是将输入转换为与预训练任务匹配的格式,使得模型可以直接利用已有的知识进行推理。近年来其在计算机视觉任务中的应用也逐步增加。CLIP^[24]采用对比学习的方式,将文本提示与图像嵌入对齐,实现了零样本分类;CoOp^[25]中提出了可学习的上下文提示,使提示学习在不同任务中具有更强的适应性。

虽然提示学习在众多任务中都有不错的应用表现,但在故障诊断,特别是域泛化故障诊断领域,尚缺少基于提示学习的方法。提示学习的核心优势在于,其具备少样本适应能力、跨域泛化能力和高效知识迁移能力。由于数据分布随环境、负载、转速等工况变化,因此现有故障诊断模型难以直接迁移到新场景。但通过设计适当的提示进行引导,可以帮助模型在不同工况或设备之间建立特征映射,减少模型对特定数据分布的依赖。因此,提示学习在域泛化故障诊断中有着较高的应用潜力。

基于此,本文提出了一种基于实例级提示生成(ILPG)的域泛化故障诊断方法。该方法通过学习实例级的提示信息,以更细粒度地引导模型关注跨域不变特征,从而提升故障诊断的跨域泛化能力。

3 模型设计

3.1 准备工作

3.1.1 问题定义

在多源域泛化故障诊断任务中,给定 K 个源域数据集 $\mathcal{D}_{\text{src}} = \{\mathcal{D}_1, \mathcal{D}_2, \dots, \mathcal{D}_K\}$, 其中第 k 个源域 $\mathcal{D}_k = \{(x_{d_k}^i, y_{d_k}^i)\}_{i=1}^{m_k}$ 包含 m_k 个标记样本($x_{d_k}^i$ 为输入数据, $y_{d_k}^i$ 为对应的故障类别标签),目标是通过最小化源域上的经验风险 $\mathcal{R}(\phi)$, 学习一个能够泛化至未见目标域 \mathcal{D}_{tar} 的诊断模型 f_ϕ 。其核心挑战在于消除源域与目标域间的分布差异,经验风险 $\mathcal{R}(\phi)$ 如式(1)所示:

$$\mathcal{R}(\phi) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{(x, y) \sim \mathcal{D}_k} [\mathcal{L}(f_\phi(x), y)] \quad (1)$$

其中, $\mathcal{L}(\cdot, \cdot)$ 表示模型预测 $f_\phi(x)$ 与真实标签 y 之间的损失, f_ϕ 是由 ϕ 参数化的模型。

3.1.2 提示学习与 Transformer

Transformer^[26] 是一种基于自注意力机制的序列建模架构,最初被应用于自然语言处理任务,并因其在捕捉长程依赖关系、并行计算以及结构灵活性方面的优势,逐渐被引入到工业时序信号建模与故障诊断任务中。Transformer 的基本结构由多层堆叠的编码器构成,每层包含多头自注意力模块和前馈神经网络,并辅以残差连接与层归一化操作。

Transformer 的自注意力机制使得模型可以在特征序列的任意两个位置之间建立全局依赖关系,从而有效捕捉时序信号中的全局趋势与局部关键模式。具体来说,给定一个输入序列 $X \in \mathbb{R}^{L \times k}$, 通过查询(Q)、键(K)和值(V)映射矩阵构建注意力权重:

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^\top}{\sqrt{d_k}}\right)\mathbf{V} \quad (2)$$

其中, $Q = XW^Q$, $K = XW^K$, $V = XW^V$, d_k 为键的维度, W^Q, W^K, W^V 为可学习的参数矩阵。

为了进一步引导 Transformer 更加关注与任务相关的跨域不变特征, 本文引入提示学习机制, 将一组提示向量作为引导信息注入输入序列中。这些提示不仅可以提供跨域语义的结构引导, 还能提升模型对动态环境变化下域偏移的鲁棒性。

具体而言, 对于一个来自源域的故障样本 $x \in \mathbb{R}^d$, 通过分块处理将其转换为长度为 L 的序列 x_{block} :

$$x_{\text{block}} = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(L)}] \in \mathbb{R}^{L \times \frac{d}{L}} \quad (3)$$

其中, 每个子序列 $x^{(i)}$ 的长度为 $\frac{d}{L}$ 。随后, 利用可学习的嵌入矩阵 $E \in \mathbb{R}^{\frac{d}{L} \times h}$ 将其映射至高维空间 H_{emb} , 每个子序列被映射为 h 维向量:

$$H_{\text{emb}} = x_{\text{block}} \cdot E \quad (4)$$

为了利用引导信息来提升模型的跨域泛化能力, 将长度为 M 的提示向量 $p \in \mathbb{R}^{M \times h}$ 与输入特征序列进行拼接:

$$Z_{\text{input}} = [H_{\text{emb}}; p] \in \mathbb{R}^{(M+L) \times h} \quad (5)$$

并输入至多层 Transformer 编码器中, 依次经过多头自注意力机制与前馈神经网络模块。

$$Z_{\text{output}} = \text{Transformer}(Z_{\text{input}}) \quad (6)$$

在此过程中, 提示向量与原始特征序列之间进行全局交互, 使模型能够从多个源域中捕捉稳定、通用的跨域特征。

3.2 模型整体框架

图 1 展示了提出的基于实例级提示生成的域泛化故障诊断方法的主体框架。该框架首先通过跨频对齐提示生成器为每个输入样本 $x \in \mathbb{R}^d$ 生成实例级的提示 $p_{x_i} \in \mathbb{R}^{M \times h}$, 域级提示则是利用可学习参数 $p_{d_k} \in \mathbb{R}^{M \times h}$ 来实现, 并通过语义一致性增强模块来对两类提示进行约束, 避免提示偏移。然后将这些提示与相对应的嵌入向量进行拼接, 并输入特征提取分类器, 以捕获跨域共享的故障语义特征; 同时提出记忆库增强对比学习模块, 利用对比学习算法与记忆库实现最大化同类别样本的特征相似性, 且保持跨域差异性。最后, 为进一步增强泛化能力, 本文提出傅里叶混合模块动态生成仿真样本, 通过混合不同域样本的频域信息, 模拟未知目标域的复杂分布特性, 从而增强模型对域偏移的鲁棒性。

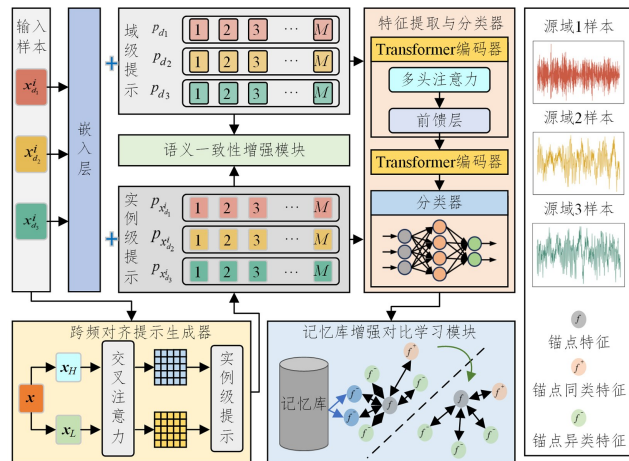


图 1 ILPG 方法框架图

Fig. 1 Framework of ILPG method

综合来讲, 本文通过多机制协同的模式保证跨域故障特征的动态对齐效果。首先, 语义一致性增强模块通过将实例级提示与域级提示进行分布对齐, 有效保证了实例级提示学习的有效性, 使模型在动态工况变化下仍能维持稳定的语义表征能力; 其次, 记忆库增强对比学习模块通过动态更新源域样本特征, 强化了跨域语义关系的学习; 最后, 傅里叶混合模块在频域生成仿真样本, 引导模型学习更加多样的数据分布, 从而增强其对复杂工况下域分布漂移的适应能力。“提示对齐+记忆对比+数据仿真”多重机制的协同保证了模型在动态域偏移场景下的对齐稳健性与判别一致性。

3.3 域级提示学习

在跨域故障诊断任务中, 不同源域的分布可能存在较大差异, 模型容易受到域特定特征的影响, 导致泛化能力下降。为此, 本文引入域级特定提示, 在特征提取过程中强调跨域共享信息, 同时结合记忆增强对比损失, 提升模型域级的泛化能力。

3.3.1 域特定提示

为了有效编码不同源域的特征, 本文为每个源域分配一组可训练的提示, 并将其与输入特征拼接, 以指导模型更关注跨域共享信息。具体来说, 对于 K 个源域, 定义域级提示集合为:

$$P_d = \{p_d^k\}_{k=1}^K, p_d^k \in \mathbb{R}^{M \times h} \quad (7)$$

其中, M 表示提示的长度, h 为特征维度。对于每个输入 x , 最终的特征表示形式为:

$$f(x, p_d^k) = \text{Encoder}(x \oplus p_d^k) \quad (8)$$

其中, \oplus 代表拼接操作, $f(\cdot, \cdot)$ 为编码器。通过该机制, 模型能够为不同源域生成特定域级提示。

3.3.2 记忆库增强对比学习模块

为了进一步提升域级提示的泛化性, 引入了记忆库增强对比学习模块, 通过对比学习最大化同类别样本的特征相似性, 最小化不同类间的特征相似性。具体而言, 构造跨域正样本对:

$$\text{pos}(x_u) = \{(u, v) \mid x_u \in B, y_u = y_v, u \neq v\} \quad (9)$$

其中, x_u 和 x_v 为来自一个训练批次 B 的样本, 且属于相同类别。该正样本对构造方式确保了模型在不同域间学习到相似类别的数据特征。在计算对比损失时, 首先定义归一化后的特征:

$$z_u = \frac{f(x_u)}{\|f(x_u)\|}, z_v = \frac{f(x_v)}{\|f(x_v)\|} \quad (10)$$

其中, $f(\cdot)$ 为特征提取网络, $\|\cdot\|$ 表示 L2 归一化操作。为了优化对比学习效果, 定义归一化项为:

$$\sum_{j \in B} \exp\left(z_u \cdot \frac{z_j}{T}\right) + \sum_{m \in M} \exp\left(z_u \cdot \frac{z_m}{T}\right) \quad (11)$$

其中, $\sum_{j \in B}$ 代表一个批次内所有负样本的对比项; $\sum_{m \in M}$ 代表来自记忆库的额外负样本, 用于扩展负样本空间, 提高学习难度; T 为温度参数, 用于调节对比学习的敏感度。

为了确保模型能够充分利用跨域信息, 同时避免存储过多无关或冗余样本, 本文采用基于滑动更新策略的方法来动态管理记忆库, 并设定固定大小的存储容量, 从而在训练过程中保持较高的信息利用率。具体而言, 记忆库的大小设定为

$$X' = [\lambda |X_i| + (1-\lambda) |X_j|] \cdot e^{j\angle X_i} \quad (27)$$

其中, $\lambda \sim \text{Beta}(\alpha, \alpha)$ 是从 Beta 分布采样的混合权重。随后, 对混合后的频域信号执行逆傅里叶变换 (IFFT), 得到新的时域信号:

$$x' = \text{IFFT}(X') \quad (28)$$

这种方式能够在保持时序结构稳定的同时, 使模型学习到更具多样性的频域特征, 通过全局幅度混合模拟不同域的频谱能量分布差异。

3.5.2 软标签分配策略

由于新生成的样本 x' 继承了两个源样本的部分频率特征, 因此直接为混合样本分配硬标签可能引入监督噪声。对此, 采用软标签策略, 根据混合比例 λ 对样本标签进行加权:

$$y' = \lambda y_i + (1-\lambda) y_j \quad (29)$$

其中, y_i, y_j 是原始样本的类别标签。该策略能够使模型在训练过程中感知频谱特征的渐变关系, 增强对域偏移的鲁棒性。

3.6 训练与推理

为了有效提升模型在跨域故障诊断任务中的泛化能力, 本文采用两阶段联合训练策略, 分别针对域级提示学习和实例级提示学习进行优化。第一阶段关注域级共享特征的学习, 第二阶段进一步增强模型的实例级适应能力, 并通过傅里叶混合数据增强扩展样本空间, 提高模型的泛化性。

3.6.1 域级提示学习

第一阶段, 主要训练嵌入层、域级提示参数以及特征提取和分类模块, 以学习跨域共享的故障特征, 同时避免过度拟合域特定的特征分布。该阶段的目标函数定义为:

$$L = L_{\text{cls}} + L_{\text{con}} \quad (30)$$

其中, L_{cls} 为交叉熵损失, 用于优化故障分类任务; L_{con} 为记忆增强对比损失, 用于增强跨域特征对比学习, 提高特征表征的一致性和稳定性。在此阶段, 仅优化域级提示 P_d , 以确保模型可以稳定学习到跨级的提示表示。

3.6.2 实例级提示学习

在第二阶段, 利用跨频对齐提示生成器 (CAPG) 为每个样本动态生成实例级提示, 并进一步优化实例级提示表征。同时, 使用傅里叶混合数据增强以 0.5 的概率随机选择原始数据或傅里叶混合数据进行训练。此阶段主要训练实例级提示生成模块, 增强模型对不同频域信息的适应能力, 帮助模型在未知目标域上保持稳健的故障诊断能力。此阶段优化以下目标函数:

$$L = L_{\text{cls}} + \alpha L_{\text{con}} + \beta L_{\text{sce}} \quad (31)$$

其中, L_{sce} 是语义一致性损失; α 和 β 是超参数, 用于平衡不同损失的影响大小。在训练过程中, 当选用傅里叶混合样本进行训练时, 域级提示不进行更新, 从而在保证跨域共享特征的稳定性的同时着重优化实例级提示和特征提取网络。

3.6.3 推理过程

在模型推理阶段, 仅使用原始输入样本进行预测, 而不再使用混合生成的数据。推理过程如下: 首先输入故障样本 x , 将其转换为分块序列并映射至高维嵌入空间; 然后利用跨频对齐提示生成器生成实例级提示, 并将该提示与样本的嵌入表示结合; 最后经过特征提取与分类器进行故障预测。

4 实验验证与分析

4.1 数据集介绍

4.1.1 CWRU 数据集

CWRU (Case Western Reserve University) 轴承故障数据集是当前广泛用于滚动轴承故障诊断研究的公开数据集之一, 由凯斯西储大学电机系统实验室采集。该数据集提供了来自驱动端 (Drive End) 和风扇端 (Fan End) 的加速度计振动信号, 涵盖 4 种运行工况, 分别对应不同的电机转速和负载条件: 1 797 r/min (0 hp)、1 772 r/min (1 hp)、1 750 r/min (2 hp)、1 730 r/min (3 hp)。根据这些运行工况, 数据集被划分为 8 个子域 (C1-C4 对应驱动端, C5-C8 对应风扇端, 如表 1 所列), 每个子域包含 4 种故障类型: 正常 (N)、内圈故障 (IR)、外圈故障 (OR)、滚动体故障 (B), 并进一步按照故障尺寸 (7 mil, 14 mil, 21 mil) 细分, 使每个子域包含 10 个类别。实验中采用滑动窗口 (步长 200) 对振动信号进行分割, 为每个域生成 5 000 个样本, 每个样本包含 2 048 个数据点。

表 1 CWRU 数据集详细设置

Table 1 Detailed settings of CWRU dataset

域	扭矩	位置	类型
C1	0 hp	驱动端	N, IR, OR, B
C2	1 hp	驱动端	N, IR, OR, B
C3	2 hp	驱动端	N, IR, OR, B
C4	3 hp	驱动端	N, IR, OR, B
C5	0 hp	风扇端	N, IR, OR, B
C6	1 hp	风扇端	N, IR, OR, B
C7	2 hp	风扇端	N, IR, OR, B
C8	3 hp	风扇端	N, IR, OR, B

4.1.2 Paderborn 数据集

Paderborn 数据集由德国帕德博恩大学提供, 包含 32 组滚动轴承实验数据, 按类别分为健康轴承、人工损坏轴承 (A) 和真实损坏轴承 (R)。该数据集基于不同的负载扭矩 (0.7 Nm, 0.1 Nm) 和径向力 (1 000 N, 400 N) 划分为 6 个子域: P1, P2, P3, P4, P5 和 P6。如表 2 所列, 每个子域均包含 3 种类别: 健康、外圈故障和内圈故障。数据采集使用加速度传感器, 并采用滑动窗口 (步长 4 000) 对振动信号进行分割, 为每个域生成 10 000 个样本, 每个样本包含 2 048 个数据点。

表 2 Paderborn 数据集详细设置

Table 2 Detailed settings of Paderborn dataset

域	类型	主扭矩/Nm	径向力/N
P1	人工	0.1	1 000
P2	人工	0.7	400
P3	人工	0.7	1 000
P4	真实	0.1	1 000
P5	真实	0.7	400
P6	真实	0.7	1 000

4.2 实验设置

本文实验基于 Transformer 提取跨域故障特征, 批量大小为 8。所有数据集均按照 8:2 的比例划分为训练集和测试集。原始输入数据采用无重叠滑动窗口划分为 64 个子序列, 每个子序列的维度为 32, 并通过嵌入层映射到 64×128 维的特征空间。域级提示和实例级提示的维度均设定为 6×128 ,

随后将这些提示与输入特征拼接后输入 Transformer 网络进行特征提取和分类。采用 AdamW 优化器更新网络参数。在实验过程中,每次选取一个域作为目标域,其余域作为源域进行训练,以模拟跨域泛化场景。训练分为两个阶段,其中第一阶段训练 50 个 epoch,第二阶段训练 150 个 epoch,并重复实验 5 次以减少随机因素的影响。所有实验均在 NVIDIA GeForce RTX3090 GPU 和 Intel Xeon Platinum 8280 CPU 上进行,编程环境基于 Python 3.8 和 PyTorch 1.8.1。

4.3 对比方法

将 ILPG 算法与现有的多个主流域泛化方法进行对比,具体包括:

CIDDG^[11]:该方法基于条件不变对抗网络,通过对抗学习减少不同域间的条件分布差异,从而学习域不变特征。

MMD^[27]:该方法基于对抗自编码器,并通过对抗学习使特征匹配到预设的先验分布,从而提升跨域泛化能力。

IEDG^[15]:该方法通过内在度量学习和外在对抗训练两种泛化目标来提升模型的跨域适应能力。其利用三元组损失构建更稳健的决策边界,同时利用对抗训练提高对未知域的泛化能力。

CCDG^[13]:该方法利用类条件对比损失最大化不同域间相同类别样本的互信息,同时最小化不同类别间的互信息,从而获取域不变类别的特征表征。

RTDGN^[16]:该方法通过在任务无关域适应阶段利用多个域判别器和逆熵损失增强域混淆能力,并在域泛化阶段构建残差融合分类器来防止过拟合并提高诊断精度。

DCG^[28]:该方法基于凸博弈,将域泛化问题建模为各域之间的博弈问题,并引入样本筛选机制剔除低质量和冗余样本,提高对未见目标域的适应能力。

DMDGN^[14]:该方法通过域差异度量减少不同源域之间的数据分布偏差,并结合数据增强和域判别器学习更具判别性的域不变特征,以适应不同工况下的故障诊断任务。

4.4 实验结果

4.4.1 对比实验

为了验证所提出的基于实例级提示生成(ILPG)的域泛化故障诊断方法的有效性,本文与多个主流域泛化方法进行了对比实验,并在 CWRU 数据集和 Paderborn 数据集上评估不同方法在未见目标域上的诊断准确率。实验结果如表 3 和表 4 所列。

表 3 CWRU 数据集实验结果

Table 3 Experimental results on CWRU dataset

方法	未见目标域								平均
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	
CIDDG	62.29	68.88	79.71	74.12	73.75	70.55	69.20	76.89	71.92
MMD	59.64	73.39	85.40	71.81	70.69	74.62	81.48	76.31	74.17
IEDG	64.84	83.77	90.01	83.68	85.90	80.16	94.28	94.07	84.59
CCDG	79.85	96.68	96.87	92.96	85.51	89.87	93.71	94.25	91.21
RTDGN	75.67	91.04	93.66	88.50	86.33	88.76	91.60	91.89	88.43
DCG	78.58	95.11	96.41	91.58	85.12	82.51	90.50	87.18	88.37
DMDGN	79.23	96.51	98.05	94.14	86.72	91.84	93.71	95.98	92.02
ILPG	82.65	97.68	98.59	96.68	88.02	93.44	94.98	96.31	93.54

表 4 Paderborn 数据集上的实验结果

Table 4 Experimental results on Paderborn dataset

方法	未见目标域						平均
	P1	P2	P3	P4	P5	P6	
CIDDG	73.95	70.85	78.07	82.62	69.14	80.69	75.89
MMD	74.29	69.21	85.56	78.09	75.16	77.63	76.66
IEDG	80.82	70.21	87.40	90.97	80.79	88.16	83.06
CCDG	84.25	72.45	90.18	97.31	82.58	98.66	87.57
RTDGN	86.06	77.62	89.70	96.10	81.67	98.21	88.23
DCG	86.22	68.48	86.68	96.02	79.20	94.15	85.13
DMDGN	87.59	77.45	90.50	98.42	82.28	99.09	89.22
ILPG	88.21	78.25	91.38	98.85	86.63	99.82	90.52

1)由表 3 可知,在 CWRU 数据集的 8 个未见目标域(C1—C8)上,ILPG 方法的平均分类准确率达到 93.54%,比当前最优方法 DMDGN(92.02%)提高了 1.52%。相比之下,传统基于对抗学习或分布匹配的方法在某些目标域上的分类准确率较低,例如 CIDDG 的平均准确率仅为 71.92%,MMD 的平均准确率为 74.17%,说明这些方法在对抗学习过程中仍受到域间条件分布变化的影响,导致特征匹配不足。此外,IEDG 和 RTDGN 在特征对齐方面有所提升,准确率分别达到 84.59%和 88.43%,但在部分目标域(如 C5,C6)上仍然存在性能波动。近期提出的域泛化方法(CCDG 和 DMDGN)在一定程度上提升了跨域适应能力,平均准确率分别

达到 91.21%和 92.02%,但仍然难以充分捕捉跨域共享特征,导致部分目标域上的准确率下降。ILPG 方法的优势主要来源于跨频对齐提示生成器(CAPG)和傅里叶混合模块(FMM)的协同作用,这样的协同使得实例级提示能够动态适应不同样本的特征分布。

2)由表 4 可知,在 Paderborn 数据集的 6 个未见目标域(P1—P6)上,ILPG 方法的平均分类准确率达到 90.52%,相比 DMDGN(89.22%)提升了 1.30%。ILPG 在所有目标域上均优于现有方法,特别是在 P4 和 P6 上取得了接近 100%的准确率,充分证明了 ILPG 能够适应不同条件下的复杂故障模式。相比之下,传统方法 CIDDG 和 MMD 的平均准确率分别为 75.89%和 76.66%,在部分目标域(如 P2 和 P5)上的分类性能较低,说明其在较大负载变化下难以学习稳定的跨域特征。IEDG 和 CCDG 在一定程度上提升了跨域故障诊断能力,但在某些目标域(如 P3 和 P5)上仍然存在泛化能力不足的问题。相比之下,ILPG 方法在 Paderborn 数据集上的表现更优,进一步验证了其在复杂跨域任务中表现的稳健性,能够有效提高故障诊断模型对未见目标域的适应能力。

4.4.2 消融实验

消融实验的结果如表 5 所列,本文通过逐步去除 ILPG 模型的关键模块,以分析其对跨域故障诊断性能的影响。在

CWRU数据集上,完整的ILPG方法的平均准确率为93.54%,去除实例级提示(w/o ILP)后,准确率降低至89.01%,表明实例级提示能够有效增强模型对个体样本的特征表征能力,从而提升泛化性。去除跨频对齐提示生成器(w/o CAPG)并用简单的全连接替换后,准确率降低至91.46%,说明CAPG能够有效捕捉高频和低频信息的交互关系,提高跨域共享特征的提取能力。去除语义一致性增强模块(w/o SCE)后,准确率降低至88.32%,表明该模块在确保提示信息一致性、避免跨域特征偏移方面具有重要作用。此外,去除傅里叶混合增强(w/o FMM)后,准确率下降至91.29%,验证了FMM能够通过频域数据提升模型对未知目标域的适应能力。在Paderborn数据集上,去除各模块后准确率均有所下降,其中去除语义一致性增强(w/o SCE)后,准确率下降幅度最明显,从90.52%降至83.01%,进一步说明了SCE在跨域对齐中的关键作用。整体而言,ILPG模型的各个模块在跨域故障诊断任务中均发挥了重要作用,其中实例级提示、跨频对齐机制和语义一致性增强对模型的泛化能力提升尤为显著,而傅里叶混合增强则在不同工况下有效提高了模型对复杂域偏移的适应性。

表5 消融实验结果

Table 5 Results of ablation experiments

任务	ILPG				
	w/o ILP	w/o CAPG	w/o SCE	w/o FMM	
CWRU	93.54	89.01	91.46	88.32	91.29
Paderborn	90.52	87.23	87.83	83.01	86.95

4.4.3 超参数敏感度实验

参数敏感度实验的结果如图3所示,该实验基于CWRU数据集,分析了不同参数组合对模型性能的影响。整体来看,模型在参数变化较小时仍能保持较高的分类准确率,尤其在靠近最优参数($\alpha=1.0, \beta=10000$)的区域,准确率变化较小,说明模型在一定范围内具有较好的鲁棒性。然而,当参数偏离最优值时,准确率呈现一定的下降趋势,尤其在较远区域,最低下降至约85%,表明模型对部分参数较为敏感。值得注意的是,准确率的下降趋势并非线性,而是存在一定的不均匀性,部分区域准确率较高,可能与参数间的协同作用有关。同时,实验结果还表明,对部分关键参数的调整可能会对最终结果产生较大的影响,因此在实际应用中需要进行针对性的调参。

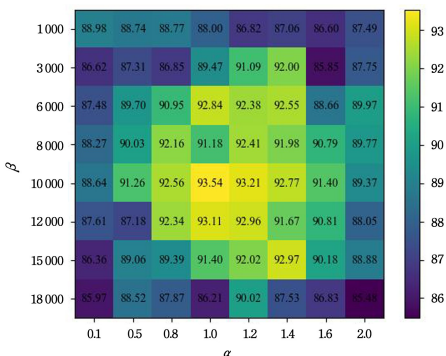


图3 超参数敏感度实验结果

Fig. 3 Experimental of hyperparameter sensitivity

4.4.4 提示长度分析实验

提示长度实验的结果如图4所示,该实验主要分析了不同提示长度 M 对模型分类准确率的影响,并在CWRU数据集和Paderborn数据集上进行了对比。从实验结果来看,随着提示长度的增加,模型分类准确率整体呈现先上升后略微下降的趋势。在CWRU数据集上,准确率在提示长度为6时达到最高值93.54%,随后在更长的提示长度下(8,10,12)略有下降,表明合适的提示长度能够有效提升跨域特征对齐能力,但过长的提示可能会引入冗余信息,影响模型的泛化性能。在Paderborn数据集上,整体趋势与CWRU数据集上的结果相似,准确率在提示长度为6~8时达到峰值90.62%。值得注意的是,在较短提示长度(2,4)时,两个数据集的准确率均明显低于最佳值,说明较短的提示可能不足以提供充分的特征引导,导致跨域泛化能力较弱。

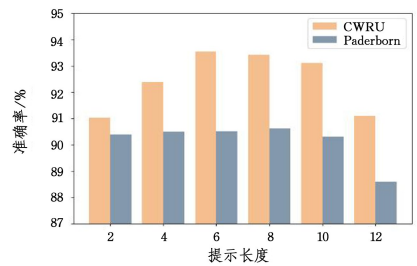


图4 提示长度实验结果

Fig. 4 Experimental results of prompt length

4.4.5 t-SNE 特征可视化实验

图5对比了ILPG方法在CWRU数据集的C4任务上与多个主流域泛化方法的t-SNE^[29]特征可视化表现,以分析各方法在跨域故障诊断任务中所学习特征的分布情况。t-SNE是一种常用的非线性降维方法,能够将高维特征映射到二维空间,以可视化不同类别样本的分布及其可分性。实验结果表明,ILPG方法在特征空间的可视化效果优于其他对比方法。

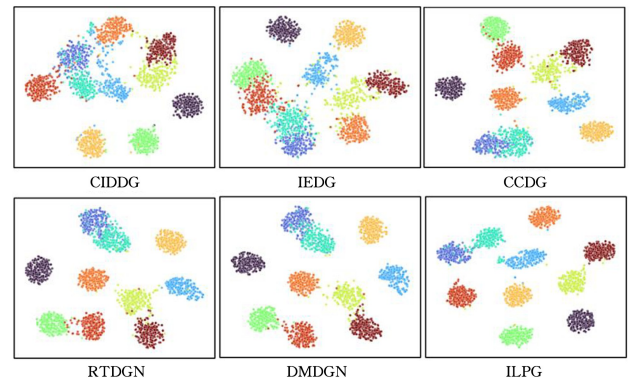


图5 t-SNE 特征可视化实验结果

Fig. 5 t-SNE feature visualization experimental results

具体而言,ILPG的特征分布更加紧凑且类别聚集度较高,不同类别之间的边界更加清晰,表明所学习的特征在跨域任务中具有更强的可分性。相比之下,CIDDG的特征分布较为分散,类别间存在较大的交叠区域,表明仅基于对抗学习的泛化方法在减少域偏移方面存在一定局限性。DMDGN和RTDGN方法虽然在某些类别上表现出较好的聚类效果,但

整体上仍然存在部分类别混叠的现象,说明仅依赖于对抗训练或度量学习的策略难以完全保证跨域特征的可分性。总体而言,ILPG方法在t-SNE可视化中展现了更稳定、更清晰的特征分布,验证了其在跨域故障诊断任务中的有效性。

4.4.6 记忆库大小分析实验

实验分析了不同记忆库大小 N 对模型分类准确率的影响,并在CWRU数据集和Paderborn数据集上进行了对比,结果如图6所示。可以看出,随着 N 的增加,模型分类准确率呈先上升后趋于稳定的趋势。在CWRU数据集上,准确率在 $N=5$ 时达到最高值,随后略有下降,但整体保持在较高水平,表明适当增加记忆库大小能够为对比学习提供更多样化的负样本,从而提升特征表征能力。然而,过大的记忆库(如 $N=7$ 和 $N=9$)并未进一步提升性能,可能是因为过多的历史样本引入了一定的噪声或冗余信息,使特征匹配的有效性降低。在Paderborn数据集上,整体趋势与CWRU数据集相似,准确率在 $N=6$ 附近达到峰值。总体而言,该实验结果表明,适当增加记忆库大小能够有效提升跨域特征的对比学习能力,但过大的记忆库可能会引入冗余信息,影响模型的泛化性能。

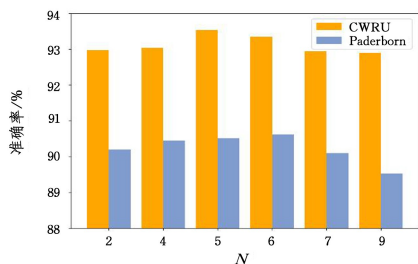


图6 记忆库大小对模型的影响

Fig. 6 Impact of memory bank size on the model

4.4.7 多未见目标域泛化性实验

为了进一步验证ILPG方法的泛化性能,本文设计了6组多目标域任务,并与CCDG和DMDGN方法进行对比,结果如表6所列。实验结果表明,ILPG在所有任务中均取得了最高准确率,表现出更强的泛化性能,进一步验证了其跨域适应能力的有效性。

表6 多未见目标域泛化性结果

Table 6 Results of generalization to multiple unseen target domains (%)

任务	目标域	CCDG	DMDGN	ILPG
M1	P1,P2	81.01	83.28	86.52
M2	P3,P4	95.20	95.07	96.34
M3	P5,P6	87.69	91.81	90.28
M4	P1,P3,P6	82.02	82.07	85.38
M5	P1,P2,P6	82.69	86.95	88.16
M6	P3,P4,P5	89.95	91.26	94.48

4.4.8 特征分布估计可视化实验

为了更直观地分析所提出方法在跨域任务中的特征对齐效果,本文在CWRU数据集的C2任务上,采用PCA将源域与目标域的7mil滚动体故障类别的高维特征表示简化为二维表示,分别为主成分1和主成分2,并通过核密度估计拟合两个主成分分布密度曲线,从而评估源域与目标域特征分布的一致性,如图7所示。可以看出,本文ILPG方法的源域与目标域的主成分分布重叠度最高,密度峰值位置也基本一

致,形状相近,验证了ILPG在应对复杂工况下域分布漂移方面的有效性和鲁棒性。

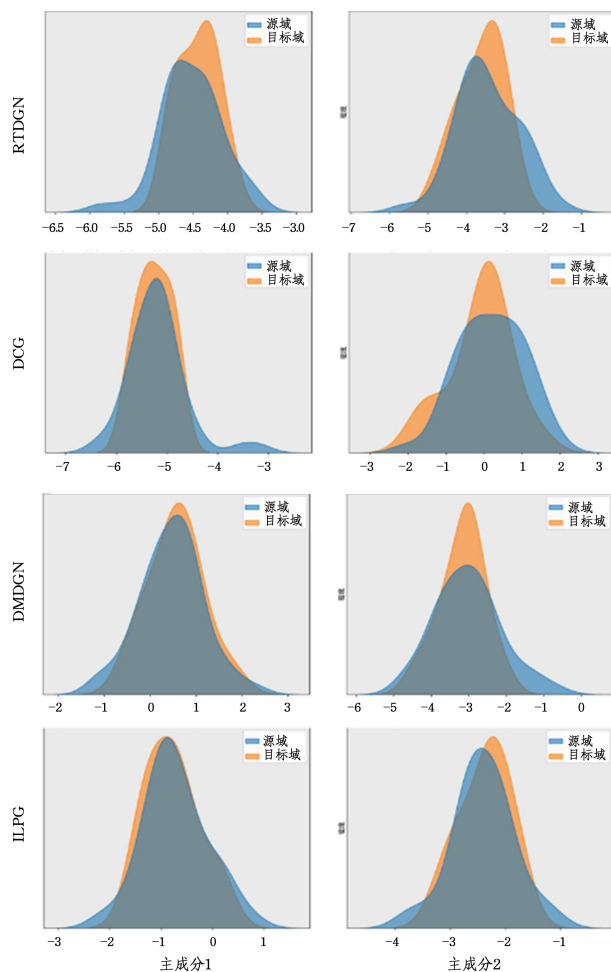


图7 特征分布估计可视化实验结果

Fig. 7 Visualization results of feature distribution estimation

结束语 本文提出了一种基于实例级提示生成的多源域泛化故障诊断方法,通过跨频对齐提示生成器和语义一致性增强模块,有效生成了细粒度的实例级提示,指导模型捕获跨域的共享知识,缓解了传统对齐对抗学习方法导致的语义信息损失问题。此外,记忆增强对比学习和傅里叶混合数据增强策略使模型能够学习到更具泛化能力的特征,从而提升了在未见目标域上的适应能力。实验结果表明,该方法在CWRU和Paderborn数据集上分别较现有最优方法提升了1.52%和1.30%,在多个跨域场景下均能保持较高的诊断精度。未来研究计划将进一步探索提示学习与更多域泛化技术的结合,如因果推理、多模态融合等,从而增强模型在极端工况和极少数据场景下的稳健性。

参考文献

- [1] FANG W, ZHOU B, WANG K, et al. A Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control Method for Open-Switch Faults of Converters in DSEM Drive System [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(8): 8459-8470.
- [2] JIN H, ZUO Z, WANG Y, et al. Small Fault Diagnosis With Gap Metric [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 53(9): 5715-5728.

- [3] LYU K, WANG D, HUANG W, et al. Research on Fault Indicator for Integrated Fault Diagnosis System of PMSM Based on Stator Tooth Flux [J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2024, 12(1):985-996.
- [4] LI S, BU R, LI S, et al. Principal Properties Attention Matching for Partial Domain Adaptation in Fault Diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73:1-12.
- [5] ZHU Z, ZHAI W, LIU H, et al. Juggler-ResNet: A Flexible and High-Speed ResNet Optimization Method for Intrusion Detection System in Software-Defined Industrial Networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(6):4224-4233.
- [6] JIAO J, LIANG K, DING C, et al. Towards Prediction Constraints: A Novel Domain Adaptation Method for Machine Fault Diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(10):7198-7207.
- [7] XIAO G, PENG S, XIANG W, et al. CMFT: Contrastive Memory Feature Transfer for Nonshared-and-Imbalanced Unsupervised Domain Adaption [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(8):9227-9238.
- [8] SONG Y, LI Y, JIA L, et al. Retraining Strategy-Based Domain Adaption Network for Intelligent Fault Diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(9):6163-6171.
- [9] LI S, XUAN J, WANG Z, et al. Noisy Open Set Adversarial Domain Adaption for Bearing Fault Diagnosis Based on Optimized Divergence [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73:1-17.
- [10] CHEN L, LI Q, SHEN C, et al. Adversarial Domain-Invariant Generalization: A Generic Domain-Regressive Framework for Bearing Fault Diagnosis Under Unseen Conditions [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(3):1790-1800.
- [11] LI Y, TIAN X, GONG M, et al. Deep domain generalization via conditional invariant adversarial networks[C]// *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. 2018:624-639.
- [12] LU F, TONG Q, JIANG X, et al. Prior knowledge embedding convolutional autoencoder: A single-source domain generalized fault diagnosis framework under small samples [J]. *Computers in Industry*, 2025, 164:104169.
- [13] RAGAB M, CHEN Z, ZHANG W, et al. Conditional contrastive domain generalization for fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71:1-12.
- [14] FAN Z, XU Q, JIANG C, et al. Deep Mixed Domain Generalization Network for Intelligent Fault Diagnosis Under Unseen Conditions [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(1):965-974.
- [15] HAN T, LI Y, QIAN M, et al. A Hybrid Generalization Network for Intelligent Fault Diagnosis of Rotating Machinery Under Unseen Working Conditions [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70:1-11.
- [16] QIAN Q, ZHOU J, QIN Y, et al. Relationship Transfer Domain Generalization Network for Rotating Machinery Fault Diagnosis Under Different Working Conditions [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(9):9898-9908.
- [17] LI J, WANG Y, ZI Y, et al. Causal Consistency Network: A Collaborative Multimachine Generalization Method for Bearing Fault Diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(4):5915-5924.
- [18] XIE S, ZHENG Z, CHEN L, et al. Learning semantic representations for unsupervised domain adaptation[C]// *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2018:5423-5432.
- [19] PEI Z, CAO Z, LONG M, et al. Multi-adversarial domain adaptation[C]// *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. AAAI, 2018.
- [20] WANG Z, RAO Y, YU X, et al. Point-to-Pixel Prompting for Point Cloud Analysis With Pre-Trained Image Models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, 46(6):4381-4397.
- [21] YANG L, LI X, WANG Y, et al. Fine-Grained Visual Text Prompting [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2025, 47(3):1594-1609.
- [22] LI S, LI B, SUN B, et al. Towards Visual-Prompt Temporal Answer Grounding in Instructional Video [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, 46(12):8836-8853.
- [23] ZHU P, WANG X, ZHU L, et al. Prompt-Based Learning for Unpaired Image Captioning [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2024, 26:379-393.
- [24] FANG H, XIONG P, XU L, et al. Transferring Image-CLIP to Video-Text Retrieval via Temporal Relations [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2023, 25:7772-7785.
- [25] ZHOU K, YANG J, LOY C C, et al. Learning to prompt for vision-language models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2022, 130(9):2337-2348.
- [26] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. 2017:6000-6010.
- [27] LI H, PAN S J, WANG S, et al. Domain generalization with adversarial feature learning[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2018:5400-5409.
- [28] LYU F, LIANG J, LI S, et al. Improving generalization with domain convex game[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2023:24315-24324.
- [29] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2008, 9(86):2579-2605.



LI Shugang, born in 1996, Ph.D candidate. His main research interests include fault diagnosis, transfer learning and object detection.



LIU Chi, born in 1984, Ph.D, professor, Ph. D. supervisor, is a distinguished member of CCF (No. 33627D). His main research interest is big data processing for Internet of Things.