

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514073

基于个性化联邦域泛化框架的旋转机械故障诊断方法^{*}

李晔¹, 杨京礼¹, 高天宇¹, 陈寅生², 尹双艳¹

(1. 哈尔滨工业大学电子与信息工程学院 哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院 哈尔滨 150080)

摘要:在智慧工厂加速落地的背景下,尽管分布式工业环境中各企业及工厂管理的相似旋转机械设备具有潜在的协同诊断价值,但受数据隐私保护要求无法进行共享,同时运行工况差异导致采集的数据呈现非独立同分布特性,严重制约不同客户端高效诊断模型在变工况场景中的泛化能力。为应对这些挑战,提出了一种基于个性化联邦域泛化框架的旋转机械故障诊断方法,在不共享本地数据的前提下,通过端间协同通信与本地个性化更新的交替对抗优化,有效提升边端诊断模型的泛化性与鲁棒性。其中,诊断模型基于隐态卷积网络构建,采用输入驱动的特征自适应方式实现灵活建模。在端间协同通信阶段,以公开数据集为媒介引导边端模型在共享语义空间中知识迁移,并引入结果一致性约束提升通信效率。在本地更新阶段,为防止对本地知识的遗忘,结合本地性能约束与自蒸馏机制,引导个性化保护下的模型优化,确保边端模型的本地诊断稳定性。在华中科技大学轴承数据集与机械综合诊断平台轴承数据集上进行实验验证,所提方法在两个数据集上的全局工况平均准确率分别为88.96%与92.33%,整体优于多种先进方法。该方法在提升边端模型跨域泛化能力的同时,保持了其稳定可靠的本地诊断性能。

关键词:旋转机械故障诊断;隐私保护;数据分布异构;联邦域泛化学习;个性化边端模型

中图分类号: TH165.3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

A personalized federated domain generalization framework based rotating machinery fault diagnosis method

Li Ye¹, Yang Jingli¹, Gao Tianyu¹, Chen Yinsheng², Yin Shuangyan¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. School of Measurement and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: In the backdrop of smart factory deployment, while similar rotating machinery managed by different enterprises holds potential for collaborative diagnosis, data privacy regulations prevent sharing. Additionally, operating condition differences result in non-independent and identically distributed data, limiting the generalization ability of diagnosis models across varying conditions. To tackle these challenges, this article proposes a personalized federated domain generalization framework. Without sharing local data, it enhances the generalization and robustness of edge-end diagnosis models through alternating adversarial optimization of inter-device collaboration and local personalized updates. The diagnosis model, built on the latent convolutional network, leverages input-driven feature adaptation for dynamic representation. During collaboration, publicly available datasets facilitate knowledge transfer in a shared space, while consistency constraints improve communication efficiency. In the local update phase, performance constraints and self-distillation preserve local knowledge, ensuring stable classification. Experiments on the Huazhong University of Science and Technology bearing dataset and the Mechanical Comprehensive Diagnosis Platform bearing dataset show that the proposed method achieves average accuracies of 88.96% and 92.33% under global operating conditions, respectively, outperforming several advanced approaches. Edge-end models optimized by the proposed approach improve cross-domain generalization while maintaining reliable local diagnosis performance.

Keywords: rotating machinery fault diagnosis; privacy preservation; data distribution heterogeneity; federated domain generalization learning; personalized edge-end model

0 引言

随着智能制造的不断推进与智慧工厂体系的加速构建,面向设备的运行状态感知与智能诊断能力正逐步成为提升工业系统稳定性与运行效率的重要支撑。旋转机械作为典型关键部件,及时发现并诊断其故障对保障设备运作安全至关重要关键^[1]。近年来,深度学习依托强大的特征提取与非线性建模能力,在旋转机械故障诊断中得到广泛应用^[2]。然而,工况条件的频繁变化、以及数据难以跨工厂共享的隐私限制,导致基于深度学习的智能诊断模型在应对跨工况分布偏移时难以有效泛化已有知识,进而削弱其在复杂工业环境下的故障识别能力^[3]。

在过程工业中,不同工厂间机械设备常具备结构相似、运行机制接近等特点,联合多源运行数据进行协同建模,有助于缓解因变工况样本不足与分布差异引起的性能退化。然而,受限于数据安全需求难以共享原始数据,导致集中式训练方法应用受阻^[4]。联邦迁移学习(federated transfer learning, FTL)融合迁移学习的知识迁移机制与联邦学习的数据隔离优势,可在保障数据本地性的前提下实现跨客户端的有效知识共享,成为当前智能故障诊断研究的新兴方向。Ma 等^[5]提出基于实时识别的异步更新联邦迁移学习机制,结合参数异步融合与基于线性滤波的客户端识别方法,显著提升了通信受限条件下的模型泛化能力。Li 等^[6]设计了一种基于自注意力机制的聚类联邦学习方法,以无监督整合分散数据,成功应用于航空航天轴承故障诊断。Yang 等^[7]通过引入自编码器-多维泰勒网络与联邦学习,利用泰勒级数扩展提升特征提取能力,同时结合混合加法与乘法编码策略强化信息安全,进一步提高了故障检测的准确性和隐私保护性。

由于负载、环境与维护状态差异,不同工况下设备表现出显著的行为差异,导致数据分布异构,使得难以统一建模适应所有客户端。针对这一问题,Chen 等^[8]提出基于最大均值差异的加权联邦迁移学习框架(discrepancy-based weighted federated averaging, D-WFA),动态聚合领域泛化能力强的本地模型,缓解领域偏移带来的影响。Sun 等^[9]通过无数据知识蒸馏策略,在服务器端训练生成器以重构全局特征分布并生成伪特征,引导本地与全局模型对齐。Li 等^[10]通过最小化多源与目标域特征分布差异并融合本地参数,提升跨域故障识别的准确性,同时确保数据隐私。尽管增强全局模型泛化性可以一定程度缓解异构问题,但随着异构性加剧,单一全局模型难以满足客户端个性化需求,个性化本地建模逐渐成为提升复杂工况下诊断性能的重要方向。Yan 等^[11]提出一种双重修正训练的联邦迁移学习策略(federated transfer-

learning strategy based on dual-correction training, FTSDC),通过中央服务器动态评估本地模型贡献,优化源客户端本地模型并修正注意力区域,在无目标域样本参与下提升多设备个性化故障诊断的精度。

另一方面,传统联邦学习依赖中央服务器进行通信,存在由模型更新引发的隐私泄露风险。为此,去中心化通信机制应运而生,通过客户端间直接交互实现模型协同更新,增强隐私保护与系统鲁棒性。Fang 等^[12]提出去中心化鲁棒异构联邦学习方法(robust heterogeneous federated learning, RHFL),通过公共数据对齐异构模型反馈、引入噪声容忍损失函数与客户端置信度重加权机制,缓解了因标签噪声与模型异构性引发的协同退化。Ma 等^[13]设计了基于点对点通信的异构联邦学习框架(heterogeneous FL framework based on peer-to-peer communication, P2PCHF),通过构建共享数据的互相关矩阵实现客户端的直接交互,并结合知识蒸馏技术提升跨域泛化能力。

尽管现有研究在数据隔离条件下构建联邦诊断模型实现了知识迁移与隐私保护的协同,但在高度动态的变工况环境中,仍难有效兼顾本地诊断精度与跨域泛化能力。一方面,多数个性化方法依赖静态调整策略,缺乏对任务演化过程的动态感知与自适应建模能力;另一方面,去中心化方案在异构特征的融合与迁移方面仍存在适应性不足,限制了模型在复杂工况下的个性化表达与泛化效果。因此,本研究面向变工况下隐私受限的工业场景,提出用于旋转机械智能诊断的去中心化个性化联邦域泛化(personalized federated domain generalization, PFDG)框架,在边端部署具备本地自主建模能力的诊断模型,通过端间协同通信与个性化更新的动态对抗优化机制,实现异构知识的深度融合与个体能力的持续进化,在保障本地诊断性能的同时,增强模型应对复杂工况的泛化能力。主要内容为:

1) 构建基于隐态卷积神经网络的边端诊断模型,利用输入驱动的动态卷积核替代固定参数卷积,以实现对样本特征的自适应建模,提升模型在复杂工况下的表征能力与故障识别性能。

2) 在端间协作通信阶段,提出结果一致性策略,通过基于共享数据构建的语义空间对齐本地模型的异构知识表征,优化协同更新过程,促进跨工况信息的有效迁移。

3) 在个性化模型更新阶段,引入个性化保护策略,强化模型对本地任务的持续记忆,缓解协同通信引发的本地知识遗忘,提升模型在变工况场景下的诊断稳定性。

4) 设计端间协同通信与个性化模型更新的对抗式交替优化机制,通过引入动态平衡因子自适应调节协同共享与个性化建模的优化权重,提升边端模型的变工况泛化性。

1 基于隐态卷积的边端诊断模型

输入数据的差异性与复杂性对边端诊断模型的特征表示能力提出了更高要求。传统神经网络依赖固定卷积核进行特征提取,难以适应多样化的输入模式,限制了对关键信息的有效捕捉。隐式神经表示是一种以连续函数形式建立输入与网络参数映射关系的方法。受此启发,设计了一种动态卷积核生成机制以实现输入引导的特征提取^[14],并基于此构建面向边端部署的隐态卷积故障诊

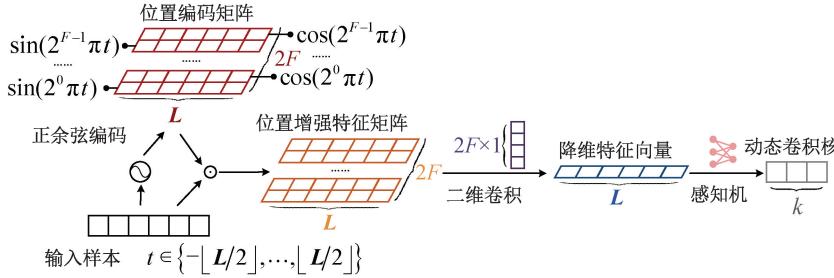


图1 动态卷积核生成过程

Fig. 1 Diagram of the dynamic convolutional kernel generation process

为增强卷积核对输入上下文信息的感知能力,引入显式的位置结构信息。具体地,定义样本的相对位置为 $t \in \{-\lfloor L/2 \rfloor, \dots, \lfloor L/2 \rfloor\}$,使用正余弦位置编码^[15]将其映射为包含多频率成分的位置向量 $\gamma(t) \in \mathbb{R}^{2F}$,如式(1)所示。

$$\gamma(t) = [\sin(2^0 \pi t), \cos(2^0 \pi t), \dots, \sin(2^{F-1} \pi t), \cos(2^{F-1} \pi t)] \quad (1)$$

其中 F 为编码频率层数。得到的位置编码矩阵 $\Gamma = [\gamma(-\lfloor L/2 \rfloor), \dots, \gamma(0), \dots, \gamma(\lfloor L/2 \rfloor)]^T (\Gamma \in \mathbb{R}^{L \times 2F})$ 与输入样本特征按元素相乘(Hadamard积),生成式(2)中的位置敏感的特征表示 $X_{enc} \in \mathbb{R}^{L \times 2F}$,实现位置结构与特征的显式融合。随后,采用 $(2F \times 1)$ 的二维卷积核对 X_{enc} 进行通道压缩,以适配多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)的输入要求。最终,动态卷积核由多层感知机生成,如式(3)所示。

$$X_{enc}(t, f) = x(t) \cdot \gamma(t)_f \quad (2)$$

$$W = MLP(Conv2D_{2F \times 1}(X_{enc})) \quad (3)$$

1.2 隐态卷积特征提取层

基于动态卷积核构建隐态卷积特征提取层,旨在替代传统固定卷积核,以强化模型对关键诊断特征的提取效果,为后续故障识别提供鲁棒的特征支撑。

为进一步扩大感受野并增强对长时序依赖的捕获能力,引入空洞卷积(dilated convolution)机制,通过在卷积核元素间引入空洞间隔,能够在不显著增加计算复杂度的前提下实现对更大范围输入区域的感知。

断模型,从而提升其在变工况场景下的泛化能力与判别性能。

1.1 动态卷积核生成机制

卷积核对输入样本的灵活响应是提升隐态卷积网络特征表达能力的关键。引入基于隐函数的动态卷积核生成机制,实现卷积核参数与输入的自适应匹配,从而增强模型对多样化信号特征的感知能力。如图1所示,该机制通过隐式映射将输入样本($X \in \mathbb{R}^{L \times 1}$)转换为尺寸为 k 的一维卷积核向量,实现卷积核的动态构建。

设动态卷积核尺寸为 k ,空洞率为 d ,则卷积操作如式(4)所示。

$$y_t = \sum_{i=0}^{k-1} w_{t,i} \cdot x_{t+i \cdot d} + b \quad (4)$$

其中, $x_{t+i \cdot d}$ 为空洞采样输入, $w_{t,i}$ 为动态生成的卷积核权重, b 为偏置项。

每层卷积后依次接入批归一化、ReLU激活与最大池化操作,以稳定训练过程并增强网络的表达能力。

1.3 边端故障诊断模型

边端故障诊断模型包含多层堆叠的隐态卷积特征提取层,通过逐级挖掘输入信号中的结构化特征,实现对多类故障模式的有效识别。

在特征提取之后,接入多分类器完成故障类型的判定。其中,为防止在类别较多时出现数值溢出而导致不稳定的问题,采用LogSoftmax函数计算各类别的对数预测概率,如式(5)所示。

$$\hat{c} = \operatorname{argmax}_i \operatorname{LogSoftmax}(\hat{y}_i) = \operatorname{argmax}_i \log\left(e^{\hat{y}_i} / \sum_{j=1}^C e^{\hat{y}_j}\right) \quad (5)$$

其中, \hat{y}_i 为原始预测分数,最终诊断结果为具有最大概率的类别,共有 C 类。

各边端工厂独立配备本地化的高性能故障诊断模型,以满足边缘智能场景下的诊断需求。依托隐态卷积对输入特征的动态建模能力,模型能够在变工况环境中自适应提取关键故障特征,从而有效应对运行状态多变、

数据分布非平稳等复杂工况挑战，并为后续的联邦协同与跨域泛化提供稳健的特征表示支撑。

2 个性化联邦域泛化诊断框架

2.1 问题描述

联邦域泛化(federated domain generalization, FDG)融合联邦学习的隐私保护机制与域泛化的泛化建模思

想，旨在不共享本地数据的前提下提升模型对未知目标域的适应能力。传统FDG方法多依赖中心服务器聚合各端模型参数或语义表示以构建全局模型，但统一建模在异构条件下往往难以兼顾个体差异与跨域共性，限制了其泛化能力。为此，去中心化联邦域泛化学习框架提出在无中心节点的条件下，以共享的公开数据集作为通信媒介，实现端间的非集中式语义对齐与异构知识协同，如图2所示。

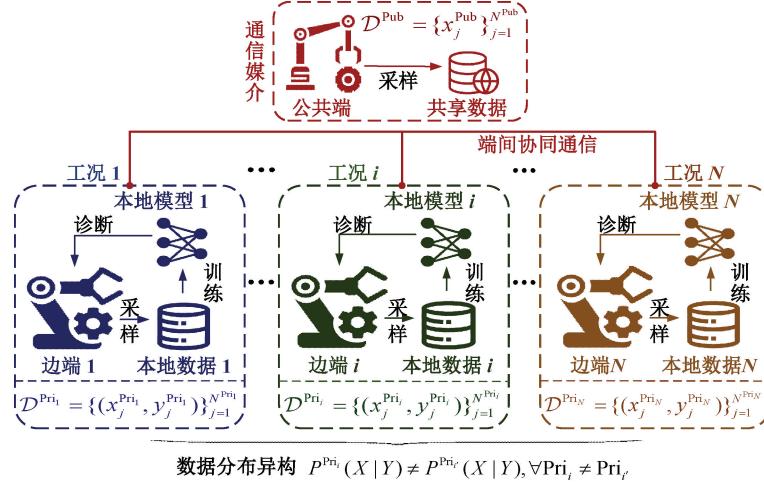


图2 去中心化联邦域泛化示意图

Fig. 2 Diagram of decentralized federated domain generalization

设有 N 个客户端，每个客户端 $\text{Pri}_i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 拥
有本地私有数据集 $\mathcal{D}^{\text{Pri}_i} = \{(x_j^{\text{Pri}_i}, y_j^{\text{Pri}_i})\}_{j=1}^{N^{\text{Pri}_i}}$ ，其中 $x_j^{\text{Pri}_i} \in \mathbf{R}^L$
表示第 j 个振动信号， $y_j^{\text{Pri}_i} \in Y$ 为故障标签， N^{Pri_i} 为边端私
有数据的样本量。假设各端可能发生故障类型一致，故
障标签 $y_j^{\text{Pri}_i}$ 来自统一的标签空间 Y ，共 C 类。

由于运行工况差异，各端数据分布存在显著偏移，导
致 $P^{\text{Pri}_i}(X|Y) \neq P^{\text{Pri}_i'}(X|Y)$ ， $\forall \text{Pri}_i \neq \text{Pri}_i'$ 。本地私有
样本不可共享，需以公开的无标签数据集 $\mathcal{D}^{\text{Pub}} = \{x_j^{\text{Pub}}\}_{j=1}^{N^{\text{Pub}}}$
为媒介实现边端通信，其中， $x_j^{\text{Pub}} \in \mathbf{R}^L$ 和 N^{Pub} 分别为共享
样本和样本数量。各客户端维护独立的个性化模型，表
示为 $\theta^{\text{Pri}_i} = (F^{\text{Pri}_i}, C^{\text{Pri}_i})$ ，其中 F^{Pri_i} 、 C^{Pri_i} 分别为特征提取器
与分类器。边端模型在保持本地诊断性能的同时，具备
对变工况的适应能力。为此，框架的整体学习目标设定
如式(6)所示。式(7)中的 $R(\cdot)$ 为诊断风险，
 $R_{\mathcal{D}}(\theta^{\text{Pri}_i})$ 衡量了模型 θ^{Pri_i} 对于数据 $\mathcal{D}^{\text{Pri}_i}$ 的跨域诊断性
能， $R_{\mathcal{D}}(\theta^{\text{Pri}_i})$ 代表了其本地诊断表现，即：

2.2 框架架构

基于PFDG框架的旋转机械故障诊断方法原理框图如图3所示。该框架经由端间协同通信与个性化模型更新两阶段轮次式交替，实现边端模型的有机整合。设计动态平衡因子 α 自适应调控两阶段的训练权重，有效实现框架内边端模型的信息共享与个性化保持，提升诊断系统在复杂工况下的鲁棒性与准确性。在通信阶段，提出结果一致性策略，引入共享特征分布对齐损失 \mathcal{L}_{cor} 与共享故障预测损失 \mathcal{L}_{sdd} ，基于共享公开数据集实现边端模型的对齐与迁移。在本地更新阶段，加入个性化保护策略，联合本地诊断损失 \mathcal{L}_{ldd} 、分布约束损失 \mathcal{L}_{tri} 与自蒸馏损失 \mathcal{L}_{sdg} ，有效缓解知识遗忘与漂移问题，强化边端模型对本地判别特征的保持。

1) 端间协同通信

PFDG框架以公开的混合工况数据集为媒介构建共享语义空间，进行去中心化的端间协同通信^[12]，促进边端模型间的知识对齐和信息共享。为确保变工况信息的有效迁移，本文引入结果一致性策略，如式(8)所示，由共享特征分布对齐损失 \mathcal{L}_{cor} 、共享故障预测损失 \mathcal{L}_{sdd} 构成一致性通信损失 \mathcal{L}_{res} ，权重系数 λ 为各损失的贡献比例。

$$\mathcal{L}_{\text{res}} = \lambda_{\text{cor}} \mathcal{L}_{\text{cor}} + \lambda_{\text{sdd}} \mathcal{L}_{\text{sdd}} \quad (8)$$

$$\min_{\theta^{\text{Pri}_i}} \sum_{i=1}^N \left(R_{\mathcal{D}}(\theta^{\text{Pri}_i}) + \sum_{j \neq i} R_{\mathcal{D}}(\theta^{\text{Pri}_i}) \right) \quad (6)$$

$$R_{\mathcal{D}}(\theta^{\text{Pri}_i}) = \mathbb{E}_{(x,y) \sim \mathcal{D}^{\text{Pri}_i}} [\mathcal{L}(\theta^{\text{Pri}_i}(x), y)] \quad (7)$$

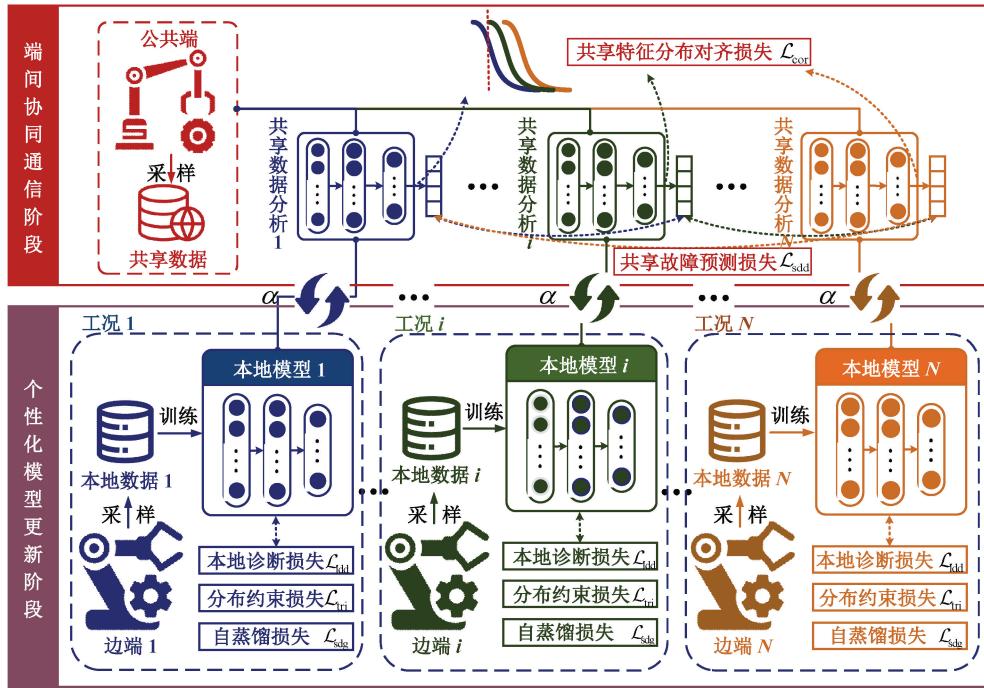


图3 个性化联邦域泛化框架原理

Fig. 3 Schematic diagram of personalized federated domain generalization framework

如式(9)所示,损失 \mathcal{L}_{cor} 在CORAL损失的基础上构建涵盖了隐藏特征一阶(均值 μ^k)、二阶(协方差 C^k)、至三阶(偏度 S^k)统计信息的全量对齐损失,以缓解因边端私有训练数据异构造成的结构表征偏差。其中, N 表示通信媒介的样本数量, k 为边端模型的编号,各阶统计项分别如式(10)~(12)所示。

$$\mathcal{L}_{\text{cor}} = \frac{2}{K(K-1)} \sum_{i=1}^{K-1} \sum_{j=i+1}^K (\|\mu^i - \mu^j\|_2^2 + \lambda_1 \|C^i - C^j\|_F^2 + \lambda_2 \|S^i - S^j\|_2^2) \quad (9)$$

$$\mu^k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f_n^k \quad (10)$$

$$C^k = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (f_n^k - \mu^k)(f_n^k - \mu^k)^T \quad (11)$$

$$S^k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(\frac{f_n^k - \mu^k}{\sigma^k} \right)^3 \quad (12)$$

边端模型对于共享数据的诊断结果反映了其私有工况的判别特征。因此,如式(13)所示,损失 \mathcal{L}_{sdd} 通过最小化边端模型对于共享数据的预测概率分布 p_n^k 与全局平均预测 \bar{p}_n 间的偏差,促进多工况判别语义对齐,其中 \bar{p}_n 如式(14)所示。

$$\mathcal{L}_{\text{sdd}} = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \|p_n^k - \bar{p}_n\|_2^2 \quad (13)$$

$$\bar{p}_n = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K p_n^k \quad (14)$$

2) 个性化模型更新

由于边端数据分布存在异构性,经过协同通信优化会导致共享知识覆盖本地关键特征^[16],从而削弱本地诊断性能。因此,在该阶段提出个性化保护策略,融合本地诊断损失 \mathcal{L}_{ldd} 、分布约束损失 \mathcal{L}_{tri} 以及自蒸馏损失 \mathcal{L}_{sdg} 构成个性化约束损失 \mathcal{L}_{per} ,如式(15)所示,以维持边端模型在本地任务中的稳定性与鲁棒性。

$$\mathcal{L}_{\text{per}} = \lambda_{\text{ldd}} \mathcal{L}_{\text{ldd}} + \lambda_{\text{tri}} \mathcal{L}_{\text{tri}} + \lambda_{\text{sdg}} \mathcal{L}_{\text{sdg}} \quad (15)$$

其中,损失 \mathcal{L}_{ldd} 为边端模型提供明确的本地监督信号,如式(16)所示,通过最小化预测与实际概率分布的偏差程度,维持模型对本地数据的准确判别,其中 $f_{\theta_k}(x_i)_{[j]}$ 表示客户端模型 θ_k 预测为第 j 类的对数值。

$$\mathcal{L}_{\text{ldd}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log \left(\frac{\exp(f_{\theta_k}(x_i)_{[y_i]})}{\sum_{j=1}^c \exp(f_{\theta_k}(x_i)_{[j]})} \right) \quad (16)$$

损失 \mathcal{L}_{tri} 通过显式建模样本间的相对距离关系,引导模型增强对本地类别结构的感知能力,缓解特征漂移。首先将样本划分为锚点 x_a 、正样本 x_p 、负样本 x_n 构成三元组 (x_a, x_p, x_n) ,如式(17)所示, \mathcal{L}_{tri} 通过最小化锚点与正样本间的距离,同时最大化与负样本间的间隔,维持类内聚合与类间分离,即:

$$\mathcal{L}_{\text{tri}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max(\|f_{\theta}(x_a^m) - f_{\theta}(x_p^m)\|_2^2 - \|f_{\theta}(x_a^m) - f_{\theta}(x_n^m)\|_2^2 + \delta, 0) \quad (17)$$

引入损失 \mathcal{L}_{sdg} ,如式(18)所示,由当前模型 θ_k 与前

一轮本地模型 θ_k^{old} 形成教师 - 学生结构, 利用历史模型作为自监督信号, 引导当前模型在特征演化过程中保持对已有判别知识的连续性与稳定性, 有助于减缓因局部更新造成的新知识漂移, 强化模型对关键特征的记忆能力, 从而提高训练过程中的鲁棒性与收敛效果。

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{sdg}} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{KL}(\sigma(f_{\theta_k^{\text{old}}}(x_i)) \| \sigma(f_{\theta_k}(x_i))) = \\ &\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^C \sigma_c(f_{\theta_k^{\text{old}}}(x_i)) \log \left(\frac{\sigma_c(f_{\theta_k^{\text{old}}}(x_i))}{\sigma_c(f_{\theta_k}(x_i))} \right) \end{aligned} \quad (18)$$

2.3 优化目标

为在保障本地诊断性能的同时增强个性化模型的泛化性, 提出基于动态平衡因子的交替优化机制, 构建兼顾一致性与差异性的优化范式, 以实现全局知识共享与本地个性化保持的动态调控。

该机制以全局协同损失与个性化损失的梯度能量 $\varepsilon_{\text{res}}^{(t)}, \varepsilon_{\text{per}}^{(t)}$ 为核度量依据, 如式(19)和(20)所示。引入能量差 $\Delta\varepsilon^{(t)}$ 衡量当前训练轮次 t 中不同阶段对模型更新的相对主导程度, 如式(21)所示。

$$\varepsilon_{\text{res}}^{(t)} = \sum_k \|\nabla_{\theta_k} \mathcal{L}_{\text{res}}(\theta_k^{(t)})\|^2 \quad (19)$$

$$\varepsilon_{\text{per}}^{(t)} = \sum_k \|\nabla_{\theta_k} \mathcal{L}_{\text{per}}(\theta_k^{(t)})\|^2 \quad (20)$$

$$\Delta\varepsilon^{(t)} = \varepsilon_{\text{res}}^{(t)} - \varepsilon_{\text{per}}^{(t)} \quad (21)$$

当 ε_{res} 显著高于 ε_{per} 时, 表明当前模型更新更依赖于客户端协同通信, 此时 $\Delta\varepsilon^{(t)} > 0$, 应提高协同优化目标权重; 反之, 应增强本地优化的影响。基于此, 引入动态平衡因子 α , 用于控制两类策略损失在总体优化目标中的权重比例。其更新公式定义如式(22)所示。

$$\alpha^{(t+1)} = \alpha^{(t)} + \eta \cdot \Delta\varepsilon^{(t)} \quad (22)$$

其中, η 为更新步长。

最终, 为联邦泛化诊断任务提供有效的优化策略支撑, 提升模型对于多源异构数据的鲁棒性与泛化能力, PFDG 框架的联合优化目标定义如式(23)所示, 其中 $\sum_k \mathcal{L}(\theta_k^{(t)})$ 表示所有客户端的损失总和, Θ 表示所有客户端模型参数的集合, 即:

$$\begin{aligned} \hat{\Theta}^{(t+1)} &= \underset{\Theta^{(t)}}{\operatorname{argmin}} \left[\alpha^{(t)} \sum_k \mathcal{L}_{\text{res}}(\theta_k^{(t)}) + \right. \\ &\quad \left. (1 - \alpha^{(t)}) \sum_k \mathcal{L}_{\text{per}}(\theta_k^{(t)}) \right] \end{aligned} \quad (23)$$

3 实验验证

3.1 数据集描述

为验证所提出框架在联邦域泛化场景中的适应性与有效性, 选取华中科技大学(Huazhong University of Science and Technology, HUST)轴承数据集与机械综合诊断平台(mechanical comprehensive diagnosis platform, MCDP)轴承数据集作为本地隐私数据, 分别设计两组故

障诊断实验。其中, 均使用凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)轴承数据集作为共享的数据媒介, 促进边端模型的协同通信。

1) 本地数据集

HUST 数据集^[17]采样于 Spectrum Quest 机械故障模拟器, 如图 4 所示。

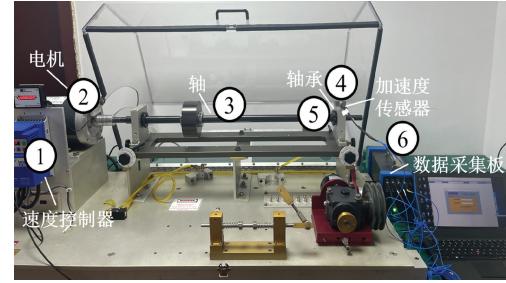


图 4 HUST 试验台架

Fig. 4 HUST test rig

实验选取了 5 种不同工况(转速分别为 60、65、70、75、80 Hz)下的振动信号, 采样频率为 25.6 kHz, 设置为 5 个客户端的私有数据。数据集涵盖 9 种轴承健康状态, 包括正常状态、中度内圈故障、重度内圈故障、中度外圈故障、重度外圈故障、中度滚珠故障、重度滚珠故障、中度复合故障(内圈和外圈故障)、重度复合故障(内圈和外圈故障)。每类状态含 200 个样本, 样本长度为 1 024, 因此每个客户端有 1 800 个样本, 总计 9 000 个样本。

MCDP 数据集采集于实验室搭建试验台架, 如图 5 所示。

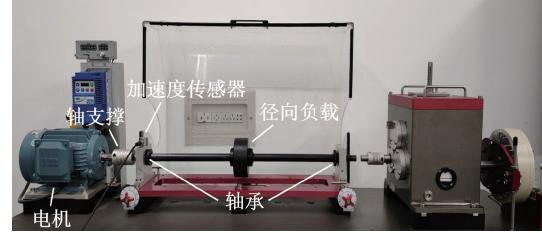


图 5 MCDP 试验台架

Fig. 5 MCDP test rig

根据 1 800、2 000、2 200 和 2 400 r/min 的负载转速构建 4 个客户端私有数据集, 在 20 kHz 的频率下采样径向振动信号。按照故障位置和故障程度共注入 9 种轴承故障, 包括轻/中/重度的内圈、滚动体、外圈故障, 结合正常状态, 共 10 类健康状态。每类有 200 个样本, 每个样本长度为 1 024。每个客户端均有 2 000 个样本, 总体共有 8 000 个样本。

2) 共享数据集

作为 PFDG 框架的通信媒介, CWRU 数据集在故障类型、采样条件与传感器布设上具有良好的通用性和代

表性,可为各客户端提供统一、可迁移的特征基础,有效增强联邦协同中的互操作性与信息共享能力。

CWRU 数据集在 1 797、1 772、1 750 和 1 730 rpm 的电机转速下获取驱动端的振动信号,采样频率为 12 kHz,其试验台架如图 6 所示。

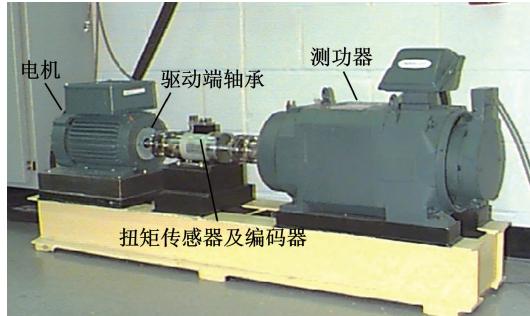


图 6 CWRU 试验台架

Fig. 6 CWRU test rig

使用电火花加工对电机轴承进行故障播种,在内圈、滚动体和外圈分别引入直径为 0.007、0.014、0.040 英寸的故障,结合正常轴承共 10 种健康状态,每种状态截取 100 个样本,样本长度为 1 024。为保证联邦通信过程中模型输出空间的一致性,MCDP 实验使用 CWRU 的全部 10 种状态,HUST 实验仅使用其中 9 种故障状态。为增强协同优化的稳定性与泛化性,将不同工况样本拼接为混合数据集,共 4 000 或 3 600 个样本。

3.2 实验参数设置

实验在高性能计算服务器上进行,配备 AMD EPYC 9754 128 核处理器、RTX 4090D GPU(24 GB 显存)和 60 GB 内存,能够高效处理计算密集型任务。实验基于 PyTorch 2.5.1 框架,借助 CUDA 12.4 实现 GPU 加速,确保 PFDG 框架的高效运行。

为提升模型性能,使用 Optuna 框架进行超参数选择。Optuna 基于树结构的 Parzen 估计器(TPE)构建超参数的概率模型,引导采样过程,在较少试验次数下实现更高效全局搜索,并结合剪枝机制加快最优解收敛^[3]。优化超参数包括各客户端诊断模型(HUST、MCDP 本地模型分别记为 H1~H5、M1~M4)的卷积结构及损失权重系数,结果如表 1 所示。通信轮次设置为 20 次,每轮包含 5 个 epoch 的协同通信与 15 个 epoch 的个性化更新。

3.3 实验结果与分析

1) 对比实验

为验证 PFDG 框架在隐私保护下应对变工况故障诊断的有效性,选取多种代表性联邦学习方法进行对比实验,包括:联邦迁移学习(federated transfer learning, FTL)^[10]、鲁棒异构联邦学习(robust heterogeneous

表 1 基于 Optuna 框架的超参数搜索结果

Table 1 Hyperparameter search results based on Optuna framework

对象	超参数	搜索范围	结果
H1/M1—维 隐态卷积层	层数	{1,2,3,4,5}	2
	核尺寸	{3,5,7,16,24}	3; 5
	核数量	{16,24,32,64,128}	16; 24
H2/M2—维 隐态卷积层	层数	{1,2,3,4,5}	3
	核尺寸	{3,5,7,16,24}	3; 3; 7
	核数量	{16,24,32,64,128}	16; 32; 64
H3/M3—维 隐态卷积层	层数	{1,2,3,4,5}	3
	核尺寸	{3,5,7,16,24}	7; 7; 7
	核数量	{16,24,32,64,128}	32; 64; 128
H4/M4—维 隐态卷积层	层数	{1,2,3,4,5}	2
	核尺寸	{3,5,7,16,24}	3; 7
	核数量	{16,24,32,64,128}	32; 64
H5—维隐 态卷积层	层数	{1,2,3,4,5}	3
	核尺寸	{3,5,7,16,24}	3; 5; 7
	核数量	{16,24,32,64,128}	16; 32; 64
优化权重	λ_{sdd} , λ_{ddd}	1(基线)	1(基线)
	λ_{sdd}	[0.001, 10]	0.509
	λ_{ddd}	[0.001, 10]	1.221
	λ_{ddd}	[0.001, 10]	3.806

federated learning, RHFL)^[12]、基于双重校正训练的联邦迁移学习策略(federated transfer-learning strategy based on dual-correction training, FTSDC)^[11]、基于点对点通信的去中心化异构联邦学习框架(heterogeneous FL framework based on peer-to-peer communication, P2PCHF)^[13],主要超参数设置参考原文献,如表 2 所示。为降低故障诊断结果的随机性,所有方法均重复 10 次。

表 3 和 4 分别展示了两个数据集的对比实验结果,表 3 和 4 中相应数据为均值±标准差。在数据异构的联邦泛化故障诊断任务中,FTL 与 FTSDC 基于统一的全局模型依次诊断各工况数据,RHFL、P2PCHF 和本文所提 PFDG 方法则采用全体个性化本地模型的平均指标。结果显示,FTL 与 FTSDC 方法虽提升了全局模型的泛化能力,但难以兼顾客户端的个性化需求;相比之下,RHFL、P2PCHF 及 PFDG 更适应非独立同分布的数据环境。HUST 数据集中,H4 与 H5 工况的诊断难度较高,H2 与 H3 工况较易识别;MCDP 数据集中,M1 工况准确率最高,M2~M4 工况的识别难度相近。随着工况诊断难度的提升,各方法的精度均有所下降。但 PFDG 通过引入隐态卷积特征建模,并结合动态平衡因子自适应调节端

表 2 对比方法超参数设置结果

Table 2 Hyperparameter setting results for comparison approaches

方法	超参数	设置结果
FTL	本地、共享模型架构	4 层卷积(核数: 8, 8, 16, 16; 尺寸: (1×5), (1×5), (1×3), (1×3)) + 2 层最大池化 (尺寸: (1×2)) + 展平层 + 1 层全连接(1 000 神经元, ReLU) + 输出层
RHFL	H1/M1 模型架构	ResNet10 模型
	H2/M2 模型架构	ResNet12 模型
	H3/M3 模型架构	ShuffleNet 模型
	H4/M4 模型架构	MobileNetv2 模型
	H5 模型架构	ResNet12 模型
	权重系数 λ_{std}	0.1
FTSDC	共享部分: 特征提取器(全连接层, 输入 1 200, 输出 150, 含 BN+ReLU)+分类器 (全连接层, 输入 150, 输出 10 或 9, 含 ReLU+Softmax);	
	本地部分模型: 特征重构器(3 层全连接层, 1 000→800→1 200, ReLU)	
P2PCHF	H1/M1 模型结构	3 层卷积(核数: 8, 16, 32; 尺寸: (5×2)×3)
	H2/M2 模型结构	3 层卷积(核数: 16, 32, 64; 尺寸: (3×2)、(5×2)、(7×2))
	H3/M3 模型结构	3 层卷积(核数: 32, 64, 128; 尺寸: (7×2)、(7×2)、(7×2))
	H4/M4 模型结构	3 层卷积(核数: 64, 64, 128; 尺寸: (5×2)、(5×2)、(5×2))
	H5 模型结构	3 层卷积(核数: 16, 32, 64; 尺寸: (64×2)、(5×2)、(7×2))
	权重系数($\omega, \lambda, \alpha, \beta$)	(1.5, 0.005, 0.5, 0.5)

表 3 HUST 数据集变工况诊断对比结果

Table 3 Variable operating condition diagnosis comparison results for the HUST dataset

(%)

方法	H1 数据集	H2 数据集	H3 数据集	H4 数据集	H5 数据集	平均值
FTL	79.46±2.51	83.06±1.79	83.85±1.56	72.03±3.92	77.06±3.07	79.09
RHFL	85.29±2.03	90.94±1.57	92.79±0.61	78.46±1.01	82.47±1.57	85.99
FTSDC	85.74±0.56	92.69±0.23	92.07±0.31	81.75±1.78	82.88±1.39	87.03
P2PCHF	87.21±1.44	94.04±0.73	91.52±1.34	83.17±2.46	82.94±3.15	87.78
PFDG	88.84±1.27	95.32±0.86	92.47±1.15	83.98±2.37	84.17±1.79	88.96

表 4 MCDP 数据集变工况诊断对比结果

Table 4 Variable operating condition diagnosis comparison results for the MCDP dataset

(%)

方法	M1 数据集	M2 数据集	M3 数据集	M4 数据集	平均值
FTL	84.47±1.63	82.75±2.21	81.89±2.42	82.47±2.08	82.90
RHFL	88.23±1.13	85.28±1.65	85.84±1.47	85.03±1.76	86.10
FTSDC	90.77±0.79	88.43±1.28	87.56±1.52	88.13±1.32	88.72
P2PCHF	93.68±0.83	90.23±1.42	90.06±1.56	88.76±2.18	90.68
PFDG	95.45±0.62	91.46±1.19	91.87±1.01	90.56±1.28	92.33

间协同通信与个性化更新的优化过程,使得模型在全局工况下保持了较优的性能表现,两数据集的平均准确率分别达到 88.96% 与 92.33%。

为系统评估 PFDG 框架中各边端模型的变工况泛化能力及本地诊断性能,表 5 与 6 展示了在全局工况场景

下的详细诊断结果,其中的平均准确率对应表 3 和 4 中的 PFDG 结果。实验结果表明,边端模型在本地诊断任务中表现稳定,同时在应对未见工况数据时,虽准确率较本地略有下降,但整体仍维持较高水平,展现出良好的跨工况泛化性与鲁棒性。

表5 HUST边端本地(对角线)及变工况数据集诊断结果

Table 5 HUST diagnosis results for edge-end local datasets (diagonal) and variable operating condition datasets (%)

诊断任务	H1 数据集	H2 数据集	H3 数据集	H4 数据集	H5 数据集	平均值
H1 模型	100±0	95.12±0.78	91.34±1.64	81.53±2.17	75.42±2.45	88.68
H2 模型	91.96±0.87	100±0	94.89±0.92	85.45±1.22	88.68±1.01	92.20
H3 模型	90.9±0.92	96.28±0.68	100±0	85.76±1.79	85.21±1.17	91.63
H4 模型	78.16±2.06	90.25±1.52	84.24±2.19	86.07±0.95	71.99±2.55	82.14
H5 模型	83.12±1.22	94.92±0.92	91.8±1.75	80.33±2.92	100±0	90.03
平均值	88.83	95.31	92.45	83.83	84.26	-

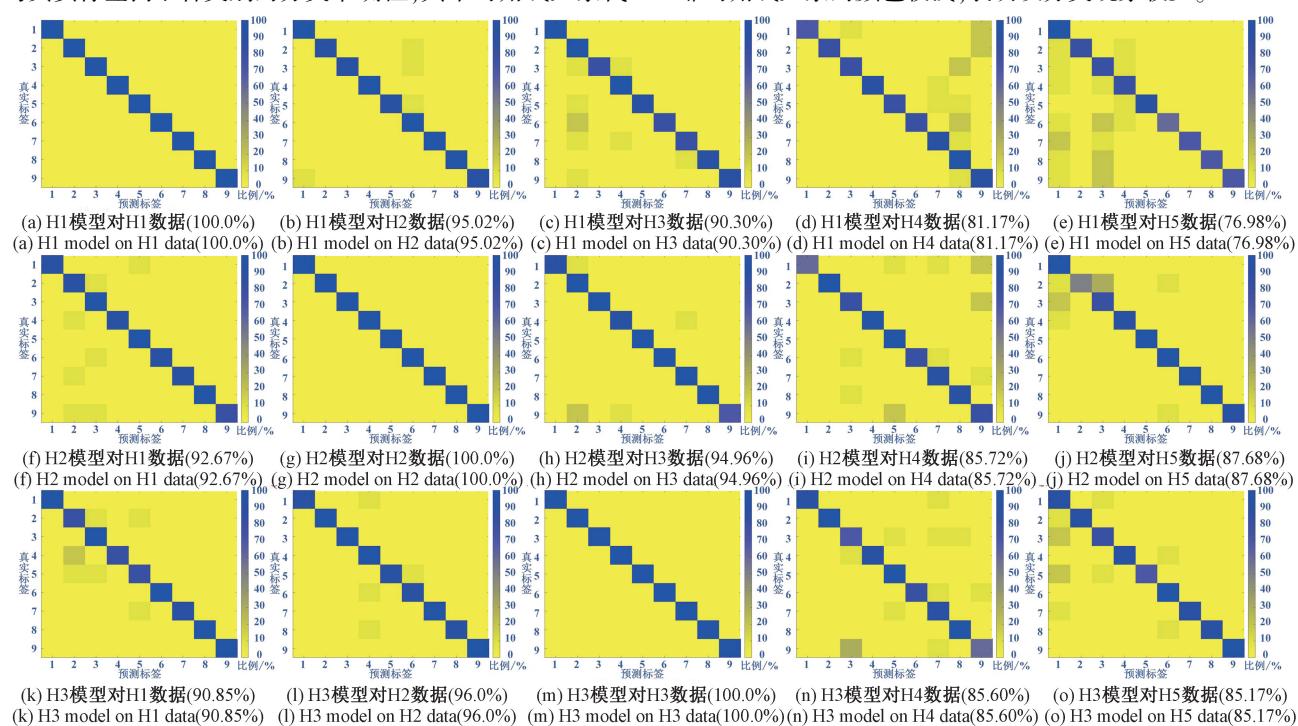
表6 MCDP边端本地(对角线)及变工况数据集诊断结果

Table 6 MCDP diagnosis results for edge-end local datasets (diagonal) and variable operating condition datasets (%)

诊断任务	M1 数据集	M2 数据集	M3 数据集	M4 数据集	平均值
M1 模型	99.68±0.26	93.86±0.71	94.07±0.71	92.78±0.89	95.10
M2 模型	93.84±0.76	98.37±0.39	87.82±1.63	85.77±2.11	91.45
M3 模型	94.15±0.69	88.91±1.56	98.79±0.31	86.19±2.03	92.01
M4 模型	94.07±0.72	85.23±2.16	86.54±1.99	97.53±0.51	90.84
平均值	95.44	91.59	91.81	90.57	-

进一步地,为直观展示表5和6中所有诊断任务的具体分类表现,图7和8分别给出了两组实验的混淆矩阵集合。每个矩阵在图中的位置与其诊断任务在表中的位置对应,便于逐任务对照分析。混淆矩阵通过对比预测结果与真实标签揭示各类别的分类准确性,其中对角线元素代

表正确分类,非对角线元素反映了误分类情况。结果有效验证了所提 PFDG 框架在复杂变工况场景下的诊断稳定性与适应性。具体而言,边端模型在本地数据上的分类准确率较高;尽管变工况诊断任务的分类性能有所下降,但非对角线元素的颜色较浅,表明误分类现象较少。



(k) H3模型对H1数据(90.85%) (l) H3模型对H2数据(96.00%) (m) H3模型对H3数据(100.00%) (n) H3模型对H4数据(85.60%) (o) H3模型对H5数据(85.17%)

(p) H4模型对H1数据(90.85%) (q) H4模型对H2数据(96.00%) (r) H4模型对H3数据(100.00%) (s) H4模型对H4数据(85.60%) (t) H4模型对H5数据(85.17%)

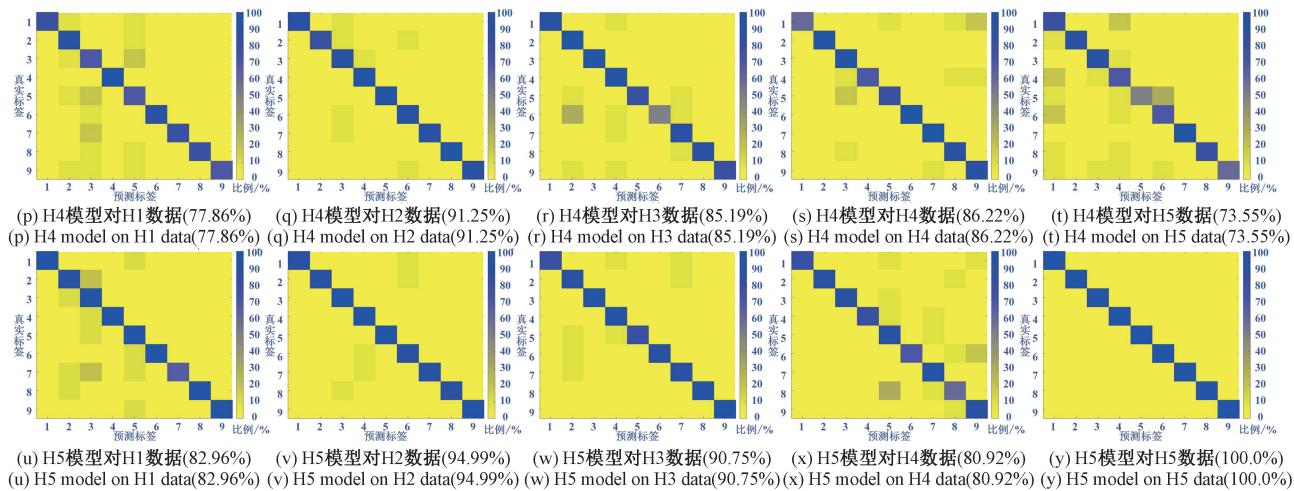


图7 HUST边端本地(对角线)及变工况数据集诊断混淆矩阵

Fig. 7 HUST diagnosis confusion matrices for edge-end local (diagonal) and variable operating condition datasets

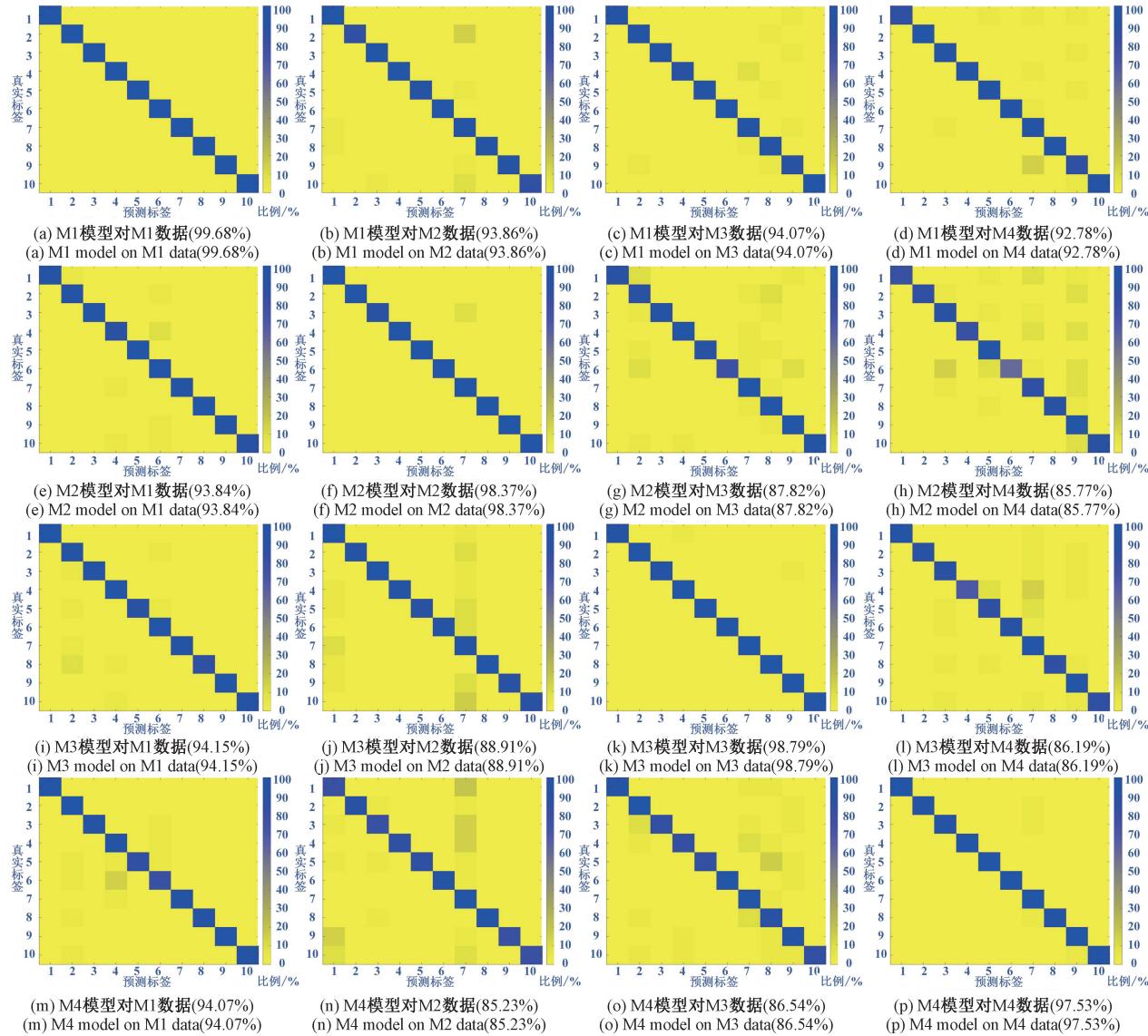


图8 MCDP边端本地(对角线)及变工况数据集诊断混淆矩阵

Fig. 8 MCDP diagnosis confusion matrices for edge-end local (diagonal) and variable operating condition datasets

2) 消融实验

为评估 PFDG 方法中各模块及机制的有效性,选取 HUST 实验中 H2 模型在 H3 数据上的诊断任务、MCDP 实验中 M1 模型在 M3 数据上的诊断任务,设计消融实验,结果如图 9 所示。其中,方法 A 为完整的 PFDG 框架;方法 B 将隐态卷积替换为相同架构的一维卷积;方法 C 在端间协同通信阶段仅保留共享故障预测损失 \mathcal{L}_{sdd} ;方法 D 在个性化模型更新阶段仅保留本地诊断损失 \mathcal{L}_{ldd} ;方法 E 去除动态平衡因子。所有实验重复进行 10 次,以确保结果的可靠性与稳定性。

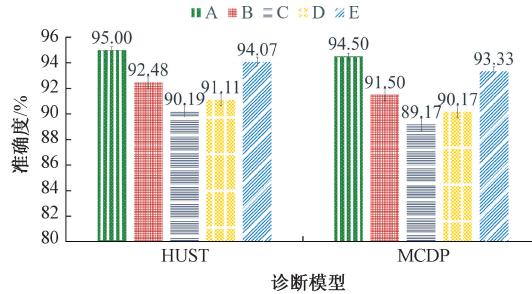


图 9 消融实验结果

Fig. 9 Ablation experiment results

各消融模型的实验结果清晰地验证了 PFDG 框架中网络架构、各阶段优化策略、及自适应对抗机制在分布异构数据隐私保护条件下进行故障诊断的有效性与必要性。具体而言,隐态卷积通过动态生成卷积核实现特征的自适应表达,强化模型的特征表征能力;结果一致性策略在共享语义空间规范了模型去中心化通信下的协同优化行为;个性化保护策略缓解了各模型对本地知识的遗忘;动态平衡因子通过自适应调整两阶段权重,实现全局知识共享与个性化本地保护的优化平衡。

4 结 论

为解决分布式工业环境中数据隐私保护下的变工况异构诊断问题,本文提出一种去中心化的个性化联邦域泛化(PFDG)框架,旨在构建高自主性的边端故障诊断模型,能够在保障本地诊断性能的前提下,通过端间协同训练提升泛化能力。模型基于隐态卷积网络进行特征提取,采用输入引导的动态卷积核替代固定参数的卷积核,从而提高特征提取过程的灵活性与表达能力。构建协同通信阶段与个性化更新阶段的交替式对抗优化机制,并引入动态平衡因子设计兼顾泛化性与个性化的优化范式。在端间协同通信阶段,通过公开数据集实现去中心化通信,并设计一致性策略促进边端的知识对齐与跨域泛化。在个性化模型更新阶段,引入个性化保护策略,缓解通信后的知识遗忘,增强模型对本地特征的保持能力。

在华中科技大学(HUST)与机械综合诊断平台(MCDP)轴承数据集上进行实验验证,所提 PFDG 在两个数据集上的全局工况平均准确率分别达到 88.96% 与 92.33%,优于其他先进方法,证明了其在数据隐私保护和数据异构条件下进行本地与变工况泛化故障诊断的可靠性。

参考文献

- [1] 郭海科,赵小强.采用动态校准与联合分布对齐的旋转机械跨工况故障诊断[J].仪器仪表学报,2024,45(8): 32-44.
- [2] GUO H K, ZHAO X Q. Rotating machinery fault diagnosis across working conditions using dynamic calibration and joint distribution alignment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 32-44.
- [3] 张昊,王海茹,马继东.基于数据增强的可解释旋转机械故障诊断[J].电子测量技术,2025,48(8): 105-115.
- [4] ZHANG H, WANG H R, MA J D. Interpretable rotating machinery fault diagnosis based on data enhancement[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(8): 105-115.
- [5] GAO T Y, YANG J L, WANG W M, et al. A domain feature decoupling network for rotating machinery fault diagnosis under unseen operating conditions[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2024, 252: 110449.
- [6] 邹承明,赵宁.数据异质场景下的联邦学习模型校正与聚合[J].电子测量技术,2022,45(20): 102-109.
- [7] ZOU CH M, ZHAO N. Model correction and aggregation in statistically heterogeneous federated learning [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45 (20) : 102-109.
- [8] MA X, WEN CH L, WEN T. An asynchronous and real-time update paradigm of federated learning for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(12): 8531-8540.
- [9] LI W H, YANG W SH, JIN G, et al. Clustering federated learning for bearing fault diagnosis in aerospace applications with a self-attention mechanism[J]. Aerospace, 2022, 9(9): 516.
- [10] YANG L, WEN CH L, ZHOU ZH. Autoencoder-multidimensional Taylor network for intelligent fault diagnosis under privacy preservation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 3536317.
- [11] CHEN J B, LI J P, HUANG R Y, et al. Federated transfer learning for bearing fault diagnosis with discrepancy-based weighted federated averaging [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,

2022, 71: 3514911.

- [9] SUN W J, YAN R Q, JIN R B, et al. FedAlign: Federated model alignment via data-free knowledge distillation for machine fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 3506112.
- [10] LI ZH N, LI Z D, GU F SH. Intelligent diagnosis method for machine faults based on federated transfer learning [J]. Applied Soft Computing, 2024, 163: 111922.
- [11] YAN ZH H, XU Z F, ZHANG Y X, et al. FTSDC: A novel federated transfer learning strategy for bearing cross-machine fault diagnosis based on dual-correction training [J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 61: 102499.
- [12] FANG X W, YE M. Robust federated learning with noisy and heterogeneous clients [C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 10062-10071.
- [13] MA H B, WEI J CH, ZHANG G W, et al. Heterogeneous federated learning: Client-side collaborative update interdomain generalization method for intelligent fault diagnosis [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(5): 5704-5718.
- [14] HUANG X F, XIE T L, WU J H, et al. Deep continuous convolutional networks for fault diagnosis [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 292: 111623.
- [15] 赵小强, 安贵财. 基于 MADSC 和 SIDSwinT 的滚动轴承故障诊断 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(11): 58-69.
- ZHAO X Q, AN G C. Rolling bearing fault diagnosis based on MADSC and SIDSwinT [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(11): 58-69.
- [16] 陈曦, 王辉, 陆思良, 等. ALC-PFL: 基于个性化联邦学习的轴承寿命预测方法 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 69-78.
- CHEN X, WANG H, LU S L, et al. ALC-PFL: Bearing remaining useful life prediction method based on personalized federated learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 69-78.
- [17] ZHAO CH, ZIO E, SHEN W M. Domain generalization for cross-domain fault diagnosis: An application-oriented perspective and a benchmark study [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 245: 109964.

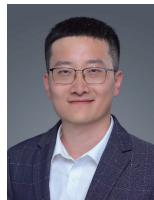
作者简介



李晔, 2022 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 现为哈尔滨工业大学博士研究生, 主要研究方向为 AI 赋能高端装备运维、以及复杂网络建模与自适应优化在装备智能感知与任务规划中的应用。

E-mail: 24B305038@stu.hit.edu.cn

Li Ye received her B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 2022. She is currently a Ph. D. candidate at Harbin Institute of Technology. Her main research interests include AI-empowered equipment operation and maintenance, and complex network modeling with adaptive optimization for intelligent equipment perception and mission planning.



高天宇(通信作者), 2016 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 2018 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2023 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨工业大学副研究员, 主要研究方向为 AI 赋能高端装备运维、多模态信息融合、无人装备智能感知与自主决策。

E-mail: gaotianyu0714@hit.edu.cn

Gao Tianyu (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from Harbin Institute of Technology in 2016, 2018, and 2023, respectively. He is currently an associate research fellow at Harbin Institute of Technology. His main research interest includes AI-empowered equipment operation and maintenance, multimodal information fusion, intelligent sensing and autonomous decision-making for unmanned equipment.



陈寅生, 2009 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 2011 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2017 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨理工大学教授, 主要研究方向为复杂装备故障检测、智能感知技术。

E-mail: chenys@hrbust.edu.cn

Chen Yinsheng received his B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2009, and his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Harbin Institute of Technology in 2011 and 2017, respectively. He is currently a professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interest includes complex equipment fault detection, and intelligent perception technology.