第 44 卷　第 6 期
2023 年 6 月

仪　器　仪　表　学　报
Chinese Journal of Scientific Instrument

Vol. 44 No. 6
Jun. 2023

DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2210528

基于联邦多表示域适应的不同工况下滚动轴承故障诊断方法*

康守强[1],杨加伟[1],王玉静[1],王庆岩[1],谢金宝[2]

(1. 哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院　哈尔滨　150080; 2. 海南师范大学　海口　571158)

摘　要:针对不同工况下滚动轴承振动数据分布差异大、部分工况下的带标签数据难以获取、不同用户间数据不共享、单一用户数据量少,导致建立诊断模型准确率不高的问题,提出一种联邦特征迁移学习框架以及基于联邦多表示域适应的不同工况下滚动轴承故障诊断方法。该方法对滚动轴承时域振动数据做小波变换得到时频谱图,将先验的有标签公共数据作为源域,多用户无标签孤岛隐私数据作为目标域;引入多表示特征提取结构对原始残差网络进行改进,提取源域和目标域的多表示特征,分别构建多用户本地模型;使用深度神经网络的模型压缩思想改进联邦迁移学习框架中的参数传递策略,增强联邦框架的安全性并降低通信开销;在服务器端构建可用于不同工况下滚动轴承故障诊断的联邦全局模型。经两种轴承数据集的实验验证,所提方法无需多用户共享数据即可整合孤岛数据知识,建立有效的不同工况下滚动轴承故障诊断模型,平均故障诊断准确率可达 97. 6%,相比单一用户建模提升至少 3. 2%。

关键词: 不同工况;域适应;联邦学习;滚动轴承;故障诊断

中图分类号: TN911. 7　TH165. 3　　**文献标识码**: A　　**国家标准学科分类代码**: 460. 4099

Fault diagnosis method of rolling bearings under different working conditions based on federated multi-representation domain adaptation

Kang Shouqiang[1], Yang Jiawei[1], Wang Yujing[1], Wang Qingyan[1], Xie Jinbao[2]

(*1. School of Measurement-Control and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. Hainan Normal University, Haikou 571158, China*)

Abstract: To address problems of large distribution difference in rolling bearing vibration data under different working conditions, difficulty in obtaining labeled vibration data under certain working conditions, the non-sharing of data among different users and the small amount of single user data, which lead to the low accuracy of the established diagnosis model, a federated feature transfer learning framework and a fault diagnosis method of rolling bearing under different working conditions based on the federated multi-representation adaptation are proposed. The time domain vibration data of rolling bearings are transformed by wavelet transform and the time-frequency spectrum can be obtained. The priori labeled public data are used as the source domain and the multi-user unlabeled privacy silos data are used as the target domain. A multi-representation feature extraction architecture is introduced to improve the original residual network, multi-representation features of source domain and target domain are extracted, and multi-user local models are constructed respectively. To enhance the security of the federated framework and reduce the communication overhead, the deep neural network model compression idea is used to improve the parameter transfer strategy in the federated transfer learning framework. A federated global model for rolling bearing fault diagnosis under different working conditions is formulated on the server side. On two bearing datasets, experimental results show that the proposed method can integrate soils data knowledge without multi-user sharing data, and establish an effective fault diagnosis model of rolling bearings under different working conditions, the average fault diagnosis accuracy canreach 97. 6%, which is at least 3. 2% higher than the single user modeling. which has high accuracy and strong generalization.

Keywords: different working conditions; domain adaptation; federated learning; rolling bearing; fault diagnosis

收稿日期:2022-10-05　　Received Date: 2022-10-05

*基金项目:国家自然科学基金(52375533)、山东省自然科学基金(ZR2023MEO57)项目资助

0 引 言

滚动轴承是旋转机械中最为关键的零部件之一,在诸多领域都有着十分广泛的应用。实际中,滚动轴承通常会工作在复杂工况下,这就导致轴承的振动特征也会随着工况的变化而改变[1]。因此,不同工况下滚动轴承故障的有效诊断,能够有效防止事故的发生,对于保证旋转机械的高效、健康运行,具有十分重要的意义[2]。

近年来,深度学习在旋转机械智能故障诊断领域的应用越发广泛,其具有自适应提取数据特征的能力并且能够提供端到端的诊断。文献[3]提出一种多尺度卷积神经网络,实现了滚动轴承在大噪声环境下的故障诊断。文献[4]将各类故障状态的原始振动信号进行有重叠分段预处理,提出了一种自适应一维卷积神经网络故障诊断算法从而进行端到端的故障诊断。文献[5]提出一种将深度卷积神经网络与改进随机森林算法相结合的方法,可对轴承进行有效的故障诊断。文献[6]提出了首层多尺度卷积核的深度卷积神经网络,利用不同大小的一维卷积核从轴承原始振动信号中提取多尺度特征,实现了轴承健康状态的智能诊断。文献[7]提出一种重叠群稀疏模型并提取滚动轴承的复合故障特征,将其输入到一种新的深度复杂卷积神经网络模型,获得较高的诊断准确率。

在大量有标签训练数据的支撑下,传统深度学习方法具有良好的故障诊断准确率。但由于经济成本与相关法律规定等原因,各个工业用户通常很难收集到足够数量的高质量数据,也通常希望自己的数据留在本地,从而产生了滚动轴承的数据孤岛与数据隐私问题。面对这些问题,基于深度学习的滚动轴承智能诊断方法存在局限性。

文献[8]提出利用联邦学习框架解决传统人工智能方法无法解决的数据隐私和数据孤岛问题。文献[9]提出一种基于联邦学习的分布式训练框架,利用多源电力计量数据对全局模型进行“训练”,实现了联邦学习在电力系统中的应用。文献[10]提出了一种基于联邦学习的故障诊断方法,聚合多用户数据知识建立诊断模型并通过相同工况滚动轴承数据验证了方法的有效性。文献[11]在联邦学习算法的基础上增加了一种动态验证方案,弱化低质量数据对全局模型性能的影响,获得了较高的同工况下轴承故障诊断精度。

将联邦学习框架应用到滚动轴承故障诊断领域能够有效解决轴承的数据孤岛与数据隐私问题,但仍需以多用户轴承数据的特征分布相同且训练数据有标签为前提。这一设定明显不满足工业生产中的轴承工况复杂、有标签数据少的实际情况。

迁移学习具有利用已知知识对其他相似领域问题进行求解的能力,受到了众多相关学者的重视。文献[12]提出将深度置信网络与混合核联合分布适配方法相结合,实现不同工况下的轴承多状态识别。文献[13]将适配层加入残差网络(residual network,ResNet)模型,通过域适应方法完成了将实验室环境中的故障诊断知识向实际工程装备的迁移。文献[14]提出一种基于 Wasserstein 距离与局部最大平均偏差的一维卷积子域适应对抗迁移网络,在无监督的条件下完成了对两种滚动轴承状态的精确识别。文献[15]以高速列车轴箱轴承为研究对象,提出了一种适用于有限数量变工况下的轴承故障诊断方法,解决了工况变化带来的故障特征的畸变问题。文献[16]提出一种基于嵌入联合最大均值差异损失函数的域适应网络,利用丰富的仿真数据知识提升了无监督跨域场景下的滚动轴承故障诊断精度。

上述深度学习的特征迁移方法能够较好地解决具有分布差异的滚动轴承故障诊断问题。因此,将联邦学习框架与迁移学习思想相结合,实现多用户孤岛隐私数据差异分布下的联邦知识迁移学习,是目前值得深入研究的问题。

文献[17]将域适应技术与联邦学习结合,在保证数据隐私的前提下完成了对脑电图和心电图的分类任务。文献[18]提出一种用于可穿戴医疗的联邦特征迁移学习方法,利用易收集的公共数据构建源域数据集,然后通过域适应方法构建用户个性化模型,提升了可穿戴活动识别的准确率。文献[19]利用特征提取器、重构器和分类器构建本地模型,以对抗学习的方式获取不同客户端的共享特征,实现了滚动轴承全局故障诊断模型的构建。

针对多用户隐私数据故障诊断问题,现有方法大多建立在恒定工况且数据同分布的条件下,而对于多用户数据存在分布差异的问题,现有的方法又无法保证数据隐私性。因此,本文针对滚动轴承不同工况下振动数据分布差异大、大量有标签数据获取困难、孤岛隐私数据无法集中使用的问题,基于联邦学习“数据不动模型动,数据可用不可见”的思想,提出一种联邦特征迁移学习框架以及一种基于联邦多表示域适应的不同工况下滚动轴承故障方法。该方法使用多表示特征提取结构对残差网络进行改进,构建用户本地模型,并改进联邦迁移学习框架中的参数传递策略对本地模型进行压缩。最终实现不同工况下滚动轴承不同故障位置及不同故障程度的故障诊断。

1 联邦学习相关理论

1.1 联邦学习

联邦学习是一种带有隐私保护、安全加密技术的分布式机器学习框架。旨在通过多方的孤岛数据训练出高

性能的联邦学习模型,减少传统人工智能模型训练时,数据隐私泄露和数据量需求过大的弊端,为人工智能模型训练提供了新的思路。联邦学习框架一般如图 1 所示。

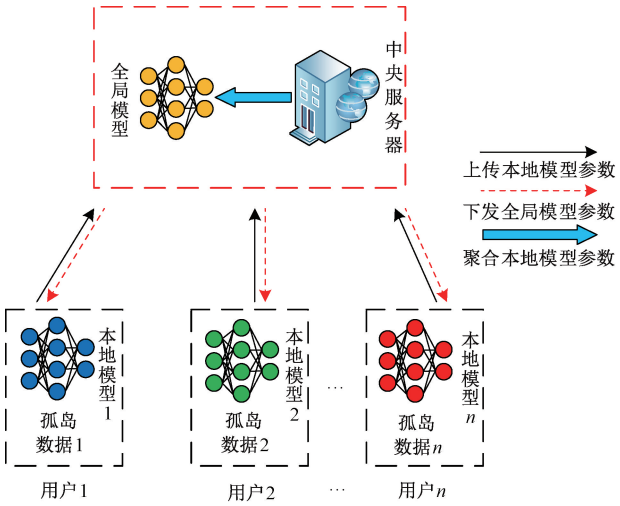

图 1　联邦学习框架

Fig. 1　The framework of federated learning

从图 1 可以看出,区别于传统机器学习,联邦学习主要有 3 个特点:1)各方数据都保留在本地,不泄露隐私也不违反法规;2)多个用户联合数据建立虚拟的联邦全局模型,共同“富裕”,共同获益;3)在联邦学习的体系下,各个用户的身份和地位相同。

联邦学习框架中,服务器端最常用的参数聚合方法为联邦平均算法(federated averaging algorithm, FedAvg),假设共有 n 个用户参与到联邦学习框架中,则 FedAvg 可以表示为:

$$\omega_{t+1} \leftarrow \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\omega_{t+1}^{k} \tag{1}$$

式中:ω_{t+1}、ω_{t+1}^{k} 分别为第 $t+1$ 次迭代中全局模型的参数和第 k 个用户的本地模型参数。

1.2　联邦迁移学习

联邦学习虽然理论上打破了传统机器学习的数据孤岛、数据隐私安全等僵局,但在实际应用中仍存在一些不容忽视的问题,比如要求多方用户数据都处在同一分布下。多方用户数据分布差异较大时,直接采用联邦学习框架建模可能会产生比单独训练更差的模型。迁移学习能够将在某个领域或任务上学习到的知识应用到不同但相关的领域或问题中。因此,联邦迁移学习将迁移学习思想与联邦学习框架融合,并为式(2)场景提供解决方案。

$$S_i \neq S_j,\ I_i \neq I_j,\ \forall D_i,\ D_j(i \neq j) \tag{2}$$

式中:S_i、S_j 和 I_i、I_j 分别代表用户 i 和用户 j 的样本空间和特征空间;D_i、D_j 为用户 i 和用户 j 拥有的孤岛隐私数据集。

联邦迁移学习框架能够联合多用户不同分布下的孤岛隐私数据知识建立全局模型,完成“大数据领域向小数据领域的迁移”,最终对目标域中的样本进行标签预测(回归预测)。

1.3　改进的联邦参数传递策略

联邦学习框架虽然不需要直接上传用户的隐私数据,但训练过程中交互的模型参数也是敏感性信息,需要一定技术增强其隐私性,否则一旦被攻击,攻击者就能利用模型参数推测出有价值的隐私信息[20]。另外,当参与用户过多或需要上传的模型参数量过大时,传输过程产生的网络通信开销有可能大大超出预期[21]。因此,安全性与通信效率也是判定算法整体性能的标准之一。

由于大部分深度神经网络模型在模型训练的过程中,都存在着权重参数冗余的问题,即在所有参数中,对模型性能起到重要作用的,往往只有一部分。因此,利用模型压缩算法的思想,对联邦学习框架中参数传递策略进行改进。在传输的过程中,只传输用户本地模型的部分参数,即用户在每次模型更新时只上传层内参数变化较大的层的全部参数。一方面随着传输数据量的减少,能够有效降低网络传输的带宽消耗;另一方面,由于只传输了部分参数数据,这样即使攻击者获取了这部分数据,由于没有全局信息也很难利用模型反演攻击来反推出原始数据,从而有效提升了系统的安全性。模型压缩程度由模型层压缩率(rate)决定,如 $rate=0.95$ 代表只传输此次迭代更新变化较大的前 95% 的层的参数。

2　改进的残差网络

域适应问题是迁移学习研究的内容之一,能够在无监督的情形下解决特征空间和类别空间一致、特征分布不一致的问题。传统的域适应方法一般对齐单一表示下的特征分布,可能只包含部分信息,例如仅包含图片的部分饱和度、亮度和色调信息。因此,单一表示的特征提取可能提供的是错误或者扭曲的真实图像[22]。为了使变换后的源域和目标域的特征分布尽可能相似,提取得到更适用于全局的域不变特征,本文引入多表示特征提取结构对原始残差网络进行改进,提取源域和目标域多表示下的特征,构建用户本地模型。

2.1　残差网络与多表示域适应网络

卷积神经网络(convolution neural network, CNN)是一种含有多个隐藏层的人工深层神经网络,有很强的特征提取能力和模式识别的能力[23]。传统 CNN 由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成。

ResNet 是由传统 CNN 网络发展而来。ResNet 保留传统 CNN 网络主干结构的同时,增加了更深的网络层并且引入长短时记忆网络中的门控机制,在 CNN 的各个网络层之间加入恒等映射单元,将网络层输入的恒等映射与其非线性变换进行叠加运算。残差网络的基本单元为残差块,残差块的输入为 z,输出为 $H(z)$,残差指的是输出值 $H(z)$ 与输入值 z 的差值,即:

$$f(z) = H(z) - z \tag{3}$$

由于新增了残差块结构,残差网络的训练过程中,只需要学习多个残差块输入输出之间的差别 $f(z)$,从而解决了随着 CNN 模型层数增加而出现的网络退化现象。模型在反向传播过程中,输入通过恒等映射,直接将信息从残差块的输入端传递到输出端,保证了信息在传递过程中的完整性。

ResNet 的输出可简单由 3 部分表示,分别为 $g(\cdot)$, $h(\cdot)$ 和 $s(\cdot)$。$g(\cdot)$ 能够将高像素的输入图像转化为低像素图像;$h(\cdot)$ 用于从低像素中提取特征;$s(\cdot)$ 用于将特征表示映射到样本标记空间,作为分类器。因此,ResNet 输出 $y = f(x)$ 可表示为:

$$y = (s \circ h \circ g)(\boldsymbol{X}) \tag{4}$$

式中:$\circ$ 表示复合函数,例如 $((h \circ g)(\boldsymbol{X}) = h(g(\boldsymbol{X})))$, $\boldsymbol{X}$ 为网络的输入数据 x 的集合。

多表示域适应网络利用多表示域特征提取结构代替 ResNet 的全局池化层来提取数据的多表示特征,多表示域适应网络的结构如图 2 所示。

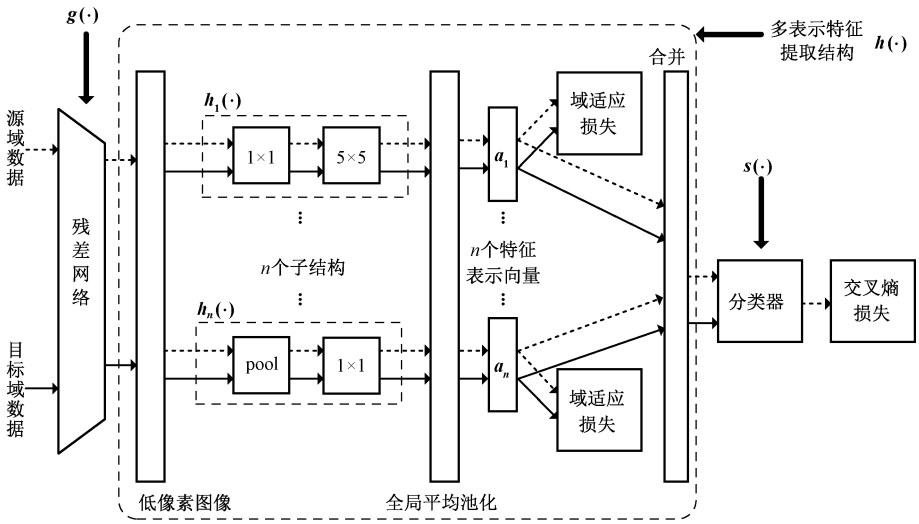

图 2 多表示域适应网络结构

Fig. 2 The architecture of multi-representation adaptation network

由图 2 可以看出,多表示域适应网络使用具有多个子结构 $h_1(.)\cdots h_n(.)$ 的多表示特征提取结构提取数据多表示下的特征:

$$(h_1 \circ g)(\boldsymbol{X}), \cdots, (h_n \circ g)(\boldsymbol{X}) \tag{5}$$

式中:n 代表子结构数量。此时,ResNet 的输出 $y = f(x)$ 可被重新表示为:

$$y = s([(h_1 \circ g)(\boldsymbol{X}); \cdots; (h_n \circ g)(\boldsymbol{X})]) \tag{6}$$

与单一表示下的特征相比,多表示域适应网络提取的特征可以覆盖更多的信息。将源域和目标域的多表示下的特征对齐,理论上可以获得更好的分类效果。网络的特征对齐任务可以通过最小化域适应损失来实现,基于多表示特征的域适应损失:

$$\min_f \sum_i^n \hat{d}((h_i \circ g)(\boldsymbol{X}_s), (h_i \circ g)(\boldsymbol{X}_t)) \tag{7}$$

式中:$\hat{d}(\cdot,\cdot)$ 表示源域和目标域特征分布之间差异的估计量;$\boldsymbol{X}_s$ 和 $\boldsymbol{X}_t$ 分别代表源域输入数据 x_s 和目标域输入数据 x_t 的集合。基于式(6)可以将多表示域适应网络的整体损失函数表示为分类损失与域适应损失之和,多表示域适应网络损失函数:

$$\min_f \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} J(f(x_i^s), y_i^s) + \lambda \sum_i^{n_r} \hat{d}((h_i \circ g)(\boldsymbol{X}_s), (h_i \circ g)(\boldsymbol{X}_t)) \tag{8}$$

式中:n_s 表示源域样本数量;$J(\cdot,\cdot)$ 代表交叉熵损失函数(分类损失);$\lambda > 0$ 是域适应衰减项。

2.2 条件最大均值差异

条件分布自适应主要思想是缩小两个领域数据之间的条件概率密度的差异,即:

$$\min P_s(y_s \mid x_s), P_t(y_t \mid x_t) \tag{9}$$

本文使用条件最大均值差异(conditional maximum mean discrepancy, CMMD)作为域适应损失项来度量源域和目标域的分布距离。CMMD 的计算公式如下:

$$\hat{d}_H(\boldsymbol{X}_s, \boldsymbol{X}_t) = \frac{1}{C}\sum_{c=1}^{C} \left\| \frac{1}{n_s^{(c)}} \sum_{x_i^{s(c)} \in D_s^{(c)}} \phi(x_i^{s(c)}) - \frac{1}{n_t^{(c)}} \sum_{x_j^{t(c)} \in D_t^{(c)}} \phi(x_j^{t(c)}) \right\|_H^2 \tag{10}$$

其中,给定一个包含 n_s 个有标签样本的源域样本集合 $D_s = \{(x_i^s, y_i^s)\}_{i=1}^{n_s}$,和一个包含 n_t 个无标签样本的目标域 $D_t = \{(x_j^t)\}_{j=1}^{n_t}$,$y_i^s$ 是与第 i 个源域样本 x_i^s 相对应的 one-hot 标签。$n_s^{(c)}$、$n_t^{(c)}$ 表示属于源域、目标域中第 c 类的样本个数;$x_i^{s(c)}$ 就表示对应的样本隶属于源域第 c 类;$x_j^{t(c)}$ 代表第 j 个无标签目标域样本属于目标域第 c 类;H 是一种具有特征核的再生希尔伯特空间;$\phi(\,)$ 表示一种可以将原始的样本数据映射到 H 的特征映射。

由于目标域不包含有标签样本,模型对于目标域数据预测得到的标签(硬标签)又可能存在错误,因此无法直接计算式(7)。但是,深层神经网络的输出可以等价成一个概率分布:

$$\hat{y}_i = F(x_i) \tag{11}$$

式中:$\hat{y}_i$ 表示网络输入 x_i 隶属于各类别的概率。

为了能够在目标域计算 CMMD 的同时降低硬标签预测可能导致的误差,目标域样本在模型训练过程中使用概率预测 $\hat{y}_i^t$ (软标签)计算式(10)。通过最小化式(10),来缩小多表示下源域特征和目标域特征之间的差异。

3　不同工况下滚动轴承故障诊断方法

不同工况条件下,基于联邦多表示域适应的滚动轴承故障诊断方法整体流程框图如图 3 所示。

1)数据集的构建

选取某工况下公开且已知标签的滚动轴承数据构建源域公共数据集,用户 1、2 利用各自本地无标签的滚动轴承数据分别构建目标域 1 和 2 数据集,若存在新用户 3,其数据也作为目标域数据。构成源域、目标域数据集的滚动轴承工况互不相同。

2)本地模型构建

以用户 1 为例,用户 1 利用多表示域适应网络提取目标域 1 和源域数据的多表示下特征,在多个特征空间内同时进行特征对齐。最后,本地模型 1 的目标函数设置为交叉熵分类损失以及不同表示下的 CMMD 损失之和。经过一定次数的迭代训练,目标函数收敛,完成本地模型 1 的构建。其他用户模型的构建过程同理。

3)联邦全局故障诊断模型构建

用户本地模型构建完成后,将压缩处理后的模型参数上传至中央服务器,服务器端聚合模型参数并下发给各个用户,用户利用聚合后模型参数更新本地模型。上述过程称为一次联邦迭代,经过预定次数的联邦迭代,在服务器端得到最终可用于不同工况下滚动轴承故障诊断的联邦全局模型。

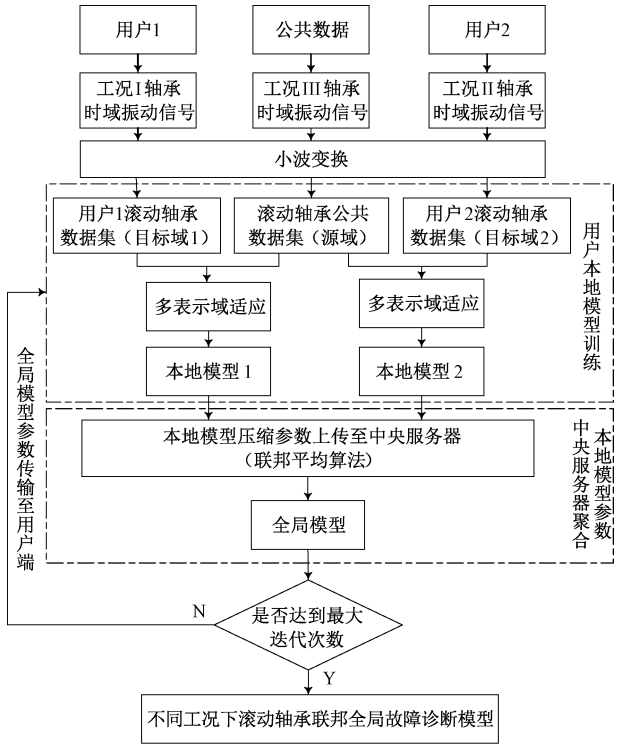

图 3　故障诊断流程

Fig. 3　Flowchart of fault diagnosis

4)模型测试

将用户 1 和 2 的测试数据集分别输入联邦全局模型,把模型对测试数据的标签预测结果与真实标签作对比,得出各自的分类准确率。

5)故障诊断

用户的工况Ⅰ或Ⅱ滚动轴承待诊断数据可直接输入现有联邦全局故障诊断模型,得出诊断结果;用户的其他工况滚动轴承待诊断数据,可直接利用现有联邦全局故障诊断模型得出初步诊断结果。若有新的其他工况的待诊断数据,可重新参与到联邦迭代过程中,建立新的全局故障诊断模型后再进行诊断。

4　应用与分析

4.1　实验数据集

本文以不同负载下的 SKF6205 深沟球轴承为研究对象,其多种状态的振动信号采集自轴承实验台[24]。滚动轴承实验台示意图如图 4 所示,主要由电动机、负载、控制电路以及两个位置的轴承组成。其中电动机驱动端安装的加速度传感器以 12 kHz 的采样频率采集实验用滚动轴承多状态振动信号。

实验中轴承的故障特指点蚀故障,是使用电火花机在轴承的内圈、滚动体、外圈 3 个位置加工产生的。3 个

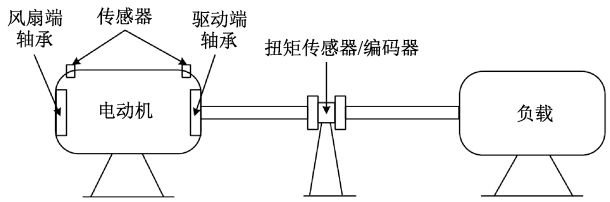

图 4 滚动轴承实验台示意图

Fig. 4 Schematic diagram of bearing test bench

故障位置的点蚀直径有 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm 三种，加上正常状态共有 10 类状态。为方便后续对实验数据的表述，现对轴承的 10 类状态进行设定，轴承正常状态设置为 N，实验数据中 9 种故障状态表示方法如表 1 所示。

表 1 实验数据表示方法

Table 1 Experimental data representation

故障程度/mm	滚动体故障	内圈故障	外圈故障
0.177 8	B07	IR07	OR07
0.355 6	B14	IR14	OR14
0.533 4	B21	IR21	OR21

以 IR07 为例，其代表滚动轴承内圈故障，故障直径为 0.177 8 mm。

本文滚动轴承的状态共分为 4 种工况，转速分别为 1 797、1 772、1 750、1 730 r/min。为便于表述，滚动轴承运行所处的不同工况描述如表 2 所示。

表 2 滚动轴承的不同工况

Table 2 Different working conditions of rolling bearings

工况	A	B	C	D
转速/(r·min^{-1})	1 797	1 772	1 750	1 730
负载/hp	0	1	2	3

以实验数据中 1 797、1 730 r/min 转速下滚动轴承内圈故障的振动信号为例，对其时域信号进行包络谱分析，结果如图 5、6 所示。

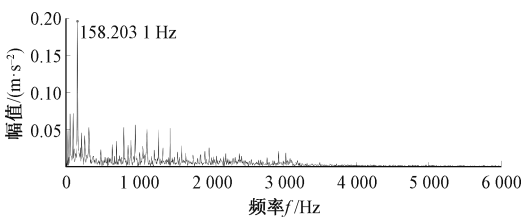

图 5 1 797 r/min 转速下包络谱图

Fig. 5 Envelope spectrum at 1 797 r/min

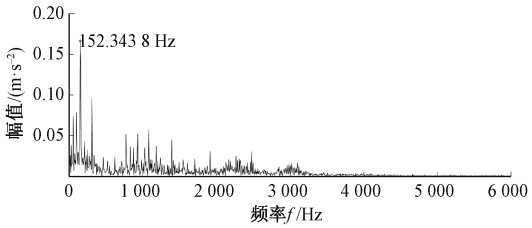

图 6 1 730 r/min 转速下包络谱图

Fig. 6 Envelope spectrum at 1 730 r/min

根据滚动轴承故障机理分别可知，SKF6205 滚动轴承 1 797、1 730 r/min 转速下的内圈故障理论故障频率分别为 157.943 9 和 156.138 8 Hz。由图 5、6 可以看出，根据包络谱分析求得实际故障频率分别为 158.203 和 152.343 8 Hz，与理论计算值并不完全相同。但是，不同工况下滚动轴承信号的包络谱图存在频差的同时也具有一定的相似性。因此，根据迁移学习能够利用相似领域知识解决其他领域问题的能力，使用迁移学习完成不同工况下滚动轴承的故障诊断任务是可行的。

数据预处理过程中，以 1 024 点为一个样本的长度，做小波变换，得到实验所用数据集。以 1 797 r/min 转速下的一个 OR07 样本为例，其小波谱如图 7 所示。

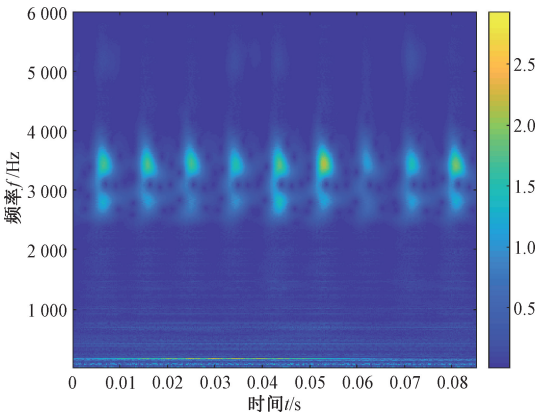

图 7 1 797 r/min 转速下 OR07 样本小波谱

Fig. 7 Wavelet spectrum of OR07 sample at 1 797 r/min

后续实验共设置 8 个迁移任务，各任务所用数据集对应工况如表 3 所示。针对滚动轴承数据孤岛隐私问题，特设置公共数据集为 1 000 个样本，用户 1、2 数据集都为 100 个样本，仅为公共数据集样本数的 1/10，测试集为 1 000 个样本。其中，所有数据集都包含滚动轴承的 10 类状态。

以任务 1 为例，源域数据(公共数据集)为工作于 A 工况的轴承数据，目标域 1(用户 1)数据集为工作于 B 工况的轴承数据，目标域 2(用户 2)数据集为工作于 C 工况的轴承数据。

表 3　各任务所用数据集组成

Table 3　Composition of datasets used for each task

任务编号	公共数据集工况	用户 1 数据集工况	用户 2 数据集工况
1	A	B	C
2	A	B	D
3	B	A	C
4	B	A	D
5	C	D	A
6	C	D	D
7	D	B	A
8	D	B	C

本文所提方法采用 ReLU 函数作为激活函数,本地模型迭代次数 *local_epochs* 设置为 100,联邦迭代次数 *epochs* 设置为 50,学习率 *lr* 设置为 0.01,并基于如下假设进行实现。

1)联邦特征迁移框架共有两个用户端,全局故障诊断模型分类准确率为两个用户将各自的测试集输入全局故障诊断模型得出的准确率的平均值。

2)所有用户端都有相同的本地模型、轴承型号以及相同的标签空间,不同用户轴承工况可以不同。

3)不同客户端共享公共数据,但各用户独有的本地隐私数据不共享。

实验使用的硬件环境如下:CPU 型号为 Intel Xeon W-2123;内存 32 GB;GPU 型号为 NVIDIA GeForce GTX1080Ti。

4.2　多表示域适应与单一表示域适应对比实验

为了验证多表示域适应网络能够更好地提取数据的深层特征,将轴承数据分别输入单一表示域适应网络与多表示域适应网络,并利用 t-分布邻域嵌入(t-distribution stochastic neighbor embedding, t-SNE)算法对网络所提取的深层特征进行降维可视化操作[25]。以迁移任务 1 为例,特征可视化效果如图 8、9 所示。

对比观察图 8、9 可知,多表示域适应网络和单一表示域适应网络所提取的特征,经可视化后均出现了错分现象,但仍有较大差异。单一表示域适应网络提取的样本深层特征在可视化后,图 8 中 L1~L10 区域都存在错分样本、并且类别边界十分模糊。多表示域适应网络提取的深层特征可视化后各类别之间仅在图 9 中 L1、L2 区域出现错分现象,类别边界明显。因此,初步判断利用多表示域适应网络构建用户本地模型,可以更好地提取滚动轴承的深层特征,有利于提升联邦全局模型的性能。

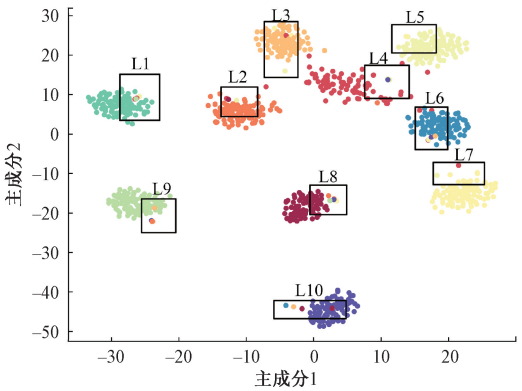

图 8　单一表示域适应网络特征可视化图

Fig. 8　Feature visualization of the single-representation adaptation network

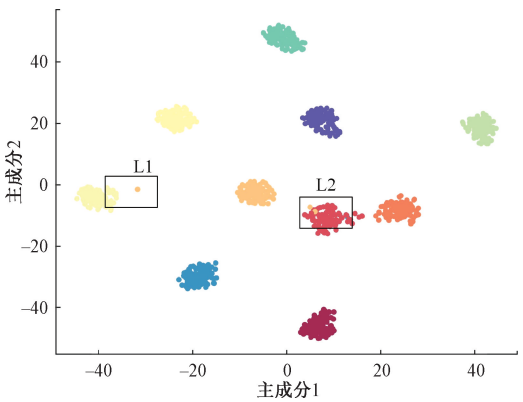

图 9　多表示域适应网络特征可视化图

Fig. 9　Feature visualization of the multi-representation adaptation network

为了进一步验证利用多表示域适应网络构建本地模型能够提升联邦全局模型的性能,按照设置的迁移任务,分别利用多表示域适应网络和单一表示域适应网络构建联邦本地模型进行滚动轴承故障诊断实验,结果如表 4 所示。

表 4　故障诊断准确率

Table 4　Fault diagnosis accuracy　　%

本地模型网络	任务 1	任务 2	任务 3	任务 4
多表示域适应	99.0	98.8	96.2	97.6
单一表示域适应	96.3	97.2	93.7	94.0
本地模型网络	任务 5	任务 6	任务 7	任务 8
多表示域适应	99.3	98.5	96.2	96.0
单一表示域适应	98.4	98.6	94.2	90.7

由表 4 可知,在大部分迁移任务中,利用多表示域适应构建本地模型得到的联邦全局模型都具有更高的故障

诊断准确率,仅有迁移任务 6 略低。计算 8 个迁移任务的平均故障诊断准确率可知,多表示域适应高于单一表示域适应约 2.3%。这一结果说明利用多表示域适应网络构建本地模型可以更好地学习用户数据和公共数据之间的“共有”特征,提高不同工况下滚动轴承故障诊断的准确率。

4.3 不同模型压缩程度对比实验

为了探究模型压缩处理对联邦全局模型故障诊断准确率的影响,采取不同的模型压缩程度进行实验。*rate* 为层压缩率,值越小代表模型压缩程度越高、安全性越强。实验结果如表 5 所示。

表 5 不同 rate 值的故障诊断准确率

Table 5 Fault diagnosis accuracy of different rate values

rate	准确率/%			
	任务 1	任务 2	任务 3	任务 4
0.80	98.7	95.9	93.0	94.7
0.85	98.4	99.0	96.6	98.8
0.90	98.9	99.1	96.4	97.3
0.95	99.0	99.3	95.9	97.6
1.00	99.0	98.8	96.2	97.6

rate	准确率/%			
	任务 5	任务 6	任务 7	任务 8
0.80	98.2	95.2	91.6	92.2
0.85	98.9	98.1	95.9	95.4
0.90	98.9	98.7	95.1	96.5
0.95	99.1	99.1	95.2	96.3
1.00	99.3	98.5	96.2	96.0

由表 5 可知,*rate* = 1.00 时的故障诊断准确率并非在全部迁移任务中都高于其他 4 个 *rate* 值对应的故障诊断准确率。不同 *rate* 值与 8 个迁移任务平均故障诊断准确率的关系如图 10 所示。

从图 10 可以看出,随着 *rate* 值的增大,平均故障诊断准确率呈上升趋势。当 *rate* = 0.80 时,相比于 *rate* = 1.00,平均准确率有着明显的降低;当 *rate* = 0.85 时,平均准确率仅比 *rate* = 1.00 时低 0.1%。也就是说,选取不恰当的层压缩率会对准确率产生不利影响;选取合适的层压缩率,可在保证故障诊断准确率的同时,提升联邦学习框架的安全性并降低通信开销。因此,综合考虑,后续实验中 *rate* 值都设置为 0.85。

4.4 所提方法与单一用户建模对比实验

为验证相比于单一用户直接利用本地孤岛隐私数据与公共数据集构建深度迁移模型的情形,本文所提方法

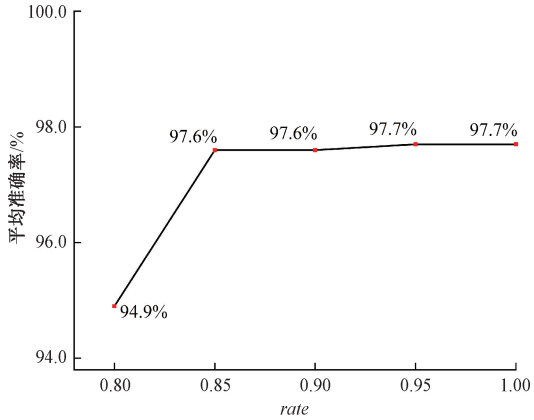

图 10 rate 值与平均准确率关系

Fig. 10 Relationship between rate value and average accuracy

能有效提高不同工况下滚动轴承的故障诊断准确率,将所提方法分别与深度子域适应网络(deep subdomain adaptation network for image classification, DSAN)、深度适配网络(deep adaptation network, DAN)、域适应神经网络(domain adaptive neural network, DaNN)、动态对抗域适应网络(dynamic adversarial adaptation network, DAAN)、多表示域适应网络(multi-representation adaptation network, MRAN)5 种深度特征迁移方法进行对比实验。由于经典的深度特征迁移方法无法直接完成本文设置的迁移任务。因此,为模拟用户直接利用本地孤岛数据与公共数据构建深度迁移模型的场景,以公共数据集为源域,分别以用户 1、2 数据集为目标域,将两次实验的诊断准确率取平均值作为该任务的准确率。对比结果如图 11 所示。

由图 11 可以看出,在 8 个迁移任务中,本文所提方法的故障诊断准确率均高于单一用户利用其他 5 种深度特征迁移方法建模的情况。并且所提方法在用户仅拥有少量数据的情况下,平均故障诊断准确率可以达到 97.6%。相比于用户单独建模,故障诊断准确率至少有 3.2% 的提升。

为了更加直观地观察本文所提方法在不同工况故障诊断问题中的有效性,引入多分类混淆矩阵对诊断结果进行分析。用户 1 和 2 混淆矩阵如图 12、13 所示。

由图 12 可知,在用户 1 的 1 000 个目标域测试集样本中,只有 IR07、B07、OR14 的 3 类故障存在错分现象,共 10 个错分样本。由图 13 可知,在用户 2 的 1 000 个目标域测试样本中只有 IR21、B07、B21、OR14 的 4 类故障存在错分现象,共存在 8 个错分样本。整体来看,大部分故障类型的诊断准确率都达到了 100%,存在错分现象的故障类型的诊断准确率最低也有 95%。实验表明,相比于不结合联邦框架的深度特征迁移方法,本文所提出的基于联邦多表示域适应方法可以保护用户数据隐私、聚

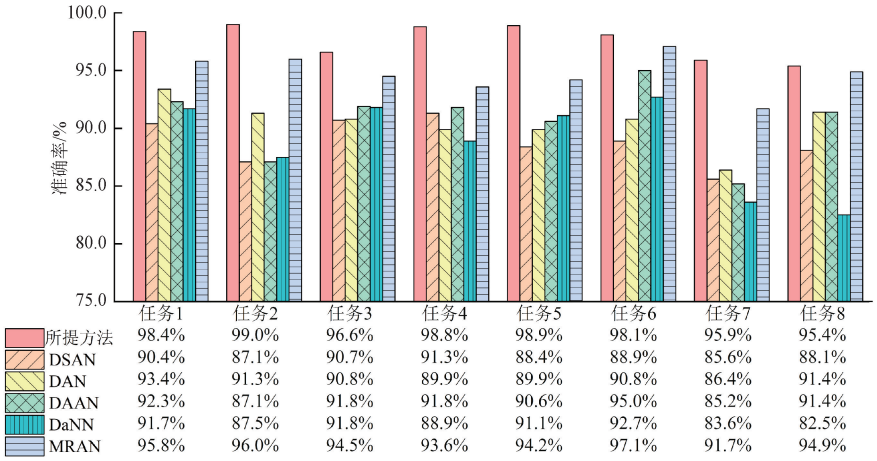

图 11　所提方法与单一用户建模对比实验结果

Fig. 11　Comparison experimental results between the proposed method and the models are established by single user

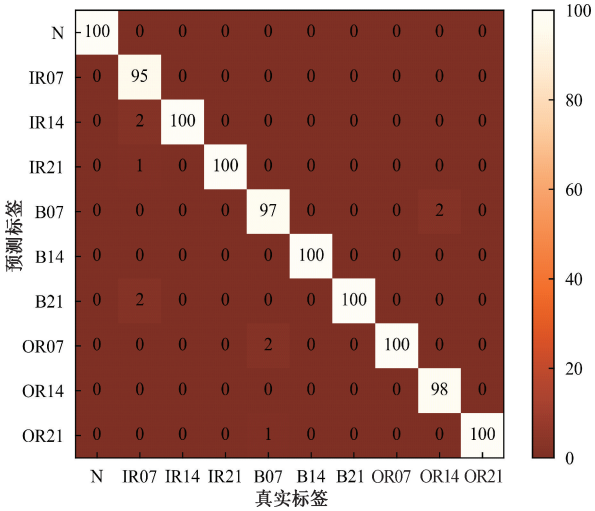

图 12　用户 1 混淆矩阵

Fig. 12　Confusion matrix of user 1

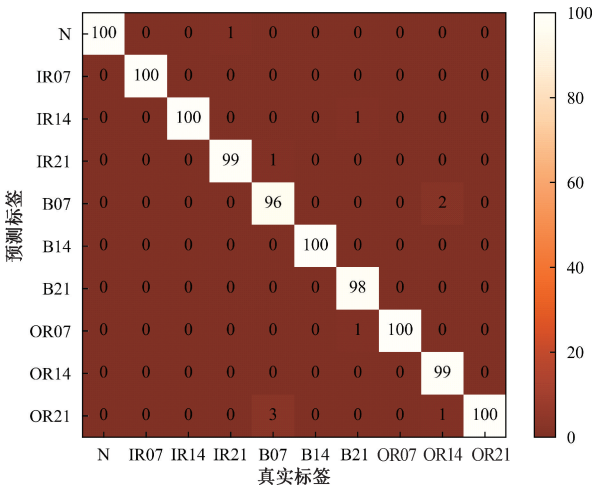

图 13　用户 2 混淆矩阵

Fig. 13　Confusion matrix of user 2

合多用户孤岛数据知识,有效地解决不同工况下滚动轴承的故障诊断问题。

4.5　泛化实验

1)工况泛化实验

为了进一步验证本文提出的方法可以应对滚动轴承不同的工作环境,训练得到的联邦全局诊断模型可以解决未参与模型训练的其他工况的轴承故障诊断问题。将本文方法与 4.4 节中 5 种深度特征迁移方法进行工况泛化实验对比,工况泛化实验的数据集对应工况如表 6 所示。泛化数据集只参与模型测试,不参与模型训练,共 1 000 个样本。

表 6　工况泛化实验数据集组成

Table 6　Composition of datasets for working condition generalization experimental

任务编号	公共数据集工况	用户 1 数据集工况	用户 2 数据集工况	泛化数据集工况
9	A	B	C	D
10	B	C	D	A
11	C	A	D	B
12	D	A	B	C

按照表 6 中的实验设置进行实验,结果如图 14 所示。由图 14 可知,本文所提方法在任务 9~12 这 4 个不同的工况泛化迁移任务中,取得了平均故障诊断准确率 95.3%的效果。与其他 5 种深度迁移学习方法相比,所提方法在所有任务中都取得了更好的故障诊断效果。因此,本文所提方法可以更好地提取不同工况下轴承的域不变特征,即使待诊断的轴承数据是未参与模型训练的其他工况下数据,也能保证较高的诊断精度。在解决

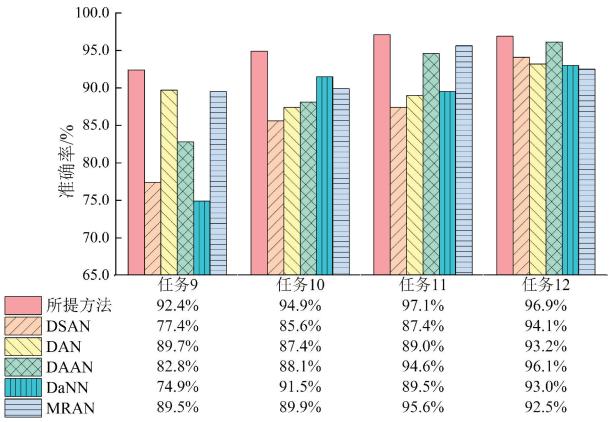

图 14 工况泛化对比实验结果

Fig. 14 Results of comparative experiment for condition generalization

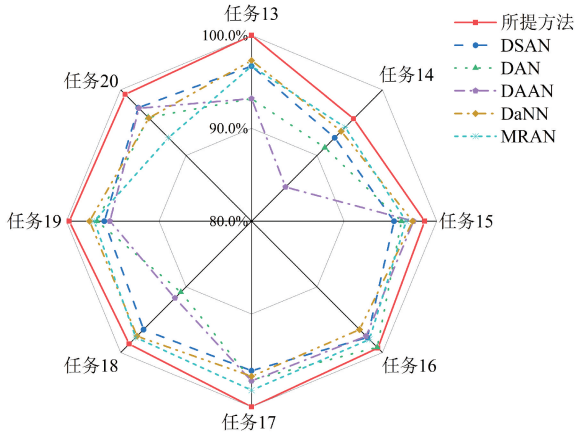

图 15 NICE 轴承对比实验结果

Fig. 15 Results of comparative experiment for NICE bearing

滚动轴承数据孤岛与数据隐私问题的同时,具有较强的泛化性。

2)NICE 轴承数据集泛化实验

为了验证本文方法在不同数据集上具有较强的泛化性,选择 NICE 轴承不同负载下数据作为实验数据集,进行不同负载下滚动轴承故障诊断泛化实验。

NICE 轴承有 E、F、G、H 共 4 种负载分别为 0、50、100、150 lb(1 lb≈0.454 kg),转速均为 25 r/min。NICE 轴承每种负载包含轴承的 3 种状态振动数据,分别为内圈故障(IR)、外圈故障(OR)及正常(N)。实验设置迁移任务与工况对应关系如表 7 所示。

表 7 NICE 轴承实验数据集组成

Table 7 Composition of datasets for NICE bearing experimental

任务编号	公共数据集负载	用户 1 数据集负载	用户 2 数据集负载
13	E	G	F
14	E	F	H
15	F	H	G
16	F	G	E
17	G	E	F
18	G	H	F
19	H	E	G
20	H	G	F

按照表 7 设置的迁移任务进行实验,结果如图 15 所示。由图 15 可以看出,在全部的迁移任务中,本文所提方法的故障诊断准确率均高于单一用户使用 4.4 节中 5 种深度特征迁移方法建模的情况。任务 13、17 的诊断准确率达到了 100%,平均故障诊断准确率也有 98.9%,相比于用户单独建模至少有 3.4% 的提升。经过实验验证,本文所提方法能够有效解决不同负载下 NICE 轴承的故障诊断问题,进一步证明了本文所提方法在不同数据集上具有较强的泛化性。

5 结 论

本文提出将特征迁移学习融入到联邦学习框架中,并引入多表示特征提取结构对原始残差网络进行改进,提取源域和目标域之间更为全面的共有特征,进而构建联邦本地特征迁移模型。通过特征可视化与故障诊断准确率,证明了利用多表示域适应构建联邦本地模型相比于单一表示域适应网络能够得到性能更好的联邦全局诊断模型。

基于深度学习模型压缩思想,改进传统联邦学习框架的参数传递策略。由实验可知,选取合适的层压缩率不会严重影响全局模型性能。同时,模型压缩后只传输部分本地模型参数,能够降低联邦学习框架的通信开销并进一步保证用户数据的隐私性。

提出了一种基于联邦多表示域适应的不同工况下滚动轴承故障诊断方法,能够在多用户轴承数据孤岛隐私分布且部分工况下带标签数据稀缺的情况下建立有效的故障诊断模型。由实验可知,本文所提方法平均故障诊断准确率可达 97.6%,较对比的单一用户使用其他方法建模的情形,故障诊断准确率提升至少 3.2%,证明了方法的有效性。经泛化实验证明,所提方法也具有较强的泛化性。

本文实验已经对旋转机械中滚动轴承数据进行了充分的实验验证,下一步将针对滚动轴承复合故障数据,以及旋转机械其他部件数据进行实验研究。

参考文献

[1] CHEN Z Q, DENG S G, CHEN X D, et al. Deep neural networks-based rolling bearing fault diagnosis [J]. Microelectronics Reliability, 2017, 75:327-333.

[2] 康守强, 邹佳悦, 王玉静, 等. 基于无监督特征对齐的变负载下滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(1): 274-281,393.
KANG SH Q, ZOU J Y, WANG Y J, et al. Fault diagnosis method of a rolling bearing under varying loads based on unsupervised feature alignment[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(1): 274-281,393.

[3] 许子非, 金江涛, 李春. 基于多尺度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(18): 212-220.
XU Z F, JING J T, LI CH. New method for the fault diagnosis of rolling bearings based on a multiscale convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(18): 212-220.

[4] 曲建岭, 余路, 袁涛, 等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 134-143.
QU J L, YU L, YUAN T, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 134-143.

[5] XU G W, LIU M, JIANG ZH F, et al. Bearing fault diagnosis method based on deep convolutional neural network and random forest ensemble learning [J]. Sensors, 2019, 19(5): 1-21.

[6] FU L CH, LI ZH, TAO J Y. An improved deep convolutional neural network with multiscale convolution kernels for fault diagnosis of rolling bearing[C]. IOP Publishing, 2021, 1043(5): 052021.

[7] AN F P, WANG J R. Rolling bearing fault diagnosis algorithm using overlapping group sparse-deep complex convolutional neural network[J]. Nonlinear Dynamics, 2022, 108: 2353-2368.

[8] 杨强. 联邦学习: 人工智能的最后一公里[J]. 智能系统学报, 2020, 15(1): 183-186.
YANG Q. Federated learning: The last on kilometer of artificial intelligence [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(1): 183-186.

[9] 郑楷洪, 肖勇, 王鑫, 等. 一个面向电力计量系统的联邦学习框架[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(S1): 122-133.
ZHENG K H, XIAO Y, WANG X, et al. A federated learning framework for power grid metering system[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(S1): 122-133.

[10] LI ZH N, LI Z D, LI Y L, et al. An intelligent diagnosis method for machine fault based on federated learning[J]. Applied Sciences, 2021, 11(24): 12117.

[11] ZHANG W, LI X, MA H, et al. Federated learning for machinery fault diagnosis with dynamic validation and self-supervision[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 213: 106679.

[12] KANG SH Q, CHEN W W, WANG Y J, et al. Method of state identification of rolling bearings based on deep domain adaptation under varying loads[J]. Measurement and Technology, 2020, 14(3): 303-313.

[13] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 1-8.
LEI Y G, YANG B, DU ZH J, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1-8.

[14] 张金汇, 谢林柏. 基于改进域对抗网络的轴承故障迁移诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11):107-115.
ZHANG J H, XIE L B. Bearing fault migration diagnosis method based on improved domain adversarial network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11):107-115.

[15] 罗宏林, 柏林, 侯东明, 等. 有限变工况特征迁移学习方法及其在高速列车轴箱轴承故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 132-145.
LUO H L, BAI L, HOU D M, et al. A transfer learning method for bearing fault diagnosis under finite carriable working conditions and its application in train axle-box bearings fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 132-145.

[16] 邵海东, 肖一鸣, 颜深. 仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2023, 59(3): 76-85.
SHAO H D, XIAO Y M, YAN SH. Simulation data-driven enhanced unsupervised domain adaptation for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(3): 76-85.

[17] JU C, GAO D SH, MANE R, et al. Federated transfer learning for EEG signal classification[C]. 42nd Annual International Conferences of the IEEE Engineering in

Medicine and Biology Society, IEEE, 2020:3040-3045.
[18] CHEN Y Q, QIN X, WANG J D, et al. Fedhealth: A federated transfer learning framework for wearable healthcare[J]. IEEE Intelligent Systems, 2020, 35(4): 83-93.
[19] ZHANG W, LI X. Federated transfer learning for intelligent fault diagnostics using deep adversarial networks with data privacy [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 27(1): 430-439.
[20] SHOKRI R, STRONATI M, SONG C Z, et al. Membership inference attacks against machine learning models[C]. 2017 IEEE Symposium on Security and Privacy, IEEE, 2017: 3-18.
[21] LI T, SAHU A K, TALWALKAR A, et al. Federated learning: Challenges, methods, and future directions[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2020, 37(3): 50-60.
[22] ZHU Y C, ZHUANG F Z, WANG J D, et al. Multi-representation adaptation network for cross-domain image classification [J]. Neural Networks, 2019, 119: 214-221.
[23] LÉCUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
[24] KENNETH A L. Bearing data center[D]. Cleveland: Case Western Reserve University, 2013.
[25] VAN D M L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(11): 2579-2625.

作者简介

康守强,2004 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2007 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位,2011 年于白俄罗斯国立大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学教授、博士生导师,主要研究方向为非平稳信号处理,故障诊断、状态评估与预测技术。

E-mail: kangshouqiang@163.com

Kang Shouqiang received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Harbin University of Science and Technology in 2004 and 2007, and Ph. D. degree from Belarusian State University in 2011, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. supervisor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include non-stationary signal processing, fault diagnosis, state evaluation and prediction technology.

杨加伟,2020 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,现为哈尔滨理工大学硕士研究生,主要研究方向为主要研究方向非平稳信号处理,故障诊断、状态评估与预测技术。

E-mail: yjw19981998@163.com

Yang Jiawei received his B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2020. He is currently a M. Sc. candidate at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include non-stationary signal processing, fault diagnosis, state evaluation and prediction technology.

王玉静(通信作者),2004 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2007 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位,2015 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、博士生导师,主要研究方向非平稳信号处理,故障诊断、状态评估与预测技术。

E-mail: mirrorwyj@163.com

Wang Yujing (Corresponding author) received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Harbin University of Science and Technology in 2004 and 2007, and Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2015, respectively. She is currently a professor and a Ph. D. supervisor at Harbin University of Science and Technology. Her main research interests include non-stationary signal processing, fault diagnosis, state evaluation and prediction technology.

谢金宝,2001 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2006 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位,2012 年于白俄罗斯国立大学获得博士学位,现为海南师范大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为计算机视觉和自然语言处理。

E-mail: xjbpost@163.com

Xie Jinbao received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Harbin University of Science and Technology in 2001 and 2006, and received his Ph. D. degree from Belarusian State University in 2012, respectively. He is currently an associate professor and a M. Sc. supervisor at Hainan Normal University. His main research interests include computer vision and natural language processing.