DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412900

基于改进联邦学习长尾数据的故障诊断研究*

刘伟民[1],展翼鹤[1],郑爱云[1],黄继德[2],郑 直[1]
(1.华北理工大学机械工程学院 唐山 063210; 2.唐山钢铁集团有限责任公司 唐山 063600)

摘 要:由于无法采集到齿轮和轴承的某样故障类型的充足故障样本,使其呈现长尾分布形式,导致无法有效构建神经网络诊断模型;当引入联邦学习方法解决上述长尾问题时,无法有效地提取尾部故障类型样本的特征信息。针对上述问题,本文提出一种改进联邦学习方法。首先,采用联邦特征对诊断模型再训练,提高对尾部样本的故障特征提取能力;其次,引入 CBAM 注意力机制,对联邦学习中的 ResNet 网络模型进行改进,增强对通道和空间的关键局部特征信息的提取能力和效率;再次,将传统卷积替换为非对称卷积,增强对样本的非对称特征信息的提取能力和效率;最后,采用间隔校准算法优化网络模型的分类边距,以获取更高的诊断准确率和效率。基于齿轮和轴承的实测故障样本的实验分析可知,所提改进联邦学习方法可有效地提升平均和最高准确率,二者分别为 8.78% 和 3.40%。

关键词:联邦学习;长尾数据;注意力机制;非对称卷积;间隔校准算法
中图分类号:TH133.3 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:460.40

Research on fault diagnosis based on improved federated learning long-tail data

Liu Weimin[1], Zhan Yihe[1], Zheng Aiyun[1], Huang Jide[2], Zheng Zhi[1]
(*1. College of Mechanical Engineering, University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;*
2. HBIS Group Co, Tangshan 063600, China)

Abstract: Due to the inability to collect sufficient fault samples of a certain fault type of gears and bearings failures, the data exhibits a long tail distribution, making it impossible to effectively construct a neural network diagnosis model. When the federal learning method is introduced to solve the above long tail problem, the feature information of the tail fault type sample cannot be effectively extracted. In view of the problems, this paper proposes an improved federated learning method. Firstly, the diagnosis model is retrained by using federal features to improve the fault feature extraction ability of tail samples. Secondly, the CBAM (convolutional block attention module) attention mechanism is introduced to improve the ResNet (residual network) network model in federated learning, boosting its ability and efficiency of extracting key local feature information of channel and space. Thirdly, the traditional convolution is replaced by asymmetric convolution to enhance the ability and efficiency of extracting asymmetric feature information of samples. Finally, the interval calibration algorithm is used to optimize the classification margin of the network model to obtain higher diagnostic accuracy and efficiency. The experimental analysis based on the measured fault samples of gears and bearings shows that the proposed improved federated learning method can effectively improve the average and highest accuracy, by 8.78% and 3.40%, respectively.

Keywords: federated learning; long-tail data; attention mechanism; asymmetric convolution; margin calibration algorithm

0 引 言

齿轮和轴承是常用的机械传动和支承元件,广泛应用于各种工业领域。然而,由于长期运行和不可避免的磨损、疲劳等因素,齿轮和轴承很容易出现故障,导致设备运行不稳定或直接停机,给生产带来严重影响[1]。因此,如何及时准确地诊断齿轮和轴承的故障,成为了一个非常重要的问题。一般来说,基于图像分类的故障诊断方法可以分成两类:基于传统机器学习的方法和基于深

收稿日期:2024-05-30 Received Date: 2024-05-30
*基金项目:河北省自然科学基金项目(E2022209086)、河北省科技重大专项项目(22282203Z)资助

度学习的方法。传统机器学习包括基于专家系统[2]、基于人工神经网络[3]和基于支持向量机[4]的方法,这几种方法需要手动从数据中提取故障特征,过于依赖于人工工作,所以后来研究者开始采用深度学习的方法。如基于堆叠自编码器[5]、基于深度置信网络[6]、以及基于卷积神经网络的方法[7-8]。但是在深度学习的方法中,模型常因为图片信息的复杂多样,难以进行准确的分类,特征提取能力较差。

针对模型对不同图片的特征提取能力差的问题,研究者常引入注意力机制来解决此问题。何强等[9]在负载不平衡条件下对小样本轴承数据进行故障诊断,构建自注意力卷积神经网络以进一步提高模型对不平衡负载的抗干扰能力。赵宇凯等[10]使用多个 3×3 卷积核,替换传统卷积核,而且增加多个卷积层和池化层来增加网络的深度,使模型能够更好地提取信号特征,实现更高的诊断结果。秦国浩等[11]利用 SE(squeeze-and-excitation, SE)注意力机制对网络的卷积核进行动态加权,自适应的提取不同尺度的特征,实现有噪声干预的轴承故障诊断。但是 SE 注意力只关注了通道权重,没有关注到空间上的注意力。针对上述问题,Woo 等[12]提出 CBAM(convolutional block attention module, CBAM)注意力机制,同时从空间和通道两个维度对图像进行关注,提升泛化能力。因此,本文引入 CBAM 注意力机制,并将传统卷积替换为非对称卷积,以实现强泛化能力、高效且准确的诊断模型。

当数据在一些头类的数量严重超过了一些尾类,这种长尾数据的分布称为长尾分布,在这种分布情况上建立一个无偏分类模型被称为长尾学习[13]。在实际应用场景中,由于工作环境不同,不同零件发生故障的概率也不同,且很多时候实际的故障类型分布呈长尾分布[14],如何解决长尾分布问题一直是研究者关注的重点[15]。

目前研究者对长尾学习的研究主要有 3 种方法:重采样[16]、重加权[17]和数据增强[18]。Lam 等[19]采用基于重采样的方法优化了随机梯度下降。An 等[20]在偏采样数据上进行训练的重加权和重采样,从动力学稳定性和随机渐近性的角度,解释了为什么重采样在数值上比重加权更稳定和鲁棒。近年来,基于生成对抗网络[21]的数据增强方法备受青睐。Yin 等[22]将从头类中学习到的语义知识迁移到尾类中进行补偿,鼓励尾类具有与头类相似的数据分布,以补偿尾部类,这促使尾部类具有与头部类相似的数据分布。Kang 等[23]将训练过程解耦为两阶段的特征学习和分类器再训练。Shang 等[24]提出 CReFF(classifier re-training with federated features)方法,基于联邦学习框架,针对长尾问题,对分类器进行重训练,能一定程度上缓解长尾数据带来的不平衡问题,但是在面对数据来源不同的样本时,模型的泛化能力较差,难以应用到各种环境中,长尾数据对准确率的影响仍然存在。针对上述问题,本文引入间隔校准(margin calibration, MARC)算法,通过校准不平衡的间隔,以获取更平衡的预测分数,这种方法对于图像分类问题有显著的提升效果。

综上所述,针对长尾数据下的故障诊断问题,本文基于联邦学习框架下的 CReFF 方法,引入 CBAM 注意力机制、将传统卷积替换成非对称卷积(asymmetric convolution block, ACB)并利用间隔校准算法,提出了一种改进的长尾数据下的联邦学习故障诊断模型。首先,对 CReFF 方法中的 ResNet(residual network)网络进行改进,引入 CBAM 注意力机制构建 CBAM-CReFF 网络模型;其次,替换非对称卷积,构建 ACB-CBAM-CReFF 网络模型;最后,利用间隔校准算法提升长尾数据下的分类性能,进而提出改进的长尾数据下的联邦学习故障诊断模型(MARC-ACB-CBAM-CReFF)。通过对轴承和齿轮的故障诊断结果可知,所提方法提升了模型的收敛性、稳定性和泛化能力,实现了高效准确的长尾数据故障诊断。

1 系统框架

数据长尾分布的情况下,会严重影响联邦学习模型性能,这种问题在实际联邦学习应用中经常出现。对于长尾数据的情况,传统联邦学习无法对尾部类别进行训练,导致准确率不高等问题;ResNet 网络对于输入的数据中所有的特征都采取相同的权重,并且都以固定的比例进行融合,无法根据输入样本的不同自适应地调整权重。对于一些细节特征,网络模型无法充分关注到这些细节特征;同时,在图片背景复杂和不对称的时候传统卷积难以充分识别不对称信息,导致分类效果差。

针对上述问题,本文提出一种改进联邦学习方法。首先将 CBAM 注意力机制嵌入 ResNet 网络,能够自适应地学习并调整特征图中的通道和空间维度的重要性,网络可以更加聚焦于有意义的特征;其次将传统卷积替换成非对称卷积,采用不同大小的卷积核在不同的方向上进行卷积操作,从而可以更好地捕获图像中的结构信息,有助于提升网络的感知能力和特征提取能力;最后引入间隔校准优化算法,进一步缓解长尾数据带来的问题,提高模型对少数类别的学习能力。

所提方法流程如图 1 所示。

2 基础理论

2.1 联邦学习基本原理

联邦学习[25]是一种分布式机器学习框架,最早在 2016 年由谷歌公司提出,随着人工智能的发展,联邦学

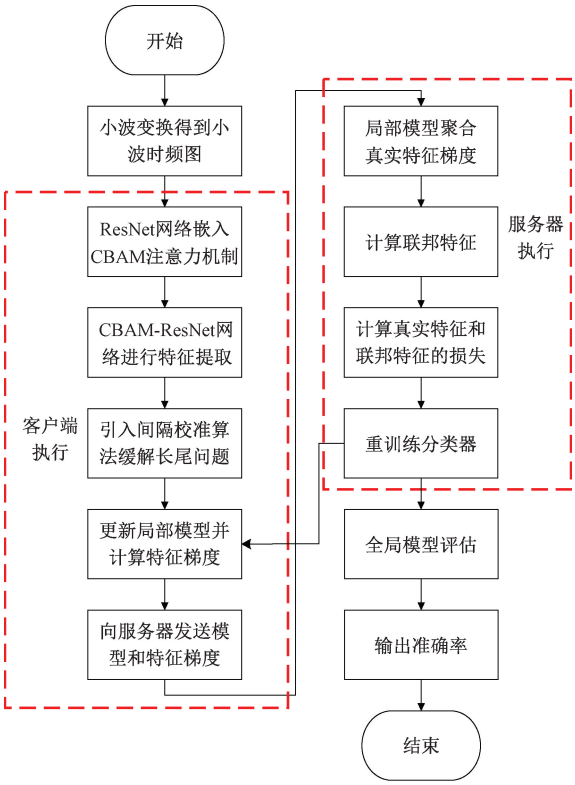


图 1　流程图

Fig. 1　Flow chart

习为故障诊断领域提供了新的思路。联邦学习由多个客户端和一个中央服务器组成,通过多个客户端在本地训练自己的模型,经过同态加密再上传到中央服务器,可以避免数据泄露。中央服务器通过对模型参数聚合,将更新后的全局模型再发回给客户端,每个客户端根据聚合后的参数再次优化自己的本地模型,如此反复迭代,直至模型收敛或者满足其他预设条件。一般框架如图 2 所示。

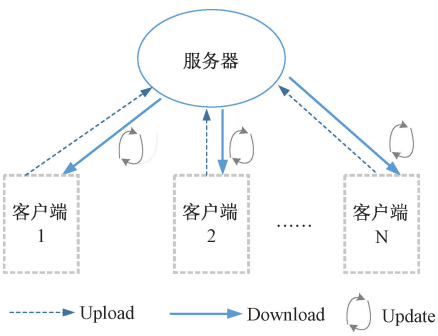


图 2　联邦学习框架

Fig. 2　The framework of federated learning

联邦学习应用框架下最常见的算法是联邦平均。由图 2 可知,在每一次模型更新中,服务器首先向客户端发送全局模型 W^t ,客户端根据本地数据,更新接收到的模型 D^k 如式(1)所示:

$$W_k^{t+1} \leftarrow W_k^t - \eta \nabla w \ell(W^t; D^k) \tag{1}$$

本地更新后,选择 A^t 中的一部分客户端将其更新后的模型上传到服务器,如式(2) 所示。最后执行加权平均以更新 $t+1$ 轮的全局模型

$$W^{t+1} = \sum_{k \in A^t} \frac{|D^k|}{\sum_{k \in A^t} |D^k|} W_k^{t+1} \tag{2}$$

联邦学习作为分布式机器学习框架主要有以下特点:1)联邦学习训练的过程只更新模型参数,并不共享原始数据,有助于保护企业隐私;2)模型更新的唯一信息是梯度,而不是原始数据,这减少了数据传输的要求,节省了带宽和时间成本;3)通过整合来自多个数据源的信息,联邦学习可以提高模型的泛化能力,使其适应各种数据分布。

2.2　长尾数据下 CReFF 方法基本原理

两阶段学习可以理解为:第 1 阶段训练特征提取器;第 2 阶段在训练好的特征提取器不动的前提下,使用一组平衡数据重新训练一个分类器。受两阶段训练思想的启发,CReFF 是一种通过联邦特征再训练分类器方法,用以解决数据长尾分布的问题。该方法基于传统联邦平均算法,只通过使用服务器上小部分可学习的特征,即初始随机梯度和真实训练的梯度计算梯度损失值,重新训练一个新的分类器,这被称为联邦特征。通过迭代优化联邦特征,目标就是使联邦特征训练的分类器接近真实特征训练得到的分类器。

CReFF 从整体而言由客户端的本地训练和服务器两个核心部分组成,如图 3 所示。

首先,在客户端上定义全局模型由特征提取器和分类器组成。对于每个模型,本地训练由一个相应的部分组成。第 1 部分是普通的联邦平均模型更新,第 2 部分是在服务器上,利用计算真实的特征梯度对联邦特征进行优化。计算真实特征如式(3)所示:

$$g_c^k = \frac{1}{n_c^k} \sum_{i=1}^{n_c^k} \nabla \hat{v} \ell(h\hat{v}^t(z_{c,i}^k), y_i) \tag{3}$$

服务器将收到的客户端各个类别的特征梯度再次进行聚合如式(4)所示:

$$g_c^{agg} = \frac{1}{|A_c^t|} \sum_{k=1}^{|A_c^t|} g_c^k \tag{4}$$

然后,服务器基于再训练模型的分类层,也可以得到一组联邦特征梯度,如式(5)所示:

$$g_c^{fed} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \nabla \hat{v} \ell(h\hat{v}^t(s_{c,i}^t), y_i) \tag{5}$$

聚合后的梯度和联邦特征优化得到的梯度进行计算,用梯度匹配损失函数比较两个梯度的差异,计算损

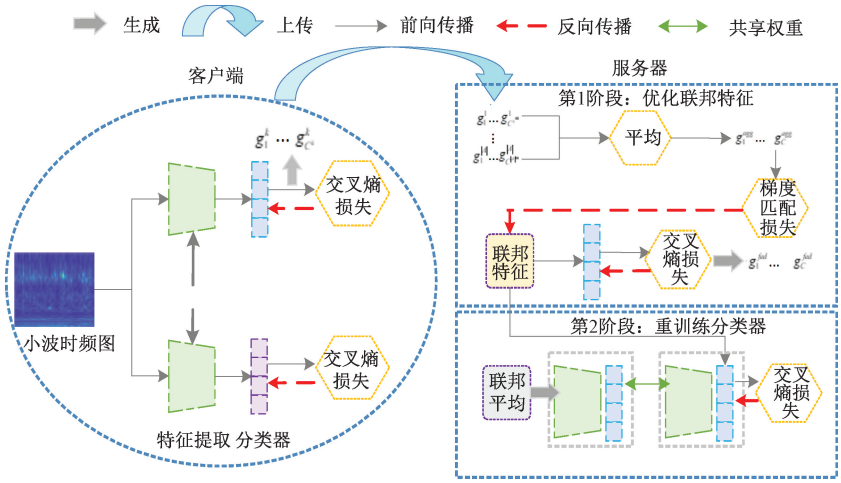


图 3 CReFF 方法框架

Fig. 3 The framework of CReFF

失函数以优化联邦特征，如式(6)所示：

$$D(g_c^{fed}, g_c^{agg}) = \frac{1}{C}\sum_{j=1}^{C}\left(1 - \frac{g_c^{fed}[j] \cdot g_c^{agg}[j]}{\|g_c^{fed}[j]\| \|g_c^{agg}[j]\|}\right) \quad (6)$$

最后一步是前面步骤的基础上，利用优化后的联邦特征重新训练更新的全局模型 W^{t+1} 的分类器，以得到重新训练的全局模型 W^{t+1}，初始化分类器 $\tilde{v}$，如式(7)所示：

$$\hat{v}^{t+1} \leftarrow \tilde{v} - \eta \nabla \tilde{v} \ell(\tilde{v}; (s_i^t, y_i)) \quad (7)$$

CReFF 整体算法流程如下：

输入：初始化全局模型 w^0，用于联邦特征优化的步骤数 I，用于分类器重新训练的步骤数 J，每类的联邦特征数 m，训练轮数 T.

输出：在 T 轮重新训练特征 $\hat{w}^T$

1 **for** t = 1 **to** T **do**

2 随机选择一组活跃的客户端 A^t

//客户端执行

3 **for** $k \in A^t$ **do**

4 通过式(1)更新局部模型 w_k^{t+1}；

5 通过式(3)计算特征梯度 $\{g_c^k \mid c \in C^k\}$；

6 向服务器发送 w_k^{t+1} 和 $\{g_c^k \mid c \in C^k\}$；

7 **end**

//服务器执行

8 通过式(2)将局部模型聚合到 w^{t+1}；

9 通过式(4)聚合真实特征梯度到 g_c^{agg}；

10 通过式(5)计算联邦特征梯度 g_c^{fed}；

11 对于 I 次迭代，利用式(6)中的损失情况将联邦特征优化为 S^{t+1}；

12 对于 J 次迭代，利用式(7)在 S^{t+1} 上重新训练 w_k^{t+1} 到 $\hat{w}^{t+1}$ 分类器；

13 向客户端发送 w_k^{t+1} 和 $\hat{w}^{t+1}$；

14 **end**

2.3 CBAM 注意力机制

针对模型对图片特征识别准确率不高的问题，引入 CBAM 注意力机制模块。CBAM 注意力机制是由通道注意力机制和空间注意力机制组成。如图 4 所示，将 Resnet8 网络输出的特征图依次通过通道注意力和空间注意力模块，得到最终的特征图。该模块生成注意力的过程可由式(8)和(9)表示：

$$F' = M_C(F) \otimes F \quad (8)$$

$$F'' = M_S(F') \otimes F' \quad (9)$$

式中：F 为给定的中间特征图，M_C 为一维通道注意力图，M_S 为二维空间注意力图，F' 为通道注意力模块的输出，F'' 为 CBAM 网络的输出。

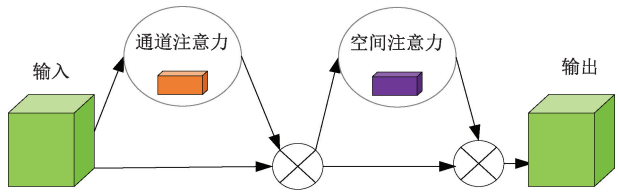


图 4 CBAM 注意力

Fig. 4 CBAM attention

通道注意力可由式(10)表示：

$$M_C(F) = \sigma(MLP(AvgPool(F)) + MLP(MaxPool(F))) = \sigma(W_1(W_0(F_{avg}^c)) + W_1(W_0(F_{max}^c))) \quad (10)$$

式中：σ 为 sigmoid 函数；F_{avg}^c 为平均池化特征；F_{max}^c 为最大池化特征。如图 5 所示，通道注意力模块，其核心作用是利用自学习机制来评估每个通道每个位置的重要性并赋予相应的权重，使重要特征的权重变高。首先，网络对输入特征图执行平均池化和最大池化，其中输入特征图的尺寸为 $H \times W \times C$。处理后，生成两个 $1 \times 1 \times C$ 尺寸的特征图，这些特征图随后输入至一个共享权值的双层神经

网络。接着,通过激活函数生成权值图。最终,此权值图与原输入特征图进行逐元素乘法操作,产生新的特征图。

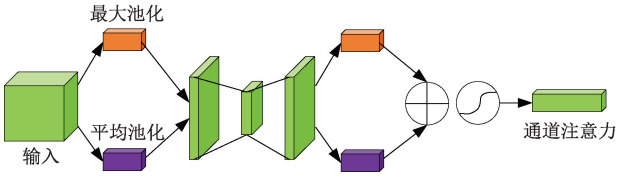


图 5　通道注意力模块

Fig. 5　Channel attention module

空间注意力可由式(11)表示:

$$M_S(F')=\sigma(f^{7\times7}([AvgPool(F);MLP(MaxPool(F)]))=\sigma(f^{7\times7}([F^s_{avg};F^s_{\max}])) \tag{11}$$

式中:σ 为 sigmoid 函数;$f^{7\times7}$ 表示滤波器大小为 7×7 的卷积运算。空间注意力模块如图 6 所示,其更多的关注重点是空间上输入特征图的关系,将通道注意力输出的特征图作为空间注意力模块的输入,经过平均池化和最大池化处理后,通过通道拼接操作,得到两个通道的权值图。进一步进行卷积操作以降低维度得到单通道的权值,最后与输入的特征图相乘。

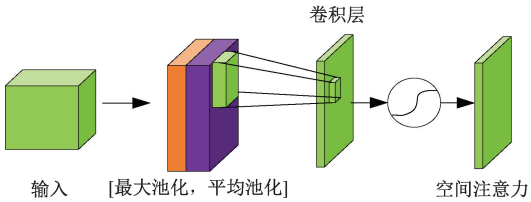


图 6　空间注意力模块

Fig. 6　Spatial attention module

2.4　非对称卷积

针对处理图片复杂和不对称不规则的情况下,网络模型对特征提取不充分的问题,本文引入非对称卷积块(ACB)[26]。在 ResNet 网络中标准正方形卷积核 $d\times d$ 中额外添加水平 $1\times d$ 和垂直 $d\times1$ 两个相互转置的非对称卷积,增强方形卷积核中心位置的权重,中心十字区域获得了更多关注,使得分类更加准确。

如图 7 所示经过构建的 3 组不同的 3×3 卷积核进行训练后,在训练阶段,将计算后的视觉特征融合,如式(12)所示:

$$I\otimes K^{(1)}+I\otimes K^{(2)}+I\otimes K^{(3)} \tag{12}$$

式中:I 表示有输入卷积图像特征;$K^{(1)}$、$K^{(2)}$ 和 $K^{(3)}$ 分别代表不同形状的卷积核组,具体为 $d\times d$、$1\times d$ 和 $d\times1$。根据卷积运算的可加性以及技巧,可以将这 3 组卷积操作融合为原始标准卷积的尺寸,从而降低计算开销。

具体而言,3×3 非对称卷积操作在推理阶段的效果

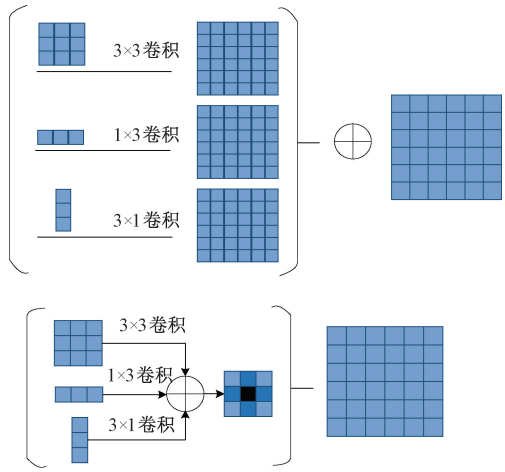


图 7　非对称卷积

Fig. 7　Asymmetric convolution blocks

如图 7 所示。这样做不仅减少了计算负担,还能保持模型的有效性。其通用形式如式(13)所示:

$$I\otimes(K^{(1)}+K^{(2)}+K^{(3)})=I\otimes K^{(1)}+I\otimes K^{(2)}+I\otimes K^{(3)} \tag{13}$$

在这个公式中,$(K^{(1)}+K^{(2)}+K^{(3)})$ 表示将卷积核中对应位置的权重相加,使非对称卷积组被合并成标准卷积。

2.5　Margin Calibration 算法

长尾识别任务中的头部(常见)和尾部(罕见)类之间的不平衡预测是一个巨大的挑战。目前的研究主要关注于数据重采样和损失函数工程,间隔校准算法的提出[27]提供了另一种视角:分类间隔。通过研究间隔(margin)和预测分数(logit)之间的关系,发现了未校准的边距和预测分数呈正相关。通过校准边距以获得更平衡的预测分数,从而提高了分类性能。

原始边距固定的情况下,训练了一个简单的特定于类别的边距校准模型。如式(14)所示:

$$\hat{d}_j=\omega_j\cdot d_j+\beta_j \tag{14}$$

式中:ω_j 和 β_j 是 j 类的可学习参数,$j\in[1,K]$。校准后的预测分数计算如式(15)所示:

$$\|W_j\|\hat{d}_j=\|W_j\|(\omega_j\cdot d_j+\beta_j)=\omega_j\cdot\|W_j\|d_j+\beta_j\cdot\|W_j\|=\omega_j\cdot\eta_j+\beta_j\cdot\|W_j\| \tag{15}$$

其中,η_j 是初始固定的 logit。然后可以得到校准的预测分布如式(16)所示:

$$p(y=y_i\mid x_i;\theta_r,\theta_c)=\frac{\exp(\omega_{yi}\cdot\eta_{yi}+\beta_{yi}\cdot\|W_{yi}\|)}{\sum_{j=1}^{K}\exp(\omega_j\cdot\eta_j+\beta_j\cdot\|W_j\|)} \tag{16}$$

将该方法应用于 ResNet 模型进行分类有 3 个步骤:首先,使用标准训练方法经过 ResNet 模型进行特征提

取,学习特征表示函数,将输入图像映射到特征空间后,使用线性分类器对特征向量进行分类,并计算每个类的预测分数;引入间隔校准方法,对每个类别的间隔进行调整;最后,重新加权损失函数,最终的损失函数包括间隔校准模型的损失函数和重新加权的损失函数,以确保获得更平衡的梯度,实现更好的训练效果。该方法应用后 ResNet 网络的流程如图 8 所示。

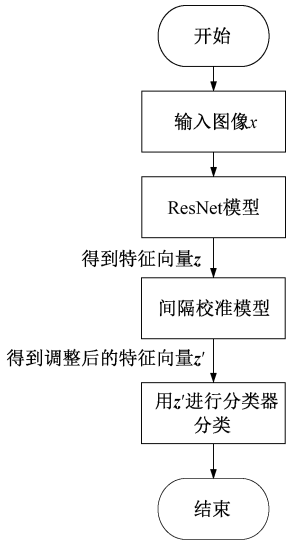


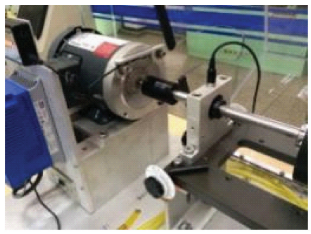
图 8 引入间隔校准流程

Fig. 8 Marc flow chart

3 实验台及数据样本

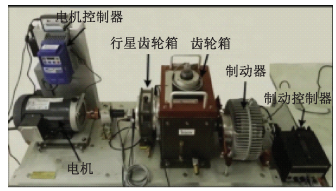
3.1 第 1 案例实验对象

为验证本文模型的有效性和优越性,利用美国某公司生产的试验台,电机转速为 2 000 r/min,采样频率为 12 kHz,共有内圈故障、外圈故障、滚动体故障和正常 4 种状态。同时加入江南大学轴承数据集和东南大学齿轮箱故障公开数据集以验证模型的泛化能力。齿轮箱数据转速负载配置为 30 Hz~2 V,采集减速机 X 轴方向振动信号,共有缺损、断齿、齿根裂纹、齿面磨损和正常 5 种状态。轴承和齿轮箱实验系统如图 9 所示。



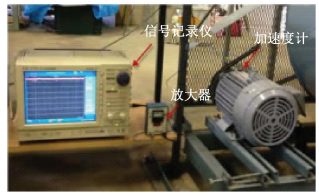
(a) 滚动轴承故障实验系统

(a) Rolling bearing fault experimental system



(b) 东南大学齿轮箱实验系统

(b) Gearbox experimental system of Southeast University



(c) 江南大学轴承实验系统

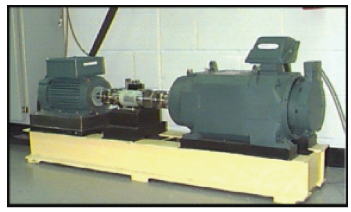
(c) Bearing experimental system of Jiangnan University

图 9 轴承和齿轮实验系统

Fig. 9 Bearing and gear experimental system

3.2 第 2 案例实验对象

为验证本文模型的泛化性,本文同步使用两个案例对模型性能进行验证。在第 2 案例中,采用凯斯西储大学公开数据集、美国机械故障预测技术委员会(machinery failure prevention technology, MFPT)数据集和康涅狄格大学齿轮箱数据集。轴承数据选用采样频率为 48 kHz,齿轮数据集采样频率为 20 kHz。轴承和齿轮箱实验系统如图 10 所示。



(a) 凯斯西储大学轴承实验系统

(a) CWRU bearing experimental system

(b) 康涅狄格大学齿轮实验系统

(b) University of Connecticut gear experiment system

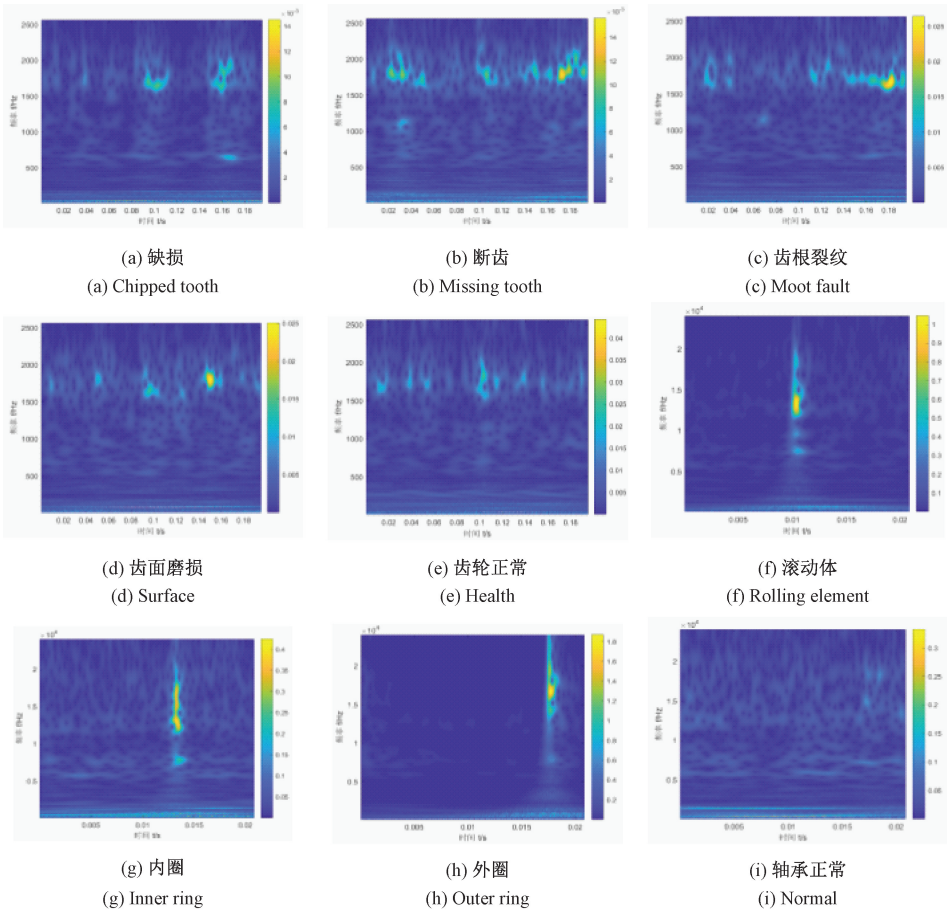
图 10 轴承和齿轮实验系统

Fig. 10 Bearing and gear experimental system

3.3 各种故障类型样本

经过小波变换与伪彩色处理方法相结合,将训练集、

和测试集的信号数据转换为 3 通道彩色图像。处理后的轴承和齿轮时频图如图 11 所示。



(a) 缺损　(b) 断齿　(c) 齿根裂纹
(a) Chipped tooth　(b) Missing tooth　(c) Moot fault

(d) 齿面磨损　(e) 齿轮正常　(f) 滚动体
(d) Surface　(e) Health　(f) Rolling element

(g) 内圈　(h) 外圈　(i) 轴承正常
(g) Inner ring　(h) Outer ring　(i) Normal

图 11　图像样本

Fig. 11　Image samples

处理后的图像能够更直观地展示信号的时频特征,有助于对轴承状态进行分析和故障诊断。每个图像的 3 个通道代表不同的信号特征,可以通过颜色的变化来表示频率和振幅的变化情况。数据集一共有 9 类样本组成,其中轴承故障 4 类,齿轮箱故障 5 类,第 1 案例中所有图片共计 4 000 张,训练集有 3 200 张,测试集 800 张,长尾分布情况如图 12 所示。

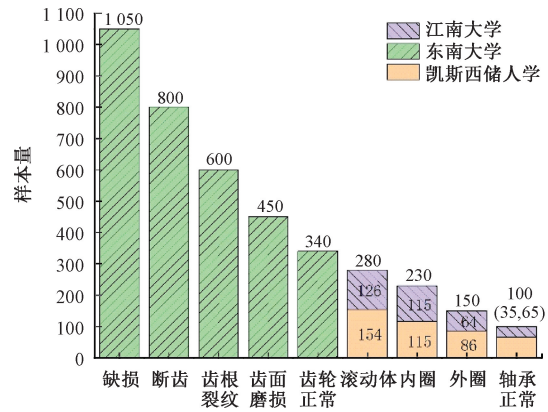


图 12　训练集长尾分布情况

Fig. 12　Long-tail distribution of training set

4　轴承及齿轮箱故障信号第 1 案例分析

本文对轴承和齿轮箱两个零件的运行状态进行诊断。在 CReFF 方法下,将不平衡因子设置为 0.1,Batch-size 设置为 64,本地训练的学习率为 0.1,迭代次数设置为 1 000。本实验的硬件环境为 64 为 windows11 操作系统,在 pytorch 框架下运行,python 版本为 3.7。CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-11400H@2.70 GHz 2.69 GHz、运行内存为 16 GB,GPU 为 GTX3050。

4.1　CReFF 算法改进研究

CReFF 通过基于联邦特征得出的梯度与真实特征梯度匹配计算损失函数,迭代至联邦特征接近真实特征,用联邦特征对有偏的分类器进行再训练,缓解长尾数据问

题,通过该模型对故障时频图分类实现故障诊断,诊断结果如图 13 所示。

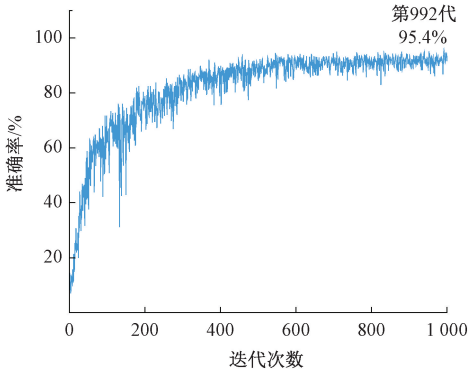


图 13 CReFF 诊断结果

Fig. 13 Diagnostic results of CReFF

由图 13 可知,该模型在第 992 代达到最高准确率 95.4%,平均准确率达到 81.59%。但是模型对图像分类的准确率振荡较大,收敛速度慢。

针对模型 ResNet 网络的特征提取不完整的情况,网络没有将时频图的特征信息充分利用,在 ResNet 网络中引入 CBAM 注意力机制,依次通过通道注意力和空间注意力模块,自适应的学习图片中每个通道的重要性,并对通道特征进行加权,从而提升图像分类性能。添加 CBAM 后,称之为 C-CReFF 方法;针对 CReFF 方法对图像不同方向尺度特征难以识别的问题,本文在引入 CBAM 注意力机制后,将联邦学习方法中本地 ResNet 网络模型的传统卷积替换成非对称卷积,可以在不同的感受野范围内有效地感知和处理图像,从而提高特征的表达能力。引入 CBAM 注意力机制和替换非对称卷积后的方法,在本文称为 CA-CReFF 方法;为了进一步缓解长尾数据对图像分类结果的影响,本文引入间隔校准算法,通过简单而有效的校准分类间隔,获得更好的准确率,以解决长尾分布下分类器的瓶颈问题,进一步提升模型的分类性能。引入间隔校准算法后的方法记为 CAM-CReFF,最终结果如图 14 所示,与前文方法结果对比如表 1 所示。

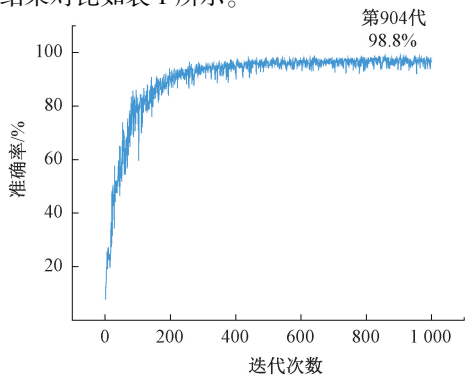


图 14 CAM-CReFF 诊断结果

Fig. 14 Diagnostic results of CAM-CReFF

表 1 第 1 案例结果对比分析

Table 1 Comparative analysis of the first case results

	迭代次数	平均准确率/%	平均准确率对比/%	准确率(最高)/%	准确率(最高)比较/%
CReFF	1 000	81.59	—	95.40	—
C-CReFF	1 000	86.21	4.62(提升)↑	95.90	0.50(提升)↑
CA-CReFF	1 000	87.94	6.35(提升)↑	97.10	1.70(提升)↑
CAM-CReFF	1 000	90.37	8.78(提升)↑	98.80	3.40(提升)↑

由图 14、表 1 可知:

1)在收敛性方面,CReFF 方法的准确率在 450 代才稳定在 80% 以上,CAM-CReFF 方法在 200 代之后,稳定在 80% 以上;在 450 代之后,准确率稳定在 90% 以上,收敛速度更快、振荡较小且更稳定。

2)在平均准确率方面,该方法取得了显著的提升,达到了 90.37%,CReFF 方法的平均准确率为 81.59%,CAM-CReFF 方法提升了 8.78%。

3)在最高准确率方面,CAM-CReFF 方法在第 904 代达到了最高准确率,达到了 98.80%,而 CReFF 方法的准确率为 95.40%,CAM-CReFF 方法提升了 3.40%。

为了更全面且准确地了解模型的分类效果,本文引入混淆矩阵这一重要的评估手段。通过对各类别预测情况的详细罗列,更好的展示模型的性能,如图 15 所示。其中,9 种故障类型用序号 0~8 表示,依次为缺损、断齿、齿根裂纹、齿面磨损、齿轮正常、滚动体故障、内圈故障、外圈故障和轴承正常。

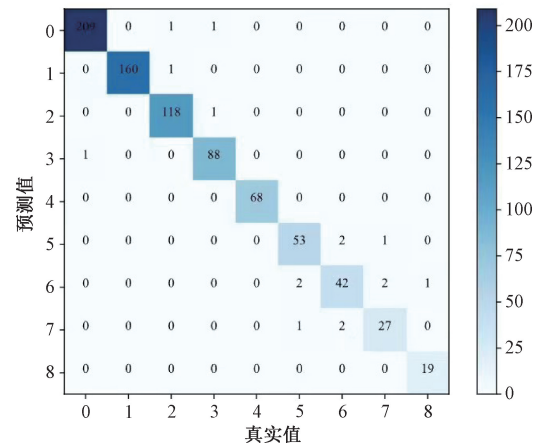


图 15 第 1 案例混淆矩阵

Fig. 15 The first case confusion matrix

由此可知,CAM-CReFF 方法在特定迭代过程中表现出更高的准确率。在没有引入间隔校准算法之前数据长尾分布对于模型的分类性能表现影响很大,头部类别比尾部类别具有更好的预测分数。因此需要对不平衡的边距进行校准以获得平衡的预测分数。

因此,通过融入 CBAM 注意力机制、替换非对称卷积和引入间隔校准算法对不平衡边距进行校准,可以有效地加快收敛速度,提升模型在不同数据集上的泛化能力;增大感受野,以增强特征提取能力;对不平衡的边距进行校准以提升模型在长尾数据上的分类性能,实现对轴承和齿轮箱不同零件的高效、高准确率和强泛化能力的故障诊断。

4.2　CAM-CReFF 与 FEDIC 对比研究

经过深入的文献检索,本文发现了 FEDIC 方法[28],这是一种针对长尾数据的联邦学习方法,其原理与 CReFF 方法在某些方面相似。为了更全面地评估 FEDIC 方法的性能,本文决定使用前文中提及的电机数据集替代 FEDIC 方法原始的数据集,并将其诊断结果与 CReFF 方法的诊断结果进行对比。FEDIC 诊断结果如图 16 所示,对比结果如表 2 所示。

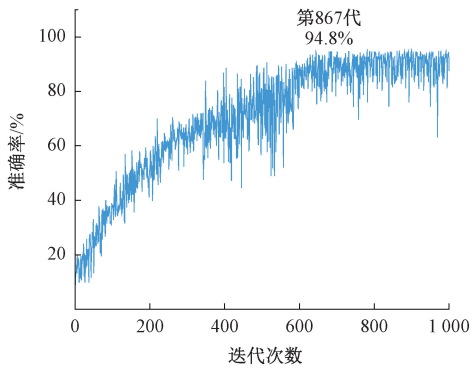


图 16　FEDIC 诊断结果

Fig. 16　Diagnostic results of FEDIC

表 2　结果对比分析

Table 2　Comparative analysis of results

	迭代次数	平均准确率/%	平均准确率对比/%	准确率(最高)/%	准确率(最高)比较/%
FEDIC	1 000	70.00	—	94.80	—
CAM-CReFF	1 000	90.37	20.37(提升)↑	98.80	4.00(提升)↑

由图 16、表 2 可知:

1) 在收敛性方面,FEDIC 方法在 1 000 代之前准确率仍难以收敛,CAM-CReFF 方法经过 200 代后,准确率稳定在 80%以上;并且经过 450 代后,准确率稳定在 90%以上。该方法表现出更快的收敛速度、更小的振荡以及更稳定的特点。

2) 在平均准确率方面,FEDIC 方法平均准确率仅仅达到 70%;CAM-CReFF 方法的平均准确率为 90.37%,CAM-CReFF 方法比 FEDIC 高 20.37%。

3) 在最高准确率方面,FEDIC 方法在第 867 代达到了最高准确率,达到了 94.80%;而 CReFF 方法的准确率为 98.80%,CAM-CReFF 方法高于 FEDIC 方法 4%。

因此,通过实验可知,本文改进后的 CAM-CReFF 方法在处理长尾数据分布情况时展现出更好的性能表现,相较于 FEDIC 方法具有更高的准确性和稳定性。

5　轴承及齿轮箱故障信号第 2 案例分析

为了有效检验该方法的泛化特性,本文同时运用两个案例的数据集来进行试验。第 2 案例的数据集分布跟第 1 案例相同,所采用的数据集包括凯斯西储大学轴承数据集、美国机械故障预防技术协会 MFPT 轴承数据集及康涅狄格大学齿轮箱数据集。由于篇幅限制,此处仅展示 CAM-CReFF 方法诊断结果如图 17 所示,与改进前各种方法对比如表 3 所示。

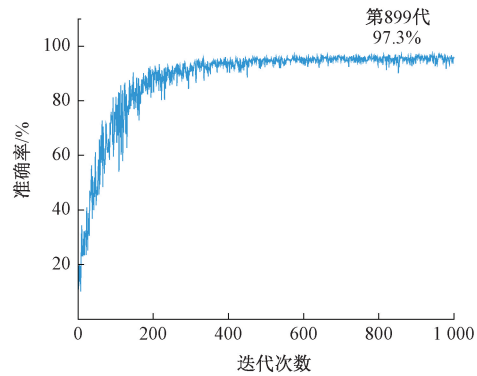


图 17　CAM-CReFF 诊断结果

Fig. 17　Diagnostic results of CAM-CReFF

表 3　第 2 案例结果对比分析

Table 3　Comparative analysis of the second case results

	迭代次数	平均准确率/%	平均准确率对比/%	准确率(最高)/%	准确率(最高)比较/%
CReFF	1 000	80.34	—	95.11	—
C-CReFF	1 000	85.71	5.37(提升)↑	95.98	0.87(提升)↑
CA-CReFF	1 000	87.42	7.08(提升)↑	96.10	0.99(提升)↑
CAM-CReFF	1 000	88.25	7.91(提升)↑	97.30	2.19(提升)↑

由图 17、表 3 可知：

1）在新的数据集上，CAM-CReFF 方法依然展现出了出色的性能。其在 200 代之后，准确率稳定保持在 80%以上；400 代之后，准确率更是高达 90%以上。收敛速度仍较为迅速，振荡程度依旧较小，稳定性并没有变化。

2）在平均准确率方面，取得了显著的提升，达到了 88.25%，CReFF 方法的平均准确率为 80.34%，CAM-CReFF 方法提升了 7.91%。

3）在最高准确率方面，CAM-CReFF 方法在第 899 代达到了最高准确率，达到了 97.30%，而 CReFF 方法的准确率为 95.11%，CAM-CReFF 方法提升了 2.19%。

因此，在更换数据集的第 2 个案例中，无论是在准确率的提升、收敛速度以及振荡程度等方面，该方法依然有良好的性能表现。这一结果有力地证明了本方法具有出色的泛化能力，能够在不同的数据中保持良好的有效性。

混淆矩阵如图 18 所示。同第 1 案例，9 种故障类型用序号 0~8 表示，依次为缺损、断齿、齿根裂纹、齿面磨损、齿轮正常、滚动体故障、内圈故障、外圈故障和轴承正常。

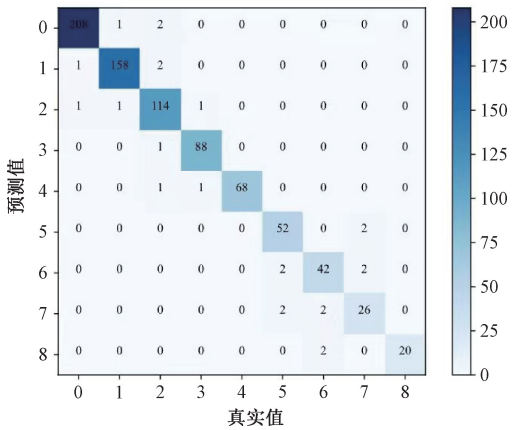


图 18 第 2 案例混淆矩阵

Fig. 18 The second case confusion matrix

6 结 论

基于联邦学习的 CReFF 方法能在一定程度上解决长尾数据下分类性能差的问题，但是 ResNet 网络模型的特征提取能力不足，难以在不同来源的数据上具有强泛化能力；传统卷积对于非对称的图像特征提取不完全；对于长尾数据尾部类别的识别不够准确。针对上述问题，本文引入 CBAM 注意力机制，并将传统卷积替换为非对称卷积，对 ResNet 网络进行改进，再引入 Margin Calibration 算法使分类间隔更准确，以提高分类准确率，并得出如下结论：

1）基于 CBAM 注意力机制，模型的收敛性和准确率都有明显提升，平均和最高准确率分别提升了 4.62%和 0.50%，提高了模型在齿轮和轴承不同故障上的泛化能力；

2）非对称卷积有更大的感受野，更好的提取非对称特征，显著地提升了收敛性和准确率，平均和最高准确率分别提升了 6.35%和 1.70%；

3）引入 Margin Calibration 算法，再次对改进长尾数据下的联邦学习故障诊断模型进行优化，提高了对长尾数据的诊断准确率，平均和最高准确率分别提升了 8.78%和 3.40%；

4）通过与 FEDIC 方法进行对比，表明本文的 CReFF 方法面向长尾数据故障诊断时，具有更好的性能，平均准确率和最高准确率分别高 20.37%和 4%。

参考文献

[1] 康守强，杨加伟，王玉静，等. 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[J]. 仪器仪表学报，2023，44(6)：165-176.
KANG SH Q, YANG J W, WANG Y J, et al. Rolling bearing fault diagnosis method under different working conditions based on federated multi-representation domain adaptation[J]. Journal of Instrumentation, 2023, 44(6): 165-176.

[2] MA D Y, LIANG Y CH, ZHAO X SH, et al. Multi-BP expert system for fault diagnosis of powersystem[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(3): 937-944.

[3] PALÁCIOS R H C, D A SILVA I N, GOEDTEL A, et al. Diagnosis of stator faults severity in induction motors using two intelligent approaches[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(4): 1681-1691.

[4] KESKES H, BRAHAM A. Recursive undecimated wavelet packet transform and DAG SVM for induction motor diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 11(5): 1059-1066.

[5] LI Y, LEKAMALAGE C K L, LIU T CH, et al. Learning representations with local and global geometries preserved for machine fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(3): 2360-2370.

[6] JIANG Q CH, YAN X F. Learning deep correlated representations for nonlinear process monitoring[J].

IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(12):6200-6209.

[7] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6):84-90.

[8] 蒲巧林,陈有坤,周牧,等. 基于改进对比学习和并行融合神经网络的室内 WiFi 定位算法[J]. 仪器仪表学报,2024,45(1):101-110.
PU Q L, CHEN Y K, ZHOU M, et al. Indoor WiFi positioning algorithm based on improved comparative learning and parallel fusion neural network[J]. Journal of Instrumentation, 2024,45(1):101-110.

[9] 何强,唐向红,李传江,等. 负载不平衡下小样本数据的轴承故障诊断[J]. 中国机械工程,2021,32(10):1164-1171,1180.
HE Q, TANG X H, LI CH J, et al. Bearing fault diagnosis method based on small sample data under unbalanced loads[J]. China Mechanical Engineering, 2021,32(10):1164-1171,1180.

[10] 赵宇凯,徐高威,刘敏. 基于 VGG16 迁移学习的轴承故障诊断方法[J]. 航天器环境工程,2020,37(5):446-451.
ZHAO Y K, XU G W, LIU M. Method for fault diagnosis of bearing based on transfer learning with VGG16 model[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2020,37(5):446-451.

[11] 秦国浩,张楷,丁昆,等. 动态宽卷积残差网络的轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程,2023,34(18):2212-2221.
QIN G H, ZHANG K, DING K, et al. Bearing fault diagnosis method based on dynamic wide convolution residual network[J]. China Mechanical Engineering, 2023,34(18):2212-2221.

[12] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]. 15th European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018:3-19.

[13] YANG L, JIANG H, SONG Q, et al. A survey on long-tailed visual recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2022, 130(7):1837-1872.

[14] CHEN ZH H, CHEN J L, FENG Y, et al. Imbalance fault diagnosis under long-tailed distribution: Challenges, solutions and prospects[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 258:1-25.

[15] HOU R J, CHEN J L, FENG Y, et al. Contrastive-weighted self-supervised model for long-tailed data classification with vision transformer augmented[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 177: 109174.

[16] BUDA M, MAKI A, MAZUROWSKI M A. A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks[J]. Neural Networks, 2018, 106: 249-259.

[17] CANDES E J, WAKIN M B, BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted minimization[J]. The Journal of Fourier Analysis and Applications, 2008, 14(5/6): 877-905.

[18] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J]. Journal of Big Data, 2019, 6(1):40537.

[19] LAM H, WANG Z T. Resampling stochastic gradient descent cheaply for efficient uncertainty quantification[J]. ArXiv preprint arXiv:2310.11065, 2023.

[20] AN J, YING L X, ZHU Y H. Why resampling outperforms reweighting for correcting sampling bias with stochastic gradients[J]. ArXiv preprint arXiv: 2009.13447, 2020.

[21] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11):139-144.

[22] YIN X, YU X, SOHN K, et al. Feature transfer learning for deep face recognition with under-represented data[J]. ArXiv preprint arXiv:1803.09014, 2018.

[23] KANG B Y, ROHRBACH M, XIE S N, et al. Decoupling representation and classifier for long-tailed recognition[J]. ArXiv preprint arXiv: 1910.09217, 2019.

[24] SHANG X Y, LU Y, HUANG G, et al. Federated learning on heterogeneous and long-tailed data via classifier re-training with federated features[J]. ArXiv preprint arXiv:2204.13399, 2022.

[25] MCMAHAN B, MOORE E, RAMAGE D, et al. Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data[J]. JMLR, 2017(54):1273-1282.

[26] DING X H, GUO Y CH, DING G G, et al. Acnet: Strengthening the kernel skeletons for powerful cnn via

asymmetric convolution blocks[C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1911-1920.

[27] WANG Y D, ZHANG B W, HOU W X, et al. Margin calibration for long-tailed visual recognition[J]. ArXiv preprint arXiv: 2112.07225, 2022.

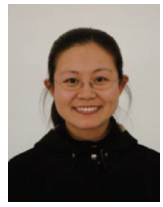
[28] SHANG X Y, LU Y, CHEUNG Y M, et al. Fedic: Federated learning on non-iid and long-tailed data via calibrated distillation[C]. 2022 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2022: 1-6.

作者简介

刘伟民,1996 年于东北大学获得学士学位,2009 年于北京科技大学获得博士学位,现为华北理工大学副教授,主要研究方向为制造系统优化、工业物联网技术等。

E-mail:lzhjia@ncst.edu.cn

Liu Weimin received his Bachelor's Degree in 1996 from Northeastern University, and received his Doctor's Degree in 2009 from University of Science and Technology Beijing. Now he is an associate professor in North China University of Science and Technology. His main research interests include manufacturing system optimization and industrial Internet of Things technology, etc.



郑爱云(通信作者),1996 年于东北大学获工学学士学位,1999 年于东北大学获得硕士学位,现为华北理工大学副教授,主要研究方向为制造系统优化、工业物联网技术等。

E-mail:zay@ncst.edu.cn

Zheng Aiyun(Corresponding author) received her Bachelor's and Master's Degrees from Northeastern University in 1996 and 1999, respectively. Now she is an associate professor at North China University of Science and Technology. Her main research directions are manufacturing system optimization, industrial Internet of Things technology, etc.

黄继德,于北京科技大学获得学士学位,现为唐山钢铁集团有限责任公司正高级工程师,主要研究方向为设备管理、智能运维等。

E-mail:13933398653@163.com

Huang Jide received his Bachelor's Degree from Beijing University of Science and Technology. Now he is a senior engineer of Tangshan Iron and Steel Group Co., Ltd. His main research interests include equipment management, intelligent operation and maintenance, etc.