

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508427

基于改进 MACNN-BiGRU 的跨工况轴承故障分类方法研究*

高洁¹ 祝洪宇¹ 贾朱植¹ 宋向金²

(1. 辽宁科技大学电子与信息工程学院 鞍山 114051; 2. 江苏大学电气信息工程学院 镇江 212013)

摘要:针对电机跨工况运行时滚动轴承故障特征分布差异和有用信息偏少导致诊断准确率降低的问题,提出了改进多通道卷积双向门控模型(IMACNN-BiGRU)的跨工况滚动轴承故障诊断方法。设计了带有瓶颈模块和BiGRU模块的多通道卷积神经网络模型,该模型使用多通道结构端对端地捕捉原始振动信号中的全局故障信息,借助瓶颈模块减轻模型计算负担,利用BiGRU模块优化信息传递路径,采用局部最大均值差异完成子领域适配,有效缩减源域和目标域在预训练模型中的特征分布差异。区分不同负载相同转速、不同负载不同转速和大跨度工况变化3种情况,在SDUST、CWRU、PU公开轴承数据集上分别设计了12个迁移任务对所提方法进行实验验证。结果表明,所提方法的故障分类平均准确率分别达到90.09%、99.70%、91.75%,明显高于最大均值差异(MMD)、域对抗神经网络(DANN)、条件对抗网络(CDAN)等对比方法,在强工况偏移条件下,该方法仍然保持了最高99.99%的单任务精度和最小波动,兼具高准确性与强泛化能力。在CWRU数据集上的实验结果对比进一步表明,所提方法的跨工况轴承故障分类准确率优于DAMSCN-BiGRU、MSDAM和改进DANN的无监督域适应网络模型。

关键词: 轴承故障诊断; 瓶颈模块; 双向门控循环单元; 子领域自适应; 局部最大均值差异

中图分类号: TM307; TP18; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Across working conditions fault classification method for rolling bearing based on improved MACNN-BiGRU

Gao Jie¹ Zhu Hongyu¹ Jia Zhuzhi¹ Song Xiangjin²

(1. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China;

2. School of Electrical Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: Aiming at the bad fault classification accuracy of rolling bearing in motor due to different probability distributions and insufficient sample data, a fault classification method is proposed based on improved multi-channel convolutional network with bidirectional gated units for cross-working conditions. A multi-channel convolutional neural network with bottleneck and BiGRU module was designed to capture global fault information from raw vibration signals end-to-end, while reducing computational load through the bottleneck module and optimizing information flow through the BiGRU module. Local maximum mean discrepancy (LMMD) is adopted to complete subdomain adaptation, reducing the feature distribution differences between the source and target domains in the pre-trained models. Three scenarios were distinguished: different loads at the same speed, different loads at different speeds, and conditions with a wide range of variations. Twelve transfer tasks were designed on the SDUST, CWRU, and PU public datasets to experimentally validate the proposed method. The experimental results show that the average accuracy of the proposed method reaches 90.09%, 99.70%, and 91.75% respectively, significantly higher than comparison methods such as MMD, DANN, and CDAN. It maintains a top single-task accuracy of 99.99% under strong scenario shifts, showing high precision and generalization. The results of CWRU dataset show that, compared with other methods, such as DAMSCN-BiGRU, MSDAM, and improved DANN unsupervised domain adaptation model, the proposed method has also a higher accuracy quantity under cross-working conditions.

Keywords: bearing fault diagnosis; bottleneck module; bidirectional gated recurrent unit; subdomain adaptation; local maximum mean discrepancy

收稿日期: 2025-05-30 Received Date: 2025-05-30

* 基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(项目编号:52007078)、辽宁省教育厅基本科研项目(JYTMS20230946)

0 引言

滚动轴承是维系电机结构完整、保证动力传输品质的核心部件。实际应用中,电机需要在不同的负载、转速下频繁切换以满足生产工艺要求,复杂多变的运行工况对轴承健康造成严重影响,导致轴承故障发生率居高不下。因此,对轴承健康状态实时监测,形成高准确性和高可靠性的跨工况故障诊断方法,关系到电机整体性能和运行安全,具有重要意义^[1-4]。

随着深度学习技术的快速发展,卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)以其端对端的学习能力、优秀的特征提取能力和可视化分类能力在智能故障诊断领域引起广泛关注^[5]。但是,作为一种数据驱动方法,CNN 模型的诊断效果建立在数据独立同分布和训练样本足够大两个基本假设之上。这样的前提限制使 CNN 模型在处理跨工况轴承故障诊断任务时面临两个突出困难:一方面,由于电机运行工况的多变性和轴承故障的渐进演变性,获得涵盖所有工况的样本信息极其困难;另一方面,不同工况对应的数据分布特性差异很大,这使得在一种工况下训练到的模型难以适应另一种工况,特别是随着时间的推移,新数据不断涌现,已有标签的样本数据与新样本数据的语义差异和分布差异逐渐增大,严重影响诊断模型的泛化性、鲁棒性和准确性。

迁移学习(transfer learning, TL)运用已有知识对不但但相关领域问题求解,为解决上述难题提供了新的途径^[6]。在已出现的 4 类 TL 方法中,特征迁移通过源域和目标域划分、共同特征提取、知识特征迁移等技术手段来改善目标任务学习效果,能有效克服样本数据不足或特征分布不一致对 CNN 模型诊断性能的影响,在跨工况轴承故障诊断方面得到越来越多的应用^[7-9]。围绕 CNN 模型和 TL 结合的问题,相关研究主要集中在基于深度学习模型的深层特征共享^[10]、模型调整^[11]、特征差异消除^[7-9,12-15]等方面。文献[10]提出一种深度卷积迁移网络模型,在 CNN 模型的域适应性和跨数据集故障特征识别方面进行了探索。文献[12]通过核函数将源域样本和目标域样本映射到低维潜在空间,采用最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)距离作为度量标准,减少两类样本间的边缘分布差异与条件分布差异。文献[13]采用局部最大均值差异(local maximum mean discrepancy, LMMD)减小源域和目标域的子域分布差异,实现了无监督场景中不同公开数据集的有效诊断。文献[14]在对抗性思想上提出了双域对抗网络方法,通过对齐源域数据和目标域数据之间的边缘分布提取域不变特征。文献[15]提出一种基于可学习样本权重条件对抗域适应模型分类方法,该方法采用并联卷积结构

提取特征,使用可学习的样本加权网络度量样本的可迁移性。研究表明^[8,12-15],基于全局对齐思想的 MMD、域对抗神经网络(domain-adversarial neural networks, DANN)等域自适应方法虽然能够降低模型泛化误差,但是全局对齐忽略了源域和目标域中各个子域之间的分布关系,由于对类别信息考虑不周,容易导致子域之间的混淆和误分类。对此,文献[2]提出了同时改进网络结构和微调迁移参数的解决办法。文献[9]研究了子领域自适应问题,使用 MMD 对齐数据的边缘分布,利用多个领域鉴别器对齐数据的条件分布,这种对抗性训练包含多个损失函数,模型参数收敛速度缓慢。文献[7]提出一种深度子领域迁移学习算法,该方法能迭代优化源域和目标域之间的相似性,提升模型预测性能。

基于上述分析,提出一种改进多通道卷积双向门控模型(improved multi-channel convolutional neural network with bidirectional gated recurrent units, IMACNN-BiGRU)的跨工况滚动轴承故障诊断方法。该方法的核心思想是采用改进多通道卷积神经网络端对端地提取原始振动信号中蕴含的数据特征,运用深度子领域自适应方法(deep subdomain adaptive network, DSAN)实施领域适配,进而实现电机跨工况运行条件下的故障分类。在所提出的模型中,设计了融入瓶颈模块和双向门控循环单元模块的多通道 CNN 特征提取器,该结构设计有利于模型全面捕捉故障信息、减少网络计算负担、优化信息传递路径,提高模型分类效果。与采用全局分布对齐的域自适应方法相比,所采用的 DSAN 方法更多地关注子领域之间的分布关系,解决了数据分布偏移和标注样本不足的问题,能有效缩减不同工况下同类故障特征分布的差异,增强了模型的泛化能力。

1 理论介绍

1.1 迁移学习

迁移学习基本原理^[16-17]如图 1 所示,其中, D_s 和 D_t 分别代表源域和目标域, D_s 和 D_t 中的数据对应着不同的概率分布。设源任务为 T_s , 目标任务为 T_t , 迁移学习用 F_s 学到 D_s 和 T_s 中的知识, 帮助改进 D_t 中用于完成任务 T_t 的 F_t , $D_s \neq D_t$, $T_s \neq T_t$ 。在故障诊断领域, 迁移学习减少了对有标记数据的依赖和标记数据的数量需求, 在数据稀缺情况下具有明显优势。

1.2 多尺度卷积神经网络

特征提取是迁移学习网络的核心,其任务是从输入到网络的原始数据中提取出有意义的特征表示。相比于单一尺度的卷积神经网络,多尺度卷积神经网络(multi-scale convolutional neural network, MSCNN)利用不同大小

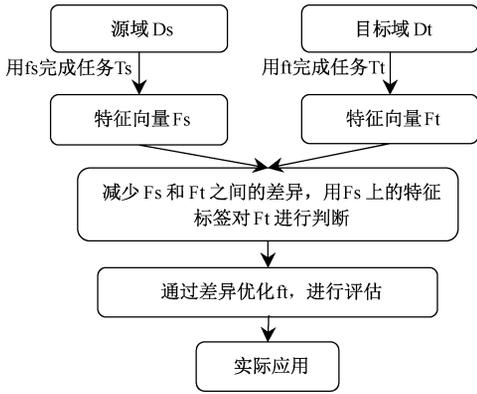


图 1 迁移学习原理

Fig. 1 Schematic diagram of transfer learning

的卷积核完成不同尺度信息的细粒度提取,因而在跨工况通用特征的深度挖掘上具有明显优势^[3-4,18]。如图 2 所示, MSCNN 一般包含多个并行的数据通道,每个通道的卷积层使用不同尺度的一维卷积核。卷积层对输入信号进行卷积操作提取出不同精度的特征,这些特征最后通过加权融合机制或拼接方式整合生成更具判别力的综合特征^[5]。卷积运算表达式为:

$$y^{l(i,j)} = K_i^l * x^{l(i,j)} = \sum_{j'}^{W-1} K_i^{l(j')} x^{l(i,j+j')} \quad (1)$$

式中, $K_i^{l(j')}$ 为第 l 层的第 i 个卷积核的第 j' 个权值; $x^{l(i,j)}$ 为第 l 层的第 j 个被卷积的局部区域; W 为卷积核的宽度; $*$ 代表卷积操作。

MSCNN 中,采用池化层降低特征图空间维度。常见池化操作包括最大池化 (max pooling) 和平均池化 (average pooling) 两种^[18-19],前者取局部区域的最大值,后者取局部区域的平均值,表达式分别如下。

$$P^{l(i,j)} = \frac{1}{W} \sum_{t=(j-1)W+1}^{jW} a^{l(i,t)} \quad (2)$$

$$y^{l(i,j)} = \max_{(j-1)W+1 \leq t \leq jW} \{ a^{l(i,t)} \} \quad (3)$$

式中: $a^{l(i,t)}$ 为第 l 层的第 i 帧、第 t 个神经元的激活值; W 为池化区域的宽度; $P^{l(i,j)}$ 为第 l 层的第 i 帧、第 t 个神经元的激活值。

1.3 Bottleneck 瓶颈模块

瓶颈结构 (bottleneck) 是在深度残差网络 (ResNet) 中出现的一种新型模块结构^[20]。该结构的设计理念是在网络架构中嵌入一个参数和计算量较少的“瓶颈”模块,以减轻深层网络训练过程中的梯度消失或梯度爆炸问题。瓶颈结构经典结构图如图 3 所示,其中, C_{in} 、 C_{mid} 和 C_{out} 分别表示输入层、中间层和输出层的通道数。为了增加模型的表达能力,通常情况下, $C_{out} = C_{in}$, $C_{mid} > C_{in}$, $C_{mid} > C_{out}$ 。瓶颈结构通过特殊的结构设计来减少网络参数数量、降低计算负担,在兼顾网络特征提取能力的同时

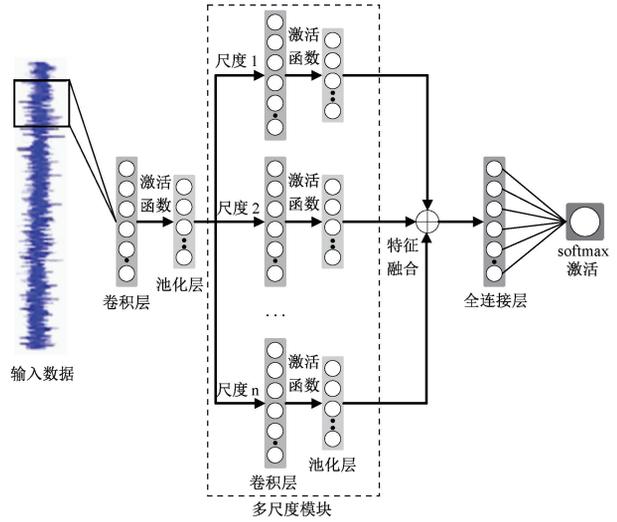


图 2 多尺度卷积神经网络结构

Fig. 2 Structure of multiscale convolutional neural networks

提升了网络训练效率,有助于网络处理复杂特征提取任务,成为深层网络结构设计中的重要组成部分。

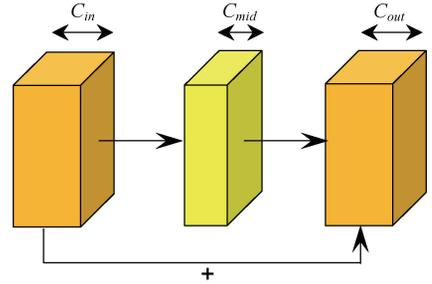


图 3 经典瓶颈结构

Fig. 3 Classical bottleneck structure

1.4 双向门控循环单元

双向门控循环单元 (bidirectional gated recurrent unit, BiGRU) 是门控循环单元 (gated recurrent unit, GRU) 的扩展形式,是一种改进的循环神经网络 (RNN)。图 4 为 GRU 模型结构。通过在 GRU 模型中引入更新门和重置门, BiGRU 能够更全面地捕捉序列中的上下文关系^[5,21],更新门和重置门表达式如式 (4) 和 (5) 所示。

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z) \quad (4)$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r) \quad (5)$$

式中: σ 为 sigmoid 激活函数,将线性输出压缩到 0 和 1 之间; W_z 和 W_r 分别为更新门和重置门对输入 x_t 的权重矩阵; U_z 和 U_r 分别为更新门和重置门对前一隐藏状态 h_{t-1} 的权重矩阵; b_z 和 b_r 分别为更新门和重置门的偏置项。

BiGRU 在 GRU 基础上引入双向机制,使网络能够从前、后两个方向同时处理序列数据,通过综合上下文信

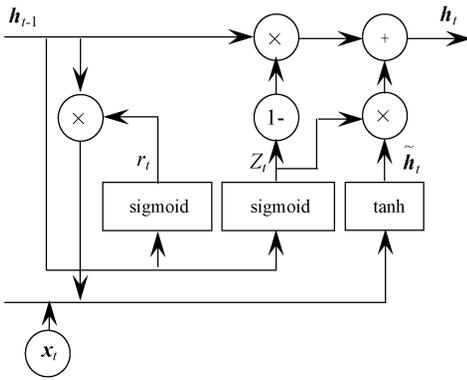


图 4 门控单元结构

Fig. 4 Structure diagram of the gated unit

息,增强了全局特征建模能力^[22-23]。BiGRU 在各种时间序列任务中表现出色,尤其适合捕捉复杂序列中的长距离依赖语义信息。BiGRU 的模型结构如图 5 所示,具体公式如下:

$$\vec{h}_t = GRU(\vec{h}_{t-1}, x_t) \quad (6)$$

$$\overleftarrow{h}_t = GRU(\overleftarrow{h}_{t+1}, x_t) \quad (7)$$

$$h_t = [\vec{h}_t; \overleftarrow{h}_t] \quad (8)$$

式中: \vec{h}_t 和 \overleftarrow{h}_t 分别代表前向隐藏状态和后向隐藏状态,前向和后向隐藏状态在每个时间步上被拼接起来,形成最终的隐藏状态 h_t 。

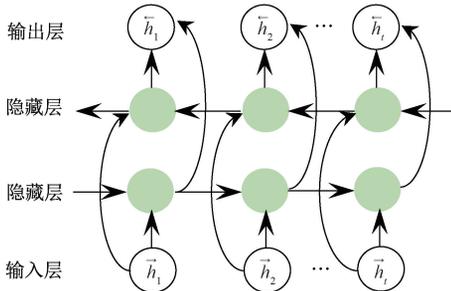


图 5 双向门控单元流程

Fig. 5 Bidirectional gated unit flowchart

1.5 子领域自适应

迁移学习任务中,源域与目标域的数据特征分布通常存在显著差异。为完成学习任务,通常采用领域自适应方法应将这些数据映射到公共特征空间,然后通过对齐特征的边缘分布来减少两域间的分布差异。在常见的领域自适应方法中,全局域自适应能够在一定程度上对齐两域的边缘分布,但是该方法忽略了源域和目标域中各相关子域之间的关系,迁移性能受到较大的抑制^[24-26]。相比之下,子领域自适应方法将源域和目标域中的相似样本划分为一个子领域,然后分别对这些子领域进行对

齐,这种处理方法能更加精准地对齐源域和目标域中对应的相关子域分布,在保证各子域特征完整性和独立性的同时,有效减少两个领域间的特征差异。通过子领域自适应处理,相同的子域得以有效对齐,不同的子域被显著区分,有利于更好地捕捉到两域间的细粒度关系,削弱工况变化对诊断效果的影响。子领域自适应基本原理如图 6 所示。

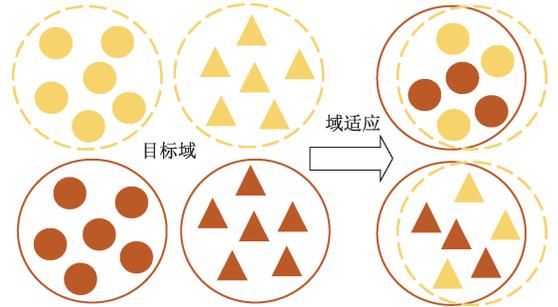


图 6 子领域自适应示意图

Fig. 6 Schematic diagram of subdomain adaptation

1.6 MMD

MMD 用于衡量两个概率分布 p 和 q 之间的差异,被广泛应用于域适应和生成对抗网络 (generative adversarial networks, GANs) 等领域^[9,25,27]。通过计算再生核希尔伯特空间 (reproducing kernel hilbert space, RKHS) 中特征映射的期望值来判断 p 和 q 之间的差异^[28]。期望值越小, p 和 q 越相似。

MMD 的基本思想是通过 RKHS 中的均值嵌入来比较两个分布。给定两个样本集合 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, 分别独立同分布采样自分布 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} , MMD 可以定义为:

$$MMD(\mathbf{P}, \mathbf{Q}; \mathbf{H}) = \left\| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(x_i) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \phi(y_j) \right\| \quad (9)$$

式中: $\phi(\cdot)$ 是从原始特征空间到 RKHS 的映射函数; \mathbf{H} 是 RKHS; $\|\cdot\|_{\mathbf{H}}$ 是 RKHS 中的范数。

在实际应用中, MMD 通常通过核函数来计算两个分布之间的差异,常用的高斯核函数定义为:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

式中: σ 为核函数的宽度。

1.7 LMMD

LMMD 是一种改进的 MMD 方法,专门用于处理迁移学习中的子域分布对齐问题^[25]。LMMD 的核心思想是计算源域和目标域在每个类别下的加权特征分布距离。具体而言, LMMD 的目标是最小化源域和目标域在每个类别 C 下的特征映射后的分布差异^[24]。假设源域

特征集合为 $X_s = \{x_i^s\}_{i=1}^{n_s}$, 目标域特征集合为 $X_t = \{x_j^t\}_{j=1}^{n_t}$, 则源域和目标域之间的 LMMD 可以表示为:

$$LMMD = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \left\| \sum_{i=1}^{n_s} \omega_i^c \phi(x_i^s) - \sum_{j=1}^{n_t} \omega_j^c \phi(x_j^t) \right\|_H^2 \quad (11)$$

式中: C 是类别总数; $\phi(\cdot)$ 是从原始特征空间到 RKHS 的映射函数; ω_i^c 和 ω_j^c 分别是源域样本 x_i^s 和目标域样本 x_j^t 在类别 C 下的权重值, 且满足 $\sum_{i=1}^{n_s} \omega_i^c = 1$ 和 $\sum_{j=1}^{n_t} \omega_j^c = 1$ 。

2 网络模型结构

滚动轴承故障电机跨工况运行时, 不同工况对应的振动信号数据分布差异很大, 已获取样本多为未知故障类型或未标注的数据, 有用信息偏少, 严重影响传统 CNN 模型的分类能力。针对这一问题, 提出改进多通道卷积双向门控模型, 据此形成跨工况滚动轴承故障分类方法。该方法通过改进卷积神经网络将已知标签样本和无标签样本特征映射到同一子空间, 利用同种故障类型不同工况下的共性特征, 以 LMMD 作为度量标准, 对提取的特征进行子领域对齐, 进而实现电机跨工况运行条件下的轴承故障分类。

2.1 模型构建

所提出的 IMACNN-BiGRU 模型主要包括特征提取器和领域适配器两部分, 整体结构如图 7 所示。

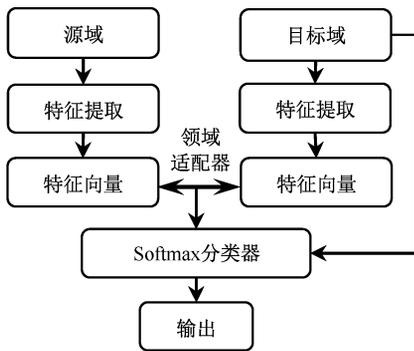


图 7 迁移学习流程

Fig. 7 Transfer learning flowchart

1) 特征提取器

特征提取器是带有瓶颈模块和 BiGRU 模块的多通道卷积神经网络, 该网络是对传统 MSCNN 的改进。在保持传统 MSCNN 多通道并行结构基础上, 该网络在每个通道都融合了一个瓶颈模块、一个 BiGRU 模块和一个 SE 注意力机制模块。在每个通道完成其内部特征提取后, 网络将来自不同通道的特征进行多通道特征融合操作和

展平处理, 最后生成适合领域适配器的特征表示。

在传统 MSCNN 中, 网络大多使用大小不一的卷积核挖掘数据特征, 这种处理方式虽然有助于不同尺度信息的细粒度提取, 但是存在参数量多、计算负荷大的弊端。与之相比, 该网络采用卷积核大小相同的多通道结构, 这种结构更有助于网络全面捕捉不同尺度的特征信息。网络中的瓶颈模块通过数据的升降维处理降低计算复杂度, BiGRU 模块通过双向处理的方式同时捕捉时间序列数据的前后文信息, 确保模型具有更全面的特征表示能力。

由于通道数影响模型准确率, 为了确定合理的通道数量, 进行相应实验, 实验结果如表 1 所示。由表 1 可知, 当所提网络有 5 个通道时模型准确率最高, 因此确定模型最终由 5 个通道组成。特征提取器基本结构如图 8 所示。

表 1 通道数量对模型准确率的影响

Table 1 Impact of the number of channels on model accuracy

迁移任务	准确率/%			
	3 通道	4 通道	5 通道	6 通道
0→1	86.37	88.53	89.72	89.65
0→2	81.10	83.26	84.45	84.43
1→0	89.93	92.09	93.28	92.81
1→2	85.09	87.25	88.44	88.43
2→0	85.30	87.46	88.65	88.68
2→1	92.67	94.83	96.02	95.97
平均值	87.74	89.90	90.09	89.99

2) 子领域适配器

特征提取器提取到的特征经过平均池化操作降低特征维度, 保留主要信息, 然后进行展平处理, 生成适合输入到领域适配器的特征表示。最后, 这些特征被输入到领域适配器中, 通过 LMMD 最小化源域和目标域之间特征分布的差异, 使模型能够更好地对齐两域特征, 从而提高目标域上的故障分类性能。子领域适配过程如图 9 所示。与传统的 MMD 方法中主要关注全局分布对齐不同, LMMD 通过在特征空间中对齐源域和目标域的子领域分布来减少两个领域间的特征差异, 这种方法能够更精细地处理源域和目标域内部各子域之间的相关性。

2.2 模型超参数设置

合适的优化器能够加快模型收敛速度、减少训练时间和计算资源消耗, 显著改善模型性能。在相同条件下, 对 3 种典型优化器 Adam、Adagrad、AdamW 的性能进行比较。模型输入样本数量为 200, 每个样本包含 1 024 个数据点; 训练批大小设定为 50, 总共进行 200 个 epoch 的训练。准确度比较曲线如图 10 所示, 可以看出, Adam 在训

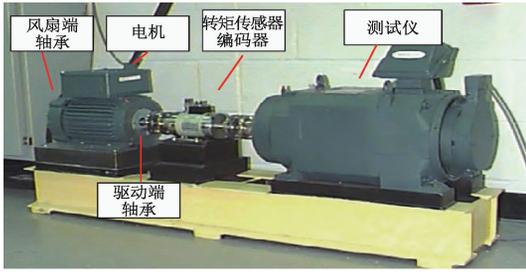


图 11 CWRU 实验平台

Fig. 11 CWRU experimental platform

表 3 CWRU 数据集工况划分

Table 3 Classification of working conditions of CWRU datasets

工况	转速/(r·min ⁻¹)	负载/kW
0	1 797	0
1	1 772	0.7
2	1 750	1.4
3	1 730	2.1

2) PU 轴承故障数据集

PU 轴承故障模拟平台如图 12 所示。实验平台由电机、扭矩测量轴、滚动轴承测试模块、飞轮和负载电机组成,加速度传感器安装在滚动轴承模块上^[30]。该数据集涵盖了人工损伤数据和真实损伤数据,人工损伤主要通过电火花加工技术制造,而真实损伤是借助加速寿命试验获取的。在故障模拟实验中,共对 32 套轴承进行了测试,所有轴承的型号均为 SKF6203。依据健康状况的不同,这些轴承被划分为内圈故障、外圈故障和健康这 3 种类型,且每个轴承都对应着不同的损坏类型和故障等级。包括 12 个人为损坏轴承、14 个加速寿命测试轴承以及 6 个健康轴承。对于每个轴承,均进行 20 次重复采样,采样频率设定为 64 kHz,工况划分如表 4 所示。

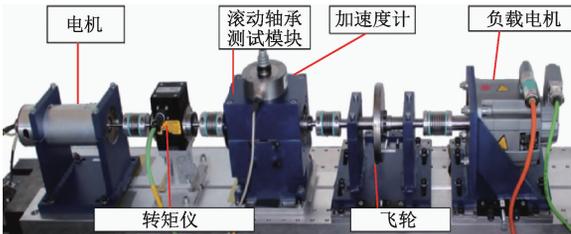


图 12 PU 试验平台

Fig. 12 PU experimental platform

在实验中,选取了 4 个自然加速损坏的轴承和 1 个正常轴承进行测试。轴承故障信息如表 5 所示。所有轴承的损坏形式均为疲劳点蚀,故障类型包括外圈故障和内圈故障,每种故障类型又进一步分为 2 个不同的故障

严重程度。因此,每种工况下共对应 5 种故障类别^[24]。

表 4 PU 数据集工况划分

Table 4 Classification of working conditions of PU datasets

工况	转速/(r·min ⁻¹)	负载/(N·m)	径向力/N
0	1 500	0.7	1 000
1	900	0.7	1 000
2	1 500	0.1	1 000
3	1 500	0.7	400

表 5 单一工况故障轴承信息

Table 5 Single-service failure bearing information

轴承编号	损伤方式	故障类型	故障等级
KA04	疲劳点蚀	外圈故障	1
KA16	疲劳点蚀	外圈故障	2
KI04	疲劳点蚀	内圈故障	1
KI18	疲劳点蚀	内圈故障	2
K001	无	健康轴承	无

3) SDUST 轴承故障数据集

SDUST 旋转机械传动部件故障植入试验台由交流电动机、转速控制器、测试轴承、齿轮箱、磁粉制动器等部件组成,基本结构如图 13 所示^[31]。该平台可以开展各类滚动轴承和齿轮在不同工况下的故障诊断试验,试验部件为 6205 轴承和行星齿轮箱。试验中使用 Test. Lab 振动噪声测试系统采集振动信号,每次采样时长为 40 s,采样频率 25.6 kHz。6205 轴承数据集试验工况如表 6 所示。



图 13 SDUST 实验平台

Fig. 13 SDUST Experimental Platform

表 6 SDUST 轴承数据集

Table 6 SDUST bearing dataset

工况	转速/(r·min ⁻¹)	负载/N
恒定工况	1 000、1 500、1 800、2 000、2 500、3 000	0、20、40、60
波动工况	800~1 500、1 000~2 000、1 500~2 500	0、20、40、60

在表 6 的数据集中,随机选取恒定转速为 1 800 r/min,对应负载分别为 20、40 和 60 N 的 3 个工况数据进行模型诊断性能验证。每个工况对应 3 种不同类型的故障,每种故障又分为 3 种不同严重程度,加上正常的轴承数据,每个工况下共有 10 种不同的故障类别。SDUST 数据

集工况划分如表 7 所示。

表 7 SDUST 数据集工况划分
Table 7 Classification of working conditions of SDUST datasets

工况	转速/($r \cdot \min^{-1}$)	负载/N
0	1 800	20
1	1 800	40
2	1 800	60

为了充分彰显该诊断方法的性能优势,在后续的对比较实验中精心设计了多项跨工况诊断任务。在表示任务类型时,采用了简写形式,例如,“0→1”代表以 0 工况作为源域、以 1 工况作为目标域的跨工况迁移学习任务,其他任务类型也以此类推。

3.2 对比方法

为验证改进迁移学习模型跨工况诊断性能,本章与两种全局领域自适应方法进行对比,方法分别为 DANN 和条件域对抗网络(conditional domain-adversarial network, CDAN)。

1) DANN

DANN 是一种对抗迁移学习方法,该方法由特征提取器、领域鉴别器和分类器组成^[27,30]。DANN 借鉴了 GANs 的思想,采用对抗训练的方式,在训练过程中,通过最小化源域任务的损失并最大化领域分类器的误差,使得领域分类器难以准确区分不同领域的数据。这样,特征提取器能够学习到对领域差异不敏感的特征表示,从而在目标领域上实现更好的泛化性能。对比实验中,DANN 的特征提取模块在模型结构和学习率方面与所提方法保持一致。交叉熵损失和领域对抗损失权重均被设置为 1。

2) CDAN

CDAN 是一种改进的对抗迁移学习方法,旨在解决域对抗过程中因复杂分布而导致的适配困难问题。CDAN 在传统的域对抗学习基础上加入了条件约束,从而更好地对齐源域和目标域之间的分布差异。传统域对抗学习通常仅关注于减少源域和目标域之间整体分布的距离,而不考虑具体类别的特性。相比之下,CDAN 利用类别标签作为额外的先验信息,使特征表示不仅在全局上对齐,而且在特定类别条件下也更加一致。在类别间存在较大差异的情况下,CDAN 可以显著提高跨域迁移的效果。CDAN 的训练过程与生成对抗网络类似,通过特征提取器和领域鉴别器的对抗优化来实现领域适配。对比实验中,特征提取模块的模型架构与学习率调整策略与所提方法一致,交叉熵损失和条件对抗损失的权重均设为 1。

3.3 实验结果分析

1) 消融实验

在 SDUST 数据集上进行故障分类准确率消融实验,比较 IMACNN-BiGRU 与同类网络的特征提取性能和特征迁移能力,对比网络包括多通道卷积神经网络^[33](multi-channel convolutional neural network, MCCNN)、多通道卷积双向门控神经网络(multi-channel convolutional bidirectional gating neural network, MCNN-BiGRU)和多通道瓶颈卷积神经网络(multi-channel bottleneck convolutional neural network, MBCNN),比较结果如表 8 所示。从表 8 可以看出,相较于其他网络模型,所提模型的平均准确率达到 90.09%,比其他模型提升了约 10%。进一步观察表 8 中不同迁移任务的诊断效果可知,该模型拥有更强大的特征提取能力,能够更好地帮助领域适配器进行迁移学习。

表 8 特征提取模块改进前后跨工况诊断结果

Table 8 Cross-condition diagnostic results before and after the improvement of the feature extraction module

迁移任务	准确率/%			
	MCCNN	MCNN-BiGRU	MBCNN	IMACNN-BiGRU
0→1	40.70	76.30	89.40	89.72
0→2	40.36	69.81	74.20	84.45
1→0	50.06	71.06	84.60	93.28
1→2	54.50	78.82	89.40	88.44
2→0	40.00	63.23	72.90	88.65
2→1	52.35	81.31	94.60	96.02
平均值	46.33	73.42	84.18	90.09

相比于其他模型,IMACNN-BiGRU 模型同样拥有多个通道的分支网络,这不可避免地导致了模型参数数量的增加。但是,网络通过融入瓶颈模块有效降低了模型的计算量,且为了能够更好的帮助网络实现跨工况学习任务,又引入了 BiGRU 模块捕捉目标域中的全局信息,因此能有效应对源域与目标域数据分布差异的影响。结果表明,通过优化特征提取网络和子领域自适应策略,可以提高网络性能,进而高效率执行跨工况轴承故障分类任务。

2) 不同负载、不同转速的跨工况诊断能力分析

在 CWRU 数据集上设计了 12 个跨工况诊断任务。这些任务反映了电机负载从空载到满载变化过程中不同负载与不同转速的组合工况,在风机、水泵、压缩机等应用领域具有代表性。将提出的特征提取器搭载 MMD、DANN、CDAN 和 DSAN 迁移学习方法,形成相应的诊断模型,运用这些模型执行上述跨工况诊断任务,分析对比结果如表 9 所示。从表 9 可以看到,在全部 12 个迁移任务中,无论是从工况 0 迁移到工况 1、2 或 3,还是从工况 1、2、3 迁移到其他工况,所提网络模型的准确率均接近

或达到 99.99%，平均诊断准确率达到 99.70%，明显优于其他以全局领域自适应为核心的 MMD、DANN 和 CDAN 诊断方法。这一结果表明，该方法不仅具有不同负载、不同转速跨工况诊断能力，面对不同的迁移任务还具有显著的泛化能力和更好的诊断稳定性。

表 9 不同方法的跨工况诊断结果

Table 9 Cross-case diagnostic results for different methods

迁移任务	准确率/%			
	MMD	DANN	CDAN	DSAN
0→1	99.98	96.88	88.02	99.99
0→2	99.99	90.64	83.72	99.99
0→3	99.95	91.64	84.30	99.75
1→0	99.90	98.58	98.08	99.95
1→2	99.98	99.90	99.98	99.99
1→3	99.75	99.45	99.45	99.99
2→0	99.60	97.36	96.42	99.15
2→1	99.35	98.68	98.16	99.55
2→3	99.80	99.20	99.85	99.99
3→0	98.57	95.32	95.53	98.58
3→1	98.65	96.18	91.35	99.50
3→2	99.98	99.80	96.40	99.99
平均值	99.63	96.97	94.27	99.70

为了更直观地展示所提诊断方法的优越性，以迁移任务 3→1 为例对输入数据和全连接层进行二维可视化如图 14 所示。图 14(b) 中，DSAN 方法通过优化特征分布，显著改善了类别间的可分性，使得同类特征更加聚合，异类特征之间的边界更加清晰。14(c) 中，MMD 方法借助 RKHS 技术，精准地计算了两个域特征之间的最大差异，从而有效地对齐了边缘分布。不过，不同类别特征之间的边界依然不够清晰。图 14(d) 为 DANN 方法的结果，尽管该方法成功地对齐了两个领域的边缘分布，但同一标签内的特征仍未完全重叠。这主要是因为 DANN 的领域鉴别器难以有效识别特征的条件信息，从而导致条件分布对齐不足。相比之下，该方法不仅实现了源域和目标域特征在相同标签内的重叠，还清晰地区分了不同标签的特征边界。这表明该方法成功实现了子领域适配，使得源域和目标域的特征分布更加统一，从而显著增强了跨域故障诊断的性能。

这表明该方法在处理跨工况问题时能够有效地适应不同工况之间的差异，改进的迁移学习网络中的特征提取模块能提取出更加鲁棒和通用的特征表示，使得提取的特征在同类中更加聚集，不同类别之间差异更加明显，从而实现更准确的故障诊断。

3) 不同负载、相同转速的跨工况诊断能力分析

在 SDUST 轴承故障数据集上设计了 12 个迁移任务。与这些迁移任务有关的工况对应于恒定转速、不同负载的电机运行状态，是机械零部件加工、物料输送等领

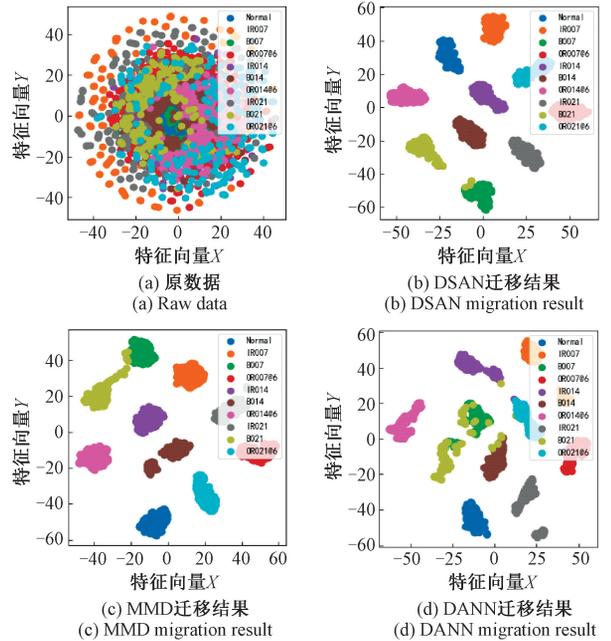


图 14 不同方法散点图对比

Fig. 14 Comparison of scatter plots of different methods

域经常遇到的典型工况。实验的负载跨度较大，对算法的学习能力和分类能力要求更高，这增加了迁移任务的诊断难度。跨工况诊断结果如表 10 所示，所提方法仍然保持了 90.09% 的平均诊断准确率，在个别迁移任务（如 2→1）中，准确率高达 96.02%，表现出良好的诊断能力。从工程角度，工况之间变化越大，不同工况对应的数据分布差异也越大，诊断效果会受到影响；工况之间变化越小，诊断效果相对会比较好。这一点，从表 10 可以明显地看出，工况跨度不大的 2→1、1→0、0→1、1→2 迁移任务的诊断准确率要高于工况差异较大的 0→2 和 2→0 迁移任务，这一结果也表明该方法真实契合了实际工况。

表 10 不同方法的跨工况诊断结果

Table 10 Cross-case diagnostic results for different methods

迁移任务	准确率/%			
	MMD	DANN	CDAN	DSAN
0→1	89.90	70.45	64.24	89.72
0→2	83.55	60.55	56.33	84.45
1→0	88.60	64.25	68.05	93.28
1→2	88.10	72.08	76.85	88.44
2→0	74.50	57.50	52.85	88.65
2→1	93.33	72.25	74.44	96.02
平均值	86.33	66.18	65.46	90.09

表 10 同时列出了 MMD、DANN 和 CDAN 等其他模型的诊断结果。通过对比可以看到，该方法不仅在平均

准确率指标上分别高出对比方法 3.76%、23.91% 和 24.63%，在各个具体任务中也占据明显优势。在 3 个对比方法中，DANN 和 CDAN 的诊断准确率与该方法差距明显。MMD 与 DSAN 的差距较小，但是 MMD 在不同迁移任务的诊断中有较明显的波动，最高准确率（迁移任务 2→1）与最低准确率（迁移任务 2→0）之间相差高达 18.83%。相比之下，DSAN 的各个迁移任务之间的准确率变化不大。综合而言，该方法的整体性能占据显著优势，比 MMD、DANN 和 CDAN 等其他模型具有更高的稳定性和可靠性。

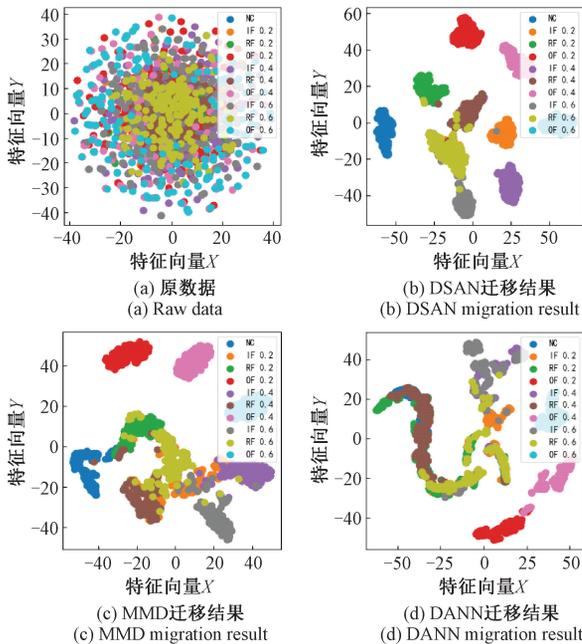


图 15 不同方法散点图对比

Fig. 15 Comparison of scatter plots of different methods

4) 大跨度工况变化的诊断能力分析

在 PU 数据集上设计了 12 个迁移任务。这些迁移任务涉及恒转矩转速变化、恒转矩负载变化等典型工况，多见于重物提升、金属切削等应用场合。所设计的迁移任务考虑的是大跨度工况变化的情形，以全面验证所提方法的跨域诊断性能。同时，选取自然加速度损坏轴承数据而不是人工损坏轴承数据进行方法验证，以突出所提诊断方法的工程实用性。实验结果如表 11 所示。从表 11 可以看出，使用自然损坏轴承数据情况下，DSAN 方法的平均诊断准确率达到 91.75% 的高水平，比 MMD、DANN 和 CDAN 模型方法分别高 17.07%、14.38% 和 18.77%。同时，在 12 个具体迁移任务中，除工况 1→0 外，DSAN 方法的诊断准确率也显著高于 MMD、DANN 和 CDAN。

上述迁移任务涉及的不同工况之间数据分布差异较大，在这种更具挑战性的跨工况诊断任务中，MMD、DAN

和 CDAN 都体现出明显的性能不稳定性。表 11 中，面对不同的迁移任务，MMD、DAN 和 CDAN 的诊断准确度波动范围都高达 38%，MMD 的波动甚至高达 49.98%。相比之下，所提方法虽然也有波动，仍总体上能保持较高的诊断准确率和稳定性。准确率波动较大的迁移任务都与工况 1 有关。这是因为工况 1 与其它工况之间的电机运行状态差距很大。结合表 4 可以看到，在工况跨度最大的迁移任务 2→1 中，两种工况的转速差高达 600 r/min。在这种最极端的条件下，该方法的诊断准确率为 70.23%，比其他 3 种方法高 10% 左右。对于另两个迁移任务 0→1、3→1，该方法的诊断准确率为 73.08% 和 85.47%，同样高出对比方法 10%。上述结果表明，所提方法对不同迁移任务展现出更强的适化性。

在准确率相对较低的 3 个迁移任务 0→1、2→1、3→1 中，3→1 的准确率要高于其他两个任务。这是由于工况 3 对应的径向力较小，弱化了数据差异所致。结合前述分析可知，在转速、负载和径向力 3 个影响工况变化的因素中，径向力对诊断效果的影响相对较小，负载和转速的影响较大。同时，如果负载和转速的跨度较大的话，对诊断效果的影响会更大。

表 11 不同方法的跨工况诊断结果

Table 11 Cross-case diagnostic results for different methods

迁移任务	准确率/%			
	MMD	DANN	CDAN	DSAN
0→1	62.30	55.50	56.50	73.08
0→2	99.50	93.90	94.29	99.99
0→3	93.61	75.48	74.20	99.50
1→0	93.00	88.10	73.60	92.97
1→2	90.17	81.50	75.70	94.05
1→3	70.00	67.20	63.60	87.51
2→0	99.98	92.20	96.41	99.99
2→1	62.00	56.10	61.70	70.23
2→3	50.00	83.91	76.90	99.80
3→0	50.00	90.40	78.80	99.00
3→1	75.60	59.20	47.50	85.47
3→2	50.00	84.92	76.50	99.40
平均值	74.68	77.37	72.98	91.75

以迁移任务 3→1 为例展示原始数据和全连接层的二维可视化结果，如图 16 所示。图 16(a) 为初始源域和目标域数据的降维分布。可以看出，尽管源域和目标域数据存在一定相关性，但它们的分布并不完全一致。图 16(c) 和 (d) 分别为 MMD 和 DANN 方法提取的特征。可以看出，尽管这些方法在一定程度上实现了领域特征的对齐，但不同类别之间的边界依然不够清晰，这表明这些模型未能有效达成相关子域的自适应。

相比之下，由图 16(b) 可以看出，DSAN 方法有效地

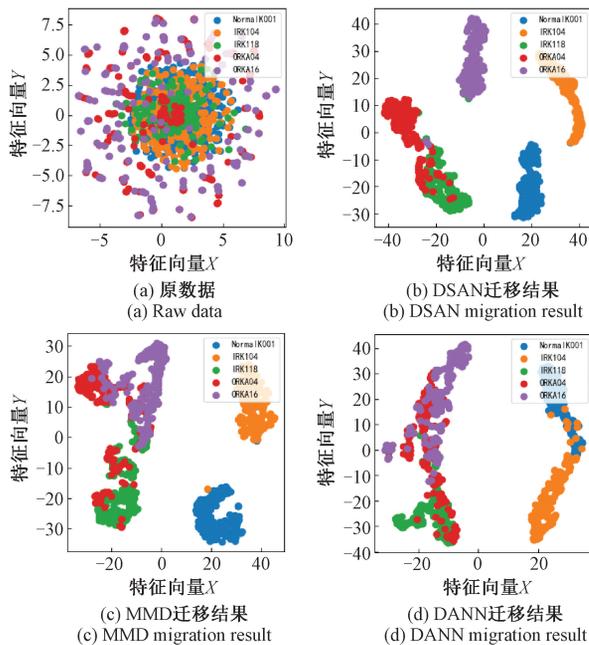


图 16 不同方法散点图对比

Fig. 16 Comparison of scatter plots of different methods

完成了源域与目标域相关子域的适配。具有相同标签的源域和目标域特征在很大程度上实现了重叠,仅有极少数特征存在轻微的漂移现象。这一结果充分说明,该方法不仅能够实现边缘分布的对齐,还能高效地处理条件分布,显著提升跨域故障诊断的性能。

5) 对比试验

为了进一步验证所提改进 MACNN-BiGRU 网络模型的优势,将该模型与近年来出现的其他迁移学习网络模型进行跨工况轴承故障分类能力对比。对比实验采用 3.3 节 CWRU 数据集上的不同负载不同转速 12 种迁移任务数据,对比网络包括基于双注意力机制与改进双向门控循环单元的多尺度卷积网络 (DAMSCN-BiGRU)、改进 DANN 的无监督域适应网络和多尺度子领域自适应模型 (multiscale sub domain adaptive model, MSDAM)。不同网络在设定迁移任务上的故障分类准确率对比结果如表 12 所示。可以看出,所提网络的准确率达到了 99.70%,明显高于其他网络模型,表明所提网络具有出色的跨工况轴承故障分类能力。

表 12 不同网络的准确率对比

Table 12 Comparison of accuracy of different networks

对比网络模型	准确率/%
DAMSCN-BiGRU	98.33
改进 DANN 的无监督域适应	98.30
MSDAM	98.81
所提改进 MACNN-BiGRU 网络模型	99.70

4 结论

针对滚动轴承故障电机跨工况运行时数据分布差异很大以及有用信息偏少影响传统 CNN 模型分类能力的问题,提出了基于 IMACNN-BiGRU 模型的跨工况滚动轴承故障分类方法。实验结果表明,通过引入瓶颈模块和 BiGRU 模块,所提出的 IMACNN-BiGRU 模型能够高效地捕捉到不同工况的数据特征;基于 LMMD 的深度子领域自适应能够最小化源域和目标域之间的特征分布,使得同一标签下的特征更加集中,不同标签的特征更加离散,因而能够实现电机跨工况运行条件下故障分类,准确性和泛化性明显优于对比方法。所有研究结果同时表明,领域域适配器的迁移能力与特征提取效果密切相关,特征提取不充分将大幅降低域适配器的迁移能力。此外,探索更有效的域对齐方法是提升迁移能力的关键。

提出的改进 MACNN-BiGRU 模型结合 DSAN 在跨工况轴承故障诊断领域展现出了巨大的潜力,但在网络运行效率和分类能力上仍需不断优化。未来的研究方向将进一步改进特征提取和域对齐方法,拓宽实际应用场景,增强模型适用性。

参考文献

- [1] 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, BER L, HOU D M, et al. Characteristic transfer learning method for finite variable working conditions and its application in fault diagnosis of axle box bearings in high-speed trains[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 132-145.
- [2] 吕游,封烁,郑茜,等.基于 LeNet5like 的迁移学习风电机组叶片覆冰故障诊断研究[J].仪器仪表学报,2024,45(3):128-143.
LYU Y, FENG SH, ZHENG Q, et al. Research on transfer learning wind turbine blade icing fault diagnosis based on LeNet5like[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 128-143.
- [3] ZHANG S Y, SU L, GU J F, et al. Rotating machinery fault detection and diagnosis based on deep domain adaptation: A survey [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023, 36(1): 45-74.
- [4] 任翔宇,秦勇,王彪,等.基于博弈映射学习的多传感器信息融合三相电机智能故障诊断方法[J].电工技术学报,2023,38(17):4633-4645.
REN X Y, QIN Y, WANG B, et al. Intelligent fault diagnosis method for three-phase motors based on multi-sensor information fusion and game mapping learning[J].

- Journal of Electrical Engineering Technology, 2023, 38(17): 4633-4645.
- [5] 王敏, 邓艾东, 马天霆, 等. 基于双注意力机制的 MSCN-BiGRU 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(6): 84-92, 103.
WANG M, DENG A I D, MA T T, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on MSCN-BiGRU based on double attention mechanism [J]. Vibration and Shock, 2024, 43(6): 84-92, 103.
- [6] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26-39.
ZHUANG F ZH, LUO P, HE Q, et al. Survey on transfer learning research [J]. Journal of Soft Ware, 2015, 26(1): 26-39.
- [7] 王月, 杨春宇, 郭鑫平, 等. 深度子领域迁移学习: 一种细粒度主动迁移视角[J]. 南京理工大学学报, 2023, 47(1): 90-102.
WANG Y, YANG CH Y, GUO X P, et al. Deep sub-field transfer learning: A fine-grained active transfer perspective [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2023, 47(1): 90-102.
- [8] 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.
GUO H K, ZHAO X Q. Cross-working condition fault diagnosis of rotating machinery using dynamic calibration and joint distribution alignment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 32-44.
- [9] 康守强, 章炜东, 王玉静, 等. 基于信息融合子域适应的不同工况下谐波减速器故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 60-71.
KANG SH Q, ZHANG W D, WANG Y J, et al. Fault diagnosis method of harmonic reducer under different working conditions based on information fusion subdomain [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 60-71.
- [10] GUO L, LEI Y G, XING S B, et al. Deep convolutional transfer learning network: a new method for intelligent fault diagnosis of machines with unlabeled data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(9): 7316-7325.
- [11] 于洋, 何明, 刘博, 等. 基于 TL-LSTM 的轴承故障声发射信号识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 51-59.
YU Y, HE M, LIU B, et al. Research on the identification of bearing fault acoustic emission signals based on TL-LSTM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 51-59.
- [12] 刘应东, 刘韬, 李华, 等. 变工况轴承的联合分布适应迁移故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(5): 69-75.
LIU Y D, LIU T, LI H, et al. Joint distribution adaptation transfer fault diagnosis of variable operating condition bearings [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(5): 69-75.
- [13] LONG M S, WANG J M. Learning transferable features with deep adaptation networks [J]. ArXiv preprint arXiv: 1502.02791, 2015.
- [14] JIANG Y H, SHI Z Q, TANG C, et al. Cross-conditions fault diagnosis of rolling bearings based on dual domain adversarial network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72(1): 1-15.
- [15] 丁伟, 黄河, 孙友强. 基于样本加权条件对抗域适应网络的遥感影像作物分类[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(10): 199-204, 336.
DING W, HUANG H, SUN Y Q. Remote sensing image crop classification based on sample weighted conditional adversarial domain adaptation network [J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(10): 199-204, 336.
- [16] 苗建国, 李茂银, 邓聪颖, 等. 非理想数据下基于仿真数据辅助迁移学习的滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 28-39.
MIAO J G, LI M Y, DENG C Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on simulation data-assisted transfer learning under non-ideal data [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 28-39.
- [17] 李晶晶, 孟利超, 张可, 等. 领域自适应研究综述[J]. 计算机工程, 2021, 47(6): 1-13. [27].
LI J J, MENG L CH, ZHANG K, et al. A survey of domain adaptation research [J]. Computer Engineering, 2021, 47(6): 1-13.
- [18] 郝洪涛, 王凯, 张炳建, 等. 多尺度特征自适应融合的气动控制阀故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 167-178.
HAO H T, WANG K, ZHANG B J, et al. Fault diagnosis of pneumatic control valve based on adaptive fusion of multi-scale features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 167-178.
- [19] 张西宁, 余迪, 刘书语. 基于迁移学习的小样本轴承故障诊断方法研究[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(10): 30-37.
ZHANG X N, YU D, LIU SH Y. Research on fault diagnosis method of small-sample bearing based on transfer learning [J]. Journal of Xi' an Jiaotong

- University, 2021, 55(10):30-37.
- [20] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q et al. Deep residual learning for image recognition[J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [21] 刘述喜,刘科,黄思源,等. 基于多源融合图与 SE-BiGRU-ResNet 模型的 MMC 子模块开路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11):322-337.
- LIU SH X, LIU K, HUANG S Y, et al. Open circuit fault diagnosis of MMC submodule based on multi-source fusion graph and SE-BiGRU-ResNet model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(11):322-337.
- [22] 谢平,赵连洋,张艺滢,等. 多源域迁移学习的肌电-惯性特征融合及手势识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(7):187-195.
- XIE P, ZHAO L Y, ZHANG Y Y, et al. Fusion of electromyography-inertia features and gesture recognition in multi-source domain transfer learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7):187-195.
- [23] 王雷,何坤,李宗帅,等. 基于 BiLSTM-Attention 的迁移学习变工况故障识别方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7):205-212.
- WANG L, HE K, LI Z SH, et al. Research on transfer learning fault diagnosis method under variable operating conditions based on BiLSTM-Attention [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7):205-212.
- [24] 宋向金,孙文举,刘国海,等. 深度子领域自适应网络电机滚动轴承跨工况故障诊断[J]. 电工技术学报, 2024, 39(1):182-193.
- SONG X J, SUN W J, LIU G H, et al. Across working conditions fault diagnosis for motor rolling bearing based on deep subdomain adaption network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1):182-193.
- [25] 董绍江,朱朋,裴雪武,等. 基于子领域自适应的变工况下滚动轴承故障诊断[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2):288-295.
- DONG SH J, ZHU P, PEI X W, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under variable operating conditions based on subdomain adaptation [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2):288-295.
- [26] 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. Fault diagnosis method of rolling bearings under different working conditions based on federated multi-representation domain[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6):165-176.
- [27] 周湘淇,付忠广,高玉才. 无监督域适应迁移学习在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2024, 43(10):106-113.
- ZHOU X Q, FU ZH G, GAO Y C. Application of unsupervised domain-adaptive transfer learning in rotating machinery fault diagnosis [J]. Vibration and Shock, 2024, 43(10):106-113.
- [28] LONG M SH, CAO Y, WANG J M, et al. Learning transferable features with deep adaptation networks [J]. ArXiv preprint arXiv: 1502.02791, 2015.
- [29] BARAKAT A, BIANCHI P. Convergence and dynamical behavior of the ADAM algorithm for non-convex stochastic optimization [J]. ArXiv preprint arXiv: 1810.02263, 2018.
- [30] GANIN Y, USTINOVA E, AJAKAN H, et al. Domain adversarial training of neural networks [J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(1):1-35.
- [31] ZHANG X P, WANG J R, ZHANG Z Z, et al. Integrated decision-making with adaptive feature weighting adversarial network for multi-target domain compound fault diagnosis of machinery [J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102730.
- [32] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64: 100-131.
- [33] 苏静雷,王红军,王政博,等. 多通道卷积神经网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3):132-140.
- SU J L, WANG H J, WANG ZH B, et al. A gas turbine rotor fault diagnosis method based on multi-channel convolutional neural networks and transfer learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3):132-140.

作者简介



高洁, 2023 年于辽宁科技大学获得学士学位, 现为辽宁科技大学硕士研究生, 主要研究方向为电机故障诊断、深度学习技术。

E-mail: 3231547272@qq.com

Gao Jie received her B. Sc. degree from University of Science and Technology Liaoning in 2023. Now she is a M. Sc. candidate at University of Science and Technology Liaoning. Her main research interests include motor fault diagnosis and deep learning technology.



祝洪宇(通信作者),1993年于兰州理工大学获得学士学位,2006年于沈阳工业大学获得硕士学位,2014年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位,现为辽宁科技大学教授、硕士生导师,主要研究方向为电气设备状态在线监测及故障诊断、电机系统能效监测及节能控制、电机系统运行可靠性研究及寿命预测。

E-mail: zhuhongyu@ustl.edu.cn

Zhu Hongyu (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 1993, M. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2006, and Ph. D. degree from Shenyang Automation Research, Chinese Academy of Sciences in 2014. Now he is a professor and M. Sc. supervisor in University of Science and Technology Liaoning. His main research interests include condition monitoring and fault diagnosis of electrical machines.



贾朱植,2000年于鞍山钢铁学院获得学士学位,2004年于鞍山科技大学获得硕士学位,2017年于沈阳工业大学获得博士学位,现为辽宁科技大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为电机健康状态监测及其预测性维护、电机系统建模、数字信号处理、深

度学习及智能诊断技术。

E-mail: jiazhuzhi@ustl.edu.cn

Jia Zhuzhi received her B. Sc. degree from Anshan Institute of Steel in 2000, M. Sc. degree from Anshan University of Science and Technology in 2004, and Ph. D. degree from Shenyang University of Technology in 2017. Now she is an associate professor and M. Sc. supervisor at Liaoning University of Science and Technology. Her main research interests include motor health condition monitoring and predictive maintenance, motor system modeling, digital signal processing, deep learning, and intelligent diagnostic technologies.



宋向金,2012年于郑州大学获得学士学位,2019年于中国科学院大学沈阳自动化研究所获得博士学位,现为江苏大学讲师、硕士生导师,主要研究方向为交流电机状态监测与故障诊断。

E-mail: songxiangjin@ujs.edu.cn

Song Xiangjin received her B. Sc. degree from Zhengzhou University in 2012, and a Ph. D. degree from the Shenyang Institute of Automation, University of Chinese Academy of Sciences in 2019. Now she is a lecturer and M. Sc. supervisor at Jiangsu University. Her main research interests include the condition monitoring and fault diagnosis of AC motors.