doi：10. 12068/j. issn. 1005－3026. 2026. 20240227

基于多传感器特征融合的滚动轴承跨域故障诊断

李 琦，姜泽宇，张永超，任朝晖
（东北大学 机械工程与自动化学院，辽宁 沈阳 110819）

摘 要：现有的跨域故障诊断方法主要依赖单一传感器数据分析，难以满足复杂场景下滚动轴承的状态监测与故障诊断需求．本文提出了一种基于多传感器特征融合的跨域故障诊断方法，以提高滚动轴承在不同运行工况下的故障诊断精度．首先，利用卷积神经网络对多传感器采集的振动信号进行深度特征提取；随后，引入Transformer网络实现多传感器特征融合与故障分类；最后，通过最大均值差异损失执行域不变学习，从而提升跨域诊断能力．实验结果表明，该方法能够在多传感器监测环境下有效识别不同工况下的滚动轴承故障，相较于传统数据级、决策级和特征级融合方法表现出更优的故障诊断性能．研究成果为滚动轴承的运行状态监测与智能故障诊断提供了有力的技术支撑．

关 键 词：滚动轴承；多传感器特征融合；跨域故障诊断；最大平均差异；迁移学习
中图分类号：TH 17 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026（2026）04-0079-08

Cross-Domain Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Multi-sensor Feature Fusion

LI Qi, *JIANG Ze-yu*, *ZHANG Yong-chao*, *REN Zhao-hui*
（School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: REN Zhao-hui, E-mail: zhhren_neu@126.com）

Abstract: Existing cross-domain fault diagnosis methods primarily rely on single-sensor data analysis, making it difficult to meet the demands of condition monitoring and fault diagnosis for rolling bearings in complex scenarios. A cross-domain fault diagnosis method based on multi-sensor feature fusion was proposed to improve the accuracy of rolling bearing fault diagnosis under varying operating conditions. First, a convolutional neural network was utilized to extract deep features from vibration signals collected by multiple sensors. Subsequently, a Transformer network was introduced to achieve multi-sensor feature fusion and fault classification. Finally, domain-invariant learning was performed using the maximum mean discrepancy loss to enhance cross-domain diagnostic capability. Experimental results demonstrate that the proposed method can effectively identify rolling bearing faults under different operating conditions in multi-sensor monitoring environments, exhibiting superior fault diagnosis performance compared to traditional data-level, decision-level, and feature-level fusion methods. The research findings provide robust technical support for the operational condition monitoring and intelligent fault diagnosis of rolling bearings.

Key words: rolling bearing; multi-sensor feature fusion; cross-domain fault diagnosis; maximum mean discrepancy; transfer learning

滚动轴承作为旋转机械的关键零部件，其运行状况直接关系到整个机械系统的稳定性和可靠性．一旦滚动轴承发生故障，不仅会对整体机械结构的性能产生重大影响，甚至可能导致意外停机，进而带来灾难性的后果．因此，针对滚动轴承的故障，预测与健康管理（prognostics health management，PHM）是旋转机械设备实时监测与故障诊断中必不可少的一个环节．然而滚动轴承的实际工况多样且复杂，通常会导致采集到的测试数据分布与训练数据分布之间存在一定差异，

收稿日期：2024-12-13
基金项目：国家资助博士后研究人员计划项目（GZB20230119）；辽宁省自然科学基金联合基金资助项目（2023-BSBA-122）．
作者简介：李 琦（1969—），男，辽宁沈阳人，东北大学讲师．
通信作者：任朝晖，E-mail：zhhren_neu@126.com.

显著影响传统分类模型的泛化能力,使分类模型在不同工况下的故障诊断变得更加困难[1-2].因此,探索如何在不同工况下准确对滚动轴承进行状态检测和故障诊断至关重要.

传统的滚动轴承故障诊断方法往往依赖于预先确定的故障特征,这些特征来源于实验数据或专家经验.然而,这种方法需要人工提取故障特征,在面对复杂的旋转机械设备以及海量的监测数据时,其诊断的准确性和可靠性受到了挑战[3].在这个背景下,基于深度学习技术的旋转机械故障诊断方法吸引了学者的广泛关注[4].深度学习模型通过模型训练自动提取状态差异特征,发现隐藏的模式信息,从而提高诊断的准确性和鲁棒性.文献[5]提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)和双向门控循环单元的故障分类和识别方法,该方法利用下采样方法对采集到的数据进行预处理,并通过注意力模块和卷积对故障特征进行提取,实现了端到端的故障诊断.文献[6]提出了一种改进的循环神经网络智能故障诊断方法,专门用于滚动轴承的故障检测.该方法通过分析滚动轴承的频谱序列,提取故障特征,从而实现高效的故障分类.深度学习算法以其卓越的性能,成为处理大量复杂状态监测数据的理想选择.但目前这类方法的模型构建主要依赖大量的实测标签数据,同时要求测试数据与训练数据在数据特征分布上保持一致.然而,实际机械设备的运行条件复杂多变,复杂工况下的故障标签数据难以全面获取,导致训练好的深度学习模型难以在实际诊断任务中表现良好,制约了深度学习模型实际部署应用.

为应对上述问题,迁移学习在旋转机械故障诊断中的应用日益引起重视,它为解决故障诊断问题中的标签数据稀缺、数据分布不一致以及模型泛化性能不佳等问题提供了强有力的解决方案[7-8].迁移学习通过在源领域(通常是拥有大量标签数据的域)上训练模型,并将其训练的知识迁移到目标领域(通常是标签数据有限或无标签的域)来增强深度学习模型的实际应用性.文献[9]采用一种深层网络作为特征提取模块,并将最大均值差异(max mean discrepancy,MMD)作为损失来实现轴承跨域故障诊断.文献[10]将残差注意力机制融入神经网络,并结合了迁移学习算法构建了一种跨域轴承故障诊断方法,其在变转速和变载荷条件下展示出良好的故障诊断性能.文献[11]提出了一种基于标签平滑约束的多领域深度对抗迁移网络,用于在变工况条件下进行滚动轴承的状态检测和故障识别.文献[12]提出了一种基于注意力机制的双层对抗网络,利用双注意力矩阵引导训练,筛选有效样本,实现旋转机械跨域故障诊断.文献[13]提出了一种多目标域跨域故障诊断方法,采用对抗训练减少源域与目标域的分布差异,并利用可迁移双曲原型保证样本分类一致性.

迁移学习在解决旋转机械故障识别问题上展现了巨大潜力,但在实际应用中仍存在一些局限性.尤其是对于实际工业中广泛使用的复杂旋转机械,其失效模式高度复杂,单个传感器通常无法满足精确状态监测和故障识别的要求.因此,迫切需要采用多个传感器,以全方位、多角度地对旋转机械设备的运行状态进行监测,并通过多传感器协同诊断旋转机械设备故障.文献[14]设计了一种基于CNN的多传感器特征融合方法,将采集到的原始数据的空间与时间信息相融合,显著提升了故障诊断的精准度.文献[15]提出了一种多传感器故障信息融合的故障分类框架,通过航空发动机轴承故障分类实验,其在故障分类方面的良好表现得到了充分验证.文献[16]开发了一种基于双注意力机制的多传感器信息融合故障识别方法,该方法在有噪声干扰的情况下依旧表现出优异的故障分类性能.

多传感器协同诊断已经取得了一定的进展,但对多传感器协同跨域故障诊断问题的研究依然十分有限.多传感器协同跨域故障诊断需要同步考虑多个传感器间的域差异以及多传感器信息融合问题[17-18].本文提出了一种多传感器协同跨域智能故障诊断方法.首先,构建了一维CNN用于从多个传感器数据中提取有效的故障特征.随后,通过设计MMD损失函数,以实现不同传感器间跨域特征的对齐,从而解决了域适应问题.最后,构建基于Transformer网络构建的特征融合策略,实现多传感器特征跨域融合,从而实现多传感器协同跨域故障诊断.

1 诊断模型核心模块

1.1 域适应

在多种工作情况下采集到的数据分布通常是不同的,数据的分布和特征之间也存在一定差异,如果将在一个特定工况下训练好的分类器直接处理其他工况,通常会导致诊断结果不佳.这是因为训练数据和测试数据的特征分布存在显

著的差异,直接迁移模型无法有效适应新工况的数据特征.为了解决这个问题,域适应技术应运而生,其通过域不变学习,显著降低训练数据和测试数据二者之间特征分布的差异,使模型能够更好地适应测试数据特征.图 1 展示了一个域适应的示例过程[19],在实例中,直接将在源域中训练得到的分类模型去对目标域中的数据进行分类时,其分类精度通常较低,而通过域适应学习,对模型进行优化,使其能够更好地适应目标域的数据特征,从而显著提升分类精度.

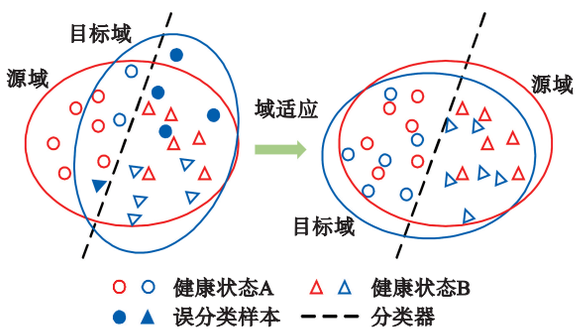


图 1　域适应过程示意图[19]

Fig. 1　Schematic diagram of domain adaptation process [19]

在深度学习模型中,通常通过对源域和目标域的深层特征进行域不变学习,以提升分类模型的泛化能力和可迁移性.MMD 是一种被广泛应用于度量两个域分布差异的度量准则.在深度学习模型训练过程中,最小化 MMD 损失可以有效降低不同域之间特征分布的差异性,从而提升模型在目标域上的表现.两个域分布的 MMD 被定义为

$$\mathrm{MMD}^2(x^{\mathrm{s}},x^{\mathrm{t}})=\left\|\frac{1}{n_1}\sum_{i=1}^{n_1}f(x_i^{\mathrm{s}})-\frac{1}{n_2}\sum_{j=1}^{n_2}f(x_j^{\mathrm{t}})\right\|_{\mathcal{H}}^2=$$
$$\frac{1}{n_1^2}\sum_{i=1}^{n_1}\sum_{j=1}^{n_1}k(x_i^{\mathrm{s}},x_j^{\mathrm{s}})-\frac{2}{n_1n_2}\sum_{i=1}^{n_1}\sum_{j=1}^{n_2}k(x_i^{\mathrm{s}},x_j^{\mathrm{t}})+$$
$$\frac{1}{n_2^2}\sum_{i=1}^{n_2}\sum_{j=1}^{n_2}k(x_i^{\mathrm{t}},x_j^{\mathrm{t}}).\tag{1}$$

式中:x^{s} 为源域数据;x^{t} 为目标域数据;$\mathcal{H}$ 为再生希尔伯特空间;$f(\cdot)$ 表示空间内的映射 $f\to f(\alpha)$;$k(\cdot,\cdot)$ 为核函数.

1.2　CNN 网络

CNN 因其具有强大的特征提取能力和图像分类能力,广泛应用于图片识别、智能制造、状态检测、故障诊断和自动驾驶等.CNN 模型的多种变体结构进一步增强了其在不同应用中的表现.本文采用的变体 CNN 结构如图 2 所示.

本文采用的 CNN 结构由 3 部分组成:卷积层、池化层和全连接层.卷积层包含多个卷积核,每个卷积核对应一个权重系数和一个偏移系数.卷积层的每个神经元都与上一层类似区域的多个神经元相连,该区域的大小取决于卷积核的大小.卷积核工作时,输入特征通过矩阵元素乘法进行堆叠,接受区域内的偏差也会被堆叠.假设一个卷积层 l 使用一组卷积核 $\boldsymbol{K}^l\in\mathbf{R}^{D\times W\times H}$.$D$ 表示卷积核的个数,W 和 H 表示卷积核的深度和高度.

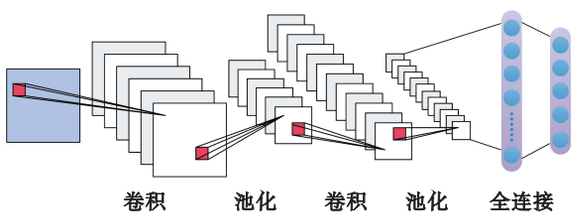


图 2　CNN 结构

Fig. 2　CNN structure

$$\boldsymbol{C}_l^n=\mathrm{GeLU}(\boldsymbol{K}_l^n*\boldsymbol{X}_{l-1})=\mathrm{GeLU}\left(\sum_j x_{r-1}^j*\omega_l^n+b_l^n\right).\tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{C}_l^n$ 是第 n 个滤波器的输出;ω_l^n 和 b_l^n 分别是卷积层 l 中第 n 个滤波器的权重和偏置;$\boldsymbol{X}_{l-1}$ 是上一层的输出,输出个数为 j.符号 $*$ 和 GeLU 分别表示局部区域与滤波器核心之间的卷积和激活函数.

池化层为一种降采样操作,可以提取最重要的特征信息.这种技术可以充分利用提取到的特征,降低计算时间和内存要求,并有助于控制过拟合.本文选择最大池化函数,计算如下:

$$\boldsymbol{H}_{l+1}^n=\max_{(i-1)r+1\leqslant t\leqslant ir}\boldsymbol{C}_l^n(t).\tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{H}_{l+1}^n$ 是最大池化层的输出;r 是局部区域的长度;i 是第 i 个局部区域.

在全连接层中,$\boldsymbol{H}_{l+1}^n$ 学习到的特征被平移到一个维度 $\boldsymbol{O}_{m-1}$,计算公式如下:

$$\boldsymbol{O}_m=f(\boldsymbol{g}_m),\boldsymbol{g}_m=(\boldsymbol{\theta}_m)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{O}_{m-1}+\boldsymbol{\gamma}_m.\tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{\theta}_m\in\mathbf{R}^{V\times U}$ 和 $\boldsymbol{\gamma}_m\in\mathbf{R}^U$ 是全连接层的参数;m 是层数;V 和 U 是全连接层 $\boldsymbol{O}_{m-1}$ 和 $\boldsymbol{O}_m$ 的维数;f 是全连接层的激活函数.

1.3　Transformer 网络

Transformer 网络将输出和输入之间的全局依赖关系通过注意力机制进行表征.Vision Transformer(ViT)提出了以图像补丁为输入的 Transformer 模型来解决图像分类问题,并获得了具有竞争力的结果.ViT 模型遵循原始的 Transformer 结构.Transformer 的主要模块是多头自注意力(multi-head self-attention,MSA)机制,其功能是捕获输入数据的远程依赖关系.MSA 由多个应用自注意力函数的头组成.一组输入嵌入 x 分别转换为

d维度的Keys($\boldsymbol{K}$),Values($\boldsymbol{V}$),Queries($\boldsymbol{Q}$):

$$\boldsymbol{Q}_j = x\boldsymbol{W}_j^q, \boldsymbol{K}_j = x\boldsymbol{W}_j^k, \boldsymbol{V}_j = x\boldsymbol{W}_j^v. \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{W}_j^q, \boldsymbol{W}_j^k \in \mathbf{R}^{d_{\text{model}} \times d_k}$和$\boldsymbol{W}_j^v \in \mathbf{R}^{d_{\text{model}} \times d_v}$是可训练的投影矩阵.通过缩放因子,单头缩放点积注意力可以通过式(6)计算:

$$\text{Attention}\left(\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}\right)_j = \text{Softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}_j \boldsymbol{K}_j^{\text{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V}_j. \tag{6}$$

为了在不同位置共同注意来自不同表示子空间的信息,Transformer引入了多头自注意力.多头自注意力执行了H次单头注意,其表达式为

$$\text{MSA}\left(\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}\right)_j = \text{Concat}\left(\left\{\text{head}_j\right\}_j^H\right)\boldsymbol{W}^o,$$
$$\text{head}_j = \text{Attention}\left(\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}\right)_j, j = 1, 2, \cdots, H. \tag{7}$$

式中:$\boldsymbol{W}^o \in \mathbf{R}^{hd_v \times d_{\text{model}}}$是可训练的投影矩阵;$H$是注意力头的数量.

1.4 多传感器协同诊断技术

多传感器协同诊断通过综合多个传感器采集到的数据信息来提高诊断系统性能[20].这种方法通过自动分析和集成多个传感器数据,从而增强信息的完整性和诊断的精确性.在实际应用中,单一传感器会因为各种原因而无法提供完整的信息,导致系统失效.此时,多传感器协同诊断的优势就显得尤为重要,它能够利用其他传感器的信号来弥补缺失的数据.该方法在硬件方面主要研究传感器空间布置,而在软件方面开发融合算法,分为数据级、特征级和决策级3层.图3展示了多传感器协同诊断策略.

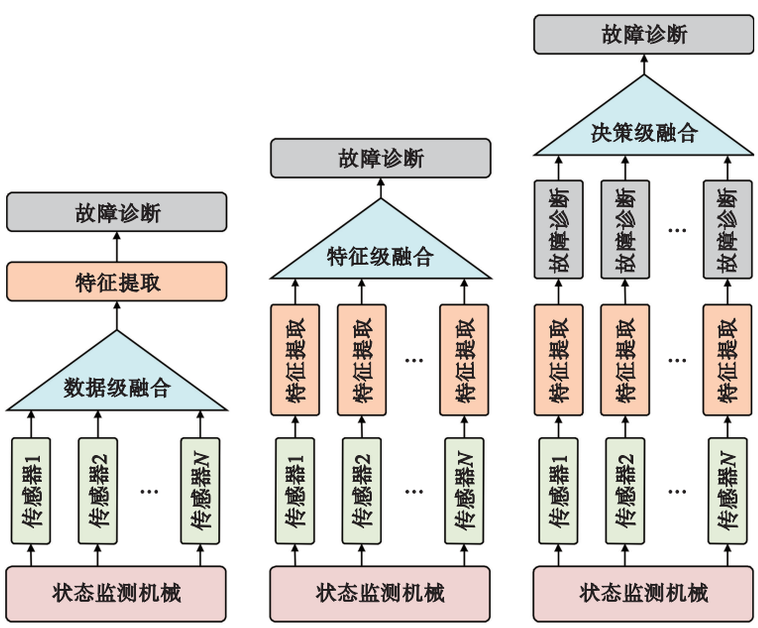


图3 多传感器协同诊断策略

Fig. 3 Strategies of multi-sensor collaborative diagnosis

数据级融合通常通过数据分割、加权合并等方式融合多个传感器的原始状态监测数据,这种融合方法可以最大限度地利用原始数据信息.数据级融合适用于训练数据和测试数据来自相同域和相同传感器的监测数据(如相同运行状态下的多传感器振动监测信号).反之,若多传感器数据不属于同一类型的监测信号或者训练数据和测试数据来自不同的域,则优先考虑特征级融合和决策级融合策略.特征级融合的过程是:通过特征提取器对原始数据进行降维;在高维特征层进行多传感器融合,融合后的特征向量作为决策网络的输入,从而获得诊断结果.与数据级融合相比,特征级融合方法的信息更精细、全面,更适合实时故障诊断.融合策略是决策级融合,在该融合策略中,将各传感器得到的诊断结果通过投票方式进行集成,共同完成决策过程.

2 诊断模型网络

2.1 问题描述

本文研究多传感器协同跨域故障诊断.用$X_{\text{raw}} = \left\{x_i\right\}_{i=1}^n$定义多个传感器输入数据,其中$n$表示传感器数量.用$D_i^{\text{s}} = \left\{x_{ij}^{\text{s}}, y_{ij}^{\text{s}}\right\}, j = 1, 2, \cdots, m_{\text{s}}$定义多个传感器带标签的源域样本,$m_{\text{s}}$表示源域样本数量.用$D_i^{\text{t}} = \left\{x_{ij}^{\text{t}}\right\}, j = 1, 2, \cdots, m_{\text{t}}$定义多个传感器不带标签的目标域样本,$m_{\text{t}}$表示目标域样本数量.本文旨在开发一种故障识别和分类模型,从多个

传感器带标签的源域中学习故障特征知识,并将其应用于未标记的目标域中,进行跨域故障诊断.

2.2　网络结构

本文设计的网络结构是诊断方法中的核心部分,由特征提取和特征融合两个关键模块组成,整体网络架构如图4所示,其中源域中的数据流由绿色箭头表示,而目标域中的数据流则由红色箭头表示.首先,将原始信号输入到基于CNN的特征提取器中进行特征提取,其中每个卷积块都包括卷积、池化、激活函数和归一化.然后,设计了基于Transformer网络特征融合模块,将多个传感器的深层特征融合在一起,并用于生成最终的预测结果.在特征融合模块前通过特征拼接层将特征提取器提取的各个传感器的特征按照传感器数量进行纵向拼接,从而构成Transformer的标准输入.此外,在单传感器的高维特征层和Transformer类token层构建了MMD损失,通过度量两个分布之间的差异,促使模型学习到源域和目标域的共同特征.

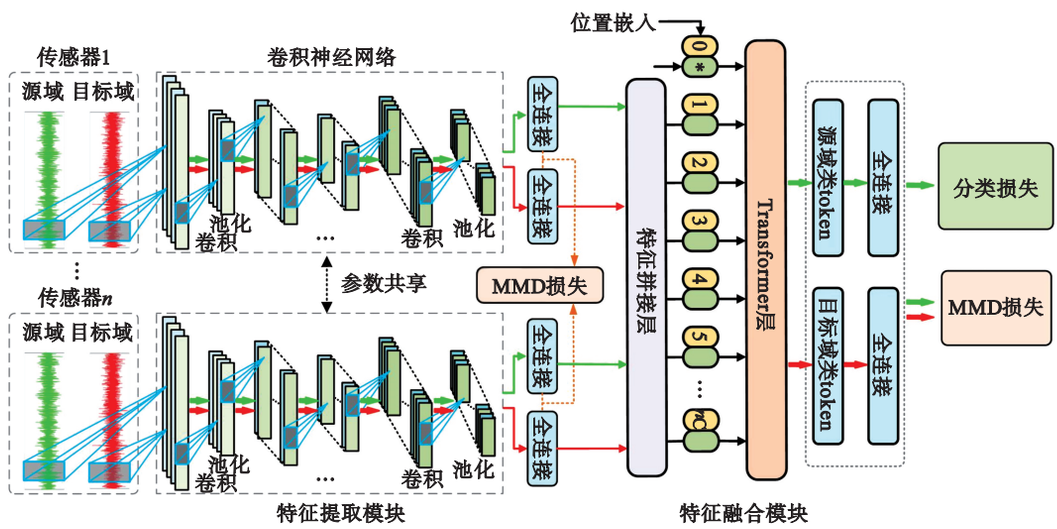


图4　提出方法的架构图

Fig. 4　Architecture diagram of proposed method

2.3　优化对象

为了提取多传感器带标签源域样本的判别特征,在分类损失项中使用交叉熵损失训练网络模型参数:

$$L_{\mathrm{C}}(x_i^{\mathrm{s}},y_i^{\mathrm{s}})=-\mathrm{E}_{(x_i^{\mathrm{s}},y_i^{\mathrm{s}})\in\mathcal{D}_i^{\mathrm{s}}}\left[\sum_{k=1}^{K}[k=y_i^{\mathrm{s}}]\log\hat{y}_i^{\mathrm{s}}\right]. \tag{8}$$

其中K表示健康类别数量.

在本文中,特征提取模块和特征融合模块的参数分别用θ_G和θ_F表示.通过最小化$L_{\mathrm{C}}(x_i^{\mathrm{s}},y_i^{\mathrm{s}})$可以使网络获得最优的参数,其过程可以表示为

$$(\hat{\theta}_G,\hat{\theta}_F)=\arg\min_{\theta_G,\theta_F}L_{\mathrm{C}}(x_i^{\mathrm{s}},y_i^{\mathrm{s}}). \tag{9}$$

为了实现域不变学习,使用MMD度量两个域的特征分布差异.多个传感器上两个域的MMD损失可以表示为

$$L_{\mathrm{mmd1}}(x_i^{\mathrm{s}},x_i^{\mathrm{t}})=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathrm{MMD}(G(x_i^{\mathrm{s}}),G(x_i^{\mathrm{t}})). \tag{10}$$

此外,为了进一步减小多传感器间的特征分布差异,在特征融合模块后的类token层引入MMD损失,其损失可以表示为

$$L_{\mathrm{mmd2}}(x^{\mathrm{s}},x^{\mathrm{t}})=\mathrm{MMD}(F(G(x^{\mathrm{s}})),F(G(x^{\mathrm{t}}))). \tag{11}$$

通过最小化两个MMD损失可以使网络获得最优的参数,其过程可以表示为

$$(\hat{\theta}_G,\hat{\theta}_F)=\arg\min_{\theta_G}L_{\mathrm{mmd1}}(x_i^{\mathrm{s}},x_i^{\mathrm{t}})+\arg\min_{\theta_G,\theta_F}L_{\mathrm{mmd2}}(x^{\mathrm{s}},x^{\mathrm{t}}). \tag{12}$$

综上所述,提出方法的总损失项可以表示为

$$L_{\mathrm{total}}=L_{\mathrm{C}}(x_i^{\mathrm{s}},y_i^{\mathrm{s}})+\lambda L_{\mathrm{mmd1}}(x_i^{\mathrm{s}},x_i^{\mathrm{t}})+\beta L_{\mathrm{mmd2}}(x^{\mathrm{s}},x^{\mathrm{t}}). \tag{13}$$

其中,λ和β为权衡参数.

3　实验验证

3.1　实验描述

为了验证跨域故障诊断方法的可行性,搭建了滚动轴承故障模拟试验台来采集复杂工况下故障轴承的振动信号,试验台的结构如图5所示,其中右侧轴承为故障模拟轴承,由两个加速度传感器监测,水平方向为传感器1,垂直方向为传感器2.实验数据模拟了5种轴承不同健康状态,分别是正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障和外圈与滚动体混合故障.两个传感器采集的振动信号如图6所示.在实验数据采集过程中,设置转速

分别为600和1 200 r/min,采样频率均为20 kHz.本数据集根据变转速情况设计了跨域诊断任务:任务A(源域:600 r/min,目标域:1 200 r/min),任务B(源域:1 200 r/min,目标域:600 r/min).

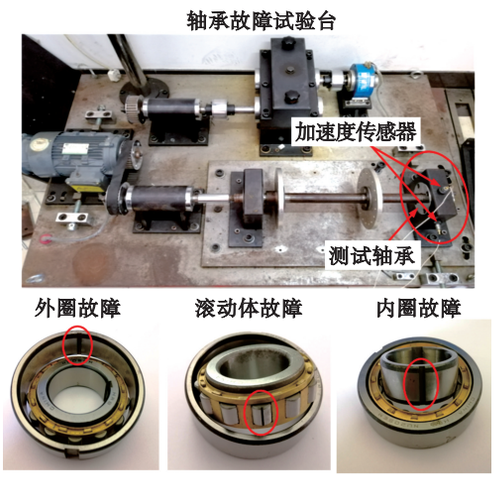


图5 轴承试验台和3种轴承故障

Fig. 5 Bearing test-rig and three bearing faults

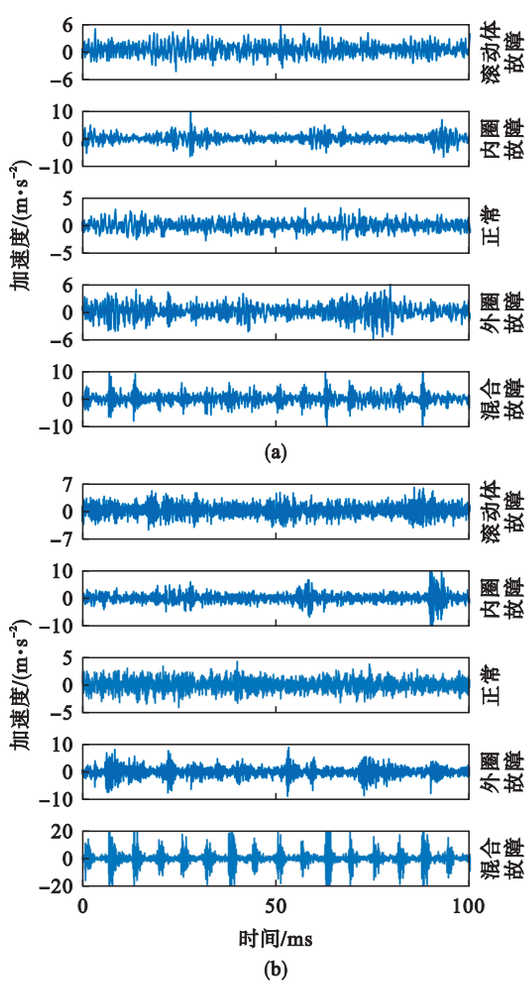


图6 两个传感器采集的振动信号

Fig. 6 Vibration signals collected by two sensors

(a)—传感器1;(b)—传感器2.

3.2 实验参数设置

特征提取模块由4层卷积-池化操作构成,每层的输出通道数量分别为4,8,16,32,卷积核尺寸均为9,池化操作的核大小和步长均为2.全连接层中的输出维度尺寸为100.对于Transformer特征融合模块,Transformer层的数量为4,注意力头的数量为5.最终的全连接层输出维度为实验数据的健康状态数.样本长度为2 048,每类健康状态源域和目标域的样本数量为200.在模型训练过程中,初始学习率为0.001,每经过30次迭代后,学习率降低到当前值的50%,总迭代次数为90次.权衡参数$\lambda=\beta=0.1$.每个任务执行4次,其平均值作为最终的诊断准确率.实验硬件环境:显卡为NVIDIA GeForce RTX 3080,操作系统为Windows 10,编程语言为Python 3.9,开发框架为PyTorch.

3.3 对比方法

本文在两个传感器监测数据场景下,构建了一种多感器协同跨域诊断方法.为充分说明所提方法在跨域场景中的有效性,本文设计并构建了6种对比方法进行性能评估.

方法1:无域适应方法.该方法直接将源域数据用于模型训练,不进行任何域适应处理.随后利用训练好的模型直接对目标域数据进行故障诊断.该方法用于评估域适应方法在跨域诊断中的表现.

方法2:单传感器1跨域故障诊断.该方法仅使用传感器1采集的数据进行跨域故障诊断.该方法的目的在于评估单一传感器数据在跨域诊断中的表现.

方法3:单传感器2跨域故障诊断.仅使用传感器2采集的数据进行跨域故障诊断.该方法进一步评估单一传感器数据在跨域诊断中的表现.

方法4:数据级融合方法.该方法首先对各个传感器信号进行归一化预处理,随后在时间维度上对齐各传感器的采样点,截取相同时间跨度的样本段,最终将这些同步的样本段按传感器维度进行拼接,生成与原始样本时间长度一致的融合样本.

方法5:决策级融合方法.该方法单独训练每个传感器数据的网络模型,并引入强化投票策略用于决策级融合[21].

方法6:全连接特征级融合方法.该方法将提出的Transformer特征融合模块替换为简单的全连接融合模块.该方法用于验证Transformer特征融合模块在跨域故障诊断中的优势.

通过对上述6种对比方法与本文所提出的多传感器协同跨域诊断方法进行实验对比,能够全面评估新方法在不同场景下的性能表现.

3.4　实验结果

本文提出的方法和6种对比方法在两个跨域故障诊断任务下的诊断结果如图7所示.从图中可以看出,本文方法获得了最高的诊断准确率.无域适应方法获得的平均诊断准确率仅为70.6%,这说明了源域中的特征分布和目标域中的特征分布存在明显差异,直接使用源域数据进行训练并不能很好地适应目标域的数据特征,导致诊断效果不佳.单传感器跨域故障诊断方法2和方法3获得的平均诊断准确率分别为93.6%和94.2%,这一结果表明,通过引入域适应策略,即使仅使用单一传感器的数据,也能够显著提高跨域故障诊断的性能.数据级融合方法4的平均诊断准确率为88.25%,这一相对较低的准确率表明,单纯的数据级融合难以充分捕捉和表征复杂的故障特征信息,在故障知识表示能力方面存在明显局限.决策级融合方法5取得了96.25%的平均诊断准确率,这一显著提升表明,通过有效整合多源传感器的诊断决策信息,决策级融合策略能够更全面地利用各传感器的故障判别知识,从而实现更可靠的诊断效果.方法6为特征级融合方法,该方法将Transformer特征融合模块替换为简单的全连接融合模块,获得的平均诊断准确率为97.2%.这一结果证明,特征级融合方法在跨域故障诊断中具有明显优势,能够进一步提高诊断准确率.值得注意的是,本文提出的方法在两个跨域故障诊断任务下的平均诊断准确率为99.3%,远高于对比方法.尽管全连接融合模块在一定程度上提高了多传感器数据的利用效率,但相比之下,Transformer特征融合模块的效果更为显著.这充分验证了所提方法在跨域故障分类任务中具有优越的性能.该方法通过多传感器数据的协同处理和Transformer特征融合模块的应用,有效克服了源域与目标域之间的分布差异问题.

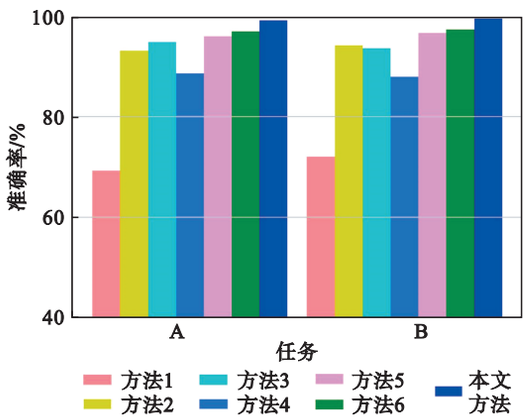


图7　两个任务下不同方法结果对比

Fig. 7　Comparison of results of different methods under two tasks

为了直观地说明提出方法的性能优势,采用t-SNE(t-distributed stochastic neighbor embedding)对所提取的特征进行降维和可视化,从而便于观察各类样本特征的分布情况和类别间的分离程度.图8给出了任务A中方法1、方法6和本文方法的特征降维图,来展示本文方法中的特征融合模块和域适应策略的有效性.从图中可以看出,提出的方法获得的特征聚类效果最好,同类样本在特征空间中聚集,不同类别的样本特征边界清晰.而方法1和方法6则显示出多类样本之间的特征出现混淆现象,表明这些方法无法有效捕捉各类样本的类别信息.通过t-SNE可视化结果,进一步证明了本文方法的优越性.

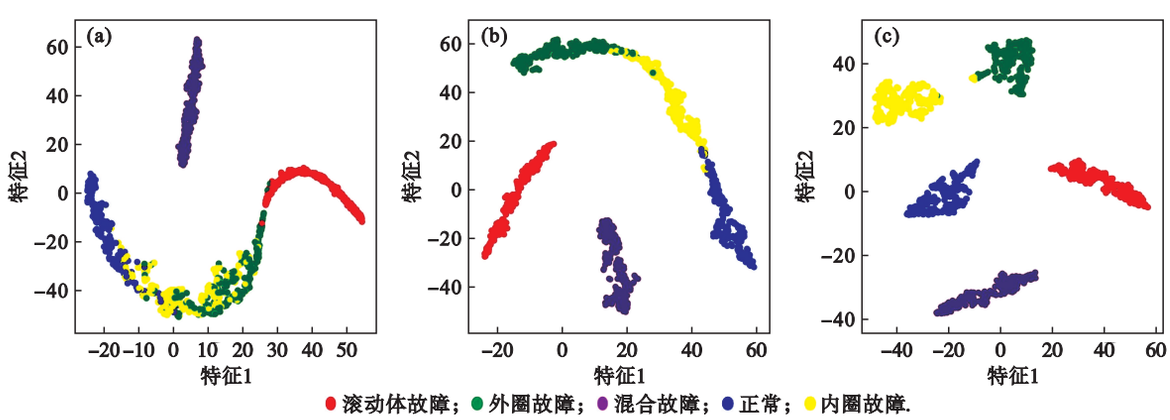


图8　不同方法测试数据的t-SNE降维图

Fig. 8　t-SNE dimensionality reduction diagram of testing data of different methods

(a)—方法1;(b)—方法6;(c)—本文方法.

综上所述,实验结果证明了本文提出的方法可以实现准确的多传感器协同跨域故障诊断,为复杂的旋转机械运行过程中,对滚动轴承在变转速的情况下进行故障识别和分类提供了有效的方法.

4 结 论

1)本文提出了一种基于多传感器信息融合的协同跨域故障诊断方法,以多传感器采集的时域振动信号为输入,利用卷积神经网络自适应提取不同传感器间的故障特征差异,并通过最小化单传感器及融合特征间的最大均值差异损失,实现跨域特征对齐.

2)构建Transformer网络以充分融合多传感器信息,提升跨域故障诊断的精度.实验结果表明,该方法故障诊断准确率相较于数据级融合、特征级融合和决策级融合方法分别提升了11.05%,2.10%和3.05%.

3)所提出的跨域故障诊断方法能够有效提升滚动轴承的故障识别和分类能力,具备良好的工业应用潜力,为提高关键旋转部件的安全性和可靠性提供了技术支撑.

参考文献:

[1] Yan X A, Liu Y, Jia M P. Multiscale cascading deep belief network for fault identification of rotating machinery under various working conditions[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 193: 105484.

[2] Wang Z J, He X X, Yang B, et al. Subdomain adaptation transfer learning network for fault diagnosis of roller bearings[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 69(8): 8430-8439.

[3] Ince T, Kiranyaz S, Eren L, et al. Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(11): 7067-7075.

[4] An Z H, Li S M, Wang J R, et al. A novel bearing intelligent fault diagnosis framework under time-varying working conditions using recurrent neural network[J]. *ISA Transactions*, 2020, 100: 155-170.

[5] 徐鹏, 皋军, 邵星. 基于AMCNN-BiGRU的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(18): 71-80.
(Xu Peng, Gao Jun, Shao Xing. Fault diagnosis method for rolling bearings based on AMCNN-BiGRU[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(18): 71-80.)

[6] Jiang H K, Li X Q, Shao H D, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings using an improved deep recurrent neural network[J]. *Measurement Science and Technology*, 2018, 29(6): 065107.

[7] 陈祝云, 钟琪, 黄如意, 等. 基于增强迁移卷积神经网络的机械智能故障诊断[J]. 机械工程学报, 2021, 57(21): 96-105.
(Chen Zhu-yun, Zhong Qi, Huang Ru-yi, et al. Intelligent fault diagnosis for machinery based on enhanced transfer convolutional neural network[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(21): 96-105.)

[8] Han T, Liu C, Yang W G, et al. Deep transfer network with joint distribution adaptation: a new intelligent fault diagnosis framework for industry application[J]. *ISA Transactions*, 2020, 97: 269-281.

[9] Lu W N, Liang B, Cheng Y, et al. Deep model based domain adaptation for fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(3): 2296-2305.

[10] 赵靖, 杨绍普, 李强, 等. 一种残差注意力迁移学习方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2023, 34(3): 332-343.
(Zhao Jing, Yang Shao-pu, Li Qiang, et al. A new transfer learning method with residual attention and its applications on rolling bearing fault diagnosis[J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34(3): 332-343.)

[11] 贾峰, 李世豪, 沈建军, 等. 面向轴承智能诊断的多领域深度对抗迁移网络[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2022, 54(7): 120-127.
(Jia Feng, Li Shi-hao, Shen Jian-jun, et al. Multi-domain deep adversarial transfer network for intelligent diagnosis of bearings[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2022, 54(7): 120-127.)

[12] Deng Y F, Huang D L, Du S C, et al. A double-layer attention based adversarial network for partial transfer learning in machinery fault diagnosis[J]. *Computers in Industry*, 2021, 127: 103399.

[13] Tang L, Zhang Q, Xuan J P, et al. Multitarget domain adaptation with transferable hyperbolic prototypes for intelligent fault diagnosis[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 257: 109952.

[14] Xia M, Li T, Xu L, et al. Fault diagnosis for rotating machinery using multiple sensors and convolutional neural networks[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 23(1): 101-110.

[15] 杨洁, 万安平, 王景霖, 等. 基于多传感器融合卷积神经网络的航空发动机轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(13): 4933-4942.
(Yang Jie, Wan An-ping, Wang Jing-lin, et al. Aeroengine bearing fault diagnosis based on convolutional neural network for multi-sensor information fusion[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(13): 4933-4942.)

[16] 张洪亮, 余其源, 秦超群, 等. 基于信息融合及双连接注意力残差网络的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(20): 114-123.
(Zhang Hong-liang, Yu Qi-yuan, Qin Chao-qun, et al. Bearing fault diagnosis based on double-connected attention residual network and information fusion[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(20): 114-123.)

[17] Zhang Y C, Ren Z H, Feng K, et al. Transformer-enabled cross-domain diagnostics for complex rotating machinery with multiple sensors[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2023, 28(4): 2293-2304.

[18] Mao G, Zhang Z Z, Qiao B, et al. Fusion domain-adaptation CNN driven by images and vibration signals for fault diagnosis of gearbox cross-working conditions[J]. *Entropy*, 2022, 24(1): 119.

[19] 张永超, 李琦, 任朝晖, 等. 基于域适应与分类器差异的滚动轴承跨域故障诊断[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(3): 367-372.
(Zhang Yong-chao, Li Qi, Ren Zhao-hui, et al. Cross-domain fault diagnosis of rolling bearings using domain adaptation with classifier discrepancy[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2021, 42(3): 367-372.)

[20] Han T, Liu C, Wu L J, et al. An adaptive spatiotemporal feature learning approach for fault diagnosis in complex systems[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 117: 170-187.

[21] Shao H D, Lin J, Zhang L W, et al. A novel approach of multisensory fusion to collaborative fault diagnosis in maintenance[J]. *Information Fusion*, 2021, 74: 65-76.