

无监督域适应迁移学习在旋转机械故障诊断中的应用

周湘淇, 付忠广, 高玉才

(华北电力大学 电站能量传递转化与系统教育部重点实验室, 北京 102206)

摘要: 故障诊断在旋转机械领域具有重要的意义,而深度学习和迁移学习的发展为提高故障诊断的准确性和鲁棒性提供了新的途径。针对旋转机械故障诊断问题,提出了一种基于深度对抗神经网络(domain-adversarial neural network, DANN)和多核最大平均差异(multiple kernel maximum mean discrepancy, MK-MMD)的无监督域适应迁移学习方法。首先,收集了源工况和目标工况下的振动信号数据并通过快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)转化为频域信号。然后,构建了一个ResNeXt-50特征提取器,并使用DANN和MK-MMD方法进行特征映射和域适应,从而实现源工况到目标工况的迁移学习。试验结果表明,该方法能提高对故障特征的识别精度,且在不同工况下的迁移试验中具有更好的鲁棒性。

关键词: 旋转机械;故障诊断;快速傅里叶变换(FFT);域适应;迁移学习

中图分类号: TH17;TK14

文献标志码: A

DOI:10.13465/j.cnki.jvs.2024.10.013

Unsupervised domain adaptation transfer learning for the fault diagnosis in rotating machinery

ZHOU Xiangqi, FU Zhongguang, GAO Yucui

(Key Laboratory of Power Station Energy Transfer Conversion and System of Ministry of Education,
North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Fault diagnosis is of great importance in the domain of rotating machinery, and the development of deep learning and transfer learning has provided new avenues in order to enhance the precision and robustness of fault diagnosis. In the context of the fault diagnosis in rotating machinery, an unsupervised domain adaptation transfer learning method based on the domain-adversarial neural network (DANN) and multiple kernel maximum mean discrepancy (MK-MMD) was proposed. Firstly, vibration signal data in both the source working condition and the target working condition were gathered and converted into frequency domain signals utilizing the fast Fourier transform (FFT). Then, a ResNeXt-50 feature extractor was constructed, and the DANN and MK-MMD methods were employed for feature mapping and domain adaptation, enabling transfer learning from the source working condition to the target working condition. The experimental findings validate that the proposed method enhances the accuracy of fault feature recognition and exhibits better robustness in transfer experiments across different working conditions.

Key words: rotating machinery; fault diagnosis; fast Fourier transform (FFT); domain adaptation; transfer learning

随着工业领域中旋转机械的广泛应用,对其故障诊断和预测的需求也越来越迫切^[1]。准确和及时地检测和识别旋转机械的故障,对于确保生产效率、降低设备损坏和停机时间至关重要。近年来,深度学习和迁移学习的快速发展为旋转机械故障诊断提供了新的解决方案。

然而,旋转机械的故障诊断面临着一些挑战。首先,由于数据采集的复杂性和成本限制,获取大规模标记样本的工况数据是困难的。其次,由于不同工况下旋转机械振动信号的特征和分布存在差异,将在一个工况下训练的模型直接应用于其他工况可能导致性能下降。因此,域适应迁移学习被引入到旋转机械故障诊断中,以利用在一个工况下学习到的知识和特征,提高在其他工况下的诊断性能^[2-3]。

在域适应迁移学习中,基于对抗的方法和最大均值差异被广泛应用于解决领域差异的问题^[4]。其中,领域自适应神经网络(domain adversarial neural

基金项目: 国家自然科学基金项目(50776029)

收稿日期: 2023-07-17 修改稿收到日期: 2023-09-27

第一作者 周湘淇 男,硕士生,1999年生

通信作者 付忠广 男,博士生,教授,博士生导师,1963年生

network, DANN)通过在训练过程中引入一个域分类器,通过最大化域分类器的错误来减小源域和目标域之间的域差异。而最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)是一种非参数的领域自适应方法,通过最大化源域和目标域之间的均值差异来进行特征映射。

本文的主要目的是探讨 DANN 和多核最大平均差异(multiple kernel maximum mean discrepancy, MK-MMD)方法在故障诊断中的应用。通过将这两种方法结合起来,本文希望能够在不同工况下实现更准确和鲁棒的故障诊断。本文将使用公开数据集,收集源工况和目标工况下的振动信号数据,并通过 DANN 和 MK-MMD 方法进行特征映射和域适应,从而实现源工况到目标工况的迁移学习。

1 数学原理及模型建立

1.1 无监督域适应

无监督域适应(unsupervised domain adaptation, UDA)是一种域适应的方法,旨在解决源域和目标域数据不匹配的问题,而无需使用目标域的标注数据^[5]。

在无监督域适应中,本文假设源域的标注数据 $D^S = \{(x_1^s, y_1^s), \dots, (x_{n^s}^s, y_{n^s}^s)\}$ 和目标域的无标注数据 $D^T = \{x_1^t, \dots, x_{n^t}^t\}$ 。源域和目标域的特征分布可能存在差异,例如不同的数据采集环境等。无监督域适应的目标是通过学习一个能够将源域和目标域的特征表示对齐的模型,最小化预测误差 $\sum_{i=1}^{n^t} \|\bar{y}_i^t - y_i^t\|$, 其中 \bar{y}_i^t 为第 i 个样本的预测标签, y_i^t 为其真实标签,以便在目标域上具有较好的性能。

无监督域适应方法通常包括以下步骤:

步骤 1 特征提取:从源域和目标域的数据中提取特征表示。

步骤 2 领域对齐:通过各种方法来减小源域和目标域特征分布之间的差异。这些方法可能包括最大均值差异、对抗性训练(adversarial training, AT)等。

步骤 3 分类器训练:使用对齐后的特征表示在源域上训练分类器,并在目标域上进行测试。通过在源域上训练分类器,可以利用源域的标注数据来辅助目标域的学习。

无监督域适应的优势在于它可以在没有目标域标注数据的情况下进行模型训练,从而降低了数据标注的成本。它可以帮助模型在目标域上具有更好的泛化

能力,适应不同的数据分布,提高模型在实际应用中的性能。需要注意的是,无监督域适应仍然需要依赖于源域的标注数据来进行模型训练,因此源域和目标域之间的差异应尽可能小,以确保域适应的有效性^[6]。

1.2 快速傅里叶变换

FFT 代表快速傅里叶变换(fast Fourier transform),它是一种用于计算离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, DFT)的算法。通过应用 FFT 算法,可以将信号从时域转换为频域,从而更好地理解信号的频谱特性,并对其进行相应的处理和分析^[7]。其公式为

$$X(k) = G(k) + H(k)e^{-j2\pi\frac{k}{N}}, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

$$G(k) = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} g(n)e^{-j2\pi\frac{nk}{N/2}}, k = 0, 1, \dots, \frac{N}{2}-1 \quad (2)$$

$$H(k) = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} h(n)e^{-j2\pi\frac{nk}{N/2}}, k = 0, 1, \dots, \frac{N}{2}-1 \quad (3)$$

$$h(n) = x(2n+1), n = 0, 1, \dots, \frac{N}{2}-1 \quad (4)$$

$$g(n) = x(2n), n = 0, 1, \dots, \frac{N}{2}-1 \quad (5)$$

式中: $x(2n), x(2n+1)$ 为时间序列信号; $h(n), g(n)$ 为奇、偶两个序列。 $G(k), H(k)$ 为对 $g(n), h(n)$ 序列的 DFT 计算。

1.3 ResNeXt 网络

ResNeXt (Residual Next) 是一种深度卷积神经网络架构^[8],由微软研究院提出。它是在 ResNet (Residual Network) 的基础上进行改进的。ResNeXt 的核心思想是通过增加网络的宽度(width)来提升模型的性能。在传统的卷积神经网络中,通常通过增加网络的深度来提高性能,但这样会增加参数量和计算复杂度。而 ResNeXt 提出了一种更加灵活的方式,即增加网络的宽度。ResNeXt 中的基本单元是称为“基数(cardinality)”的概念。Cardinality 指的是在一个网络层中的独立路径的数量。传统的卷积神经网络中,通常使用较小的基数,例如 1,表示只有一个路径。而 ResNeXt 则引入了更大的基数,例如 32 或 64,表示在一个层中有多个独立的路径。ResNeXt-50 的残差结构,含有 32 个组,即 32 个基数,如图 1 所示。

ResNeXt 的结构类似于 ResNet,它使用了残差连接(residual connections)。每个残差单元中,输入通过一个瓶颈结构(bottleneck)进行特征变换,然后与残差路径相加。ResNeXt 的创新之处在于,它通过增加基数来扩展残差路径,从而提高了模型的表示能力。

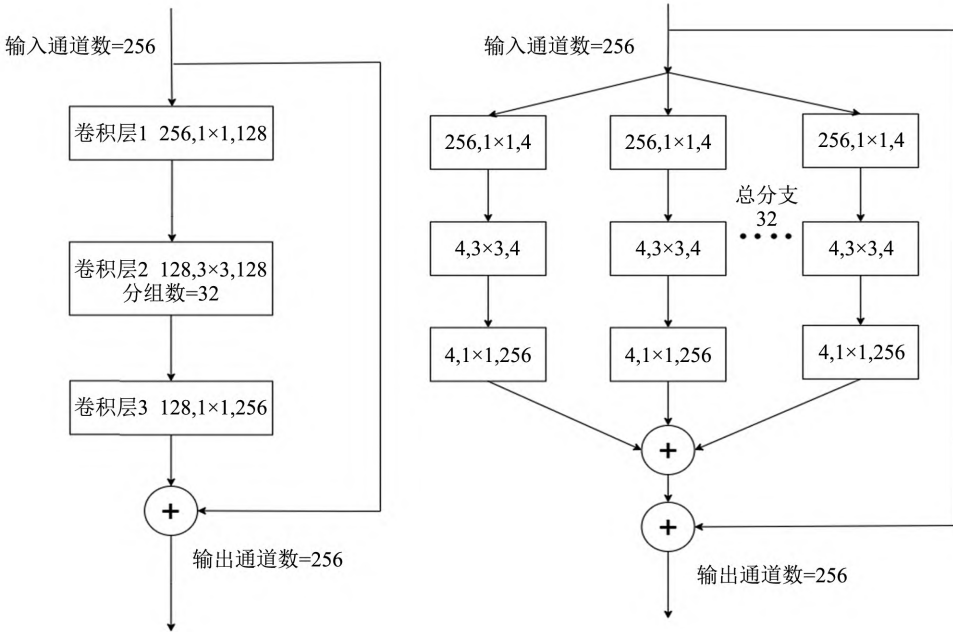


图1 多基数(Multi-cardinality)残差结构
Fig. 1 Multi-cardinality residual structure

通过增加网络的宽度,ResNeXt 能够更好地捕捉不同尺度的特征,并提供更强大的表示能力,从而取得了较好的性能。本文采用 ResNeXt-50 网络,其结构以及与 ResNet-50 网络的区别与如表 1 所示。

表 1 ResNeXt-50 结构		
Tab. 1 ResNeXt-50 structure		
网络名称	ResNet-50	ResNeXt-50
卷积层 1	7 × 7, 64, 步长 2	7 × 7, 64, 步长 2
卷积层 2	3 × 3, 最大池化, 步长 2	3 × 3, 最大池化, 步长 2
卷积层 3	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64, C = 32 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
卷积层 4	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128, C = 32 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$
卷积层 5	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256, C = 32 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$
卷积层 6	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512, C = 32 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	全局平均池化 全连接层	全局平均池化 全连接层

1.4 多核最大平均差异与深度对抗神经网络

(1) 多核最大平均差异

最大平均差异^[9-10]是一种用于度量两个概率分布之间差异的方法,通过比较两个概率分布在特征空间中的均值来衡量它们之间的差异。MMD 通常使用核函数来进行特征空间的映射和度量。本文采用的核函数为高斯核函数(Gaussian kernel function),高斯核函数在最大平均差异中扮演着重要的角色。具体来说,

MMD 通过计算两个分布的期望特征映射在特征空间中的距离来衡量分布之间的差异。而这种期望特征映射就是使用核函数进行的。高斯核函数的数学表达式为

$$K(x,y) = e^{-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}}$$
 (6)

式中: x,y 为两个数据点; $\|x-y\|$ 为这两点之间的欧氏距离; σ 为核函数的带宽或分布范围。

多核最大平均差异进一步扩展了 MMD 方法^[11],通过引入多个核函数,结合它们的线性组合来度量分布之间的差异。MK-MMD 可以看作是在 MMD 框架下使用多个核函数的一种推广。在领域自适应等任务中被广泛使用。通过使用多个核函数,MK-MMD 可以更好地捕捉数据分布的细微差异,提供更准确和全面的度量方法。

(2) 深度对抗神经网络

深度对抗神经网络是一种用于领域自适应(domain adaptation)的深度神经网络模型^[12]。DANN 提出了一种端到端的域自适应方法,旨在解决源域和目标域之间的差异。其关键思想是通过对抗性训练来减小领域差异的影响。它同时训练一个特征提取器、一个区分源域和目标域的域鉴别器和一个类别预测器,也就是说,DANN 训练特征提取器以防止域鉴别器区分两个域之间的差异,从而对齐源域和目标域的分布。

1.5 基于改进 DANN 的无监督域适应模型

为实现跨工况的轴承故障诊断,将 DANN 和 MK-MMD 结合在一起,构建一个综合的故障诊断模型,如图 2 所示。首先,使用 DANN 进行特征提取和领域适应,将源域和目标域的特征进行映射和对齐,其中

ResNeXt-50 网络作为 DANN 模型的特征提取器。然后,使用 MK-MMD 进行特征分布的度量和优化,进一步缩小源域和目标域之间的特征差异。通过这种方

式,可以实现基于对抗的无监督迁移学习,并将其应用于旋转机械故障诊断任务中,提高故障诊断的准确性和泛化能力。

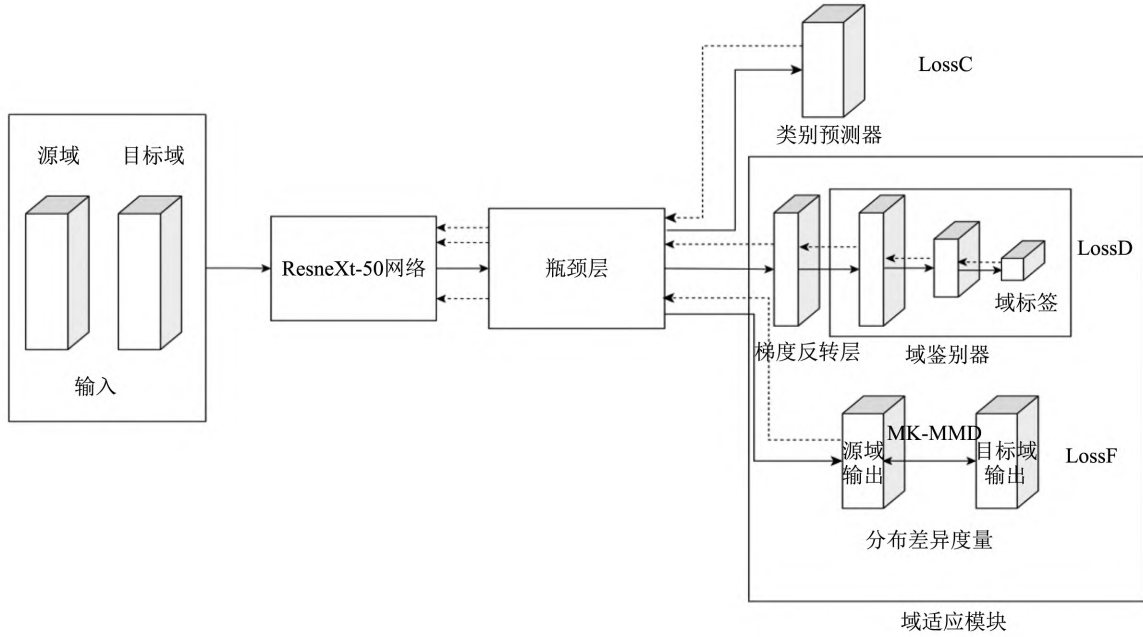


图 2 改进 DANN 的无监督域适应模型

Fig. 2 Improving DANN's unsupervised domain adaptation model

其优化目标分为三个部分:

(1) 最小化源域数据的分类误差

使用交叉熵函数最小化源域数据的分类误差,定义为 LossC

$$\text{LossC} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^M y_{ic} \log(p_{ic}) \quad (7)$$

式中: N 为样本数; M 为类别数; y_{ic} 为符号函数,如果样本 i 真实类别等于 c 取 1,否则取 0; p_{ic} 为样本 i 属于类别 c 的预测概率。

(2) 最大化源域和目标域之间的域分类损失

DANN 训练特征提取器以防止域鉴别器区分两个域之间的差异,从而对齐源域和目标域的分布。域分类损失定义为 LossD

$$\text{LossD} = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} L_d^i + \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} L_d^j \quad (8)$$

$$L_d \{ G_d [G_f(x_i)], d_i \} = d_i \log \frac{1}{G_d [G_f(x_i)]} + (1 - d_i) \log \frac{1}{1 - G_d [G_f(x_i)]} \quad (9)$$

$$G_d [G_f(x); u, z] = \text{sigm} [u^T G_f(x) + z] \quad (10)$$

$$G_f(x; W, b) = \text{relu}(Wx + b) \quad (11)$$

式中: n_s, n_t 为训练集中源域和目标域的样本个数; L_d 为域鉴别器损失函数; G_d 为域鉴别器输出; sigmoid 为其激活函数^[13]; G_f 为特征提取器输出; relu 为其激活函数^[14]; d_i 为第 i 个样本的域标签,如果为源域则取 0,为目标域则取 1。

(3) 最小化源域和目标域之间的分布差异

在故障诊断任务中, MK-MMD 可以用于度量源域和目标域之间的特征分布差异,它通过计算多个核函数的最大均值差异,找到源域和目标域之间最难区分的样本,并最小化它们的分布差异,来实现特征迁移和故障诊断。分布差异定义为 LossF

$$\text{LossF} = \left\| \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{i'=1}^n K(x_i, x_{i'}) - \frac{2}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m K(x_i, y_j') + \frac{1}{m^2} \sum_{j=1}^m \sum_{j'=1}^m K(y_j, y_j') \right\|_{H_K} \quad (12)$$

$$K \triangleq \left\{ k = \sum_{u=1}^P \beta_u k_u : \sum_{u=1}^P \beta_u = 1, \beta_u \geq 0, \forall u \right\} \quad (13)$$

式中: n 为源域样本数; m 为目标域样本数; H_K 为使用高斯核作为核函数的再生核希尔伯特空间 (reproducing kernel Hilbert space, RKHS)。 K 定义为 P 个不同核的加权和, β_u 为不同核的权值,为 $1/P$, P 为不同核的个数,本文 P 取 5。

综合以上三部分,最终优化函数为

$$L = \text{LossC} - \text{LossD} + \text{LossF} \quad (14)$$

通过损失的反向传播,即在训练中优化目标函数,不断更新模型参数,使模型预测更加准确,同时实现分类和域自适应。

2 数据预处理及试验

2.1 试验数据集

本文采用西储大学轴承数据集 (Case Western

Reserve University Bearing Data Center)。该数据集是一个广泛使用的轴承故障诊断和预测性维护研究领域的数据集。由西储大学的轴承故障诊断研究中心提供,并包含了来自试验室测试和现场实际应用的振动信号数据。其试验平台如图3所示,其组成部分有:2马力的电动机,扭矩传感器,功率测试计和电子控制器。轴承型号为SKF-6205,采样频率为12 kHz。CWRU包括了三种类型的轴承故障以及正常运行状态的振动信号数据。每个故障类型都包含了不同工况和工作负载下的数据。每种故障均包括三种不同直径的轴承,分别为0.177 8 mm,0.355 6 mm,0.533 4 mm,加上正常轴承,故一共设置十种类型的故障数据。试验数据集如表2所示。

2.2 快速傅里叶变换后的频谱图

对于每种故障类型,本文从振动信号中连续选择了1 024个数据点作为每个样本的长度,并选择了200个样本进行分析。为了减少频谱泄漏的影响,在所选择的时域信号上应用了Hanning窗口,将其与原始信号进行逐点相乘^[15],然后将每个数据样本的振动信号通过快速傅里叶变换获得频域信号。作为示例,0负载下

旋转机械的10种运行状态的FFT频谱图。图4(a)~图4(j)分别代表十种轴承状态,如图4所示。

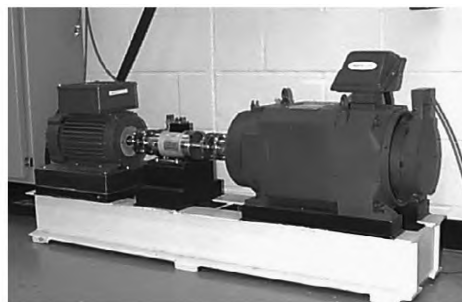


图3 西储大学轴承试验平台

Fig. 3 Bearing experimental platform of Western Reserve University

表2 试验数据集

Tab. 2 Test dataset

数据集	转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)	负载/ HP	故障尺寸/mm	故障类型
A0	1 797	0		正常/
A1	1 772	1	0.177 8/	外圈故障/
A2	1 750	2	0.355 6/	内圈故障/
A3	1 730	3	0.533 4	滚动体故障

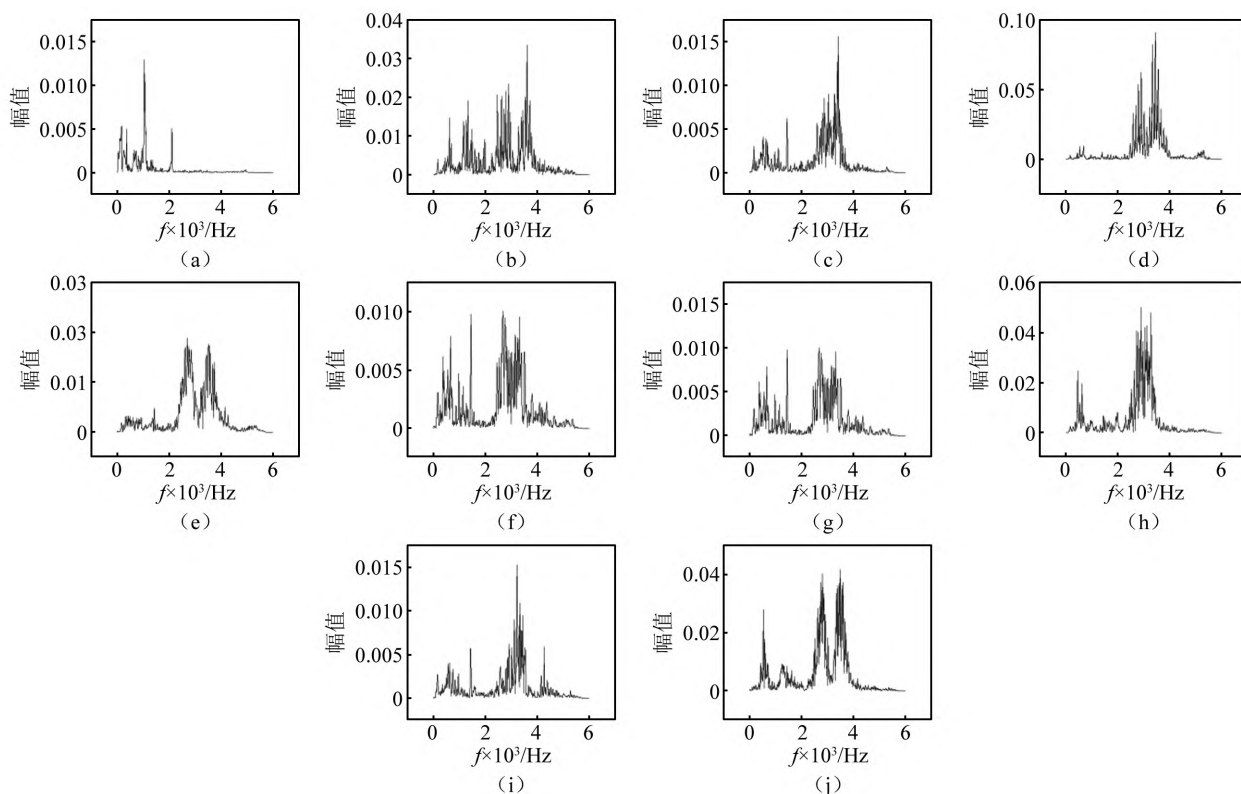


图4 快速傅里叶变换频谱图

Fig. 4 Fast Fourier transform spectrogram

2.3 试验分析

2.3.1 网络性能及信号处理方法有效性测试

取数据集A0,A1,A2,A3的原始信号和经过FFT变换后的频域信号,对快速傅里叶变换方法有效性及ResNext50的诊断性能进行测试,共设置六组试验方法

进行对比。试验结果如表3所示。

本文将原始信号和频域数据划分为训练集和测试集,比例为60%和40%。随后,使用不同的方法对这些数据进行训练。从表中试验结果可以观察到,相比于原始信号,经过傅里叶变换后的信号能使ResNext50

模型得到更高的准确率,这证明了 FFT 信号处理方法的有效性,同时,ResNext50 网络在故障识别任务中表现优于卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 等其他四种模型,表明该网络在故障识别方面具有较高的性能和准确率。

表 3 不同试验的准确率对比

Tab. 3 Comparison of accuracy rates of different models				
数学模型	A0 准确率/%	A1 准确率/%	A2 准确率/%	A3 准确率/%
本文方法	99.3	99.1	99.2	98.8
原始信号 + ResNext50	97.7	98.3	97.2	97.1
FFT + ResNet50	97.1	97.3	97.5	97.6
FFT + CNN	96.9	96.2	97.3	96.1
FFT + 随机森林	67.8	72.1	68.4	68.1
FFT + 支持向量机	61.4	64.5	71.3	65.7

2.3.2 变工况条件下无监督域适应模型性能测试

为了验证改进的 DANN 无监督域适应模型的性能,本文针对 A0、A1、A2 和 A3 数据集作为源域,对其其他三种工况的数据集进行了 12 次域适应迁移学习试验。将源域和目标域数据进行了快速傅里叶变换,并按照 60% 和 40% 的比例划分为训练集和测试集进行输入。利用带有标签的源域数据和无标签的目标域数据进行无监督训练,并利用剩余的带有标签的目标域数据进行测试^[16]。具体的训练流程如图 5 所示。

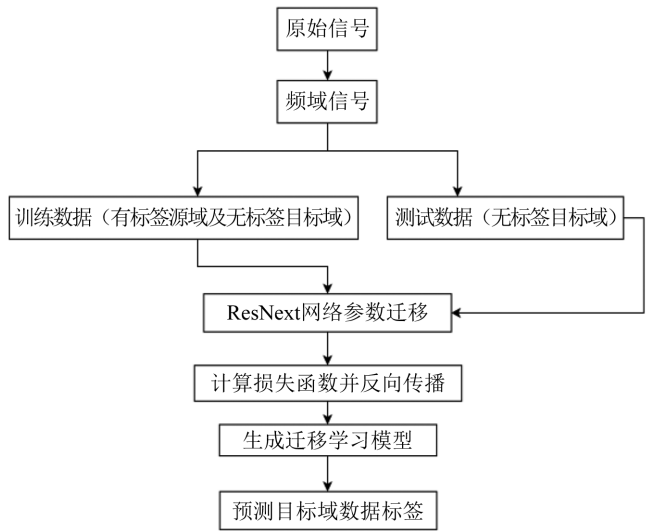


图 5 模型训练流程图

Fig. 5 Model training flowchart

在试验中,本文采用了自适应动量优化器 (adaptive momentum),将学习率设置为 0.001,权重衰减设置为 1×10^{-5} ,并将批处理大小设置为 20。设置最大迭代次数为 100。本文的模型设计使用 PyTorch 2.0 深度学习框架,在 64 位的 Windows 11 操作系统下进行,使用 GPU 进行模型训练,并提供 16 GB 的运行内存。

为了对比研究,本文选取了智能故障诊断领域中

常用的迁移学习方法,并进行了一系列试验来评估它们的性能。这些方法包括方法 1: Resnext + 微调训练 (fine-tuning)、方法 2: Resnet + 最大平均差异 (MMD)、方法 3: Resnext + 最大平均差异 (MMD)、方法 4: Resnex + 深度对抗神经网络 (DANN)。本文使用诊断准确率作为评估指标。试验结果如表 4 所示,共涉及 12 种试验情况。

表 4 跨工况试验设置及结果

Tab. 4 Cross-condition experiment setup and results					
迁移实验	方法 1/%	方法 2/%	方法 3/%	方法 4/%	本文方法/%
A0-A1	88.2	88.6	90.6	93.1	96.1
A0-A2	85.7	88.3	91.8	90.5	98.7
A0-A3	68.6	79.2	81.2	89.6	96.9
A1-A0	83.5	80.9	83.9	90.4	98.5
A1-A2	79.2	85.3	84.7	91.8	99.2
A1-A3	69.2	82.4	83.1	86.1	97.2
A2-A0	55.7	69.3	71.6	84.6	98.3
A2-A1	84.7	86.2	93.7	95.1	98.7
A2-A3	81.8	89.7	92.8	93.8	99.3
A3-A0	53.2	72.3	74.3	89.2	99.1
A3-A1	73.7	82.3	81.1	91.2	99.5
A3-A2	76.3	82.5	85.1	95.4	98.6
平均值	74.9	82.2	84.4	90.9	98.3

由表 4 可知,在跨工况迁移试验中,本文提出的改进 DANN 网络模型在诊断准确率方面明显优于对比方法,平均准确率达到 98.3%。这表明该方法在跨工况诊断任务中具有更高的鲁棒性。同时,根据表中的数据可以推测,工况之间的差距越小,迁移诊断的准确率越高。这说明相似工况的数据分布差异较小,具有更相似、更共性的故障特征,从而使得领域适应的效果更好。

2.4 数据可视化

为了直观地展示改进 DANN 模型的优越性,本文使用了 t 分布随机邻域嵌入^[17-18] (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 方法对经过改进 DANN 模型处理后的目标域输出数据进行了可视化展示。可视化结果,如图 6 所示。

由图 6 可知,按顺序展示了表 4 中 12 种跨工况试验的故障特征的二维可视化图。从图中可以清晰地看出,通过改进的 DANN 模型,得到了较好的分布对齐效果,特征簇紧凑且可区分度较高。不同的故障特征在二维坐标中有明显的区分度,而相同故障特征则在二维坐标中聚集在一起。这表明本文的方法在领域自适应方面取得了良好的效果,具有较高的分类准确率。特征的可视化进一步证明了本文所提方法具有优秀的识别性能,能够通过提取可迁移特征来优化源域和目标域之间的分布差异,减小领域之间的距离,显著提高领域自适应能力,从而实现了迁移学习的预期目标。

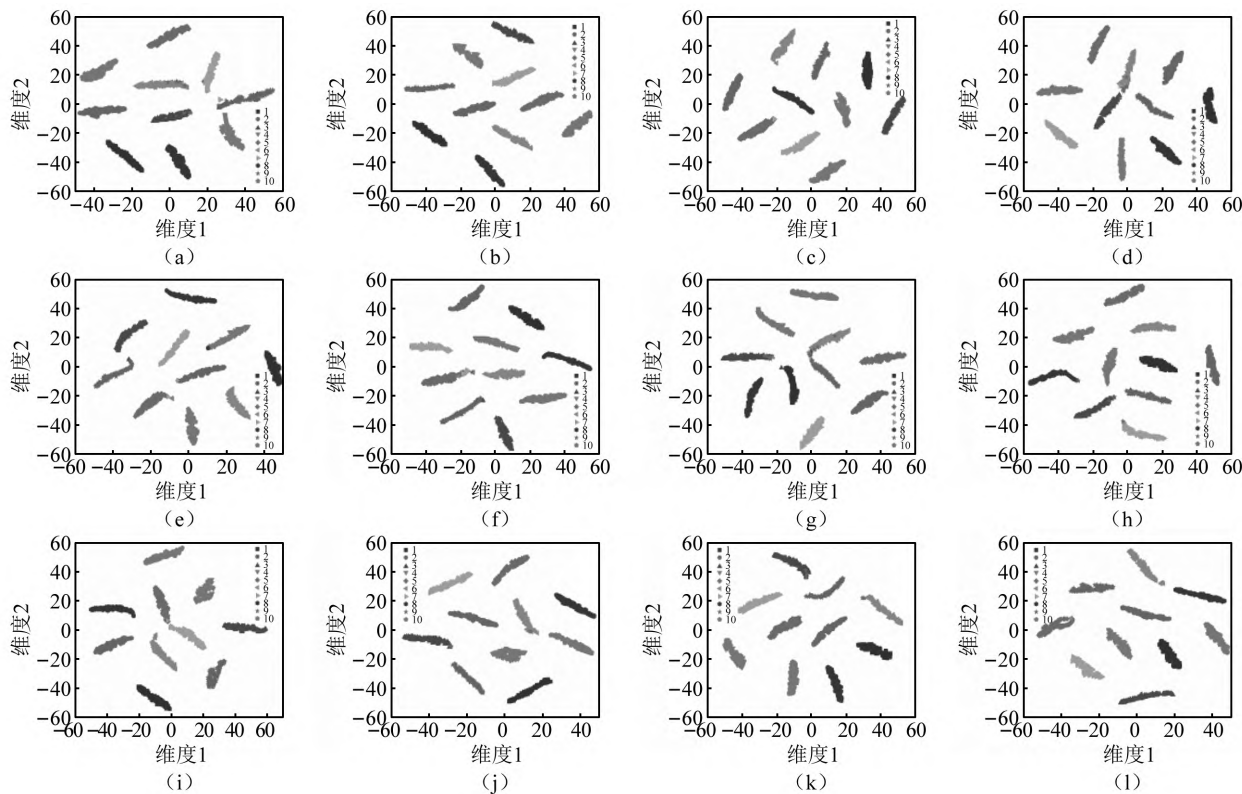


图6 12种跨工况试验故障特征二维可视化

Fig.6 Two-dimensional visualization of fault characteristics of 12 cross-working condition experiments

2.5 风机轴承试验验证

为了进一步验证所提方法的有效性,采用离心风机系统轴承故障诊断试验台,试验台如图7所示,电动机为三菱 SB-JR 感应电机,额定转速 1 800 r/min,测试轴承型号为 N205,一共有四种健康状况,分别为正常、内圈、外圈和滚动体,采样频率为 50 kHz,每种健康状况均采集三种不同转速下的数据,分别是 600 r/min (记作 D 工况)、800 r/min(记作 E 工况)、1 000 r/min (记作 F 工况)。每种状况取 1 000 个样本,每个样本包含 1 024 个数据点。按表4的试验方法共设置六组迁移试验,结果如表5所示。从表中可以看出本文方法效果优于其他对比方法,这进一步证明了本文方法的有效性。

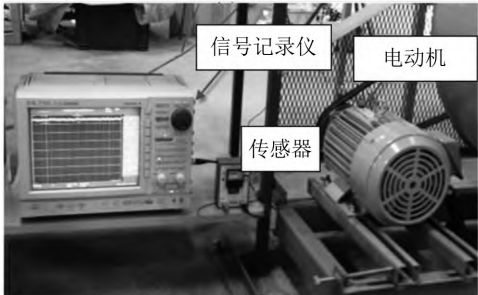


图7 离心风机系统轴承故障诊断试验台

Fig.7 Centrifugal fan system bearing fault diagnosis test bench

表5 迁移试验结果

Tab.5 Migration experiment results					
迁移试验	方法 1/%	方法 2/%	方法 3/%	方法 4/%	本文方法/%
D-E	76.3	84.3	90.6	91.1	93.3
D-F	78.1	82.1	84.5	90.2	92.1
E-D	73.7	76.8	81.4	88.6	93.7
E-F	87.3	85.3	88.2	91.4	93.2
F-D	76.1	83.3	86.7	93.7	96.1
F-E	83.2	82.6	92.3	95.3	96.7
平均值	79.1	82.4	87.3	91.7	94.2

3 结 论

本文针对目标域故障诊断任务中缺乏标签样本的问题,提出了一种改进型 DANN 领域自适应故障诊断方法。该方法考虑了不同工况下数据分布的差异,并利用目标域无标签数据进行无监督迁移学习,打破了传统深度学习中训练数据和测试数据分布相同的假设。首先,将原始信号经过快速傅里叶变换处理后输入模型,通过对抗性训练和最小化分布差异,减小源域和目标域之间的特征差异,从而实现领域自适应。试验证明了以下结果:

(1) 采用 ResNext50 网络作为模型的特征提取器,在不同数据集下的诊断精度明显优于 CNN、ResNet50 和支持向量机等特征提取器。这表明增加特征提取器网络宽度的方法能够提高对故障特征的识别精度。

(2) 在变工况的数据集上进行域适应迁移学习试验,试验结果和特征可视化显示,改进型 DANN 模型在处理不同数据分布时具有良好的分布对齐能力和特征判别能力,与常用的域适应迁移学习方法相比,具有更高的准确率。

参考文献

- [1] 侯泽林. 旋转机械故障诊断的研究现状及发展前景[J]. 锻压装备与制造技术, 2021, 56(5): 33-37.
- HOU Zelin. Research status and development prospects of rotating machinery fault diagnosis[J]. Forging & Stamping Equipment and Manufacturing Technology, 2021, 56(5): 33-37.
- [2] XU L, CHI Z, XIANG L, et al. Federated transfer learning in fault diagnosis under data privacy with target self-adaptation[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 68: 523-535.
- [3] 杨胜康, 孔宪光, 王奇斌, 等. 基于多源域深度迁移学习的机械故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(9): 32-40.
- YANG Shengkang, KONG Xianguang, WANG Qibin, et al. Mechanical fault diagnosis based on multi-source domain deep transfer learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(9): 32-40.
- [4] ZHAO Z B, ZHANG Q Y, YU X L, et al. Applications of unsupervised deep transfer learning to intelligent fault diagnosis: a survey and comparative study [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-28.
- [5] 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.
- LI Jingjing, MENG Lichao, ZHANG Ke, et al. A comprehensive review of domain adaptation research [J]. Computer Engineering, 2021, 47(6): 1-13.
- [6] 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 Haidong, XIAO Yiming, YAN Shen. Improved unsupervised domain adaptation for bearing fault diagnosis driven by simulation data [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(3): 76-85.
- [7] ALEMAMI Y, MOHAMED M A, ATIEWIS, et al. Speech encryption by multiple chaotic map with fast fourier transform [J]. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), 2020, 10: 5658-5664.
- [8] BATTULA B, ASHOK B N, SPICA G S, et al. Parkinson's disease detection using modified ResNeXt deep learning model from brain MRI images[J]. Soft Computing, 2023, 27(16): 11905-11914.
- [9] 高彤, 盛蔚, 尹艳召, 等. 基于 MMD 迁移学习的 MEMS 惯性传感器故障诊断方法[J]. 太原科技大学学报, 2023, 44(2): 97-104.
- GAO Tong, SHENG Wei, YIN Yanzhao, et al. MEMS inertial sensor fault diagnosis method based on MMD transfer learning[J]. Journal of Taiyuan University of Science and Technology, 2023, 44(2): 97-104.
- [10] 徐易芸, 马健, 陈良, 等. 基于相似性度量迁移学习的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(16): 217-223.
- XU Yiyun, MA Jian, CHEN Liang, et al. Bearing fault diagnosis based on similarity metric transfer learning [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(16): 217-223.
- [11] 王翎, 孙涵. 结合域混淆与 MK-MMD 的深度适应网络[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(7): 1519-1524.
- WANG Ling, SUN Han. Deep adaptive network combining domain confusion and MK-MMD [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2019, 40(7): 1519-1524.
- [12] CHEN K, LIU Z Y, LI Z L, et al. An improved multi-source domain adaptation network for inter-subject mental fatigue detection based on DANN [J]. Biomedizinische Technik, Biomedical engineering, 2023, 68(3): 317-327.
- [13] ZHONG R J, FU Y, SONG Y S, et al. A fusion approach to infrared and visible images with Gabor filter and sigmoid function[J]. Infrared Physics and Technology, 2023, 131(4): 104696.
- [14] CHEN C J, MIN F H, ZHANG Y Z, et al. ReLU-type Hopfield neural network with analog hardware implementation [J]. Chaos, Solitons and Fractals: the interdisciplinary journal of Nonlinear Science, and Nonequilibrium and Complex Phenomena, 2023, 167: 113068.
- [15] ANGEL A, ANGEL Z, DANIEL M, et al. Analysis of the use of the Hanning Window for the measurement of interharmonic distortion caused by close tones in IEC standard framework[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 206: 107833.
- [16] 司瑾. 基于深度迁移学习的轴承故障诊断方法研究及铁路场景应用[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
- [17] 李坤宏, 江桂云, 朱代兵. 数控机床电动主轴 WPD-TSNE-SVM 模型故障诊断[J/OL]. (2022-11-08) [2023-08-26]. 10.13433/j.cnki.1003-8728.20220292.
- [18] DI D Y, WANG D C, FANG H Y, et al. An automatic and integrated self-diagnosing system for the silting disease of drainage pipelines based on SSAE-TSNE and MS-LSTM[J]. Tunnelling and Underground Space Technology incorporating Trenchless Technology Research, 2023, 136: 105076.