

文章编号: 1671-251X(2025)02-0091-09

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2025010027

基于改进迁移学习的煤矿井下设备 音频信号故障诊断方法

邱吉尔^{1,2}, 王琪^{1,2}, 王鹏^{1,2}

(1. 中煤科工集团常州研究院有限公司, 江苏 常州 213015;

2. 天地(常州)自动化股份有限公司, 江苏 常州 213015)

摘要: 煤矿井下生产运行环境恶劣, 其关键设备如瓦斯泵、通风机、采煤机等长期处于启动状态, 易产生缺陷性故障。目前端到端音频数据故障诊断方法的模型训练与更新高度依赖于数据标注, 尽管可以获取海量原始数据, 但这些数据通常未经标注, 难以直接用于模型训练, 设备运行工况的突变和设备重组等因素可能导致数据分布发生变化, 从而引起模型性能下降。针对上述问题, 提出了一种基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断方法。首先, 对煤矿设备音频信号进行梅尔频率倒谱系数(MFCC)特征提取, 捕捉设备运行状态中的关键信息, 得到故障特征二维系数图。然后, 构建基于改进迁移学习的故障诊断网络模型, 以改进最大均值差异, 即多核联合最大均值差异作为度量标准, 借助伪标签计算联合分布距离, 将标签信息通过多重线性映射进行特征匹配, 以减少数据分布差异, 实现边缘分布和条件分布同时对齐。实验结果表明: 所提方法在无标签条件下能够实现高精度的故障诊断, 准确率达到 96.99%, 标准差为 0.014; 在模型抗噪性能实验中, 基于改进迁移学习的故障诊断模型在低信噪比(如 10 dB)条件下仍能保持 80% 的故障诊断准确率, 展现出较强的抗噪鲁棒性。

关键词: 煤矿井下设备; 音频信号; 故障诊断; 迁移学习; 梅尔频率倒谱系数; MFCC; 最大均值差异; 多核联合最大均值差异; 源域; 目标域

中图分类号: TD76

文献标志码: A

Fault diagnosis method for underground coal mining equipment audio signals based on improved transfer learning

QIU Ji'er^{1,2}, WANG Qi^{1,2}, WANG Peng^{1,2}

(1. CCTEG Changzhou Research Institute, Changzhou 213015, China;

2. Tiandi (Changzhou) Automation Co., Ltd., Changzhou 213015, China)

Abstract: The underground production environment in coal mines is harsh, and key equipment such as gas pumps, ventilators, and coal shearers often operate continuously, making them susceptible to faults. Currently, end-to-end audio data fault diagnosis methods heavily depend on data labeling for model training and update. Although large amounts of raw data can be collected, these data are typically unlabeled and cannot be directly used for model training. Factors such as sudden changes in equipment operating conditions or equipment reconfiguration may cause data distribution changes, leading to decreased model performance. To address these issues, an underground coal mining equipment audio signal fault diagnosis method based on improved transfer learning is proposed. First, Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) features were extracted from the audio

收稿日期: 2025-01-10; 修回日期: 2025-02-19; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 江苏省科技成果转化专项项目(BA2022040); 天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项项目(2024-TD-QN008); 中煤科工集团常州研究院科研项目(2024TY2003)。

作者简介: 邱吉尔(1998—), 男, 湖北随州人, 硕士, 主要从事煤矿设备故障诊断、监测监控技术等方面的工作, E-mail: 1154604613@qq.com。

引用格式: 邱吉尔, 王琪, 王鹏. 基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2025, 51(2): 91-99.

QIU Ji'er, WANG Qi, WANG Peng. Fault diagnosis method for underground coal mining equipment audio signals based on improved transfer learning[J]. Journal of Mine Automation, 2025, 51(2): 91-99.



扫码移动阅读

signals of coal mining equipment to capture key information about the equipment's operational status, generating a 2D fault feature coefficient map. Then, a fault diagnosis network model based on improved transfer learning was established, using the improved Maximum Mean Discrepancy (MMD) and multi-kernel joint MMD as metrics. The joint distribution distance was calculated using pseudo-labels, and label information was mapped through multiple linear transformations to match features and reduce data distribution differences, achieving simultaneous alignment of both marginal and conditional distributions. Experimental results showed that the proposed method achieved high-accuracy fault diagnosis under unlabeled conditions, with an accuracy rate of 96.99% and a standard deviation of 0.014. In model noise resistance experiments, the fault diagnosis model based on improved transfer learning maintained 80% diagnostic accuracy under low signal-to-noise ratio conditions (e.g., 10 dB), demonstrating strong noise robustness.

Key words: underground coal mining equipment; audio signal; fault diagnosis; transfer learning; Mel-frequency cepstral coefficients; MFCC; maximum mean discrepancy; multi-kernel Joint maximum mean discrepancy; source domain; target domain

0 引言

随着工业 4.0 的推进,工业大数据和人工智能技术迅猛发展,工业设备的预测与健康管理在现代制造中占据着日益重要的地位,智能维护系统的应用也变得愈加普遍^[1]。煤矿井下生产运行环境恶劣,其关键设备如瓦斯泵、通风机、采煤机等长期处于启动状态,容易产生缺陷性故障(如设备磨损断裂、点蚀剥落、轴承损坏等),给煤矿生产造成难以估量的损失^[2],因此,亟需对井下设备状态进行精确故障诊断。

传统的煤矿设备音频信号故障诊断方法主要分为音频信号特征的提取和分类^[3],借助频谱分析、时频域融合分析进行特征挖掘^[4],使用 K 近邻^[5]、人工神经网络^[6]、支持向量机^[7]、随机森林^[8]等构建分类器进行故障诊断识别。然而传统方法存在以下局限性:特征提取过程依赖于专家知识和人工经验,无法从信号中挖掘出有效的故障特征;诊断模型结构简单,其学习效果依赖于样本数据的准确性和完整性,当诊断精度达到一定水平后,进一步提升的难度较大^[9]。随着深度学习技术的广泛应用,基于卷积神经网络的端到端音频数据故障诊断方法展现出新的潜力。文献^[10]提出融合卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)与线性回归的托辊故障音频识别方法,利用小波自相关去噪和谐波-冲击声分离(Harmonic-Percussive Sound Separation, HPSS)技术,结合梅尔频率倒谱系数(Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC)特征提取生成声谱图,最终通过残差网络和多元线性回归模型联合训练,显著提高托辊故障识别的准确率。文献^[11]提出一种基于 MFCC 和 CNN 的智能诊断方法,通过提取声音信号

的 MFCC 特征并利用 CNN 模型训练分类,实现高准确率的音频故障识别。然而,机器学习和深度学习模型的训练与更新高度依赖于数据标注,尽管可以获得海量原始数据,但这些数据通常未经标注,难以直接用于模型训练。此外,系统工况的突变和设备重组等因素可能导致数据分布发生变化,从而引起模型性能下降^[12]。

迁移学习是一种既不要求训练数据和测试数据特征分布一致,也不依赖大量可用目标数据的学习方法,迁移学习从相关领域中获取信息,实现知识传递,通过在不同领域间建立共享的知识结构,减少领域数据差异,从而增强训练数据建模的泛化能力、鲁棒性和有效性^[13-14]。文献^[15]提出一种基于条件分布自适应的无监督故障诊断模型,通过降低交叉熵损失函数和子域最大均值平均差异,实现数据标签对应子领域分布对齐,达到变工况设备故障诊断目标。文献^[16]使用 ImageNet 上预训练的 ResNet-50 结构作为通用特征提取器,采用条件最大均值差异方法进行领域自适应度量,在旋转机械故障诊断中取得了良好效果。上述方法将迁移学习应用于机械故障诊断并表现出较好的性能,但其主要对齐的是全局的源域与目标域分布^[17],未考虑源域与目标域中子领域之间的关系,机械设备单一故障样本和复合故障样本之间相关性较高,仅进行全局对齐,可能会导致单一故障与复合故障的分类出现错误,甚至可能会出现负迁移^[18]。

鉴于此,本文提出一种基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断方法。首先,引入 MFCC 对音频信号进行特征提取,并通过预处理去除冗余信息,提取更具代表性的故障特征。然后,提出一种基于改进迁移学习的故障诊断方法,能够在

无标签条件下从源域学习故障特征并迁移到目标域,有效解决煤矿井下设备故障诊断中标注数据稀缺及工况变化的问题。最后,提出改进的最大均值差异算法,通过多重线性映射实现对含有类别信息的特征的边缘分布和条件分布的同时对齐,避免传统方法中单一故障与复合故障分类错误的问题。

1 相关理论

1.1 跨域故障诊断问题

跨域故障诊断问题是在目标域数据无标注的情况下,利用源域标注数据训练模型网络参数,通过提取域间共性特征,实现对目标域故障的无监督识别^[19]。假设在不同工作状态下对同一设备进行多次实验,获得多工况下的设备状态音频数据集。源域数据为模拟设备在 M 工况下采集到的音频故障状态信号, $D_s = \{x_i^s, y_i^s\}_{i=1}^{n_s}$, x_i^s 为源域 D_s 中第 i 个样本, y_i^s 为其对应的故障种类标签, n_s 为源域 D_s 中的故障样本数据量。目标域数据为模拟设备在 N 工况下采集到的音频故障状态信号, $D_t = \{x_j^t\}_{j=1}^{n_t}$, x_j^t 为目标域 D_t 中第 j 个样本, n_t 为目标域 D_t 中的故障样本数据量。为解决跨域故障诊断问题,需要将 D_s, D_t 数据特征映射到高维空间进行分布对齐,模型通过学习源域和目标域之间的共性特征,能够在 D_t 上准确识别故障类型,达到对目标域数据的无监督故障诊断目标,如图 1 所示。

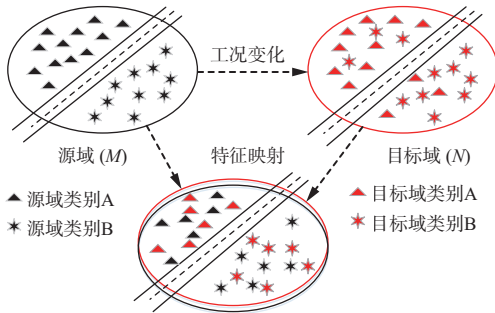


图 1 跨域故障诊断原理

Fig. 1 Cross-domain fault diagnosis principle

1.2 MFCC

在音频故障诊断问题中设备信号常受到环境噪声和工况变化的干扰,传统的时域或频域特征难以有效区分故障信息,为此需要一种能够模拟听觉特性并具有较强抗噪能力的特征提取方法。MFCC 结合人耳的听觉感知机制与语音生成机制,能够有效过滤无关噪声并提取出关键的音频特征。MFCC 特征提取包括对原始音频信号进行分帧和加窗等操作,对预处理后的数据进行快速傅里叶变换以获取能量谱,通过多组滤波器对能量谱进行滤波并计算对数能量,再采用离散余弦变换生成 MFCC

特征^[20]。

MFCC 通过 Mel 标度频率域进行提取, Mel 标度描述频率的非线性特性与频率的关系, Mel 频率强大的非线性转换使得 MFCC 相较于其他音频特征具有更强的抗噪能力。

$$\text{Mel}(f) = 2595 \lg(1 + f/700 \text{ Hz}) \quad (1)$$

式中: $\text{Mel}(f)$ 为 Mel 频率; f 为频率。

1.3 改进最大均值差异法

跨域故障诊断问题中源域和目标域数据分布往往存在差异,源域训练的模型在目标域上直接使用表现不佳。因此,需要一种能够有效度量并减小域间分布差异的方法。最大均值差异(Maximum Mean Discrepancy, MMD)是一种常用的迁移学习适配方法,通过度量不同分布差异的非参数化距离,实现域间特征分布对齐。以跨域故障诊断问题中 D_s, D_t 为例, MMD 为

$$M^2(D_s, D_t) = \sup_{|\phi|_H \leq 1} \|E_{x^s \sim D_s} [\phi(x^s)] - E_{x^t \sim D_t} [\phi(x^t)]\|_H^2 = \left\| \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \phi(x_i^s) - \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \phi(x_j^t) \right\|_H^2 \quad (2)$$

式中: x^s 和 x^t 分别为 D_s, D_t 中的样本实例; $|\phi|_H \leq 1$ 为映射函数 ϕ 的希尔伯特-施密特范数小于等于 1; $E_{x^s \sim D_s} [\phi(x^s)]$ 和 $E_{x^t \sim D_t} [\phi(x^t)]$ 分别为 D_s 和 D_t 在希尔伯特空间 H 中的均值, $\phi(\cdot)$ 为非线性映射函数,将数据从原始空间映射到希尔伯特空间 H ; $\|\cdot\|_H^2$ 为在希尔伯特空间 H 的范数的平方; $\frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \phi(x_i^s)$ 和 $\frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \phi(x_j^t)$ 为 D_s 和 D_t 样本在希尔伯特空间 H 中的经验均值。

采用高斯核函数将原始特征映射到高维空间,进而计算不同域间的 MMD。

$$k(x^s, x^t) = \exp(-\|x^s - x^t\|^2 / 2\sigma^2) \quad (3)$$

式中: $k(\cdot)$ 为高斯核函数; σ 为核宽度。

通过高斯核函数进行内积形式的非线性映射,式(2)可改写为

$$M^2(D_s, D_t) = \left\| \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \phi(x_i^s) - \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \phi(x_j^t) \right\|_H^2 = \frac{1}{n_s^2} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_s} k(x_i^s, x_j^s) + \frac{1}{n_t^2} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} k(x_i^t, x_j^t) - \frac{2}{n_s n_t} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} k(x_i^s, x_j^t) \quad (4)$$

MMD 是基于单一核变换的,在实际建模应用中,不同内核参数会将数据特征映射到不同维度空间,影响模型性能,多核最大均值差异(Multi-kernel

Maximum Mean Discrepancy, MKMMD)通过多个核的线性组合获得最优核,使用 u 个核 $k_u (u=1,2,\dots,m, m$ 为核的个数)的集合来计算高维空间的最优估计 $K^{[21]}$ 。

$$K \triangleq \left\{ k = \sum_{u=1}^m \beta_u k_u : \sum_{u=1}^m \beta_u = 1, \beta_u \geq 0, \forall u \right\} \quad (5)$$

式中 β_u 为不同核的加权参数,确保生成的多核 k_u 是唯一的。

通过结合不同的核,多核 k_u 能够提升 MMD 的映射效果,从而实现最优且合理的核选择。

由于模型的特定层中数据的特征表示和其对应的类别不均匀地混合, MMD 仅尝试进行边际分布的对齐,很难获得仅与单个分布相关的度量映射,导致每个类别的细粒度特征信息丢失。受联合自适应网络的启发,为增强不同领域中相同标签样本数据的关联性,通过计算源域和目标域样本标签与对应样本特征的乘积差异来实现域间分布对齐。基于上述改进,定义多核联合最大均值差异(Multi-kernel Joint Maximum Mean Discrepancy, MKJMMD),其表达式为

$$A^2(D_s, D_t) = \frac{1}{n_s^2} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_s} k(z_i^{s\ell}, z_j^{s\ell}) k(z_i^{s\ell_c}, z_j^{s\ell_c}) + \frac{1}{n_t^2} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} k(z_i^{t\ell}, z_j^{t\ell}) k(z_i^{t\ell_c}, z_j^{t\ell_c}) - \frac{2}{n_s n_t} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} k(z_i^{s\ell}, z_j^{t\ell}) k(z_i^{s\ell_c}, z_j^{t\ell_c}) \quad (6)$$

式中: $z_i^{s\ell}, z_j^{s\ell}$ 分别为 D_s 中 ℓ 层的第 i 个和第 j 个激活值; $z_i^{t\ell}, z_j^{t\ell}$ 分别为 D_t 中 ℓ 层的第 i 个和第 j 个激活值; $z_i^{s\ell_c}, z_j^{s\ell_c}$ 分别为 D_s 中 ℓ_c 层的第 i 个和第 j 个激活值; $z_i^{t\ell_c}, z_j^{t\ell_c}$ 分别为 D_t 中 ℓ_c 层的第 i 个和第 j 个激活值。

MKJMMD 同时考虑了样本的特征空间和标签空间,通过对齐域间边缘分布和条件分布匹配全局分布和类间局部分布, MKJMMD 采用非均匀权重,反映样本标签层影响,促进相同类样本的信息融合。

2 基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断方法

在实际工况改变时,煤矿设备的音频信号数据具有不同的特征分布,且目标域中音频数据样本不包含标签。针对上述问题,本文提出基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断方法,通过设计合适的网络结构和损失函数,实现源域知识到目标域的有效迁移,以提高跨域故障诊断的准确性。

2.1 迁移模型结构

关于提取可迁移性特征的一些定量研究表明,源域和目标域的共同特征主要在通用特征提取层被提取,不同域之间的特征差异主要反映在迁移自适应层中。基于该理论,构建基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断模型,如图 2 所示,其中 \hat{Y}_s 为源域预测标签, \hat{Y}_t 为目标域预测标签, Y_s 为源域真实标签。

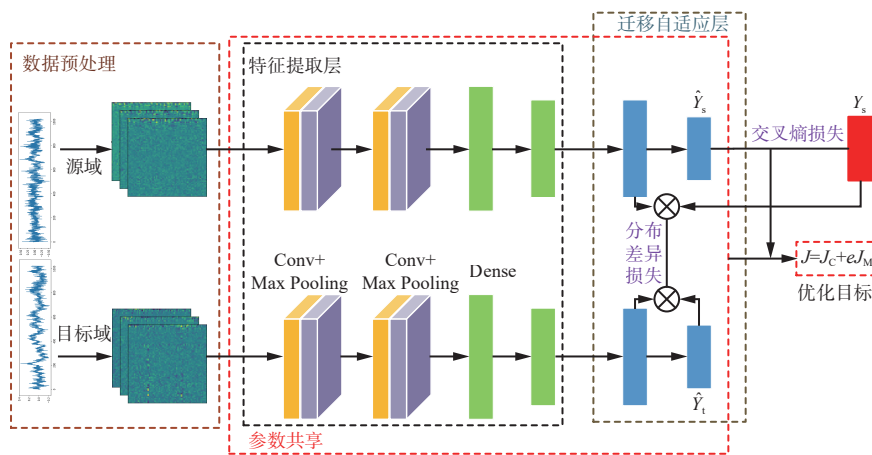


图 2 基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断模型

Fig. 2 Underground coal mining equipment audio signal fault diagnosis model based on improved transfer learning

首先,在数据预处理部分,利用摄像机采集的设备音频信号,通过 MFCC 生成二维特征图数据。然后,为了简化复杂的网络调参过程,特征提取层采用经典 Lenet-5 模型来学习迁移知识,整体模型结构仅包含卷积层(Conv)、最大池化层(Max Pooling)及全连接

层(Dense)。在 Lenet-5 后添加 2 层全连接层作为 bottleneck 层,将其设定为跨域自适应层。最后,通过激活函数输出音频类别预测标签,结合真实标签 Y_s ,计算跨域损失及交叉熵损失,进行迁移特征学习,源域和目标域的网络参数共享。整个网络模型详细参数见表 1。

表 1 模型参数

Table 1 Model parameters

| 层 | 核尺寸 | 核数量 | 步长 | 输出尺寸 |
|---------|-----|-----|----|----------|
| 输入层 | — | — | — | 64×64×1 |
| Conv | 5×5 | 16 | 1 | 60×60×16 |
| Pooling | 5×5 | 16 | 2 | 30×30×16 |
| Conv | 5×5 | 32 | 1 | 26×26×32 |
| Pooling | 5×5 | 32 | 2 | 13×13×32 |
| Flatten | — | — | — | 1 024 |
| FC | — | — | — | 256 |
| FC | — | — | — | 256 |
| FC | — | — | — | 4 |

2.2 损失函数

为解决跨域故障诊断中源域与目标域的分布差异问题,本文模型采用 2 个关键损失函数进行优化:多分类交叉熵损失和 MKJMMD 损失。

首先,最小化音频故障诊断模型在源域数据集上的多分类交叉熵损失函数 J_C , 确保模型在源域数据集上的分类准确性。

$$J_C = -\frac{1}{a} \sum_{b=1}^a \sum_{g=1}^d u_{bg} \lg P_{bg} \quad (7)$$

式中: a 为样本总数量; d 为类别总数量; u_{bg} 为第 b 个样本中第 g 个类别的独热编码; P_{bg} 为第 b 个样本中第 g 个类别的预测概率。

其次,采用 MKJMMD 损失函数量化并最小化源域和目标域之间的分布差异,从而增强模型对新域的适应性。模型总的损失函数 J 为

$$J = J_C + eJ_M \quad (8)$$

式中: e 为平衡超参数; J_M 为 MKJMMD 损失函数。

为克服模型训练早期阶段特征提取能力不足和分类精度低问题,本文模型训练过程采用递增策略调整 e , 将平衡超参数从 0 逐渐递增至 1, 以此增强域间分布差异损失的权重, 优化模型性能。随着迭代次数增加, 特征提取能力提升, e 的增大有助于模型更好地适应目标域数据分布。

2.3 诊断流程

基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断流程如图 3 所示。

1) 首先对不同工况原始音频信号进行 MFCC 特征提取, 转换为二维系数图, 然后对数据进行归一化处理, 最后根据固定比例对处理后的数据集进行训练集和测试集划分。

2) 搭建迁移学习故障诊断网络模型, 初始化参

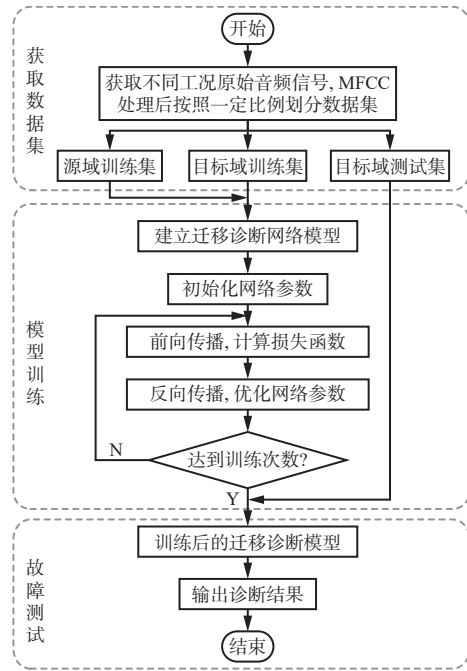


图 3 基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频故障诊断流程

Fig. 3 Underground coal mining equipment audio signal fault diagnosis process based on improved transfer learning

数, 设置模型迭代次数、批量大小及学习率等超参数。

3) 将训练集批量输入到网络模型, 特征提取层提取不同域间通用特征, 在迁移自适应层计算交叉熵损失函数和多核联合分布差异函数损失值。

4) 采用反向传播算法进行微分运算, 根据最优梯度方向更新模型参数。

5) 重复步骤 3) — 步骤 4), 直至模型的诊断准确率达到预设阈值或设定的迭代次数上限, 从而完成模型的训练过程。

6) 验证模型性能, 输出目标域测试集故障诊断结果。

3 实验及结果分析

3.1 实验条件及数据集建立

调用 Pytorch 库文件构建网络框架, 使用 Tesla v100 配置进行模型参数训练。训练数据批量大小设置为 64, MFCC 采用汉明窗, 采样率设置为 16 kHz, 系数为 32, 选取 Adam 优化算法进行 300 个 epoch 迭代更新模型参数, 学习率等超参数采用阶梯降低方式设置, 将初始学习率为 0.001。由于网络模型在前期训练过程提取的特征不稳定, 所以在进行迁移学习前让整个模型在源域数据上训练 50 个 epoch, 这样使跨域模型对音频故障特征有一定的诊断能力, 提高预测准确率。

实验数据选择井下受限空间实验室提供的胶带

运输设备音频数据集,以不同转速数据模拟实际变工况场景。煤矿设备音频数据集在不同负载(500, 700, 900 r/min)工况下通过 KBA18F 摄像机拾音器采样收集。数据集包括正常状态(n)、托辊内圈故障(ib)、托辊外圈故障(ob)和滚动元件故障(tb)4 种运行状态样本。

划分后的煤矿井下设备音频跨域学习任务数据集见表 2,不同的工作条件被视为不同的迁移学习任务。例如,任务 0-1 是源域中负载为 500 r/min 到目标域中负载为 700 r/min 的音频数据迁移。源域和目标域数据分别随机取 80% 的总样本作为训练集,20% 的总样本作为测试集。

表 2 煤矿井下设备音频跨域学习任务数据集

Table 2 Dataset of underground coal mining equipment audio signals for cross-domain learning tasks

| 任务 | 转速/(r·min ⁻¹) |
|----|---------------------------|
| 0 | 500 |
| 1 | 700 |
| 2 | 900 |

胶带运输设备在 500 r/min 负载下不同状态截取信号的一维时域波形如图 4 所示,可看出仅依靠原始音频信号难以区分所发生的故障类型,需要更进一步对故障信号进行挖掘分析。

3.2 模型参数选择

在模型训练过程中,按照上述损失函数进行训练时,目标域没有真实标签数据进行模型梯度更新,所以模型输出伪标签的正确率很大程度上会影响模型训练的准确性。因此,分别对模型训练过程中 2 个重要参数(学习率 α 及平衡超参数 e)进行技巧性设置,在模型训练初期减少对联合分布差异损失的依赖,提高模型的鲁棒性及准确性。

学习率的设置不再采用固定值,而是通过学习

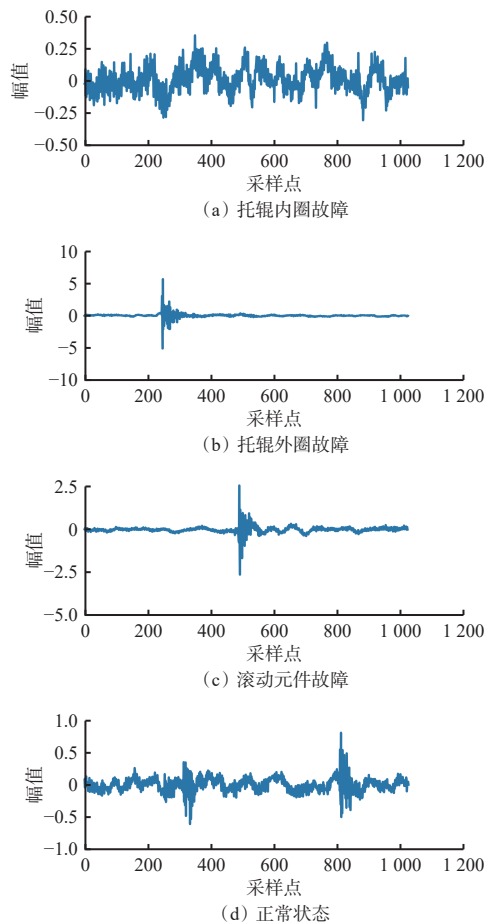


图 4 胶带运输设备在 500 r/min 负载下不同状态截取信号的一维时域波形

Fig. 4 One-dimensional time-domain waveforms of signals extracted from belt conveyor equipment at 500 r/min load under different states

率退火策略进行动态调整,初始学习率为 0.001,在 150 epoch 和 250 epoch 分别衰减(乘以 0.1)。同时将学习率设置为固定值作为对比实验,分别为 0.001, 0.000 1 及 0.000 01,多次实验取平均值,不同学习率下故障诊断准确率见表 3。

表 3 不同学习率下故障诊断准确率

Table 3 Fault diagnosis accuracy rates at different learning rates

| 学习率 | 迁移任务 | | | | | | 平均准确率/% | 标准差 |
|----------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|-------|
| | 0—1 | 0—2 | 1—0 | 1—2 | 2—0 | 2—1 | | |
| 0.001~0.000 01 | 0.981 6 | 0.963 3 | 0.958 9 | 0.973 5 | 0.952 5 | 0.989 6 | 96.99 | 0.014 |
| 0.001 | 0.942 3 | 0.960 1 | 0.945 2 | 0.961 2 | 0.892 2 | 0.953 4 | 94.24 | 0.025 |
| 0.000 1 | 0.935 4 | 0.875 5 | 0.902 5 | 0.914 5 | 0.863 3 | 0.961 2 | 90.87 | 0.036 |
| 0.000 01 | 0.952 2 | 0.864 7 | 0.925 4 | 0.941 2 | 0.851 1 | 0.958 7 | 91.55 | 0.046 |

平衡超参数同样不设置为固定值,按照模型训练过程递增,随模型迭代次数从 0 变为 1,减少模型训练早期不准确预测标签的影响。同时将平衡超参数设置为固定值作为对比实验,分别为 0.5 和 1,多

次实验取平均值。不同平衡超参数下故障诊断准确率见表 4。可看出通过对参数进行合理设置,可以减轻模型在早期受到的目标域错误伪标签干扰,从而提升所有迁移任务的准确率。

表4 不同平衡超参数下故障诊断准确率
Table 4 Fault diagnosis accuracy rates under different balance hyperparameters

| 平衡超参数 | 迁移任务 | | | | | | 平均准确率/% | 标准差 |
|-------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|---------|-------|
| | 0—1 | 0—2 | 1—0 | 1—2 | 2—0 | 2—1 | | |
| 0~1 | 0.9816 | 0.9633 | 0.9589 | 0.9735 | 0.9525 | 0.9896 | 96.99 | 0.014 |
| 0.5 | 0.9391 | 0.9093 | 0.9281 | 0.89534 | 0.9382 | 0.9515 | 92.69 | 0.020 |
| 1.0 | 0.9799 | 0.9302 | 0.9233 | 0.9586 | 0.8956 | 0.9413 | 93.81 | 0.029 |

在跨域任务 1-2 中, 2 种不同参数设置方式下模型损失的变化趋势分别如图 5、图 6 所示, 可看出本文采用的可变参数设置方法不仅加快模型的收敛速度, 还在训练后期显著降低损失波动, 进一步验证了模型的鲁棒性。

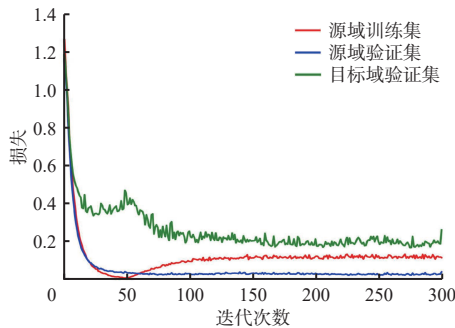


图5 可变参数设置方式下模型损失的变化趋势
Fig. 5 Variation trends of model loss under variable parameter settings

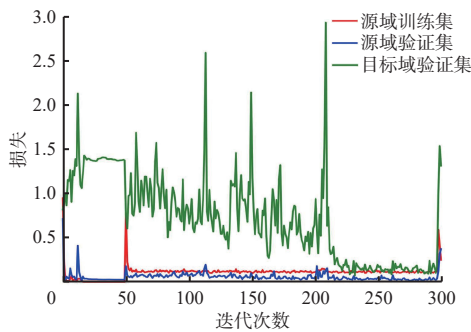


图6 固定参数设置方式下模型损失的变化趋势
Fig. 6 Variation trends of model loss under fixed parameter settings

3.3 迁移诊断算法比较

基于模型的迁移学习是当前较为主流的跨域诊断方法, 其主要通过目标域有标签数据对预训练网络的参数进行微调, 进而利用微调后的模型对目标域中的新数据进行测试。然而, 在无监督迁移故障诊断中, 由于目标域标签不可用, 基于微调的模型无法使用真实标签计算损失, 也无法通过微分运算来优化梯度方向并更新模型参数。本文只使用源域的样本标签来训练模型, 将仅基于源域样本标签进行训练的模型作为基准模型(Base), 在此过程中不使用目标域的任何额外样本。通过测试目标域中的样本来评估模型的故障诊断性能, 其中源域和目标域使用相同的模型架构与参数配置。

选取自适应批量归一化(Adaptive Batch Normalization, AdaBN)、MKMMD、相关性对齐(Correlation Alignment, CORAL)、领域对抗神经网络(Domain-Adversarial Neural Networks, DANN) 4种无监督跨域模型与本文模型进行对比实验^[15], 所有模型的参数和硬件配置保持一致, 各模型的平均准确率见表5。

为便于直观对比不同模型在各迁移任务中的表现, 本文将表格数据转换为雷达图, 如图7所示。可看出CORAL模型在某些跨域任务中的精度有所提升, 然而其平均识别准确率为58.71%, 低于Base模型, 且在不同迁移任务中的准确率波动较大, 呈现出负迁移现象。AdaBN模型虽然平均准确率略高于

表5 不同模型的诊断精度

Table 5 Diagnosis accuracy of different models

| 模型 | 迁移任务 | | | | | | 平均准确率/% | 标准差 |
|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|-------|
| | 0—1 | 0—2 | 1—0 | 1—2 | 2—0 | 2—1 | | |
| Base | 0.5115 | 0.6072 | 0.5781 | 0.6992 | 0.6685 | 0.8251 | 64.79 | 0.103 |
| AdaBN | 0.5263 | 0.5537 | 0.6731 | 0.6594 | 0.6454 | 0.9033 | 66.43 | 0.111 |
| MKMMD | 0.9699 | 0.9247 | 0.9365 | 0.9816 | 0.9164 | 0.9365 | 94.03 | 0.023 |
| CORAL | 0.6184 | 0.5067 | 0.5017 | 0.6134 | 0.7408 | 0.5418 | 58.27 | 0.101 |
| DANN | 0.9649 | 0.9365 | 0.8712 | 0.9515 | 0.801 | 0.9482 | 88.93 | 0.079 |
| MKJMMMD | 0.9816 | 0.9633 | 0.9589 | 0.9735 | 0.9525 | 0.9896 | 96.99 | 0.014 |

Base 模型,但其提升幅度远低于其他方法。MKMMMD 和 DANN 模型通过整体数据分布对齐,减少了边缘分布差异,故障诊断准确率分别为 94.03% 和 88.93%,跨域故障诊断表现优于 AdaBN 模型。MKJMMD 模型通过利用标签信息对源域和目标域的子域特征进行对齐,并同时对齐全局特征,使迁移故障诊断的平均准确率达到了 96.99%;低标准差表明模型的诊断性能稳定,且相比其他算法具有明显优势,该模型不仅减少了源域与目标域的全局分布差异,还通过嵌入标签信息减少了子领域数据的条件分布差异,挖掘跨域的通用故障特征,有效实现无监督迁移故障诊断。

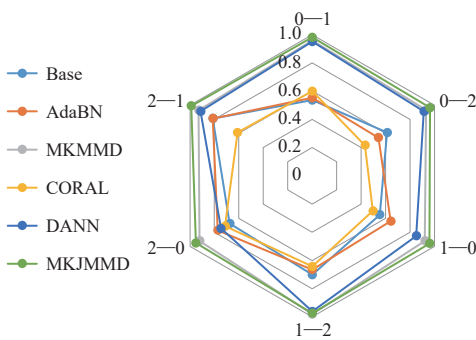


图 7 不同模型的准确率雷达图

Fig. 7 Radar chart of accuracy for different models

3.4 抗噪性能验证

在工业实际生产中,煤矿设备会产生非平稳振动,为验证诊断模型在不同干扰工况下的抗噪性能,在音频数据测试集中逐渐添加不同强度的噪声。这种测试方法更贴近实际应用场景,因为模型在原始训练集中无法提前预测噪声的干扰。不同模型在信噪比为 5 ~ 15 dB 场景下的诊断结果如图 8 所示。实验结果表明,即使在低信噪比(如 10 dB)条件下,本文模型的故障诊断准确率仍能达到 80%,显示出较强的抗噪鲁棒性。

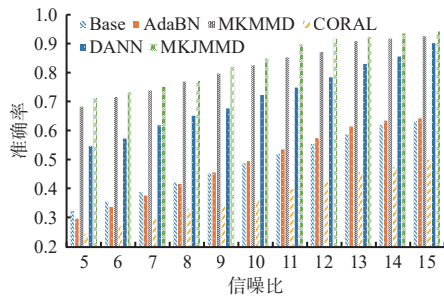


图 8 不同模型的加噪对比

Fig. 8 Comparison of noise influence on different models

4 结论

1) 针对变工况下采集到的煤矿设备音频信号特

征分布不一致及待诊断样本不含标签的问题,提出了一种基于改进迁移学习的煤矿井下设备音频信号故障诊断方法,故障诊断平均准确率为 96.99%,标准差仅为 0.014。

2) 提出的方法在实际应用中仍存在一定局限性,例如对源域和目标域数据相似性有一定要求,且在处理大规模复杂数据时计算效率仍有提升空间,这些问题也是后续的重点研究方向。

参考文献(References):

[1] 王国法, 庞义辉, 任怀伟, 等. 智慧矿山系统工程及关键技术研究与实践[J]. 煤炭学报, 2024, 49(1): 181-202.
WANG Guofa, PANG Yihui, REN Huaiwei, et al. System engineering and key technologies research and practice of smart mine[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(1): 181-202.

[2] ZHANG Wei, LI Xiang, DING Qian. Deep residual learning-based fault diagnosis method for rotating machinery[J]. ISA Transactions, 2019, 95: 295-305.

[3] 曲星宇, 曾鹏, 李俊鹏. 基于 RNN-LSTM 的磨矿系统故障诊断技术[J]. 信息与控制, 2019, 48(2): 179-1866.
QU Xingyu, ZENG Peng, LI Junpeng. Fault diagnosis technology of grinding system based on RNN-LSTM[J]. Information and Control, 2019, 48(2): 179-186.

[4] TAO Hongfeng, WANG Peng, CHEN Yiyang, et al. An unsupervised fault diagnosis method for rolling bearing using STFT and generative neural networks[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(11): 7286-7307.

[5] WANG Dong. K-nearest neighbors based methods for identification of different gear crack levels under different motor speeds and loads: revisited[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70/71: 201-208.

[6] WANG Huaqing, CHEN Peng. Intelligent diagnosis method for rolling element bearing faults using possibility theory and neural network[J]. Computers & Industrial Engineering, 2011, 60(4): 511-518.

[7] 徐可, 陈宗海, 张陈斌, 等. 基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(6): 915-922.
XU Ke, CHEN Zonghai, ZHANG Chenbin, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on empirical mode decomposition and support vector machine[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(6): 915-922.

[8] WU Dazhong, JENNINGS C, TERPENNY J, et al. A comparative study on machine learning algorithms for smart manufacturing: tool wear prediction using random forests[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2017, 139(7). DOI: 10.1115/1.4036350.

- [9] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(7): 1-8. LEI Yaguo, YANG Bin, DU Zhaojun, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(7): 1-8.
- [10] 陈湘源, 秦伟, 刘晏驰, 等. 融合卷积神经网络与线性回归的带式输送机托辊故障音频识别方法[J/OL]. *煤炭科学技术*: 1-9[2024-12-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240701.1327.001.html.html>. CHEN Xiangyuan, QIN Wei, LIU Yanchi, et al. Audio recognition method of belt conveyor roller fault based on convolutional neural network and linear regression[J/OL]. *Coal Science and Technology*: 1-9[2024-12-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240701.1327.001>.
- [11] 李羽蒙, 樊红. 基于 MFCC 特征与卷积神经网络的托辊故障诊断方法[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2024, 57(5): 691-698. LI Yumeng, FAN Hong. A fault diagnosis method of roller based on MFCC features and convolutional neural network[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2024, 57(5): 691-698.
- [12] SCHWENDEMANN S, AMJAD Z, SIKORA A. Bearing fault diagnosis with intermediate domain based layered maximum mean discrepancy: a new transfer learning approach[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2021, 105. DOI: [10.1016/j.engappai.2021.104415](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104415).
- [13] HABIC V, SEMENOV A, PASILIAO E L. Multitask deep learning for native language identification[J]. *Knowledge-based Systems*, 2020, 209. DOI: [10.1016/j.knsys.2020.106440](https://doi.org/10.1016/j.knsys.2020.106440).
- [14] LI Xuhong, GRANDVALET Y, DAVOINE F, et al. Transfer learning in computer vision tasks: remember where you come from[J]. *Image and Vision Computing*, 2020, 93. DOI: [10.1016/j.imavis.2019.103853](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2019.103853).
- [15] 吴静然, 刘建华, 崔冉. 子域适应无监督轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(15): 34-40. WU Jingran, LIU Jianhua, CUI Ran. Sub-domain adaptive unsupervised bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(15): 34-40.
- [16] WANG Xu, SHEN Changqing, XIA Min, et al. Multi-scale deep intra-class transfer learning for bearing fault diagnosis[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2020, 202. DOI: [10.1016/j.ress.2020.107050](https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.107050).
- [17] ZHU Yongchun, ZHUANG Fuzhen, WANG Jindong, et al. Deep subdomain adaptation network for image classification[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 32(4): 1713-1722.
- [18] FAN Cheng, SUN Yongjun, XIAO Fu, et al. Statistical investigations of transfer learning-based methodology for short-term building energy predictions[J]. *Applied Energy*, 2020, 262. DOI: [10.1016/j.apenergy.2020.114499](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.114499).
- [19] 于功也, 蔡伟东, 胡明辉, 等. 故障机理与领域自适应混合驱动的机械故障智能迁移诊断[J]. *航空学报*, 2023, 44(2): 321-332. YU Gongye, CAI Weidong, HU Minghui, et al. Intelligent migration diagnosis of mechanical faults driven by hybrid fault mechanism and domain adaptation[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(2): 321-332.
- [20] 张家安, 田家辉, 王铁成, 等. 基于改进 MFCC 算法的风力机叶片故障诊断方法[J]. *太阳能学报*, 2024, 45(1): 285-290. ZHANG Jia'an, TIAN Jiahui, WANG Tiecheng, et al. Wind turbine blade fault diagnosis method based on improved MFCC algorithm[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2024, 45(1): 285-290.
- [21] LU Weining, LIANG Bin, CHENG Yu, et al. Deep model based domain adaptation for fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(3): 2296-2305.
- [22] 苗作华, 赵成诚, 朱良建, 等. 矿井井下非均匀照度图像增强算法[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(11): 92-99. MIAO Zuohua, ZHAO Chengcheng, ZHU Liangjian, et al. Image enhancement algorithm for non-uniform illumination in underground mines[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(11): 92-99.
- [23] 赵征鹏, 李俊钢, 普园媛. 基于卷积神经网络的 Retinex 低照度图像增强[J]. *计算机科学*, 2022, 49(6): 199-209. ZHAO Zhengpeng, LI Jungang, PU Yuanyuan. Low-light image enhancement based on Retinex theory by convolutional neural network[J]. *Computer Science*, 2022, 49(6): 199-209.
- [24] SETIADI D R I M. PSNR vs SSIM: imperceptibility quality assessment for image steganography[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 80(6): 1-22.

(上接第 64 页)