

基于联合子域对比对齐的轴承跨域故障诊断

杨康¹ 陈学军^{1,2*} 张磊³ 刘烽³

1.福州大学机械工程及自动化学院,福州,350108

2.莆田学院新能源装备检测福建省高校重点实验室,莆田,351100

3.福建农林大学机电工程学院,福州,350116

摘要:变工况下轴承故障数据分布差异大,故障诊断模型实际识别精度较低,且目前大多数轴承跨域故障诊断研究侧重于域间对齐和类内对比而忽略了子域间的影响,为此,提出了一种基于联合子域对比对齐的轴承跨域故障诊断方法。为突出故障特征,对轴承振动信号进行短时傅里叶变换将其转化为时频图,输入特征提取模块,得到故障特征,并通过领域自适应方法将从源域学到的知识迁移到目标域,实现跨域识别。在域适应过程中采用联合子域对比对齐策略,将来自相同子域样本拉近的同时分开不同子域样本,对齐源域与目标域中同类样本所属子域分布,从而提高模型在目标域上的泛化能力。在模型架构上使用 Resnet34 作为特征提取网络,在网络输出端使用最大均值差异,对齐源域与目标域的全局分布。基于凯斯西储大学轴承故障数据集进行实验验证,与经典域适应方法进行对比,实验结果表明基于联合子域对比对齐的轴承跨域故障诊断方法具有更好的特征迁移能力。

关键词:故障诊断;滚动轴承;迁移学习;对比对齐;子域自适应

中图分类号:TH17

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.05.018

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Cross-domain Fault Diagnosis of Bearings Based on Joint Subdomain Contrast Alignment

YANG Kang¹ CHEN Xuejun^{1,2*} ZHANG Lei³ LIU Feng³

1.School of Mechanical Engineering and Automation,Fuzhou University,Fuzhou,350108

2.Key Laboratory of Fujian Universities for New Energy Equipment Testing,Putian University, Putian,Fujian,351100

3.School of Mechanical and Electrical Engineering,Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou,350116

Abstract: The fault data of bearings exhibited significant distribution discrepancies under varying operating conditions, relatively low diagnostic accuracy was resulted in practical fault detection models. Additionally, most existing research on cross-domain bearing fault diagnosis primarily emphasized inter-domain alignment and intra-class comparison, while neglecting the influences of interactions between subdomains. Therefore, a cross-domain fault diagnosis method of bearings was proposed based on joint subdomain contrast alignment. In order to highlight the fault features, the bearing vibration signals were transformed into time-frequency graph by short-time Fourier transform, and the fault features were obtained by inputting them into the feature extraction module. Domain adaptation methods achieved cross-domain recognition by transferring knowledge learned from the source domain to the target domain. During the domain adaptation processes, a joint subdomain contrast alignment strategy was used to bring samples from the same subdomain closer together while separating samples from different subdomains, which aligned the subdomain distributions of the same class samples among the source and target domains, thereby enhancing the model's generalization ability in the target domain. Resnet34 was used as the feature extraction network on the model architecture, and the maximum mean difference was used at the output of the network to align the global distribution of the source domain and the target domain. Compared with the classical domain adaptation methods, the experimental results on the bearing fault data set of Case Western Reserve University shows that the cross-domain fault diagnosis method of bearings based on joint subdomain contrast alignment has better feature transfer ability.

Key words: fault diagnosis; rolling bearing; transfer learning; contrast alignment; subdomain adaptation

化与自动化发展,设备状态监测与故障诊断技术成为了关注焦点^[1]。滚动轴承作为机械设备核心部件,其故障状态的准确识别对设备可靠运行具有重要意义^[2]。近年来,随着计算机技术的不断发展,数据驱动方法在智能故障诊断中得到了广泛应用^[3]。深度学习作为其中典型代表,凭借出色的特征提取和模式识别能力,在智能故障诊断领域获得较多应用^[4-5]。邢自扬等^[6]提出一种多尺度卷积神经网络,通过在多个尺度上对故障特征进行提取,实现了小样本轴承故障诊断识别。叶楠等^[7]对半监督深度信念网络进行改进,实现了多工况下滚动轴承故障诊断识别。然而深度学习的强大识别能力由大规模已标记数据驱动,同时为确保模型的泛化性,训练数据与测试数据应满足同样数据分布^[8-9],这严重阻碍了智能诊断技术在实际工程问题中的应用,因为在机械设备长期运行过程中,虽然大量的故障数据不难获取,但是将其全部进行人工标记并不实际^[10],而且设备运行环境复杂,工况多变,训练数据与测试数据难以保持相同分布^[11]。

为解决上述问题,研究人员将无监督领域自适应方法引入到了智能故障诊断领域中^[12-14],通过考虑不同域之间的数据偏移来提取域不变特征,并将其应用于目标域状态识别中。其中经典域自适应方法基于统计分布距离对模型进行优化,从而实现源域与目标域之间的特征对齐。最大平均差异(max mean discrepancy, MMD)^[15]作为度量分布距离的典型指标,被广泛应用于领域自适应中。董绍江等^[16]利用 MMD 对齐源域与目标域全局分布,并将其与对抗域适应方法结合,以达到源域与目标域分布双重对齐。王鹏等^[17]提出了一种交替迁移学习算法,通过交替计算域间的 CORAL 损失与 MMD,分层更新网络参数,在二阶统计特征维度上对齐源域与目标域分布,实现了目标域上更高精度的故障特征识别。但如果简单地将源域与目标域进行对齐而不考虑细粒度信息,则会造成子域混叠的问题。针对此问题,ZHU 等^[18]在深度子域对齐网络中使用局部最大均值差异(local max mean discrepancy, LMMD),通过对样本进行加权实现了源域与目标域子域层面上对齐。此方法也被广泛应用于故障诊断领域,如陈忠等^[19]提出了一种 Stockwell 变换结合子域适应的故障诊断方法,将故障信号转化为图像,并结合 LMMD 对齐了子域分布,实现了对扶梯电机轴承的迁移诊断。另一类领域自适应方法则是引入了生成对抗网络^[20]中的对抗思想,特征提取

网络被作为生成器,并加入领域鉴别器,通过要求生成器生成足够混淆领域鉴别器的特征来实现源域与目标域的对齐。

虽然 LMMD 距离的引入解决了不同子域样本混叠的问题,但仍存在一些不足,如忽略了子域决策边界信息的加强,且源域与目标域所有样本在计算权重时具有同等重要性,导致一些较差样本对整个域适应过程产生了负面影响,并影响最终迁移效果。

针对上述问题,本文通过将对比学习思想应用到域适应方法中,提出了一种基于联合子域对比对齐(joint subdomain contrast alignment, JSCA)的轴承跨域故障诊断方法,并在域适应过程中采用联合子域对比对齐策略,在对齐子域分布的同时加强子域之间决策边界,拉近同类样本,分散不同类样本。并将源域有标签样本与目标域易分类样本进行联合对比对齐,使得模型不仅加强了每个类别的决策边界,且对不同域中相似子类决策边界处特征信息进行了考虑,提取到高质量域不变特征,实现了源域样本与目标域样本更好的子域对齐。通过在凯斯西储大学轴承数据集上进行实验,验证了所提方法的有效性,并与其他领域自适应方法进行了对比,结果表明本文方法解决了不同工况下故障数据分布差异大、故障识别效果差的问题,尤其是领域自适应中子域混叠问题,与其他域适应方法相比,所提方法的诊断性能更优,具有更高的诊断精度。

1 基于联合子域对比对齐的轴承跨域故障诊断方法

1.1 领域自适应

迁移学习理论主要由领域与任务两个基本的概念组成。任务作为迁移学习的目标,即从源域学习域不变特征并将其应用到目标域,以实现目标域样本的准确识别。领域是迁移学习的对象,由数据域 D 与其对应的分布 $P(X)$ 组成。领域自适应作为一种迁移学习方法,主要通过缩小源域与目标域的分布差异来对齐目标域与源域分布,将从源域学习到的知识应用到目标域,以减轻人工标记数据的负担。根据是否使用目标域数据标签又可以分为无监督领域自适应与有监督领域自适应,实际工况下目标域数据标签较难获得,因此无监督方法更具有实际意义,本文选用此方法。

无监督域自适应方法可以定义为:给定有标签源域数据 $D_s = \{x_i^s, y_i^s\} (i=1, 2, \dots, n)$ 与无标签目标域数据 $D_t = \{x_i^t\} (i=1, 2, \dots, m)$, 其中 x_i^s

为第 i 个源域有标签样本, y_i^s 为 x_i^s 对应的样本标签, x_i^t 为第 i 个目标域无标签样本, n 为源域有标签样本数, m 为目标域无标签样本数。源域与目标域的标签空间相同, 但两者的边缘概率分布不同即 $P_s(X) \neq P_t(X)$, 其中 P_s, P_t 分别为源域和目标域的边缘概率分布。在此情况下利用有标签源域数据与无标签目标域数据对模型进行训练, 不断对齐源域与目标域数据分布, 以提取到域不变特征, 使模型在目标域上具有较高识别精度。

针对变工况下训练集与测试集故障数据分布差异大、识别精度低的问题, 以工况 0 下采集的有标签故障数据为源域, 以工况 1 下采集的无标签数据为目标域, 使用无监督领域自适应方法缩小源域与目标域分布差异, 从而完成对目标域数据的识别。

但目前无监督领域自适应中, 多数全局域适应方法仅考虑源域与目标域数据分布的整体对齐而忽视其子域分布, 易造成域混叠现象, 如图 1a 所示。实际上, 无论源域或目标域数据, 其子域分布均不相同, 而图 1b 所示的子域自适应方法在迁移学习过程中计算不同域中相同类别数据的分布差异, 并在考虑相关子域相关性的基础上, 计算不同域中相同类别数据的局部分布差异, 使得源域与目标域数据中同类别样本数据分布更接近。此过程充分运用了不同域内部细粒度信息, 并通过度量不同子域的分布差异来达到子域层面上的分

布对齐, 有效避免了子域混叠问题。

1.2 模型整体架构

对比学习是一种自监督学习方法, 不同于有监督学习, 它主要通过构建样本之间的相互约束关系来挖掘样本自身监督信息。而这种约束关系构建于假设: 相似样本的特征表示在高维空间中也应当相似。对于 N 个样本, 通过数据变换将每个样本变为不同的表示形式, 并将变换前后的样本两两组成正样本对, 则其余 $2N-2$ 个样本为负样本。所有样本经过编码器并将其特征映射到高维空间中, 通过最大化正样本特征之间相似性, 同时最小化负样本对应指标, 以实现相似样本聚类过程。

为解决子域混叠问题, 实现对目标域样本数据的准确识别, 在此将对对比学习思想应用于领域自适应过程, 提出联合子域对比对齐网络(joint subdomain contrast alignment network, JSCAN)模型。该模型主要由特征提取网络、动态记忆存储区与故障分类器组成, 整体架构如图 2 所示。

特征提取网络以卷积神经网络为基础, 使用残差网络 Resnet34 对源域与目标域数据进行特征提取。其次, 挖掘出轴承故障信号中深层次故障特征对轴承故障诊断至关重要, 传统的时域或频域分析方法仅针对单一尺度上信息, 无法对故障特征进行准确提取, 因此本文选取短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)作为特征提取方法进行样本构造, 其公式为

$$STFT_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t-\tau)\exp(j\omega t)dt \quad (1)$$

式中: t, f 分别为时间和频率; τ 为窗函数时间偏移量; j 为虚数单位; ω 为角频率; $x(t)$ 表示原信号; $g(t-\tau)$ 表示窗函数; $STFT_x(t, f)$ 表示短时傅里叶变换的结果, 常用的窗函数有汉宁窗、三角窗等。

将采集于不同工况的轴承故障振动信号进行短时傅里叶变换生成二维时频图, 并按工况划分

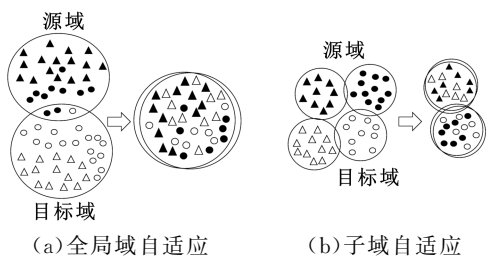


图 1 领域自适应方法对比

Fig.1 Comparison of domain adaptation methods

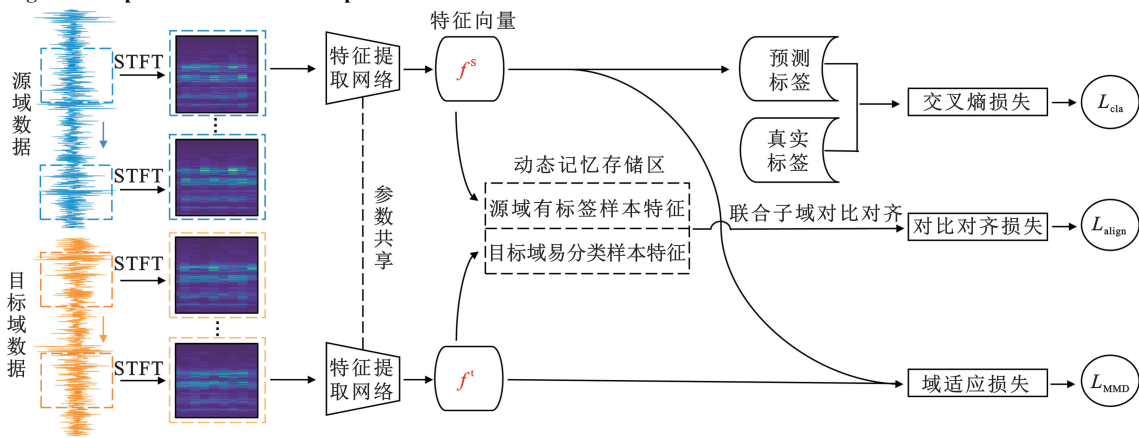


图 2 JSCAN 模型架构

Fig.2 Architecture of JSCAN model

为源域数据与目标域数据。取源域数据与无标签目标域数据进行模型训练,将其输入特征提取网络中,得到源域与目标域数据高维特征,并将其中部分特征存入动态记忆存储区,完成后联合子域对比对齐域适应过程。动态记忆存储区中样本特征随着模型训练过程进行而更新,源域数据更新策略为顺序更新,而目标域无标签数据中,只有易分类样本特征会进入动态记忆存储区,并与其他数据进行联合子域对比对齐。其中源域与目标域特征提取网络参数共享。

与动态记忆存储区并行的过程为全局域适应与任务分类。源域数据被用来进行有监督分类任务,即将有标签源域数据进行特征提取,再输入分类器得到数据集样本特征标签的概率分布,计算真实标签与预测标签之间的概率分布差异,得到有标签样本分类损失 L_{cla} ,其公式为

$$L_{\text{cla}} = -\frac{1}{n_s} \sum_{h=1}^{n_s} y_h \log \hat{y}_h \quad (2)$$

式中: n_s 为样本数; y_h 为第 h 个样本数据真实标签; \hat{y}_h 为第 h 个样本数据分类器预测标签。

MMD 常被用作两个概率分布函数之间的距离度量,在领域自适应方法中,通过最小化源域与目标域样本概率分布之间的 MMD 距离,以缩小源域与目标域在公共特征空间中的分布差异。全局域适应任务中,将特征提取网络获得的源域特征与目标域特征进行计算 MMD 距离,并作为损失函数一部分,指导模型训练,实现全局域对齐,与动态记忆存储区中联合子域对比对齐过程结合,实现源域与目标域数据子域分布对齐。MMD 距离 L_{MMD} 的公式为

$$L_{\text{MMD}} = \left\| \frac{1}{N_s} \sum_{v=1}^{N_s} \phi(f_v^s) - \frac{1}{N_t} \sum_{v=1}^{N_t} \phi(f_v^t) \right\|_H^2 \quad (3)$$

式中: N_s 、 N_t 分别为源域数据和目标域数据的样本数; f_v^s 为第 v 个源域样本经特征提取网络提取所得特征向量; f_v^t 为第 v 个目标域样本经特征提取网络提取所得特征向量; $\|\cdot\|_H$ 表示希尔伯特空间; $\phi(\cdot)$ 表示将原始样本特征向量映射到希尔伯特空间,本文选择多核高斯核函数作为映射函数。

本文模型在对齐全局分布的同时考虑了细粒度信息,实现了子域分布的对齐,解决了子域样本混叠问题。同时使用动量随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)方法对网络参数进行优化,并通过反向传播对模型进行更新,得到最佳网络模型参数。最终将训练好的模型用于目标域数据故障识别诊断。

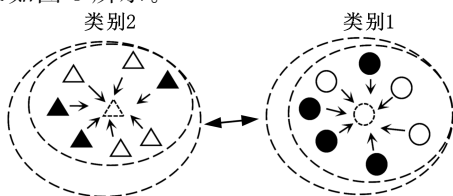
1.3 联合子域对比对齐

对比学习通过将同一样本的不同表示构建为

正样本,以实现相异样本聚类过程。但实际工况下,同类样本特征较为相似,若仅考虑同一样本不同表示之间的相似性而忽视标签信息,则会造成正样本表达不全面,导致聚类效果较差,因此本文将样本标签信息引入到对比损失中,定义同类样本之间互为正样本,不同类样本互为负样本。通过样本标签的引入,使得正样本表示形式更加全面,从而有效地将同类样本进行聚类。

但对比过程中样本数较多,若将所有同类样本作为正样本并计算彼此相似性,则会造成计算资源耗费,模型参数量过大,在此借鉴 SwAV 方法^[21]中样本与聚类中心进行对比思想。根据标签信息计算当前训练批次每个子类的聚类中心向量,并与样本特征进行对比,属于该样本子类的聚类中心向量为正样本,反之不是。

综上,为实现源域与目标域在子域上更好对齐,结合对比学习思想,提出联合子域对比对齐策略。此策略使用了对比学习中的外部数据结构,即动态记忆存储区。对应图 2 所示的虚线框区域,在此区域中通过将源域有标签数据和目标域易分类数据进行联合对比,使得源域与目标域中同类样本相互靠近,不同类样本相互分离。在子域层面上将源域与目标域分布对齐的同时,获得了更具有判别性的子域决策边界,解决了不同子域边界混叠与困难样本导致的负迁移问题,具体效果如图 3 所示。



▲ 目标域易分类样本 △ 样本聚类中心 △ 源域有标签样本
图 3 联合子域对比对齐原理

Fig.3 Principle of joint subdomain contrast alignment

此过程属于半监督对比学习,其定义为:给定有标签源域样本与无标签目标域样本,将目标域数据输入经源域数据初步训练的模型中,获取样本特征与最大类别预测概率,并计算样本熵值,当熵值小于判别阈值时,则认为此目标域样本为易分类样本,取预测概率最大类别作为其类别伪标签,随后目标域易分类样本特征进入动态记忆存储区进行联合子域对比对齐过程。获得目标域样本伪标签后,将其与源域样本标签一同计算样本聚类中心特征向量,并用于对比对齐过程,与当前样本标签相同的聚类中心特征向量为正样本,反之为负样本。通过构建对比对齐损失,将同类样本进行聚集,同时拉开不同类样本之间距离,在聚

类过程中对齐源域与目标域样本子类分布。联合子域对比对齐损失 L_{align} 可表示为

$$L_{align} = -\frac{1}{B} \sum_{z=1}^B \log \frac{\exp(d'_H(f_z, f_{ct}))}{\xi} \frac{\xi}{\sum_{k=1}^{C-1} \exp(d'_H(f_z, f_{ctu}^{(k)}))} \quad (4)$$

式中: B 为动态记忆存储区中源域与目标域联合样本总数; C 为类别数; ξ 为温度参数; f_z 为第 z 个联合子域样本经特征提取网络所得特征向量; f_{ct} 为联合子域子类中心特征向量中属当前样本类别的子类中心特征向量; $f_{ctu}^{(k)}$ 为联合子域子类中心特征向量中不属于当前样本类别的第 k 个子类中心特征向量; $d'_H(\cdot)$ 表示 MMD 距离的平方。

与当前样本类别对应的子类中心特征向量为正样本, 其余子类中心特征向量皆为负样本。样本特征向量与聚类中心特征向量之间的距离度量

$$d'_H(f_z, f_{ct}) \triangleq \|\phi(f_z) - \phi(f_{ct})\|_H^2 \quad (5)$$

动态记忆存储区即联合子域对比区, 主要由源域有标签样本特征和目标域易分类样本特征组成。该区域内部样本特征随模型训练过程进行更新。该区域样本特征数 N 略小于当前批次, 其中源域有标签样本特征数固定, 目标域易分类样本特征数变化。在每个训练批次中, 源域有标签样本特征存储区根据当前训练批次样本进行顺序更新, 而目标域易分类样本特征存储区的样本特征更新遵循熵阈值准则, 即将熵值小于判别阈值的目标域无标签样本特征视作易分类样本特征, 并进入该区域。样本熵值计算公式如下:

$$E_p = -\sum_{o=1}^C p_o^u \log p_o^u \quad (6)$$

式中: p_o^u 为第 o 个目标域无标签样本经特征提取网络与分类器输出类别的预测概率向量; E_p 为样本熵值。

动态记忆存储区整体样本更新算法的伪代码如下:

算法: 动态记忆存储区样本更新

输入: (样本特征, 标签或伪标签); Batch 大小: Q ; 熵阈值: τ ; 源域有标签样本区域容量: N ; 源域有标签样本特征存储区: M_s ; 目标域易分类样本特征存储区: M_{tu} ; 源域有标签样本特征向量: f^s ; 源域有标签样本标签: y^s ; 第 e 个源域有标签样本特征向量: f_e^s ; 第 e 个源域有标签样本标签: y_e^s ; 第 e 个目标域易分类样本特征向量: f_e^{tu} ; 第 e 个目标域易分类样本伪标签: y_e^{tu} ; 输出: 样本更新后存储区

```

While  $e < Q$ 
    Update:  $M_s[(f^s, y^s), 1:N-1] \leftarrow M_s[(f^s, y^s), 2:N]$ 
    Update:  $M_s[(f^s, y^s), N] \leftarrow (f_e^s, y_e^s)$ 
End while
While  $e < Q$ 
    If  $E_p < \tau$ 
        Update:  $M_{tu}[\cdot] \leftarrow (f_e^{tu}, y_e^{tu})$ 
    
```

```

End if
End while
Return  $M_s, M_{tu}$ 

```

1.4 参数优化

JSCAN 训练过程中的优化目标分为如下三部分: ①通过 MMD 最小化源域与目标域整体分布距离; ②使用联合子域对比对齐策略在子域层次上对数据分布进行对齐; ③最小化模型在源域上的分类损失。则 JSCAN 模型整体损失函数 L 可表示为

$$L = L_{cla} + \alpha L_{MMD} + \beta L_{align} \quad (7)$$

其中, α, β 分别为 L_{MMD} 和 L_{align} 的权重参数。在两个权重参数的设置上, 将 β 设置为 1.0, α 初步设置为从 0 到 1 递增, 实验中发现 α 越接近 1 识别效果越差, 因此本文取 $\alpha=0.5, \beta=1.0$ 。

2 实验验证

2.1 数据集介绍

本文采用凯斯西储大学(CWRU)轴承故障数据集, 此数据集由 CWRU 轴承故障研究中心提供, 从轴承故障位置分析, 共有内圈故障(IF)、外圈故障(OE)、滚动体故障(RF)以及正常状态 4 种轴承状态类型。存在风扇端与驱动端两个轴承位置, 其中驱动端故障数据是以 12 kHz 和 48 kHz 两种采样频率在 4 种不同转速下采集得到的, 本文实验选用采样频率为 12 kHz 的驱动端数据。对于每种轴承故障状态, 又以轴承故障尺寸细分为 3 类。将 4 种不同转速作为不同工况数据, 工况 0、1、2、3 下电机转速分别对应 1797 r/min、1772 r/min、1750 r/min、1730 r/min。实验装置主要包括 2 马力电机、功率测试计、扭矩传感器/转换器以及相应的电气控制单元。故障轴承详细数据见表 1。

表 1 凯斯西储大学轴承数据与实验数据

Tab.1 Bearing data and experimental data from Case Western Reserve University

参数	驱动端	风扇端
轴承类型	6205-2RS JEM SKF	6203-2RS JEM SKF
内圈直径/mm	24.087	17.000
外圈直径/mm	52.685	40.000
厚度/mm	15.001	11.999
节圆直径/mm	39.040	28.499
滚珠数目	9	8
滚珠直径/mm	7.940	6.746
电机转速/(r · min ⁻¹)	1797, 1772, 1750, 1730	
采样频率/kHz	12.48	12
故障尺寸/mm	0.178, 0.356, 0.533	

为验证 JSCAN 模型的故障迁移诊断能力, 基于 CWRU 轴承故障数据集的 4 种工况共设计

12 组迁移任务,其中 0→1 表示以 0 工况数据为源域并迁移到 1 工况的迁移诊断实验。

2.2 实验数据准备以及相关参数设置

为更好地突出故障特征,选择将一维振动信号进行短时傅里叶变换转化为二维时频图。在故障样本生成过程中使用滑动窗口法,其中窗长 W 为 1024 个数据点,重叠窗长 $S=800$,故障数据总长度为 R ,则总样本数 $Q=((R-W)/(W-S))+1$ 。对 CWRU 轴承故障数据的每一种故障类样本(确定电机转速,确定轴承故障位置与尺寸)取 180 段故障数据。并对故障数据进行 SFTF 变换生成对应的时频图样本。STFT 变换选取汉宁窗作为窗函数,窗长为 256 个数据点,采样频率为 1200 Hz,以 50% 的重叠进行加窗,整体过程如图 4 所示。

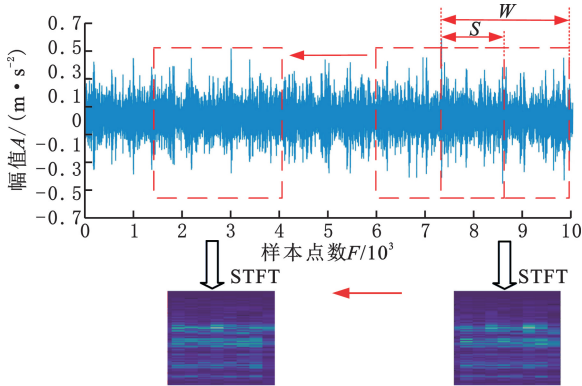


图 4 信号转时频图处理方法

Fig.4 Signal to time-frequency image method

在轴承故障种类中,每种轴承故障又根据故障尺寸的不同细分为 0.178 mm、0.356 mm、0.533 mm 三类,9 类故障状态与正常状态共 10 类轴承状态。图 5 给出了不同工况下 4 种不同轴承状态类型的 STFT 图像。本实验仅考虑单源域情况,即轮流选择两种工况作为有标签源域与无标签目标域来进行实验分析,并记录故障迁移诊

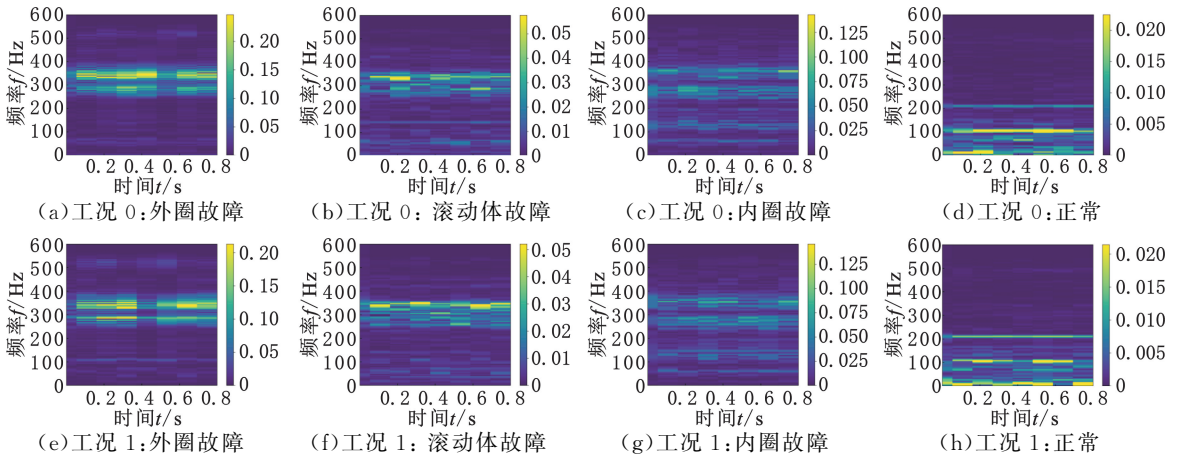


图 5 不同工况轴承故障信号 STFT 图像

Fig.5 STFT images of bearing fault signals under different working condition

断模型在目标域上的识别准确率。

本次实验 PC 配置为: Windows 11 操作系统、12th Gen Intel(R)Core(TM)i7-12700 HZ CPU, 2.70 GHz、Nvidia GeForce GTX 3060 GPU。为防止实验结果具有随机性,所有实验均进行 10 次。

训练过程中 Batch 大小为 16,动态记忆存储区中源域有标签样本区域容量为 12,目标域易分类样本区域容量可变,对应满足要求的易分类样本数;熵阈值 τ 设置为 0.5,温度参数 ξ 为 0.05;使用动量 SGD 对模型进行优化,初始动量为 0.9;学习率初始化为 0.01,并以 0.0005 的衰减量逐步减小;训练步数设置为 500。

2.3 迁移诊断结果分析

为验证本文所提方法的有效性,在 CWRU 轴承故障数据集上将所提联合子域对比对齐方法与其他域适应方法进行对比。本文选取了深度域对抗神经网络(deep-domain adversarial neural networks, DANN)、MMD 方法、深度子域自适应网络(deep subdomain adaptive networks, DSAN)和相关对齐(deep CORAL, DC)方法这几种目前较为先进的域适应方法进行比较。为防止出现随机误差,上述所有方法在每个迁移任务上均进行 10 次实验,每次实验取最优准确率,最终取 10 次实验平均准确率。

为保证对比效果的可靠性,所有网络的基本特征提取模块都采用 Resnet34,评价指标、迭代次数、Batch 大小与学习率衰减策略均相同,均使用动量 SGD 优化方法,初始动量相同,通过反向传播更新模型参数。通过进行 CWRU 轴承数据集实验,得到了 5 种迁移方法在 12 组迁移任务中的目标域故障识别准确率,准确率数据以及所有方法的待定参数个数如表 2 所示,并将表 2 中的准确率数据绘制于雷达图(图 6)。

表 2 轴承实验迁移诊断结果

Tab.2 Transfer diagnosis results of bearing experiments

项目	迁移方法				
	DANN	MMD	DC	DSAN	JSCAN
0→1	98.37%	86.30%	95.81%	97.52%	98.30%
0→2	96.27%	84.85%	95.63%	98.82%	99.32%
0→3	98.73%	86.78%	87.71%	97.21%	98.68%
1→2	94.30%	87.93%	93.82%	96.20%	99.12%
1→3	98.87%	89.66%	96.15%	97.64%	98.89%
2→3	98.69%	90.51%	93.59%	96.23%	98.57%
3→0	97.02%	92.80%	98.92%	98.32%	98.69%
3→1	96.90%	85.68%	97.84%	98.41%	98.45%
3→2	94.33%	86.87%	96.37%	95.67%	99.21%
2→1	96.39%	83.30%	93.79%	96.78%	99.37%
2→0	97.58%	87.57%	96.35%	95.33%	98.78%
1→0	98.72%	88.35%	94.30%	98.43%	98.64%
平均	97.18%	87.55%	95.02%	97.21%	98.83%
最大	98.87%	92.80%	98.92%	98.43%	99.37%
待定参数	3	3	4	4	3

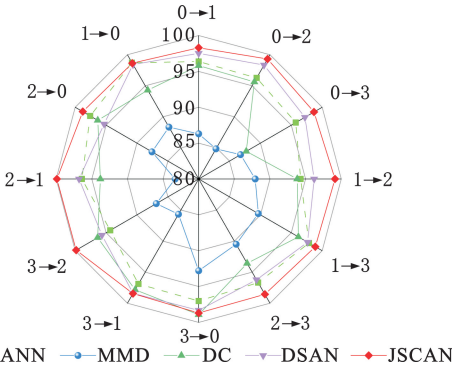


图 6 12 组迁移任务测试结果

Fig.6 Test results for 12 groups of migration tasks

由表 2 和图 6 可知,在待定参数个数不多于对比方法的情况下,本文所提方法在所有迁移任务上均取得了最高识别准确率,平均可达 98.83%,最高达到 99.37%,效果优于其他 4 种领域适应方法。

具体地,本文所提方法在子域尺度上将源域与目标域样本进行对齐,实现了源域与目标域分布在子域层面的更细粒度上拉近,提高了模型迁移故障诊断能力。所提方法与 MMD 方法的对比结果表明所提方法充分考虑了子域样本的分布情况,而非直接将源域与目标域进行对齐,避免了不同子类样本混叠问题;所提方法与 DC 方法的对比结果表明联合子域方法比基于二阶统计分量的方法更优,解决了 DC 方法在非线性域差异情况下处理能力差的问题。DSAN 通过引入 LMMD 解决了子域对齐的问题,但未能构建具有判别性的子域边界,且对每个子域样本分配相近的迁移权重时易出现负迁移情况,其实际结果相比于本文方法较差。

为进一步对比不同迁移方法的源域与目标域

子域对齐效果,对其结果进行 t-SNE 可视化分析。如图 7 所示,选取迁移任务 1 即工况 0 到工况 1 的迁移诊断,利用 t-SNE 将 DC、MMD、DSAN 和 JSCAN 这 4 种方法测试过程的概率分布结果约简为二维特征向量并绘制散点图,图 7 中不同故障类别用不同颜色表示,其中,I、O、R 分别表示内圈故障、外圈故障、滚动体故障;括号内数字代表故障尺寸,7、14、21 分别对应 0.178 mm、0.356 mm、0.533 mm。源域与目标域的样本由不同形状区分。

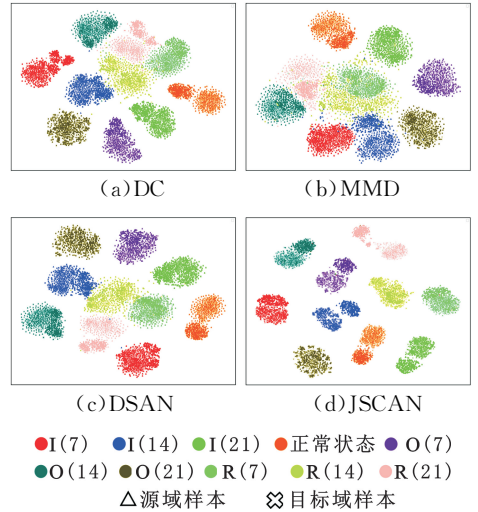


图 7 任务 1 测试过程不同方法 t-SNE 可视化

Fig.7 The t-SNE visualization of different method under task 1 test process

由图 7d 可知,本文方法测试过程中源域各个种类特征分布分别聚集为簇,各个簇之间边界明显,不同特征区分性强。而且源域与目标域各个子类特征分布较为吻合,相同类别源域与目标域特征分布对齐效果较好,不同类别特征之间的分类边界明显,未出现子域混叠的现象。相比之下,其他 3 种对比方法中部分子类之间出现错误分类,特征边界出现重叠,且源域与目标域特征分布对齐效果较差,未能获得具有判别性的子域边界。综上可知,本文所提方法不仅在分类边界的区分性还是源域与目标域的子域分布对齐效果上都优于其他对比方法,也表明本文方法在目标域上的故障识别率明显高于其他方法,效果最好。

3 结论

本文将对比学习方法与领域自适应相结合,提出了一种基于联合子域对比对齐的轴承跨域故障诊断方法,并将该方法应用于滚动轴承变工况故障诊断。在凯斯西储大学(CWRU)轴承故障数据集的 12 组单源域迁移任务中,本文方法具有较高的故障识别率,验证了联合子域对比对齐网

络(JSCAN)模型的有效性。根据实验结果得出以下结论:

1)JSCAN 模型与多数域适应方法不同,通过采用联合子域对比对齐策略,将源域有标签样本与目标域易分类样本进行联合对比对齐,得到对比损失,与全局分布损失最大平均差异(MMD)一并加入整体损失函数对模型参数进行更新优化。相较于 MMD、相关对齐(DC)和深度子域自适应网络(DSAN)等方法,本文方法充分利用类别细粒度信息,使源域与目标域在子类层次上进行对齐,避免了源域与目标域子类边界混叠,实际效果更好。

2)通过实验证明了 JSCAN 模型的有效性。针对变工况导致样本数据分布差异较大的问题,本文模型将源域知识有效迁移至目标域,对齐了源域与目标域子类分布。在 12 个跨工况迁移任务中,本文方法在目标域故障数据上的识别准确率最高可达 99.37%,平均可达 98.83%,与 MMD、DC 和 DSAN 等方法相比,本文方法构建了具有判别性的子域边界,聚类效果突出,迁移效果最好,具有一定优越性。

参考文献:

- [1] SHAO S Y, MCAIEER S, YAN R Q, et al. Highly Accurate Machine Fault Diagnosis Using Deep Transfer Learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4):2446-2455.
- [2] 安文杰, 陈长征, 田淼, 等. 基于迁移学习的风电机组轴承故障诊断研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(6):367-373.
AN Wenjie, CHEN Changzheng, TIAN Miao, et al. Research on Bearing Fault Diagnosis of Wind Turbines Based on Transfer Learning[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(6):367-373.
- [3] 雷亚国, 贾峰, 孔德同, 等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5):94-104.
LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and Challenges of Machinery Intelligent Fault Diagnosis in Big Data Era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5):94-104.
- [4] JIA F, LEI Y G, LU N, et al. Deep Normalized Convolutional Neural Network for Imbalanced Fault Classification of Machinery and Its Understanding via Visualization[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 110:349-367.
- [5] KHAN S, YAIRI T. A Review on the Application of Deep Learning in System Health Management [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 107:241-265.
- [6] 邢自扬, 赵荣珍, 吴耀春, 等. 多尺度卷积神经网络小样本轴承故障辨识方法[J]. 振动·测试与诊断, 2023, 43(5):915-922.
XING Ziyang, ZHAO Rongzhen, WU Yaochun, et al. Small Sample Bearing Fault Identification Method Using Novel Multi-scale Convolutional Neural Network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(5):915-922.
- [7] 叶楠, 常佩泽, 张露予, 等. 基于改进后半监督深度信念网络的多工况轴承故障诊断研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(15):80-90.
YE Nan, CHANG Peize, ZHANG Luyu, et al. Research on Multi-condition Bearing Fault Diagnosis Based on Improved Semi-supervised Deep Belief Network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(15):80-90.
- [8] CHEN M Z, SHAO H D, DOU H X, et al. Data Augmentation and Intelligent Fault Diagnosis of Planetary Gearbox Using ILoFGAN under Extremely Limited Samples[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2023, 72(3):1029-1037.
- [9] ZHAO P, WU T, ZHAO S Y, et al. Robust Transfer Learning Based on Geometric Mean Metric Learning [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 227:107227.
- [10] LI H, HUANG C G, SOARES C G. A Real-time Inspection and Opportunistic Maintenance Strategies for Floating Offshore Wind Turbines [J]. Ocean Engineering, 2022, 256:111433.
- [11] SU Z Q, JIANG W L, CHEN K, et al. Multi-adversarial Deep Transfer Network for Multi-source Open-set Fault Diagnosis of Rotating Machinery with Category Shift[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 282:111106.
- [12] LI C, ZHANG S H, QIN Y, et al. A Systematic Review of Deep Transfer Learning for Machinery Fault Diagnosis[J]. Neurocomputing, 2020, 407:121-135.
- [13] HAN T, LIU C, WU R, et al. Deep Transfer Learning with Limited Data for Machinery Fault Diagnosis [J]. Applied Soft Computing, 2021, 103:107150.
- [14] HE Z Y, SHAO H D, WANG P, et al. Deep Transfer Multi-wavelet Auto-encoder for Intelligent Fault Diagnosis of Gearbox with Few Target Training Samples[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 191:105313.
- [15] BORGWARDT K M, GRETTON A, RASCH M J, et al. Integrating Structured Biological Data by Kernel Maximum Mean Discrepancy[J]. Bioinformatics, 2006, 22(14):e49-e57.
- [16] 董绍江, 周存芳, 陈里里, 等. 基于判别性特征提

- 取和双重域对齐的轴承跨域故障诊断[J]. 中国机械工程, 2023, 34(15):1856-1863.
- DONG Shaojiang, ZHOU Cunfang, CHEN Lili, et al. Cross Domain Fault Diagnosis of Bearings Based on Discriminant Feature Extraction and Dual-domain Alignment[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(15):1856-1863.
- [17] 王鹏, 李丹青, 王恒. 基于改进交替迁移学习的滚动轴承故障诊断算法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(5):239-249.
- WANG Peng, LI Danqing, WANG Heng. Rolling Bearing Fault Diagnosis Algorithm Based on Improved Alternating Transfer Learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(5):239-249.
- [18] ZHU Y C, ZHUANG F Z, WANG J D, et al. Deep Subdomain Adaptation Network for Image Classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(4):1713-1722.
- [19] 陈忠, 唐鑫, 张大明, 等. S变换子域适应的扶梯电机轴承迁移诊断[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(12):34-41.
- CHEN Zhong, TANG Xin, ZHANG Daming, et al. Stockwell Transform Combined with Subdomain Adaptation for Escalator Motor Bearing Transfer Diagnosis [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(12):34-41.
- [20] GUO Y, ZHANG J D, SUN B, et al. Adversarial Deep Transfer Learning in Fault Diagnosis: Progress, Challenges, and Future Prospects[J]. Sensors, 2023, 23(16):7263.
- [21] CARON M, MISRA I, MAIRAL J, et al. Unsupervised Learning of Visual Features by Contrasting Cluster Assignments[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33:9912-9924.
- (编辑 胡佳慧)
-
- 作者简介:** 杨康, 男, 2000年生, 硕士研究生。研究方向为风力发电机状态监测与故障诊断。E-mail: 1901695466@qq.com。陈学军* (通信作者), 男, 1980年生, 教授。研究方向为装备在线监测与故障诊断。E-mail: cxjnet@126.com。
- 本文引用格式:**
杨康, 陈学军, 张磊, 等. 基于联合子域对比对齐的轴承跨域故障诊断[J]. 中国机械工程, 2025, 36(5):1065-1073.
YANG Kang, CHEN Xuejun, ZHANG Lei, et al. Cross-domain Fault Diagnosis of Bearings Based on Joint Subdomain Contrast Alignment[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(5):1065-1073.
-
- (上接第 1027 页)
- [30] 邵海东, 李伟, 刘翊, 等. 时变转速下基于双阈值注意力生成对抗网络和小样本的转子-轴承系统故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2023, 59(12):215-224.
- SHAO Haidong, LI Wei, LIU Yi, et al. Fault Diagnosis of Rotor-bearing System under Time-varying Speeds by Using Dual-threshold Attention-embedded GAN and Small Samples [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(12):215-224.
- [31] CELIKAG H, OZTURK E, SIMS N D. Can Mode Coupling Chatter Happen in Milling? [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2021, 165:103738.
- [32] CORDES M, HINTZE W, ALTINTAS Y. Chatter Stability in Robotic Milling [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2019, 55:11-18.
- [33] CAO Hongrui, ZHOU Kai, CHEN Xuefeng. Chatter Identification in End Milling Process Based on EEMD and Nonlinear Dimensionless Indicators [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 92:52-59.
- [34] SUN Yuxin, HE Jianliang, MA Haifeng, et al. Online Chatter Detection Considering Beat Effect Based on Inception and LSTM Neural Networks [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 184:109723.
- [35] 胡鸩庆, 陈徽鹏, 程哲, 等. 基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(7):9-18.
- HU Niaoqing, CHEN Huipeng, CHENG Zhe, et al. Fault Diagnosis for Planetary Gearbox Based on EMD and Deep Convolutional Neural Networks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7):9-18.
- (编辑 胡佳慧)
-
- 作者简介:** 梁志强, 男, 1984年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为先进切削磨削抛光技术、机器人加工、微细加工、微细刀具设计与制造、超声加工、特种机床与装备制造技术。E-mail: liang-zhiqiang@bit.edu.cn。杜宇超* (通信作者), 男, 1992年生, 博士后研究人员。研究方向为机器人铣削、微细刀具设计与制造。E-mail: dycfelix@163.com。
- 本文引用格式:**
梁志强, 陈司晨, 杜宇超, 等. 基于变分模态滤波和注意力机制的重载机器人铣削系统颤振辨识方法[J]. 中国机械工程, 2025, 36(5):1018-1027.
LIANG Zhiqiang, CHEN Sichen, DU Yuchao, et al. Chatter Identification Method for Heavy-duty Robotic Milling Systems Based on Variational Mode Filtering and Attention Mechanism [J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(5):1018-1027.