

DOI: 10.3901/JME.2022.12.001

跨设备的机械故障靶向迁移诊断方法^{*}

雷亚国 杨彬 李乃鹏 李响 武通海

(西安交通大学现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室 西安 710049)

摘要: 机械故障迁移诊断运用已学习到的设备(源域)诊断知识解决相关设备(目标域)的诊断问题,可望克服大数据下标签数据稀缺、故障信息不全的智能诊断难题。为有效地跨域迁移故障诊断知识,使智能诊断模型能够在不同设备间迁移应用,现有研究要求目标域的数据标签空间相对源域的偏移较小,且两者相互对称,这在跨设备迁移诊断中难以满足,降低了智能诊断模型的迁移诊断精度。受“靶向治疗”基本原理启发,提出机械故障靶向迁移诊断方法。首先建立领域共享的深度卷积网络,将源域与目标域的数据映射到深层特征空间;然后设置目标域中极少量的标签数据为制导锚点,并根据制导锚点与源域数据的标签对应关系确定深层特征空间中的靶向区域;最后规划目标域数据向靶向区域移动的制导轨迹,进而基于最优传输理论适配深层特征的局部分布。通过不同设备之间的轴承故障迁移诊断试验对提出方法进行验证,结果表明:提出方法能够定向适配深层特征的局部分布,提高了智能诊断模型在不同设备间的轴承故障迁移诊断精度。

关键词: 机械设备; 靶向迁移; 故障智能诊断; 深度迁移学习

中图分类号: TH17

Targeted Transfer Diagnosis Method across Different Machines

LEI Yaguo YANG Bin LI Naipeng LI Xiang WU Tonghai

(Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System,
Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract: Transfer fault diagnosis applies diagnosis knowledge of well-studied machines (the source domain) to solve the diagnosis issues of other related machines (the target domain), which is promising to overcome difficulties in collecting sufficient labeled data with respect to the big-data era. For a successful knowledge transfer across different machines, existing methods assume that the target label space is subject to a small shift and the symmetric basis to that of the source. However, the assumption is strict for the transfer diagnosis tasks across different machines, resulting in low diagnosis accuracy. Inspired by the principle of the targeted therapy, a targeted transfer diagnosis method is proposed to transfer knowledge across different machines. A domain-shared deep convolutional network is first constructed to map the source and target data into the feature space. After that, the limited number of labeled data in the target is set as anchors to indicate the targeted feature space region based on the relevance of their labels with the source domain. Finally, unlabeled target data are moved towards the targeted region along trajectories of the targeted anchors, which adapts partial distributions across domains by the optimal transport. The proposed method is verified by the transfer diagnosis tasks across different bearings. The results show that the proposed method can directionally adapt the feature partial distribution so as to improve the diagnosis accuracy when the intelligent diagnosis model is transferred across different machines.

Key words: machinery; targeted transfer; intelligent fault diagnosis; deep transfer learning

0 前言

近年来,机械故障智能诊断的相关研究如火如

荼,尤其随着深度学习的兴起与蓬勃发展,故障诊断准确性与智能化明显提升^[1-3]。然而,智能诊断的实际应用却困难重重,原因在于^[4-6]:①大规模且高质量的标签数据是智能诊断成功应用的前提,而工程实际中的数据标注成本高昂,导致数据规模虽大但可用数据少;②机械设备在服役期内长期处于

^{*} 国家杰出青年科学基金(52025056)、国家自然科学基金(52005387)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目。20211223 收到初稿,20220222 收到修改稿

正常状态,即使有故障萌生,故障类型也难以覆盖设备的所有状态,因此,获取的数据中正常信息重复性高、典型故障信息不全。综上所述,智能诊断无法从标签稀缺且故障信息不全的数据中充分学习诊断知识,导致漏诊或误诊频发。

迁移学习为解决大数据下的智能诊断应用难题提供了新思路:针对数据标签稀缺且故障信息不全的待诊断设备(目标域),若存在与之相关的某设备(源域),已积累了大量的标签数据,且其中包含丰富的故障信息,则从这些标签数据中学习到的诊断知识可用于解决待诊断设备的诊断问题^[6-7]。为此,国内外学者研究了实例加权、参数迁移、特征适配等方法^[8]。其中,特征适配的迁移诊断方法通过缩小源域与目标域的数据特征分布差异,促使故障诊断知识跨设备迁移应用。由于这种方法能够在跨域差异显著时迁移故障诊断知识,因而成为当前研究的前沿热点^[9]。尤其受深度学习理论与技术驱动,特征适配由浅入深,并在多种迁移诊断任务上表现出优异的效果^[10]。例如,郭亮等^[11]在深度卷积网络的训练中加入特征分布适配约束,实现了智能诊断模型在不同轴承间迁移运用;AZAMFAR等^[12]基于多核嵌入的最大均值差异适配跨域数据的深层特征分布,提高了变工况下滚珠丝杠的故障诊断精度。MICHAU等^[13]应用基于深度对抗网络的特征适配方法,实现了变工况下的电机轴承故障诊断。

上述研究成果表明:特征适配的迁移诊断不仅放宽了现有智能诊断研究对大量标签数据的强依赖性,而且能够利用源域数据中丰富的故障信息弥补目标域的典型故障信息缺失。然而,仍存在以下不足:① 现有研究的有效性一般基于源域与目标域间具有较小的数据条件分布差异,而对于跨设备迁移诊断任务,数据从不同设备上采集,其标签空间因机械结构、型号、测试环境等多重因素变化而产生较大偏移,数据条件分布差异显著,导致现有研究在这类任务上的迁移诊断性能欠佳,往往需要针对特定目标域不断试错出可迁移性较高的源域,这不仅费时费力,而且要求源域选择范围广泛;② 现有研究多假设源域与目标域的数据标签空间相互对称,即目标域待诊断数据的故障类型恰与源域数据的故障类型相同,这与工程实际不符。例如,在实验室场景中通过故障模拟能够获取故障类型丰富的数据,而这些故障中可能仅有一部分在实际设备的服役过程出现。对此,现有研究在特征分布适配中仅考虑了数据的全局分布而忽视了局部分布的差异性,因此难以在标签空间不对称的情况下准确适配

数据分布,导致其方法的迁移诊断精度较低。

针对以上不足,本文受肿瘤靶向治疗过程中靶向药物能够定向选择致癌位点发生作用这一基本原理的启发^[14],围绕跨设备迁移诊断任务,提出机械故障靶向迁移诊断方法。该方法假设目标域数据中具有极少的标签数据,称为制导锚点;然后根据制导锚点与源域数据的标签对应关系,设置领域共享特征空间内的靶向区域;最后规划目标域数据向靶向区域移动的制导路径,并结合最优传输理论适配源域与目标域的数据局部分布。该方法旨在进行特征适配时既考虑因跨域数据的标签空间偏移而引入的条件分布差异,又兼顾相同故障类型下的数据局部分布差异。最终提高特征适配方法的迁移诊断性能,促进诊断知识在不同设备间的迁移应用。

1 跨设备迁移诊断问题描述

假设从机械设备 A 上采集的目标域数据集为 $X^t = X_a^t \cup X_b^t$, 其中, X_a^t 为待诊断数据集,由 n_a 个未标注样本 $\{x_i^t | i=1,2,\dots,n_a\}$ 组成, 标签数据集 $X_b^t = \{(x_j^t, y_j^t) | j=1,2,\dots,n_b\}$ 包含 n_b 个制导锚点。样本均服从边缘分布 $P_t(x)$, 每种健康状态有极少量制导锚点, 对应标签为 $y_i^t \in Y^t$, 因而 $n_b \ll n_a$ 。为识别目标域的待诊断数据, 从设备 B 上获取源域数据集 $X^s = \{(x_i^s, y_i^s) | i=1,2,\dots,m\}$, 包含 m 个服从边缘分布 $P_s(x)$ 的标签样本, 其标签为 $y_i^s \in Y^s$, 标签空间 $Y^s = \{1,2,\dots,R\}$ 由 R 种健康状态组成。考虑到源域与目标域的数据集从不同设备上采集, 跨域数据之间存在较大边缘分布差异 $P_s(x) \neq P_t(x)$ 与条件分布差异 $P_s(y|x) \neq P_t(y|x)$ 。由于智能诊断模型的决策面不确定, 无法准确估计条件分布差异, 转而考察类条件分布差异 $P_s(x|y) \neq P_t(x|y)$ ^[15]。鉴于目标域标签样本稀缺, 难以获得诊断精度高的智能诊断模型。对此, 跨设备迁移诊断旨在通过缩小跨域数据的特征分布差异, 然后应用源域标签数据训练的智能诊断模型 f_s 识别目标域的待诊断样本。

2 机械故障靶向迁移诊断基本原理

为实现跨设备迁移诊断, 源域提供的故障诊断知识须满足目标域的诊断需求, 要求源域的数据标签空间应覆盖目标域, 即 $Y^t \subseteq Y^s$ ^[6]。然而, 现有研究的有效性基于 $Y^t = Y^s$ 且 $P_s(y|x) \approx P_t(y|x)$ 的弱约束条件, 当跨域数据的标签空间相互不对称, 且

两者之间存在较大偏移时, 源域智能诊断模型的跨设备迁移诊断性能欠佳。如图 1a 所示, 假设源域数据集含有三种健康状态, 其中只有两种状态在目标域数据集中出现, 以模拟跨域数据的标签空间不对称。此外, 两个数据集间存在较大的类条件分布差异, 如部分目标域故障一的样本接近源域中故障二的样本。对此, 传统特征适配方法通过缩小跨域数据特征的全局分布差异, 对齐了特征分布重心, 但却忽视了各个故障类型上的特征局部分布差异, 导致目标域故障一的样本与源域故障二的样本误对齐, 引起源域智能诊断模型误诊。

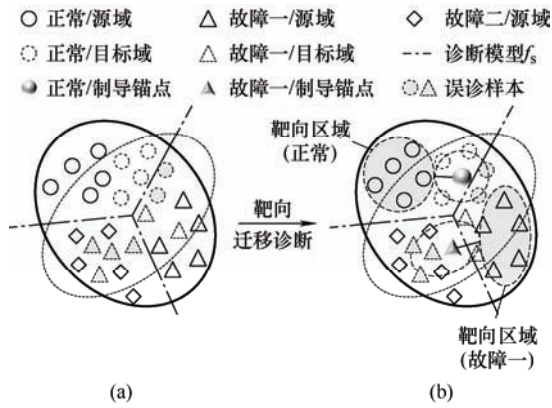


图 1 机械故障靶向迁移诊断原理示意

机械故障靶向迁移诊断的基本原理如图 1b 所示。假设目标域数据集中每类样本至少存在一个制导锚点, 根据制导锚点与源域数据之间的标签对应关系, 可在领域共享的特征空间内划分出靶向区域并规划锚点的制导路径。若制导锚点与其邻域内的待诊断样本共享制导路径, 则这些样本便可在特征适配过程中沿制导路径向对应的靶向区域移动, 实现跨域数据局部分布的定向适配, 进而提高源域智能诊断模型对目标域样本的诊断精度。

3 机械故障靶向迁移诊断方法

围绕跨设备迁移诊断任务, 提出机械故障靶向迁移诊断方法。该方法首先通过领域共享的深度卷积网络(Deep convolutional neural network, DCNN)将源域与目标域的样本映射到深层特征空间; 然后结合 k 均值聚类算法使目标域的待诊断样本逐渐向与之相似的制导锚点聚集; 最后根据制导锚点与源域数据之间的标签对应关系, 规划待诊断样本向深层特征空间中靶向区域移动的轨迹, 并基于最优传输理论定向适配源域与目标域的数据局部分布。下面对上述过程分步进行详细说明。

3.1 领域共享的深层特征空间映射

构建的 DCNN 包括卷积层 C、池化层 P、全连接层 F。其中, 卷积层计算卷积核与输入样本之间的卷积和, 从时域振动数据中提取具有时移不变性的深层特征; 池化层选用最大池化方式降低特征维数、减少模型的待训练参数个数; 全连接层为多层感知机, 将跨域数据由领域共享的特征空间映射到标签空间。DCNN 的模型参数见表 1。

表 1 DCNN 的模型参数

模型层	模型参数	激活函数	输出特征维数
C ₁	卷积核大小: 64×1×20	Leaky-ReLU	1 137×20
P ₁	池化系数: 2	—	568×20
C ₂	卷积核大小: 32×20×20	Leaky-ReLU	537×20
C ₃	卷积核大小: 3×20×20	Leaky-ReLU	535×20
C ₄	卷积核大小: 3×20×20	Leaky-ReLU	533×20
P ₂	池化系数: 2	—	266×20
F ₁	—	—	5320×1
F ₂	连接权值: 5 320×100	Leaky-ReLU	100×1
F ₃	连接权值: 100×R	Softmax	R

注: 卷积核大小 $L \times C \times D$ 分别为卷积核的长度、卷积通道数及数量; 模型输入样本维数为 N , 本文设置 $N=1\ 200$ 。

DCNN 将源域与目标域的数据映射到深层特征空间(单位超球面), 记映射函数为 $G(\cdot|\theta)$, 其中, θ 为卷积层 C_{1:4} 以及全连接层 F₂ 的待训练参数集合。由此, 可得单位化的跨域深层(F₂)特征为

$$\tilde{x}_i^s = \frac{G(x_i^s)}{\|G(x_i^s)\|}, \quad \tilde{x}_j^t = \frac{G(x_j^t)}{\|G(x_j^t)\|} \quad (1)$$

式中, $\tilde{X} = \{(\tilde{x}_i^s, \tilde{x}_j^t) | i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n_a + n_b\}$ 为跨域深层特征的集合。全连接层 F₃ 将提取的深层特征映射到标签空间, 并预测其对应的设备健康状态。利用 Softmax 函数预测第 i 个样本的特征属于第 j 种设备健康状态的概率为

$$\hat{y}_{i,j}^s = \sigma_{sm}(\tilde{x}_i^s \omega_j) = \frac{\exp(\tilde{x}_i^s \omega_j)}{\sum_j \exp(\tilde{x}_i^s \omega_j)} \quad (2)$$

式中, ω_j 为 F₂ 层的所有神经元与 F₃ 层第 j 个神经元的连接权值。为了从源域标签数据中学习故障诊断知识, 即设备数据与健康状态间的映射关系, 最小化如下交叉熵损失函数监督训练 DCNN。

$$L_c = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^R I(y_i^s = j) \cdot \ln \hat{y}_{i,j}^s \quad (3)$$

式中, $I(\cdot)$ 为条件指示函数, 当输入条件为“真”时, 返回 1 值; 否则, 返回 0 值。

3.2 制导锚点的邻域深度聚类

目标域包含大量的无标签样本, 难以直接通过监督训练模式使 DCNN 充分拟合设备数据与健康状态间的映射关系。基于源域诊断模型的伪标签学习策略在一定程度上使无标签样本具备了监督训练智能诊断模型的能力^[16], 然而, 由于跨设备数据的标签空间存在较大偏移且相互不对称, 导致上述策略生成的样本伪标签错误率高。因此, 考虑通过聚类算法, 获取目标域待诊断样本与制导锚点在深层特征空间中的分布与聚集关系。

首先利用目标域样本的深层特征无监督训练 k 均值聚类模型 $g(\tilde{\mathbf{x}}_j^t | j=1, 2, \dots, n_a + n_b)$ 。其中, 模型的聚类数为制导锚点的类别数。获得的聚类模型再根据深层特征空间中目标域样本间的相似性输出簇标签。最后结合目标域待诊断样本与制导锚点之间的簇标签导出如下关系矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n_b} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n_b} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n_a 1} & a_{n_a 2} & \cdots & a_{n_a n_b} \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中, \mathbf{A} 为 0-1 矩阵, 当第 j 个待诊断样本与第 k 个制导锚点属于同一簇时, $a_{jk}=1$; 反之, $a_{jk}=0$ 。

为了提高关系矩阵 \mathbf{A} 的准确性, 在 DCNN 的迭代训练过程中添加目标域样本的聚类损失函数

$$L_{clu} = \frac{1}{n_a} \sum_{j=1}^{n_a} \sum_{k=1}^{n_b} 2a_{jk} \arcsin(\|\tilde{\mathbf{x}}_j^{t-a} - \tilde{\mathbf{x}}_k^{t-b}\|/2) \quad (5)$$

式中, $\tilde{\mathbf{x}}_j^{t-a}$ 与 $\tilde{\mathbf{x}}_k^{t-b}$ 分别为第 j 个待诊断样本与第 k 个制导锚点的深层特征。式(5)能够迫使待诊断样本逐渐向与之具有相同簇标签的制导锚点聚拢, 在扩大类间距离的同时, 提升样本与锚点之间的随动性。

3.3 特征局部分布的靶向适配

源域与目标域的数据从不同设备上采集, 这些数据在领域共享的深层特征空间中存在边缘分布差异与条件分布差异。为了缩小跨设备数据的特征分布差异, 基于最优传输理论进行深层特征局部分布的靶向适配, 包括以下步骤。

(1) 设置靶向区域。DCNN 经过源域的标签数据监督训练后, 可有效地在深层特征空间中区分不同类型的源域数据特征。因此, 将深层特征空间划分为 R 个靶向区域, 分别对应源域数据的不同健康状态。靶向迁移旨在通过特征分布适配, 将目标域

的数据特征定向移动到对应的靶向区域内。考虑到源域数据与制导锚点的标签之间存在对应关系, 可通过构造如下制导矩阵进行描述。

$$\mathbf{\Pi} = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n_b} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n_b} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \cdots & b_{mn_b} \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{\Pi}$ 为 0-1 矩阵, 当第 i 个源域样本与第 k 个制导锚点属于同一类时, $b_{ik}=1$; 否则, $b_{ik}=0$ 。

(2) 规划制导路径。矩阵 $\mathbf{\Pi A}^T$ 描述了待诊断样本在深层特征空间中的制导方向, 可通过最优传输理论规划制导路径。最优传输理论指出^[17]: 假设度量空间内存在分布 P 与 Q , 若采样点 $x \sim P$ 与 $y \sim Q$ 之间的距离越小, 则适配这两个分布的代价越小, 代价值的大小量化了分布差异。由此, 可设计目标域待诊断样本的制导路径为

$$d_{j,i}^{t \rightarrow s} = \begin{cases} 2 \arcsin(\|\tilde{\mathbf{x}}_i^s - \tilde{\mathbf{x}}_j^{t-a}\|/2) & a_{jk}b_{ik}=1 \\ \varepsilon & a_{jk}b_{ik}=0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, ε 为常量。如图 2 所示, 当第 j 个待诊断样本与第 i 个源域样本所在的靶向区域不同时, 设置远距离制导路径 $\varepsilon \rightarrow +\infty$, 则特征靶向适配时规避该路径。考虑到深层特征空间为单位超球面, 样本间的最长制导路径为 π , 因此, 本文取 $\varepsilon=10 > \pi$ 。

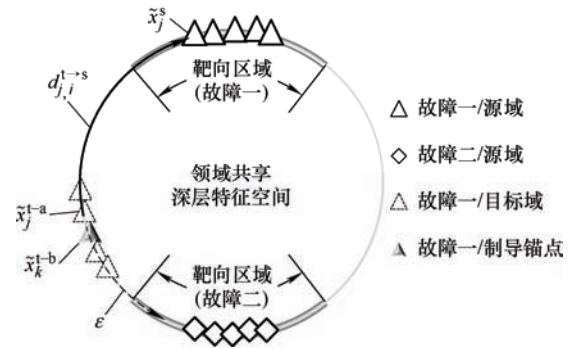


图 2 制导路径规划示意

(3) 特征局部分布的靶向适配。最优传输理论通过搜索变换矩阵 $\mathbf{T}^{t \rightarrow s}$, 使得目标域样本向靶向区域移动的代价最小^[18]。根据制导路径式(7), 可得源域与目标域的特征局部分布差异为

$$OT(P_t \| P_s) = \sum_i \sum_j n_s n_a T_{j,i}^{*t \rightarrow s} \cdot d_{j,i}^{t \rightarrow s} \quad (8)$$

式中, $T_{j,i}^{*t \rightarrow s} \in \mathbf{T}^{*t \rightarrow s}$, 可通过式(9)进行求解。

$$\mathbf{T}^{*t \rightarrow s} = \arg \min_{\mathbf{T}^{t \rightarrow s}} \langle \mathbf{T}^{t \rightarrow s}, \mathbf{d}^{t \rightarrow s} \rangle$$

$$\text{s.t. } \sum_j T_{j,i}^{t \rightarrow s} = u_i, \sum_i T_{j,i}^{t \rightarrow s} = v_j \quad (9)$$

式中, u_i 与 v_j 分别为第 i 个源域样本与第 j 个待诊断样本的取值概率, 初始化为 $u_i = 1/m$, $v_j = 1/n_a$ 。在 DCNN 的训练过程中最小化式(8), 即可沿规划的制导路径适配特征局部分布。

3.4 模型训练

机械故障靶向迁移诊断方法通过如下目标函数训练领域共享的 DCNN 智能诊断模型。

$$\min_{\theta, \omega} L_c + \alpha \cdot (L_{clu}^{t-b} + L_{clu}) + \beta \cdot OT(P_t \| P_s) \quad (10)$$

式中, α 、 β 为正则项的惩罚系数。 L_{clu}^{t-b} 为制导锚点与同类源域样本重心之间的距离, 即

$$L_{clu}^{t-b} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^{n_b} 2b_{ik} \arcsin(\|\tilde{\mathbf{x}}_k^{t-b} - \tilde{\mathbf{x}}_i^s\|/2) \quad (11)$$

式(10)的目标函数中, 第一项最小化源域数据的预测标签与实际标签之间的交叉熵损失, 训练并获得源域智能诊断模型; 第二项最小化制导锚点与同类源域样本之间的距离, 使制导锚点能够逐渐向对应的靶向区域移动; 第三项最小化目标域样本的聚类损失, 使待诊断样本不断向制导锚点聚集; 第四项基于最优传输理论求解待诊断样本向靶向区域移动的制导路径与变换矩阵, 并最小化特征的局部分布差异。该目标函数的具体优化步骤如下。

(1) 随机初始化 DCNN 的模型参数 $\{\theta, \omega\}$, 根据源域数据与制导锚点的标签关系设置矩阵 Π 。

(2) 提取源域与目标域数据的深层特征 $\tilde{\mathbf{X}}$, 利用目标域的深层特征 $\tilde{\mathbf{x}}_j^t \in \tilde{\mathbf{X}}$ 训练 k 均值聚类模型, 生成簇标签并获取关系矩阵 \mathbf{A} 。

(3) 从源域与目标域数据中随机抽取批训练样本, 分别执行式(3)、(5)、(8)计算损失函数, 选用 Adam 优化算法执行式(10)反向逐层更新 DCNN 的模型参数。每执行 τ 次步骤三, 返回执行 1 次步骤二, 直至达到设定迭代次数或损失函数收敛。

(4) 保存 DCNN 的模型参数, 将待诊断数据集 X_a^t 输入智能诊断模型, F_3 层输出的概率分布中最大元素对应的设备健康状态即为诊断结果。

4 跨设备迁移诊断试验

4.1 迁移诊断数据集

本文采集不同设备的滚动轴承振动数据, 通

过轴承故障的跨设备迁移诊断试验对提出方法进行验证。设备轴承数据集的详细信息见表 2 所示。

表 2 三种滚动轴承振动数据集

数据集	轴承型号	健康状态	样本数量	工况	采样频率
A	ER-8K	正常	512	2 100 r/min	12.8 kHz
		内圈故障	512		
		外圈故障	512		
		滚动体故障	512		
B	NSK-6205	正常	546	1 500 r/min、 10 N·m	25.6 kHz
		内圈故障	546		
		外圈故障	546		
		滚动体故障	546		
C	ER-16K	正常	540	1 800 r/min	12.8 kHz
		内圈故障	540		
		外圈故障	540		
		滚动体故障	540		

数据集 A 从某轴承-转子系统上采集。该系统包括电机、支撑轴承(型号: ER-8K)、转子。通过机加工的方式在单侧支撑轴承上分别注入内圈故障、外圈故障、滚动体故障, 并在轴承座上安装振动传感器采集不同轴承健康状态下的振动数据。测试过程中, 设置电机转速为 2 100 r/min、采样频率为 12.8 kHz, 每种轴承健康状态下获得振动数据样本 512 个, 每个样本包含 1 200 个采样点。

数据集 B 从电机故障试验台上采集。该试验台由被测电机、电涡流制动器组成。被测电机驱动端的正常轴承型号为 NSK-6205, 另选取与之尺寸相同的三种 NFC-6205 型故障轴承分别安装在被测电机中, 并在驱动端壳体上布置加速度传感器采集轴承的振动信号。试验过程中, 设置电机转速为 1 500 r/min、制动器的负载转矩为 10 N·m、振动数据的采样频率为 25.6 kHz。数据集中共有样本 2 184 个, 每种轴承健康状态下的振动数据样本为 546 个。

数据集 C 从某机泵循环冷却模拟试验台上采集。该试验台由电机和水泵冷却循环系统组成, 被测轴承安装在电机与水泵之间, 包括正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障四种健康状态, 每种健康状态下的振动数据均在电机转速 1 800 r/min、采样频率 12.8 kHz 的条件下采集。数据集中共有样本 2 160 个, 每种健康状态的样本 540 个。

4.2 跨设备轴承迁移诊断任务

表 2 所示的数据集 A、B、C 分别从不同设备

上采集,被测轴承的型号、测试环境/工况等条件均不相同,这导致跨设备数据的标签空间产生较大偏移。将数据集 A 设置为源域,数据集 B 与 C 分别设置为目标域。依次移除目标域中的内圈故障、外圈故障、滚动体故障样本,形成如表 3 所示的迁移诊断任务 $A \rightarrow B_{1:3}$ 与 $A \rightarrow C_{1:3}$ 。由于源域的数据中包含四种健康状态,其中只有三种在目标域数据中出现,因此,跨设备数据的标签空间相互不对称。在这六个迁移诊断任务中,源域的数据标签已知,假设目标域中每种健康状态仅有一个已知标签的制导锚点,其余样本均为无标签的待诊断样本,以模拟工程实际中可用标签数据稀缺的情况。

表 3 跨设备迁移诊断任务

任务	健康状态	
	源域	目标域
$A \rightarrow B_1$		正常、外圈故障、滚动体故障
$A \rightarrow B_2$		正常、内圈故障、滚动体故障
$A \rightarrow B_3$	正常	正常、内圈故障、外圈故障
$A \rightarrow C_1$	内圈故障	正常、外圈故障、滚动体故障
$A \rightarrow C_2$	外圈故障	正常、内圈故障、滚动体故障
$A \rightarrow C_3$	滚动体故障	正常、内圈故障、外圈故障

4.3 迁移诊断结果

分别验证提出方法在表 3 所示的六个跨设备迁移诊断任务上的性能。在模型训练中,提出方法的主要参数设置如下:学习率为 0.001;最小批样本个数为 32。正则项的惩罚系数随模型迭代训练次数的增加而增大,使模型在训练初期能够充分地拟合源域数据及其标签之间的映射关系。惩罚系数的增长轨迹服从 $\alpha, \beta \sim 2u/(1 + \exp(-\kappa t)) - u$, 其中, $t = 1, 2, \dots$ 为模型迭代训练次数; u 为惩罚系数增长的上限; κ 控制变化速率。考虑到靶向适配正则项应对缩小特征局部分布差异起主导作用,因此,对于系数 α , 分别设置 $u = 0.01$ 、 $\kappa = 0.001$; 对于系数 β , 设置 $u = 0.1$ 、 $\kappa = 0.05$, 使得靶向适配正则项的惩罚系数具有更快的增长速度与更高的增长上限。为减小随机初始化模型参数对提出方法性能的影响,针对每个跨设备迁移诊断任务,重复试验 10 次。每次试验前,从目标域数据中随机选取 25% 的样本作为训练集,剩余 75% 的样本组成测试集,并从目标域训练集的每类数据中随机选取一个样本作为制导锚点。目标域中测试样本的诊断精度统计结果如图 3 所示。

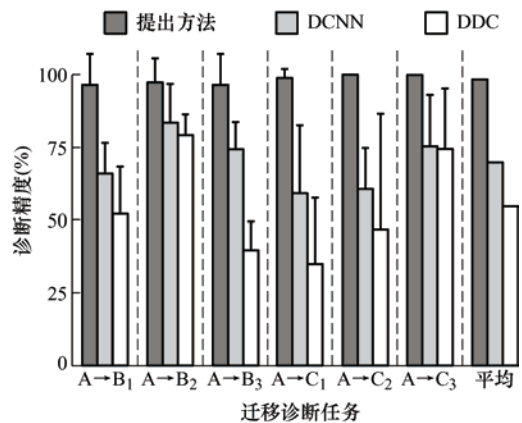


图 3 迁移诊断结果对比

由图中结果可以看出,提出方法在六个跨设备迁移诊断任务上的平均诊断精度达到 98.31%,且在不同任务上的诊断精度均超过 95%,说明:当目标域标签数据稀缺时,提出方法能够利用源域的智能诊断模型准确识别目标域数据对应的设备轴承健康状态。为验证提出方法的优点,将其迁移诊断结果与下列两种方法进行对比,结果如图 3 所示。

DCNN 为领域共享的深度卷积网络,该方法与提出方法具有相同的模型结构,但缺少特征适配模块,仅利用源域的标签数据与目标域的极少量制导锚点监督训练智能诊断模型,然后在目标域的测试样本上进行验证。这种方法在六个跨设备迁移诊断任务上的平均诊断精度为 69.88%,明显低于提出方法。此外,受随机选取制导锚点的影响,模型在不同任务上的诊断标准差较大。结果表明:DCNN 智能诊断模型难以缩小源域与目标域数据因设备来源不同而引入的分布差异,导致智能诊断模型在跨设备迁移过程中产生较高的误诊或漏诊率。

深度领域适配(Deep domain confusion, DDC)^[19]首先利用领域共享的 DCNN 将源域与目标域的时域振动数据映射到同一深层特征空间,然后基于最大均值差异缩小特征的边缘分布差异,其中,最大均值差异中的高斯核函数参数通过启发式中值搜索^[20]确定。针对六个跨设备迁移诊断任务,DDC 迁移诊断模型的平均诊断精度为 54.48%,明显低于提出方法,甚至低于 DCNN 智能诊断模型,究其原因 DDC 在特征适配过程中仅考虑了深层特征的全局分布差异,忽视了特征局部分布的差异性,导致负迁移产生,即特征适配降低了智能诊断模型的迁移诊断精度。相比之下,提出方法通过特征靶向适配克服了跨域数据标签空间偏移与不对称,缩小了特征局部分布差异,提高了迁移诊断精度。

为进一步说明提出方法的有效性,以迁移诊断任务 $A \rightarrow B_1$ 为例,通过 t 分布邻域嵌入(t-distributed

stochastic neighbor embedding, t-SNE)算法将数据集 A 与数据集 B₁ 样本的深层(F₂ 层)特征降维到二维平面, 如图 4 所示, 并对比数据集 B₁ 中测试样本诊断结果的混淆矩阵, 如图 5 所示。

数据集 A 中包含四种轴承健康状态, 而在数据集 B₁ 中缺乏内圈故障的样本。针对这种跨设备数据标签空间相互不对称的情况, 提出方法通过特征靶向适配准确地对齐了数据集 A 与 B₁ 中各个健康状态下样本的局部分布, 同时规避了数据集 A 中内圈故障样本的无关分布信息对特征分布适配的影响, 因此, 如图 5a 所示, 准确识别出数据集 B₁ 中样本对应的设备健康状态。相比之下, DCNN 智能诊断模型获得的跨域深层特征间存在较大的分布差异, 如图 4b 所示, 数据集 B₁ 的样本特征在滚动体故障和外圈故障两种故障模式上产生分布混叠, 导致 DCNN 智能诊断模型大量误诊这两类故障样本, 如图 5b 所示。DDC 迁移诊断模型虽然缩小了深层特征的全局分布差异, 但未考虑跨设备迁移诊断时的数据标签空间偏移与不对称, 导致深层特征的局部分布欠适配。如图 4c 所示, 数据集 B₁ 中的外圈故障样本分布与数据集 A 中的内圈故障样本分布误对齐, 此外, 数据集 B₁ 中的部分滚动体故障样本向数据集 A 中的外圈故障样本聚集。因此, 如图 5c 所示, 大量外圈故障样本被误诊为内圈故障, 部分滚动体故障样本被误诊为外圈故障。

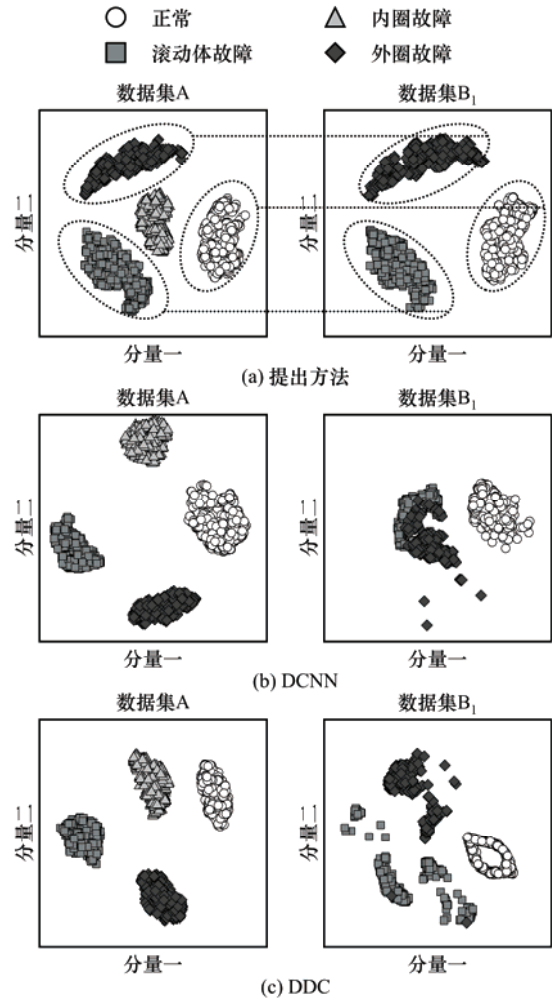


图 4 深层特征的散点图对比

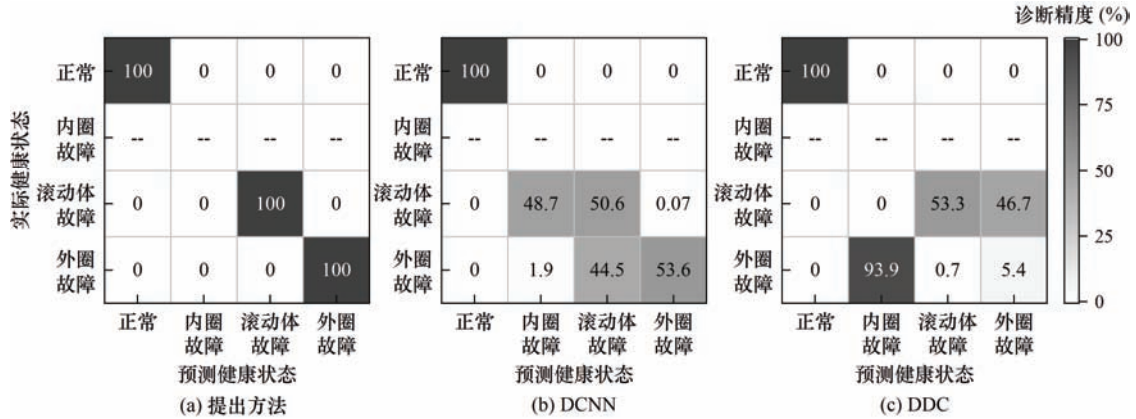


图 5 A→B₁ 诊断结果的混淆矩阵对比

4.4 制导锚点的作用分析

为了分析制导锚点个数对智能诊断模型精度的影响, 在跨设备迁移诊断任务 A→B₁ 上, 逐渐将制导锚点的个数由 1 增加至 5, 并对比提出方法与 DCNN、DDC 的诊断精度变化。在不同的制导锚点个数配置下, 各个方法均重复试验 10 次, 并统计诊断精度如图 6 所示。

随着制导锚点个数的增加, 提出方法的平均诊断精度提升, 且诊断标准差减小, 说明制导锚点的增多有助于降低锚点随机抽样的影响, 提高靶向迁移诊断的稳定性。此外, 虽然少量制导锚点的辅助训练提高了 DCNN 与 DDC 的迁移诊断性能, 然而其平均诊断精度与标准差仍明显低于提出方法, 尤其当目标域的标签数据稀缺时, 提出方法的优势显

著,从而验证了靶向迁移诊断在解决小样本诊断问题上的有效性。

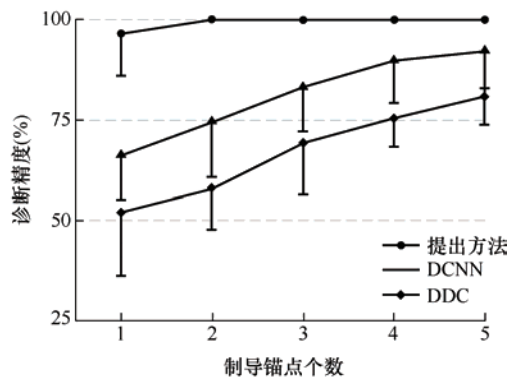


图 6 制导锚点个数对诊断精度的影响

进一步直观地展示制导锚点对特征分布适配过程的指向性。通过任务 $A \rightarrow B_1$ 涉及的跨域数据集训练构建的靶向迁移诊断模型,并控制模型迭代训练

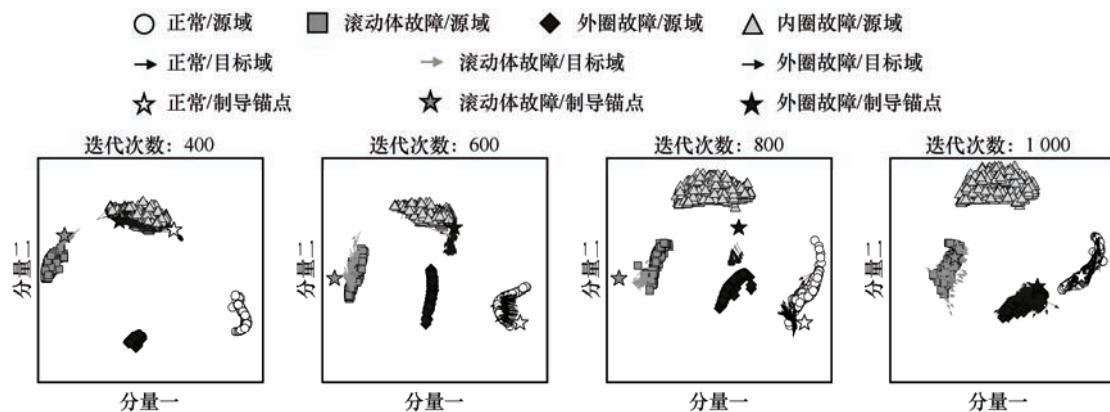


图 7 模型迭代过程中的跨域数据特征分布变化

5 结论

本文提出了机械故障靶向迁移诊断方法,解决了跨设备迁移诊断中广泛存在的跨域数据标签空间偏移大且相互不对称的难题,实现了智能诊断模型在不同设备间的迁移应用。

(1) 机械故障靶向迁移诊断方法根据目标域制导锚点与源域数据间的标签对应关系,实现了特征分布的定向适配。即使在跨域数据的标签空间存在明显偏移时,也能通过规划待诊断样本向靶向区域移动的轨迹,达到特征分布精准适配的目的。

(2) 提出方法缩小了跨域数据深层特征的局部分布差异,当数据标签空间相互不对称时,规避了源域数据中无关分布信息对特征适配的影响,进而根据目标域设备的诊断需求,选择性地迁移源域的局部故障诊断知识,抑制了跨域负迁移作用。

300 次后开始在其目标函数中施加特征靶向适配约束。然后分别在迭代训练 400 次、600 次、800 次及 1 000 次后,提取源域与目标域中训练样本的深层特征,并通过 t-SNE 算法将这些特征降维投影至二维平面,如图 7 所示。由图可知,目标域的待诊断样本聚集在制导锚点的邻域内,并随锚点在特征空间内移动。制导锚点的移动终点为与之具有相同状态标签的源域样本簇(靶向区域)。当模型迭代 400 次后,目标域的正常样本获得向源域正常样本簇移动的趋势,并在模型迭代 600 次后,抵达正常簇的靶向区域。同时,外圈故障的待诊断样本在其对应制导锚点的引导下,不断向源域外圈故障的靶向区域靠拢。由此可以看出,提出方法适配特征局部分布时,依靠制导锚点的指向性,因而规避了源域中无关状态样本分布信息的误导作用,矫正了诊断知识跨设备迁移时存在的数据标签空间偏移。

(3) 相比于传统迁移诊断方法,提出方法的特征分布适配能力更强,无需针对特定的目标域不断地试错不同的源域,并在多种跨设备迁移诊断任务上均表现出更高的故障迁移诊断精度。

参考文献

- [1] LEI Yaguo, YANG Bin, JIANG Xinwei, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106587.
- [2] HOANG D J, KANG H J. A survey on deep learning based bearing fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2019, 335: 327-335.
- [3] 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.
- [4] 雷亚国, 贾锋, 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.
- [5] LEI Yaguo. Intelligent fault diagnosis and remaining useful life prediction of rotating machinery[M]. Oxford: Elsevier Butterworth-Heinemann, 2016.
- [6] 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.
- [7] PAN S J, YANG Qiang. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [8] YAN Ruqiang, SHEN Fei, SUN C, et al. Knowledge transfer for rotary machine fault diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(15): 8374-8393.
- [9] KOUW M W, LOOG M. A review of domain adaptation without target labels[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(3): 766-785.
- [10] LI Chuan, ZHANG Shaohui, QIN Yi, et al. A systematic review of deep transfer learning for machinery fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2020, 407: 121-135.
- [11] 郭亮, 董勋, 高宏力, 等. 无标签数据下基于特征知识迁移的机械设备智能故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 58-64. GUO Liang, DONG Xun, GAO Hongli, et al. Feature knowledge transfer based intelligent fault diagnosis method of machines with unlabeled data[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 58-64.
- [12] AZAMFAR M, LI Xiang, LEE J. Intelligent ball screw fault diagnosis using a deep domain adaptation methodology[J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 151: 103932.
- [13] MICHAU G, FINK O. Unsupervised transfer learning for anomaly detection: Application to complementary operating condition transfer[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 216: 106816.
- [14] 曾益新, 张晓实, 刘强. 分子靶向治疗: 肿瘤治疗的里程碑[J]. 癌症, 2008, 27(8): 785-787. ZENG Yixin, ZHANG Xiaoshi, LIU Qiang. Molecular target therapy: A milestone on the road for curing cancer[J]. Chinese Journal of Cancer, 2008, 27(8): 785-787.
- [15] LONG Mingsheng, WANG Jianmin, DING Guiguang, et al. Transfer feature learning with joint distribution adaptation[C]// IEEE International Conference on Computer Vision in Sydney, Australia, December 1-8, 2013. USA: IEEE, 2013: 2200-2207.
- [16] LEE D H. Pseudo-label: The simple and efficient semi-supervised learning method for deep neural networks[C/CD]// The Thirtieth International Conference on Machine Learning Workshop on Challenges in Representation Learning in Atlanta, Georgia, USA, June 16-21, 2013.
- [17] RUBNER Y, TOMASI C, GUIBAS L J. The earth mover's distance as a metric for image retrieval[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(2): 99-121.
- [18] PEYRÉ G, CUTURI M. Computational optimal transport: With applications to data science[J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2019, 11(5-6): 355-607.
- [19] TZENG E, HOFFMAN J, ZHANG Ning, et al. Deep domain confusion: Maximizing for domain invariance[J]. arXiv preprint arXiv: 1412.3474, 2014.
- [20] RAMDAS A, REDDI S, PÓCZOS B, et al. On the decreasing power of kernel and distance based nonparametric hypothesis tests in high dimensions[C]// The Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence in Austin, Texas, USA, 2015: 3571-3577.

作者简介: 雷亚国(通信作者), 男, 1979 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为大数据智能故障诊断与寿命预测、机械状态健康监测与智能维护、机械系统建模与动态信号处理。
E-mail: yaguo lei@mail.xjtu.edu.cn