

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107585

# 一维深度子领域适配的不同转速下旋转机械 复合故障诊断\*

陈仁祥<sup>1</sup>, 唐林林<sup>1</sup>, 孙 健<sup>2</sup>, 赵树恩<sup>1</sup>, 蔡东吟<sup>1</sup>

(1. 重庆交通大学交通工程应用机器人重庆市工程实验室 重庆 400074; 2. 内燃机可靠性国家重点实验室 山东 261061)

**摘 要:** 旋转机械复合故障与单一故障样本间相关性高易造成错分类,且旋转机械转速往往不同,进一步加剧了旋转机械复合故障诊断的难度。针对上述问题,提出一维深度子领域适配的不同转速下旋转机械复合故障诊断方法。首先,以旋转机械复合故障的频域信号作为网络的输入,最大程度保留信号特征;其次,搭建领域共享的一维卷积神经网络,对不同转速下旋转机械复合故障的频域信号特征进行学习;然后,添加局部最大均值差异形成子领域适配层,对齐每对子领域分布以避免单一故障和复合故障的特征混合,并通过最小化局部最大均值差异值缩小两域子领域特征分布差异,以减少不同转速所带来的干扰;最后,在子领域适配层后添加 softmax 分类层,实现对目标数据的故障状态识别。通过不同转速旋转机械复合故障诊断实验证明了所提方法的有效性。

**关键词:** 复合故障;不同转速;子领域适配;故障诊断

**中图分类号:** TH165.3 TP18 **文献标识码:** A **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

去除上角标设置

## Composite fault diagnosis of rotating machinery under different speed based on one dimensional deep subdomain adaption

Chen Renxiang<sup>1</sup>, Tang Linlin<sup>1</sup>, Sun Jian<sup>2</sup>, Zhao Shuen<sup>1</sup>, Cai Dongyin<sup>1</sup>

(1. Chongqing Engineering Laboratory for Transportation Engineering Application Robot, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 2. State Key Laboratory of Engine Reliability, Shandong 261061, China)

**Abstract:** The high correlation between single fault and composite fault samples, resulting in misclassification. Moreover, rotating machinery often works at different speeds, which further increases the difficulty of composite fault diagnosis of rotating machinery. Aiming at the above problems, a composite fault diagnosis method of rotating machinery at different speeds with one-dimensional depth subdomain adaptation was proposed. Firstly, frequency domain signals of composite faults of rotating machinery are used as the input of the network to get rid of the dependence on signal processing and professional knowledge; Secondly, a domain shared one-dimensional convolutional neural network was built to learn the frequency domain signal characteristics of composite faults of rotating machinery at different speeds; Then, the local maximum mean difference is added to form the sub-domain adaptation layer, which aligns each pair of sub-domain distribution to avoid the feature mixing of single fault and compound fault, and reduces the feature distribution difference of the two subdomains by minimizing the local maximum mean difference to reduce the interference caused by different speeds. Finally, softmax classification layer is added after the sub-domain adaptation layer to realize fault state identification of the target data. The effectiveness of the proposed method is proved by the composite fault diagnosis experiments of rotating machinery at different speeds.

**Keywords:** composite fault; different speed; subdomain adaption; fault diagnosis

收稿日期:2021-03-09 Received Date: 2021-03-09

\* 基金项目:国家自然科学基金(51975079)、重庆市教委科学技术研究项目(KJQN201900721)、内燃机可靠性国家重点实验室开放基金(SKLER-201912)、重庆市研究生导师团队项目(JDDSTD2018006)资助

## 0 引言

旋转机械广泛应用于风力发电、石油化工、钢铁铸造厂和造纸厂等行业,随着其愈加大型化、复杂化,复合故障发生的几率也随之增大<sup>[1]</sup>。目前国内外学者对于旋转机械复合故障诊断已有大量的研究。如王华庆等<sup>[2]</sup>提出了一种双约束非负矩阵分解的复合故障信号分离方法。向玲等<sup>[3]</sup>提出了基于自适应最大相关峭度解卷积的风力发电机轴承复合故障特征提取的方法。Wang等<sup>[4]</sup>利用双树复小波变换成功地分离了旋转机械的多个故障特征。上述方法采用信号处理方法对复合故障进行分离,依赖于人的经验,在处理大量数据时耗时耗力。因此,Xue等<sup>[5]</sup>采用深度卷积神经网络对复合故障自提取特征,然后利用SVM进行分类,避免了人工提取特征的不足。但该方法致力于同转速下的复合故障诊断,未考虑不同转速下复合故障诊断问题。

目前,深度迁移学习已成为新兴研究方向,其基本思路是在特征提取层和分类层之间加入自适应层,使得源域和目标域数据分布更加接近<sup>[6]</sup>。深度迁移学习可以自动地提取更具表现力的特征,以及满足了实际应用中的端到端需求。于洋等<sup>[7]</sup>提出了一种基于长短时记忆网络与迁移学习相结合的故障诊断方法。Zhao等<sup>[8]</sup>提出了一种基于深度多尺度卷积神经网络的迁移学习框架进行滚动轴承智能诊断;Wang等<sup>[9]</sup>使用可变形卷积神经网络结合深长短期记忆的迁移学习策略进行滚动轴承的故障诊断。上述方法将深度迁移思想用于旋转机械故障诊断取得了较好的诊断效果,但采取的都是对齐全局域偏移<sup>[10]</sup>方式,即对齐全局的源域和目标域分布,而不考虑两个域的子领域之间的关系。然而旋转机械复合故障与单一故障样本间相关性高,若采用全局适配,易造成单一故障与复合故障间错分类。

综上所述,提出一维深度子领域适配(one dimensional deep subdomain adaption, 1dDSA)的不同转速下旋转机械复合故障诊断方法。以原始频谱数据作为输入,最大程度保留信号特征;其次,搭建领域共享的一维卷积神经网络,从源自不同转速的旋转机械复合故障的数据中提取故障特征;然后,利用局部最大均值差异(local maximum mean discrepancy, LMMD)对齐两域子领域分布,有效避免单一故障和复合故障的特征混合,并通过最小化局部最大均值差异值以减少不同转速所带来的干扰;最后,通过softmax分类层对目标数据进行故障状态识别。

## 1 一维深度子领域适配网络

子领域适配的思想如图1所示,与全局适配方法不同,1dDSA通过在端到端深度学习模型中集成深度特征学习和特征适配,不仅对全局源域和目标域分布进行对齐,而且对相关子领域的分布进行对齐。如图2所示,1dDSA主要由两个部分组成:特征提取模块和子领域适配模块。

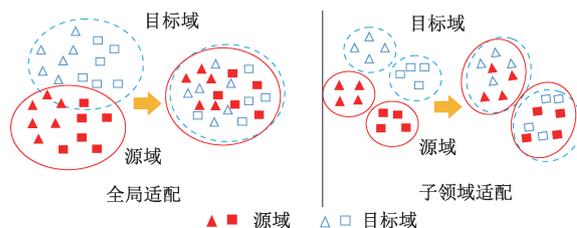


图1 方法图

Fig. 1 The flow chart of method

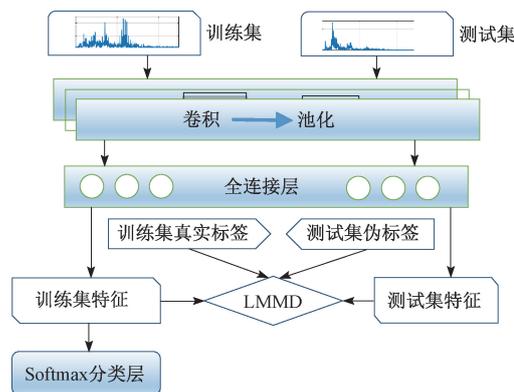


图2 1dDSA结构

Fig. 2 The structure of 1dDSA

### 1.1 特征提取模块

特征提取模块主要由一维卷积神经网络构成,其中,包含3个卷积层,卷积核个数分别为16、32和64,卷积核的大小均为 $3 \times 3$ ;3个池化层,池化区域均为 $2 \times 2$ ,且均采用最大值池化方式;1个全连接层。

### 1.2 子领域适配模块

在无监督域自适应中,给定 $n_s$ 标记样本的源域 $D_s = \{(x_i^s, y_i^s)\}_{i=1}^{n_s}$  ( $y_i^s \in R^C$  是一个表示标记 $x_i^s$ 的向量,例如 $y_{ij}^s = 1$ 表示 $x_i^s$ 属于第 $j$ 类,其中 $C$ 为类别个数),给定 $n_t$ 未标记样本的目标域 $D_t = \{x_j^t\}_{j=1}^{n_t}$ 。传统的深度迁移学习主要使用具有全局域适配损失的适配层来共同学习表示。其形式表示为:

$$\min_f \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} J(f(x_i^s), y_i^s) + \lambda \hat{d}(p, q) \quad (1)$$



其中,  $J(\cdot, \cdot)$  是交叉熵损失函数,  $\hat{d}(p, q)$  是领域适配损失。  $\lambda > 0$  是域适配损失和分类损失的权衡参数。

子领域适配的目的是对齐具有相同标签的样本的相关子域分布, 结合分类损失和子领域适配损失, 将子领域适配损失方法表示为:

$$\min_f \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} J(f(x_i^s), y_i^s) + \lambda E_c[\hat{d}(p^{(c)}, q^{(c)})] \quad (2)$$

其中,  $E_c[\cdot]$  表示期望, 为了计算式(2)中相关子域分布的差异, 引入 LMMD, 可以表示为:

$$d_H(p, q) \triangleq E_c \|\mathbf{E}_{p^{(c)}}[\phi(x^s)] - \mathbf{E}_{q^{(c)}}[\phi(x^t)]\|_H^2 \quad (3)$$

其中,  $\|\cdot\|_H$  是再生核希尔伯特空间,  $x^s$  和  $x^t$  是  $D_s$  和  $D_t$  中的实例,  $p^{(c)}$  和  $q^{(c)}$  是  $D_s^{(c)}$  和  $D_t^{(c)}$  的分布。通过最小化式(3), 同一类别内相关子域的分布将会被拉近。根据权重  $w^c$  假设每个样本属于每个类, 然后建立了式(3)的无偏估计:

$$\hat{d}_H(p, q) = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \left\| \sum_{x_i^s \in D_s} w_i^s \phi(x_i^s) - \sum_{x_j^t \in D_t} w_j^t \phi(x_j^t) \right\|_H^2 \quad (4)$$

其中,  $\hat{d}_H(p, q)$  是  $d_H(p, q)$  的无偏估计,  $w_i^s$  和  $w_j^t$  表示属于  $c$  类的  $x_i^s$  和  $x_j^t$  的权重, 注意,  $\sum_{i=1}^{n_s} w_i^s$  和  $\sum_{j=1}^{n_t} w_j^t$  都等于 1,  $\sum_{x_i \in D} w_i^c \phi(x_i)$  是类别  $c$  的加权和, 计算样本  $x_i$  的  $w_i^c$  为:

$$w_i^c = \frac{y_{ic}}{\sum_{(x_j, y_j) \in D} y_{jc}} \quad (5)$$

其中,  $y_{ic}$  是向量  $y_i$  的第  $c$  个元素。为了适配特征层, 给定源域  $D_s$  有  $n_s$  标记和目标域  $D_t$  未标记的  $n_t$ , 深层网络在  $l$  层中生成的激活为  $\{z_i^l\}_{i=1}^{n_s}$  和  $\{z_j^l\}_{j=1}^{n_t}$ 。另外, 不能直接计算  $\phi(\cdot)$ , 然后将式(4)重新表示为:

$$\hat{d}_l(p, q) = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \left[ \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_s} w_i^c w_j^c k(z_i^l, z_j^l) + \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} w_i^c w_j^t k(z_i^l, z_j^l) - 2 \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} w_i^c w_j^t k(z_i^l, z_j^l) \right] \quad (6)$$

其中,  $z^l$  为第  $l$  ( $l \in L = \{1, 2, 3, \dots, |L|\}$ ) 激活, 式(6)可以直接作为式(1)的自适应损失。

### 1.3 一维深度子领域适配模型的训练

所提模型 1dDSA 训练过程中, 需要满足两个优化目标: 1) 最小化特征提取模块在源域数据上的分类损失; 2) 最小化源域数据与目标域数据深层次特征知识相关子域分布的差异。因此, 优化目标函数可以表达为:

$$\min_f \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} J(f(x_i^s), y_i^s) + \lambda \sum_{l \in L} \hat{d}_l(p, q) \quad (7)$$

A-distance<sup>[10]</sup> 定义为  $d_A = 2(1 - 2\epsilon^c)$ , 其中  $\epsilon$  表示分类器的泛化误差, 利用  $A_L$ -distance 来估计子域分布差异。首先, 将类别  $c$  的  $d_A$  定义为  $d_A = 2(1 - 2\epsilon^c)$ , 其中  $\epsilon^c$  是

分类器在不同领域对同一类进行训练时的泛化误差。然后, 我们定义:

$$d_{A_L} = E[d_{A_c}] = 2E(1 - 2\epsilon^c) = 2 \sum_{c=1}^C p(c)(1 - 2\epsilon^c) \quad (8)$$

其中,  $E[\cdot]$  表示数学期望,  $p(c)$  表示类别  $c$  在目标域中的概率。

## 2 一维深度子领域适配的不同转速下旋转机械复合故障诊断流程

所提出的基于一维深度子领域适配的不同转速下旋转机械复合故障诊断方法流程如图 3 所示, 具体步骤如下:

- 1) 获取复合故障的频谱信息, 并构建频谱数据集。
- 2) 初始化 1dDSA 网络参数, 以批量的方式将训练集(源域)和测试集(目标域)输入到 1dDSA 中。
- 3) 利用领域共享的一维卷积神经网络提取出有标签训练集 A 和无标签训练集 B 的深层特征。
- 4) 利用 LMMD 将所提取的深层特征进行子领域适配, 有效避免复合故障的特征混合, 并通过最小化 LMMD 值以减小不同转速所带来的分布差异。
- 5) 得到训练好的诊断模型, 输入测试集 B, 利用 softmax 分类层输出诊断结果, 完成不同转速下旋转机械复合故障的诊断。

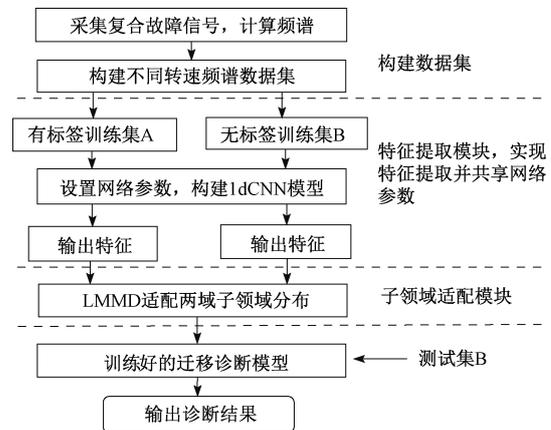


图 3 方法流程

Fig. 3 The flow of method

## 3 实验数据与分析

### 3.1 实验数据

本节实验以低速声发射(acoustic emission, AE)数据来验证所提方法的有效性, 实验数据来自机械故障综合模拟实验台, 主要由电机、联轴器、滚动轴承、传动轴等组



成,如图4所示。将AE传感器涂上耦合剂并置于轴承座上,采用胶带其固定。实验轴承为er-12k型深沟球轴承,节径28.90 mm,包含8个滚动体,接触角9.08°。如图5所示,使用电火花加工技术在轴承的内圈、外圈、滚动体上布置单点故障,故障直径约为0.1 mm,深度约为0.2 mm。V型裂纹轴的裂纹深度约5 mm。模拟7种故障,如表1所示。

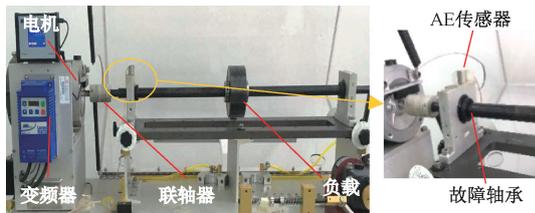
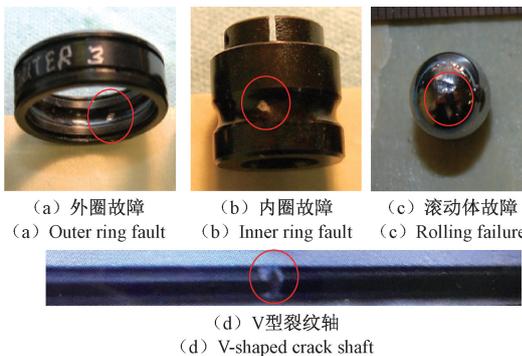


图4 实验台

Fig.4 The experimental station



(a) 外圈故障 (a) Outer ring fault (b) 内圈故障 (b) Inner ring fault (c) 滚动体故障 (c) Rolling failure

(d) V型裂纹轴 (d) V-shaped crack shaft

图5 故障类型

Fig.5 The fault types

表1 故障类型

Table 1 The fault Types

故障类型	编号
正常轴承	N
外圈故障	O
内圈故障	I
滚动体故障	B
外圈故障+裂纹轴	OV
内圈故障+裂纹轴	IV
滚动体故障+裂纹轴	BV

采集时转速分别为A工况:60 r/min,B工况:80 r/min,C工况:100 r/min,加载负荷均为5 kg,采样频率为1 000 kHz,采样时间为10 s,每种故障信号采样4次,以减小数据采集系统中的随机误差。

### 3.2 数据分析

限于篇幅,仅展示图6几种故障的时域和频域图。可以看出,相较于时域信号,频谱所表达的信息更多。观察图6(a)和(c),不同转速的外圈故障具有相似的谱结构,随着转速升高其幅值也随之增大。综上表明,频谱特征可以很好的表征旋转机械复合故障,且因傅里叶变换的可逆性,频谱可以充分保留原始数据中的信息,因此本文以原始频谱作为输入。

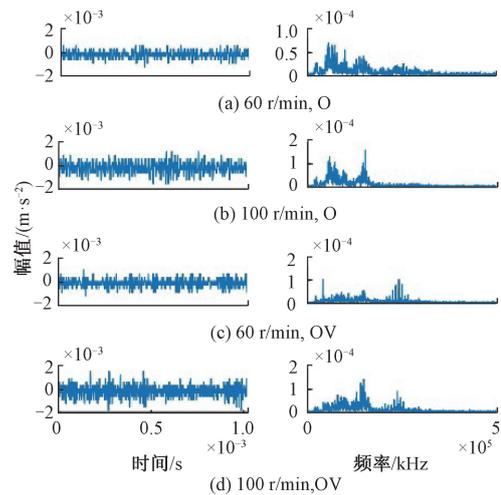


图6 时域和频域图

Fig.6 Time domain and frequency domain diagrams

### 3.3 单一故障与复合故障互相关分析

复合故障信号与单一故障不同,复合故障存在特征混合,往往各单一故障也伴随在复合故障之中,导致单一故障和复合故障之间存在相似特征<sup>[11]</sup>。本节实验以故障类型O、OV、I和IV为例,分析单一故障与复合故障频谱特征的相关性。图7为单一故障与复合故障频谱信号的互相关系数,3种转速下I和IV、O和OV的互相关系数都在0.7左右,显著相关,若采用全局适配方法,容易将单一故障和复合故障错分类。

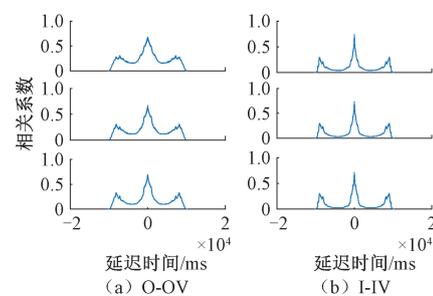


图7 单一故障与复合故障互相关

Fig.7 Single fault and compound fault cross correlation



### 3.4 建立数据集

从采集到的声发射数据中以 2 048 个点截取样本,然后对每个样本进行快速傅里叶变换实现时域到频域的转变,每个频谱样本长度为 1 024。从每类频谱样本中随机选取 200 个样本,每种工况共 1 400 个样本作为训练数据集。随机选取 50 个样本,7 类故障共 350 个样本作为测试数据集。实验采用一种工况有标签数据和另一种工况无标签数据混合训练的方式,以 A→B 工况为例,训练数据为有标签训练集 A 和无标签训练集 B 构成,测试数据为测试集 B,其中 A→B 表示工况 A 的数据做为训练去测试工况 B 的数据。

## 4 实验结果与分析

经前期实验,1dDSA 使用小批量随机梯度下降(stochastic gradient descent,SGD),动量设置为 0.9,为减少网络计算成本,在使用 SGD 的时候对学习率进行如下调整: $\rho_{\theta} = \rho_0 / (1 + \alpha\theta^p)$ ,其中  $\theta$  是训练过程中从 0 ~ 1 的

线性变化, $\rho_0 = 0.01, \beta = 0.75$ 。采用变化适配因子: $2 / (1 + \exp(-10 \times k)) - 1$ ,其中  $k$  为当前训练的次数与总训练次数的比值。

### 4.1 迁移学习方法对比实验

为验证所提方法的有效性,将所提方法与二维深度子领域适配(2dDSA)、一维 CNN(1dCNN)、全局域适配方法 DAN<sup>[12]</sup>、TCA<sup>[13]</sup> 和文献[5]方法进行对比,其中 2dDSA 结合文献[14]将原始频域信号转化为二维图像的方法,构造 32×32 大小的二维图像作为输入。1dCNN 和 DAN 与所提方法具有相同的网络结构,输入为一维原始频谱,TCA 输入为人工提取时域和频域共 28 维特征,基分类器采用 KNN。为减小随机初始化待训练参数对提出方法的迁移诊断结果的影响,每种工况重复验证 10 次取平均值并计算标准差。统计结果如表 2 所示,所提方法平均诊断精度达到了 94.8%,表明所提方法在低速旋转机械复合故障诊断中是可行的,然而 2dDSA 平均诊断精度仅为 78.7%,这是因为该方法的输入是将一维频谱通过截断重构成二维图像,造成了特征损失。

表 2 不同方法诊断精度

Table 2 Diagnostic accuracy of different methods

方法/工况	A→B	A→C	B→A	B→C	C→A	C→B	C→C	平均
1dDSA	<b>95±0.43</b>	91±1.36	<b>96±0.47</b>	<b>94±1.45</b>	<b>94±1.34</b>	96±0.58	<b>98±0.36</b>	<b>94.8</b>
2dDSA	75±2.54	66±5.30	85±2.59	80±2.78	71±3.45	83±1.78	91±2.29	78.7
1dCNN	81±3.73	75±4.48	81±5.78	76±3.40	77±6.07	84±9.28	94±0.96	81.1
DAN	86±1.79	77±2.10	87±2.76	82±2.34	78±2.67	89±2.35	93±0.84	84.6
TCA	35.7	25.4	38.6	30.7	32.9	37.7	63.3	37.9
文献[5]方法	83.4	73.1	76.3	83.4	76.3	84.0	98.2	82.1

进一步观察表 2,TCA 方法效果最差,平均诊断精度仅为 37.9%,究其原因是人工提取的浅层时域频域特征并不能有效表征低速复合故障,从而导致迁移识别结果不佳。1dCNN 的平均诊断精度为 81.1%,其中 C→C 工况,1dCNN 的诊断精度达到了 94%,这说明深度学习可以挖掘低速旋转机械复合故障的深层特征,从而到达较好的诊断效果,但同工况下的诊断精度依然低于所提方法,表明所提方法引入的子领域思想可以避免单一故障与复合故障的特征混合所带来的干扰,从而提升诊断精度。不同转速下的迁移故障诊断实验,1dCNN 表现乏力,整体识别精度低于全局域适配方法 DAN,这表明进行特征适配是有必要的,但 DAN 的平均诊断精度仅为 84.6%,究其原因是复合故障存在特征混合,全局域适配方法会混淆单一故障和复合故障的特征而导致无法准确适配两域分布。文献[5]方法 C→C 工况的诊断精度到达了 98.2%,表明该方法可以有效提取复合故障数据特征,但平均诊断精度仅为

82.1%,究其原因该方法需要训练数据与测试数据具有相同的分布。而所提方法通过对训练样本和测试样本的子领域对齐,可以有效避免复合故障的特征混合所带来的干扰,从而提高复合故障诊断精度。

### 4.2 迁移结果可视化

为直观分析所提方法对于旋转机械复合故障诊断精度的影响机制,可视化不同转速数据的特征知识,以 B→A 工况实验为例,通过 t 分布随机邻近嵌入算法<sup>[15]</sup>将源域 B 和目标域 A 的特征值映射为二维空间,然后在二维空间内可视化源域和目标域的特征分布。

如图 8 所示,TCA 效果最差,表明浅层特征不能有效表征低速旋转机械复合故障的不同故障状态。1dCNN 虽展现出一定的特征表征能力,但训练集和测试集所处的空间位置距离较远,且出现特征混合现象。文献[5]方法训练集的几种故障几乎分开,但测试集并没有与训练集覆盖,表明该方法能有效提取复合故障数据特征,但



不具备分布适配功能,当存在转速差异时,该方法的诊断性能下降。

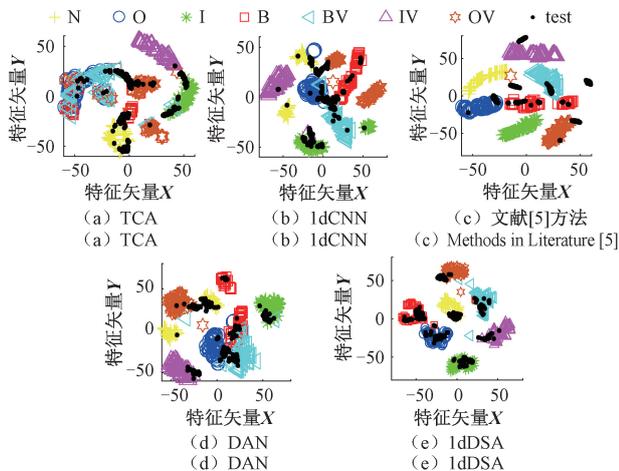


图8 特征可视化

Fig. 8 The feature visualization

对比图8(c)和(d)并结合图9(图9为所提方法与全局域适配 DAN 方法测试集的混淆矩阵), DAN 展现出一定的特征对齐能力,但单一故障与复合故障之间错分类较多,DAN 未考虑两域子领域的分布对齐,导致了各类别之间的互相干扰。所提方法特征的训练集和测试集在7种故障状态下的特征分布更加容易区分,且训练集和测试集在不同故障状态数据的特征分布处于几乎相似的空间位置,表明证明所提方法在低速旋转机械复合故障诊断中是有效的。

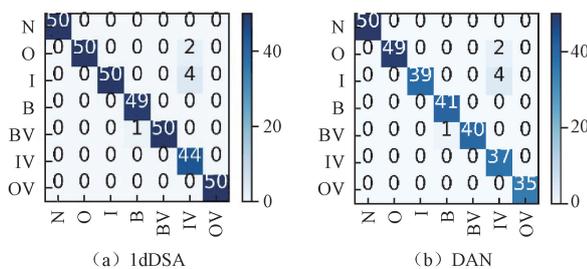


图9 混淆矩阵

Fig. 9 The confusion matrix

### 4.3 全局域概率密度分析与子领域概率密度分析

图10为不同方法的全局概率密度,不难看出,所提方法训练集与测试集几乎重合在一起,效果最好。TCA可以拉近两域数据分布差异,但由于人工特征不能有效表征低速旋转机械复合故障特征,导致识别结果不高。1dCNN和文献[5]方法不能缩小两域分布差异,DAN在一定程度上缩小了两域分布,但效果不佳。

以I,IV和OV为例分析 DAN 和所提方法的子领域概率密度分布情况。图11可以看出,文献[5]方法的子领域

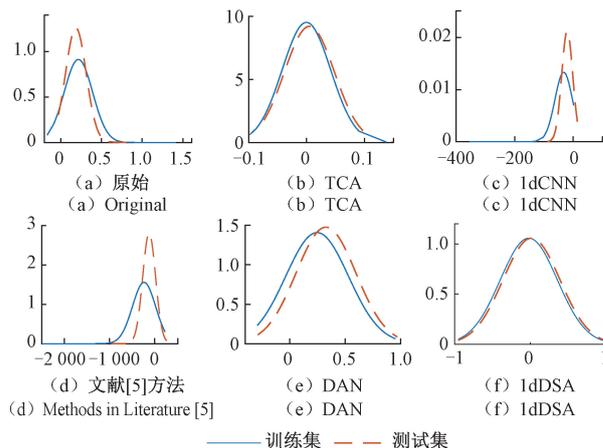


图10 全局概率密度

Fig. 10 Probability density maps of the whole area

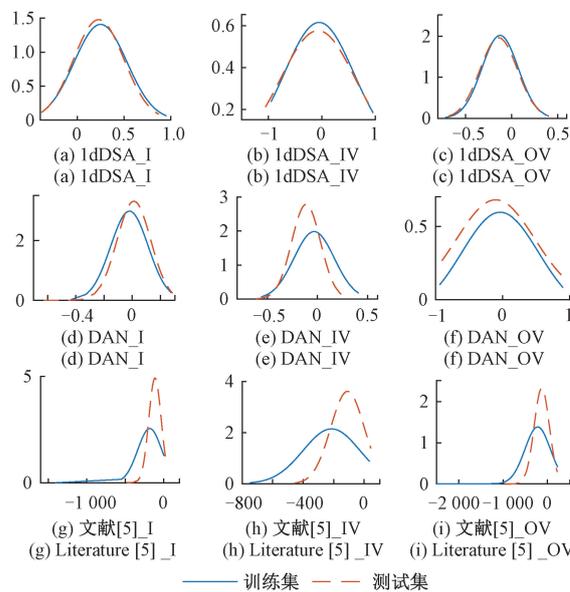


图11 子领域概率密度图

Fig. 11 Probability density maps of subdomains

分布都没有被拉近,DAN 的子领域概率分布在一定程度上被拉近,但效果不佳,这是因为 DAN 在全局适配中容易混淆复合故障与单一故障,从而造成适配效果不佳。所提方法对每个子领域分别对齐,拉近了子领域的特征分布,同时也避免了复合故障与单一故障之间的混淆。

图12为B→A工况经1dDSA和DAN适配后数据集A子领域之间的互相关图,如图12(c)和(d)可知,全局适配之后,单一故障和复合故障特征的相关系数都达到了0.6以上,仍然显著相关。如图12(a)和(b)所示,子领域适配之后,单一故障与复合故障类别之间的相关性明显减小,相关系数均小于0.4,使得其更容易区分,从而大大提高了诊断精度。

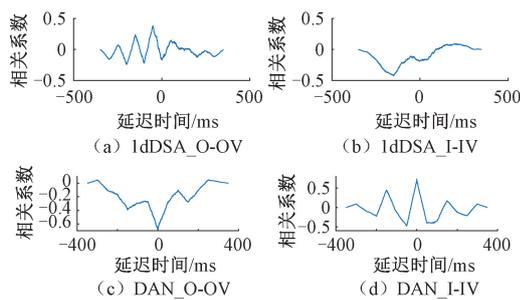


图12 互相关

Fig. 12 Cross-correlation

## 5 结 论

提出了基于一维深度子领域适配的不同转速下旋转机械复合故障诊断方法,以原始频谱作为输入,利用领域共享一维卷积神经网络提取出旋转机械复合故障的深层特征,然后通过子领域适配模块,避免单一故障和复合故障的特征混合给故障诊断带来的影响,减少不同转速数据的分布差异,并在数据集上进行了对比验证,通过实验对比证明:1)子领域方法可以有效避免单一故障与复合故障之间的错分类;2)可以有效对齐不同转速下每种故障状态的特征,通过拉近子领域的分布以达到整体较好的适配效果;3)以原始频谱作为输入,可以实现端到端的旋转机械复合故障诊断。

### 参考文献

- [ 1 ] GU X, YANG S, LIU Y, et al. Compound faults detection of the rolling element bearing based on the optimal complex Morlet wavelet filter[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, 2018, 232(10): 1786-1801.
- [ 2 ] 王华庆,王梦阳,宋浏阳,等. 双约束非负矩阵分解的复合故障信号分离方法[J]. 振动工程学报, 2020, 33(3): 590-596.  
WANG H Q, WANG M Y, SONG L Y, et al. A composite fault signal separation method based on double-constraint non-negative matrix decomposition[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(3): 590-596.
- [ 3 ] 向玲,李营. 风力发电机轴承复合故障特征提取方法研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(9):144-151,187.  
XIANG L, LI Y. Study on the extraction method of composite fault characteristics of wind turbine bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(9): 144-151,187.
- [ 4 ] WANG Y, HE Z, ZI Y. Enhancement of signal denoising and multiple fault signatures detecting in rotating machinery using dual-tree complex wavelet transform[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2010, 24 (1): 119-137.
- [ 5 ] XUE Y, DOU D Y, YANG J G. Multi-fault diagnosis of rotating machinery based on deep convolution neural network and support vector machine[J]. Measurement, 2020, 156:107571.
- [ 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 Y G, YANG B, DU ZH J, et al. Deep migration diagnosis method for mechanical equipment failure under big data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7):1-8.
- [ 7 ] 于洋,何明,刘博,等. 基于TL-LSTM的轴承故障声发射信号识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 51-59.  
YU Y, HE M, LIU B. et al. Identification of bearing fault AE signal based on TL-LSTM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 51-59.
- [ 8 ] ZHAO B, ZHANG X, ZHAN Z, et al. Deep multi-scale convolutional transfer learning network: A novel method for intelligent fault diagnosis of rolling bearings under variable working conditions and domains [ J ]. Neurocomputing, 2020, 407:24-38.
- [ 9 ] WANG Z, LIU Q, CHEN H, et al. A deformable CNN-DLSTM based transfer learning method for fault diagnosis of rolling bearing under multiple working conditions[J]. International Journal of Production Research, 2020:1-15.
- [ 10 ] ZHU Y C, ZHUANG F, WANG J D, et al. Deep subdomain adaptation network for image classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020(99):1-10.
- [ 11 ] ZHANG C, LIU Y, WAN F, et al. Multi-faults diagnosis of rolling bearings via adaptive customization of flexible analytical wavelet bases [ J ]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(2):407-417.
- [ 12 ] LONG M, CAO Y, WANG J, et al. Learning transferable features with deep adaptation networks[J]. Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning, 2015, 37(7): 97-105.
- [ 13 ] CHEN C, SHEN F, YAN R. Topic correlation analysis for bearing fault diagnosis under variable operating conditions[J]. Journal of Physics Conference Series,



- 2017, 842:1-9.
- [14] WEN L, LI X, GAO L, et al. A new convolutional neural network based data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017(99):1-1.
- [15] 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 L, DONG X, GAO H L, 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.

### 作者简介



**陈仁祥** (通信作者), 分别在 2007 年和 2012 年于重庆大学获得学士学位和博士学位, 现为重庆交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能测试技术与信号处理。

E-mail: manlou.yue@126.com

**Chen Renxiang** received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 2007 and 2012, respectively. He is currently a professor and master supervisor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include intelligent testing technology and signal processing.



**唐林林**, 2018 年于重庆城市科技学院获得学士学位, 现为重庆交通大学硕士研究生, 主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail: 3130048879@qq.com

**Tang Linlin** received his B. Sc. degree from Chongqing Metropolitan University of Science and Technology in 2018. He is currently a M. Sc. student at Chongqing Jiaotong University. His main research interest include fault diagnosis of rotating machinery.