

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210170

一种面向旋转机械的基于 Transformer 特征提取的 域自适应故障诊断*

黄星华, 吴天舒, 杨龙玉, 胡友强, 柴毅
(重庆大学自动化学院 重庆 400030)

摘要:针对基于深度学习的旋转机械故障诊断方法在新工作条件下缺乏标注数据、跨域诊断精度较低的问题,提出了一种基于 Transformer 的域自适应故障诊断方法。采用 Transformer 的变体 VOLO 构造特征提取器以获取细粒度更佳的故障特征表示。利用源域数据进行监督学习对源域和目标域数据的特征提取器进行预训练,并且冻结源域提取器参数以获取固定的源域特征。利用域对抗自适应策略和局部最大平均差异结合目标域未标注数据训练目标域特征提取器,实现源域特征与目标域特征的边缘分布、条件分布对齐。通过两个多工况实验对所提出的故障诊断算法进行了验证,结果表明提出的基于 Transformer 特征提取的域自适应故障诊断方法相比 5 种传统域自适应方法,在齿轮和轴承数据集上分别平均提升了 22.15% 和 11.67% 的诊断精度,证明所提出方法对于跨域诊断精度具有提升作用。

关键词: 特征提取; 域自适应; 故障诊断; 深度学习

中图分类号: TP277 TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Domain adaptive fault diagnosis based on Transformer feature extraction for rotating machinery

Huang Xinghua, Wu Tianshu, Yang Longyu, Hu Youqiang, Chai Yi
(School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: To address the problems of lack of labeled data and low cross-domain diagnosis accuracy in the fault diagnosis method of rotating machinery based on deep learning under new working conditions, a domain adaptive fault diagnosis method based on Transformer is proposed. A variant of Transformer, VOLO, is used to construct the feature extractor to obtain fine-grained and better fault feature representation. The supervised learning with source domain data pretrains feature extractors on source and target domain data, and freezes source domain extractor parameters to obtain fixed source domain features. Using domain adversarial adaptive strategy and local maximum mean difference combined with target domain unlabeled data to train target domain feature extractor, the edge distribution and conditional distribution of source domain features and target domain features are aligned. The proposed fault diagnosis algorithm is evaluated by two multi-condition experiments. Results show that the proposed domain adaptive fault diagnosis method based on Transformer feature extraction is more efficient than the five traditional domain adaptive methods on gear and bearing datasets. The average diagnostic accuracy is improved by 22.15% and 11.67%, respectively, which proves that the proposed method can improve the cross-domain diagnostic accuracy.

Keywords: feature extraction; domain adaptation; fault diagnosis; deep learning

0 引 言

近年来,基于深度学习的故障诊断技术被广泛研究,

目前,深度置信网络(deep belief network, DBN),自动编码器(auto-encoder, AE),卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),循环神经网络(recurrent neural network, RNN)以及生成对抗网络(generative adversarial

network, GAN)是旋转机械故障诊断领域主流的深度学习算法^[1-6]。

在已有的大量研究中,基于深度学习的诊断方法在完成普通的机械设备故障诊断任务时展现出了优秀的性能。在实际工业场景中,由于工作条件的变化、设备的自然磨损、机器设备变化等因素,数据分布差异在所难免。当训练集和测试集之间存在数据分布差异时,大多数模型的性能会严重下降。重新训练新的模型需要大量的标记数据,但是新场景中的标注样本收集起来十分困难。针对这个问题,探索如何将先前在相关领域(related domain)建立的模型应用于新的诊断场景是非常有必要的。这类故障诊断被称为迁移故障诊断(transfer fault diagnosis, TFD)^[7],从域自适应(domain adaptation, DA)的角度来看,迁移故障诊断即是源域训练的模型应用到目标域,因此也被称作跨域故障诊断。

Zheng 等^[8]首次总结了当时最先进行跨域故障诊断研究工作。从研究动机、跨领域策略和应用对象 3 个角度进行文献综述。Jiao 等^[7]从故障分类、寿命预测和迁移故障诊断 3 个角度对 CNN 在机械 FD 中的应用进行了全面的总结和讨论。Li 等^[9]讨论了各深度迁移架构和相关理论,并进一步讨论了深度迁移学习在迁移故障诊断研究中的主要成就、挑战和未来研究方向。Yan 等^[10]将知识迁移在 RMFD 中的应用概括为 4 类:多种工况间的迁移,多个位置间的迁移,多台机器以及多故障类型间的迁移。

Shao 等^[11]基于迁移学习和 CNN,以热图像作为输入数据,实现了轴承转子系统的域自适应故障诊断。Han 等^[12]应用域泛化和域对抗自适应策略,增强智能诊断模型对域不变特征的有效提取。Li 等^[13]提出了一种基于深度学习的故障诊断方法解决部分域适应即目标域标签空间不完整的问题。Wang 等^[14]提出了基于深度条件变分神经网络(CVNN)的行星齿轮箱故障诊断方法,以更好地提取隐藏在振动信号中的微弱故障特征。陈仁祥等^[15]提出了一种不同转速下旋转机械复合故障诊断方法,有效实现旋转机械的复合故障诊断。

现存的基于深度学习和迁移学习的旋转机械跨域故障诊断方法,存在一些不足之处。一方面,缺乏对于条件分布的关注,因而限制了诊断精度。基于局部最大均值差异(local maximum mean difference, LMMD)利用伪标签技术对各个类别的 MMD 进行条件约束,可以对条件分布对齐起到积极作用。另一方面,传统的 CNN 特征提取器提取出的特征可能存在不足,因而限制了诊断精度。VOLO 不同于一般的 Transform 的网络^[16],该方法中将更精细的特征和上下文信息编码成标记,这个步骤对模型的识别性能至关重要,但这个问题在传统 Transformer 中,很大程度上被自我注意网络(self-attention network)所忽视。

本文研究基于 Transformer 的域自适应故障诊断方法。使用 VOLO(vision outlooker)网络构造目标域和源域的特征提取器,对经过小波变换的源域数据进行特征提取,将监督学习获得的权重参数迁移到有相同结构的目标域特征提取器中去,获得更高级的特征学习性能和更稳定的训练过程。通过冻结源域特征提取器参数构建非对称映射,更新目标域特征提取器参数使目标域特征向源域特征靠拢。利用域对抗自适应和 LMMD,分别实现边缘分布和条件分布的对齐,将目标域和源域的数据分布差异最小化。

本文的主要贡献如下:

1) 使用 Transformer 提取特征,获得细粒度更佳的特征表示,使诊断效果更好。采用两个基于 VOLO 的特征提取器构建非对称映射对源域和目标域之间的分布进行建模,以从源域和目标域的原始数据中自适应地学习特征表示。

2) 结合域对抗性训练策略和局部最大均值差异(LMMD),通过最小化源域和目标域之间的分布差异来指导特征学习。考虑到域位移较大的数据分布,引入权重迁移策略将源域学习的判别特征表示作为目标域网络的初始化,以实现从源域数据中进行有用的知识迁移。

1 基于 Transformer 的域自适应诊断模型

所提出的基于 Transformer 的故障诊断方法原理如图 1 所示,诊断步骤包括:1)数据预处理,现将时域信号转变为小波图像;2)VOLO 特征提取,使用带标签的源域数据对 VOLO 特征提取器进行预训练;3)权重迁移,将源域的预训练权重迁移到目标域模型中;4)域自适应训练,使用域鉴别器进行域自适应对抗性训练,在进行域对抗训练中,同时计算源域特征与目标域特征的 LMMD 损失,通过减小损失以最小化源域分布和目标域分布之间的差异。

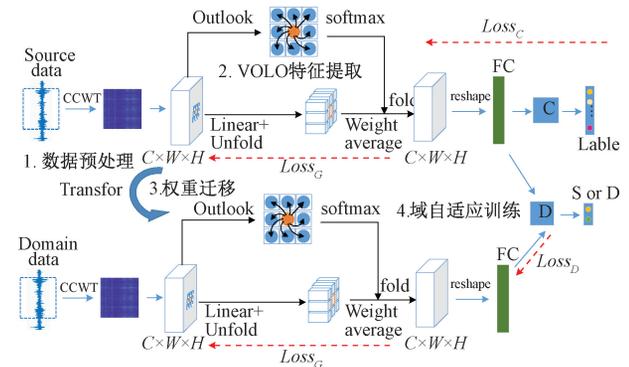


图 1 基于 VOLO 的域自适应故障诊断

Fig. 1 VOLO-based domain adaptive fault diagnosis

最终使用训练完成的目标域特征提取器和分类器能够获得目标域未标注数据的分类结果。诊断流程如图 1 所示。

1.1 VOLO 特征提取

VOLO 模型有两个独立阶段的体系结构^[11]。第1阶段由生成精细的标记信息的 outlooker 结构组成,第2阶段聚合全局信息。在每个阶段开始时,使用 embedding 模块将输入映射到具有合适形状的 token 表示,以使训练顺利进行。VOLO 的模型如图 1 所示。

Outlooker 模块由注意力模块生成器 (outlook attention) 和多层感知机 (MLP) 组成,传入数据之前已经使用 embedding 模块将输入图片处理为 token。embedding 通过卷积的线性变换将特征图中的一小块 (patch) 进行映射,最终实现一种类似下采样的效果,该模块的相关过程表达式如下:

$$\mathbf{X} = \text{embedding}(\mathbf{x}) \quad (1)$$

$$\hat{\mathbf{X}} = \text{OANET}(\text{LN}(\mathbf{X})) + \mathbf{X} \quad (2)$$

$$\mathbf{Z} = \text{MLP}(\text{LN}(\hat{\mathbf{X}})) + \hat{\mathbf{X}} \quad (3)$$

其中,OANET 是指 Outlook Attention 网络,LN 是指 LayerNorm 操作。

Outlook Attention 结构: Outlook Attention 主要是将图片的空间特征表示出来,为相邻特征生成注意力权重,同时密集的局部空间信息能够有效的编码细粒度信息。

Outlook 注意力计算其以 (i, j) 为中心的大小为 K 的 $K \times K$ 局部窗口内的所有相邻数据的相似度,给定一个输入 \mathbf{X} ,使用两个线性权重 $W_A \in R^{C \times K^2}$ 和 $W_V \in R^{C \times K^2}$,分别投影到权重 $A \in R^{H \times W \times K^2}$ 和 $V_{i,j} \in R^{H \times W \times K^2}$, $V_{i,j}$ 表示局部窗口 (i, j) 中的所有值。

$$V_{i,j} = \{V_{i+p-\frac{k}{2}, j+q-\frac{k}{2}}\}, \quad 0 \leq p, q \leq k \quad (4)$$

1.2 权重迁移

因为在目标域上是进行无监督训练,且考虑到目标域和源域的数据分布是相似的,对其进行特征提取的网络也是相同的,所以使用权重迁移的方法。

2 故障算法设计与验证

2.1 数据预处理

在对一维数据的预处理中,将原始一维的信号均匀地切分成样本序列,每个样本包含 1 024 个样本点,然后使用 Cmor 小波进行连续小波变换得出样本序列的小波系数矩阵,再将其转换成小波时频图,最后进行归一化处理。具体过程如图 2 所示。

2.2 域自适应训练

在对提出的方法的描述中, $\{x_s, y_s\}$ 代表源域经过处理后的数据和标签, x_t 代表目标域数据, $\{X_s, Y_s\}$ 代表使用源域目标经过神经网络获得的数据和标签, X_t 代表目

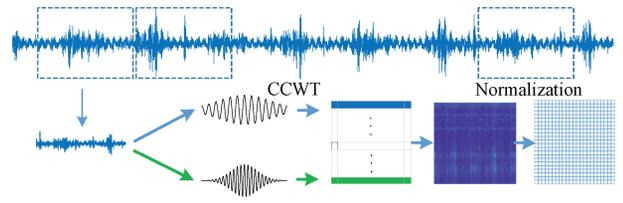


图2 数据预处理流程图

Fig. 2 Data preprocessing flow chart

标域数据经过神经网络处理后的数据。 P_s, P_t 代表数据的分布。进行域自适应训练,减小目标域和源域数据分布的差异主要分为两部分:1)在源域数据上进行特征的学习和在分类器上进行有监督的训练;2)在鉴别器上使用对抗性训练实现目标域和源域数据分布的调整,并最后使用分类器进行分类。

1) 源域在分类器 C 上的有监督训练

在分类器上采取最经典的监督式分类学习方案,将一维振动数据经过小波时频预处理后得到的图像 $\{X_s, Y_s\}$ 放入 VOLO 特征提取器,进行特征提取,然后使用 reshape 操作将 VOLO 得到的矩阵特征传入全连接层,最后进行分类。

使用 Softmax 进行分类,得到表达式,经过训练后迁移到目标域网络,因为目标域和源域数据是相似的,所以这将减小目标域的训练量,加快收敛速度。 Y_s 是最终分类器 C 的预测标签。

2) 条件数据对齐

实际情况中的目标域数据和源域数据来自不同的机器,数据不完全相同,且目标域数据没有相应的预测标签,但它们数据分布具有相似性,所以将它们分布进行对齐,充分利用源域数据,对于迁移任务来说十分重要,本文使用 LMMD 进行数据对齐^[11]。传统的 MMD 使用希尔伯特再生核空间 (RKHS),表达式为:

$$\text{MMD}_{\mathcal{H}_k}(P_s, P_t)^2 \triangleq \|E_{P_s}[\phi(X_s)] - E_{P_t}[\phi(X_t)]\|_{\mathcal{H}_k}^2 \quad (5)$$

其中, X_s 是源域数据, X_t 是目标域数据, p, q 代表源域数据和目标域数据的分布。MMD 作为将两个分布的差异量化的工具被广泛使用在深度学习的领域,但是它主要关注全局分布的对齐,忽略了同一类别中两个子域之间的关系。本次实验考虑到目标域和源域数据实际分布中是更倾向于同一类别的相关子域之间的对齐,而不是整体对齐,所以使用 LMMD 作为 MMD 的代替,更具有针对性,LMMD 的相关表达式如下:

$$\text{LMMD}_{\mathcal{H}_k} \triangleq E_{C, D} \|E_{P_s}[\phi(X_s)] - E_{P_t}[\phi(X_t)]\|_{\mathcal{H}_k}^2 \quad (6)$$

通过极小化深度学习中的 $\text{LMMD}_{\mathcal{H}_k}$, 能够得到了同一类别中相关子域的分布。然后利用细粒度信息进行域

自适应。假设每个样本根据权重属于每个类别。然后给出 $LMMD_H$ 的无偏估计量:

$$\widehat{LMMD}_{\mathcal{H}} = \frac{1}{C_{num} c_{num} = 1} \sum_{X_s \in D_s}^{c_{num}} \left\| \sum_{X_s \in D_s} w_s \phi(X_s) - \sum_{X_t \in D_t} w_t \phi(X_t) \right\|_{\mathcal{H}_k}^2 \quad (7)$$

其中, w_s, w_t 表示 X_s, X_t 的权重, $\sum_{X_s \in D_s} w_s \phi(X_s)$ 和

$\sum_{X_t \in D_t} w_t \phi(X_t)$ 表示每层权重相加。为了适应特征层,需要进行激活,添加激活函数。同时对于 $\phi(\cdot)$ 不能直接进行计算,给定源域和目标域。

3) 域自适应

领域自适应是在条件对齐的基础上使用对抗性学习来减少源域和目标域数据分布差异。对抗性学习是指一种博弈的过程,在对抗学习中,包含 1 个欺骗模型 G 和 1 个判别模型 D , D 要判别样本是来自 G 还是真实数据集,而 G 的目标是通过数据对齐来调整目标域和源域的数据分布来欺骗 D 。表达式如下:

$$\min \max V(D, G) = E_{x_i \sim p_i} [\log(D(G_i(x_i))) + \log(1 - G_i(x_i))] \quad (8)$$

式中: V 表示 G 和 D 的关系。

在本网络中判别器由两个全连接层组成,鉴别器的目的是最大化目标域和源域之间的损失使网络不能分辨数据来自哪个域,最终分类结果为 0 或 1 的概率都为 50% 是理想的训练结果。同时要最小化条件数据对齐中的 LMMD 损失,使两个数据分布对齐,相关表达式如下:

$$\min L_D = E_{x_s \sim p_s} [\log(D(G_s(x_s))) - E_{x_t \sim p_t} [\log(1 - D(G_t(x_t)))] \quad (9)$$

$$\min L_G = E_{x_t \sim p_t} [\log D(1 - G_t(x_t))] \quad (10)$$

给定标记的源域数据和未标记的目标数据,从相应的特征提取器中提取源高维特征 x_s 和目标高维特征 x_t 。然后使用交替训练,反向梯度求导的方法,共同训练。

4) 优化目标

经过训练后,将测试样本输入网络,对故障诊断性能进行评估,得到网络分类结果。

$$\theta_{f,i}, \theta_d \leftarrow -\delta \left(\mu_s \frac{\partial L_G}{\partial \theta_{f,i}} + \mu_c \frac{\partial L_c}{\partial \theta_{f,i}} - \mu_d \frac{\partial L_D}{\partial \theta_{f,i}}, \theta_d - \delta \mu_d \frac{\partial L_D}{\partial \theta_{f,i}} \right) \quad (11)$$

其中, $\theta_{f,i}$ 是损失, δ 是表示非线性表示, μ 表示学习率, $\partial L_c / \partial \theta_{f,i}$ 等表示梯度下降,这几个公式表示寻找最优解的过程。经过数据迭代和训练,使用测试集对故障诊断模型进行测试作为最终的评价指标。

3 实验与结果分析

本文采用实际实验平台对所提出的故障诊断方法进

行验证,开展了 4 种工况下的行星齿轮箱故障诊断实验和 3 种工况下轴承故障诊断实验。

为了更好地验证所提出的基于 Transformer 的域自适应故障诊断方法对诊断的积极作用。本文选取了以下几种经典的域自适应方法开展对比实验。为了验证 Transformer 的作用,以下方法均采用 CNN 作为特征提取器。

1) DAN^[16]: 利用多核最大平均差异 (MK-MMD) 降低源域与目标与数据的分布差异。

2) DeepCoral^[17]: 采用线性变换方法将源域和目标域分布的二阶统计特征进行对齐。实现对无监督域的自适应。

3) DANN^[18]: 采用特征提取器与域鉴别器的对抗训练实现特征提取器对域不变特征的学习。可用于验证局部最大平均差异对分布对齐的影响。

4) DSAN^[19]: 利用 LMMD 实现源域特征和目标域特征的分布对齐。用于验证对抗域自适应策略对分布对齐的影响。

5) BNM^[20]: 利用特征矩阵的秩和 Fisher-norm 分别实现对无监督预测结果的多样性约束和判别性约束。

6) Ours: 即本文提出的基于 Transformer 的域自适应故障诊断方法。

3.1 行星齿轮箱故障诊断实验

行星齿轮箱故障诊断实验平台和数据采集设备如图 3 所示,由电机、齿轮箱和制动器组成。包括轮齿表面磨损、轮齿开裂、轮齿缺损、轮齿缺失和健康齿轮 5 种故障类型^[17]。

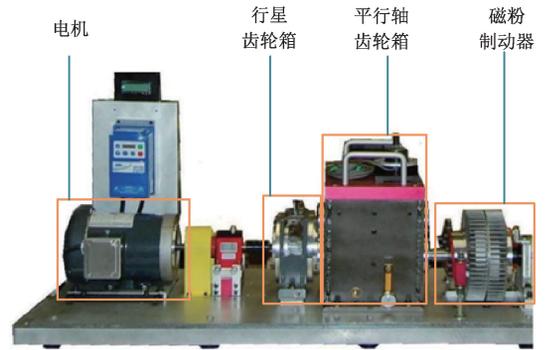


图 3 行星齿轮箱故障诊断实验平台

Fig. 3 Planetary gearbox fault experiment platform

本文将 5 种故障类型的标签设为 0, 1, 2, 3, 4。将 3 种负载条件分别记为 L1, L2, L3, 所以每种负载条件下分别得到 1 000 张图像样本,以 7:3 比例随机划分训练集和测试集,即训练集拥有 700 张图片数据和测试集各 300 张。本文制作的小波时频图像样本尺寸为 256×256 , 样本集制作情况如表 1 所示。

表1 小波时频图像样本集
Table 1 Wavelet time-frequency image dataset

数据	故障类型					负载条件	训练集/张	测试集/张
	残齿	裂齿	缺齿	正常	表面磨损			
分类标签	0	1	2	3	4	-	-	-
样本集 A	200	200	200	200	200	L1	700	300
样本集 B	200	200	200	200	200	L2	700	300
样本集 C	200	200	200	200	200	L3	700	300

基于行星齿轮箱实验平台,根据3种不同的工作条件进行实验和数据采集,并设置了6个跨域任务的分析,用0、1、2表示工况,分别对应3种不同的负载条件:0、1.4和2.8 N·m,通过使用该样本集设置不同的迁移任务来验证本文提出方法的有效性,实验设置如上节所述。使用已有的 DAN^[16]、DeepCoral^[17]、DANN^[18]、DSAN^[19]和BNM^[20]方法与提出的基于VOLO的域自适应迁移学习方法在各个样本集上进行对比实验,如表2所示(所列举的准确率均是10次重复实验的平均值)。图4的箱线图展示了基于VOLO的域自适应故障诊断方法在6种任务下(10次重复实验)得到的准确率。

表2 行星齿轮不同方法的平均诊断准确率

Table 2 Average diagnostic accuracy of different methods of gears %

任务	类型	DAN	DeepCoral	DANN	DSAN	BNM	Ours
T_{01}	训练	83.27	92.51	96.36	93.33	89.53	100.00
	测试	75.55	91.40	94.30	88.23	79.60	99.00
T_{02}	训练	82.72	80.17	84.12	83.23	90.89	100.00
	测试	78.50	74.56	67.33	64.90	73.72	99.70
T_{10}	训练	73.77	69.33	80.09	90.23	78.25	98.72
	测试	59.21	59.33	72.75	81.45	74.00	95.90
T_{12}	训练	75.81	83.53	87.27	82.67	81.90	100.00
	测试	67.31	72.55	77.55	77.40	74.50	97.69
T_{20}	训练	45.95	56.38	86.36	60.89	68.56	100.00
	测试	39.80	34.11	67.42	59.75	64.10	97.09
T_{21}	训练	60.42	61.45	72.25	80.74	75.22	100.00
	测试	51.30	43.50	53.21	70.30	70.10	99.68
平均	测试	61.95	62.58	72.09	73.67	72.67	97.84

从表2中可以看到,对比其他方法,基于VOLO的域自适应迁移学习方法在这个样本集的表现具有明显优势,在这个样本集上迁移学习的准确率能够达到97.84%,而其他方法普遍识别效果不好,迁移学习的准确率普遍只有75%以下。实验说明了该方法对于不同机器产生的实验数据依然具有良好的适应性。

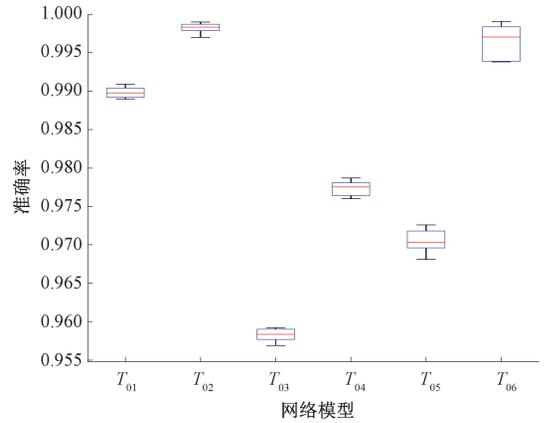


图4 不同任务的箱线图

Fig. 4 Box line diagram of different tasks

对比从在训练集上获得的准确率结果,可以看出本文提出的基于VOLO的域自适应故障诊断方法明显优于其他对比网络,基于VOLO的域自适应故障诊断方法几乎都能达到95%以上的识别准确率。在这个样本集上其他网络表现效果较差,特别是在任务 T_{20} 和 T_{21} 上的表现,识别准确率低于80%,识别效果较差。

按照基于VOLO的域自适应迁移学习方法得到的预训练模型在6种迁移学习的任务下的测试结果的混淆矩阵如图5所示。可以看到,各个目标域的测试样本中都出现了误判现象,在 T_{02} , T_{12} , T_{20} 这三个任务中比较明显,但是对比其他方法的准确率,本文提出的方法依然是最好的。

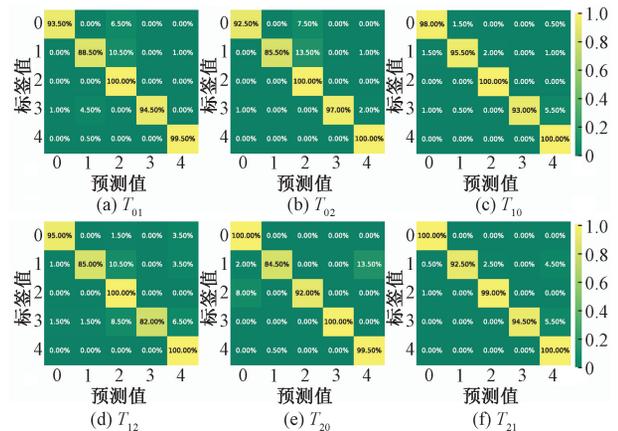


图5 不同任务的混淆矩阵。(“ T_{01} ”表示从工况0迁移到工况1的任务)

Fig. 5 Confusion matrix for different tasks. (“ T_{01} ” represents the task: From working condition 0 transfer to 1)

3.2 轴承故障诊断实验

实验室实际轴承故障诊断实验平台和数据采集设备如图6所示,其由电机、滚动轴承等组成。在失效仿真实

验中,实验设置了滚动轴承在正常状态、滚动元件故障、内圈道故障、外圈道故障和混合故障 4 种类型。

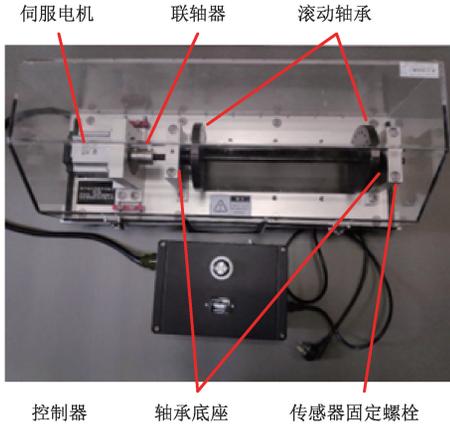


图 6 滚动轴承模拟退化平台

Fig. 6 Rolling bearing failure simulation test bench

将获得的原始振动信号以 1 024 个样本点为一个窗口长度进行分割,样本之间没有重叠。在每种工况下,每种健康状况下有 200 个样本,5 种健康状况下有 1 000 个样本。根据第 3 节的方法对原始振动信号数据进行预处理,制作小波时频图像样本集用于训练和测试。将五种故障类型的标签设为:0,1,2,3,4。将 3 种负载条件分别记为 L1,L2,L3,所以分别得到 1 000 张图像样本,以 7:3 比例随机划分训练集和测试集,即训练集有 700 张和测试集有 300 张。本实验制作的小波时频图像样本尺寸为 256×256,样本集制作情况如表 3 所示。

表 3 小波时频图像样本集

Table 3 Wavelet time-frequency image dataset

样本集	故障类型					转速	训练集/张	测试集/张
	正常	内滚道故障	外滚道故障	滚动元件故障	混合故障			
分类标签	0	1	2	3	4	-	-	-
样本集 A	200	200	200	200	200	L1	700	300
样本集 B	200	200	200	200	200	L2	700	300
样本集 C	200	200	200	200	200	L3	700	300

根据 3 种工况,对轴承实验平台设置了 6 个跨域任务的分析,用 0、1、2 表示工况,分别对应:转速为:1 000、2 000 和 3 000 r/min,通过预训练源域模型,再将模型权重进行迁移,最后进行微调,获得较好的模型。该样本集通过设置不同的迁移任务来验证本文提出方法的有效性,实验设置如上节所述。使用已有的 DAN、DeepCoral、DANN、DSAN、和 BNM 方法与提出的基于 VOLO 的域自适应迁移学习方法在各个样本集上

进行对比实验,如表 4 所示(所列举的准确率均是 10 次重复实验的平均值)。

表 4 轴承实验平台不同工况下各方法的平均诊断准确率

Table 4 Average diagnostic accuracy of different methods for bearings experiment platform.

任务类型		DAN	DeepCoral	DANN	DSAN	BNM	Ours
T_{01}	Train	88.20	93.10	100.00	97.73	98.40	100.00
	Test	71.51	76.10	99.90	97.10	97.70	100.00
T_{02}	Train	74.79	80.28	83.65	83.23	95.50	100.00
	Test	59.90	61.35	69.20	73.35	88.20	100.00
T_{10}	Train	96.60	92.51	100.00	100.00	90.00	100.00
	Test	89.91	75.55	100.00	97.40	77.80	99.97
T_{12}	Train	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
	Test	99.11	97.40	97.99	99.90	73.22	99.99
T_{20}	Train	85.20	93.18	100.00	100.00	98.56	100.00
	Test	74.72	75.99	100.00	96.60	74.10	99.99
T_{21}	Train	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
	Test	99.90	99.99	99.99	99.90	99.90	100.00
平均	Test	82.51	81.06	94.85	94.04	89.19	100.00

从表 4 中可以看到,对比其他方法,DAN 和 DeepCoral 方法在该样本集整体表现较差,除少数任务在目标域达到较高的识别效果以外,其他识别效果较差,且一些任务存在过拟合的情况。DANN、DSAN、和 BNM 方法虽然准确率能够达到 90% 以上,很多任务都能到达 99% 左右的识别效果,但是由于在一些任务上面的存在过拟合和识别效果不好的问题,导致最终效果不如论文所提出的模型。而基于 VOLO 的域自适应迁移学习方法的模型对于设置的 6 种任务都取得了较好的实验效果,几乎都能达到 100% 的迁移识别效果,这也体现了方法的优越性。

图 7 的箱线图展示了基于 VOLO 的域自适应故障诊断方法在 6 种任务下(10 次重复实验)得到的准确率。可以发现,基于 VOLO 的域自适应故障诊断方法在随机分配的 6 个样本集上,箱线图表现十分稳定,波动不大且准确率都很高,这体现出所提出的网络具有更强的鲁棒性和良好的迁移数据能力。

本文统计的是在源域数据上得到充分训练后的 VOLO 模型迁移到目标域,因此模型能够快速地收敛。图 8 比较了各个网络在训练过程中,在测试集上的准确率曲线图。可以看到基于 VOLO 的域自适应故障诊断方法在整个训练和测试过程中都保持了很高的水准,明显优于其他方法,从任务 T_{12} 、 T_{21} 的准确率变化表可以看出这两个数据的源域数据和目标域数据分布较为相似,各

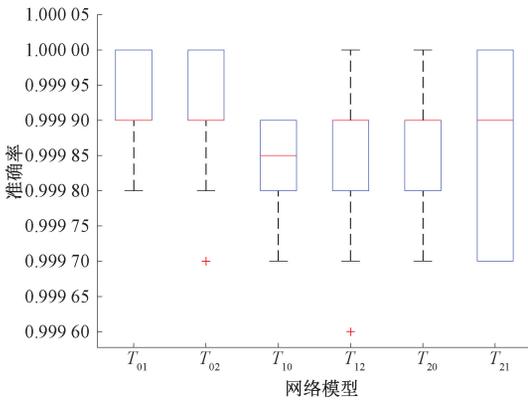


图7 不同任务的箱线图。“ T_{01} ”表示从工况0迁移到工况1的任务

Fig. 7 Box line diagram of different tasks. “ T_{01} ” represents the task: From working condition 0 transfer to 1

个方法都取得了较好的效果,从 T_{01} 、 T_{02} 、 T_{20} 、 T_{10} 看出各个方法对于数据源域和目标域分布差距较大的效果呈现较大的差异,其中在个别任务中一些任务能取得和提出方法相近的结果,如 T_{10} 、 T_{20} 中的 DSAN 模型等,但综合整个实验数据分布来看,本文提出的方法更加稳定且识别效果更好,具有更好的迁移效果。

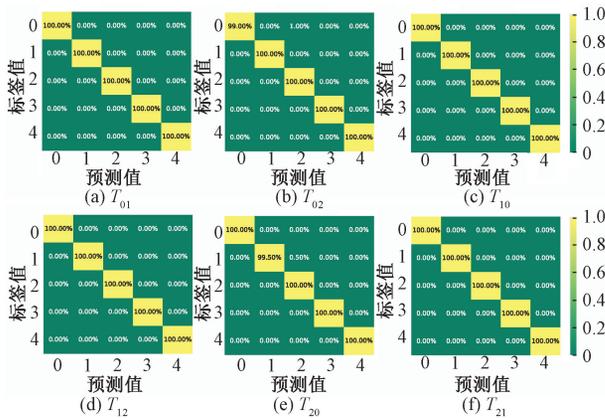


图8 不同任务的混淆矩阵。(“ T_{01} ”表示从工况0迁移到工况1的任务)

Fig. 8 Confusion matrix for different tasks. (“ T_{01} ” represents the task: From working condition 0 transfer to 1)

4 结 论

对于深度学习而言,要实现较好的学习效果,高质量的标注数据往往对实验结果有着较大的影响,机器故障诊断也需要充分考虑这方面的问题。但现实中为多个机器进行高质量的采集样本十分困难,所以如何

将迁移学习应用到目前的故障诊断中十分重要。针对该问题本文提出的基于 VOLO 的域自适应故障诊断方法,通过结合注意力模型和使用对抗学习的域自适应模型相结合的方式来进行迁移学习任务,设计了一种故障诊断方法,并在数据集上进行了算法有效性的验证。通过在两种试验台不同工况,不同实验部件上获得实验数据集上进行训练和测试,本文所提出的故障诊断算法在实际实验的多个迁移任务下都能达到 95% 以上的准确率。通过与不同方法在同样的实验环境下的比实验,并给出了相关的评价指标,验证了出本文所提出的方法的有效性和鲁棒性。

参考文献

[1] MANIKANDAN S, DURAIVELU K. Fault diagnosis of various rotating equipment using machine learning approaches-A review[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering, 2021, 235(2): 629-642.

[2] DUAN L, XIE M, WANG J, et al. Deep learning enabled intelligent fault diagnosis: Overview and applications[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 35(5): 5771-5784.

[3] SAUFI S R, AHMAD Z A B, LEONG M S, et al. Challenges and opportunities of deep learning models for machinery fault detection and diagnosis: A review[J]. IEEE Access, 2019, 7: 122644-122662.

[4] NEUPANE D, SEOK J. Bearing fault detection and diagnosis using case western reserve university dataset with deep learning approaches: A review [J]. IEEE Access, 2020, 8: 93155-93178.

[5] ZHANG S, ZHANG S, WANG B, et al. Deep learning algorithms for bearing fault diagnostics—A comprehensive review[J]. IEEE Access, 2020, 8: 29857-29881.

[6] SINGH J, AZAMFAR M, LI F, et al. A systematic review of machine learning algorithms for PHM of rolling element bearings: Fundamentals, concepts, and applications[J]. Measurement Science and Technology, 2020: 012001.

[7] JIAO J, ZHAO M, LIN J, et al. A comprehensive review on convolutional neural network in machine fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2020, 417: 36-63.

- [8] ZHENG H, WANG R, YANG Y, et al. Cross-domain fault diagnosis using knowledge transfer strategy: A review[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 129260-129290.
- [9] LI C, ZHANG S, QIN Y, et al. A systematic review of deep transfer learning for machinery fault diagnosis[J]. *Neurocomputing*, 2020, 407: 121-135.
- [10] YAN R, SHEN F, SUN C, et al. Knowledge transfer for rotary machine fault diagnosis [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 20(15): 8374-8393.
- [11] YUAN L, HOU Q, JIANG Z, et al. Volo: Vision outlooker for visual recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022.
- [12] SHAO H, XIA M, HAN G, et al. Intelligent fault diagnosis of rotor-bearing system under varying working conditions with modified transfer convolutional neural network and thermal images [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 17(5): 3488-3496.
- [13] HAN T, LI Y F, QIAN M. A hybrid generalization network for intelligent fault diagnosis of rotating machinery under unseen working conditions [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-11.
- [14] LI X, ZHANG W. Deep learning-based partial domain adaptation method on intelligent machinery fault diagnostics [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 68(5): 4351-4361.
- [15] 陈仁祥,唐林林,孙健,等.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[J].*仪器仪表学报*, 2021,42(5):227-234.
- CHEN R X, TANG L L, SUN J, et al. Composite fault diagnosis of rotating machinery under different speed based on one dimensional deep subdomain adaption [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(5): 227-234.
- [16] WANG Y, JIN Q, SUN G, et al. Planetary gearbox fault feature learning using conditional variational neural networks under noise environment [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2019, 163: 438-449.
- [17] TZENG E, HOFFMAN J, ZHANG N, et al. Deep domain confusion: Maximizing for domain invariance [J]. *ArXiv Preprint*, 2014, ArXiv:1412.3474.
- [18] LONG M, CAO Y, WANG J, et al. Learning

transferable features with deep adaptation networks [C]. *International Conference on Machine Learning, PMLR*, 2015: 97-105.

- [19] SUN B, SAENKO K. Deep coral: Correlation alignment for deep domain adaptation [C]. *European Conference on Computer Vision, Springer, Cham*, 2016: 443-450.

- [20] GANIN Y, LEMPITSKY V. Unsupervised domain adaptation by backpropagation [C]. *International Conference on Machine Learning, PMLR*, 2015: 1180-1189.

作者简介



黄星华,2003 年于重庆邮电大学获得学士学位,2006 年于英国南岸大学获得硕士学位,现为重庆大学博士研究生,主要研究方向为大数据分析、故障诊断与机器学习。

E-mail: 601708116@qq.com

Huang Xinghua received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2003, and received his M. Sc. degree from London South Bank University in 2006. He is currently pursuing his Ph. D. degree at Chongqing University. His main research interests include big data analysis, fault diagnosis and machine learning.



吴天舒,分别在 2011 和 2020 年于重庆大学获得学士学位和博士学位,现为重庆大学博士后,主要研究方向为云计算、分布式计算、数据挖掘、工业视觉等。

E-mail: TSWU@cqu.edu.cn

Wu Tianshu received his B. Sc. degree and Ph. D. degree from Chongqing University in 2011 and 2020, respectively. He is currently a post-doctoral at Chongqing University. His main research interests include cloud computing, distributed computing, data mining, industrial vision, etc.



杨龙玉,2021 年于重庆大学获得学士学位,现为重庆大学硕士研究生,主要研究方向为故障诊断、机器学习和智能控制。

E-mail:1499263072@qq.com

Yang Longyu received her B. Sc. degree from Chongqing University in 2021. She is currently a master at Chongqing University. Her main research interests include fault diagnosis, machine learning and intelligent control.



胡友强(通信作者),分别在1998年,2004年和2010年于重庆大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为重庆大学副教授和硕士生导师,主要研究方向为信息处理与故障诊断。

E-mail: yqhu@cqu.edu.cn

Hu Youqiang (Corresponding author) received his B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Chongqing University, in 1998, 2004, and 2010, respectively. He is currently an associate professor and a master advisor at Chongqing University. His main research interests include information processing and fault diagnosis.



柴毅,1982年于国防科技大学获得学士学位,1994年和2001年于重庆大学获得硕士学位和博士学位,现为重庆大学教授和博士生导师,主要研究方向为非线性动态系统、信号处理、信息融合、故障诊断和智能系统。

E-mail: chaiyi@cqu.edu.cn

Chai Yi received his B. Sc. degree from National University of Defense Technology in 1982, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 1994 and 2001, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Chongqing University. His main research interests include nonlinear dynamic systems, signal processing, information fusion, fault diagnosis, and intelligent systems.