

基于孪生域对抗迁移学习的滚动轴承故障诊断方法

胡向东 杨希

(重庆邮电大学 自动化学院 重庆 400065)

摘要: 针对多工况约束下滚动轴承故障诊断的难题,提出一种基于孪生域对抗迁移学习的滚动轴承故障诊断方法。首先,基于重采样扩充故障样本,通过降采样平衡正常样本,以防止样本不平衡带来的过拟合问题;然后,利用孪生神经网络对迁移学习特征提取的卷积层和池化层进行改进,应对故障样本稀缺问题,缩小不同工况下故障样本分布的差异,提高模型的泛化性;最后,基于公开和实测轴承故障数据集对算法进行全面性能评估。试验结果表明:孪生域对抗迁移学习(SDANN)对CWRU、MFPT和实测轴承数据集的诊断准确率及误差均值分别为 $(97.26 \pm 0.42)\%$ 、 $(95.18 \pm 0.28)\%$ 和 $(94.04 \pm 0.40)\%$,相比传统域对抗迁移学习(DANN)方法的平均准确率分别提高6.41%、12.5%和2.54%,误差均值分别降低1.16%、2.66%和0.43%,诊断时间分别加快1.39%、3.77%和9.95%;加入0和-10 dB噪声时,孪生域对抗迁移学习的诊断准确率最高仅降低1.63%;对CWRU与MFPT数据集跨域诊断时,孪生域对抗迁移学习的准确率及误差均值为 $(91.04 \pm 1.05)\%$;总体而言,孪生域对抗迁移学习对滚动轴承的故障诊断准确率较高且具备良好的抗噪性和迁移诊断效果。

关键词: 滚动轴承;故障诊断;域对抗迁移学习;孪生神经网络

中图分类号:TH133.33;O313.7

文献标志码:B

DOI: 10.19533/j.issn1000-3762.2023.07.016

Fault Diagnosis Method for Rolling Bearings Based on Siamese Domain Adversarial Neural Network

HU Xiangdong, YANG Xi

(College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: A fault diagnosis method based on siamese domain adversarial neural network (SDANN) is proposed to solve the difficult problem of fault diagnosis for rolling bearings under multiple operating conditions. Firstly, the fault samples are expanded based on resampling, and the normal samples are balanced by downsampling to prevent the overfitting problems caused by sample imbalance. Then, the convolution layer and pooling layer extracted by transfer learning features is improved by using siamese neural network to deal with the scarcity problem of fault samples, reduce the difference in distribution of fault samples under different working conditions, and improve the generalization of model. Finally, the comprehensive performance of the algorithm is evaluated based on public and measured bearing fault data sets. The experimental results show that: the average diagnostic accuracy and mean error of SDANN for CWRU, MFPT and measured bearing data sets are $(97.26 \pm 0.42)\%$, $(95.18 \pm 0.28)\%$ and $(94.04 \pm 0.40)\%$ respectively. Compared with traditional domain adversarial neural network (DANN) method, the average accuracy is improved by 6.41%, 12.5% and 2.54%, the mean error is decreased by 1.16%, 2.66% and 0.43%, and the diagnosis time is accelerated by 1.39%, 3.77% and 9.95%, respectively; when 0 and -10 dB noise are added, the diagnostic accuracy of SDANN is reduced by only 1.63% at most; for cross-domain diagnosis of CWRU and MFPT datasets, the average accuracy and mean error of SDANN are $(91.04 \pm 1.05)\%$; in general, the SDANN has high accuracy in fault diagnosis for rolling bearings and good anti-noise performance and transfer diagnosis effect.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; domain adversarial transfer learning; siamese network

收稿日期: 2022-04-20; 修回日期: 2023-01-17

作者简介: 胡向东(1971—)男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能感知、网络化测量及工业互联网安全、物联网安全智能理论与技术、复杂系统建模、仿真与优化等, E-mail: huxd@cqupt.edu.cn。

智能制造的兴起与变革使滚动轴承应用的需求持续提升,滚动轴承紧密关联着智能制造企业的生产流程和产品质量,其故障诊断研究意义重大。利用深度学习方法开展滚动轴承故障诊断具有巨大的潜能^[1]。

滚动轴承实际运行工况多变,只利用单一工况数据进行实际工程训练分析的结果差强人意^[2]。在人工智能范畴,迁移学习是近年来的一个突破性进展,其能处理样本间的分布差异^[3-5],具有一定迁移能力,但在模型训练中仍存在过拟合现象,特征提取效果不佳,不具备充足的特征学习能力且未能考虑数据不平衡产生的影响;因此,本文引入数据增强方法^[6-8]以增加并平衡故障数据集,借鉴孪生神经网络^[9-10]的特殊结构以处理样本稀缺及特征提取的难题,从而提出一种基于孪生域对抗迁移学习(Siamese Domain Adversarial Neural Network, SDANN)的滚动轴承故障诊断方法。

1 域对抗迁移学习

迁移学习将源域和目标域数据源映射到相同的特征空间,使二者有相似或相同的分布,其基本思想如图 1 所示。

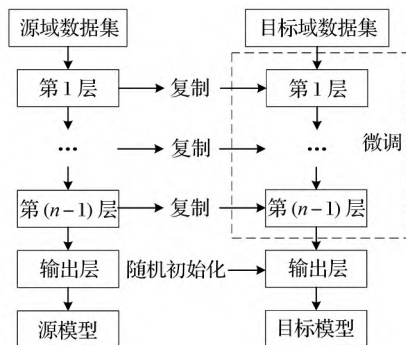


图 1 迁移学习基本思想

Fig. 1 Basic idea of transfer learning

域对抗迁移学习(DANN)^[11]加入了对抗思想,包含 3 个部分:特征提取部分 G_f 、标签预测部分 G_y 和域标签预测部分 G_d 。 G_d 中的梯度反转层用于梯度更新,正向传播中不作处理,反向传播中将梯度乘以 λ ,其表达式为

$$R_\lambda(x) = x, \quad (1)$$

$$\frac{dR_\lambda}{dx} = -\lambda I, \quad (2)$$

式中: R_λ 为梯度反转层函数; x 为网络输入; λ 为平衡参数; I 为单位矩阵。

域对抗网络最小化标签预测损失 L_y ,同时最大化域分类损失 L_d ,使 2 组数据分布相似,其目标

函数 $f(y, d)$ 为

$$\min_y \max_d f(y, d) = L_y - \lambda L_d, \quad (3)$$

$$L_y(\theta_f, \theta_y) = L_y\{G_y[G_f(x_i; \theta_f); \theta_y] y_i\}, \quad (4)$$

$$L_d(\theta_f, \theta_d) = L_d\{G_d[G_f(x_i; \theta_f); \theta_d] y_i\}, \quad (5)$$

式中: L_y 、 L_d 为每次训练更新的损失值; θ_f 、 θ_y 、 θ_d 为各部分的权重矩阵; x_i 为输入样本; y_i 为样本标签。

在反向传播中,各参数更新过程如下

$$\theta_f \leftarrow \theta_f - \mu \frac{\partial L_y}{\partial \theta_f} - \lambda \frac{\partial L_d}{\partial \theta_f}, \quad (6)$$

$$\theta_y \leftarrow \theta_y - \frac{\partial L_y}{\partial \theta_y}, \quad (7)$$

$$\theta_d \leftarrow \theta_d - \frac{\partial L_d}{\partial \theta_d}, \quad (8)$$

式中: μ 为学习率。

综上,优化目标 E 可表示为

$$E(\theta_f, \theta_y, \theta_d) = \sum_{i=1}^N L_y\{G_y[G_f(x_i; \theta_f); \theta_y] y_i\} - \lambda \sum_{i=1}^N L_d\{G_d[G_f(x_i; \theta_f); \theta_d] y_i\}. \quad (9)$$

2 孪生域对抗迁移学习故障诊断模型

针对多工况情形下的域自适应问题,宜采用对抗方法处理^[12],因此,本文提出孪生域对抗迁移学习滚动轴承故障诊断模型。

2.1 数据处理

深度学习的数据规模与模型泛化能力有协同关系。本文采用重采样方法^[8],利用滚动轴承原始相邻信号段有重叠的特征获取训练样本,其基本思想如图 2 所示:假设原始振动信号数据点信号个数为 10 000,样本长度为 1 024,将偏移量设为 1,通过重采样后训练样本数为 8 977。

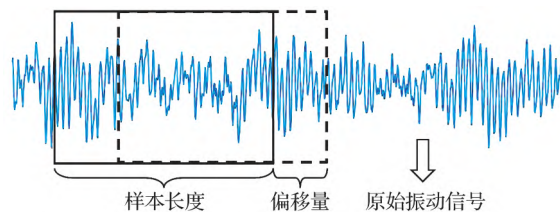


图 2 重采样基本思想

Fig. 2 Basic idea of resampling

同时,利用 M 倍降采样^[13]平衡正常样本,其基本思想如图 3 所示。针对原始振动信号,每隔 $M-1$ 点抽取一个点,降采样后其频谱扩展了 M 倍,其计算公式为

$$x_{DN}(n) = x(nM), \quad (10)$$

式中: x_{DN} 为采样后的样本; n 为采样次数; x 为采样前的样本。

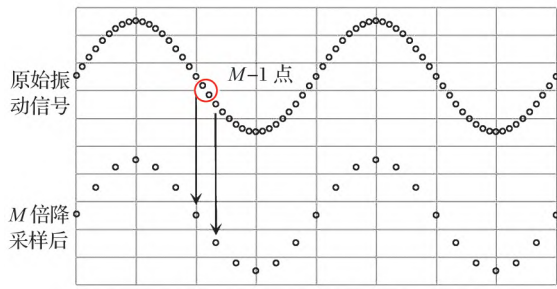


图3 降采样基本思想

Fig.3 Basic idea of down sampling

经过以上处理,得到一个平衡且数据量适宜的滚动轴承样本。

2.2 孪生域对抗迁移学习的结构

孪生域对抗迁移学习的整体框架如图4所示,孪生卷积神经网络共享权值,最小化相同输入距离,同时最大化不同输入距离,即相似度评价。标签分类器判断故障类别,域分类器判断数据所属源。梯度反转层更新域分类和特征提取中的参数。其具体过程如下:源域数据输入模型后,其特征提取结果传入域分类器,域分类器判断其来自目标域或源域,通过计算损失逐渐优化域分类器的判断结果,使输入数据得到正确的域分类;域分类器和特征提取器之间的梯度反转层用于优化特征提取器,使域分类器不能正确判断所提取特征来自哪个域,从而实现特征提取器与域分类器之间的对抗效果。在对抗学习的过程中,目标域数据分布与源域数据分布逐渐拟合(即映射到相同的特征空间),以此缩小不同工况间故障数据的分布差异,削弱不同工况造成的影响。

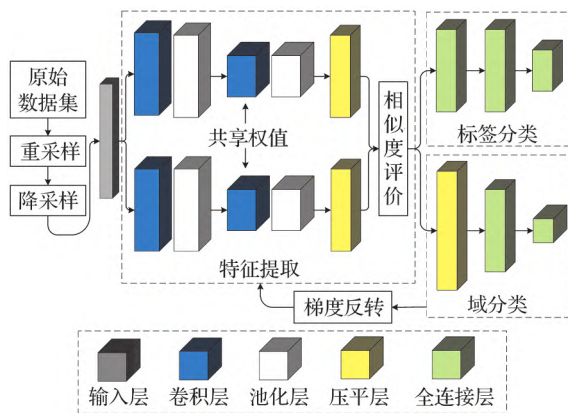


图4 孪生域对抗迁移学习整体框架

Fig.4 Overall framework of siamese domain adversarial transfer learning

模型包含3个损失函数,标签分类损失函数 l_{cls} 和域分类损失函数 l_{adv} 采用交叉熵降低分类损失,孪生神经网络损失函数 l_{siam} 使用二元交叉熵降低相似度评价损失,则模型总损失 l_{sum} 为

$$l_{sum} = l_{cls} + l_{adv} + l_{siam} \quad (11)$$

2.3 滚动轴承故障诊断流程

基于孪生域对抗迁移学习滚动轴承故障诊断方法的基本流程如图5所示,具体步骤如下:

- 1) 将源域振动信号标签化处理并返回数据生成器;目标域振动信号仅抽取数据,无标签处理。
- 2) 根据数据集不同需求设定偏移量和样本长度。对故障数据进行重采样;对正常数据降采样,获得平衡且数据量适宜的试验数据集。
- 3) 用标准化方法使样本符合均值为0,方差为1的标准正态分布,将数据打散并输入模型中训练。标准化计算公式为

$$x = \frac{(x_i - \bar{x})}{\sigma} \quad (12)$$

式中: x 为标准化后的数据集; x_i 为振动信号样本的第 i 个幅值; \bar{x} 为振动信号样本均值; σ 为振动信号样本标准差。

- 4) 将带标签的源域数据进行特征提取后分类,训练得到的标签分类器供目标域数据使用。特征提取部分由2层二维卷积神经网络(2DCNN)构成,卷积层和池化层通过孪生网络共享权值;标签分类部分由3个全连接层构成,激活函数均采用ReLU函数,Softmax函数用于输出分类结果。
- 5) 源域训练好的模型无法直接用于目标域样本,在训练过程中需要微调参数。域分类器通过Softmax函数预测域分类结果,梯度反转层微调并更新参数 λ 以及学习率 μ 。
- 6) 输出滚动轴承故障诊断结果。

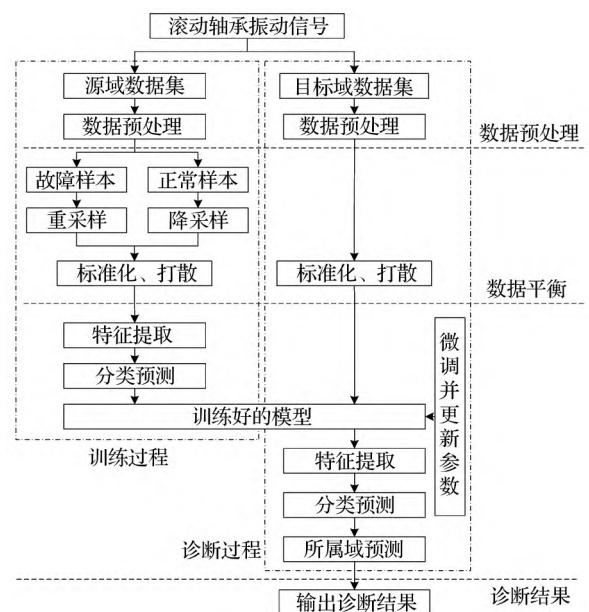


图5 故障诊断流程

Fig.5 Fault diagnosis process

3 试验分析

为验证本文方法针对复杂运行工况下滚动轴承故障诊断的有效性,分别在公开和实测数据集上进行模型验证。评价指标包括诊断准确率、诊断误差、诊断时间以及抗噪性能等,准确率、误差以及诊断时间为多次试验结果的测量平均值。

3.1 公开轴承故障数据集

3.1.1 轴承数据集

为扩大验证范围,采用 2 个独立的公开数据集:凯斯西储大学(CWRU)轴承数据^[14]和机械故障预防技术学会(MFPT)轴承数据^[15]。这 2 个数据集均为滚动轴承故障一维振动信号,常用于滚动轴承故障诊断的研究。

CWRU 数据集:试验轴承型号为 SKF6205-2 RS JEM,试验装置由电动机、扭矩传感器、功率测试计等组成^[14]。选取采样频率 12 kHz 的驱动端(DE)数据,根据负载及转速的不同设置 4 种源域和目标域工况,具体参数见表 1。每种工况都包含 10 类状态数据,即 1 类正常数据和 9 类故障数据,每类故障样本均为 1 200 条,每条样本有 1 024 个数据(表 2)。

表 1 轴承数据集

Tab. 1 Data sets of bearings

数据集	工况	轴承状态	电动机负载/W	转速/(r·min ⁻¹)
CWRU	A	正常、钢球	0	1 797
	B	故障、内圈	745.7	1 772
	C	故障、外圈	1 491.4	1 750
	D	故障	2 237.1	1 730
MFPT	E		67.8	1 500
	F	内圈故障、	135.6	1 500
	G	外圈故障	203.4	1 500
	H		271.2	1 500

表 2 CWRU 数据集轴承故障类型

Tab. 2 Fault types of bearings from CWRU data sets

标签	故障位置	故障直径/mm	样本数
0	正常	0	1 200
1	钢球	0.178	1 200
2	钢球	0.356	1 200
3	钢球	0.534	1 200
4	内圈	0.178	1 200
5	内圈	0.356	1 200
6	内圈	0.534	1 200
7	外圈	0.178	1 200
8	外圈	0.356	1 200
9	外圈	0.534	1 200

MFPT 数据集:试验轴承球组节圆直径为 31.623 mm,球径为 5.969 mm,球数为 8,接触角为

0°。输入轴转速为 1 500 r/min,采样频率为 48 828 Hz。设置 4 种源域和目标域工况(表 1),每类工况包括内圈故障(IR)和外圈故障(OR)^[15],每类故障样本为 600 条,每条样本有 1 024 个数据。

3.1.2 对比试验

使用 2 组数据集进行对比试验,对比方法为:1) 2DCNN,无迁移,训练集设为源域,测试集及验证集设为目标域;2) 传统 DANN,无孪生神经网络优化;3) 孪生域对抗迁移学习。为避免偶然性,各试验均重复进行 12 次,每次运行 1 000 轮。

采用 CWRU 数据集和 MFPT 数据集各进行 12 组迁移试验,结果见表 3:

1) 在 CWRU 和 MFPT 数据集中,无论是源域还是目标域,孪生域对抗迁移学习均取得了比 2DCNN 和 DANN 更高的故障诊断准确率以及更低的诊断误差。

2) 在孪生域对抗迁移学习对 CWRU 数据集目标域的 12 组迁移任务中,有 10 组准确率高于 96% 且其中有 3 组准确率为 100%;仅 B→A 的准确率较低,结合对比方法的结果分析,认为 A 工况的数据特征难以提取并迁移为 B 工况的数据分布,而且在试验进行到 800 轮以上时,准确率和学习率仍有缓慢变化,存在略微过拟合;从目标域的整体结果可知,孪生域对抗迁移学习相比 2DCNN 和 DANN 的平均准确率分别提高 20.94% 和 6.41%,平均误差分别降低 6.42% 和 1.16%。

3) 在孪生域对抗迁移学习对 MFPT 数据集目标域的 12 组迁移任务中,有 8 组准确率高于 97% 且其中有 1 组准确率为 100%,相比 2DCNN 和 DANN 的平均准确率分别提高 21.2% 和 12.5%,平均诊断误差分别降低 7.01% 和 2.66%。

4) 此外,孪生域对抗迁移学习对 CWRU 和 MFPT 数据集的平均诊断时间分别为 9.465 和 4.421 s,与 DANN 方法相比分别减少了 1.39% 和 3.77%。

3.1.3 抗噪性试验

在 CWRU 数据集的原始轴承故障信号中分别加入 0 和 -10 dB 的噪声进行抗噪性试验,结果见表 4,对于目标域的结果:在 0 dB 抗噪性试验中有 10 组准确率高于 96%,仅 1 组低于 90%,平均准确率为 96.84%,比未加噪声试验下降 0.42%;在 -10 dB 抗噪性试验中,有 9 组准确率高于 96%,而且在源域为 C 迁移任务中的准确率比 0 dB 噪声环境下均有所提高,整体平均准确率为 96.68%,比未加噪声试验下降 0.58%。

表3 准确率和诊断时间对比

Tab.3 Comparison of accuracy and diagnosis time

数据集	源域	目标域	2DCNN		DANN			SDANN		
			源域/%	目标域/%	源域/%	目标域/%	用时/s	源域/%	目标域/%	用时/s
CWRU	A	B	99.89 ± 0.11	80.35 ± 5.45	99.67 ± 0.33	90.54 ± 1.03	9.595	100	97.81 ± 0.58	9.381
		C	99.90 ± 0.10	83.15 ± 4.14	99.60 ± 0.40	92.94 ± 1.39	9.532	100	99.70 ± 0.10	9.418
		D	99.89 ± 0.11	74.09 ± 5.71	100	90.72 ± 1.77	9.600	100	99.07 ± 0.18	9.445
	B	A	100	74.34 ± 8.20	100	85.67 ± 2.21	9.554	100	87.48 ± 1.73	9.420
		C	99.92 ± 0.08	84.85 ± 5.42	99.80 ± 0.20	99.01 ± 0.36	9.572	100	100	9.425
		D	100	77.08 ± 8.46	99.80 ± 0.20	94.54 ± 1.03	9.579	100	98.99 ± 0.15	9.503
	C	A	99.90 ± 0.10	75.73 ± 8.56	99.76 ± 0.24	91.59 ± 3.18	9.518	99.97 ± 0.03	93.07 ± 1.74	9.552
		B	99.83 ± 0.17	84.81 ± 4.97	100	95.82 ± 1.04	9.709	100	98.22 ± 0.03	9.474
		D	99.87 ± 0.13	69.81 ± 8.20	100	99.42 ± 0.16	9.606	100	100	9.561
	D	A	100	65.23 ± 7.84	100	63.28 ± 2.38	9.649	100	96.48 ± 0.41	9.444
		B	99.91 ± 0.09	69.24 ± 8.39	99.80 ± 0.20	87.62 ± 1.85	9.617	99.97 ± 0.03	96.35 ± 0.17	9.403
		C	100	77.10 ± 6.69	100	99.01 ± 0.61	9.649	100	100	9.551
	平均值		99.93 ± 0.07	76.32 ± 6.84	99.87 ± 0.13	90.85 ± 1.58	9.598	100	97.26 ± 0.42	9.465
MFPT	E	F	99.90 ± 0.10	74.69 ± 5.56	98.58 ± 1.42	95.63 ± 1.81	4.532	99.92 ± 0.08	99.35 ± 0.39	4.302
		G	100	70.68 ± 4.63	98.98 ± 1.02	88.44 ± 3.33	4.533	99.75 ± 0.25	99.09 ± 0.13	4.337
		H	99.93 ± 0.07	73.66 ± 6.99	98.57 ± 1.43	76.28 ± 4.28	4.585	99.66 ± 0.34	85.94 ± 0.52	4.335
	F	E	99.69 ± 0.31	76.34 ± 9.67	98.18 ± 1.82	78.04 ± 4.29	4.605	100	97.79 ± 0.39	4.379
		G	99.86 ± 0.14	70.47 ± 7.31	98.17 ± 1.83	74.38 ± 4.85	4.632	100	97.53 ± 0.13	4.344
		H	99.83 ± 0.17	69.55 ± 6.99	98.38 ± 1.62	71.51 ± 4.53	4.623	100	86.33 ± 0.39	4.378
	G	E	99.06 ± 0.94	85.63 ± 9.43	98.78 ± 1.22	93.46 ± 1.59	4.534	99.83 ± 0.17	98.70 ± 0.26	4.487
		F	99.83 ± 0.17	80.74 ± 5.68	98.96 ± 1.04	95.63 ± 0.63	4.635	100	100	4.515
		H	99.44 ± 0.56	78.81 ± 7.21	98.34 ± 1.66	75.63 ± 3.13	4.581	99.83 ± 0.17	85.16 ± 0.52	4.449
	H	E	98.68 ± 1.32	61.60 ± 8.51	98.13 ± 1.87	79.07 ± 2.81	4.601	99.92 ± 0.08	94.92 ± 0.39	4.441
		F	98.89 ± 1.11	73.77 ± 6.48	99.38 ± 0.62	85.31 ± 1.56	4.640	100	99.61 ± 0.13	4.449
		G	98.79 ± 1.21	72.02 ± 9.06	99.17 ± 0.83	78.75 ± 2.50	4.623	100	97.79 ± 0.13	4.581
	平均值		99.49 ± 0.51	73.98 ± 7.29	98.64 ± 1.37	82.68 ± 2.94	4.594	99.91 ± 0.09	95.18 ± 0.28	4.421

表4 噪声条件下的诊断准确率

Tab.4 Diagnostic accuracy under noise conditions %

源域	目标域	0 dB		-10 dB	
		源域	目标域	源域	目标域
A	B	99.97	97.43	99.97	95.01
	C	100	99.75	99.93	99.70
	D	99.93	98.84	100	98.59
B	A	100	85.94	100	82.41
	C	100	99.95	100	100
	D	100	98.79	100	98.99
C	A	99.90	90.32	99.90	96.02
	B	99.97	97.98	99.93	98.08
	D	99.93	99.90	100	99.90
D	A	100	96.82	99.97	96.77
	B	100	96.37	100	94.66
	C	100	100	100	100
平均值		99.98	96.84	99.98	96.68

3.1.4 跨域诊断试验

为验证孪生域对抗迁移学习在不同装备之间的跨域诊断准确率,取 CWRU 数据集中 A、B 工况(故障直径取 0.356 mm)及 MFPT 数据集中 E、F 工况进行跨域诊断试验。各工况均包括内圈和外圈 2 种故障,故障样本数均为 600 条,每条样本 1 024 个数据点。

为避免偶然性,试验各进行 6 次并取均值,结果见表 5: CWRU 数据集作为源域时,目标域准确率较低,平均准确率仅 83.40% 左右;MFPT 数据集作为源域时,目标域准确率均较高,平均准确率约 98.68%;8 组迁移任务的平均准确率也达到了 91.04%,整体表现较好。进一步研究各故障分类结果发现,内圈故障准确率基本达 100%,而外圈故障准确率仅在 70% 左右,原因可能是训练过程中自动更新的学习率过小,模型陷入了局部最优。

表 5 跨域诊断准确率

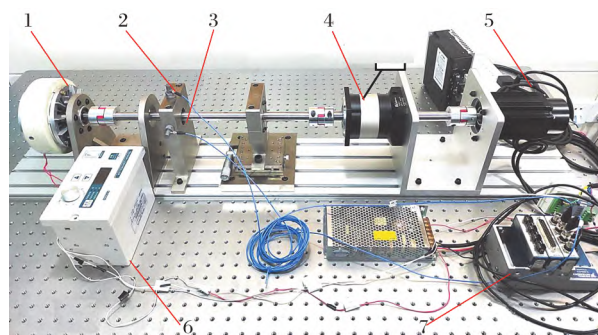
Tab. 5 Diagnostic accuracy of cross-domain

源域	目标域	诊断准确率/%	
		源域	目标域
A	E	100	83.73 ± 1.44
	F	100	80.06 ± 0.41
B	E	100	84.77 ± 1.96
	F	99.95 ± 0.05	85.05 ± 2.45
E	A	99.84 ± 0.16	99.09 ± 0.35
	B	99.83 ± 0.17	98.70 ± 0.52
F	A	98.68 ± 1.32	97.40 ± 1.05
	B	100	99.51 ± 0.23
平均值		99.79 ± 0.21	91.04 ± 1.05

3.2 实测轴承故障

3.2.1 轴承数据集

为进一步验证孪生域对抗迁移学习在实际工况下的性能,搭建如图 6 所示的试验平台进行滚动轴承故障诊断试验。试验轴承为 SKF 6204 深沟球轴承,采样频率为 25 600 Hz,根据转速及负载设置 4 种源域和目标域工况(表 6),每种工况均对应 6 类状态数据(表 7),包括 1 类正常数据和 5 类



1—磁粉制动器;2—加速度传感器;3—测试轴承;4—减速器;5—电动机;6—负载控制器;7—信号采集器。

图 6 滚动轴承故障试验台

Fig. 6 Fault test-bed for rolling bearing

表 6 数据集工况

Tab. 6 Working conditions of data sets

工况	输入电压/V	转速/(r · min ⁻¹)	故障直径/mm
I	0	1 600	0, 1, 2, 3
J	1	1 500	0, 1, 2, 3
K	2	1 400	0, 1, 2, 3
L	3	1 300	0, 1, 2, 3

表 7 故障类型

Tab. 7 Fault types

标签	故障位置	故障直径/mm	样本数
0	正常	0	600
1	钢球	2	600
2	内圈	1	600
3	内圈	2	600
4	外圈	1	600
5	外圈	3	600

故障数据,每类故障样本为 600 条,每条样本有 1 024 个数据点。

3.2.2 对比试验

针对实测数据集设置 12 组迁移试验,准确率和误差为 10 次试验结果的平均值,结果如图 7 所示:3 种方法在源域中的准确率及误差均值分别为 (98.77 ± 0.72)%, (99.74 ± 0.26)%, (99.89 ± 0.11)%;在目标域中的准确率及误差均值分别为 (65.08 ± 2.78)%, (91.50 ± 0.83)%, (94.04 ± 0.40)%;在目标域的 12 组迁移任务中,孪生域对抗迁移学习有 10 组准确率高于 93%,相比 2DCNN 和 DANN 的平均准确率分别提高 28.96% 和 2.54%,平均诊断误差分别降低 2.38% 和 0.43%。另外,孪生域对抗迁移学习对实测数据集的诊断时间约 0.633 s,相比 DANN 方法减少了 9.95%。

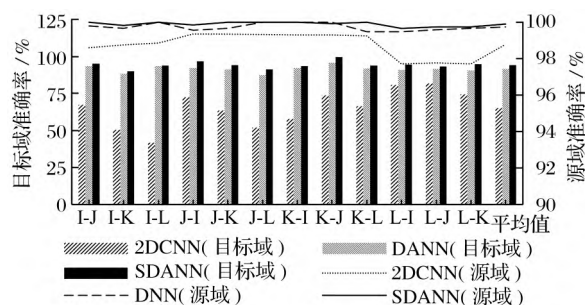


图 7 准确率对比

Fig. 7 Comparison of accuracy

进一步绘制 J→I, L→I 的目标域准确率变化曲线,结果如图 8 所示:迭代初期出现了略微过拟合现象,孪生域对抗迁移学习通过孪生网络及优化学习率等减小了过拟合带来的影响;迭代后期过拟合现象减少,准确率趋于稳定;与 DANN 相比,在相同迭代轮数下,孪生域对抗迁移学习的准确率上升更快且波动更小,最终稳定状态时的准确率更高。

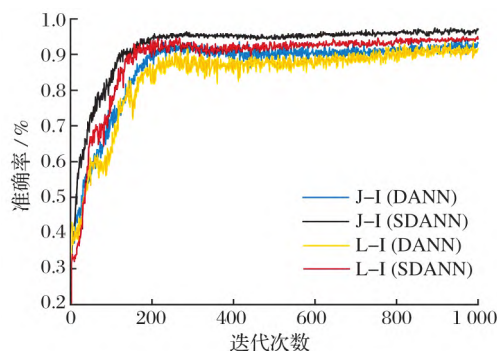
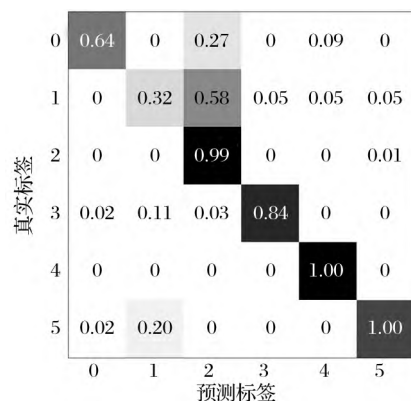


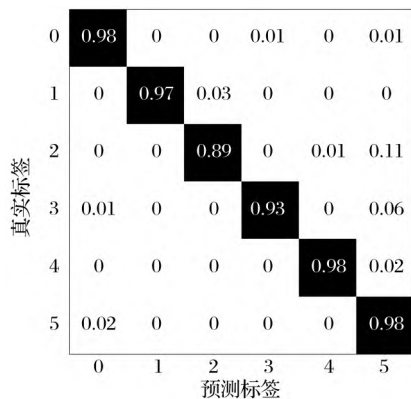
图 8 准确率变化曲线

Fig. 8 Variation curve of accuracy

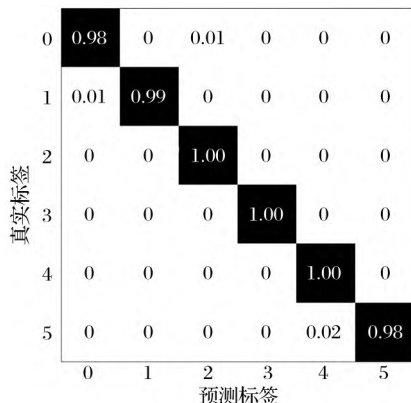
3 种方法的 K→J 目标域混淆矩阵如图 9 所示。根据混淆矩阵进一步计算不同方法的召回率和精确率可得:2DCNN 召回率、精确率的均值分别为 76.17% 和 79.47%;DANN 召回率、精确率的均值分别为 95.50% 和 95.96%;孪生域对抗迁移学习召回率、精确率的均值分别为 99.33% 和 99.34%,混淆矩阵图及统计计算结果表明孪生域对抗迁移学习的分类效果最好。



(a) 2DCNN



(b) DANN



(c) SDANN

图 9 K→J 混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix of K→J

3.2.3 抗噪性试验

在实测原始故障信号中分别加入 0 和 -10 dB 的噪声进行抗噪性试验,结果见表 8,对目标域结

果分析可知:在 0 dB 抗噪性试验中,有 11 组准确率达到 90% 以上,平均准确率为 92.64%,相比未加噪声试验下降 1.40%;在 -10 dB 抗噪性试验中,有 10 组准确率达到 90% 以上,平均准确率为 92.41%,相比未加噪声试验下降 1.63%;结果表明孪生域对抗迁移学习对于实测轴承信号仍具有良好的抗噪性能。

表 8 实测信号噪声条件下的准确率

Tab. 8 Accuracy of measured signals under noise conditions %

源域	目标域	0 dB		-10 dB	
		源域	目标域	源域	目标域
I	J	99.49	92.71	99.66	92.19
	K	99.83	87.5	99.83	86.72
	L	100	92.71	100	92.19
J	I	100	96.09	99.83	95.83
	K	99.83	90.63	99.83	91.15
	L	99.83	91.15	99.83	89.84
K	I	99.83	94.27	100	94.53
	J	100	99.74	99.66	99.48
	L	99.49	91.41	99.49	91.93
L	I	99.32	94.79	99.32	93.49
	J	99.49	90.63	99.49	91.41
	K	99.83	90.10	99.66	90.10
平均值		99.75	92.64	99.72	92.41

分析模型参数变化情况,绘制 K→I 试验过程中损失值和参数学习率的变化规律,结果如图 10 所示:0 和 -10 dB 噪声下的损失值和学习率相差不大;训练初期损失值下降快且变化趋于平稳,而学习率则在多轮迭代后还有缓慢下降的趋势,说明模型存在略微过拟合,但损失值和学习率总体上均逐渐趋于平衡。

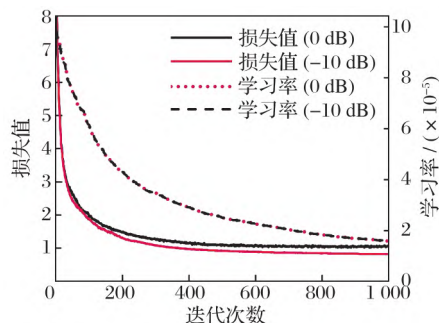


图 10 损失值和学习率变化曲线

Fig. 10 Variation curve of loss value and learning rate

4 结束语

针对多工况下滚动轴承故障诊断问题,提出了一种基于孪生域对抗迁移学习的滚动轴承故障诊断方法并在公开和实测数据集上验证该方法的有效性,孪生域对抗迁移学习针对多工况下的滚

动轴承故障诊断有较高的分类准确率和抗噪性能。值得指出的是,各数据集的数量级、数据特征、装备设置、采集环境等不同,导致诊断时间有所差别;数据重采样及模型网络复杂等因素导致模型训练耗时有一定增加,后续研究可对此进行优化和改进。

参考文献:

- [1] 文成林,吕菲亚.基于深度学习的故障诊断方法综述[J].电子与信息学报,2020,42(1):234-248.
- [2] 邵海东,张笑阳,程军圣,等.基于提升深度迁移自动编码器的轴承智能故障诊断[J].机械工程学报,2020,56(9):84-90.
- [3] 刘韶光.基于堆栈自动编码器的轴承故障诊断研究[D].太原:太原科技大学,2020.
- [4] 李霁蒲,黄如意,陈祝云,等.一种用于主轴轴承故障诊断的深度卷积动态对抗迁移网络[J].振动工程学报,2022,35(2):446-453.
- [5] LI J P, HUANG R Y, HE G L, et al. A deep adversarial transfer learning network for machinery emerging fault detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(15): 8413-8422.
- [6] HAN S M, OH J W, JEONG J P. Bearing fault detection with data augmentation based on 2-D CNN and 1-D CNN[C]//2020 the 4th International Conference on Big Data and Internet of Things, 2020: 20-23.
- [7] 孟宗,关阳,潘作舟,等.基于二次数据增强和深度卷积的滚动轴承故障诊断研究[J].机械工程学报,2021,57(23):106-115.
- [8] 张伟.基于卷积神经网络的轴承故障诊断算法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [9] 刘家瑞,杨国田,王孝伟.基于孪生深度神经网络的风电机组故障诊断方法[J].系统仿真学报,2022,34(11):2348-2358.
- [10] 朱瑞金,郝东光,胡石峰.小样本条件下基于卷积孪生网络的变压器故障诊断[J].电力系统及其自动化学报,2021,33(1):64-69,84.
- [11] GANIN Y, LEMPITSKY V. Unsupervised domain adaptation by backpropagation [C]// International Conference on Machine Learning, 2015: 1180-1189.
- [12] 金余丰,刘晓锋,姚美常,等.基于域对抗迁移的变工况滚动轴承故障诊断模型[J].自动化仪表,2019,40(12):55-60,65.
- [13] PROAKIS J G, MANOLAKIS D J. Digital signal processing: principles, algorithms and applications [M]. Englewood: Prentice-Hall Inc., 2001.
- [14] Case Western Reserve University. Bearing data center: seeded fault test data [EB/OL]. [2022-04-03]. <https://csegroups.case.edu/bearingdatacenter>.
- [15] ERIC B. Condition based maintenance fault database for testing of diagnostic and prognostics algorithms [EB/OL]. [2022-04-03]. <https://www.mfpt.org/fault-data-sets>.

(编辑:张旭)