

基于一维 CNN 迁移学习的滚动轴承故障诊断*

王琦, 邓林峰, 赵荣珍
(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

摘要 由于在工程实际中采集的故障振动数据分布不同且难以标记,使得卷积神经网络(convolutional neural network, 简称 CNN)在故障诊断过程中难以发挥最佳作用。针对此问题,提出了一种基于一维卷积神经网络迁移学习的滚动轴承故障诊断方法。首先,建立了可直接处理轴承振动信号的一维卷积神经网络模型并使用源域数据对其进行预训练;其次,利用最大均值差异(maximum mean discrepancy, 简称 MMD)度量源域和目标域在预训练模型中各层上的特征分布距离,并通过 MMD 判断卷积层和全连接层能否迁移,若不能迁移则使用初始化方式补全模型;最后,使用少量标记的目标域数据再次训练模型,进而对目标域故障数据进行分类辨识。利用故障轴承数据对方法有效性进行验证,结果显示,该方法在目标域只有少量标签的情况下能够实现变工况滚动轴承故障分类,并达到较高的诊断准确率。

关键词 故障诊断;迁移学习;一维卷积神经网络;滚动轴承;最大均值差异
中图分类号 TH165.3;TP183

引言

滚动轴承是旋转机械的核心部件,其健康状态对机械设备的性能、稳定性和使用寿命有巨大影响^[1]。轴承振动信号中包含着轴承故障信息,通过对其进行分析处理可识别轴承的健康状况。由于旋转机械是一个强非线性系统且有环境干扰,采集的轴承故障振动信号复杂多变,表现出明显的非平稳特性,导致故障诊断的难度增大。因此,如何有效地利用故障数据集完成故障诊断任务是当前的一个研究热点。

近年来,深度学习方法不仅在机器视觉和自然语言处理等领域取得重大突破^[2],而且促进了旋转机械故障诊断技术的发展^[3-5]。其中,卷积神经网络因具有局部计算、权值共享和端对端等特点而被广泛关注^[6-8]。以 CNN 为代表的深度学习方法在机械故障诊断领域表现出了优异的性能,但其前提是基于 2 个基本假设^[9]:①有大量的标记数据可用;②训练集和测试集独立且服从同一分布。然而,在工程实际中采集的轴承振动数据很难满足该假设条件,这将使得深度学习方法的有效性大为降低。

为了解决上述问题,迁移学习理论受到广大学者的关注^[10],其能够解决训练样本稀缺的学习问题,并已在图像处理和语音识别等领域发挥重要作用^[11]。将迁移学习和深度学习相结合的集成学习方

法具有更好的应用潜力。Ma 等^[12]提出了一种迁移学习卷积神经网络(transfer learning convolutional neural network, 简称 TLCNN)模型并用于轴承故障诊断,该模型具有更高的准确性和更好的抗噪能力。Wen 等^[13]提出一种将编码器和 MMD 相结合的深度迁移学习方法,该方法在训练过程中同时进行特征提取和不同域数据分布差异的最小化操作,实现了变负载滚动轴承故障的有效诊断。Yang 等^[14]提出将多层适配 MMD 和伪标签学习引入神经网络模型训练过程中,该方法通过利用实验室采集的轴承故障实验数据识别实际情况下的机车轴承健康状况。

集成深度学习和迁移学习的故障诊断方法具有更好的故障识别能力。为了解决因目标域与源域数据分布不同且只有少量标记数据而导致目标域故障识别难度增大的问题,笔者提出一种基于一维 CNN 迁移学习的滚动轴承故障诊断方法,利用 2 组故障轴承实验数据对所提出的方法在不同工作条件和不同设备之间的迁移诊断效果进行了验证。通过对比不同迁移学习策略的处理结果,证实了该方法的有效性。

1 理论基础

1.1 卷积神经网络

CNN 于 1989 年提出^[15],是一种前馈神经网络,

* 国家自然科学基金资助项目(51675253);中国博士后科学基金资助项目(2016M592857)
收稿日期:2020-11-24;修回日期:2021-01-27

主要由卷积层和池化层构成。

卷积层通过使用设置的卷积核对所在层输入按照步长依次进行局部卷积运算,在输入遍历一次卷积运算后输出相应特征图。每个卷积核输出一个特征图,卷积核个数为输出特征图的深度。卷积运算表示为

$$y^l = f\left(\sum_{i=1}^{c^{l-1}} w_{i,c}^l * x_i^{l-1} + b_i^l\right) \quad (1)$$

其中: x_i^{l-1} 为 $l-1$ 层第 i 个通道输出; c^{l-1} 为 $l-1$ 层第 c 个通道; y^l 为第 l 层输出; $w_{i,c}^l$ 为第 l 层卷积核权重矩阵; b_i^l 为偏置项;*为卷积运算; $f(\cdot)$ 为激活函数。

在CNN中,卷积层通常会连接一个池化层。池化层的主要目的是减少CNN参数并降低特征维度。最大池化操作是将池化层在输入特征图的感知域中的最大值输出。最大池化运算表示为

$$p_i^{l+1} = \max_{(j-1)S+1 < t < jS} \{q_i^l(t)\} \quad (2)$$

其中: $q_i^l(t)$ 为第 l 层第 i 个通道第 t 个神经元的输出值; S 为池化核的尺寸; j 为步长; p_i^{l+1} 为第 $l+1$ 层第 i 个通道的输出值。

1.2 最大均值差异

最大均值差异^[14]作为迁移学习方法中常用的度量准则之一,主要用来度量2组不同但相关数据在再生核希尔伯特空间(reproducing kernel Hilbert space, 简称RKHS)中的分布距离,是一种核学习方法。假设存在2组服从不同分布的数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$,则 X 和 Y 的MMD计算式为

$$\text{MMD}(X, Y) = \left\| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi(x_i) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \varphi(y_j) \right\|_H^2 \quad (3)$$

其中: $\|\cdot\|_H$ 为RKHS; $\varphi(\cdot)$ 为映射函数,用于把原变量映射到RKHS。

将式(3)的平方展开后,RKHS中的内积就可以转换成核函数,即

$$\text{MMD}(X, Y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k(x_i, x_j) - \frac{2}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m k(x_i, y_j) + \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m k(y_i, y_j) \quad (4)$$

其中: n 为源域样本的数量; m 为目标域样本的数量; $k(\cdot, \cdot)$ 为核函数。

高斯核函数可将原始特征映射到无穷维的高维特征空间^[16]。笔者采用高斯核函数计算MMD,即式(4)中的核函数为

$$k(u, v) = e^{-\frac{\|u-v\|^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

其中: σ 为带宽,用于控制核函数的径向作用范围。

2 模型构建及迁移学习策略

2.1 模型构建

以CNN作为故障诊断模型,为适应一维振动信号的输入特性,所构建模型的卷积层和池化层均为一维结构。图1为CNN模型结构,模型包括5个卷积层、5个最大池化层以及2个全连接层。其中:卷积层的激活函数为ReLU,输出层的激活函数为Softmax。相比传统的CNN,主要作了如下改进。

1) 相比小尺寸卷积核,模型的第1层和第2层卷积核均采用大尺度卷积核,目的是为了提取短时特征,可以获取更多的数据并为网络深层提供更多信息。对于故障诊断,大卷积核可以更好地抑制高频噪声^[17]。

2) 每层卷积操作后,进行批量归一化(batch normalization, 简称BN)以增加模型的泛化能力^[6]。

上述网络模型可将一维原始振动信号直接作为输入,然后进行前向传播,通过交替的卷积层和池化层逐层提取特征,通过全连接层对所提取的特征进行全局整合,利用Softmax分类器进行分类。以交叉熵度量Softmax函数的输出概率分布和故障类别的概率分布间的差异性作为损失函数。交叉熵的计算式为

$$\text{Loss} = - \sum_x p(x) \log q(x) \quad (6)$$

其中: $p(x)$ 为样本 x 的真实分类结果; $q(x)$ 为样本 x 的Softmax输出分类结果。

通过反向传播来更新权值和偏置,使损失函数最小,以达到模型的设计要求。

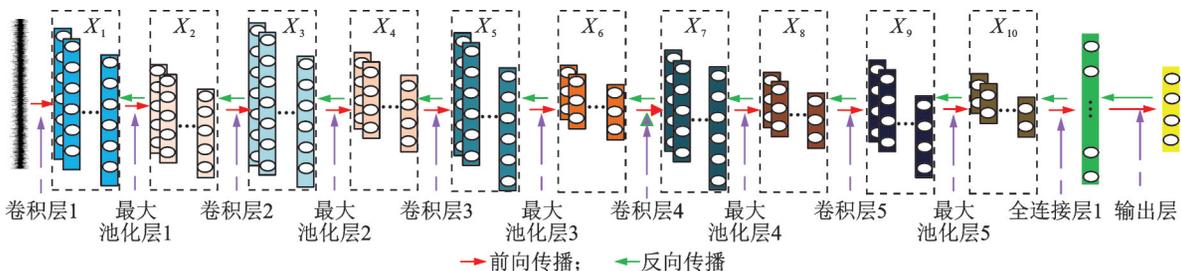


图1 CNN模型结构

Fig.1 Structure of the CNN model

2.2 迁移学习策略

在构建的一维CNN模型基础上,引入迁移学习方法,通过对二者进行合理集成,提出一种新的故障诊断方法,其具体实施步骤如下:

- 1) 将采集的轴承信号按不同工况分为源域和目标域,并将源域数据标记,目标域数据部分标记;
- 2) 建立一维卷积神经网络模型,并初始化模型参数;
- 3) 通过源域数据对一维CNN模型进行预训练,并保存预训练模型;
- 4) 将源域数据和目标域数据分别输入预训练模型,使用MMD度量源域和目标域数据在预训练模型中各卷积层和全连接层上的特征分布距离;
- 5) 根据步骤4的结果判断预训练模型中各卷积层和全连接层是否迁移,若不迁移该层,则初始化该层并补全CNN模型;
- 6) 使用带有标记的目标域部分数据对模型进行训练,得到迁移学习模型;
- 7) 利用迁移学习模型对目标域所有数据进行分类识别。

与上述步骤对应的故障诊断流程如图2所示。

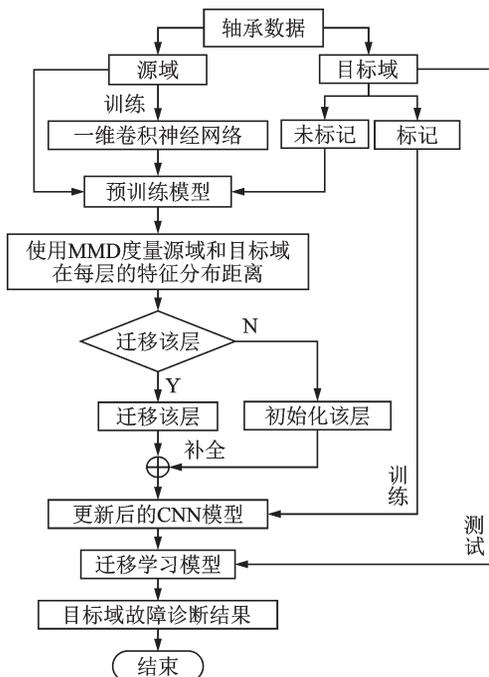


图2 故障诊断流程图

Fig.2 Flowchart of the fault diagnosis process

3 实验验证

3.1 实验数据

通过2组滚动轴承数据集对本研究方法的有效

性进行验证。一组数据是凯斯西储大学(Case Western Reserve University, 简称CWRU)的轴承故障数据集^[18]。其驱动端和风扇端轴承型号分别为深沟球轴承SKF6205和SKF6203。轴承的运行状态包括正常、内圈故障、滚动体故障和外圈故障共4种状态。故障数据采样频率为12 kHz。另一组数据是从图3所示的HZXT-DS-001型双跨综合故障模拟实验台上采集得到。轴承型号为NSK6038深沟球轴承,运行状态包括正常、内圈故障、滚动体故障和外圈故障。轴承故障实验中,振动数据的采样频率设为8 kHz。

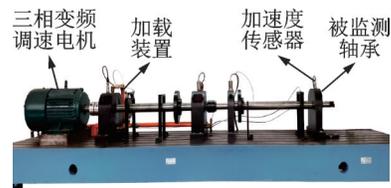


图3 HZXT-DS-001型双跨综合故障模拟实验台

Fig.3 HZXT-DS-001 double span rig integrated fault simulation and diagnosis

实验数据集的构成如表1所示。其中:数据集A,B,C,D是CWRU滚动轴承转速分别为1 797, 1 772, 1 750和1 730 r/min时的驱动端振动信号;数据集E是CWRU滚动轴承转速为1 797 r/min时的风扇端振动信号;数据集F是从图3所示的HZXT-DS-001型双跨综合故障模拟实验台上采集的振动信号,其转子转速为2 600 r/min。数据集A作为源域,数据集B,C,D,E和F作为目标域。其中,所有源域数据均进行标记,目标域部分数据进行标记。每个样本包含2 048个数据点,且对原始数据采用重叠样本分割^[2]的方式进行采样。

表1 实验数据集构成

Tab.1 Organization of experiment datasets

数据集	类别	每类故障 样本数量	是否 标记	转速/ (r·min ⁻¹)
A	训练集	800	是	1 797
	测试集	200	是	
B	训练集	50	是	1 772
	测试集	450	否	
C	训练集	50	是	1 750
	测试集	450	否	
D	训练集	50	是	1 730
	测试集	450	否	
E	训练集	50	是	1 797
	测试集	450	否	
F	训练集	50	是	2 600
	测试集	450	否	

3.2 模型参数设置

建立一维 CNN 模型,选取影响模型性能的主要参数,如优化器类型、卷积核尺寸、步长以及每批次处理的样本数。通过反复实验对以上参数进行选取,实验过程遵循单一变量原则,最终得到的 CNN 模型参数如表 2 所示。为了最小化损失函数,本研究选择的优化器为 Adadelta,其在学习过程中能自动调整学习率,因此可避免人为干扰^[19]。在训练模型时,每次输入数据的批处理样本数目为 32。

表 2 CNN 模型参数

Tab.2 Parameters of CNN model

网络层	数目×尺寸×步长	输出维度	是否补零
卷积层 1	16×64×8	256×16	是
最大池化层 1	16×2×2	128×16	否
卷积层 2	32×32×8	16×32	是
最大池化层 2	32×2×2	8×32	否
卷积层 3	32×5×1	8×32	是
最大池化层 3	32×2×2	4×32	否
卷积层 4	64×3×1	4×64	是
最大池化层 4	64×2×2	2×64	否
卷积层 5	64×3×1	2×64	是
最大池化层 5	64×2×2	1×64	否
全连接层 1	100	100×1	—
输出层	4	4×1	—

3.3 实验结果及分析

实验在以深度学习框架 Tensorflow 为后端的 Keras 环境中进行,为避免实验结果随机性带来偏差,每组实验均进行 10 次,并取其均值。

3.3.1 模型预训练

使用数据集 A 对构建好的网络模型进行预训练,并测试其性能,模型训练过程如图 4 所示。可见,模型在第 7 个迭代批次就已经趋近于收敛状态,且模型的测试准确率达到 100%,说明笔者建立的模型具有很好的故障特征提取能力。

3.3.2 几种迁移学习策略结果的对比

在模型预训练完成后,按照迁移学习策略分别输入源域和目标域数据,通过 MMD 度量源域和目标域数据在预训练模型中各卷积层和全连接层上的特征分布距离,判断该层是否迁移。

模型各层 MMD 距离如图 5 所示。预训练模型在卷积层 1~4 层上提取的源域和目标域特征间的分布距离相差不大,说明这几层提取出了源域和目标域数据的共有特征;但在卷积层 5 和全连接层 1 层

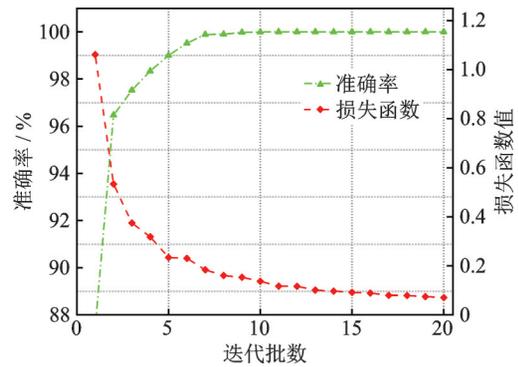


图 4 模型训练过程

Fig.4 Training process of the model

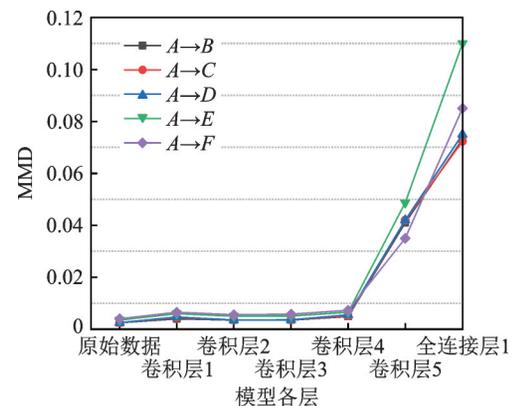


图 5 模型各层 MMD 距离

Fig.5 MMD distance of each layer of the model

上源域和目标域数据特征间的分布距离明显增大,说明这 2 层提取到了源域和目标域数据的特有特征。由此可知,预训练模型中的卷积层 1~4 将迁移至目标域,而卷积层 5,全连接层 1 和输出层则通过初始化来补全一维 CNN 模型。最后,用少量带有标记的目标域数据对模型所有层再次进行训练,进而完成迁移学习模型的构建,并对目标域故障数据进行分类识别。

为说明本研究方法的优势,通过不同迁移学习策略对故障数据进行分析处理。不同迁移学习策略的诊断结果如表 3 所示。其他迁移学习策略^[20]的描述如下。

策略 1:直接使用少量带标记的目标域数据训练模型。

策略 2:将预训练模型迁移至目标域,并固定所有卷积层和全连接层。

策略 3:将预训练模型迁移至目标域,用少量带有标记的目标域数据对模型的所有层再次进行训练。

策略 4:将预训练模型迁移至目标域,初始化全连接层并固定卷积层,用少量带有标记的目标域数据对模型进行训练。

策略5:将源域预训练模型迁移至目标域,初始卷积层5和全连接层并固定其他层,用少量带有标记的目标域数据对模型进行训练。

表3 不同迁移学习策略的诊断结果

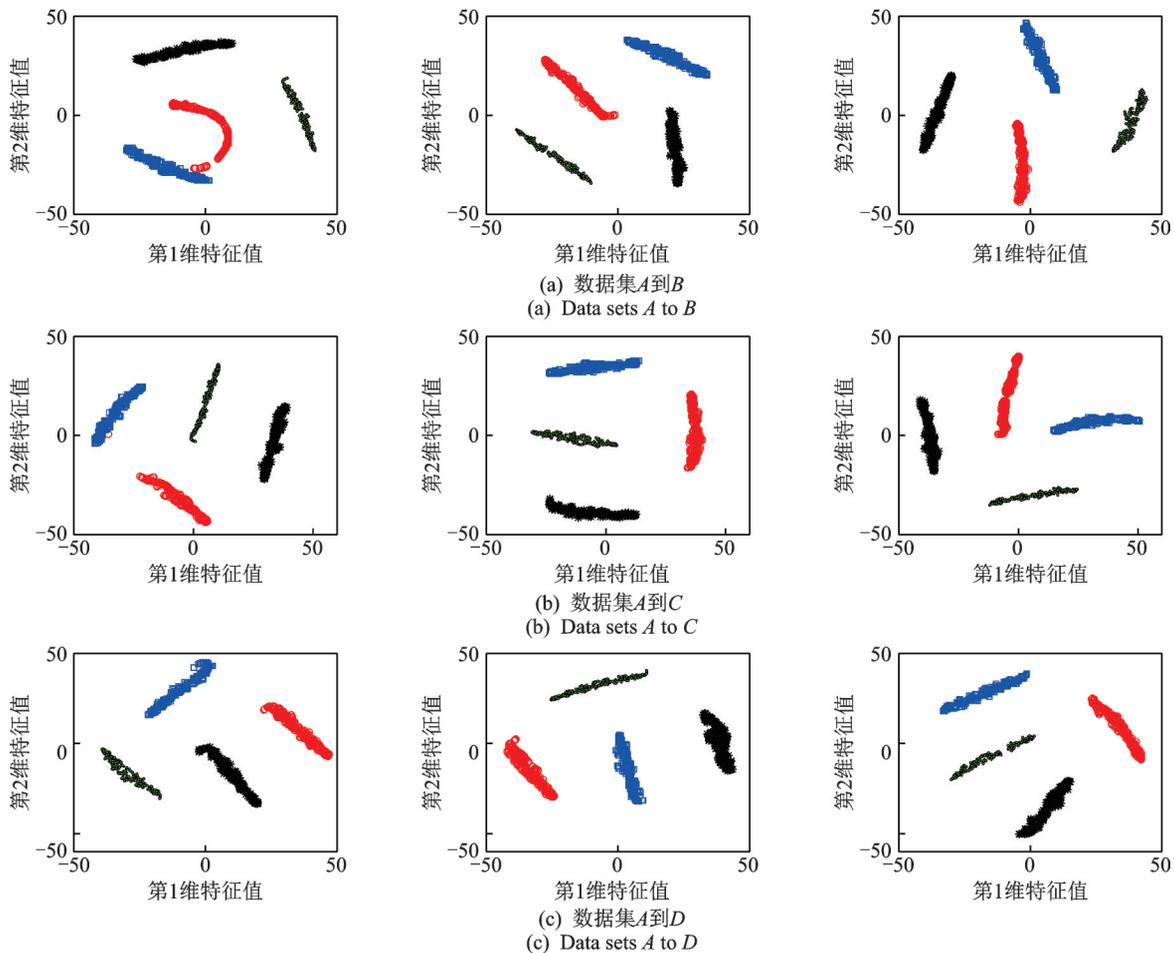
方案	准确率					平均准确率
	A→B	A→C	A→D	A→E	A→F	
策略1	45.84	48.68	47.85	21.2	63.62	45.44
策略2	80.63	78.87	81.16	52.43	25.32	63.68
策略3	99.22	99.68	99.56	90.83	92.15	96.28
策略4	99.04	99.14	99.35	86.33	66.70	90.11
策略5	99.96	99.93	99.92	94.35	75.46	93.92
本方法	99.99	100.00	99.99	99.6	99.03	99.72

从表3可见:策略1的故障分类效果最差,说明当训练数据不足时,模型很难提取到轴承信号中的故障特征;策略2的分类准确率有所提高,说明模型学习到了源域和目标域的共同特征,但由于数据分布存在差异,导致诊断结果依旧不理想;策略3,4,5和本研究方法分别采用了不同的迁移学习策略,相

比策略1和策略2,其准确率有了很大提升,说明当源域和目标域数据分布存在差异时,通过迁移学习方法可以有效提高CNN模型在目标域上的分类效果,且笔者提出的迁移学习策略可达到更高的分类精度,尤其在数据集F上表现得更加明显。可见,当源域数据和目标域数据分布不同且目标域只有少量标记数据时,本研究方法可达到更高的故障诊断精度。

为进一步分析本研究方法的有效性,通过t-SNE算法^[11]分别对表3中平均分类准确率最高的3种迁移策略(策略3、策略5和本研究方法)在模型输出层上的特征进行二次处理。3种迁移学习策略在输出层上的t-SNE特征分布状况如图6所示。图中从左到右,分别对应策略3、策略5和本研究方法。

由图6可见:利用3种迁移学习策略,数据集B, C, D中各类故障特征都能被很好地区分;策略3和策略5不能将数据集E, F中的部分故障特征进行有效区分,不同类型故障的特征存在明显的交叠现象;采用笔者提出的迁移学习策略进行处理,数据集E, F中各类故障特征值均没有出现任何交叠区域,基本上已经完全区分开来。



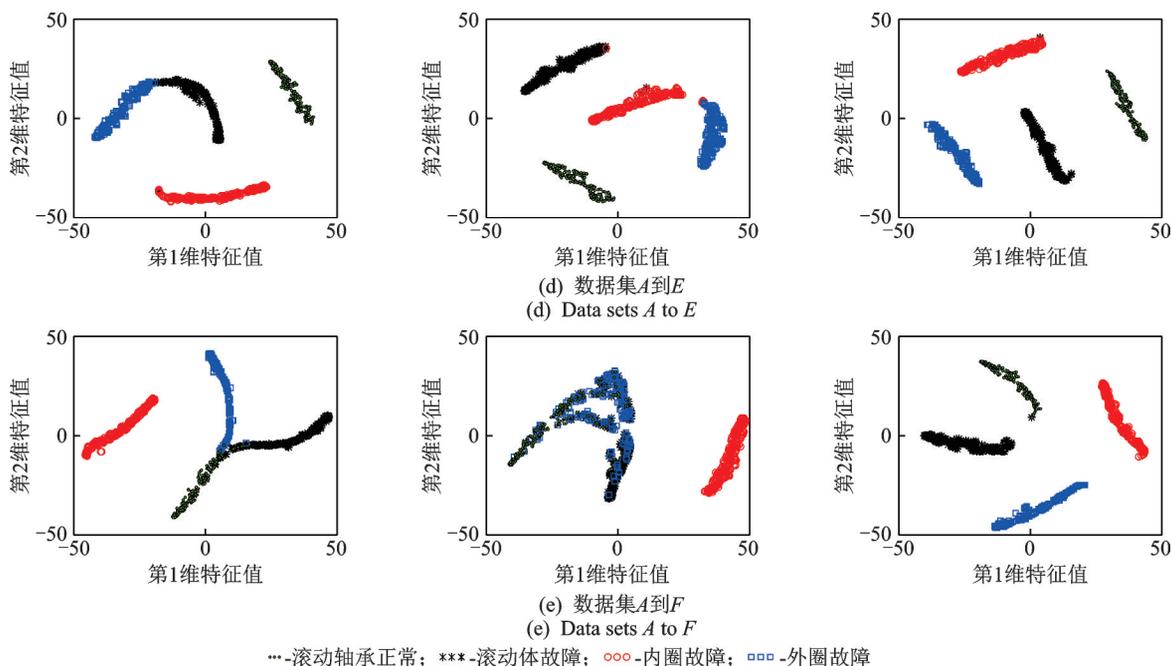


图 6 3种迁移学习策略在输出层上的t-SNE特征分布状况

Fig.6 t-SNE feature distributions of three transfer learning strategies in output layer

3.4 标记样本数对结果的影响

为探究目标域带标记样本数量对本研究方法有效性的影响,将目标域中每类故障带标记样本的数量分别设置为0,10,20,30,40和50,则目标域带标记样本数量与分类准确率之间的关系图7所示。

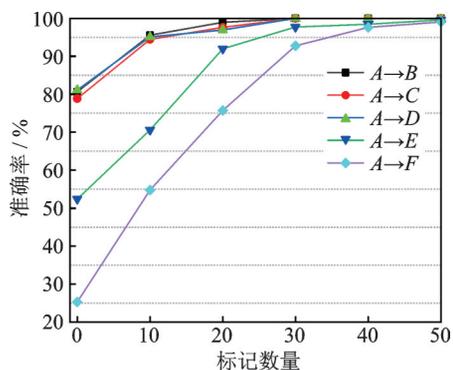


图 7 目标域带标记样本数量与分类准确率间的关系

Fig.7 Relationship between the number of labeled samples in the target domain and the classification accuracies

可见,随着目标域带标记样本数量的逐步增加,模型的迁移效果提升比较明显。在 $A \rightarrow B, A \rightarrow C$ 和 $A \rightarrow D$ 的迁移过程中,当目标域每类故障带标记样本数量为30时,可达到很高的故障分类准确率;在 $A \rightarrow E$ 和 $A \rightarrow F$ 的迁移过程中,其初始的分类准确率较低,但随着目标域带标记样本数的增加,迁移学习模型的故障分类准确率快速上升,当带标记的样本数量为40时,则趋近于收敛状态。由此说明,笔者

提出的迁移学习策略能够在目标域只有少量标记数据情况下可以达到更好的故障识别率。

4 结束语

针对因目标域与源域数据分布不同且只有少量带标记数据而导致目标域故障识别难度增大、分类准确率较低的问题,将一维CNN和迁移学习方法相结合,利用一维CNN对源域故障特征进行自动提取;通过迁移学习方法将模型在源域提取的有效故障特征信息迁移至目标域,最终实现目标域故障数据的有效分类识别。实验结果表明,本研究方法对变工况运行、少量标记样本状态下的滚动轴承表现出良好的迁移诊断效果,具有较高的故障识别准确率。

参 考 文 献

[1] ZHANG J Q, SUN Y, GUO L, et al. A new bearing fault diagnosis method based on modified convolutional neural networks [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(2): 439-447.

[2] 曲建岭, 余路, 袁涛, 等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 134-143.

QU Jianling, YU Lu, YUAN Tao, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 134-143. (in Chinese)

- [3] TAMILSELVAN P, WANG P F. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 115: 124-135.
- [4] 张立智, 徐卫晓, 井陆阳, 等. 基于 EMD-SVD 和 CNN 的旋转机械故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(6): 1063-1070.
ZHANG Lizhi, XU Weixiao, JING Luyang, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on EMD-SVD and CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(6): 1063-1070. (in Chinese)
- [5] LIU H, ZHOU J Z, ZHENG Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearings with recurrent neural network-based autoencoders [J]. ISA Transactions, 2018, 77 (6) : 167-178.
- [6] ZHANG W, PENG G L, LI C H, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals [J]. Sensors, 2017, 17(2): 425.
- [7] 胡晓依, 荆云建, 宋志坤, 等. 基于 CNN-SVM 的深度卷积神经网络轴承故障识别研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(18): 173-178.
HU Xiaoyi, JING Yunjian, SONG Zhikun, et al. Bearing fault identification by using deep convolution neural networks based on CNN-SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(18): 173-178. (in Chinese)
- [8] 周奇才, 刘星辰, 赵炯, 等. 旋转机械一维深度卷积神经网络故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2018, 37(23): 31-37.
ZHOU Qicai, LIU Xingchen, ZHAO Jiong, et al. Fault diagnosis for rotating machinery based on 1D depth convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(23): 31-37. (in Chinese)
- [9] XIAO D Y, HUANG Y X, ZHAO L J, et al. Domain adaptive motor fault diagnosis using deep transfer learning[J]. IEEE Access, 2019, 7: 80937-80949.
- [10] WEISS K, KHOSHGOFTAAR T M, WANG D D. A survey of transfer learning [J]. Journal of Big Data, 2016, 3(1): 1-40.
- [11] 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. (in Chinese)
- [12] MA P, ZHANG H L, FAN W H, et al. A novel bearing fault diagnosis method based on 2-D image representation and transfer learning-convolutional neural network [J]. Measurement Science & Technology, 2019, 30(5): 1-16.
- [13] WEN L, GAO L, LI X Y, et al. A new deep transfer learning based on sparse auto-encoder for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(1): 136-144.
- [14] YANG B, LEI Y G, JIA F, et al. An intelligent fault diagnosis approach based on transfer learning from laboratory bearings to locomotive bearings [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2019, 122: 692-706.
- [15] LECUN Y, BOSER B, DENKER J, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition [J]. Neural Computation, 1989, 1 (4) : 541-551.
- [16] GUO L, LEI Y G, XING S B, et al. Deep convolutional transfer learning network: a new method for intelligent fault diagnosis of machines with unlabeled data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(9): 7316-7325.
- [17] 胡芑庆, 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. (in Chinese)
- [18] LOPARO K A. Case western reserve university bearing data center seeded fault test data [DB/OL]. [2020-09-21]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.
- [19] 安晶, 艾萍, 徐森, 等. 一种基于一维卷积神经网络的旋转机械智能故障诊断方法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2019, 55(1): 133-142.
AN Jing, AI Ping, XU Sen, et al. An intelligent fault diagnosis method for rotating machinery based on one dimensional convolution neural network [J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2019, 55(1) : 133-142. (in Chinese)
- [20] ZHAO B, ZHANG X M, ZHAN Z H, 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.



第一作者简介:王琦,男,1994年2月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械故障诊断和深度学习。

E-mail:wangqi2_20@163.com

通信作者简介:邓林峰,男,1984年2月生,博士、副教授,硕士生导师。主要研究方向为机械动态测试与故障诊断、机电信息智能处理与机器学习。

E-mail:denglinfeng2002@163.com