

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106657

融合迁移卷积神经网络的跨域滚动轴承故障诊断*

王廷轩^{1,2} 刘 韬^{1,2} 王振亚^{1,2} 刘应东^{1,2}

(1.昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500;2.云南省先进装备智能维护工程研究中心 昆明 650500)

摘要:为了解决传统的机器学习算法在不同工况下跨平台的滚动轴承故障诊断中容错率和诊断精度低的问题,提出了基于连续小波变换(CWT)算法与迁移学习(TL)算法相融合的滚动轴承故障诊断方法。该方法通过提取不同工况下跨平台的滚动轴承故障时域信号分别作为源域样本和目标域样本,并通过CWT算法将振动信号转化为二维信号。其次将故障信号通过核函数将源域样本和目标域样本映射到再生希尔伯特空间,以多核最大均值差异(MK-MMD)距离为度量标准,优化迁移过程的卷积神经网络(CNN)的损失函数,减小迁移后源域样本和目标域样本的分布差异。最后将适配的源域和目标域样本通过CNN模型进行模式识别,实现不同工况下跨平台的滚动轴承故障迁移诊断。经过实验验证,本文所提方法相较于其他方法,显著提高了不同工况下跨平台的滚动轴承故障诊断精度和鲁棒性。

关键词:不同工况;卷积神经网络;跨平台迁移学习;故障诊断;多核最大均值差异

中图分类号: TN98; TN06; TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520; 510.4030

Cross-domain rolling bearing fault diagnosis based on convolutional neural network combined with transfer learning

Wang Tingxuan^{1,2} Liu Tao^{1,2} Wang Zhenya^{1,2} Liu Yingdong^{1,2}

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Engineering Research Center for Intelligent Maintenance of Advanced Equipment of Yunnan Province, Kunming 650600, China)

Abstract: In order to solve the problems of low error-tolerance rate and low diagnosis precision of traditional machine learning algorithm in rolling bearing fault diagnosis of cross-platform under different working conditions, which a rolling bearing fault diagnosis method based on the fusion of continuous wavelet transform (CWT) and transfer learning (TL) was proposed in this paper. In this method, the time-domain signals of rolling bearing fault signals under cross-platform and different working conditions were extracted as source domain samples and target domain samples respectively, and the vibration signals were transformed into two-dimensional signals by CWT algorithm. Then, the fault signals were mapped to the reproducing kernel hilbert space through kernel function, and the loss function of the convolutional neural network (CNN) was optimized to reduce the distribution difference between the source domain and target domain samples after transfer learning using the multi-kernel maximum mean discrepancy (MK-MMD) distance as the metric. Finally, CNN model was used for the pattern recognition of the matched source domain and target domain samples to realize fault transfer diagnosis of cross-platform rolling bearings under different working conditions. Experimental results show that compared with other methods, the proposed method improves the accuracy and robustness of fault diagnosis of rolling bearings significantly under cross-platform and different working conditions.

Keywords: different working conditions; convolutional neural network; cross-platform transfer learning; fault diagnosis; multi kernel-maximum mean discrepancies

0 引 言

滚动轴承作为旋转设备中使用频率最高的关键零部

件,故障发生率也随之增加,其工作状态将影响到整个机械设备的平稳运转,甚至会危及生产安全和生命安全^[1]。因此,精确识别滚动轴承的健康状况具重大实际工程意义。

收稿日期:2021-04-27

* 基金项目:国家自然科学基金(52065030,51875272)、云南省重大科技专项计划(202002AD080001)项目资助

在传统的故障诊断研究中,国内外的相关学者采用的是分析方法是“特征提取+分类器”。李华等^[2]提出了改进自适应共振对VMD重构信号的IMF分量进行包络解调分析提取故障特征频率,针对微弱信号的提取提供了有效的解决思路。刘浩伟等^[3]提出了一种位置优化Fisher测度方法并将其应用于轴承故障特征选择。崔鹏宇等^[4]提出改进蝙蝠算法优化BP神经网络的初始阈值和权值,使得故障分类精度得以提升。

在传统的轴承故障诊断研究中,存在提取的特征主观性强、经验性强、分类边界模糊等问题。迁移学习是利用先验知识对相似领域问题进行求解的一种新方法,其原理是依据源域和目标域之间的相似性选择度量准则。目前成功应用于图像识别^[5]、语音识别^[6]、文本识别^[7]等领域。随着迁移学习理论的深入发展,迁移学习理论与轴承故障诊断技术相结合的研究随之增多,但多数集中于同设备的变工况条件下轴承的故障诊断。宫文峰等^[8]提出了引入全局均值池化改进卷积神经网络,用SVM作为分类器,在变工况轴承迁移诊断中得到不错的诊断效果。Wan等^[9]利用稀疏自编码(SAE)从原始数据中提取特征,利用MMD度量准则来最小化源域和目标域的分布差异。Shen等^[10]利用多源TrAdaboost算法将源域转速样本迁移至目标转速样本,提高了滚动轴承诊断模型的性能。

最近,不少相关学者结合机器学习算法融合迁移学习应用在不同轴承的跨域故障诊断。雷亚国等^[11]构建共享型域适配正则项约束的ResNet迁移网络模型,以解决实验轴承与实际工程轴承样本之间的故障迁移识别;Yang等^[12]提出了一种基于特征的迁移神经网络模型,借助来自实验室设备的诊断知识来识别实际案例中轴承的健康状态。王玉静等^[13]提出将振动信号转换为时频图,并在改进AlexNet模型加入对抗机制,从而获得了较优异的跨轴承故障迁移识别率。施杰等^[14]通过VMD重构信号后,利用ResNet网络模型进行不同轴承的跨域迁移诊断,取得了良好的迁移诊断效果。

针对不同工况下跨平台的滚动轴承迁移诊断问题,故障特征提取依赖于网络模型的学习力,缺乏滚动轴承故障诊断的先验知识与模型相结合的考虑,一定程度上限制模型的泛化能力。本文利用连续小波变换将滚动轴承的一维振动信号转化为二维信号与卷积神经网络迁移学习算法相融合,以解决不同工况下跨平台的滚动轴承故障迁移诊断问题。该方法通过将源域样本和目标域样本的特征映射到可再生希尔伯特空间,以多核最大均值差异距离作为度量准则,同时减小两类样本间的边缘和条件分布差异。相较于其他诊断方法,针对跨平台和不同工况下滚动轴承的故障迁移诊断准确率和泛化性均有了明显的提高。

1 相关理论介绍

1.1 连续小波变换

设函数 $\phi \in L^2(\mathbb{R}) + L^1(\mathbb{R})$, 并且 $\hat{\phi}(0) = 0$, 由 ϕ 经

伸缩和平移得到目标函数:

$$\psi_{a,\xi}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \phi\left(\frac{t-\xi}{a}\right), a, \xi \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (1)$$

式中: $\{\psi_{a,\xi}\}$ 为连续小波; ϕ 为基本小波; a 为小波形状的伸缩因子; ξ 为小波位移的平移因子。

对于任意的函数 $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ 的连续小波变换为:

$$W_f(a, \xi) \leq f, \psi_{a,\xi} \geq |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (2)$$

式中: ψ^* 为 $\psi(t)$ 的复共轭; 符号 $\langle f, \psi_{a,\xi} \rangle$ 为两者的内积, 得数 $W_f(a, \xi)$ 表示尺度为 a 、位置偏移为 ξ 的与原信号相似度相近的小波函数系数。

本文采用与滚动轴承冲击特征相仿且自适应性更优的Complex Morlet小波(cmor波)。

1.2 卷积神经网络

卷积神经网络^[15](convolutional neural network, CNN)作为一种前馈式神经网络,通过构建多个输入样本特征提取模型,逐层提取隐藏在输入样本中的代表性特征。通过参数权重共享机制能够减少样本在二维时间和三维空间上的维度,减少训练参数的数量,并且有效地防止过度适配。其网络结构主要由输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层五部分组成,其网络结构如图1所示。

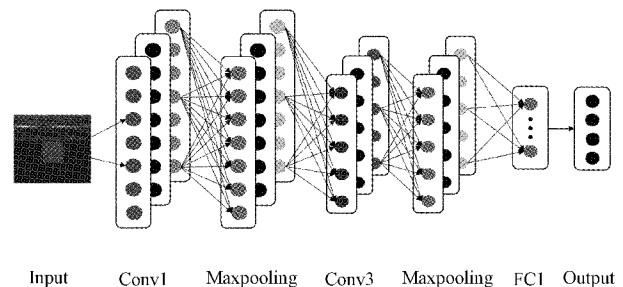


图1 卷积神经网络结构图

1) 输入层: 样本的输入。

2) 卷积层: 每个卷积核将局部样本以固定核大小和步长进行卷积, 并产生相应的特征。最大特点是样本间权重共享和适度匹配, 避免过拟合。卷积层采用局部响应归一化和非线性激活函数来增强泛化能力和防止梯度色散。其卷积表达式:

$$y_i = f(x_{i+1}) = f(W_i \otimes x_i + b_i) \quad (3)$$

式中: x_i 为当前层的输入特征图; x_{i+1} 为卷积计算后得到的特征图; \otimes 表示卷积运算符; W_i 表示卷积核权重; b_i 为偏置。

3) 池化层: 主要作用是降维。获取粗粒度特征的过程, 保留原始重要信息的同时, 尽可能多地保留输出特征元素的维度。CNN网络模型中应用最多的是最大池化, 即从池化核对应区域内选取最大值作为代表值, 其数学表达式为:

$$\max\text{-pooling}(f[i-1], f[i], f[i+1]) = \max(f[i-1], f[i], f[i+1]) \quad (4)$$

式中: $\max - pooling$ 表示最大池化层; $f[\cdot]$ 为像素值; $\max(\cdot)$ 表示最大值。

4)全连接层:卷积层和分类器之间的过渡结构。通过 Flatten 展平函数将卷积网的输出特征映射转化为一维数组,最终输出为多分类的一维向量。网络层之间的所有神经元都是相互连接。其函数表达式为:

$$p(x) = f(\eta x + b_i) \quad (5)$$

式中: x 为全连接层的输入; $p(x)$ 为全连接层的输出; $f(\cdot)$ 为激活函数; η 为全连接层权重, b_i 为偏置。

5)输出层:其逻辑分类器采用 Softmax 函数,其作用是输出分类结果。

1.3 多核最大均值差异的特征领域自适应

设源域样本 D_s 的样本空间为 $\{x_i^s | i = 1, 2, 3, \dots, n_s\}$, n_s 为源域样本的数量,目标域样本 D_t 的样本空间为 $\{x_j^t | i = 1, 2, 3, \dots, n_t\}$, n_t 为目标域样本的数量。其中迁移学习的宗旨是构建一个自适应的卷积神经网络,利用源域样本 D_s 中获取到的先验知识的来提高整个目标分类器 $y = \theta(x)$ 的分类精度。

最大均值差异^[16] (maximum mean discrepancy, MMD)是评价源域和目标域之间的域差异分布测量方法。设所有函数为 $f(\cdot)$,若这两个分布通过 $f(\cdot)$ 映射后得到的均值均相等,则认为两个分布具备一致性,源域和目标域样本的 MMD 距离可定义为:

$$MMD(x_s, x_t) = \left\| \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} x_i^s - \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} x_j^t \right\| \quad (6)$$

式中: n_s, n_t 分别表示源域和目标域的样本个数; x_{si}, x_{tj} 分别表示源域样本和目标域样本; $\|\cdot\|_H$ 表示可再生希尔伯特空间(reproducing kernel hilbert space, RKHS)范数。

本文采用 Gretton 等^[17]提出的 MMD 的多核变形体(multi kernel-maximum mean discrepancies, MK-MMD),用多核去构造总核 k ,其 MK-MMD 距离的定义为:

$$D_k^2(p, q) \stackrel{\Delta}{=} \|E_p[\phi(x^s)] - E_p[\phi(x^t)]\|_{H_k}^2 \quad (7)$$

式中: H_k 为具有特征核 k 的可再生希尔伯特空间(RKHS)。

多核定义的 kernel 为:

$$k = \left\{ k = \sum_{u=1}^m \beta_u k_u; \sum_{u=1}^m \beta_u = 1, \beta_u \geq 0, \forall u \right\} \quad (8)$$

式中: $\{\beta_u\}$ 为系数,即为多核 k 的权重。

针对本文提出的连续小波变换故障迁移诊断方法,目标优化函数由损失函数和分布距离两部分组成,其中损失函数用来度量预测值和真实值之间的差异,利用嵌入 MK-MMD 作为分布距离来评价源域和目标域样本之间的最大差异,其总优化目标为:

$$\min \frac{1}{n_a} \sum_{i=1}^{n_a} J(\theta(x_i^a, y_i^a)) + \lambda \sum_{\xi=l_2}^{l_2} D_k^2(D_s^{(\xi)}, D_t^{(\xi)}) \quad (9)$$

式中: θ 为网络中的所有权重和偏置参数; l_1, l_2 为从 l_1 层

网络到 l_2 层网络适配的层数; λ 为惩罚系数; $J(\cdot)$ 为定义的损失函数。本文取 $k = 3, \lambda = 0.1$ 。

1.4 基于连续小波变换跨域迁移的滚动轴承诊断方法

为了验证本文提出的迁移学习方法在不同工况下跨平台的滚动轴承故障迁移诊断的效果,采用图 2 的诊断流程进行实验验证。

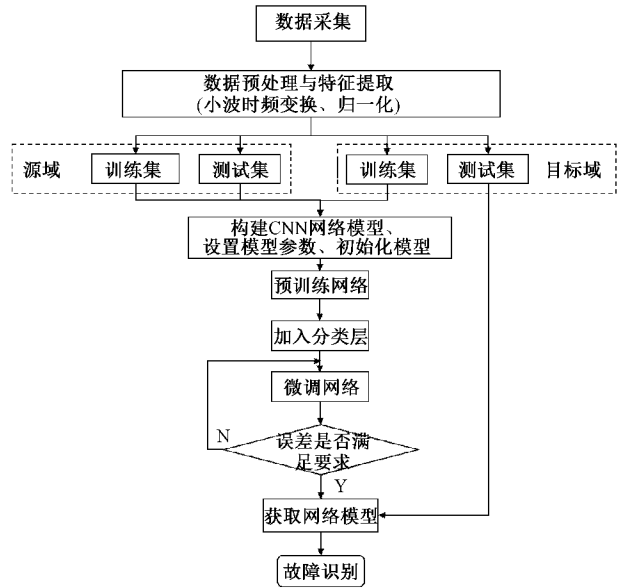


图 2 基于 CWTL 方法的滚动轴承故障迁移诊断流程

实验步骤如下:

1)数据获取。利用国内外公开数据集获取轴承数据的所有状态(正常状态,内圈故障,外圈故障,滚动体故障)作为迁移学习的源域样本,将实验室中采集的滚动轴承振动数据作为目标域样本。

2)数据预处理。由于不同工况下跨平台的滚动轴承样本之间存在轴承类型各不同,采样频率各不同,幅值大小各不相同,采用对实验样本进行批量归一化,再将通过连续小波变换(CWT)转化为二维信号,并划分数据集,作为整个 CNN 网络模型的输入样本。

3)构建网络初始化。搭建整个域自适应特征提取网络模型,对滚动轴承样本的源域进行深层次特征提取。利用 MK-MMD 目标域中无标签样本在全连接层特征与标签的联合分布,完成特征与标签的自适应,降低不同工况下跨平台的滚动轴承之间的样本分布差异。

4)故障识别。经过多次迭代寻优,根据目标域测试集预测标签与真实标签对比,获取模型多故障迁移识别的准确率,以此衡量诊断模型的性能。

2 滚动轴承故障迁移诊断实验

本文对一种试验台采集的变工况下滚动轴承的 4 类状态振动数据对其他试验台采集的无标签变工况下滚动轴承的 4 类故障状态进行故障迁移诊断,并且对所提方法进行

相关实验验证,证明本方法具备有效性和鲁棒性。

2.1 实验环境

硬件环境:CPU 为 Inter core I7-8750HQ@六核十二线程 2.20 Hz;运行内存为 16 G;GPU 为 GTX1050Ti。

软件环境:操作系统为 windows10 64 bit;编程语言为 Python3.0;编程环境为 tensorflow2.2。

2.2 实验数据集

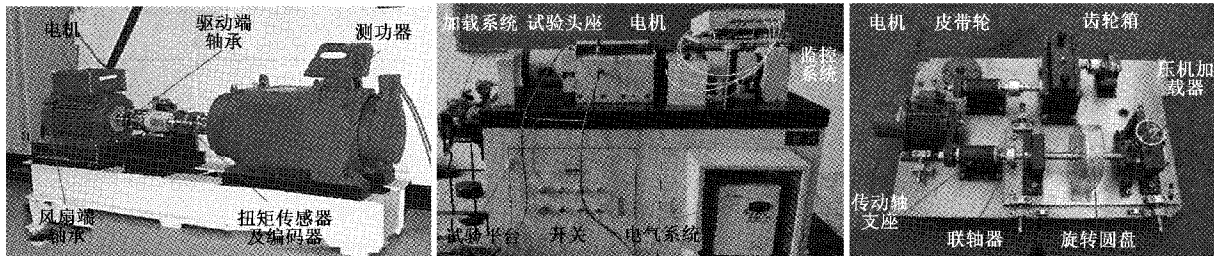
为验证本文所提出的方法能否解决不同工况下跨平台的滚动轴承故障诊断问题,本次实验应用了 3 种试验台下采集滚动轴承故障数据集。针对两类变工况滚动轴承故障迁移诊断任务进行验证。

数据集 A:如图 3(a)所示,实验数据采用美国凯斯西储大学的公开滚动轴承数据集。电机驱动端深沟球轴承型号为 SKF6205,利用 16 通道的数据记录仪采集滚动轴承振动信号。本文选取的数据为转速为 1 797 r/min,采样频率

为 48 kHz,实验共 4 类故障状态。每种状态的样本数量为 300 个,共计 1 200 个样本量。

数据集 B:如图 3(b)所示,实验数据采用 ABLT-1A 型轴承寿命强化试验台所采集的滚动轴承数据集。数据集 B 的滚动轴承型号为 SKF6205,利用 4 通道的数据记录仪采集滚动轴承振动信号,本文选取转速为 800 r/min,负载为 10 N,采样频率为 25.6 kHz,实验共 4 类故障状态。每种状态的样本数量为 300 个,共计 1 200 个样本量。

数据集 C:如图 3(c)所示,实验数据采用 QPZZ-II 型机械振动分析及故障模拟试验台所采集的滚动轴承数据集。数据集 C 的滚动轴承型号为圆柱滚子轴承 N205EN,利用 4 通道的数据记录仪采集滚动轴承振动信号,本文选取转速为 1 200 r/min,无负载,采样频率为 25.6 kHz,实验共 4 类故障状态。每种状态的样本 300 个,共计 1 200 个样本量。



(a) 美国西储大学轴承故障试验台

(b) ABLT-1A型试验台

(c) QPZZ-II型试验台

图 3 滚动轴承故障试验台

实验数据集如表 1 所示。

表 1 实验数据集

数据集	轴承型号	正常或故障	样本数
A	SKF6205	N	300
		OR	300
		IR	300
		B	300
B	SKF6205	N	300
		OR	300
		IR	300
		B	300
C	N205EN	N	300
		OR	300
		IR	300
		B	300

为了验证本文提出的不同工况下跨平台的滚动轴承跨域故障迁移诊断方法,本实验采用 A→B,A→C,B→A,B→C,C→A,C→B 六类迁移任务来验证所提方法的有效性。其中以 B→C 为例,将数据集 B 中的样本中先验知识作为源域,迁移到目标域数据集 C(数据集包括不同故障状

态且无标签)。在实验中选择源域所有样本作为训练集,剩余 30%样本作为测试集样本。

2.3 实验与分析

1) 数据预处理

针对不同工况下跨平台的滚动轴承的振动数据之间存在轴承类型不同,采样频率不同,振动幅值大小各不相同,本文采用解决输入样本分布不一致的批量归一化^[18](batch normalization, BN)方法。其主要功能是将进入神经网络的样本处理成等量的指标样本,防止因样本多样性造成缺失和爆炸的问题,减少参数过拟合的问题,提高网络运行效率。其各层结果满足正态分布,其表达式如下:

$$x_i = \frac{x_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - x)^2}} \quad (10)$$

式中: x 表示均值。

2) 小波时频图特征提取

本次实验数据采用 cmor3-3 小波基对不同状态下滚动轴承样本数据集中的振动信号进行连续小波变换(CWT)并生成相应故障的二维信号。以数据集 B 为例,如图 4 所示,为滚动轴承正常状态、滚动体故障、内圈故障以及外圈故障时域波形图,将其数据集 B 中的振动信号转化成 4 类

不同状态下小波时频图,如图5所示。

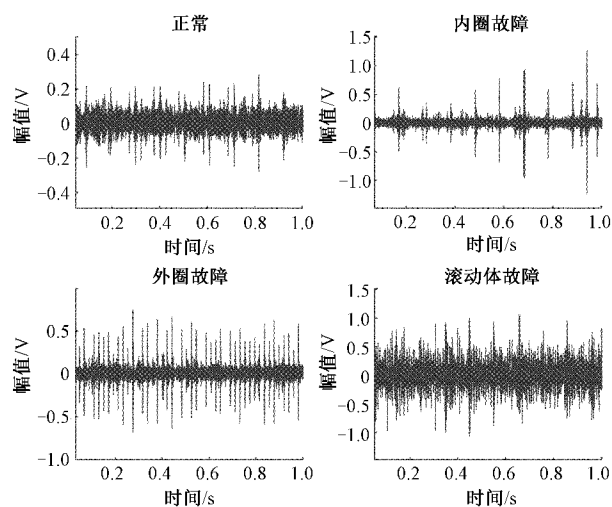


图4 数据集B四类不同状态下的时域波形图

3) CNN模型的训练与微调

整个迁移诊断网络模型如图6所示,其中设置卷积及池化参数在结构框图表示。本文实验利用CNN网络训练源域样本,其训练损失函数采用交叉熵损失函数,初始输

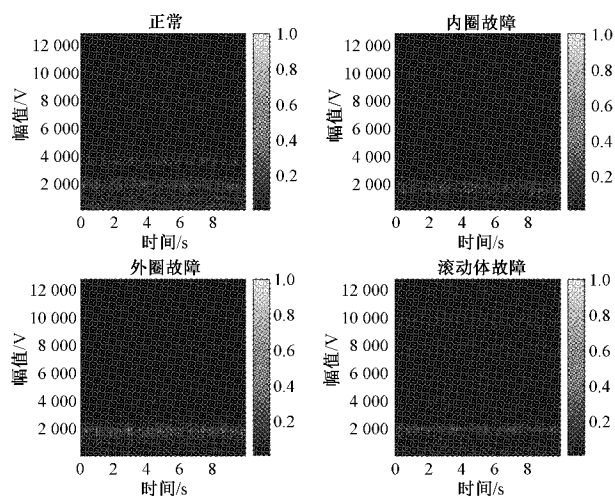


图5 数据集B四类不同状态的小波时频图

入样本大小为 32×32 ,padding设置为SAME,优化器采用Adam算法,目的是使得偏置校正后每一次迭代学习率都有个确定范围,更新权值直到损失函数最小,使得整个参数相对平稳。Batch Size设置为64,激活函数采用Relu算法,循环迭代次数为100次。训练过程中使用Dropout技巧减小样本的过拟合率。

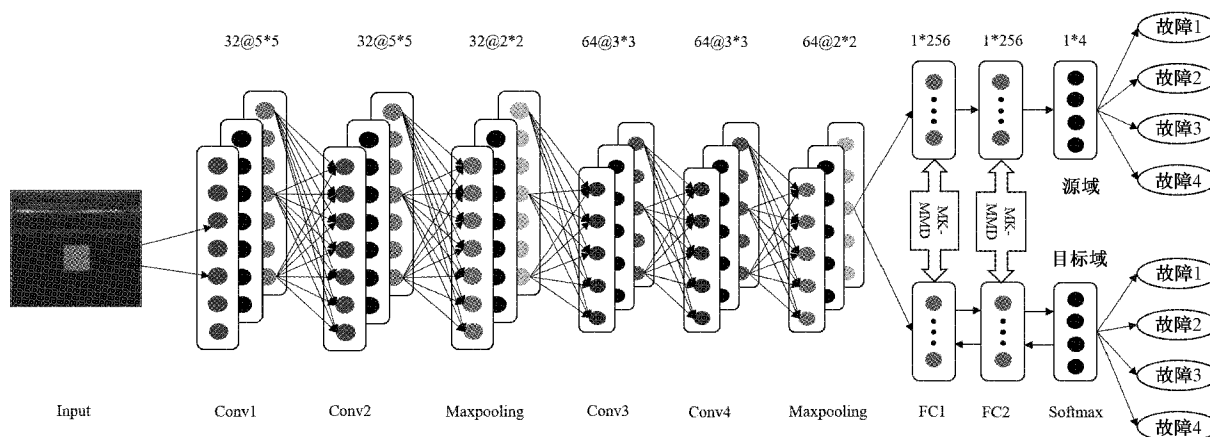


图6 连续小波变换迁移学习诊断模型结构

最终建立CWTL诊断模型,各层具体输出参数如表2所示。在该模型中,在卷积层和池化层之后,以及全连接层之后设置防止过拟合Dropout技巧,其数值设定为0.25。Flatten层将二维样本转化为一维数组形式,其维度为4096,最终的分器选择为Softmax函数。

4) 目标域迁移

针对本文提出利用CWTL方法实现不同工况下跨平台的滚动轴承类型的故障迁移诊断,通过源域样本预训练好的CNN模型基础之上,冻结CNN网络中的倒数3层之前,即冻结所有卷积层,保留源域样本训练参数权重。在全连接层处嵌入MK-MMD算法到CWTL诊断模型,基于式(9)设置模型目标优化函数,将预训练的源域样本模型

中的参数传输至目标WDTL模型,共同训练新嵌入的全连接层和分类器,微调整个模型。使用源域和目标域少量训练样本作为模型的输入,通过反向传播减小域差异,直到实现域自适应迁移目的,实现知识从源域样本迁移至目标域样本并获得更好的故障诊断模型。完成不同工况下跨平台的故障迁移诊断,其迁移任务的准确率如图7所示。

针对各迁移任务的准确率图像来看,A→B的迁移准确率在90.83%,A→C的迁移准确率为89.62%,B→C的迁移准确率为93.28%。从图7准确率图像可得出,在各迁移任务中,目标域测试集样本并未从原点出发计算相应准确率,根据3类不同数据集迁移任务表明目标域样本在

表 2 模型输出参数

网络层	输出维度	参数量
InputLayer	—	0
Conv2D	(None,32,32,32)	8 362
Conv2D	(None,32,32,32)	25 632
MaxPooling	(None,16,16,32)	0
Dropout	(None,16,16,32)	0
Conv2D	(None,16,16,64)	184 906
Conv2D	(None,16,16,64)	369 812
MaxPooling	(None,8,8,64)	0
Dropout	(None,8,8,64)	0
Flatten	(None,4096)	0
Dense	(None,256)	10 488 324
Dropout	(None,256)	0
Dense	(None,256)	10 488 324
Dropout	(None,256)	0
Softmax	(None,4)	1 028

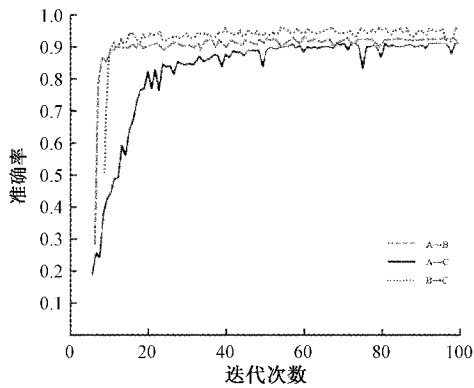


图 7 迁移任务的准确率

迁移过程中将源域样本训练的模型在冻结网络层数的参数上学习到相关参数,证明提出此 CWTL 方法的迁移学习效果有效。以迁移任务 B→C 的结果为例分析,数据集 B 的获取的先验知识可以迁移到数据集 C 上,且具有较高的准确率。即利用从型号为 SKF6205 滚动轴承故障获取的先验知识可诊断型号为 N205EN 的滚动轴承故障状态。从所有迁移任务的结果看,所提方法可有效解决不同工况下跨平台的滚动轴承故障迁移诊断问题,平均准确率达 92% 左右。

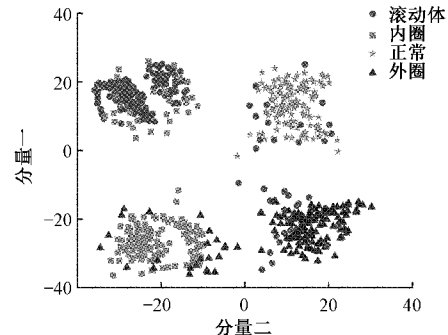
如表 3 所示,通过对比不同分布差异优化损失函数减小样本之间的分布差异情况来看,所提方法 MK-MMD 降低分布差异的准确率最高,平均准确率达到 91.45%。

为了能更直观地体现出所提方法的有效性,CWTL 迁移诊断模型中,利用 t-分布域嵌入(t-distribution stochastic neighbor embedding,t-SNE)算法^[19]将最后的全连接层的特征降维并以散点图形式表示出来。在图 8(a)的目标域特征散点图分类大体可以实现,但分类准确率不高,存在

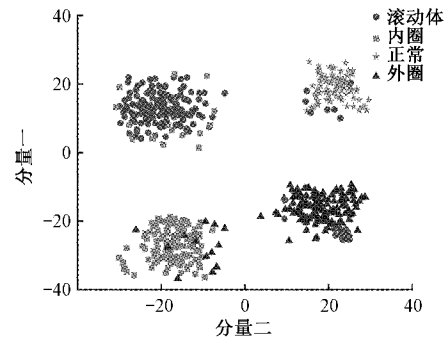
表 3 对比不同分布差异的准确率 %

迁移任务	A→B	A→C	B→A	B→C	C→A	C→B
无域自适应	76.67	75.08	78.24	76.49	75.21	77.55
MMD	87.02	86.98	89.64	90.36	88.78	90.69
MK-MMD	90.83	89.62	90.54	93.28	90.17	94.26

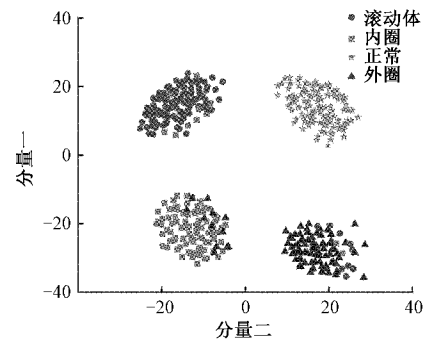
不少的分类错误的样本,且各类型之间的间距较大。图 8(b)特征散点图,迁移诊断准确率提升较大,通过 MMD 对同类故障状态特征之间的间距分布差异缩小,不同类故障间距较大,4 类故障的分类较为明显。图 8(c)特征散点图中,正常状态完全区分,其余 3 类故障样本存在部分区分混乱外,相较于 MMD 方法的准确率相比提升不大,但类内间距缩小,类间间距扩大。进一步证明所提方法应用于不同工况下跨平台的滚动轴承故障迁移诊断,可获得较高的准确率。



(a) 无域自适应散点图



(b) MMD 目标域迁移散点图



(c) MK-MMD 目标域迁移特征散点图

图 8 对比不同分布差异可视化散点图

为了更有效的评估 CWTL 迁移诊断方法在不同实验环境下同类滚动轴承的准确性,本文引用了精确率和召回率对 CWTL 方法进行评估。精确率表示所有预测为特定故障的样本中有多少认定为实际故障;召回率表示某一类型的全部实际故障中多少被预测为此类故障。

从表 4 所得,以 B→C 迁移任务为例,4 类故障的迁移识别中,正常状态的精确率和召回率达到 100%,其余 3 类故障的精确率和召回率在 92%—94%之间,与图 7 准确率曲线和图 9 中 MK-MMD 目标域迁移特征散点图相符合,进一步证明了迁移诊断效果的有效性和准确性。

表 4 CWTL 模型诊断结果评估

迁移任务	故障类别	精确率	召回率	F_1 均值
A→B	正常	1.000 0	1.000 0	1.000 0
	内圈	0.915 8	0.910 2	0.914 1
	滚动体	0.913 5	0.902 4	0.908 0
	外圈	0.910 6	0.909 1	0.909 8
A→C	正常	1.000 0	1.000 0	1.000 0
	内圈	0.910 8	0.902 5	0.906 7
	滚动体	0.893 5	0.887 6	0.890 6
	外圈	0.906 3	0.900 7	0.903 5
B→C	正常	1.000 0	1.000 0	1.000 0
	内圈	0.942 6	0.932 8	0.937 7
	滚动体	0.936 7	0.923 5	0.930 1
	外圈	0.928 9	0.922 2	0.925 5
平均值		0.938 2	0.932 6	0.935 5

2.4 与其他方法对比

为进一步验证所提方法在不同工况下跨平台故障迁移诊断问题上具备较高的准确率优势,通过 CNN、TrAdaboost、迁移成分分析^[20](TCA)、联合分布适应(JDA)方法进行对比实验研究。对比结果如表 5 所示。

表 5 不同方法的轴承故障诊断准确率 %

迁移任务	CNN	TrAdaboost	TCA	JDA	CWTL
A→B	76.67	56.25	61.20	74.83	90.83
A→C	75.08	55.88	60.39	77.33	89.62
B→A	78.24	57.29	62.67	74.51	90.54
B→C	76.49	58.97	65.83	78.46	93.28
C→A	75.21	56.67	60.88	76.91	90.17
C→B	77.55	59.85	65.33	78.89	94.26
平均准确率	76.54	57.49	62.72	76.82	91.45

从表 5 的结果可以得出,在本次进行 6 种不同工况下迁移任务的实验中,针对跨平台迁移的滚动轴承进行故障状态识别时,所提方法平均准确率可达 91.45%,且相较于传统机器学习方法(CNN)及其他迁移学习方法,准确率分

别提高了 15%、24%、19% 和 15%,提升效果相较于明显。因此,本文所提出的连续小波变换迁移诊断方法可有效适用轴承的不同工况下跨平台迁移故障诊断。

3 结 论

本文研究了基于连续小波变换与卷积迁移学习相融合的机械装备故障诊断方法,并通过不同工况下跨平台的滚动轴承实验进行了对比验证。该方法将一维振动信号的转换为二维信号,利用卷积神经网络自适应特征提取和迁移学习诊断识别有机融合,实现了“端到端”的智能故障诊断识别,主要结论如下:

1)不同工况下跨平台的滚动轴承受不同采集装置的影响,导致采集到振动信号采样频率,幅值大小各不相同,利用连续小波变换和批量归一化对一维振动信号转换为二维信号,使得输入样本一致,其“端到端”的故障识别率得以提升,与一维信号迁移诊断相比将样本的统一性达到一致。未来可以改进和优化网络模型直接对同一维信号完成跨域迁移诊断。

2)通过对比 3 种不同工况下跨平台的滚动轴承的数据集来进行试验,相比传统机器学习方法(CNN)、TrAdaboost、TCA、JDA 方法,本文所提出的 CWTL 方法对滚动轴承迁移诊断的平均准确率达到 91.45%,均高于其他 4 种方法。本文方法与传统迁移学习诊断方法相比,诊断精度较高,具备良好的泛化能力。

参考文献

- [1] WANG H Q, HOU W, TANG G, et al. Fault detection enhancement in rolling element bearings via peak-based multiscale decomposition and envelope demodulation[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014(1): 135-142.
- [2] 李华, 伍星, 刘韬, 等. 变分模态分解和改进的自适应共振技术在轴承故障特征提取中的应用[J]. 振动工程学报, 2018, 31(4): 414-423.
- [3] 刘浩炜, 刘韬, 涂文涛, 等. 位置优化 Fisher 测度在轴承故障特征选择中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 124-132.
- [4] 崔鹏宇, 王泽勇, 邱春蓉, 等. 基于 IBA 优化 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电子测量技术, 2019, 42(12): 33-36.
- [5] ZHANG L, ZUO W, ZHANG D. LSDF: Latent sparse domain transfer learning for visual adaptation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(3): 1177-1191.
- [6] DENG J, XU X, ZHANG Z, et al. Universum autoencoder-based domain adaptation for speech emotion recognition [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, PP(4): 1-1.

- [7] LI W, DUAN L, XU D, et al. Learning with augmented features for supervised and semi-supervised hetero generous domain adaptation[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel, 2014, 36(6): 1134-1148.
- [8] 宫文峰, 陈辉, 张美玲, 等. 基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 195-205.
- [9] WAN J, TANG S, LI D, et al. A manufacturing big data solution for active preventive maintenance[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(4): 2039-2047.
- [10] SHEN F, CHEN C, YAN R, et al. Bearing fault diagnosis based on SVD feature extraction and transfer learning classification[C]. Prognostics and System Health Management Conference, 2015.
- [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.
- [12] YANG B, LEI Y, JIA F, et al. An intelligent fault diagnosis approach based on transfer learning from laboratory bearings to locomotive bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 692-706.
- [13] 王玉静, 吕海岩, 康守强, 等. 不同型号滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(1): 267-76, 416.
- [14] 施杰, 伍星, 柳小勤, 等. 变分模态分解结合深度迁移学习诊断机械故障[J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 129-137.
- [15] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge, MA: The MIT Press, 2016.
- [16] PAN Y B, HONG R J, CHEN J, et al. Performance degradation assessment of wind turbine gearbox based on maximum mean discrepancy and multi-sensor transfer learning[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(1): 118-138.
- [17] GRETTON A, BORGWARDT K M, RASCH M J, et al. A kernel two-sample test[J]. Journal of Machine Learning Research, 2012, 13: 723-773.
- [18] WU S, LI G, DENG L, et al. L1-norm batch normalization for efficient training of deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018:1-9.
- [19] VAN D M L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(11): 2579-2625.
- [20] 段礼祥, 谢骏遥, 王凯, 等. 基于不同工况下辅助数据集的齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(10): 104-108, 116.

作者简介

王廷轩, 在读硕士研究生, 主要研究方向为迁移学习、设备状态监测及故障诊断等。

E-mail: 1043423651@qq.com

刘韬(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为人工智能故障诊断、设备状态监测及故障诊断等。

E-mail: kmliutao@aliyun.com