基于深度对比迁移学习的变工况下机械故障诊断

苏浩1,杨鑫1,向玲1.2,胡爱军1.2,李显泽1

(1.华北电力大学机械工程系,河北保定071003;2.河北省电力机械装备健康维护与失效预防重点实验室,河北保定071003)

摘要:机械设备实际运行中的工况具有时变性,这加剧了源域(训练集)和目标域(测试集)数据之间的分布差异,因 而导致智能故障诊断模型的性能下降。提出了一种基于深度对比迁移学习的方法,可用于机械设备变工况下的故 障智能诊断。利用多层卷积块作为模型前置特征提取器,能够有效提取原始振动数据的代表性特征,提升故障分类 器和域判别器的诊断性能。将前置特征提取器提取的特征传递给特征融合器,特征融合器提炼并联接局部感受野 和全局感受野卷积特征,增强模型特征表达能力。将特征融合器提炼的特征用于故障分类器和域判别器诊断不同 工况下的机械故障,并在故障分类器中使用 Wasserstein 距离度量源域和目标域数据的差异,基于互信息噪声对比 估计提出用于工况区分的互信息对比域判别器,提高模型的迁移诊断性能。将所提方法用于诊断变工况下不同类 别的轴承、齿轮故障。结果表明,所提方法能够有效实现变工况下轴承、齿轮故障的迁移诊断。

关键词:故障诊断;变工况;Wasserstein距离;迁移学习;对比学习
中图分类号:TH165⁺.3;TP206⁺.3 文献标志码:A 文章编号:1004-4523(2023)03-0845-09
DOI:10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.03.027

引 言

随着现代社会的不断发展,机械设备广泛应用 于各行各业,轴承、齿轮是机械设备中不可或缺的组 件。由于机械设备多运行在复杂恶劣的环境中,轴 承、齿轮极易受损,导致机械设备发生故障,甚至造 成重大安全事故^[12]。如何有效地监测轴承、齿轮的 健康状况成为了当下机械设备健康监测领域的研究 热点。

智能故障诊断技术推动了机械设备健康监测领 域的发展,尤其是深度学习和大数据时代的到来,将 智能故障诊断推向了更加快速的发展轨道^[3]。近年 来,应用在智能故障诊断方面的深度学习方法层出 不穷,有卷积神经网络^[4]、深度置信神经网络、深度 自编码器等。YAN等^[5]利用深度置信网络提取振 动原始数据的多尺度信息,能够对轴承和齿轮故障 进行有效的诊断。Cheng等^[6]建立了基于持续小波 变换的局部二值卷积神经网络结构,利用局部二值 卷积层替换了传统卷积层,轴承和齿轮故障实验结 果验证了所提方法的有效性。

尽管深度学习在机械故障诊断领域已经取得了 显著的成就,但是其应用需要满足一个假设:源域和

目标域的数据符合近似的分布关系。然而,在实际 工程中,机械设备的工作状况是实时变化的,导致采 集到的振动数据随时间而变化,而复杂恶劣的工作 环境使测得的振动数据更加具有随机性,致使源域 和目标域的数据存在着严重的数据分布差异,深度 学习模型无法发挥性能^[7]。迁移学习为解决这一问 题提供了有力的工具,近年来,迁移学习以其强大的 域适应能力被引入智能故障诊断领域[8]。王肖雨 等阿利用自适应噪声完整经验模态分解对不同工况 下的轴承信号进行分解,将提取特征嵌入流形空间 完成特征变换,再对特征动态分布对齐,有效提高识 别准确率。陈仁祥等[10]提出子空间嵌入特征分布对 齐的机械故障诊断方法,利用相关对齐方法对齐源 域和目标域特征,采用动态分布自适应因子定量估 计边缘分布和条件分布,并对模型进行适配调整,通 过轴承实验数据验证了所提迁移方法的有效性。 ZOU 等^[11]利用方差约束提高深度卷积 Wasserstein 对抗网络的特征聚合能力,自适应地根据类别对齐 特征,提高了模型的迁移诊断性能,并使用轴承实验 数据进行了验证。上述方法有效解决了深度模型处 理变工况下轴承、齿轮故障诊断问题时精度不高的 缺点,但是针对的是源域和目标域均是单一工况时 的迁移问题,而实际工程应用中,数据的工况是实时 变化的,经常面临单工况源域迁移到多工况目标域

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52075170,52175092)。

收稿日期: 2021-09-28;修订日期: 2021-11-29

的情况。

LI等^[12]利用域增强方法扩充可获得的数据集, 使用域对抗学习和度量学习提高模型的鲁棒性,有 效地提取不同工况的泛化特征,使用旋转机械实验 数据,验证了单一工况源域迁移到多工况目标域情 况下模型迁移诊断的高效性。但是多工况的数据中 所有工况下的所有类别故障是并行输入模型测试 的,没有揭示实际过程中振动信号随工况时变的现 象。而且,以往的智能故障诊断方法多采用特征提 取层直接连接故障分类器的方式完成任务,模型特 征提取层提取的特征的局部信息和全局信息并没有 得到充分利用。对比学习采用互信息噪声对比估计 作为损失函数,能够充分利用特征层的全局信息和 局部信息表征不同工况样本之间的差异。对比学习 由于能够学习数据中的可分辨特征而被应用在机械 故障诊断领域[13],但并没有得到广泛应用,结合对比 学习的故障诊断研究有待进一步推广。

综上所述,针对轴承、齿轮振动信号多工况时变的迁移诊断任务,提出了一种基于深度对比迁移学 习的智能机械故障诊断模型,充分利用此模型提取 的特征信息,用于变工况下不同类型故障的识别。 使用多层卷积块提取原始振动信号特征并构建局部 感受野和全局感受野特征集,增强模型的特征表达 能力,采用Wasserstein距离度量源域和目标域数据 的分布差异用于提高模型的迁移能力,利用互信息 噪声对比估计区分源域和目标域工况。所提方法的 有效性在变工况的轴承、齿轮实验数据中得到验证。

1 迁移学习理论

迁移学习问题有两个基本概念:领域和任务^[14]。 迁移任务是学习的目标,主要包括标签空间 \mathcal{Y} 及对 应的学习函数 $f(\bullet)$ 。领域是学习的主体,由数据域 \mathcal{D} 和其对应的概率分布P组成。数据域包括源域和目 标域,迁移任务需要将在源域学习到的知识迁移到目 标域。对迁移学习形式化,给定带标签的源域 $\mathcal{D}_s =$ $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$ 及其分布 $P(X^s)(X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\})$ 和 不带标签的目标域 $\mathcal{D}_i = \{x_j\}_{j=1}^m$ 及其分布 $P(X^i)$,且 $X^s, X^i \in \mathcal{X}, \mathcal{X}$ 为特征空间。如果 $P(X^s) \neq P(X^i)$,则 表明源域和目标域存在分布偏差。那么,根据上述 相关描述,迁移学习任务定义为 $T = \{Y, f(X)\},$ 目 标 是 利 用 源 域 数 据 学 习 一 个 分 类 器 $f(X^i): X^i \rightarrow Y^i$,迁移到目标域并完成对目标域数据 标签 Y'的预测^[15]。

机械故障迁移学习任务:所提方法针对轴承、齿 轮运行工况变化的问题,以一种工况下采集的数据 为源域,其他工况下采集的数据为目标域。利用神 经网络学习源域数据和标签之间的函数映射关系, 并将这一关系迁移到目标域数据,完成目标域数据 的识别。

2 相关工作

2.1 卷积神经网络

卷积神经网络在机械故障诊断领域应用广泛, 通常由卷积层、池化层、全连接层组成,能够完成分 类、预测等任务^[16]。其具有局部感知野和参数共享 的特点,提取的特征具有时移不变性,使用反向传播 方式更新梯度训练模型。卷积神经网络通常使用多 层卷积层和池化层依次穿插连接的方式提取输入样 本数据的隐含特征,并将提取特征输入全连接层完 成分类或预测^[4]。其中,卷积层的功能是提取原始 振动信号的特征,其包含多个卷积核,能够保留数据 间的空间关系。给定卷积核的形状为 $k \times k$,输入特 征形状为 $h \times w$,步长为s,填充为p,那么经过第一 层卷积层运算得到的特征图 X_c 的形状为 $((h+2 \times p-k)/s+1) \times ((w+2 \times p-k)/s+1)$,卷积层 最终的输出如下:

$$Y_c = \sigma(X_c) = \sigma(W \otimes X + b) \tag{1}$$

式中 X为输入样本;b为偏差;W为卷积核权重; $\sigma(\bullet)$ 表示激活函数; \otimes 表示卷积运算。

池化层的作用是对卷积层提取出来的特征进行 信息过滤和缩放,能够减少模型的参数数量,保留有 效特征,加速模型收敛速度并防止过拟合现象的发 生。池化运算将特征映射到互不相干的区域,由此 保留输入样本有用的信息。最大池化被采用,得到 池化特征图:

$$Y_{P}[a,b] = \max(Y_{C}[i,j])$$
(2)

上式满足 $s + a \leq i < a + p, t + b \leq j < b + q,$ $s \pi t 表示池化操作沿水平和垂直方向的步长, p \pi q$ 表示池化窗的长度和宽度。

2.2 Wasserstein 距离

最大均值差异(Maximum Mean Discrepancy, MMD)是迁移学习中最常使用的度量方式,用于衡 量源域和目标域数据的距离,构建约束使得不同领 域数据分布更加近似。但是由于其利用核函数的方 法进行计算,在网络更新参数过程中梯度计算复 杂^[17]。而Wasserstein距离不存在MMD的缺点,所 以,Wasserstein距离,也称为陆地移动距离,被选作 度量不同数据之间概率分布差异的方式。该距离通 常用于寻找最优传递路径的问题,即最短的传递距 离。由此其能够衡量两个随机变量之间的距离和分 布差异,实现源域和目标域特征的适配与对齐。 Wasserstein距离的定义为:

$$W(P^{s},P^{t}) = \inf_{u \in \Pi(P^{t},P^{t})} \mathbb{E}_{(x,y) \sim \mu} \left[\left\| x - y \right\| \right] \quad (3)$$

式中 $\Pi(P^{*}, P^{\prime})$ 为变量(x, y)的联合分布 $\mu(x, y)$; P^{*} 为变量x的边缘分布; P^{\prime} 为变量y的边缘分布。

2.3 互信息噪声对比估计

迁移学习网络需要同时完成故障种类的识别和 不同工况的辨别,因此,通常会设计两个分类器完成 分类任务。经典的分类器经常使用交叉熵作为损失 函数,其虽然能够达到良好的效果但需要精心设计 神经网络,并不能直接利用数据的信息。而互信息 噪声对比估计^[18]能够充分反映两类不同样本之间的 信息相关性,直接利用数据之间的信息差异就能够 完成对两类不同数据的区分,不需要设计性能良好 的分类器,对于解决工况识别任务比较友好。给定 样本集合{ x_k }^K_{k=1},选取两个样本 x_i 和 x_j , $x_i, x_j \in {x_k}^{K}_{k=1}$,则两个样本之间互信息噪声对比估 计定义为:

$$\mathcal{L} = -\lg \frac{\exp\left[f\left(x_{i}, x_{j}\right)\right]}{\sum_{k=1, k \neq i}^{K} \exp\left[f\left(x_{i}, x_{k}\right)\right]}$$
(4)

式中 $f(\cdot)$ 表示样本之间的相关性函数,K表示样本集合内样本的数量。

3 所提方法

3.1 模型结构

模型由特征提取器、特征融合器、域判别器和故

障分类器组成,为了更加直观地展现模型结构以及 内部信息的传输方式,设计的智能故障诊断模型如 图1所示。模型利用卷积神经网络作为基础,为了 实现局部信息和全局信息的提取,设计了特征融合 器。其中特征提取器由两层卷积层、两层池化层构 成,每层卷积层使用ReLU作为激活函数,用以提取 通用浅层的特征。特征融合器使用1×1的局部卷 积核(用以逐点提取特征提取器输出的特征)和8× 8的全局卷积核分别计算并获得特征提取器提取特 征图的局部和全局信息,然后将信息在二维形状上 进行扩展,再在通道维度上直接拼接融合。域判别 器利用特征融合器获得的全局信息和局部信息,通 过互信息噪声对比估计方法对不同工况样本进行对 比分析。原始的互信息噪声对比估计需要选定一个 样本相似性估计函数,为了避免选择函数的随机性 导致的结果不确定性,所提方法利用神经网络自身 的学习能力,直接对两种不同工况的轴承或齿轮数 据样本进行特征提取,以源域数据集的全局特征 $g(X^s)$ 代替公式(4)中的 x_i ,源域数据集的局部特征 $l(X^{s})$ 代替公式(4)中的 x_{i} ,目标域数据集的局部特 征 l(X')代替公式(4)中的 x_k ,则得到互信息对比域 判别器的损失函数为:

$$\mathcal{L}_{I} = -\lg \frac{\exp\left[g(X^{s}) \cdot l(X^{s})\right]}{\sum_{i=1}^{batch} \exp\left[g(X^{s}) \cdot l(X^{t})\right]^{i}}$$
(5)

式中 $g(\cdot)$ 表示由特征融合层得到的全局特征的 表征函数; $l(\cdot)$ 表示由特征融合层得到的局部特征 表征函数;两者求点积是对公式(4)中 $f(\cdot)$ 的表示 即 $f(\cdot) = g(\cdot) \cdot l(\cdot); batch$ 表示批量处理样本数量。

故障分类器由两层卷积层、两层池化层和三层 全连接层组成,每层卷积层和全连接层使用 ReLU 作为激活函数,卷积层用以充分提取可分辨的不同 类健康状况信息。故障分类器使用 Softmax 函数对



最后一层网络的输出做处理,完成故障分类,因此使 用交叉熵作为分类损失函数。交叉熵损失定义为:

$$\mathcal{L}_{c} = -\frac{1}{N} \sum_{i} \sum_{c=1}^{M} y_{ic} \lg p_{ic}$$
(6)

式中 y_{ic} 表示符号函数,如果样本*i*的真实标签等 于c,则 y_{ic} =1,否则 y_{ic} =0; p_{ic} 表示样本*i*经由Softmax后输出的概率值;N表示样本数量;M表示类别 的数量。

故障分类器利用 Wasserstein 距离度量源域数 据和目标域数据的距离,约束数据分布,实现知识迁移。因此,模型的损失函数共由三部分组成:互信息 噪声对比估计、交叉熵损失和 Wasserstein 距离。模 型整体损失定义为:

$$\mathcal{L}_{AII} = \mathcal{L}_I + \mathcal{L}_C + \mathcal{L}_W \tag{7}$$

式中 $\mathcal{L}_W = W(P^s, P^t)_{\circ}$

模型各个单元的参数如表1所示。

将融合特征输入到全连接网络的参数数量(数 值为262144)与表1中的参数数量相加,模型共计参 数为359280,而经典的改进深度卷积神经网络

	表1 模型参数
Tab. 1	The parameters of the proposed model

模型 单元	单元结构	参数	参数 数量
	输入样本大小	32×32	-
	第一卷积层输入输出通道数/ 卷积核大小	(1,16)/3×3	160
特征 提取器	第一池化层池化窗大小/步长	$2 \times 2/2$	-
00.00	第二卷积层输入输出通道数/ 卷积核大小	(16,32)/3×3	4640
	第二池化层池化窗大小/步长	$2 \times 2/2$	-
特征 融合器	局部信息提取卷积通道数/卷 积核大小	(32,32)/1×1	1056
	全局信息提取卷积通道数/卷 积核大小	(32,32)/8×8	65568
故障 分类器	第一卷积层输入输出通道数/ 卷积核大小	(64,32)/3×3	18464
	第一池化层池化窗大小/步长	$2 \times 2/2$	-
	第二卷积层输入输出通道数/ 卷积核大小	(32,16)/3×3	4624
	第二池化层池化窗大小/步长	$2 \times 2/2$	-
	第一全连接层输入输出单元数	(64,32)	2048
	第二全连接层输入输出单元数	(32,16)	512
	第三全连接层输入输出单元数	(16, 4)	64

AlexNet的参数量高达 6000万,所设计模型的参数 数量不及其 0.6%。

3.2 故障识别流程

深度对比迁移学习方法充分利用有标签的训练 集和无标签的测试集数据完成故障诊断任务,具体 故障诊断流程如图2所示。





表述如下:

1)采集轴承、齿轮的振动数据,将原始振动数据 划分为训练集和测试集。

2)构建模型结构,将有标签的训练集和无标签 的测试集同时输入网络,由特征提取器提取特征,使 用特征融合层将局部全局特征进行融合。

3)融合后的特征输入域判别器和故障分类器, 分别进行工况区分和故障识别,利用模型输出计算 损失,并反向传播更新模型参数。

4)模型训练完毕后,将无标签测试集输入训练 好的模型进行故障分类,获得最终的诊断结果。

4 实验案例验证

4.1 轴承实验案例

4.1.1 源域和目标域数据描述

建立了如图3所示滚动轴承实验装置。实验装置包括减速电机、行星齿轮箱、联轴器、轴承测点和 二级平行轴齿轮箱等。使用加速度计采集振动信 号,采样频率为12.8 kHz,为了满足工况迁移任务的 需要,轴承分别运行在1800 r/min(记作A工况), 600 r/min(记作B工况),100 r/min(记作C工况)的 转速下。数据集分为源域和目标域,各包括正常 (N)、内圈故障(IF)、外圈故障(OF)、滚动体故障 (BF)四种健康状况,每种状况划分100个样本,每 个样本包含1024个数据点,这样源域和目标域各包 含4×100×1024=409600个数据点。最后,将源域 和目标域数据集划分为两个迁移任务(T0和T1), 具体描述如表2所示。



图 3 轴承故障模拟实验台 Fig. 3 The fault test bench of bearing

表2 轴承实验数据描述

Tab. 2 The description of bearing experiments

迁移任务	源域	目标域	标签
	A-N	B-N	1
TO	A-IF	C-IF	2
10	A-OF	B-OF	3
	A-BF	C-BF	4
	A-N	C-N	1
T1	A-IF	B-IF	2
11	A-OF	C-OF	3
	A-BF	B-BF	4

图4展示了轴承在A和B两种工况下四种健康 状况的时域波形图,每种状况展示3个样本,可以看 出仅仅根据时域数据无法人为地进行故障诊断。

4.1.2 迁移诊断结果分析

为了对比互信息噪声对比和Wasserstein距离 对深度对比迁移学习模型性能的影响,使用无互信 息噪声对比估计方法(记作方法1,去除互信息噪声 对比估计)、MMD方法(记作方法2,使用 MMD 代 替 Wasserstein距离)和所提方法(记作方法3)设计 了消融实验。其中,两种方法均使用与所提方法相 同的模型结构和训练流程,不同的是:无互信息噪声 (特征融合器仅用作互信息噪声对比估计的使用)直 接将特征提取器提取的特征用于域判别器和故障分 类器,且域判别器使用交叉熵损失。

目前,在机器学习领域,超参数的确定没有一个 系统的参照方法,且其并不是重点讨论对象。因此 针对三种方法比较重要的超参数、学习率和批量处 理大小,使用网格搜索和以往设计经验进行确定,即 学习率的搜索范围为[1.0,0.1,0.001,0.0001], 批量处理大小的搜索范围为[5,10,20]。最终确定 的模型参数如表3所示。为了保障实验的一致性, 迭代次数均设置为2000,均使用Adam优化器,利用 反向传播的方式进行模型参数的更新。

三种方法的迁移诊断结果如表4所示,使用迁 移准确率作为判断指标。从表4和图5可以看出,所 提方法的迁移诊断准确率均达到了100%,对轴承 的四种健康状况都实现了精准分类,效果好于无互 信息噪声对比估计的方法和MMD方法。





图 4 不同转速下部分轴承样本波形图

Fig. 4 The waveform of some bearing samples under different rotating speeds

	表 3	轴承实验却	超参数
Tab. 3	The hyperp	oarameter o	f bearing experiments
方法		学习率	批量处理大小
1		0.0001	20
2		0.0001	20
3		0.0001	20

表4 轴承实验迁移诊断结果

Tab. 4 The transfer diagnosis results of bearing experiments

迁移任务	三种方法迁移准确率/%		
	1	2	3
Т0	85.75	94.75	100.00
Τ1	87.25	92.25	100.00



Fig. 5 The transfer diagnosis result of bearing experiment

由迁移诊断结果分析, Wasserstein距离和互信 息噪声对比估计的使用均提高了模型的迁移故障诊 断能力。其中所提方法与无互信息噪声对比估计的 方法对比,表明互信息噪声对比估计能够充分反映 数据之间的信息交互情况,将源域和目标域样本信 息区分开来,提高了模型的迁移故障诊断能力;所提 方法与 MMD 方法对比结果表明 Wasserstein 距离 的表现优于 MMD 距离, 证明了其在迁移学习方面 的有效性;而方法2的准确率在两个迁移任务中的 表现均优于方法1,证明了互信息噪声对比估计对 模型性能的影响大于Wasserstein距离。

为了能够直观地观察深度对比迁移学习模型的 迁移效果,将模型输出层的特征使用等距特征映射 (Isometric Feature Mapping, Isomap)方法进行可视 化。三种方法的可视化效果对比如图6所示。从 图 6 中可以看出,所提方法表现出极佳的故障迁移 和故障分类效果,目标域和源域特征重叠在一起, 四种健康状况下的特征具有较大的类间距和较小 的类内距的特点,这体现了模型强大的迁移故障诊 断能力,能够实现单工况源域机械故障到多变工况 目标域机械故障的迁移诊断。而其他两种方法,尽 管源域数据的各种故障能够较为明显的区分开(少 量重叠),但是目标域各种故障重叠严重,而且源域 与目标域的空间分布差异巨大,导致其迁移诊断结 果不佳。



Fig. 6 Visualizations of the transfer results

4.2 齿轮实验案例

4.2.1 源域和目标域数据描述

为了进一步验证所提方法的有效性,使用行星 传动系统故障模拟实验台获取行星轮故障数据集, 实验台如图7所示。行星轮故障信号使用加速度计 采集,采样频率16 kHz。行星轮的健康状况包括正 常、剥落、裂纹和磨损,每种健康状况均采集三种不同转速下的数据,分别是600 r/min(记作D工况)、 1200 r/min(记作E工况)和2400 r/min(记作F工况)。每种状况取100个样本,每个样本包含1024个数据点,这样源域和目标域数据集分别包含4× 100×1024=409600个数据点。最后,将源域和目标域数据集划分为两个迁移任务(T2和T3),具体描述如表5所示。



图7 行星传动系统故障模拟实验台图

Fig. 7 The fault test bench of planetary gear transmission system

1 ab. 5	5 The description of gear experiments			
迁移任务	源域	目标域	标签	
Τ2	D-正常	E-正常	1	
	D-剥落	F-剥落	2	
	D-裂纹	E-裂纹	3	
	D-磨损	F-磨损	4	
Τ3	D-正常	F-正常	1	
	D-剥落	E-剥落	2	
	D-裂纹	F-裂纹	3	
	D-磨损	E-磨损	4	

表 5 齿轮实验数据描述 Fab. 5 The description of gear experiment

4.2.2 迁移诊断结果分析

为了验证深度对比迁移学习模型的有效性,使用流行的迁移成分分析^[15](Transfer Component Analysis, TCA)方法和深度适应网络^[7](Deep Adaptation Networks, DANs)方法与所提方法进行对比实验。其中,迁移成分分析方法的正则项从{0.1,1,10,100}中选择,子空间维度从{2,4,8,16,32,64,128}中选择。深度领域适应网络的结构与所提方法保持一致,其使用多层MMD作为度量距离,也就是在所有的全连接层均使用MMD。值得注意的是,所提方法只在模型的最后一个全连接层使用Wasserstein距离,以上三种方法均取10次实验结果的平均值作为评判标准。

三种方法的迁移诊断平均准确率如表6所示。可以看出,所提方法的迁移诊断准确率在任务T2和T3中分别达到了99.95%和100%,效果远好于TCA和DANs。其中,DANs的准确率在任务T2和

T3中均高于TCA,表明针对未经处理的原始振动 信号,相比于传统迁移学习模型,结合深度学习的迁 移模型具有更强有力的可迁移特征学习能力。

表 6 齿轮实验平均准确率 Tab. 6 The average accuracy of gear experiments

迁移任务	三种方	法迁移平均准	确率/%
	TCA	DANs	所提方法
Τ2	46.75	91.93	99.95
Т3	48.00	91.88	100.00



Fig. 8 The iteration process of different methods

从图 8 中可以看出,经过大约 800 次迭代后,深 度对比迁移学习模型的训练准确率才达到 100%,而 DANs 的训练准确率过早地达到了 100%,出现了较 为严重的过拟合现象。从训练损失上看,深度对比 迁移学习模型的损失下降的幅度更大,且迭代过程 曲折,而 DANs 的迭代过程更加平滑,这表明深度对 比迁移学习模型的训练过程更加稳健,也证明了 Wasserstein距离作为迁移学习模型的损失更能发挥 模型的性能,因此该模型的测试准确率高于 DANs。

为了证明所提方法的稳定性,分别计算了三种 方法测试结果的标准差,如表7所示。从表7可以看 出,所提方法的标准差在两个迁移任务上均小于 DANs,说明深度对比迁移学习模型的测试结果更加 可靠,证明所提方法具有较强的稳健性。尽管TCA

表 7 齿轮实验标准差 Tab. 7 The standard deviation of gear experiments

迁移任务	三种方法迁移诊断标准差		
	TCA	DANs	所提方法
Τ2	0	4.6794	0.1054
Т3	0	2.0556	0

的标准差在两个迁移任务上面均为0,但是其测试平均准确率远远低于其他两种方法,因此综合考虑平均准确率和标准差两个指标,所提方法的效果最佳。

5 结 论

提出一种基于深度对比迁移学习的机械设备故 障诊断方法,旨在完成机械设备在变工况下的迁移 诊断任务,主要得到以下结论:

(1)模型使用特征融合器,充分利用了特征提 取器提取特征的局部信息和全局信息,增强了模型 的特征表达能力,提高了模型故障诊断的准确度。

(2) Wasserstein距离的采用提高了模型的迁移 能力,使得模型将在源域学习到的知识迁移到目标 域,有效完成了目标域无标签样本的故障诊断。

(3)互信息噪声对比估计能够将源域和目标域 样本之间信息的差异准确地区分,从而将源域和目 标域数据集对应的不同工况分离开,提高了模型的 迁移诊断能力。

(4)模型在轴承和齿轮实验案例上均表现出了 良好的迁移诊断性能,具备较好的泛化能力。

参考文献:

- [1] 李巍华,单外平,曾雪琼.基于深度信念网络的轴承故 障分类识别[J].振动工程学报,2016,29(2):340-347.
 Li W H, Shan W P, Zeng X Q. Bearing fault identification based on deep belief network[J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(2): 340-347.
- [2] 张坤, 胥永刚, 马朝永, 等. 经验快速谱峭度及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2020, 33(3): 636-642.
 Zhang Kun, Xu Yonggang, Ma Chaoyong, et al. Em-

pirical fast kurtogram and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(3): 636-642.

- [3] 雷亚国, 贾峰, 周昕, 等. 基于深度学习理论的机械装备大数 据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 49-56.
 LEI Yaguo, JIA Feng, ZHOU Xin, et al. A deep learning-based method for machinery health monitoring with big data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21):49-56.
- [4] DIBAJ A, ETTEFAGH M M, HASSANNEJAD R, et al. A hybrid fine-tuned VMD and CNN scheme for untrained compound fault diagnosis of rotating machinery with unequal-severity faults[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 167: 114094.
- [5] YAN X A, LIU Y, JIA M P. Multiscale cascading deep belief network for fault identification of rotating machinery under various working conditions[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 193: 105484.

- [6] CHENG Y W, LIN M X, WU J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on continuous wavelet transform-local binary convolutional neural network[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 216: 106796.
- [7] 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.
- [8] ZHAO K, JIANG H K, WANG K, et al. Joint distribution adaption network with adversarial learning for rolling bearing fault diagnosis[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 222: 106974.
- [9] 王肖雨,童靳于,郑近德,等.基于流形嵌入分布对齐的滚动轴承迁移故障诊断方法[J].振动与冲击,2021,40(8):110-116.
 WANG Xiaoyu, TONG Jinyu, ZHENG Jinde, et al. Transfer fault diagnosis for rolling bearings based on manifold embedded distribution alignment[J]. Journal

of Vibration and Shock, 2021, 40(8): 110-116.

[10] 陈仁祥, 吴昊年, 张霞, 等.子空间嵌入特征分布对齐 的不同工况下旋转机械复合故障诊断[J]. 机械工程学 报, 2021, 57(2): 21-29.

CHEN Renxiang, WU Haonian, ZHANG Xia, et al. Compound fault diagnosis of rotating machinery under different conditions based on subspace embedded feature distribution alignment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(2): 21-29.

[11] ZOU Y S, LIU Y Z, DENG J L, et al. A novel transfer learning method for bearing fault diagnosis under different working conditions[J]. Measurement, 2021, 171: 108767.

- [12] LI X, ZHANG W, MA H, et al. Domain generalization in rotating machinery fault diagnostics using deep neural networks[J]. Neurocomputing, 2020, 403: 409-420.
- [13] DING Y F, ZHUANG J C, DING P, et al. Self-supervised pretraining via contrast learning for intelligent incipient fault detection of bearings[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2022, 218: 108126.
- [14] LI X D, HU Y, LI M T, et al. Fault diagnostics between different type of components: a transfer learning approach[J]. Applied Soft Computing, 2019, 86: 105950.
- [15] 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 and Signal Processing, 2019, 122: 692-706.
- [16] LONG Y Y, ZHOU W N, LUO Y. A fault diagnosis method based on one-dimensional data enhancement and convolutional neural network[J]. Measurement, 2021, 180: 109532.
- [17] CHENG C, ZHOU B T, MA G J, et al. Wasserstein distance based deep adversarial transfer learning for intelligent fault diagnosis with unlabeled or insufficient labeled data[J]. Neurocomputing, 2020, 409: 35-45.
- [18] CHEN X C, YAO L N, ZHOU T, et al. Momentum contrastive learning for few-shot COVID-19 diagnosis from chest CT images[J]. Pattern Recognition, 2021, 113: 107826.

Mechanical fault diagnosis using deep contrastive transfer learning under variable working conditions

SU Hao¹, YANG Xin¹, XIANG Ling^{1,2}, HU Ai-jun^{1,2}, LI Xian-ze¹

(1.Mechanical Engineering Department, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;2.Hebei Key Laboratory of Electric Machinery Health Maintenance & Failure Prevention, Baoding 071003, China)

Abstract: The distribution discrepancy between source domain data and target domain data will be aggravated due to time-changing operation conditions of the mechanical equipment in practical. Therefore, the performance of the intelligent fault diagnosis model is weakened. A novel method based on deep contrastive transfer learning is proposed for mechanical fault diagnosis under variable working conditions. Multilayer convolution block is used as the prepositive feature extractor to extract representative features from raw vibration data, which can improve the performance of fault classifier and domain discriminator. The feature extracted from prepositive feature extractor is transmitted to feature fusion device, and the convolution features can be refined and connected by the local and global receptive fields in prepositive feature extractor which can strengthen the feature-expressed capacity of the model. The refined features are utilized for fault classifier and domain discriminator to diagnose mechanical fault under different conditions. The Wasserstein distance is applied in fault classifier for measuring the discrepancy between source and target domain data. Based on the mutual information noise contrastive estimation, the mutual information domain discriminator is proposed to distinguish working conditions. All of them can raise the transfer capacity of the proposed method. Experiments on bearing and gear demonstrate that the proposed method diagnoses mechanical faults under variable working conditions based on transfer tasks effectively.

Key words: fault diagnosis; variable working conditions; Wasserstein distance; transfer learning; contrastive learning

作者简介:苏浩(1997—),男,博士研究生。电话:18830266861; E-mail:suhao19970418@163.com。 通讯作者:向 玲(1971—),女,博士,教授。电话:(0312)7525457; E-mail:ncepuxl@163.com。