

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

李霁蒲, 黄如意, 陈祝云, 廖奕校, 夏景演, 李巍华

(华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510641)

摘要: 迁移学习智能故障诊断方法已经成为了机械设备故障诊断领域的一个研究热点。然而, 大多数相关方法在迁移学习过程中未能合理地评估源域样本和目标域样本的相似性, 且数据分布的差异会造成迁移诊断的结果不同。针对此问题, 提出深度卷积动态对抗迁移网络用于主轴轴承智能故障诊断。该网络首先利用一维卷积神经网络从处理过的振动信号中自动提取特征集, 然后利用动态对抗学习策略动态地调整条件分布和边缘分布在迁移学习过程中的重要程度, 有效地提高迁移诊断的精度。通过数控机床主轴轴承故障诊断实验, 验证了所提方法的有效性。实验结果表明, 所提方法能够有效挖掘故障特征信息, 实现不同工况之间的知识迁移, 具有较好的应用价值。

关键词: 智能诊断; 轴承; 深度学习; 迁移学习; 动态对抗

中图分类号: TH165⁺.3; TH133.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2022)02-0446-08

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2022.02.020

引言

数控机床在智能制造中具有广泛的应用。其中, 主轴轴承作为数控机床主轴上的关键部件, 其工作状态直接影响着产品的加工质量、刀具的寿命与加工效率。由于主轴在运行过程中起传递运动扭矩、承受切削力和驱动力等载荷的作用, 运行时受强噪声干扰, 主轴轴承的故障诊断通常具有很大的难度。因此, 如何准确实现主轴轴承的故障诊断对于保障工业安全生产、降低生产成本损失具有重要意义^[1]。

在基于深度学习(deep learning)的故障诊断研究中, “数据”对于一个诊断模型的性能有着举足轻重的作用^[2]。通常一个性能良好的故障诊断模型需要大量充足可靠的标签数据作为训练支撑。然而, 在实际的工业应用中, 由于无法有效判断发生故障的类型, 新获取的数据通常难以标记, 这给传统深度学习模型的训练带来极大的挑战。由于深度学习模型训练通常是针对特定工况进行训练和诊断, 当面对其他工况时, 需要使用新数据对已训练好的诊断模型重新训练, 这无疑增加了诊断成本。因此, 如果可以利用已训练好的模型去诊断其他工况的工作状态, 可以有效减少模型的训练时间, 并提高模型的泛化性能。

对于上述问题, 迁移学习(transfer learning)可能是一种有效的解决方案。迁移学习的核心思想是运用已存有的知识对不同但相关领域的问题进行求解, 目的是利用已有的“先验知识”解决另一领域中只拥有少量标签甚至没有标签的学习问题。迁移学习已在图像识别、自然语言处理和工业应用等领域得到了成功应用^[3]。

根据目标域标签数据的数量, 迁移学习分为有监督迁移学习、半监督迁移学习和无监督迁移学习。在机械故障诊断领域中, 由于实际机械设备运行中新获取的数据通常是无标签的, 因此论文重点关注无监督迁移学习的诊断应用情况。

沈飞等^[4]提出了奇异值分解与迁移学习结合的方法, 解决了电机轴承故障诊断的问题; Chen等^[5]建立迁移卷积故障诊断网络, 解决了小样本数据的轴承故障识别问题; 雷亚国等^[6]利用实验室数据解决了工程实际难以获得高精度智能诊断模型的问题; Guo等^[7]提出了深度卷积迁移学习网络(deep convolutional transfer learning network, DCTLN), 该方法将一维卷积神经网络(one-dimension convolution neural networks, 1D-CNN)^[8]和最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)结合实现不同数据集之间的迁移。然而, 上述方法在迁移过程中仅仅只考虑数据间的边缘分布, 而未曾考虑数据间的条件分布。已有研究证明^[9], 由于不同源域样本

和目标域样本之间存在不同相似度,在知识迁移过程中,边缘分布和条件分布的重要度也不同。对于机械设备故障而言,当两个运行工况之间的数据分布整体较为相似时,即类间间距较小,条件分布相对重要;反之,当两个运行工况之间的数据分布整体不相似,即类间间距较大、类内间距较小时,则边缘分布占比应当更多。

实际上,已经有学者做了一些关于边缘分布和条件分布在迁移学习过程中“占比”的研究。Long等^[10]提出了联合分布适配(joint distribution adaptation, JDA),该方法创新地提出了联合分配概率并在图像识别领域取得较好的实验效果,但是JDA将边缘分布和条件分布看成同等重要,无法自适应调整两种分布在不同数据结构中的比例。Wang等^[9]针对JDA方法的局限性,提出了平衡分布适配(balanced distribution adaptation, BDA)计算边缘分布和条件分布的占比,但是该方法无法自适应地从原始振动信号中提取高维特征表达。可见,在减少两个工况的数据分布差异时,如何在深度迁移学习中合理评估边缘分布和条件分布的重要程度直接影响着学习结果。

为解决上述两个问题,受文献[11]的启发,论文提出一种深度卷积动态对抗网络(deep convolutional dynamic adversarial network, DCDAN),并将其应用到数控机床主轴轴承不同工况之间的故障诊断。对比已有的迁移学习方法,所提出的DCDAN采用动态对抗学习策略,根据两个运行工况的相似性,动态地计算两个边缘分布和条件分布在迁移过程中的占比,从而有效地提升诊断精度。

1 基本原理

1.1 无监督迁移学习问题描述

设定在机械装备中存在两个工况:工况A和工况B,其中工况A为带标签的源域数据 $D_s = \{x_i^s, y_i^s\}_{i=1}^n$,工况B为无标签的目标域数据 $D_t = \{x_j^t\}_{j=1}^{n_t}$, n_s 和 n_t 分别为源域样本数和目标域样本数; $y_i^s \in \beta$ 为振动信号 x_i^s 的真实标签, $\beta = \{1, 2, \dots, C\}$, C 为故障类别的数量;设定源域和目标域的特征空间和标签空间均相等: $X_s = X_t, Y_s = Y_t$;源域和目标域的边缘分布和条件分布均不相等: $P_s(x_s) \neq P_t(x_t), Q_s(y_s|x_s) \neq Q_t(y_t|x_t)$ 。因此,无监督迁移学习的目标是利用源域 D_s 的“先验知识”建立一个模型以预测目标域 D_t 的标签。

1.2 对抗学习策略

对抗学习策略是迁移学习方法中的重要技术之一。该策略受生成对抗网络(generative adversarial networks, GANs)^[12]的相互对抗机制启发,已在智能故障诊断领域取得了广泛的关注。GANs中包含两个重要部分:特征生成器和判别器。其中,特征生成器的主要功能是利用随机噪声,生成与原始信号尽可能相似的虚假信号。判别器的主要目标是判别输入信号是生成的虚假信号还是真实的原始信号。在迁移学习中,将特征生成器换作特征提取器 G 用于提取源域与目标域中的高维可迁移特征,而相应的判别器则换作域判别器 D 用以判断数据样本来自源域或目标域。因此,对抗学习策略的基本原理是:一方面最小化特征提取器 G 的训练损失函数,以保证特征提取器 G 从源域和目标域中尽可能提取相似特征;另一方面最大化域判别器 D 的训练损失函数,以尽可能提高其判别能力。通过这样一种动态“博弈”过程,促使特征提取器 G 与域判别器 D 达到最优性能。换言之,特征提取器 G 需要尽可能提取源域和目标域之间的相似特征,用以“迷惑”域判别器 D ;另一方面,域判别器 D 需要不断增强自身的判别能力以判断提取的特征是来自于源域还是目标域。因此,通过这种相互对抗机制使得训练的特征提取器能够有效从源域和目标域中提取可迁移特征,从而减少不同工况之间的分布差异。同时,标签分类器 P 的损失也应该尽可能小。设定特征提取器 G 与域判别器 D 的参数分别为 θ_G 和 θ_D ,根据上述原理介绍,整体的损失函数可以表达为:

$$L(\theta_G, \theta_D, \theta_P) = \frac{1}{n_s} \sum_{x_i \in D_s} L_P(P(G(x_i)), y_i) - \frac{\lambda}{n_s + n_t} \sum_{x_i \in (D_s \cup D_t)} L_D(D(G(x_i)), d_i) \quad (1)$$

式中 L_P 和 L_D 分别代表标签分类器损失和域判别器损失; λ 为调节因子; d_i 为输入样本的标签。训练收敛后,参数 $\hat{\theta}_G, \hat{\theta}_D, \hat{\theta}_P$ 可以表示为:

$$(\hat{\theta}_G, \hat{\theta}_P) = \arg \min_{\theta_G, \theta_P} L(\theta_G, \theta_P, \theta_D) \quad (2)$$

$$\hat{\theta}_D = \arg \max_{\theta_D} L(\theta_G, \theta_P, \theta_D) \quad (3)$$

2 深度卷积动态对抗网络

针对迁移学习过程中难以实现“对不同工况无标签数据有效故障诊断”的问题,提出一种DCDAN用于数控机床的主轴轴承智能故障诊断。所建立的DCDAN方法总体图如图1所示。该网络主要包括特征提取和动态域自适应两部分。在特征提取部

分,采用1D-CNN自动从处理过的信号中提取源域和目标域的特征集;在动态域自适应部分,采用动态域对抗学习策略,根据工况之间的相似性合理地调整边缘分布和条件分布在迁移学习过程中的占比,减少源域与目标域之间的分布差异,从而实现把源

域的“先验知识”迁移到目标域的目的。为有效训练模型参数,在条件分布判别器和边缘分布判别器中增加梯度反转层(gradient reversal layer,GRL)^[13]以实现在反向传播中梯度方向自动取反,在前向传播中梯度方向恒等不变。

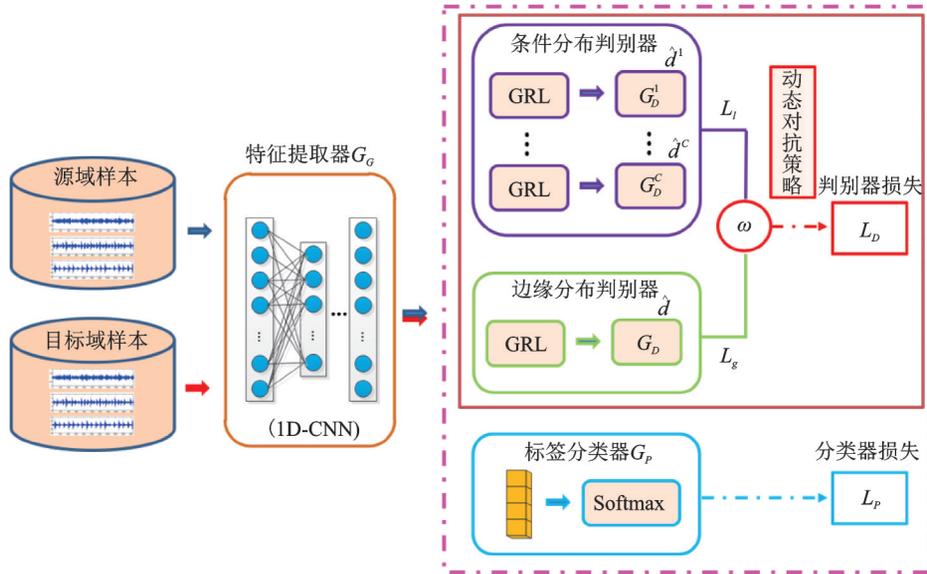


图1 深度卷积动态对抗网络

Fig. 1 Deep convolutional dynamic adversarial network

2.1 特征提取

构建的1D-CNN模型如图2所示。其中,1D-CNN由输入层、卷积层、池化层和全连接层组成。在卷积层中采用ReLU作为激活函数,采用最大池化层进行下采样操作,在后两层全连接层中采用LeakyReLU作为激活函数,其具体的参数设置如表1所示。

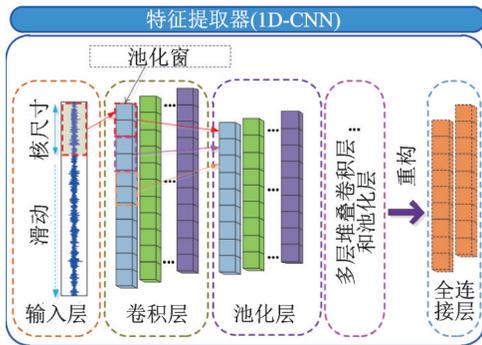


图2 一维卷积神经网络示意图

Fig. 2 The detailed structure of 1D-CNN

表1 特征提取器G_G的参数设置

Tab. 1 Parameters of feature extraction G_G

层类型	激活函数	核尺寸	步长参数	输出维度
输入	/	/	/	(1024, 1)
卷积层1	ReLU	64	16	(61, 60)
批归一化	/	/	/	(61, 60)
卷积层2	ReLU	3	1	(61, 32)
批归一化	/	/	/	(61, 32)
最大池化层	/	2	/	(30, 16)
卷积层3	ReLU	3	1	(30, 16)
批归一化	/	/	/	(30, 16)
卷积层4	ReLU	3	1	(30, 8)
批归一化	/	/	/	(30, 8)
最大池化层	/	2	/	(15, 8)
重构	/	/	/	(120, 1)
全连接层1	LeakyReLU	/	/	(50, 1)
全连接层2	LeakyReLU	/	/	(50, 1)

距离(proxy A distance)^[14]计算边缘分布和条件分布^[15]。因此,根据A距离的定义,边缘分布可以计算为:

$$d_{A,g}(D_s, D_t) = 2(1 - 2L_g) \quad (4)$$

式中 L_g 为边缘分布判别器损失函数。

同理,条件分布可以计算为:

$$d_{A,t}(D_s^c, D_t^c) = 2(1 - 2L_t^c) \quad (5)$$

式中 D_s^c 和 D_t^c 分别代表源域和目标域的第c类样

2.2 动态对抗学习策略

在对抗学习策略的基础上,引入动态对抗因子,构建动态对抗学习策略。其中,动态对抗因子直接采用域判别器的损失自动微调取值,并采用A

本; L_l^c 为第 c 类样本的条件分布判别器损失。

定义动态对抗因子 ω 为:

$$\hat{\omega} = \frac{d_{A,g}(D_s, D_t)}{d_{A,g}(D_s, D_t) + \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C d_{A,t}(D_s^c, D_t^c)} \quad (6)$$

在训练初始化时,设定 $\omega = 1$,随着训练的迭代,目标域样本的伪标签将会自动产生。

采用交叉熵函数作为损失函数,因此,第 c 类故障的条件分布可以计算为:

$$L_l^c = \text{CrossEntropy}(\hat{d}^c, d^c) \quad (7)$$

式中 $\hat{d}^c = [\hat{d}_1^c, \hat{d}_2^c]$ 为第 c 个子判别器 d_c 的预测输出集合; d^c 为实际标签的集合。同样地,边缘分布也能够被计算。因此,动态对抗因子能够在每一次迭代中动态调整,并计算出相应的值。

2.3 损失函数

如图1所示,提出的模型的损失函数总共包含三部分,即标签分类器损失函数、条件分布判别器损失函数和边缘分布判别器损失函数。因此,总体的训练损失函数可以定义为:

$$L(\theta_G, \theta_P, \theta_D |_{c=1}^C) = L_P - \delta [(1 - \omega)L_g + \omega L_l] \quad (8)$$

式中 δ 为权衡系数; L_l 为条件分布判别器损失函数,下面对各部分函数进行详细介绍。

2.3.1 标签分类器损失函数

标签分类器的功能是对源域样本进行故障辨识,由于源域具有标签,因此采用有监督方式对标签分类器进行训练,使用交叉熵函数作为损失函数:

$$L_P = -\frac{1}{n_s} \sum_{x_i \in D_s} \sum_{c=1}^C P_{x_i \rightarrow c} \lg G_P(G_G(x_i)) \quad (9)$$

式中 $P_{x_i \rightarrow c}$ 为 x_i 属于类别 c 的概率, G_P 为类别标签分类器。

2.3.2 条件分布判别器损失函数

条件分布判别器用以计算源域与目标域之间在迁移时的条件分布。与边缘分布判别器相比,条件分布判别器采用多模型结构,能够实现更加细致的迁移学习。具体来说,条件分布判别器 G_D 包含 C 个子判别器 G_D^c ,每一个子判别器负责计算第 c 类源域样本和目标域样本的匹配程度。同时,标签分类器的第 c 类输出概率与总体数据的乘积为参与子判别器 G_D^c 训练的样本数。因此,条件分布判别器的损失函数定义为:

$$L_l = \frac{1}{n_s + n_t} \sum_{x_i \in (D_s \cup D_t)} \sum_{c=1}^C L_D^c(G_D^c(\hat{y}_i^c G_G(x_i)), d_i) \quad (10)$$

式中 G_D^c 和 L_D^c 分别为 c 类的子判别器及其对应的交叉熵损失函数; \hat{y}_i^c 为数据样本 x_i 在 c 类别中的预测

概率分布。

2.3.3 边缘分布判别器损失函数

边缘分布判别器用以计算源域和目标域之间的边缘分布。借助对抗学习策略的知识,边缘分布判别器的损失函数计算为:

$$L_g = \frac{1}{n_s + n_t} \sum_{x_i \in (D_s \cup D_t)} L_D(G_D(G_G(x_i)), d_i) \quad (11)$$

2.4 提出方法步骤和流程图

提出DCDAN方法的流程图如图3所示。具体的实验步骤如下:

步骤1:利用传感器从高转速故障设备上采集不同工况下的振动信号,并用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)^[16]对数据进行预处理;

步骤2:将处理好的数据随机划分为训练集样本和测试集样本。其中,训练集样本是有标签数据,测试集样本是无标签数据;

步骤3:利用1D-CNN从源域样本和目标域样本中自动提取特征集;

步骤4:利用动态对抗学习策略动态计算边缘分布和条件分布在迁移学习过程中的权值,得到训练好的模型;

步骤5:将测试集样本输入到训练好的模型中,得到迁移诊断结果。

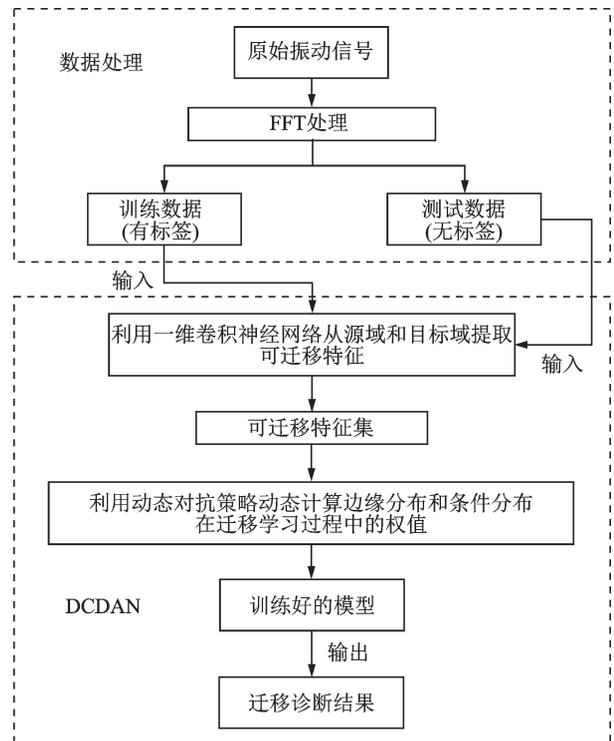


图3 提出的DCDAN方法流程图

Fig. 3 Flowchart of the proposed DCDAN method

3 工程实验验证

3.1 数据集介绍

选用某企业的 Dyna TC-500 机械加工中心作为算法验证平台,如图4所示。由于主轴前端轴承距离切削刀具较为接近,相较于后端轴承,更容易发生故障,因此选用前端轴承作为实验轴承进行故障模拟实验。主轴前端轴承采用角接触球轴承,两端固定支承结构形式,其在主轴的位置如图5所示。使用激光打标机加工三种轴承故障:内圈单点故障、外圈单点故障和保持架断裂故障。打标的凹槽尺寸均为宽度0.6 mm左右,深度0.04 mm左右。将故障轴承装载在主轴上,使用Dyna TC-500机械加工中心切削铝材料,采集了正常、内圈单点故障、外圈单点故障和保持架断裂故障四种状态下的运行数据。每种状态的转速分别设置为6000,7000,8000,9000和10000 r/min,使用三向加速度传感器采集加速度信号,采样频率为25600 Hz。具体的实验设置参数如表2所示。

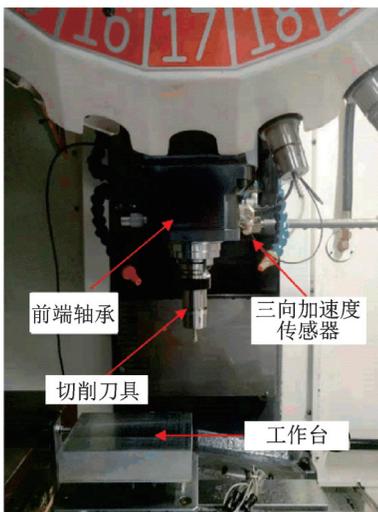


图4 Dyna TC-500机械加工中心

Fig. 4 Dyna TC-500 machining center

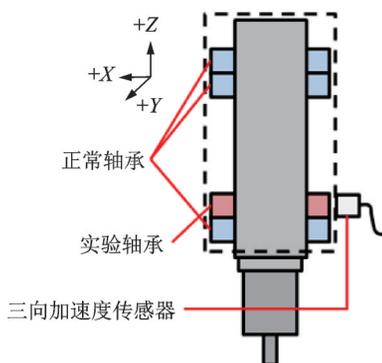


图5 实验轴承位置图

Fig. 5 Position of the test bearing in the spindle

表2 实验设置参数

Tab. 2 Parameters of experimental setting

名称	参数
主轴轴承型号	NSK 40BNR 10H
切削工具型号	ZMCC PML-4E-D6
进给	2500 mm/min
Y切割深度(纵向)	0.1 mm
Z切割深度(横向)	3 mm
三向加速度传感器型号	Dytran 3097A3
采集卡型号	NI 9234
切削材料型号	AL7075

3.2 迁移任务设置

为了验证提出方法的有效性和泛化性,设置20个不同转速之间的交叉验证迁移任务。以T1为例,代表将模型从源域(6000 r/min)中学习的诊断知识迁移至目标域(7000 r/min),具体的迁移任务编号和转速设置如表3所示。其中,源域和目标域的样本数量均设置为2000个,样本长度为2048,采用FFT作为数据预处理方法,将原始振动信号转化为频域信号。

表3 不同迁移任务设置

Tab. 3 Settings of different transfer tasks

任务编号	源域/($r \cdot \min^{-1}$)	目标域/($r \cdot \min^{-1}$)
T1	6000	7000
T2	6000	8000
T3	6000	9000
T4	6000	10000
T5	7000	6000
T6	7000	8000
T7	7000	9000
T8	7000	10000
T9	8000	6000
T10	8000	7000
T11	8000	9000
T12	8000	10000
T13	9000	6000
T14	9000	7000
T15	9000	8000
T16	9000	10000
T17	10000	6000
T18	10000	7000
T19	10000	8000
T20	10000	9000

3.3 迁移诊断结果分析

为了验证所提方法的有效性,采用 JDA, BDA 和 DCTLN 作为对比方法,其中 DCTLN 的特征提取器参数与所提出的方法 DCDAN 的特征提取器参数保持一致。不同方法的迁移诊断结果如表 4 所示。从表 4 中可以发现:

(1) DCDAN 在不同迁移任务中取得较好的迁移诊断结果,平均精度达到了 97.88%。这是由于 DCDAN 不仅利用 1D-CNN 提取了特征,而且自适应地对边缘分布和条件分布在迁移过程中的占比进行了分配,从而有效地提高了迁移诊断精度。

(2) 与所提 DCDAN 相比,因为 JDA 假定边缘分布和条件分布在迁移时是同等重要的,在面对不同数据分布时,既无法自适应的调节两个分布的占比,也无法自适应提取特征,导致迁移诊断效果不佳,平均精度只有 48.61%。

(3) 与所提 DCDAN 相比,由于 BDA 是在欧式距离构建的特征空间进行迁移学习的,导致了特征扭曲,迁移效果不佳,平均精度只有 68.07%。BDA

与 JDA 相比平均精度提高了 19.46%,说明了动态调整边缘分布和条件分布在迁移学习时的权重对诊断效果有重要影响。

(4) 与所提 DCDAN 对比发现,DCTLN 的平均精度只有 84.00%,这是因为 DCTLN 虽然通过多层网络提取了特征,但是 DCTLN 只考虑了边缘分布,没有考虑条件分布在迁移学习过程中的作用,导致迁移诊断精度不理想。

为了更加直观地观察迁移诊断结果,采用 t-分布随机领域嵌入方法(t-distribution stochastic neighbor embedding, t-SNE)^[17]将提取的特征直观地呈现出来,由于文章篇幅的限制,仅以 T20 为例,绘制了迁移诊断结果,如图 6 所示。

通过图 6(d)可知,利用 DCDAN 进行不同工况迁移时,不仅两个工况之间相同故障类别的分布差异被有效消除,而且不同故障类别能够较好地被区分。相应地,在图 6(b)和(c)中,BDA 和 DCTLN 虽然大体上将不同故障类别分开,但是同种类型之间的分布差异并没有很好地消除。JDA 效果最不理想,不同故障类型之间相互重叠,辨识度不高。

综上所述,与已有的迁移学习方法相比,本文提出的方法具有明显的优势,且在不同迁移诊断任务中均取得理想的实验结果,较好地解决了实际工业现场的故障诊断问题。

表 4 不同方法对于不同任务的诊断精度/%

Tab. 4 Accuracy of different methods on different tasks/%

任务	JDA	BDA	DCTLN	DCDAN
T1	72.64	90.65	99.80	100.00
T2	33.89	67.75	75.01	99.40
T3	34.70	75.25	55.80	99.60
T4	47.84	74.95	100.00	96.85
T5	63.56	100.00	100.00	99.15
T6	38.98	96.55	100.00	95.60
T7	38.81	29.15	100.00	98.85
T8	56.62	73.85	98.96	94.75
T9	75.45	75.00	68.45	97.70
T10	45.53	75.00	65.47	100.00
T11	34.99	51.80	74.57	99.40
T12	55.65	75.40	74.85	94.75
T13	65.87	50.00	74.85	98.75
T14	57.33	50.00	98.81	100.00
T15	47.69	67.15	100.00	98.25
T16	43.84	50.00	100.00	100.00
T17	37.02	75.00	70.44	94.65
T18	34.77	64.00	73.41	95.40
T19	54.30	69.95	74.70	98.70
T20	32.62	50.00	74.85	95.80
平均	48.61	68.07	84.00	97.88

●源域正常 ●源域内圈故障 ●源域外圈故障 ●源域保持架断裂
●目标域正常 ●目标域内圈故障 ●目标域外圈故障 ●目标域保持架断裂

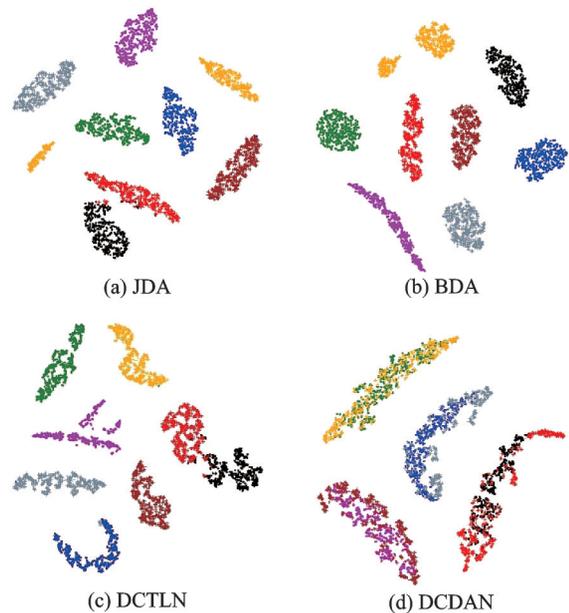


图 6 不同方法提取的特征可视化图

Fig. 6 Visualizations of the learned features of the different methods

4 结 论

利用深度学习和动态对抗学习策略的优势,提出了一种智能故障诊断方法,解决了实际工业应用中因缺乏相应数据标签导致故障诊断困难的问题,并得出以下结论:

1) 提出一种深度卷积动态迁移网络,对源域与目标域数据分布的相似性进行评估,自适应地调节边缘分布和条件分布在迁移学习时的比例,从而提升迁移学习的效果。

2) 将提出的方法用于主轴轴承的变工况故障诊断任务中,并与已有的JDA, BDA和DCTLN迁移学习方法进行对比,实验结果表明,提出的方法具有更高的诊断精度和更好的泛化性能。

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] 宫文峰, 陈辉, 张泽辉, 等. 基于改进卷积神经网络的滚动轴承智能故障诊断研究[J]. 振动工程学报, 2020, 33(2): 400-413.
Gong W F, Chen H, Zhang Z H, et al. Intelligent fault diagnosis for rolling bearing based on improved convolutional neural network[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(2): 400-413.
- [3] Pan S J, Yang Q. A Survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [4] 沈飞, 陈超, 严如强. 奇异值分解与迁移学习在电机故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2017, 30(1): 118-126.
Shen F, Chen C, Yan R Q. Application of SVD and transfer learning strategy in motor fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2017, 30(1): 118-126.
- [5] Chen Z Y, Konstantinos G, Li W H. Intelligent fault diagnosis for rotary machinery using transferable convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(1): 339-349.
- [6] 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 Y G, Yang B, Du Z J, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1-8.
- [7] Guo L, Lei Y G, Xing S, 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, 2018, 66(9): 7316-7325.
- [8] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]. NIPS'12: Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2012, 1: 1097-1105.
- [9] Wang J D, Chen Y Q, Hao S J, et al. Balanced distribution adaptation for transfer learning[C]. IEEE International Conference on Data Mining. IEEE, 2017.
- [10] Long M, Wang J, Ding G, et al. Transfer feature learning with joint distribution adaptation[C]. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2013.
- [11] Wang J, Chen Y, Feng W, et al. Transfer learning with dynamic distribution adaptation[J]. 2019, arXiv: 1909.08531.
- [12] Ledig C, Theis L, Huszár F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017.
- [13] Ganin Y, Lempitsky V. Unsupervised domain adaptation by backpropagation[J]. 2015, arXiv:1409.7495v2.
- [14] Schölkopf B, Platt J, Hofmann T. Analysis of representations for domain adaptation[C]. Proceedings of Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2006.
- [15] Wang J D, Feng W J, Chen Y Q, et al. Visual domain adaptation with manifold embedded distribution alignment[C]. 2018 ACM International Conference on Multimedia (ACM MM), 2018: 402-410.
- [16] Sorensen H, Jones D, Heideman M, et al. Real-valued fast Fourier transform algorithms[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 1987, 35(6): 849-863.
- [17] Maaten L, Hinton G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2018, 9: 2579-2605.

A deep convolutional dynamic adversarial transfer network for spindle bearing fault diagnosis

LI Ji-pu, HUANG Ru-yi, CHEN Zhu-yun, LIAO Yi-xiao, XIA Jing-yan, LI Wei-hua

(School of Mechanical & Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: Transfer learning based intelligent fault diagnosis method has become an important research direction in the field of mechanical equipment fault diagnosis. However, most of the existing fault diagnosis models cannot reasonably calculate the importance of marginal and conditional distributions in the process of transfer learning, and different data distribution will lead to different diagnostic results. To solve such problem, a deep convolution dynamic adversarial transfer network is proposed for intelligent fault diagnosis of spindle bearing. One-dimension convolutional neural network is used to extract transferable features. A dynamic adversarial learning strategy is introduced into the proposed method. The importance of marginal and conditional distributions in transfer learning is calculated according to the similarity of data distributions, which effectively improves the diagnostic accuracy. The effectiveness of the proposed method is verified in spindle bearing fault diagnosis of industrial machine tools. The experimental results show that the proposed method can powerfully explore fault features and realize knowledge transfer between different working conditions, which has important significance for the practical application industry.

Key words: intelligent diagnosis; bearing; deep learning; transfer learning; dynamic adversarial

作者简介: 李霁蒲(1994—),男,博士研究生。E-mail:JPLee1994@outlook.com。

通讯作者: 李巍华(1973—),男,博士,教授。E-mail:whlee@scut.edu.cn。