

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107721

自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断*

陈仁祥¹, 朱玉清¹, 胡小林², 赵树恩¹, 张 晓¹

(1. 重庆交通大学 交通工程应用机器人重庆市工程实验室 重庆 400074;

2. 重庆工业大数据创新中心有限公司 重庆 400056)

摘要:针对不同工况下存在两域分布差异复杂的问题,提出自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断方法。首先,训练基分类器为目标域预测伪标签,利用联合分布适配对齐两域分布,以减小分布差异;其次,通过流形正则化对目标域数据进一步利用,挖掘数据的潜在分布几何结构,学习目标域数据分布信息;最后,利用在结构风险最小化框架下建立的分类器结合上述两步学习策略,迭代更新伪标签获得最优系数矩阵完成不同工况下滚动轴承故障诊断。在两组滚动轴承数据集上进行实验验证,实验结果显示所提方法识别准确率分别达到了96.38%,94.18%。证明该方法能够有效应对多种工况导致的复杂分布差异,同时具有较好的有效性和可行性。

关键词:滚动轴承;不同工况;自适应流形正则化;迁移学习;故障诊断

中图分类号: TH165+.3 TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Fault diagnosis of rolling bearing under different working conditions using adaptation regularization based transfer learning

Chen Renxiang¹, Zhu Yuqing¹, Hu Xiaolin², Zhao Shuen¹, Zhang Xiao¹

(1. Chongqing Engineering Laboratory for Transportation Engineering Application Robot, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 2. Chongqing Innovation Center of Industrial Big-Data Co., Ltd., Chongqing 400056, China)

Abstract: Aiming at the complex distribution difference caused by two domains under different working conditions, an adaptation regularization based transfer learning method for rolling bearing fault diagnosis under different working conditions is proposed. Firstly, the training base classifier predicts the pseudo label for the target domain, and the joint distribution is used to align two domain distributions to reduce the distribution difference. Secondly, the target domain data are further utilized through the manifold regularization to mine the potential distribution geometry of the data and learn the target domain data distribution information. Finally, the classifier is established under the framework of structural risk minimization combined with the above two-step learning principle. The optimal coefficient matrix is obtained by iteratively updating pseudo labels to complete the fault diagnosis of rolling bearing under different working conditions. The experimental validation is implemented on two rolling bearing datasets. Results show that the identification accuracy values of the proposed method are 96.38% and 94.18%, respectively. It shows that the method can effectively deal with the complex distribution differences caused by multiple working conditions, and has good effectiveness and feasibility.

Keywords: rolling bearing; different working conditions; adaptation manifold regularization; transfer learning; fault diagnosis

0 引 言

滚动轴承作为旋转机械的关键零部件,在实际运行

过程中如出现故障,轻则损坏设备重则造成安全事故和人员伤亡。由于机械装备往往在不同工况(如:不同负载、转速)条件下工作,不同工况下滚动轴承故障诊断在工程应用中具有重要意义^[1-2]。

收稿日期:2021-04-06 Received Date: 2021-04-06

* 基金项目:国家自然科学基金(51975079)、国家重点研发项目(2018YFB1306601)、内燃机可靠性国家重点实验室开放基金(SKLER-201912)、重庆市研究生导师团队项目(JDDSTD2018006)、重庆市北碚区科学技术局技术创新与应用示范项目(2020-6)资助。

近年来,迁移学习作为一种跨领域、跨任务的学习方法,能够复用旧数据解决不同场景下的新问题^[3],已在不同工况故障诊断方面得到广泛应用。沈飞等^[4]提出基于自相关矩阵奇异值分解的迁移学习方法进行不同工况下的电机轴承故障诊断;段礼祥等^[5]利用迁移成分分析(transfer component analysis, TCA)对不同工况下的齿轮箱故障进行故障诊断。康守强等^[6]引入半监督迁移成分分析方法对不同工况下滚动轴承的振动特征进行迁移以进行滚动轴承故障诊断。上述方法虽然取得了较好效果,但当两域数据分布差异较大时,仅适配边缘分布无法获得较好的适配效果^[7]。

为此,学者同时适配边缘概率分布与条件概率分布进行故障诊断。如:Qian 等^[8]将联合分布自适应(joint distribution adaptation, JDA)应用于不同工况下旋转机械故障诊断。Dong 等^[9]利用统计分布和几何空间联合调整(joint geometrical and statistical alignment, JGSA),适配两域分布,并考虑了样本的类内距和类间距,实现了变工况下的滚动轴承故障诊断。这些方法通过匹配两域间的边缘分布和条件分布以解决不同工况下的诊断问题。然而,在实际工程中,滚动轴承的运行工况复杂多变会出现训练数据与测试数据出现多种工况,使得特征分布更为复杂,仅进行分布适配无法有效应对多种工况产生的复杂分布差异^[10]。

由于数据中的流形结构蕴含潜在的判别信息,在适配两域分布的同时对复杂数据分布流形结构进行挖掘成为应对不同工况下复杂分布差异的关键。流形正则化能够通过无标记数据挖掘样本点间的流形几何结构,考虑数据点间的几何结构和数据潜在的判别信息^[11]。自适应正则化迁移学习(adaptation regularization based transfer learning, ARTL)将联合分布适配和流形正则化嵌入结构风险最小化框架中^[12],可构建鲁棒性强的自适应模型,可有效挖掘复杂数据分布流形,为多工况复杂分布差异下故障诊断提供了一种新的思路。

基于此,提出自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断方法。首先,利用联合分布适配对齐两域分布,以减小两域分布差异;其次,通过流形正则化对目标域数据进一步利用,挖掘数据分布几何结构,学习目标域数据分布信息;最后,在结构风险最小化(structural risk minimization, SRM)框架下结合上述两步学习策略,迭代更新伪标签构建最终分类器,获得最终诊断结果。通过两组滚动轴承数据集诊断实验,证明了所提方法的有效性和可行性。

1 自适应正则化迁移学习的原理

给定标记源域 $D_s = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)\}$, 未标记目标域 $D_t = \{\mathbf{x}_{n+1}, \dots, \mathbf{x}_{n+m}\}$ 。假定源域与目标域的特征空间相同 $\mathbf{x}_s = \mathbf{x}_t$, 且类别空间也相同 $\mathbf{y}_s = \mathbf{y}_t$, 当它们的边缘概率分布不同 $P_s(\mathbf{x}_s) \neq P_t(\mathbf{x}_t)$, 条件概率分布也不相同 $Q_s(y_s | \mathbf{x}_s) \neq Q_t(y_t | \mathbf{x}_t)$ 时, 学习一个预测函数(即分类器) $f = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x})$, \mathbf{w} 是模型参数, ϕ 是将原始特征向量投影到再生希尔伯特空间 \mathcal{H} 的特征映射函数。自适应正则化迁移学习的框架为:

$$f = \arg \min_{f \in \mathcal{H}_K} \sum_{i=1}^n \ell(f(\mathbf{x}_i), y_i) + \sigma \|f\|_K^2 + \lambda D_{f,K}(J_s, J_t) + \gamma M_{f,K}(P_s, P_t) \quad (1)$$

其中, K 是与 ϕ 对应的核函数, 满足核技巧的内积关系 $\langle \phi(\mathbf{x}_i), \phi(\mathbf{x}_j) \rangle = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$; σ 是模型正则项参数; λ 是联合适配正则化项参数; γ 是流形正则化项参数, 第一项表示结构风险最小化项, 第二项表示联合适配正则化项, 第三项表示流形正则化项。

1.1 结构风险最小化

首先在标记的源域 D_s 上归纳一个标准分类器 f , 作为迁移到目标域 D_t 的基础版本, 利用结构风险最小化原则, 使用源域数据构造框架第一项:

$$\arg \min_{f \in \mathcal{H}_K} \sum_{i=1}^n \ell(f(\mathbf{x}_i), y_i) + \sigma \|f\|_K^2 \quad (2)$$

其中, \mathcal{H}_K 为假设空间, $\|f\|_K^2$ 是函数 f 范数, σ 为模型正则项参数, $\ell(\cdot)$ 为用来度量 f 对训练样本拟合精度的损失函数。

1.2 联合分布适配

由式(2)推断的标准分类器 f 可能不能很好地推广到目标域 D_t , 为使预测分类器 f 对目标域具有自适应能力, 采用联合分布适配, 最小化两域的边缘分布和条件分布的分布距离。

1) 边缘分布适应

采用最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)来度量不同概率分布的适配程度, 它定义为源域和目标域在无穷维核空间中的均值距离:

$$MMD_{\mathcal{H}}^2(D_s, D_t) = \left\| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(\mathbf{x}_i) - \frac{1}{m} \sum_{j=n+1}^{n+m} \phi(\mathbf{x}_j) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \quad (3)$$

其中, $\phi: \mathbf{x} \mapsto \mathcal{H}$ 为特征映射。为了使 MMD 对分类器 f 进行适当的正则化, 引入投影距离, 即对非线性映射 ϕ 进行投影 $\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x})$, 采用映射的 MMD, 其计算结果为:

$$D_{f,K}(P_s, P_t) = \left\| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(\mathbf{x}_i) - \frac{1}{m} \sum_{j=n+1}^{n+m} f(\mathbf{x}_j) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \quad (4)$$

其中 $f = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x})$, K 是与 ϕ 对应的核函数 $\langle \phi(\mathbf{x}_i), \phi(\mathbf{x}_j) \rangle = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 。

2) 条件分布适配

由于目标领域没有标注数据,即使通过矩匹配来进行条件分布适配也是一个比较困难的任务。因此利用在源域数据上训练的基分类器为目标域预测伪标签。基于此可以同时使用真实标签和伪标签来计算每个类别 $c \in \{1, \dots, C\}$ 映射的 MMD, 并使类条件概率分布 $Q_s(\mathbf{x}_s | y_s), Q_t(\mathbf{x}_t | y_t)$ 的类内质心在 \mathcal{H} 内接近:

$$D_{f,K}^{(c)}(Q_s, Q_t) = \left\| \frac{1}{n^{(c)}} \sum_{\mathbf{x}_i \in D_s^{(c)}} f(\mathbf{x}_i) - \frac{1}{m^{(c)}} \sum_{\mathbf{x}_j \in D_t^{(c)}} f(\mathbf{x}_j) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \quad (5)$$

$D_s^{(c)} = \{\mathbf{x}_i; \mathbf{x}_i \in D_s \wedge \mathbf{y}(\mathbf{x}_i) = c\}$ 是一组在源域数据中属于类别 c 的样例集, $\mathbf{y}(\mathbf{x}_i)$ 是 \mathbf{x}_i 的真实标签, $n^{(c)} = |D_s^{(c)}|$ 。 $D_t^{(c)} = \{\mathbf{x}_j; \mathbf{x}_j \in D_t \wedge \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_j) = c\}$ 在目标域数据中属于类别 c 的样例集, $\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_j)$ 是 \mathbf{x}_j 的伪标签, $m^{(c)} = |D_t^{(c)}|$ 。

式(4)、(5)合并,可得到联合分布适配正则项:

$$D_{f,K}(J_s, J_t) = D_{f,K}(P_s, P_t) + \sum_{c=1}^C D_{f,K}^{(c)}(Q_s, Q_t) \quad (6)$$

由于 $f = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x})$, 上述正则项直接作用于分类模型的参数向量 \mathbf{w} , 能够控制分类模型在领域间适配程度, 这对迁移学习模型的效能具有决定性的作用。

1.3 流形正则化

为更好地拟合未标记数据需进一步挖掘边缘分布 P_s, P_t 隐藏的流形信息^[11]。根据流形假设, P_x 的内在几何流形上两个点 $\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t \in \mathcal{X}$ 是相似的, 则条件分布 $Q_s(y_s | \mathbf{x}_s), Q_t(y_t | \mathbf{x}_t)$ 也相似的。在这个假设下未标记数据的加入能够使得数据空间变得更加稠密, 有助于更加准确地刻画局部区域特性。在流形平滑条件下, 流形正则化(manifold regularization, MR)可形式化为:

$$M_{f,K}(P_s, P_t) = \sum_{i,j=1}^{n+m} (f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_j))^2 \mathbf{W}_{ij} = \sum_{i,j=1}^{n+m} f(\mathbf{x}_i) \mathbf{L}_{ij} f(\mathbf{x}_j) \quad (7)$$

其中, \mathbf{W} 是图邻接矩阵, \mathbf{L} 为归一化图拉普拉斯矩阵, \mathbf{W} 的计算式如下:

$$\mathbf{W}_{ij} = \begin{cases} \cos(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), & \mathbf{x}_i \in N_p(\mathbf{x}_j) \vee \mathbf{x}_j \in N_p(\mathbf{x}_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中, $N_p(\mathbf{x}_i)$ 是样例 \mathbf{x}_i 的 p 近邻组成的集合。

\mathbf{L} 的计算式为:

$$\mathbf{L} = \mathbf{I} - \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{W} \mathbf{D}^{-1/2} \quad (9)$$

其中 \mathbf{D} 为对角矩阵, 每一项 $D_{ii} = \sum_{j=1}^n \mathbf{W}_{ij}$ 。

通过式(2)与式(7)的正则化, 能够利用边缘分布, 提高模型 f 判别结构与目标领域流形结构的一致性, 本质上匹配域之间的判别超平面。

1.4 监督学习算法

由于核映射 $\phi = \mathbf{x} \mapsto \mathcal{H}$ 可能为无穷维, 为高效求解(1), 利用表示定理重新对 ARTL 进行形式化。通过表示定理分类器的最优解有如下展开形式:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n+m} \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}), \mathbf{w} = \sum_{i=1}^{n+m} \alpha_i \phi(\mathbf{x}_i) \quad (10)$$

其中, K 是与 ϕ 对应的核函数, α_i 是分类模型参数。

将式(10)带入式(6)中得联合适配正则化项计算式:

$$D_{f,K}(J_s, J_t) = \text{tr}(\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \mathbf{M}_0 \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}) + \sum_{c=1}^C \text{tr}(\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \mathbf{M}_c \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}) = \text{tr}(\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \mathbf{M} \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}), \mathbf{M} = \sum_{c=0}^C \mathbf{M}_c \quad (11)$$

其中, $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{(n+m) \times (n+m)}$ 为输入数据核矩阵, $K_{ij} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 。 $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_{n+m})$ 为分类模型参数向量, 适配各个类别 c 的 MMD 指示矩阵 \mathbf{M}_c 为:

$$(\mathbf{M}_c)_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n^{(c)} n^{(c)}}, & \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in D_s^{(c)} \\ \frac{1}{m^{(c)} m^{(c)}}, & \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in D_t^{(c)} \\ -\frac{1}{n^{(c)} m^{(c)}}, & \begin{cases} \mathbf{x}_i \in D_s^{(c)}, \mathbf{x}_j \in D_t^{(c)} \\ \mathbf{x}_j \in D_s^{(c)}, \mathbf{x}_i \in D_t^{(c)} \end{cases} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中, 由式(5)定义 $n^{(c)}, m^{(c)}, D_s^{(c)}, D_t^{(c)}, c \in \{1, \dots, C\}$, 当代入 $n^{(0)} = n, m^{(0)} = m, D_s^{(0)} = D_s, D_t^{(0)} = D_t$ 可用上式计算出 \mathbf{M}_0 。

将表示定理式(10)带入式(7), 可得:

$$M_{f,K}(P_s, P_t) = \text{tr}(\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \mathbf{L} \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}) \quad (13)$$

同时在结构风险最小化中损失函数选用二次损失函数 $\ell(f(\mathbf{x}_i), y_i) = (y_i - f(\mathbf{x}_i))^2$, 结构风险函数可形式化如下:

$$\sum_{i=1}^n \ell(f(\mathbf{x}_i), y_i) + \sigma \|f\|_K^2 = \sum_{i=1}^{n+m} E_{ii} (y_i - f(\mathbf{x}_i))^2 + \sigma \|f\|_K^2 \quad (14)$$

其中, \mathbf{E} 为标注指示矩阵, 如果 $\mathbf{x}_i \in D_s$, 则每个元素 $E_{ii} = 1$, 否则 $E_{ii} = 0$ 。将式(10)带入式(14)中得:

$$\sum_{i=1}^n \ell(f(\mathbf{x}_i), y_i) + \sigma \|f\|_K^2 = \|(\mathbf{Y} - \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K}) \mathbf{E}\|_F^2 + \sigma \text{tr}(\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}) \quad (15)$$

其中, $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_{n+m}]$ 为标签矩阵, 使用标注指示矩阵 \mathbf{E} 将目标领域标注信息清零, 将式(15)、(11)、(13)代入到式(1)中, 得适配正则化线性回归模型, 优化问题如下:

$$\alpha = \arg \min_{\alpha \in \mathbb{R}^{n+m}} \| (Y - \alpha^T K) E \|_F^2 +$$

$$\text{tr}(\sigma \alpha^T K \alpha + \alpha^T K (\lambda M + \gamma L) K \alpha) \quad (16)$$

设置上述目标函数相对于参数向量 w 的导数为 0 可得模型参数:

$$\alpha = ((E + \lambda M + \gamma L) K + \sigma I)^{-1} E Y^T \quad (17)$$

从而得到整个分类器系数矩阵,完成分类任务。

2 自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断方法流程

所提方法对不同工况滚动轴承的故障诊断具体步骤如下:

1) 获取故障振动信号频谱信息,构建训练样本 D_s , 测试样本 D_t 输入迁移学习网络;

2) 设置结构风险最小化框架初始参数:正则化参数 σ, λ, γ , 设置图近邻数 p , 迭代次数 T ;

3) 利用在 D_s 训练的基分类器,为 D_t 预测伪标签;

4) 通过式(11)、(12)计算 M , 进行联合分布适配减小两域分布差异;式(9)计算 L , 进行流形正则化,挖掘数据分布几何结构,学习数据分布信息;

5) 选择核函数 $K(x_i, x_j)$, 并计算核矩阵 K 为 $K_{ij} = K(x_i, x_j)$;

6) 迭代更新目标域伪标签,通过式(17)计算 α , 利用式(10)得到最终分类器,完成滚动轴承故障诊断。

3 轴承实验与分析

3.1 实验数据

轴承故障试验台主要由电机、联轴器、滚动轴承、振动传感器等组成,采集滚动轴承故障数据,如图 1 所示,在轴承座上放置振动传感器,将其用磁座固定。

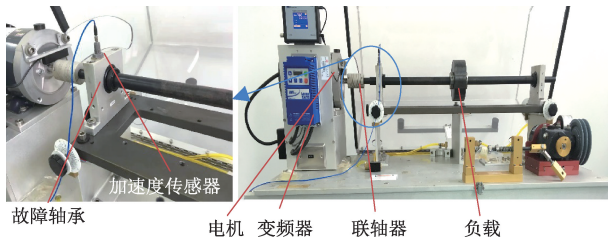


图 1 轴承故障试验台

Fig. 1 Bearing fault test rig

采用 er-16k 型深沟球轴承,节径 1.516 英寸,包含 9 个滚动物,接触角 9.08° 。采集时运行转速分别为 1) A 工况 700 r/min; 2) B 工况 900 r/min; 3) C 工况 1 100 r/min; 加载负荷均为 5 kg。共采集得到 1 种正常状态、3 种故障状态数据,将各状态的振动信号以 1 024 为分析点数依次截取数据样本。

3.2 实验结果分析

为分析所提方法在不同工况下滚动轴承故障诊断中的有效性,设置单域迁移(即训练集和测试集均只有单一工况,且工况不同),训练样本集每类 200 个样本共 800 样本,测试集每类 100 个样本共 400 样本;同时设置多域迁移(即训练集或测试集有多种工况),验证当源域数据和目标域数据由于工况多样产生复杂分布时所提方法的有效性。除 AB、BC 训练集 800 个样本外,训练样本集每类 100 个共 400 样本。除 ABC 测试集 1 200 个样本外,测试样本每类 200 个共 800 样本。图 2 为单域、多域特征可视化图,图中 N 为正常轴承、O 为外圈故障、I 为内圈故障、R 为滚动物故障。对比图 2(a)、(b)可以看出工况的多样会导致特征分布更为复杂。

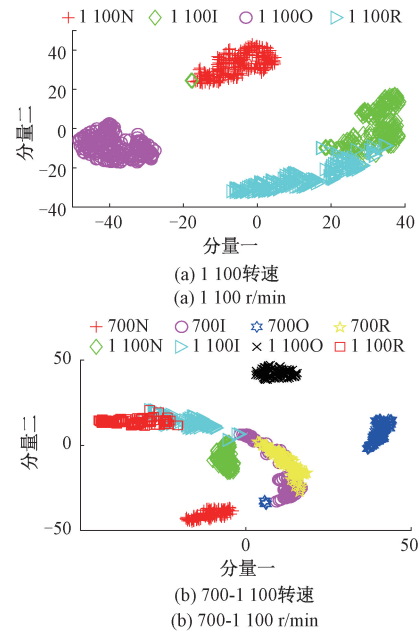


图 2 单域、多域特征可视化效果图

Fig. 2 The feature visualization effect diagram of single and multi-domain

基于实验,将网络结构参数设置为图近邻数 $p = 8$, 迭代次数 $T = 30$ 核函数为径向基函数 rbf, 正则化参数 $\sigma = 0.2, \lambda = 0.01, \gamma = 25$, 构建伪标签的基分类器采用 KNN。将 3 种工况数据交叉验证。为验证所提方法的优势及有效性,对比自适应迁移学习(adaptation based transfer learning, ATL)、TCA、JDA、JGSA、DBN^[13]、BDA^[14]。对比结果见表 1、2,所提方法在不同工况下的滚动轴承故障诊断单域迁移平均准确率达到 94.70%, 最高识别准确率 100%, 同时在两域分布差异复杂的多域实验中能达到 96.38%, 平均精度更高,稳定性更好,能更好的适配单域/多域数据。

根据表 1,所提方法在同工况时诊断效果均较好,差

别不大。结合表 2, DBN 在同工况时诊断结果较好,但面对不同工况时精度骤减,这从侧面验证了对不同工况数据进行两域分布适配的必要性。其中仅进行边缘分布适配的 TCA 识别效果明显低于进行联合分布适配的 JDA、BDA、JGSA。JGSA 在联合分布适配的基础上,提出类内距和类间距标准进行特征筛选,因而在单域迁移中能达到较好诊断结果。但在多域迁移时,所提方法比 JGSA 诊断精度高 6.89%,这是因为所提方法在进行联合适配的同时利用流形正则化挖掘两域数据分布几何结构,能

够从分布复杂的数据分布中学习结构信息。BDA 利用动态分布适应因子 μ 适配两域分布,但 μ 需要人为设置会存在人工经验的干扰,且未对目标域数据进一步探究,学习数据结构中蕴含的潜在判别信息,使得在单域迁移中诊断结果与所提方法相差不大的 BDA,在多域迁移中诊断精度比所提方法低 5.54%。对比所提方法与 ATL 可知,不论是单/多域迁移,所提方法均优于 ATL,这验证了利用流形正则化挖掘数据分布几何结构,获取数据分布信息的重要性。

表 1 单域不同算法对比结果

Table 1 Comparison results of different algorithms in single domain

%

方法	A→B	B→A	B→C	C→B	A→C	C→A	平均值 1	A→A	B→B	C→C	平均值 2
本文方法	92.25	90.50	99.75	93.75	100.00	92.00	94.70	100.00	99.50	100.00	99.83
ATL	89.50	89.00	94.75	90.00	91.76	88.75	90.62	100.00	100.00	100.00	100.00
DBN	71.00	74.00	84.75	87.50	69.50	71.50	76.37	67.50	90.25	98.25	85.33
TCA	76.50	68.00	91.75	85.00	85.25	72.50	79.83	82.50	83.00	96.50	87.25
JDA	91.00	88.00	93.25	92.25	99.50	87.75	91.95	100.00	99.25	100.00	99.75
BDA	94.00	81.50	96.50	91.25	99.75	90.00	92.17	100.00	99.00	99.75	99.58
JGSA	92.25	85.50	93.00	89.50	99.50	91.25	91.83	100.00	99.75	100.00	99.91

表 2 多域不同算法对比结果

Table 2 Comparison results of different algorithms in multiple domains

%

方法	A→BC	B→AC	C→AB	AB→BC	BC→AC	A→ABC	B→ABC	C→ABC	平均值
本文方法	98.88	95.13	91.50	99.88	95.25	99.17	96.67	94.58	96.38
ATL	92.50	92.00	89.38	100.00	96.00	94.50	94.67	92.75	93.97
DBN	48.88	53.00	50.37	49.62	37.63	51.33	52.58	49.75	49.14
TCA	77.63	72.38	80.25	92.13	81.38	87.00	82.42	84.92	82.26
JDA	89.00	80.13	87.38	97.62	88.25	89.75	88.92	90.67	88.96
BDA	96.00	85.88	86.38	96.25	86.88	92.67	92.17	90.50	90.84
JGSA	87.75	85.62	85.50	97.00	95.63	93.58	90.08	80.83	89.49

将上述识别效果较好的方法(JGSA、JDA、BDA、ATL)细化对比,图 3 给出了对比的概率密度图和特征可视化效果图,图 3 中 N 为正常轴承、O 为外圈故障、I 为内圈故障、R 为滚动体故障、T 为测试数据集,同时计算源域和目标域之间的最大均值之差(MMD)以分析两个领域间的分布差异(MMD 值越小,说明两域数据分布差异越小)。其中可视化效果图采用 t 分布随机邻接嵌入(t-SNE)实现。从 B→ABC 概率密度图可知,经过分布适配后的方法均能拉近两域概率密度分布,但所提方法效果优于其他对比方法。因为所提方法进行两域适配的同

时在 SRM 框架下进行流形正则化,使得所得特征更利于分类器规划识别。对比特征可视化效果图,经 BDA 适配后,故障类别较图 3(a)、(b)、(c)更分开,但仍然有较大重叠,所以依靠人工经验设置 μ 值要进行多次交叉验证,其结果并不可靠。对比图 3(e)、(f),ATL 虽然正常状态和滚动体故障之间区分明显,且测试样本重合,但内圈故障和滚动体故障没有很好的分隔,这验证了在面对复杂分布差异时,进行数据分布结构挖掘对于故障诊断的必要性。

同时为验证挖掘目标域数据对数据分布结构进行挖

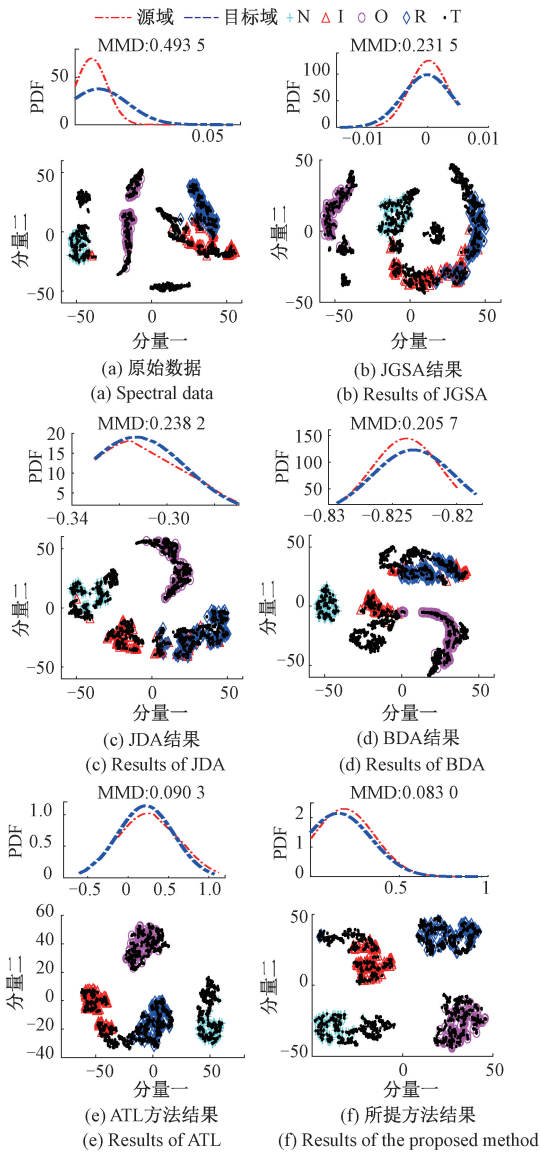


图3 B→ABC 概率密度和特征可视化效果图
Fig. 3 The probability density diagram and feature visualization effect diagram

掘的重要性,构建样本数较少的训练集 A 每类 5~50 个(每次以 5 个递增),测试集 ABC 每类 300 个样本共 1 200 样本。将所提方法与 ATL、TCA、JGSA、JDA、BDA 进行对比,结果如图 4 所示。所提方法在每类样本仅为 5 个时就能达到 97.25%,且当样本数量每类为 10 个时达到 98.33%并趋于稳定,效果明显优于其他算法。这是因为流形正则化引入目标域数据,让空间样本点分布更加密集,更利于精准的刻画局部空间的特性从而提高模型的拟合效果^[15],因而所提方法在样本较少且源域与目标域由于工况多样导致分布差异复杂时仍能够优于其他对比算法。

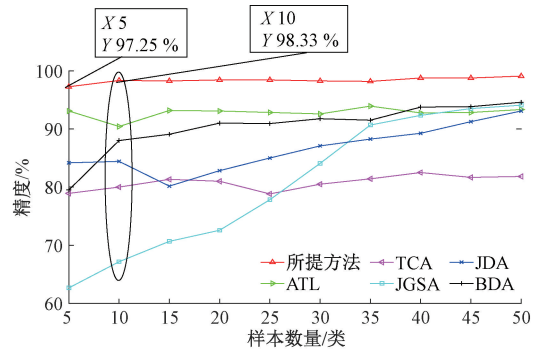


图4 不同方法的准确率对比
Fig. 4 Accuracy comparison of different methods

4 泛化性能实验

为验证本文方法的泛化性能,设计了不同工况下的滚动轴承寿命阶段样本进行验证。除考虑转速之外,将负载纳入实验范围。实验采用 C36018 型角接触球轴承,节径 15 mm,包含 7 个滚动体,接触角 15°。在相同转速、不同负载下运行相同圈数,分别以 T1、T2 和 T3 表示,如表 3 所示。在运行圈数和转速相同的条件下,当负载越大,寿命损耗越多,因此 3 种不同负载对应 3 种不同的寿命阶段,实际寿命损耗为 T1<T2<T3。

表3 寿命状态数据信息

Table 3 Data information of three different life stages

寿命阶段	工作状态(负载)/kg	运行圈数
T1	4	1.44×10^7
T2	5	1.44×10^7
T3	6	1.44×10^7

4.1 实验数据构建

采集时运行转速分别为 1) D 工况 1 000 r/min; 2) E 工况 1 500 r/min; 3) F 工况 2 000 r/min,采样频率均为 25.6 kHz,采样长度均为 102 400,共 3 种不同工况寿命阶段数据,对每种工况下各寿命阶段数据以 1 024 为分析点数截取样本。设置多域迁移方案,训练样本集每类 50 个共 150 样本,除 DE、DF、EF 训练集 300 样本外;测试样本每类 200 个共 600 样本,除 DEF 测试集 900 个样本外。

4.2 滚动轴承寿命阶段识别结果与分析

图 5 和表 4 分别为本文方法和对比算法的寿命阶段识别迭代结果、DF→DEF 的概率密度及 t-SNE 图及最大均值之差。图 5 中 T1 为 4 kg 负载、T2 为 5 kg 负载、T3 为 6 kg 负载、T 为测试数据集。由结果可知,所提方法识别滚动轴承的寿命阶段平均诊断率达到 94.18%。BDA 虽然能自适应地调整适配过程中边缘分布和条件概率分布的重要性,但无法定量估计 μ 值,同时未能利用目标域

数据,对数据分布结构进行挖掘,导致 BDA 较所提方法低 8.05%。面对复杂分布数据时未能学习数据中蕴含的判别信息使得所提方法的平均诊断精度较 JGSA 高达 19.95%。由表 4 可知,面对分布差异复杂的两域数据

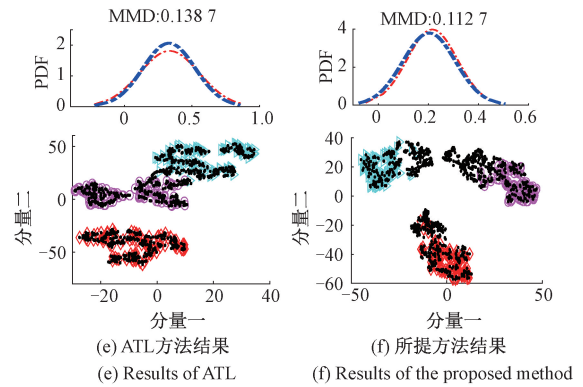
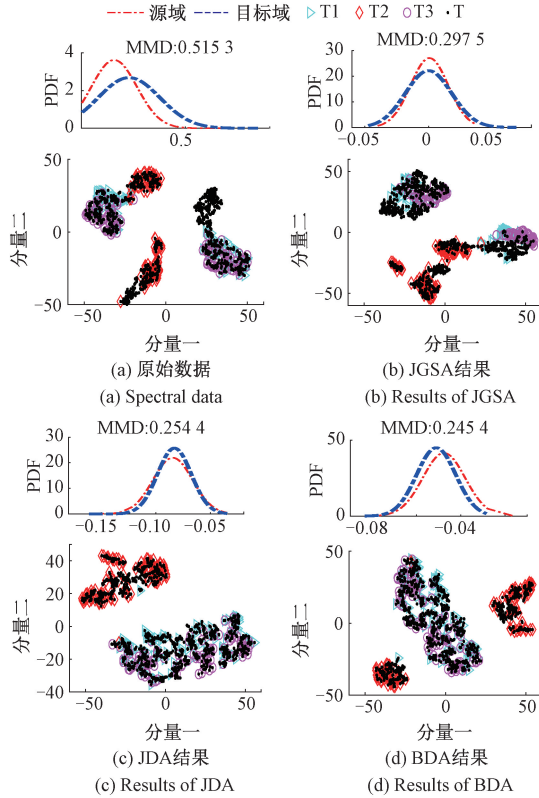


图 5 DF→DEF 概率密度和特征可视化效果图
Fig. 5 The probability density diagram and feature visualization effect diagram DF→DEF

时,所提方法诊断精度均高于与 ATL,同时对对比图 5(e)、(f),在适配的同时进行流形正则化能够减小分布差异并且学习数据分布结构信息,使得所提方法同一类别的特征表现得更聚集,而不同类别的特征更分散。由此实验进一步说明了不同工况时克服分布差异对数据学习造成的干扰和挖掘数据分布几何结构的重要性。所提方法在结构风险最小化框架下,适配两域分布的同时进一步利用目标域数据,挖掘数据几何分布,具有较好干扰能力和泛化性能。

表 4 迁移对比结果

Table 4 Comparison results of transfer learning

%

数据集	D→EF	E→DF	F→DE	DE→DF	DF→EF	DE→DEF	EF→DEF	DF→DEF	平均值
所提方法	96.00	91.33	90.33	94.33	96.17	96.22	93.44	95.67	94.18
ATL	89.33	86.83	87.50	92.67	94.33	94.67	91.78	93.67	91.34
JDA	78.50	78.50	79.50	85.67	89.83	87.89	87.33	88.56	84.47
BDA	84.33	80.50	83.00	87.17	89.50	88.11	87.33	89.11	86.13
JGSA	53.17	62.67	52.33	83.00	82.67	86.33	85.89	87.75	74.23

5 结 论

在本文中运用自适应正则化迁移学习对不同工况下滚动轴承进行故障诊断,利用联合分布对齐两域分布,减小源域和目标域分布差异,增强分类模型在领域间适配程度;利用流形正则化进一步探究目标域数据,挖掘数据分布几何结构,学习数据分布信息,提高模型判别结构与目标域流形结构的一致性。基于此克服了不同工况下复杂分布差异对数据学习造成干扰的问题。该方法主要

优势在于:

- 1) 利用联合分布适应,对齐两域分布,能够减小两域之间的边缘分布和条件分布距离。
- 2) 通过流形正则化对目标域数据进一步探索,挖掘数据分布的内在几何结构,学习数据分布几何结构信息,在面对源域数据和目标域数据存在复杂的分布差异时仍能取得不错的诊断结果;
- 3) 结构风险最小化框架下建立的分类器分类识别能力强,通过实验对比证明了所提方法具有较强的适用性和抗干扰能力。

参考文献

- [1] 熊国良, 胡俊锋, 陈慧, 等. 基于 SK-NLM 包络的滚动轴承故障冲击特征增强[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10):2176-2184.
XIONG G L, HU J F, CHEN H, et al. Rolling bearing fault impact feature enhancement based on spectral kurtosis and non-local means [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10):2176-2184.
- [2] 陈仁祥, 陈思杨, 杨黎霞, 等. 改进 TrAdaBoost 多分类算法的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(15):36-41, 48.
CHEN R X, CHEN S Y, YANG L X, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on improved TrAdaBoost multi-classification algorithm [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(15):36-41, 48.
- [3] 陈超, 沈飞, 严如强. 改进 LSSVM 迁移学习方法的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1):33-40.
CHEN CH, SHEN F, YAN R Q. Enhanced least squares support vector machine-based transfer learning strategy for bearing fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(1):33-40.
- [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 CH, YAN R Q. Application of SVD and transfer learning strategy on motor fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2017, 30(1):118-126.
- [5] 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.
DUAN L X, XIE J Y, WANG K, et al. Gearbox fault diagnosis based on auxiliary monitoring datasets of different working conditions [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(10):104-108.
- [6] 康守强, 胡明武, 王玉静, 等. 基于特征迁移学习的变工况下滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(3):764-772.
KANG SH Q, HU M W, WANG Y J, et al. Fault diagnosis method of a rolling bearing under variable conditions based on feature transfer learning [J]. China Journal of Electrical Engineering, 2019, 39(3):764-772.
- [7] HAN T, LIU C, YANG W G, et al. Deep transfer network with joint distribution adaptation: A new intelligent fault diagnosis framework for industry application[J]. ISA Transactions, 2020, 97:269-281.
- [8] QIAN W W, LI S M, YI P X, et al. A novel transfer learning method for robust fault diagnosis of rotating machines under variable working conditions [J]. Measurement, 2019, 138:514-525.
- [9] DONG SH J, HE K, TANG B. The fault diagnosis method of rolling bearing under variable working conditions based on deep transfer learning[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2020, 42(11):1-13.
- [10] QIAN W W, LI S M, YAO T, et al. Discriminative feature-based adaptive distribution alignment (DFADA) for rotating machine fault diagnosis under variable working conditions [J]. Applied Soft Computing, 2020:1-12.
- [11] BELKIN M, NIYOGI P, SINDHWANI V. Manifold regularization: A geometric framework for learning from labeled and unlabeled examples[J]. Journal of Machine Learning Research, 2006, 7(1):2399-2434.
- [12] LONG M SH, WANG J M, DING G G, et al. Adaptation regularization: A general framework for transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(5):1076-1089.
- [13] HE M, HE D. Deep learning based approach for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3):3057-3065.
- [14] WANG J D, CHEN Y Q, HAO S J, et al. Balanced distribution adaptation for transfer learning [C]. IEEE International Conference on Data Mining 2017 in New Orleans, 2017:129-1134.
- [15] YU J. Manifold regularized stacked denoising autoencoders with feature selection[J]. Neurocomputing, 2019, 358:235-245.

作者简介



陈仁祥, 分别在 2007 年和 2012 年于重庆大学获得学士学位和博士学位, 现为重庆交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能测试技术与信号处理。

E-mail: manlou.yue@126.com

Chen Renxiang received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 2007 and 2012, respectively. He is

currently a professor and a Ph. D. advisor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include intelligent testing technology and signal processing.



朱玉清, 2019 年毕业于华东交通大学理工学院获得学士学位, 现为重庆交通大学硕士研究生, 主要研究方向为机电装备故障诊断。

E-mail: 1120062978@qq.com

Zhu Yuqing graduated from the School of Science and Technology of East China Jiaotong University in 2019 with a B. Sc. degree. She is currently a master student at Chongqing Jiaotong University. Her main research interest is fault diagnosis.



胡小林 (通信作者), 2010 年于重庆大学获得硕士学位, 现为重庆工业大数据创新中心有限公司高级工程师, 主要研究方向为装备故障诊断。

E-mail: huxl0918@163.com

Hu Xiaolin (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Chongqing University in 2010. He is currently a senior engineer at Chongqing Innovation Center of Industrial Big-Data Co., Ltd. His main research interest is fault diagnosis.