文章编号:1671-4598(2024)01-0023-07 DOI:10.16526/j. cnki. 11-4762/tp. 2024. 01. 004

tp. 2024. 01. 004 **中图分类号:**TP273

文献标识码:A

基于卷积注意力特征迁移学习 的滚动轴承故障诊断

邹建

(成都天奥测控技术有限公司,成都 611731)

摘要:针对变工况条件下因源域和目标域样本数据分布差异大造成滚动轴承故障诊断准确率较低的问题,提出一种新的迁移 学习方法——卷积注意力特征迁移学习,并用于变工况条件下的滚动轴承故障诊断;在所提出的卷积注意力特征迁移学习模型 中,将源域和目标域样本经过多头自注意力计算再经过归一化之后,输入到卷积神经网络中得到对应的源域和目标域特征;然后 通过域自适应迁移学习网络将两域特征投影到同一个公共特征空间内;接着,利用由源域有标签样本构建的分类器进行分类;最 后,利用随机梯度下降方法对模型进行训练和参数更新,得到模型的最优参数集后将参数优化后的模型用于滚动轴承待测样本的 故障诊断;滚动轴承故障诊断实例验证了所提出的方法的有效性。

关键词:多头自注意力;卷积神经网络;迁移学习;滚动轴承;故障诊断

Fault Diagnosis for Rolling Bearings Based on Convolutional Attention-based Feature Transfer Learning

ZOU Jian

(Chengdu Spaceon T&C Technology Co., Ltd., Chengdu 611731, China)

Abstract: Aiming at the problem that the accuracy of rolling bearing fault diagnosis is low due to the large difference in the distribution of sample data between the source domain and the target domain under variable working conditions, a new transfer learning method called convolutional attention-based feature transfer learning (CAFTL) is proposed, which applied in the fault diagnosis of rolling bearings under variable working conditions. In the proposed CAFTL model, the source and target domain samples are input to the convolutional neural network after the multi-head self-attentive computation and normalization to obtain the corresponding source and target domain features; Then, the two domain features are projected into the same common feature space by the domain adaptive transfer learning network; And then, the classifier constructed from the source domain labeled samples is used for the classification; Finally, the stochastic gradient descent (SGD) method is used to train and update the parameters of the model, after the optimal parameters of the model are obtained, the optimized model is used for the fault diagnosis of rolling bearing samples to be tested. A fault diagnosis example for rolling bearings verifies the effectiveness of the proposed method.

Keywords: multi-head self-attention; convolutional neural network; transfer learning; rolling bearings; fault diagnosis

0 引言

滚动轴承作为机械装备中被广泛使用的零部件之一, 对其进行故障诊断可以大幅度提高机械装备的工作稳定 性^[1]。滚动轴承通常在变工况条件(如转速不同、受力大 小以及受力方式不同等)下工作,复杂的变工况条件不仅 会造成轴承各类故障(例如:轴承内圈故障,轴承外圈故 障,滚动体故障),同时由于轴承当前工况的类标签很难获 取甚至无法获取,造成滚动轴承故障诊断当前工况(即源 域)可用样本少。此外,不同的工况也会导致历史工况 (即目标域)样本与当前工况样本之间的概率分布存在差 异,包括边缘概率分布和条件概率分布。因此,利用历史 工况下的有标签样本对当前工况的滚动轴承样本进行故障 诊断具有重要意义,但也面临着挑战。 目前滚动轴承故障诊断方法主要分为信号处理法、解 析模型法和数据驱动法三类^[3]。3种方法的共同点在于都需 要提取特征值作为故障识别的基础,而且都依赖于阈值判 断;不同之处在于辨识模型的差异:信号处理法能够快速 实现在线诊断而且利用小波分析可以最大程度的保证故障 诊断准确性,但是需要对研究对象熟悉度高,并且选取故 障特征值较困难而且通用性差。解析模型不需要先验知识 而且有较快的诊断速度,但是对模型的准确性要求较高, 容易因参数偏差、采样误差等外界因素带来模型估计误差, 从而影响诊断结果的准确性。数据驱动法结合人工智能算 法实现故障特征的自动分类与识别,不需要了解系统模型 与工作机理,抗扰性强,对于复杂系统的故障诊断具有明 显优势,但是该类方法相对复杂、依赖大量历史数据并且

收稿日期:2023-06-26; 修回日期:2023-07-25。

作者简介:邹 建(1968-),男,硕士,高级工程师。

引用格式:邹 建.基于卷积注意力特征迁移学习的滚动轴承故障诊断[J].计算机测量与控制,2024,32(1):23-29.

其诊断速度依赖于算法自身的计算复杂度以及计算机的硬 件性能。

由于计算机性能的提升使得诊断速度慢的问题可以得 到有效解决,因此选择利用历史工况数据驱动法来解决变 工况条件下的滚动轴承故障诊断问题已成为研究热点和技 术趋势。文献「4]将通道注意力机制引入多尺度非对称卷 积模块用于提取滚动轴承故障特征,然后将多尺度非对称 卷积模块中的全连接层改进为胶囊全连接层用于对滚动轴 承进行故障分类。文献[5]引入均匀化分布 Chebyshev 混 沌映射和自适应惯性权重到麻雀算法中,提高麻雀算法 (SSA, sparrow search algorithm) 的全局和局部搜索能力, 并将该改进的麻雀算法用于支持向量机(SVM, support vector machine)的参数优化,优化后的支持向量机再用于 对滚动轴承的故障信号进行分类诊断。文献「6]将全局可 微的稀疏模型引入深度神经网络来学习具有数据协同链接 性能的深度网络稀疏去噪 (DNSD, deep network-based sparse denoising)网络的超参数,并利用优化后的该网络对 模拟滚动轴承故障信号数据集进行故障诊断。文献[7]利 用卷积神经网络(CNN, convolutional neural network,)从 时频图像中提取滚动轴承固有故障的特征。最后,将提取 的特征输入到 gcForest 分类器中,以实现对滚动轴承故障 的准确诊断。文献「8]利用变分频域特征提取器提取特 征,然后局部异常因子对离群点进行剔除,最后将特征输 人分类器对滚动轴承进行故障诊断。

然而,以上基于传统机器学习的数据驱动方法都是基 于概率分布一致的假设,并且在提取特征时缺乏对样本特 征本身的深度提取和信息融合,因此在变工况条件下的域 泛化能力^[9]以及诊断精度并不高。迁移学习^[10](Transfer Learning)具有良好的域泛化性能,能适应变工况条件下样 本概率分布不一致的问题;而多头自注意力机制^[11] (Multi-Head Self-Attention Mechanism)能有效考虑到样本 特征提取时的信息融合问题,即它能将深层分类信息融合 进卷积特征提取网络^[12]中,使所提取的特征有更好的分类 性^[13-14]。因此,本文结合迁移学习、多头自注意力机制和 卷积神经网络的各自优势,提出了一种具有更好的域泛化 性能和分类性能的新型迁移学习方法——卷积注意力特征 迁移学习(CAFTL, convolutional attention-based feature transfer learning)用于滚动轴承故障诊断,该方法可提高 变工况条件下的滚动轴承故障诊断准确性。

1 CAFTL 理论模型

CAFTL 主要由卷积多头自注意力特征提取网络和域自 适应迁移学习网络构成。首先,对空间滚动轴承原始振动 加速度信号样本做适应多头自注意力输入形式的编码预处 理,得到对应的注意力分数之后,将注意力分数与源域以 及目标域样本相加,再经过归一化层,归一化层输出的结 果再输入到卷积神经网络中得到对应的源域和目标域特征; 然后通过域自适应迁移学习网络将两域特征投影到同一个 公共特征空间内,接着利用由源域有标签样本构建的分类 器进行分类。最后,利用随机梯度下降法对整个 CAFTL 进 行训练和更新,得到 CAFTL 对目标诊断任务的最优参数, 再利用训练好的 CAFTL 对待测样本进行故障诊断。

1.1 卷积多头自注意力特征提取网络

记滚动轴承源域样本集为 S_p ,目标域样本集为 T_p 。分 别取来自 S_p 的 M 个有类标签样本和来自 T_p 的 L 个无类标 签样本作为特征提取网络的原始输入。假设源域类空间 Y_s 和目标域类空间 Y_i 各存在 K 个类别(即 K 类故障)。单个 源域样本和单个目标域样本分别记为 $x_s^m = (i_1, i_2, \dots, i_n, i_{n+1}, \dots, i_N)(m \in (1, \dots, M)), x_T^l = (u_1, u_2, \dots, u_n, u_{n+1}, \dots, u_N)(l \in (1, \dots, L)),$ 其中 i, u 代表源域和目标域样本中的不 同元素, n 代表不同元素所处序列位置。

首先,将滚动轴承原始振动加速度信号样本按照时间 域 T_{b} 切分成 H 个等长区域,记为 $T' = (T'_{1}, T'_{2}, ..., T'_{n},$..., T'_{H}),同时记切分后的源域和目标域小区域样本分别为 $S = \{S_{h} \mid h \in 1, ..., H\}$ 、 $T = \{T_{h} \mid h \in 1, ..., H\}$,每个 小区域长度均假设为 d。该样本域切分过程可表示为:

 $G(x_{S}^{m} = (i_{1}, i_{2}, \cdots, i_{d}, i_{d+1}, \cdots, i_{2d+1}, \cdots, i_{N-d+1}, \cdots, i_{N})) =$

 $G(x_T^l = (u_1, u_2, \cdots, u_d, u_{d+1}, \cdots, u_{2d+1}, \cdots, u_{N-d+1}, \cdots, u_N)) =$

接着通过矩阵变换,将 x_s^c 和 x_r^c 转换为一个d维的向量 表示,得到矩阵 $X_r \in R^{H \times d}$ 和 $X_s \in R^{H \times d}$ 。通过矩阵行变换随 机生成 $g \in 1, \dots, G$ 组 X_T 和 X_s 的衍生矩阵 W_T^{q} 、 W_T^{k} 、 W_T^{v} 和 $W_{s'}^{q}$ 、 $W_{s'}^{k}$ 、 $W_{s'}^{v}$:

- $$\begin{split} \boldsymbol{W}_{T}^{\boldsymbol{Q}} &\in R^{H \times d} (g \in 1, \cdots, G) \boldsymbol{W}_{S}^{\boldsymbol{Q}} \in R^{H \times d} (g \in 1, \cdots, G) \text{ (3)} \\ \boldsymbol{W}_{T}^{\boldsymbol{K}} &\in R^{H \times d} (g \in 1, \cdots, G) \boldsymbol{W}_{S}^{\boldsymbol{K}} \in R^{H \times d} (g \in 1, \cdots, G) \text{ (4)} \end{split}$$
- $\boldsymbol{W}_{T^{\varepsilon}}^{\boldsymbol{V}} \in R^{\boldsymbol{H} \times \boldsymbol{d}} (g \in 1, \cdots, G) \boldsymbol{W}_{S^{\varepsilon}}^{\boldsymbol{V}} \in R^{\boldsymbol{H} \times \boldsymbol{d}} (g \in 1, \cdots, G) (5)$

然后,计算源域小区域样本 $S_1, S_2, \dots, S_h, \dots, S_H$ 和目 标域小区域样本 $T_1, T_2, \dots, T_h, \dots, T_H$ 的查询向量 $Q_{S^*}^{g_*}$ ($g \in 1, \dots, G$)、 $Q_T^{g_*}$ ($g \in 1, \dots, G$),键向量 $K_{S^*}^{g_*}$ ($g \in 1, \dots, G$)、 $K_T^{g_*}$ ($g \in 1, \dots, G$),值向量 $V_{S^*}^{g_*}$ ($g \in 1, \dots, G$)、 $V_T^{g_*}$ ($g \in 1, \dots, G$)、该过程表达如下:

$$\boldsymbol{Q}_{S^{s}}^{R} = \boldsymbol{W}_{S^{s}}^{Q} \ast S_{h}, \boldsymbol{Q}_{T^{s}}^{R} = \boldsymbol{W}_{T^{s}}^{Q} \ast T_{h}$$

$$\tag{6}$$

$$\boldsymbol{K}_{\boldsymbol{S}^{s}}^{\boldsymbol{R}} = \boldsymbol{K}_{\boldsymbol{S}^{s}}^{\boldsymbol{Q}} * \boldsymbol{S}_{h}, \boldsymbol{K}_{\boldsymbol{T}^{s}}^{\boldsymbol{R}} = \boldsymbol{K}_{\boldsymbol{T}^{s}}^{\boldsymbol{Q}} * \boldsymbol{T}_{h}$$
(7)

 $\boldsymbol{V}_{S^{s}}^{R} = \boldsymbol{V}_{S^{s}}^{Q} * \boldsymbol{S}_{h}, \boldsymbol{V}_{T^{s}}^{R} = \boldsymbol{V}_{T^{s}}^{Q} * \boldsymbol{T}_{h}$ $\tag{8}$

式 (6) 至式 (8) 中, $Q_{S'}^{R}$ 、 $K_{S'}^{R}$ 、 $V_{S'}^{R}$ 和 $Q_{T'}^{R}$ 、 $K_{T'}^{R}$ 、 $V_{T'}^{R}$ 都是d维向量。

然后,利用缩放点积方式计算源域和目标域样本多头 自注意力:

$$Z_{S} = soft \max\left(\frac{W_{S'}^{Q} * S_{h} \times K_{S'}^{Q} * S_{h}}{\sqrt{d}}\right) V_{S'}^{Q} * S_{h} = soft \max\left(\frac{Q_{S'}^{R} \times K_{S'}^{R}}{\sqrt{d}}\right) V_{S'}^{Q}$$
(9)

$$Z_{T} = soft \max\left(\frac{W_{T}^{Q_{T}} * T_{h} \times K_{T}^{Q_{T}} * T_{h}}{\sqrt{d}}\right) V_{T}^{Q} * T_{h} = soft \max\left(\frac{Q_{T}^{R_{r}} \times K_{T}^{R_{r}}}{\sqrt{d}}\right) V_{T}^{R_{r}}$$
(10)

式(9)至式(10)中 \sqrt{a} 是一个缩放因子,主要是为了克服因维数太大而导致内积数值绝对值太大,从而经 soft max函数之后对应梯度趋于 0 的问题。多头自注意力计算示意图如图 1 所示。



图 1 多头注意力计算示意图

得到源域和目标域样本的多头自注意力分数矩阵之后, 将多头自注意力分数矩阵与源域以及目标域矩阵样本 $X_r \in R^{H \times d}$ 、 $X_s \in R^{H \times d}$ 相加,再经过一个归一化层得到中间值 σ_s^{rr} 和 σ_T^{t} :

$$\sigma_{\rm S}^{\rm m} = LayerNorm(X_{\rm S} + Z_{\rm S}) \tag{11}$$

$$\sigma_{T}^{l} = LayerNorm\left(X_{T} + Z_{T}\right) \tag{12}$$

最后,将 σ_s^r 和 σ_t^r 输入卷积神经网络 $F(\cdot)$ 中,假设该 卷积神经网络的初始参数集为 θ ,则分别提取得到源域和目 标域高维特征集 $f_s^r(\theta), f_t^r(\theta)$,该过程表达如下:

$$f_{S}^{m}(\theta) = F(\sigma_{S}^{m}, \theta)$$
(13)

$$f_T^l(\theta) = F(\sigma_T^l, \theta) \tag{14}$$

1.2 域自适应迁移学习网络

提取到高维特征后,通过分布差异度量函数 φ(•) 来构 造如下高维特征迁移损失函数 *l*(θ):

$$l(\theta) = \varphi(f_S^m(\theta), f_T^l(\theta))$$
(15)

于是可以通过优化该特征迁移损失函数来学习域自适 应迁移学习网络的参数集 θ,以实现源域样本高维特征向目 标域样本高维特征的迁移,使得它们之间的概率分布差异 最小化。

接下来,利用由源域有标签的样本构建的分类器对同 分布的目标域待测样本进行分类。首先计算目标域待测样 本的高维特征与源域带类别标签样本特征的相似度,相似 度度量函数为ζ(•,•),并选择相似度最大的源域高维特征 所对应的类标签作为滚动轴承目标域待测样本的预测伪类 标签 k_l(k_l 代表目标域第 l 个样本对应的伪类标签),该过程 表达如下:

$$\hat{y}_T^l = k_l = \operatorname*{argmax}_{V} \zeta(f_S^m(\theta), f_T^l(\theta))$$
(16)

随后,计算该目标域待测样本属于伪类标签 k_i 的概率 如下:

$$p(\hat{y}_T^l = k_l | f_T^l(\theta)) = \frac{exp(\zeta(k_l, f_T^l(\theta)))}{\sum_{k=1}^{\kappa} exp(\zeta(k, f_T^l(\theta)))}$$
(17)

接下来,将所有目标域待测样本属于其对应的伪类标 签概率的负对数之和作为分类损失函数 Φ(θ),该分类损失 函数推导如下:

$$\Phi(\theta) = -\sum_{l}^{L} \log(\hat{y}_{T}^{l} = k_{l} | f_{T}^{l}(\theta))) = -\sum_{l}^{L} \log \frac{exp(\zeta(k_{l}, f_{T}^{l}(\theta)))}{\sum_{k=1}^{K} exp(\zeta(k, f_{T}^{l}(\theta)))}$$
(18)

然后,结合域自适应迁移学习网络的特征迁移损失函数 $l(\theta)$ 以及分类损失函数 $\Phi(\theta)$ 作为 CAHTL 的联合损失函数数 $\Gamma(\theta)$,该联合损失函数表达如下:

$$\Gamma(\theta) = \rho(\theta) + \Phi(\theta) = \rho(f_{s}^{m}(\theta), f_{T}^{l}(\theta)) - \sum_{l}^{L} \log \frac{exp(\zeta(k_{l}, f_{T}^{l}(\theta)))}{\sum_{k=1}^{K} exp(\zeta(k, f_{T}^{l}(\theta)))}$$
(19)

式(19)中, ρ为联合损失函数的平衡约束参数,分别用于 约束域自适应迁移学习网络的局部寻优行为。

使用随机梯度下降法 (SGD) 将 CAFTL 的联合损失函数训练至收敛。假设第 λ 次训练 CAFTL 学习网络的参数初始值集合为 θ₄,则参数更新过程表达如下:

$$\theta_{\lambda+1} = \theta_{\lambda} - \alpha \bigtriangledown_{\theta} \Gamma(\theta_{\lambda}) = \theta_{\lambda} - \alpha \bigtriangledown_{\theta} \left[\rho(\theta) + \Phi(\theta) \right] = \\ \theta_{\lambda} - \alpha \bigtriangledown_{\theta} \left[\rho(f_{S}(\theta), f_{T}(\theta)) - \sum_{l}^{L} \log \frac{exp(\zeta(k_{l}, f_{T}^{l}(\theta)))}{\sum_{k=1}^{K} exp(\zeta(k, f_{T}^{l}(\theta)))} \right]$$

(20)

待 CAFTL 训练完成后,就完成对 CFHTL 网络的参数 微调,此时得到 CAFTL 对该任务的最优参数 θ^* ,也即完成 对 CAFTL 的训练。

最后,再将滚动轴承源域有类标签样本和目标域待测样 本输入训练好的 CAFTL 网络,计算出目标域待测样本的类 标签 y[']₁,以完成滚动轴承故障诊断全过程,该过程表达如下:

 $y_T^l = \operatorname{argmax}_{\zeta}(f_S^m(\theta^*), f_T^l(\theta^*))$ (21)

2 基于 CAFTL 的滚动轴承故障诊断方法

基于 CAFTL 的滚动轴承故障诊断方法的实现过程如图 2 所示,具体说明如下:

1)将滚动轴承源域(即历史工况)带标签样本和目标域(即当前工况)待测样本进行域切分并矩阵变换后,计算各自的多头自注意力分数,然后将多头自注意力分数与 源域、目标域样本相加,再经过层归一化处理,层归一化 处理后得到的计算结果输入到卷积神经网络中得到对应的 源域和目标域样本的高维特征。

2)将源域样本的高维特征和目标域样本的高维特征通 过域自适应迁移学习网络迁移到同一公共特征空间内,并 且构造域自适应迁移学习网络的特征迁移损失函数。通过 优化该特征迁移损失函数以达到将不同分布的样本在公共 特征空间内最大化同分布的目的。



图 2 基于 CAFTL 的滚动轴承故障诊断方法实现过程

3)利用由源域有标签的样本构建的分类器对同分布的 目标域待测样本进行分类,并且构造分类损失函数。

4)结合特征迁移损失函数和分类损失函数来构造 CAFTL的联合损失函数,采用随机梯度下降法将联合损失 函数训练至收敛,完成对 CAFTL 参数的微调,即得到 CAHFL 的最优参数集。

5)将训练好的 CAFTL 用于对目标域待测样本的分类, 完成滚动轴承的故障诊断全过程。

3 实验分析

3.1 实验装置

本文使用的实验数据来自凯斯西储大学电气工程实验 室滚动轴承数据中心。实验使用了驱动端滚动轴承(型号 为SKF6205—2RS)的振动加速度数据作为实验数据源(实 验平台如图3所示)。为了模拟故障情况,实验室通过采用 电火花加工的方式,在轴承的内圈、外圈和滚动体上各加工 了一个小槽,槽的直径为0.3356 mm,深度为0.279 mm。 信号采集仪以12 kHz的采样频率采集了C1、C2和C3 三种 工况下的滚动轴承振动加速度信号。每个样本由连续的 1024个振动加速度数据点组成。在每种工况下,分别获得 了约220个内圈点蚀故障、外圈点蚀故障、滚动体点蚀故 障和正常状态的样本,总共有220×4 个样本。



图 3 凯斯西储大学滚动轴承故障模拟实验平台

表 1 中被标记为工况 C4 的实验数据是来自 Cincinnati 大 学的常规滚动轴承加速寿命试验数据。如图 4 所示,将 4 个 型号为 ZA-2115 双列滚子轴承安装在轴承试验台的旋转轴 上,使用转速为2000 r/min 的电机通过皮带驱动转轴,并通 过弹簧机构在转轴和轴承上施加6000 lbs的径向载荷,采样 频率为20 kHz,每10 min采集一次轴承的振动加速度数据。 对每次采集的加速度数据截取前1024个连续点作为一个样 本,共获得1号双列滚子轴承全寿命期的984个样本。

表1 实验工况表

实验数据来源	工况	转速	功率/径向载荷
Case Western	C1	1 772 r/min	1 hp
Reserve	C2	1 730 r/min	3hp
University	C3	1 750 r/min	2 hp
Cincinnati University	C4	2 000 r/min	6 000 lbs(径向载荷)



图 4 Cincinnati 大学滚动轴承加速寿命退化实验台

为了更真实地模拟工业现场环境,对表1中所有工况 下的全部故障的振动加速度数据加入高斯白噪声,使这些 数据的信噪比为-2 dB。

3.2 基于 CAFTL 的故障诊断方法的参数设置

CAFTL 参数设置如下:特征提取网络中小区域样本切 分个数 H = 32,小区域长度 d = 32;多头自注意力头数为 4 头 (g = 4),每个头的输入向量维度为 8 维;特征映射 函数 $F(\bullet)$ 都采用五层的卷积神经网络,该网络的具体配置 如表 2 所示;域自适应迁移学习网络中的分布差异度量函 数 $\varphi(\bullet)$ 选择最大均值差异 (MMD, Max Mean Discrepancy)^[15],即:

$$\varphi(\bullet) = MMD^2 (f_S^m(\theta), f_T^l(\theta)) =$$

$$\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{\Psi}(f_{S}^{m}(\theta)) - \frac{1}{L}\sum_{l=1}^{L}\boldsymbol{\Psi}(f_{T}^{l}(\theta))\Big|_{H}^{2}$$
(22)

式(22)中, $\Psi(\bullet)$ 表示映射函数,用于把原变量 $f_s^{rs}(\theta)$, $f_T^{\prime}(\theta)$ 映射到再生核希尔伯特空间(RKHS, reproducing kernel hilbert space)^[16];相似度函数 $\zeta(\bullet, \bullet)$ 选择余弦相似 度函数,即:

$$\zeta(\bullet, \bullet) = \cos(a, b) = \frac{a \cdot b}{a \cdot b}$$
(23)

式中,a、b分别表示向量;故障类别数K = 4;平衡约束参数 $\rho = 0.7$; CAFTL 网络参数学习率 $\alpha = 2e^{-4}$ 。基于 CAF-TL 的故障诊断方法的参数设置好后在以下的所有实验中就一直保持不变。

衣= 五层也扒针生的泪泪拘衣					
层名	各层配置				
卷积层1	卷积核尺寸为				
最大池化层1	核尺寸为				
卷积层 2	卷积核尺寸为				
最大池化层 2	核尺寸为				
卷积层 3	卷积核尺寸为				
最大池化层 3	核尺寸为				
卷积层 4	卷积核尺寸为				
最大池化层 4	核尺寸为				
卷积层 5	卷积核尺寸为				
最大池化层 5	核尺寸为				

表 2 五层卷积神经网络结构表

3.3 对比实验一

在本实验中,将工况 C1 下的滚动轴承内圈故障、外圈 故障、滚动体故障以及正常状态样本作为源域(有标签样 本), 工况 C3 下样本作为目标域(无标签样本)用于滚动 轴承故障诊断实验(即:C1→C3)。实验开始之前,在源域 中按照1:3:4:1的比例选取内圈故障样本数为40,外圈 故障样本数为 120,滚动体故障样本数为 160 和正常状态样 本数为40用作源域有类标签训练样本;在目标域按照2:1 :3:3的比例选取内圈故障样本数为60,外圈故障样本数 为30,滚动体故障样本数为90和正常状态样本数为90用 作目标域待测样本。按照第2节所述的基于 CAFTL 的故障 诊断方法的实现流程,将源域和目标域样本输入到设置好 参数的 CAFTL 来对工况 C3 下的滚动轴承进行故障诊断。 实验结束后,将本文所提出的 CAFTL 获得的各故障诊断准 确率和平均诊断准确率与其他4种典型迁移学习方法,即: 中心力矩匹配^[17] (CMD, central moment matching)、域迁 移多核学习^[18] (DTMKL, domain transfer multiple kernel learning)、迁移联合匹配^[19] (TJM, transfer joint matching)和分发匹配嵌入 (DME, distribution matching embedding) 做了比较。其中,使用了 k 折交叉验证方法来优 化 CMD、DTMKL 和 TJM 的参数以确保它们能够获得最 高的滚动轴承故障诊断精度。优化后的参数如下:对于 CMD, 其学习速率为 $\eta = e^{-2}$, 其平衡约束参数为 $\lambda =$ 0.30; 对于 DTMKL, 其正则化参数为 λ = 0.30, 其子空间

维数为 D = 3; 对于 TJM,其正则化参数为 $\lambda = 0.25$,其子 空间维数为 D = 4; 对于 DME,其惩罚因子为 $\lambda = 0.25$ 。为 了降低随机性带来的误差,每种方法取了前 20 次实验结果 的平均值作为最后的实验结果,实验对比结果如表 3 所示。 同时为了直观地验证 CAFTL 迁移和分类的有效性,利用 t - 分 布 随 机 邻 域 嵌 入 (t-SNE, t-distributed stochasticneighbor embedding)算法^[20]将 CAFTL 以及其它 4 种被对比方法提取到的高维特征降维到二维平面,并以散点图的形式呈现在图 5~9 中。

表 3 C1→C3 时 4 种迁移学习方法的故障诊断准确率

	不同状态下的故障诊断精度/%				平均诊
方法	内圈	外圈	滚动体	正常	断正确
	故障	故障	故障	状态	率/%
基于 CAFTL 的方法	96.67	100.00	96.67	100.00	98.34
基于 CMD 的方法	88.33	93.33	93.33	85.45	90.11
基于 DTMKL 的方法	86.67	86.67	88.89	95.91	89.54
基于 TJM 的方法	78.33	90.00	90.00	98.18	89.13
基于 DME 的方法	78.6	89.6	76.7	83.1	82.00



图 5 CAFTL 输出的高维特征经 t-SNE 降维后的散点图



图 6 CMD 输出的高维特征经 t-SNE 降维后的散点图



图 7 DTMKL 输出的高维特征经 t-SNE 降维后的散点图



图 8 TJM 输出的高维特征经 t-SNE 降维后的散点图



图 9 DME 输出的高维特征经 t-SNE 降维后的散点图

由表 3 可知,基于 CAFTTL 的方法在源域和目标域样本所处的工况条件不同并且对两域样本都增加了高斯白噪

声的情况下,依旧保持着良好的分类性能,并且分类精度 始终优于基于 CMD 的故障诊断方法、基于 DTMKL 的故障 诊断方法、基于 TJM 的故障诊断方法以及、基于 DME 的 故障诊断方法。由图 5~9 的对比结果亦可知,所提出的 CAFTL 相比 CMD、DTMKL、TJM 和 DME 这4种迁移学 习方法能使得源域和目标域中相同类别的样本更好地聚合 在一起,且能使两域中不同类别的样本之间也相对更为分 散,因此相比后4种迁移学习方法,CAFTL 的迁移和分类 性能更好,从而基于 CAFTL 的滚动轴承故障诊断方法的诊 断精度也就更高。

3.4 对比实验二

在本实验中,将工况 C1下的滚动轴承内圈故障、外圈 故障、滚动体故障以及正常状态样本作为源域(有标签样 本),工况 C3下样本作为目标域(无标签样本)用于滚动 轴承故障诊断实验(即:C1→C4)。实验开始之前,在源域 中按照4:1:2:3的比例选取内圈故障样本数为160,外 圈故障样本数为40,滚动体故障样本数为80和正常状态样 本数为120用作源域有类标签训练样本;在目标域按照 2:1:4:3的比例选取内圈故障样本数为80,外圈故障样本 数为40,滚动体故障样本数为160和正常状态样本数为120 用作目标域待测样本。按照第2节所述的基于 CAFTL的故 障诊断方法的实现流程,将源域和目标域样本输入到设置好 参数的 CAFTL来对工况 C4下的滚动轴承进行故障诊断。为 了降低随机性带来的误差,每种方法取了前20次实验结果 的平均值作为最后的实验结果,实验对比结果如表4所示。

	不同状态下的故障诊断精度/%				平均诊
方法	内圈	外圈	滚动体	正常	断正确
	故障	故障	故障	状态	率/%
基于 CAFTL 的方法	97.60	98.70	100.00	99.80	99.03
基于 CMD 的方法	89.43	91.63	94.33	88.85	91.06
基于 DTMKL 的方法	87.63	86.67	88.92	86.95	87.54
基于 TJM 的方法	79.33	91.00	89.45	83.32	85.78
基于 DME 的方法	78.86	89.65	84.35	80.15	83.25

表 4 C1→C4 时 4 种迁移学习方法的故障诊断准确率

由表 4 可知,在源域和目标域样本概率分布不一致的 前提下,基于 CAFTL 的方法在源域和目标域样本所处的工 况条件不同并且对两域样本都增加了高斯白噪声的情况下, 依旧保持着良好的分类性能,并且分类精度始终优于基于 CMD 的故障诊断方法、基于 DTMKL 的故障诊断方法、基 于 TJM 的故障诊断方法以及、基于 DME 的故障诊断方法。

3.5 消融实验

实验开始之前,在源域中按照4:1:2:3的比例选取 内圈故障样本数为160,外圈故障样本数为40,滚动体故障 样本数为80和正常状态样本数为120用作源域有类标签训 练样本;在目标域按照2:1:4:3的比例选取内圈故障样 本数为80,外圈故障样本数为40,滚动体故障样本数为 160和正常状态样本数为120用作目标域待测样本。在C1 →C3,C1→C4,C2→C3,C2→C4,4种情况下对多头自 注意力机制经行消融实验,并且取前 30 次实验结果的平均 值作为消融实验结果,结果如表 5 所示。并且,将算法实 时性结果记录在表 6 中。

表 5 消融实验平均识别准确?	率对比
-----------------	-----

	C1→C3	C1→C4	C2→C3	C2→C4
去掉多头自注意力	86.35%	84.63%	87.62%	84.30%
CAFTL	98.34%	99.03%	97.60%	94.63%

表 6 算法实时性

	C1→C3	C1→C4	C2→C3	C2→C4
去掉多头自注意力	0.9 s	0.8 s	0.8 s	0.7 s
CAFTL	1.2 s	1.1 s	1.1 s	1.2 s

由表 6 结果可知, 多头注意力机制会增加算法的计算 复杂度, 从而导致算法的实时性降低。通过表 5 的消融实 验结果可以看出注意力机制对于模型的识别精度有一定的 提升, 这也进一步证明了本文所提方法的有效性。

4 结束语

本文所提出的CAFTL通过优化域自适应迁移学习网络 中的特征迁移损失函数使得源域和目标域样本分布差异最 小化,因此它具有较好的域泛化性能,可以适应更多的变 工况环境。其次,CAFTL融合了多头自注意力机制,而多 头自注意力机制中不同的头可以提取到不同的故障信息, 提取到的故障信息越多,就使CAFTL后续提取到的高维特 征具有更好的分类性。因CAFTL在域泛化性能和分类性能 这两方面的优势,使其在滚动轴承源域和目标域样本概率 分布不一致的情况下,依旧能够保持对目标域待测样本较 高的故障诊断精度,且其对待测样本的故障诊断精度总是 高于典型迁移学习方法所能得到的滚动轴承故障诊断精度。

参考文献:

- [1] 贾萌珊,齐子元,薛德庆,等.基于 CSO-SVM 的轴承健康状态评估研究 [J]. 计算机测量与控制,2022,30 (9):242-248.
- [2] 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.
- [3] 刘 博,李 晨,阎 彦,等. 电机驱动系统故障诊断技术 [J/OL]. 中国电机工程学报: 1-15 [2023-04-13]. http://kns. cnki.net/kcms/detail/11.2107. TM. 20230228.1030.003. html.
- [4] 赵小强,柴靖轩. 改进卷积胶囊网络的滚动轴承故障诊断方法 [J/OL]. 振动工程学报:1-12[2023-05-03].http://kns.cnki. net/kcms/detail/32.1349.TB.20230417.1700.004.html.
- [5] 李昕燃, 靳伍银.基于改进麻雀算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J].振动与冲击,2023,42(6):106-114.
- [6] ZHOU X, ZHOU H, WEN G, et al. A hybrid denoising model using deep learning and sparse representation with application in bearing weak fault diagnosis [J]. Measurement, 2022 (189):

189.

- XU Y, LI Z, WANG S, et al. A hybrid deep-learning model for fault diagnosis of rolling bearings [J]. Measurement, 2021, 169 (6): 108502.
- [8] 邓明洋,李长征,杨 浩.基于频域特征变分自编码器的轴承 故障诊断研究 [J]. 计算机测量与控制,2023,31 (4):70 -75.
- [9] SHUI C, WANG B, GAGNE C. On the benefits of representation regularization in invariance based domain generalization
 [J]. Machine Learning, 2022, 111 (3): 895-915.
- [10] MEI X, LIU Z, ROBSON P M, et al. Radimagenet: An Open Radiologic Deep Learning Research Dataset for Effective Transfer Learning [J]. Radiology: Artificial Intelligence, 2022, 4 (5): 210315.
- [11] LIU W, JIA M, DENG Z, et al. MHSA-EC: An Indoor Localization Algorithm Fusing the Multi-Head Self-Attention Mechanism and Effective CSI [J]. Entropy (Basel, Switzerland), 2022, 24 (5).
- [12] ZHANG J, XING M, SUN G C, et al. Integrating the Reconstructed Scattering Center Feature Maps With Deep CNN Feature Maps for Automatic SAR Target Recognition [J]. IEEE geoscience and remote sensing letters, 2022, 19: 1-5.
- [13] 谢星怡,张正江,闫正兵,等.基于信号特征提取和卷积神
 经网络的轴承故障诊断研究 [J/OL].计算机测量与控制:1
 -11 [2023-07-20].http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4762.
 TP. 20230718.2053.030.html.
- [14] 刘林密,崔伟成,李浩然,等.基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法 [J/OL]. 计算机测量与控制:1-7[2023-07-20]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11.4762. TP. 20230529.1512.006. html.
- [15] TAN L, YIN X, QIAO J, et al. Max mean discrepancy based fault section location method for small-current ground faults in distribution networks [J]. Energy Reports, 2022, 8: 1437 - 1445.
- [16] GHIMIRE S, MASOOMI A, DY J. Reliable estimation of KL divergence using a discriminator in reproducing kernel hilbert space [J]. 2021.
- [17] YAHIA E, PREMNATH K N. Central moment lattice boltzmann method on a rectangular lattice [J]. Physics of Fluids, 2021, 33 (5): 057110.
- [18] RAHIMI A, GONEN M. EFFICIENT Multitask multiple kernel learning with application to cancer research [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021.
- [19] PENG J, SUN W, MA L, et al. Discriminative transfer joint matching for domain adaptation in hyperspectral image classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16 (6): 972-976.
- [20] CHEN P, LI Y, WANG K S, et al. A Novel knowledge transfer network with fluctuating operational condition adaptation for bearing fault pattern recognition [J]. Measurement, 2020, 158: 107739.