

# 基于指数调节策略对抗网络学习的 轴承故障诊断研究

田 静<sup>1,2</sup>, 沈长青<sup>1,2</sup>, 陈再刚<sup>1</sup>, 石娟娟<sup>2</sup>, 江星星<sup>2</sup>, 朱忠奎<sup>2</sup>

(1. 西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室, 四川 成都 610031;

2. 苏州大学轨道交通学院车辆工程系, 江苏 苏州 215131)

**摘要:** 基于深度学习的故障诊断方法被广泛应用于以轴承为代表的机械关键部件故障诊断, 其取得理想效果的前提是有足量故障样本且训练集、测试集满足同分布要求。然而, 在实际工况下数据分布会发生变化, 进而使原有工况下的诊断模型很难适用于新工况。为此, 域适应类迁移学习方法被用于解决训练集、测试集分布不同的问题, 其重点在于实现数据分布适应, 即度量数据分布差异, 并利用度量结果对模型训练进行指导, 从而提升学习效率和诊断准确率。在此基础上, 提出了一种基于对抗学习的域适应方法, 该方法的核心是将提出的指数调节策略与对抗网络相结合, 使得网络在故障诊断过程中更有针对性地适应目标域的数据分布。该网络由特征提取器、分类器、一个全局域鉴别器和多个局部域鉴别器组成, 利用对抗策略和适应性矩估计算法对模型进行优化, 并通过基于指数调节策略设定的指数自适应因子对模型中的边缘分布和条件分布重要性进行调节, 使得模型可以稳定、高效地进行故障诊断。在跨转速、跨负载和同时跨转速和负载的轴承诊断案例中对提出的方法进行验证, 结果表明本文方法的诊断效果优于其他域适应方法, 并具有较好的稳定性。

**关键词:** 故障诊断; 轴承; 域适应; 对抗学习

**中图分类号:** TH165<sup>+</sup>.3; TH133.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2024)03-0476-09

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2024.03.012

## 引 言

轴承作为旋转机械的核心零部件, 在多变工作环境下极易产生失效故障, 轴承发生故障会导致机械设备不能正常运转, 轻则带来经济损失, 重则造成人员伤亡<sup>[1-2]</sup>。故障诊断作为一项基于数据分析的技术, 因其可以在复杂大型机械设备运转过程中对其核心部件如轴承的运行状态进行判断, 进而保证机械设备安全、可靠运行而得到快速发展<sup>[3]</sup>。传统故障诊断方法如时域统计分析<sup>[4]</sup>、小波变换<sup>[5]</sup>、稀疏表示<sup>[6]</sup>和傅里叶谱分析<sup>[7]</sup>可以有效实现对故障的精确诊断。然而, 传统故障诊断受限于工程师的经验和先验知识, 很难形成普适性应用。例如, 基于小波去噪的轴承故障诊断方法需要人工选择合适小波基函数。为了摆脱这一限制, 与人工智能相结合的智能故障诊断技术得到发展。

智能故障诊断(Intelligent Fault Diagnosis, IFD)是指将机器学习理论如人工神经网络(Artificial

Neural Network, ANN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)等应用于包括轴承在内的机械设备故障诊断而形成的故障诊断方法, 其中, 深度学习方法因其在特征提取方面具有优异性能而得到广泛应用<sup>[8-10]</sup>。Zhao等<sup>[11]</sup>使用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和批量归一化技术识别和判断故障模式及故障尺寸, 取得了高精度的诊断效果。Li等<sup>[12]</sup>将稀疏自编码器、深度置信网络与二进制过程相结合, 使得该模型对轴承点蚀故障具有良好的诊断结果。然而, 基于DNN的深度学习故障诊断方法高度依赖海量标记数据, 并且要求训练集和测试集同分布, 这些前提在实际运行工况中几乎不可能实现。旋转机械运行工况复杂多变, 采集到的轴承状态信号的数据分布也极易变化, 深度学习故障诊断方法在现有标记数据上训练获取的知识无法对工况变化后的数据进行故障诊断。因此, 能够利用现有标记故障数据实现新工况下故障诊断的基于迁移学习的故障诊断方法应运而生。

**收稿日期:** 2022-04-28; **修订日期:** 2022-05-30

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(52272440); 苏州市前沿技术研究项目(SYG202323); 轨道交通运载系统全国重点实验室开放课题(TPL2105)。

迁移学习可以利用数据、任务或模型之间的相似性,将在旧领域学到的模型和知识应用到新领域。作为迁移学习的主要研究方向,域适应主要针对对不同领域具有相同任务的场景。基于域适应思想,国内外研究者提出了多种轴承故障诊断方法。Jiao等<sup>[13]</sup>使用具有双分类器的对抗性网络设计,通过差分训练使得模型可以获得兼顾类别分离和域融合的特征,并在滚动轴承数据集上验证了模型的有效性。Azamfar等<sup>[14]</sup>将深度卷积神经网络应用于特征提取和健康状态分类,利用最大均值差异(Maximum Mean Discrepancy, MMD)来衡量和优化不同工作条件的数据分布,以实现域适应。Yu等<sup>[15]</sup>引入了一种使用多核MMD来对齐分布并提取域不变特征的模型,以便网络可以有效地处理轴承信号。

值得注意的是,为了衡量不同工况下故障数据相似性,实现数据分布对齐进而更好地实现域适应,对齐边缘分布和条件分布的策略被引入域适应故障诊断领域<sup>[16-17]</sup>。Huang等<sup>[18]</sup>将特征和标签信息的分布差异考虑在内,在无监督学习框架下重构了联合损失函数。Yang等<sup>[19]</sup>提出了一种最优运输嵌入联合分布相似度测度,可以有效拟合目标域样本的条件分布。Qian等<sup>[20]</sup>提出了一种改进的联合分布自适应方法,来对齐不同工况下电机轴承数据的边缘分布和条件分布。然而,上述方法虽然在数据对齐中同时考虑了边缘分布和条件分布,但是其比例仅凭经验给出,在模型训练过程中固定不变,忽略了不同源域和目标域之间两种分布对整体数据分布的影响存在差异,即适用于某个数据集的比例未必适用于其他数据集,这使得现有方法均存在一定的优化空间。综上所述,定量、动态地衡量两种分布的重要程度可以更好地实现域适应,从而使模型获得更高的故障诊断精度,但是现有方法对该方面考虑较少,亟需发展更有效的动态域适应方法。

针对以上问题,本文从域对抗适应角度开展轴承跨工况故障诊断方法研究。利用已知工况下有标签数据和其他工况下无标签数据,重点关注模型稳定性和对其他工况无标签数据的诊断效果。提出了一种面向轴承的动态对抗域适应方法,称为稳定自适应指数对抗网络(Stable Adaptive Exponent Adversarial Network, SAEAN),该方法可以定量测量条件分布和边缘分布的差异,并利用设计的指数自适应因子来动态调整不同分布对模型训练的影响,从而使模型获得更稳定、更精确的故障诊断效果。

## 1 基本理论

### 1.1 生成对抗网络

生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)<sup>[21]</sup>是一种深度学习模型,包括生成器和判别器模块。生成器负责利用输入的噪声生成尽可能真实的假数据。判别器负责判断数据是来自生成器的生成数据还是原始的真实数据。生成对抗网络的结构图如图1所示。生成对抗网络受到博弈论中零和博弈的启发,其结果不依赖于先验假设。生成对抗网络的训练目标是使生成器和判别器通过不断迭代优化自身参数以减少损失,最终达到纳什平衡状态,从而达到最优模型。其目标函数定义为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_{\text{noise}}(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

式中  $E$  代表均值;  $D$  代表判别器;  $G$  代表生成器。

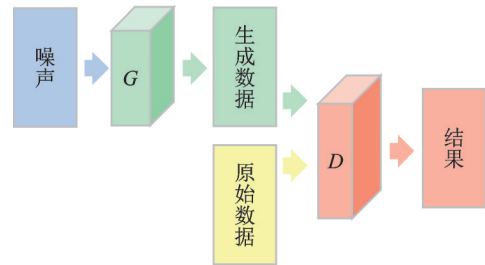


图1 生成对抗网络示意图

Fig. 1 Diagram of generative adversarial network

### 1.2 域适应

迁移学习中,当源域和目标域的数据分布不同,但两个任务相同时,这种特殊的迁移学习称为域适应(Domain Adaptation, DA)<sup>[22]</sup>。给定源域  $D_s = \{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^{N_s}$  和目标域  $D_t = \{\mathbf{x}_j, y_j\}_{j=1}^{N_t}$ , 两个域拥有同样的特征空间(即  $X_s = X_t$ ) 和标签空间(即  $Y_s = Y_t$ )。域适应的目标是利用源域数据得到一个预测函数  $f: \mathbf{x}_t \mapsto y_t$ , 使得预测函数在目标域的预测误差最小:

$$f^* = \arg \min_f \mathbb{E}_{(\mathbf{x}, y) \in D_t} \epsilon(f(\mathbf{x}), y) \quad (2)$$

根据目标域数据是否有标签,域适应可以分为三种类型:目标域含有所有故障标签的有监督域适应;目标域仅有部分故障标签的半监督域自适应和目标域缺失全部故障标签的无监督域自适应,本文针对最后一类,可以表示为  $D_t = \{\mathbf{x}_j, ?\}_{j=1}^{N_t}$ 。

1.3 域对抗神经网络

域对抗神经网络(Domain Adversarial Neural Network ,DANN)<sup>[23]</sup>由生成对抗思想与域适应理论相结合产生,DANN的结构如图2所示。DANN将目标域样本视为生成样本,将源域样本视为真实数据,生成器的功能由GAN中的生成数据转变为特征提取。此外,通过学习域特征缩小两域间的差距,使得判别器无法区分源域和目标域的特征。

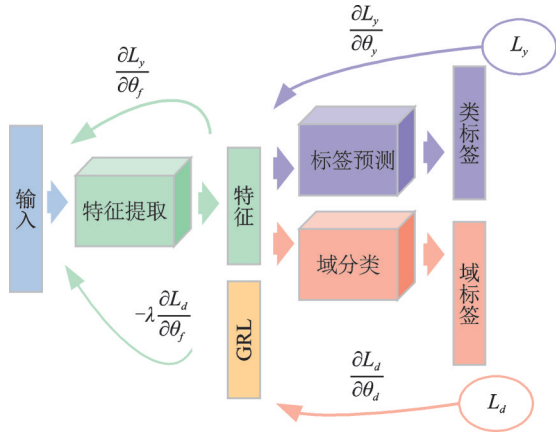


图2 域对抗神经网络示意图

Fig. 2 Diagram of domain adversarial neural network

为了解决生成对抗网络中生成器和判别器参数不能同时训练的难题,增加了梯度反转层(Gradient Reversal Layer, GRL),在正向传播过程中实现恒等变换,在反向传播过程中自动反转梯度方向。在正向传播中,梯度反转层可以表示为:

$$R_\lambda(x) = x \tag{3}$$

在反向传播中,梯度通过乘以一个负的单位矩阵 I 来实现翻转:

$$\frac{dR_\lambda}{dx} = -\lambda I \tag{4}$$

式中  $\lambda$  代表一个动态变化的权重参数。

GRL 使模型在一次训练中可以更新参数来同

时适应两个不同的优化方向,从而实现与GAN思想中相同的对抗效果。

DANN的整体损失函数为:

$$E(\theta_f, \theta_y, \theta_d) = \sum_{i=1, \dots, N} L_y(G_y(G_f(x_i; \theta_f); \theta_y), y_i) - \lambda \sum_{i=1, \dots, N} L_d(G_d(G_f(x_i; \theta_f); \theta_d), y_i) = \sum_{i=1, \dots, N} L_y^i(\theta_f, \theta_y) - \lambda \sum_{i=1, \dots, N} L_d^i(\theta_f, \theta_d) \tag{5}$$

式中  $G_f, G_y$  和  $G_d$  分别代表特征提取部分、标签预测部分和域分类部分;  $\theta_f, \theta_y, \theta_d$  代表对应模块的参数;  $L_y, L_d$  计算对应模块的损失。

2 稳定自适应指数对抗模型

在对抗域适应方法的基础上,本文提出了一种指数自适应因子,并基于此建立了具有指数对抗策略的稳定自适应对抗网络。

2.1 稳定自适应对抗网络框架

为了获得在模型优化过程中条件分布的重要程度,SAEAN相较于DANN增加了局部域判别器部分。此外,为了更好地衡量源域和目标域概率分布的差异,实现不同分布域的自适应,增加了自适应模块。SAEAN的结构如图3所示。在特征提取之前需要对采集到的数据进行预处理,可以采用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)、短时傅里叶变换(Short-time Fourier Transform, STFT)等常用的数据处理方法,本文采用FFT。

特征提取器负责将经过数据预处理的数据映射到特征空间,在分类器可以准确区分故障类别的同时,域判别器无法区分数据来自哪个域。在本文中,特征提取器表示为  $G(x)$ 。在某种程度上,特征提取

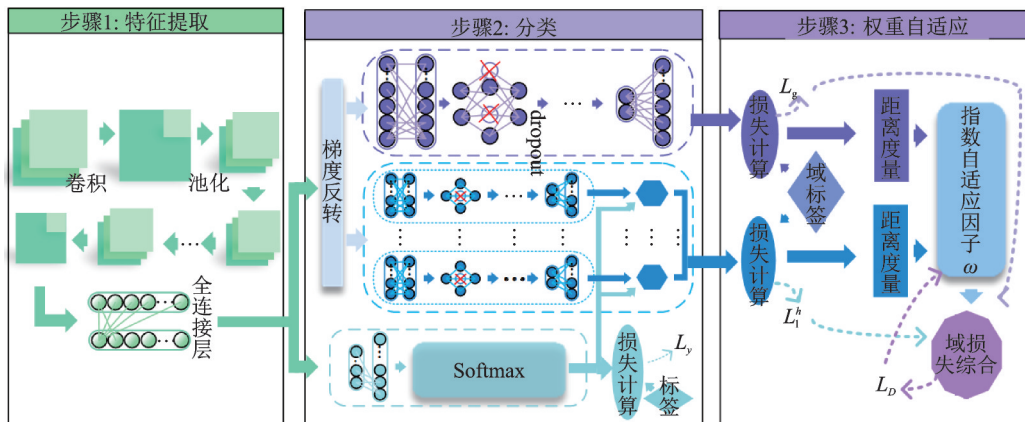


图3 SAEAN结构与流程

Fig. 3 The structure and flow of SAEAN

器的能力与其网络结构和网络规模有关。小网络参数较少,在训练过程中需要的参数更新时间较短,可以有效减少模型训练的时间消耗,然而,由于网络的规模小,很难提取足够的有效特征;深度网络可以有效提取需要的特征,但增加了计算量和参数传递的难度,训练需要大量的计算资源和时间。此外,极深的网络会导致提取能力退化,使得最终效果不理想。

在本文提出的模型中,综合考虑上述特征提取器提取特征的有效性等问题后,选择ResNet-18作为特征提取骨架,该网络由He等<sup>[24]</sup>提出,具体结构如表1所示。

表1 ResNet-18 结构

Tab. 1 The structure of ResNet-18

层名	输出尺寸	通道数×核尺寸
输入	3×224×224	—
卷积1	64×112×112	64×7×7,步长=2
BN, ReLU	64×112×112	—
最大池化	64×56×56	64×3×3,步长=2
卷积2	64×56×56	$\begin{pmatrix} 64 \times 3 \times 3 \\ 64 \times 3 \times 3 \end{pmatrix} \times 2$
卷积3	128×28×28	$\begin{pmatrix} 128 \times 3 \times 3 \\ 128 \times 3 \times 3 \end{pmatrix} \times 2$
卷积4	256×14×14	$\begin{pmatrix} 256 \times 3 \times 3 \\ 256 \times 3 \times 3 \end{pmatrix} \times 2$
卷积5	512×7×7	$\begin{pmatrix} 512 \times 3 \times 3 \\ 512 \times 3 \times 3 \end{pmatrix} \times 2$
ReLU	512×7×7	—
平均池化	512×1×1	512×7×7
全连接	1000	—

分类器对来自源域的数据进行分类,并期望获得所有正确的故障种类标签,记为 $C(x)$ 。这部分由全连接层和Softmax函数组成,结构组成如图3中的蓝灰色部分所示,目标函数的表达式为:

$$f(\theta_G, \theta_C) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} L_C(y_i, C(G(x_i))) \quad (6)$$

式中  $y_i$  为数据的真实故障标签;  $C(G(x_i))$  为分类器预测的伪标签;  $L_C$  表示计算  $y_i$  与  $C(G(x_i))$  的交叉熵损失。通过最小化目标损失函数,使得分类器参数向可以准确预测故障标签的方向进行优化。

全局域判别器对数据进行粗略地分类,有利于实现边缘分布适应,记为  $D_g(x)$ 。其结构包括多层全连接层和dropout层,激活函数使用ReLU函数。该部分结构示意图如图3中的紫色部分所示。在所提出的模型中,这部分优化目标函数为:

$$f(\theta_G, \theta_{D_g}) = \frac{1}{N_s + N_t} \sum_{k=1}^{N_s + N_t} L_{D_g}(d_k, D_g(G(x_k))) \quad (7)$$

式中  $d_k$  为数据的真实域标签;  $D_g(G(x_k))$  表示预测的域标签;  $L_{D_g}$  表示计算  $d_k$  与  $D_g(G(x_k))$  的交叉熵损失。

局部域判别器可以部分对齐两个域中的多模结构,从而达到细粒度适应的效果,实现故障类别级别的对齐,记为  $D_l(x)$ 。这部分包含多个附加的域判别器,并将多个域判别器的结果与分类器的结果整合后作为这部分的结果输出。优化目标函数可以描述为:

$$f(\theta_G, \theta_{D_l}) = \frac{1}{N_s + N_t} \sum_{k=1}^{N_s + N_t} \sum_{h=1}^H L_{D_l}(d_k, D_l^h(Z_k^h G(x_k))) \quad (8)$$

式中  $H$  代表故障标签的种类数;  $D_l^h$  为与  $h$  类别相关的域判别器;  $L_{D_l}^h$  为  $D_l^h$  对应的交叉熵损失;  $Z_k^h$  代表第  $k$  个样本在类别  $h$  中的概率分布。

此外,模型通过自适应运动估计算法(Adaptive Momentum, Adam)进行模型优化,该算法结合了AdaGrad和RMSProp两种优化算法的优点,并充分利用了梯度的二阶矩均值。

## 2.2 动态自适应因子

对于不同的数据集,边缘分布的重要性的条件分布的重要性存在一定的差异。例如,当源域和目标域有较大差异时,边缘分布更为重要。当边缘分布接近时,应更多地关注局部分布。定量度量边缘分布和条件分布的不同,并以此对模型进行相应的调整,可以帮助模型更好地实现故障诊断。因此,如何合理安排这两者在整个训练过程中的重要性是一个长期存在的问题。为了解决这个问题,提出了一种自适应方法来度量并调整边缘分布和条件分布的比率。该方法通过在训练过程中加入一个动态自适应因子进行计算,间接衡量两个分布在输入数据情况下的重要性,使整个模型在训练过程中更有针对性,减少负迁移的可能性。

动态自适应因子计算可以分为两部分。首先,利用A-distance来度量边缘分布和条件分布,因此可以得到:

$$A_g(D_s, D_t) = 2(1 - 2L_g) \quad (9)$$

$$A_l(D_s^h, D_t^h) = 2(1 - 2L_l^h) \quad (10)$$

式中  $L_g$  为全局域判别器损失;  $L_l^h$  为局部域判别器在  $h$  类上的损失。

其次,在设计动态自适应因子时,必须根据网络变化和损失更新动态调整因子。考虑计算出的最终损失值与网络更新优化之间的关系,这个因子应该能够在其中一个损失发生变化时及时做出合乎逻辑的响应。综合考虑这两个要求后,将初始动态自适应因子设计为:

$$\omega_1 = \frac{A_g(D_s, D_t)}{A_g(D_s, D_t) + \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H A_l(D_s^h, D_t^h)} \quad (11)$$

但是在实际应用过程中,发现在一些极端情况下,比如当  $A_g(D_s, D_t) \rightarrow 0$  和  $\frac{1}{H} \sum_{h=1}^H A_l(D_s^h, D_t^h) \rightarrow 0$  时,即使实际值可能不为0,计算机系统精度限制仍然可能导致数据丢失,从而出现计算公式分母为0的现象,进而影响模型收敛,使得模型在训练过程中发生震荡,不能得到良好的效果。

$\omega_1$  值的示意图如图4所示,图中  $x$  代表  $A_g(D_s, D_t)$ ,  $y$  代表  $\frac{1}{H} \sum_{h=1}^H A_l(D_s^h, D_t^h)$ 。由图4可以直观看出,当两个值分布在  $y$  轴两侧,且绝对值接近相同时,该因子往往会发生剧烈震荡。为解决这两个问题,对式(11)进行指数形式优化,得到:

$$\omega = \frac{e^{A_g(D_s, D_t)}}{e^{A_g(D_s, D_t)} + e^{\frac{1}{H} \sum_{h=1}^H A_l(D_s^h, D_t^h)}} \quad (12)$$

该公式输出值随输入值变化示意图如图5所示。

将设计的特殊自适应模块加入损失调整后,判别器的整体损失函数可以表示为:

$$L_D = \omega \cdot \frac{1}{N_s + N_t} \sum_{k=1}^{N_s + N_t} L_{D_s}(d_k, D_g(G(x_k))) + (1 - \omega) \cdot \frac{1}{N_s + N_t} \sum_{k=1}^{N_s + N_t} \sum_{h=1}^H L_{D_t}(d_k, D_t^h(Z_k^h G(x_k))) \quad (13)$$

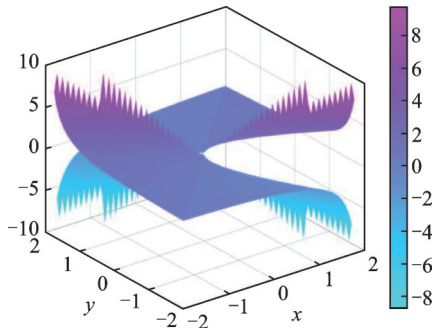


图4  $\omega_1$  值示意图

Fig. 4 Schematic of the value of  $\omega_1$

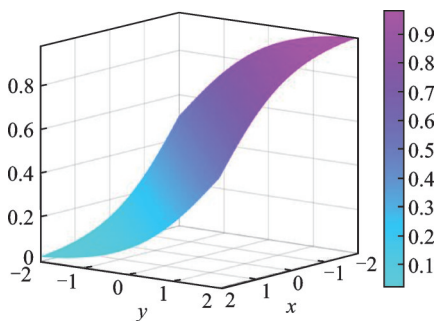


图5  $\omega$  值示意图

Fig. 5 Schematic of the value of  $\omega$

利用分类器损失和重新定义的域鉴别器损失构建轴承故障诊断模型的目标函数,最终的目标函数构建为:

$$L = L_y - \lambda L_D \quad (14)$$

通过最小化  $L$ ,使得模型最终趋向于稳定收敛。

### 3 实验验证

#### 3.1 数据集设置

实验采用苏州大学自制的轮对轴承故障数据采集实验平台,如图6所示。该平台包括大轮、小轮、径向加载系统、V带、编码器、交流电动机、测试轴承和三轴向加速度传感器。实验台大轮直径为280 mm,小轮直径为200 mm,大轮小轮直径比为7:5。V带传动中,小带轮基准直径为95 mm,大带轮基准直径为200 mm,传动比约为2.105。采用编码器对转速信号进行测量,转轴每转一圈编码器可以发出600个脉冲。三轴向加速度传感器中的  $x, y, z$  方向分别代表转轴垂直方向、水平方向及轴向,在此案例中,采用三轴向加速度传感器  $y$  轴采集到的数据进行分析。

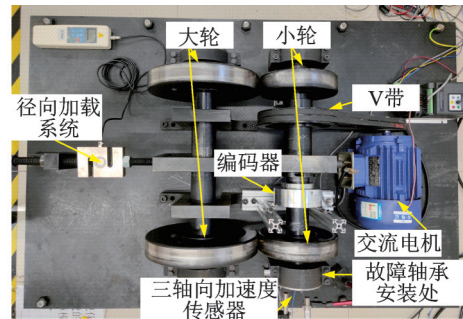


图6 自制轮对轴承故障数据采集实验平台

Fig. 6 Self-made wheelset bearing fault data acquisition experimental platform

实验台采用天马轴承 NJ208E,实验设置了0.2 mm的故障尺寸,包含三种单一故障:外圈故障(Outer Ring Fault, OF)、内圈故障(Inner Ring Fault, IF)、滚动体故障(Ball Fault, BF)和四种复合故障:外圈滚动体故障(Outer Ring/Ball Fault, OBF)、内圈滚动体故障(Inner Ring/Ball Fault, IBF)、外圈内圈故障(Outer Ring/Inner Ring Fault, OIF)、外圈内圈滚动体故障(Outer Ring/Inner Ring/Ball Fault, OIBF)共七种故障损伤位置。此外,电机转速分别设置为400, 600 r/min,采样频率为32768 Hz,分别有0.8, 1.6, 2.4 kN三种负载状态。每种故障各100个样本,每个样本包括1024个采样点。对于每个任务,设置迭代次数为100次,具体的域和转速、负载的对应关系如表2所示。

表2 域、转速及负载设置

Tab. 2 Domain, rotation speed and load settings

域名	转速/(r·min <sup>-1</sup> )	负载/kN
D1	400	0.8
D2	400	1.6
D3	400	2.4
D4	600	0.8
D5	600	2.4

### 3.2 对比实验设置

(1)联合分布适应(Joint Distribution Adaptation, JDA)。JDA由Long等<sup>[25]</sup>提出,使用MMD计算源域到目标域的距离,通过伪标签估计目标域的条件分布,从而进行距离测量,并迭代更新伪标签以提高准确度。

(2)DANN。域对抗思想由Ganin等<sup>[23]</sup>提出,包括与本文提出模型相同的特征提取和故障分类模块,但仅有一个域判别器。

(3)M1。M1模型和本文提出的模型具有相同的特征提取和故障分类模块。与自适应调整两个分布的重要性的建议方法不同,M1将两者的比率固定为0.5:0.5。

(4)M2。M2模型和本文提出的模型具有相同的特征提取和故障分类模块,此外,M2将两者比例固定为0.7:0.3。

### 3.3 实验参数设置

采用两种动态的超参数设置,分别是动态权重和动态学习率。在SAEAN的GRL中,同时也是在式(14)中的权重参数 $\lambda$ 不是静态的,而是根据下式动态变化的:

$$\lambda = \frac{2}{1 + e^{-10 \times \frac{\text{epoch}}{\text{total epochs}}}} - 1 \quad (15)$$

式中  $\frac{\text{epoch}}{\text{total epochs}}$  表示训练过程,即当前迭代次数与总迭代次数的比值。total epochs称为epoch的总数,设置为100。

当学习率处于固定值时,随着迭代次数的增加,原本合适的学习率会偏大,使得优化变得困难,易造成网络不能收敛,在最优值附近徘徊。因此,学习率随着训练轮数的增加而不断呈指数下降趋势,收敛梯度的学习步长也随之减小。具体衰减方法为:

$$lr = \frac{lr_0}{(1 + 10 \times \frac{\text{epoch}}{\text{total epochs}})^{0.75}} \quad (16)$$

式中  $lr_0$ 为初始学习率,设置为0.001。

此外,批量大小设置为32,类数量取决于使用

的数据集,在本实验中被设定为7。每个样本包含1024个采样点,每类故障包含100个训练样本和100个测试样本。

### 3.4 实验结果与分析

SAEAN与对比实验和消融实验的对比如表3和4所示。组A针对跨负载迁移场景,组B针对跨转速迁移场景,组C针对跨负载、转速迁移场景,表中展示的数据为三次实验获得的准确率平均值;此外,每一类迁移任务下故障识别准确率最高模型的数值以粗体标出。

表3 SAEAN与对比实验对比

Tab. 3 Comparison of SAEAN with comparison experiments

组	源域	目标域	SAEAN/%	JDA/%	DANN/%
A	D1	D2	<b>99.52</b>	75.76	94.86
	D2	D1	<b>99.90</b>	72.09	97.71
	D1	D3	<b>99.29</b>	38.36	82.57
	D3	D1	<b>99.52</b>	34.81	84.29
B	D1	D4	<b>99.90</b>	76.66	78.33
	D4	D1	<b>98.81</b>	61.33	88.79
C	D1	D5	<b>99.62</b>	64.53	88.19
	D5	D1	<b>98.57</b>	34.05	84.79
平均			<b>99.39</b>	57.20	87.44

表4 SAEAN与消融实验对比

Tab. 4 Comparison of SAEAN with ablation experiments

组	源域	目标域	SAEAN/%	M1/%	M2/%
A	D1	D2	<b>99.52</b>	99.24	99.33
	D2	D1	<b>99.90</b>	98.71	99.71
	D1	D3	<b>99.29</b>	<b>99.29</b>	74.81
	D3	D1	<b>99.52</b>	64.48	98.95
B	D1	D4	<b>99.90</b>	99.67	99.81
	D4	D1	<b>98.81</b>	98.43	97.90
C	D1	D5	<b>99.62</b>	90.29	85.24
	D5	D1	98.57	<b>99.24</b>	98.29
平均			<b>99.39</b>	93.67	94.26

图7和8分别给出了SAEAN,JDA和DANN混淆矩阵图以及SAEAN与对比实验和消融实验的对比柱状图,综合表3、图7和图8(a),可以发现提出的SAEAN模型在所有迁移场景中都具有高于其他模型的诊断精度。JDA模型由于使用传统差异测量方法MMD而非对抗策略,模型收敛较慢,即使和本文提出模型拥有相同的特征提取网络,可以有效进行特征提取,但是依然不能和SAEAN一样在较少的迭代次数中取得良好的诊断效果。DANN和本文提出模型一样采用了不显式指定源域和目标域之间的距离度量公式,而是利用损失间接度量它们的

分布差异的对抗方法,这使得相较于JDA,DANN拥有更好的效果。然而,DANN仅考虑了边缘分布对于模型对齐的影响,忽略了在边缘分布接近的情况下,条件分布对于迁移结果的重要性,因而其最终

诊断结果呈现较大的不稳定性,最高诊断精度为97.71%,但是平均诊断精度只有87.44%。与稳定高效的SAEAN的平均诊断精度99.39%和最高诊断精度99.90%相比依然有一定差距。

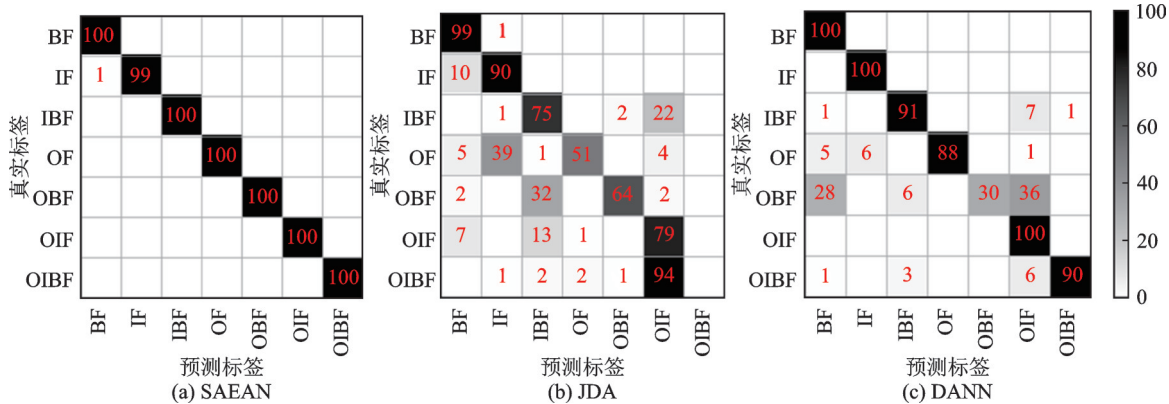


图7 SAEAN, JDA和DANN的混淆矩阵图

Fig. 7 Confusion matrix of SAEAN, JDA and DANN

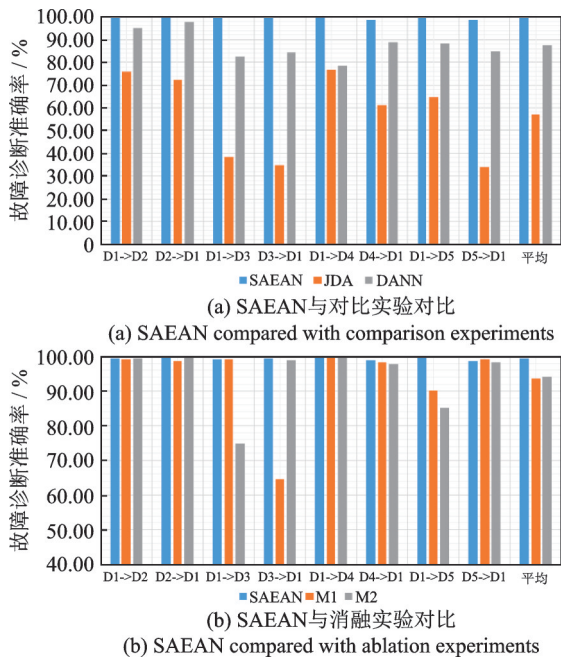


图8 SAEAN与对比实验和消融实验的对比

Fig. 8 Comparison of SAEAN with comparison experiments and ablation experiments

从表4和图8(b)可以看出,固定边缘分布和条件分布比率对某些任务场景有很好的诊断结果,但对于其他任务场景,它的故障诊断准确率较低。例如,在场景D1到D3中,M1的准确率是99.29%,与SAEAN方法的准确率相同,但面对场景D1到D5的迁移时,准确率仅为90.29%。M2也面临同样的缺陷,在场景D1到D3中,M2的准确率仅为74.81%,这与场景D1到D2时的99.33%截然不同。只有SAEAN在所有工况下都具有接近100%的稳定故障诊断结果。因此,虽然在某些场景下效果可能差别不大,但平均准确率表明SAEAN的效果最

为稳定。该方法中包含的自适应模块可以在训练过程中根据中间结果动态调整全局域损失和局部域损失在整体损失中的比例,使得模型在面对跨转速、跨负载、跨转速、负载时具有理想的诊断效果。

图9展示了在D3到D1工况下,自适应因子 $\omega_1$ 和指数自适应因子 $\omega$ 条件下的准确率和损失随迭代次数的变化过程。由于 $\omega_1$ 的不稳定性,在训练过程中,模型精度和损失都有较大扰动,模型不能随迭代次数增加而收敛,使得模型最高精度虽然可以达到93.29%,但是大量值聚集在70%~80%之间。与此相反,采用指数自适应因子 $\omega$ 的模型稳定收敛,准确率最高为99.71%,并且从图中可以看出,随着迭代的进行,损失和准确率均逐步逼近稳定值,从而表明

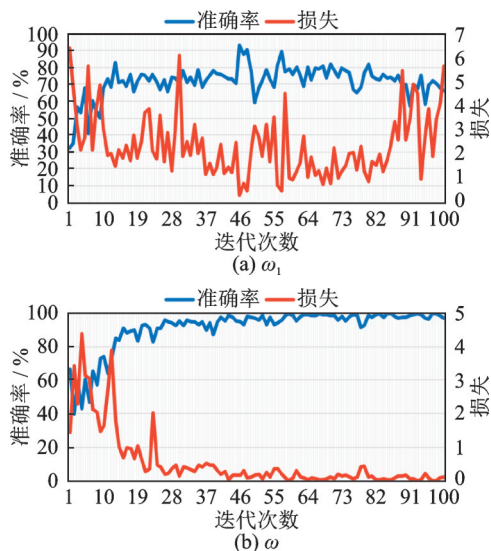


图9 不同动态因子下准确率和损失随迭代次数的变化  
Fig. 9 Accuracy and loss vary with iterative numbers under different dynamic factors

相较于自适应因子 $\omega_1$ ,所提出的指数自适应因子 $\omega$ 能够增强系统的鲁棒性。

## 4 结 论

针对固定边缘分布和条件分布比例的域适应模型不能适应多工况下的数据分布,从而导致故障诊断结果不理想的问题,本文提出了一种定量动态衡量不同域数据分布差异的故障诊断方法,能够利用已知工况数据构建域对抗适应模型,解决机械装备实际运行工况多变且缺乏相应动态分布自适应方法的难题。主要结论如下:

(1)设计的动态自适应因子可以动态调整不同分布对模型训练的影响,引入的指数函数使得该因子在模型训练中的调整反馈过程更加稳定,从而使模型获得更稳定、更精确的故障诊断效果。

(2)利用域对抗策略和适应性矩估计算法对模型进行优化,充分挖掘数据信息,提升了模型的收敛速度和诊断效率。

(3)通过一个包含跨转速、跨负载和同时跨转速、负载的轴承诊断案例验证了所提方法在多种工况下故障诊断的优越性。

### 参考文献:

[1] 刘文朋,杨绍普,李强,等.一种增强的谱幅值调制方法及其在复杂干扰下滚动轴承故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2021,34(5):1064-1075.  
Liu Wenpeng, Yang Shaopu, Li Qiang, et al. An enhanced spectral amplitude modulation method and its application to rolling element bearings fault diagnosis under complex interference[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021,34(5):1064-1075.

[2] 甄冬,田少宁,郭俊超,等.改进型EEMD和MSB解调方法及其在轴承故障特征提取中的应用[J].振动工程学报,2023,36(5):1447-1456.  
Zhen Dong, Tian Shaoning, Guo Junchao, et al. An improved decomposition method using EEMD and MSB and its application in rolling bearing fault feature extraction[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(5):1447-1456.

[3] 李可,燕晗,顾杰斐,等.基于Shapelets时间序列的多源迁移学习滚动轴承故障诊断方法[J].中国机械工程,2022,33(24):2990-2996.  
Li Ke, Yan Han, Gu Jiefei, et al. Research on multi-source transfer learning bearing fault diagnosis based on Shapelets time series[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(24):2990-2996

[4] Li Y, Cheng G, Liu C. Research on bearing fault diagnosis based on spectrum characteristics under strong noise

interference[J]. Measurement, 2021, 169: 108509.

[5] 陈仁祥,周君,胡小林,等.基于深度Q学习和连续小波变换的旋转机械故障诊断方法[J].振动工程学报,2021,34(5):1092-1100.  
Chen Renxiang, Zhou Jun, Hu Xiaolin, et al. Fault diagnosis method of rotating machinery based on deep Q-learning and continuous wavelet transform[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021,34(5):1092-1100.

[6] 夏俊,贾民平.基于共振稀疏分解和松鼠优化算法的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2021,40(4):250-254.  
Xia Jun, Jia Minping, Rolling bearing fault diagnosis with a resonance-based sparse decomposition and squirrel optimization algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021,40(4):250-254.

[7] Zhang K, Xu Y G, Liao Z Q, et al. A novel Fast Entrogram and its applications in rolling bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 154: 107582.

[8] Namigtle-Jiménez A, Escobar-Jiménez R F, Gómez-Aguilar J F, et al. Online ANN-based fault diagnosis implementation using an FPGA: application in the EFI system of a vehicle[J]. ISA Transactions, 2020, 100: 358-372.

[9] Shi Q, Zhang H. Fault diagnosis of an autonomous vehicle with an improved SVM algorithm subject to unbalanced datasets[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(7): 6248-6256.

[10] Chen Z Y, Li W H. Multisensor feature fusion for bearing fault diagnosis using sparse autoencoder and deep belief network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(7): 1693-1702.

[11] Zhao B, Zhang X M, Li H, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings based on normalized CNN considering data imbalance and variable working conditions [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 199: 105971.

[12] Li J L, Li X Y, He D, et al. Unsupervised rotating machinery fault diagnosis method based on integrated SAE-DBN and a binary processor[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31(8): 1899-1916.

[13] Jiao J Y, Zhao M, Lin J. Unsupervised adversarial adaptation network for intelligent fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67 (11): 9904-9913.

[14] Azamfar M, Li X, Lee J. Intelligent ball screw fault diagnosis using a deep domain adaptation methodology [J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 151: 103932.

[15] Yu K, Fu Q, Ma H, et al. Simulation data driven weakly supervised adversarial domain adaptation approach for intelligent cross-machine fault diagnosis [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(4): 2182-2198.

[16] Li S J, Yu J B. Deep transfer network with adaptive joint distribution adaptation: a new process fault diagnosis model [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3507813.



- [17] Li M, Sun Z H, He W H, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable working conditions based on joint distribution adaptation and SVM[C]// 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2020.
- [18] Huang Z L, Lei Z H, Wen G R, et al. A multisource dense adaptation adversarial network for fault diagnosis of machinery[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(6):6298-6307.
- [19] Yang B, Lei Y G, Xu S C, et al. An optimal transport-embedded similarity measure for diagnostic knowledge transferability analytics across machines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(7):7372-7382.
- [20] 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.
- [21] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. 2014.
- [22] Wang J D, Feng W J, Chen Y Q, et al. Visual domain adaptation with manifold embedded distribution alignment[C]// Proceedings of the 26th ACM International Conference on Multimedia. New York, United States: Association for Computing Machinery, 2018: 402-410.
- [23] Ganin Y, Ustinova E, Ajakan H, et al. Domain-adversarial training of neural networks[J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(1): 2096-2030.
- [24] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 770-778.
- [25] Long M S, Wang J M, Ding G G, et al. Transfer feature learning with joint distribution adaptation [C] // 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2013: 2200-2207.

## An exponent adjustment strategy based adversarial network learning method for bearing fault diagnosis

TIAN Jing<sup>1,2</sup>, SHEN Chang-qing<sup>1,2</sup>, CHEN Zai-gang<sup>1</sup>, SHI Juan-juan<sup>2</sup>, JIANG Xing-xing<sup>2</sup>,  
ZHU Zhong-kui<sup>2</sup>

(1.State Key Laboratory of Rail Transit Vehicle System, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2.Department of Vehicle Engineering, School of Rail Transportation, Soochow University, Suzhou 215131, China)

**Abstract:** The fault diagnosis method based on deep learning is widely used in the fault diagnosis of key mechanical components represented by bearings. The premise of achieving ideal results is that there are enough fault samples and the training set and test set meet the same distribution requirements. However, the data distribution will change under the actual working conditions, which makes it difficult to apply the diagnostic model under the original working conditions to the new working conditions. For this reason, the domain adaptation transfer learning method is used to solve the problem of different distribution of training sets and test sets, and its key point is to achieve data distribution adaptation, that is, to measure data distribution differences and use the measurement results to guide model training, which can effectively improve learning efficiency and diagnostic accuracy. On this basis, this paper proposes a new domain adaptation method based on adversarial learning. The core of this method is to combine the proposed exponential adjustment strategy with adversarial network to make the network adapt to different data distribution in source domain and target domain more specifically in the process of fault diagnosis. The network consists of a feature extractor, a classifier, a global domain discriminator, and multiple local domain discriminators, and the model is optimized by using the adversarial strategy and adaptive moment estimation algorithm, and adjusted the importance of marginal distribution and conditional distribution by using the exponential adaptive factor set based on the exponential adjustment strategy, so that the model could diagnose faults stably and efficiently. The proposed method is verified in bearing diagnosis cases of cross-speed, cross-load and simultaneous cross-speed load. The results show that the method in this paper is better than other domain adaptation methods in diagnosis effect and has better stability.

**Key words:** fault diagnosis; bearing; domain adaptation; adversarial learning

作者简介: 田 静(1998—),女,硕士研究生。E-mail:jtian2020@stu.suda.edu.cn。

通讯作者: 沈长青(1987—),男,博士,教授。E-mail:cqshen@suda.edu.cn。