

# 一种变工况下风电机组行星齿轮箱的故障诊断方法

李东东, 赵阳, 赵耀

(上海电力大学 电气工程学院, 上海 200090)

**摘要:**针对现有的大多数深度迁移学习方法只能在目标转速下工作,而且在模型的训练中总是需要目标域样本的问题,研究风电机组行星齿轮箱在变工况下的故障诊断方法,设计了应用于变工况下行星齿轮箱故障诊断的深度残差半监督域泛化网络,将诊断模型推广到未知转速的故障诊断任务中。首先对振动信号进行 Fast Kurtogram 时频变换,生成图像并构造样本集;其次模拟实际情况,以含标签源域样本集和无标签源域样本集为输入,使用深度残差网络提取深层故障特征,并引入对抗博弈机制和基于伪标签的半监督学习方法对网络进行训练;最后根据训练后的网络搭建了域泛化故障诊断模型,利用行星齿轮箱故障诊断实验进行评估。实验结果表明,所设计的网络可以有效利用定速样本实现对未知转速样本和变速样本的故障识别,对目标域的平均识别率达到 95.24%。

**关键词:**风电机组行星齿轮箱;故障诊断;深度残差网络;域泛化;半监督学习;域对抗学习

**DOI:**10.15938/j.emc.2023.01.004

中图分类号:TM307

文献标志码:A

文章编号:1007-449X(2023)01-0033-13

## Fault diagnosis method for wind turbine planetary gearbox under variable working conditions

LI Dong-dong, ZHAO Yang, ZHAO Yao

(College of Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** For most existing deep transfer learning methods can only work under the target speed, and they always need target domain samples during the training process, in order to study the fault diagnosis methods of wind turbines planetary gearbox under the variable condition, the deep residual semi-supervised domain generalization network was designed for fault diagnosis of planetary gearboxes with variable speed. This network can generalize the diagnosis model to the fault diagnosis task with unseen speed. Firstly, Fast Kurtogram transformation was carried out on vibration signals to generate images and construct sample sets. Then, in order to simulate the actual situation, the deep residual network was used to extract the deep fault features with a labeled source domain sample was set and an unlabeled source domain sample set as the input, and the antagonistic game mechanism and semi-supervised learning method based on pseudo labels were introduced to the training process. Finally, the domain generalized fault diagnosis model was established according to the trained network. The experimental results show that the designed network can effectively use the fixed speed samples to realize the fault identification of unseen speed samples and variable speed samples, and the average recognition rate of target domain is 95.24%.

**Keywords:** wind turbine planetary gearbox; fault diagnosis; deep residual network; domain generaliza-

收稿日期: 2022-01-18

基金项目: 国家自然科学基金(51977128);上海市青年科技启明星计划(21QC1400200);上海市自然科学基金(21ZR1425400)

作者简介: 李东东(1976—),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为风力发电与电力系统稳定控制、智能用电;

赵阳(1997—),男,硕士研究生,研究方向为风力发电机故障检测;

赵耀(1987—),男,博士,副教授,研究方向为电机设计与控制、电力电子化电力系统稳定性分析。

通信作者: 赵耀

tion; semi-supervised learning; domain adversarial learning

## 0 引言

行星齿轮箱具有结构紧凑、功率密度高和传动效率高等优点,是风电机组传动系统中的重要部件<sup>[1]</sup>。实际运行过程中,在动态载重负荷和频繁变化的运行工况下,行星齿轮箱易发生故障并导致高额维护成本<sup>[2]</sup>。因此,实现齿轮箱故障准确诊断对于提高风电机组的安全性和可靠性有重要意义<sup>[3-5]</sup>。

近年来,由于人工智能技术的发展,行星齿轮箱的智能诊断方法得到了广泛的研究<sup>[6]</sup>。其中,基于深度学习的故障诊断方法表现突出<sup>[7]</sup>。文献[8]构造了基于 LeNet-5 的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),取得了较好的故障分类效果。文献[9]针对齿轮箱振动信号的多尺度特性,提出了一种多尺度卷积神经网络,成功提取出了不同尺度下的诊断信息。文献[10]使用 CNN 从振动信号的时域和频域两个维度提取特征,引入自注意力机制实现特征的动态加权融合,使用分类器完成了故障识别。文献[11]设计了一种基于堆栈稀疏自编码器的深度学习模型,以齿轮箱振动信号的时频图像为输入,有效实现了状态分类。文献[12]提出了一种改进的 Sigmoid 单元,将其应用于深度置信网络,成功区分了行星齿轮箱的健康状态。文献[13]提出了一种自适应参数修正线性单元作为激活函数,将其插入深度残差网络(deep residual network, DRN),提高了网络的特征学习能力。

然而深度学习的性能依赖于大量含标记的训练样本,而且要求训练样本与测试样本具有相同的特征分布,这在实际中需要花费大量的时间与经济成本<sup>[14-15]</sup>。

为解决故障诊断中含标签训练数据不足的问题,迁移学习能够从不同但相关的域学习知识并迁移到目标域,实现目标任务<sup>[16]</sup>。文献[17]使用源域样本预训练 CNN,利用少量目标域含标记样本对网络进行微调,进而实现目标域故障诊断任务。文献[18]在 CNN 中引入对抗学习进行特征对齐,成功利用从源域样本提取出的特征实现对目标域样本的分类。文献[19]提出了一种基于特征的迁移学习网络,利用多层特征对齐和伪标签学习,实现将故障诊断知识从实验设备到真实设备的迁移。文

献[20]通过最小化源域和目标域特征的最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)与最大化域识别误差实现特征对齐,完成了同类不同设备间的诊断知识迁移。文献[21]通过构造多核 MMD,在训练中使其最小化,实现诊断知识在不同转速样本域之间的迁移。文献[22]提出了一种对抗性域自适应网络,将故障分类器与域分类器统一并在对抗性训练中添加 CORAL 损失,结合非平衡对抗策略实现了不同负载、不同转速下的行星齿轮箱迁移故障诊断。

上述方法可以有效地利用源域知识实现目标域的故障诊断任务。然而,这些方法训练后的模型只能处理单一目标域的诊断任务且训练阶段仍需要该目标域的数据。在实际应用中,行星齿轮箱的转速是不断变化的,而转速的变化会直接导致样本分布的变化。一个有效的诊断模型必须能够识别各种转速下设备的健康状态,但是全面收集到各种转速甚至变转速情况下的含标签样本是不可能的。因此,需要一种可以将采集到的含标签样本中的诊断知识泛化到未知转速样本的诊断模型。

为了建立一种能应用于变转速下的行星齿轮箱故障诊断模型,本文设计深度残差半监督域泛化网络(deep residual semi-supervised domain generalization network, DRSDGN)。该网络以域泛化理论为基础,在训练过程中引入对抗博弈机制和基于伪标签的半监督学习方法。首先,基于行星齿轮箱振动信号,利用 Fast Kurtogram 构造图像样本集;其次,以 Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein generative adversarial network, WGAN)为理论框架,构造基于 DRN 的生成器  $G$  用于特征提取,同时搭建利用特征诊断故障的分类器  $C$  和辅助实现特征对齐的判别器  $D$ 。为充分利用可以收集到的源域样本,以含标签源域和无标签源域为输入,利用半监督学习和域对抗学习同时优化网络。最后,搭建由生成器  $G$  和分类器  $C$  组成的诊断模型,实现对未知转速样本的故障识别。

## 1 理论基础

### 1.1 域泛化理论

在变工况的场景下,转速的变化会导致样本分布的变化,为使所设计的故障诊断模型可以应用于

各种转速下的行星齿轮箱,提高诊断模型对工况变化的泛化能力,本文在训练中引入域泛化理论,该理论可以将采集到的含标签样本中的诊断知识泛化到未知转速样本的故障诊断中。

域适应作为迁移学习的分支,应用于源域和目标域数据分布不同但目标任务相同的场景<sup>[20]</sup>。作为域适应的延伸,域泛化理论的目标是从多个源域中学习域不变知识,并将其泛化到未知属性的目标域任务中。

假设域  $D = \{\chi, P(X)\}$  由特征空间  $\chi$  和边缘概率分布  $P(X)$  定义,则  $X = \{x_1, \dots, x_n\} \in \chi$ 。对于一个给定的域,目标任务  $T = \{Y, f(x)\}$  由标签空间  $Y$  和预测函数  $f(\cdot)$  定义,其中函数  $f(\cdot)$  用于预测  $x_i \in \chi$  的真实标签  $y_i \in Y$ 。根据迁移学习的定义,域泛化理论定义如下<sup>[23]</sup>:已知存在目标任务为  $T_s$  的多个源域  $\Delta_s = \{D_{s1}, D_{s2}, \dots, D_{sm}\}$  和目标任务为  $T_T$  的未知属性目标域  $D_T$ ,域泛化的目标是将源域的预测函数  $f_s(\cdot)$  推广到目标域的目标任务  $T_T$  上,其中  $D_T \neq D_{si} (i = 1, 2, \dots, m), T_T = T_s$ 。

## 1.2 深度残差网络

为了实现目标域样本的状态识别,需要引入一种深度学习方法来提取原始信号的故障特征。常用于深层特征提取的深度学习方法有卷积神经网络、深度置信网络和堆栈自编码器等。为了充分学习源域和目标域的深层诊断知识,从而更好地实现样本的状态识别,本文引入深度残差网络,该网络相较于卷积神经网络具有更深的网络结构,提取出的特征更加丰富,且可以实现更深层次的特征提取。

DRN 使用堆叠网络拟合残差的方式来解决传统 CNN 精度退化和梯度消失的问题,常用于图像深层特征的提取<sup>[14]</sup>。DRN 由一系列残差单元(residual building units, RBUs)、批归一化层(batch normalization, BN)、ReLU 激活函数、全连接层组成(fully-connected layer, FC)如图 1 所示。

DRN 的训练过程和传统 CNN 类似,都使用交叉熵损失函数。首先,在 FC 中使用 softmax 函数将特征转换到  $(0, 1)$  区间内,具体表达式为

$$y_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{z=1}^{n_c} e^{x_z}}, j = 1, 2, \dots, n_c. \quad (1)$$

式中:  $x_j$  和  $y_j$  为第  $j$  个神经元的输入和输出;  $n_c$  为类别数;  $y_j$  即为样本为第  $j$  类的预测概率,可计算衡量真实标签  $l$  和输出  $y$  之间差异的交叉熵损失

$$L(y, l) = - \sum_{j=1}^{n_c} l_j \ln(y_j). \quad (2)$$

式中  $l_j$  为样本为第  $j$  类的真实概率。

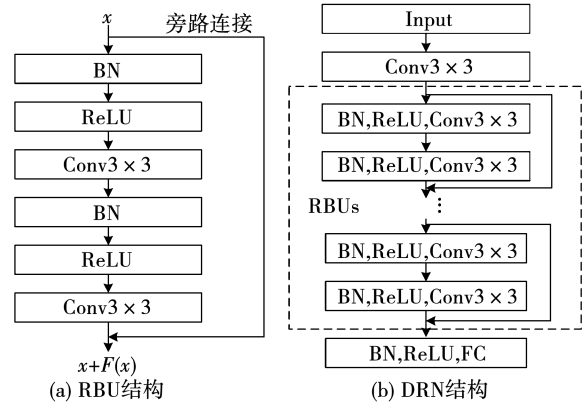


图 1 RBU 和 DRN 结构

Fig. 1 Structures of RBU and DRN

## 1.3 Wasserstein 生成对抗网络

在域泛化理论的应用中,为了实现目标域样本的状态识别,需要使提取出的诊断知识具有域不变特性,因此需要在训练中引入对抗博弈机制,使网络提取出的特征对健康状态分类敏感,但对领域分类不敏感。因此在本文中,引入了 Wasserstein 生成对抗网络作为所提出诊断方法的对抗博弈框架,借助 WGAN 的极大极小博弈,旨在充分实现域不变特征的提取,从而在分类器中实现跨领域状态识别。

生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)由两个深度神经网络构成:生成器  $G$  和判别器  $D$ 。生成器通过输入的随机噪声  $z$  生成伪样本,判别器通过概率计算鉴别样本真伪,对抗性训练过程可以表示为两者的极大极小博弈,其函数值  $V(D, G)$  为

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(x)))]. \quad (3)$$

式中:  $P_{\text{data}}(x)$  为真实数据  $x$  的概率分布;  $P_z(z)$  为噪声变量  $z$  的概率分布。

传统 GAN 利用 JS 散度来判别生成数据与实际数据的分布情况,训练过程中会出现梯度消失、模式坍塌等问题,可以使用 Wasserstein-1 距离代替 JS 散度,提高网络训练的稳定性。Wasserstein-1 距离定义为

$$W(p_a, p_b) = \inf_{\zeta \in \Pi(p_a, p_b)} E_{(x, y) \sim \zeta} [\|x - y\|]. \quad (4)$$

式中  $\Pi(p_a, p_b)$  是  $p_a$  和  $p_b$  所有联合分布  $\zeta$  的集合。

由于直接根据式(4)计算任意分布之间的 Wasserstein-1 距离较困难,因此,在计算中引入 Kan-



torovich-Rubinstein 的对偶表达式

$$W(p_a, p_b) = \sup_{\|f\| \leq 1} E_{x \sim p_a}[f(x)] - E_{x \sim p_b}[f(x)]. \quad (5)$$

式中  $f$  为 1-Lipschitz 函数。

因此可以得到 WGAN 的目标函数

$$\min_G \max_D V_W(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)}[D(x)] - E_{x \sim p_b}[D(G(x))]. \quad (6)$$

为使其满足 1-Lipschitz 条件限制,防止出现梯度爆炸问题,在判别器的损失函数中加入梯度惩罚项。因此,得到 WGAN 生成器  $G$  和判别器  $D$  的损失函数如下:

$$L_{G\text{-WGAN}}(z; \theta_G) = -E_{z \sim p_z(z)}[D(G(z))]; \quad (7)$$

$$L_{D\text{-WGAN}}(s; \theta_D) = -E_{x \sim p_{\text{data}}(x)}[D(x)] + E_{z \sim p_z(z)}[D(G(z))] + \lambda E_{\hat{x} \sim p_{\hat{x}}(\hat{x})}[(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\| - 1)^2]. \quad (8)$$

式中:  $\hat{x} = \mu x + (1 - \mu)G(z)$ ,  $\mu \sim U[0, 1]$ ;  $\lambda$  为梯度惩罚系数。

#### 1.4 伪标签

在实际诊断中,常常因为样本采集困难、故障种类不明等问题导致含标签样本不足。为充分利用可以采集到的含标签样本和无标签样本,本文在训练中引入基于伪标签的半监督学习方法,以含标签源域和无标签源域为输入,利用半监督学习指导样本特征的提取。

伪标签常应用于半监督学习<sup>[24]</sup>,其首先为无标记数据提供伪标签,然后以有监督的方式训练网络。在训练过程中,在每次迭代前使用训练中的网络对无标记样本进行分类,将预测概率最高的类作为新的伪标签,然后在迭代过程中,伪标签被看作无标记样本的真实标签,并以有监督的方式训练网络。一般采用 one-hot 编码标签,伪标签  $\hat{y} = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_{n_c}]$  由下式获得:

$$\hat{y}_1 = \begin{cases} 1, & \text{if } k = \arg \max_k f_k(x); \\ 0, & \text{otherwise } k = 1, 2, \dots, n_c. \end{cases} \quad (9)$$

式中  $f_k(x)$  为输出向量  $f(x) \in R^{1 \times n_c}$  第  $k$  个元素。

## 2 基于 DRSDGN 的故障诊断方法

为实现风电机组行星齿轮箱变速运行条件下的故障诊断,本文首先将行星齿轮箱的振动信号转化为 Fast Kurtogram 图像,并构造样本图集,随后以 WGAN 的框架为基础构造了 DRSDGN。为贴近实际情况下的齿轮箱故障诊断,DRSDGN 在训练中仅

使用一个含标记的源域和一个无标记的源域,不需要目标域的样本。

网络框架如图 2 所示,该框架主要基于上文介绍的 Wasserstein 生成对抗网络。网络中,生成器  $G$  以深度残差网络为基础,旨在从原始样本中充分提取深层故障特征,而分类器  $C$  使用提取的特征进行健康状态识别。为了充分利用可获取到的源域样本,并使所提取的特征需要对健康状态分类敏感,但对领域分类不敏感,网络学习过程可以分为基于伪标签的半监督学习和基于 Wasserstein 生成对抗网络的域对抗学习。通过半监督学习指导生成器  $G$  提取域不变特征,再利用这些特征对目标域样本的健康状态进行诊断。域对抗学习用于指导生成器  $G$  提取域不变特征,而判别器  $D$  的训练旨在更好地估计从不同领域提取出的特征之间的 Wasserstein-1 距离。最终,由训练完成的  $G$  和  $C$  组成的诊断模型用于实现对转速未知的目标域样本的故障诊断。

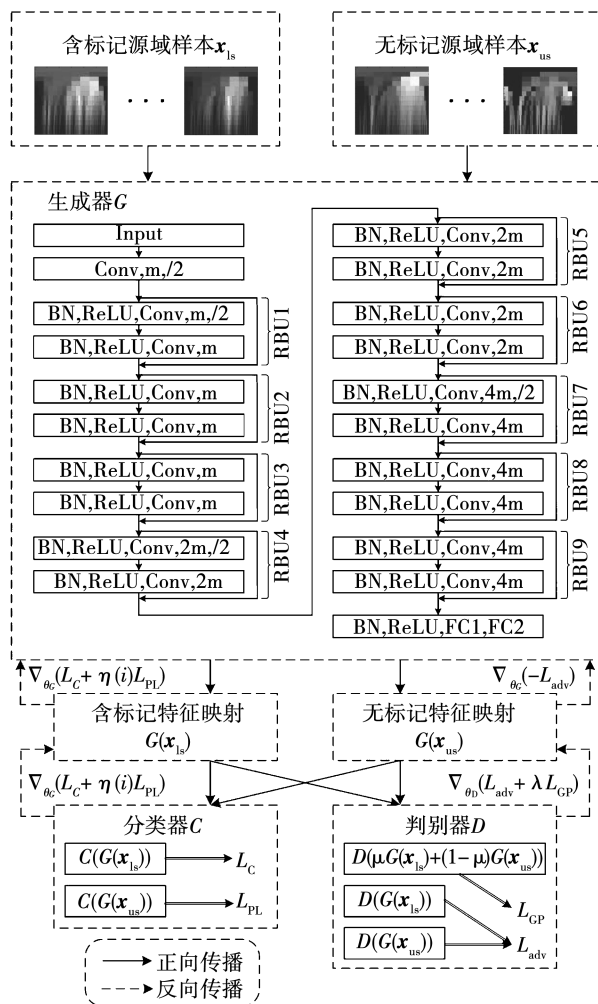


图2 DRSDGN 模型结构

Fig. 2 Structure diagram of DRSDGN

## 2.1 样本预处理

时频分析有助于揭示振动信号包含在时域和频域的特征。传统的时频变换方法中,EMD 存在模态混叠问题,WT 的母小波函数选择困难,而 STFT 模型中时间和频率的分辨率存在矛盾。而 Kurtogram 不但可以显示信号中含有的有效故障特征成分,并且可以定位这些故障特征成分在整个频域中的位置。

为提高方法的通用性,使其对非平稳信号更加敏感,Antoni<sup>[26]</sup>在 Kurtogram 中加入了四个约束,进而生成 Fast Kurtogram。Kurtogram 定义为

$$k_x f(\mathbf{x}) = \frac{\langle H^4(t, f) \rangle}{\langle H^2(t, f) \rangle^2} - 2. \quad (10)$$

式中:  $\langle \cdot \rangle$  为时域平均运算;  $H(t, f)$  为信号  $\mathbf{x}(t)$  的包络过程。  $H(t, f)$  估计如下:

$$H(t, f) = \sum_{n=t}^{t+N_f-1} \omega(n-t) \mathbf{x}(n) e^{-j2\pi f n}. \quad (11)$$

式中  $\omega(t)$  为窗口长度。

## 2.2 半监督学习

半监督学习旨在充分利用可获取的样本,训练样本为含标记源域和无标记源域,训练对象为生成器  $G$  和分类器  $C$ 。在利用伪标签的半监督学习中,损失函数包括两部分:有监督分类损失  $L_C$  和伪标签迭代损失  $L_{PL}$ 。损失函数为

$$L_{Semi} = L_C + \eta(i) L_{PL}, i = 1, 2, \dots, m. \quad (12)$$

式中:  $\eta(i)$  为伪标签系数函数,其随着迭代次数  $i$  改变而改变;  $m$  为最大迭代次数。由式(2),  $L_C$  和  $L_{PL}$  可以表示为:

$$L_C = E[-\mathbf{y}_{ls} \log((C(G(\mathbf{x}_{ls})))^T)]; \quad (13)$$

$$L_{PL} = E[-\hat{\mathbf{y}}_{us} \log((C(G(\mathbf{x}_{us})))^T)]. \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{y}_{ls} \in R^{1 \times n_c}$  为含标记源域的样本  $\mathbf{x}_{ls} \in R^{1 \times l_s}$  的真实标签;  $l_s$  为样本长度;  $\hat{\mathbf{y}}_{us} \in R^{1 \times n_c}$  为无标记源域样本  $\mathbf{x}_{us} \in R^{1 \times l_s}$  的伪标签,计算如下:

$$\hat{\mathbf{y}}_{us} = [\hat{y}_{us1}, \hat{y}_{us2}, \dots, \hat{y}_{usn_c}]; \quad (15)$$

$$\hat{y}_{usl k} = \begin{cases} 1, & \text{if } k = \arg \max_k C_k'(G(\mathbf{x}_{us})); \\ 0, & \text{otherwise } k = 1, 2, \dots, n_c. \end{cases} \quad (16)$$

在早期迭代中,因为分类器不能提供足够准确的标记,  $\eta(i)$  需要保持在一个很小的值  $\eta_0$ , 然后随着迭代进行,系数线性增长到  $\eta_f$  并一直保持到训练结束,具体表达式为:

$$\eta(i) = \begin{cases} \eta_0, & i < I_1; \\ \eta_0 + \frac{i - I_1}{I_2 - I_1} (\eta_f - \eta_0), & I_1 \leq i < I_2; \\ \eta_f, & I_2 \leq i. \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $I_1$  和  $I_2$  为迭代阈值;  $\eta_0$  和  $\eta_f$  分别为初始系数和最终系数。

## 2.3 域对抗学习

在传统 WGAN 中,判别器用于估计真实样本概率分布和生成样本概率分布之间的 Wasserstein - 1 距离,通过对抗训练,使  $G$  可以生成使 Wasserstein - 1 距离最小化的样本。基于上述思想,在 DRSDGN 中,训练判别器  $D$  估计分别从含标记源域样本和无标记源域样本提取出的特征之间的 Wasserstein - 1 距离,同时训练生成器  $G$  提取域不变特征以使其最小化。Wasserstein - 1 距离是一种有效的估计分布差异的度量方法,因此域对抗训练后提取出的特征对域分类不敏感。对抗学习过程中  $G$  和  $D$  的损失函数为:

$$L_{A-G} = -L_{adv} = E[D(G(\mathbf{x}_{ls}))] - E[D(G(\mathbf{x}_{us}))]; \quad (18)$$

$$L_{A-D} = L_{adv} + \lambda L_{GP} = -E[D(G(\mathbf{x}_{ls}))] + E[D(G(\mathbf{x}_{us}))] + \lambda E[(\|\nabla D(\mu G(\mathbf{x}_{ls}) + (1 - \mu)G(\mathbf{x}_{us}))\| - 1)^2]. \quad (19)$$

式中  $\mu \sim U[0, 1]$ 。

## 2.4 基于 DRSDGN 的故障诊断流程

在 DRSDGN 中,分类器  $C$  和判别器  $D$  分别使用半监督学习和域对抗学习进行训练,而生成器  $G$  使用两者进行训练,二者同时进行,生成器、分类器和判别器的损失函数分别为:

$$L_G = L_{A-G} + L_{Semi}; \quad (20)$$

$$L_C = L_{Semi}; \quad (21)$$

$$L_D = L_{A-D}. \quad (22)$$

基于 DRSDGN 的故障诊断流程如图 3 所示,主要步骤如下:

1) 利用振动加速度传感器采集振动信号,域划分并将各个域分别转化为 Fast Kurtogram 图集,得到含标记源域  $\Omega_{ls}$ 、无标记源域  $\Omega_{us}$  和目标域  $\Omega_t$ , 并确定  $G$ 、 $C$  和  $D$  的结构,设置训练中需要的超参数,包括梯度惩罚系数  $\lambda$ ,伪标签系数函数  $\eta(i)$ ,批大小

$N_B$ , 批数量  $n_{batch}$ , 每次  $G$  迭代时  $D$  的迭代次数  $n_{critic}$ ,  $G$ 、 $D$ 、 $C$  的优化算法, 训练的最大迭代次数  $n_{epochs}$ 。

2) 使用  $\Omega_{ls}$  预训练  $G$  和  $C$ , 初始化  $D$  的参数。

3) 在  $\Omega_{ls}$  中划分含标记批次  $B_{ls}$ , 在  $\Omega_{us}$  中划分无标记批次  $B_{us}$ 。

4) 从  $B_{ls}$  和  $B_{us}$  中随机取样训练  $D$ 。

5) 重复步骤4)至最大迭代次数, 计算  $B_{us}$  的伪标签并训练  $G$  和  $C$ 。

6) 重复步骤3)~5)至遍历  $\Omega_{ls}$  和  $\Omega_{us}$ 。

7) 重复步骤6)至设定的最大 epochs。

8) 使用训练后的  $G$  和  $C$  搭建最终故障诊断模型, 使用  $\Omega_t$  对模型进行评估。

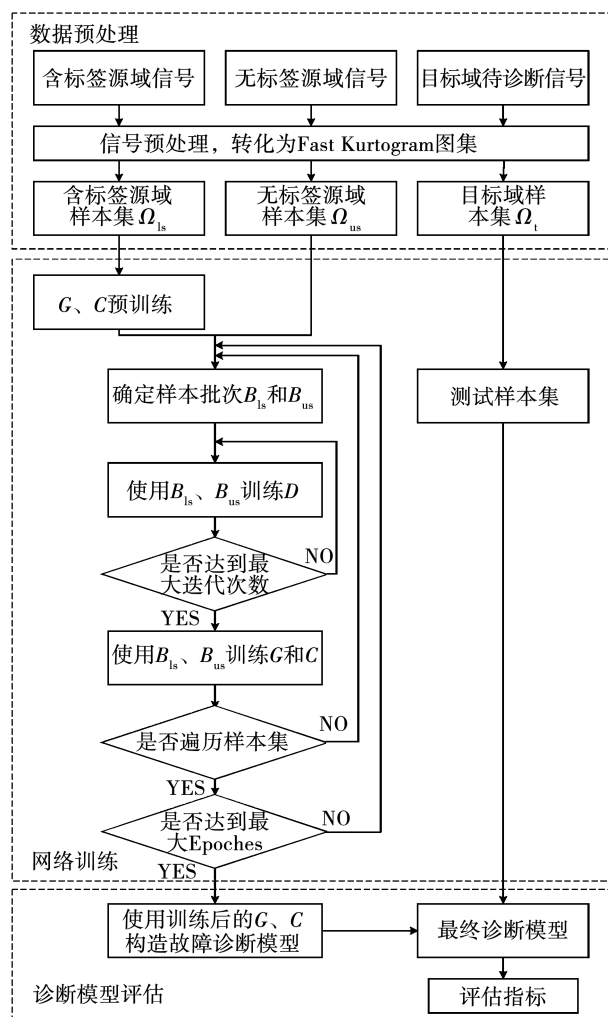


图3 基于 DRSDGN 的故障诊断流程

Fig.3 DRSDGN based fault diagnosis process

### 3 实验分析

#### 3.1 实验介绍

风电机组行星齿轮箱故障模拟平台如图4所

示,该平台包含6个设备:动力3匹的电动机、转速控制器、连轴罩、行星齿轮箱、平行齿轮箱和磁粉制动负载。图5(a)所示为实验使用的行星轮,实验包括正常(normal condition, NC)、点蚀(chipped tooth fault, CTF)、磨损(surface wear fault, SWF)和断齿(miss tooth fault, MTF)4种状态,为获取故障数据,选取行星齿轮箱中的某一行星轮,将其替换为故障行星轮,使用加速度传感器采集箱体振动信号,传感器安装如图5(b)所示。

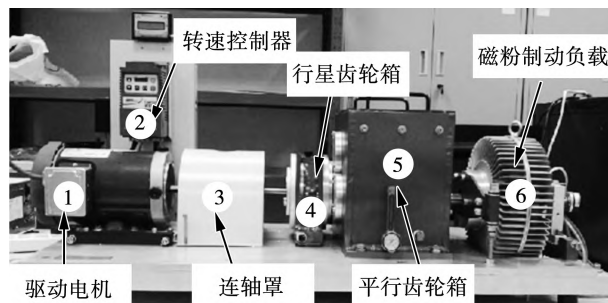
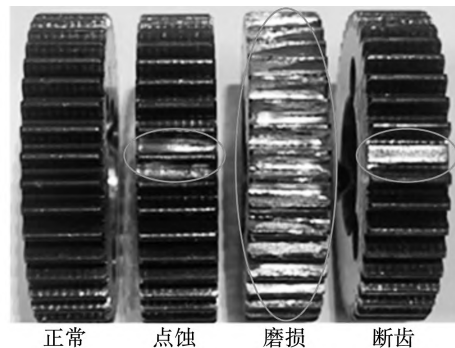
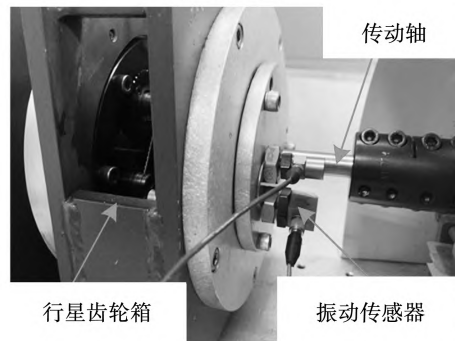


图4 风电机组故障诊断实验台

Fig.4 Wind turbine fault diagnosis test bench



(a) 故障行星轮



(b) 振动传感器安装位置

图5 故障设置与信号采集

Fig.5 Fault setting and signal collection

1) 定速实验。

设定电机转速恒定为 900、1 200、1 500、1 800 r/min,

传感器采样率设置为 12 k,分别采集 4 种工况下不同健康状态行星齿轮箱的振动信号。1 800 r/min 工况下 1 s 内的振动波形如图 6(a)所示。

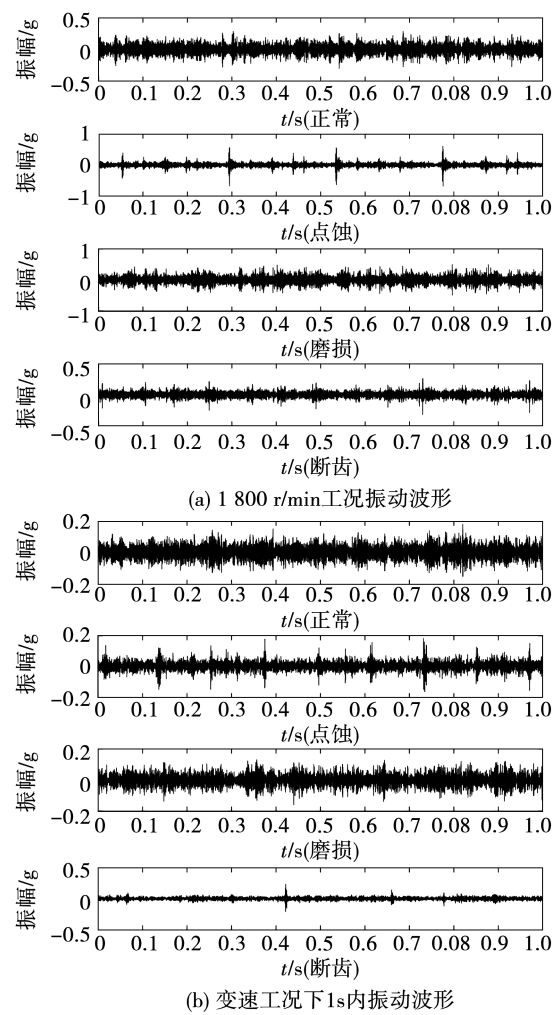


图 6 行星齿轮箱振动信号

Fig. 6 Vibration signals of planetary gearbox

2) 变速实验。

改变负载大小,调节电动机的转速从 900 r/min 开始增加至 1 500 r/min,持续时间为 100 s,转速变化如图 7 所示,变速工况下 1 s 内的振动波形如图 6(b)所示。

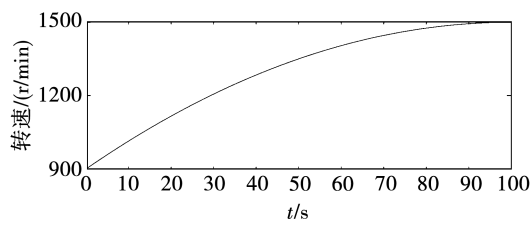


Fig. 7 Speed curve of planetary gearbox

为尽可能保证每个样本都含有丰富的故障特征,在每组振动信号中截取 100 s,生成 100 个样本数据,即每个样本包含 1 s 的特征信息,12 000 个数据点。采用 Fast Kurtogram 分析将时域振动样本转换为时频图像,每种转速下得到 400 个图像样本,共得到定速样本 1 600 个,变速样本 400 个,变速工况下的示例图像如图 8 所示。

3.2 DRSDGN 网络设计

网络结构如图 2 所示,生成器  $G$  为一个包含 9 个残差单元的 DRN,共包含 19 个卷积层和 1 个全连接层,网络输入维度为  $64 \times 64 \times 3$ ,为提高计算效率并且可以提取出局部特征,卷积核尺寸设定为  $3 \times 3 \times N_w$ ,  $N_w$  为输入的通道数。图 2 中的 DRN 结构中,“/2”表示卷积层步长为 2,为降低特征映射的维度,在网络中选取 3 个卷积层设定步长为 2,  $m$  代表第一层卷积核数量,为使深层特征可以多次出现,随着网络的加深卷积核增加至  $2m$  和  $4m$ 。

其余网络结构见表 1。 $C$  和  $D$  以  $G$  的输出作为输入,训练过程中的超参数见表 2,  $G$ 、 $D$ 、 $C$  的训练都使用 Adam 优化算法,初始学习率设置为 0.001。

表 1 网络结构

Table 1 Network structure

输入	名称	激活函数	参数值	输出维度
$G$	FC_1	ReLU	1 024	(1 024, 1)
	FC_2	Linear	64	(64, 1)
	Input	—	—	(64, 1)
$C$	FC_1	ReLU	16	(16, 1)
	FC_2	Linear	4	(4, 1)
	Input	—	—	(64, 1)
$D$	Conv1D_1	LeakyReLU(0.2)	$16 \times 5$	(64, 16)
	MaxPooling	—	2	(32, 16)
	Conv1D_2	LeakyReLU(0.2)	$32 \times 5$	(32, 32)
	MaxPooling	—	2	(16, 32)
	Conv1D_3	LeakyReLU(0.2)	$64 \times 16$	(1, 64)
	Flatten	—	—	(64, 1)
	FC_1	LeakyReLU(0.2)	16	(16, 1)
	FC_2	Linear	1	(1, 1)
	Input	—	—	(64, 1)

表 2 DRSDGN 超参数

Table 2 Hyperparameter of DRSDGN

$\lambda$	$N_B$	$n_{\text{batch}}$	$n_{\text{critic}}$	$n_{\text{epochs}}$	$\eta(i)$			
					$\eta_0$	$\eta_f$	$I_1$	$I_2$
10	16	25	10	50	0.1	1	5	20



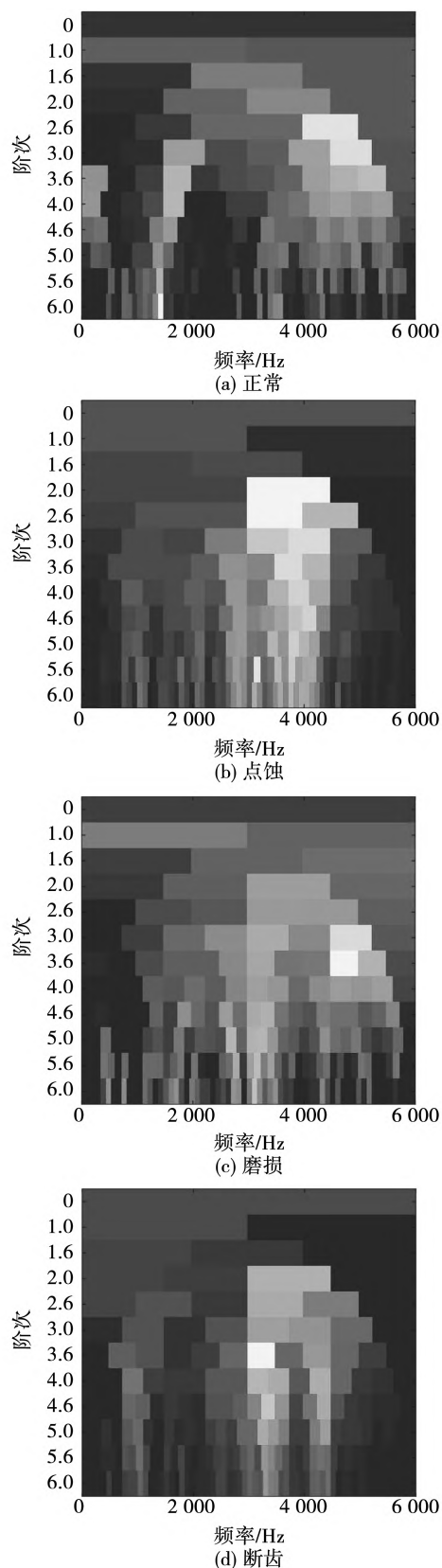


图 8 振动信号的 Kurtogram 图像

Fig.8 Kurtogram images of vibration signals

3.3 对比实验

对上文中获取的图像样本,定义同一转速下的

样本集为一个域,共计 5 个域。为验证提出方法的有效性,如表 3 所示,本文设计了 12 组行星齿轮箱域泛化诊断实验,在每组实验中,使用一个含标签源域(LS)和一个无标签源域(US)训练网络,使用多个目标域(T1,T2,T3)对诊断模型进行评估。

表 3 域泛化诊断任务

Table 3 Domain generalization diagnostic tasks

No	训练集		测试集		T3
	LS/(r/min)	US/(r/min)	T1/(r/min)	T2/(r/min)	
1	900	1 200	1 500	1 800	变速
2	900	1 500	1 200	1 800	变速
3	900	1 800	1 200	1 500	变速
4	1 200	900	1 500	1 800	变速
5	1 200	1 500	900	1 800	变速
6	1 200	1 800	900	1 500	变速
7	1 500	900	1 200	1 800	变速
8	1 500	1 200	900	1 800	变速
9	1 500	1 800	900	1 200	变速
10	1 800	900	1 200	1 500	变速
11	1 800	1 200	900	1 500	变速
12	1 800	1 500	900	1 200	变速

在不同的  $m$  取值下,分别进行 12 组实验,使用 T3 变速样本评估训练后故障诊断模型结果如图 9 所示,可知当  $\log_2(m)$  值为 5 时,模型对变速样本识别的准确率较高,因此在下文的对比实验中, $m$  取值为 32。

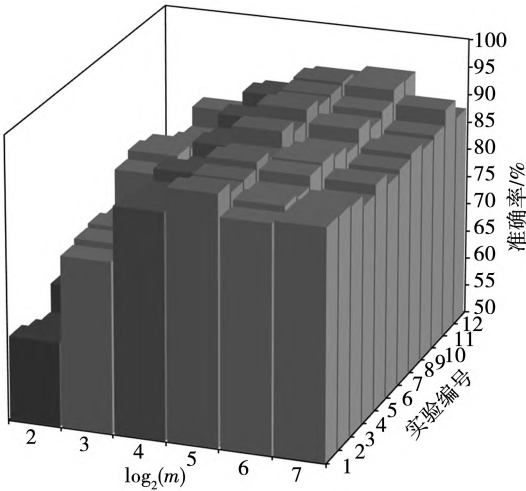


图 9 不同  $m$  取值下识别准确率

Fig.9 Accuracy under different values of  $m$

使用深度学习网络 CNN<sup>[8]</sup>、迁移学习网络



DDC<sup>[26]</sup>和域适应网络 DACNN<sup>[18]</sup>作为对比,其中为了同时利用 LS 和 US,在 CNN 中添加与 DRSDGN 相同的伪标签迭代。为减少随机性的影响,将每组实验重复 10 次,单个目标域的平均准确率曲线和总体准确率曲线如图 10 所示,准确率定义为正确分类的测试样本占样本总数的百分比。可见 DRSDGN 的折线更高且平滑,说明方法相较于现有的研究具有更高的准确率和鲁棒性。

具体总体平均准确率、标准差以及平均训练、测试时间见表 4、表 5。可以看出,传统 CNN 的整体准确度最差且不稳定,因为 CNN 可提取出的域不变特征有限,说明没有迁移学习策略的深度学习方法在实际故障诊断中的应用有很大局限性。而引入了 MMD 距离后的迁移学习方法 DDC 表现较好,可以实现 80% 以上的诊断准确率。引入了域适应方法的 DACNN 性能在大部分实验中高于 DDC,部分实验可以达到 95% 的诊断准确率,但相较于 DRSDGN 不稳定,鲁棒性较差。

表 4 实验结果(准确率±标准差)

Table 4 Experiment results				%
实验	CNN	DDC	DACNN	DRSDGN
1	71.03 ± 9.00	89.26 ± 4.35	92.60 ± 3.81	98.27 ± 1.02
2	58.49 ± 11.03	90.90 ± 3.34	90.98 ± 3.25	97.69 ± 1.08
3	55.07 ± 5.82	78.91 ± 3.65	88.13 ± 2.38	92.52 ± 3.13
4	71.55 ± 5.43	87.75 ± 4.74	91.94 ± 2.50	97.29 ± 1.30
5	75.44 ± 5.88	88.71 ± 2.08	92.07 ± 2.56	97.00 ± 2.60
6	71.09 ± 5.65	80.39 ± 4.05	90.69 ± 2.13	93.78 ± 3.04
7	69.21 ± 4.77	87.87 ± 2.16	92.31 ± 2.27	96.85 ± 1.46
8	73.21 ± 5.34	88.05 ± 2.17	93.93 ± 2.24	95.93 ± 1.17
9	65.40 ± 4.70	77.92 ± 2.69	88.49 ± 3.10	92.47 ± 1.45
10	64.03 ± 8.47	77.41 ± 3.02	87.11 ± 3.16	95.37 ± 3.53
11	58.94 ± 7.76	77.56 ± 3.15	82.71 ± 2.95	93.56 ± 2.73
12	48.94 ± 9.40	81.65 ± 5.23	88.10 ± 4.08	92.16 ± 2.38

表 5 实验结果(时间)

Table 5 Experiment results				s
时间	CNN	DDC	DACNN	DRSDGN
平均	65.20	83.87	89.92	95.24
训练	94.03	84.10	86.87	329.80
测试	0.49	0.48	0.48	0.84

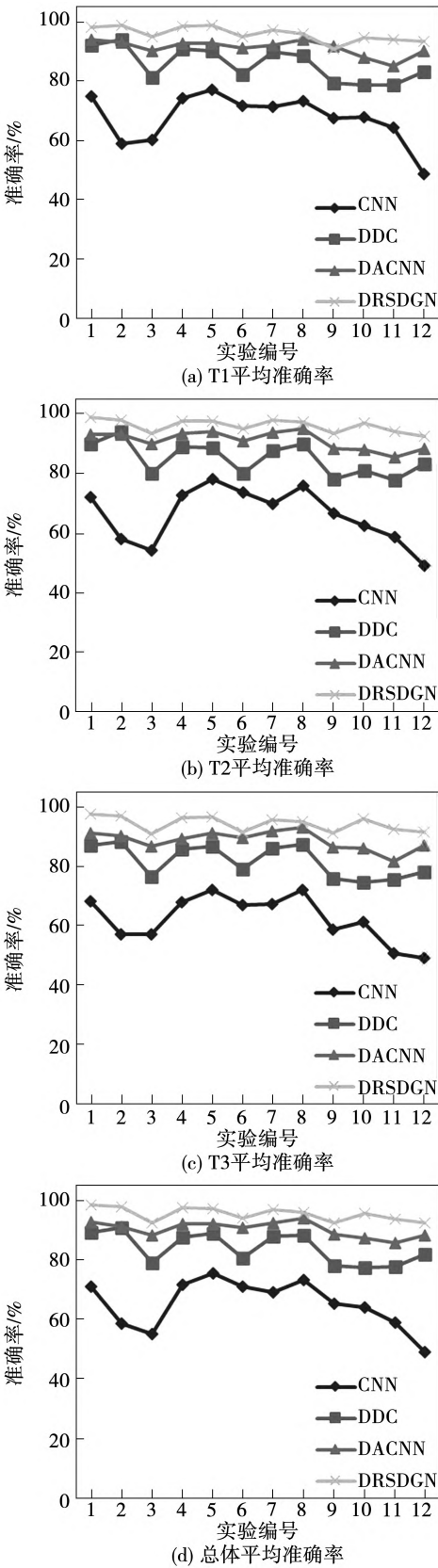


图 10 目标域测试结果

Fig. 10 Testing results of target domain

除准确率指标外,本文引入受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic, ROC),利用该曲

线对最终诊断模型的分类性能进行评估,根据真实类别和预测类别的组合,测试样本可以划分为真阳性(true positive, TP)、假阳性(false positive, FP)、真阴性(true negative, TN)和假阴性(false negative, FN),则真正类率(true positive rate, TPR)和负正类率(false positive rate, FPR)计算如下:

$$R_{\text{TPR}} = \frac{P_{\text{TP}}}{P_{\text{TP}} + P_{\text{FN}}}; \quad (23)$$

$$R_{\text{FPR}} = \frac{P_{\text{FP}}}{P_{\text{FP}} + P_{\text{TN}}}. \quad (24)$$

式中: $P_{\text{TP}}$ 、 $P_{\text{FP}}$ 、 $P_{\text{TN}}$ 、 $P_{\text{FN}}$ 分别为真阳性、假阳性、真阴性、假阴性样本在总样本中的占比; $R_{\text{TPR}}$ 和 $R_{\text{FPR}}$ 分别为真正类率和负正类率。

由表4、表5可知,DRSDGN在第1组实验中平均准确率最高,在第12组实验中平均准确率最低,为充分验证网络性能,绘制上述两组实验对T3分类的ROC曲线并计算曲线面积(area under curve, AUC)如图11、图12所示。可见在上述两组实验中,DRSDGN训练后的分类器对各类健康状态分类的AUC值均在0.98以上,且均显著高于其他算法,说明本文设计的网络能够训练出对各种健康状态进行分类的诊断模型,进而实现对变速行星齿轮箱健康状态的识别。

表4、表5给出了各个网络的平局训练结查和时间,可以看出,DRSDGN的训练需要花费最多的时间。主要原因有两点:

1)为充分提取深层特征,生成器使用的DRN层数较多,大大增加了可训练的权值与偏置数量,增加了训练成本。

2)生成器 $G$ 用于提取故障特征,判别器 $D$ 用于估计不同域之间的Wasserstein-1距离,而为了更好地估计分布差异从而帮助生成器 $G$ 提取出域不变特征,每次生成器迭代中,判别器需要迭代 $n_{\text{critic}}$ 次,因此判别器总迭代次数远远大于 $n_{\text{epochs}}$ ,同样增加了训练成本。

相较于训练时间与其他方法的较大差距,本文方法所需的测试时间增加在0.4 s以内,因此训练后的诊断模型在实际应用中不会造成额外的计算负担。在实际应用中,风电机组的工作场景相较于实验模拟设备更为复杂,可能遇到的工况更为多变,故障种类更多,因此需要构造更为完善的历史数据库

来对智能诊断模型进行训练,但整体故障诊断流程不变。

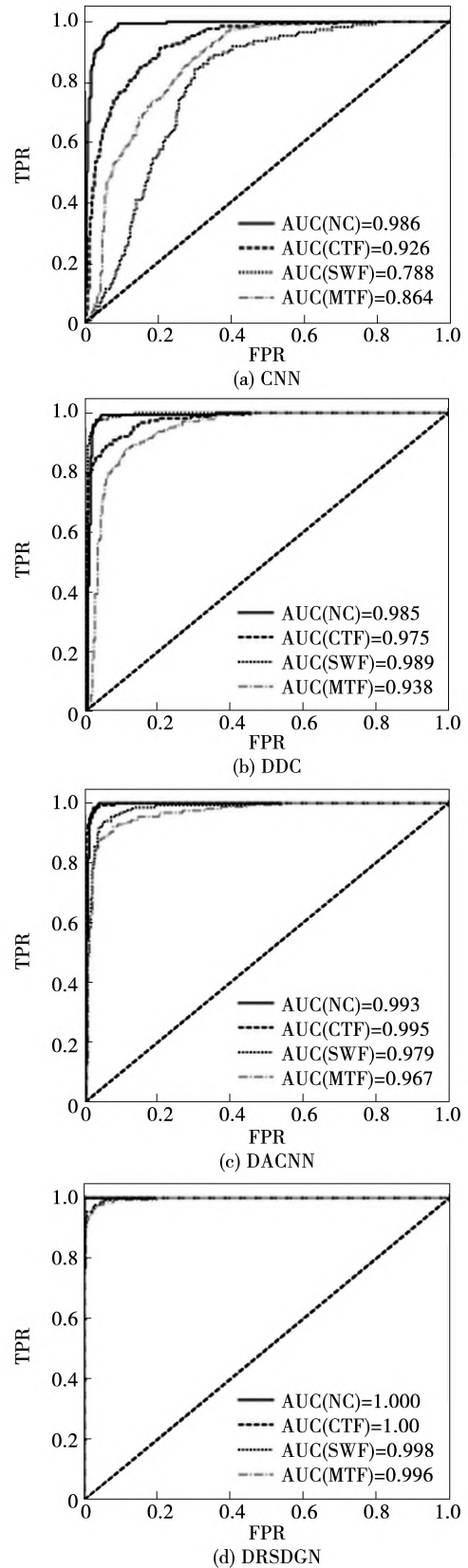


图11 第1组实验ROC曲线

Fig. 11 ROC curve of the first group

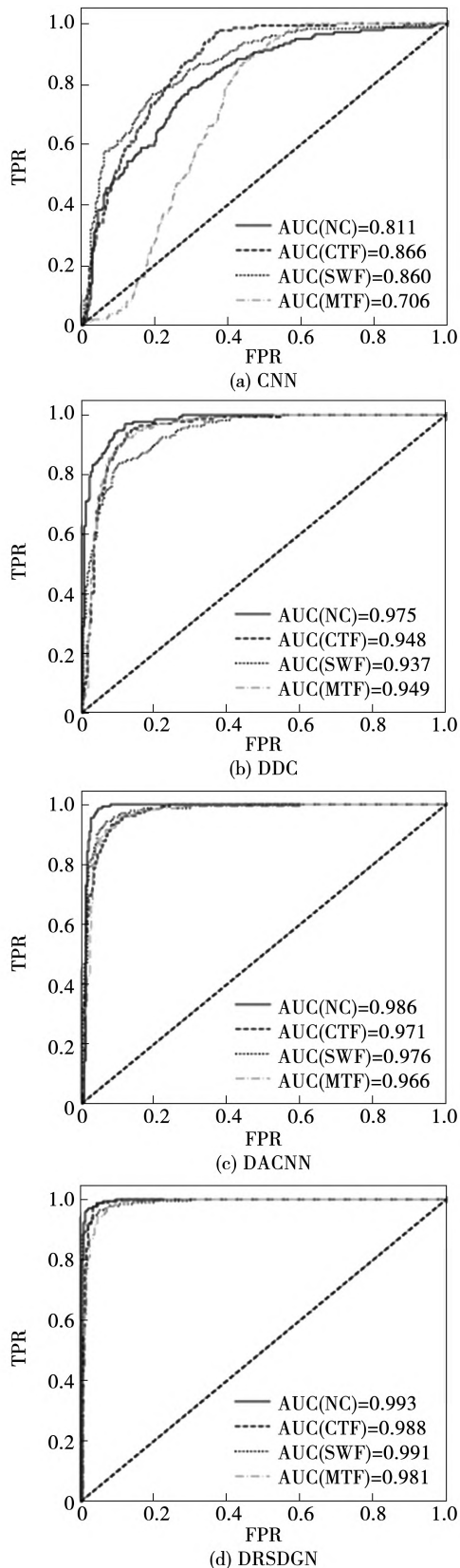


图 12 第 12 组实验 ROC 曲线

Fig. 12 ROC curve of the 12th group

### 3.4 可视化分析

为进一步验证所设计网络的可行性,选取接近平均准确率 95.24% 的第 8 组实验进行可视化分析,使用训练后的诊断模型对目标域样本状态分类,分类结果混淆矩阵如图 13 所示。可以看出,模型对目标域各个转速下磨损与断齿故障的区分度低于正常与点蚀故障,对变速样本的识别率低于定速样本,但总体识别率在 95% 以上,可以满足实际应用中未知转速样本的故障诊断要求。

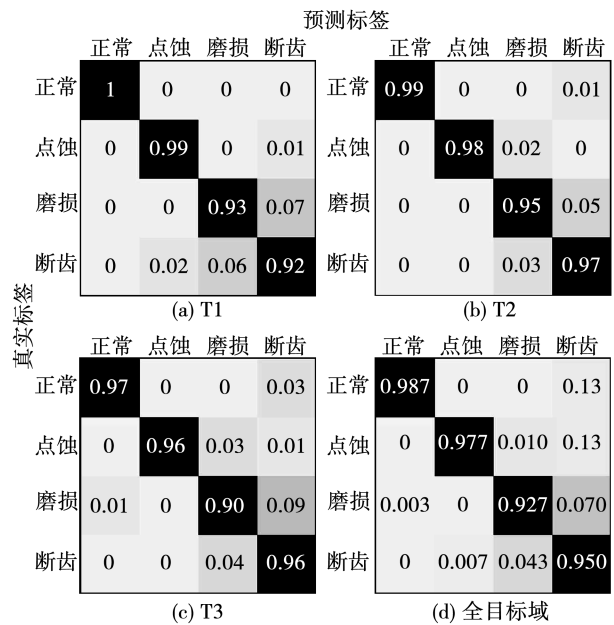


图 13 故障诊断混淆矩阵

Fig. 13 Fault diagnosis confusion matrix

此外,采用 t - 分布邻域嵌入 (t-distribution stochastic neighbor embedding, t-SNE) 算法对生成器  $G$  中全连接层的特征进行降维可视化如图 14 所示。可见最终诊断模型从源域样本和目标域样本提取出的特征表现出类间可分性和类内聚集性,除个别样本存在混叠外,其他样本均可得到准确的区分。试验结果表明,基于伪标签的半监督学习可以提高源域样本的利用率,实现对 LS 和 US 中各个状态的准确分类,此外判别器可以帮助生成器提取到域不变特征,实现对目标域样本的聚类。

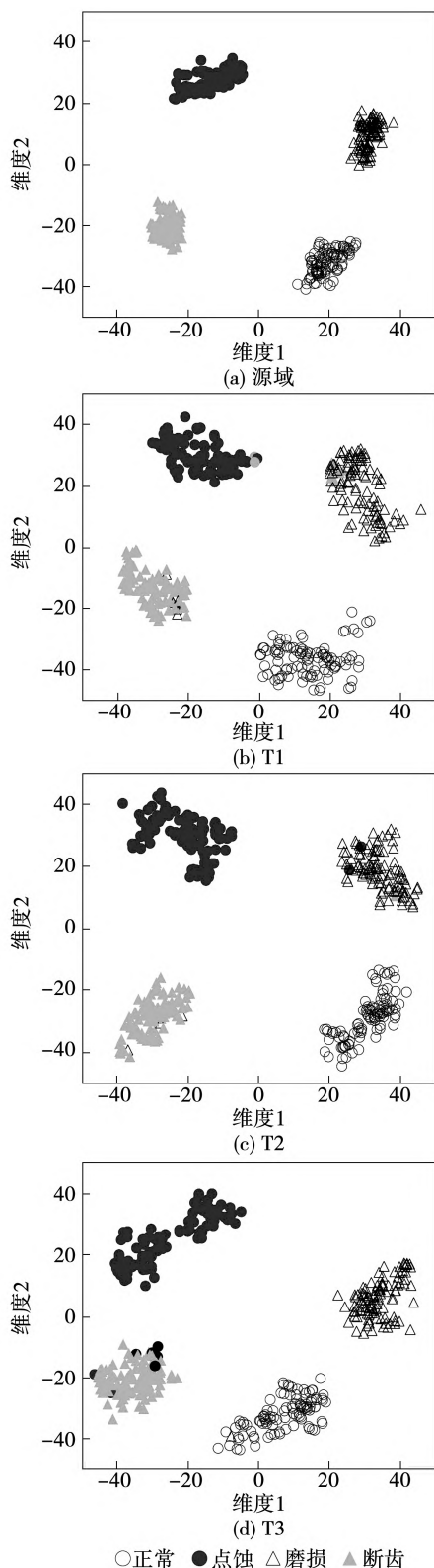


图14 各域特征散点图

Fig. 14 Scatter plot of each domain features

## 4 结论

为了解决大多数现有的深度迁移学习方法只能

在目标转速下工作,而且在模型的训练中总是需要目标域样本的问题,针对风电机组行星齿轮箱在变速工况下的故障诊断设计了DRSDGN。其中,生成器用于故障特征提取,判别器用于辅助实现特征对齐,分类器用于故障识别。在训练过程中引入对抗博弈机制和基于伪标签的半监督学习方法,将最终诊断模型应用于变转速的目标域样本,主要结论如下:

1)从最终诊断识别的准确率和特征可视化两个角度证明,相较于一维信号波形,利用Fastkurtogram生成的图像样本包含更多的故障信息,且DRN可以从图像中提取出用于分类的深层特征信息,判别器成功辅助生成器提取出判别特征和域不变特征,并将其用于分类器的状态识别。

2)以训练后的生成器和分类器构造最终诊断模型,该模型对目标域的平均识别率达到95.24%,对目标域定速样本的识别效果优于变速样本,但均达到实际应用需求。由ROC曲线评价模型分类性能,最终诊断模型中分类的AUC值明显高于传统深度学习或迁移学习网络。

3)在网络训练过程中,提出基于半监督学习和域对抗学习共同优化网络的方法。半监督学习用于充分利用可获取到的源域样本,域对抗学习用于实现对未知工况样本的状态分类。相较于经典深度迁移学习网络提高了对源域样本的利用率,降低了对目标域样本的需求,使得所设计的网络有更高的实际应用价值。实验结果表明,所设计的网络可以实现变工况下风电机组行星齿轮箱的故障诊断。

## 参考文献:

- [1] LIU X, YANG Y, ZHANG J. Resultant vibration signal model based fault diagnosis of a single stage planetary gear train with an incipient tooth crack on the sun gear[J]. Renewable Energy, 2018, 122:65.
- [2] 冯志鹏, 褚福磊. 行星齿轮箱齿轮分布式故障振动频谱特征[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(2):118.  
FENG Zhipeng, CHU Fulei. Vibration spectral characteristics of distributed gear fault of planetary gearboxes[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(2): 118.
- [3] 郑小霞, 叶聪杰, 周荣成. 基于改进DEMD和ICA的海上风机传动系统早期故障诊断[J]. 电机与控制学报, 2017, 21(11): 82.  
ZHENG Xiaoxia, YE Congjie, ZHOU Rongcheng. Early fault diagnosis of offshore wind turbines transmission system based on improved DEMD and ICA[J]. Electric Machines and Control, 2017,



- 21(11):82.
- [4] 马然,栗文义,齐咏生. 风电机组健康状态预测中异常数据在线清洗[J]. 电工技术学报,2021,36(10):2127.  
MA Ran, LI Wenyi, QI Yongsheng. Online cleaning of abnormal data for the prediction of wind turbine health condition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021,36(10):2127.
- [5] 陈俊生,李剑,陈伟根,等. 采用滑动窗口及多重加噪比堆栈降噪自编码的风电机组状态异常检测方法[J]. 电工技术学报,2020,35(2):346.  
CHEN Junsheng, LI Jian, CHEN Weigen, et al. A method for detecting anomaly conditions of wind turbines using stacked denoising autoencoders with sliding window and multiple noise ratios[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020,35(2):346.
- [6] LIU R, YANG B, ZIO E, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018,108:33.
- [7] 李梦诗,余达,陈子明,等. 基于深度置信网络的风力发电机故障诊断方法[J]. 电机与控制学报,2019,23(2):114.  
LI Mengshi, YU Da, CHEN Ziming, et al. Fault diagnosis and isolation method for wind turbines based on deep belief network[J]. Electric Machines and Control,2019,23(2):114.
- [8] WEN L, LI X, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018,65(7):5990.
- [9] JIANG G, HE H, YAN J, et al. Multiscale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019,66(4):3196.
- [10] 孔子迁,邓蕾,汤宝平,等. 基于时频融合和注意力机制的深度学习行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(6):221.  
KONG Ziqian, DENG Lei, TANG Baoping, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on deep learning with time-frequency fusion and attention mechanism[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(6):221.
- [11] SAUFI S R, AHMAD Z A B, LEONG M S, et al. Gearbox fault diagnosis using a deep learning model with limited data sample[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020,16(10):6263.
- [12] QIN Y, WANG X, ZOU J. The optimized deep belief networks with improved logistic sigmoid units and their application in fault diagnosis for planetary gearboxes of wind turbines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019,66(5):3814.
- [13] ZHAO M, ZHONG S, FU X, et al. Deep residual networks with adaptively parametric rectifier linear units for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2021,68(3):2587.
- [14] 沈飞,陈超,徐佳文,等. 基于时间迁移模型的旋转机械实时故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2019,40(10):84.  
SHEN Fei, CHEN Chao, XU Jiawen, et al. Time transfer model based rotating machine real-time fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(10):84.
- [15] 许伯强,何俊驰,孙丽玲. 基于SAE与改进LightGBM算法的笼型异步电机故障诊断方法[J]. 电机与控制学报,2021,25(28):29.  
XU Boqiang, HE Junchi, SUN Liling. Fault detection method of cage asynchronous motor based on stacked autoencoder and improved LightGBM algorithm[J]. Electric Machines and Control, 2021,25(28):29.
- [16] 李帷韬,焦点,张倩,等. 基于深度迁移学习的玻璃绝缘子自爆状态智能认知方法研究[J]. 中国电机工程学报,2020,40(11):3710.  
LI Weitao, JIAO Dian, ZHANG Qian, et al. Research on intelligent cognition method of self-exploding state of glass insulator based on deep migration learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2020,40(11):3710.
- [17] CHEN Z, GRYLLIAS K, LI W. Intelligent fault diagnosis for rotary machinery using transferable convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020,16(1):339.
- [18] HAN T, LIU C, YANG W, et al. A novel adversarial learning framework in deep convolutional neural network for intelligent diagnosis of mechanical faults[J]. Knowledge-Based Systems, 2019,165:474.
- [19] YANG B, LEI Y, 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.
- [20] GUO L, LEI Y, 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, 2019,66(9):7316.
- [21] LI X, ZHANG W, DING Q, et al. Multi-layer domain adaptation method for rolling bearing fault diagnosis[J]. Signal Processing, 2019,157:180.
- [22] QIN Y, YAO Q, WANG Y, et al. Parameter sharing adversarial domain adaptation networks for fault transfer diagnosis of planetary gearboxes[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021,160:107936.
- [23] LI X, ZHANG W, MA H, et al. Domain generalization in rotating machinery fault diagnostics using deep neural networks[J]. Neurocomputing, 2020,403:409.
- [24] 刘建伟,刘媛,罗雄麟. 半监督学习方法[J]. 计算机学报,2015,38(8):1592.  
LIU Jianwei, LIU Yuan, LUO Xionglin. Semi-supervised learning method[J]. Chinese Journal of Computers, 2015,38(8):1592.
- [25] ANTONI J. Fast computation of the Kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007,21(1):108.
- [26] TZENG E, HOFFMAN J, ZHANG N, et al. Deep domain confusion;maximizing for domain invariance[J]. Computer Science,2014.

(编辑:刘素菊)