

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407527

# 转子系统数模联动故障诊断方法研究\*

马康<sup>1,2,3</sup> 王红军<sup>1,2,3</sup> 乔琦<sup>1,2,3</sup> 王正<sup>1,2,3</sup> 余成龙<sup>1,2,3</sup>

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2. 北京信息科技大学高端装备制造智能感知与控制北京市国际科技合作基地 北京 100192; 3. 北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

**摘要:**针对燃气轮机转子系统故障样本少,样本不均以及跨工况故障诊断的问题,提出一种基于转子系统数模联动的故障诊断方法。基于经典集中质量法建立了转子系统动力学模型,将不对中故障,不平衡故障引入动力学模型建立了转子系统故障动力学微分方程,最后通过龙格库塔法(ode-4/5)对转子系统故障动力学微分方程进行求解,最终得到故障位移仿真信号,为之后数据增强以及数模联动方法做准备。建立结合正交梯度惩罚算法的条件深度卷积生成对抗网络,用此模型将机理模型所得仿真信号作为生成器输入,生成信号样本与真实实验信号作为判别器输入,获得融合机理特性与实际机械特性为一体的生成信号;其次,基于迁移学习理论建立跨工况域适应故障诊断模型,使用结合反卷积算法的短时分数阶傅里叶变换对数据进行视频转换,获得分辨率以及特征更为明显的二维时频图像样本,将结合机理特性与机械特性的数据作为源域、待测其他工况数据作为目标域训练故障诊断模型,通过实验验证,将5种不同故障类别在不同转速与不同故障量下的诊断准确率均达到91%以上,并通过混淆矩阵对结果进行了解释分析,该方法能够有效提高模型的泛化性,并实现转子系统跨工况故障诊断,同条件下优于其他主流诊断方法。

**关键词:** 转子系统;故障诊断;条件深度卷积生成对抗;迁移学习;数模联动

**中图分类号:** TN07;TK477 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470

## Research on fault diagnosis method of rotor system combined digital and analog

Ma Kang<sup>1,2,3</sup> Wang Hongjun<sup>1,2,3</sup> Qiao Qi<sup>1,2,3</sup> Wang Zheng<sup>1,2,3</sup> Yu Chenglong<sup>1,2,3</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China; 2. High-end Equipment Intelligent Perception & Control Beijing International Science Technology Cooperation Base, Beijing 100192, China; 3. Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** Aiming to address the problems of limited sample size, uneven sample distribution, and cross-operating condition fault diagnosis for gas turbine rotor systems, a fault diagnosis method based on the linkage of numerical model and physical model is proposed. A classical central mass method is used to establish the dynamic model of the rotor system, and fault dynamics differential equations are established in the model by introducing misalignment fault and unbalance fault. Finally, the differential equations of rotor system fault dynamics are solved by the Runge-Kutta method (ode-4/5), and the simulated signal of fault displacement is obtained, which is prepared for subsequent data augmentation and model linkage methods. A conditional deep convolutional generative adversarial network (GAN) model is established by combining the orthogonal gradient penalty algorithm, and the model is used to generate signals by inputting the simulated signals obtained from the physical model as the generator input, and inputting the real experimental signals as the discriminator input to obtain a generated signal that integrates the intrinsic characteristics of the physical model and the actual mechanical characteristics. Secondly, a cross-operating condition domain adaptation fault diagnosis model is established based on the theory of transfer learning, and the data is converted into a two-dimensional temporal-frequency image sample using a combined short-time

收稿日期: 2024-05-17 Received Date: 2024-05-17

\* 基金项目: 北京市自然科学基金(1S24076,21JC0016)项目资助

fractional Fourier transform and inverse convolution algorithm, which provides more obvious resolution and features. The data that integrates the intrinsic characteristics of the physical model and the mechanical characteristics is used as the source domain and the other target domain data to be measured at other operating conditions is used to train the fault diagnosis model. The experimental verification shows that the diagnostic accuracy of the five different fault categories at different speeds and fault levels in different operating conditions is all above 91%. The results are explained and analyzed through confusion matrix, and the method can effectively improve the model's generalization ability and realize cross-operating condition fault diagnosis of rotor systems, which is superior to other mainstream diagnosis methods under the same conditions.

**Keywords:** rotor system; fault diagnosis; conditional deep convolution generates antagonism; transfer learning; digital-analog linkage

## 0 引言

燃气轮机是一种高功率、高性能的动力机械,它使用气体作为工作介质,在整个热力学循环中完成能量转换。具有高效、灵活、安全性好等优点,在航空航天以及水泵压缩等领域广泛应用,在能源转换和动力供应领域具有广泛的应用前景,成为当前高端装备领域核心动力装置<sup>[1]</sup>。同时,燃气轮机的设计极其复杂,在技术和工程应用中仍面临着许多挑战和难点,如何应对复杂环境,如何解决振动与失衡,如何进行故障诊断与预测,这些难点的解决,标志着国家重工业制造水平的高升,有超高政治、经济及社会价值<sup>[2]</sup>。

在大型旋转机械中,转子不平衡,不对中故障占据了转子振动故障的 80%<sup>[3]</sup>,由于转子系统通常在高温高压等恶劣环境下运行,工作环境复杂且变化频繁,故障通常受到多种因素的影响,并且在工业设备中或者航空航天应用更为广泛,运行过程中一旦出现故障损失巨大。因此,进行燃气轮机故障诊断研究具有重要意义<sup>[4]</sup>。

目前,国内外学者对转子系统动力学的研究主要集中在以下 4 个方面:动力学建模、振动控制与减震技术、故障诊断与预测、以及转子系统优化设计。刘建雄<sup>[5]</sup>针对区间不确定性对转子系统的影响,运用了一种基于 Chebyshev 正交多项式的非嵌入式区间分析方法,用于对含有参数不确定性的转子系统动力学特性进行分析。张义彬等<sup>[6]</sup>利用随机矩阵等理论,构建了一种不确定性动力学模型,并且利用确定性模型的参数,对动力学模型的散度参数进行了辨识,最终验证了不确定行动力学模型的合理性。李帅等<sup>[7]</sup>提出了一种新颖的转子系统动力学建模方法,通过将实测柔性基础传递函数与转子有限元模型相结合,形成混合转子动力学模型,提供了一种新的整机建模与仿真的方法。随着数据采集和处理技术的发展,基于数据驱动的故障诊断在工业领域得到了广泛的应用和发展。崔英杰等<sup>[8]</sup>提出了一种改进的深度 Q 网络(DQN)。在这个方法中,DQN 模型的环境状态由故障样本集组成,而转子的故障类型则作为当前模型的输入动作集合。使用一维宽卷积神经网络(WDCNN)来拟合 Q 网络,并结合贪婪策略进行决策动作和时间差分误

差(TD-error)优先经验回放。这种方法使得算法更加稳定,训练更具收敛性,同时提高了故障诊断的准确率和通用性。李阳等<sup>[9]</sup>将二维卷积神经网络(2DCNN)结合自注意力(self-attention, SA)机制进行故障诊断,验证了 SA-2DCNN 模型具有强大的特征提取能力,能更好地应用于燃气轮机叶片故障诊断。苏静雷等<sup>[10]</sup>提出了一种多通道卷积神经网络深度迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法,该方法解决了运行过程中转子系统故障诊断精度低的问题。

基于机器学习与深度学习的故障诊断方法已经成功应用在故障诊断领域,通过对大量数据特征等信息的提取,通过模型的学习训练,完成对故障的分类与识别<sup>[11]</sup>。但是在大数据时代,燃气轮机生产运行过程受严格管控,数据故障类型单一,故障样本不足,仍然存在获取数据难、模型泛化能力弱的问题<sup>[12]</sup>。如今基于模型的方法在转子故障诊断中仍具有重要意义,主要依赖于经验公式和简化的物理模型。这种方法通过研究转子系统故障的动力学特性来揭示转子系统振动过程的机理<sup>[13]</sup>。然而,基于模型的方法需要耗费大量的时间和精力,特别是对于复杂的转子系统,还存在机理不清晰、复杂系统建模困难等问题,两种不同的故障诊断方法各有优势,但也都存在一定的难题,因此将两种方法的有效结合,对解决转子系统故障诊断难题并应用在实际转子系统故障诊断中具有重要的价值意义<sup>[14]</sup>。

针对转子系统小样本以及跨工况故障诊断问题,结合机理模型,生成对抗网络和迁移学习建立了一种数模联动的跨工况故障诊断模型,使用条件深度卷积生成对抗模型对数据进行增强,获得大量结合机理特性与实际机械特性为一体的数据样本,然后使用子领域域适应迁移学习方法实现了在带标签故障样本少情况下的跨工况故障诊断,通过实验验证每种故障诊断准确率达 91%以上,有效解决了上述问题,并验证了所提方法的优越性。

## 1 转子动力学模型

### 1.1 转轴不平衡模型

图 1 中  $o$  为形心,  $o'$  为不平衡质量质心,  $\omega$  为转速,

$m$  为不平衡质量,  $e$  为偏心距,  $\varphi$  为初相位, 则不平衡力可以表示为  $F = me\omega^2$ 。

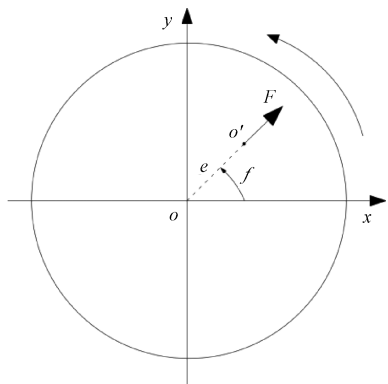


图1 转子系统不平衡故障模型

Fig. 1 Unbalanced fault model of rotor system

设  $x_1, y_1, x_2, y_2$ , 分别表示转盘形心与质心处的水平与竖直位移, 由此可得各方向位移分别为<sup>[15]</sup>:

$$\begin{cases} x_2 = x_1 + e \cos(\omega t + \varphi) \\ y_2 = y_1 + e \sin(\omega t + \varphi) \end{cases} \quad (1)$$

可得圆盘几何中心  $O$  的振动微分方程:

$$\begin{cases} m\ddot{x}_1 + c\dot{x}_1 + kx = me\omega^2 \cos(\omega t + \varphi) \\ m\ddot{y}_1 + c\dot{y}_1 + ky = me\omega^2 \sin(\omega t + \varphi) \end{cases} \quad (2)$$

式(3)表示不平衡激振力, 因此不平衡质量施加到转子系统的不平衡力为:

$$\begin{cases} F_x = me\omega^2 \cos(\omega t + \varphi) \\ F_y = me\omega^2 \sin(\omega t + \varphi) \end{cases} \quad (3)$$

其中, 设转子的质量为  $m$ , 转子的旋转速度为  $\omega$ , 不平衡质量为  $m$ , 不平衡质量的偏心距为  $e$ 。则不平衡质量在旋转时的离心力  $F_c = me\omega^2$ , 根据牛顿第二定律  $F_c = ma$ , 加速度是激振力的来源, 因此可以得到激振力的大小为:  $F_c = ma = e\omega^2 r$ 。

## 1.2 转轴不平衡模型

转子系统轴承一般采用滚动轴承, 如图2所示, 对滚动轴承进行受力分析, 设保持架的角速度为  $\omega_{cage}$ , 轴承间隙  $\delta_c$ 。

设滚珠个数为  $N_b$ , 则第  $j$  个滚珠角速度位置为  $\theta_j$ 。

$$\theta_j = \omega_{cage} t + \frac{2\pi}{N_b}(j-1) \quad (4)$$

由非线性赫兹接触理论计算接触力:

$$F_j =$$

$$C_b(x \cos \theta_j + y \sin \theta_j - \delta_c)^{3/2} H(x \cos \theta_j + y \sin \theta_j - \delta_c) \quad (5)$$

其中,  $C_b$  为赫兹接触刚度,  $H$  为亥维赛函数。

$F_j$  在水平和垂直方向的分量为:

$$\begin{cases} F_{cxj} = F_j \cos \theta_j \\ F_{cyj} = F_j \sin \theta_j \end{cases} \quad (6)$$

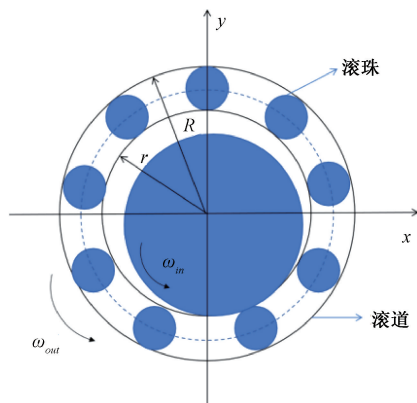


图2 滚动轴承模型

Fig. 2 Rolling bearing model

滚动轴承产生轴向力为滚珠受力之和:

$$\begin{cases} F_{cx} = \sum_{j=1}^{N_b} F_{cxj} = \sum_{j=1}^{N_b} F_j \cos \theta_j \\ F_{cy} = \sum_{j=1}^{N_b} F_{cyj} = \sum_{j=1}^{N_b} F_j \sin \theta_j \end{cases} \quad (7)$$

## 1.3 联轴器不对中模型

图3为联轴器发生综合故障时在联轴器部分的示意图,  $O_1$  和  $O_2$  为左右端联轴器的回转中心,  $O$  和  $O_3$  分别为联轴器外壳的静态、动态中心。  $\Delta L$  为左右端联轴器的安装距离, 角度偏差为  $\gamma$ ,  $\Delta Y$  为平行不对中时的不对中量,  $\Delta \alpha$  为角度不对中时的不对中量, 则转子系统综合不对中量可表示为平行不对中量和角度不对中量的综合:

$$\Delta E = \Delta Y + \Delta L \tan \frac{\Delta \alpha}{2}, \gamma = \frac{\Delta \alpha}{2}。$$

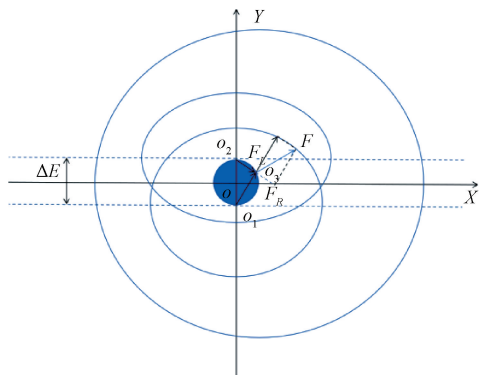


图3 不对中故障示意图

Fig. 3 Diagram of misalignment fault

当转子系统运转时, 点  $O_3$  以综合不对中量  $\Delta E$  为直径做圆周运动。设点  $O_3$  的坐标为  $O_3(X, Y)$ , 转轴旋转的角速度为  $\omega$ , 以  $\alpha$  为自变量, 则联轴器外壳的动态中心  $x$  和  $y$  的表达式为:

$$\begin{cases} x = \Delta E \sin \alpha \cos \alpha = \frac{1}{2} \Delta E \sin 2\alpha \\ y = \frac{1}{2} \Delta E (1 - \cos^2 \alpha) = \frac{1}{2} \Delta E \cos 2\alpha \end{cases} \quad (8)$$

点  $O_3$  的角速度为转轴旋转角速度的 2 倍,因此在转子系统运转时,由于联轴器外壳存在一定的质量,不对中故障会产生离心力,激励转子产生振动。设联轴器质量为  $m_c$ , 因此综合不对中故障下,转子的不对中激振力  $P$ 。

$$\begin{cases} P_x = P \sin(2\omega t) = -2m_c \Delta E \omega^2 \sin(2\omega t) \\ P_y = P \cos(2\omega t) = -2m_c \Delta E \omega^2 \cos(2\omega t) \end{cases} \quad (9)$$

1.4 转子系统动力学仿真及分析

如图 4 所示,采用集中质量自由度法,假设转子的质量在旋转轴线周围均匀分布。两圆盘固定在无质量、有弹性的通轴上,系统质量相当于集中在每个圆盘的中心以及每个轴承支座的中心。从左方轴承到右方轴承共 4 个节点,分别标为 1~4 节点,系统共有 8 个自由度。

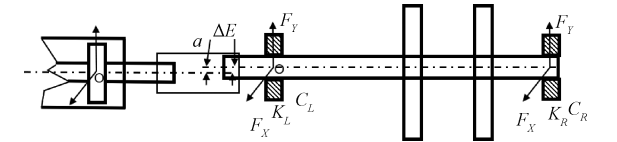


图 4 转子系统集中质量模型  
Fig. 4 Centralized mass model of rotor system

结合以上模型对转子系统受力分析得出不对中故障动力学微分方程：

$$\begin{cases} m_1 \ddot{x}_1 + c_1 \dot{x}_1 + k(x_1 - x_2) = F_{cx1}, \\ m_1 \ddot{y}_1 + c_1 \dot{y}_1 + k(y_1 - y_2) = F_{cy1} - m_1 g, \\ m_2 \ddot{x}_2 + c_2 \dot{x}_2 + k(2x_2 - x_1 - x_3) = F_{x2} + P_{x2}, \\ m_2 \ddot{y}_2 + c_2 \dot{y}_2 + k(2y_2 - y_1 - y_3) = F_{y2} + P_{y2} - m_2 g, \\ m_3 \ddot{x}_3 + c_3 \dot{x}_3 + k(2x_3 - x_2 - x_4) = F_{x3} + P_{x3}, \\ m_3 \ddot{y}_3 + c_3 \dot{y}_3 + k(2y_3 - y_2 - y_4) = F_{y3} + P_{y3} - m_3 g, \\ m_4 \ddot{x}_4 + c_4 \dot{x}_4 + k(x_4 - x_3) = F_{cx4}, \\ m_4 \ddot{y}_4 + c_4 \dot{y}_4 + k(y_4 - y_3) = F_{cy4} - m_4 g. \end{cases} \quad (10)$$

式中： $P_x, P_y, i = 2, 3$  为系统不对中时产生在  $x, y$  方向上的力， $F_{cx}, F_{cy}, i = 1, 4$  分别为滚动轴承刚性支撑力， $F_{xi}, F_{yi}, i = 2, 3$  分别为不平衡质量施加到转子系统的不平衡力。

2 转子系统动力学仿真及分析

2.1 仿真模型参数设置

在实验中支撑轴承选用滚动轴承型号为 SKF-6205,

几何参数如表 1 所示。选取燃气轮机转子试验台转子系统及联轴器的主要参数,如表 2 所示,采样频率设定为 36 864 Hz。同时,使用了弹性模量  $E=206 \text{ GPa}$  和泊松比  $V=0.3$  这两个材料参数,这些参数是模型中的基本物理性质,对系统的振动行为产生重要影响。

表 1 SKF 6205 深沟球轴承仿真模型参数  
Table 1 SKF 6205 deep groove ball bearing simulation model parameters

| 参数       | 数值                  |
|----------|---------------------|
| 轴承节径/mm  | 39.040              |
| 接触角/度    | 0                   |
| 外圈半径/mm  | 23.493              |
| 滚动体直径/mm | 7.940               |
| 径向游隙/mm  | $16 \times 10^{-6}$ |
| 外圈沟道曲率系数 | 0.525               |
| 内圈半径/mm  | 15.547              |
| 滚动体数量/个  | 9                   |
| 滚动体密度    | 7 820               |
| 内圈沟道曲率系数 | 0.515               |
| 套圈挡边高度系数 | 0.35                |
| 轴承宽度/mm  | 15                  |

表 2 试验台系统参数  
Table 2 Test bench system parameters

| 参数                                                    | 数值                   |
|-------------------------------------------------------|----------------------|
| 转子在轴承处的集中质量/Kg                                        | 5                    |
| 转子在圆盘处的集中质量/Kg                                        | 31                   |
| 轴承阻尼/ $(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^{-1})$ | 1 050                |
| 圆盘阻尼/ $(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^{-1})$ | 2 100                |
| 轴刚度/ $(\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$                 | $3 \times 10^7$      |
| 定子径向刚度/ $(\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$              | $4.5 \times 10^7$    |
| 转静子间隙/m                                               | $1.4 \times 10^{-4}$ |
| 转轴细长比                                                 | 0.03                 |
| 轮盘偏心/m                                                | $4.3 \times 10^{-5}$ |
| 联轴器刚度/ $(\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$               | $4.5 \times 10^7$    |
| 联轴器外壳质量/Kg                                            | 1.9                  |

2.2 仿真信号获取及分析

在 MATLAB 中构建转子系统动力学模型,对转子系统,联轴器,轴承等参数进行设置,设定转速为 1 670 r/min,使用龙格库塔法分别计算各故障以及健康状态下的振动响应,根据简化模型 1 号节点处的仿真信号与实验信号的时域,频域图做出对比,图 5 为转子系统在健康状态下振动时域波形对比图以及频域波形对比图,其中图 5(a)和(c)为实际信号时域频域波形图,图 5(b)和(d)为仿真信号的时域频域波形图,由图可知,正常状态下的转子系统仿真数据与真实数据在振动周期与特性上存在一致性,说明所建转子动力学模型能够有效的对转子系统进行模拟仿真。

由图 5 可以得出,尽管所建动力学模型得到的振动



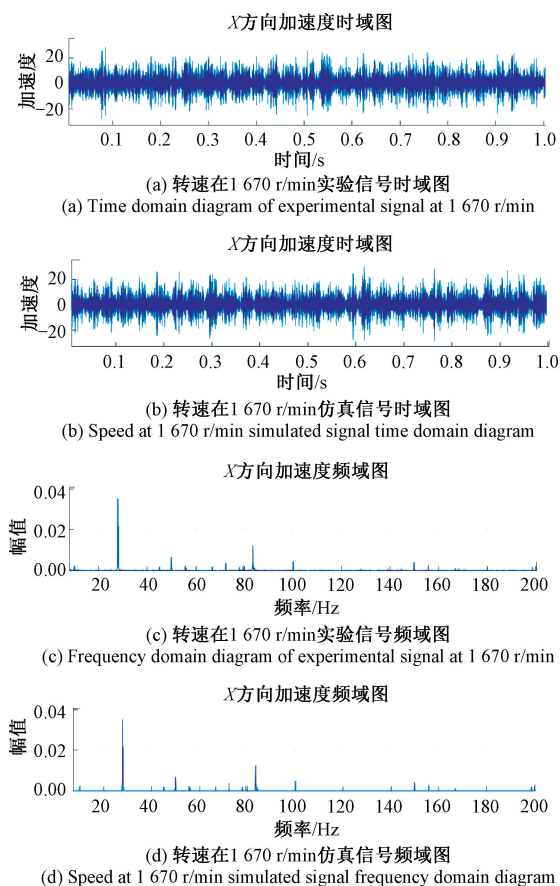


图5 转速在1670 r/min 正常状态信号对比图

Fig. 5 Speed at 1670 r/min normal state signal comparison

仿真信号与实验信号在振动特性上具有一致性,但是实验信号中存在许多嘈杂,不匀的信号,这些差异是由于模型简化忽略实际系统中存在的复杂性和非线性特性引起的,为减小仿真与实际情况的差异,需要在建模、参数估计、边界条件设置和数值方法选择等方面尽可能考虑到实际情况,并进行合理的修正和调整。

### 3 基于机理模型的 CDCGAN 数据增强

基于深度卷积生成对抗网络(DCGAN)的改进是将条件变量引入生成器和判别器的输入中,以监督模型生成特定类别的样本。这种改进本质上就是带有条件约束的DCGAN,即Conditional DCGAN(CDCGAN)。通过引入条件变量 $y$ ,可以指导模型生成特定类别或具有特定属性的样本;引入梯度惩罚项,通过对模型参数的范数进行惩罚,使得模型参数的更新更加稳定。

#### 3.1 生成器和判别器设计

生成器的输入是转子系统动力学仿真信号和故障标签。在生成器中,需要使用转置卷积来扩充输入数据的图像信息。转置卷积后的维度递减,依次从512减少到

256,256减少到128,128减少到64,最终减少到3,前3层卷积核在进行卷积操作时沿着输入数据的移动步长为2,最后一层为1,所有填充均设为1。

在判别器结构中,使用卷积层对输入数据进行处理,卷积核大小逐渐增加,分别为64,128,256,512,并在每个卷积操作后添加了 dropout 层,以防止过拟合。随后,通过全连接层将特征图展平,并输出样本来自实际数据还是生成数据的预测,以及样本的类别标签。卷积操作中的步长设置为1,填充设为1,以确保特征图大小不变。

#### 3.2 损失函数设计

结合 GAN 各部分的定义,梯度惩罚项其形式可以是模型参数的范数的平方或绝对值,定义如式(11)所示。

$$GP \triangleq E_{\hat{x} \sim \hat{p}_{\hat{x}}} [(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|_2 - 1)^2] \quad (11)$$

用正交梯度惩罚项是为了修正损失函数的质量,明确梯度的方向性,通过引入正交梯度惩罚项,可以更有效地约束生成对抗网络的训练,提高模型的稳定性和生成样本的质量。定义惩罚项如式(12)所示。

$$\hat{\gamma} = \frac{x - G(z)}{\sqrt{(x - G(z))^T (x - G(z))}} \quad (12)$$

加入惩罚项后正交梯度惩罚定义式如(13)所示。

$$OGP = \lambda_{gp} E_{\hat{x} \sim \hat{p}_{\hat{x}}} [(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x}) - \hat{\gamma}\|_2)^2] \quad (13)$$

对样本进行联合空间取样,减小真实与生成样本的差异性,取样结果 $X_{in}$ 如式(14)所示。

$$X_{in} = \text{eps} \times \mathbf{R}_{real} + (1 - \text{eps}) \times \mathbf{R}_{fake} \quad (14)$$

其中,eps 表示随机取样, $\mathbf{R}_{real}$ 表示真样本取样, $\mathbf{R}_{fake}$ 表示假样本取样。

根据空间联合取样得到判别器输出 $D(X_{in})$ ,对两者联合求导得梯度计算公式如式(15)所示。

$$\text{grad} = \sum_{i=1}^N \frac{\partial D(X_{in})}{\partial X_{in}} \quad (15)$$

其中, $i$ 表示 batch size 所含样本数量。

通过梯度的平方差处理,适应样本特征,得到损失函数计算式如(16)所示。

$$\text{loss}_{eps} = \lambda \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_{grad}} (\text{Relu}((\sum_{i=1}^N (\text{grad}^2)_i)^{1/2} - k)) \quad (16)$$

其中, $N_{grad}$ 表示矩阵梯度行数, $k$ 表示梯度系数, $k=1$ , $\lambda$ 表示梯度惩罚参数。

$\text{loss}_{eps}$ 调节梯度趋向于 $k$ ,判别器真假样本的损失函数差加权合并,得到最终判别器损失函数计算式如(17)所示。

$$D_{loss} = \sum_{i=1}^N D(f_{real}) - \sum_{i=1}^N D(f_{fake}) + \text{loss}_{eps} \quad (17)$$

受生成器功能结构影响,模型产生的损失集中在卷积处理部分,根据梯度下降法,损失函数计算式如(18)

所示。

$$ploss = \sum_{i=1}^N ( \sum_{j=1}^M ( out(f_{real}, 1) - out(f_{feak}, 1) )_j ) \quad (18)$$

对整个样本空间,针对假样本集中区域,计算区域均值作为单次迭代过程样本训练的损失,得到生成器损失函数计算式如(19)所示。

$$G_{loss} = \beta \times \frac{1}{N} ( \sum_{i=1}^N ( ploss - D(f_{real}) )_i ) \quad (19)$$

其中,β表示生成器梯度惩罚参数。

3.3 模型训练

在整个训练过程中,batchsize 设置为 32,样本维度大小设置为 512,学习率设置为  $1 \times 10^{-4}$ ,模型预训练迭代次数设置为 100 次,生成器梯度惩罚参数  $\beta = 1 \times 10^{-6}$ ,判别器梯度惩罚参数  $\lambda = 1$ ,采用 Adam 优化算法对生成器和判别器进行模型训练。具体训练流程如图 6 所示。

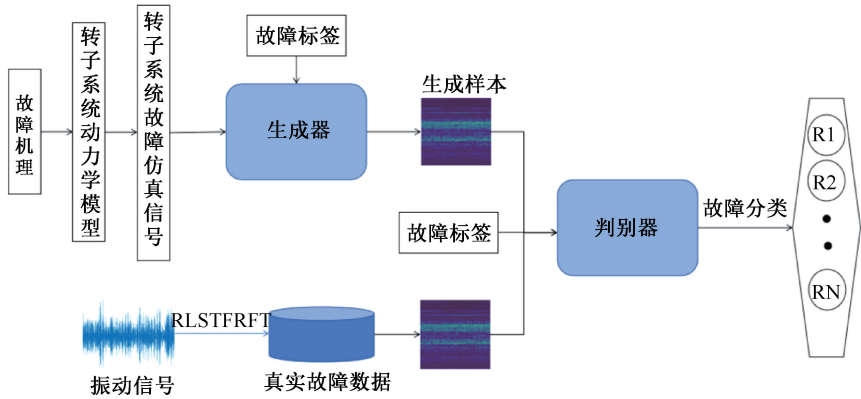


图 6 CDCGAN-OGP 的训练流程  
Fig. 6 Training process of CDCGAN-OGP

4 跨工况域适应故障诊断模型构建

采用 ResNet-50 网络进行特征提取,同时引入最大均值差异 (LMMD) 来对齐子领域分布从而建立跨工况下转子系统迁移故障诊断模型。

ResNet50 网络包含 49 层卷积层和 1 层全连接层。第 1 部分用于对输入对象进行卷积,初步提取输入的特征。而第 2、3、4、5 部分则包含残差块。表 3 展示了网络模型的参数,ResNet50 有效地解决了梯度消失的问题。

表 3 Resnet50 网络模型参数

| Table 3 Resnet50 Network model parameters |                                                                                                   |
|-------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Layer                                     | Parameter{H×W,C}                                                                                  |
| Conv1                                     | 7×7,64                                                                                            |
| Layer1                                    | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$      |
| Layer2                                    | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$    |
| Layer3                                    | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1\,024 \end{bmatrix} \times 6$ |
| Layer4                                    | $\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2\,048 \end{bmatrix} \times 3$ |
| Layer                                     | Parameter{H×W,C}                                                                                  |

所采用 Resnet-50 具体模型结构如图 7 所示,图中 Conv1,Conv2D 为卷积层,批归一化层用 BN 表示,最大池化层用 MAXP 来表示,layer 表示残差块,BLK1 表示带有下采样步骤的 Bottleneck,BLK2 表示不带有下采样步骤的 Bottleneck。

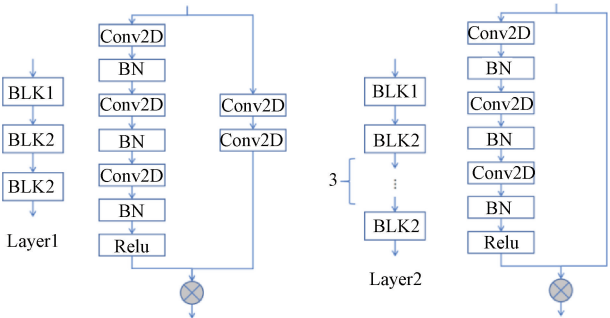


图 7 Layer1 和 Layer2 结构示意图  
Fig. 7 Schematic diagram of Layer1 and Layer2 structures

引入局部最大均值差异 (LMMD) 自适应层来对齐子领域分布<sup>[16]</sup>,在 ResNet-50 全局平均池化层后添加一个全连接层,将其设定为自适应层,采用 LMMD 度量进行子领域域适应跨工况故障诊断模型如图 8 所示,自适应层参数与全连接层参数如表 4 所示。

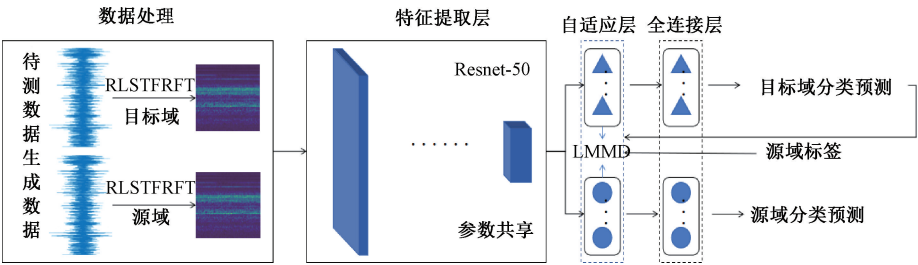


图 8 子领域域适应跨工况故障诊断模型结构图

Fig. 8 Subdomain adaptive cross-working fault diagnosis model structure diagram

表 4 自适应层与全连接层参数

Table 4 Parameters of the adaptive layer and the fully connected layer

| 激活函数    | 参数结构        |
|---------|-------------|
| Relu    | 2 048×1 000 |
| Softmax | 1 000×100   |

5 基于数模联动的转子系统故障诊断模型

基于数模联动的故障诊断模型是通过上述基于机理模型的 CDCGAN-OGP 的数据增强模型与跨工况域适应

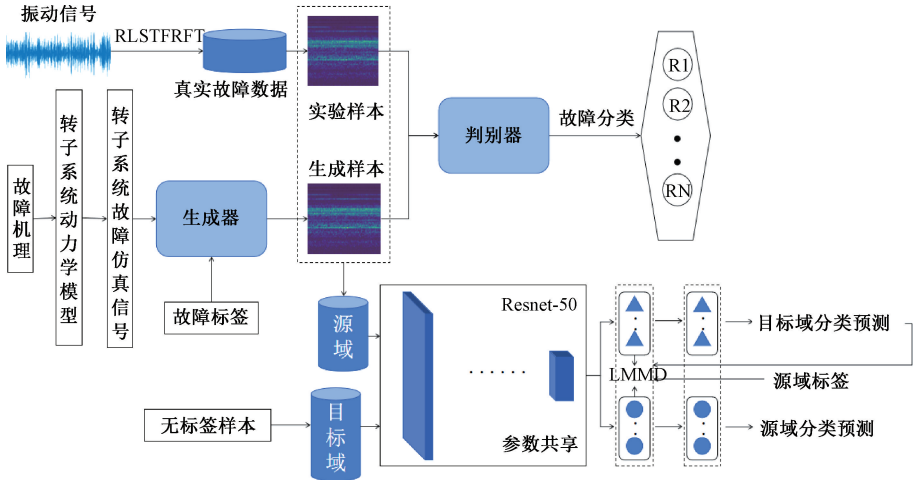


图 9 基于机理模型和迁移学习故障诊断模型

Fig. 9 Fault diagnosis model based on mechanism model and transfer learning model

5.1 实验验证

本实验采用 HD9200 多通道数据采集卡及 HD-YD-232 振动加速度传感器、WT0150 的位移传感器进行数据采集,试验台基本结构以及传感器摆放位置如图 10 所示。

试验台通过调整固定轴承支座的底盘水平角度,包括 0.2 mm、0.4 mm、0.6 mm、0.8 mm 和 1.0 mm,来模拟不同程度的不对中情况。通过对不平衡盘增加质量块,根据不平衡位置将分为位置 1 和位置 2 两种情况,每种位

迁移故障诊断模型相结合,首先通过转子系统的动力学模型求解得到大量正常及故障仿真数据,将仿真数据及故障标签作为 CDCGAN-OGP 的数据增强模型生成器的输入,真实数据作为判别器的输入,通过生成器与判别器的对抗学习,得到融合故障机理并且无限接近真是信号的生成信号,已达到数据增强的目的,紧接着将生成样本作为源域数据、实测无标签样本作为目标域对跨工况迁移学习故障诊断模型进行训练,以解决实际跨工况下的转子系统故障诊断,基于机理模型和迁移学习故障诊断模型如图 9 所示。

置下设置了 3 种不同的不平衡量,分别为 2.8 g、3.8 g 和 5.8 g,来模拟不同程度的不平衡情况。

通过深入分析实验数据,可以观察到在相同转速 1 670 r/min 的条件下,随着不对中量的逐渐增加,系统的不对中故障呈现出明显的加剧趋势。如图 11 所示,随着不对中量的增大,频谱图中多倍频分量增大,这直观地反映了转子系统的不对中情况。轴心轨迹呈现“香蕉”形并且变形程度愈加严重;当转速增加时,振动现象变得更加明显。

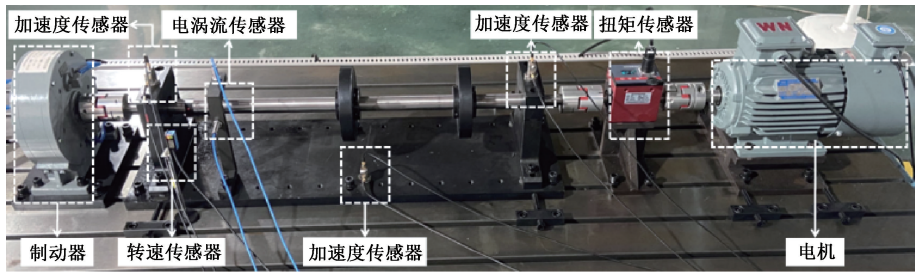


图 10 试验台基本结构以及传感器摆放位置

Fig. 10 The basic structure of the test bench and the position of the sensor

以上述实验为基础进行模型验证,设定如表 5 所示 5 种故障类别,基于转子系统动力学模型,仿真信号采样频率与实际信号采样频率相同,均为 36 864 Hz。

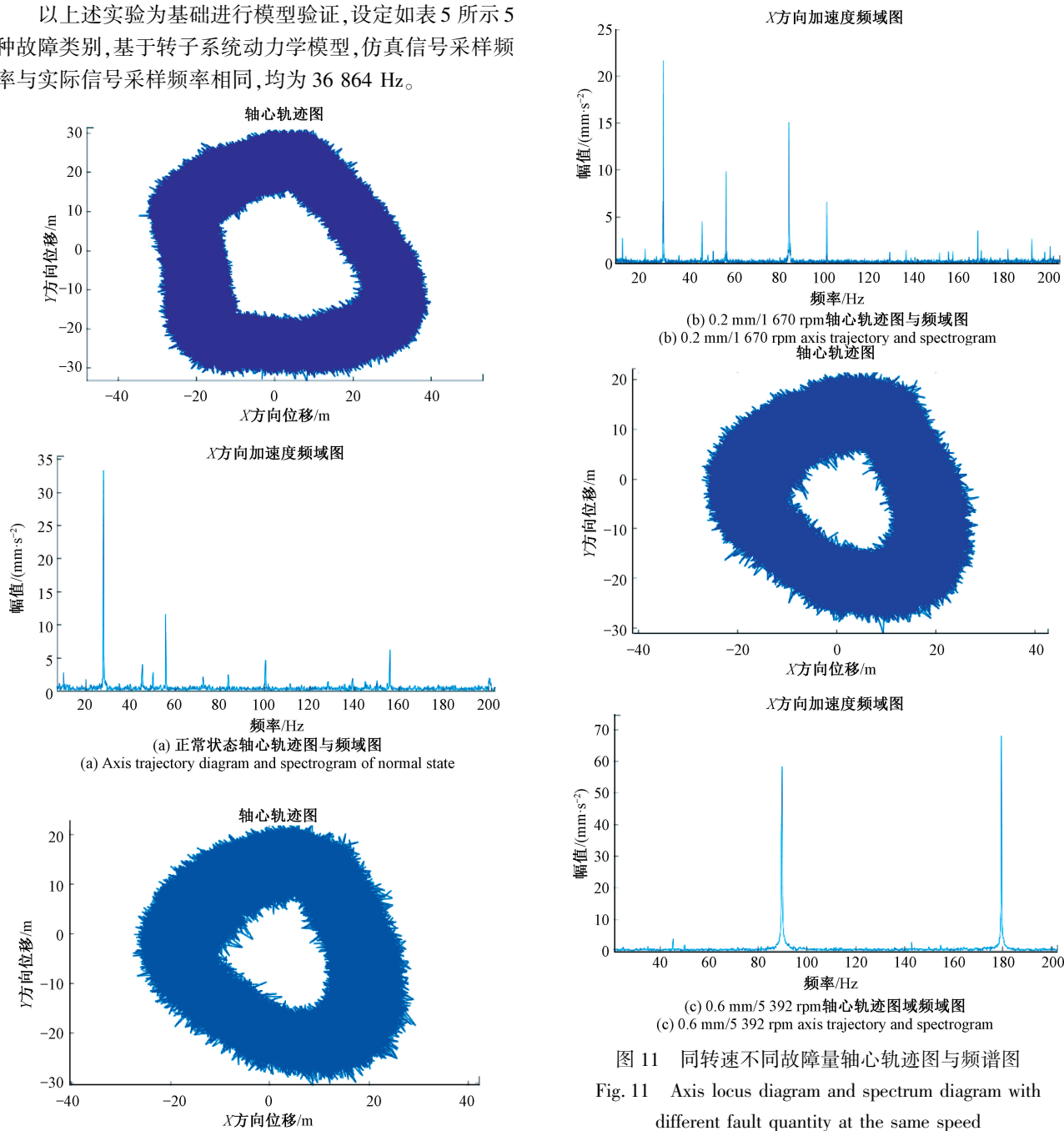


图 11 同转速不同故障量轴心轨迹图与频谱图

Fig. 11 Axis locus diagram and spectrum diagram with different fault quantity at the same speed



表 5 故障类别  
Table 5 Fault category

| 健康<br>状态 | 正常 | 不对中<br>(Rm0.6) | 不对中<br>(Rm1.0) | 不平衡<br>(Ru2.8) | 不平衡<br>(Ru3.8) |
|----------|----|----------------|----------------|----------------|----------------|
| 标签       | 0  | 1              | 2              | 3              | 4              |

按照以上故障类别设置参数求得仿真信号,将仿真信号也采用重叠采样的方法,每隔 400 个点采样 1 024 个点作为一个样本,每个故障类别 200 个样本,在设置如表 6 所示 3 种工况,每种工况下每个故障类别 200 个样本,共 1 000 个样本。

表 6 工况参数  
Table 6 Operating parameter

| 工况描述                      | 工况 A | 工况 B  | 工况 C  |
|---------------------------|------|-------|-------|
| 转速/(r·min <sup>-1</sup> ) | 477  | 1 670 | 5 390 |
| 电机负载/N·m                  | 0.1  | 0.35  | 0.35  |

采用数据增强模型时,所生成样本与仿真样本一致,每种工况下每个故障类别 200 个样本,共 1 000 个样本,在进行迁移学习故障诊断时,将仿真数据与生成数据分别作为源域数据集,及源域数据量分别为 200×5=1 000,将待诊断的实际信号按照同上重叠采样的方法进行样本划分,并作为目标域,目标域每种故障类别下也是 200 个样本,目标域数据量也为 200×5=1 000。

通过两种不同情况的实验对本章方法进行验证,首先通过一维 CNN 网络对少量故障数据进行故障诊断,判断本章方法故障诊断效果是否理想,其次利用包含机理模型和实际机械特性的生成信号作为源域,实际故障信号作为目标域,使用变跨工况故障诊断模型进行故障诊断,模型训练迭代轮数保持一致,采用随机梯度下降法动量为 0.8、正则化因子为 5e<sup>-3</sup>,学习率设置为 0.000 1,迭代次数为 200,batch size 为 32,具体方案如表 7 所示。

表 7 实验方案  
Table 7 Experimental scheme

| 测试任务  | 源域        | 目标域    |
|-------|-----------|--------|
| 任务 1a | 工况 A 生成数据 | 工况 B/C |
| 任务 1b | 工况 B 生成数据 | 工况 A/C |
| 任务 1c | 工况 C 生成数据 | 工况 A/B |

使用传统的一维卷积神经网络(CNN)进行故障诊断,其结构包括特征提取器和分类器两部分。特征提取器由 3 个卷积层和 3 个池化层组成,最终输出 5 个节点。分类器包括 1 个全连接层和 1 个 Softmax 输出层,全连接层采用 ReLU 激活函数。网络采用小批量(mini-batch)和梯度下降进行训练,其中 batchsize 设置为 32,迭代次数为 200,学习率为 0.001。

表 8 CNN 诊断结果  
Table 8 CNN diagnosis

| 故障类 | 正常   | 不对中<br>(Rm0.6) | 不对中<br>(Rm1.0) | 不平衡<br>(Ru2.8) | 不平衡<br>(Ru3.8) | 平均    |
|-----|------|----------------|----------------|----------------|----------------|-------|
| 准确率 | 0.85 | 0.21           | 0.53           | 0.72           | 0.66           | 0.594 |

表 9 迁移故障诊断结果  
Table 9 Migrate fault diagnosis results

| 源域\目标域 | A       | B       | C       | 平均      |
|--------|---------|---------|---------|---------|
| 1A     | 0.990 8 | 0.880 2 | 0.879 8 | 0.916 9 |
| 1B     | 0.917 1 | 0.993 6 | 0.852 2 | 0.917 6 |
| 1C     | 0.923 6 | 0.994 6 | 0.880 0 | 0.932 7 |

为了验证基于故障机理模型的 CDCGAN-OGP 数据增强生成样本数据的效果,通过对比不同生成数据方法实际故障信号与生成数据间最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)以及本方法所生成数据与实际故障信号的概率分布来评估所生成数据的质量。

$$f(X^s, X^t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(x_i^s) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \phi(x_i^t) \tag{20}$$

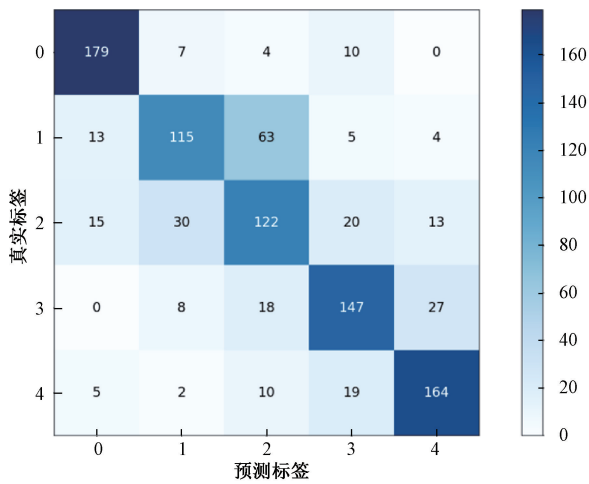
表 10 生成数据、原始数据 MMD 值  
Table 10 Generate data, original data MMD value

| 样本生成方法 | CDCGAN-OGP | DCGAN-OGP | DCGAN   | CGAN    |
|--------|------------|-----------|---------|---------|
| MMD    | 0.10       | 0.21      | 1.36    | 1.22    |
| 1C     | 0.923 6    | 0.994 6   | 0.880 0 | 0.932 7 |

从表 10 计算结果可以看出 CDCGAN-OGP 模型生成数据 MMD 值较小可以获得最好的生成数据效果,因此此方法生成的样本故障频域特征更加明显,有利于提升故障诊断准确率。

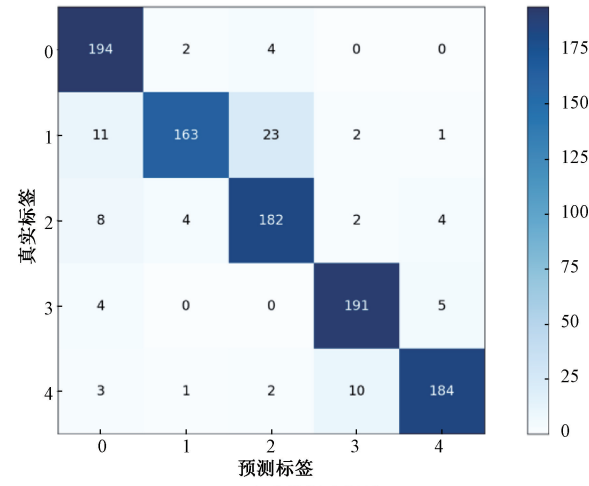
基于以上两种实验对网络进行训练,实验结果准确率如表 8 和 9 所示,表中 1A 代表工况 A 生成数据,可以看出少量实测数据用一维卷积神经网络的平均准确率只有 59.4%,通过结合故障机理特征与实际机械生成的数据作为源域 3 组任务与其做对比,可以看出使用 CDCGAN 数据增强模型生成的数据作为源域的任务中每种迁移情况的准确率均在 85%以上,并且平均准确率均在 91%以上,准确率未能达到更高水平,应是由于在实验数据采集过程中不同的操作条件、环境噪声、设备老化等,使有相同的故障类型,特征表现形式可能不同。

将工况 B 下仿真数据(左)和生成数据(右)分别作为源域,工况 A 实测数据作为目标域进行故障诊断,如图 12,通过各故障样本的分类混淆矩阵可以看出,使用结合机理特性与实际机械特性生成数据进行迁移诊断分类的效果要比直接使用仿真信号进行迁移故障诊断的效果要好的多。



(a) 工况B仿真数据为源域

(a) The simulation data of condition B is the source domain



(b) 工况B生成数据为源域

(b) The data generated in condition B is the source domain

图 12 混淆矩阵对比图

Fig. 12 Confusion matrix contrast diagram

6 结 论

针对利用迁移学习解决转子系统跨工况故障诊断问题时故障样本少或分布不均,且待测数据无标签的问题,不管是利用机理模型还是神经网络进行故障诊断,如今都已相对成熟且获得了许多成果,但是诊断准确性仍需提升,基于以上问题提出了一种结合 CDCGAN-OGP 数据增强和子领域域适应跨工况故障诊断方法。首先基于 CDCGAN-OGP 建立了数据增强模型,将机理仿真信号作为网络输入,通过网络内部的对抗机制,生成具有机理特性且无限接近真实数据的样本,然后建立子领域域适应跨工况故障诊断模型,通过实验,5 种不同故障类别在不同转速与故障量下的诊断准确率均达 91% 以上,验证了此方法在转子系统跨工况故障诊断中的有效性和优越

性。转子系统动力学模型在建立时会有许多假设条件,但是在实际工作场景中使机理模型所得仿真信号出现许多的误差,所以研究更为准确的转子系统动力学建模方法,明确转子系统故障,以及复合故障机理,才能够实现对转子系统故障的精确识别。虽然此方法取得一定成果,但是基于实际应用场景还有需要进行深一步研究。

参考文献

[ 1 ] 崔英杰,王红军,张顺利,等. 基于改进 DQN 燃气轮机转子故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(4):109-115.  
CUI Y J, WANG H J, ZHANG SH L, et al. Gas turbine rotor fault diagnosis method based on improved DQN [J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(4):109-115.

[ 2 ] 王政博,王红军,张翔,等. 燃气轮机深度卷积生成对抗故障样本生成研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6):82-90.  
WANG ZH B, WANG H J, ZHANG X, et al. Depth of the gas turbine convolution generated against fault samples generated research [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6):82-90.

[ 3 ] TSOUTSANIS E, MESKIN N, BENAMMAR M, et al. Transient gas turbine performance diagnostics through nonlinear adaptation of compressor and turbine maps[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2015, 137(9):091201.

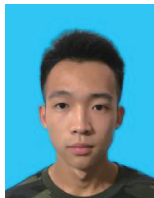
[ 4 ] 王政博. 基于生成对抗网络的燃气轮机转子系统故障诊断方法研究[D]. 北京:北京信息科技大学, 2023.  
WANG ZH B. Research on fault diagnosis method of gas turbine rotor system based on generative adversarial network[D]. Beijing: Beijing Information Science and Technology University, 2023.

[ 5 ] 刘建雄. 某型航空发动机转子系统典型振动故障机理建模及响应特性研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2015.  
LIU J X. Study on typical vibration fault mechanism modeling and response characteristics of rotor system of an aero engine [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015.

[ 6 ] 张义彬,刘保国,刘彦旭,等. 不确定转子系统动力学降阶模型构建与模型散度参数辨识[J]. 机电工程, 2024, 41(3):438-444.  
ZHANG Y B, LIU B G, LIU Y X, et al. Construction of dynamic order reduction model for uncertain rotor systems and identification of model divergence parameters [J]. Mechanical and Electrical Engineering, 2024, 41(3):

- 438-444.
- [ 7 ] 李帅, 李启行, 湛璨, 等. 融合柔性基础传递函数的转子系统建模方法及验证[ J ]. 航空学报, 2024, 45(3):187-197.
- LI SH, LI Q H, CHEN C, et al. Modeling method and verification of rotor system with flexible foundation transfer function [ J ]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(3):187-197.
- [ 8 ] 崔英杰, 王红军, 张顺利, 等. 基于改进 DQN 燃气轮机转子故障诊断方法[ J ]. 噪声与振动控制, 2023, 43(4):109-115.
- CUI Y J, WANG H J, ZHANG SH L, et al. Gas turbine rotor fault diagnosis method based on improved DQN [ J ]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(4):109-115.
- [ 9 ] 李阳, 黄伟. 基于 SA-2DCNN 的涡轮叶片故障诊断方法[ J ]. 计算机应用与软件, 2023, 40(5):48-54.
- LI Y, HUANG W. Turbine blade fault diagnosis method based on SA-2DCNN [ J ]. Computer Applications and Software, 2023, 40(5):48-54.
- [ 10 ] 苏静雷, 王红军, 王政博, 等. 多通道卷积神经网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法[ J ]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3):132-140.
- SU J L, WANG H J, WANG ZH B, et al. Multi-channel convolutional neural network and transfer learning for gas turbine rotor fault diagnosis [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 37(3):132-140.
- [ 11 ] 张楷. 基于深度学习的重型燃气轮机故障诊断[ D ]. 北京: 华北电力大学, 2023.
- ZHANG K. Heavy duty gas turbine fault diagnosis based on deep learning [ D ]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [ 12 ] SHAO Z, ZHANG C, CHEN F, et al. A review on generative adversarial networks for power system applications [ J ]. Mechanical and Electrical Engineering, 2023, 43(3):987.
- [ 13 ] LIU H, ZHOU J, XU Y, et al. Unsupervised fault diagnosis of rolling bearings using a deep neural network based on generative adversarial networks [ J ]. Neurocomputing (Amsterdam), 2018, 315:412-424.
- [ 14 ] LI W C, YING D P. Fault diagnosis for gas turbine blade based on ABC-RVM algorithm [ C ]. 2014 Fourth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control. IEEE, 2014: 93-97.
- [ 15 ] SGHAIER E, BOURDON A, REMOND D, et al. Coupled bending torsional vibrations of non-ideal energy source rotors under non-stationary operating conditions[ J ]. International Journal of Mechanical Sciences, 2019, 163:105155.
- [ 16 ] 董绍江, 朱朋, 裴雪武, 等. 基于子领域域适应的跨工况下滚动轴承故障诊断[ J ]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2):288-295.
- DONG SH J, ZHU P, PEI X W, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under cross-working conditions based on subdomain adaptation [ J ]. Journal of Jilin University, 2022, 52(2):288-295.

## 作者简介



**马康**, 2021 年于山西大同大学获得学士学位, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为智能制造、燃气轮机故障诊断关键技术研究。

E-mail: makang39@163.com

**Ma Kang** received his B. Sc. degree from Shanxi Datong University in 2021. He is now a M. Sc. candidate at Beijing University of Information Science and Technology. His main research interests include key technologies of intelligent manufacturing and gas turbine fault diagnosis.



**王红军** (通信作者), 2005 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授、博导, 主要研究方向为高端装备智能感知与控制、故障诊断与智能运维。

E-mail: wanghj86@163.com

**Wang Hongjun** (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2005. Now she is a professor and doctoral supervisor at Beijing Information Science and Technology University. Her research interests include intelligent sensing and control of high-end equipment, fault diagnosis and intelligent maintenance.