

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104995

燃气轮机深度卷积生成对抗故障样本生成研究*

王政博^{1,2,3} 王红军^{1,2,3} 张翔^{1,4} 崔英杰^{1,2,3} 苏静雷^{1,2,3}

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2. 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. 北京信息科技大学机电系统测控北京市重点实验室 北京 100192; 4. 天津光电通信技术有限公司 天津 300211)

摘要:针对应用深度学习进行燃气轮机故障诊断时,因故障信号数据不易获取,使得正常运行样本多、故障样本少,影响故障诊断准确率的问题,提出了一种采用深度卷积生成对抗学习对燃气轮机故障样本进行扩充的方法。根据燃气轮机振动信号特点,利用快速傅里叶变换、经验模态分解、解调预处理故障信号,提取故障频域特征并选取特征值指标,将振动信号转为二维灰度图像,通过正交梯度惩罚算法训练深度卷积生成对抗故障样本生成模型。实例结果表明,使用所提方法获得CWRU轴承数据集生成样本测试准确率为98.01%;某型燃气轮机生成样本测试准确率为97.43%,同条件下均优于其他主流故障样本生成方法,验证了所提故障样本生成方法的有效性和优越性。

关键词:燃气轮机;故障数据;故障诊断;生成对抗网络

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 sample generation of gas turbine based on deepconvolution generative countermeasures

Wang Zhengbo^{1,2,3} Wang Hongjun^{1,2,3} Zhang Xiang^{1,4} Cui Yingjie^{1,2,3} Su Jinglei^{1,2,3}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China; 2. Beijing High-end Equipment Intelligent Perception and Control International Cooperation Base, Beijing 100192, China; 3. Beijing Key Laboratory of Measurement and Control of Mechanical and Electrical System, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China; 4. Tianjin Optoelectronic Communication Technology Co., Ltd., Tianjin 300211, China)

Abstract: Aiming at the problem that when applying deep learning for gas turbine fault diagnosis, the fault signal data is difficult to obtain, resulting in many normal operation samples and few fault samples, which affect the accuracy of fault diagnosis. A method for augmenting gas turbine fault samples using deep convolutional generative adversarial learning is proposed. According to the characteristics of the gas turbine vibration signal, the fault signal is preprocessed by using fast Fourier transform, empirical mode decomposition and demodulation, and the fault frequency domain features are extracted and the eigenvalue index is selected, and the vibration signal is converted into a two-dimensional gray image. The orthogonal gradient penalty algorithm is used to train the deep convolutional generative adversarial fault sample generation model. The example results show that the test accuracy rate of CWRU bearing dataset obtained is 98.01%, and the test accuracy rate of a certain type of gas turbine's fault samples generated by the proposed method is 97.43%, which are better than other mainstream fault sample generation methods under the same conditions. The effectiveness and superiority of the proposed fault sample generation method are verified.

Keywords: gas turbine; fault data; fault diagnosis; generative adversarial network

0 引言

燃气轮机是航空科技重要组成部分,广泛应用在航空、舰船、发电等领域^[1]。燃气轮机因结构复杂、工作环境特殊,一旦发生故障,设备可能长时间无法投入使用,损失较大。因此燃气轮机生产、使用过程中需要实现故障快速、准确诊断。

近年来,随着深度学习模型目标检测、图像分类精度^[2]越来越高,深度学习在燃气轮机故障诊断领域不断取得突破性应用。但是深度学习诊断方法基于数据驱动,对于故障样本难以获取、缺少故障特征标签的诊断对象,深度学习模型难以实现高精度诊断,解决方法之一是利用有限故障样本实现扩充,生成更多仿真数据。因此,如何生成高质量仿真数据^[3]成为深度学习故障诊断模型提高准确率的关键。

生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)^[4]作为一种新型智能算法,通过自我博弈高效学习训练数据样本概率密度分布,利用所学参数生成仿真样本。数据样本生成质量明显优于自回归网络、变分自编码等,相关学者在故障诊断领域应用 GAN 取得了突破进展。包萍等^[5]提出一种基于深度对抗网络的故障诊断方法,用于解决传统轴承故障诊断方法依赖于信号处理能力的问题。戴俊等^[6]结合生成对抗网络和自动编码器,通过观察系统潜在特征差异值的变化实现了系统监测。金晓航等^[7]提出一种基于 GAN 的机组在线状态监测方法,能检测出更多的异常样本,减少误报次数。虽然目前应用 GAN 辅助故障诊断的相关研究越发成熟,但是大多集中于样本故障标签明确,具有明显故障特征的领域,针对燃气轮机振动信号特点的 GAN 故障样本生成方法还比较缺乏,且当以原始振动信号为 GAN 输入时,模型故障特征提取时间长、生成样本测试准确率不佳,需要研究更贴合燃气轮机振动信号的样本生成方法^[8-10]。

聚焦燃气轮机故障诊断领域,一些学者取得了可喜的研究成果。王贺等^[11]基于神经网络提出参数趋势分析方法,是一种燃气轮机系统故障预警分析方法,为后续的故障分类提供指导。白明亮等^[12]针对仅有正常数据场景下的燃气轮机高温部件异常检测问题,提出了一种 DAE-SVDD 异常检测方法,提高了检测鲁棒性。方继辉等^[13]提出了一种改进萤火虫算法优化 XGBoost 的燃气轮机故障诊断方法,提高了收敛速度,改善易陷入局部最优等问题。崔建国等^[14]将信息融合技术应用于燃气轮机关键部件健康与故障状态诊断,提升了深度学习故障诊断准确率。蒋龙陈等^[15]使用非线性调频分量分解方法,利用卷积神经网络强大的特征提取能力实现燃气轮机转子故障的有效诊断。通过算法优化、时频域信号分

析、统计学等方法,提高了燃气轮机故障诊断准确率,但是燃气轮机故障样本不足,正常运行样本和故障样本不平衡的问题一直影响着基于深度学习的燃气轮机故障诊断精度^[16-17]。针对故障样本不平衡、不充分的问题,将 GAN 应用于燃气轮机故障样本扩充是新的研究方向^[18-19]。

以上研究虽然证明应用 GAN 扩充故障样本,对故障诊断有辅助作用,但在燃气轮机故障样本生成方向,这一技术应用很少。燃气轮机振动信号相比于其他故障信号有其自身特点,主要表现在不同故障特征不明显,往往表现为振动超限,故障特征难以识别,应用深度学习故障标签稀缺。这给不同类别故障样本生成带来较大难度,直接结果是生成样本故障类别混淆,难以提升诊断精度,生成样本质量提升的关键在于故障特征的识别提取。

本文提出一种契合燃气轮机振动信号的故障样本生成方法。新方法针对燃气轮机振动信号特点,提出了利用快速傅里叶变换、经验模态分解、解调预处理故障信号,提取故障频域特征并选取特征值指标,将振动信号转为二维灰度图像;利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)出色的图像特征识别、提取能力,通过正交梯度惩罚算法训练模型,提升判别器对深层特征的获取和判别能力,对生成图像的细节进行修正和提升,并验证所提方法的有效性和优越性。

1 理论研究

1.1 生成对抗网络

GAN 模型构成部分如图 1 所示,常规 GAN 模型由生成模型和判别模型组成,分别对应两个子网络。

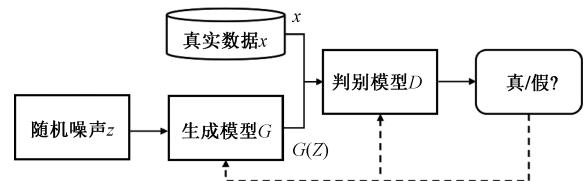


图 1 生成对抗网络结构

Fig. 1 GAN structure

GAN 模型构成中,把生成器记为 $G(\cdot)$,把判别器记为 $D(\cdot)$,首先随机生成一组噪声变量 $n \sim p_n(n)$,通过生成器进行训练得到一组虚假样本 $G(n)$,使其尽可能接近真实数据 $x \sim p_x(x)$,同时需要使虚假样本 $G(n)$ 和真实样本 x 能有效地被判别器所识别。为使得噪声生成的虚假样本分布不断接近真实样本分布,定义生成器目标函数为:

$$\min_c (D, G) = E_{n \sim p_n(n)} [\log(1 - D(G(n)))] \quad (1)$$

在判别器 $D(\cdot)$ 的优化过程中,真实样本的输出概

率 $D(x)$ 尽量接近 1, 由噪声数据产生的虚假样本概率 $D(G(n))$ 尽量接近 0, 从而使判别器精确判断数据真假。定义判别器目标函数为:

$$\max_D \min_G f(D, G) = E_{x \sim p_x(x)} [\log D(x)] + E_{n \sim p_n(n)} [\log(1 - D(G(n)))] \quad (2)$$

由于式(1)与(2)互相矛盾, 对抗学习引入相互博弈的方法使虚假数据尽可能接近真实数据分布^[20], 达到可以被当做真实数据使用的标准。综合式(1)和(2), 定义模型总体目标函数如下:

$$\max_D \min_G f(D, G) = E_{x \sim p_x(x)} [\log D(x)] + E_{n \sim p_n(n)} [\log(1 - D(G(n)))] \quad (3)$$

式中: $E_{x \sim p_x(x)} [\log D(x)]$ 表示 $D(\cdot)$ 获得真实数据的概率; $E_{n \sim p_n(n)} [\log(1 - D(G(n)))]$ 表示 $D(\cdot)$ 判断 $G(n)$ 真样本的概率。

1.2 正交梯度惩罚算法

在设计生成对抗网络结构时, 为了训练过程中损失函数满足利普希茨条件^[21], 广泛采用式(4)所示的梯度惩罚项, 但是超参数 λ_{gp} 对网络训练过于敏感。

$$GP = \lambda_{gp} E_{\hat{x} \sim P_{\hat{x}}} [(\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x}))^2] \quad (4)$$

梯度惩罚相关方法只考虑满足数值的大小条件, 忽略梯度方向。从理论上讲, 修正梯度方向是最佳优化方法^[22], 提出正交梯度惩罚 (orthogonal gradient penalty, OGP)。通过考虑目标数据分布, 在惩罚项中加入方向, 得到惩罚项为:

$$\hat{\gamma} = \frac{x - G(z)}{\sqrt{(x - G(z))^T (x - G(z))}} \quad (5)$$

加入惩罚项后 OGP 算法表达为:

$$OGP = \lambda_{gp} E_{\hat{x} \sim P_{\hat{x}}} [(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x}) - \hat{\gamma}\|_2)^2] \quad (6)$$

2 正交梯度惩罚深度卷积生成对抗网络模型

模型主要分为两部分: 正交梯度惩罚深度卷积生成对抗网络模型 (DCGAN-OGP) 和燃气轮机故障分类模型。通过训练优化损失函数, 提升生成样本质量。

2.1 生成器和判别器设计

生成器用于生成假数据, 输入为随机噪声, 子网络由 5 个隐藏层组成, 隐藏单元的数量分别为 1 024、1 280、1 536、1 792 和 2 048 个单元, 线性增加。为防止产生偏离故障数据区间的假样本, 在每层中应用 LeakyRelu 激活函数, 同时批量归一化, 使划分的特征更容易识别。

对振动信号进行变分模态分解 (VMD) 去噪, 重构信

号后, 转换为与生成样本对应的 2D 图像, 与生成样本混合后输入判别器。

判别器第 1 层网络作为输入通道, 输入样本为故障样本集, 记作 $\{v^i\}_{i=1}^M$ 。使用卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 提取输入样本卷积特征, 其中 CNN 目标函数定义为:

$$x_k^l = b_k^l + \sum_{i=1}^N \text{conv1D}(w_{ik}^{l-1}, s_i^{l-1}) \quad (7)$$

式中: x_k^l 表示输入, b_k^l 表示卷积层 l 中第 k 个神经元, s_i^{l-1} 表示卷积层 $l-1$ 中第 i 个神经元输出结果。 w_{ik}^{l-1} 表示卷积层 $l-1$ 第 i 个神经元向卷积层 l 中第 k 个神经元核函数。

由于判别器子网络由多层 CNN 构成, 将 $\{v^i\}_{i=1}^M$ 代入式(7)得 $l+1$ 层对应 CNN 计算结果为:

$$v_j^{l+1} = b_j^{l+1} + \sum_{i=1}^{N_l-1} \text{conv1D}(w_{jk}^l, v_j^l) \quad (8)$$

为提升特征向量反馈效率, 输出前使用 tanh 激活函数处理计算结果, 其余网络层使用 ReLU 激活函数处理, 故障样本生成流程如图 2 所示。

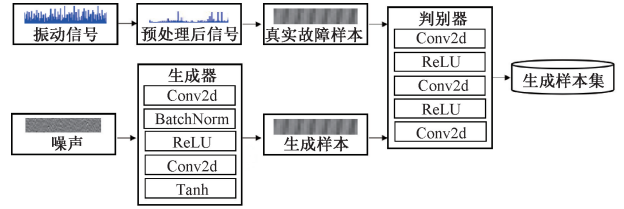


图 2 故障样本生成流程

Fig. 2 Failure sample generation process

2.2 损失函数设计

损失函数在训练 GAN 模型中扮演关键角色, 合理构建损失函数能有效提升模型学习能力。为最小化模型真实数据与生成数据差异, 首先对样本进行联合空间取样, 取样结果 X_{inter} 为:

$$X_{inter} = eps \times f_{real} + (1 - eps) \times f_{fake} \quad (9)$$

式中: eps 表示样本的随机取样; f_{real} 表示模型训练中 $batch\ size$ 真样本取样; f_{fake} 表示假样本取样。

根据空间联合取样得到判别器输出 $D(X_{inter})$, 对两者联合求导得:

$$\text{grad} = \sum_{i=1}^N \frac{\partial D(X_{inter})}{\partial X_{inter}} \quad (10)$$

式中: i 表示 $batch\ size$ 所含样本数量。

为适应样本特征, 对 grad 进行平方差处理, 得到损失函数为:

$$\text{loss}_{eps} = \lambda \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{ReLU}(\left(\sum_{i=1}^N (\text{grad}^2)_i\right)^{1/2} - k)) \quad (11)$$

式中: N_{grad} 表示矩阵 $grad$ 行数; k 表示梯度系数, 此处 $k = 1$; λ 表示梯度惩罚参数。

$loss_{eps}$ 调节 $grad \rightarrow k$, 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为:

$$D_{loss} = \sum_{i=1}^N D(f_{real}) - \sum_{i=1}^N D(f_{fake}) + loss_{eps} \quad (12)$$

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, 定义损失函数为:

$$p_{loss} = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^M (out(f_{real}, 1) - out(f_{fake}, 1))_j \right) \quad (13)$$

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为:

$$G_{loss} = \beta \times \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N (p_{loss} - D(f_{real}))_i \right) \quad (14)$$

式中: β 表示生成器梯度惩罚参数。

2.3 训练 DCGAN-OGP 模型

模型训练对稳定模型起重要作用, 不同处理方式对最终生成的样本质量产生很大影响。训练过程中, 设置学习率平衡准确性和训练速度, 根据样本初始化参数, 调整 $batchsize$ 、模型结构以及 CNN 层数, 有效抑制过拟合现象, DCGAN-OGP 模型训练流程如图 3 所示。

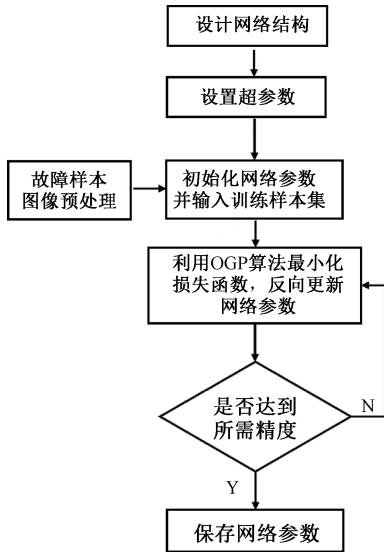


图 3 DCGAN-OGP 模型训练流程

Fig. 3 DCGAN-OGP model training process

DCGAN-OGP 模型训练数据集采用凯斯西储大学 (Case Western University, CWRU) 公开发布的轴承数据, 轴承振动信号采集试验台如图 4 所示。

选取 1 772 r/min 工况下的驱动端轴承数据, 采样频率为 12 kHz, 将正常轴承 (Health) 和钢球故障 (B007, B014, B021)、内圈故障 (IR007, IR014, IR021)、外圈故障 (OR007, OR014, OR021) 共 10 种数据作为研究对象, 其

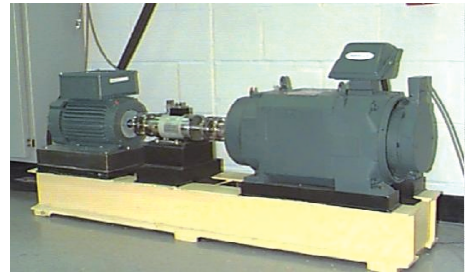


图 4 CWRU 滚动轴承振动信号采集实验台

Fig. 4 CWRU rolling bearing vibration signal acquisition experiment platform

中 007、014、021 分别对应于 0.178、0.356、0.534 mm 的故障尺寸。每种数据取 235 200 个采样点进行 VMD 降噪, 完成降噪后每隔 784 个点生成一张像素为 28×28 二维灰度图像, 每类故障共计生成图像 300 张, 所有类别总计 3 000 张, 各类故障数据生成灰度图像实例如图 5 所示。

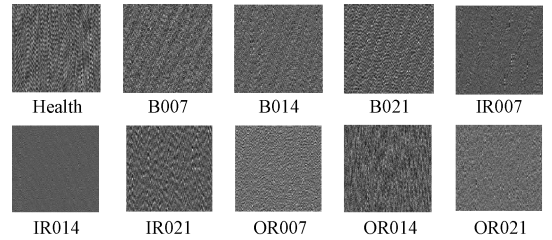


图 5 CWRU 轴承故障灰度图像

Fig. 5 Grayscale image of CWRU bearing failure

为探究在故障样本不平衡条件下, DCGAN-OGP 故障样本生成方法适用性, 试验中 CWRU 数据集数据集设置如下: OA1 包含正常轴承图像、故障轴承图像每类各 300 张, 使用真实故障样本作测试集, 生成数据与真实数据的比例为 1:1。根据当前研究较为成熟深度卷积生成对抗网络 (DCGAN)、条件生成对抗网络 (CGAN) 以及所提 DCGAN-OGP 故障样本生成方法分别对故障样本进行补充, 生成集 GA1、GB1、GC1 分别为 DCGAN、CGAN、DCGAN-OGP 对正常轴承及各类轴承故障生成 300 张图像, 共计 3 000 张, 试验数据集设置如表 1 所示。

样本生成试验在 16G NVIDIA GeForce GTX1060Ti CPU, Intel i5-1155G7 2.5 GHz 服务器上进行。训练模型时, 不同模型训练参数相同, $batchsize$ 大小设置为 11, 数据维度大小设置为 1 000, 学习率设置为 1×10^{-6} , 模型预训练迭代次数设置为 80 000 次, 生成器梯度惩罚参数 $\beta = 1 \times 10^{-6}$, 判别器梯度惩罚参数 $\lambda = 10$, 生成器和判别器的优化方式均为 Adam 优化算法。

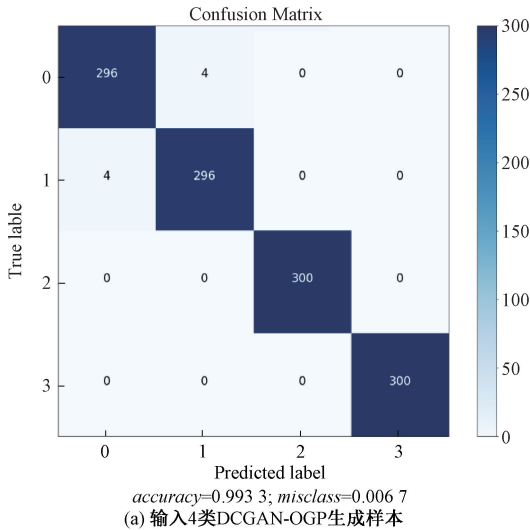
将生成集 GA1、GB1、GC1 预处理后输入支持向量机 (SVM) 分类器, 正常样本标签设为 0, 故障样本设为 1~

表 1 CWRU 数据集设置
Table 1 CWRU data setup

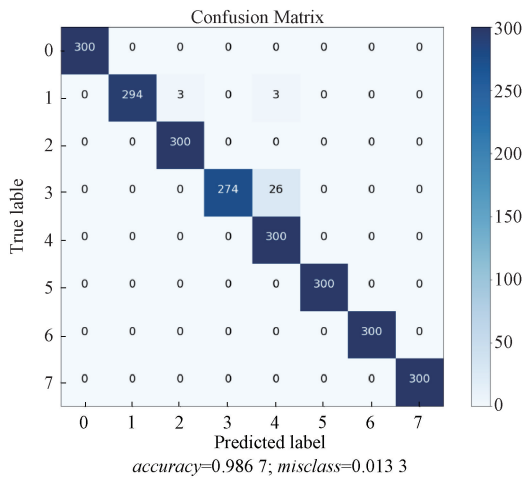
故障类别	Health	B007	B014	B021	IR007	IR014	IR021	OR007	OR014	OR021	总计
故障位置			滚动体			内圈			外圈		
故障直径/mm	0.0	0.18	0.36	0.54	0.18	0.36	0.54	0.18	0.36	0.54	
数据集 OA1	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	3 000
生成集 GA1	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	3 000
生成集 GB1	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	3 000
生成集 GC1	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	3 000
测试集	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	3 000

9. 图 6 所示为 DCGAN-OGP 生成故障样本类别为 4、8 和 10 时分类结果。

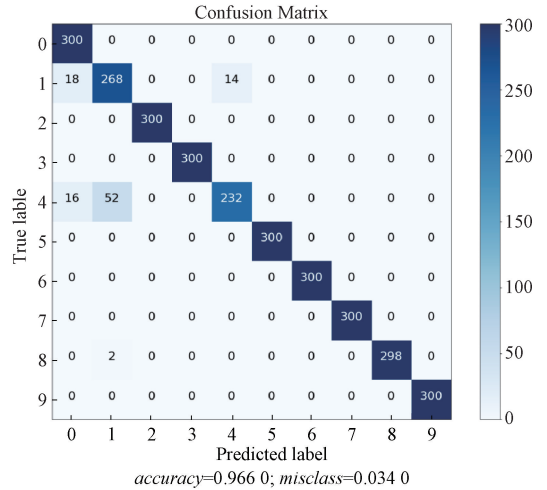
由图 6 看出 DCGAN-OGP 生成样本作训练数据,在 4 类、8 类、10 类故障分类准确率分别为 99.33%、98.67%、96.60%。为证明 DCGAN-OGP 样本生成方法的优异性,将其分别与 DCGAN 和 CGAN 生成样本 SVM 分类结果进行对比,分类精度为输入 4、8、10 类样本后,所得准确率



(a) Input 4 categories DCGAN-OGP generate samples



(b) Input 8 categories DCGAN-OGP generate samples



(c) Input 10 categories DCGAN-OGP generate samples

图 6 不同训练样本的 SVM 分类结果

Fig. 6 SVM classification results of different training samples

结果的平均数。表 2 所示为各训练样本数下,不同方法生成样本 SVM 诊断精度对比。

表 2 不同样本生成方法生成样本 SVM 分类精度

Table 2 Generate sample set and original sample set MMD value

训练样本数	生成样本分类精度/%		
	CGAN	DCGAN	DCGAN-OGP
100	85.25	90.32	97.73
200	88.85	92.30	98.11
300	87.29	92.25	98.20
平均值	87.13	91.62	98.01

由表 2 可知,测试样本数为 100 时,DCGAN-OGP 生成样本故障分类精度较 CGAN 和 DCGAN 分别高出 12.48%、7.41%;测试样本数为 200 时,分别高出 9.26%、5.81%;测试样本数为 300 时,分别高出 10.91%、5.95%;平均值分别高出 10.88%、6.39%。在相同测试条件下,DCGAN-OGP 故障分类效果最佳,平均测试准确率为 98.01%,分类精度稳定性也更高。

3 实验验证

某型燃气轮机结构如图 7 所示,主体结构有涡轮、转轴、压气机等。运行时,低压压气机通过低压转轴,与低压涡轮相连,高压涡轮和高压压气机的连接通过高压转轴实现。

由于核心技术的封锁,通常用全机测振的方法采集燃气轮机振动数据。从不同部位、多角度实验后选择测点。经验证,前侧点选为低压压气机机匣前端径向位置,安装了速度传感器,又选择高压压气机和燃料室之间机匣径向位置作为后测点,安装了速度传感器。

3.1 验证生成样本与试验样本特征

学习率设为 0.002,稀疏性参数为 0.2,循环迭代 100 次,进行批量归一化处理,输出层选择 Softmax 分类器,训

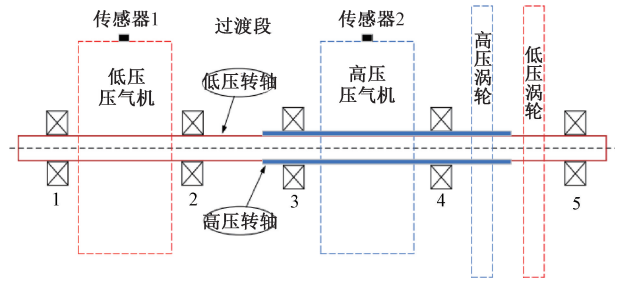


图 7 某型燃气轮机结构

Fig. 7 A certain type of gas turbine structure

练模型。分析生成样本与试验样本差异,对样本进行快速傅里叶变换,进行经验模态分解,解调提取故障频域特征,选取特征值指标进行比较,频域指标特征值如表 3 所示,频域特征值曲线如图 8 所示。

表 3 原始样本和生成样本频域特征值

Table 3 Original sample and generated sample frequency domain feature value

样本标签	原始样本				生成样本			
	平均频率/Hz	频率中心/Hz	均方根/Hz	标准差/Hz	平均频率/Hz	频率中心/Hz	均方根/Hz	标准差/Hz
1	0.005 176	2 906.029	3 587.221	2 103.126	0.005 778	2 998.494	3 622.952	2 033.425
2	0.005 128	2 884.642	3 564.870	2 094.551	0.005 846	2 999.944	3 609.823	2 007.775
3	0.005 325	2 900.089	3 573.338	2 087.637	0.005 725	2 998.854	3 616.230	2 020.889
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
98	0.005 415	2 878.272	3 552.473	2 082.215	0.005 864	2 999.191	3 631.987	2 048.459
99	0.005 459	2 881.752	3 555.510	2 082.584	0.005 868	2 998.283	3 634.047	2 053.436
100	0.005 251	2 899.972	3 575.918	2 092.210	0.005 853	2 999.392	3 621.375	2 029.287

为表征特征值差异,根据式 15 计算样本最大均值差异(MMD),计算结果如表 4 所示。

$$f(X^s, X^r) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(x_i^s) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \phi(x_i^r) \quad (15)$$

式中: X^s 和 X^r 表示两个数据集, $\phi(\cdot)$ 为映射函数。

表 4 生成样本集、原始样本集 MMD 值

Table 4 Generate sample set, original sample set MMD value

样本生成方法	MMD	样本数
DCGAN-OGP	0.11	100
DCGAN	1.36	100
CGAN	1.22	100

计算结果表明 DCGAN-OGP 生成样本 MMD 值较小,样本故障特征更加明显,有利于提升故障诊断准确率。

3.2 测试生成样本在故障诊断中有效性

实验采用某企业燃气轮机采集数据,数据集划分如表 5 所示。

表 5 燃气轮机故障诊断数据集

Table 5 Gas turbine fault diagnosis data set

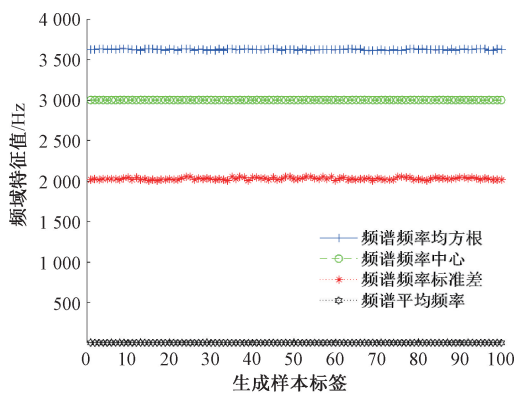
样本生成方法	原始样本数	生成样本数	训练/测试样本数
未使用	500	0	400/100
DCGAN-OGP	500	10 000	8 400/2 100
DCGAN	500	10 000	8 400/2 100
CGAN	500	10 000	8 400/2 100

将数据集输入 DBN 燃机故障诊断模型,故障数据集诊断结果如图 9 所示。表明 DCGAN-OGP 模型生成样本集测试准确率更高,能有效提升燃机故障诊断准确率。

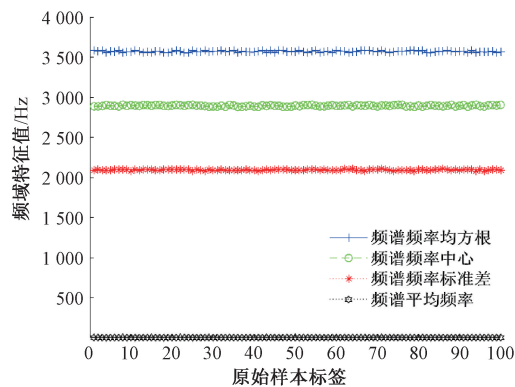
将数据集输入 PCA-fastICA 燃机故障样本分类算法,图 10(a)为 DCGAN 模型生成样本分类结果,图 10(b)为 DCGAN-OGP 模型生成样本分类结果,结果表明使用 DCGAN-OGP 模型生成样本所得分类结果与 DCGAN 模型生成样本相比故障分类准确率提升 13.14%,验证了 DCGAN-OGP 模型生成样本的有效性。

4 结论

燃气轮机故障数据故障数据难以获取和数据分布不



(a) 生成样本频域特征值
(a) Generate sample frequency domain eigenvalues



(b) 原始样本频域特征值
(b) Original sample frequency domain eigenvalues

图 8 样本频域特征值

Fig. 8 Sample frequency domain eigenvalues

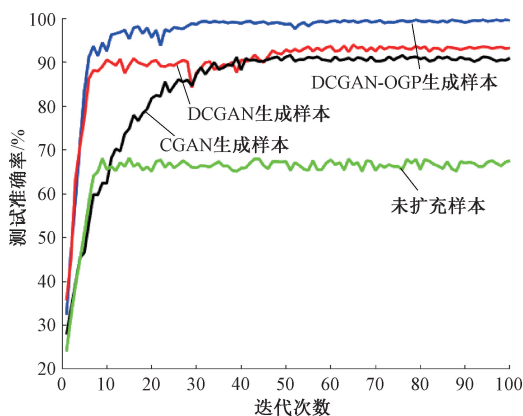
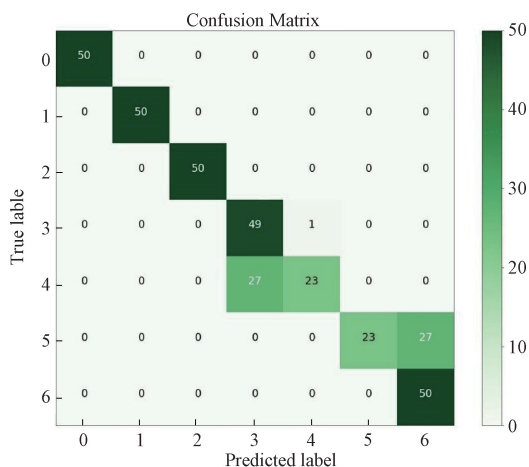


图 9 各样本 DBN 燃气轮机故障诊断准确率

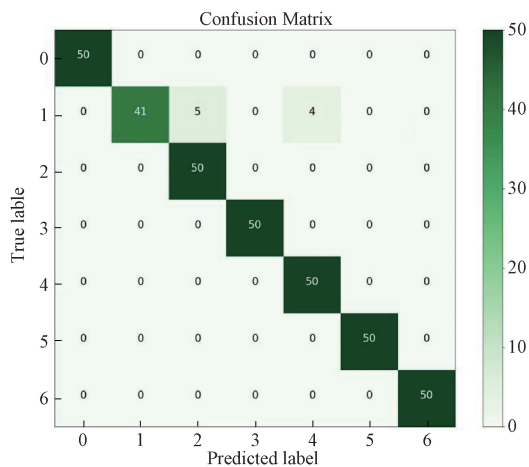
Fig. 9 Fault diagnosis accuracy rate of each sample DBN gas turbine

平衡等问题,提出正交梯度惩罚深度卷积生成对抗网络(DCGAN-OGP)燃气轮机故障样本生成模型,有效扩充故障样本,为燃气轮机故障诊断提供支持。

建立 DCGAN-OGP 燃气轮机故障样本生成模型,输



accuracy=0.8429; misclass=0.1571
(a) 使用DCGAN生成样本
(a) DCGAN generate sample



accuracy=0.9743; misclass=0.0257
(b) 使用DCGAN-OGP生成样本
(b) DCGAN-OGP generate sample

图 10 生成样本故障分类测试准确率

Fig. 10 Generate sample failure classification test accuracy

入 CWRU 滚动轴承数据集训练模型,验证生成样本有效性。将某企业燃气轮机故障样本输入 DBN 燃气轮机故障诊断模型和 PCA-fastICA 燃气轮机故障样本分类算法,验证模型生成样本对燃气轮机故障诊断提升效果,结果表明: DCGAN-OGP 燃气轮机故障样本生成模型能有效扩充故障样本,相较于 DCGAN 和 CGAN 故障样本生成方法,DCGAN-OGP 故障分类效果更佳,CWRU 轴承故障生成样本平均测试准确率为 98.01%,分类精度稳定性也更高。DCGAN-OGP 模型生成样本准确率更高,收敛速度更快;使用某企业燃气轮机故障样本进行测试,DCGAN-OGP 模型生成样本所得分类结果与 DCGAN 相比测试准确率提升 13.14%。使用扩充样本,燃气轮机故障测试准确率为 97.43%。

参考文献

[1] 蒋龙陈,王红军,张顺利. 燃气轮机气流激振深度置信

- 网络故障诊断模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 115-121.
- JIANG L CH, WANG H J, ZHANG SH L. A deep confidence network fault diagnosis model for gas turbine airflow excitation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 115-121.
- [2] 唐竞鹏, 王红军, 钟建琳, 等. 基于 WDCNN-SVM 深度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, 2021, 35(11): 115-123.
- TANG J P, WANG H J, ZHONG J L, et al. Fault diagnosis method for gas turbine rotor based on WDCNN-SVM deep transfer learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (11): 115-123.
- [3] 孙哲, 金华强, 顾江萍, 等. 基于生成对抗网络的热泵系统故障诊断数据集扩充方法研究[J]. 高技术通讯, 2021, 31(12): 1280-1292.
- SUN ZH, JIN H Q, GU J P, et al. Research on dataset expansion method for fault diagnosis of heat pump system based on generative adversarial networks[J]. High-Tech Communication, 2021, 31(12): 1280-1292.
- [4] LI M L, ZOU D CH, LUO SH Y, et al. A new generative adversarial network based imbalanced fault diagnosis method[J]. Measurement, 2022: 194.
- [5] 包萍, 刘运节. 不平衡数据集下基于生成对抗网络的改进深度模型故障识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(3): 176-183.
- BAO P, LIU Y J. Research on fault recognition of improved deep model based on generative adversarial networks under unbalanced data sets [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(3): 176-183.
- [6] 戴俊, 王俊, 朱忠奎, 等. 基于生成对抗网络和自动编码器的机械系统异常检测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 16-26.
- DAI J, WANG J, ZHU ZH K, et al. Anomaly detection of mechanical system based on generative adversarial network and autoencoder [J]. Journal of Instrument and Meter, 2019, 40(9): 16-26.
- [7] 金晓航, 许壮伟, 孙毅, 等. 基于生成对抗网络的风电机组在线状态监测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 68-76.
- JIN X H, XU ZH W, SUN Y, et al. Online condition monitoring of wind turbines based on generative adversarial networks [J]. Journal of Instrument and Meter, 2020, 41(4): 68-76.
- [8] 李东东, 刘宇航, 赵阳, 等. 基于改进生成对抗网络的风机行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(21): 7496-7507.
- LI D D, LIU Y H, ZHAO Y, et al. Fault diagnosis method of fan planetary gearbox based on improved generative adversarial network [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2021, 41(21): 7496-7507.
- [9] 卢锦玲, 张祥国, 张伟, 等. 基于改进辅助分类生成对抗网络的风机主轴轴承故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(7): 148-154.
- LU J L, ZHANG X G, ZHANG W, et al. Fault diagnosis of wind turbine main bearing based on improved auxiliary classification generative adversarial network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45 (7): 148-154.
- [10] 刘杰, 王昌达, 武秋敏, 等. 改进的生成对抗网络在轴承故障诊断中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(2): 89-92.
- LIU J, WANG CH D, WU Q M, et al. Application of improved generative adversarial network in bearing fault diagnosis [J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(2): 89-92.
- [11] 王贺, 柳玉宾. 燃气轮机运行初期故障诊断与预警研究[J]. 热力透平, 2021, 50(4): 266-269, 275.
- WANG H, LIU Y B. Research on fault diagnosis and early warning of gas turbine operation at early stage[J]. Thermal Turbine, 2021, 50(4): 266-269, 275.
- [12] 白明亮, 张冬雪, 刘金福, 等. 基于深度自编码器和支持向量数据描述的燃气轮机高温部件异常检测[J]. 发电技术, 2021, 42(4): 422-430.
- BAI M L, ZHANG D X, LIU J F, et al. Anomaly detection of gas turbine high temperature components based on deep autoencoder and support vector data description [J]. Power Generation Technology, 2021, 42(4): 422-430.
- [13] 方继辉, 李阳. 基于 IFA-XGBoost 的燃气轮机故障诊断[J]. 上海电力大学学报, 2021, 37(4): 367-372, 384.
- FANG J H, LI Y. Fault diagnosis of gas turbine based on IFA-XGBoost [J]. Journal of Shanghai Electric Power University, 2021, 37(4): 367-372, 384.
- [14] 崔建国, 刘瑶, 于明月, 等. 基于深度学习与信息融合的燃气轮机故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2019(12): 28-31.
- CUI J G, LIU Y, YU M Y, et al. Fault diagnosis of gas turbine based on deep learning and information fusion [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2019 (12): 28-31.
- [15] 蒋龙陈, 王红军, 张顺利, 等. 基于卷积神经网络的燃气轮机故障诊断研究[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2020, 35(5): 25-29.

- JIANG L CH, WANG H J, ZHANG SH L, et al. Research on gas turbine fault diagnosis based on convolutional neural networks [J]. Journal of Beijing University of Information Science and Technology (Natural Science Edition), 2020,35(5): 25-29.
- [16] AHN B H, YU H T, CHOI B K. Feature-based analysis for fault diagnosis of gas turbine using machine learning and genetic algorithms[J]. Journal of the Korean Society for Precision Engineering,2018,35(2):163-167.
- [17] 茅大钧,涂雷,臧旭东,等. 基于 RVM-ANFIS 的燃气轮机气路故障诊断[J]. 热科学与技术,2021,20(3): 292-296.
- MAO D J, TU L, ZANG X D, et al. Gas turbine gas path fault diagnosis based on RVM-ANFIS [J]. Thermal Science and Technology, 2021,20(3):292-296.
- [18] PAN T Y, CHEN J L, ZHANG T C, et al. Generative adversarial network in mechanical fault diagnosis under small sample: A systematic review on applications and future perspectives. [J]. ISA Transactions,2021.
- [19] WANG R G, ZHANG SH H, CHEN ZH Y, et al. Enhanced generative adversarial network for extremely imbalanced fault diagnosis of rotating machine [J]. Measurement, 2021, 180.
- [20] GUO Q W, LI Y B, SONG Y, et al. Intelligent fault diagnosis method based on full 1-D convolutional generative adversarial network [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019,16(3):2044-2053.
- [21] GAO X, DENG F, YUE X H. Data augmentation in fault

diagnosis based on the Wasserstein generative adversarial network with gradient penalty [J]. Neurocomputing, 2020: 396.

- [22] ZHANG J. Gradient descent based optimization algorithms for deep learning models training[J]. arXiv preprint arXiv:1903.03614, 2019.

作者简介



王政博,2020 年于西南交通大学获得学士学位,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: 446273704@qq.com

Wang Zhengbo received his B. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate of Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include 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、故障诊断与维护。

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 at Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include high-end equipment intelligent perception and control, fault diagnosis and maintenance.