DOI: 10.16236/j.cnki.nrjxb.202503031

基于 WACGAN 和 IRCNN 的柴油机故障诊断方法

唐　程[1,2]，毕凤荣[1]，黄　盟[1]，汤代杰[1]，沈鹏飞[1]，毕晓阳[3]

（1. 天津大学先进内燃动力全国重点实验室，天津 300350；2. 隆鑫通用动力股份有限公司，重庆 400052；
3. 河北工业大学机械工程学院，天津 300401）

摘要：针对基于振动数据驱动的柴油机故障诊断方法在训练样本不足时易过拟合、准确率低的问题，从故障数据增强与诊断模型优化两个角度出发，建立一种基于辅助分类生成对抗网络（WACGAN）和 Inception 残差卷积网络（IRCNN）的柴油机故障诊断方法. 首先将 Wasserstein 距离与梯度惩罚引入辅助分类生成对抗网络，建立 WACGAN 对小规模训练集进行增广；然后向卷积神经网络（CNN）中引入 Inception 结构，并利用连续可微线性指数单元（CELU）激活提高模型特征提取能力，同时加入残差结构避免特征信息丢失，建立 IRCNN 模型；最后利用增广后的训练集训练 IRCNN 模型，实现小样本下的柴油机故障诊断. 经柴油机故障模拟试验验证，所提方法仅利用每个故障状态下 10 个工作周期的振动数据，能实现 95% 的故障识别率；与传统过采样算法和优化前、后的 CNN 算法相比，该方法在故障样本匮乏时效果最好，能够实现 95.47% 的故障诊断准确率.

关键词：柴油机；故障诊断；生成对抗网络；卷积神经网络

中图分类号：TK428　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1000-0909（2025）03-0270-09

Diesel engine fault diagnosis method based on WACGAN and IRCNN

Tang Cheng[1,2]，Bi Fengrong[1]，Huang Meng[1]，Tang Daijie[1]，Shen Pengfei[1]，Bi Xiaoyang[3]

（1. State Key Laboratory of Engines，Tianjin University，Tianjin 300350，China；2. Loncin Motor Company Limited，Chongqing 400052，China；3. School of Mechanical Engineering，Hebei University of Technology，Tianjin 300401，China）

Abstract：In order to solve the problems of over-fitting and low accuracy of the vibration data-driven diesel engine fault diagnosis method caused by the lack of data，a diesel engine fault diagnosis method based on Wasserstein auxiliary classifier generative adversarial network（WACGAN） and Inception residual convolutional neural network（IRCNN） was established from two perspectives of fault data enhancement and diagnosis model optimization. Firstly，Wasserstein distance and gradient penalty were introduced into the auxiliary classifier generative adversarial network，and the WACGAN was established to augment the small-scale training set. Then，the inception structure was introduced into the convolutional neural network（CNN） and continuously differentiable exponential linear units（CELU） were used to improve the feature extraction ability of the model，while residual structure was added to avoid the loss of feature information，and IRCNN model was built. Finally，the IRCNN model was trained with the augmented training set to realize the diesel engine fault diagnosis under small samples. The method was validated by diesel engine fault simulation experiments，which can achieve fault recognition rate of 95% using only 10 operating cycles of vibration data in each fault state. Compared with the traditional oversampling algorithm and the CNN algorithm before and after optimization，the method works best when fault samples are scarce and can achieve fault diagnosis accuracy of 95.47%.

Keywords：diesel engine；fault diagnosis；generative adversarial network；convolutional neural network

收稿日期：2024-07-19；**修回日期**：2024-12-22.
基金项目：河北省高等学校科学技术研究资助项目（QN2022159）.
作者简介：唐　程，博士研究生，03381@loncinindustries.com.
通信作者：黄　盟，huangm923@tju.edu.cn.

柴油机被广泛应用于道路交通、船舶运输等领域，其工作的可靠性与稳定性直接影响生产过程的顺利进行. 因此，对柴油机的故障状态进行在线监测、保证生产安全顺利地进行，具有十分重要的意义[1]. 振动信号相对于温度、转速等性能参数包含更丰富的状态信息，而相较于噪声信号其对复杂环境的适应性好，因而常被作为确定柴油机故障状态的依据[2]. 传统基于振动分析的分步式故障诊断方法对复杂信号特征的表征能力受限，且在特征提取阶段严重依赖先验知识[3-4]. 基于深度学习的端到端故障诊断方法[5]在融合特征提取与模式识别步骤的同时，通过深层网络提取抽象特征，克服了上述缺陷，在故障诊断领域逐渐取代传统分布式算法.

卷积神经网络(CNN)[6]作为最常用的深度学习模型之一，被广泛应用于故障诊断领域中. Kumar 等[7]将电流信号转变为图像，利用 CNN 识别电机的故障状态；Wang 等[8]向 CNN 中加入多个注意力模块，为关键信息分配更多权重提高特征提取的效率；朱浩等[9]在引入注意力机制的基础上，结合 Inception 结构实现了多尺度特征的融合. 当训练样本充足时，卷积神经网络能够有效识别柴油机的故障状态，但工程中获取足量故障样本难度较高. 针对上述问题，文献[10-12]通过对现有样本进行随机重复或插值采样，对小规模训练集进行增强，但此类样本无法反映真实数据的特征分布规律，对模型性能提升有限.

生成对抗网络(GAN)[13]通过生成器与判别器的对抗训练，逐渐生成服从真实数据特征分布的人工数据. 辅助分类生成对抗网络(ACGAN)[14]通过加入辅助分类器指导生成数据的类别，实现多类人工数据的批量生成. Shao 等[15]利用 ACGAN 对异步电机小规模训练集进行高效扩充，朱克凡等[16]向 ACGAN 引入过滤器滤除低质量数据以提高数据增强效果. 然而当生成器与判别器训练程度不均衡时，ACGAN 存在不易收敛的问题，数据增强效果难以保证.

综上，笔者提出一种基于 WACGAN-IRCNN 的故障诊断模型. 首先将 Wasserstein 距离与梯度惩罚引入 ACGAN，建立 WACGAN 模型，批量生成多类人工数据扩充小规模训练集；然后将 Inception 结构与连续可微线性指数单元(CELU)激活函数引入 CNN 提高模型的特征提取能力，同时引入残差结构避免深层网络特征信息丢失，建立 Inception 残差卷积神经网络(IRCNN)模型；最后利用强化训练集训练 IRCNN 模型，在故障样本匮乏的情况下实现对柴油机多种故障状态的精确识别.

1　相关原理介绍

1.1　WACGAN 理论

1.1.1　辅助分类生成对抗网络

GAN 由生成器和判别器组成，生成器将高斯噪声 z 映射为人工数据 $G(z)$，判别器对输入的数据进行识别，其目标函数如式(1)所示.

$$\min_G \max_D V(D,G)=E_{x\sim P_r}[\lg D(x)]+E_{z\sim P_z}\{\lg[1-D(G(z))]\} \tag{1}$$

式中：$E(\cdot)$ 表示计算期望；x 和 P_r 分别为真实数据与其特征分布；z 和 P_z 分别为噪声向量和高斯分布；$G(z)$ 为人工数据；$D(\sim)$ 为判别器输出.

图 1 为 ACGAN 基本结构. ACGAN 在 GAN 的基础上向生成器中引入类别标签 c，同时向判别器加入分类任务以指定人工数据 $G(z,c)$ 的类别. 其损失函数包括判别损失 L_s 与分类损失 L_c，如式(2)与式(3)所示，其中式(2)与式(1)等价. 在 ACGAN 的训练过程中，判别器和生成器分别以最小化 $-L_s-L_c$ 和 L_s-L_c 为目标.

$$L_s=E[\lg P(s=\text{real}\mid X_{\text{real}})]+E[\lg P(s=\text{fake}\mid X_{\text{fake}})] \tag{2}$$

$$L_c=E[\lg P(C=c\mid X_{\text{real}})]+E[\lg P(C=c\mid X_{\text{fake}})] \tag{3}$$

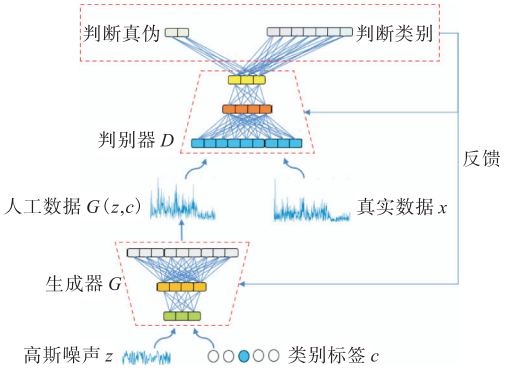


图 1　ACGAN 基本结构

Fig.1　Basic structure of ACGAN

1.1.2　Wasserstein 距离

当 GAN 的判别器率先收敛时，生成器的目标函数等价于 P_r 与人工数据分布 P_g 间的 Jensen-Shannon (JS)散度. 当生成器训练不充分时，JS 散度将固定为常数导致梯度消失. 而 Wasserstein 距离在分布间无重叠时仍可评价其差异，将其作为优化目标能有效避免生成器梯度消失[17]，其计算方式如式(4)所示.

$$W(P_r,P_g)=\sup_{\|D\|_L\leqslant 1} E_{x\sim P_r}[D(x)]-E_{z\sim P_z}[D(G(z))] \tag{4}$$

式中：$\|D\|_L \leqslant 1$ 表示需对判别器施加 1-Lipschitz 条件限制，避免梯度爆炸影响模型训练.

为限制判别器的梯度范围，Gulrajani 等[18]在判别器目标中引入了梯度惩罚(GP)项，如式(5)所示.

$$\mathrm{GP}|_{\hat{x}} = \lambda E_{\hat{x}\sim P_{\hat{x}}}\left[\left(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|_p - 1\right)^2\right] \tag{5}$$

式中：λ 为正则项系数；$\hat{x}$ 为真实数据 x 与人工数据 $G(z)$ 间的插值数据；$\|\cdot\|_p$ 为 p 范数.

1.2 WACGAN模型

ACGAN 克服了 GAN 无法生成指定类别数据的缺陷，但当判别器与生成器训练程度不均时，生成器的判别损失易固定为常数，导致难以保证人工数据与真实数据特征分布的相似度.

针对上述问题，以 P_r 与 P_g 的 Wasserstein 距离作为 ACGAN 的判别损失衡量分布间差异，并在判别器目标中引入梯度惩罚项，建立 WACGAN 模型. 生成器与判别器的目标函数如式(6)和式(7)所示.

$$L_G = -E_{z\sim P_z}[D(G(z))] - L_c \tag{6}$$

$$L_D = E_{z\sim P_z}[D(G(z))] - E_{x\sim P_r}[D(x)] + \mathrm{GP}|_{\hat{x}} - L_c \tag{7}$$

图 2 为 WACGAN 结构. 类别向量与噪声信号融合后由全连接层(FC)重置维度，利用多个转置卷积层(ConvT)进行上采样操作，再由卷积层(Conv)整合后利用 tanh 激活为人工数据；人工数据与真实数据一并输入到判别器中，经过多个卷积层的特征提取，再由全连接层整合后输出样本的真伪与类别信息.

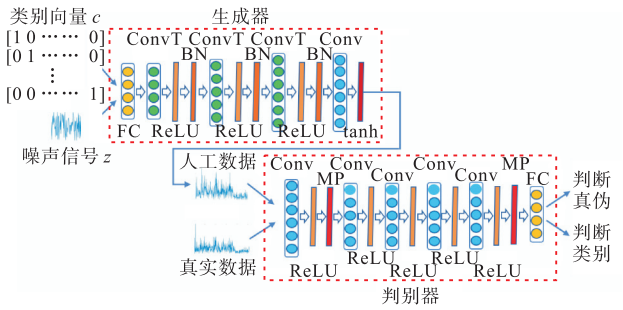


图 2 WACGAN结构

Fig.2 Structure of WACGAN

1.3 IRCNN理论

1.3.1 卷积神经网络

卷积神经网络主要由卷积层、池化层和全连接层组成. 每个卷积层包括多个卷积核，通过局部连接的方式遍历整个特征图，过程如式(8)所示.

$$y_k^l = f_{\mathrm{cov}}\left(\sum \omega_k^l x_j^l + b_k^l\right) \tag{8}$$

式中：x_j^l 为第 l 层网络的第 j 个输入块；ω_k^l 和 b_k^l 分别为第 l 层中第 k 个卷积核的权值和偏置；f_{cov} 通常为线性整流单元(ReLU)激活函数.

卷积操作后的池化方法主要包括最大池化和平均池化，其中最大池化(max-pooling，MP)对池化区域中最大的值进行采样，计算过程如式(9)所示.

$$x_i^{l+1}(j) = \max_{(j-1)w+1\leqslant m\leqslant jw}\{y_i^l(m)\} \tag{9}$$

式中：$y_i^l(m)$ 为第 l 层中第 i 个特征面内第 m 个神经元的激活值；w 为池化区域的宽度；$x_i^{l+1}(j)$ 为第 $l+1$ 层中第 i 个特征面内第 j 个神经元的对应值.

1.3.2 Inception 结构

卷积神经网络通过控制卷积核大小提取不同尺寸的局部特征，通过 Inception 结构[19]对多组不同尺寸卷积核提取到的多尺度局部特征进行融合，增加特征信息的丰富程度以提高模型的自适应性. Inception 结构如图 3 所示.

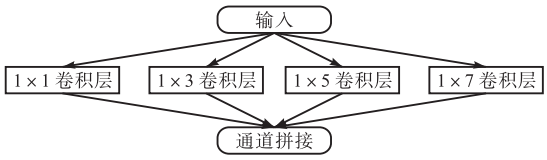


图 3 Inception结构示意

Fig.3 Schematic structure of Inception

1.3.3 CELU 激活函数

相对于 ReLU 激活函数，CELU[20]的输出存在负值，避免了训练过程中部分神经元失活的问题，能够对输入数据的特征进行更有效的提取. 同时 CELU 的负值区域具有软饱和特性，具备较好的抗干扰能力. 利用 CELU 激活提高模型的特征提取能力，使模型从有限的数据中提取到更多的特征信息，以提高模型在训练样本不足时的综合性能. CELU 激活函数为

$$f(x) = \begin{cases} x & (x \geqslant 0) \\ \alpha(\mathrm{e}^{\frac{x}{\alpha}} - 1) & (x < 0) \end{cases} \tag{10}$$

式中：α 为调节负饱和区大小的参数.

1.3.4 残差结构

图 4 为残差结构示意. 深度学习通过增加模型深度提取更加抽象的高级特征，但网络层数过深容易

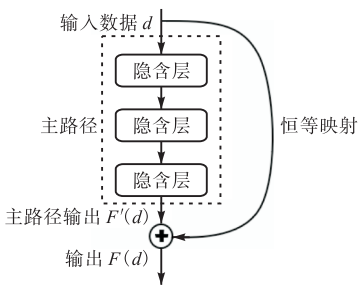


图 4 残差结构示意

Fig.4 Schematic structure of residual

引起特征信息丢失、过拟合等问题. 通过残差结构[21]向深层网络中加入跳连接，以恒等映射的方式向主路径输出的抽象特征中融合数据的浅层特征，避免深层网络固有的特征信息丢失问题.

1.4　IRCNN 模型

卷积神经网络能够自适应地从振动信号中提取故障特征，但当训练样本较少时存在特征提取不充分、易过拟合等问题. 以 CNN 为基础，引入 Inception 结构并采用 CELU 激活，提高模型的特征提取能力，同时加入残差结构避免特征信息丢失，建立 IRCNN 模型，如图 5 所示.

模型的主路径由 4 个 Inception 模块堆叠而成，每个 Inception 模块利用多个不同尺寸的卷积层提取振动信号的多尺度局部特征，将主路径提取到的抽象特征与原始数据的恒等映射融合后输入全连接层进行整合，最终由 Softmax 激活后输出诊断结果.

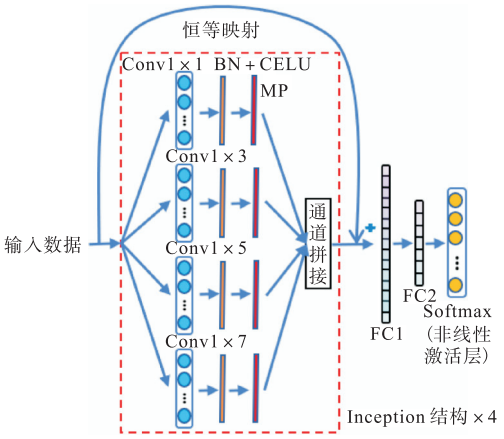


图 5　IRCNN 结构示意

Fig.5　Schematic structure of IRCNN

2　WACGAN-IRCNN 故障诊断算法流程

基于 WACGAN-IRCNN 的故障诊断方法主要包含数据采集与预处理、故障数据增强和故障诊断模型训练与测试 3 部分，主要流程如图 6 所示，具体步骤是：(1) 开展柴油机故障模拟试验，采集柴油机在不同故障状态下的振动信号，按工作周期截取样本后对进行快速傅里叶变换及归一化处理，获得柴油机故障数据集后将其划分为训练集与测试集；(2) 搭建 WACGAN 模型，利用初始训练集对其进行训练，使用训练好的生成器对初始训练集进行数据增强，获得强化训练集；(3) 搭建 IRCNN 模型，利用强化训练集迭代训练 200 次后停止训练并保存模型，使用测试集验证模型性能，输出故障诊断准确率.

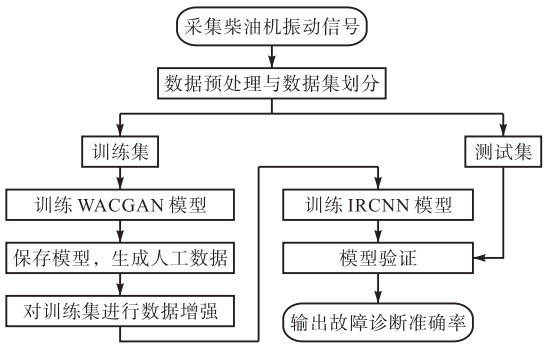


图 6　故障诊断流程示意

Fig.6　Flowchart of fault diagnosis

3　实例分析

3.1　柴油机故障模拟试验

为获取用于训练柴油机故障诊断模型的数据，对某型直列 6 缸柴油机开展故障模拟试验，其性能参数如表 1 所示. 试验利用 PCB 公司生产的 ICP 621B40 型压电式加速度传感器，采用胶粘的方式将其安装在各气缸缸盖处，以实现振动信号的采集. 为降低故障诊断方法在实际应用中的硬件成本，仅利用第 1 缸缸盖处传感器采集的信号对柴油机的故障状态进行识别. 图 7 为试验台架及传感器布置位置.

表 1　柴油机基本参数

Tab.1　Basic parameters of diesel engine

参数	数值
缸数	6 缸
排量/L	7.14
排列方式	直列
气门数/缸	4
进气形式	增压中冷
标定功率/kW	220
最大转矩/(N · m)	1 250

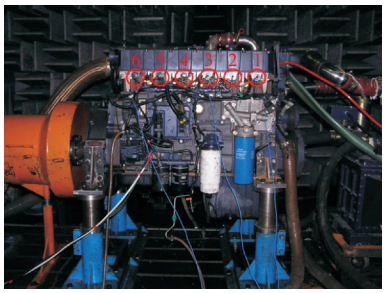


图 7　故障模拟试验台架及传感器布置

Fig.7　Simulated fault test bench and sensor layout

试验主要模拟了柴油机在 2 000 r/min 工况下喷油量异常、喷油提前角异常、轨压异常和气门间隙异常 4 种典型故障类型，其中前 3 类故障通过 ECU 对 6 个缸的对应参数进行统一调节，气门间隙异常通过塞卡尺调节各气门螺栓实现，保证 6 个缸在不同故障

类型下的故障程度一致. 每类故障包含不同程度的故障状态，构成含正常状态共包括 12 类故障状态的初始数据集，具体如表 2 所示.

采样频率设为 25.6 kHz，结合柴油机 2 000 r/min 工况，为保证每个样本中包含一个完整的工作周期，避免柴油机工作信息丢失，每隔 1 600 个数据点截取一个原始样本. 为初步获取振动信号的频域特征，首先对截取的每个原始样本进行快速傅里叶变换，获得相同长度的频域样本；同时为弱化柴油机异常抖动产生的奇异样本对故障诊断的不利影响，对频域信号进行归一化处理，将每个样本的幅值范围限定在[0，1]内，如式(11)所示.

$$X_{\text{norm}} = (X - X_{\min})/(X_{\max} - X_{\min}) \tag{11}$$

式中：X 为原始样本；$X_{\max}$ 和 $X_{\min}$ 分别为原始样本中的最大值和最小值；X_{norm} 为归一化后的样本.

最终，每个故障状态下获取 200 个归一化的频域样本，构成柴油机故障数据集，并将其划分训练集和测试集，用于故障诊断模型的训练与测试.

表 2 柴油机故障模拟

Tab.2 Simulation of diesel engine fault

故障类型	调整参数		标签
无故障	—		1
喷油量异常	偏小	25%	2
		75%	3
轨压异常	偏小	−20 MPa	4
	偏大	+20 MPa	5
气门间隙异常	偏小	−0.05 mm	6
	偏大	+0.05 mm	7
		+0.10 mm	8
喷油提前角异常	偏小	−2° CA	9
		−1° CA	10
	偏大	+1° CA	11
		+2° CA	12

3.2 训练数据量对故障诊断模型性能的影响

为探究训练集规模对故障诊断模型性能的影响，将未优化的 CNN 作为故障诊断模型，从采集到的故障数据集中抽取不同比例的样本作为训练集用于模型的训练，其余作为测试集验证故障诊断模型的综合性能. 具体地，利用基于 Python 的 Pytorch 深度学习库完成模型的搭建，模型的训练和测试分别在 GPU 与 CPU 上进行，硬件环境分别为 Inter i5-12600 K@3.69 GHz 和 NVIDIA GeForce RTX 3060. 图 8 为利用不同规模训练集训练同一故障诊断模型时的识别率，训练、测试过程中模型的超参数选择完全相同，模型迭代次数均为 200 次.

当训练数据数目高于 100 时，故障识别率接近 100%，利用 CNN 能够准确识别柴油机的故障状态. 随着训练数据减少至 20 个，故障诊断准确率降至 90% 左右，能够基本满足工程应用需求. 当训练数据数目为 10 时，模型对所模拟 12 类故障的综合识别率不足 90%，难以应用于工程实际中. 因此，若要利用 CNN 实现柴油机故障的精确识别，需要每类至少 100 个训练样本；若需要将 CNN 应用于工程实际中，则要求每类训练样本数目不低于 20.

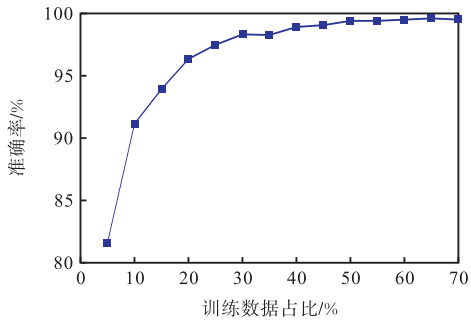


图 8 训练集规模对故障诊断的影响

Fig.8 Impact of training set size on fault diagnosis

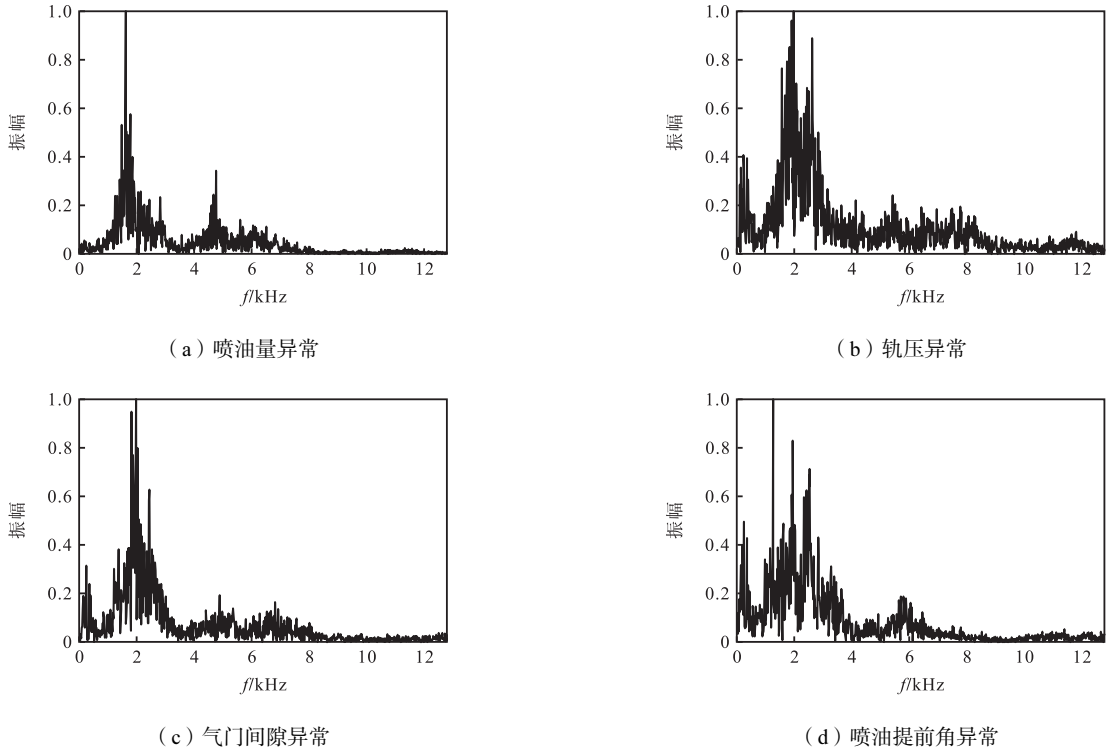
3.3 WACGAN 数据增强效果分析

针对训练样本不足时柴油机故障识别率低的问题，取故障数据集中5% 的样本，即每种故障状态10 个故障样本作为初始训练集，模拟工程中训练样本匮乏的情况. 将初始训练集输入 WACGAN 模型对其进行训练，利用训练好的模型生成人工数据对小规模训练集进行增广. 不同故障状态下真实数据与 WACGAN 生成的人工数据分别如图 9 和图 10 所示. 不同故障状态下 WACGAN 生成的人工数据在频率能量分布上表现出了高度的相似性，说明 WACGAN 通过对抗训练掌握了真实数据的特征分布规律，进而生成能够在一定程度上反映柴油机真实工作状态的人工数据对小规模训练集进行数据增强.

为验证数据增强对故障诊断模型性能的提升效果，利用数据增强前、后的初始训练集训练 CNN 模型，训练过程如图 11 所示. 对比利用数据增强前、后的小规模训练集训练 CNN 模型的过程，可以发现主要区别有：(1) 数据增强前，CNN 对训练集的识别率接近 100%，但对测试集的识别率仅为 81.61%，说明模型发生了过拟合；数据增强后，测试准确率提升至 89.62% 的同时测试损失明显下降，说明加入人工数据能够有效抑制训练样本不足导致的过拟合；(2) 人工数据的引入增加了训练样本的多样性，同时训练样本的扩充增加了每次迭代时模型梯度下降优化的次数，模型接近收敛时的迭代次数由 50 次降至 15 次，模型的收敛速度显著提高；(3) 由于数据增强使训练

样本得到了补充，弱化了单个样本判断错误的不利影响，模型训练时的波动得到了有效改善，提高了训练过程的稳定性.

因此，利用 WACGAN 对训练集进行数据增强在有效提高故障诊断准确率、抑制模型过拟合的同时，显著提高了模型的收敛速度和训练稳定性.

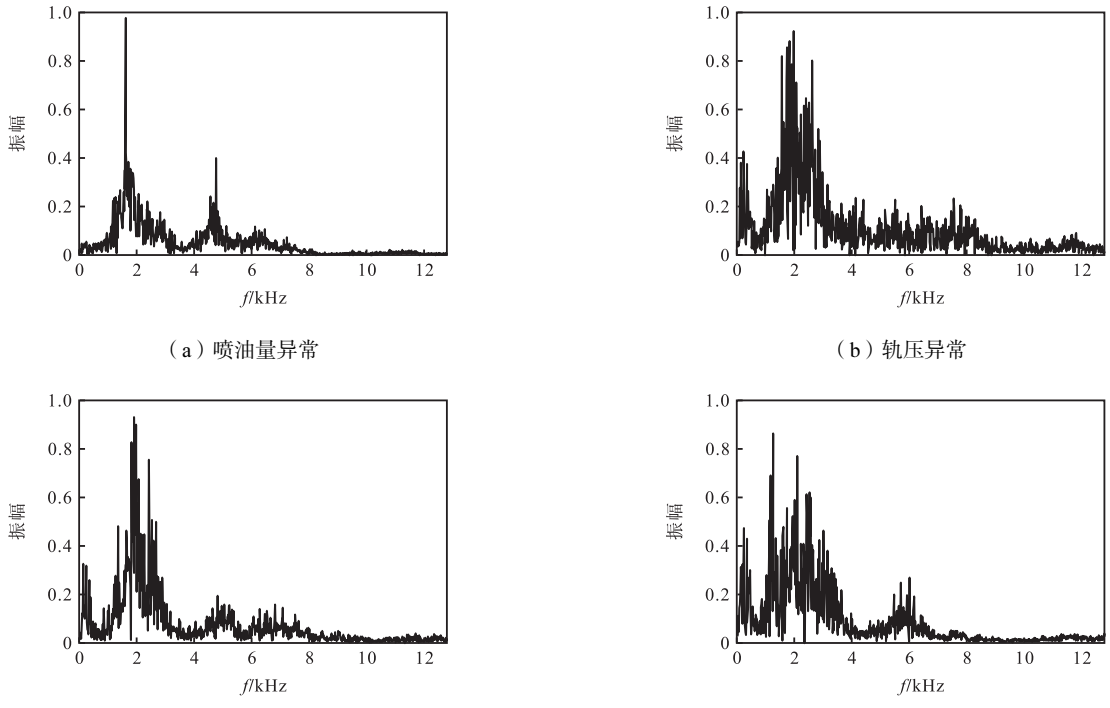


（a）喷油量异常　（b）轨压异常

（c）气门间隙异常　（d）喷油提前角异常

图 9　真实故障数据

Fig.9　Data for real fault

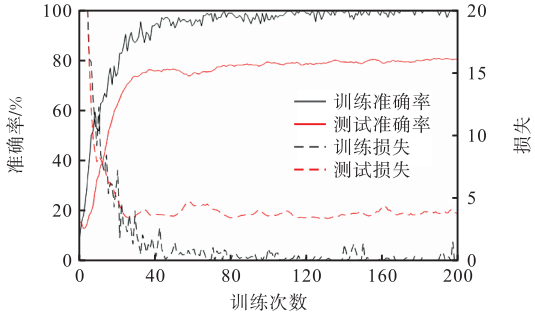


（a）喷油量异常　（b）轨压异常

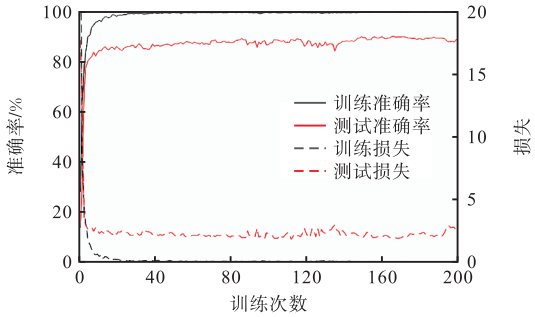
（c）气门间隙异常　（d）喷油提前角异常

图 10　WACGAN 生成的人工数据

Fig.10　Artificial data generated by WACGAN



（a）数据增强前



（b）数据增强后

图 11　数据增强前、后 CNN 的训练过程

Fig.11　Training process of CNN before and after data augmentation

3.4　WACGAN-IRCNN 故障诊断效果分析

为验证笔者方法在训练样本不足时对柴油机不同故障状态的识别效果，取每种故障状态 10 个样本作为初始训练集，利用 WACGAN 模型对训练集进行数据增强，并用强化后的训练集训练 IRCNN 模型，训练与测试过程见图 12. 相对于图 11(b)，在对故障诊断模型进行优化后，诊断模型在测试集与训练集上的性能表现差距进一步缩小，故障识别率提升至 95.47%，模型在小样本下的综合性能得到了进一步的改善.

为直观展示该方法对原始样本的特征提取效果，将原始样本与模型输出的特征向量降维投影至二维平面中，利用基于 t 分布的随机近邻嵌入(t-SNE)算法对模型的输入和输出数据进行可视化分析. 其通过将样本间的欧氏距离转换为条件概率以计算高维数据间的相似程度，再以相对熵为目标，通过梯度下降方法得到与高维数据分布一致的低维分布. 两者降维可视化结果分别如图 13 所示，图中：1 ~ 12 分别对应表 2 所示数据集中包含的 12 种不同故障状态；SNE1 中的“1”代表原始数据，SNE2 中的“2”代表分类后的数据.

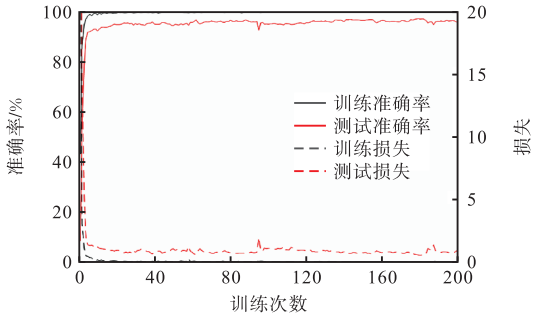


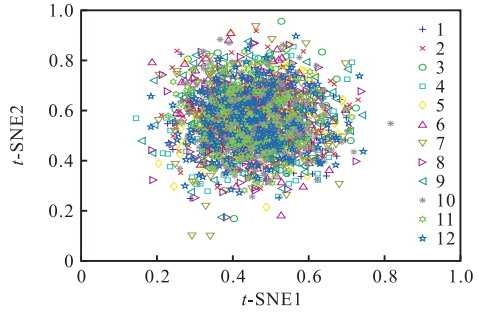
图 12　利用强化训练集训练 IRCNN 模型

Fig.12　Training IRCNN using enhanced training set

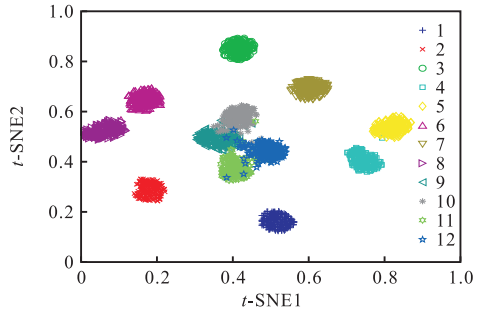
由图 13(a)可见，对原始数据降维后各类数据相互混叠，不具备可分性，这是由于振动信号中包含大量无关信息成分，故障特征未经有效提取而被噪声淹没. 由图 13(b)可见，经过故障诊断模型的特征提取后，前 8 种故障状态下的振动数据完全分离，不同喷油角度异常状态下的振动数据虽有部分混叠现象，但也存在明显的聚类中心，整体表现出较好的聚类效果. 可视化结果表明，笔者方法能够将相互混叠的振动信号输出为类间区分明显的特征向量，说明该方法能够从有限的振动信号中提取出关键特征信息，进而实现对柴油机不同故障状态的精确识别.

进一步利用混淆矩阵对不同故障状态的识别效果进行直观展示，训练集与诊断模型优化前、后的测试结果分别如图 14 所示. 标签 1 ~ 12 分别对应表 2 所示的 12 种故障状态. 以图 14(a)中 25% 喷油量的样本为例，其中 99% 的样本诊断正确，而 1% 的样本被错误诊断诊断为 75% 喷油量.

利用初始训练集训练未优化的 CNN 模型时，模型对正常状态、喷油量异常和气门间隙异常能够以实现较高的识别率，但对于轨压异常与喷油提前角异常两类故障的识别精度不高，尤其对喷油提前角异常的



（a）原始数据



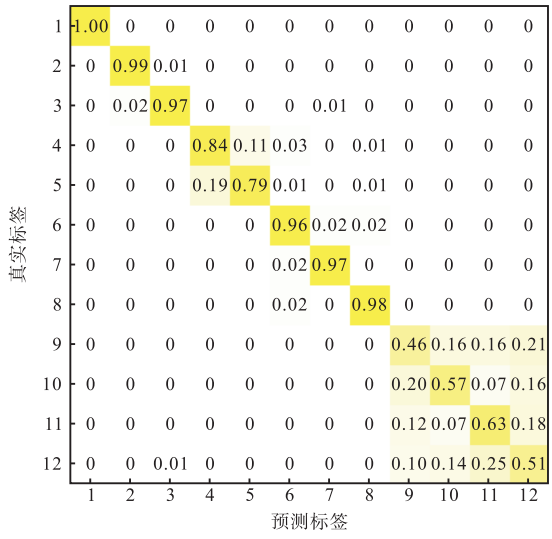
（b）输出数据

图 13　原始数据和输出数据可视化

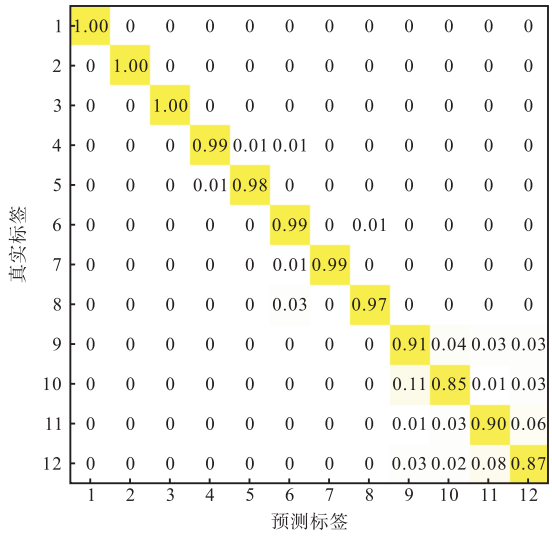
Fig.13　Raw and output data visualization

综合识别率不足 55%，极易造成误判. 在对训练集与诊断模型进行优化后，模型对前 8 类故障状态的识别率均达到或接近 100%，对于较难识别的 4 类喷油提前角异常状态均能实现 85% 以上的识别率，且不会将喷油提前角异常误判为其他故障类型，这与图 13(b) 中后 4 类样本间部分混叠、但与其他样本无重叠的可视化结果相对应.

综上，利用笔者方法对训练集与诊断模型优化后，模型对不同故障状态的识别率均有显著提高，且对所模拟 12 类故障的综合识别率高于 95%，能够满足工程中对柴油机工作状态监测的应用需求.



（a）优化前



（b）优化后

图 14　优化前、后混淆矩阵

Fig.14　Confusion matrix before and after optimization

3.5　WACGAN-IRCNN 先进性验证

为验证 WACGAN-IRCNN 故障诊断方法在训练样本匮乏时的优越性，选取 CNN 方法、IRCNN 方法、SMOTE + CNN 方法和 WACGAN + CNN 方法开展性能对比试验. 其中，CNN 采用 4 个卷积层、4 个最大池化层和 2 个全连接层构成的模型；对于 SMOTE 和 WACGAN 数据增强方法，均利用 100 个人工数据对小规模训练集进行增广. 取每个故障状态下 10 个样本作为初始训练集，迭代训练 200 次后保存模型并输出其在测试集上的准确率，试验结果如表 3 所示. 利用 SMOTE 和 WACGAN 对初始训练集进行数据增强后，故障诊断准确率相较于未扩充的训练集均有一定提升，且由于 WACGAN 在一定程度上掌握了真实数据的特征分布规律，其对故障诊断模型性能的提升效果优于基于插值过采样的 SMOTE 方法. 对故障诊断模型进行针对性优化能够有效改善小规模训练集下的故障诊断准确率，结合基于 WACGAN 的数据增强方法，在设定的试验工况下，每个故障状态仅采集约 0.6 s 振动数据即可实现 95% 以上的故障诊断准确率.

表 3　测试结果对比

Tab.3　Comparison of test results

方法	准确率/%
CNN	81.61
SMOTE + CNN	87.42
WACGAN + CNN	89.62
IRCNN	92.17
WACGAN + IRCNN	95.47

3.6　不同机型与故障的适用性验证

为检验笔者方法对不同机型、工况及单气缸故障的适用性，对表 4 所示柴油机在 1 500 r/min 工况下进行单缸故障模拟试验，加速度传感器布置在曲轴平面中部，采样频率为 12.8 kHz，样本的截取与预处理方式与第 3.1 节相同. 试验模拟了柴油机各缸单独失火故障，构成含正常状态共包括 7 类故障状态的故障数据集.

从上述数据集每种状态中抽取 10 个样本作为训练集，对笔者方法在处理其他情况时的适用性进行验证，结果如表 5 所示. 在利用笔者方法对训练集和故障诊断模型进行综合优化后，模型在训练样本匮乏时对单气缸失火故障的识别率由 87.65% 提升至 99.79%，

表 4　柴油机基本参数

Tab.4　Basic parameters of diesel engine

参数	数值
缸数	6 缸
排量/L	6
排列方式	直列
气门数/缸	4
进气形式	增压中冷
标定功率/kW	180
最大转矩/(N · m)	1 050

仅有极少数样本被误判. 因此，所提方法能够对其他柴油机在不同工况下的单气缸故障进行有效识别，说明该方法能够在较广的范围内适用.

表 5 适用性验证结果

Tab.5 Applicability verification results

方法	准确率/%
CNN	87.65
WACGAN + CNN	97.58
WACGAN + IRCNN	99.79

4 结 论

（1）将 Wasserstein 距离与梯度惩罚方法引入 ACGAN，避免生成器梯度消失的问题；利用搭建的 WACGAN 模型对小规模训练集进行补充，能够有效抑制训练样本不足时的过拟合现象.

（2）引入 Inception 结构并利用 CELU 进行非线性激活，提取多尺度局部特征的同时避免神经元失活，提高了模型的特征提取能力；引入残差结构，融合深层网络提取的抽象特征与恒等映射获得的表层特征，避免特征信息丢失.

（3）采用 6 缸柴油机实测振动数据对笔者方法进行验证，对比不同方案下的故障识别率，验证了该方法在训练样本匮乏时的可行性与优越性，证实了该方法在较广的范围内的适用性.

参考文献：

[1] 柯赟，宋恩哲，姚崇，等. 船舶柴油机故障预测与健康管理技术综述[J]. 哈尔滨工程大学学报，2020，41(1)：125-131.

[2] 杨洁，万安平，王景霖，等. 基于多传感器融合卷积神经网络的航空发动机轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报，2022，42(13)：4933-4942.

[3] Huang N E，Shen Z，Long S R，et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London，Series A：Mathematical，Physical and Engineering Sciences，1998，454：903-995.

[4] Dragomiretskiy K，Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing，2013，62(3)：531-544.

[5] 文成林，吕菲亚. 基于深度学习的故障诊断方法综述[J]. 电子与信息学报，2020，42(1)：234-248.

[6] Lecun Y，Bottou L E O，Bengio Y，et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE，1998，86(11)：2278-2324.

[7] Kumar P，Hati A S. Transfer learning-based deep CNN model for multiple faults detection in SCIM[J]. Neural Computing and Applications，2021，33：15851-15862.

[8] Wang H，Liu Z，Peng D，et al. Understanding and learning discriminant features based on multiattention 1DCNN for wheelset bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2019，16(9)：5735-5745.

[9] 朱浩，宁芊，雷印杰，等. 基于注意力机制-Inception-CNN 模型的滚动轴承故障分类[J]. 振动与冲击，2020，39(19)：84-93.

[10] Li X，Zhang W，Ding Q，et al. Intelligent rotating machinery fault diagnosis based on deep learning using data augmentation[J]. Journal of Intelligent Manufacturing，2020，31(2)：433-452.

[11] Chawla N V，Bowyer K W，Hall L O，et al. SMOTE：Synthetic minority over-sampling technique [J]. Journal of Artificial Intelligence Research，2002，16：321-357.

[12] 张治，马辉，王林. 采用 AFCM-SMOTE-RF 的光伏电站故障诊断方法[J]. 电源技术，2021，45(11)：1495-1499.

[13] Goodfellow I，Pouget-Abadie J，Mirza M，et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM，2020，63(11)：139-144.

[14] Odena A，Olah C，Shlens J. Conditional image synthesis with auxiliary classifier gans[C]// International Conference on Machine Learning，Sydney，New South Wales，Australia，2017：2642-2651.

[15] Shao S，Wang P，Yan R. Generative adversarial networks for data augmentation in machine fault diagnosis[J]. Computers in Industry，2019，106：85-93.

[16] 朱克凡，王杰贵，刘有军. 小样本条件下基于数据增强和 WACGAN 的雷达目标识别算法[J]. 电子学报，2020，48(6)：1124-1131.

[17] Arjovsky M，Chintala S，Bottou L. Wasserstein generative adversarial networks[C]// International Conference on Machine Learning，Sydney，New South Wales，Australia，2017：214-223.

[18] Gulrajani I，Ahmed F，Arjovsky M，et al. Improved training of Wasserstein gans[J]. Advances in Neural Information Processing Systems，2017，30：1-11.

[19] 姚齐水，别帅帅，余江鸿，等. 一种结合改进 Inception V2 模块和 CBAM 的轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报，2022，35(4)：949-957.

[20] Barron J T. Continuously differentiable exponential linear units[EB/OL]. https：//arixv. org/ abs/1704. 07483，2017-04-16.

[21] He K，Zhang X，Ren S，et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，Las Vegas，Nevada，America，2016：770-778.