

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508523

数据生成下的航空活塞发动机进排气故障诊断

韦宝涛 徐劲松 盛润 王博

(昆明理工大学民航与航空学院 昆明 650500)

摘要:针对航空活塞发动机的进排气系统不同堵塞程度下的故障数据稀缺、各类样本数量不均衡导致诊断效果不佳、鲁棒性差等问题,设置了小样本故障诊断和类不平衡故障诊断两个实验场景,并提出了一种基于迁移架构的梯度惩罚类别条件生成对抗网络(TCWGAN-GP),用于生成指定类别的高质量多源故障样本。TCWGAN-GP的生成器以Vision Transformer的编码器为基础骨干网络,以充分捕捉到各分块数据源间的对应关系;在损失函数中结合Wasserstein距离和梯度惩罚项,防止模型崩溃和梯度消失,提高对抗训练的稳定性。生成的样本经筛选后与原始数据合并,用于诊断模型的训练以检验样本的质量。在两个场景下的两种稳定工况数据集实验中,平均测试准确率相较于原始数据集均有不同幅度的提升,如1750 r/min_50%油门数据集在类不平衡实验中,训练轮次分别为30和50时,平均测试准确率分别提升了55.74%和59.26%。在消融实验中,所提方法生成的样本更接近真实样本,在诊断测试中准确率达到100%,其测试准确率和鲁棒性均优于其他生成方法。

关键词:航空活塞发动机;进排气堵塞故障;生成对抗网络(GAN);Vision Transformer编码器

中图分类号: V234.2; TP391.9; TN911.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470

Fault diagnosis of intake and exhaust systems in aero piston engine under data generation

Wei Baotao Xu Jinsong Sheng Run Wang Bo

(Faculty of Civil Aviation and Aeronautics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: To address the issues of scarce fault data for varying blockage levels of intake or exhaust system in aero piston engine, and the resultant unbalanced sample sizes that lead to poor diagnostic performance and low robustness, this paper defined two experimental scenarios: fault diagnosis under small-sample conditions and fault diagnosis under class-imbalance conditions. A Transfer-Architecture-based class-conditional Wasserstein GAN with gradient penalty (TCWGAN-GP) was proposed to generate high-quality multi-source fault samples of specified categories. The generator of TCWGAN-GP was based on the encoder of Vision Transformer as the backbone network to fully capture the corresponding relationships among different block data sources. The loss function combines the Wasserstein distance and the gradient penalty term GP to prevent model collapse and gradient vanishing, thereby enhancing the stability of adversarial training. The screened and generated samples were merged with the original data for training the diagnostic model to verify the quality of the samples. Experiments were conducted under two stable operating conditions across the two defined scenarios. The average test accuracy was improved to varying degrees compared to the original dataset. For example, in the class-imbalanced experiment of the 1750 r/min_50% throttle dataset, the average test accuracy increased by 55.74% and 59.26% when the training rounds were 30 and 50, respectively. In the ablation experiment, the samples generated by the proposed method were closer to the real samples, achieving an accuracy rate of 100% in the diagnostic test. Its test accuracy and robustness were superior to other generation methods.

Keywords: aero piston engine; intake and exhaust blockage faults; generative adversarial network (GAN); vision transformer encoder

0 引言

航空活塞发动机进排气系统的主要作用是为发动机供给新鲜空气并排出燃烧废气,其状态会直接影响发动机的动力输出。由于存在因灰尘、砂砾、鸟类等外来物质侵入的外部原因,及积碳堆积、轴承润滑不良使增压系统部件卡滞等内部原因,会导致进、排气管路发生不同程度的堵塞,从而影响发动机的性能及可靠性^[1]。因此,实现发动机进排气管路堵塞的早期检测与精准诊断,对保障航空器的高效、安全运行具有深远意义。

近年来,基于深度学习的故障诊断凭借其非线性建模与端到端特征学习能力,逐渐成为了主流的研究方向。程建刚等^[2]提出一种基于多重注意力卷积神经网络(MACNN),设计的重组结构提高了卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)对序列信息的利用率,高效地实现了柴油机的故障诊断。Qin 等^[3]提出了一种多尺度卷积长短期记忆网络(MSCNN-LSTM),设计残差卷积去噪模块,用于抗噪声柴油机失火诊断。胡春明等^[4]基于小波去噪和卷积神经网络,对活塞式航空煤油发动机进行爆震识别。常春等^[5]利用 CNN 识别振动信号三阶累积量灰度图,有效地实现了强噪声干扰下柴油机的高压油路故障诊断。

上述研究所采用的数据集通常具有良好的样本平衡性与丰富程度。然而,在实际工业场景中,出于安全考量,设备在大多数时间内都处于健康运行状态,很少出现故障。这导致故障数据难以充分获取且各类故障样本数量严重失衡,形成的真实数据集难以充分表征故障的完整特征,致使诊断模型的学习效果受限,严重制约其诊断准确性与鲁棒性^[6-7]。针对上述数据挑战,当前研究主要从数据层面、及模型优化与知识迁移的层面进行探索。

在数据层面,核心思路是通过各种技术手段直接扩充和平衡故障样本。具体方法包括利用有限元仿真模型生成模拟故障数据;对有限的真实故障样本应用几何变换、加噪等规则进行数据增强;如采用合成少数类过采样技术(synthetic minority over-sampling technique, SMOTE)等技术插值合成新样本;以及利用生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)、扩散模型、变分自编码器等生成式模型创造符合真实数据分布的新故障样本^[8],以此从根本上增加稀缺故障样本的数量并改善数据分布平衡性。

在模型与知识迁移层面,主要是通过改进模型本身及其学习范式,以提高对已有数据的利用率,主要包括弱监督学习、元学习^[9]以及迁移学习^[10]等策略。弱监督学习不依赖大量精准标注,能够利用不完整或含有噪声的标签进行模型训练。如徐卓飞等^[11]基于孪生网络设计

分类模型,实现了强噪声、小样本状态下的滚动轴承故障诊断。迁移学习则旨在将源领域(如公开数据集或其他工况、设备)已习得的知识迁移至目标领域(特定场景的故障诊断任务),其关键在于减少源域与目标域之间的分布差异,或利用元学习框架训练模型快速适应新任务。上述这些方法共同降低了模型对目标域大量标注数据的依赖,提升了在故障数据稀缺和类不平衡场景下的诊断准确性与模型泛化能力。

近年来,有着大量基于生成式模型改进的故障诊断研究,如向家伟^[12-13]构建了轴承、齿轮传动、转子系统等机械传动系统的有限元仿真模型,并在机械系统个性化诊断的基础上,结合 GAN 生成各类故障样本,将得到的完备故障样本用于训练,较好地实现了对未知故障的分类。陈维兴等^[14]利用改进模型(WCGAN-GP)生成指定的涡扇发动机故障数据,结合 ConvLSTM 预测模型实现了发动机的剩余寿命预测。高文超等^[15]改进解码器结构并结合多尺度注意力模块,能有效地提升小样本条件下齿轮箱故障的图像生成质量及故障诊断精度。陈广秋等^[16]在 GAN 的基础上结合双重注意力机制,实现了强度图像和偏振度图像的高效融合。Liu 等^[17]提出了一种深度特征增强的生成对抗网络,通过引入自注意力机制模块,提高了对原始振动信号的学习能力。Li 等^[18]基于改进生成对抗网络 ACWGAN-GP,生成铣削加工中的多种刀具故障样本,较好地实现了刀具的破损监测。Liao 等^[19]提出一种故障样本生成方法 CAC-CycleGAN-WGP,能够将正常样本映射为不同类别的故障样本,在小样本轴承振动信号生成上实现了高质量且稳定的输出。

本文针对航空活塞发动机进排气堵塞故障诊断中的小样本与类不均衡问题,提出了一种基于迁移架构的梯度惩罚类别条件生成对抗网络(transfer-architecture-based class-conditional Wasserstein gan with gradient penalty, TCWGAN-GP),并应用于两个设定实验场景下的故障诊断。首先利用数据生成网络 TCWGAN-GP 对设定的数据集进行增强,进而由自建的双分支 CNN-LSTM 模型对增强数据集进行分类训练,最终实现对发动机进排气管道堵塞故障的识别。实验结果表明,所提方法生成的样本具备较高可靠性,能有效提高模型诊断的准确性和鲁棒性。

1 理论基础

1.1 GAN 及其变体网络

GAN 由生成器 $G(z)$ 和判别器 $D(x)$ 两个网络组成,其核心思想是生成器负责生成数据,判别器负责识别数据是真实的还是生成的,两者形成对抗关系,在训练中提高各自的性能,直至达到动态平衡。

因 GAN 使用 JS 散度 (jensen-shannon divergence, JSD) 来衡量生成数据和真实数据的分布差异,易造成梯度消失,故 Arjovsky 等^[20]使用 Wasserstein 距离代替 JS 散度进行梯度计算,提高了模型的稳定性。但其在训练时为满足 1-Lipschitz 连续性,即限制损失函数的梯度范围,进行了权重裁剪,易引发过拟合问题,为此 Gulrajani 等^[21]在鉴别器中引入梯度惩罚 (gradient penalty, GP),开发了 WGAN-GP,能有效防止梯度爆炸和梯度消失。其损失函数如式(1)所示。

$$\min_D \max_G L(D, G) = E_{x \sim p_r} [D(x)] - E_{z \sim p_z} [D(G(z))] - \lambda E_{\hat{x} \sim p_{\hat{x}}} [(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|_2 - 1)^2] \quad (1)$$

其中, \hat{x} 是位于真实的样本 x 和生成的样本 $G(z)$ 之间的随机样本,通常计算公式为:

$$\hat{x} = \varepsilon x + (1 - \varepsilon) G(z) \quad (2)$$

式中: ε 表示 $[0, 1]$ 的随机值; $\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})$ 表示相对于 \hat{x} , 鉴别器的输出的梯度; λ 是权重系数,用于调节梯度惩罚项的影响。

此外,为解决原始 GAN 只生成单一类别数据的问题, Odena 等^[22]提出了 ACGAN,在 GAN 的基础上,增加了一个辅助分类器,将样本的标签信息输入到生成器和

判别器中,实现了指定类别数据的生成。ACGAN 的损失函数由两个部分组成,对抗性损失 (adversarial loss, AL) L_S 和分类损失 (classification loss, CL) L_C , 具体计算公式如下:

$$L_S = E_{x \sim p_r(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z, c)))] \quad (3)$$

$$L_C = E_{x \sim p_r(x)} [-\log P(c|x)] + E_{z \sim p_z(z)} [-\log P(c|G(z))] \quad (4)$$

式中: L_S 用于确定数据的真实性并提高生成样本的质量; L_C 用于衡量输出样本类别的准确性。在对抗的训练过程中,判别器 D 需要最大化 $L_S + L_C$, 而生成器 G 需要最小化 $L_C - L_S$, 最终 ACGAN 能生成具有特定标签的故障样本。

1.2 Vision Transformer Encoder

Transformer 是基于自注意力机制 (self-attention, SA) 的深度学习框架,由 Google 公司于 2017 年提出^[23],具有强大的全局特征提取能力和建模能力。经 Dosovitskiy 等^[24]提出 ViT (Vision Transformer) 后,能够高效地处理图像,目前被广泛应用于自然语言处理、计算机视觉等领域的任务。

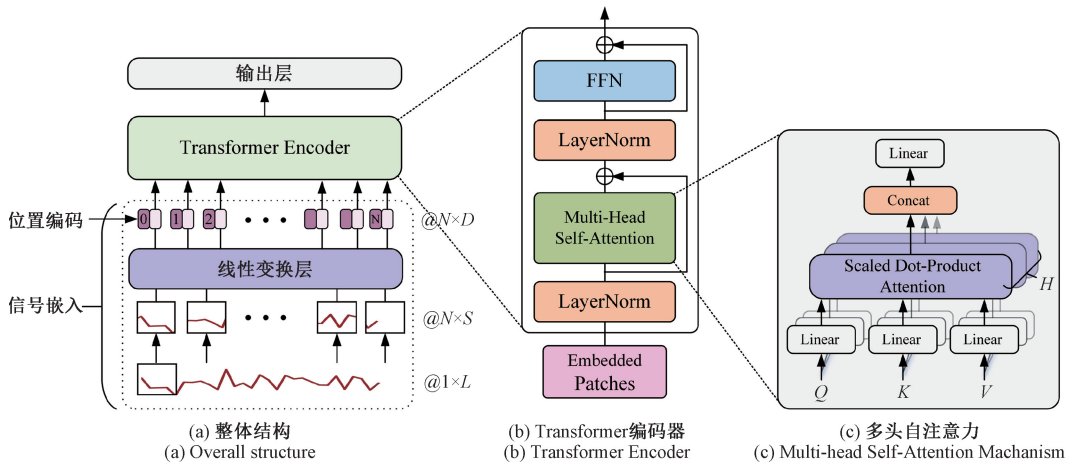


图 1 Vision Transformer Encoder 架构

Fig. 1 Architecture of vision transformer encoder

编码器结构如图 1(b) 所示,通常由多个 Transformer 块堆叠而成,每个 Transformer 块都包含多头自注意力 (multi-head self-attention, MHSA) 层和前馈神经网络 (feed-forward network, FFN)。利用残差连接 (residual connection, RC) 将这两个子层链接起来,并进行层归一化 (layer normalization, LN) 处理,从而加块模型收敛,提升模型的鲁棒性。

输入序列先经嵌入层 (embedding layer, EL) 映射成指定维度的向量,再经 ViT 架构划分为 N 个大小为 S 的

Patch 块,并展平拼接。

随后参照函数式(5)、(6),进行位置编码 (positional encoding, PE),为输入的各 Patch 块添加位置信息,从而保留序列的顺序信息。

$$PE_{(pos, 2i)} = \sin(pos/1000^{2i/d_{model}}) \quad (5)$$

$$PE_{(pos, 2i+1)} = \cos(pos/1000^{2i/d_{model}}) \quad (6)$$

式中: pos 是元素位置; i 是维度索引; d_{model} 是序列块嵌入的维度。当维度为偶数时使用正弦函数,为奇数时使用余弦函数。通过函数的交替使用,捕捉输入间的

相对位置信息,从而为每个元素定制一个位置编码向量。

在 MHSA 层中,需要将输入进行 H 次线性变换,投影到多个子空间中,并行计算各自的注意力权重,从而捕捉输入序列的不同语义特征。最后,将所有注意力头的输出拼接起来,并通过线性变换融合降维为单一的综合表示向量,具体如式(7)、(8)所示。从而精准捕捉每个 Patch 块与其他 Patch 块之间的关系,帮助模型学习长距离依赖关系。

$$MultiHead(Q, K, V) = Concat(head_1, \dots, head_i) W^O \quad (7)$$

其中,各个头的计算过程为:

$$head_i = Attention(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V) \quad (8)$$

最后,结合 FFN 对提取到的特征进行非线性变换,

弥补了 MHSA 在局部特征建模上的不足,两者形成互补,共同增强了 Transformer 块的特征表达能力。通过堆叠多个 Transformer 块,可增加编码器模型的深度,逐步提取到输入的深层特征,从而提高模型的表达能力。

1.3 基于迁移架构的数据生成网络 TCWGAN-GP

为解决航空活塞发动机进排气堵塞故障带标签数据的样本少、各类故障样本数量不均衡,造成的故障诊断效果不佳的问题,提出了一种基于迁移架构的数据生成网络 TCWGAN-GP。整体框架如图 2 所示,包含数据生成、质量评估与故障诊断 3 个模块。数据生成模块利用 TCWGAN-GP 生成样本并输入质量评估模块,经定量分析筛选出高质量样本后,用于增强原始数据集,随后输入到故障诊断模块中进行训练,完成故障诊断任务,同时验证生成样本的有效性。

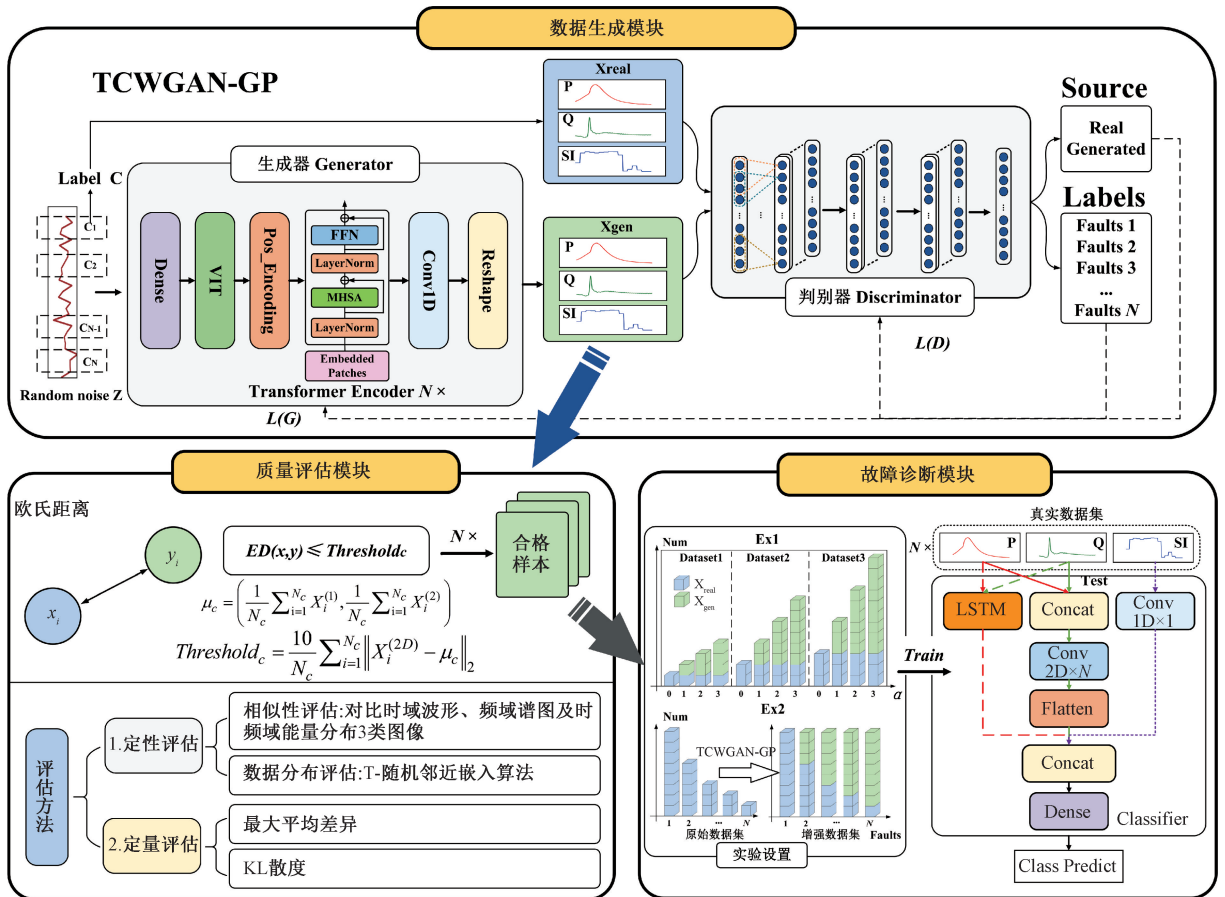


图 2 发动机进排气故障诊断整体框架

Fig. 2 The overall framework for diagnosing engine intake and exhaust faults

TCWGAN-GP 是航空活塞发动机进排气堵塞故障诊断架构的核心,旨在生成指定类别和数量的高质量故障样本,缓解原始数据集的小样本和类不平衡问题。与经典 GAN 类似,TCWGAN-GP 网络包含生成器 G 和判别器 D 两个部分。两者在对抗训练过程中不断优化其参数,

目标是使生成器能够合成与真实样本高度相似的信号,同时促使判别器准确判别输入样本的真实性及其所属类别。本文提出的 TCWGAN-GP 中生成器与判别器的具体网络结构如下。

生成器以 Vision Transformer 编码器结构为骨干网

络。输入包括符合高斯分布的一维随机噪声信号及对应标签信息,二者经嵌入层和全连接层处理后,映射为维度 1×1024 的向量。随后,该向量通过 Vision Transformer 结构划分为 32 个 Patch 块,并引入 PE 模块为各 Patch 添加位置信息。处理后的 Patch 序列输入至 3 个堆叠的 Transformer 编码块中,通过 MHSA 模块捕捉多源时间序列块之间的空间依赖关系,以增强特征表达能力。为抑制随机噪声干扰并提升生成信号的平稳性与周期性,在特征输出端引入一个卷积核大小为 7 的一维卷积层 (conv1d) 作为高频滤波器,在维持信号多样性的同时滤除高频噪声。最后,经全连接层调整特征通道数,输出形状为 (128, 3) 的数据样本。

由于生成的样本为 3 个通道的时间序列,相较于图像数据简单,为避免判别器结构过于复杂导致模式崩溃 (即判别器过度强大致使生成样本丧失多样性),采用 4 层堆叠的卷积块构建判别器。每个卷积块依次由 Conv1D、最大池化层和层归一化组成,各层输出的通道数分别为 32、32、64、64。最终经两部分全连接层输出判别结果,实现对输入样本的真伪及类别判别。

TCWGAN-GP 融合了 WGAN-GP 和 ACGAN 的核心思想,改进了模型的优化目标。其生成器的损失函数如式 (9) 所示,包含两部分:第 1 部分是对抗性损失,促使生成样本欺骗判别器,使其难以区分真伪;第 2 部分是类别判别损失,确保生成样本被判别器正确归类到指定类别。通过最小化该总损失,模型能够生成既逼真又符合指定类别特征的信号;判别器的损失函数如式 (10) 所示,包含 3 部分:第 1 部分是基于 Wasserstein 距离计算的真实和生成样本的对抗性损失,用于评估真实样本与生成样本的分布差异;第 2 部分是真实样本的类别判别损失,用于监督判别器学习正确的类别信息;第 3 部分则是梯度惩罚项,其中, λ 是梯度惩罚的权重系数 (本文取值为 10)。该项通过强制判别器在真实数据与生成数据的随机插值点 \hat{x} 处的梯度范数接近 1,满足 Lipschitz 连续性约束,从而稳定训练过程。

$$L(G) = -E_{z \sim p_z} [D(G(z, c))] + E_{z \sim p_z(c)} [\log P(c | G(z, c))] \quad (9)$$

$$L(D) = \underbrace{-E_{x \sim p_r} [D(x)] + E_{z \sim p_z} [D(G(z, c))]}_{\text{Wasserstein-distance}} + \underbrace{E_{x \sim p_r} [\log P(c | x)] + \lambda E_{\hat{x} \sim p_{\hat{x}}} [(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|_2 - 1)^2]}_{\text{Gradient-penalty}} \quad (10)$$

1.4 样本质量评估

TCWGAN-GP 完成迭代训练后,能够生成指定类别、数量的进排气故障信号。然而,生成样本的质量会直接影响后续的进排气故障诊断任务,因此从定性比较和定

量分析两个维度,对生成数据的质量进行综合评价。

首先,进行定性评估。为便于直观对比分析,将各通道数据展平为总长度 384 的时间序列。基于采样频率,分别通过快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 和连续小波变换 (continuous wavelet transform, CWT),得到时域波形、频域谱图及时频域能量分布 3 类图像,并基于其视觉比对实现生成样本质量的初步评估。进一步地,为直观比较生成样本与真实样本的数据分布结构差异,采用 T-随机邻近嵌入算法 (t-distributed stochastic neighbor embedding, T-SNE) 将高维特征映射至二维空间进行可视化,从而评估其分布相似性。

其次,进行定量评估。从每类健康状态中分别选取 10 个真实样本和生成样本,利用最大平均差异 (maximum mean discrepancy, MMD),衡量两组样本在再生核希尔伯特空间 (reproducing kernel Hilbert space, RKHS) 中的平均距离,以评估生成数据是否在统计特性上接近真实数据;同时采用 KL (kullback-leibler) 散度衡量生成数据概率分布相对于真实数据分布的偏离程度。得到的 MMD 与 KL 散度的值越小,说明生成数据与真实数据的相似度越高。通过统计各类样本的这两种指标值,实现生成样本质量的定量评估。

$$\mu_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_c} X_i^{(1)}, \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} X_i^{(2)} \quad (11)$$

$$\text{Threshold}_c = \frac{10}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} \|X_i^{(2)} - \mu_c\|_2 \quad (12)$$

此外,为找到与真实样本高度相似的样本,提高增强数据集对诊断结果的补偿作用,需要进行生成样本的筛选:首先基于式 (11) 找到各类真实样本的中心点,即在二维空间中的均值点,并以真实样本与所属的类中心点的平均欧氏距离的 10 倍为阈值,如式 (12) 所示。生成数据时,计算每个生成样本与对应的类中心点的欧氏距离,不超过阈值的样本则为合格,直至生成完指定数量和类别的样本。

1.5 故障诊断网络

生成数据的核心目标是解决发动机进排气故障分类问题,其实用效果直接反映了样本生成质量。基于数据的实际物理意义和形态特征,本文设计了一个由 CNN 和 LSTM 构成的双分支特征提取器 (即图 2 故障诊断模块中的分类器 Classifier)。该提取器分别从输入数据中抽取全局特征与局部特征,将提取到的特征展平并拼接融合后,经由全连接层输出最终的分类预测。其详细结构参数如表 1 所示。

模型总参数量为 13 198,关键超参数设置为:批训练量 (batch size, BS) 为 64,学习率为 0.001,优化器采用 Adam,损失函数使用交叉熵。

表 1 故障诊断模型参数

Table 1 Parameters of the fault diagnosis model

网络层	核尺寸	核/神经元数量	输出尺寸
Concatenate	—	—	(BS, 128, 2)
Conv1D	8	1	(BS, 128, 1)
Conv2D	1×5	16	(BS, 1, 128, 16)
Conv2D_1	1×3	16	(BS, 1, 64, 16)
LSTM	—	32	(None, 32)
Concatenate_1	—	—	(None, 704)

2 实验结果与分析

2.1 发动机故障模拟试验

为检验 TCWGAN-GP 模型的有效性,使用航空活塞发动机进排气故障模拟试验的实测数据进行验证分析。本试验的研究对象是一台四缸四冲程航空活塞发动机,主要参数如表 2 所示。该发动机自带齿轮减速器、废气涡轮增压和中冷器,采用全权限数字发动机控制系统,并使用测功机与发动机的输出轴进行刚性连接,代替螺旋桨接收发动机的输出功。

表 2 航空活塞发动机的主要参数

Table 2 Main parameters of aero piston engine

参数名称	参数值
缸径/mm	83
行程/mm	92
排量/L	1.991
压缩比	18 : 1
最大可持续功率/kW	99
最大可持续转速/($r \cdot \min^{-1}$)	2 300
齿轮减速比	1.69

发动机地面台架实验室位于昆明,海拔高度为 1 920 m,大气压强约为 80.2 kPa。故障模拟试验在发动机进、排气管的特定位置加装节流阀,通过手动调节节流阀的角度,模拟发动机进、排气道堵塞两种情况下不同程度的故障类型。在稳定工况下进行试验,螺旋桨转速固定为 1 750 r/min(发动机转速约为 2 957 r/min),油门开度分别为 25%和 50%,试验平台如图 3 所示。

数据采集设备包括瑞士 Kistler 的 2893AK8 型燃烧分析仪、6058A71 型缸压传感器、2619A11 型角度编码适配器、电脑。将缸压传感器安装在发动机第二缸的预燃塞式适配套中,并与上位机连接,通过官方指定软件进行状态监控和数据保存。试验时,先将发动机调整为预设的工况,然后依次调节进、排气节流阀的阀门角度,待工作稳定后采集数据。

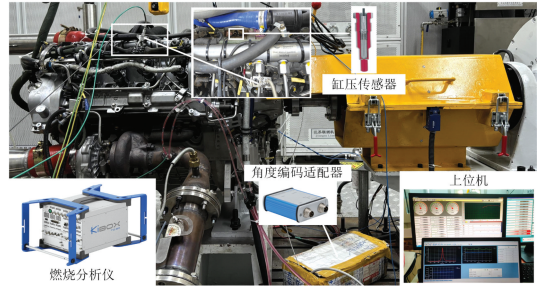


(a) 进气节流阀

(b) 排气节流阀

(a) Intake throttle valve

(b) Exhaust throttle valve



(c) 发动机台架及测量系统

(c) Engine bench and measurement system

图 3 试验平台

Fig. 3 Test platform

2.2 数据集介绍

进排气堵塞故障数据集包含 1 750 r/min 转速下 25%及 50%油门开度两种工况数据,涵盖正常、四级进气堵塞、四级排气堵塞共 9 类状态。每条数据均含缸内压力曲线(P)、放热率曲线(Q)及 16 个关键状态指标(SI),指标定义如表 3 所示。

表 3 发动机状态指标详情

Table 3 Details of engine status indicators

指标名称	指标含义	指标名称	指标含义
SPEED	发动机的转速	TRQIMEP	扭矩
AI05	燃烧始点对应的曲轴转角	IMEPN	平均指示有效压力
AI50	燃烧重心对应的曲轴转角	APIN_MAX	进气压力峰值对应的曲轴转角
AI90	燃烧结束对应的曲轴转角	PIN_MAX	进气压力峰值
PMAX	缸压峰值	PIN	进气压力
APMAX	缸压峰值对应的曲轴转角	APEX_MAX	排气压力峰值对应的曲轴转角
QMAX	放热率峰值	PEX_MAX	排气压力峰值
AQMAX	放热率峰值对应的曲轴转角	PEX	排气压力

通过调整节流阀的阀门角度,实现发动机不同程度的进、排气道单点堵塞故障模拟,节流阀在关 0°、45°、60°、75°、90°时的堵塞情况如图 4 所示。

根据节流阀造成的不同程度的堵塞情况,设定数据

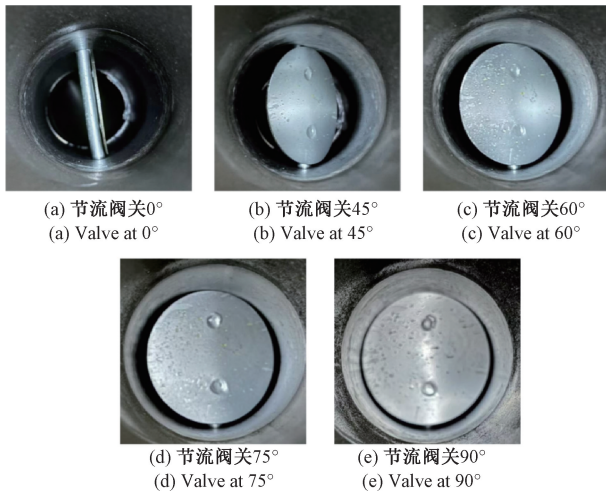


图 4 节流阀的各种角度

Fig. 4 Throttle valves at various angles

样本的标签类型,具体对应关系如表 4 所示。

表 4 发动机状态标签描述

Table 4 Description of the engine status label

标签	故障类型	标签	故障类型
0	阀门全开	—	—
1	进气阀门关 45°	5	排气阀门关 45°
2	进气阀门关 60°	6	排气阀门关 60°
3	进气阀门关 75°	7	排气阀门关 75°
4	进气阀门关 90°	8	排气阀门关 90°

燃烧分析仪以每 0.1° 曲轴转角 (crank angle, CA) 的分辨率采集数据。其中,缸压信号的采集范围为 $[-359^\circ, 360^\circ]$ CA,放热率信号的采集范围为 $[-30^\circ, 90^\circ]$ CA。为降低计算复杂度和方便后续处理,对原始数据执行降采样操作(采样间隔改为 1°CA),并将所有样本序列的长度统一标准化为 128。具体预处理流程如下: 1) 缸压信号裁剪,提取燃烧关键区间 $[-30^\circ, 97^\circ]$ CA 内的缸压数据片段; 2) 放热率延拓,对降采样后的信号 Q 进行镜像对称填充 (mirror padding, MP),以扩展其长度至 128 点并抑制边界失真; 3) 状态指标结构化嵌入,将表征发动机状态的标量参数,分别编码为维度 8 的特征向量,将所有特征向量展平后按顺序级联,得到具有阶梯结构的复合状态特征序列; 4) 将上述 3 类处理后的序列数据 (P, Q, SI) 按顺序沿通道维度 C 拼接,构建最终输入张量。

2.4 小样本故障数据集实验

为解决小样本数据导致故障诊断效果不佳的问题,利用 1 750 r/min_25% 油门和 1 750 r/min_50% 油门两种工况的数据,以表 5 所示的 3 种小样本故障数据集结构,验

证生成模型 TCWGAN-GP 的性能表现。

表 5 小样本故障数据集结构

Table 5 Structure of the small sample fault dataset

结构类型	原始数据集的 样本数量	增强数据集的样本数量			
		$\alpha = 1$	$\alpha = 2$	$\alpha = 3$	
A	训练	30	60	90	120
	测试	200	200	200	200
B	训练	60	120	180	240
	测试	200	200	200	200
C	训练	90	180	270	360
	测试	200	200	200	200

通过设定各类样本数量为 30、60、90,对应不同程度的小样本数据集。生成样本的数量与真实样本数量间的关系用增强比 α 表示:

$$\alpha = \frac{Num_{gen}}{Num_{real}} \quad (13)$$

将筛选得到的合格样本与原始训练集合并,输入到故障诊断网络中进行训练,并利用不参与生成的各类 200 个样本进行测试。生成的合格样本与真实样本的 MMD 和 KL 散度指标如图 5 所示。

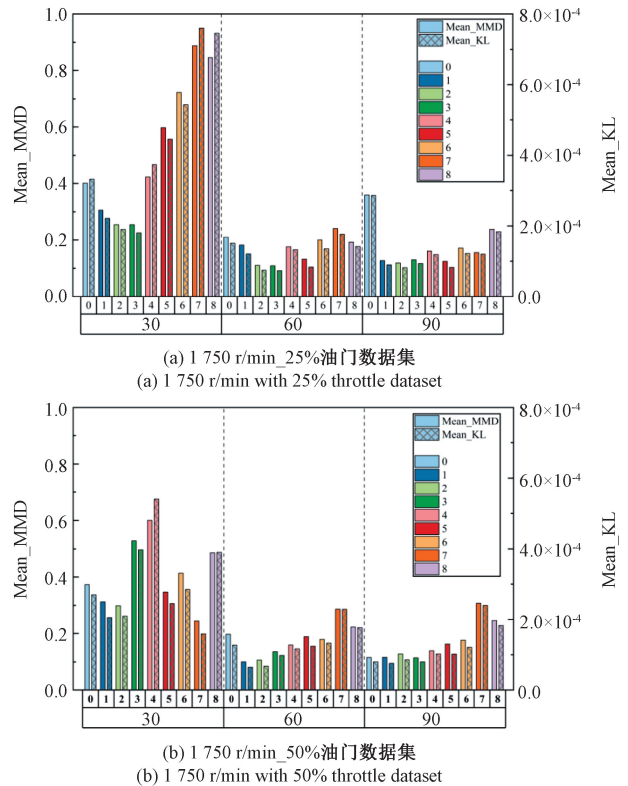


图 5 小样本故障数据集的 MMD 和 KL 散度

Fig. 5 MMD and KL divergence of the small sample fault dataset

从图 5 可以看出,随着训练中真实样本量的增大,各

类生成样本的 MMD 和 KL 散度都有了明显的下降,表明模型更好地学习到了真实样本的特征,故生成的样本更加相似。此外,类别 7 和 8,在两种工况下的 2 种指标值都较其他类大,说明这 2 类样本拥有着类似的数据特征,极易混淆,给模型的训练带来了更大的挑战。

通过改变增强比 α , 研究不同的增强样本数量对故障诊断精度的影响。为确保实验结果的稳定性和可靠性,本文中的故障诊断实验均以 3 次重复试验的平均值为最终的结果,具体结果如表 6 所示。当 1 750 r/min_25% 油门和 1 750 r/min_50% 油门两种工况的真实样本数量为 30 时,原始数据集的测试准确率都约为 82%。在利用生成样本进行增强后,平均测试准确率均有不同幅度的提升:1 750 r/min_25% 油门数据集在增强比为 1、2、

3 时分别提升了 13.54%、12.67%、16.48%;1 750 r/min_50% 油门数据集则分别提升了 15.06%、16.04%、15.46%。当真实样本数量增至 60 和 90 时,数据增强性能提升效果不再显著,这可能与样本多样性增加导致的数据饱和有关。此外,随增强比的增大,性能增益会递减,存在部分高增强比的测试准确率低于低增强比的情况。

造成上述问题的主要原因是 TCWGAN-GP 在训练过程中,受限于真实样本的数量等原因,没有完全捕捉到真实数据的全部特征,模型性能达到上限,故导致生成样本与真实样本仍存在一定的差异,且缺乏多样性。因此,只增加生成样本的数量并不能得到最佳结果,需要考虑初始故障样本的数量进行适度的增强。

表 6 小样本故障数据集的诊断结果

Table 6 Diagnostic results of small sample fault datasets

(%)

结构类型	1 750 r/min_25%油门				1 750 r/min_50%油门			
	$\alpha=0$	$\alpha=1$	$\alpha=2$	$\alpha=3$	$\alpha=0$	$\alpha=1$	$\alpha=2$	$\alpha=3$
A	81.87	95.41	94.54	98.35	82.76	97.81	98.80	98.22
B	98.93	98.48	99.31	99.33	97.78	97.89	98.63	98.22
C	99.28	99.78	99.81	99.91	90.69	98.50	99.06	99.44

2.5 类不平衡故障数据集实验

为验证 TCWGAN-GP 模型应对类不平衡数据的能力,基于原始数据集,模拟故障程度与样本量负相关的实际分布规律(故障程度越高,样本越稀缺),按 8 : 5 : 3 : 2 : 1 的比例人工构建类不平衡数据集。同时,为每类预留 60 个独立样本组成测试集,确保训练-测试数据隔离。各类别样本的数量分布如表 7 所示。

表 7 类不平衡故障数据集结构

Table 7 Structure of class imbalanced fault dataset

标签	真实样本	增强后	标签	真实样本	增强后
	数量	样本数量		数量	样本数量
0	240	270	—	—	—
1	150	270	5	150	270
2	90	270	6	90	270
3	60	270	7	60	270
4	30	270	8	30	270

将 1 750 r/min_25% 油门和 1 750 r/min_50% 油门两种工况下的类不平衡故障数据集分别输入到 TCWGAN-GP 模型中,进行 1 000 次迭代训练后生成样本,筛选后与各自的原始数据集合并,得到均衡的增强数据集。

两种类不平衡故障数据集下各类生成样本与真实样本的 MMD 和 KL 散度情况如图 6 所示,可以看出,1 750 r/min_50% 油门数据集下各类生成样本的 2 种指标值都高于 1750r/min_25% 油门,说明该工况受“多数类样本”的影响,模型发生了更大程度的决策边界偏移,因

而没有充分学习到各类样本的数据特征,导致生成的质量稍逊。在后续的故障诊断测试中,得到的结果也反映出同样的规律。

将两个原始数据集、两个增强数据集分别输入到故障诊断网络中,经 30 轮、50 轮的训练后进行测试,具体结果如表 8 所示。

表 8 类不平衡故障数据集的诊断结果

Table 8 Diagnosis results of the class imbalanced fault dataset

(%)

训练轮次	1 750 r/min_25%油门		1 750 r/min_50%油门	
	原始数据集	增强数据集	原始数据集	增强数据集
30 次	97.53	99.38	41.67	97.41
50 次	98.89	99.75	40.25	99.51

从表 8 可以看出,1 750 r/min_25% 油门原始数据集尽管各类样本数据不平衡,依然有着高达 97% 以上的平均测试准确率。利用 TCWGAN-GP 模型进行弥补后,训练轮次为 30、50 轮时,平均测试准确率分别上升了 1.85% 和 0.86%;1 750 r/min_50% 油门工况下的测试结果提升则比较明显,两种训练轮次情况下分别提升了 55.74% 和 59.26%。

为更深入分析增强数据集的补偿作用,以 1 750 r/min_50% 油门工况数据训练 50 轮后的测试结果为例,混淆矩阵对比如图 7 所示。

由图 7(a) 可以看出,原始数据集进行诊断时,分类错误显著,其中类别 7 有 50 个测试样本被错误地预测成

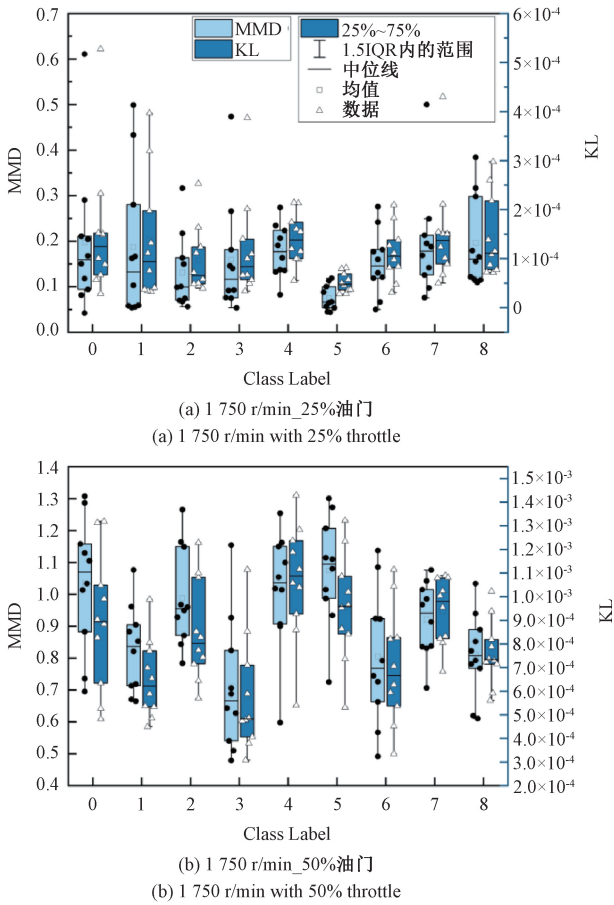


图 6 类不平衡故障数据集的 MMD 和 KL 散度

Fig. 6 MMD and KL divergence of class imbalanced datasets

类别 8。该现象表明,在类不平衡条件下,诊断网络的学习过程主要受多数类样本主导,导致其难以精确捕捉少数类故障的有效特征表征,并引发了决策边界的偏移。由图 7(b)可见,经数据增强后,各类故障的样本数量变得均衡,梯度更新不再由某一类故障所主导,模型因此能够更充分、均衡地学习各类故障的内在特征与类间边界,最终稳定、准确地预测出各测试样本的类别。

综上,TCWGAN-GP 模型能够从类不平衡数据集中充分学习到各类故障的特征,从而生成与真实的发动机进排气故障信号高度相似的样本,缓解了数据分布不平衡造成故障分类效率低下的问题。

2.6 消融实验

为验证所设计的 TCWGAN-GP 模型中各模块对生成样本质量的提升作用,设计了以下 6 种消融实验方案: 1)生成器网络去除 Transformer 块,改用 3 层通道数为 32 的 Conv1D 进行替代;2)生成器网络不采用 ViT 结构;3)生成器网络不进行位置编码;4)生成器网络移除 Conv1D 滤波器模块;5)基于所提网络架构,但损失函数不采用 Wasserstein 距离;6)在方法 5 的基础上,损失函数进一步

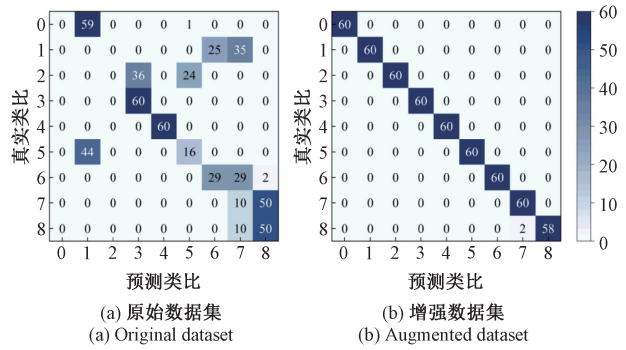


图 7 1750 r/min_50%油门数据集的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of 1750 r/min to 50% throttle dataset

去除梯度惩罚项。

消融实验在 1750 r/min_25%油门进气故障数据集(共 5 类:0~4,每类样本数量均为 100)上进行,各方法生成的样本均不进行筛选,直接输入到诊断网络中进行训练,并用不参与生成的各类 200 个真实样本进行测试。诊断网络包含以下两种结构:自建的 CNN-LSTM 网络和由 3 层卷积(通道数依次为 16、16、8)构成的 CNN 网络,该实验结果如图 8 所示。

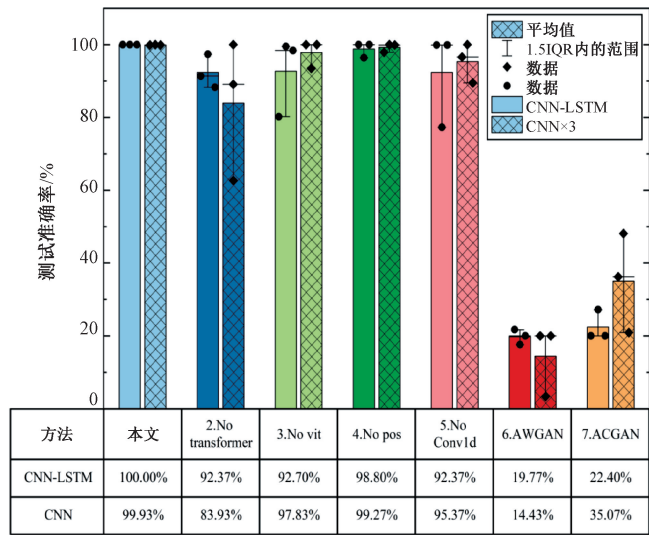


图 8 各方法的测试结果对比

Fig. 8 Comparison of test results of each method

由图 8 可以看出,所提的方法的平均准确率均为 100%,有着较好的测试效果和鲁棒性,强有力地证明了所提方法在提升生成样本质量,进而增强了诊断网络泛化能力的有效性;当利用 Conv1D 替代 Transformer 块时,两个诊断网络的准确率均显著下降,较所提方法分别降低了 7.63%和 16%。这表明 Transformer 块在捕获样本关键特征方面发挥了关键作用,其提供的全局信息和强大建模能力对于提升生成样本的真实性尤为重要,而提

取单一特征的 CNN 对其缺失更为敏感;取消生成器中的位置编码也导致了模型性能的下降,该模块的缺失破坏了样本的结构信息,导致生成的样本内在规律失真,从而损害了诊断网络的判别能力;此外,移除 ViT 结构或 Conv1D 滤波器模块也使诊断的错误率上升,尽管这两者的影响程度相较于移除 Transformer 块稍弱一些,但其效果仍是负面的。这表明它们各自在模型中扮演着互补的角色,有助于更好地提取输入特征、处理数据细节。此外,基于所提架构的 ACWGAN 和 ACGAN 与其他方法有着较大的差距,表明采用 Wasserstein 距离计算梯度并增加梯度惩罚项,对提升模型收敛性、防止模型崩溃具有关

键作用。

为探究上述测试结果差异的原因,将从生成样本的相似性与数据分布特征这两个层面进行分析。

首先是样本的相似性分析,类别 0 的真实样本与各方法生成样本在时域、频域及时频域的 3 类图像如图 9 所示。可观察到,所提方法生成的样本总体上与真实样本最为接近;基于生成器架构模块消融的其他方法虽能大致捕捉样本特征(如波形轮廓和频谱分布),但存在波形边缘锯齿化、部分状态指标数据偏移等问题;而 ACWGAN 和 ACGAN 的生成质量显著较差,已经严重偏离了真实样本。

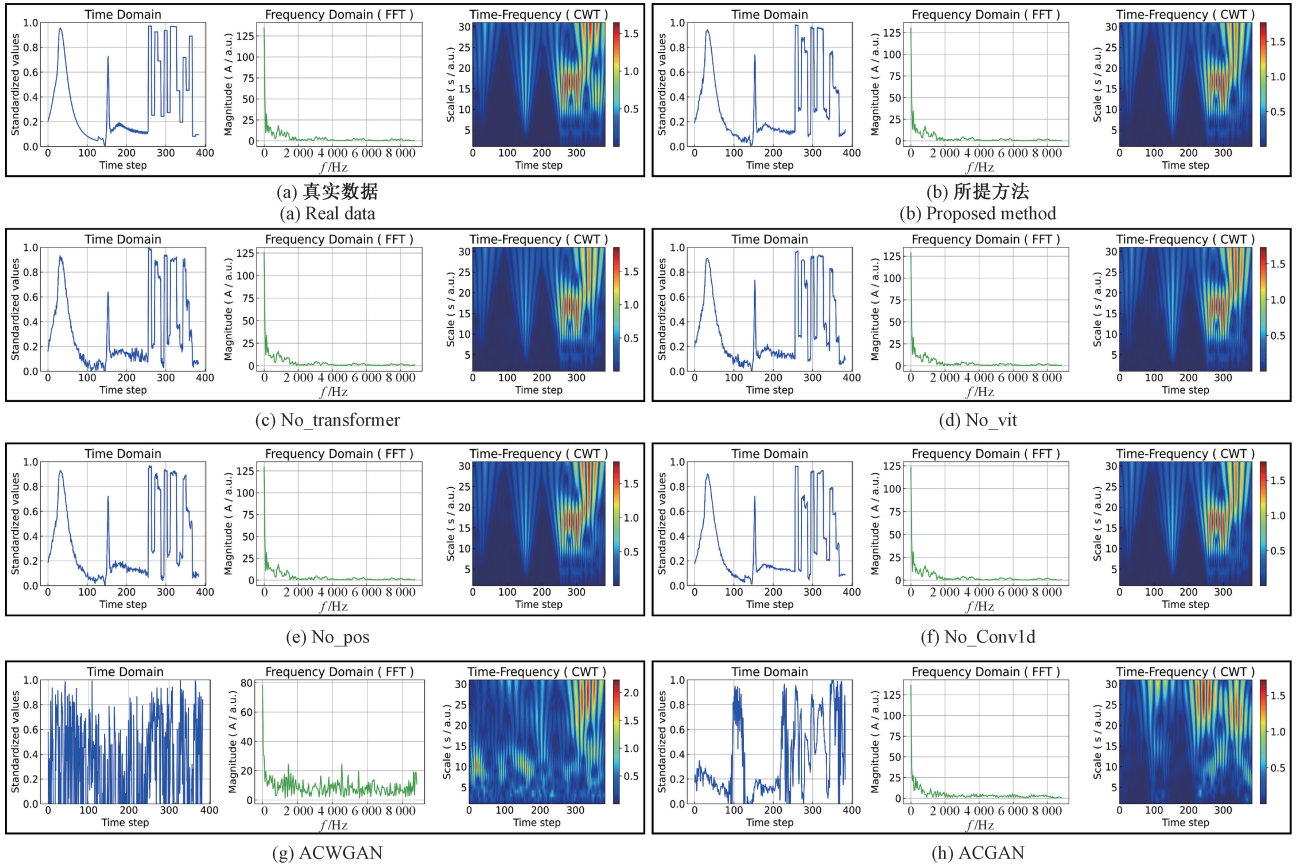


图 9 各方法的生成样本对比

Fig. 9 Comparison of the generated samples of each method

其次是数据分布的对比。利用 T-SNE 算法将真实样本与各方法生成的样本进行降维可视化,如图 10 所示,所提方法得到的生成样本紧密分布在真实样本的周围,部分样本与真实样本混合在一起,说明生成的样本与真实样本共享着类似的数据分布;而其他方法生成的样本与真实样本间的距离均比所提方法的距离大,甚至存在明显的分界线。其中,ACWGAN 生成的样本质量最差,生成样本不仅远离所属的真实样本,且各类样本间无明显界限;而 ACGAN 生成的样本次之,虽与所属真实样本

有着较大的差距,但各类样本间有着清晰的界线。

综上,样本的相似度和数据分布是影响故障诊断结果的关键因素,即生成样本与真实样本的相似度高、分布越紧密,则测试所得的平均准确率越高、越稳定。所提方法在上述两个方面的表现均优于其他对比方法,因而有较高的诊断精度;而 ACWGAN 和 ACGAN 这两种方法下生成的样本与真实样本有着较大差异,故诊断结果相继垫底。

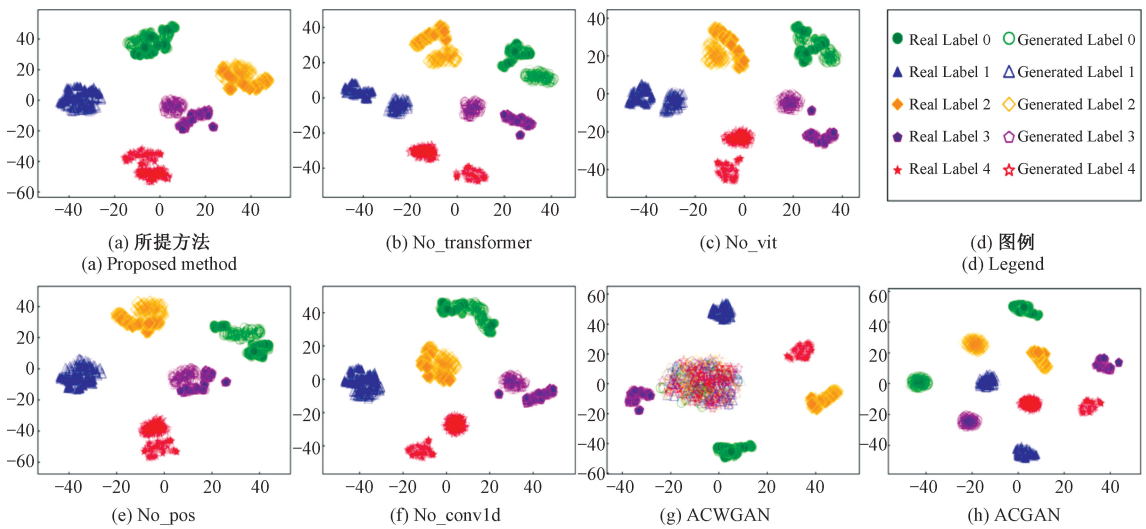


图 10 各方法的样本分布的 T-SNE 图

Fig. 10 T-SNE plots of the sample distribution of each method

3 结 论

针对航空活塞发动机进排气堵塞故障诊断中的小样本数据与类不均衡问题,本文提出了一种基于迁移架构的梯度惩罚类别条件生成对抗网络 TCWGAN-GP。

1) 创新性网络架构设计,以 ViT 编码器为生成器的基础骨干网络,进行架构的迁移。通过 MHSA 精准捕捉多源时间序列块间的空间位置依赖关系,并结合 Conv1D 构建的滤波器进行时序信号降噪,实现了对发动机多源关键特征数据的高保真生成。

2) 动态样本质量优化机制,通过引入生成样本筛选机制,保留与真实样本高度相似的信号,为后续的故障诊断网络提供高质量、均衡化的训练基础。

实验结果表明,所提方法在两种稳定工况数据集上,实现了生成样本质量和诊断准确率的双重提升,具备较强的鲁棒性和泛化性,能有效弥补小样本数据和类不均衡数据造成的诊断效果不佳的问题。本研究为基于多源数据的重要装备(如航空发动机)的故障诊断、状态预测及智能维护提供了新的理论支持与技术路径。然而,本研究主要聚焦于航空活塞发动机在同工况下不同程度的进排气故障数据生成。为进一步提升方法的普适性与实用性,未来研究可从如下方向展开。

1) 扩展故障类型与工况,引入点火系统、燃油系统等多种故障模式,并探索在不同飞行高度、负载等复杂工况下的数据生成方法,可结合域自适应等技术增强模型对工况变化的适应能力。

2) 融合物理机理与增强可解释性,结合热力学、气动原理等物理模型,提升生成数据的物理可信度,并借助可

解释性技术分析模型的决策依据,弥合数据驱动方法与物理模型之间的语义差距。

3) 探索跨设备故障知识迁移,研究如何从源设备数据中提取与设备个体特性解耦的通用故障表征,并高效迁移至新设备。可先在具有相似工作原理的设备间进行验证,再逐步推广至异构设备,从而缓解故障数据稀缺和类不均衡问题。

参考文献

- [1] 王成东,魏民祥,李冰林,等. 电动增压航空活塞发动机进排气系统设计研究[J]. 航空动力学报, 2025, 40(2): 171-179.
WANG CH D, WEI M X, LI B L, et al. Study and analysis of intake and exhaust system of electric turbocharged aviation piston engine [J]. Journal of Aerospace Power, 2025, 40(2): 171-179.
- [2] 程建刚,毕凤荣,张立鹏,等. 基于 MACNN 的柴油机故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(10): 8-15.
CHENG J G, BI F R, ZHANG L P, et al. Fault diagnosis method for diesel engines based on MACNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(10): 8-15.
- [3] QIN C, JIN Y, ZHANG Z, et al. Anti-noise diesel engine misfire diagnosis using a multi-scale CNN-LSTM neural network with denoising module [J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2023, 8(3): 963-86.
- [4] 胡春明,刘铮,刘娜,等. 基于小波去噪和卷积神经网络的发动机爆震识别[J]. 航空动力学报, 2024, 39(7): 156-65.

- HU CH M, LIU ZH, LIU N, et al. Engine knock recognition based on wavelet domains denoising and convolutional neural network [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2024, 39(7): 156-65.
- [5] 常春, 梅检民, 赵慧敏, 等. 基于 CUM3-CNN 的柴油机高压油路故障诊断 [J]. *振动与冲击*, 2023, 42(3): 174-80.
- CHANG CH, MEI J M, ZHAO H M, et al. Fault diagnosis of diesel engine high pressure oil circuit based on CUM3-CNN [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(3): 174-80.
- [6] 赵凯琳, 靳小龙, 王元卓. 小样本学习研究综述 [J]. *软件学报*, 2021, 32(2): 349-69.
- ZHAO K L, JIN X L, WANG Y ZH. Survey on few-shot learning [J]. *Journal of Software*, 2021, 32(2): 349-69.
- [7] 李川, 伍依凡, 杨帅. 不平衡分布的数据驱动故障诊断的研究进展 [J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(8): 181-97.
- LI CH, WU Y F, YANG SH. Research progress of fault diagnostics driven by imbalanced data distribution [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(8): 181-97.
- [8] REN Z, LIN T, FENG K, et al. A systematic review on imbalanced learning methods in intelligent fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 3508535.
- [9] 仲林林, 吴奇, 叶俊杰, 等. 基于元学习的变电设备小样本缺陷图像检测 [J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(10): 154-167.
- ZHONG L L, WU Q, YE J J, et al. Meta-learning-based few-shot image detection of defects in substation equipment [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(10): 154-167.
- [10] CUI Z, LU Y, YAN X, et al. Compound fault diagnosis of diesel engines by combining generative adversarial networks and transfer learning [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 251: 123969.
- [11] 徐卓飞, 李旭东, 张婵婵, 等. 基于孪生网络的小样本滚动轴承故障诊断研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(10): 241-51.
- XU ZH F, LI X D, ZHANG CH CH, et al. Fault diagnosis of rolling bearings with limited samples based on siamese network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(10): 241-51.
- [12] 向家伟. 数值模型驱动的传动系统故障个性化诊断原理 [J]. *机械工程学报*, 2021, 57(15): 116-128.
- XIANG J W. Numerical model driving personalized diagnosis principle for fault detection in mechanical transmission systems [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(15): 116-128.
- [13] 向家伟. 机械故障数值模拟驱动的生成式对抗网络及智能诊断原理 [J]. *中国科学: 技术科学*, 2021, 51(3): 341-355.
- XIANG J W. Numerical simulation driving generative adversarial networks in association with the artificial intelligence diagnostic principle to detect mechanical faults [J]. *SCIENCE CHINA Technological Sciences*, 2021, 51(3): 341-355.
- [14] 陈维兴, 常东润, 李宗师. 基于改进生成对抗网络与 ConvLSTM 的航空发动机剩余寿命预测方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(3): 211-21.
- CHEN W X, CHANG D R, LI Z SH. Aeroengine residual life prediction method based on improved generative adversarial network and ConvLSTM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(3): 211-21.
- [15] 高文超, 陈一帆, 陈诗雨, 等. 应用于齿轮箱故障诊断的小样本图像生成方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2025, 39(3): 246-55.
- GAO W CH, CHEN Y F, CHEN SH Y, et al. Small sample image generation method applied to gearbox fault diagnosis [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2025, 39(3): 246-55.
- [16] 陈广秋, 尹文卿, 温奇璋, 等. 基于双重注意力机制生成对抗网络的偏振图像融合 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(4): 140-50.
- CHEN G Q, YIN W Q, WEN Q ZH, et al. Polarization image fusion based on dual attention mechanism for generating adversarial networks [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(4): 140-50.
- [17] LIU S, JIANG H, WU Z, et al. Data synthesis using deep feature enhanced generative adversarial networks for rolling bearing imbalanced fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 163: 108139.
- [18] LI X, YUE C, LIU X, et al. ACWGAN-GP for milling tool breakage monitoring with imbalanced data [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2024, 85: 102624.
- [19] LIAO W, WU L, XU S, et al. A novel approach for intelligent fault diagnosis in bearing with imbalanced data based on cycle-consistent GAN [J]. *IEEE Transactions*

on Instrumentation and Measurement, 2024,73:1-16.

- [20] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein generative adversarial networks [C]. Proceedings of the International Conference on Machine Learning, 2017: 214-223.
- [21] GULRAJANI I, AHMED F, ARJOVSKY M, et al. Improved training of wasserstein gans [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 5767-5777.
- [22] ODENA A, OLAH C, SHLENS J. Conditional image synthesis with auxiliary classifier gans [C]. Proceedings of the International Conference on Machine Learning, 2017:2642-2651.
- [23] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 5998-6008.
- [24] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16x16 words; Transformers for image recognition at scale [J]. ArXiv preprint arXiv: 2010.11929, 2020.

作者简介



韦宝涛, 2023 年于昆明理工大学获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为基于深度学习的航空活塞发动机的故障诊断。

E-mail: 2733725338@qq.com

Wei Baotao received his B. Sc degree from Kunming University of Science and Technology in 2023. He is now a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include fault diagnosis of aero piston engines based on deep learning.



徐劲松 (通信作者), 2014 年于昆明理工大学获得博士学位, 现为昆明理工大学教授, 主要研究方向为航空发动机的燃烧、控制与故障诊断。

E-mail: 372606249@qq.com

Xu Jinsong (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2014. Now he is a professor at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include combustion, control and fault diagnosis of aero engine.