生成对抗数据增强与多模态特征融合的风电机组变桨系统故障诊断

孙 凯 高丙朋* 蔡 鑫 韩华彬
新疆大学智能科学与技术学院,乌鲁木齐,830017

摘要:针对风电机组变桨系统的故障诊断面临数据不平衡、特征提取困难等问题,提出了一种基于改进条件生成对抗网络(ICGAN)与多模态特征融合网络(MMFNet)的故障诊断方法。在传统条件生成对抗网络架构基础上引入注意力层,增强模型对输入特征关键信息的捕捉能力;采用自回归模型生成随机噪声,使生成样本更具多样性与真实性;加入奖励机制,优化模型训练过程,提高生成样本质量。在此基础上构建MMFNet模型,用于实现对风电机组变桨系统多故障的精准诊断。实验结果表明,所提出的ICGAN-MMFNet模型在不同样本数量比例下,精确率和F1分数都在0.96以上,召回率都在0.97以上,说明了所提故障诊断模型在不平衡样本下的有效性和泛化性。

关键词:风电机组变桨系统;故障诊断;不平衡样本;生成对抗网络
中图分类号:TP23;TK83
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.09.010 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Fault Diagnosis for Wind Turbine Pitch System Based on Generative Adversarial Data Augmentation and Multimodal Feature Fusion

SUN Kai GAO Bingpeng* CAI Xin HAN Huabin
School of Intelligence Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi, 830017

Abstract: To address the challenges of data imbalance and difficult feature extraction in fault diagnosis of wind turbine pitch systems, a fault diagnosis method was proposed based on an improved conditional generative adversarial network (ICGAN) and a multimodal feature fusion network (MMFNet). Based on the traditional conditional generative adversarial network (CGAN) architecture, an attention layer was introduced to strengthen the model's ability to capture key information from input features. An autoregressive model was adopted to generate random noise, which improved the diversity and authenticity of generated samples. A reward mechanism was embedded to optimize the model training process and enhance the quality of generated samples. Based on this, the MMFNet model was constructed to achieve accurate diagnosis of multiple faults in wind turbine pitch systems. Experimental results demonstrate that the proposed ICGAN-MMFNet model achieves precision and F1-score above 0.96, as well as recall above 0.97 under various sample quantity ratios. The effectiveness and generalization of the proposed fault diagnosis model were verified when dealing with imbalanced datasets.

Key words: wind turbine pitch system; fault diagnosis; imbalanced sample; generative adversarial network

0 引言

近年来,随着可再生能源需求的不断增长,风力发电作为清洁能源的重要组成部分,得到了广泛应用和快速发展。风电机组作为风电系统的核心,由于长期运行在复杂多变的环境中,各类机械、电气故障频发,易导致设备停机、运维成本上升,甚至造成安全事故,其运行的安全性与可靠性直接关系到风力发电系统的发电效率与经济效益[1]。监测分析运行数据,迅速且精准地识别故障、判定故障类型与位置,以降低停机维修成本[2],已成为这一领域备受关注的研究热点。然而,风电机组的故障数据往往呈现出不平衡的特点,即正常运行数据量大,而故障数据稀少,这给故障诊断带来了巨大挑战[3]。为了解决不平衡样本问题,目前有三类解决方案:①数据增强,通过生成少数类样本来增加故障数据的数量[4];②迁移学习,利用源域知识辅助目标域的故障诊断[5];③特征提取与选择,通过提升模型对不平衡数据的处理能力来改善诊断效果[6]。

收稿日期:2025-04-25
基金项目:新疆维吾尔自治区自然科学基金(2024D01C28)

针对上述风电机组故障数据不平衡的难题，研究人员围绕数据增强、迁移学习、特征提取与选择三类方案展开探索，提出了一系列创新性的技术路径与模型架构。在故障诊断研究中，针对类别不平衡和小样本数据问题，堆叠胶囊自编码器被用于实现精准诊断[7]。改进的条件生成对抗方法则通过生成故障数据以平衡数据集，优化数据分布[8]。为增强模型泛化能力，多任务学习的正常行为模型发挥了重要作用[9]。预训练的深度信念网络(DBN)模型提取风电机组不同运行状态下的特征，建立故障早期预警模型[10]。Transformer自编码器的迁移学习架构通过将源域的无监督预训练模型迁移到目标域，利用重构残差序列实现风电机组的早期故障检测[11]。小波包分解与多尺度卷积神经网络相结合，有效提取了故障特征[12]。而基于多源信号融合进行故障诊断，利用不同类型信号的信息提升了诊断的全面性和可靠性[13]。可解释的卷积时空调度注意力网络，不仅提高了诊断效率，还增强了模型的可解释性[14]。

本研究针对风力发电机组故障诊断中存在的不平衡数据分布问题，提出了一种基于改进条件生成对抗网络(improved conditional generative adversarial network，ICGAN)与多模态特征融合网络(multi-modal feature fusion network，MMFNet)的联合诊断框架ICGAN-MMFNet。首先，通过引入自注意力机制与噪声生成模型(adversarial representation learning with memory，ARM)对传统CGAN进行结构优化。然后设计具有自注意力层的MMFNet网络，结合Focal Loss函数构建分类目标函数，以缓解类间样本不平衡导致的模型偏置问题。进一步地，基于SCADA系统实测数据构建不平衡故障数据集，采用t-SNE可视化分析与JS散度对生成样本质量进行量化评估，并通过混淆矩阵与F1分数等指标验证分类性能。试验结果表明，所提出的ICGAN-MMFNet框架在处理不平衡数据时，能够稳定且有效地实现风电机组变桨故障的诊断。

1 理论基础

1.1 条件生成对抗网络(CGAN)

CGAN模型是[15]生成对抗网络(GAN)[16]的一种变体(图1左侧)。引入条件信息y，CGAN能够生成与特定条件相关的样本数据，因为不同类型的故障需要不同的生成数据。其核心是生成器与判别器的对抗训练，生成器的输入是随机噪声z和条件标签y。生成器通过嵌入层(E_n)将标签y转换为嵌入向量，然后将嵌入向量与噪声z结合生成数据，$\boldsymbol{W}$为连接层的可学习权重参数矩阵，b为生成器输出层的可学习偏置参数，$Dense(\cdot)$为特征融合模块。其数学表达式为

$$G(z,y)=\tanh(\boldsymbol{W}\cdot Dense(z\otimes E_n(y))+b) \tag{1}$$

判别器的输入是数据$\boldsymbol{x}$和条件标签y。判别器通过嵌入层(E_n)将标签y转换为嵌入向量，然后将嵌入向量与数据$\boldsymbol{x}$结合，σ代表Sigmoid激活函数，其数学表达式：

$$D(\boldsymbol{x},y)=\sigma(\boldsymbol{W}\cdot Dense(\boldsymbol{x}\otimes E_n(y))+b) \tag{2}$$

式中："$\otimes$"表示逐元素乘积；$Dense$表示全连接操作。

生成器损失L_{gen}和判别器损失L_{disc}的数学表达式如下：

$$L_{disc}=-E_{x\sim p_{data}(x)}[\ln D(\boldsymbol{x},y)]-E_{z\sim p_z(z)}(\ln(1-D(G(z,y),y)) \tag{3}$$

$$L_{gen}=-E_{z\sim p_z(z)}(\ln D(G(z,y),y) \tag{4}$$

式中：E为期望算子对分布内样本求均值；$D(\boldsymbol{x},y)$为判别器，对真实数据$\boldsymbol{x}$和条件标签y进行判断；$G(z,y)$为生成器，生成数据；$p_{data}(\boldsymbol{x})$为真实数据；$p_z(z)$为噪声分布。

1.2 多模态融合网络(MMFNet)

MMFNet模型[17]通过结合可分离卷积、LeakyReLU激活函数、Dropout层和批量归一化层对输入数据进行特征提取和分类(图1右侧)[18]。该模型在不平衡样本的故障诊断多分类任务中优势

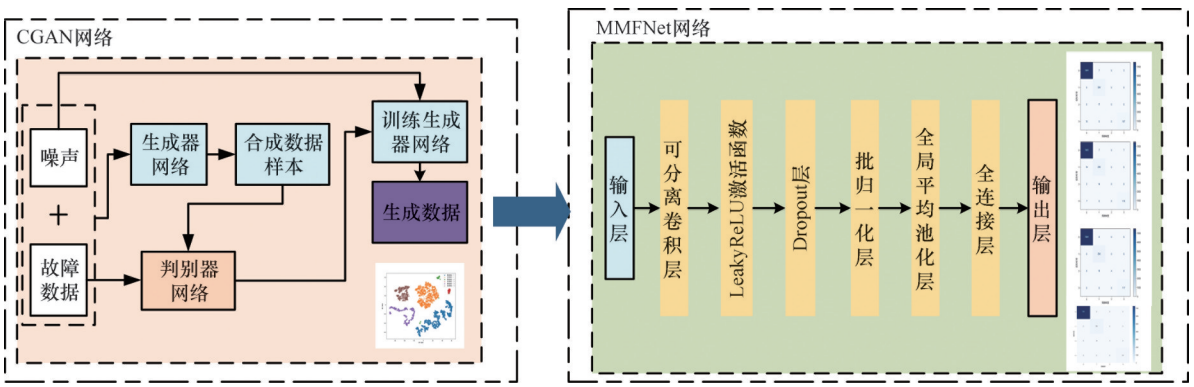


图1 模型结构图

Fig1 Structure of the model

显著，可高效提取复杂特征，降低计算复杂度，提升非线性表达能力，同时防止过拟合，增强鲁棒性与泛化能力，其数学表达式如下：

$$F_{i,j,k}=\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1}\boldsymbol{X}_{i+m,j+n,k}*w_{m,n,k} \tag{5}$$

式中：i、j、k为输出特征索引；m、n为卷积核滑动索引；M、N为卷积核尺寸超参；$\boldsymbol{X}$为输入三维特征张量；w为深度可分离卷积额定滤波器；$\boldsymbol{F}$为卷积输出三维特征张量。

LeakyReLU是一种改进的ReLU激活函数，它在输入小于0时引入一个小的负斜率α，以避免梯度消失问题，其数学表达式为

$$LeakyReLU(x)=\begin{cases}x & x\geqslant 0\\ \alpha x & x<0\end{cases} \tag{6}$$

式中：指定负斜率$\alpha=0.2$；x为输入特征。

Dropout是一种正则化技术，用于防止模型过拟合。

批量归一化层的作用是对输入数据进行归一化处理，加速模型的训练过程。设输入数据为$\{x_1,x_2,x_3,\cdots,x_n\}$，批量归一化的输出$\hat{x}_i$可以表示为

$$\hat{x}_i=\frac{x_i-\mu}{\sqrt{\sigma^2+\varepsilon}} \tag{7}$$

$$\mu=\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}x_i \qquad \sigma^2=\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}(x_i-\mu)^2$$

式中：T为样本总条数；μ为批量数据的均值；σ^2为批量数据的方差；ε为一个小的常数，用于避免分母为零。

实验数据中涉及不同种类传感器数据（如环境、机械、电气、温度等），MMFNet模型处理后，输出的融合特征会整合各模态优势。在提取过程中对各传感器特征重新校准，突出故障相关的关键特征。

1.3　损失函数

在类别不平衡处理方面，MMFNet结合Focal Loss通过动态调整损失权重使模型更加关注少数类样本，从而有效解决类别不平衡问题。Focal Loss通过引入动态调节因子$(1-p_t)^{\gamma}$和类别权重α_t，能够有效降低易分类样本的权重贡献，同时增强难分类样本的权重，使模型更加关注少数类样本。Focal Loss的动态调节机制不仅解决了类别不平衡问题，还提升了模型对少数类的识别能力，同时避免了复杂的采样策略，简化了训练流程[19]。Focal Loss损失函数为

$$FL(p_t)=-\alpha_t(1-p_t)^{\gamma}\ln(p_t) \tag{8}$$

式中：p_t为模型对样本的预测概率；α_t为类别权重，γ为调节因子，用于控制难分类样本的权重，当$\gamma=0$时，Focal Loss退化为普通的交叉熵损失函数。

2　建立ICGAN-MMFNet诊断模型

针对风电机组故障诊断中的数据不平衡问题，提出ICGAN-MMFNet联合诊断框架，结构见图2。首先，对传统CGAN进行针对性优化，引入自注意力机制与噪声生成模型（ARM），并融入奖励机制——依据生成样本与真实样本的相似度反馈，动态引导生成器精准学习原始数据的特征分布，实现高质量相似样本的定向生成，解决传统生成模型样本质量低、特征拟合不充分的问题。其次，MMFNet的设计突破传统分类网络逻辑：一方面内置自注意力层以强化关键特征捕捉

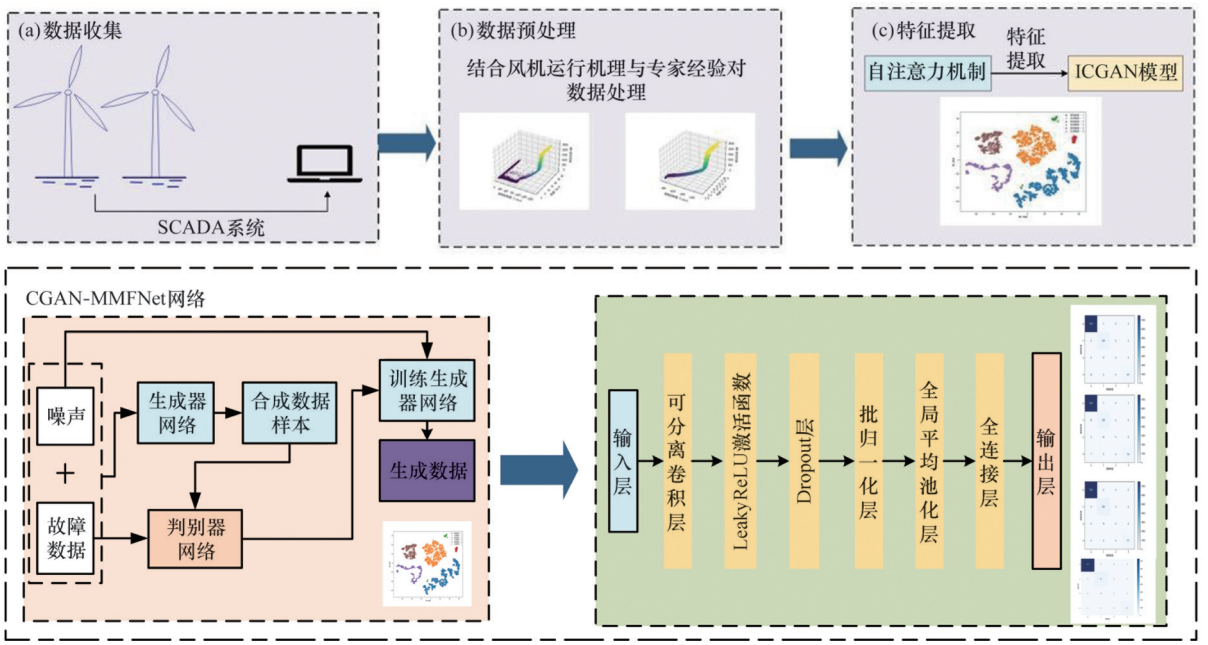


图2　故障诊断流程图

Fig 2　Fault diagnosis flowchart

能力，另一方面结合Focal Loss构建专属分类目标函数，采用“生成样本特征迁移学习”策略，分类函数仅学习源自原始数据特征的生成样本特征，不直接依赖原始数据参与特征学习，在验证阶段通过原始数据验证模型泛化能力，既规避原始不平衡数据对特征学习的干扰，又保障模型真实诊断性能。

2.1 注意力机制

自注意力机制通过计算输入序列中不同位置之间的相关性，动态地调整每个位置的权重，从而捕捉长距离依赖关系[20]，其数学公式为

$$Attention(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=Softmax(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}})\boldsymbol{V} \tag{9}$$

式中：$Attention(\cdot)$为缩放点积注意力函数；$Softmax(\cdot)$为归一化激活函数；$\boldsymbol{Q}$为查询矩阵；$\boldsymbol{K}$为键矩阵；$\boldsymbol{V}$为值矩阵；d_k为键的维度，$\sqrt{d_k}$是为了缩放点积，防止梯度消失或爆炸。

在生成器和判别器中分别引入自注意力层，以提高模型的性能和表达能力。针对生成器模块，自注意力层的引入使其可自适应捕捉特征空间内的全局依赖关联，突破传统局部特征提取的局限，让生成样本在全局特征分布与结构协调性上实现显著优化；针对判别器模块，自注意力层的融入大幅强化了模型对输入数据全局结构的感知与表征能力，使其能够精准捕捉真实样本与生成样本间的细粒度特征差异，提高真伪判别的精准度。通过这种设计，模型在生成任务中能够生成更高质量的样本，同时在判别任务中能够更准确地评估样本的真实性。MMFNet中自注意力层的输出通过残差连接与输入相加缓解了梯度消失问题，同时保留原始特征信息，其数学表达式为

$$x_{\mathrm{out}}=SelfAttention(\boldsymbol{x})+\boldsymbol{W}_{\mathrm{s}}\boldsymbol{x} \tag{10}$$

式中：x_{out}为输出特征；$SelfAttention(\cdot)$为自注意力计算函数；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{s}}\boldsymbol{x}$为残差路径的投影矩阵。

为实现MMFNet多层次特征融合，本文通过堆叠多个自注意力与全连接层捕捉深层次故障特征信息，其数学表达式为

$$\boldsymbol{x}=Dense_{2048}(BN(Dense_{1024}(\boldsymbol{x}))) \tag{11}$$

$$\boldsymbol{x}=SelfAttention(\boldsymbol{x})+\boldsymbol{x} \tag{12}$$

其中，BN表示批归一化操作；$SelfAttention(x)$的输出加上原始的$\boldsymbol{x}$，使得梯度在反向传播时可以更顺畅地传递到前面的层，有助于模型的训练和优化。

2.2 自回归模型(ARM)

ARM是一种用于优化生成器输入噪声分布的模型，在生成长序列时能够逐步优化噪声，避免误差累积，从而生成更高质量的噪声序列[21]。将其设为生成器损失的负向形式，构建二者强关联的对抗博弈关系；以反向激励约束生成器生成贴合真实分布的样本，强化生成对抗动态平衡、规避训练失衡，同时依托该机制提升生成器性能，保障生成样本的真实度与多样性。同时将ARM与自注意力机制、奖励机制结合，动态引导生成器精准学习原始数据特征分布，实现高质量相似样本定向生成，有效解决传统生成模型样本质量低、特征拟合不充分的问题。其数学表达式为

$$\boldsymbol{d}_{\mathrm{arm}}=\boldsymbol{W}_2\cdot ReLU(\boldsymbol{W}_1\boldsymbol{d}+b_1)+b_2 \tag{13}$$

$$L_{\mathrm{ARM}}=-L_{\mathrm{gen}}=E_{\boldsymbol{x}\sim p_{\mathrm{data}}}(\ln D(G(\boldsymbol{z})))+\lambda R(\boldsymbol{x},G(\boldsymbol{z})) \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{d}$为输入的随机噪声；$ReLU(\cdot)$为整流线性激活函数；$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{W}_2$为权重矩阵；b_1、b_2为偏置项；$\boldsymbol{d}_{\mathrm{arm}}$为优化后的噪声；$L_{\mathrm{ARM}}$为ARM模型的损失；$L_{\mathrm{gen}}$为生成器的损失；$R(\boldsymbol{x},G(\boldsymbol{z}))$为奖励信号；$\lambda$为奖励信号的权重，用于平衡奖励信号和原始损失的影响。

2.3 奖励机制

为使生成器和判别器在不平衡样本条件下提高生成数据的质量，本研究引入了奖励机制。当ARM生成的噪声能够帮助生成器生成更逼真的样本(生成器损失减小)时，ARM的损失也会减小，这相当于对ARM生成合适噪声的一种“奖励”，激励ARM不断优化以生成更有利于生成器的噪声。使用生成数据与真实数据的均方误差(MSE)和余弦相似度(Cos)加权计算作为奖励机制，其数学表达式为

$$R(\boldsymbol{x},G(\boldsymbol{z}))=w_1MSE(\boldsymbol{x},G(\boldsymbol{z}))+w_2Cos(\boldsymbol{x},G(\boldsymbol{z})) \tag{15}$$

式中：$\boldsymbol{x}$为真实数据；$G(\boldsymbol{z})$为生成数据；w_1、w_2为权重参数，用于平衡不同相似性指标的影响。

2.4 评价指标

在不平衡数据中，准确率无法真实反映模型对少数类(故障样本)的识别能力，甚至可能具有误导性。因此本文选择召回率R、F1分数F_1、精确度P作为评价指标。

召回率是指在所有故障样本中，模型正确检测为实际故障样本的比例。F1分数是精确度和召回率的调和平均值，F1分数提供一个平衡的性能指标。精确度是衡量模型预测为正类的样本中，实际为正类的比例。数学表达式如下：

$$R=\frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{N}}} \tag{16}$$

$$F_1=2\frac{PR}{P+R} \tag{17}$$

$$P=\frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{P}}} \tag{18}$$

式中：T_P为真正例；F_P为假正例；F_N为假负例。

3　案例分析

本研究实验环境为NVIDA GeForce RTX4060，深度学习框TensorFlow2.10.0，编程环境为Python3.9。

3.1　故障诊断方案分析

实验数据源于新疆某地区风力发电场，该风力发电场风机于2020年9月22日发生1号变流器出阀压力超低故障、7月1日发生1号变桨发电传感器异常故障和5月5日发生3号变桨逆变器OK信号丢失故障，共三类变桨系统故障，并采集故障发生前两天的正常运行数据作为健康数据。初始数据样本数量如表1所示。

表1　样本数量及故障标签

Tab.1　Sample size and fault labeling

数据名称	样本数量	标签	占总样本数量比/%
健康数据	37 543	0	94.93
3号变桨逆变器OK信号丢失故障	1267	1	3.3
1号变桨发电传感器异常故障	85	2	0.22
1号变流器出阀压力超低故障	585	3	1.55

3.1.1　数据平衡方案分析

首先对合成少数类过采样技术(SMOTE)、GAN、Wasserstein生成对抗网络(WGAN)、CGAN等方法进行验证分析，如图3所示。实验结果表明，SMOTE生成的数据多样性较低，难以捕捉真实数据的复杂分布。GAN生成的数据分布较为密集，但存在明显的空白区域，表明生成器未能完全覆盖真实数据的分布。WGAN生成的数据分布更加均匀，覆盖了真实数据的大部分区域。而CGAN生成的数据分布不仅均匀，而且与真实数据的分布高度重合。基于以上分析，选择CGAN作为数据增强的核心算法，并进一步对其进行改进，优化CGAN的架构和训练机制以进一步提高生成数据的质量和多样性。

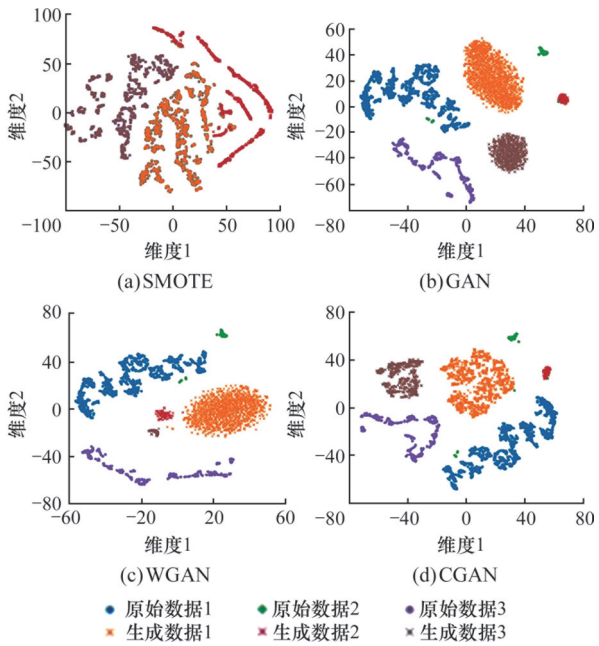


图3　不同模型数据增强t-SNE分类图

Fig.3　The enhanced t-SNE classification plot for different model data

3.1.2　数据真实性判断

通过比较ICGAN与CGAN之间的JS散度曲线图对数据生成能力进行评估。若生成器能够拟合真实数据分布，则判别器难以区分生成样本与真实样本，JS散度应趋近于0。如图4a所示，CGAN的生成器与判别器曲线高度重合，判别器的JS散度增大，表明判别器能较好地区分生成数据与真实数据，但生成数据与真实数据分布之间的差异较大。图4b则表明，随着训练轮数的增加，生成器和判别器的JS散度均呈逐步降低的趋势，这表明生成数据分布与真实数据分布之间的差异在逐渐减小。ICGAN在生成数据的质量和多样性方面表现更优，能够更有效地捕捉真实数据的复杂分布。

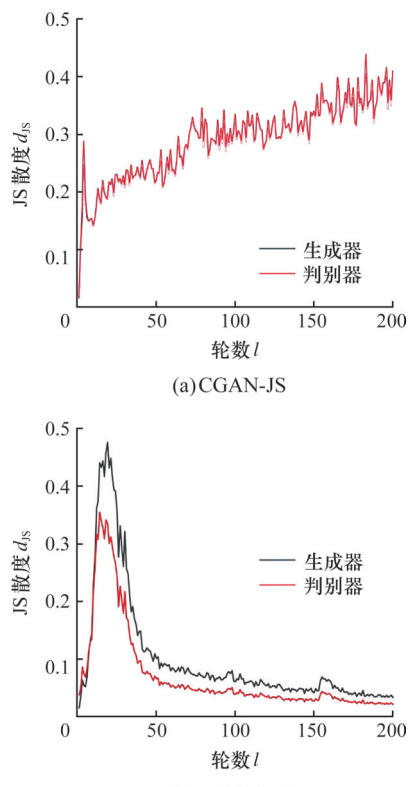
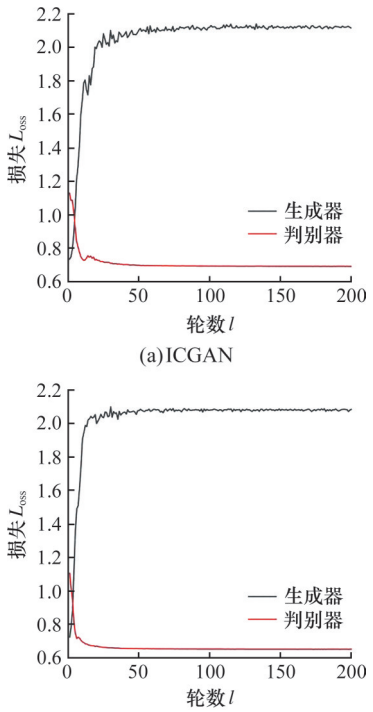


图4　CGAN和ICGAN数据生成JS曲线图

Fig.4　JS curve plot for CGAN and ICGAN data generation

图5为ICGAN加入奖励机制前后的生成器和判别器损失曲线对比图。加入奖励机制后的生



(a)ICGAN

(b)ICGAN-奖励机制

图5 ICGAN加入奖励机制前后对比图

Fig.5 Comparison before and after adding reward mechanism to ICGAN

成器和判别器损失稳定速度明显快于ICGAN，且判别器的波动较小，表明奖励机制能够加速模型的收敛并提高训练的稳定性。加入奖励机制后的ICGAN模型在数据生成质量方面具有更好的性能。

3.2 基线模型验证

分析6种模型在初始不平衡故障数据比例中的混淆矩阵性能表现，以此完成基线模型的有效性验证。其中超参数设置：学习轮数为50，批量大小为16，验证集划分比例为0.2。实验结果如图6所示，所有模型在识别数据量较多的故障1和故障3时均表现出较高的准确率，这表明这些模型在处理故障数据量充分时具有较好的性能。然而，在处理故障数据量较少的故障2时，MMFNet模型在识别故障2时表现出较高的准确率。

为进一步验证ICGAN结合MMFNet模型对数据量少的故障具有较好的分类效果，将ICGAN结合4种基础模型进行对比，结果见图7。其中ICGAN-MMFNet模型表现稳定，针对样本数据量失衡的情况下，在不同的性能评价指标下均有较好的故障分类能力。ICGAN-MMFNet模型参数设置见表2，学习轮数 l 为100，批量大小为32。

生成器自注意力层针对变桨电机温度、变桨直流电压、电容电压等故障敏感信号，通过全局特征关联建模，捕捉跨部件信号的耦合依赖，判别器自注意力层聚焦变桨柜温度、逆变器温度、环境温度等信号的细微差异，通过注意力权重动态分配，精准识别真实信号的物理一致性与生成样本的特征偏差。

3.3 泛化实验

为了进一步验证本文提出的模型具有较好的泛化性能，将原始数据中的健康数据和故障数据按照不同比例划分为不同的案例，如表3所示。

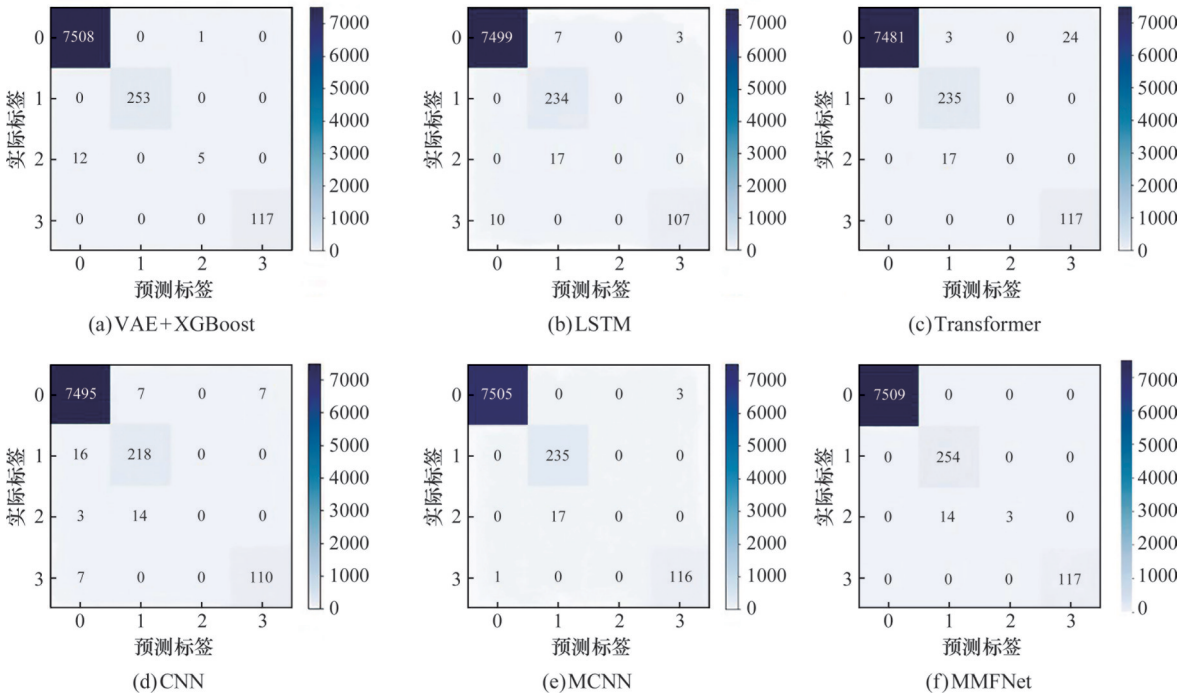


图6 不同模型混淆矩阵对比图

Fig.6 Comparison of confusion matrices of different models

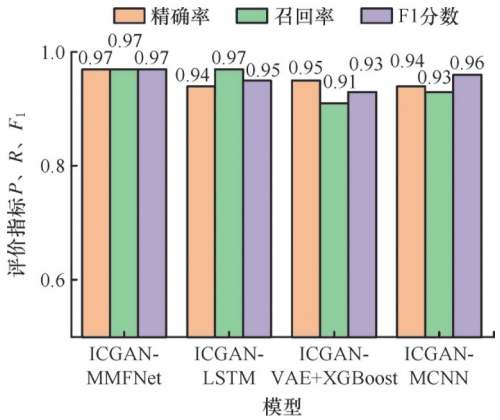


图7　加入ICGAN各模型指标柱状图

Fig.7　Histogram of each model metrics after adding ICGAN

表2　模型参数设置

Tab.2　Model parameter settings

模型	超参数和神经元设置
ICGAN	生成器：全连接层(256，512，1024)，批归一化层，Dropout(0.3)，自注意力层(1024)
	判别器：全连接层(1024，512，256)，Dropout(0.3)，自注意力层(256)
MMFNet	全连接层(256，512，1024)，批归一化层，Dropout(0.3)，自注意力层(2048)，残差连接(2048)

表3　不同数据比例下的案例

Tab.3　Cases with different data ratios

案例	不平衡故障样本	数据比例(健康∶故障1∶故障2∶故障3)
案例1	故障2	37 543∶1287∶85∶585
案例2	故障2	15 000∶1287∶85∶585
案例3	故障2	8000∶1287∶85∶585
案例4	故障1，2	37 543∶125∶85∶585
案例5	故障1，2	15 000∶125∶85∶585
案例6	故障1，2	8000∶125∶85∶585
案例7	故障2，3	37 543∶1287∶85∶80
案例8	故障2，3	15 000∶1287∶85∶80
案例9	故障2，3	8000∶1287∶85∶80

如表4所示，本文提出模型在总体性能评价指标中均高于0.96，说明模型在不平衡的样本分布下具有良好的适应性和鲁棒性，能够有效处理故障样本数量极少的情况。在单一故障场景(如仅有故障2)中，尽管健康样本大幅减少(从37 543降至8000)，不平衡故障样本仅有故障2的情况下模型性能(F_1>0.98)仍保持稳健，但在两种故障不平衡条件下(如故障1+2和故障2+3)中，少数故障类样本过少(故障1仅125、故障3仅80)导致类别严重失衡，模型对少数类的识别能力有所下降(案例4～9的F1分数最低跌至0.96～0.97)。

表4　泛化实验结果

Tab.4　Results of generalization experiments

案例	精确率	召回率	F1分数
案例1	0.97	0.97	0.97
案例2	1	1	1
案例3	1	1	1
案例4	0.98	0.97	0.97
案例5	1	0.98	1
案例6	0.99	0.99	1
案例7	0.96	0.97	0.96
案例8	1	0.99	1
案例9	0.98	0.99	0.99

4　结论

1)对ICGAN使用ARM模型和加入自注意力层进行改进，从而增强特征提取的能力。通过奖励机制激励ARM不断优化以生成更有利于生成器的噪声，提高生成数据质量和多样性的能力。

2)在MMFNet模型中加入自注意力层以提高特征学习能力，残差连接有效地避免了梯度爆炸，将MMFNet模型与Focal Loss相结合，增强模型的故障分类能力。

3)将原始数据中的健康数据和故障数据按照不同比例划分为不同的案例，从而验证ICGAN-MMFNet模型在不同数据不平衡情景下模型故障诊断能力具有较好的泛化性能。

参考文献：

[1]　陈雪峰，郭艳婕，许才彬，等. 风电装备故障诊断与健康监测研究综述[J]. 中国机械工程，2020，31(2)：175-189.
CHEN Xuefeng，GUO Yanjie，XU Caibin，et al. Review of Fault Diagnosis and Health Monitoring for Wind Power Equipment[J]. China Mechanical Engineering，2020，31(2)：175-189.

[2]　LAN Jianyu，CHEN Naichao，LI Hongchuan，et al. A Review of Fault Diagnosis and Prediction Methods for Wind Turbine Pitch Systems[J]. International Journal of Green Energy，2024，21(7)：1613-1640.

[3]　DAO P B. Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Wind Turbines Based on Structural Break Detection in SCADA Data[J]. Renewable Energy，2022，185：641-654.

[4]　李可，何坚光，宿磊，等. 基于CAE-GAN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击，2023，42(23)：65-70.
LI Ke，HE Jianguang，SU Lei，et al. Fault Diagnosis Method for Rolling Bearing Based on CAE-GAN[J]. Journal of Vibration and Shock，2023，42(23)：65-70.

[5]　MISRA S，KUMAR S，SAYYAD S，et al. Fault Detection in Induction Motor Using Time Domain and Spectral Imaging-based Transfer Learning Approach on Vibration Data[J]. Sensors，2022，22(21)：8210.

[6]　潘海洋，徐海锋，郑近德，等. 基于双加权不平衡矩阵分

类器的机械故障诊断方法[J]. 机械工程学报，2024，60(3)：170-180.
PAN Haiyang，XU Haifeng，ZHENG Jinde，et al. Mechanical Fault Diagnosis Method Based on Twin Weighted Imbalanced Matrix Classifier[J]. Journal of Mechanical Engineering，2024，60(3)：170-180.

[7] WANG Xianbo，CHEN Hao，ZHAO Jing，et al. Wind Turbine Fault Diagnosis for Class-imbalance and Small-size Data Based on Stacked Capsule Autoencoder [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2024，20(11)：12694-12704.

[8] ZENG Xiangjun，XIA Lingqin，FENG Chen，et al. An Improved Conditional Generative Adversarial Method for Wind Turbine Gearbox Fault Diagnosis with Imbalance Data[J]. IEEE Sensors Journal，2024，24(23)：38727-38739.

[9] ZHANG Yuxian，QIAO Likui，ZHAO Mengru. Fault Diagnosis for Wind Turbine Generators Using Normal Behavior Model Based on Multi-task Learning[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering，2024，21(2)：1258-1270.

[10] LIU Yirong，WU Zidong，WANG Xiaoli. Research on Fault Diagnosis of Wind Turbine Based on SCADA Data [J]. IEEE Access，2020，8：185557-185569.

[11] MALDONADO-CORREA J，TORRES-CABRERA J，MARTÍN-MARTÍNEZ S，et al. Wind Turbine Fault Detection Based on the Transformer Model Using SCADA Data [J]. Engineering Failure Analysis，2024，162：108354.

[12] HUANG Dajian，ZHANG Wenan，GUO Fanghong，et al. Wavelet Packet Decomposition-based Multiscale CNN for Fault Diagnosis of Wind Turbine Gearbox[J]. IEEE Transactions on Cybernetics，2023，53(1)：443-453.

[13] ZHONG Quan，LIU Shuai，LIU Changliang，et al. Fault Diagnosis of Wind Turbine Gearboxes Based on Multi-source Signal Fusion[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2025，74：3526413.

[14] SU Xiangjing，DENG Chao，SHAN Yanhao，et al. Fault Diagnosis Based on Interpretable Convolutional Temporal-spatial Attention Network for Offshore Wind Turbines[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy，2024，12(5)：1459-1471.

[15] 魏书荣，殷世杰，闫梦飞，等. 基于改进生成对抗网络的海上风电机组故障数据增强及诊断[J]. 电力系统保护与控制，2025，53(1)：114-124.
WEI Shurong，YIN Shijie，YAN Mengfei，et al. Offshore Wind Turbine Fault Data Enhancement and Diagnosis Based on an Improved Generative Adversarial Network[J]. Power System Protection and Control，2025，53(1)：114-124.

[16] XIONG Jundi，CUI Shihai，TANG Haihong. A Novel Intelligent Bearing Fault Diagnosis Method Based on Signal Process and Multi-kernel Joint Distribution Adaptation[J]. Scientific Reports，2023，13：4535.

[17] WANG Xing，ZHANG Han，DU Zhaohui. Multiscale Noise Reduction Attention Network for Aeroengine Bearing Fault Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2023，72：3513810.

[18] JIN Zhenzhen，CHEN Diao，HE Deqiang，et al. Bearing Fault Diagnosis Based on VMD and Improved CNN[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention，2023，23(1)：165-175.

[19] XIANG Weijia，WU Yunru，PENG Cheng，et al. A Fault Diagnosis Method for Electric Check Valve Based on ResNet-ELM with Adaptive Focal Loss[J]. Electronics，2024，13(17)：3426.

[20] 乔卉卉，赵二贤，郝如江，等. 基于多尺度CNN与双阶段注意力机制的轴承工况域泛化故障诊断[J]. 振动与冲击，2025，44(2)：267-278.
QIAO Huihui，ZHAO Erxian，HAO Rujiang，et al. Operating condition Domain Generalization Fault Fiagnosis Method for Bearings Based on a Multiscale Convolutional Neural Network and the Two-stage Attention Mechanism [J]. Journal of Vibration and Shock，2025，44(2)：267-278.

[21] HASSANI H，MASHHAD L M，ROYER-CARENZI M，et al. White Noise and Its Misapplications：Impacts on Time Series Model Adequacy and Forecasting[J]. Forecasting，2025，7(1)：8.

（编辑 王旻玥）

作者简介：孙 凯，男，2000年生，硕士研究生。主要研究方向为故障诊断。E-mail：sunkai0425@163.com。高丙朋*（通信作者），男，1979年生，副教授。E-mail：gbp_xd@sina.com。

本文引用格式：
孙凯，高丙朋，蔡鑫，等. 生成对抗数据增强与多模态特征融合的风电机组变桨系统故障诊断[J]. 中国机械工程，2026，37(9)：2177-2184.
SUN Kai，GAO Bingpeng，CAI Xin，et al. Fault Diagnosis for Wind Turbine Pitch System Based on Generative Adversarial Data Augmentation and Multimodal Feature Fusion[J]. China Mechanical Engineering，2026，37(9)：2177-2184.