DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.7.335 **中图分类号**：TM912; TP18 **文献标志码**：A

基于独立分类器 GAN 的 AGV 电池故障诊断

高 颖[1]，祁 媚[2]，王 敏[1]

(1.苏州市职业大学机电工程学院，苏州 215104；2.西北大学信息科学与技术学院，西安 710127)

摘要：针对自动导引车 AGV(automatic guided vehicle)动力电池故障诊断中因样本稀疏性与类别不平衡导致的模型性能退化问题，提出一种结合梯度惩罚和独立分类器的生成对抗网络 GPSC-GAN(gradient penalization and separate classifier-generative adversarial network)。首先，通过引入带梯度惩罚的瓦瑟斯坦(Wasserstein)距离优化判别器损失函数，约束生成样本与真实电池故障特征的分布差异，提升模型训练稳定性。其次，设计 1 个独立分类器模块，解耦分类与判别功能，生成多模式高质量故障样本以构建平衡数据集。在 AGV 电池故障数据集上的实验结果表明，GPSC-GAN 生成样本的结构相似性指数度量 SSIM(structural similarity index measure)与最大均值差异 MMD (maximum mean difference)分别达到 0.5 和 0.2，较 WGAN-GP、ACGAN、SMOTE、ADASYN、Diffusion GAN 和 StyleGAN-T 模型提升 25%~66%。融合生成样本后，故障诊断模型的 F1 分数达到 0.938，精确率与召回率分别达到 94.6%和 93.0%，优于其他 6 种对比方法，验证了其在复杂工业场景下的高效性与鲁棒性。

关键词：自动导引车；电池；故障诊断；生成对抗网络；梯度惩罚

Fault Diagnosis of AGV Battery Based on Separate Classifier GAN

GAO Ying[1], QI Mei[2], WANG Min[1]

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Suzhou Vocational University, Suzhou 215104, China;
2. School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

Abstract: In order to address the model performance degradation caused by sample sparsity and class imbalance in multimode fault diagnosis of automatic guided vehicle (AGV) power batteries, a generative adversarial network incorporating gradient penalty and an independent classifier (GPSC-GAN) was proposed. First, the discriminator loss function was optimized through the introduction of Wasserstein distance with gradient penalty, whereby the distribution divergence between generated samples and real battery fault features was constrained to enhance training stability. Second, an independent classifier module was designed to decouple classification and discrimination functions, enabling high-quality multimode fault samples to be generated for constructing a balanced dataset. Experimental results on AGV battery fault datasets demonstrated that the generated samples achieved structural similarity index measure (SSIM) and maximum mean difference (MMD) values of 0.5 and 0.2 respectively, showing 25% to 66% improvements compared with WGAN-GP, ACGAN, SMOTE, ADASYN, Diffusion GAN and StyleGAN-T models. After integrating synthetic samples, the F1-score of the fault diagnosis model was enhanced to 0.938, with precision and recall rates reaching 94.6% and 93.0% respectively. These metrics outperformed six other comparative methods, verifying the proposed method's efficiency and robustness in complex industrial scenarios.

Keywords: AGV; battery; fault diagnosis; generative adversarial network; gradient penalty

收稿日期：2025-05-27；**修回日期**：2025-06-23，2025-08-01；
录用日期：2025-08-16；**网络首发日期**：2025-09-29
基金项目：江苏高校“青蓝工程”资助项目(202205000004)；苏州市职业大学“青蓝工程”资助项目(202105000013)
This work is supported by “Qing Lan Project” of Jiangsu Province under the grant 202205000004; “Qing Lan Project” of Suzhou Vocational University under the grant 202105000013

随着工业自动化与智能制造的快速发展，自动导引车 AGV (automated guided vehicle)作为柔性物流系统的核心载体，在仓储物流、汽车制造、电子装配等领域得到广泛应用。其高效、精准、24 h 连续作业的特性，显著提升了企业供应链响应速度

与资源利用率，成为工业 5.0 中“智能工厂”落地的关键基础设施[1-3]。AGV 的可靠运行高度依赖其动力系统的稳定性，而锂电池作为当前 AGV 的主流能源供给方案，既是实现设备高效运转的核心，也是制约系统安全性与经济性的潜在瓶颈[4]。

在物流搬运、柔性产线等高强度作业场景下，动力电池长期承受高频次充放电循环、大电流过载运行及复杂热力学耦合冲击，极易引发多尺度故障演化。若未能对电池内短路、过载和内阻异常等潜在故障进行及时诊断与干预，不仅会导致设备停机、产线中断等直接经济损失，更可能因热失控链式反应引发火灾事故，威胁人员与设施安全[5]。在此背景下，基于数据驱动的故障诊断方法，因其在状态感知与失效预警方面的显著优势，成为工业界部署下一代预测性维护系统的关键技术路径[6-7]。

深度学习作为一种数据驱动的人工智能技术，凭借强大的特征提取能力，有效规避传统方法手工特征提取的局限性，在故障诊断领域展现出显著优势[8-10]。为自适应学习齿轮故障的频域和时域统计特征，时培明等[11]设计深度学习-粒子群优化混合模型，通过自适应学习齿轮故障的时频域统计特征提升诊断精度；Wang 等[12]提出一种融合多传感器频谱图和卷积神经网络 CNN (convolutional neural network)的故障诊断方法，以解决单一频谱图输入无法充分表达风力涡轮机齿轮箱故障特征的问题。这些方法在平衡数据集场景下表现优异，但工业实践中设备长期处于正常工况，故障样本的稀疏性极易引发类别不平衡问题，通用的监督式深度学习算法会因过度拟合多数类样本，导致对关键故障类别的识别敏感性显著下降，制约模型工程化部署价值。

为提高深度学习故障诊断模型在类别不平衡条件下的性能，研究人员聚焦于 2 种数据增强方法展开探索，分别为基于生成对抗网络 GAN (generative adversarial network)的方法和非 GAN 方法。非 GAN 方法通过几何变换、插值采样等操作生成合成样本[13]。基于 GAN 的方法则利用生成对抗网络捕捉潜在数据分布，通过生成器-判别器动态博弈实现高质量样本合成。非 GAN 方法在构造过程中未考虑原始样本特征，很难使用生成样本准确表示原始样本分布，易产生低质量伪样本。而 GAN 的生成器具有捕捉原始样本潜在分布的能力[14]，因此，基于 GAN 的方法在工业故障诊断中得到广泛应用。刘雪锋等[15]设计自动编码器引导的生成器训练机制和样本过滤-诊断判别两级协同优化策略，避免模型崩溃并提升不平衡数据下故障特征表征能力；李洁等[16]基于 GAN 增强动力电池稀缺故障数据，采用贝叶斯优化随机森林算法超参数，显著改善了数据稀缺条件下的泛化能力。然而，这些研究未有效解决模式崩溃与训练稳定性间的矛盾，导致多模式故障样本生成能力受限。

随着图像合成技术的改进，基于改进损失与网络架构的 GAN 变体逐步应用于工业故障诊断领域。典型的方法包括瓦瑟斯坦 Wasserstein GAN (WGAN)[17]和辅助分类器 ACGAN (auxiliary classifier GAN)[18]。其中 WGAN 采用 Wasserstein 距离改进损失函数，确保训练稳定性。然而，图像合成过程中 WGAN 需为每个类别建模，训练时间会随样本类别数量增加而增长。为克服这一限制，Tong 等[18]提出具有分类功能的 ACGAN，ACGAN 在判别器中集成辅助分类模块实现样本生成与类别约束联合优化，使判别器能够区分真实样本和生成样本。然而，如果 ACGAN 在分类或判别过程中出现错判，则无法保证生成新样本质量。为解决该问题，Li 等[19]提出独立分类器，通过解耦分类与判别提升 ACGAN 的决策兼容性，构建精度更高、稳定性更强的诊断模型。

基于以上分析，为保持训练稳定性并获得高质量和多模式生成样本，本文提出一种结合梯度惩罚和独立分类器的 GAN 模型 GPSC-GAN (gradient penalization and separate classifier GAN)，解决 AGV 电池故障诊断类别不平衡问题。主要研究内容为：构建独立分类器模块，通过解耦分类与判别功能，有效解决了标准 GAN 及其变体在 AGV 电池多故障并发场景下的决策兼容性问题；在判别器中引入带梯度惩罚的 Wasserstein 距离，精准约束生成样本与真实电池故障特征的分布差异，显著提升模型

在工业环境下的训练稳定性；在 AGV 电池故障数据集上进行实验测试，验证所提模型的数据生成能力。同时，与现有先进模型进行基于深度学习的故障诊断性能比较，验证该模型的有效性和先进性。

1　结合梯度惩罚的独立分类器 GAN

1.1　GAN 模型

GAN 因其博弈训练范式在数据增强领域引起了广泛关注。生成器和判别器之间的对抗协作使得 GAN 的判别器难以区分哪些样本是生成样本，哪些样本是真实样本。因此，GAN 是一种有效的扩展原始数据集的方法。

在 GAN 中，已知捕获真实信号的故障特征分布为 $P_{\text{data}}(x)$，x 为故障信号。使用随机噪声 z 作为伴随的输入数据，通过生成模型 $G(z)$可以生成数据 $P_G(x;\ \beta)$。通过更新参数 β，使 P_G 无限接近真实故障特征 P_{true} 的分布，具体公式为

$$\min_G \max_D V(D,G) = E_{x\sim P_{\text{data}}(x)}[\ln(D(x))] + E_{z\sim P_G}[\ln(1-D(G(z)))] \tag{1}$$

式中：$E(\cdot)$为期望函数；$D(x)$为判别模型。模型中的参数 β 为训练待优化目标，当出现新的故障时，需要重新训练参数 β。

1.2　模型架构

为了生成高质量和多模式样本，GPSC-GAN 模型通过添加 1 个独立分类器改进了传统 GAN 的框架，其包含 3 个主要组件，分别为生成器、判别器和独立分类器，如图 1 所示，每个组件均通过卷积操作和全连接操作协同完成。

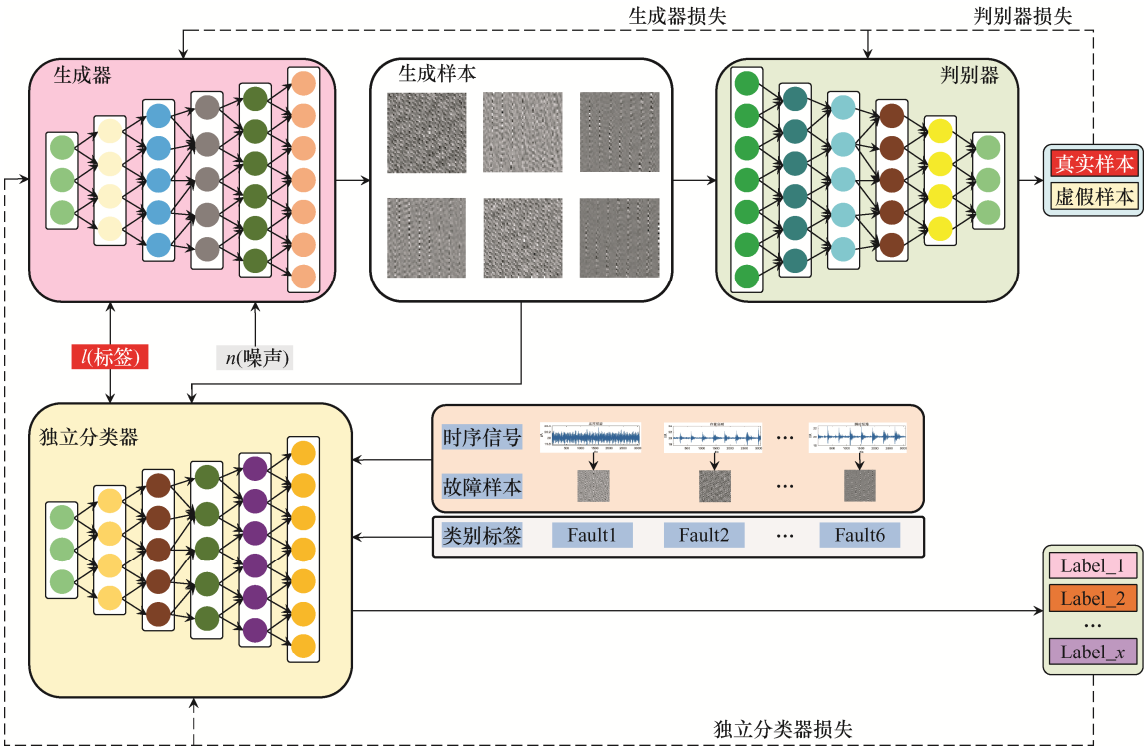


图 1　GPSC-GAN 结构

Fig. 1 Structure of GPSC-GAN

在这 3 个组件中，生成器利用随机噪声和样本标签来生成样本，使其尽可能接近真实样本。判别器旨在解决 GPSC-GAN 训练过程中可能出现的训练不稳定性和模式崩溃问题。独立分类器的作用是预测生成器产生样本的类别，并将该类别作为新的特征传递给生成器，以生成更多模式的样本。GPSC-GAN 的 3 个组件通过对抗训练相互作用，最终达到动态平衡状态，在这一状态下，生成的样本

质量达到最优。因此，GPSC-GAN 模型仅需训练 1 次，即可获得多种故障类别的生成样本。

1.3 基于梯度惩罚和 Wasserstein 距离的新型损失函数设计

GPSC-GAN 模型采用含梯度惩罚项的 Wasserstein 距离[17]构建判别器损失函数，以此量化真实样本与生成样本间的分布差异。假设真实样本和生成样本的概率分布分别为 P_r 和 P_g，Wasserstein 距离衡量将 P_g 转换为 P_r 所需最小代价，对于连续分布，Wasserstein 距离定义为

$$W(P_r,P_g)=\inf_{\gamma\sim\Pi(P_r,P_g)}E_{(u,v)\sim\gamma}[\|u-v\|] \tag{2}$$

式中：$\Pi(P_r, P_g)$为 P_r 和 P_g 之间所有联合分布 $\gamma(u, v)$ 的集合；$(u, v)\sim\gamma$ 为从联合分布中采样的样本对。具体来说，$\gamma(u, v)$表示为了将 P_g 转变为 P_r，必须将多少样本从 u 转移到 v，Wasserstein 距离就是最优方案所需成本。

由于 Wasserstein 距离的不可直接求解性，传统方法通过权重裁剪技术强制满足 1-Lipschitz 连续性约束条件，但在稳定 GAN 训练动态方面存在明显局限性。通过约束真实样本分布与生成样本分布间过渡区域的梯度范数，可突破传统权重裁剪法的性能瓶颈[20]。具体来说，将梯度惩罚项嵌入 Wasserstein 距离的连续性条件，能够更精确地控制生成对抗过程的收敛轨迹。基于此，GPSC-GAN 模型的稳定训练目标函数优化为

$$L_{Ge}=-E_{n\sim P_g}\{G(n,c_g)\}+L_{sc} \tag{3}$$

$$L_{Di}=E_{x\sim P_r}[D(x)]-E_{n\sim P_g}\{D(G(n,c_g))\}+g_p \tag{4}$$

$$g_p=\lambda\cdot E_{\hat{x}\sim P_{(\hat{x})}}[(\|\nabla_{\hat{x}}D(\hat{x})\|_2-1)^2] \tag{5}$$

$$L_{sc}=\alpha_1L_{sc}^R+\alpha_2L_{sc}^G \tag{6}$$

$$L_{sc}^R=E_{x\sim P_r}[-\ln P(c=c_r\mid x)] \tag{7}$$

$$L_{sc}^G=E_{n\sim P_g}[-\ln P(c=c_g\mid G(n,c_g))] \tag{8}$$

式中：L_{Ge}、L_{Di} 和 L_{sc} 分别为生成器、判别器和独立分类器损失函数；$G(n, c_g)$为生成器生成的样本；n 为通过从 P_g 中抽样得到的噪声样本；c_r 和 c_g 分别为真实样本和生成样本的类别标签；λ 为梯度惩罚项的权重；$P_{(\hat{x})}$ 为沿 P_r 与 P_g 之间采样点对的直线进行均匀采样得到的样本；L_{sc}^R 和 L_{sc}^G 分别为真实样本和生成样本的独立分类器的损失函数；α_1 和 α_2 为比例因子。

生成器的损失函数如式(3)所示。该损失函数由对抗损失和独立分类器的分类损失共同组成，不仅确保生成器能够有效欺骗判别器，还能使生成样本被独立分类器正确分类。式(5)作为权重裁剪函数，被添加到判别器的损失函数 L_{Di} 中，以实现 1-Lipschitz 连续性条件约束。式(6)表明独立分类器损失函数由原始样本与生成样本分类损失的线性加权和构成，这种设计能有效防止独立分类器出现过拟合现象。实验中比例因子 α_1 和 α_2 取值均为 0.5。

1.4 独立分类器

标准GAN的核心组件通常由生成器与判别器构成。生成器的输入由随机噪声和样本类别共同组成，其功能是生成接近真实样本的新数据，判别器则接收真实样本与生成样本并进行真伪判别。生成器和判别器通过不断对抗博弈实现共同进化，当生成器产生的样本与真实样本具有相似概率分布时，表明生成样本已达到高质量水平。然而现有 GAN 及其变体在生成高质量样本时存在两大局限：①由于分类器与判别器共享超参数和权重，任一模块的性能变化都会引发另一模块的性能波动；②现有 GAN 的变体仅适用于单一故障类别的样本生成，但实际工业场景中存在多类故障共现情况。为此，GPSC-GAN 模型开发了独立分类器，该分类器由 4 个二维卷积块和 3 个全连接层构成，每个卷积块在卷积运算与池化运算之间执行批归一化 BN(batch normalization)操作，最后一层全连接层采用 Softmax 激活函数，其余卷积块和全连接层均使用 ReLU 激活函数。

为进一步阐明所提独立分类器机制的设计动机与性能优势，系统比较 ACGAN、SC-GAN 与 GPSC-GAN 这 3 种结构的本质差异，见表 1。

首先，ACGAN 将辅助分类器嵌入判别器，形成联合优化路径，使得判别器需同时承担真假判别与类别预测任务，易产生功能冲突，进而影响生成样本质量。为降低任务冲突，SC-GAN 引入独立分类器分担类别识别职责，与判别器结构上完全解

耦。然而，该分类器仅用于后验分类评估，缺乏与生成器的联动反馈机制，未能从生成源头引导类别可分性，生成样本多样性与边界清晰度仍受限制。

表 1　GPSC-GAN 与 ACGAN 和 SC-GAN 的结构化差异

Tab. 1 Structural differences between GPSC-GAN, ACGAN and SC-GAN

模型	分类器位置	是否耦合判别器	是否有类别反馈路径	判别器损失函数
ACGAN	判别器内部	是	否	Jensen-Shannon 散度
SC-GAN	判别器外部	否	否	GAN
GPSC-GAN	判别器外部	否	是	Wassers-tein+GP

针对上述问题，GPSC-GAN 提出一种融合独立分类器与 Wasserstein 距离+梯度惩罚的路径优化机制。独立分类器不仅完成生成样本的类别判别任务，还将分类结果作为显式语义特征反馈给生成器，辅助其调整隐变量采样策略，从而提升生成样本在类别语义上的表达能力。具体来说，为实现独立分类器与生成器之间的语义交互，在每一轮生成过程中，独立分类器首先对生成样本进行判别，输出其类别概率分布，该结果随后被编码为一组语义嵌入向量，并与随机噪声一起拼接，作为下一轮生成器输入的先验条件。记分类器输出为 $\hat{c} \in R^K$，其中 K 为故障类别数，则生成器的输入构造为

$$z' = [z; f(\hat{c})] \tag{9}$$

式中，$f(\cdot)$为将类别概率编码为嵌入特征的非线性映射函数，最终输入拼接向量作为生成器的条件输入，用于指导生成样本向目标类别聚合。该反馈机制确保生成器在训练过程中接收到类别语义信号，从而调整其变量采样方向，实现多模式样本的高质量生成。

分类器损失函数引入真实样本与生成样本的联合加权设计，通过 α_1 和 α_2 平衡 2 类样本的训练贡献，增强模型对稀疏类别的适应性。此外，GPSC-GAN 融合 WGAN-GP(WGAN-gradient penalty)下的梯度惩罚约束机制，进一步增强训练稳定性和生成分布的可控性。

1.5　故障诊断流程

GPSC-GAN 的故障诊断流程如图 2 所示，由 4 个步骤组成。

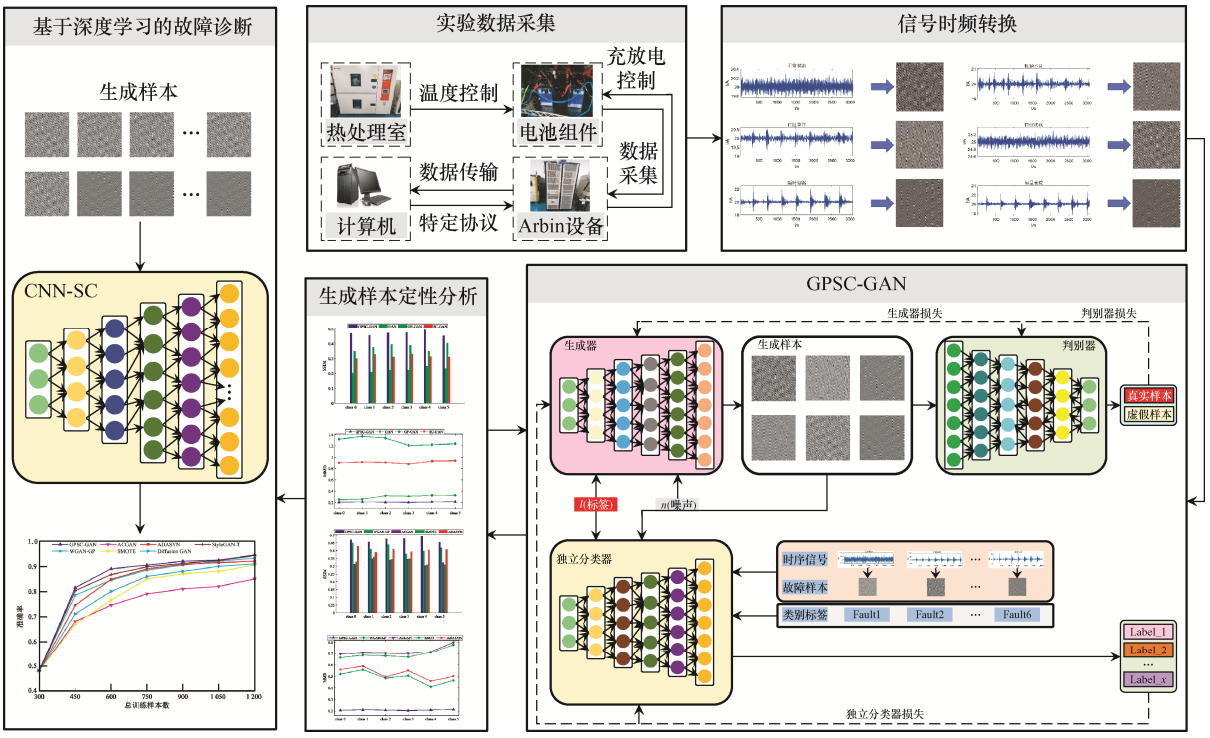


图 2　基于 GPSC-GAN 的故障诊断流程

Fig. 2 Fault diagnosis process based on GPSC-GAN

步骤 1 获取不同故障模式的时间序列数据，并将其转换为二维灰度图像。

步骤 2 使用 GPSC-GAN 模型获取生成样本。

步骤 3 使用 2 个评估指标评估生成样本的质量：结构相似性指数度量 SSIM (structural similarity index measure)和最大均值差异 MMD (maximum mean difference)。对于评估指标 SSIM 和 MMD，如果生成样本的 SSIM 高于 0.35 且 MMD 低于 0.5[21]，则诊断流程进入步骤 4；否则，返回步骤 2。

步骤 4 将符合评估质量要求的原始样本和生成样本混合，获得一个类平衡数据集，训练基于深度学习的故障诊断模型。深度学习模型为 CNN-SC，网络结构与 GPSC-GAN 的独立分类器一致。

2 实验分析

2.1 数据采集与预处理

为验证所提方法的有效性和鲁棒性，基于 Arbin 设备、热处理室、计算机和电池组件搭建了实验平台，如图 3 所示。实验采用 2 组三元锂离子电池，每组包含 8 节串联电芯。电池的具体性能参数见表 2。

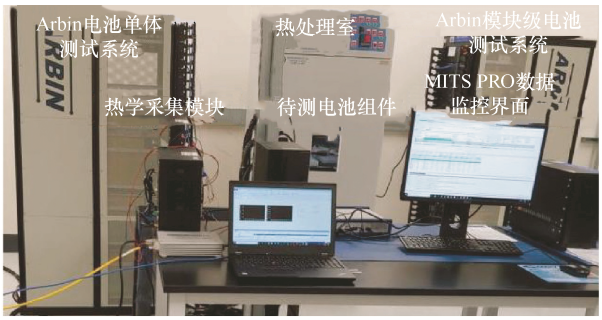


图 3 实验平台实物图

Fig. 3 Physical photograph of experimental platform

表 2 电池的具体电气参数

Tab. 2 Specific electrical parameters of the batteries

参数	数值/型号
电池类型	INP2714891A
充电截止电压/V	4.30±0.05
放电截止电压/V	3.00±0.05
额定容量/(A·h)	43
最大充放电倍率	2C/3C

通过预设负载突变、接触电阻调节及电解液局部损耗等物理手段精确模拟故障工况，实时采集电池充放电循环中的电流及表面温度信号，采样频率为 1 kHz，同步记录环境温湿度参数以排除外部干扰。数据采集过程中，待测电池在热处理室内完成放电操作，采集阶段的环境温度保持恒定，以避免因外部温度波动导致的信号干扰。放电策略则由 Arbin 电池测试系统自动执行标准化流程，确保负载条件一致，从而稳定输出电流信号。MITS PRO 平台提供了完整的实时数据记录与状态监控功能，使得每组数据均在高度一致的物理条件下采集，避免因运行状态或人为因素导致的系统性偏差。此外，表面温度虽作为监测参数同步采集，但不参与后续实验，仅用于保障环境与工况的一致性控制。

设置 6 种电池工作状态，采集的电流波形如图 4 所示。可以看出，正常状态下电流曲线整体波动平稳，具有明显的周期性；接触不良状态下出现频繁的突发性尖峰，反映出连接扰动引起的电流扰动行为；内阻异常状态会导致电流响应的拖尾及振荡频率变化；持续过载表现为整体电流水平的升高；瞬时短路特征为周期性尖峰高振幅波动；容量衰减则呈现周期性放电波形的幅值递减特征。这些故障特征在时间序列层面具有较强的区分性，为后续图像转换与模型识别提供了清晰的判别依据。

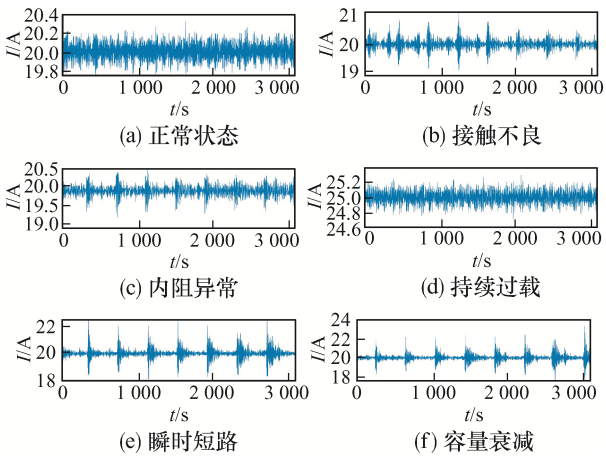


图 4 采集数据波形

Fig. 4 Collected data waveform

为系统化地评估不同数据增强策略下生成样本对故障诊断模型性能的影响，通过梯度设计 7 种

真实样本与生成样本的混合比例(见表 3)，量化了平衡训练集的组成及其规模，为后续实验提供了标准化数据配置框架。

表 3　基于 7 种策略的平衡训练集

Tab. 3 Balanced training set based on seven strategies

测试组	真实样本数量	生成样本数量	混合训练样本数量	训练样本总数
策略 1	50	0	50	300
策略 2	50	25	75	450
策略 3	50	50	100	600
策略 4	50	75	125	750
策略 5	50	100	150	900
策略 6	50	125	175	1 050
策略 7	50	150	200	1 200

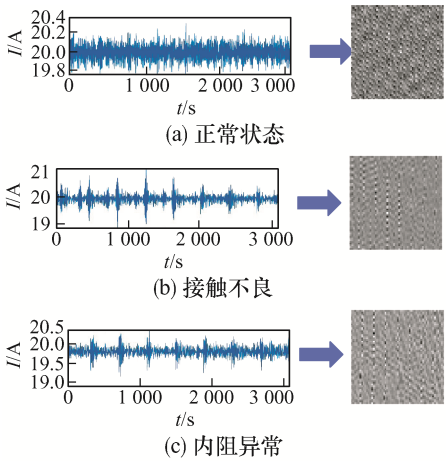
首先将电池故障时序数据转换为图像，将其作为 GPSC-GAN 的输入。详细的数据转换步骤如下。

步骤 1 生成样本数据集。随机截取长度为 N 的时间序列数据片段作为 1 个样本。针对每种健康状态生成 500 个样本。由于存在 6 种健康状态，共构建 3 000 个样本。

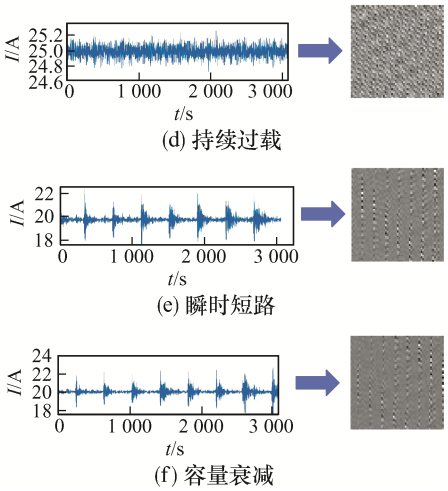
步骤 2 将长度为 N 的时间序列数据片段转换为 $N/2\times N/2$ 的二维数组。

步骤 3 将 $N/2\times N/2$ 二维数组中的每个元素归一化至[0, 255]区间。

步骤 4 生成灰度图像。调用 Python 图像处理库将二维数组转换为灰度图像。图 5 为电池不同状态下时间序列信号转换为二维灰度图像的实例。



(a) 正常状态　(b) 接触不良　(c) 内阻异常



(d) 持续过载　(e) 瞬时短路　(f) 容量衰减

图 5　数据转换示例

Fig. 5 Converted examples of data

2.2　损失函数的最优参数选择

在 GPSC-GAN 模型的损失函数中，λ 是用于计算梯度惩罚的权重参数，α_1 和 α_2 是用于计算独立分类器分类损失的权重参数，其中 α_1 代表真实样本的分类损失权重，α_2 代表生成样本的分类损失权重，因此，α_1 与 α_2 之和应为 1。为获取最优的 λ、α_1 和 α_2 参数，需确定这些参数的取值范围。本实验中，λ 的取值范围为[1, 20]，α_1 和 α_2 的取值范围均为[0.1, 0.9]。其次，基于表 3 中的策略 7 对数据集的原始样本进行随机采样，并与具有损失函数参数 λ 的 GPSC-GAN 模型生成的样本进行混合。随后，使用这些平衡数据集训练基于深度学习的故障诊断模型 CNN-SC，用于评估生成数据的质量。最后，通过追踪模型在数据集上的性能表现，并根据测试集上 CNN-SC 模型的最高故障分类精度确定最优参数 λ、α_1 和 α_2。图 6 和图 7 为 CNN-SC 模型的故障诊断精度随参数 λ、α_1 和 α_2 变化的情况。

由图 6 可知，CNN-SC 模型的故障分类精度曲线均随 λ 的改变呈现剧烈波动。当 λ=10 时，故障分类精度达到最高值，为 97.58%，而当 λ=5 时，精度跌至最低点，为 47.94%。这是由于 λ 是判别器损失函数中正则化项的计算参数，较小的 λ 可能发生模型过拟合，过大的 λ 则易出现欠拟合，因此仅存在 1 个最佳 λ 取值。

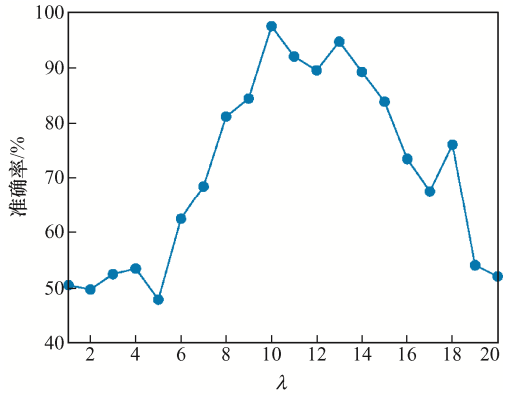


图 6 参数 λ 对准确率的影响

Fig. 6 Effect of the parameter λ on the accuracy

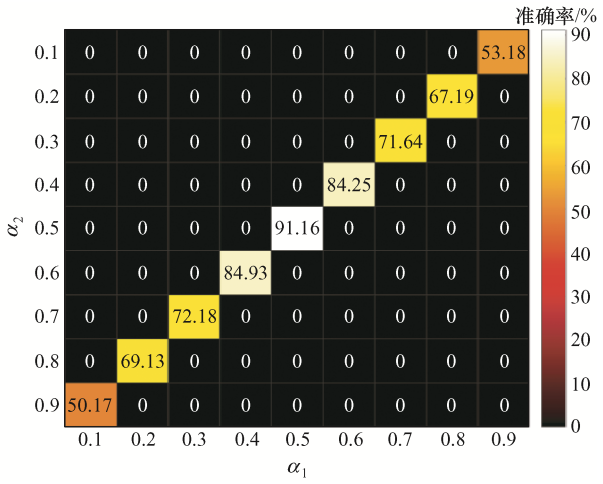


图 7 参数 α_1 和 α_2 对准确率的影响

Fig. 7 Effect of the parameters α_1 and α_2 on the accuracy

图 7 以热力图形式展示了不同 α_1 和 α_2 组合对 CNN-SC 模型故障分类精度的影响。可以看出，当 α_1=0.5 且 α_2=0.5 时，模型的故障分类精度达到了 91.16%。当 α_1=0.1 且 α_2=0.9 时，分类精度最低，为 50.17%。α_1 和 α_2 分别表征 GPSC-GAN 模型在训练过程中对 2 类样本的关注程度。显然，只有当模型对 2 类样本赋予同等关注度时，才能在测试集上获得最佳分类性能。

2.3 消融实验

实验选择 GAN、梯度惩罚生成对抗网络 GP-GAN(gradient penalty-GAN)和独立分类器生成对抗网络 SC-GAN(separate classifier-GAN)作为参考模型，通过定量实验分析验证所提模型中引入梯度惩罚和独立分类器的合理性和有效性。选取 SSIM 和 MMD 作为定量分析的评价指标。SSIM 指标旨在从亮度、对比度和结构 3 个维度衡量 2 幅图像的相似性，其数学表达式定义为

$$\mathrm{SSIM}(A,B)=\left(\frac{2\mu_A\mu_B+a_1}{\mu_A^2+\mu_B^2+a_1}\right)\cdot\left(\frac{2\sigma_A\sigma_B+a_2}{\sigma_A^2\sigma_B^2+a_2}\right)\cdot\left(\frac{\sigma_{AB}+a_3}{\sigma_A\sigma_B+a_3}\right) \tag{10}$$

式中：A 和 B 分别为原始样本和生成样本；μ_A 和 μ_B 分别为 A 和 B 的均值；σ_A 和 σ_B 分别为 A 和 B 的方差；σ_{AB} 为 A 和 B 的协方差；a_1、a_2、a_3 为 3 个常数，用于避免分母为 0，本实验中，这 3 个数值分别为$(0.01\times p)^2$、$(0.03\times p)^2$ 和 $0.5a_2$，p 为介于[0, 255]的像素值。SSIM 的范围为(0, 1)，值越接近 1，2 幅图像的质量就越高；值越接近 0，质量越差。

MMD 用于度量各种样本在希尔伯特空间中的分布差，定义为

$$\mathrm{MMD}[P(A),Q(B)]=\left(\frac{1}{m_g^{\,2}}\sum_{i,j}k(A_i,B_j)+\frac{1}{m_s^{\,2}}\sum_{i,j}k(A_i,B_j)-\frac{1}{m_g m_s}\sum_{i,j}k(A_i,B_j)\right)^{\frac{1}{2}} \tag{11}$$

式中：$P(A)$为原始样本集 D_s 的分布；$Q(B)$为生成样本集 D_g 的分布；$k(A, B)$为 A 和 B 之间核映射的结果；m_g 和 m_s 为分布中生成样本数量和原始样本数量。MMD 的值为非负的实数，MMD 越大，2 个概率分布之间差值越大；MMD 越小，它们之间差值越小；当 MMD 为 0 时，分布完全相同。

接下来，利用 SSIM 和 MMD 评价指标对 GAN、GP-GAN、SC-GAN 及 GPSC-GAN 生成样本进行分析。针对每个故障类别，从真实样本与生成样本中分别随机选取 50 组样本，通过 50 次重复实验获取 SSIM 和 MMD 的平均值，结果如图 8 所示。

图 8(a)为 4 种模型基于 SSIM 指标在 AGV 锂电池故障数据集上的定量分析结果。可以看出，GPSC-GAN 在各故障类别的 SSIM 均最高，而 GAN 的 SSIM 最低。这表明 GPSC-GAN 生成的样本在亮度、对比度和结构维度方面与真实样本具有更高的一致性。由于 GAN 在训练中缺乏对梯度消失和模式崩溃问题的处理，其生成样本质量难以保证。

此外，GPSC-GAN 的性能优于 GP-GAN 与 SC-GAN，主要原因在于其不仅通过引入带有梯度惩罚的 Wasserstein 距离提升训练稳定性，还通过独立分类器学习更丰富的类别特征，从而生成高质量、多模式样本。GP-GAN 与 SC-GAN 均优于传统 GAN，其中 GP-GAN 通过 Wasserstein 距离的梯度惩罚机制缓解训练中的梯度消失和模式崩溃问题，而 SC-GAN 的独立分类器为生成器提供更全面的类别反馈信息，帮助其更精准学习原始样本分布。

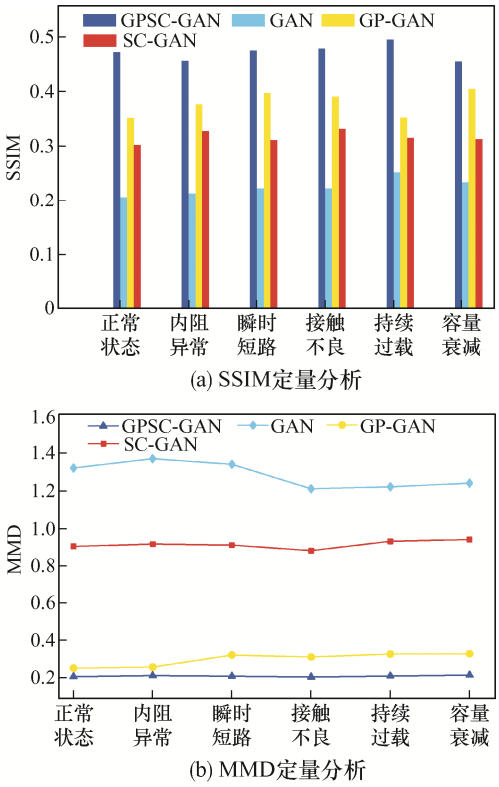


图 8　定量分析结果

Fig. 8 Quantitative analysis results

图 8(b)为 4 种模型基于 MMD 指标在 AGV 锂电池故障数据集上的定量分析结果，可以看出，GPSC-GAN 对应的 MMD 曲线值最低，而 GAN 对应的 MMD 曲线值最高。这说明 GPSC-GAN 生成样本的分布与真实样本最接近，而 GAN 生成样本与真实样本存在显著分布差异。此外，GP-GAN 曲线更接近 GPSC-GAN，表明引入 Wasserstein 距离可有效提升生成样本质量。而 SC-GAN 对应的 MMD 高于 GP-GAN，说明在 GAN 中引入独立分类器虽能改善生成样本质量，但其效果略差于梯度惩罚机制。

综合上述分析，同时融合梯度惩罚与独立分类器的 GPSC-GAN 模型性能显著优于单一改进的 GP-GAN 和 SC-GAN，验证了所提策略的有效性。

2.4　生成样本质量对比实验

为评估生成样本的质量，采用消融实验中的 SSIM 和 MMD 2 种评价指标，将 GPSC-GAN 与 WGAN-GP、ACGAN、SMOTE[22]、ADASYN[23]、Diffusion GAN[24]及 StyleGAN-T[25]这 6 种先进数据增强模型进行对比。选取 AGV 锂电池故障数据集中各类别的 50 个真实样本组成训练数据集，用于训练 5 种数据增强模型。每个模型训练完成后，随机选取 50 个生成样本，计算 50 个真实样本与 50 个生成样本之间的相似性。图 9 为 SSIM 和 MMD 10 次计算的平均值。

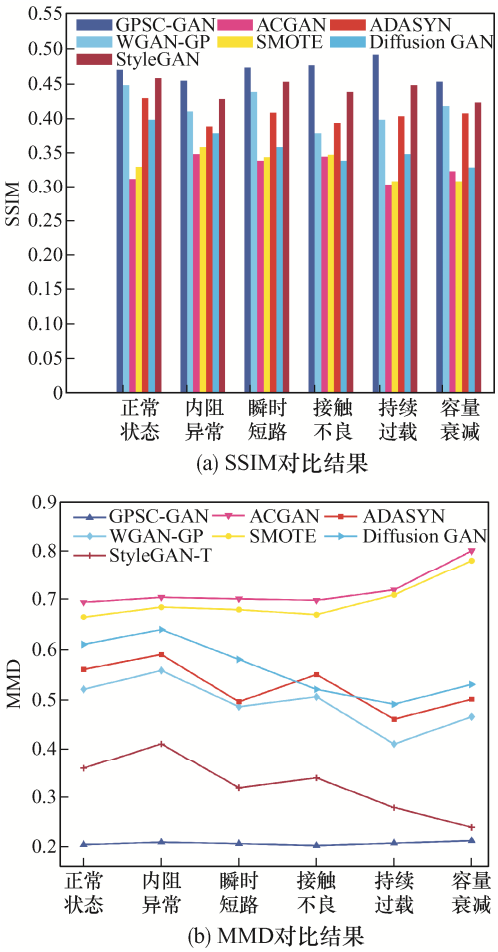


图 9　生成数据质量对比结果

Fig. 9 Comparison results of generated data quality

根据图 9(a)对比结果可知，GPSC-GAN 的 SSIM 最高，可达 0.5，ACGAN 的 SSIM 最低。这表明 GPSC-GAN 生成的样本质量与真实样本相似度最高。这是因为 GPSC-GAN 采用独立分类器并设计了基于梯度惩罚和 Wasserstein 距离的新损失函数，且生成样本具有多样性。而 ACGAN 使用 Jensen-Shannon 散度衡量真实样本与生成样本的分布差异，由于 Jensen-Shannon 散度的离散性，训练过程中易出现梯度消失和模型崩溃现象。StyleGAN 生成样本质量与真实样本相似度仅次于 GPSC-GAN，且对不同类别适应性较强，这是因为其结合 DINO-ViT 判别器的多尺度语义特征提取及 CLIP 引导的对齐训练策略，实现高质量样本生成，但这种机制会导致其计算负荷剧增。此外，SMOTE 和 ADASYN 的 SSIM 位于 WGAN-GP 与 ACGAN 之间，说明通过采样生成的新样本质量优于使用 Jensen-Shannon 散度的 ACGAN，但劣于使用 Wasserstein 距离的 WGAN-GP。由于 MMD 越小代表 2 种分布差异越小，图 9(b)对比结果与图 9(a)具有相似性，GPSC-GAN 的生成样本与真实样本相似度最高，MMD 最低可达 0.2，表明生成样本与多个真实模式的统计分布距离较近，未出现模式崩溃问题。

2.5 训练时间比较

为进一步评估 GPSC-GAN 对模型训练效果的影响，将其与几种数据增强模型的训练性能进行比较。对比方法包含 2 种类型数据增强模型：第一类为生成对抗网络类数据增强模型 GPSC-GAN、WGAN-GP、ACGAN、Diffusion GAN 和 StyleGAN-T，第二类为非生成对抗网络方法 SMOTE、ADASYN。数据集中的每个类别各选取 50 个真实样本，对于生成对抗网络类模型，各模型训练时间为每个类别生成 200 个样本所需时间之和，此处训练时间指训练数据增强模型时获取生成样本所需时间。对于非生成对抗网络方法，各模型训练时间则为通过对每个类别 50 个样本进行重采样生成 200 个样本所需时间之和。5 种数据增强模型在 AGV 锂电池故障数据集上 10 次重复运行后的平均训练耗时见表 4，通过表 4 中 5 种模型的训练时间可分析其收敛性。

表 4 训练性能对比

Tab. 4 Comparison of training performance

模型	训练模型数量	迭代次数	训练总耗时/s
GPSC-GAN	1	12 000	7 092
WGAN-GP	10	11 000	13 448
ACGAN	1	30 000	9 546
SMOTE	1	110	1 525
ADASYN	1	110	1 769
Diffusion GAN	1	8 000	20 767
StyleGAN-T	1	29 000	53 842

从表 4 可知，非生成对抗网络方法 SMOTE 和 ADASYN 耗时较少，这是因为其通过重采样生成样本而无需训练数据增强模型。GPSC-GAN 训练时间短于 WGAN-GP，关键原因在于 GPSC-GAN 的独立分类器可在训练过程中每次迭代同时生成多模式样本，而 WGAN-GP 模型的判别器单次迭代仅能生成单类别样本，因此为生成多模式样本，WGAN-GP 需进行与类别数量相等的多次迭代。此外，ACGAN 需 30 000 次迭代才能收敛，表明其训练过程不稳定。这是由于该模型使用 Jensen-Shannon 散度衡量真实样本与生成样本的距离，而 Jensen-Shannon 散度容易发生梯度消失或训练不稳定现象。StyleGAN-T 通过在判别器中引入基于 ViT-S 的特征网络及 5 个 Transformer 判别头，利用多头自注意力机制处理多尺度特征，从而增加了模型架构的复杂度，导致其训练耗时较长。综合上述分析，本文提出的 GPSC-GAN 模型在生成对抗网络类数据增强模型中具有最佳稳定性。

2.6 故障诊断性能比较

为验证 GPSC-GAN 的故障诊断性能，采用 6 种模型与 GPSC-GAN 进行对比分析，分别为 WGAN-GP、ACGAN、SMOTE、ADASYN、Diffusion GAN 和 StyleGAN-T。首先基于表 3 所示的 7 种策略构建 7 个规模的类别平衡训练数据集，每个训练数据集均由真实样本与生成样本混合构成。其次，构建由每个类别 100 个真实样本组成的测试数据集。图 10 为 7 个模型在测试集上 10 次重复运行后

的平均故障诊断准确率。

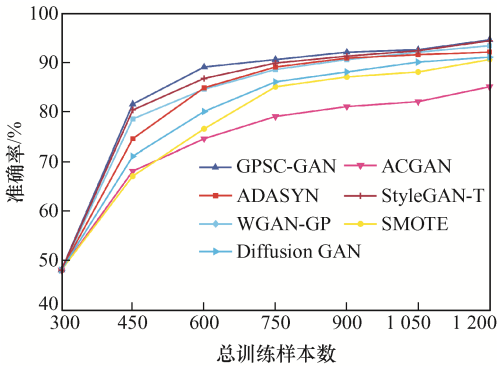


图 10　不同故障诊断模型的准确率曲线

Fig. 10 Accuracy curves of different fault diagnosis models

从图 10 可知，各模型对应的故障诊断性能均随样本规模增加而提升，表明样本规模是影响深度学习故障诊断模型性能的重要因素。且随着样本规模增加，GPSC-GAN 的性能曲线提升最快，其次分别为 StyleGAN、WGAN-GP、ADASYN、Diffusion GAN 和 SMOTE，而 ACGAN 的性能曲线提升最为缓慢。此外，从 F1 分数、精确率和召回率 3 个性能评价指标角度列举了第 7 种策略下 7 个模型的故障分类性能，见表 5。

表 5　故障诊断性能对比

Tab. 5 Comparison of fault diagnosis performance

模型	F1 分数	精确率/%	召回率/%
GPSC-GAN	0.938	94.6	93.0
WGAN-GP	0.926	93.8	91.7
ACGAN	0.822	82.2	81.4
SMOTE	0.863	86.5	84.1
ADASYN	0.924	93.1	91.9
Diffusion GAN	0.915	92.4	90.6
StyleGAN-T	0.935	94.8	92.3

由表 5 可知，GPSC-GAN 的故障诊断性能优越，F1 分数、精确率和召回率分别达到 0.938、94.6% 和 93.0%，仅精确率略低于 StyleGAN-T，但 StyleGAN-T 通过增加架构复杂度和渐进式增长训练步骤的策略提升精度的同时，也因计算量剧增和多阶段训练策略，导致训练效率低下，不利于实际工业应用。ACGAN 的性能最低，主要原因是 GPSC-GAN 采用 Wasserstein 距离与梯度惩罚衡量生成样本与真实样本的分布差异，且相较于 ACGAN，其独立分类器可为生成器提供样本类别特征，从而生成高质量、多模式样本。WGAN-GP 与 ADASYN 之间的性能差异较小，这是由于 ADASYN 在合成样本时考虑样本密度分布特性，使得合成样本更接近真实样本分布。SMOTE 优于 ACGAN，这是因为 SMOTE 通过插值生成样本，而 ACGAN 通过模型训练生成样本存在的不稳定性导致生成样本质量较差。

为进一步分析 GPSC-GAN 的故障分类性能，实验统计测试集上的混淆矩阵，结果如图 11 所示。可见模型在 6 类故障之间均能保持较高的辨识准确率，其中预测准确率最高的为持续过载，最低的故障类型容量衰减也准确识别了 94 例。常见的易混类别瞬时短路和接触不良之间也仅有少量误判，整体体现出良好的多模式故障区分能力，进一步验证了 GPSC-GAN 生成样本对分类器判别边界的有效增强作用。

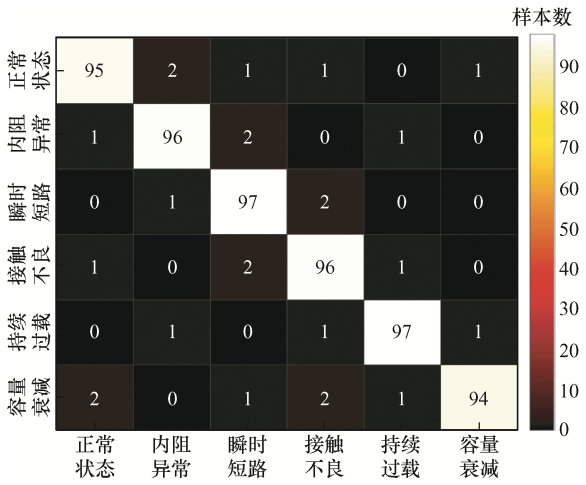


图 11　测试结果混淆矩阵

Fig. 11 Test result confusion matrix

2.7　可视化分析

为进一步验证 GPSC-GAN 生成样本的多模式性与类别可分性，采用 t 分布随机邻域嵌入 t-SNE (t-distributed stochastic neighbor embedding)对 6 类故障类型的生成样本进行可视化降维处理，图 12 为生成样本在二维空间中的分布情况。可以看出，生成样本在空间中形成了相对清晰的簇结构，根据不同故障类别进行聚类，表明 GPSC-GAN 可以有效捕捉到样本的类别分布，进一步证明了其在生成

高质量、多模式样本方面的优势。

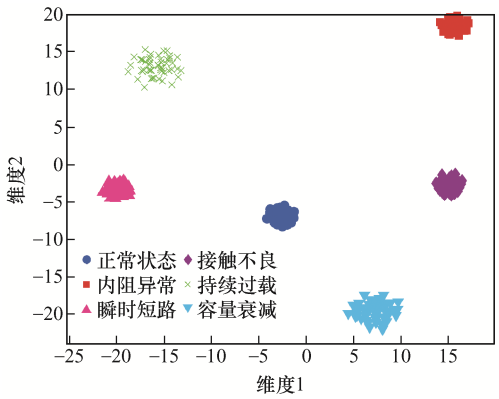


图 12 生成样本的可视化分布

Fig. 12 Visualization distribution of generated samples

2.8 工业 AGV 系统中边缘部署性能分析

尽管 GPSC-GAN 当前主要在离线场景下进行训练与样本生成，但其整体架构在实际工业环境中具有良好的部署适应性和工程落地潜力。首先，独立分类器模块具备结构简洁、推理速度快的特点，可在训练完成后直接部署到 AGV 系统所配备的边缘计算设备上，例如 NVIDIA Jetson Xavier NX 等主流嵌入式平台。其次，生成器部分可作为辅助模块在模型开发阶段离线生成各类故障样本，增强诊断模型对稀缺类别的学习能力，并支持后续在线模型的增量更新或再训练，无需部署至 AGV 实时运行环境中，从而有效降低系统资源消耗。

为验证 GPSC-GAN 数据增强模型在实时故障诊断中的应用可行性，本文进一步对诊断模型的边缘部署效率进行了测试。基于表 3 策略 7 构建的平衡训练集，使用 GPSC-GAN 增强样本与真实样本联合训练故障诊断模型，并将其部署于 NVIDIA Jetson Xavier NX 平台。实验中故障诊断的响应时间以传感器采样触发信号为起点，至模型输出分类结果为止，重复测试每个样本 10 次以消除随机波动。结果显示，该模型在嵌入式平台上的平均诊断耗时为 0.16 s，满足 AGV 系统对故障检测延迟通常不高于 1.00 s 的实时性要求。所提方法不仅具备良好的生成样本质量与诊断性能，还具有较强的边缘推理效率，具备在工业 AGV 场景中实现在线故障预警与预测性维护的工程应用基础。

3 结论

为解决 AGV 动力电池多模式故障诊断中因样本稀疏性与类别不平衡导致的模型泛化能力不足问题，本文提出了一种 GPSC-GAN 数据增强模型。通过引入梯度惩罚的 Wasserstein 距离优化判别器损失函数，并结合独立分类器的多模式生成机制，有效解决了标准 GAN 及其变体在多故障场景下的模式崩溃与决策冲突问题。实验结果表明，GPSC-GAN 生成的故障样本 SSIM 约为 0.5、MMD 约为 0.2，2 种样本评估指标均优于其他 6 种先进模型。此外，故障诊断性能比较结果表明，GPSC-GAN 的 F1 分数、精确率与召回率分别达到 0.938、94.6% 和 93.0%，且训练耗时仅为 7 092 s。

该方法生成的样本能够精准表征电池内阻异常、接触不良等复合故障的演化特征，结合边缘计算平台的实时推理能力与高效故障样本生成机制，可进一步集成工业物联网，为 AGV 电池的全生命周期健康监测与智能维护提供初步解决方案。未来工作将聚焦于融合物理机理约束与迁移学习策略，提升模型跨工况与极端噪声场景下的鲁棒性。

参考文献：

[1] 孙孝飞, 郭捷, 魏灿名, 等. 3C 智能制造工厂的 AGV 智慧物料传输与调度综述[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2025, 56(2): 514-535.
Sun Xiaofei, Guo Jie, Wei Canming, et al. Review of AGV smart material transmission and dispatching in 3C smart manufacturing factories [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2025, 56(2): 514-535. (in Chinese)

[2] 李峥峰, 张东方, 丁其聪, 等. 考虑 AGV 运输和机器转速的作业车间绿色调度研究[J]. 机电工程, 2024, 41(2): 327-336.
Li Zhengfeng, Zhang Dongfang, Ding Qicong, et al. Green scheduling of job shop considering AGV transportation and machine speed [J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2024, 41(2): 327-336. (in Chinese)

[3] 田帅辉, 皇甫城阳, 邓学平. AGV 调度优化的应用场景、关键因素和研究方法综述[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2024, 36(2): 337-350.
Tian Shuaihui, Huangfu Chengyang, Deng Xueping. Review of application scenarios, key factors, and research methods of AGV scheduling optimization [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2024, 36(2): 337-350. (in Chinese)

[4] 陈石明, 范烨, 刘晶. 智能电网内规模化分布式电池储能系统的调频控制方法[J]. 电源学报, 2025, 23(1): 120-131.
Chen Shiming, Fan Ye, Liu Jing. Frequency modulation control method for large-scale distributed battery energy storage systems in smart grid [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(1): 120-131. (in Chinese)

[5] 石海鹏, 刁凤新, 袁浩, 等. 特殊环境下锂电池失效研究进展[J]. 电源学报, 2024, 22(5): 286-293.
Shi Haipeng, Diao Fengxin, Yuan Hao, et al. Progress in failure analysis of lithium-based batteries under harsh environmental conditions [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(5): 286-293. (in Chinese)

[6] 王健俊, 陈豪, 付元承. 基于集成学习与数据驱动的电动汽车动力电池多维度故障预警[J]. 汽车安全与节能学报, 2024, 15(3): 368-378.
Wang Jianjun, Chen Hao, Fu Yuancheng. Data-driven fault early warning of electric vehicle power battery based on ensemble learning from multiple dimensions [J]. Journal of Automotive Safety and Engergy, 2024, 15(3): 368-378. (in Chinese)

[7] 刘俊宏. 数据驱动在电力储能设备声纹识别和监测诊断中的应用[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(8): 2835-2837.
Liu Junhong. Application of data-driven technology in voiceprint recognition and monitoring diagnosis of power energy storage equipment [J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(8): 2835-2837. (in Chinese)

[8] 任义, 孙明丽, 栾方军, 等. 基于特征插值 TSCTransMix-CapsNet 的轴承故障分类模型[J]. 机电工程, 2025, 42(4): 607-617.
Ren Yi, Sun Mingli, Luan Fangjun, et al. Bearing fault classification model based on feature interpolation TSCTransMix-CapsNet [J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2025, 42(4): 607-617. (in Chinese)

[9] 刘迪洋, 张清华, 胡勤. 基于深度学习的轴承故障小样本扩容及智能诊断[J]. 机床与液压, 2025, 53(4): 10-18.
Liu Diyang, Zhang Qinghua, Hu Qin. Deep learning-based small sample expansion and intelligent diagnosis of bearing faults [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2025, 53(4): 10-18. (in Chinese)

[10] Mao Wentao, Feng Wushi, Liang Xihui. A novel deep output kernel learning method for bearing fault structural diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 117: 293-318.

[11] 时培明, 梁凯, 赵娜, 等. 基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别的齿轮智能故障诊断[J]. 中国机械工程, 2017, 28(9): 1056-1061, 1068.
Shi Peiming, Liang Kai, Zhao Na, et al. Intelligent fault diagnosis for gears based on deep learning feature extraction and particle swarm optimization SVM state identification [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(9): 1056-1061, 1068. (in Chinese)

[12] Wang Jingang, Liu Ya, Tian Tian. Fault diagnosis method of wind turbine gearbox based on fusion multispectrogram and improved CNN neural network [C]// 2022 5th International Conference on Energy, Electrical and Power Engineering (CEEPE). Chongqing, China, 2022: 513-517.

[13] Lü Pin, Zheng Pai, Yu Wenbing, et al. A novel multi-view sampling-based meta self-paced learning approach for class-imbalanced intelligent fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3527512.

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

[15] 刘雪锋, 李京忠, 王现辉. 基于全局优化 GAN 的不平衡数据故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2024(3): 11-17.
Liu Xuefeng, Li Jingzhong, Wang Xianhui. Fault diagnosis of unbalanced databased on global optimization GAN [J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(3): 11-17. (in Chinese)

[16] 李洁, 张震豪, 董亚冰, 等. 基于生成对抗网络的电动汽

车电池数据增强和故障诊断[J]. 汽车技术, 2023(8): 1-6.
Li Jie, Zhang Zhenhao, Dong Yabing, et al. Electric vehicle battery data augmentation and fault diagnosis based on generative adversarial networks [J]. Automobile Technology, 2023(8): 1-6. (in Chinese)

[17] 徐慧兵, 李道伦, 查文舒. 基于梯度惩罚 Wasserstein 生成对抗网络的数字岩心重建[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2024, 47(11): 1559-1563.
Xu Huibing, Li Daolun, Zha Wenshu. 3D digital core reconstruction based on gradient penalized Wasserstein generative adversarial networks [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2024, 47(11): 1559-1563. (in Chinese)

[18] Tong Qingbin, Lu Feiyu, Feng Ziwei, et al. A novel method for fault diagnosis of bearings with small and imbalanced data based on generative adversarial networks [J]. Applied Sciences, 2022, 12(14): 7346.

[19] Li Wei, Zhong Xiang, Shao Haidong, et al. Multi-mode data augmentation and fault diagnosis of rotating machinery using modified ACGAN designed with new framework [J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 52: 101552.

[20] Gulrajani I, Ahmed F, Arjovsky M, et al. Improved training of Wasserstein GANs [C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach, CA, USA, 2017: 5767-5777.

[21] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.

[22] Duan Feng, Zhang Shuai, Yan Yinze, et al. An oversampling method of unbalanced data for mechanical fault diagnosis based on MeanRadius-SMOTE [J]. Sensors, 2022, 22(14): 5166.

[23] Guan Shan, Yang Haiqi, Wu Tongyu. Transformer fault diagnosis method based on TLR-ADASYN balanced dataset [J]. Scientific Reports, 2023, 13: 23010.

[24] Yao Feifan, Zhang Huiying, Gong Yifei, et al. A study of enhanced visual perception of marine biology images based on diffusion-GAN [J]. Complex & Intelligent Systems, 2025, 11(5): 227.

[25] Sauer A, Karras T, Laine S, et al. StyleGAN-T: Unlocking the power of GANs for fast large-scale text-toimage synthesis [C]// Proceedings of Machine Learning Research, Edmonton, Canada, 2023: 30105-30118.



高颖

作者简介：

高颖(1983—)，女，通信作者，硕士，高级工程师。研究方向：传感检测技术，测控技术。E-mail：gaoying1983sz@163.com。

祁媚(1988—)，女，博士，讲师。研究方向：激光器，机器学习。E-mail：qimei0916@163.com。

王敏(1986—)，女，硕士，副教授。研究方向：机电一体化技术。E-mail：wangmin@jssvc.edu.cn。

(责任编辑：郭凯凯)