Journal of Image and Signal Processing 图像与信号处理, 2026, 15(4), 582-592
Published Online October 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/jisp
https://doi.org/10.12677/jisp.2026.154051

Hans汉斯

改进生成对抗网络的小样本图像数据增强算法

谭岳东，付爱晋，唐伟金

重庆科技大学电子与电气工程学院，重庆

收稿日期：2026年9月27日；录用日期：2026年10月19日；发布日期：2026年10月29日

摘　要

针对小样本场景下深度学习图像数据集匮乏，且现有生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)存在生成图像清晰度低、训练稳定性差的问题，提出一种融合相对判别器与零中心梯度惩罚机制(R_1，R_2正则化)的相对论配对生成对抗网络(Relativistic pairing GAN, RpGAN)图像数据增强算法。算法对GAN网络进行改进，通过相对判别器捕捉真实样本与生成样本的相对差异，缓解模式坍塌；引入R_1，R_2零中心梯度惩罚机制，保证模型局部收敛性，提升训练稳定性；在生成器中嵌入残差块，强化小样本特征提取能力，提升生成图像清晰度。实验结果表明，该方法用于MNIST及耐张线夹X光小样本数据集时，图像增强效果FID值对比未经改进的网络分别降低24.3%与29.7%。

关键词

图像数据增强，生成对抗网络，相对判别器，零中心梯度惩罚，残差网络

An Improved Small-Sample Image Data Augmentation Algorithm for Generative Adversarial Networks

Yuedong Tan, Aijin Fu, Weijin Tang

School of Electronic and Electrical Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing

Received: September 27, 2026; accepted: October 19, 2026; published: October 29, 2026

Abstract

In response to the scarcity of deep learning image datasets in small-sample scenarios, and the issues of low image clarity and poor training stability in existing Generative Adversarial Networks (GAN), we propose a Relativistic pairing GAN (RpGAN) image data augmentation algorithm that integrates a relative discriminator and a zero-centered gradient penalty mechanism (R_1, R_2 regularization).

文章引用: 谭岳东, 付爱晋, 唐伟金. 改进生成对抗网络的小样本图像数据增强算法[J]. 图像与信号处理, 2026, 15(4): 582-592. DOI: 10.12677/jisp.2026.154051

This algorithm improves the GAN network by capturing the relative differences between real and generated samples through a relative discriminator, mitigating mode collapse. It introduces the R_1 and R_2 zero-centered gradient penalty mechanisms to ensure local convergence of the model and enhance training stability. Additionally, residual blocks are embedded in the generator to strengthen the ability to extract small-sample features and improve the clarity of generated images. Experimental results show that when applied to the MNIST and tension clamp X-ray small-sample datasets, the image enhancement effect shows that the FID values are reduced by 24.3% and 29.7% compared to the unimproved network, respectively.

Keywords

Image Data Augmentation, Generative Adversarial Network, Relativistic Discriminator, Zero-Centered Gradient Penalties, Residual Network

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

小样本图像任务中，传统几何增强仅对现有样本做像素变换，特征多样性有限，易引发模型过拟合；Mix-Up、Cut-Mix 等混合增强易产生语义混淆。VAE、扩散模型等生成式增强分别存在生成图像模糊、推理开销大、域偏移等缺陷[1] [2]。

GAN [3]通过生成器与判别器的对抗训练生成数据，为小样本数据增强提供了新途径。但其训练存在模式坍塌和发散性问题[4]。孙等人研究发现，模式坍塌对应 GAN 损失函数中的不良局部极小值[5]。为此，提出相对论生成对抗网络(RpGAN) [6]，性能表现显著优于原始 GAN 模型。RpGAN 通过在损失函数中引入相对比较机制：判别器对真实和生成样本独立打分后，计算差值来衡量“相对真实性”，从原理上抑制了模式坍缩，但未考虑小样本下的收敛性与清晰度问题。

针对上述不足，本文提出一种融合双重梯度惩罚的改进 RpGAN 用于小样本图像数据增强。该方法结合 RpGAN 相对配对判别损失，引入 R_1、R_2 双重零中心梯度惩罚[7]，同时约束真实样本与生成样本处判别器梯度，提升训练收敛稳定性[7]-[9]；在残差生成器中嵌入 CBAM 注意力与分组卷积，强化图像细节特征建模能力，改善生成图像清晰度[10]。与现有方法相比，本方法无需预训练，实现双向梯度正则，并开展完整超参数敏感性分析。基于 Stacked-MNIST 数据集，通过 FID、SMD 指标定量验证模型的生成性能。

2. RpGAN 原理

Jolicoeur-Martineau [6]将相对真实性评判与样本配对机制引入 GAN，提出相对论配对生成对抗网络(RpGAN)，有效缓解模式崩溃问题[11]。RpGAN 由生成器 G 和判别器 D 构成，与传统生成对抗网络如深度卷积对抗生成网络(Deep Convolutional Generative Adversarial Network, DCGAN) [12]不同，RpGAN 的判别器不进行单样本真假分类，而是通过比较真实样本与生成样本得分差异，学习相对真实性。G 与 D 围绕相对判别目标展开极小极大博弈，最终使 G 拟合真实数据分布、D 对真实样本与生成样本差值趋于稳定，达到博弈均衡。

一般情况隐变量 z 为服从高斯分布的随机噪声，输入 G 得到生成样本 $G(z)$。D 分别对真实样本 x 与生成样本 $G(z)$ 进行打分，得到分数 $C(x)$ 和 $C(G(z))$。损失函数中通过差值运算进行配对比较，构成相

对判别目标。D 的目标为最小化二者得分差异的交叉熵损失，G 的目标在于最大化生成样本在相对比较中的优势。RpGAN 结构如图 1。

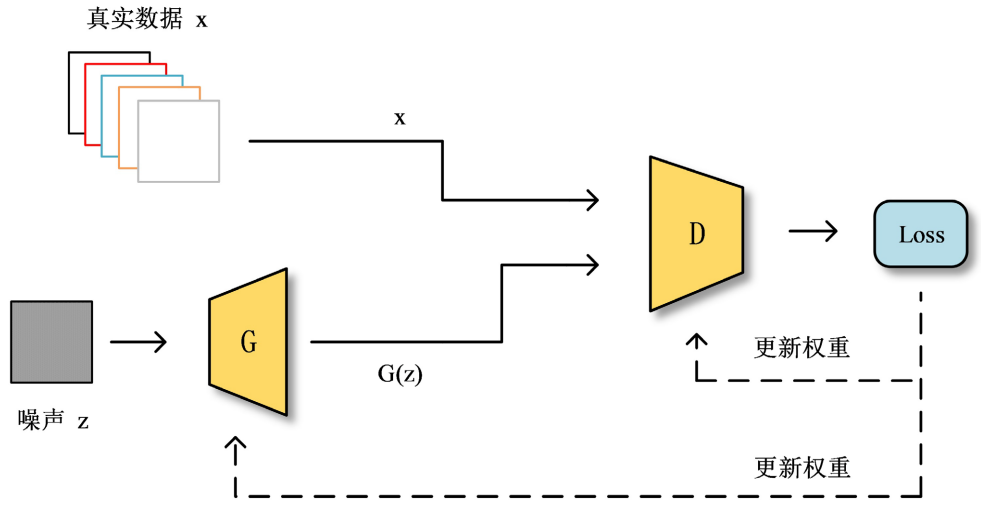


Figure 1. RpGAN architecture
图 1. RpGAN 结构

目标函数为：

$$\min_G \max_D V(D,G) = E_{\substack{x\sim P_{data}(x),\\ z\sim P_g(z)}}\left[\log\sigma\left(C(x)-C\left(G(z)\right)\right)\right] \tag{1}$$

式中：$\sigma(\cdot)$代表 sigmoid 激活函数，$C(\cdot)$是判别器网络输出的 logit 分数，$P_{data}(x)$为真实数据分布，$P_g(z)$为噪声分布。$\sigma\left(C(x)-C\left(G(z)\right)\right)$表示在给定配对条件下，真实样本 x 比生成样本 $G(z)$ 更接近真实分布的概率。训练的核心目标，是让 D 能够准确区分真实样本与生成样本，最大化相对真实性的识别能力；而 G 的训练目标则相反，它希望通过反向传播算法不断更新自身参数，最大化判别器将生成样本误判为真实样本的概率，从而提升生成样本的逼真度[13] [14]。

第一步固定 G，训练 D，从真实数据分布 $P_{data}(x)$ 中抽样真实样本 x，从先验分布 $P_g(z)$ 中抽样噪声 z，通过 G 产生生成数据 $G(z)$。D 分别对 x 和 $G(z)$ 独立打分，得到 $C(x)$ 和 $C\left(G(z)\right)$。在损失函数中计算差值 $C(x)-C\left(G(z)\right)$ 并经过 sigmoid 激活，得到相对真实性概率 $\sigma\left(C(x)-C\left(G(z)\right)\right)$。$D$ 的优化目标是最大化该概率与正配对下真实样本比生成样本更真实的贴合度，即最小化负对数似然损失：

$$\max L_D = -E_{\substack{x\sim P_{data}(x),\\ z\sim P_g(z)}}\left[\log\sigma\left(D(x)-D\left(G(z)\right)\right)\right] \tag{2}$$

因目标函数形式与标准 GAN 相同，在损失函数结构上保持一致，仅对 D 的输出从判断绝对真假改为相对真假。尽管优化目标变为相对比较的散度[6]，但当模型达到最优均衡时，生成分布仍会收敛到真实数据分布，保证了生成效果的理论基础。

第二步在 D 最优的条件下训练 G，当生成数据分布 $P_g(z)$ 等于真实数据分布 $P_{data}(x)$ 时，D 无法通过相对比较区分真实样本与生成样本。此时，对于任意配对的真实样本 x 和生成样本 $G(z)$，二者的得分相等，即 $C(x)=C\left(G(z)\right)$，相对真实性概率 $\sigma\left(C(x)-C\left(G(z)\right)\right)=0.5$。$G$ 与 D 循环交替训练，通过最小化 G 的损失函数，使生成分布逐渐逼近真实分布，最终达到均衡状态。

3. 基于 RpGAN 增强算法

3.1. 引入零中心梯度惩罚机制

2023 年 Nick 和 Jayden 沿用 Mescheder 等人提出的 DiracGAN [6]，将其应用于 RpGAN，得到 DiracRpGAN。对 DiracRpGAN 的分析研究显示，未正则化的 RpGAN 通常难以收敛，而梯度惩罚能显著提升 GAN 训练稳定性，为局部收敛提供保障[15]。为解决这一问题，本文引入零中心梯度惩罚机制，证实正则化 RpGAN 与原始模型具有同等的局部收敛保证。在 StackedMNIST 数据集上的实验表明，梯度惩罚 RpGAN 实现了训练过程中的优秀稳定性，为解决 GAN 的模式坍塌和发散问题提供了有效解决方案。

零中心梯度惩罚定义如下：

$$R_1 = \frac{\gamma}{2} E_{x\sim P_{data}} \left[\left\| \nabla_x C(x) \right\|^2 \right] \tag{3}$$

$$R_2 = \frac{\gamma}{2} E_{z\sim P_g} \left[\left\| \nabla_x C(G(z)) \right\|^2 \right] \tag{4}$$

式中：γ 系数，控制正则化的强度，$E_{x\sim P_{data}}$，$E_{z\sim P_g}$ 分别为对真实数据分布 P_{data}，生成数据分布 P_g 求期望，$\nabla_x C(x)$ 表示 D 输出 $C(x)$ 对输入 x 的梯度，$\|\cdot\|^2$ 表示梯度幅值的平方。R_1 对真实数据的 D 梯度范数进行惩罚，使 D 在真实样本附近变化平缓，提升训练稳定性，防止 D 梯度爆炸或剧烈振荡。R_2 惩罚 D 在生成数据的梯度范数，使 D 对生成样本的响应也趋于平滑，进一步限制 D 的复杂度[9]。

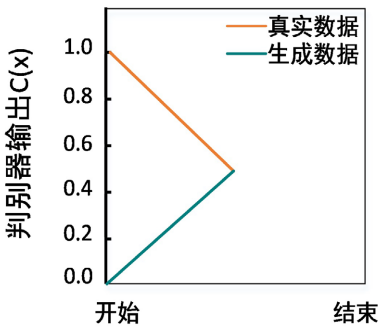
3.2. 判别器改进

标准生成对抗网络(SGAN)中，D 用于估计输入为真实数据的概率，G 被训练以提高生成数据被识别为真实数据的概率。随着生成数据得分提升，真实数据得分不会随之降低。真实数据为真实的概率($\sigma(C(x))$)应随生成数据为真实概率($\sigma(C(G(z)))$)的增加而呈现递减趋势，如图 2(a)。理想情况下 D 应满足 $\sigma(C(x))=1$ 且 $\sigma(C(G(z)))=0$，而 G 试图使 $\sigma(C(G(z)))=1$ 同时保持 $\sigma(C(x))=1$。在这一过程中，真实样本判别输出始终为 1，导致 D 无法获取有效更新信息，引发模型崩溃和坍塌[16]，如图 2(b)。

当生成分布逐渐拟合真实分布时，D 对真实样本的评分 $C(x)$ 应从 1 平滑下降至 0.5，而对生成样本的评分 $C(G(z))$ 应从 0 平滑上升至 0.5，最终达到纳什均衡，如图 2(c)所示。

为解决上述问题，Jolicoeur-Martineau 提出了相对论生成对抗网络(Relativistic Generative Adversarial Network, RGAN) [6]。核心思想是将 D 输出从绝对真实性转为相对真实性，不再判断“样本是否为真实”，而是“真实样本比生成样本更真实的概率”。D 输出可表示为：

$$D(x, G(z)) = \sigma(C(x) - C(G(z))) \tag{5}$$



(a)

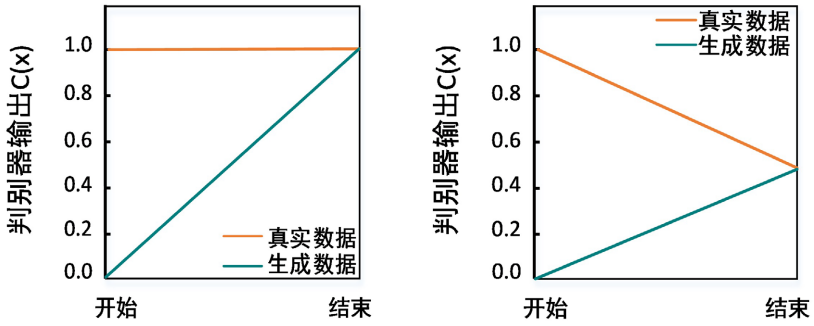


Figure 2. Generator training process comparison diagram (a) Ideal training process; (b) Actual training process; (c) Divergence minimization training process
图 2. 生成器训练过程对比图(a) 理想训练过程；(b) 实际训练过程；(c) 散度最小训练过程

引入相对判别器的 RGAN 同时利用真实与生成样本的梯度信息，使 G 提升生成样本得分并降低真实样本得分，从而缓解 D 梯度消失问题，提升训练稳定性。但 RGAN 仍存在对样本间关系建模不充分的问题。为此，本文进一步引入相对论配对生成对抗网络(Relativistic pairing GAN, RpGAN)，在 RGAN 的基础上，将真实样本与生成样本进行配对比较，构造相对真实性损失函数。

3.3. 引入残差块

增加网络深度有助于学习复杂分布，但简单地堆叠卷积层会引起梯度消失或爆炸[17]。特别在小样本场景下，训练数据有限，深层网络更容易过拟合或陷入局部最优，导致生成图像出现模糊、细节缺失等现象。为提升生成图像清晰度并强化小样本特征提取能力，本文在 RpGAN 生成器中引入残差块(Residual Block) [17]结构，借助跳跃连接(Skip Connection)构建恒等映射，保证网络即使加深层数，梯度仍可高效传播。以 48 × 48 像素大小的生成图像为例[18]，图 3 是基于本文提出的深度残差生成网络结构。

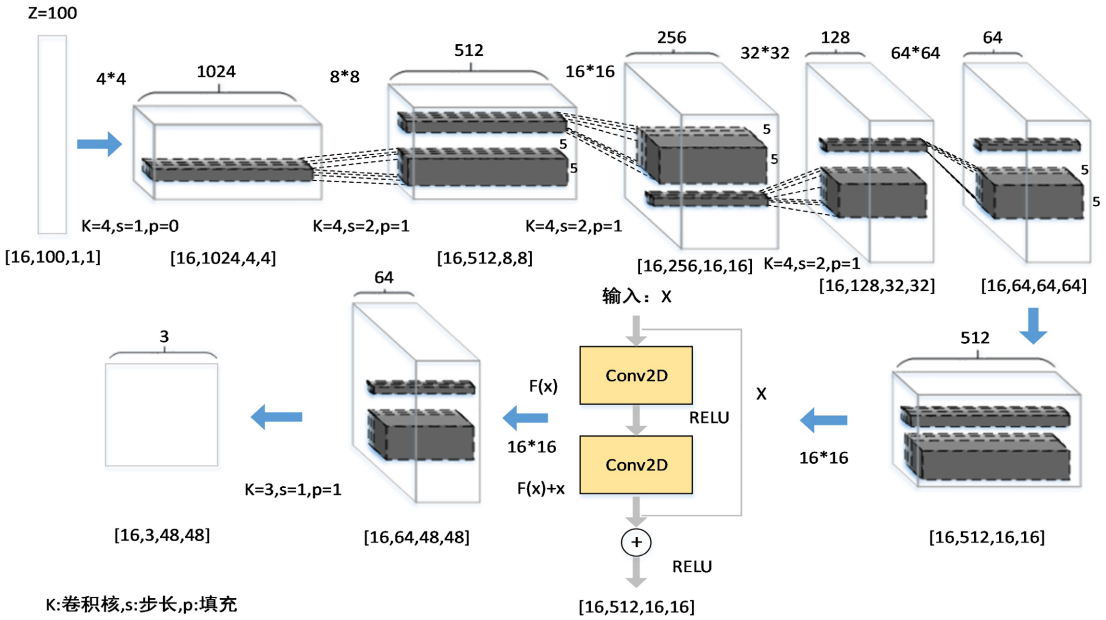


Figure 3. Improved generative structure diagram
图 3. 改进生成模型结构图

给定 3 个超参数，即本文设定批处理大小 16，噪声维度 z 为 100，初始噪声样本尺寸 1 × 1，并由这 3 个参数组成生成模型所需的四维张量，因此初始样本维度为[16, 100, 1, 1]。在 G 中引入残差网络，在维持特征图尺寸不变的前提下增强特征表达能力，输出一张 48 × 48 像素的图像。

基于前文改进的 RpGAN 模型，对多次转置卷积后的特征图引入残差网络，用于提取细节特征。旨在数据送入下一转置卷积层前，尽量让上层特征更加丰富、真实，防止特征信息丢失。

4. 训练结果

本文使用 Pytorch 进行实验，操作系统为 Windows11，CPU 为 Intel Core i7-14700HX，GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4070 Laptop。环境配置为 Python3.8 + Pytorch1.8.0 + Cuda11.7。

4.1. 梯度惩罚影响

为了验证零中心梯度惩罚机制对模型性能的实际增益，本研究设计了对照实验：将引入该机制的 RpGAN 与原始 RpGAN 进行横向对比。除梯度惩罚项外，两组实验在网络架构、超参数设置及变量控制上均保持一致，以排除干扰因素。基于同一数据集的生成效果对比(如图 4 所示)表明，未改进的原始模型存在明显的模式崩塌现象，生成样本多样性不足且图像细节模糊；改进后的 RpGAN 虽未完全消除模式崩塌，但图像质量优于未改进的网络，细节明显更多。

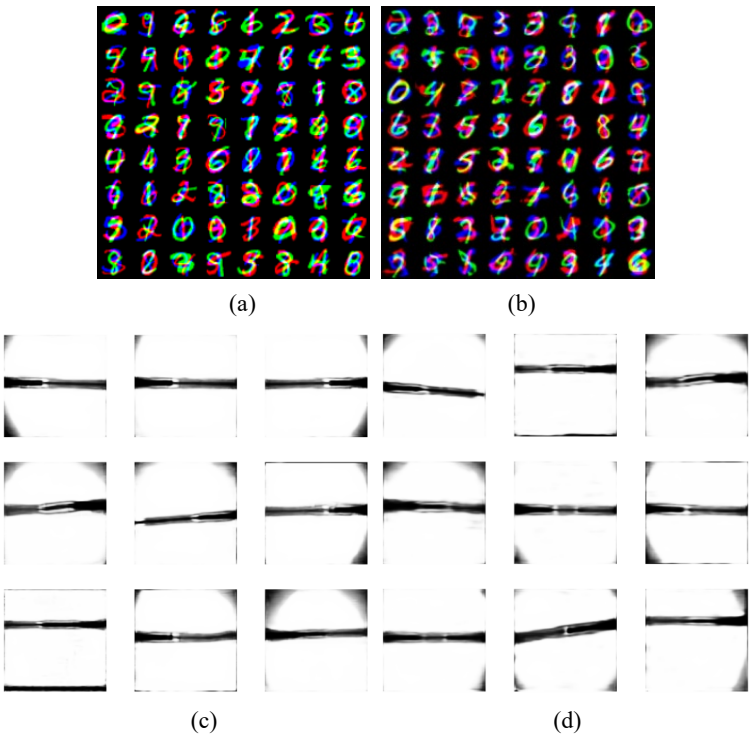


Figure 4. Model-generated image comparison (a) Improved-MNIST; (b) Original-MNIST; (c) Improved-X-ray of clip; (d) Original-X-ray of clip
图 4. 模型生成图像对比图(a) 改进-MNIST；(b) 原始-MNIST；(c) 改进－线夹 X 光；(d) 原始－线夹 X 光

4.2. 判别器影响

为了增强网络的判别性能，本文引入相对判别器机制。实验选取耐张线夹 X 光图像作为测试对象，将未改进的传统生成对抗网络与改进网络进行样本识别准确率对比，验证方法的有效性，结果对比图如图 5。

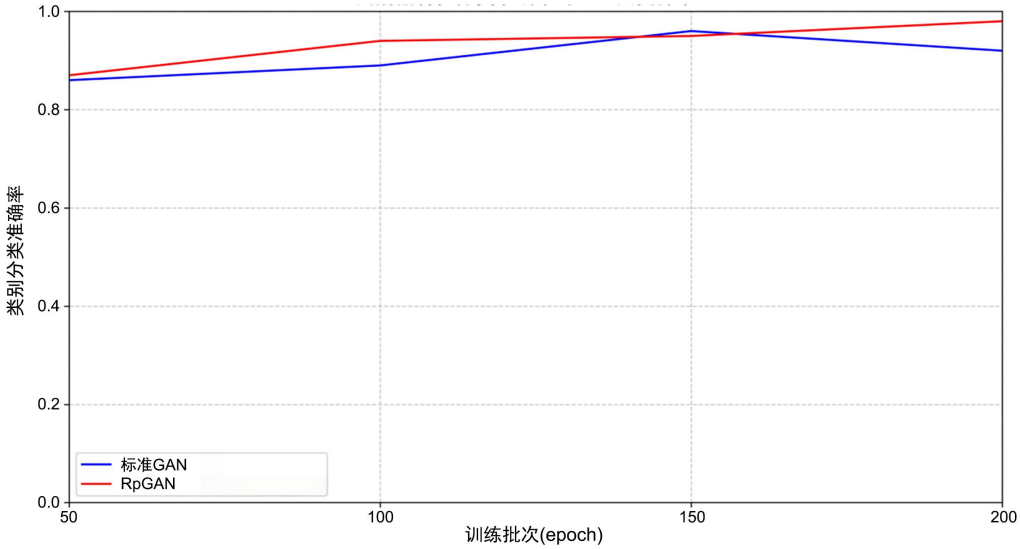


Figure 5. Comparison of recognition accuracy evaluation results between standard GAN and RpGAN
图 5. 标准 GAN 和 RpGAN 识别准确率检验对比结果

由实验数据可知，当训练批次增加时，带有相对判别器的 RpGAN 识别准确率逐渐上升，且多数情况高于标准 GAN 并趋于稳定，而标准 GAN 在训练中出现了下降现象。由此采用相对判别器能有效减轻模式崩塌现象，改善生成样本的质量。

4.3. 引入残差块整体影响

本文通过对比标准 GAN 与改进网络的判别损失函数，从训练结果分析，验证引入残差块的有效性。引入相对判别损失函数增强了改进网络的稳定性，基本未出现大幅波动情况，最终稳定在约 0.7 左右，如图 6 所示。标准 GAN 的判别损失最小值 0.9，高于改进网络，且在训练中经历了多次大幅振荡，模型不稳定，如图 7 所示。

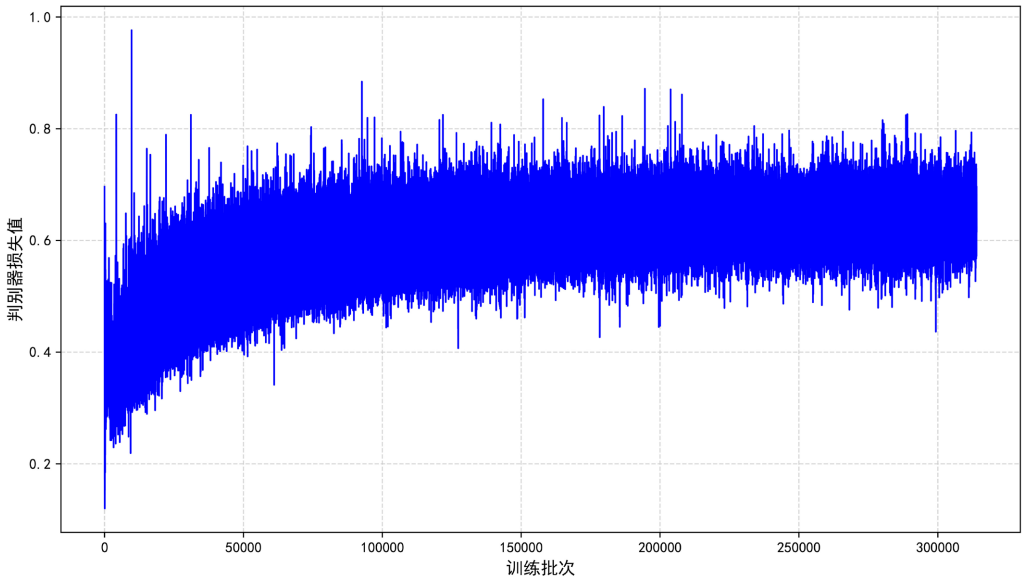


Figure 6. Improving the discriminator loss of RpGAN networks
图 6. 改进 RpGAN 网络判别器损失

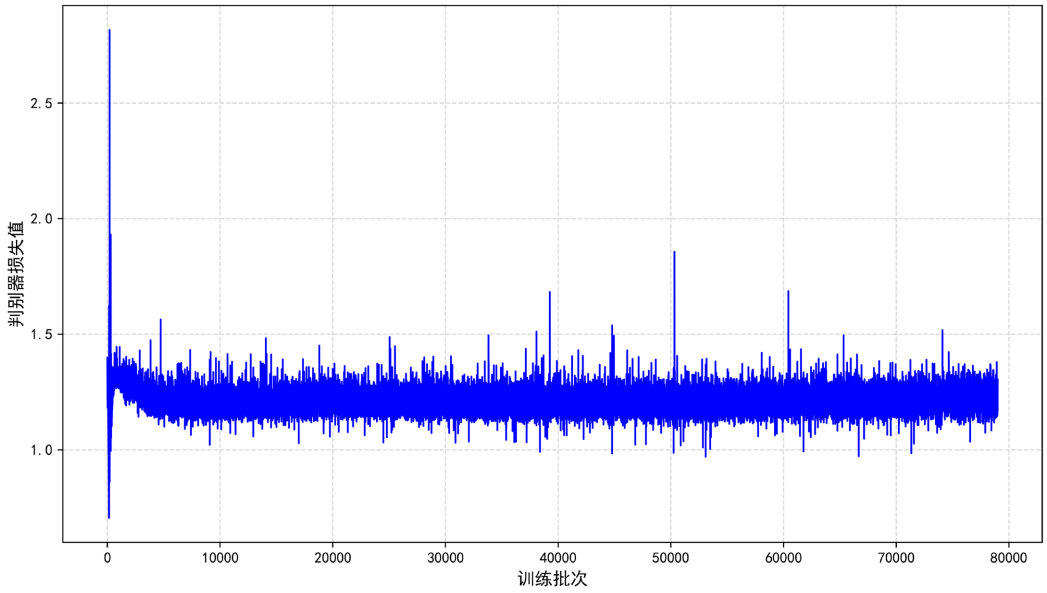


Figure 7. Discriminator loss in standard GAN network
图 7. 标准 GAN 网络判别器损失

5. 实验仿真与分析

为评估本文提出模型的有效性，现将从生成质量及定量指标两个方面，将其性能与三个基准模型进行对比。包括：采用 R_1 参数的 RpGAN、含 $R_{1,2}$ 参数的原始 GAN 模型以及含 R_1 参数的原始 GAN 模型。所有基准模型均在 StackedMNIST 数据集上进行训练，且实验条件与本文模型完全一致。其中 StackedMNIST 是原始 MNIST 数据集的改进版本，通过增加模式数量进行扩展。训练目标是生成与数据集分布特征相似的堆叠数字图像。

5.1. 超参数选择

5.1.1. 梯度惩罚系数 γ

R_1 惩罚项作用于真实样本，用于约束判别器在真实样本邻域内的梯度幅度；R_2 惩罚项作用于生成样本，用于约束判别器在生成样本位置处的梯度。超参数 γ 的常用取值区间为 1~20。当 γ 取值小于 2 时，惩罚强度不足。判别器梯度容易爆炸；训练后期易出现模式崩溃，生成图像重复，FID 升高，SMD 波动大。当 γ 取值大于 15 时，正则项在损失函数中占据主导地位，损失函数被梯度惩罚项主导；判别器区分真假样本能力被抑制；生成图像偏向模糊，SMD 显著下降，FID 上升。

实验结果表明，对于该数据集而言，γ 的有效取值区间为 5~15。本实验为控制变量，R_1、R_2 统一设置为相同系数，取中间值 10 作为基准，便于对比。在仅使用 R_1 惩罚项时将 R_2 的权重置零，γ 取 10；当 R_1 与 R_2 惩罚项同时使用时，二者权重均取值为 10。

5.1.2. 学习率 lr

GAN 对学习率参数高度敏感，DCGAN、RaGAN 两种基线模型通常采用的学习率为 0.0002。若学习率设置过小，模型训练收敛速度会大幅降低，在 100 批次下生成样本质量较差，要获得理想效果则需要增加训练轮次，进而导致硬件计算成本上升；若学习率设置过大，训练过程会出现剧烈震荡，损失函数发生频繁跳变，容易出现模式崩溃问题，FID 指标难以维持稳定。

为此本实验生成器以及判别器均固定学习率 lr = 0.0002，符合公开实验设置，便于横向对比。

5.1.3. 残差块

生成器、判别器使用残差块堆叠，将噪声向量映射 48×48 RGB。若残差块数量过少，模型会存在网络容量不足的问题；若残差块数量过多，则会引发梯度消失问题，同时引入冗余参数量。

本研究采用 4 个残差块分别构建生成器与判别器，并引入 CBAM 注意力机制与分组卷积模块提升模型表征能力。实验中批次大小设置为 32，隐空间维度设置为 100，模型经 100 个 epoch 训练迭代后完成收敛。为满足控制变量法的实验设计要求，除正则项开关与 GAN 损失形式外，所有实验组的网络结构、优化器参数、训练轮次与数据集均保持一致；同时设置全局随机种子，以提升研究结果的可复现性。

5.2. 效果增强分析

图 8 展示了从训练周期开始，本文模型在 100 个训练周期内生成的样本。模型成功生成了多样化的堆叠数字，且在整个训练过程中保持了稳定性。相较之下，其他三个模型在训练过程中均出现过偏离预期的情况。

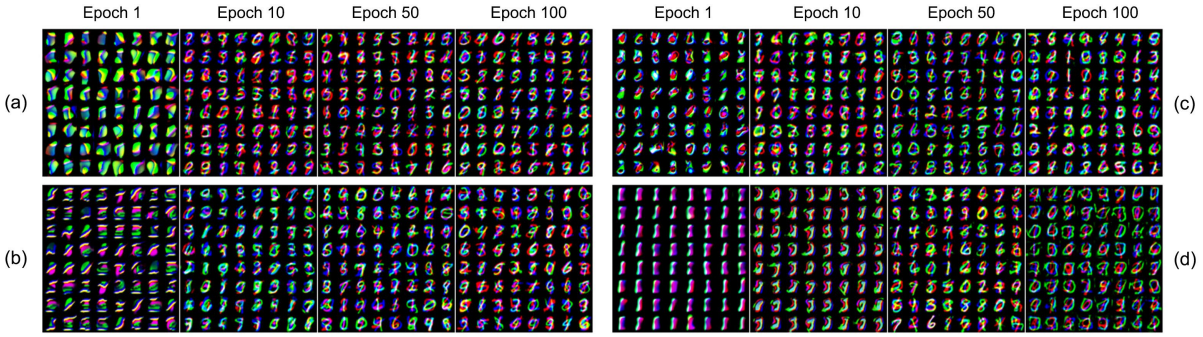


Figure 8. Generated samples during training (a) RpGAN + $R_{1,2}$; (b) GAN + $R_{1,2}$; (c) RpGAN + R_1; (d) GAN + R_1
图 8. 训练过程中生成样本(a) RpGAN + $R_{1,2}$；(b) GAN + $R_{1,2}$；(c) RpGAN + R_1；(d) GAN + R_1

5.3. 评估分析

为评价生成样本的清晰度与样本间的相似度，本文选用灰度方差函数(SMD) [19] [20]和 Fréchet Inception Distance (FID) [21]-[24]作为评估指标。SMD 是一种无参考图像清晰度评价指标，通过计算图像相邻像素灰度差绝对值的和来反映图像边缘的锐利程度，值越大表示图像越清晰。一幅灰度图像 $f(i,j)$，尺寸为 $M\times N$，SMD 的定义如下：

$$\mathrm{SMD}=\sum_{i=1}^{M-1}\sum_{j=1}^{N-1}\left(\left|f(i,j)-f(i,j-1)\right|+\left|f(i,j)-f(i-1,j)\right|\right) \tag{6}$$

FID 通过计算真实图像与生成图像在 Inception [25]网络特征空间中的分布距离来判断二者的相似性，值越小说明生成图像越接近真实分布。FID 的计算公式为：

$$\mathrm{FID}(g,r)=\left\|\mu_g-\mu_r\right\|_2^2+\mathrm{Tr}\left(\Sigma_g+\Sigma_r-2\left(\Sigma_g\Sigma_r\right)^{\frac{1}{2}}\right) \tag{7}$$

式中：g 和 r 分别代表生成图像与真实图像，μ_g、μ_r 为各自特征向量的均值，Σ_g、Σ_r 为协方差矩阵，Tr 表示矩阵的迹。

为验证本文改进模型的有效性，在两个数据集上分别计算了生成样本的 SMD 和 FID 指标。实验时从每个模型训练得到的图像中，取相同批次随机样本 100 张，计算 SMD 平均值，结果如表 1 所示；FID 则基于全部生成样本与真实样本计算，结果如表 2 所示。

Table 1. Generated image quality comparison
表 1. 生成图像质量对比

数据集	SMD			
	RpGAN + $R_{1,2}$	RpGAN + R_1	GAN + R_1	GAN + $R_{1,2}$
MNIST 数据集	44722.22	42526.58	40932.30	41017.37
耐张线夹 X 光数据集	49318.95	45952.13	47289.70	47827.94

由表 1 可知，在两个数据集上，RpGAN + $R_{1,2}$ 模型生成的样本 SMD 值均高出其他三个模型，验证了改进模型对提升图像清晰度的有效性。

Table 2. Generated image FID comparison
表 2. 生成图像 FID 对比

数据集	FID			
	RpGAN + $R_{1,2}$	RpGAN + R_1	GAN + R_1	GAN + $R_{1,2}$
MNIST 数据集	10.79	30.89	43.88	14.25
耐张线夹 X 光数据集	86.06	92.01	147.71	122.36

从表 2 数据分析，改进后的模型在两类数据集上 FID 值较其余三种模型相比也有明显降低，其中与 GAN + $R_{1,2}$ 相比 FID 值分别降低 24.3%与 29.7%。此外整体训练过程稳定，生成图像更加清晰，细节丰富。

6. 结束语

为了解决现有生成对抗网络在小样本图像数据增强中生成的图像不够清晰、训练过程容易波动以及模式坍塌频发这些问题，本文构建了一种融合相对判别器与零中心梯度惩罚机制(R_1、R_2 正则化)的相对论配对生成对抗网络(RpGAN)，并在生成器里引入残差块来强化特征提取。在 StackedMNIST 手写数字和耐张线夹 X 光小样本数据集上做了多组对比实验，从实际生成效果和量化指标(SMD, FID)两方面来看，实验结果都说明本文算法比只用了 R_1 正则化的 RpGAN 和标准 GAN 更好，证明了改进是可行且有效的。

本方法仍存在部分局限，模型仅能够缓解模式坍塌，在样本极度匮乏条件下依旧会出现部分模式重复；R_1、R_2 双重梯度惩罚增加梯度求解的计算与显存开销；惩罚超参数依靠人工预实验选取，跨数据集适配需要重新调参。后续应引入隐空间多样性约束进一步抑制模式坍塌；研究梯度稀疏采样方法降低双重惩罚的计算代价；实现梯度惩罚系数自适应动态调节，并将算法迁移到医学影像、遥感图像、电力 X 光检测等真实小样本场景，拓展条件生成能力，实现类别可控的数据增强。

基金项目

重庆科技大学硕士研究生创新计划项目(YKJCX2520511)。

参考文献

[1] 张晓峰, 吴刚. 基于生成对抗网络的数据增强方法[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(10): 201-206.

[2] 徐海青, 余江斌, 梁翀, 张晓航. 基于 GAN 的改进 RPN 输电线路细小金具缺陷检测方法[J]. 电子器件, 2021, 44(6): 1409-1416.

[3] Goodfellow, I.J., Pouget Abadie, J., Mirza, M., *et al*. (2014) Generative Adversarial Networks. arXiv: 1406.2661

[4] 曹仰杰, 贾丽丽, 陈永霞, 等. 生成式对抗网络及其计算机视觉应用研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(10): 1433-1449.

[5] Sun, R.Y., Fang, T.T. and Schwing, A. (2020) Towards a Better Global Loss Landscape of GANs. arXiv: 2011.04926

[6] Jolicoeur Martineau, A. (2019) The Relativistic Discriminator: A Key Element Missing from Standard GAN. arXiv: 1807.00734

[7] Mescheder, L., Geiger, A. and Nowozin, S. (2018) Which Training Methods for GANs Do Actually Converge? arXiv: 1801.04406

[8] Gulrajani, I., Ahmed, F., Arjovsky, M., *et al*. (2017) Improved Training of Wasserstein GANs. arXiv: 1704.00028

[9] Roth, K., Lucchi, A., Nowozin, S., *et al*. (2017) Stabilizing Training of Generative Adversarial Networks through Regularization. arXiv: 1705.09367

[10] 郭伟, 庞晨. 改进生成式对抗网络的图像数据集增强算法[J]. 电讯技术, 2022, 62(3): 281-287.

[11] Chen, L. and Wang, H. (2022) Improved Relativistic Pairing GAN with Residual Blocks for Few Shot Image Generation. *IEEE International Conference on Signal Processing*, Beijing, 21-24 October 2022, 1345-1349.

[12] Radford, A., Metz, L. and Chintala, S. (2016) Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. arXiv: 1511.06434. https://arxiv.org/abs/1511.06434

[13] 杨东升, 吉明佳, 周博文, 等. 基于双生成器生成对抗网络的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电网技术, 2021, 45(08): 2934-2944.

[14] 段亚茹. 基于生成对抗网络的文本生成图像算法[D]: [硕士学位论文]. 西安: 长安大学, 2023.

[15] Karras, T., Laine, S., Aittala, M., *et al.* (2020) Analyzing and Improving the Image Quality of StyleGAN. 2020 *IEEE*/*CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Seattle, WA, 13-19 June 2020, 8110-8119. https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00813

[16] 吴少乾, 李西明. 生成对抗网络的研究进展综述[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(3): 377-388.

[17] He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Las Vegas, 27-30 June 2016, 770-778. https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.90

[18] 王星, 杜伟, 陈吉, 等. 基于深度残差生成式对抗网络的样本生成方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(8): 1887-1894.

[19] 徐贵力, 刘小霞, 田裕鹏, 等. 一种图像清晰度评价方法[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(1): 180-184.

[20] Chen, J., Zhang, Y., Bai, S., Zhu, J., Chirarattananon, P., Ni, K., *et al*. (2021) Dual-Foci Fast-Scanning Photoacoustic Microscopy with 3.2-MHz A-Line Rate. *Photoacoustics*, **23**, Article ID: 100292. https://doi.org/10.1016/j.pacs.2021.100292

[21] Heusel, M., Ramsauer, H., Unterthiner, T., *et al*. (2017) GANs Trained by a Two Time Scale Update Rule Converge to a Local Nash Equilibrium. *Proceedings of the* 31*st International Conference on Neural Information Processing Systems*, Long Beach, 4-9 December 2017, 6629-6640.

[22] Zhang, H., Goodfellow, I., Metaxas, D., *et al*. (2019) Self Attention Generative Adversarial Networks. *Proceedings of the* 36*th International Conference on Machine Learning*, Long Beach, 9-15 June 2019, 7354 7363.

[23] Lucic, M., Kurach, K., Michalski, M., *et al*. (2018) Are GANs Created Equal? A Large Scale Study. arXiv: 1711.10337

[24] 董永生, 范世朝, 张宇, 等. 生成对抗网络的发展与挑战[J]. 信号处理, 2023, 39(1): 154-175.

[25] Xia, X.L., Xu, C. and Nan, B. (2017) Inception-v3 for Flower Classification. 2017 2*nd International Conference on Image*, *Vision and Computing* (*ICIVC*), Chengdu, 2-4 June 2017, 783-787. https://doi.org/10.1109/icivc.2017.7984661