

文章编号:1007-2780(XXXX)XX-0001-11

基于改进 BEGAN 的钢材缺陷图像数据增强方法

赵健宏^{1,2,3}, 杨华民^{1,2,3}, 隋意⁴, 王鹏^{1,2,3}

- (1. 长春理工大学 计算机科学技术学院, 吉林 长春 130022;
2. 吉林省大数据科学与工程联合重点实验室, 吉林 长春 130022;
3. 吉林省网络数据库应用软件科技创新中心, 吉林 长春 130022;
4. 包头稀土研究院 白云鄂博稀土资源研究与综合利用国家重点实验室,
内蒙古 包头市 014030)

摘要:材料科学研究在逐渐开发由计算机视觉主导的深度学习方法,然而目前有限的实验数据难以支撑此类基于大数据的方法探索。针对以上问题本文提出一种改进的边界均衡生成对抗网络(Boundary Equilibrium Generative Adversarial Networks, BEGAN)的数据增强模型。首先,将生成器网络中归一化的方式改为谱归一化,相比批归一化降低了对训练样本量的需求;其次,在模型的生成器/解码器中加入残差模块,避免了过拟合现象出现并加速模型训练;最后,加入自注意力机制,加强模型对缺陷细节的提取能力,训练过程损失参数收敛更加平滑和迅速。利用公开钢材缺陷数据集进行了消融实验和对比实验,通过两项生成网络评价指标和分类网络正确率证明改进模型质量显著优于对比实验中四种主流生成模型,相比 BEGAN 模型的生成数据集,图像分类算法的效果提高了 5.55%;FID 值下降了 54.35%;IS 值提高了 18.18%,并通过实际应用实验确认生成数据的效果足以应对小样本过拟合问题。

关键词:钢材表面缺陷;数据增强;生成对抗网络;自注意力机制

中图分类号:TP391 文献标识码:A doi:10.37188/CJLCD.2026-0031 CSTR:32172.14.CJLCD.2026-0031

A data augmentation method for steel defect images based on improved BEGAN

ZHAO Jianhong^{1,2,3}, YANG Huamin^{1,2,3}, SUI Yi⁴, WANG Peng^{1,2,3}

- (1. Department of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology,
Changchun 130022, China;
2. Jilin Provincial Joint Key Laboratory of Big Data Science and Engineering,
Changchun 130022, China;
3. Jilin Provincial Science and Technology Innovation Center of Network Database
Application Software, Changchun 130022, China;
4. Baotou Research Institute of Rare Earths, State Key Laboratory of Baiyunobo Rare Earth Resource
Researches and Comprehensive Utilization, Baotou 014030, China)

Abstract: Objective Materials science research is trying to develop deep learning-based computer vision methods, but currently limited experimental data is difficult to support the exploration of such big data-based methods. However, the limited experimental data cannot support such kind of big-data based

收稿日期:2026-03-10;修订日期:2026-04-03.

research. This paper proposes an improved boundary balanced generative adversarial network (BEGAN) data augmentation model to overcome this issue. Method Firstly, changing the normalization method in the generator network to spectral normalization reduces the requirement for training sample size compared to batch normalization; Secondly, adding residual modules to the generator/decoder of the model avoids overfitting and accelerates model training; Finally, a self-attention mechanism is added to enhance the model's ability to extract defect details, resulting in smoother and faster convergence of loss parameters during the training process. Result This paper conducted ablation experiments and comparative experiments using a publicly dataset of steel defects. Through two evaluation metrics and classification network accuracy, the experiments demonstrated that the improved model significantly outperforms four mainstream generative models. Compared to the BEGAN model's generative dataset, the image classification performance improved by 5.55%; the FID value decreased by 54.35%; the IS value has increased by 18.18%. Conclusion The performance of generated specimens proved this improved method is sufficient as an image enhancement method to cope with small sample problems.

Key words: steel surface defect; data augmentation; neural network; generative adversarial network; self-attention mechanism

1 引 言

研究表明,在应用等离子转移弧成型技术(Plasma transfer arc forming technology, PTA)制备的金属涂层中添加纳米 Y_2O_3 有改变晶界状态、细化晶粒和减少裂纹的作用,从而改善涂层硬度和耐磨性^[1],但是过量的添加会使晶粒粗大,反而造成更多裂纹^[2],所以PTA合金钢涂层中纳米 Y_2O_3 的最佳添加量还有待探索。在此过程中,常用微观结构表征法揭示相和缺陷的分布,从而评估涂层材料的性能^[3]。通过扫描电子显微镜(scanning electron microscope, SEM)图像分析进行金相微观结构表征是最常用的方法之一^[4],然而目前对微观结构表征分析主要依赖研究人员的人眼识别和主观评价^[5],缺乏更科学有效的自动识别和量化方法。

随着基于神经网络的识别算法在图像分析方面取得显著成果,研究人员也寄希望于利用计算机视觉方法,开发一种自动化的识别和量化技术^[6]。然而针对特定材料进行试验产生的材料SEM图像数量十分有限,与神经网络训练所需的大规模数据仍存在较大差距。同时由于稀土材料在国内外的研究相较于其他领域——如医学影像的检测和分析^[7]——相对较少,因此鲜有用于训练和验证的公开数据集,使得现有基于计算机视觉的 Y_2O_3 涂层量化分析方法研究工作很

难进行。虽然近年来生成网络发展日新月异,然而多是基于现实世界彩色图像的人工智能应用发展,融合风格迁移或通用大模型定义等,对于色彩单调且针对性强的图像生成任务难以适用^[8]。

一段时期以来利用生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)执行数据增强任务的研究是十分热门的话题,研究者从不同方面对生成对抗网络模型做出了很多优化。RADFORD等^[9]提出深度卷积生成对抗网络,生成图像比原始GAN更清晰,但是由于引入的深度学习网络出现了模式崩溃、训练消耗大等问题。ARJOVSKY等^[10]引入wasserstein距离取代了JS(Jensen-Shannon)散度作为损失函数,虽然缓解了前者在训练过程中遇到的资源消耗过大和模式崩溃问题,但训练时可能会出现梯度爆炸导致训练失败。Mao等^[11]使用最小二乘损失函数取代了生成对抗网络原本的损失函数,实现缓解GAN训练不稳定和生成图像多样性不足的问题,对模式崩溃的情况仍然无能为力。何祥等^[12]通过实验验证循环生成对抗网络(cycle generative adversarial networks, CycleGAN)在图像增强任务的应用方面显著优于深度卷积生成对抗网络(deep convolutional generative adversarial networks, DCGAN),但是其泛化应用能力还有待验证。David等^[13]提出了一种结构简单的生成

对抗网络,边界均衡生成对抗网络(Boundary Equilibrium Generative Adversarial Networks, BEGAN),加入了一个均衡参数的概念用来平衡生成图像质量和多样性,生成结果允许通过均衡参数来调配图片质量或多样性,并在训练过程中采用一种收敛程度估计方式,强化模型的收敛能力,然而仍然存在生成图像细节丢失问题。Ren等^[14]基于BEGAN开发了具有反馈方案的边界均衡面部超分辨率生成对抗网络 boundary equilibrium face super-resolution generative adversarial networks (BESRGAN),由于超分辨率任务更注重生成样本的真实性,加强了模型的对样本细节的感知,使生成样本更加逼真,不可避免地减少了样本多样性。

针对以上生成网络模型仍然存在的问题,本文提出了基于改进BEGAN的钢材缺陷图像数据增强方法^[15]。该方法具有如下几个特点:1、在生成器卷积过程中加入残差模块^[16],帮助特征重用,提升特征表达能力,改善图像细节的生成;2、使用谱归一化(spectral normalization, SN)^[17]和

实例归一化代替批归一化,使网络不再依赖于批量处理;3、加入自注意力机制^[18],完善图像生成任务中的全局结构保持,使其更好地捕捉图像中的全局结构和长距离依赖关系,生成更连贯和结构合理的图像;4、最后本文的改进模型与流行的生成模型分别在一个常见公开钢材料缺陷图像数据集 NEU-DET^[19]上进行对比,并观察用训练和生成图像的效果,使用量化指标评估模型性能,验证了改进网络的有效性。

2 模型和改进

2.1 BEGAN模型

生成对抗网络有众多变型,在生成器、判别器和损失函数方面各有优势。本文针对涂层SEM图像特点改进的BEGAN模型本体,是在WEGAN的基础上提出的,其改进了对生成器质量的评价方法,简化了生成网络,杜绝了模式崩溃,同时在生成器和判别器之间加入一个均衡多样性和生成质量的超参数解决了训练不平衡的问题。其结构如图1所示。

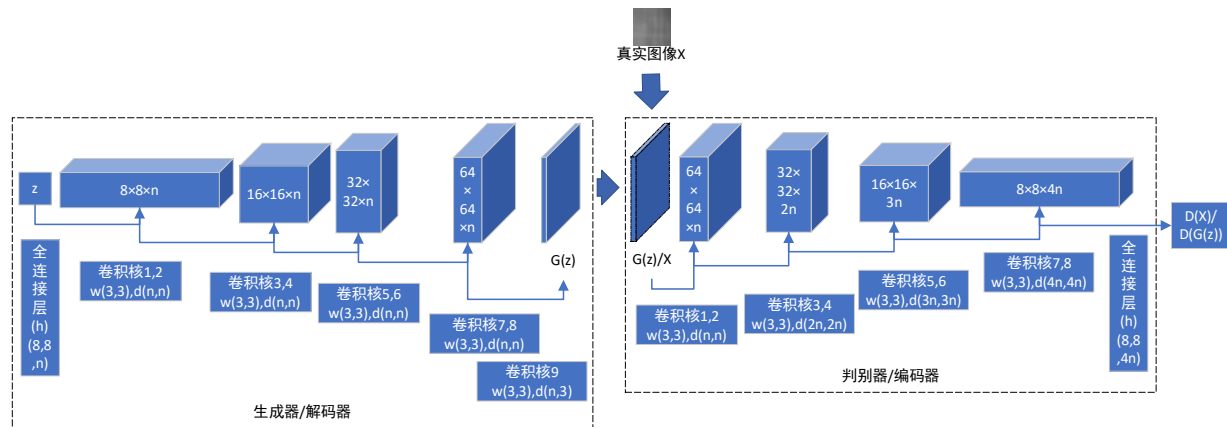


图1 BEGAN结构

Fig. 1 BEGAN structure

在BEGAN模型中,生成器 h 维随机噪声向量 z 作为输入,在全连接层和四个卷积层的网络结构中通过卷积和上采样进行升维。而判别器 D 则使用了自动编码器,输入是 R^N 维度的图像 v ,输出是维度为 R^{N_s} 的张量 $D(v)$,即可计算真实输入图像和经过自编码网络输出的 $D(v)$ 的相似程度。模型的任务是尽可能地匹配误差的分布,思路是如果分布之间足够相似,那么真实样本之间的分布

也将足够相似。其损失函数的计算方式如下:

$$L(v) = |v - D(v)|^p, \quad (1)$$

$$L'(v) = |v - G(v)|^p. \quad (2)$$

$L(v)$ 和 $L'(v)$ 满足独立同分布条件,又根据中心极限定理,可以认为 $L(v)$ 和 $L'(v)$ 分别是 $\mu_1 = N(m_1, C_1)$ 和 $\mu_2 = N(m_2, C_2)$ 的正态分布,其中 m 是均值, C 是方差矩阵。则可以计算误差

分布的 Wasserstein 距离:

$$W(\mu_1 + \mu_2)^2 = \frac{1}{2} \left(\|m_1 - m_2\|_2^2 + \text{Tr}(C_1 + C_2 - 2(C_2^{1/2} C_1 C_2^{1/2})^{1/2}) \right), \quad (3)$$

其中 $\text{Tr}()$ 表示矩阵的迹。实际上在生成网络损失的分布距离问题中上式可以简化为:

$$W(\mu_1 + \mu_2)^2 \propto \|m_1 - m_2\|_2^2. \quad (4)$$

BEGAN 中生成器和鉴别器对应的损失函数为:

$$\begin{cases} L_D = L(x) - k_t L(G(z_D)) \\ L_G = L(G(z_G)) \\ k_{t+1} = k_t - \lambda_k (\gamma L(x) - L(G(z_G))) \end{cases}. \quad (5)$$

训练的理想结果是 D 无法判别样本来源,即它们的期望误差应该相等:

$$E[L(x)] = E[L(G(z))]. \quad (6)$$

BEGAN 模型期望 D 既可以对真实图像自动编码,又可以正确的判别输入的样本,所以引入了一个边界平衡参数 γ 来控制模型的目标,定义为:

$$\gamma = \frac{E[L(G(z))]}{E[L(x)]}. \quad (7)$$

通过控制这个超参数可以在图像的多样性和生成质量之间做均衡。

2.2 改进 BEGAN 模型结构

为了使 BEGAN 模型能更有效地学习并模仿不锈钢材料表面缺陷的 SEM 图像,我们为 BEGAN 的生成器添加了残差连接模块和自注意

力模块。其中残差连接可以帮助特征重用,提升特征表达能力,改善图像细节的生成;自注意力模块为生成器建立长距离依赖关系,完善图像生成任务中的全局结构保持。

一个残差块的结构如图 2,这种残差结构让 BEGAN 生成器能够保持低频信息,(整体结构)不被高频细节覆盖;改善梯度流动,训练更深网络增强特征传播,不同层级间信息更好交流。

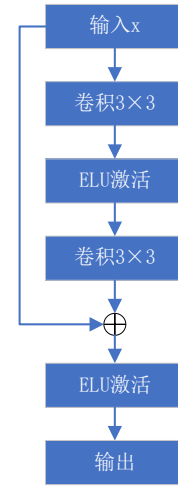


图2 残差块的结构

Fig. 2 Structure of a residual block

自注意力模块的结构如图 3,其数学计算公式如下:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V. \quad (8)$$

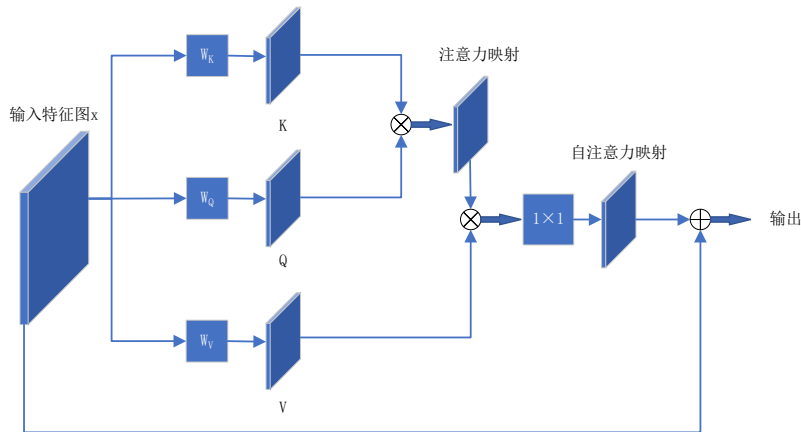


图3 自注意力机制模块

Fig. 3 Structure of self-attention mechanism

其中,查询Q,键K,值V分别由输入矩阵与权重投影矩阵相乘得来。

自注意力机制可以更好地利用全局性息,同时突出输入的重要特征并抑制不显著的要素或通道,使特征图的提取过程在保持性能的同时保证较远距离特征的一致性,提升网络性能。

另外本文改进的判别器结构中,在每个卷积后使用谱归一化(Spectral Normalization)代替批归一化。相比批归一化,谱归一化能降低网络对

批量处理的依赖,避免批次较小时产生不稳定的统计量,减缓判别器的收敛速度促进更细致的特征学习。

改进的BEGAN网络结构如图4,改进的BEGAN解码器中使用带有指数线性单元(ELU)的卷积,然后使用谱归一化,每个尺寸块内重复两次。在 16×16 和 32×32 尺寸块后分别加入自注意模块。在输出层通过全卷积层输出图像。

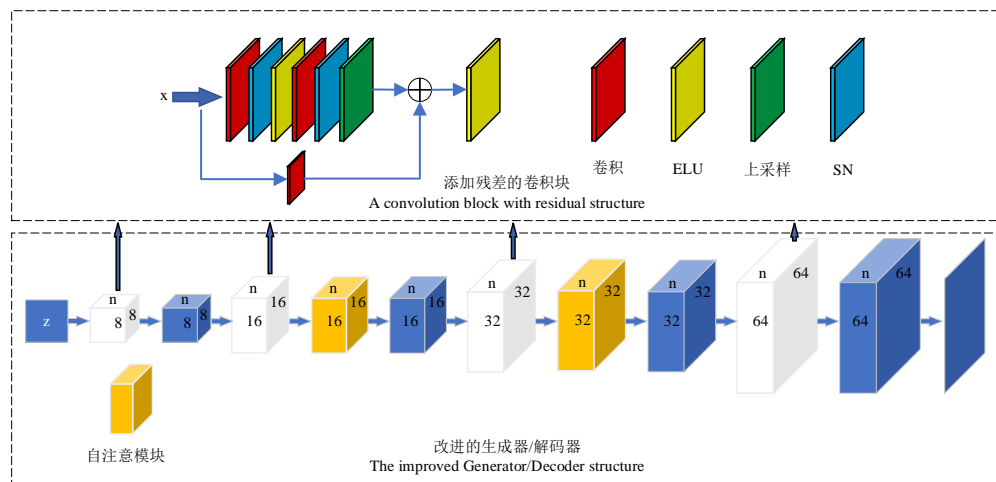


图4 改进模型结构

Fig. 4 Structure of improved model

3 实验与分析

3.1 实验设置

实验通过公开数据集验证模型的可行性,选用东北大学钢材表面缺陷数据集(NEU-DET)^[20],包含裂纹(crazing)、夹杂(inclusion)、斑块(patches)、麻点(pitted surface)、压入氧化皮(rolled-in scale)和划痕(scratches)六种缺陷,共1 800张图像,如图5所示。

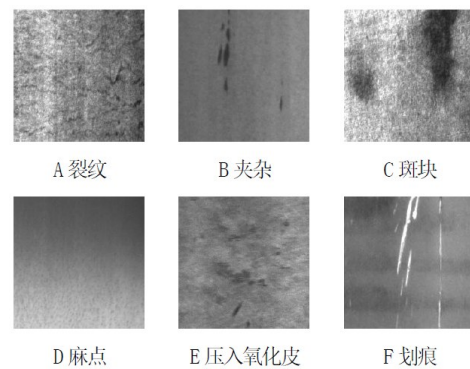


图5 NEU-DET数据集图像

Fig. 5 Data-set image of NEU-DET

表1 实验环境

Tab. 1 Experiment environment

软硬件平台	型号参数
CPU	Intel Core I7-6700K
GPU	Nvidia GeForce RTX4090
显存	24GB
内存	48GB
软件环境	Ubuntu 20. 04. 6 LTS Pytorch CUDA 11. 8

训练过程中参数设置如表2,实验过程中,在特定迭代次数令模型生成图像,可以进行一些对模型效果的主观评价。如图6所示,可以观察到,1 500次迭代以后图像逐渐易于辨别,第2 000次迭代的生成图像已经十分清晰,图像上的缺陷已经基本可以肉眼识别。

表2 训练参数设置

训练参数	值
Batch	16
Epoch	2 000
生成图像尺寸	64×64
γ	0.7
学习率	0.000 1
优化器	Adam

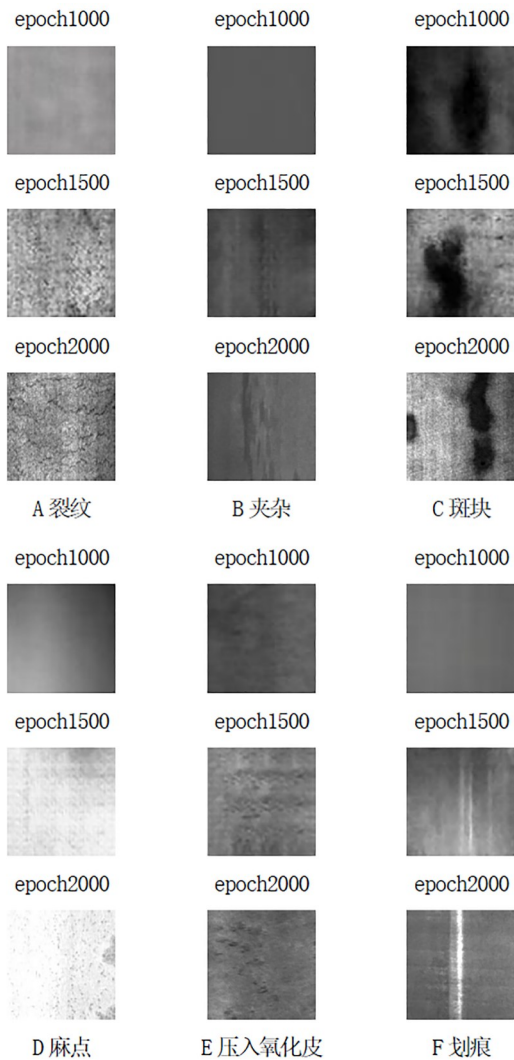


图6 1 000、1 500、2 000迭代次数下生成结果。

Fig. 6 Generated results under 1 000, 1 500, and 2 000 iterations.

3.2 评价方法

本文对生成图像采用常见的两种生成图像性能评价指标 FID^[21] (Fréchet inception distance) 和 IS^[22] (inception score) 进行评价。其中 FID 通

过计算真实数据和生成数据特征分布之间的 Fréchet 距离衡量模型性能, 其值越低说明生成数据越接近真实数据, 表明生成器的性能越好。特征分布通过 Inception-v3 网络提取。计算公式如下:

$$FID(r, g) = \|\mu_r - \mu_g\|^2 + \text{tr}(C_r + C_g - 2\sqrt{C_r C_g}), \quad (9)$$

其中 μ_r 表示真实样本特征分布, μ_g 表示生成样本特征分布的均值, C_r 表示真实样本, C_g 表示生成样本的特征方差, tr 为求迹操作。

IS 通过计算真实数据和生成数据特征分布之间的散度来判断图像的清晰度和多样性, 其值越大说明生成数据的清晰度越好, 多样性更接近于真实图像。特征分布同样可以通过 Inception-v3 网络提取。计算公式如下:

$$IS(G) = \exp(E_{x \sim P_g} D_{KL}(P(y|x) \| P(y))), \quad (10)$$

其中 x 是从生成数据的分布 P_g 中采样的样本, $E_{x \sim P_g}$ 表示 x 在生成数据的分布 P_g 上的期望, D_{KL} 表示生成数据和真实数据特征分布间的 KL 散度, $P(y)$ 和 $P(y|x)$ 分别表示生成样本在所有样本的边缘分布和样本 x 被分类成 y 的概率。

3.3 消融实验

本文以 BEGAN 模型为基准, FID 和 IS 分数为评价指标, 对不同模块的改进内容进行测试分析。本文模型的改进内容包含三个部分: 首先是在判别器中用谱归一化代替批归一化, 记为 N1; 接着在特征提取的卷积过程中加入残差, 标记为 N2; 然后在生成器的网络中添加自注意力机制, 记为 N3。通过后期中常用分类网络 ResNet50 进行分类测试, 试验改进模块对钢材缺陷图像的生成能力, 以其分类的准确率作为生成图像质量的评价指标, 其中训练数据集由生成模型输出 2 400 张钢材缺陷图像与真实图像中的 70% 组成, 测试数据集采用真实图像的其余 30%, 迭代次数设置为 50。

图 7 展示了训练过程中修改不同模块后过程参数的变化, 其中 m_{global} 是 BEGAN 特有的收敛指标, 衡量判别器对真实图像和生成图像的平衡程度; k 是均衡参数, 控制判别器对生成图像的关注程度; 其余 4 项分别是判别器损失、生成器损失、真实图像损失和生成图像损失, 可以观察到随着模块的改进程度增加, 过程参数的收敛速度

越来越快,损失值更快达到平滑区间。表3是消融实验过程中各个评价指标计算结果。从表和图中可以分析得知,谱归一化的引用使得训练指标变化更加平滑,但是对模型性能提升效果并不

明显;引入残差后模型性能得到明显提升,训练过程参数更快达到平衡区间,但是波动仍然较大;引入自注意力机制的模型性能进一步得到提升,训练过程参数收敛迅速并且很快趋于平滑。

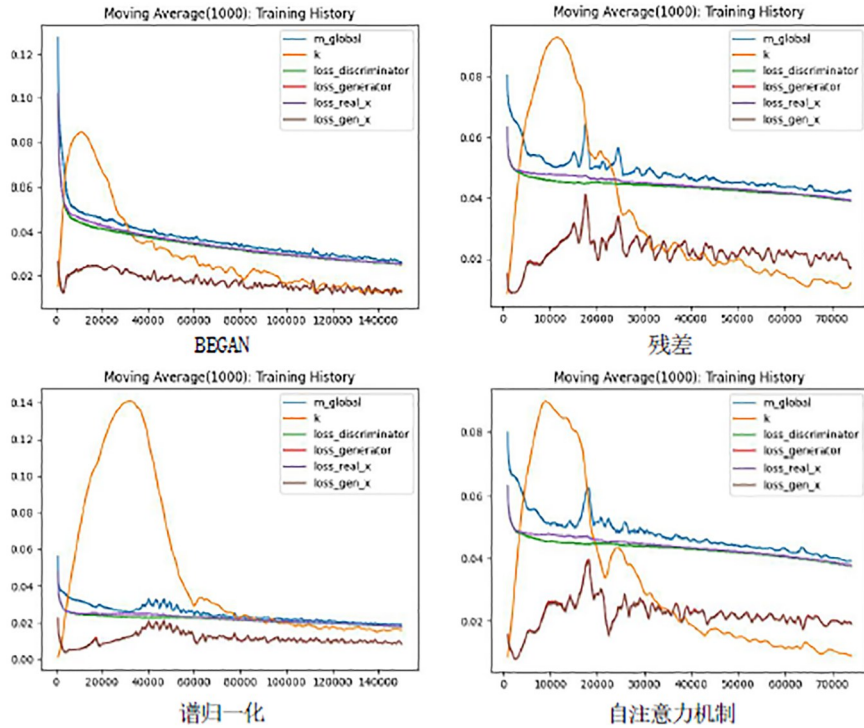


图7 消融实验过程训练参数变化

Fig. 7 Training parameters during ablation experiment process

表3 消融实验结果

Tab. 3 Results of ablation experiment

模型	ResNet50/%	FID	IS
BEGAN	90.1	132.74	1.54
N1	90.3	130.14	1.56
N2	93.7	100.48	1.74
N3	95.1	60.59	1.82

与原始BEGAN网络相比,改进模型生成图像在ResNet50网络中的分类效果有明显提高,其中:识别准确率提高了5.55%;FID值下降了54.35%;IS值提高了18.18%。消融实验表明残差和自注意力机制显著提高了生成模型在应对钢材缺陷图像时的特征提取能力,谱归一化改善了训练的稳定性。

3.4 对比试验

为充分验证对模型改进在钢材缺陷图像生

成的有效性,与其他主流生成网络DCGAN、WGAN、LSGAN、Cycle-GAN进行对比试验。实验环境和数据集与上节保持一致,从主观生成图像观察和客观评价指标两个方面评估模型生成质量。

图8是几个模型生成的部分缺陷图像。从图中可以观察到,LSGAN和Cycle-GAN生成图像比较模糊,难以辨别生成缺陷的种类;DCGAN和WGAN模型生成图像中存在大量噪声,裂纹、斑块和划痕还较能分辨,夹杂、麻点和压入氧化皮基本无法辨别;BEGAN模型生成的图像清晰度已经足够判断缺陷种类,但生成的图像缺陷细节还有不够突出;对其进行有针对改进的本文模型对缺陷细节的生成效果在主观感受上有显著提高。

对上述各模型的生成结果计算评价指标如表4所示。从指标结果上来看,基础模型中BE-

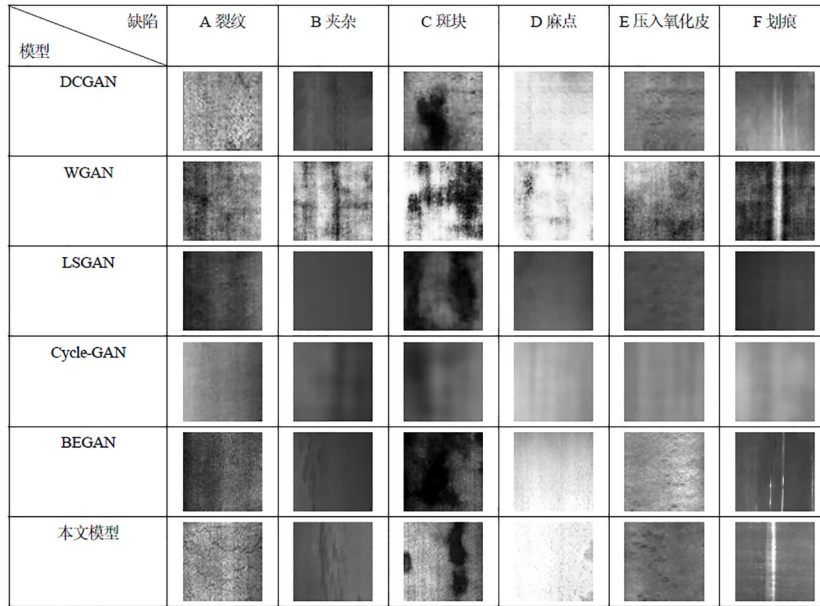


图8 对比实验生成图像

Fig. 8 Generate images through comparative experiments

表4 对比实验结果

Tab. 4 Results of comparative experiment

模型	ResNet50/%	FID	IS
DCGAN	84.7	155.41	1.44
WGAN	83.2	158.36	1.41
LSGAN	76.8	169.88	1.27
Cycle-GAN	78.3	166.42	1.21
BEGAN	90.1	132.74	1.54
本文模型	95.1	60.59	1.82

GAN模型对钢材料缺陷的生成能力比其他生成模型要好一些,其他通用模型在此类针对性任务中的

图像生成水平一般。与原始网络相比,改进模型的生成图像清晰度有明显提高,图像细节更丰富。

3.5 应用试验

在材料缺陷分割研究任务中,图像分割模型的训练数据来源于现场采集的 Y_2O_3 不锈钢涂层SEM图像(如图9)。使用原始数据,经过旋转、缩放、添加噪声等传统数据增强方法扩充数据集,将229张 2580×1944 分辨率的SEM图像裁剪为274800张 64×64 分辨率图像,以3:1:1的比例随机划分训练集、测试集和验证集,结果出现训练失败情况,如图10a。经过分析,传统的数

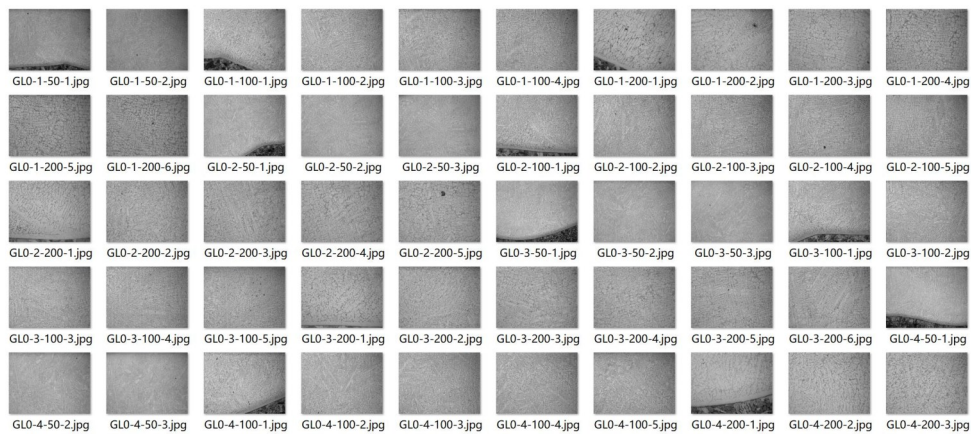


图9 部分现场采集SEM图像

Fig. 9 Partial on-site collection of SEM images

据增强方法对于SEM图像多样性的扩充能力太差,微观图像对旋转和缩放等处理并不敏感,导致模型很快进入过拟合状态。使用本文提出的

改进模型对训练集数据进行扩充增强,测试集和验证集保持不变,最终样本数量达到9:1:1,分割模型可以进行正常训练,训练参数变化如图10b。

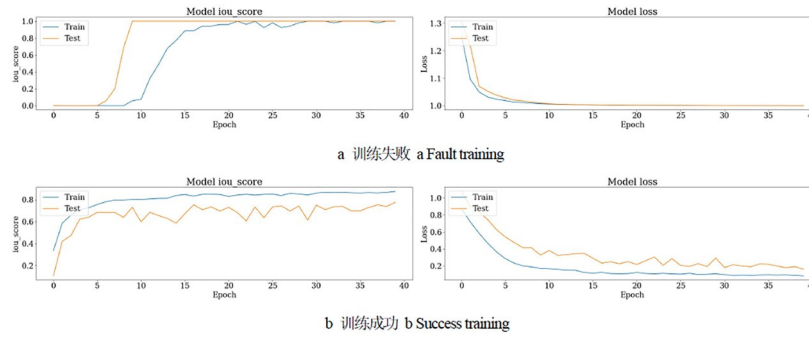


图10 分割模型训练参数

Fig. 10 Segmentation model training parameters

4 结 论

本文在BEGAN的基础上进行改进,用来解决钢材缺陷图像的识别任务中样本量有限的问题。通过在恰当的网络结构中添加残差模块提升样本特征的提取能力,利用自注意力机制保持全局特征的一致性,用谱归一化优化网络训练的稳定性 and 收敛能力。通过消融实验和对比试验验证了模型改进的有效性,所生成的钢材缺陷图像在ResNet50网络上的识别准确率提高了5.55%;FID值下降了

54.35%;IS值提高了18.18%,各项指标均明显优于其他主流生成模型。通过实际应用试验,确实有效解决了由样本数据不足导致的模型训练失败的问题。虽然本文生成模型的图像尺寸限制为 64×64 ,在数据扩充过程中需要对原始图像进行对应的裁剪、拼接操作,由于最终分割任务对样本的整体性要求不高所以并未造成影响,但是在其他任务中图像尺寸限制可能会影响应用,可以根据实际数据集情况向编码器和解码器分别添加对应尺寸的卷积层来增加模型的泛化能力。

参 考 文 献:

- [1] Yue, J. Combined effect of Y_2O_3 nanoparticles and Si second-phase oxide on microstructure and wear resistance of plasma-clad steel coating. *Surface and Coatings Technology* 403, 126348 (2020).
- [2] 刘小鱼,隋意,杨利峰,等. 纳米 Y_2O_3 对14CrSiMnV硬质合金涂层耐磨耐热氧化性影响[J]. *中国稀土学报*, 2020, 38(05):688-695.
Liu Xiaoyu, Sui Yi, Yang Lifeng, etc The effect of nano Y_2O_3 on the wear resistance, heat resistance, and oxidation resistance of 14CrSiMnV hard alloy coating [J]. *Chinese Journal of Rare Earth*, 2020, 38 (05): 688-695
- [3] 刘小鱼,隋意,岳俊宇,等. 微量纳米氧化钇对激光熔覆法制备的17Cr2NiSi铁合金涂层耐磨耐热氧化性能的影响[J]. *稀土*, 2020, 41(05):11-18.
Liu Xiaoyu, Sui Yi, Yue Junyu, etc. The effect of trace nano yttrium oxide on the wear resistance, heat resistance, and oxidation resistance of 17Cr2NiSi iron alloy coating prepared by laser cladding method [J]. *Rare Earth*, 2020, 41 (05): 11-18.
- [4] Wei Z., Xu W., Dong S. *et al.* *Ultraprecision*, high-capacity, and wide-gamut structural colors enabled by a mixture probability sampling network[J]. *Light Sci Appl* 15, 164 (2026).
- [5] 陈名渝,谢玥辰,吕雄涛,等. 冷轧钢表面与内部缺陷检测研究[J]. *中国光学(中英文)*, 2024, 17(4): 823-833.

- CHEN Ming-yu, XIE Yue-chen, LV Xiong-tao, etc. Detection of surface and internal defects in cold rolled steel[J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(4): 823-833.
- [6] LuLinpeng, ZhouShun, ShuYefeng, etc. High-throughput transport-of-intensity quantitative phase imaging with aberration correction[J]. *Light: Advanced Manufacturing* 5, 45(2024)
- [7] Chen, X. *et al.* Recent advances and clinical applications of deep learning in medical image analysis. *Med. Image Anal.* 79, 102444 (2022).
- [8] Megahed M. & Mohammed A. A comprehensive review of generative adversarial networks: *Fundamentals*, applications, and challenges. Wiley Interdiscip. Rev. -Comput. Stat. 16, (2024).
- [9] Radford A. , Metz L. & Chintala S. Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. *Preprint at* <https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.06434> (2016).
- [10] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein generative adversarial networks[C] // *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*. Albion, N. Y. , USA: MLR Press, 2017:214-223.
- [11] Mao, X. *et al.* Least Squares Generative Adversarial Networks. *Preprint at* <https://doi.org/10.48550/arXiv.1611.04076> (2017).
- [12] 何翔, 杨爱军, 黎健生, 等. 基于 cycleGAN 的太阳电池电致发光图像数据增强方法[J]. *液晶与显示*, 2024, 39(8):1057-1069.
- HE Xiang, YANG Aijun, LI Jiansheng, *et al.* Electroluminescence defect image augmentation method of solar cell based on cycleGAN[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2024, 39(8): 1057-1069.
- [13] Berthelot D. , Schumm T. & Metz L. BEGAN: Boundary Equilibrium Generative Adversarial Networks. *Preprint at* <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.10717> (2017).
- [14] Ren X. , Hui Q. , Zhao X. , Xiong J. , Yin J. : BESRGAN: Boundary equilibrium face super-resolution generative adversarial networks. *IET Image Process.* 17, 1784 - 1796 (2023). <https://doi.org/10.1049/ipr2.12755>.
- [15] Megahed M. ; Mohammed A. A Comprehensive Review of Generative Adversarial Networks: *Fundamentals*, Applications, and Challenges. Wiley Interdiscip. Rev. -Comput. Stat. 2024, 16 (1). <https://doi.org/10.1002/wics.1629>.
- [16] 颜贝, 张礼, 张建林, 等. 基于残差结构的对抗式网络图像生成方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(18): 310-317.
- Yan Bei, Zhang Li, Zhang Jianlin, etc Adversarial Network Image Generation Method Based on Residual Structure [J]. *Advances in Laser and Optoelectronics*, 2020, 57 (18): 310-317
- [17] Yoshida Y. & Miyato T. Spectral Norm Regularization for Improving the Generalizability of Deep Learning. *Preprint at* <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.10941> (2017).
- [18] 于文家, 丁世飞. 基于自注意力机制的条件生成对抗网络[J]. *计算机科学*, 2021, 48(01):241-246.
- Yu Wenjia, Ding Shifei Conditional Generative Adversarial Networks Based on Self Attention Mechanism [J]. *Computer Science*, 2021, 48 (01): 241-246
- [19] 时培明, 申世春, 叶蕾, 等. 基于改进 DCGAN 网络的钢材表面缺陷图像数据增强方法[J]. *计量学报*, 2025, 46(09):1377-1384.
- Shi Peiming, Shen Shichun, Ye Lei, etc A data augmentation method for steel surface defect images based on improved DCGAN network [J]. *Journal of Metrology*, 2025, 46 (09): 1377-1384
- [20] Song, K. & Yan, Y. A noise robust method based on completed local binary patterns for hot-rolled steel strip surface defects. *Applied Surface Science* 285, 858 - 864 (2013).
- [21] Heusel M. , Ramsauer H. , Unterthiner T. , *et.al.* & Hochreiter, S. GANs Trained by a Two Time-Scale Update Rule Converge to a Local Nash Equilibrium. in *Advances in Neural Information Processing Systems vol. 30* (AssociatesCurran, Inc. , 2017).

- [22] Barratt S. & Sharma R. A Note on the Inception Score. *Preprint at* <https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.01973> (2018).

作者简介:



赵健宏,男,博士研究生,长春理工大学在读,主要从事计算机视觉材料分析方面的研究。E-mail: cancerhusky@hotmail.com



杨华民,男,工学博士,教授、博士生导师,2007年获长春理工大学光学工程博士学位,主要从事光学工程与计算机领域研究。E-mail: <mailto:brightlishi@gmail.com>13504330011@163.com