第 52 卷 第 7 期：3040-3051 高电压技术 Vol.52, No.7: 3040-3051
2026 年 7 月 31 日 High Voltage Engineering July 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20251837

基于改进扩散模型的小样本变电缺陷图像生成方法

杨 洋[1]，高 飞[1]，尚文同[1]，李 岩[2]，赵永强[2]，杨 宁[1]，杜 坡[1]
（1. 中国电力科学研究院有限公司，北京 100192；2. 国家电网有限公司，北京 100031）

摘 要：由于膨胀器冲顶等变电缺陷危急程度高、发生频次低，缺陷图像样本少，亟需通过图像生成方式扩充小样本缺陷图像，支撑变电缺陷图像识别算法有效提升。该文提出了基于改进扩散模型的变电缺陷图像小样本生成方法。首先，针对小样本训练生成式模型难以控制缺陷真实性的问题，提出了改进生成扩散模型，通过添加 ResNext 轻量控制分支，实现对多样性缺陷细节的精准生成。然后，针对生成大图时背景失真的问题，降低模型学习难度和大图生成运算内存资源，提出通过缺陷掩膜区域生成，并将缺陷区域融合至原始图像。最后针对缺少缺陷图像生成质量评价方法，综合了图像质量指标，即弗雷彻初始距离(Frechet inception distance, FID)、初始分数(inception score, IS)、结构相似性指数(structural similarity index measure, SSIM)、视觉信息保真度(visual information fidelity, VIF))和目标检测模型提升指标 F1 分数(F1-Score，F_1)综合评价生成的缺陷图像质量。试验表明，该文方法相对于 GAN 和 SD 系列生成式算法，在小样本变电缺陷图像生成图像质量指标上提高了 25%；相比于仅用真实缺陷和正常样本训练的目标检测算法，采用该文方法添加使用正常图像和本文生成的缺陷图像后，训练的目标检测算法的 F1 分数平均提升 12%以上。

关键词：小样本；智能巡检；人工智能；生成扩散模型；图像生成

Small Sample Generation Method for Substation Defect Images Based on the Improved Diffusion Model

YANG Yang[1], GAO Fei[1], SHANG Wentong[1], LI Yan[2], ZHAO Yongqiang[2], YANG Ning[1], DU Po[1]
(1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China; 2. State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China)

Abstract：Due to the high severity and low frequency of substation defects in expander topping and the small number of defect image samples, it is urgent to expand the small-sample defect images through image generation methods to support the effective improvement of substation defect image recognition algorithms. This paper proposes a small sample generation method for transformer defect images based on the improved diffusion model. Firstly, aiming at the problem that the generative model trained with small samples is difficult to control the authenticity of defects, an improved generative diffusion model is proposed. By adding the ResNext lightweight control branch, the precise generation of diverse defect details is achieved. Then, aiming at the problem of background distortion when generating large images and reducing the learning difficulty of the model and the video memory resources for generating large images, this paper proposes to generate through defect mask regions and fuse the defect regions into the original image. Finally, in view of the lack of a quality evaluation method for defect image generation, this paper comprehensively evaluates the quality of the generated defect images by integrating image quality indicators, including Frechet inception distance (FID), inception score (IS), structural similarity index measure (SSIM), visual information fidelity(VIF), and the improvement index of the target detection model (including F1 score). Experiments show that, compared with the GAN and SD series generative algorithms, the method proposed in this paper can be adopted to improve the image quality index of small-sample transformer defect image generation by 25%. Compared with the object detection algorithm trained only with real defects and normal samples, after adding normal images and the defect images generated using the method proposed in this paper, the F1 score of the trained object detection algorithm is increased by more than 12% on average.

Key words：small sample; intelligent inspection; artificial intelligence; generative diffusion model; image generation

基金资助项目：国家电网有限公司科技项目(5200-201955095A-0-0-00)。
Project supported by Science and Technology Project of SGCC (5200-201955095A-0-0-00).

0　引言

随着我国经济持续发展，以变电站为枢纽的电网规模不断扩大，目前，国家电网投运变电站数量已超过 4.6 万座。依托“摄像头+机器人+无人机”构建的变电站智能巡视模式已经覆盖超过 1.4 万座变电站，覆盖率超过 30%，显著减轻了变电运维班组现场例行巡视的工作负担[1-2]。

基于目标检测的人工智能算法是变电站智能巡视中设备外观缺陷自动识别的关键技术。2012 年之前，图像目标检测相关人工智能方法主要依靠手工特征提取、滑动窗口与分类器等技术，典型方法包括 Hog、PCA、SVM 等。2012 年后，传统机器学习方法逐渐暴露出泛化能力不足的问题，而基于数据驱动的深度学习算法在变电设备缺陷图像识别中虽然效果更优，却对大规模缺陷样本数据存在较强依赖。依据《输变电一次设备缺陷标准》(Q/GDW1906)，变电设备外观缺陷可划分为 11 大类、45 个典型场景。在缺陷严重程度低、发生频次高、缺陷样本数量多的场景中，目标检测算法通常可取得较优的 F1 分数值。例如，在指针式表计(表盘模糊、表盘破损、表计读数异常、外壳破损)缺陷场景中，召回率接近 90%，且误检率低于 3%[3-5]，在绝缘子(破裂、表面污秽)缺陷类型上的平均精度可达到 85%以上[6]，在呼吸器缺陷(硅胶变色、硅胶桶破损、油封油位异常、油封破损)方面，召回率高于 90%，误检率低于 7%[7]。然而，由于膨胀器冲顶、瓦斯油位异常等危急程度高、发生频次低的变电缺陷，因缺陷图像样本稀缺，相关检测效果显著下降，检出率低于 75%，误检率高于 30%[8-9]。缺陷样本数量不足已成为制约目标检测算法在变电站智能巡视中规模化实用化的重要瓶颈。

图像生成技术的井喷式发展为小样本扩充提供了更多思路。2012 年前，通常采用图像色域变换、图像翻转、直方图均衡化、滤波锐化等传统方法[10]进行图像生成，该类传统方法还在样本预处理上沿用。2013 年，Kingma 提出变分自编码器(variational autoencoder，VAE)，通过引入隐变量有效捕捉数据潜在结构，其潜空间更有利于插值和采样[11]，增加了生成的多样性，但生成的图像质量不高。2014 年，Lan Goodfellow 提出对抗生成网络(generative adversarial network，GAN)，通过生成网络和判别网络的对抗，可生成更加逼真的图像，但生成样式单调，多样性不足[12]。2018 年，Tero 等提出基于 GAN 的变体 StyleGAN[13]，通过分层潜在空间一定程度上增加了多样性，但仍存在训练不稳定的情况。2022 年，CompVius 团队提出稳定扩散模型(stable diffusion，SD)，结合潜空间提高了生成速度，融入了多模态信息，通过文本生成多样性的图像，虽训练稳定，但难以控制生成的真实性[14]。为此，为充分利用大语言模型的先验知识，当前主流多模态大模型多采用文本信息引导生成，通过 CLIP[15]、Bert[16]或 T5[17]等自然语言处理模型提取文本特征以指导图像生成。然而，此类生成模型通常需要依托海量图像样本进行学习，才能实现与文本特征相匹配的高质量图像生成。

变电站现场采集的图像背景复杂、设备种类繁多，在缺陷样本稀缺的条件下，生成式模型难以有效学习背景特征，仅依靠文本引导生成的图像可控性较差，难以保证与原始图像在背景一致性与真实性上的匹配。例如模型生成的高压线路往往结构杂乱无序，与真实场景形态差异显著。此外，由高清摄像机、巡检机器人及无人机等终端采集的图像中，目标设备仅占较小的像素区域，若直接对高分辨率图像进行缺陷生成，会占用大量计算内存并显著增加推理耗时。尽管变电站智能巡视已积累大量正常设备样本，但其对缺陷识别率的提升作用有限。因此，利用图像生成技术合成缺陷图像以扩充缺陷样本库，进而支撑变电设备缺陷检测算法性能提升，具有重要的研究意义与应用价值。

综上，针对变电设备缺陷检测场景中缺陷样本稀缺、小样本下缺陷图像生成可控性差、背景一致性不足、大模型微调成本高、评价体系缺失等核心痛点，本文以 Stable Diffusion 为基础模型，提出一套面向变电小样本场景的缺陷图像可控生成与质量评价完整方案，在控制训练参数量、降低显存占用的同时，显著提升了生成效率与缺陷样本可用性。本文的核心工作与创新点总结如下所述。

1）提出轮廓引导的双路径可控生成与低参量微调架构，解决小样本下缺陷生成细节可控性弱、多样性不足与大模型微调成本高的双重难题。在文本提示的基础上，新增轮廓图作为精细化控制条件，设计轻量级 ResNeXt[18]独立控制分支实现轮廓信息的精准编码与引导，可基于正常设备图像的轮廓生成多类型、多形态的缺陷图像，大幅提升缺陷生成的多样性与细节可控性；同时在 stable Diffusion 主

干 U-Net 的交叉注意力层(Cross Attention)引入低秩适配器(low-rank adaptation，LoRA[19])结构，冻结模型主干参数仅微调极小量参数，在保留预训练模型强大生成能力的同时，实现小样本数据集下的高效微调，避免过拟合风险，同时显著降低训练显存占用与推理耗时。

2）提出区域定向生成+泊松融合的两阶段缺陷图像生成范式，破解全图生成模式下背景一致性差、模型学习负担重、推理效率低的行业痛点。摒弃现有研究普遍采用的全分辨率图像直接生成思路，创新性地先从原图中提取设备关键区域完成定向缺陷生成，再通过泊松融合算法将缺陷区域无缝嵌入原始图像，在保证缺陷生成效果的同时，极大地降低了模型的学习难度与计算开销，同时彻底解决了生成图像与原始背景的一致性、真实性问题，实现了正常图像到缺陷图像的高保真转换。

3）构建双维度多指标的缺陷生成图像综合评价体系，填补了变电小样本场景下缺陷生成效果无系统化评价标准的空白。针对现有缺陷生成研究评价维度单一、无法验证生成样本工程价值的问题，本文从图像固有生成质量与下游任务性能增益两个核心维度出发，采用弗雷彻初始距离(Frechet inception distance, FID)、初始分数(inception score, IS)、结构相似性指数(structural similarity index measure, SSIM)、视觉信息保真度(visual information fidelity, VIF)指标量化评估生成图像的真实性与相似度，同时基于目标检测模型的 F1 分数，验证不同比例生成缺陷样本对小样本下缺陷检测模型的性能提升效果，实现了生成图像质量的全面、可量化评价，为同类研究提供了标准化的评价参考。

1 缺陷区域图像生成方法

图 1 为本文缺陷图像生成方法的总体框架，其中，冻结参数的 Stable Diffusion 的 U-Net 中采用 LoRA 进行微调，并基于多 ResNeXt 模块的网络分支对轮廓图进行处理。本章围绕缺陷区域图像生成的关键技术与实现细节展开论述。1.1 节针对样本利用效率问题，阐述图像数据的预处理流程，实现缺陷数据与正常数据的充分挖掘与利用。1.2 节构建了以设备轮廓线为引导的生成机制，突破了单一样本的生成限制，仅需输入单张正常设备图像，即可批量生成多幅对应缺陷设备图像。

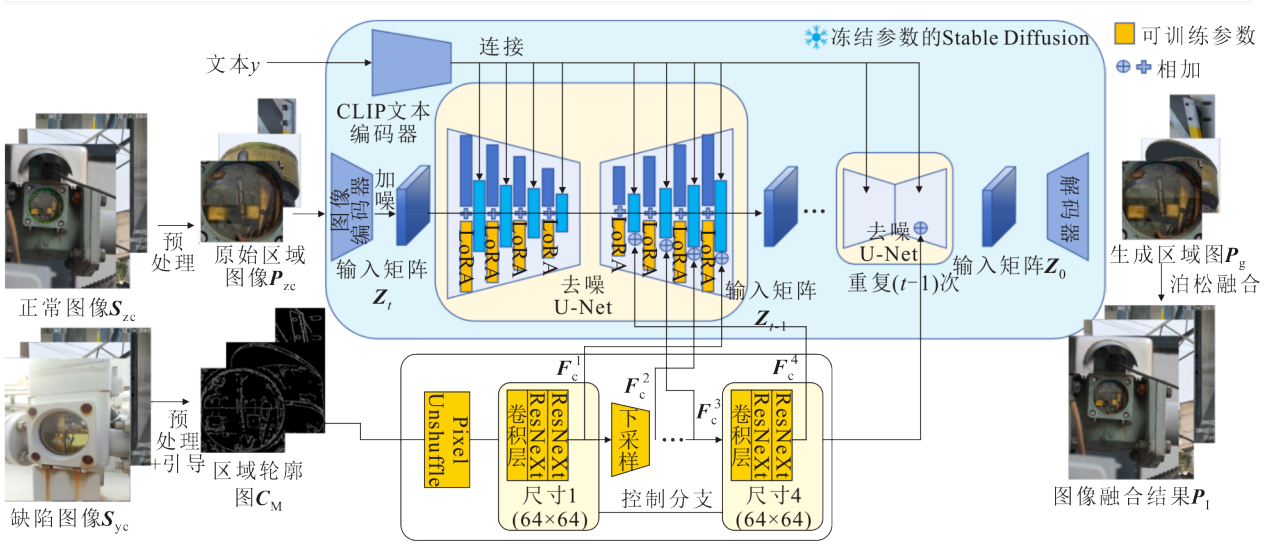


图 1 总体框架图

Fig.1 Overall frame diagram

1.1 数据预处理

记原始正常图像为 $\boldsymbol{S}_{zc}$，原始缺陷图像为 $\boldsymbol{S}_{yc}$，所有原始图像统一记作 $\boldsymbol{S}$。采用 labelme 工具对目标设备的轮廓进行像素级标注，标注类别分别划分为正常和异常两大类型。针对异常图像的处理流程如图 2 左图所示：对于单张原始异常图像 $\boldsymbol{S}$，基于轮廓标注结果提取目标区域的最小外接矩形，裁剪得到对应区域图像并记为 $\boldsymbol{P}$；同步为该区域图像生成匹配的文本 prompt，prompt 采用固定模板 A photo of a*，其中*为区域图像对应的标签类别。

使用 Canny[20]算子，对区域图像提取轮廓图，Canny 算子边缘检测的步骤包括以下几步。

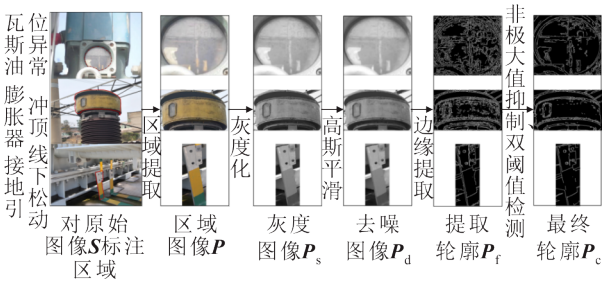


图 2　数据预处理流程示意图

Fig.2　Schematic diagram of data preprocessing process

1）图像灰度化

对图像的三通道进行加权平均，计算式为：

$$\boldsymbol{G}_{\text{ray}} = (\boldsymbol{R} + \boldsymbol{G} + \boldsymbol{B}) / 3 \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{R}$、$\boldsymbol{G}$、$\boldsymbol{B}$ 为图像的三通道灰度值矩阵，其尺寸与图像的长宽相同，得到单通道的灰度图像 $\boldsymbol{P}_{\text{s}}$。

2）消除噪声

使用高斯平滑滤波器卷积降噪，kernel 一般取 3、5、7 等奇数，当 kernel=5 时得高斯卷积核 $\boldsymbol{K}$ 为：

$$\boldsymbol{K} = \frac{1}{\boldsymbol{J}} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} & a_{54} & a_{55} \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中：$a_{ij}(i,j=1,2,\cdots,5)$为像素的灰度值，通常取归一化系数矩阵 $\boldsymbol{J}=[a_{ij}](i,j=1,2,\cdots,5)$，保留去噪图像 $\boldsymbol{P}_{\text{d}}$。

3）计算梯度幅度和方向

计算像素(x, y)处的梯度值：

$$G_{\text{rad}}(x,y) = \sqrt{G_{\text{radx}}^2 + G_{\text{rady}}^2} \tag{3}$$

计算梯度方向：

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_{\text{rady}}}{G_{\text{radx}}}\right) \tag{4}$$

式中：G_{radx}为 x 轴方向的梯度；G_{rady}为 y 轴方向的梯度。为了简化，依据 θ 值量化为 4 个方向之一：0°、45°、90°、135°。

4）非极大值抑制

为了细化边缘，本文采用非极大值抑制策略。具体而言，对于图像中的每个像素(x, y)，沿其梯度方向 θ 将当前梯度幅值 $G_{\text{rad}}(x, y)$与该方向上相邻的两个像素幅值进行比较。若 $G_{\text{rad}}(x, y)$不是局部最大值，则将其抑制，值置为 0，否则保留该值。通过此过程，最终提取出单像素宽度的精细轮廓图 $\boldsymbol{P}_{\text{f}}$。

5）双阈值检测，滞后阈值处理

为有效分离真实边缘与背景噪声，本文采用双阈值策略对梯度幅值进行分级判别。设高阈值为 T_{high}，低阈值为 $T_{\text{low}}(T_{\text{high}}>T_{\text{low}})$，像素分类规则如下：

强边缘：

$$G_{\text{rad}}(x,y) \geq T_{\text{high}} \tag{5}$$

弱边缘：

$$T_{\text{low}} \leq G_{\text{rad}}(x,y) \leq T_{\text{high}} \tag{6}$$

非边缘：

$$G_{\text{rad}}(x,y) < T_{\text{low}} \tag{7}$$

式中：$G_{\text{rad}}(x, y)$为像素(x, y)处的梯度幅值。阈值设定为 $T_{\text{high}}=0.3\times G_{\max}$，$T_{\text{low}}=0.1\times G_{\max}$。其中 $G_{\max}$ 表示图像全局最大梯度值。经阈值判定后，强边缘像素直接保留，非边缘像素置零剔除，弱边缘像素则需进一步进行连通性分析。

本文采用滞后阈值法实现边缘连接：遍历所有弱边缘像素，若其 8-领域内存在已标记的强边缘像素，则将该弱像素提升为真实边缘；随后基于 8-邻域连通性进行递归追踪，直至所有可连通的弱边缘均被标记，该过程有效修补了断裂边缘，保证了轮廓的连续性。最终生成的二值化轮廓图记为 $\boldsymbol{P}_{\text{c}}$。完整的数据预处理流程如图 2 所示。

1.2　轮廓图引导生成多样性缺陷

按照数据预处理流程，由原始缺陷图像 $\boldsymbol{S}_{\text{yc}}$ 分割提取缺陷最终轮廓图 $\boldsymbol{P}_{\text{c-yc}}$，获取不同缺陷边缘信息，保存为缺陷轮廓模板 $\boldsymbol{M}$；由原始正常图像 $\boldsymbol{S}_{\text{zc}}$ 分割提取正常图像最终轮廓图 $\boldsymbol{P}_{\text{c-zc}}$。通过轮廓图引导生成多样性缺陷的总体原则为：假设设备区域所在的图像矩阵为 $\boldsymbol{Y}^{w_1\times h_1}$，缺陷模版所在的图像区域为 $\boldsymbol{Z}^{w_2\times h_2}$，需要保证缺陷的变化范围处于设备区域之内，即需满足式(8)。

$$\begin{cases} w_1 \geq w_2 \\ h_1 \geq h_2 \end{cases} \tag{8}$$

式中：w_1、h_1 分别为设备区域所在的图像矩阵的宽和高；w_2、h_2 分别为缺陷模版所在的图像矩阵的宽和高。在不同高度，w_i 随着 $h_i(i=1,2)$的变化而变化。

如图 3 所示，从缺陷区域图像 $\boldsymbol{P}_{\text{yc}}$ 中提取出缺陷轮廓模板 $\boldsymbol{M}$，将此缺陷轮廓按照式(8)中的规则引导至正常轮廓图中，得到缺陷模版引导的轮廓图 $\boldsymbol{C}_{\text{M}}$。将得到的缺陷模版引导的轮廓图 $\boldsymbol{C}_{\text{M}}$ 和提示文本一起输入训练好的模型进行推理，生成带有缺陷的瓦斯油位窗区域图像 $\boldsymbol{P}_{\text{g}}$。进一步地，通过变换 w_i 和 $h_i(i=1,2)$，引导不同高度且满足式(8)规则的缺陷轮廓线，如图 4 所示，可以生成不同液面高度的

异常瓦斯油位窗、不同开口大小的膨胀器冲顶缺陷和不同程度的接地引下线松动。

2 算法改进实现

图 1 所示为基于 Stable Diffusion 改进的算法总体框架图，在 Stable Diffusion 的基础上增加了一个多 ResNeXt 模块的网络分支，对轮廓图进行信息提取、特征对齐，并加入 U-Net 的解码器模块。此外，为了保留 Stable Diffusion 原有的高质量图像生成能力，对 Stable Diffusion 的原有参数进行冻结，同时为了在小样本集上进行微调，在 Stable Diffusion 的去噪 U-Net 模块处使用 LoRA 训练。图 1 中，橘黄色的块代表参数是可训练的，其余的参数是冻结的。下面在 2.1 节介绍 LoRA 的实现，在 2.2 节介绍基于多 ResNeXt 模块的分支架构。

2.1 LoRA

对于预训练冻结的权重矩阵 $\boldsymbol{W}^{p\times q}$，LoRA 用矩阵 $\Delta\boldsymbol{W}^{p\times q}$ 来近似表示 $\boldsymbol{W}^{p\times q}$，将 $\Delta\boldsymbol{W}^{p\times q}$ 分解为两个矩阵 $\boldsymbol{A}^{p\times r}$ 和 $\boldsymbol{B}^{r\times q}$，记为：

$$\Delta\boldsymbol{W}^{p\times q}=\boldsymbol{A}^{p\times r}\boldsymbol{B}^{r\times q} \tag{9}$$

式中：r 为 LoRA 的秩；p、q 为权重矩阵的行、列数。LoRA 在训练期间学习 $\Delta\boldsymbol{W}^{p\times q}$ 的分解表示 $\boldsymbol{A}^{p\times r}$ 和 $\boldsymbol{B}^{r\times q}$，如图 5 所示，权重更新为：

$$\boldsymbol{W}_{\text{update}}=\boldsymbol{W}^{p\times q}+\Delta\boldsymbol{W}^{p\times q} \tag{10}$$

由于在小样本上微调，这里取 r=16，特征矩阵 $\boldsymbol{Z}_t'$ 通过 LoRA，得到新的特征矩阵 $\boldsymbol{Z}_{t-1}'$。

2.2 基于多 ResNeXt 模块的控制分支

该分支结构简单且轻量，对轮廓图进行信息处理，如图 1 下面控制分支部分所示，该控制分支由 4 个特征提取块和 3 个下采样块组成，用于改变特

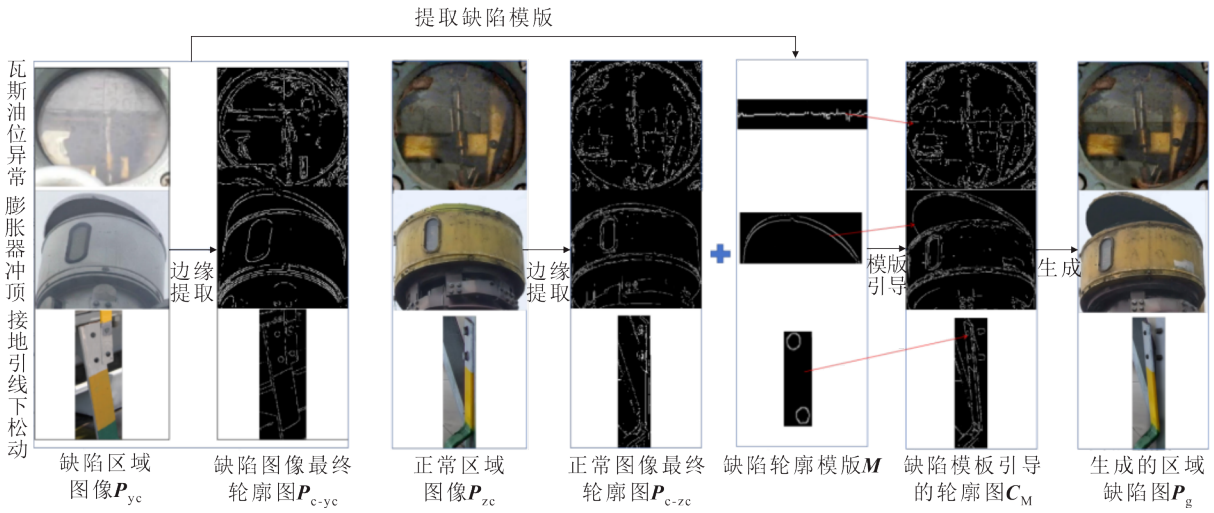
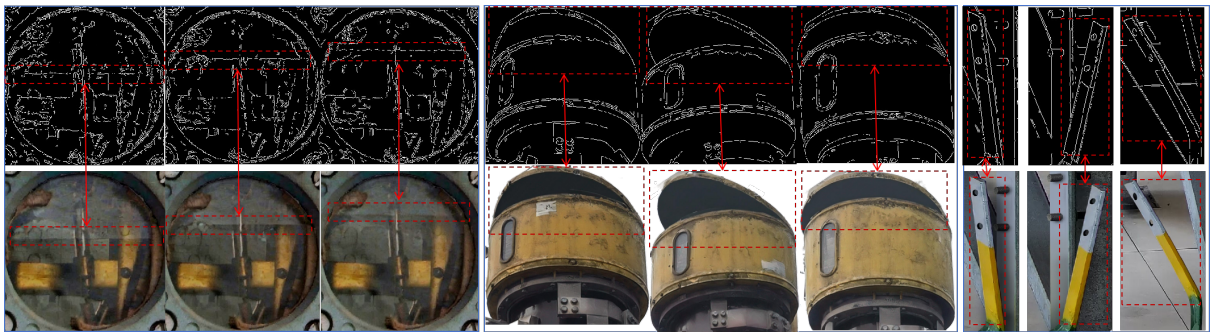


图 3 基于缺陷轮廓线引导的缺陷区域图像生成

Fig.3 Defect region image generation guided by defect contour lines



(a) 引导生成不同油位高度的瓦斯油位异常　(b) 引导生成不同开口大小的膨胀器冲顶　(c) 引导生成不同程度的接地引线下松动

图 4 基于不同程度缺陷轮廓引导的异常区域图像生成

Fig.4 Generation of anomaly region images guided by defect contours with various degrees

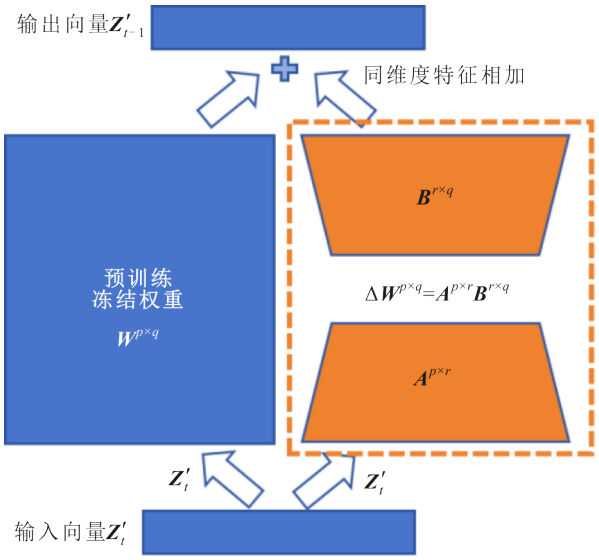


图 5　LoRA 实现示意图

Fig.5　Diagram of LoRA implementation

征分辨率，轮廓图的原始分辨率为 512×512。对轮廓图采用 64×64 Pixel Unshuffle[21]下采样。在每个尺度中，利用 1 个卷积层和 2 个 ResNeXt 模块提取条件特征 F_c^k。最终得到多尺度的特征 $\boldsymbol{F}_c=\{\boldsymbol{F}_c^1,\boldsymbol{F}_c^2,\boldsymbol{F}_c^3,\boldsymbol{F}_c^4\}$。$\boldsymbol{F}_c$ 的维度与 U-Net 的解码器特征 $\boldsymbol{F}_{dec}=\{\boldsymbol{F}_{dec}^1,\boldsymbol{F}_{dec}^2,\boldsymbol{F}_{dec}^3,\boldsymbol{F}_{dec}^4\}$ 的维度对应相同。条件特征提取和相加条件操作可以分别定义为：

$$\boldsymbol{F}_c=\kappa(\boldsymbol{C}) \tag{11}$$

$$\boldsymbol{F}_{dec}^{i'}=\boldsymbol{F}_{dec}^{i}+\boldsymbol{F}_c^{i},i\in\{1,2,3,4\} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{C}$ 为输入的轮廓图；κ 为分支特征提取操作；$\boldsymbol{F}_{dec}^{i'}$ 为分支特征与 U-Net 解码器特征拼接合并得到的特征。

在模型训练阶段，每个样本由 3 元组$(\boldsymbol{S}_{zc},\boldsymbol{C}_M,y)$构成，分别对应正常图像、轮廓图与提示文本。首先，经 VAE 编码器将 $\boldsymbol{S}_{zc}$ 映射至潜在表示 $\boldsymbol{Z}_0$；随后，从时间区间[0,T]中随机采样时间步 t，按扩散调度向 $\boldsymbol{Z}_0$ 注入噪声得到 $\boldsymbol{Z}_t$。优化损失函数 L_{Res} 定义为：

$$L_{Res}=E(\|\varepsilon-\varepsilon_\theta(Z_t,t,\tau(y),F_c)\|_2^2) \tag{13}$$

式中：τ 为文本编码器；ε 为编码器；ε_θ 为基于条件的去噪自动编码器；E 为统计期望。

3　图像融合

将生成的缺陷区域图像还原到原始图像中，融合成为最终的缺陷图像。本文采用了泊松融合[22]。设前景图为 $\boldsymbol{P}_g$，即生成的区域缺陷图像，V 为 $\boldsymbol{P}_g$ 的梯度场，$\boldsymbol{S}_{zc}$ 是原始正常图像，$\boldsymbol{\Omega}$ 为合并后背景图像中被前景所覆盖的区域，即 mask 区域。则$\partial\boldsymbol{\Omega}$ 是 $\boldsymbol{\Omega}$ 的边界，设合并后图像在 $\boldsymbol{\Omega}$ 内的像素表示函数是 f，在 $\boldsymbol{\Omega}$ 外的像素值表示函数是 f^*。此时，为达到融合像素平滑的目的，计算式表示为：

$$\min_f\iint_{\boldsymbol{\Omega}}|\nabla f-V|^2 \tag{14}$$

为了保持边界一致的目的，计算式表示为：

$$f|_{\partial\boldsymbol{\Omega}}=f^*|_{\partial\boldsymbol{\Omega}} \tag{15}$$

为了解决融合边缘可能存在的梯度不连续问题，本方法采用混合梯度策略，在梯度场中融合背景图与生成区域缺陷图像的梯度信息，选择最大梯度，保留生成缺陷图像的主体结构，同时融入背景图像的重要边缘。用 $\boldsymbol{P}_I$ 表示融合后的缺陷图像，则计算式表示为：

$$\nabla P_I=\max(|\nabla f|,|\nabla f^*|)\cdot\mathrm{sign}(\nabla f) \tag{16}$$

综上，改进的混合梯度方程为：

$$\nabla P_I=\begin{cases}\nabla f, & |\nabla f|>|\nabla f^*|\\ \alpha\nabla f+(1-\alpha)\nabla f^*, & \text{其他}\end{cases} \tag{17}$$

如图 6 所示，正常的原始图像根据标注的轮廓生成 mask，将 1.2 节中生成的区域缺陷图像调整图片尺寸成 mask 外接矩形的大小，再与原图的 mask 区域进行泊松融合，mask 区域之外的图像按照式(17)进行融合，经过上述操作，将原始正常的图像融合成了异常的缺陷图像。

4　实验分析

本文通过设计客观验证指标，模型训练轮数设置为 50，批处理大小为 4，使用 Adam 作为优化器，学习率为 10^{-5}。在训练过程中，输入为文本、原始图像和对应的轮廓图，原始图像包含异常图像和正常图像，进网络前将原始图像和轮廓图大小调整为 512×512，预训练的 Stable Diffusion 模型版本为 v1-5。训练在 2 块 NVIDIA Tesla 32G-V100 上进行。

实验数据集的数据分布如表 1 所示，Part A1 为变电站采集的瓦斯继电器、膨胀器、接地引下线正常数据，Part A2 为变电站采集的瓦斯油位异常、膨胀器冲顶、接地引下线松动异常数据，Part C 为基于 Part A1 的正常数据，采用本文方法进行缺陷生成。Part B 为从各个变电站采集的缺陷图像，与 Part A1 和 A2 不重复，用于测试集。

4.1　评价指标

本文选用 IS 和 FID 用于评估生成模型生成图像的质量和多样性，选用 SSIM 和 VIF 分数衡量参考

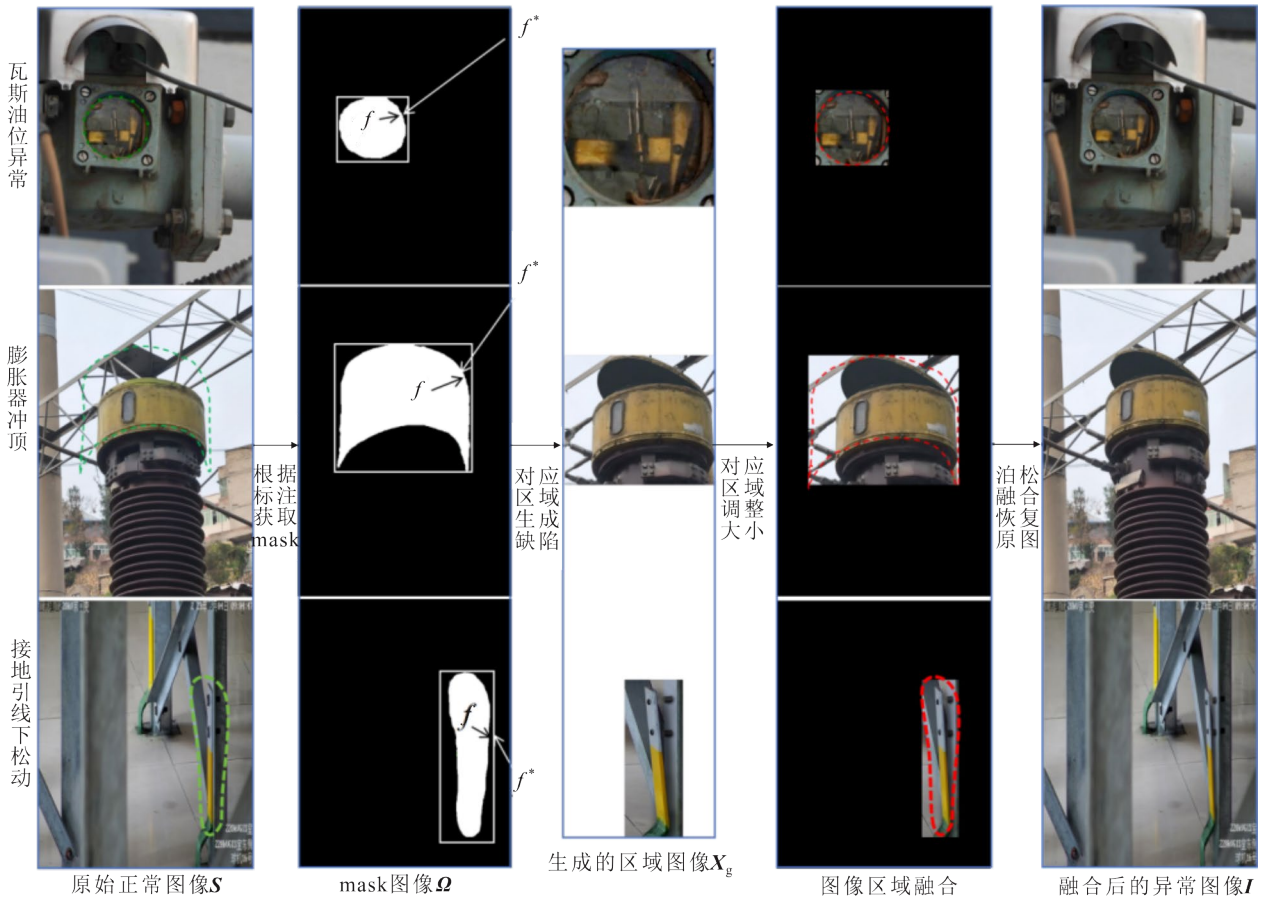


图 6 图像融合示意图

Fig.6 Schematic diagram of image fusion

表 1 实验数据分布

Table 1 Distribution of experimental data

数据集	来源	类别	数量/张
Part A1	变电站采集的正常数据	瓦斯油位正常	1 000
		膨胀器正常	2 000
		接地引下线正常	1 000
Part A2	变电站采集的缺陷数据	瓦斯油位异常	100
		膨胀器异常	300
		接地引下线异常	200
Part B	变电站采集的数据(与 Part A1 和 A2 不重复)	瓦斯油位异常	50
		瓦斯油位正常	450
		膨胀器异常	400
		膨胀器正常	400
		接地引下线异常	50
		接地引下线正常	450
Part C	基于 Part A1 生成不同倍数 N 的缺陷数据	瓦斯油位异常	1 000N
		膨胀器异常	2 000N
		接地引下线异常	1 000N

图像与生成图像之间的信息保真度，用于评估图像真实性。

IS 分数越高说明生成质量越好。IS 分数的计算方法为：

$$\varepsilon_{\mathrm{IS}}=\exp(E[\delta_{\mathrm{KL}}(p(y\mid x)\,\|\,p(y))]) \tag{18}$$

式中：$p(y|x)$为给定生成图像 x 的模型预测的类别概率分布；$p(y)=\Sigma_x p(y|x)/N$ 为所有生成图像的类别概率均值；$\delta_{\mathrm{KL}}(\cdot\|\cdot)$为 KL(Kullback-Leibler)散度，N 为生成图像的总数量。

FID 分数越小说明生成质量越好。FID 分数的计算方法为：

$$\varepsilon_{\mathrm{FID}}=\left\|\mu_{\mathrm{g}}-\mu_{\mathrm{r}}\right\|+T_{\mathrm{r}}(\Sigma_{\mathrm{g}}+\Sigma_{\mathrm{r}}-2(\Sigma_{\mathrm{g}}\Sigma_{\mathrm{r}})^{1/2}) \tag{19}$$

式中：$\|u_{\mathrm{g}}-u_{\mathrm{r}}\|$为均值向量差的平方范数；$T_{\mathrm{r}}$ 表示矩阵的秩；Σ_{g}表示生成特征的协方差；Σ_{r}表示真实特征的协方差。

SSIM 分数越大说明生成图像与原图的相似度越高，SSIM 的计算方法为：

$$n_{\mathrm{SSIM}}=\frac{(2u_{\mathrm{g}}u_{\mathrm{r}}+C_1)(2\sigma_{\mathrm{gr}}+C_2)}{(u_{\mathrm{g}}^2+u_{\mathrm{r}}^2+C_1)(\sigma_{\mathrm{g}}^2+\sigma_{\mathrm{r}}^2+C_2)} \tag{20}$$

式中：u_{g}、u_{r}分别表示生成图像与真实图像的像素均值；σ_{g}、σ_{r}为对应的标准差；σ_{gr}为两者的协方差；

C_1、C_2为稳定性常数，其取值与像素值的动态范围相关，用于避免分母为零。

VIF 分数介于[0,1]之间，越高说明生成的真实度越好。VIF 计算方法为：

$$\varepsilon_{\mathrm{VIF}}=\frac{\sum_k I_{\mathrm{test},k}}{\sum_k I_{\mathrm{ref},k}} \tag{21}$$

式中：$\sum_k I_{\mathrm{test},k}$ 为生成图像第 k 个子带互信息熵；$\sum_k I_{\mathrm{ref},k}$ 表示参考图像第 k 个子带互信息熵。

4.2　本文方法的生成效果

如图 7 所示，每行分别展示了不同正常图像生成的区域缺陷图像，通过控制分支，瓦斯油位窗可以生成不同的油面高度和真实的数字；膨胀器冲顶可以生成不同开口和方向的冲顶缺陷；接地引下线松动可以生成不同程度的松动。图 8 展示了在保证正常图像背景不变的情况下，只生成缺陷区域图像，利用图像融合，实现基于一张正常图像生成多张不同状态的缺陷图像，虚线框选的区域表示了通过控制生成不同程度的缺陷部分。



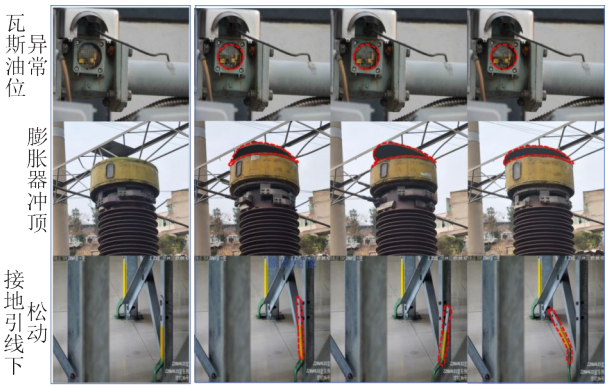
原始正常区域图像$\boldsymbol{P}_{\mathrm{zc}}$　本文方法生成的区域缺陷图像$\boldsymbol{P}_{\mathrm{g}}$

图 7　本文方法生成不同类别区域缺陷图像的效果图

Fig.7　Effect maps of defect images in different categories generated by the method in this paper

4.3　与其他方法的客观指标对比

本文选取了近年来主流生成方法对比，包含由图生图的 BigGan-deep[23]和 AOT-GAN[24]，由文生图的 Stable Diffusion 和 DreamBooth[25]，以及能够结合文本和轮廓图控制的 ControlNet[26]。以上方法均采用直接生成整图的方式，同时，为了作对比，ControlNet 作为可以采用轮廓图的方法，也加上了区域生成与本文方法对比。



原始正常图像$\boldsymbol{S}_{\mathrm{zc}}$　融合后的缺陷图像$\boldsymbol{P}_1$

图 8　本文方法正常图像融合区域生成缺陷图像融合效果图

Fig.8　Fusion effect map of defect image generated from the normal image fusion area

表 2 从客观指标结果对以上方法进行了对比，在 FID 和 IS 的图像质量指标上，本文方法比基于图生图的方法(a)和(b)提升 17.0%以上，比基于文本提示引导生成图的方法(c)和(d)提升 12.7%以上，比基于文本+轮廓图引导的方法(e)提升 9.9%以上，比同时添加了区域生成的方法(f)提升 0.25%以上；在 SSIM 和 VIF 的图像真实性指标上，本文方法比基于图生图的方法(a)和(b)提升 18.2%以上，比基于文本提示引导生成图的方法(c)和(d)提升 10.3%以上，比基于文本+轮廓图引导的方法(e)提升 4.8%以上，比同时添加了区域生成的方法(f)提升 0.08%以上。

表 2　不同方法的指标对比

Table 2　Comparison of indicators of different methods

方法	FID↓	IS↑	SSIM↑	VIF↑
(a)BigGan-deep (图生图)	21.45 (27.6%↓)	125.5 (17.0%↑)	0.702 2 (18.2%↑)	0.630 (47.6%↑)
(b)AOT-GAN (图生图)	22.79 (31.9%↓)	122.8 (19.6%↑)	0.699 6 (18.6%↑)	0.622 (49.5%↑)
(c)Stable Diffusion(文本)	20.66 (24.8%↓)	128.1 (14.6%↑)	0.747 9 (11.0%↑)	0.654 (42.2%↑)
(d)DreamBooth(文本)	20.24 (23.2%↓)	130.3 (12.7%↑)	0.752 3 (10.3%↑)	0.661 (40.6%↑)
(e)controlNet(文本+轮廓图)	19.61 (20.8%↓)	133.6 (9.9%↑)	0.792 1 (4.8%↑)	0.682 (36.3%↑)
(f)controlNet(文本+轮廓图+区域生成)	15.57 (0.25%↓)	146.3 (0.41%↑)	0.829 7 (0.08%↑)	0.920 (1.08%↑)
(g)本文方法(文本+轮廓图+区域生成)	**15.53**	**146.9**	**0.830 4**	**0.93**

图 9 从直观方面对以上方法进行了生成缺陷的效果对比。可以看出，基于图生图的方法(a)、(b)和基于文本提示引导生成图的方法(c)、(d)相对固定

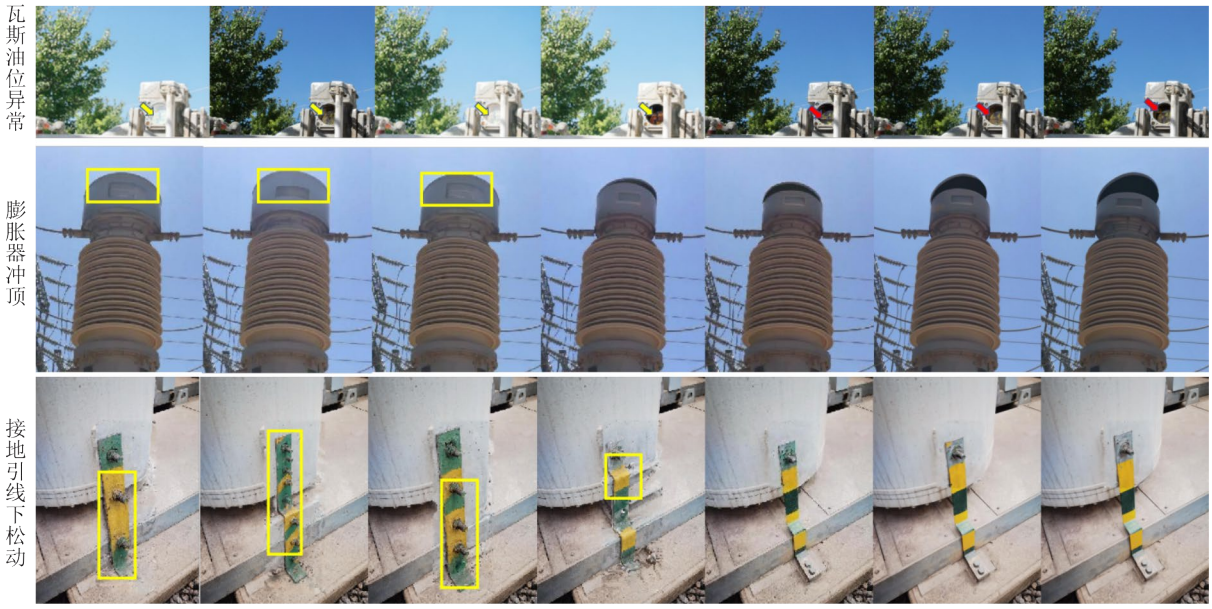


图 9 与其他方法生成缺陷图像对比示例

Fig.9 Visual comparison between DreamBooth and other methods in generating defect images

的瓦斯油面高度，难以控制膨胀器冲顶的顶盖开合，生成的接地引下线存在过多螺母和弯曲位置不符合事实的情况；方法(e)、(f)和本文方法可以生成不同高度油位的瓦斯油位异常，不同开口大小的膨胀器冲顶，控制接地引下线松动螺母的个数；从放大细节来看，本文方法生成的图像在图像质量和真实性方面优于其他方法。

4.4 消融实验

为了测试本文方法的 3 种改进对生成图像质量的贡献，以 Stable Diffusion v1-5 为基准模型，在基准的基础上组合添加 LoRA，控制分支，区域生成。一共试验了 4 种组合，对生成图像的指标进行了对比，其指标结果如表 3 所示。

表 3 消融实验评价指标对比

Table 3 Comparison of evaluation indexes of ablation experiments

序号	算法基准	Lora	控制分支	区域生成	FID↓	IS↑	SSIM↑	VIF↑
1	√				20.66 (24.8%↓)	128.1 (14.6%↑)	0.747 9 (11.0%↑)	0.654 (42.2%↑)
2	√	√			20.84 (25.4%↓)	128.3 (14.4%↑)	0.752 3 (10.3%↑)	0.66 (40.9%↑)
3	√	√	√		19.56 (20.6%↓)	134.5 (9.2%↑)	0.793 3 (4.6%↑)	0.685 (35.7%↑)
4	√	√	√	√	**15.53**	**146.9**	**0.830 4**	**0.93**

从表 3 数据可以看到，区域生成对生成图像指标的贡献在 FID 和 IS 图像质量方面平均提升了 14.9%，在 SSIM 和 VIF 图像真实性方面平均提升了 20.15%，这是由于原始图像大多为高分辨率的图像，区域生成只生成局部，剩下的部分采用融合原始图像，因此图像的质量指标保持较高的分数。其次，控制分支对于图像真实性的贡献较大，其中，在 FID 和 IS 图像质量方面平均提升了 5%，在 SSIM 和 VIF 图像真实性方面平均提升了 5.45%，通过轮廓图的引导，有利于模型更精准地生成局部细节。LoRA 用来适配学习特定领域数据的特征，对于指标的提升具有一定作用，其中，在 FID 和 IS 图像质量方面最大提升了 0.6%，在 SSIM 和 VIF 图像真实性方面最大提升了 1.3%。

4.5 对识别算法提升的有效性评估

为验证本文方法生成的缺陷图像对目标检测算法提升的有效性，进行了如下对比实验：分为 3 组，默认都采用 yolov8 base 的目标检测模型，且采用相同的参数和训练设置，数据集如表 1 所示，组 1 使用训练集数据为 Part A1+Part A2；组 2 使用训练数据为 Part A1+Part A2+Part C，其中，Part C 采用本文方法生成，且随着 Part C 的 N(N 为生成缺陷图像数量与真实缺陷图像数量的比值)不同取值采用不同数量的生成缺陷数据训练；组 3 使用训练集

数据为 Part A1+Part C，即不使用真实的缺陷数据，只使用本文方法生成的缺陷数据，且随着 Part C 的 N 不同取值采用不同数量的生成缺陷数据训练。3 组模型均采用 Part B 作为测试集。图 10 为 3 组对比模型在不同类型的缺陷测试集上的 F1 分数指标变化对比，从 3 组对比看，随加入生成样本的增加，组 2 训练的目标检测算法的 F1 分数相比组 1 最高提升约 12%；对比组 2 和组 3 的 F1 分数趋势可看出，只采用本文生成的数据指标十分接近额外添加了真实数据的指标，最小差距在 0.6%左右。此外，随着生成缺陷图像与真实缺陷图像比值增加，当 N=8 时，目标检测算法的 F1 分数达到顶峰，当 N 继续增大时 F1 分数稍微有所回落，证明在本文情况下生成 8 倍的缺陷数据可以达到最佳效果。

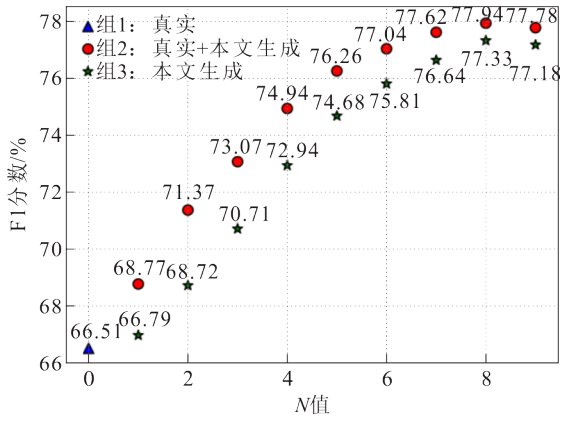


图 10　不同训练样本下目标检测算法 F1 分数对比

Fig.10　Comparison of F1-scores for object detection algorithms under different training samples

4.6　生成效率评估

变电站巡检终端采集的图像分辨率一般介于 1 280×720 至 2 560×1 440，因此测试采用 1 280×720、1 920×1080、2 560×1 440 共 3 种分辨率。本文基于 NVIDIA TESLA V100(32GB 运算内存)GPU 平台，在 PyTorch 2.5.1 与 CUDA 11.8 环境下进行推理测试。采用推理过程中最大运算内存占用和单步生成时间衡量算法的生成效率，最大运算内存占用通过 torch.cuda.max_memory_allocated()接口记录单次推理过程中的 GPU 运算内存峰值，结果如表 4 所示，从表 4 中看到，当生成图像的分辨率为 12 80×720 时，本文方法的单步生成时间为 890 ms，且最大运算内存占用 8G，在所有方法中耗时最短、内存占用最低；当生成图像的分辨率提升为 1 920×1 080 时，不采用区域生成策略的方法(a)—(e)运算内存占用均出现 30%~100%的跃升，本文方法的单步生成时间和最大运算内存占用基本保持稳定；当生成图像的分辨率为 2 560×1 440 时，直接全图生成的方法(a)—(e)均因超出 32GB 运算内存限制而失败，仅本文方法与方法(f)可顺利完成；在此分辨率下，单步生成时间上，本文方法只有方法(f)的不足 45%，同时最大运算内存占用仅为方法(f)的 50%。方法(f)虽引入区域生成思想，但仍依赖完整的 ControlNet 与基础扩散模型进行双路并行推理，ControlNet 的拷贝 U-Net 结构及跨层条件注入使参数量与中间缓存近似翻倍。本文方法在架构上引入了轻量化的 ReNeXt 分支，大大降低了运算内存的占用，同时减少了推理时间。

表 4　本文生成原始大小图像和其他方法生成原始大小图像的效率对比

Table 4　Comparison of the efficiency of generating original-sized images by the method in this article and by other methods

方法	1 280×720		1 920×1 080		2 560×1 440	
	单步生成时间/s	最大运算内存占用/GB	单步生成时间/s	最大运算内存占用/GB	单步生成时间/s	最大运算内存占用/GB
(a)BigGan-deep (图生图)	1.5	12	1.72	16.8	-	-
(b)AOT-GAN (图生图)	1.01	10	1.8	14.6	-	-
(c)Stable Diffusion (文本)	1.36	12.8	1.56	16	-	-
(d)DreamBooth(文本)	1.4	12.9	1.64	16	-	-
(e)controlNet(文本+轮廓图)	2.04	15.9	2.16	32	-	-
(f)controlNet(文本+轮廓图+区域生成)	2.12	16	2.2	16	2.34	16
(g)本文方法(文本+轮廓图+区域生成)	**0.89**	**8**	**0.93**	**8**	**1.02**	**8**

注：“-”为运算内存不足导致生成失败。

5　结论

1）本文提出基于改进扩散模型的 LoRA 微调，添加控制分支，通过轮廓图的控制，在控制图像细节真实性前提下，生成发生频次低的危急缺陷，通过生成区域缺陷，再融合到原始图像，降低了模型学习背景的难度，保留了图像背景的真实性，解决大尺寸图像生成运算内存不足的问题，相比以 ControlNet 为基础的方法，本文方法的图像生成时间降低 55%，最大运算内存仅为 ControlNet 的 50%。

2）本文提出从图像质量(FID、IS)、图像真实

性(SSIM、VIF)来综合评价生成的缺陷图像质量。本文方法相对于图生图(GAN 系列)和文生图(SD 系列)生成式算法，在小样本变电缺陷图像生成图像质量提升 12.7%，真实性提升 10.3%。

3）通过目标检测模型性能提升实验，证明了生成与真实缺陷样本数量一样数量的样本时(N=1)，分别训练的目标检测模型 F1 分数基本相当；当生成样本与真实样本混合比例为 8:1 时，生成的缺陷数据对目标检测模型性能的提升最佳，相比于仅用真实样本训练的目标检测模型，F1 分数可提升 12%。

4）本文方法生成的危急缺陷样本可用于变电站智能巡视设备外观缺陷检测算法训练提供数据支撑，推动变电站例行巡视的机器替代，加快现代设备管理体系转型升级。

参考文献 References

[1] 吴兆彬，王程，张政，等. 基于算法融合的变电站智能巡检技术[J]. 高电压技术，2023，49(增刊 2)：262-266.
WU Zhaobin, WANG Cheng, ZHANG Zheng, et al. Substation intelligent inspection technology based on algorithm fusion[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(Supplement 2): 262-266.

[2] 李道兴，王晓辉，李黎，等. 面向电力无人机巡检图像分析处理的自动化深度学习系统：架构设计与关键技术[J]. 电力信息与通信技术，2024，22(4)：38-54.
LI Daooxing, WANG Xiaohui, LI Li, et al. The architecture and key technologies of an automatic deep learning system for image analysis in UAV transmission line inspection[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(4): 38-54.

[3] 刘萌，王波，罗鹏，等. 适应于户外场景下低成像质量的指针式表计读数智能识别方法[J]. 高电压技术，2024，50(11)：5034-5046.
LIU Meng, WANG Bo, LUO Peng, et al. Intelligent recognition method for pointer-type meter reading adapted to low image quality in outdoor environments[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(11): 5034-5046.

[4] 王韵琳，冯天波，孙宁，等. 融合注意力与多尺度特征的电力绝缘子缺陷检测方法[J]. 高电压技术，2024，50(5)：1933-1942.
WANG Yunlin, FENG Tianbo, SUN Ning, et al. Defect detection method for power insulators based on attention and multi-scale context information[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(5): 1933-194.

[5] SU J G, WEI L Q, ZHANG P, et al. Multi-type defect detection and location based on non-destructive impedance spectrum measurement for underground power cables[J]. High Voltage, 2023, 8(5): 977-985.

[6] YANG Y, YANG S, LI C, et al. Insulator defect detection under extreme weather based on synthetic weather algorithm and improved YOLOv7[J]. High Voltage, 2025, 10(1): 69-77.

[7] 赵勇彪，张雨柔，邵晓琪，等. 基于 SCAS-YOLO 的变压器电力设备渗漏油检测研究[J]. 电力信息与通信技术，2025，23(8)：41-52.
ZHAO Yongbiao, ZHANG Yurou, SHAO Xiaoqi, et al. Study on oil leakage detection of transformer power equipment based on SCAS-YOLO[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2025, 23(8): 41-52

[8] 舒胜文，唐世杰，肖楠，等. 基于 YOLOv5s-EBWS 的多背景干扰下输电线路走廊火焰和烟雾检测方法[J]. 高电压技术，2025，51(5)：2374-2383.
SHU Shengwen, TANG Shijie, XIAO Nan, et al. Flame and smoke detection method based on YOLOv5s-EBWS in transmission line corridors under multiple background interferences[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(5): 2374-2383.

[9] 肖懿，罗丹，蒋沁知，等. 基于温度概率密度的变电站高压设备故障热红外图像识别方法[J]. 高电压技术，2022，48(1)：307-317.
XIAO Yi, LUO Dan, JIANG Qinzhi, et al. Thermal infrared image recognition method for high voltage equipment failure in substation based on temperature probability density[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 307-317.

[10] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J]. Journal of Big Data, 2019, 6(1): 60.

[11] KINGMA D P, WELLING M. Auto-encoding variational Bayes[C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Representations. Banff, Canada: OpenReview. net, 2014: 1-14.

[12] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: MIT Press, 2014: 2672-2680.

[13] KARRAST, LAINE S, AILA T. A style-based generator architecture for generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(12): 4217-4228.

[14] ESSER P, KULAL S, BLATTMANN A, et al. Scaling rectified flow transformers for high-resolution image synthesis[C]//Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning. Vienna, Austria: PMLR, 2024: 12606-12633.

[15] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision[C]//Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning. Vienna, Austria: PMLR, 2021: 8748-8763.

[16] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Minneapolis, USA: ACL, 2019: 4171-4186.

[17] RAFFEL C, SHAZEER N, ROBERTS A, et al. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2020, 21(1): 140.

[18] XIE S N, GIRSHICK R, DOLLÁR P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 5987-5995.

[19] HU E J, SHEN Y L, WALLIS P, et al. LoRA: low-rank adaptation of large language models[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Learning Representations. Vienna, Austria: OpenReview. net, 2022: 1-16.

[20] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.

[21] SHI W Z, CABALLERO J, HUSZÁR F, et al. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 1874-1883.

[22] PÉREZ P, GANGNET M, BLAKE A. Poisson image editing[J]. ACM

Transactions on Graphics (TOG), 2003, 22(3): 313-318.

[23] BROCK A, DONAHUE J, SIMONYAN K. Large scale GAN training for high fidelity natural image synthesis[C]//Proceedings of the 7th International Conference on Learning Representations. New Orleans, USA: OpenReview. net, 2019: 1-35.

[24] ZENG Y H, FU J L, CHAO H Y, et al. Aggregated contextual transformations for high-resolution image inpainting[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2023, 29(7): 3266-3280.

[25] RUIZ N, LI Y Z, JAMPANI V, et al. DreamBooth: fine tuning text-to-image diffusion models for subject-driven generation[C]//Proceedings of 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, Canada: IEEE, 2023: 22500-22510.

[26] ZHANG L M, RAO A Y, AGRAWALA M. Adding conditional control to text-to-image diffusion models[C]//Proceedings of 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris, France: IEEE, 2023: 3836-3847.



YANG Yang
Ph.D.
Senior engineer
Corresponding author

杨　洋(通信作者)
1991—，男，博士，高工
主要从事电网设备状态评价、智能巡检、在线监测方面的研究工作
E-mail: yang.yang_epri@qq.com



GAO Fei
Ph.D., Professor

高　飞
1982—，男，博士，教授级高工
长期从事变电站智能巡检新技术研发与变电设备状态评价方法的研究工作



SHANG Wentong

尚文同
1997—，男，硕士，工程师
主要从事设备数智化智能运检领域的研究工作



LI Yan
Professor

李　岩
1978—，男，硕士，教授级高工
从事变电监控运维管理工作



YANG Ning
Professor

杨　宁
1986—，男，硕士，教授级高工
主要从事设备状态评价、健康评估和智能运维方向的研究工作

收稿日期　2025-12-30　在线出版日期　2026-05-15　　编辑　卫李静