

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240115

基于多结构融合 WGAN 的模糊绝缘子图像复原方法研究

芦肇基¹, 沈艳霞¹, 谭永强²

(1. 江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122; 2. 国网江苏省电力有限公司南京供电公司, 江苏 南京 210000)

摘要: 为解决因不可抗力因素导致无人机航拍绝缘子图像发生运动模糊的问题, 提出一种基于多结构融合 Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein generate adversarial networks, WGAN)的模糊绝缘子图像复原方法。针对模糊图像复原问题, 对基于 Wasserstein 距离的生成对抗网络加以改进, 在损失函数中引入梯度惩罚项优化训练过程, 保证模型训练的稳定性并提高图像复原质量。在生成网络中融入空洞卷积残差网络和卷积注意力机制, 加强神经网络对图像有效特征的学习。实验结果表明, 通过与其他算法比较, 所提方法在峰值信噪比和结构相似度两种指标上均高于其他算法。对不同算法生成的图像进行比较, 证明了该方法能有效提取图像细节特征, 提高模糊绝缘子图像的复原质量。采用 YOLOv5s 目标检测算法进行实验, 证明了所提方法对目标检测的准确率有所提升。

关键词: 绝缘子图像复原; 生成对抗网络; 残差网络; 卷积注意力机制; 深度学习

A WGAN blur insulator image restoration method based on multi-structure fusion

LU Zhaoji¹, SHEN Yanxia¹, TAN Yongqiang²

(1. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Nanjing Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210000, China)

Abstract: There is a problem of motion blur caused by force majeure factors in the unmanned aerial vehicle aerial photography of insulator images. Thus a blur insulator image restoration method based on improved Wasserstein generative adversarial networks (WGAN) with multi structure fusion is proposed. An improved generative adversarial network based on Wasserstein distance is proposed to solve the problem of blur repair, and a gradient penalty is introduced into the loss function to optimize the training process. This ensures the stability of model training and improves the quality of image restoration. A dilated convolution residual network and convolutional attention mechanism are integrated into the generating network to strengthen the learning of effective features of images by the neural network. The results of experiment show that both the peak signal-to-noise ratio and the structural similarity index measure of the proposed method are higher than with other algorithms. The comparison of images generated by different algorithms proves that this method can effectively extract the detailed features and improve the quality of deblur image restoration. YOLOv5s is used for detection experiments. These demonstrate that the method presented enhances the accuracy of object detection.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61573167 and No. 61572237).

Key words: insulator image restoration; generative adversarial networks; residual networks; convolution attention mechanism; deep learning

0 引言

高压输电塔上的绝缘子作为输电线路重要的绝缘器件, 其安全的运行状态对输电线路的可靠性与传输效率起到至关重要的作用。目前无人机航拍是获取绝缘子图像的主流方式, 但是在航拍过程中因

气流波动、相机抖动、人为操作等原因导致拍摄的图像出现拖影或变形等运动模糊的问题, 使后续图像处理和目标检测的效率大大降低。传统的 YOLOv5^[1-4]、R-CNN^[5-8]等目标检测算法无法很好地对此类模糊图像进行识别, 因此如何把模糊绝缘子图像进行复原具有重要意义。

传统的去运动模糊算法如共轭梯度法^[9]是通过估计模糊核的方式对模糊图像进行反卷积操作, 以

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61573167, 61572237)

此还原模糊图像, 然而实际绝缘子图像的模糊核很难获取, 且处理后获得的清晰图像效果不佳; 另外传统算法可处理的模糊种类单一、耗费时间较长的问题也一直未能有效解决。

随着对深度学习的研究不断深入, 卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)可以通过计算模糊核直接实现端到端的动态去模糊, 因此被越来越多地应用于图像去模糊领域^[10]。文献[11]提出一种 CNN 预测运动模糊概率分布的算法, 解决了从单个模糊图像中估计和去除非均匀运动模糊的问题。文献[12]通过修正损失函数和采用自适应学习率的方法优化卷积神经网络, 来解决训练过拟合和学习效率低的问题。文献[13]将密集连接卷积网络应用到去模糊领域, 利用中间层的有用信息, 既提高了模糊图像复原质量, 又缩短了复原时间, 但是对于大尺寸运动模糊图像的复原效果还有欠缺。

生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)^[14-16]是一种近年来备受关注的生成式深度学习模型, 相较于上述算法, GAN 利用 CNN 网络提取特征的优势, 通过生成器和判别器互相对抗的形式进行训练, 自动学习图片的特征分布, 保留图像中丰富的细节, 从而生成接近真实的图片, 能够很好地实现模糊绝缘子图像样本去模糊^[17]。

传统生成对抗网络存在梯度消失和模型崩塌等问题, 无法保证训练的稳定性 and 生成图片的质量。文献[18]提出一种新的图像清晰化方式 DeblurGAN, 又在此基础上研究出 DeblurGAN-v2^[19], 凭借轻量级骨干网络并首次引入特征金字塔网络, 大大提高了去模糊性能, 同时训练过程更加灵活和高效。文献[20]采用无监督的模式分别在生成器和鉴别器中使用卷积层和卷积转置层, 改进为深度卷积生成对抗网络, 提高了生成图像的质量。文献[21]引入梯度截断方法, 改进为 Wasserstein 生成对抗网络, 使网络训练更加稳定。文献[22]基于 Wasserstein 距离改进损失函数, 用梯度惩罚项代替梯度截断, 研究出一种改进的 Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein GAN with gradient penalty, WGAN-GP)来改善模型训练的稳定性。文献[23]通过改进残差块结构, 将最底层感受野变为原先的两倍以上, 提升了复原图像的质量。文献[24]采用改进的残差卷积结构并且加入通道注意力模块, 使复原图像有着更清晰的边缘和更丰富的细节信息。文献[25]以生成对抗网络为基础, 引入通道注意力和位置注意力的双注意力模块, 以加大全局信息的提取程度。

通过实验表明上述方法无法很好地应用在本文运动模糊的绝缘子数据集上, 由于绝缘子目标较

小, 不易与背景区分, 生成图像与真实图像仍存在较大差异。为了保证生成对抗网络训练的稳定性、图像恢复的质量, 并提高网络训练和生成的速度, 本文提出一种基于多结构融合 Wasserstein 生成对抗网络方法来复原无人机航拍中的运动模糊绝缘子图像。

1) 将深度卷积算法融入生成网络, 将带有梯度惩罚的 Wasserstein 距离作为度量生成数据与真实数据的损失函数, 提高网络模型的稳定性和训练效率。

2) 引入卷积注意力机制, 从通道和空间两个维度自适应学习绝缘子图像的特征权重, 加强有效信息的提取并抑制无用信息, 有效获取图像的细节特征。

3) 引入残差模块加深网络层次, 将残差结构中密集卷积块替换为含空洞的卷积模块, 获得绝缘子图像更大的感受野, 使卷积层能够提取更大范围的特征信息。

1 理论分析

1.1 带有梯度惩罚的 Wasserstein 生成对抗网络

生成对抗网络由生成器和判别器两部分构成^[26-28], 它们之间的动态博弈构成可以表示为求解极小极大目标函数的过程, 如式(1)所示。

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

式中: E 为期望; $x \sim P_{\text{data}}(x)$ 为真实样本的分布概率; $z \sim P_z(z)$ 为生成样本分布概率; z 为噪声样本; D 为判别器; G 为生成器; $\min_G \max_D V(D, G)$ 表示 GAN 理想的训练结果应使 $\log(D(x)) + \log(1 - D(G(z)))$ 达到最大, $\log(1 - D(G(z)))$ 达到最小, 从而使生成器生成的数据更接近真实数据。

传统 WGAN 采用 Wasserstein 距离对损失函数进行描述。随着训练次数增多, 该方法会使网络绝大多数参数趋于两个极端, 很容易发生梯度消失或者梯度爆炸, 使得训练停滞。因此为了保证训练中的梯度稳定, 本文在 Wasserstein 距离基础上对判别器的损失函数引入梯度惩罚项, 形成 WGAN-GP 网络结构, 其目标函数为

$$L_d = E_{\tilde{x} \sim P_g} [D(\tilde{x})] - E_{x \sim P_r} [D(x)] + \lambda E_{\tilde{x} \sim P_g} [\|\nabla_{\tilde{x}} D(\tilde{x})\|_2 - 1]^2 \quad (2)$$

$$L_g = - E_{\tilde{x} \sim P_g} [D(\tilde{x})] \quad (3)$$

式中: L_d 和 L_g 分别为判别器和生成器的损失函数; $\tilde{x} \sim P_g$ 为生成样本的概率分布; $x \sim P_r$ 为真实样本概

率分布； $\hat{x} \sim P_{\hat{x}}$ 为惩罚项采样点的概率分布。引入的梯度惩罚项 $\lambda E_{\hat{x} \sim P_{\hat{x}}} [(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|_2 - 1)^2]$ ，其中 λ 为惩罚系数， $\hat{x} = \epsilon x_r + (1 - \epsilon)x_g$ ， ϵ 为 $[0,1]$ 内的随机常数， x_r 为真实数据， x_g 为生成数据。

相较于传统的 GAN，改进后的 WGAN-GP 具有如下优点：使用了 Wasserstein 距离度量生成器和判别器之间的距离，相比于传统的损失函数，Wasserstein 距离的引入增强了模型拟合能力，避免训练不稳定和模型崩溃等问题；在判别器的损失函数中引入了梯度惩罚项，约束判别器的梯度范数，避免梯度爆炸或消失以提高生成对抗网络训练的稳定性。

1.2 卷积注意力机制

基于 WGAN 的深度学习网络容易受到图像背景、噪声信息以及纹理特征分布不均等因素的影响，导致网络无法准确提取模糊绝缘子图像的细节特征。本文采用卷积注意力机制(convolutional block attention module, CBAM)^[29]增强特征信息复原的准确性。

卷积注意力机制是一种简单有效的轻量级注意力模块，引入空间注意力和通道注意力两个维度，实现通道和空间的权重分配。卷积注意力能加强神经网络对绝缘子关键特征的提取，忽略无用信息，其结构如图 1 所示。

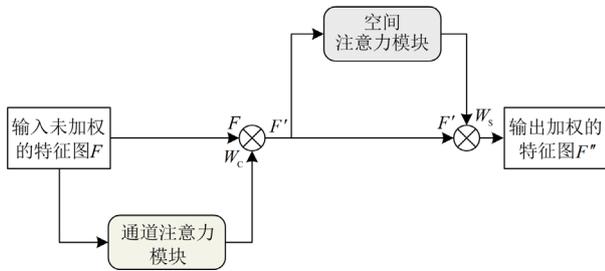


图 1 卷积注意力机制

Fig. 1 Convolutional attention mechanism

通道注意力模块如图 2 所示，输入特征图 F 分别进行全局平均池化和全局最大池化操作，再通过多层感知器(multi-layer perception, MLP)获得两个权重特征图，将权重特征图堆叠并经过激活函数得到通道注意力权重 W_c ，最后将原始特征图 F 与对应权值相乘得到 F' 。具体计算公式为

$$W_c(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) \quad (4)$$

式中： σ 为 sigmoid 激活函数；MLP 为多层感知器；AvgPool 为平均池化操作；MaxPool 为最大池

化操作。

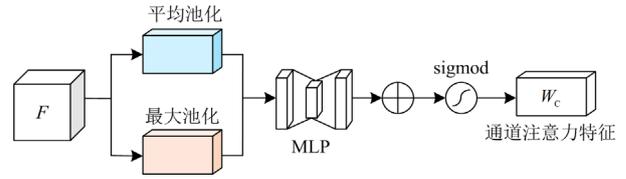


图 2 通道注意力模块

Fig. 2 Channel attention module

空间注意力模块如图 3 所示，输入特征图 F' 分别进行最大池化操作和平均池化操作后进行特征拼接，再通过卷积层提取权重特征，经过激活函数得到空间权重 W_s ，最后将特征图 F' 与对应权值相乘得到 F'' 。具体计算公式为

$$W_s(F') = \sigma(f^{3 \times 3}([\text{AvgPool}(F'); \text{MaxPool}(F')])) \quad (5)$$

式中： W_s 为空间注意力权重； $f^{3 \times 3}$ 为 3×3 的卷积运算。

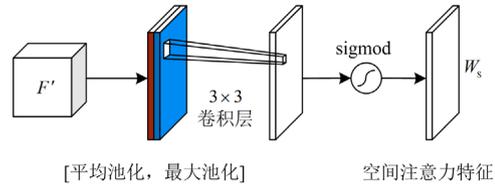


图 3 空间注意力模块

Fig. 3 Spatial attention module

1.3 改进残差网络

引入残差网络可以有效解决网络深度的加深造成的训练困难问题^[30-31]。原始残差块(Residual Block)结构如图 4(a)所示，主要由两个卷积层、标准化层和激活函数组成。由于标准化层的操作会增加计算复杂度^[32]，并且在批次较小的训练中不能提高性能，因此本文设计的残差块中去除了所有的标准化层，使残差更加轻量化，提高了运算效率，其结构如图 4(b)所示。

本文改进的残差块内部首先经过一个卷积层用来对通道降维，然后使用 LeakyReLU 激活函数进行非线性激活，再经过一个卷积层进行特征提取，最后经过激活函数后与输入数据相加得到残差块的输出结果。

为了在不增加计算量的情况下增大残差网络的感受野，本文在残差结构中引入空洞卷积^[33](dilated convolution)。与普通卷积相比，空洞卷积通过在卷积块上注入空洞增大卷积块尺寸，以此来增加感受野，实际感受野大小可表示为

$$S = k + (k - 1) \times (d - 1) \quad (6)$$

式中： S 为实际感受野大小； k 为原始卷积核大小； d 为空洞卷积率，本文取值为 2。

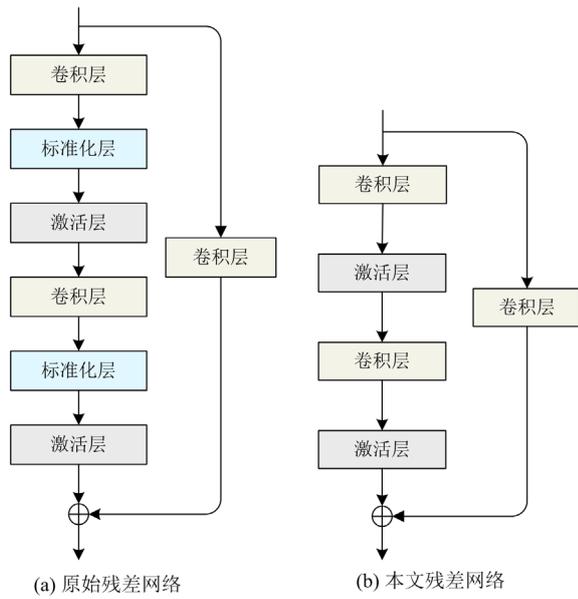


图 4 残差网络
Fig. 4 Residual network

1.4 生成对抗网络结构

本文所设计的生成对抗网络流程图如图 5 所示, 运动模糊绝缘子图像进入生成器后输出复原图像, 与真实图像一同进入判别器, 输出的判别结果反馈给生成器, 指导生成器生成高清晰的图像。该

网络融入了残差模块和注意力机制, 针对性解决绝缘子图像模糊的问题, 提高图像复原质量。

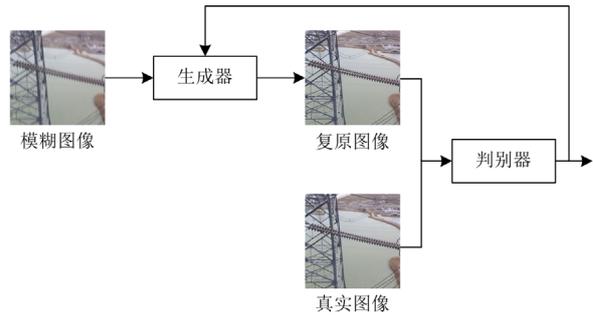


图 5 网络结构流程图
Fig. 5 Network structure flowchart

生成器网络结构如图 6 所示, 主要包含残差和解码两部分。模糊图像作为输入数据经过一次卷积操作后进入由 8 个残差块组成的残差网络, 其中前 3 个残差块对图像进行下采样, 每经过一层通道增加一倍而尺寸减小一半, 后 5 个残差块在不改变特征图结构的基础上进行特征提取。上采样解码部分的作用是恢复特征图尺寸, 最后加入卷积注意力机制赋予空间特征和通道特征权重, 提高生成器对模糊绝缘子图像的还原度, 最后经过激活函数输出与原图像尺寸相同的生成图像。

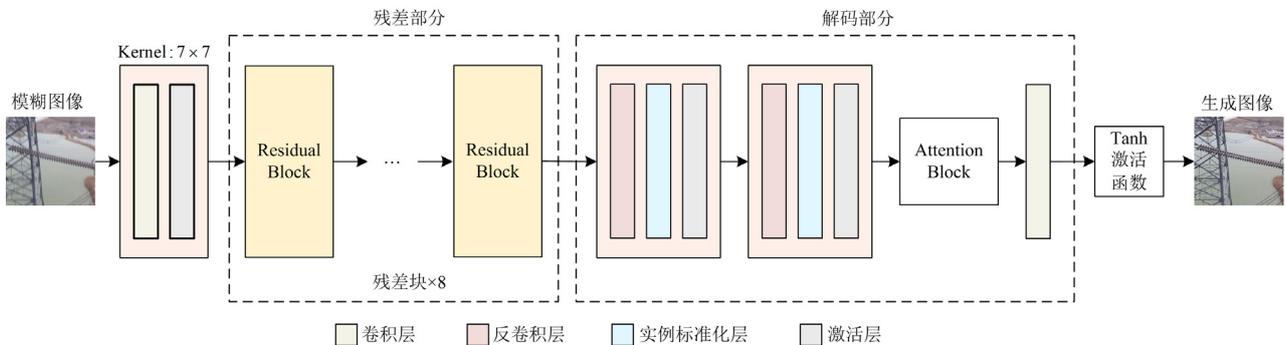


图 6 生成器网络结构
Fig. 6 Generator network structure

判别器网络使用全卷积结构^[34], 网络还采用实例标准化(Instance Norm)和 LeakyReLU 激活函数, 输入为真实的清晰图像和生成的清晰图像, 输出为 $b \times 1 \times 1$ 的矩阵, 其中 b 为批次数。网络结构如图 7 所示, 在下采样过程中, 每经过一层卷积, 通道数变为原来的 2 倍, 特征图尺寸变为原来的 1/2, 进行 5 次下采样后通过自适应平均池化操作将尺寸变为 1×1 , 最后引入两个卷积层和一个激活层用以减少特征通道数。

损失函数除了采用上文描述的带有梯度惩罚的

Wasserstein 距离作为对抗损失函数外, 还引入能够计算生成图像与真实图像差异的内容损失函数^[35], 其公式如式(7)所示。

$$L_{\text{feat}} = \frac{1}{W_{i,j} H_{i,j}} \sum_{x=1}^{W_{i,j}} \sum_{y=1}^{H_{i,j}} (f_{i,j}(I_S)_{x,y} - f_{i,j}(G(I_B))_{x,y})^2 \quad (7)$$

式中: L_{feat} 为内容损失函数; $f_{i,j}$ 为第 i 个卷积层与第 j 个卷积层之间的特征图; $W_{i,j}$ 和 $H_{i,j}$ 分别为 $f_{i,j}$ 的宽和高; I_B 和 I_S 分别为模糊图像和清晰图像; x 、 y 分别为图像对应的坐标。

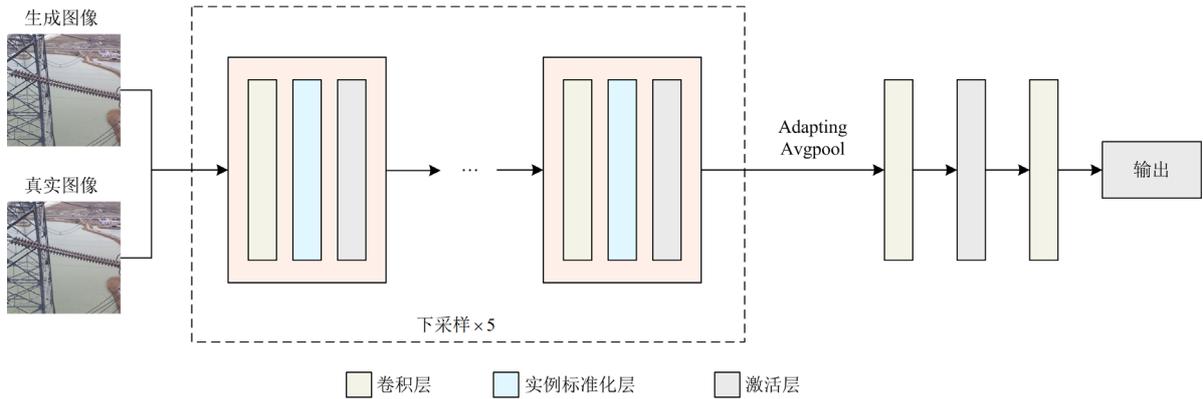


图7 判别器网络结构

Fig. 7 Discriminator network structure

2 实验结果与分析

2.1 数据集的构建

图像的运动模糊是由清晰图像与模糊核做内积并加入噪声构成，运动模糊绝缘子的数据集获取方法主要有：真实拍摄的模糊图像、算法合成模糊图像和相机运动轨迹综合的模糊图像^[36]。神经网络的训练需要大量成对的模糊-清晰图像数据集，但是受人因素和自然因素等影响，无法在相同环境条件和相同位置下拍摄出一对模糊和清晰的绝缘子图像，因此本文采用算法合成方法，对清晰的绝缘子图像进行模糊处理的过程可定义为

$$B(x, y) = I(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (8)$$

式中： $I(x, y)$ 为清晰图像； $B(x, y)$ 为生成的模糊图像； $n(x, y)$ 为随机干扰噪声； $h(x, y)$ 为运动模糊函数，包含模糊角度和模糊尺度两个参数，选择不同参数值生成的运动模糊图像的模糊程度不同。

本文选用电力巡检绝缘子公开数据集和电网设备缺陷样本仿真数据集作为清晰原图，考虑到图像尺寸和实验条件的限制，先对图像进行预处理，缩放至分辨率为 256×256 的统一大小，然后利用上述运动模糊方法进行模糊处理，最终得到3000对模糊-清晰绝缘子图像对作为本文使用的数据集。图8为所选数据集中清晰-模糊绝缘子图像对示例，其中模糊角度为 $[0^\circ, 45^\circ, 90^\circ]$ 中的随机值，模糊尺度为10，使用此对参数基本可以还原现实中无人机航拍得到的运动模糊绝缘子真实情况。

2.2 实验条件及参数设定

本文实验所用到的实验条件和配置如表1所示。

实验将3000对图像数据集划分为2400对训练集、600对测试集，训练集与测试集图像不重合。小批量样本尺寸为4，训练轮数设置为1000。由于



图8 部分清晰-模糊绝缘子图像对

Fig. 8 Partially real-fuzzy insulator dataset

表1 实验条件及配置

Table 1 Experimental conditions and configurations

名称	配置
CPU	英特尔 i7-8700
GPU	NVIDIA GTX1080
操作系统	Windows
编程语言	Python
深度学习框架	Pytorch

学习率设置过大，难以找到最优解，设置过小，则使得损失下降缓慢，所以学习率采用可变学习率，初始学习率为0.0003，每迭代400轮便减小为原来的0.1倍。

在本文所设计的实验中，生成器的解码部分反卷积层的步长和卷积核的大小分别为2和4，卷积层的步长为1、卷积核大小为 3×3 。判别器的5次下采样中卷积层的步长均为2，卷积核均为 3×3 ，每次下采样的输出通道数分别为64、128、256、512、1024。实验中所有LeakyReLU激活函数的负值斜率均设为0.2。

2.3 评价指标

通常使用峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似度(structural similarity, SSIM)两

种方法来对生成对抗网络生成的去模糊绝缘子图像进行评价^[37]。

PSNR 被广泛用于衡量图像质量, 是基于均方误差所定义的指标, 其公式为

$$\lambda_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left(\frac{\lambda_{\text{MAX}}^2}{\lambda_{\text{MSE}}} \right) \quad (9)$$

$$\lambda_{\text{MSE}} = \frac{1}{mn} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} [I(x, y) - K(x, y)]^2 \quad (10)$$

式中: I 、 K 表示两张图像信息的集合; m 、 n 分别表示图像的长和宽; λ_{MAX} 表示图像的最大像素值。PSNR 的单位为 dB, 其值越大, 图像质量越好。

SSIM 是衡量两张图像相似度的指标, 其公式如式(11)所示。

$$\lambda_{\text{SSIM}}(p, q) = \frac{(2\mu_p \mu_q + c_1)(2\sigma_{pq} + c_2)}{(\mu_p^2 + \mu_q^2 + c_1)(\sigma_p^2 + \sigma_q^2 + c_2)} \quad (11)$$

式中: p 、 q 表示两张图像; μ 、 σ 分别表示期望和方差; σ_{pq} 为 p 和 q 的协方差; $c_1 = (k_1 L)^2$ 、 $c_2 = (k_2 L)^2$, 是用来维持稳定的常数, 取 $k_1 = 0.01$ 、 $k_2 = 0.03$, L 表示像素值的动态范围。

2.4 实验结果及分析

为了验证本文所设计的多结构融合的 WGAN 网络模型对模糊绝缘子图像去模糊的有效性, 针对不同的实验结果分为 3 部分进行讨论分析。第一部为消融实验, 讨论在不使用残差模块或注意力机制

的情况下分别对本文绝缘子模糊图像复原效果的影响; 第二部分是基于不同模型方法在同一运动模糊数据集的复原结果的比较; 第三部分是对本文算法复原后的图像进行实用性验证。

2.4.1 消融实验

为验证多结构融合 WGAN 对模糊绝缘子图像去模糊的效果, 进行了消融实验, 分别对比 4 种神经网络模型: WGAN、只引入空洞卷积残差网络的 WGAN、只引入注意力机制的 WGAN 和同时引入空洞卷积残差网络和注意力机制的 WGAN 进行试验, 4 种网络采用相同的学习率和损失函数, 其实验结果如表 2 所示。由表 2 可得, 同时引入空洞卷积残差网络和注意力机制改进的 WGAN 指标最好, 本文所设计的网络模型加强了权重变化的敏感性和提取有效特征的精确性, 使生成的去模糊图像更清晰。

表 2 不同网络结构对比结果

Table 2 Comparison results of different networks		
消融实验	PSNR/dB	SSIM
WGAN	24.672	0.684
WGAN + Resnet	36.653	0.779
WGAN + CBAM	26.464	0.743
WGAN + Resnet + CBAM	27.735	0.830

2.4.2 对比试验

针对本文算法对运动模糊图像复原的有效性进行验证, 将本文算法与 GAN^[14]、DeblurGAN-v2^[19]和 DCGAN^[20]算法进行对比试验, 对比结果如图 9 所示。

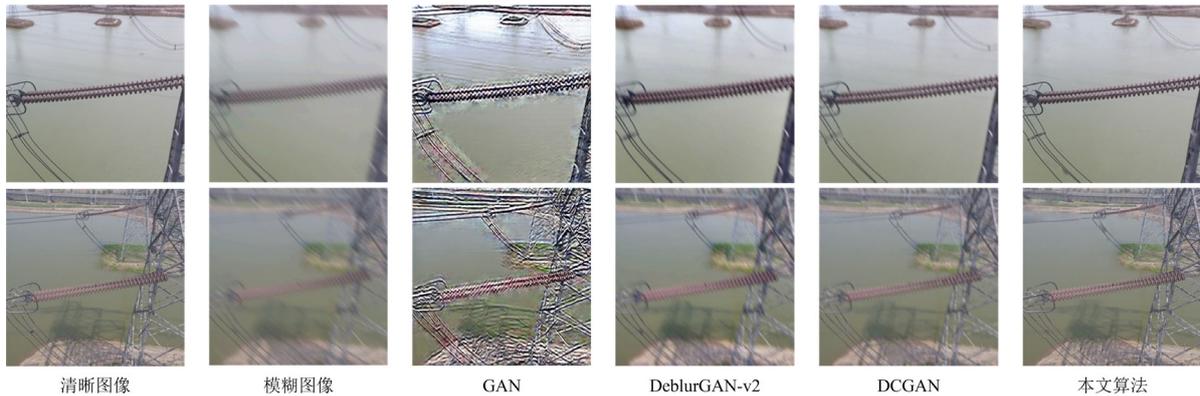


图 9 不同算法对比结果

Fig. 9 Comparison results of different algorithms

由图 9 可以看出: 传统的 GAN 算法生成的图像过于锐化, 并且出现较多噪点和细节丢失现象, 无法用作后续的图像识别和目标检测; DCGAN 虽然对运动模糊图像有一定的复原, 但噪点较多, 相较于本文算法细节的还原度不够; DeblurGAN-v2

能够计算出图像中的细节信息, 并达到较好的效果, 但边缘处理得不够清晰; 本文算法修复图像的结果相比于其他几个算法有进一步提高, 同时具有更加精细的边缘细节。综上所述, 本文算法在不影响图像还原清晰度的情况下保留了更多的细节特征, 因

此生成效果是最优的。

为客观验证本文算法具有较好的复原性能，使用 PSNR 和 SSIM 对不同算法进行评价，并引入生成时间这一指标反映算法的生成速度，其结果如表 3 所示。

表 3 不同算法的评价结果

Table 3 Evaluation results of different algorithms

算法名称	PSNR/dB	SSIM	生成时间/s
GAN	22.537	0.591	1.28
DeblurGAN-v2	26.477	0.816	1.97
DCGAN	25.392	0.733	2.54
本文算法	27.161	0.846	1.82

表 3 为不同方法在测试集进行去模糊处理后获得的性能指标，本文方法各项指标明显优于其他对比方法。在 PSNR 指标上，本文方法较 GAN 提升约 17%，较 DeblurGAN-v2 提升约 2.5%，较 DCGAN 提升约 6.5%。在 SSIM 指标上，本文方法较 GAN 提高约 30.1%，较 DeblurGAN-v2 提升约 3.5%，较 DCGAN 提升约 13.4%。通过上述算法的比较得出，本文算法虽然在生成时间上略慢，但在生成的图像质量方面取得了较好的效果，综合来看，本文算法表现最优。

2.4.3 绝缘子目标及缺陷检测实验

为验证本文算法在实际应用的有效性，采用 YOLOv5s 目标检测算法对测试集的 600 组图像进行绝缘子目标检测及缺陷检测，其中有 480 组图像含有绝缘子破损部位，每组图像包括清晰图像、运动模糊图像和本文算法生成的复原图像。由于该实验仅用于探索本文算法在实际应用中的影响，因此不再针对其他典型算法开展研究。

为了比较不同图像质量对绝缘子目标及缺陷检测精度的影响，选取平均准确度(average precision, AP)作为评价指标。平均准确度 M_{AP} 由精确率 P 和召回率 R 计算得出，计算公式为

$$P = \frac{M_{TP}}{M_{FP} + M_{FN}} \quad (12)$$

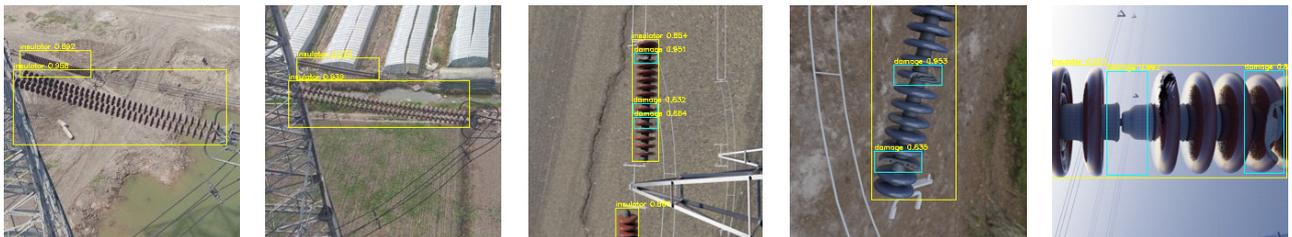
$$R = \frac{M_{TP}}{M_{TP} + M_{FN}} \quad (13)$$

$$M_{AP} = \int_0^1 P(R) dR \quad (14)$$

式中： M_{TP} 为正确识别正样本的个数； M_{FP} 为错误识别正样本的个数； M_{FN} 为错误识别负样本的个数。将计算得到的精确率和召回率作为纵、横坐标绘制 $P-R$ 曲线，曲线下面积即为平均准确度 M_{AP} 。 M_{AP} 值越大，说明检测精度越高。

YOLOv5s 在清晰图像、运动模糊图像、本文算法生成的复原图像上训练 500 轮后的绝缘子目标检测及缺陷检测结果对比如图 10 所示。从检测对比结果中可以看出，目标检测算法在运动模糊图像上的检测效果误差较大，且一些缺陷部位无法准确识别；本文算法复原的绝缘子图像的检测结果相较于模糊图像有极大提升，且基本达到了清晰原图的检测效果。

表 4 为 3 组图像的目标检测 AP 值对比结果，可以看出，经过本文算法的复原图像在绝缘子目标检测准确率和缺陷检测准确率相较于复原前分别提升 24.6%和 54.1%，且与清晰图像的准确率相差无几，说明本文运动模糊绝缘子图像复原算法能有效提升传统目标检测的准确率，具有实际应用价值。



(a) 清晰图像检测结果



(b) 运动模糊图像检测结果



(c) 复原图像检测结果

图 10 绝缘子目标检测及缺陷检测结果

Fig. 10 Results of insulator object detection and defect detection

表 4 不同种类图像目标检测 AP 值

Table 4 AP value of different images in target detection

图像种类	绝缘子目标检测 AP/%	绝缘子缺陷检测 AP/%
清晰图像	93.4	92.8
运动模糊图像	65.7	33.5
复原图像	90.3	87.6

3 结论

针对电力巡视巡检过程中无人机航拍绝缘子图像模糊问题, 本文提出并设计了一种基于改进的多结构融合 WGAN 复原模糊绝缘子图像方法。本方法基于含有梯度惩罚的 WGAN, 通过融入空洞卷积残差网络和注意力机制, 构建出一种新的生成对抗网络模型, 将输入的模糊绝缘子图像复原为接近真实的高质量清晰绝缘子图像, 通过实验验证, 其 PSNR 指标为 27.161, SSIM 指标为 0.846, 取得了较好的结果。同时基于传统目标检测算法的准确率也得到提升, 为无人机航拍绝缘子图像的识别和检测奠定了基础。随着电力系统的智能化发展, 该方法可以有效提升安全巡检、故障排查的效率, 提高无人机、机器人巡检的可靠性。

在实际应用中由于光线、天气以及图像分辨率等影响, 本文采用的数据集具有局限性, 在实际中可能会导致过拟合或欠拟合现象, 下一步将扩充数据集, 并继续改进网络结构及算法, 使模型具有更强的鲁棒性和泛化能力, 增强预处理过程, 以应对实际工程的需要。

参考文献

[1] 张焕龙, 齐企业, 张杰, 等. 基于改进 YOLOv5 的输电线路鸟巢检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(2): 151-159.
ZHANG Huanlong, QI Qiye, ZHANG Jie, et al. Bird nest detection method for transmission lines based on improved YOLOv5[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(2): 151-159.

[2] 杜耀文, 谢静, 刘志坚, 等. 基于深度学习的高压隔离开关分合状态检测算法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(19): 114-123.
DU Yaowen, XIE Jing, LIU Zhijian, et al. A detection algorithm for opening and closing states of high-voltage isolation switches based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(19): 114-123.

[3] 杜觉晓, 赵留学, 莽修伟, 等. 基于边缘端目标识别与跟踪算法的输电线路航拍视频流诊断技术研究[J]. 智慧电力, 2023, 51(6): 106-113.
DU Juexiao, ZHAO Liuxue, MANG Xiuwei, et al. Aerial video stream diagnosis technology for transmission lines based on edge target recognition and tracking algorithm[J]. Smart Power, 2023, 51(6): 106-113.

[4] 何锦强, 李锐海, 李昊, 等. 基于 Yolo v5 与 Grabcut 的架空线路绝缘子可见光图像自动识别与分割方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(6): 128-135.
HE Jinqiang, LI Ruihai, LI Hao, et al. Visible light image automatic recognition and segmentation method for overhead power line insulators based on Yolo v5 and Grabcut[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(6): 128-135.

[5] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA: 580-587.

[6] 罗潇, 於锋, 彭勇. 基于深度学习的无人机电网巡检缺陷检测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 132-139.
LUO Xiao, YU Feng, PENG Yong. UAV power grid inspection defect detection based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 132-140.

[7] 吴君鹏, 唐少博, 李相磊, 等. 一种改进的基于卷积神经网络的绝缘子检测算法研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(5): 116-122.
WU Junpeng, TANG Shaobo, LI Xianglei, et al. Research on an improved insulator detection algorithm based on

- convolutional neural network[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2022, 59(5): 116-122.
- [8] 王红星, 陈玉权, 张欣, 等. 基于离线高斯模型的输电线路无人机巡检缺陷智能识别方法研究[J]. *电测与仪表*, 2022, 59(3): 92-99.
WANG Hongxing, CHEN Yuquan, ZHANG Xin, et al. Research on intelligent recognition method of transmission line UAV inspection defects based on offline Gaussian model[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2022, 59(3): 92-99.
- [9] 杨道静. 基于共轭梯度法的全变差盲图像去模糊仿真[J]. *计算机仿真*, 2019, 36(7): 436-440.
YANG Daojing. The image visual effect is exactly the same as the original test image structure information[J]. *Computer Simulation*, 2019, 36(7): 436-440.
- [10] 李浩伟, 张楚岩, 史梓男, 等. 基于红外图像检测和改进 YOLOv4 的高压套管故障识别方法[J]. *高压电器*, 2023, 59(11): 24-31.
LI Haowei, ZHANG Chuyan, SHI Zinan, et al. Fault identification method of high-voltage bushing based on infrared image detection and improved YOLOv4 algorithm[J]. *High Voltage Apparatus*, 2023, 59(11): 24-31.
- [11] SUN Jian, CAO Wenfei, XU Zongben, et al. Learning a convolutional neural network for non-uniform motion blur removal[C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA: 769-777.
- [12] 汪颖, 孙建风, 肖先勇, 等. 基于优化卷积神经网络的电缆早期故障分类识别[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(7): 10-18.
WANG Ying, SUN Jianfeng, XIAO Xianyong, et al. Cable incipient fault classification and identification based on optimized convolution neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(7): 10-18.
- [13] 吴迪, 赵洪田, 郑世宝. 密集连接卷积网络图像去模糊[J]. *中国图象图形学报*, 2020, 25(5): 890-899.
WU Di, ZHAO Hongtian, ZHENG Shibao. Motion deblurring method based on DenseNets[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2020, 25(5): 890-899.
- [14] 杨剑锋, 秦钟, 庞小龙, 等. 基于深度学习网络的输电线路异物入侵监测和识别方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(4): 37-44.
YANG Jianfeng, QIN Zhong, PANG Xiaolong, et al. Foreign body intrusion monitoring and recognition method based on Dense-YOLOv3 deep learning network[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(4): 37-44.
- [15] 王士斌, 高梓雕, 刘栋. 一种基于有限数据的改进 DCGAN 图像生成方法[J]. *河南师范大学学报(自然科学版)*, 2023, 51(6): 39-46.
WANG Shibin, GAO Zidiao, LIU Dong. An improved DCGAN image generation method based on limited data[J]. *Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition)*, 2023, 51(6): 39-46.
- [16] 贾梦瑶, 王玉玮, 宋明浩. 基于时间生成对抗网络的风电随机场景预测[J]. *智慧电力*, 2023, 51(8): 59-66.
JIA Mengyao, WANG Yuwei, SONG Minghao. Stochastic scenario prediction of wind power based on time generative adversarial networks[J]. *Smart Power*, 2023, 51(8): 59-66.
- [17] 邵振国, 张承圣, 陈飞雄, 等. 生成对抗网络及其在电力系统中的应用综述[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(3): 987-1004.
SHAO Zhenguo, ZHANG Chengsheng, CHEN Feixiong, et al. A review on generative adversarial networks for power system applications[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(3): 987-1004.
- [18] KUPYN O, BUDZAN V, MYKHAILYCH M, et al. Deblurgan: blind motion deblurring using conditional adversarial networks[C] // 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA: 8183-8192.
- [19] KUPYN O, MARTYNIUK T, WU J, et al. Deblurgan-v2: deblurring (orders-of-magnitude) faster and better[C] // 2019 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), October 27-November 2, 2019, Seoul, Korea (South): 8877-8886.
- [20] HARIHARAN B, KARTHIC S, NALINA E, et al. Hybrid deep convolutional generative adversarial networks (DCGANs) and style generative adversarial network (STYLEGANs) algorithms to improve image quality[C] // 2022 3rd International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC), August 17-19, 2022, Coimbatore, India: 1182-1186.
- [21] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein generative adversarial networks[C] // 34th International Conference on Machine Learning, August 6-11, 2017, Sydney, Australia: 214-223.
- [22] GULRAJANI I, AHMED F, ARJOVSKY M, et al. Improved training of Wasserstein GANs[C] // 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, December 4-9, 2017, Long Beach, California, USA: 5769-5779.
- [23] 魏丙财, 张立晔, 孟晓亮, 等. 基于深度残差生成对抗网络的运动图像去模糊[J]. *液晶与显示*, 2021, 36(12): 1693-1701.
WEI Bingcai, ZHANG Liye, MENG Xiaoliang, et al. Motion image deblurring based on depth residual generative adversarial network[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(12): 1693-1701.

- [24] 陈紫柠, 张宏怡, 曾念寅, 等. 融合注意力机制的模糊图像多尺度复原[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(5): 1682-1696.
CHEN Zining, ZHANG Hongyi, ZENG Nianyin, et al. Attention mechanism embedded multi-scale restoration method for blurred image[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(5): 1682-1696.
- [25] 王艳, 连洪钵, 王寅初, 等. 基于改进边缘注意力生成对抗网络的电力设备热成像超分辨率重建[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(3): 119-127.
WANG Yan, LIAN Hongbo, WANG Yinchu, et al. Super-resolution reconstruction of thermal imaging of power equipment based on improved edge-attentive generative adversarial networks[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(3): 119-127.
- [26] 刘兆宸, 谢庆, 王春鑫, 等. 基于 CycleGAN 与深度残差网络的局放数据增强与模式识别方法[J]. 高压电器, 2022, 58(11): 106-113.
LIU Zhaochen, XIE Qing, WANG Chunxin, et al. Partial discharge data enhancement and pattern identification method based on CycleGAN and deep residual network[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 106-113.
- [27] 孙浩, 万灿, 曹照静, 等. 基于条件生成对抗网络曲线生成的短期负荷概率预测[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(23): 189-199.
SUN Hao, WAN Can, CAO Zhaojing, et al. Short-term load probabilistic forecasting based on conditional generative adversarial network curve generation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(23): 189-199.
- [28] 周鑫, 林镜星, 谢志炜, 等. 基于数据增强及降维方法的配网业扩工程分类模型[J]. 中国电力, 2022, 55(12): 91-97.
ZHOU Xin, LIN Jingxing, XIE Zhiwei, et al. A distribution network expansion project classification model based on data augmentation and dimensionality reduction method[J]. Electric Power, 2022, 55(12): 91-97.
- [29] QIU Zhibin, ZHU Xuan, LIAO Caibo, et al. A lightweight YOLOv4-EDAM model for accurate and real-time detection of foreign objects suspended on power lines[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(2): 1329-1340.
- [30] 王德文, 李业东. 基于 WGAN 图片去模糊的绝缘子目标检测[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 188-198.
WANG Dewen, LI Yedong. Insulator object detection based on image deblurring by WGAN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 188-198.
- [31] 陈康, 王泽, 郭永吉. 基于 grcForest 模型的风电并网系统暂态电压稳定评估[J]. 智慧电力, 2023, 51(1): 31-37.
CHEN Kang, WANG Ze, GUO Yongji. Transient voltage stability assessment of wind power grid-connected system based on grcForest model[J]. Smart Power, 2023, 51(1): 31-37.
- [32] 林景栋, 吴欣怡, 柴毅, 等. 卷积神经网络结构优化综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(1): 24-37.
LIN Jingdong, WU Xinyi, CHAI Yi, et al. Structure optimization of convolutional neural networks: a survey[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(1): 24-37.
- [33] LAHIRI A, BAIRAGYA S, BERA S, et al. Lightweight modules for efficient deep learning based image restoration[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021, 31(4): 1395-1410.
- [34] WU Chen, DU Bo, ZHANG Liangpei. Fully convolutional change detection framework with generative adversarial network for unsupervised, weakly supervised and regional supervised change detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(8): 9774-9788.
- [35] 崔昊杨, 韩奕, 张驯, 等. 基于改进 U-Net 结构生成对抗网络的运动模糊绝缘子图像复原方法[J]. 电网技术, 2023, 47(6): 2594-2604.
CUI Haoyang, HAN Yi, ZHANG Xun, et al. Motion blurred insulator image restoration method based on improved U-Net structure generative adversarial network[J]. Power System Technology, 2023, 47(6): 2594-2604.
- [36] 刘利平, 孙建, 高世妍. 单图像盲去模糊方法概述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(3): 552-564.
LIU Liping, SUN Jian, GAO Shiyan. Overview of blind deblurring methods for single image[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2022, 16(3): 552-564.
- [37] 王道累, 孙嘉璐, 张天宇, 等. 基于改进生成对抗网络的玻璃绝缘子自爆缺陷检测方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(3): 1096-1103.
WANG Daolei, SUN Jiajun, ZHANG Tianyu, et al. Self-explosion defect detection method of glass insulator based on improved generative adversarial network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(3): 1096-1103.

收稿日期: 2024-01-25; 修回日期: 2024-06-14

作者简介:

芦肇基(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统自动化; E-mail: j1074397118@163.com

沈艳霞(1973—), 女, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为电机的非线性控制。E-mail: shenyx@jiangnan.edu.cn

(编辑 周金梅)