

doi: 10.3969/j.issn.1007-290X.2020.009.015

基于生成对抗网络的输电线路机巡影像去雨滴方法

辛明勇¹，徐长宝¹，高吉普¹，高在武²，王波³，王晓阳³

(1. 贵州电网有限责任公司电力科学研究院，贵州 贵阳 550002；2. 贵州电网有限责任公司安顺供电局，贵州 安顺 561000；3. 武汉大学 电气与自动化学院，湖北 武汉 430072)

摘要：无人机巡线过程中摄像机镜头上可能会沾有雨滴，雨滴对图像的细节信息影响较为严重，使图像中目标输电设备辨识度下降，阻碍了无人机巡检技术的实用化。为此，对雨滴图像形成原理进行研究，提出了基于生成对抗网络的输电线路机巡影像去雨滴方法。该方法应用注意力递归网络生成雨滴注意力图，利用上下文自动编码-解码器生成去雨滴图像，在判别网络中引入全局判别器和局部判别器共同监督去雨滴图像的生成。实验结果表明，所提出的方法能够去除图像中的雨滴并对雨滴覆盖区域背景图像进行修复，与传统方法相比能够生成更高质量的去雨滴图像。

关键词：输电线路巡检；图像增强；深度学习；图像去雨滴；生成对抗网络

中图分类号：TM726；TP18 文献标志码：A 文章编号：1007-290X(2020)09-0116-07

Raindrop Removal Method for Transmission Line Unmanned Aerial Vehicle Inspection Images Based on Generative Adversarial Network

XIN Mingyong¹, XU Changbao¹, GAO Jipu¹, GAO Zaiwu², WANG Bo³, WANG Xiaoyang³

(1. Electric Power Research Institute of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang, Guizhou 550002, China; 2. Anshun Power Supply Bureau of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Anshun, Guizhou 561000, China; 3. School of Electric and Automation, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China)

Abstract: There may be raindrops on the camera lens of the UAV in the process of line inspection. Raindrops seriously affect the details of the images, which may reduce the identification degree of the target transmission equipment in the images and hinder practical application of the UAV inspection technology. In view of the above problem, this paper studies the formation principle of the raindrop image, and proposes a raindrop removal method for transmission line based on the generative adversarial network (GAN). The method uses the attention recursive network to generate the raindrop attention map, the context code-decoder to generate the raindrop image, and introduces the global and local discriminators in the discriminant network to jointly supervise the generation of the raindrop image. The experimental results show that the method proposed can remove the raindrop in the images and repair the background images of the raindrop coverage area, which can generate a higher quality raindrop images than the traditional method.

Key words: transmission line inspection; image enhancement; deep learning; image raindrop removal; GAN

无人机巡检图像是无人机巡检中最重要的信息载体，通过对机巡影像的目标检测和故障定位可以达到智能化巡检的目的^[1-2]。无人机在野外巡线的过程中有时摄像头上会有雨滴存在，雨滴会覆盖背景图像中目标物体信息，降低图像质量。雨滴使得输电线路设备成像时吸收了更广泛的环境光线，这

些折射光线与目标物体反射光线叠加造成了图像的退化。另外无人机巡线拍照时相机应该聚焦在输电线路设备上，雨滴会影响相机的聚焦，使得图像背景虚化，图像细节信息损失严重。因此，雨滴的存在会导致拍摄的机巡影像质量参差不齐，影响图像信息提取和利用，降低目标检测的准确性和可靠性^[3]。

单幅图像去雨滴是图像处理领域中极其复杂的技术，国内外开展相关技术研究的时间不长，现有

方法不多，大致可以分为传统去雨滴方法和基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的去雨滴方法。传统去雨滴方法又分为基于滤波的方法和基于字典学习加稀疏编码的方法，其中滤波法包括引导滤波法^[4]、改进引导滤波法^[5]、多次引导滤波法^[6]、L0 最小范数平滑滤波法^[7]、非均值滤波法^[8]等。滤波法生成的去雨滴图像较为模糊，且存在部分雨滴无法去除的问题。Fu 等人^[9]利用滤波器对含雨滴图像滤波得到高频图像和低频图像，再利用字典学习和稀疏编码对高频图像去雨滴，然后将高频去雨滴图像和低频图像合并得到去雨滴图像。在此基础上，Kang 等人^[10]引入雨滴梯度直方图特征，利用 K-means 聚类方法对高频图像进行聚类，获得有雨字典和无雨字典，然后分别进行稀疏编码，获得高频无雨图像，将高频无雨滴图像和低频图像融合获得无雨滴图像，该方法比文献^[9]提出的方法获得的图像背景更清晰。Lou 等人^[11]提出了判别式稀疏编码方法去除图像雨滴，该编码方式具有一定的判别能力，能够降低雨滴判别的失误率，提升去雨滴效果。2013 年，David 等^[12]首次将 CNN 用于图像去雨滴，首先构建包含有雨滴-无雨滴图像对的样本库，利用步长为 1 的滑动窗口对相应图像进行分割，然后利用对应图像块之间的均方误差进行网络训练，最终获得能够去雨滴的 CNN 模型。之后 Fu^[13-14]等将 CNN 和图像分解融合，利用 CNN 提取图像中的雨滴特征，作为高频分量中的雨滴特征实现对高频分量去雨滴，提升去雨滴效果图的质量。

通过对现有图像去雨滴方法进行研究发现，目前传统的去雨滴方法大多是基于模型去雨滴，利用经典模型分别描述雨滴、雨线和背景图像，通过相应的优化算法一步步迭代优化去除雨滴。传统方法对于雨滴密集的图像处理效果很差，被雨滴覆盖区域的背景图像不能精细修复。而基于 CNN 的去雨滴方法能够充分提取图像的特征信息，利用此方法实现图像去雨滴的效果明显优于传统方法。但随着网络深度的增加，网络容易出现过拟合现象，去雨滴效果很难有进一步的提高。针对上述算法的不足，本文分析了雨滴图像生成原理，论述了生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)的基本结构，在此基础上将雨滴图像生成模型融入到 GAN 中，提出了基于 GAN 的去雨滴方法，该方法得到的去雨滴图像更加接近真实图像。

1 单幅图像去雨滴模型

1.1 含雨滴图像生成模型

在研究图像去雨滴的过程中，通常将含雨滴图像建模为背景图像和雨滴层的线性组合，数学表达式为

$$I(x)=(1-M(x))\Theta B(x)+Z(x).$$
 (1)

式中： I 为无人机巡线时拍摄的含雨滴图像； x 为图像中像素点的位置； B 为背景图像，即无人机拍摄的清晰输电线路设备； Z 为雨滴对图像造成的影响； M 为二进制掩码，用来表示雨滴对背景图像造成的影响； Θ 为渐近紧确界记号。

1.2 GAN

近年来随着深度学习的不断发展，学者提出了 GAN，在处理复杂数据分布方面表现出了较好的性能，是无监督学习领域最具前景的方法之一。该模型包含生成模块和判别模块，在图像修复方面，通过 2 个模块之间的互相博弈能够输出高质量的图片。

GAN 的核心思想在于博弈，生成模型用于生成 1 个逼真的样本，判别模型用于判断生成图像的真假。判别网络应能够判别输入的图像是真实拍摄图片还是来自于生成网络生成的图片，如果为真实拍摄图像则输出 1，否则输出 0。生成网络应按照拍摄的真实图片规律不断生成新的图片，通过与判别网络进行博弈使得生成图片质量尽可能接近真实拍摄图像，以至于判别器无法识别该图像来自于生成器还是拍摄图像集。GAN 为了实现这样的功能需要分别对生成网络和对抗网络进行交替迭代训练。

GAN 的强大之处在于能够快速学习复杂的数据分布，而且网络不需要复杂的约束函数，整个学习过程无需人为干预。GAN 另外一个特点是可以依靠样本数据分布规律自动更新网络损失函数。在 GAN 进行训练的过程中，判别网络可以作为生成网络的损失函数，对生成网络的优化起着监督和引导的作用。判别网络参数更新的过程也就是不断优化生成网络损失函数的过程。

1.3 基于 GAN 的去雨滴模型

和 GAN 的最基本结构一样，本文提出的基于 GAN 的去雨滴模型主要包括生成网络和判别网络。生成网络和判别网络之间相互博弈，在注意力图的引导下尽可能生成清晰真实的去雨滴图像，去雨滴网络总体架构如图 1 所示。

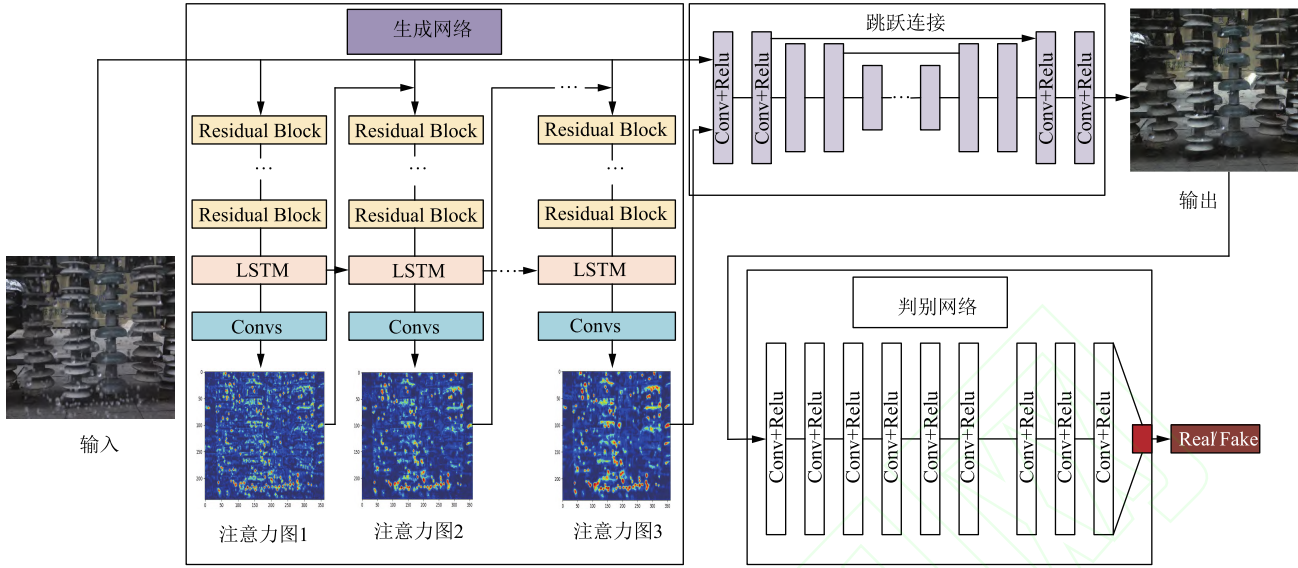


图 1 去雨滴网络结构

Fig. 1 Structure of the raindrop removal network

下面对改进的生成网络和判别网络进行详细说明。

基于 GAN 的去雨滴模型的整体损失函数为

$$\min_C \max_D P_R [\lg(D(R))] + P_I [\lg(1 - D(G(I)))]. \quad (2)$$

式中: P_R 、 P_I 分别为真实图像和生成图像的概率; C 为生成网络; D 为判别网络; I 为含雨滴图像; $G(I)$ 为去雨滴后的图像; R 为不含雨滴的真实样本。

1.3.1 改进的生成网络

改进的生成网络包含注意力循环网络和上下文自动编码-解码网络。注意力循环网络中包含长短期记忆(long short term memory, LSTM)神经网络,通过循环迭代的方式生成注意力图。注意力图是含雨滴图像中雨滴的位置和形状信息,引导上下文编码-解码器重点关注雨滴及其周围区域。

1.3.1.1 注意力循环网络

注意力循环网络曾经被应用于视觉注意模型中,定位图像中的目标区域,提高目标识别的准确性^[15-17]。受此启发本文将这一结构应用在去雨滴网络中,利用视觉注意引导生成网络和判别网络寻找图像中雨滴的位置。如图 1 中生成器部分所示,注意力循环网络共包含 4 个循环模块,每个模块中包含残差模块(Residual Block)^[18]、LSTM 单元和卷积层(Convs),其中残差模块用于从输入图像和前一个循环模块产生的注意力图中提取雨滴特征信息,LSTM 单元^[19]和卷积层用于生成二维注意力图。

在注意力图生成过程中,二进制掩码图起着关

键作用。掩码图中只包含有 0 和 1,0 表示这个像素点没有雨滴存在,1 表示该像素点有雨滴存在。将掩码图和含雨滴图像输入到注意力循环网络的第 1 个循环模块中用于初始注意力图的生成。掩码图是由含雨滴图像减去清晰图像,然后设置一定的阈值进行过滤得到的,虽然获得的掩码图比较粗糙,但是对精细的注意力图的生成有很大作用。注意力图和掩码图最大的区别是掩码图只包含 0 和 1,而注意力图的取值是 $[0, 1]$ 。注意力图中,取值越大表示去雨滴网络越应该注意该像素点,也即该像素点处存在雨滴的可能性越大。即使在同一个雨滴区域内注意力图的值也会有所不同,这和雨滴的形状和厚度有关,同时也反映雨滴对背景图像不同像素点的影响程度。

注意力循环网络中包含 1 个 LSTM 单元,LSTM 单元包括 1 个输入门 i_t 、1 个遗忘门 f_t 、1 个输出门 o_t 以及 1 个单元状态 c_t 。状态和各门之间在时间维度上的相互作用定义为:

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_{xi} * x_t + W_{hi} * h_{t-1} + W_{ci} \otimes c_{t-1} + b_i); \\ f_t &= \sigma(W_{xf} * x_t + W_{hf} * h_{t-1} + W_{cf} \otimes c_{t-1} + b_f); \\ c_t &= f_t \otimes c_{t-1} + i_t \otimes \tanh(W_{xc} * x_t + W_{hc} * h_{t-1} + b_c); \\ h_t &= o_t \otimes \tanh(c_t). \end{aligned} \quad (3)$$

式中:下标 t 为时间步长; x_t 为残差网络生成的图像特征; h_t 为 LSTM 单元的输出特征; W_{xi} 、 W_{hi} 、 W_{ci} 分别为 x_t 、 h_t 、 c_t 与输入门 i_t 之间的权重矩阵; W_{xf} 、 W_{hf} 、 W_{cf} 分别为 x_t 、 h_t 、 c_t 与遗忘门 f_t 之间的权重矩阵; W_{xc} 、 W_{hc} 分别为 x_t 、 h_t 与单元状态

c_i 之间的权重矩阵; b_i 、 b_f 、 b_c 分别为 i_t 、 f_i 、 c_i 的偏差向量; “ \otimes ”表示矩阵乘法, “ $*$ ”表示卷积运算。LSTM 单元的输出一方面输入到卷积层用于产生二维注意力图, 另一方面输入给循环网络的下一个 LSTM 单元中实现时间维度上的特征保留。

生成网络的输入是背景完全相同的图像对, 一幅含雨滴, 另一幅不含雨滴。每个循环模块的损失函数定义为输出注意力图与二进制掩码 M 之间的均方误差 L_{MSE} 。对于注意力循环网络前边的循环模块损失函数赋予较小的权值, 后边的模块损失函数赋予较大的权值。损失函数

$$L_{ATT}(A, M) = \sum_{i=1}^N \theta^{N-i} L_{MSE}(A_i, M). \quad (4)$$

式中: A 为循环网络运算期间产生的注意力图; N 为循环模块的数量; θ 表示每个步骤映射与前一步的交互; $L_{MSE}(A_i, M)$ 为 A_i 和二进制掩码 M 的均方误差, 其中 A_i 为时间步长 t 时循环网络产生的注意力图, $A_i = U_i(F_{t-1}, h_{t-1}, c_{t-1})$, F_{t-1} 为含雨滴图像和上一个循环单元输出注意力图的融合向量, U_i 函数表示在时间步长为 t 时的循环单元。在整个循环网络中, N 越大越有利于生成更加精细的注意力图, 但是 N 的增大也意味着需要更多的内存储存中间参数, 经过测试发现当 $N = 4$ 、 $\theta = 8$ 时网络效率最高。

1.3.1.2 上下文自动编码-解码器

上下文自动编码-解码器的输入为含雨滴图像和注意力循环网络生成的注意力图, 在注意力图的引导下实现图像去雨滴和背景修复。上下文自动编码-解码器共有 16 个 Conv + ReLU 模块, 编码和解码部分结构对称, 对应模块之间添加了跳跃连接, 防止去雨滴图像模糊。上下文自动编码-解码器采用 2 种损失函数——多尺度损失和感知损失。

多尺度损失函数从解码器不同层提取图像特征信息, 充分利用图像多层次信息对模型进行优化, 获得清晰的去雨滴图像。多尺度损失函数

$$L_M(S, A) = \sum_{i=1}^Y \lambda_i L_{MSE}(S_i, A_{N_i}). \quad (5)$$

式中: S 为模型输出的图像特征; S_i 为从编码器中第 i 层提取出的图像特征; A_{N_i} 为具有与 S_i 相同尺度的真实图像; λ_i 为权重; Y 为编码器的层数。多尺度损失函数的设计更关注在大尺寸图像上进行特征提取, 尺寸较小的图像包含信息量较少, 对于模型优化的影响也较小。解码器最后 1 层、倒数第 3 层和倒数第 5 层的输出图像尺寸分别为原来尺寸的 1/4、1/2 和 1, 对应的权重分别设置为 0.6、

0.8、1.0。

除了基于像素点的尺度损耗之外, 本文还增加了感知损耗, 用于获得上下文自动编码-解码器输出与相应清晰图片之间的全局差异。感知损耗从图像的全局角度衡量去雨滴图像和真实的图像之间的差异, 使去雨滴图像更加接近真实样本。图像全局信息可以利用 VGG16 进行提取, 需要事先在 ImageNet 数据集上完成网络预训练。感知损失函数

$$L_P(O, R) = L_{MSE}(V(O), V(R)). \quad (6)$$

式中: V 为经过预训练的 CNN 网络, 能够完成对给定输入图像的特征提取; O 为自动编码器的输出图像, $O = G(I)$ 。

综上所述, 生成网络的损失函数

$$L_G = 10^{-2} L_{GAN}(O) + L_{ATT}(A, M) + L_M(S, A) + L_P(O, R), \quad (7)$$

式中 $L_{GAN}(O) = \lg(1 - D(O))$ 。

1.3.2 改进的判别网络

判别网络的作用是区分真假样本, GAN 中的判别器通常采用全局判别器^[20-22], 判断生成器输出的图像和真实样本之间的差异。仅利用全局信息进行图像真假判别不利于生成网络对图像局部信息的恢复。对于图像去雨滴来说, 该方法希望能够尽可能恢复图像的细节, 以便进行后续的目标检测工作, 现有的判别网络不能直接使用; 因此, 本文将全局判别器和局部判别器组合起来, 共同判别生成网络输出样本的真假。

局部判别器的使用是以知道图像中雨滴的位置信息为前提的, 在图像修复阶段注意力循环网络中生成了注意力图, 这就解决了图像中雨滴位置的定位问题; 因此, 可以将注意力图引入到判别器网络中, 指导局部判别器自动寻找图像中雨滴区域。利用 CNN 从判别器的内层进行特征提取, 同时也对生成器生成的去雨滴图像进行特征提取, 然后将获得的特征图和注意力图结合构成局部判别器的损失函数。注意力图的存在将会引导判别网络对图像中的雨滴区域进行重点关注, 在判别网络的最后 1 层使用全连接层来判断输入图像的真假。判别网络的整体损失函数

$$L_D(O, R, A_N) = -\lg(D(R)) - \lg(1 - D(O)) + \gamma L_{map}(O, R, A_N), \quad (8)$$

$$L_{map}(O, R, A_N) = L_{MSE}(D_{map}(O), A_N) + L_{MSE}(D_{map}(R), 0). \quad (9)$$

式中：系数 γ 设置为 0.05；式(8)等号右边前 2 项为全局判别器的损失函数； L_{map} 为局部判别器的损失函数； D_{map} 为由判别网络生成的二维注意力掩码图函数；式(9)中 0 表示仅包含 0 值的注意力图，即真实的图像中没有雨滴，不需要注意力图引导网络进行特征提取； A_N 为真实图像。

本文中的判别网络包含 7 个卷积层，其内核为 (3, 3)，全连接层神经元个数为 1 024，单个神经元采用 Sigmoid 激活函数。

2 模型训练

2.1 数据集的形成

对于本文提出的去雨滴网络的训练，需要 1 组输电线路设备图像对，每对图像包含完全相同的背景场景，其中一幅图像含有雨滴，另一幅没有雨滴。为了使本文所提方法能够适用于无人机巡线场景下的图像去雨滴，在制作数据集时尽可能模拟输电线路真实场景。拍摄图片时采用无人机上携带的 2 个摄像头，使用 2 块完全相同的玻璃（厚度 3 mm），其中一块喷水以模拟雨天时摄像头上有雨滴的情形，另一块保持清洁。将玻璃和摄像头之间的距离设置为 2~5 cm，以产生不同的雨滴图像，并且要最大限度地减少玻璃的反射效果。在拍摄过程中保持摄像头与玻璃镜片的相对位置不变，保证 2 个摄像头拍摄的背景图像相同，同时确保在图像对的采集过程中大气条件（例如阳光、云等）和背景物体是相对静态的。采用上述方法，拍摄了 2 000 对包含输电线路设备场景的图像。

2.2 去雨滴网络训练细节

将数据集中的 2 000 对图片按照 8：2 进行分配，其中 1 600 对作为模型训练集，400 对作为模型测试集。对模型的超参数进行设定，其中初始学习率设为 0.001，批大小设为 16，迭代次数设为 40 000。最初采用 Adam 优化算法，在训练过程中发现梯度下降的速率较低；后改为 Momentum 优化算法，模型收敛速度明显加快。经过 40 000 次迭代训练之后，利用测试集对模型进行验证，发现基于 GAN 的去雨滴模型具有较好的可移植性。

3 实验结果分析

3.1 去雨滴效果图对比

随机从含雨滴的图像数据集中选取 2 张图片进行去雨滴处理，结果如图 2、图 3 所示。

图 2、图 3 中背景图像分别是杆塔和绝缘子串，

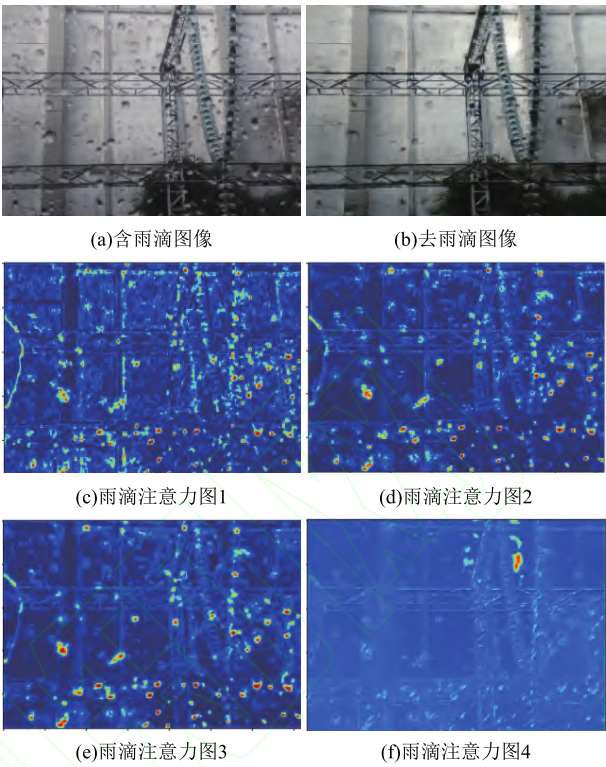


图 2 去雨滴图像及注意力图(杆塔)
Fig. 2 Raindrop removal images and attention maps (tower)

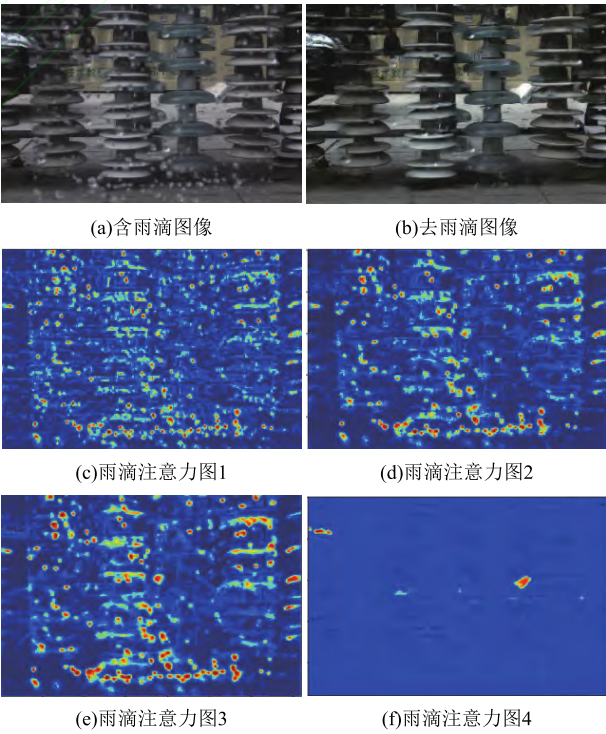


图 3 去雨滴图像及注意力图(绝缘子串)
Fig. 3 Raindrop removal images and attention maps (insulator string)

(a) — (f) 分别是原始图像、去雨滴图像和 4 个循环网络生成的注意力图。原始图像中含有密集的雨

滴, 利用本文提出的去雨滴方法能够去除图像中的大部分雨滴, 并对雨滴覆盖部分的背景图像进行修复。从注意力图中可以看出原始图像中雨滴的位置和大小已经能够清晰确定。对比(a)和(b)可以发现, 去雨滴图像与原图像的对比度、亮度和目标边缘信息基本一致。

3.2 去雨滴图像指标对比

随机从含雨滴数据集中选 1 张图片, 分别利用 W. Yang 去雨滴方法^[23]、Fu 去雨滴方法和本文提出的方法进行去雨滴处理, 计算 3 种方法获得图像的峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR)和结构相似性(structural similarity, SSIM)值, 结果见表 1。

表 1 去雨滴图像的 PSNR 和 SSIM 值
Tab. 1 PSNR and SSIM values of raindrop removal images

图像	PSNR/dB	SSIM
W. Yang 去雨滴图像	19.153 8	0.712 8
Fu 去雨滴图像	19.869 3	0.817 6
本文方法去雨滴图像	31.571 0	0.902 3

由表 1 可知, 本文所提方法获得图像的 PSNR 和 SSIM 值均高于 W. Yang、Fu 的方法, 表明本文所提方法获得的去雨滴图像和原始的清晰背景图像之间的相似度较高, 证明基于 GAN 的图像去雨滴方法效果优于 W. Yang、Fu 的方法。

3.3 目标检测结果对比

从测试集中随机选取含有杆塔故障、小尺寸金具故障、导地线故障、绝缘子故障的带雨滴输电线路巡检图像各 50 张。分别利用 W. Yang 去雨滴方法和本文提出的去雨滴方法进行图像去雨滴处理。利用 Faster RCNN 目标检测算法对含雨滴图像、W. Yang 去雨滴图像、Fu 去雨滴图像和本文方法的去雨滴图像进行设备缺陷目标检测, 分别计算 4 种故障的平均精度(average precision, AP)以及每组图像的均值平均精度 (mean average precision, MAP), 结果见表 2。

表 2 目标检测结果
Tab. 2 Target detection results

图像	AP				MAP
	杆塔故障	小尺寸金具	导地线故障	绝缘子故障	
含雨滴图像	0.516 4	0.443 6	0.501 9	0.548 2	0.502 5
W. Yang 去雨滴图像	0.554 8	0.493 1	0.532 6	0.593 1	0.534 3
Fu 去雨滴图像	0.533 1	0.501 3	0.527 4	0.601 7	0.540 9
本文方法去雨滴图像	0.768 4	0.568 9	0.614 3	0.684 9	0.659 1

由表 2 中 AP 值和 MAP 值可以看出, 去雨滴之后图像的目标检测精度要高于没有经过图像增强时的精度, 本文所提方法比传统方法在去雨滴和图像修复方面效果更好。

4 结束语

本文提出了基于 GAN 的输电线路机巡影像去雨滴方法, 该方法利用注意力递归网络生成含雨滴图像的注意力图, 注意力图引导上下文编码-解码器实现对含雨滴图像的修复, 生成清晰真实的去雨滴图像。判别网络利用全局判别器和局部判别器结合的方法对生成的去雨滴图像进行判别。利用本文中的测试集对模型进行测试, 结果表明本文所提方法能够彻底去除图像中的雨滴并对背景图像进行修复, 去雨滴图像更加接近真实图像, 利用本文方法进行图像去雨滴处理能够恢复图像细节信息, 提高目标检测算法的精度。

参考文献:

[1] 王波, 马富齐, 董旭柱, 等. 电力深度视觉: 基本概念、关键技术与应用场景[J]. 广东电力, 2019, 32(9): 3-10.
WANG Bo, MA Fuqi, DONG Xuzhu, et al. Power depth vision: basic concepts, key technologies and application scenarios [J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32 (9): 3-10.

[2] 彭向阳, 金亮, 王锐, 等. 变电站机器人智能巡检技术及应用效果[J]. 高压电器, 2019, 55(4): 223-232.
PENG Xiangyang, JIN Liang, WANG Rui, et al. Substation robot intelligent inspection technology and its application[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(4): 223-232.

[3] 刘云鹏, 许自强, 李刚, 等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述[J]. 高电压技术, 2019, 45 (2): 337-348.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, LI Gang, et al. Review on applications of artificial intelligence driven data analysis technology in condition based maintenance of power transformers[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45 (2): 337-348.

[4] JING X, WEI Z, PENG L, et al. Removing rain and snow in a single image using guided filter [C]//IEEE International Conference on Computer Science & Automation Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2012: 304-307.

[5] XU J, ZHAO W, LIU P, et al. An improved guidance image based method to remove rain and snow in a single image[J]. Computer and Information Science, 2012, 5(3): 1-11.

[6] ZHENG X, LIAO Y, WEI G, et al. Single-image-based rain and snow removal using multi-guided filter [M]. Berlin, Heidelbe: Springer, Neural Information Processing, 2013: 258-265.

- [7] DING X, CHEN L, ZHENG X, et al. Single image rain and snow removal via guided L0 smoothing filter[J]. Multimedia Tools & Applications, 2016, 75(5): 2697-2712.
- [8] 钱金菊, 吴功平, 彭向阳, 等. 架空输电线路巡检机器人风载下姿态检测及作业控制技术[J]. 广东电力, 2017, 30(1): 116-120.
QIAN Jinju, WU Gongping, PENG Xiangyang, et al. Technology for gesture detection and job control of inspection robot for overhead transmission line under wind load [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(1): 116-120.
- [9] FU Y H, KANG L W, LIN C W, et al. Single-frame-based rain removal via image decomposition[C]//IEEE International Conference on Acoustics. Piscataway: IEEE Press, : 1453-1456.
- [10] KANG L W, LIN C W, FU Y H. Automatic single-image-based rain streaks removal via image decomposition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1742-1755.
- [11] LUO Y, XU Y, JI H. Removing rain from a single image via discriminative sparse coding [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE Press, 2016: 3397-3405.
- [12] EIGEN D, KRISHNAN D, FERGUS R. Restoring an image taken through a window covered with dirt or rain[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2014: 633-640.
- [13] FU X, HUANG J, DING X, et al. Clearing the skies: a deep network architecture for single-image rain removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(6): 2944-2956.
- [14] FU X, HUANG J, ZENG D, et al. Removing rain from single images via a deep detail network [C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1715-1723.
- [15] 李军锋, 王钦若, 李敏. 结合深度学习和随机森林的电力设备图像识别[J]. 高电压技术, 2017, 43(11): 3705-3711.
LI Junfeng, WANG Qinruo, LI Min. Electric equipment image recognition based on deep learning and random forest [J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(11): 3705-3711.
- [16] 马富齐, 王波, 董旭柱, 等. 电力视觉边缘智能: 边缘计算驱动下的电力深度视觉加速技术[J]. 电网技术, 2020, 44(6): 2020-2029.
MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Power vision edge intelligence: power depth vision acceleration technology driven by edge computing[J]. Power System Technology, 2020, 44(6): 2020-2029.
- [17] 黄绪勇, 沈志, 王昕. 云南电网输电线路鸟害故障风险评估方法[J]. 高压电器, 2020, 56(3): 156-163.
HUANG Xuyong, SHEN Zhi, WANG Xin. Risk assessment method of bird damages for yunnan power grid transmission line[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(3): 156-163.
- [18] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016.
- [19] TANAKA Y, YAMASHITA A, KANEKO T, et al. Removal of adherent waterdrops from images acquired with a stereo camera system[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2006, 89(7): 2021-2027.
- [20] 代杰杰, 宋辉, 盛戈峰, 等. 采用 LSTM 网络的电力变压器运行状态预测方法研究[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1099-1106.
DAI Jiejie, SONG Hui, SHENG Gehao, et al. Prediction method for power transformer running state based on LSTM network[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1099-1106.
- [21] 周秀, 朱洪波, 马云龙, 等. 基于深度学习的变压器局部放电模式识别研究[J]. 高压电器, 2019, 55(12): 98-105.
ZHOU Xiu, ZHU Hongbo, MA Yunlong, et al. Partial discharge pattern recognition of transformer based on deep learning [J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(12): 98-105.
- [22] 李文静, 黄新波, 冯玲, 等. 视频差异化分析在输电线路杆塔防盗系统中的应用[J]. 广东电力, 2012, 25(5): 65-70.
LI Wenjing, HUANG Xinbo, FENG Ling, et al. Application of video differentiation analysis in anti-theft system for poles and tower of transmission line [J]. Guangdong Electric Power, 2012, 25(5): 65-70.
- [23] YANG W, TAN R T, FENG J, et al. Deep joint rain detection and removal from a single image[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI: IEEE, 2017: 1685-1694.

作者简介:

辛明勇(1987), 男, 四川广元人, 工程师, 硕士, 研究方向为数字电网及智能变电站技术, E-mail: 102575821@qq.com。

徐长宝(1977), 男, 河南省南阳人, 教授级高级工程师, 硕士, 研究方向为智能电网技术及检测技术, E-mail: 13985494586@163.com。

高吉普(1982), 男, 贵州安顺人, 高级工程师, 硕士, 研究方向为智能电网及智能变电站技术, E-mail: jipugao@sina.com。

王波(1979), 男, 河南信阳人, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为智慧能源与人工智能在电力系统中的应用, 通信作者, E-mail: whwdwb@whu.edu.cn。

(编辑 彭艳)