

基于 Deeplabv3 + 与 Otsu 模型的输电线 电晕放电紫外图像分割方法

田 晨¹, 许志浩¹, 李 强², 宋云海², 康 兵¹, 丁贵立¹, 王宗耀¹

(1. 南昌工程学院电气工程学院, 江西 南昌 330099; 2. 中国南方电网超高压输电公司, 广东 广州 510000)

摘 要:电晕放电严重威胁输电线路的安全运行,如何提高其放电区域识别分割准确率是一个亟待解决的问题。而因环境影响及设备性能限制,夜间型紫外成像仪常出现成像不清晰、放电区域对比度不明显等特征,导致难以有效实现电晕放电区域的分割,从而影响放电故障的判定。为此提出了基于 Deeplabv3 + 与 Otsu 模型的输电线电晕放电紫外图像精确分割方法,首先构建基于 Deeplabv3 + 语义分割模型,对放电区域进行类别分割得到大致区域;然后,利用改进 Otsu 算法对语义分割结果中放电目标区域方差自适应加权,使得分割阈值近似理想阈值,从而实现电晕放电区域的精确分割。实验结果表明,本文提出的分割方法在测试集中平均像素精度为 93.97%,平均交并比为 90.85%,分割性能良好。

关键词:图像分割; Deeplabv3 + ; Otsu 阈值; 夜间紫外成像; 输电线电晕放电

中图分类号: TM835 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2023.01.023

UV image segmentation of power line corona discharge based on Deeplabv3 + and Otsu model

TIAN Chen¹, XU Zhi-hao¹, LI Qiang², SONG Yun-hai², KANG Bing¹, DING Gui-li¹, WANG Zong-yao¹

(1. School of Electrical Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099;

2. CSG EHV Power Transmission Company of China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000)

Abstract: Corona discharge seriously threatens the safe operation of transmission lines, and how to improve the segmentation accuracy of discharge area identification is an urgent problem. Night-type ultraviolet imager is often due to the environmental impact and equipment limitations, the discharge image taken by it is not clear, the contrast between the discharge area and the background is not obvious, resulting in the effective realization of the corona discharge area segmentation, for which a new UV imaging technology based on the transmission line corona discharge accurate segmentation method is proposed. Firstly, a Deeplabv3 + semantic segmentation model is constructed to segment the discharge region into categories to obtain the approximate region; then, the improved Otsu algorithm is used to adaptively weight the variance of the discharge target region in the semantic segmentation results to make the segmentation threshold approximate the ideal threshold, so as to achieve the accurate segmentation of the corona discharge re-

基金项目:南方电网重点科技项目“智能装备检测与集成研发技术研究”项目(No. CGYKJXM20210307)资助。

作者简介:田 晨(1998 -),男,硕士研究生,研究方向为电力设备故障检测与诊断。E-mail:2941006458@qq.com

通讯作者:许志浩(1988 -),男,讲师,博士,硕导,研究方向为电力设备智能检测与人工智能应用。E-mail:zhxuhi@whu.edu.cn

收稿日期:2022-08-28; **修订日期:**2022-10-06

gion. The experimental results show that the mean pixel accuracy of the segmentation method proposed in this paper is 93.97% in the test set, and the mean intersection over union is 90.85%, with good segmentation performance.

Keywords: image segmentation; Deeplabv3+; Otsu threshold; nighttime UV imaging; power line corona discharge

1 引言

电力工业是国民经济发展的重要基础^[1],随着我国经济的高速增长和人民生活水平的快速提高,社会对电能的需求与日俱增,对安全稳定供电的需求也越来越高^[2]。为了提升远距离输电线路的传输能力,降低电力损耗,国家大力开展超高压、特高压输电工程。然而随着输电线路电压的升高,输电线表面会产生电晕放电的现象^[3]。电晕放电会产生可听噪音和电磁干扰,造成电能损耗,甚至对输电线路的安全运行构成严重威胁。因此,对电晕放电进行有效的检测成为必要。

目前,针对电晕放电的检测方法主要有红外热像、超高频、超声波和紫外放电检测等。红外热像根据放电引起的温升变化来进行检测,灵敏度不高,易受环境温度、风速等因素的干扰,且检测及时性不足^[4];超高频法受限于现在的工艺水平,还不能很好的投入生产实际;脉冲电流法属于接触式检测,且易受无线电干扰,会很大程度影响检测精度;超声波检测通过接收放电时发出的声波定位放电点,再根据幅值来判断放电情况,检测精度低,易被其他放电干扰。

研究表明,输电设备在产生电晕放电过程中,会释放 200 ~ 400 nm 波长的紫外光信号,其中波段为 240 ~ 280 nm 的太阳辐射紫外光大部分被大气中的臭氧吸收,紫外成像仪正是通过接收这一波段的紫外信号避免太阳光干扰,并采用双通道成像技术合成电晕放电的紫外图像^[5]。紫外成像检测技术基于其直观方便、快速准确、抗干扰能力强以及全天候使用等优势,已经成为高压电晕放电的主要检测手段。

目前对于紫外图像中电晕放电检测的研究还在探索中,仍有许多问题亟待解决,譬如图像分割,特征量分析,缺陷诊断等关键性问题。其中放电区域图像准确分割是关键环节,分割准确性直接影响放电强度量化及诊断准确性。文献[6]在处理放电特征比较明显的紫外图像时,直接采用最大散度差阈值分割,数学形态学滤波处理后得到分割结果。然而,当放电区域为彩色时,利用传统阈值分割法难以

达到预期效果^[7]。于是,文献[8]利用高斯函数调整彩色放电区域与背景的对比度,再使用阈值分割算法分割放电区域,其还具有运算速度快、计算简便等优点。文献[9]、[10]引入 Chan-Vese (C-V) 模型对紫外图像直接提取放电区域,且不需要进行滤波处理即可得到连续曲线的边界。

综合以上研究成果,目前对紫外成像放电目标区域的分割提取,都是基于电晕放电区域光斑非常清晰,与背景对比度明显的情况。此外,以上这些方法都是基于日盲型紫外成像仪拍摄的成像效果较好的放电图像,并不适用于夜间型紫外成像仪拍摄的图像。夜间型紫外成像仪拍摄的紫外图像效果受环境影响和设备性能限制,其放电区域与背景对比度不明显,因而识别分割效果并不理想^[11]。

因此,本文提出一种基于紫外成像技术的夜间输电线电晕放电精确分割方法。引入 Deeplabv3+ 深度学习语义分割模型对紫外图像放电区域整体进行类别分割,结合改进 Otsu 阈值算法对语义分割结果进行后处理,从而实现对电晕放电区域的精确分割。

2 输电线电晕放电分割模型框架

本文提出基于夜间紫外成像技术的输电线电晕放电的分割方法,构建 Deeplabv3+ 与改进 Otsu 分割模型;分析夜间紫外成像仪拍摄输电线电晕放电图像特点,探究采用 Deeplabv3+ 语义分割方法和改进 Otsu 阈值分割方法对放电目标分割精度的实际影响效果。基于 Deeplabv3+ 语义分割方法的引入,有效解决了图像中放电区域与背景区域对比度不明显导致难以分割的问题,由于其放电区域形态与背景区别明显,通过 Deeplabv3+ 可以将放电区域大致分割出来;改进 Otsu 阈值分割方法的加入会调整放电图像类间方差,对放电区域方差自适应加权使得分割阈值接近理想阈值,此时利用改进 Otsu 方法对 Deeplabv3+ 语义分割结果进行后处理,从而提高放电目标区域的分割精度。图1为针对夜间输电线电晕放电紫外图像的 Deeplabv3+ 与改进 Otsu 分割模型框架。

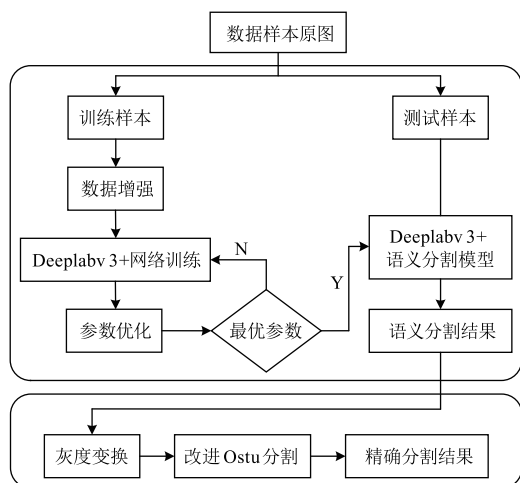


图1 输电线电晕放电分割模型框架

Figure 1 The framework of the segmentation model of power line corona discharge

3 基于 Deeplabv3+ 的语义分割

语义分割是一种使计算机能够理解图像,并在网络中同时实现对图像中不同对象分类识别和高精度分割的技术^[12],已广泛用于电气设备的识别和检测。其中 Deeplab^[13] 系列语义分割算法结合了深度卷积神经网络与条件随机场,使得语义分割结果更加准确。而最新的 Deeplabv3+ 语义分割算法,在 Deeplab 系列算法优点的基础上,引入了编码-解码 (Encode-Decode) 结构,成为目前分割效果最好的模型^[14]。在输电线电晕放电检测中,夜间型紫外成像仪拍摄的图像,其电火花形态的放电区域与电力设备区别明显,因此,可以通过基于 Deeplabv3+ 的语义分割方法将放电区域整体分割出来。

3.1 Deeplabv3+ 算法

Deeplabv3+ 网络由空洞卷积空间金字塔模块 (Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP)^[13] 与编码-解码结构组成,如图2所示。

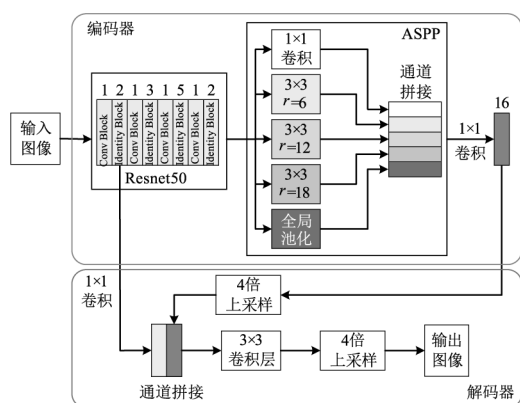


图2 Deeplabv3+ 网络结构图

Figure2 Deeplabv3+ network structure diagram

本文选取 ResNet50^[15] 作为 Deeplabv3+ 网络的特征提取主干网络,该网络用于克服 Deeplabv3+ 网络加深导致的学习效率低、无法有效提高准确率的问题。网络主要由 4 个卷积残差块 (Conv-block) 和 12 个恒等残差块 (Identity-block) 组成,其中 Conv-block 用来调整输入图像的尺寸和通道数,Identity-block 用以串联网络及增加网络层数。

在编码过程中,首先通过 ResNet50 网络对输入的放电紫外图像进行特征提取,并由其末端的 ASPP 接收提取的特征图作为输入,再经过具有多个不同采样率的空洞卷积捕获电晕放电的特征信息,最后得到放电紫外图像的高层次特征,并将高层次特征图像输入到解码模块中进行处理。

在解码过程中,首先将编码模块提取到的高层特征图进行上采样操作,然后将该特征与编码过程中的浅层特征相结合,最后再次将结合后的特征进行上采样处理,还原成与输入时同等尺寸图像,从而完成对电晕放电区域的分割。

3.2 电晕放电图像数据集构建

3.2.1 数据来源与标注

本文使用的紫外图像数据是某网省公司利用 FiLin-6 夜间型紫外成像仪进行输电线电晕放电检测时保留的巡检图像资料。对获取的紫外检测图像进行逐个处理,处理后的图像大小统一缩放为 640×368 ,并剔除缺陷图像。

以如下方式构建电晕放电图像数据集:将图像分为电晕光斑和背景两类,背景主要有输电线、其他电力部件、天空等;图像中能明显判断出电晕光斑的部分逐个标注,标注区域内尽可能包含较完整的光斑;多个电晕光斑堆叠时,尽量单独标注每个光斑区域。所有图像标签均采用 Labelme 自行标注,生成 json 格式文件,并用于训练。

通过上述工作,构建了共含有 1286 张图像的电晕放电数据集,图3为训练样本的原始图像及标签图像示例。

3.2.2 数据集划分

随机选取已标注图像中的 1028 张图像构成电晕放电数据集的训练部分,剩余的 258 张图像构成了测试部分。

3.2.3 数据集增广

Deeplabv3+ 网络建立在大数据拟合的基础上,在

小样本下难以拟合出最优解,为避免 Deeplabv3 + 网络在进行多层网络训练时出现过拟合以及特征提取能力降低的问题,考虑对图像数据增强,进而扩大数据集。

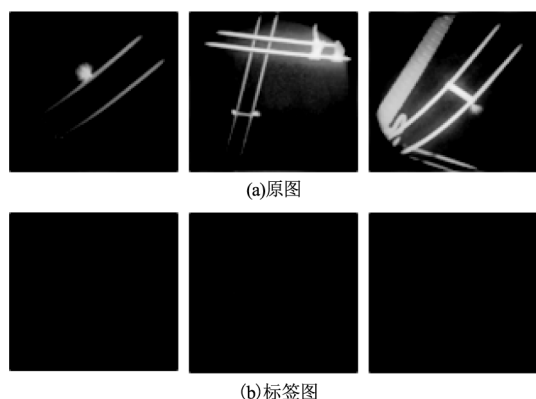


图3 原始图像及标签图像示例

Figure3 Example of original image and label image

本文通过图像水平翻转或竖直翻转、平移、旋转、图像亮度调节、添加高斯噪声等方式对电晕放电图像数据集进行增广,如图4所示,将训练集扩充为原来的6倍大小,构成了电晕放电图像基准数据库。

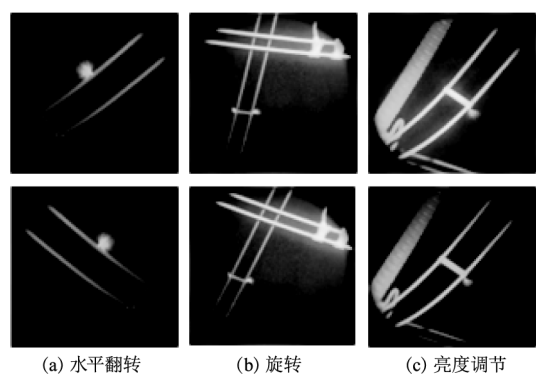


图4 图像数据增强效果

Figure4 Image data enhancement effect

3.3 网络训练与结果分析

3.3.1 Deeplabv3 + 网络训练

实验过程需要大量的图像计算,对计算机内存和 GPU 性能的要求比较高,本文实验平台的软硬件环境如表1所示。

表1 实验平台参数设置

Tab.1 Parameter settings of experimental platform

Experiment platform	Model parameters
Operating system	Ubuntu 18.04
CPU	AMD EPYC 7543
GPU	RTX3090 24GB
Graphics card	24G
frame	PyTorch
Programming language	Python

对 Deeplabv3 + 网络进行训练时,经过多次实验优化,最终参数设置为:训练最小批次为20,初始学习率为0.001,最大迭代次数为300次以控制模型训练时间成本。Deeplabv3 + 网络采用交叉熵作为损失函数,定义如式(1)所示:

$$E = \sum_c w_c \log(p_c(z_j)) \quad (1)$$

其中, w_c 为类别 c 的损失权重; $p_c(z_j)$ 为像素 z_j 属于真实类别 c 的概率。训练过程如图5所示,模型在 epoch 为250左右趋于收敛,验证准确率为84.94%,验证损失为0.164。

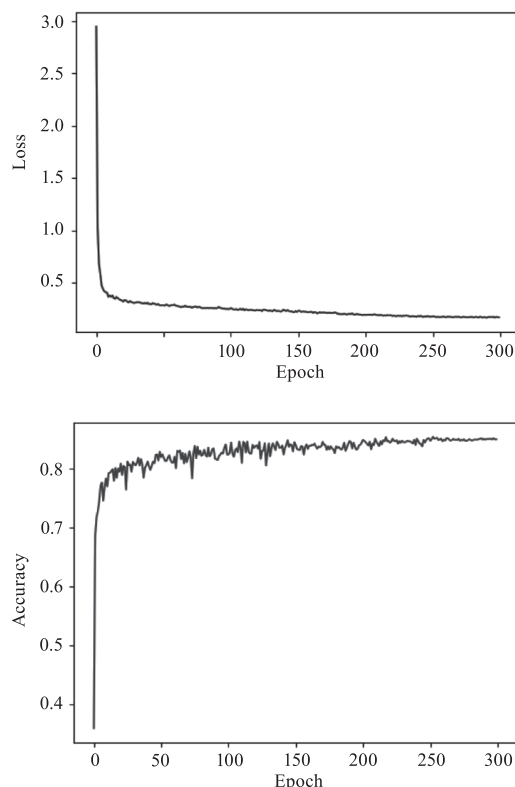


图5 Deeplabv3 + 网络模型训练过程

Figure5 Deeplabv3 + network model training process

3.3.2 语义分割评价指标

为了验证 Deeplabv3 + 语义分割模型的性能,以平均交并比^[16] (Mean Intersection over Union, MIoU)和平均一次迭代的运行时间作为量化指标,评价模型的分割精度和运算效率。MIoU表示的是真实标签与分割结果的交集与并集之比的平均值,可以用来反映真实标签与模型分割目标区域的重合度。计算公式如下:

$$MIoU = \frac{1}{m+1} \sum_{i=0}^m \frac{P_{ii}}{\sum_{j=0}^m P_{ij} + \sum_{j=0}^m P_{ji} - P_{ii}} \quad (2)$$

式中, m 为类别总数, p_{ii} 表示真实标签为类别 i , 分

割结果也为类别 i 的像素数量,而 p_{ij} 表示真实标签为类别 i ,分割结果为类别 j 的像素数量。

3.3.3 算法效果评估

为分析 Deeplabv3+ 分割模型的有效性,将 Deeplabv3+ 与 Unet、FCN 以及 Segnet 等三种经典语义分割模型分别进行实验对比,各分割模型在测试集上的测试效果如表 2 所示。

表 2 不同模型的分割性能

Tab. 2 Segmentation performance of different models

分割模型	MIoU/%	运行时间/s
FCN	78.64	30.84
Segnet	81.95	21.57
Unet	82.7	15.21
Deeplabv3+	84.94	6.16

由表 2 可知,基于 Deeplabv3+ 语义分割模型的分割精度优于另外三种经典语义分割算法,且运算效率也远高于经典分割算法,说明 Deeplabv3+ 分割模型具有极强的优越性。

在测试过程中,基于 Deeplabv3+ 语义分割模型的测试结果如图 6 所示。

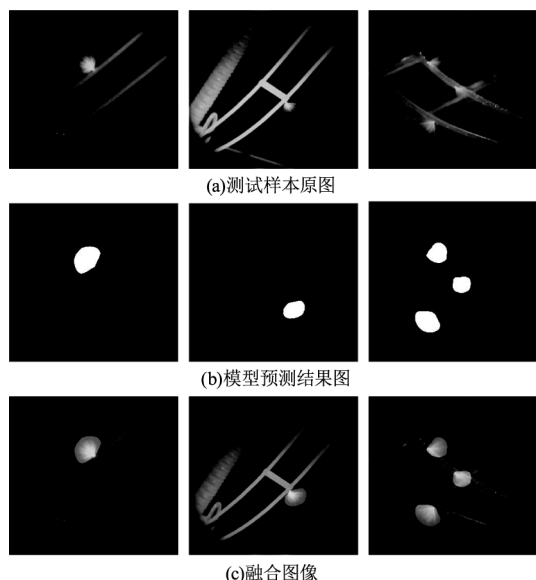


图 6 基于 Deeplabv3+ 分割效果图

Figure 6 Segmentation effect diagram based on Deeplabv3+

其中(a)为测试样本原图,(b)为 Deeplabv3+ 模型分割结果图,(c)为测试原图与模型预测结果融合后的图像。从分割结果可以看出,Deeplabv3+ 模型能够从复杂背景中识别分割出放电位置,得到大致的放电区域,但仍难以避免会误分割一些非放电背景区域。

4 改进 Otsu 阈值分割

紫外放电图像在经过语义分割处理后,其电晕放电区域的灰度值与背景的灰度值对比明显,从而便于阈值分割算法从语义分割结果中精确分割出放电区域。根据语义分割后放电图像特点,本文采用改进 Otsu 算法对变换后的灰度图像分别进行阈值分割。

4.1 Otsu 算法

Otsu 是一种自适应阈值分割算法,也称为最大类间方差阈值分割法^[17],其通过计算图像的最大类间方差来分离背景与目标,当背景部分与目标部分的方差达到最大时,其分割效果最佳。

其分割原理为:假设图像像素点总数为 N ,将其灰度分为 k 个等级 ($1 \sim k$), x_i 表示图像灰度级为 i 时的像素点数量,则灰度级 i 出现的概率为: $p_i = x_i/N$; 引入初始阈值 t , 根据灰度级是否大于 t 可将图像的像素点分成 M_0 、 M_1 (目标和背景) 两类,灰度级为 $[1, t]$ 的像素点属于 M_0 类,灰度级为 $[t+1, k]$ 的像素点属于 M_1 类。 $P_0(t)$ 、 $P_1(t)$ 分别表示 M_0 类和 M_1 类的出现的概率; $Q_0(t)$ 、 $Q_1(t)$ 分别表示 M_0 类和 M_1 类的平均灰度级^[18-19]。则有:

$$P_0(t) = \sum_{i=1}^t p_i \quad (3)$$

$$P_1(t) = \sum_{i=t+1}^k p_i \quad (4)$$

$$Q_0(t) = \sum_{i=1}^t (i \frac{p_i}{P_0(t)}) \quad (5)$$

$$Q_1(t) = \sum_{i=t+1}^k (i \frac{p_i}{P_1(t)}) \quad (6)$$

类间方差定义为:

$$\sigma_t^2 = P_0(t)Q_0^2(t) + P_1(t)Q_1^2(t) \quad (7)$$

令 t 从 $1 \sim m$ 变化,当类间方差 σ_t^2 达到最大时, t 为所求的最佳阈值,记作 t_{best} 。

4.2 改进的 Otsu 算法

文献[20]提出 Otsu 阈值等于式(7)中 $Q_0(t_{\text{best}})$ 、 $Q_1(t_{\text{best}})$ 两类平均灰度级的平均值,即:

$$t_{\text{best}} = \frac{Q_0(t_{\text{best}}) + Q_1(t_{\text{best}})}{2} \quad (8)$$

Otsu 算法中,阈值会靠近方差较大的一类,将其所属类别的区域分割成方差较小的另一类,使得两类区域大小接近。由于检测紫外图像放电目标区域较小,背景区域较大,需要使放电区域方差变小才

能使 Otsu 分割阈值接近理想阈值。于是,考虑对放电目标区域方差加权使之小于原始方差,改进 Otsu 算法类间方差定义为:

$$\delta_i^2 = \omega P_0(t) Q_0^2(t) + P_1(t) Q_1^2(t) \quad (9)$$

其中, ω 为权重,其值范围为 $[0,1]$ 。本文令 $\omega = P_0(t)$, $P_0(t)$ 表示放电目标区域出现的概率,当图像中光斑比较多, $P_0(t)$ 值较大,赋予放电目标区域方差的权重 ω 较大,反之, ω 较小,从而实现对放电目标区域方差自适应加权。

5 实验结果与分析

5.1 评价指标

为了评判分割效果,引入平均像素精度 (Mean Pixel Accuracy, MPA)、平均交并比 (MIoU) 这两个指标作为衡量本文分割方法精度的标准。MPA 表示所有类别像素正确分类概率的均值,如式 (10) 所示,其侧重表现像素分类的准确率,而 MIoU 侧重表现模型分割目标区域的完整性以及分割位置的准确性。

$$MPA = \frac{1}{m+1} \sum_{i=0}^m \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^m p_{ij}} \quad (10)$$

式中, m 为类别总数, p_{ii} 表示真实标签为类别 i , 分割结果也为类别 i 的像素数量,而 p_{ij} 表示真实标签为类别 i , 分割结果为类别 j 的像素数量。MIoU 定义如式 (2)。

5.2 算法效果评估

为了说明本文构建的电晕放电紫外图像分割方法的有效性,先使用传统的 Otsu 算法对电晕放电目标进行分割,进行实验对比,发现 Otsu 算法能够分割部分放电区域,但是图像中还存在大量噪声,分割效果不佳。而后使用本文提出的精确分割法,实验表明,本方法具有良好的分割效果。实验过程中先使用基础模型分割,即传统 Otsu 算法对 Deeplabv3 + 网络处理得到的放电区域进行分割,然后对 Otsu 算法进行改进,引入本文分割方法再次进行实验,实验对比结果如表 3 所示。

以上三种分割方法的实验结果对比如图 7 所示,其中 (a) 为测试样本原图; (b) 为传统 Otsu 算法分割结果,从图中可以看出传统 Otsu 算法分割结果存在大量噪声,对电晕放电的检测能力差,由于夜间型紫外成像仪拍摄的放电图像中光斑与背

景的对比度不明显,从而无法实现有效识别及分割; (c) 为 Deeplabv3 + 语义分割模型的实验结果图; (d) 为基础模型分割放电区域的结果,可以较好地分割出电晕放电信息,但对于光斑细节处分割不佳,这是因为紫外图像中光斑区域较小,其分割阈值大于理想阈值,于是在对 Deeplabv3 + 语义分割结果进行后处理分割时,导致会误分割部分背景区域; (e) 为本文改进分割方法,考虑了放电区域较小情况下,对放电目标区域方差加权使之小于原始方差,从而实现对放电目标区域方差自适应加权,改善了对背景区域误分割的问题,能够完整地分割电晕放电区域,效果最好。

表 3 实验结果量化对比

Tab. 3 Quantitative comparison of experimental results

分割方法	MPA/%	MIoU/%
传统 Otsu	11.06	6.13
基础模型分割	90.91	87.39
本文方法	93.97	90.85

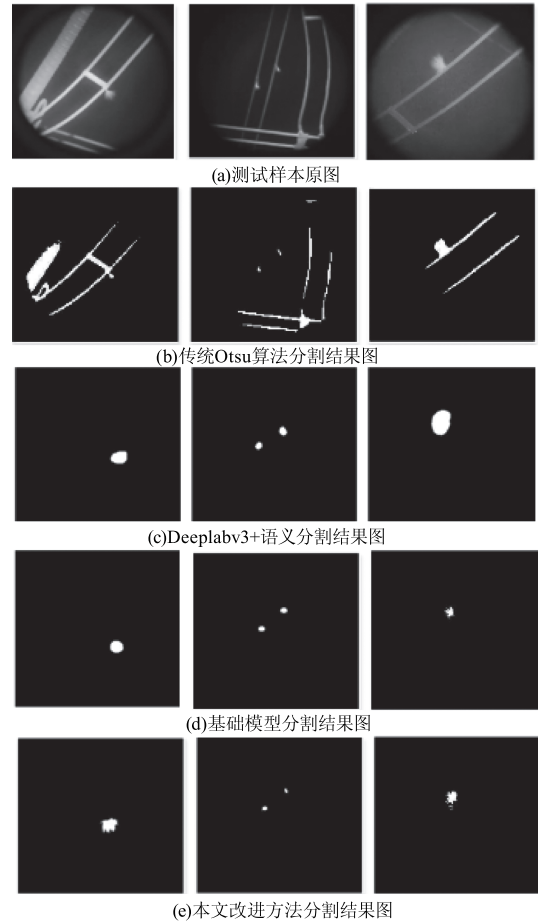


图 7 实验结果对比图

Figure7 Comparison of experimental results

6 结 论

针对夜间输电线电晕放电紫外图像的分割问题,提出了放电目标区域精确分割方法。首先通过 Deeplabv3+ 模型对紫外图像放电区域整体进行类别分割得到大致区域,再利用自适应加权 Otsu 阈值算法对语义分割结果进行后处理,从而得到对电晕放电区域精确分割的结果。实验表明:(1)传统 Otsu 阈值分割方法无法对夜间电晕放电紫外图像进行有效的识别分割;(2)本文提出的 DeepLabv3+ 结合改进 Otsu 分割方法,平均像素精度为 93.97%,平均交并比为 90.85%,分割效果良好;(3)本方法可用于对输电线巡检的紫外图像实现电晕放电区域精准快速分割。

本文所做研究为基于目标区域的电晕放电区域分割,后续将在此基础上,实现对分割区域放电强度的量化及输电线缺陷诊断。

参考文献:

- [1] Wang Jinlong, Li Kan. Global electricity market analysis and outlook for 2021 - 2050 [J]. China Engineering Consulting, 2021, (4): 28 - 33. (in Chinese)
王金龙, 李侃. 2021 年 - 2050 年全球电力市场分析及展望 [J]. 中国工程咨询, 2021, (4): 28 - 33.
- [2] Hui Baojun, Fu Mingli, Liu Tong, et al. Statistical analysis of faults in power cable systems of 110 kV and above [J]. Southern Power System Technology, 2017, 11 (12): 44 - 50, 67. (in Chinese)
惠宝军, 傅明利, 刘通, 等. 110 kV 及以上电力电缆系统故障统计分析 [J]. 南方电网技术, 2017, 11 (12): 44 - 50, 67.
- [3] Feng Zhiguo. Numerical analysis of corona discharge in high-voltage transmission conductors [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010. (in Chinese)
冯治国. 高压输电导线电晕放电的数值解析 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2010.
- [4] Song Rui, Li Yuxin. Infrared image enhancement algorithm based on improved quantum particle swarm [J]. Laser & Infrared, 2021, 51 (11): 1531 - 1537. (in Chinese)
宋蕊, 李宇新. 基于改进量子粒子群的红外图像增强算法 [J]. 激光与红外, 2021, 51 (11): 1531 - 1537.
- [5] Liu Wanjin, Hu Xiaoyan, Yu Songlin. Overview of the development of GaN-based UV detectors [J]. Laser & Infrared, 2012, 42 (11): 1210 - 1214. (in Chinese)
刘万金, 胡小燕, 喻松林. GaN 基紫外探测器发展概况 [J]. 激光与红外, 2012, 42 (11): 1210 - 1214.
- [6] Jin Lijun, Jiang Haoran, Yang Fan, et al. Contact network insulator fouling state detection based on UV imaging technology [J]. High Voltage Technology, 2015, 41 (11): 3561 - 3568. (in Chinese)
金立军, 姜浩然, 杨帆, 等. 基于紫外成像技术的接触网绝缘子污秽状态检测 [J]. 高电压技术, 2015, 41 (11): 3561 - 3568.
- [7] Debelee T G, Schwenker F, Rahimeto S, et al. Evaluation of modified adaptive k-means segmentation algorithm [J]. Computational Visual Media, 2019, 5 (4): 347 - 361.
- [8] Liu Yunpeng, Li Yonglin, Pei Shaotong, et al. Research on color spot mapping recognition algorithm based on UV imaging technology [J]. Journal of North China Electric Power University: Natural Science Edition, 2022, (4): 1 - 9. (in Chinese)
刘云鹏, 李泳霖, 裴少通, 等. 基于紫外成像技术的彩色光斑映射识别算法研究 [J]. 华北电力大学学报: 自然科学版, 2022, (4): 1 - 9.
- [9] Pan Zhen, Wang Zhenzhou, Xu Da, et al. A C-V model-based segmentation method for UV imaging of corona discharge [J]. Science and Technology Engineering, 2020, 20 (14): 5661 - 5666. (in Chinese)
潘臻, 王振洲, 徐达, 等. 一种基于 C-V 模型的电晕放电紫外成像分割方法 [J]. 科学技术工程, 2020, 20 (14): 5661 - 5666.
- [10] Li Xun, Zhang Hongzhao, Hu Yuanchao, et al. Corona discharge UV imaging segmentation and feature volume research based on C-V model [J]. High Voltage Electrical, 2017, 53 (8): 123 - 128, 133. (in Chinese)
李勋, 张宏钊, 胡元潮, 等. 基于 C-V 模型的电晕放电紫外成像分割及特征量研究 [J]. 高压电器, 2017, 53 (8): 123 - 128, 133.
- [11] Liu Yunpeng, Ma Guoming, Lu Fangcheng. Localization of electrical equipment discharge faults based on ultraviolet imaging technology [J]. High Voltage Technology, 2007, (5): 79 - 82. (in Chinese)
刘云鹏, 马国明, 律方成. 基于紫外成像技术的电气设备放电故障定位 [J]. 高电压技术, 2007, (5): 79 - 82.
- [12] Yuan Gang, Xu Zhihao, Kang Bing, et al. Infrared image segmentation method for current transformers based on DeepLabv3+ network [J]. Infrared Technology, 2021, 43 (11): 1127 - 1134. (in Chinese)
袁刚, 许志浩, 康兵, 等. 基于 DeepLabv3+ 网络的电流互感器红外图像分割方法 [J]. 红外技术, 2021, 43

- (11):1127-1134.
- [13] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous Convolution, and Fully Connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4):834-848.
- [14] Li Zhaohui, Kou Gezi. Improved deeplabv3+-based overhead wire recognition algorithm for infrared aerial images[J/OL]. Infrared and Laser Engineering;1-10. (in Chinese)
李昭慧,寇鸽子. 基于改进的 Deeplabv3+ 的红外航拍图像架空导线识别算法[J/OL]. 红外与激光工程: 1-10.
- [15] Garcia-Garcia A, Orts-Escolano S, Oprea S, et al. A Review on Deep Learning Techniques Applied to Semantic Segmentation[J]. 2017.
- [16] Csuska G, Larlus D, Perronnin F. What is a good evaluation measure for semantic segmentation? [C]// Bmvc. 2013.
- [17] Liu Yunpeng, Wang Huibin, Chen Weijiang. Experimental study on UV detection based on the starting corona voltage of UHV transmission lines (in English)[J]. High Voltage Technology, 2008, 34(12):2536-2541.
- [18] Yuan Xiaocui, Wu Lushen, Chen Huawei. Image segmentation of steel rails based on Otsu method[J]. Optical Precision Engineering, 2016, 24(7):1772-1781. (in Chinese)
袁小翠,吴禄慎,陈华伟. 基于 Otsu 方法的钢轨图像分割[J]. 光学精密工程, 2016, 24(7):1772-1781.
- [19] Yuan Xiaocui, Huang Zhikai, Ma Yongli, et al. Characteristics of Otsu threshold segmentation method and its application analysis[J]. Journal of Nanchang College of Engineering, 2019, 38(1):85-90, 97. (in Chinese)
袁小翠,黄志开,马永力,等. Otsu 阈值分割法特点及其应用分析[J]. 南昌工程学院学报, 2019, 38(1): 85-90, 97.
- [20] Xu X, Xu S, Jin L, et al. Characteristic analysis of otsu threshold and its applications[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(7):956-961.