

复杂背景下航拍图像输电线提取算法研究

李运堂 詹叶君 叶春泉 谢梦鸣

(中国计量大学机电工程学院 浙江 杭州 310018)

摘要 针对提取航拍图像中输电线容易出现断裂、重叠,识别准确率低等问题,提出一种改进 Hough 变换输电线提取算法。通过灰度化对航拍图像进行预处理,Canny 算法识别输电线边缘;利用去除小连通区域方法减少边缘图像背景噪声;改进 Hough 变换参数空间的极大值判定范围,实现单直线响应准则。实验结果表明,改进算法相对于 LSD、EDLines、传统 Hough 变换方法,能够完整提取出输电线,并且准确率高、抗噪性好。

关键词 输电线 Canny 算子 边缘检测 连通区域 Hough 变换

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.03.034

THE POWER LINE EXTRACTION ALGORITHM OF AERIAL IMAGE WITH COMPLEX BACKGROUND

Li Yuntang Zhan Yejun Ye Chunquan Xie Mengming

(School of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, Zhejiang, China)

Abstract To overcome the problems of breaking, overlapping and low recognition accuracy of the power line extraction from aerial image, a power line extraction algorithm based on improved Hough transform is proposed. The aerial image was preprocessed by grayscale and the power line edge was identified through Canny algorithm. The background noise of the edge image was reduced by removing small connected region. The single-line response criterion was satisfied by improving the judgment range of the maximum value in the parameter space of the Hough transform. The experimental results indicate that the improved algorithm can extract power line completely with high accuracy and good noise immunity compared with LSD, EDLines and traditional Hough transform.

Keywords Power line Canny operator Edge detection Connected region Hough transform

0 引言

输电线因长期暴露在野外环境中易发生损坏,如果不及早发现并消除隐患,将导致国民经济重大损失。因此,为确保安全,电力公司需对输电线路进行定期巡检。近年来,随着无人机和图像处理技术的快速发展,将二者结合应用于输电线巡检^[1-5]逐渐成为发展趋势。如何从复杂多样的航拍背景图像中完整、准确地提取输电线,是无人机电力巡检必须解决的关键问题。因此,许多学者针对航拍图像输电线提取方法进行了大量研究。文献[6]利用抗噪性能较好的 Ratio 算子进行边缘检测。由于 Ratio 算子利用中间区域和两边相邻区域灰度均值的比值来进行边缘检测,必须严格

限定图像中输电线的方向,并以此设定 Ratio 算子的检测方向,因约束条件苛刻,实际应用受到制约。文献[7]采用方向滤波进行自相关增强,抑制复杂背景的同时增强输电线目标,但是增强效果依赖于人工控制的迭代次数。文献[8]采用多组形态学算法实现输电线边缘像素点的快速检测,但是鲁棒性较差,不同复杂背景下输电线提取效果差别较大。

针对上述问题,本文提出复杂背景下输电线提取新方法。对图像进行灰度化处理后,利用 Canny 算子进行边缘检测得到边缘图像,采用基于连通区域分析的方法去除部分背景噪声,保留输电线信息,最后针对标准 Hough 变换提取输电线容易产生多条平行或者相交的直线的问题,提出 Hough 变换的改进算法,使其满足单直线响应准则。实验结果表明,该算法能够在不

同复杂背景下完整、准确地提取出输电线信息。

1 输电线特征

无人机航拍输电线路图像主要特征:

(1) 航拍输电线通常贯穿整幅图像,近似为直线段。

(2) 输电线通常是钢芯铝绞线,可见光下具有特定的光谱特性,即在图像中灰度值较低。

(3) 图像中各条输电线近似平行。

(4) 输电线具有相对稳定的宽度,通常为2~3个像素。

(5) 输电线多架设在野外,航拍图像包含复杂的地表背景。

2 输电线提取算法

2.1 图像预处理

输电线提取需要尽可能降低无用信息的干扰,突出输电线本身特征。电力线巡检作业通常在野外进行,频繁变化的光照影响航拍图像的颜色信息。RGB彩色图像由独立的三个颜色通道:红(Red)、蓝(Blue)和绿(Green)组成,RGB模型的彩色图像并不能反映图像的形态特征。灰度图像上每个像素点只有一个值,因此图像的灰度化处理可以去除无用的颜色信息,削弱环境光的干扰。

图像灰度化将蓝色分量、红色分量和绿色分量根据重要性和其他指标进行不同权重的加权平均,当人眼面对绿色时,敏感程度最高,面对蓝色时,敏感程度最低。根据式(1)对RGB模型的三个分量进行加权平均,得到合理的灰度图像:

$$\text{Gray}(i,j) = 0.114 \times B(i,j) + 0.299 \times R(i,j) + 0.587 \times G(i,j) \quad (1)$$

灰度化处理将三通道数据转化为单通道,其效果图如图1所示。

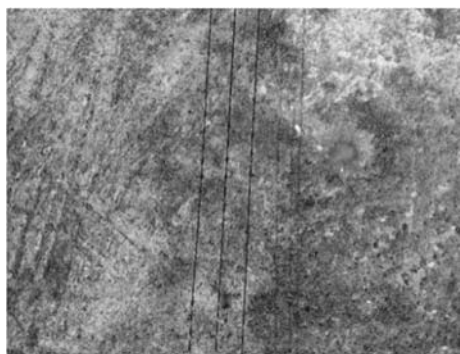


图1 输电线灰度图

2.2 Canny 边缘检测

边缘是图像局部灰度值变化剧烈地方,可以反映图像中目标的形状和纹理等特征。无人机航拍巡检时,采集到的图像存在各种干扰,检测得到的边缘误差较大。Canny算子不仅可以有效抑制噪声,还具有较高的检测精度^[9-10]。Canny算子进行边缘检测的主要步骤为:

(1) 高斯滤波平滑。因为检测器用到了微分算子,所以对局部不连续较敏感,因为噪声灰度变化大,很容易被识别为伪边缘,采用高斯滤波方法对图像进行平滑,可以抑制图像的噪声,降低检测得到伪边缘概率。

(2) 计算梯度幅值与方向。图像中边缘部分的像素灰度值沿边缘方向变化平缓,垂直边缘方向变化剧烈,由于图像像素的矩阵化表示,上述变化可以采用一阶偏导数检测得到, $f(x,y)$ 表示图像 f 在 (x,y) 处的像素值,水平方向和竖直方向表达式分别如式(2)和式(3)所示。

$$f_x(x,y) = f(x-1,y+1) + f(x,y+1) + f(x+1,y+1) - f(x-1,y-1) - f(x,y-1) - f(x+1,y-1) \quad (2)$$

$$f_y(x,y) = f(x+1,y-1) + f(x+1,y) + f(x+1,y+1) - f(x-1,y-1) - f(x-1,y) - f(x-1,y+1) \quad (3)$$

像素的梯度幅值 $M(x,y)$ 和梯度方向 $\theta(x,y)$ 为:

$$M(x,y) = \sqrt{f_x^2(x,y) + f_y^2(x,y)} \quad (4)$$

$$\theta(x,y) = \arctan\left(\frac{f_y(x,y)}{f_x(x,y)}\right) \quad (5)$$

梯度值越大,该像素点越可能是图像的边缘点。

(3) 非极大值抑制排除非边缘像素。由于边缘可能会存在多个梯度响应,基于梯度提取的边缘较模糊。非极大值抑制的目的是细化边缘,将模糊边缘变清晰。

非极大值抑制中,通常将边缘方向量化成四个方向:垂直、水平、 45° 和 -45° ,由梯度向量方向确定边缘方向,梯度向量方向可以由式(5)得到。如图2所示,若梯度向量方向在 $(-22.5^\circ, 22.5^\circ)$ 或 $(-157.5^\circ, 157.5^\circ)$ 范围时,边缘为水平边缘。图3显示了四个梯度向量方向的角度范围。

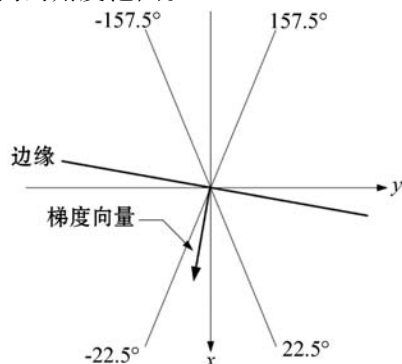


图2 水平边缘梯度向量

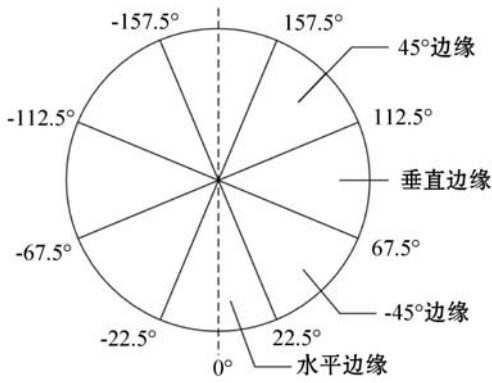


图3 梯度方向

判断出梯度方向 $\theta(x_0, y_0)$ 后,沿着梯度方向比较待检测目标像素点与同方向上的两个邻域点的梯度幅值大小,若该点的梯度幅值 $M(x_0, y_0)$ 最大,可以判定该点为边缘点并保留下来,否则判定为非边缘点并令 $M(x_0, y_0) = 0$ (抑制)。经过上述非极大值抑制后,得到更为清晰的边缘,满足单边缘响应准则。

(4) 双阈值筛选并连接边缘。传统的单阈值边缘检测法通常保留图像中梯度值大于设定阈值 T 像素点,否则,将其置为0。单阈值边缘检测如设定阈值过大,许多真实的边缘会被去除,设定阈值过小,许多伪边缘将被保留下来。因此,单阈值边缘检测进行电力线提取很难达到理想效果。针对以上问题,Canny 采用双阈值完成阈值处理,梯度幅值大于高阈值 T_H 的像素,设置为强边缘像素;梯度幅值处于高阈值和低阈值之间的像素,设置为弱边缘像素,弱边缘像素进一步判断处理,以便剔除梯度幅值小于低阈值 T_L 的像素,最终以强边缘为基础,得到边缘轮廓;强边缘可能会不闭合,在强边缘像素邻域内,搜索弱边缘像素补充边缘,使边缘尽可能闭合。

如图4所示,Canny算子进行边缘检测可以将输电线信息都较好保留下来。

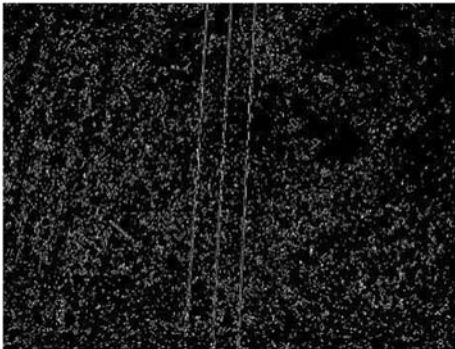


图4 边缘检测效果

2.3 基于连通区域分析的背景噪声去除

由于背景复杂多样且边缘众多,在边缘检测得到的二值图像中,出现背景噪声被检测成为边缘的情况,影响后续输电线识别,容易造成漏检、误检等异常情

况,需要进一步去除背景噪声。

在上述边缘检测得到的边缘图中,输电线边缘的像素点连接紧密,形成了许多大面积的连通区域,而背景噪声孤立杂乱,大部分背景噪声的连通区域面积较小,因此,通过计算连通区域面积大小分辨出输电线和背景噪声,通过去除小连通区域方法删除背景噪声像素点。

连通区域是位置相邻且共同满足一定规则的像素点组成的图像区域。连通区域相邻的判定准则一般使用4-邻域或者8-邻域。航拍输电线在图像中的方向很难保证为水平或者垂直,所以采用8-邻域作为连通区域相邻的判定准则。去除小连通区域的具体实现步骤如下:

(1) 边缘图像从上到下、从左到右,选取第一个未被标记过的边缘像素点作为种子点,赋予其值为 Label 的标记,将该种子点的8-邻域范围内且未被标记的边缘像素点压入栈中。

(2) 弹出栈顶像素,为其赋予相同的 Label 标记,再将此栈顶像素点的8-邻域范围内且未被标记过的边缘像素点都压入栈中。

(3) 重复步骤(2),直至栈为空,相同 Label 值的像素点集合表示一个连通区域,统计获取此连通区域内的像素点数量,作为此连通区域的面积。

(4) 更新 Label 值,重复步骤(1),直至所有像素点都有所属的连通区域。

(5) 设定阈值 N ,删除小面积连通区域。

边缘检测后的二值图像上采用上述去除小连通区域方法结果如图5所示。可见,图像中大部分背景噪声像素点已被去除,剩下的背景边缘主要为不规则形状的杂乱边缘,与长直的输电线边缘有明显区别。



图5 去除小连通区域

2.4 改进 Hough 变换

Hough 变换广泛应用于直线识别,其原理是将图像空间内的直线映射到参数空间的点,参数空间的每个点 (ρ, θ) 都对应了图像空间的一条直线,图像空间的一个点在参数空间中则对应为一条正弦曲线,即点

线对偶性。直线是由无数个点组成的,在参数空间就是无数条正弦曲线,这些正弦曲线相交于一点 (ρ_0, θ_0) ,根据参数空间里多条正弦曲线的同一交点的累加计数结果计算局部最大值推断出符合直线的结果,从而完成直线识别。将图像空间内复杂的直线识别问题转变为参数空间内简单的统计计数问题,利用参数空间投票识别出直线^[11-12]。

Hough 变换的原理如图 6 所示。

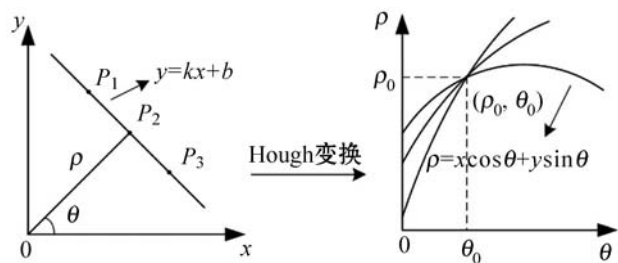


图 6 Hough 变换

图 6 中,图像空间平面直角坐标系内直线表示为:

$$y = kx + b \quad (6)$$

式中: k 为直线斜率; b 为直线截距。如果用 ρ_0 表示直线到原点的距离, θ_0 表示为原点到直线垂线与 x 轴正方向的夹角,则:

$$k = \tan(90^\circ + \theta_0) = -\frac{1}{\tan\theta_0} \quad (7)$$

$$b = \frac{\rho_0}{\sin\theta_0} \quad (8)$$

则直线也可表示为:

$$y = \left(-\frac{\cos\theta_0}{\sin\theta_0} \right) x + \left(\frac{\rho_0}{\sin\theta_0} \right) \quad (9)$$

该直线在参数空间极坐标系表示为:

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \quad (10)$$

算法具体步骤如下:

步骤 1 根据边缘图像边缘点取值范围,得到参数 ρ 和 θ 取值范围,将参数 ρ 和 θ 在取值范围内离散化。建立参数空间内正弦曲线交点的累加器矩阵 $A(\rho, \theta)$,并将其初始值均置为零。

步骤 2 对边缘图像上的直线边缘点进行 Hough 变换从而转化为参数空间内多条不同正弦曲线相交,在累加器 $A(\rho, \theta)$ 上对应的位置累加。

步骤 3 设定合适的阈值,将累加器 $A(\rho, \theta)$ 大于阈值 w 并且为极大值的点保留下来,确定出 ρ 和 θ ,把该点代入式(7)和式(8)得到斜率 k 和截距 b ,进一步推出 y 和 x 的线性关系,确定平面直角坐标系内的直线方程。

上述步骤 1 中,离散化需要选取合适的 $\Delta\rho$ 和 $\Delta\theta$,其值过大,影响直线定位精度,容易出现误检,通常设置 $\Delta\rho = 1, \Delta\theta = \pi/180$ 。由于航拍图像中的输电线一

般为 2 至 3 个像素宽,输电线边缘检测往往会产生左右边缘,再进行 Hough 变换,参数空间中位置相近的多个累加器满足大于阈值 w 且为极大值的条件,进而将单条输电线识别得到多条平行或者相交的直线,如图 7 所示。

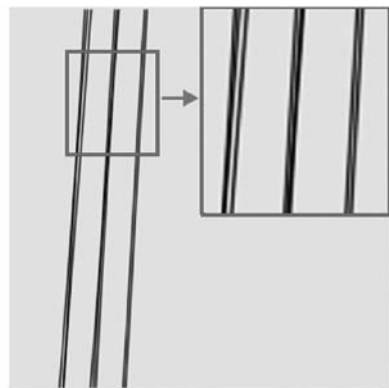
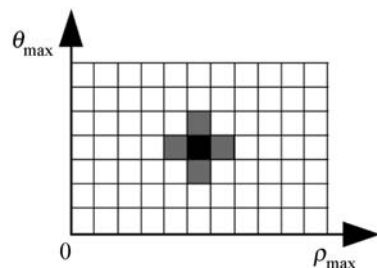
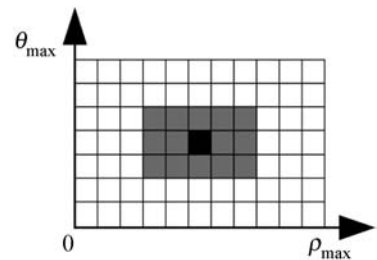


图 7 传统 Hough 变换效果

传统 Hough 变换得到的参数空间内极大值点判定准则为:大于阈值 w 并且大于上、下、左、右共四个相邻的累加器,如图 8(a) 所示,黑色点 (ρ_i, θ_j) 表示其 4-邻域 (ρ_{i-1}, θ_j) 、 (ρ_{i+1}, θ_j) 、 (ρ_i, θ_{j-1}) 和 (ρ_i, θ_{j+1}) 范围内的极大值点。Hough 变换参数空间极大值点判定范围较小,容易将位置相近的累加器识别出极大值,造成输电线左右边缘识别出多条直线,具有一定的局限。



(a) 传统 Hough 变换方法



(b) 改进的 Hough 变换方法

图 8 改进 Hough 变换参数空间极大值点判定范围

针对上述问题,为完成输电线提取,本文采用输电线范围内保留唯一的极大值点的方法改进 Hough 变换参数空间极大值点判定范围为 14-邻域,改进后的判定范围如图 8(b) 所示。

根据航拍输电线在图像中的宽度,修改极大值点判定范围,从而使输电线 Hough 变换后满足单直线响应准则,改进后的识别效果如图 9 所示。可见,改进后

的 Hough 变换在航拍图像上输电线提取效果很好,每条输电线经过 Hough 变换后只有一条直线响应,不会产生多余的直线,最终得到干净完整的输电线。

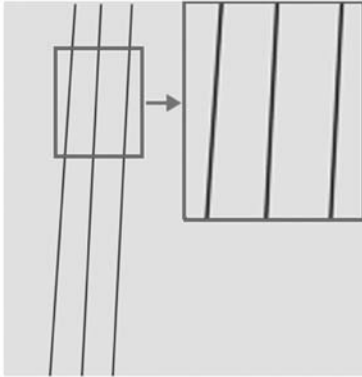
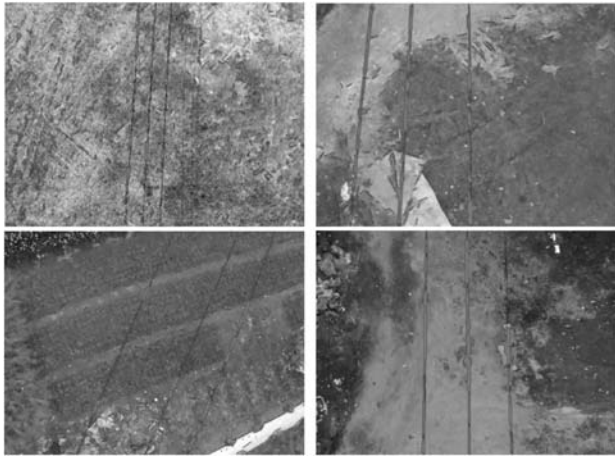


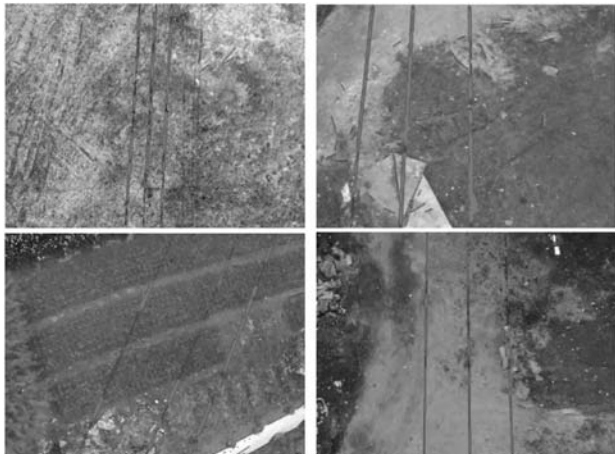
图9 改进 Hough 变换效果

3 实验结果分析

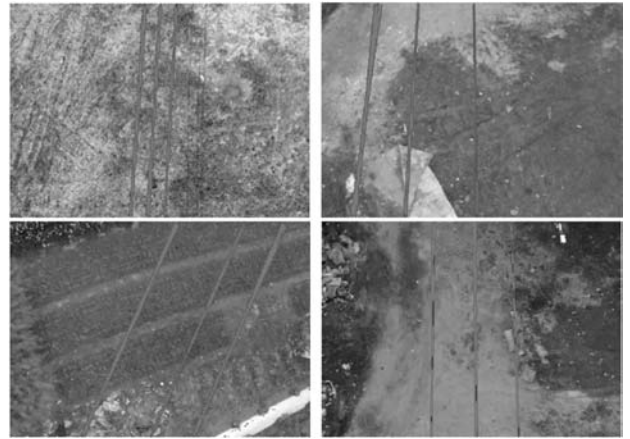
为验证本文所提输电线提取算法的优点,进行了4组对比实验,将本文所提出的输电线提取算法与 LSD 算法^[13]、EDLines^[14]和去除小连通区域背景噪声结合未改进的 Hough 变换算法分别应用至不同背景下航拍图像输电线识别,输电线提取效果如图 10 所示。



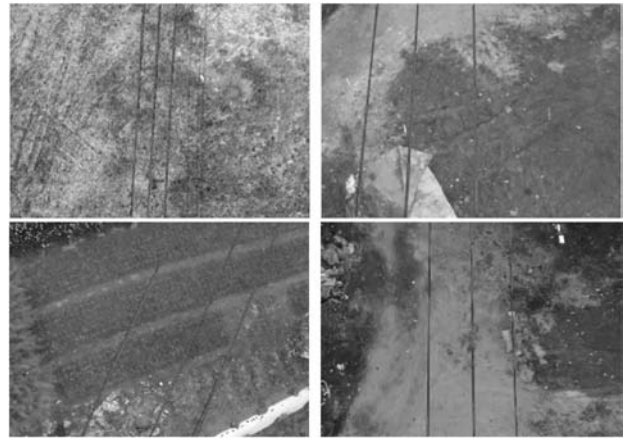
(a) LSD 算法



(b) EDLines 算法



(c) 未改进 Hough 变换算法



(d) 本文改进算法

图10 输电线提取算法提取效果对比

图 10(a)中,LSD 算法对边缘敏感,容易识别出背景中田埂、植被、草地等大量线性噪声线段,并且出现输电线断裂、重复等情况,在不同环境下抗噪性差,识别准确率低。图 10(b)中,EDLines 算法对背景的短直线段较敏感,容易识别出背景中一些短线段干扰项,同时由于其局部检测自增长的特点,局部模糊将输电线割裂为多条短小直线段,并且同一条输电线左右两边得到多条直线段响应,在背景复杂的情况下容易提取出大量无关的线性结构噪声。图 10(c)中,由于去除了小连通区域背景噪声,改善了背景中短小的线段干扰。然而未改进之前容易将输电线左右边缘识别出多条直线,不满足单直线响应准则。图 10(d)中,本文提出的改进 Hough 变换可将每条输电线完整、准确地提取出来,满足单直线响应准则,不会在输电线左右边缘提取出多条直线。在不同环境下抗噪性强,识别准确率高,提取出的输电线准确且完整。

4 结 语

本文提出复杂背景下输电线提取的新方法,该方法对图像预处理,利用 Canny 算子检测输电线边缘,采

用8-邻域的连通区域面积进行分析,去除小连通区域,有效去除了背景中大部分噪声,改进了传统 Hough 变化,扩大参数空间极大值点判定范围,完整地提取出输电线并且满足单直线响应准则。

实验结果表明,本文算法对比传统的提取算法能有效抑制背景噪声的同时,准确、完整地提取出输电线,能够应用于无人机输电线路巡检,具有一定的工程应用价值。

参 考 文 献

- [1] 张成龙,谭显东,翁玉艳,等. “十三五”以来电力消费增长原因分析及中长期展望[J]. 中国电力,2019,52(8):149-156.
- [2] Zhang Y, Yuan X, Li W, et al. Automatic power line inspection using UAV images[J]. Remote Sensing,2017,9(8):824.
- [3] Araar O, Aouf N, Dietz J L V. Power pylon detection and monocular depth estimation from inspection UAVs[J]. Industrial Robot,2015,42(3):200-213.
- [4] 罗建军,刘振声,龚翔,等. 基于无人机图像与迁移学习的线路绝缘子状态评价方法[J]. 电力工程技术,2019,38(5):30-36.
- [5] 陆琴心,陈巍,王威. 基于航拍图像的输电线弧垂测量研究[J]. 计算机应用与软件,2019,36(4):108-111.
- [6] 赵乐,王先培,代荡荡,等. 复杂背景下电力线自动提取算法[J]. 高电压技术,2019,45(1):218-227.
- [7] 曹蔚然,朱琳琳,韩建达. 一种可迭代基于多向自相关的航拍电力线图像增强方法[J]. 机器人,2015,37(6):738-747.
- [8] 张从新,赵乐,王先培. 复杂地物背景下电力线的快速提取算法[J]. 武汉大学学报(工学版),2018,51(8):732-739.
- [9] 孙实超. 无人机航拍图像的输电线识别方法[D]. 南宁:广西大学,2016.
- [10] 王文豪,姜明新,赵文东. 基于 Canny 算子改进的边缘检测算法[J]. 中国科技论文,2017,12(8):910-915.
- [11] Mukhopadhyay P, Chaudhuri B B. A survey of Hough transform[J]. Pattern Recognition,2015,48(3):993-1010.
- [12] 罗朝阳,张鹏超,姚晋晋,等. 基于 Hough 变换的答题卡识别[J]. 计算机应用与软件,2020,37(3):251-256.
- [13] 刘思雨,吕开云,刘盈. 基于 LSD 算法的航拍影像电力线提取[J]. 江西科学,2019,37(6):825-831.
- [14] 齐永菊,裴亮,魏显虎,等. 基于 EDLines 的遥感影像直线快速提取方法研究[J]. 测绘与空间地理信息,2018,41(9):109-113.
- [15] proach for real-time short-term freeway travel time prediction[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies,2011,19(6):1306-1318.
- [3] 谢霖铨,赵楠,徐浩,等. 基于属性相关性的 KNN 近邻填补算法改进[J]. 江西理工大学学报,2019,4(1):95-101.
- [4] 潘栋,杨静. 基于改进 K-近邻算法的电视剧点播量预测方法[J]. 计算机应用与软件,2017,34(5):241-246.
- [5] Liu Z, Du W, Yan D M, et al. Short-term traffic flow forecasting based on combination of K-nearest neighbor and support vector regression[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development (English Edition),2018,12(1):89-96.
- [6] Lint J W, Hoogendoorn S P, Zuyleen H J. Accurate freeway travel time prediction with state-space neural networks under missing data[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies,2005,13(5-6):347-369.
- [7] Zhang J B, Zheng Y, Qi D K. Deep spatio-temporal residual networks for citywide crowd flows prediction [C]//31st AAAI Conference on Artificial Intelligence,2017:1655-1661.
- [8] 李洁,林永峰. 基于多时间尺度 RNN 的时序数据预测[J]. 计算机应用与软件,2018,35(7):33-37,62.
- [9] Bruna J, Zaremba W, Szlam A, et al. Spectral networks and locally connected networks on graphs[EB]. arXiv:1312.6203,2013.
- [10] Yu B, Yin H T, Zhu Z X. Spatio-temporal graph convolutional networks: A deep learning framework for traffic forecasting[EB]. arXiv:1709.04875,2017.
- [11] Li Y G, Yu R, Shahabi C, et al. Diffusion convolutional recurrent neural network: Data-driven traffic forecasting[EB]. arXiv:1707.01926,2017.
- [12] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//31st International Conference on Neural Information Processing Systems,2017:6000-6010.
- [13] Song C, Lin Y F, Guo S N, et al. Spatial-temporal synchronous graph convolutional networks: A new framework for spatial-temporal network data forecasting[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2020,34(1):914-921.
- [14] Yu B, Yin H T, Zhu Z X. Spatio-temporal graph convolutional networks: A deep learning framework for traffic forecasting[C]//27th International Joint Conference on Artificial Intelligence,2018:3634-3640.
- [15] Guo S N, Lin Y F, Feng N, et al. Attention based spatial-temporal graph convolutional networks for traffic flow forecasting[C]//33rd AAAI Conference on Artificial Intelligence,2019:922-929.