

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003733

基于深度学习增强的 LSD 杆塔倾斜度检测^{*}

王宏超¹ 邵云峰² 马中静¹ 马治中² 郭 星²

(1. 北京理工大学 北京 100081; 2. 国网山西省电力公司吕梁供电公司 吕梁 033000)

摘 要:杆塔的倾倒会对整个电网产生严重的破坏并威胁周围居民的生命安全,电力巡检无人机利用计算机视觉对杆塔进行巡检既节省了人力资源又显著地提高了电网的巡检效率。为了国网巡检人员在杆塔倾倒前及时得到预警,对电力巡检无人机中的基于计算机视觉的杆塔倾斜检测算法进行了研究,设计了一种基于 YOLOv3 的深度神经网络结合 LSD 线段提取方法对杆塔的倾斜进行检测。利用在山西电网无人机实际巡检的杆塔图片制作杆塔的数据集并利用 YOLOv3 神经网络对杆塔进行目标检测,并将检测后得到的 Bounding box 根据网络训练后的 mIOU 参数进行微调后作为 LSD 检测的 ROI。接着,该方法在 ROI 中将检测的线段进行过滤和融合,根据杆塔特点进行杆塔的二次识别。最后利用得到的杆塔外边线做出该方向上的杆塔中线并计算杆塔在该方向的倾斜度。该文中实验利用山西国网电力公司提供的数据进行验证,结果表明,杆塔的倾斜检测效果在各种拍摄高度和背景干扰下都较为精确,杆塔目标的正确识别率达到 97%,倾斜度检测平均误差小于 0.85°。

关键词:杆塔倾斜度;YOLOv3;LSD;杆塔中线

中图分类号: TM75 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Tower tilt detection based on LSD enhancement by deep learning

Wang Hongchao¹ Shao Yunfeng² Ma Zhongjing¹ Ma Zhizhong² Guo Xing²

(1. Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. State Grid Shanxi Electric Power Company Lvliang Power Supply Company, Lvliang 033000, China)

Abstract: The tilt of the tower will cause serious damage to the entire power grid and threaten the lives of surrounding residents. The power inspection performed by the computer vision of the UAVs not only saves labour, but also significantly improves the inspection efficiency of the power grid. In order to get early warning before the tower falls for State Grid inspectors. In this paper, the algorithm of computer vision-based tower tilt detection in electric patrol unmanned aerial vehicles is researched. And the tilt of tower is detected using YOLOv3's deep neural network combined with LSD line segment extraction method. Using the pole pictures of the actual inspection of the UAVs in Shanxi power grid to make the VOC2007 dataset of the pole tower and use the YOLOv3 neural network to detect the pole tower. The Bounding box obtained after the detection is fine-tuned according to the mIOU parameters after network training and used as LSD detection ROI, the detected line segment is filtered and fused, and the secondary identification of the tower is performed according to the characteristics of the tower. Finally, the outer line of the tower is used to make the center line of the tower in this direction and the inclination of the tower in this direction is calculated. The experiment uses the data provided by Shanxi State Grid Electric Power Company for verification. The tilt detection effect of the tower is more accurate under various backgrounds, and the accuracy and environmental adaptability are significantly improved compared with other algorithms. The correct recognition rate of the tower target reaches 97%, and the average error of the inclination detection is less than 0.85°.

Keywords: power pole tower inclination; YOLOv3; LSD; pole tower axis

0 引 言

杆塔的故障检测是电力巡检的重要部分,以前的杆塔巡检依靠人工,作业人员爬塔巡检费时费力,而且存在安全隐患,在一些特殊地形上根本无法实现,后来某些地区利用直升机协助电力巡检,但还是输电线路的拍摄、故障排查等工作还是离不开人工参与,而且每次巡检的成本高且无人机维护开销大。

现如今无人机在电力巡检中的地位日益突出,已经逐渐取代了人工巡检的方式,巡检效率得到了大幅度得提高,为了进一步减少人工参与,智能巡检算法也应运而生尤其是利用无人机搭载的摄像头的计算机视觉的智能故障检测算法。杆塔的识别在利用无人机进行电力巡检中至关重要,例如无人机在进行巡检时内部的 GPS 值会随时间出现偏移,因此需要进行及时的修正,而杆塔自身 GPS 无偏移,本身是一个合适的标定物,因此需要在无人机巡检拍摄的视频中实时监测杆塔的位置,同时,杆塔的倾斜对整个电网和周围人员也有着很大的安全隐患,而单凭人的肉眼很难识别出潜在的杆塔倾斜的安全隐患。

现有的杆塔识别的算法大致有如下几类:基于模板匹配法的杆塔识别算法、基于角点匹配法的杆塔识别算法、王余孝等^[1]利用 SVM+HOG 的方法进行杆塔识别算法,但识别精度低且时间消耗大,无法利用于实时检测;韩冰等^[2]利用三维杆塔模型匹配算法进行杆塔检测,但三维模型建立复杂且模型匹配算法时间消耗过大难以应用于实时检测,同时还有基于线段特征匹配的杆塔识别算法、基于深度学习的杆塔识别算法。

传统的杆塔倾斜度检测的方法如肉眼直接观测、铅锤法依赖人工且精度和效率都很低。工程中常用激光水准仪、测距仪虽然精度可以得到保证,但同样依赖人工,且在地势复杂的地方使用受限^[3]。近几年无人机在输电线路巡检方面得到了广泛的应用,无人机搭载摄像头可以对输电线路设备进行实时的监控,并利用相应的而图像处理算法可以对输电线路的故障进行检测。王榆夫等^[4]利用 LSD 线段分析以及交叉点分析对线段进行分类识别杆塔,但在当拍摄高度接近地面或高于杆塔本身时,前者由于相机附近的杂物影响,后者由于地面可能存在的房屋等几何结构性显著的背景影响而干扰到算法的精确性。

本文将深度学习与线段检测相结合,利用国网电力巡检图片制作目标检测数据集,后将目标检测结果作为线段检测的 ROI,极大得降低了线段检测的干扰因素。后经过线段融合计算出当前图片杆塔得倾斜角度。

本文相比于直接利用深度神经网络进行杆塔的倾斜检测该算法的识别效率更加精确直观,由于不同类型的

塔的倾斜容忍度不同因此可以后续交给工作人员对不同的塔设定相应的阈值标准。同时直接利用深度神经网络进行杆塔倾斜检测会由于倾斜样本过少,且倾斜样本与未倾斜样本区别不明显而很大程度上导致网络不收敛。

相比于直接利用 LSD 算法进行杆塔识别与检测在复杂环境的背景下依然有效,且实际应用背景都较为复杂,在实际应用中具有更强的鲁棒性。

1 基于 YOLOv3 的杆塔识别算法

1.1 目标检测算法得概述和比较

基于特征的目标检测方法由于其环境适应能力差且背景要求高等局限性难以在实际场景下应用,而随着近些年深度神经网络的发展以及各类卷积神经网络的提出,其环境适应能力和精度已经几乎可以满足所有复杂场景下的应用^[5]。现有的用于目标检测的深度神经网络框架如 RCNN^[6]、Fast-RCNN^[7]、Faster-RCNN^[8]、SSD^[9]、YOLOv3 等。文献[10]对绝缘子的定位识别方法在 Faster R-CNN 的基础上,解决现场绝缘子图像检测过程中存在因成像距离、拍摄角度以及目标物体受到遮挡而造成的误检和漏检问题。Faster R-CNN 的双阶段网络结构限制了它的速度,在实时性上不及 YOLOv3 单阶段网络框架,且 YOLOv3 网络在较大检测目标下的精度高。

根据各个神经网络结构以及官方实验效果对各类流行目标检测神经网络框架的各类指标总结如表 1 所示。

表 1 各类神经网络框架特点汇总

Table 1 Summary of characteristics of various neural network frameworks

网络框架	Anchor Box	Feature Extractor	检测精度	检测速度
R-CNN	无	VGG16	较高	很慢
Fast R-CNN	无	VGG16	较高	很慢
Faster R-CNN	固定 9 类	VGG16+RPN	高	较慢
SSD	多层计算得到	VGG19	较高	较快
YOLOv3	对样本 k-means 聚类得到	Darknet53	较高	很快

考虑到杆塔属于较大的目标,因此选择 YOLOv3 神经网络框架,相较于 Faster-RCNN 虽然小目标的检测精度略低但网络层数低,在相同设备下相比于 Faster-RCNN 具有更快的处理速度^[9],适用于在无人机巡检实际应用。

YOLO 是一个 end-to-end 的网络,摒弃了 Faster R-CNN 滑动窗口的思想,完成从原始图像的输入到物体位置和类别的输出。YOLOv3 是 YOLO 的第三代,在 2018 年 3 月被 Redmon 等提出,算法使用了 darknet-53 的前面的 52 层(没有全连接层),YOLOv3 这个网络是一个全卷积网络,大量使用残差的跳层连接,并且为了降低池化带来的梯度负面效果,直接摒弃了 Pooling,用 conv 的 stride

来实现降采样^[11]。

1.2 数据集制作与网络训练效果

由于 YOLOv3 目标检测网络能够识别的对象完全取决于训练样本中的训练集目标,而现存的杆塔数据集很难找到,所以网络训练所需数据集的制作显得很重要^[12]。

为预防网络出现过拟合,在数据集的准备过程中不仅使用山西电网无人机的拍摄图片,同时在互联网中搜索并加入了不同地区不同结构的杆塔图片作为补充。

首先将山西吕梁两年的无人机实际现场航拍图片于互联网上采集的其他杆塔图片进行归一化,将图片尺寸缩放为 416×416 大小的图片并利用 LabelImg 制作 VOC2007 数据集如图 1 所示。



图 1 Labeling 制作数据集过程

Fig. 1 Labeling production data set process diagram

样本总共有 6 000 张图片,将其中 3 450 张图片作为训练集,其余 2 550 张图片作为测试集。实验所用的软硬件平台如表 2 所示。

表 2 实验所用平台参数

Table 2 Platform parameters used in the experiment	
软硬件名称	相关参数
CPU	Intel 酷睿 i9 9900k
GPU	NVIDIA RTX 2080Ti
…深度学习框架…	…Pytorch…
操作系统	Ubuntu16. 04

网络参数的设置:训练批次 $batch = 64$, $subdivisions = 16$,动量 0.9,学习率 0.001,最大迭代次数 50 200。

网络训练结果如图 2 所示。对模型进行测试(单个图片或视频测试),测试结果如图 3 所示。

2 基于 LSD 的杆塔倾斜度检测算法

2.1 Bounding box 微调方法

将无人机巡检过程中拍摄的图片输入到训练好的神经网络模型中,将得到的预测目标位置(Bounding box)作

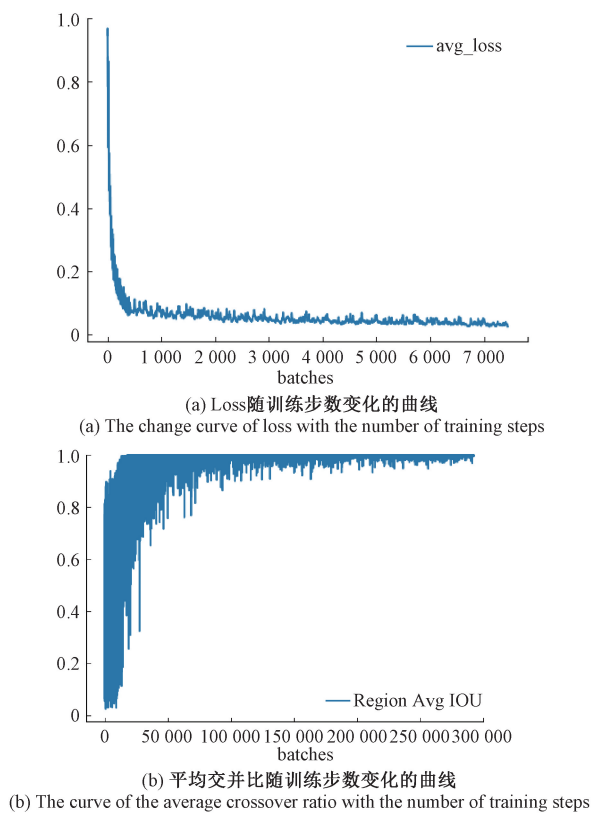


图 2 神经网络的训练结果

Fig. 2 Neural network training results



图 3 YOLOv3 的预测效果

Fig. 3 The prediction effect of YOLOv3

为后续线段检测的感兴趣区域(ROI),由于模型预测的 Bounding box 与 ground truth(实际目标位置)存在一定的误差(即交并比没有达到 100%),因此为了使后续线段检测能够检测到杆塔的所有线段特征且尽量减少新加入的外界线段的影响,需要将网络预测的 Bounding box 进行微调。

网络预测的 Bounding box 与 ground truth 真实的目标框存在如图 4 所示的关系。

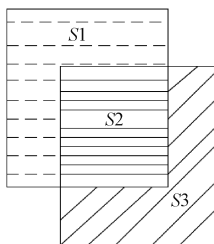


图 4 交并比示意图

Fig. 4 Schematic diagram of IoU

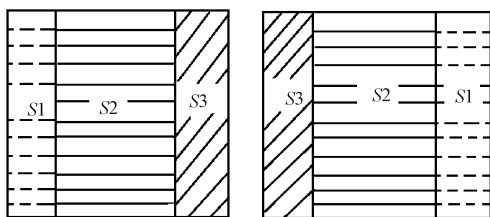
图 4 中横线(包括虚线和实线)框为杆塔实际的位置 ground truth, 相对应面积为 $S1 + S2$; 实线框(包括横线与斜线)为神经网络预测的 Bounding box, 相对应面积为 $S2 + S3$; 横实线部分为杆塔实际的位置 ground truth 与神经网络预测的 Bounding box 相交的部分, 相对应面积为 $S2$ 。则此时的交并比计算公式如下:

$$IoU = S2 / (S1 + S2 + S3) \quad (1)$$

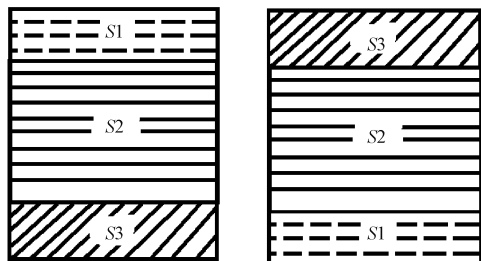
假设训练后网络的平均交并比如下:

$$mIoU = k, 0 < k < 1 \quad (2)$$

且当前模型预测的 Bounding box 的坐标中心为 (a, b) 、矩形框的长宽为 (w, h) 同时不考虑预测矩形框与标定矩形框的大小差异, 相应的 x, y 轴方向的矩形框最大偏移如图 5 所示。



(a) x 方向上的最大偏移
Maximum offset in x direction



(b) y 方向上的最大偏移
Maximum offset in y direction

图 5 最大偏移示意图

Fig. 5 Maximum offset diagram

最大偏移比例与交并比的关系如下:

$$S2 / (S1 + S2 + S3) = k, S1 = S3 \quad (3)$$

则 $S1 / S2 = (1 - k) / 2k, S1 / (S1 + S2) = (1 -$

$k) / (1 + k)$ 。

Bounding box 的微调方法便是将神经网络预测的 Bounding box 的长度和宽度都相对于矩形框中心扩大 $(1 - k) / (1 + k)$ 倍的原来长宽大小, 如图 6 所示。

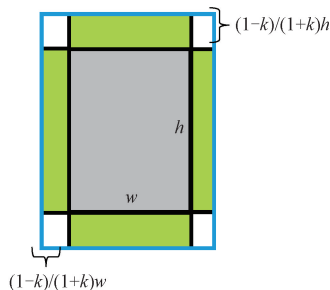


图 6 Bounding box 微调示意图

Fig. 6 Schematic diagram of Bounding box after fine-tuning

外侧矩形框即为微调后的 Bounding box, 调整后的 Bounding box 在很大程度上避免了由于神经网络精度的原因造成的杆塔线段漏检同时又保证了后续线段特征检测的 ROI 不会引出过多的外界线段干扰。

实验结果如图 7 所示。

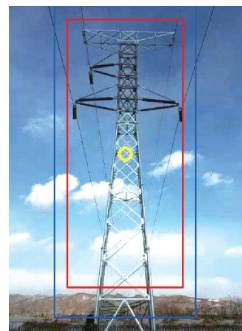


图 7 Bounding box 微调前后结果

Fig. 7 Simulation result graph of Bounding box after fine-tuning

内侧框为微调前网络的预测结果, 中心圈为目标中心, 外侧框为微调后的 Bounding box。

2.2 基于 LSD 的杆塔线段提取

由于杆塔内部的交叉线段多且复杂, 不同的拍摄角度下变化较大, 因此选定杆塔的两条外侧外边线作为杆塔倾斜度检测的参考目标。

无人机摄时需为绝对水平方向, 参考垂直方向即为图片方向, 因此采用带有一键回中功能的相机防抖云台, 在地面上调整至绝对水平方向后, 在空中拍摄时便可使用一键回中功能做到水平方向拍摄, 图片的水平方向即为参考的 0° 方向。实验使用的摄像头如图 8 所示。

整体的外边线检测步骤为将微调后的 YOLOv3 预测的 Bounding box 作为线段检测的 ROI, 其中线段检测的方法大致有两种: 1) 先对图片进行如 Sobel 或 Canny 得边



图 8 无人机防抖相机云台

Fig. 8 UAV anti-shake camera gimbal

缘检测后利用 Hough 变换进行线段检测, Canny 边缘算子相较于其他算子有更好的检测效果^[13], 但 Canny 算子在检测图像时, 需要设定高、低两个阈值对边缘点进行筛选, 目前, 一般是通过人工经验进行设定, 针对电力设备图像阈值更难设定, 这些都限制了 Canny 算子在检测电力设备图像中的应用^[14-15]; 2) LSD、EDlines 等线段提取方法^[16], 检测的原始图片为灰度图片不需要进行图片二值化处理, 检测得到的线段更加符合实际情况。本文实验采用 LSD (line segment detector)^[17] 线段检测方法检测杆塔线段信息。输电线杆塔的塔脚是杆塔轮廓的外边线, 识别出图中杆塔的最外侧塔脚便可以得到杆塔轮廓信息并通过计算中线得到杆塔在该方向上的倾斜角度。

由于实际无人机搭载的相机分辨率较高, 故 LSD 线段检测得线段数量较多^[18], 图 9 所示为无人机拍摄杆塔图片经过 LSD 算法检测得到的效果, 图中黑色的小线段即为检测到的线段信息, 共检测得到 38 002 条线段, 在 AMD4600 六核 CPU 和 16G 内存得环境下 LSD 检测 1 帧用时为 1.906 s, 检测速度达不到实时性的要求, 后续线段处理所需得时间也要相应的增加, 因此为了尽可能多得过滤掉除杆塔外得线段信息且保留杆塔得轮廓信息, 利用神经网络预测的 Bounding box 对杆塔图片得线段检测区域做一定的约束, 不仅提升了 LSD 得检测速度, 并且在后续线段处理上也能有很大程度得提速。

本文实验中无人机实际拍摄得图片的分辨率为 5 280×2 970, 如图 10 所示, 内侧矩形框为神经网络的输出 Bounding box, 外侧矩形框为微调后的线段检测 ROI 区域, 图中的 ROI 区域大小为 (951×2 303), 因此即便利用角度和 ROI 区域对线段信息进行过滤后的图片依旧会有大量的线段信息, 而这些线段信息对于杆塔识别和倾斜度检测是过量的, 过多的线段信息会造成算法运行速度降低。

为了将图片压缩到合适的大小(即保证不丢失杆塔的边缘信息又可以过滤掉大部分的背景干扰线段的图片尺寸), 经过了随机抽取的 300 张无人机拍摄的杆塔作为样本图片进行 LSD 检测算法测试发现将 ROI 区域调整



图 9 原始图像 LSD 线段检测结果

Fig. 9 LSD line segment detection results of the original image

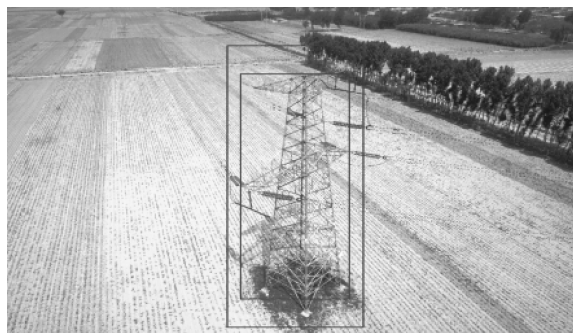


图 10 YOLOv3 预测以及微调后的 ROI 区域

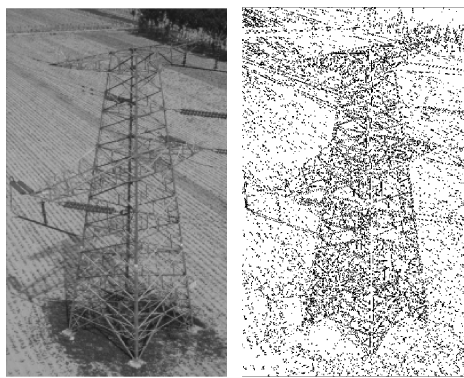
Fig. 10 After YOLOv3 prediction and fine-tuning ROI area

为 800×450 左右的大小并不影响关键线段信息的检测且其他的线段信息会大量减少且会加速算法的运行同时便于后续线段融合参数的统一。为了保持杆塔 ROI 区域的长宽比以不影响后续的倾斜度检测结果, 将杆塔 ROI 区域进行如下调整: 假设原 ROI 的长宽为 y_0, x_0 , 先将 ROI 区域的长度调整到 800 pixel, 缩放比例为 $y_0/800$, 之后将宽度按照同样的比例进行缩放, 即缩放为 $x_0 \times y_0/800$, 实际效果如图 11 所示。

将尺寸改变后的 ROI 区域进行 LSD 线段特征提取并计算每个线段的倾斜角度, 根据倾斜角度进行过滤, 保留符合角度阈值范围的线段, 此时设定的阈值为:

$$60^\circ \leq \theta \leq 120^\circ \text{ or } -120^\circ \leq \theta \leq -60^\circ \quad (4)$$

线段角度过滤的主要目的是滤除杆塔附近的输电线的线段信息以及杆塔塔身的交叉线信息和背景干扰



(a) ROI区域LSD检测结果图(尺寸调整前)
(a) Line segment detection results before resizing



(b) ROI区域的线段检测结果(尺寸调整后)
(b) Line segment detection results after resizing

图 11 ROI 区域尺寸缩放前后线段检测结果

Fig. 11 Line segment detection results before and after ROI area size scaling

线段。

通过 ROI 区域和角度约束,同时对 ROI 区域内的图片做尺寸调整后,杆塔得整体轮廓信息得到了保留且在很大程度上去除了杆塔外其他线段信息得干扰,算法的鲁棒性和速度得到了较大的提升。

2.3 LSD 的线段融合方法及塔脚边线提取

由于杆塔内部的线段交叉结构和图像分辨率以及光照影响会导致在利用 LSD 算法进行检测时在边线时出现线段的断续,因此需要设计相应算法将原本连续的线段连接起来^[19]。

将过滤后的满足预设线段融合标准的断续线段融合实现方法为首先根据过滤后线段的倾斜度将线段分组,分组数量为 n ,分组方式为先将线段按照斜率大小排序,后判断每条线段与之后线段的倾斜角相差是否大于 M° (本文实验设定为 2°),若不大于则认为该线段与其后的一个线段在一组内,否则将前面的线段与之后的线段分组。每组线段根据相邻两条线段的自身长度和相邻最短距离以及两线段之间的相差角度和后一线段中点距前一线段所在直线的距离来判断是否对相邻两线段进行融合。

定义一条线段长度 $l_i = \sqrt{(y_{i2} - y_{i1})^2 + (x_{i2} - x_{i1})^2}$,同组的另一条线段长度为 $l_j = \sqrt{(y_{j2} - y_{j1})^2 + (x_{j2} - x_{j1})^2}$,两线段中点距离 $l_{i,j}$ 如下:

$$l_{i,j} = \sqrt{\left(\frac{y_{i2} + y_{i1}}{2} - \frac{y_{j2} + y_{j1}}{2}\right)^2 + \left(\frac{x_{i2} + x_{i1}}{2} - \frac{x_{j2} + x_{j1}}{2}\right)^2} \quad (5)$$

后一线段中点距前一线段所在直线的距离 $d_{i,j}$:

$$d_{i,j} = \frac{(y_{j2} - y_{j1})\left(\frac{x_{i1} + x_{i2}}{2}\right) + (x_{j1} - x_{j2})\left(\frac{y_{i2} + y_{i1}}{2}\right) + x_{j2}y_{j1} - x_{j1}y_{j2}}{\sqrt{(y_{j2} - y_{j1})^2 + (x_{j2} - x_{j1})^2}} \quad (6)$$

两线段倾斜角分别为 φ_i, φ_j , 设定倾斜角阈值为 β 。

则如果 $l_{i,j} \leq 4\max(l_i, l_j)$ 且 $|\varphi_i - \varphi_j| < \beta$, $d_{i,j} < 3 \text{ pixel}$ 则将 i, j 两条线段融合为一条线段,否则仍然保留为两条线段。

图 12 所示为测试样本线段融合后的结果。



图 12 线段融合后的结果

Fig. 12 Results of line segment fusion

根据最外侧塔脚特征寻找杆塔最外侧塔脚线段,并根据塔脚在杆塔中的位置进行杆塔区域的识别与定位;所述最外侧塔脚特征指杆塔最外侧塔脚线段满足相应的两个约束条件。

计算每组融合后线段的长度,提取每组线段最长的线段,选择所有组中最长的 4 根线作为杆塔塔脚的后选线段(图 13)。

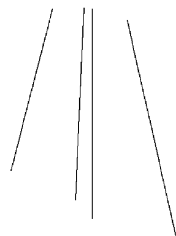


图 13 融合后的候选线段

Fig. 13 Candidate line segments after fusion

由于光照的原因有时会造成最外侧的塔脚线段检测信息丢失过多^[20-21],导致融合后的线段也没有杆塔的最外侧塔脚线段的其中一条如图 14 所示,左侧杆塔外边线由于光照信息丢失(图中虚线),但仍可利用内测的塔脚边线作为杆塔倾斜度检测的基准线段,即图中加粗的线段。

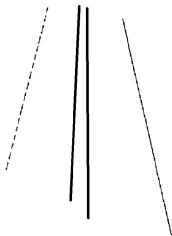


图 14 受光照影响杆塔外边线信息丢失
Fig. 14 Affected by the light, the information of the outside line of the tower is lost

对 4 条候选线段提取输电杆塔塔脚边线的步骤分为如下两步。

1) 判断最外侧两条线段的倾斜度 θ_1, θ_2 是否满足 $|90^\circ - \theta_1| - |90^\circ - \theta_2| \leq 10^\circ$, 若满足条件则判定第一条线段到第二条线段最短距离是 $l_{\min}$ 否小于两条线中最长的线段的长度, $l_{\min} < \max(l_1, l_2)$ 。若两条均满足则认为最外侧两条线段为杆塔的左右塔脚边线, 否则进入下一步。

2) 将内侧两条边线按照步骤 1) 进行再次判断, 若满足条件则将内侧两条塔脚边线作为倾斜度计算的基准线段, 若不能满足则对 4 条线段进行两两排列判断, 若符合条件则将这两条线段作为基准线段, 否则认为杆塔识别有误。

算例的两侧边线如图 15 所示。

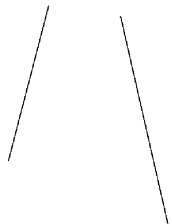


图 15 杆塔左侧边线以及右侧边线
Fig. 15 The left and right sidelines of the tower

上述方法相当于又一次利用线段特征进行了杆塔的识别,从而可以在一定程度上降低 YOLO3 的误识别率,即在 YOLO3 识别后再利用线段特征识别对实际没有杆塔而神经网络模型判断为杆塔的情况进行修正。

训练好的 YOLOv3 杆塔检测模型在测试集上的 PR 曲线如图 16 所示,图中虚线为单独使用 YOLOv3 的 PR

曲线,即随着置信度由 0.99~0.1 的 precision 和 recall 的变化曲线,但由于测试样本中存在部分困难样本,因此在置信度较高的部分会出现 FP 样本,即 YOLOv3 网络误预测为杆塔目标但实际不存在杆塔或与真实目标 (ground truth) 偏移过大的目标。而利用 LSD 线段检测约束可以将该 FP 目标正确划分为 TN 部分,从而避免 PR 曲线的向下波动,如 YOLOv3 与 LSD 结合的 PR 曲线所示。

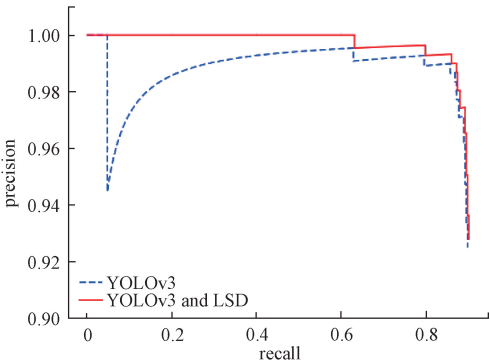


图 16 改进前后的目标检测网络 PR 曲线
Fig. 16 The PR curve of target detection network before and after improving

利用电网提供的样本中抽取的 1 000 张图片进行测试,YOLOv3 直接预测的结果如表 3 所示,正确识别率 (correct detection, CD) 包含 TP (false positives) 以及 TN (true negatives),即在存在杆塔的地方识别出杆塔而没有杆塔的地方未识别出杆塔的占比,FP (false positives) 为神经网络在该位置识别出杆塔但实际上不存在杆塔的占比,FN (false negatives) 为神经网络在该位置未识别出杆塔但实际上存在杆塔的占比。

表 3 YOLOv3 的评估参数

Table 3 Evaluation parameters of YOLOv3 (%)			
类别	CD	FP	FN
杆塔	95	2	3

在利用线段检信息二次检测杆塔的评估参数如表 4 所示。

表 4 利用线段信息后的 YOLOv3 评估参数

Table 4 Evaluation parameters of YOLOv3 after using segment information (%)			
类别	CD	FP	FN
杆塔	97	0	3

从实验结果可以看出加入线段特征二次识别可以降低网络的误检率。

2.4 杆塔倾斜度计算方法

在上一步识别出了杆塔的两侧边线后,计算两侧塔脚边线的中线与垂直方向的夹角即可计算得到杆塔在该

方向上的倾斜度,但由于杆塔底部的地形高低起伏以及草木遮挡,同时由于杆塔图片分辨率不足可能会导致部分的边缘信息丢失,两条塔脚外边线的长度和端点纵坐标都有所不同,如图 17 所示。

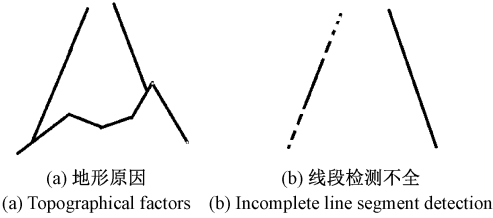


图 17 杆塔两侧边线信息丢失示意图

Fig. 17 Schematic diagram of loss of sideline information on both sides of the tower

图 17(a)中由于地势高低起伏或是树木等障碍物遮挡导致图片中得杆塔两侧塔脚外边线的长度以及端点不对称。图 17(b)中由于光照或是图片分辨率得影响导致 LSD 检测到得线段信息不全,虚线线段为实际杆塔外侧塔脚边线,而实线为检测到得线段信息。

为得到杆塔得倾斜角需要计算出杆塔的两侧塔脚的中线。

如图 18 所示,将识别出的外侧塔脚两线段的上端点中 y 方向坐标较高的点(即位置偏下的点图 15 中上侧的圆点)以及两线段的下端点 y 方向坐标较低的点(即位置偏上的点,图 18 中下侧的圆点),分别作平行线(图 18 中横实线)交另一条线于一点,将上下端点的两直线的相应两点坐标的中点的连线(图 18 中虚线)与垂直方向的夹角作为该方向上杆塔的倾角。

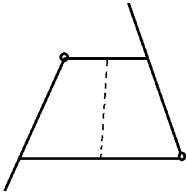


图 18 杆塔倾斜度计算示意图

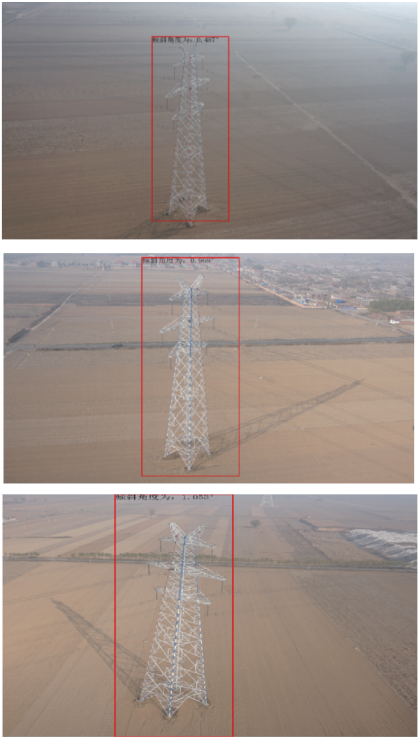
Fig. 18 Schematic diagram of tower inclination calculation

无人机搭载具有防抖功能的相机,在杆塔周围的两个以上的方位悬停,利用相机的一键回中功能将相机保持与地面水平方向拍摄杆塔,计算在该方向上的倾斜度。若在两个或两个以上的方向的倾斜度均小于设定的阈值,则判断杆塔未发生倾斜,否则认为杆塔发生倾斜。阈值的设定根据不同的塔型由当地电网工作人员自行设定。

2.5 倾斜度检测实验结果

为了验证算法得有效性,对吕梁市孝义县两个杆塔拍摄 4 个方向进行拍摄进行倾斜度检测实验,结果如图

19 和表 5 所示。



(a) 吕梁220 kV汾孝1线39号3个拍摄方向的检测效果
(a) Lvliang 220 kV Fenxiao Line 1 inspection effect picture of three shooting directions



(b) 吕梁220 kV文汾线75#3个拍摄方向的检测效果
(b) Lvliang 220 kV Wenfen Line 75# inspection effect picture of three shooting directions

图 19 吕梁当地两处杆塔的倾斜度检测结果

Fig. 19 The results of the inclination detection of two local poles in Luliang

表 5 杆塔倾斜度检测结果

Table 5 The inclination test result of the tower

杆塔编号	测量方向组别	算法得到 倾斜度/(°)	杆塔实际倾 斜度/(°)	角度误差/ (°)
吕梁 220 kV 汾孝 1 线 39 号	1	0.487	1.134	0.081
	2	0.969		
	3	1.053		
	4	0.633		
吕梁 220 kV 文汾线 75#	1	0.373	1.112	0.039
	2	0.423		
	3	1.073		
	4	0.780		
110 kV 胜兑线 过线塔#20	1	1.28	1.47	0.010
	2	1.09		
	3	1.46		
	4	1.33		

表 15 中的杆塔实际倾斜度为当地国网测量人员实地 110 kV 胜兑线过线塔#18 到#20 的倾斜仪测量的结果,取顺线路倾斜度和恒线路倾斜度的最大值。

角度平均误差:

$$Q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Q_{si} - Q_{ri}|$$

(7)

式中: Q_{ri} 为第 i 个杆塔实际倾斜度; Q_{si} 为算法检测出的杆塔倾斜度。

利用吕梁提供的 45 个过线塔的数据对本文算法与交叉点分析法进行对比,结果如表 6 所示。

表 6 算法结果对比

Table 6 Comparison of algorithm results

	杆塔正确识 别率/%	平均角度 误差 $Q(^{\circ})$	平均运算 时间/ms
本文算法	97	0.82	366
交叉点分析法	35	1.61	2 860

3 结 论

利用 YOLOv3 可以对杆塔进行较为快速和精确的定位,且作为 LSD 线段识别的 ROI 极大程度的降低了背景的干扰,利用 LSD 线段特征进行杆塔识别进一步降低了神经网络的误检率,再利用识别的塔脚进行杆塔倾斜度检测,通过对吕梁实际数据的仿真验证以及与现有算法的对比可以证明算法的速度快、精度高、应用场景广,适用于各种实际现场。

参考文献

[1] 王孝余,李丹丹,张立颖. 一种基于监督学习的输电线路监测中杆塔的检测方法[J]. 东北电力技术, 2017, 38(11):12-14.

WANG X Y, LI D D, ZHANG L Y. A supervised approach to electric tower detection for power line inspection [J]. Northeast Electric Power Technology, 2017, 38(11):12-14.

[2] 韩冰,尚方. 面向无人机输电线路巡检的电力杆塔检测框架模型[J]. 浙江电力, 2016, 35(4):6-11.

HAN B, SHANG F. A frame model of power pylon detection for UAV-based power transmission line inspection[J]. Zhejiang Electric Power, 2016, 35(4):6-11.

[3] 王身丽,杜勇,孙继雄,等. 输电杆塔变形及倾斜检测研究现状[J]. 通信电源技术,2018,35(11):91-92.

WANG SH L, DU Y, SUN J X, et al. Research status of deformation and inclination detection of transmission towers [J]. Telecom Power Technologies, 2018, 35(11):91-92.

[4] 王榆夫,韩军,赵庆喜,等. 基于无人机图像的电力杆塔倾斜检测[J]. 计算机仿真,2017,34(7):426-431.

WANG Y F, HAN J, ZHAO Q X, et al. The method of power transmission tower inclination detection based on UAV image [J]. Computer Simulation, 2017, 34 (7): 426-431.

[5] 朱阳光,刘瑞敏,黄琼桃. 基于深度神经网络的弱监督信息细粒度图像识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2020,34(2):115-122.

ZHU Y G, LIU R M, HUANG Q T. Fine-grained image recognition of weak supervisory information based on deep neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,34(2):115-122.

[6] 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, 2014: 580-587.

[7] MA L, XU C, ZUO G, et al. Detection method of insulator based on faster R-CNN [C]. 2017 IEEE 7th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), 2017: 1410-1414.

[8] ROH M, LEE J. Refining faster-RCNN for accurate object detection [C]. Fifteenth IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA), 2017: 514-517.

[9] WANG Y, CUI W, YANG H. A small target recognition algorithm based on improved SSD [C]. International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacturing (AIAM), 2019: 234-237.

[10] 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/OL]. 电测与仪表;1-9[2020-08-17].
- WU J P, TANG SH B, LI X L, et al. Research on an improved insulator detection algorithm based on convolutional neural network [J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation;1-9[2020-08-17].
- [11] 赵德安, 吴任迪, 刘晓洋, 等. 基于 YOLO 深度卷积神经网络的复杂背景下机器人采摘苹果定位[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3):172-181.
- ZHAO D AN, WU R D, LIU X Y, et al. Apple positioning based on YOLO deep convolutional neural network for picking robot in complex background[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(3):172-181.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779-788.
- [13] 李文龙, 成巍, 马庆增, 等. 基于图像处理技术的轮毂智能检测系统[J]. 激光杂志, 2020, 41(7):58-62.
- LI W L, CHENG W, MA Q Z, et al. Intelligent hub detection system based on image processing technology[J]. Laser Journal, 2020, 41(7):58-62.
- [14] 吴翔, 于微波, 马艳辉, 等. 一种新的改进 Canny 图像边缘检测算法[J]. 影像科学与光化学, 2016, 34(1):116-121.
- WU X, YU W B, MA Y H, et al. A new improved canny image edge detection algorithm[J]. Imaging Science and Photochemistry, 2016, 34(1):116-121.
- [15] 罗恒, 田翔. 基于改进 Canny 算子的电力设备图像检测研究[J]. 电测与仪表, 2014, 51(10):77-81.
- LUO H, TIAN X. Research on image detection of power equipment based on improved canny operator [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(10):77-81.
- [16] 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.
- QI Y J, PEI L, WEI X H, et al. Research on linear fast extraction of remote sensing image based on EDLines[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(9):109-113.
- [17] 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.
- LIU S Y, LV K Y, LIU Y. Power line extraction method of aerial images based on LSD algorithm [J]. Jiangxi Science, 2019, 37(6):825-831.
- [18] CHOI H, KOO G, KIM B J, et al. Weakly supervised power line detection algorithm using a recursive noisy label update with refined broken line segments [J]. Expert Systems with Applications, 2021, DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113895.
- [19] LIU Y, XIE Z W, LIU H. LB-LSD: A length-based line segment detector for real-time applications[J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 128: 247-254.
- [20] GUO Y, LU Y, LIU R W, et al. Low-light image enhancement with regularized illumination optimization and deep noise suppression [J]. IEEE Access, 2020(8):145297-145315.
- [21] ZHANG M, YANG Y, JIANG Q, et al. A fast registration method based on line features [C]. 39th Chinese Control Conference (CCC), 2020: 2918-2923.

作者简介



王宏超, 1995 年于山东大学获得学士学位, 现为北京理工大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理在电力巡检中的应用。

Wang Hongchao received his B. Sc. degree in 2018 from Shandong University. Now he is a M. Sc. candidate at Beijing Institute of Technology. His main research interest includes application of image processing on UAV.



邵云峰, 高级工程师, 主要从事电力系统规划与设计方面的工作。
E-mail: shao-y-f@163.com

Shao Yunfeng is a senior engineer in State Grid Shanxi Electric Power Company, and his main research interests include power grid planning and power system reform.



马中静 (通信作者), 1997 年于南开大学获得学士学位, 2005 年于麦吉尔大学获得硕士学位, 2009 年于麦吉尔大学获得博士学位, 现为北京理工大学副教授, 主要研究方向为电力系统优化、优化与最优控制。

Ma Zhongjing (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 1997 from NanKai University, M. Sc. degree in 2005 from McGill University, and Ph. D. degree in 2009 from McGill University. Now he is an associate professor at Beijing Institute of Technology. His main research interests include power system optimization, optimization and optimal control.