

## 基于深度学习的绝缘子定向识别算法

李彩林 张青华\* 陈文贺 江晓斌 袁斌 杨长磊

(山东理工大学建筑工程学院 淄博 255000)

**摘要:** 为了解决绝缘子目标检测中无法精确定位的问题, 该文基于深度学习提出一种绝缘子定向识别算法, 通过在轴对齐检测框中加入角度信息, 可有效解决常规深度学习算法无法精确定位目标的问题。该算法首先将角度旋转参数引入轴对齐矩形检测框中构成定向检测框, 然后将该参数偏移量作为第5参数加入到损失函数中进行迭代回归, 同时为提高检测精度在训练过程中使用Adam算法替代随机梯度下降(SGD)算法进行损失函数优化, 最终可获得绝缘子定向检测模型。实验分析表明, 加入旋转角度的定向检测框可有效对绝缘子目标进行精确定位。

**关键词:** 定向识别; 绝缘子; 深度学习; 角度旋转

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)04-1033-08

DOI: 10.11999/JEIT190350

## Insulator Orientation Detection Based on Deep Learning

LI Cailin ZHANG Qinghua CHEN Wenhe JIANG Xiaobin

YUAN Bin YANG Changlei

(Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of inaccurate location in insulator target detection, this paper proposes an insulator orientation recognition algorithm based on deep learning. By adding angle information to the axis alignment detection frame, it can effectively solve the problem that conventional deep learning algorithm can not accurately locate the target. First, the angular rotation parameters are introduced into the axially aligned rectangular detection frame to form a directional detection frame. Then the parameter offset is added as the fifth parameter to the loss function for iterative regression. At the same time, in order to improve the detection accuracy, Adam algorithm is used to replace Stochastic Gradient Descent (SGD) to optimize the loss function. Finally, the insulator directional detection model can be obtained. The experimental results show that the orientation detection frame with rotation angle can effectively locate the insulator target accurately.

**Key words:** Directional recognition; Insulator; Deep learning; Angle rotation

### 1 引言

作为电力系统中不可或缺的部件, 绝缘子具有电绝缘和机械支撑的双重作用。绝缘子裂缝、表面污染和损坏等故障极有可能危害电力系统的安全运行, 造成巨大的经济损失和人员伤亡<sup>[1]</sup>, 因此绝缘子状态监测具有很重要的现实意义<sup>[2]</sup>。

近年来深度学习技术取得长足进步, 很多学者研究的系列深度学习目标识别算法成果(如R-CNN(Region-Convolutional Neural Networks)系列<sup>[3-6]</sup>, YOLO系列<sup>[7-9]</sup>, SSD系列<sup>[10,11]</sup>)广泛应用于汽车、医疗、船舶、电力等行业。在输电线重要部件检测方面, 文献<sup>[12]</sup>提出一种基于Fast-RCNN算法定位识别绝缘子及自爆故障识别算法; 文献<sup>[13]</sup>使用Faster R-CNN算法识别定位绝缘子, 然后基于U-net<sup>[14]</sup>算法对绝缘子自爆故障进行识别; 文献<sup>[15]</sup>充分利用CNN高维判别的优势以及VLAD (Vector of Locally Aggregated Descriptors)聚合器的变形不变特征, 研究一种基于深度学习的红外影像绝缘子检测方法; 文献<sup>[16]</sup>首先使用SSD(Single Shot MultiBox Detector)算法检测无人机影像绝缘子, 然后基于K-means<sup>[17]</sup>算法研究一种绝缘子自爆缺陷检测算法。上述使用的深度学习目标识别算法

收稿日期: 2019-05-17; 改回日期: 2019-12-02; 网络出版: 2019-12-10

\*通信作者: 张青华 zhangqinghuamail@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(41601496, 41701525), 山东省重点研发计划(2018GGX106002), 山东省自然科学基金(ZR2017LD002), 山东理工大学齐文化研究专项(2017QWH032)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (41601496, 41701525), The Shandong Key R&D Program (2018GGX106002), The Shandong Natural Science Foundation (ZR2017LD002), The Qi Culture Research Project of Shandong University of Technology (2017QWH032)

用于定位识别绝缘子,其检测结果均是将绝缘子区域用轴对齐矩形框进行标记,存在无法表达绝缘子真实形状,无法精确区分绝缘子和背景,难以分离密集分布的绝缘子目标等问题,导致定位精度难以进一步提高。

为进一步提高深度学习目标识别算法的精度,有相关学者提出特定领域的深度学习定向识别算法。文献[18,19]分别使用R-CNN和Faster R-CNN,通过轴对齐的边界框检测遥感图像中物体的位置,然后使用另一个基于CNN的分类模型来分类每个边界框的方向;文献[20-22]利用深度学习的方法对任意方向的文本进行探测,这些方法通常分为两个步骤:使用全卷积神经网络(Fully Convolutional Networks, FCN)<sup>[23]</sup>预测文本特征图;基于几何法生成区域建议框。由于这些定向识别方法将检测和方向估计分为两个步骤,因而存在过程复杂、计算量大等缺陷。文献[24,25]分别使用改进的Faster R-CNN和SSD算法对文本和车辆进行定向识别,提高了检测的效率和精度。文献[26]将SSD算法的矩形默认框改为指定的多角度框,并将其应用到舰船的定向检测中,显然该方法只能检测特定角度的舰船。针对绝缘子的定向识别研究,文献[27]利用基于方向角检测与二值形状特征的定位方法对任意角度的绝缘子进行识别,定位准确识别精度高,但是该方法适用于图像背景单一的情况,对具有复杂背景的航空影像中绝缘子的识别并不适用。因此,研究一种能够适用于复杂背景影像中任意角度的绝缘子高精度定向识别算法具有重要意义。

本文在原始SSD算法基础上研究一种绝缘子定向识别算法,该算法通过在轴对齐矩形框中加入角度旋转参数使其转化为定向矩形框,可有效解决轴对齐矩形框定位识别存在的问题,因此可较好顾及绝缘子真实形状进行定向识别。

## 2 绝缘子定向识别网络结构设计

基于SSD目标检测算法,本文算法网络结构如图1所示,由VGG-16基础网络(图2)和特征金字塔两部分组成。首先将大量绝缘子影像输入VGG-

16基础网络进行特征初提取,然后用特征金字塔对基础网络产生的特征图在不同尺度下进行分层提取,最后绝缘子特征经算法训练后可获得绝缘子的预测定位5参数,经过非极大值抑制后可获得绝缘子定向识别结果。

与SSD算法不同的是,本文算法为实现绝缘子精确识别将定位4参数(轴对齐矩形框中心坐标和宽、高:  $cx, cy, w, h$ )改成定位5参数(定向矩形框中心坐标、宽、高和偏转角:  $cx, cy, w, h, \theta$ )。为实现该目标,在选择正负样本和训练数据过程中对部分方法进行研究改进,主要有4点:(1)定向矩形框角度旋转参数 $\theta$ 的引入;(2)5参数表达的真实标签框与默认框的倾斜交并比(Intersection Over Union, IOU)计算;(3)将角度旋转参数偏移量 $\Delta\theta$ 加入损失函数中回归;(4)用自适应矩估计算法(Adaptive moment estimation, Adam)<sup>[28]</sup>优化损失函数。本文算法训练流程如图3所示。

## 3 定向矩形框定义及倾斜IOU计算

### 3.1 定向矩形框定义

本文在轴对齐矩形框基础上引入角度旋转参数 $\theta$ 作为第5参数,同时对定向矩形框参数进行定义。5参数分别表示为:矩形框几何中心坐标( $cx, cy$ ),矩形宽 $w$ 、高 $h$ 和旋转角 $\theta$ 。其中 $w$ 定义为定向矩形框的长边, $h$ 为对应的短边,且 $cx, cy, w, h$ 都标准化为0~1之间的数值,即:设图像宽、高分别为 $W, H$ ,  $cx', w', cy', h'$ 为标准化值,则 $cx'=cx/W$ ,  $w'=w/W$ ,  $cy'=cy/H$ ,  $h'=h/H$ 。旋转角 $\theta$ 用弧度表示,范围为 $(-\pi/2, \pi/2]$ ,定义为 $x$ 轴正方向与绝缘子所在的定向矩形框长边 $w$ (方向为沿 $x$ 轴正向)的夹角,当矩形框长边斜率小于0时,角度为负,反之为正。旋转角度定义示意图如图4所示。

### 3.2 倾斜IOU计算

在选取正负样本过程中,首先将真实标签框与默认框进行匹配,然后计算两者的IOU,当 $IOU > 0.5$ 时,则将默认框视为正样本,反之则视为负样本。对于常规的两轴对齐矩形框,IOU计算公式为:  $IOU = A \cap B / A \cup B$ ,其中 $AB$ 为两轴对齐矩形

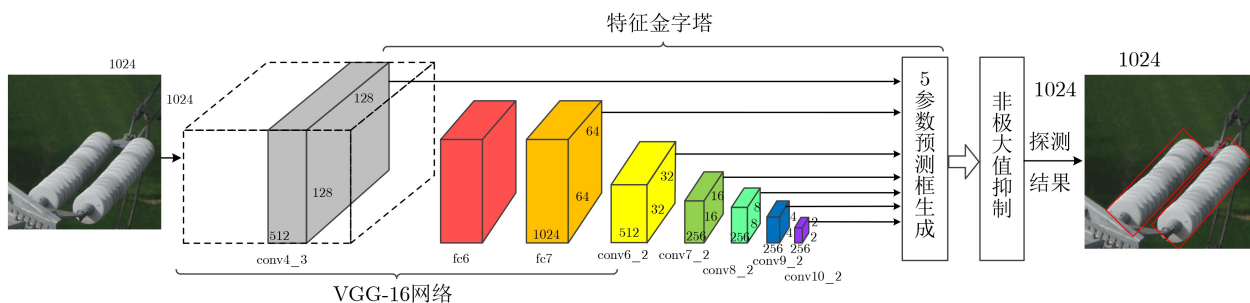


图1 绝缘子定向识别网络结构

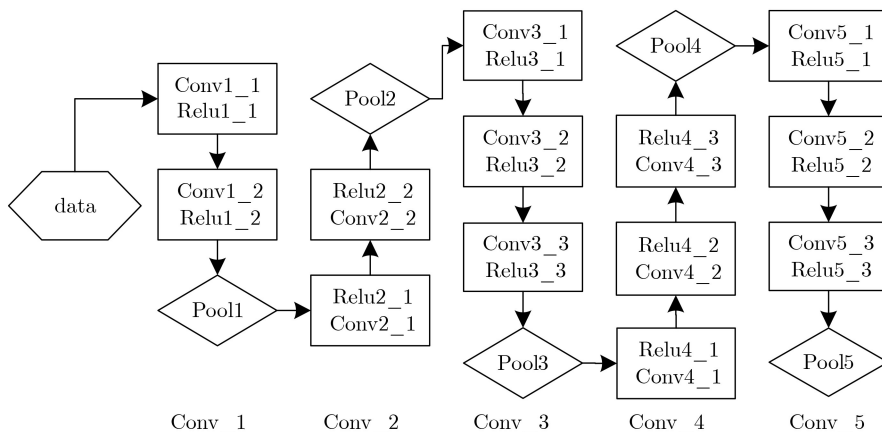


图2 VGG-16基础网络结构图

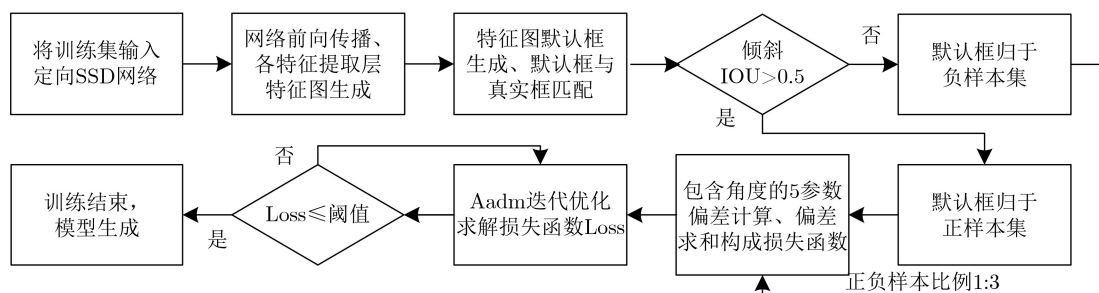


图3 绝缘子定向识别算法训练流程图

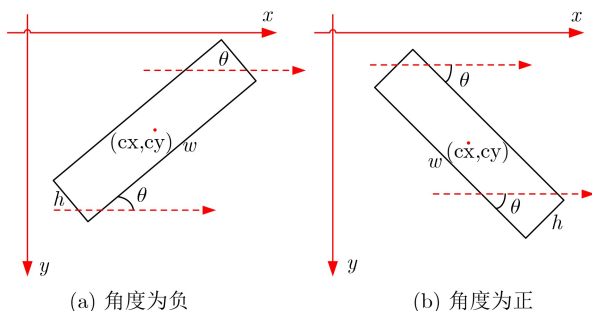


图4 旋转角定义示意图

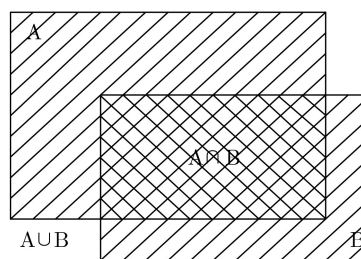


图5 轴对齐矩形框交并集示意图

框， $A \cap B$ 为两者交集， $A \cup B$ 为两者并集(见图5)。然而本文的真实标签框为倾斜矩形框，默认框为常规轴对齐矩形框，两者的交集和并集不是常规的矩形而是多边形。本文是基于坐标变换的准则对倾斜框进行旋转变换，在进行倾斜IOU计算时，首先对真实倾斜框进行角度为 $\theta$ 的顺时针旋转，变换为常规矩形框，具体变换如图6所示。

在图6中， $d$ 和 $g$ 分别表示默认框和真实标签框， $g$ 以中心点为旋转中心进行旋转从而转化为轴对齐矩形框 $g'$ ，对应坐标为 $k, l, m, n$ ，进行旋转后的常规矩形框坐标计算公式为

$$\left. \begin{aligned} k &= (cx - w, cy - h) \\ l &= (cx + w, cy - h) \\ m &= (cx + w, cy + h) \\ n &= (cx - w, cy + h) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

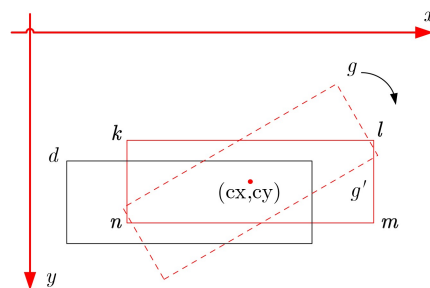


图6 倾斜矩形框转化示意图

倾斜框 $g$ 变换为常规框 $g'$ 后，与 $d$ 进行常规IOU处理选择正负样本。当样本选择后，则可进行后续的训练。

## 4 网络损失函数设计及训练优化

### 4.1 加入角度偏移量的损失函数设计

原始SSD算法在训练过程中只能迭代回归4参数偏移量( $\Delta cx, \Delta cy, \Delta w, \Delta h$ )，本文将角度偏移量

$\Delta\theta$ 加入训练损失函数中。训练中损失包含两部分，定位损失 $L_{\text{loc}}$ 和置信度损失 $L_{\text{conf}}$ ，损失函数就是上述两类损失的加权求和

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N} (L_{\text{conf}}(x, c)) + \lambda L_{\text{loc}}(x, l, g) \quad (2)$$

其中 $N$ 是正样本数量， $\lambda$ 为权重，如果 $N=0$ ，则损失为0。 $x$ 是所有默认框的标签，如果第 $i$ 个默认框匹配到了第 $j$ 个标签框，则 $x_{ij}=1$ ，否则 $x_{ij}=0$ 。定位损失 $L_{\text{loc}}$ 为 $L1$ 平滑损失(Smooth  $L1$ , SL1)<sup>[29]</sup>:

$$\left. \begin{aligned} L_{\text{loc}}(x, l, g) &= \sum_{i=1}^N \sum_{m \in S} x_{ij} \text{SL1}(l_i^m - \hat{g}_j^{\Delta m}) \\ S &= \{cx, cy, w, h, \theta\} \\ \hat{g}_j^{\Delta cx} &= (g_j^{cx} - d_i^{cx}) / d_i^w \\ \hat{g}_j^{\Delta cy} &= (g_j^{cy} - d_i^{cy}) / d_i^h \\ \hat{g}_j^{\Delta w} &= \lg\left(\frac{g_j^w}{d_i^w}\right), \hat{g}_j^{\Delta h} = \lg\left(\frac{g_j^h}{d_i^h}\right) \\ \hat{g}_j^{\Delta \theta} &= g_j^\theta - d_j^\theta \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式(3) $l$ 代表预测框， $g$ 代表真实标签框， $d$ 代表默认框， $(cx, cy)$ 是框子中心点坐标， $w, h$ 分别是框子的宽、高。 $\hat{g}_j^{\Delta cx}, \hat{g}_j^{\Delta cy}, \hat{g}_j^{\Delta w}, \hat{g}_j^{\Delta h}$ 为常规4参数偏移量， $\hat{g}_j^{\Delta \theta}$ 即本文加入的第5参数偏移量。因默认框没有角度参数，则设定 $d_i^\theta=0$ 。

置信度损失 $L_{\text{conf}}$ 是基于多个类别的置信度的softmax损失。参数 $c$ 代表某一类别的目标与非目标的置信度。

$$L_{\text{conf}}(x, c) = - \sum \lg c \quad (4)$$

## 4.2 基于Adam算法的损失函数优化

原始SSD算法使用SGD算法进行损失函数的优化，但该算法的缺点是下降速度较慢，并可能收敛于局部最优。Adam算法相较于SGD主要优势在于可利用梯度的1阶矩估计和2阶矩估计动态调整每个参数的学习率，有利于收敛于全局最优点。因此本文引入Adam算法用于优化损失函数。主要公式为

$$\left. \begin{aligned} \theta_t &= \theta_{t-1} - \alpha \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{n}_t + \varepsilon}} \\ \hat{m}_t &= \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \hat{n}_t = \frac{n_t}{1 - \beta_2^t} \\ m_t &= \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \\ n_t &= \beta_2 n_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中， $\theta_t$ 即损失函数待估参数； $\hat{m}_t, \hat{n}_t$ 是对 $m_t, n_t$ 的校正，可近似为对期望的无偏估计； $g_t$ 为梯度， $m_t, n_t$ 分别是对梯度的1阶矩估计和2阶矩估计；设定 $\beta_1=0.9, \beta_2=0.999, \varepsilon=10^{-8}$ 。这种直接对梯度的矩估计对内存需求小，且可根据梯度进行动态调整，

而 $-\frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{n}_t + \varepsilon}}$ 对学习率 $\alpha$ 形成一个动态约束，使 $\alpha$ 有明确的范围。

## 5 实验与分析

### 5.1 实验描述

(1) 数据和计算资源：实验所用的绝缘子影像是由无人机实际航拍所得，训练环境为Ubuntu16.04系统、Intel Xeon E3-1220 v5处理器、GTX1070 8G显卡、程序基于Tensorflow框架。

(2) 数据预处理：绝缘子目标角度分布均匀有助于提升训练的效果，因此通过旋转影像的方式使绝缘子角度范围均匀分布在 $(-\pi/2, \pi/2]$ 。

(3) 训练和测试数据集的构建：按照交叉验证的方式，将704张绝缘子影像用于训练，78张影像用于测试。

(4) 评估方法：使用平均精度(Average Precision, AP)来评估训练所得绝缘子模型，计算公式为

$$\text{AP} = \int_0^1 P(R) dR \quad (6)$$

AP的几何意义即 $P-R$ 曲线与坐标轴所围面积，其中 $P$ 表示训练精准率， $R$ 表示训练召回率，计算公式分别定义为： $P=TP/(TP+FP)$ ， $R=TP/(TP+FN)$ ， $TP$ 表示正确识别为绝缘子的数量， $FP$ 表示错误识别为绝缘子的数量， $FN$ 表示错误识别为非绝缘子的数量。

(5) 训练参数设定如表1所示。

表1 训练参数设定

参数名称	参数值
初始学习率	0.0001
学习率策略	Multistep
批处理大小	2
最大时期次数	100
每期迭代次数	1000
步长值	60, 80, 100

### 5.2 绝缘子定向识别算法的训练与测试

实验训练时间约24 h，训练损失曲线如图7所示。开始训练损失随着时期次数的增加迅速下降，后续训练损失下降速度放缓但依旧稳步下降，表明参数设置合理，最终在0.5~0.6之间趋于平稳直至迭代结束。78张测试影像的AP评估结果如图8所示，AP=0.815。模型测试结果如图9所示，绝缘子定向识别结果使用红色定向矩形框标记，而蓝色定向矩形框为原始手工标记结果。从图中红色框与蓝色框的高度重合表明算法定向识别结果较理想。

### 5.3 实验对比分析

#### (1) 算法定位准确性分析

将本文算法与原始SSD算法的检测结果进行对比分析，结果如图10、图11所示，与原始算法对比，本文算法可以更准确定位绝缘子目标。

#### (2) 算法检测有效性分析

本文算法加入角度旋转参数并在训练阶段用Aadm算法替代SGD算法进行损失函数优化。通过AP指标进行对比分析，结果如表2所示。在表中，SSD300和SSD512均为改进后的模型，在损失函数

优化方法一致的情况下，SSD512模型的AP要优于SSD300的AP；在同一模型中，基于Adam的算法AP要明显高于基于SGD的算法AP，表明用Adam算法替换SGD算法有助于提高算法整体检测精度；与其他算法比较方面，本文算法(SSD512+Adam)的绝缘子检测AP(0.815)要明显高于文献[16]所用算法AP(0.761)。

### 5.4 算法适应性分析

为分析本文算法的适用性，将本文算法用于船舶、飞机和油桶检测，如图12所示，图12(a)和

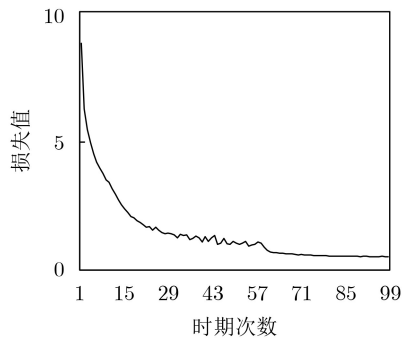


图7 训练损失曲线图

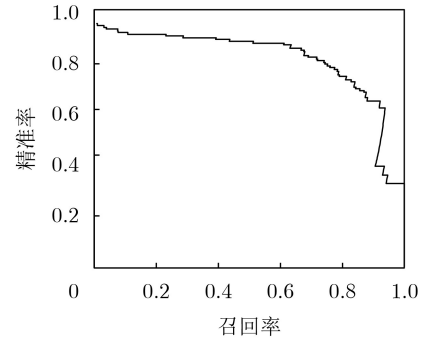


图8 测试影像 P-R 曲线图

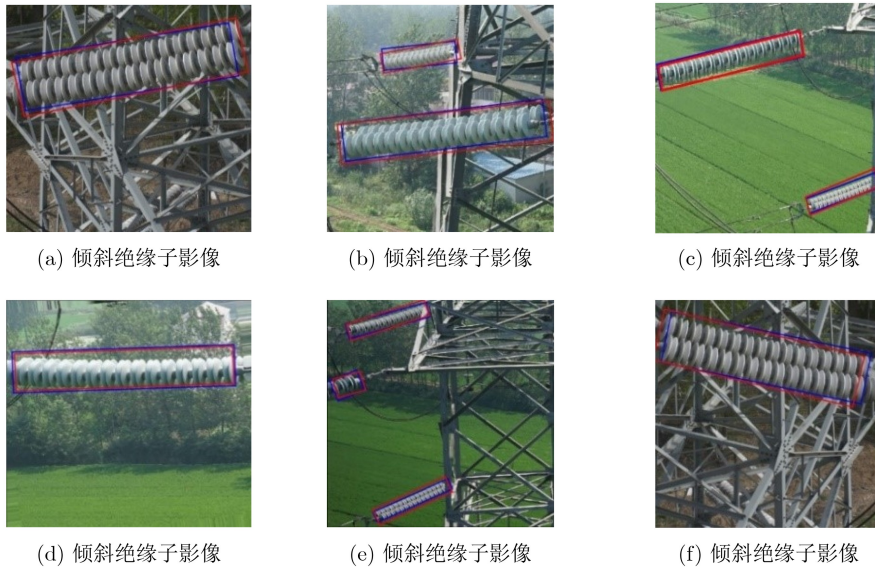


图9 绝缘子定向识别算法测试结果图



图10 原始SSD轴对齐矩形框缺点

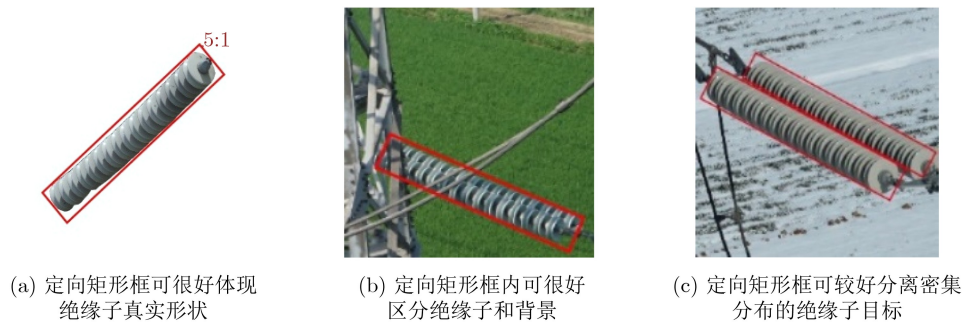


图 11 定向矩形框优点

表 2 方法AP对比

SSD模型(算法)	损失函数优化方法	AP
SSD300	SGD	0.561
SSD300	Adam	0.674
SSD512	SGD	0.736
SSD512	Adam	0.815
文献[16]算法	-	0.761

图12(b), 图12(c)和图12(d), 图12(e)和图12(f)中的红色定向矩形框分别为船舶、飞机和油桶的检测结果。从检测结果可以看出本文算法可较好地对上述物体进行定向检测, 特别是在图12(a)和图12(b)两幅图中船舶分布很密集的情况下, 本文算法仍可以较好处理并精确定位到绝大部分船舶, 表明该算法可有效应用于其他目标检测中, 具有较强的适应性。

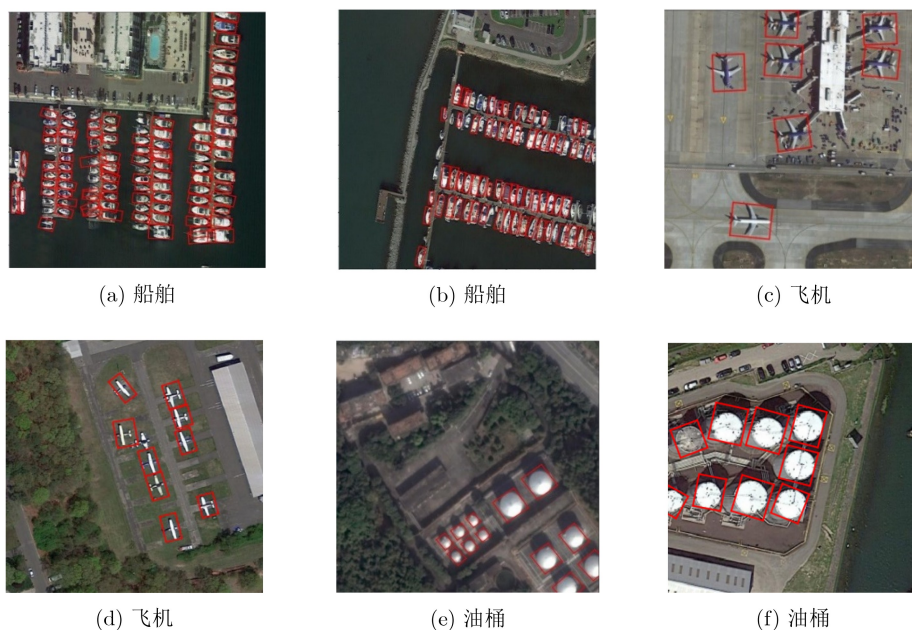


图 12 扩展目标检测结果

## 6 结束语

本文通过对SSD算法进行改进, 在定位4参数基础上加入角度旋转参数, 同时在损失函数优化过程中使用Adam算法取代SGD算法, 最终获得的定向检测模型可精确定位绝缘子。实验分析表明, 本文算法可有效定位复杂背景下遥感影像中任意角度的绝缘子, 剔除了绝大部分背景, 有助于为下一步绝缘子缺陷检测排除干扰。但是算法存在对于密集小目标会出现漏检、检测精度低的问题, 因此算法的可靠性距离工程实际应用的需求仍然有差距, 后期如何提高算法的稳定性将是主要的研究方向。

## 参考文献

- [1] BARTON J P and INFIELD D G. Energy storage and its use with intermittent renewable energy[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2004, 19(2): 441-448. doi: 10.1109/tec.2003.822305.
- [2] WANG Jiafu, LIANG Xidong, and GAO Yanfeng. Failure analysis of decay-like fracture of composite insulator[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2014, 21(6): 2503-2511. doi: 10.1109/tdei.2014.004485.
- [3] 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, Columbus, USA, 2014: 580–587.
- [4] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile, 2015: 1440–1448. doi: [10.1109/ICCV.2015.169](https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169).
- [5] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, *et al.* Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]. The 28th International Conference on Neural Information Processing Systems, Montreal, Canada, 2015: 91–99.
- [6] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLLÁR P, *et al.* Mask R-CNN[C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 2017: 2980–2988. doi: [10.1109/ICCV.2017.322](https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.322).
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: Unified, real-time object detection[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016: 779–788. doi: [10.1109/CVPR.2016.91](https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91).
- [8] REDMON J and FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017: 6517–6525.
- [9] REDMON J and FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement[J]. arXiv:1804.02767, 2018.
- [10] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, *et al.* SSD: Single shot MultiBox detector[C]. The 14th European Conference on Computer Vision, Amsterdam, the Netherlands, 2016: 21–37. doi: [10.1007/978-3-319-46448-0\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2).
- [11] FU Chengyang, LIU Wei, RANGA A, *et al.* DSSD: Deconvolutional single shot detector[J]. arXiv:1701.06659, 2017.
- [12] 陈庆, 闫斌, 叶润, 等. 航拍绝缘子卷积神经网络检测及自爆识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 942–953. doi: [10.13382/j.jemi.2017.06.018](https://doi.org/10.13382/j.jemi.2017.06.018).
- CHEN Qing, YAN Bin, YE Run, *et al.* Insulator detection and recognition of explosion fault based on convolutional neural networks[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(6): 942–953. doi: [10.13382/j.jemi.2017.06.018](https://doi.org/10.13382/j.jemi.2017.06.018).
- [13] LING Zenan, QIU R C, JIN Zhijian, *et al.* An accurate and real-time self-blast glass insulator location method based on faster R-CNN and U-net with aerial images[J]. arXiv:1801.05143, 2018.
- [14] RONNEBERGER O, FISCHER P, and BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. The 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention, Munich, Germany, 2015: 234–241.
- [15] ZHAO Zhenbing, FAN Xiaoqing, XU Guozhi, *et al.* Aggregating deep convolutional feature maps for insulator detection in infrared images[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 21831–21839. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2757030](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2757030).
- [16] 陈文贺, 李彩林, 袁斌, 等. 有效的绝缘子自爆缺陷定位方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(8): 2346–2352. doi: [10.16208/j.issn1000-7024.2019.08.041](https://doi.org/10.16208/j.issn1000-7024.2019.08.041).
- CHEN Wenhe, LI Cailin, YUAN Bin, *et al.* Effective method to locate the self-explosion defect of insulators[J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(8): 2346–2352. doi: [10.16208/j.issn1000-7024.2019.08.041](https://doi.org/10.16208/j.issn1000-7024.2019.08.041).
- [17] 黄新波, 刘新慧, 张焯, 等. 基于红蓝色差和改进K-means算法的航拍绝缘子分类识别方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(5): 1528–1534. doi: [10.13336/j.1003-6520.hve.20180430018](https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20180430018).
- HUANG Xinbo, LIU Xinhui, ZHANG Ye, *et al.* Classification recognition method of insulator in aerial image based on the red-blue difference and developed K-means algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(5): 1528–1534. doi: [10.13336/j.1003-6520.hve.20180430018](https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20180430018).
- [18] CHEN Chaoyue, GONG Weiguo, HU Yan, *et al.* Learning oriented region-based convolutional neural networks for building detection in satellite remote sensing images[C]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Hannover, Germany, 2017: 461–464. doi: [10.5194/isprs-archives-XLII-1-W1-461-2017](https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-1-W1-461-2017).
- [19] DENG Zhipeng, SUN Hao, ZHOU Shilin, *et al.* Toward fast and accurate vehicle detection in aerial images using coupled region-based convolutional neural networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(8): 3652–3664. doi: [10.1109/JSTARS.2017.2694890](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2694890).
- [20] HE Tong, HUANG Weilin, QIAO Yu, *et al.* Accurate text localization in natural image with cascaded convolutional text network[J]. arXiv:1603.09423, 2016.
- [21] YAO Cong, BAI Xiang, SANG Nong, *et al.* Scene text detection via holistic, multi-channel prediction[J]. arXiv:1606.09002, 2016.
- [22] ZHANG Zheng, ZHANG Chengquan, SHEN Wei, *et al.* Multi-oriented text detection with fully convolutional networks[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016: 4159–4167. doi: [10.1109/CVPR.2016.451](https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.451).
- [23] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA, 2015: 3431–3440. doi: [10.1109/CVPR.2015.7298965](https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298965).
- [24] MA Jianqi, SHAO Weiyuan, Ye Hao, *et al.* Arbitrary-oriented scene text detection via rotation proposals[J]. *IEEE*

- Transactions on Multimedia*, 2018, 20(11): 3111–3122. doi: [10.1109/TMM.2018.2818020](https://doi.org/10.1109/TMM.2018.2818020).
- [25] TANG Tianyu, ZHOU Shilin, DENG Zhipeng, *et al.* Arbitrary-oriented vehicle detection in aerial imagery with single convolutional neural networks[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(11): 1170–1186. doi: [10.3390/rs9111170](https://doi.org/10.3390/rs9111170).
- [26] LIU Lei, PAN Zongxu, LEI Bin. Learning a rotation invariant detector with rotatable bounding box[J]. arXiv:1711.09405, 2017.
- [27] ZHAO Zhenbing, LIU Ning, and WANG Le. Localization of multiple insulators by orientation angle detection and binary shape prior knowledge[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2015, 22(6): 3421–3428. doi: [10.1109/tdei.2015.004741](https://doi.org/10.1109/tdei.2015.004741).
- [28] KINGMA D P and BA J. Adam: A method for stochastic optimization[J]. arXiv:1412.6980, 2014.
- [29] DAI Jifeng, LI Yi, HE Kaiming, *et al.* R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional net-works[C]. The 30th International Conference on Neural Information Processing systems, Barcelona, Spain, 2016: 379–387.
- 李彩林: 男, 1985年生, 副教授, 研究方向为数字摄影测量与计算机视觉.
- 张青华: 男, 1992年生, 硕士, 研究方向为深度学习目标检测、计算机视觉.
- 陈文贺: 男, 1992年生, 硕士, 研究方向为深度学习目标识别.
- 江晓斌: 男, 1994年生, 硕士, 研究方向为点云3维重建.
- 袁 斌: 女, 1995年生, 硕士, 研究方向为倾斜摄影测量.
- 杨长磊: 男, 1995年生, 硕士, 研究方向为深度学习在农业遥感中的应用.