

# 基于平行四边形检测框的电厂雨排口环境检测技术研究

彭道刚<sup>1</sup>,高义民<sup>1</sup>,威尔江<sup>1</sup>,周洋<sup>2</sup>,王永坤<sup>1</sup>

(1.上海电力大学 自动化工程学院,上海 200090;

2.宝山钢铁股份有限公司电厂,上海 201900)

**摘要:**火电厂生产过程中存在油污泄漏污染雨排口的情况,不及时处理会污染河流环境。雨排口监控图像为俯角图像,用矩形检测框难以正确识别,基于某电厂雨排口俯角图像,提出了一种平行四边形检测框算法。分析了平行四边形检测框的特性和角度检测误差对交并比(IoU)的影响,讨论了分类和回归两种角度检测方法的特点;对于角度分类问题,设计了基于指数函数的类平滑标签;针对类别间隔角度的检测,设计了分类-回归器,学习角度类别间隔的偏移量。最后使用改进后的分类交叉熵损失函数和IoU-Smooth L1损失进行训练。在电厂雨排口数据集中测试表明,所提方法检测效果最好。

**关键词:**平行四边形检测框;电厂雨排口;指数标签平滑;角度分类-回归检测器;环境保护

**中图分类号:**TP183 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed24107

## Research on Environmental Detection Technology of Power Plant Rain Drainage Outlet Based on Parallelogram Detection Frame

PENG Daogang<sup>1</sup>,GAO Yimin<sup>1</sup>,QI Erjiang<sup>1</sup>,ZHOU Yang<sup>2</sup>,WANG Yongkun<sup>1</sup>

(1. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. Power Plant of Baoshan Iron & Steel Co., Ltd., Shanghai 201900, China)

**Abstract:** Oil spills from thermal power plants can pollute the drainage outlet, if not dealt with in time, it will also pollute the river environment. Drainage outlet monitoring is from the angle of depression, therefore it is hard to identify accurately with the rectangular detection frame. Based on the image from the depression angle of the drainage outlet at a power plant, an algorithm of parallelogram detection frame was proposed. The effect of the characteristics of this parallelogram detection frame and error in angle detection on intersection-over-union (IoU) was analyzed. Characteristics of two methods for angle detection, i.e. classification and regression were discussed. Addressing the issue of angle classification, label smoothing based on exponential function was designed. For detection of the interval angle between categories, the classification- regression detector was designed to study the offset of angle interval. In the end, the improved classification cross-entropy loss function and IoU-Smooth L1 loss were introduced for training. According to data concentration tests at the drainage outlet of the power plant, the proposed method is of the best detection effect.

**Key words:** parallelogram detection frame; power plant drainage outlet; exponential label smoothing; angle classification-regression detector; environmental protection

火电厂检修、运行过程中可能会出现因故障导致油污泄漏流入下水道污染雨排口的现象,从而污染河流环境,通过调研发现,近年来油污泄漏进电厂雨排口污染河流的情况逐渐增多。电

厂雨排口设有隔离污染物的隔离挡板,当油污泄漏到雨排口时会被限制在挡板内,短时间不会对河流造成污染,但是水位上升时,雨排口中漂浮的油污会溢出到河流中污染河流环境,因此需要

**基金项目:**上海市“科技创新行动计划”高新技术领域项目(21511101800);

上海市科学技术委员会工程技术研究中心项目(14DZ2251100)

**作者简介:**彭道刚(1977—),男,博士,教授,Email:pengdaogang@126.com

**通讯作者:**威尔江(1991—),男,硕士,助理工程师,Email:xinbdzh@163.com

对电厂雨排口进行实时检测,使工作人员可以及时发现并处理,克服传统人工检测的缺陷<sup>[1]</sup>。

使用深度学习领域中图像识别<sup>[2]</sup>的方法可以检测电厂雨排口环境状况。经查阅文献,目前尚未有将图像识别技术应用于电厂雨排口环境保护的案例。目标检测算法是图像识别的重要分支,主流的检测手段有不依赖锚框的算法(anchor free)和基于锚框的算法(anchor based)。anchor free 算法主要有 CornerNet<sup>[3]</sup>和 ExtremeNet<sup>[4]</sup>等,但是 anchor free 算法检测精度较差。anchor based 检测算法主要分为直接回归的单步(one-stage)检测算法,如 SSD(single shot multibox detector)<sup>[5]</sup>, RetinaNet<sup>[6]</sup>, YOLOv4(you only look once)<sup>[7]</sup>等,和通过建议区域的两阶段(two-stage)检测算法,如候选区域卷积网络(R-CNN)<sup>[8]</sup>, Fast R-CNN<sup>[9]</sup>, Faster R-CNN<sup>[10]</sup>等,one-stage 检测算法一般准确率较低,但速度更有优势。

从俯角对场景拍摄图像时,图像中物体位置、形状呈不均匀分布,大多数物体为水平方向的旋转状态,方向具有不确定性。目前主要使用旋转检测方法检测物体倾斜的图像<sup>[11]</sup>。旋转检测方法多应用于航拍图像,一般分为五参数法和八参数法,五参数法直接检测旋转角度,典型的五参数法有:旋转区域建议网络(rotation region proposal network, RRPN)<sup>[12]</sup>、旋转区域卷积网络(rotational region CNN, R<sup>2</sup>CNN)<sup>[13]</sup>等;八参数法则通过检测矩形框内四个内角,将检测框切割成任意四边形,如旋转角灵敏度检测法(rotation sensitive detector, RSDet)<sup>[14]</sup>、滑动顶点法(gliding vertex)<sup>[15]</sup>等。

由于电厂雨排口设计因素,安装在电厂雨排口的监控摄像头从俯角对水域进行监控,图像中大多为旋转物体<sup>[16]</sup>,为标注和检测带来了困难。使用矩形检测框针对标记旋转物体时,难以正确标记,标记框内掺杂大量冗余背景信息,对检测结果有很大的负面影响。

俯角图像中旋转物体和航拍图像中旋转物体存在差异,如图1所示,俯角图像中旋转物体是水平方向不变的旋转,接近平行四边形,而航拍

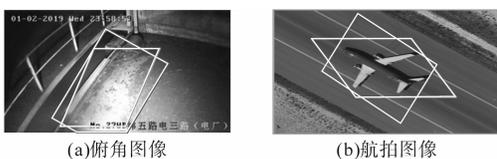


图1 俯角图像和航拍图像对比

Fig.1 Comparison of depression angle image and aerial image

图像中,目标物体更接近旋转的矩形,因此旋转检测方法对电厂雨排口数据中油污形状不规则、目标过大的情况难以准确标记。

为解决上述问题,提出了一种基于平行四边形检测框的算法,该算法使用平行四边形框标记预测物体,减少了标记框掺杂的冗余背景信息,同时提出了指数标签平滑方法和使用分类和回归两种模式检测物体倾斜角度的方法。文中方法在保证检测速度的前提下,有效提升了检测精度和俯角图像中物体覆盖准确度,具有一定的研究价值和工程实践意义。

## 1 平行四边形检测框设计原理

### 1.1 平行四边形检测框

俯角拍摄的图像中,物体形状接近于平行四边形,虽然用任意四边形或 anchor free 等检测算法可能更好地覆盖物体,但是以上方法检测速度很慢,难以满足实际应用要求。平行四边形检测框与旋转矩形检测算法中的五参数法类似,在矩形检测框的基础上只增加了角度参数,可以在较小影响检测速度的前提下提升俯角图像的检测精度。如图2所示,对比检测速度较快的矩形算法和旋转检测算法,平行四边形框检测算法可以更好地覆盖俯角图像中的物体,提升检测精度。

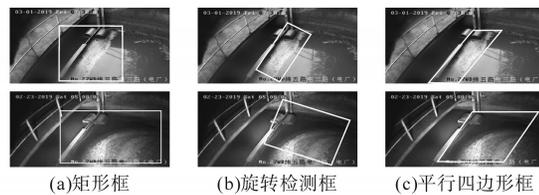


图2 三种标记方法对比

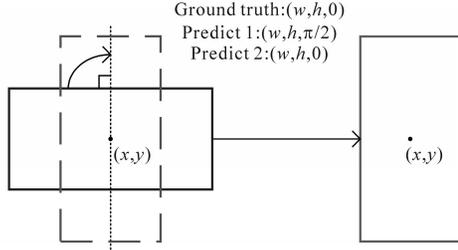
Fig.2 Comparison of three marking methods

### 1.2 特征分析

矩形是平行四边形角度为90°的特殊形式,在标记倾斜物体时,平行四边形可以更准确地覆盖物体,减少标记的背景信息。旋转目标检测采用(0°, 180°)检测方式检测倾斜物体,可以避免边的交换性影响结果,但仍然存在角度周期性问题。当宽为 $w$ 、高为 $h$ 的矩形检测框旋转90°时,同宽为 $h$ 、高为 $w$ 的矩形检测框重合,对检测结果进行交并比(intersection-over-union, IoU)计算时会得到相同的值,称为角度的周期性。

角度的周期性如图3所示,在计算过程中,由于角度的周期性,会造成角度损失函数很大,算法判断角度旋转方式和旋转角度困难也加大。

平行四边形框采用(30°, 150°)检测方法,在计算损失函数过程中,平行四边形检测框计算角度的损失时不具有周期性,随着角度的偏离,检测框对物体的描述能力会越来越差,即检测框角度具有唯一性,训练时会得到更好的结果。



Angle Loss(Regression):Loss(Predict 1)>>Loss(Predict 2)  
图3 旋转检测方法角度周期性问题

Fig.3 Rotation detection method angle periodic problem

### 1.3 IoU分析

*IoU*是目标检测算法中评估预测框和真实框位置偏移的方法,通过讨论角度变化对*IoU*损失的影响分析平行四边形框角度的偏移信息。如图4所示,两个平行四边形相交,假设真实框和预测框的中心点 $(x,y)$ 、宽 $w$ 和高 $h$ 取值相同,真实框偏移角度为 $\alpha_1$ ,预测框偏移角度为 $\alpha_2$ 。

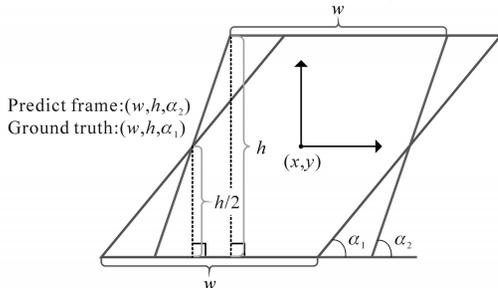


图4 平行四边形框IoU关系图

Fig.4 IoU relationship diagram of parallelogram frame

当真实框和预测框角度都处于正半周时,*IoU*的值为

$$IoU = S_{A \cup B} - S_k \quad (1)$$

其中

$$S_k = \frac{h^2}{2} \left[ \frac{\tan(\alpha_1 - \alpha_2) \times (1 + \tan\alpha_1 \times \tan\alpha_2)}{\tan\alpha_1 \times \tan\alpha_2} \right] \quad (2)$$

$$S_{A \cup B} = S_A + \frac{1}{2} S_k \quad (3)$$

式中: $S_A$ 为单个平行四边形的面积。

可将*IoU*看作 $S_k$ 的函数:

$$IoU(x) = 1 - \frac{S_k}{S_A + S_k/2} \quad (4)$$

假设 $\alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 的差值相同,真实框和预测框相差固定角度,则 $x$ 随着 $\alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 增大而减小,*IoU*为单调递减函数,可知偏移角越接近90°,*IoU*越大,预测得越准确。因此当在小角度出现预测偏移

误差时,会带来很大的损失。

假设真实框偏移角度 $\alpha_1$ 不变,预测框偏移角度 $\alpha_2$ 改变,随着偏移角度 $\alpha_2$ 增大, $x$ 增大,*IoU*减小,使用大角度作为分类任务的间隔时,检测偏移一个刻度可能带来很大的损失。所以选取的间隔刻度不宜过大。

## 2 模型结构

### 2.1 分类和回归评估角度对比

在对角度的描述任务中,可以应用分类和回归两种方式评估。当对角度使用基于回归方式的检测方式时,可以检测连续的角度值,输出为平滑的结果,但在对角度值进行回归检测时,容易出现较大波动,难以体现算法中正例和负例数量差距对检测结果的影响,在检测时存在缺陷。

分类任务使用交叉熵损失函数判断角度,对物体正负例有很好的判断能力,对角度的分类可以取得更好的效果。但分类存在间断性,不能检测类别间隔的角度,检测时必然存在一定误差。采用类平滑标签可以在一定程度上提高对间隔角度的检测能力。

### 2.2 指数标签平滑

在分类任务中,由于标签的绝对性,检测模型会对预测的结果过于自信,在训练过程中,损失函数会使模型检测的结果尽可能接近预设标签,容易出现过拟合的问题。对角度预测任务使用one-hot编码时,对应的真实角度类别设置为1,错误角度类别设置为0,标签呈现脉冲函数特性,无法体现类别间隔中的小角度,使用类标签平滑,可以有效提升模型对角度的辨识能力,降低过拟合影响。

传统分类任务的标签平滑通过增加偏移量实现,但对于角度分类任务来说,使用偏移量平滑难以体现类别间隔内的角度。针对该问题,提出了一种指数标签平滑方法,使用指数函数对标签靠近真实值的区域进行平滑,如图5所示。

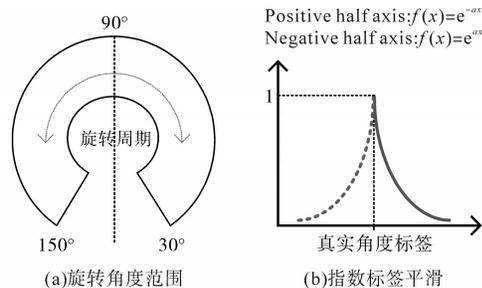


图5 角度检测范围和指数标签平滑

Fig.5 Angle detection range and exponential label smoothing

由于指数函数有较高的陡度,因此只取标签一侧的偏移信息时,携带超出范围的无用信息较少,具有更高的可靠性,其公式为

$$f(x) = \begin{cases} e^{-kx} & \theta_{label} < \theta < \theta_{label} + \frac{i}{2} \\ e^{kx} & \theta_{label} - \frac{i}{2} < \theta < \theta_{label} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\theta_{label}$ 为角度标签; $\theta$ 为真实角度; $i$ 为角度间隔; $k$ 为陡度参数,参数权值由 $k$ 决定。

由式(5)可知,文中提出的指数标签平滑是一种使标签邻域权值以指数函数减小的方法,相对于高斯平滑,指数平滑具有更快的下降特性,真实标签权重更具有优势,在合理选择陡度参数 $k$ 的情况下,更容易控制邻域标签的权重值。

### 2.3 检测模型

通过实验对比,使用YOLOv4算法建立检测模型。YOLOv4使用了自正则化非单调激活函数(Mish)<sup>[17]</sup>,输入图像在通过预处理后,经过CSP-DarkNet53(cross stage partial darknet53)<sup>[18]</sup>主干网络,在PAN(path aggregation network)<sup>[19]</sup>层输出 $19 \times 19 \times (5+classes)$ 、 $38 \times 38 \times (5+classes)$ 、 $76 \times 76 \times (5+classes)$ 三个特征图。新的检测模型使用六参数法,除了检测框的中心点坐标( $t_x, t_y$ )、检测框大小( $t_w, t_h$ )和类别置信度 $class(prob_{max})$ ,还需要输出分类角度和回归角度( $\theta_{label}, s$ ),通过上述信息可以得到完整的平行四边形检测框。图6所示为平行四边形框检测方法的输出模型。

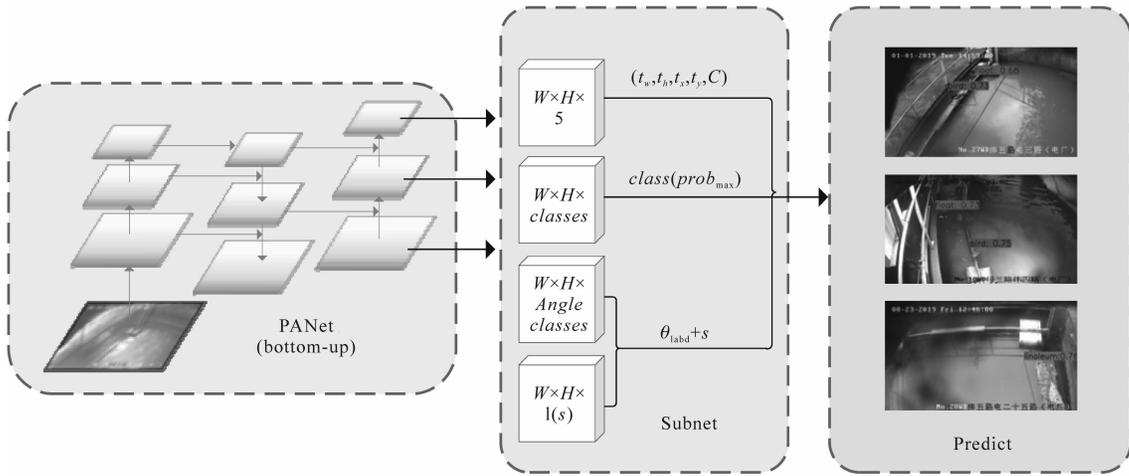


图6 输出模型

Fig.6 Output model

### 2.4 损失函数

损失函数包括基于均方误差(MSE)的位置回归损失函数、基于交叉熵函数的置信度函数和类别损失函数、角度分类函数和IoU-Smooth L1损失函数,损失函数公式为

$$Loss = L(x,y) + L(\sqrt{w}, \sqrt{h}) + L(C) + L(P) + L(\theta)_{cls} + L(\theta,s)_{IoU-Smooth L1} \quad (6)$$

式中:( $x,y$ )为中心点坐标; $(w,h)$ 为检测框大小; $C$ 为物体置信度; $P$ 为类别概率; $\theta,s$ 分别为角度分类值和回归角度。

其中除角度外,各项指标仍取预设框的偏移量作为回归参数,回归参数取角度间隔范围的偏移因子,学习分类后角度与真实角度的偏差。

分类-回归角度检测模型的损失函数包含两部分,分别是IoU-Smooth L1回归损失函数和交叉熵分类损失函数。通过对平行四边形检测框IoU

分析可知,当真实框和检测框越接近 $90^\circ$ 时,IoU值越大,因此当检测框和真实框靠近检测边界的角度时,损失值较大,通过改进交叉熵损失函数,在交叉熵损失中引入角度越线因子,可以改善检测模型对边缘角度的判断能力。当真实角度和检测角度接近时,越线因子接近1,否则会给予损失函数较大的惩罚,改进后的交叉熵损失如下式所示:

$$L_{cls} = \begin{cases} \frac{\sin\theta_{detect}}{\sin\theta_{label}} L(\theta)_{Cross Entropy} & \theta_{detect} < \theta_{label} \\ \frac{\sin\theta_{label}}{\sin\theta_{detect}} L(\theta)_{Cross Entropy} & \theta_{detect} > \theta_{label} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\theta_{detect}$ 为检测角度。

使用平行四边形检测框与矩形检测框进行参数回归的过程大致相同,平行四边形检测框需要进行角度回归,边界框回归如图7所示。

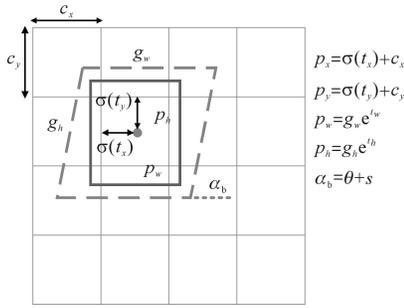


图7 平行四边形边界框回归

Fig.7 Parallelogram bounding box regression

图7中,  $p_x$ 和 $p_y$ 为预测框中心点坐标,  $p_h$ 和 $p_w$ 为预测框的高度和宽度,  $g_h$ 和 $g_w$ 为预设框的高度和宽度,  $c_x$ 和 $c_y$ 为特征图网格的宽度和高度,  $t_x$ 和 $t_y$ 为预测框中心坐标偏移,  $t_w$ 和 $t_h$ 为预测框大小偏移,  $\alpha_b$ 为预测框角度。使用python程序包Shapely计算平行四边形交集面积。

回归损失函数是在确定分类损失的基础上, 通过学习偏移量, 实现角度的修正。角度回归过程取IoU-Smooth L1作为损失函数, 其中Smooth L1回归损失的单位向量作为梯度更新的方向,  $IoU$ 的值表示梯度大小, 公式为

$$L(\theta, s)_{IoU-Smooth L1} = \frac{L(\theta, s)}{|L(\theta, s)|} \times IoU \quad (8)$$

### 3 实验与分析

#### 3.1 数据集和参数配置

实验采用某电厂雨排口数据集, 本数据集由某电厂27号、28号和10号三个雨排口拍摄的图像组成。数据集图像为高清图像, 分辨率为1280×720, 每个雨排口取一年中5000张图片, 4000张图片构成训练集, 1000张图片构成测试集。最终构成15000张图片的数据集, 不同雨排口的数据集图像如图8所示。

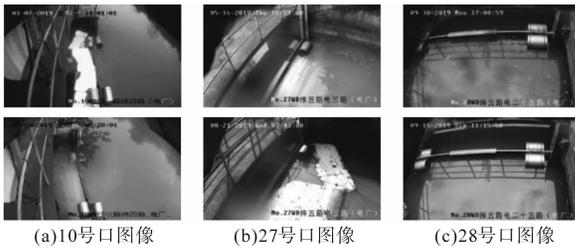


图8 数据集图像

Fig.8 Dataset images

检测的主要类别和对应标记名称如表1所示。当检测到油污时对工作人员及时预警; 油毡长时间放置通知工作人员及时回收; 其他情况时可以不进行处理。使用矩形框检测时, 标记目标

物体的左上角坐标 $(x, y)$ 和物体的大小 $(w, h)$ , 使用平行四边形框检测时标记目标物体三个顶点坐标 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$ 。

表1 检测类别与对应编号

Tab.1 Detection category and corresponding number

编号	标记名称	类别
0	float	漂浮物
1	linoleum	油毡
2	bgreasy	黑色油污
3	ygreasy	黄色油污
4	blaze	强光
5	bird	鸟类

#### 3.2 算法评价指标

在图像识别任务中, 常使用平均精度(mean average precision,  $mAP$ )评估图像分类性能, 每个类别的精度(average precision,  $AP$ )由准确率 $precision$ 和回归率 $recall$ 计算, 准确率和回归率的计算公式如下所示:

$$precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} = \frac{T_p}{n} \quad (9)$$

$$recall = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (10)$$

式中:  $T_p$ 为正样本实际与预测结果相同;  $F_p$ 为负样本实际与预测结果相同;  $F_n$ 为负样本实际与预测结果相反;  $n$ 为样本总量。

将12000张训练集图像打乱后进行训练, 在迭代25000步后, 矩形框算法和平行四边形检测框算法(P-检测算法)训练时间如表2所示。由表2可知, 使用平行四边形检测框后, 增加了训练时长, 主要原因是平行四边形框通过Shapely库计算 $IoU$ , 计算交集的方式增加了训练的计算成本。

表2 训练时间对比

Tab.2 Training time comparison

检测算法	检测模型	输入尺寸	时间/h
YOLOv4	CSPDarknet53	416×416	16
P-YOLOv4	CSPDarknet53	416×416	25
RetinaNet	RetinaNet-101	416×416	18
P-RetinaNet	RetinaNet-101	416×416	26
Faster R-CNN	RetinaNet-101	416×416	22
P-Faster R-CNN	RetinaNet-101	416×416	30

#### 3.3 算法性能评估

为体现提出的检测方法针对电厂雨排口数据集的优势和效果, 首先使用矩形框算法、旋转检测算法和平行四边形框算法对电厂雨排口倾斜目标数据检测对比, 使用不同的模型进行训练和评估, 评价指标通过 $AP$ 和 $mAP$ 表示, 在训练集

中迭代 25 000 步后,测试集上检测结果如表 3、表 4 所示。

表 3 平行四边形框与矩形框检测对比

Tab.3 Parallelogram detection frame and rectangular detection frame detection comparison

检测算法	漂浮物 AP1/%	油毡 AP1/%	黑色 油污 AP1/%	黄色 油污 AP1/%	强光 AP1/%	鸟类 AP1/%	mAP/ %
SSD	46.3	64.7	56.8	42.8	53.7	54.4	51.3
P-SSD	59.3	74.2	68.1	50.8	64.2	65.4	62.7
RetinaNet-101	59.7	72.8	65.6	49.1	61.9	58.5	57.7
P-RetinaNet-101	61.6	82.6	71.2	54.4	68.8	69.5	69.4
Faster R-CNN	54.1	74.6	65.3	49.1	63.5	56.9	59.8
P-Faster R-CNN	64.2	83.3	72.7	57.3	72.5	68.3	69.6
YOLOv4	54.8	76.4	66.1	48.2	66.8	58.9	61.6
P-YOLOv4	67.9	86.7	75.2	57.0	73.9	72.8	72.2

表 4 平行四边形检测方法与旋转检测方法对比

Tab.4 Comparison of parallelogram detection method and rotation detection method

检测算法	主干网络	漂浮物 AP1/%	油毡 AP1/%	黑色 油污 AP1/%	黄色 油污 AP1/%	强光 AP1/%	鸟类 AP1/%	mAP/ %
R <sup>2</sup> CNN	RetinaNet-101	57.3	73.2	61.8	51.3	65.8	62.4	61.1
RRPN	RetinaNet-101	55.4	75.7	60.0	52.3	70.1	66.5	62.7.
Gliding vertex	RetinaNet-101	58.7	76.3	62.7	51.7	71.3	68.8	64.8
P-RetinaNet-101	RetinaNet-101	61.6	82.6	71.2	54.4	68.8	69.5	69.4

由表 3 可知,针对该倾斜数据集,平行四边形框检测效果较矩形检测框有很大提升,其中采用 YOLOv4 作为检测模型效果最好。表 4 使用平行四边形算法和旋转检测方法对比,检测算法都使用 RetinaNet-101 作为主干网络,其余结构和参数保持一致,通过表 4 可以看出,平行四边形框算法检测效果优于对比的旋转检测算法。

表 5 为不同角度类别间隔影响。如表 5 所示,对于分类任务,当使用不同的角度间隔作为类别时,检测效果会有偏差,表中在间隔为 4 时效果最优。当采用角度间隔较小时,由于样本难以覆盖全部角度,会出现样本数量不足和不同类别样本数差距过大的情况。当采用角度间隔较大时,IoU 会随着角度间隔的增大而减小,损失函数的误差对检测结果起负面作用。表 6 为检测速度对比。如表 6 所示,旋转检测算法速度最慢,在相同框架和输入尺寸下,其检测速度落后矩形检测框。YOLOv4 有最快的检测速度,满足实时性的条件,当引入平行四边形检测框后,两种矩形框

检测方法检测速度均有一定程度下降,但在高精度检测方法中具有优势。

表 5 不同角度类别间隔影响

Tab.5 Different angle category interval influence

检测算法	i=1	i=2	i=3	i=4	i=5	i=6	i=7	i=8	i=9	i=10
P-YOLOv4	67.5	68.8	71.8	72.2	71.5	71.2	69.7	70.7	68.9	65.4

表 6 检测速度对比

Tab.6 Detection speed comparison

检测算法	检测模型	输入尺寸	FPS(frames per second)
YOLOv4	CSPDarknet53	416×416	18
Faster R-CNN	RetinaNet-101	416×416	8
P-YOLOv4	CSPDarknet53	416×416	12
P-Faster R-CNN	RetinaNet-101	416×416	6
R <sup>2</sup> CNN	RetinaNet-101	416×416	4
Gliding vertex	RetinaNet-101	416×416	3

表 7 为改进损失函数后对检测效果的影响。如表 7 所示,使用改进后的交叉熵损失函数和 IoU Smooth L1 组合,对检测效果有所提升,mAP 值提高了 1.8%。

表 7 不同损失函数对比

Tab.7 Comparison of different loss functions

检测算法	损失函数	漂浮物 AP1/%	油毡 AP1/%	黑色 油污 AP1/%	黄色 油污 AP1/%	强光 AP1/%	鸟类 AP1/%	mAP/ %
P-YOLOv4	交叉熵+ Smooth L1	66.0	82.3	73.7	58.3	73.6	67.7	70.4
	改进交叉 熵+IoU Smooth L1	67.9	86.7	75.2	57.0	73.9	72.8	72.2

指数类平滑标签陡度的选择对检测结果有一定影响,当步长为 4 时有最好的检测效果,步长为 0 表示未使用该方法。指数类平滑标签只考虑角度真实偏移的半轴,且利用了指数函数快速下降的特点,减少了相差较大角度的无关信息,因此对检测效果有较大的提升,陡度的影响如表 8 所示。

表 8 指数类平滑标签陡度的影响

Tab.8 The impact of exponential smoothing label steepness

陡度	k=0	k=1	k=2	k=4	k=6	k=8
mAP1/%	67.2	68.8	69.8	72.2	70.2	68.2

### 3.4 结果分析

图 9a ~ 图 9r 为三个雨排口使用平行四边形检测框 YOLOv4 算法和矩形检测框 YOLOv4 算法的检测对比图。如图 9 所示,在正确检测示例图 9a ~ 图 9d、图 9g ~ 图 9j 和图 9m ~ 图 9n 中,使用平行四边形检测框的算法可以更准确地覆盖物体,

且预测置信度更高。图9e和图9f中,两种算法对阴影产生误检,对阴影信息都不具备很好的识别能力,说明该误检情况与检测模型相关,误检情况与平行四边形检测框无关。图9k和图9q使用Parallelogram-YOLOv4算法检测正确,而图9l和图9r使用YOLOv4矩形框算法出现漏检现象,体

现了平行四边形框具有更好的泛用性,可以更适应不同形状和大小物体的检测,不易出现漏检情况。图9p为采用YOLOv4矩形框误检的情况,而图9o检测正确,可见平行四边形检测框有更好的适应性。综上所述,平行四边形检测框具有更优异的检测效果。

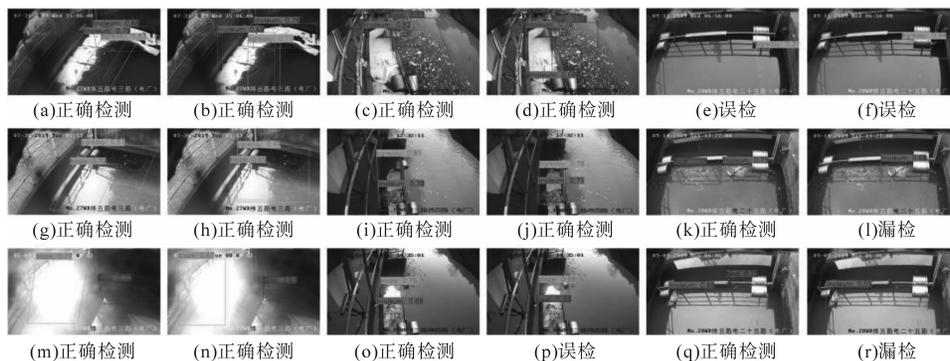


图9 电厂雨排口数据集检测效果

Fig.9 Detection effect of dataset of power plant drainage outlet

## 4 结论

针对电厂雨排口环境污染问题,提出了一种基于角度分类-回归器和平行四边形检测框的检测算法,解决了雨排口俯角拍摄图像中物体倾角过大的问题。使用本文方法对电厂雨排口数据集进行检测,通过实验得到以下结论:

1)提出了一种使用平行四边形检测框检测俯角图像中旋转物体的方法,设计了指数标签平滑方法,同时将分类和回归两种模式结合检测物体角度。通过实验分析,以上方法获得了良好的结果。

2)同使用矩形标记框的YOLOv4算法比较,改进后的Parallelogram YOLOv4检测算法*mAP*提高了10.6%,检测速度从18帧/秒下降为12帧/秒。该算法在牺牲了检测速度的情况下,提高了检测精度,但在高精度检测方法中,检测速度仍有优势。

3)平行四边形标记框可以适用于大部分目标检测算法,在各种方法中,对倾斜物体的检测都有很好的效果。在检测非倾斜样本时,检测效果同矩形检测框差距不明显。

4)本文方法在检测时仍会出现一些误检情况,在训练时存在训练时间较长的问题,后期考虑对检测模型的框架升级,减少类似问题。

### 参考文献

[1] 杨鼎革,迟清,左坤,等. 基于图像配准的电力设备缺陷定位

算法[J]. 电气传动,2021,51(18):42-46.

YANG Dingge, CHI Qing, ZUO Kun, et al. A defects-detecting method based on image registration for power devices[J]. Electric Drive, 2021, 51(18): 42-46.

[2] 康俊霞,夏文忠. 图像识别在电力信息化中的应用[J]. 电气传动,2019,49(12):121.

KANG Junxia, XIA Wenzhong. Application of image recognition in electric power informationization[J]. Electric Drive, 2019, 49(12): 121.

[3] HEI Law, JIA Deng. Cornernet: detecting objects as paired keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(3): 642-656.

[4] ZHOU Xingyi, ZHUO Jiacheng, KRÄHENBÜHL Philipp. Bottom-up object detection by grouping extreme and center points [J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1901.08043>.

[5] WEI Liu, DRAGOMIR Anguelov, DUMITRU Erhan, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.

[6] LIN Tsung-Yi, GOYAL Priya, GIRSHICK Ross, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.

[7] BOCHKOVSKIY Alexey, WANG Chien-Yao, LIAO Hong-Yuan Mark. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.

[8] GIRSHICK Ross, DONAHUE Jeff, DARRELL Trevor, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.

[9] GIRSHICK Ross. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.

- [10] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK Ross, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [11] 李文璞,毛颖科,廖道,等.基于旋转目标检测的变电设备红外图像电压致热型缺陷智能诊断方法[J].高电压技术,2021, 47(9):3246-3253.  
LI Wenpu, MAO Yingke, LIAO Xiao, et al. Intelligent diagnosis method of infrared image for substation equipment voltage type thermal defects based on rotating target detection[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3246-3253.
- [12] MA Jianqi, SHAO Weiyan, YE Hao, et al. Arbitrary-oriented scene text detection via rotation proposals[J/OL]. arXiv preprint arXiv:[2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1703.01086>.
- [13] JIANG Yingying, ZHU Xiangyu, WANG Xiaobing, et al. R2CNN: rotational region CNN for orientation robust scene text detection[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1706.09579>.
- [14] WEN Qian, XUE Yang, PENG Silong, et al. Learning modulated loss for rotated object detection[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1911.08299>.
- [15] XU Yongchao, FU Mingtao, WANG Qimeng, et al. Gliding vertex on the horizontal bounding box for multi-oriented object detection[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1911.09358>.
- [16] 唐建宇,唐春晖.基于旋转框和注意力机制的遥感图像目标检测算法[J].电子测量技术,2021,44(13):114-120.  
TANG Jianyu, TANG Chunhui. Remote sensing image target detection algorithm based on rotating frame and attention mechanism[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(13): 114-120.
- [17] DIGANTA Misra. Mish: A self regularized non-monotonic neural activation function[J/OL]. arXiv preprint arXiv: [2021-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1908.08681>.
- [18] WANG Chien-Yao, LIAO Hong-Yuan Mark, Wu Yueh-Hua, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision And Pattern Recognition Workshops, 2020: 390-391.
- [19] LIU Shu, QI Lu, QIN Haifang, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759-8768.
- 收稿日期:2021-11-25  
修改稿日期:2021-12-18
- 
- (上接第 88 页)
- smart meter data[J]. Information Technology, 2020, 44(11): 117-120.
- [10] 武雪峥,张玲玲,洪腾腾,等.单相双绕组变压器空载运行特性分析[J].河南科技,2020,39(26):53-55.  
WU Xuezheng, ZHANG Lingling, HONG Tengting, et al. Analysis of no-load and load operation characteristics of single-phase dual-winding transformer[J]. Journal of Henan Science and Technology, 2020, 39(26): 53-55.
- [11] 傅高金.油浸式电力变压器负载导则指数方程解法应用探讨和对比分析[J].变压器,2021,58(4):26-30.  
FU Gaojin. Discussion and comparative analysis on application of exponential equation solution in load conductor of oil-immersed power transformer[J]. Transformers, 2021, 58(4): 26-30.
- [12] 魏睿,周力行,彭超敏,等.同相供电系统中负载突变时的电流检测方法[J].电力科学与技术学报,2020,35(4):147-153.  
WEI Rui, ZHOU Lixing, PENG Chaomin, et al. In phase change in load current monitoring method in power system research[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(4): 147-153.
- [13] 邹明继,吴琦,马璐瑶,等.三相三柱式配电变压器负载特性对其空载损耗在线检测的影响[J].电工技术学报,2019,34(2):493-500.  
ZOU Mingji, WU Qi, MA Luyao, et al. Influence of load characteristics of three-phase and three limbs distribution transformer on on-line detection of no-load loss[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(2): 493-500.
- [14] 罗尚平,刘才铭.基于QPSO-LSSVM的网络通信负载状态识别系统设计[J].现代电子技术,2019,42(18):81-83,89.  
LUO Shangping, LIU Caiming. Design of network communication load status recognition system based on QPSO-LSSVM[J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(18): 81-83, 89.
- [15] 杨金鑫,范英,樊棋超,等.基于动态区域搜索框及K-means聚类的三车道检测算法[J].科学技术与工程,2019,19(27):253-257.  
YANG Jinxin, FAN Ying, FAN Qichao, et al. Three-lane detection algorithm based on dynamic area search box and K-means clustering[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(27): 253-257.
- 收稿日期:2021-08-05  
修改稿日期:2021-09-27