

基于旋转 YOLOv5 的电力作业车态势感知方法研究

张劲松¹, 邓元实², 常政威², 吴杰², 陈明举¹

(1. 四川轻化工大学人工智能四川省重点实验室, 四川 宜宾 644000;

2. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610041)

摘要:针对电力作业场景下的电力作业车安全监测问题,提出了一种基于 YOLOv5 的旋转目标检测算法,通过检测电力作业车的机械臂旋转角度,判断电力作业车在当前作业场景下的作业姿态是否安全。文中以 YOLOv5 为主干网络,采用环形平滑标签的方法,将角度的边界回归问题转化为分类问题,解决了角度周期性变化带来的损失值突变问题。实验结果表明,CSP-DarkNet-YOLOv5l 模型对电力作业车机械臂的平均检测精度达到了 80.02%,均优于 GhostNet-YOLOv5l、MobileNetV3-YOLOv5l、ShuffleNetV2-YOLOv5l,并且对机械臂的旋转角度预测也最接近真实值。

关键词:旋转目标检测;角度预测;环形平滑标签;电力作业

中图分类号:TP 391.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-6954(2022)03-0029-06

DOI:10.16527/j.issn.1003-6954.20220305

Research on Situation Awareness Method of Electric Work Vehicle Based on Rotated-YOLOv5

ZHANG Jinsong¹, DENG Yuanshi², CHANG Zhengwei², WU Jie², CHEN Mingju¹

(1. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 644000, Sichuan Province, China; 2. State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, Sichuan, China)

Abstract: Aiming at the problems of safety monitoring of electric work vehicle in power operation scenes, a rotating target detection algorithm based on YOLOv5 is proposed. By detecting the rotation angle of mechanical arm of electric work vehicle, it can judge whether the working posture of electric work vehicle in the current operation scene is safe or not. The data annotation method of YOLOv5 is modified, and the circular smooth label method is adopted to transform the boundary regression problem of angle into a classification problem, so as to solve the sudden change of loss value caused by periodic change of angle. The experiment results show that the average detection accuracy of CSPDarkNet-YOLOv5l model for the mechanical arm of electric work vehicle reaches 80.02%, which is better than GhostNet-YOLOv5l, MobileNetV3-YOLOv5l and ShuffleNetV2-YOLOv5l, and the prediction for the rotation angle of mechanical arm is also the closest to the real value.

Key words: rotating target detection; angle prediction; circular smooth label; power operation

0 引言

近些年在变电站中进行电力作业时,常有安全事故发生,经过研究分析^[1],发现管理责任缺失、检修监管不严和安全意识薄弱为事故发生的主要原因。

基金项目:四川省科技厅项目(2020JDJQ0075);国网四川省电力公司科技项目(521997190016);四川轻化工大学研究生创新基金(Y2021068)

因。目前,大多数电力作业的安全监测研究都是针对电力施工人员开发的监测系统。文献[2]提出使用方向梯度直方图技术(histogram of oriented gradient, HOG)提取电力现场作业人员的特征,对现场人员的危险行为进行警告。随着人工智能的飞速发展,深度学习算法在目标检测领域已成为目前的主流算法。文献[3]使用 OpenPose 算法检测人体关键点,并提出基于人体关键点坐标的人员行为

分类方法,对存在危险行为的人员进行警告。这些方法在很大程度上解决了电力施工人员穿戴不规范和操作违规的问题。但是在变电站的作业环境中,不仅有电力工作人员,还有常用的电力作业车,在不同的电力施工现场和执行不同施工任务时,为保障作业的安全性,对电力作业车的作业姿态^[4]都有着不同的要求,然而目前却缺乏监测电力作业车安全作业的相关研究。

目前,大多数关于旋转目标的检测方法^[5]都来源于遥感领域,主要检测卫星图片中的目标。文献[6]提出了旋转区域卷积神经网络(rotatable region convolutional neural network, RRCNN)旋转目标检测算法,添加了旋转感兴趣区域(rotation region of interest, RROI)加强对目标的特征提取,提高了检测精度。文献[7]提出旋转目标检测网络(rotatable object detection network, R3-Net)算法,设计了一种边界感知旋转锚框(boundary-aware rotatable anchor, BAR),引入旋转区域敏感(rotatable position sensitive, RPS)池化,保留了目标位置信息和方向信息。文献[8-9]提出了一种针对小、杂乱和旋转物体检测算法(detection for small, cluttered and rotated objects, SCRDet)和精练单阶段检测算法(refined single stage detector, R3Det),SCRDet 算法改进 Smooth L1 损失函数应用于边界框的回归问题,但是仍然未能解决目标旋转角度的边界问题;R3Det 算法以 RetinaNet 为基础,增加了一个特征精炼模块(feature refinement module, FRM),提高了对目标的检测性能。文献[10]提出了新的精练单阶段检测算法(refined single stage detector, R4Det),设计了一个递归特征金字塔模块(recursive feature pyramid, RFP),增加了递归连接块(recursive connection block, RCB),在一定程度上提高了检测性能。

以上提到的算法都存在着检测精度不高和检测速度慢的问题。近年来,YOLO 系列算法不断更新迭代,已经从 YOLOv1 发展到了 YOLOv5,在检测速度和精度上都有更好的表现。不少学者也开始将 YOLO 算法应用到旋转目标检测中。文献[11]在 YOLOv5 的基础上采用八参数标记方法标记数据,引入了 Pixels-IoU(PIoU)函数,提高了网络的检测精度。文献[12]提出了一种基于 R-YOLO 的检测方法,采用五参数标记方法标记数据,重新设计了边框的回归方式、角度损失函数,并将主干网络更换为 MobileNet,提升了网络的检测速度。

下面以电力作业车的机械臂作为研究对象,采用长边定义法与环形平滑标签结合的数据标注方法,使用改进的 YOLOv5 算法对电力作业车的机械臂进行作业角度检测,实现对电力作业车的危险操作预警。

1 网络设计

YOLOv5 结合了先前 4 个版本的优点,在检测速度和精度上都有更好的表现。YOLOv5 网络可以分为 Input、Backbone、Neck、Prediction 4 个部分,网络结构如图 1 所示。

Input 即输入端,其作用是对输入网络的数据进行增强以及自适应锚框计算。数据增强的操作主要有 HSV(调节图像的色调、饱和度和亮度)、degrees(对图像进行旋转)、translate(对图像进行平移)、scale(缩放图像)、shear(剪切图像)、flipud 和 fliplr(对图像上下翻转和水平翻转)、mosaic(将 4 张图像拼接在一起)。在 YOLO 算法中,针对不同的数据集都有初始设定的锚框 anchor,在进行网络训练的时候,YOLO 算法会在初始锚框的基础上输出预

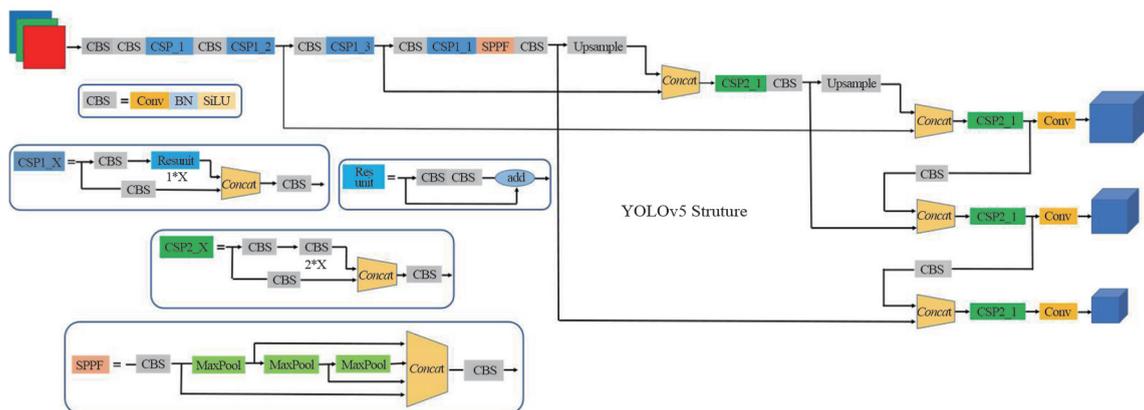


图 1 YOLOv5 V6.0 网络结构

测框,然后和目标的真实框进行对比,通过计算差距,更新锚框参数。

BackBone 主要结构为 CSP-DarkNet 结构, YOLOv5 V6.0 网络设计了两种 CSP 结构以及 SPPF 结构。CSP1_X 结构用于 Backbone 中,以加强网络的特征提取能力,CSP2_X 用于 Neck 中。SPPF 结构在 SPP 结构的首尾各增加了 1 个 CBS 模块,虽然两种结构的作用一样,但是 SPPF 结构的运行效率更高,消耗的时间更少。

Neck 的主要结构为特征金字塔网络+判别器结构,其中的 CSP2_X 结构加强了网络的特征融合能力。

Prediction 部分完成对大、中、小 3 种不同尺度的目标预测。

1.1 anchor 设计

一般来说,基于深度学习的一阶段和二阶段目标检测算法采取的都是水平 anchor。但是在检测一些带有角度的大横纵比目标时,水平 anchor 对检测目标的框选不够准确,在 anchor 中会出现多余的语义信息,导致主干网络不能精确地提取目标特征或者提取出多余的目标特征,最后使检测的精度下降。针对电力作业车机械臂这种横纵比较大的检测对象,采用旋转 anchor 对进行框选,可以有效地提高网络的检测精度。水平检测框与旋转检测框框选效果对比,如图 2 所示。



(a) 水平检测框 (b) 旋转检测框

图 2 水平检测框与旋转检测框检测效果

对原网络中的 anchor 进行重新设置,将其改用五参数方法^[13]表示。五参数分别为 x 、 y 、 w 、 h 、 θ ,其中 (x, y) 为旋转矩形框的中心坐标, w 和 h 分别为矩形框的短边和长边,采用长边定义法表示 θ ,即长边 h 与 x 轴的夹角为 θ ,如图 3 所示, θ 的范围为 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 。

通常情况下要想降低检测模型的拟合难度,需要使用设定好的 anchor 对目标的真实框进行拟合,

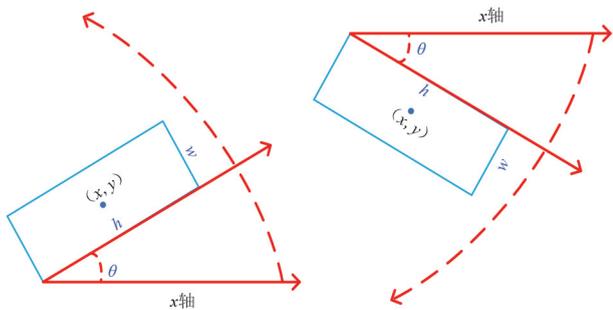


图 3 长边定义法

该操作会使大量增加 anchor 的数量,增加整个网络的训练时间。为了让 anchor 与真实框的拟合更快速,对自制的电力检修车数据集中标注的真实框采用 K-means 聚类^[14]的方法重新生成 anchor 大小。查阅官方的 YOLOv5 源代码得到 YOLOv5 算法的初始 anchor 设置为 $[10, 13, 16, 30, 33, 23]$ 、 $[30, 61, 62, 45, 59, 119]$ 、 $[116, 90, 156, 198, 373, 326]$,通过 K-means 聚类方法重新生成的 anchor 大小为 $[315, 45, 381, 53, 315, 75]$ 、 $[488, 49, 499, 81, 732, 76]$ 、 $[620, 118, 772, 191, 923, 163]$,将重新生成的 anchor 大小写入到 yaml 文件中。

1.2 损失函数

损失函数部分主要为 class 分类损失、 θ 角度损失、bbox 边框回归损失、置信度损失。其中 θ 角度损失中角度 θ 的边界问题是关键。由于用于训练的数据目标参数具有周期性,在周期改变的边界处会使损失值突然变大,导致整个网络的训练难度加大。例如,在常规情况下,预测得到的 θ 为 78° ,目标旋转角度 θ 的真实值为 79° ,那么网络得到的角度距离为 1° ;在边界情况下,预测得到的 θ 为 79° ,目标旋转角度 θ 的真实值为 -80° ,那么网络得到的角度距离为 179° ,然而在真实情况下预测值与真实值的角度距离仅相差 1° 。

参考了文献^[15]提出的环形平滑标签(circular smooth label, CSL)方法,CSL 的示意图见图 4,将角

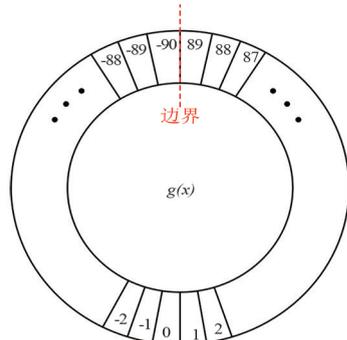


图 4 CSL 结构

度 θ 的边界回归问题转化为分类问题,在定义的角度范围内划分类别,把连续的问题进行离散化处理,回避了边界问题。

CSL 的表达式如式(1)所示。

$$\text{CSL}(x) = \begin{cases} g(x) & \theta - r < x < \theta + r \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $g(x)$ 为窗口函数,窗口的大小由半径 r 来决定。窗口函数 $g(x)$ 需要满足周期性、对称性、单调性、有最大值的必要条件。窗口函数能够估计预测标签与真实标签之间的角度距离信息,在一定的角度范围内,网络得出的预测值越接近真实值,角度信息的损失值就越小。这里选用高斯函数作为窗口函数,半径 r 设置为 6。

总体的损失函数设计如下: class 分类损失不需要改变; θ 角度损失设置为角度分类损失,采用和分类损失相同的二元交叉熵损失函数 BCEWithLogitsLoss; 由于将角度 θ 当做分类来处理,旋转框的角度信息与边框参数信息不再关联,旋转框的损失可以分为角度损失和水平框损失,边框的损失函数仍然采用 IOU/GIOU/CIU/DIOU 损失函数。置信度分支的权重系数可以选择水平框 IOU/GIOU/CIU/DIOU,也可以选择旋转框 IOU。通过实验对比,选择水平框的 IOU 进行网络训练时速度较快,并且预测框的置信度较高,所以采用水平框 IOU/GIOU/CIU/DIOU 作为置信度分支的权重系数,如式(2)所示。

$$L_{\text{total}} = L_{\text{cls}} + L_{\text{angle}} + L_{\text{box}} + L_{\text{obj}} \quad (2)$$

式中: L_{total} 为网络训练总损失; L_{cls} 为分类损失; L_{angle} 为角度损失; L_{box} 为旋转框位置损失; L_{obj} 为置信度损失。

2 实验结果及对比

2.1 实验环境

所使用的服务器参数为: CPU 为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2695 v4 @ 2.10 GHz; RAM 大小为 256 GB; 操作系统为 Windows 10 专业版; GPU 为 Nvidia TITAN Xp 12 GB。软件配置为 CUDA 10.2、Anaconda 3、PyCharm Community、Python 3.8、Microsoft Visual Studio 2017 等,深度学习框架为 Pytorch。

2.2 实验数据及数据处理

由于未能查找到电力作业车相关的数据集,采用自制的电力作业车数据集,数据集的格式参考遥感目标检测数据集 DOTA。首先,采用 RoLabelImg

软件对电力作业车机械臂进行标注;然后,将标注好的 xml 文件转化为 DOTA 数据集的 txt 格式,转化公式如式(3)~式(9)所示;最后,转化为 YOLO 网络训练数据的格式。

$$(x, y, w, h, -\theta) \rightarrow (x_i, y_i) \quad (3)$$

$$(x_0, y_0) =$$

$$\left(x - \frac{w}{2} \cos \theta - \frac{h}{2} \sin \theta, y + \frac{w}{2} \sin \theta - \frac{h}{2} \cos \theta\right) \quad (4)$$

$$(x_1, y_1) =$$

$$\left(x + \frac{w}{2} \cos \theta - \frac{h}{2} \sin \theta, y - \frac{w}{2} \sin \theta - \frac{h}{2} \cos \theta\right) \quad (5)$$

$$(x_2, y_2) =$$

$$\left(x + \frac{w}{2} \cos \theta + \frac{h}{2} \sin \theta, y - \frac{w}{2} \sin \theta + \frac{h}{2} \cos \theta\right) \quad (6)$$

$$(x_3, y_3) =$$

$$\left(x - \frac{w}{2} \cos \theta + \frac{h}{2} \sin \theta, y + \frac{w}{2} \sin \theta + \frac{h}{2} \cos \theta\right) \quad (7)$$

式中, (x_i, y_i) 为转化后的坐标,最终得到的标签文件格式为

$$(\text{class_id} \ x \ y \ w \ h \ \theta) \quad \theta \in [0, 180)$$

所自制的数据集共包含 1200 张折臂式电力作业车图片,共有两个分类类别: arma 和 armb,其中 arma 为电力作业车的上机械臂; armb 为电力作业车的下机械臂,具体标识如图 5 所示。



图 5 机械臂标识

将数据集按照 4 : 1 : 1 划分为训练集、验证集、测试集。为了使训练集和验证集中 arma 和 armb 的类别数量处于相对平衡的水平,避免数据过少产生

的过拟合问题,使用 YOLOv5 算法中的数据增强方法,对数据集中的训练集合验证集进行扩充。扩充前的训练集数量为 800 张图片,验证集的数量为 200 张图片;扩充后的训练集数量为 2979 张图片,验证集的数量为 762 张图片。

2.3 性能分析

为了检验所提 YOLOv5 旋转目标检测算法的检测效果,设置了 3 组对比实验,将主干网络分别更换为 GhostNet、MobileNetV3、ShuffleNetV2。设置训练次数为 300 次,优化器选择 adam,angle loss gain 设置为 0.8,angle BCELoss positive_weight 设置为 1.0,初始学习率设置为 0.001,momentum 设置为 0.937。

实验得到的损失函数图像和评价指标得分见图 6 和表 1。

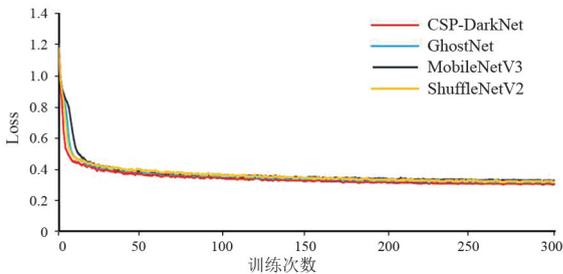


图 6 损失函数

通过损失函数的曲线图可以得出,以 CSP-DarkNet 作为特征提取的主干网络,网络的收敛速度更快,在

训练后 20 次左右开始趋于平缓;训练的损失值下降也更快,并且损失值始终低于 GhostNet、MobileNetV3、ShuffleNetV2 作为主干网络时的损失值。表 1 是各个网络在测试集上单个目标平均精度 (average precision, AP) 和总目标平均精度 (mean average precision, mAP) 的值。

表 1 各网络测试结果

网络	AP/%		mAP/%
	arma	armb	
CSP-DarkNet	80.55	79.47	80.02
GhostNet	80.37	70.96	75.67
MobileNetV3	71.00	70.74	70.87
ShuffleNetV2	79.87	70.59	75.23

由表 1 可知,CSP-DarkNet-YOLOv5 模型在电力作业车测试集上对机械臂 arma 和 armb 的平均检测精度分别达到了 80.55% 和 79.47%,相较于检测精度较差的 MobileNetV3-YOLOv5 模型,检测的总体平均精度提高了 9.15%。各网络的检测效果如图 7 所示。

由图 7 可知,CSP-DarkNet-YOLOv5 模型的检测效果最好,能够准确地完成对机械臂 arma 和 armb 的检测,而其余的模型对机械臂 arma 和 armb 均存在漏检情况。以图 8 为例,各网络对机械臂 arma 和 armb 的角度预测结果见表 2。

图 8 中的电力作业车进行标注后的机械臂 arma 和 armb 真实旋转角度分别为 19° 和 76°。由表 2



图 7 YOLOv5 在各网络的检测效果



图 8 角度检测样本

表 2 各网络角度预测结果

网络	$\theta_{\text{arma}} / (^{\circ})$	$\theta_{\text{armb}} / (^{\circ})$
CSP-DarkNet	19	77
GhostNet	20	78
MobieleNetV3	20	77
ShuffleNetV2	17	78

可知 CSP-DarkNet-YOLOv5 模型对电力作业车机械臂的角度预测更符合真实角度。

3 结 论

上面设计了一种基于 YOLOv5 的电力作业车机械臂旋转检测算法。在 YOLOv5 网络的基础上,修改了样本数据的标注方法,采用环形平滑标签+长边定义的方式对样本进行标注,将角度 θ 的边界回归问题转化为分类问题,解决了网络在训练时角度 θ 周期性变化产生的较大损失值问题。通过实验证明,修改后的 CSP-DarkNet-YOLOv5 模型在自制的电力作业车数据上有着较高的检测精度,并且能够准确地完成对电力作业车机械臂 arma 和 armb 的检测任务,以及机械臂 arma 和 armb 的角度预测任务。该算法可以为电力施工现场中电力作业车的预警工作提供参考,避免安全事故的发生。

参考文献

- [1] 冯圣文.变电站安全作业防护管理系统设计与实现[D].成都:电子科技大学,2020.
- [2] 颜廷良.基于机器学习和图像识别的电力作业现场安全监督[J].光源与照明,2021(6):147-148.
- [3] 杨泉.基于机器学习的电力作业人员行为识别研究[D].成都:电子科技大学,2020.
- [4] 戴乔旭,莫仲辉,李杨,等.一种高空作业车防撞预警

装置的设计与应用[J].电力安全技术,2020,22(6):48-51.

- [5] 安胜彪,娄慧儒,陈书旺,等.基于深度学习的旋转目标检测方法研究进展[J].电子测量技术,2021,44(21):168-178.
- [6] Zikun LIU, Jingao HU, Lubin WENG, et al. Rotated Region Based CNN for Ship Detection[C].2017 IEEE International Conference on Image Processing, Beijing: IEEE, 2017: 900-904.
- [7] Qingpeng LI, Lichao MOU, Qizhi XU, et al. R³-Net: A Deep Network for Multi-Oriented Vehicle Detection in Aerial Images and Videos[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(7): 5028-5042.
- [8] Xue YANG, Junchi YAN, Wenglong LIAO, et al. SCRDet++: Detecting Small, Cluttered and Rotated Objects via Instance-Level Feature Denoising and Rotation Loss Smoothing[J/OL].(2020-4-28)[2021-10-09]. arXiv:2004.13316v2.
- [9] Xue YANG, Qingqing LIU, Junchi YAN, et al. R3Det: Refined Single-Stage Detector with Feature Refinement for Rotating Object[J/OL].(2020-2-21)[2021-10-09]. arXiv:1908.05612v5.
- [10] Peng SUN, Yongbin ZHENG, Zhongtan ZHOU, et al. R⁴Det: Refined single-stage detector with feature recursion and refinement for rotating object detection in aerial images[J]. Image and Vision Computing, 2020, 103: 104036.
- [11] 冯素婷,盛智勇,后兴海,等.基于旋转框回归的YOLOv5 遥感图像车辆目标检测[C]//第十五届全国信号和智能信息处理与应用学术会议论文集.中国高科技产业化研究会智能信息处理产业化分会, 2022: 328-331.
- [12] 陈俊.基于 R-YOLO 的多源遥感图像海面目标融合检测算法研究[D].武汉:华中科技大学,2019.
- [13] 赵鹏博.航空遥感图像目标检测方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2021.
- [14] 陈玉明,蔡国强,卢俊文,等.一种邻域粒 K 均值聚类方法[J/OL].控制与决策:1-7[2022-05-31]. DOI:10.13195/j.kzyjc.2021.1553.
- [15] Xue YANG, Junchi YAN. On the Arbitrary-Oriented Object Detection: Classification Based Approaches Revisited[J]. Internadional Journal of Computer Vision, 2022, 130: 1340-1365.

作者简介:

张劲松(1997),男,硕士研究生,研究方向为图像处理。

(收稿日期:2022-04-24)