

# 改进 YOLO V3 的集中器故障识别

张秋雁<sup>1</sup>, 张俊玮<sup>1</sup>, 张海永<sup>2</sup>, 王蓝苓<sup>1</sup>, 黎世华<sup>3</sup>

(1. 贵州电网有限责任公司电力科学研究院, 贵阳 550002; 2. 南京太司德智能电气有限公司, 南京 211100;  
3. 贵州电网有限责任公司遵义供电局, 贵州 遵义 563000)

**摘要:** 计量设备运维人员技术水平和经验有限、运维记录不便统计分析等问题亟待解决。YOLO V3 算法在自然图像上的准确率和计算速度方面有着良好平衡,但在计量设备图像目标识别上表现较差,因此提出一种改进的 YOLO V3 检测算法,用于集中器设备故障检测。通过优化的 anchor box 设计和可变形卷积改进 YOLO V3 算法,实现对现场设备运行状态的自动识别,提升集中器设备的运维效率和质量。实验结果表明,所提改进的 YOLO V3 算法在集中器图像上取得较好检测效果。

**关键词:** 卷积神经网络; 集中器; 故障检测; YOLO V3

**中图分类号:** TP274 **文献标识码:** A

## Improved YOLO V3 for concentrator fault recognition

ZHANG Qiu-yan<sup>1</sup>, ZHANG Jun-wei<sup>1</sup>, ZHANG Hai-yong<sup>2</sup>, WANG Lan-ling<sup>1</sup>, LI Shi-hua<sup>3</sup>

(1. Electric Power Research Institute of Guizhou Power Grid Co. Ltd. Guiyang 550002, China;

2. Nanjing Taisid Intelligent Electric Co. Ltd. Nanjing 211100, China;

3. Zunyi Power Supply Corporation of Guizhou Power Grid Co. Ltd. Zunyi 563000, Guizhou Province, China)

**Abstract:** The technical level and experience of measurement equipment operation and maintenance personnel are limited and statistical analysis of inconvenient operation and maintenance records need to be resolved urgent. The YOLO V3 algorithm has a good balance between accuracy and calculation speed on natural images, but it performs poorly in image target recognition of metering equipment. Therefore, an improved YOLO V3 detection algorithm is proposed for fault detection of concentrator equipment. Through the optimized anchor box design and deformable convolution, the YOLO V3 algorithm is improved to realize the automatic identification of the operating status of the field equipment, and improve the operation and maintenance efficiency and quality of the concentrator equipment. Experimental results show that the proposed improved YOLO V3 algorithm achieves better detection results on the concentrator image.

**Key words:** convolutional neural network; concentrator; fault detection; YOLO V3

## 0 引言

目前集中抄表终端设备规模巨大、种类多,传统运维采用纸质记录,数据关联性差,不易统计分析,加上专家数量有限,无法较好地提供现场协助,不能及时消除设备隐患,运维成本较高<sup>[1]</sup>。采用图像处理和深度学习结合的集中抄表运维技术尚处于探索阶段<sup>[2-4]</sup>。

对于图像中目标定位与分类,传统方法是靠手工设计特征<sup>[5]</sup>,在图像上顺序滑窗,使用模板匹配、支持向量机等方法定位和分类<sup>[6]</sup>。随着深度学习方法不断完善,目标检测由手工设计特征过渡到使

收稿日期: 2020-03-29

基金项目: 贵州电网科技项目(066600KK52180018)

作者简介: 张秋雁(1965-),男,本科,教授级高级工程师,从事测控技术研究工作。

用卷积神经网络自动提取特征<sup>[7-10]</sup>。Faster R-CNN<sup>[7]</sup>是典型的两阶段网络,目标定位准确度高,但网络运行时间长。典型的单阶段网络有 SSD<sup>[8]</sup>、YOLO<sup>[9]</sup>等,YOLO 系列单阶段网络在精度和速度之间有着良好的均衡,因此被广泛用于工业上的图像识别。

本文针对集中器图像中目标大小差异明显、宽高比悬殊等导致检测率低的问题,利用优化的 anchor box 设计和可变形卷积改进 YOLO V3 算法,识别图像中厂家名称、型号、电源灯、运行灯等信息,进行故障自动判断。

# 1 图像数据集

## 1.1 图像数据采集

通过运维人员在现场采集出现不同故障的集中器设备图像,包含多种使用场景下不同光照强度、不同角度以及不同距离拍摄的集中器设备图像共 1000 张。为了提高数据的多样性,对图片进行数据增强使样本扩充到 2000 张,提高模型的泛化表现<sup>[9]</sup>。数据扩增使用颜色扩增、随机扩展以及随机裁剪,每个步骤均以 0.5 的概率选择是否使用。颜色扩增使用随机亮度、随机对比度、随机饱和度以及随机色调。随机扩展范围设置 1 到 3 倍。随机裁剪设置裁剪框与目标标注框面积的交并比(Intersection-over-Union, IoU) 大于阈值  $T$ , 阈值  $T$  在 {0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9} 中随机选取一个,并保证目标中心在裁剪框中。

## 1.2 数据标注

通过图像深度学习训练工具导入采集的现场设备图像素材(正常运行、各种故障的图片素材),对每张图片进行标注,标注过程如图 1 所示。使用矩形框标注图片中厂家名称、型号、电源灯、运行灯、液晶屏幕、条形码等目标位置和类别信息,待全部图片标注完成后,按类别存放形成数据集。



图1 图片标注过程

# 2 YOLO V3 算法

YOLO V3 使用 Darknet53 主干网<sup>[9]</sup>提取图像特征。表 1 表明,Darknet53 主干网比 YOLO V2 的主干网 Darknet19<sup>[11]</sup>特征提取能力更加强大,与 Resnet152<sup>[12]</sup>特征提取能力相当,但网络层数小于 Resnet152,运行速度快于 Resnet152。

表1 主干网比较

模型	Top-1 精度	Top-5 精度	GPU 运算时间	模型大小
VGG-16 <sup>[13]</sup>	70.5	90.0	9.4ms	528 MB
Darknet19 <sup>[11]</sup>	72.9	91.2	6.2ms	80 MB
Resnet50 <sup>[12]</sup>	75.8	92.9	11.4ms	87 MB
Resnet152 <sup>[12]</sup>	77.6	93.8	28.6ms	220 MB
Darknet53 <sup>[9]</sup>	77.2	93.8	13.7ms	159 MB

网络前向运算时,将输入图像归一化到  $416 \times 416$  像素大小,在三个尺度上进行预测。通过卷积分别在输入图像的尺寸下采样 32 倍、16 倍和 8 倍,输出三种尺度的特征图,高层的特征具有丰富的语义特征,用于检测大对象,低层的特征用于检测小对象。第一种尺度的特征图在网络第 82 层产生,网络下采样使得第 81 层特征图尺寸是输入图像尺寸的  $1/32$ ,得到宽高为  $13 \times 13$ 、通道数为 255 的特征图。第二种尺度特征图由来自层 79 的特征图经 2 个  $3 \times 3$  卷积层,步长为 2,上采样到  $26 \times 26$  单位大小,与来自层 61 的特征融合得到,产生尺寸为  $26 \times 26 \times 255$  的特征图。第三种尺度特征图大小为  $52 \times 52 \times 255$ ,由来自层 91 的特征图与来自层 36 的特征图通过卷积融合,在第 106 层产生。从而实现具有高层语义的小特征图负责检测大物体,而具有丰富空间信息的大特征图负责检测小物体,算法整体网络结构如图 2 所示。

# 3 改进方法

由于待识别目标大小差异较大,有尺寸较大的厂家名称,有尺寸很小的信号灯。同时,电源灯、集中器 NET 灯等目标非常相似,因此要求算法能够准确定位各种不同尺度目标的位置,同时区分相似目标的类型。

## 3.1 基于优化的 anchor 设计

YOLO V3 的 anchor 是基于 K-Means 对数据集聚类得到,存在以下两个问题:①大部分的 anchor 都分布在背景区域,这些 anchor 对检测没有任何作用;②集中器设备图像中厂家和型号等检测目标宽高比极大,而像信号灯等目标宽高比又非常小,预先定义好的 anchor 无法满足这些宽高比差异较大的情况。

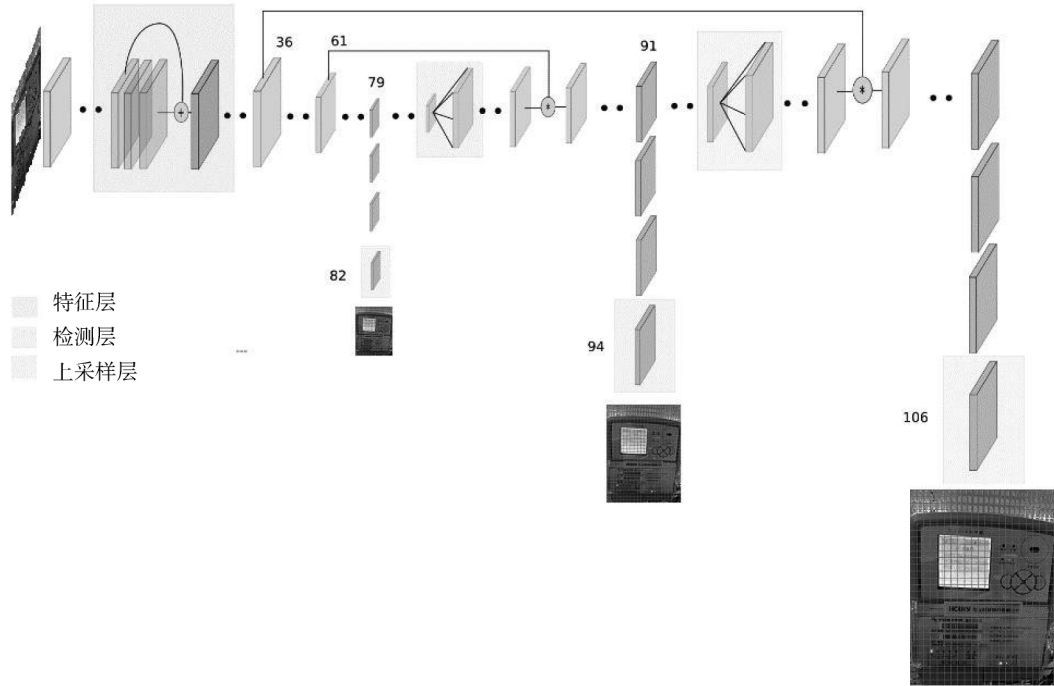


图2 算法网络结构

为使 anchor 尽可能分布在前景区域,同时使待检测物体能够较好匹配 anchor,对 YOLO V3 的 anchor 设计进行优化,优化对象<sup>[14]</sup>: ① anchor 的中心位置,即让 anchor 尽可能分布在有对象的区域; ②优化 anchor 的宽高,使之与目标的形状接近。使用 Darknet53 网络输出的特征优化 anchor 位置和大小,需要优化的目标函数如式(1):

$$L_{anchor} = L_{loc} + \lambda L_{shape} \quad (1)$$

式中,  $L_{loc}$  为 anchor 位置预测分支的 loss;  $L_{shape}$  为 anchor 形状预测分支的 loss;  $\lambda$  用以调整二者的权重。  $L_{loc}$  采用交叉熵损失函数。

形状预测分支的目标是给定 anchor 中心点,预测最佳的长和宽。由于优化宽高时无法直接确定 anchor 应该分配给哪个标记框,也就无法确定 anchor 的正负样本归属。因此采用近似的方法<sup>[14]</sup>,即采样几组常见的宽高,将 anchor 分配给与之具有最大 IoU 的标记框,由此确定优化目标,形状预测分支 loss 如式(2):

$$L_{shape} = L_1 \left( 1 - \min \left( \frac{w}{w_g}, \frac{w_g}{w} \right) \right) + L_1 \left( 1 - \min \left( \frac{h}{h_g}, \frac{h_g}{h} \right) \right) \quad (2)$$

式中,  $L_1$  为平滑 L1 损失;  $w$   $h$  和  $w_g$   $h_g$  分别表示预测 anchor 的形状和标记框形状。经过优化后, anchor 与标记框具有较大的初始 IoU。

### 3.2 卷积层改进

在基于优化的 anchor 设计中,由于 anchor 的宽高可以变化,原始固定宽高的 anchor 特征映射到同一个网格的对应关系被破坏,因此使用  $3 \times 3$  的可变形卷积<sup>[15-16]</sup>修正原始的特征图。anchor 的宽高经过一个  $1 \times 1$  卷积得到可变形卷积的偏移量,此操作将 anchor 区域的特征融合到一个网格中,消除了可变 anchor 带来的特征不匹配问题。由于部分区域没有 anchor,这部分区域是背景,不含有需要检测的目标,再通过卷积计算特征是没有意义的,因此采用带掩膜的卷积,设置没有 anchor 的特征区域掩膜值为 0,以提高计算速度。

## 4 实验与结果分析

算法运行在含 GPU (NVIDIA Tesla P4) 的服务器上,将集中器图片划分为训练集和测试集,比例为 7:3。采用 PyTorch 深度学习框架构建网络,训练耗时约 16 小时。

### 4.1 实验

在控制模型其它组件相同的条件下,使用不同的 anchor 设计,以此探究基本优化的 anchor 设计对于集中器图像检测效果影响,结果如表 2 所示。固定 anchor 设计方法中,采用与 Faster R-CNN<sup>[9]</sup> 中 3 种尺度、3 种宽高比的 anchor。由于集中器图像中,信号灯物体的尺寸较小,最小尺度设置为 16;而设备型号、厂家等目标的宽高比较小,最小宽高比设置

为 1:3;3 种尺度分别是{ 16 ,32 ,64} ,3 种宽高比分别为{ 1/3 ,1/1 ,3/1} ,因此每个滑窗位置有 9 个固定 anchor。在聚类 anchor 设计中 ,通过 K-Means 算法对集中器图像中目标聚类 ,设置聚类个数为 9 ,在每个位置得到 9 个不同 anchor。由于初始聚类中心不同 ,每次运行 K-Means 得到的结果一般不同。基于优化的 anchor 设计中 ,位置损失和形状损失的平衡参数  $\lambda = 0.1$  ,位置阈值  $\varepsilon_L$  控制 anchor 分布的稀疏性 ,设置为 0.01。

对比不同的 anchor 设计对集中器图像中目标检测召回率影响时 ,采用  $AR_{10}$ 、 $AR_{100}$ 、 $AR_S$  和  $AR_L$  四个指标。 $AR_{10}$  和  $AR_{100}$  分别为保留得分高的前 10 个框和前 100 个框的平均召回率 (Average Recall)。 $AR_S$  和  $AR_L$  分别为小目标 (面积小于或等于  $32 \times 32$  像素) 和大目标 (面积大于  $32 \times 32$  像素) 的平均召回率。

表 2 不同的 Anchor 设计对检测召回率影响

Anchor 设计方法	$AR_{10}$	$AR_{100}$	$AR_S$	$AR_L$
固定 anchor 设计	77.3	82.1	72.9	90.4
聚类 anchor 设计	78.6	82.5	74.8	90.6
基于优化的 anchor 设计	81.7	84.3	75.9	93.5

从表 2 结果看 ,聚类方法生成的 anchor 在  $AR_{10}$  和  $AR_S$  指标上要优于固定 anchor 设计方法生成的 anchor ,分别提高 1.3 和 1.9 百分点 ,而在  $AR_{100}$  和  $AR_L$  指标上相差不大。基于优化的 anchor 设计在四个指标上均好于原始 YOLO V3 算法 , $AR_{10}$  和  $AR_{100}$  分别提高 3.1 和 1.8 百分点 , $AR_S$  和  $AR_L$  分别提高 1.1 和 2.9 百分点。

## 4.2 综合结果

在 YOLO V3 算法基础上添加基于优化的 anchor 设计 ,使 anchor 大量聚集在前景目标附近 ,同时减少没有目标的背景区域 anchor 分布 ,以此提高集中器设备图像中检测框召回率。在 Darknet53 的 C9-C11 使用可变形卷积 ,提高对集中器设备图像不同物体形变的建模能力。由于现场采集到的集中器设备图像有限 ,为了克服采集终端拍摄设备的大小、角度、光照环境等差异 ,在综合结果中使用了数据增强技术。

表 3 不同方法检测效果

方法	mAP	$AP_S$	$AP_L$	$AR_S$	$AR_L$
YOLO V3	78.4	68.4	82.7	74.8	90.6
anchor 优化	79.6	69.6	85.5	75.9	93.5
卷积改进	80.0	69.0	86.9	75.6	94.2
综合结果	82.1	70.2	89.1	76.1	94.0

检测效果如表 3 所示 ,平均精度指标 mAP (mean Average Precision) 的 IoU 阈值为 0.5 ,即预测框与标记框的交并比大于 0.5 ,认为预测结果正确。从表 3 中检测精度看 ,基于优化的 anchor 设计相比原始 YOLO V3 ,mAP 提高了 1.2 百分点。其中 , $AP_L$  提高比  $AP_S$  显著 , $AP_L$  和  $AP_S$  分别提高 2.8 和 1.2 百分点。卷积改进后 ,检测效果略有提升 ,提升部分主要来源于大目标。综合结果得到了 82.1 的 mAP 检测效果 ,比原始 YOLO V3 提升 3.9 百分点 ,十分显著。图 3 为部分集中器厂家信息以及信号灯状态的检测效果。



图 3 集中器中目标识别结果示例

## 5 结束语

针对现有集中抄表计量设备运维人员技术水平和经验有限以及运维效率较低 ,提出一种基于改进 YOLO V3 算法的集中器设备故障识别方法 ,根据设备中目标尺寸优化 anchor 设计 ,将普通卷积改进为可变形卷积。通过对比实验 ,改进的 YOLO

V3 算法在集中器设备图像上检测准确率显著提升。基于优化的 anchor 设计相比原始 YOLO V3 算法中 ,基于聚类的 anchor 设计召回率提高 4.1 个百分点 ,显著减少了漏检的目标数量。将 YOLO V3 中部分卷积替换成可变形卷积 ,使大目标的 AP 提高 1.4 个百分点 ,较好识别出集中器图像中目标形

状差异。算法整体对集中器故障状态有良好的识别效果。

后续将本课题算法模型应用到更多计量设备故障识别中,同时降低对拍摄图像质量要求,使算法适应更加复杂的场景。

#### 参考文献:

- [1] 林树青. 基于计量自动化系统的计量装置故障判断规则的研究与应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
- [2] 罗步升, 林志超, 何小龙. 基于拓扑解析与深度学习融合的低压集抄系统故障诊断方法[J/OL]. 电测与仪表: 1-8 [2019-09-06].
- [3] 蔡天烨, 张旭, 张彦龙. 深度学习目标检测在电网运维中的应用实践[J]. 通信电源技术, 2019, 36(11): 101-102.
- [4] 厉建宾, 张旭东, 吴彬彬, 等. 结合深度神经网络和多阈值软切分的电能表示数自动识别方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(S1): 223-227.
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [6] Jia D, Zhu N D, Yang N H, et al. Image matching methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(5): 677-699.
- [7] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: towards real-time object detection with region proposal networks[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015: 91-99.
- [8] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. Ssd: single shot multibox detector

(上接第71页)

## 4 结束语

本文基于分布式数据库和分布式大数据计算框架,提出了重庆气象数据网的总体架构设计、应用功能结构设计、系统流程设计、数据流程设计、数据库设计、物理网络架构设计,同时提出了本课融入重庆市智慧城市体系的方案,并基于提出的设计方案进行了实现和测试。经测试表明,本文提出的设计方案优化了气象业务信息流和服务信息流,显著提高了气象大数据的计算能力和在线服务能力,为生态文明建设、气象防灾减灾提供了有力的数据支撑。

#### 参考文献:

- [1] 陈晴, 杨明, 肖云. 云数据存储技术在气象数据存储中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2018, 8: 124-127.
- [2] 唐李洋, 倪志伟, 李应. 基于 Cassandra 的可扩展分布式反向索引

[C]. In European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.

- [9] Redmon J, Farhadi A. Yolov3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [10] 张迪, 樊绍胜. 基于 YOLO V3 的输电线路故障检测方法[J]. 自动化技术与应用, 2019, 38(7): 125-129.
- [11] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263-7271.
- [12] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [13] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv: 1409.1556, 2014.
- [14] Wang J, Chen K, Yang S, et al. Region proposal by guided anchoring[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 2965-2974.
- [15] Dai J, Qi H, Xiong Y, et al. Deformable convolutional networks[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 764-773.
- [16] Zhu X, Hu H, Lin S, et al. Deformable convnets v2: more deformable, better results[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 9308-9316.

责任编辑: 丁晓清

的构建[J]. 计算机科学, 2011, 6: 187-190.

- [3] 秦珂珂. Cassandra 应用研究[J]. 电脑知识与技术: 学术版, 2016(3): 14-16.
- [4] 王珊, 王会举, 覃雄派, 等. 架构大数据: 挑战、现状与展望[J]. 计算机学报, 2011, 34(10): 1741-1752.
- [5] 王志辉. 分布式数据库技术在大数据中的应用[J]. 信息系统工程, 2019(12): 21-22.
- [6] 李莉, 王小刚. 基于 Spark 的并行 K-means 气象数据挖掘研究[J]. 信息技术, 2017, 41(9): 26-30.
- [7] 宋泊东, 张立臣, 江其洲. 基于 Spark 的分布式大数据分析算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2019, 1: 39-44.
- [8] 张洁, 薛胜军. 云计算环境下气象大数据服务的应用[J]. 安徽农业科学, 2016(5): 298-301.
- [9] 张引红. 分布式数据库查询处理和优化算法[J]. 微型电脑应用, 2018, 34(9): 116-117, 122.
- [10] 王建荣, 季刚. 海量自动气象站分钟数据存储检索系统设计[J]. 计算机与现代化, 2017(9): 40-44. 责任编辑: 丁玥