

基于深度学习的绝缘子故障检测仿真研究

张长乐, 金钧

(大连交通大学自动化与电气工程学院, 大连 116028)

摘要:针对无人机巡检中采集到的绝缘子图片受干扰严重、检测精度低的问题, 在 YOLOv5s 算法的基础上进行优化, 基于改进后的 YOLOv5s 算法进行了绝缘子故障检测的仿真研究。通过在颈部网络添加 CBAM 注意力模块、运用 k-means 聚类重新计算先验框大小、采用 MetaAconC 作为激活函数三种措施改进了原算法, 并基于 python 进行了实验结果分析。实验结果表明本方案优势在于, 算法平均精度均值 mAP 达到了 96.7%, 对比原 YOLOv5s 模型, 平均精度均值 mAP 提升 3.3%; 且本方案算法训练出的权重文件大小仅有 15.1M, 仅比原 YOLOv5s 大了 0.1M, 仍然保持了轻量化的特点, 在智能巡检工作的部署上有良好前景。

关键词: 故障检测; 绝缘子; YOLOv5s 网络; 智能巡检

中图分类号: TN946.7

文献标识码: A

Simulation study on insulator fault detection based on deep learning

Zhang Changle, Jin Jun

(School of Automation and Electrical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China)

Abstract: Aiming at the problem of serious interference and low detection accuracy of insulator pictures collected in UAV patrol inspection, the optimization is carried out based on YOLOv5s algorithm, and the simulation research of insulator fault detection is carried out based on the improved YOLOv5s algorithm. The original algorithm is improved by adding CBAM attention module to the neck network, using k-means clustering to recalculate the size of a priori frame, and using MetaAconC as the activation function. The experimental results are analyzed based on python. The experimental results show that the advantage of this scheme is that the average accuracy of the algorithm mAP reaches 96.7%, which is 3.3% higher than the original YOLOv5s model; In addition, the weight file size of the algorithm training in this scheme is only 15.1M, which is only 0.1M larger than the original YOLOv5s, and still maintains the lightweight feature, which has a good prospect in the deployment of intelligent patrol work.

Key words: fault detection; insulator; Yolov5s network; intelligent patrol inspection

0 引言

伴随着智能巡检技术的高速发展, 智能巡检将逐渐替代人工巡检^[1]。绝缘子作为电力系统中最重要的部件之一, 它的故障与否是巡检工作的重点, 且因为绝缘子通常都挂在野外工作, 所以绝缘子很容易出现掉串、破损、闪络等故障; 因此研究基于图像识别的绝缘子故障检测算法对于智能巡检工作具有重要意义^[2-3]。

针对绝缘子的故障识别, 目前已有一定的研究。如党宏社等人^[4]提出了通过更换主干网络、重新计算先验框尺寸、更改激活函数三种方法改进 YOLOv4 目标检测算法, 并用以检测绝缘子掉

串故障, 改进后算法 mAP 和 FPS 有所提高, 但是文件大小较大, 有 46.4M, 不满足轻量化的要求; 郑涛以及刘灿等人^[5-6]采用脉冲耦合神经网络来处理高空巡检中航拍获得的绝缘子图像。此算法不需要全局的精确训练, 具有良好的脉冲传播特性, 利用了图片切割思想, 成功实现了绝缘子的识别定位, 但是此算法存在对计算机硬件要求很高, 计算量过大的问题; 彭闯^[7]等人提出了一种基于 YOLOv3 的绝缘子串检测方法, 通过提取合适的先验框大小, 成功将每张图像的识别时间减少了 8~10 ms, 但是此方法对于原算法的改进程度较小, 仅起到了提升检测速度一个作用;

收稿日期: 2023-01-05

赖秋频等人^[8]将 YOLOv2 网络结合垂直投影等方法进行检测,成功做到了输电线路绝缘子在线识别与缺陷诊断,可是此方法存在优化过程过于冗长,导致算法计算过程长,掌握难度大等问题。

上述方法均能够检测到绝缘子的缺陷,但存在各种各样的问题,对于本文的借鉴意义有限。同时,目前的无人机巡检会产生大量的图片和无效信息,因此减小文件内存、提升算法准确度十分有必要,由于 YOLOv5s 本身就具有轻量化的特点^[9],所以本文的研究主要在于提升其检测准确度。

基于上述分析,在 YOLOv5s 的基础上进行优化,基于改进后的 YOLOv5s 对绝缘子进行故障检测。通过 k-means^[10-11]算法聚类得到全新先验框大小,添加 CBAM^[12-13]注意力机制,引入 MetaAconC 作为激活函数,成功提升了算法准确率,且仍然保持 YOLOv5s 轻量化的特点,有利于智能巡检工作的展开。

1 基于改进 YOLOv5s 网络的故障绝缘子检测算法

1.1 用 K-means 算法对先验框进行优化设计

K-means 算法是一种迭代求解聚类算法,用以对真实标注框进行聚类,得到更加适合的先验框大小。

YOLOv5 的初始先验框尺寸来源于对通用目标检测数据集 COCO 进行 K-Means 维度聚类,但由于通用数据集中有 80 种大小不一,类别不一的物体,而本文中的绝缘子故障种类只有三个类别,分别为 damage 破损、flash 闪络、dirt 脏污,且由于都是发生在单片绝缘子上,大小差距不大,故重新设计先验框大小非常有必要。

聚类的分布结果如图 1 所显示,其中五角星则为代表聚类数据的中心,各种圆点为代表数据的各类实际标注框大小。

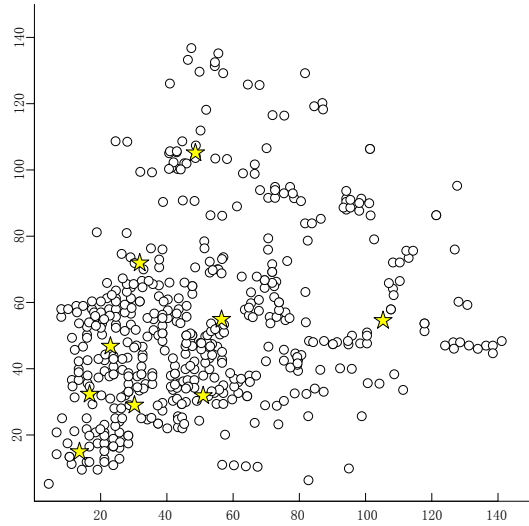


图 1 聚类结果散点图

Fig. 1 Scatter Chart of Clustering Results

受文献[14]启发,本文选用 9 个聚类中心,并等分到 3 个大小不同的预测分支上,确定的先验框大小和默认的先验框大小如表 1 所示,本文输入图像大小均为 640×640 像素。

表 1 默认先验框和改进后先验框大小比较表

Tab.1 Comparison of the size of the default prior frame and the improved prior frame

scale	Original size/pt	Improved size/pt
Small	(10,13)	(13,15)
	(16,30)	(19,28)
	(33,23)	(31,24)
medium	(30,61)	(37,69)
	(62,45)	(25,46)
	(59,119)	(51,31)
big	(116,90)	(106,53)
	(156,198)	(42,105)
	(373,326)	(55,54)

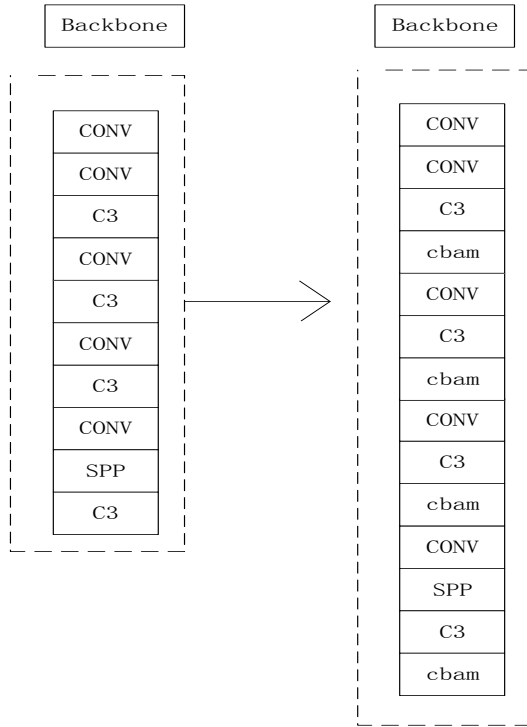
1.2 添加 CBAM 注意力模块对特征提取能力进行优化设计

因为绝缘子的工作环境复杂多变,且各个绝缘子的故障严重程度不同,所以加强对易忽视特征的学习很有必要。CBAM 是一种简单且有效的注意力机制,可以在通道和空间两个维度上推断出权重系数,达到提升重要特征的权重,减少不重要特征权重的目的。

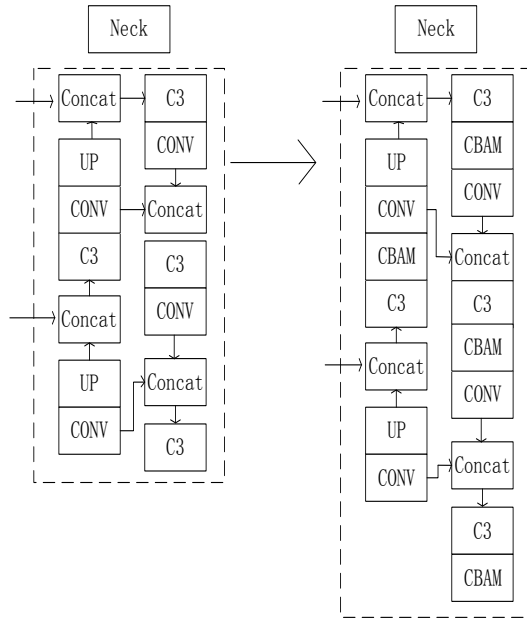
现阶段研究中,在网络具体哪个位置中引入 CBAM 模块能最大程度提升准确率尚无定论。受到文献[15]的启发,本文将 CBAM 融入到网络的三处不同位置之中,并将训练后的各项数据进行

对比。

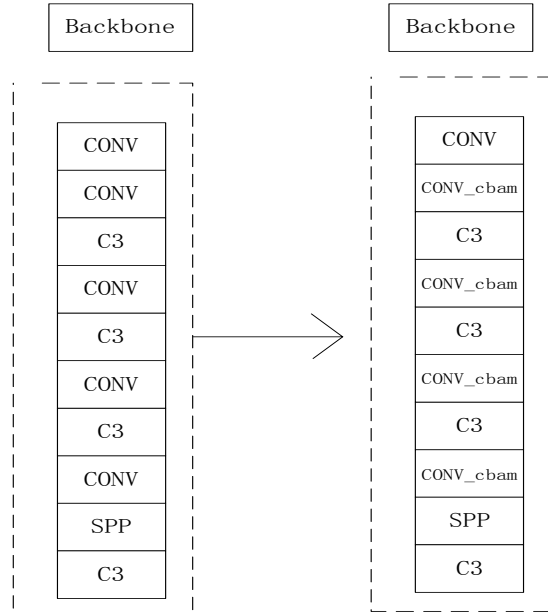
本文分别在 YOLOv5s 的骨干网络、颈部单独引入 CBAM 模块，在每个卷积层中引入 CBAM 模块，从而产生三种基于 YOLOv5s 的改进算法，CBAM-YOLOv5s-backbone, CBAM-YOLOv5s-neck, CBAM-YOLOv5s-conv, CBAM 模块在网络中的具体位置如图 2 所示。



(a) CBAM-YOLOv5s-backbone algorithm



(b) CBAM-YOLOv5s-neck algorithm



(c) CBAM-YOLOv5s-conv algorithm

图 2 三种融合 CBAM 模块的 YOLOv5s 算法结构图
Fig. 2 Structure of YOLOv5s algorithm integrating CBAM modules

图 2(a) 中将 CBAM 模块引入到骨干网络的每一个 C3 模块后；图 2(b) 中将 CBAM 模块引入到 YOLOv5s 的颈部 C3 层后；图 2(c) 中在 YOLOv5s 的骨干网络的每一个卷积模块 CONV 中融入 CBAM 模块，这个新模块命名为 CONV_cbam。

在三个不同位置融合 CBAM 模块以及原始 YOLOv5s 的对比结果如表 2 所示。mAP (mean-average precision) 表示平均精度均值，越高代表模型越准确，均采用 0.5 的 IoU 阈值。

以下实验皆采用相同数据集、验证集、测试集以及训练轮次、初始学习率等相关参数。

表 2 相关算法分类准确度比较表

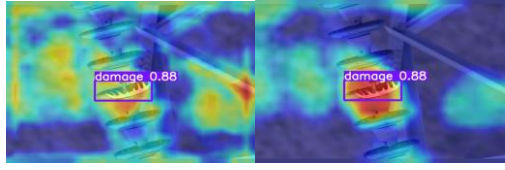
Tab.2 Comparison of classification accuracy of related algorithms

Network	damage	dirt	flash	mAP0.5 /%
YOLOv5s	93.0	89.3	94.3	93.4
CBAM-YOLOv5s-backbone	93.4	89.4	94.4	93.6
CBAM-YOLOv5s-neck	98.0	95.3	96.8	96.7
CBAM-YOLOv5s-conv	92.2	88.3	91.2	91.5

根据上表可得，在 YOLOv5s 的各个部分融合 CBAM 模块后，总体的准确率在 CBAM-YOLOv5s

-neck 算法中提升最大, 达到了 3.3 个百分点, 仅在 CBAM-YOLOv5s-backbone, CBAM-YOLOv5s-neck, 两个算法有所提升; 而在 CBAM-YOLOv5s-conv 中, 算法的性能不仅没有提升, 反之 mAP 下降了 1.9 个百分点, 且文件大小大了 0.5m。

为了验证 CBAM-YOLOv5s-neck 算法对原算法的提升, 对带有破损故障的图片进行热力图仿真, 结果如图 3 所示, 从图 3 可以看出 YOLOv5s 未能对故障处形成有效聚焦, 受环境的干扰很强。CBAM-YOLOv5s-neck 对故障处聚焦明显大于周围环境, 有效提升了复杂环境下对待检目标的聚焦能力。



(a)YOLOv5s (b)CBAM-YOLOv5s-neck

图 3 热力仿真比较图

Fig.3 Comparison Diagram of Thermal Simulation

1.3 引入 MetaAconC 函数对特征传递能力进行优化设计

为将提取到的特征更有效地传递, 引入 meta-ACONC 函数作为激活函数。对于 ACONC^[19], 函数如公式 1 所示:

$$f_{ACONC}(x) = S_{\beta}(p_1x, p_2x) = (p_1 - p_2)x\sigma[\beta(p_1 - p_2)x] + p_2x \quad (1)$$

式中: p_1 和 p_2 负责控制函数的上下限, 其中 σ 表示 sigmoid 函数, 参数 β 控制着激活函数是线性还是非线性。

β 是常量的情况明显不适合深度学习, 为其设计一个自适应函数来动态的学习 β , 其中包含了 channel-wise, pixel-wise, layer-wise 这三种空间, 分别对应的是通道、像素、层。

本文选择了 channel-wise, 即对通道进行自适应学习, 如公式 2 所示:

$$\beta_c = \sigma W_1 W_2 \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W x_{c,h,w} \quad (2)$$

式中: H 为特征图的高, W 为特征图的宽, C 为特征图的通道数, $W_1 W_2$ 代表了两个卷积层, 添加了自适应学习函数的 ACONC 称作 meta-ACONC, 即本文使用的激活函数, 在参数量相同的情况下, 此激活函数对噪点的抗干扰性和鲁棒性都高

于大多数同类函数。改进后的网络整体如表 3 所示:

表 3 改进后 YOLOv5s 整体网络结构分层描述表
Tab.3 Layered Description of the Improved YOLOv5s

Overall Network Structure			
number	input	module	tensor
0	-1	Conv	[3,32,6,2,2]
1	-1	Conv	[32,64,3,2]
2	-1	C3	[64,64,1]
3	-1	Conv	[64,128,3,2]
4	-1	C3	[128,128,2]
5	-1	Conv	[128,256,3,2]
6	-1	C3	[256,256,3]
7	-1	Conv	[256,512,3,2]
8	-1	C3	[512,512,1]
9	-1	SPPF	[512,512,5]
10	-1	Conv	[512,256,1,1]
11	-1	UP	[None,2,'nearest']
12	[-1,6]	Concat	[1]
13	-1	C3	[256,256,1,False]
14	-1	CBAM	[256,256]
15	-1	Conv	[256,128,1,1]
16	-1	UP	[None,2,'nearest']
17	[-1,4]	Concat	[1]
18	-1	C3	[256,128,1,False]
19	-1	CBAM	[128,128]
20	-1	Conv	[128,128,3,2]
21	[-1,15]	Concat	[1]
22	-1	C3	[256,256,1,False]
23	-1	CBAM	[256,256]
24	-1	Conv	[256,256,3,2]
25	[-1,10]	Concat	[1]
26	-1	C3	[512,512,1,False]
27	-1	CBAM	[512,512]

2 基于改进 YOLOv5s 的绝缘子故障检测算法的仿真分析

2.1 数据准备过程

本文的仿真数据集来自中国电力线路绝缘子数据集由无人机拍摄故障绝缘子图像共 1600 张。共有 1428 个破损故障、1385 个闪络故障、806 个脏污故障。

为避免因图片数量不足导致的检测效果差的问题, 通过随机矩形遮挡、翻转、调整色调等

方式将图像扩充至 4640 张，部分图像数量扩充操作如图 4 所示。其中脏污故障由于采集到的图片较少，故在扩充图片的过程中有意增加脏污故障的数量，使得三种故障图片的数量大致相同，以平衡算法的检测准确性。扩充后数据的规模得到了有效的增大，从而提高了算法的泛化能力，使得算法对于未参与训练的陌生绝缘子破损、闪络、脏污故障图片的检测能力有明显提升。

本文随机将训练集、验证集、测试集的比例划分为 10:1:1，即训练集 3868 张，验证集 386 张，测试集 386 张；其中训练集包含 3353 处破损故障，3452 处闪络故障，3233 处脏污故障；验证集包含了 308 处破损故障，302 处闪络故障，293 处脏污故障；测试集包含了 302 处破损故障，299 处闪络故障，278 处脏污故障。为保证检测的有效性，训练集、验证集、测试集中的图片均相互独立，无任何重合的图片。

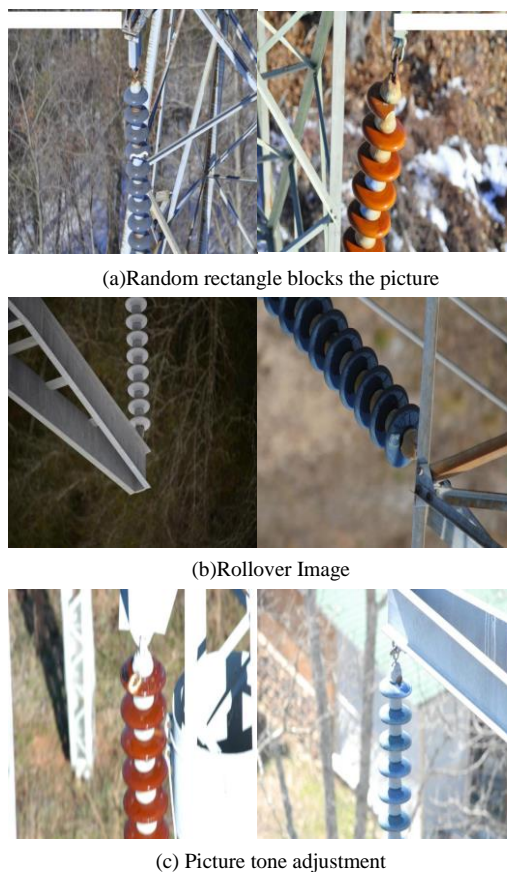


图 4 部分图像数量扩充示意图

Fig.4 Schematic diagram of partial image quantity expansion

使用 labelImg 标注软件进行标注操作，将破损标注为 damage、闪络标注为 flash、脏污标注为 dirt，具体的操作如图 5 所示。

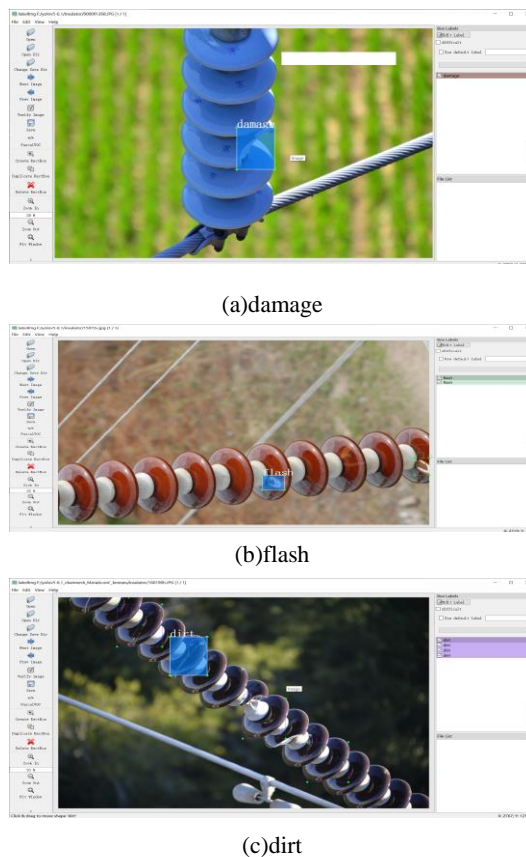


图 5 数据集标注示意图

Fig.5 Schematic Diagram of Data Set Annotation

2.2 模型训练过程

本文使用的显卡为 NVIDIA GEFORCE RTX 2060、cpu 为英特尔 Core i7-10875H@2.30GHz 八核；为了实现模型的最佳性能，本文将迭代次数设置为 150，初始学习率设置为 0.0001，置信度设置为 0.25，图片尺寸为 640×640，由于有很多故障会重合，为了减少无用的锚框，将 nms(non maximum suppression) 非极大值抑制设置的较低为 0.15。mAP 变化如图 6 所示。

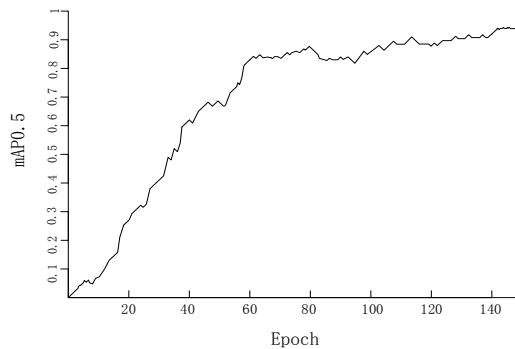


图 6 mAP0.5 曲线示意图

Fig. 6 Schematic diagram of mAP0.5

Map. 5 在 0 到 80 轮时迅速上升，80 轮后开

始趋于平缓, 达到 120 轮后就几乎不再上升, 最终在 135 轮时稳定在 0.96 附近, 达到了模型的最优状态。

2.3 本文算法对比其他算法进行性能评估

使用训练得到的权重文件识别测试集中 386 张有故障的绝缘子图片, 部分结果如图 7 所示, 示例结果中有 5 处破损故障, 3 处闪络故障, 2 处脏污故障, 全部识别正确。



图 7 部分检测结果图

Fig. 7 Partial Inspection Results

为客观验证算法性能, 在同一数据集情况

下, 将本文算法与几种主流目标识别算法性能进行了对比, 实验结果以三种故障单独的 mAP、三种故障的总 mAP、文件大小总计五项评价指标来分别进行评价以及对比。

以下实验皆采用相同数据集、验证集、测试集以及训练轮次、初始学习率等相关参数, 具体对比结果如表 4 所示:

表 4 相关算法准确度比较表

Tab.4 Comparison of Accuracy of Related

Algorithms					
Netw ork	damage	dirt	flash	mAP/ %	Size/ M
Faste					
rR-C	86.4	85.3	91.2	89.2	180.8
NN					
SSD	90.5	82.3	90.8	88.3	185.4
YOL					
Ov2	92.0	86.0	90.5	91.3	202.5
YOL					
Ov5s	95.0	89.3	94.3	93.4	15.0
Paper					
algori	98.0	95.3	96.8	96.7	15.1
thm					

由表 4 可知, 本文算法对三种故障总计平均检测精度达到 96.7%, 远高于 Faster R-CNN 和 SSD, 比 YOLOv2 和 YOLOv5s 分别提升了 5.4% 和 3.3%。

文件大小比 Faster R-CNN、SSD、YOLOv2 明显减小。除此之外, 在加入三处改进后, 仅比 YOLOv5s 大了 0.1m, 仅大了 0.67%, 仍然保持了 YOLOv5s 轻量化的特点。

2.4 消融实验对不同优化措施有效性进行验证

本文在原 YOLOv5s 的基础上, 使用 K-means 算法重新设计先验框尺寸, 且在颈部网络加入 CBAM 注意力模块, 并且引入 Metaaconc 激活函数。

为了验证各个模块的影响, 进行了消融实验, 将改进后的 YOLOv5s 模型中的改进机制逐个添加并进行训练, 验证模型的改进机制是否具有正面影响。消融实验具体结果由表 5 所示, “√”表示应用了对应模块, “—”表示未应用对应模块。

以下实验皆采用同一数据集, 由于文件大小

和检测速度差距不大,故实验中仅用 mAP 作为评估指标。

表 5 基于不同优化措施的准确度提升结果表
Tab.5 Accuracy Improvement Results Based on Different Optimization Measures

Number	K-means	CBAM	Metaa-conc	mAP/%
1	√	—	—	93.5
2	—	√	—	95.6
3	—	—	√	94.7
4	√	√	—	95.9
5	√	—	√	95.1
6	—	√	√	96.1
7	√	√	√	96.7

实验结果表明,每个模块单独应用均能对最终结果产生正向优化,其中 CBAM 注意力模块对于识别准确率的贡献相对较为明显,仅一个模块 mAP 提升 2.2%。不同的两个模块组合也对模型有提升作用,最明显的是 CBAM 模块和 Metaaconc 两个模块组合,提升了 2.7%的 mAP。所有模块的同时应用对于 mAP 提升最大,最终对算法的 mAP 提升达到了 3.3%。

3 结论

改进算法利用 K-means 重新设计先验框大小,加速了算法收敛;在颈部网络中融合 CBAM 注意力机制,提升了易忽略目标的权重,减少了漏检率;引入了 Metaaconc 函数作为激活函数,加强了网络的辨别能力。在完成上述三处改进后,进行了基于 python 的仿真结果分析,用完成训练后的权重文件检测了 386 张带有故障的绝缘子图片,结果表明:

- 1)改进后算法能准确识别绝缘子破损、闪络、脏污三类故障,算法的改进有效。
- 2)改进后算法的 mAP 相比于原网络提升了 3.3%,达到了 96.7%,其中单独添加 CBAM 模块对 mAP 提升最大,达到了 2.2%。
- 3)训练后的权重文件大小仅 15.1M,相比原网络仅大了 0.1M,远远小于其他同类算法,达到了轻量化的效果。
- 4)故障检测在下雪、雾霾情况下漏检、错检概率明显增加,说明在不同的天气、光线、障碍物干扰时检测准确率还有提升空间。后续工作中应继续扩大训练集容量,覆盖各种可能有的恶劣

环境,使模型得到充分训练,在各种情况下都可以达到高准确率。

参考文献:

- [1]史雨馨,朱继杰,凌志刚.基于特征增强 YOLOv4 的无人机检测算法研究[J].电子测量与仪器学报,2022,36(07):16-23.
Shi Yuxin, Zhu Jijie, Ling Zhigang. Research on UAV detection algorithm based on feature enhancement YOLOv4 [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36 (07): 16-23.
- [2]Riddiford L J , Grutter A J , Pillsbury T , et al. Understanding Signatures of Emergent Magnetism in Topological Insulator/Ferrite Bilayers[J]. Physical review letters, 2022, 128(12):126802.1-126802.7.
- [3]刘宇红. 绝缘子在运行中的常见故障原因及预防措施 [J]. 内蒙古煤炭经济 , 2016(1):114-116.
Liu Yuhong Common fault causes and preventive measures of insulators in operation [J] Inner Mongolia Coal Economy,2016(1):114-116.
- [4]党宏社,薛萌,郭琴.基于改进的 YOLOv4 绝缘子掉片故障检测方法[J].电瓷避雷器, 2022(1):211-218.
Dang Hongshe, Xue Meng, Guo Qin Based on the improved YOLOv4 insulator chip failure detection method [J] Porcelain arrester, 2022 (1): 211-218.
- [5]郑涛.基于 PCNN 的航拍绝缘子图像的分割及定位研究[D].大连海事大学,2011.
Zheng Tao. Study on segmentation and location of aerial image of insulator based on PCNN [D] Dalian Maritime University,2011.
- [6]刘灿,林志强,刘燕,等.基于 PCNN 模型的图像分割研究[J].网络安全技术与应用, 2009(4):61-64.
Liu Can, Lin Zhiqiang, Liu Yan, et al. Research on image segmentation based on PCNN model [J]. Network Security Technology and Application, 2009 (4): 61-64.
- [7]彭闯,张红民,王永平.一种基于 YOLOv3 的绝缘子串图像快速检测方法[J].电瓷避雷器,

2022(1):151-156.

Peng Chuang, Zhang Hongmin, Wang Yongping A fast detection method of insulator string image based on YOLOv3 [J] Porcelain arrester, 2022 (1): 151-156.

[8]赖秋频, 杨军, 谭本东,等. 基于 YOLOv2 网络的绝缘子自动识别与缺陷诊断模型[J]. 中国电力, 2019, 52(7):31-39.

Lai Qiubin, Yang Jun, Tan Bendong, et al. Insulator automatic identification and defect diagnosis model based on YOLOv2 network [J]. China Power, 2019, 52 (7): 31-39.

[9]李东帅,黄靖宇.基于深度学习的高速磁浮轨道不平顺预估 [J]. 华东交通大学学报,2020,37(03):44-51.

Li Dongshuai, Huang Jingyu. High-speed maglev track irregularity prediction based on deep learning [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2020,37 (03): 44-51.

[10] Bhattacharya A , Freund Y , Jaiswal R . On the k-means/median cost function[J]. Information processing letters, 2022(Aug.): 106252.1-106252.8.

[11]Jiang H , Learned-Miller E . Face Detection with the Faster R-CNN[C]// IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition. IEEE, 2017:650-657.

[12]REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. FasterR-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

[13]张锦, 屈佩琪, 孙程,等. 基于改进 YOLOv5 的安全帽佩戴检测算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(4):1292-1300.

Zhang Jin, Qu Peiqi, Sun Cheng, etc Helmet wearing detection algorithm based on improved YOLOv5 [J] Computer Applications, 2022, 42 (4): 1292-1300.

[14]Miao L,Li N,Zhou M, et al. CBAM-Yolov5: improved Yolov5 based on attention model for infrared ship detection[C]// International Conference on Computer Graphics, Artificial Intelligence, and Data Processing (ICCAID

2021). SPIE, 2022.

[15]LIN T Y,GOYAL P,GIRSHICK R,et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017(99):2999-3007.

作者简介:



张长乐 (1996-), 四川内江人, 男, 硕士研究生。研究方向: 电力系统故障辨识, Email:350587231@qq.com。