

文章编号:1671-6833(2024)01-0122-07

基于 YOLOv5s 和 Android 部署的电气设备识别

廖晓辉, 谢子晨, 路铭硕

(郑州大学 电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 针对变电站多种电气设备实时检测的需求,提出了一种基于改进 YOLOv5s 的电气设备识别方法,并设计基于 Android 部署的电气设备识别 APP,以便对电气设备进行识别与学习。以电力变压器、绝缘子串等 6 种常见变电站电气设备为例构建图像数据集。数据集进行图像预处理后对 YOLOv5s 算法进行改进。通过引入 C2f 模块提高小目标检测精度,采用 Soft-NMS 提高检测框筛选能力,减少漏检和误检的情况,使用改进后的算法对数据集进行模型训练。将训练好的识别网络模型通过 TensorFlow Lite 框架进行模型部署,设计电气设备识别 APP。经验证,改进后的变电站电气设备识别网络模型 mAP 稳定在 91.6%,与原模型相比提高了 3.3 个百分点。部署后的 APP 具有设备识别和设备介绍等界面,使用移动端进行识别时每张图片识别时间都小于 1 s,具有较快的识别速度和较高的识别精度,可以高效地实现变电站电气设备的实时检测与设备学习。

关键词: 电气设备; 改进 YOLOv5s; Android; TensorFlow Lite; 图像识别

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2024.01.004

变电站内电气设备的可靠运行对电力系统是至关重要的。及时、准确地完成各种电气设备识别,有利于对变电设备进行巡检保护,同时可以取代传统的人工巡检方式,满足变电站电气设备实时检测的需求^[1]。此外,开发设计变电站电气设备识别 APP,有助于变电站工作人员以及参观学习人员对变电站设备进行快速准确识别,对变电站电气设备的实时识别与设备学习具有重要意义。

为了满足变电站巡检智能化与高效化的要求,要对变电站电气设备进行快速、准确的识别。传统的目标检测算法有 SIFT 算法、HOG 算法、LBP 算法等^[2-4],这些算法虽然可以很好地进行特征提取,但在变电站复杂背景下设备识别效果较差、精确率不高。基于深度学习的目标检测算法有 RCNN 系列、YOLO 系列、SSD 系列等。Girshick 等^[5]在 2014 年设计了 R-CNN 模型,该模型识别过程中需要对每个候选区域都做特征提取,存在着训练速度慢等问题。在 R-CNN 和 SPP 的基础上,Girshick^[6]又提出了 Fast R-CNN 模型。李文璞等^[7]使用 Faster RCNN 模型识别变电设备缺陷,识别的平均精度可达 90% 以上。但这些算法的网络参数量较大,识别速度难以

满足要求,部署在 Android 端上很难实现电气设备的实时检测。Redmon 等^[8]提出 YOLO 算法,该算法与 SSD 算法都是单阶段算法,目前已有多个版本,其中的 YOLOv5 模型具有体积小、检测速度快、实时性好等优点,更加适用于此类实时的视频检测。YOLOv5 模型中的 YOLOv5s 版是深度最小、特征图的宽度也最小的算法,体积较小,便于实现 Android 端的部署。

本文以变电站常见 6 种电气设备为例,采用改进后的 YOLOv5s 算法对设备数据集进行训练,训练完成的模型能实现变电站电气设备的图片识别和视频识别,同时将训练好的电气设备识别网络模型通过 TensorFlow Lite 框架进行部署,在 Android 上实现电气设备准确快速的识别。

1 YOLOv5s 目标检测算法原理

YOLOv5s 是 YOLO 系列中性能较好的算法,相较于以往版本有很大的提升,目前在电力系统的各类图像识别中也被广泛应用。YOLOv5s 算法主要由输入端、Backbone、Neck 和输出端 4 部分组成。

在输入端部分,YOLOv5s 采用了 Mosaic 数据增

收稿日期:2023-06-06;修订日期:2023-07-18

基金项目:河南省自然科学基金资助项目(232300421198);河南省科技攻关计划项目(222102220053)

作者简介:廖晓辉(1972—),女,湖北孝感人,郑州大学副教授,主要从事人工智能优化算法及应用、虚拟现实变电站仿真等研究,E-mail:Liaoxiaohui0001@zhu.edu.cn。

引用本文:廖晓辉,谢子晨,路铭硕.基于 YOLOv5s 和 Android 部署的电气设备识别[J].郑州大学学报(工学版),2024,45(1):122-128.(LIAO X H, XIE Z C, LU M S. electrical equipment identification based on YOLOv5s and Android deployment[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024, 45(1): 122-128.)

强技术、自适应锚框计算以及自适应图片缩放技术,提高了模型对小目标的检测能力,对不同训练集的最佳锚框尺寸进行自动计算,同时解决了黑边填充过多造成的信息冗余问题,提高了模型的推理速度^[9]。

在 Backbone 部分,采用快速空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling-fast, SPPF),将不同感受野的特征图融合,以提高特征图的表达能力,同时采用 C3 结构来增加网络的深度和感知能力,提高特征提取的能力。

在 Neck 部分,采用特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN) 与路径聚合网络 (path aggregation network, PAN) 相结合的结构^[10-11],通过

FPN 结构的上采样操作与 PAN 结构的下采样操作相结合,输出预测的特征图,大大提高了特征提取能力。

在输出端部分, YOLOv5s 采用 CIoU_Loss 作为损失函数。该损失函数可以同时考虑重叠面积、目标框中心点距离、长宽比等因素,同时采用非极大值抑制操作来对检测框进行筛选。

2 网络模型改进

为了解决目前变电站电气设备识别过程中存在的问题、提高变电站中小目标检测的能力、减少漏检和误检的情况,对 YOLOv5s 网络模型进行改进,改进后的 YOLOv5s 网络结构如图 1 所示。

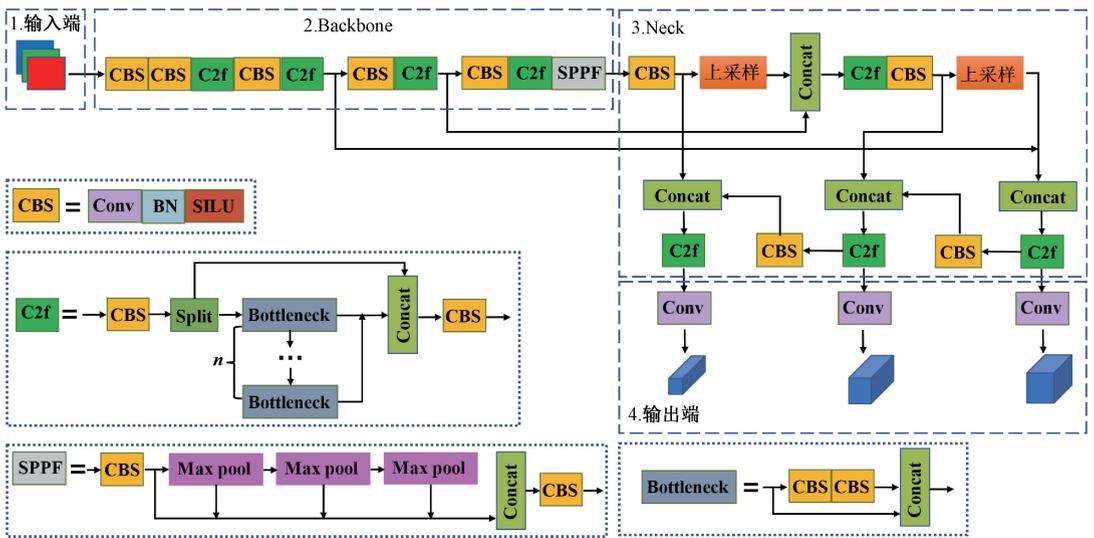


图 1 改进后的 YOLOv5s 网络结构图

Figure 1 Structure of the improved YOLOv5s network

2.1 引入 C2f 模块

YOLOv5s 主要通过网络中的 C3 模块来增加网络的深度和感受野、提高特征提取的能力, C3 模块的结构图如图 2 所示,模块中使用了 3 个卷积模块 CBS 以及 n 个 Bottleneck。Bottleneck 结构主要是为了降低参数量,减少网络的复杂度,同时也是梯度流主分支。C3 模块将输入通道分为两部分:一部分经过一个卷积模块后连接到输出端;另一部分经过若干个 Bottleneck 层后输出。

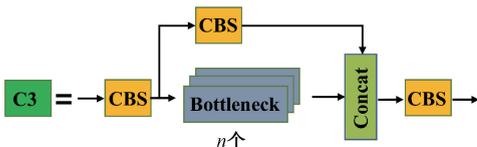


图 2 C3 模块结构图

Figure 2 C3 module structure diagram

为了提高电气设备识别精确度,在 YOLOv5s 算法中引入梯度流更丰富的 C2f 模块,模块结构如图

3 所示, C2f 将输入通道分为两部分:一部分直接连接到输出端;另一部分经过若干个 Bottleneck 层后再与输出端拼接。C2f 减少了卷积操作,同时将不同阶段的特征进行拼接和融合,梯度流相比 C3 模块更加丰富,识别效果较好。在 YOLOv5s 代码的 common.py 文件中对 C2f 模块进行定义,同时更改配置文件中对参数,即可对原 C3 模块进行更改。

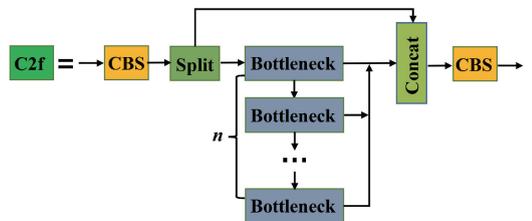


图 3 C2f 模块结构图

Figure 3 C2f module structure diagram

2.2 采用 Soft-NMS

在对检测框进行筛选的过程中,需要进行非极

大值抑制 (non-maximum suppression, NMS) 操作^[12-13]。由于变电站中设备种类较多且较为密集,因此收集到的电气设备数据集中同一类型的设备容易出现重叠现象。NMS 在对目标框进行筛选的过程中直接对 IOU 大于设定阈值的框进行删除处理,容易出现漏检和误检的情况,因此采用改进的 Soft-NMS 目标框筛选方法。Soft-NMS 将 IOU 大于阈值的框的得分降低;将获得的 IOU 取高斯指数后与原得分相乘,之后重新排序,不断循环。公式如下:

$$S_i = S_i e^{-\frac{IOU(M, b_i)^2}{\sigma}} \quad (1)$$

式中: M 为预测框中得分最大的边框; b_i 为第 i 个预测的边框; S_i 为第 i 个边框的得分。

由式(1)可以看出, IOU 越大,预测框得分越低,可以更准确地选择目标框,适用于重叠程度较高的预测框的筛选。在 YOLOv5s 代码的 general.py 文件中对 Soft-NMS 进行定义,调用 Soft-NMS 函数来进行训练与验证即可改进原 NMS 操作。

3 基于 YOLOv5s 的电气设备识别

3.1 训练环境搭建

在对变电站电气设备识别过程中,搭建的模型训练环境配置:Windows10 系统、R5 5600 H 处理器、GTX 1650 显卡、16 GB 内存、Python3.7.3、CUDA11.3。Android 端运行环境配置:realme GT 大师探索版机型,运行内存 12 GB;高通骁龙 870 八核处理器。

3.2 数据集预处理

3.2.1 几何变换与像素变换

如图 4 所示,对电气设备数据集通过水平及垂直翻转、缩放等几何变换操作,以及改变亮度、调节对比度、高斯模糊等像素变换操作来进行数据增强。同时,在采集数据的过程中,不良照明或高温容易造成传感器噪声,因此,对部分电气设备图像添加高斯噪声,进而提高模型的鲁棒性。

3.2.2 基于 K-means 算法的背景替换

为了避免采集的电气设备图片背景较为单一,对采集到的部分图片进行背景替换。如图 5 所示,利用 K-means 聚类算法对原图进行图像分割^[14],生成对应的二值图像,也称为 mask 图;将 mask 图与原图通过 OpenCV 中的 cv2.bitwise_and() 函数进行图像的按位与运算抠出设备图像;将设备图像与新的背景图像进行背景融合,从而实现图片的背景替换。

数据集预处理后,所构建的电气设备图像数据集共有 2 076 张图片,按照 6:2:2 的比例将数据集随

机划分成训练集、验证集和测试集。数据集构建完成之后,使用 LabelImg 软件标注数据集。本文共制作 6 个标签,分别是电力变压器(power transformer)、绝缘套管(insulating sleeve)、油枕(conservator)、风机(fan)、绝缘子串(insulator string)、隔离开关(disconnector)。标注后得到 txt 格式的标签文件用于模型训练。各个设备的标签数量分布如表 1 所示,标签数量总计 5 902 个。

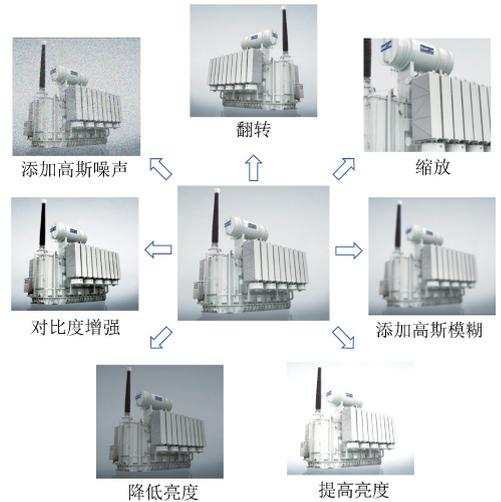


图 4 数据增强

Figure 4 Data enhancement

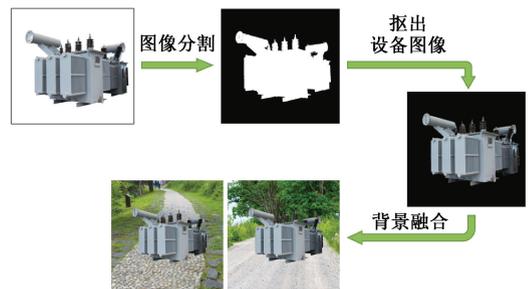


图 5 图像分割与融合

Figure 5 Image segmentation and fusion

表 1 数据集各标签数量分布表

Table 1 Table of label quantity distribution in data set

标签类别	标签数量
power transformer	534
insulating sleeve	2 000
conservator	446
fan	810
insulator string	1 322
disconnector	790

3.3 结果分析与模型评估

模型的评估指标包括:精确率 Precision、召回率 Recall、平均精度均值 mAP、帧率以及 P-R 曲线等。Precision 和 Recall 两个评估指标的计算公式如下所示:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}; \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \circ \quad (3)$$

式中: TP 为真阳性; FN 为假阴性; FP 为假阳性。

帧率是评估模型检测速度的一个重要指标,即每秒内可以处理的图片数量,通过帧率大小来评估模型是否满足实时检测的需求。 $P-R$ 曲线是以召回率和精确率分别作为横纵坐标绘制出的二维图像。曲线与坐标轴围成的面积即为某一类别的 AP 值,对所有 N 个类别的 AP 值取平均值即为 mAP 值,公式如下:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_0^1 P(R) dR. \quad (4)$$

本文在原有 YOLOv5s 算法基础上进行改进:引入 C2f 模块来提高设备检测尤其是小目标检测的精度;采用 Soft-NMS 取代原有的 NMS 对检测框进行筛选,来解决数据集设备重叠问题,减少漏检现象。使用评估指标对算法不同改进方法进行实验结果对比,如表 2 所示。由表 2 可知,在算法中引入 C2f 模块后,模型的 mAP 值较原算法提高了 2.6 百分点;采用 Soft-NMS 检测框筛选方法之后,模型的 mAP 值提高了 0.8 百分点,由于 Soft-NMS 筛选检测框相比 NMS 更加复杂,参数量增加,使得推理时间变慢,帧率有所降低。将两个改进方法相结合后的 YOLOv5s 模型的 mAP 值为 91.6%,与原模型相比提高了 3.3 百分点,识别精度提高,由于模型参数量增加,使得帧率从 54 帧/s 降到了 38 帧/s,但整体推理速度还保持在较高水平。

表 2 算法不同改进方法的实验结果对比

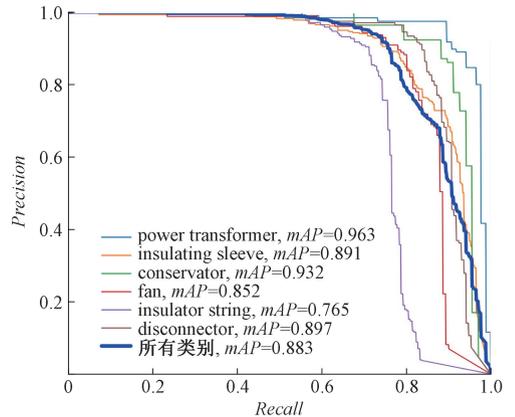
Table 2 Experimental results comparison of algorithm with different improved methods

网络模型	Precision	Recall	$mAP@0.5$	帧率/ (帧·s ⁻¹)
YOLOv5s	0.906	0.809	0.883	54
YOLOv5s+C2f	0.925	0.855	0.909	46
YOLOv5s+Soft-NMS	0.907	0.809	0.891	42
本文方法	0.903	0.875	0.916	38

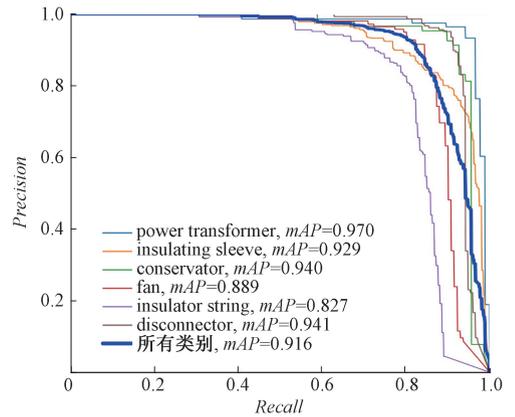
如图 6 所示,根据算法改进前后模型的 $P-R$ 曲线可知,改进后的 $P-R$ 曲线与坐标轴所包围面积更大,意味着模型性能更好,各个设备的 mAP 值也在提高,其中识别效果最好的电力变压器的 mAP 稳定在 97%。

YOLOv5s 改进前后网络模型训练变化曲线如图 7 所示,经过 100 个 Epoch 后模型逐渐趋于稳定,

改进后的网络模型训练结果更好,且与改进前相比更早达到收敛状态。



(a) YOLOv5s模型P-R曲线



(b) 改进YOLOv5s模型P-R曲线

图 6 P-R 曲线对比

Figure 6 Comparison of P-R curves

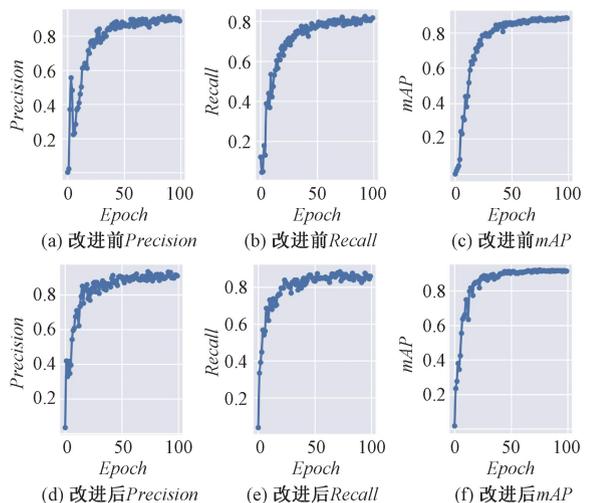


图 7 模型训练指标变化曲线对比

Figure 7 Comparison of model training index change curve

选取未参与训练图片进行测试,将 YOLOv5s 改进前后的电气设备识别效果进行对比,结果如图 8 所示,其中标签后边的数字为置信度,表示图中设备被模型正确识别的程度。可以看出,改进后的模型

的识别置信度提升明显,各种电气设备的识别置信度均维持在较高水平。

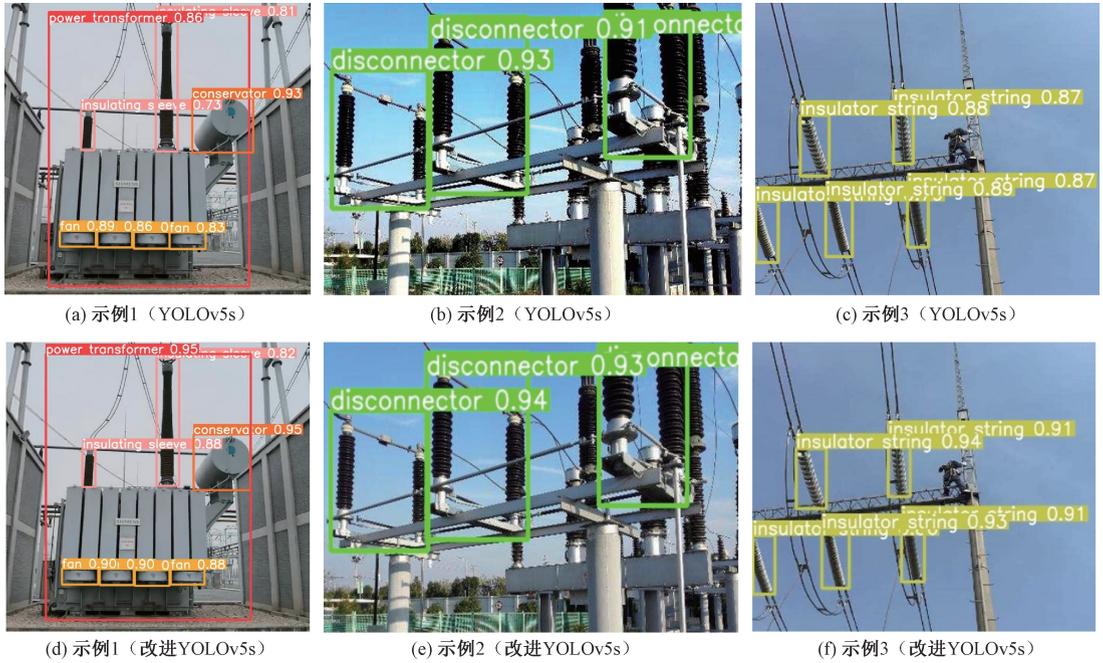


图8 YOLOv5s改进前后电气设备识别效果对比

Figure 8 Comparison of electrical equipment recognition effect before and after YOLOv5s improvement

4 训练模型在 Android 端的部署

4.1 TensorFlow Lite 框架

将训练完成的识别网络模型部署在 Android 端时,往往会受到移动设备计算能力和内存占用等方面的限制,造成部署后的 APP 出现运行慢、卡顿等情况^[15],而使用深度学习框架 TensorFlow Lite (TF-Lite)可以对不同的硬件进行优化,通过量化等方式来减少模型的大小^[16]。

TensorFlow Lite 由模型转换器和解释执行器两个主要部件组成。其模型处理过程如图 9 所示^[17]。模型转换器将已训练好的 TensorFlow 模型编译,生成可供移动设备使用的 TensorFlow Lite 文件格式(FlatBuffer 格式)。在设备端,解释执行器读取 TensorFlow Lite 模型,调用不同的硬件加速器比如 GPU 进行执行操作^[18]。TensorFlow Lite 框架具有低功耗、低内存、兼容性好等优点,同时部署方式简单,适用于识别网络模型在移动设备上的部署。

4.2 APP 调试

Android Studio 软件可以对 Android 进行开发与调试。TensorFlow Lite 模型由模型转换器转换得到。在开发过程中,主要用到了模型中的 *.tflite 文件和一个 label.txt 的标签文件,将这两个文件加入到 Android 工程的 Assets 目录下,设置识别 APP

的各个界面和参数。在 Android Studio 软件中加载网络模型,之后连接手机进行 APP 调试,完成模型在 Android 端的部署。

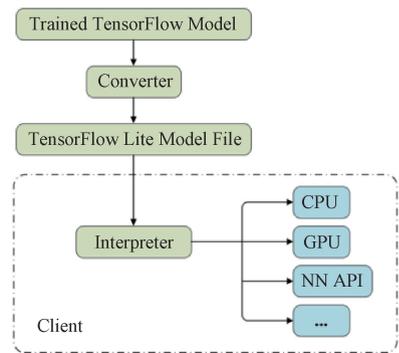


图9 TensorFlow Lite 模型转换过程

Figure 9 TensorFlow Lite model conversion process

调试完成之后,打开电气设备识别 APP 进入到主界面,主界面有“变电站电气设备识别”和“常见电气设备介绍”两个按钮,选择“常见电气设备介绍”进入到设备介绍子界面可以查看设备的简介、功能及作用等内容。选择“变电站电气设备识别”进入到电气设备实时检测子界面,通过调用手机摄像头可以对电气设备进行实时视频检测,如图 10 所示。在移动端对常见电气设备进行识别,平均识别精确率在 85%以上,且每张图片的处理速度均不超过 1 s,帧率为 16 帧/s,具有较好的识别精度和识别速度;应用大小为 90 M,内存占用较小,可在移动设备上正常使用。



(a) 主界面

(b) 实时检测子界面

图 10 电气设备识别 APP 效果图

Figure 10 APP renderings of electrical equipment identification

5 结论

本文以电力变压器、绝缘套管、油枕、风机、绝缘子串、隔离开关 6 种常见电气设备为研究对象,设计了一个基于改进 YOLOv5s 的变电站电气设备识别系统以及基于 Android 系统的电气设备识别 APP。YOLOv5s 网络模型较小,便于在移动端进行部署,同时引入 C2f 和 Soft-NMS 对算法进行改进,使用改进后的网络模型 YOLOv5s 对设备进行识别,利用精确率、召回率、 mAP 、帧率、 $P-R$ 曲线等模型评估指标对训练好的变电站电气设备识别模型进行评估, mAP 值稳定在 91.6%,与原模型相比提高了 3.3 个百分点,具有较好的识别效果。同时,利用 TensorFlow Lite 框架对训练好的网络模型进行 Android 端部署,部署后的 APP 占用内存较小、兼容性好,对移动设备要求不高,可满足变电站电气设备实时检测的需求。所设计的 APP 还具有设备学习功能,对于变电站参观学习人员学习了解电气设备起到很好的辅助作用。

参考文献:

- [1] 钱金戈,徐丹,史豪杰. 图像识别技术在变电站屏柜巡检中的应用[J]. 工业控制计算机, 2021, 34(3): 7-8, 11.
- QIAN J G, XU D, SHI H J. Application of operation and maintenance of substation cabinet based on image recognition[J]. Industrial Control Computer, 2021, 34(3): 7-8, 11.
- [2] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the Seventh IEEE Interna-

tional Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2002: 1150-1157.

- [3] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). Piscataway: IEEE, 2005: 886-893.
- [4] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [5] 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. Piscataway: IEEE, 2014: 580-587.
- [6] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [7] 李文璞,谢可,廖逍,等. 基于 Faster RCNN 变电设备红外图像缺陷识别方法[J]. 南方电网技术, 2019, 13(12): 79-84.
- LI W P, XIE K, LIAO X, et al. Intelligent diagnosis method of infrared image for transformer equipment based on improved Faster RCNN[J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(12): 79-84.
- [8] 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 (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016: 779-788.
- [9] 吕禾丰,陆华才. 基于 YOLOv5 算法的交通标志识别技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 137-144.
- LYU H F, LU H C. Research on traffic sign recognition technology based on YOLOv5 algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(10): 137-144.
- [10] 张晓鹏,许志远,曲胜,等. 基于改进 YOLOv5 深度学习的海上船舶识别算法[J]. 大连海洋大学学报, 2022, 37(5): 866-872.
- ZHANG X P, XU Z Y, QU S, et al. Recognition algorithm of marine ship based on improved YOLOv5 deep learning[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2022, 37(5): 866-872.
- [11] 周逸博,马毓涛,赵艳茹. 基于 YOLOv5s 和 Android 的苹果树皮病害识别系统设计[J]. 广东农业科学, 2022, 49(10): 155-163.
- ZHOU Y B, MA Y T, ZHAO Y R. Design of mobile

- APP recognition system for apple bark disease based on YOLOv5s and Android[J]. *Guangdong Agricultural Sciences*, 2022, 49(10):155-163.
- [12] 院老虎, 常玉坤, 刘家夫. 基于改进 YOLOv5s 的雾天场景车辆检测方法[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2023, 44(3): 35-41.
YUAN L H, CHANG Y K, LIU J F. Vehicle detection method based on improved YOLOv5s in foggy scene[J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2023, 44(3): 35-41.
- [13] 唐靓, 余明慧, 武明虎, 等. 基于改进 YOLOv5 的绝缘子缺陷检测算法[J]. *华中师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 56(5): 771-780.
TANG J, YU M H, WU M H, et al. Insulator defect detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Central China Normal University (Natural Sciences)*, 2022, 56(5): 771-780.
- [14] 曾水玲, 唐敏之. 基于模糊推理的电气设备红外图像分割[J]. *红外技术*, 2023, 45(5): 446-454.
ZENG S L, TANG M Z. Infrared image segmentation for electrical equipment based on fuzzy inference[J]. *Infrared Technology*, 2023, 45(5): 446-454.
- [15] 任杰, 高岭, 于佳龙, 等. 面向边缘设备的高能效深度学习任务调度策略[J]. *计算机学报*, 2020, 43(3): 440-452.
REN J, GAO L, YU J L, et al. Energy-efficient deep learning task scheduling strategy for edge device[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2020, 43(3):440-452.
- [16] ORĂȘAN I L, SEICULESCU C, CĂLEANU C D. Benchmarking TensorFlow Lite quantization algorithms for deep neural networks[C]//2022 IEEE 16th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI). Piscataway: IEEE, 2022: 221-226.
- [17] SHIN D J, KIM J J. A deep learning framework performance evaluation to use YOLO in Nvidia Jetson platform[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(8): 3734.
- [18] 李双峰. TensorFlow Lite: 端侧机器学习框架[J]. *计算机研究与发展*, 2020, 57(9): 1839-1853.
LI S F. TensorFlow Lite: on-device machine learning framework[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2020, 57(9): 1839-1853.

Electrical Equipment Identification Based on YOLOv5s and Android Deployment

LIAO Xiaohui, XIE Zichen, LU Mingshuo

(School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Aiming at the requirement of real-time detection of various electrical equipment in substation, an electrical equipment identification method based on improved YOLOv5s was proposed, and an electrical equipment identification APP based on Android was designed to recognize and learn electrical equipment. Six common electrical equipments of substation, such as power transformer and insulator string, were taken as examples to construct image data set. After image preprocessing of data set, YOLOv5s algorithm was improved, introducing C2f module to improve the detection accuracy of small targets, and using Soft-NMS to improve the screening ability of detection frame, so as to reduce the phenomenon of missing and false detection. The improved algorithm was used to train the model of data set. The trained identification network model was deployed through the TensorFlow Lite framework, and the electrical equipment identification APP was designed. It was verified that the *mAP* value of the improved substation electrical equipment identification network model was stable at 91.6%, which was 3.3 percentage points higher than that of the original model. After deployment, the APP had the interface of equipment recognition and equipment introduction, and the recognition time of each image was less than 1 s when using mobile terminal, which had a fast recognition speed and high recognition accuracy, and could effectively realize the real-time detection and equipment learning of electrical equipment in substation.

Keywords: electrical equipment; improved of YOLOv5s; Android; TensorFlow Lite; image identification