

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2023.01.019

# 基于改进 YOLOv4 的 GIS 红外特征识别与温度提取方法

刘江<sup>1</sup>, 关向雨<sup>1</sup>, 温跃泉<sup>2</sup>, 吕朝伟<sup>1</sup>

(1. 福州大学电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108;

2. 国网江西省电力有限公司赣州供电分公司, 江西 赣州 341000)

**摘要:**对气体绝缘开关设备(gas insulated switchgear, GIS)典型部件的目标识别和温度提取是实现了对设备发热状态红外智能检测的关键。文中提出一种基于混合域注意力机制(convolutional block attention module, CBAM)的改进 YOLOv4 算法, 可实现对 GIS 母线、隔离开关等部件的快速目标检测和热点温度提取。首先, 在某变电站现场采集原始红外图像, 对图像进行锐化处理 and 部位标记, 构建包含 GIS 典型部件的红外数据集。然后, 利用深度可分离卷积网络降低模型参数量, 并融入 CBAM 优化模型的识别能力, 在此基础上构建基于改进 YOLOv4 的 GIS 红外部件目标快速检测算法。最后, 采用灰阶差值方法对检测到的 GIS 典型目标部件进行热区温度值提取。结果表明, 所提算法在 GIS 红外特征数据集上可以达到每秒 31.5 帧的识别速度和 82.3% 的识别准确率, 明显优于其他目标算法, 且 GIS 各部件的温升计算值与实测值误差在  $\pm 1$  °C 内。该算法可部署在无人机和巡检小车等边缘智能终端, 实现对现场 GIS 设备温升状态的精细化识别和快速诊断, 提升 GIS 设备健康状态管理数字化和智能化水平。

**关键词:**气体绝缘开关设备(GIS); YOLOv4; 红外图像; 温升提取; 混合域注意力机制(CBAM); 轻量级网络  
**中图分类号:** TM81      **文献标志码:** A      **文章编号:** 2096-3203(2023)01-0162-07

## 0 引言

气体绝缘开关设备(gas insulated switchgear, GIS)具有体积小、维护方便、维护周期长、可靠性高、适应性强等特点, 在输变电领域得到了广泛应用<sup>[1-2]</sup>。国内外 GIS 设备运行经验表明, 当出现封闭母线、隔离开关等触头接触不良类缺陷时, 触点接触电阻增大, 造成温度异常升高引起过热事故。为了保障电力系统的安全运行, 须对 GIS 设备不同部件的温升状态开展监测和诊断。

GIS 设备的热监测方法包括点测温 and 热成像测温。点测温主要采用热电偶<sup>[3]</sup>、光纤温度传感器<sup>[4-6]</sup>或声表面波传感器<sup>[7]</sup>对外壳局部热点温升进行测量, 进而推导其内部温升状态。点测温具有测温精度和分辨率高的优点, 但无法反映 GIS 设备整体的温升分布状态。热成像测温技术通过测量 GIS 外壳红外辐射能量进行测温, 具有直接温度场成像、非接触等优点, 广泛应用于 GIS 的温升状态现场巡检<sup>[8-10]</sup>, 但目前绝大多数红外热成像设备不具备目标识别和热区提取功能, 温升测量精度和缺陷诊断对技术人员的现场专业知识和经验要求较高, 不具有智能分析与决策的能力。此外, 单幅 GIS 红外图像中包含母线、断路器、隔离开关、互感器等众多单元, 不同单元外壳温度场分布特征和热点温升不同, 难以通过 GIS 设备整体红外成像图谱对不同单

元的发热状态进行提取, 因此针对 GIS 不同部位进行目标识别和热区提取, 有助于提升 GIS 温升检测的针对性、准确性和智能化水平。

从红外热成像图片对 GIS 不同部件进行识别属于图像识别目标检测的范畴。近年来随着计算机视觉和深度学习技术的发展, 基于深度卷积网络的目标检测算法的检测速度和精度得到了极大提升, RetinaNet, 单次检测器(single shot detection, SSD)以及 YOLO 系列等深度学习算法在电力设备目标分类领域得到了广泛应用<sup>[11-16]</sup>。目标检测算法也在输变电设备红外图像处理中得到了一系列成功应用, 利用目标检测网络的自动识别定位功能可以实现变电站设备异常发热点的快速检测、识别和定位<sup>[17-18]</sup>。然而, 现场 GIS 设备红外图片的获取仍主要依靠手持式红外热像仪, 满足不同 GIS 部件目标检测的红外图谱数据集的数量有限, 不利于 GIS 目标检测模型的训练, 且边缘智能终端作为目标检测算法现场应用的载体, 算力有限, 这些局限给目标检测算法在 GIS 设备现场巡检中的应用带来了极大挑战。

鉴于此, 考虑轻量化和高识别准确率算法需求, 文中选择 YOLOv4 算法进行轻量化改进。为实现 GIS 设备不同关键部件的快速目标识别和温度标记以及智能终端部署, 文中选取某 220 kV 数字化改造 GIS 变电站收集的红外图谱, 以 YOLOv4<sup>[19]</sup> 目标识别网络为基础进行改进, 引入深度可分离卷积网络降低模型参数量, 并融入混合域注意力机制(con-

收稿日期: 2022-07-21; 修回日期: 2022-10-09

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(2020J01509)

volutional block attention module, CBAM) 优化模型, 构建 GIS 目标快速检测模型。文中采用灰阶差值方法对检测到的 GIS 典型部件进行热区温度值提取, 可为 GIS 红外热成像智能化温度检测提供一种新方法。

## 1 GIS 关键部件识别与温度提取流程

为实现对 GIS 设备典型部件的目标识别和温度提取, 文中提出基于 CBAM 的 YOLOv4 GIS 关键部件识别与温度提取方法, 具体流程如图 1 所示。首先采用旋转、缩放、翻转、锐化等数据增强手段对采集的原始 GIS 红外热成像图片进行数据增强, 优化数据集的质量以及数量, 从而提高目标检测模型的鲁棒性和稳定性; 然后利用改进的基于 CBAM 的 YOLOv4 目标检测算法实现 GIS 关键部件的识别与定位; 最后对含有 GIS 设备部件位置信息的红外图片进行 256 级灰度化, 利用不同像素点之间的灰度差, 进行灰度与温度之间的函数对应关系换算, 从而完成不同 GIS 关键部件的温度信息提取。

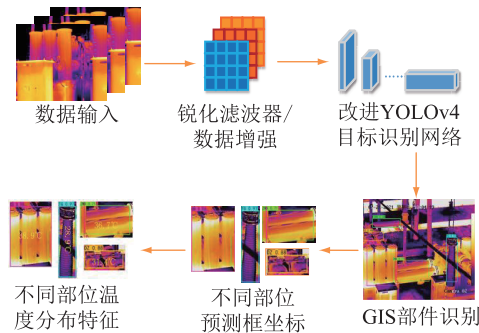


图 1 GIS 部件识别与温度提取流程

Fig.1 The flow of GIS component identification and temperature extraction

## 2 GIS 红外特征数据集构建

### 2.1 红外图片数据增强与预处理

文中数据为变电站现场采集的原始 GIS 红外图像, 共 800 张。为扩充数据集容量, 进一步提高目标识别模型的性能, 利用旋转、反转、缩放、填充等数据增强手段对原始数据集进行扩充<sup>[20]</sup>, 扩充后红外图像数据集的数量为 3 200 张。

红外热成像的原始图像对比度较低, GIS 部件的边缘特性并不明显, 因此对原始图像进行锐化处理, 以突出图像中的细节或增强被模糊了的细节, 有利于特征提取网络对目标特征的提取。

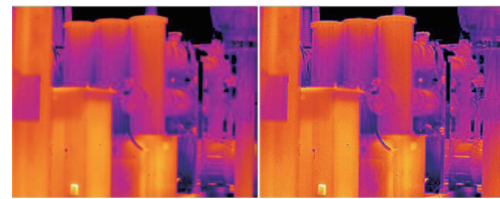
采用基于二阶微分的图像锐化方法实现 GIS 红外图像的锐化处理。二元函数  $f(x, y)$  的拉普拉斯变换定义为:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (1)$$

二阶拉普拉斯算子的数学表达式为:

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad (2)$$

二阶拉普拉斯算子表示为上下左右 4 个像素点灰度的和减去本身灰度的 4 倍, 以此突出 GIS 红外图像中的细节或增强被模糊了的细节, 锐化前后的图像对比如图 2 所示。为了更好地证明锐化处理后的图片质量的提高, 文中采用 Laplacian 梯度函数对锐化前后的图片梯度进行求解。锐化处理前 GIS 红外图片梯度为 2 058, 锐化处理后的 GIS 红外图片梯度为 2 433, 提高了 375, 证明了 GIS 红外图像锐化处理的有效性。



(a) 锐化处理前 (b) 锐化处理

图 2 GIS 现场图片锐化前后对比

Fig.2 Comparison of GIS scene image before and after sharpening

### 2.2 GIS 红外数据集制作

扩充后红外图像数据集的数量为 3 200 张, 在扩充后的红外图像数据集中采用 LabelImg 标注工具对 GIS 各部件进行目标标记, 部件的标注名称如表 1 所示。

表 1 GIS 各部件标注名称

Table 1 Labeling names for GIS components

部件	标注名称	部件	标注名称
电压互感器	PT	套管	TG
电流互感器	CT	断路器	CB
主母线	ZMX	隔离开关	DZ
分支母线	FZMX		

## 3 GIS 关键部件识别与温度提取原理

为了便于 GIS 关键部件识别算法的边缘终端部署, 实现 GIS 部件快速检测, 文中使用以 YOLO 系列为代表的一阶段目标检测算法。YOLOv4 和 YOLOv5 是基于 YOLOv3 改进的一阶段目标检测算法, 两者性能十分接近。由文献[21]可知, 基于 Darknet 的 YOLOv4 仍然是 YOLO 系列相对最为准确的算法, 故文中考虑到 GIS 关键部件的快速精确识别, 选择 YOLOv4 算法进行改进。

### 3.1 基于改进 YOLOv4 的 GIS 部件识别网络

YOLOv4 目标检测算法的网络结构主要包括主干特征提取网络 CSPDarkNet53、空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP) 网络<sup>[22]</sup>和特征聚合网络 (path aggregation network, PANet)<sup>[23]</sup>。CSPDarkNet53 负责对输入的图片进行特征提取和跨阶段融合,并将提取的图像特征  $P_5$  ( $13 \times 13$ ) 传入 SPP 网络;利用 SPP 网络充分融合图像特征,得到显著的上下文特征;再与 CSPDarkNet53 提取的图像特征  $P_3$  ( $52 \times 52$ )、 $P_4$  ( $26 \times 26$ ) 在 PANet 中进行特征融合,进一步提高特征提取和定位能力,得到最终识别结果。

文中所提基于 CBAM 的 YOLOv4 GIS 关键部件识别方法主要对基础 YOLOv4 网络结构进行了以下改进:(1) 利用轻量级特征提取网络 MobileNet-v3<sup>[24]</sup> 代替 CSPDarkNet53;(2) 在 PANet 中融入 CBAM<sup>[25]</sup>。改进后的目标检测整体网络框架如图 3 所示。

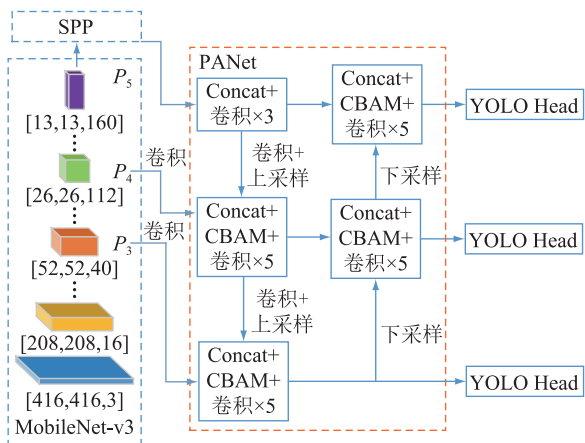


图 3 GIS 关键部件识别网络框架  
Fig.3 Framework of GIS component identification network

为了降低 YOLOv4 网络庞大的参数量,提高检测速度,文中采用轻量级特征提取网络 MobileNet-v3 代替 CSPDarkNet53,以达到降低参数量,减小计算量,提高检测速度的目的。

利用轻量级网络 MobileNet-v3 实现对输入 GIS 红外图片的特征提取,形成 3 个不同维度的特征向量。MobileNet-v3 的使用能将网络参数量从 5 500 万降低至 4 500 万,但对于边缘智能终端计算单元而言计算量仍然十分庞大。基于此,文中将 PANet 中卷积核大小为  $3 \times 3$  的普通卷积替换为深度可分离卷积,通过改变卷积方式进一步减少网络参数量。

深度可分离卷积分为逐通道卷积和逐点卷积。如图 4 所示,输入为  $C \times H \times 3$  的特征图,经过  $3 \times 3$  的

卷积核卷积后将输出  $C \times H \times N$  特征图。标准卷积的过程为  $N$  个  $3 \times 3$  的卷积核与输入特征图每个通道进行卷积,最后得到通道数为  $N$  的新特征图;而深度可分离卷积先用 3 个  $3 \times 3$  的卷积核与输入特征图的各个通道分别进行卷积,得到一个输入通道等于输出通道的特征图,再用  $N$  个  $1 \times 1$  的卷积核对此特征图进行卷积得到一个通道数为  $N$  的新特征图。

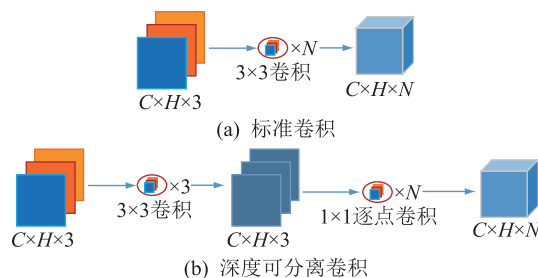


图 4 标准卷积与深度可分离卷积对比  
Fig.4 Comparison of standard convolution and depthwise separable convolution

分别计算 2 种卷积方式所用的参数量,结果如下:

$$D_1 = C \times H \times 3 \times N \quad (3)$$

$$D_2 = C \times H \times 3 + C \times H \times 1 \times N \quad (4)$$

式中: $D_1$  为普通卷积的参数量; $D_2$  为深度可分离卷积的参数量; $C$ 、 $H$  分别为输入特征图的长和宽; $N$  为卷积核的数量。进行标准卷积的时候输入通道数远小于输出通道数, $D_2/D_1$  的结果远小于 1,故使用深度可分离卷积后,在得到相同卷积效果的同时可以大大减少卷积的参数量。

### 3.2 混合域注意力机制 (CBAM)

对 YOLOv4 网络的改进除了对主干特征提取网络进行轻量化替换和引入深度可分离卷积外,还在特征融合阶段融入了 CBAM,以克服参数量减少导致的特征提取能力下降的问题,优化模型的识别能力。CBAM 的工作流程如图 5 所示。

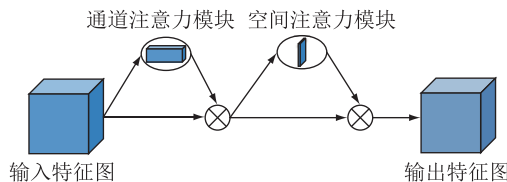


图 5 CBAM 工作流程  
Fig.5 Workflow of CBAM

注意力机制是模仿人的神经系统提出的概念,在神经网络中,输入图像中越重要的特征应该被赋予越高的权重。CBAM 模块是一个简单而有效的前馈卷积注意力模块神经网络,结合了空间和通道注意力模块。输入经过特征提取网络后生成的特征

图, CBAM 模块会沿着通道和空间 2 个独立的维度依次推断注意力图, 然后将注意力图与输入特征相乘, 用于自适应特征细化的映射。CBAM 是一种轻量级通用模块, 可以无缝集成到任何卷积神经网络架构中, 开销可以忽略不计, 并且可以实现端到端训练。所以针对网络轻量化后目标识别能力下降的问题, 文中利用 CBAM 优化模型的识别能力提高目标检测准确率。

### 3.3 基于灰阶计算的 GIS 部件温升提取

在红外图像中识别出 GIS 设备的各个部件后, 输出每个部件的锚框坐标值, 再将输入的红外图像进行 256 级灰度化并利用不同位置的灰度差对检测到的 GIS 典型目标部件进行热区温度值提取<sup>[26]</sup>, 灰度化的公式为:

$$G_{\text{gray}}(i, j) = 0.39R(i, j) + 0.5G(i, j) + 0.11B(i, j) \quad (5)$$

式中:  $R(i, j)$ 、 $G(i, j)$ 、 $B(i, j)$  分别为  $(i, j)$  位置的红色通道像素值、绿色通道像素值和蓝色通道像素值。

该方法利用灰度图像携带图像的强度信息, 在灰度图像中, 设备的发热区域相比于正常区域显示出更高的亮度。灰度值与温度值的线性变换为:

$$T = \frac{T_{\text{max}} - T_{\text{min}}}{255} \times g + T_{\text{min}} \quad (6)$$

式中:  $T$  为灰度图像中某一点的温度;  $g$  为该点的灰度值;  $T_{\text{min}}$ 、 $T_{\text{max}}$  分别为 GIS 红外图像中的最低温度和最高温度。

## 4 结果分析与讨论

### 4.1 实验环境以及评价指标

文中的模型训练环境为 Windows10 操作系统, AMD Ryzen 7 2700X Eight-Core Processor 3.68 GHz 处理器以及 NVIDIA GTX2080Ti 显卡。测试平台为 NVIDIA JETSON TX2, 采用了 NVIDIA Pascal Architecture GPU 和双核 Denver 264 位 CPU 以及四核 ARM A57 Complex, 8 GB DDR4 内存, 32 GB EMMC5.1 闪存, 算力为 1.26 TFlops。

文中采用 800 张变电站现场拍摄的红外图谱作为数据集, 并通过旋转、缩放、翻转、锐化等数据增强手段对原始图片进行数据增强和扩充, 最终数据集共有 3 200 张 GIS 设备红外图谱。随机选取其中 70% 作为训练集, 10% 作为验证集, 20% 作为测试集。对模型进行 200 次迭代, Batch size 设置为 8, 初始学习率设为 0.001, 使用 Adam 优化器优化, 进行模型训练。

为了进一步对比模型的性能指标, 探究文中方

法的有效性, 将模型平均检测精度 (mean average precision, mAP)、模型权重文件大小、每秒传输帧数和均交并比 (mean intersection over union, mIoU) 作为不同 GIS 目标分类模型的性能对比指标。平均检测精度计算公式为:

$$P_{\text{mAP}} = \frac{\sum_{i=1}^k A_{P_i}}{k} \quad (7)$$

式中:  $A_{P_i}$  为准确率和召回率曲线下的面积;  $k$  为种类数。模型大小由模型参数量决定, 检测速度用每秒检测的帧数表示。mIoU 值是衡量图像分割精度的重要指标, 实质上是平均交并比, 即在每个类别上计算 IoU 值再取平均。计算公式为:

$$P_{\text{mIoU}} = \frac{1}{m+1} \sum_{g=0}^m \frac{P_{gg}}{\sum_{h=0}^m P_{gh} + \sum_{h=0}^m P_{hg} - P_{gg}} \quad (8)$$

式中:  $m$  为类别数;  $g$  为真实值;  $h$  为预测值;  $P_{gg}$ 、 $P_{gh}$ 、 $P_{hg}$  分别为将  $g$  预测为  $g$ 、将  $g$  预测为  $h$ 、将  $h$  预测为  $g$  的概率。

### 4.2 不同目标检测算法对比分析

利用 GIS 红外热成像图片测试集对文中算法与其他目标检测算法进行对比分析, 结果如表 2 所示。由表 2 可知, 相比于 YOLOv3 算法, 文中算法的 mAP 值提升了 9.7%, mIoU 值提高了 10.3%, 权重文件大小下降了 5 M。文中算法采用了轻量化特征提取网络和 CBAM, 与 YOLOv4 相比, 检测速度提高了 18 帧/秒, mAP 值提高了 5.93%; 轻量化 YOLOv4 由于特征提取网络的轻量化, 检测速度得到了提高, 但是识别精度大大下降。与轻量化更佳的 YOLOv5s 相比, 文中算法的权重文件更大, 但是 mAP, mIoU, 每秒传输帧数均有一定程度的提高; 相较于二阶段识别算法 MASK-RCNN, 文中算法的识别精度, mIoU 值均提高 10% 以上, 识别速度也提升明显。

表 2 不同检测算法性能指标对比

Table 2 Comparison of performance indicators of different detection algorithms

检测算法	权重文件大小/M	mIoU 值/%	mAP 值/%	每秒传输帧数
MASK-RCNN	28	73.8	71.20	9.5
YOLOv3	30	74.8	72.60	19.8
轻量化 YOLOv4	19	64.2	59.60	25.3
YOLOv4	27	81.2	76.37	13.5
YOLOv5-s	16	84.5	81.10	27.8
文中算法	25	85.1	82.30	31.5

为了评价不同模型的实际场景应用效果, 随机选取 GIS 现场红外图像对不同算法的识别效果进行

测试,测试结果如图 6 所示。

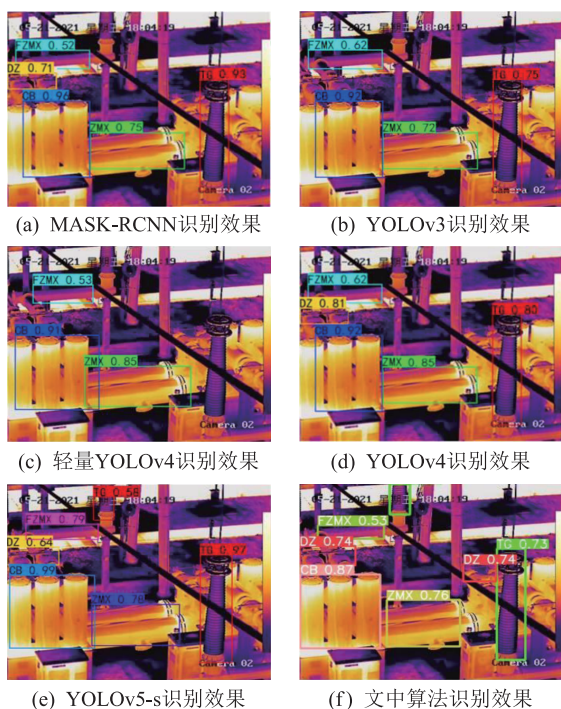


图 6 不同算法识别效果

Fig.6 Recognition results of different algorithms

从图 6(a)、(b)、(d)可以看出,MASK-RCNN 算法与 YOLOv3, YOLOv4 算法能够识别大部分 GIS 部件,但是位于图像上方的半截套管未能识别,存在漏检问题;从图 6(c)可以看出,轻量化 YOLOv4 由于参数量减少,未进行模型优化,识别能力有所下降,图中的套管以及分支母线均未能识别;从图 6(e)可以看出, YOLOv5 算法成功识别了图中绝大部分 GIS 部件,但是位于图像右下方的套管旁边的隔离开关未能识别;而图 6(f)中,文中算法成功识别了所有 GIS 部件,具有较高的识别准确率,证明了文中算法改进的有效性。

为进一步增强模型的可解释性,验证文中加入的 CBAM,对具有重要特征的区域赋予更大的权重,以此来达到正确分类的目的。图 7 为 GIS 不同部件注意力热区图,可以看出,与未加入 CBAM 的检测算法相比,文中算法的注意力区域集中在 GIS 红外图像中的 GIS 部件区域。

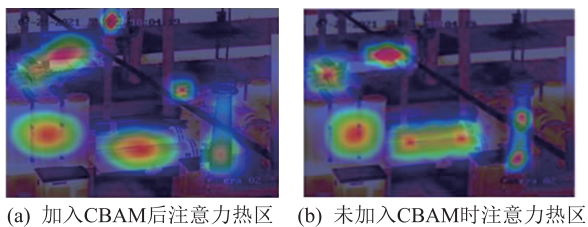


图 7 GIS 不同部件注意力热区

Fig.7 Heat map of different components of GIS

### 4.3 GIS 部件温度计算结果验证

以图 8 为例,验证文中提出的 GIS 部件温度计算方法。图 8(a)中最高温度为 32 °C,最低温度为 22 °C;图 8(b)中最高温度为 32 °C,最低温度为 22 °C;图 8(c)中最高温度为 56 °C,最低温度为 25 °C。图 8 中标出了断路器或套管中某点的灰度值。根据温度提取公式,灰度化后,图 8(a)中标记点的温度计算值为 25.12 °C,与红外图像中实际测量值相比,误差为 0.12 °C;图 8(b)中标记点的温度计算值为 24.03 °C,与红外图像中实际测量值相比,误差为 -0.17 °C;图 8(c)中标记点的温度计算值为 35.78 °C;与红外图像中实际测量值相比,误差为 -0.32 °C,验证了该温度提取方法的可行性。

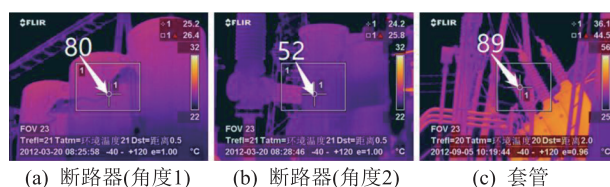


图 8 变电站现场 GIS 红外图

Fig.8 On-site picture of GIS equipment in substation

## 5 结论

为实现对 GIS 设备典型部件的快速目标识别和温度提取,文中研究了 GIS 设备关键部件目标识别和温度提取方法,结论如下:

- (1) 文中算法可以在边缘智能终端实现每秒 31.5 帧的检测速度,识别准确率 82.3%。
- (2) 通过灰阶差值算法计算 GIS 各个部件的温升值,误差在  $\pm 1$  °C 以内。
- (3) 文中算法采用深度可分离卷积大大减少了网络的参数量,提高了模型的计算效率,能够满足 GIS 温升巡检的准确性以及实时性要求,为开展 GIS 变电站的红外热成像智能检测提供了新方法。

### 参考文献:

[1] ISTAD M, RUNDE M. Thirty-six years of service experience with a national population of gas-insulated substations [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25 (4): 2448-2454.

[2] RUNDE M. Failure frequencies for high-voltage circuit breakers, disconnectors, earthing switches, instrument transformers, and gas-insulated switchgear[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2013, 28(1): 529-530.

[3] 王俊波,苗银银,罗容波,等. GIS 触头接触状况检测现状分析[J]. 高压电器, 2013, 49(12): 137-140, 144.

WANG Junbo, MIAO Yinyin, LUO Rongbo, et al. Analysis of present situation of GIS contact detection[J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(12): 137-140, 144.

- [4] 陈强,李庆民,丛浩熹,等. 基于多点分布式光纤光栅的 GIS 隔离开关触头温度在线监测技术[J]. 电工技术学报,2015,30(12):298-306.  
CHEN Qiang, LI Qingmin, CONG Haoxi, et al. On-line temperature monitoring for GIS disconnecting switch contacts based on multipoint-distributed fiber Bragg grating [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(12):298-306.
- [5] 吴晓文,舒乃秋,李洪涛,等. 基于光纤光栅的气体绝缘开关母线温度在线监测系统[J]. 电力自动化设备,2013,33(4):155-160.  
WU Xiaowen, SHU Naiqiu, LI Hongtao, et al. Online temperature monitoring system based on FBG for GIS bus[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(4):155-160.
- [6] 孙国霞,关向雨,舒乃秋,等. 基于光纤光栅的 GIS 导体温度巡检方法与装置[J]. 电工技术学报,2015,30(8):316-321.  
SUN Guoxia, GUAN Xiangyu, SHU Naiqiu, et al. GIS conductor temperature inspection method and device based on fiber Bragg grating [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8):316-321.
- [7] 纪涛,胡建学,周立勇,等. 基于声表面波技术的变电站户外设备温度在线监测系统[J]. 上海电力学院学报,2018,34(4):351-355.  
JI Tao, HU Jianxue, ZHOU Liyong, et al. On-line temperature monitoring system for outdoor substation equipment based on surface acoustic wave [J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2018, 34(4):351-355.
- [8] 刘凯,彭在兴,金虎,等. 基于红外检测的 GIS 内部过热缺陷严重程度的评估方法研究[J]. 高压电器,2018,54(7):280-285.  
LIU Kai, PENG Zaixing, JIN Hu, et al. Research of assessment method for GIS internal overheating defects severity based on infrared detection [J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(7):280-285.
- [9] 何迪,王泓学,张思宾,等. 基于红外热像检测的 GIS 设备发热缺陷分析[J]. 电工技术,2021(16):72-74.  
HE Di, WANG Hongxue, ZHANG Sibin, et al. Analysis of heating defects of GIS equipments based on infrared thermographic inspection [J]. Electric Engineering, 2021(16):72-74.
- [10] 金虎,彭在兴,王颂,等. GIS 触头过热故障实验及外壳红外热像分布特征研究[J]. 智慧电力,2017,45(11):37-41,95.  
JIN Hu, PENG Zaixing, WANG Song, et al. Study on overheat experiment of GIS contact and infrared thermal image distribution on its shell [J]. Smart Power, 2017, 45(11):37-41, 95.
- [11] 万吉林,吴国强,管敏渊,等. 基于 RetinaNet 的变压器图像小部件智能识别方法[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(12):166-173.  
WAN Jilin, WU Guoqiang, GUAN Minyuan, et al. Intelligent recognition method for transformer small components based on RetinaNet [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12):166-173.
- [12] 缪希仁,林志成,江灏,等. 基于深度卷积神经网络的输电线路防鸟刺部件识别与故障检测[J]. 电网技术,2021,45(1):126-133.  
MIAO Xiren, LIN Zhicheng, JIANG Hao, et al. Fault detection of power tower anti-bird spurs based on deep convolutional neural network [J]. Power System Technology, 2021, 45(1):126-133.
- [13] 别一凡,李波,江军,等. 基于改进 SSD 的变压器套管红外图像油位智能识别方法[J]. 电力工程技术,2021,40(5):158-163.  
BIE Yifan, LI Bo, JIANG Jun, et al. Intelligent oil level recognition of transformer bushing infrared image based on improved SSD algorithm [J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(5):158-163.
- [14] 崔昊杨,张雨阁,张驯,等. 基于边端轻量级网络的电力仪表设备检测方法[J]. 电网技术,2022,46(3):1186-1193.  
CUI Haoyang, ZHANG Yuge, ZHANG Xun, et al. Detection of power instruments equipment based on edge lightweight network [J]. Power System Technology, 2022, 46(3):1186-1193.
- [15] 李北明,金荣璐,徐召飞,等. 基于特征蒸馏的改进 Ghost-YOLOv5 红外目标检测算法[J]. 郑州大学学报(工学版),2022,43(1):20-26.  
LI Beiming, JIN Ronglu, XU Zhaoifei, et al. An improved ghost-YOLOv5 infrared target detection algorithm based on feature distillation [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(1):20-26.
- [16] 郝帅,杨磊,马旭,等. 基于注意力机制与跨尺度特征融合的 YOLOv5 输电线路故障检测[J/OL]. 中国电机工程学报;1-12 [2022-06-22]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.tm.20220126.1718.008.html>.  
HAO Shuai, YANG Lei, MA Xu, et al. YOLOv5 transmission line fault detection based on attention mechanism and cross-scale feature fusion [J/OL]. Proceedings of the CSEE; 1-12 [2022-06-22]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.tm.20220126.1718.008.html>.
- [17] 王永平,张红民,彭闯,等. 基于 YOLO v3 的高压开关设备异常发热点目标检测方法[J]. 红外技术,2020,42(10):983-987.  
WANG Yongping, ZHANG Hongmin, PENG Chuang, et al. The target detection method for abnormal heating point of high-voltage switchgear based on YOLO v3 [J]. Infrared Technology, 2020, 42(10):983-987.
- [18] 王好,陈秀新,袁和金. 基于改进 Faster RCNN 的变电站红外图像多目标识别[J]. 传感技术学报,2021,34(4):522-530.  
WANG Yu, CHEN Xiuxin, YUAN Hejin. Multi-target recognition of substation infrared image based on improved Faster RCNN [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2021, 34(4):522-530.
- [19] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. [2022-06-22]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [20] CUBUK E D, ZOPH B, MANÉ D, et al. Auto augment: learning

- augmentation strategies from data [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019; 113-123.
- [21] JOCHERG. YOLOv5 [EB/OL]. [2022-06-22]. <https://github.com/ultralytics/yoloV5/issues/6>.
- [22] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [23] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018; 8759-8768.
- [24] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetV3 [EB/OL]. [2022-06-22]. <https://arxiv.org/abs/1905.02244>.
- [25] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [M]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018; 3-19.
- [26] ZOU H. A novel intelligent fault diagnosis method for electrical equipment using infrared thermography [J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 73: 29-35.

作者简介:



刘江

刘江(1998),男,硕士在读,研究方向为深度学习在电气设备状态监测与故障诊断中的应用;

关向雨(1986),男,博士,副教授,研究方向为电气设备状态监测与故障诊断(E-mail: xiangyuguan1986@163.com);

温跃泉(1997),男,硕士,从事输变电设备状态监测与故障诊断等工作。

## Infrared feature recognition and temperature extraction method of GIS components based on improved YOLOv4

LIU Jiang<sup>1</sup>, GUAN Xiangyu<sup>1</sup>, WEN Yuequan<sup>2</sup>, LYU Chaowei<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. State Grid Ganzhou Power Supply Company of Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Ganzhou 341000, China)

**Abstract:** Target recognition and temperature extraction of the typical component of gas insulated switchgear (GIS) are the key to realizing the infrared intelligent detection of equipment heating state. In this paper, an improved YOLOv4 algorithm based on convolutional block attention module (CBAM) is proposed to achieve rapid target detection and hot spot temperature extraction of GIS bus, disconnector and other components. Firstly, the original infrared images are acquired at a substation site, and an infrared dataset containing typical GIS components is constructed by sharpening the images and marking components. Then, the deep separable convolutional network is used to reduce the amount of model parameters, and the CBAM is integrated to optimize the recognition ability of the model, on the basis of which a GIS infrared component target rapid detection algorithm with improved YOLOv4 is constructed. Finally, the gray-scale difference method is used to extract the temperature value of the hot area for the detected typical target components of GIS. The results show that the proposed algorithm can achieve a recognition speed of 31.5 frame per second and an recognition accuracy of 82.3% on the GIS infrared feature dataset, which is significantly better than other target algorithms. The error between the calculated value and the measured value of temperature rise of GIS components is within  $\pm 1$  °C. The algorithm proposed in this paper can be deployed in edge intelligent terminals such as unmanned aerial vehicles and inspection trolleys to achieve refined identification and rapid diagnosis of the temperature rise status of on-site GIS equipment, thus improving the digitalization and intelligence level of health management of GIS.

**Keywords:** gas insulated switchgear (GIS); YOLOv4; infrared image; temperature rise extraction; convolutional block attention module (CBAM); lightweight network

(编辑 方晶)