



工程与应用

基于 YOLO v8 算法的变电站视频监控 多目标智能跟踪方法

李奕炜, 骆立实, 赵波, 何红亮, 李维江, 武建松, 王晋元, 周可新
(国网冀北电力有限公司超高压分公司, 北京 102488)

摘 要: 现阶段我国智能电网建设迅速发展, 对变电站视频监控系统提出了更高的多样化、智能化需求。针对现有变电站视频监控摄像头对人员、车辆、异常入侵识别精度不足的问题, 提出了一种基于 YOLO v8 算法的变电站视频监控多目标智能跟踪方法。首先, 利用 YOLO v8 算法对变电站目标进行监测, 通过采样算法加大感受野进而提升数据特征融合能力, 采用注意力机制识别远处微小目标; 然后, 基于卡尔曼滤波器和变电站摄像头运动防抖, 将 YOLO v8 监测到的信息输入 BoTSORT 算法, 完成多场景多目标下的变电站视频监控目标智能跟踪; 最后, 实验验证表明, 该方法相比于 YOLO v5、YOLO v7 算法, 目标识别平均精度均值分别提升了 9.73 个百分点、5.28 个百分点, 目标跟踪精度分别提升了 12.34 个百分点、8.41 个百分点, 提升了变电站视频监控系统智能化水平。

关键词: 变电站视频监控系统; YOLO v8 算法; 多目标智能跟踪; 注意力机制; 卡尔曼滤波器

中图分类号: TN948.6

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025025

Multi-target intelligent tracking method for substation video surveillance based on YOLO v8 algorithm

LI Yiwei, LUO Lishi, ZHAO Bo, HE Hongliang, LI Weijiang, WU Jiansong, WANG Jinyuan,
ZHOU Kexin

State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd. Ultra High Voltage Branch, Beijing 102488, China

Abstract: With the rapid development of smart grid construction in China at present, there is a higher demand for diversified and intelligent video monitoring systems in substations. A multi-target intelligent tracking method for substation video surveillance based on YOLO v8 algorithm was proposed to address the issue of insufficient accuracy in identifying personnel, vehicles, and abnormal intrusions using existing substation video surveillance cameras. Firstly, the YOLO v8 algorithm was used to monitor the substation targets, and the sampling algorithm was used to increase the receptive field and improve the data feature fusion ability. The attention mechanism was used to identify small distant targets. Then, based on Kalman filter and substation camera motion stabilization, the information monitored by



YOLO v8 was input into the BoTSORT algorithm to achieve intelligent tracking of substation video monitoring targets in multiple scenes and targets. Finally, experimental verification shows that compared to the YOLO v5 and YOLO v7 algorithms, the average accuracy of target recognition proposed has been improved by 9.73 percent and 5.28 percent, respectively, and the accuracy of target tracking has been improved by 12.34 percent and 8.41 percent, respectively. This has improved the intelligence level of the substation video monitoring system.

Key words: substation video monitoring system, YOLO v8 algorithm, multi-target intelligent tracking, attention mechanism, Kalman filter

0 引言

随着现阶段我国智能电网建设的迅速发展,变电站规模迅速扩充,然而目前运维人员无法满足如此庞大数量的变电站智能运维需求。基于此,能够实现变电站远程无人智能化值守的变电站视频监控技术引起越来越多的关注。但是,目前变电站视频监控摄像头存在对人员、车辆、异常入侵识别精度不足的问题,并且多数只能识别静态图片,对复杂时间维度的多目标移动物体跟踪能力较差,无法很好辨识。因此,如何在变电站视频监控系统中高效准确地识别并跟踪移动目标物体,是当前研究的一个热点和难点^[1-3]。

目前主流方法是通过硬件技术实现人物的跟踪和定位,基于超宽波技术设计跟踪定位系统,然而该方法定位准确率低、成本高,只能识别佩戴手环的对象,对外来擅自进入的非法人员无法识别与跟踪^[4-5]。随着近年来人工智能技术的快速发展,卡尔曼滤波、支持向量机以及自适应均值偏移等视觉跟踪算法已经在移动物体跟踪中得到应用^[6-7]。文献[8]将图像识别技术应用于变电站视频监控系统中,该系统具有数据分析和图像识别功能,实现动态监控效果。文献[9]将机器学习算法用于变电站异常场景监控,基于机器学习算法构建异常场景映射关系,特征提取变电站内异常场景视频,感知出异常时,能够自动发出告警信号,实现变电站智能化安全监控。然而目前视觉跟踪算法在面对复杂场景下的目标大姿态移动时,跟踪定位精度

不足,实际应用效果欠佳。

随着深度学习的迅速发展,目标跟踪算法在变电站视频监控中的应用得到了一定的研究^[10-11],算法的鲁棒性和精度大幅提升。文献[12-15]提出基于孪生网络的目标跟踪方法,卷积搜索区域和模板特征定位目标,孪生网络模型具有识别速度快的优势,进而提升目标搜索速度,然而该方法跟踪精度低。文献[16-17]使用在线优化算法进行目标跟踪,具有跟踪精度高的优势,然而该算法迭代次数多,识别速度慢。

YOLO系列算法是近年来迅速发展起来的目标检测算法,具有检测速度快、精度高的优点^[18-20],YOLO v8是最新的YOLO模型,相比于前一代的YOLO v5、YOLO v7模型,目标检测的速度和精度得到明显提升。在YOLO v8模型的目标检测方面,文献[21]首先采用YOLO v8算法对移动目标进行轮廓识别,然后通过跟踪器实现目标跟踪。BoTSORT是最新的一种多目标跟踪算法,相比于传统跟踪算法,在各种恶劣天气和环境下也能够实现移动物体智能跟踪^[22]。

基于上述研究,本文创新地提出了一种基于YOLO v8和BoTSORT算法的变电站视频监控多目标智能跟踪方法。将YOLO v8-BoTSORT模型用于变电站视频监控系统中,首先利用YOLO v8算法参数少、精度高的优势提高变电站视频监控系统的目标检测准确性和实时性,然后通过BoTSORT算法完成在不同恶劣环境下的移动目标跟踪,具有较强的实际工程价值。

1 算法框架

本文采集的变电站视频监控图像包含不同时期白天、夜班情况下的晴天、雨天以及风沙等各种自然天气,图像分辨率为1 024 dpi×1 024 dpi,帧率为60 f/s。

本文提出的变电站视频监控多目标智能跟踪方法框架如图1所示。首先将视频中的目标行为某一帧图像输入YOLO v8算法中,输出每个目标检测框、置信度,对检测结果进行分类,分成低分检测框、高分检测框;然后基于卡尔曼滤波器和跟踪预测算法求出预测框,根据前一帧目标移动轨迹匹配出当前帧结果;最后对目标轨迹状态进行更新。反复连续多次处理每一帧视频图像,得出变电站内多目标跟踪结果。

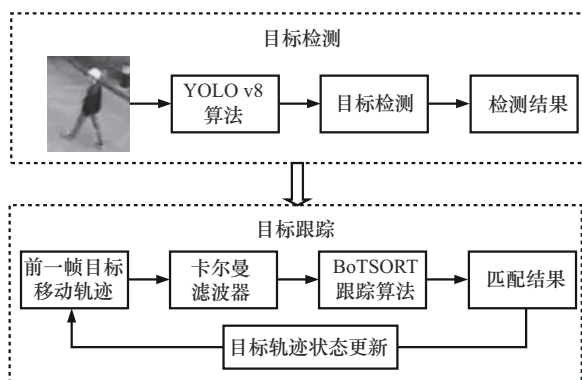


图1 变电站视频监控多目标智能跟踪方法框架

2 目标检测技术

针对变电站移动的目标检测,本文采用YOLO v8算法,和YOLO v5、YOLO v7算法相比,YOLO v8算法检测速度快、精度高^[23-24]。本文提出的改进YOLO v8模型结构如图2所示,包含主干网络(Backbone)和头部(Neck、Head),每个部分功能介绍如下。

(1) Backbone为YOLO v8模型的骨干网络,通过卷积操作进行特征提取。本文采取残差连接方式防止模型出现梯度消失的问题,通过C2f模

块把卷积输出特征变成全连接层的输入,SPPF模块实现不同尺度池化特征图的拼接。

(2) Neck特征融合采用自上而下的方式,特征提取采用自下而上的方式,采用上采样算法放大特征图,连接Backbone与上采样结果特征图,融合不同级别信息。

(3) Head的检测器由卷积层和全连接层组成,输出边框位置和预测结果,实现特征定位和目标识别。

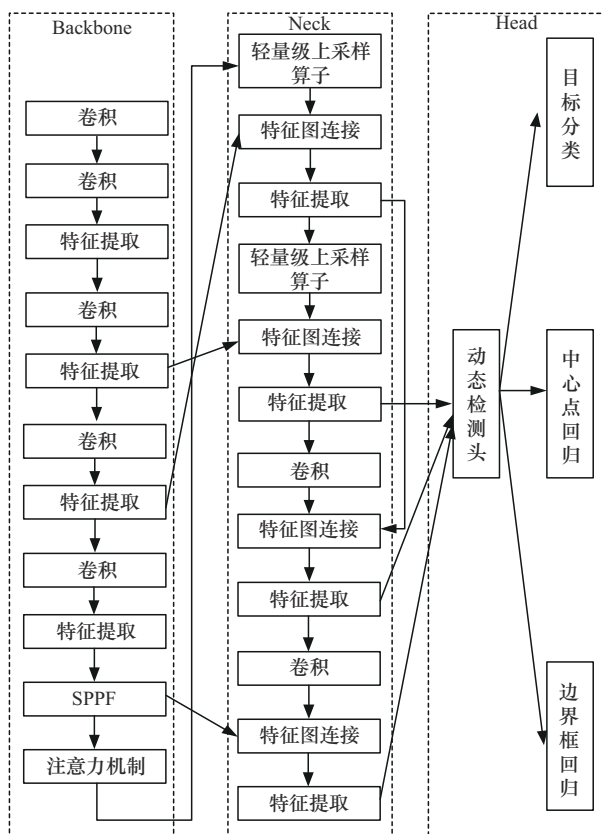


图2 YOLO v8模型结构

2.1 特征提取

当出现下雨、风尘等恶劣天气时,变电站摄像头容易被灰尘、雨水附着,导致拍摄画面模糊。此外,利用卷积操作进行图像特征提取时会添加噪声,影响模型对目标检测的效果,也会增加模型计算量。

为了解决模型噪声干扰检测效果差、计算量



大的问题, 本文将FasterNet Block嵌入YOLO v8算法的C2f模块, 构成新的特征提取结构如图3所示, 该结构在变电站目标检测特征提取时, 能够在少量参数和计算量的情况下实现高的感受野核非线性拟合。常规的ResNet残差结构由2个高维卷积构成, 计算过程中参数较多, 本文采用FasterNet Block对ResNet残差结构进行改进, 改进后的FasterNet Block包含3个低维卷积, 即1个部分卷积和2个点向卷积, 使模型保持高精度的同时具有很快的检测速度。

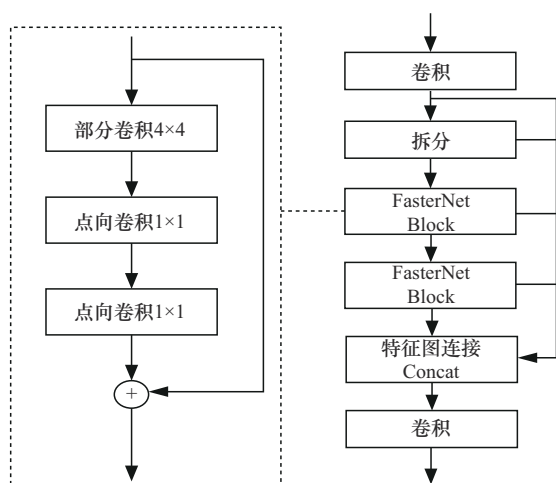


图3 特征提取结构

2.2 轻量化上采样

目前YOLO v8模型上采样采用的是最近邻插值法, 对于变电站放大的图像会变得模糊, 缩小感受野, 难以识别图像细微变化。为了提高感受野, 采用轻量化上采样算子CARAFE^[25], 提高了接受信息范围。轻量化上采样算子首先通过卷积将特征图进行压缩, 使用内容编码得出预测上采样核, 归一化上采样核, 将权重之和变为1。然后采用特征重组方式将所有点映射至输入特征, 将其中心区域和预测的上采样核点积计算出输出特征图。

2.3 注意力机制

为了提高变电站远处微小目标的检测能力, 在YOLO v8模型的Backbone和Neck中添加动态

稀疏注意力机制^[26], 自适应关注微小特征, 不会忽略其他图像, 提高了变电站目标识别效率。

添加注意力机制能够减少冗余背景, 将重点关注变电站目标检测区域, 和轻量化上采样算子连接, 有利于提高模型对低分辨率图像的权重, 进而降低高分辨率图像计算速度, 实现变电站目标快速识别。本文的注意力机制使用4层结构, 第1层结构嵌入图像, 后面3层结构对图像进行合并, 提高模型通道数量, 降低图像分辨率。使用注意力机制模块对数据特征进行转换时, 首先通过深度可分离卷积对位置信息进行编码, 然后对双向注意力进行捕捉, 经过双层感知模块嵌入位置。

2.4 动态检测头

Backbone提取出的不同尺度特征经过检测头实现目标检测, 输出识别结果。当变电站目标包含人员、车辆的异常入侵时, 存在如下问题: (1) 目标大小不同, 可能在同一张图片上存在不同尺度的目标; (2) 视频中目标行为变化多样、随意活动, 需要对目标进行空间感知。

本文采用动态检测头方式提高变电站多尺度目标感知能力, 包含尺度感知、空间感知和任务感知3个方面^[27]。尺度感知用于融合不同目标尺度的重要特征; 空间感知用于在空间层次上提取目标特征, 提高空间位置的关注; 任务感知负责对不同目标行为进行分类、检测。

2.5 损失函数

为了考虑预测框和实际目标框之间方向适应性, 本文引入SIoU损失函数进行边框回归分析^[28], SIoU是在CIoU上考虑角度因素, 定义新的惩罚标准。SIoU损失函数计算式如下:

$$L_{\text{SIoU}} = L_{\text{IoU}} - \frac{(L_1 + L_2)}{2} \quad (1)$$

其中, L_{SIoU} 、 L_{IoU} 、 L_1 、 L_2 分别为SIoU、IoU的距离以及形状损失大小。

3 目标跟踪技术

变电站对目标跟踪之前先进行目标检测，然后估计检测出来的物体运动轨迹。本文采用 BoT-SORT 算法进行目标跟踪^[29]，利用变电站目标运动和外观特征，基于卡尔曼滤波器和摄像头运动补偿技术实现复杂背景下的变电站多目标跟踪。

3.1 卡尔曼滤波器

常规的离散型卡尔曼滤波器能够对目标运行轨迹进行建模，然而该方法无法准确估计目标宽度。本文提出的基于 BoTSORT 算法的卡尔曼滤波器，定义新的状态向量，纵横比变成宽度，这样可以对目标边界框的高度和宽度进行直接估计。

3.2 摄像头运动补偿

当变电站处于恶劣天气环境时，摄像头受风力影响出现抖动状态，进而导致拍摄视频晃动，造成边框位置多变，影响预测准确率。针对这一问题，本文利用基于运动补偿技术的视频防抖模块，将目标位置和移动方向映射至新的坐标系上。具体步骤为：（1）运动补偿，将图像特征点提取出来跟踪稀疏光流，计算出目标运动情况下的变换矩阵，预测出从当前帧到下一帧坐标系目标边界框；（2）运动校正，通过运动校正方程处理受影响的噪声矩阵和状态向量。运动校正方程计算式为：

$$\begin{cases} K_i = \frac{1}{P'_{i|i-1} H_i^T (H_i P'_{i|i-1} H_i^T + R_i)} \\ \hat{x}_{i|i-1} = \hat{x}'_{i|i-1} + K_i (z_i - H_i \hat{x}'_{i|i-1}) \\ P_{i|i} = (I - K_i H_i) P'_{i|i-1} \end{cases} \quad (2)$$

其中， i 为时刻； K_i 为 i 时刻增益矩阵，融合预测估计值和实际测量值； H_i 为 i 时刻测量矩阵，映射状态向量至测量空间，利于卡尔曼滤波器修正状态估计； z_i 、 R_i 分别 i 时刻的测量向量和误差协方差矩阵； $\hat{x}_{i|i-1}$ 、 $P_{i|i-1}$ 分别为 i 时刻卡尔曼滤波

器在运动补偿前的状态向量预测值和校正前的协方差矩阵预测值； $\hat{x}'_{i|i-1}$ 、 $P'_{i|i-1}$ 分别为 i 时刻卡尔曼滤波器在运动补偿后的状态向量预测值和校正后的协方差矩阵预测值； I 为单位矩阵。

3.3 融合机制

融合检测目标的外观和跟踪器，提高目标跟踪的准确率。考虑外观检测时易被遮挡的因素，只采取高置信度的检测。通过交并比和相对距离融合机制将检测出来的嵌入向量和轨迹外观状态相匹配，把余弦相似度测量出来，匹配余弦和交并比的距离矩阵。通过交并比分值的方式将远距离和余弦相似度值低的备选者剔除，把矩阵所有元素的最小值提取出来作为最终的 cost 矩阵 C 值。融合机制计算式为：

$$\begin{cases} C_{m,n} = \min \{ d_{m,n}^{\text{iou}}, \hat{d}_{m,n}^{\text{cos}} \} \\ \hat{d}_{m,n}^{\text{cos}} = \begin{cases} 0.5 d_{m,n}^{\text{cos}}, (d_{m,n}^{\text{cos}} < \theta_{\text{emb}}) \cap (d_{i,j}^{\text{iou}} < \theta_{\text{iou}}) \\ 1, \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

其中， $C_{m,n}$ 为矩阵 C 的第 m 行 n 列元素； $d_{m,n}^{\text{iou}}$ 为运动成本，表示第 i 个预测轨迹和第 j 个检测边界框的 IoU 距离大小； $\hat{d}_{m,n}^{\text{cos}}$ 为新的外观成本； $d_{m,n}^{\text{cos}}$ 为第 i 个外观轨迹描述符和第 j 个检测描述符的余弦距离大小； θ_{emb} 为外观阈值大小，分开嵌入向量检测值和外观轨迹状态值的正负关联； θ_{iou} 为接近阈值大小，将不可能出现的轨迹和检测剔除。

3.4 目标跟踪流程

本文提出的基于改进 YOLO v8 模型和 BoT-SORT 算法的变电站视频监控多目标智能跟踪方法，包含变电站视频图像输入、目标检测、目标跟踪 3 个方面。变电站目标跟踪流程如图 4 所示，具体步骤如下。

步骤 1 数据预处理。构建变电站人员、车辆目标数据集，通过调节图片亮度、饱和度、HSV 对比度等方式提高数据增强能力。利用旋转、变换尺度以及翻转的方式扩充数据，对数据进行增强和扩充，提高模型的训练能力。

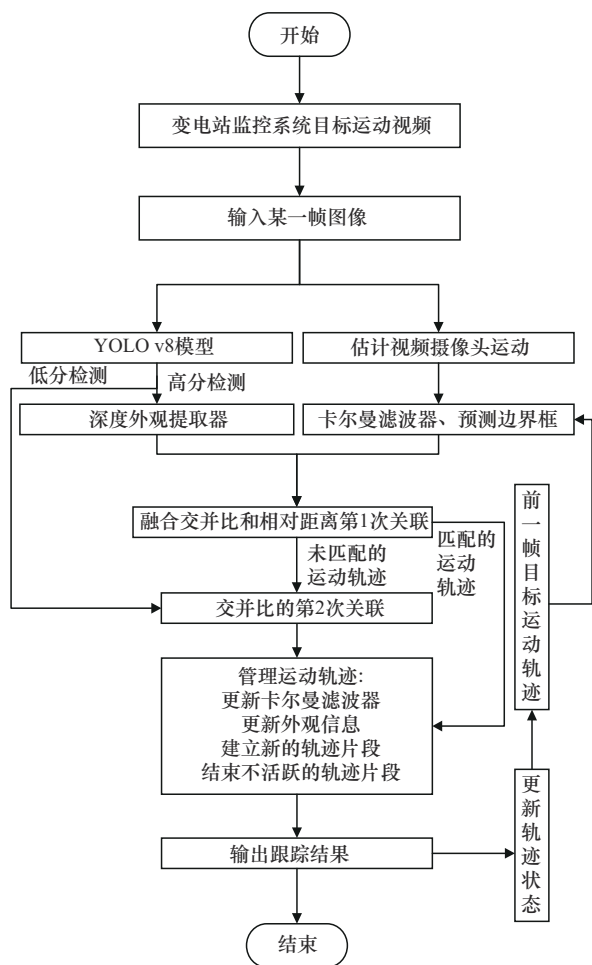


图4 变电站目标跟踪流程

步骤2 YOLO v8模型的目标检测。将变电站视频某一帧图像输入YOLO v8模型中, 经过Backbone、Neck、Head模块, 使用SIoU损失函数进行边框回归分析, 得出目标检测框和检测框内图像特征。

步骤3 BoTSORT算法的目标跟踪。将YOLO v8模型输出的目标检测框和检测框内图像特征输入BoTSORT算法中, 对每一帧图像中的目标进行定位, 利用BoTSORT算法的深度外观提取器提取目标外观特征。

步骤4 卡尔曼滤波器的轨迹预测。利用卡尔曼滤波器预测当前图像目标下一帧位置和边界框大小。

步骤5 管理目标运动轨迹。更新卡尔曼滤

波器和外观特征信息, 建立新的轨迹片段, 结束不活跃的轨迹片段。

步骤6 结果输出。输出跟踪结果, 更新轨迹状态。

4 实验与分析

4.1 实验环境

变电站视频监控环境容易出现夜晚光线昏暗、风沙浓度高、光照强度不均匀的情况, 为了提高本文模型目标检测的泛化能力, 通过数据扩充方式共包含2 000张图片, 其中训练集为1 400张, 验证集为400张, 测试集为200张。目标跟踪数据集使用DarkLabel对目标轨迹进行标注, 保存为txt格式, 将检测目标的边框大小、坐标、ID号标注, 视频一共3 564帧, 时长为80 s。

为了验证本文所提方法对变电站视频监控系统目标检测与跟踪的应用效果, 搭建的实验仿真环境见表1。

表1 实验仿真环境

性能属性	参数
显卡	NVIDIA GeForce RTX 4070
处理器	AMD 锐龙 R5 5600
内存	32 GB
系统	Windows 10
编程环境	python3.8

4.2 评价指标

为了验证本文所提方法对变电站视频监控目标检测和跟踪效果, 通过不同指标大小分析目标检测和跟踪性能。

4.2.1 目标跟踪评价指标

使用平均准确率、平均精度均值以及P-R曲线验证改进YOLO v8模型在变电站目标检测上的效果, 各个指标计算式为:

$$\begin{cases} P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \times 100\% \\ R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\% \\ AP = \int_0^1 P(R) dR \\ mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \end{cases} \quad (4)$$

其中, P 、 R 分别为目标检测准确率和召回率; T_P 为被正确检测的目标数量; F_P 、 F_N 分别为被错误检测的目标数量和没有被正确检测出来的目标数量; AP 、 mAP 分别为平均准确率和平均精度均值; $P(R)$ 为 P 关于 R 变化的函数; N 为所有目标样本类别数。

P - R 曲线为纵坐标 P 和横坐标 R 的关系曲线, P - R 曲线包围的横坐标面积为 AP 大小, mAP 是经过各种类别目标的 AP 计算来的, mAP 能够对整个模型检测性能进行评估。

4.2.2 目标跟踪指标

使用跟踪准确率、跟踪精度、识别平均数比率以及帧速率来验证改进 YOLO v8 模型+BoT-SORT 算法在变电站目标跟踪上的效果, 各个指标计算式为:

$$\begin{cases} MOTA = 1 - \frac{FN + FP + IDSW}{GT} \in (0, 1] \\ MOTP = \frac{\sum_{t,i} d_{t,i}}{\sum_t c_t} \\ IDF1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $MOTA$ 为跟踪准确率, 表示变电站目标跟踪时错检、漏检和 ID 变化; $MOTP$ 为跟踪精度, 表示目标跟踪时预测目标框和实际数据集标注的匹配度; $IDF1$ 为识别平均数比率, 值越大, 说明目标准确跟踪的稳定性能越好; FN 、 FP 分别为目标无法跟踪识别的数量和目标被错误跟踪识别的数量; $IDSW$ 为目标发生遮挡再重新出现在视野中, 被重新赋予序号的发生次数; GT 为实际

的物体数量; TP 为目标被正确跟踪识别的数量; i 、 t 分别为检测目标序号和视频帧序号; c_t 为第 t 帧视频里目标位置匹配于标注位置的数量; $d_{t,i}$ 为数据集标准框和检测框之间的交并比。

4.3 结果分析

4.3.1 目标检测结果分析

使用 YOLO v8 模型进行变电站目标检测训练的损失函数变化如图 5 所示, 准确率变化如图 6 所示。从图 5 和图 6 中可知, 当迭代次数达到 100 时, 目标检测准确率达 97.61%, 损失函数仅有 0.387, 说明本文方法在处理变电站目标检测上表现出色。

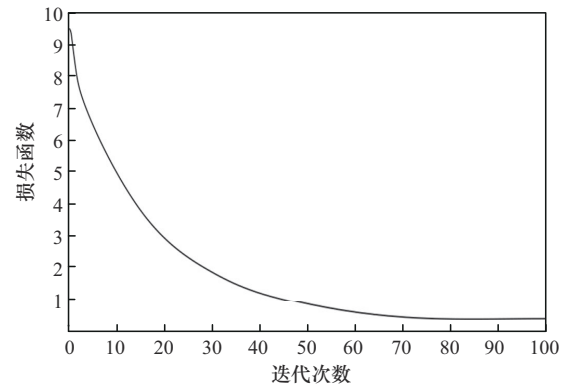


图5 损失函数变化

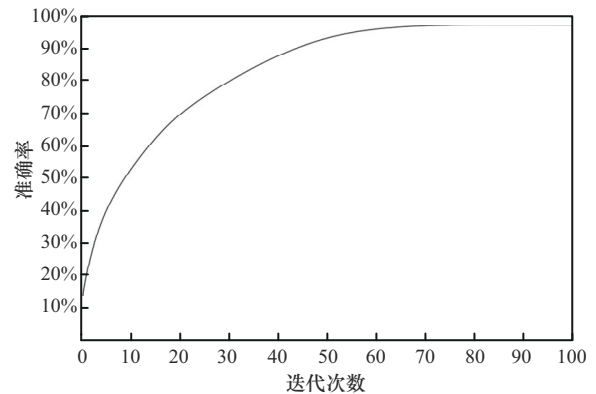


图6 准确率变化

通过数据集训练 YOLO v8 模型, 设置迭代次数为 100, 批次大小为 10, 学习率为 0.005, YOLO v8 模型在测试集的 P - R 曲线如图 7 所示。从图 7 中可知, P - R 曲线下面积为 0.952。而 mAP 值经过 P - R 曲线下面积求解出来的, 故从本文 P - R 曲



线下面积较大可知, mAP值较高, 检测精度较高, 说明本文所提模型对变电站目标检测效果较好。

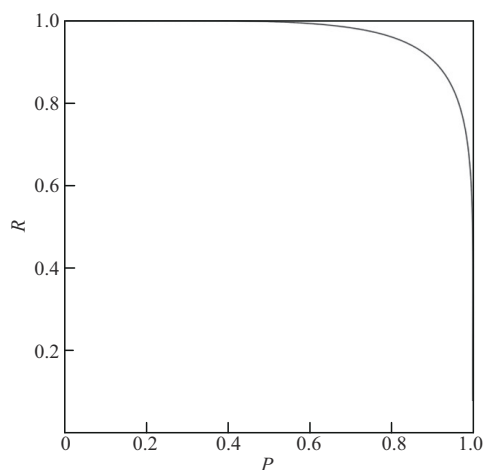


图7 YOLO v8模型在测试集的P-R曲线

为了验证本文添加FasterNet Block后的先进性, 将FasterNet和常规Resnet进行对比, 不同残差模块目标检测结果对比见表2。从表2中可知, 基于FasterNet Block的YOLO v8算法能够在更短的检测时间内保持较高的检测精度。

表2 不同残差模块目标检测结果对比

参数	FasterNet	ResNet
平均精度均值	97.23%	96.41%
检测时间/s	13	48

为了验证本文引入了注意力机制、动态检测头、SIoU损失函数对模型的提升能力, 采用消融实验进行对比, 消融实验结果对比见表3。从表3中可知, 本文所提方法能够显著提升模型的目标检测能力。

表3 消融实验结果对比

参数	本文方法	无注意力机制	静态检测头	CIoU损失函数
平均精度均值	97.23%	86.47%	92.38%	95.21%

为了验证本文所提YOLO v8模型对变电站目标检测的先进性, 将本文方法和YOLO v5、YOLO v7模型进行对比, 不同方法目标检测结果对比见表4。从表4中可知, 相比于YOLO v5、

YOLO v7模型, 本文方法目标检测准确率分别提升了8.89个百分点、2.96个百分点, 召回率分别提升了10.53个百分点、7.2个百分点, 平均精度均值分别提升了9.73个百分点、5.28个百分点, 检测时间分别减少了13 s、5 s, 说明本文方法能够在更短的检测时间内达到更高的目标检测精度, 检测效果更优。

表4 不同方法目标检测结果对比

参数	本文方法	YOLO v5	YOLO v7
准确率	97.61%	88.72%	94.65%
召回率	92.87%	82.34%	85.67%
平均精度均值	97.23%	87.5%	91.95%
检测时间/s	13	26	18

4.3.2 目标重识别结果分析

目标重识别训练集和验证集准确率变化如图8所示, 从图8中可知, 本文目标重识别模型经过100次迭代时, 准确率趋于稳定, 训练集准确率高达96.57%, 验证集准确率高达89.82%。说明本文方法能够有效提取目标外观特征, 实现对变电站目标的精准重识别。

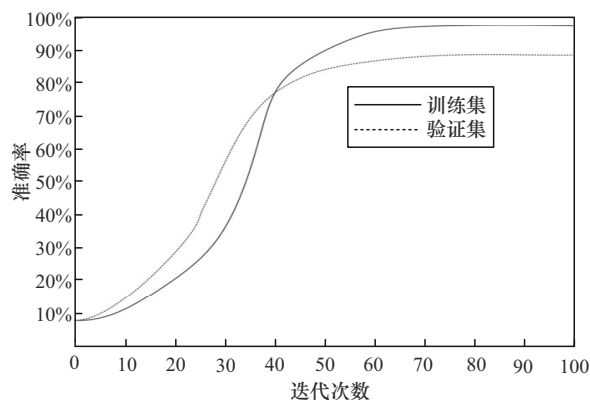


图8 目标重识别训练集和验证集准确率变化

4.3.3 目标跟踪结果分析

为了验证本文所提YOLO v8-BoTSORT模型对变电站目标跟踪的先进性, 将本文方法和YOLO v5-BoTSORT、YOLO v7-BoTSORT模型进

行对比, 不同方法目标跟踪结果对比见表 5。从表 5 中可知, 相比于 YOLO v5、YOLO v7 模型, 本文方法目标跟踪准确率分别提升了 13.35 个百分点、6.28 个百分点, 精度分别提升了 12.34 个百分点、8.41 个百分点, 识别平均数比率分别提升了 10.52 个百分点、3.68 个百分点, 帧速率分别提升了 16 f/s、7 f/s, 说明本文方法能够在更高的实时跟踪速率下保持更高的目标跟踪准确率, 检测效果更优。

表 5 不同方法目标跟踪结果对比

参数	本文方法	YOLO v5	YOLO v7
准确率	82.67%	69.32%	76.39%
精度	86.46%	74.12%	78.05%
识别平均数比率	83.29%	72.77%	79.61%
帧速率/(f·s ⁻¹)	35	19	28

5 结束语

本文提出一种基于 YOLO v8-BoTSORT 的变电站视频监控多目标智能跟踪方法, 利用 YOLO v8 算法进行目标检测, BoTSORT 算法进行目标跟踪。主要取得以下成果。

(1) 利用 YOLO v8 算法对变电站目标进行监测, 通过上采样算法加大感受野进而提升数据特征融合能力, 采用注意力机制识别远处微小目标。

(2) 基于卡尔曼滤波器和变电站摄像头运动补偿, 将 YOLO v8 算法检测到的目标信息输入 BoTSORT 算法, 完成多场景多目标下的变电站视频监控目标智能跟踪。

(3) 经过实验验证表明, 本文方法相比于 YOLO v5、YOLO v7 算法, 在目标检测方面, 准确率分别提升了 8.89 个百分点、2.96 个百分点, 召回率分别提升了 10.53 个百分点、7.2 个百分点, 平均精度均值分别提升了 9.73 个百分点、5.28 个百分点, 检测时间分别减少了 13 s、5 s。在目标跟踪方面, 准确率分别提升了 13.35 个百分点、6.28 个百分点, 精度分别提升了 12.34 个

百分点、8.41 个百分点, 识别平均数比率分别提升了 10.52 个百分点、3.68 个百分点, 帧速率分别提升了 16 f/s、7 f/s。提升了变电站视频监控系统智能化水平, 验证了所提方法的有效性。

参考文献:

- [1] 杨至元, 张仕鹏, 孙浩, 等. 基于 Cyber-net 与学习算法的变电站网络威胁风险评估[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(24): 19-27.
YANG Z Y, ZHANG S P, SUN H, et al. Risk estimation of cyber threat to substation based on Cyber-net and learning algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(24): 19-27.
- [2] 赵海文, 齐恒佳, 王旭之, 等. 基于机器学习的人机协调操作意图感知与控制方法研究[J]. 机床与液压, 2019, 47(10): 147-150.
ZHAO H W, QI H J, WANG X Z, et al. Research on the perception and control method of human robot cooperation based on machine learning[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(10): 147-150.
- [3] 蔡正梓, 程海兴, 陈茜, 等. 基于 PSO-SVM 的变电站视频监控火灾识别算法[J]. 自动化与仪表, 2022, 37(7): 58-62, 67.
CAI Z Z, CHENG H X, CHEN Q, et al. Substation video surveillance fire recognition algorithm based on PSO-SVM[J]. Automation & Instrumentation, 2022, 37(7): 58-62, 67.
- [4] 刘世森. 基于 UWB 的矿井人员精准定位技术[J]. 煤矿安全, 2019, 50(6): 118-120.
LIU S S. Accurate positioning technology for mine workers based on UWB[J]. Safety in Coal Mines, 2019, 50(6): 118-120.
- [5] 董云峰, 刘强. 基于 UWB 的化工厂人员定位系统设计[J]. 智能物联网技术, 2019, 2(3): 42-48.
DONG Y F, LIU Q. Design of chemical plant personnel positioning system based on UWB[J]. Technology of IoT & AI, 2019, 2(3): 42-48.
- [6] 赵凌. 地铁站出入通道多摄像机移动目标跟踪研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2019, 33(5): 95-101.
ZHAO L. Study on moving target tracking of multi-camera in subway access channel[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2019, 33(5): 95-101.
- [7] 江鹏宇, 杨耀权, 彭蹦. 一种用于电力监控的行人运动检测与跟踪算法[J]. 电力科学与工程, 2019, 35(6): 31-36.



- JIANG P Y, YANG Y Q, PENG B. A pedestrian motion detection and tracking algorithm for electrical power monitoring[J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2019, 35(6): 31-36.
- [8] 刘甜甜, 彭放, 张婉, 等. 基于图像识别技术的变电站视频监控系统设计[J]. *中国设备工程*, 2022(18): 84-86.
- LIU T T, PENG F, ZHANG W, et al. Design of substation video monitoring system based on image recognition technology[J]. *China Plant Engineering*, 2022(18): 84-86.
- [9] 刘艳生, 王雪军, 张童飞, 等. 基于机器学习算法的变电站内视频监控场景异常感知[J]. *电工技术*, 2021(21): 179-181.
- LIU Y S, WANG X J, ZHANG T F, et al. Abnormal perception of video surveillance scenes in substations based on machine learning algorithms[J]. *Electric Engineering*, 2021(21): 179-181.
- [10] 陈汐, 韩译锋, 闫云凤, 等. 目标物智能跟踪与分割融合算法及其在变电站视频监控中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(23): 7578-7587.
- CHEN X, HAN Y F, YAN Y F, et al. A unified algorithm for object tracking and segmentation and its application on intelligent video surveillance for transformer substation[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(23): 7578-7587.
- [11] 王浩, 王功臣, 姜德章, 等. 基于AI边缘深度算法视频分析装置的电力场景异常识别技术研究[J]. *电力大数据*, 2021, 24(11): 1-8.
- WANG H, WANG G C, LOU D Z, et al. Research on power scene abnormal recognition technology based on AI edge depth algorithm video analysis device[J]. *Power Systems and Big Data*, 2021, 24(11): 1-8.
- [12] LI B, WU W, WANG Q, et al. SiamRPN: evolution of Siamese visual tracking with very deep networks[C]//*Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 4277-4286.
- [13] ZHU Z, WANG Q, LI B, et al. Distractor-aware Siamese networks for visual object tracking[C]//*Proceedings of the Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2018: 103-119.
- [14] LI B, YAN J J, WU W, et al. High performance visual tracking with Siamese Region proposal network[C]//*Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 8971-8980.
- [15] BERTINETTO L, VALMADRE J, HENRIQUES J F, et al. Fully-convolutional Siamese networks for object tracking[C]//*Proceedings of the Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2016: 850-865.
- [16] BHAT G, DANELLJAN M, VAN GOOL L, et al. Learning discriminative model prediction for tracking[C]//*Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 6181-6190.
- [17] DANELLJAN M, BHAT G, KHAN F S, et al. ATOM: accurate tracking by overlap maximization[C]//*Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2019.
- [18] WANG R, GAO Z Z, LI Q F, et al. Detection method of cow estrus behavior in natural scenes based on improved YOLO v5[J]. *Agriculture*, 2022, 12(9): 1339.
- [19] 王政, 许兴时, 华志新, 等. 融合YOLO v5n与通道剪枝算法的轻量化奶牛发情行为识别[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(23): 130-140.
- WANG Z, XU X S, HUA Z X, et al. Lightweight recognition for the oestrus behavior of dairy cows combining YOLO v5n and channel pruning[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(23): 130-140.
- [20] 白强, 高荣华, 赵春江, 等. 基于改进YOLOV5s网络的奶牛多尺度行为识别方法[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(12): 163-172.
- BAI Q, GAO R H, ZHAO C J, et al. Multi-scale behavior recognition method for dairy cows based on improved YOLOV5s network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(12): 163-172.
- [21] 梁秀英, 贾学镇, 何磊, 等. 基于YOLO v8n-seg和改进Strongsort的多目标小鼠跟踪方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(2): 295-305, 345.
- LIANG X Y, JIA X Z, HE L, et al. Multi-object mice tracking based on YOLO v8n-seg and improved strongsort[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(2): 295-305, 345.
- [22] AHARON N, ORFAIG R, BOBROVSKY B Z. BoT-SORT: robust associations multi-pedestrian tracking[EB]. 2022, arxiv.org/abs/2206.14651v2
- [23] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//*Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 779-788.

- [24] 戚玲珑, 高建瓴. 基于改进 YOLOv7 的小目标检测[J]. 计算机工程, 2023, 49(1): 41-48.
QI L L, GAO J L. Small object detection based on improved YOLOv7[J]. Computer Engineering, 2023, 49(1): 41-48.
- [25] WANG J Q, CHEN K, XU R, et al. CARAFE: content-aware ReAssembly of FEatures[C]//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE Press, 2019: 3007-3016.
- [26] ZHU L, WANG X J, KE Z H, et al. BiFormer: vision transformer with bi-level routing attention[C]//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2023: 10323-10333.
- [27] DAI X, CHEN Y, XIAO B, et al. Dynamic head: unifying object detection heads with attentions[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2021: 7373-7382.
- [28] GEVORGYAN Z. Siou loss: more powerful learning for bounding box regression[EB]. 2022, arxiv.org/abs/2205.12740v1.
- [29] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and real-time tracking with a deep association metric[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway: IEEE Press, 2017: 3645-3649.

[作者简介]



李奕炜 (1992-), 女, 国网冀北电力有限公司超高压分公司工程师, 主要研究方向为输变电运检。

骆立实 (1977-), 男, 国网冀北电力有限公司超高压分公司高级工程师, 主要研究方向为输变电运检。

赵波 (1980-), 男, 国网冀北电力有限公司超高压分公司高级工程师, 主要研究方向为输变电运检。

何红亮 (1985-), 男, 现就职于国网冀北电力有限公司超高压分公司, 主要研究方向为输变电运检。

李维江 (1989-), 男, 现就职于国网冀北电力有限公司超高压分公司, 主要研究方向为输变电运检。

武建松 (1989-), 男, 现就职于国网冀北电力有限公司超高压分公司, 主要研究方向为输变电运检。

王晋元 (1985-), 男, 现就职于国网冀北电力有限公司超高压分公司, 主要研究方向为输变电运检。

周可新 (1986-), 女, 现就职于国网冀北电力有限公司超高压分公司, 主要研究方向为输变电运检。