

# 基于计算机视觉的电力安全工器具的识别

韩文芝<sup>1</sup>, 李锐<sup>2</sup>, 陈鹏<sup>1</sup>, 潘志伟<sup>3</sup>

(1. 安徽南瑞继远电网技术有限公司, 安徽 合肥 230088; 2. 国电南瑞南京控制系统有限公司, 江苏 南京 211000;

3. 杭州广卓电力科技有限公司, 浙江 杭州 310000)

**摘要:**在变电站内进行施工和日常的安全巡检过程中,工作人员的安全问题非常重要。现场使用的安全工器具是否准备齐全,直接关系到人员的生命安全。使用计算机视觉进行识别的方案,提出一种基于YOLOv5的改进安全工器具的神经网络识别方法,用于电力现场的安全工器具检测,首先在原版YOLOv5中加入坐标注意力模块,提升对小目标特征提取的能力;其次用加权双向特征金字塔网络结构替换原有特征金字塔网络结构,进一步提升特征提取的能力。实验结果表明:改进的算法改善了原版网络对小目标容易漏检、误检的问题,且保持了对中大型目标的较高识别精度,具有较强的实用性,也能满足实时检测的要求,对现场实际施工和运维起到了安全保障作用。经实验对比,该方法对于安全工器具的实时检测有着良好的实际效果。

**关键词:**电力安全工器具;YOLOv5;目标检测;电力安全;变电站;计算机视觉;神经网络

中图分类号: TP391.413

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0110-06

## Detection of power safety tools and instruments based on computer vision

HAN Wenzhi<sup>1</sup>, LI Rui<sup>2</sup>, CHEN Peng<sup>1</sup>, PAN Zhiwei<sup>3</sup>

(1. Anhui Nanrui Jiyuan Power Grid Technology Co., Ltd., Hefei 230088, China;

2. Guodian Nanrui Nanjing Control System Co., Ltd., Nanjing 211000, China;

3. Hangzhou Guangzhuo Electric Power Technology Co., Ltd., Hangzhou 310000, China)

**Abstract:** During the construction and daily safety inspections inside the substation, the safety of workers is crucial. Whether the safety tools and instruments used on site are fully prepared directly affects the safety of personnel's lives. This article proposes a recognition scheme using computer vision and proposes an improved neural network recognition method for safety tools based on YOLOv5, which is used for safety tool detection in power plants. Firstly, a coordinate attention module is added to the original YOLOv5 to enhance the ability to extract small target features. Secondly, it replaces the original feature pyramid network structure with a weighted bidirectional feature pyramid network structure to further enhance the feature extraction capability. The experimental results show that the improved algorithm improves the problem of easy missed and false detection of small targets in the original network, and maintains high recognition accuracy for medium and large targets. It has strong practicality and can also meet the requirements of real-time detection, playing a safety guarantee role in actual construction and operation on site. Through experimental comparison, this method has shown good practical results in real-time detection of safety tools.

**Keywords:** electrical safety tools and instruments; YOLOv5; target detection; power safety; substation; computer vision; neural network

## 0 引言

为了保障电力施工和运维安全,现场操作区域的人员必须准备好电力安全工器具里的相关设备。这些设备通常统一放置在管理柜中,会进行严格的管控。出库后,正确佩戴好安全帽、绝缘手套,放置好安全标志牌、安全梯,绑定好安全绳等措施才能进入作业区域,否则电力操作人员可能会遭遇到电力风险,造成无法预料的损失。

随着智能监控领域的发展,电力安全工器具装备检测技术的不断进步,电力工作人员在工器具出入柜、施工过程中都能得到实时监督,形成对工器具的严格管理以及工作人员的安全保障。而电力环境复杂多变,现有的电力工

器具检测模型也出现了较多问题,如离监控摄像头距离较远,采集目标对象样本数量较少等情况,导致检测精度低,模型推理耗时较长,不利于实时报警反馈等,给电力现场的管控带来了不小的困扰。



图1 工器具管理柜

本文重点关注安全帽、绝缘手套、绝缘梯、安全标志牌、安全围栏、安全绳等在日常施工、巡检过程中高频涉及

\* 基金项目: 国网陕西省电力科学基金项目(JYDW-230960)

收稿日期: 2024-04-28

的工器具。现有一些场景已经开始探索基于机器视觉去检测电气设备或者着装,比如文献[1]提及的安全帽佩戴与否的检测,文献[2]提及的人员着装规范检测,文献[3]提及的基于肤色先验信息去检测、定位安全帽和人的头部区域,文献[4]基于YOLOv3并加以改进去识别目标物体,文献[5]基于工业界运用较多的YOLOv5加以改进,提升电力作业场景装备的检测。本文提出一种基于YOLOv5的改进型目标检测算法,在原先YOLOv5的模型结构中,加入坐标注意力模块提升对小尺寸目标的特征提取能力;然后引入加权双向特征的金字塔网络结构,来替换原YOLOv5结构中的特征金字塔网络结构,这样可以提升对目标特征提取的提取能力。实验证明,改进后的网络模型精

度良好、速度时效性强,满足实际的现场落地应用需求。

## 1 相关研究状况

工业界对于实时性要求高、精度要求准的目标检测算法,通常使用YOLO系列,自从YOLOv1横空出世以后,在此基础上的研究工作方兴未艾,从YOLOv2<sup>[6]</sup>、YOLOv3<sup>[7]</sup>、YOLOv4<sup>[8]</sup>到如今的YOLOv8<sup>[9]</sup>等系列算法。其中YOLOv5<sup>[10]</sup>相比其他版本的模型,在速度和精度方面达到了一个较好的平衡,广泛在工业界应用。本文使用的基准模型为:YOLOv5s v6.2<sup>[11]</sup>;其主要由输入端(input)、主干网络(backbone)、颈部网络(neck)、预测端(Head)四个部分构成:对应的网络结构如下图2所示。

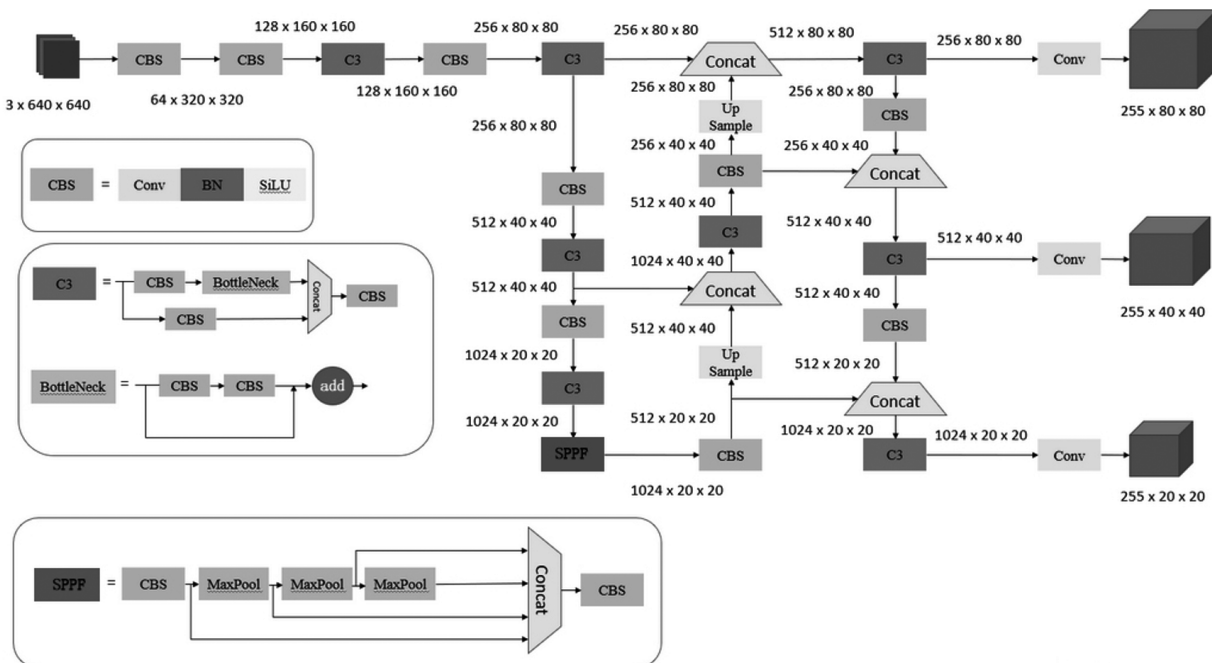


图2 YOLOv5s 6.x 版本的结构图

1) 输入端。使用了 MixUp 数据增强、CutOut 数据增强、CutMix 数据增强、Mosaic 数据增强、Copy paste 数据增强,且使用自适应锚框计算,对输入图片也作了自适应缩放等处理。

2) 主干网络,分2部分,一是 CSP 结构,其核心思想是将输入特征图分为2部分:一部分经过一个小的卷积网络进行处理,另一部分直接进行下一层的处理,然后将两部分特征图拼接起来,作为下一层的输入;二是 Focus 结构,不过从 v6.0 版本开始就舍弃了该结构,这样产生的参数更少,识别效果也会提升。

3) 颈部网络。使用了 SPP 模块和 PAN 模块,但是在 PAN 模块进行融合后,可以将 YOLOv4 中使用的 CBL 模块替换成借鉴 CSPnet 设计的 CSP\_v5 结构,进而加强网络特征融合的能力。

4) 预测端。综合使用了正负样本处理、损失计算等处理方式。

## 2 改进的检测识别算法

YOLOv5 是一种在工业界广泛应用的算法,相比其它的检测算法比如 Faster-RCNN<sup>[12]</sup>、SSD<sup>[13]</sup>、EfficientNet<sup>[14]</sup>、钱志杰等提出的电力安全工器具的管理系统<sup>[15]</sup>、韩路等提出的多重验证系统<sup>[16]</sup>等有了不少的改进,在精度和速度方面,更为平衡。但对于一些较小目标的检测任务,使用 YOLOv5 的网络模型,经常发生漏检;此外,因为网络中含有下采样操作,在信息传输过程中,容易丢失目标特征信息,导致梯度消失等不应该发生的情况出现。

针对以上出现的问题,本文提出的改进版 YOLOv5 算法去检测电力安全工器具,其主要改进点如下。

1) 添加 EIou 到 YOLOv5 的 box\_iou 中,帮助模型学习更精准检测和定位目标物体,提高检测的精度。

2) 引入 Coordinate Attention(CA)模块,可以提升小尺寸的识别目标或者较远监控距离下安全工器具的检测效果。

3) 添加 BiFPN 结构到 YOLOv5 中,能够增强网络提

取识别目标特征的能力。

### 2.1 损失函数的改进

损失函数主要用来衡量预测框和真实框之间的差异,根据两者的差异来调整和更新模型的参数,有助于模型去定位我们感兴趣的目标物体,从而提升识别精度。YOLOv5 原先采用 CIoU 损失函数,能增加检测框尺度的 loss,增加长和宽的 loss,但是也会模糊纵横比的相对值,且没有深入考虑样本的平衡性问题。基于 CIoU 的惩罚项,通过在网络中添加 EIoU,并分解纵向和横向比的影响因子,挨个对应去计算检测的目标框、锚框的信息(宽度和高度)。而新添加的 EIoU 损失函数包含三部分:重叠的损失、中心距离的损失、宽高的损失。前两部分和 CIoU 中定义的方法完全一致,但是 CIoU 中宽高损失的变化,可以让 target box 与 anchor box 的宽度和高度之差达到最小,最终能加速模型训练的收敛速度。其对应的损失函数计算公式为

$$L_{EIoU} = L_{IoU} + L_{dist} + L_{asp} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{C_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{C_h^2} \quad (1)$$

实际进行检测应用时,如图 3 所示小且细的黑框为真实的标签对象,大且粗的黑框虽然识别到目标,但是位置并不精准,有明显的误差,因此提出的 EIoU\_loss 来改进原本损失函数引起的误差。



大且粗的黑框为预测位置,小且细的黑框为真实位置

图 3 CIoU loss 引起的预测位置和真实位置的差异

### 2.2 CA 注意力机制的引入

在主干网络中引入了 CA,即坐标注意力机制模块,其在水平方向和垂直方向上进行最大化池化操作,将提取压缩的信息进行变换和编码后,再通过空间通道信息的方式,在通道上进行加权融合。坐标注意力机制模块架构如图 4 所示。

引入注意力机制模块(CA),可以让网络更加关注待检测目标,提高检测的效果,其基于准确的位置先验信息,对各个不同层之间的 channel relations、long time dependence,进行统一的 encode,具体操作分为两个步骤,分别为 Coordinate

info 嵌入和 Coordinate Attention 生成。

1) Coordinate info 的嵌入:即对于输入图像  $X$ ,假设其高度和宽度分别为  $H, W$ ;首先使用  $(H, 1)$  或  $(1, W)$  尺寸的 pooling kernel,分别沿着水平坐标、垂直坐标两个方向,分别对图像的每个通道进行 encode。高度为  $h$  的图像,其第  $c$  通道的输出为

$$Z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i < w} x_c(h, i) \quad (2)$$

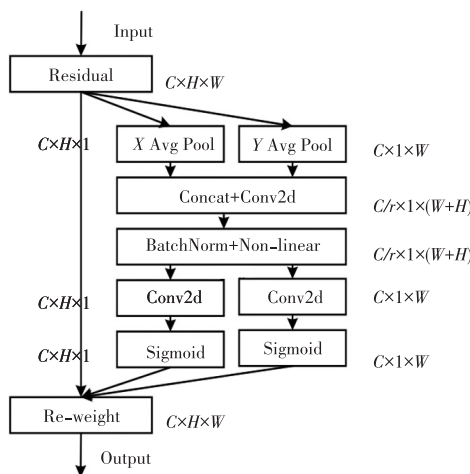


图 4 坐标注意力模块

以此类推,宽度为  $w$  的图像,第  $c$  通道的输出为

$$Z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j < h} x_c(j, w) \quad (3)$$

上面两个沿横向、纵向两个不同方向进行的特征聚合分析过程,能得到一对感知方向的特征图,这完全不同于通道注意力方法产生的单一特征向量,而且,两种转换也允许注意力模块,去获取沿着一个空间方向的长期依赖关系,以及保留沿着另一个间方向的准确位置信息,这有利于算法后续更准确定位要检测的目标。

2) Coordinate Attention 的生成:可以充分利用捕获到的位置信息,使感兴趣的区域能够被准确地捕获,还能够有效地捕捉通道间的关系。

通过信息嵌入的变换后,该部分将上面的变换进行 concatenate 操作,然后使用卷积变换函数对其进行变换操作,即

$$f = \sigma(F_1([z^h, z^w])) \quad (4)$$

$$g^h = \sigma(F_h(f^h)) \quad (5)$$

$$g^w = \sigma(F_w(f^w)) \quad (6)$$

而 Coordinate Attention Block 的输出  $Y$  则可以写成计算公式

$$y_c(i, j) = x_c(i, j) \times g_c^h(i) \times g_c^w(j) \quad (7)$$

### 2.3 BiFPN 的引入

引入 Bidirectional Feature Pyramid Network 加权双向(自顶向下+自低向上)特征金字塔网络,其机构如图 5 所示。

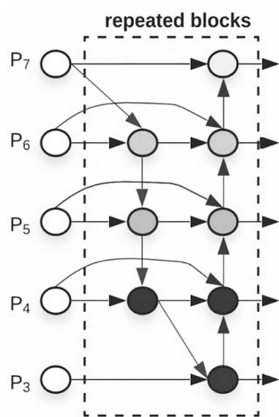


图5 BiFPN 结构图

图5中,箭头从上向下的流程通路,在网络中传递的是更高层目标特征的语义信息,箭头从底向上的流程通路,在网络中传递的是低层目标特征的位置关键信息,箭头从左到右的区域是同一层在输入节点和输入节点间新加的一条边。

最初,网络通过从骨干网络(通常是 ResNet 等卷积神经网络)的多个层中提取特征来生成特征金字塔,与传统 FPN 不同,BiFPN 在特征金字塔相邻级别之间引入了双向连接。这意味着信息可以从更高级别的特征流向更低级别的特征(自顶向下路径),也可以从更低级别的特征流向更高级别的特征(自底向上路径),双向连接允许在两个方向上整合来自特征金字塔不同级别的信息。这种整合有助于有效地捕获多尺度特征。BiFPN 采用加权特征融合机制,将不同级别的特征进行组合。融合的权重在训练过程中学习,确保了最佳的特征整合。

BiFPN 中的双向连接有助于更好地在不同尺度上捕获特征表示,提高了网络处理不同尺寸和复杂度对象的能力。这在目标检测任务中尤为重要,因为图像中的对象大小可能差异显著。

### 3 实验对比

#### 3.1 实验环境和数据集

实验使用的显卡是 Nvidia RTX 2080Ti GPU,使用 Pytorch 深度学习框架,服务器运行内存为 16 G。

使用的训练、测试数据全部来源于各个不同等级变电站的施工场景。从电力安全性角度、使用的频次等 2 个角度,重点关注绝缘手套、安全帽、绝缘梯、安全标志牌、安全围栏、安全绳等 6 种类型的工具的检测,收集的图片数据,按照 4:1 的比例划分训练、验证集。下列表 1 列举了各种类型的数据数量。

表 1 各类工具类别和数据量

电力工具类型	图片数据量/个数
绝缘手套	1 000
全帽	996
绝缘梯	990
安全标志牌	1 004
安全围栏	1 009
安全绳	1 003

#### 3.2 实验评价指标

评价目标检测算法的优劣,最常见的评级指标有 Average Precision(AP)和 mean Average Precision(mAP)。AP 用来评估模型预测的所属类别、预测框的信息(图像中位置、框的宽度、高度)准确与否,AP 用来计算所属的每种类别的预测框和真实框(提前标注好)的 IoU 大小(介于 0-1 之间),去判断检测框是否准确定位到了目标类型的位置,另外,精确度、召回率这两个指标,评估预测框的类别是否分类准确。而 mAP 则是对所有类型对象作分析,来求平均的 AP 值。

#### 3.3 与现有检测方法的对比

从表 2 可以看出,改进后的模型 mAP 值相比改进前有明显的提高,尤其对于安全手套、安全绳这 2 种出现频次高、在实际电力施工场景下,对应目标偏小、识别不太清晰的情况下,均有较大幅度的精度提升。此外,表 3 可以看出,虽然模型的体积略有变大,但是整个模型推理速度依然没有明显降低,满足实际落地应用的实时性要求。

表 2 算法改进前后的 mAP 对比

电力工具类型	改进前的 YOLOv5 mAP	改进后的 YOLOv5 mAP
绝缘手套	86.41	93.20
安全帽	94.75	97.24
绝缘梯	95.19	98.01
安全标志牌	96.23	97.82
安全围栏	97.44	98.32
安全绳	84.32	92.41

表 3 算法改进前后的性能对比

使用的网络模型	参数量/个	模型大小/MB	速度/(帧/S)
基准 YOLOv5	4 179 469	13.7M	68
改进后的 YOLOv5	4 373 970	14.8M	54

图 6 可以看出,算法改进后,原本只露出部分的安全帽,识别精度由 0.739 提升到 0.777,细长类型的安全绳,精度由 0.63 提高到 0.755,且识别位置更准确:算法改进前只能识别露出在外侧背景是蓝天的部分,算法改进后能将背景复杂带有细长安全带的部分也识别出来,可见改进后的算法对细长、尺寸较小以及背景较复杂的目标,有着良好的识别效果。

图 7 可以看出,算法改进后对安全手套、安全梯都有着较高的识别精度。特别是右手的安全手套,因为光线、角度的问题,原图的安全手套只有一个阴影轮廓且和人的臂膀基本融为一体,算法改进后,精度提升了将近 20%;对安全梯的检测,识别出的位置也更精准,比改进前多识别出跟草地相连的部分。

图 8 可以看出,算法改进后,原本操作员头顶只露出一大块的安全帽,识别精度由 0.901 提升到 0.938,细长且有部分固定在操作员腰间的安全绳,精度由 0.865 提高 0.899,且识别位置更大更准确:算法改进前只能识出主要的安全绳区域,算法改进后能将背景复杂、固定在操作员腰间细长的安全带包含也识别出来,可见改进后的算法对细长、不规则的目标,有着良好的识别效果。



图 6 对安全绳和安全帽的识别效果对比



图 7 对安全手套和安全梯的识别效果对比



图 8 对安全帽、安全绳的识别效果对比

#### 4 结束语

针对变电站中电力工作人员所使用的安全工器具的检测算法检测效果较差、识别精度较低的问题,提出了一种针对性改进型的 YOLOv5 算法,通过修改 IoU、引入 BiFPN 结构、引入 CA 模块来提高目标检测的精准度,尤其是对小目标和背景复杂目标的检测,较其他常见的算法有了更大的提升。引入的 BiF-PN 结构有助于目标的特征提取,引入的 CA 模块能让网络模型更好地注意到尺寸较小的目标,修改 IoU 有助于参数的迭代与更新,最终提高了安全工器具各种类型的检测能力。对比实验结果表明,改进后的 YOLOv5 网络模型既满足实时检测,最终的精准度也符合实际的应用落地要求,基于计算机视觉的实时检测方案,也有利于工器具管理柜的出入库管理,相比其他方案成本更低、监控也更为便捷。

#### 参考文献

[1] 邹祥波, 饶睦敏, 秦士伟, 等. 电厂环境下作业人员安全帽佩戴检测研究[J]. 计算机仿真, 2022, 39(10):265-271.  
 [2] 刘欣宜, 张宝峰, 符焯, 等. 基于深度学习的污染场地作业人员着装规范性检测[J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16(7):169-175.  
 [3] 刘晓慧, 叶西宁. 肤色检测和 Hu 矩在安全帽识别中的应用

[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2014, 40(3):365-370.  
 [4] 王战涛, 张策, 王晓田. 基于 YOLOV3 的改进目标检测识别算法[J]. 上海航天(中英文), 2021, 38(6):60-70.  
 [5] 基于改进 YOLOV5 算法的电力工人作业安全关键装备检测[J]. 湖北民族大学学报(自然科学版), 2022, 40(3):320-327.  
 [6] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Hawaii: IEEE, 2017:6517-6525.  
 [7] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [J/OL]. arxiv, 2018;1-6(2018-11-02) [2021-04-08]. <https://arxiv.org/pdf/1804.02767.pdf>.  
 [8] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. arxiv 2020; 1-17 (2020-04-23) [2021-03-02]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.  
 [9] Ultralytics. Ultralytics: YOLOv8 repository [EB/OL]. (2023-08-03) [2023-10-27]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.  
 [10] Ultralytics. YOLOv5;v7. 0 [EB/OL]. (2022-11-05) [2023-10-27]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.  
 [11] Ultralytics. YOLOv5;v6. 2 [EB/OL]. (2022-02-22) [2023-10-27]. <https://github.com/ultralytics/yolov5/tree/v6.2>.  
 [12] RENS, HE K, GIRSHICKR, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis&Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.

(下转第 150 页)