

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.05.027

## 基于人体关节点和点云配准的人员近电作业安全 距离监测方法

吴清华<sup>1</sup>, 郭建龙<sup>1</sup>, 熊山<sup>1</sup>, 周青云<sup>1</sup>, 夏爽<sup>1</sup>, 王磊<sup>2</sup>

(1. 广东电网有限责任公司培训与评价中心, 广州 510520; 2. 武汉新电电气股份有限公司, 武汉 430073)

**摘要:** 受电力作业场景环境复杂且作业人员易被遮挡等因素的影响, 基于目标检测与定位的距离检测方法难以满足防触电安全距离监测的实际需求。因此, 文中提出了一种基于人体关节点和点云配准的人员近电作业安全距离监测方法。该方法首先针对 AlphaPose 中两阶段目标检测方法速度慢、姿态参数确定效率低及泛化性差的问题, 采用 YOLOv8 替换原有人员目标检测模块, 并提出参数姿态非极大值抑制方法来进行姿态参数的快速确定, 进而采用改进后的人体姿态估计网络对输入图像进行作业人员快速目标检测和人体姿态估计, 得到作业人员目标检测框及关节点位置信息; 然后将作业人员关节点数据与作业场景点云数据进行配准融合获取含有作业人员空间位置信息的点云; 最后利用作业人员关节点与带电设备的空间位置信息计算安全距离, 实现作业人员近电作业安全距离的实时监测与预警。测试结果表明, 文中所提出的基于 YOLOv8-s 和改进 AlphaPose 的人体姿态估计方法的精度、速度分别达到 87.03%、22.88 FPS。应用案例表明, 文中方法对作业人员进行近电作业安全距离监测最大误差仅为 88.70 mm 且平均推理时间为 61.20 ms, 满足电力作业过程人员触电安全风险管控的实际要求。文中方法可广泛应用于电力作业或其他场景人员作业过程安全监测等领域。

**关键词:** 人体关节点; 人体姿态估计; 点云配准; 近电作业; 安全距离监测; YOLOv8

### Safety Distance Monitoring Method for Personnel Live Working Based on Human Joint Point and Point Cloud Registration

WU Qinghua<sup>1</sup>, GUO Jianlong<sup>1</sup>, XIONG Shan<sup>1</sup>, ZHOU Qingyun<sup>1</sup>, XIA Shuang<sup>1</sup>, WANG Lei<sup>2</sup>

(1. Guangdong Power Grid Training and Evaluation Center, Guangzhou 510520, China; 2. Wuhan Xindian Electrical Co., Ltd., Wuhan 430073, China)

**Abstract:** The distance detection methods based on object detection and localization are hard to meet the practical requirements of anti-electric shock safety distance monitoring due to the factors such as the complex environment of power operation scenarios and the fact that workers are easily obstructed. Therefore, a safety distance monitoring method for human anti-electric shock based on human joint point and point cloud registration is proposed in this paper. As for such issues as low speed, low efficiency of pose parameter determination and weak generalization of the two-stage object detection method in AlphaPose, in this method the YOLOv8 is adopted to replace the original human detection module, and a parametric pose non-maximum suppression method is proposed to rapidly determine pose parameters. Furthermore, an improved human pose estimation network is used to perform fast worker detection and human pose estimation in the input image, thereby obtaining the worker's detection bounding box and joint point position information. Then, the data of human joints and scene point cloud are fused to obtain the point cloud

收稿日期:2025-11-26; 修回日期:2026-01-10

基金项目:南方电网公司科技项目资助(038700KK52190007)。

Project Supported by Science and Technology Project of China Southern Power Grid Company Limited(038700KK52190007).

containing the spatial location information of workers. Finally, the safe distance is calculated by using the spatial location information of the human joints and the live equipment to achieve the real-time monitoring and early warning of operator's safe distance. The test results show that the accuracy and speed of the human pose estimation method proposed based on YOLOv8-s and improved AlphaPose are up to 87.03% and 22.88 FPS respectively. The application cases show that the method proposed in this paper achieves a maximum error of only 88.70 mm and an average inference time of 61.20 ms for monitoring the safe distance of personnel working near electricity, meeting the practical requirements for managing the risk of electric shock to personnel during power operations.

**Key words:** human joints; human pose estimation; point cloud registration; live working; safe distance monitoring; YOLOv8

## 0 引言

电力作业现场带电设备周边存在着强电、磁场、暂态电击、稳态电击以及静电感应等安全因素影响<sup>[1-2]</sup>。因此,如何有效地监测作业人员与带电设备之间的安全距离是人员防触电和安全管控领域关注的热点和焦点之一。

空间人员近电作业安全距离检测的关键在于准确地获取作业人员空间位置信息,随着深度学习技术在目标检测任务中的优异表现<sup>[3-8]</sup>,国内外学者陆续将其拓展应用到三维空间<sup>[9-13]</sup>。如CHARLES提出了PointNet使用分类网络与分割网络的组合直接对点云进行分类识别以及点云分割获取目标的三维空间位置信息<sup>[9]</sup>,该方法基于点云特征学习的方法需要大量的标签数据进行训练,其标注成本高、运行速度慢且检测精度难以达到实际应用要求。文[14]在三维模版匹配的基础上,先利用PicoDet<sup>[15]</sup>目标检测模型来缩小点云搜索范围,加快匹配速度,但该方法难以应用于外观复杂、动态目标的检测;文[16]采用目标检测方法结合深度信息获取目标边缘点云,极大地提高了三维目标检测的速度,但基于目标检测方法所提取出的目标框会随着作业人员的四肢伸展导致检测框大小不同且中心偏离,难以准确定位人体位置并影响计算精度和速度;文[17]提出了一种基于目标识别立体匹配的安全距离监测方法,但该方法在对于空间中两目标实际距离的测量上还是存在较大的误差。文[18]提出一种基于人体姿态估计的近电作业安全距离监测方法,在一定程度上提高了监测精度,但仍难满足电力作业场景人员近电作业安全距离监测的要求;文[19]利用三维点云投影在二维平面上与二维目标的距离相关性以通过二维目标检测实现三维目标的检测定位,但该方法对于多个目标靠近时容易出现目标身份识别错误。

为了提高作业人员与带电设备之间安全距离的监测精度和速度,文中对图像和点云两种模态数据进行融合,提出一种基于人体关节点和点云配准的人员近电作业安全距离监测方法。该方法采用YOLOv8替换标准人体姿态估计网络AlphaPose中的人员目标检测模块,并利用参数姿态非极大值抑制方法进行姿态参数快速确定,改进了人体姿态估计网络,实现了对输入图像中人体姿态的快速估计,获取作业人员目标检测框及关节点位置信息;将作业人员关节点数据与作业场景点云数据进行配准融合获取含有作业人员空间位置信息的点云,进而通过对作业人员关节点与带电设备的安全距离的计算和判断,实现了作业人员防触电安全距离的实时监测与预警。

## 1 基于人体关节点与点云配准的人员近电作业安全距离监测原理

为克服电力作业场景作业环境复杂、设备种类繁多及作业人员被遮挡等因素下,难以精准监测作业人员与带电设备之间安全距离的难题,文中采用图像和点云两种模态数据作为输入,提出一种基于人体关节点和三维点云配准的人员近电作业安全距离监测方法。该方法首先采用轻量级多尺度目标检测网络YOLOv8-s对图像中多尺度作业人员进行快速目标检测,并利用文中改进的AlphaPose人体姿态估计网络对含有作业人员的图像进行人体关节点识别;然后将作业人员关节点数据和作业场景三维点云配准融合得到作业人员关节点空间位置信息;最后提出一种作业人员关节点与带电设备的空间安全距离计算和判断方法,实时准确地预测作业人员是否会发生触电危险。基于人体关节点与三维点云配准的近电作业安全距离监测原理见图1。

由图1可见,近电作业安全距离监测具体步骤如下。

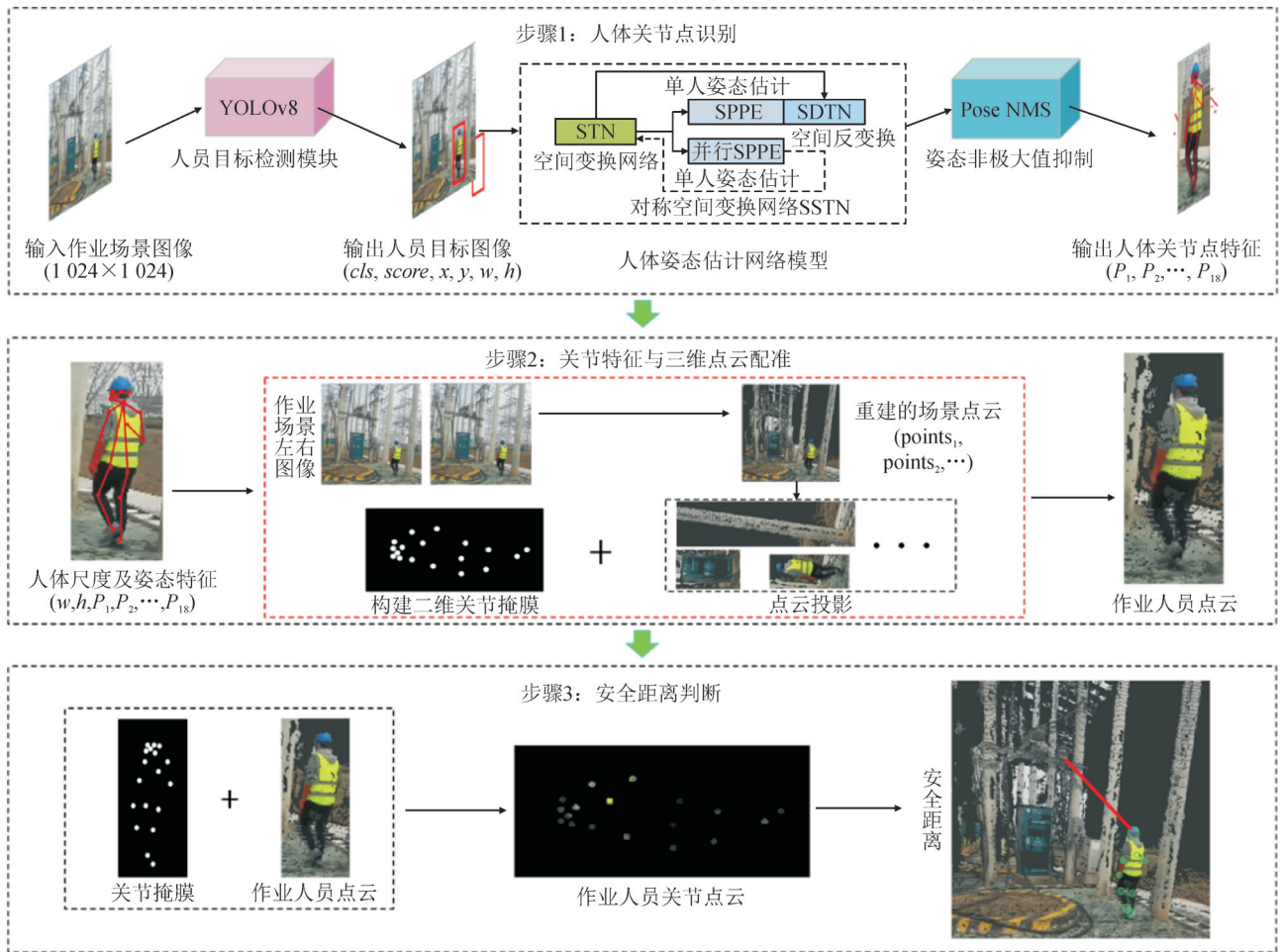


图1 基于人体关节和点云配准的人员近电作业安全距离监测原理

Fig. 1 The principle of personnel safety distance monitoring based on human joint point and point cloud registration

步骤 1: 采用轻量级多尺度目标检测网络 YOLOv8-s 对输入图像  $img_{w_0 \times h_0}^{in}$  进行快速目标检测, 得到含有作业人员的输出图像  $img_{w_1 \times h_1}^{out1}$  (其包含目标类别及位置信息, 下同), 在此基础上, 文中设计一种改进 AlphaPose 人体姿态估计网络对含有作业人员的图像  $img_{w_1 \times h_1}^{out1}$  进行人体关节点预测, 得到作业人员关节点数据  $(P_1, P_2, \dots, P_{18})$ 。

步骤 2: 基于双目相机成像和 DBSACN 聚类算法, 对含有作业人员的输出图像  $img_{w_1 \times h_1}^{out1}$  进行三维重建, 得到包含作业人员及其周围环境的多个点云簇  $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ ; 并提出一种利用尺度信息  $w_1 \times h_1$  与关节点数据  $(P_1, P_2, \dots, P_{18})$  构建人体关节掩膜的方法在二维图像空间构建人体关节掩膜  $S$ , 通过掩膜  $S$  与点云簇  $P$  进行融合配准确定对应作业人员的那一簇点云  $P_c$ 。

步骤 3: 采用作业人员关节与带电设备安全距离计算及判断方法, 在掩膜  $S$  的基础上, 取人体最突出的外部关节点(距离带电体最近的关节点)掩膜  $S'$  对作业人员点云  $P_c$  进行分割, 得到作业人员易触电

的 9 处关节的点云  $P'_c = \{P'_{c1}, P'_{c2}, P'_{c3}, P'_{c4}, P'_{c5}, P'_{c6}, P'_{c7}, P'_{c8}, P'_{c9}\}$ , 然后依次计算各处关节点云与带电设备点云之间的空间距离, 判断作业人员是否有触电危险。

## 2 电力作业场景人体姿态估计网络

电力作业场景下<sup>[20-27]</sup>, 智能人员安全预警系统对作业人员姿态估计的实时性和准确性提出了双重要求。因此, 文中提出一种改进 AlphaPose 的实时人体姿态估计网络。改进人体姿态估计网络见图 2。该网络首先采用轻量级多尺度目标检测网络 YOLOv8 替换 AlphaPose<sup>[28]</sup> 中的目标检测模块 Faster R-CNN 来提取输入图像中人体目标检测框 (bounding box); 然后将其输入由对称空间变换网络 (symmetric spatial transformer network, SSTN) 和单人姿态估计网络 (single-person pose estimator, SPPE) 组成的人体姿态估计模块进行人体关节点生成; 最后使用参数化姿态非极大值抑制 Pose NMS 进行精确定位, 从而获得人体姿态估计结果。

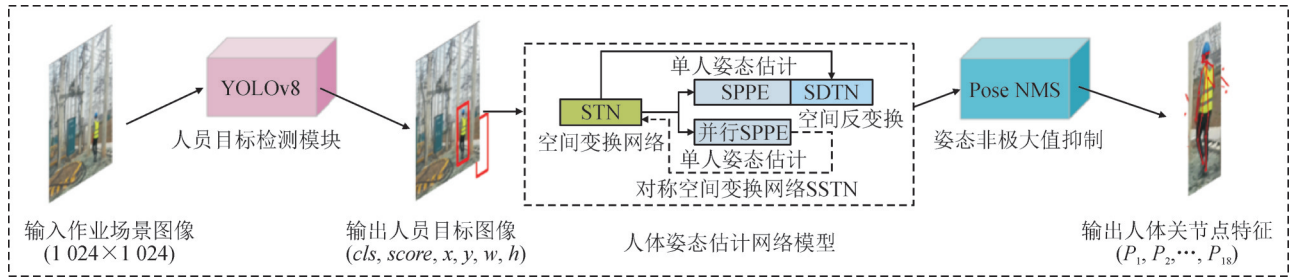


图2 改进人体姿态估计网络

Fig. 2 Improved human pose estimation network

### 2.1 人员目标检测模块

以 AlphaPose 为代表的自顶向下的人体姿态估计框架,因其检测精度高而被广泛应用于学术界和产业界。但是自顶向下的人体姿态估计框架中的目标检测模块耗时长,如 AlphaPose 中采用两阶段目标检测网络 Faster-RCNN 作为人员检测模块进行人员目标提取时,由于计算资源消耗过高,导致整体预测速度慢,无法满足人员姿态估计实时性要求。

随着以 YOLO 系列为代表的单阶段目标检测网络的迅速发展,目前速度最快、精度最高的 YOLOv8 轻量级目标检测网络在 GPU 的目标检测速度可达 30 ms 以内。因此,文中采用 YOLOv8 轻量级目标检测网络替换 AlphaPose 原有的两阶段目标检测网络 Faster-RCNN 来进行人员目标提取,这一改进将极大地提高人员目标检测的精度和速度。

### 2.2 对称空间变换网络

在人体姿态估计过程中,为减小由不完整或遮挡人体目标检测框造成的误差,文中引入对称空间变换模块 SSTN 和平行单人姿态估计网络 SPPE,其中 SSTN 由空间变化网络 (spatial transformer network, STN) 和空间反变换网络 (spatial de-transformer network, SDTN) 两部分组成。

1)STN 空间变换网络。STN 空间变换网络将输入人体目标检测框调整至图像中心位置,即图像居中功能。具体 2D 仿射变换为

$$\begin{bmatrix} x_i^s \\ y_i^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 & \theta_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i^t \\ y_i^t \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)中:  $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、 $\theta_3$  分别为变换矩阵  $\theta$  的 3 组旋转向量;  $[x_i^s, y_i^s]^T$ 、 $[x_i^t, y_i^t]^T$  分别为变换前后的坐标。

2)SDTN 空间反变换网络。经过 STN 变换后的图像输入到 SPPE 网络预测人体姿态,此时的人体关节坐标无法直接输出,需要经过 SDTN 空间反变换网络将其映射回原始图像中再进行输出,具体反变换为

$$\begin{bmatrix} x_i^t \\ y_i^t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_1 & \gamma_2 & \gamma_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i^s \\ y_i^s \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

SDTN 和 STN 互为逆变换,即变换矩阵  $\theta$  和反变换矩阵  $\gamma$  互逆,因此可以得到关系式:

$$\begin{bmatrix} \gamma_1 & \gamma_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 \end{bmatrix}^{-1} \quad (3)$$

$$\gamma_3 = (-1) \times \begin{bmatrix} \gamma_1 & \gamma_2 \end{bmatrix} \cdot \theta_3 \quad (4)$$

为了提高人体姿态估计的精度和稳定性,在模型训练过程中引入并行 SPPE 模块,与原 SPPE 模块有所不同,其仅共享 STN 的输出不对变换、检测后的结果进行反变换操作。该分支先将输入的标签图像设定为居中,再将并行 SPPE 的输出直接与位于中心的真实姿态标签进行对比,并冻结并行 SPPE 的所有层使得权值保持不变,其目的是将位于中心的姿态误差反向传播到 STN 网络中,若不在中心,则返回较大的误差,从而优化 STN 网络参数,使得 STN 提取更准确的人体目标边界框。

### 2.3 参数姿态非极大值抑制

AlphaPose 采用手动设定姿态距离参数和阈值的方式,其参数确定效率低且泛化性能较差,因此,文中采用参数姿态非极大值抑制方法,即以数据驱动的方式来确定姿态距离参数和阈值,只需要采用训练过程中所确定的参数即可,可极大地提高参数确定的效率、姿态估计的精度以及泛化能力。

在每个单人姿态估计中,不可避免的会生成冗余的人体姿态结果,因此需要对姿态进行非极大值抑制处理,而传统的非极大值抑制方法效率低、精度差,文中采用一种新的非极大值抑制算法,对人体姿态进行快速、准确筛选。定义  $m$  个关节的姿态  $P_i$  为  $P_i = \{(pos_i^1, c_i^1), \dots, (pos_i^m, c_i^m)\}_i$ , 其中  $pos_i^j$  为第  $j$  个关节的位置坐标,  $c_i^j$  为第  $j$  个关节的置信度。具体处理流程如下,即

1)阈值设定。首先定义第  $i$  个姿态  $P_i$  和第  $j$  个姿态  $P_j$  的姿态相似度为  $d(P_i, P_j | \Lambda)$ , 其中  $\Lambda$  为函数  $d$  的参数,然后设定阈值  $\eta$ , 其判定准则为

$$f(P_i, P_j | \Lambda) = 1 [d(P_i, P_j | \Lambda, \lambda) \leq \eta] \quad (5)$$

式(5)中, 相似度  $d \leq \eta$ , 则输出  $f$  为 1, 即表明姿态  $P_i$  与参考姿态  $P_j$  冗余, 因此姿态  $P_j$  应当被去除。

2) 姿态距离。给定距离函数  $d_{\text{pos}}(P_i, P_j)$ , 假设  $P_i$  的矩形框是  $B_i$ , 定义软匹配函数为

$$K_{\text{sim}}(P_i, P_j | \sigma_1) = \begin{cases} \sum_n \tanh \frac{c_i^n}{\sigma_1} \cdot \tanh \frac{c_j^n}{\sigma_1} & k_j^n \in B(k_i^n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中:  $B(k_i^n)$  为以  $k_i^n$  为中心的矩形框,  $B(k_i^n)$  的每个维度是原始  $B_i$  的 1/10;  $\tanh$  函数为过滤低置信度的姿态; 当两个关节点都具有较高置信度时,  $K_{\text{sim}}$  输出为 1。

另外, 还考虑空间距离信息, 即

$$D_{\text{sim}}(P_i, P_j | \sigma_2) = \sum_n \exp[-(k_i^n - k_j^n)^2 / \sigma_2] \quad (7)$$

综合式(6)、(7), 最终姿态距离公式为

$$d(P_i, P_j | \Lambda) = K_{\text{sim}}(P_i, P_j | \sigma_1) + \lambda \cdot D_{\text{sim}}(P_i, P_j | \sigma_2) \quad (8)$$

式(8)中:  $\lambda$  是平衡  $K_{\text{sim}}$  和  $D_{\text{sim}}$  的权值; 参数  $\Lambda = \{\sigma_1, \sigma_2, \lambda\}$ 。

相比过去手动设定姿态距离参数和阈值, 文中方法中的参数可通过数据驱动的方式来确定, 并在测试中使用训练中所确定的参数即可, 可有效提高推理端的效率。

### 3 基于人体关节点与点云配准的人员近电作业安全距离检测方法

针对电力作业场景下作业人员近电作业安全距离监测速度慢、精度低的问题, 文中提出了一种基于人体关节点与点云配准的人员近电作业安全距离检测方法见图3。由图3可知, 该方法首先采用双目相机采集作业场景和作业人员双目图像(左右目图像), 利用双目视觉成像原理, 对作业场景和作业人员进行三维重建, 得到作业场景和作业人员的三维点云数据; 然后对相机左目(主目)图像进行人体姿态估计, 得到含有人体关节点的二维图像数据并与作业人员的三维点云数据进行配准, 获得作业人员关节点的空间位置信息; 基于人员关节点和作业场景的空间位置信息, 即可计算人员近电作业安全距离, 实时监测作业人员与带电设备之间的安全距离及预警。

#### 3.1 人体三维点云配准

为了获取作业人员在作业场景中的三维空间位置信息, 文中首先基于双目视觉成像原理对作业

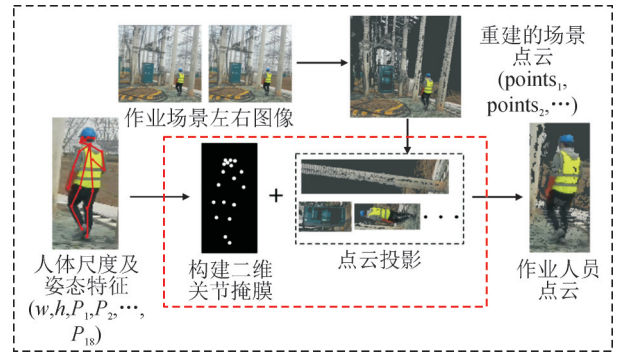


图3 文中方法示意图

Fig. 3 Diagram of the method in this paper

场景进行三维重建, 然后使用姿态估计获取的人体关节特征构建掩膜与点云进行配准, 实现电力作业场景中作业人员点云的快速精准获取。

1) 作业场景三维重建。基于双目相机成像原理, 可以由下式计算得到图像所有像素所对应的深度值  $z$

$$z = \frac{f \cdot b}{d_0} \quad (9)$$

式(9)中:  $f$ 、 $b$  分别为相机的焦距、左右两相机的距离, 这是设备的固定参数;  $d_0$  为双目相机成像时左右两幅图像的视差, 可以由拍摄的左右两图像计算得到。

在获取了图像的深度信息  $z$  之后, 通过相机标定原理, 对于左图像可以将其转化为以左相机中心的相机坐标系中的三维点云

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (10)$$

式(10)中:  $u$ 、 $v$  为图像中像素在像素坐标系中的坐标(即以图像左上角像素为原点);  $f_x$ 、 $f_y$  分别为在  $X$  轴和  $Y$  轴上单个像素对应真实世界的长度;  $u_0$ 、 $v_0$  为图像中心像素的像素坐标。

三维空间中任意两个坐标系都可以通过旋转平移进行转化, 对深度相机获取的点云经过旋转平移可以与带电设备点云处于同一个世界坐标系

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = [\mathbf{R} \quad \mathbf{T}] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式(11)中,  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{T}$  分别为旋转矩阵和平移矩阵。

为了减少点云配准时计算数量, 提高监测效率, 在点云重建时只对目标检测框范围内的点云进行重建, 并对点云使用邻域滤波算法和 DBSCAN 聚类算法消除噪声和远小于正常尺寸的点云目标, 如绳梯、电线等, 可以得到相应的点云簇。当然为

为了保证目标点云的完整性,点云重建范围在原有以 $(x-0.5w, y-0.5h)$ 左上角和 $(x+0.5w, y+0.5h)$ 为右下角的目标检测框扩充为以 $[\max(0, x-0.6w), \max(0, y-0.6h)]$ 为左上角端点,以 $[\min(W, x+0.6w), \min(H, y+0.6h)]$ 为右下角端点的矩形区域,其中 $W, H$ 为整张图像像素的长宽。

2)基于人体关节特征的点云配准算法。在检测到人体关节特征和重建作业场景点云簇之后,就需要通过对人体关节特征进行配准获取作业人员对应的点云簇用于计算安全距离。单纯的目标检测会由于人体运动的不同姿态导致目标检测结果产生偏离,于是本文通过利用目标检测和姿态识别获取的目标尺寸及关节特征信息在二维图像平面构建关节掩膜,通过与点云在二维平面上的投影进行配准,确定作业人员对应的点云,提高监测精度。

姿态识别的人体关节是一个个像素点,而实际目标的肢体关节在图像上是有一定大小的,其大小与目标在整张图像中的大小尺寸有关也是与人体目标和成像设备的距离相关,因此对于任一关节特征点 $P_i$ 通过目标检测的尺寸 $(w, h)$ ,和图像像素尺寸 $W, H$ 可以以关节 $P_i$ 为圆心构建人体关节在图像上的掩膜

$$\begin{cases} S_i = \{M\} | M - P_i | < k_i \frac{wh}{WH} \\ 0 \leq x_m \leq W \\ 0 \leq y_m \leq H \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中: $|M - P_i|$ 为图像上点 $M$ 和 $P_i$ 在像素上距离; $k_i$ 为第 $i$ 关节对应的掩膜系数。不同关节有不同的掩膜系数,如人体腰胯关节要比手肘关节大,其对应的掩膜系数就更大。每个作业人员所有关节在图像上的掩膜 $S$ 可以表示为

$$S = \cup S_i \quad (13)$$

重建后的作业场景点云 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ ,其中 $C_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示作业场景中各种物体对应的点云。将其投影到二维图像空间得到对应的投影集合 $c = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ ,可表示为 $c_i = g(C_i)$ ,则作业人员目标点云可以用求解得

$$\arg \max_c g(C_i) \cup S \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

### 3.2 基于人体关节的人员近电作业安全距离监测

考虑到电力作业现场触电危险的发生与作业人员的主观动态行为有强相关性,而基于人体结构使得人体的正常运动是存在一个普遍规律的,头部、手腕、手肘、膝盖、脚掌在运动时总是处在身体的外围,其他关节部位处于人身体内侧,因此文中只对手肘、手掌、膝盖、脚掌、头部这7个主要关节进

行安全距离监测,可以在不影响监测精度的情况下提高监测速度。即确定点云 $C_p$ 为作业人员点云后,通过关节掩膜可以获取作业人员关节处对应的点云

$$P = \cup P_i \quad (15)$$

$$P_i = \{p | p \in C_p, f(p) \in S_i\} \quad (16)$$

文中将头部作为一个关节整体,以鼻子对应的特征点为关节特征点。文中通过双目相机在不同距离对5名带电作业人员进行成像通过人工标注计算取平均值,取各关节系数分别为(900、1 400、1 200、1 500、19 00)。

基于作业人员的关节点云 $P$ 和已知的现场场景中带电设备的点云 $P_0$ ,对于点云 $P$ 中任意一点 $p_i$ 的坐标可以表示为 $(x_i, y_i, z_i)$ ,点云 $P_0$ 中任意一点 $p_j$ 的坐标可以表示为 $(x_j, y_j, z_j)$ 可以计算作业人员与带电设备之间的空间距离

$$D = \min_{p_i \in P, p_j \in P_0} \sqrt{\|p_i - p_j\|_2} \quad (17)$$

当 $D$ 小于或等于对应带电设备所规定的安全距离时将作业人员发出异常警报,提醒作业人员规范作业行为,保障作业人员的人身安全。在实际作业中是不需要计算出人体与带电设备的最近距离,只要当某个关节有触电危险时就会触发危险预警,监测时通过依次对各个关节点进行安全距离监测,平均可以减小一半的计算量。

## 4 测试结果及分析

为验证文中所提出的基于人体关节和三维点云配准的人员近电作业安全距离监测方法的实用性和准确性,对文中所提出的电力作业场景的实时人体姿态估计网络进行精度和推理速度测试,并与其他人体姿态估计网络进行了对比测试。在此基础上,文中以电力作业场景为例,对所提出的作业人员近电作业安全距离监测方法进行测试验证。

1)测试环境。AI服务器配置为Intel i-10940X处理器、RTX3090显卡和128 GB内存等;在AI服务器上采用python3.6语言基于PyTorch1.8.0深度学习框架构建了轻量级多尺度目标检测网络和电力作业场景人体姿态估计网络,并使用CUDA10.2和CUDNN8.4配合GPU加速计算;监测设备采用ZED2双目相机。

2)数据集。人体姿态网络对比测试采用公开数据集HumanEva;电力作业场景人员安全距离监测实验数据集构建:使用双目相机(ZED2)采集某变电站检修任务场景,在距离双目相机5、10、15、20 m处

分别采集 100 帧图像,通过双目图像进行三维点云重建,其中左目图像用于人体姿态估计,以高精度激光测距仪测量值作为作业人员与带电体的实际距离。

3)人体姿态估计网络对比测试结果及分析。为验证文中所提出的改进 AlphaPose 人体姿态估计网络的准确性,分别使用 AlphaPose、OpenPose 和改进 AlphaPose 3 种姿态估计模型进行人体姿态估计性能测试,并使用平均精度均值 (mean average precision, *mAP*)和帧率(frames per second, FPS)作为模型的评价指标。测试结果见表 1。由表 1 可知,自顶向下的人体姿态估计框架预测精度远高于自底向上的人体姿态估计框架,文中提出的改进 AlphaPose 方法检测平均精度均值 *mAP* 为 87%,比 AlphaPose 方法高 1.23%,其中,对头部关节点的检测精度高于 AlphaPose 方法 2.3%;对躯干和四肢关节点的检测精度与 AlphaPose 方法接近,两种方法均能很好地满足检测精度要求。

为验证人员目标检测模块对自顶向下的人体姿态估计速度和精度的影响,文中对 AlphaPose 和所设计的改进 AlphaPose 人体姿态估计网络分别采用 SSD、Faster R - CNN、YOLOv5 - s、YOLOX - s、YOLOv8-s 目标检测网络进行检测精度和推理速度

测试。测试结果见表 2。由表 2 可见,文中提出的人体关节点检测方法的检测精度均优于其他方法。SSD、Faster R-CNN 目标检测网络在搭载 RTX2060 显卡的工作站上的推理时间分别为 78.1、142.6 ms,推理速度远慢于 YOLOv5-s、YOLOX-s、YOLOv8-s,其中又以 YOLOv8-s 表现最为优异,推理时间仅为 22.9 ms。另外,文中所设计的改进 AlphaPose 人体姿态估计网络在搭载 RTX2060 显卡的工作站上的推理时间仅为 20.8 ms,优于 AlphaPose 人体姿态估计网络的 29.5 ms。文中所提出的基于 YOLOv8-s 和改进 AlphaPose 的人体姿态估计方法的平均检测精度均值 *mAP*、推理速度分别为 87.03%、22.88 FPS,优于其他检测方法。测试结果表明文中方法能更好地满足电力作业场景下作业人员实时姿态估计的要求。

表 1 不同人体姿态估计网络的精度对比

Table 1 Precision comparison of different human pose estimation networks

人体姿态估计框架		平均检测精度/%			平均检测精度 均值 <i>mAP</i> /%	
		头部	躯干	四肢		
自底而上	OpenPose	78.6	75.4	69.5	74.50	
	AlphaPose	90.2	87.6	79.5	85.77	
自顶向下		文中方法	92.5	89.2	79.4	87.03

表 2 不同目标检测网络+人体姿态估计网络的性能对比

Table 2 Performance comparison of different object detection networks and human pose estimation networks

目标检测方法	姿态估计	平均精度均 值 <i>mAP</i> /%	目标检测时间(RTX2060)/ms	姿态估计时间 (RTX2060)/ms	帧率(RTX2060)/ FPS
SSD	AlphaPose	85.83	78.1	29.5	9.29
	文中方法	87.19		20.8	10.11
Faster R-CNN	AlphaPose	85.91	142.6	29.5	5.81
	文中方法	87.27		20.8	6.12
YOLOv5-s	AlphaPose	85.69	40.7	29.5	14.25
	文中方法	86.95		20.8	16.26
YOLOX-s	AlphaPose	85.64	32.6	29.5	16.10
	文中方法	87.09		20.8	18.73
YOLOv8-s	AlphaPose	85.67	22.9	29.5	19.08
	文中方法	87.03		20.8	22.88

4)电力作业场景人员安全距离监测测试结果及分析。为验证文中所提出的基于人体关节点和点云配准的人员近电作业安全距离监测方法的可行性和实用性,文中以某电力检修任务为例进行了测试验证,结合电力作业现场安全监测实际需求,近电作业安全距离监测精度定为 100 mm,测试结果见表 3。表 3 分别给出了不同成像距离下 100 次安全距离测试中的最大绝对误差和最大相对误差,由表

3 可见,文中方法在 5~15 m 成像范围内,安全距离监测最大绝对误差和最大相对误差分别为 88.7 mm、6.5%,能较好地满足电力作业过程人员近电作业安全距离监测的要求。受所用双目相机成像距离(最大成像距离为 20 m)的限制,在成像距离超过 20 m 时,安全距离测试的最大绝对误差和最大相对误差相对较大,如果采用性能指标较高的双目相机则可进一步提高安全距离的监测精度。由表 3 还可知,

文中方法的平均推理时间为61.20 ms。测试结果表明文中方法能更好地满足电力作业场景人员近电作业安全距离实时准确监测的要求。

表3 基于文中方法的人员近电作业安全距离测试结果

Table 3 Test result of the safety distance between personnel and the live equipment based on the proposed method

成像距离/m	实际距离/mm	监测距离/mm	最大绝对误差/mm	最大相对误差/%	推理时间/ms
5	713	710.0	3.0	0.4	61.2
10	572	587.8	15.8	2.8	
15	1 372	1 460.7	88.7	6.5	
20	980	1 129.9	149.9	15.3	

文中方法在某电力作业现场人员近电作业安全距离监测效果图见图4,其中图4(a<sub>1</sub>)-(a<sub>4</sub>)为基于人

体关节节点定位的结果,首先通过目标检测网络获取作业人员目标框,再利用文中所提出的人体姿态估计方法获取人体关节位置信息;图4(b<sub>1</sub>)-(b<sub>4</sub>)为人体关节定位结果与点云配准后的作业人员的三维点云数据、人体易发生触电风险的9大关节位置点云以及对作业人员与带电设备之间的安全距离的监测结果。由图4可见,文中方法能有效识别复杂电力作业场景中作业人员的关节位置信息,并能够基于关节与点云配准方法准确获取作业人员的空间位置信息,进而根据人体自然行为的运动规律自动识别监测作业人员与带电设备之间的空间距离。文中方法较好地克服了基于目标检测方法仅能粗定位人员位置而导致难以准确获取作业人员间位置信息的难题,能够较好地满足电力作业场景人员近电作业安全距离精准监测的要求。

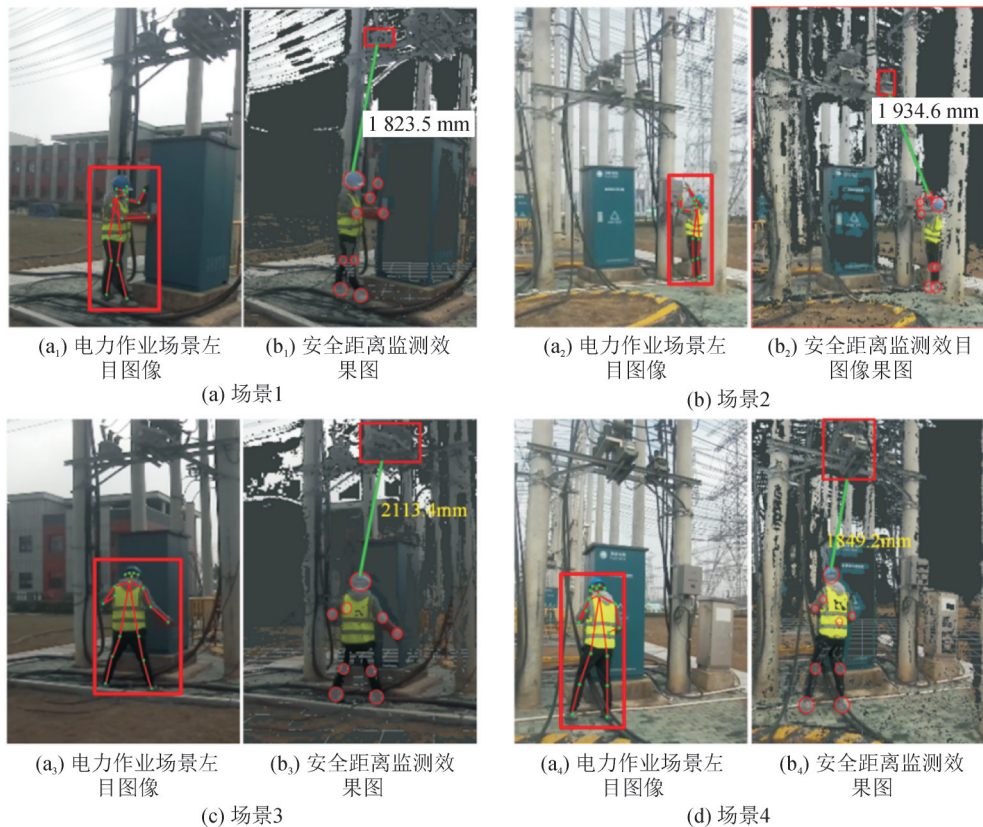


图4 作业人员安全距离监测测试效果

Fig. 4 Test effect of safety distance monitoring

### 5 结论

针对电力作业场景中作业环境复杂以及作业人员动态行为具有很强的随机性而会发生触电风险的问题,文中提出了一种基于人体关节与点云配准的电力作业人员防触电安全距离监测方法。主要结论如下:

1)设计了一种轻量级人体姿态估计网络,该方法采用YOLOv8-s作为改进AlphaPose的目标检测模块,并在网络训练过程中引入并行SPPE机制,提高了作业人员关节检测的速度和精度。

2)提出了一种基于人体关节与点云配准的人员防触电安全距离监测方法,该方法首先利用目标检测框缩小作业场景三维重建范围从而减少点云

配准所需要的计算量,然后通过尺度信息与关节点构建人体关节掩膜提高作业人员点云配准精度,同时提取作业人员易触电关节的点云用于计算作业人员与带电设备的空间距离,实现了电力作业场景人员防触电安全距离的实时监测。

3)测试结果表明,文中所设计的轻量级人体姿态估计网络精度和速度分别达到87.03%、22.88 FPS,优于AlphaPose和OpenPose两种经典人体姿态估计网络;电力作业应用案例测试表明,文中所提出的人员防触电安全距离监测方法精度、推理时间分别为88.70 mm、61.20 ms,满足电力作业现场作业人员触电风险管控的实际要求。

文中方法为电力作业场景人员作业过程触电风险监测和管控智能化提供了一种新的技术手段,具有新颖性、先进性和实用性,可广泛应用于电力作业场景或其他场景人员作业过程安全监管等领域。

## 参考文献:

- [1] 张远建,陈搏卿,姜炫丞,等. 电力系统临近电安全距离预警系统研究[J]. 电气工程学报,2022,17(1):186-191.  
ZHANG Yuanjian, CHEN Boqing, JIANG Xuancheng, et al. Research on early warning system of electric safety distance near electric power system[J]. Journal of Electrical Engineering, 2022, 17(1):186-191.
- [2] 邹德华,严宇,王伟,等. 基于ToF技术的高压输电线路带电作业安全监测方法[J]. 高电压技术,2020,46(7):2570-2577.  
ZOU Dehua, YAN Yu, WANG Wei, et al. Method of live working safety inspection for high voltage transmission lines based on ToF technology[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(7):2570-2577.
- [3] 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). USA: IEEE, 2016:779-788.
- [4] 马靖,任博文,陈来军,等. 面向变电站近电作业的高精度多人姿态估计方法[J]. 浙江电力,2024,43(9):97-106.  
MA Jing, REN Bowen, CHEN Laijun, et al. A high-precision multi-human body pose estimation approach for near-electricity work in substations[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(9):97-106.
- [5] 卓浩泽,张驰,李泰霖,等. 面向电力作业无人机的位姿估计与目标感知方法[J]. 南方电网技术,2025,19(7):140-149.  
ZHUO Haoze, ZHANG Chi, LI Tailin, et al. Pose estimation and target perception methods for electric power operation unmanned aerial vehicles[J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(7):140-149.
- [6] 朱有产,郑怡,秦金磊. 基于改进YOLOv3的绝缘子目标检测研究[J]. 电瓷避雷器,2022(3):166-171.  
ZHU Youchan, ZHENG Yi, QIN Jinlei. Insulator target detection based on improved YOLOv3[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(3):166-171.
- [7] 宋立业,刘帅,王凯,等. 基于改进EfficientDet的电网元件及缺陷识别方法[J]. 电工技术学报,2022,37(9):2241-2251.  
SONG Liye, LIU Shuai, WANG Kai, et al. Identification method of power grid components and defects based on improved EfficientDet[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(9):2241-2251.
- [8] 杨乐,郭一鸣,霍勇博,等. 改进YOLOv5在电力生产违规穿戴检测中的应用[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(14):160-168.  
YANG Le, GUO Yiming, HUO Yongbo, et al. Application of improved YOLOv5 for illegal wearing detection in electric power construction[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(14):160-168.
- [9] CHARLES R Q, HAO Su, MO Kaichun, et al. Pointnet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017:77-85.
- [10] 万京松,王城,本丽莉,等. 面向电力场景的自动化作业流程关键技术研究[J]. 电子设计工程,2025,33(9):120-124.  
WAN Jingsong, WANG Cheng, BEN Lili, et al. Research on key technologies of automated workflow for power scenarios[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(9):120-124.
- [11] QI C R, LIU Wei, WU Chenxia, et al. Frustum PointNets for 3D object detection from RGB-D data[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018:918-927.
- [12] WANG Zhixin, JIA Kui. Frustum convnet: Sliding frustums to aggregate local point-wise features for amodal 3D object detection[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE, 2019:1742-1749.
- [13] 刘永刚,于丰宁,章新杰,等. 基于激光点云与图像融合的3D目标检测研究[J]. 机械工程学报,2022,58(24):289-299.  
LIU Yonggang, YU Fengning, ZHANG Xinjie, et al. Research on 3D object detection based on laser point cloud and image fusion[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(24):289-299.
- [14] 徐斌,赵鹏,刘伟,等. 融合图像与点云处理的托盘定位系统[J]. 制造业自动化,2022,44(8):157-161.  
XU Bin, ZHAO Peng, LIU Wei, et al. Pallet positioning system integrating image and point cloud processing[J]. Manufacturing Automation, 2022, 44(8):157-161.
- [15] CHONG Tonghong, ZHANG Yanan, MA Chao, et al. Design and analysis of video desensitization algorithm based on lightweight model PP PicoDet[C]//2023 International Conference on Artificial Intelligence and Automation Control. Piscataway: IEEE, 2023:121-124.
- [16] 王雷雄,王波,马富齐,等. 基于双目立体匹配和场景元素识别的变电人员近电安全距离检测方法研究[J]. 电网技术,2023,47(3):1010-1021.  
WANG Leixiong, WANG Bo, MA Fuqi, et al. Research on the detection method of the approach distance between substation workers and the live equipment based on binocular stereo matching and scene element recognition[J]. Power System Technology, 2023, 47(3):1010-1021.
- [17] 李敏霞. 基于机器视觉的变电设备安全距离检测方法研究[D]. 北京:华北电力大学,2019.

- LI Minxia. Research on safe distance detection method of substation equipment based on machine vision[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.
- [18] 徐 果. 基于机器视觉的多视图变电设备安全距离监测方法[D]. 上海: 上海电机学院, 2022.
- XU Guo. Safety Distance monitoring method of multi view substation equipment based on machine vision[D]. Shanghai : Shanghai Dianji University, 2022.
- [19] 王长海, 陈 倩, 唐 欣, 等. 基于点云与图像决策级融合的道路行人检测[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2021, 46(6): 1592-1601.
- WANG Changhai, CHEN Qian, TANG Xin, et al. Road pedestrian detection based on point cloud and image decision-level fusion[J]. Journal of Guangxi University(Natural Science Edition), 2021, 46(6): 1592-1601.
- [20] 张一睿, 陶劲松, 申 政, 等. 输电线路杆塔周围人身安全风险评估与接地装置结构优化[J]. 智慧电力, 2025, 53(6): 78-84.
- ZHANG Yirui, TAO Jinsong, SHEN Zheng, et al. Assessment of personal safety risks around transmission line towers and structural optimization of grounding devices[J]. Smart Power, 2025, 53(6): 78-84.
- [21] 乔嘉庚, 曾 智, 王 娴, 等. 改进YOLOv5s算法的配电网设备安全隐患辨识仿真[J]. 电子设计工程, 2025, 33(16): 32-3541.
- QIAO Jiageng, ZENG Zhi, WANG Xian, et al. Simulation of identifying safety hazards in distribution network equipment using improved YOLOv5s algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(16): 32-3541.
- [22] 冯 可, 翁进荣, 吴川彬, 等. 电力检修安全作业无人机智能巡检YOLOv5目标检测[J]. 电子设计工程, 2025, 33(21): 134-137.
- FENG Ke, WENG Jinrong, WU Chuanbin, et al. Intelligent inspection of YOLOv5 target detection using UAV for power maintenance safety operations[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(21): 134-137.
- [23] 邱 慧, 虞 悦, 汤 琳. 基于YOLOv5和回溯算法的变电站二次接线图纸连接关系智能识别[J]. 电器与能效管理技术, 2025(11): 59-64.
- QIU Hui, YU Yue, TANG Lin. Intelligent recognition of connection relationships in secondary wiring drawings of substations based on YOLOv5 and backtracking algorithm[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2025(11): 59-64.
- [24] 金 鑫, 程凌森, 赵 亮, 等. 基于改进YOLOv5模型的智能变电站目标违规行为检测方法研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(8): 179-185.
- JIN Xin, CHENG Lingsen, ZHAO Liang, et al. Research on intelligent substation target violation detection method based on improved YOLOv5 model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(8): 179-185.
- [25] 叶采萍, 陈 炯, 马显龙, 等. 改进YOLOv5的变电站反无人机目标检测算法[J]. 南方电网技术, 2024, 18(2): 89-97.
- YE Caiping, CHEN Jiong, MA Xianlong, et al. Anti UAV target detection algorithm for substation based on improved YOLOv5[J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(2): 89-97.
- [26] 肖俊阳, 李 远, 苏 适, 等. 基于改进YOLOv5s的电网异物检测算法[J]. 智慧电力, 2024, 52(7): 16-23.
- XIAO Junyang, LI Yua, SU Shi, et al. Grid foreign matter detection algorithm based on improved YOLOv5s[J]. Smart Power, 2024, 52(7): 16-23.
- [27] 李 欣, 吕干云, 龚 彧, 等. 基于二维时频谱图与改进YOLOv5的电能质量扰动识别[J]. 浙江电力, 2024, 43(10): 35-44.
- LI Xin, LYU Ganyun, GONG Yu, et al. PQD recognition using two-dimensional time - frequency spectrograms and an improved YOLOv5[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(10): 35-44.
- [28] HAO Shufang, XIE Shuqin, YU Wingtai, et al. RMPE: Regional multi-person pose estimation[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Italy: IEEE, 2017.
- 吴清华(1975—), 男, 博士, 高级经济师, 主要研究方向为电力培训评价等(E-mail: 2862566025@qq.com)。
- 郭建龙(1982—), 男, 博士, 教授级高级经济师, 主要研究方向为电力虚拟仿真、电力数字孪生和人工智能应用等(E-mail: guojl5103@163.com)。
- 熊 山(1985—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力数字孪生和虚拟仿真培训等(E-mail: 286180177@qq.com)。
- 周青云(1985—), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为在线教育等(E-mail: 289476198@qq.com)。
- 夏 爽(1984—), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向为网络培训等(E-mail: 34144657@qq.com)。
- 王 磊(1989—), 男, 本科, 助理工程师, 主要研究方向为电力虚拟仿真、人工智能应用等(通信作者)(E-mail: 18571717671@163.com)。