

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205987

基于YOLOv4-tiny和Hourglass的 指针式仪表读数识别*

陶金¹ 林文伟² 曾亮¹ 张建寰¹ 赵紫阳² 徐周毅¹ 张陈涛¹

(1. 厦门大学航空航天学院 厦门 361102; 2. 福建(泉州)哈工大工程技术研究院 泉州 362000)

摘要: 为了降低电力巡检机器人识别变电站指针式仪表的误检率,提高仪表读数识别的精度,设计了一种基于深度学习的指针式仪表检测方法。通过在YOLOv4-tiny网络结构基础上添加残差模块来提高模型的鲁棒性,并对Hourglass网络结构改进,达到精准识别指针式仪表读数的目的。为了验证所提出方法的有效性,以变电站现场仪表图像数据对方法进行测试,并将检测结果与其他方法进行对比。实验结果表明,仪表定位漏检率仅1.25%,指针定位精度在1.125%以内,整体检测时间小于0.5 s。相较于常用的Hough直线检测与ORB结合或基于U-net模型的方法,读数识别的平均误差分别降低了70.8%和58.8%,为变电站指针式仪表的读数识别提供新的思路。

关键词: 深度学习;指针式仪表检测;Hourglass网络;YOLOv4-tiny

中图分类号: TP183;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Pointer meter reading recognition based on YOLOv4-tiny and Hourglass

Tao Jin¹ Lin Wenwei² Zeng Liang¹ Zhang Jianhuan¹ Zhao Ziyang² Xu Zhouyi¹ Zhang Chentao¹

(1. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361102, China;

2. Fujian (Quanzhou)-HIT Research Institute of Engineering and Technology, Quanzhou 362000, China)

Abstract: In order to reduce the false detection rate of the electric inspection robot in identifying the pointer meter in the transformer substation and improve the accuracy of meter reading identification, a pointer meter detection method based on deep learning is proposed. By adding a residual module to the YOLOv4-tiny network to improve the robustness of the model and improvements to the Hourglass network, precise identification of pointer meter readings is achieved. In order to verify the effectiveness of the proposed method, the method is tested with the image data of the transformer substation and the test results are compared with other methods. The experimental results show that the missing rate of the proposed approach is 1.25%, the localization accuracy is less than 1.125%, the overall detection time was less than 0.5 s. Compare with Hough line detection with ORB or U-NET, the average error of reading recognition is reduced by 70.8% and 58.8%. The method provides new ideas for meter reading identification of transformer substations.

Keywords: deep learning; pointer meter detection; Hourglass network; YOLOv4-tiny

0 引言

变电站是对电压和电流进行变换,接受电能及分配电能的场所。变电站的安全性和稳定性直接影响到整个电网系统运行。因此,变电站日常巡检工作十分重要。值班人员需要定期巡视观察仪表设备并记录仪表读数。人工巡检不仅费时费力,时常会造成误检、漏检等情况。

随着科技进步和技术革新,基于机器人技术、导航技术及机器视觉技术融合的电力巡检机器人逐步取代人工,完成变电站表计读数的识别和记录工作^[1-2]。

变电站内的表计主要以指针表为主,针对指针式仪表的智能识别及读数问题,研究人员开展了大量研究工作,常用方法可分为仪表识别经典方法和深度学习方法。张平等^[3]提出基于一致显著性的仪表读数估计模型,对仪表进行读数可靠度评估,采用图像形态学、Hough检测

收稿日期: 2022-11-10 Received Date: 2022-11-10

* 基金项目:国家重点研发计划(2018YFB1305703)、福建省自然科学基金(2022J05107)、泉州市丰泽区科技计划项目(2022FZ01)资助

等算法实现刻度线起始线、终点线及指针的检测。该算法对拍摄图像质量要求高,对于不同光照条件及拍摄角度的图像,需进行不同的参数配置。余世洲等^[4]通过仪表的颜色和亮度特征实现仪表定位,通过 ORB 特征矫正表盘,采用改进的 Hough 直线检测算法实现指针仪表读数识别。该算法减少了对仪表已知信息的依赖,但仍需预先采集模板图像进行匹配。巩方超等^[5]提出 SURF 联合 FLANN 的交叉验证算法实现目标设备定位,通过透视变换选定目标区域,采用 log 变换实现图像增强,通过 Hough 检测实现仪表读数识别。SURF、ORB 等特征点检测算法是对图像特征点进行匹配实现物体定位,但特征点检测易受拍摄角度、光照等影响,在复杂场景中易产生大量误匹配,导致定位不准确。李巍等^[6]结合 HOG 特征与支持向量机对场景中的仪表识别定位,采用 Hough 检测变换实现指针读数。虽然该方法可以实现仪表的定位,但对于大样本的复杂场景表现却难以令人满意。上述仪表识别经典方法多采用单一或人为设定的特征进行仪表定位,在复杂多变的环境,精度和鲁棒性仍有所不足。指针检测方法多采用基于 Hough 检测算法,该方法对图像噪声敏感,抗干扰性差,需根据环境变化,进行参数调节。若出现较大干扰,如仪表表面出现大量粉尘或遮挡,往往会发生指针区域提取困难、指针中心线定位误差大及识别精度较差等问题。

随着深度学习的快速发展,众多基于学习的目标检测算法被提出。如 SSD 系列^[7-8]、YOLO 系列^[9-11]、R-CNN 系列^[12]及 R-FCN^[13]。其中,R-CNN 与 R-FCN 是基于区域提取的目标检测算法,将检测分为目标定位和分类两个阶段。基于区域提取的目标检测算法虽然在检测精确性具有一定优势,但其检测耗时相对较大。SSD、YOLO 是基于端到端的目标检测算法,目标定位和分类在同一阶段完成。YOLO 网络是经典的单阶段目标检测网络,它将检测任务直接作为回归问题,相较基于区域提取的网络具备更好的实时性且其检测精度也不逊色,因此受到广泛应用^[14-16]。邢浩强等^[17]通过改进的 SSD 网络实现了仪表表盘的定位,并通过透视变换与 Hough 检测算法完成指针式仪表读数检测。Wang 等^[18]采用 Faster R-CNN 网络进行仪表定位,Hough 检测算法进行指针中心线检测。上述两种方法虽采用深度学习方法实现表盘定位,但仍采用 Hough 检测算法进行指针读数。徐发兵等^[19]采用改进的 YOLO 网络进行仪表定位,利用改进的 EAST 算法识别仪表中的文本从而实现指针读数。该方法采用深度学习算法实现仪表检测与指针读数,但未考虑拍摄角度造成的表盘畸变带来的检测影响。变电站仪表图像的采集是由移动机器人上搭载的相机完成,因机器人定位误差和环境的影响很难采集到理想的图片,现有的检测算法在处理这类图片时的鲁棒性较差,

读数识别精度还有待提高。

为了降低环境因素对仪表读数识别的影响,提高变电站指针式仪表读数识别的精度和鲁棒性,本文提出一种基于深度学习的指针式仪表检测方法,该方法在 YOLOv4-tiny 网络结构基础上添加了残差模块提高网络的特征提取能力,提高了仪表区域的定位的鲁棒性。借鉴 Hourglass 网络思想,设计仪表盘特征点提取网络获取仪表盘特征点,通过透视变换实现表盘自动校准并利用提取指针特征点实现指针定位,提高仪表读数识别的精度。

1 仪表识别定位

电力巡检机器人的指针式仪表巡检工作流程通常包含如下几个步骤:机器人在导航系统引导下到达预置巡检点;在大场景下对待检测目标进行初定位;根据当前目标在相机视场位置微调云台或机械臂,确保目标位于相机视场中心附近;通过预设参数对相机进行变焦及对焦,定位小视场下的目标并提取目标区域,进行仪表读数并返回检测结果。电力巡检机器人仪表智能化巡检流程如图 1 所示。

综合考虑巡检机器人的计算负荷与实时性,本文以 YOLOv4-tiny 为基础设计一种改进的 YOLO 网络模型,加强网络特征提取能力的同时保证网络模型的实时性。

1.1 改进的 YOLOv4-tiny 模型结构

YOLOv4-tiny 骨干网络主要包含 CBL 模块与 CSP 模块。CBL 模块由卷积核大小为 3×3 ,步长为 2 的卷积层、BN 层^[20]及 LeakyReLU 激励函数组成。CSP 模块^[21]将基础层的特征映射划分为两部分,其中第 1 部分作为第 2 部分的跳跃分支,第 2 部分由 2 层卷积层构建残差模块^[22]并紧接 1 层卷积层,通过连接层将第 1 部分和第 2 部分相连接。该结构不仅增强网络特征提取深度,而且减少计算量的同时保证了准确率。

YOLO Head 通过特征结果进行预测,形成 13×13 与 26×26 的预测尺度。为了弥补 YOLOv4-tiny 检测精度不足,本文添加了残差模块,对图像特征进行更深层次的提取,同时避免网络模型退化。如图 2 所示,在 YOLOv4-tiny 网络模型的基础上,增加了两个残差模块 (ResBlock),使骨干网络获取更强的特征提取能力,提高网络检测精度。

本文的残差模块由卷积路与跳跃路两部分组成,卷积路由 3 层卷积层组成,通过不同大小的卷积核获取更深层次的特征。跳跃路包含卷积核大小为 1 的卷积层获取输入的原始特征。残差模块通过连接层将卷积路与跳跃路相结合,使网络最终获取更丰富的图像特征。本文的残差模块结构如图 3 所示。

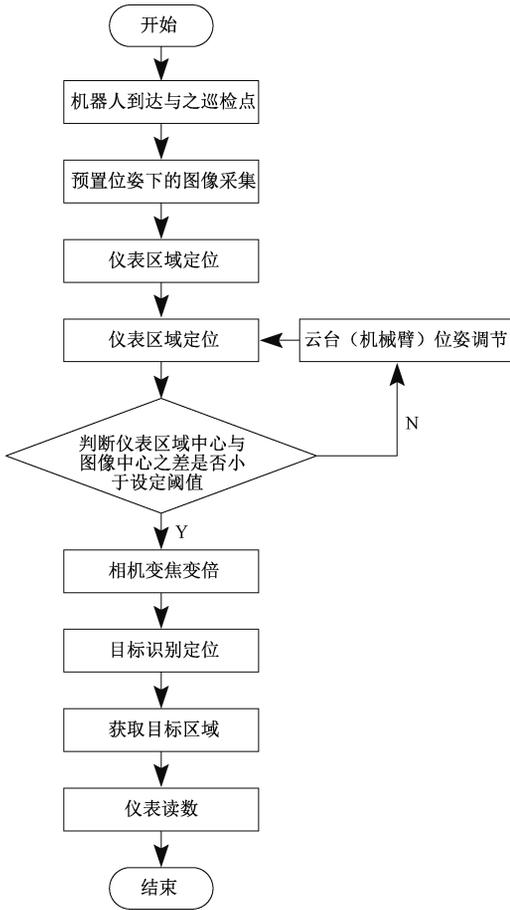


图 1 巡检机器人仪表智能化巡检流程

Fig. 1 The intelligent inspection process of meter of inspection robot

1.2 改进的 YOLOv4-tiny 优化策略与损失函数

采用余弦退火衰减优化策略^[23]对网络进行参数更新,使用 dropBlock 正则化方法^[24]进行正则化,防止网络训练过拟合。将 YOLOv4 的损失函数作为网络的损失函数,其表达式为:

$$Loss = L_{xywh} + L_{confidence} + L_{classes} \quad (1)$$

式中: L_{xywh} 表示预测框与真实框的中心点和宽高误差之和, $L_{confidence}$ 表示目标置信度误差,包含有物体和无物体的两项置信度误差, $L_{classes}$ 表示目标分类损失。

$$L_{xywh} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(x_i - \tilde{x}_i)^2 + (y_i - \tilde{y}_i)^2] + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(w_i - \tilde{w}_i)^2 + (h_i - \tilde{h}_i)^2] \quad (2)$$

$$L_{confidence} = -\lambda_{obj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [\tilde{C}_i \log C_i + (1 - \tilde{C}_i) \log(1 - C_i)] - \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{noobj} [\tilde{C}_i \log C_i + (1 - \tilde{C}_i) \log(1 - C_i)] \quad (3)$$

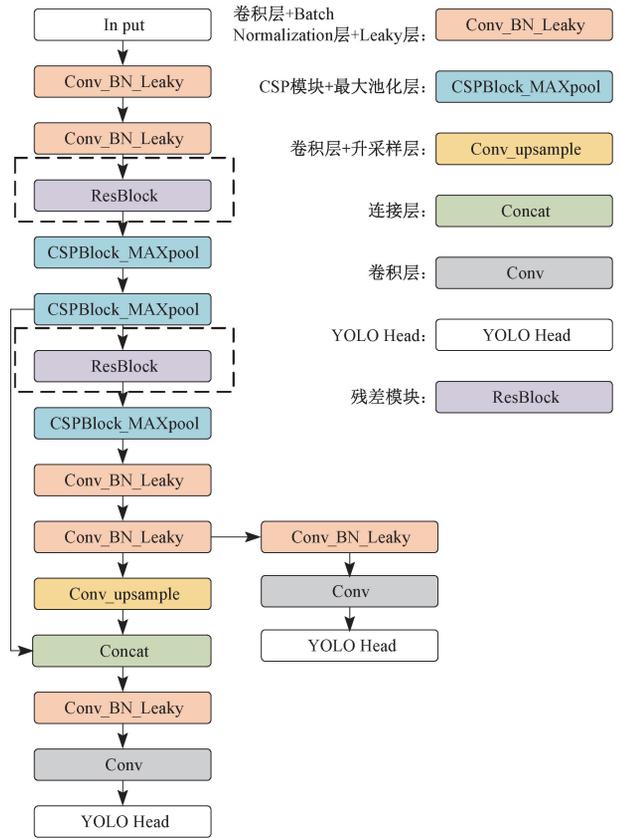


图 2 改进的 YOLOv4-tiny 模型结构

Fig. 2 Structure of modified YOLOv4-tiny model

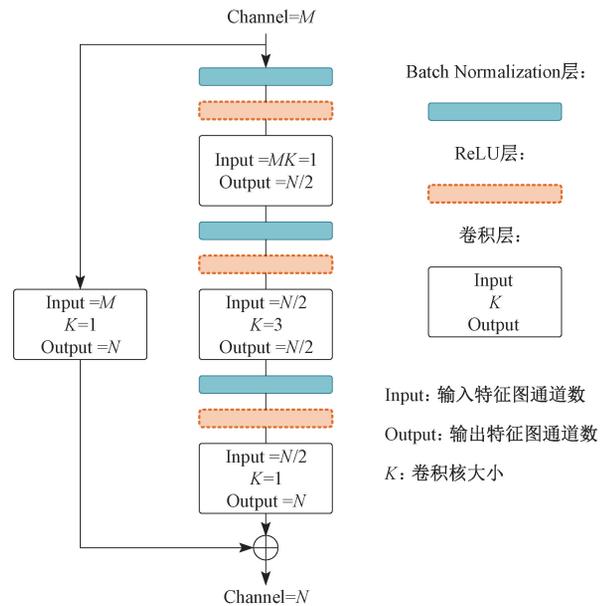


图 3 残差模块结构

Fig. 3 Residual module structure

$$L_{\text{classes}} = \sum_{i=0}^{s^2} I_{ij}^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} [\tilde{p}_i(c) \log P_i(c) + (1 - \tilde{p}_i(c)) \log(1 - P_i(c))] \quad (4)$$

式中: λ_{coord} 为坐标系数, S 表示将图像分为 $S \times S$ 网络, B 表示每个网格的产生的候选框, x 、 y 、 w 、 h 分别表示候选框横坐标、纵坐标、长度和宽度, λ_{obj} 和 λ_{noobj} 分别为有物体和无物体的置信度系数, C_i 和 \tilde{C}_i 分别表示预测的置信度与真实置信度, c 表示预测类型, I_{ij}^{obj} 表示为第 i 个网格的第 j 个锚框的匹配情况。

1.3 仪表定位样本预处理

针对电力巡检机器人的巡检流程, 采集同分辨率下不同尺度、不同角度的仪表图像作为数据样本, 并进行旋转、透视变换、亮度变化、增添噪声干扰等数据集扩充操作, 增强数据样本的多样性。如图 4 所示为部分仪表样本图像。



图 4 仪表图像数据

Fig. 4 Data of meter image

通过标注工具标识期望候选框, 并存储期望候选框检测类型、候选框左上角坐标 (x, y) 及宽高 (w, h) 等数据。期望候选框的位置信息示意图如图 5 所示。

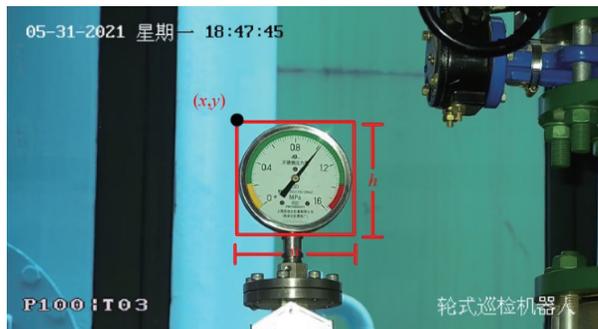


图 5 期望候选框的位置信息示意图

Fig. 5 Schematic diagram of expected candidate box position information

2 指针式仪表读数

通过仪表识别定位算法提取仪表区域后, 需对仪表进行读数检测。区别于传统的 Hough 检测算法识别仪表指针与 ORB 或 SURF 特征点匹配的仪表盘定位校准方法, 本文借鉴 Hourglass 网络思想, 设计了用于仪表盘特征点提取的算法, 通过透视变换实现表盘自动校准并利用检测到的指针特征点实现指针定位。

2.1 改进的 Hourglass 网络结构

Hourglass 网络^[25]最初由密歇根大学研究人员提出并用于人体关键点提取, 该网络使用多尺度特征, 捕捉人体各关节的空间位置信息。Hourglass 网络的核心部件是 Hourglass 子网络, Hourglass 子网络阶数不同, 复杂程度也有所不同。如图 6 所示为一、二阶 Hourglass 网络结构。Hourglass 子网络由两部分组成, 上半部分由 3 个残差模块组成, 逐步提取更深层次特征。下半部分先经过降采样, 然后通过若干个残差模块, 再进行升采样最后进行两路合并。二阶 Hourglass 网络, 在一阶的基础上由一阶子网络取代其中 1 个残差模块。高阶 hourglass 以此类推, 进行逐层嵌套。

相比多姿态人体关键点, 仪表盘特征点更为单一, 过于复杂的模型结构不仅更为耗时且训练时易过拟合。因此本文设计一种适用于仪表盘特征点提取的改进的 Hourglass 网络结构, 其结构如图 7 所示。相比 Hourglass 网络结构, 改进的 Hourglass 网络减少了 4 个残差模块, 在保证满足仪表盘特征点提取的基础上, 减少了计算时间。

2.2 仪表盘特征点提取网络

基于改进的 Hourglass 网络结构设计了仪表盘特征点提取网络, 其结构如图 8 所示。该网络模型由 3 层卷积层、3 层 ReLU 激活层、1 层 Batch Normalization 层及 1 个四阶 Hourglass 网络模块组成。

2.3 仪表盘特征点提取网络优化策略与损失函数

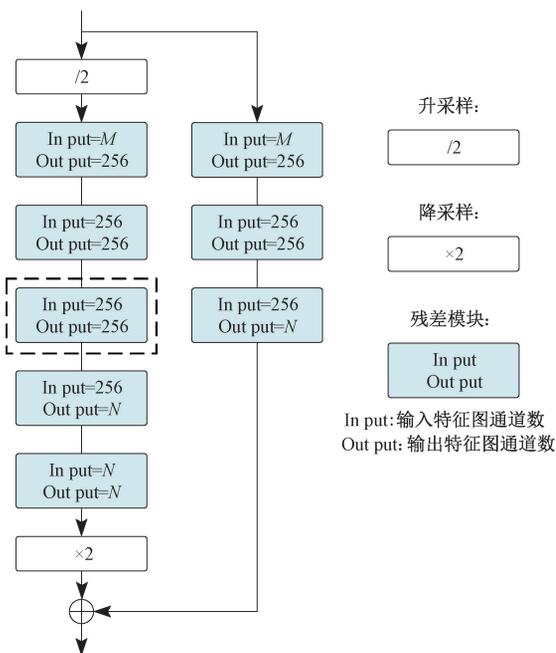
采用自适应动量的随机优化策略 Adam (adaptive momentum) 对网络进行参数更新, 采用 dropout 方法进行正则化, 防止网络训练过拟合。采用 MSE Loss 函数作为网络的损失函数, 其表达式为:

$$\text{loss}(x, y) = \frac{1}{n} \sum |x_i - y_i|^2 \quad (5)$$

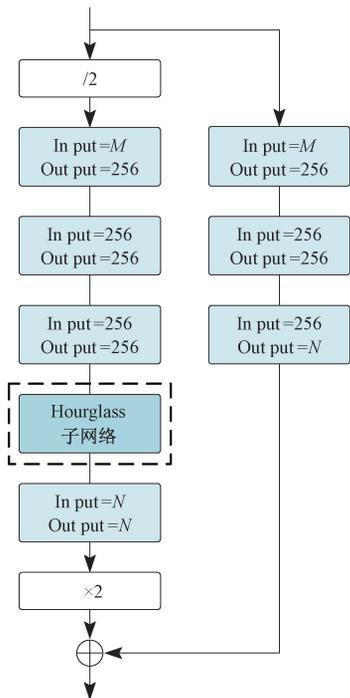
式中: x 表示输入值, y 表示目标值, n 为样本个数。

2.4 仪表盘特征点提取样本预处理

根据本文提及的仪表定位方法获取仪表目标区域, 通过图像裁剪提取仪表盘图像。利用标注工具对仪表进行特征点标注, 按照顺序存储各个特征点。如图 9 所示



(a) 一阶 Hourglass 网络结构
(a) First-order Hourglass network structure

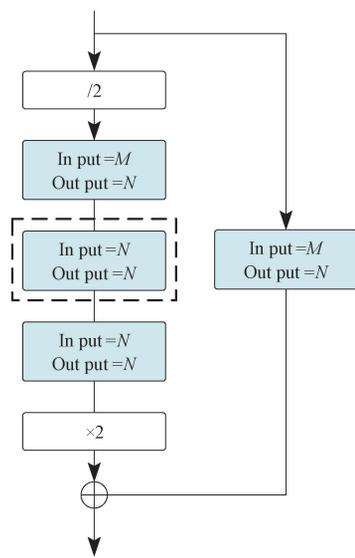


(b) 二阶 Hourglass 网络结构
(b) Second-order Hourglass network structure

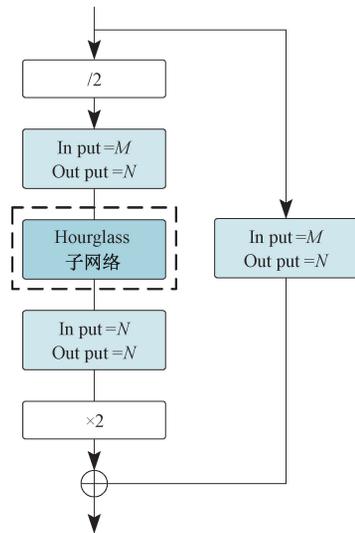
图 6 一、二阶 Hourglass 网络结构

Fig. 6 The first and second order Hourglass network structure

为标注好仪表盘示意图。根据仪表特征,本文选取 8 个特征点。其中,1~5 特征点将用于仪表盘的自动校准,6、7、8 特征点用于指针定位。



(a) 改进的一阶 Hourglass 网络结构
(a) Improved first-order Hourglass network structure



(b) 改进的二阶 Hourglass 网络结构
(b) Improved second-order Hourglass network structure

图 7 改进的一、二阶 Hourglass 网络结构
Fig. 7 Improved first-order and second-order Hourglass network structure

2.5 透视变换与指针读数

经仪表盘特征点提取网络获取仪表盘的特征点,将检测到的特征点与模板特征点进行一一配对,计算出单应矩阵,通过透视变换对仪表盘实现精确校准。透视变换公式为:

$$[x', y', z'] = [u, v, 1] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} = [u, v, 1] \begin{bmatrix} T_1 & T_2 \\ T_3 & a_{33} \end{bmatrix} \quad (6)$$

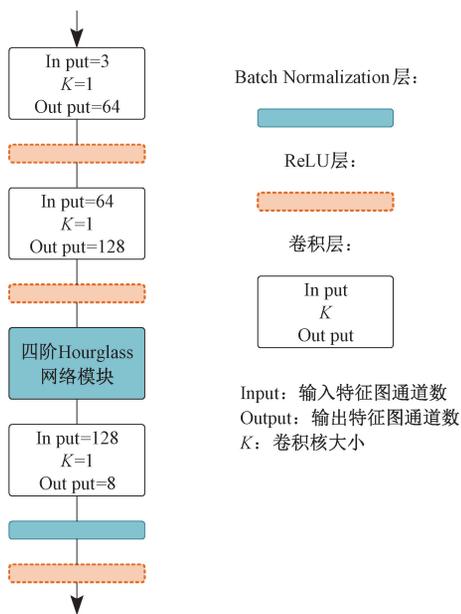


图 8 仪表盘特征点提取网络模型结构

Fig. 8 The structure of the network model for the feature point extraction of the panel



图 9 仪表盘特征点标示示意图

Fig. 9 Schematic diagram of meter panel feature points labeling

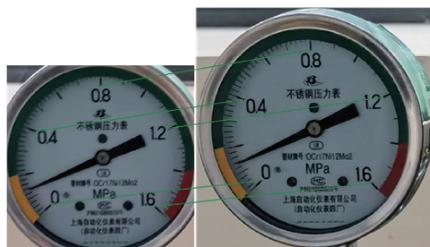
式中: (u, v) 表示原始图像像素坐标, $(x'/z', y'/z')$ 表示变换后的图像像素坐标, $T_1 = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$ 表示图像线性变换, $T_2 = [a_{13} \ a_{23}]^T$ 用于产生图像透视变换, $T_3 = [a_{31} \ a_{32}]$ 表示图像平移。

图 10 为仪表盘特征点匹配及仪表盘校准效果图。

仪表校准后,根据仪表特征点 6、7、8 获取指针区域,如图 11 所示,为提取指针区域的效果图。

通过图像一阶距求指针区域的质心,将该点与特征点 6 连线,实现指针定位。质点求解表达式为:

$$\bar{x} = \frac{m_1 0}{m_0 0}, \bar{y} = \frac{m_0 1}{m_0 0} \quad (7)$$



(a) 仪表盘特征点匹配
(a) Panel feature point matching



(b) 仪表盘自动校准效果图
(b) Automatic calibration effect diagram of meter panel

图 10 仪表盘特征点匹配及仪表盘校准效果图
Fig. 10 Matching of the characteristic points of the meter panel and the effect of meter panel calibration



图 11 指针区域提取效果图

Fig. 11 Renderings of the extraction pointer area

$$\begin{aligned} m_0 0 &= \sum_x \sum_y f(x, y), \\ m_1 0 &= \sum_x \sum_y x f(x, y), \\ m_0 1 &= \sum_x \sum_y y f(x, y). \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $f(x, y)$ 表示图像在 (x, y) 点上的灰度值。

指针区域质心提取与指针定位效果图如图 12 所示。

3 实验与分析

3.1 实验平台

实验平台使用的是课题组自行研制的电力巡检机器人,如图 13 所示。电力机器人采用激光雷达进行导航定位,相机安装云台内进行图像采集,具体参数如表 1 所示;机器人控制系统以研华工控 ARK2250LU6A1E 作为下位机,以搭载 Core i7 9700K 的 CPU、英伟达 GeForce

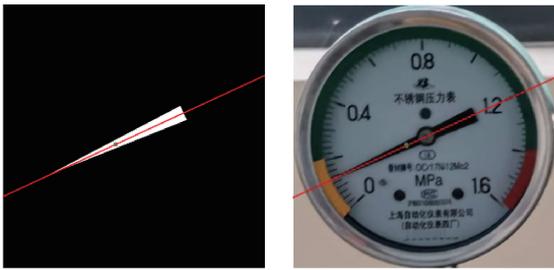


图 12 指针区域中心提取与指针高精度定位效果图

Fig. 12 Renderings of pointer area center extraction and pointer high-precision positioning

GTX1660 GPU 的主机作为上位机。上位机通过网络套接字与下位机建立通信。



图 13 电力巡检机器人

Fig. 13 Electric inspection robot

表 1 相机主要参数表

Table 1 Main parameters of the camera

名称	参数
分辨率/pixel	1 920×1 080
水平视角/度	57.2 ~ 2.2
焦距/mm	4.3~129(30 倍光学变倍)
尺寸/mm	74.3×81.1×142
重量/g	320

仪表定位算法与仪表指针读数算法均在上位机上实现,上位机搭载 Win10 操作系统,安装 Pytorch1. 8. 1 深度学习框架及 Opencv3. 4. 11 图像处理开源软件包。通过 Python 与 C++混合编程实现仪表定位算法与仪表读数算法。

3.2 算法与评价

1) 仪表识别定位算法测试与评价

本次实验采用 500 张由电力巡检机器人采集的真实

样本作为数据集,通过数据增强,将样本扩充至 1 200 张,采用 VOC 数据格式进行人工标注,随机选取 800 张图像作为训练集,400 张图像作为测试集。设置学习率为 0.000 1,最大迭代次数为 10 000,输入批量大小为 16,图像大小为 416×416。将机器人上位机作为测试平台。如图 14 所示为仪表识别定位算法测试效果。

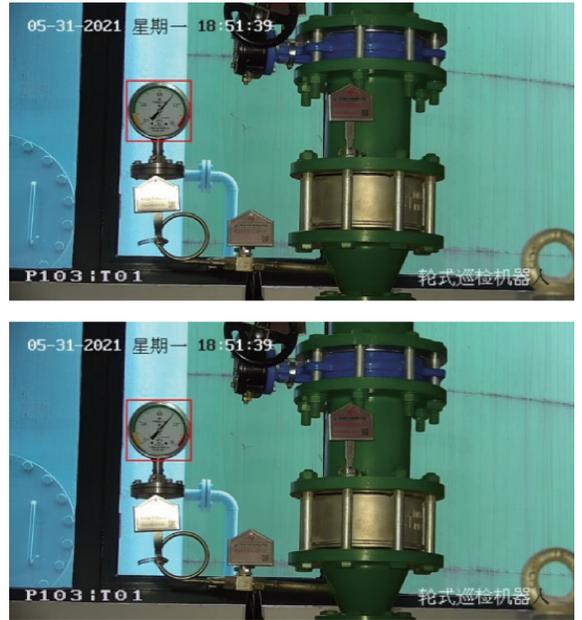


图 14 仪表识别定位算法测试效果

Fig. 14 Testing effect of meter detection algorithm

本文从漏检率、误检率及检测时间 3 个指标对 SVM+Hog、Faster-RCNN、YOLOv4-tiny 及本文算法进行性能评价。如表 2 所示,为 3 种算法在漏检率、误检率及单次检测时间的表现。

表 2 仪表定位算法性能比较

Table 2 Performance comparison of meter detection algorithms

算法	误检率/%	漏检率/%	检测时间/s
SVM+HOG	3.7	3.25	0.37
Faster-RCNN	1.5	2.25	0.28
YOLOv4-tiny	0	1.75	0.11
本文方法	0	1.25	0.14

从表 2 的测试结果可以看出,在检测速度上,本文的检测速度为 0.14 s,优于 SVM+ HOG 检测算法与 Faster-RCNN,低于 YOLOv4-tiny,满足电力巡检机器人实时性需求。本文方法漏检率与误检率均低于上述表格的其他方法,证明了本文方法具有更好的鲁棒性与精确性。本文方法漏检的样本主要集中在光照过曝、巡检机器人到达预设位置偏差过大,仪表存在大面积遮挡现象。针对光

照过曝、仪表遮挡问题,导致算法无法识别定位仪表,算法将返回异常处理信号将仪表图像保存至后台,并由工作人员通过查看图像进行人工检测。巡检机器人重新设置巡检点与拍摄姿态,避免上述情况再次发生。同时对于检测产生偏差的图像数据将进行再训练以进一步提高模型的准确率。

2) 仪表读数算法测试与评价

针对仪表读数网络模型训练,本文采用 500 张完成仪表盘区域提取的图像作为数据集,并采用 VOC 数据格式进行人工标注,随机选取 400 张图像作为训练集,100 张图像作为测试集。设置学习率为 0.000 01,最大迭代次数为 500,输入批量大小为 64,图像大小为 128×128 。将机器人上位机作为测试平台。如图 15 所示为仪表读数算法测试效果。



图 15 仪表读数算法测试效果

Fig. 15 Testing effect of meter reading algorithm

本文将从校准成功率、读数最大误差、读数平均误差及检测时间 4 个指标分析算法的鲁棒性、精确性及实时性等性能。如表 3 所示,仪表读数算法的性能评价。

表 3 仪表读数算法性能评价

Table 3 Performance evaluation of meter reading algorithm

算法	误检率/%	最大误差/%	平均误差/%	检测时间/s
Hough 直线检测+ORB	22	3.5	3	0.12
U-net	15	2.75	2.125	0.28
本文方法	3	1.125	0.875	0.23

从表 3 的测试结果可以看出,本文方法检测精度最大误差为 1.125%,且检测时间只用 0.23 s,满足电力巡检的精度与时间的需求。虽然本文方法在检测时间上稍慢于 Hough 直线检测+ORB 的算法,但相比 Hough 直线检测+ORB 算法和基于 U-net 模型的仪表读数算法,本文方法成功率更高,且检测精度更高。根据对校准失败的 3% 图像样本进行分析,发现该类数据多为仪表盘镜面反光或拍摄角度过大,导致部分特征丢失造成算法无法提

取足够特征点,最终导致校准失败。针对这类情况,在重新设置巡检点的同时,增加弱特征的样本加强模型的训练,提高检测方法的鲁棒性。

4 结 论

本文采用改进的 YOLOv4-tiny 实现了指针式仪表定位;基于改进的 Hourglass 网络结构设计了一种指针式仪表特征点提取算法,实现仪表指针读数。具体内容包括:

1) 针对仪表识别定位问题,在 YOLOv4-tiny 目标检测模型的基础上,增加了残差模块,设计了用于多尺度仪表定位的改进的 YOLOv4-tiny 神经网络模型。通过实验表明本文方法相对传统的定位方法有更好的实时性与鲁棒性,适用于仪表检测领域。

2) 针对指针式仪表读数问题,借鉴 Hourglass 网络结构思想,设计了一种适用于指针式仪表特征点提取的改进的 Hourglass 神经网络模型。在目标检测结果的基础上实现仪表盘特征点提取,并通过特征点匹配及透视变换实现仪表自动校准。利用指针特征点提取指针区域,并通过图像一阶矩获取指针区域中心,实现指针定位。

本文提出的检测方法为电力巡检仪表检测领域提供了新思路。但本文方法仍有不足:对于遮挡或光照过曝的样本图像无法进行识别定位;镜面反光及拍摄角度过大的样本无法提取特征点,致使读数检测失败。后续将对该类样本进一步的分析 and 处理,克服遮挡及弱特征样本数据的问题。

参考文献

- [1] 张相雨,孙立,黄兆桐.变电站智能巡检作业机器人系统的设计[J].电力信息与通信技术,2019,17(12):37-42.
ZHANG X Y, SUN L, HUANG ZH T. Design of intelligent inspection robot system for substation [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2019, 17(12): 37-42.
- [2] 黄山,吴振升,任志刚,等.电力智能巡检机器人研究综述[J].电测与仪表,2020,57(2):26-38.
HUANG SH, WU ZH SH, REN ZH G, et al. Summary of research on electric power intelligent inspection robot [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2020, 57(2): 26-38.
- [3] 张平,丁永泽,王致芄,等.变电站指针式仪表精准读数及可靠度估计模型[J].激光与光电子学进展,2020,57(10):133-142.
ZHANG P, DING Y Z, WANG ZH P, et al. Accurate reading and reliability estimation model of power station pointer meters [J]. Laser & Optoelectronics Progress,

- 2020, 57(10): 133-142.
- [4] 余世洲, 宋凯, 刘辉, 等. 一种电力指针式仪表读数自动识别的鲁棒方法[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(4): 200-203, 208.
SHE SH ZH, SONG K, LIU H, et al. A robust method for automatic identification of power pointer's representation[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(4): 200-203, 208.
- [5] 巩方超, 王硕禾, 周启斌, 等. 基于SURF和FLANN算法的变电所仪表定位与读数识别[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2020, 33(1): 113-118.
GONG F CH, WANG SH H, ZHOU Q B, et al. Positioning and reading recognition of substation meters based on SURF and FLANN algorithms[J]. Journal of Shijiazhuang Railway Institute (Natural Science), 2020, 33(1): 113-118.
- [6] 李巍, 王鸥, 刚毅凝, 等. 一种自动读取指针式仪表读数的方法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2019, 55(1): 123-130.
LI W, WANG OU, GANG Y N, et al. A method for automatically reading the readings of pointer meters[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2019, 55(1): 123-130.
- [7] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multiBox detector [J]. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [8] 余永维, 韩鑫, 杜柳青. 基于Inception-SSD算法的零件识别[J]. 光学精密工程, 2020, 28(8): 1799-1809.
YU Y W, HAN X, DU L Q. Target part recognition based Inception-SSD algorithm [J]. Optics Precision Engineering, 2020, 28(8): 1799-1809.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Las, Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [10] REDMON J, FARCHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 6517-6525.
- [11] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.
- [12] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [13] DAI J F, LI Y, HE K M, et al. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks [C]. Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems. Barcelona: ACM, 2016: 379-387.
- [14] 马立, 巩笑天, 欧阳航空. Tiny YOLOV3 目标检测改进[J]. 光学精密工程, 2020, 28(4): 988-995.
MA L, GONG X T, OUYANG H K. Improvement of tiny YOLOv3 target detection [J]. Optics Precision Engineering, 2020, 28(4): 988-995.
- [15] 王建林, 付雪松, 黄展超, 等. 改进YOLOv2卷积神经网络的多类型合作目标检测[J]. 光学精密工程, 2020, 28(1): 251-260.
WANG J L, FU X S, HUANG ZH CH, et al. Multi-type cooperative targets detection using improved YOLOv2 convolutional neural network [J]. Optics Precision Engineering, 2020, 28(1): 251-260.
- [16] 丁伟利, 郝增号. 基于YOLOv4-tiny和完整度排序的标志物快速圆检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2): 12-22.
DING L W, HAO Z H. Fast circle detection algorithm for markers based on YOLOv4-tiny and comp[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(2): 12-22.
- [17] 邢浩强, 杜志岐, 苏波. 变电站指针式仪表检测与识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2813-2821.
XING H Q, DU ZH Q, SU B. Detection and identification method of pointer instrument in substation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2813-2821.
- [18] WANG L, WANG P, WU L H, et al. Computer vision based automatic recognition of pointer instruments: Data set optimization and reading [J]. Entropy, 2021, 23(3): 272.
- [19] 徐发兵, 吴怀宇, 陈志环, 等. 基于深度学习的指针式仪表检测与识别研究[J]. 高技术通讯, 2019, 29(12): 1206-1215.
XU F B, WU H Y, CHEN ZH H, et al. Research on detection and recognition of pointer meter based on deep learning[J]. Chinese High Technology Letters, 2019, 29(12): 1206-1215.
- [20] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]. Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning. Lille: ACM, 2015:

448-456.

- [21] WANG C E Y, LIAO H Y, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 390-391.
- [22] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 770-778.
- [23] LOSHCHILOV I, HUTTER F. Sgdr: Stochastic gradient descent with warm restarts [J]. arXiv preprint arXiv: 1608.03983, 2016.
- [24] GHIASI G, LIN T Y, LE Q V. Dropblock: A regularization method for convolutional networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2018, 31.
- [25] NEWELL A, YANG K, DENG J. Stacked hourglass networks for human pose estimation [C]. Proceedings of European Conference on Computer vision. Springer: Cham, 2016: 483-499.

作者简介



陶金, 2013 年于东北林业大学获得学士学位, 2016 年于厦门大学获得硕士学位, 现为厦门大学博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: 278971613@qq.com

Tao Jin received his B. Sc. degree from Northeast Forestry University in 2013 and M. Sc. degree from Xiamen University in 2016, respectively. Now he is a Ph. D. candidate in Xiamen University. His main research interest includes computer vision.



张陈涛 (通信作者), 2010 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 2017 年于厦门大学获得博士学位, 现为厦门大学助理教授, 主要研究方向为计算机视觉和智能机器人。

E-mail: zhangct@xmu.edu.cn

Zhang Chentao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 2010 and Ph. D. degree from Xiamen University in 2017, respectively. Now he is an assistant professor in Xiamen University. His main research interests include computer vision and intelligent robot.