

基于图像的电动操作手柄装配缺陷视觉检测系统

朱海东, 陈立源, 陆易宁, 王天宇, 常虹

华东理工大学信息科学与工程学院, 上海

收稿日期: 2026年6月28日; 录用日期: 2026年7月20日; 发布日期: 2026年7月30日

摘要

电动操作手柄是断路器的关键操作部件, 直接决定电路通断控制的可靠性与设备运行安全性。存在装配缺陷的手柄会大幅提升断路器故障概率、增加运维风险, 因此手柄装配质量检测是生产流程中的核心环节。传统人工目视检测效率低、易漏检误检, 难以满足大批量、高精度、连续化生产的质检需求。为解决上述问题, 本文以断路器电动操作手柄为研究对象, 采用YOLOv8-OBB旋转目标检测算法构建机器视觉装配缺陷检测系统, 实现标签偏移、二维码失效、限位片缺失、螺钉漏装等典型装配缺陷的精准识别。实验结果表明, 本系统对各类缺陷部件检测的mAP@0.5达0.99以上, 检测速度为30 FPS, 精度与实时性满足工业现场要求。同时, 系统采用轻量化设计并完成硬件部署, 具备低成本、易落地的优势, 可为电力装备装配自动化质检提供稳定可靠的技术方案。

关键词

装配缺陷检测, YOLOv8-OBB, 旋转目标检测, 机器视觉

Image-Based Visual Detection System for Assembly Defects of Electric Operating Handles

Haidong Zhu, Liyuan Chen, Yining Lu, Tianyu Wang, Hong Chang

School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai

Received: June 28, 2026; accepted: July 20, 2026; published: July 30, 2026

Abstract

The electric operating handle is a key component of circuit breakers, which directly determines the reliability of circuit on-off control and the safety of equipment operation. Handles with assembly

文章引用: 朱海东, 陈立源, 陆易宁, 王天宇, 常虹. 基于图像的电动操作手柄装配缺陷视觉检测系统[J]. 图像与信号处理, 2026, 15(3): 392-400. DOI: 10.12677/jisp.2026.153035

defects greatly increase the failure probability of circuit breakers and raise operational and maintenance risks. Therefore, the assembly quality inspection of handles is a core part in the production process. Traditional manual visual inspection suffers from low efficiency, missed detection and false detection, which can hardly meet the requirements of high-volume, high-precision and continuous production. To address these problems, this paper takes the electric operating handle of circuit breakers as the research object and constructs a machine vision-based assembly defect detection system using the YOLOv8-ORB rotated object detection algorithm. The system realizes accurate identification of typical assembly defects such as label offset, invalid two-dimensional code, limit plate missing and screw omission. Experimental results show that the mAP@0.5 of the proposed system for all kinds of components exceeds 0.99, and the detection speed reaches 30 FPS. The accuracy and real-time performance meet industrial field requirements. Meanwhile, the system adopts a lightweight design and completes hardware deployment, featuring low cost and easy implementation. It can provide a stable and reliable technical solution for automatic quality inspection in power equipment assembly.

Keywords

Assembly Defect Detection, YOLOv8-ORB, Rotated Object Detection, Machine Vision

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

智能制造是现代工业高质量发展的核心方向[1], 装配质量自动检测是工业生产质量管控的关键环节[2]。断路器作为电网配电系统的核心控制与保护设备, 其电动操作手柄的装配质量直接关系到设备运行安全、分合闸可靠性及现场运维效率。实际生产中, 手柄易出现标签偏移、二维码失效、限位片缺失、紧固螺钉漏装等缺陷, 传统人工检测效率低、易漏检误判, 难以满足大批量、标准化生产的检测需求。

机器视觉凭借非接触、高效率、一致性强等优势, 已广泛应用于工业装配缺陷检测领域[3]。传统视觉方法依赖人工设计特征, 在目标旋转、光照变化、姿态多变的场景下泛化能力有限, 无法满足手柄多姿态检测要求[4]。旋转目标检测算法可输出带角度的检测框, 能够适配任意摆放姿态的目标, 有效提升复杂场景下的检测稳定性[5]。YOLOv8-ORB 作为轻量化旋转检测模型, 兼顾检测精度与推理速度, 更适合工业现场部署[6]。

本文以断路器电动操作手柄为研究对象, 基于 YOLOv8-ORB 构建轻量化装配缺陷视觉检测系统, 结合数据增强与时序稳定处理机制, 实现标签、二维码、限位片、紧固螺钉四类部件的同步识别与缺陷判定。系统部署便捷、成本可控, 可为电力装备装配自动化质检提供可行的技术方案。

2. 手柄装配缺陷图像预处理

本论文研究对象为某型号断路器配套电动操作手柄。为满足缺陷检测模型训练需求, 在实验室工位架设工业相机, 对不同装配状态的电动操作手柄进行图像采集, 构建数据集。数据集包含标签缺失、二维码缺失、限位片缺失、紧固螺钉漏装等典型缺陷类型, 覆盖固定角度、不同光照条件下的采集场景, 使其用于训练与验证缺陷检测模型, 以实现生产线现场的实时缺陷检测。

2.1. 原始数据集

本文电动操作手柄装配缺陷数据来源于实验室自主采集图像，共采集有效原始图像 372 张。手柄装配缺陷主要为标签缺失、二维码缺失、限位片缺失、紧固螺钉漏装四类。如图 1 所示为合格产品的装配情况，棕框所示的四组螺钉、橙框所示二维码、绿框所示标签与黄框所示限位片均为正确安装状态。

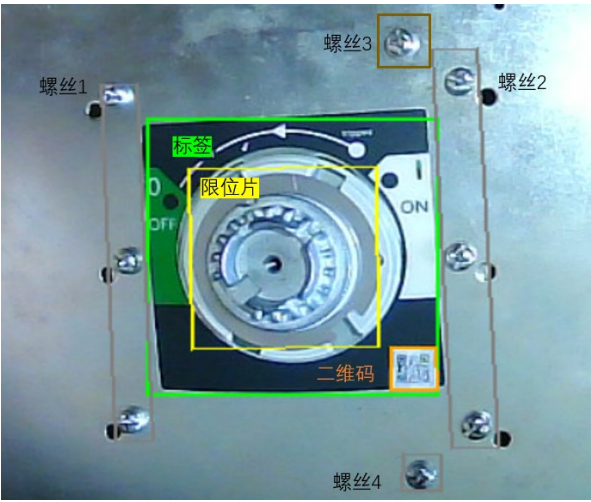


Figure 1. Qualified image of handle assembly
图 1. 手柄装配合格图

2.2. 图像预处理与数据增强

小样本图像识别任务需要机器学习模型在少量标注数据上进行训练和学习[7]。本文采集的原始数据集共 372 张，按比例划分为训练集 298 张、测试集 74 张。本文采用 YOLO 框架内置的在线数据增强策略完成样本扩充，包括随机旋转、HSV 色调偏移、缩放与裁剪等数据增强方法，模拟工业现场不同光照、姿态与抖动场景，提升模型泛化能力。部分原始图像与在线增强后的图像如图 2 所示。

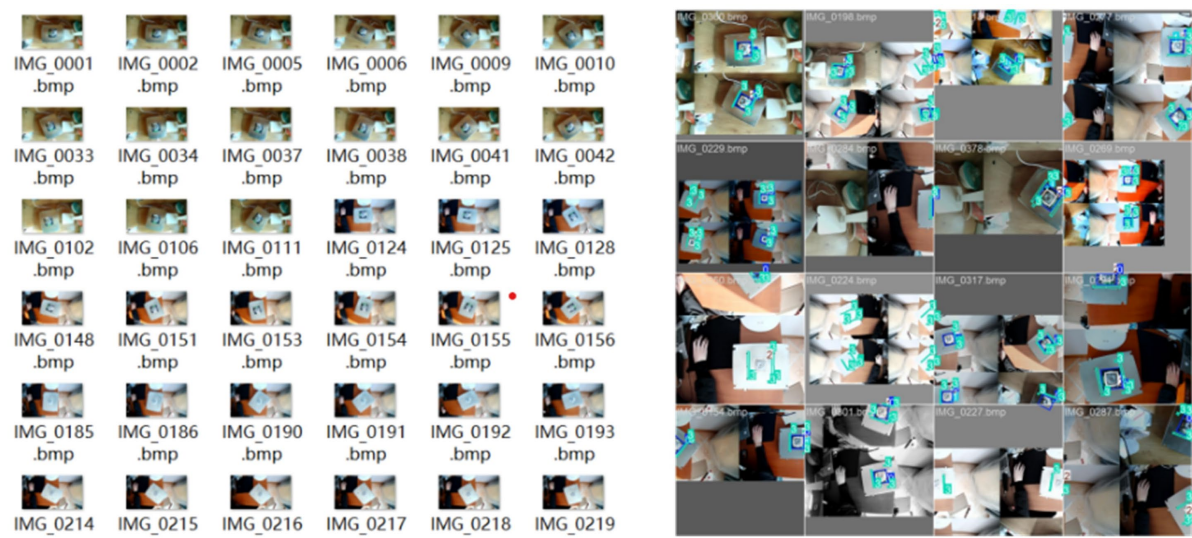


Figure 2. Partial original images and augmented images
图 2. 部分原始图像与增强图像

3. 基于 YOLOv8-OBb 的断路器缺陷检测模型

YOLO 系列卷积网络属于一阶目标检测模型,相较于二阶检测模型,一阶模型将目标检测任务统一为单一回归问题,在检测速度与轻量化方面更具优势[8]。本文选用 YOLOv8-OBb 作为核心检测算法,该模型基于 YOLOv8 的 Anchor-Free 框架构建,整体结构轻量化、推理速度快,依托 PyTorch 框架实现,环境配置简便、易于工程化部署。YOLOv8-OBb 可直接对单张图像、序列图像及实时视频流进行端到端推理,能够输出带旋转角度的目标检测框,可精准适配电动操作手柄多姿态、多角度的装配缺陷检测需求,满足工业现场要求。

3.1. 评价指标

为全面评估模型性能,本文从检测精度与推理效率两方面对断路器缺陷检测模型进行评价[9]。选用的精度指标为精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度 AP、均值平均精度 mAP 与 F1 分数(F1-score);效率指标为每秒帧率 FPS 与计算量 GFLOPS。

- (1) Precision: 模型将目标正确分为正样本的概率, $\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$;
- (2) Recall: 模型认为是正样本且正解的部分占有所有实际正样本的比例, $\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$;
- (3) AP: 准确度均值;
- (4) mAP: 所有类别 AP 值的均值,代表了模型检测的整体准确率;
- (5) F1: 精确率和召回率的加权调和平均数, $\text{F1score} = 2 \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$;
- (6) FPS: 目标检测网络每秒可以检测多少张图像, $\text{FPS} = \frac{1}{\text{单帧推理时间}}$ (秒);
- (7) GFLOPS: 每秒 10 亿次的浮点运算数,作为 GPU 性能参数,理论上该数值越高越好。

3.2. 手柄装配缺陷检测模型的训练

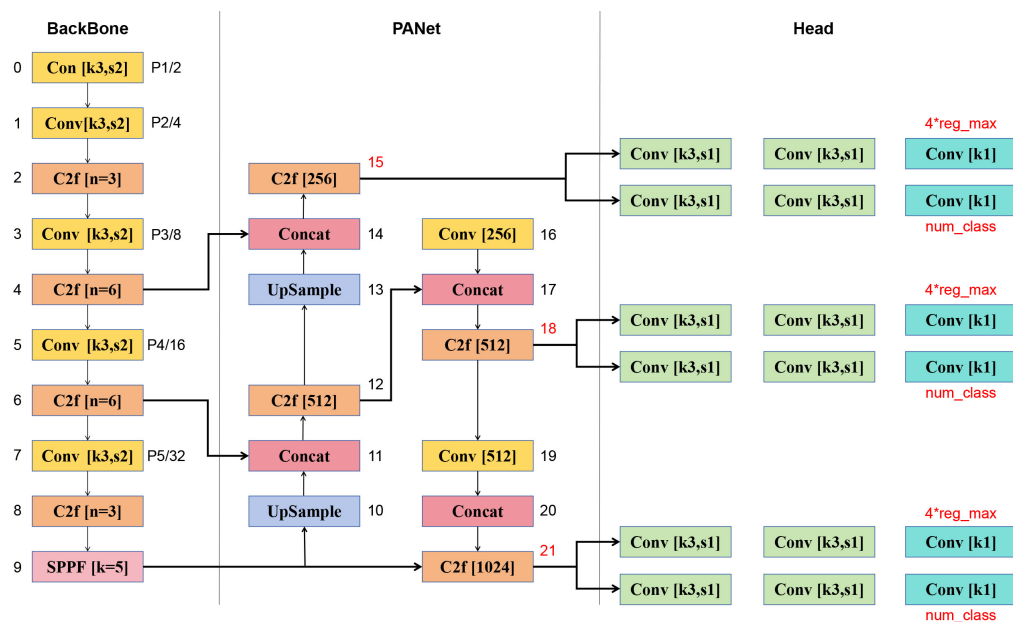


Figure 3. Structure of YOLOv8

图 3. YOLOv8 的网络结构图

本文选用 YOLOv8-OBb 作为基础检测架构，其模型结构如图 3 所示。该网络沿用了 YOLOv8 的整体设计，由骨干网络、颈部特征融合层与解耦检测头三部分构成。为加速模型收敛并提升检测性能，本文使用官方发布的预训练权重进行迁移学习[10]。由表 1 可见，在 YOLOv8-OBb 提供的各尺度模型中，YOLOv8n-OBb 的参数量与计算量最小，模型最为轻量，单帧推理速度最快，综合权衡检测速度与模型复杂度后，本文最终选用 YOLOv8n-OBb.pt 作为预训练权重。

Table 1. Comparison of model parameters in YOLOv8 series
表 1. YOLOv8 系列各模型参数对比

模型	模型体积(M)	模型复杂度(FLOPS)	mAP@0.5 (COCO)
YOLOv8n	3.1	104.4	78.0
YOLOv8s	11.4	354.4	79.5
YOLOv8m	26.4	763.5	80.5
YOLOv8l	44.5	1154.8	81.4

本文采用 YOLOv8n-OBb 模型训练，迭代总轮次 300，批次大小 16，输入分辨率 1024×1024 ，初始学习率 0.01。训练过程的损失函数与精度变化曲线如图 4 所示。从曲线变化可以看出：训练前 50 轮，边界框回归损失(box_loss)与分类损失(cls_loss)均以较高斜率快速下降，同时精度指标 mAP@0.5 与 mAP@0.5:0.95 快速上升；50~150 轮区间，损失曲线下下降斜率明显放缓，精度指标进入小幅波动的缓慢提升阶段；150 轮之后，训练集与验证集的损失值下降幅度极小、基本趋于平稳，精度指标也进入稳定区间，模型训练逐渐收敛至饱和状态，此时模型训练基本达到最佳权重。

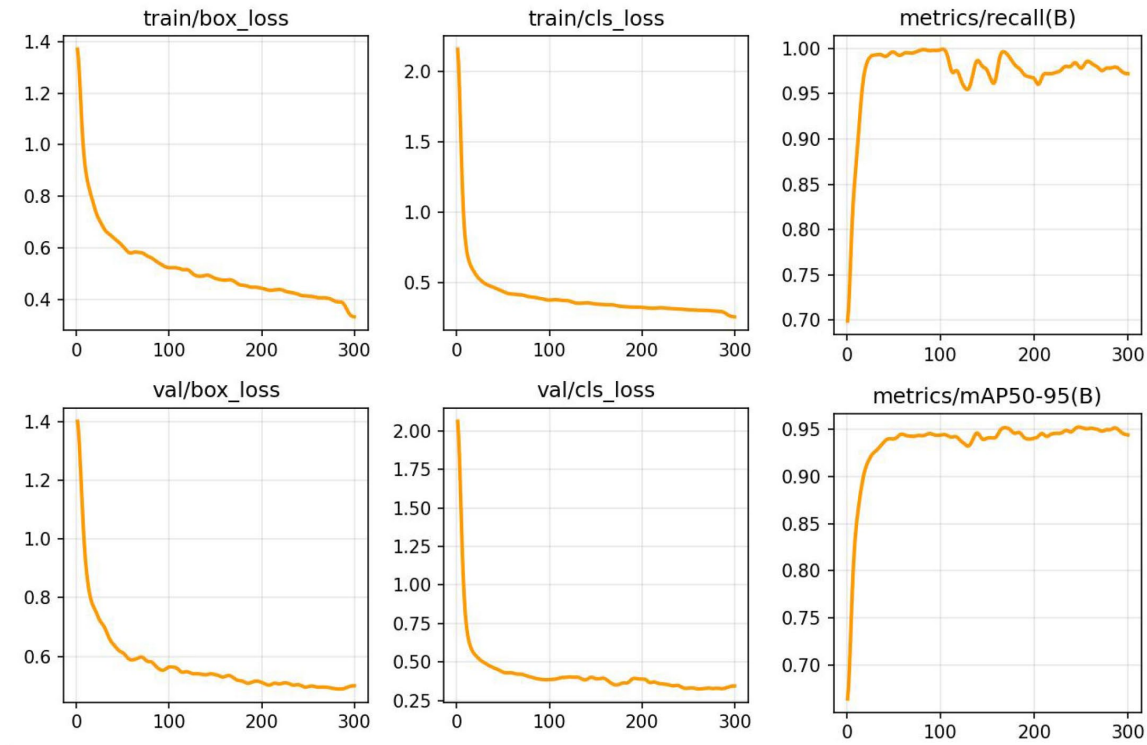


Figure 4. Loss and accuracy curves at 300 epoch of model training
图 4. 模型训练 300 epoch 时的损失函数与精度变化曲线

3.3. 模型测试结果

表 2 给出了测试模型时的参数，表 3 给出了检测模型针对手柄各类装配部件的量化评价指标。从表 3 可以看出，模型对标签、二维码、限位片、紧固螺钉四类关键装配部件的检测精度、召回率与 F1 分数均达到较高水平，整体检测性能满足工业场景质控要求。模型实际检测效果如图 5 所示，图中检测框上方数值为对应目标的检测置信度，本文设定 IoU 阈值为 0.5，用于过滤低置信度的无效检测框，进一步提升检测结果的稳定性。

Table 2. Model parameters of test set
表 2. 测试模型参数

网络层数	参数量	单帧推理时间	GFLOPS
144	3,083,295	638 ms	8.4

Table 3. Evaluation index of test set
表 3. 手柄装配缺陷检测模型评价指标

类别	Precision	Recall	F1-score	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
标签	0.995	0.996	0.997	0.995	0.995
二维码	0.992	0.998	0.996	0.995	0.941
限位片	0.909	0.997	0.952	0.987	0.987
紧固螺钉	0.998	0.958	0.979	0.995	0.853
总体	0.974	0.989	0.981	0.993	0.944

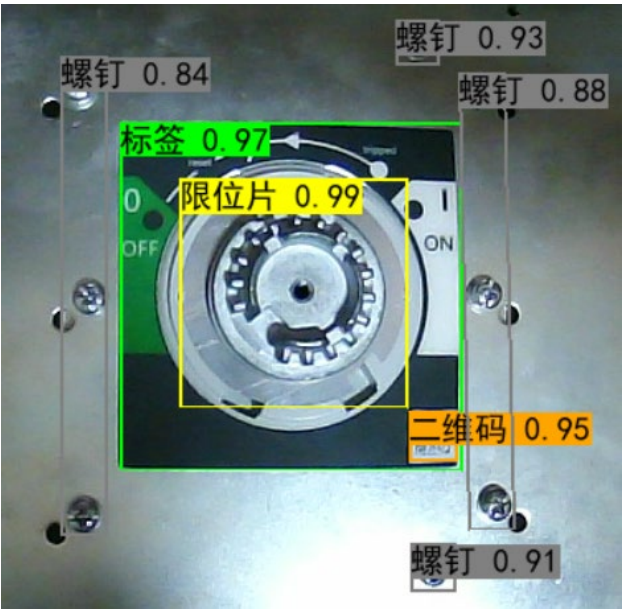


Figure 5. Defect detection results
图 5. 缺陷识别结果

3.4. 算法对比与消融实验

在统一数据集及训练参数条件下，开展不同模型配置的横向对比与数据增强消融实验，结果如表 4

所示。本文选用的 YOLOv8n-OBb 支持旋转检测,检测精度优于普通 YOLOv8n,但推理耗时稍高。针对 YOLOv8n-OBb 开展的数据增强消融实验结果显示,关闭数据增强后,模型精度有所下降,证明数据增强能够有效提升模型泛化能力。综合实验结果,充分验证了本文选用 YOLOv8n-OBb 模型、搭配在线数据增强策略的合理性与实用性。

Table 4. Performance comparison of different models and configurations
表 4. 不同模型与配置性能对比

模型与配置	参数量/M	总体 mAP@0.5	单帧推理时间/ms
启用在线数据增强的 YOLOv8n-OBb	3.1	0.993	683
关闭在线数据增强的 YOLOv8n-OBb	3.1	0.987	664
启用在线数据增强的 YOLOv8n	3.0	0.983	650

3.5. 失败案例分析

模型在常规光照与摆放工况下检测精度优异,但面对生产线极端工况时仍存在少量漏检与误判问题。如图 6 所示,当 LED 光源近距离直射手柄,使螺钉表面发生镜面反射形成过曝高光,螺钉原有轮廓与细节纹理被高光区域覆盖,网络难以提取有效的目标特征,最终造成三组螺钉漏检。除强光干扰外,二维码表面磨损模糊,手柄摆放紧贴画面边缘导致旋转框缺少完整轮廓信息,同样会出现误检或定位偏移问题。后续可通过扩充强光、边缘截断、磨损污渍等困难样本数据集,结合针对性图像增强算法优化特征提取能力,进一步提升模型在复杂工业场景下的鲁棒性与泛化性能。

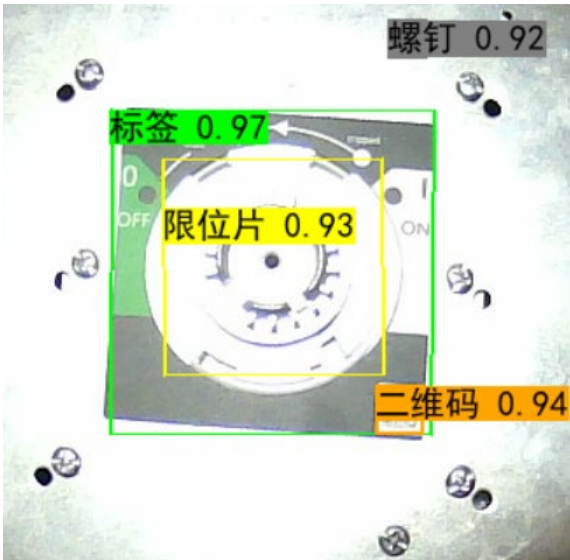


Figure 6. Sample of missing screw detection under strong light
图 6. 强光下螺钉漏检样本

4. 系统实现

本文基于训练完成的 YOLOv8n-OBb 旋转目标检测模型,搭建了一套完整的断路器电动操作手柄装配缺陷视觉检测系统。整套系统由硬件平台与软件系统两部分构成,结构简洁、成本较低,可直接应用于实际装配质检场景。

4.1. 硬件平台

系统硬件平台由图像采集模块、主控计算机、照明光源、声光报警灯与标签打印机组成，整体布局简洁、接线方便，可直接部署于离线检测工位使用。

图像采集模块采用 200 万像素 USB 工业相机，固定于检测工位正上方，用于获取清晰的手柄图像；配合白色条形 LED 光源提供均匀照明，减少阴影与反光对检测结果的干扰。

主控计算机搭载 CPU，负责图像传输、模型推理与外设控制。声光报警灯用于直观提示检测结果，合格亮绿灯、缺陷亮红灯并蜂鸣提醒；热敏标签打印机可对合格工件自动打印追溯标签，完成生产信息记录。工位现场布置如图 7 所示。



Figure 7. Physical construction diagram of the detection system
图 7. 检测系统实物搭建图

4.2. 软件系统和可视化

检测系统基于 Python 语言开发，通过调用 YOLOv8-OBb 模型实现手柄部件的检测与推理。系统加入时序稳定处理机制，有效提升了检测结果的可靠性[11]。该机制原理上采用滞后滤波思想，摒弃单帧瞬时结果直接输出，依靠多帧统计滤除偶然干扰，各类零部件相互独立做状态判别。在实现层面本文自主设定关键参数：正常触发阈值为连续 2 帧检测到目标，缺失判定阈值为连续 3 帧未检出目标，搭建 10 帧长度滑动队列存储历史检测信息。每帧检测完成后，实时更新连续存在与连续缺失的计数值，只有计数值达标才刷新最终判定，短时跳变保持原有结果。整套机制仅逻辑运算，无额外计算开销，不影响系统检测帧率。



Figure 8. Real-time detection results of the system
图 8. 系统实时检测结果

系统采用 Tkinter 构建轻量化可视化操作界面,可实现实时视频流显示、检测结果标注展示与检测流程控制功能,同时自动将检测记录以文件形式保存,便于后续历史数据追溯与质量分析。实际检测效果如图 8 所示。

5. 结语

本文针对断路器电动操作手柄装配缺陷检测需求,构建了基于 YOLOv8-OBB 的视觉检测系统。所训练模型总体 mAP@0.5 达到 0.993,检测精度与实时性满足工业质检要求。同时完成了硬件平台与可视化系统的搭建部署,实现从图像采集到缺陷判定的全流程自动化。该系统结构简洁、部署便捷,可为电力装备装配质量自动化检测提供可行方案,后续可通过样本扩充与边缘部署进一步提升性能。

参考文献

- [1] 李廉水,石喜爱,刘军. 中国制造业 40 年: 智能化进程与展望[J]. 中国软科学, 2019(1): 1-9, 30.
- [2] 王耀南,陈铁健,贺振东,等. 智能制造装备视觉检测控制方法综述[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(3): 273-286.
- [3] 李少波,杨静,王铮,等. 缺陷检测技术的发展与应用研究综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(11): 2319-2336.
- [4] 王旭,吴艳霞,张雪,等. 计算机视觉下的旋转目标检测研究综述[J]. 计算机科学, 2023, 50(8): 79-92.
- [5] 郝博,徐新岩,赵玉欣,等. 基于改进 YOLOv8 的铆接孔表面缺陷检测[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2024, 45(11): 1595-1603.
- [6] 刘颖,雷研博,范九伦,等. 基于小样本学习的图像分类技术综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(2): 297-315.
- [7] 尤鑫,蔡艺军,林云,等. 应用于扩容小样本量 YOLO 人脸数据集的 imgaug 图像增广方法[J]. 厦门理工学院学报, 2023, 31(5): 32-39.
- [8] Zou, Z., Chen, K., Shi, Z., Guo, Y. and Ye, J. (2023) Object Detection in 20 Years: A Survey. *Proceedings of the IEEE*, 111, 257-276. <https://doi.org/10.1109/jproc.2023.3238524>
- [9] 安旭,胡蓉华. 基于改进 YOLOv8n 的雾天行人车辆检测算法[J]. 信息技术与信息化, 2026(5): 31-34.
- [10] He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 770-778. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.90>
- [11] 夏子瀛,头旦才让,张艺杰,等. IIG-VSAD: 基于实例信息引导的视频流行为检测方法[J]. 电子科技大学学报, 2026, 55(1): 129-136.