

文章编号: 1671-7449(2026)05-0665-12

J. Test Measur. Technol., 2026, 40(5): 665-676.

基于多任务视觉识别的铁路信号机房智能 巡检系统设计

范子文¹, 杨飞宇¹, 鲁凯¹, 高志毅², 赵建军³, 张阳^{4*}, 胡一剑⁴, 王龙¹

(1. 国能朔黄铁路发展有限责任公司肃宁分公司, 河北 沧州 062350;

2. 山西工程科技职业大学 信息工程学院, 山西 晋中 030619;

3. 山西工程科技职业大学 汽车工程学院, 山西 晋中 030619; 4. 太原科技大学 机械工程学院, 山西 太原 030024)

摘要: 针对铁路信号机房传统人工巡检方式存在效率低、劳动强度大和安全风险高等问题, 提出一种“主干检测+任务导向”的多任务视觉协同识别框架, 可实现对机房关键设备的高精度识别与状态检测。首先, 通过分析机房巡检环境和功能需求, 采用YOLOv12构建统一目标检测模型, 实现数显仪表、指针式仪表和指示灯主任务的分类和定位; 然后, 针对不同设备特性设计差异化的任务级识别策略: 数显仪表采用“穿线法+PaddleOCR”的融合识别方法, 指针式仪表采用“图像处理+PaddleOCR”的读数方法, 指示灯采用“Hough+HSV+PaddleOCR”的状态识别方法; 最后, 在自建数据集上的实验表明, 该方法在仪表分类、数显识别、指针读数与指示灯状态判断的准确率分别达到94.0%、92.4%、91.5%与94.2%, 相较传统方法提高了识别精度与检测效率, 具备良好的工程适用性。

关键词: 智能巡检; 多任务视觉识别; 指示灯识别; 指针仪表读数; 数显仪表

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI: 10.62756/csjs.1671-7449.2026087

引用格式: 范子文, 杨飞宇, 鲁凯, 等. 基于多任务视觉识别的铁路信号机房智能巡检系统设计[J]. 测试技术学报, 2026, 40(5): 665-676.

Fan Ziwen, Yang Feiyu, Lu Kai, et al. Design of intelligent inspection system for railway signal equipment rooms based on multi-task visual recognition[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2026, 40(5): 665-676.

Design of Intelligent Inspection System for Railway Signal Equipment Rooms Based on Multi-Task Visual Recognition

Fan Ziwen¹, Yang Feiyu¹, Lu Kai¹, Gao Zhiyi², Zhao Jianjun³, Zhang Yang^{4*},
Hu Yijian⁴, Wang Long¹

(1. Guoneng Shuohuang Railway Development Co., Ltd. Suning Branch, Cangzhou 062350, China;

2. School of Information Engineering, Shanxi Vocational University of
Engineering Science and Technology, Jinzhong 030619, China;

3. School of Automotive, Shanxi Vocational University of Engineering Science and Technology, Jinzhong 030619, China;

4. School of Mechanical Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

【收稿日期】2026-02-05

【修回日期】2026-04-07

【录用日期】2026-04-15

【基金项目】山西省重点研发计划资助项目(202302110401017); 山西省回国科教创新资助项目(2025-213); 朔黄铁路发展有限责任公司科技创新资助项目(SHTL-24-38)

【作者简介】范子文(1994—), 女, 工程师, 硕士, 主要从事铁路信号处理与运营管理研究。E-mail: 11111750@ceic.com。

*【通信作者】张阳(1987—), 男, 教授, 博士, 主要从事智能检测监测和数字孪生技术研究。E-mail: gyangzhang@tyust.edu.cn。

Abstract: To address the problems of low efficiency, high labor intensity, and significant safety risks associated with traditional manual inspection methods in railway signal equipment rooms, a multi-task visual collaborative recognition framework based on a “backbone detection+task-oriented” strategy is proposed, enabling high-precision identification and condition monitoring of key equipment in signal rooms. Firstly, by analyzing the inspection environment and functional requirements of signal equipment rooms, a unified object detection model based on YOLOv12 is constructed to achieve the classification and localization of main inspection targets, including digital meters, pointer meters and indicator lights. Subsequently, differentiated task-level recognition strategies are designed according to the characteristics of different devices: a fusion recognition method combining the wire-crossing technique and PaddleOCR is adopted for digital meters; a reading method based on image processing and PaddleOCR is applied for pointer meters; and a state recognition method integrating the Hough transform, HSV color space analysis, and PaddleOCR is used for indicator lights. Finally, experimental results on a self-constructed dataset demonstrate that the proposed method achieves accuracies of 94.0%, 92.4%, 91.5% and 94.2% in meter classification, digital display recognition, pointer reading, and indicator light state identification, respectively. Compared with traditional methods, the proposed framework significantly improves recognition accuracy and detection efficiency, exhibiting strong engineering applicability.

Key words: intelligent inspection system; multi-task visual recognition; indicator light status recognition; pointer-type instrument reading; digital display instrument recognition

0 引言

铁路信号机房在铁路运输系统中承担列车运行控制与调度等重要功能,其设备运行状态直接影响铁路运输的安全性与可靠性。随着铁路系统的快速扩张,并向着数字化、智能化方向转型发展,其对信号设备状态监测的实时性和准确性提出了更高要求。然而,当前传统的人工巡检方式存在巡检效率低、劳动强度大、运行成本高且易受人为因素影响等问题,难以满足现代铁路运维对高可靠性和高效率的实际需求^[1]。因此,研究面向铁路信号机房的智能巡检技术,具有重要现实意义和工程应用价值。

智能巡检系统最早在电力行业开展系统研究。自2008年,国外相继研制多种用于变电站和工业现场的巡检机器人,实现了设备外观检测、信号灯状态识别及环境信息感知等功能^[2-3]。2016年,山东电力研究院研制的多代智能巡检机器人实现了信号灯识别、红外测温与局部放电检测等功能,在设备布置相对规则、光照条件较为稳定的场景中取得了良好效果^[4]。

随着人工智能与机器人技术的发展,智能巡检系统逐步由电力场景向铁路信号、通信机房及数据中心等复杂环境拓展。王坚强等^[5]采用轨道式机器人对铁路信号机房进行巡检,实现了对部分日常巡

检任务的自动化替代;刘明峰等^[6]结合轨道车平台与云台感知设备,实现了信息系统状态监测,并引入深度置信网络进行图像识别;陈卓雄等^[7]提出了轮式机器人用于地铁通信机房巡检,实现设备状态与环境参数的实时监控;黄嘉东等^[8]将巡检机器人应用于数据中心机房,实现了设备状态信息的自动统计与检测。上述研究显著推动了巡检平台的集成与初步应用,有效降低了人工劳动强度并提升了运维效率。但其视觉识别算法多采用单一模型或针对单类任务设计,缺乏面向多类型设备的协同识别能力,难以满足铁路信号机房中设备类型复杂、任务高度耦合的实际应用需求。

从具体视觉识别任务来看,铁路信号机房智能巡检主要涉及数显仪表读数、指针式仪表读数以及指示灯状态识别等关键环节。针对数显仪表,传统人工抄读方式效率低且易产生误差^[9]。现有研究多基于OpenCV进行图像预处理,并结合传统分类器实现数字识别^[10-11]。刘文亮^[12]提出了基于HSV多阈值分割与改进穿线法的数显仪表识别方法,在规则背景条件下具有较好效果。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)因计算效率较高,也常被集成于巡检系统中用于数字分类任务^[13-14]。

在指针式仪表识别方面,早期研究主要依赖几何特征提取与霍夫变换等传统图像处理方法。Kuindersma等^[15]通过提取指针角度实现读数识别,

但该类方法对成像质量和特征提取精度依赖较强,难以满足复杂工程环境下的应用需求。近年来,卷积神经网络在图像识别领域取得突破,在复杂背景和非理想成像条件下表现出更强的鲁棒性,为指针式仪表识别提供了新的技术手段^[16-18]。

在指示灯识别方面,现有研究主要基于颜色空间分析或深度学习模型。于洋博等^[19]采用改进LeNet-5网络实现指示灯亮灭状态识别,取得了较高的识别准确率;苏漠等^[20]提出“AR+Hough+HSV”模型,将识别结果与空间信息融合,提高了识别精度;陈浩天^[21]结合文本定位、CRNN与HSV判别方法,实现了较高精度的指示灯状态识别。

综上所述,现有研究在单一设备或单一任务识别方面取得了一定成果,但普遍存在以下不足:一是缺乏面向复杂机房场景的多任务统一检测与协同识别能力;二是端到端深度学习方法虽具有较高识别精度,但模型结构复杂、部署成本较高,工程实用性受限;三是传统图像处理方法虽具备一定可解释性,但在复杂光照、噪声干扰及多样化设备条件下鲁棒性不足,难以满足铁路信号机房无人值守巡检的实际需求。

因此,本文提出了一种面向铁路信号机房智能巡检系统的多任务视觉识别框架,主要包括:

1) 以YOLOv12作为统一的目标检测网络,实现对指示灯、数显仪表和指针式仪表的高精度分类与定位。

2) 针对不同巡检对象的特性与信息表达方式,设计任务级差异化识别策略,在保证识别精度的同时兼顾系统实时性与工程实用性。

1 多任务视觉识别算法实现

信号机房巡检系统通过巡检机器人对关键设备进行巡查,如图1所示,获取数显仪表、指针式仪表和指示灯信息。巡检对象在外观形态、成像特性及信息表达方式上差异显著,单一识别算法难以同时兼顾识别精度与系统效率。

本文构建的基于多任务视觉识别框架在于根据不同巡检任务的技术难点和设备特性,定制化设计识别算法,实现各任务的精准识别与整体系统的协同运行,具体流程如图2所示。首先,由YOLOv12输出检测目标区域;随后,针对数显仪表采用“穿线法+PaddleOCR”进行读数识别,指针式仪表通过“图像处理+PaddleOCR”算法实现

数值计算,指示灯状态则采用“Hough+HSV+PaddleOCR”方法完成颜色与状态判别。



图1 机房设备巡检内容

Fig. 1 Inspection items for computer room equipment

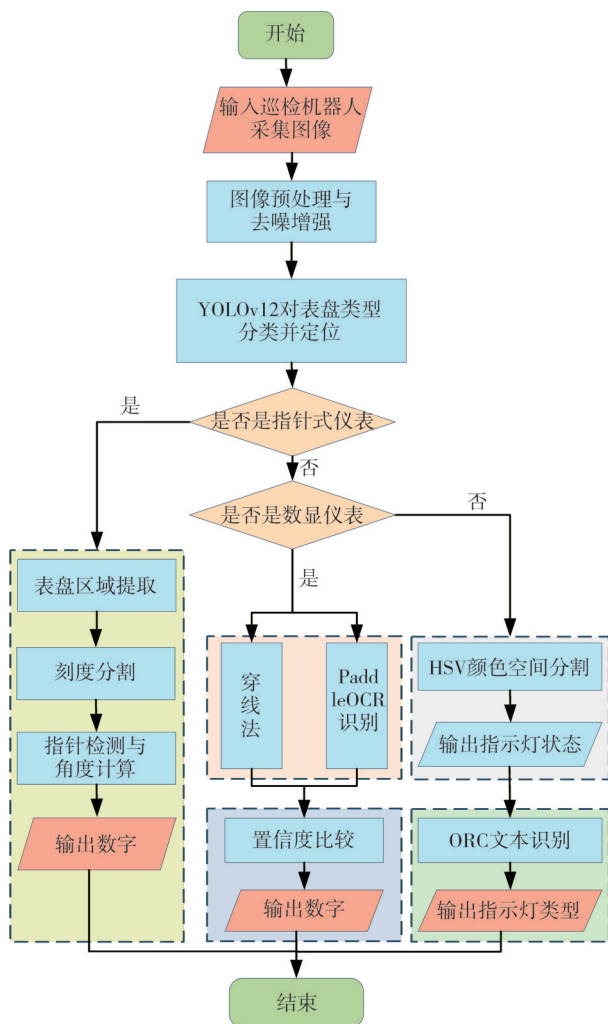


图2 智能巡检实现流程图

Fig. 2 Flowchart of implementation process of intelligent inspection system

1.1 分类和目标检测

为实现对指示灯、数显仪表和指针式仪表的准确识别,首先需对巡检机器人采集的图像进行目标检测与类别判别,精确定位表盘区域,减少复杂背景对后续识别任务的干扰。该环节作为多任务协同

的主干检测基础,为后续各任务级识别提供精准的目标区域,是实现任务导向差异化识别的前提。

本文采用 YOLOv12 作为核心检测模型^[22],其网络结构由主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和检测头(Head)三部分组成,如图 3 所示。

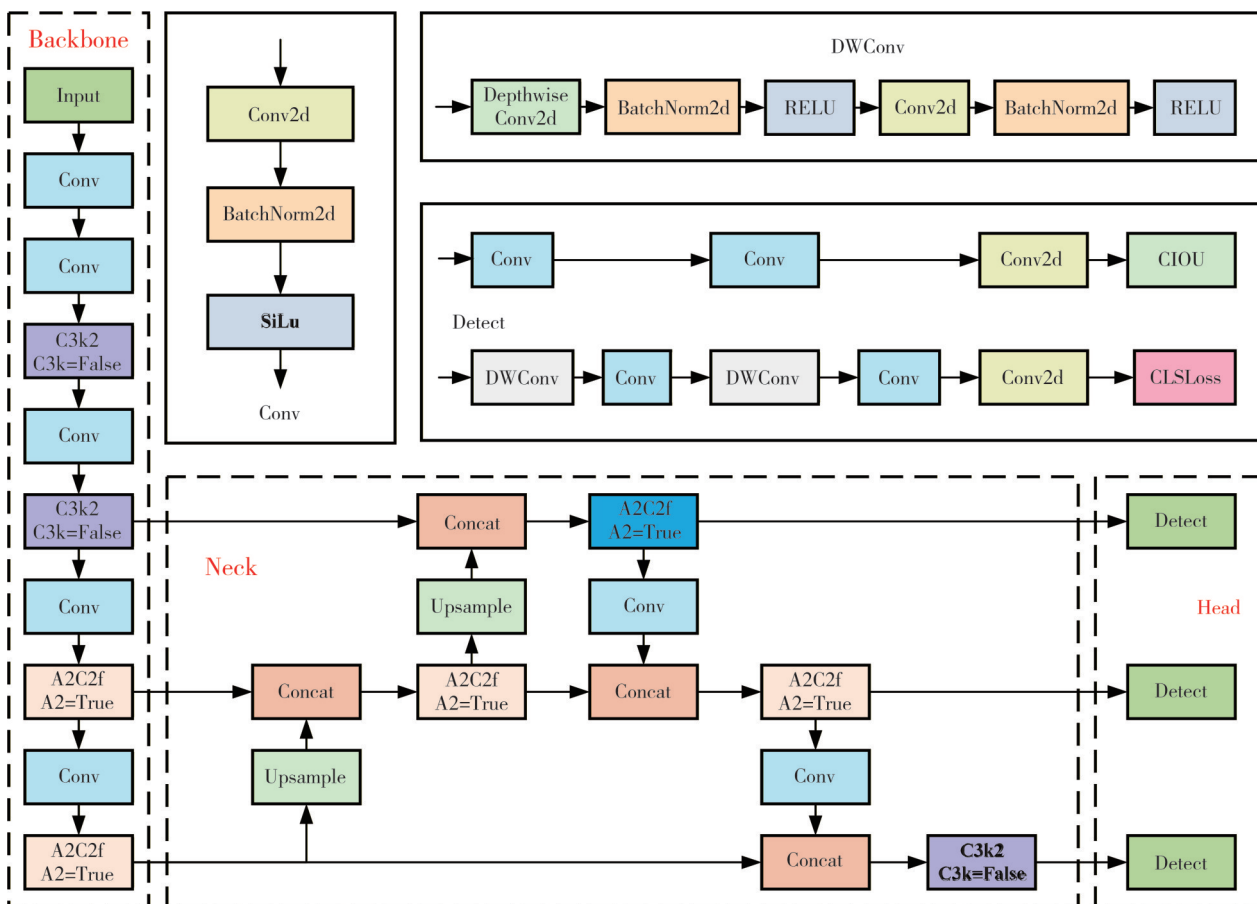


图 3 YOLOv12 模型框架

Fig. 3 YOLOv12 model framework

(1) 主干网络: YOLOv12 主干采用残差高效层聚合网络(Residual Efficient Layer Aggregation Network, R-ELAN),在传统 ELAN 结构基础上引入块级残差连接与自适应通道扩展策略,在保证梯度稳定传播的同时,提高了特征重用效率。此外,引入大核可分离卷积(7×7 DWConv),可有效扩展感受野,增强对小尺度目标(如指示灯)的检测能力。

(2) 颈部网络: 颈部网络采用多尺度特征融合结构,引入 FlashAttention 区域注意力机制,对不同尺度特征赋予自适应权重,在保证低延迟的同时增强了上下文信息建模能力。

(3) 检测头: 检测头采用解耦式结构,将分类分支与回归分支独立设计,有效降低任务冲突。

分类分支采用深度可分离卷积(DWConv+ 1×1 Conv),在减少参数量的同时提升计算效率。

1.2 数显仪表识别

机房中数显仪表多采用七段或多段 LED 数码管及小型液晶显示屏。传统光学字符识别(OCR)、模板匹配和特征检测方法在数码管字符不连续或光照变化条件下识别效果受限^[23]。为此,本文提出一种“穿线法+PaddleOCR”融合的数显仪表识别方法。具体流程如图 4 所示:

(1) 利用穿线法对 YOLOv12 检测出的数显仪表图像进行预处理和七段结构解析;

(2) 将检测图像输入 PaddleOCR 模型,依次完成文本检测、数据增强与文本识别(CRNN 算法);

(3) 对两种方法的结果进行置信度比较, 并输出最终读数。

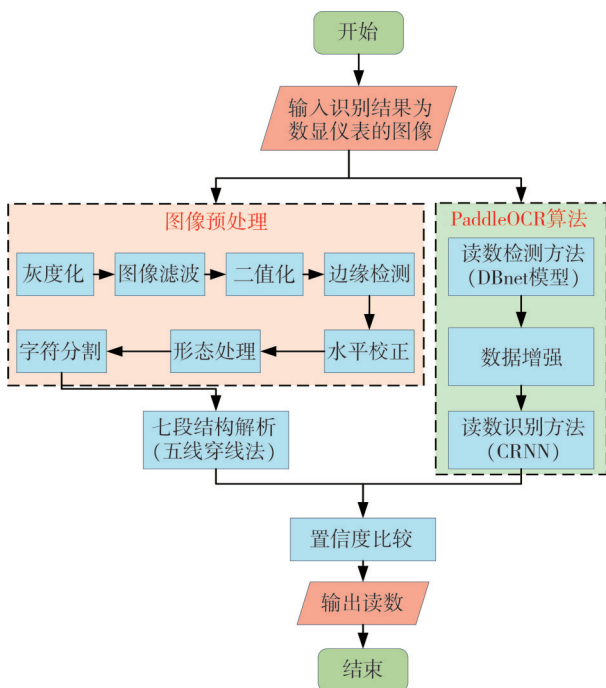


图4 “穿线法+PaddleOCR”方法识别流程

Fig. 4 Recognition process of “wiring method+PaddleOCR”

1.2.1 穿线法原理

七段数码管的各段长度一致, 横纵段相互平行。如图5所示, 基于其几何结构特性, 在二值化图像上构造5条判别线 $L = \{a, b, c, d, e\}$, 统计分割线与像素的交点数目, 判定各段点亮状态, 从而完成数字识别, 如式(1)所示。

$$S_k = \sum_{x \in L_k} \mathbb{I}(I(x) = 255), \quad k \in \{a, b, c, d, e\}, \quad (1)$$

式中: $\mathbb{I}()$ 为指示函数。此外, 引入字符宽高比 R ,

$$R = \frac{W}{H}, \quad (2)$$

式中: W 为字符宽度; H 为字符高度。 R 用于区分数字与小数点, 根据不同阈值区间自适应选择判别规则, 实现对倾斜数码管和小数点的鲁棒识别。

式(1)中, a 、 b 、 d 三条线用于判定数字结构, c 、 e 两条线则用于检测数码管是否倾斜及是否存在小数点。若分割线 e 与 a 、 b 至少一条存在交点像素, 则判定为水平数码管, 否则为倾斜数码管。对于小数点识别, 方法区分两种情况。

第一种为水平数码管: 小数点通常单独分割。根据二值化 R 及分割线 a 的像素分布进行判定:

(1) $R < 0.35$ 且分割线 a 上存在像素点的为字符为“1”; (2) $0.35 \leq R < 0.8$ 时应用传统穿线法识别数字; (3) $R \geq 0.8$ 时判定为小数点。

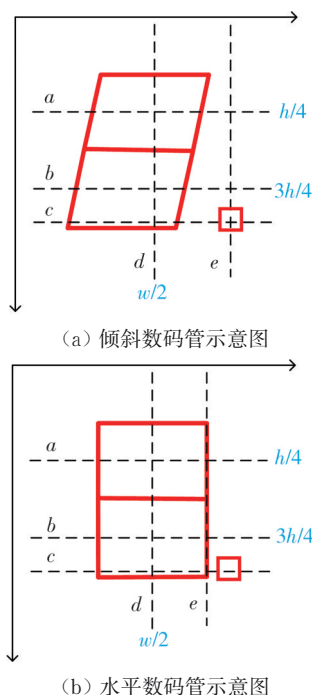


图5 五线穿线法示意图

Fig. 5 Schematic diagram of five-wire conduit method

第二种为倾斜数码管: 小数点常与数字重叠。若 $R < 0.35$, 分割线 c 、 e 交点及 a 线上均有像素时判定为“1”; 仅 c 、 e 交点处有像素而 a 线上没有时判定为小数点; 仅 a 线上有像素而 c 、 e 交点没有时判定为“1”。若 $R \geq 0.35$, 则通过检测分割线 c 、 e 交点邻域是否存在像素, 若有则判定存在小数点, 否则用传统穿线法识别。

1.2.2 基于DBnet的仪表读数检测方法

DB (Differentiable Binarization) 算法将二值化操作融合于分割网络中。如式(3)所示, 建立了概率图和阈值图与二值化图之间的关系, 使得二值化的计算可微。

$$\hat{B}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-k(P(x) - T(x)))}, \quad (3)$$

式中: $P(x)$ 为概率图; $T(x)$ 为自适应阈值图; $\hat{B}(x)$ 为二值化图, 显著提高了字符区域定位精度^[24]。其网络结构如图6所示, DB网络采用特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network, FPN) 提取图像特征。FPN 含5个下采样层, 将输入图像逐步缩小至原始尺寸的 $1/32$, 并在多尺度上获得特征表示。随后通过上采样将特征图统一到输入

图像的1/4尺度,并进行多尺度特征融合,生成高维特征图,实现高效而精确的字符检测。

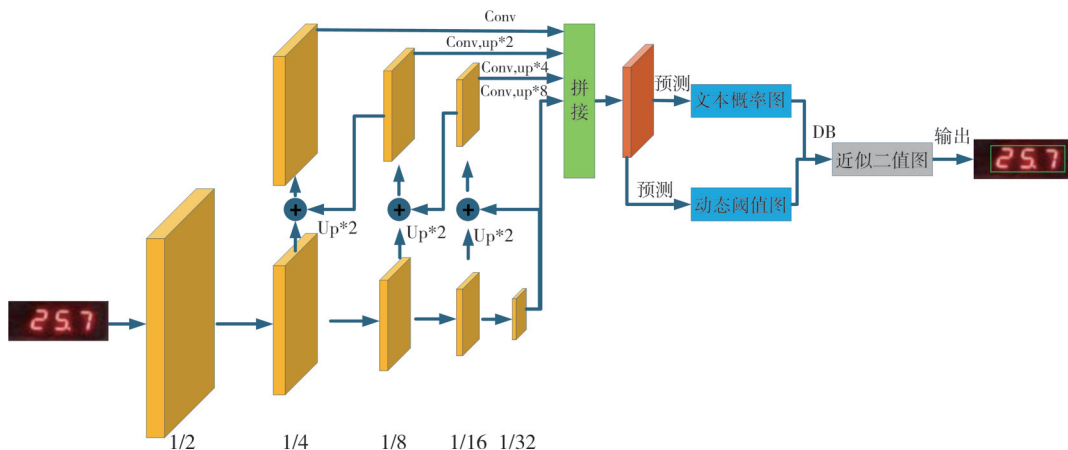


图6 DB算法模型

Fig. 6 DB algorithm model

1.2.3 基于CRNN的仪表读数识别方法

CRNN是一种端到端的不定长文本序列识别模型^[24],其网络结构如图7所示,主要由卷积层(CNN)、循环层(RNN)和转录层(CTC loss)三部分组成。首先,CNN提取文本图像的深层特征;然后,双向LSTM对特征序列进行上下文建模,以获得字符间的时序依赖关系;最后,通过转录层对特征概率分布进行序列预测,输出最终的文本识别结果。

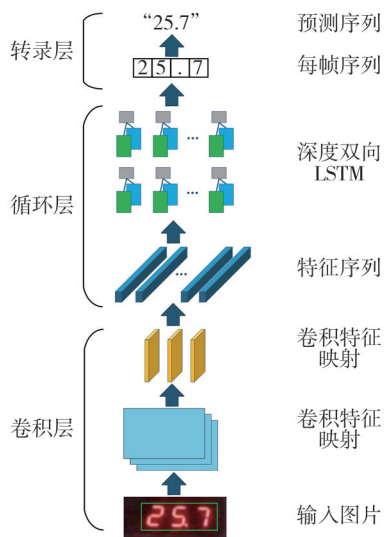


图7 CRNN的网络结构

Fig. 7 Network structure of CRNN

1.3 指针式仪表识别

为实现指针式仪表的自动化读数,本文提出一种“图像处理+PaddleOCR”的融合算法。输入为现场采集的仪表盘图像,通常存在拍摄角度偏移、光照不均及复杂背景干扰,输出为仪表的数

值化结果。具体流程如图8所示。

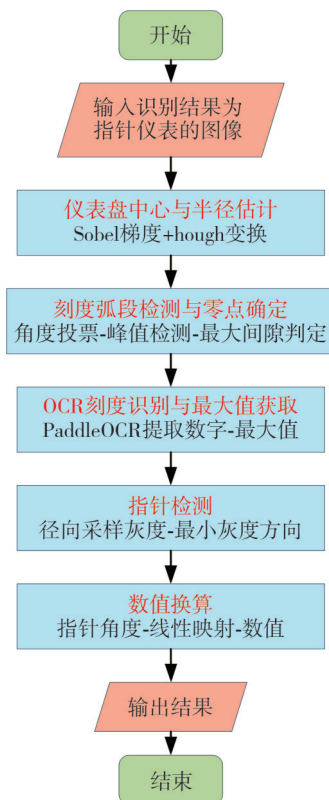


图8 “图像处理+PaddleOCR”算法流程

Fig. 8 Algorithm flow of “image processing+PaddleOCR”

首先,采用Sobel算子提取边缘,并利用Hough圆变换估计表盘中心 (x_c, y_c) 与半径 r ,其投票函数定义为

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 = r^2, \quad (4)$$

式中: x_c 为圆心横坐标; y_c 为圆心纵坐标。其次,在半径环带内进行角度投票,构建角度响应函数式(5)。

$$R(\theta) = \sum_{(x,y) \in \Omega} \mathbb{I}(\theta(x,y) = \theta), \quad (5)$$

式中: θ 为角度。通过峰值检测确定刻度角度, 并利用最大角度间隙自适应定位零点。随后, 采用 PaddleOCR 提取刻度数字, 获取量程上限 $V_{\max}$ 。最终, 通过公式(6)建立指针角度 θ_p 与刻度弧长的线性映射关系, 实现指针读数的高精度计算。

$$V = \frac{\theta_p - \theta_0}{\theta_{\max} - \theta_0} \cdot V_{\max}, \quad (6)$$

式中: θ_p 为指针角度; θ_0 为零点角度; $\theta_{\max}$ 为最大刻度角度; $V_{\max}$ 为量程上限。

1.4 指示灯识别

本文采用“Hough+HSV+PaddleOCR”的方法识别机房指示灯颜色和类型, 其结构如图 9 所示。

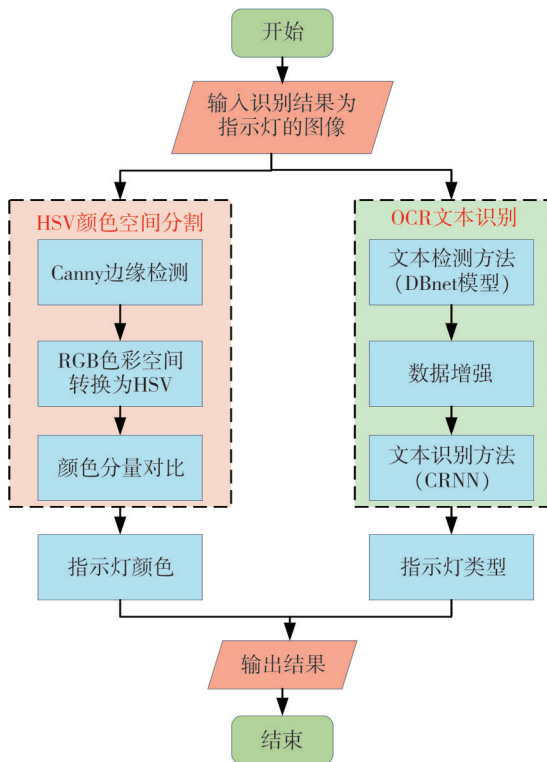


图 9 “Hough+HSV+PaddleOCR”方法识别流程

Fig. 9 Recognition process of “Hough+HSV+PaddleOCR” method

首先, 将 RGB 图像转换至 HSV 空间

$$(H, S, V) = f(R, G, B), \quad (7)$$

式中: H 为色调; S 为饱和度; V 为亮度; R 、 G 、 B 分别为红、绿、蓝分量。如公式(8)所示, 其中亮度分量 V 用于判断亮灭状态。

$$\text{State} = \begin{cases} \text{On}, & V > V_{th}, \\ \text{Off}, & V \leq V_{th}, \end{cases} \quad (8)$$

式中: V_{th} 为亮度分量阈值。

颜色类别通过对 ROI 区域 H 、 S 分量的直方图

统计, 并结合表 1 中阈值区间进行判定。最后, 利用 PaddleOCR 识别指示灯对应的文字标识实现语义绑定, 为告警与状态报表生成提供依据。

表 1 HSV 颜色分量范围

Tab. 1 Range of HSV color components

类别	$H_{\max}$	$H_{\min}$	$S_{\max}$	$S_{\min}$	$V_{\max}$	$V_{\min}$
红色	180	156	255	43	255	46
蓝色	100	124	255	43	255	46
绿色	77	35	255	43	255	46
黄色	25	11	255	43	255	46
白色	180	0	255	43	255	46
Off	180	0	255	0	46	0

2 实验结果与分析

2.1 实验环境及相关参数

本实验建立在 Windows11 操作系统中, 实验环境 GPU 采用 RTX4090, 环境为 Pytorch 2.0.1, python3.11.5, CUDA 版本为 11.8, 相关参数如表 2 所示, 模型初始图像大小为 640×640 , 模型迭代次数为 100 轮。

表 2 实验训练参数

Tab. 2 Experimental training parameters

实验项目	型号
操作系统	Windows11 64 位
CPU	13th Gen Intel(R) Core(TM) i9-13900K (3.00 GHz)
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4090 (24G)
编译器	Spyder
算法框架	Pytorch 2.0.1+python 3.11.5+CUDA 11.8

2.2 数据集创建

采用铁路信号机房专用轮式巡检机器人, 在机房不同光照条件(白天自然光、夜间辅助照明)、不同拍摄角度(0° 、 $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 30^\circ$)和多种距离下对现场数显仪表、指针式仪表、指示灯进行图像采集, 采集过程中设备处于正常运行、异常报警等不同状态, 确保数据集的多样性。

为提升模型泛化能力, 对原始图像进行数据增强, 包括随机旋转、亮度调整、对比度变化、添加高斯噪声等操作。最终, 收集了 184 张数字仪表图像、300 张指针仪表图像和 320 张指示灯图像, 总共产生了 804 张图像用于实验数据集, 结果如表 3 所示。按 7:2:1 的比例将其划分为训练集、验证集和测试集。

表3 数据集创建
Tab. 3 Dataset creation

图片	类型	数量
	数显仪表	184
	指针仪表	300
	指示灯	320

2.3 实验评价指标

本文引入精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、 $mAP@0.5$ 、模型参数量、推理速度 (Frames Per Second, FPS) 5个评价指标验证深度学习算法的性能。

精确率可以由式(9)所求,是指在所有检测出的目标中检测正确的概率。召回率由公式(10)所得,是指所有的正样本中正确识别的概率。

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (9)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (10)$$

式中: TP 为预测为正样本,真值也为正样本; FP 为预测为正样本,真值为负样本; TN 为预测为负样本,真值也为负样本; FN 为预测为负样本,真值为正样本。

根据包含精确率和召回率值的数组可以绘制 P - R 曲线,平均精度 AP 为曲线下方的面积,计算公式为

$$AP = \int_0^1 p(r) dr. \quad (11)$$

平均精度均值 mAP 为所有类别 AP 的均值,

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i. \quad (12)$$

2.4 对比实验

2.4.1 仪表分类结果

为了检验 YOLO 系列算法在本文数据集上的分

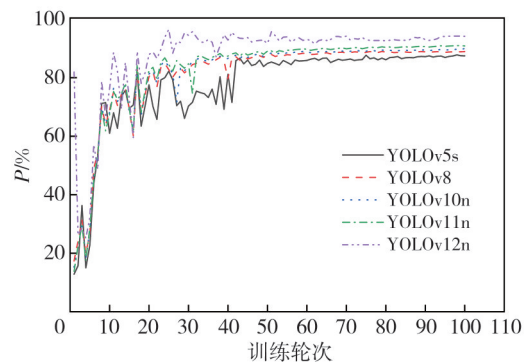
类能力,实验采用多基线对比策略,分别将 YOLOv5s^[25]、YOLOv8n^[26]、YOLOv10n^[27]、YOLOv11n^[28]和 YOLOv12n 进行对比,结果如表 4 所示。YOLOv12n 模型的 FPS 为 620 M,参数量仅 2.56 M,表明其在实时性和轻量级部署上具有优势。

表4 基线对比实验

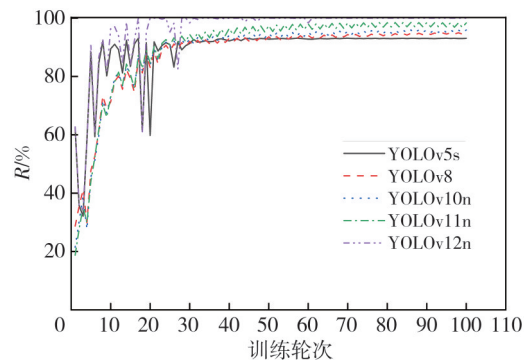
Tab. 4 Baseline comparative experiment

Model	$P/\%$	$R/\%$	$mAP@0.5/\%$	FPS/M	参数量/M
YOLOv5s	87.8	93.1	94.3	500	7.02
YOLOv8	89.0	95.0	94.8	560	2.70
YOLOv10n	90.0	96.0	95.1	570	2.70
YOLOv11n	91.0	98.5	95.4	580	2.58
YOLOv12n	94.0	100	98.4	620	2.56

图 10 为各模型在 P 、 R 和 $mAP@0.5$ 指标的对比图。YOLOv12 在多个评价指标上均表现出色, P 、 R 和 $mAP@0.5$ 分别达到了 94.0%、100% 和 98.0%,相比其他 YOLO 算法,性能优势明显,适用于铁路信号机房数显仪表、指针式仪表和指示灯主任务的分类和定位。在综合评估检测精度、模型复杂度与硬件适配性后,本文选择 YOLOv12n 作为基础架构。



(a) P 对比



(b) R 对比

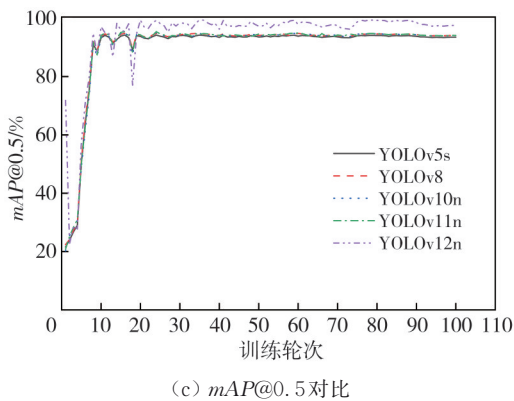


图 10 各模型对比结果

Fig. 10 Comparison results of each model

测试结果如图 11 所示,该模型能够准确检测图

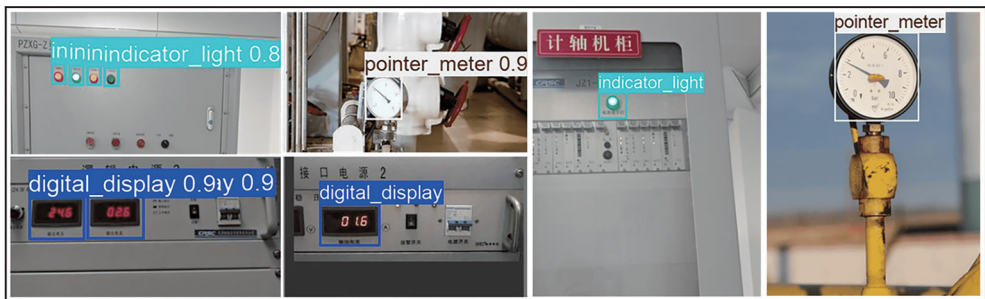


图 11 YOLOv12n 仪表检测结果

Fig. 11 Detection results of YOLOv12n for instrument inspection

传统模板匹配方法和穿线法的准确率分别为 87.6% 和 86.2%, 基于 PaddleOCR 的算法准确率提升至 90.2%。本文提出的“穿线法+PaddleOCR”的识别方法提高了识别性能, 达到 92.4%, 提升了 2.2 个百分点。主要源于穿线法能够有效利用七段数码管的几何结构特征, 在字符断裂或局部遮挡情况下仍保持较好的结构判别能力; 而 PaddleOCR 在复

像中的指示灯与仪表, 并高效提取表盘区域图像。

2.4.2 数显仪表识别结果

在数显仪表数据集上, 将本文提出的方法与传统模板匹配方法、穿线法和 PaddleOCR 进行了对比实验。各方法的识别准确率如表 5 所示。

表 5 数显仪表识别准确率对比

Tab. 5 Comparison of recognition accuracy of digital display instruments

识别方法	准确率/%
模板匹配	87.6
穿线法	86.2
PaddleOCR	90.2
本文方法	92.4

杂字体和光照变化条件下具有较强的泛化能力, 二者互补, 提升了整体识别鲁棒性。

图 12 为部分识别结果, 本文方法在数字清晰的图像中能够准确识别读数, 但在拍摄不清楚或光照不足的情况下, 可能出现小数点漏识别的情况。在实际应用中需要进一步结合图像增强或多帧信息融合来提高鲁棒性。



图 12 本文方法数显仪表识别结果

Fig. 12 Results of identification by digital display instrument using method in this paper

2.4.3 指针式仪表识别结果

在指针式仪表数据集上, 将本文方法与传统

基于 Hough 变换的几何分析方法以及 OCR 检测方法进行了对比实验。实验结果如表 6 所示, 准确率为样本中读数误差在规定容差 0.5 以内的比

例,平均误差为全部测试样本的总体误差。本文提出的“图像处理+PaddleOCR”方法准确率为91.5%,平均误差为0.71,显著优于其他方法。

图13为本方法指针式仪表的识别结果。其能准确定位指针角度并进行读数,误差通常小于0.5。对于部分拍摄角度偏斜或光照不均的图像,虽然仍能正确识别指针的大致方向,但可能出现

轻微的角度偏差,导致平均误差略高。

表6 指针式仪表识别对比

Tab. 6 Comparison of Pointer-Type Instruments Identification

识别方法	准确率/%	平均误差
Hough变换+几何	84.2	2.54
OCR检测	89.1	1.21
本文方法	91.5	0.71

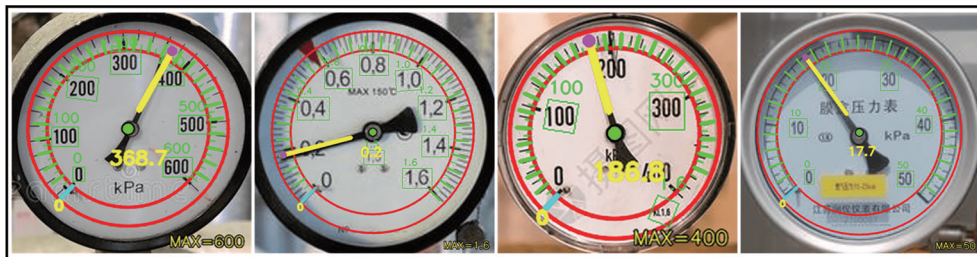


图13 本文方法指针式仪表识别结果

Fig. 13 Results of pointer-type instrument identification using method in this paper

2.4.4 指示灯识别结果

在指示灯识别任务中,将本文方法与传统“Hough+OCR”方法和“Canny边缘检测+Hough+OCR”方法进行了对比实验。识别率如表7所示。

实验结果表明,本文采用“Hough+HSV+PaddleOCR”的方法识别率达到94.2%,依赖于HSV空间分析提升了颜色判别精度。如图14所

示,本文方法能准确识别指示灯颜色和亮灭状态,但是对于拍摄图片中文字不清晰的情况,指示灯类型读取存在不准的现象。

表7 指示灯识别对比

Tab. 7 Indicator light identification comparison

识别方法	识别率/%
Hough+OCR	85.8
Canny+Hough+OCR	92.5
本文方法	94.2



图14 本文方法指示灯识别结果

Fig. 14 Identification results of indicator lights by method in this paper

3 结论

针对铁路信号机房设备类型复杂、人工巡检效率低和劳动强度大等实际问题,本文基于深度学习目标检测技术,提出了一种“主干检测+任务导向”的多任务视觉协同识别框架。通过统一目标检测与任务级差异化识别策略相结合,在自建数据集上,实现了对数显仪表、指针式仪表和指

示灯状态的自动化识别。

实验结果表明,所提出方法在多类巡检任务中均取得了较高识别精度和良好实时性,验证了该框架在复杂机房环境下的可行性与工程适用性,其优势主要体现在:一是主干检测统一完成目标分类与定位,避免了各任务单独检测的冗余计算;二是任务级差异化识别策略兼顾了各任务的识别精度与算法轻量级,便于系统部署;三是

框架采用模块化设计,可提升系统的扩展性。

但是数据集规模有限,可能对模型泛化能力造成影响,而且在极端光照和大视角偏移条件下仍存在一定性能下降,后续将进一步引入多帧信息融合与深度回归模型,以提升系统鲁棒性和智能化水平。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献

- [1] 王仕忠. 高速铁路信号机械室智能巡检系统研究[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2022: 45.
Wang Shizhong. Research on intelligent inspection system of high speed railway signal equipment room[D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2022: 45. (in Chinese)
- [2] Wei X, Rey W P. Advancements in substation inspection robots: a review of research and development[J]. E3S Web of Conferences, 2024, 528: 02017.
- [3] Qin Z, Xu Z, Sun Q, et al. Investigation of intelligent substation inspection robot by using mobile data[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2023, 20(3): 2240003.
- [4] 梁松伟. 基于多源异构视觉的变电站机器人巡检技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021: 3.
Liang Songwei. Research on inspection technology of substation robot based on multi-source heterogeneous vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021: 3. (in Chinese)
- [5] 王坚强, 陈祥龙, 曾科智, 等. 铁路信号机房智能巡检系统设计[J]. 铁路计算机应用, 2023, 32(2): 34-39.
Wang Jianqiang, Chen Xianglong, Zeng Kezhi, et al. Intelligent inspection system of railway signal equipment room[J]. Railway Computer Application, 2023, 32(2): 34-39. (in Chinese)
- [6] 刘明峰, 刘孙俊, 郭顺森, 等. 基于DBN图像识别的机房巡检系统设计研究[J]. 测控技术, 2018, 37(11): 45-49.
Liu Mingfeng, Liu Sunjun, Guo Shunsen, et al. Study and design of computer room inspection system based on DBN image recognition[J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(11): 45-49. (in Chinese)
- [7] 陈卓雄, 于晓丽. 智能巡检机器人在地铁通信、信号机房的应用研究[J]. 中国新通信, 2019, 21(11): 7-8.
Chen Zhuoxiong, Yu Xiaoli. Research on the application of intelligent inspection robot in subway communication and signal room[J]. China New Telecommunications, 2019, 21(11): 7-8. (in Chinese)
- [8] 黄嘉东, 陈海平. 数据中心机房的智能巡检机器人设计及应用[J]. 计算机与网络, 2017, 43(22): 46-47.
Huang Jiadong, Chen Haiping. Design and application of intelligent inspection robot in data center computer room[J]. Computer & Network, 2017, 43(22): 46-47. (in Chinese)
- [9] Ma Y, Jiang Q. A robust and high-precision automatic reading algorithm of pointer meters based on machine vision[J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(1): 015401.
- [10] 郭妮妮, 乔钢柱, 张光华, 等. 基于生成对抗网络与双注意力的糖网分类方法[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2023, 44(1): 39-47.
Guo Nini, Qiao Gangzhu, Zhang Guanghua, et al. Classification of diabetic retinopathy using generative adversarial networks and dual attention network[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2023, 44(1): 39-47. (in Chinese)
- [11] Mustafa T, Karabatak M. Real time car model and plate detection system by using deep learning architectures[J]. IEEE Access, 2024, 12: 107616-107630.
- [12] 刘文亮. 七段式数显仪表中数字识别的研究与实现[D]. 大连: 大连理工大学, 2013: 16.
Liu Wenliang. Research and implementation of number recognition in seven-segment numeric instrument[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2013: 16. (in Chinese)
- [13] 张迅, 黄军凯, 赵超, 等. 基于KPCA-SVM的高压断路器机械故障诊断[J]. 测试技术学报, 2023, 37(2): 158-164.
ZHANG Xun, HUANG Junkai, ZHAO Chao, et al. High voltage circuit breaker mechanical fault diagnosis technology based on KPCA-SVM[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2023, 37(2): 158-164. (in Chinese)
- [14] Kharina N, Chernyadyev S. Software for car license plates recognition with minimal computing resources[C]// 2022 24th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA), 2022: 1-4.
- [15] Kuindersma S, Deits R, Fallon M, et al. Optimization-based locomotion planning, estimation, and control design for the atlas humanoid robot[J].

- Autonomous Robots, 2016, 40(3): 429-455.
- [16] Wang S, Zhou C, Shen Y. Design of a new single portable six foot robot based on curved foot[C]//4th International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacturing (AIAM), 2023: 283-287.
- [17] Wang H, Hu Y, Yin H, et al. Research on the recognition method of dial scales for arrester pointer instruments based on deep learning[J]. Applied Sciences, 2024, 14(5): 2049.
- [18] Huang Z Y. Research on single image super-resolution based on very deep super-resolution convolutional neural network[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2022, 13(3): 276-283.
- [19] 于洋博, 董昭阳, 李军, 等. 基于机器视觉技术的保护压板及指示灯状态识别算法[J]. 电力大数据, 2024, 27(6): 81-92.
Yu Yangbo, Dong Zhaoyang, Li Jun, et al. Algorithm for recognizing the status of plates and indicator lights based on machine vision technology[J]. Power Systems and Big Data, 2024, 27(6): 81-92. (in Chinese)
- [20] 苏谟, 赵家绪, 郭向坤, 等. 基于增强现实的设备状态识别方法[J]. 小型微型计算机系统, 2025, 46(7): 1684-1691.
Su Mo, Zhao Jiaxu, Guo Xiangkun, et al. Device state recognition method based on augmented reality[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2025, 46(7): 1684-1691. (in Chinese)
- [21] 陈浩天. 基于文本定位的变电站指示灯状态识别方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2024: 37.
Chen Haotian. Research on substation indicator status recognition method based on text positioning[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2024: 37. (in Chinese)
- [22] Tian Y, Ye Q, Doermann D. YOLOv12: attention-centric real-time object detectors[PP/OL]. arXiv(2025-02-18) [2026-02-05]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.12524>.
- [23] 陈铤. 面向机房的巡检系统及其识别算法研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2023: 26.
Chen Tan. Research on inspection system and recognition algorithm for data center[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2023: 26. (in Chinese)
- [24] Sarkar O, Sinha S, Jena A K, et al. Automatic number plate character recognition using paddle-OCR[C]//2024 International Conference on Innovations and Challenges in Emerging Technologies (ICICET), 2024: 1-7.
- [25] Bai W, Zhao J, Dai C, et al. Two novel models for traffic sign detection based on YOLOv5s[J]. Axioms, 2023, 12(2): 160.
- [26] Zheng X, Bi J, Li K, et al. SMN-YOLO: lightweight YOLOv8-based model for small object detection in remote sensing images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 22: 8001305.
- [27] Wei Z, Wei Y. YOLOv10n-based defect detection in power insulators: attention enhancement and feature fusion optimization[J]. IEEE Access, 2025, 13: 115888-115897.
- [28] 夏正洪, 钟吉飞, 张军, 等. 基于改进YOLOv11n的通航飞机蒙皮表面损伤检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(22): 206-213.
Xia Zhenghong, Zhong Jifei, Zhang Jun, et al. Aircraft skin surface damage detection algorithm for general aviation based on enhanced YOLOv11n[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(22): 206-213. (in Chinese).