

## 基于机器视觉和轻量化 YOLO 的展品识别系统设计\*

柴世杰<sup>1</sup> 全惠敏<sup>2</sup>

(1. 湖南开放大学智能制造学院 长沙 410004; 2. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082)

**摘要:** 为了增强博物馆等展厅的科技感、互动性,提升展厅服务水平,设计了一种基于机器视觉技术,具有导航定位、展品智能化讲解等功能的识别系统。硬件平台以树莓派作为主控,外接摄像头,红外传感器等感知模块。摄像头采集图像后通过图像处理算法识别路径信息控制车体运动。展厅中的展品采用剪枝,量化后的 YOLO 模型检测,测试结果表明,通道保留率为 40% 时,模型参数减少了 18.09%,浮点运算数减少了 12.35%,测试集精度依然可达 98.5%。设计的系统可以准确识别引导线路、交叉线和展品信息,部署方便具有很好的推广价值。

**关键词:** 机器视觉;YOLO;剪枝;自动导引

**中图分类号:** TP311.52; TN911.73

**文献标识码:** A

**国家标准学科分类代码:** 520.20

## Design of an exhibit recognition system based on computer vision and a lightweight YOLO model

Chai Shijie<sup>1</sup> Quan Huimin<sup>2</sup>

(1. College of Intelligent Manufacturing, Hunan Open University, Changsha 410004, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** To enhance the technological feel and interactivity of exhibition halls such as museums, and to improve the service level of these halls, this study designs an recognition system based on computer vision technology, featuring functions such as navigation and positioning, as well as intelligent audio guide for exhibits. The system is mainly controlled by Raspberry Pi, with external cameras, infrared remote sensors and other hardware modules. After the image is collected by the camera of the guide vehicle, the path information is identified by the image processing algorithm to control the movement of the vehicle body. The test results showed that when the channel retention rate was 40%, the model parameters were reduced by 18.09%, the floating-point operations were reduced by 12.35%, and the test set accuracy still reached 98.5%. The designed system can accurately identify guide lines, cross lines, and exhibit information, and is easy to deploy and has great promotional value.

**Keywords:** machine vision; YOLO; pruning; automatic guidance

## 0 引言

随着旅游行业的发展,人们对博物馆、纪念馆等公共场所参展的需求逐渐增大,专业讲解人员很难满足大量游客需求<sup>[1-2]</sup>,需要采用新的信息化手段解决讲解员少,手段单一等传统讲解方式造成的问题。很多学者在运用信息技术方面进行了探究,如文献[3]采用数字影院丰富了考古遗址的展示面貌,文献[4]探索了数字人在图书馆虚拟阅读等场景的应用。这些方式需要游客能够使用智能化电子产品,对老人和小孩等人群不太友好。随着移动机器人技术的发展,其以讲解员的角色出现在博物馆等展厅为游客服务,国外应用开展较早,斯坦福研究院成为导览机器人应用的先驱。本田、丰田等公司先后发布人形机器人,应用在大型博物馆为参观者引导并与游客进行互动<sup>[5]</sup>。国内移动机器人相关研究较晚,但也有了一定的技术积累,如某公司研发的机器人,在张家口冬奥会中负责迎宾、领路和内容讲解等工作。

数字化对提高展厅的服务质量有很大提升,但这些改造人力财力投入较大,研发周期较长。国内外导览机器人大多仍处于研究测试阶段,能够真正落地商用的产品较少,主要集中在大型展馆且价格昂贵。针对这些问题,本文综合运用机器视觉、深度学习和语音合成等技术,开发具有自

收稿日期:2025-10-10

\* 基金项目:湖南省自然科学基金面上项目(2023JJ30146)、湖南开放大学研究项目(XDK-2025-C-50)资助

动引导线路和智能化讲解功能的展品识别系统。该系统可以让参观人员的感受更加丰富和深入,增加展厅科技感,提高用户体验,尤其适合在中小展厅部署。

1 总体方案设计

系统路径规划方面,通过对多种引导技术的对比<sup>[6-8]</sup>,基于对现有展厅的改造难度和成本等因素的考虑,系统采用机器视觉引导技术<sup>[9-13]</sup>。在展厅工作区域铺设引导线进行线路设计,通过十字交叉线标记需要语音解说的位置。系统通过摄像头拍摄外界环境,捕捉图像,利用图像处理技术和机器视觉算法对图像中引导线的特征点进行识别,从而计算得出关键点位,进而确定位置、方向和解说信息。针对展厅应用场景设计自动导览车,搭载智能避障系统,车体在行驶过程中实时检测周围环境。当有参观人员横穿引导线等障碍物出现时,车辆将立即自动制动,有效避免碰撞事故。展厅中的展品采用改进的轻量化 YOLO(you only look once)模型检测,通过云平台语音合成引擎模拟讲解员智能播报展区或展品内容。系统硬件平台由树莓派控制器、摄像头、步进电机、扬声器、红外避障传感器和电源等组成,系统结构如图 1 所示。

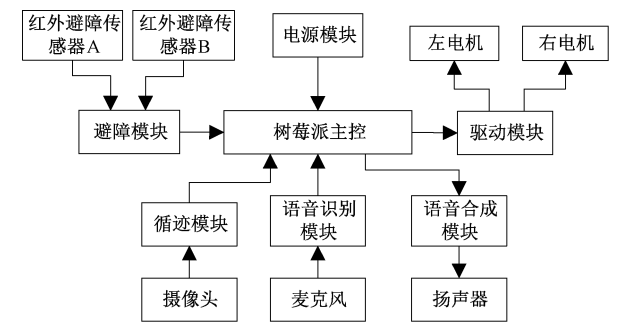


图 1 总体结构

Fig. 1 Overall structure

2 主要硬件设计

2.1 主控模块

系统的主控制器采用树莓派 4 B,它的中央处理器为四核 Cortex-A72,工作频率高达 1.5 GHz,内存选择 8 GB。控制器含有丰富的接口,如视频接口包括 Micro HDMI 端口、MIPI-DSI 显示端口等,最大分辨率支持 4K 60 Hz。音频接口包括 3.5 mm 音频插孔方便外接功放和扬声器。网络方面既支持千兆以太网有线网络,也支持 2.4/5.0 GHz 双频无线网络以及蓝牙 BLE5.0。多个 USB3.0 和 USB2.0 端口方便扩展多种外设。

2.2 电机驱动模块

系统中车体的前后左右运动通过直流电机实现。直流电机的控制需要专门的驱动芯片,本系统采用东芝公司的 TB6612FNG 驱动电机芯片。一个 TB6612FNG 芯片可以驱动两个直流电机,每一路电机驱动都有两个逻辑输入引

脚,一个脉宽调制(pulse-width modulation, PWM)引脚和两个电流输出引脚。两个逻辑输入引脚通过不同的电平来控制电机运行的状态,如表 1 所示。

表 1 驱动控制信号

Table 1 Drive control signal

| AIN1/BIN1 | AIN2/BIN2 | 电机状态 |
|-----------|-----------|------|
| 0         | 0         | 停止   |
| 0         | 1         | 反转   |
| 1         | 0         | 正转   |

驱动芯片与树莓派主控的连接如图 2 所示,其中通过 PWM 输入信号实现电机调速,占空比为 0~100 的数值,值越大速度越快,从而调节车体的运行速度。STBY 信号接高电平,VM 接 12 V 电源,VCC 接 3.3 V 电源。

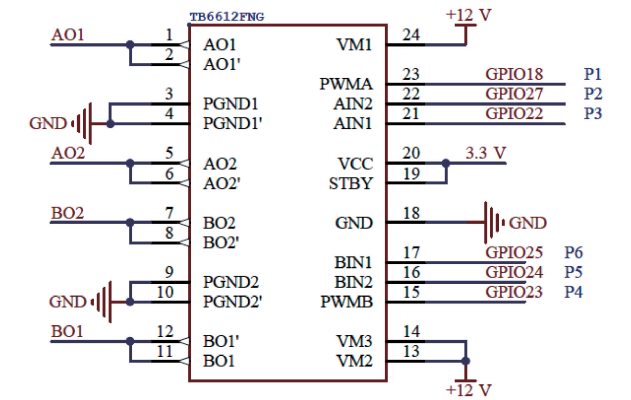


图 2 电机驱动连接

Fig. 2 Motor drive connection

2.3 舵机控制模块

为了方便控制摄像头的位置,将摄像头固定在二自由度云台上,云台通过舵机调整水平和垂直位置。舵机控制采用 PCA9685 驱动芯片,PCA9685 通过 IIC 总线与树莓派主控通信,连接电路如图 3 所示。

PCA9685 可为多个舵机驱动同时提供强大支撑,最多支持控制 16 台舵机工作,舵机的运动控制采用 PWM 信号。PWM 信号为方波信号,周期通常为 20 ms。舵机的旋转角度取决于 PWM 信号的高电平宽度。高电平宽度通常在 0.5~2.5 ms 变化,舵机对应的输出轴将从 0° 旋转到 180°。

3 系统软件设计

3.1 引导线识别

根据展厅形状设计系统车体导航路径,采用的引导线可自主设定颜色和宽度。系统通过摄像头捕捉图像,利用机器视觉算法来对图像中引导线的特征点进行识别,图像处理的流程如图 4 所示。

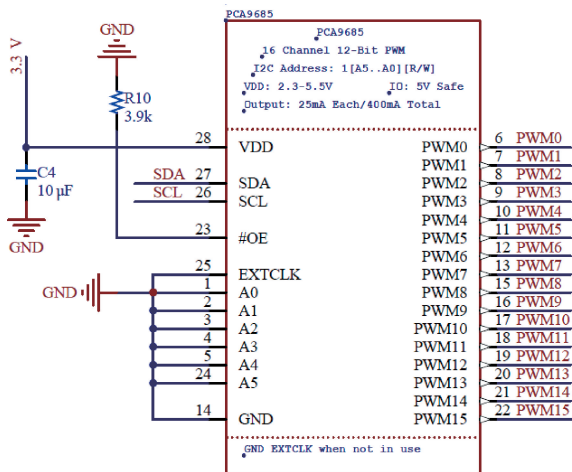


图3 舵机驱动连接

Fig. 3 Servo drive connection

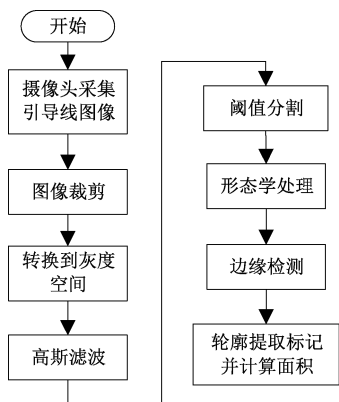


图4 引导线识别流程

Fig. 4 Guiding line recognition process

摄像头拍摄的图像并不是所有信息都对循迹有用,裁剪出需要的部分(有引导线的区域)可以减少图像像素数量,进而提高处理速度。默认采集的图像是RGB(red-green-blue)空间,为了减少图像处理计算量,将图像从RGB颜色空间变换到灰度空间。

通过高斯滤波去除车体行走过程中由于相机抖动导致图像中含有较多的噪声和干扰。拍摄的图像里主要包含引导色带的前景区域和地面背景区域,前景区域和背景区域分别占据不同的灰度范围,采用阈值分割法进行引导色带的提取。先对分割后的图像进行腐蚀操作,再进行膨胀操作,这样可以分离图像中纤细的连接点,消除小物体。采用Canny算子检测算法提取出图像中引导色带的边缘特征。根据检测到的引导线边缘标记轮廓,由于引导线断裂,缺失等原因可能出现多个轮廓,对面积最大的轮廓进行提取。

### 3.2 车体自动行驶

在实现自动行驶功能时,系统通过高精度视觉识别系统实时捕捉引导线轨迹,基于视觉处理算法定位系统计算车体坐标,动态修正行驶轨迹。当检测到车体与引导线中

心产生横向偏移时,系统将自动生成转向补偿指令,使车辆始终保持与引导线的精准对位,确保沿预设路线平稳运行。车体的定位及行驶流程如图5所示。

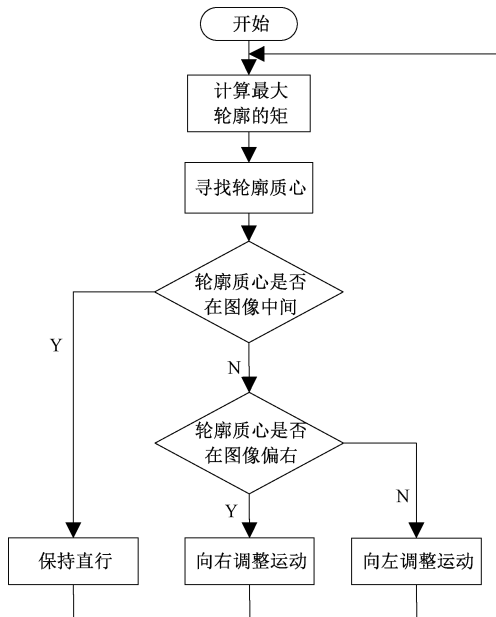


图5 车体自动行驶

Fig. 5 Automatic driving of the vehicle body

识别到引导线后首先计算引导线轮廓的矩,包括零阶矩  $M_{00}$  以及关于  $y$  轴的一阶矩  $M_{01}$ ,关于  $x$  轴的一阶矩  $M_{10}$ 。寻找轮廓质心,引导线的质心通过矩进行计算,质心的坐标计算公式为:

$$x_0 = \frac{M_{10}}{M_{00}} \quad (1)$$

$$y_0 = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (2)$$

其中,  $x_0$  为质心横坐标,  $y_0$  为质心纵坐标,单位都是像素。通过引导线质心坐标,计算车身的位置。根据质心在图像中的位置调整车体运动,如质心在图像中间则车体保持直行,设置驱动芯片 AIN1 和 BIN1 为 1, AIN2 和 BIN2 为 0。如果在图像的右侧则向右调整车体运动,否则向左调整车体运动。

### 3.3 交叉线定位

针对展厅解说点的精准定位需求,系统采用交叉线定位技术,通过在预设讲解位设置的交叉线系统实现坐标校准。当车辆行进至标记区域时,视觉算法即时获取位置信息,触发语音播报系统,确保解说内容与展陈位置同步,实现“车到点即解说”的智能体验。交叉线的识别流程如图6所示。首先读取摄像头拍摄的图像,然后对原始图片进行灰度化与二值化处理,减少后续数据处理量。利用形态学闭运算后,获取图片边缘检测结果。结合边缘检测结果,获取图片中所有轮廓数 Num。根据交叉线大小设置筛选轮廓的面积,本文设置为 400,将面积  $< 400$  的轮廓过滤掉。

对符合面积等条件的轮廓计算轮廓周长,采用多边形近似算法提取顶点数等特征,如十字交叉线顶点数为 4,进而确定识别到的交叉点位置并在图像中标记。

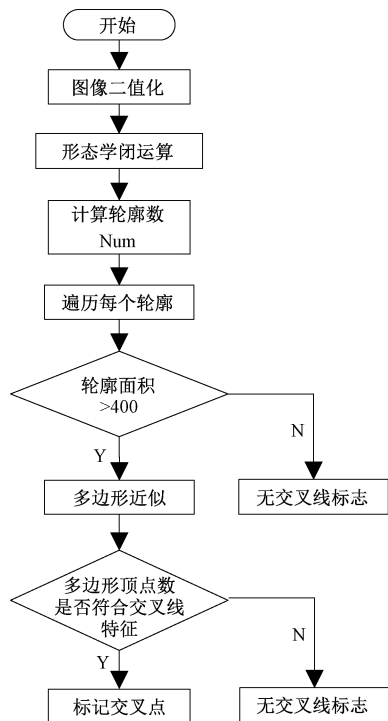


图 6 交叉线识别

Fig. 6 Cross line recognition

### 3.4 轻量化 YOLO 模型展品检测

对于实物展品的智能交互需求,基于 YOLO 的目标识别系统,通过高清相机捕捉展品图像,进行特征分析。当检测到标志性展品时,基于深度学习的目标检测算法将自动比对特征数据库,完成展品编码确认并调取知识图谱,实现展品坐标绑定的沉浸式讲解。深度学习可以分为两大类,两阶段检测方法如 Fast R-CNN、Mask R-CNN 模型;单阶段检测方法如 YOLO、RetinaNet 模型。单阶段检测速度快,适合实时检测,但精度略低于两阶段方法<sup>[14-16]</sup>。根据系统的性能和实际需求设计轻量化的 YOLO 模型进行展厅中实物检测。

#### 1) 展品图片数据采集

以花瓶、酒杯和卡车模型等展品为对象进行数据采集。以卡车模型为例,用高清摄像头拍摄卡车模型在展台的正面,侧面和顶部的视频提取图片,同时补充一些带有干扰背景如手放在实物后,不同强弱光线下,实物远近的照片,保证每张图片的内容都不相同。采用类似方法收集其他展品图像。收集的数据集有 3 600 张图片,采用旋转、平移和添加噪声等增强方法将数据集扩展到 10 800 张,提高模型的泛化能力。

#### 2) 训练 YOLO 模型

将数据集进行归一化处理,统一图片大小,标记图片标签,所有图片标记完后转换为 YOLO 可以识别的 dataset。

yaml 数据集,其中 80% 作为训练集,20% 作为测试集,用于训练模型。以 YOLOv8n 为基线模型,在 Win10 系统上进行训练,CPU 为 i5-10500,内存为 16 GB。模型输入图片尺寸设置为  $320 \times 320$ ,优化器采 Adam,对基线模型进行 120 个 Epochs 训练,批次 Batch 大小为 8。采用精确度 (precision, P)、召回率 (recall, R) 和平均精度均值 (mean average precision, mAP) 评估模型的检测性能<sup>[14-16]</sup>。相关公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$mAP = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k AP_i \quad (5)$$

其中,TP 是预测正确的正样本数;FP 是预测错误的正样本数;FN 是预测错误的负样本数。AP 表示类别平均精度; $k$  为类别数量。训练后的精度等指标归一化的结果如图 7 所示。

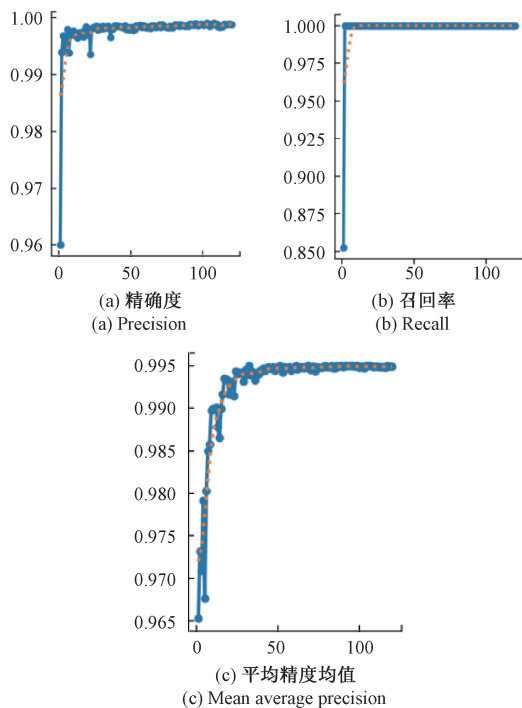


图 7 模型训练指标

Fig. 7 Model training metrics

从图 7 中可以看出 20 次训练之后精度可达 0.998,召回率达 0.99,其中 mAP 作为目标检测的核心评估指标可到 0.995。

随着训练次数的 epoch 的增加,模型损失函数下降如图 8 所示,上部为训练集变化曲线,分类损失 (cls\_loss) 降到 0.094 以下,边界框回归损失 (box\_loss) 降到 0.095 以下,测试集与训练集变化基本一致。

#### 3) YOLO 模型压缩

训练的基线模型计算复杂度高,存储参数多,在嵌入式



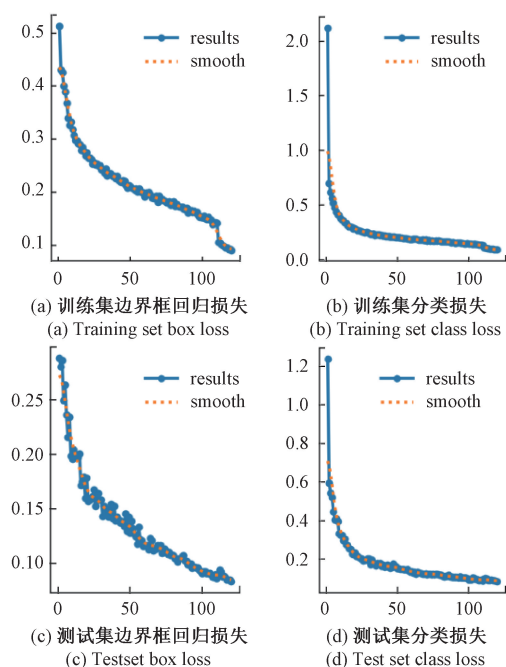


图8 模型损失函数

Fig. 8 Model loss function

设备上计算效率低,影响识别的实时性和准确度<sup>[17-20]</sup>。系统采用基于 L1 范数的通道剪枝技术,从而减轻模型计算量。首先对原模型进行稀疏化,主要处理标准化层(batch normalization, BN),由于 BN 层可以将同个网络层每个输出进行归一化,进而采用更大学习率对模型进行训练,有效防止过拟合。网络每个通道引入一个因子  $\lambda$ ,用  $\lambda$  乘以该通道的输出,将训练的网络权重进行稀疏性正则化。可以通过调整损失函数,将 BN 层的缩放系数  $\gamma$  与网络权重一起作为约束条件进行稀疏化训练,新的损失函数公式为:

$$L = l + \lambda \sum_{\gamma \in \Gamma} |\gamma| \quad (6)$$

其中,  $L$  为稀疏化模型训练的损失函数;  $l$  为原模型损失函数;  $\lambda$  为稀疏化因子,作用于缩放系数的  $|\gamma|$  函数作为 L1 范数用于稀疏性。在稀疏化训练过程中,不断更新缩放系数  $\gamma$ 。

本文  $\lambda$  取值为 0.000 1 用于稀疏化训练,稀疏化训练结束之后,得到由多个 BN 层及其缩放系数  $\gamma$  接近 0 的稀疏化模型。设定缩放系数的阈值,对小于阈值的通道及其卷积核进行剪除,保留大于阈值的通道及其卷积核。这样减少了参数量,降低了计算量,实现模型的压缩和加速。

#### 4) YOLO 模型量化

完成剪枝后,模型精度将有所降低,需要进行微调进入再训练阶段,以恢复在识别任务中的精度。将微调后的模型移植到嵌入式设备时,采用 ONNX Runtime 模型量化,将浮点模型(FP32)转换为低精度格式(INT8),进一步优化模型,模型不仅能够有效减少计算量提升推理速度、减少内存占用,同时保持较高的检测精度。

### 3.5 避障功能

系统在自动行驶过程中,有可能遇到游客不小心踩到了导引线,车体可以自动识别障碍物并停止运行。系统使用红外传感器检测障碍物。红外传感器型号是 E18-D80NK,响应时间  $< 2$  ms,设置传感器检查距离为 80 cm。根据运行环境,可以在车体上安装多个传感器,比如在车体左侧,中间和右侧分别安装红外传感器,从而扩大车体的检测范围。根据传感器数量依次检测每个传感器的值。红外传感器检测到障碍物便会输出低电平,当主控检测到传感器输出的低电平后,会将电机驱动的控制信号 AIN1、AIN2 等设置为 0,此时电机停止转动。主控对每个传感器的值轮询检测,当有一个传感器为低电平便停止车体运动,直到障碍物移走车体再次运行。

### 3.6 语音合成功能

语音播报系统采用百度云平台的深度神经网络语音合成引擎 API,实现 98% 自然度的人声模拟。采用 WiFi 网络连接到云平台。在百度云平台注册应用程序,获取 API Key 和 Secret Key,设置模拟讲解员的语速、音调、音量等参数。根据每个位置预先配置好需要播报的展示文本内容,当车体到达对应的位置时,调用语音合成 API 接收并保存返回的音频文件,使用树莓派自带的播放器进行语音播报。

## 4 系统测试

### 4.1 引导线识别测试

本实验采用宽度为 2 cm 的黑色胶带作为引导线。图 9 展示了识别系统在环境光偏暗和环境光充足两种光照条件下对引导线的识别效果。其中图 9(a)展示了模拟阴天环境(光照较暗)下采集的引导线原始图片。图片经过灰度转换、滤波及形态学处理等步骤后,其边缘检测结果如图 9(b)所示。处理后,地面背景及其他干扰信息被有效滤除,仅保留的引导线区域呈现为白色,虽然引导线上有个别黑点,并不影响引导线最外层轮廓的识别,如图 9(c)所示最后对引导线质心进行标记。图 9(d)、(e)和(f)模拟晴天环境(光照较亮),识别系统依然可以准确识别引导线信息。

### 4.2 交叉线定位测试

以十字交叉线为例进行检测。实验采用长度为 15 cm 的同款黑色胶带形成十字线,如图 10 所示。

图 10(a)表示原始采集的具有十字线的图像。图 10(b)表示经过二值化、闭运算等算法处理后的图片,白色区域为十字线位置。识别系统可以根据面积、顶点数等特征检测到十字线的近似轮廓,进而确定引导线上十字位置并标记如图 10(c)所示。

### 4.3 模型压缩测试

YOLOv8n 模型进行稀疏化训练后,选用 80%、60%、40%和 20%这 4 种通道保留率对模型进行剪枝,结果如

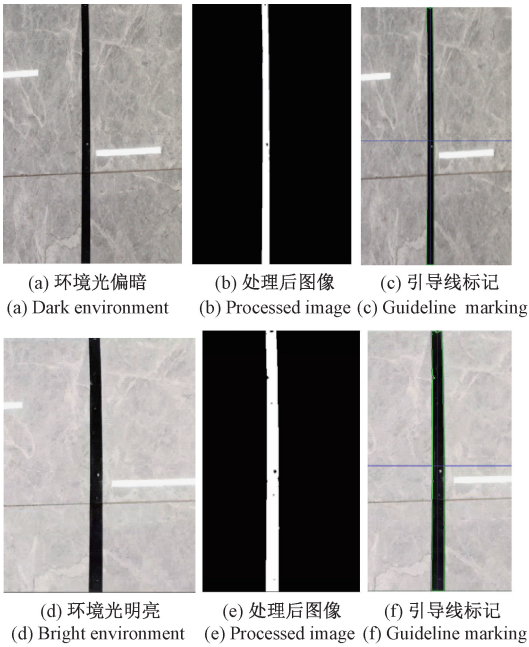


图 9 引导线识别  
Fig. 9 Guiding line recognition

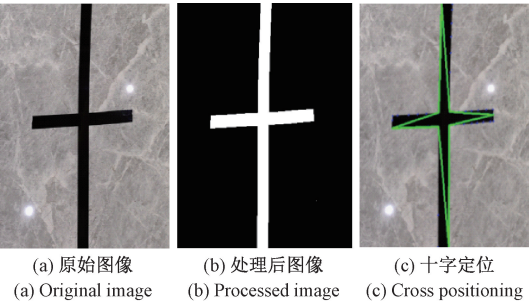


图 10 交叉线定位  
Fig. 10 Cross line positioning

表 2 所示。由表 2 可知,使用 4 种保留率进行模型压缩后,模型占用空间大小和参数都有所下降。除了 20% 的保留率浮点运算数略有上升,其他也是下降趋势。重新微调训练剪枝后模型准确率与未压缩模型差别不大,但模型参数减少了,运算量下降了,适合在资源有限设备上运行。系统选择 40% 的通道保留率,模型参数比剪枝前减少了 18.09%,浮点运算数减少了 12.35%,此时测试集精度为 98.5%,每秒帧数(frames per second,FPS)可达 38。

4.4 展品实物识别测试

使用剪枝和量化处理后的模型对展品识别。以中国生产的第 1 辆卡车模型为例,将其放到车体摄像头前,分别对卡车的顶部和正面识别。如图 11 所示,卡车顶部识别率为 95%,正面和侧面识别率为 96%。所训练模型各个角度的识别率都很高,可以很好的检测展厅实物模型。以两种花瓶为例,分别进行纵向和横向遮挡,从图 12 可以看出花瓶的识别率分别为 95%、94% 和 98%,在展品受到外接干扰

表 2 不同通道保留率模型对比  
Table 2 Comparison of retention rate models for different channels

| 保留率/<br>% | 模型大小<br>(10 <sup>6</sup> Byte) | 模型参数<br>(10 <sup>6</sup> ) | 浮点运算数<br>(10 <sup>9</sup> FLOPs) | mAP/<br>% | FPS  |
|-----------|--------------------------------|----------------------------|----------------------------------|-----------|------|
| 100       | 6.55                           | 3.007                      | 8.1                              | 99.5      | 14.9 |
| 80        | 5.78                           | 2.798                      | 7.9                              | 99.3      | 35.9 |
| 60        | 5.54                           | 2.678                      | 7.7                              | 99.0      | 36.6 |
| 40        | 5.11                           | 2.463                      | 7.1                              | 98.5      | 38.0 |
| 20        | 5.04                           | 2.426                      | 7.3                              | 98.1      | 37.7 |

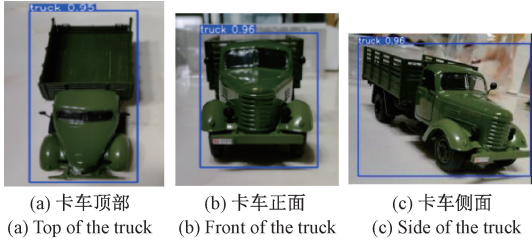


图 11 多角度识别  
Fig. 11 Multi-angle recognition



图 12 展品遮挡识别  
Fig. 12 Exhibit occlusion recognition

的情况下模型依然能够准确识别。

4.5 泛化测试

为了验证模型的泛化能力,增加新的展品制作数据集。主要的展品有酒杯、生肖艺术品、卡片和飞机模型等。收集的数据集有 3 500 张图片,采用旋转、平移和添加噪声等增强方法将数据集扩展到 10 500 张。其中训练集包含 8 400 张图像,测试集包含 2 100 张图像。实验结果表明所提模型在新的展品识别中依然可以保持较高的识别率,部分展品识别如图 13 所示。





图13 新展品识别

Fig. 13 New exhibit recognition

## 5 结 论

为提升中小型展厅的科技感与特色服务体验,设计了一套基于机器视觉和深度学习的展品目标识别系统。综合运用轮廓检测等算法实现导引线路的自动识别与定位。融合红外传感器高效感知有效避障。展厅内摆放的展品采用轻量化的YOLOv8n模型检测。运用基于L1范数的通道剪枝技术,在参数比基准模型减少18.09%,浮点运算数减少12.35%的情况下,测试集精度依然可达98.5%。即使展品被部分遮挡,系统也有很高的识别率和抗干扰能力。本系统为未来展厅提高智能化水平,增强展馆品牌影响力,达到更好的宣传效果提供了有意义的参考。

## 参考文献

- [1] ALMURAIKHI N, ALMALKI F, ALDAHNIM F, et al. Virtual reality for rich interaction with cultural heritage sites[C]. International Conference on Human-Computer Interaction in Games, 2021, 12790: 319-328.
- [2] CAGGIANESE G, DE PIETRO G, ESPOSITO M, et al. Discovering leonardo with artificial intelligence and holograms: A user study[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 131: 361-367.
- [3] 孔利宁,李琳,梁小凌.考古遗址动态展示的观察与思考[J].中国博物馆,2024(2):77-86.  
KONG L N, LI L, LIANG X L. Observation and reflection on dynamic display of archaeological sites [J]. China Museum, 2024(2): 77-86.
- [4] 李晓辉,张蕴兮,韩业江.图书馆数字人应用场景探究[J].新世纪图书馆,2024(11):57-63.  
LI X H, ZHANG Y X, HAN Y J. Research on the application scenarios of library meta-human[J]. New Century Library, 2024(11): 57-63.
- [5] DUCHETTO F D, BAXTER P, HANHEIDE M. Lindsey the tour guide robot-usage patterns in a museum long-term deployment [C]. 28th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication, 2019:1-8.
- [6] LI SH Y, ZHAO D H, SUN Y ZH, et al. Path planning algorithm based on the improved RRT-

connect for home service robot arms [C]. IEEE International Conference on Intelligence and Safety for Robotics(ISR), 2021: 403-407.

- [7] 张少侠,闫建伟,蒙超,等.基于机器视觉的农业车辆及机器人导航技术研究进展[J].计算机工程与应用,2025,61(12):12-27.  
ZHANG SH X, YAN J W, MENG CH, et al. Research progress of agricultural vehicle and robot navigation technology based on machine vision [J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(12): 12-27.
- [8] 段伯伟,王东城,徐扬欢,等.基于机器视觉的冷轧带材跑偏量智能检测方法[J].仪器仪表学报,2024,45(9):55-66.  
DUAN B W, WANG D CH, XU Y H, et al. An intelligent detection method for cold-rolled strip deviation based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 55-66.
- [9] 苏国用,帅洪铎,邓海顺,等.基于机器视觉的煤矿多场景关键目标检测方法研究[J].电子测量与仪器学报,2025,39(7):212-226.  
SU G Y, SHUAI H X, DENG H SH, et al. Research on multi-scene key target detection method for coal mine based on machine vision[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(7): 212-226.
- [10] 蔡炳彬,黄丹平,张浩田,等.基于机器视觉的轴承全表面缺陷在线检测方法[J].电子测量技术,2025,48(9):100-110.  
CAI B B, HUANG D P, ZHANG H T, et al. Onlinedetection method for full surface defects of bearings based on machine vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(9): 100-110.
- [11] YAKUB F, MORI Y. Enhancing path following control performance of autonomous ground vehicle through coordinated approach under disturbance effect[J]. IEEE Transactions on Electronics, Information and Systems, 2016, 135(1):102-110.
- [12] 李涛,孙祥娥.基于改进RT-DETR的道路缺陷检测算法[J].电子测量技术,2025,48(23):172-181.  
LI T, SUN X ER. Road defect detection algorithm based on improved RT-DETR [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(23): 172-181.
- [13] DING ZH G, JIANG J J, ZHENG J SH, et al. Machine vision-based method for reconstructing the vehicle coordinate system in end-of-line ADAS calibration[J]. Electronics, 2024, 13(17):3405.
- [14] SAMI A A, SAKIB S, DEB K, et al. Improved

YOLOv5-based real-time road pavement damage detection in road infrastructure management [J]. Algorithms, 2023, 16(9):16090452.

[15] WAN D H, LU R SH, SHEN S Y, et al. Mixed local channel attention for object detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106442.

[16] TUSWAN T, VEDA K A B, CHRISMIANTO D, et al. Artificial intelligence-based ship hull plate corrosion monitoring using convolutional neural network (CNN): Comparison of YOLOv8 and detectron2 architecture models[J]. Ship Technology Research, 2025, 72(2):88-98.

[17] YU S H, WONG L N Y. Att-YOLO: A real-time rock core classification and localization deep learning model[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2025, 58(9):11113-11127.

[18] SUN H, WEN Y, FENG H J, et al. Unsupervised bidirectional contrastive reconstruction and adaptive fine-grained channel attention networks for image dehazing[J]. Neural Networks, 2024, 176: 106314.

[19] MA ZH CH, LIU ZH X, WANG K, et al. Hybrid attention transformer with re-parameterized large kernel convolution for image super-resolution [J]. Image and Vision Computing, 2024, 149:105162.

[20] YANG S, MA X Y, LIU D Y, et al. Lightweight YOLOv8-based real-time detection of rice blast for edge computing devices [J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2025, 22(2):102.

作者简介

柴世杰(通信作者), 硕士, 讲师, 主要研究方向为物联网应用技术及人工智能等。  
E-mail:sqshijie@126.com

全惠敏, 博士, 副教授, 主要研究方向为数字图像处理等。  
E-mail:hmquan@hnu.edu.cn