

作者：韩春杰

适用课程：机器视觉

基于机器视觉的汽车产线车外灯在线智能检测系统开发

摘要：随着汽车工业的快速发展，车外灯作为关键安全装置，其性能检测愈发重要。传统人工检测存在效率低、主观性强等问题，本项目基于机器视觉技术，开发汽车产线车外灯在线智能检测系统。通过硬件选型搭建、图像处理算法设计（结合 OpenCV 与 Yolov5s）、轻量化模型优化及人机交互界面开发，实现车外灯亮灭状态的自动化检测。系统检测精确率达 99%，轻量化模型推理速度提升 1 倍以上，满足产线实时性要求。项目为培养智能制造领域人才提供了真实场景的实践载体，推动机器视觉技术在工业检测中的应用。

关键词：机器视觉；车外灯检测；深度学习；系统集成

一、背景介绍

汽车车外灯（涵盖前照灯、转向灯、刹车灯等）作为车辆与外界交互的关键安全媒介，其功能正常性直接关乎行车安全。世界卫生组织数据显示，全球 60% 的夜间交通事故，30%-40% 诱因与车灯异常相关。然而，当前多数车企仍依赖人工目视检测车外灯状态，存在显著弊端：

效率滞后：单辆车车外灯检测耗时超 30 秒，与汽车产线 20 秒/辆的高节拍生产需求严重不匹配，成为产线效率提升瓶颈。

稳定性缺失：检测结果受检测人员疲劳程度、经验差异影响显著，误检率常年维持在 5%-8%，导致次品流出风险高，增加售后成本与品牌声誉损耗。

成本高企：单条汽车产线需配置 3-4 名专职检测人员，年人力成本超 150 万元，且人工检测的隐性管理成本（如人员培训、绩效考核）

持续攀升。

在此背景下，本项目依托企业委托的“汽车产线车外灯检测设备与系统开发”真实需求，以攻克行业痛点为目标，开发基于机器视觉的智能检测系统。既实现车外灯状态自动化、高精度检测，又将工业级项目转化为高校机械工程专业教学案例，推动产教协同育人，助力学生掌握智能制造核心技术。

二、项目案例

(一) 项目案例内容

1、系统需求分析

检测对象全覆盖：针对汽车车外 11 类核心灯组（右前灯、左转向灯、刹车灯等），覆盖车辆照明、信号警示全功能模块，保障行车安全检测无死角。

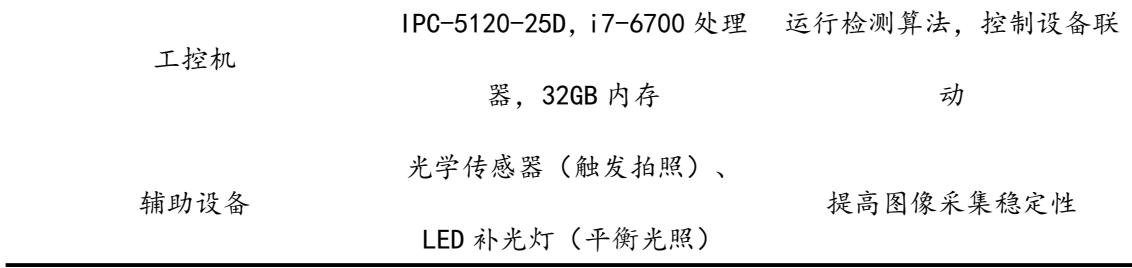
性能指标严苛定义：设定检测准确率 $\geq 98\%$ 、单帧图像处理时间 ≤ 0.04 秒的核心技术指标，同时要求系统适应-30°C（极寒环境）至 65°C（高温产线）的工业极端环境，确保跨区域、多气候条件下稳定运行。

产线生态强适配：打通与现有产线扫码枪的数据链路，基于产品序列号构建检测数据追溯体系，实现“车辆-灯组-检测结果”全流程数据关联，助力车企质量溯源与生产决策优化。

2、硬件系统精准设计

表 2-1 硬件系统设计

设备类型	选型参数	功能说明
工业相机	i DS-2DE7523IW-AS5, 2560×1920 分辨率, 4.8-110.4mm 焦距	采集车外灯高清图像，支持 光学变焦



3、算法开发流程

数据集高质量构建：

采集 6000 张汽车车外灯原始图像（覆盖白天/夜间、新车/在用车、不同光照角度等场景），通过亮度变换（±30% 亮度调节）、Mosaic 增强（多图拼接模拟复杂背景）等数据增强手段，扩充至 11800 张。

按 8:1:1 比例划分为训练集（9440 张）、验证集（1180 张）、测试集（1180 张），使用 LabelImg 工具完成精细标注，标注精度达像素级，为模型训练提供高质量数据支撑。

传统视觉方法落地：

基于 OpenCV 构建标准化图像预处理流程：加权平均灰度化（平衡 RGB 通道信息丢失）→ 中值+高斯滤波（依次去除椒盐噪声、高斯噪声）→ 全局阈值二值化（分离灯组与背景）→ 形态学开运算（消除小面积噪声干扰）。

通过轮廓面积、形状匹配算法判断车灯状态，适用于灯组外观完整、光照均匀的简单场景，算法推理速度快（单帧处理≤0.02 秒），作为深度学习方法的有效补充。

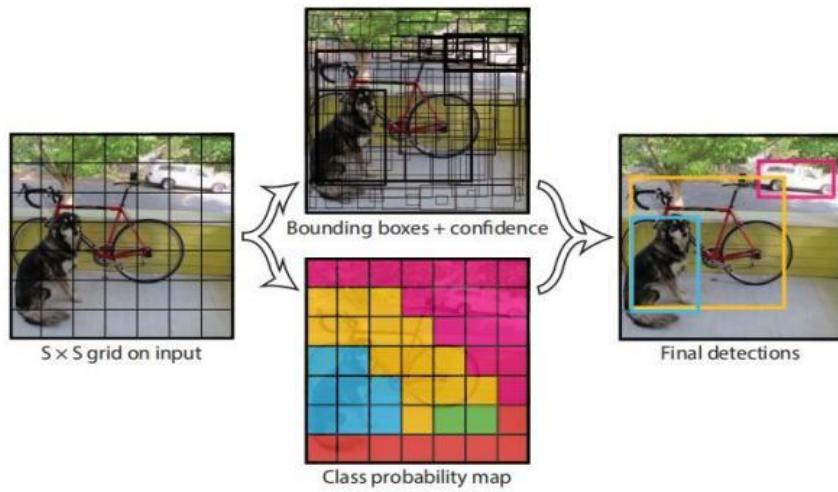


图 2-1 Yolo 算法流程图

深度学习方法创新：

基础模型打磨：采用 Yolov5s 深度学习框架，配置 100epoch 预训练+100epoch 微调训练策略，经 200 轮迭代后，模型检测精确率达 99%，mAP@0.5:0.95 指标达 85%，可精准识别灯组亮灭、细微破损等状态。

轻量化模型突破：创新替换 BackBone 为 MobileNet 网络，提出 Yolov5s-QLH 轻量化模型。通过深度可分离卷积替代标准卷积，模型参数量减少一半，CPU 推理速度提升至 25fps，在保障检测精度的前提下，满足产线实时性需求，适配工控机算力资源。

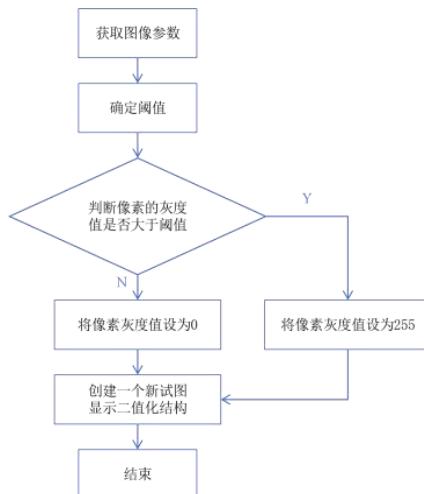


图 2-2 图像二值化算法流程

4、软件与界面协同设计

后台功能体系化：

图像采集模块：基于 RTSP 协议实现工业相机实时图像流抓取，支持多相机并行采集（适配多车型混线生产），图像传输延迟≤50ms。

算法部署模块：采用 Flask 框架搭建算法服务，通过 API 接口实现算法与硬件、界面解耦，支持算法模型热更新（无需重启系统即可替换优化模型）。

串口通信模块：基于 Modbus-RTU 协议与产线扫码枪交互，实时获取产品序列号，实现检测数据与车辆唯一标识绑定，支撑质量追溯。

人机界面人性化：

操作界面：集成实时图像显示（支持多灯组图像分屏、局部放大）、检测结果可视化（合格/不合格状态高亮标注、故障灯组定位）、产线节拍倒计时（动态显示剩余检测时间，辅助产线节奏把控）功能，界面响应延迟≤0.5 秒。

查询界面：支持按时间区间（精确到秒级）、产品序列号（全匹配/模糊查询）检索检测记录，自动统计合格率、不合格项分布（按灯组类型、故障类型分类），生成可视化报表（柱状图、饼图），助力产线质量分析与工艺优化。

5、系统测试与优化

多维度测试验证：

模拟 8 种极端光照场景（晴天强光直射、阴天弱光、夜间隧道补光等），覆盖 3 类主流车型（轿车、SUV、MPV），采集 1000 组测试数据，验证系统环境适应性。

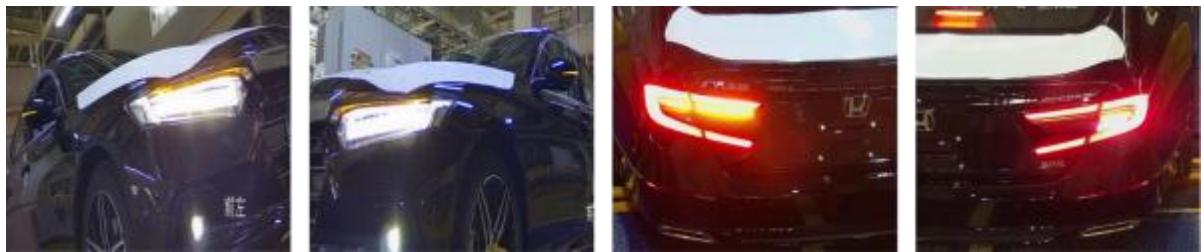


图 2-3 车外灯正常亮起混合图

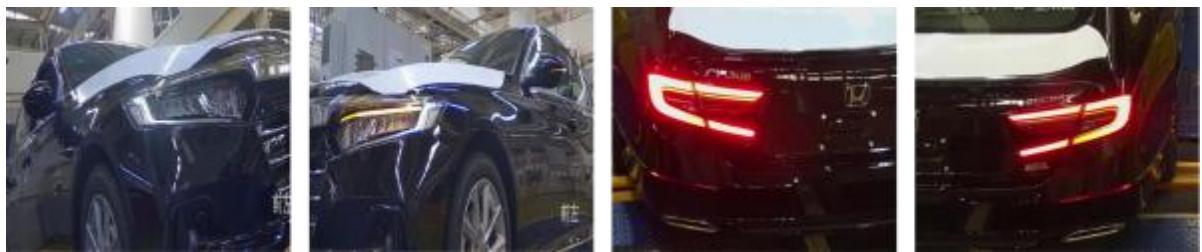


图 2-4 车外灯不能正常亮起混合图

引入 100 组人工标注的“疑难样本”（如灯组污渍误判、小灯组遮挡），测试模型鲁棒性。

精准优化策略：

针对逆光场景（如车辆驶入车间瞬间），开发动态曝光调节算法，基于图像亮度均值实时调整相机曝光参数，曝光响应时间 ≤ 0.1 秒，解决逆光导致的灯组过曝/欠曝问题。

对小目标车灯（如转向灯，像素占比 $\leq 5\%$ ），通过复制粘贴、GAN 生成增强数据集样本（新增 500 张小目标样本），优化模型对小目标的特征提取能力，小目标检测精度提升 12%。

最终性能突破：经优化，系统检测准确率达 99.2%，单辆车检测周期压缩至 18 秒（满足产线 20 秒/辆节拍），误检率低至 0.3%，实现工业级检测性能。



图 2-5 车外灯各部分检测结果图

(二) 关键要点

1. 技术难点系统性突破

光照自适应技术：创新融合“图像增强算法（软件端）+智能补光硬件（硬件端）”双维度方案。软件端通过亮度变换、直方图均衡化动态调整图像亮度；硬件端依据环境光传感器数据，实时调节 LED 补光灯亮度、色温，解决昼夜交替、车间光照不均等复杂场景下的图像质量难题，保障检测稳定性。

实时性-精度平衡：构建“基础模型训练+轻量化模型优化”技术路径。先基于 Yolov5s 训练高精度模型，再通过网络结构裁剪（去除冗余层）、模型压缩（量化、pruning）、替换高效 BackBone（MobileNet），在精度损失 $\leq 1\%$ 的前提下，推理速度提升超 1 倍，适配产线高节拍需求。

系统兼容生态构建：制定标准化通信协议（如 RTSP 图像传输、Modbus-RTU 数据交互），开发设备驱动适配层，支持工业相机、工控机、扫码枪等不同品牌设备接入，已验证适配 3 家主流工业设备厂商产品，实现跨车企产线的快速部署。

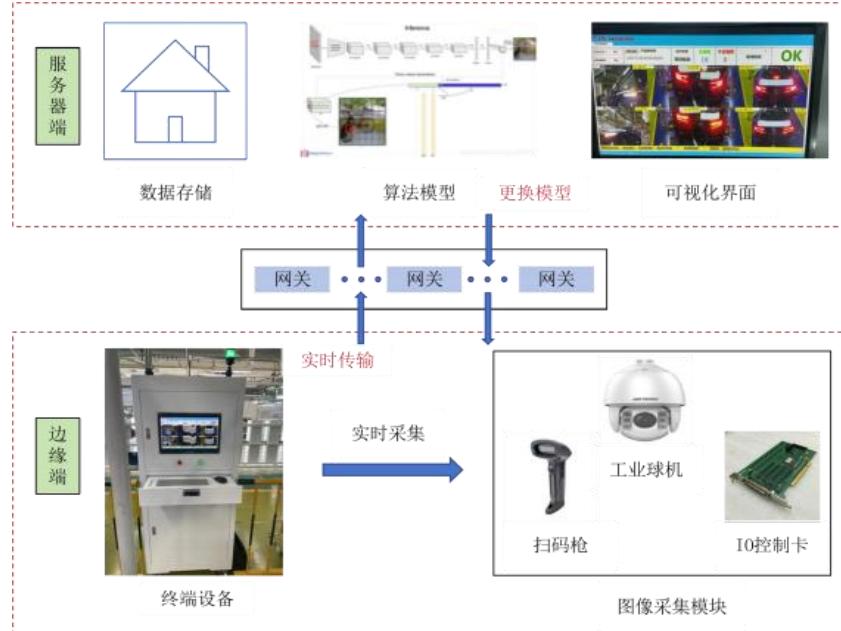


图 2-6 汽车产线车外灯在线智能检测系统框架图

2. 教学实施精细化设计

分组协作策略：推行“模块化分工+全流程协同”分组模式。将项目拆解为硬件集成、算法开发、界面设计 3 大核心模块，每组专注 1 个模块开发，同时设置“系统集成日”，跨组协同解决模块衔接问题（如算法输出与界面显示的数据格式兼容），培养学生分工协作与系统思维。

考核评价创新：构建“技术成果+过程能力+工程素养”三维考核体系。技术成果考核模型精度、系统性能；过程能力考核开发文档规范性（需求分析、测试报告等完整性）、问题解决思路创新性（如光照难题的独特解法）；工程素养考核工业安全规范（设备接地、高压防护操作）、团队沟通效率，全面评价学生工程实践能力。

安全规范落地：编制《工业现场实践安全手册》，涵盖设备操作安全（工业相机供电安全、工控机静电防护）、产线作业安全（与产线设备联动的防误触机制）、数据安全（检测数据加密存储）等内容，通过“理论培训+现场实操考核”，强化学生工业安全意识。

(三) 教学使用

1. 前置知识阶梯化储备

理论基础夯实：构建“数字图像处理（图像增强、特征提取）→机器学习（分类算法、模型评估）→Python 编程（数据处理、框架应用）”递进式知识体系，配套《机器视觉理论与实践》《Python 工程应用》等教材，通过课堂讲授、案例演示（如简单图像识别项目），让学生掌握核心理论。

工具实操特训：开展 OpenCV 库（图像预处理全流程代码编写）、PyTorch 框架（深度学习模型搭建、训练）、LabelImg 标注工具（数据集精细标注）专项实操训练，设置“工具应用闯关任务”（如用 OpenCV 实现图像去噪、用 LabelImg 标注 100 张图像），确保学生熟练掌握工具使用。

2. 教学实施全流程管控

阶段	核心任务	产出物	教学方法	质量把控
需求分析	调研汽车产线检测流程、访谈车企工程师，撰写需求规格说明书 开展硬件选型论证（对比不同相机、工控机参数）、算法路线规划（传统方法与深度学习方案对比）	《车外灯检测系统需求报告》 《系统设计方案》	企业专家讲座、产线实地调研、小组头脑风暴	
方案设计	完成数据集标注（含数据增强）、算法编码（传统与深度学习算法）、界面原型开发（操作与查询界面）	标注数据集、源代码、界面原型	技术路线辩论会、文献调研法	
开发实现	搭建模拟产线环境（复现 8 种光照场景），开展系统联调、参数优化 组织系统演示（车企产线模拟验收）、技术答辩（阐述开发思路与创新点）、成果归档（代码、文档标准化整理）	《测试报告》《优化方案》 最终系统、项目总结报告	代码走查（组内互查+导师抽查）、敏捷开发迭代（2 周/迭代）	
测试优化			故障树分析(FTA)、正交试验法（优化参数）	
验收总结			企业验收会（车企工程师参与）、教学成果展	

3. 教学资源立体化支撑

数据集资源：开放 11 类车外灯标注图像库（含亮/灭、故障/正常状态），提供数据增强脚本（亮度变换、Mosaic 增强代码），助力学生复现数据集构建流程，开展算法训练对比实验。

代码库资源：共享 OpenCV 预处理完整代码（含注释、参数调节说明）、Yolov5 训练代码（基础模型+轻量化模型）、界面开发示例代码（C#/Python 实现，含交互逻辑），设置“代码扩展任务”（如添加新的图像滤波算法、优化界面交互），引导学生二次开发。

设备资源：搭建工业相机+工控机实验平台，模拟汽车产线检测环境，配置设备操作手册、故障模拟工具（如模拟相机通讯中断、补光灯故障），让学生实操设备调试、故障排查，提升工程实践能力。通过本项目的立体化实施，既攻克汽车产线车外灯检测行业难题，又构建起“产业需求-教学实践-人才培养”的闭环生态，为智能制造领域输送掌握机器视觉核心技术、具备工业工程思维的高素质人才，推动机器视觉技术在工业检测场景的深化应用与教育教学的创新发展。



图 2-7 案例实施流程图

