

# 基于改进的 YOLOV5 算法对 ADB 汽车 大灯的外界环境检测

黄禹<sup>1</sup>, 戴国洪<sup>1</sup>, 戴杰<sup>2</sup>, 钱骏<sup>2</sup>

(1. 常州大学 机械与轨道交通学院, 江苏 常州 213164;

2. 常州星宇车灯有限公司, 江苏 常州 213002)

**摘要:** 针对远光灯交汇会影响汽车驾驶员的视觉注意力, 导致汽车驾驶员夜间行驶安全难以得到保障的问题, 研究基于机器视觉及深度学习的 ADB 汽车大灯的外界环境检测方法; 通过机器视觉的 CCD 相机采集 ADB 汽车大灯外界环境图像数据, 利用数据筛选方法剔除采集到的图像数据中干扰光源数据, 依据路况特征差异, 划定 ADB 汽车大灯外界环境检测目标区域后, 通过深度学习算法检测外界环境目标车灯光源, 结合扩展卡尔曼预测各目标车灯光源轨迹, 当车辆前方有车灯光源经过时, ADB 系统及时调整汽车远光灯对应区域灯珠亮度, 减少在高速行驶时因远光灯交汇对汽车驾驶员的视觉影响, 保障汽车安全行驶; 实验结果表明, 该方法可有效剔除各类干扰光源, 准确检测目标车灯光源, 且目标车灯光源轨迹预测结果与真实结果非常接近, 可精准完成 ADB 汽车大灯的外界环境检测。

**关键词:** 机器视觉; 深度学习; ADB 汽车大灯; 外界环境检测; 图像数据采集; 数据筛选

## Environment Detection of ADB Automobile Headlamps Based on Improved YOLOV5 Algorithm

HUANG Yu<sup>1</sup>, DAI Guohong<sup>1</sup>, DAI Jie<sup>2</sup>, QIAN Jun<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China;

2. Changzhou Xingyu Lamp Co., Ltd., Changzhou 213002, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the intersection of high beam headlights affects the visual attention of automobile drivers, so it is difficult to ensure the safety of automobile drivers driving at night, this paper studies the external environment detection method of adaptive driving beam (ADB) automobile headlights based on machine vision and deep learning. The image data of external environment for the ADB automobile headlights is acquired through the CCD camera of machine vision, the data filtering method is used to eliminate the interference light source data in the collected image data, delimit the detection target area of external environment for the ADB automobile headlights according to different road conditions, detect the light source of external environment target through depth learning algorithm, and predic each target light source track in combination with extended Kalman filtering. When there is a car's headlamp source in front of vehicles, The ADB system timely adjusts the brightness of the light beads in the corresponding area of the car's high beam headlights, reducing the impact of the high beam intersection on the driver vision during high-speed driving, and ensuring the safe driving of cars. The experimental results show that this method can effectively eliminate all kinds of interference light sources, accurately detect the target light source, and the trajectory prediction results of the target light source are very close to the real results, which can accurately complete the external environment detection of ADB automobile headlights.

**Keywords:** machine vision; deep learning; ADB headlights; external environment detection; image data acquisition; data filtering

## 0 引言

汽车已成为当今社会出行必备的工具, 为人们生活提供了便利。但随着汽车的普及, 因汽车所引起的交通事故呈增长态势<sup>[1-3]</sup>, 其中三分之一的交通事故, 主要集中在夜间。夜间行车时, 驾驶员因受行车外界环境的影响, 不能及时调节自身灯光, 导致行车视线迷糊, 容易发生交

通事故<sup>[4]</sup>。汽车大灯系统对保障驾驶员夜间行车安全至关重要。目前, ADB 汽车大灯系统可满足汽车夜间行驶的需求, 该系统可按照外界环境(自车行驶情况、道路车辆情况、路况情况)自适应调节远光光型, 增大驾驶员视野照明<sup>[5]</sup>, 满足驾驶员夜间行驶的照明需要, 提高汽车行驶安全性。因此研究 ADB 汽车大灯的外界环境检测方法, 对汽车夜间安全行驶具有深远的意义。但是以往 ADB 汽车大灯

收稿日期: 2023-03-29; 修回日期: 2023-04-24。

作者简介: 黄禹(1992-), 男, 硕士。

通讯作者: 戴国洪(1966-), 男, 博士, 教授。

引用格式: 黄禹, 戴国洪, 戴杰, 等. 基于改进的 YOLOV5 算法对 ADB 汽车大灯的外界环境检测[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(2): 22-28.

的外界环境检测方法非常局限。

目前, 国内外研究者就深度学习技术在多目标的检测算法大致分为两类: 基于区域建议的检测算法和基于边框回归的检测算法。基于规定区域的目标检测算法简称两阶段算法, 主要是指通过筛选选框判断候选框里的是否含有检测目标 (Region Proposal), 用回归的方式进行调节结合卷积神经网络 (R-CNN) 系列算法; 基于回归的目标检测算法亦称为单阶段算法, 主要包含 YOLO (You Only Look Once) 系列和单点多盒检测 (SSD) 和其他算法相比本文采用 YOLO 算法和其他算法相比提取候选框的速度要更快, 精度更高。就目前现有的大量的外界环境检测大都是在白天或是比较理想的条件下进行的, 在夜间或是特殊环境下比如雨雪天气, 车内仪器或设备可能会发生失灵或传感器灵敏度有所下降, 进而导致发生事故以及带来安全隐患较高, 缺乏针对复杂环境下特征不明显的低辨识目标检测算法研究。采取多特征对目标进行检测就较为复杂, 故需要对图像加以筛选和处理。邹伟<sup>[6]</sup>等人研究多模态特征融合的检测方法, 就是基于区域建议的检测算法, 利用该方法提取多模态图像特征并进行融合, 完成 ADB 汽车大灯的外界环境检测。由于该方法的特征提取过程过于复杂, 导致 ADB 汽车大灯的外界环境检测效率不高。王旭<sup>[7]</sup>等人研究改进视觉背景提取算法的检测方法, 该方法就是基于边框回归的检测算法, 依据采集的图像信息, 构建样本集, 提取特征信息后, 对比图像中像素点阈值, 完成 ADB 汽车大灯的外界环境检测。由于该方法在采集信息基础阶段容易受到噪声干扰, 导致采集信息会出现偏差, 直接导致 ADB 汽车大灯的外界环境检测结果不够精准。

机器视觉技术是指利用机器代替人眼来实现目标检测, 该技术被广泛应用在视觉检测领域, 能够提高生产的灵活性和自动化程度, 提高目标检测精度和速度。深度学习是模拟人脑思维方式分析问题, 分析能力比较强, 已广泛应用在图像识别方面, 并取得较好应用效果。鉴于机器视觉技术和深度学习的应用性, 以及目前 ADB 汽车大灯的外界环境检测方法存在局限性, 研究基于机器视觉及深度学习 ADB 汽车大灯的外界环境检测, 提高 ADB 汽车大灯的外界环境检测能力, 降低夜间驾驶危险。

## 1 ADB 汽车大灯的外界环境检测

### 1.1 ADB 系统结构

ADB 系统是一种能够根据路况自适应变换远光光型的智能远光控制系统。该系统功能强大, 可自由切换远近光灯和光型。

分析图 1 可知, ADB 系统主要包括控制器、传感器及驱动器等。其中, 利用车载机器视觉的 CCD 相机采集 ADB 汽车大灯外界环境图像数据, 本文选取松下 lx5 CCD 相机镜头选取徕卡 DC VARIO-SUMMICRON, 这种组合方式能够提供很好的图像质量, 有效降低图像噪声的影响。同时在 ADB 控制器内利用数据筛选方法剔除采集到的图像数据中干扰光源数据, 针对 ADB 汽车大灯外界环境中路况特

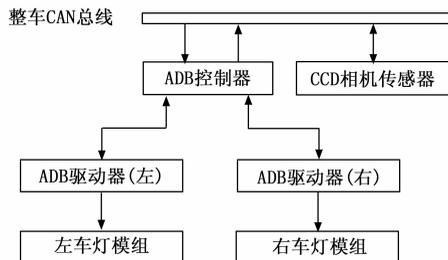


图 1 ADB 系统结构

征差异, 划定 ADB 汽车大灯外界环境检测目标区域。利用深度学习算法实现 ADB 汽车大灯外界环境目标车灯光源检测, 利用扩展卡尔曼对各目标车灯光源实施轨迹预测, 当车辆前面有车灯经过时, 下达控制指令至执行设备, 系统会及时调整汽车远光灯对应区域灯珠亮度, 减少在高速行驶时因远光灯交汇对汽车驾驶员的视觉影响, 保障汽车安全行驶。

### 1.2 机器视觉采集 ADB 汽车大灯外界环境图像数据

采用机器视觉的 CCD 相机采集 ADB 汽车大灯外界环境图像数据, 为 ADB 汽车大灯的外界环境检测奠定基础。在采集图像数据之前, 需要对机器视觉的 CCD 相机参数进行标定后<sup>[8-10]</sup>, 转换相机坐标值, 提高采集 ADB 汽车大灯外界环境图像数据精准度。

相机标定过程如下: %全部公式符号问题, 全部公式序号右对齐, 后续不再单独指出  $y$  设置二维平面内的一个标记点  $Q$  的二维坐标用  $q(u, v)$  描述、 $Q$  三维坐标用  $Q(X_w, Y_w, Z_w)$  描述。 $Q$  二维特征点齐次坐标用  $\tilde{q}(u, v, l)$  描述, 三维特征点齐次坐标用  $\tilde{Q}(X, Y, Z, l)$  描述。依据成像原理求出三维空间点  $Q$  和二维平面点  $q$  关系式如下:

$$\tilde{q} = D * [O * \epsilon] * \tilde{Q} \quad (1)$$

其中: 平移向量用  $\epsilon$  描述, 尺度因子用  $s$  描述, 相机内参数矩阵和外部旋转矩阵分别用  $D$ 、 $O$  描述。

相机内参数矩阵表达式如下:

$$D = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \gamma & u_0 \\ 0 & \lambda_2 & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中: 横向等效焦距用  $\lambda_1$  描述, 图像坐标系偏斜度用  $\gamma$  描述, 竖向等效焦距用  $\lambda_2$  描述, 相机标定的主点坐标用  $(u_0, v_0)$  描述。

通过计算出相机内参数矩阵后, 实现 CCD 相机精准标定。

转换相机坐标值过程如下:

在 CCD 相机精准标定后, 需利用公式 (3) 将 ADB 汽车大灯外界环境中三维空间内的一点转换成投影图像平面内的一点, 具体转换公式为:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & d_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ l \end{bmatrix} = DD_1 \quad (3)$$

其中：相机外参数矩阵用  $D_1$  描述，相机内部参数分别用  $d_x, d_y, u_0, t$  描述。

在完成相机标定和坐标值转换后，提高机器视觉的 CCD 相机采集 ADB 汽车大灯外界环境图像数据准确性。

### 1.3 干扰光源数据筛选

因夜间干扰光源因素的影响可能会对机器视觉的 CCD 相机采集 ADB 汽车大灯外界环境图像数据产生干扰<sup>[11-13]</sup>，利用数据筛选方法剔除 ADB 汽车大灯外界环境图像数据中的干扰光源数据。

夜间道路正常行驶时，车灯轨迹与车辆一致均分布在行驶车道内，为此通过数据筛选方法中的牛顿-拉夫逊迭代法实现 ADB 汽车大灯外界环境中车道线的拟合，求出车道线在外界环境图像中任意位置坐标。将采集图像中任意 1 条车道分成  $n$  份，本道第  $i$  段车道区域左右两侧车道线像素集分别用  $\varphi_i(x_i, y_i)$ 、 $\varphi_j(x_j, y_j)$  描述，两个像素集待拟合直线方程组如下：

$$\begin{cases} y_g = k_{i,g}x + h_1 \\ y_i = k_{i,h}x + h_2 \end{cases} \quad (4)$$

其中：内外车道拟合斜率分别用  $k_{i,g}$ 、 $k_{i,h}$  描述，参数分别用  $h_1$ 、 $h_2$  描述。

通过求解  $\min \sum_{i \text{ 或 } j} (kx + h - y)^2$ ，则可计算出拟合直线的参数，参数表达式如下：

$$k_{i,g} = \frac{\begin{vmatrix} \sum x_i y_i & \sum x_i \\ \sum y_i & \kappa \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum x_i^2 & \sum x_i \\ \sum x_i & \kappa \end{vmatrix}} \quad (5)$$

$$h_1 = \frac{\begin{vmatrix} \sum x_i^2 & \sum x_i y_i \\ \sum x_i & \sum y_i \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum x_i^2 & \sum x_i \\ \sum x_i & \kappa \end{vmatrix}} \quad (6)$$

$$k_{i,h} = \frac{\begin{vmatrix} \sum x_j y_j & \sum x_j \\ \sum y_j & \kappa \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum x_j^2 & \sum x_j \\ \sum x_j & \kappa \end{vmatrix}} \quad (7)$$

$$h_2 = \frac{\begin{vmatrix} \sum x_j^2 & \sum x_j y_j \\ \sum x_j & \sum y_j \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum x_j^2 & \sum x_j \\ \sum x_j & \kappa \end{vmatrix}} \quad (8)$$

其中：元素数量为  $\kappa$  个。

按照各车道线拟合公式，可剔除目标车灯灯源不在同一车道的光源数据。

### 1.4 划定外界环境检测目标车灯区域

在剔除图像干扰数据后，针对 ADB 汽车大灯外界环境中路况特征差异<sup>[14-15]</sup>，划定 ADB 汽车大灯外界环境检测目标区域，以降低因车灯交汇粘带来检测误差。

车道弯曲度公式如下：

$$\begin{cases} \varphi = \text{sgn}(d) * e^{|d|} \\ d = \sum_i (y_i - k_{i,g}x_i - h_i) / \sqrt{1 + k_{i,g}^2} \end{cases} \quad (9)$$

其中： $\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0, \text{移动角度用 } \varphi \text{ 描述, 当} \\ -1 & x < 0 \end{cases}$

满足  $-d_{\delta} < \varphi < d_{\delta}$  时，说明此时行驶路况是直道，否则是

弯道，其中经验数据用  $d_{\delta}$  描述，取值为  $1.0 \times 10^4$ 。

#### 1.4.1 直道行驶路况

ADB 汽车大灯外界环境检测目标车灯区域的划定。当前车道为直道时即  $-d_{\delta} < \varphi < d_{\delta}$ ，提取初始  $t$  时刻目标光源的位置坐标用  $(x_t, y_t)$  描述。 $t$  时刻与  $t+1$  时刻的时间间隔用  $\Delta t$  描述，目标车灯在  $\Delta t$  位移用  $\Delta \rho$  描述， $y$  轴内移动位移用  $\Delta y$  描述，因行驶路况为直道，此时移动角度  $\varphi$  值极小，得出如下公式：

$$\Delta \rho \approx \Delta y \quad (10)$$

依据内外车道拟合斜率  $k_{i,g}$ 、 $k_{i,h}$  和  $y$  轴内移动位移  $\Delta y$  得出直道行驶路况 ADB 汽车大灯外界环境检测目标区域的划定公式：

$$\begin{cases} x_{\kappa} \leq x \leq x_n \\ y_t \leq y \leq y_t + |\Delta y_t| \\ x_{\kappa} = [(y - y_t) / k_{i,g}] + x_{g,t} \\ x_n = [(y - y_t) / k_{i,h}] + x_{h,t} \end{cases} \quad (11)$$

#### 1.4.2 弯道行驶路况

ADB 汽车大灯外界环境检测目标车灯区域的划定。

当  $\varphi > d_{\delta}$  或  $-d_{\delta} > \varphi$  时，说明此时行驶路况是弯道。因弯道拟合斜率高于直道弯道拟合斜率，因此需按照弯道的路况特征，将横轴移动位移变化量作为弯道 ADB 汽车大灯外界环境检测目标车灯区域划定条件。目标车灯光源位置横轴坐标，将落在相同时间里车道线拟合直线斜率大的一边车道线横轴移动位移变化量区间内<sup>[16-18]</sup>。弯道行驶路况 ADB 汽车大灯外界环境检测目标车灯区域的划定公式如下：

$$\begin{cases} y_{t-1} \leq y \leq y_{t-1} + \Delta y_{t-1} \\ |x - x_{t-1}| \leq |x_{g \text{ or } h,t} - x_{g \text{ or } h,t-1}| \end{cases} \quad (12)$$

其中：当前车道为弯道时， $t-1$  时刻目标光源的位置坐标用描述  $(x_{t-1}, y_{t-1})$ ， $t-1$  时刻  $y$  轴内移动位移用  $\Delta y_{t-1}$  描述。

直道和弯道行驶路况 ADB 汽车大灯外界环境检测目标区域的划定范围，可为下文目标车灯光源中心位置实施轨迹预测奠定基础，排除其他光源的干扰<sup>[19]</sup>，有效降低检测误差。

### 1.5 深度学习的大灯外界环境目标车灯光源轨迹预测

在得出不同路况下外界环境检测目标车灯区域后，利用深度学习的多目标运动轨迹预测算法实现 ADB 汽车大灯外界环境目标车灯光源检测。该算法分为两部分，利用 YOLOv5 网络对外界环境图像目标车灯光源进行定位，得出检测框坐标。通过损失函数中的置信度判断外界环境检测目标车灯光源是否存在于预测边框内。将符合条件的外界环境检测目标车灯光源归入一个集合中，将集合中各目标车灯光源视为元素，利用扩展卡尔曼对各元素实施轨迹预测，提高检测精度。

在目标车灯光源检测阶段，选取深度学习的 YOLOv5 网络，YOLOv5 是一种基于深度学习的目标检测算法，其最大的特点就是快速而准确。与传统的目标检测算法相比，

YOLOv5 将整张图像作为输入, 直接输出所有目标的位置、类别以及置信度, 从而大幅提高了检测速度和准确度。YOLOv5 网络可以在几乎不影响整个自动驾驶系统流程的情况下完成目标车灯光源的检测。YOLOv5 网络还可以通过改变模型结构和参数来适应不同的环境和车辆, 从而实现更加准确的检测结果。

YOLOv5 网络模型包括特征融合层、骨干网络、视野增强层。卷积核规模分别为  $1 \times 1$ 、 $3 \times 3$ 、 $7 \times 7$ , 每种规模卷积核提取特征均不相同<sup>[21]</sup>。YOLOv5 算法是在 YOLOv3 算法的基础上加以改进, YOLOv5 的架构由 4 个部分组成, 分别是 Input 输入端、Backbone 主干网络、Neck 颈部网络和 Head 输出端。

1) Input 输入端包含了对数据的预处理, 其中包括 Mosaic 数据增强可以对图像进行随机裁剪、拼接。降低计算量的同时丰富了数据集, 提高了识别精度, 而且 YOLOv5 在 Input 的输入端整合了自适应的锚框计算, 使得当数据组被改变时, 可以自动设置初始的锚框大小, 实现在保证图片掉帧时对图片进行缩小, 降低计算量。

2) Backbone 主干网络采用深度学习方法, 采用“瓶颈跨越”局部结构 Bottleneck CSP 与金字塔池化 SPP 相结合的方法, 可以让网络输入任意像素的图片且不再需要对图像进行预处理, 以降低计算量, 加快推理速度, 而金字塔池化 SPP 能够在相同的特征图谱上, 从多个尺度上同时抽取特征, 提高识别准确率。

3) Neck 颈部网络包括了特征金字塔 FPN、路径聚合结构 PAN, FPN 在网络中自顶向下传递了语义信息。同时, PAN 将位置信息从底部传输到顶部, 并将 Backbone 中的各个层次的信息进行融合, 从而提高了检测精度。

4) Head 输出端是对不同的特征图进行识别的最终阶段, 特征图目标。

改进 YOLOv5 算法与 YOLOv3 算法的性能评价指标数据对比结果如表 1 所示。

表 1 改进 YOLOv5 算法与 YOLOv3 算法的性能对比

性能评价指标	改进 YOLOv5 算法	YOLOv3 算法
Speed	2.5 ms	4.5 ms
FPS	367	239
Params	8.5 M	60.2 M
FLOPS	25.4 B	103.2 B

根据表 1 可知, 改进 YOLOv5 算法与 YOLOv3 算法相比, 其性能有了较大的提升。

改进 YOLOv5 算法与 YOLOv3 算法的 AP 值效果对比如图 2 所示。

通过损失函数可判断实际值和检测值的误差。YOLOv5 网络的损失函数表达式如下:

$$loss = \beta_1 loss_{\text{中心坐标及宽高}} + \beta_2 loss_{\text{置信度}} + \beta_3 loss_{\text{分类}} \quad (13)$$

其中: 边界误差用  $loss_{\text{中心坐标及宽高}}$  描述, 分类损失用  $loss_{\text{分类}}$  描述, 误差损失因子分别用  $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  描述, 总损失

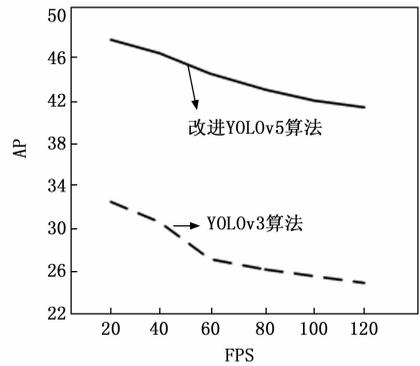


图 2 AP 值效果对比图

度用  $loss$  描述, 置信度损失用  $loss_{\text{置信度}}$  描述。

利用反向传播可实现网络权重参数更新, 再利用损失函数迭代出最优网络模型。神经元连接权重更新公式为:

$$w^i = w^i - \alpha (\partial \chi / \partial w^i) \quad (14)$$

其中: 学习率用  $\alpha$  描述, 第  $i$  层神经元权重用  $w^i$  描述, 代价函数用  $\chi$  描述。

偏置更新公式为:

$$b^i = b^i - \beta (\partial \chi / \partial b^i) \quad (15)$$

其中: 第  $i$  层神经元权重用  $b^i$  描述。

将目标车灯区域划分后 ADB 汽车大灯外界环境图像输入至 YOLOv5 网络中, 利用卷积层提取图像特征, 通过图像检测函数对该特征实施检测后, 将最大概率目标车灯光源作为检测目标, 同时对外界环境图像目标车灯光源进行定位, 得出检测框坐标, 选取置信度值最大的检测框, 并利用公式 (16) 计算出该检测框和余下检测框重叠比例值, 若重叠比例值比阈值高, 需要将该检测框删除。

$$object\_conf = Pr(object) * IoU_{\text{pred}}^{\text{truth}} \quad (16)$$

其中: 交并比用  $IoU_{\text{pred}}^{\text{truth}}$  描述, 置信度用  $object\_conf$  描述, 外界环境检测目标车灯光源是否存在于预测边框内用  $Pr(object)$  描述, 若是 0, 表示不存在; 若是 1, 表示存在。

扩展卡尔曼滤波算法作为一种常用的状态估计方法, 广泛应用于目标车灯坐标预测问题。扩展卡尔曼滤波算法是一种基于线性高斯噪声模型的滤波算法, 其可以通过对非线性函数进行线性化来实现状态估计。在目标车灯坐标预测问题中, 需要通过对车辆周围环境的观测来推断目标车灯的位置坐标, 这个过程需要使用到扩展卡尔曼滤波算法。与普通的卡尔曼滤波算法相比, 扩展卡尔曼滤波算法可以更好地处理非线性变换, 从而更准确地估计目标车灯的位置坐标。

扩展卡尔曼滤波算法预测目标车灯坐标的过程可以分为两个阶段: 预测阶段和更新阶段。在预测阶段, 需要预测目标车灯的位置坐标, 并根据当前的状态量来计算预测误差。在更新阶段, 利用观测值来校正预测结果, 从而更准确地预测目标车灯的位置坐标。车灯坐标预测的具体步骤如下:

在目标车灯光源轨迹预测阶段, 将经 YOLOv5 网络检

测后 ADB 汽车大灯外界环境多运动目标车灯光源归入一个集合中, 将集合中各目标车灯光源视为元素, 该集合中有各元素对应 ID 可读取该目标车灯光源的速度和位置等相关数据, 利用扩展卡尔曼对各元素实施轨迹预测, 提高检测精度, 具体轨迹预测公式如下:

$$\Gamma_v = \gamma_{v-1} * \Psi_{v-1} + \Xi_{v-1} * \Gamma_{v-1} \quad (17)$$

其中:  $v-1$  状态下, 系统输入用  $\Psi_{v-1}$  描述、线性化状态转移矩阵用  $\Xi_{v-1}$  描述、输入矩阵用  $\gamma_{v-1}$  描述。

为计算出某时刻 ADB 汽车大灯外界环境运动目标移动光源坐标和速度, 设置该运动目标移动光源状态向量用  $\Gamma_v = [x(v), y(v), \omega(v), r(v), v_x(v), v_y(v), v_\omega(v)]$  描述, 其中目标移动光源在  $y$  轴在位置用  $y(v)$  描述, 检测框面积用  $\omega(v)$  描述, 目标移动光源在  $x$  轴在位置用  $x(v)$  描述, 检测框高度与宽度比用  $r(v)$  描述, 目标移动光源在  $y$  轴的速度用  $v_y(v)$  描述, 目标移动光源在  $x$  轴的速度用  $v_x(v)$  描述, 检测速度用  $v_\omega(v)$  描述。表达式如下:

$$v_x(v) = [x(v) - x(v-1)]/\Delta t \quad (18)$$

$$v_y(v) = [y(v) - y(v-1)]/\Delta t \quad (19)$$

$$v_\omega(v) = [\omega(v) - \omega(v-1)]/\Delta t \quad (20)$$

先验状态向量的相关预测方差矩阵公式如下:

$$\hat{P}_{v|v-1} = Y + \Xi_{v|v-1} * \hat{P}_{v-1|v-1} * \Xi_{v|v-1}^T \quad (21)$$

其中: 噪声协方差矩阵用  $Y$  描述。

通过上述方法实现外界环境图像目标车灯光源轨迹预测, 利用观测值来校正预测结果, 输出下一时刻外界环境图像目标移动光源位置更新值, 实现 ADB 汽车大灯外界环境检测。

$$\Gamma_{v+1} = \Gamma_v - \frac{\hat{P}_{v|v-1}}{v_\omega(v)} \quad (22)$$

在实际应用中, 扩展卡尔曼滤波算法还需要考虑一些实际因素, 例如传感器精度、环境噪声等因素。针对这些问题, 我们可以通过不断优化算法来提高预测精度, 同时也可以通过对传感器和监测系统进行优化来减小误差。

## 2 实验分析

### 2.1 实验参数及实验步骤

随着自动驾驶技术的发展, 对目标车灯光源的准确检测成为自动驾驶安全性和可靠性的一个重要保证。本文提出基于机器视觉及深度学习的 ADB 汽车大灯的外界环境检测方法, 为了验证本文方法的应用效果, 选取某款汽车作为实验对象。实验对象配备 ADB 汽车大灯, ADB 汽车大灯带 76 颗 LED 光源, 搭配利刃式 LED 日间行车灯的 9 颗 LED 光源, 与晶钻切割的 3 颗 LED 星钻式爪锋前雾灯, 一起提升了车辆的档次感。实验参数如表 2 所示。

设置 YOLOv5 网络模型的超参数如下: 总训练轮次为 200 轮, 初始学习率为 0.01, 学习率因子为 0.2, 动量为 0.937。

选取采用本文方法采集的多组夜间直道和弯道移动光源数据集, 从数据集中选出 2 张夜间行车图像, 将图中标定的直道和弯道的目标车灯作为轨迹预测的实验对象, 标定

表 2 实验参数

参数	取值
检测阈值	0.8
连续帧确定状态	3
检测目标重叠比例	0.6
归一化尺寸	425 * 425
预测目标和检测目标重叠比例	0.6
未匹配成功后目标存储时间	30 fps

结果如图 3 所示。



图 3 目标车灯光源标定结果

在上述实验参数设置的基础上, 设计 ADB 汽车大灯的外界环境检测试验方法, 步骤如下:

1) 数据采集与预处理: 在实验开始前, 需要使用高精度的摄像头和激光雷达等传感器设备对汽车周围的环境数据进行采集。采集到的数据需要通过预处理算法进行降噪处理、去畸变等操作, 以保证数据的质量和准确性。

2) 数据标注: 在数据采集完成后, 需要为图像数据标注各种不同情况下的照明区域, 以生成一个具有代表性的训练数据集。

3) 模型训练与优化: 在标注完数据并制定了检测算法后, 需要对模型进行训练和优化, 将训练数据集输入 YOLOv5 网络模型中进行迭代训练, 以提高模型的准确性和鲁棒性。

4) ADB 汽车大灯的外界环境检测: 完成模型训练和优化后, 利用扩展卡尔曼滤波算法实现 ADB 汽车大灯的外界环境检测。实验在实际驾车场景下进行, 通过观察照明区域的变化来验证模型对外界环境的检测能力。

### 2.2 实验指标设置

1) 直道时干扰状态下目标车灯光源检测效果: 在直道条件下, 对比车灯干扰状态及路灯干扰状态下目标光源位置检测结果与实际结果的误差, 验证目标车灯光源位置的检测准确性。

2) 弯道时目标车灯光源轨迹预测结果: 测试弯道行驶时, 本文方法预测获取的目标光源轨迹与实际值的误差, 验证目标光源轨迹的预测精度

3) ADB 汽车大灯的灯光调节: 验证所提方法能否判断出不同路况, 能够对应调节汽车远光灯对应区域灯珠亮度。

### 2.3 实验结果分析

为验证本文方法的外界环境检测效果, 统计该指定目标车灯光源, 在直道行驶时处于车灯干扰以及路灯干扰条

件下的目标车灯光源检测结果, 如图 4 所示。

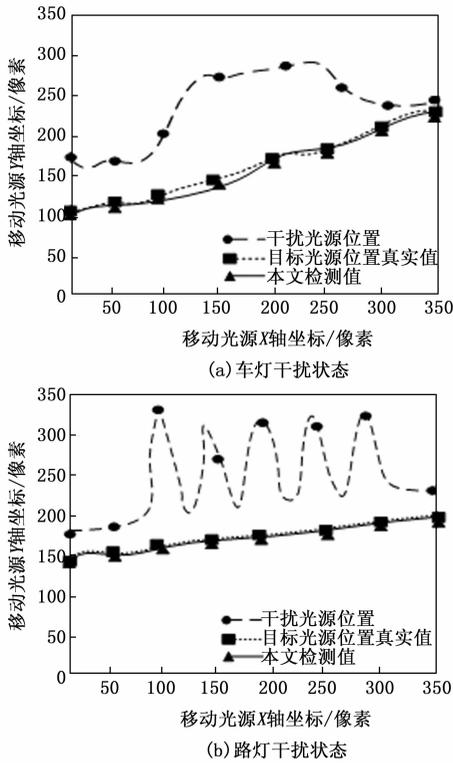


图 4 直道时干扰状态下目标车灯光源检测结果

分析图 4 可知, 直道行驶时, 在存在车灯干扰条件下, 本文方法目标光源位置检测结果与实际结果误差最大为 2 像素 \* 8 像素, 在存在路灯干扰条件下, 本文方法目标光源位置检测结果与实际结果误差最大为 1 像素 \* 1 像素。通过本文方法将误差控制在 10 像素 \* 10 像素以内, 达到实验预期目的。上述实验结果表明, 本文方法在路灯干扰及车灯干扰下的目标光源轨迹预测精度均较高。本文方法可利用数据筛选方法剔除 ADB 汽车大灯外界环境图像数据中的干扰光源数据, 检测目标车灯光源位置, 因此目标光源位置检测结果与实际结果相差很小。

将模型所需历史数据时间序列数  $N$  定为 30, 预测时间步长为 30 fps/s, 在此基础上, 统计该指定目标车灯光源, 在弯道行驶时目标车灯光源轨迹预测结果, 如图 5 所示。

分析图 5 可知, 弯道行驶时, 本文方法预测获取的目标光源轨迹与真实值误差最大为 15 像素 \* 12 像素, 说明本文方法在弯道行驶时的目标光源轨迹预测精度较高。本文方法利用深度学习中的 YOLOv5 网络模型检测外界环境中的目标车灯光源, 并结合扩展卡尔曼滤波对其轨迹进行预测。通过对目标车灯的位置坐标的预测及更新, 校正了预测结果, 从而获取更准确的目标车灯光源轨迹预测结果。

可利用数据筛选方法剔除 ADB 汽车大灯外界环境图像数据中的干扰光源数据, 检测目标车灯光源位置, 因此目标光源位置检测结果与实际结果相差很小。

按照上述结果, 采用本文方法可有效预测目标光源轨

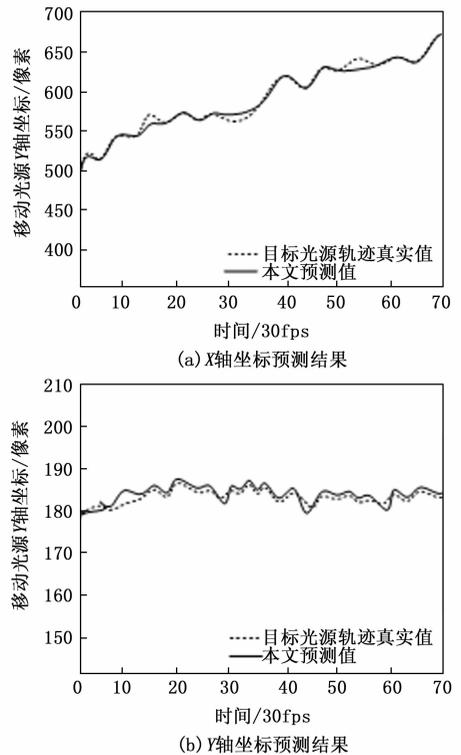


图 5 弯道时目标车灯光源轨迹预测结果

迹, 完成实验对象 ADB 汽车大灯的外界环境检测, 依据检测结果, 在不同路况下, 及时调节调整汽车远光灯对应区域灯珠亮度, ADB 汽车大灯的灯光调节效果如图 6 所示。

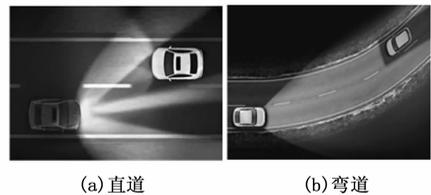


图 6 ADB 汽车大灯的灯光调节效果图

分析图 6 可知, 采用本文方法可有效检测 ADB 汽车大灯的外界环境的情况, 针对不同路况, 合理调整 ADB 汽车大灯的灯光光型, 减少在高速行驶时因远光灯交汇对汽车驾驶员的视觉影响, 提高照明效果, 保障汽车安全行驶。

### 3 结束语

为了提高驾驶员夜间行车视野范围, 研究基于机器视觉及深度学习的 ADB 汽车大灯的外界环境检测方法, 提高 ADB 汽车大灯的自动调光能力, 提高驾驶员夜间行车照明效果。实验结果表明, 利用机器视觉及深度学习方法可有效检测出 ADB 汽车大灯的外界环境, 并及时调整 ADB 汽车大灯的亮度, 保障夜间行车的安全。

### 参考文献:

[1] 顾德英, 王 娜, 李文超, 等. 基于模型融合的低照度环境下车道线检测方法 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2021,

42 (3): 305 - 309.

[2] 杨淑琴, 马玉浩, 方铭宇, 等. 基于实例分割的复杂环境车道线检测方法 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2022, 56 (4): 809 - 815.

[3] LI J, TELYCHKO M, YIN J, et al. Machine vision automated chiral molecule detection and classification in molecular imaging [J]. Journal of the American Chemical Society, 2021, 143 (27): 10177 - 10188.

[4] 车爱博, 张辉, 李晨, 等. 基于点云数据的交通环境下单阶段三维目标检测方法 [J]. 计算机科学, 2022, 49 (s2): 567 - 572.

[5] 薛宏伟, 刘赢, 庄伟超, 等. 车联网环境下基于 Stacking 集成学习的车辆异常行为检测方法 [J]. 汽车工程, 2021, 43 (4): 501 - 508, 536.

[6] 邹伟, 殷国栋, 刘昊吉, 等. 基于多模态特征融合的自动驾驶车辆低辨识目标检测方法 [J]. 中国机械工程, 2021, 32 (9): 1114 - 1125.

[7] 王旭, 刘毅, 李国燕. 基于改进视觉背景提取算法的运动目标检测方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56 (1): 145 - 150.

[8] HE Y, DENG B, WANG H, et al. Infrared machine vision and infrared thermography with deep learning: a review [J]. Infrared Physics & Technology, 2021, 116 (2): 103754.

[9] 郑云水, 郭双全, 董昱. 基于雷达测量数据的列车运行前方障碍物检测方法研究 [J]. 铁道学报, 2021, 43 (3): 101 - 110.

[10] 陈耀祖, 谷玉海, 成霞, 等. 基于优化 YOLOv4 算法的行驶车辆要素检测方法 [J]. 应用光学, 2022, 43 (2): 248 - 256.

[11] 李兵, 赵明华, 王锋. 基于大数据的圆对称扩频数字图像篡改检测 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (4): 419 - 422.

[12] 缪永伟, 陈佳慧, 张新杰, 等. 基于 RGB-D 视频流的室内环

[9] WANG J S, CHEN L K. Interactive rehabilitation using a general-purpose industrial robot [C] //2019 7th International Conference on Control, Mechatronics and Automation (ICCMA), IEEE, 2019: 126 - 130.

[10] 续丹, 余雷, 胡桥, 等. 水下机器人集群通信系统设计及实验分析 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56 (6): 40 - 49.

[11] 黄震, 张陈龙, 马少坤, 等. 隧道检修一体化机器人系统设计及关键技术分析 [J]. 铁道科学与工程学报, 2021, 18 (3): 767 - 776.

[12] 毛新军. 自主机器人软件工程的研究综述 [J]. 计算机学报, 2021, 44 (8): 1661 - 1678.

[13] LI H. Green infrastructure for highway stormwater management: Field investigation for future design, maintenance, and management needs [J]. Journal of Infrastructure Systems, 2015, 21 (4): 5015001.

[14] 刘峰华, 李琛, 刘文黎, 等. 城市排水管道运维机器人研

境 3D 目标高效检测 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33 (7): 1015 - 1025.

[13] FUE K G, PORTER W M, BARNES E M, et al. Ensemble method of deep learning, color segmentation, and image transformation to track, localize, and count cotton bolls using a moving camera in real-time [J]. Transactions of the ASABE, 2021, 64 (1): 341 - 352.

[14] 杨建伟, 涂兴子, 梅峰漳, 等. 基于深度学习优化 YOLOV3 算法的芳纶带检测算法研究 [J]. 中国矿业, 2020, 29 (4): 67 - 72.

[15] 刘宇, 魏希来, 王帅, 等. 基于深度学习的光纤收卷机器视觉自动检测技术 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2021, 42 (1): 68 - 74.

[16] 丁斗建, 赵晓林, 王长根, 等. 基于视觉的机器人自主定位与障碍物检测方法 [J]. 计算机应用, 2019, 39 (6): 1849 - 1854.

[17] HABIB A R, CROSSLAND G, PATEL H, et al. An artificial intelligence computer-vision algorithm to triage otoscopic images from Australian aboriginal and torresstrait islander-children [J]. Otology&Neurotology, official publication of the American Otological Society, American Neurotology Society and European Academy of Otology and Neurotology, 2022, 43 (4): 481 - 488.

[18] 孔焜, 张杰, 邓露, 等. 基于机器视觉的车辆检测与参数识别研究进展 [J]. 中国公路学报, 2021, 34 (4): 13 - 30.

[19] 邓天民, 谭思奇, 蒲龙忠. 基于改进 YOLOv5s 的交通信号灯识别方法 [J]. 计算机工程, 2022, 48 (9): 55 - 62.

[20] 江祥奎, 刘洵, 李红. 基于改进 YOLOv3 网络的车牌检测算法 [J]. 西安邮电学院学报, 2021, 26 (3): 66 - 72.

[21] 梁铭峰, 李鑫. 基于对抗神经网络的增强 YOLOv3 模糊目标检测 [J]. 计算机应用与软件, 2021, 38 (10): 221 - 228.

究进展 [J]. 给水排水, 2022, 58 (3): 147 - 154.

[15] 张涛, 丁宁, 蔡晓坚, 等. 综合管廊巡检机器人综述 [J]. 地下空间与工程学报, 2019, 15 (s2): 522 - 533.

[16] 罗继曼, 戴璐璐, 印辉, 等. 管道清淤机器人协调运动控制系统的设计 [J]. 沈阳建筑大学学报 (自然科学版), 2021, 37 (3): 556 - 562.

[17] HAWARI A, ALAMIN M, ALKADOUR F, et al. Automated defect detection tool for closed circuit television (CCTV) inspected sewer pipelines [J]. Automation in Construction, 2018, 89: 99 - 109.

[18] 刘玉贤, 叶绍泽, 吕兵, 等. 排水管网缺陷智能检测的信息化解决方案 [J]. 中国给水排水, 2021, 37 (8): 32 - 36.

[19] 黄宝旺, 张习加, 张净霞, 等. 管道清淤机器人驱动及控制系统的设计 [J]. 机床与液压, 2016, 44 (3): 61 - 63.

[20] 肖玉笛. 基于 MSP430 的管道检测与数据采集机器人的设计 [J]. 电子制作, 2022, 30 (18): 13 - 16.

[21] 毛柳伟, 王国庆. 小口径管道自适应内检测机器人研究 [J]. 机械设计与制造, 2021 (10): 229 - 232.