

基于多传感器融合与 YOLOv5 算法的智能网联汽车避障策略研究

曾毅¹ 曾高婕²

1 海南科技职业大学, 海南 海口 571127; 2 海南省机电工程学校, 海南 海口 571127

摘要: 本文提出了对智能网联汽车的实时避障策略的研究, 首先分析了摄像头、激光雷达与毫米波雷达的优缺点及融合必要性; 其次, 利用改进 YOLOv5 模型检测道路关键目标, 通过联合标定统一传感器坐标系, 获取目标三维位置信息; 最后, 在车载嵌入式平台上搭建测试平台, 并在真实场景中进行性能评估。

关键词: 多传感器融合; YOLOv5; 智能网联汽车; 环境感知; 避障策略

Research on Vehicle Obstacle Avoidance Strategy of Intelligent Networked Vehicle Based on Multi-sensor Fusion and YOLOv5 Algorithm

Zeng, Yi¹ Zeng, Gaojie²

1 Hainan Vocational University of Science and Technology, Haikou, Hainan, 571127, China

2 Hainan Province Electromechanical Engineering School, Haikou, Hainan, 571127, China

Abstract: This paper proposes a real-time obstacle avoidance strategy for intelligent connected vehicles. Firstly, the advantages, limitations, and necessity of fusion for cameras, LiDAR, and millimeter-wave radar are analyzed. Secondly, an improved YOLOv5 model is utilized to detect critical road targets, with three-dimensional positional information obtained through joint calibration to unify sensor coordinate systems. Finally, a testing platform is implemented on a vehicle-mounted embedded system, and performance evaluation is conducted in real-world scenarios.

Keywords: Internet of Things; Digital signal processing; Low power consumption

DOI: 10.62639/sspis10.20250203

引言

近年来, 随着信息技术的快速发展和智能化程度的不断提升, 深度学习算法尤其是卷积神经网络 (CNN) 在计算机视觉与目标检测方面发展迅速, 催生了一系列高性能的目标检测算法。在智能网联汽车 (Intelligent and Connected Vehicle, ICV) 对实时性和安全性要求极高的场景中, 深度学习算法 YOLO (You Only Look Once) 面临着大规模数据计算量与嵌入式平台算力有限性之间的矛盾, 表现在 YOLO 在目标距离估计与环境建模方面仍存在不足; 而激光雷达或毫米波雷达虽能精确获取目标距离信息, 但仅在远距离或点云稀疏区域精度较低。因此, 将 YOLO 与激光雷达、毫米波雷达等多传感器数据进行有效融合, 充分利用图像纹理特征和雷达的三维深度信息以实现可靠的目标检测与避障, 是保障智能网联汽车行车安全的关键。

一、YOLOv5 目标检测算法与改进

(一) YOLOv5 算法概述

YOLO 系列是端到端的一阶段目标检测算法, 其核心思路是将目标检测过程简化为一次网

络推理过程, 通过回归得到目标边界框及类别信息。YOLOv5 延续了 YOLO 系列的整体框架, 结构更加轻量化, 在推理速度与检测精度方面具有突出表现^[9-10]。

YOLOv5 的基本网络包括 Backbone (主干特征提取网络)、Neck (特征金字塔融合网络) 和 Head (检测头), 其中 Backbone 层通常采用 CSP (Cross Stage Partial) 结构, 使浅层特征与深层特征在通道维度上实现融合, 从而在保持检测精度的同时大幅减少参数量。Neck 部分基于 FPN+PAN 结构进行多尺度特征融合^[2]。Head 部分则采用多尺度检测输出, 使对不同大小目标的检测更为精准。

(二) YOLOv5 网络的轻量化改进

由于智能网联汽车车载平台算力资源有限, 为了提升推理效率, 本文对 YOLOv5 的 CSP 模块进行了轻量化改进, 类似参考 GhostNet、MobileNet 等的思想, 减少网络冗余计算量。在深度可分离卷积基础上引入 Ghost 模块, 将部分冗余的特征映射替换为简单的线性变换, 以减少模型参数; 同时融合注意力机制 (SE, Squeeze-and-Excitation), 在通道维度赋予更显著的权重分配, 从而在低光照、遮挡等复杂环境下依然保

(稿件编号: IS-25-3-1013)

作者简介: 曾毅 (1969-), 性别: 男, 民族: 汉族, 籍贯: 海南省临高县, 学历: 本科, 职称: 讲师, 研究方向: 汽车工程、新能源汽车技术及互联网技术。

持良好的特征提取能力。

实验表明, 该改进在 KITTI、COCO 等数据集上的平均检测精度 (mAP) 与原始 YOLOv5s 近似, 但推理速度则实现了约 30% 的提升, 满足了车辆在线实时检测需求。

(三) 神经网络模型评估指标

在道路场景中, 为准确评估检测算法的性能, 本文采用精准度 (Precision)、召回率 (Recall)、平均精度 (mAP) 以及实时帧率 (FPS) 作为主要评价指标。其定义如下:

$$1. \text{精准度 (Precision): Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

在上面的公式中, TP 为检测正确的正样本数 (True Positive), FP 为错误检测的正样本数 (False Positive)。

$$2. \text{召回率 (Recall): Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

在上面的公式中, FN 为漏检的正样本数 (False Negative)。

3. 平均精度 (mAP): 对不同类别的平均精度 AP 取平均, 衡量整体检测精度。

4. 实时帧率 (FPS): 单位时间内模型可处理的图像帧数, 用于衡量模型推理速度。

二、多传感器融合策略

(一) 传感器选型与安装

智能网联汽车在实际道路环境中常用的传感器包括摄像头、毫米波雷达与激光雷达等。摄像头能够提供丰富的纹理与颜色信息, 但缺乏对物体三维位置的准确感知能力, 且对光照、遮挡等环境因素敏感; 毫米波雷达在雨雾恶劣天气中依然能稳定工作, 但其角分辨率较低; 激光雷达可精确获取周围障碍物的三维点云, 在近距离物体检测方面表现优异, 但远距离情况下点云稀疏, 且成本相对较高^[13]。因此, 为满足城市混行及不同天气条件下的稳健感知需求, 本文采用单目摄像头 + 16 线激光雷达 + 毫米波雷达的多传感器融合方案^[3]。

摄像头安装在车辆前挡风玻璃上方, 保证视野开阔; 16 线激光雷达置于车顶居中位置, 获取 360° 环绕点云; 毫米波雷达安装于车头防撞梁附近, 用于辅助监测前方车辆的距离与相对速度。三者之间的相对位置固定, 以减小外参标定过程的耦合误差。

(二) 相机与激光雷达的联合标定

为了实现相机像素坐标系、激光雷达坐标系与车辆坐标系的统一, 需要对摄像头与激光雷达进行联合标定。本文采用基于标定板的外参标定方法:

1. 相机内参标定: 利用 OpenCV 标定工具采集多组标定板图像, 通过张正友法求解相机内参, 包括焦距 f_x, f_y 以及主点坐标 u_0, v_0 。

2. 外参标定: 在机器人操作系统 (ROS) 下, 同时记录激光雷达点云数据与相机图像数据, 通过手动或半自动的方式标记标定板角点在激光雷达点云坐标系和图像平面中的投影位置, 采用最

小二乘法迭代估计旋转矩阵 R 和平移向量 t , 将激光雷达坐标系转换至相机坐标系。

$$\begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{pmatrix} = R \begin{pmatrix} X_l \\ Y_l \\ Z_l \end{pmatrix} + t$$

在上面的公式中, (X_l, Y_l, Z_l) 为激光雷达坐标系下的点云坐标; (X_c, Y_c, Z_c) 为相机坐标系下对应的三维坐标。

标定完成后, 即可在同一帧图像上投影点云并完成对障碍物的深度信息获取。

(三) 传感器数据融合方法

多传感器数据融合可分为数据级融合、特征级融合和决策级融合三种常用方式:

1. 数据级融合: 将原始传感器数据进行拼接或统计滤波后输入同一模型;

2. 特征级融合: 在模型或算法中分别对不同传感器输入提取特征, 再在特征层面进行拼接或加权操作;

3. 决策级融合: 各自传感器独立输出检测结果后再进行合并与加权决策。

考虑到实际嵌入式系统算力有限, 且 YOLOv5 主要针对图像进行检测, 本研究将 YOLOv5 作为“前端检测器”, 先获得图像级的物体类别与 2D 边界框信息; 同时从激光雷达端获取点云深度信息。对匹配到相同视域位置的点云进行 ROI 裁剪并重投影, 估计障碍物在三维空间中的位姿。对于毫米波雷达获取的高速目标或远距离目标信息, 则通过卡尔曼滤波进行目标轨迹跟踪与相对距离修正。该方案仅对点云在检测框区域内进行筛选, 运算量大幅减少。最终在多个传感器的融合结果上进行避障策略的判定, 即属于决策级融合与局部特征级融合相结合的方案。

(四) 时间同步与数据对齐

多个传感器具有不同的采样率与通信延迟, 为获得同一时刻的传感器观测值, 需要进行时间同步与数据对齐 [17]。本文在 ROS 系统中使用 `message_filters:Synchronizer` 对图像话题与点云 (或毫米波雷达) 话题进行同步, 当多话题消息的时间戳差值在阈值之内时才输出, 保证不同传感器数据能够在同一时刻进行融合处理。

三、避障策略与实验验证

(一) 避障策略规划

当车辆检测到前方目标障碍物并确定其相对位置与运动趋势后, 需要进行决策规划与底层运动控制。本研究结合车辆运动学模型与避障策略, 实现如下流程:

1. 目标危险度评估: 根据 YOLOv5 算法检测行人、车辆或骑行者等目标类别, 并结合激光雷达和毫米波雷达数据, 精确获取目标的速度和相对距离。这些信息被用于对目标进行危险度打分, 使车辆能够在动态环境中快速识别潜在威胁;

2. 紧急制动与转向决策: 当目标危险度超出安全阈值时, 车辆根据实际情况触发相应的避障

行为。如果障碍物距离过近或相对速度过高,系统会立即执行紧急制动以防止碰撞;若周围环境允许,比如左右车道无障碍物或车道线指示可以变道,则车辆会选择转向避障,以更高效的方式绕过障碍物;

3. 路径跟踪:成功避开障碍物后,车辆需要重新调整行驶状态,参考路径跟踪模块,系统会规划一条回归车道中心或预设行驶路径的安全路线。在此过程中,车辆逐步恢复到正常的巡航状态,确保避障完成后能够平稳、连续地继续行驶。

(二) 实验平台搭建

1. 硬件平台:选用阿克曼转向结构的小型电动车作为测试车体,搭载 NVIDIA Jetson TX2/Orin 等嵌入式计算平台,用于深度学习推理与多传感器融合。车辆底层控制器采用 STM32 系列单片机,接收上位机(嵌入式平台)发送的转向角、加减速指令。

2. 传感器配置:车辆前端安装单目摄像头(分辨率 1080p, 30 fps),车顶安装 16 线激光雷达(采样频率 10 Hz),前杠内置 77 GHz 毫米波雷达(探测距离 0~50 m),用于前方目标距离测量。

3. 软件平台:系统运行于 Ubuntu18.04+ROS Melodic 环境,深度学习框架使用 PyTorch/TensorRT 加速,自动驾驶上层功能借助 Autoware 进行路径规划与控制调度。

(三) 道路实车测试与结果分析

1. 测试场景设置

为了全面评估算法性能,选取城市道路、校园内部道路以及地下停车场出入口等典型场景进行验证,包括:

(1) 学校大门口:行人和非机动车混行,光照相对较好;

(2) 校园狭窄道路:车道较窄,且有人车混杂;

(3) 地下停车场出口:光照偏暗,对算法鲁棒性提出挑战;

(4) 城市主干道与十字路口:车流量与行人流量大,动态场景复杂。

2. 目标检测与避障表现

对试验场景采集的图像与点云数据进行回放和在线处理,比较本文提出的改进 YOLOv5+激光雷达+毫米波雷达融合方法与单一摄像头 YOLOv5、单一激光雷达 CenterPoint 以及激光雷达+SSD 的方法。在检测帧率、漏检率、最远检测距离以及定位精度等方面进行量化评估,结果如下表 1 所示:

表 1 评估结果

模型	检测帧率 / Hz	漏检率 / %	最远检测距离 / m	平均定位精度 / m
YOLOv5 (单一相机)	20.3	15.6	30.21	—
CenterPoint (激光雷达点云)	12.1	24.2	16.54	0.45
LiDAR+SSD	11.8	27.5	20.15	0.52
改进 YOLOv5+融合	25.6	12.3	35.43	0.23

可以看出:

(1) 本文方法在嵌入式平台上可达到 25 Hz 以上的检测帧率,满足车辆在线实时避障需求;

(2) 漏检率降至 12% 左右,尤其是对于远距离及部分小目标检测效果显著优于 CenterPoint 和 LiDAR+SSD;

(3) 得益于摄像头与激光雷达的互补,本文方法最远可检测到 35 m 以上的目标,并实现平均 0.23 m 左右的定位精度;

(4) 针对视线受遮挡或光照过暗情况,毫米波雷达所提供的距离与速度信息在多传感器融合过程中也能很好地纠正深度估计误差。

3. 避障策略结果与分析

在真实行驶场景中,当车辆检测到前方出现行人横穿马路时,及时采取紧急制动;对慢速小车或自行车则进行换道超车或减速跟随,保证了行车安全与通行效率。通过对车辆控制器 CAN 数据的分析,车辆在行驶速度 0~35 km/h 区间时,避障成功率超过 95%,延时在 0.15 s 以内,能够在大多数测试场景下避免碰撞事故。若环境过于复杂(如多个障碍物突然出现),则需要与高精地图信息或 V2X 车路协同系统进一步结合,以实现更加安全可靠的决策。

四、结语

本文针对智能网联汽车在避障过程中的多传感器融合与目标检测需求,提出了基于轻量化改进 YOLOv5 算法与激光雷达、毫米波雷达信息互补的实时避障策略。通过外参标定与 ROS 时间同步实现了跨传感器的坐标统一与数据对齐,并采用决策级与部分特征级融合方法,在保障检测精度的同时,大幅提升了对远距离、小目标的识别和定位能力。结合车载嵌入式平台的实车实验结果表明,本文方法在漏检率、最远检测距离及定位精度等关键指标上均优于单一传感器或传统融合方法,并能以 25 Hz 以上的帧率在校园及城市道路等复杂环境下完成对行人、车辆等障碍物的实时检测与避障决策,可为低成本、高可靠性的智能网联汽车环境感知系统提供有效借鉴。

参考文献:

- [1] 王泮. 改进 yolov5 的口罩和安全帽佩戴人工智能检测识别算法 [J]. 建筑与预算, 2020, (11): 67-69.
- [2] 易明发, 代广珍, 周先存, 王冠凌. 智能车交通标志的改进 YOLOv5 识别算法 [J]. 传感技术学报, 2023, 36 (09): 1436-1444.
- [3] 李自强, 任磊, 刘莉, 苗作华. 基于 YOLOv5 算法的施工现场不安全状态智能检测 [J]. 土木工程信息, 2023, 15 (03): 20-26.