

DOI: 10.19951/j.cnki.1672-9331.20220525001

文章编号: 1672-9331(2024)01-0133-08

引用格式: 龙科军, 余娟, 费怡, 等. 激光雷达和相机的决策级融合目标检测方法[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2024, 21(1): 133-140.

Citation: LONG Kejun, YU Juan, FEI Yi, et al. Target detection method for decision level fusion of LIDAR and camera[J]. J Changsha Univ Sci Tech (Nat Sci), 2024, 21(1): 133-140.

激光雷达和相机的决策级融合目标检测方法

龙科军^{1,2}, 余娟¹, 费怡^{1,2}, 向凌云^{1,3}, 骆嫚⁴, 杨双辉³

(1. 长沙理工大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410114; 2. 长沙理工大学 智能道路与车路协同湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410114; 3. 长沙理工大学 计算机与通信工程学院, 湖南 长沙 410114;
4. 东风悦享科技有限公司, 湖北 武汉 430058)

摘要:【目的】激光雷达与相机这两类传感器检测数据格式不统一、分辨率不同,且数据级和特征级的融合计算复杂度高,故提出一种决策级的目标融合检测方法。【方法】对激光雷达与相机的安装位置进行联合标定,实现这两类传感器检测结果的坐标系转换;利用匈牙利算法将激光雷达点云检测目标框和相机图像检测目标框进行匹配,设定目标框重合面积阈值,检测获得目标物的位置、类型等。【结果】实车测试结果表明,根据检测目标检测框长宽比选取不同交并比阈值的方法使得车辆和行人的目标识别准确率分别提升了3.3%和5.3%。利用公开数据集KITTI对所提融合方法进行验证,结果表明,在3种不同难度等级场景下,所提融合方法的检测精度分别达到了75.42%、69.71%、63.71%,与现有常用的融合方法相比,检测精度均有所提升。【结论】这两类传感器的检测目标框重合面积阈值对决策级融合检测结果影响较大,根据检测目标检测框长宽比选取不同阈值可有效提升车辆和行人的目标识别准确率。决策级融合方法能准确匹配雷达和相机的检测目标,有效提升目标检测精度。

关键词: 目标检测; 决策级融合; 匈牙利算法; 激光雷达; 相机; 环境感知

中图分类号: U495

文献标志码: A

Target detection method for decision level fusion of LIDAR and camera

LONG Kejun^{1,2}, YU Juan¹, FEI Yi^{1,2}, XIANG Lingyun^{1,3}, LUO Man⁴, YANG Shuanghui³

(1. School of Traffic and Transportation Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 2. Hunan Key Laboratory of Smart Roadway and Cooperative Vehicle-Infrastructure Systems, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 3. School of Computer & Communication Engineering, Changsha 410114, China; 4. Dongfeng USharing Technology Co., Ltd., Wuhan 430058, China)

Abstract: [Purposes] For the detection data format of LIDAR and camera sensors is not unified, the resolution is different, and the fusion calculation complexity of data level and feature level is high, a target fusion detection method at decision level is proposed in this paper. [Methods] The installation position of LIDAR and camera is calibrated jointly to realize the coordinate system transformation of the detection results of the two kinds of sensors; The Hungarian algorithm is used to match the LIDAR point cloud detection target frame with the camera image detection target

收稿日期: 2022-03-10; 修回日期: 2022-04-20; 接受日期: 2022-05-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52172313); 湖南省科技创新计划(2020RC4048); 国家重点研发计划(2018YFB1600905-4); 湖南省科技厅重点领域研发计划(2019SK2171)

通信作者: 龙科军(1974—)(ORCID: 0000-0002-5659-9855), 男, 教授, 主要从事交通运输规划与管理方面的研究。

E-mail: longkejun@csust.edu.cn

frame, set the coincidence area threshold of the target frame, and detect the position and type of the target. [Findings] Through the real vehicle test, the results show that the target recognition accuracy of vehicles and pedestrians is improved by 3.3% and 5.3% respectively. The proposed fusion method is verified by using the public dataset KITTI. The results show that the detection accuracy of the proposed fusion method can reach 75.42%, 69.71% and 63.71% in different difficulty level scenarios, respectively. Compared with the existing common fusion methods, the detection accuracy is improved. [Conclusions] The overlapping area threshold of the detection target frame of the two types of sensors has a great impact on the decision level fusion's detection results. Selecting different thresholds according to the length width ratio of the detection target detection frame can effectively improve the target recognition accuracy of vehicles and pedestrians. The decision level fusion method can accurately match the detection targets of LIDAR and camera, improve the target detection accuracy effectively.

Key words: object detection; decision level fusion; Hungarian algorithm; LIDAR; camera; environmental perception

Foundation item: Project (52172313) supported by the National Natural Science Foundation of China; Project (2020RC4048) supported by Science and Technology Innovation Program of Hunan Province; Project (2018YFB1600905-4) supported by the National Key Research and Development Program of China; Project (2019SK2171) supported by Research and Development Program in key fields of Hunan Province

Corresponding author: LONG Kejun (1974—)(ORCID: 0000-0002-5659-9855), male, professor, research interest: transportation planning and management. E-mail: longkejun@csust.edu.cn

0 引言

环境感知层作为自动驾驶车辆目标检测系统的底层模块,是确保自动驾驶车辆安全行驶的重要组成部分。目标检测作为环境感知层的一项关键技术,一直是国内外自动驾驶技术领域的研究重点。

目前,自动驾驶车辆目标检测方法主要分为3类:相机图像检测、激光雷达点云检测和融合算法检测。相机图像检测是指利用相机获取检测目标的几何特征、色彩、文字等信息,主要用于识别检测目标的类别。

相机图像检测包括传统机器学习检测和深度学习检测,其中,深度学习检测因在目标检测精度与速度方面超过许多传统机器学习检测,被广泛应用于相机图像检测领域。典型的深度学习检测算法有区域卷积神经网络(region-convolutional neural network, R-CNN)、快速区域卷积神经网络(fast R-CNN)、YOLO(you only look once)、SSD(single shot multibox detector)^[1]。MOUSAVIAN等^[2]假设二维检测框是三维检测框的投影,通过

网络预测,确定目标的三维尺寸和航向角,然后恢复物体的三维姿态;赵筱楠等^[3]提出利用先验信息实现单目视觉下的三维目标检测;许凌志等^[4]通过人工建立的标准模板库进行目标形状匹配,得到基于相机的车辆完整、精确的目标姿态信息。但由于相机图像检测所获目标的三维边界框精度较低,无法获取检测目标准确的空间信息,因此相机图像检测常被用于获取目标的二维检测结果。

激光雷达点云检测能够获取检测目标的空间数据信息,可用于智能车辆的目标检测、辅助定位、地图重建等。沈琦等^[5]应用VoxelNet网络对原始点云数据进行体素化,并对体素特征进行学习后输出目标检测结果,但该网络没有建立分类模型,因此无法判断目标检测结果的类别。HUANG等^[6]利用多层PointPillars网络将点云转换为二维伪图像,通过卷积神经网络对伪图像进行检测,并将结果回归为三维目标检测框;YAN等^[7]基于VoxelNet提出了一种更高效的目标检测网络SECOND,并在充分考虑激光雷达点云数据结构稀疏特性的基础上,提出使用稀疏的三维卷积神经网络提取体素特征,该方法可以有效缩短完成目标检测所需时间,提升目标检测效率。与相机图

像检测相比,激光雷达点云检测具有目标位置检测精确、环境适应性强等优势,但激光雷达点云分布稀疏且不均匀,对检测目标的细节及行人等小尺寸目标并不敏感。

单独利用激光雷达和相机传感器进行目标检测所存在的缺陷促进了多传感器融合目标检测技术的发展。相机和激光雷达是智能车辆常用的传感器,融合相机与激光雷达的目标检测技术既可以发挥激光雷达目标位置检测精确、环境适应性强等优势,又可以充分利用相机识别目标类别准确的特点。根据融合过程中传感器信息的处理程度,可将多传感器融合方法分为3类:数据级融合、特征级融合和决策级融合。其中,数据级融合与特征级融合均是在传感器获取数据但未得到目标检测结果前完成的数据融合,又被称为“前融合”;决策级融合是在传感器获取数据并获得目标检测结果后的数据融合,又被称为“后融合”。“前融合”方法可分为以下4种:①分别构建相机鸟瞰图与激光雷达鸟瞰图,通过对鸟瞰图特征进行融合来实现传感器的信息融合^[8];②利用图像特征或分割分数逐点增强激光雷达点来实现传感器的信息融合^[9];③利用图像目标检测结果对激光雷达点云数据进行预处理来实现传感器的信息融合^[10];④通过对相机图像和激光雷达点云目标检测区域提议框进行融合,来实现传感器的信息融合^[11-13]。虽然以上4种方法在传感器融合的目标检测中取得了一些成果,但它们均存在一定的局限性,鸟瞰图融合的方法以丢失激光雷达所获取的空间信息为代价;逐点增强激光雷达点的方法存在图像特征与点云数量不一致的问题;利用图像检测结果对点云数据进行预处理的方法过于依赖图像检测结果;对目标检测区域提议框进行融合的方法,其融合过程复杂,计算量大。而“后融合”方法则无需改变单一传感器的目标检测算法,只需对目标检测结果进行匹配,融合过程更为简单,方法相对灵活,可有效克服数据格式不统一而导致的检测精度低下的问题,进而提升目标检测精度。

因此,本文着眼于激光雷达与相机的决策级融合,通过统一激光雷达与相机传感器的坐标系,利用匈牙利算法实现雷达点云三维检测目标与相机图像二维检测目标的匹配,实现基于传感器“后融合”的目标检测,提高自动驾驶车辆的目标识别精度。

1 激光雷达与相机的联合标定

1.1 数据采集

由于传感器位于试验车车身的不同位置,如图1所示,每个传感器都有自身独立的坐标系。为获得相机图像检测结果与激光雷达点云检测结果的一致性描述,需利用联合标定的方法将每个传感器的独立坐标系转换为统一坐标系,以实现传感器数据间的相互关联与空间同步。

联合标定通常采用标定物关联策略,利用标定物在不同传感器坐标系中的坐标值求解不同坐标系之间的转换参数。本文采用平面靶标定法,将一个平面靶(标定板)置于激光雷达和相机前,通过多次变换标定板位姿生成多组约束,然后对不同位姿的平面靶特征点进行匹配,以求得不同坐标系之间的旋转、平移矩阵。靶标定法的数据采集场地应选择在视野开阔、背景干扰物少、可在不同视野位置采样的地点。同时,应选择尺寸较大的标定板以方便数据采集者将身体隐藏在板后,避免标定板边缘的点云与被扫描到的采集者身体的点云在标定时发生混淆。



图1 试验车

Fig. 1 Test vehicle

1.2 联合标定

选用Ubuntu系统下的机器人操作系统(robot operating system, ROS)平台和Autoware工具进行图像数据与点云数据的联合标定。由于激光雷达与相机采集的同步视频数据中不仅包含联合标定所需要的位姿帧,还包含数据采集过程中因移动、停顿而产生的无用帧,因此须在数据标定前,利用ROS平台的数据播放工具对位姿帧进行人工提取与处理。利用Autoware工具标定、解算筛选后的图像、点云棋盘格信息,以统一相机坐标系与激光雷达坐标系。

相机图像数据与激光雷达点云数据的联合标定涉及激光雷达坐标系、相机坐标系和像素坐标系。

1) 激光雷达坐标系。

激光雷达坐标系用于描述被检测目标与激光雷达的相对位置,表示为 (X_L, Y_L, Z_L) ,其原点为激光雷达几何中心, X_L 轴水平向前, Y_L 轴水平向左, Z_L 轴竖直向上,符合右手坐标系规则。

2) 相机坐标系。

相机坐标系用于描述被检测目标与相机的相对位置,表示为 (X_C, Y_C, Z_C) ,其原点为相机光心点, X_C 轴与图像坐标 x 轴平行, Y_C 轴与图像坐标 y 轴平行, Z_C 轴与摄像机光轴平行,与图像平面垂直。

3) 像素坐标系。

像素坐标系用于描述被检测目标在二维图像中的位置,表示为 (X_p, Y_p) ,其以图像左上角的顶点为坐标原点, X_p 轴与图像坐标 x 轴平行, Y_p 轴与图像坐标 y 轴平行。

激光雷达坐标系 (X_L, Y_L, Z_L) 到相机坐标系 (X_C, Y_C, Z_C) 的转换公式为:

$$\begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{T} 可通过联合标定获得的外参数求逆得到。

相机坐标系 (X_C, Y_C, Z_C) 到像素坐标系 (X_p, Y_p) 的转换公式为:

$$Z_C \begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: K 为联合标定的内参系数。

通过上述公式的转换,可实现激光雷达点云空间坐标与相机图像像素坐标的统一。

2 融合图像与点云数据的目标检测算法

本文基于多传感器数据的决策级融合,运用匈牙利算法对激光雷达检测结果与相机检测结果进行融合匹配。该算法以激光雷达检测结果为主,结合相机图像检测结果,既可以发挥激光雷达

检测目标位置准确、受光线等外界条件影响小的优势,又可以充分利用相机识别目标类型精确的特点,最终形成智能车辆对前方目标的准确感知。

1) 目标检测框。

图像目标检测输出二维目标检测框、目标检测框位置信息及目标类别。图像的二维目标检测框定义如下:

$$p^{(2D)} = \{p_1^{(2D)}, p_2^{(2D)}, \dots, p_k^{(2D)}\} \quad (3)$$

式中: k 为目标检测框的个数; $p^{(2D)}$ 为一帧图像中 k 个二维目标检测框的集合; $p_i^{(2D)}$ ($i = 1, 2, \dots, k$)为一帧图像中第 i 个目标检测框。

点云目标检测输出三维目标检测框及目标检测框位置信息。激光雷达的三维目标检测框定义如下:

$$p^{(3D)} = \{p_1^{(3D)}, p_2^{(3D)}, \dots, p_n^{(3D)}\} \quad (4)$$

式中: n 为三维目标检测框的个数; $p^{(3D)}$ 为一次激光雷达扫描中 n 个三维目标检测框的集合; $p_j^{(3D)}$ ($j = 1, 2, \dots, n$)为一次激光雷达扫描中第 j 个目标检测框。

2) 图像与点云检测框融合匹配。

利用匈牙利算法对图像和点云的目标检测框进行最优匹配,并分类输出匹配结果。匹配的具体步骤如下:

① 遍历激光雷达目标检测结果列表,获取点云目标检测框 $p_j^{(3D)}$ 的8个角点坐标值中的最小值与最大值,组成 (x_1, y_1, x_2, y_2) 并作为最终的点云检测矩形框,表示为 A ,如图2所示。

② 遍历相机图像目标检测结果,获取图像目标检测框4个角点坐标值中的最小值与最大值,组成 (x_3, y_3, x_4, y_4) 作为最终的图像检测矩形框,表示为 B ,如图2所示。

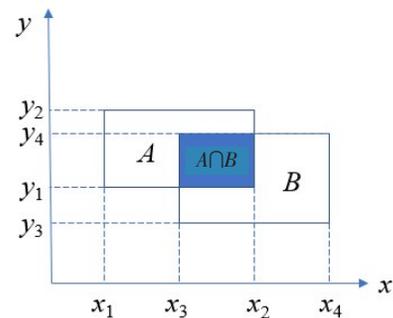


图2 边界框重叠示意图

Fig. 2 Schematic diagram of boundary box overlap

③ 计算点云检测框与图像检测框的交并比 $I = \frac{A \cap B}{A \cup B}$, 其中, $A \cap B$ 为矩形框 A 与 B 重叠的面积, $A \cup B$ 为矩形框 A 与 B 的面积之和减去它们重叠面积之后的面积。

④ 若交并比 I 大于等于设定的交并比阈值 T_h , 即 $I \geq T_h$, 则执行步骤⑤; 若 $I < T_h$, 且激光雷达检测到目标, 则输出激光雷达点云检测结果, 否则回到①, 进行下一轮匹配。

⑤ 将相机图像检测获得的目标类别信息与激

光雷达点云检测获得的目标空间信息进行融合, 并输出融合后的目标检测结果。

激光雷达点云与相机图像目标检测结果融合的算法流程如图 3 所示。激光雷达点云检测结果输出目标的位置信息, 相机图像检测结果输出目标的类别信息。当 $I \geq T_h$ 时, 则判定二者匹配成功, 将相机图像检测结果标签赋予激光雷达检测结果, 输出检测目标的位置信息与目标类别; 若未匹配成功, 则直接输出检测目标的位置信息。

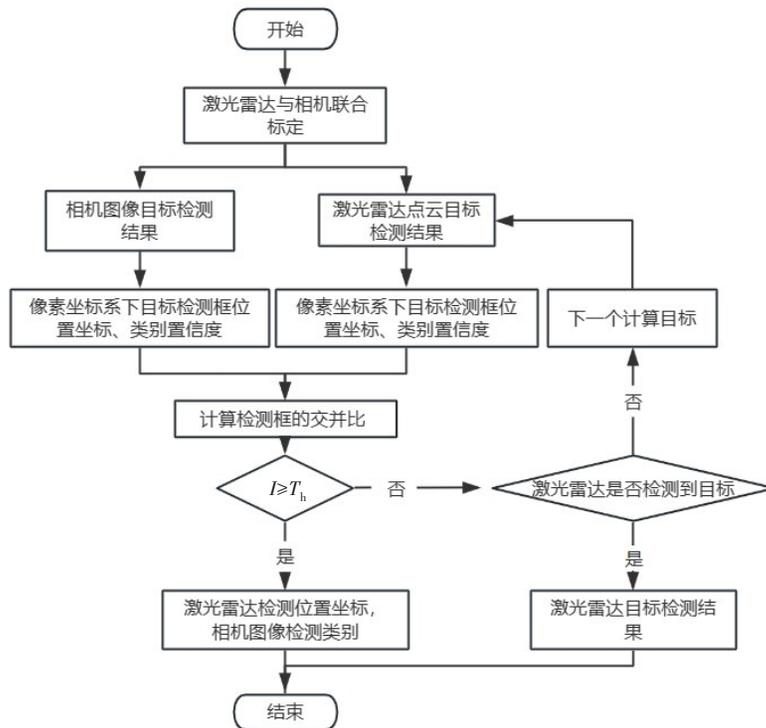


图 3 图像与点云融合算法框架

Fig. 3 The algorithm framework of image and point cloud fusion

3 试验验证

为测试本文算法的有效性, 在视野开阔的校园内, 在天气晴朗、自然光照充足的条件下采集数据进行试验。为实现不同传感器的信息融合, 必须在同一时刻用激光雷达与相机采集目标物信息。为达到时间上的同步, 本文以采样频率低的激光雷达为基准, 即激光雷达每完成一次采样, 则选取此时对应的相机图像。在所收集的数据中, 随机选取 340 帧点云和图像数据, 包括 1 350 辆汽车以及 180 个行人的数据。考虑到车辆与行人检测框的尺寸差异较大, 若采用相同的 T_h 值来判别

车辆与行人的检测结果, 可能会出现行人识别准确率较低的情况。为提升算法在识别不同类型目标时的准确性, 本文对匈牙利算法在不同 T_h 值下识别车辆与行人的准确率进行了测试。目标识别准确率的计算方法见式(5), T_h 值的测试范围为 0.1~1.0, 每次递增 0.1, 识别结果如图 4 所示。

$$P_r = \frac{T}{G} \quad (5)$$

式中: P_r 为目标识别准确率; T 为正确识别的目标数; G 为目标总数。

目前, 在多传感器决策级融合的研究中, 研究者通常选取 $T_h=0.5$ 作为所有类型目标的检测框融合标准^[14-15]。由图 4 可以看出, 当 T_h 值取 0.6 时, 车

辆的识别准确率最高,为78.6%;当 T_h 值取0.2时,行人的识别准确率最高,为84.2%。当 T_h 值取0.5时,车辆与行人的识别准确率分别为75.3%和78.9%。与 T_h 值固定取0.5的方法相比,根据检测目标检测框长宽比(指包围目标的最小外接矩形的长度与宽度的比值)选取不同 T_h 值的方法使得

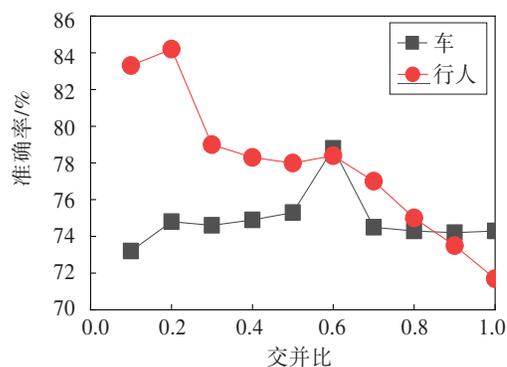
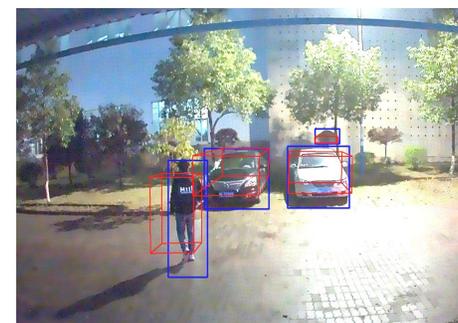


图4 不同 T_h 值下目标识别准确率

Fig. 4 Target recognition accuracy under different T_h



(a) $T_h=0.5$ 的融合结果



(b) 本文方法的融合结果

图5 融合结果对比

Fig. 5 Comparison of fusion results

为验证本文所提方法的科学性,在常用于评价目标检测方法性能的公开数据集KITTI上,对本文所提方法进行验证。由于在用于目标检测的数据集KITTI中,只为训练样本提供了地面的正确标签,而对测试样本的标签未对外公布。因此,对于测试样本的评估,通常需要将检测结果提交给KITTI终端。所以本文用7481个训练样本对所提方法的有效性进行验证。使用平均精度作为目标检测的评价指标,其为召回率与精确率曲线围起来的面积。召回率与精确率的计算公式如下:

$$R = \frac{T}{G} \quad (6)$$

$$P = \frac{T}{T + F} \quad (7)$$

式中: R 为召回率; P 为精确率; F 为目标检测错误的检测目标的个数。

车辆和行人的识别准确率分别提升了3.3%和5.3%。因此,本文在判别是否融合点云检测框与图像检测框之前,通过增加对目标检测框的判别条件,对车辆与行人进行区分。对于行人和车辆而言,其长度和宽度符合一定的比值范围,因此对于符合车辆长宽比的目标检测框, T_h 值取0.6;符合行人长宽比的目标检测框, T_h 值取0.2。

图5所示为对 T_h 值采用不同取值方法的检测结果。其中,平面矩形框代表相机目标检测结果,立体矩形框与平面矩形框重合代表成功识别的目标检测结果,单个平面矩形框表示未成功识别的目标检测结果,图中共有3个目标,包括1个行人与2辆汽车。从图5(a)可以看出, T_h 值固定取0.5的方法仅融合了2辆汽车的点云检测框与图像检测框,行人的检测框未融合成功。图5(b)为对不同目标采用不同 T_h 值时的检测结果,该方法成功融合了2辆车辆与1个行人的目标检测框。

以对车辆的目标检测为例,将本文方法和激光雷达点云与相机图像进行融合的目标检测方法中比较经典的两种方法(MV3D、AVOD)进行比较,结果见表1。

表1 目标检测精度对比表

Table 1 Comparison table of target detection accuracy %

方法	不同难易等级场景下的目标检测精度		
	容易	中等	困难
MV3D ^[12]	71.09	62.35	55.12
AVOD ^[13]	73.59	65.78	58.38
本文方法	75.42	69.71	63.71

注:根据KITTI官方对实现目标检测的难易程度标准对试验场景进行了划分^[16]。

由表1可以看出,在目标检测精度方面,与MV3D相比,本文所提方法在不同难度等级下检测精度分别提升了6.09%、11.80%、15.58%;与AVOD

相比,本文所提方法在不同难度等级下检测精度分别提升了2.49%、5.97%、9.13%。

4 讨论

激光雷达点云与相机图像融合的目标检测可以使自动驾驶车辆实现更精确的环境感知,决策级融合策略可以有效减少原始数据模态以及自动驾驶平台自身计算性能导致的识别率低下的问题^[17-20]。虽然基于固定 T_h 值的目标检测框融合方法应用比较广泛,但由于 T 的计算与目标检测框自身尺寸直接相关,故根据不同的目标设置不同的 T_h 值具有一定的合理性。本次试验是在校园场景下进行的,行人和车辆为主要目标物体(行人和车辆目标检测框的长宽比范围存在差异),因此本文主要以行人和车辆作为研究对象对所提方法进行验证,后续可增加对其他类别检测目标的研究。

5 结论

本文提出了一种决策级融合激光雷达与相机目标检测信息的方法,利用匈牙利算法对激光雷达与相机检测结果进行匹配。对成功匹配的目标,输出检测目标的位置信息与目标类别,其中,位置信息由激光雷达点云提供,类别信息由相机图像提供,检测结果可用于指导智能车辆行驶过程中的路径规划;对未成功匹配的检测目标,输出激光雷达目标检测结果的位置信息,用于提醒智能车辆避免发生碰撞。结论如下:

1) 利用实车测试结果验证了本文方法的有效性,该方法可正确匹配激光雷达与相机的检测目标,实现智能车辆对前方目标的有效检测与识别。与使用固定交并比阈值相比,本文提出根据目标检测框长宽比设定不同交并比阈值的方法,可有效提升检测目标的识别准确率。

2) 利用公开数据集验证本文方法的科学性,结果表明,该决策级融合方法可有效提升自动驾驶车辆的目标检测精度。

[参考文献]

[1] 郑少武,李巍华,胡耀耀.基于激光点云与图像信息融合的交通环境车辆检测[J].仪器仪表学报,2019,40(12):143-151. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.

J1905607.

ZHENG Shaowu, LI Weihua, HU Jianyao. Vehicle detection in the traffic environment based on the fusion of laser point cloud and image information[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 143-151. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905607.

- [2] MOUSAVIAN A, ANGUELOV D, FLYNN J, et al. 3D bounding box estimation using deep learning and geometry [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu: IEEE, 2017: 5632-5640. DOI: 10.1109/CVPR.2017.597.
- [3] 赵筱楠,申丹虹.基于地面先验的3D目标检测算法[J].计算机应用研究,2022,39(1):275-279. DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2021.05.0205.
- ZHAO Xiaonan, SHEN Danhong. Ground-aware 3D object detection algorithm[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(1): 275-279. DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2021.05.0205.
- [4] 许凌志,符钦伟,陶卫,等.基于三维模型的单目车辆位姿估计[J].光学精密工程,2021,29(6):1346-1355. DOI: 10.37188/OPE.20212906.1346.
- XU Lingzhi, FU Qinwei, TAO Wei, et al. Monocular vehicle pose estimation based on 3D model[J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29(6): 1346-1355. DOI: 10.37188/OPE.20212906.1346.
- [5] 沈琦,陈逸伦,刘枢,等.基于两级网络的三维目标检测算法[J].计算机科学,2020,47(10):145-150. DOI: 10.11896/jsjx.190900172.
- SHEN Qi, CHEN Yilun, LIU Shu, et al. 3D object detection algorithm based on two-stage network [J]. Computer Science, 2020, 47(10): 145-150. DOI: 10.11896/jsjx.190900172.
- [6] HUANG S F, XIA Q M, LIN Y H, et al. Multi-layer pointpillars: multi-layer feature abstraction for object detection from point cloud [C]//Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision (PRCV). Cham: Springer, 2020: 626-637. DOI: 10.1007/978-3-030-60633-6_52.
- [7] YAN Y, MAO Y X, LI B. Second: sparsely embedded convolutional detection [J]. Sensors, 2018, 18(10): 3337. DOI: 10.3390/s18103337.
- [8] 李文平,袁强,陈璐,等.基于雷达点云与图像数据的三维目标检测方法[J].光电与控制,2021,28(10):110-115. DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2021.10.023.
- LI Wenping, YUAN Qiang, CHEN Lu, et al. Three-dimensional object detection method based on radar point cloud and image data [J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(10): 110-115. DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2021.10.023.
- [9] 周笑宇,王玲,马燕新,等.融合附加神经网络的激

- 光雷达点云单目标跟踪[J]. 中国激光, 2021, 48(21): 158-170.
- ZHOU Xiaoyu, WANG Ling, MA Yanxin, et al. Single object tracking of LIDAR point cloud combined with auxiliary deep neural network [J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(21): 158-170.
- [10] 张耀威, 卞春江, 周海, 等. 基于图像与点云的三维障碍物检测[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(4): 1169-1173. DOI: 10.16208/j.issn1000-7024.2020.04.044.
- ZHANG Yaowei, BIAN Chunjiang, ZHOU Hai, et al. 3D obstacle detection based on image and point cloud [J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(4): 1169-1173. DOI: 10.16208/j.issn1000-7024.2020.04.044.
- [11] 胡远志, 刘俊生, 何佳, 等. 基于激光雷达点云与图像融合的车辆目标检测方法[J]. 汽车安全与节能学报, 2019, 10(4): 451-458. DOI: 10.3969/j.issn.1674-8484.2019.04.006.
- HU Yuanzhi, LIU Junsheng, HE Jia, et al. Vehicle object detection method based on data fusion of LADAR points and image [J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2019, 10(4): 451-458. DOI: 10.3969/j.issn.1674-8484.2019.04.006.
- [12] CHEN X Z, MA H M, WAN J, et al. Multi-view 3D object detection network for autonomous driving [C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu: IEEE, 2017: 6526-6534. DOI: 10.1109/CVPR.2017.691.
- [13] KU J, MOZIFIAN M, LEE J, et al. Joint 3D proposal generation and object detection from view aggregation [C]// 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid: IEEE, 2019: 1-8. DOI: 10.1109/IROS.2018.8594049.
- [14] 李研芳, 黄影平. 基于激光雷达和相机融合的目标检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(5): 112-117. DOI: 10.19651/j.cnki.emt.2105687.
- LI Yanfang, HUANG Yingping. Target detection based on the fusion of LIDAR and camera [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(5): 112-117. DOI: 10.19651/j.cnki.emt.2105687.
- [15] 薛培林, 吴愿, 殷国栋, 等. 基于信息融合的城市自主车辆实时目标识别[J]. 机械工程学报, 2020, 56(12): 165-173.
- XUE Peilin, WU Yuan, YIN Guodong, et al. Real-time target recognition for urban autonomous vehicles based on information fusion [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(12): 165-173.
- [16] GEIGER A, LENZ P, STILLER C, et al. Vision meets robotics: the KITTI dataset [J]. International Journal of Robotics Research, 2013, 32(11): 1231-1237. DOI: 10.1177/0278364913491297.
- [17] 苏占领, 谭龙, 徐建勋, 等. 基于前车偏置场景的AEB系统性能测试与分析[J]. 公路与汽运, 2023(1): 1-4, 26. DOI: 10.20035/j.issn.1671-2668.2023.01.001.
- SU Zhanling, TAN Long, XU Jianxun, et al. Performance test and analysis of AEB system based on front car offset scenario [J]. Highways & Automotive Applications, 2023(1): 1-4, 26. DOI: 10.20035/j.issn.1671-2668.2023.01.001.
- [18] 曹宇, 何赏璐, 陈新. 面向人车路环境的视频检测技术应用研究[J]. 交通科学与工程, 2023, 39(3): 98-109. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.20210907003.
- CAO Yu, HE Shanglu, CHEN Xin. Human-vehicle-road-environment-oriented study on the application of video detection technology [J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2023, 39(3): 98-109. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.20210907003.
- [19] 袁卫锁. 水泥路面加宽拼接缝水泥注浆补强效果的检测与评价[J]. 中外公路, 2022, 42(5): 56-60. DOI: 10.14048/j.issn.1671-2579.2022.05.010.
- YUAN Weisuo. Detection and evaluation of cement grouting reinforcement effect in widening joint of cement pavement [J]. Journal of China & Foreign Highway, 2022, 42(5): 56-60. DOI: 10.14048/j.issn.1671-2579.2022.05.010.
- [20] 陈柏穆. 无人机测绘数据处理关键技术及应用[J]. 国土资源导刊, 2022, 19(1): 81-85.
- CHEN Baimu. Key technology and application of UAV mapping data processing [J]. Land & Resources Herald, 2022, 19(1): 81-85.

(责任编辑:石月珍;校对:刘平;英文编辑:刘至真)