

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105687

# 基于激光雷达和相机融合的目标检测

李研芳 黄影平

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院 上海 200093)

**摘要:** 针对单一传感器在智能车辆目标检测中的局限性,提出了一种利用四线激光雷达和相机融合的目标检测算法。通过激光雷达得到目标的位置和编号信息,并将点云聚类后得到的结果通过激光雷达和相机联合标定的参数矩阵投影到图像上得到目标的边界框。将采集到的图片通过 YOLOv3 网络得到目标的边界框、类别和置信度。然后,采用决策级融合方法将激光雷达和相机的检测结果进行融合,得到了最终的检测结果。实验结果表明该算法对车辆的检测率为 94.8%,行人的检测率为 96.4%,相比其他方法能够提高目标的检测率和鲁棒性。

**关键词:** 智能车辆;激光点云;目标检测;决策级融合

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6099

## Target detection based on the fusion of lidar and camera

Li Yanfang Huang Yingping

(School of Optical Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** Aiming at the limitation of a single sensor in intelligent vehicle target detection, a target detection algorithm based on four-layer lidar and camera fusion was proposed. The position and number information of the target is obtained by lidar, and the result obtained after point cloud clustering is projected onto the image through the parameter matrix of joint calibrated by lidar and camera to obtain the bounding box of the target. The boundary box, category and confidence of the target are obtained by the collected images through the YOLOv3 network. Then, the decision level fusion method is used to fuse the detection results of lidar and camera, and the final detection result is obtained. The experimental results show that the detection rate of vehicle and pedestrian is 94.8% and 96.4% respectively. Compared with other methods, this algorithm can improve the detection rate and robustness.

**Keywords:** intelligent vehicle; laser point cloud; target detection; decision-level fusion

## 0 引言

障碍物检测是自动驾驶车辆感知周围环境的核心问题之一,检测算法的鲁棒性和可靠性也直接影响自动驾驶系统的稳定性和安全性。目前对于智能车的障碍物检测主要有基于机器视觉的检测和基于激光雷达的检测。视觉方法通过对相机采集的图像进行处理,能够得到目标的类别和在图像中的位置,结合相机标定的内外参数得出障碍物在现实世界中的位置。但是视觉系统容易受到天气状况和光照变化的影响,使其应用受到限制。而激光雷达不受天气、光照等条件影响,且探测距离远、数据精度高,是障碍物检测中不可或缺的传感器。因为激光雷达点云数据稀疏的问题,其检测过程中往往会丢失目标的轮廓和纹理等信息。由于单一的传感器对周围环境感知效果较差,因此基于多传感器的融合成为目前智能车辆研究的一个趋势。本文提出一种基于四线激光雷达和相机的决策级融合方法,用于

智能汽车的目标检测。

基于相机图像和激光雷达点云融合的目标检测方法,根据融合的不同阶段,通常可以分为早期融合(像素级融合、特征级融合)和后期融合(决策级融合)<sup>[1]</sup>。早期融合方法是先对原始数据或原始数据的特征进行融合,然后进行检测。最直接的方法是 Gao 等<sup>[2]</sup>将密集的深度图和彩色图像输入 CNN 网络进行训练,实现目标检测。张荣辉等<sup>[3]</sup>先通过激光信息产生候选行人区域,其次利用 boosting 算法对图像上的候选区域进行训练,最后,根据贝叶斯决策算法判定候选行人区域是否有效。Chen 等<sup>[4]</sup>设计了一个检测网络,可以分为两个子网络。利用特征层融合结构实现中间层的交互,并通过多视图激光雷达点云和彩色图像预测物体的三维边界盒。Wang 等<sup>[5]</sup>利用激光雷达聚类得到感兴趣区域,然后利用 CNN 进一步检测候选区域的相应图像部分。虽然早期融合方法易于实现,但存在抗干扰能力

收稿日期:2021-01-11

• 112 •

弱的问题。为了解决这一问题,引入了决策级融合方法。决策级融合方法将每个传感器的最终处理结果融合在一起。该方法不仅可以避免传感器信息冲突导致的系统故障,而且可以在传感器故障时正常运行。陆峰等<sup>[6]</sup>首先通过 Faster R-CNN 网络在图像上检测行人和汽车,其次将激光雷达获得的信息和图像上的检测结果通过改进的 ICP 算法进行融合,得到最终的融合检测结果。Oh 等<sup>[7]</sup>设计了一个完整的 CNN 框架,将激光雷达和彩色图像融合,实现多目标检测。CNN 框架由独立的一元分类器和融合 CNN 组成,它虽然具有很好的检测精度,但计算量大,复杂度较高。Chavez-Garcia 等<sup>[8]</sup>选择改进的 D-S 证据理论作为决策级融合方法对激光雷达数据和图像数据进行融合,然而,由于使用一线激光雷达,算法较复杂。

## 1 方法

方法总体流程如图 1 所示。将激光雷达和相机进行联合标定,得到两者坐标系之间的参数矩阵。利用四线激光雷达进行数据采集,对点云数据进行滤波和聚类分析,得到点云的检测结果。通过联合标定得到的内外参数投影回图像上,得到障碍物的边界框、距离和编号信息。利用相机采集数据,将采集的图像送入训练好的 YOLOv3 网络中,得到障碍物的边界框、类别和置信度。最后将两种传感器的检测结果先通过边界框融合得到初步的融合结果,再根据 D-S 证据理论得到最终的检测结果。

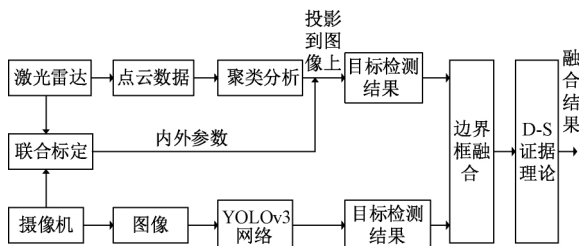


图 1 激光雷达和相机融合算法流程

本实验采用的相机是加拿大 PointGray 公司的 Bumblebee XB3 相机。相机分辨率为  $1280 \times 960$ , 镜头的焦距为 6 mm。采用的激光雷达是 IBEO4 线激光雷达,与单线激光雷达相比,IBEO 具有数据量大、探测范围广、距离远、数据精度高的优点<sup>[9]</sup>。尽管和 64 线激光雷达相比有一些差距,考虑成本因素,故目前 IBEO4 线激光雷达是性价比最高的。其水平视角最大扫描角度范围约  $110^\circ$ , 测量范围为 0.3~200 m。智能车采用江苏益高电动车公司生产的 EG6043K 考拉观光车,激光雷达安装在最前方高度较低的位置,以便激光雷达能够扫描到地面点,相机安装位置较高,以便获得较好的视野。具体位置如图 2 所示。

## 2 激光雷达和相机的数据校准

### 2.1 时间校准

在传感器数据融合中,由于不同传感器的测量精度



图 2 传感器安装位置

和周期不同,因此需要将不同时刻获得的对同一目标的观测数据转换到统一的融合时刻,即在时间上进行校准。本文做法是当激光雷达采集完一次数据时,寻找与此时刻最邻近的图像数据,完成图像和点云数据的时间匹配<sup>[10]</sup>。

### 2.2 空间校准

摄像机和激光雷达数据融合的关键是传感器的联合标定,标定就是要找到传感器坐标系之间的位置关系,据此可以将传感器的数据在空间上准确地对应起来。图 3 所示为四线激光雷达坐标系  $O_L - X_L Y_L Z_L$ 、相机坐标系  $O_C - X_C Y_C Z_C$ 、图像坐标系  $O - XY$  和像素坐标系  $uv$  之间的关系。

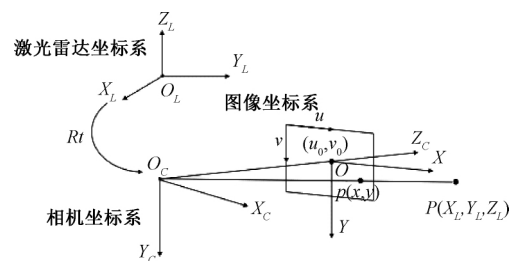


图 3 坐标系关系

设空间一点  $P$  在激光雷达坐标系为  $(X_L Y_L Z_L)$ , 在相机坐标系坐标为  $(X_C Y_C Z_C)$ , 在像素坐标系坐标为  $(u, v)$ 。

1) 从激光雷达坐标系到相机坐标系的变换为:

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

2) 从相机坐标系到图像坐标系的变换:

$$Z_C \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

3) 从图像坐标系到像素坐标系的变换为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

4) 激光雷达转换为相机坐标系的关系表示为:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \\ 1 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:  $K = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, A = K \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

因此将激光雷达测量点转化为图像点的问题,继而转化为求解  $A$  的矩阵。本实验选用特殊的三角形标定板对激光雷达和相机进行联合标定,利用激光雷达在标定板上的扫描信息,求解出三角形标定板的 3 个顶点的激光雷达坐标。利用角点检测算法提取出 3 个顶点的图像坐标。根据所求解出的特征点的激光雷达坐标和图像坐标,求解出  $A$  矩阵,具体过程见文献[11],据此将激光点云数据投影到图像上。

### 3 基于激光雷达的目标检测

激光雷达发送激光并接收回波,通过寻找回波数据中距离比较近的点,如果这些点影响到车辆的行驶,则视为障碍物[12]。目标检测的流程如图 4 所示。

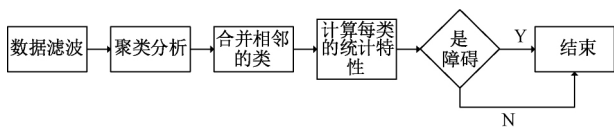


图 4 激光雷达目标检测流程

#### 3.1 激光雷达滤波处理

激光雷达的测量数据中包含了目标信息,地面点和噪声信息。故采用基于栅格地图最大最小高度差的方法滤除测量数据中的地面点和噪声信息。

#### 3.2 点云聚类

根据激光雷达点云数据的分布特征,使用基于 DBSCAN 聚类算法[13]对滤波后的数据进行聚类处理。DBSCAN 算法是一种典型的基于密度的聚类算法,该算法的优点是聚类速度快,不受空间形状限制,且能有效地处理噪声点。该算法包含密度邻域半径  $Eps$  和核心点阈值  $MinPts$  这两个参数。DBSCAN 聚类算法步骤如下:

1) 检查数据集  $D$  中每个点的领域  $Eps$  来搜索簇,如果点  $P$  的邻域  $Eps$  中包含的数据点的数目大于或等于  $MinPts$ ,则创建一个以  $P$  为核心对象的簇;然后迭代地聚类从这些核心对象直接密度可达的对象。

2) 直到没有新的点能添加到任何簇时,结束该过程,此时输出的所有数据点会被标上相应的编号或标记为噪声点。

通过 DBSCAN 算法对检测目标的点云数据进行聚类,对聚类结果进行分析,得到各个目标物的类别,并提取出目标物的位置和大小[14]。利用激光雷达和相机的标定结果,将目标物的激光点云数据投影到图像上,得到激光雷达的检测结果。

### 4 基于相机的目标检测

目前基于视觉的目标检测方法主要有传统方法和深度学习的方法。传统的运动目标检测方法主要是基于视频的,其中代表性的方法为帧差法、光流法、背景差法[15]。基于深度学习的目标检测算法主要分为两类,一类是基于 Region Proposal 的二阶检测算法,该类方法先生成一系列目标物体的候选框,然后再对候选区域进行分类和边界框的精确定位。另一类是基于回归问题的一阶检测算法,该类方法不需要产生候选框,直接将目标边框定位的问题转化为回归问题进行处理,从而实现端到端的目标检测。二阶检测算法具有很高的检测精度,但是速度较慢,实时性较差。而一阶的方法虽然检测精度有所降低,但是检测时间却大大缩短,其中 YOLOv3[16] 是最有代表性的算法之一,其运行速度比 Fast R-CNN[17] 快 100 倍,比 R-CNN 快 1 000 倍。故本文采用 YOLOv3 进行目标检测。

### 5 决策级融合

激光雷达能够精确地获取目标的距离和目标的编号,但由于四线激光雷达点云数据稀疏特性,数据采集过程中会损失目标的轮廓和纹理等信息,识别过程存在一定的局限性。相比之下,相机能够精确地获取目标物体的纹理和轮廓等信息,但在物体距离信息获取方面相机相对于激光雷达还具有一定差距。本文将激光雷达得到的检测结果和图像在 YOLOv3 中得到的结果使用 D-S 证据理论进行决策级的融合,从而得到最终的检测结果,以弥补单一传感器的缺陷。

#### 5.1 边界框的融合

对激光雷达目标检测的边界框和相机目标检测的边界框进行融合,采用或的操作,用重叠面积面积的百分比作为判断标准。根据不同的情况,选择不同的融合策略。边界框的融合策略根据有无重叠情况分为以下两种:1) 雷达框和视觉框没有交集,此时保留各自的结果。此时,雷达框没有高度信息,视觉框没有距离和编号信息。2) 雷达框和视觉框有交集,设定雷达框和视觉框的重叠面积与视觉框面积的比值为  $\epsilon$ , 阈值 1 为 20%, 阈值 2 为 30%, 当  $\epsilon$  大于阈

值1时,说明此时重叠,去除雷达框,保留视觉的框。边界框的宽高以视觉框为准,且保留雷达框的目标编号和距离信息。此时若同一个雷达框里有多个视觉框时,则每一个视觉框都标注相同的雷达框的编号和距离。具体做法是先使用阈值1消除多余的目标框,再使用阈值2保留同一个物体上多目标框中匹配度较高的编号和距离信息。融合后的边界框的置信度,通过D-S证据理论进行计算。

## 5.2 D-S证据理论

D-S证据理论<sup>[18]</sup>是一种比较适合目标检测的决策级融合方法。采用“区间估计”方法描述不确定信息描述,能够将“不知道”和“不确定”准确区分出来。

设 $\theta$ 为识别框架,如果函数 $m:2^\theta \rightarrow [0,1]$ , $A$ 表示识别框架 $\theta$ 的任意一个子集,记作 $A \subseteq \theta$ ,且满足以下条件:

$$\begin{cases} m(\phi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq 2^\theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $m(A)$ 表示事件 $A$ 的基本概率赋值,反映了证据对 $A$ 的信任程度。Dempster合成法则如下:设 $Bel_1$ 与 $Bel_2$ 是在一个识别框架 $\theta$ 内的两个信任函数, $m_1$ 和 $m_2$ 为其对应的基本概率分配函数,且记 $m_1$ 和 $m_2$ 的正交和为: $m = m_1 \oplus m_2$ ;  $A_1, A_2, \dots, A_k$ 和 $B_1, B_2, \dots, B_k$ 分别是 $m_1$ 和 $m_2$ 的焦点,则有:

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - k}, & \forall A \subset \theta, A \neq \phi \\ 0, & A = \phi \end{cases} \quad (6)$$

式中: $k = \sum_{A_i \cap B_j = \phi} m_1(A_i) m_2(B_j)$ ,表示证据之间的冲突大小。

在识别框架下,首先分别对激光雷达和相机两个传感器获得的信息计算各个证据的基本概率分配函数,再根据D-S证据理论计算所有证据组合后的基本概率分配函数,最后通过基本概率分配函数的决策方法得到融合结果<sup>[19]</sup>。

## 6 实验结果与分析

本文采用IBEO四线激光雷达,由于KITTI里不包括四线激光雷达的数据,故为了评估算法的可靠性,选择在校园内的多个不同的场景进行数据采集。经统计,这批数据集共有2 271张图片。对于相机的目标检测,本文采用KITTI数据集进行YOLOv3网络的训练。下载KITTI数据集下目标检测的数据集,其中训练集有7 481张,测试集有7 518张。数据集共分为8个类别。对于本文来说,将原来的8类转换为3类,将原来的汽车、厢式货车、卡车、电车都合并到车类;将原来的行人与坐着的行人合并为行人类,将原来骑车的人这一类保持不变,剩下的一类忽略。

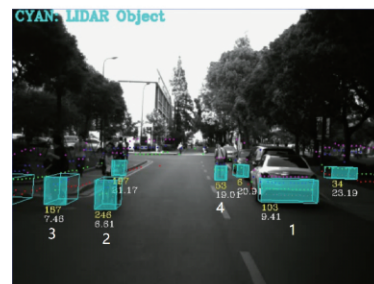
### 6.1 激光雷达目标检测结果

在图5(a)的场景下,图5(b)所示为激光雷达检测结果

投影到图像上的结果。图中的立体框表示障碍物,立体框下有每个障碍物的距离和编号,障碍物的高度为估计的值。由于是估计值,所以对对应到图像中可以看出,高度不能与实际物体的高度吻合。图上的1,2,3,4分别标出了汽车、骑自行车的人和行人,图5(a)和(b)的编号相互对应。



(a) 实际场景



(b) 激光雷达检测到的障碍物

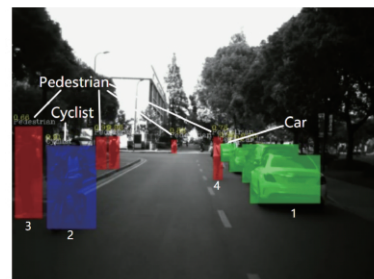
图5 激光雷达目标检测

### 6.2 相机目标检测结果

在图6(a)的场景下,图6(b)所示为YOLOv3的检测结果。从图上可以看出,YOLOv3识别出了行人、汽车和骑自行车的人,并在图上显示相应的置信度。图上1,2,3,4分别标出了汽车、骑自行车的人和行人,图6(a)和(b)的编号相互对应。



(a) 实际场景



(b) 相机检测到的障碍物

图6 相机目标检测

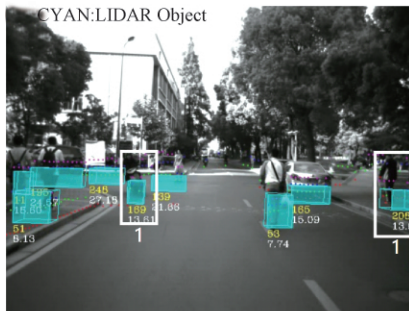
6.3 目标融合的检测结果

为了验证本文所提出的融合算法,分别从单一传感器和数据融合两个方面对目标检测的结果进行分析。

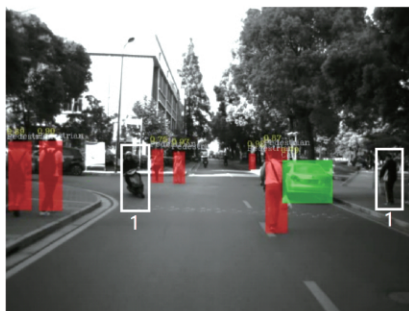
在图 7(a)的场景下,图 7(b)、(c)、(d)分别为激光雷达检测到的结果,视觉检测到的结果和激光雷达与相机融合后的结果。从图中的框 1 可以看出,雷达检测到了框内的目标,而相机未检测到目标,经过融合得到的结果为检测到框 1 内的目标,并且得到了目标的距离和编号信息。



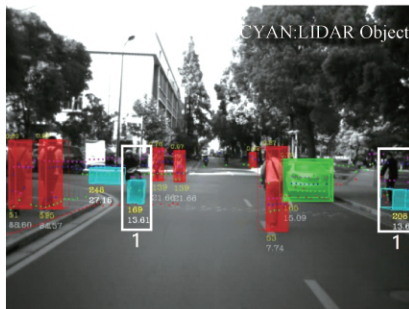
(a) 实际场景



(b) 激光雷达检测到的障碍物



(c) 相机检测到的障碍物



(d) 激光雷达和相机融合后的结果

图 7 融合后的目标检测

采用 D-S 证据理论对场景 1 数据融合的结果如表 1 所示,表中的数值为检测可信度,激光雷达和相机对同一目标的检测可信度是通过实验计算得到的。从表 1 中的数据可知,经过 D-S 证据理论数据融合后对目标判断的不确定性降低很多,可靠性比单一传感器有很大的提高,说明了其在目标检测中的有效性。

表 1 场景 1 采用证据理论融合的结果

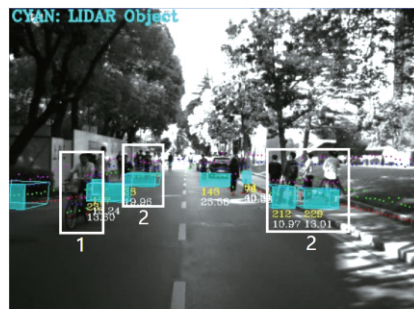
实际目标	传感器	行人	汽车	不确定性	结果
行人	激光雷达	0.612	0.302	0.086	不确定
	相机	0.865	0.122	0.013	行人
	数据融合	0.920	0.077	0.002	行人
汽车	激光雷达	0.253	0.693	0.047	不确定
	相机	0.171	0.812	0.017	不确定
	数据融合	0.082	0.917	0.002	汽车

在图 8(a)的场景下,图 8(b)、(c)、(d)分别为激光雷达检测到的结果,视觉检测到的结果和激光雷达与相机融合后的结果。从图中的框 1 可以得知,激光雷达未检测到目标,而视觉检测到了目标,最后的融合结果检测到了框 1 内的目标。从 8(d)中可以得知,融合后的结果不仅检测到了目标,还得到了目标的类别,距离和编号信息。从图中框 2 可以得知,对于人群密集型的目标,激光雷达不能把每个目标分开,而视觉可以,最终融合后的结果是分离后的目标检测结果。

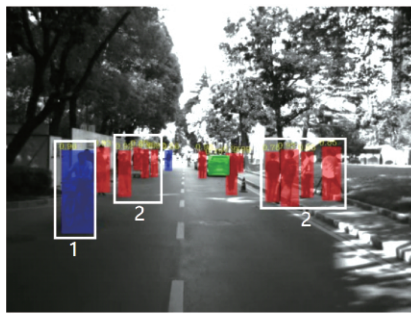
为了评估所提出算法的有效性,对多种场景的检测结果进行统计分析。经统计,共出现了 262 个目标,其中车辆目标 58 个,行人目标 204 个,检测率统计如表 2 所示。本



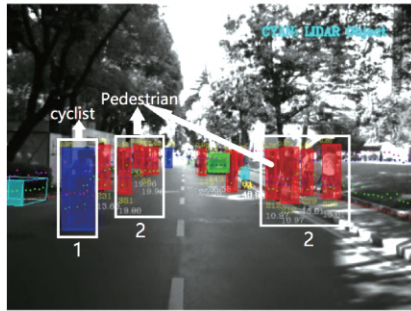
(a) 实际场景



(b) 激光雷达检测到的障碍物



(c) 相机检测到的障碍物



(d) 激光雷达和相机融合后的结果

图8 融合后的目标检测

文检测方法与文献[6]的方法相比,分别在在车辆方面和行人方面提升了4.5%和10.8%。

表2 车辆行人检测率 %

识别对象	本文方法	文献[6]方法
车辆	94.8	90.3
行人	96.4	85.6

## 7 结 论

针对智能车辆感知系统,本文提出了一种基于激光雷达和相机的决策级融合的目标检测算法。通过本文提出的算法可以得到目标的位置、类别和编号信息。实验证明,该算法能够提高检测率和整个系统的鲁棒性。但对于有遮挡时目标框的编号和距离准确度不高,未来将对融合方法进行进一步优化,以达到在有遮挡时也能够准确显示。

### 参考文献

- [1] 张艳辉,徐坤,郑春花,等. 智能电动汽车信息感知技术研究进展[J]. 仪器仪表学报,2017,38(4):794-805.
- [2] GAO H, CHENG B, WANG J, et al. Object classification using CNN-based fusion of vision and LIDAR in autonomous vehicle environment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2018(99):1-1.
- [3] 张荣辉,李福樑,周喜,等. 一种基于激光与视频信息时空数据融合的行人检测方法[J]. 交通运输系统工程与信息,2015,15(3):49-55.
- [4] CHEN X, MA H, WAN J, et al. Multi-view 3d

object detection network for autonomous driving[C]. Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1907-1915.

- [5] WANG H, LOU X, CAI Y, et al. Real-time vehicle detection algorithm based on vision and lidar point cloud fusion[J]. Journal of Sensors, 2019, 2019:1-9.
- [6] 陆峰,徐友春,李永乐,等. 基于信息融合的智能车障碍物检测方法[J]. 计算机应用,2017,37(S2):115-119.
- [7] OH S I, KANG H B. Object detection and classification by decision-level fusion for intelligent vehicle systems[J]. Sensors,2017, 17(1): 207.
- [8] CHAVEZ-GARCIA R O. Multiple sensor fusion for detection, classification and tracking of moving objects in driving environments[D]. Université De Grenoble, 2014.
- [9] 段建民,李龙杰,郑凯华. 基于车载4线激光雷达的前方道路可行驶区域检测[J]. 汽车技术,2016(2):55-62.
- [10] 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.
- [11] 许小徐,黄影平,胡兴. 智能汽车激光雷达和相机数据融合系统标定[J]. 光学仪器,2019,41(6):79-86.
- [12] 郑少武,李巍华,胡坚耀. 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.
- [13] 杨慧林. 基于四线激光雷达的目标检测与跟踪算法研究[D]. 长沙:湖南大学,2018.
- [14] 常昕,陈晓冬,张佳琛,等. 基于激光雷达和相机信息融合的目标检测及跟踪[J]. 光电工程,2019,46(7):91-101.
- [15] 汪辉,高尚兵,周君,等. 基于YOLOv3的多车道车流量统计及车辆跟踪方法[J]. 国外电子测量技术,2020,39(2):42-46.
- [16] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 7263-7271.
- [17] GIRSHICK R. Fast r-cnn [C]. Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015: 1440-1448.
- [18] 姬晓飞,石宇辰,王昱,等. D-S理论多分类器融合的光学遥感图像多目标识别[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(5):127-132.
- [19] 骆云志,雷雨能,王铃. 基于毫米波雷达和CCD摄像机信息的D-S融合方法[J]. 数据采集与处理,2014,29(4):648-653.

### 作者简介

李研芳,工学硕士,主要研究方向为计算机视觉。

E-mail:492148526@qq.com

黄影平(通信作者),教授,博士生导师,主要研究方向为机器视觉和汽车电子。

E-mail: huangyingping@usst.edu.cn