

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107388

基于信息融合的目标检测系统研究*

张煌¹ 王国权¹ 孙鹏^{1,2}

(1.北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2.北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

摘要:针对无人驾驶方程式赛车对感知系统要求精准和实时性的特点,设计了一种基于激光雷达和相机信息融合的目标检测系统。建立了传感器感知模型,视觉信息采用YOLO v4图像识别算法,距离信息通过对点云的滤波、聚类获取,对点云的倾斜问题采用一种基于地面拟合的旋转处理算法进行校正,将图像坐标与点云坐标采用欧式距离策略进行目标信息融合。试验结果表明,雷达算法能够完成三维目标检测,YOLO v4图像识别算法对交通锥桶的检测平均精度为97.5%, u 、 v 方向上的平均像素误差率在1%,目标检测系统在准确率、实时性方面达到实际行车要求。

关键词:YOLO v4;点云聚类检测;信息融合;环境感知

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:**520.50

Research on target detection system combining based on information fusion

Zhang Huang¹ Wang Guoquan¹ Sun Peng^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China;

2. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology of the Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: Aiming at the characteristics of unmanned formula racing cars requiring precision and real-time performance of the sensing system, a target detection system based on the fusion of lidar and camera information was designed. The sensor perception model is established. The visual information uses the YOLO v4 image recognition algorithm. The distance information is obtained by filtering and clustering the point cloud. The tilt of the point cloud is corrected by a rotation processing algorithm based on ground fitting. Coordinates and point cloud coordinates adopt Euclidean distance strategy for target information fusion. The test results show that the radar algorithm can complete three-dimensional target detection. The average accuracy of the YOLO v4 image recognition algorithm for traffic cone detection is 97.5%, the average pixel error rate in the direction is 1%, and the target detection the system meets actual driving requirements in terms of accuracy and real-time performance.

Keywords: YOLO v4; point cloud clustering detection; information fusion; environmental perception

0 引言

随着科技的进步,自动驾驶会是人类未来出行的主要方式,这也将会颠覆整个传统汽车行业的发展格局^[1]。为了培养新型的车辆工程人才,中国汽车工程协会近几年举办了中国大学生无人驾驶方程式大赛。无人驾驶目标检测系统的主要功能是对赛道的交通锥桶进行检测得到锥桶的颜色和空间位置信息来为运动规划提供决策依据,其在环境感知中具有极其重要的作用,也影响着无人车的决策。当前基于相机的计算机视觉图像和基于激光雷达的点云是自动驾驶领域环境信息感知的两种主要方法。基于相机的

视觉目标检测技术已经取得了很好的成绩^[2],基于回归模型的YOLO (you only look once)系列算法和单步检测类型的SSD (single shot detector)^[3]算法是目前视觉检测较常用的算法。YOLO系列算法在检测速度和实时性均表现良好,因此成为实际工程中应用较为广泛的一类目标检测算法^[4]。李涛等^[5]提出了改进的YOLO v3-tiny算法用于方程式赛车实时目标检测,利用了K-means算法对检测目标的边界进行聚类,但是在进行大目标检测时会出现检测精度显著降低的现象。目标物在物理空间中的定位对于无人驾驶方程式赛车在行驶过程中的决策同样很重要,定位信息决定着无人赛车的路径规划、紧急急停等多项任务。

收稿日期:2021-07-26

* 基金项目:北京高校高精尖学科建设项目、研究生科技创新项目(5112011035)资助

目前基于双目立体视觉原理的目标距离检测方式^[6]存在着对相机精度和数量的依赖性很强且存在着感知精度差的情况。激光雷达作为一种主动类型的环境信息感知传感器能够获得驾驶环境的三维空间信息,在目标测距、测速等方面具有优势,目前已经成为无人驾驶环境感知技术的研究热点^[7-9],许多学者也对雷达信息与视觉信息的融合进行了研究^[10-11]。Xue 等^[12]针对相机信息感知维度不足的问题提出了将激光雷达和相机信息融合的目标检测方法,用激光雷达弥补了视觉相机二维感知的缺陷,然而此算法并未给出目标物的物理空间信息。

目前上述一系列的融合方法均处于一种理论状态而并没有实际的工程应用,为解决无人驾驶赛车的赛道环境感知问题,特此设计了基于激光雷达和相机信息融合的环境感知系统。该系统使用相机对目标物进行分类识别,同时利用雷达对地面目标进行聚类检测获取物理空间信息。

1 系统概述

1.1 硬件系统

根据实际无人驾驶场景的需要,目标检测系统采用 Robosense-32 线激光雷达,其主要性能参数如表 1 所示。视觉硬件采用的是中科慧眼相机,其主要性能如表 2 所示。

表 1 激光雷达主要性能参数

性能参数	数值
测量距离	200 m
角度范围/分辨率	360°/0.33°
扫描频率	5 Hz/10 Hz/20 Hz

表 2 相机主要性能参数

性能参数	数值
镜头焦距	6 mm×2
分辨率	1 280×720
图像采集帧频	25 fps/s

结合方程式赛车物理空间的限制以及方程式大赛中障碍物(交通锥桶)的高度特征,经过多次实际试验的调整最终确定激光雷达的安装高度为 0.15 m 可充分发挥激光雷达的检测性能。相机模组采用特制的安装盒紧固安装在赛车顶部以避免赛车在行驶过程中产生的振动使传感器发生横、纵向位移从而导致传感器端采集到的数据失真会对融合结果造成严重影响,同时使其位置尽量水平,使得相机水平角度和旋转角度均近似为 0°,最终车上传感器整体布置方案如图 1 所示。

1.2 软件系统

赛车感知系统以机器人操作系统(robot operating system,ROS)为基础搭建。ROS^[13]是一款适用于开发特定机器人的元操作系统,架构精简、集成度高,内置很多

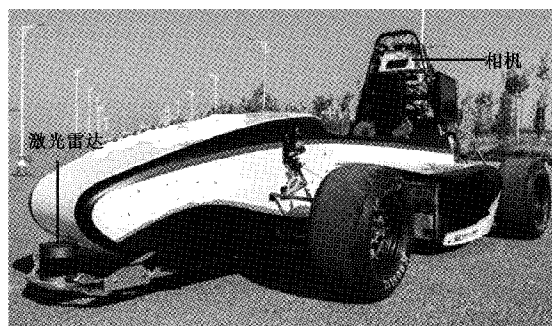


图 1 传感器总体布置

专业级的功能包极大地缩短整个系统的开发、测试与搭建时间。同时为了减小传感器硬件开启的时间误差,相机和激光雷达的开启均通过设定的程序来进行启动,目标分类和对点云接收与处理均由工控机负责处理,对原始点云数据通过一系列算法完成校正、滤波、降采样等预处理任务然后基于欧几里得聚类算法^[14]获取环境目标的三维空间坐标信息 $[x, y, z]$,同时目标物的视觉信息 $[u, v, w, h]$ 和置信度通过 YOLO v4(you only look once-4)算法识别获取。最后将激光雷达获取的目标物三维空间坐标信息通过标定得到的投影矩阵变换到相机的像素平面并用欧式距离进行像素信息匹配,最终得到同一目标物的 $[x, y, z]$ 和 $[u, v, w, h]$,整体系统软件框架如图 2 所示。

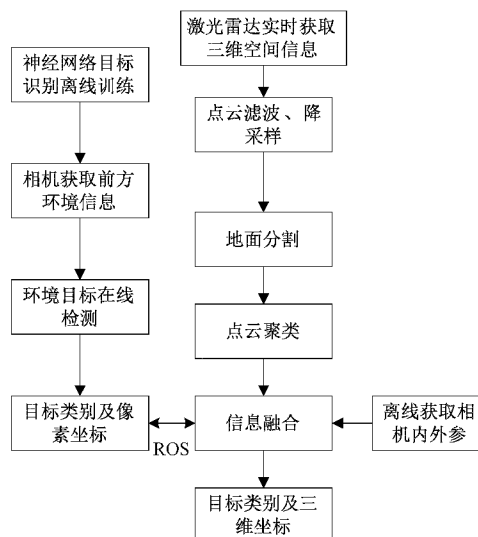


图 2 软件系统框架

2 坐标系的建立与同步

感知系统的激光雷达和相机对同一目标物的检测输出数据必须在时间和空间上均达到同步时,才能实现二者的信息融合。

2.1 坐标系定义

为了实现二者信息空间上的同步,必须求解激光雷达传感器到相机传感器的投影矩阵,首先根据传感器的数学

模型建立各个传感器的自身坐标系如图 3 所示,图中 u 、 v 表示根据相机数学模型建立的相机像素坐标系。在这里为了便于整体计算,可以将世界坐标系和激光雷达坐标系假设为同一个坐标系即 $oxyz$ 。令激光雷达坐标系定义为 xyz ,并将激光雷达底部中心处设为坐标轴的原点 o ,将激光雷达正上方设为 z 轴正方向,正前方设为 y 轴正方向,右侧则为 x 轴正方向。

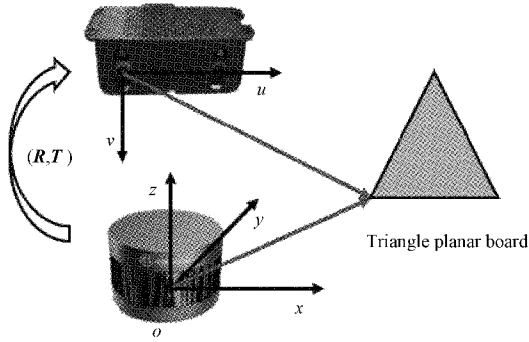


图 3 传感器坐标系

2.2 空间同步标定

激光雷达和相机之间的最终空间坐标转换原理可以如式(1)矩阵方程表示:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: (X_L, Y_L, Z_L) 表示日标物相对激光雷达位置; (u, v) 表示像素坐标系; (x, y) 表示图像坐标系; \mathbf{R} 表示 3×3 旋转矩阵; \mathbf{T} 表示 3×1 平移矩阵; f 表示相机焦距。

上述坐标系之间的转换过程如图 4 所示。

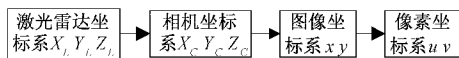


图 4 坐标变换框图

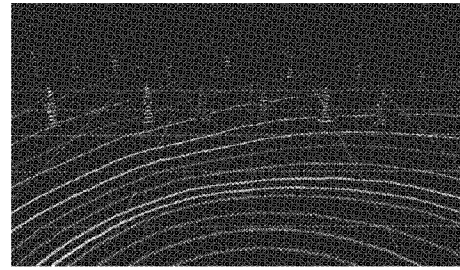
激光雷达和相机分别获取同一时间、空间的交通锥桶信息并通过空间同步原理求解激光雷达到相机的投影矩阵,具体标定场景如图 5 所示。

由建立的标定场中的参照物信息(交通锥桶)求解投影矩阵的过程如下。

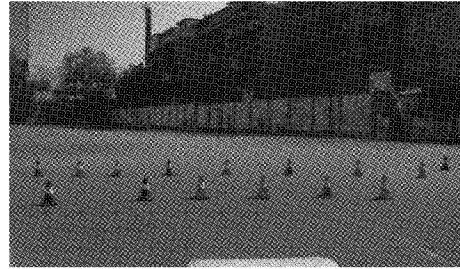
可以将激光雷达和相机之间的最终坐标转换方程式(1)变换成如下方程式(2):

$$Z_c \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} X_{wi} \\ Y_{wi} \\ Z_{wi} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

在上述式(2)中,可以把 $(X_{wi}, Y_{wi}, Z_{wi}, 1)$ 看作空间第 i 个交通锥桶的三维空间坐标; $(u_i, v_i, 1)$ 同样看作第 i



(a) 激光雷达视图



(b) 相机视图

图 5 空间同步标定场的建立

个交通锥桶的图像坐标;元素 m_{ij} 则为已知投影矩阵 \mathbf{M} 的第 i 行 j 列元素,并将式(2)中的矩阵进行展开得到 3 个线性方程。

$$\begin{aligned} z_c u_i &= m_{11} X_{wi} + m_{12} Y_{wi} + m_{13} Z_{wi} + m_{14} \\ z_c v_i &= m_{21} X_{wi} + m_{22} Y_{wi} + m_{23} Z_{wi} + m_{24} \\ z_c &= m_{31} X_{wi} + m_{32} Y_{wi} + m_{33} Z_{wi} + m_{34} \end{aligned} \quad (3)$$

将式(3)中的第 1 式除以第 3 式,第 2 式除以第 3 式分别消去未知数 z_c 后,经过变换后最终可以得到如式(4)所示的关于 m_{ij} 的两个方程组成的线性方程组。

$$\begin{aligned} X_{wi} m_{11} + Y_{wi} m_{12} + Z_{wi} m_{13} + m_{14} - u_i X_{wi} m_{31} - u_i Y_{wi} m_{32} - u_i Z_{wi} m_{33} &= u_i m_{34} \\ X_{wi} m_{21} + Y_{wi} m_{22} + Z_{wi} m_{23} + m_{24} - v_i X_{wi} m_{31} - v_i Y_{wi} m_{32} - v_i Z_{wi} m_{33} &= v_i m_{34} \end{aligned} \quad (4)$$

由上述表达式(4)易知,对于标定场上的 n 个标定点,并且已经明确它们对应的三维空间坐标值 (X_{wi}, Y_{wi}, Z_{wi}) ($i = 1, \dots, n$) 与它们分别的图像坐标值 (u_i, v_i) ($i = 1 \sim n$),那么得到 $2n$ 个关于 \mathbf{M} 矩阵元素的线性方程,这些方程可以用矩阵(5)的形式来表示。

$$\begin{bmatrix} X_{W1} & Y_{W2} & Z_{W1} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & u_1 X_{W1} & u_1 Y_{W1} & u_1 Z_{W1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_{W1} & Y_{W1} & Z_{W1} & 1 & -v_1 X_{W1} & -v_1 Y_{W1} & -v_1 Z_{W1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{Wn} & Y_{Wn} & Z_{Wn} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -u_n X_{Wn} & -u_n Y_{Wn} & -u_n Z_{Wn} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_{Wn} & Y_{Wn} & Z_{Wn} & 1 & v_n X_{Wn} & v_n Y_{Wn} & v_n Z_{Wn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} m_{11} \\ m_{12} \\ \dots \\ m_{32} \\ m_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 m_{34} \\ v_1 m_{34} \\ \dots \\ u_n m_{34} \\ v_n m_{34} \end{bmatrix} \quad (5)$$

由线性矩阵的基本原理可知对于矩阵 \mathbf{M} 乘以任意非

零常数不会影响 (X_{wi}, Y_{wi}, Z_{wi}) 与 (u_i, v_i) 之间的变换关系, 因此, 可以在表达式(5)中令 $m_{34} = 1$, 从而可以得到关于 \mathbf{M} 矩阵其他元素的 $2n$ 个线性方程, 这些未知元素的个数为 11 个, 从而得到关于 \mathbf{M} 矩阵其他元素的 $2n$ 个线性方程, 这些未知元素的个数一共为 11 个, 记为 11 维向量 \mathbf{m} , 便可将式(5)简写成如下形式:

$$\mathbf{K}\mathbf{m} = \mathbf{U} \quad (6)$$

其中, \mathbf{K} 则为式(6)左边 $2n \times 11$ 矩阵; \mathbf{m} 可以设为未知的 11 维向量; \mathbf{U} 设为式(6)右边的 $2n$ 维向量; \mathbf{K}, \mathbf{U} 均为已知向量。当满足 $2n > 11$ 时, 便可以利用最小二乘法求出上述线性方程的解。

$$\mathbf{m} = (\mathbf{K}^T \mathbf{K})^{-1} \mathbf{K}^T \mathbf{U} \quad (7)$$

\mathbf{m} 向量与已经设定的 m_{34} 值构成了所求解的 \mathbf{M} 矩阵。再由上变换原理可知, 只需要空间 6 个以上交通锥桶的三维坐标与它们分别对应的图像信息, 我们便可以根据空间同步原理可以求解出 \mathbf{M} 矩阵。

2.3 时间同步

当车辆在实际行驶过程中, 对于车辆而言在不同时间段内行驶环境的信息可能千差万别。因此要确保车上的激光雷达和相机采集到的同一目标物的信息必须在同一时刻, 才能将不同传感器的信息进行融合。为了达到时间上的同步, 在此为两个传感器分别创建一个数据采集线程, 并且以采样频率低的激光雷达为基准, 设置相同的采集帧速率 10 帧/s, 在对数据信息处理前进行不同传感器的时间戳匹配, 实现了时间上的匹配, 达到时间上的同步。

3 相机视觉目标的识别

无人驾驶车辆在实际的行驶环境中搭载的感知系统需要在行驶的时候实时检测出周围环境中的人^[15]、车、物体、信号灯、交通标志线等不同物体, 并将传感器获得的数据提供给控制层然后对车辆进行一系列决策。目前基于视觉的目标检测算法中, 具有良好实时性和准确率的 YOLO 系列算法更适用于这一类工程应用场景^[16-17], 对于待检目标物此次以不同颜色的交通锥桶为例进行试验, 同时也符合了方程式赛事要求。

3.1 YOLO v4 算法

交通锥桶的分类识别采用的是 YOLO v4 算法。YOLO v4 是由 Bochkovskiy 等^[18] 在 2020 年提出的一种通用视觉目标检测模型, 相较于 YOLO 之前一系列的检测模型而言该算法兼顾了检测速度与检测精度, 很好地实现了二者的均衡, 同时具有适合单 GPU 训练的优势, 这样的算法模型更加适用于无人车的硬件部署, 在一定程度上也符合了赛事轻量化的要求。

3.2 算法的训练与识别效果

图片像素的输入尺寸为 1280×720 , 训练样本选取了 2 000 张已标注颜色不一的交通锥桶图片。相较于之前采用的 YOLO v3 目标识别算法, 当前采用的 YOLO v4 目标

识别算法有效地避免了错检、漏检的情况发生, 同时也提高了对目标物的检测准确度, 平均精度值达到了 97.5% 如图 6 所示, 检测时间为 35 ms, 保证了无人车对整体感知系统实时性的要求, 该识别算法效果如图 7 所示。

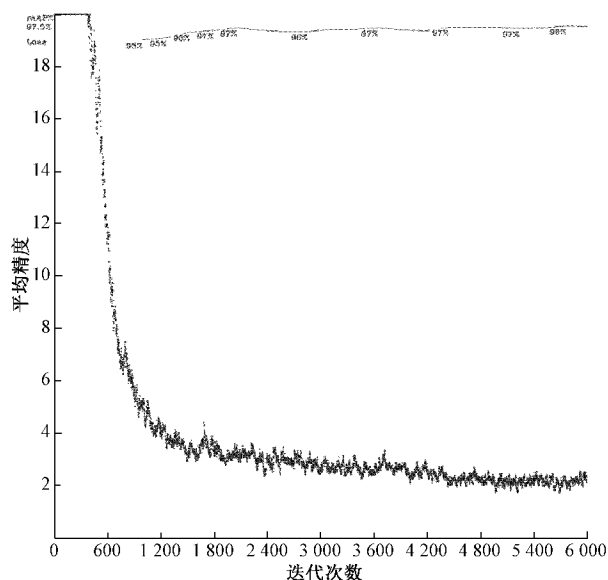


图 6 mAP 值

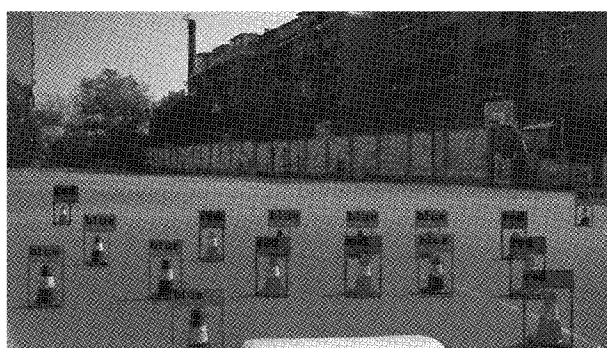


图 7 YOLO v4 算法识别结果

4 激光雷达目标信息的聚类

激光雷达通过检测周围物体反射回来的光脉冲或调制信号从而来测量自身与物体之间的距离, 同时受环境的影响小, 属于一种可以获取目标物体三维空间信息的主动型传感器^[19]。由于在激光雷达的实际使用过程中安装平面的微倾就会对采集到的原始点云数据产生重大影响, 使得采集到的点云数据失真, 未经处理的点云数据会影响后续对点云的分割、识别等算法操作, 因此在这里使用了基于地面拟合的点云旋转算法来消除倾斜所以对原始点云数据所带来的影响。

4.1 基于地面拟合的点云数据旋转处理算法

根据车上搭载的激光雷达采集到的点云数据选取地面的 3 个点代入平面表达式(8)中。

$Ax + By + Cz + D = 0$ (8)
 式中: A, B, C, D 为待求系数。

先初步拟合一个平面 p , 设定与平面 p 距离为 d 的点进行聚类并得到地面点集 M , 并将得到的点集 M 通过最

小二乘法^[20]优化得到一个最优平面 P_1 , 然后根据地平面 P_1 法向量求解旋转角, 得到旋转矩阵 $R_{3 \times 3}$, 对点云进行旋转, 得到校正后的理想点云, 点云处理后的变化如图 8 所示。

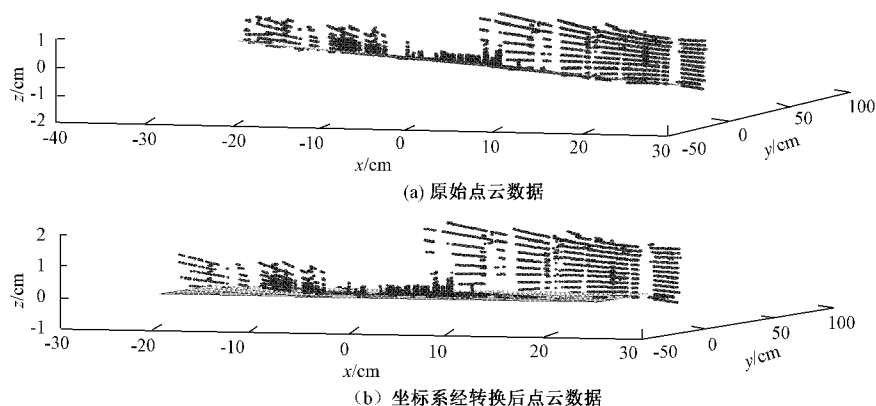


图 8 初始点云数据处理前后对比

4.2 点云的滤波

激光雷达由于会受到行车环境的影响会导致采集到的点云密度过大, 大量的点云输入会使得工控机处理点云的速度变的缓慢, 处理时间无法满足无人驾驶方程式赛车感知系统对实时性的要求。因此经激光雷达初步采集到的点云必须在其它算法对它进行处理之前, 需要解决点云密度过大的问题。

为此, 对输入的原始点云处理采用了体素网格^[21]划分的方式进行降采样。体素则对应于图像中的最小单元像素点, 将所有输入的点云划分到既定大小的立方体网格中。立方体的重心可以代表整个立方体内的点云, 从而降低了点云密度。

4.3 基于 KD-tree 的欧氏聚类

欧几里德聚类算法^[11]是多元统计分析中的一种重要分类方法, 目前较为广泛地用于对点云数据的聚类处理。可以将三维空间中点 $A(x_1, y_1, z_1)$ 和点 $B(x_2, y_2, z_2)$ 之间的欧氏距离 d_E 定义为表达式:

$$d_E = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (9)$$

欧氏聚类算法流程如图 9 所示。

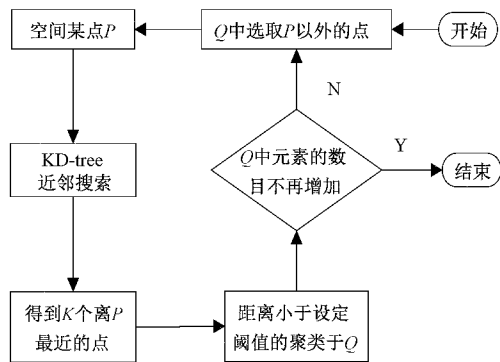


图 9 聚类流程

对于欧氏聚类算法而言, 距离判断准则为已经限定好的合理欧氏距离值。首先对于空间中某处的随机点 P , 可以通过 KD-tree 近邻搜索算法得到 K 个离 P 点最近的点, 在这些所有点的集合中任意两点之间的欧氏距离小于既定阈值的便聚类到另一个集合 Q 中。如果集合 Q 中点的数目不再增加, 那么整个欧氏聚类迭代过程便结束; 否则就必须在集合 Q 中重新选取除初始 P 点以外的点 S , 然后不断重复以上聚类流程, 直至集合 Q 中点的数量不再变化为止, 经过实际多次试验对比将阈值设置为 0.2 m 有着比较好的识别效果, 同时求出聚类后目标物中心位置的三维空间坐标 $[x, y, z]$, 聚类效果如图 10 所示。

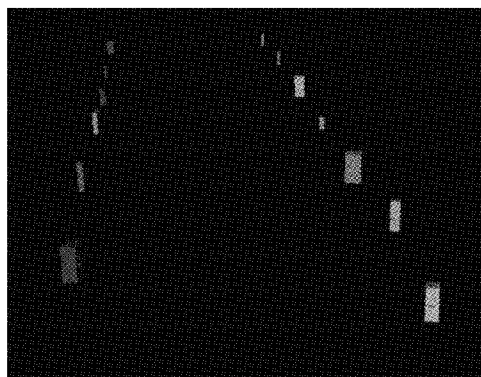


图 10 聚类效果图

5 激光雷达和相机信息融合

根据以上方法, 视觉部分已完成图像目标的分类检测到赛道待检目标物的二维像素坐标、置信度等信息, 在此时激光雷达也获取到目标物的三维空间位置信息。由已经建立的标定场求解获得的投影矩阵来完成两者信息的空间同步, 同时程序中开启的两个线程以激光雷达时间

为基准并通过比较相机和激光雷达时间戳的方式完成时间上的同步。因此,需要对两者检测到的目标物特征信息进行融合,以得到周围目标物的类别以及三维空间信息。融合方法流程如图 11 所示,融合方法根据两个感知传感器的优势来确定,其中以激光雷达为主体确保无人驾驶方程式赛车行驶的安全性,并结合相机得到的信息完成融合感知为无人车的控制层提供周围目标物的具体信息从而为控制决策提供了依据。

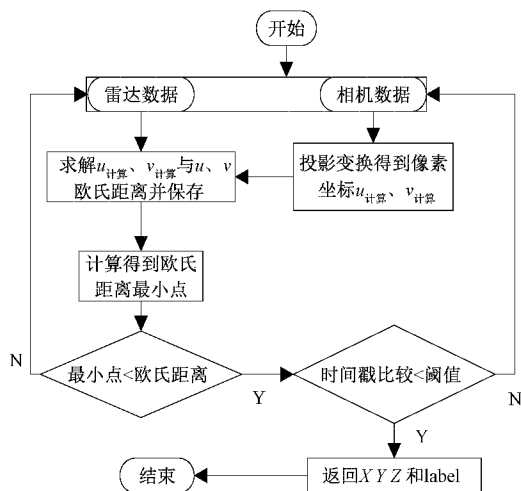


图 11 整体融合流程

将相机获得的目标物 u 方向的像素记为 $u_{实际}$, v 方向的像素记为 $v_{实际}$,根据激光雷达获取的障碍物三维空间坐标通过投影矩阵计算得到 u 方向的像素记为 $u_{计算}$, v 方向的像素记为 $v_{计算}$,相机得到的像素坐标与计算得到的像素欧氏距离判决式为:

$$d = | (u_{实际} - u_{计算})^2 + (v_{实际} - v_{计算})^2 | \leq \frac{1}{3} \sqrt{\omega^2 + h^2} \quad (10)$$

式中: ω 为边界回归框的宽; h 为边界回归框的高。

在对每个目标物分类识别时会产生边界框,每个物体的边界框大小不一,采用实时的动态阈值进行匹配判断,系数 1/3 是试验所得,过大会导致匹配精度较差,较小参数会导致相机获取的目标物与激光雷达获取的目标物匹配量较少,经过多次的实际试验比较,当系数选取 1/3 时效果最佳。

6 装车测试

为了测试算法的准确性和有效性,分别进行了直线加速试验和循迹试验,利用观察法观察方程式赛车的实际行驶情况并根据试验时采集到的数据对目标检测系统的性能进行具体的评价。

6.1 直线加速试验

通过将交通锥桶摆成直线形式让赛车自主进行百米加速试验,记录数据并进行具体量化评价^[12],试验场景如图 12 所示。数据如表 3 所示。



图 12 试验场景 1

表 3 实际像素与计算像素记录

编号	$u_{实际}$	$u_{计算}$	$v_{实际}$	$v_{计算}$
1	583.5	596.2	536	547
2	1 031	1 018	531.5	525
3	175	176.9	457.5	462.5
4	505	509.3	454.5	458.4
5	729	738.4	453.5	459.2
6	875	877.5	449.5	450.8
7	82.5	82.5	579.5	579.5
8	336	335.9	565.5	564.6
9	561	561.4	558	558.6
10	754.5	754.3	557.5	557.3
11	907.5	907.3	555.5	555.6
12	1 102	1 103	560	560

对表 3 中的数据进行分析:

u 方向上的平均误差为: $n = 12$

$$\sum u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |u_i - u'_i| = 9.28 \text{ pixel}$$

u 方向上的平均误差率为:

$$\frac{u \text{ 方向平均误差}}{u \text{ 方向误差}} \times 100\% = \frac{9.28}{1280} \times 100\% = 0.725\%$$

v 方向上的平均误差为:

$$\sum v = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |v_i - v'_i| = 7.56 \text{ pixel}$$

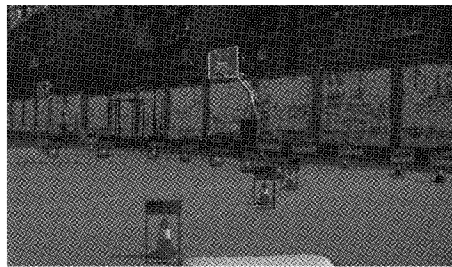
v 方向上的平均误差率为:

$$\frac{v \text{ 方向平均误差}}{v \text{ 方向像素}} \times 100\% = \frac{7.56}{720} \times 100\% = 1.05\%$$

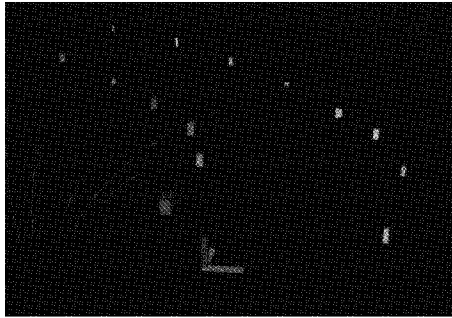
从表 3 中数据的误差统计可以看出,所提出的方法 u 、 v 两个方向上的误差像素相对于车身来说极小,在误差允许范围内,感知系统满足无人方程式赛车的行驶需求。

6.2 循迹试验

第 2 组试验进行的是弯道循迹避障如图 13 所示,将锥桶摆成 S 形,让赛车进行自主循迹并记录得到的 $u_{实际}$ 、 $v_{实际}$ 值和投影矩阵计算得到的 $u_{计算}$ 、 $v_{计算}$,数据如表 4 所示。



(a) 相机识别效果



(b) 激光雷达聚类效果

图 13 试验场景 2

表 4 实际像素与计算像素记录

编号	$u_{\text{实际}}$	$u_{\text{计算}}$	$v_{\text{实际}}$	$v_{\text{计算}}$
1	200	195.6	539	550
2	545	544.5	534	533
3	1 123	1 121	554	544.3
4	465	470	482	477
5	693	695	485	488
6	858	843	493	500
7	551	551	458	470
8	768	766	462	462.5
9	978	997	465	458
10	1 168	1 157	474	482.1
11	476	475	441	438.2
12	649	653	442	433
13	848	840	446	462.6

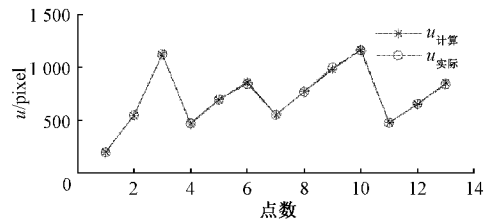
u 方向: $\sum u = 6.09 \text{ pixel}$

平均误差率为: 0.47%

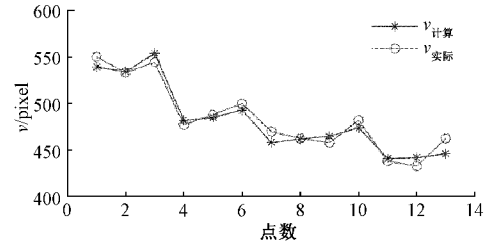
v 方向: $\sum v = 4.98 \text{ pixel}$

平均误差率为: 0.69%

同时根据表 4 中得到的数据画出 $u_{\text{实际}}$ 、 $v_{\text{实际}}$ 、 $u_{\text{计算}}$ 、 $v_{\text{计算}}$ 方向的像素折线图如图 14 所示, 可以直观地观察到 u 、 v 方向上的误差很小, 融合算法在弯道循迹时依然表现出良好的融合效果。



(a) u 方向折线对比图



(b) v 方向折线对比图

图 14 弯道循迹时 u 、 v 方向像素折线对比图

7 结 论

本文根据实际工程需求设计了一种激光雷达和图像信息融合的无人驾驶方程式赛车目标检测系统。首先建立了两传感器感知数学模型, 其次通过激光雷达到相机的转换原理建立实际的标定场求得投影矩阵, 接着分别对点云和图像采用相应的算法进行特征提取并进行独立测试, 最后通过直线加速试验和循迹试验验证了整个融合感知系统的有效性。该感知系统能够充分发挥两类环境感知传感器的目标检测优势, 实现信息的互补, 有效地解决了激光雷达分辨率低和相机感知距离差的问题。融合识别系统在直、弯道上也具有优良的循迹能力, 信息识别的准确率、实时性能满足无人方程式赛车的行驶需求, 具有实际的工程应用价值。日前在无人驾驶领域内, 多传感器融合已经得到了越来越多的关注, 但多传感器的应用会导致整体感知系统的故障率上升和稳定性下降, 这也是下一步课题研究的重点方向。

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] LU K Y, AN X J, LI J, et al. Efficient deep network for vision based object detection in robotic applications[J]. Neurocomputing, 2017, 245: 31-45.
- [3] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Sigmoid shot multibox detector[C]. European Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [4] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [5] 李涛, 张南岳, 张代胜, 等. 基于改进 YOLO 算法的

- FSAC 赛车实时目标检测系统[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2020, 43(9): 1153-1158.
- [6] 马肖, 舒博伦, 李景春. 双目立体视觉测距技术[J]. 电子设计工程, 2016, 24(4): 81-83.
- [7] QI C R, SU H, MO K, et al. PointNet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 652-660.
- [8] QI C R, YI L, SU H, et al. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. ArXiv Preprint, 2017, ArXiv:1706.02413.
- [9] 周俊静, 段建民, 杨光祖. 基于雷达测距的车辆识别与跟踪方法[J]. 汽车工程, 2014, 36(11): 1415-1420.
- [10] 常昕, 陈晓东, 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]. 光学工程, 2019, 46(7): 91-101.
- [11] 张袞娜, 鲍旋旋, 李昊林. 基于激光雷达和摄像机融合的智能车障碍物识别方法[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(4): 1461-1466.
- [12] XUE P L, WU Y, YIN G D, et al. Real time target recognition for urban autonomous vehicles based on information fusion [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(12): 165-174.
- [13] 贾鹏飞, 王容川, 徐林森, 等. 基于 ROS 和 CANopen 协议的控制实时通信系统搭建[J]. 中国科学技术大学学报, 2018, 48(9): 703-710.
- [14] 陈向洋, 杨洋, 向云飞. 欧氏聚类算法支持下的点云数据分割[J]. 测绘通报, 2017(11): 27-31.
- [15] 刘丹, 马同伟. 结合语义信息的行人检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(1): 54-60.
- [16] 汪辉, 高尚兵, 周君, 等. 基于 YOLO v3 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, 2019, 39(2): 42-46.
- [17] 邓杰, 万旺根. 基于改进 YOLO v3 的密集行人检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(11): 90-95.
- [18] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolo v1: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv:2004.10934.
- [19] 刘博, 于洋, 姜朔. 激光雷达探测及三维成像研究进展[J]. 光电工程, 2019, 46(7): 21-33.
- [20] 官云兰, 刘绍堂, 周世健, 等. 基于整体最小二乘的稳健点云数据平面拟合[J]. 大地测量与地球动力学, 2011, 31(5): 80-83.
- [21] ORTOS-ESCOLANO S, MORELL V, GARCIA-RODRIGUEZ J, et al. Point cloud data filtering and downsampling using growing neural gas [C]. The 2013 International Joint Conference on Neural Networks, IEEE, 2013: 1-8.

作者简介

张煌, 硕士研究生, 主要研究方向为无人驾驶车辆环境感知技术。

E-mail: 534384595@qq.com

王国权(通信作者), 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为车辆虚拟试验技术与无人车技术。

E-mail: wang.guoquan@163.com

孙鹏, 副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为视觉测量与无人车技术。

E-mail: sunpeng@bistu.edu.cn