

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2306266

融合相机与激光雷达的目标检测与尺寸测量*

吴文涛 何贇泽 杜旭 王洪金 王耀南
(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410012)

摘要:针对三维场景下的目标检测与尺寸测量任务,设计了一种融合激光雷达和相机传感器的三维目标检测和尺寸测量算法。使用基于卷积神经网络的二维目标检测器提取目标的二维检测框,结合图像中的二维检测框和几何投影关系获取包含物体的三维视锥点云,由欧氏聚类方法获得物体的聚类点云,实现了物体的三维目标检测。提出了基于目标二维检测框的改进尺寸测量方案以替代原有点云聚类后得到的三维框信息,提高了物体尺寸测量的精度。在现有数据集上评估测试了目标检测与尺寸测量的精度,实验结果表明,二维目标检测器 YOLOv7 在检测数据集上的平均检测精度达到了 81%,改进尺寸测量方案在物体尺寸测量时的测量误差在 5% 以内,对于较远物体或较小物体的目标检测和尺寸测量也具有很好的效果。

关键词: 目标检测;点云聚类;尺寸测量;YOLO v7

中图分类号: TN958. 98;TP391. 4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510. 8040

Fusing camera and Lidar for object detection and dimensional measurement

Wu Wentao He Yunze Du Xu Wang Hongjin Wang Yaonan
(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410012, China)

Abstract: A 3D object detection and size measurement algorithm is designed for object detection and size measurement tasks in 3D scenes, which fuses LIDAR and camera sensors. A 2D object detector based on convolutional neural networks is used to extract the 2D detection box of the object. The 3D point cloud containing the object is obtained by combining the 2D detection box in the image and the geometric projection relationship. The object clustering point cloud is obtained by the Euclidean clustering method, realizing 3D object detection. An improved size measurement scheme based on the 2D detection box of the object is proposed to replace the original 3D box information obtained after point cloud clustering, improving the accuracy of object size measurement. The accuracy of object detection and size measurement is evaluated and tested on existing datasets. Experimental results show that the average detection accuracy of the 2D object detector YOLO v7 reaches 81% on the detection dataset, and the measurement error of the improved size measurement scheme is within 5% for object size measurement. It also has good performance in object detection and size measurement for objects that are farther away or smaller.

Keywords: object detection; point cloud clustering; dimensional measurement; YOLO v7

0 引言

环境感知是自动驾驶技术的一个重要组成部分。环境感知环节通过传感器采集周围环境信息及自身状态信息,由智能系统将各个传感器得到的信息进行整合解析获得环境信息,为后续的决策和控制提供信息,是自动驾驶

行驶车安全与智能性的保障^[1]。

目标检测是感知环节的一项关键技术,其任务是对环境中的三维目标进行类型检测、距离判断与尺寸测量,属于周边物体感知的范畴。目前目标检测技术中常用到的传感器为相机和激光雷达。

相机通过记录信号的光强,产生清晰的图像以表达环境信息。目前的单目图像的目标检测方法主要可以分

为基于传统视觉的目标检测方法^[2-3]和基于深度学习^[4-6]的目标检测方法。由于相机缺乏物体的深度信息^[7],因此不能仅通过图像获得物体的位置、尺寸和方位等信息,对于自动驾驶等应用场景来说具有很大的局限性,同时相机拍摄图像易受环境光照影响,当环境亮度较低时难以获得物体表面的纹理信息。

激光雷达可以主动发射激光点云,对物体的位置信息进行检测,具有检测范围大的特点。目前基于激光雷达的目标检测方法主要分为传统点云特征检测方法^[8]和基于深度学习的检测方法^[9-10]。由于激光雷达具有稀疏性,当物体尺寸较小或物体距离较远时,目标检测效果将显著下降^[11]。

为弥补单一传感器存在的缺陷,融合激光雷达和相机的目标检测研究逐渐成为研究热点。根据融合阶段的不同可以将融合方法分为数据级^[12-13]、特征级^[14-15]和决策级^[16-17]3类融合方法。其中数据级和特征级融合方法依赖基于点云的深度学习方法,需要大量已标注的点云数据。决策级融合方法则往往采用卡尔曼滤波算法、贝叶斯估计等方法实现不同数据源下目标信息的融合。

目前融合激光雷达和相机的尺寸测量研究一般是针对某特定种类的目标的尺寸测量,其步骤为通过融合激光雷达和相机实现特定目标的检测,随后使用点云数据进行尺寸检测^[18],依靠高密度的激光点云^[19]拟合三维框,根据三维框得到物体的尺寸信息,因此最终测量的目标尺寸主要依赖于点云的尺寸测量信息^[20],而在融合过程中的图像信息则仅用于目标检测。

本文对激光雷达和相机传感器采集的数据进行多模态融合,提出了一种基于二维图像目标检测器和点云聚类的三维目标检测方法,并提出了一种基于二维检测框的改进尺寸测量算法,实现了对不同种类、不同大小的物体的目标检测与尺寸测量。

1 算法流程设计

本文设计了如图 1 所示的算法流程,总体可分为目标检测和尺寸测量两部分。

在目标检测任务中,首先需要对激光雷达和视觉相机两种传感器进行配准,配准的任务是为了找到激光雷达和视觉相机的空间位置对应关系。点云预处理阶段的主要内容为对激光雷达产生的点云数据进行点云去噪和无关点过滤,从而去掉干扰噪声和无关信息,提高算法的执行效率。视觉相机的数据为图像,为兼顾检测速度和检测准确性,采用 2D 目标检测器 YOLO^[21]对图像进行目标检测,得到二维矩形检测框。本文采用基于视觉投影^[22]的点云分割方法,根据激光雷达和相机的空间位置对应关系,找到所有二维矩形检测框对应的三维点云数

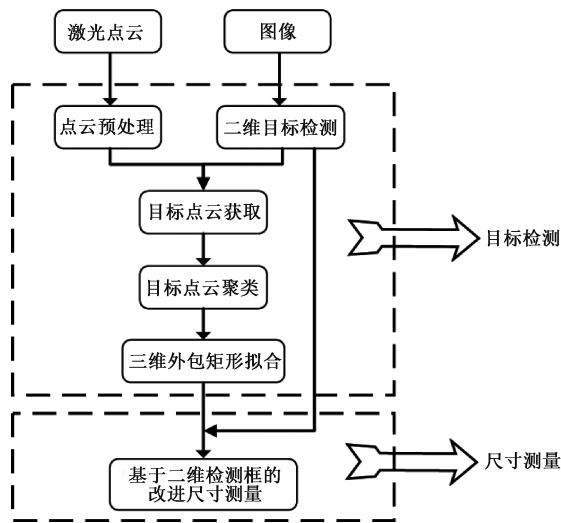


图 1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow chart

据,对三维点云数据进行聚类并过滤无关点云簇,最后拟合生成物体的三维外包矩形框,找到包围物体的三维外包矩形框。

尺寸测量的主要任务是对目标检测任务中得到的三维外包矩形框进行更高精度的尺寸测量。因为相机检测物体的分辨率更高,可以根据 2D 目标检测器中得到的检测结果计算得到物体 x 轴和 y 轴的测量长度。在考虑透视投影误差后,对 x 轴和 y 轴的测量结果精度相比于聚类结果更高,并可以适应并检测在图像不同位置的物体尺寸,实现对物体的高精度尺寸测量。

2 融合图像和激光点云的三维目标检测

2.1 激光雷达与相机配准

由于激光雷达和相机的安装位置不同,其对应的空间坐标系也不同。在进行多传感器融合前需要将不同的坐标系转换到同一坐标系,从而实现对不同数据的融合。为此需要建立雷达坐标系与图像像素坐标系之间的关系,其中最主要的操作为坐标系的平移和旋转,具体数学模型可以表示为:

$$\vec{\mu} = \frac{1}{\lambda} \mathbf{K}(\mathbf{R}\vec{x} + \mathbf{t}) \quad (1)$$

式中: $\vec{\mu}$ 为像素坐标, $\vec{\mu} = (u, v, 1)^T$; $\vec{x}$ 为激光雷达点的坐标; $\mathbf{K}$ 为相机内参矩阵; $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 分别为激光雷达坐标系到相机坐标系的旋转矩阵和平移矩阵; λ 为尺度因子。

本文采用基于 3D 点匹配的标定方法对激光雷达和相机进行标定,以获得相机和激光雷达的空间坐标系对应关系。

2.2 点云预处理

激光雷达点云的预处理操作包括点云滤波和无关点过滤,其中点云滤波采用高斯统计滤波方式,用于消除点云中的噪声。无关点过滤即剔除点云中的无关点,减小程序运行消耗,提高算法执行速度。在本任务中点云的无关点主要有两类:图像框外的点云和地面点云。在融合相机和激光雷达的目标检测任务中,相机框外的点云为无效点云,可以直接根据相机和激光雷达的配准关系找到所有图像框外的点云并剔除;地面点云稳定存在且常与待检测物体相连,如果不对地面点云进行分割,那么后续目标检测任务中,目标附近地面上邻近的点云也会被包含到物体聚类的点云中,从而影响后续尺寸测量的结果。本文假设地面为平面,采用随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)方法对激光点云进行平面拟合,由于激光点云中大部分的点都由地面点反射而成,所以最终拟合得到的所有内点就是地面点。

2.3 目标点云获取

目标点云指完整包含待检测目标空间区域的所有点云。本文中目标点云的获取依赖于二维目标检测器得到的二维检测框,本文使用 YOLOv7 作为二维目标检测器对视觉相机的图像进行目标检测,同一张图像可以同时得到多个物体的目标检测二维框。根据相机小孔成像的原理,图像上任意一个二维检测矩形框都对应空间的一个锥形区域,根据激光雷达和相机配准结果可以得到图像二维框与激光雷达空间区域的对应关系,即每个二维目标检测框都对应一个三维锥形区域,每个三维锥形区域包含的全部点云中仅对应一个被检测物体,如图 2 所示。

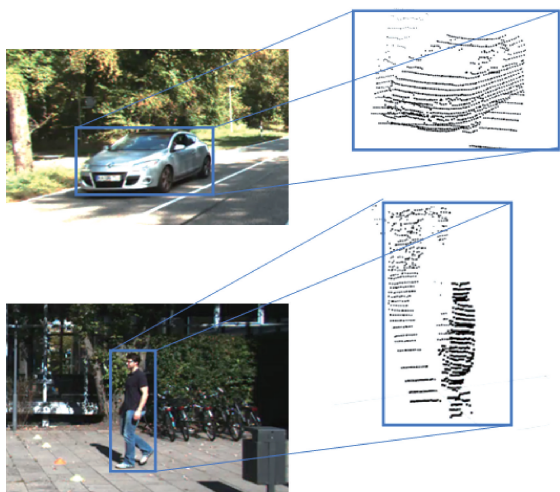


图2 三维锥形区域的目标点云

Fig. 2 Target point cloud of 3D conical area

2.4 点云聚类

目标点云中包含了物体的点云数据,同时也包含了需要滤除的背景点云。本文采用欧氏聚类(Euclidean cluster)的方法对目标点云进行目标检测,欧氏聚类是一种基于欧氏距离度量的聚类算法,欧氏聚类算法中,两邻近点的距离必须满足小于给定的阈值。欧氏聚类主要的任务为查找最近的点云,该方法依赖于 KD 树的最近邻查找算法进行算法加速,通过使用 KD 树查找算法能够更加有效的对空间中的三维点云进行最邻近搜索,减少聚类时所需的时间消耗。

采用欧氏聚类方法对近距离点云和密度较大的点云集合聚类效果较好,但如果目标较小或目标距离过大,目标反射形成的点云数量小于数量阈值,或目标的点云间距过大,此时则不能满足欧氏聚类条件,出现欠分割现象,影响最终的聚类效果。本文采用基于区域的点云聚类方法,对于每一个目标所在的对应区域的点云,根据点云中心到激光雷达的距离选取合适的距离阈值参数对目标点云进行欧氏聚类,这样可以减少因为激光雷达的稀疏性导致的远距离目标欠分割问题。

聚类成功后,由于背景的干扰,每个三维矩形区域会得到若干个点云簇。对其中每个点云簇,将其点云投影到图像上,计算点云簇中每个点离 2D 外包矩形中心的距离,将其中的最小值称为该点云簇与 2D 外包矩形的距离。最终选择距离最小的点云簇作为目标点云簇。最后对目标点云簇进行 3D 外包矩形拟合即可得到目标物体的三维矩形框检测结果,检测结果如图 3 所示。

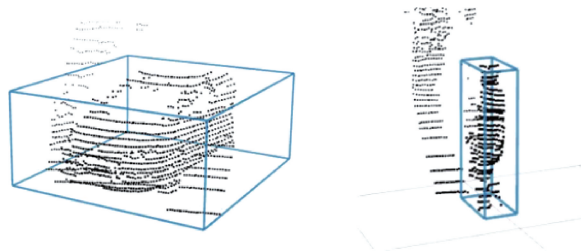


图3 外包矩形拟合结果

Fig. 3 Rectangle fitting result

3 基于二维检测框的改进尺寸测量方案

根据前面步骤中拟合出的三维外包矩形可以直接获得物体的位置、三维尺寸以及方位等信息,直接采用三维外包矩形对物体进行尺寸测量时的精度较差,其原因在于多线激光雷达点云具有稀疏性且激光雷达角分辨率较小,当目标物体距离激光雷达较远时,打在物体上的激光点数会随距离大幅减少,此时基于上述聚类方法检测出的三维目标的尺寸测量精度将显著下降。为了获得更精

确的尺寸测量结果,需要结合相机的纹理信息对物体的尺寸进行进一步测量。

3.1 改进尺寸测量方案介绍

视觉相机相比于激光雷达有更高的检测分辨率,但是由于相机成像过程中丢失了深度信息无法直接实现对物体的尺寸测量,因此相机需要结合激光雷达提供的深度信息来对物体进行测量。使用基于聚类的三维目标检测结果作为物体尺寸的粗测量数据,融合激光雷达和相机数据对物体的二维边界框进行尺寸测量,最后由二维边界框得到的尺寸测量信息对三维目标检测到的尺寸信息进行补充,在基于点云聚类方案中物体尺寸粗测量的基础上实现更高精度的物体尺寸测量。

以 x 轴的尺寸测量为例,基于相机成像的尺寸测量示意图如图 4 所示。将待测物体放置在相机主轴方向上对物体进行测量,物体在感光区成像会显示在最终成像的图像中,设物体在图像中所占的 x 轴像素个数为 u ,物体尺寸越大、 u 也越大,可以根据 u 值计算物体实际尺寸。

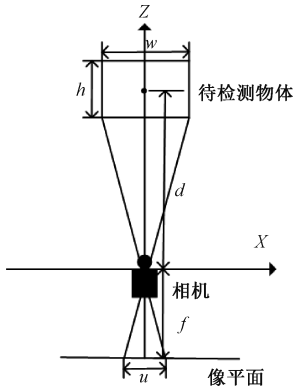


图 4 尺寸测量方法示意图

Fig. 4 Schematic diagram of dimension measurement method

当物体中心距离激光雷达距离为 d ,厚度为 h 时,根据相似三角形规律,物体 x 方向的尺寸 w 为:

$$w = \frac{d - \frac{h}{2}}{f_x} u \quad (2)$$

式中: f_x 为 x 方向的相机焦距, u 为物体在图像中所占像素个数。

根据以上方法即可由物体的二维检测框计算出物体 x 轴和 y 轴方向上的尺寸大小。因为相机在同距离下的检测物体分辨率远高于激光雷达,因此根据该测量方法可以获得相比原来基于激光雷达聚类方法获得的测量尺寸更为精确的尺寸测量结果。

与基于聚类方法的尺寸测量方案相比,改进的尺寸测量方法还能对点云过少无法聚类的物体进行尺寸测

量;当被检测物体较小或被检测物体距离激光雷达距离较远时,由于激光雷达的稀疏性,打在物体表面的激光点数过少,无法对物体进行成功聚类,此时无法形成三维目标检测结果,无法对物体尺寸进行测量。此时可以使用三维锥形区域中部分点云数据描述物体到相机的距离,实现较远或较小物体的尺寸测量。

3.2 投影透视误差分析及消除

由于相机投影原理基于透视投影规律,实际相机在不同方向拍摄物体时,二维目标检测器会检测到因透视投影产生的物体侧面的纹理信息,从而影响物体的尺寸测量。使用基于图像的目标检测器对物体进行二维框检测时,同样的物体在相机的不同位置具有不同尺寸的二维框,如图 5 所示。当相机拍摄到的物体偏离视点越远时,检测到的二维框大小相比物体实际尺寸越大。在获得了基于聚类方法的物体的三维尺寸粗测量结果后,可以借助三维目标检测中的物体深度测量结果和物体方位来获得物体因透视投影产生的测量形变,最后消除因透视投影产生的误差,即可获得物体的真实尺寸。

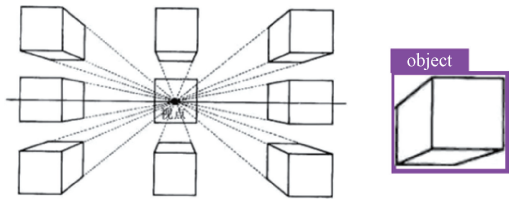


图 5 透视投影及二维框测量误差

Fig. 5 Perspective projection and measurement error of two-dimensional frame

基于针孔相机成像模型,以 x 轴为例进行分析,投影误差分析示意图如图 6 所示。待检测物体放置在偏离主轴距离 s 处。由于物体具有厚度 h ,在像平面成像时除了原有的物体所占像素数 l ,还会有因为厚度产生的透视投影误差,其像素个数为 e 。由数学推导不难得出因透视投影产生的测量误差 e 为:

$$e = \frac{f_x h \left(s - \frac{w}{2} \right)}{d^2 - \frac{h^2}{4}} \quad (3)$$

式中: s 为 x 轴上物体偏离视点的距离, f_x 为相机 x 轴焦距。可以看出当 s 或 h 的值越小时,投影误差越小。

获取物体的透视投影误差后即可计算得到物体成像后在感光区所占的像素个数。根据相似三角形规律可以得到物体的实际尺寸 w 为:

$$w = \frac{d - \frac{h}{2}}{f_x} (u - e) \quad (4)$$

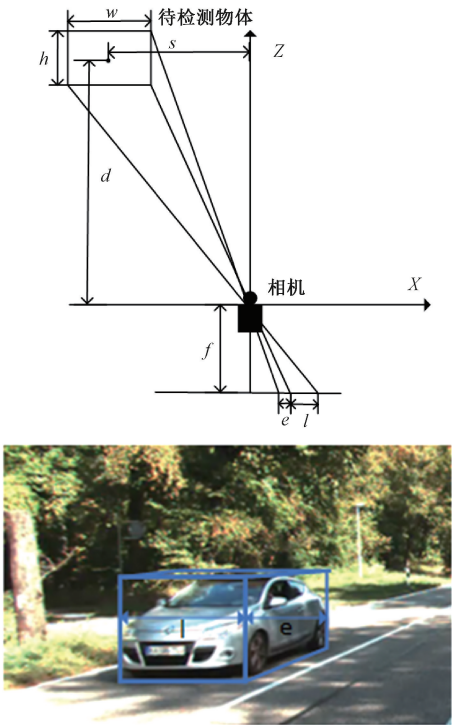


图 6 投影误差分析示意图

Fig. 6 Schematic diagram of projection error analysis

通过式(4)可以计算出投影误差的大小,从而还原出物体 x 方向的实际尺寸,对 y 方向的尺寸测量同理。

4 实验与结果分析

4.1 实验系统搭建

本文采用实验室已有硬件搭建实验平台实现数据的采集与处理。如图 7 所示,激光雷达的型号为 Ouster OS-1,该激光雷达为 64 线混合式激光雷达,相机的型号为 Intel RealSense D435i,支持 1 280×720 分辨率的视觉图像输出。此外在实验硬件平台上还配备了可移动电源,用以给实验平台的各系统提供稳定的电压输出。

4.2 目标检测

为实现三维场景下的目标检测,首先需要训练基于二维图像的目标检测器,综合检测效率和检测准确率考虑,本文采用 YOLO v7 卷积神经网络实现二维目标检测功能。根据公开数据集抽取、网络爬图和现场拍摄数据的形式获取了不同种类的二维图像,如图 8 所示,其中类别包括自动驾驶场景常见的物体如车、人、自行车,室内场景常见物体包括背包、显示器、椅子等物体。本文选择 YOLO v7-W6 进行网络训练,网络训练 batch_size 设置为 32,初始学习率设置为 0.001。

为了验证目标检测效果的准确程度,客观地衡量目



图 7 实验系统图

Fig. 7 Experimental system diagram

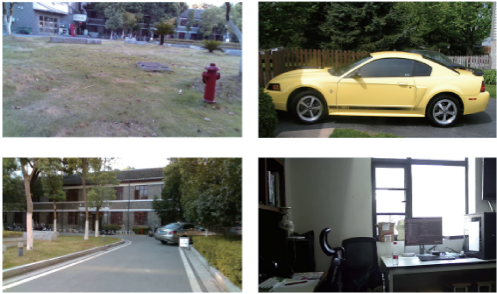


图 8 数据集部分类别展示

Fig. 8 Dataset part category display

标检测模型的性能,本文通过平均精度 AP 和均值平均精度 mAP 来评估网络模型的识别能力。将原始数据集按 8 : 2 划分为训练集和测试集,训练得到网络模型的测试集 mAP 精度如图 9 所示。该网络的 mAP 达到了 81%,整体来看网络表现出良好的检测效果。

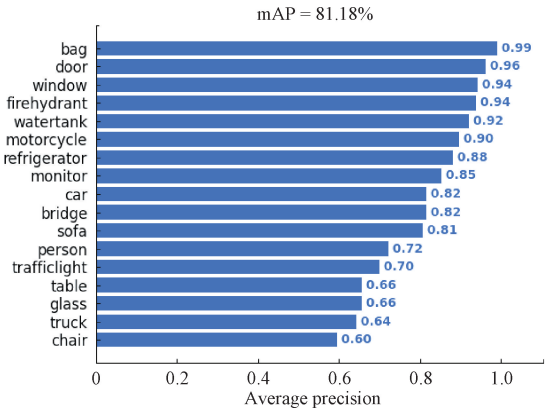


图 9 测试集 mAP

Fig. 9 Test set mAP

为验证目标检测算法的有效性,本文分别在室内实验场景和室外公开数据集 KITTI 上进行测试,分别如图 10 和 11 所示,可以看到在三维目标检测上具有较好的检测性能。

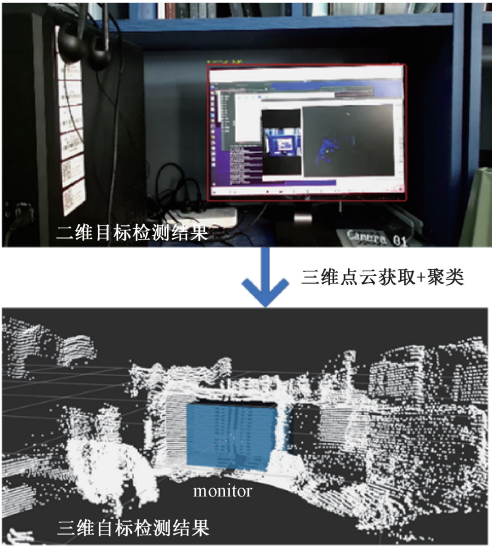


图 10 室内场景检测结果
Fig. 10 Indoor scene detection results

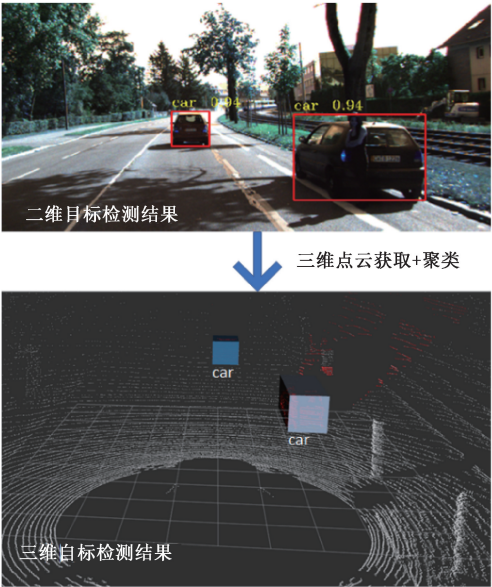


图 11 室外场景检测结果
Fig. 11 Outdoor scene detection results

由于本方法主要采用二维目标检测器进行目标检测,其优点是可以对远处物体的检测能力更强,如图 12 所示。该场景中汽车表面点云稀疏,其中竖直方向扫描到汽车的点云线束只有 3 条,此时无法仅通过基于纯点云的方法检测场景中的汽车,而采用二维目标检测器能够更好地识别场景中的小物体,结合激光雷达的点云获

取与聚类可以更好地获得环境物体的空间位置信息以及粗测量的尺寸信息。

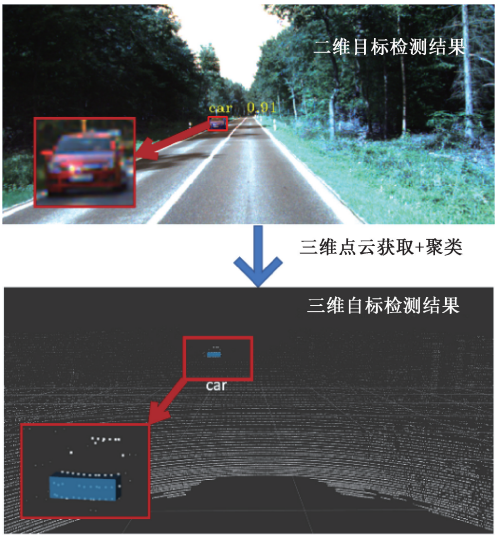


图 12 小目标检测效果
Fig. 12 Small target detection

4.3 尺寸测量

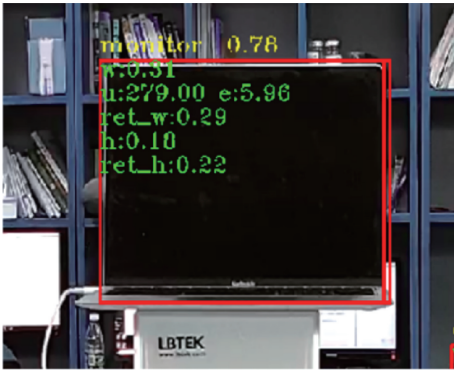
本文在室内场景实拍数据上对尺寸测量进行测试,分别采用改进尺寸测量方法和原聚类方法对显示器目标进行尺寸测量,如图 13(a)为使用改进尺寸测量算法得到的尺寸测量结果,图 13(b)为使用聚类方法获得的尺寸测量结果,该显示器的尺寸为宽 0.3 m,高 0.23 m。对于场景中居于像平面中心的物体显示器而言,其竖直方向扫描到显示器的激光雷达线束约 10 束,水平方向扫描到显示器的激光雷达线束约 30 束。采用两种方法获得的测量结果如表 1 所示。根据表中数据可以看出由于竖直方向上激光雷达点数较少,采用聚类方法测量物体尺寸时测量误差较大,而采用基于二维框尺寸测量的改进方法在竖直方向上的测量误差相比聚类方法的尺寸测量误差大幅减小。

表 1 显示器样例测量结果
Table 1 Display measure result

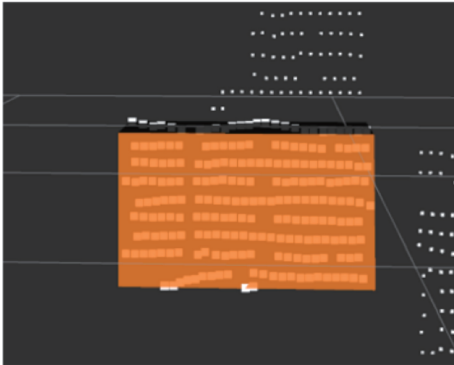
方法	测量宽度/m	测量误差/%	测量高度/m	测量误差/%
本文改进方法	0.29	3.3	0.22	4.5
基于聚类方法	0.31	3.3	0.18	21.7

为了验证室外场景汽车的尺寸检测效果,使用 KITTI 数据集验证本算法的测量精度,将 KITTI 数据集中提供的三维目标标签作为汽车的真实测量尺寸,分别使用基于二维框尺寸测量的改进方法和原聚类方法进行尺寸测量。

对场景中不处于像平面中心的物体,可以去除透视投影带来的误差后对尺寸进行测量。以室外场景的汽车



(a) 改进尺寸测量方法测量结果
(a) Improved dimension measurement method measurement results



(b) 聚类方法检测结果
(b) Clustering method was used to detect the results

图 13 显示器尺寸检测结果

Fig. 13 Display size detection

宽度测量为例,采用本文采用的尺寸测量方案可以获得的
的结果如图 14 所示,测量结果如表 2 所示。可以看到基
于本文改进后的尺寸测量结果相比原点云聚类方法具有
更高的尺寸测量精度。



图 14 汽车样例 1 尺寸测量

Fig. 14 Car sample 1 dimension measurement

表 2 汽车样例 1 宽度测量结果

Table 2 Car sample 1 width measurement results

方法	测量宽度/m	真实宽度/m	测量误差/%
本文改进方法	1. 67	1. 69	1. 2
基于聚类方法	1. 76	1. 69	4. 1

当物体周边有其他干扰目标存在时,采用点云聚类
的方式进行尺寸测量会受到环境中其他目标干扰,测试
场景如图 15 所示,测量结果如表 3 所示,此时采用欧氏
聚类方法得到的测量结果会具有较大的测量误差,而采
用基于二维检测框的尺寸测量方法则可以减小环境干扰
带来的测量误差。

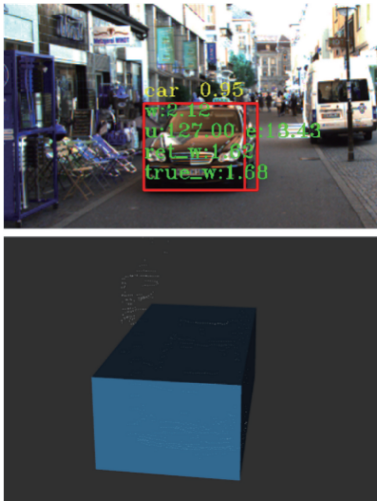


图 15 汽车样例 2 尺寸测量

Fig. 15 Car sample 2 dimension measurement

表 3 汽车样例 2 宽度测量结果

Table 3 Car sample 2 width measurement results

方法	测量宽度/m	真实宽度/m	测量误差/%
本文改进方法	1. 62	1. 68	3. 5
基于聚类方法	2. 12	1. 68	26. 2

此外,在物体尺寸较小或物体距离较远时,只有激光
雷达处只能接收物体表面较少数量的点,此时仅使用聚
类方法已经不能完成尺寸测量任务,而采用改进的尺寸
测量方法仍能测量物体的尺寸并能取得较好效果,测试
场景如图 16 所示,测量结果如表 4 所示。



图 16 汽车样例 3 尺寸测量

Fig. 16 Car sample 3 dimension measurement

表 4 汽车样例 3 宽度测量结果

Table 4 Car sample 3 width measurement results

方法	测量宽度/m	真实宽度/m	测量误差/%
本文改进方法	1.69	1.66	1.8
基于聚类方法	0.84	1.68	50.0

5 结 论

本文融合激光雷达和视觉相机传感器,提出了目标检测和尺寸测量算法。算法基于 YOLO v7 目标检测器对目标进行二维图像检测,找到二维图像检测框对应的锥形点云并进行聚类,最终找到包围物体的三维框,实现了物体的三维目标检测;采用基于图像检测二维框的改进尺寸测量方法对目标进行尺寸测量,并消除了透视投影的误差,相比原来的聚类获得物体尺寸方案而言具有更高的测量精度,且可以实现对小目标的检测与测量。在后续的研究工作中,会尝试不同物体方位的尺寸测量、并实现目标的追踪和预测等功能。

参考文献

[1] 王世峰,戴祥,徐宁,等. 无人驾驶汽车环境感知技术综述[J]. 长春理工大学学报(自然科学版),2017,40(1):1-6.
WANG SH F, DAI X, XU N, et al. Overview on environment perception technology for unmanned ground vehicle [J]. Journal of Changchun University of Science and Technology, 2017,40(1):1-6.

[2] ZHANG S, ZHAO X, LEI W, et al. Front vehicle detection based on multi-sensor fusion for autonomous vehicle[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2020, 38(1): 365-377.

[3] 常睿,桑海峰. 泊车中小型障碍物检测技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 169-177.
CHANG R, SANG H F. Research on parking small obstacle detection technology [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 36 (6): 169-177.

[4] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.

[5] 侯学良,单腾飞,薛靖国. 深度学习的目标检测典型算法及其应用现状分析[J]. 国外电子测量技术,2022,41(6):165-174.
HOU X L, SHAN T F, XUE J G. Analysis of typical

target detection algorithm based on deep learning and its application status [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022,41 (6): 165-174.

[6] 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.
LIU D, MA T W. Pedestrian detection method based on semantic information [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33 (1): 54-60.

[7] 于婕,许立成,李文书. 基于相似三角的药品盒尺寸测量 [J]. 电子测量技术, 2019, 42(23): 137-142.
YU J, XU L CH, LI W SH. Measurement of drug boxes size based on similar triangle [J]. Electronic Measurement Technology, 2019,42 (23): 137-142.

[8] 廖岳鹏. 基于多传感器的自动驾驶目标检测 [D]. 成都:电子科技大学.
LIAO Y P. Object detection in automatic driving with multi-sensor [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China.

[9] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017.

[10] ZHOU Y, TUZEL O. Voxelnet: End-to-end learning for point cloud based 3D object detection[C]. 2018 IEEE/ CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2018.

[11] 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.
ZHENG SH W, LI W H, HU Y J. 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.

[12] MADAWY K E, RASHED H, SALLAB A E, et al. RGB and LiDAR fusion based 3D semantic segmentation for autonomous driving [J]. 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). IEEE, 2019.

[13] 霍震. 基于激光雷达和图像异构数据融合的前方车辆识别方法 [D]. 秦皇岛:燕山大学,2021.
HUO ZH. Front vehicle recognition method based on Lidar and image heterogeneous data fusion [D]. Qinhuangdao: Yanshan University,2021.

[14] 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.
- [15] 邓洪天. 基于激光雷达和视觉传感器融合的障碍物识别技术研究 [D]. 南京:东南大学, 2019.
- DENG Q T. Research on object recognition based on Lidar and camera fusion [D]. Nanjing: Southeast University, 2019.
- [16] 翟文轩. 基于激光雷达与相机融合的车辆检测技术研究 [D]. 长沙:湖南大学, 2020.
- ZHAI W X. Research on vehicle detection technology based on Lidar and camera fusion [D]. Changsha: Hunan University, 2020.
- [17] 李梦洁. 基于激光点云与图像结合的行人检测与跟踪技术研究 [D]. 长沙:国防科技大学, 2017.
- LI M J. Pedestrian detection and tracking technology based on the fusion of laser point and image [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2017.
- [18] 余升林. 基于传感器信息融合的车辆识别与测量研究 [D]. 武汉:武汉理工大学, 2019.
- YU SH L. Research on vehicle recognition and measurement based on sensor information fusion [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2019.
- [19] 王孖豪. 基于激光雷达的车辆外廓尺寸测量仪 [D]. 杭州:浙江工业大学, 2020.
- WANG M H. A Lidar-based measuring instrument for vehicle profile size [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2020.
- [20] 薛连杰, 张彪, 张霄远, 等. 移动机器人基于激光点云定位建图的汽车宽度与方位估计 [J]. 机械与电子, 2018, 36(6): 76-80.
- XUE L J, ZHANG B, ZHANG X Y, et al. Width and orientation identification of cars based on Lidar localization and mapping [J]. Machinery & Electronics, 2018, 36(6): 76-80.
- [21] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2016.
- [22] 黄远宪, 李必军, 黄琦, 等. 融合相机与激光雷达的目标检测、跟踪与预测 [J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版): 1-8 [2023-05-31]. DOI: 10.13203/j.whugis20210614.
- HUANG Y X, LI B J, HUANG Q, et al. Camera-Lidar

fusion for object detection, tracking and prediction [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University: 1-8 [2023-05-31]. DOI: 10.13203/j.whugis20210614.

作者简介



吴文涛, 2020 年于湖南大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为多模态信息融合、深度学习。

E-mail: wu_hnu@163.com

Wu Wentao received his B. Sc. degree in 2020 from Hunan University. Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University. His main research interests include multimodal fusion and deep learning.



何贇泽 (通信作者), 2006 年于西安交通大学获得学士学位, 2008 年于国防科学技术大学获得硕士学位, 2012 年于国防科学技术大学获得博士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院仪器科学与技术系主任、教授, 主要研究方向为新能源设备健康监测、红外机器视觉与人工智能、智能传感与无损检测、电力电子和储能电池健康监测和预警、电力系统在线监测与故障诊断、基于物联网的健康监测。

E-mail: yhe@vip.163.com

He Yunze (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2006 from Xi'an Jiaotong University, received his M. Sc. degree in 2008 from National University of Defense Technology, received his Ph. D. degree in 2012 from National University of Defense Technology. Now he is the director and associate professor of the Department of Instrument Science and technology, College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interests include new energy equipment health monitoring, infrared machine vision and artificial intelligence, intelligent sensing and nondestructive testing, power electronics and energy storage battery health monitoring and early warning, online power system monitoring and fault diagnosis, and health monitoring based on the Internet of Things.



杜旭, 2021 年于贵州大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 2676871308@qq.com

Du Xu received his B. Sc. degree in 2021 from Guizhou University. Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University. His main research interest includes image processing.