

# 车载激光雷达点云数据处理关键技术

党亚南, 田照星, 郭利强

(中北大学 信息与通信工程学院, 太原 030051)

**摘要:** 激光雷达具有探测精度高、穿透能力强、能够三维成像等诸多优点, 故自动驾驶车辆常常搭载激光雷达来对车身周围环境进行感知; 车辆实现自动驾驶的关键技术包括车载激光雷达信号的发射、接收和对点云数据的处理, 通过对接收到的点云数据进行处理可以使车辆准确的感知到当前路面状况并做出相应操作; 文章重点介绍了车载激光雷达点云数据处理中的关键技术, 对每个关键技术中常用算法的基本原理、优缺点和改进等进行了阐述, 以期对车载激光雷达点云数据处理提供参考。

**关键词:** 自动驾驶; 激光雷达; 点云数据; 数据处理; 目标识别

## Key Technology of Vehicle Lidar Point Cloud Data Processing

DANG Yanan, TIAN Zhaoxing, GUO Liqiang

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** Lidar has many advantages such as high detection accuracy, strong penetrating ability, and three-dimensional imaging capability. Therefore, Autonomous vehicle are often equipped with Lidar to perceive the surrounding environment of the vehicle body. The key technologies of Autonomous vehicle include transmitting and receiving lidar signal and processing point cloud data, the vehicle can accurately perceive the current road conditions and make corresponding operations. This paper mainly introduces the key technologies in point cloud data processing of vehicle lidar, and expounds the basic principles, advantages and disadvantages and improvements of common algorithms in each key technology. in order to provide a reference for point cloud data processing of vehicle-mounted lidar.

**Keywords:** Autonomous driving; Laserradar; Point cloud data; Dataprocessing; Target recognition

## 0 引言

随着自动化技术与人工智能技术的相互融合快速发展, 自动驾驶车辆应运而生, 它可以减少因人为原因导致的交通事故, 也可以为残疾人、行动不便老年人等提供开车的权力, 人工智能合理的路径规划也可以节约驾驶时间。激光雷达传感器因具备探测精度高、穿透能力强和能够三维成像等优点, 常常被搭载在自动驾驶车辆来实现对车辆周身环境的感知。

在国外, 对车载激光雷达技术研究具有代表性的机构主要有美国麻省理工学院的林肯实验室、韩国工业技术研究院和三星机电有限公司等<sup>[1-4]</sup>。1998年, 美国麻省理工学院林肯实验室成功研发出第一代激光雷达 (Gen-I), 通过激光器机械旋转扫描实验,

获得了 $128 \times 128$ 像素的三维立体图像。2001年, 该实验室研发出第二代激光雷达 (Gen-II), 采用固体激光器,  $32 \times 32$  硅 APD 探测器, 扩大了激光雷达的探测面积。2003年, 该实验室研发出第三代激光雷达 (Gen-III), 通过在激光发射机前端增加了以衍射镜为核心的光学系统, 有效抑制了激光雷达在使用过程中遭遇的环境光干扰。在2012年, 韩国工业技术研究院和三星机电有限公司在线性阵列探测器激光雷达系统的基础上共同研制出具备高级三维成像功能的 KIDAR-B25 激光雷达系统<sup>[5-6]</sup>。

在国内, 对车载激光雷达展开深入研究的代表性机构主要有: 中科院上海技术物理研究所、哈尔滨工业大学和广西空间与测绘重点实验室等单位<sup>[7-9]</sup>。中

收稿日期: 2021-11-03; 修回日期: 2021-12-10。

基金项目: 山西省回国留学人员科研资助项目(2017-091)。

作者简介: 党亚南(1998-), 女, 山西忻州人, 硕士研究生, 主要从事图像处理与计算成像方向的研究。

引用格式: 党亚南, 田照星, 郭利强. 车载激光雷达点云数据处理关键技术[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(1): 234-238, 245.

科院上海物理研究所成功研发出基于  $3 \times 3$  APD 探测器的激光雷达系统。随后, 该研究所又成功研制出一种高精度三维成像激光发射系统<sup>[10]</sup>。哈尔滨工业大学研制出采用 532 nm 调制激光器的面阵激光雷达系统<sup>[11]</sup>。广西空间与测绘重点实验室利用光纤耦合的方式, 改进激光雷达接收系统, 实现了多通道同步测量。

## 1 自动驾驶车辆激光雷达系统结构

自动驾驶车辆激光雷达系统工作原理: 激光发射电路在主控模块的作用下向目标物发射激光。当激光打在目标物上时, 目标物将激光反射回激光接收电路, 然后由主控模块对信号进行计算、处理, 得到大量无拓扑结构离散的空间坐标点, 即点云, 通过计算机对点云数据进行处理可以使车辆准确感知到当前路面状况并使得车辆及时做出相应操作。自动驾驶车辆激光雷达系统结构框图如图 1 所示。

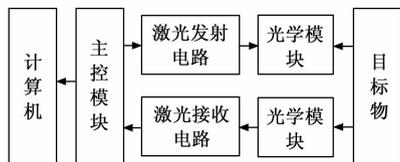


图 1 自动驾驶车辆激光雷达系统结构框图

## 2 车载激光雷达发射接收常用技术

### 2.1 车载激光雷达信号发射技术

车载激光雷达的信号发射系统分为机械式、混合式和固态式三种。

#### 2.1.1 机械式激光雷达

机械式激光雷达由于其探测性能优越, 技术成熟成为目前的主流, 机械式激光雷达是安置在汽车顶部, 通过控制系统来控制机械扫描结构转动, 实现由“线”到“面”对车辆周身环境  $360^\circ$  全方位的感知, 机械扫描结构是由多个激光器垂直排列起来, 在激光器前方加入透镜和底座的旋转结构构成的, 机械式激光雷达扫描时具有扫描速度快, 抗外界干扰能力强和能对外界环境实现  $360^\circ$  扫描等优点。

#### 2.1.2 混合式激光雷达

混合式车载激光雷达是将激光雷达安装在汽车顶部, 通过将激光器固定, 控制激光器前方的 MEMS 振镜进行旋转, 从而使激光雷达实现对车身周围环境  $120^\circ$  的扫描, 混合式车载激光雷达内部振镜的尺寸很难把控, 尺寸的大小关系到振镜的频率、车辆控制的

实时性和激光雷达的探测距离。这个问题是目前混合激光雷达量产和实际应用的一个技术难点。

#### 2.1.3 全固态式激光雷达

全固态车载激光雷达中光学相控阵车载激光雷达是将多个光电扫描单元排列组成, 在每个设置好的方向上依次产生高强度光束完成扫描; 闪光型车载激光雷达是直接向前方发射出大片激光光束, 完成对目标区域的检测。全固态车载激光雷达具有无时延、稳定性高等优点, 通常安装在车身多个方位以便实现对周围环境全方位的扫描。

### 2.2 车载激光雷达信号接收技术

车载激光雷达信号接收方法分为非相干探测和相干探测两种。

#### 2.2.1 非相干探测

非相干探测利用光电探测器直接将激光雷达发射系统发射出的激光信号转换为电信号。非相干探测方法具有操作难度低和探测系统简单等优点<sup>[12]</sup>。因此非相干探测的方法是目前车载激光雷达信号接收最常用的方法。

#### 2.2.2 相干探测

相干探测的方法指的是在激光雷达发射出激光后通过分光束, 将激光光束分为一束参考光束, 一束发射激光, 待光电探测器接收到激光回波信号后, 将回波信号和参考光束进行相关处理, 去除掉回波信号中掺杂的噪声信号。相干探测的方法具有探测精度高、灵敏度高和信噪比高等优点。

## 3 激光雷达点云数据软件处理的关键技术

点云数据软件处理的几个关键技术主要包括点云分割聚类算法、目标识别算法和自动驾驶车辆路径规划算法。

### 3.1 点云分割聚类算法

在进行点云分割聚类之前需要对初始点云数据集进行预处理。点云分割聚类算法是将点云数据集根据其特征进行分割和聚类, 常用的点云分割算法包括 DBSCAN、K-means 和欧式聚类等。

#### 3.1.1 DBSCAN 算法

DBSCAN 算法的中心思想是根据每个点云之间的密度将点云数据集分割成多个聚类。

DBSCAN 算法具有算法原理简单, 便于实现, 能够对不同形状的物体进行聚类, 对噪声不敏感等优

点。但是随着激光点云数据量的增加,会出现内存占用严重,导致聚类收敛速度变慢,实时性变差等问题;而且当空间密度不均匀时,DBSCAN 算法无法对远近距离的目标产生相同的聚类收敛效果,就会出现漏检和误检的情况<sup>[13]</sup>。

文献 [14] 通过对密度不均匀的点云数据进行分区,在分区内进行核心点的遍历,实现对目标的快速检测;文献 [15] 通过建立 KD-Tree 索引可以快速去除与核心点不相关的点云数据,然后通过优化参数 Eps 提高对远距离目标的点云收敛聚类效果;文献 [16] 根据点云的分布特性设计了椭圆邻域。椭圆的参数随着采样点的位置能够进行自适应调整,通过使用 KITTI 数据集对椭圆的参数进行数值优化;文献 [17] 通过基于  $k$  近邻最大距离平均值的估计方法来使 Eps 实现自动调节。

以上改进方法很好的改进了 DBSCAN 算法中存在的问题,此外提高了 DBSCAN 算法正检率、检测精度和聚类效果,而且缩短了 DBSCAN 算法运行时间。

### 3.1.2 K-means 算法

$k$ -means 算法的中心思想是依据点云数据到  $K$  个聚类中心的欧氏距离将点云数据反复聚类到  $K$  个聚类中。

$k$ -means 算法具有算法原理简单、便于实现、运算快和聚类效果好等优点,但是  $k$ -means 算法对噪声和异常点比较敏感,不能将噪声和异常点剔除掉,往往会把噪声点和异常点归于离聚类中心欧式距离最近的聚类中,而且  $k$ -means 算法的时间复杂度较高,对  $k$  的选值也会影响聚类效果。

文献 [18] 通过将改进的果蝇算法优化  $K$ -means 算法,提高了  $K$ -means 算法的噪声鲁棒性和准确率;文献 [19] 通过构造相异度矩阵,建立每个样本点的邻域,选取  $K$  个相互距离较远且邻域内样本点较密集的初始聚类中心,在减少了算法的迭代次数的同时,提高了聚类效果;文献 [20] 提出了将数据集映射到网格的网格- $K$ -means 算法,利用网格点作为加权代表点对数据集进行处理,以此解决算法效率低、聚类精度差等问题。

以上改进算法很好的改进了  $k$ -means 算法存在的问题,还提出了选取聚类中心点的新方法,在一定程度上提高了聚类效果。

## 3.2 目标识别算法

目标识别算法是指将点云分割聚类算法分割聚类后的多个点云数据集进行识别,目标识别算法主要有 SVM 算法、RF 算法和人工神经网络等。

### 3.2.1 SVM 算法

SVM 算法的中心思想是对聚类分割后的待测点云数据集进行识别,通过核函数将图像的特征空间从非线性空间转换到线性空间,利用线性分类方法在线性空间进行分类识别。

SVM 算法具有能够解决点云数据集样本小、纬度高和非线性等问题的优点,减少算法的运算时间和计算量,SVM 算法在处理不同点云数据时具有较强的适应性<sup>[21]</sup>,但是支持向量机模型的内部参数和核函数的选取会对分类效果产生很大影响,若选取不当会使算法陷入局部最优。

文献 [22] 通过在 SVM 算法中引入全局粒子算法和网格搜索法,在对点云数据集进行粗步搜索后再进行精细搜索得到最优解;文献 [23] 通过将遗传算法中的交叉变异算子引入 SVM 算法,这样使得算法能够在全局范围内寻找最优值;文献 [24] 通过在 SVM 算法中加入交叉验证法和网格搜索算法来得到 SVM 算法的最优解。

以上改进方法可以有效的改进 SVM 算法中存在的问题,并在此基础上提高了算法的分类精度,缩短了算法的运行时间。

### 3.2.2 RF 算法

RF 算法的中心思想是利用多个单分类器对测试集进行分类,共同参与投票选出最终识别结果。

RF 算法具有算法容易实现,分类精度高、分类效果好、训练耗时短以及应用广泛等优点,但当 RF 算法处理不平衡和噪声过大的点云数据时,容易出现由过多的冗余特征引起的过拟合现象;而且模型常将少数类归为多数类处理来提升整体分类精度,这样就会得到虚假的分类精度。

文献 [25] 通过使用 ReliefF 算法来得到分类性能最佳的特征子集来构造 RF,提高了评价指标数值,解决了处理不平衡数据的过拟合现象;文献 [26] 通过将 RF 算法和 Lasso 方法相结合,使得算法可以根据不同的输入样本动态地获得决策树数目。

以上改进算法不仅有效解决了 RF 算法上述存在的问题,并且 RF 算法在评价指标分类精度、灵敏度和 AUC 等都有了一定程度的提高,在此基础上还极

大的缩短了算法的运行时间。

### 3.3 路径规划算法

路径规划算法是将目标识别算法识别出来行人、车辆以及其它障碍物,根据当前车辆状态规划自动驾驶车辆的未来的行驶轨迹。常用路径规划算法有RRT算法、A\*算法和蚁群算法等。

#### 3.3.1 RRT算法

RRT算法中心是以根节点为起点向外进行延伸拓展,直到延伸到目标节点,完成规划路径。

RRT算法具有强大的搜索和拓展能力,具有建模时间少,适应能力强,可用于高维路径规划问题和不受系统模型限制等优点,

但是RRT算法在运算过程向外扩展时没有区域限制,会导致算法计算量大、计算速度变慢。其次步长的设置也会影响算法的收敛效率,使得规划出来的路径转折点多。

文献[27]主要通过采用双向搜索机制来对随机树进行拓展,基于此,采用启发式搜索机制拉扯随机树向目标点生长,提高了算法的规划效率;文献[28]通过将目标引力、障碍物斥力和随机点引力三合一引入RRT算法,使之可以自适应调节RRT算法步长,通过剪枝优化方法,优化路径长度;文献[29]通过循环采样策略生成随机点,通过代价函数的扩展随机点规则来过滤随机点,在选择相邻点时考虑车辆转角范围,通过b样条曲线对路径进行简化和平滑,以此来提高规划路径质量。

以上改进算法有效的改进了PPT算法收敛较慢、计算量大、节点利用率低以及步长设置的问题,并且减少了采样节点、缩短了路径长度和极大缩短了算法运算时间。

#### 3.3.2 A\*算法

A\*算法的算法中心是通过估价函数进行评估并给出其搜索路径,直到形成了一条包含起始节点和目标节点的规划路径。

A\*算法具有算法简单、搜索能力强、寻路效率较高和求解稳定性高等优点,但是它在路径规划过程中存在计算量大、内存占用严重和规划的路径转折点多、不平滑等缺点。

文献[30]通过跳点算法对A\*算法搜索进行改进,并在此基础上通过Floyd算法对规划路径进行优化;文献[31]通过减少开启列表中的节点数量,剔除掉冗余路径点和不必要的转折点;文献[32]通过

在A\*算法的代价函数中加入角度评估代价函数,不仅可以寻找到拐点最小的路径,而且可以缩短找到最优路径的时间;文献[33]通过扩展搜索邻域去除多余节点,并利用DWA算法改进评估函数,以便算法可以找到最优路径,提高节点利用率。

这些改进算法有效的改进了算法计算量大,计算速度慢,内存占用严重以及转折点多和路径不平滑等问题,而且减少了采样节点、缩短了路径长度、提高节点利用率。

## 4 结束语

5G时代的到来,让自动驾驶车辆的广泛应用成为了可能,随着激光雷达点云数据处理的发展,在未来进行车载激光雷达点云数据的发射系统的选取时,因固态激光雷达具有无时延、体积小、成本低等优点会被优先选择。

目前使用最多的激光雷达点云数据的接收方法是非相干探测,未来的发展趋势会通过设计高功率、窄脉冲的激光驱动电路和选择灵敏度高,探测面积大的光电二极管来优化非相干探测方法。

在未来激光雷达点云数据的软件处理中,点云分割聚类算法中因K-means算法更适用于分类重叠、高维的激光点云数据可以被优先考虑使用,但需要主要解决K-means算法对噪声不敏感以及K值选取问题,未来对噪声不敏感的问题可以通过引入果蝇算法和将数据集映射到网格,利用网格点作为加权代表点对数据集进行处理等方法解决,未来对其K值的选取可以通过构造相异度矩阵和通过数据对象密度信息和与中心点的距离信息的结合进行选取。在未来目标识别算法中,因RF算法具有较高的精确度、召回率、AUC和较快的训练时间可以优先考虑使用该算法,但需要主要解决RF算法处理不平衡、噪声过大的点云数据时容易过拟合的问题,未来可以通过引入ReliefF算法来处理过拟合现象,在未来路径规划算法中,因RRT算法具有规划路径速度快,能够满足算法实时性的要求,而且可以进行高维路径规划和不受系统模型限制可以被优先考虑使用该算法,但需要主要解决RRT算法使得规划出来的路径转折点多的问题,未来可以通过利用b样条曲线和驱动一致性与路径平滑算法相结合的方法来光滑规划路径。

#### 参考文献:

[1] MENDES A, NUNES U. Situation-based multi-tar-

- get detection and tracking with laserscanner in outdoor semi-structured environment [C] //2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (IEEE Cat. No. 04CH37566). IEEE, 2004, 1: 88-93.
- [2] HAN J, KIM D, LEE M, et al. Enhanced Road Boundary and Obstacle Detection Using a Downward-Looking LIDAR Sensor [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61 (3): 971-985.
- [3] 王宏品, 辛德胜, 张剑家, 等. 脉冲激光测距时间间隔测量技术 [J]. 强激光与粒子束, 2001, 22 (8): 1751-1753.
- [4] 杨光祖. 基于多种激光雷达数据融合的障碍检测技术的研究 [D]. 北京: 北京工业大学, 2013.
- [5] 罗会兰, 彭珊, 陈鸿坤. 目标检测难点问题最新研究进展综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (5): 36-46.
- [6] JOHNSON S E. Effect of target surface orientation on the range precision of laser detection and ranging systems [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2009, 3 (1): 2527-2532.
- [7] HAI Y, LI Y, MA X, et al. Optical system design for small size laser ranging [C] // International Conference on Optoelectronics and Microelectronics. IEEE, 2016: 115-118.
- [8] 杨惠强. 基于自触发的脉冲激光测距系统研究 [D]. 北京: 北京工业大学, 2016.
- [9] OH M S, KONG H J, KIM T H. Systematic experiments for proof of Poisson statistics on direct-detection laser radar using Geiger mode avalanche photodiode [J]. Current Applied Physics, 2010, 10 (4): 1041-1045.
- [10] 毕强. 无人驾驶中目标检测算法及其安全性研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- [11] 赵家瀚. 面向自动驾驶场景的目标检测算法研究与应用 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- [12] 李泽安, 王玉冰, 秦莉, 等. RLC 振荡的脉冲激光器驱动特性 [J]. 发光学报, 2021, 42 (4): 510-517.
- [13] 蔡怀宇, 陈延真, 卓励然, 等. 基于优化 DBSCAN 算法的激光雷达障碍物检测 [J]. 光电工程, 2019, 46 (7): 180514-1-180514-8.
- [14] 宋柱, 付锐, 张名芳, 等. 分区基于密度的聚类算法在激光雷达行人检测系统中的应用 [J]. 科学技术与工程, 2017, 17 (18): 282-287.
- [15] 张长勇, 陈治华, 韩梁. 基于改进 DBSCAN 的激光雷达障碍物检测 [J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-13 [2021-09-16]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CAPJ&dbname=CA-PJLAST&filename=JGDJ2021031100R&uniplatform=NZKPT&v=2fqOuK4zqELzqNetyK3RIF1rhe0KRguQxOtF-WJL0VIVwKpBQl0QFEP42qeWB30q>
- [16] LI C, GAO F, HAN X, et al. A New Density-Based Clustering Method Considering Spatial Distribution of Lidar Point Cloud for Object Detection of Autonomous Driving [J]. Electronics, 2021, 10 (16): 2005.
- [17] WANG C, JI M, WANG J, et al. An improved DBSCAN method for LiDAR data segmentation with automatic Eps estimation [J]. Sensors, 2019, 19 (1): 172-173.
- [18] 黄小莉, 陈静娴, 胡思宇. 基于自适应果蝇优化算法的 K-means 聚类 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40 (6): 14-20.
- [19] 张嘉龙. 基于相异度与邻域的 K-means 初始聚类中心选择算法 [J]. 计算机时代, 2021 (8): 57-59.
- [20] ZHU E, ZHANG Y, WEN P, et al. Fast and stable clustering analysis based on Grid-mapping K-means algorithm and new clustering validity index [J]. Neurocomputing, 2019, 363: 149-170.
- [21] 杨浩哲. 面向自动驾驶的激光雷达点云实时目标聚类与识别方法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021.
- [22] 刘小生, 章治邦. 基于改进网格搜索法的 SVM 参数优化 [J]. 江西理工大学学报, 2019, 40 (1): 5-9.
- [23] 张进, 丁胜, 李波. 改进的基于粒子群优化的支持向量机特征选择和参数联合优化算法 [J]. 计算机应用, 2016, 36 (5): 1330-1335.
- [24] YANG Z, PINGSHU G, JINGYI X, et al. Lidar-based Vehicle Target Recognition [C] //2020 4th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI). IEEE, 2020: 519-524.
- [25] 王诚, 高蕊. 基于特征约简的随机森林改进算法研究 [J]. 计算机技术与发展, 2020, 30 (3): 40-45.
- [26] WANG H, WANG G. Improving random forest algorithm by Lasso method [J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2021, 91 (2): 353-367.
- [27] 文琼. 基于 RRT 的无人驾驶车辆路径规划方法研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2019.
- [28] 江洪, 蒋潇杰. 基于 RRT 改进的路径规划算法 [J]. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2021, 35 (7): 10-16.

(下转第 245 页)