



DOI: 10.12086/oe.2019.180514

基于优化 DBSCAN 算法的激光雷达障碍物检测

蔡怀宇^{1,2}, 陈延真^{1,2*}, 卓励然^{1,2}, 陈晓冬^{1,2}¹天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072;²天津大学光电信息技术教育部重点实验室, 天津 300072

摘要: 在激光雷达障碍物检测中, 由于数据密度分布不均匀, 传统 DBSCAN 聚类算法无法同时对近距离和远距离目标实现良好聚类, 容易导致漏检和误检。为了解决这个问题, 改进了传统 DBSCAN 算法聚类邻域半径 ϵ 参数的选值方法, 不同于传统 DBSCAN 算法在聚类过程中使用统一的聚类邻域半径, 而是调整为根据目标距离变化而变化的自适应聚类邻域半径。首先根据激光雷达扫描线分布求出相邻两条扫描线的间距建立 ϵ^* 列表, 然后依据每个扫描点的坐标值在列表中查找出对应的列表值, 最后通过线性插值法确定对应的邻域半径。福特数据集的实验结果表明, 优化之后的 DBSCAN 算法无论是对近距离目标还是远距离目标, 其聚类效果均得到明显改善。与传统算法相比, 障碍物检测正检率提高了 17.52%。

关键词: 障碍物检测; 聚类; DBSCAN 算法; 邻域半径

中图分类号: TP277

文献标志码: A

引用格式: 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

LiDAR object detection based on optimized DBSCAN algorithm

Cai Huaiyu^{1,2}, Chen Yanzhen^{1,2*}, Zhuo Liran^{1,2}, Chen Xiaodong^{1,2}¹School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;²Key Laboratory of Opto-Electronics Information Technology of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract: In the process of obstacle detection based on LiDAR, the traditional DBSCAN clustering algorithm can't achieve good clustering for both short-range and long-distance targets because of the uneven distribution of data density, resulting in missed detection or false detection. To solve the problem, this paper proposed an optimized DBSCAN algorithm which improves the adaptability under different distance by optimize the selection method of neighborhood radius. According to the distribution of the lines scanned by LiDAR, the distance between two adjacent scan lines is determined and an improved neighborhood radius list is established. Then the neighborhood radius will be searched in the list based on the coordinated values of each scan point. Finally, linear interpolation method is used to obtain the corresponding neighborhood radius. The experimental results based on Ford dataset prove that

收稿日期: 2018-10-08; 收到修改稿日期: 2019-01-10

基金项目: 天津市科技计划资助项目(17ZXRGX00140)

作者简介: 蔡怀宇(1965-), 女, 教授, 博士, 主要从事光电检测技术、信息光学及仪器和图像处理等的研究。E-mail: hycail@tju.edu.cn

通信作者: 陈延真(1993-), 男, 硕士研究生, 主要从事光电传感器应用的研究。E-mail: cyz123@tju.edu.cn

compared with the traditional DBSCAN algorithm, the proposed algorithm can effectively improve the accuracy of obstacle detection and adapt to the target clustering operation under different distances. The positive detection rate of obstacle detection is increased by 17.52%.

Keywords: obstacle detection; clustering; DBSCAN algorithm; neighborhood radius

Citation: Cai H Y, Chen Y Z, Zhuo L R, et al. LiDAR object detection based on optimized DBSCAN algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(7): 180514

1 引言

近年来,障碍物检测已经成为无人驾驶环境感知技术的重要研究领域^[1],快速、准确检测车辆前方的障碍物,对智能车的安全行驶具有十分重要的意义^[2]。典型的障碍物检测方法主要有基于视觉传感器和雷达传感器的两大主流方法^[3],前者通常会受到外界光照、阴影以及复杂背景光的影响,且障碍物深度信息获取较为复杂,实时性难以满足^[4]。而后者不易受外界环境条件影响、抗干扰性较强,可直接获得障碍物深度信息,具有处理速度快的特点,满足实时性,因而被广泛研究。其中,三维激光雷达凭借其高精度、高分辨率及高可靠性的特性成为重要的传感器之一^[5]。

在激光雷达障碍物检测方法中,主要有栅格地图和聚类分析两种方式^[6],国内外学者在这两方面都进行了大量研究。Himmelsbach 等人^[6]建立了极坐标栅格,然后沿栅格纵向使用算法进行建模计算;Moras 等人^[7]使用 DS 证据理论建立栅格地图,然后分析证据理论中的冲突信息检测动态目标。然而基于栅格地图的障碍物检测不能获得障碍物的尺寸和速度等信息。在众多聚类算法中,DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)算法由于能发现任意形状的簇并且能有效过滤噪声而被广泛研究^[8]。Azim^[9]基于八叉树网格法检测运动物体,然后用 DBSCAN 算法聚类。然而其网格绘制过程复杂、难度大,而且不能检测出并排的障碍物;国内学者周水庚等^[10]提出了一种基于数据分区的 DBSCAN 算法,能有效地解决数据密度不均匀引起的聚类缺陷,但是该方法只考虑了数据的间断区域,忽略了数据连续分布的情况,因此该方法会导致实际数据分区数偏少。

综上所述,研究出一种针对激光雷达数据的聚类算法十分必要。本文使用优化 DBSCAN 算法实现基于三维激光雷达的障碍物检测,与传统 DBSCAN 聚类算法相比:该方法不再采用传统聚类过程中使用的不变聚类半径参数 ε ,而是根据激光雷达扫描线的分布特点,将距离因素引入聚类参数 ε 中,通过建立 ε' 列表

使得 ε 随距离增加而合理的增大,以此保证不同距离上数据点的密度发生改变时,都可以自适应地调整 ε 参数与之对应,从而提高了聚类的准确性。福特数据集的实验结果表明:优化 DBSCAN 算法成功地检测出无人车前方绝大部分的障碍物,相较于传统 DBSCAN 聚类算法,检测准确率有较大提高。

2 障碍物检测方法

基于优化 DBSCAN 算法的三维激光雷达障碍物检测主要包括四部分:道路边界检测、ROI 区域数据提取、去除地面数据、基于优化 DBSCAN 算法的点云聚类。障碍物的定义是:在道路区域内会对车辆前向行驶造成障碍的物体,如车辆、行人等。道路区域外不会直接影响车辆行驶的物体不被认定为“障碍物”。然而在激光雷达原始数据中包含了大量的非障碍物的点云数据,如地面、道路边界以及道路区域外的建筑物和树木等,它们与障碍物无差别地被激光雷达传感器采集。而这些数据会对 DBSCAN 聚类检测算法速度会产生极大影响。因此在使用 DBSCAN 聚类算法进行障碍物检测之前,有必要滤除道路区域之外的点云数据以及地面点云数据。障碍物检测流程如图 1 所示。

2.1 道路边界检测

道路边界检测是将道路区域与周围环境进行区分的重要一环^[11],准确地检测出道路边界是无人驾驶自主导航的关键技术,也是车辆辅助驾驶系统实现的基础。概括来说,道路边界检测算法同样有基于视觉被动传感器和基于雷达主动传感器的两大主流方法^[11]。其中激光雷达具有不易受外界环境影响、分辨率高、精度较高、可获取环境深度信息等优点,被广泛研究和使用的。

针对结构化道路特点,采用局部 z 值突变点检测和最小二乘法检测道路边界。主要依据是:在激光雷达数据点云中,结构化道路边界数据点的 z 坐标值相比路面点有明显的高程突变,可利用局部排序变点统计法对突变的 z 坐标值进行标记,并提取其对应的突

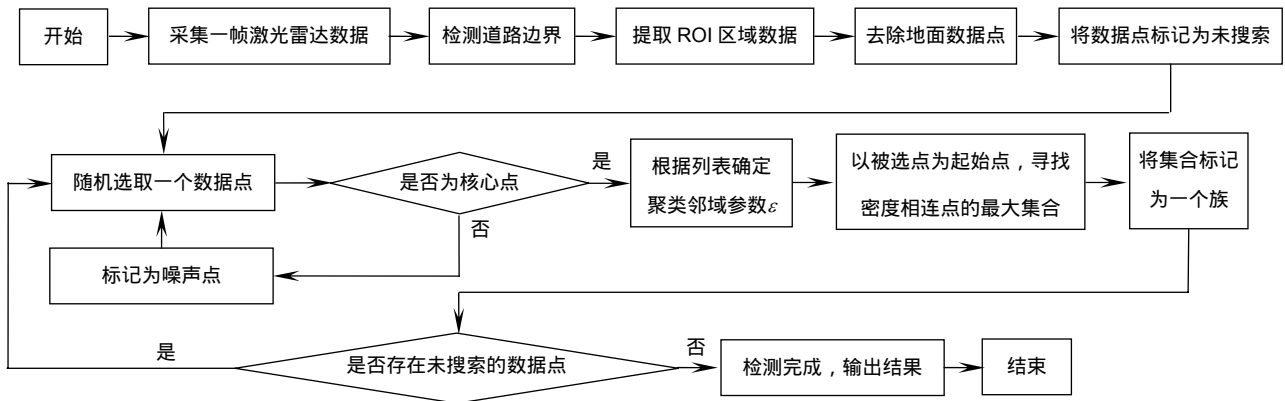


图 1 障碍物检测流程
Fig. 1 Flow chart of obstacle detection

变点坐标 (x,y,z) ,即完成结构化道路边界数据点的粗提取;由于路面内可能存在减速带、石块、车辆等对道路边界数据点识别的干扰,故需对粗提取的道路边界点云进行滤波,本文采用双阈值滤波的方法滤除干扰点;设置上下两个阈值,将 z 值突变范围不在阈值之间的道路边界点滤除,其中上阈值是根据道路边沿的高度大小设置,其目的是排除道路区域外侧 z 值高程突变明显物体的影响;下阈值是根据道路区域内的减速带、石块影响设置,其目的是排除道路区域内路面凹凸、有 z 值高程突变但不明显的影响。阈值大小可根据道路实际情况进行设置。

然后将提取出来的边界点根据 x 坐标划分为左右两个边界,利用最小二乘法以残差平方和最小原则分段拟合,最终可获得左、右道路边界 left_border、right_border。

2.2 感兴趣(ROI)区域数据提取

感兴趣(Region of interest, ROI,用 R_{ROI} 表示)区域是指在道路边界内侧区域,即车辆可行驶区域。根据检测到的道路边界 left_border、right_border,将激光雷达原始数据分割成两部分:

$$A = \{P | P \in \text{left_border 右侧数据}\}, \quad (1)$$

$$B = \{P | P \in \text{right_border 左侧数据}\}, \quad (2)$$

其中: A 表示在左边界右侧的数据, B 表示在右边界左侧的数据,则 ROI 区域点云集可表示为

$$R_{ROI} = A \cap B. \quad (3)$$

2.3 地面拟合

地面拟合的目的是找出激光雷达原始数据中属于地面的点,主要方法是最小二乘法。在车辆初始状态下,选取 ROI 区域的地面数据进行三维曲面拟合,空

间三维平面的拟合方程可以表示为

$$ax + by + cz = d, \quad (4)$$

其中 (a,b,c) 为平面的单位法向量,即满足关系式:

$$a^2 + b^2 + c^2 = 1, \quad (5)$$

d 为坐标原点到该平面的距离。利用最小二乘法可以计算出参数 $a、b、c、d$ 的值。

对于任意点云数据 (x_i, y_i, z_i) ,根据拟合参数 $a、b、c$ 计算该点的平面值 d_i :

$$ax_i + by_i + cz_i = d_i. \quad (6)$$

设定平面阈值 Δd ,若 $|d_i - d| < \Delta d$,则判定该点属于地面点。

2.4 传统 DBSCAN 聚类算法

作为一种经典密度聚类算法,DBSCAN 算法拥有许多其他聚类算法不具有的优点^[12]。其中最大优点是不需要预先知道类的个数就能发现任意形状的簇并且能有效地识别噪声点。与划分和层次聚类方法不同,它将簇定义为密度相连的点的最大集合,能够自动确定簇的数量,对任意形状的簇都能有效处理,并且可在噪声的空间数据中发现任意形状的聚类。DBSCAN 聚类算法的思想就是找到密度相连点的最大集合^[13]。DBSCAN 算法有两个关键参数:邻域半径 ϵ 和最小密度 MinPts,涉及到的基本概念如下:

定义 1 ϵ 邻域:以空间中任意一点 P 为圆心,以 ϵ 为半径的球形区域;

定义 2 密度:点 P 的 ϵ 邻域内所包含点的个数;

定义 3 类簇:最大密度相连对象的集合;

定义 4 核心点:一个点,对于给定的 ϵ ,该点密度不低于 MinPts;

定义 5 密度可达:对于给定的 ϵ 和 MinPts,若存在一系列的 n 个点 $P_i(1 \leq i \leq n)$,且 P_{i+1} 由 P_i 直接密度可

达, 则有 P_n 到 P_1 密度可达;

定义 6 边界点: 一个点, 如果不是核心点, 但是该点由核心点密度可达, 则该点为边界点;

定义 7 噪声点: 不属于任何一个簇的点;

定义 8 密度相连: 对于给定的 ε 和 MinPts, 若存在点 M , 使得点 Q 和点 P 从点 M 密度可达, 则点 Q 和点 P 密度相连^[14]。

基于上述概念, DBSCAN 算法的中心思想是: 在数据集中任选一个点 P 作为起始点, 根据 ε 和 MinPts, 查找所有从 P 点密度可达的点^[15-17]。如果是核心点, 那么在 ε 邻域内的所有候选点归为一个簇, 然后通过考察候选点的密度来进一步扩大这个簇, 直至最终完整的簇被找到。如果 P 不是核心点, 则继续搜寻下一个点, 直至所有点都搜寻完毕。数据集中不属于任何簇的点即为噪声点^[18-22]。

传统 DBSCAN 算法虽然可以发现任意形状的簇并且能有效地识别噪声点, 但仍存在一些局限性:

1) 算法对输入参数 ε 和 MinPts 极其敏感, 如果参数选取不当, 对聚类效果会产生不良影响;

2) 算法在整个聚类过程中使用了统一的 ε 和 MinPts, 该方式在数据分布比较均匀时, 对聚类结果不会产生很大影响; 但如果数据分布明显不均匀时, 会使聚类效果出现较大偏差^[23-24]。

激光雷达输出正是一种典型分布不均匀的数据形式, 距离激光雷达原点较近的数据密度较高, 而距离激光雷达原点较远的数据密度较低。这种密度差异与障碍物尺寸大小无关, 而是由于激光雷达测量机制所造成的。在用传统 DBSCAN 算法对激光雷达数据聚类时, 总会有一种距离的聚类效果较差, 即无论选择怎样的 ε 和 MinPts 值, 都会出现某些距离区域漏检或误检的情况发生。

2.5 优化 DBSCAN 聚类算法

基于上述分析, 本文提出了一种新的基于 ε^* 列表的优化 DBSCAN 算法。其核心思想是: 针对密度分布不均匀的激光雷达数据集, 通过建立 ε^* 列表, 使得参数 ε 随着距离的增加而合理地增大, 在聚类过程中不同距离的数据点都会有一个对应的 ε^* , 列表是依据激光雷达扫描线的分布特点建立的。激光雷达扫描线分布如图 2 所示。

图 2 中, $h(AO)$ 是激光雷达距地面高度, r_i 是激光扫描线投射点 O_i 到 O 点的径向距离, ε_i 是相邻两条激光扫描线投射点的距离, α_i 是第 i 条扫描线的俯仰角,

也是激光雷达对应扫描线的俯仰角。

ε^* 列表的建立方法是: 假设激光雷达共有 n 条扫描线, 如图 2 所示。当激光雷达原点距地平面高度为 h 时, 扫描线的俯仰角构成集合 $\alpha = \{\alpha_i\} (i=1, 2, \dots, n)$, 激光扫描线投射点到 O 点的径向距离构成集合 $r = \{r_i\} (i=1, 2, \dots, n)$, 相邻两条激光扫描线投射点的距离构成集合 $\varepsilon = \{\varepsilon_i\} (i=1, 2, \dots, n-1)$, r, ε 对应元素满足 $r_i = h / \tan(\alpha_i) (i=1, 2, \dots, n)$, $\varepsilon_i = r_{i+1} - r_i (i=1, 2, \dots, n-1)$ 。

令 $h=1$, 则集合 r 修改为 $\{1 / \tan(\alpha_i)\} (i=1, 2, \dots, n)$, 记作 r^* ; 对应的集合 ε 修改为 $\{r_{i+1}^* - r_i^*\} (i=1, 2, \dots, n-1)$, 记作 ε^* ; 至此, ε^* 列表建立完成。

ε^* 列表使用方法: 假设存在一个三维空间点 $P(x, y, z)$, 到 z 轴的距离 $r_p = \sqrt{x^2 + y^2}$, 对应的 $r_p^* = \sqrt{(x/z)^2 + (y/z)^2}$; 在 r^* 列表中寻找 r_k^*, r_{k+1}^* , 使得 $r_k^* \leq r_p^* \leq r_{k+1}^*$, 在 ε^* 列表中存在对应的 $\varepsilon_k^*, \varepsilon_{k+1}^*$ 。根据一阶线性插值法, 则任意点 $P(x, y, z)$ 处的 ε 值为

$$\varepsilon = \frac{\varepsilon_{k+1}^* - \varepsilon_k^*}{r_{k+1}^* - r_k^*} r_p \quad (7)$$

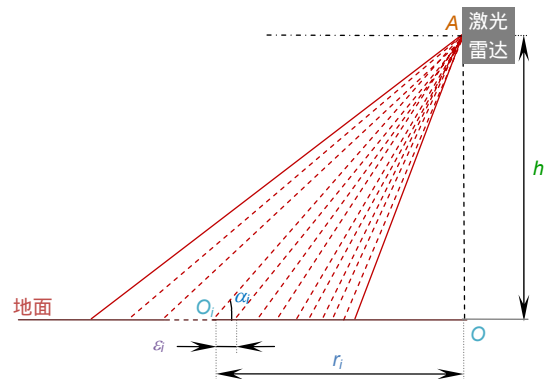


图 2 激光雷达扫描线

Fig. 2 LiDAR scan line

3 实验结果分析

为了验证上述算法的有效性, 采用福特校园数据集的 Velodyne64 线激光雷达数据对算法性能进行测试。福特校园数据集是由密歇根大学和福特汽车公司合作采集的, 该数据集包含各种各样的城市道路场景, 能够充分验证算法的有效性。

以 4 GB 内存、3 GHz 主频的计算机作为实验平台, 并在 Matlab2015b 上进行编程实现。实验中分别使用传统 DBSCAN 算法和优化 DBSCAN 算法对福特校园激光雷达数据集的 1600 帧数据进行处理, 并将它们的

障碍物检测结果进行对比。其中特别针对距离不同的双障碍物、多障碍物场景数据进行了重点研究。

道路边界检测结果如图 3 所示。实验中选取 8 cm、18 cm 作为双阈值滤波的上阈值和下阈值。用红色线标识出道路边界。

ROI 区域提取和地面拟合结果分别如图 4、图 5 所示。其中地面拟合阈值 Δd 设置为 0.05 m。经过上述处理，ROI 区域和地面数据点云已经被提取出来，以便减小后续处理的数据量，并剔除地面数据对障碍物检测造成的影响。

双距离障碍物场景下传统 DBSCAN 算法和优化 DBSCAN 算法的障碍物检测实验结果如图 6 所示。其中，聚类参数 MinPts 选取经验值 40，传统 DBSCAN 聚类算法邻域半径参数 ϵ 选取固定值 1.5 m。在该场景下含有两类障碍物，分别是近距离障碍物(图 6(a)中 2 号障碍物)和远距障碍物(图 6(a)中 1、3 号障碍物)。由图可见，在相同的场景下，优化 DBSCAN 算法能够检测出所有障碍物。而传统 DBSCAN 算法漏检了 3 号障碍物。

图 7、图 8 为多距离障碍物场景下的障碍物检测实验结果，参数设置与双距离障碍物场景一致。其中图 7 中场景含有 3 个距离不同的障碍物，图 8 场景含有 5 个距离不同的障碍物。实验表明，当车辆正前方存在 3 个以上距离不同的障碍物时，优化 DBSCAN 算法仍能够根据障碍物距离自适应找到合适的邻域半径 ϵ ，并正确地检测出所有的障碍物。而传统 DBSCAN 算法邻域半径 ϵ 无法随着距离而改变，故造成图 7 场景 3 号障碍物和图 8 场景 3、4、5 号障碍物漏检。

实验过程中还进行了连续帧数据包算法测试，分别使用传统 DBSCAN 算法和优化 DBSCAN 算法对同一时间段的连续帧数据包进行障碍物检测，实验结果见表 1。根据表 1 实验结果，计算出在相同的场景下经过优化之后的 DBSCAN 算法障碍物检测平均正检率约为 86.27%，相较于传统算法提高了 17.52%，同时可见，漏检率明显下降。但误检率有所提高。经分析，造成误检的障碍物都出现在距离车辆较远位置，该现象并非是优化 DBSCAN 算法自身的问题，而是地面数据未剔除干净导致的。由于道路边界检测结果存

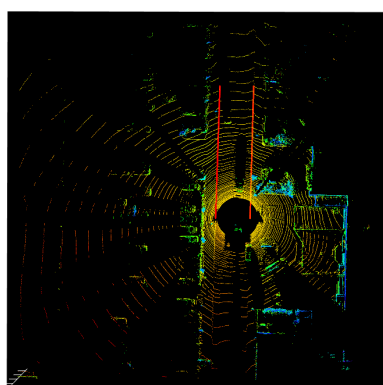


图 3 道路边界检测结果
Fig. 3 Road-boundary detection result

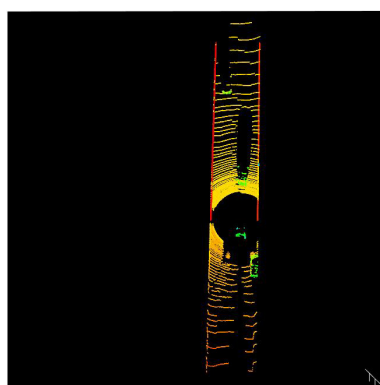


图 4 ROI 区域数据提取结果
Fig. 4 Data extraction of ROI

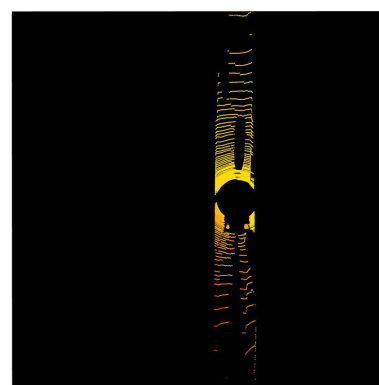


图 5 地面拟合结果
Fig. 5 Ground fitting

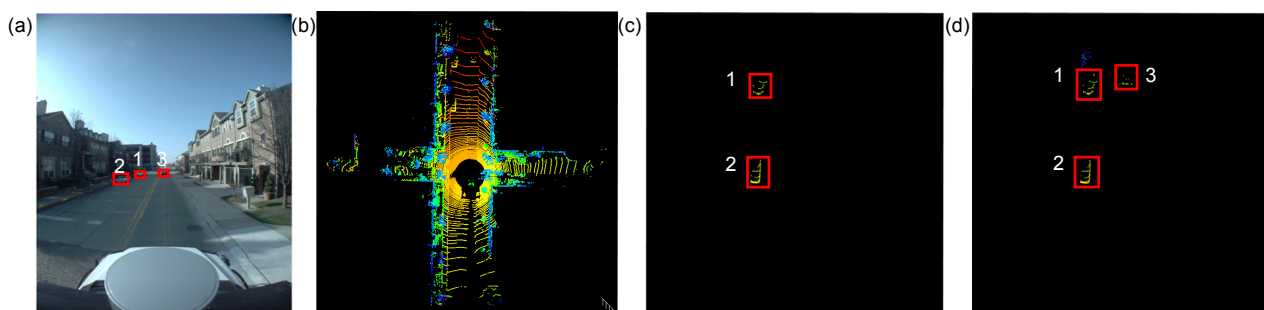


图 6 双距离障碍物检测实验。(a) 双距离障碍物数据采集场景；(b) 激光点云图；(c) 传统 DBSCAN 算法聚类效果；(d) 优化 DBSCAN 算法聚类效果

Fig. 6 The experiment of double-distance obstacle detection. (a) Dataset scene of two distance obstacle; (b) LiDAR points cloud; (c) Traditional DBSCAN algorithm; (d) Optimized DBSCAN algorithm



图 7 三距离障碍物检测实验。(a) 数据采集场景; (b) 传统 DBSCAN 聚类算法效果; (c) 优化 DBSCAN 聚类效果

Fig. 7 The experiment of three-distance obstacle detection. (a) Dataset scene; (b) Traditional DBSCAN algorithm; (c) Optimized DBSCAN algorithm

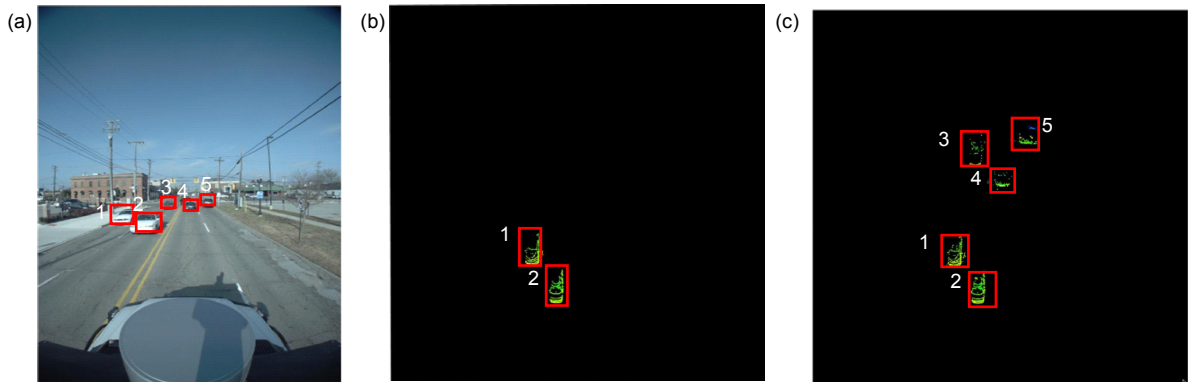


图 8 多种距离障碍物检测实验。(a) 数据采集场景; (b) 传统 DBSCAN 聚类算法效果; (c) 优化 DBSCAN 聚类效果

Fig. 8 The experiment of multi-distance obstacle detection. (a) Dataset scene; (b) Traditional DBSCAN algorithm; (c) Optimized DBSCAN algorithm

表 1 传统 DBSCAN 算法和优化 DBSCAN 算法性能对比

Table 1 Performance comparison of traditional and optimized DBSCAN algorithm

连续帧数	300			500			800			
	检测结果	正检	误检	漏检	正检	误检	漏检	正检	误检	漏检
传统 DBSCAN 算法		209	27	87	346	41	139	539	69	253
优化 DBSCAN 算法		253	42	13	438	59	21	695	97	41

在偏差, 导致地面拟合过程中未能剔除所有的地面点云数据, 造成优化 DBSCAN 算法将这些地面数据点误认为是障碍物, 致使误检率有所提高。此外, 本实验处理单个激光雷达数据包的实时性较差, 平均时间约为 1.52 s。

4 结论

针对传统 DBSCAN 算法障碍物检测中由于激光

雷达点云数据密度分布不均匀导致漏检的问题, 改进了传统 DBSCAN 算法聚类邻域半径 ϵ 的选取方式。优化之后的 DBSCAN 算法能够明显改善传统算法的漏检问题, 提高了障碍物检测的正检率。同时, 通过道路边界检测、ROI 区域数据提取、去除地面数据的方法大大减少了数据量, 提高了优化 DBSCAN 算法的障碍物检测速度。然而本文算法仅适用于结构化道路边界环境, 即道路边界相较于路面有一定的高程差。针

对道路边界检测误差导致的误检率上升问题,可以通过多传感器融合提高边界检测的精确度。考虑到无人驾驶车行驶环境,在以后研究中可将多传感器(如红外摄像机等)融合应用到算法中,以进一步提高算法的鲁棒性和稳定性。

参考文献

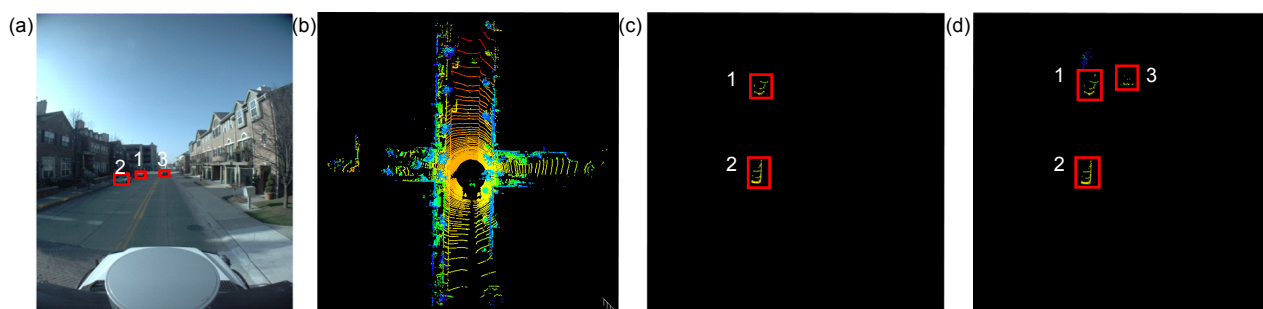
- [1] Kostavelis I, Nalpantidis L, Gasteratos A. Supervised traversability learning for robot navigation[C]//*Proceedings of the 12th Annual Conference on Towards Autonomous Robotic Systems*, 2011: 289–298.
- [2] Lin C, Song W Q, Qin J F. Improved method of obstacle detection based on V-disparity[J]. *Science Technology and Engineering*, 2014, **14**(1): 86–90.
林川, 宋伟奇, 覃金飞. 基于 V-视差的障碍物检测改进方法[J]. *科学技术与工程*, 2014, **14**(1): 86–90.
- [3] Jazayeri A, Cai H Y, Tuceryan M, et al. Vehicle detection and tracking in car video based on motion model[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, **12**(2): 583–595.
- [4] Zeng L N. Research on obstacle detection and identification for on-board vision systems[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.
曾丽娜. 车载视觉系统中障碍物检测与识别方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
- [5] Wan Z T. Research on LADAR based road and obstacles detection[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010.
万忠涛. 基于激光雷达的道路与障碍检测研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [6] Himmelsbach M, Hundelshausen F V, Wuensche H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C]//*Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2010: 560–565.
- [7] Moras J, Cherfaoui V, Bonnifait P. Credibilist occupancy grids for vehicle perception in dynamic environments[C]//*Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011: 84–89.
- [8] Wu W M, Huang H K. A DP-DBScan clustering algorithm based on differential privacy preserving[J]. *Computer Engineering and Science*, 2015, **37**(4): 830–834.
吴伟民, 黄煥坤. 基于差分隐私保护的 DP-DBScan 聚类算法研究[J]. *计算机工程与科学*, 2015, **37**(4): 830–834.
- [9] Azim A, Aycard O. Layer-based supervised classification of moving objects in outdoor dynamic environment using 3D laser scanner[C]//*Proceedings of 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2014: 1408–1414.
- [10] Zhou S G, Zhou A Y, Cao J. A data-partitioning-based DBSCAN algorithm[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2000, **37**(10): 1153–1159.
周水庚, 周傲英, 曹晶. 基于数据分区的 DBSCAN 算法[J]. *计算机研究与发展*, 2000, **37**(10): 1153–1159.
- [11] Kong D, Sun L, Wang J Q, et al. Road boundary identification algorithm based on 3D LIDAR point cloud[J]. *Journal of Guangxi University (Natural Science Edition)*, 2017, **42**(3): 855–863.
孔栋, 孙亮, 王建强, 等. 基于 3D 激光雷达点云的道路边界识别算法[J]. *广西大学学报(自然科学版)*, 2017, **42**(3): 855–863.
- [12] Guan C H, Chen Y D, Chen H Y, et al. Improved DBSCAN clustering algorithm based vehicle detection using a vehicle-mounted laser scanner[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2010, **30**(6): 732–736.
关超华, 陈泳丹, 陈慧岩, 等. 基于改进 DBSCAN 算法的激光雷达车辆探测方法[J]. *北京理工大学学报*, 2010, **30**(6): 732–736.
- [13] Yu Y F, Zhou A W. An improved algorithm of DBSCAN[J]. *Computer Technology and Development*, 2011, **21**(2): 30–33, 38.
于亚飞, 周爱武. 一种改进的 DBSCAN 密度算法[J]. *计算机技术与发展*, 2011, **21**(2): 30–33, 38.
- [14] Kaempchen N, Buehler M, Dietmayer K. Feature-level fusion for free-form object tracking using laserscanner and video[C]//*Proceedings of the IEEE Proceedings. Intelligent Vehicles Symposium*, 2005: 453–458.
- [15] Chavez-Garcia R O, Bulet J, Vu T D, et al. Frontal object perception using radar and mono-vision[C]//*Proceedings of 2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2012: 159–164.
- [16] Birant D, Kut A. ST-DBSCAN: an algorithm for clustering spatial-temporal data[J]. *Data & Knowledge Engineering*, 2007, **60**(1): 208–221.
- [17] Guo C Z, Sato W, Han L, et al. Graph-based 2D road representation of 3D point clouds for intelligent vehicles[C]//*Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2011: 715–721.
- [18] Barzohar M, Cooper D B. Automatic finding of main roads in aerial images by using geometric-stochastic models and estimation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(7): 707–721.
- [19] Hu S X. Study on the vehicle front pedestrian detection based on 3D laser scanner[D]. Changchun: Jilin University, 2011.
胡顺玺. 基于三维激光扫描仪的车辆前方行人检测研究[D]. 长春: 吉林大学, 2011.
- [20] Feng S R, Xiao W J. An Improved DBSCAN clustering algorithm[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2008, **37**(1): 105–111.
冯少荣, 肖文俊. DBSCAN 聚类算法的研究与改进[J]. *中国矿业大学学报*, 2008, **37**(1): 105–111.
- [21] Zhou J, Cheng L, Bischof W F. Online learning with novelty detection in human-guided road tracking[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, **45**(12): 3967–3977.
- [22] Yu Z W, Wang D X, You J, et al. Progressive subspace ensemble learning[J]. *Pattern Recognition*, 2016, **60**: 692–705.
- [23] Li L J. Research on technology of road information extraction based on four-layer laser radar[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2016.
李龙杰. 基于四线激光雷达的道路信息提取技术研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2016.
- [24] Yu C H, Liu J L. Obstacle detection based on a four-layer laser radar in cross-country[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2006, **30**(5): 618–621, 625.
于春和, 刘济林. 越野环境下基于四线激光雷达的障碍检测[J]. *南京理工大学学报*, 2006, **30**(5): 618–621, 625.

LiDAR object detection based on optimized DBSCAN algorithm

Cai Huaiyu^{1,2}, Chen Yanzhen^{1,2*}, Zhuo Liran^{1,2}, Chen Xiaodong^{1,2}

¹School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

²Key Laboratory of Opto-Electronics Information Technology of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China



The experiment of double-distance obstacle detection. (a) Dataset scene of two distance obstacle; (b) LiDAR points cloud; (c) Traditional DBSCAN algorithm; (d) Optimized DBSCAN algorithm

Overview: Obstacle detection is one of important research fields of intelligent vehicle environment perception technology. It is important for vehicles driving to detect the obstacles quickly and accurately. There are two main types of obstacle detection methods: based on visual sensors and based on LiDAR sensors. Since the latter method has the characteristics of no-susceptible to environmental impact, strong anti-interference, high ranging accuracy and etc, it is widely studied and applied in obstacle detection. Cluster analysis is one of the most commonly methods in LiDAR detection. Among them, DBSCAN algorithm is widely used because it can obtain clusters of arbitrary shape without knowing the number of classes in advance and can also identify noise points effectively. In order to detect obstacles quickly and accurately, this paper proposed an optimized DBSCAN algorithm which improves the adaptability under different distance by optimize the selection method of neighborhood radius. The procedure of obstacle detection in this paper includes four steps: road boundary detection, ROI region data extraction, ground data removal and optimized DBSCAN algorithm clustering. Firstly, use the characteristic that the structured road boundary point has obvious elevation mutation than the ground point, detect the local Z-value abrupt changing point and use the least square method to fit out the road boundary. Then, according to road boundary, extract the data of the inside area (the ROI area) of the road boundary. Next, fit the ground plane in ROI area and remove them from ROI. Finally, use optimized DBSCAN algorithm to handle the data in ROI after boundary detecting and removing. The Ford Campus dataset which is acquired by the University of Michigan and Ford Motor Company is used to test the performance of the optimized DBSCAN algorithm. The experiments were performed on a computer with 4 GB memory and 3 GHz clock frequency, and programmed on MATLAB. The experiment results show that the effect of the optimized DBSCAN algorithm is significantly improved for both short-range and long-range targets. Compared with the traditional DBSCAN algorithm, the positive detection rate of obstacle detection improves and the false detection rate reduced significantly. Since some false detections caused by road boundary detection error, we can improve the accuracy of boundary detection by multi-sensors fusion in the future. Considering the driving environment of the unmanned vehicle, multi-sensors fusion can be applied to the algorithm, and the robustness and stability of the algorithm will be further improved.

Citation: Cai H Y, Chen Y Z, Zhuo L R, *et al.* LiDAR object detection based on optimized DBSCAN algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(7): 180514

Supported by Tianjin Science and Technology Plan Fund (17ZXRGGX00140)

* E-mail: cyz123@tju.edu.cn