

环境特征自适应激光雷达数据分割方法

杜玉红^{1,2}, 王 鹏^{1,2}, 史屹君³, 王璐瑶^{1,2}, 赵 地^{1,2}

(1. 天津工业大学 机械工程学院, 天津 300387; 2. 天津市现代机电装备重点实验室, 天津 300387;
3. 天津市中环电子计算机公司技术中心, 天津 300190)

摘 要: 针对目前激光雷达数据分割算法不能适应环境特征确定连续准确阈值的问题, 提出一种环境特征自适应激光雷达数据分割算法。依据二维激光雷达的数据特点以及室内环境的几何特征, 以激光雷达数据的邻近点拟合虚拟环境线, 以虚拟环境线和邻近激光扫描射线的交点作为参考点, 确定自适应阈值, 完成激光雷达数据的预分割。针对用上述方法完成的数据预分割结果中存在的缺陷, 提出数据预分割后伪断点的判断方法, 对算法进行了优化。并将此算法与分段阈值分割算法、线性方程阈值分割算法进行比较和分析。环境特征自适应激光雷达数据分割算法对实验数据的分割成功率达到 98%, 具有更强的环境适应能力和更高的分割准确度。

关键词: 数据分割; 激光雷达; 机器人; 环境特征

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0830001

LIDAR data segmentation method adapting to environmental characteristics

Du Yuhong^{1,2}, Wang Peng^{1,2}, Shi Yijun³, Wang Luyao^{1,2}, Zhao Di^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China;
2. Tianjin Key Laboratory of Modern Mechanical and Electrical Equipment Technology, Tianjin 300387, China;
3. The Technology Center of Tianjin Zhonghuan Creative Technology Limited, Tianjin 300190, China)

Abstract: In order to solve the problem that LIDAR data segmentation algorithm cannot adapt to the environmental characteristics and determine the threshold continuously and accurately, an adaptive LIDAR data segmentation algorithm based on environmental features was proposed. According to the data characteristics of the two-dimensional lidar and the geometric characteristics of the indoor environment, the virtual environment line was fitted with the adjacent point of the laser radar data. The intersection of the virtual environment line and the adjacent laser scanning ray was taken as the reference point to determine the adaptive threshold pre-segmentation of radar data. In view of the defects in the data pre-segmentation results completed by the above method, a method for judging pseudo breakpoints after data pre-segmentation was proposed, and the algorithm was optimized. The algorithm was compared and analyzed with piecewise threshold segmentation algorithm and linear equation threshold segmentation

收稿日期: 2018-03-10; 修订日期: 2018-04-20

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(51205288); 天津市自然科学基金(16JCYBJC18400); 天津市科技支撑计划重点项目(16YFZCSY00860); 国家大学生创新创业训练项目(201710058013)

作者简介: 杜玉红(1974-), 女, 教授, 博士, 主要从事图像处理及模式识别、异纤检测方面的研究。Email: DYH202@163.com

algorithm. The LIDAR data segmentation algorithm adapting to environmental characteristics achieves a successful segmentation rate of 98% for the experimental data, and has better environment adaptability and higher segmentation accuracy.

Key words: data segmentation; LIDAR; robot; environmental characteristics

0 引言

室内自主服务机器人应拥有很强的自组织、自规划和自适应能力^[1]。进行自主作业的首要条件是即时定位与地图构建,Smith、Self 和 Cheeseman 于 1988 年提出即时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)算法,SLAM 算法是实现机器人真正自主导航的关键,并成为室内服务机器人领域研究的热门课题^[2-3]。

室内服务机器人在构建环境地图过程中,需要使用传感器感知工作环境信息。激光雷达因其精度高、实时性好等特点,被广泛地运用于移动机器人的工作环境信息感知^[4-5]。利用激光雷达数据进行地图构建时,需要对激光雷达数据进行分割,以减少后续特征提取过程中的计算迭代次数,提高特征提取的准确度^[6-7]。

国内外的研究人员对应用于服务机器人的激光雷达数据分割进行过大量的研究工作,迭代端点拟合(Iterative End Point Fit, IEPF)算法以激光雷达数据的起点和终点拟合直线,以其余点到直线的距离为判断依据进行递归分割^[8]。线追踪法(Line Tracking, LT) 算法运用未分割点到已分割点所拟合的直线的距离进行阈值分割^[9]。Lee M 等提出了一种基于宽度数据区别障碍类型的激光雷达数据分割方法^[10]。Wang W 等提出了基于扫描线连续约束(SLCC)的优化分割方法^[11]。李昉泽使用分段获取阈值的方法来确定自适应阈值完成对激光雷达数据的分割^[12]。杭义军等提出来了以采样点极坐标的距离和角度为参数的线性方程,确定自适应阈值^[13]。

激光雷达数据的疏密与障碍物至雷达中心的距离有关,阈值选取过大,会造成距离近的数据出现欠分割的情况;阈值选取过小,则造成距离远的数据出现过分割^[14]。目前自适应阈值的确定方法可以分为两种,一种是根据点到激光雷达中心的距离

确定阈值的分段阈值法,一种是以线性方程确定阈值的线性方程法。分段阈值法中,阈值的确定需要进行大量的实验,且对于使用同一阈值进行分割的数据仍可能出现过分割和欠分割情况。线性方程法中,方程的建立都是基于点到雷达中心的距离和雷达扫描的角分辨率,并没有考虑到环境特征和激光雷达的相对位置对激光雷达数据分布的影响,获取的阈值不够准确,当环境分布发生变化时会出现失效情况,环境的适应性不强。目前激光雷达数据的分割算法在根据环境特征确定连续阈值方面,没有很好的解决办法。针对此问题提出了一种环境特征自适应激光雷达数据分割算法,对算法进行了优化和多环境特征分析,并将环境特征自适应激光雷达数据分割算法和分段阈值法、线性方程法进行了分析对比。

1 室内环境信息获取

1.1 室内环境的几何特征分析

室内服务机器人工作时,通过 2D 激光雷达获取室内物体到激光雷达中心的角度和距离信息。室内环境是三维的,但是通过 2D 激光雷达测量并建立的室内地图是二维的,反映的是室内环境的平面信息。目前室内服务机器人的地图描述方法有三种:栅格地图、拓扑地图和几何特征地图^[15]。其中几何特征地图是一种简洁、紧凑的地图描述方法,原理是从激光雷达获取的室内环境数据中提取抽象几何特征,如线段、折线、圆弧等。环境特征自适应激光雷达数据分割算法就是基于几何特征地图的^[16-17]。

室内环境的几何特征组成主要可以分为直线、折线和圆弧。墙体、桌边和沙发边等可以视为直线;墙角、桌角等可以视为折线;圆椅、水桶等可以视为圆弧。折线、圆弧都可以看作是直线几何特征构成的,因此室内环境的几何特征可以看做是由直线特征组成的。

1.2 数据采集

激光雷达的测量模式为主动测量,发射激光束

并接收激光束在物体表面发生漫反射的反射光。因此激光雷达获取的信息是室内环境中的物体轮廓信息^[18-19]。图 1 为激光雷达的室内环境数据采集模型。

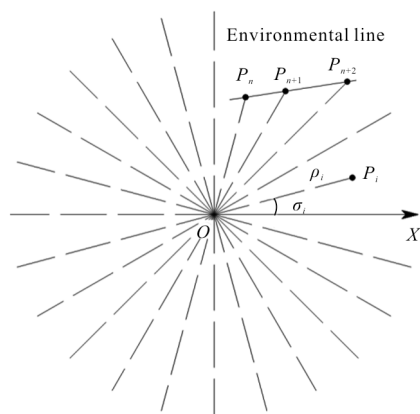


图 1 激光雷达数据采集模型

Fig.1 LIDAR data acquisition model

激光雷达通过由中心发射出的激光束顺序扫描视场平面来获取环境信息。激光雷达扫描的原始数据是以 O 为中心点的极坐标方式给出, O 点为激光雷达的中心点。

激光雷达在视场平面内扫描一次, 获得 N 个有序数据, 其形式为:

$$P = \{(\rho_i, \sigma_i) | i=1, 2, 3, \dots, N\} \quad (1)$$

式中: ρ_i 为扫描点到激光雷达中心的距离; σ_i 为扫描点与激光雷达的连线和极轴之间的夹角。

激光雷达数据分割目的是将数据进行分类, 把属于同一环境直线特征的数据归为一个子集^[20]。属于同一段直线特征的数据点是由激光雷达相邻的扫描线测量得到的, 如图 1 中数据点 P_n, P_{n+1} 和 P_{n+2} 。

2 环境特征自适应数据分割算法及实例分析

2.1 自适应数据分割算法

数据分割前应将激光雷达测量的原始数据进行预处理, 把位于极坐标中的数据转换到直角坐标系下, 处理后的数据形式为:

$$P = \{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

自适应阈值确定模型的建立, 依据属于同一环境直线特征的激光雷达数据的特点, 图 2 为自适应阈值确定模型。

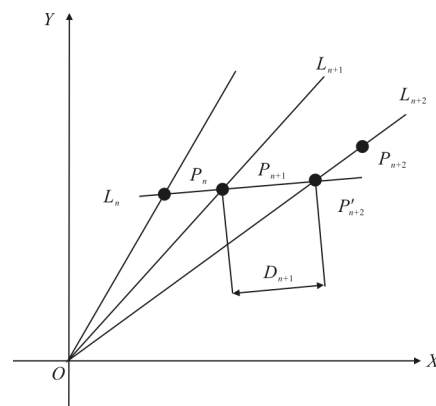


图 2 自适应阈值确定模型

Fig.2 Adaptive threshold determination model

P_n, P_{n+1} 和 P_{n+2} 为激光雷达测量的点云数据, L_n 是由点 P_n, P_{n+1} 拟合而成的虚拟环境线, 点 P'_{n+2} 为虚拟环境线 L_n 和激光雷达扫描线 L_{n+2} 的交点。假设 P_n, P_{n+1} 和 P_{n+2} 属于同一环境直线特征, 则三个数据点位于顺序相邻的三条扫描线上。判断 P_{n+2} 点属于直线特征 L_n 的条件为: 点 P_{n+2} 、点 P'_{n+2} 重合。 P'_{n+2} 与点 P_{n+1} 的距离为 D_{n+1} , 考虑激光雷达测量过程中的精确度, 以 D_{n+1} 作为分割阈值并不准确, 因此给出一个参数 δ , 将 D_{n+1} 和 δ 的乘积作为阈值, δ 的值在实验中确定。

(1) 参考点 P'_{n+2} 的坐标 (x'_{n+2}, y'_{n+2}) 的确定:

$$x'_{n+2} = \frac{y_{n+1}(y_{n+1} - x_n) - x_{n+1}(y_{n+1} - y_n)}{y_{n+1} - y_n - \lambda} \quad (3)$$

式中: $\lambda = \arctan\left(\tan\left(\frac{y_{n+1}}{x_{n+1}}\right) + \Delta\alpha\right)(x_{n+1} - x_n)$ 。

$$y'_{n+2} = \arctan(\tan(y_{n+1}/x_{n+1}) + \Delta\alpha)x'_{n+2} \quad (4)$$

式中: $\Delta\alpha$ 为激光雷达的扫描角分辨率。

(2) 自适应阈值的确定:

$$Th = \delta \sqrt{(x'_{n+2} - x_{n+1})^2 + (y'_{n+2} - y_{n+1})^2} \quad (5)$$

其中, δ 与激光雷达测量的精确度有关, 在实验中确定。

2.2 算法步骤

根据自适应阈值确定模型, 建立算法步骤如下。

步骤一: 对激光雷达扫描数据进行预处理, 将极坐标内的数据转换到直角坐标系中;

步骤二: 从数据起始点开始判断, 将数据 P_n 点和 P_{n+1} 点列入同一数据集 A_i ;

步骤三:计算阈值 Th ;

步骤四:计算 P_{n+1} 与 P_{n+2} 距离 D_{n+1} ,如满足 $D_{n+1} \leq Th$,则 P_{n+2} 属于 $A_i, n=n+1$,转步骤(2);如满足 $D_{n+1} > Th, n=n+2, i=i+1$,转步骤(2);直到所有数据点遍历一次。

步骤五:保存数据分割结果。

2.3 实例分析

为验证算法的有效性,采集环境数据并使用环境特征自适应数据分割算法对数据进行分割。图 3 为激光雷达数据采集的真实环境,实验使用的是 NeatoXV-11 激光雷达,视场范围 360° ,角度分辨率为 1° ,激光雷达扫描环境一次获得 360 个数据点。实验在宽度为 2 m 的走廊中进行,激光雷达的前方放置一块长约 1 m 的白色 KT 板,后方放置一个纸箱和一块长约 25 cm 的 KT 板。

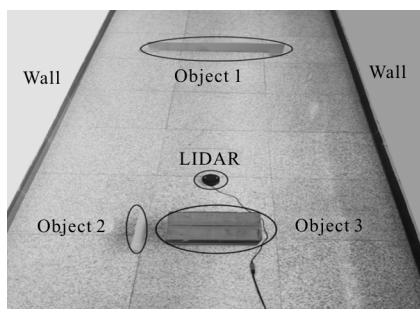


图 3 数据采集的真实环境

Fig.3 Real environment of data acquisition

图 4 为使用环境特征自适应分割算法进行分割后的实验结果。

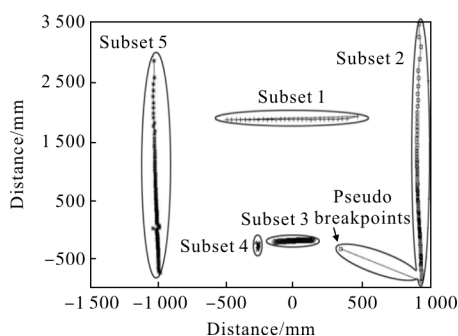


图 4 数据分割实验结果

Fig.4 Experimental results of data segmentation

图 4 中激光雷达数据被分割成五个子集,分别对应激光雷达周围的两面墙壁和三个物体。但是在子集 2 中,有一个点出现在对应的真实环境中并没

有物体的区域,并被错误分割到对应墙壁的子集中。此点为激光雷达测量过程中出现的噪声点,出现错误分割的原因是在自适应阈值确定模型中,分割的起始点 P_n 和 P_{n+1} 默认为属于同一数据子集,而实际环境中, P_n 和 P_{n+1} 点可能不属于同一环境特征。

3 算法优化与实验验证

从数据分割实验结果图 4 可知,有些独立于各环境特征的噪声点,错误地被列入环境线子集中,这些噪声点被称为“伪断点”。伪断点的出现会导致室内服务机器人对环境的认知错误,影响机器人的自主性。因此,在数据分割完成后,还需对数据子集中是否存在伪断点进行判断。

3.1 伪断点的判断方法

伪断点可通过比较相邻数据点间的距离进行判断。图 5 为伪断点判断模型,图中直线 L_n 为环境特征线,直线 L_{n+1} 和 L_{n+2} 为相邻的两条扫描线。 P_n, P_{n+1} 和 P_{n+2} 为雷达数据预分割完成后属于同一直线特征的相邻数据点, β 为环境直线特征线与点 P_{n+2} 所在扫描线夹的角, α 为雷达的角分辨率。

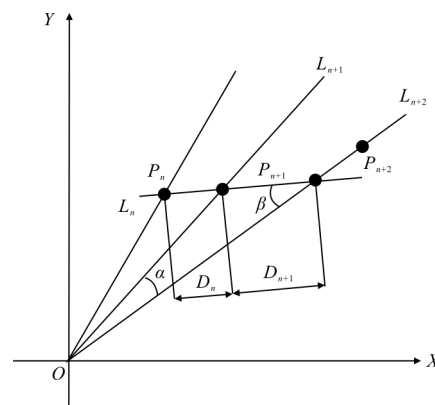


图 5 伪断点判断模型

Fig.5 Pseudo breakpoint judgment model

设定 P_n 和 P_{n+1} 之间的距离为 D_n, P_{n+1} 和 P_{n+2} 之间的距离为 D_{n+1} ,定义公式 D_{max}, D_{min} 。

$$\begin{cases} D_{max} = \max(D_n, D_{n+1}) \\ D_{min} = \min(D_n, D_{n+1}) \end{cases} \quad (6)$$

D_{max} 和 D_{min} 的关系为:

$$D_{max} = i \cdot D_{min} \quad (7)$$

$$i = 2 \frac{\sin(\alpha + \beta)}{\sin \beta} - 1 \quad (8)$$

式中： i 值与环境直线特征和激光雷达扫描线的夹角有关。

当激光雷达探测到的实际环境特征直线与激光雷达扫描线的夹角 β 为最小值时， i 得到最大值 i_{\max} ，如满足条件 $D_{\max} > i_{\max} D_{\min}$ ，说明 P_n 点和 P_{n+1} 、 P_{n+2} 并没有在一条直线上， P_n 点可以被判为伪断点，将其从数据集合中剔除。

另外，由于激光雷达在测量过程中，受到环境噪声和激光雷达噪声的影响会产生噪声点，在数据分割后，数据集合中数据数量少于三个，此集合认定为伪断点集合，数据集合予以剔除。

3.2 算法步骤优化和实验验证

根据伪断点的判断方法，对第 2.2 节中的算法步骤进行优化，优化后的算法步骤如下：

步骤一到四与第 2.2 节中相同；

步骤五：剔除分割后子数据集合中数据点 ≤ 3 的数据集合。

步骤六：对每一个分割后的数据集，计算 A_{i1} 点与 A_{i2} 点的距离 D_{i1} ， A_{i2} 点与 A_{i3} 的距离 D_{i2} ；令 $D_{\max} = \max(D_{i1}, D_{i2})$ ， $D_{\min} = \min(D_{i1}, D_{i2})$ ，若满足条件 $D_{\max} > i_{\max} D_{\min}$ ，则把 A_{i1} 剔除；否则保留 A_{i1} 点。

步骤七：保存数据分割结果。

对图 4 中分割完成后的激光雷达数据进行伪断点剔除，实验结果如图 6 所示，和数据分割结果图 4 相比，伪断点被成功剔除。

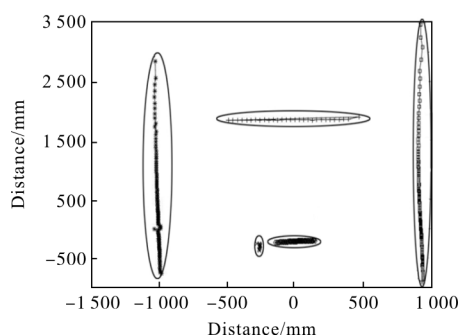


图 6 伪断点剔除实验结果

Fig.6 Experimental results of pseudo breakpoint culling

4 多环境特征分析

自适应阈值确定模型的机理是针对环境特征中的直线特征。室内服务机器人工作的实际环境中特征组成更为复杂，除直线特征以外，还有弧线特征和折线特征。而环境特征自适应分割算法的自适

应阈值确定模型中，是以参考点为圆心，以自适应阈值为半径画了一个圆，处于圆内的点是被接受进入数据子集的点。因此理论上环境特征自适应数据分割算法也可对弧线特征和折线特征进行数据分割。在存在不同特征的环境中采集数据并进行数据分割，验证算法的有效性。数据采集在实验室中进行，图 7 为多环境特征的真实环境。

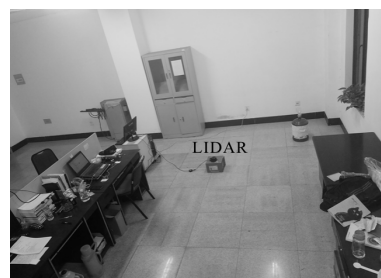


图 7 多环境特征的真实环境

Fig.7 Real environment of multiple environmental features

多环境特征的真实环境中包括了墙壁、水桶和桌角，采集到了室内环境中包含的直线、折线和圆弧几何特征。图 8 是存在不同环境特征下的数据分割结果。

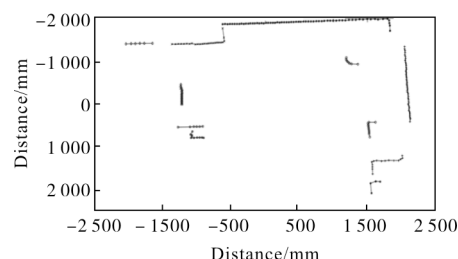


图 8 多环境特征的数据分割结果

Fig.8 Data segmentation results of multiple environmental features

根据图 8 多环境特征的数据分割结果可知，当实际环境中存在弧线特征和折线特征时，环境特征自适应分割算法算法能够将属于不同几何特征的数据进行成功分割，算法能够满足室内环境下的激光雷达数据的分割要求，具有很好的环境适应能力。

5 与其他算法的对比分析

环境特征自适应激光雷达数据分割算法建立的过程中不仅考虑到激光雷达数据的疏密特点，也

考虑到了环境线与激光雷达之间的位置关系。为验证环境特征自适应激光雷达数据分割算法具有更强的环境适应性和更好的分割的准确性,选取分段阈值法和线性方程法两种激光雷达数据分割算法与环境特征自适应分割算法进行比较和分析,并进行实验验证。

5.1 实验条件设置

实验中在激光雷达前方放置两个物体,物体之间的距离在 50~190mm 之间,每隔 20mm 取一个值,放置的物体到激光雷达中心的距离在 500~3000mm 之间,每隔 100mm 取一个值。对间隔不同的物体在距雷达中心不同距离的情况下分别测量,共采集数据 208 组。用分段阈值法、线性方程法和环境特征自适应分割算法三种方法对采集的数据进行分割实验,并对分割算法的环境适应能力和分割的准确度进行分析对比。

(1) 分段阈值法中点到激光雷达的距离与所用阈值的对应规则如表 1 所示。

表 1 测量距离与分割阈值对应表

Tab.1 Measurement distance and segmentation threshold correspondence table

Measurement distance/m	Segmentation threshold/m
0.3	0.02
0.5	0.05
0.8	0.1
1	0.17
2	0.18
3	0.19

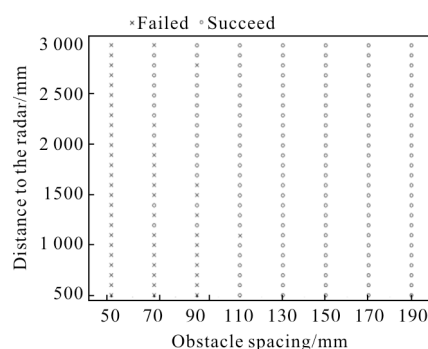
(2) 线性方程法采用线性方程 $\Delta l = m\rho_{k-1}\Delta\phi$, ρ_{k-1} 为已分割点的最后一点到雷达中心的距离,为激光雷达的角分辨率, $m=6$ 。

(3) 环境特征自适应分割算法中, $\delta=1.5, i=3$ 。

实验中以算法是否能将激光雷达数据进行准确的分割作为评价标准。

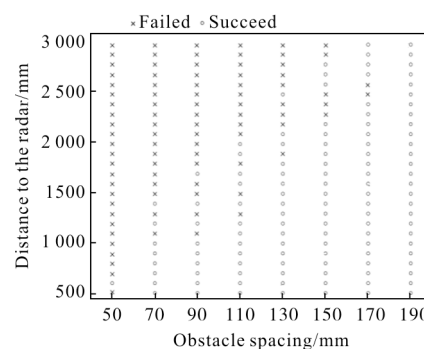
5.2 实验分析

使用分段阈值法、线性方程法和环境特征自适应分割算法对采集到的 208 组环境数据进行分割实验,实验结果如图 9 所示。



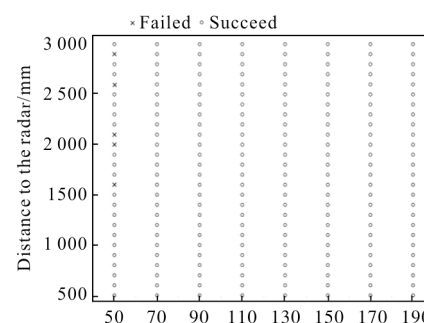
(a) 分段阈值法实验结果

(a) Experimental results of segmented threshold method



(b) 线性方程法实验结果

(b) Experimental results of linear equation method



(c) 环境特征自适应性分割算法实验结果

(c) Experimental results of segmentation algorithm adapting to environmental characteristics

图 9 数据分割实验结果

Fig.9 Experiment results of data segmentation

根据分段阈值法实验结果图 9(a)可知,此方法对采样数据的分割成功率为 75%。对障碍物间隔为 110 mm 及以上的雷达数据能够全部分割成功,对障碍物间隔为 110 mm 以下的数据能完成部分分割,且到激光雷达中心的距离越远分割效果越好。说明此方法适用于实际环境中障碍物间隔比较大且距离雷达中心较远的情况。

根据线性方程法的实验结果图 9(b)可知,此方法对采样数据的分割成功率为 57%。只对障碍物间隔为 190 mm 的激光雷达数据全部分割成功,对于其他间隔的激光雷达数据都是部分分割成功,且障碍物到激光雷达的距离越近分割效果越好。说明此方法适用于实际环境中障碍物间隔较大且距离雷达中心较近的情况。

根据环境特征自适应分割算法实验结果图 9(c)可知,此方法对采样数据的分割成功率为 98%。对障碍物间隔 70 mm 及以上的雷达数据能够全部成功分割,只对障碍物距离 50 mm,距离雷达中心 1 600 mm 以上的数据有分割失败情况,说明此算法对于绝大部分的实际环境都是适用的。

分析分段阈值法、线性方程法和环境特征自适应分割算法可知,环境特征自适应分割算法和其他两种算法相比,数据分割的成功率更高,在相同距离上能够分辨更小物体间隔,对间隔相同的物体能够分辨的环境距离更远。因此,环境特征自适应激光雷达数据分割算法具有更好的环境适应能力和分割的准确度。

6 结 论

针对激光雷达数据分割算法不能根据环境特征确定连续准确阈值的问题,提出一种环境特征自适应激光雷达数据分割算法。

(1) 分析了室内环境的几何特征,根据激光雷达数据的疏密特点以及物体与激光雷达的相对位置对数据分布影响,推导出自适应阈值算法。

(2) 使用环境特征自适应数据分割算法对在室内环境中采集到的 360 个数据点进行分割实验,分割结果出现伪断点。采用激光雷达相邻数据点距离的最大比值法剔除了伪断点,对算法进行了优化,减少了噪声点对数据分割的影响。

(3) 在存在直线特征、圆弧特征和直线特征的多环境特征下,采集数据并进行了分割实验。实验结果表明,环境特征自适应分割算法能够完成对多环境特征的数据分割。

(4) 将环境特征自适应激光雷达数据分割算法、分段阈值法和线性方程法进行对比,环境特征自适应激光雷达数据分割算法环境适应性更强,能

够适应更远的环境距离和更小的物体间隔;分割成功率更高,实验中对采样数据的分割成功率达到 98%。

参 考 文 献:

- [1] Paneru B, Basnet N, Shrestha S, et al. Autonomous navigation of a mobile robot in indoor environments[J]. *Zerone Scholar*, 2016, 1(1): 3-8.
- [2] An S Y, Lee L K, Oh S Y. Ceiling vision-based active SLAM framework for dynamic and wide-open environments [J]. *Autonomous Robots*, 2016, 40(2): 291-324.
- [3] Torres-González A, Martínez-de Dios J R, Ollero A. Robot-beacon distributed range-only SLAM for resource-constrained operation[J]. *Sensors*, 2017, 17(4): 903-921.
- [4] Koch P, May S, Schmidpeter M, et al. Multi-robot localization and mapping based on signed distance functions [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2016, 83 (3-4): 409-428.
- [5] Schaefer A, Luft L, Burgard W. An analytical lidar sensor model based on ray path information[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(3): 1405-1412.
- [6] Gallant M J, Marshall J A. Two-dimensional axis mapping using LiDAR [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32 (1): 150-160.
- [7] Misu K, Miura J. Specific person tracking using 3D LIDAR and ESPAR antenna for mobile service robots [J]. *Advanced Robotics*, 2015, 29(22): 1483-1495.
- [8] Nguyen V, Gächter S, Martinelli A, et al. A comparison of line extraction algorithms using 2D range data for indoor mobile robotics[J]. *Autonomous Robots*, 2007, 23(2): 97-111.
- [9] Borges G A, Aldon M J. Line extraction in 2D range images for mobile robotics [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2004, 40(3): 267-297.
- [10] Lee M, Hur S, Park Y. Obstacle classification method using multi feature comparison based on single 2D LiDAR [J]. *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 2016, 22(4): 253-265.
- [11] Wang W, Sakurada K, Kawaguchi N. Incremental and enhanced scanline-based segmentation method for surface reconstruction of sparse LiDAR data [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(11): 967.
- [12] Li Junze. Research on indoor robot SLAM based on LIDAR [D]. Guangzhou: South China University of Technology,

2016. (in Chinese)
李昀泽. 基于激光雷达的室内机器人 SLAM 研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [13] Hang Yijun, Liu Jianye, Li Rongbing, et al. MEMS IMU/LADAR integrated navigation method based on mixed feature match [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(9): 2583-2592. (in Chinese)
杭义军, 刘建业, 李荣冰, 等. 基于混合特征匹配的微惯性/激光雷达组合导航方法 [J]. *航空学报*, 2014, 35(9): 2583-2592.
- [14] Cao Qiusheng. Technical discussion on imaging lidars as UAV payloads [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(10): 1003002. (in Chinese)
曹秋生. 成像激光雷达的无人机载技术探讨[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(10): 1003002.
- [15] Shi Fengdong, Liu Wenhao, Wang Xin, et al. Design of indoor laser radar navigation system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(12): 3570-3575. (in Chinese)
史风栋, 刘文皓, 汪鑫, 等. 室内激光雷达导航系统设计 [J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(12): 3570-3575.
- [16] Liu Zhiqing, Li Pengcheng, Chen Xiaowei, et al. Classification of airborne LiDAR point cloud data based on information vector machine [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(1): 210-219. (in Chinese)
刘志青, 李鹏程, 陈小卫, 等. 基于信息向量机的机载激光雷达点云数据分类[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(1): 210-219.
- [17] Yang Zijian, Chen Feng, Li Chao, et al. Transient effect of dead time of photon-counting in micro-pulse lidar [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(2): 408-414. (in Chinese)
杨子健, 陈锋, 李抄, 等. 微脉冲激光雷达中的光子计数死区时间瞬态效应[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(2): 408-414.
- [18] Yan Jie, Ruan Youtian, Xue Peiyao. Active and passive optical image fusion technology [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(3): 378-385. (in Chinese)
严洁, 阮友田, 薛佩瑶. 主被动光学图像融合技术研究[J]. *中国光学*, 2015, 8(3): 378-385.
- [19] Lv Yuanzhi, Sun Qiang, Bi Guoling. Recognition and repairing of surface hole in three dimensional laser scanning system[J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(1): 114-121.
吕源治, 孙强, 毕国玲. 三维激光扫描系统中曲面空洞的识别与修复[J]. *中国光学*, 2016, 9(1): 114-121.
- [20] Du Yuhong, Wei Kunpeng, Shi Yijun, et al. Infrared detection and clustering grey fusion prediction model of water quality turbidity [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(10): 1028002. (in Chinese)
杜玉红, 魏坤鹏, 史屹君, 等. 水质浊度红外光检测及聚类灰色融合预测模型 [J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(10): 1028002.