



自主移动机器人路径规划中的点云噪声处理

王新杰, 张莹, 张东波, 王玉, 杨知桥

引用本文:

王新杰, 张莹, 张东波, 等. 自主移动机器人路径规划中的点云噪声处理[J]. 智能系统学报, 2021, 16(4): 699–706.

WANG Xinjie, ZHANG Ying, ZHANG Dongbo, et al. Point cloud noise processing in path planning of autonomous mobile robot[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(4): 699–706.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202007040>

您可能感兴趣的其他文章

基于LiDAR/INS的野外移动机器人组合导航方法

Integrated navigation approach for the field mobile robot based on LiDAR/INS

智能系统学报. 2020, 15(4): 804–810 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202008026>

融合改进A*算法和Morphin算法的移动机器人动态路径规划

Mobile-robot dynamic path planning based on improved A* and Morphin algorithms

智能系统学报. 2020, 15(3): 546–552 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201812023>

基于Kinect的改进移动机器人视觉SLAM

Improved V-SLAM for mobile robots based on Kinect

智能系统学报. 2018, 13(5): 734–740 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201705018>

基于RGB-D信息的移动机器人SLAM和路径规划方法研究与实现

RGB-D-based SLAM and path planning for mobile robots

智能系统学报. 2018, 13(3): 445–451 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201702005>

基于图优化的移动机器人视觉SLAM

Visual-SLAM for mobile robot based on graph optimization

智能系统学报. 2018, 13(2): 290–295 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201612004>

移动机器人全覆盖信度函数路径规划算法

Complete-coverage path planning algorithm of mobile robot based on belief function

智能系统学报. 2018, 13(2): 314–321 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201610006>



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.202007040

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20210409.0908.002.html>

自主移动机器人路径规划中的点云噪声处理

王新杰¹, 张莹^{1,2}, 张东波^{1,2}, 王玉¹, 杨知桥¹

(1. 湘潭大学 自动化与电子信息学院, 湖南 湘潭 411105; 2. 湖南大学 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室, 湖南 长沙 410082)

摘要: 机器人在自主导航过程中, 图像处理算法通过对路径中障碍物的三维点云平面夹角进行分析, 实时计算障碍物的高度, 判断是否可以通行。而 RGB-D 相机输出的原始点云数据存在大量噪声, 严重影响分割的准确性, 需要进行滤波处理。本文在 Table Scene 数据集中分析比较了统计滤波中不同参数的去噪效果, 得到了最佳参数 $K=20$, $\alpha=2$ 。移动机器人通过 ORB-SLAM2 算法在户外环境下构建点云地图, 然后分别进行直通滤波、体素滤波、统计滤波和平面分割, 计算斜坡夹角, 实施运动规划。实验结果表明, 在 Table Scene 数据集中获得的最优统计滤波参数能适用于户外环境, 机器人能根据运算结果自动进行路径规划, 完成指定任务。

关键词: 点云地图; 直通滤波; 体素滤波; 统计滤波; 点云分割; 移动机器人; 运动规划; RGB-D 感知

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2021)04-0699-08

中文引用格式: 王新杰, 张莹, 张东波, 等. 自主移动机器人路径规划中的点云噪声处理 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(4): 699-706.

英文引用格式: WANG Xinjie, ZHANG Ying, ZHANG Dongbo, et al. Point cloud noise processing in path planning of autonomous mobile robot[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(4): 699-706.

Point cloud noise processing in path planning of autonomous mobile robot

WANG Xinjie¹, ZHANG Ying^{1,2}, ZHANG Dongbo^{1,2}, WANG Yu¹, YANG Zhiqiao¹

(1. College of Automation and Electronic Information, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China; 2. National Engineering Laboratory of Robot Vision Perception and Control Technology, Changsha 410082, China)

Abstract: In the process of robots' autonomous navigation, the image processing algorithm analyzes the 3D point cloud plane angles of obstacles in the path and calculates their height in real time, thus determining whether the robots can pass or not. However, a large amount of noise is present in the original point cloud data output by the RGB-D camera, thereby seriously affecting the accuracy of segmentation; such noise thus needs to be filtered. This paper first obtains the best parameters ($K=20$ and $\alpha=2$) by analyzing and comparing the denoising effects of different parameters in statistical filtering in the Table Scene dataset. The mobile robot constructs a point cloud map in an outdoor environment through the ORB-SLAM2 algorithm and then performs passthrough filtering, voxel filtering, statistical filtering, and plane segmentation, calculating the slope angle and implementing motion planning. Experimental results show that the optimal statistical filter parameters obtained in the Table Scene dataset can be applied to outdoor environments and that robots can automatically plan their paths according to the calculation results and complete their specified tasks.

Keywords: point cloud map; pass through filtering; voxel filtering; statistical filtering; point cloud segmentation; mobile robot; motion planning; RGB-D perception

收稿日期: 2020-07-24. 网络出版日期: 2021-04-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61175075); 国家自然科学基金区域创新发展联合基金项目 (U19A2083); 湖南省战略性新兴产业科技攻关与重大成果转化项目 (2019GK4007).

通信作者: 张莹. E-mail: zhangying@xtu.edu.cn.

机器人在自主导航过程中, 对当前环境的点云地图进行运算处理, 根据分析结果实施路径规划。但点云地图会由于传感器误差、光照、阴影等外在因素, 导致存在大量的冗余信息, 需要通

过滤波消除不利影响^[1-2]。

点云的噪声分为小振幅噪声和离群点噪声^[3]。小振幅噪声体现为物体表面随机分布的点,为了减少小振幅噪声点, Alexa 等^[4]使用移动最小二乘 (moving least squares, MLS) 算法生成平滑表面; Chen 等^[5]定义隐式移动最小二乘 (implicit moving least squares, IMLS) 方法构建插值或逼近隐式曲面; Zhang 等^[6]提出加权最小二乘法 and 层次聚类算法以加快 MLS 方法;但是这些算法对大量数量的离群点和平滑表面敏感。而离群点噪声表现为远离真实物体表面的点或点簇^[7]。离群点去噪算法分为基于统计的方法和基于几何的方法。基于统计的方法将噪声数据拟合为标准概率分布,根据噪声点云与正常点云的概率分布不同进行去噪^[8]。基于几何的方法根据点到相邻点的距离或局部密度中心的距离与阈值的比较,判断是否是噪声点^[9]。

基于图像的 ORB-SLAM2^[10]在 ORB-SLAM^[11]的基础上增加了双目和 RGB-D 模式,可以直接获取图像的深度信息,但算法只能生成稀疏的特征点云地图,不能准确表达环境的结构和纹理信息。同时基于图像的三维重建技术比基于激光传感器生成的点云数据具有更高幅值和更多的噪声^[12],需要进一步研究。本文在 ORB-SLAM2 的基础上,研究机器人路径规划中的点云噪声数据处理,并将处理后的结果用于机器人越障或避障的决策。

1 基于 ORB-SLAM2 的点云拼接

ORB-SLAM2 利用 RGB 图像信息和对应的深度信息进行点云拼接,获取环境特征的地图形式。定义序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 来表示三维空间点的集合,其中 $x_1 = [x \ y \ z]^T$ 表示相机在三维空间中的坐标。则三维空间中的坐标点映射到二维图像平面的像素坐标 $[u \ v]^T$ 用相机成像模型来描述:

$$d \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \cdot \left(R \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + t \right) \quad (1)$$

式中: K 是相机的内参数矩阵; R 和 t 分别为相机的旋转矩阵和平移向量; d 是像素值的深度。

相机坐标 $[x \ y \ z]^T$ 可以根据其在三维空间的坐标到二维像素坐标的反推计算:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (u - c_x) \cdot z / f_x \\ (v - c_y) \cdot z / f_y \\ d \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, c_x 、 c_y 和 f_x 、 f_y 分别为相机内参中的光心和焦距,是相机的固有参数。

式 (2) 将当前帧的 RGB 图像、深度图像,关键帧对应的相机位姿信息变换到世界坐标,创建当

前帧的点云地图。本文采用迭代最近点 (iterated closest points, ICP)^[13-14]算法将不同坐标系下的点云对准到同一世界坐标系,实现局部点云地图的拼接。算法如图 1 所示。



图 1 基于 ICP 的三维点云拼接

Fig. 1 Three-dimensional point cloud registration based on ICP

ICP 首先将待拼接的 2 片点云或其中 1 片点云进行采样,然后根据点到点、点到投影、点到面这 3 种方法确定对应点集,一般采用最小二乘法迭代求解 2 片点云间的最优坐标变换,完成点云的拼接。

2 路径规划中的点云数据处理

2.1 点云模型中的滤波方法

机器人路径规划一般用直通滤波分割点云的范围,删除指定场景外的点。深度相机获取的点云数据量过大,需要经过降采样处理以减少点的数量,提高处理效率,路径规划算法常用体素滤波进行数据压缩,节省存储空间。由于设备精度误差和环境物体间的视野相互遮挡,深度相机输出的原始点云数据存在大量离群噪声点,路径规划算法常用统计滤波去除离群点噪声,保留物体表面上的点。

统计滤波首先通过 K 个最近邻域搜索功能计算点到其邻域的平均距离。计算如式 (3) 所示。

$$\text{outlier}_i = \begin{cases} \text{true}, & \mu \pm \alpha \cdot \sigma \geq l \\ \text{false}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: μ 代表估计的平均距离; σ 代表标准差; α 为标准差倍数阈值。如果某点的计算值 $\mu \pm \alpha \cdot \sigma$ 不小于点云中所有点与邻域的距离 l , 则被认为是异常点,可将其剔除。故离群点的去除效果由阈值 K 和 α 决定。

2.2 障碍物点云分割及其坡度计算

机器人越障需把斜坡面和地平面分割出来,计算两个平面之间的夹角,如图 2 所示。经典的点云分割算法分为基于聚类的分割算法和基于模型的分割算法^[15],基于模型的分割算法采用随机采样一致性 (random sampling consensus, RANSAC) 原理,删除范围以外的点,得到指定范围内的点所组成的子集,从而拟合线或面。

当两个点云平面即斜坡面和地平面被分割以后,如果以两个方程分别表示斜坡面: $A_1x + B_1y + C_1z + D_1 = 0$ 和地平面: $A_2x + B_2y + C_2z + D_2 = 0$,

则两个平面的夹角 θ 用式 (4) 求取:

$$\theta = \langle \mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2 \rangle = \arccos \frac{|A_1 A_2 + B_1 B_2 + C_1 C_2|}{\sqrt{A_1^2 + B_1^2 + C_1^2} \cdot \sqrt{A_2^2 + B_2^2 + C_2^2}} \quad (4)$$

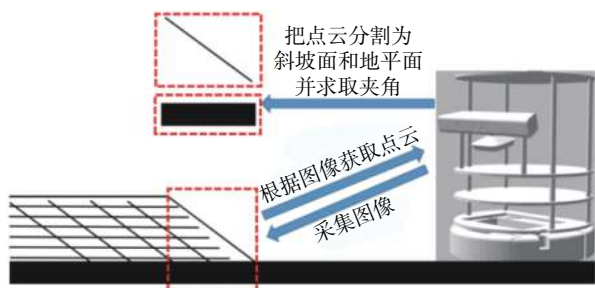


图2 障碍物平面分割

Fig. 2 Obstacle plane segmentation

2.3 去噪方法的性能评估

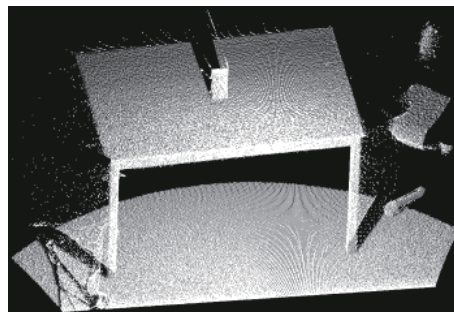
为了评估统计滤波方法在不同设置下的准确性,定义假阳性率(FPR)和假阴性率(FNR)来表示两类不同的误差^[16],FPR为被误检为噪声点的正常点个数在总正常点云数中的比例,FNR为被误检为正常点的噪声点个数在总噪声点云数中的比例。

3 实验结果与分析

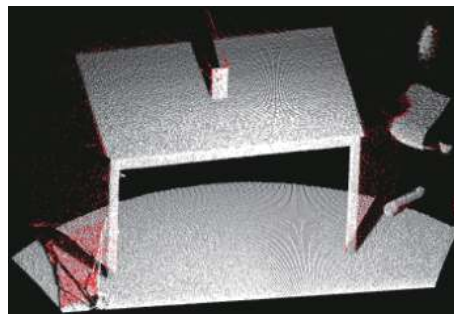
3.1 数据集下的异常点剔除分析及参数选择

斯坦福大学的 Table Scene 数据集如图3所示,数据量共 460 400 个点,将带有噪声的点云 (4 719

点) 标为红色区域,统计滤波算法在不同参数下的异常点删除对比如图4所示。不同参数的滤波结果如表1所示。



(a) 带有噪声的点云数据集



(b) 手动分类后的测试数据集 (红色点为异常点)

图3 Table Scene 点云数据集

Fig. 3 Table Scene point cloud dataset

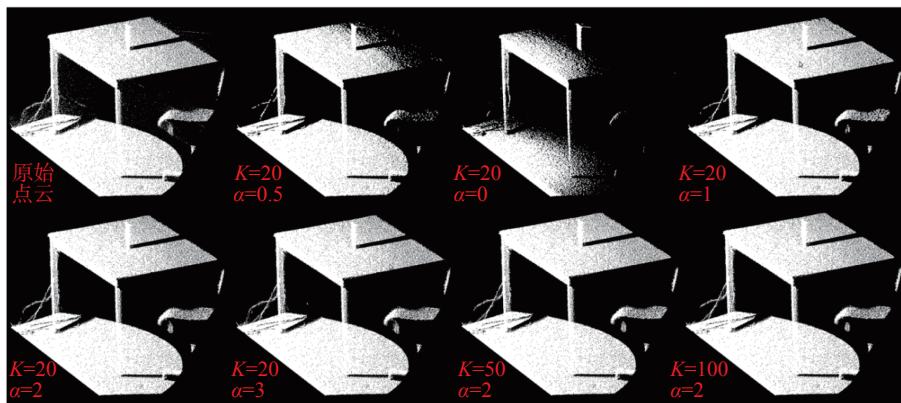


图4 不同参数下统计滤波的异常点删除效果

Fig. 4 Outlier removal effect of statistical filtering under different parameter

表1 统计滤波在不同参数下的滤波结果

Table 1 Results of statistical filtering under different parameters

K	α	算法内点	算法外点	FPR/%	FNR/%	时间/s
20	0	248 347	212 053	45.50	4493.60	10
20	0.25	370 469	89 931	18.70	1 905.72	10
20	0.50	422 854	37 546	7.20	795.63	10
20	1	452 077	8 323	0.79	176.37	10
20	2	456 450	3 950	-0.17	83.70	10
20	3	457 452	2 948	-0.39	62.47	10

续表 1

K	α	算法内点	算法外点	FPR/%	FNR/%	时间/s
20	4	458 050	2 350	-0.52	49.80	10
50	2	456 527	3 873	-0.19	82.07	20
100	2	456 413	3 987	-0.16	84.49	35
200	2	455 860	4 540	-0.04	96.21	50

从图 4 可以看出,当 $K=20$, α 分别为 0 和 0.5 时,滤波删除了物体表面上的点;当 $K=20$, $\alpha=1$ 时,滤波删除了桌面后方边缘处桌面内的点,出现了孔洞;当 $K=20$, $\alpha=3$ 时,在桌面与地面之间出现了没有被删除的离群点;当 $\alpha=2$, K 分别为 20、50、100 时,滤波效果基本相当。根据表 1 的处理时间,选取 $K=20$, $\alpha=2$ 作为统计滤波的计算参数。

3.2 实际环境下的点云处理

3.2.1 机器人在路径规划中的点云处理

为了验证滤波算法是否可行,选取室外环境中的两处斜坡作为研究对象,如图 5 所示。利用 Kinect-2.0 相机采集 RGB 图像和深度图像,通过 ORB-SLAM2 算法求取关键帧,从而进行点云拼接,构建三维点云地图, Turtlebot 机器人如图 6 所示,障碍物判断流程如图 7 所示。



图 5 室外环境示意图
Fig. 5 Outdoor environment diagram

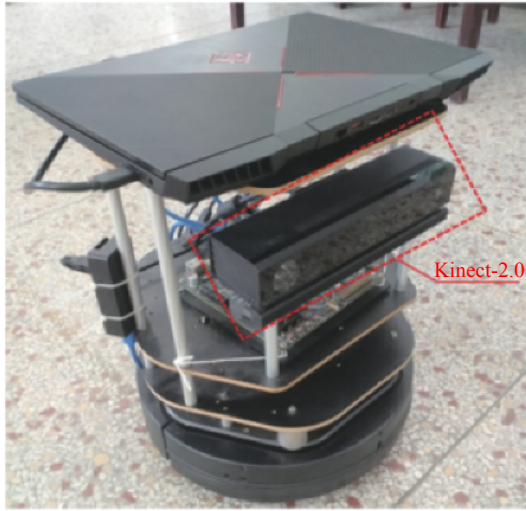


图 6 Turtlebot 机器人
Fig. 6 Turtlebot robot

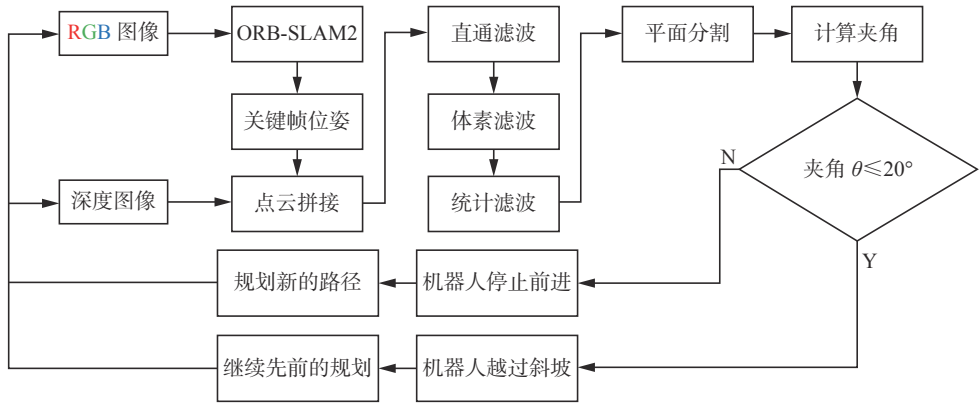


图 7 机器人路径规划中的点云处理示意
Fig. 7 Point cloud processing in robot path planning

机器人以 0.2 m/s 的速度运行,如果斜坡角度小于 20° ,机器人继续执行先前规划的路径;如果坡度大于 20° ,那么机器人会停下来重新规划新的路径。两处斜坡如图 8 所示。由 Kinect-2.0 所拍摄的画面及通过 ORB-SLAM2 所构建的局部环境点云如图 9 所示,可发现点云拼接的局部地图包括斜坡、蓝色卷闸门以及大量离散分布的噪声点。

3.2.2 直通滤波

在机器人左右两侧和前方进行直通滤波之后,得到的点云地图如图 10 所示,可以看到滤波较好地去除了无关信息,保留了机器人视角范围内的有效信息。



(a) 第 1 处斜坡



(b) 第 2 处斜坡

图 8 室外越障环境

Fig. 8 Outdoor obstacle crossing environment



(a) 第 1 处斜坡的 RGB 图像 (上) 和深度图像 (下)

(b) 第 2 处斜坡的 RGB 图像 (上) 和深度图像 (下)



(c) 第 1 处斜坡点云图

(d) 第 2 处斜坡点云图

图 9 两处斜坡的点云地图

Fig. 9 Point cloud maps of two slopes



(a) 第 1 处斜坡



(b) 第 2 处斜坡

图 10 直通滤波后的点云地图

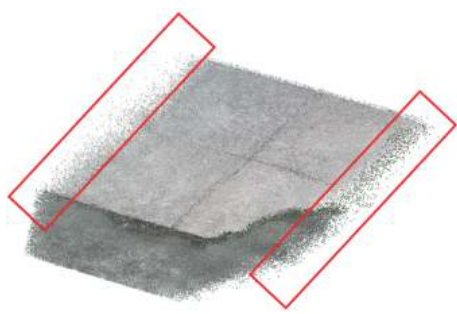
Fig. 10 Point cloud map after pass through filtering

3.2.3 体素滤波

直通滤波处理后, 点云仍然存在许多视野重叠点, 为提高算法速度, 体素滤波降采样处理后的点云如图 11 所示, 点云变得稀疏但是仍保持着原来的形状特征, 计算数据量对比如表 2 所示。



(a) 第 1 处斜坡



(b) 第 2 处斜坡

图 11 体素降采样后的点云地图

Fig. 11 Point cloud map after voxel down sampling

表 2 体素滤波前后的点云地图数据对比

Table 2 Comparison of point cloud map data before and after voxel filtering

环境类型	地图类型	点云数/个	存储大小/MB
第1处斜坡	降采样前的点云地图	3 568 538	57.1
	降采样后的点云地图	54 583	0.8774
第2处斜坡	降采样前的点云地图	1 246 009	19.9
	降采样后的点云地图	122 322	2.0

从表 2 可得, 经过体素降采样后, 第 1 处斜坡环境地图中的点云数减少 98.47%, 存储空间减少了 98.46%; 第 2 处斜坡环境地图中的点云数减少 90.18%, 存储空间减少了 89.95%。

3.2.4 统计滤波

从图 11 可以看出, 经过直通滤波和体素滤波处理之后的两处斜坡点云, 仍然存在远离点云平面的异常点, 尤其是第 2 处斜坡出现的噪声点要比第 1 处斜坡更多 (红色框标出部分), 可能的原因是机器人在第 2 处斜坡处的相机获得的信息更复杂, 深度图像范围越大, 噪声越多, 严重影响平面分割的准确度, 需要进行异常点的删除。采用 3.1 节得到的 $K=20$, $\alpha=2$ 作为统计滤波输入参数, 滤波效果如图 12 所示, 基本保留了第 1 处斜坡和第 2 处斜坡表面的内点, 去除了离群的噪声外点。

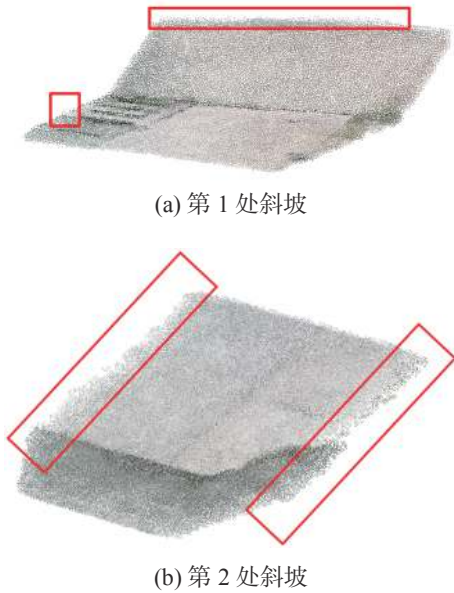


图 12 统计滤波剔除离群点后的点云地图
Fig. 12 Point cloud map with outliers removed by statistical filtering

3.2.5 点云分割及其平面夹角计算

经过直通、体素和统计滤波处理以后, 算法将图 12 障碍物点云分割为两个平面, 其效果如图 13 所示。

分割出的斜坡面和地平面的方程系数如表 3 所示, 将每一个平面方程的前 3 个系数 A_1 、 B_1 、 C_1 和 A_2 、 B_2 、 C_2 代入式 (4) 可求得第 1 处斜坡坡度大小约为 32° , 第 2 处斜坡坡度大小约为 10° 。

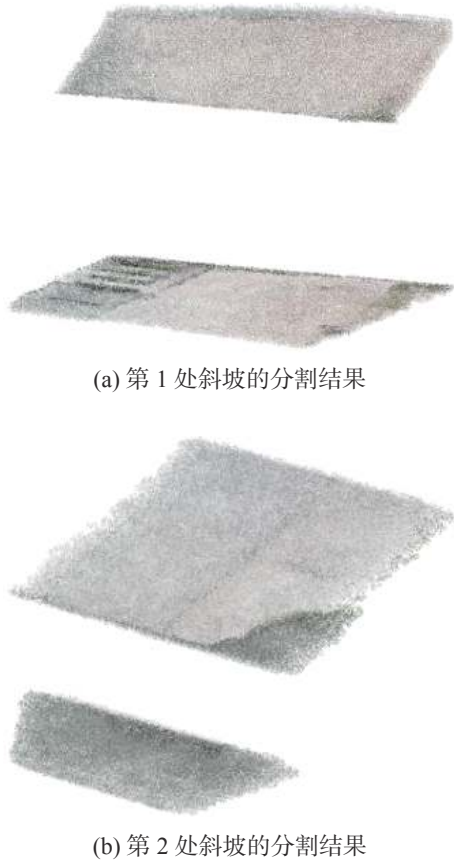


图 13 分割后的斜坡面和地平面点云
Fig. 13 Point cloud of slope and ground plane after segmentation

表 3 分割出的各平面方程系数值
Table 3 Coefficients of each plane equation separated out

类型	方程各项	第1处障碍平面系数	第2处障碍平面系数
斜坡面	A_1	-0.562 8770	-0.115 0810
	B_1	-0.067 528 1	-0.090 461 6
	C_1	0.823 7770	0.993 3560
	D_1	1.117 2500	0.417 0340
地平面	A_2	-0.038 698 50	-0.062 656 6
	B_2	0.004 298 57	0.077 074 7
	C_2	0.999 242 00	0.998 035 0
	D_2	0.323 432 00	0.359 778 0

3.2.6 机器人路径规划过程

机器人检测到前方有斜坡,算法经过式(4)计算后判断是否可以通过。由于第一个斜坡夹角为 32° ,Turtlebot机器人无法通过,只能左转运动

到位姿 D 重新规划路径,第2处斜坡夹角约 10° ,机器人可直行,经过位姿 E 、 F 、 G 到达坡上终点,整个过程如图14所示,机器人运动时线速度和角速度变化如图15所示。

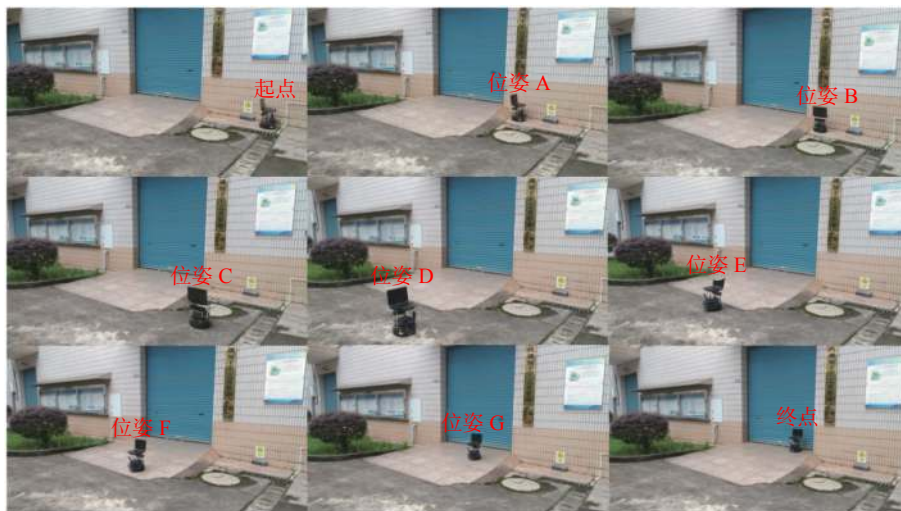


图14 机器人路径规划线路

Fig. 14 Robot path planning

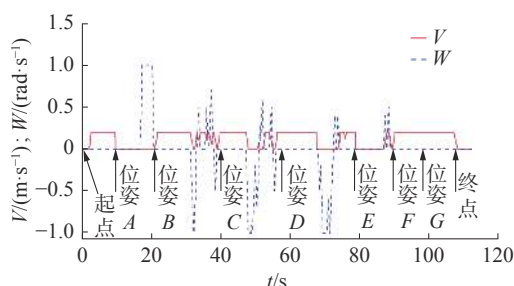


图15 驱动轮线速度(V)和角速度(W)变化曲线

Fig. 15 Variation curve of linear velocity (V) and angular velocity (W) of driving wheel

从图15可以看出,机器人在位姿 A 处检测到第1处斜坡,停止前进对坡度进行计算,计算出来的夹角 32° 大于机器人越障的阈值 20° ,故无法通过,机器人原地旋转变为位姿 B ;在经过位姿 C 、位姿 D 的过程中,机器人同时有线速度和角速度的变化,在位姿 E 处检测到第2处斜坡,同样停止前进对坡度进行计算,计算出来的夹角 10° 小于系统设定的阈值,机器人继续前进,经过 F 点和 G 点到达设定的终点。

4 结束语

本文对户外的机器人运动环境建立了三维点云地图,通过对点云地图进行直通滤波筛选出目标数据,再通过体素滤波降采样,然后使用统计滤波对目标点云中的噪声点进行删除,最后通过分割后的两个平面夹角,判断机器人是否可以通

行。下一步计划在前端视觉里程计中,根据图像的灰度信息来计算相机运动,减少对纹理的依赖,实现更鲁棒的三维点云地图处理。

参考文献:

- [1] 叶一飞,王建中. 基于点云的复杂环境下楼梯区域识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4): 124-133.
YE Yifei, WANG Jianzhong. Stair area identification in complex environment based on point cloud[J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2020, 34(4): 124-133.
- [2] 李茂月, 马康盛, 王飞, 等. 基于结构光在机测量的叶片点云预处理方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 55-66.
LI Maoyue, MA Kangsheng, WANG Fei, et al. Research on the preprocessing method of blade point cloud based on structured light on-machine measurement[J]. Chinese journal of scientific instrument, 2020, 41(8): 55-66.
- [3] CHEN Siyuan, TRUONG-HONG L, O'KEEFFE E, et al. Outlier detection of point clouds generating from low-cost UAVs for bridge inspection[C]//Proceedings of the 6th International Symposium on Life-Cycle Civil Engineering. Ghent, Belgium, 2018.
- [4] ALEXA M, BEHR J, COHEN-OR D, et al. Computing and rendering point set surfaces[J]. IEEE transactions on visualization and computer graphics, 2003, 9(1): 3-15.
- [5] CHEN Shen, RICE C, BOYLE C, et al. Small-format aerial photography for highway-bridge monitoring[J].

- Journal of performance of constructed facilities*, 2011, 25(2): 105–112.
- [6] ZHANG Yingjie, GE Liling. Improved moving least squares algorithm for directed projecting onto point clouds[J]. *Measurement*, 2011, 44(10): 2008–2019.
- [7] BERGER M, TAGLIASACCHI A, SEVERSKY L, et al. State of the art in surface reconstruction from point clouds[C]//Eurographics 2014-State of the Art Reports. Strasbourg, France, 2014: 161–185.
- [8] NURUNNABI A, WEST G, BELTON D. Outlier detection and robust normal-curvature estimation in mobile laser scanning 3D point cloud data[J]. *Pattern recognition*, 2015, 48(4): 1404–1419.
- [9] ZAMAN F, WONG Y P, NG B Y. Density-based denoising of point cloud[M]//IBRAHIM H, IQBAL S, TEOH S S, et al. 9th International Conference on Robotic, Vision, Signal Processing and Power Applications. Singapore: Springer, 2017: 287–295.
- [10] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. *IEEE transactions on robotics*, 2017, 33(5): 1255–1262.
- [11] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDÓS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. *IEEE transactions on robotics*, 2015, 31(5): 1147–1163.
- [12] WOLFF K, KIM C, ZIMMER H, et al. Point cloud noise and outlier removal for image-based 3D reconstruction[C]//Proceedings of 2016 Fourth International Conference on 3D Vision. Stanford, CA, USA, 2016: 118–127.
- [13] 祝继华, 周颐, 王晓春, 等. 基于图像配准的栅格地图拼接方法 [J]. 自动化学报, 2015, 41(2): 285–294.
ZHU Jihua, ZHOU Yi, WANG Xiaochun, et al. Grid Map merging approach based on image registration[J]. *Acta automatica sinica*, 2015, 41(2): 285–294.
- [14] 王任栋, 徐友春, 齐尧, 等. 一种鲁棒的城市复杂动态场景点云配准方法 [J]. 机器人, 2018, 40(3): 257–265.
WANG Rendong, XU Youchun, QI Yao, et al. A robust point cloud registration method in urban dynamic environment[J]. *Robot*, 2018, 40(3): 257–265.
- [15] LIU Dingning, DING Qiong. Point cloud processing system development based on PCL and Qt[J]. *International journal of engineering management*, 2019, 3(1): 33–39.
- [16] TRUONG-HONG L, LAEFER D F. Quantitative evaluation strategies for urban 3D model generation from remote sensing data[J]. *Computers & graphics*, 2015, 49: 82–91.

作者简介:



王新杰, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与图像处理、视觉导航。



张莹, 副教授, 湖南省自动化学会理事, 主要研究方向为机器人控制、视觉导航。主持和参与国家自然科学基金项目、湖南省科技厅项目、湖南省教育厅项目等多项。发表学术论文30余篇。



张东波, 教授, 主要研究方向为模式识别与图像处理、深度学习。湖南省自动化学会副理事长、湖南省青年骨干教师。近5年, 承担和参与国家级、省部级课题10余项。发表学术论文100余篇, 获授权发明专利7项。