

引用格式:林志林,张国良,王峰,等.一种基于VSLAM的室内导航地图制备方法[J].电光与控制,2018,25(1):98-103. LIN Z L, ZHANG G L, WANG F, et al. A method for indoor navigation mapping based on VSLAM[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(1):98-103.

一种基于VSLAM的室内导航地图制备方法

林志林, 张国良, 王峰, 姚二亮, 贾泉
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘要: 针对室内复杂环境下导航地图制备问题,提出一种采用图像传感器进行导航地图制备的方法。首先,基于VSLAM技术估计相机位姿,经后端优化后生成环境三维点云;其次,筛选出地面点云,基于随机采样一致性算法得到精确的地面平面方程;最后,投影机器人通行环境区域的点云至二维栅格地图,通过利用贝叶斯方法更新栅格占用状态后,实现室内导航地图的制备。实验结果表明,基于VSLAM制备的室内导航地图精度满足导航要求,且不同于传统激光地图构建方法,地图中包含环境的三维结构信息,在进行路径规划实验中,避免了规划的路径穿过低矮物体及悬空物体的错误。

关键词: 自主导航; 移动机器人; 三维点云; 栅格地图; 随机采样一致性; 贝叶斯方法

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.01.021

A Method for Indoor Navigation Mapping Based on VSLAM

LIN Zhi-lin, ZHANG Guo-liang, WANG Feng, YAO Er-liang, JIA Xiao
(Rocket Force Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: A method was proposed for navigation mapping under complex indoor environment by using the image sensor. Firstly, the pose of the camera was estimated based on VSLAM, and we got the 3D point cloud after the back-end optimization. Secondly, the ground point cloud was selected, and the ground plane equation was obtained based on the random sampling consensus algorithm. Finally, after projecting the point cloud of robots' passing area to the 2D grid map and updating the occupancy state of the grid by using Bayesian method, the indoor navigation mapping was implemented. Experimental results show that: 1) The accuracy of indoor navigation map based on VSLAM can meet the navigation requirements, and 2) Different from the traditional mapping based on laser, the map based on VSLAM contains 3D environment structure information. In the path planning experiment, the planned path avoided the error of passing through the low objects and the suspended objects.

Key words: autonomous navigation; mobile robot; 3D point cloud; grid map; random sampling consensus; Bayesian method

0 引言

自主导航是移动机器人执行各项任务的基础和前提。移动机器人实现自主导航需要预先知道所在环境的地图信息,从而可以进行自定位和路径规划。计算机辅助设计(CAD)、机器人同时定位与地图创建(SLAM)等技术是常用的地图制备方法。CAD制图精度较高,但需要专业技术人员进行操作,且前期测量等准备工作繁

重,操作难度大。

SLAM是指机器人在未知环境中通过传感器信息确定自身空间位置,并建立所处空间的环境模型^[1]。SLAM技术仅需要携带传感器巡视环境一周即可构建出环境地图,操作简单,且随着传感器精度及技术的进步,SLAM技术所构建的地图精度也逐渐提升。传统的SLAM方法多采用激光或声纳进行二维地图的创建^[2-5]。然而,对于复杂地面环境,由于激光扫描范围仅限于单一平面,地面移动机器人基于传统激光建图进行导航时容易发生与悬挂物体或低矮物体的碰撞。而基于视觉的SLAM技术(Visual Simultaneous Locali-

收稿日期:2017-02-06

修回日期:2017-09-18

作者简介:林志林(1993—),男,福建漳州人,硕士生,研究方向为移动机器人VSLAM。

zation and Mapping, VSLAM) 使用视觉传感器进行三维地图构建, 能够对环境中的复杂结构完整表示, 但是三维地图存在占用存储空间大、路径规划时对计算平台的性能要求高等局限性, 因此, 通过结合三维地图完整描述环境与二维地图占用存储空间小的优势进行地图制备的方法将是一种有效的室内导航地图制备方法。

目前常用的二维地图表示方法有几何尺度地图、拓扑地图、栅格地图等。其中, 栅格地图^[6]将整个环境均匀分割成单元栅格, 每个栅格赋予一个值来表示栅格中是否有障碍, 表示方法形象, 适用于室内复杂环境中的导航等任务, 但不能充分描述环境的三维结构。基于此, 本文提出了一种基于 VSLAM 技术的室内导航地图制备方法, 在基于 VSLAM 构建环境的三维点云地图后, 通过截取出机器人高度范围内的点云, 将其投影到地面平面来生成二维栅格地图。其中, 在截取点云之前提出了基于 RANSAC 的地面平面方程求解方法, 该方法剔除了外对方程求解精度的影响, 对进一步投影三维点云及地图精度有很大影响。基于本文方法所制备的二维导航地图中, 能够包含环境的三维结构信息, 有助于地图在应用于路径规划等任务时可提供完整的环境信息, 使得执行路径规划等任务时能够考虑环境的三维结构, 路径规划结果的精确性更高、鲁棒性更好。

1 基于 VSLAM 的三维点云地图生成

本文提出的导航地图制备方法整体架构可以分为 3 个模块, 即三维点云地图的生成、地面平面方程的求解和二维导航地图的制备, 其具体流程如图 1 所示。

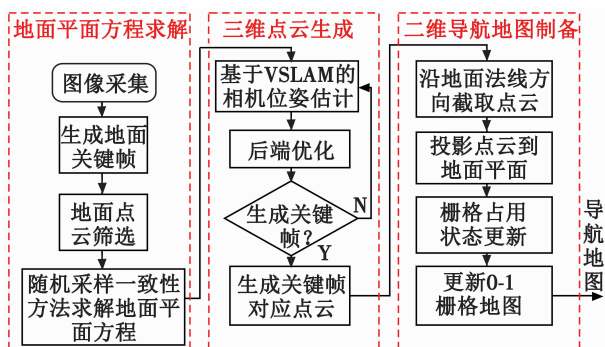


图 1 基于 VSLAM 的二维室内导航地图制备方法流程

Fig. 1 The procedure of 2D indoor navigation mapping based on VSLAM

首先对三维点云地图的生成进行介绍。基于 VSLAM 的三维点云地图生成包括相机位姿估计、后端优化和三维点云生成 3 部分。

1.1 相机位姿估计

根据文献^[7-8], 相机的位姿用 $\xi \in \text{se}(3)$ 表示, 相

对应的李群上的表示为其指数映射即 $G = \exp_{\text{se}(3)}(\xi)$ 。对于世界坐标系下的点 P_w , 可通过 G 转换到相机坐标系下, 即

$$P_c = \exp_{\text{se}(3)}(\xi) P_w \quad (1)$$

式中, P_c 表示 P_w 在相机坐标系下的对应点。

假设相机获取到 F_1 和 F_2 两帧图像, 通过特征点提取分别获得一组特征点 $P \in F_1$ 和 $Q \in F_2$ 。

对这两组特征点在提取环节都拥有了相对应的描述符, 据此对两组特征点进行匹配, 获得两组一一对应的特征点

$$P' = \{p_1, p_2, \dots, p_N\} \subset P \quad (2)$$

$$Q' = \{q_1, q_2, \dots, q_N\} \subset Q \quad (3)$$

如图 2 所示, 将 P' 中的特征点 p_i 对应的 3D 点 P_i 投影到 F_2 得到 p'_i , 这个过程称为重投影^[9]。 P_i 与 p'_i 满足

$$p'_i = \omega(\exp_{\text{se}(3)}(\xi) P_i) \quad (4)$$

式中, ω 为相机投影模型, 是指将空间点投影到图像上的过程, 具体地, 三维坐标 (x, y, z) 对应的像素坐标 (u, v) 为

$$\begin{cases} u = f_x \frac{x}{z} + c_x \\ v = f_y \frac{y}{z} + c_y \end{cases} \quad (5)$$

式中: (f_x, f_y) 为相机的焦距; (c_x, c_y) 为相机的像平面中心坐标。

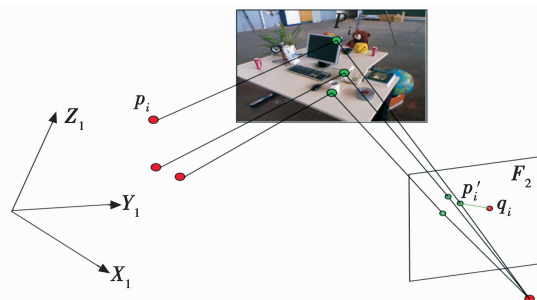


图 2 重投影过程

Fig. 2 The process of re-projecting

理想情况下 p'_i 应该与 q_i 一致, 然而实际上由于匹配误差等的存在, 二者之间存在重投影误差

$$e_i(P_i, q_i, \xi) = \|p'_i - q_i\|_2 = \|\omega(\exp_{\text{se}(3)}(\xi) P_i) - q_i\|_2 \quad (6)$$

所以一般通过最小化如下误差来求解 ξ

$$F = \sum_{i=1}^N e_i(P_i, q_i, \xi)^T \Omega_i e_i(P_i, q_i, \xi) \quad (7)$$

$$\xi^* = \underset{\xi}{\text{argmin}} F(\xi) \quad (8)$$

式中, Ω_i 为 P_i 与 q_i 之间的信息矩阵。通过 Gauss-Newton 方法对上述非线性优化问题进行求解, 可以得到相机位姿估计。在每一个迭代过程中, 利用 Gauss-Newton 方法求得位姿增量为

$$\delta \xi^{(n)} = - (J^T \Omega J)^{-1} e^T \Omega J \quad (9)$$

式中:

$$J = \left. \frac{\partial e(\varepsilon \circ \xi^{(n)})}{\partial \varepsilon} \right|_{\varepsilon=0} \quad (10)$$

J 为误差函数在当前位姿下的雅可比矩阵; $J^T \Omega J$ 为对应的海森矩阵; ε 为李代数形式的小量。

不断更新位姿来最小化误差值可以得到相机的位姿估计, 即

$$\xi^{(n+1)} = \delta \xi^{(n)} \circ \xi^{(n)} \quad (11)$$

式中, 定义符号 \circ 为

$$\xi_{ki} \circ \xi_{kj} = \xi_{ij} \circ \xi_{ij} = \log_{SE(3)}(\exp_{se(3)}(\xi_{kj}) \cdot \exp_{se(3)}(\xi_{ji})) \quad (12)$$

至此, 可以得到当前帧对应的相机位姿 ξ 。

然而, 由于重投影过程中是将一帧的 3D 点投影到当前帧, 其中 3D 点的位置是存在误差的, 这个误差将会传递到计算当前帧对应相机位姿的过程中, 所以需要进行后端优化, 减小误差累积。

1.2 后端优化

为了减小累积误差, 得到更加精确的相机位姿估计, 由多帧图像对应的相机位姿构成图优化问题, 本文采用 g^2o 优化方法解决这个问题^[10]。其中代价函数为

$$F = \sum_{(i,j) \in C} e(\xi_i, \xi_j, z_{ij})^T \Omega_{ij} e(\xi_i, \xi_j, z_{ij}) \quad (13)$$

式中: C 为对应的图像序列集合, 作为 g^2o 方法中的节点集合; z_{ij} 为位姿 ξ_i 与 ξ_j 之间的转换矩阵, 作为 g^2o 方法中的测量值; Ω_{ij} 为位姿 ξ_i 与 ξ_j 之间的信息矩阵; $e(\xi_i, \xi_j, z_{ij})$ 为 g^2o 方法中有位姿 ξ_i 与 ξ_j 组成的边所产生的误差函数, 当位姿 ξ_i 与 ξ_j 完全满足约束条件 z_{ij} 时其值为 0。

至此, 由多帧图像序列形成 g^2o 优化方法中的节点、测量值以及边, 得到了更为精确的相机位姿估计 ξ , 据此可以进行下一步的三维点云生成。

1.3 三维点云生成

在获得了相机位姿之后, 可以生成关键帧的点云, 其中关键帧是指包含了尽可能多环境信息的图像序列。

根据相机投影模型及相机位姿, 可以得到关键帧中各像素对应的 3D 点在世界坐标系下的坐标^[11]。像素坐标 (u, v) 对应的在相机坐标系中的空间点 $P_c = (x_c, y_c, z_c)$ 为

$$\begin{cases} x_c = \frac{z}{f_x}(u - c_x) \\ y_c = \frac{z}{f_y}(v - c_y) \\ z_c = z \end{cases} \quad (14)$$

那么在世界坐标系下对应的空间点 P_w 为

$$P_w = \exp_{se(3)}^{-1}(\xi) \cdot P_c \quad (15)$$

对关键帧中所有的像素进行相同操作即可生成三维点云。

2 地面平面方程的求解

本文假设机器人的工作环境除障碍物外是水平且平坦的。

由于机器人的运动平面为平坦地面, 本文所提出的方法通过沿地面平面的法线方向截取一定区域的点云来描述机器人的通行区域。然而由于相机初始位姿是不定的, 世界坐标系的 xoy 平面与地面平面不一定是平行的, 所以, 并不能简单地沿世界坐标系的某一维来截取点云。为了解决这个问题, 本文提出了基于随机采样一致性的地面平面方程求解方法。在三维点云生成的基础上结合图像梯度筛选出地面点云, 以内点数作为评价标准, 利用地面点云进行基于随机采样一致性的地面平面方程求解。

2.1 地面点云的筛选

为了对地面平面进行描述, 选择一些包含丰富地面信息的图像帧作为地面关键帧 KF_g , 对这些关键帧对应的地图点进行筛选, 得出地面对应的地图点。

筛选方法步骤: 1) 取地面关键帧中间区域用于下一步的计算; 2) 计算地面关键帧中间区域的图像梯度; 3) 对图像梯度进行直方图统计之后, 选择数量最多的 3 种梯度所对应的地图点作为地面点云。

如图 3 所示, 依据图像所对应的地图点集合, 像素 (i, j) 对应的图像梯度计算方法为

$$G_{ij} = (p_{i,j}^x - p_{i-1,j}^x, p_{i,j}^y - p_{i-1,j}^y, p_{i,j}^z - p_{i-1,j}^z) \quad (16)$$

式中, $p_{i,j}^x, p_{i,j}^y, p_{i,j}^z$ 分别表示像素 (i, j) 所对应的地图点的 x, y, z 坐标。

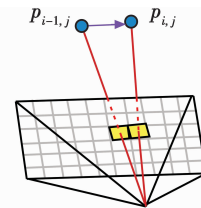


图 3 图像梯度

Fig. 3 Image gradient

上述筛选方法中, 步骤 1) 能够减少非地面点云如墙壁等加入地面平面方程的计算, 减小计算的误差; 步骤 2) 中所提出的图像梯度是地面关键帧与地面点云的一个重要特征, 由于地面是一个平面, 那么地面关键帧的地面部分应该具有相同或相近的图像梯度, 因此可以根据点的位置关系来判断地面; 步骤 3) 保证了选择尽可能多且准确的地面点云用于方程求解, 提高计算精度。

2.2 地面平面方程的评价标准

为了评价所求解得到的地面平面方程是否符合实际情况, 有必要确定一种评价标准。基于 RANSAC 算法中的内点和外点的概念, 本文将内点定义为距离地面平

面在阈值范围内的地图点,反之定义为外点。将内点数 N_{in} 作为地面平面方程的评价标准,内点数越多,说明对应的平面方程越接近实际地面所在平面的方程。

如图4所示为3块地面点云对应于所求地面平面方程的内点定义示意图,其中,红色的为内点,黑色的为外点。



图4 内点示意图

Fig.4 Schematic diagram of inlier points

2.3 基于随机采样一致性的地面平面方程求解

从不同地面关键帧筛选出对应的地面点云后,可以利用这些点云中的地图点集合 P_i 来求解地面平面方程。用 (a, b, c, d) 表示地面平面方程为

$$ax + by + cz + d = 0 \quad (17)$$

式中, a, b, c, d 为待求解参数。

本文提出一种精确求解地面平面方程的方法,其主要的步骤如下所述。

1) 随机选择3个地面关键帧对应的地图点集合 P_1, P_2, P_3 。

2) 从 P_1, P_2, P_3 中各随机采样3个点,计算这3个点所在的平面方程 (a, b, c, d) 。

3) 计算 $P_i, i = 1, 2, \dots, n$, 中每个地图点到步骤2) 中解得的平面方程的距离,设定距离阈值为 $D_{threshold}$, 并计算内点数 N_{in} 。

4) 重复步骤1) ~ 3) 若干次后,选取内点数最多的平面方程所对应的内点构成集合 P_{in} , 利用该集合最小化如下优化函数,获得地面平面方程,即

$$J(a, b, c, d) := \sum_{k=1}^{N_{in}} D_k \quad (18)$$

式中, D_k 表示集合 P_{in} 中第 k 个点 to 地面平面的距离。

通过上述3个步骤,使得在求解地面平面方程时使用的点为地图点中占绝大部分的内点,从而移除了外点的影响,提高了地面平面方程求解的精度。

3 室内导航地图的制备

在获得地面平面方程之后,就可以依据地面平面方程对三维点云进行截取与投影,同时也就可以进行栅格地图的构建及导航地图的制备,下面对该二维室内导航地图制备方法进行介绍。

3.1 栅格地图构建

通过将机器人通行区域的点云投影到地面平面,并对平面中各栅格的占用状态进行计算与更新,可以构建出栅格地图。本文首先采用的二维地图为二维均

匀栅格地图。二维均匀栅格地图将二维平面分割成均匀的栅格,每个栅格对应一组数据,描述栅格存在障碍的可能性^[12]。

3.2 三维点云的投影

由于通过将环境的三维点云投影到地面平面中,悬空或低矮物体可以出现在该平面上,因此本文根据2.3节方法求得的地面平面方程,沿地面平面的法线将三维点云投影到地面平面中。这个方法为移动机器人在后续的路径规划等任务中很好地避开了悬空或低矮的物体,防止碰撞。

3.3 栅格地图的制备方法

若用 F (full) 表示某栅格中有障碍,用 E (empty) 表示某栅格没有障碍,用 $P(F), P(E)$ 分别表示某栅格有障碍、没有障碍的概率,那么对于某栅格,有

$$P(F) + P(E) = 1 \quad (19)$$

假设某栅格中有 n 个点, n_{max} 为当前探测范围内栅格中地图点数的最大值,那么该栅格的占用状态为

$$P(E) = \begin{cases} 1 & n < n_l \\ 1 - \frac{n}{n_{max}} & n_l < n < n_h \\ 0 & n > n_h \end{cases} \quad (20)$$

$$P(F) = 1 - P(E) \quad (21)$$

在下次探测到同一个栅格时,需要对该栅格的占用状态进行更新,若将某栅格上一次的占用状态表示为 E_1, F_1 , 将当前的占用状态表示为 E_2, F_2 , 采用贝叶斯公式有

$$\begin{cases} P(E_2 | E_1) = \frac{P(E_1 | E_2) P(E_2)}{P(E_1)} \\ P(E_2 | F_1) = \frac{P(F_1 | E_2) P(E_2)}{P(F_1)} \end{cases} \quad (22)$$

式中, $P(E_1 | E_2)$ 及 $P(F_1 | E_2)$ 为先验概率。

那么,设定参数 λ , 采用线性插值的方法对该栅格占用状态进行更新,有

$$\begin{cases} P(E_2) = \lambda P(E_2 | E_1) + (1 - \lambda) P(E_2 | F_1) \\ P(F_2) = 1 - P(E_2) \end{cases} \quad (23)$$

在进行栅格占用状态的计算与更新之后,能够在线进行栅格地图构建,然而由于在路径规划等任务中使用0-1栅格地图有助于减少计算量,使用效率更高,所以还需进行栅格地图决策。

3.4 栅格地图决策规则

为了生成移动机器人进行路径规划等任务时可以使用的地图,本文依据栅格地图决策规则生成0-1栅格地图。0-1栅格地图将二维平面分割成均匀的栅格,每个栅格对应一个值:1表示该栅格中有障碍,0表示该栅格中无障碍,-1表示该栅格占用状态未知。

用 m 表示栅格的占用状态, 设定阈值 m_l 和 m_h , 则决策规则为

$$m = \begin{cases} 1 & P(F) > m_h \\ -1 & m_l < P(F) < m_h \\ 0 & P(F) < m_l \end{cases} \quad (24)$$

至此, 依照决策规则可以将 3.1 节生成的二维均匀栅格地图转换成 0-1 栅格地图, 所制备的地图可供机器人进行路径规划、导航等任务。

4 实验与分析

本文以实验室中的模拟室内场景为实验场景, 该场景范围为 $8.0 \text{ m} \times 5.0 \text{ m}$, 如图 5 所示。实验所用传感器为 Kinect 深度相机, 该传感器具有颜色和深度感应镜头, 水平视角为 57° , 垂直视角为 43° , 传感深度范围为 $1.2 \sim 3.5 \text{ m}$, 彩色图像分辨率为 640×480 , 深度图像分辨率为 320×240 。移动机器人携带 Kinect 传感器, 设置机器人线速度为 0.15 m/s , 角速度为 0.15 rad/s , 图像采集频率为 15 Hz , 机器人在场景中巡视一周, 在线构建室内地图, 结果如图 6 所示。传统激光建图使用的传感器为 Hokuyo (URG-04LX) 激光, 其参数为: 扫描距离 $20 \sim 5600 \text{ mm}$, 扫描范围 240° , 角度分辨率 0.36° , 距离分辨率 1 mm 。实验所用电脑配置 CPU 为 i7 处理器, 主频 2.5 GHz , 内存 4 GB , 不使用 GPU 加速, 系统为 Ubuntu14.04。



图 5 模拟室内场景图

Fig. 5 Simulated indoor scene

4.1 基于 VSLAM 制备导航地图

使用 VSLAM 技术^[13]进行三维建图, 以图 6 所示点云地图来表示三维地图。其中, 本文实验所用参数如表 1 所示。本文所使用的模拟室内场景设置了悬空的盒子以及低矮的盒子。此设置用于检验两种方法进行建图时对环境信息能否完整描述。

表 1 实验参数表

Table 1 Parameters of the experiment

参数	参数值
$P(E_1 E_2)$	0.90
$P(F_1 E_2)$	0.10
λ	0.50

图 7 中点云地图的视角与图 5 观察模拟室内场景的视角相反。在截取点云中, 机器人在没有点云的

区域是可以自由通行的, 这为制备可供导航的地图创造了条件。



图 6 模拟室内场景点云图

Fig. 6 The point cloud map of simulated indoor scene

图 6 从基于 VSLAM 技术的三维地图构建的点云地图中成功描述出了这两部分特别的场景设置。如图 7 所示, 基于本文所提出的地面平面方程求解方法, 很好地截取了距离地面 $0.05 \sim 0.5 \text{ m}$ 范围内的三维地图, 从图中可以看出, 最终将地面全部截去, 而且截出的平面是平行于盒子平面等平行于地面的平面的, 说明本文的地面截取方法效果良好。如图 8 所示, 截取部分投影到地面平面之后能够反映模拟室内场景中障碍物的情况。

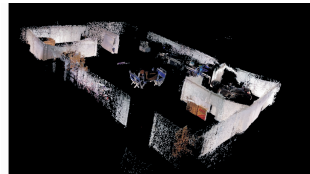


图 7 点云地图截取效果图

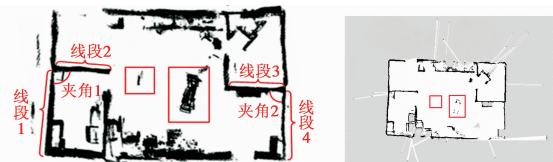
Fig. 7 The interception result of the point cloud map



图 8 点云截取部分到地面平面的投影

Fig. 8 The projection of the intercepted part on the ground plane

本文采用 Hectormapping^[14]激光建图方法作为对比方法, 该方法不依赖于里程计, 建图精度较高。对比图 9a 和图 9b 可以看出, 前者线条比较粗, 这是因为不同于传统激光建图仅限于描述单一平面, 三维建图充分地描述了障碍物的整体结构; 更重要的是, 相对于后者, 前者描述出了悬空物体和低矮物体, 起到充分描述环境结构的效果, 这将提升路径规划等地图后续应用的鲁棒性。



a 基于 VSLAM 制备的导航地图

b 传统激光建图

图 9 基于两种方法制备的导航地图

Fig. 9 The maps built based on two methods

4.2 地图精度分析

为了评价建图的精度, 本文使用长度误差 l_{error} 与角度误差 θ_{error} 作为评价指标, 分别从本文方法建图及传统激光建图中取出 4 段线段与 2 个夹角 (如图 9a), 对比实际场景得到误差值, 如表 2 所示。

表2 测量误差表

Table 2 Measurement errors

测量对象	实际值	传统激光建图		本文方法建图	
		测量值	误差	测量值	误差
线段 1/m	3.00	3.06	0.06	3.04	0.04
线段 2/m	2.00	2.02	0.02	1.98	0.02
线段 3/m	2.00	2.06	0.06	1.95	0.05
线段 4/m	2.45	2.47	0.02	2.48	0.03
夹角 1/(°)	90	91.3	1.3	91.0	1.0
夹角 2/(°)	91	91.9	0.9	91.9	0.9

从建图的精度上来看,二者的建图精度相近且都较高,长度误差均在 0.06 m 以内,角度误差均在 1.3° 以内。由于现如今基于 VSLAM 技术构建的地图已经具有较高精度,并且本文的 VSLAM 算法中有闭环检测^[13]及全局优化环节,且本文进行实验时有较好的闭环条件,这有助于减小累积误差,同时全局优化进一步提高了建图精度。而传统的激光建图虽然测距较为准确,但没有闭环检测及全局优化环节,容易受累积误差的影响。因此,本文方法的测量误差比传统激光建图略小,这也说明了在路径规划等任务中本文方法建图能够实现传统激光建图的同等功能。

4.3 地图的应用

为了检验 2 种方法建图的实用价值,分别利用 2 种方法构建出的地图进行路径规划实验,路径规划的结果见图 10。对比可知,图 10b 规划的路径穿过了悬空物体,这将导致机器人运动时碰撞悬空物体,不能保证机器人安全到达目标点;而采用本文方法构建的地图规划出的路径避开了悬空物体,使机器人能够安全地到达目标点。

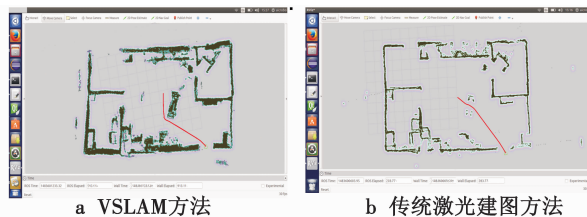


图 10 两种方法制备地图的路径规划结果

Fig. 10 Path planning results by using the two maps

实验表明,本文所提出的基于 VSLAM 的室内导航地图制备方法能够在保证构建的地图精度较高的前提下,更完整地描述环境结构,提升了路径规划等地图后续应用的鲁棒性,相对传统激光建图应用价值更高。

5 结束语

本文从移动机器人自主导航中对二维地图实用性的需求出发,提出了一种基于 VSLAM 的导航地图制备方法。本文一方面提出一种新的地面平面方程的精确求解方法,有效地实现对三维点云地图的截取;另一方面,考虑传统激光建图只能对环境单一平面建图的局

限性,基于三维点云地图进行二维地图的制备,从而便于移动机器人进行后续的路径规划等任务。实验表明,本文基于 VSLAM 的导航地图制备方法较传统二维地图制备方法具有更高的实用价值。

参考文献

- [1] 艾青林,余杰,胡克用,等. 基于 ORB 关键帧匹配算法的机器人 SLAM 实现[J]. 机电工程,2016,33(5):513-520.
- [2] GRISSETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1):34-46.
- [3] GARULLI A, GIANNITRAPANI A, ROSSI A, et al. Mobile robot SLAM for line-based environment representation [C]//The 44th IEEE Conference on Decision and Control European Control Conference, IEEE, 2005:2041-2046.
- [4] DIOSI A, TAYLOR G, KLEEMAN L. Interactive SLAM using laser and advanced sonar [C]//Robotics and Automation, 2005:1103-1108.
- [5] HUANG S D, DISSANAYAKE G. Convergence and consistency analysis for extended Kalman filter based SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(5):1036-1049.
- [6] RIBO M, PINZ A. A comparison of three uncertainty calculi for building sonar-based occupancy grids [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2001, 35(3):201-209.
- [7] ROS G, GUERRERO J, SAPPA A D, et al. VSLAM pose initialization via Lie group and Lie algebras optimization [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Karlsruhe, 2013:5740-5747.
- [8] BARFOOT T D. State estimation for robotics: a matrix-Lie-group approach [EB/OL]. (2016-04-01) [2017-02-01]. <http://asrl.utias.utoronto.ca>.
- [9] FRAUNDORFER F, SCARAMUZZA D. Visual odometry part I: the first 30 years and fundamentals [J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2011, 18(4):80-92.
- [10] 辛菁,苟蛟龙,马晓敏,等. 基于 Kinect 的移动机器人 大视角 3 维 V-SLAM [J]. 机器人, 2014, 36(5):560-568.
- [11] 付梦印,吕宪伟,刘彤,等. 基于 RGB-D 数据的实时 SLAM 算法 [J]. 机器人, 2015, 37(6):683-692.
- [12] 曹红玉. 基于信息融合的移动机器人定位与地图创建技术研究 [D]. 北京:北京邮电大学, 2010.
- [13] 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.
- [14] KOHLBRECHER S. Hector_mapping [EB/OL]. (2012-08-01) [2017-02-01]. http://wiki.ros.org/hector_mapping.