

基于虚拟现实的移动机器人真实环境三维建模系统

郭中远^{1,2}, 徐锋^{1,2*}, 王贵洋¹, 余东应^{1,2}, 崔云轩^{1,2}¹西南科技大学信息工程学院, 四川 绵阳 621010;²特殊环境机器人技术四川省重点实验室, 四川 绵阳 621010

摘要 传统的虚拟现实(VR)技术通过人为建模的方式生成室内三维地图模型,存在速度慢、模型与现实物体尺度之间存在偏差的问题。鉴于此,提出基于VR的移动机器人的真实环境三维建模系统。首先通过视觉同时定位与建图(SLAM)技术快速地获取室内的高精度稠密三维点云地图;其次将三维点云通过曲面重建算法重建为室内三维模型并导入到unity 3D中;然后借助VR设备将室内三维模型置于三维立体的虚拟环境中;最后通过视觉SLAM技术实现移动机器人在室内环境的重定位,实时映射机器人在模型中的位姿,完成交互。利用视觉SLAM技术构建三维地图模型不仅快速,解决了场景尺度偏差的问题,且实现地图的重复使用。同时VR技术也使操作人员可以获得强烈的沉浸感,从而更好地理解机器人的工作环境。

关键词 视觉同时定位与建图;虚拟现实;三维建模;室内建模

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212553

3D Modeling System of Mobile Robot Based on Virtual Reality in Real Environment

Guo Zhongyuan^{1,2}, Xu Feng^{1,2*}, Wang Guiyang¹, Yu Dongying^{1,2}, Cui Yunxuan^{1,2}¹School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, Sichuan, China;²Sichuan Key Laboratory of Robot Technology Used for Special Environment, Mianyang 621010, Sichuan, China

Abstract Traditional virtual reality (VR) technology generates indoor three-dimensional (3D) map models using artificial modeling, which has the challenges of slow speed and deviation between the model and real object scale. Therefore, this study proposes a real environment 3D modeling system for mobile robots based on VR. First, the indoor high-precision dense 3D point cloud map can be rapidly obtained by using visual simultaneous localization and mapping (SLAM) technology. Second, the 3D point cloud can be reconstructed into the indoor 3D model through the surface reconstruction algorithm and imported into unity 3D. Next, the indoor 3D model is placed in the 3D virtual environment with the VR equipment's aid. Finally, the relocation of the mobile robot to the indoor environment is achieved by visual SLAM technology, and the pose of the robot in the model is mapped in real time to complete the interaction. Using visual SLAM technology to build the 3D map model is quick, solves the problem of scene scale deviation, and attains the reuse of map. Simultaneously, VR technology also allows operators to obtain a strong sense of immersion to better understand the working environment of the robot.

Key words visual simultaneous localization and mapping; virtual reality; 3D modeling; indoor modeling

1 引言

虚拟现实(VR)^[1]通过计算机模拟虚拟环境,从而给人以沉浸感,在煤矿、安防等高风险领域都发挥着很大的作用。虚拟三维场景重建作为虚拟现实中的关键

技术,可以对实际物体建立合适的数学模型,以便机器人更好地分析和处理环境中的作业。对于虚拟三维场景的构建,常常通过建模软件完成,其中3DS MAX作为一个通用性软件得到广泛的应用,但其建模效率低且对建模工程师要求很高,特别对于实时渲染的VR

收稿日期: 2021-09-17; 修回日期: 2021-10-23; 录用日期: 2021-11-08; 网络首发日期: 2021-11-18

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(61701421, 61601381)、龙山人才计划青年学者项目(181zx636)

通信作者: *xufeng@swust.edu.cn

场景建模要求更高。相对而言,三维激光扫描建模技术^[2]具有速度快、精度高、成本低、不接触等众多优点,但数据量特别巨大,很难在 VR 系统中运行起来,而且对场景的扫描建模一般都需要和全站仪之类的测绘设备配合使用,对操作人员要求高。

同时定位与建图(SLAM)技术^[3]指一种搭载特定传感器的主体,在没有环境先验信息的情况下,于运动过程中建立环境模型,同时估计自己的运动,实现自主定位和导航的技术。通过 SLAM 算法构建真实环境的虚拟三维场景地图的方式可以更高效。SLAM 现在主流的两种方法是基于激光雷达的技术^[4-5]和基于视觉传感器的技术^[6-8]。其中激光雷达不受光照的影响,Xiao 等^[9]利用 LOAM 算法^[10]实时构建点云地图作为虚拟现实场景中的三维地图,其中每个点颜色表示其高度,但却缺失了地图原有的颜色和纹理信息,点云地图的表示形式也使结构细节模糊或缺失。视觉传感器具有体积小、使用便捷等优点,并且图像中存储了丰富的纹理和色彩信息,因此视觉 SLAM 可以解决激光 SLAM 缺乏纹理的问题。目前的视觉 SLAM 系统的框架比较成熟,其中 ORB-SLAM2^[11]是第一个用于单目、双目和 RGB-D 的开源 SLAM 系统,具有闭环、重定位和地图重用模块,但仅仅采用一个相机传感器,导致系统鲁棒性较差。而 VINS-Mono^[12]是单目视觉惯性系统^[13]的实时 SLAM 框架,是一种对视觉和 IMU 信息进行紧耦合的基于优化的 VIO 方法,再结合闭环检测和图优化,构成了一个完整的单目视觉 SLAM 方法。该方法有效解决单目上尺度不确定性的问题,但构建出的只是稀疏的三维地图。Voxgraph^[14]基于符号距离函数的大规模三维重建方法,使用子地图来降

低存储和优化的代价,系统假设可以实时获得重力方向来降低位姿估计问题的维度,从而构建出稠密的三维地图。

针对以上真实环境三维建模存在低效率及模型缺乏纹理结构信息等问题,本文将视觉 SLAM 技术和 VR 技术相结合,提出了基于 VR 的移动机器人的真实环境三维建模系统。对室内场景进行图像采集,处理生成稠密三维点云地图,再将点云地图通过曲面重建算法重建生成三维模型和贴图,并导入虚拟现实设备中进行可视化,实现对室内三维场景的全方位浏览,更快速地为用户提供有效的三维信息。经过实验验证,所提系统有效解决之前人工建模效率低下和激光 SLAM 建图缺乏纹理和结构信息等问题。最后验证了重定位模块的有效性,在真实环境没有较大变动时,实现地图模型的可重复使用,从而使人机交互更加高效。

2 系统框架

基于 VR 的移动机器人的真实环境快速三维建模系统由机器人端和虚拟现实端两个模块组成,系统框架如图 1 所示。如图 1 中 Robot 端所示,机器人利用 RGBD 相机和 IMU 采集相应的数据,通过视觉里程计前端估计机器人位姿,Voxgraph 算法作为后端优化位姿和构建全局地图,地图以三维点云的形式表示,三维点云地图经过表面重建生成三维模型地图,然后发送到 VR 端。如图 1 中 VR 端所示,操作人员根据实时视频流和三维模型地图中机器人位姿做出决策,及时规划路径并通过 VR 手柄发出命令,控制机器人运动,同时机器人位姿可以通过重定位实时更新并映射在三维

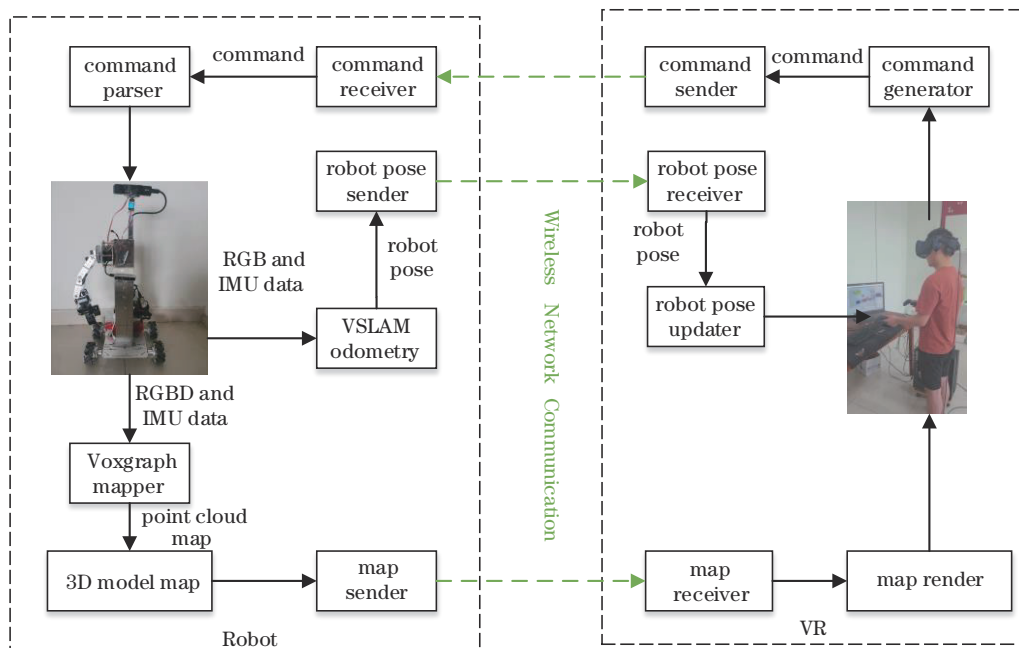


图 1 所提系统的框架

Fig. 1 Framework of proposed system

模型地图中可视化。

2.1 点云地图与重定位

通过 VR 手柄控制机器人,完成数据的采集,然后通过视觉 SLAM 算法生成稠密三维点云场景地图。视觉 SLAM 算法框图如图 2 所示,采用 Voxgraph 作为算

法的主框架,整个算法由前端和后端两个模块构成。在前端中,采用 VINS-Mono 作为视觉-惯导里程计,初步估计位姿生成子点云地图,并完成后端所需三个约束的计算。在后端中,利用三种约束(配准约束、里程计约束和回环约束)构造最小二乘,完成对位姿图的优化。

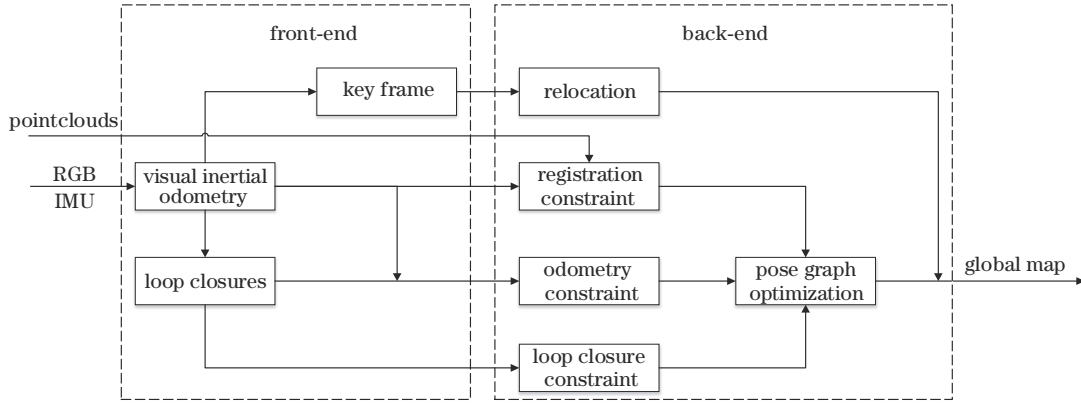


图 2 视觉 SLAM 系统框图

Fig. 2 Framework diagram of visual SLAM system

$$\arg \min_{\chi} \sum_{(i,j) \in R} \|e_{\text{reg}}^{i,j}(\mathbf{T}_{\text{WS}i}, \mathbf{T}_{\text{WS}j})\|_{\sigma_r}^2 + \sum_{(i,j) \in O} \|e_{\text{odom}}^{i,j}(\mathbf{T}_{\text{WS}i}, \mathbf{T}_{\text{WS}j})\|_{\Sigma_O}^2 + \sum_{(i,j) \in L} \|e_{\text{loop}}^{i,j}(\mathbf{T}_{\text{WS}i}, \mathbf{T}_{\text{WS}j})\|_{\Sigma_L}^2, \quad (1)$$

式中： $\chi = \{\mathbf{T}_{\text{WS}1}, \mathbf{T}_{\text{WS}2}, \dots, \mathbf{T}_{\text{WS}N}\}$ 为里程计初始估计的位姿， $\mathbf{T}_{\text{WS}i} \in \mathbf{R}^4$ ； R, O, L 分别是配准约束、里程计约束、回环约束中位姿的索引集合。在此基础上，加入了重定位模块，当机器人再次进入环境时，使当前滑动窗口帧与过去的位姿图对齐，判断当前图像中的特征点与位姿图中特征点的相似度是否大于设定的阈值，如果超过了阈值，即判断重定位成功，并通过逆深度求解相机在地图中的位姿实现重定位。将重定位成功的位姿传到 VR 端，即可以在模型中显示机器人对应的空间坐标。

2.2 生成模型地图

为了实现对真实场景的三维建模，需要再经过曲面重建算法对稠密三维点云进行处理，得到精细化三维场景模型和与之对应的纹理贴图。本文中曲面重建算法是基于 Poisson 重建^[15]进行改进的，基本步骤如下。

1) 首先通过统计滤波器进行去噪^[16]和利用最远点采样法(FPS)^[17]对点云地图进行降采样，离群点的存在会导致重建得到的物体表面不平滑，采用统计滤波器去除离群点。对于任意一点 \mathbf{p}_i ，通过 KnnSearch 得到邻域 $\mathbf{p}_j \subset \text{Nbhd}(\mathbf{p}_i)$ ，计算 \mathbf{p}_i 到其邻域中点的平均欧氏距离 x ，设所有的平均距离满足高斯分布：

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (2)$$

式中： μ 为均值； σ 为标准差。剔除平均距离在标准差范围之外的点，即为剔除离群点。再通过 FPS 对点云地图进行降采样。在输入点云数 N 的集合 A 中随机选择点 \mathbf{p}_0 作为起始点，得到采样集合 $B = \{\mathbf{p}_0\}$ ，接下来计算集合 A 中剩余点到集合 B 中点的距离，选择距离最远的点作为 \mathbf{p}_1 添加到集合 B 中，而当集合 B 中点数大于 1 时，采样原则满足：

$$\max(\min \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \dots & d_{1,N'} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \dots & d_{2,N'} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{N-2,1} & d_{N-2,2} & \dots & d_{N-2,N'} \\ d_{N-1,1} & d_{N-1,2} & \dots & d_{N-1,N'} \end{bmatrix}), \quad (3)$$

式中： $d_{i,j}$ 表示集合 A 中剩余点到集合 B 中采样点的欧氏距离。先取每一列的最小值作为集合 A 中的点到集合 B 的距离，再取该行的距离最大值的点作为采样点，重复采样步骤，直到采样到 N' 个目标采样点。降采样点的目的是在满足模型重建完整要求的基础上提高重建的速度，最远点采样可以尽可能地覆盖空间中所有的点。

2) 计算每个点的法线。对于任意一点 \mathbf{p}_i ，通过 KnnSearch 得到邻域 $\mathbf{p}_j \subset \text{Nbhd}(\mathbf{p}_i)$ ，根据邻域计算质

心 $\mathbf{o}_i = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^{j < k} \mathbf{p}_j$ ，构建协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_{\text{cov}} = \frac{1}{k} \sum_{\mathbf{p}_j \subset \text{Nbhd}(\mathbf{p}_i)} (\mathbf{p}_j - \mathbf{o}_i) \cdot (\mathbf{p}_j - \mathbf{o}_i)^T. \quad (4)$$

对协方差矩阵进行奇异值分解(SVD)，得到最小特征值对应的特征向量，即为法线 \mathbf{n} 。

3) 利用 Poisson 曲面重建生成模型。Poisson 曲面重建^[18-19]的核心思想是给定一个点云区域 S ，点云代表了物体表面 M 的位置，其法向量 \mathbf{n} 代表了内外的方向，

点云边界为 ∂M , 通过隐式地拟合一个由物体派生的指示函数 χ_M :

$$\chi_M(\mathbf{q}) = \begin{cases} 1, & \mathbf{q} \in M \\ 0, & \mathbf{q} \notin M \end{cases}, \quad (5)$$

式中: \mathbf{q} 表示点云区域中某一点的位置。这样把点云曲面重建 $M = \partial M$ 的问题转变为重构指示函数 χ_M 求解的问题。通过求解指示函数然后进行等值面提取, 可以得到一个平滑的物体表面的估计。Poisson 曲面重建算法的基本原理是: 对输入点集建立深度为 D 的八叉树 ϑ 拓扑关系并对每一个节点 o 附加一个节点函数 F_o , 其展开形式为

$$F_o(\mathbf{q}) \equiv F\left(\frac{\mathbf{q} - \mathbf{c}_o}{\omega_o}\right) \times \frac{1}{\omega_o^3}, \quad (6)$$

式中: \mathbf{c}_o 表示节点 o 的中心; ω_o 表示节点 o 的宽度。引入基函数 F 描述节点函数和向量场 \mathbf{V} 之间的关系:

$$F(\mathbf{q}) = F\left(\frac{\mathbf{q}}{2^D}\right). \quad (7)$$

引入高通滤波器, 将有向点集的表面重建转换为一个空间泊松问题:

$$F(x, y, z) = [B(x)B(y)B(z)]^{*n}, \quad (8)$$

$$B(t) = \begin{cases} 1, & |t| < 0.5 \\ 0, & |t| \geq 0.5 \end{cases}. \quad (9)$$

用 $\text{Nbr}_D(s)$ 表示当前节点 p_s 的 8 个邻近节点, 用 $\{\alpha_{o,s}\}$ 作为插值的权重, 这样指示函数所代表的表面梯度域的向量场就近似为

$$\mathbf{V}(\mathbf{q}) \equiv \sum_{s \in S} \sum_{o \in \text{Nbr}_D(s)} \alpha_{o,s} F_o(\mathbf{q}) \mathbf{n}_o. \quad (10)$$

对泊松方程 $\Delta \chi \equiv \nabla \cdot \mathbf{V}$ 的求解问题简化为

$$\sum_{o \in \vartheta} \|\langle \Delta \chi - \nabla \cdot \mathbf{V}, \mathbf{F}_o \rangle\|^2 = \sum_{o \in \vartheta} \|\langle \Delta \chi, \mathbf{F}_o \rangle - \langle \nabla \mathbf{V}, \mathbf{F}_o \rangle\|^2. \quad (11)$$

对于给定 $|\vartheta|$ 维向量 \mathbf{v} , 对于节点 o 的坐标 $\mathbf{v}_o = \langle \nabla \cdot \mathbf{V}, \mathbf{F}_o \rangle$, 求解函数 χ 的方法可以通过该函数在函数空间投影的拉普拉斯算子与 \mathbf{F}_o 构成的向量逼近 \mathbf{v} 解

决, 即转换成对 $\sum_{o \in \vartheta} \|\mathbf{v} - \mathbf{v}_o\|^2$ 的求解。为了利用矩阵操作求解向量, 算法定义了一个 $|\mathbf{v}| \times |\mathbf{v}|$ 阶矩阵 \mathbf{L} , 矩阵的每一项是拉普拉斯算子和每一个节点函数的点乘结果, 将求解 χ 的问题最后归结为求解 $\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{|\vartheta|}} \|\mathbf{L}\mathbf{x} - \mathbf{v}\|^2$ 。

最后用移动立方体法提取等值面, 得到重建后的模型。

4) 点云三角化生成纹理贴图。对在表面 S 的点进行三角化操作, 沿着三角化的顶点与贴图平面 UV 坐标进行匹配映射, 贴图颜色信息为三个点对应的三个通道的灰度平均值。

$$I_i = \frac{I_{i1} + I_{i2} + I_{i3}}{3}, \quad (12)$$

式中: i' 分别取 r, g, b , 分别代表 R、G、B 三个通道的灰度值。

5) 模型和纹理贴图进行配对。根据步骤 2) 中点的法线方向, 将贴图与法线正方向的模型一侧匹配映射, 完成整个地图模型的构建。

3 实验与分析

选择 EuRoC 数据集对三维点云地图的构建方法进行评价, 并对室内环境下用 Release D435i 相机录制的数据包进行三维重建, 定量比较降采样到不同的点云数后重建的速度, 并对模型进行重定位时间与精度的测量。系统运行平台为 Ubuntu 16.04 64 位操作系统的台式电脑, i9-10900X (10 核 @ 3.70 GHz) CPU, 64 G 内存和 GTX 2080Ti。机器人运行平台为 NVIDIA Jetson Xavier。

3.1 SLAM 点云地图生成

为了定量地评价点云地图生成部分, 引入了常用的视觉 SLAM 系统 ORB-SLAM2、OKVIS^[20] 作为对比项。在 EuRoC 数据集中的 11 个场景分别运行三个系统, 在每个场景中每个系统运行 10 次, 计算它们在数据集上的绝对轨迹误差 (ATE) 的均方根误差 (RMSE) 的平均值来评估系统的定位精度, 结果如表 1 所示, 其中“—”表示跟踪失败且重定位失败, 粗体数字表示在每个场景中的最优数值。

表 1 视觉 SLAM 系统的结果对比

Table 1 Result comparison of visual SLAM system

System	RMSE /m										
	MH01	MH02	MH03	MH04	MH05	V101	V102	V103	V201	V202	V203
ORB-SLAM2	0.041	0.048	0.041	0.103	0.056	0.096	0.065	0.085	0.057	0.058	—
OKVIS	0.160	0.220	0.240	0.345	0.472	0.090	0.232	0.246	0.130	0.160	0.290
Proposed system	0.068	0.073	0.071	0.087	0.060	0.085	0.061	0.064	0.052	0.174	0.140

由表 1 可知: 在工厂数据集 (MH*) 中, 所提系统以及其他 SLAM 系统的定位误差均较小, ORB-SLAM2 表现最优; 但在室内场景 (V*) 中, 除了在 V202, 所提系统的定位精度不仅远高于 OKVIS 系统且优于 ORB-SLAM2 系统, 且在所有数据集上表现出较高的

稳定性, 没有出现跟踪失败的结果, 能够满足系统对定位精度和稳定性的要求。综合以上关于定位精度和稳定性的分析, 所提系统在数据集上实现较高的定位精度, 而且构建出的稠密三维点云地图使点云曲面重建时的结构细节更加丰富, 所以总体效果优于 ORB-

SLAM2 系统和 OKVIS 系统。

3.2 三维地图模型的生成

为了在现实场景中验证所提系统,选择一个如图 3 所示的实际房间(5 m×4 m)进行整个系统的数据录制。最后经过统计滤波器(邻域点的数量 $K=50$)去噪后,所提系统获得具有 86560 个点的稠密点云地图,

然后对稠密点云地图进行 FPS 降采样,再通过曲面重建算法生成三维地图模型。引入开源框架 COLMAP^[21]、OpenMVG^[22]、OpenMVS^[23] 作为对比项。通过对比模型化所消耗的时间和相应产生的面数,评估三维地图生成模型的优劣,结果如表 2 所示。



图 3 现实场景图。(a)房间东侧;(b)房间南侧;(c)房间西侧;(d)房间北侧

Fig. 3 Scene maps. (a) East side of the room; (b) south side of the room; (c) west side of the room; (d) north side of the room

表 2 采样模型参数对比

Table 2 Parameter comparison of sampling models

Method	Number of points	Number of faces	Modeling time /s
COLMAP+OpenMVS	323524	568269	452.24
OpenMVG+OpenMVS	246952	383671	326.52
Proposed method	60000	85632	63.62
Proposed method	30000	54166	36.46
Proposed method	10000	18027	22.32

从表 2 可以看出:COLMAP+OpenMVS 和 OpenMVG+OpenMVS 由于提取的特征点数较多所

以耗时严重。而从图 4 的重建效果上看,这两个方法在很多区域没有提取到特征点,导致没有重建完整,例如在墙角、窗帘、地板等,更是重建错误右下角。所提方法在保证模型重建完整性的情况下通过 FPS 减少采样点,对比重建过程的时间,相对于初始点云的 86560 个点,根据点数每次减少 10000 个点进行曲面重建。实验结果表明:当点的数量为[80000,60000]区间时,可视化的效果差异不大;当点的数量为[50000,30000]时,可视化的效果差异不大,但对比[80000,60000]区间出现纹理失真情况;当点云降采样到 20000 时,模型出现破洞的效果。最后采取三个区间

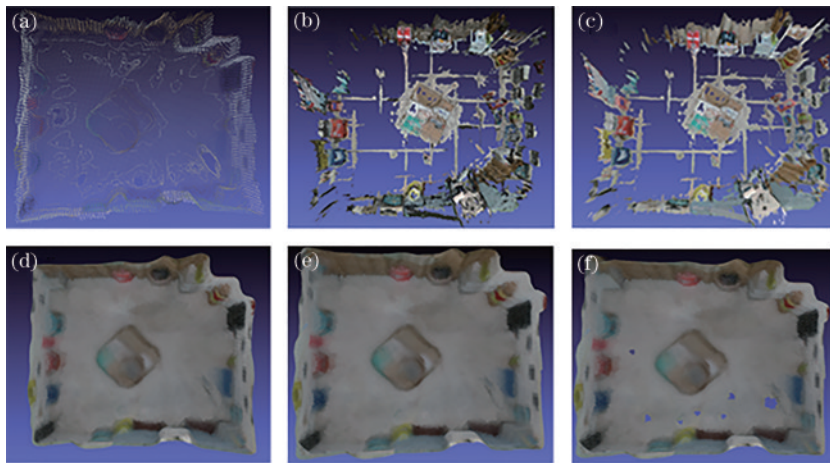


图 4 模型地图转换结果对比。(a)原始点云;(b)COLMAP+OpenMVS 的结果;(c)OpenMVG+OpenMVS 的结果;(d)60000 个点云数时所提方法的结果;(e)30000 个点云数时所提方法的结果;(f)10000 个点云数时所提方法的结果

Fig. 4 Comparison of model map conversion results. (a) Original point cloud; (b) result of COLMAP+OpenMVS; (c) result of OpenMVG+OpenMVS; (d) result of proposed method under 30000 point clouds; (e) result of proposed method under 10000 point clouds; (f) result of proposed method under 60000 point clouds

的下限,即 60000、30000、10000 点云数进行重建效果对比。从表 2 可以看出,随着采样点数量的减少,模型重建的时间也相应减少,结合图 4 重建模型的完整性,降采样到 30000 个点云左右为模型的最佳选择。

3.3 重定位

在真实场景建模的基础上评估系统中的重定位模

块,对系统的初始定位耗时、重定位耗时、重定位精度进行多次测试并取平均值。如图 5(a)、(d) 所示,实时定位坐标会在三维模型中映射;如图 5(b)、(e) 所示,实时视频流会辅助用户知道机器人所在位置的周围环境;如图 5(c)、(f) 所示,可以切换视角到机器人上,观察到机器人所处的虚拟环境。



图 5 实时定位验证。(a)~(c) T1 时刻对应的实时定位和视频;(d)~(f) T2 时刻对应的实时定位和视频

Fig. 5 Real time location verification. (a)~(c) Real-time positioning and video corresponding to T1 time; (d)~(f) real-time positioning and video corresponding to T2 time

表 3 为初始定位及重定位耗时统计。从表 3 可以看出:由于系统每次启动后都要先进行初始化,然后才能进行重定位,重定位耗时要比初始化定位耗时多 6 s 左右;且初始化之前需要先加载重定位所需的历史帧,这个过程大约需要花 5 s。在 20 次耗时测试中,每次都成功初始化和重定位,且系统的重定位平均误差为 0.31 m,验证了重定位模块的有效性和稳定性。

表 3 初始定位及重定位耗时测试

Table 3 Time-consuming test of initial positioning and relocation

Parameter	Value
Initial positioning time /s	11.868
Relocation time /s	17.5725
Relocation accuracy /m	0.31

4 结 论

将视觉 SLAM 技术与 VR 技术相结合,视觉 SLAM 技术可有效地获取室内复杂场景的点云数据,可真实地反映地物分布情况,根据点云数据进行表面重建后生成三维地图模型和贴图,代替传统 VR 技术所用到的建模方法。这种方法不仅快速建模,而且解决了之前建模中的模型尺度存在偏差的问题。VR 技术可完全仿真式地模拟真实场景,浏览物体的分布情况,给操作者提供强烈的沉浸感,使操作者在远程操作

时感到舒适。所提系统具有重定位和地图映射的能力,且机器人与用户之间存在通信,在满足现有三维模型应用需求的同时,进一步拓展了三维模型的应用方向,提升了三维模型的实用价值。所提系统除了应用在室内场景下,还可推广至室内特殊环境下的信息规划、室内建筑与装饰设计、计算机设施管理及古文物修复等多个领域,在室内导航定位及室内规划部署等方面也具有很强的实用性。

参 考 文 献

- [1] 石晓卫,苑慧,吕茗萱,等.虚拟现实技术在医学领域的研究现状与进展[J].激光与光电子学进展,2020,57(1):010006.
Shi X W, Yuan H, Lü M X, et al. Current status and progress of virtual reality technology in medical field[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(1): 010006.
- [2] 张照杰,张宏波,李娜.基于三维激光扫描技术的城市地下空间三维建模[J].地理空间信息,2021,19(6):6,89-91.
Zhang Z J, Zhang H B, Li N. 3D modeling of urban underground space based on 3D laser scanning technology [J]. Geospatial Information, 2021, 19(6): 6, 89-91.
- [3] 朱东林,徐光辉,周捷,等.视觉同时定位与建图方法综述[J].通信技术,2021,54(3):523-533.
Zhu D L, Xu G H, Zhou J, et al. The development of visual SLAM algorithms: a survey[J]. Communications Technology, 2021, 54(3): 523-533.
- [4] 范海廷,杜云刚.基于激光 SLAM 的机器人导航算法研究[J].机床与液压,2021,49(14):41-46.

- Fan H T, Du Y G. Research on navigation algorithm of mobile robot based on laser SLAM[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2021, 49(14): 41-46.
- [5] 胡燕威, 王建军, 范媛媛, 等. 基于激光雷达的空间物体三维建模与体积计算[J]. *中国激光*, 2020, 47(5): 0510001.
Hu Y W, Wang J J, Fan Y Y, et al. LiDAR-based three-dimensional modeling and volume calculation for space objects[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(5): 0510001.
- [6] 张子健, 程效军, 曹宇杰, 等. 结合激光与视觉点云的古遗迹三维重建应用[J]. *中国激光*, 2020, 47(11): 1110001.
Zhang Z J, Cheng X J, Cao Y J, et al. Application of 3D reconstruction of relic sites combined with laser and vision point cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(11): 1110001.
- [7] 晏小彬, 彭道刚, 威尔江. 基于地平面的单目视觉辅助激光雷达 SLAM 研究[J]. *光学学报*, 2020, 40(24): 2428002.
Yan X B, Peng D G, Qi E J. Research on ground-plane-based monocular aided LiDAR SLAM[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(24): 2428002.
- [8] 王霞, 左一凡. 视觉 SLAM 研究进展[J]. *智能系统学报*, 2020, 15(5): 825-834.
Wang X, Zuo Y F. Advances in visual SLAM research[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(5): 825-834.
- [9] Xiao J H, Wang P, Lu H M, et al. A three-dimensional mapping and virtual reality-based human-robot interaction for collaborative space exploration[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(3): 172988142092529.
- [10] Zhang J, Singh S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time[EB/OL]. [2021-09-15]. https://www.ri.cmu.edu/pub_files/2014/7/Ji_LidarMapping_RSS2014_v8.pdf.
- [11] 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.
- [12] Qin T, Li P L, Shen S J. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [13] 施俊屹, 查富生, 孙立宁, 等. 移动机器人视觉惯性 SLAM 研究进展[J]. *机器人*, 2020, 42(6): 734-748.
Shi J Y, Zha F S, Sun L N, et al. A survey of visual-inertial SLAM for mobile robots[J]. *Robot*, 2020, 42(6): 734-748.
- [14] Reijngwart V, Millane A, Oleynikova H, et al. Voxgraph: globally consistent, volumetric mapping using signed distance function submaps[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(1): 227-234.
- [15] 张凯. 基于泊松方程的三维表面重建算法的研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2014: 26-32.
Zhang K. Research on 3D surface reconstruction algorithm based on Poisson equation[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2014: 26-32.
- [16] 刘立恒, 赵夫群, 汤慧, 等. 几何特征保持的文物点云去噪算法[J]. *数据采集与处理*, 2020, 35(2): 373-380.
Liu L H, Zhao F Q, Tang H, et al. A denoising method for point cloud of cultural relics with geometric feature preservation[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2020, 35(2): 373-380.
- [17] Charles R Q, Hao S, Mo K C, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 77-85.
- [18] 庞正雅, 周志峰, 王立端, 等. 改进的点云数据三维重建算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 021102.
Pang Z Y, Zhou Z F, Wang L D, et al. Improved three-dimensional reconstruction algorithm for point cloud data[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 021102.
- [19] 高锋, 周虹, 黄超. 基于向量场和等值面的改进泊松重建算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(10): 101016.
Gao F, Zhou H, Huang C. Improved Poisson reconstruction algorithm based on vector field and isosurface[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(10): 101016.
- [20] Leutenegger S, Lynen S, Bosse M, et al. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2015, 34(3): 314-334.
- [21] Schönberger J L, Zheng E L, Frahm J M, et al. Pixelwise view selection for unstructured multi-view stereo[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9907: 501-518.
- [22] Yao Y, Luo Z X, Li S W, et al. MVSNet: depth inference for unstructured multi-view stereo[EB/OL]. (2018-04-07)[2021-04-05]. <https://arxiv.org/abs/1804.02505>.
- [23] Li S H, Xiao X W, Guo B X, et al. A novel OpenMVS-based texture reconstruction method based on the fully automatic plane segmentation for 3D mesh models[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(23): 3908.