

6-5-2020

3D Simultaneous Localization and Mapping Based on RGB-D Images

Lingyan Hu

1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;;

Cao Lu

1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;;

Pengwen Xiong

1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;;

Xin Yong

2. School of Sciences, Nanchang University, Nanchang 330031, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

3D Simultaneous Localization and Mapping Based on RGB-D Images

Abstract

Abstract: To reduce the accumulated pose error of robots during the three-dimensional simultaneous localization and mapping, a global optimization method is proposed to improve the positioning accuracy and the quality of the map. *This method, which is based on the visual odometry of the frame and frame registration model, adds the pose-constraints by closed-loop detection based on image matching. Local loop is combined with random loop to improve the optimization efficiency.* The general graph optimization algorithm is used to globally optimize the robot poses. *A key-frame selection strategy is also proposed to decrease the consumption of the computing resources and memory footprint.* The experiment results show that this method can reduce the root mean square error to only 8.7mm with a 3.96 m path and generate 3D map of indoor scenes accurately.

Keywords

SLAM, visual odometry, loop-detection, key-frame, general graph optimization

Authors

Lingyan Hu, Cao Lu, Pengwen Xiong, Xin Yong, and Zekun Xie

Recommended Citation

Hu Lingyan, Cao Lu, Xiong Pengwen, Xin Yong, Xie Zekun. 3D Simultaneous Localization and Mapping Based on RGB-D Images[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(11): 2840-2846.

基于 RGB-D 图像的三维同步定位与建图研究

胡凌燕¹, 曹禄¹, 熊鹏文^{1*}, 辛勇², 谢泽坤¹

(1. 南昌大学信息工程学院, 南昌 330031; 2. 南昌大学理学院, 南昌 330031)

摘要: 针对移动机器人三维同步定位与建图过程中机器人位姿误差累积问题, 提出了一种位姿全局优化方法提高机器人定位精度和建图质量。该方法在帧到帧配准模型的视觉里程计的基础上, 通过基于图像匹配的闭环检测来增加机器人位姿间的约束, 在构建位姿图过程中采用局部回环结合随机大回环策略提高位姿优化效率, 最后采用 g2o (general graph optimization) 算法对机器人位姿进行全局优化。此外, 提出了一种关键帧选取方法, 以减少系统计算资源及内存空间的消耗。实验结果表明, 该方法在运动轨迹 3.96 m 的情况下均方根误差仅为 8.7 mm, 并能准确构建出室内场景的三维地图。

关键词: 同步定位与建图; 视觉里程计; 闭环检测; 关键帧; 图优化

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2017) 11-2840-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201711033

3D Simultaneous Localization and Mapping Based on RGB-D Images

Hu Lingyan¹, Cao Lu¹, Xiong Pengwen^{1*}, Xin Yong², Xie Zekun¹

(1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;

2. School of Sciences, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: To reduce the accumulated pose error of robots during the three-dimensional simultaneous localization and mapping, a global optimization method is proposed to improve the positioning accuracy and the quality of the map. *This method, which is based on the visual odometry of the frame and frame registration model, adds the pose-constraints by closed-loop detection based on image matching. Local loop is combined with random loop to improve the optimization efficiency.* The general graph optimization algorithm is used to globally optimize the robot poses. *A key-frame selection strategy is also proposed to decrease the consumption of the computing resources and memory footprint.* The experiment results show that this method can reduce the root mean square error to only 8.7mm with a 3.96 m path and generate 3D map of indoor scenes accurately.

Keywords: SLAM; visual odometry; loop-detection; key-frame; general graph optimization

引言

同步定位与建图是移动机器人自主导航的基础, 也是其真正实现自主化工作的前提条件, 其要

求移动机器人从某一未知位置开始移动, 在移动的过程中根据传感器对环境的观测构建增量式地图, 同时利用已构建的地图实现自身的定位^[1-2]。

在同步定位与建图中最常用的方式利用激光测距仪获得的深度点云来构建环境模型, 然而这类范围传感器大多价格昂贵且比较笨重。由于 Kinect 相机能够方便、廉价、快速地获取环境的 RGB-D 信息, 近年来将 Kinect 应用于机器人同步定位与



收稿日期: 2016-08-26 修回日期: 2016-12-13;
基金项目: 国家自然科学基金(61563035, 81501560, 61662044, 61663027);
作者简介: 胡凌燕(1978-), 女, 江西, 博士, 教授, 研究方向为机器人控制算法、网络控制系统; 曹禄(1992-), 男, 江西, 硕士生, 研究方向为移动机器人视觉 SLAM; 熊鹏文(通信作者 1987-), 男, 江西, 博士, 讲师, 研究方向为机器人传感与控制技术。

<http://www.china-simulation.com>

• 2840 •

建图已取得了大量研究成果。文献[3]提出了一种利用卡尔曼滤波算法根据 RGB-D 数据进行快速视觉里程计和三维地图创建的方法,该方法可以实现地图的在线更新,具有较好的实时性,然而,该方法存在线性化误差,且数据关联一旦出错容易导致结果不收敛。文献[4]提出一种室内环境中的三维地图构建算法,该算法由于采用了 GPU 加速,具有较高的运行效率且能够实现三维地图的构建,但效果欠佳且没有给出机器人的运动轨迹信息。

Endres 等人^[5]提出了一种利用 g2o 算法对基于稀疏特征点匹配方式估计出的机器人位姿进行优化的方法,该方法能够实现较高的定位精度和全局一致性地图,该方法在开始阶段效果较好,然而随着图像数量逐渐增长,导致运算效率较低。

针对上述研究现状,本文主要开展了基于图优化的三维视觉 SLAM 方法研究。针对移动机器人位姿误差累积问题,在视觉里程计的基础上通过基于图像匹配的闭环检测方法增加帧间位姿约束,然后采用 g2o 图优化算法对机器人位姿进行优化。针对闭环检测过程中随着图像数量增长导致运算效率低下的问题,采用局部回环结合随机大回环策略以提高位姿优化效率。最后,通过实验验证了本文方法的有效性和可行性。

1 系统框架

本文提出的室内环境下移动机器人三维同步定位与建图系统框架如图 1 所示,可以看出系统主要分为 5 部分,概括如下:

1) Kinect 标定与数据配准。通过对 Kinect 标定得到相机参数,然后根据相机参数将深度图配准到彩色图便可得到空间场景每一点的颜色信息和位置信息,进而便能生成三维彩色点云。

2) 视觉里程计包括特征提取与匹配和位姿估计两个部分。首先通过图像特征提取与匹配来分析连续的图像序列,然后根据特征匹配结果通过位姿估计来估计机器人自身的位姿变化,最后根据累积的位姿变化计算机器人当前位置和朝向。

3) 闭环检测。采用图像匹配的方法,当前图像通过局部回环检测和随机回环检测与之前图像序列进行匹配,然后根据匹配结果判断是否发生闭环。

4) g2o 优化。以机器人的位姿作为节点、帧与帧之间的位姿关系为边来构造位姿图,然后采用 g2o 优化算法对机器人位姿进行全局优化。

5) 轨迹和地图生成。将优化后的机器人位姿累加起来,得到机器人运动轨迹;根据优化后的帧间位姿关系进行点云拼接,构建 3 维点云地图。

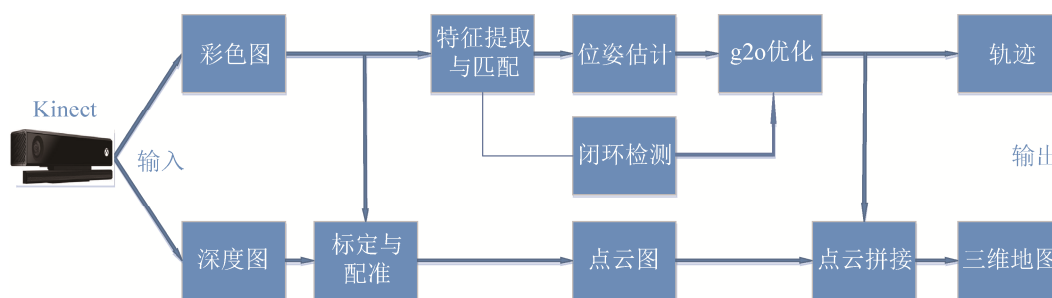


图 1 三维同步定位与建图系统框架

Fig. 1 General framework of the 3D SLAM system

2 视觉里程计

2.1 特征提取与匹配

特征提取的一般步骤为:构建尺度空间、检测

特征点、为特征点分配方向、最后生成特征点描述子。目前最常用于图像特征提取算法主要有 SIFT^[6]、SURF^[7]、ORB^[8]。经综合考虑为获得稳定性、实时性更好的特征点提取结果,本文采用具有旋转不

变性且速度较快的 ORB 算法提取图像特征点。

提取特征点后，下一步便是匹配图像特征点。因为生成的特征描述子为高维的特征向量，在分别对两帧图像提取 ORB 特征点并生成描述子后，便得到两组高维的特征向量。采用 BF(Brute Force) 匹配算法实现帧间特征点快速高效匹配，其算法思想是采用特征向量间的欧式距离来作为两帧图像特征点的相似性衡量：假设两帧待匹配图像的特征点集合分别为 X 和 Y ，其欧式距离可以描述为：

$$D(X, Y) = \|X - Y\| = \sqrt{\sum_{i=1}^d (X_i - Y_i)^2} \quad (1)$$

其欧式距离值越小表示特征点相似度越高，为了提高正确匹配率，需要对 BF 算法匹配的特征点进行筛选。初步筛选的准则是：求出所有的匹配点对中的最小欧式距离，然后去掉其中大于最小距离 k 倍(本文 $k=4$)的匹配。为了进一步提高正确匹配率，采用随机采样一致性算法(RANSAC)剔除误匹配点，得到最终用于计算机器人位姿的匹配点对，特征匹配结果如图 2 所示。

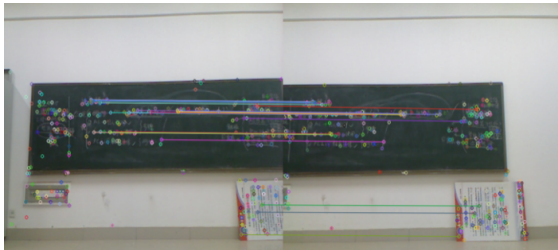


图 2 特征匹配结果
Fig. 2 Feature matching results

2.2 位姿估计

假设图 2 中左图和右图分别为 t_1 和 t_2 时刻采集到的两帧图像 F_1 和 F_2 ，经过随机采样一致性(RANSAC)算法剔除误匹配点后最终获得了两组一一对应的特征点，然后结合深度信息根据相机标定结果求得其所对应的两组三维空间点集 P 和 Q ：

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \in F_1$$

$$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\} \in F_2$$

为了求得 t_1 和 t_2 时刻机器人的相对姿态以估

计机器人的运动，定义一个旋转矩阵 R 和偏移向量 t ，使得：

$$\forall n, q_n = Rp_n + t \quad (2)$$

然而由于实际当中误差无法避免，上式难以严格成立，因此可通过 ICP(iterative closest point) 算法^[9]求最小化误差来求解 R 和 t ：

$$\min_{R, t} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|q_i - (Rp_i + t)\|_2^2 \quad (3)$$

以图 2 为例，经过特征提取与匹配得出两组一一对应的特征点后，结合深度信息得出两组一一对应的三维空间点集，最后通过 ICP 算法求得旋转向量 R 和偏移向量 t ：

$$R = [-0.034, -0.082, 0.002]$$

$$t = [-0.631, -0.093, 0.003]$$

其中：偏移向量 t 表示相机从 t_1 时刻到 t_2 时刻向右移动了 0.631 m，向上移动了 0.093 m，向后移动了 0.003 m；旋转向量 R 表示相机从 t_1 时刻到 t_2 时刻绕向量 $[-0.034, -0.082, 0.002]$ 逆时针旋转的弧度 $\|R\| = \sqrt{R_x^2 + R_y^2 + R_z^2} = 0.088 \text{ rad}$ 。

3 机器人位姿全局优化

3.1 关键帧

由于 Kinect 以 30 fps 的速率采集图像，随着时间的推移，图像规模迅速增长。如果对每一帧图像估计的位姿进行优化将大大增加了系统的计算量以及耗费内存空间，制约了系统的实时性。因此，需从 Kinect 采集的图像序列中选取一部分代表性图像作为关键帧，最后只对关键帧估计的位姿进行优化。

本文采用基于视觉内容的关键帧选取方法，通过计算图像间的相似度来决定是否提取当前时刻图像作为关键帧。相似度超过一定阈值的图像可以看成是同一场景的成像，则丢弃该帧图像；反之，当相似性小于该阈值时，对应位置的场景图像被保存为关键帧。具体做法是，当前帧和上一关键帧在进行图像匹配时，若匹配点数较少，说明两帧图像相似度较低，则将当前帧作为新的关键帧。若匹配

点数较多, 说明两帧图像比较相似, 则丢弃当前帧。

图像间的相似度可定义为匹配特征点占总特征点的比例: 设 f_k 为上一时刻定义的关键帧, 则下一关键帧 f_{k+1} 的选取规则定义如下:

$$f_{k+1} = \arg \min_t \{S(f_t, f_k) < P, i < t \leq m\} \quad (4)$$

$$S(f_t, f_k) = \frac{2N}{N_t + N_k}$$

其中: t 为当前帧的时刻; S 表示图像间的相似性度量函数; P 为设定的相似度阈值; N_t , N_k 分别表示图像 f_t 和 f_k 经 ORB 算法提取的特征点数; N 为两帧图像的匹配特征点数; m 定义为关键帧的最大帧数间隔阈值, 如 $m=i+30$, 其作用在于保证关键帧的分布尽可能覆盖整个场景, 因为机器人在实际运动中, 周围场景的外观变化可能很小, 这将导致机器人长时间内失去对场景的关键帧描述。

3.2 闭环检测

闭环检测是指检测移动机器人是否回到之前已经遍历过的场景, 这对消除机器人位姿累积误差、提高定位精度具有重要作用。文献[10]采用基于词袋模型的方法由于存在图像集训练聚类过程, 实现起来较为复杂和耗时。文献[11]基于图像匹配的闭环检测要求将当前帧图像与之前所有帧一一进行匹配, 该方法在开始阶段效果较好, 随着时间推移, 需要匹配的图像数量逐渐增长, 导致闭环检测所需的时间越来越多。

本文在文献[11]的方法基础上做的一点改进是, 闭环检测时将当前帧与之相临近的前 k 个关键帧进行匹配, 这种回环称为局部回环, 每发现一个成功回环, 则在优化图中增加一条边。此外, 为了增加回环数量也即增加机器人位姿间的约束, 在之前获取的关键帧序列中随机取 l 个, 将其与当前帧进行匹配, 检测闭环与否, 这种回环称为随机回环。为了判断闭环成功与否, 需要对图像进行匹配及运动估计: 若两帧图像匹配点数较多且运动较小, 说明该两帧图像内容相似且所对应场景相隔很近, 此时闭环成功, 则在优化图中增加一条边; 若两帧图

像匹配点数较少或运动较大, 说明闭环失败。为此, 本文定义了一个估计帧间运动大小的度量值 E , 它是位移和旋转的 2 范数加权和, 当其小于某一阈值时即表示两帧图像所对应场景相隔很近, 其计算方法如下:

$$E = k_1 \|t\|_2 + k_2 \|(\psi, \theta, \varphi)\|_2 \quad (5)$$

其中: k_1 , k_2 为位移值和旋转角的权重; t 为对两帧图像进行运动估计时得到的偏移向量; 而 ψ , θ 和 φ 表示帧间运动的旋转欧拉角。

通过合理地分配权重值 k_1 和 k_2 可使得闭环检测的判断更加有效。事实上由于 Kinect 的视角较小, 相机旋转带来的场景图像变化通常比相机平移时更快, 本文根据实际经验, 位移值的权重 k_1 设为 0.3~0.4, 旋转角的权重 k_2 设为 1。

结合关键帧的闭环检测步骤如下:

Step 1: 初始化关键帧序列 F , 并将第一帧定义为关键帧放入 F 。

Step 2: 对于新来的一帧 I , 将 I 与 F 中最后一帧进行特征匹配。若满足关键帧选取条件, 则将 I 定义为新的关键帧并插入到 F 末尾。

Step 3: 局部回环检测。将 I 与 F 序列末尾 k 个关键帧分别进行图像匹配并估计运动大小 E 。有以下几种可能性, 若满足闭环条件, 则在优化图里增加一条边。

◇ 若 $E > E_{error}$, 表示运动太大, 意味着两帧相隔距离较远, 不是同一场景图像则不能构成回环;

◇ 若 $S < S_{key}$, 表示图像匹配点数太少, 图像差异较大, 也不是同一场景图像, 不能构成回环;

◇ 其它情况, 只有图像匹配成功且两帧相隔较近, 此时满足闭环条件, 在优化图里增加一条边。

Step 4: 随机回环检测。在 F 序列中随机取 l 个帧, 与 I 进行图像匹配与运动估计。若满足闭环条件, 则在优化图里增加一条边。

3.3 图优化

同步定位与建图问题的实质是对移动机器人位姿估计问题。本文采用图优化方法处理, 将同步

定位与建图问题构建成一个优化问题，最后采用 g2o(general graph optimization)算法^[12]对机器人位姿进行优化。添加回环后的位姿示意图如图 3 所示，其中蓝色实线表示的是视觉里程计中通过相邻帧间匹配得到的约束，红色虚线表示的是闭环检测中通过局部回环和随机回环添加的不相邻帧间约束。

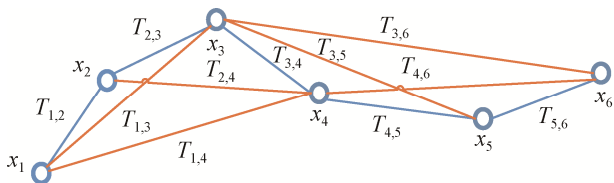


图 3 位姿示意图

Fig. 3 Schematic diagram of poses

x 代表移动机器人的位姿； T 为通过帧间匹配得到的位姿约束， x 和 T 都可用 4×4 姿态矩阵表示。

$$x, T = \begin{bmatrix} R_{3 \times 3} & t_{3 \times 1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中： R 是一个 3×3 的正交旋转矩阵； t 是一个 3×1 的平移向量。

假设第 i 帧和第 j 帧的移动机器人位姿分别为 x_i 和 x_j ，可以求得一个变换矩阵 \hat{T}_{ij} ，有：

$$x_i = \hat{T}_{ij} x_j \quad (7)$$

此外，还可以通过第 i 帧到第 j 帧图像间的运动关系得到对应的观测变换矩阵 T_{ij} 。理论上，估计值 \hat{T}_{ij} 和观测值 T_{ij} 应该相等，不过实际上存在一定的误差，用误差函数 $e_{ij}(x_i, x_j, T_{ij})$ 描述估计值和观测值之间的误差：

$$e_{ij}(x_i, x_j, T_{ij}) = T_{ij} - \hat{T}_{ij}(x_i, x_j) \quad (8)$$

在 SLAM 过程中，每一次进行位姿估计时都产生了这个误差。图优化方法的思想就是使这些误差的平方和最小，从而减小 SLAM 过程中机器人位姿的累积误差。求误差的平方和最小问题可以转化为求解优化函数 $F(x)$ ：

$$F(x) = \sum_{i,j} e(x_i, x_j, T_{ij})^T \Omega_{ij} e(x_i, x_j, T_{ij}) \quad (9)$$

其中： Ω_{ij} 表示位姿误差信息矩阵。因此，求解移动机器人轨迹最优问题便转化为求解使 $F(x)$ 值为

最小时的机器人位姿集 X^* ：

$$x^* = \arg \min_x F(x) \quad (10)$$

在 SLAM 中该图优化问题是一个非线性最小二乘问题，对于这一优化问题，我们采用 g2o 算法进行求解，使用 g2o 进行优化流程：

- 1) 选择优化图中节点和边的类型，确定其参数化形式(本文为 6 自由度下的 4×4 姿态矩阵)；
- 2) 根据视觉里程计和闭环检测环节得到的位姿和位姿约束，往优化图中加入实际的节点和边；
- 3) 选择某一初值，使用高斯牛顿法(Gauss-Newton)开始迭代；
- 4) 在每一步迭代中，计算对应于当前估计值的雅可比矩阵和海森矩阵；
- 5) 求解稀疏线性方程得到梯度方向；
- 6) 回到第 3 步，继续用高斯牛顿法进行迭代，若迭代结束则返回优化值。

4 实验结果及分析

4.1 实验平台

本文的实验平台主要分为数据采集端和数据处理端两部分。其中数据采集端为 RGB-D 图像传感器 Kinect 和移动机器人如图 4 所示，Kinect 的图像分辨率为 960×540 (分辨率可选)，帧率 30 fps，视角大小为垂直 43° ，水平 57° 。数据处理端为一台 Mai II 笔记本电脑，配置主频 2.9 GHz 的 I7 处理器，内存 8 G，操作系统为 Ubuntu14.04。



图 4 移动平台

Fig. 4 Mobile platform

4.2 定位测试对比实验

将 Kinect 和笔记本安放在移动机器人上, 设定机器人以 0.15 m/s 的线速度向前移动一段距离后, 再以 0.26 rad/s(15°/s)的角速度向右沿着直角转弯, 实际测得机器人向前移动了 1.96 m, 然后向右移动 2 m。实验中, 分别采用本文位姿全局优化方法和视觉里程计方法进行定位测试对比实验, 得到本文方法估计轨迹、视觉里程计轨迹和测得的真实轨迹如图 5。

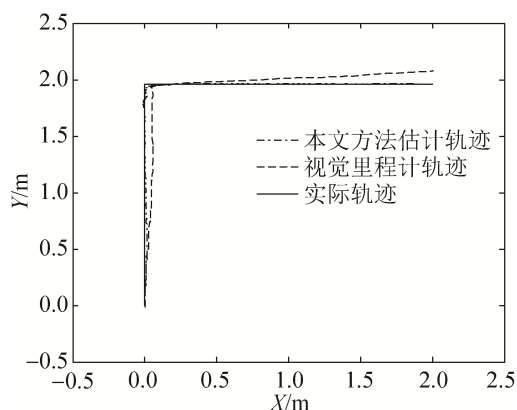


图 5 小车定位估计结果对比

Fig. 5 Comparison of location estimation results

通过对比实验可以看出, 在刚开始时两者定位效果均较好, 然而随着时间推移, 经视觉里程计得到的轨迹存在较大的漂移, 累积误差较大, 而经位姿全局优化后的轨迹均保持较好的定位效果。由此对比实验结果表明, 本文所提出的位姿全局优化方法能够有效地提高机器人定位精度。

图 6 是机器人在此移动过程中, 采用本文方法提取的 387 个关键帧所估计的轨迹和真实轨迹之间的误差情况, 如图 6 所示均方根误差为 8.7 mm。

图 6 中的误差峰值出现在机器人向右直角拐弯时刻, 这是由于相机旋转带来的场景图像变化通常比相机平移时要快, 在图像特征提取与匹配时特征点误匹配数较多, 所以导致后续的机器人位姿估计误差较大。另外, 对比误差较大时刻和误差较小时刻分析可知, 当场景图像中白墙部分较多时误差较大, 这是由于图像中白墙部分特征点较少且匹配时容易出错。

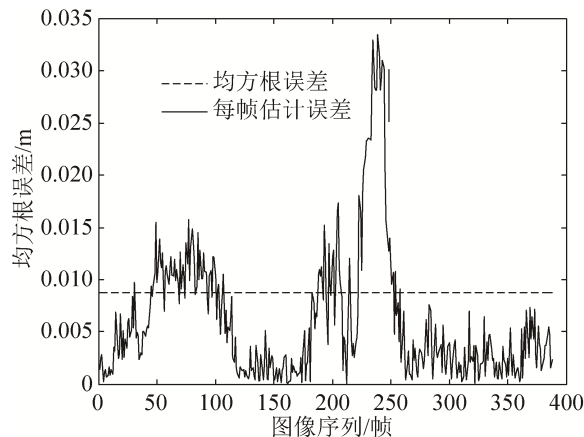


图 6 均方根误差

Fig. 6 RMSE error

4.3 实际场景同步定位与建图对比实验

本文以实验室为实际场景, 分别采用本文方法和只基于相邻帧间配准方法进行同步定位与建图实验。其中图 7 和图 8 分别为不同视角下经全局位姿优化方法和只基于相邻帧配准方法所构建的 3 维点云地图。图中间的彩色线条是估计的机器人移动轨迹, 而其中的黑色区域表示的是未知区域, 这是由于 Kinect 视角范围有限, 无法得知该区域的颜色信息和深度信息, Kinect 在建图过程中, 机器人仅沿着实验室中间过道移动了一圈, 因此无法得知实验室中间座位附近的环境信息。

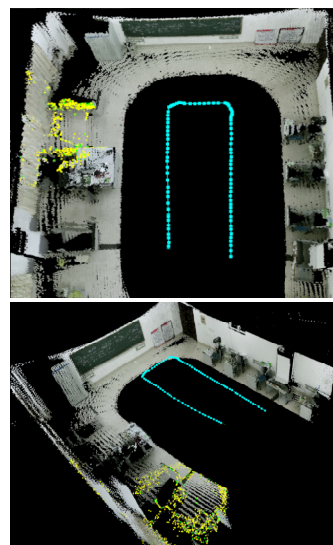


图 7 不同视角下经全局位姿优化后的 3 维点云地图

Fig. 7 3D map optimized by g2o

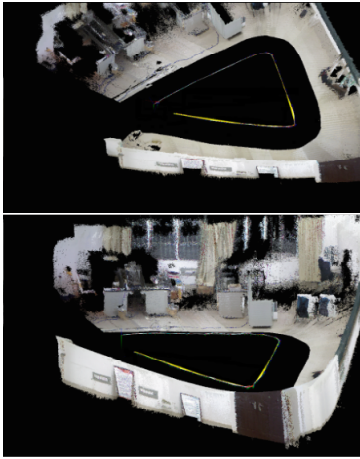


图 8 不同视角下基于相邻帧配准模型的 3 维点云地图
Fig. 8 3D map based on adjacent frame registration

从图 7 效果看, 所建地图具有较好的全局一致性, 这是因为机器人位姿经全局优化后误差得到了有效降低, 因此匹配精度较高。从图 8 可以看出, 机器人移动过程中所构 3 维点云地图产生明显弯曲, 这是因为进行点云拼接时后续的位姿依赖前面的位姿, 想要保证点云图拼接得准确, 必须要保证每次匹配都精确无误, 而这恰恰是仅通过相邻帧间配准模型难以实现的。

5 结论

本文提出的机器人位姿全局优化方法, 有效地解决了机器人同步定位与建图过程中位姿误差累积问题。在基于帧间配准的视觉里程计基础上, 采用了局部回环结合随机大回环策略增加了帧间位姿约束, 最后采用 g2o 优化算法对机器人位姿进行全局优化。实验结果表明, 该方法能够有效地提高机器人定位精度和建图质量。由于机器人在实际运动中, Kinect 采集的彩色图像可能存在特征点数很少以及深度图像数据未知的情况, 这会导致机器人自主定位失效。因此, 为了提升在复杂环境下、远距离同步定位与建图性能, 下一步将融合 IMU 惯性传感器进行研究。

参考文献:

[1] 刘艳丽. 融合颜色和深度信息的三维同步定位与地图构建研究[D]. 中南大学, 2014.

- Liu Yanli. Research on 3D Simultaneous Localization and Mapping Fusing Color and Depth Information[D]. Changsha, China: Central South University, 2014.
- [2] 梁明杰, 闵华清, 罗荣华. 基于图优化的同时定位与地图创建综述[J]. 机器人, 2013, 35(4): 500-512.
LIANG Mingjie, MIN Huaqing, LUO Ronghua. A summary of simultaneous location and map creation based on graph optimization[J]. Robot, 2013, 35(4):500-512.
- [3] Dryanovski I, Valenti R G, Xiao J Z. Fast visual odometry and mapping from RGB-D data[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 2305-2310.
- [4] Schleicher D, Bergasa L M, Ocaña M, et al. Real-Time Stereo Visual SLAM in Large-Scale Environments Based on SIFT Fingerprints[C]//IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing. IEEE, 2007: 684-691.
- [5] Endres F, Hess J, Sturm J, et al. 3-D Mapping With an RGB-D Camera[J]. IEEE Transactions on Robotics (S1552-3098), 2014, 30(1): 177-187.
- [6] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[C]//International Journal of Computer Vision. 2004: 91-110.
- [7] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded Up Robust Features[J]. Computer Vision & Image Understanding (S1077-3142), 2006, 110(3): 404-417.
- [8] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]//International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2011: 2564-2571.
- [9] Besl P J, Mckay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence (S0162-8828), 1992, 14(2): 239-256.
- [10] Angeli A, Filliat D, Doncieux S, et al. A Fast and Incremental Method for Loop-Closure Detection Using Bags of Visual Words[J]. IEEE Transactions on Robotics (S1552-3098), 2008, 24(5): 1027-1037.
- [11] Labbe M, Michaud F. Online global loop closure detection for large-scale multi-session graph-based SLAM[C]//Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2014: 2661-2666.
- [12] Kümmerle R, Grisetti G, Strasdat H, et al. G 2 o: A general framework for graph optimization[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation. 2011: 3607-3613.