

点云片段匹配约束和轨迹漂移优化的回环检测方法

张剑华[†], 吴佳鑫, 冯宇婷, 王曾媛, 林瑞豪, 陈胜勇

(浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310023)

摘要: 基于三维点云的同时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)是机器人导航与定位领域重要的技术之一. 然而具有回环检测功能的三维点云SLAM系统仍鲜见于文献中. 本文首先提出了一种新的基于三维点云的室外SLAM系统的框架, 该框架由里程计、回环检测、位姿优化3部分组成. 其次针对回环检测, 提出一种基于点云片段匹配约束的方法提升回环检测的效率. 最后针对位姿优化, 提出两种轨迹漂移优化算法, 分别为全局一致性的回环调整算法和位姿预测和补偿算法. 通过广泛的实验验证本文提出的方法, 结果表明本文所提出的SLAM系统具有稳定和精确的位姿估计能力.

关键词: SLAM技术; 室外; 激光雷达; 回环检测; 位姿优化

引用格式: 张剑华, 吴佳鑫, 冯宇婷, 等. 点云片段匹配约束和轨迹漂移优化的回环检测方法. 控制理论与应用, 2018, 35(12): 1750 – 1758

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Segment based loop detection with point cloud matching constraint and trajectory drift optimization

ZHANG Jian-hua[†], WU Jia-xin, FENG Yu-ting, WANG Zeng-yuan,
LIN Rui-hao, CHEN Sheng-yong

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou Zhejiang 310023, China)

Abstract: Simultaneous localization and mapping (SLAM) based on point cloud is one of the important technologies in robot navigation and positioning. However, this type of SLAM system with loop detection is still rare in the literature. In this paper we first propose a new point cloud-based outdoor SLAM system framework consisting of three parts: odometry, loop detection, and pose optimization. Second, we develop a method based on point cloud segment matching constraints to improve the efficiency of loop detection. Finally, we present two trajectory drift optimization methods, including global consistency loop adjustment algorithm and pose prediction and compensation algorithm. We have validated the proposed method through extensive experiments. The results show that the proposed SLAM system has stable and accurate pose estimation capabilities.

Key words: SLAM technology; outdoor; lidar sensor; loop detection; pose optimization

Citation: ZHANG Jianhua, WU Jiaxin, FENG Yuting, et al. Segment based loop detection with point cloud matching constraint and trajectory drift optimization. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(12): 1750 – 1758

1 引言(Introduction)

在许多机器人应用中, 比如空中地图测绘、灾难救援、太空探索等任务, 通常没有预先建立好的地图信息. 基于三维点云的同时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)系统的出现为这一问题提供了很好的解决方案, 它能赋予机器人探索未知环境的能力. 机器人感知环境并通过SLAM技术实现了在未知环境中的同时定位与建图. 而让机器人有

感知外界能力的是各式各样的传感器. 常用的传感器有相机、激光雷达、惯性传感器、GPS等. 目前大多数SLAM系统使用相机作为传感器, 例如文献[1–4]中都是利用相机作为传感器进行SLAM系统的搭建. 随着无人车、无人机的的发展, 人们对SLAM技术的精度要求越来越高. 而光学相机作为一种被动传感器受环境的影响非常大, 例如光照条件发生剧烈变化时, 视觉SLAM系统极有可能发生丢失等情况; 当光照条件不

收稿日期: 2018–06–20; 录用日期: 2018–12–19.

[†]通信作者. E-mail: zjh@zjut.edu.cn; Tel.: +86 13605813989.

本文责任编辑: 刘智勇.

国家自然科学基金项目(61876167)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61876167).

足时, 视觉SLAM也无法工作; 当相机在高速运动的时候, 相机无法获得稳定的图像, 甚至无法初始化. 而激光雷达作为一种主动传感器有着测距精确和辐射范围广的优势, 并且能获得精确的三维点云信息, 即使在高速运动情况下也有很高的鲁棒性. 所以利用激光雷达采集数据进行SLAM系统的开发能够避免上述问题, 具有很好的应用前景.

目前基于三维激光点云信息进行实时的定位与建图的研究已经成为热点, 例如文献[5]中介绍的基于激光点云的粒子滤波算法, 文献[6]中介绍了一种利用回环检测来消除建图过程中的累积误差的算法. 并且有许多将激光雷达与其他传感器一起应用的例子, 比如文献[7]介绍了激光雷达和单目相机进行融合的技术. 文献[8]介绍了利用雷达、扫描器和惯性传感器的微型无人机室内导航方法等. 但是这些算法大都基于室内环境, 对于室外的环境却没有很好的解决方案. 本文提出的SLAM系统针对室外环境, 并且只需要激光雷达数据就能实现回环检测. 一般移动机器人的计算资源相对有限, 多模态SLAM系统(如融合激光雷达和相机的SLAM系统)可能无法实时运行, 因此本文提出的SLAM系统仅仅使用通过激光雷达获取的点云信

息, 减少计算负担, 从而达到实时运行.

Zhang和Sanjiv提出的激光雷达测距和实时测绘(lidar odometry and mapping in real-time, LOAM)系统能够获得准确的里程计信息, 并建立相对精确的三维点云环境地图^[9]. 但是LOAM系统缺少回环检测和位姿调整功能, 在长时间运行条件下, 会随着误差不断累积, 导致定位和建图结果出现较大的漂移. 本文使用一种基于三维点云片段匹配的方法, 结合空间约束进行准确有效的回环检测. 当系统检测到回环后, 采用本文提出的全局一致性回环调整算法来调整回环区域的位姿, 减少累积误差. 由于回环检测只针对回环的区域, 对回环之外的区域没有调整的情况, 本文还提出一种轨迹漂移估计算法预测轨迹的漂移, 这样在后期即使没有检测到回环的时候也能利用预测信息即时对轨迹进行调整, 提升系统位姿估计的稳定性和精确度.

2 框架介绍(Framework introduction)

本文所提出的三维点云SLAM系统的框架如图1所示. 整个系统分为3部分, 分别是前端里程计模块、回环检测模块和回环之后的位姿优化模块.

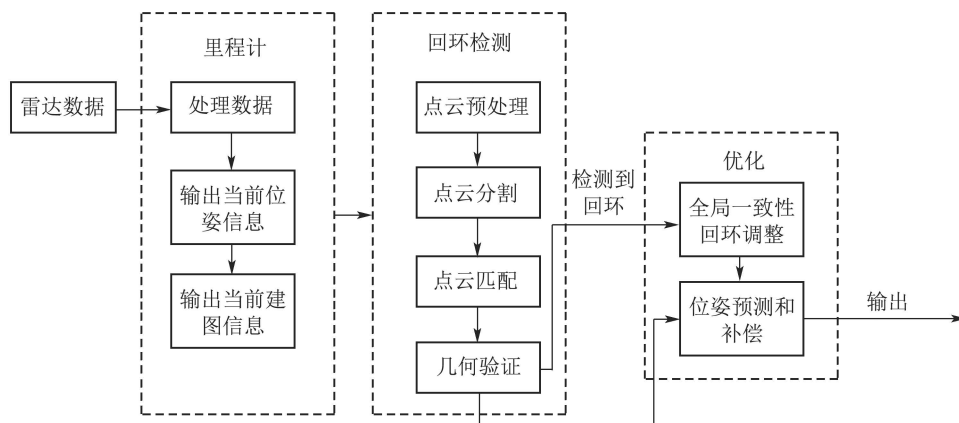


图 1 系统框架图

Fig. 1 System framework

里程计模块进一步细分为处理雷达数据、即时输出估计的位姿信息和输出当前的建图信息3个子模块. 在回环检测模块中, 本文在Renaud等人^[10]提出的Segmatch的基础上加入空间约束, 提出一种更稳定精确的回环检测方法. 这一模块主要包含点云预处理、点云分割、点云匹配和几何验证等4部分. 位姿优化模块, 在检测到回环之后进行回环调整并进行位姿预测和补偿, 当未检测到回环时, 位姿预测和补偿中的补偿参数初始值为单位矩阵. 本节接下来的内容将对3个模块进行详细介绍.

2.1 里程计模块(Odometry)

里程计模块首先要滤除输入点云中的无效点和不可靠点, 这些点主要为距离激光雷达太近或者太远的点, 会对后期的点云配准产生负面影响, 因此在本系统中这些点作为噪声点被滤除.

可靠点, 这些点主要为距离激光雷达太近或者太远的点, 会对后期的点云配准产生负面影响, 因此在本系统中这些点作为噪声点被滤除.

在已有的基于激光点云的里程计系统中, LOAM是一个十分优秀的系统. 它在Kitti标准SLAM测试数据集^[11]评估列表中排名第二(排名第一的系统为相机和激光雷达相结合的多模态里程计系统, 超出本文范围, 故暂不考虑). 因此本系统采用LOAM作为前端里程计, 它能够实时计算出精确的位姿并建图; 而且系统相对比较稳定, 即使使用16线雷达也能估计出较好的位姿, 并且LOAM也不需要额外的传感器比如惯性传感器或相机等. 若想要对LOAM系统深入了解, 请

参考文献[9].

良好的位姿估计对之后优化部分有很大好处,比如能减少因误差带来的计算,减少匹配的搜索空间等. LOAM系统虽然有很好的鲁棒性和准确的位姿计算能力,但是相邻两个点云之间的匹配仍然会存在微小的误差,长时间运行时容易累积较大漂移. 因此若要使LOAM系统在实际机器人上应用,必须添加回环检测和位姿调整模块.

2.2 回环检测模块(Loop detection)

回环检测是SLAM技术的关键挑战之一. 由于在没有全局信息下进行状态估计,漂移是不可避免的,所以可靠的回环检测是许多机器人导航定位系统必备的模块. 本文的回环检测模块的输入为时序的三维点云信息和由里程计部分估计的位姿信息,首先对点云进行预处理与分割,分割的结果储存在本地并建立索引,若当前分割后的三维点云与之前储存的点云相匹配,则为检测到回环. 当检测到回环,则要对回环所包含的区域进行回环调整.

2.2.1 点云的预处理与分割(Preprocessing and segmentation of point cloud)

回环系统输入的三维点云的数据量很庞大,而现在的移动硬件计算能力有限,所以进行点云的预处理非常重要. 首先本文采用体素方法对重复点和噪声点进行滤除,通过滤波的方式能大大减少点云中点的数量. 由于分割部分的目的是得到 n 个独立的点云片段信息,但是因为地面与建筑物、车等存在黏连的情况,直接进行分割很难将黏连的部分剔除,所以本文预处理部分还采用“Cluster-All”方法剔除地面^[12].

“Cluster-All”方法原理是将固定高度以下的点云滤除,由于机器人离地面的高度是一定的,所以该方法能很好的滤除地面的三维点云.

这里采用欧式聚类方法进行点云分割. 欧式聚类是一种基于空间距离的一种分割方法,该方法能很好分割出有明显有距离差距的物体. 本系统主要针对室外环境,所以分割出的点云片段基本是建筑物、车辆、树木等. 如图2所示的分割结果图,从中可以看到分割出的物体基本保留原来的物体的形状.



图2 分割结果
Fig. 2 Split results

对于每块分割后的点云片段,本文采用Eigenvalue的方法对点云片段进行描述^[13]. Eigenvalue是一种基于特征值的描述符,在这个描述符中,通过计算点云片段的特征值并将其组合在维度为 1×7 的特征向量中,该特征向量由点云片段的线性、平面性、散射性、全方位性、各向异性、特征根和曲率测量值组成. 然后为所有的点云片段的描述符建立数据库,后续的回环检测都是将当前点云片段的描述符与数据库中的数据进行匹配,从而发现匹配的点云对.

2.2.2 点云匹配与几何验证(Point cloud matching and geometry verification)

三维点云匹配的难度主要体现在特征匹配有奇异性. 室外的环境十分复杂,例如车辆的三维点云形状信息基本相同,直接匹配很容易产生错误匹配的情况.

因为在匹配的问题上很难选择适当的距离度量和阈值,特别是涉及到多个特征类型的时候,所以本文采用随机森林学习方法进行点云片段匹配. 随机森林是机器学习中的一个分支,它的基本单元是决策树. 随机森林由许多决策树组成,适合对点云的多种特征进行分类. 为了提高时间和空间上的效率,通过在特征空间中使用Kd树搜索来检索候选匹配项. 在特征匹配的过程中,在之前建立的点云片段数据库中搜索所有数据项,为当前的点云片段找到合适的匹配项. 因此匹配的准确性依赖于点云片段的描述符的区分性. 然而当点云片段数量减少或者点云片段包含点的数量减少的时候,基于描述符的匹配并不能发挥很好的效果.

如图3所示:蓝色块表示产生回环的匹配对,红线代表机器人的轨迹. 图3可以看出,基于描述符的匹配在未发生回环的时候检测到了回环. 由此本文提出了一种空间约束方法,加强点云片段的匹配准确性. 通过该方法可以滤除位置相差非常大的匹配点云片段,从而能够增大匹配成功率.

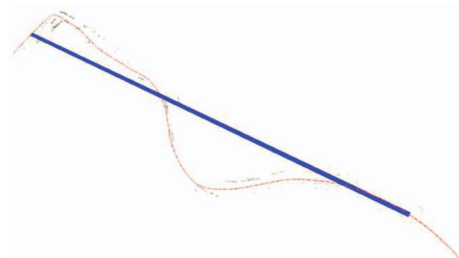


图3 点云错误匹配
Fig. 3 Point cloud error matching

设空间中的预匹配点云片段为 H_i 和 H_j , i 和 j 分别为点云的序号,则点云片段的 H 的重心为

$$\text{centroid}(H) = \frac{\sum_{n=1}^N p_n}{N}, \quad (1)$$

其中 p 为点云片段 H 中的点. 通过点云片段的重心, 可以得出点云片段之间的欧几里得距离为

$$\text{dist}_i^j = \sqrt{\text{centroid}(H_i)^2 + \text{centroid}(H_j)^2}. \quad (2)$$

如果 $\text{dist}_i^j > \alpha$, α 是笔者定义的一个阈值, 则该候选匹配点云片段可以被滤除.

如图4所示: 绿色线条代表进行空间约束后并且完成优化后的路径, 红色线条代表进行空间约束后未优化的路径, 蓝色块代表检测到回环的匹配对. 由图可以看到, 在图中没有发生误匹配的现象. 如图5所示: 蓝色实线为未进行空间约束的搜索空间, 而红色实线为加入空间约束后的搜索空间. 这说明通过该空间约束, SLAM系统能够大大减少点云匹配过程的搜索空间, 从而提升回环检测的准确率.



图 4 点云正确匹配

Fig. 4 Point cloud matches correctly

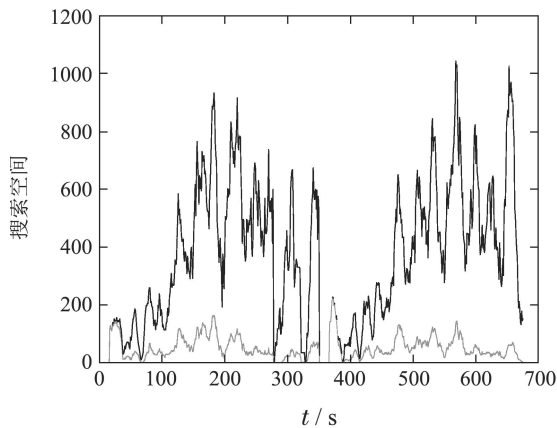


图 5 搜索空间对比

Fig. 5 Comparison of searching space

除了减少搜索空间, 还利用点云的几何信息验证来保证回环检测的准确性, 将匹配的点云对输入到几何验证模块. 该模块采用随机抽样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)方法来滤除存在偏差的候选匹配对, 从而获得鲁棒的候选匹配点云对. 最终还要根据候选匹配对中匹配的点云片段的个数来决定最终的匹配对.

2.3 优化模块(Optimization)

优化模块分为对回环区域的全局一致性回环调整和对回环后的位姿进行预测和补偿这两个子模块. 全

局一致性回环调整能有效调整回环区域的位姿, 并且能解决由局部优化算法带来的不一致性的问题. 位姿的预测补偿通过预测轨迹漂移的方向能使回环之后的位姿估计更加准确.

2.3.1 全局一致性回环调整(Global consistency loop adjustment)

由LU和Milios提出的LUM全局优化算法是一种全局的优化方法, 它能够对所有位姿进行很好的调整和优化, 不会出现局部不一致性的问题^[14]. 但是由于LUM优化过程中非常消耗计算资源和时间, 无法达到实时优化的目标. 对比LUM这种全局调整优化方法, 显式回环闭合启发式算法(explicit loop closing heuristic, ELCH)的回环调整算法是一种局部优化方法, 它只优化回环的最小路径, 很好的解决了优化的资源消耗问题, 但是存在局部不一致性的问题^[15]. 本文借鉴了ELCH算法的局部优化方式实现回环调整功能, 并且解决了局部不一致性的问题. 本文还提出一种位姿预测和补偿方法对回环后的位姿进行优化. 本小节先介绍回环调整过程, 位姿预测和补偿则在下一小节中介绍.

本文通过图优化的方式来进行回环调整. 一个图结构由两部分组成, 分别是顶点(vertex)和边(edge), 其中激光雷达获取的点云 P_i 作为节点实时加入到顶点当中, 两个顶点之间的边为对应的两帧点云之间的位姿. 如图6(a)所示: 圆圈表示顶点, 实线表示两个顶点之间的边, 虚线表示两个顶点之间存在的回环关系. 顶点1和顶点8之间产生了回环, 它们之间的位姿可以由迭代最近点算法(iterative closest points, ICP)得到. 通过在图中表示回环开始和回环结束的两个顶点之间加入一条边作为回环的约束. 因为在SLAM系统实时运行过程当中, 并没有先验信息表明图结构中的某条边具有更高的优先级, 因此假设图的边都是具有同等地位, 不存在不同的权重设置, 则 $d(v_i, v_j)$ 为1, 其中: v_i, v_j 为具有连接边的两个顶点, d 为距离函数, 以下的有关计算都基于此假设. 在图模型中, 设边的测量为

$$E_{i,j} = X_i - X_j, \quad (3)$$

其中: X_i, X_j 为对应顶点的位姿, 设边的观测值为 $\bar{E}_{i,j}$, $\bar{E}_{i,j} = E_{i,j} + \nabla E_{i,j}$; $\bar{C}_{i,j}$ 为对应的协方差, 那么图模型优化的目标为最小化下列马氏距离:

$$W = \sum_{i,j} (E_{i,j} - \bar{E}_{i,j})^T C_{i,j}^{-1} (E_{i,j} - \bar{E}_{i,j}). \quad (4)$$

用简单的线性方法来解决这个估计问题, 即通过假设漂移量是线性的, 将产生的漂移量以线性插值的方式将漂移量分配到回环路径中的各个顶点.

设产生回环检测时候的顶点为 $v_s, v_e, e > s$, 那么插值方法如下:

$$R_i = \text{slerp}(n-1, R), \quad (5)$$

$$t_i = \frac{i}{n-1}, \tag{6}$$

其中: R 为 v_s, v_e 之间的漂移矩阵中旋转矩阵, t 为 v_s, v_e 之间的漂移矩阵中平移向量, n 为回环节点的个数, slerp 函数为旋转矩阵插值方法, t_i 为分配到对应节点的平移向量. 但是对于旋转矩阵进行插值是非常困难的, 所以使用四元数和轴角 (axis angle) 进行插值. 首先要将旋转矩阵转化为四元数, 如式(7)所示:

$$\dot{q} = \begin{pmatrix} q_0 \\ q_x \\ q_y \\ q_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} \sqrt{a + \text{tr}(R)} \\ \frac{1}{2} \frac{1 + r_3 + 3 - r_3, 2}{\sqrt{\text{tr}(R)}} \\ \frac{1}{2} \frac{1 + r_2 + 1 - r_2, 3}{\sqrt{\text{tr}(R)}} \\ \frac{1}{2} \frac{1 + r_1 + 2 - r_1, 1}{\sqrt{\text{tr}(R)}} \end{pmatrix}, \tag{7}$$

其中: $r_{i,j}$ 为旋转矩阵 R 中的元素, $\text{tr}(R)$ 为旋转矩阵的迹. 当 $r_{1,1} > r_{2,2}, r_{1,1} > r_{3,3}$ 时,

$$\dot{q} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} \frac{r_{3,2} - r_{2,3}}{\sqrt{1 + r_{1,1} - r_{2,2} - r_{3,3}}} \\ \frac{1}{2} \sqrt{1 + r_{1,1} - r_{2,2} - r_{3,3}} \\ \frac{1}{2} \frac{r_{1,2} + r_{2,1}}{\sqrt{1 + r_{1,1} - r_{2,2} - r_{3,3}}} \\ \frac{1}{2} \frac{r_{1,3} + r_{3,1}}{\sqrt{1 + r_{1,1} - r_{2,2} - r_{3,3}}} \end{pmatrix}. \tag{8}$$

当 $r_{2,2} > r_{3,3}$ 时,

$$\dot{q} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} \frac{r_{1,3} - r_{3,1}}{\sqrt{1 - r_{1,1} + r_{2,2} - r_{3,3}}} \\ \frac{1}{2} \frac{r_{1,2} + r_{2,1}}{\sqrt{1 - r_{1,1} + r_{2,2} - r_{3,3}}} \\ \frac{1}{2} \sqrt{1 - r_{1,1} + r_{2,2} - r_{3,3}} \\ \frac{1}{2} \frac{r_{2,3} + r_{3,2}}{\sqrt{1 - r_{1,1} + r_{2,2} - r_{3,3}}} \end{pmatrix}. \tag{9}$$

其他情况时,

$$\dot{q} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} \frac{r_{1,2} - r_{2,1}}{\sqrt{1 - r_{1,1} - r_{2,2} + r_{3,3}}} \\ \frac{1}{2} \frac{r_{1,3} + r_{3,1}}{\sqrt{1 - r_{1,1} - r_{2,2} + r_{3,3}}} \\ \frac{1}{2} \frac{r_{2,3} + r_{3,2}}{\sqrt{1 - r_{1,1} - r_{2,2} + r_{3,3}}} \\ \frac{1}{2} \sqrt{1 - r_{1,1} - r_{2,2} + r_{3,3}} \end{pmatrix}. \tag{10}$$

当将旋转矩阵转化为对应的四元数之后, 将四元数转化为对应的轴角,

$$a = \begin{pmatrix} \frac{q_x}{\sqrt{1 - q_0^2}} \\ \frac{q_y}{\sqrt{1 - q_0^2}} \\ \frac{q_z}{\sqrt{1 - q_0^2}} \end{pmatrix}, \theta = 2 \arccos q_0. \tag{11}$$

通过上述公式, 可以得到插值后的旋转矩阵如式(12)所示, 其中 $a_{x,y,z}$ 分别为 a 的 x, y, z 方向上的分量.

$$R_i = \begin{pmatrix} \cos \frac{i\theta}{n-1} + a_x^2 (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1}) \\ -a_z \sin \frac{i\theta}{n-1} \theta + a_x a_y (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1} \theta) \\ a_y \sin \frac{i\theta}{n-1} + a_x a_z (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1} \theta) \\ a_z \sin \frac{i\theta}{n-1} + a_x a_y (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1} \theta) \\ \cos \frac{i\theta}{n-1} + a_y^2 (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1}) \\ -a_x \sin \frac{i\theta}{n-1} + a_y a_z (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1} \theta) \\ -a_y \sin \frac{i\theta}{n-1} + a_x a_z (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1} \theta) \\ a_y \sin \frac{i\theta}{n-1} + a_x a_z (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1} \theta) \\ \cos \frac{i\theta}{n-1} + a_z^2 (1 - \cos \frac{i\theta}{n-1}) \end{pmatrix}. \tag{12}$$

但是现实环境往往比较复杂, 可能存在回环路径嵌套的情况, 如图6所示, 其中存在两个回环, 式(3)和式(4)表示的方法就不能很好的适用. 因此采用Dijkstra算法对产生回环的区域求最短路径能很好的解决这个问题. Dijkstra算法是采用广度优先的搜索方式来求得无向图或者有向图的最短路径. 令Dijkstra返回的路径 $L := (v_s, v_n, v_h, \dots, v_j, v_e)$, $d(L)$ 为路径边长度总和, 其中: v_s 是回环开始的顶点, v_e 是回环结束的顶点, 即

$$d(L) = d(v_s, v_n) + d(v_n, v_h) + \dots + d(v_j, v_e). \tag{13}$$

设最短路径为 $d(L)$, 那么式(5)–(6)可以修改为如下插值函数:

$$R_i = \text{slerp}(D(L) - 1, R), \tag{14}$$

$$t = \frac{i}{D(L) - 1}. \tag{15}$$

由于回环调整只针对回环的区域进行调整, 对回环之后的位姿并没有进行调整, 所以在调整过后会出现局

部不一致的问题. 本文提出一种解决局部不一致问题的算法, 如下所示:

$$\begin{cases} S_{e+1}^N = S_e^N(S_e^{-1}S_{e+1}), \\ S_{e+2}^N = S_{e+1}^N(S_{e+1}^{-1}S_{e+2}), \\ \vdots \\ S_{e+n+1}^N = S_{e+n}^N(S_{e+n}^{-1}S_{e+n+1}), \end{cases} \quad (16)$$

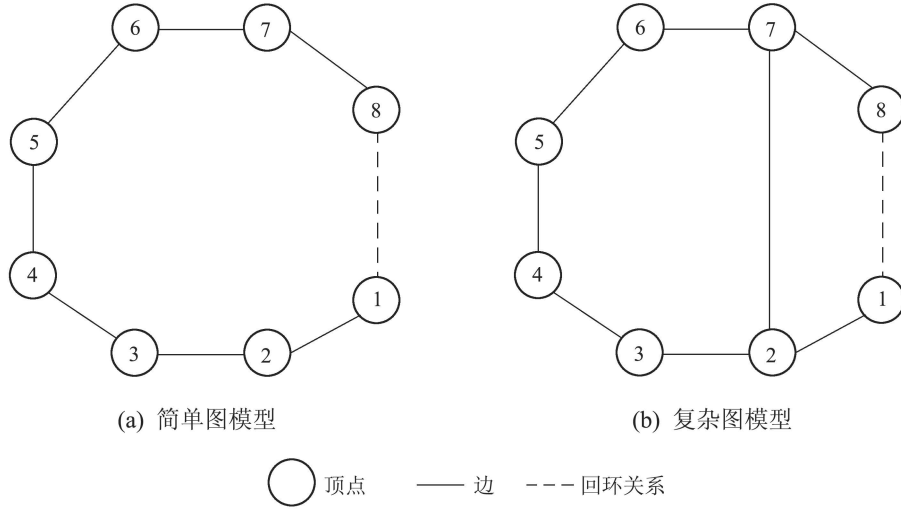


图 6 图模型

Fig. 6 Graph model

2.3.2 位姿预测与补偿 (Pose prediction and compensation)

回环调整虽然能够优化回环部分的位姿, 但是它后期产生的漂移并没有优化作用, 所以针对这一存在的问题, 本文提出了一种位姿预测和补偿算法. 设预测的位姿为

$$T_p = T + \Delta T,$$

ΔT 为补偿的位姿. ΔT 描述了观测值与真实值之间的误差. 当系统检测到回环时, 获取回环开始的帧的序号 s 和回环结束时的帧的序号 e , 同时获取对应序号的点云 P_s 和 P_e , $e > s$. 通过ICP算法, 得到 P_s 和 P_e 之间的漂移矩阵 T_s^e . 通过假设1, 可以采用线性插值的方法, 通过回环中的漂移与回环的属性关系, 能得出 ΔT . 假设如下所示:

假设 1 雷达获得点云的速度间隔是几乎相等, 并且产生的误差是线性增长的.

基于上述假设设计如下方法计算漂移补偿量: 设产生回环检测时候的漂移量为 T_s^e , $e > s$, 则补偿量 c 为

$$c = \frac{T_s^e}{\sum_{n=1}^N \|X_{i+1} - X_i\|^2(e-s)}, \quad (17)$$

其中: S_{e+n}^N 表示在回环调整之后的 n 帧时候的绝对位姿, S_{e+n} 为回环调整前 n 帧的绝对位姿.

由于回环检测非常消耗时间, 将回环检测作为一个独立线程运行在系统中, 所以在运行的时候会发生异步的问题, 表现为发生回环的时候机器人的当前位置已经超过回环区域. 但是在全局一致性回环调整的过程中, 这部分问题也被消除.

其中: X_{i+1}, X_i 为回环中每个顶点的位置, N 为回环路径中的顶点个数, T_s^e 为回环漂移量. 将补偿量补偿到回环之后的两个顶点之间的相对位姿之中, 通过下式计算相对位姿:

$$S_j = S_{j-1}^{-1} S_j, \quad (18)$$

其中 S_j 为当前需要补偿的 j 时刻绝对位姿, 其中 $S_j, S_{j-1} \in \mathfrak{se}(3)$. 最终, 可以得到最终的预测位姿, 如下式所示:

$$S_f = S_n * S_c, S_f, S_n, S \in \mathfrak{se}(3), \quad (19)$$

其中: S_c 为补偿量的李代数表示, S_f 为预测位姿, S_n 为当前系统输入的位姿.

3 实验 (Experiment)

为了评估本文提出的SLAM系统的实际效果, 在实际的校园环境 and Kitti 公开数据集中对整个系统进行验证. 实验的硬件环境如下, 计算机的CPU为Intel Core i7-7700K, 内存8G. 激光雷达的型号为Velodyne VLP-16. 机器人平台为TurtleBot. 激光雷达通过支架固定在机器人顶部, 激光雷达和机器人之间的相对位置是固定的, 不会发生偏移. 实验所采用的操作系统为Ubuntu 16.04 LTS. 机器人实验平台如图7所示.



图7 机器人平台

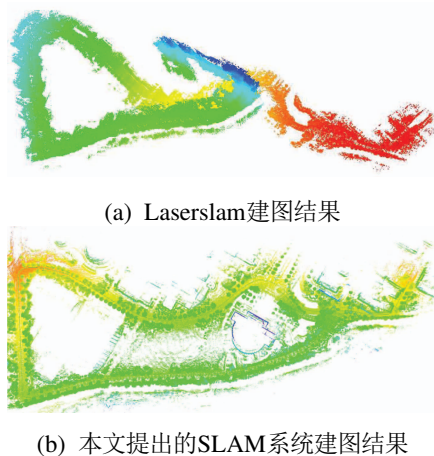
Fig. 7 Robot platform

对于笔者采集的校园环境数据,采用高精度差分GPS数据作为实验过程中机器人位置的真值.差分GPS系统由基站(型号是星网宇达的XW-GNSS1061)和接收机(型号是星网宇达的XW-GI5651)组成,采用载波相位差分技术实现高精度定位,定位精度达到 $2\text{ cm} + 1\text{ ppm(CEP)}$,并且速度精度能达到 0.02 m/s ,因此该GPS系统的定位精度能够满足作为实验数据的真值的要求.

对于Kitti数据集,采用05序列、全长 2.2 km 、持续 287 s 为64线雷达数据集.由于本系统是针对16线雷达SLAM系统在室外的表现情况,所以该数据集不作为精度分析对象.校园数据集00全长 560 m ,持续 126 s ,校园数据集01全长 3887 m ,采集时间约为 597 s .

3.1 建图效果(Mapping result)

为了评估本文提出的SLAM系统的建图效果,将其与苏黎世联邦理工学院提出的Laserslam对比.由图8可以看到,Laserslam地图发生明显弯折,误差非常大,但是本文提出的SLAM系统最终的地图几乎看不到弯折的现象.通过该实验能看到本文提出的SLAM系统更加适合利用16线雷达在室外进行建图.



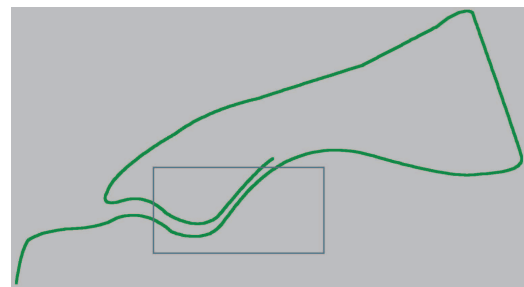
(b) 本文提出的SLAM系统建图结果

图8 校园数据集01建图效果对比

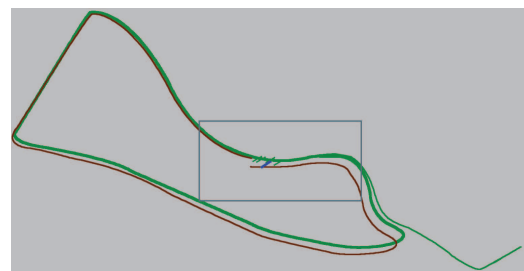
Fig. 8 Mapping result between Laserslam and our slam system in campus dataset of sequence 01

3.2 回环调整(Loop adjustment)

为了评估本文提出的回环调整算法的实际效果,在校园数据集中测试了实验结果.如图9所示:图(a)画框区域可以看出由于LOAM系统在长时间的运行之后会产生较大累积漂移;在图(b)中:绿线为进行回环调整后的路径,红线为未进行调整的路径,蓝色块表示回环的区域.从图中画框区域可以看到绿色线很好的闭合,累积漂移减少.从这个实验可以得出,本文提出的回环调整算法,能够很好调整回环区域,并且能够减少LOAM系统产生的累积漂移.



(a) 未进行回环调整

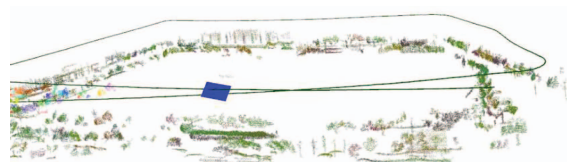


(b) 回环调整后

图9 校园数据集01回环调整结果

Fig. 9 Loop closure adjustment in campus dataset of sequence 01

为了测试回环调整算法在存在一定垂直误差情况下的表现,在另一个校园数据集中加入了高斯噪声.如图10所示:图(a)为优化前的路径图,红色实线表示机器人的路径,可以看到图中存在较大垂直误差;图(b)为优化后路径示意图,可以看到红线在闭环的区域已经重合在一起,并且垂直高度差也有一定改善.通过这两个该实验,可以得出本文提出的回环调整算法在实际场景中具有良好的效果.



(a) 未进行调整前的垂直误差



(b) 回环调整后垂直误差减少

图 10 校园数据集00垂直误差下回环调整
Fig. 10 Vertical error under loop adjustment

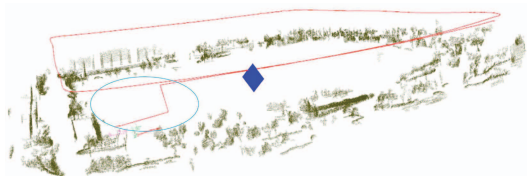


(d) Kitti数据集优化结果

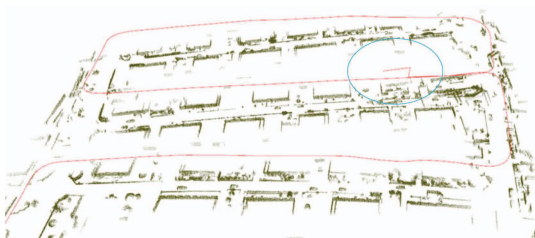
图 11 局部不一致
Fig. 11 Local inconsistency

3.3 局部不一致性(Local inconsistency)

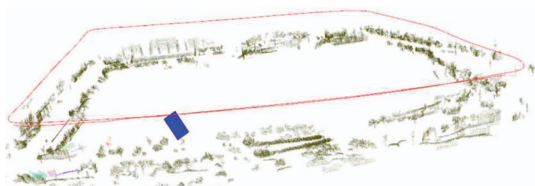
由于ELCH算法是一种局部优化算法,它只对回环区域进行调整,并没有对回环后的位姿进行调整,所以会导致局部不一致性的问题.为了验证本文提出的解决局部不一致的算法的有效性,本次实验分别在校园数据集与Kitti数据集中进行验证实验.为了更直观的看到局部不一致性的存在,在本次实验中加入了一定的高斯噪声.如图11所示:红色实线代表机器人的路径,蓝色块表示回环对应的区域.图(a)为校园数据集下的局部不一致的结果,图(b)为Kitti数据集下的局部不一致的结果.图(a)(c)中画圈区域所示表示在回环调整后产生的局部不一致性的位置.从图中可以看出局部不一致表现为在优化过后会有一段路径与优化后的路径不连续.通过将回环后的位姿融合到回环结束时的位姿,就能将不连续的路径与优化后的路径融合在一起.如图(b)(d)所示,通过局部不一致性消除算法解决了图(a)(c)中出现的局部不一致性的问题.



(a) 校园数据集00局部不一致结果



(b) Kitti数据集局部不一致结果



(c) 校园数据集00优化结果

3.4 SLAM系统精度分析(SLAM system accuracy analysis)

本次实验采用的校园数据集为校园采集的16线雷达数据集,本数据集采集的路径全长3887.6 m,采集时间约为10 min.在采集的同时,利用GPS持续获取经纬度信息.为了评估本文提出的SLAM系统的精度,利用了GPS轨迹信息作为标准轨迹信息.如图12所示:蓝色的实线表示GPS的轨迹,在这里作为标准轨迹;绿色的轨迹为LOAM系统轨迹,可以看到随着时间的推移,LOAM系统累积误差也越来越大;红色线条表示SLAM系统轨迹,由图可以看到绿色线条更加贴近标准轨迹.

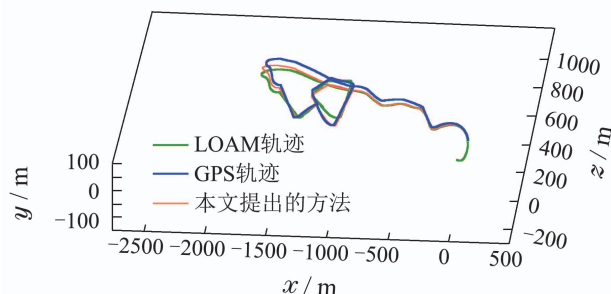


图 12 轨迹对比图

Fig. 12 Comparison of trajectory

通过一些评估参数来评估GPS轨迹和SLAM系统的轨迹误差.如表1所示,其中:RMSE为均方根误差,mean为均值,std为标准差,min为误差中的最小值,max为误差中的最大值,error rate为误差率.由该表可以看出,本文提出的SLAM系统的各项误差评价参数都远远小于LOAM系统的对应参数,误差率也缩小至原来的50%.所以可以得出结论,即本文提出的优化方法能大大减少LOAM系统产生的累积漂移误差.由于后一帧的点云依靠前者点云的位置进行定位.一旦前者的位置估计存在误差,那之后的误差便会累积到后续帧,最后导致最后的结果漂移会比较大.误差的主要来源于相邻两帧激光点云之间的配准,配准方法好则漂移量会大大减少.

表1 SLAM系统误差表
Table 1 SLAM system error table

	RMSE	mean	median	std	min	max	error rate
优化前	28.19	23.79	22.80	15.13	2.49	60.80	0.61%
优化后	12.3	11.40	11.48	4.74	0.93	23.63	0.293%

4 结论(Conclusions)

本文主要的贡献有: 1) 提出了一种新的基于三维点云片段的室外SLAM系统框架, 分为里程计模块、回环检测模块和位姿优化模块. 并且本文还提出了3种优化算法; 2) 第1种为全局一致性的回环调整算法: 利用图的算法思想对三维点云信息和位姿信息进行关联, 并且使用插值方法对回环部分的位姿进行调整, 而且解决了局部优化带来的局部不一致性问题; 3) 第2种为空间约束算法: 在欧几里得空间对匹配的点对进行筛选和滤除; 4) 第3种为位姿漂移预测和补偿算法: 通过回环检测生成补偿参数对位姿进行补偿.

通过大量实验表明, 该SLAM系统即使在16线雷达上也能进行准确的定位与导航, 并且具有良好的鲁棒性.

随着无人车、无人机的发展, 对于安全问题也越来越重视. 无人车或无人机搭载的SLAM技术会朝着高精度、高稳定性的方向发展. 同时高精度、高稳定性的传感器也会成为研究的热点.

参考文献(References):

- [1] NEWCOMBE R A, IZADI S, HILLIGES O, et al. KinectFusion: real-time dense surface mapping and tracking [C] // *The 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality*. Basel, Switzerland: IEEE, 2011: 127 – 136.
- [2] FORSTER C, PIZZOLI M, SCARAMUZZA D. SVO: fast semi-direct monocular visual odometry [C] // *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Hong Kong, China: IEEE, 2014: 15 – 22.
- [3] ENGEL J, SCHÖPS T, CREMERS D. LSD-SLAM: large-scale direct monocular SLAM [C] // *European Conference on Computer Vision*. Cham: Springer, 2014: 834 – 849.
- [4] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147 – 1163.
- [5] 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.
- [6] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM [C] // *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Stockholm, Sweden: IEEE, 2016: 1271 – 1278.
- [7] KONG Tianheng, FANG Zhou, LI Ping. Micro-miniature based on radar-scanner/inertial navigation system integrated navigation in the machine room [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(5): 607 – 613.
(孔天恒, 方舟, 李平. 基于雷达—扫描器/惯性导航系统的微小型无人机室内组合导航 [J]. *控制理论与应用*, 2014, 31(5): 607 – 613.)
- [8] YUAN Jing, LIU Gangdun, SUN Qinxuan. Moving target tracking of mobile robots with laser and monocular vision [J]. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(2): 196 – 204.
(苑晶, 刘钢墩, 孙沁璇. 激光与单目视觉融合的移动机器人运动目标跟踪 [J]. *控制理论与应用*, 2016, 33(2): 196 – 204.)
- [9] ZHANG J, SINGH S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time [C] // *Robotics: Science and Systems*. Berkeley, CA: The MIT Press, 2014, 2.
- [10] DUBÉ R, DUGAS D, STUMM E, et al. SegMatch: Segment based loop-closure for 3D point clouds [J]. arXiv preprint arXiv: 1609.07720, 2016.
- [11] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R. Are we ready for autonomous driving? the kitti vision benchmark suite [C] // *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, RI, USA: IEEE, 2012: 3354 – 3361.
- [12] DOUILLARD B, UNDERWOOD J, KUNTZ N, et al. On the segmentation of 3D LIDAR point clouds [C] // *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Shanghai, China: IEEE, 2011: 2798 – 2805.
- [13] WEINMANN M, JUTZI B, MALLET C. Semantic 3D scene interpretation: a framework combining optimal neighborhood size selection with relevant features [J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2014, 2(3): 181 – 188.
- [14] LU F, MILIOS E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping [J]. *Autonomous Robots*, 1997, 4(4): 333 – 349.
- [15] SPRICKERHOF J, NÜCHTER A, LINGEMANN K, et al. An explicit loop closing technique for 6D SLAM [C] // PETROVIC I, LILIENTHAL A J. *Proceedings of the 4th European Conference on Mobile Robots*. Mlini/Dubrovnik, Croatia: KoREMA, 2009: 229 – 234.

作者简介:

张剑华 (1980–), 男, 博士, 副教授, 目前研究方向为计算机视觉、机器学习等, E-mail: zjh@zjut.edu.cn;

吴佳鑫 (1994–), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为计算机视觉、激光SLAM, E-mail: zjut_wujiixin@foxmail.com;

冯宇婷 (1994–), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为计算机视觉、视觉SLAM, E-mail: fyt1108@foxmail.com;

王曾媛 (1994–), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为计算机视觉、激光惯导SLAM, E-mail: zengyuanwang@outlook.com;

林瑞豪 (1995–), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为计算机视觉, E-mail: 5linruihao@gmail.com;

陈胜勇 (1973–), 男, 博士, 教授, 国家杰出青年基金获得者, 德国洪堡基金获得者, 浙江工业大学视觉研究所所长, 目前研究方向为计算机视觉和图像处理、机器人智能技术等, E-mail: csy@zjut.edu.cn.