

基于3D激光点云的同步定位与建图研究

姜俊奎, 张 焱, 李鹏宇

(山东科技大学 测绘科学与工程学院, 山东 青岛 266590)

摘 要:随着无人驾驶和移动测量等技术的发展, GPS 失锁情况下位姿和地图构建问题越来越重要。本文结合现有的 SLAM 解决方案, 建立了一种新的基于 3D 激光点云的低漂移、低计算复杂度的同时定位与建图模型, 基于 Velodyne VLP-16 三维激光雷达从简单到复杂的道路上进行模拟测试。实验结果表明, 无须辅助设备, 在不同的情形下, 模型均能实现实时的位姿估计并构建准确的环境三维点云地图。

关键词:3D 激光点云; 激光 LiDAR; 自我运动估计; 地图构建

中图分类号:P228

文献标识码:A

文章编号:1672-5867(2018)11-0081-04

Research on Simultaneous Localization and Mapping Based on 3D Laser Point Cloud

JIANG Junkui, ZHANG Yan, LI Pengyu

(College of Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: With the development of unmanned and mobile measurement technology, it is very important for posing and map-building in the case of GPS loss locks. In this paper, it can be combine existing SLAM solutions to build a new simultaneous localization and mapping of low drift and low computational complexity of basing 3D laser point cloud. The Three-dimensional laser radar of Velodyne VLP-16 had been simulation test from simple to complex on the driveway. In different circumstances, the experimental results show that the model can achieve the real-time estimation of pose and construct an accurate environment Three-dimensional point cloud map without auxiliary equipment.

Key words: 3D point cloud; LiDAR; self-motion estimation; map building

0 引 言

众所周知,随着科技的发展,二维地图已经不能满足人们日常生活的需求^[1],三维地图在很多方面有着极其重要的应用与研究价值。激光扫描具有测量距离远、精度高、非接触、不易受外界环境影响等优点,因而激光点云地图成为三维地图制作的首选技术。如百度基于顺德数据中心生产的激光雷达采集车^[2];Sebastian Thrun 主导的 GoogleX 实验室研发的全自动驾驶汽车^[3]。在无任何先验信息的情况下,机器人定位需要可靠的环境地图,而环境地图的构建又取决于机器人各时刻观测点的位置,因此,两者的估计是高度相关的,任何一方都无法独立获取,这样形成一种相辅相成、不断迭代的过程,有学者将其比作“鸡与蛋”问题^[4]。同时定位与建图即为 SLAM^[5],包含了在未知的环境中定位和地图建设的共同任务,它的出现使定位和建图结果更为可靠。如 Lu 和 Milios 提出

了 Graph-based SLAM 方法^[6];Thrun 提出了 FullSLAM 方法和疏散化信息矩阵近似方法^[7]。然而无人车或移动测量车在复杂的动态环境中行驶,由于建筑物等有效障碍物的阻拦,使得 GPS 多路径反射,容易导致 GPS 产生较大的误差。高精度定位中的惯性测量装置 IMU 在移动测量中成本居高不下,同时没有 GPS 的改正,随着时间的增加,IMU 误差逐渐积累。基于此,对于不依赖外界设备的定位与建图,Nuchter 等人提出的 stop-and-scan 法可以避免点云的运动失真^[8],国内张彪等人运用 Nuchter 的方法实现了三维激光传感器的室内位置环境下三维地图的构建^[9],然而此方法的不足在于效率低,当激光扫描速率比外在运动高很多时,运动失真忽略不计;Hong 等人基于 ICP 的速度估算步骤提出了消除失真的方法^[10],Moosmann 和 Stiller 把此技术运用于单轴三维激光 LiDAR 的失真补偿^[11],然而如果激光扫描相对外在运动是缓慢的,运动失真依旧很严重;在此基础上,Barfoot 等人提出

收稿日期:2017-08-15

作者简介:姜俊奎(1991-),男,河南沈丘人,测绘工程专业硕士研究生,主要研究方向为移动测量技术与方法。

用激光回光强度创造视觉图像和视觉特征匹配以恢复图像之间的运动;Furgale 等人提出使用 B 样条函数模拟传感器运动;Bosse 和 Zlot 发明的 Zebedee 由一个二维激光 LiDAR 和 IMU 组成的手摇装置^[12],使用多个 2 轴激光绘制三维点云图。然而这些方法很难应用到实际中,如批量处理创建精确地图、基于视觉运动状态估计等,无法应用到在线实时状态估计和地图创建且需要非常密集的点云回光强度值。

因此,本文针对不依赖于外界独立进行同步定位与建图,使用一个类似于直线运动的模型,在高精度地图采集车平台上用 Velodyne VLP-16 三维激光 LiDAR 采集的不同类型道路的 3D 激光点云数据进行仿真实验,与以往不同的是本文方法不需要密集的点云和强度值,使用相应的特征点分别在边缘和局部的平面上相匹配,可以为自主车辆导航提供运动估计。

1 Velodyne VLP-16 LiDAR 传感系统

3D LiDAR 通过感知到的点云进行自我运动估计,并构建所经过环境的三维点云地图。硬件部分选用 Velodyne VLP16 LiDAR 传感器系统采集数据,VLP16 的部分参数见表 1。

表 1 VLP16 部分参数表
Tab.1 VLP16 partial parameter

激光数/探测	16
水平视场	360°
水平方向角分辨率	0.1°—0.4°
垂直视场	30°(-5°—15°)
垂直方向角度分辨率	2°
精度	±3 cm
扫描频率(旋转)	5—20 Hz
测量范围	100 m(0—50 cm 为雷达测量盲区)
采集点数/秒	30 万个测量点

对于 Velodyne VLP16 而言,一次扫描即为一次测量,每秒可扫描 5—20 次。系统软件部分的流程如图 1 所示。其中 \hat{P} 表示激光扫描得到的点, P_k 是由 k 扫描采集点云的集合, k 表示一个扫描。

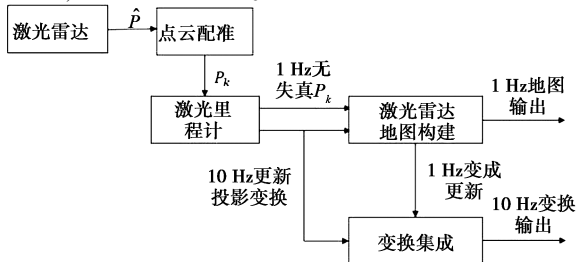


图 1 LiDAR 里程计和地图构建软件系统框图

Fig.1 Block diagram of the LiDAR odometry and mapping software system

2 实时低漂移激光里程计和建图

2.1 特征点的提取

由于三维激光扫描仪自然生成的 P_k 中的点分布不均匀,因此先进行 LiDAR 点云 P_k 特征点的提取,从 P_k 中提取的特征点只使用一个单独的扫描线信息,并且其中的点是一个共平面的几何关系。这里从明显的边缘线和平面表面上选择特征点,用 c 来表示局部表面的光滑度,其被定义为相对 LiDAR 中心的距离,主要用于消除尺度效应。

$$c = \frac{1}{|S| \cdot \|X_{(k,i)}^L\|} \left\| \sum_{j \in S, j \neq i} (X_{(k,i)}^L - X_{(k,j)}^L) \right\| \quad (1)$$

在选择特征点的同时,应避免不可靠点作为特征点被选择,如重叠区域重复选点、局部平面上与激光束大致平行的点、单向可见的点等。 c 值进行特征点的选取,最大的 c 值为边缘点,最小的 c 值为平面点,如果一个点被选取,应满足:

- 1) 选择的边缘点或平面点的数量不能超过该子域数据点的最大值;
- 2) 它的周围没有已被选中的点;
- 3) 不能选择与激光束夹角在 10° 以内的表面上或在一个遮挡区域边界上的点。

如图 2 所示为在走廊场景中提取特征点的例子,边缘点和平面点如图中 a、b 所示。

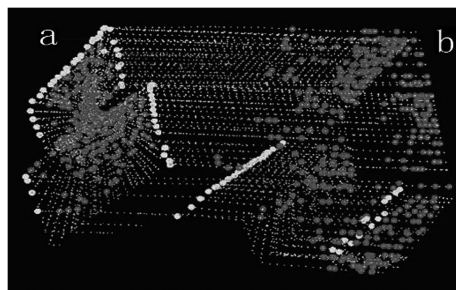


图 2 特征点提取示例

Fig.2 Feature point extraction

2.2 特征点的匹配

在扫描过程中, LiDAR 的运动模拟为角速度和线速度是恒定的,这允许线性插值一个扫描内不同时间点的姿态变换。把状态估计问题分成两个问题,让 LiDAR 里程计只关注传感器的运动速度和运动失真的去除,虽然 LiDAR 里程计的运动估计是不精确的,但足够重新包装点云,在此之后, LiDAR 建图只需要考虑刚体变换进行精确扫描匹配。

以图 3 为例进行特征点的匹配。在图 3(a) 中寻找与边缘点对应的边缘线的过程中, $\tilde{\varepsilon}_k$ 和 \tilde{H}_k 表示投影(变换)后的点集, $i \in \tilde{\varepsilon}_k$, \tilde{P}_{k-1} 表示经过投影转换后的点云, $j \in \tilde{P}_{k-1}$, l 是 j 上下两个扫描线中 i 的最近点, (j, l) 组成与 i 的相对应的边缘线。根据公式(1)检查局部表面光滑度

并要求这两点的 $c > 5 \times 10^{-3}$, 从而证明 j 和 l 是边缘点。考虑到单个扫描线不可能在同一边缘线上多于一个点, 这里特别要求 j 和 l 是来自不同的扫描线。但有例外情况, 边缘线与扫描线在同一个平面上, 边缘线退化, 成为扫描平面上的一个直线, 并且这个边缘线上的特征点不会被首先提取。图 3(b) 中寻找与平面点对应的平面过程与图 3(a) 过程类似, 为了证明 j, l 和 m 都是平面上的点, 再次检查局部表面的光滑度并要求 $c < 5 \times 10^{-3}$ 。

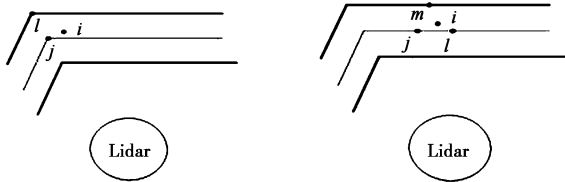


图 3 寻找与特征点对应的边缘线和平面片

Fig.3 Looking for the edge lines and planar patches corresponding to the feature points

寻找与 \tilde{H}_k 中平面点对应平面图 3(b), 在 (a, b) 中, j 是 \tilde{P}_{k-1} 中找到的与特征点 i 距离最近的点。从边缘点开始, 如果 (j, l) 是相对应的边缘线, $j, l \in \tilde{P}_{k-1}$, i 点到直线 (j, l) 的距离可以计算为:

$$d\mathcal{E} = \frac{|(\tilde{X}_{(k,i)}^L - \tilde{X}_{(k-1,j)}^L) \times (\tilde{X}_{(k,i)}^L - \tilde{X}_{(k-1,l)}^L)|}{|\tilde{X}_{(k-1,j)}^L - \tilde{X}_{(k-1,l)}^L|} \quad (2)$$

i 点到平面 (j, l, m) 的距离可以计算为:

$$dH = \frac{|(\tilde{X}_{(k,i)}^L - \tilde{X}_{(k-1,j)}^L) \cdot ((\tilde{X}_{(k-1,j)}^L - \tilde{X}_{(k-1,l)}^L) \times (\tilde{X}_{(k-1,j)}^L - \tilde{X}_{(k-1,m)}^L))|}{|(\tilde{X}_{(k-1,j)}^L - \tilde{X}_{(k-1,l)}^L) \times (\tilde{X}_{(k-1,j)}^L - \tilde{X}_{(k-1,m)}^L)|} \quad (3)$$

$\tilde{X}_{(k,i)}^L, \tilde{X}_{(k-1,j)}^L, \tilde{X}_{(k-1,l)}^L$ 分别表示在 $\{L_k\}$ 三维坐标系下的 i, j, l 点。在 $\{L_k\}$ 坐标系下, 相应的旋转矩阵可以由罗德里格斯公式定义:

$$R_k^L(t) = e^{\theta_k^L(t)} = I + \frac{\theta_k^L(t)}{\|\theta_k^L(t)\|} \sin\|\theta_k^L(t)\| + \left(\frac{\theta_k^L(t)}{\|\theta_k^L(t)\|}\right) \left(1 - \cos\|\theta_k^L(t)\|\right) \quad (4)$$

$T_k^L(t)$ 是激光 LiDAR 在 (t_k, t) 之间的姿态变换, 包含了激光 LiDAR 的六自由度运动, $T_k^L(t) = [\tau_k^L(t), \theta_k^L(t)]^T$, 其中 $\tau_k^L(t) = [t_x, t_y, t_z]^T$ 是平移矩阵, $\theta_k^L(t) = [\theta_x, \theta_y, \theta_z]^T$ 是旋转矩阵。 $T_{(k,i)}^L$ 是 $[t_k, t_{(k,i)}]$ 之间的位姿变换, $T_{(k,i)}^L$ 可以通过线性插值 $T_k^L(t)$ 计算出:

$$T_{(k,i)}^L = \frac{t_{(k,i)} - t_k}{t - t_k} T_k^L(t) \quad (5)$$

公式(6)可以帮助 \mathcal{E}_k 和 H_k 点集变换到扫描的开始, 即 $\tilde{\mathcal{E}}_k$ 和 \tilde{H}_k ,

$$\tilde{X}_{(k,i)}^L = R_{(k,i)}^L X_{(k,i)}^L + \tau_{(k,i)}^L \quad (6)$$

这里 $\tilde{X}_{(k,i)}^L$ 是 $\tilde{\mathcal{E}}_k$ 或 \tilde{H}_k 里相对应的点, $R_{(k,i)}^L$ 和 $\tau_{(k,i)}^L$ 是对应于 $T_k^L(t)$ 的旋转矩阵和平移向量。结合式(2)和式(6)可以得到在 \mathcal{E}_k 的一个边缘点和相应的边缘线之间的几何关系:

$$f\mathcal{E}(X_{(k,i)}^L, T_k^L(t)) = d\mathcal{E}, i \in \mathcal{E}_k \quad (7)$$

结合式(3)和式(6)可以建立一个 H_k 里的平面点和相应的平面片的几何关系:

$$fH(X_{(k,i)}^L, T_k^L(t)) = dH, i \in H_k \quad (8)$$

最后叠加公式(7)和公式(8), 得到一个非线性函数:

$$f(T_k^L(t)) = d \quad (9)$$

每排的 f 对应一个特征点, d 表示相应的距离。

2.3 激光 LiDAR 地图构建

地图构建算法从 t_k 到 t_{k+1} 的一个扫描扩展 $T_{k-1}^W(t_k)$ 获得 $T_k^W(t_{k+1})$, 并将 \tilde{P}_k 转换到世界坐标系 $\{W\}$ 下, 记为 \tilde{Q}_k , 下一步, 该算法通过优化 LiDAR 位姿 $T_k^W(t_{k+1})$ 把 \tilde{Q}_k 匹配到 Q_{k-1} 。图 4 阐述了地图构建的过程。

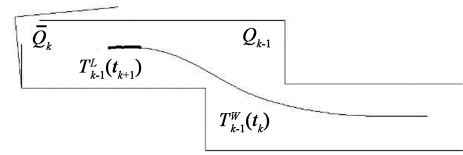


图 4 地图构建过程

Fig.4 Mapping process

中间曲线代表 LiDAR 在地图中的位姿, $T_{k-1}^W(t_k)$ 是地图构建算法在 $k-1$ 扫描时生成的 LiDAR 位姿。中间曲线加粗部分代表 LiDAR 在整个 k 扫描中的运动, 结合 $T_{k-1}^W(t_k)$ 和 $T_k^L(t_{k+1})$, 把里程计算法发布的无失真的点云投影变换到地图中, 用 \tilde{Q}_k 表示, 并与地图上现有点云 Q_{k-1} 相匹配。对于地图的构建应进行特征点的寻找匹配, 并计算每一个特征点到它对应的距离(在边缘线上选择两个点, 在平面上选择 3 个点。由式(2)和式(3)计算距离, 但不同的是, 在 \tilde{Q}_k 的所有点共享同一个时间戳 t_{k+1} , 再次由 Levenberg Marquardt 方法解决非线性优化, 以适应鲁棒拟合, 然后 \tilde{Q}_k 配准到地图)。对于均匀分布的点, 地图上的点云是由体素网格滤波器小型化每一次新的扫描与地图合并。

3 实验分析

实验采用装有 Velodyne VLP-16 LiDAR 的某公司高精度地图采集车分别在青岛道路的复杂结构化环境(城市街道)、简单结构化环境(校园道路)、非结构化环境(乡村道路)上采集的点云数据集进行测试, 如图 5(a)、图 5

(b)、图 6(a)、图 6(b)所示。采集的数据经过简单处理,用 Linux 运行编写好的 roslaunch 文件。



图 5 不同结构化环境最终运动轨迹和激光里程计所估算出的运动轨迹

Fig.5 Final trajectory and the estimated trajectory of the LiDAR odometry in the different structuralization environment

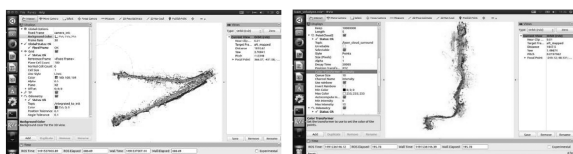


图 6 非结构化场景建图结果

Fig.6 Unstructured scene mapping results

由图 5 可知,LiDAR 里程计的轨迹漂移严重,并不能真实反映出 LiDAR 的运动轨迹,而最终通过激光 LiDAR 里程计和 LiDAR 地图构建算法进行运动估计最终的融合轨迹能较真实地反映 LiDAR 的运动轨迹。正如开头所说,LiDAR 里程计的作用是估计速度和消除点云的运动失真,而低保真的 LiDAR 里程计不能保证准确的轨迹和地图构建。在图 6 非结构化的环境下,本方法能够准确地实现车辆定位,并将建筑、植被等环境信息表达出来,在运动过程中逐步构建出环境地图。

测试数据 1—4 分别为在不同的道路上采集的数据。从位姿估计漂移的相对误差方面比较,见表 2,实际行驶的距离测得的漂移作为相对精度。

表 2 位姿估计漂移的相对误差

Tab.2 Relative error of the estimated pose drift

数据	距离(m)	场景	平均相对误差(%)
1	1 717	复杂结构化	0.78
2	58	简单结构化	0.63
3	3 225	非结构化 1	1.12
4	4 268	非结构化 2	1.43

通过数据结果分析,环境结构化程度越高位姿估计漂移的相对误差越小,这种结果是合理的,因为结构化程度高的环境特征比结构化程度较低的环境更确切。并且仅使用 3D 激光点云数据,不依赖外部独立位姿测量设备建立一种低漂移、低计算的定位和建图工作,具有较高的抗干扰能力和自主性,能够较真实地计算出 LiDAR 的运动轨迹和构建环境,从而为无人车及测绘车辆提供辅助

定位及建图和自主导航服务。

4 结束语

本文在介绍基于 3D 激光点云同步定位与建图过程中首先解决了在线速度估计问题,之后采用地图构建算法进行批量优化以产生高精度的运动估计和地图。采用双层优化进行在线自我估计和三维地图构建研究了几何特征的提取和匹配,实现了低漂移和低计算复杂度的六自由度运动估计和三维建图,在不同的环境中得出位姿估计漂移的相对误差,通过对特征点的提取,可以达到实时处理的性能,具有一定的工程价值。但是建图的结果也存在一些局部重影现象,如何实现建图的自动精准拼接,如何提高定位与匹配精度,有待进一步探索。

参考文献:

- [1] 刘沛兰.现代工程大比例尺地形图数学基础的研究[D].武汉:武汉大学,2011.
- [2] 马飞跃,王晓年.无人驾驶汽车环境感知与导航定位技术应用综述[J].汽车电器,2015(2):1-5.
- [3] 李辉,李年裕,张豫南,等.一种无人地面车的轨迹跟踪控制方法[J].装甲兵工程学院学报,2012,26(5):80-84.
- [4] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient Variants of the ICP Algorithm[C]//3-D Digital Imaging and Modeling, Proceedings. Third International Conference on. IEEE, 2001.
- [5] 韩锐.未知环境下基于 SLAM 的移动机器人导航算法研究[D].武汉:武汉理工大学,2006.
- [6] Lu F, Milios E. Globally Consistent Range Scan Alignment for Environment Mapping[J]. Autonomous Robots, 1997, 4(4):333-349.
- [7] Thrun S, Koller D, Ghahramani Z, et al. Simultaneous Mapping and Localization with Sparse Extended Information Filters: Theory and Initial Results[M]. Algorithmic Foundations of Robotics V. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [8] Chter A, Lingemann K, Hertzberg J, et al. 6D SLAM—3D mapping outdoor environments: Research Articles[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(8-9):699-722.
- [9] 张彪.基于三维激光传感器的移动机器人室内未知环境三维地图创建[D].上海:上海交通大学,2014.
- [10] Hong S, Ko H, Kim J. VICP: Velocity updating iterative closest point algorithm[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE Xplore, 2010.
- [11] Moosmann F, Stiller C. Velodyne SLAM[C]//Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2011.
- [12] Bosse M, Zlot R, Flick P. Zebedee: Design of a Spring-Mounted 3-D Range Sensor with Application to Mobile Mapping[J]. Robotics IEEE Transactions on, 2012, 28(5):1 104-1 119.

[编辑:任亚茹]