

可变高度激光里程计在室内不平整地面环境下的地图构建

刘子明^{1,2,3}, 陈庆盈^{2,3*}, 李 阳^{2,3}, 彭文飞¹

(1. 宁波大学 机械工程与力学学院, 浙江 宁波 315211; 2. 中国科学院 宁波材料技术与工程研究所, 浙江 宁波 315201;
3. 浙江省机器人与智能制造装备技术重点实验室, 浙江 宁波 315201)

摘要: 针对可变高度激光雷达的结构特点提出了一种基于线、面特征的匹配算法, 并应用于存在不平整地面的结构化的室内环境. 首先提取激光点云中的边缘点和平面点, 并使用随机抽样一致性算法拟合成线段和平面; 然后根据线段与平面几何关系提出特征匹配条件, 完成特征之间的匹配; 利用特征间的匹配关系构建约束方程求解机器人位姿; 最后把机器人竖直方向位姿变换信息补偿到激光点云中, 并把纠正后的有一定高度的激光点云压缩成二维激光构建室内栅格地图. 实验结果表明, 与常用的二维激光同时定位与构图算法 Gmapping 对比, 在地面不平整的室内环境构建的地图得到了改善, 提高了移动机器人的构图精度.

关键词: 可变高度激光雷达; 同时定位与地图构建; 特征匹配; 栅格地图

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2020) 04-0017-06

在陌生环境中根据自身携带的传感器实时推测出自己在环境中的位姿和构建环境地图是移动机器人的一项重要能力. 同时定位与地图构建 (SLAM) 可以根据传感器的类型分为激光 SLAM 和视觉 SLAM. 由于激光具有高精度、高准确性的特点, 基于激光的 SLAM 技术被广泛运用^[1-2].

常用的基于二维激光的移动机器人 SLAM 算法有使用粒子滤波算法的 Gmapping^[3], 采用激光数据回环检测方法的 Cartographer^[4], 利用高斯牛顿方法定位的 Hector SLAM^[5]等. 然而, 基于二维激光雷达获得的环境信息量少, 对室内地面环境的适应性差, 例如: 二维激光不能获得竖直方向的扫描信息, 在起伏地面环境中运动会导致机器人定位不准确, 构建的地图与真实环境偏差大.

常用的基于三维激光 SLAM 或基于二维激光装置改进的三维激光 SLAM^[6]算法有基于特征点进行特征匹配的 LOAM、Lego-LOAM^[7-8], 通过激光点云进行特征匹配的 ICP (Iterative Closest Point) 算法以及基于 ICP 改进的算法. Generalized-ICP 是

一种基于局部点云注册到全局点云的算法^[9], NDT (Normal Distribution Transform) 方法是以点到平面的最小距离作为迭代优化目标的姿态估计算法^[10]. 对于基于三维激光的 SLAM 算法, 移动机器人定位准确, 构建的点云地图信息量丰富, 但是室内环境不需要大量的点云信息, 并且三维激光数据处理复杂, 装置昂贵. 文献[6]中提到通过改进二维激光装置进行室内环境测量来降低传感器费用与信号处理复杂度, 但是其采用 ICP 算法进行点云间的位姿估计. 而使用 ICP 算法的缺点也很明显: 需要指定初始值; 随着迭代次数的增多运行时间也增加; 并且在结构化的室内环境采用 ICP 算法也不能体现出线段和平面等环境特征. 另外对比常用的三维激光基于点特征的匹配算法, 基于特征点的算法对存在失真的特征点适应性差, 容易造成误匹配使移动机器人定位误差增大. 在结构化的室内环境中, 线段和平面特征丰富, 易于提取并且受环境变化影响较点特征更小. 线段和平面特征不但可以有效描述室内结构化信息, 而且可以有

收稿日期: 2019-11-29.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家重点研发计划 (2017YFB1300400); 装备预研项目领域基金 (61409230101); NSFC-浙江省两化融合联合基金 (U1509202); 宁波市创新团队 (2016B10016).

第一作者: 刘子明 (1993-), 男, 山西大同人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 移动机器人同时定位与地图构建. E-mail: liuziming@nimte.ac.cn

*通信作者: 陈庆盈 (1976-), 男, 台湾桃园人, 研究员, 主要研究方向: 机电一体化、机器人设计. E-mail: chenqinyin@nimte.ac.cn

效减少特征数量,降低运算复杂度.因此,基于线特征和平面的方法被更多地应用到 SLAM 中,以提高系统的运行效率和算法的鲁棒性^[11-13].

针对以上问题,本研究采用文献[6]设计的可变高度测量的 2.5D 激光雷达装置,并针对结构化和存在地面起伏的环境,设计了一种基于线段和平面的 SLAM 算法,通过把竖直方向的位姿变换补偿到每个激光点云中,压缩有一定高度的激光点云以构建完整的室内环境的栅格地图,进而提高地图构建精度.

1 可变高度激光雷达装置

1.1 可变高度激光雷达硬件装置

如图 1 所示,该装置通过单线激光雷达安装在音圈电机上,进行有限高度的环境探测.硬件设备包括单线激光 Hokuyo UTM-30LX,扫描范围为 -135° 到 $+135^\circ$,扫描分辨率为 0.25° ,扫描频率 40 Hz;音圈电机的有效行程为 10 mm.坐标系如图 1 所示,坐标原点为音圈电机底面圆心;音圈电机向上运动方向为 z 轴正方向;激光朝向方向为 x 轴正方向;激光的起始扫描方向为 y 轴正方向.

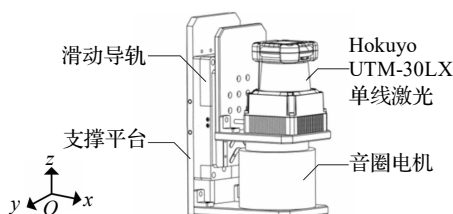


图 1 可变高度激光雷达结构模型^[6]

如图 2 所示,文中使用的移动平台是 Pioneer 3DX,该移动平台的最大爬坡为 25° ,最大速度为 $12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,齿轮比为 38.3,轮径为 195 mm.

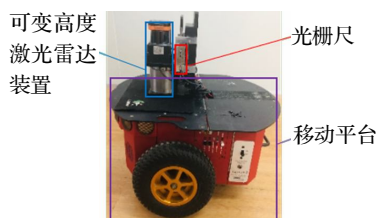


图 2 硬件装置

1.2 可变高度激光雷达装置数据处理

可变高度激光雷达数据融合系统如图 3 所示.通过使用 ROS 时间同步函数 message_filters 对二维激光数据和电机的位移量进行时间戳同步^[14],

初步获得三维点云,然后对三维点云进行滤波处理去除离散的点,再把激光和电机的运动信息反馈到点云融合步骤中进一步纠正三维激光,使二维激光数据信号和电机位移信号的时间差在一定误差范围内,最后输出融合后的三维激光点云.

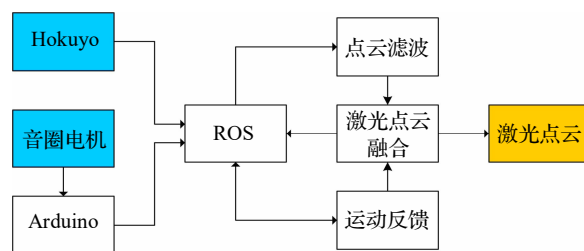


图 3 有限高度激光点云获取原理示意

设电机静止时的位置 s_0 为零点.图 4(a)为 Hokuyo 激光扫描周期示意,其中 $t_{\text{lidar}}=25 \text{ ms}$ 为激光扫描一周所用时间(包括有效扫描和无效扫描时间);图 4(b)为二维激光扫描角度示意,其中激光的有效扫描角度 $\theta(t)$ 范围为 $-\theta_0=-90^\circ$ 到 $+\theta_0=90^\circ$ (Hokuyo UTM-30LX 的扫描角度为 -135° 到 $+135^\circ$,分别丢弃左右两端 45° ,只保留中间的扫描范围),有效扫描激光点数量 $n=720$;图 4(c)为音圈电机运动周期,电机沿着竖直方向运动的距离 $s(t)$ 为 s_0 到 s_1 ,其中 s_1 为电机向上运动的最大距离值, t_{motor} 为电机运动最大距离所需时间.因此,可变高度激光雷达装置的水平扫描范围为 $-\theta_0$ 到 $+\theta_0$,竖直方向运动范围为 s_0 到 s_1 .可变高度激光雷达扫描周期设置为:电机从最低点运动最大距离到达顶点或者电机从最高位置运动到最低位置为一个扫描周期 t_{motor} .

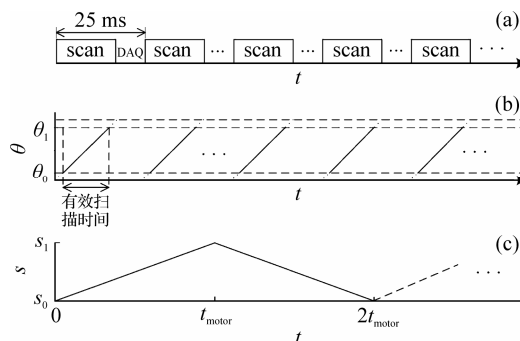


图 4 激光和电机数据处理

$$t_{\text{point}} = t_{\text{lidar}} / n, \quad (1)$$

$$n_{v-1} = t_{\text{motor}} / t_{\text{point}}, \quad (2)$$

式中: t_{point} 为激光中每个点的扫描时间; n_{v-1} 为在

可变高度激光雷达周期 t_{motor} 内采样激光点的个数.

为了使获得的有限高度点云具有高的采样频率, 即周期时间 t_{motor} 最小, 并且扫描获得的激光点数量 n_{v-1} 最大, 通过优化求解以下约束方程得到电机最优的运动速度 v :

$$\operatorname{argmin} t_{\text{motor}} = (s_1 - s_0) / v, \quad (3)$$

$$\operatorname{argmax}(s_1 - s_0), \quad (4)$$

$$\operatorname{argmax} n_{v-1} / (s_1 - s_0). \quad (5)$$

公式(3)是在音圈电机运动距离为 $d = (s_1 - s_0)$ 的条件下, 寻找最优的电机运动速度 v , 使可变高度激光雷达装置扫描周期最小, 扫描频率最大; 公式(4)指在电机允许的运动范围内选择最大的探测范围; 公式(5)为可变高度激光雷达在最大的运动范围 $(s_1 - s_0)$ 内, 激光点云获得的点数为 n_{v-1} 的条件下, 获得的激光点云密度最大.

表 1 为在不同电机运动速度条件下装置运行频率和点云密度的对比. 基于对激光点云密度、装置运动频率的综合分析和数据处理方便, 选择电机的最大运动距离 $s_1 = 10 \text{ mm}$, 可变高度激光雷达扫描频率为 4 Hz .

表 1 可变高度激光雷达运动频率对比

电机速度/ ($\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$)	电机运动 距离/mm	可变高度激光 扫描频率/Hz	点云密度/ mm^{-1}
40	10	4	7 200
20	10	2	14 400
10	10	1	28 800

2 可变高度激光雷达算法

图 5 是可变高度激光雷达算法流程. 该系统输入的是有限高度激光点云, 输出的是移动机器人位姿情况. 具体的算法流程为: 在连续的 2 个扫描周期中, 首先对每个激光点云中的点进行曲率计算, 划分为边缘点特征和平面点特征, 采用 RANSAC 算法把获得的边缘点拟合成线段, 把平面点拟合成平面; 然后在上一时刻扫描寻找对应的线段特征和平面特征, 进行线-线、面-面的特征匹配, 并计算匹配特征间的距离, 通过 L-M 非线性优化求解移动机器人在连续二帧激光点云间的位姿变换情况; 在地图构建算法中, 线特征和面特征进一步被处理, 通过当前扫描帧获得的线段和面对全局地图进行匹配获得低频率但准确度高的

位姿估计, 对激光里程计计算得到的位姿变换进行优化, 最后通过对激光点进行竖直方向位姿补偿, 压缩竖直高度获得纠正后的二维激光构建栅格地图.

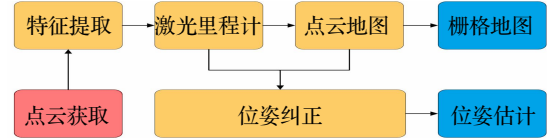


图 5 可变高度激光雷达定位和构图系统

2.1 可变高度激光雷达特征提取

为了从激光点云 $P_i = \{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n\}$ 中提取线段特征和平面特征, 根据文献[7]计算平滑度参数 K , 把点云中的每个激光点 p_i 根据曲率大小划分成边缘点和平面点.

$$K = \frac{1}{|S| \cdot \|X_{(t,i)}^O\|} \left\| \sum_{j \in S, j \neq i} (X_{(t,i)}^O - X_{(t,j)}^O) \right\|, \quad (6)$$

式中, S 为 t 时刻激光扫描返回的点云集合; $X_{(t,i)}^O$ 为激光点 p_i 在激光坐标系 O 下的坐标.

图 6(a)所示为可变高度激光装置扫描得到的激光点云, 点云中曲率大于阈值 K 的点被划分到边缘点集合 $P_{\text{edge}}^t = \{p_{e0}^t, p_{e1}^t, \dots, p_{ei}^t, \dots, p_{en}^t\}$, 其结果如图 6(b)所示; 曲率小于阈值 K 的点被划分到平面点集合 $P_{\text{flat}}^t = \{p_{f0}^t, p_{f1}^t, \dots, p_{fi}^t, \dots, p_{fn}^t\}$, 如图 6(c)所示. 为了进行特征匹配, 使用 RANSAC 算法对图 6(b)中的边缘点进行拟合, 进而得到匹配线段, 结果如图 6(d)所示. 图 6 中竖直方向距离 $\times 1\,000$ 倍.

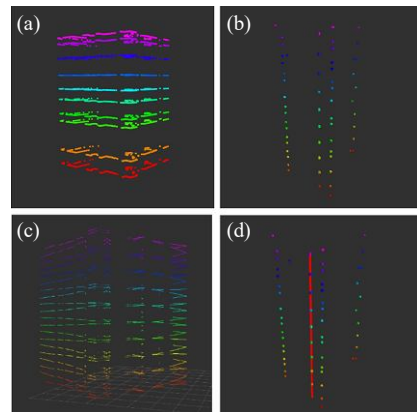


图 6 激光点云、边缘与平面点及匹配线段

2.2 可变高度激光里程计

利用 RANSAC 算法把边缘点集 P_{edge}^t 拟合成线段 $I_{\text{line}}^t = \{I_0^t, I_1^t, \dots, I_i^t, \dots, I_n^t\}$, 其中 I_i^t 是线段集合 I_{line}^t 中的一条线段. 线段的描述形式为:

$$\frac{x-x_0}{a} = \frac{y-y_0}{b} = \frac{z-z_0}{c}, \quad (7)$$

$\kappa_L=(a,b,c)$ 表示直线的方向向量, 且满足 $\|\kappa_L\|_2=1$, (x_0, y_0, z_0) 为位于直线上的点的坐标.

图 7 中 $p_s^{t-1}, p_e^{t-1}, p_s^t, p_e^t$ 是线段上点 $p_s^{t-1}, p_e^{t-1}, p_s^t, p_e^t$ 的非齐次坐标. 设空间线段 I_j^t 和对应线段 I_i^{t-1} 的距离 D_1^t 为两条线段间的最近距离 $d_{\min}$ 和最远距离 $d_{\max}$ 的平方和的开平方.

$$d'_{\max} = \frac{\|p_s^{t-1} p_e^t \times \kappa_L\|}{\|\kappa_L\|}, \quad (8)$$

$$d'_{\min} = \frac{\|p_e^{t-1} p_s^t \times \kappa_L\|}{\|\kappa_L\|}, \quad (9)$$

$$D_1^t = \sqrt{d_{\min}^2 + d_{\max}^2}. \quad (10)$$

如果线段 I_i^{t-1} 和 I_j^t 满足下列条件则认为 I_i^{t-1} 是 I_j^t 的匹配线段:

$$\text{线段 } I_i^{t-1} \text{ 和 } I_j^t \text{ 的距离 } D_1^t \text{ 小于阈值 } \alpha_1, \quad (11)$$

$$\text{线段 } I_i^{t-1} \text{ 和 } I_j^t \text{ 的方向向量夹角小于阈值 } \alpha_2, \quad (12)$$

线段 I_i^{t-1} 和 I_j^t 的长度分别为 l_i^{t-1}, l_j^t , 它们之间的比值小于阈值 α_3 ,

$$\frac{\max(|l_i^{t-1}|, |l_j^t|)}{\min(|l_i^{t-1}|, |l_j^t|)} < \alpha_3. \quad (13)$$

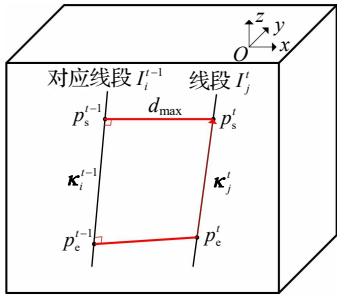


图 7 线段距离计算

利用 RANSAC 算法把平面点集 P_{flat}^t 拟合成平面 $\Gamma_{\text{flat}}^t = \{\Gamma_0^t, \Gamma_1^t, \dots, \Gamma_i^t, \dots, \Gamma_n^t\}$, 其中 Γ_i^t 是平面集合 Γ_{flat}^t 中的一个平面. 如图 8 所示, 空间平面使用 Hessian 的参数方程描述:

$$\eta_x x + \eta_y y + \eta_z z + d = 0, \quad (14)$$

$$\eta_x^2 + \eta_y^2 + \eta_z^2 = 1, \quad (15)$$

$\eta = (\eta_x, \eta_y, \eta_z)^T$ 表示平面的单位法向量, $d (d>0)$ 为原点到平面间的距离, $\Gamma = (\eta^T, d)$.

平面 Γ_i^{t-1} 和 Γ_j^t 间的距离计算公式为:

$$D_{o_0, o_1} = \|\eta_j^t d_j^t - \eta_i^{t-1} d_i^{t-1}\|. \quad (16)$$

如果平面 Γ_i^{t-1} 和 Γ_j^t 满足下列条件, 则认为 Γ_i^{t-1} 是 Γ_j^t 的匹配平面:

$$\text{平面 } \Gamma_i^{t-1} \text{ 和 } \Gamma_j^t \text{ 的法向量间夹角小于阈值 } \beta_1, \quad (17)$$

在平面 Γ_i^{t-1} 和 Γ_j^t 上, 除中心以外的点 p_i^{t-1} 和 p_j^t 到对应平面间的距离差值小于阈值 β_2 ,

$$|D_{p_i^{t-1}} - D_{p_j^t}| < \beta_2; \quad (18)$$

平面 $\Gamma_i^{t-1}, \Gamma_j^t$ 间的距离即它们中心间的距离 D_{o_0, o_1} 小于阈值 β_3 ,

$$D_{o_0, o_1} < \beta_3. \quad (19)$$

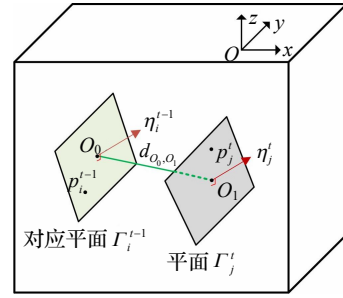


图 8 平面距离计算

可变高度激光里程计算法的运动估计采用文献[7]的方法, 通过构建匹配特征间关于距离的非线性方程, 求解移动机器人的状态转移矩阵 T_{k+1} .

2.3 地图构建

可变高度激光雷达扩展了激光扫描信息, 可以计算移动机器人竖直方向位姿变换, 将位姿偏移量补偿到采集的激光点, 再把补偿后的点云压缩到二维空间构建栅格地图, 具体流程如图 9 所示.

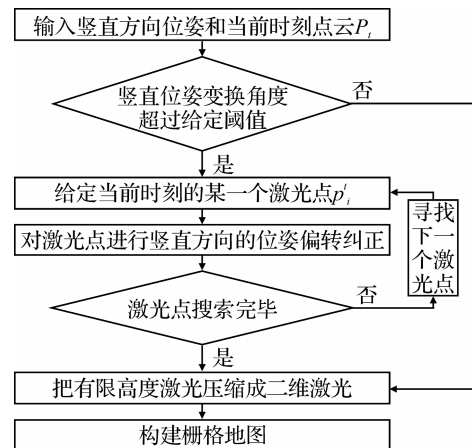


图 9 栅格地图构建流程

3 可变高度激光雷达在不同环境下的地图构建

3.1 可变高度激光雷达在水平地面环境构图实验

图 10(a)所示为实验环境(7 m×8 m 的室内环境), 移动平台 Pioneer 3DX 静止安放在室内中心位置处, 通过可变高度激光装置扫描墙面环境获得激光点云, 其结果如图 10(b)所示. 为了处理数据方便, 把每帧激光雷达扫描获得的激光点位置设为本次扫描的初始位置和终止位置的平均值. 其竖直方向放大 1 000 倍的结果如图 10(c)所示, 接下来按照前述流程进行特征提取与特征匹配.

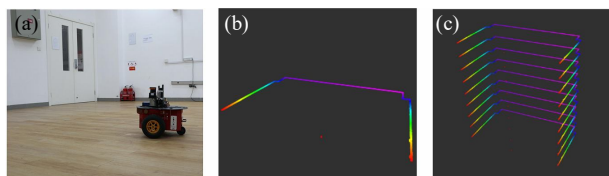


图 10 可变高度激光雷达室内扫描

图 11(a)为 Gmapping 构建的平整地面栅格地图, 图 11(b)为可变高度激光装置在竖直方向进行了位姿补偿后构建的平整地面栅格地图. 通过对两种算法在平面的构图效果, 发现边角特征均明显, 两种算法均可以反映在平整地面室内环境下的真实情况.

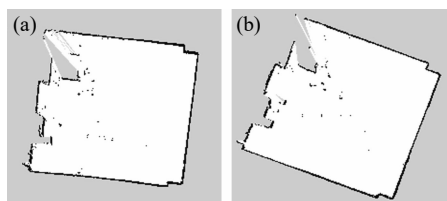


图 11 构建栅格地图

3.2 可变高度激光雷达在不平整地面对比实验

为了证明在有地面起伏的室内环境中对点云进行竖直位姿变换补偿后构造的栅格地图更准确, 选择常用的二维 SLAM 算法 Gmapping 和本研究设计的基于线段和平面特征的可变高度激光里程计算法进行地图构建精度对比.

如图 12(a)所示, 在实验中人为地设置一个有坡度的地面环境. 小车首先停在平整的地面, 然后运动到 20°斜坡并最终停在斜坡上. 采用 Gmapping 构建的栅格地图如图 12(b)所示, 从图中可以发现, 由于 Gmapping 算法没有对激光点进行位姿补偿, 所以造成构建的地图出现偏差, 在地图中可以明

显看到在水平面上和停在斜坡后地图边界线没有对齐. 采用可变高度激光里程计的算法, 如果不对激光在构建地图时进行竖直偏转角度补偿, 也会造成在移动平台前进方向上激光点云不重合(图 12(c)), 构建的地图存在偏差, 其精度和 Gmapping 构建的不平整地面地图相同. 为了提高构建地图的精度, 本研究在地图构建步骤中对每个激光点进行了竖直方向角度补偿(流程如图 9 所示)来构建栅格地图, 由结果(图 12(d))可以发现, 其边界线明显对齐, 所构建地图与水平构建的平整地面地图效果(图 11)一致. 通过对 3 种不同方式构建的栅格地图进行对比, 采用可变高度激光雷达装置与基于线段和平面特征匹配的算法, 以及通过对激光点云进行竖直方向偏转角度补偿, 在构建的地图中有效地消除了边缘不重合的现象, 栅格地图质量得到了改善.

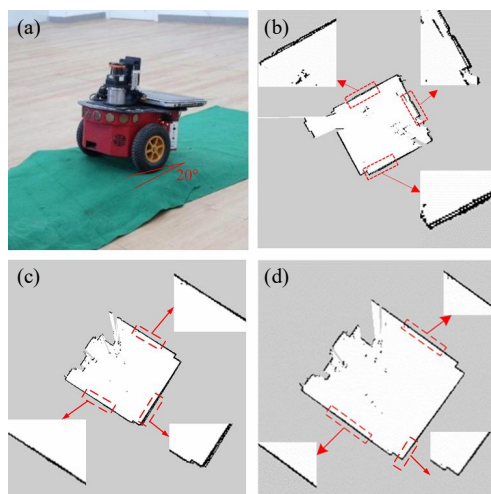


图 12 不平整地面环境与不同算法的地图构建

4 结论

本文针对存在不平整地面的结构化室内环境设计了基于线段和平面匹配算法, 并提出了对激光点云进行竖直方向位姿补偿的栅格地图构建方法. 算法的本质是从可变高度激光雷达扫描的点云中提取相较于点特征鲁棒性更强的直线段和平面; 并且把计算得到的竖直方向位姿偏移量补偿到激光点云中. 通过对比发现, 可变高度激光雷达构建的栅格地图较传统的二维激光雷达 SLAM 算法构建的栅格地图质量有了明显的改善, 移动平台定位更加准确.

参考文献:

- [1] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: Part I[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(2):99-110.
- [2] Bailey T, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping: Part II[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(3):108-117.
- [3] Grisetti 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.
- [4] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]//International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2016:1271-1278.
- [5] Kohlbrecher S, von Stryk O, Meyer J, et al. A flexible and scalable slam system with full 3D motion estimation [C]//International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics, IEEE, 2011:155-160.
- [6] 杨宇, 田应仲, 郑天江. 2.5D 激光传感器设计及室内环境特征提取算法研究[J]. 计量与测试技术, 2018, 45(10):7-11.
- [7] Zhang J, Singh S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[C]//Proceedings of Robotics: Science and Systems Conference, 2014:2-9.
- [8] Shan T, Englot B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]//International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2018:4758-4765.
- [9] Segal A, Haehnel D, Thrun S. Generalized-ICP[M]//Trinkle J, Matsuoka Y, Castellanos J A. Robotics: Science and Systems V. Cambridge, USA: MIT Press, 2009:161-168.
- [10] Stoyanov T, Magnusson M, Andreasson H, et al. Fast and accurate scan registration through minimization of the distance between compact 3D NDT representations[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(12):1377-1393.
- [11] 李海丰, 胡遵河, 陈新伟. PLP-SLAM: 基于点、线、面特征融合的视觉SLAM方法[J]. 机器人, 2017, 39(2): 214-220.
- [12] 王丹, 黄鲁, 李垚. 基于点线特征的单目视觉同时定位与地图构建算法[J]. 机器人, 2019, 41(3):392-403.
- [13] Pumarola A, Vakhitov A, Agudo A, et al. PL-SLAM: Real-time monocular visual SLAM with points and lines[C]//International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2017:4503-4508.
- [14] Harchowdhury A, Kleeman L, Vachhani L. Coordinated nodding of a two-dimensional lidar for dense three-dimensional range measurements[J]. Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4):4108-4115.

Map construction of variable-height lidar odometry in indoor uneven ground environment

LIU Ziming^{1,2,3}, CHEN Chin-yin^{2,3*}, LI Yang^{2,3}, PENG Wenfei¹

(1.Faculty of Mechanical Engineering & Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2.Ningbo Institute of Materials Technology & Engineering, Chinese Academy of Sciences, Ningbo 315201, China;

3.Key Laboratory of Robotics and Intelligent Equipment Technology of Zhejiang Province, Ningbo 315201, China)

Abstract: This paper proposes a matching algorithm on line and surface features by exploiting the characteristics of a variable-height lidar, which can be used in the structured indoor environment with uneven ground. Firstly, with the new algorithm, the edge points and plane points from the point cloud are obtained to fit line segments and planes. Based on the line segment and plane geometric constraints, feature matching conditions are obtained to build a constraint equation. The robot pose can then be calculated from the constraint equation. Finally, the calculated vertical pose transformation information of the robot is compensated, and used in the laser point cloud. The indoor grid map is constructed by a two-dimensional laser with a compressed laser point cloud. The algorithm is validated experimentally with Gmapping. A comparison with the variable-height lidar odometry algorithm is illustrated, which shows that the composition accuracy of the mobile robot is improved.

Key words: variable-height lidar; simultaneous location and mapping; feature match; occupancy grid map

(责任编辑 韩 超)