

文章编号: 2095-2163(2021)04-0159-05

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

一种融合深度相机与激光雷达的室内移动机器人建图与导航方法

陈文佑, 章 伟, 胡 陟, 史晓帆

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

摘 要:为解决室内移动机器人导航过程中容易碰撞障碍物的问题,本文提出一种融合深度相机和激光雷达的室内移动机器人建图与导航方法,在机器人底盘上安装激光雷达、深度相机和里程计,利用 Gmapping 算法进行室内二维地图构建,同时用 ROS 中 depthimage_to_laserscan 功能包对深度图像进行二维投影,生成的二维栅格地图与激光雷达所建的地图进行融合。实验证明该方法使建立的地图更加完善,提高了室内移动机器人检测周围障碍物的能力和自主导航的能力。

关键词: 机器人导航; 室内移动机器人; 激光雷达; 深度相机; ROS

An indoor mobile robot mapping and navigation method integrating depth camera and lidar

CHEN Wenyou, ZHANG Wei, Hu Zhi, SHI Xiaofan

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

【Abstract】 In order to solve the problem that indoor mobile robots are easy to encounter obstacles during the navigation process, this paper proposes an indoor mobile robot mapping and navigation method that integrates depth camera and lidar. The lidar, depth camera and Odometry are installed in the robot chassis. The method uses the Gmapping algorithm to construct indoor 2D maps, and uses the depthimage_to_laserscan function package in ROS to perform 2D projection of the depth image at the same time. The generated 2D grid map is fused with the map built by the lidar. Experiments show that this method makes the established map more perfect, and improves the ability of indoor mobile robots to detect surrounding obstacles and autonomous navigation.

【Key words】 Robot navigation; Indoor mobile robot; Lidar; Depth camera; ROS

0 引 言

随着人们对机器人的需求日益增大,室内移动机器人技术逐渐成为研究的热点。工业机器人、服务机器人、特种作业机器人等各种用于不同环境中的室内移动机器人都需要一种关键的技术,即同时定位与建图 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)^[1]。根据当前机器人研究领域的共识,实现室内移动机器人智能导航与避障,必须在无 GPS 信号的情况下,确定机器人的位置并且建立起机器人运动环境的完整地图。从 20 世纪 80 年代起,SLAM 技术一直是移动机器人研究的重点和难点,研究者们一直在探索使用更加精确的传感器,更加完善的算法,来精准定位机器人的位置,建立丰富完整的环境地图,从而使机器人能够在地图中智能导航。

目前 SLAM 方案大致分为使用激光雷达传感器

的激光 SLAM 和使用视觉传感器的视觉 SLAM,激光 SLAM 发展较为成熟,常用的算法有基于粒子滤波框架的 Gmapping 算法,基于图优化框架的 karto 算法和 cartographer 算法等等。视觉 SLAM 方面,有基于直接法的大范围单目定位与制图 (Large-Scale Direct Monocular SLAM, LSD-SLAM) 方法、使用 RGB-D 摄像头的 RGBD-SLAM 方法、基于点线特征的 VSLAM 算法 PL-SLAM (Points and Line Segments SLAM),以及基于特征点的 ORB-SLAM (Oriented FAST and Rotated BRIEF-SLAM) 方法等。激光 SLAM 具有成本高、精度高、技术门槛低、获取的信息较少等特点,视觉 SLAM 具有成本低、精度相对低、技术门槛高、获取的信息丰富、应用前景广阔等特点。未来 SLAM 技术发展的一个方向是结合激光雷达与相机等传感器的多传感器信息融合 SLAM 方案,因此本文提出一种融合单线激光雷达与 RGB-D 相机的室内移动机器人 SLAM 方案。搭建机器人实

基金项目: 国家自然科学基金(62003207)。

作者简介: 陈文佑(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向:机器人定位与导航;章 伟(1977-),男,博士,教授,主要研究方向:非线性控制与观测、多智能体协调控制。

通讯作者: 章 伟 Email: wizzhang@foxmail.com

收稿日期: 2020-11-20

验平台,并在实验平台上进行导航实验。

1 多传感器种类及建图算法

1.1 传感器类别

本文所使用的激光雷达为思岚生产的型号为 RPLIDAR A1 的单线激光雷达,如图 1 所示。该雷达测距范围为 0.15m-12m,扫描角度为 0°-360°,扫描频率为 5.5 Hz,采用激光三角测距技术,可进行每秒 8 000 次以上的测距动作,实现对周围环境的 360°扫描测距,从而获得周围环境的轮廓图。使用的深度相机为奥比中光生产的 Astra Pro 相机,如图 2 所示。该相机测量深度范围 0.6m-8m,1 m 范围内精度在 ±(1-3)mm。



图 1 思岚 RPLIDAR A1 激光雷达

Fig. 1 SLAMTEC RPLIDAR A1 lidar



图 2 奥比中光 Astra Pro 相机

Fig. 2 ORBBEC Astra Pro camera

1.2 基于 Gmapping 算法的二维平面栅格地图构建

平面栅格地图用于表示二维平面中障碍物存在的概率值,具有储存空间较小、容易扩展、建图速度快等优点。Gmapping 算法是一种基于 RBPF(Rao-Blackwellized Particle Filters)粒子滤波框架的开源 SLAM 算法,可以实时构建室内栅格地图,在构建小场景地图时所需的计算量较小且精度较高。Gmapping 算法主要在 RBPF 算法上对提议分布进行改进。改进的提议分布不但考虑运动(里程计)信息还考虑最近的一次观测(激光)信息,这样就可以使提议分布更加精确,从而更加接近目标分布。

里程计提供位姿信息的不确定度要比激光大的多,激光的分布相比里程计分布更接近真正的目标分布,因此如果可以把激光的信息融入到提议分布中,提议分布就会更接近目标分布。

RBPF 算法建图联合分布,式(1):

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t-1}) = p(m | x_{1:t}, z_{1:t}) \cdot p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t-1}). \quad (1)$$

其中: $x_{1:t}$ 为位置信息; m 为环境信息; $u_{1:t}$ 为控制数据; $z_{1:t}$ 为观测数据。

为了改进提议分布, Gmapping 使用最近的一次观测,因此提议分布变为式(2):

$$p(x_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1}) = \frac{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_t) p(x_t | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}. \quad (2)$$

粒子的权重公式变为式(3):

$$\omega_t^{(i)} = \varphi_{t-1}^{(i)} \cdot \int p(z_t | x') p(x' | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) dx'. \quad (3)$$

为了获得改进的提议分布,第一步从运动模型中采集粒子,第二步对这些粒子加权以选出最好的粒子,然后用这些权重大的粒子来模拟出改进后的提议分布。目标分布大多数情况下只有一个峰值,从峰值附近采样就可以大大简化计算量,因此在峰值附近采 K 个值来模拟出提议分布。通常使用高斯函数来构建提议分布,因此有了 K 个数据后就可以模拟出一个高斯函数来构建提议分布,式(4)和式(5):

$$\mu_t^{(i)} = \frac{1}{\eta^{(i)}} \cdot \sum_{j=1}^K p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot p(x_j | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) \cdot (x_j - \mu_t^{(i)}) (x_j - \mu_t^{(i)})^T, \quad (4)$$

$$\Sigma_t^{(i)} = \frac{1}{\eta^{(i)}} \cdot \sum_{j=1}^K p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot p(x_j | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) \cdot (x_j - \mu_t^{(i)}) (x_j - \mu_t^{(i)})^T. \quad (5)$$

有了模拟好的提议分布,就可以采样出下一时刻机器人的位姿信息。有了位姿信息就可以局部建图,从而生成二维栅格地图。

1.3 深度图转激光原理

在将深度图二维化时,使用 ROS(Robot Operating System) 机器人操作系统中的 depthimage_to_laserscan 功能包,将深度相机所获得的深度图像转化为伪激光雷达二维平面图,原理如图 3 所示。深度图转激光中,对任意给定的一个深度图像点 $m(u, v, z)$, 其转换激光的步骤为:

(1) 将深度图像的点 $m(u, v, z)$ 转换到深度相机坐标系下的坐标点 $M(x, y, z)$;

(2) 计算直线 AO 和 CO 的夹角 AOC, 计算公式(6)如下:

$$\theta = \text{atan} \frac{\vec{a} \cdot \vec{c}}{|\vec{a}| |\vec{c}|} \quad (6)$$

(3)将角 AOC 影射到相应的激光数据槽中,已知激光的范围 $[\alpha, \beta]$, 激光束共细分为 N 份,那么可用数组 $laser[N]$ 表示激光数据。那么点 M 投影到数组 $laser$ 中的索引值 n 可如式(7)计算:

$$n = \frac{\theta - \alpha}{\beta - \alpha} = \frac{N(\theta - \alpha)}{\beta - \alpha} \quad (7)$$

$Laser[n]$ 的值为 M 在 x 轴上投影的点 C 到相机光心 O 的距离 r , 即式(8):

$$laser[n] = r = OC = \sqrt{z^2 + x^2} \quad (8)$$

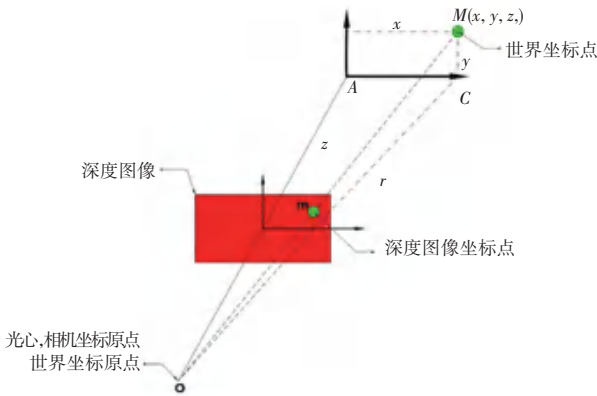


图3 深度图转激光原理

Fig. 3 The principle of depthimage_to_laserscan

2 深度相机与激光雷达融合建图

目前传感器融合方法有卡尔曼滤波、贝叶斯估计、加权平均法、模糊逻辑、神经网络等^[2]。本文采用贝叶斯方法,该方法是一种基于贝叶斯定理的条件或后验概率的统计数据融合算法,通过已知向量 Z , 估计未知的 n 维状态向量 X 。在一个状态空间中,贝叶斯估计器提供一种计算后验概率分布的方法,假设 K 时刻的概率为 x_k , 已知 K 组测量 $Z_k = \{z_1, \dots, z_k\}$ 和先验分布如式(9):

$$p(x_k | Z^k) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | Z^{k-1})}{p(Z^k | Z^{k-1})} \quad (9)$$

其中: $p(z_k | x_k)$ 为基于给定的传感器测量模型; $p(x_k | Z^{k-1})$ 为给定的转换系统的模型; $p(Z^k | Z^{k-1})$ 是一种规格化术语,保证概率密度函数归一化。

Kouros 提出使用贝叶斯递推公式更新多传感器观测数据栅格图^[3], 递推公式转换为占据栅格结构图, 可得融合公式(10):

$$P^0 = \frac{P_s^0 P_m^0}{P_s^0 P_m^0 + (1 - P_s^0)(1 - P_m^0)} \quad (10)$$

多传感器融合框架如图4所示。将深度相机和

激光雷达集成到机器人中, 雷达采集真实环境中的信息, 生成室内环境的二维点云轮廓, 电机中安装的编码器获得电机的转动角度, 输出里程计数据, 与激光数据融合, 通过 Gmapping 算法构建激光局部地图。RGB-D 相机采集真实环境中的视觉数据, 建立三维局部环境地图, 通过 ROS 自带的 depthimage_to_laserscan 功能包, 将深度图投影为二维点云点图, 通过贝叶斯滤波方法融合激光二维点云与深度投影点云, 再进行点云拼接, 生成局部融合栅格地图, 建图未完成则返回环境信息采集步骤, 循环执行上述步骤, 建图完成则生成完整的全局融合栅格地图。

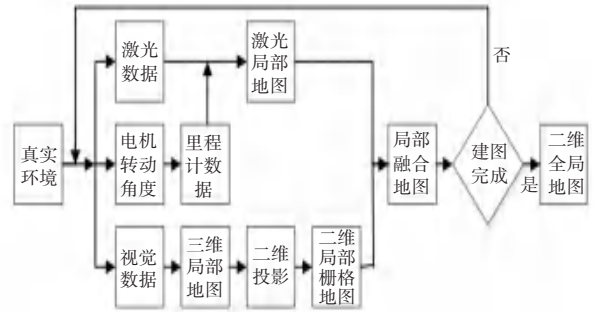


图4 多传感器融合框架

Fig. 4 Multi-sensor fusion mapping framework

3 室内移动机器人融合建图实验

本文搭建的室内移动机器人实验平台为履带式小车, 如图5所示。机器人配备的传感器为思岚 RPLIDAR A1 激光雷达、奥比中光 Astra Pro 相机和轮式里程计, 上位机使用 Intel(R) Core(TM) i5-7300U CPU @ 2.60GHz, 8GB 内存 PC, 下位机使用 STM32F103RCT6 底层驱动板, 机器人移动底盘采用履带式有刷电机底盘。上位机在 Ubuntu16.04 版本 Linux 操作系统下, 使用 ROS-kinetic 版本机器人操作系统, 运用 Python 和 C++ 语言编写程序, 在封闭室内条件下进行实验。

3.1 机器人建图

深度相机生成的仿 3D 激光雷达三维点云图如图6所示, 该功能在 ROS 的 pointcloud_to_laserscan 功能包中实现。生成仿激光点云数据后, 运用 hector-slam 算法, 尽量保持深度相机水平放置, 平稳移动机器人实验平台构建地图, 启动 depthimage_to_laserscan 节点, 所建的仿激光数据二维地图如图7所示。图6和图7展示了用深度相机构建栅格地图的效果, 从图7可以看出, 深度相机所建的图轮廓不分明, 不清晰, 锯齿状的线条较多, 不能良好地反映出真实环境的二维地图。



图 5 履带式室内移动机器人

Fig. 5 Tracked indoor mobile robot



图 6 深度相机仿激光点云图

Fig. 6 The data that depth camera imitates laser point cloud



图 7 深度相机仿激光数据建图

Fig. 7 Depth camera built map imitating laser data

激光雷达建图则较好地解决了深度相机遇到的问题,但是它并不能扫描到处于雷达扫描平面之外的障碍物。如图 8 所示,本机器人实验平台雷达安装高度为距离地面 19cm,障碍物 A 的高度为 27cm,障碍物 B 的高度为 13cm,红色虚线表示雷达扫描平面,黑色虚线表示深度相机拍摄范围。很显然仅仅用激光雷达传感器的,雷达扫描平面只能扫描到障碍物 A,而扫描不到障碍物 B,在这种情况下,即使优化了路径规划与避障算法,当前方出现障碍物 B 时,机器人仍然不会避开,而是直接撞向障碍物 B。

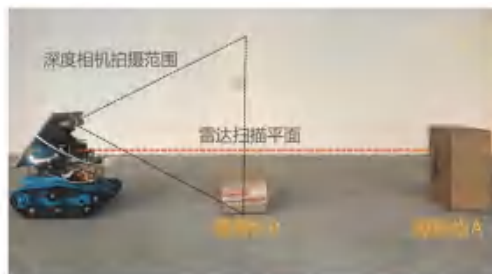


图 8 机器人实验平台室内实验

Fig. 8 Indoor experiment of robot experimental platform

本文在激光雷达建图的基础上,安装深度视觉传感器,来对 2D 雷达扫描不到的障碍物进行识别。为了避免深度相机将地面识别为障碍物,只截取距离地面 5 cm 以上的三维点云信息。在实验前将室内杂物清除,只留下障碍物 A 与障碍物 B。仅使用激光雷达与里程计,利用 Gmapping 算法进行建图之后的室内二维地图如图 9 所示,很明显机器人只识别到了高度高于雷达的障碍物 A。融合深度视觉传感器后,深度相机构建障碍物 B 的三维点云并投影到二维栅格地图上的效果如图 10 所示,可以看出高度低于雷达的障碍物 B 也被识别了出来。实验提高了地图的完整性,为后期机器人精确、安全的导航奠定了基础。



图 9 激光雷达建图

Fig. 9 Mapping of using laser



图 10 激光雷达融合深度相机建图

Fig. 10 Mapping of lidar fusion depth camera

3.2 机器人导航

在融合了激光雷达和深度相机后,机器人所构建的室内地图如图 11 所示。图 11 中 S 点为机器人的起点,P1 和 P2 点分别是人为设定的目标点,机器人先从 S 点到 P1 点规划出一条最优路线,到达 P1 点后再重新规划 P1 到 P2 点的路线。路径规划的方法有遗传算法、A* 算法、狼群算法和人工势场法等。该路径规划算法采用 A* 算法,A* 算法是一种非常有效的寻路算法,它结合了 Dijkstra's 算法路径最短的优点与快速搜索算法规划速度快的优点,能够快速找到起点与目标点的最短路径。机器人在建图时不可避免地会产生一些噪点,这些噪点往往

是来往的路人所产生的,在建图完成后必须把这些噪点去除,以防止机器人导航时误将噪点当作障碍物。同时,也要对地图中不允许机器人进入的区域进行约束,并设置边界膨胀范围,约束的目的是防止机器人在导航过程中遇到障碍物主动避障时,误闯入不应当进入的区域,设置边界膨胀范围的目的是防止机器人与障碍物刮蹭,提高机器人运动的安全性。

机器人融合了深度相机后,提高了对障碍物的识别能力,如图12所示。地图上S点周围一个个圆形是激光雷达融合深度相机识别出不同高度的障碍物后,并对障碍物进行边界膨胀所形成的形状。现在机器人也可以检测到高度低于雷达安装高度的障碍物,识别出更多的障碍物就有了更加完整的地图,就可以进行更精确的导航与避障,避免了机器人与高度低于雷达的障碍物的碰撞。

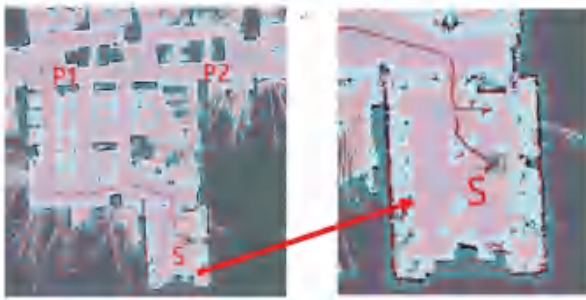


图11 机器人室内建图与导航 图12 机器人进行障碍物识别
Fig. 11 Robot mapping and navigation indoor Fig. 12 Robot is discriminating obstacle

4 结束语

融合激光雷达与深度相机的移动机器人实验平台,相比使用单一激光雷达所构建的地图更加完善,对周围环境的障碍物识别率更高,导航与避障效果也更好。但也有不足之处:一方面,融合视觉传感器后,计算量大大增加,雷达建图使用树莓派3即可实现,融合了视觉传感器后则需要在PC上才能正常运行,后期会考虑用ARM进行开发(Advanced RISC Machine);另一方面,本实验虽然提升了机器人检测障碍物的能力,但是仍然没有解决机器人经过凹凸不平的路面时颠簸过大的问题,因为机器人自身的传感器检测不到不平整的路面,就无法在经过这种路面时主动减速,从而导致机身颠簸幅度过大。后期将以此为研究目标,力求让机器人在路过不平的路面时,能够缓慢平稳地通过,最大程度上减小机器人的颠簸。

参考文献

- [1] HAOMIN L, GUOFENG Z, HUJUN B. A survey of monocular simultaneous localization and mapping [J]. Computer - Aided Design and Compute Graphics, 2016, 28(6): 855-868.
- [2] 邓世燕, 郭承军. 基于多传感器融合的即时定位与地图构建方法研究[C]// 成都:第十一届中国卫星导航年会, 2020.
- [3] KOUROSH K, SANDER O. Accuracy and resolution of kinect depth data for indoor mapping applications [J]. Sensor, 2012, 12(2): 1437-1454.

(上接第158页)

- [6] 林达坤. 基于灰狼优化算法的鳞翅目昆虫图像识别研究[D]. 福州:福建农林大学, 2019.
- [7] 林君宇, 李奕萱, 郑聪尉, 等. 应用卷积神经网络识别花卉及其病症[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(6): 1330-1335.
- [8] 李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述.[J]. 计算机应用. 2016, 36(9): 2508-2515.
- [9] 石祥滨, 房雪键, 张德园, 等. 基于深度学习混合模型迁移学习

的图像分类[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(1): 167-173.

- [10] 蔡婉雪. 基于卷积神经网络的高速车辆检测的研究[D]. 南京, 南京邮电大学. 2019.
- [11] DUPRET G, PIWOWARSKI B. Model Based Comparison of Discounted Cumulative Gain and Average Precision[J]. Journal of Discrete Algorithms, 2013, 18: 49-62.