

文章编号:1007-2780(2019)06-0598-07

基于 ROS 与三维点云图像的室内物体精准定位

于 洋, 朴 燕*, 倪 焱, 佘同岭

(长春理工大学 电子信息工程学院, 吉林 长春 130022)

摘要:考虑到 ROS SLAM 构建的地图只能描述环境的二维信息, 三维点云图像只能描述物体独立的三维信息等特点, 本文融合了 ROS SLAM 的 Gmapping 算法构建的室内二维地图与物体的三维点云图像信息, 提出了一种复合坐标定位系统。首先对不同室内进行分类, 进行一维坐标的标定, 其次通过对 Gmapping 算法构建好的地图等进行二三维坐标标定, 再结合空间信息构成外部坐标系 φ , 最后通过对采集到的物体三维点云坐标进行仿射运算获得物体基于外部坐标三维坐标, 结合一维坐标, 对物体进行复合四维坐标定位。整个定位实验数据表明, 物体室内的位置平均测量误差只有 4.2 cm, 其定位精度比起常见的超声波与红外线定位系统提高 6.7%, 比基于蓝牙角度测量的定位系统定位精度提高 20%, 比超宽带定位系统提高 72%。物体定位误差小, 定位精准。

关键词:ROS SLAM; 激光雷达; 三维点云图像; Gmapping; 物体定位

中图分类号:TP391; TH753 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20193406.0598

Precise location of indoor objects based on ROS and point cloud images

YU Yang, PIAO Yan*, NI Yan, SI Tong-Ling

(Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Considering that the map constructed by ROS SLAM can only describe the two-dimensional information of the environment, the three-dimensional point cloud image can only describe the independent three-dimensional information of the object, this paper combines the information of indoor two-dimensional map and object's three-dimensional point cloud image constructed by ROS SLAM's Gmapping algorithm, and proposes a composite coordinate positioning system. Firstly, different indoors are classified and one-dimensional coordinates are calibrated. Secondly, two-dimensional and three-dimensional coordinates are calibrated by the map constructed by Gmapping algorithm, and then external coordinates are formed by combining spatial information. Finally, three-dimensional coordinates of the collected object are obtained by affine operation based on external coordinates. Combined with one-dimensional coordinates, the object is combined with four dimensional coordinates. The whole positioning experiment data show that the average error of indoor position measurement is only

收稿日期:2018-11-09; **修订日期:**2019-04-05.

基金项目:国家自然科学基金(No.60977011, No.20180623039TC, No.20180201091GX)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.60977011, No.20180623039TC, No.20180201091GX)

* 通信联系人, E-mail: piaoyan@cust.edu.cn

4.2 cm, and the positioning accuracy is 6.7% higher than that of the common ultrasonic and infrared positioning systems, 20% higher than that of the positioning system based on Bluetooth angle measurement, and 72% higher than that of the ultra-wideband positioning system. The object location error is small and the location is precise.

Key words: ROS SLAM; lidar; 3D point cloud image; gmapping; object location

1 引言

由于GPS卫星定位的小环境局限性和室内环境的复杂性,室内物体定位技术便有了大展拳脚的机会。室内小型激光雷达与KINECT深度相机的出现和发展使得我们可以轻而易举地获得物体高清RGB图像、室内场景点云和三维特征点云图像信息,为能够实现物体更好的定位提供了技术手段。

使用三维点云图像数据来描述物体特征简单直观,而且数据获取方便。它主要是通过三维扫描获取设备,记录被检测物体表面上大量高度密集的点的三维坐标、反射率等信息,从而描述物体特征。

基于ROS的移动平台^[1]由于其开源性近年发展迅速。许多知名机器人开源库,如TF坐标转换、3D点云处理驱动、SLAM等都是基于ROS开发的。

本研究以基于ROS的移动平台为基础,在其上面搭载了RPLIDAR A2激光雷达与KINECT深度相机,通过SLAM算法对室内地图进行实时构建,通过RPLIDAR A2激光雷达构建的二维地图与KINECT获得的物体的三维点云进行复合坐标定位来实现物体的精准定位。

2 定位系统整体设计

2.1 软硬件平台的搭建

为了完成室内物品的精准定位研究,在实验室自主研发的基于ROS的智能数据采集移动底盘的基础上放置了RPLIDAR A2激光雷达与KINECT相机。其硬件系统构成如图1所示。

这里重点介绍一下负责全局地图构建的RPLIDAR A2激光雷达与负责三维点云采集的KINECT深度相机。RPLIDAR A2具有高速激光测距采样能力,可对在米半径范围内物体进行激光测距扫描,并产生点云地图信息^[2]。这些点云信息可以对室内全局进行地图构建。由于我们



图1 硬件系统构成图

Fig.1 Hardware system diagram

的研究地点为室内环境,该环境的特征是整体面积偏小,但是局部物品堆放复杂,要求物体定位信息精准。ROLIDAR A2的工作性能指标刚好满足我们的要求。

三维扫描设备可以快速精确地获得物体表面的形状和空间拓普信息。微软研发的KINECT深度相机采集到的物体三维点云信息更为精确且很难受到光照、纹理等条件影响,不但外观小巧方便装载,而且成本也不高^[3]。因此本研究采用KINECT来获得物体的三维特征点云信息。

在构建了硬件平台后,想要完成本文研究还需要软件平台的支持。本研究主要采用了基于LINUX的Ubuntu16.04系统与开源机器人操作系统ROS(Robot Operating System)。ROS有很多优点,它是开源的,提供底层驱动程序管理、共用功能的执行、程序间的消息传递、程序发行包管理等,它也提供一些工具程序和库用于获取、建立、编写和运行多机整合的程序^[4]。

2.2 融合算法实现流程

本文通过Gmapping算法结合了SLAMTEC发布的关于RPLIDAR激光雷达的ROS功能包rplidar_ros获取室内地图,然后使用KINECT深度相机结合orb_slam包来获取物体三维特征点

云图像,最后通过点云图像与室内地图对物体进行复合坐标定位,从而实现室内物体的精准定位。其具体算法实现流程图如图 2 所示。

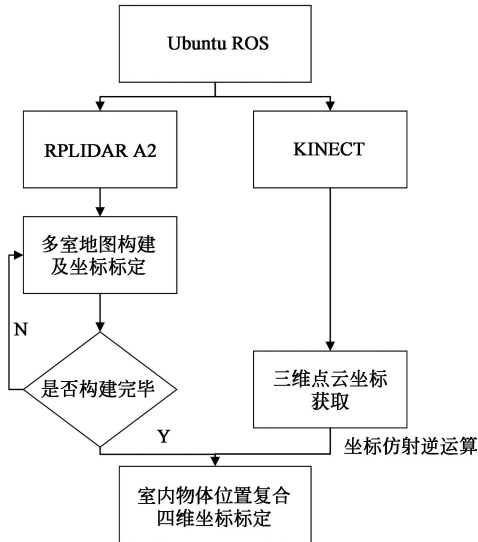


图 2 算法实现流程图

Fig.2 Algorithm realization flow chart

3 复合坐标的精准定位

我们知道二维坐标可以锁定平面内物体的位置,三维坐标可以表示空间内物体的位置,而本文采用的是四维复合坐标的方式来进行物体的精准定位,定位精度高。其完成复合四维坐标精准定

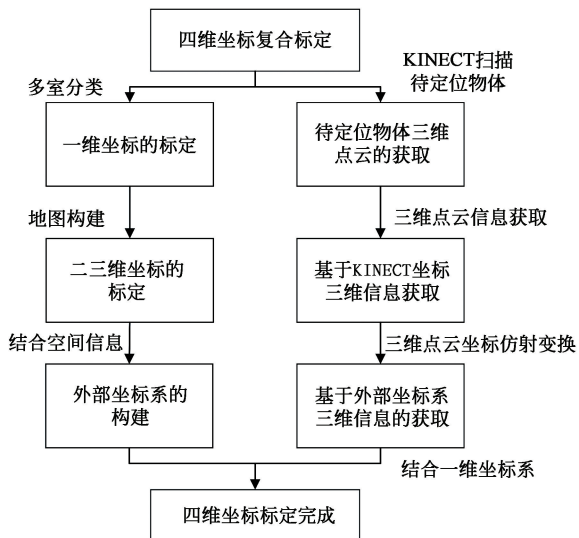


图 3 复合坐标精准定位流程图

Fig. 3 Flow chart for precise positioning of composite coordinates

位流程图如图 3 所示。

为完成本定位研究,主要研究内容为:室内地图构建、三维点云图像的获取、三维坐标信息计算与复合坐标系定位等步骤。

3.1 Gmapping 算法选取与室内地图构建

室内物体精准定位的关键点在于获取物体基于某一坐标系的三维坐标。多室内的地图构建正是获取物体位置的关键一环。选取建图算法就更是重中之重。

Gmapping 算法是基于 RBPF 的粒子滤波算法^[5],它在 RBPF 算法上做了两个重要的改进:为了减小粒子数 Gmapping 算法提出了改进提议分布,为了减少重采样的次数 Gmapping 算法提出了选择性重采样^[6]。

这两个改进对构建室内地图来说影响重大。首先说一下改进提议分布。改进提议分布主要由两部分组成,一部分有计算出数据的提议分布,另一部分是权重计算。以图 4 为例,图中虚线概率分布是里程计采样的高斯分布,实线的概率分布也是使用激光进行观测后获得状态的高斯分布。由图可知观测提供的信息的准确度(方差小)相比控制的准确度要高很多。

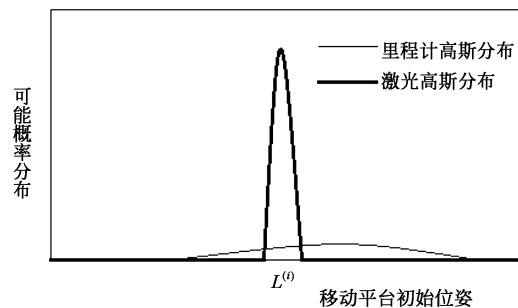


图 4 概率分布图

Fig.4 Probability map

如果通过从提议分布中采样得到下一时刻移动平台的位姿,那么提议分布与目标分布越接近的话所使用的粒子越少。如果粒子是直接来自目标分布采样的话只需要一个粒子就可以获得移动平台的位姿估计了。因此 Gmapping 算法要做的是改进提议分布,如果只从里程计中采样的,粒子的权重迭代公式见式(1)。

$$\begin{aligned} \omega_t^{(i)} &= \omega_{t-1}^{(i)} \frac{n p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})} \\ &\propto \omega_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x^{(i)}) \end{aligned} \quad (1)$$

激光的分布相比里程计分布更接近真正的目标分布,因此如果把激光的信息融入到提议分布中的话那样提议分布就会更接近目标分布。因此本文采用 RPLIDAR A2 激光雷达来获取激光信息,分布计算公式变成式(2),而粒子的权重公式计算公式变成了式(3)。

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

$$\omega_t = \omega_{t-1}^{(i)} \cdot \int p(z_t | x) p(x | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) dx \quad (3)$$

目标分布在大多数情况下只有一个峰值。为了简化计算量在峰值附近采 K 个值来模拟出提议分布。Gmapping 算法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作为提议分布:

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

Gmapping 在计算权重时就是计算模拟出的提议分布和目标分布的不同。而这种不同体现在我们是由有限的采样点模拟出目标分布,因此权重的计算公式为:

$$\omega_t^{(i)} = \omega_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) = \omega_{t-1}^{(i)} \cdot \sum_{j=1}^K p(z_t | m_{t-1}^{(i)}, x_j) p(x_j | x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) = \omega_{t-1}^{(i)} \cdot \eta^{(i)} \quad (5)$$

至此 Gmapping 改进提议分布完成。接下来是重采样部分。这部分来说相对比较简单, Gmapping 算法通过设定一个阈值,当粒子的权重变化大于我们设定的阈值时就会执行重采样,这样减少了采样的次数,也就减缓了粒子退化,从而提高地图精度。

考虑到 Gmapping 算法在构建小场景地图所需计算量较小,而且精度较高,因此本研究采用 Gmapping 算法对地图进行构建。

本文的实验地点为实验室。理论上,构图激光粒子数目越多,构建出的地图越准确。但实际操作中由于激光粒子的数目增多,计算机负载骤升,构图噪声也会更加明显。图 5 为构图粒子数对构图的影响。在构图激光粒子数目 P 由 30 增加到 150 的过程中,生成的二维地图精度符合似正态分布。通过试验比对,构图粒子选择为 150。在选择最优粒子数后, Gmapping 的 Linear Update 和 Angular

Update 参数对构图效果也会产生影响。最终通过比对我们选择了 Angular Update 参数为 0.2, 且 Linear Update 参数为 0.2 时地图构建效果最好。对比效果如图 6 所示。

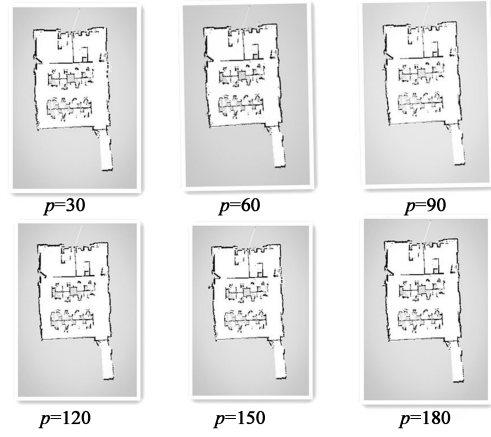


图 5 构图粒子数对构图的影响

Fig.5 Influence of composition number on composition

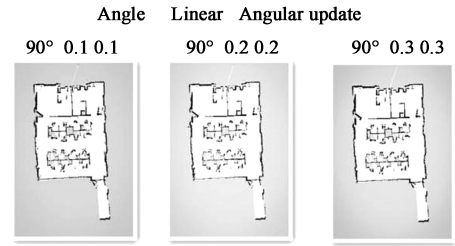


图 6 Linear Update 和 Angular Update 对构图的影响

Fig. 6 Influence of Linear Update and Angular Update on composition

最终本文选择激光粒子数 $P = 150$, Linear Update 与 Angular Update 都为 0.2 进行构图和后续实验。

3.2 二维坐标的标定

二维坐标的标定是三维外部坐标系 φ 建立的基础。通过在虚拟机 Rviz 软件中可以加载已经构建成功的室内 2D 地图。取构建好的地图左下角为二维坐标系原点,室内长宽分别为二维坐标系 x, y 轴。首先需要测量室内的长宽,然后对 Rviz 软件栅格等比例缩放来获得单位栅格长宽大小。用式(6)可以算出任意一点的坐标,其中 P 点为移动平台在 Rviz 中的实时显示的点。

$$p(x_i, y_i) = (\frac{X}{nk} \cdot n_i, \frac{Y}{nk} \cdot n_i) \quad (6)$$

室内 2D 地图的坐标标定至此完成,其效果

如图 7 所示。

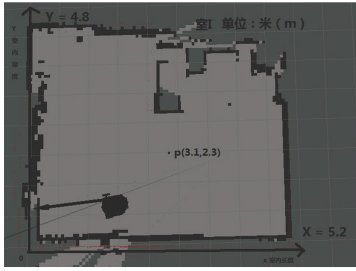


图 7 任一点的二维标定

Fig.7 Two dimensional calibration of any point

3.3 物体三维特征点云图像获取

本文用 KINECT 深度相机获取待定位物体点云图像。在 PC 端 Rviz 仿真软件点选待移动目标点,此时移动底盘将自主移动避障前往目标点。从高清摄像头中观测到待定位物体之后,我们让数据采集底盘在待定位物体周围反复移动,从不同的视觉获取特征点云从而获得物体三维点云图像。

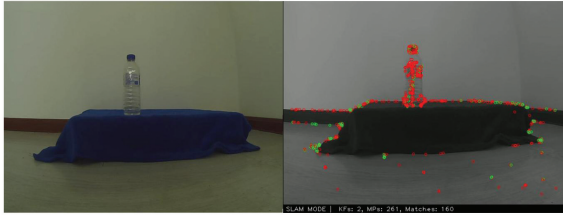


图 8 高清图像与特征点云

Fig.8 High definition image and feature point cloud

图 7 中,左侧图像是摄像头采集的原始图像,含有红绿特征点的黑白图像。对比两图,在左图中选取待定位物体之后,在待定位物体附近让数据采集底盘多次来回移动以保证采集足够多的特征点。最后在本地虚拟机中打开 Rviz 便可以看到采集到的物体三维点云图像了。如图 9 所示,

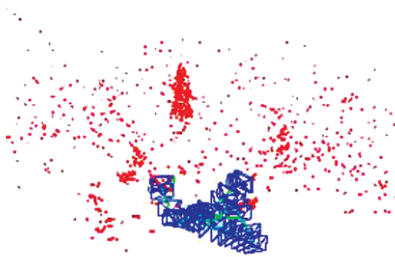


图 9 物体三维点云

Fig.9 Object 3D point cloud

其中蓝色方框为移动底盘行驶轨迹,红色点云为采集到的物体三维点云图像。

3.4 复合坐标精准定位

首先进行四维定位坐标系的构建。首先由构建地图获得的二维坐标结合空间信息组合成三维外部坐标系 φ ,然后通过对不同室内进行分类 I、II、III,结合外部坐标系构成四维定位坐标系。

四维坐标系构建完成后,为了获取到待定位物体的三维信息,要对获得物体三维特征点云图像进行滤波、聚类、坐标变换等过程。

滤波这里我们采取双边滤波器^[7]对点云进行滤波。双边滤波器的好处是可以做到边缘保存,它是基于空间分布的高斯滤波函数,所以在点云边缘附近,离得较远的像素不会太多影响到边缘上的像素值^[8]。

由 KINECT 视觉传感器的工作原理可知,本文获得的点云数据坐标都是相对于 KINECT 视觉传感器得到的,KINECT 的摄像头坐标系和我们所定义的外部的坐标系不同。因此我们根据特征点云进行参数优化的方法,建立了坐标变换矩阵(7)。

$$T_i = \begin{pmatrix} R_i & t_i \\ 000 & 1 \end{pmatrix}, \quad (7)$$

其中表示旋转的为 3 乘 3 矩阵 R_i ,表示平移的为三维向量 t_i 。我们在 φ 中选组坐标已知的 M 个点,坐标为 p_k ,然后测量这些点在 φ 中的坐标 Q ,根据变换关系就可以计算出他们在 φ 中的坐标 $T_i Q_k$ 。最后计算出变换矩阵为:

$$\arg_{T_i} \min \sum_{k=1}^M E(P_k, T_i Q_k). \quad (8)$$

为了计算两个点之间的距离误差,构造了函数 E 。在实际中取三维欧几里得距离平方求得。

$$E(P, Q) = (P_x - Q_x)^2 + (P_y - Q_y)^2 + (P_z - Q_z)^2, \quad (9)$$

其中: P 表示 P 对应于 KINECT 的三维坐标, T_i 为坐标变换矩阵,求和过程相当于将所有计算后的点云坐标合并,其坐标值是基于我们定义的外部坐标系。

上述坐标变换校准过程的关键点是在于要有准确的坐标值 P 。这里基于 KINECT 三维坐标值的点云数据通过读取每一个像素点的三维数据获得。

P_i 中除了含有待定位物体的点云信息之外,还有很多不需要的点的信息。由于待定位物体只会

聚类在一定范围之内,因此我们需要将不需要点的信息去除^[10]。本文结合高清摄像头采集的图像与三维点云信息对比,考虑待检测物体对应点云密集的关系,分割点云数据、由于每个物体表面产生的点云数据距离很近。因此我们可以计算相邻点的距离,通过距离的大小值对点云进行聚类,从而得到只有待测物体的点云 P 。这些点云信息最终用于待定位物体的位置坐标计算。考虑到本文获得的点云是在物体表面均匀采样得到的,因此点云数据基于KINECT三维坐标值如下:

$$K_{\text{centroid}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_i, y_i, z_i) \quad (10)$$

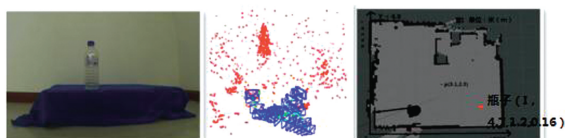
基于优化理论,为了减少计算误差,特征点的数目需要足够多。位置选取应具有代表性^[11]。把基于KINECT的三维坐标通过式(11)经过仿射矩阵获得物体基于外部坐标系 φ 的坐标。

$$P = \sum_{j=1}^N T_i P C_i \quad (11)$$

再结合第一维坐标,获得物体的四维坐标数据,达到精准定位的效果。

4 实验结果

这里截取了两张典型实验的效果图,多室多



(a) I室瓶子四维坐标定位

(a) Four-dimensional coordinate location of bottle in room I



(b) II室玩偶四维坐标标定

(b) Four-dimensional coordinate location of doll in room II

图10 定位实验结果图

Fig.10 Location experiment result diagram

物体精准定位实验结果如图10所示,实测两物体室内的位置平均测量误差只有4.2 cm。

之后本文试验了其他3种室内物体定位系统:超宽带定位系统、超声波与空外线定位系统、基于蓝牙角度测量的定位系统对相同室内环境下的大物体瓶子与小物体玩偶进行定位。对比其他3种常见的室内定位方法,本文方法精度更高,效果更好。其定位结果对比如表1所示。

表1 定位效果对比

Tab.1 Comparison of positioning results

方 法	大 物 体	定 位 精 度/cm	小 物 体	定 位 精 度/cm
超宽带定位系统 ^[12]	瓶子	12.0	玩偶	18
超声波与红外线定位系统 ^[13]	瓶子	4.7	玩偶	4.3
基于蓝牙角度测量的定位系统 ^[14]	瓶子	5.0	玩偶	5.5
基于ROS与三维点云的定位系统	瓶子	4.3	玩偶	4.1

由实验结果可以看到,本文提出的定位系统对室内物体定位更加精准,尤其是在更困难的小物体的定位精度上更高。

5 结 论

本文提出了一种融合基于ROS的SLAM算法和三维特征点云的物体精准定位研究系统,克服了ROS SLAM只能描述二维信息,三维点云只能描述物体独立的三维信息等优点。通过实验结果来看,其定位精度比起常见的超声波与红外线定位系统提高6.7%,比基于蓝牙角度测量的定位系统定位精度提高20%,比超宽带定位系统提高72%,对室内物体的精准定位效果显著。

参 考 文 献:

- [1] 田应仲,何朝伟,陈时光,等.基于 ROS 酒店服务机器人软件设计[J].电器与能效管理技术,2017(24):29-34.
TIAN Y Z, HE C W, CHEN S G, *et al.* Software design of hotel service robot based on ROS [J]. *Low Voltage Apparatus*, 2017(24): 29-34. (in Chinese)
- [2] KANG X Y, YIN S J, FEN Y L. 3D reconstruction & assessment framework based on affordable 2D Lidar [C]//*Proceedings of 2018 International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. Auckland, New Zealand: IEEE, 2018.
- [3] KHOSHELHAM K, ELBERINK S O. Accuracy and resolution of Kinect depth data for indoor mapping applications [J]. *Sensors*, 2012, 12(2): 1437-1454.
- [4] ZAMAN S, SLANY W, STEINBAUER G. ROS-based mapping, localization and autonomous navigation using a Pioneer 3-DX robot and their relevant issues [C]//*Proceedings of 2011 Saudi International Electronics, Communications and Photonics Conference*. Riyadh, Saudi Arabia: IEEE, 2011: 1-5.
- [5] YAMAGUCHI Y, KIM H, KATO K, *et al.* Proteolytic fragmentation with high specificity of mouse immunoglobulin G mapping of proteolytic cleavage sites in the hinge region [J]. *Journal of Immunological Methods*, 1995, 181(2): 259-267.
- [6] ABDELRASOUL Y, SAMAN A B S H M, SEBASTIAN P. A quantitative study of tuning ROS gmapping parameters and their effect on performing indoor 2D SLAM [C]//*Proceedings of the 2nd IEEE International Symposium on Robotics and Manufacturing Automation*. Ipoh, Malaysia: IEEE, 2016: 1-6.
- [7] 芦碧波,皇甫珍珍,郭凯,等.基于双边滤波的多尺度分层色调映射算法[J].液晶与显示,2018,33(9):816-822.
LU B B, HUANGFU Z Z, GUO K, *et al.* Bilateral filter based multiscale layer tone mapping algorithm [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(9): 816-822. (in Chinese)
- [8] 解则晓,徐尚.三维点云数据拼接中 ICP 及其改进算法综述[J].中国海洋大学学报,2010,40(1):99-103.
XIE Z X, XU S. A survey on the ICP algorithm and its variants in registration of 3D point clouds [J]. *Periodical of Ocean University of China*, 2010, 40(1): 99-103. (in Chinese)
- [9] 马丽霞,王凤艳,陈晓.工业测量中三维坐标系统的转换[J].测绘与空间地理信息,2018,41(6):56-57.
MA L X, WANG F Y, CHEN X. Three dimensional coordinate system transformation in industrial measuring [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2018, 41(6): 56-57. (in Chinese)
- [10] 王茹,周明全,邢毓华.基于聚类平面特征的三维点云数据精简算法[J].计算机工程,2011,37(10):249-251,254.
WANG R, ZHOU M Q, XING Y H. Reduction algorithm for 3D scattered points cloud data based on clustering plane feature [J]. *Computer Engineering*, 2011, 37(10): 249-251, 254. (in Chinese)
- [11] 常明.利用 Kinect 点云数据的室内未知环境自主定位[D].北京:中国地质大学(北京),2017.
CHANG M. Autonomous positioning in indoor unknown environment using Kinect point clouds [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2017. (in Chinese)
- [12] 刘浩杰.改进的超宽带室内定位算法研究[D].西安:长安大学,2017.
LIU H J. Research on improved UWB indoor positioning algorithms [D]. Xi'an: Chang'an University, 2017. (in Chinese)
- [13] 曾显彬.基于超声波与红外线的室内实时定位系统的研究与实现[D].泉州:华侨大学,2017.
ZENG X B. Research and implementation of ultrasonic and infrared based real-time indoor positioning system [D]. Quanzhou: Huaqiao University, 2017. (in Chinese)
- [14] 石志京.基于低功耗蓝牙的室内定位技术研究[D].宁波:宁波大学,2015.
SHI Z J. Research on indoor positioning technology based on low energy Bluetooth [D]. Ningbo: Ningbo University, 2015. (in Chinese)

作者简介:



于 洋(1993—),男,吉林省吉林市人,硕士研究生,2016 年于长春理工大学获得学士学位,研究方向为智能信息处理。E-mail: shandian98@163.com



朴 燕(1965—),女,吉林蛟河人,教授,博士生导师,2000 年于中科院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位。研究方向为智能信息处理,成像技术。E-mail: piaoyan@cust.edu.cn