

---

# 基于多传感器融合的室内移动机器人定位算法研究

**摘要:** 本文针对部分无法安装里程计传感器的机器人, 提出一种新的传感器数据处理方案, 即使用 RF2O 算法从激光雷达中提取机器的运动数据, 并使用扩展卡尔曼滤波融合惯性测量单元数据和 RF2O 算法计算结果得到初步定位数据, 最后使用自适应蒙特卡洛定位算法对定位数据进行修正, 以解决误差累计问题。仿真和实验结果表明: 本文提出的传感器数据处理方案具有比较高的精度和稳定性, 并且计算量较小, 可以满足低成本室内移动机器人的定位需求。

**关键词:** 移动机器人; 自适应蒙特卡洛定位; 扩展卡尔曼滤波; 室内定位

## Research on localization algorithm of indoor mobile robot based on multi-sensor fusion

**Abstract:** In this paper, a new sensor data processing scheme is proposed for some robots which cannot use odometer sensor. RF2O (range flow based 2D odometry) algorithm is used to calculate the motion data of the machine from lidar data, and extended Kalman Filter is used to fuse the inertial measurement unit data and RF2O algorithm to get the preliminary positioning data. Finally, Adaptive Monte Carlo localization algorithm is used to modify the data in order to avoid the problem of error accumulation. The simulated and real experiments show that the positioning system proposed in this paper has high precision and stability, and the system is low computational cost, which makes it suitable for those low-cost robots that require planar odometry.

**Keywords:** Mobile robots, Adaptive Monte Carlo localization, Extended Kalman Filter, Localization

## 0 引言

稳定可靠的定位结果是实现移动机器人在未知环境自主移动的首要条件。目前, SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)技术是解决室内移动机器人定位与环境感知问题的有效方法。SLAM 技术是指机器人系统在运动的过程中, 通过自身搭载的传感器, 完成对机器人运动数据和定位信息的计算以及对周围环境的感知。目前机器人室内定位最常用的解决方案是使用车轮式里程计和惯性测量单元测量机器人的运动数据, 使用激光雷达传感器或视觉传感器测量周围的障碍物信息, 通过多传感器数据融合算法完成室内定位和导航<sup>[1]</sup>。

但是, 在实际生活中, 有一部分机器人因为轮子打滑或者机械结构限制等原因无法安装车轮式里程计<sup>[2]</sup>。为了解决这个问题, Ibragimov 等提出使用视觉里程计代替车轮式里程计, 通过 VIORB-SLAM、DPPTAM 等图像处理算法, 从摄像头采集到的图像中得到机器人的线速度、角速度等数据, 从而完成室内定位任务<sup>[3,4]</sup>。视觉传感器存在对 CPU 计算能力要求高、实现成本高、算法复杂等缺陷, 因此并不适合在低成本的机器人系统上安装使用。

除了使用摄像头代替车轮式里程计以外, 严小意等提出了激光雷达和惯性测量单元相融合的导航定位系统, 使用激光雷达提取环境特征和构建地图, 然后用惯性测量单元采集的姿态信息通过卡尔曼滤波, 补偿位置和姿态输出的误差<sup>[5]</sup>。但是因为惯性测量单元中的加速度传感器测量噪声大, 该数据通过积分得到机器人的位置信息是不可靠的<sup>[6]</sup>。

文献[7]提出了从激光雷达的数据变化中计算出机器人运动数据的 RF2O 算法, 该算法计算量小, 并且

计算得到的运动数据精度较高,使得仅使用激光雷达和惯性测量单元完成精确定位成为可能。所以,本文在RF2O算法的基础上,使用扩展卡尔曼滤波融合激光雷达和惯性测量单元数据,并通过自适应蒙特卡洛定位算法修正后,完成机器人的室内定位任务。

## 1 扩展卡尔曼滤波

扩展卡尔曼滤波是一种根据系统的状态估计和状态测量,对系统状态进行最优估计的算法<sup>[8]</sup>。

在机器人模型中,假设系统的真实状态与上一时刻的状态和当前系统输入有关,系统的测量状态与当前系统的真实状态有关,则建立系统的状态转换模型和传感器观测模型如下:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k \\ z_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $k$  表示离散时间;  $x_k$  表示在  $k$  时刻下系统的真实状态;  $u_k$  表示输入矩阵;  $w_k$  表示过程噪声,假定符合  $w_k \sim N(0, Q_k)$  的多元高斯噪声;  $z_k$  表示在  $k$  时刻下的测量;  $v_k$  表示测量噪声,假定符合  $v_k \sim N(0, R_k)$  的多元高斯噪声;  $f(x, u)$ 、 $h(x)$  分别为非线性可微的状态转换函数和测量函数。

基于以上模型,扩展卡尔曼滤波求解分为两个阶段,分别为预测阶段和更新阶段。

(1)预测阶段:上一时刻的最佳估计  $\hat{x}_{k-1|k-1}$  和协方差矩阵  $P_{k-1|k-1}$  被用来计算当前时间的预测  $\hat{x}_{k|k-1}$  和预测协方差矩阵  $P_{k|k-1}$ 。由于状态换函数  $f(x, u)$  为非线性函数,需要将该函数线性化处理,得到雅克比矩阵  $F_k$ 。预测阶段求解公式如下:

$$\begin{cases} \hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k) \\ P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k \end{cases} \quad (2)$$

(2)更新阶段:同样将测量函数  $h(x)$  线性化得到测量矩阵  $H_k$ 。随后根据卡尔曼滤波的更新公式计算得到卡尔曼增益  $K_k$ 、当前时刻的最佳估计  $\hat{x}_{k|k}$  和当前时刻的协方差矩阵  $P_{k|k}$ ,更新阶段公式如下:

$$\begin{cases} K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \\ \hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})) \\ P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \end{cases} \quad (3)$$

更新阶段计算出的  $\hat{x}_{k|k}$  就是在  $k$  时刻扩展卡尔曼滤波的估计结果。在  $k+1$  时刻,该结果又是扩展卡尔曼滤波的输入,通过迭代,扩展卡尔曼滤波逐渐收敛,逐渐准确地估计动态系统的状态。

## 2 基于扩展卡尔曼滤波的多传感器融合

测量机器人的定位数据首先需要获得机器人的速度、角速度数据。本文所使用的机器人系统安装了一个惯性测量单元和激光雷达传感器。惯性测量单元能够测量机器人的加速度和角速度,激光雷达能够测量机器人周围的障碍物数据。惯性测量单元测量得到的加速度数据噪声很大,通过加速度积分得到速度、位移数据是不可靠的,所以该系统缺少了对机器人速度数据的可靠测量。

为了解决该问题,本文采用融合 RF2O (Range Flow-based 2D Odometry)算法和惯性测量单元数据的方案。RF2O 算法能够基于激光雷达测量的环境数据近似地计算出激光雷达的速度、角速度数据<sup>[7]</sup>,激光雷达速度约束方程如下所示:

$$\begin{aligned} & \left( \cos \theta + \frac{R_\alpha k_\alpha \sin \theta}{r} \right) v_{x,s} + \left( \sin \theta - \frac{R_\alpha k_\alpha \cos \theta}{r} \right) v_{y,s} \\ & + (x \sin \theta - y \cos \theta - R_\alpha k_\alpha) \omega_s + R_t = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中,  $v_{x,s}$ 、 $v_{y,s}$ 、 $\omega_s$  分别为机器人的 X 轴线速度、Y 轴线速度和角速度;  $x$ 、 $y$  为机器人在 X 轴、Y 轴上的位移;  $\theta$  为激光雷达扫描到的某点与激光雷达的夹角,  $R_\alpha$  表示该点与激光雷达的距离变化对夹角的偏导,  $R_t$  表示该距离对时间的偏导;  $k_\alpha$  为常数, 与激光雷达的性能有关。

根据公式(4), 可以直接从激光雷达的数据变化中计算出机器人的速度、角速度数据。但是该公式的推导过程中舍去了泰勒展开后的高次项, 并且公式推导建立在周围环境是静止的假设之上, 因此需要将该公式计算出来的数据融合惯性测量单元的测量数据以得到更精准的结果。

基于扩展卡尔曼滤波的设计原理, 需要建立室内移动机器人系统的状态转换模型和传感器观测模型。在状态转换模型方面, 由于本文的机器人系统仅考虑 2D 平面上的运动。根据状态矩阵中各个状态的物理意义, 可以推导出各个状态的转换关系, 得出式(1)中的系统状态转换模型下所示:

$$x_k = \begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \\ \theta_k \\ v_k \\ \varphi_k \\ \omega_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cos(\theta_{k-1}) \cdot \Delta t & -\sin(\theta_{k-1}) \cdot \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sin(\theta_{k-1}) \cdot \Delta t & \cos(\theta_{k-1}) \cdot \Delta t & 0 \\ & & & 0 & 0 & \Delta t \\ \vdots & \vdots & \vdots & 1 & 0 & 0 \\ & & & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{k-1} \\ Y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \\ v_{k-1} \\ \varphi_{k-1} \\ \omega_{k-1} \end{bmatrix} + w_{k-1} \quad (5)$$

式中,  $X$ 、 $Y$  分别为机器人在 X、Y 轴上的位移;  $\theta$  为机器人的偏航角;  $v$ 、 $\varphi$  分别为机器人在 X、Y 轴上的速度分量;  $\omega$  为机器人的旋转角速度;

在传感器观测模型方面, 方案使用惯性测量单元测量机器人的角速度, 使用激光雷达通过 RF2O 算法计算出车模的 X、Y 轴线速度。式(1)中的传感器观测模型可以表达为:

$$z_k = \begin{bmatrix} 0 & & & & & \\ & 0 & & & & \\ & & 0 & & & \\ & & & 1 & & \\ & & & & 1 & \\ & & & & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ \theta \\ v \\ \varphi \\ \omega \end{bmatrix} + v_k \quad (6)$$

本系统的状态转换模型和传感器测量模型已经被推导出来。在机器人系统运行的过程中, 传感器每次测量得到数据后, 通过扩展卡尔曼滤波的预测公式(2)和更新公式(3)的不断迭代, 逐渐准确地估计动态系统的状态。

### 3 定位结果的修正与传感器数据处理方案

由于扩展卡尔曼滤波本质上仍然是通过积分速度、角速度得到机器人的位移、偏航角数据, 无法彻底解决误差累计问题, 因此随着系统运行时间增加, 误差累计增加, 系统无法长期保持稳定。

自适应蒙特卡洛定位算法 (Adaptive Monte Carlo Localization, AMCL) 是一种估计机器人在地图中的姿态的定位方法<sup>[9]</sup>。AMCL 算法使用粒子来表示机器人可能的姿态, 通过粒子集采样、权值运算以及重采样步

骤逐渐丢弃与观测不符的粒子。最终，粒子会不断收敛，从而得到机器人在地图中实际的姿态数据。使用 AMCL 算法计算得到定位数据是机器人以地图数据为参考的定位，因此没有误差累计的问题。但是，AMCL 算法会遇到绑架问题，即当机器人丢失了先前的位置信息或者得到了一个错误的位姿信息，机器人就无法依靠 AMCL 算法继续计算当前自己在地图上的位置信息。

为了解决该问题，本文提出扩展卡尔曼滤波和 AMCL 算法相结合的方案，即使用扩展卡尔曼滤波计算出机器人的定位数据后，再使用 AMCL 算法测量该定位数据的累计误差得到修正值，最后使用扩展卡尔曼滤波的计算结果减去修正值，即可以得到精度更高并且没有误差累计问题的定位数据。

扩展卡尔曼滤波可以减少误差累计对系统的影响，从而解决 AMCL 算法的绑架问题。此外，由于 AMCL 算法仅起到修正累积误差的作用，而累计误差在短时间内变化较小，因此修正值的更新频率可以远远低于扩展卡尔曼滤波算法，以此来减少定位系统的总体计算量。最终得到定位系统的传感器数据处理框图如图 1 所示。

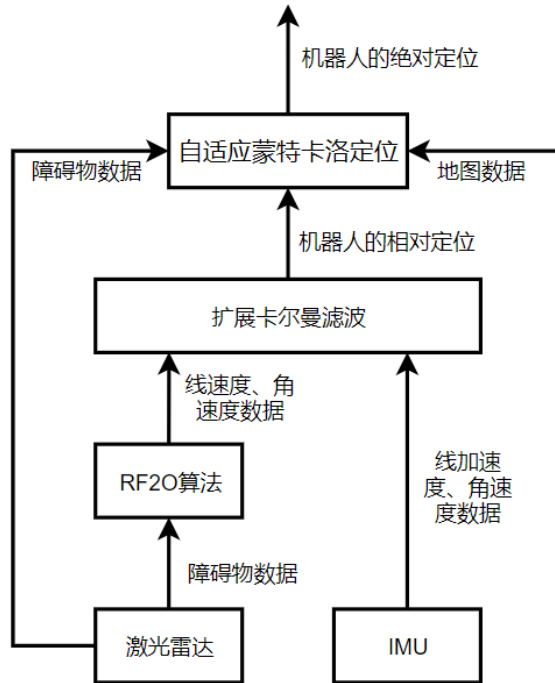


图 1 传感器数据处理方案框图

该方案需要使用惯性测量单元和激光雷达传感器。RF2O 算法通过激光雷达数据计算得到机器人的线速度和角速度。扩展卡尔曼滤波融合惯性测量单元数据和 RF2O 算法计算结果得到机器人的相对定位数据。最后，为了克服相对定位数据的误差累计问题以及在该数据的基础上进一步减少测量误差，使用自适应蒙特卡洛定位算法来修正机器人的相对定位，得到系统的绝对定位数据。通过绝对定位数据可以得到比较准确并且没有误差累计的机器人位移、偏航角数据，通过相对定位可以得到准确并且连续的机器人线速度、角速度、加速度数据。

## 4 定位实验与结果分析

### 4.1 Gazebo 仿真实验

为了定量比较不同定位方案的效果，本文在 Gazebo 仿真软件中，建立室内仿真场景并在室内安放多种不同形状的障碍物。为了使仿真更加符合实际情况，在惯性测量单元和激光雷达的每一次样本的测量上都

增加一个服从正态分布的噪声。在仿真软件中控制模拟机器人在仿真场景中任意移动，记录不同定位方案的计算结果并与真实值做比较。

本文采用均方根误差（RMSE）来描述测量的误差<sup>[10]</sup>。假设  $P_1, \dots, P_n$  为预测的姿态数据序列； $Q_i, \dots, Q_n$  为真实的姿态数据序列； $\Delta$  为每秒的数据间隔，即每秒钟预测的姿态数据个数，本次实验  $\Delta=10$ 。则均方根误差的计算公式如下所示：

$$RMSE(E_{1:n}, \Delta) := \left( \frac{1}{n-\Delta} \sum_{i=1}^{n-\Delta} \left\| (Q_i^{-1} Q_{i+\Delta})^{-1} (P_i^{-1} P_{i+\Delta}) \right\| \right)^{1/2} \quad (7)$$

采集到的定位数据所计算得到的误差如表 1 所示。可以得出：本文提出的传感器数据处理方案可以有效降低 X 轴和 Y 轴的位移测量误差，最大测量偏差不超过 7.4 厘米。但是由于机器人系统使用的角速度传感器测量噪声较小，使得扩展卡尔曼滤波算法融合角速度传感器数据计算的偏航角误差较小，引入 AMCL 算法反而增大了偏航角的测量误差，但是该误差仍然较小，最大测量偏差不超过  $1.6^\circ$ 。

表 1 不同定位方案的测量误差表

	仅使用 RF2O 算法	使用 EKF 融合多传感器数据	使用 AMCL 修正 EKF 计算结果
均方根误差（X 轴位移）	0.315175295	0.372654996	0.140620729
均方根误差（Y 轴位移）	4.695963809	0.490947403	0.29658343
均方根误差（偏航角）	20.3348107	0.117389029	0.307936455
最大测量偏差（X 轴位移）	0.845049 米	0.21802 米	0.057 米
最大测量偏差（Y 轴位移）	0.814297111 米	0.185093 米	0.074 米
最大测量偏差（偏航角）	3.11243124°	0.884777255°	-1.59°

## 4.2 移动机器人定位实验

为了验证仿真实验中得到的结果，本文使用真正的机器人在现实环境中完成定位任务。但由于无法测量出定位数据的真实值，也就无法对测量结果进行定量比较。因此，本节通过定位数据以及激光雷达测量的障碍物数据绘制地图来定性比较不同定位方案的性能。

远程控制机器人在走廊上移动，不同定位方案得到的机器人运动轨迹以及建立的地图如图 2 所示。在图中，左侧地图为参考建图。图中的定位数据是由目前普遍使用的基于粒子滤波的 SLAM 算法融合 RF2O 算法结果和惯性测量单元数据产生，最符合真实情况，但该定位方案的计算量最大，算法运行一次的平均耗时为 0.305 秒。

中间地图的定位数据源自于 RF2O 算法，可见 RF2O 算法计算得到的角速度误差较大，导致转弯处的地图出现弯曲、形变，算法单次平均耗时为 0.018 秒。

右侧地图中的定位数据则是来自于本文提出的传感器数据处理方案，得到的定位数据所建立的地图非常接近参考地图，证明数据误差较小。此外，该方案的计算量也远远小于基于粒子滤波的参考定位方案。程序运行初期，方案平均耗时为 0.068 秒。随着 AMCL 算法逐渐收敛，方案的总计算量逐渐减少，在系统运行 10 秒后，方案平均耗时逐渐稳定，为 0.025 秒。

实验结果证明：本论文提出的传感器数据处理方案具有测量误差较小、计算量较小的优点，较好地解决了低成本机器人的室内定位问题。

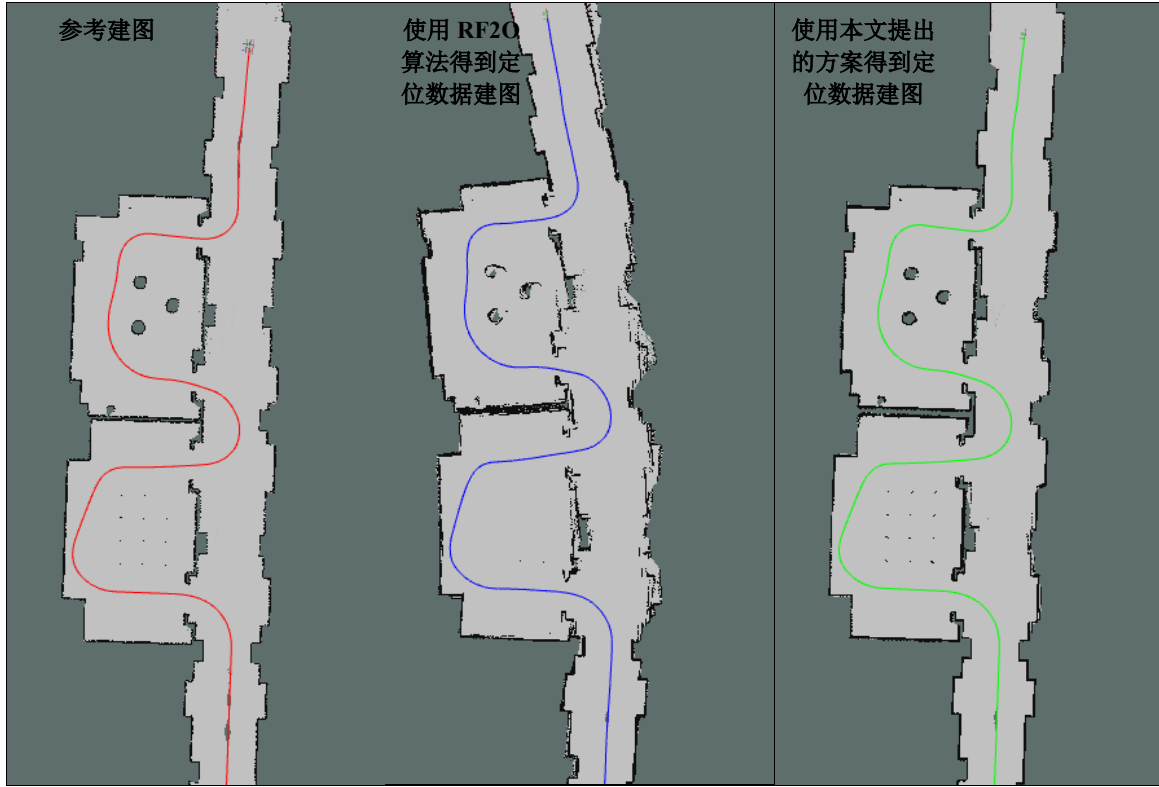


图 2 不同定位方案估计轨迹以及地图对比图

## 5 结论

本文针对只使用激光雷达和惯性测量单元作为传感器的低成本机器人系统进行研究设计，并定制传感器数据处理方案：首先，使用 RF2O 算法通过激光雷达数据计算得到机器人的线速度和角速度，再使用扩展卡尔曼滤波融合惯性测量单元数据和 RF2O 算法计算结果得到机器人的相对定位数据。最后，为了克服相对定位数据的误差累计问题以及在该数据的基础上进一步减少测量误差，使用自适应蒙特卡洛定位算法来修正机器人的相对定位，得到系统的绝对定位数据。

为验证算法的性能，本文首先在 Gazebo 仿真软件中进行仿真实验，定量计算了传感器数据通过不同算法处理后得到的误差。然后设计了室内四轮移动机器人实体，并在实际环境中进行了定位实验。实验数据表明：1.算法得到的定位数据精度较高，在仿真实验中位移以及偏航角误差控制在 7.4cm 以及  $1.6^\circ$  之内，并且方案得到的定位数据没有误差累计问题，稳定性高。该仿真结果与实际环境下的定位实验结果一致。2.定位方案总体计算量较小，单次运行所消耗的时间远远小于目前普遍使用的基于粒子滤波的 SLAM 算法。

综上，本文提出的传感器数据处理方案具有比较高的精度和稳定性，并且不依赖于里程计传感器，可以满足低成本室内移动机器人的定位需求。

---

## 参考文献

- [1] Zhi L, Xuesong M. Navigation and control system of mobile robot based on ROS[C]//2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE, 2018: 368-372.
- [2] 贝旭颖,平雪良,高文研. 轮式移动机器人里程计系统误差校核[J]. 计算机应用研究,2018,35(09):2696-2699+2703.
- [3] Ibragimov I Z, Afanasyev I M. Comparison of ros-based visual slam methods in homogeneous indoor environment[C]//2017 14th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC). IEEE, 2017: 1-6.
- [4] 龚学锐,闵华松. 基于 ROS 的惯性和视觉里程计的机器人室内定位[J]. 组合机床与自动化加工技术,2019(05):106-110.
- [5] 严小意,郭杭. 激光 SLAM 移动机器人室内定位研究[J]. 测绘通报,2019(12):8-11.
- [6] 杜少林,陈书钊,陈鹏光,田亚芳,陈剑鸣. MEMS 加速度计噪声分析与降噪方法研究[J]. 传感器与微系统,2018,37(07):45-48+55.
- [7] Jaimez M, Monroy J G, Gonzalez-Jimenez J. Planar odometry from a radial laser scanner. A range flow-based approach[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016: 4479-4485.
- [8] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. 1960.
- [9] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte carlo localization for mobile robots[C]//Proceedings 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 99CH36288C). IEEE, 1999, 2: 1322-1328.
- [10] Sturm J, Engelhard N, Endres F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems[C]//2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2012: 573-580.
- [11] He H, Jia Y H, Sun L. Simultaneous Location and Map Construction Based on RBPF-SLAM Algorithm[C]//2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). IEEE, 2018: 4907-4910.
- [12] Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]//2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Ieee, 2008: 19-25.