



基于 RBPF 的激光 SLAM 算法优化设计

吴正越, 张 超, 林 岩

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 针对基于 RBPF 的激光 SLAM 算法在重采样过程中出现的样本贫化和激光测量模型不准确的问题, 提出一种优化的激光 SLAM 算法。为缓解重采样过程中的样本贫化问题, 采用最小采样方差重采样方法改进原重采样方法, 使重采样后的粒子保持多样性。结合似然域模型与意外对象观测概率, 使激光测量模型更好地反映真实环境。实验结果表明, 改进的重采样方法定位效果较好, 相对原激光 SLAM 算法, 改进的激光 SLAM 算法在动态环境中的建图和定位精度更高。

关键词: 激光 SLAM 算法; 样本贫化问题; 最小采样方差; 激光测量模型; 似然域模型

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 吴正越, 张超, 林岩. 基于 RBPF 的激光 SLAM 算法优化设计[J]. 计算机工程, 2020, 46(7): 294-299.

英文引用格式: WU Zhengyue, ZHANG Chao, LIN Yan. Optimized design of laser SLAM algorithm based on RBPF[J]. Computer Engineering, 2020, 46(7): 294-299.

Optimized Design of Laser SLAM Algorithm Based on RBPF

WU Zhengyue, ZHANG Chao, LIN Yan

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

[Abstract] RBPF-based laser SLAM algorithms suffer from sample dilution and inaccurate laser measurement models in the resampling process. To address the problem, this paper proposes an optimized laser SLAM algorithm. In order to alleviate the sample dilution in resampling, Minimum Sampling Variance (MSV) resampling method is used to improve the original resampling method to keep the diversity of the resampled particles. Then the likelihood field model and the probability of unexpected objects are combined to make the laser measurement model better reflect the real environment. Simulation results show that the improved resampling method has excellent performance in positioning, and outperforms the original laser SLAM algorithms in terms of the accuracy of mapping and positioning in dynamic environment.

[Key words] laser SLAM algorithm; sample dilution problem; Minimum Sampling Variance (MSV); laser measurement model; likelihood field model

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0055565

0 概述

同时定位与建图(Simultaneous Location and Mapping, SLAM)是机器人自主导航的基础,也是实现机器人智能化的关键技术。激光 SLAM 是目前较稳定和主流的机器人定位导航方法,相比于视觉 SLAM,激光 SLAM 的观测精度更高,其在简单的室内环境中具有明显优势^[1]。目前,激光 SLAM 算法大都基于粒子滤波器(Particle Filter, PF),这种 SLAM 算法被称为 PF-SLAM 算法。由于环境中可能存在大量路标,使得 PF-SLAM 算法状态向量维数非常高,计算较复

杂。为解决该问题,文献[2]将 Rao-Blackwellised 粒子滤波器(Rao-Blackwellised Particle Filter, RBPF)应用于 SLAM 算法中,提出一种 RBPF-SLAM 算法。该算法将机器人定位和建图进行分解^[3-4],用粒子滤波器对机器人实现定位,用卡尔曼滤波器进行建图。RBPF-SLAM 使基于粒子滤波器的 SLAM 算法计算量大幅减小,促进了 SLAM 理论的发展^[5]。文献[6]基于 RBPF-SLAM 提出一种激光 SLAM 算法 Gmapping,该算法将高精度的激光测量数据加入到提议分布求取中,使提议分布更接近实际后验分布,从而提高了算法的效率。

基金项目:国家自然科学基金(61673038)。

作者简介:吴正越(1995—),男,硕士研究生,主研方向为移动机器人;张 超,硕士研究生;林 岩,教授、博士生导师。

收稿日期:2019-07-23 修回日期:2019-08-29 E-mail:2900594365@qq.com

RBPF-SLAM 算法在粒子滤波过程中的简单重采样会导致样本贫化问题,致使 SLAM 定位和建图误差过大。为此,多种改进的重采样方法相继被提出,其中,自适应重采样方法成为研究热点之一。文献[7]对自适应重采样方法进行详细分析,文献[8]提出利用自适应方法改进重采样的 SLAM 算法。虽然这些算法能够缓解样本贫化问题,提高估计准确性,但计算量大幅增加,且只能达到有限精度。文献[9]提出最小采样方差(MSV)重采样方法,该方法可使采样方差最小化,保证重采样前后粒子分布的一致性,使得权值较小但更接近真实值的粒子不被删除。将最小方差重采样方法引入到 RBPF-SLAM 算法中,可以提高 SLAM 的位姿估计和建图精度。

基于 RBPF 的激光 SLAM 算法在计算提议分布的过程中需要建立激光测量模型^[10]。波束模型作为测距仪的近似物理模型,存在光滑性差、计算复杂度高问题。Gmapping 采用似然域模型作为激光测量模型,似然域模型将传感器扫描的终点映射到地图的全局坐标空间,利用映射点与地图中障碍物的距离计算概率^[11]。似然域模型相比波束模型光滑性更好,计算更高效,但由于其假定环境是静态的,因此不能对动态物体进行清晰建模。本文利用最小方差重采样方法改进 Gmapping 算法的重采样过程,以缓解样本贫化问题。在 Gmapping 算法原有激光测量模型的基础上加入意外物体的观测概率,使算法在动态环境中建立准确的激光测量模型。

1 RBPF-SLAM 算法

SLAM 算法的关键是求解后验概率 $p(\mathbf{x}_{1:t}, m | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1})$, 即由观测值 $\mathbf{z}_{1:t} = \mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t$ 和控制量 $\mathbf{u}_{1:t-1} = \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{t-1}$ 估计机器人的运行轨迹 $\mathbf{x}_{1:t} = \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_t$ 和环境地图 m 。

基于粒子滤波的 PF-SLAM 算法在求解后验概率 $p(\mathbf{x}_{1:t}, m | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1})$ 的过程中,由于状态空间维数扩张,计算复杂度非常高。RBPF-SLAM 算法将 SLAM 问题分解为定位和建图两部分,降低了采样时的状态空间维数,从而达到简化计算的目的^[12-13]。RBPF-SLAM 算法后验概率计算如下:

$$p(\mathbf{x}_{1:t}, m | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1}) = p(m | \mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t}) p(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1}) \quad (1)$$

RBPF-SLAM 算法具体步骤如下:

步骤1 采样。在 t 时刻,基于 $t-1$ 时刻的粒子 $\{\mathbf{x}_{t-1}^{(i)}\}$ 在提议分布 $q(\mathbf{x}_{1:t}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1})$ 中进行采样。

步骤2 权值计算。粒子的权值 $w_t^{(i)}$ 计算公式为:

$$w_t^{(i)} = \frac{p(\mathbf{x}_{1:t}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1})}{q(\mathbf{x}_{1:t}^{(i)} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1})} = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}, m_{t-1}^{(i)}) p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{t-1})}{q(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1})} w_{t-1}^{(i)} \quad (2)$$

步骤3 重采样。按照粒子权值在整体粒子权值中的占比复制粒子,重采样后粒子的权值都设置为 $1/N$ 。

步骤4 地图估计。计算 $p(m^{(i)} | \mathbf{x}_{1:t}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t})$, 通过第 i 个粒子的轨迹 $\mathbf{x}_{1:t}^{(i)}$ 和观测值 $\mathbf{z}_{1:t}$ 估计该粒子的地图 $m^{(i)}$ 。

在 RBPF-SLAM 算法的粒子迭代更新过程中,部分粒子会出现粒子退化问题,这些粒子的权值减小到可以忽略的程度,但仍会占用计算资源^[14]。粒子退化程度表示如下:

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w^{(i)})^2} \quad (3)$$

当 N_{eff} 小于给定的一个阈值时,粒子将发生严重退化。为克服粒子退化以减少计算量, RBPF-SLAM 算法在重采样过程中丢弃权值小的粒子,只保留权值大的粒子。

2 RBPF-SLAM 算法重采样策略改进

2.1 MSV 重采样算法

传统 RBPF-SLAM 算法重采样策略是去除权值小的粒子,多复制权值大的粒子。这种简单粗糙的重采样方法会使得粒子的多样性丢失,造成样本贫化问题,导致定位和建图失真^[15-16]。

采样方差 (Sampling Variance, SV) 可以度量粒子分布在重采样前后的差别,进而衡量重采样方法对粒子多样性的破坏程度^[17]。SV 的计算公式如下:

$$SV = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (N_t^{(m)} - N w_t^{(m)})^2 \quad (4)$$

重采样前有 M 个粒子,重采样后有 N 个粒子, $w_t^{(m)}$ 表示 t 时刻的粒子权重, $N_t^{(m)}$ 表示粒子实际复制的次数。SV 作为一个代价函数,计算 M 个粒子复制次数与其期望复制次数的差的平方和,SV 越小,粒子分布在重采样前后差别越小,粒子多样性保留越多。

本文引入 MSV 方法以改进原 RBPF-SLAM 算法中的重采样策略。MSV 方法可使 SV 最小化,使重采样前后粒子分布保持一致,缓解样本贫化现象。MSV 方法具体步骤如下:

步骤1 计算 $\text{floor}(N w_t^{(m)})$ 作为粒子第 1 次复制次数 (floor 函数表示向下取整), 得到剩余权值:

$$\hat{w}_t^{(m)} = w_t^{(m)} - \text{floor}(N w_t^{(m)}) / N \quad (5)$$

步骤2 计算 $L = \sum_{m=1}^M \text{floor}(N w_t^{(m)})$ 。

步骤3 比较剩余权值 $\hat{w}_t^{(m)}$, 最大的 $N-L$ 个粒子再多复制一次,避免一些权值较小但有可能是真实值的粒子被删除。

2.2 仿真实验

本文在 Matlab 平台上利用悉尼大学户外机器人中心 (ACFR) 发布的 SLAM 算法仿真器进行实验。原 RBPF-SLAM 算法与本文改进的 RBPF-SLAM 算

法都用 60 个粒子实现仿真,结果如图 1 所示。其中,五角星为真实路标,加号为 SLAM 算法估计的路标,曲线为机器人运行轨迹。从图 1 可以看出,在相同粒子数目情况下,原 RBPF-SLAM 算法估计路标的位置与路标真实位置相差较大,改进的 RBPF-SLAM 算法估计路标的位置与真实路标位置则相对一致,即该算法建图效果更好。

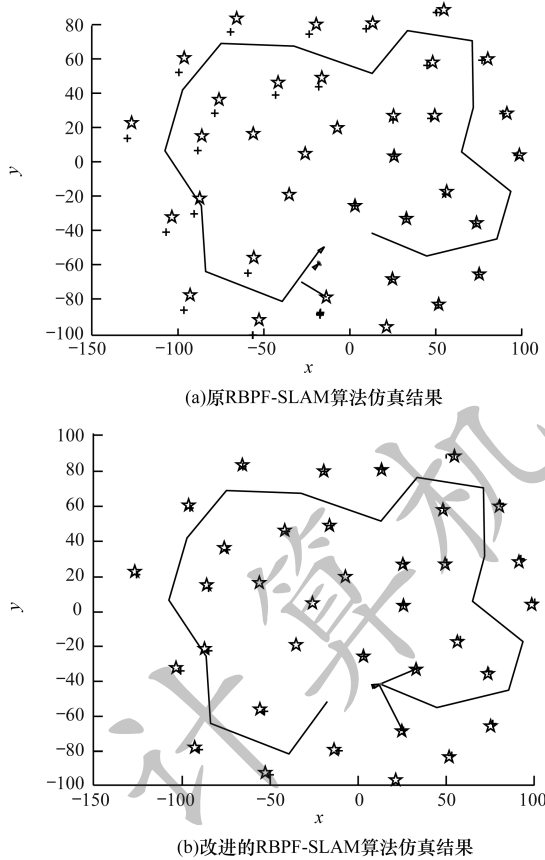


图 1 2 种算法 SLAM 仿真结果对比

Fig.1 Comparison of SLAM simulation results of two algorithms

为比较 2 种重采样方法的定位效果,记录 SLAM 过程中机器人估计位置与实际位置的间距,结果如图 2 所示。从图 2 可以看出,MSV 重采样方法具有更高的定位精度。

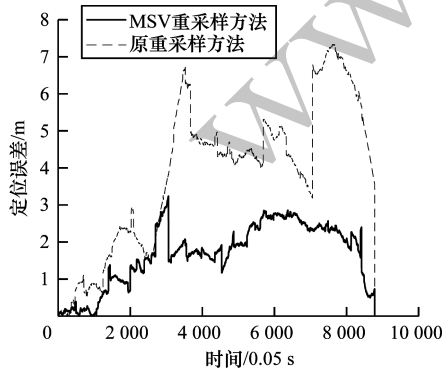


图 2 2 种方法在 SLAM 过程中的定位误差对比

Fig.2 Comparison of positioning errors of two methods in SLAM process

通过以上实验结果对比可知,相对原 RBPF-SLAM 算法,改进的 RBPF-SLAM 算法定位和建图精度更高,在重采样过程中样本贫化问题得到有效缓解。

3 激光 SLAM 算法测量模型优化

3.1 基于 RBPF 的激光 SLAM 算法

激光 SLAM 是一类以激光数据作为传感器输入的 SLAM 算法^[18]。经典的激光 SLAM 算法 Gmapping 以 RBPF-SLAM 算法作为基础^[19]。

RBPF-SLAM 算法的提议分布选取非常重要,提议分布越接近目标分布,采样所需的粒子数目越少^[20]。Gmapping 将激光测量数据加入到提议分布求取中,可以获得更精确的提议分布,融合激光测量的提议分布表示如下:

$$q(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{1:t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t-1}) = p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{1:t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_t, \mathbf{u}_{1:t-1}, m_{t-1}^{(i)}) \quad (6)$$

将式(6)代入 RBPF-SLAM 算法的权值计算中,得到新的权值更新公式为:

$$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} \int p(\mathbf{z}_t | m_{t-1}^{(i)}, \mathbf{x}') p(\mathbf{x}' | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{t-1}) d\mathbf{x}' \quad (7)$$

由于机器人状态分布 $p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{1:t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_t, \mathbf{u}_{1:t-1}, m_{t-1}^{(i)})$ 无法得到解析式,只能用高斯分布模拟其分布。对于第 i 个粒子,利用激光点云与地图匹配找到最佳机器人位姿估计,在最佳机器人位姿估计附近采样 K 个点 $\{\mathbf{x}_j\}$,用 K 个点的加权均值与方差作为高斯分布的均值 μ 和方差 δ ,如下:

$$\begin{cases} \mu_t^{(i)} = \frac{1}{\eta^{(i)}} \sum_{j=1}^K \mathbf{x}_j \cdot p(\mathbf{z}_t | m_{t-1}^{(i)}, \mathbf{x}_j) \cdot p(\mathbf{x}_j | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{t-1}) \\ \delta_t^{(i)} = \frac{1}{\eta^{(i)}} \sum_{j=1}^K p(\mathbf{z}_t | m_{t-1}^{(i)}, \mathbf{x}_j) p(\mathbf{x}_j | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{t-1}) \cdot (\mathbf{x}_j - \mathbf{u}_t^{(i)}) (\mathbf{x}_j - \mathbf{u}_t^{(i)})^T \end{cases} \quad (8)$$

其中,归一化因子 $\eta^{(i)}$ 为:

$$\eta^{(i)} = \sum_{j=1}^K p(\mathbf{z}_t | m_{t-1}^{(i)}, \mathbf{x}_j) p(\mathbf{x}_j | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{t-1}) \quad (9)$$

3.2 似然域模型改进

在 RBPF-SLAM 算法加入激光测量数据求取提议分布的过程中,需要计算激光测量模型 $p(\mathbf{z}_t | m_{t-1}^{(i)}, \mathbf{x})$ 。传统的激光测量模型采用似然域模型,似然域模型假定了如下 3 种噪声和不确定性来源:

1) 测量噪声。真实环境和单束激光测量如图 3 所示。

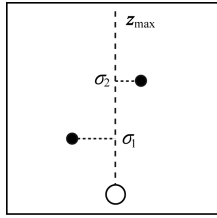


图3 真实环境和单束激光测量

Fig.3 Real environment and single beam laser measurement

测量到的点与地图 m 上第 $k(k=1,2,\dots,N)$ 个物体之间的欧式距离为 d_k , 传感器测量到物体的概率 $p_{\text{hit}}(z|x, m_k)$ 用一个 0 均值的高斯函数表示:

$$p_{\text{hit}}(z|x, m_k) = \varepsilon_{\sigma_{\text{hit}}} d_k \quad (10)$$

整体测量概率为所有 N 个物体概率的叠加, 图3的整体测量概率如图4所示。

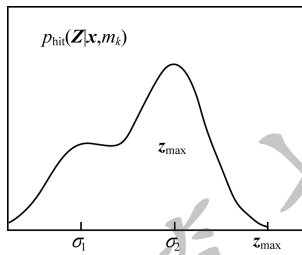


图4 由环境引起的测量概率

Fig.4 Measurement probability caused by environment

2) 测量失败。如果观测值 z 为激光测量最大量程 $z = z_{\text{max}}$, 这在物理世界中表示测量失败, 似然域模型直接将观测值丢弃。

3) 随机测量。用一个均匀分布 p_{rand} 对测量中的随机噪声进行建模, 如式(11)所示:

$$p_{\text{rand}} = \frac{1}{z_{\text{max}}} \quad (11)$$

似然域模型假定环境为静态环境, 但现实中的环境大多为动态环境。为使激光测量模型更真实地反映动态环境, 本文在似然域模型中加入意外对象观测的概率。假设意外对象在环境中随机出现, 则距离传感器越近的对象被探测到的概率越大, 本文用一个负指数函数作为意外物体观测概率 $p_{\text{short}}(z|x, m)$, 如图5所示, $p_{\text{short}}(z|x, m)$ 的有效域为 $(0, z^*)$, z^* 为地图中激光测量光束方向上最近障碍间的距离。

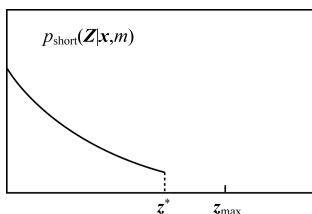


图5 动态物体测量概率模型

Fig.5 Probability model of dynamic object measurement

改进后的似然域模型 $p(z|m, x)$ 如式(12)所示:

$$p(z|m, x) = \lambda_{\text{hit}} p_{\text{hit}} + \lambda_{\text{rand}} p_{\text{rand}} + \lambda_{\text{short}} p_{\text{short}} \quad (12)$$

其中, λ 是各部分概率的权重。

4 机器人平台激光SLAM实验

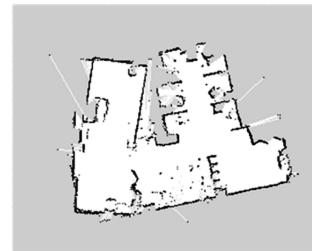
图6所示为真实机器人平台, 该平台采用四轮差速驱动的方式, 机器人底盘部分向上位机反馈里程计信息, 激光测量装置采用国产 RPLIDAR-A2 激光雷达。上位机运行 Linux (Ubuntu 16.04) 的 ROS 系统, 利用 ROS 分布式通信的特性实现机器人底盘控制、传感器数据获取以及 SLAM 算法。SLAM 算法包括基于 RBPF 的激光 SLAM 算法 (Gmapping) 和改进后的激光 SLAM 算法, 改进算法利用 MSV 方法并将改进的似然域模型作为激光测量模型。



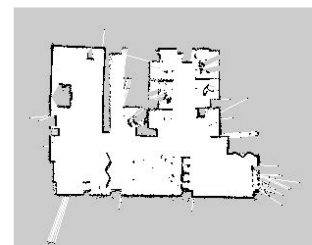
图6 机器人平台

Fig.6 Robot platform

手柄控制机器人平台在多人走动的办公室进行建图实验, 构建的栅格地图如图7所示, 其中, 图7(a)、图7(b)分别为原激光 SLAM 算法和改进 SLAM 算法构建的办公室地图。从图7可以看出, 原激光 SLAM 算法构建的地图存在偏移歪斜的问题, 而改进算法构建的地图更整齐。



(a)原激光SLAM算法



(b)改进的激光SLAM算法

图7 2种算法的办公室环境建图结果

Fig.7 Results of office environment mapping of two algorithms

在建图过程中,手柄控制机器人走到指定的位置,记录算法估计的机器人位姿与实际机器人位姿的误差,结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,改进的激光 SLAM 算法定位误差更小,定位效果更好。

表 1 2 种算法的办公室环境定位误差对比

Table 1 Comparison of positioning errors in office environment of two algorithms

算法	距离误差/m	角度误差/(°)
原激光 SLAM 算法	0.09	21
改进的激光 SLAM 算法	0.05	9

在杂物较多的仓库中构建的栅格地图如图 8 所示,其中,图 8(a)、图 8(b)分别为原激光 SLAM 算法和改进激光 SLAM 算法构建的仓库地图。从图 8 可以看出,原激光 SLAM 算法构建的地图比较混乱,部分墙体出现重影,而改进算法构建的地图更清晰。

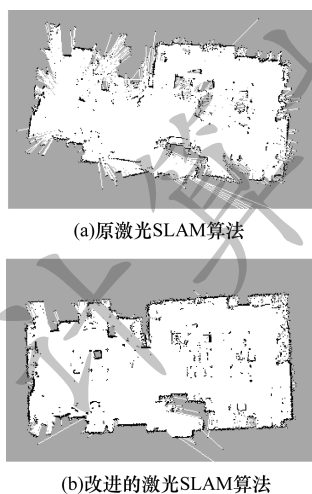


图 8 2 种算法的仓库环境建图结果

Fig. 8 Results of warehouse environment mapping of two algorithms

在仓库环境中,2 种算法的机器人定位误差如表 2 所示,从表 2 可以看出,改进的激光 SLAM 算法定位精度更高。

表 2 2 种算法的仓库环境定位误差对比

Table 2 Comparison of positioning errors in warehouse environment of two algorithms

算法	距离误差/m	角度误差/(°)
原激光 SLAM 算法	0.19	13
改进的激光 SLAM 算法	0.08	7

5 结束语

本文对传统 RBPF-SLAM 算法进行研究,针对 RBPF-SLAM 算法中简单重采样造成的样本贫化问

题,采用 MSV 重采样方法进行改进。在基于 RBPF 的激光 SLAM 算法中,传统的激光测量似然域模型没有考虑动态物体的影响,为此,本文在测量模型中加入意外物体的观测概率,使激光测量模型能更好地反映真实环境。通过以上 2 点对基于 RBPF 的激光 SLAM 算法进行改进,并在真实机器人平台上实现室内激光 SLAM 实验,结果表明,改进的激光 SLAM 算法在动态环境中取得了较好的建图和定位效果。意外物体观测概率密度的加入使得激光 SLAM 算法计算量有所增加,下一步将采用更简单的一次函数来近似模拟动态物体测量概率模型,以降低算法的计算复杂度。

参考文献

- [1] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [2] MURPHY K P. Dynamic Bayesian networks: representation, inference and learning [EB/OL]. [2019-06-20]. <http://citeseer.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=63FE9CCDD3BB62E3135E614A78E0E1F?doi=10.1.1.129.7714&rep=rep1&type=pdf>.
- [3] ZHANG Yanan, SUN Fengcai, SHI Xuhua. An improved RBPF-laser-SLAM algorithm [J]. Wireless Communication Technology, 2017, 26(4): 16-20. (in Chinese)
张亚楠, 孙丰财, 史旭华. 一种改进的 RBPF 激光 SLAM 算法 [J]. 无线通信技术, 2017, 26(4): 16-20.
- [4] KUANG C, CHEN W, JIE G U. Fast SLAM 2.0: an improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges [EB/OL]. [2019-06-20]. <http://robots.stanford.edu/papers/Montemerlo03a.pdf>.
- [5] LI Yunze. Research on SLAM of indoor robot based on lidar [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016. (in Chinese)
李昀泽. 基于激光雷达的室内机器人 SLAM 研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [6] GRISSETTI 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.
- [7] DEL MORAL P, DOUCET A, JASRA A. On adaptive resampling strategies for sequential Monte Carlo methods [J]. Bernoulli, 2012, 18(1): 252-278.
- [8] PEI F J, WU M, ZHANG S M. Distributed SLAM using improved particle filter for mobile robot localization [J]. The Scientific World Journal, 2014(1): 278-279.
- [9] LI T C, VILLARRUBIA G, SUN S D, et al. Resampling methods for particle filtering: identical distribution, a new method, and comparable study [J]. Frontiers of Information Technology and Electronic Engineering, 2015, 16(11): 969-984.

- [10] WANG Yiren, DENG Guoqing, LIU Yong, et al. Optimal design of RBPF-SLAM system based on LIDAR sensor [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(9): 77-80. (in Chinese)
王依人, 邓国庆, 刘勇, 等. 基于激光雷达传感器的RBPF-SLAM系统优化设计[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(9): 77-80.
- [11] THRUN S. Probabilistic robotics [M]. Cambridge, USA: MIT Press, 2006.
- [12] ZHOU Xu. Research on SLAM algorithm based on improved particle filter[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2014. (in Chinese)
周旭. 基于改进粒子滤波的SLAM算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2014.
- [13] MA Jiacheng, ZHANG Qi, WEI Xei. SLAM method for mobile robot based on particle swarm optimization[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2013, 33(11): 1151-1154.
- [14] WANG Ershen, PANG Tao, QU Pingping, et al. Improved particle filter algorithm based on chaos particle swarm optimization [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42(5): 885-890. (in Chinese)
王尔申, 庞涛, 曲萍萍, 等. 基于混沌的改进粒子群优化粒子滤波算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(5): 885-890.
- [15] YU Jinxia, LIU Wenjing, TANG Yongli. Study on the resampling algorithms of particle filter[J]. Control and Automation, 2010, 26(16): 44-45. (in Chinese)
于金霞, 刘文静, 汤永利. 粒子滤波重采样算法研究[J]. 微计算机信息, 2010, 26(16): 44-45.
- [16] HU Changhua, ZHANG Qi, QIAO Yukun. A strong tracking particle filter with application to fault prediction[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1522-1528. (in Chinese)
胡昌华, 张琪, 乔玉坤. 强跟踪粒子滤波算法及其在故障预报中的应用[J]. 自动化学报, 2008, 34(12): 1522-1528.
- [17] LI T C, BOLIC M, DJURIC P M. Resampling methods for particle filtering: classification, implementation, and strategies[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2015, 32(3): 70-86.
- [18] LI Chenxi, ZHANG Jun, JIN Xinyu, et al. Review of lidar SLAM technology and its application in autonomous vehicles [J]. Journal of Beijing Union University(Natural Sciences), 2017, 31(4): 61-69. (in Chinese)
李晨曦, 张军, 靳欣宇, 等. 激光雷达SLAM技术及其在无人车中的应用研究进展[J]. 北京联合大学学报(自然科学版), 2017, 31(4): 61-69.
- [19] WANG Tiancheng, CAI Yunfei, TANG Zhenmin. SLAM method based on region particle swarm optimization and partial Gaussian resampling [J]. Computer Engineering, 2017, 43(11): 310-316. (in Chinese)
王田橙, 蔡云飞, 唐振民. 基于区域粒子群优化和部分高斯重采样的SLAM方法[J]. 计算机工程, 2017, 43(11): 310-316.
- [20] LUO Yuan, FU Youli, CHENG Tiefeng. Simultaneous localization and mapping implementation based on the improved Rao-Blackwellized particle filter[J]. Control Theory and Applications, 2015, 32(2): 267-272. (in Chinese)
罗元, 傅有力, 程铁凤. 基于改进 Rao-Blackwellized 粒子滤波器的同时定位与地图构建[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(2): 267-272.

编辑 吴云芳