

基于改进Rao-Blackwellized粒子滤波器的 同时定位与地图构建

罗元[†], 傅有力, 程铁凤

(重庆邮电大学 国家信息无障碍研发中心, 重庆 400065)

摘要: 解决同时定位与地图构建(SLAM)问题是实现机器人自主导航的核心. 目前, Rao-Blackwellized粒子滤波器(RBPF)是解决机器人同时定位与地图构建的有效方法. 该方法在计算提议分布时, 通常只考虑移动机器人的里程计信息, 因此存在需要大量的采样粒子造成的计算量和复杂度增大的问题. 本文提出一种改进算法, 在计算提议分布时将机器人里程计信息和激光传感器采集的距离信息进行融合, 有效地减少了所需粒子的数量并降低了滤波器预测阶段机器人位姿的不确定性. 本文在机器人操作系统(robot operating system, ROS)平台上, 使用配有URG激光器的Pioneer3-DX 机器人进行了实验. 结果表明, 采用本文方法能够实时在线地创建高精度的栅格地图, 为机器人在未知环境中的SLAM和导航提供了新途径.

关键词: 粒子滤波器; 地图构建; 机器人操作系统; 导航

中图分类号: TP273 文献标识码: A

Simultaneous localization and mapping implementation based on the improved Rao-Blackwellized particle filter

LUO Yuan[†], FU You-li, CHENG Tie-feng

(National Engineering Research and Development Center for Information Accessibility,
Chongqing University of Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China)

Abstract: Solving simultaneous localization and mapping (SLAM) problem is the core to realize the robot autonomous navigation. At present, Rao-Blackwellized particle filters (RBPF) is considered an effective mean to solve SLAM problem. By using RBPF, we only use the odometer information of the robot to calculate the proposal distribution which requires large-scale particle sampling, so the RBPF is still restricted by the calculation complexity. This paper provides a novel algorithm which fuses the robot's odometer information and laser sensor information in the proposal distribution computation for effectively reducing the particle sample scale and the uncertainty of robot pose estimation in the forecast period of particle filter. This approach, based on the robot operating system (ROS), runs on platform Pioneer 3-DX robot equipped with a URG laser range finder. Experimental results show that this method successfully realizes the online real-time high-precision grid-map mapping, providing the robot for a new mean for simultaneous localization and mapping and navigation in unknown environments.

Key words: particle filters; mapping; robot operating system; navigation

1 引言(Introduction)

定位是确定机器人在工作环境中所处位置的过程, 对于移动机器人, 精确的估算位姿是实现自主导航的必要内容. 而定位又建立在有准确的环境地图基础上, 所以构建环境地图也是自主导航的重要内容. Smith等^[1]最早提出同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM), 可理解为: 在未知环境中, 机器人从某一未知起点开始移动, 在移动过程

中根据位姿估计与传感器观测进行自身的定位, 并同时环境地图构建. 同时定位与地图构建是一个复杂的过程, 因为对机器人定位要求有一个精确的地图, 而为了得到这个地图需要对机器人的位姿进行很好的估计. 这种位姿与地图构建之间相互依赖的关系, 把SLAM问题提高到一个高维状态空间, 使得解决SLAM问题变的很困难.

扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)

收稿日期: 2014-03-13; 录用日期: 2014-09-18.

[†]通信作者. E-mail: fu_youli@foxmail.com.

国家自然科学基金项目(51075420), 国家科技部国际合作项目(2010DFA12160)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China(51075420) and National Ministry of Science and Technology Project of International Cooperation (2010DFA12160).

是最早提出来解决SLAM问题的方法, EKF算法在处理不确定信息方面有其独到之处, 因此在机器人导航领域有广泛应用. 但EKF使用系统协方差矩阵的更新来维持机器人与环境特征之间的关系, 大大的增加了算法的复杂度, 不适用于大规模环境. 而且李久胜等人^[2]对EKF进行了一致性分析, 提出EKF由于线性化的误差会出现不一致现象.

粒子滤波(particle filters, PF)算法, 也称顺序蒙特卡罗(sequential Monte Carlo, SMC)方法, 是从随机概率密度函数上采取加权样本来近似后验概率密度, PF能精确的表达观测与控制量的后验概率分布, 而且不受非线性或非高斯问题的限制, 因而广泛应用于机器人等研究领域. 由于SLAM需要对高维状态进行估计, 而普通粒子滤波算法效率低, 计算复杂度大. 因此Murphy等人^[3]提出了Rao-Blackwellized粒子滤波器(RBPF)方法, 用机器人的位姿估计作参考, 构建地图的同时运用当前地图来估计机器人的位姿, 这使得RBPF算法可作为解决SLAM问题的有效手段. Montemerlo等人^[4]在Fast-SLAM算法中第1次把RBPF粒子滤波器用于地图构建, 使用一组卡尔曼滤波器来表示地图特性, 使用里程计模型的高斯分布作为提议分布. 结果证明, 该算法比EKF更高效.

目前的RBPF-SLAM大多仅以运动模型作为采样的提议分布, 需要大量采样粒子, 并且频繁重采样可能导致粒子枯竭等问题. 而由于提议分布在很大程度上影响着估算的精度, 因此本文提出融合传感器扫描匹配的方法来改进RBPF的提议分布, 使得在采样的同时可以考虑最新的观测信息, 提高了位姿估算和地图创建的精度, 同时也减少了采样所需要的粒子数目, 提高了计算性能.

2 基于RBPF的同时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping based on RBPF)

SLAM问题在概率论观点下可理解为: 在系统初始状态(地图 m_0 与位姿 x_0)给定的情况下, 从开始到时刻 t 的传感器观测信息 $z_{1:t} = z_1, z_2, \dots, z_t$ 与移动机器人里程计的运动信息 $u_{1:t} = u_1, u_2, \dots, u_t$, 来估计机器人的轨迹 $x_{1:t} = x_1, x_2, \dots, x_t$ 与地图 m_t 的后验概率. 根据贝叶斯滤波递归原理, 可得到求解SLAM的递归公式^[5]:

$$\begin{aligned} Bel(x_t, m_t) = & \\ p(x_t, m_t | z_{1:t}, u_{1:t-1}) = & \\ (\eta p(z_t | x_t, m_t) \iint p(x_t, m_t | x_{t-1}, m_{t-1}, u_{t-1}) \cdot & \\ Bel(x_{t-1}, m_{t-1}) dx_{t-1} dm_{t-1}), & \quad (1) \end{aligned}$$

其中 η 为归一化常量,

$$\eta = 1 / \iint p(z_t | z_{1:t-1}, x_t, m_t) \cdot$$

$$p(x_t, m_t | z_{1:t-1}) dx_{t-1} dm_{t-1}. \quad (2)$$

可知 t 时刻后验概率可以表示为 $t-1$ 时刻的后验概率、时刻观测模型和运动模型的迭代形式.

在SLAM中有两个系统模型: 运动模型 $p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1})$ 与观测模型 $p(z_t | x_t, m)$, 前者表示在上一时刻移动机器人轨迹 x_{t-1} 和控制命令 u_{t-1} 给定的条件下, 机器人新位姿 x_t 的概率密度; 后者表示在移动机器人地图 m 与 x_t 给定的条件下, 传感器获取环境的不确定性. RBPF核心在于计算机器人路径 $x_{1:t}$ 和地图 m 的后验概率 $p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t-1})$. RBPF-SLAM通过对贝叶斯滤波器状态空间进行分解, 分解如下:

$$\begin{aligned} p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t-1}) = & \\ p(m | x_{1:t}, z_{1:t}) p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t-1}). & \quad (3) \end{aligned}$$

这一分解把SLAM问题分解成了两个独立的后验概率乘积, 使得笔者可以先对机器人的轨迹进行估计, 然后再结合观察模型对地图进行更新.

在 $x_{1:t}$ 与 $z_{1:t}$ 已知的情况下求解 $p(m | x_{1:t}, z_{1:t})$ 已有很好的解决办法^[6]. 为估算所有潜在路径的后验概率 $p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t-1})$, 需要一个粒子滤波器, 其中每个粒子代表机器人的一条潜在轨迹. 相应粒子代表的轨迹与系统的实时观察共同构成最后的地图.

一个最常见的粒子滤波器是重要性重采样(SIR)滤波器, Rao-Blackwellized SIR滤波器对使用传感器观测信息与里程计读数来构建增量式地图非常有效, 它用来更新一系列代表地图和机器人轨迹的采样. 其步骤可以分为以下4步:

1) 采样. 依据提议分布 q , 下一代粒子集合 $\{x_t^{(i)}\}$ 由上一代粒子集合 $\{x_{t-1}^{(i)}\}$ 产生. 通常, 由机器人的运动模型作为采样的提议分布.

2) 粒子权重. 为了弥补采样时提议分布跟目标分布的差距, 需要计算每一个独立粒子的权重 $w_t^{(i)}$, 由重要性采样公式得

$$w_t^{(i)} = \frac{p(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t-1})}{q(x_{1:t}^{(i)} | z_{1:t}, u_{1:t-1})}, \quad i = 1, \dots, N. \quad (4)$$

3) 重采样. 因为粒子是按照其权重比例来选取的, 而且这里仅使用了有限数量的粒子来近似连续分布, 并且粒子滤波器的采样提议分布 q 与目标分布有一定的差距, 所以重采样操作非常有必要. 重采样过后, 所有的粒子具有相同的权重.

4) 地图更新. 对每一粒子来说, 可以用其轨迹 $x_{1:t}^{(i)}$ 和观测信息 $z_{1:t}$ 来计算相应的 $p(m^{(i)} | x_{1:t}^{(i)}, z_{1:t})$. 从而对地图进行更新.

当发现一条新的路径时, 需要对机器人轨迹的权重进行重新估算. 随着轨迹的延长, 此算法效率也有所降低. 根据Doucet等人^[7]通过限制提议分布 q 满足以下假设, 而获得一个递归公式来计算重要性权重

$$q(x_{1:t}|z_{1:t}, u_{1:t-1}) = q(x_t|x_{1:t-1}, z_{1:t}, u_{1:t-1}) \cdot q(x_{1:t-1}|z_{1:t-1}, u_{1:t-2}). \quad (5)$$

从式(4)进一步求粒子权重计算递归公式:

$$w_t^{(i)} = \frac{\eta p(z_t|x_{1:t}^{(i)}, z_{1:t-1}) p(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{q(x_t^{(i)}|x_{1:t-1}^{(i)}, z_{1:t}, u_{1:t-1})} \cdot \frac{p(x_{1:t-1}^{(i)}|z_{1:t-1}, u_{1:t-2})}{q(x_{1:t-1}^{(i)}|z_{1:t-1}, u_{1:t-2})} \propto \frac{p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{q(x_t|x_{1:t-1}^{(i)}, z_{1:t}, u_{1:t-1})} \cdot w_{t-1}^{(i)}, \quad (6)$$

其中 $\eta = 1/p(z_t|z_{1:t-1}, u_{1:t-1})$ 为贝叶斯定律中的归一化因子, 对所有粒子都是相等的。

3 RBPF-SLAM 算法改进(Improved RBPF-SLAM)

3.1 RBPF 的提议分布改进(Improved proposal distribution of RBPF)

由于需要从提议分布中进行采样以获得下一代粒子集, 而传统粒子滤波器仅采用里程计运动模型来作为提议分布, 观测模型用来计算粒子权重. 这样使得计算比较简洁(根据式(6)):

$$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} \cdot \frac{p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{q(x_t|x_{1:t-1}^{(i)}, u_{1:t-1})} \propto w_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}). \quad (7)$$

但当传感器信息的误差远小于里程计时, 如图1, 观测模型的似然函数可行区域 $L^{(i)}$ 远小于运动模型似然函数的区域, 因为只有较高观测后验似然值的粒子才有比较高的权重, 所以仅使用里程计信息作为提议分布会导致各粒子间的权重出现显著差别。

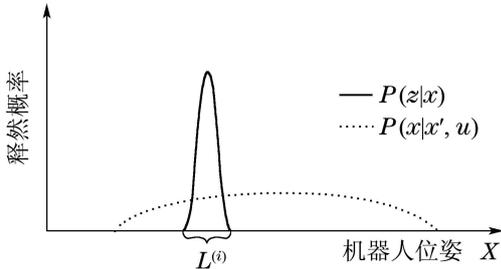


图1 两种模型的似然函数

Fig. 1 The likelihood function of the two models

这里把观测信息(URG激光扫描获得) z_t 加入到提议分布, 并使采样尽可能的分布在观测信息似然函数的可行区域, 采样提议分布如下:

$$p(x_t|m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1}) = \frac{p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_t) p(x_t|x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}. \quad (8)$$

这样就使得粒子权重的方差最小, 有

$$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} \frac{\eta p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})}{p(x_t|m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1})} = w_{t-1}^{(i)} \cdot p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_t^{(i)}, u_{t-1}). \quad (9)$$

由于采用了精确的激光测距仪, 加入了观测模型, 使得改进后的提议分布很容易的取得似然函数的峰值。

因为无法通过式(8)直接进行采样, 所以采取在似然函数峰值区域(式(10))进行采样:

$$L^{(i)} = \{x|p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x) > \varepsilon\}. \quad (10)$$

而此时的 $p(x_t^{(i)}|x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1})$ 近似于常数 k . 因此采样函数变为式(11), 为了更高效的获得下一代采样粒子, 这里把似然函数峰值附近的分布近似为高斯分布(式(12)):

$$p(x_t|m_{t-1}^{(i)}, x_{t-1}^{(i)}, z_t, u_{t-1}) \propto \frac{p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_t)}{\int_{x' \in L^{(i)}} p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x') dx'} \propto \quad (11)$$

$$N(u_t^{(i)}, \Sigma_t^{(i)}). \quad (12)$$

对于每一个粒子, 其高斯分布参数 $u_t^{(i)}$ 和 $\Sigma_t^{(i)}$ 由在 $L^{(i)}$ 中进行的次采样和里程计信息共同求得

$$\begin{cases} u_t^{(i)} = \frac{1}{\eta^{(i)}} \cdot \sum_{j=1}^K x_j \cdot p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_j), \\ \Sigma_t^{(i)} = \frac{1}{\eta^{(i)}} \sum_{j=1}^K p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_j) \cdot (x_j - u_t^{(i)})(x_j - u_t^{(i)})^T. \end{cases} \quad (13)$$

这里 $\eta^{(i)} = \sum_{j=1}^K p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_j)$ 为归一化因子. $\{x_j\}$ 取自于里程计的最近一次读数, 且其密度取决于网格地图的分辨率. 这样就可以对式(9)进一步简化:

$$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} \int p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x') p(x'|x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) dx' \approx w_{t-1}^{(i)} k \int_{x' \in L^{(i)}} p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x') dx' \approx w_{t-1}^{(i)} k \sum_{j=1}^K p(z_t|m_{t-1}^{(i)}, x_j) = w_{t-1}^{(i)} k \eta^{(i)}. \quad (14)$$

3.2 基于改进RBPF的SLAM算法流程(Improved RBPF based SLAM algorithm process)

当每一个数组 (u_{t-1}, z_t) 有更新的时候, 就会为每个粒子重新计算其提议分布并对粒子进行更新. 具体步骤如下:

- 1) 根据位姿 $x_{t-1}^{(i)}$ 和里程计控制信息 u_{t-1} 对机器人的初始位姿 $x'_{t-1}^{(i)}$ 进行估计.
- 2) 根据地图 $m_{t-1}^{(i)}$ (从 $x'_{t-1}^{(i)}$ 开始的局部地图), 执行扫描匹配算法.
- 3) 根据式(13)求取提议分布 $q \sim N(u_t^{(i)}, \Sigma_t^{(i)})$.
- 4) 在提议分布 q 中进行粒子采样.

5) 根据式(14)计算并更新粒子权重.

6) 进行重采样操作.

7) 根据机器人位姿 $x_t^{(i)}$ 和观测信息 z_t 计算 $m^{(i)}$,并更新地图.

4 ROS系统上基于改进RBPF的SLAM实现 (Improved RBPF-SLAM algorithm and implementation on ROS)

4.1 ROS上的SLAM系统构建(SLAM system structure on ROS)

2010年Willow Garage公司发布了机器人操作系统ROS,由于其具有点对点设计、不依赖编程语言、开源等优点,很快在机器人领域展开了学习和使用ROS的热潮^[8].它是用于机器人的一种次级操作系统,提

供硬件抽象描述、底层驱动程序管理、共用功能的执行、程序间的消息传递等功能,还提供了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.ROS是一种分布式的进程框架,使得执行程序可以各自独立地设计,实时地组合起来.

从图级的概念理解^[9],ROS主要分为以下部分:节点(Nodes)、节点管理器(Master)、消息(Message)、主题(Topic).一个Node代表一个可执行文件,它可以通过Topic与其他节点进行通信;Message是一种ROS数据类型,是各节点进行相互通信的信息;Master对各个节点进行注册及查找;Topic是一个消息发布或订阅的平台,消息通过此平台与其他节点进行传送.

本文实验均在ROS上完成,主要Nodes和步骤简化如图2所示.

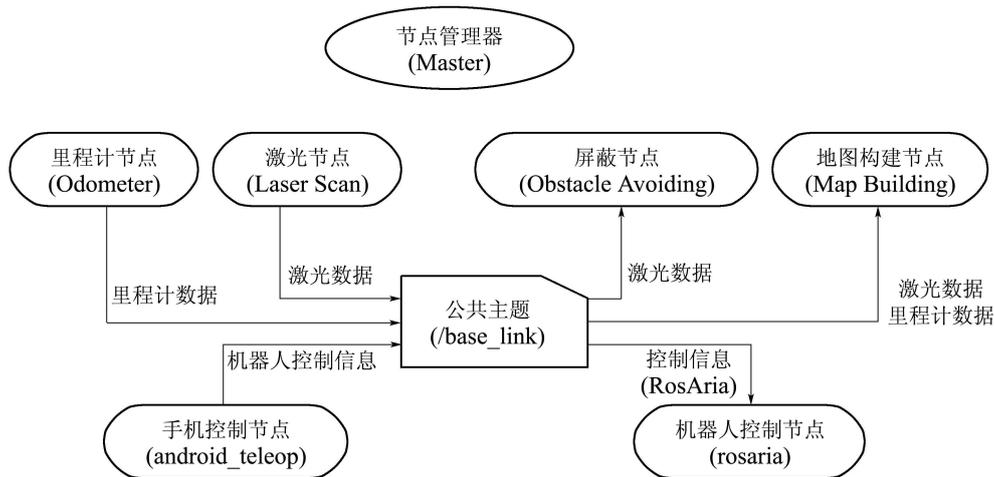


图2 ROS上节点运行图

Fig. 2 The map of nodes running on the ROS

其中: Master用于对各节点进行注册和查找;/base_link为公共的Topic,所有的Message都在这上面进行交互: Odometer节点、Laser Scan节点、android_teleop节点用来记录里程计信息、激光信息、Android手机信息并发布到Topic; rosaria节点提取RosAria(由Android手机发布的信息在Topic上转换得来)信息用于控制Pioneer3机器人; Map Building提取里程计信息和激光信息通过上述的改进算法进行地图构建.

另外,ROS中提供了一个3D可视化工具rviz,可以在显示面板区域选择需要显示的选项,还包括了一个3D可视化区域,用于显示所加载的所有项,这里本文使用它来实时在线地显示所绘制的地图.

4.2 ROS上改进RBPF的SLAM实现(RBPF based SLAM implementation on ROS)

本实验在Pioneer3-DX机器人上进行.该机器人上面配备了URG-hokuyo激光传感器以及一个用串

口线连接的PC. PC为Linux(Ubuntu10.4)上运行的ROS系统,用于接收手机无线信息通过串口线来控制机器人移动、并采集里程计和激光数据进行实时在线地图构建及显示.另外本实验还使用了一个Android手机用于在地图构建过程中对机器人进行控制.依次运行下述节点,以完成本实验:

- * roscore
- * rosrn ROSARIA rosaria
- * rosrn SLAM_Mapping android_teleop
- * rosrn SLAM_Mapping transform
- * rosrn SLAM_Mapping mapping
- * rosrn Rviz rviz

其中: roscore节点用于打开整个系统Master; android_teleop节点与rosaria节点用于通过手机端程序与ROS进行交互,从而在地图构建过程中用于对移动机器人进行控制, transform节点目的是把激光坐标与里程计坐标转换到同一个坐标系统下,

mapping节点为本文重点, 它从Topic上面提取激光信息与里程计信息, 在同一坐标系下, 通过本文的改进算法完成SLAM, 然后发布到Topic, 最后通过rviz实时的显示, 如图3. 其中深灰色区域a表示障碍物, 浅灰色区域b表示无障碍物, 环状线c为机器人的移动轨迹, 线d为激光扫描点集.

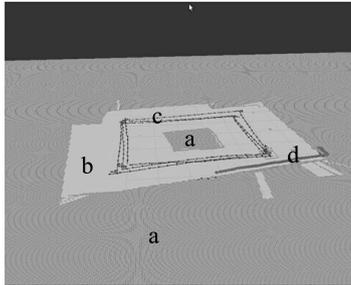


图 3 rviz实时地图显示

Fig. 3 Real-time map on rviz

首先, 本实验环境地图近似 $35\text{ m} \times 20\text{ m}$. 分别使用传统RBPF算法和改进后的算法进行地图构建. 图4显示传统RBPF算法采用30个粒子所构建的环境地图, 但由于仅使用里程计作为提议分布, 随着时间增加里程计误差越来越大, 从而导致了算法的误差较大, 构建的地图出现不一致现象(如①, ②, ③, ④标出); 图5为采用改进算法仅使用10个采样粒子就构建出的高精度地图(机器人路径为: a-b-c-d-c-e-f-a).

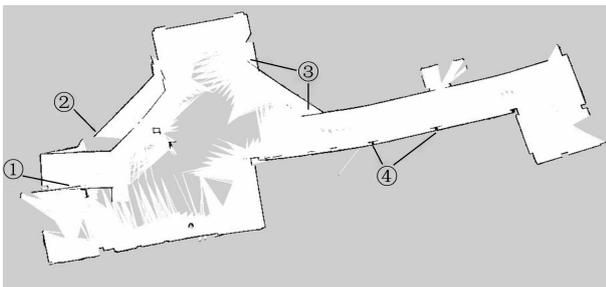


图 4 传统RBPF算法构建的地图

Fig. 4 Map built by the traditional RBPF algorithm

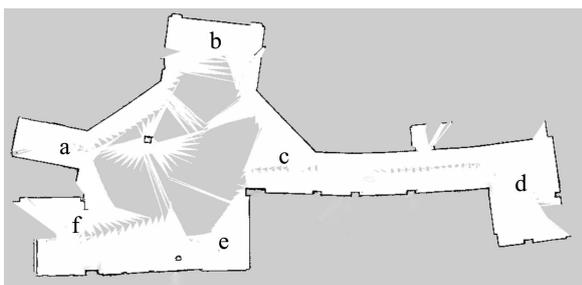


图 5 改进RBPF算法构建的地图

Fig. 5 Map built by the improved RBPF algorithm

图6为本改进算法在环境地图为 $120\text{ m} \times 100\text{ m}$, 移动机器人速度为 0.4 m/s 时仅使用10个采样粒子

时实在线的完成了高精度地图的构建. 实验结果表明本改进算法能够高效的构建精确的网格地图.

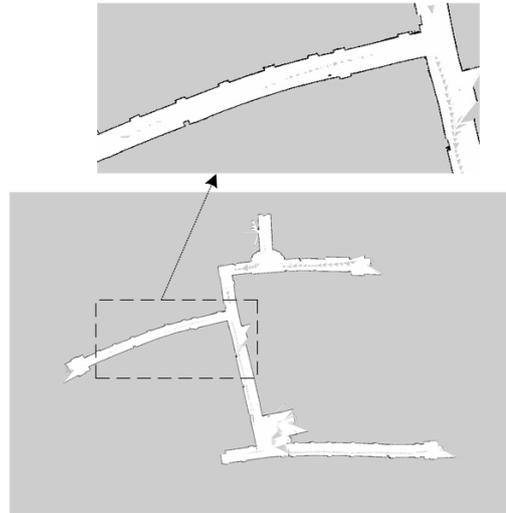


图 6 重庆邮电大学第2教学楼2楼部分地图

Fig. 6 Map of the second teaching building in Chongqing University of Posts and Telecommunications

4.3 实验结果分析(Analysis of experiment result)

以上实验在地图构建中选取栅格大小均为 $5\text{ cm} \times 5\text{ cm}$. 表1比较了传统算法与改进算法创建相同程度一致性地图所需要的粒子数和时间, 可以看出, 改进算法需要的粒子数目远小于传统RBPF算法, 在地图构建过程中的使用时间也有较大程度的缩短.

表 1 创建一致性地图参数表

Table 1 Parameters list of building a consistency map

实验	采用粒子数量	平均时间消耗/s
图4的实验	50	620
图5的实验	5	210

因为改进算法在提议分布中加入了有高似然函数峰值的观测模型, 使得提议分布更接近于目标分布, 这样就极大程度地降低了采样粒子的数目. 又由于每次采样需要对每个粒子的权重进行重新计算, 而且算法的处理时间随着粒子减少而减少, 所以改进后的算法不仅提高了算法效率还缩短了处理时间. 加之ROS采用的分布式进程框架, 分散了系统的实时计算压力, 使得最终不仅能够构建高精度的地图, 而且在构建地图过程中能够实时在线地对已构建好的地图在ROS平台上进行显示.

5 结论(Conclusion)

提出了一种改进Rao-Blackwellized粒子滤波的同时定位与地图创建算法. 在计算提议分布时加入

了观测模型,从而提高了提议分布的精确度,使得采样粒子更接近于目标分布,从而减少了所需粒子数量并降低了预测阶段机器人位姿的不确定性.最后通过实验验证了改进算法的高效性和地图创建的精确性.

参考文献(References):

- [1] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics [M] // *Autonomous Robot Vehicles*. New York: Springer, 1990: 167 – 193.
- [2] 李久胜, 李永强, 周荻. 基于EKF的SLAM算法的一致性分析 [J]. 计算机仿真, 2008, 25(6): 155 – 160.
(LI Jiusheng, LI Yongqiang, ZHOU Di. Analysis of the consistency of EKF-based SLAM [J]. *Computerised Simulation*, 2008, 25(6): 155 – 160.)
- [3] MURPHY K. Bayesian map learning in dynamic environments [C] // *Proceedings of the Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*. Cambridge, MA: MIT Press, 1999: 1015 – 1021.
- [4] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem [C] // *Proceedings of the 18th National Conference on Artificial Intelligence*. Cambridge, MA: MIT Press, 2002: 593 – 598.
- [5] THRUN S, BURGARD W, FOX D. *Probabilistic Robotics* [M]. Cambridge: MIT Press, 2005: 77 – 88.
- [6] MORAVEC H P. Sensor fusion in certainty grids for mobile robots [J]. *AI Magazine*, 1988, 9(2): 61 – 75.
- [7] DOUCET A, DE FREITAS, GORDAN N. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice* [M]. New York: Springer Verlag, 2001: 496 – 497.
- [8] 张建伟, 张立新, 胡颖, 等. 开源机器人操作系统—ROS [M]. 北京: 科学出版社, 2012: 1 – 6.
(ZHANG Jianwei, ZHANG Lixin, HU Ying, et al. *The Open Source Robot Operating System—ROS* [M]. Beijing: Science Press, 2012: 1 – 6.)
- [9] 胡春旭, 熊泉, 任慰, 等. 基于嵌入式系统的室内移动机器人定位与导航 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(1): 254 – 258.
(HU Chunxu, XIONG Xiao, REN Wei, et al. Localization and navigation for indoor mobile robot on embedded system [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2013, 41(1): 254 – 258.

作者简介:

- 罗元 (1972–), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为信号与信息处理、数字图像处理, E-mail: luoyuan@cqupt.edu.cn;
- 傅有力 (1990–), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人导航, E-mail: fu_youli@foxmail.com;
- 程铁凤 (1989–), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为控制工程与科学, E-mail: ctf414461308@gmail.com.