

doi: 10.7690/bgzd.2018.09.021

移动机器人 SLAM 改进算法的分析与实现

付 强¹, 张宏静², 赵建伟², 许书钰³

(1. 北京信息职业技术学院软件工程系, 北京 100018; 2. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083; 3. 北京科技大学自动化学院, 北京 100083)

摘要: 为解决移动机器人扩展卡尔曼滤波(EKF-SLAM)算法计算复杂、精确度不高及易受干扰的缺点, 提出一种基于最优平滑滤波理论的改进同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)算法。详细介绍算法的改进过程, 通过 Matlab 软件对其位置轨迹跟踪误差及标准差进行仿真分析, 基于机器人操作系统(robot operating system, ROS)系统的实验平台, 在室内走廊进行 SLAM 实验以测试改进算法的效果。结果表明, 改进的 SLAM 算法精度高、抗干扰能力强, 能实现移动机器人的即时定位与地图构建。基于 ROS 系统的软件平台能简化开发难度, 提升移动机器人的智能化。

关键词: 移动机器人; EKF-SLAM; 平滑滤波; 改进 SLAM 算法; ROS

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A

Analysis and Implementation of Improved SLAM Algorithm for Mobile Robot

Fu Qiang¹, Zhang Hongjing², Zhao Jianwei², Xu Shuyu³

(1. Department of Software Engineering, Beijing Information Technology College, Beijing 100018, China;

2. School of Electrical & Information Engineering, China University of Mining & Technology (Beijing), Beijing 100083, China;

3. School of Automation, University of Science & Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: In view of the complexity, the low precision and the interference of the EKF-SLAM algorithm of mobile robot, an improved simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithm based on the optimal smoothing filtering theory is proposed. The improvement process of the algorithm is introduced in detail, and the position tracking error and standard deviation of the position tracking software are simulated and analyzed by MATLAB software to verify the superiority of the improved algorithm. Finally, an experimental platform based on robot operating system (ROS) system is designed and SLAM experiment is carried out in the indoor corridor to test the effect of the improved algorithm. The results show that the improved SLAM algorithm has high precision and strong anti-interference ability, and it can realize simultaneous localization and map building of mobile robot. At the same time, the software platform based on ROS system simplifies the difficulty of development and improves the intelligence of mobile robot.

Keywords: mobile robot; EKF-SLAM; smoothing filtering; improved SLAM algorithm; ROS

0 引言

同步定位与地图构建(SLAM)是一种移动机器人自主定位与导航的有效解决方法。在过去的十几年中,SLAM 问题逐渐成为机器人领域的研究热点,吸引了大量的科研人员,并取得了许多实用性的成果。是否具备构建地图与实时定位能力被许多人认为是机器人是否能实现自主导航的关键。

SLAM 通过机器人携带的外部传感器感知获得环境信息,通过内部传感器获取自身状态信息,从而构建环境地图,实现定位和导航。目前在移动机器人 SLAM 领域建模与定位算法的实现方法主要有:扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)、Markov 定位、最大似然估计(maximum likelihood, ML)、无迹卡尔曼滤波器(unscented Kalman filter,

UKF)和粒子滤波器(particle filter, PF)等,形成了经典的 EKF-SLAM 算法、Fast-SLAM 算法、PF-SLAM 算法、UKF-SLAM 算法等。这些算法在解决 SLAM 问题上的共同点在于从机器人概率学理论出发,将 SLAM 问题转换成一个动态的概率估计问题,但这些方法在解决 SLAM 问题时各有优缺点,许多学者也在各种 SLAM 算法上提出了多种改进方案。笔者提出一种在 EKF-SLAM 算法的基础上引入最优平滑估计理论的改进 SLAM 算法。

1 基于平滑估计改进的 SLAM 算法

1.1 EKF-SLAM

扩展卡尔曼滤波的原理是根据机器人的运动状态方程,并结合机器人当前位姿和运动控制输入利

收稿日期: 2018-05-12; 修回日期: 2018-06-08

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项基金项目(800015FH); 中国博士后科学基金(2012M510424)

作者简介: 付 强(1981—),男,北京人,硕士,讲师,从事自动控制领域研究。

用扩展卡尔曼滤波器对其下一时刻的位姿进行预测, 其基本思想是采用系统参数来表示状态。在 EKF-SLAM 算法中, 系统状态主要指移动机器人底盘的方向、位置及路标的位姿。

结合 SLAM 的系统模型, 当前时刻 t 移动机器人的状态 $X_t = (X'_t, Y'_t, \theta'_t)$ 可以看成是一个贝叶斯滤波问题。根据初始状态概率分布 $P(X_0)$, 观测模型 $Z_t: \{Z_t | t=0, 1, \dots, t\}$ 以及控制函数 $U_t: \{U_t | t=0, 1, \dots, t\}$ 估计机器人的当前状态 X_t 。按照贝叶斯概率模型和最大似然度关联算法及马尔可夫假设, 通过式(1)和式(2)进行预测和观测更新, 从而估计出下一状态概率分布 $P(X_t | Z^t, U^t)$ 并建立概率地图。

1) 预测阶段: 根据机器人的运动模型和当前状态的概率分布, 对下一时刻机器人的状态进行预测, 得到机器人的先测概率密度, 如下式:

$$p(x_t | z^{t-1}, u^t) = \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1} | z^{t-1}, u^{t-1}) dx_{t-1} \quad (1)$$

2) 观测更新阶段: 根据机器人的观测模型及先测概率密度, 利用传感器获得的信息更新系统的状态估计, 系统的后测概率密度为:

$$\begin{aligned} p(x_t | z^t, u^t) &= \frac{p(z_t | x_t, z^{t-1}, u^t) p(x_t | z^{t-1}, u^t)}{p(z_t | z^{t-1}, u^t)} = \\ &= \frac{p(z_t | x_t) p(x_t | z^{t-1}, u^t)}{p(z_t | z^{t-1}, u^t)} = \\ &= np(z_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) p \cdot \\ & \quad (x_{t-1} | z^{t-1}, u^{t-1}) dx_{t-1} \quad (2) \end{aligned}$$

其中 $P(Z_t | X_t)$ 为系统的观测模型。由马尔可夫假设可知, 当前状态已知时, 以前历史时刻的观测与当前时刻的观测是相互独立的, 因此 $p(x_t | z^{t-1}, u^t)$ 为常数。

通过观察式(1)、式(2)可知: 随着机器人的运动, 累计误差会越来越大, 使得机器人完成定位和地图构建的精度降低、计算量增加且抗干扰能力差。

1.2 基于平滑估计理论的改进算法

为解决 EKF-SLAM 算法在实际使用中存在的缺点, 引入最优平滑估计理论, 提出一种改进的 SLAM 算法。

滤波、平滑、预测都属于递归贝叶斯理论中的算法, 其中平滑是在滤波的基础上引入更多观测信息进行预测估计的一类算法, 其抗干扰能力强, 精度比滤波算法高。最优平滑滤波的基本思想是只利用某一固定时间范围内的误差信息进行平滑处理, 从整体上减少了进行地图更新的计算量, 从而使整

个算法的计算复杂度大大减小。

最优平滑算法的目的是找到 $t=1, 2, \dots, T$ 时刻下, 某一固定时间内系统的近似平滑分布 $p(s_t | z^t, u_t)$ 。假设该分布服从高斯分布:

$$p(s_t | z^t) \sim N(s_t | \hat{s}_{s,t}, p_{s,t}) \quad (3)$$

则组合滤波器的公式如下:

$$p(s_t | Z^T) = p(s_t | z^t) \int \frac{p(s_{t+1} | s^t) p(s_{t+1} | Z^T)}{p(s_{t+1} | z^t)} ds_{t+1} \quad (4)$$

式中: $p(s_t | z^t)$ 代表 t 时刻下的滤波概率分布结果; $p(s_{t+1} | z^t)$ 是 $t+1$ 时刻的滤波器预测分布结果。上面的推论均是在假定滤波器分布 $p(s_t | z^t) \approx N(s_t | \hat{s}_t, p_t)$ 的协方差和平均值已经被 EKF 滤波器计算出、平滑器在 $t+1$ 时刻的分布已知、高斯分布满足 $p(s_{t+1} | z^T) \approx N(s_{t+1} | \hat{s}_{s,t+1}, p_{s,t+1})$ 的情况下得出的。

最优平滑算法充分利用了 EKF-SLAM 的计算结果且大大减少了计算量。将非线性系统模型的测量模型和控制过程模型统一表示为:

$$s_t = f(s_{t-1}, q_{t-1}); \quad (5)$$

$$z_t = h(s_t, r_t) \quad (6)$$

其中 q_{t-1} 、 r_t 满足高斯噪声分布特性 $q_{t-1} \sim N(0, Q_{t-1})$ 、 $r_t \sim N(0, R_t)$ 。以平滑滤波器为基础, 将非线性系统方程进行泰勒级数展开。从上节的公式中可知: EKF 滤波的近似均值和协方差服从概率分布, 最终时刻 $t=T$ 平滑分布和滤波分布相同, 即 $\hat{s}_{s,T} = \hat{s}_T$,

$\hat{p}_{s,T} = \hat{p}_T$, 且平滑的后向递推公式能计算从最终时刻到初始时刻 $t=0$ 之间任意时间段的平滑分布。再假设系统的过程噪声在后向递推中不会出现叠加的现象, 按下式计算预估均值和预测协方差:

$$\hat{s}_{s,t+1} = f(\hat{s}_{s,t+1}, u_{t+1}); \quad (7)$$

$$p_{t+1}^- = \nabla f_{s_v} \nabla f_{s_v}^T + \nabla f_{s_u} \nabla f_{s_u}^T \quad (8)$$

式中的 Jacobians 矩阵 ∇f_{s_v} 、 ∇f_{s_u} 计算公式如下:

$$\nabla f_{s_v} = \frac{\partial f}{\partial s_v} | (\hat{s}_v, \hat{s}_u); \quad (9)$$

$$\nabla f_{s_u} = \frac{\partial f}{\partial s_u} | (\hat{s}_v, \hat{s}_u) \quad (10)$$

在式(7)、式(8)的结果上, 计算后向平滑递推过程所需的平滑均值 $\hat{S}_{s,t}$ 、平滑增益 c_t 及误差协方差 $p_{s,t}$ 参数:

$$c_t = p_t \nabla f_{s_v}^T [p_{t+1}^-]^{-1}; \quad (11)$$

$$\hat{s}_{s,t} = \hat{s}_t + c_t [\hat{s}_{s,t+1} - \hat{s}_{t+1}]; \quad (12)$$

$$p_{s,t} = p_t + c_t [p_{s,t+1} - p_{t+1}^-] c_t^T \quad (13)$$

式中 \hat{s}_t , p_t 分别是 t 时刻下的前向 EKF 滤波器计算得到的均值和协方差。图 1 是改进后的 EKF-SLAM 算法实现流程。

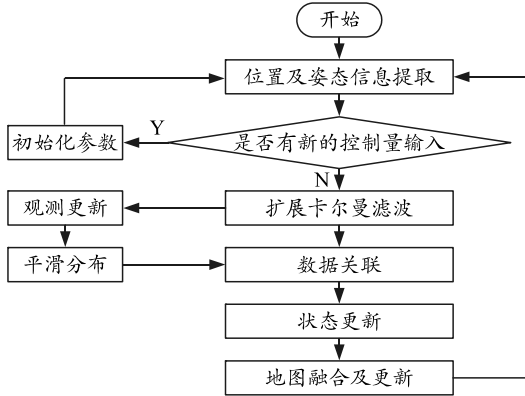


图 1 改进 SLAM 算法流程

2 仿真分析

在 Mtlab2014a 中, 分别对 EKF-SLAM 算法和改进 SLAM 算法进行了轨迹跟踪仿真, 通过位置误差及标准差的对比, 来验证改进 SLAM 算法的优越性。设置位置跟踪输出指令为 $sint$, 采样周期 $T=400$ s, 固定区间分段数 $N=10$ 。图 2、图 3 为 2 种 SLAM 算法的位置误差及标准差。

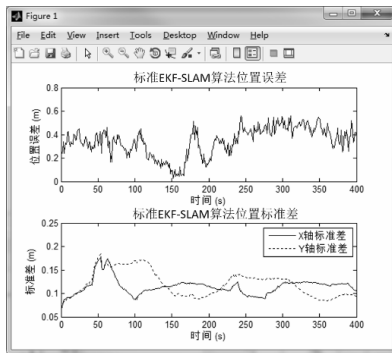


图 2 标准 EKF-SLAM 算法的位置误差及标准差

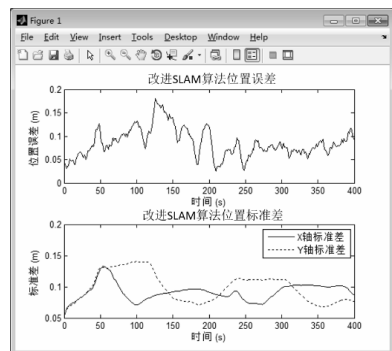


图 3 改进 SLAM 算法的位置误差及标准差
分析仿真结果及表 1 的数据对比, 改进 SLAM

算法具有比标准 EKF-SLAM 算法更高的位移跟踪精度和稳定性, 其整体位置误差不超过 0.3 m, 同时在 X 轴和 Y 轴上的轨迹跟踪误差标准差也小于 0.18 m。

表 1 2 种算法绝对误差及标准差对比

算法	绝对误差	标准差	
		X 轴	Y 轴
EKF-SLAM	0.314 82	0.214 38	0.183 25
改进算法	0.297 56	0.174 19	0.168 51

3 改进 SLAM 算法的实现

3.1 实验平台搭建

3.1.1 硬件配置

实验平台核心硬件配置包括 TurtleBot2.0 机器人、里程计和激光雷达。TurtleBot2.0 机器人是一款基于 ROS 操作系统的移动机器人。里程计采用 52 线, 行程 11.7 ticks/mm。

激光雷达使用由 RoboPeak 团队开发的低成本 2 维激光雷达 (Laser Radar, RPLIDAR), 通过调用 RPLIDAR 雷达接口数据, 对数据进行处理生成实时地图, 如图 4 所示。它可以实现 360°、6 m 范围内的激光测距扫描, 其精度为 (0.1~10) m±30 mm。激光雷达安装在机器人平台前端 30 cm 的高度, 用于对平面 6 m 范围内的环境进行高精度云点信息的采集, 然后与里程计的信息进行数据融合来判断机器人的位姿。



图 4 RPLIDAR 结构

3.1.2 软件配置

ROS 是一款书写简单、开源的、得到广泛使用的机器人操作系统。基于 ROS 系统的软件配置可简化开发难度, 提升移动机器人的智能化。

实验平台的软件配置采用 ROS 操作系统的 Hydro 版本, 所在平台为 Ubuntu Precise (12.04 LTS), 并具有 Python 2.7 脚本编程软件, 能自主调用 ROS 操作系统。ROS 操作系统中还自带可视化 3 维操作工具 RVIZ (如图 5 所示), 可进行人机交互, 同时也可以在此工具中进行配置。电脑配置为 Intel core I5 处理器, 4 G 内存。

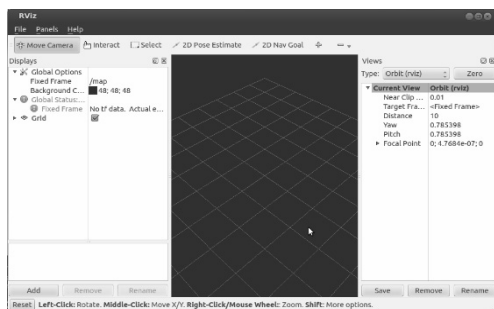
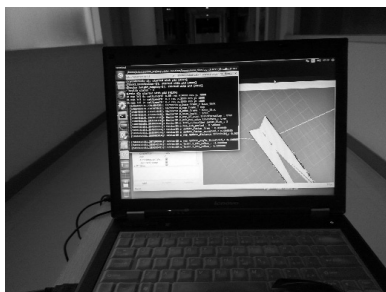


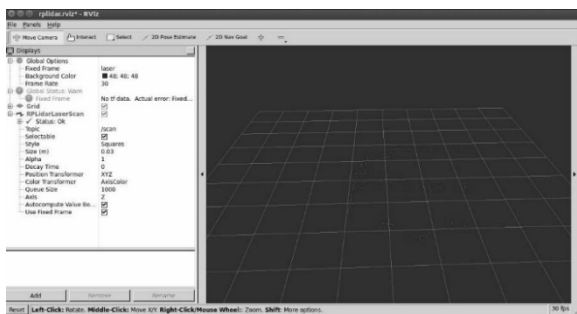
图 5 ROS 可视化 3 维操作工具 RVIZ

3.2 实验过程

实验地点为机电楼 4 层走廊。机器人以走廊南侧的窗台处为起点, 设置其直线速度为 0.4 m/s, 地图更新频率为 3 Hz。图 6 为实验过程。



(a) 实验场景



(b) RVIZ 界面

图 6 实验过程

启动 TurtleBot 机器人及 ROS 操作系统, 调用 gmapping 绘制地图命令, 系统平台进行实时定位与地图构建。实验过程中打开可视化界面 RVIZ, 实时观测地图的生成情况, 得到整体效果如图 7 所示。

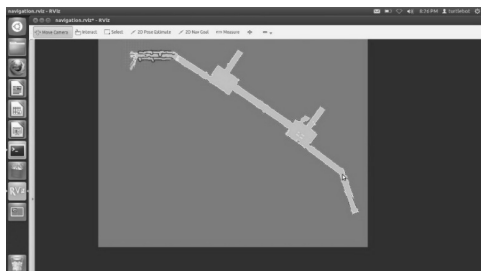


图 7 走廊实验整体效果

4 结论

笔者在 EKF-SLAM 算法的基础上, 引入最优平滑滤波理论, 提出一种改进的 SLAM 算法, 并对其位置轨迹跟踪误差及标准差进行 Matlab 仿真分析。仿真结果表明: 改进的 SLAM 算法具有比标准 EKF-SLAM 算法更高的位移跟踪精度和稳定性, 证明了改进算法的优越性。

笔者搭建基于 ROS 系统的实验平台, 并在室内走廊进行 SLAM 实验。实验结果表明: 改进的 SLAM 算法能够实现移动机器人的同时定位与地图构建, 精度高、抗干扰能力强。同时, 基于 ROS 系统的软件平台简化了开发难度, 提升了机器人的智能化。

参考文献:

- [1] 李晶, 朱斌, 郭立新, 等. 改进的卡尔曼滤波非均匀性校正算法[J]. 兵工自动化, 2012, 31(6): 58-61, 65.
- [2] 康轶非, 宋永端, 宋宇, 等. 平方根容积卡尔曼滤波在移动机器人 SLAM 中的应用[J]. 机器人, 2013, 35(2): 182-193.
- [3] QU L P, HE S Q, QU Y Y. An SLAM algorithm based on improved UKF[C]. 2012 24th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Mianyang: IEEE Press, 2012: 4154-4157.
- [4] 王帅, 魏国. 卡尔曼滤波在四旋翼飞行器姿态测量中的应用[J]. 兵工自动化, 2011, 30(1): 73-74, 80.
- [5] STECKEL J, PEREMANS H. BatSLAM: Simultaneous Localization and Mapping Using Biomimetic Sonar [J]. PLOS ONE, 2013, 8(1): 1-11.
- [6] 王玉杰, 曹聚亮, 胡小平. 平滑算法在航空物探高精度姿态测量中的应用[J]. 兵工自动化, 2012, 31(9): 59-64.
- [7] 薛永胜. 变电站巡检机器人 SLAM 算法及其应用研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2015: 33-45.
- [8] 石杏喜, 赵春霞, 郭剑辉. 基于 PF/CUKF/EKF 的移动机器人 SLAM 框架算法[J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1865-1868.
- [9] 史忠科. 固定区间平滑新算法及其在飞行试验中的应用[J]. 自动化学报, 1991, 17(3): 323-329.
- [10] YIN B Q. An Adaptive SVD Method for Solving the Pass-Region Problem in S-Transform Time-Frequency Filters[J]. Chinese Journal of Electronics, 2015, 24(1): 115-123.
- [11] 彭最远. 基于激光测距仪的室内机器人 SLAM 研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2012: 51-59.