

基于 PF/CUKF/EKF 的移动机器人 SLAM 框架算法

石杏喜^{1,2}, 赵春霞², 郭剑辉²

(1. 南京理工大学理学院, 江苏南京 210094; 2. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 江苏南京 210094)

摘 要: 提出了一种基于混合滤波的移动机器人同时定位与地图创建(SLAM)算法框架, 并利用统计理论对 SLAM 算法进行一致性评估, 该算法框架将机器人 SLAM 中的联合后验概率分布分解为机器人路径部分及以机器人路径为条件的地图部分, 使滤波器变成低维滤波, 能够有效地提高计算效率. 采用约束的无色卡尔曼滤波(CUKF)算法并融合新的观测数据使提议分布更加接近后验概率分布, 并且能够精确估计移动机器人的位姿, 进而通过扩展卡尔曼滤波(EKF)算法更新特征地图的位置. 仿真实验表明该混合滤波技术为 SLAM 算法提供了一种有效可靠的途径, 在一定条件下与其他 SLAM 算法比较会得到更高的精度要求.

关键词: 移动机器人; 混合滤波; 同时定位与地图创建; 一致性; 粒子滤波; 卡尔曼滤波
中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 08-1865-04

The Framework Algorithm for Mobile Robot Simultaneous Localization and Mapping Based on PF/CUKF/EKF

SHI Xing-xi^{1,2}, ZHAO Chun-xia², GUO Jian-hui²

(1. School of Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China;

2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: A simultaneous localization and mapping (SLAM) based on combined filter is brought forward and use the statistic theory to evaluate the consistency of SLAM algorithm. It decomposes the joint posterior probability distribution into robot path part and feature map part, which make the filter become low dimensional filter and can improve the computational efficiency. The constrained unscented kalman filter (CUKF) make the proposal distribution closer to the posterior probability distribution with new observations and the robot pose can be estimated accurately. The extended kalman filter (EKF) is used to update the feature map location. The simulated experiments show this method is effective and reliable to realize SLAM and its precision can be better than other SLAM algorithms in some environment.

Key words: mobile robot; combined filter; simultaneous localization and mapping; consistency; particle filter ; kalman filter

1 引言

移动机器人在自身位置不确定的条件下, 在完全未知环境中创建地图, 同时利用地图进行自主定位和导航, 国内外许多学者称之为移动机器人的同时定位和地图创建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM). SLAM 最早出现在 Smith 和 Cheeseman 等人的论文中, 他们运用扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 对状态空间中的机器人位姿和地图特征位置进行同时估计^[1], 由于 EKF 算法具有计算量大和线性化问题, 不适用于大规模环境的 SLAM, 为此, Julier 等提出了无色卡尔曼滤波方法 (Unscented Kalman Filter, UKF), 该方法具有较好的实时性, 且其直接利用系统的非线性方程, 而不需要对方程进行线性化^[2]. Murphy 和 Doucet 等人将

粒子滤波 (Particle Filter, PF) 作为一种新的方式来处理 SLAM 问题, 它将状态分解为采样部分和解析部分的粒子滤波^[3]. 由于这种分解, 使 SLAM 的计算效率大大提高, 因此, 这种方法也被称为 FastSLAM.

本文采用约束的无色卡尔曼滤波 (Constrained Unscented Kalman Filter, CUKF) 算法得到粒子采样的提议分布, 并且提出了一种基于统计理论的 SLAM 一致性评估方法, 将一致性问题转化为概率统计问题, 能够对移动机器人 SLAM 一致性进行有效的评估.

2 粒子滤波 SLAM 描述

机器人的 SLAM 问题可以描述为机器人及其工作环境组成的动态系统, 设 $X_k^r = [x_k^r, y_k^r, \theta_k^r]^T$ 表示 k 时刻机器人的状态, $X_k^m = [m_1, m_2, \dots, m_n]^T$ 表示点特征地

收稿日期: 2008-08-30; 修回日期: 2008-11-25

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划 (No. 2006AA04Z238)

图,每一个点特征的状态由它在环境中的位置 $m_i = [x^i, y^i]^T$ 描述, $z_{1:k} = [z_1, z_2, z_3, \dots, z_k]^T$ 为观测数据系列, $u_{1:k} = [u_1, u_2, u_3, \dots, u_k]^T$ 为控制命令系列,根据粒子滤波 SLAM 的核心思想^[4],由机器人位姿及地图组成的联合后验概率密度可以描述为:

$$\begin{aligned} p(X_{1:k}^r, X_k^m/z_{1:k}, u_{1:k}) \\ &= p(X_{1:k}^r/z_{1:k}, u_{1:k})p(X_k^m/X_{1:k}^r, z_{1:k}, u_{1:k}) \\ &= p(X_{1:k}^r/z_{1:k}, u_{1:k}) \prod_{i=1}^n p(m_i/X_{1:k}^r, z_{1:k}, u_{1:k}) \quad (1) \end{aligned}$$

采用粒子滤波来计算机器人位姿的后验概率分布 $p(X_k^r/z_{1:k}, u_{1:k})$,即用不同权值的粒子集来表示:

$$\{(X_k^r)^i, \tilde{w}_k^i\}_{i=1}^n \quad (2)$$

其中, $(X_k^r)^i$ 为第 i 个粒子, \tilde{w}_k^i 为第 i 个粒子的权值, n 为粒子个数.

3 CUKF 算法及提议分布采样

3.1 CUKF 算法

CUKF 是在 UKF 的基础上增加约束,实现非线性系统的最优估计.

3.1.1 UKF 估计

UKF 方法在处理状态方程时使用 U 变换后的状态变量进行滤波估计,以减小估计误差,首先组成增广的状态向量和状态方差阵,并计算 Sigma 点及其相应的权值,然后进行状态预测和状态更新,具体计算过程见文献[2,5].利用 UKF 估计 k 时刻机器人位姿向量及其协方差为:

$$\hat{X}_k^r = X_{k/k-1}^r + K(z_k - z_{k/k-1}) \quad (3)$$

$$\hat{P}_k^r = P_{k/k-1}^r - KP_{k/k-1}^r K^T \quad (4)$$

其中, $X_{k/k-1}^r$ 为状态预测均值, K 为滤波增益, z_k 和 $z_{k/k-1}$ 分别为观测值和预测的观测值, $P_{k/k-1}^r$ 为状态预测协方差, $P_{k/k-1}^r$ 为预测的观测值协方差.

3.1.2 约束算法

引入拉格朗日函数来解决具有约束的最优估计问题^[6].设约束方程写成矩阵的形式为: $HX_k^r = F$ (5)

要使状态达到最优估计 \bar{X}_k^r ,则满足下式条件:

$$E(\|X_k^r - \bar{X}_k^r\|^2/z_{1:k}) = \min \quad (6)$$

为了使式(6)达到最小,构建拉格朗日方程为:

$$L = E(\|X_k^r - \bar{X}_k^r\|^2/z_{1:k}) + \lambda^T(H\bar{X}_k^r - F) \quad (7)$$

为获得最优解,可以解算出 λ 为:

$$\lambda = 2(HH^T)^{-1}(H\hat{X}_k^r - F) \quad (8)$$

则状态达到最优估计的值 \bar{X}_k^r 为:

$$\bar{X}_k^r = \hat{X}_k^r - H^T(HH^T)^{-1}(H\hat{X}_k^r - F) \quad (9)$$

3.2 提议分布采样

如果共有 n 个粒子,则每个粒子的采样为:

$$(\bar{X}_k^r)^i \sim q((\bar{X}_k^r)^i/(\bar{X}_{1:k-1}^r)^i, z_{1:k}, u_{1:k}) \quad (10)$$

每个粒子的权重计算公式为:

$$w_k^i \propto \frac{p(z_k/(\bar{X}_k^r)^i)p((\bar{X}_k^r)^i/(\bar{X}_{k-1}^r)^i, u_k)}{q((\bar{X}_k^r)^i/(\bar{X}_{1:k-1}^r)^i, z_{1:k}, u_{1:k})} w_{k-1}^i \quad (11)$$

归一化权值为:

$$\tilde{w}_k^i = w_k^i / \sum_{j=1}^n w_k^j \quad (12)$$

4 基于 EKF 的特征地图位置的更新

处于静止状态的特征地图向量的预测值和方差可表示为:

$$X_{k/k-1}^m = X_{k-1}^m \quad (13)$$

$$P_{k/k-1}^m = P_{k-1}^m \quad (14)$$

在得到 k 时刻的观测值 z_k 后,便可对其预测进行更新,因此可以得到:

$$X_k^m = X_{k/k-1}^m + w_k v_k \quad (15)$$

$$P_k^m = P_{k/k-1}^m - w_k s_k w_k^T \quad (16)$$

其中, v_k, s_k, w_k 分别为 k 时刻的新息,新息协方差和滤波增益^[7].

5 SLAM 中一致性的评估

假设机器人位姿的估计值为 \bar{X}_k^r ,估计协方差为 \bar{P}_k^r ,采用归一化估计方差(Normalized Estimation Error Squared, NEES)^[5]来检验一致性:

$$NEES = ((X_k^r)^i - (\bar{X}_k^r))^T (\bar{P}_k^r)^{-1} ((X_k^r)^i - (\bar{X}_k^r)) \quad (17)$$

当系统近似为线性高斯分布时,NEES 服从自由度为 3 的 χ^2 分布,在 $1 - \alpha$ 置信水平下,满足下列条件则称这个 SLAM 估计是一致的.

$$NEES \leq \chi_{1-\alpha}^2(3) \quad (18)$$

当采样 n 次时,可用平均的 NEES(Mean NEES, MNEES)来进行判断

$$n \times MNEES = \sum_{i=1}^n NEES_i \quad (19)$$

根据 χ^2 分布的性质,显然, $n \times MNEES$ 服从自由度为 $3n$ 的 χ^2 分布,依然是个 χ^2 检验问题,所以采用 MNEES 符合一致性需满足下列条件:

$$MNEES \leq \frac{1}{n} \chi_{1-\alpha}^2(3n) \quad (20)$$

因此,可以利用 MNEES 作为 SLAM 中的一致性评估方法,其值越小就越能满足一致性要求.

6 机器人的状态模型

机器人的运动模型表示为:

$$X_k^r = \begin{bmatrix} x_{k-1}^r + Tv_k^r \cos(\partial_{k-1}^r + \theta_k^r) \\ y_{k-1}^r + Tv_k^r \sin(\partial_{k-1}^r + \theta_k^r) \\ \partial_{k-1}^r + \frac{Tv_k^r \sin(\theta_k^r)}{L} \end{bmatrix} \quad (21)$$

其中, v_k^r 为机器人速度, θ_k^r 为舵角, T 为航迹推算传感器的采样时间, L 为两轮轴的间距.

机器人观测模型表示为:

$$z_k = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_k^r - x^i)^2 + (y_k^r - y^i)^2} \\ \arctan \frac{y^i - y_k^r}{x^i - x_k^r} - \theta_k^r \end{bmatrix} \quad (22)$$

其中 (x^i, y^i) 为第 i 个特征点的位置坐标.

7 仿真实验结果

采用 PF/CUKF/EKF 混合滤波算法, 对 SLAM 进行了仿真实验分析, 仿真环境区域大小为 $100\text{m} \times 100\text{m}$, 共有 46 个地图特征和 10 个路口, 图 1 为机器人沿 10 个路口探索一圈时的仿真环境地图.

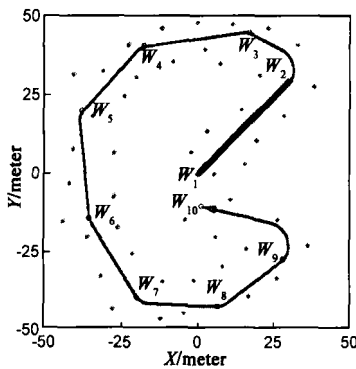


图1 机器人仿真环境地图

设定其仿真条件和参数为: 机器人初始状态值 $X^r = [0, 0, \pi/4]^T$, 运行线速度 $v^r = 3\text{m/s}$, 最大角速度 $\theta^r = 0.5\text{rad/s}$, 速度误差 $\sigma_v^r = 0.3\text{m/s}$, 舵角误差 $\sigma_\theta^r = 0.09\text{rad/s}$, 激光雷达的测距误差 $\sigma_\alpha = 0.1\text{m}$ 和测角误差 $\sigma_\beta = 0.02\text{rad}$.

采用相同的仿真条件, 实验中分别采用 PF/UKF/EKF SLAM、PF/CUKF/EKF SLAM 和 FastSLAM 的计算结果进行对比分析. 并且其所有数据都是在 50 次重复仿真并取平均值的基础上得出.

图 2 为机器人沿 10 个路口探索整圈时, PF/UKF/EKF SLAM 和 FastSLAM 在相同条件下 X 方向误差的比较, 从图可以看出 PF/UKF/EKF SLAM 的精度弱有提高.

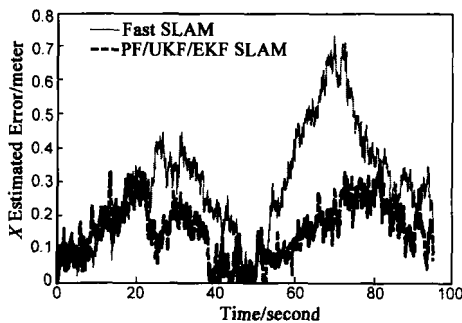


图2 X轴方向误差

图 3 为机器人沿 10 个路口整圈探索, 并且采样粒子数为 100 时, PF/UKF/EKF SLAM 和 FastSLAM 的 MNEES 随时间的变化曲线, 从图可以看出 PF/UKF/EKF SLAM 能更好地满足一致性要求.

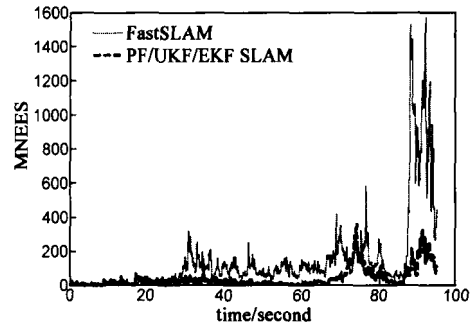


图3 平均归一化估计方差

若路口 $W1$ 到路口 $W2$ 为机器人事先知道其方位角为 $\bar{\alpha}_k$ 的隧道, 因此机器人运行经过该隧道时可以建立下列约束方程:

$$\text{tg}(\bar{\alpha}_k^r) \cdot x_k^r - y_k^r = 0 \quad (23)$$

$$\alpha_k^r - \bar{\alpha}_k^r = 0 \quad (24)$$

写成矩阵的形式为:

$$HX_k^r = F \quad (25)$$

则在路口 $W1$ 和 $W2$ 之间可以采用 PF/CUKF/EKF SLAM 算法, 取 $\bar{\alpha}_k = \pi/4$, 图 4 和图 5 分别为隧道路口 $W1$ 和 $W2$ 之间仿真结果在 Y 轴方向和方位角的估计误差随时间变化的曲线, 从误差图可以看出, 误差随运行时间逐渐积累, 并且三种算法中, PF/CUKF/EKF SLAM 算法精度最高.

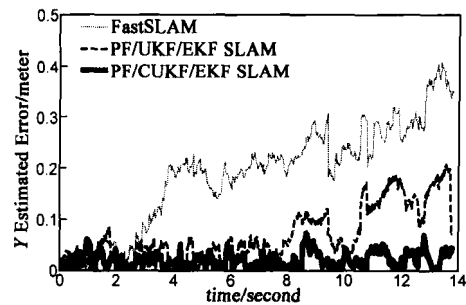


图4 Y轴方向的估计误差

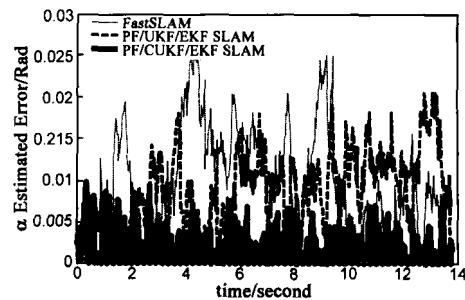


图5 方位角的估计误差

8 结论

采用 CUKF 滤波算法来处理非线性模型,融合新的观测数据更新机器人位姿的后验概率分布,从而得到更加精确的提议分布.仿真实验表明 PF/CUKF/EKF SLAM 克服了一般粒子滤波所存在的误差累积现象,其精度有较明显的提高.该算法为移动机器人在复杂环境下探索时,提供了一种有效可靠的途径,其性能优势非常明显.

参考文献:

- [1] R Smith, M self, P Cheeseman. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[A]. Proc of Conf Uncertainty in Artificial Intelligence[C]. Amsterdam: North -Holland, 1988, 435 - 461.
- [2] S J Julier, J K. Uhlmann. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401 - 422.
- [3] A Doucet, N D Freitas, K Murphy, et al. Rao-Blackwellized particle filtering for dynamic Bayesian networks[A]. Proc of the Conf on Uncertainty in Artificial Intelligence[C]. Stanford, CA, USA: UAI Press, 2000. 176 - 183.
- [4] 厉茂海,洪炳熔,蔡则苏.一种新的移动机器人全局定位算法[J].电子学报,2006,34(3):553 - 668.
Li Mao-hai, Hong Bing-rong, Cai Ze-su. A novel algorithm for mobile robot global localization[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 553 - 668. (in Chinese)
- [5] 郭剑辉,赵春霞.一种新的粒子滤波 SLAM 算法[J].计算机研究与发展,2008,45(5):853 - 860
Guo Jian-hui, Zhao Chun-xia. A novel algorithm of simultaneous localization and map building (SLAM) with particle filter [J].
Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(5): 853 - 860. (in Chinese)
- [6] D Simon, T L Chia. Kalman filtering with state equality constraints[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1): 128 - 136.
- [7] 荣思远,穆荣军,崔乃刚. EKF 容错滤波方法在磁测自主导航中的应用研究[J].电子学报,2006,34(12):2268 - 2271.
Rong Si-yuan, Mu Rong-jun, Cui Nai-gang. Research on the fault tolerant filter applied on using magnetic magnetometer autonomous navigation [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34 (12): 2268 - 2271. (in Chinese)

作者简介:



石杏喜 男,1975 年生于安徽安庆,博士研究生,研究方向为机器人自主导航,人工智能, GPS 卫星定位理论及其组合导航等.

E-mail: xingqishi@163.com



赵春霞 女,1964 年生于北京,教授,博士生导师,主要研究方向为机器人,人工智能,模式识别和图像处理等.