

基于改进的鲁棒机器人蒙特卡罗定位算法

杨居义

(绵阳职业技术学院 计算机科学系, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 针对粒子滤波过程的粒子退化问题和提高粒子的细化能力, 提出一种基于改进的鲁棒机器人蒙特卡罗定位(Improved Robust Robot Monte Carlo localization, IRR-MCL)算法. 首先利用扩展卡尔曼滤波来精确设计粒子滤波器的提议分布, 将当前观测信息融入顺序重要性采样过程, 以改善滤波效果, 减小所需粒子数; 然后, 给出 IRR-MCL 定位算法的实现细节, 实验结果表明, 该算法与传统的方法在定位精度和鲁棒性方面都有显著提高.

关键词: 机器人; 蒙特卡罗定位; 粒子滤波; 重采样; 鲁棒性

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)08-0150-04

Algorithm Based on Improved Robust Robot Monte Carlo Localization

YANG Ju-yi

(Department of Computer Science, Mianyang Institute of Vocational Technology, Mianyang 621000, China)

Abstract: This paper puts forward a kind of algorithm based on Improved Robust Robot Monte Carlo Localization (IRR-MCL), with the view of researching the particle degeneracy phenomenon and improving the particle refining performance in the process of the particle filter. Firstly, distribute using the proposal about accurately designing a particle filter by the extended Kalman filter and blend the current observational information into the sampling process of progression importance in order to improve the filtering effect and reduce the required particles. Then present the implementation details of IRR-MCL algorithm. Experimental results show that this algorithm, compared with the traditional methods, has improved significantly in terms of localizing accuracy and robustness.

Key words: robot; Monte Carlo localization; particle filter; re-sampling; robustness

1 引言

近年来, 粒子滤波器在机器人定位领域中得到了广泛的应用, 最具有代表性的是蒙特卡罗定位(Monte Carlo Localization, MCL)算法^[1]. MCL 仍然存在一些理论缺陷, 为了解决 MCL 理论缺陷, Thrun 等人提出了 Mixture-MCL 定位算法, 在解决室内机器人定位问题中取得满意的效果^[2]; FOX 考虑到在大环境下定位需要大量的粒子, 提出了基于 KD-tree 自适应粒子密度算法^[3], 该算法采用描述概率分布差异的 KLD 来衡量真实后验概率分布与粒子集分布之间的误差, 实现了在线调整粒子数目; Lenser 等人提出了 Sensor resetting localization 算

法来解决^[4]来解决 Robo Cup 机器人比赛时相互碰撞导致的机器人绑架问题, 并由 Ueda 对该方法进行了扩展^[5].

在简要回顾粒子滤波技术的基础上, 提出一种基于改进的鲁棒机器人蒙特卡罗定位(IRR-MCL)算法, 该算法的特点是算法简单、精度高; 容易融合其他算法进一步提高算法的效率和性能; 在鲁棒性方面都有显著提高.

2 蒙特卡罗定位

2.1 贝叶斯信度传播原理

根据传感器观测数据和系统动态模型来递归估计动态系统状态的后验信度分布 $p(x_k | z_{0:k}, \xi_{1:k-1})$.

收稿日期: 2011-05-13; 修回日期: 2011-06-18

基金项目: 四川高等职业教育研究中心资助项目(GZY11B17)

其中, x_k 为时刻 k 的动态系统状态. $z_{0:k}$ 表示历史环境观测数据. $\xi_{1:k-1}$ 表示历史机器人控制数据. 根据贝叶斯规则有

$$Bel(x_k) \propto p(z_k | x_k, \xi_{1:k-1}, z_{0:k-1}), p(x_k | \xi_{1:k-1}, z_{0:k-1}) \quad (1)$$

式中, $p(z_k | x_k, \xi_{1:k-1}, z_{0:k-1})$ 为信度预测, 记为 $Bel(x_k)^+$, 结合一阶马尔可夫过程假设, 有

$$Bel(x_k)^+ = \int p(x_k | x_{k-1}, \xi_{k-1}) Bel(x_{k-1}) dx_{k-1} \quad (2)$$

结合马尔可夫观测独立性假设, 则动态系统状态的信度更新过程表示为

$$Bel(x_k) \propto p(z_k | x_k) Bel(x_k)^+ \quad (3)$$

由式(2)和式(3)知, 信度预测和信度更新两个步骤组成, 其中涉及到三个重要的概率密度模型: $p(x_k | x_{k-1}, \xi_{k-1})$ 用于描述系统动态, 称为系统模型; $p(z_k | x_k)$ 称为感知模型或观测似然; $Bel(x_0)$ 为状态的初始信度分布.

2.2 粒子滤波器原理

在粒子滤波中, 权重粒子集可以表示为 $\{x_k^{[m]}, w_k^{[m]}, k\}_{m=1}^N$, 其中, $x_k^{[m]}$ 表征当前时刻从重要性函数 $q(x_k | x_{k-1}, z_k, \xi_{k-1})$ 中采集的索引为 m 的粒子, $w_k^{[m]}$ 为该粒子的非负重要性权重, 满足归一化条件 $\sum_{m=1}^N w_k^{[m]} = 1$, 为粒子集包括的粒子总数. 则后验信度估计为

$$Bel(x_k) \approx \sum_{m=1}^N w_k^{[m]} \delta(x_k - x_k^{[m]}) \quad (4)$$

粒子 $x_k^{[m]}$ 的重要性权重 $w_k^{[m]}$ 计算为

$$w_k^{[m]} = w_k^{[m-1]} \frac{p(z_k | x_k^{[m]}) p(x_k^{[m]} | x_k^{[m-1]}, \xi_{k-1})}{q(x_k^{[m]} | x_k^{[m-1]}, z_k, \xi_{k-1})} \quad (5)$$

MCL 中采用的重要性函数为移动机器人的系统动态, 即

$$q(x_k | x_{k-1}, z_k, \xi_{k-1}) = p(x_k^{[m]} | x_k^{[m-1]}, \xi_{k-1}) \quad (6)$$

3 IRR-MCL 定位算法

设机器人系统的含噪声运动学方程和观测方程如下所示:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1} + \delta x_{k-1}) \quad (7)$$

$$z_k = h(x_k, n) + \delta z_k \quad (8)$$

式中, $x_k = [x_k, y_k, \Psi_k]^T$ 为机器人的二维笛卡儿位置坐标及航向角构成的状态向量. $z_k = [\gamma_k, \theta_k]^T$ 为环境特征 n 在机器人传感器坐标系内的极坐标观测

向量. $f()$ 和 $h()$ 为非线性系统函数与观测函数, δx_{k-1} 在时间段 $[k-1, k]$ 内施加的控制作用. δx_{k-1} , δz_k 分别为观测噪声和控制噪声.

3.1 改进粒子滤波器

蒙特卡洛定位的目标是利用粒子滤波器计算当前机器人的位置. 对于二维空间, 为二维笛卡儿位置坐标及航向角, 用 $(x_k; y_k; \theta_k)$ 表示. 当进行预测时, 常规方法令粒子预测分布 $q(x_k | x_{k-1}, z_k, \xi_{k-1})$ 等于 $q(x_k | x_{k-1})$. 在重要性函数 $q(x_k | x_{k-1}, z_k, \xi_{k-1})$ 的设计中融入当前环境观测信息 z_k , 使采样粒子集中地分布于高观测似然区域是减低粒子集退化、提高粒子滤波器性能的有效途径. 对于当运动模型噪声比较大时, 真实的粒子预测分布将与系统函数失配, 造成粒子滤波器难以收敛; 而当噪声非常小时, 将导致滤波器过收敛, 形成粒子滤波器的粒子匮乏现象. 将当前观测信息融入到粒子预测分布函数中, 无疑将有助于减少此问题的发生. 利用扩展卡尔曼滤波实现提议分布设计中的观测信息融合, 其重要性函数表达为高斯分布 $q(x_k | x_{k-1})$.

(1) 预测粒子状态与协方差矩阵^[9]

$$\begin{aligned} x_{k|k-1}^{[m]} &= \sum_{i=1}^{11} w_g^{[i]} x_{k|k-1}^{[i][m]} \\ p_{k|k-1}^{[m]} &= \sum_{i=1}^{11} w_c^{[i]} (x_{k|k-1}^{[i][m]} - x_{k|k-1}^{[m]})(x_{k|k-1}^{[i][m]} - x_{k|k-1}^{[m]})^T \end{aligned} \quad (9)$$

式中, $w_g^{[i]}$ 和 $w_c^{[i]}$ 为权重系数, 状态预测 $x_{k|k-1}^{[m]}$ 、协方差预测 $p_{k|k-1}^{[m]}$.

(2) 状态更新为

$$x_{k,t}^{[m]} = x_{k|k-1}^{[m]} + K_{k,t-1}^{[m]}(z_k - z_{k|k-1,t-1}^{[m]} - ((H(x, z)_{k,t-1}^{[m]})^T (p_{k|k-1}^{[m]})^{-1} (x_{k|k-1}^{[m]} - x_{k|k-1,t-1}^{[m]})) \quad (10)$$

式中, $x_{k,t-1}^{[m]}$ 为粒子经 $t-1$ 次迭代后的状态. $K_{k,t-1}^{[m]}$ 为第 t 次迭代的滤波增益矩阵, H 为协方差矩阵计算符.

(3) 状态协方差矩阵更新为

$$p_{k,t}^{[m]} = p_{k,t-1}^{[m]} - K_{k,t-1}^{[m]} H(z, z)_{k,t-1}^{[m]} (K_{k,t-1}^{[m]})^T \quad (11)$$

(4) 滤波更新完毕后, 执行重要性采样

$$x_k^{[m]} \sim N(x_{k,t}^{[m]}, p_{k,t}^{[m]}) \quad (12)$$

3.2 IRR-MCL 算法步骤

(1) 滤波初始化($k=0$)

确定机器人状态初始分布 $N(x_0; P_0)$, 控制噪声 Q 与观测噪声 R 以及支撑点集更新次数 t ; 从移动机器人状态初始分布采集 N 个粒子, 即: $\{x_0^{[m]}\} \sim N(x_0, p_0)$.

(2) 进行滤波

① 预测: 利用控制输入 ξ 、噪声协方差 Q 和机器人运动学模型 f , 预测每个粒子状态 $x_{k|k-1}^{[m]}$ 与协方差 $p_{k|k-1}^{[m]}$.

② 更新: 对于每一个粒子状态更新, 根据其状态预测 $x_{k|k-1}^{[m]}$ 、协方差预测 $p_{k|k-1}^{[m]}$ 与当前 z_k 、噪声 R , 粒子状态更新.

③ 重采样: 粒子集权重归一化处理后进行重采样.

④ MCMC 优化^[12]: 对于重采样后的每一个粒子 $x_k^{[m]}$, 从其对应的提议分布中重新采集一个粒子: $\hat{x}_k^{[m]} \sim N(x_k^{[m]}, p_k^{[m]})$, 计算该粒子的重要性权重 $\hat{w}_k^{[m]}$; 从均匀分布中采集一个随机数: $v \sim D[0, 1]$. 如果满足

$$v \leq \min\left\{1, \frac{\hat{w}_k^{[m]}}{w_k^{[m]}}\right\} \quad (13)$$

则接受移动: $x_{0:k}^{[m]} = \{x_{0:k-1}^{[m]}, \hat{x}_k^{[m]}\}$, 否则拒绝移动: $x_{0:k}^{[m]} = \{x_{0:k-1}^{[m]}, x_k^{[m]}\}$.

⑤ 粒子协方差归零: $p_k^{[m]} = [0]_{3 \times 3}$.

⑥ 滤波输出: 以粒子集数学期望表征当前时刻机器人状态: $x_k = E[x_k^{[m]}]$, 且粒子权重均匀化: $\{w_k^{[m]} = N^{-1}\}_{m=1:N}$.

4 仿真实验及结果

在 PlayerStage (参见以下网址: <http://playerstage.sourceforge.net>) 移动机器人平台下进行仿真研究, 路标地图尺度为 $150 \text{ m} \times 150 \text{ m}$, 包含路标 50 个. 仿真中设定移动机器人从全局坐标 $(0, 0)$ 处开始运动, 按规划点运动一周后返回起始点. 移动机器人航向运动速度 $v = 5 \text{ m/s}$, 机器人模型为 Pioneer 机器人上装有激光测距仪, 最大观测距离范围 20 m , 最大前向视角 180° , 滤波器的初始状态不确定性参数设置为 $P_0 = I_{3 \times 3}$. 如图 1 中虚线轨迹为控制噪声为 $\sigma_v = 2 \text{ m/s}$, $\sigma_g = 15^\circ$ 时的 MCL 算法控制机器人定位结果, 可以看出, 由于误差累积, 运动学航迹推算结果发散, 机器人定位失败. 如图 1 中实线轨迹为采用 50 个粒子, 控制噪声设置为 $\sigma_v = 2 \text{ m/s}$, $\sigma_g = 15^\circ$, 观测噪声设置为 $\sigma_p = 0.3 \text{ m}$, $\sigma_g = 0.6^\circ$ 时用 IRRMCL 算法控制机器人定位结果, 估计轨迹与真实轨迹重合, 实现了移动机器人精确位姿跟踪定位.

采用 200 000 个粒子, 利用序贯权重重采样 (Sequential importanceresampling, SIR) 粒子滤波器的计算结果与本文算法 (使用 1 000 个粒子) 作

对比, 如图 2 所示. 从图中比较可得, 本文算法在定位精度方面有显著提高, 尤其是当定位基本收敛以后, 定位误差迅速减少. 从图 3 中实验分析得出, 采用改进的粒子分布预测函数, 在获得相对较高精度的前提下, 使得所需粒子数大为减少, 从而极大减低了计算量. 同时定位精度提高也得益于变概率密度函数边界的重采样, 使粒子细化能力更强.

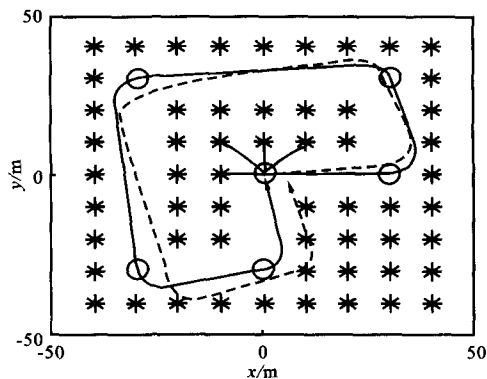


图 1 IRR-MCL 算法的定位结果 (50 个粒子)

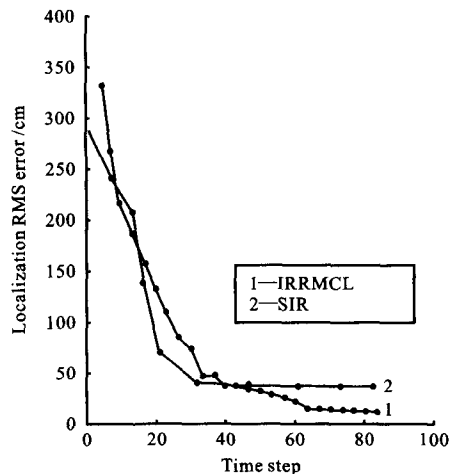


图 2 定位误差对比图

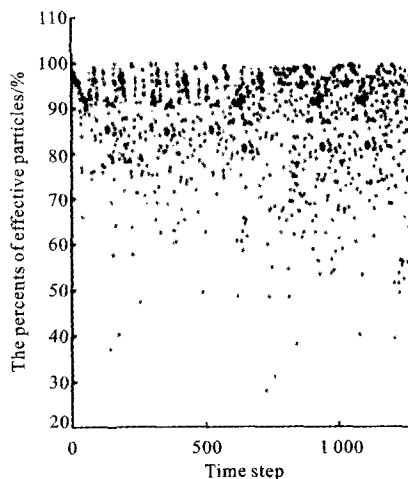


图 3 IRR-MCL 算法的有效粒子百分比情况

5 结束语

在传统机器人蒙特卡罗定位算法的基础上,针对粒子滤波中的粒子退化问题,利用扩展卡尔曼滤波来精确设计粒子滤波器,改进了粒子分布预测函数,减少了所需粒子数;采用MCMC方法进行重采样,并通过使用变概率分布函数边界的办法来增强粒子分散能力.仿真实验表明:提出算法仅采用较少粒子即可达到较高的位姿跟踪精度,同时有效粒子数也大为增加.特别当系统噪声较大而观测信息相对精确时,IRR-MCL更体现出了较传统MCL的精确性与鲁棒性.

参考文献:

- [1] Fox D, Burgard W, Dellaert F, et al. Monte carlo localization: efficient position estimation for mobile robots[C]// In: proceedings of National conference on Artificial Intelligence. Orlando, Florida, USA: AAAI/MIT Press, 1999: 343—349.
- [2] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust monte carlo localization for mobile robots[J]. Artificial Intelligence, 2000, 128(1): 99—141.
- [3] Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD—sampling[J]. International Journal of Robotic Research, 2003, 22(1): 985—1003.
- [4] Lenser S, Veloso M. sensor resetting localization for poorly modeled mobile robots[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and automation, San Francisco, USA: IEEE, 2000: 1225—1103.
- [5] Ueda R, Arai T, sakamoto K, et al. Expansion resetting

for recovery from fatal error in monte carlo localization—comparison with sensor resetting methods[C]// Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Sendai, Japan: IEEE, 2004: 2481—2486.

- [6] Doucet A, Freitas N de, Gordon N. Sequential monte carlo methods in practice[M]. New York: Springer—Verlag, 2001.
- [7] Hu ShiQiang, Jing ZhongLiang. Overview of particle filter algorithm[J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 361—365.
- [8] Deng XiaoLong, Xie JianYing, Wang LinSu. Improved particle filter based on current statistical model[J]. Control and Decision, 2005, 20(5): 567—570.
- [9] Wu ErYong, Xiang ZhiYu, Liu JiLin. Robust robot monte carlo localization[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(8): 907—911.
- [10] 宋宇, 孙富春, 李庆玲. 移动机器人的改进无迹粒子滤波蒙特卡罗定位算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(6): 851—857.
- [11] 张恒, 樊晓平, 瞿志华. 基于多假设跟踪的. 移动机器人自适应蒙特卡罗定位算法[J]. 自动化学报, 2007, 33(9): 941—946.
- [12] van der Merwe R, de Freitas N, Doucet A, et al. The unscented particle filter, Technical Report CUED/F—INFENG/TR 380[R]. UK: Department of Engineering, Cambridge University, 2000.

作者简介:

杨居义 男, (1959—), 学士, 高级工程师, 副教授. 研究方向为智能控制与机器人、数字图像处理.

(上接第149页)

参考文献:

- [1] 凌晓峰, Sheng Victor S. 代价敏感分类器的比较研究[J]. 计算机学报, 2007(8): 1203—1211.
- [2] 赵会, 黄景涛, 谈书才. 最小二乘支持向量机的一种非均衡数据分类算法[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(4): 33—37.
- [3] Friedman J H, Olshen R A, Stone C J, et al. Classification and regression trees[M]. American Statistical Association: The Film House, 1986.
- [4] Elkan C. The foundations of cost—sensitive learning[C]// Proceedings of the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'01). Washington DC, 2001: 973—978.
- [5] Ciraco M, Rogalewski M, Weiss G. Improving classifier utility by altering the misclassification cost ratio[C]//

the 1st International Workshop on Utility—based Data Mining. New York, 2005: 46—52.

- [6] Fan W, Stofol S, Zhang J X. Ada cost: misclassification cost—sensitive boosting[C]// Proc of the 16th Int'l Conf on Machine Learning. Slovenia: Bled, 1999: 97—105.
- [7] Maloof M. Learning when data sets are imbalanced and when costs are unequal and unknown[C]// Working Notes of the ICML'03 Workshop on Learning from Imbalanced Data Sets. Washington, DC, 2003.
- [8] The Center for Machine Learning and Intelligent Systems. UC Irvine machine learning repository[DB/OL]. [1989—01—01]. <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>.

作者简介:

谷琼 女, 博士, 讲师, CCF 会员. 研究方向为数据挖掘、演化计算等.