

doi: 10.7690/bgzd.2018.03.005

基于粒子滤波的移动机器人跟踪定位算法

朱清智, 靳 果

(河南工业职业技术学院机电自动化学院, 河南 南阳 473000)

摘要: 针对移动机器人在非线性系统中匀速运动的实时跟踪定位问题, 对基于粒子滤波的移动机器人跟踪定位算法进行研究。在控制系统中引入粒子滤波算法, 并在此基础上引入退化因子, 最后进行仿真验证。结果表明: 该算法能避免粒子滤波算法在非线性的失效和单样本等问题, 改善移动机器人在跟踪定位系统中的非高斯噪声影响, 明显提高移动机器人定位精度。

关键词: 机器人定位; 修正因子; MM-KF; 粒子滤波; 退化因子

中图分类号: TP24 **文献标志码:** A

Mobile Robot Positioning Algorithm Based on Particle Filter

Zhu Qingzhi, Jin Guo

(School of Electromechanical Automation, Henan Polytechnic Institute, Nanyang 473000, China)

Abstract: According to the problem of real time tracking and positioning of the mobile robot in the nonlinear system, the tracking and localization algorithm for mobile robot based on particle filter was researched. The particle filter algorithm is introduced in the control system, and on this basis the degradation factor is introduced, and the simulation validation was carried out at last. The results showed that the failure and single sample problem in nonlinear system of particle filtering algorithm could be avoided by this algorithm, and the non-Gaussian noise in mobile robot tracking and positioning system could be ameliorated, so that the positioning accuracy of mobile robot could be improved obviously.

Keywords: positioning of mobile robot; modifying factor; MM-KF; particle filtering; degradation factor

0 引言

采用粒子滤波算法对移动机器人进行定位控制, 根据算法样本的多样性, 确定参数的遗传算法, 可大大减小定位系统样本的重复次数及运算量, 但是系统的定位效果受粒子变异概率的选择等过程的影响较大, 从而降低定位系统的稳定性^[1-2]。笔者基于粒子滤波的移动机器人跟踪定位算法, 在粒子滤波的基础上引入退化因子和对重要性序列进行重采样来提高跟踪定位精度, 以使迭代过程中的“单样本非零权重”问题得到有效的解决。

1 粒子滤波算法

1.1 蒙特卡罗采样

从后验概率分布中选取权重值大的粒子集, 用求和的形式表示的方法是蒙特卡罗方法, 即

$$\hat{p}(X_{0:k} | Z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_{X_{0:k}}(dX_{0:k}) \quad (1)$$

式中: $\{X_{0:k}^{(i)} : i=1, 2, \dots, N\}$ 为随机样本集; $\delta(dX_{0:k})$ 为 delta 函数。则状态序列 g_t 期望值为:

$$E[g_t(X_{0:t})] = \int g_t(X_{0:t}) p(X_{0:t} | Z_{1:t}) dX_{0:t} \quad (2)$$

1.2 贝叶斯采样

贝叶斯采样的原理: 从样本中且确定的参考分布 $q(X_{0:t} | Z_{1:t})$ 中抽样, 获得的粒子集的加权和近似后验概率分布 $p(X_{0:t} | Z_{1:t})$ 。

贝叶斯积分为:

$$E[g_t(X_{0:t})] = \int g_t(X_{0:t}) p(X_{0:t} | Z_{1:t}) dX_{0:t} = \int g_t(X_{0:t}) \frac{p(X_{0:t} | Z_{1:t})}{q(X_{0:t} | Z_{1:t})} q(X_{0:t} | Z_{1:t}) dX_{0:t} \quad (3)$$

将式(3)变换为望求和, 则为:

$$E[g_t(X_{0:t})] = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_t(X_{0:t}^{(i)}) w_t(X_{0:t}^{(i)})}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_t(X_{0:t}^{(i)})} = \sum_{i=1}^N g_t(X_{0:t}^{(i)}) \tilde{w}_t(X_{0:t}^{(i)}); \quad (4)$$

$$w_t(X_{0:t}) = \frac{p(Z_{1:t} | X_{0:t}) p(X_{0:t})}{q(X_{0:t} | Z_{1:t})} \quad (5)$$

收稿日期: 2017-11-28; 修回日期: 2018-01-30

基金项目: PLC 的实验实训网络平台研究与设计(KJGG-35)

作者简介: 朱清智(1980—), 男, 河南人, 硕士, 讲师, 从事自动化技术教学与研究。

式(4)中 $\tilde{w}_t(X_{0:t}^{(i)})$ 为 $w_t(X_{0:t}^{(i)})$ 归一化权值。

2 改进的粒子滤波算法

MM-KF 等算法可解决移动机器人在高斯噪声环境下的定位问题^[3]，但是移动机器人的运动环境一般都很复杂，并不满足高斯噪声模型，因此将重要序列重采样引入算法，并加入退化因子权值，提高定位精度。

2.1 粒子滤波算法

粒子滤波算法过程^[4]为：

- 1) N 个采样 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N$ 在分布函数 $q(X)$ 中抽取；
- 2) 计算上述权值，并进行归一化，为

$$\tilde{w}_t^{(i)} = w_t^{(i)} / \sum_{i=1}^N w_t^{(i)};$$

- 3) 对重新采样粒子加大权值，同时满足 $\Pr(x_t^{(j)} = x_t^{(i)}) = \tilde{w}_t^{(i)}$ ；

4) 新粒子 $x_{t+1}^{(i)} \sim p(x_{t+1}^{(i)} | x_t^{(i)})$ 由状态转移函数产生；

- 5) 重复 2)–4) 过程，得到 t 时刻状态估计值：

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} x_t^{(i)}.$$

2.2 重要性序列采样

利用递归算法，在 $t+1$ 时间对重要性序列采样，计算权值的重要性，得到：

$$q(X_{0:t} | Z_{1:t}) = q(X_{0:t-1} | Z_{1:t-1}) q(X_t | Z_{0:t-1}, Z_t). \quad (6)$$

在观测相互独立的前提下，系统状态假定采用一阶的马尔科夫过程，得到：

$$p(X_{0:t}) = P(X_0) \prod_{j=1}^t p(X_j | X_{j-1}); \quad (7)$$

$$p(Z_{1:t} | X_{0:t}) = \prod_{j=1}^t p(Z_j | X_{j-1}). \quad (8)$$

从参考分布 $q(X_{0:t-1} | Z_{1:t-1})$ 中可以得到新的样本集 $\{X_{0:t-1}^{(i)}, i=1, 2, \dots, N\}$ 和新的样本点 $X_t^{(i)}$ ，则 $\{X_{0:t}^{(i)}, i=1, 2, \dots, N\}$ 为新的样本集^[5]。

2.3 改进的粒子滤波算法

重要性序列采样经过多次迭代和递推后，大量复制权值较大粒子，权值小计算量将增加，将导致“单样本非零权重”问题^[6]。在算法中引入退化因子 α ，可在一定程度上弱化该影响，即：

$$w_t^{(i)} = (w_{t-1}^{(i)})^\alpha \cdot \frac{p(Z_t | X_t^{(i)}) p(X_t^{(i)} | X_{t-1}^{(i)})}{q(X_t^{(i)} | X_{t-1}^{(i)}, Z_{1:t})} \quad (0 < \alpha < 1). \quad (9)$$

3 仿真研究

设定机器人在闪烁噪声作匀速运动，其概率密度函数为：

$$p(w) = (1 - \varepsilon) p_G(w) + \varepsilon p_t(w). \quad (10)$$

$\varepsilon (0 < \varepsilon < 1)$ 为闪烁效应因子，值越小，闪烁效应越低。图 1 为 $\varepsilon = 0.3$ 时的移动机器人跟踪。

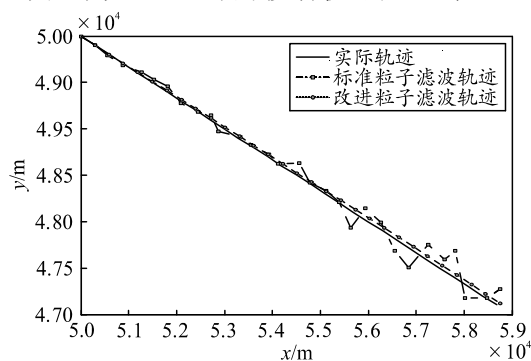
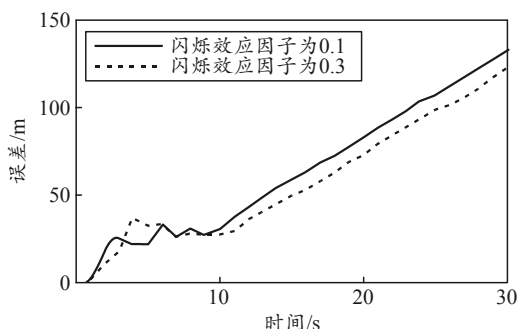


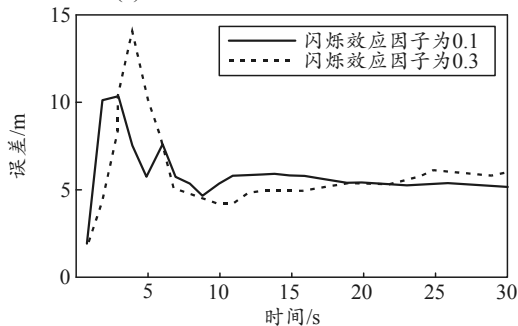
图 1 移动机器人跟踪

由图 1 可看出：当闪烁效应增强时，跟踪定位性能所受影响不大。

由图 2 可看出：增强闪烁效应，可以在一定程度上提高误差标准差，但会逐渐趋于稳定。误差标准差反映了数据的离散程度和精确度^[5]。上述实验结果表明：在闪烁噪声条件下，改进的粒子滤波算法可以保持系统具有较高的精度和稳定性。



(a) x 方向位置估计误差均方根曲线



(b) x 方向速度估计误差均方根曲线

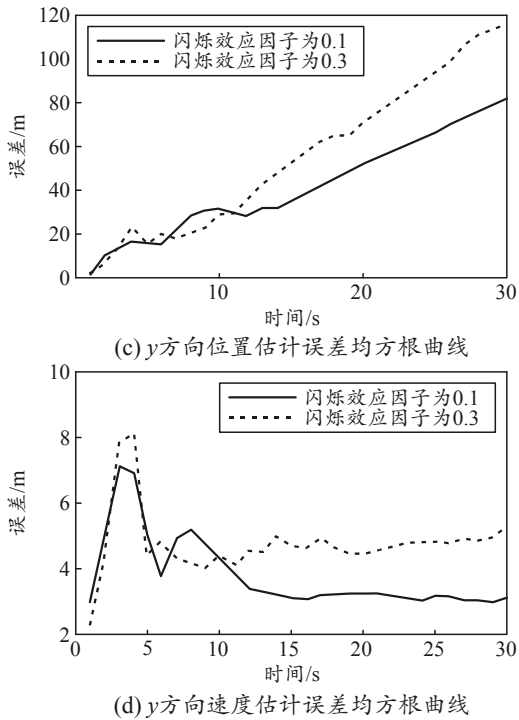


图 2 跟踪定位的误差

4 结束语

针对机器人在非线性非高斯模型噪声环境下的跟踪定位，在重采样阶段采用序列重采样和改进粒子滤波算法，可提高粒子的有效性和移动机器人的定位精度；采样后在归一化权重时引入退化因子，解决了系统的“单样本非零权重”问题^[7]。仿

真结果证明，该算法可明显提高移动机器人的定位精度。

参考文献：

- [1] 边浩然, 资新运, 王洪涛, 等. 基于变形履带的搜救侦察机器人设计与试验[J]. 兵器装备工程学报, 2017(3): 143-146.
- [2] 马闪闪, 吕昭阳, 王迪, 等. 仿人足球机器人目标定位与追踪算法改进[J]. 电子技术, 2014 (11): 9-13.
- [3] 张玉平, 王有成, 赵铜星, 等. 区间直觉模糊决策在联合作战指挥员能力评估中的应用[J]. 兵工自动化, 2013, 32(11): 45-48.
- [4] VAN DER MERWE R, Doucet A, De FREITAS N, et al. The unscented particle filter[C]// Denver: NIPS, 2010: 584-590.
- [5] 顾文华, 周波, 戴先中. 基于 ICP 匹配算法的室内移动机器人定位[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(s1): 262-266.
- [6] SHEN G W, ZETIK R, THOMA R S. Performance comparison of TOA and TDOA based locatin estimation algorithms in LOS environment[C]// 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication, Hannover, Germany. USA: IEEE Computer Society, 2014: 71-78.
- [7] ALQUDAH R, BASAQNI S. On the effects of multiple beacon on localization for wireless sensor networks [C]// IEEE International conference on Wireless Telecommunications Symposium, Pomona, CA, USA, April 2013. USA: IEEE, 2013: 304-309.