

陪护机器人粒子滤波定位法中重采样算法研究

卢笑, 孟正大

(东南大学自动化学院, 江苏南京 210096)

摘要:针对室内陪护机器人粒子滤波定位方法,研究了四种粒子滤波重采样算法:多项式重采样算法、残差重采样算法、分层重采样算法和系统重采样算法,并分别对其进行仿真比较。实验证明残差重采样算法粒子收敛速度和粒子匮乏程度取折衷,性能优于其它三种重采样算法,在此基础上利用仿真实验结果在 HHR-0303 服务机器人上进行了实验。实验证明采用残差重采样算法的粒子滤波算法,利用声纳配合里程计定位的方案能达到定位目的。

关键词:陪护机器人;定位;粒子滤波;重采样算法

中图分类号:TP311

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2010)04-0054-04

Research of Particle Filter Resampling Algorithm in Indoor Service Robot Localization

LU Xiao, MENG Zheng-da

(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Four of the particle filter resampling algorithms in indoor service robot localization is described in this paper, they are Multinomial Resampling, Residual Resampling, Stratified Resampling and Systematic Resampling. The simulation and comparison is also presented. It is proved the performance of the Residual Resampling is better than other three algorithms on the particle convergence speed and the pinch degree. The experiment has been done on the HHR-0303 service robot. The experiment proved that the localization plan which introduces the Residual Resampling algorithm localizing with odometer and sonar can achieve the localizing aim.

Key words: service robot; localization; particle filter; resampling algorithm

0 引言

随着我国老龄化程度的提高,面向老年人的具有一定家庭服务作业能力的个人陪护机器人已成为需求。而实现陪护机器人自身的准确定位是成功完成这一系列动作的先决条件之一。因此,研究陪护机器人的实时可靠定位有着重要的意义^[1]。

在各种定位算法中,粒子滤波算法由于其无需知道机器人初始位姿,能表达任何复杂多样的状态的概率分布,近些年来得到了广泛的研究,并且在移动机器人定位中获得成功的应用^[2]。但粒子数匮乏仍是其主要缺陷,Doucet^[3]等从理论证明了 SIS(Sequential Importance Sample)算法出现粒子数匮乏现象的必然性,而有效解决方法是选择重要性函数和采样重采样算法。

为解决这一问题,研究人员也提出了很多针对状态空间模型的改进方法,如辅助变量粒子滤波算法^[4]、局部线性化方法^[5]、拒绝采样方法^[6]等。从重采样算法选择角度出发,针对哈尔滨工业大学自主研发的 HHR-0303 服务机器人,分别对四种不同的粒子滤波重采样方法进行仿真比较,选用残差重采样作为粒子滤波重采样算法实现基于高斯初始分布的室内已知环境下的陪护机器人定位。

1 粒子滤波重采样算法

采样重要性重采样算法的引入是为了解决 SIS 算法固有的粒子匮乏问题,即随着迭代次数的增加,粒子丧失多样性的现象。其基本思想是通过后验概率密度函数 $p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i)$ 再采样 N 次,产生新的样本支撑点集 $(x_k^i)_{i=1}^N$ 。目前运用最为广泛的几种重采样算法^[7]是多项式重采样(Multinomial Resampling)、残差重采样(Residual Resampling)、分层重采样(Stratified Resampling)和系统重采样(Systematic Re-

收稿日期:2009-07-23;修回日期:2009-10-24

基金项目:国家高技术研究发展计划项目(2006AA040202)

作者简介:卢笑(1985-),女,湖南长沙人,硕士研究生,研究方向为移动机器人路径规划、定位、导航等;孟正大,教授,研究方向为移动机器人及工业机器人控制。

sampling)。

1.1 多项式重采样算法

多项式重采样算法^[8]根据采样样本数产生一个随机数序列,通过搜索算法找到满足条件的粒子,将这个粒子复制下来,其步骤如下:

Step1:在 $(0,1]$ 区间内按均匀分布采样得到 n 个独立分布的采样集合 $\{U^i\}_{1 \leq i \leq n}$

Step2:令 $P = D_{\omega}^{inv}(\omega^j), j = 1, \dots, n$ 。其中 D_{ω}^{inv} 是权值集合 $\{\omega^j\}_{1 \leq j \leq n}$ 的累计分布函数

令 $i = j = 0$

while $i < n$

如果 $U^i < P$,将第 j 个粒子复制;否则跳过第 j 个粒子,比较下一个粒子;

end

Step3:对所有粒子权重进行归一化: $\tilde{\omega} = 1/n, i = 1, \dots, n$

记 $\text{Multi}(n; \omega^1, \dots, \omega^m)$ 为采样样本大小为 n , 权值集合为 $\{\omega^j\}_{1 \leq j \leq m}$ 的多项式重采样函数; $\{N^i\}_{1 \leq i \leq m}$ 为重采样后对应的粒子复制数目的集合,其中 N^i 表示重采样前的第 i 个粒子在重采样后被复制的数目, $0 \leq N^i \leq m$ 。

1.2 残差重采样算法

残差重采样算法^[9]以多项式重采样算法为基础,残差重采样能够系统地覆盖到状态空间的每一个粒子,每一个粒子都有被复制的可能性,文中,每个粒子的残差部分取决于其权重,即使其权重小于所有粒子的平均权重,也有可能在下步的多项式重采样中被挑选出来作为新的样本集成员,使状态空间的多样性增加。

其步骤如下:

Step1:令 $R = \sum_{i=1}^n \lfloor n\omega^i \rfloor, \bar{\omega}^i = \frac{n\omega^i - \lfloor n\omega^i \rfloor}{n - R}$, 其中 $i = 1, \dots, n, \lfloor \cdot \rfloor$ 表示 $n\omega^i$ 的整数部分

Step2: 由 $\text{Multi}(n - R; \bar{\omega}^1, \dots, \bar{\omega}^n)$ 得到 $(\bar{N}^i)_{1 \leq i \leq n}$, 重采样后第 i 个粒子被复制的数目为:

$$N^i = \lfloor n\omega^i \rfloor + \bar{N}^i$$

Step3:对所有粒子权重进行归一化: $\tilde{\omega} = 1/n, i = 1, \dots, n$

1.3 分层重采样算法

分层重采样^[10]在算法的时间复杂度上多项式重采样进行了优化,将无序的随机数变为有序,使其成序排列,减少了搜索算法的时间开销。

算法步骤如下:

Step1:将 $(0,1]$ 分成 n 个连续互不重合的区间,即 $(0,1] = (0,1/n] \cup \dots \cup ((n-1)/n, 1]$

Step2:对每个子区间独立同分布采样得到 $U^i_{1 \leq i \leq m}$, 即 $U^i = U(\{i-1\}/n, i/n)$, 其中, $U([a, b])$ 表示区间 $[a, b]$ 上的均匀分布

Step3:同多项式重采样算法的 Step2

Step4:同多项式重采样算法的 Step3

1.4 系统重采样

系统重采样^[3]与分层重采样算法相似,其步骤如下:

将分层重采样算法的 Step2 改为 $U^i = (i-1)/n + U$, 其中 $U \in U((0, 1/n])$; Step1、Step3、Step4 与分层重采样算法相同。

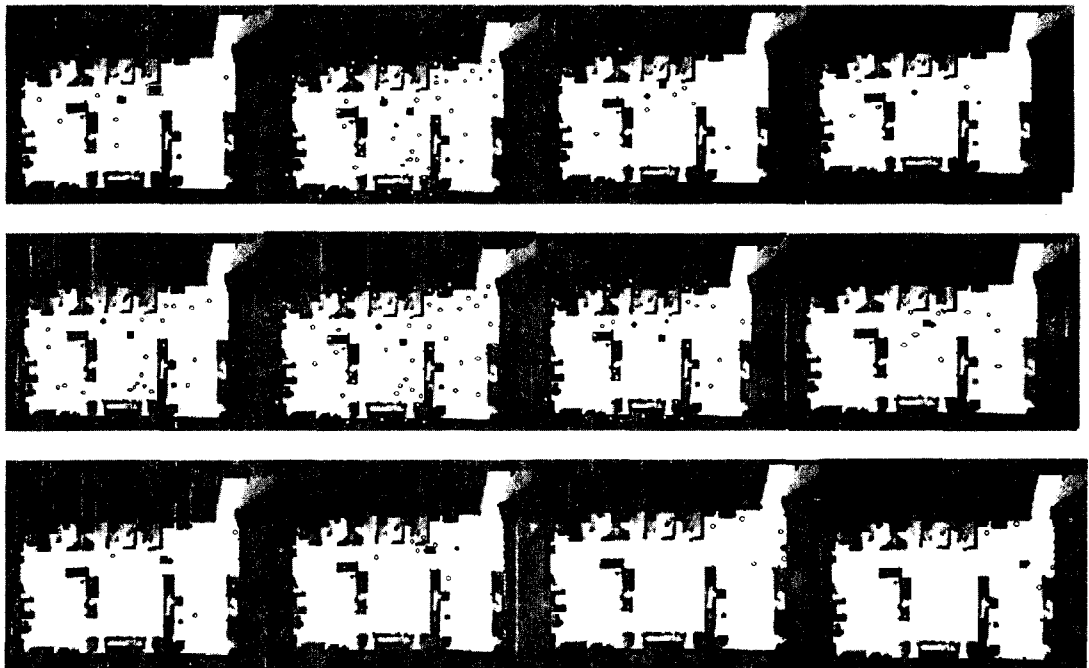
2 重采样算法仿真研究与结果分析

针对本课题陪护机器人传感器精度,在 VC++ 6.0 环境下采用基于高斯采样的粒子滤波算法对陪护机器人室内环境下进行了定位的仿真实验。仿真地图根据真实实验室地图,采用栅格法建模,每个像素点表示一个 $10\text{cm} \times 10\text{cm}$ 的真实空间。实验分别采用上述四种重采样方法对粒子收敛速度,位姿估计稳定性进行了对比。

图1是四种重采样算法仿真的截图。其中空心圆点表示粒子分布(粒子总数为200),小圆点表示机器人真实位姿,方点表示估计位姿。实验开始将机器人任意放置,人为控制其运动方向和重采样频率,由于重采样过于频繁可能导致粒子分布不够广泛,有些真实位姿附近的粒子权重还没来得及增加就已经被替换;而重采样过于不频繁则又可能导致很多粒子浪费在概率较小的状态区间上。因此,经过反复比较权衡,本次仿真主程序通过一个周期为300ms的定时器触发,重采样频率为每隔五个周期重采样一次,以便能更加直观地对各个算法进行比较。

由第一组图可见,经过五次重采样后,除残差重采样算法还存在部分未收敛的粒子外,其余三种算法中粒子已经全部收敛,但这个位姿估计点并不是机器人的真实位姿,粒子匮乏现象严重。这样一来,有可能估计位姿还没有真正逼近真实位姿时,粒子已经收敛,这将造成定位误差的增加。因此,一个好的重采样算法应该在增加粒子多样性和减少权值较小的粒子数目之间进行折衷。从仿真结果(图1第一组图所示)来看,以上四种算法都不同程度地存在这种问题,其中分层重采样和系统重采样最为严重,而残差重采样算法在这方面优于其它算法。

从算法本身角度分析,多项式重采样算法是最为基本的重采样算法,分层重采样、残差重采样等都是它的基础上进行的改进。多项式重采样算法采用的随



(其中:第一组为五次重采样后粒子分布、机器人实际位姿及估计位姿对比图;
第二组为定位过程中位姿估计稳定性对比实验图;
第三组为定位结果对比图;
从左至右分别是多项式重采样、残差重采样、分层重采样及系统重采样)

图 1 定位仿真对比实验图

机数集合是均匀分布的,呈现一种无规律性,当这个集合中的随机数按升序排列时,多数情况下得到的滤波结果都将优于无序时的结果,但由于时间开销的要求,算法中若加入排序算法,时间复杂度将大大增加。分层重采样算法将随机数区间分成 N 个连续的不重合的区间,对每一个区间采样一个随机数,这样得到的分布集合自动按升序进行排列,但又没有增加算法的时间开销,因此在算法的高效性上优于传统的多项式重采样算法;但从仿真结果(图 1 第二、三组图所示)来看,分层重采样算法在粒子收敛速度上确实优于前两种算法,但残差重采样算法却在粒子匮乏现象上较其他算法有明显改善。为进一步在残差重采样和分层重采样中选择最适合本课题的重采样算法,分别对二者进行了不同起始点下基于高斯初始采样、均匀初始采样的仿真,对粒子匮乏现象、算法稳定性和粒子收敛速度进行比较,如表 1 所示,其中粒子匮乏程度以五次重采样后所剩的不同位姿的粒子数目表示。

表 1 仿真结果比较

| 仿真 | 重采样算法 | 初始采样 | 粒子匮乏程度 | 收敛速度 | 位姿估计稳定性 | 定位时间 |
|----|-------|------|--------|------|---------|-------|
| 1 | 残差重采样 | 高斯采样 | 53 个 | 较快 | 稳定 | 最短 |
| 2 | 分层重采样 | 高斯采样 | 14 个 | 最快 | 不稳定 | 较短 |
| 3 | 残差重采样 | 均匀采样 | 41 个 | 最慢 | 稳定 | 较 2 长 |
| 4 | 分层重采样 | 均匀采样 | 10 个 | 较慢 | 不稳定 | 定位未成功 |

由表 1 可见分层重采样以及在其基础上改进的系统重采样算法虽然能加快粒子收敛速度,但在定位过程中常出现位姿估计不准确的情况,即上一时刻估计的位姿与下一时刻的估计值有很大偏差,也就是说,算法的高效性牺牲了算法的稳定性;系统重采样算法与分层重采样算法存在同样的问题,甚至更为严重,而残差重采样一方面粒子的匮乏现象较其他三种算法有明显改善,且算法稳定性较高。

从以上仿真结果分析,综合考虑以上各个因素,选用残差重采样算法作为本次粒子滤波重采样算法进行实验。

3 陪护机器人系统及定位实验

采用哈尔滨工业大学的 HHR - 0303 服务机器人,其外形采用仿人型设计,底轮采用双轮差速驱动加万向轮平衡的结构,里程计码盘精度:512 线;轮子直径:140mm;减速比:1:76;轮间距:435mm;运动速度最大为 598mm/s,并采用工业计算机控制器,安装 Windows XP 系统;配备里程计、超声传感器、光电避碰开关和摄像头,其中超声传感器测距范围为 110cm 左右,误差为 2cm,共八个,安装在机器人裙部周围;光电避碰开关测距范围为 40~50cm,共七个,安装在机器人的底部。其外形如图 2 所示。针对机器人的传感器

精度,采用基于高斯初始采样的粒子滤波算法,根据实验室条件,采用栅格地图对环境建模,结合里程计和声纳传感器的测量信息,实现陪护机器人定位。

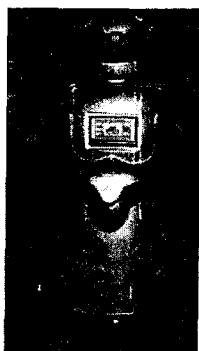


图2 HHIR-0303 陪护机器人外型

在仿真实验基础上,采用残差重采样作为粒子滤波重采样算法,在 HHIR-0303 服务机器人上实现了基于高斯初始采样的粒子滤波定位算法。实验环境地图和实验区域如图3所示,黑色粗箭头表示地图坐标轴,机器人起始位置为 A(60,31)(单位:dm),然后以 B(70,30)为中心进行高斯采样, x 方向初始方差设置为2, y 方向初始方差设置为3,机器人朝向 θ 初始方差为0.1。使陪护机器人沿桌子行进,自动避障,在行进的过程中利用声纳信息配合里程计定位,机器人的行进路线如图中虚线所示,到达 C 点(75, 40)时机器人定位完成,此时定位输出为(71, 42)。实验过程中记录粒子的分布情况(粒子总数200),将粒子的起始分布与定位完成时分布情况用 MATLAB 对数据处理,初始时刻中心采样点(70,30)处的粒子数为1,定位完成时,输出位置(71,42)处粒子个数为163。可见,粒子

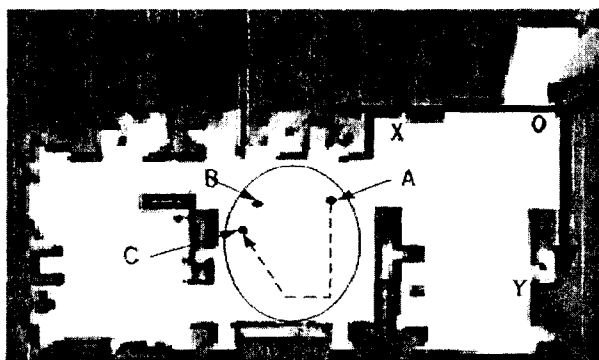


图3 实验地图

随机器人运动逐渐收敛,当机器人运动到 C 点时,基本达到定位效果。

4 结束语

针对哈尔滨工业大学自主研发的 HHIR-0303 服务机器人,采用基于高斯初始采样的粒子滤波算法实现室内已知环境下的定位,在分别对四种不同的粒子滤波重采样方法进行了仿真比较的基础上,选用残差重采样算法作为粒子滤波重采样算法,最后在 HHIR-0303 服务机器人上进行实验,实验证明采用残差重采样算法的粒子滤波算法可以达到基本定位目的。

参考文献:

- [1] 李群明,熊蓉,褚健. 室内自主移动机器人定位方法研究综述[J]. 机器人,2003,25(6):560-567.
- [2] Fox D, Burgard W, Thrun S. Markov Localization for Mobile Robots in Dynamic Environments[J]. Journal of Artificial Intelligent Research, 1999,11:391-427.
- [3] Godsill D S, Andrieu C. On Sequential Monte Carlo Sampling Methods for Bayesian Filtering[J]. Statistics and Computing, 2000,10(3):197-208.
- [4] Pitt M, Shepard N. Filtering via simulation: auxiliary particle filters[J]. Journal of the American Statistical Association, 1999,94(2):590-599.
- [5] Berzuini C, Best N. Dynamic conditional independence models and Markov chain Monte Carlo methods[J]. Journal of the American Statistical Association, 1997,92(5):1403-1412.
- [6] Belciken E, Acklam P J. Monte Carlo filters for non-linear state estimation[J]. Automatic, 2001,37(1):177-183.
- [7] Cirincione C, Gurrieri G A. A Good Overview of Resampling and Related Methods[J]. Social Science Computer Review, 1997,15(1):83-87.
- [8] Efrom B, Tibshirani R J. An Introduction to the Bootstrap [M]. [s.l.]:Chapman & Hall,1993.
- [9] Liu J, Chen R. Sequential Monte-Carlo Methods for Dynamic Systems[J]. Theory and Methods, 1998,93:1032-1044.
- [10] Carpenter J, Clifford P, Fearnhead P. An Improved Particle Filter for Non-linear Problems[C]// IEEE Proc, Radar Sonar Navigation. [s.l.]:[s.n.], 1999:2-7.

(上接第53页)

- [6] Shen Lin Lin, Li Bai. A review on Gabor wavelets for face recognition[J]. Pattern Analysis and Applications, 2006, 9 (2):273-292.
- [7] 孔锐. 基于核的学习方法及其在人脸识别中的应用研究

[D]. 合肥:中国科学技术大学,2004:31-68.

- [8] 郑文明. 基于核函数的判别分析研究[D]. 南京:东南大学, 2004:5-8.