

一种基于自适应进化粒子滤波的移动机器人定位方法

夏益民, 杨宜民

(广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006)

摘 要: 提出了一种用于移动机器人定位的自适应进化粒子滤波算法. 该算法利用遗传算法中的选择、交叉和变异操作改善样本的多样性, 并且引入自适应调整控制参数. 另外采用自适应重采样方法, 只在需要时才进行重采样, 减少重采样的次数. 理论分析和仿真实验证明该算法能有效地提高定位精度.

关键词: 移动机器人; 定位; 粒子滤波; 遗传算法; 自适应重采样

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)02-0064-04

Mobile Robot Localization Based on Adaptive Evolutionary Particle Filter

XIA Yi-min, YANG Yi-min

(Department of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The author introduced the adaptive evolutionary algorithm into mobile robot localization problem. Besides using selection, crossover and mutation operation of genetic algorithm to improve the diversity of samples, this algorithm imports adaptive controlling parameters in re-sampling, and reduces frequency of resample. Theoretical analysis and simulation experiments show that the algorithm can effectively improve the accuracy of localization.

Key words: mobile robot; localization; particle filter; genetic algorithm; adaptive resample

1 引言

可靠定位是各种移动机器人系统最基本、最重要的一项功能, 粒子滤波(Particle Filter, PF)定位算法^[1]不仅能够表示多峰分布, 易于实现, 而且不像EKF那样受限于噪声高斯分布, 在很多定位问题中, 如位姿跟踪、全局定位甚至绑架问题中, 都取得较好的应用效果^[2].

但 PF 算法需要大量的样本才能很好地描述后验密度分布. 样本数量越多, 算法复杂度越高. 另一个问题是样本贫化. 针对上述问题, 文献[3]中通过引入遗传算法和进化算法, 增加重采样过程中粒子的多样性, 但该方法中交叉概率和变异概率取固定值, 而控制参数选择不当会造成过早收敛; 文献[4]中则根据滤波性能动态调整粒子数, 但该算法实现较为复杂.

文中提出一种自适应进化粒子滤波定位方法

(Adaptive Evolutionary Particle Filter, AEPF), 以期达到更好的效果.

2 粒子滤波定位算法

从统计学的观点看, 移动机器人定位问题是一个贝叶斯滤波问题, 可以通过估计系统状态的后验概率密度分布 $p(\chi_k | z_{1:k})$ 来实现. PF 定位算法分为预测和更新两个阶段^[5]:

(1) 预测阶段

利用 $k-1$ 时刻样本集 S_{k-1} 和运动模型 $p(x_k | x_{k-1}, u_{k-1})$ 计算 k 时刻的预测样本集 S'_k , 即对于 S_{k-1} 中的每个样本 χ_{k-1}^j , 从运动模型 $p(\chi_k | \chi_{k-1}^j, u_{k-1})$ 采样得到新样本 χ_k^j , 构成预测样本集 $S'_k = \{\chi_k^j | j = 1, \dots, N\}$.

(2) 更新阶段

利用 k 时刻的观测值 z_k 和观测模型 $p(z_k | \chi_k)$,

计算 S'_k 中每个样本的权重 $w_k^j = p(z_k | \chi_k^j)$, 然后根据权重 w_k^j 对 $S'_k = \{(\chi_k^j, w_k^j) | j = 1, \dots, N\}$ 进行重采样, 最后将权重归一化即可得到用于近似后验概率密度 $p(\chi_k | z_{1:k})$ 的样本集 S_k . 重采样的原则是尽量采集权重值高的样本.

递归地调用预测阶段和更新阶段, 机器人就能不断更新加权样本集 S_k , 并利用 S_k 估计自身的位姿.

3 自适应进化粒子滤波算法

为了克服 PF 定位算法存在样本退化的缺陷, 将进化机制引入 PF 算法, 利用遗传算法中的选择、交叉和变异操作改善样本的多样性, 并引入自适应调整控制参数和自适应重采样, 进一步提高 PF 定位算法的性能.

3.1 遗传操作

利用遗传算法的进化操作对粒子所表示的系统状态进行优化, 并采用 Metropolis 算法确保经过进化的粒子仍能准确近似后验. 由于 $p(z_k | x_k)$ 包含了最新的观测信息, 被定义为适应度函数 f . 为了避免二进制的编码与解码所带来的麻烦, 交叉与变异两个操作直接对浮点数进行操作^[5].

(1) 选择操作: 使用轮盘法选择算子

① 计算各染色体 U_k 的适应度值 $\text{eval}(U_k) = p(z_k | x_k)$;

② 计算群体的适应度值总和 $F = \sum_{k=1}^m \text{eval}(U_k)$, m 为染色体种群数目;

③ 计算对应于每个染色体 U_k 的选择概率 P_k : $P_k = \frac{\text{eval}(U_k)}{F}$;

④ 计算每个染色体 U_k 的累计概率 Q_k : $Q_k = \sum_{j=1}^m P_j$;

⑤ 生成一个 $[0, 1]$ 间的随机数 r ;

⑥ 依次用 Q_k 与 r 比较, 第一个出现 Q_k 大于或等于 r 的个体 k 被选为复制对象;

⑦ 重复 ⑤ ~ ⑥, 直到满足所需要的复制个体数目.

(2) 交叉操作: 从粒子集中随机选择的两个父辈粒子 $\{x_k^{(a)}, x_k^{(b)}\}$, 根据如下定义产生两个新粒子^[6]:

$$\begin{cases} x_k^{(an)} = \xi x_k^{(a)} + (1 - \xi) x_k^{(b)} \\ x_k^{(bn)} = \xi x_k^{(b)} + (1 - \xi) x_k^{(a)} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\xi \in [0, 1]$ 是一个均匀分布的随机数. 父辈粒子按照 Metropolis 算法标准被新产生的粒子替换, 如果新粒子 $x_k^{(an)}$ 满足 $p(z_k | x_k^{(an)}) > \max\{p(z_k | x_k^{(a)}), p(z_k | x_k^{(b)})\}$, 则被接受; 否则以概率 $p(z_k | x_k^{(an)}) / \max\{p(z_k | x_k^{(a)}), p(z_k | x_k^{(b)})\}$ 接受; 对新粒子 $x_k^{(bn)}$ 也以相同形式进行.

(3) 变异操作: 从粒子集中随机选择的一个父辈粒子 $\{x_k^{(c)}\}$ 根据如下定义产生新粒子

$$x_k^{(cn)} = x_k^{(c)} + \gamma \quad (2)$$

式中, γ 是一个高斯分布的随机数, 其均值为 0, 协方差为 σ^2 . 新粒子 $x_k^{(cn)}$ 满足 $p(z_k | x_k^{(cn)}) > p(z_k | x_k^{(c)})$, 则被接受; 否则, 以概率 $p(z_k | x_k^{(cn)}) / p(z_k | x_k^{(c)})$ 接受.

交叉和变异操作分别以概率 P_c 和 P_m 自适应进行, 当个体适应度趋于一致或趋于局部最优时, P_c 和 P_m 增加; 而当适应度比较分散时, 则令 P_c 和 P_m 减少.

3.2 自适应参数调整

交叉概率 P_c 和变异概率 P_m , 这两个控制参数选择不当会造成过早收敛. 文中采用自适应的方法调整控制参数解决上述问题^[7]. 令 $f_{\min}$ 代表某一代种群中最优个体的适应度值, 令 f_{ave} 代表此代种群的平均适应度值. 可以近似地用平均适应度与最优适应度之间的差异来反映种群的收敛性程度, 令 $F = f_{\text{ave}} - f_{\min}$, 这样 P_c 与 P_m 参数也就由 F 来决定. 为了尽量克服过早收敛, 当 F 较小时, 调整 P_m 、 P_c , 使其增大; 而当 F 较大时, 调整 P_m 、 P_c 值, 使其减小.

为了在克服过早收敛的同时保护优良个体, 在同一代中对不同的个体, 其 P_m 和 P_c 也相应不同. 对适应度低的个体, 其 P_m 、 P_c 应减小, 而对适应值高的个体, 其 P_m 、 P_c 应增加. 因此 P_m 、 P_c 不仅与 $f_{\max} - f_{\text{ave}}$ 有关, 而且也应与 $f_{\max} - f_m$ 和 $f_{\max} - f_c$ 有关系, 其中 f_m 为变异个体的适应值, f_c 为两个交叉个体中适应值大的一个, 其关系为

$$P_c = k_1(f_c - f_{\min}) / (f_{\text{ave}} - f_{\min}), f_c \leq f_{\text{ave}} \quad (3)$$

$$P_c = k_3, f_c > f_{\text{ave}} \quad (4)$$

$$P_m = k_2(f_m - f_{\min}) / (f_{\text{ave}} - f_{\min}), f_m \leq f_{\text{ave}} \quad (5)$$

$$P_m = k_4, f_m > f_{\text{ave}} \quad (6)$$

式中, $0 \leq k_1, k_2, k_3, k_4 \leq 1$ 并为常数. 经实验调试测得 $k_1 = 0.8, k_2 = 0.1, k_3 = 0.5, k_4 = 0.75$.

3.3 自适应重采样

重采样的目的在于除去样本集中权重较小的样

本,使计算集中在权重较大的样本上,从而克服样本退化现象.尽管重采样减少了样本退化的影响,然而它能够导致样本贫化问题.即具有较大权重的样本被多次选取,使采样结果中包含了许多重复样本,造成样本多样性的损失.文中采用自适应重采样方法,只在需要时才进行重采样,使重采样的次数减少,可以显著降低好样本被删除的危险,进一步提高算法的性能.

引入有效样本数量 $\hat{N}_{\text{eff}}$ 来评价当前样本集近似后验概率密度的好坏^[5]. $\hat{N}_{\text{eff}}$ 的计算如下:

$$\hat{N}_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (w_k^{(i)})^2 \quad (7)$$

将 $\hat{N}_{\text{eff}}$ 作为进行重采样的判断标准的出发点在于:如果样本是从真实的系统后验概率密度采样的,那么重要性权重是彼此相等的,其方差为 0. 样本集对后验概率密度的近似越差,重要性权重的方差越大.既然 $\hat{N}_{\text{eff}}$ 可以看作重要性权重发散的度量标准,将其作为评价样本集近似系统后验概率密度的好坏的标准是有效的.文中采用 Doucet 等提出的自适应重采样方法来确定何时进行重采样^[7]:只有当有效样本数量 $\hat{N}_{\text{eff}}$ 小于给定的阈值 $N/2$ 时,才进行重采样,其中 N 为样本数量.

3.4 自适应进化粒子滤波算法

(1) 初始化:在 $k=0$ 时,从先验分布 $p(x_0)$ 抽取一个包含 N 个粒子的样本集, $\{x_0^j | j=1, \dots, N\}$ 令 $k=1$;

(2) 采样阶段:预测机器人的位姿,对 $k-1$ 时刻样本集 $S_{k-1} = \{x_{k-1}^j, j=1, \dots, N\}$, 根据运动模型 $p(x_k | x_{k-1}, u_{k-1})$ 计算在 k 时刻的可能位姿,即预测样本集 $S_k = \{x_k^j, j=1, \dots, N\}$.

(3) 基于遗传算法的进化阶段,并重复 M 次:

① 根据 t 时刻的观测信息,计算每个粒子的适应度,计算 P_c 和 P_m ;

② 在粒子之间以概率 P_c 进行交叉操作,以概率 P_m 进行变异操作,得到新样本集 S_k^* ;

③ 权重计算:按似然度计算 S_k^* 中每一样本的权重,即 $w_k^j = p(z_k | x_k^j)$,并将权重归一化,得到加权样本集 $S'_k = \{(x_k^j, w_k^j) | j=1, \dots, N\}$;

(4) 自适应重采样:

根据式(7)计算 $\hat{N}_{\text{eff}}$. 当 $\hat{N}_{\text{eff}}$ 小于给定的阈值 $N/2$ 时,才进行重采样,得到用于描述位姿后验概率密度的样本集.

(5) $k = k + 1$ 时刻跳转到 2, 开始新的循环.

4 仿真实验

4.1 运动模型

移动机器人通过控制左右两轮正反转能在原地做任意角度旋转. 当一个包含前向速度和角速度的控制量 u_t 施加于机器人时,预测机器人运动的状态模型为^[8]

$$\begin{cases} x_r(t) = x_r(t-1) + v\Delta T \cos(\phi_r(t-1) + \gamma(t)\Delta T) + w_x \\ y_r(t) = y_r(t-1) + v\Delta T \sin(\phi_r(t-1) + \gamma(t)\Delta T) + w_y \\ \phi_r(t) = \phi_r(t-1) + \gamma(t)\Delta T + w_\phi \end{cases} \quad (8)$$

式中, $(x_r(t), y_r(t))$ 和 $\phi_r(t)$ 为 t 时刻机器人的位置和方位角; v 为机器人的运动速度, γ 为角速度, $w_{xy\phi} \in N(0, \sigma_{xy\phi})$ 为均值为零的加性高斯噪声项,用于描述轮子打滑等未知特征的影响.

4.2 观测模型

机器人利用自身配备的距离/方向传感器探测陆标,得到陆标的距离和方位角. 其观测模型可以表示为^[6]

$$\begin{cases} R_i = \sqrt{(x_r - x_{\theta_i})^2 + (y_r - y_{\theta_i})^2} + w_R \\ \theta_i = \arctan\left(\frac{x_r - x_{\theta_i}}{y_r - y_{\theta_i}}\right) - \phi_r + w_\theta \end{cases} \quad (9)$$

式中, (x_r, y_r) 是机器人的位置坐标, ϕ_r 是机器人的朝向, $(x_{\theta_i}, y_{\theta_i})$ 是陆标 i 的位置坐标, w_R 和 w_θ 是测量距离和角度的噪声序列,符合 $N(0, \sigma_R)$ 和 $N(0, \sigma_\theta)$ 的高斯分布.

观测模型协方差为

$$R_i = \begin{bmatrix} \sigma_R^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix}$$

4.3 实验结果

设定 $P_0 = \text{diag}[1e-4, 1e-4, 1e-4]$, $Q = \text{diag}[1/12, 1/12, 1/12]$, $R = \text{diag}[1e-6, 1e-6, 1e-7]$, 机器人运动速度为 1m/s, 最大转角 $30\pi/180$, 控制信号时间间隔为 0.05s, 速度噪声为 0.1m/s, 观测最远距离 30m, 观测的间隔时间为 0.1s, 观测距离噪声 0.1m, 观测角度噪声 $\pi/180$, 路标点的距离为 1m, 粒子取样的个数为 500. 运行 matlab 程序, 从实验结果可以看出, 与 EKF、UKF 和 PF 相比, AEPPF 定位精度更高.

仿真结果表明, 进化粒子滤波算法采用较少的样本数就能获得较高的定位精度, 利用 500 个样本就能达到 PF 算法利用大约 2 000 个样本才能达到的精度.

5 结束语

AEPF 将进化机制引入 PF 算法,利用遗传算法中的选择、交叉和变异操作引入 PF 算法,实现算法性能的改进.并且采用自适应重采样技术,只在需要时才进行重采样,减少重采样的次数,降低好样本被删除的危险,进一步提高算法的性能.将该算法应用于移动机器人定位.

实验结果表明,进化策略和自适应重采样的应用不仅改善了样本的多样性,减轻了样本贫化的影响,而且实现了样本优化,减少了所需样本的数量,使粒子滤波算法具有更高的定位精度.但在采用同样的样本数时,AEPF 算法进行定位的时间长于 PF.

参考文献:

- [1] Rudy N. Robot localization and kalman filters[D]. Utrecht University: Institute of Information and Computing Sciences, 2003.
- [2] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust monte carlo localization for mobile robots[J]. Artificial Intelligence, 2001, 128(1/2):99-141.
- [3] Mo Y W, Xiao D Y. Hybrid system monitoring and diagnosing based on particle filter algorithm[J]. Acta Automation Sinica, 2003, 29(3):641-648.
- [4] Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling[R]. Washington: University of Washington, 2003:1-27.
- [5] 殷波. 移动机器人同时定位与地图创建方法研究[D]. 青岛:中国海洋大学, 2006: 46-53.
- [6] 厉茂海,洪炳熔,罗荣华. 用改进的 Rao-Blackwellized 粒子滤波器实现移动机器人同时定位和地图[J]. 吉林大学学报:工学版, 2007, 37(2):401-406.
- [7] 谭宝成,廉春原,徐艾,等. 一种基于改进遗传算法的机器人路径规划方法[J]. 西安工业大学学报, 2008, 28(5):456-459.
- [8] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics[M]. London: MIT Press, 2005:189-279.
- [4] Sheikh H R, Bovik A C, Veciana de G. An information fidelity criterion for image quality assessment using natural scene statistics[J]. IEEE Transactions on image processing, 2005, 14(12): 2117-2128.
- [5] Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality[J]. IEEE Transactions on image processing, 2006, 15(2): 430-444.
- [6] Di Zenzo S. A note on the gradient of multi-image[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1986, 33: 116-125.
- [7] Sheikh H R, Wang Z, Bovik A C, et al. Image and video

作者简介:

夏益民 女, (1980-), 博士研究生, 讲师. 研究方向为移动机器人定位和地图创建.

杨宜民 男, (1945-), 教授, 博士生导师. 研究方向为智能机器人控制、人工智能.

(上接第 63 页)

- quality assessment research at LIVE. [EB/OL]. [2008-12-10]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/>.
- [8] VQEG. Final report from the video quality experts group on the validation of objective models of video quality assessment. [EB/OL]. [2009-01-10]. <http://www.vqeg.org/>

作者简介:

付伟 男, (1984-), 硕士研究生. 研究方向为图像质量评价、图像压缩编码.

顾晓东 男, (1970-), 博士后, 副教授. 研究方向为人工神经网络、图像处理、模式识别等.