

裂变优选重采样粒子滤波算法

危 璋, 冯新喜, 毛少锋

(空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安, 710077)

摘要 重采样在缓解粒子退化的同时带来了粒子贫化问题, 针对这种情况, 提出一种裂变优选重采样方法。在需要进行重采样时刻, 提取出有效粒子, 该时刻有效粒子对应于上一时刻的粒子确定为裂变父代粒子, 裂变子代粒子数正比于各有效粒子权值, 将子代粒子进行一次滤波迭代, 根据该时刻量测值和权值公式计算每个子代粒子的权值, 选择权值大的粒子覆盖该时刻的无效粒子。蒙特卡罗仿真表明: 与裂变自举粒子滤波、随机重采样粒子滤波相比, 滤波精度更高, 有效粒子数增加, 而且重采样后粒子退化速度变缓。

关键词 裂变; 有效粒子; 权值优选

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2014.06.018

中图分类号 TN955 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2014)06-0082-05

A Study of Bootstrap Particle Filtering with Fission and Selection

WEI Zhang, FENG Xin-xi, MAO Shao-feng

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: Aimed at solving the problem of particle impoverishment introduced by resampling while relieving degeneracy, a method of fission with selection bootstrap particle filtering (FSBPF) is proposed. At the moment of resampling, effective particles are picked up. The effective particles at this moment corresponding to the particles at last moment are called fission elder generation particles. The number of fission filial generation particles is in direct proportion to the weight of each effective particle, and the filial generation particles are subjected to a filtering and a generation selection. After an iteration, the weights of the new particles can be got according to the measures and the weight formula, and particles with larger weight are chosen to replace the ineffective particles at this time. The results of Monte Carlo simulations show: comparing with the fission bootstrap particle filtering (FBPF) and the random resampling particle filtering (RRPF), FSBPF are more precise in filtering results, increased in effective particles and lower in the speed of degeneracy.

Key words: fission; effective particle; weight selected

粒子滤波器是基于蒙特卡罗仿真的递推贝叶斯状态估计方法, 适用于任何非线性非高斯系统, 因而

在无源传感器目标跟踪、航天器状态调整以及故障诊断等^[1]众多领域得到广泛的应用。粒子滤波除了

收稿日期: 2014-03-18

基金项目: 陕西省自然科学基金资助项目(2011JM8023)

作者简介: 危璋(1989-), 男, 湖南湘阴人, 硕士生, 主要从事目标跟踪研究. jakeweizhang@163.com

引用格式: 危璋, 冯新喜, 毛少锋. 裂变优选重采样粒子滤波算法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2014, 15(6): 82-86. WEI Zhang, FENG Xinxi, MAO Shaofeng. A study of bootstrap particle filtering with fission and selection [J]. Journal of air force engineering university, natural science edition, 2014, 15(6): 82-86.

存在计算量较大这个缺点外,另一个很严重的问题就是粒子退化现象。在进行多次迭代运算后,除了少数粒子的权值较大之外,其余粒子的权值都很小,这样不仅浪费了计算机运算资源,而且滤波效果出现下降。直到 Gordon^[2]提出了自举粒子滤波(Bootstrap Particle Filtering, BPF)或序贯重采样(Sampling Importance Resampling, SIR)粒子滤波器,才在一定程度上缓解了退化问题,使得粒子滤波器得到广泛关注。但同时会使粒子多样性变差,大权值粒子被多次复制而小权值粒子被抛弃,使得重采样后的子代粒子几乎全部来自于若干大权值粒子,这种现象称为样本贫化^[3]。

针对粒子退化问题,文献[4]提出一种通过扩展卡尔曼滤波产生重要性概率密度分布函数的 EPF,基于相似的原理,文献[5-6]是分别用 UKF 和 CKF 来产生重要性分布函数。文献[7]提出一种混合建议分布,不仅考虑状态转移概率分布函数,还考虑了似然概率密度函数。学者对于重采样方法的改进研究则更为多样。粒子群优化粒子滤波^[8]、模拟退火粒子滤波以及基于遗传算法的粒子滤波^[9]等是借助于优化算法来缓解粒子贫化问题,文献[10]提出的正则化粒子滤波则是基于核密度估计的改进方法,文献[1]则提出一种用部分重采样代替完全重采样的方法来保持粒子的多样性。对于大计算量的问题,文献[11]提出一种简单重采样的方法,另外粒子滤波的各种改进算法都需考虑到此问题^[12]。

本文采样粒子裂变的思想^[13],当有效粒子数小于阈值时进行重采样,去掉小权值的无效粒子,权值较大的有效粒子对应于上一时刻的粒子为裂变父代粒子,进行裂变操作,裂变的粒子数与权值成比例,对新生粒子进行权值选优补充到原粒子集中,再对所有粒子赋予统一权值。

1 基本粒子滤波算法

对于非线性系统可以用下面模型表示:

$$\mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) \quad (1) \quad \mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k, \mathbf{v}_k) \quad (2)$$

式(1)和(2)为系统状态转移方程和量测方程。 \mathbf{X}_k 和 \mathbf{Z}_k 为状态向量和量测向量; \mathbf{w}_{k-1} 和 \mathbf{v}_k 为过程噪声和量测噪声。根据初始值 \mathbf{X}_0 和序贯量测 $\mathbf{Z}_{1:k} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_k\}$ 递推估计后验概率密度函数。

假定 k 时刻,一组随机样本 $\{\mathbf{x}_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 是根据重要密度函数所获得的采样,其中 $\mathbf{x}_{0:k}^i$ 表示 0 到 k 时刻的第 i 个样本集合,即粒子集合; ω_k^i 为权值, N 为粒子数目。则在 k 时刻后验概率分布可近似表示为:

$$p(\mathbf{X}_{0:k} | \mathbf{Z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(\mathbf{X}_{0:k} - \mathbf{x}_{0:k}^i) \quad (3)$$

由于很难直接从后验概率密度 $p(\mathbf{X}_{0:k} | \mathbf{Z}_{1:k})$ 中直接抽取样本,通常用重要性概率密度 $\pi(\mathbf{X} | \mathbf{Z})$ 来获得样本。如果 $\mathbf{x}_{0:k}^i$ 是从 $\pi(\mathbf{X} | \mathbf{Z})$ 中获得的采样,未归一化的权值为:

$$\omega_k^i = \frac{p(\mathbf{Z}_{1:k} | \mathbf{X}_{0:k}^i) p(\mathbf{X}_{0:k}^i)}{\pi(\mathbf{X}_{0:k}^i | \mathbf{Z}_{1:k})} \quad (4)$$

$$\pi(\mathbf{X}_{0:k}^i | \mathbf{Z}_{1:k}) = \pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k}) \pi(\mathbf{X}_{0:k-1}^i | \mathbf{Z}_{1:k-1}) \quad (5)$$

将式(5)代入式(4)得:

$$\omega_k^i = \frac{p(\mathbf{Z}_{1:k} | \mathbf{X}_{0:k}^i) p(\mathbf{X}_{0:k}^i)}{\pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k})} \times \frac{1}{\pi(\mathbf{X}_{0:k-1}^i | \mathbf{Z}_{1:k-1})} \quad (6)$$

$$\omega_k^i = \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i) p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k})} \times$$

$$\frac{p(\mathbf{Z}_{1:k-1} | \mathbf{X}_{0:k-1}^i) p(\mathbf{X}_{0:k-1}^i)}{\pi(\mathbf{X}_{0:k-1}^i | \mathbf{Z}_{1:k-1})} = \quad (7)$$

$$\frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i) p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k})} \omega_{k-1}^i$$

为了方便地进行贝叶斯滤波,假设重要性概率密度只与前一时刻的测量和状态有关,即:

$$\pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k}) = \pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{Z}_k) \quad (8)$$

将式(8)代入式(7)得到权重递推公式为:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \times \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)} \quad (9)$$

2 裂变优选重采样粒子滤波算法

2.1 粒子退化程度的度量

粒子退化是指经过若干次的迭代之后,大部分粒子权值都很小,只有少量粒子权值较大权值方差随时间增加而增加,此时不仅滤波精度下降,而且浪费大量的计算资源来更新小权值粒子。已经证明要消除粒子退化现象是不可能的^[14]。对于粒子退化程度的大小可以采用有效粒子数来度量^[1]:

$$N_{\text{eff}} = \frac{N}{1 + \text{Var}(\tilde{\omega}_k^i)} = \frac{N}{1 + E[(\tilde{\omega}_k^i)^2] - [E(\tilde{\omega}_k^i)]^2} \quad (10)$$

为了计算方便,常用如下的近似公式^[1]:

$$N_{\text{eff}} \approx 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2 \quad (11)$$

式中: $\tilde{\omega}_k^i$ 为归一化前的权值; ω_k^i 为归一化后的权值。 N_{eff} 越小说明粒子权值退化越严重。

2.2 裂变重采样原理

若 k 时刻有效粒子数 $N_{\text{eff}} < N_{\text{th}}$, N_{th} 为设定的阈值, N_{th} 的参考范围为^[1]: $(N/3, N/2)$,则说明粒子退化严重,此时需要进行重采样,此时可以认为权值较大的 N_{eff} 个粒子为有效粒子,而剩下的 $(N - N_{\text{eff}})$ 为无效粒子,因此裂变重采样是在 N_{eff}

个大权值粒子附近进行采样,获得的粒子用来取代原粒子集中的小权值粒子。裂变重采样与传统的粒子复制不同,它是对与原粒子相关的某种分布(例如以原粒子状态及方差为参数的高斯分布)进行随机采样的过程。每个粒子裂变产生的子代粒子数正比于粒子权值,之后将父代粒子权值在原粒子和子代粒子间平均分配。整个处理过程可以描述为:权值排序→裂变繁殖→权值归一化。

2.3 裂变优选重采样

从2.2节的裂变重采样过程中可以分析出该重采样方法存在2个比较难以解决的问题:①重采样采用的是与原粒子相关的某种分布,那么对这种分布中的参数进行合理设定比较关键。例如高斯分布中的方差,由于在 k 时刻进行重采样前还未进行状态估计,因此原粒子状态方差无法得到。一种最直接的方法是人为指定数值方法^[13],但是权值不同的粒子方差是不同的,因此需要根据粒子的不同而设定不同的参数。②裂变产生的新粒子由于是在原粒子附近进行的随机采样,因此新粒子的优越性无法判断,有可能新生粒子离真实状态较远。针对上述2个问题,提出一种裂变优选的重采样方法。根据权值大小选出 k 时刻有效粒子,对应于 $k-1$ 时刻的粒子为裂变父代粒子,根据裂变原理产生新的子代粒子,将新生粒子进行一次迭代,由 k 时刻量测确定新生粒子权值,最后选出权值大的粒子取代 k 时刻粒子集中的小权值粒子^[15],具体过程如下。

设 k 时刻需要进行重采样, k 粒子一权重对表示为: $(\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i)$,而新采样的粒子一权值对表示为: $(\mathbf{x}_k^{(i,j)}, \omega_k^{(i,j)})$, (i,j) 表示由第 i 个粒子裂变产生的第 j 个粒子,采用高斯分布进行裂变采样 $\mathbf{x}_k^{(i,j)} \sim N(\mathbf{x}_k^i, \sigma_k^i)$, \mathbf{x}_k^i 为原粒子状态, σ_k^i 为相应的方差。

第一步:权值排列。对 k 时刻的粒子按权值从大到小进行排列,排列后的粒子一权重对表示为: $(\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i)$ 。

第二步:确定裂变父代粒子。选出权值较大的 N_{eff} 个有效粒子: $(\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i)$, k 时刻的 N_{eff} 个有效粒子对应于在 $k-1$ 时刻的粒子即为裂变父代粒子,表示为: $(\mathbf{x}_{k-1}^i, \omega_{k-1}^i)$ 。其中: $i=1,2,\dots,N_{\text{eff}}$

第三步:产生子代粒子。 \mathbf{x}_{k-1}^i ($i=1,2,\dots,N_{\text{eff}}$)附近进行高斯采样,均值和方差分别为 $k-1$ 时刻 \mathbf{x}_{k-1}^i 的状态和方差,得到子代粒子: $\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}$ 。

第四步:粒子优选。将新生的子代粒子进行一次滤波迭代,这样新生粒子的时刻推到了 k 时刻,根据 k 时刻量测以及权值函数对子代粒子进行赋权值,选择其中权值较大的若干粒子取代原粒子集中的小权值粒子得到新的粒子集。最后对新的粒子集进行统一赋权值。

2.4 裂变粒子数目确定

裂变粒子数目与权值大小成比例关系。 k 时刻的有效粒子-权重对 $(\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i)$,裂变父代粒子为 \mathbf{x}_{k-1}^i , $i=1,2,\dots,N_{\text{eff}}$ 。则第 i 个粒子 \mathbf{x}_{k-1}^i 的裂变粒子数为:

$$n(i) = \frac{\omega_k^i}{\text{sum}(\omega_k^i)} N_{\text{need}}, i=1,2,\dots,N_{\text{eff}} \quad (12)$$

式中: $\text{sum}(\omega_k^i)$ 表示对前 N_{eff} 粒子的权值求和, N_{need} 表示需要裂变的粒子数,若不存在粒子优选的过程,也等于无效粒子数,即 $N_{\text{need}} = N - N_{\text{eff}}$ 。为了增加有效粒子数,提高滤波精度,因此需要增加裂变粒子数 N_{need} ,然后优选出 $(N - N_{\text{eff}})$ 个粒子去覆盖原粒子集中小权值粒子。此时有: $N_{\text{need}} > (N - N_{\text{eff}})$ 。

2.5 裂变优选重采样粒子滤波步骤

步骤1 初始化。在 $t=0$ 时刻,依据重要性密度函数 $p(\mathbf{x}_0)$ 抽取 N 个粒子。

步骤2 位置预测。 $\mathbf{x}_k^i = f(\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{v}_{k-1})$ 。记为: $\mathbf{x}_k^1, \mathbf{x}_k^2, \dots, \mathbf{x}_k^N$ 。

步骤3 权值更新。

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)} \quad (13)$$

步骤4 归一化权值:

$$\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^N \omega_k^i \quad (14)$$

步骤5 计算有效粒子数。 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2$,并与阈值进行比较,如果 N_{eff} 小于阈值,则进入**步骤6**进行重采样,若 N_{eff} 大于阈值,则转向**步骤7**。

步骤6 重采样:按照2.3节的方法进行裂变优选重采样。

步骤7 状态估计: $\mathbf{X}_k = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_k^i \omega_k^i$ 。

3 实验仿真

3.1 实验场景设置

假设利用无源传感器跟踪匀速直线运动目标,蒙特卡罗仿真次数为50次,跟踪时间为50s,传感器扫描周期为 $T=1$ s,随机布置在长20km、宽20km的范围内,方位角方差为 $0.1\pi/180$ rad。无源传感器目标跟踪模型建立如下所示^[16]:

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{w}(k-1) \quad (15)$$

$$Z(k) = \arctan\left(\frac{y(k) - y^{\text{ob}}}{x(k) - x^{\text{ob}}}\right) + v(k) \quad (16)$$

式中: $\mathbf{X}(k) = [x(k) \quad v_x(k) \quad y(k) \quad v_y(k)]$ 表

示状态向量; F 为状态转移矩阵, $F =$

$$\begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; w(k-1) \text{ 为过程噪声, 标准差为}$$

$\sigma = 5 \text{ m/s}^2$, (x^{ob}, y^{ob}) 为传感器位置; $v(k)$ 为量测噪声, 即传感器方位角误差。目标初始位置为: $(100, 100)$, $v_x = 300 \text{ m/s}$, $v_y = 250 \text{ m/s}$ 。

3.2 实验结果及数据分析

本文算法与裂变自举粒子滤波以及随机重采样粒子滤波进行对比分析。重采样阈值 $N_{th} = 0.5N$, 得到结果为图 1~图 4, $N_{th} = 0.3N$, 得到有效粒子数为图 5。

3.2.1 滤波精度

对滤波精度采用均方误差进行评价:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i - x)^2} \quad (17)$$

式中: x_i 为每次滤波结果; x 为该时刻的真实值。

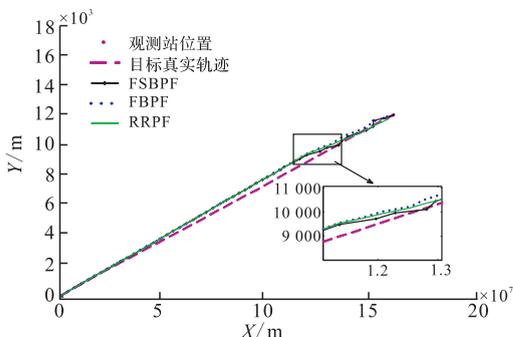


图 1 跟踪轨迹

Fig.1 Trajectory of targets

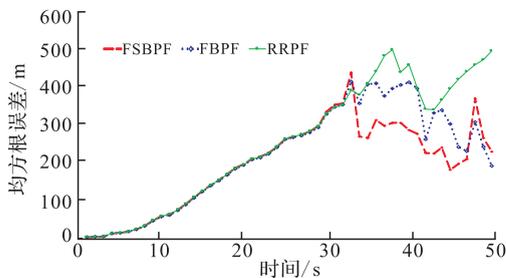


图 2 距离均方根误差

Fig.2 The RMSE of distance

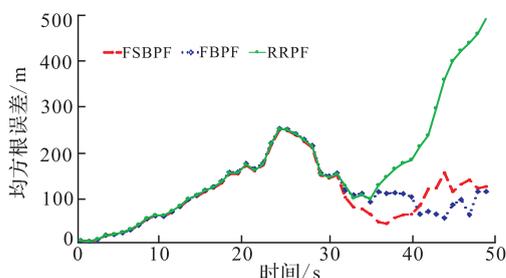


图 3 X 方向位置误差

Fig.3 The RMSE of position at X-axis

图 1~图 3 的实验条件为: 重采样阈值为 $N_{th} = 0.5N$, 总粒子数为 $N = 100$, 裂变优选重采样新生粒子数 $N_{need} = 100$ 。从图中可以看出, 在 33 s 前, 由于不存在重采样, 三者滤波精度基本保持一致, 并且随着迭代次数的增加, 远离真实状态的粒子误差增大, 权值越来越小, 即粒子退化越来越严重, 所以均方根误差增加。由于随机重采样只是简单地去掉低权值粒子而保留高权值粒子, 导致粒子贫化问题严重, 导致最后滤波发散。33 s 进行重采样后, 由于对裂变父代粒子赋予的方差各不相同且存在粒子优选的过程, 裂变优化重采样粒子滤波 (FSBPF) 精度要高于另外两种重采样方法。42 s 后出现裂变自举粒子滤波 (FBPF) 精度高于 FSBPF 的情况, 这是因为 FBPF 重采样的粒子优越性比 FSBPF 差, 粒子退化速度快, 滤波稳定性较低, 在 42 s FBPF 出现了第二次重采样, 而 FSBPF 仅进行一次重采样。

3.2.2 有效粒子数

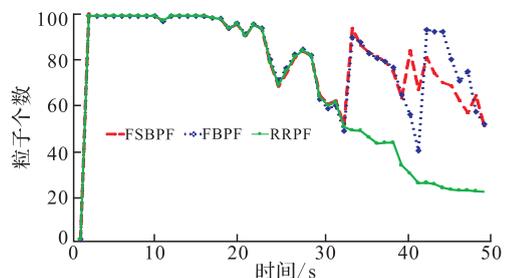


图 4 有效粒子数 ($N_{th} = 0.5N$)

Fig.4 Number of effective particles ($N_{th} = 0.5N$)

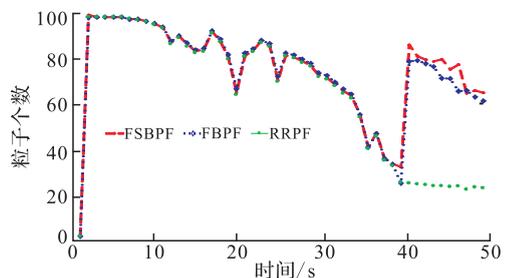


图 5 有效粒子数 ($N_{th} = 0.3N$)

Fig.4 Number of effective particles ($N_{th} = 0.3N$)

图 4 中 33 s 前由于不存在重采样, 3 种方法的有效粒子数基本相同, 33 s 时进行重采样, 随机重采样虽然使滤波精度有所提高 (图 1), 但由于只是简单地将小权值粒子去掉, 保存大权值粒子, 所以有效粒子数没有得到增加; 裂变自举粒子滤波 (FBPF) 分别在 33 s 和 42 s 进行了 2 次重采样, 而裂变优选重采样粒子滤波 (FSBPF) 只是在 33 s 进行了 1 次重采样, 这是因为裂变优选重采样的新生粒子是经过择优选择的, 这样产生的粒子更接近于真实状态, 粒子退化速度更缓慢, 滤波性能更加稳定。

图 5 中, 由于阈值的降低, 裂变优选重采样粒子滤波 (FSBPF) 和裂变自举粒子滤波 (FBPF) 都只进

行了1次重采样,可以看到,FSBPF的有效粒子数在40s后都大于裂变自举粒子滤波,其重采样产生的粒子优于FBPF。

3.2.3 滤波运算时间

滤波运算时间定义为完成50次滤波所需要的平均时间(50次蒙特卡罗实验的平均值),见表1。

表1 滤波运算时间

Tab.1 Compare of time

滤波类型	运行时间/s		相对计算强度	
	$N_{th}=0.5N$	$N_{th}=0.3N$	$N_{th}=0.5N$	$N_{th}=0.3N$
BPF	0.534	0.520	1.000	1.000
FBPF	0.571	0.537	1.069	1.033
FSBPF	0.737	0.790	1.380	1.519

从表1可以看出裂变优选重采样粒子滤波(FSBPF)的运行时间高于裂变自举粒子滤波(FBPF)和随机重采样粒子滤波(RRPF)。相对计算强度在 $N_{th}=0.5N$ 条件下低于在 $N_{th}=0.3N$ 的情况。这是由于在两种重采样阈值情况下,FSBPF重采样次数始终为1次,而FBPF和RRPF的重采样次数在高阈值情况下采样次数多于低阈值的情况。

4 结语

裂变优选重采样粒子滤波与传统的裂变重采样不同,裂变父代粒子不是来源于重采样时刻,而是重采样时刻有效粒子对应的上一时刻粒子,裂变产生的子代粒子经过一次迭代并根据新的量测获得权值,按照权值选大的原则选出优秀粒子替换掉原粒子集中的小权值粒子,通过粒子优选和更合理的参数设置使得粒子集更加趋向于后验分布。裂变优选重采样粒子滤波在精度上和有效粒子数上都有所提高,但是相应的时间也增加了。

参考文献(References):

- [1] 左军毅,张怡哲,梁彦.自适应不完全重采样粒子滤波器[J].自动化学报,2012,38(4):647-651.
ZUO Junyi,ZHANG Yizhe,LIANG Yan. Particle filter based on adaptive part resampling[J] Acta automatica sinica, 2012, 38(4):647-651.(in Chinese)
- [2] Gordon N J,Salmond D J,Smith A F M. Novel approach to nonlinear/ non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE proc Inst elect eng F, 1993, 140(2):107- 113.
- [3] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE transactions on signal processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [4] Doucet A, Godsill S J, Rieu C. On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering [J]. Statistics and computing, 2002, 10(3):197-208.
- [5] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. IEEE transactions on signal processing, 2004, 52(3):401-422.
- [6] 孙枫,唐李军. Cubature 粒子滤波[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(11):2554-2557.
SUN Feng, TANG Lijun. Cubature particle filter[J]. System engineering and electronics, 2011, 33(11): 2554-2557. (in Chinese)
- [7] Thrun S, Fox D, Burgard W. Robust monte carlo localization for mobile robots[J]. Artificial intelligence, 2001, 128(1-2): 99-141.
- [8] 方正,佟国峰,徐心和. 粒子群优化粒子滤波方法[J]. 控制与决策, 2007, 22(3): 273-277.
FANG Zheng, TONG Guofeng, XU Xinhe. Particle swarm optimized particle filter[J]. Control and decision, 2007, 22(3): 273-277. (in Chinese)
- [9] 叶龙,王京玲,张勤. 遗传重采样粒子滤波器[J]. 自动化学报, 2007, 33(8):885-887.
YE Long, WANG Jingling, ZHANG Qin. Genetic resampling particle filter[J]. Acta automatica sinica, 2007, 33(8): 885-887. (in Chinese)
- [10] YI Gao, SHESHENG Gao, YU Gu. Improved regularized particle filter algorithm for SINS/SAR integrated navigation [C]//IEEE 2010 international conference on computer application and system modeling, 2010, 970-974.
- [11] 赵丰,汤磊,张武,赵宗贵. 一种高实时性粒子滤波重采样算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(18):5789-5793.
ZHAO Feng, TANG Lei, ZHANG Wu, et al. High real-time resampling algorithm for particle filters[J]. Journal of system simulation, 2009, 21(18): 5789-5793. (in Chinese)
- [12] Driessen H, Boers Y. Efficient particle filter for jump Markov nonlinear systems[J]. IEE proc-radar sonar navig, 2005, 152(5):323-326.
- [13] 程水英,张剑云. 裂变自举粒子滤波[J]. 电子学报, 2008, 36(3):500-504.
CHENG Shuiying, ZHANG Jianyun. Fission bootstrap particle filtering[J]. Acta electronica sinica, 2008, 36(3): 500-504 (in Chinese)
- [14] Kong A, Liu J S, Wong W H. Sequential imputations and Bayesian missing data problem[J]. Journal of American statistical association, 1994, 89:278-288.
- [15] 张琪,胡昌华,乔玉坤. 基于权值选择的粒子滤波算法研究[J]. 控制与决策, 2008, 23(1):117-120.
ZHANG Qi, HU Changhua, QIAO Yu-kun. Particle filter algorithm based on weight selected[J]. Control and Decision, 2008, 23(1):117-120. (in Chinese)
- [16] 王蓉,冯新喜,周航,等. 基于正态截断模型的被动传感器目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2013, 14(1): 66-70.
WANG Rong, FENG Xinxi, ZHOU Hang et al. Passive sensor target tracking algorithm based on normal truncated model [J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2013, 14(1): 66-70. (in Chinese)