

拟蒙特卡罗自适应粒子滤波的机载无源定位算法

刘学^{1,2}, 焦淑红¹

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 150001, 哈尔滨; 2. 中国人民解放军 91245 部队, 125001, 辽宁葫芦岛)

摘要: 为了加快无源定位速度, 提高定位精度和滤波算法的稳定性, 提出一种基于拟蒙特卡罗自适应高斯粒子滤波的机载无源定位算法. 利用拟蒙特卡罗积分技术优化采样粒子在状态空间中的分布特性, 降低积分误差, 提高滤波精度, 并且根据预测粒子在状态空间中的分布情况实时自适应调整下一次滤波所需的粒子数, 减少冗余粒子, 在保证滤波精度的同时有效地提高了算法的运行效率. 将所提算法应用于机载无源定位系统, 仿真结果验证了该算法的有效性.

关键词: 无源定位; 拟蒙特卡罗; 粒子滤波

中图分类号: TN957.51 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)09-0034-06

Quasi Monte-Carlo Adaptive Particle Filter for Airborne Passive Location

LIU Xue^{1,2}, JIAO Shuhong¹

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. No. 91245 Army, Huludao, Liaoning 125001, China)

Abstract: To meet the requirements of higher location speed, stability and accuracy in the airborne passive location, a quasi Monte-Carlo adaptive Gaussian particle filter is proposed. The deterministic samples are chosen according to quasi Monte-Carlo integration to explore the state space more efficiently, so that the integration error is reduced and the filter accuracy is improved. Predicting the distribution of the particles in the state space, the number of particles for the next time is adapted real-timely, and the redundant particles are reduced. Therefore, the efficiency of the filter is improved while the accuracy is guaranteed. Simulation results show the availability of this filter.

Keywords: passive location; quasi Monte-Carlo; particle filter

在信息战条件下, 机载有源雷达电磁隐蔽性差, 抗侦察、抗干扰能力弱等问题日渐呈现, 因此无源定位技术备受关注. 无源定位技术具有设备量少、作用距离远、隐蔽性能好、生存能力强等特点, 对现代信息战具有极其重要的军事意义^[1].

无源定位是一个典型的非线性滤波问题. 近年来, 粒子滤波算法 (particle filter, PF) 已被广泛用于解决非线性、非高斯滤波问题, 它的核心思想是利用大量随机样本及相应的权值来逼近随机变量的后验

概率分布^[2]. 但是, 对机载无源定位系统应用而言, 受系统可观测性弱的影响, 初值误差及其协方差都非常大, 标准的粒子滤波算法很容易出现快速退化现象, 滤波性能很差. 为克服这个缺陷, 文献[3]提出了高斯粒子滤波算法, 将状态的后验分布假设为近似高斯分布, 用蒙特卡罗积分更新状态的均值和协方差阵, 不需要重采样步骤, 在高斯分布假设成立的条件下, 使滤波性能大幅提高. 然而, 在无源定位系统使用时, 由于过程噪声较小, 这样的操作易造成样

本聚集,影响估计精度.为解决这一问题,文献[4-5]提出了序贯 QMC 算法(sequential quasi Monte Carlo, SQMC),通过在采样空间中生成随机化 QMC 样本并使其在空间中分布更为均匀来获得优于蒙特卡罗方法的估计精度.可是,这种方法的计算量与采样粒子数的平方成正比,且随系统状态维数的增加呈指数形式增长.针对上述问题,本文提出一种粒子数可在线调整的拟蒙特卡罗自适应高斯粒子滤波算法(quasi Monte-Carlo adaptive Gaussian particle filter, QMCAGPF),通过比较预测状态的后验概率密度与重要性密度之间的 Kullback-Lerbler 距离(简称 KL 距离)来确定粒子在状态空间的分布状况,实现对粒子规模的实时控制.仿真结果表明,本文提出的新算法在保证滤波精度的同时,有效地提高了计算效率.

1 机载定位模型

1.1 坐标转换

与地面无源定位不同,机载无源定位的观测量是在机体坐标系下进行测量的,因此需要进行坐标转换.首先对机体坐标系进行定义:以弹体质心为坐标原点,以航向方向为 Y' 轴,垂直于机体平面向上方向为 Z' 轴, Y' 轴、 X' 轴和 Z' 轴构成右手坐标系,如图 1 所示.在地固坐标系中,假设在 k 时刻目标辐射源的状态矢量 $\mathbf{X}_{Tk} = [x_{Tk}, y_{Tk}, \dot{x}_{Tk}, \dot{y}_{Tk}]^T$, 机体姿态信息为滚动角 θ_k 、俯仰角 η_k 和偏航角 γ_k , 状态矢量 $\mathbf{X}_{Ok} = [x_{Ok}, y_{Ok}, z_{Ok}, \dot{x}_{Ok}, \dot{y}_{Ok}, \dot{z}_{Ok}]^T$, 两者之间的方位角为 β_k , 俯仰角为 ϵ_k . 机体在 k 时刻的状态矢量和姿态信息可以通过 GPS 和机载导航设备获得.定义两者在机体坐标系中的相对状态矢量 $\mathbf{X}'_k = [x'_k, y'_k, z'_k, \dot{x}'_k, \dot{y}'_k, \dot{z}'_k]^T$, 位置矢量的坐标转换关系如下^[6]

$$\begin{bmatrix} x'_k \\ y'_k \\ z'_k \end{bmatrix} = \mathbf{A}_k \begin{bmatrix} x_{Tk} - x_{Ok} \\ y_{Tk} - y_{Ok} \\ -z_{Ok} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} q_{11k} & q_{12k} & q_{13k} \\ q_{21k} & q_{22k} & q_{23k} \\ q_{31k} & q_{32k} & q_{33k} \end{bmatrix}$ 表示地固坐标系到机体

坐标系的转换矩阵,由地固坐标系分别绕 Y 轴旋转 θ_k 、绕 X 轴旋转 η_k 、绕 Z 轴旋转 γ_k 得到,其中

$$\begin{aligned} q_{11k} &= \cos\eta_k \cos\gamma_k \\ q_{12k} &= \cos\theta_k \sin\gamma_k + \sin\theta_k \sin\eta_k \cos\gamma_k \\ q_{13k} &= \sin\theta_k \sin\gamma_k - \cos\theta_k \sin\eta_k \cos\gamma_k \\ q_{21k} &= -\cos\eta_k \sin\gamma_k \end{aligned}$$

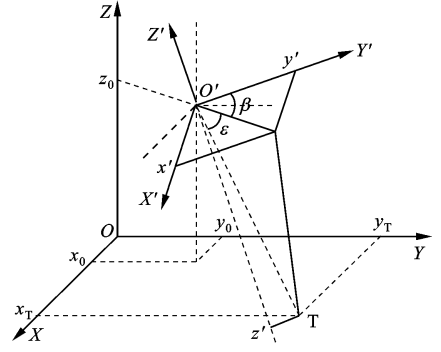


图1 观测器和目标在三维空间的几何关系图

$$\begin{aligned} q_{22k} &= \cos\theta_k \cos\gamma_k + \sin\theta_k \sin\eta_k \sin\gamma_k \\ q_{23k} &= \sin\theta_k \cos\gamma_k + \cos\theta_k \sin\eta_k \sin\gamma_k \\ q_{31k} &= \sin\eta_k \\ q_{32k} &= -\sin\theta_k \cos\eta_k \\ q_{33k} &= \cos\theta_k \cos\eta_k \end{aligned}$$

同理,速度矢量也有如式(1)中的转换关系.

1.2 定位方法与定位模型

以基于空频域信息的单站无源定位方法建立状态方程和观测方程

$$\mathbf{X}_{Tk+1} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{Tk}, \mathbf{w}_k) = \boldsymbol{\phi}_k \mathbf{X}_{Tk} + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k \quad (2)$$

$$\mathbf{Z}_k = [\beta_k \quad \epsilon_k \quad \dot{\beta}_k \quad \dot{\epsilon}_k \quad \dot{f}_{Dk}]^T + \mathbf{v}_k \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{\phi}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & T\mathbf{I}_2 \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}$, $\mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} T^2 \mathbf{I}_2 / 2 \\ T\mathbf{I}_2 \end{bmatrix}$ 为状态转移矩阵,其中 T 为测量周期, $\mathbf{I}_2$ 为 2 阶单位阵; $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别为过程噪声和观测噪声,均是相互独立的零均值高斯噪声; $E[\mathbf{w}_i \mathbf{w}_j^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{ij}$; $E[\mathbf{v}_i \mathbf{v}_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{ij}$. 由质点运动学原理,可得到各个观测变量的表达式^[1]

$$\beta_k = \arctan(x'_k / y'_k) \quad (4)$$

$$\epsilon_k = \arctan[\dot{z}'_k / (x_k'^2 + y_k'^2)^{1/2}] \quad (5)$$

$$\dot{\beta}_k = (y'_k \dot{x}'_k - x'_k \dot{y}'_k) / (x_k'^2 + y_k'^2) \quad (6)$$

$$\dot{\epsilon}_k = \frac{-x'_k \dot{z}'_k \dot{x}'_k - y'_k \dot{z}'_k \dot{y}'_k + (x_k'^2 + y_k'^2) \dot{z}'_k}{(x_k'^2 + y_k'^2)^{1/2} (x_k'^2 + y_k'^2 + \dot{z}_k'^2)} \quad (7)$$

当观测站与目标辐射源之间有相对径向速度时,接收到的频率 f 中应包含多普勒频率,假设目标辐射源频率 f_T 恒定不变,则有

$$f = f_T + f_D \quad (8)$$

式中: f_D 为多普勒频率,其表达式^[1]为

$$f_{Dk} = -f_T (\dot{x}'_k \sin\beta_k \cos\epsilon_k + \dot{y}'_k \cos\beta_k \cos\epsilon_k + \dot{z}'_k \sin\epsilon_k) / c \quad (9)$$

对 f_D 求导,得到多普勒频率变化率的表达式^[1]

$$\dot{f}_{Dk} = -f_T [\ddot{x}'_k \sin\beta_k \cos\epsilon_k + \ddot{y}'_k \cos\beta_k \cos\epsilon_k + \ddot{z}'_k \sin\epsilon_k + r_k (\dot{\beta}_k \cos\epsilon_k)^2 + r_k (\dot{\epsilon}_k)^2] / c \quad (10)$$

式中: c 为电磁波传播速度. 当观测站与目标辐射源之间没有较大机动的条件下, 加速度项可忽略, 从而

$$\dot{f}_{\text{Dk}} = -f_{\text{T}}[\dot{r}_k(\dot{\beta}_k \cos \epsilon_k)^2 + r_k(\dot{\epsilon}_k)^2]/c \quad (11)$$

2 拟蒙特卡罗滤波方法

2.1 粒子滤波方法

离散动态系统状态空间模型可描述为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_k); \mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \quad (12)$$

式中: $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^{n_x}$ 和 $\mathbf{z}_k \in \mathbf{R}^{n_z}$ 分别表示系统的状态向量和观测向量; $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别为独立分布的过程噪声和观测噪声. 在贝叶斯框架下, 我们的目的是在已知初始概率分布 $\mathbf{P}(\mathbf{x}_0)$ 及从开始到 k 时刻所有观测值 $\mathbf{z}_{1:k} = \{\mathbf{z}_i, i=1, \dots, k\}$ 的条件下, 递归地估计状态的后验分布 $\mathbf{P}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$, 进而得到系统状态 $\mathbf{x}_k$ 的最优估计.

最优贝叶斯估计的观测更新和时间更新分别为

$$\mathbf{P}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int \mathbf{P}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) \mathbf{P}(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (13)$$

$$\mathbf{P}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \mathbf{P}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k) \mathbf{P}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) / c_k \quad (14)$$

式中: $c_k = \int \mathbf{P}(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) \mathbf{P}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_k$ 为归一化常量. 粒子滤波也称序贯蒙特卡罗方法, 通过蒙特卡罗技术实现式(13)的多元多维积分, 进而来实现贝叶斯递推估计, 即通过在状态空间中传播的加权随机样本 $\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 来近似状态后验概率密度函数, 当采样点数趋于无穷大时, 对后验分布的估计可以达到最优贝叶斯估计.

2.2 拟蒙特卡罗方法

文献[4]通过研究发现, 完全采用蒙特卡罗随机采样不能有效地利用模拟数据, 采样样本往往会出现聚集和空隙现象, 因此不能充分地表示整个采样空间. 针对这个问题, 文献[4]提出了 QMC 方法: 通过精选的确定性样本点来代替蒙特卡罗采样中的随机点, 使采样样本在状态空间内尽可能均匀分布的同时彼此之间的距离最大, 其中确定性的样本点由低偏差序列通过某种变换得到. 从理论上讲, 对于相同 d 维空间上的积分, 若采样点数为 N , QMC 方法将以阶数 $O(N^{-1} \log_d N)$ 收敛, 而蒙特卡罗积分收敛阶数为 $O(N^{-1/2})$. 因此, QMC 的估计精度高于蒙特卡罗方法[4].

常见的低偏差序列有 Halton 序列、Sobol 序列、Failure 序列和 LHS 序列等. 为给下面提出

QMCAGPF 作铺垫, 以 Halton 序列为例, 给出生成拟高斯点的方法, 其中 Halton 序列可由下面的公式递推得到[7]

$$n = \sum_{i=0}^m a_i(n) p^i; H_p(n) = \sum_{i=0}^m \frac{a_i(n)}{p^{i+1}} \quad (15)$$

式中: p 是序列的基数, 为一素数. 给定一个随机整数 n , 可以构造一个关于 p 的多项式, 该多项式的项数为 m , 系数为 $a_i(n) \in \{0, 1, \dots, p-1\}$, 这样利用式(15)就可以计算得到与 n 对应的 Halton 序列中的一个元素 $H_p(n)$. 如果采用不同的基数 $p_1, p_2, \dots, p_d$, 就可以得到长度为 N 的 d 维 Halton 序列 $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_N\}$, 其中 $\mathbf{u}_k = [H_{p_1}(k), H_{p_2}(k), \dots, H_{p_d}(k)]^T$. 但是, 使用低偏差序列这种确定性采样方法不能保证采样点之间相互独立, 这违背了状态估计的无偏特性, 使积分精度难以保证. 为此, 文献[7-8]提出了将拟蒙特卡罗序列随机化的方法. 下面介绍将低偏差序列转换为服从高斯分布 $N(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{P})$ 的拟高斯序列的方法[8].

(1) 用 d 维单位高斯分布的反函数 φ^{-1} 将随机 Halton 序列转换为服从单位高斯分布的序列 $y_k = \varphi^{-1}(\mathbf{u}'_k)$, $k=1, 2, \dots, N$.

(2) 将服从单位 d 维高斯分布的序列转换为服从均值为 $\boldsymbol{\mu}$ 、协方差为 $\mathbf{Q}$ 的高斯分布序列. 首先对协方差矩阵 $\mathbf{P}$ 进行 Cholesky 分解 $\mathbf{P} = \mathbf{S}^T \mathbf{S}$, 然后得到拟高斯序列[8]

$$\mathbf{x}_k = \boldsymbol{\mu} + \mathbf{S} \mathbf{y}_k, \quad k=1, 2, \dots, N \quad (16)$$

2.3 拟蒙特卡罗高斯粒子滤波算法

高斯粒子滤波算法将后验分布假设为高斯的, 在粒子更新权值后利用蒙特卡罗积分估计后验分布的均值和方差, 并根据这个高斯分布采样得到新的样本, 每次迭代重新生成新的粒子集合. 由于所有步骤都是对连续分布采样的, 因此不会引起粒子贫化问题. 在高斯粒子滤波算法的框架下, 文献[5, 9]用拟蒙特卡罗采样样本代替传统的蒙特卡罗随机样本, 得到 QMCGPF 算法. 算法流程如下.

(1) 生成一个长度为 N 的 d 维 Halton 序列 $\{\mathbf{u}_k\}_{k=1}^N$, 对其进行随机化处理得到 $\{\mathbf{u}'_k\}_{k=1}^N$. 已知 $k-1$ 时刻的状态分布

$$\mathbf{P}(\mathbf{x}_{k-1}) = \mathbf{N}(\mathbf{x}_{k-1}; \bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \hat{\mathbf{P}}_{k-1}) \quad (17)$$

(2) QMC 采样. 采用 2.2 节介绍的方法, 生成 N 个服从 $\mathbf{P}(\mathbf{x}_{k-1})$ 的拟高斯点

$$\{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^N \sim \mathbf{N}(\mathbf{x}_{k-1}; \bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \hat{\mathbf{P}}_{k-1})$$

(3) 根据状态方程预测 k 时刻的粒子集

$\{\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$, 估计 $\{\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ 的均值和协方差

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)} \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{k|k-1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T \quad (19)$$

(4) 从重要性密度 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 中利用 QMC 采样抽取拟高斯样本 $\{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^N$, 通常 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 采用 $N(\mathbf{x}_k; \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1})$ 或 $P(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$.

(5) 利用观测值 $\mathbf{z}_k$ 计算各个粒子的权值 $\omega_k^{(i)}$, 然后作归一化处理

$$\omega_k^{(i)} = \frac{P(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) N(\mathbf{x}_k^{(i)}; \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1})}{q(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})} \quad (20)$$

$$\omega_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} / \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \quad (21)$$

(6) 估计 k 时刻的目标状态及后验分布

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} (\mathbf{x}_k^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_k)^T \quad (23)$$

拟蒙特卡罗滤波虽然提高了滤波精度,但是从算法流程可以看出,QMCGPF 比 GPF 多 2 步 QMC 采样的步骤. GPF 的计算复杂度只有 $O(N)$, 而 QMCGPF 的计算复杂度为 $O(N^2)$, 且计算量与采样粒子数的平方成正比, 并随系统状态维数的增加呈指数形式增长, 这对于实时性要求较高的机载无源定位系统来说是不可接受的. 为了提高计算效率, 下面提出自适应 QMCGPF 算法——QMCGPF.

3 自适应拟蒙特卡罗滤波方法

3.1 粒子数自适应

粒子滤波的计算效率主要受粒子数影响, 因此提高效率的关键在于: 当系统不确定性较大时, 采用较多的粒子对后验分布进行较为准确的估计; 当系统不确定性较小时, 仅保留保证滤波估计精度所需的最少粒子数即可完成对系统状态的估计. 目前常用的方法是文献[10]中提出的 KLD 采样方法和文献[11-12]中提出的样本数控制器. 样本数控制器采用 2 个不同粒子数的粒子滤波器, 根据它们估计的后验分布之间的差异调整粒子数目, 但是其代价是额外增加了一个粒子滤波器的时间和空间开销. KLD 采样方法通过对状态空间进行划分, 根据状态真实分布与基于粒子的近似分布之间的 KL 距离求

取划分空间中的粒子密度, 然后根据这个粒子密度对粒子数进行控制. 采用 KLD 方法的前提是能够对状态空间范围有较为准确的把握, 并能进行适当的划分, 但这对机载无源定位系统来说是非常困难的, 受可观测性的限制, 初始状态误差及其随机性都较大, 准确地确定误差边界及准确地划分离散状态空间都是难以解决的问题. 针对上述 2 种方法存在的问题, 本文在 KLD 方法的基础上, 结合 QMCGPF 的特点(将后验分布和建议分布均假设为单峰的高斯分布, QMC 采样粒子分布均匀), 提出一种粒子数模糊自适应调整方法.

3.2 基于 KL 距离的粒子数自适应控制策略

KL 距离又称相对熵, 表示 2 个概率分布 $P(\mathbf{x})$ 和 $q(\mathbf{x})$ 的近似程度. KL 距离定义为

$$\text{KL}(P \| q) = \int P(\mathbf{x}) \log \frac{P(\mathbf{x})}{q(\mathbf{x})} d\mathbf{x} \quad (24)$$

式中: $\text{KL}(P \| q) \geq 0$, 当且仅当 $P(\mathbf{x})$ 与 $q(\mathbf{x})$ 分布一致时 $\text{KL}(P \| q) = 0$ [12].

在 QMCGPF 中, 用 $P(\mathbf{x})$ 和 $q(\mathbf{x})$ 分别表示状态的后验概率 $P(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 和重要性密度 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$. 基于 KL 距离的粒子数自适应控制策略的核心思想是: 根据预测粒子在状态空间的分布状况来在线改变粒子数, 即当 $\text{KL}(P \| q) \leq \sigma_{\text{thr}} \approx 0$ 时, 表示量测提供的新信息对滤波的作用不大, 只保留能维持滤波精度的粒子数即可; 当 KL 距离较远时, 表明系统的不确定性很大, 需增加粒子才能对状态进行准确估计. 模糊自适应控制策略如下

$$N_k = \begin{cases} (1 + \lambda_k) N_{k-1}, & \text{KL}(\mathbf{P}_k \| \mathbf{q}_k) > \sigma_{\text{thr}} \\ N_{k-1}, & \text{KL}(\mathbf{P}_k \| \mathbf{q}_k) = \sigma_{\text{thr}} \\ (1 - \lambda_k) N_{k-1}, & \text{KL}(\mathbf{P}_k \| \mathbf{q}_k) < \sigma_{\text{thr}} \end{cases} \quad (25)$$

且 $N_k \in [N_{\min}, N_{\max}]$. $N_{\min}$ 和 $N_{\max}$ 分别为粒子数的下限与上限, σ_{thr} 为设定的 KL 距离阈值, 均由系统状态维数和滤波精度指标共同确定. 由于无源定位系统的滤波过程一般都是前期系统不确定性较大, 后期较小, 所以 λ_k 应选择一个与时间 k 相关的平稳函数, 本文选择一个瑞利分布的函数

$$\lambda_k = \frac{\text{KL}(\mathbf{P}_k \| \mathbf{q}_k) k}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k^2}{2\sigma^2}\right) \quad (26)$$

式中: σ^2 是一个与观测次数关联的负载, 在下面第 4 节的仿真中, 由于时间步数选为 100, 故上式瑞利函数的参数 σ^2 应选在 23~28 之间才能保证函数随时间衰减得较为平稳, 不产生衰落边缘陡峭或是截断

的现象。

3.3 基于 QMCAGPF 的机载无源定位算法流程

(1)初始化. 利用首次观测求得初始相对距离 $\hat{r}_0 = -\lambda \dot{f}_{D0} / (\epsilon_0^2 + \dot{\beta}_0^2 \cos^2 \epsilon_0)$, 结合角度 β_0, ϵ_0 得出目标 T 在弹体坐标系下的位置矢量的估计 $[\hat{x}'_0, \hat{y}'_0, \hat{z}'_0]^T$, 再结合 $\hat{\mathbf{X}}_{00}$ 和式(1)得出目标 T 在地固坐标系下的位置矢量的估计 $[\hat{x}_{T0}, \hat{y}_{T0}]^T$. 将初始速度设为 0, 这样得到初始状态估计为 $\hat{\mathbf{X}}_{T0}$, 再根据初次观测误差计算出初始误差协方差矩阵 $\hat{\mathbf{P}}_0$. 设定初始粒子数 $N_0, N_{\min}, N_{\max}, \sigma_{\text{thr}}$ 和 σ^2 , 这里 σ_{thr} 根据系统的状态维数(四维)和滤波精度共同确定, 具体方法是以 QMCGPF 滤波平稳后的 KL 距离为基准, 取粒子数为 $N_0, N_{\min}$ 和 $N_{\max}$ 时的 KL 距离的均值作为阈值。

(2)~(7)步同 2.3 节中 QMCGPF 的(1)~(6)步, 但这里要注意粒子数不再固定不变。

(8)计算状态的后验概率 $\mathbf{P}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 和重要性密度 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 之间的 KL 距离, 然后根据式(25)得到 k 时刻需要的粒子数 N_k , 返回第(2)步继续递推估计, 直至滤波结束。

4 仿真实验与结果分析

设置 3 组实验, 在不同的观测精度条件下采用 QMCAGPF、PF、GPF 和 QMCGPF 算法进行测试, 以比较不同算法的性能。PF 采用系统重采样。

仿真参数设置如下: 在地固坐标系中, 假设载机的起始位置为(0, 0, 8) km, 速度为(300, 0, 0) m/s, 姿态的变化规律为 $(1, -1, 0.1) \times 10^{-3}$ rad/s; 机载 GPS 和导航设备的精度为 $\sigma_{x_0} = \sigma_{y_0} = \sigma_{z_0} = 0.5$ m/s, $\sigma_{x_0} = \sigma_{y_0} = 30$ m, $\sigma_{z_0} = 5$ m; 目标辐射源的起始位置为(160, 100) km, 速度为(-15, 10) m/s. 每组实验的测量精度如下:

- 实验 1 $\sigma_\beta = \sigma_\epsilon = 17.4 \times 10^{-3}$ rad, $\sigma_{f_D} = 1$ Hz,
 $\sigma_{\dot{\beta}} = \sigma_{\dot{\epsilon}} = 0.1 \times 10^{-3}$ rad/s;
- 实验 2 $\sigma_\beta = \sigma_\epsilon = 26.1 \times 10^{-3}$ rad, $\sigma_{f_D} = 2$ Hz,
 $\sigma_{\dot{\beta}} = \sigma_{\dot{\epsilon}} = 0.2 \times 10^{-3}$ rad/s;
- 实验 3 $\sigma_\beta = \sigma_\epsilon = 34.8 \times 10^{-3}$ rad, $\sigma_{f_D} = 4$ Hz,
 $\sigma_{\dot{\beta}} = \sigma_{\dot{\epsilon}} = 0.4 \times 10^{-3}$ rad/s.

3 组实验中目标载频为 10 GHz, $\sigma_{f_T} = 10$ MHz, 采样周期 $T = 1$ s, 观测次数为 100. 各滤波算法均取相同的初始粒子数 $N = 300$, 对于 QMCAGPF, 取 $N_{\min} = 150, N_{\max} = 500, \sigma^2 = 25$. 算法的性能指标用

相对距离误差 E_{rr} 来测度

$$E_{rr} = \left(\frac{(x_{\text{true}} - \hat{x})^2 + (y_{\text{true}} - \hat{y})^2}{x_{\text{true}}^2 + y_{\text{true}}^2} \right)^{1/2} \times 100\%$$

(27)

仿真中, 每一组做 50 次蒙特卡罗实验, 定位精度为定位跟踪最后 20 s 的 E_{rr} 均值. 仿真结果如表 1、表 2 和图 2~图 4 所示。

表 1 不同观测精度时的定位精度比较

算法	$E_{rr}/\%$		
	实验 1	实验 2	实验 3
PF	6.87	12.64	26.42
GPF	3.11	5.03	9.28
QMCGPF	2.53	3.41	7.03
QMCAGPF	2.49	3.36	7.16

表 2 算法运行时间比较

算法	平均单次运行时间/s		
	实验 1	实验 2	实验 3
PF	0.023 3	0.021 6	0.026 1
GPF	0.019 4	0.018 7	0.019 5
QMCGPF	0.059 1	0.058 8	0.060 3
QMCAGPF	0.033 6	0.036 4	0.044 2

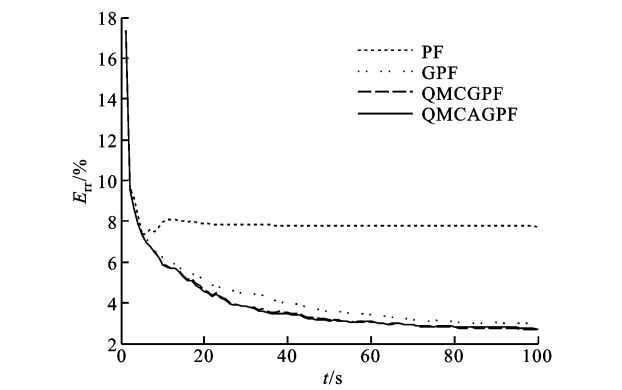


图 2 实验 1 中各算法的统计平均曲线

从表 1 和图 2~图 4 可以看出, 随着观测精度的降低, 各算法的收敛速度开始变慢, 定位精度降低. PF 的定位精度在收敛到一定程度后就会一直保持, 不再继续收敛, 这是因为发生了严重的粒子退化和贫化现象, 而 GPF 因为高斯分布的假设成立, 且

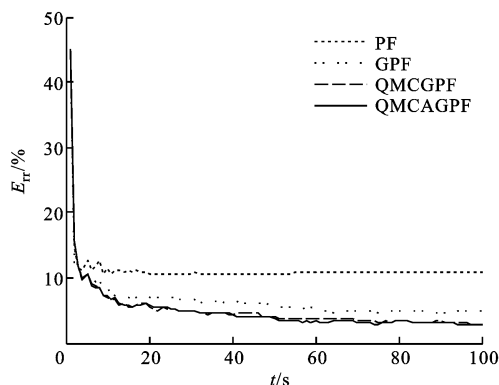


图3 实验2中各算法的统计平均曲线

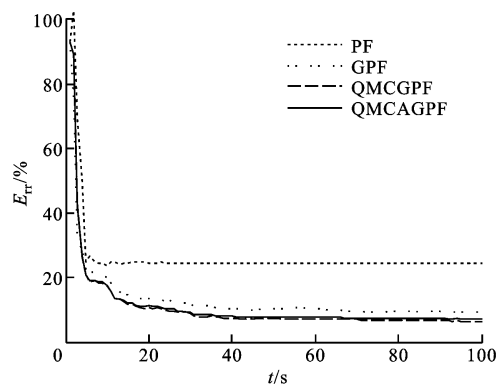


图4 实验3中各算法的统计平均曲线

从连续分布中进行采样,对每个样本点增加高斯扰动,从而增加了粒子的多样性,不会出现粒子贫化问题,因此其性能较PF有较大改善。

QMCGPF在GPF的基础上采用拟蒙特卡罗采样技术,使得采样点在状态空间中的分布更加均匀,提高了对状态后验分布的估计精度,因此在相同粒子数的条件下,定位精度高于GPF。但是,从表2可以看出,QMCGPF在提高定位精度的同时,其单次运行时间也大幅增加。

QMCAGPF在QMCGPF的基础上增加了粒子数自适应调整步骤,从表2和图2~图4可以看出,QMCAGPF在保证定位精度的同时有效地提高了粒子的使用效率,但是在不同观测精度条件下,粒子使用效率提高的程度有所不同:QMCAGPF的运行时间随观测精度的降低而增加,这是因为系统状态预测空间会随观测精度的降低而逐渐增大,对状态的后验分布预测的不确定性随之增加,即在滤波开始后的较长时间内 $KL(P \parallel q)$ 远大于 σ_{thr} ,导致 λ_k 的值较大,粒子规模迅速达到 N_{max} 并较长时间保持不变,留给缩减粒子的时间相对较少,这就产生了粒子使用效率随观测精度下降而下降的现象。

5 结 论

本文结合利用空频域信息的机载无源定位方法,提出了与之相适应的QMCAGPF算法,将拟蒙特卡罗积分技术与GPF算法相结合,提高了算法的定位精度,并通过基于KL距离的粒子数自适应控制策略,在保证定位精度的同时,有效地提高了粒子的使用效率,进而提高了系统的实时性。因此,新算法在机载无源定位系统工程化中有一定的参考价值,同时也可以应用于其他无源定位和非线性滤波领域。

参考文献:

- [1] 孙仲康,郭福成,冯道旺.单站无源定位跟踪技术[M].北京:国防工业出版社,2008:65-120,187-198.
- [2] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings: F, 1993, 140(2): 107-113.
- [3] KOTECHA J H, DJURIC P M. Gaussian particle filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(2):2592-2601.
- [4] GUO Dong, WANG Xiaodong. Quasi-Monte Carlo filtering in nonlinear dynamic systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(6): 2087-2098.
- [5] 郭辉,姬红兵,武斌.采用拟蒙特卡罗法的被动多传感器目标跟踪[J].西安电子科技大学学报,2010,37(6):1042-1047.
- [6] GUO Hui, JI Hongbing, WU Bin. Quasi-Monte Carlo Gaussian particle filter based target tracking for the multiple passive sensor [J]. Journal of Xidian University, 2010, 37(6): 1042-1047.
- [7] 牛新亮,赵国庆,刘原华,等.基于多普勒变化率的机载无源定位研究[J].系统仿真学报,2009,21(11):3370-3373.
- [8] NIU Xinliang, ZHAO Guoqing, LIU Yuanhua, et al. Research on airborne passive location using Doppler changing rate [J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(11): 3370-3373.
- [9] OWEN A B. Monte Carlo extension of quasi-Monte Carlo [C]//Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1998:571-577.
- [10] HENDERSON S G, CHIERA B A, COOKE R M. Generating dependent quasi-random numbers [C] // Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000: 527-536.
- [11] WANG Junhou, SONG Chunlei. A novel Gaussian

- particle filter based on randomized quasi Monte Carlo for initial alignment in SINS [C]//Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Information and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 1245-1250. [10] FOX D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling [J]. International Journal of Robotic Research, 2003, 22(12): 985-1003.
- [11] KARLSSON R, GUSTAFSSON F. Monte Carlo data association for multiple target tracking [C]//Proceedings of IEEE Colloquium on Target Tracking: Algorithms and Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 1-5.
- [12] 段琢华, 蔡自兴, 于金霞. 移动机器人软故障检测与补偿的自适应粒子滤波算法[J]. 中国科学: E 信息科学, 2008, 38(4): 565-578.
- DUAN Zhuohua, CAI Zixing, YU Jinxia. Soft fault diagnosis and compensation for mobile robots based on adaptive particle filter [J]. Science in China: E Information Sciences, 2008, 38(4): 565-578.
- [本刊相关文献链接]**
- 一种改进的加权质心定位算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(8): 1-4.
- 利用离去角度的无线传感器网络分布式节点定位方法. 西安交通大学学报, 2010, 44(2): 61-66.
- 大规模传感器网络局部半定规划的节点定位算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(8): 38-42.
- 无线传感器网络分布式射频干涉定位方法. 西安交通大学学报, 2009, 43(8): 48-52.
- 利用角度测量估计机动目标运动参数的方法. 西安交通大学学报, 2009, 43(6): 67-71.
- 多源二维测角信息的三维动态目标跟踪定位算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(4): 462-465.
- 一种基于接收信号强度指示的改进型定位算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(2): 147-151.
- (编辑 葛赵青)