

一种目标特性辅助的积分粒子滤波新方法

李良群, 谢维信

(深圳大学 ATR 国防科技重点实验室, 广东深圳 518060)

摘要: 针对非均匀稀疏采样环境下目标跟踪中的非线性滤波问题, 提出了一种基于 Gauss-Hermite 积分和目标特性辅助的积分粒子滤波新方法(AQPF). 在该方法中, 构建了基于 Gauss-Hermite 积分的积分点概率密度函数作为重要性密度函数, 同时, 在时间更新阶段引入目标观测、目标观测的有效时间间隔、目标速度等目标特性, 综合改善滤波器中预测粒子和预测协方差估计的准确性和粒子的多样性, 有效提高目标状态的估计性能. 实验结果表明, 提出方法的估计性能要明显好于无迹 kalman 滤波(UKF)、积分 kalman 滤波(QKF)、粒子滤波(PF)、辅助粒子滤波(APF)和高斯粒子滤波(GPF), 能够有效对目标状态进行估计.

关键词: 非均匀稀疏采样; Gauss-Hermite 积分; 积分粒子滤波; 目标特性

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)10-2069-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.10.031

A Novel Auxiliary Quadrature Particle Filtering Algorithm Based on Target Characteristic

LI Liang-qun, XIE Wei-xin

(ATR Key Laboratory, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: For the nonlinear filtering problem of target tracking in aperiodic sparseness sampling environment, a novel auxiliary quadrature particle filter(AQPF) based on Gauss-Hermite quadrature and target characteristics is proposed. In the proposed algorithm, a set of quadrature point probability densities based on the Gauss-Hermite quadrature is proposed to approximate the important density function. At the same time, the proposed algorithm can incorporate target observation, time interval of the target observation and the target speed into the construction of important density function, which can effectively enhance the diversity of samples and improve the performance. Finally, the experimental results show that the performance of the proposed algorithm is better than these of the unscented Kalman filter(UKF), quadrature Kalman filter(QKF), particle filter(PF), auxiliary particle filtering(APF) and Gaussian particle filter(GPF), and can effectively estimate the target states.

Key words: aperiodic sparseness sampling; Gauss-Hermite quadrature; quadrature particle filtering; target characteristic

1 引言

非线性滤波技术一直是非线性随机系统中状态估计的热点和难点问题^[1]. 根据应用背景的不同, 非线性滤波技术主要可以分为两类: 一类是针对非线性高斯环境下的状态估计问题, 如扩展卡尔曼滤波器(EKF)、无迹卡尔曼滤波器(UKF)^[2]、积分卡尔曼滤波(QKF)^[3]、截断无迹卡尔曼滤波(IUKF)^[4]. 另一类是针对非线性非高斯环境下的状态估计问题, 如高斯和滤波器(GSF)、高斯和积分卡尔曼滤波器(GS-QKF), 这类高斯和方法主

要是利用多个混合高斯将状态的后验概率密度函数近似成单个高斯函数, 然而, 对于强非线性非高斯系统, 此类滤波器的滤波精度并不高, 且高斯混合项的数量随着时间快速增长.

近十几年来, 粒子滤波受到越来越多研究者的关注^[5,6], 广泛应用于各类非线性滤波领域, 然而, 粒子滤波的估计性能与粒子数成正比, 计算量大, 且由于粒子退化现象的存在, 需要进行重采样, 从而影响粒子滤波的并行实现. 因此, 为使各个粒子能够并行计算, 一类免重采样的粒子滤波方法开始逐渐发展起来. 2003年,

Kotecha 等^[7]提出了高斯粒子滤波(GPF),使用高斯分布近似状态的后验概率密度,采用粒子集直接计算滤波分布的均值和方差,因此不需要重采样过程,当高斯假设成立时该算法是渐进最优的.李倩等^[8]采用拟蒙特卡罗采样(QMC)代替蒙特卡罗采样(MC)减少了运算量,给出了拟蒙特卡罗-高斯粒子滤波(QMC-GPF)算法的并行结构.这类方法由于在时间更新时只是采用状态转移函数进行粒子采样,当目标观测间隔较大或目标运动模型不精确时,采样粒子并不能有效表示目标的后验概率分布.对此,为了对非均匀稀疏采样环境下的目标观测数据进行滤波处理,本文提出一种目标特性辅助的积分粒子滤波算法,算法无需重采样,并同时考虑目标特性(目标运动特性和目标观测特性)对滤波性能的影响,改善采样粒子的预测精度,最后的仿真结果证明了提出方法的有效性.

2 辅助积分粒子滤波

2.1 系统模型

考虑一个非线性离散时间系统:

$$\mathbf{x}_k = f_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{e}_k) \quad (2)$$

其中, $f_k: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ 表示系统状态转移函数, $h_k: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ 表示非线性的观测函数, $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ 表示 k 时刻的目标状态, $\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^n$ 表示 k 时刻的目标观测; $\mathbf{v}_{k-1} \in \mathbb{R}^n$ 表示状态的过程噪声, $\mathbf{e}_k \in \mathbb{R}^m$ 表示目标观测噪声. 最优贝叶斯滤波就是在给定观测 $\mathbf{z}_{1:k}$ 的基础上估计出状态 \mathbf{x}_k 的概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$. 最优贝叶斯由于牵涉到积分运算一般很难实际实施,而在实际中,一般都是利用数值近似对积分进行近似,如 EKF、UKF、QKF、PF 等.

2.2 辅助积分粒子滤波

高斯粒子滤波器与传统的粒子滤波都具有相同的缺点,就是在采样粒子时只考虑了利用目标先验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ 来采样粒子,而这种方法是以目标运动模型能够准确估计为前提的,当目标观测的时间间隔增大时,目标状态在长时间没有更新的情况下,再利用有限的观测信息很难对目标运动模型进行精确估计.因此,在非均匀稀疏采样观测环境,如果只利用先验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ 进行粒子采样,就会使采样粒子严重偏离目标的实际位置,从而降低目标状态的预测均值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和预测协方差 $\hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}$ 的准确性.为了增强粒子滤波算法对非均匀稀疏采样环境观测数据的滤波处理能力,采用 Gauss-Hermite 积分产生多个积分点概率密度函数作为重要性密度函数,提高滤波粒子的准确性和多样性.下面将推导出提出算法的时间更新方程和观测更新方程.

2.2.1 时间更新

假设在 $k-1$ 时刻,目标后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 是一均值为 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$, 方差为 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 的高斯密度函数,考虑目标特性 $\mathbf{A}_k = \{\mathbf{z}, \mathbf{v}, T\}$ 对预测概率密度的影响,其中, \mathbf{z} 表示 k 时刻目标观测、 \mathbf{v} 表示目标速度、 T 表示观测的时间间隔,于是, k 时刻的目标预测概率密度函数可以写为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}, \mathbf{A}_{k-1}) &= \int_{\mathbb{R}^n} p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{A}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{A}_{k-1}) \frac{1}{\sqrt{|\mathbf{P}_{k-1|k-1}|}} \times \dots \\ &\quad \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_{k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1})^T \mathbf{P}_{k-1|k-1}^{-1}(\mathbf{x}_{k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1})\right) d\mathbf{x}_{k-1} \end{aligned} \quad (3)$$

假设 $\mathbf{P}_{k-1|k-1} = \mathbf{S}^T \cdot \mathbf{S}$, 改变积分变量使 $\mathbf{x}_{k-1} = \mathbf{S}^T \boldsymbol{\xi} + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$, 应用 Gauss-Hermite 积分规则(详细的积分规则请参见文献[3]),同时,利用蒙特卡罗近似非线性的状态转移概率密度函数,式(3)的预测概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}, \mathbf{A}_{k-1})$ 可以近似为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}, \mathbf{A}_{k-1}) &= \sum_{l=1}^m w_l \cdot p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{S}^T \boldsymbol{\xi}_l + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{A}_{k-1}) \\ &= \sum_{l=1}^m \sum_{i=1}^{N_s} (w_l \cdot \mathbf{u}_{l,i} \cdot p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i, \mathbf{A}_{k-1})) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{S}^T \boldsymbol{\xi}_l + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{A}_{k-1})$ 表示积分点 $\boldsymbol{\xi}_l$ 的先验概率密度函数, $l = 1, 2, \dots, m$, 在本文中称为积分点概率密度函数; $\mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i$ 表示从积分点概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{S}^T \boldsymbol{\xi}_l + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{A}_{k-1})$ 抽取的粒子, $\mathbf{u}_{l,i}$ 表示相应的权值; m 表示积分点数量; N_s 表示粒子个数.

由于各个积分点、粒子相互独立,于是有

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k, \mathbf{A}_k | \mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i, \mathbf{A}_{k-1}) &= p(\mathbf{x}_k | \mathbf{A}_k, \mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i) p(\mathbf{A}_k | \mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i) \\ &= p(\boldsymbol{\mu}_{l,k}^i(\mathbf{A}_k) | \mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i) \\ &\quad \times \prod_{j=1}^3 p(\mathbf{A}_{k,j} | \mathbf{A}_{k-1,j}, \mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\boldsymbol{\mu}_{l,k}^i(\mathbf{A}_k)$ 表示融入相关目标特性条件下粒子 $\mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i$ 的期望值.在提出算法的时间更新阶段,为了融入目标特性计算粒子的期望值,同时考虑算法的计算效率,利用文献[9]提出的自适应滤波方法,引入目标观测、时间间隔、速度等三个因素,对每个粒子进行如下的自适应修正:

$$\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i = f_k(\mathbf{x}_{l,k-1|k-1}^i, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\mu}_{l,k}^i(A_k) = \mathbf{x}_{l,k|k-1}^i + \alpha_k^i(\mathbf{z}_k - h_k(\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i)) \quad (7)$$

$$\alpha_k^i = (T^2 \cdot v^2 \cdot \sigma_v^2(k)) / (\lambda \cdot \sigma_m^2(k) + T^2 \cdot v^2 \cdot \sigma_v^2(k)) \quad (8)$$

其中 λ 为常数, T 表示时间间隔, v 表示目标速度, $\sigma_m(k)$ 表示观测误差标准差, $\sigma_v(k)$ 表示观测新息标准差. 于是, 可以利用式(7)得到的 $\boldsymbol{\mu}_{l,k}^i(A_k)$ 来代替预测粒子 $\mathbf{x}_{l,k}^i$, 根据式(11, 12), 利用粒子集 $\{\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$ 计算出预测概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 的均值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$. 最后, 可以得到目标预测概率密度函数为 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) \approx N(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1})$.

2.2.2 观测更新

在 k 时刻, 如果接收到观测 \mathbf{z}_k , 则后验概率密度函数可以表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) &= C_k p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) \\ &\approx C_k p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) N(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1}) \end{aligned} \quad (9)$$

其中 C_k 为标准化的常数, 与时间更新类似, 我们将后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 近似为单个高斯函数形式 $\hat{p}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = N(\mathbf{x}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k})$. 对此, 基于预测概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 的积分点 $\{\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1}\}_{l=1}^m$ 构建积分点后验概率密度函数, 抽取滤波粒子集 $\{\mathbf{x}_{l,k}^i\}_{i=1; l=1}^{N_s; m}$, 然后根据式(16)和式(17)分别计算出状态的估计均值 $\mathbf{x}_{k|k}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k|k}$. 最后, 后验概率密度函数可以表示为 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \approx N(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k})$.

2.2.3 算法流程

根据上述时间更新和观测更新过程, 提出的目标特性辅助的积分粒子滤波算法流程可以总结如下:

(1) 时间更新阶段

①假设 $k-1$ 时刻, 目标状态的后验概率密度函数为 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) = N(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1})$, 于是, 分解状态协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 得,

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1} = \sqrt{\mathbf{P}_{k-1|k-1}} (\sqrt{\mathbf{P}_{k-1|k-1}})^T$$

②估计积分点 $\{\mathbf{x}_{l,k-1|k-1}\}_{l=1}^m$:

$$\mathbf{x}_{l,k-1|k-1} = \sqrt{\mathbf{P}_{k-1|k-1}} \boldsymbol{\xi}_l + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, l = 1, 2, \dots, m$$

③以积分点 $\mathbf{x}_{l,k-1|k-1}$ 为均值, $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 为协方差矩阵, 构建积分点概率密度函数 $N(\hat{\mathbf{x}}_{l,k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1})$, 然后抽取积分点的近似粒子集.

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

④对每个粒子 $l = 1, 2, \dots, m, i = 1, 2, \dots, N_s$, 按式(6)~式(8)计算每个粒子的期望值 $\boldsymbol{\mu}_{l,k}^i(A_k)$, 然后用期望值代替每个粒子的状态预测值 $\{\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$.

⑤根据预测粒子样本 $\{\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$ 计算各积分点

的状态均值 $\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{l,k|k-1}$:

$$\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{x}_{l,k|k-1}^i$$

$$\mathbf{P}_{l,k|k-1} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} (\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1})(\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1})^T \quad (10)$$

于是, k 时刻目标状态预测概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 的均值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{l=1}^m w_l \hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{l=1}^m w_l \mathbf{P}_{l,k|k-1} \quad (12)$$

(2) 观测更新阶段

①估计预测概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 的积分点 $\{\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1}\}_{l=1}^m$:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sqrt{\mathbf{P}_{k|k-1}} (\sqrt{\mathbf{P}_{k|k-1}})^T$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1} = \sqrt{\mathbf{P}_{k|k-1}} \boldsymbol{\xi}_l + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, l = 1, 2, \dots, m$$

②构建积分点概率密度函数 $N(\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1})$, 并抽取积分点近似粒子:

$$\{\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i\}_{i=1}^m \sim N(\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1}) \quad (13)$$

③计算每个粒子权值:

$$\omega_{l,k}^i \sim p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{l,k|k-1}^i)$$

④根据积分点粒子及权值 $\{\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i, \omega_{l,k}^i\}_{i=1}^m$, 计算状态的均值 $\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{l,k|k}$:

$$\hat{\mathbf{x}}_{l,k|k} = \sum_{i=1}^{N_s} \omega_{l,k}^i \mathbf{x}_{l,k|k-1}^i / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_{l,k}^i \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{l,k|k} = \sum_{i=1}^{N_s} \omega_{l,k}^i (\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1})(\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1})^T / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_{l,k}^i$$

$$(\mathbf{x}_{l,k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{l,k|k-1})^T / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_{l,k}^i \quad (15)$$

⑤最后, 后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = N(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k})$ 的均值和协方差可计算如下:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \sum_{l=1}^m w_l \hat{\mathbf{x}}_{l,k|k} \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \sum_{l=1}^m w_l \mathbf{P}_{l,k|k} \quad (17)$$

3 实验结果及分析

为了评估和对比提出算法与现有算法如 UKF、QKF、PF、APF 和 GPF 的性能, 本部分将研究两个例子. 第 1 个例子研究非线性环境下单变量非平稳增长模型 (UNG M)^[3,7]; 第 2 个例子将采用实测的雷达观测数据对各种算法进行检验和对比.

3.1 单变量非平稳增长模型(UNG M)

单变量非平稳增长模型的状态方程和观测方程分别如下:

$$\mathbf{x}_k = \alpha \mathbf{x}_{k-1} + \beta \frac{\mathbf{x}_{k-1}}{1 + \mathbf{x}_{k-1}^2} + \gamma \cos(1.2(k-1)) + \mathbf{v}_k \quad (18)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{cases} \varphi_1 \mathbf{x}_k^2 + \mathbf{e}_k & k \leq 30 \\ \varphi_2 \mathbf{x}_k^3 - 2 + \mathbf{e}_k & k > 30 \end{cases} \quad (19)$$

其中, \mathbf{e}_k 表示零均值方差为 0.01 的高斯噪声; 其他参数设置如下: $\alpha = 0.5, \beta = 25, \gamma = 8, \varphi_1 = 0.2, \varphi_2 = 0.5$. 所有实验进行 100 次蒙特卡罗仿真, 状态的实际初始值 \mathbf{x}_0 服从 $[0, 1]$ 之间的均匀分布.

图 1 给出 PF、APF、GPF、AQPF 四种粒子滤波器的均方根误差对比结果. 图 2 给出了这几种算法在不同噪声方差条件的平均均方根误差对比图, 可以看出, UKF 和 QKF 的滤波性能要明显差于其他四种粒子滤波方法, 同时从图 1 可以看出, AQPF 的滤波性能要好于传统的 PF 和 APF 滤波器, 与 GPF 的性能相当. 从图 2 可以看出, 随着噪声方差的增大, PF 和 APF 的性能反而变好, 这主要是因为 PF 和 APF 都是利用状态转移先验作为重要性密度函数, 当观测噪声很小时, 观测似然函数呈尖峰状, 抽取的粒子远离观测似然, 反而变成无效粒子, 造成性能下降.

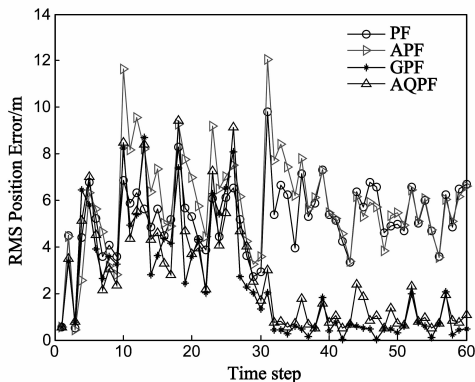


图1 均方根误差对比图(PF、APF、GPF和QPF)

3.2 非均匀稀疏采样环境下的目标跟踪

本部分利用实际采集的一批雷达航迹数据来对提出算法进行验证. 航迹数据中包括 50 个非周期的航迹点, 飞行时间为 504s. 由于航迹点的非周期性, 所以采样间隔 $T = t(k+1) - t(k)$ 也是变化的, 且有些点的时间间隔达到 30s 以上, 其中 k 表示采样次数, $t(k+1)$ 表示 $k+1$ 次采样时的时间, $t(k)$ 表示 k 次采样时的时间. 在实验中, 采用如下的目标跟踪模型:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \mathbf{v}_k \quad (20)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{e}_k \quad (21)$$

其中, 目标状态向量为 $\mathbf{x}_k = (x_k, x_k, y_k, y_k)$, x_k, y_k 分别表示 k 时刻目标的位置, x_k 和 y_k 分别表示 k 时刻目标在 x_k, y_k 方向上的速度; 过程噪声 $\mathbf{v}_k \sim N(0, Q)$, 其中, $Q = \text{diag}([0.01^2 \text{km}^2 \text{s}^4, 0.01^2 \text{km}^2 \text{s}^4])$. 观测噪声 $\mathbf{e}_k \sim N(0, R)$, 其中 $R = \text{diag}([0.15^2 \text{km}^2, 0.15^2 \text{km}^2])$, 雷达假设设在原点.

图 3 给出了各种算法的目标跟踪轨迹与真实轨迹的对比图, 图 4 给出了 QKF、PF、APF、GPF 的均方根误差对比结果, 图 5 给出了提出算法的均方根误差结果. 对比可以看出, QKF、PF、APF、GPF 等算法在目标机动或观测时间间隔增大时, 跟踪性能快速下降, 而对于 AQPF, 能够较好地目标进行跟踪. 主要是因为提出算法利用多个积分点概率密度函数作为重要性密度函数, 并引入了目标时间间隔、速度和最新的观测信息, 改善了采样预测粒子的多样性和准确性, 从而提高了粒子滤波的目标跟踪精度.

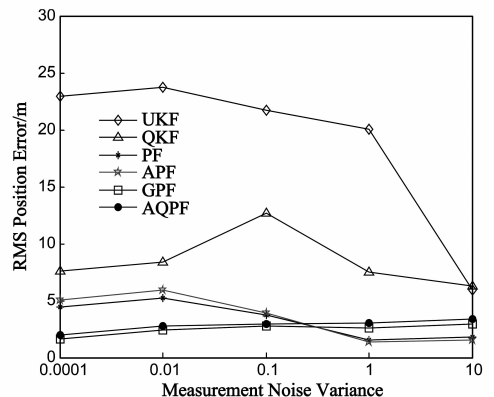


图2 不同观测噪声方差条件下的均方根误差对比

表 1 给出了 PF、GPF 和 AQPF 三种算法的均方根误差随粒子数变化的情况. 所有实验进行 100 次蒙特卡罗仿真, 观测误差为 0.15km. 从表中可以看出, 所有算法的均方根误差随着粒子数的增加呈下降的趋势. 在粒子数小于 200 时, PF 和 GPF 的均方根误差均超过了 1km, 而对于 AQPF, 在粒子数大于 100 时, 粒子数对算法的滤波性能影响较小, 跟踪误差都在 0.2km 左右, 能够对目标状态进行较好的估计.

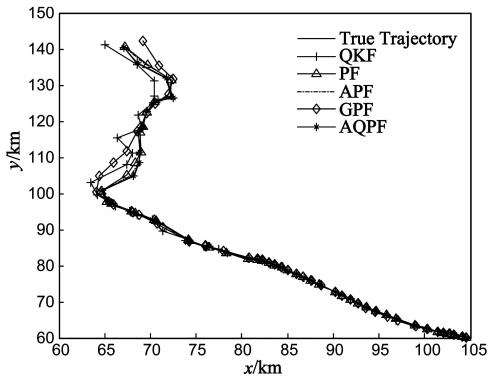


图3 各个算法的目标跟踪轨迹图

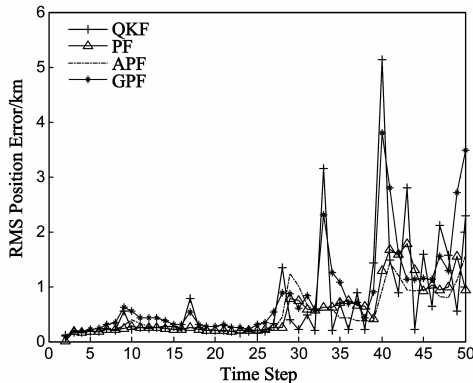


图4 均方根误差对比图

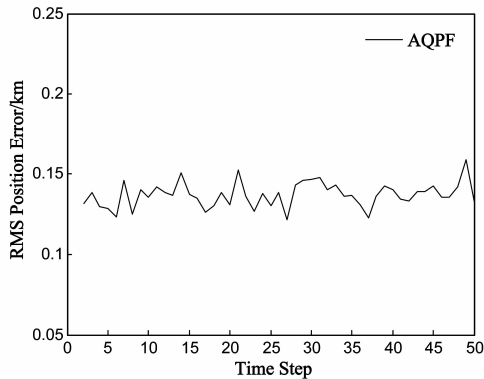


图5 均方根误差

表 1 均方根误差随粒子数的变化情况 (km)

算法 N_s	PF		GPF		AQPF	
	mean	var	mean	var	mean	var
100	4.4769	35.1399	1.0943	0.9568	0.2000	0.0009
300	0.4684	0.1144	0.8347	0.7218	0.1918	0.0009
500	0.4036	0.0834	0.7711	0.6730	0.1907	0.0010
1000	0.3255	0.0514	0.7152	0.6373	0.1891	0.0010

在计算量方面,当粒子数为 500,统计所有算法运行一次的时间.PF 运行时间为 0.0203s,GPF 为 0.0304s,

AQPF 为 0.1175s.提出算法的运行效率要明显低于 PF、GPF.然而,根据表 2,提出算法对粒子数不敏感,当粒子数大于 100 时,AQPF 的性能受粒子数的影响逐渐减少.因此,可以在保证跟踪性能的前提下,适当减少粒子数,可提高 AQPF 的运行效率.

4 结论

针对非均匀稀疏采样环境下观测数据的非线性滤波问题,本文提出了一种能够有效融入目标特性的基于 Gauss-Hermite 的辅助积分粒子滤波器(AQPF).与 GPF 利用状态转移先验作为重要性密度函数不同,AQPF 利用多个修正的积分点概率密度函数作为重要性密度函数,同时,在时间更新阶段,融入目标速度、时间间隔和最新观测信息,有效地增强了采样粒子的多样性和准确性.因此,提出的积分粒子滤波性能上要优于传统的 UKF、QKF、PF、AQPF 和 GPF,特别地,对于非均匀稀疏采样环境下的目标跟踪,提出算法无论在效率和鲁棒性上都要优于其它非线性滤波方法.

参考文献

- [1] S J Julier, J K Uhlmann. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of IEEE, 2004, 92(3): 401 - 422.
- [2] F Gustafsson, G Hendeby. Some relations between extended and unscented Kalman filters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(2): 545 - 555.
- [3] Ienkaran A, Simon H. Discrete-time nonlinear filtering algorithms using Gauss-Hermit quadrature [J]. Proceedings of IEEE, 2007, 95(5): 953 - 976.
- [4] Ángel F García-Fernández, Mark R Morelande, Jesús Grajal. Truncated unscented Kalman filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(7): 3372 - 3386.
- [5] Li Liang-qun, Xie Wei-xin, Huang Jing-xiong, Huang Jian-jun. Multiplemode Rao-blackwellized particle filter for maneuvering target tracking [J]. International Journal of Defence Science, 2009, 59(3): 197 - 204.
- [6] Ondrej Hlinka, Franz Hlawatsch, et al. Distributed particle filtering in agent networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(1): 61 - 81.
- [7] J H Kotecha, P M Djuric. Gaussian particle filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(10): 2592 - 2601.
- [8] 李倩,姬红兵,郭辉.拟蒙特卡罗-高斯粒子滤波算法研究及其硬件实现[J].电子与信息学报, 2010, 32(7): 1737 - 1741.

Li Qian, Ji Hong-bing, Guo Hui. Research and hardware implementation of Quasi-Monte-Carlo Gaussian particle filter [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(7): 1737 - 1741. (in Chinese)

- [9] 李良群, 谢维信, 黄敬雄, 廖桂生. 非均匀稀疏采样环境自适应 α - β 滤波算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(16): 5138 - 5140.

Li Liang-qun, Xie Wei-xin, Huang Jing-xiong, Liao Gui-sheng. Adaptive α - β tracking filter algorithm in aperiodic sparseness sampling environment[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(16): 5138 - 5140. (in Chinese)

作者简介



李良群 男, 1979 年生于湖南省邵阳, 副教授、博士, 2002 年、2005 年、2007 年相继在西安电子科技大学获得学士、硕士、博士学位, 现为深圳大学信息工程学院教师, 主要研究方向多传感器信息融合、多目标跟踪.

E-mail: lqli@szu.edu.cn



谢维信 男, 1941 年生于广东, 教授、博导, 1965 年毕业于西安军事电讯工程学院, 现为深圳大学信号与信息处理学科学术带头人, 国家级有突出贡献中青年专家, 主要研究方向为智能信息处理、模糊信息处理、图像处理和模式识别.

E-mail: wxxie@szu.edu.cn