

三维空间纯方位多目标跟踪 PHD 算法

熊志刚, 黄树彩, 苑智玮, 赵 炜

(空军工程大学防空反导学院, 陕西西安 710051)

摘 要: 针对基于概率假设密度算法(Probability Hypothesis Density, PHD)的高维纯方位多目标跟踪, 提出了新型的 PHD 算法—新型采样准则的基于无迹变换的粒子 PHD 算法(Unscented Particle PHD based on New Sampling Rule, NSRUP-PHD). 新算法对每个目标设计了基于无迹变换(Unscented Transform, UT)的粒子滤波器, 不仅解决了非线性滤波估计的问题, 而且还通过高斯混合的方式实现了非高斯噪声估计. 此外粒子滤波器提出了一种新型的采样手段, 通过基于三阶容积准则(Cubature Rule, CR)的粒子方位选择和概率累加的距离延伸, 使得采样粒子遍布整个空间的同时保障了粒子概率分布的问题, 提高了粒子使用的效率. 仿真结果表明 NSRUP-PHD 能够实现多目标有效跟踪, 相比于传统的算法和伪随机采样, 新型滤波器和采样手段可改善跟踪效果.

关键词: 多目标跟踪; 概率假设密度; 无迹变换; 三阶容积准则

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)06-1371-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.06.014

Bearings-Only Multi-targets Tracking PHD in the Three Dimensional Space

XIONG Zhi-gang, HUANG Shu-cai, YUAN Zhi-wei, ZHAO Wei

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China)

Abstract: Aiming at high dimensional bearings-only multi-target tracking, unscented particle PHD based on new sampling rule (NSRUP-PHD) is proposed. For NSRUP-PHD, a particle filter based on unscented transform is designed, which successfully fulfills the states estimation of non-linear system, and realizes the noise update by mixture of a series of Gauss parts. Besides, NSRUP-PHD provides a new sampling method to accomplish the particles angular resolution with the three cubature rule (CR), and the distance between the certain particle and the expectation is the upper limit of probability integration, certainly, the particles can be spread through the whole sampling space by obtaining the relative probability and getting the distance, which results in enhancing the particles efficiency. Simulation results on NSRUP-PHD prove that new filter and sampling method are more effective for bearings-only multi-target tracking in comparison with traditional filter and pseudo random sampling.

Key words: multi-target tracking; probability hypothesis density; unscented transform; three cubature rule

1 引言

三维空间纯方位多目标跟踪是空间光学监视系统亟待解决的一个难题, 因红外传感器量测信息的不完备性^[1], 通常需要多个传感器协同探测来提高跟踪的精度. 多传感器融合机构中, 集中式融合机构(Centralized Fusion, CF)^[2]精度优势明显, 本质是利用多目标跟踪算法对目标三维空间的状态变量进行估计, 这不仅涉及到非线性滤波问题, 还需要考虑状态变量维数对

滤波算法积分点选取的影响, 同时得兼顾非线性变换等因素带来的非高斯噪声.

对于非线性滤波问题, 经典的算法有扩展卡尔曼滤波(Extend Kalman Filter, EKF)^[3], 无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)^[4,5], 求积卡尔曼滤波(Quadrature Kalman Filter, QKF)^[6]、求容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)^[7]以及嵌入式容积卡尔曼滤波算法(Imbedded Cubature Kalman Filter, ICKF)^[8,9]. EKF Jacobian 和 HESSIAN 矩阵推导计算复

杂, QKF 和 ICKF 高维下存在“维数灾难”, CKF 高维下存在“粒子溢出”现象^[2]. UKF 是公认的能够实现非线性滤波的有效手段, 在诸多领域都有很好的应用^[10-12].

邻近多目标跟踪^[13]是目标跟踪的难点, 概率假设密度算法 (Probability Hypothesis Density, PHD) 是多目标跟踪的有效手段之一^[14], 尤其是在目标数目未知的情况下相对于其它传统算法性能更加优越, 有很好的发展应用前景^[15-18]. 对于积分近似的问题, PHD 通常采用蒙特卡罗和高斯组合两种手段^[19], 后者在状态提取时较为简便, 因此是本文研究的对象.

考虑到实际噪声统计特性是未知的, 尤其是经过非线性变换后不一定服从高斯分布, 引入高斯混合^[20]的思想. 同时针对传统的伪随机采样“粒子聚集”的问题, 提出了新型的采样方法, 新的采样通过等概率累加的形式划分整个采样空间, 并在单个概率区域内借助于三阶容积准则^[2]实现粒子的采样. 由此可知, 新型采样手段将采样空间划分为若干个子空间, 并基于概率值与马氏距离之间的关系确定了子空间的界, 使得子空间之间无交集, 有效避免了“粒子聚集”的现象, 同时, 子空间内选择粒子的方式与 CKF 积分点采样的方法有异曲同工之处, 可增强粒子空间对称性, 保障粒子多样性.

2 问题引出

基于红外传感器网络的主动段弹道导弹跟踪是三维空间纯方位多目标跟踪一个示例. 假设目标位置矢量为 \mathbf{r} , 速度矢量为 \mathbf{v} , 目标的重力加速度转弯模型^[1]可描述为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{r}} = \mathbf{v} & \kappa = 0 \\ \dot{\mathbf{v}} = \kappa \mathbf{v} + \mu \mathbf{r} / r^3 \end{cases} \quad (1)$$

其中, κ 为重力以外的合力加速度与速度比, 恒定模型; $\mu = 398613.52 \text{ km}^3/\text{s}^2$ 为地球引力常数. 由式(1)可选取状态变量取为 $\mathbf{x}_k = [\mathbf{x}_k, \dot{\mathbf{x}}_k, \mathbf{y}_k, \dot{\mathbf{y}}_k, \mathbf{z}_k, \dot{\mathbf{z}}_k, \kappa]^T$.

假设目标在传感器坐标系内坐标为 $\mathbf{x}_{k,m} = (x_m, y_m, z_m)$, 则量测方程可表示为:

$$h(\mathbf{x}_{k,m}) = \begin{cases} \arctan(|z_m| / \sqrt{x_m^2 + y_m^2}) + \sigma_e \\ \arctan(y_m/x_m) + \sigma_a \end{cases} \quad (2)$$

式中, $|\cdot|$ 表示向量范数; σ_e 及 σ_a 为角度量测误差.

据式(1)、(2)可知对多批次弹道目标跟踪需要解决非线性滤波估计、非高斯噪声估计以及数据关联的问题(对于邻近多目标跟踪而言).

3 新型无迹粒子滤波器设计

UT 变换特点在于将连续的积分问题变为离散的求和问题, 有关其积分点获取详见文献[2].

3.1 粒子滤波器设计

粒子滤波器的设计旨在实现非高斯噪声估计, 同时增强

UKF 的稳定性. 将初始化采样粒子作为子目标, 通过 UKF 滤波估计其状态误差, 加权求和即可实现非高斯噪声估计. 定义 UT 采样为 $[w_i^m, w_i^c, \mathbf{x}_i]_{i=1}^{2n+1} = \text{UT-sampling}(\mathbf{x}, \mathbf{S})$, w_i^m , w_i^c 分别表示均值和状态协方差更新计算的权值. 同时为简化叙述步骤, 定义如下函数运算:

$$[\mathbf{Y}, \mathbf{P}, \{\mathbf{y}_i, \mathbf{e}_i\}_{i=1}^N] = \Theta(f, \mathbf{Q}, \{\mathbf{x}_i, w_i^m, w_i^c\}_{i=1}^N) \quad (3)$$

其中,

$$\begin{cases} \mathbf{y}_i = f(\mathbf{x}_i), \mathbf{Y} = \sum_{i=1}^N w_i^m \mathbf{y}_i, \mathbf{e}_i = \mathbf{y}_i - \mathbf{Y} \\ \mathbf{P}_{klk-1}^i = \sum_{i=1}^N w_i^c (\mathbf{Y} - \mathbf{y}_i) (\mathbf{Y} - \mathbf{y}_i)^T + \mathbf{Q} \end{cases}$$

则滤波器设计如下:

初始化采样 假设目标 $k-1$ 时刻先验信息为 $\{\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1}\}$, 采样得到粒子集 $\{\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{P}_{k-1}^i\}_{i=1}^N$.

状态预测 对每个粒子进行 UKF 滤波:

(1) 积分点采样

$$[w_{(i)(j)}^m, w_{(i)(j)}^c, \mathbf{x}_{k-1}^{(i)(j)}]_{i=1}^{2n+1} = \text{UT-sampling}(\mathbf{x}_{k-1}^i, \text{chol}(\mathbf{P}_{k-1}^i)) \quad (4)$$

其中, chol 表示 cholesky 分解.

(2) 状态预测

$$[\mathbf{x}_{k|k-1}^i, \mathbf{P}_{k|k-1}^i, \{\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)(j)}, \mathbf{e}_x^{(i)(j)}\}_{j=1}^{2n+1}] = \Theta(f, \mathbf{Q}_{k-1}, \{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)(j)}, w_{(i)(j)}^m, w_{(i)(j)}^c\}_{j=1}^{2n+1}) \quad (5)$$

其中, f 与 \mathbf{Q}_{k-1} 分别为目标状态转移函数以及过程噪声协方差矩阵.

(3) 状态更新

$$[\mathbf{z}_{k|k-1}^i, \mathbf{P}_{zz}, \{\mathbf{z}_{k|k-1}^{(i)(j)}, \mathbf{e}_z^{(i)(j)}\}_{j=1}^{2n+1}] = \Theta(h, \mathbf{R}_{k-1}, \{\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)(j)}, w_{(i)(j)}^m, w_{(i)(j)}^c\}_{j=1}^{2n+1}) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{xz} = \sum_{i=1}^{2n+1} w_{(i)(j)}^c \mathbf{e}_x^{(i)(j)} (\mathbf{e}_z^{(i)(j)})^T \quad (7)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz} (\mathbf{P}_{zz})^{-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_{k|k}^i = \mathbf{x}_{k|k-1}^i + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_{k|k-1}^i) \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^i = \mathbf{P}_{k|k-1}^i - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz} (\mathbf{K}_k)^T \quad (10)$$

其中, \mathbf{R}_{k-1} 为量测噪声协方差矩阵.

得到 $\{\mathbf{x}_{k|k}^i, \mathbf{P}_{k|k}^i\}$ 后计算似然比以分配粒子权重, 再进行重采样, 然后统计目标状态值及协方差.

3.2 新型初始化采样手段

伪随机采样无法避免“粒子扎堆”, 继而导致粒子“贫化”, 降低跟踪精度, 对此可创新采样手段.

考虑 n 维的标准高斯分布 $\mathbf{x} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I}_n)$ ($\mathbf{0}$ 为 0 向量, \mathbf{I}_n 为单位矩阵), 需要从中采样粒子集 $\{\mathbf{x}^i\}_{i=1}^N$, N 能够被 $2n$ 整除, 等概率划分粒子区域为 $[0, P_1], [P_1, P_2], \dots, [P_{M-1}, 1]$ M 个区域.

定义 \mathbf{x}_i 概率密度分别为 ρ_i :

$$\rho_i = \frac{1}{((2\pi)^n \det(\mathbf{I}_n))^{1/2}} \exp\left(-\frac{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T}{2}\right) \quad (11)$$

由式(11)可知, n 维标准高斯分布的等概率面是球面.为方便之后的计算,现给出如下定义:

①标记等概率粒子分布区域 $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_M$.

②定义任意点 \mathbf{x}_i 的2范数值为 r_i ;

③定义 r_i 对应的概率值为 $\Phi(r_i)$,即 $\Phi(r_i) = P_i \{ r < r_i \}$, P_i 表示概率值;

④由 P_i 得到 r_i 的运算定义为 $r_i = \Phi^{-1}(P_i)$;

区间 $[P_{i-1}, P_i)$ ($1 < i < M$)、 $[r_{i-1}, r_i)$ 以及 Ω_i 描述的区域是等同的; Ω_1 域是一半径为 r_1 个球体; Ω_M 域没有外边界,内边界为 r_{M-1} 对应的球面.

对任意 \mathbf{x}_i^j 满足($\mathbf{x}_i^j \in \Omega_i$ 且满足 $r_{i-1} \leq \|\mathbf{x}_i^j\|_2 \leq r_i$).可以借助于容积准则表示为 $\mathbf{x}_i^j = r_i^j \mathbf{y}$,即模与单位向量乘积,且 \mathbf{y} 可以选取为 $[\mathbf{1}]_j$ ^[2]:

$$[\mathbf{1}]_j \in \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ -1 \end{pmatrix} \right\}$$

关于 r_i^j ,令 $r_i^j = (r_{i-1} + r_i)/2$,同理,对于粒子分布区域 Ω_1 和 Ω_M ,鉴于区域半封闭性, r_i^j, r_M^j 选取其边界值即可,由此可知 $M = N/(2n)$.对于一般高斯分量可先归一化处理再采样.

3.3 新型采样手段精度分析

对于分布函数为 $p(\mathbf{x})$ 的变量,定义非线性变换函数为 $g(\mathbf{x})$,则积分近似的原理可表示为:

$$\int g(\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \approx \sum_{i=1}^n g(\mathbf{x}_i)\omega(\mathbf{x}_i) \quad (12)$$

假设变量服从高斯分布 $N(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, SS^T)$,则基于伪随机采样的积分近似可表示为:

$$\int g(\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \approx \sum_{i=1}^n g(S\mathbf{I}_i + \boldsymbol{\mu})\omega_i \quad (13)$$

其中, \mathbf{I}_i 为标准高斯分布随机数,维度与 $\boldsymbol{\mu}$ 相同.

新型采样手段积分近似可表示为:

$$\int g(\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \approx \sum_{r=r_i}^{r_{i+1}} \sum_{i=1}^n \frac{1}{m} g(rS\mathbf{I}_i + \boldsymbol{\mu})\omega(\mathbf{I}_i) \quad (14)$$

以一维高斯分布 $N(x; \mu, \sigma)$ 及非线性变换函数 $g(x) = x^2 + 2$ 为例,其理论积分值为:

$$\int g(x)p(x)dx = \int (x^2 + 2) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx \quad (15)$$

令 $x = 2^{1/2}\sigma t + \mu$,并借助 gamma 函数的性质 $\Gamma(1/2) = \pi^{1/2}$,可得积分式(15)理论值 $2 + \mu^2 + \sigma^2$;

两种手段近似误差比较见图1、图2,对比可知新型采样手段稳定性强,收敛性较好,在粒子数受限时优势明显.

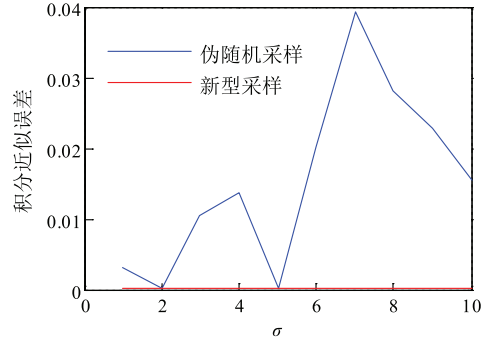


图1 积分近似精度比较(N=1000)

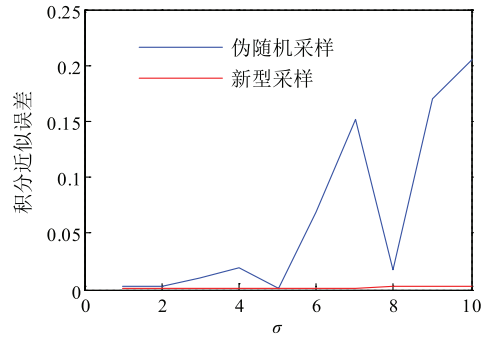


图2 积分近似精度比较(N=20000)

4 基于 NSRUP-PHD 的多目标跟踪

高斯混合 PHD 是 PHD^[21] 经典常用形式,是本文研究重点.

4.1 高斯混合 PHD

假设 k 时刻先验、更新 PHD 分别为 $\mathbf{v}_{k|k-1}(\mathbf{x})$ 、 $\mathbf{v}_{k|k}(\mathbf{x})$,则:

$$\mathbf{v}_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \int P_{S,k|k-1}(\mathbf{x}')f_{k|k-1}(\mathbf{x}|\mathbf{x}')\mathbf{v}_{k-1}(\mathbf{x}')d\mathbf{x}' + \int \beta_{k|k-1}(\mathbf{x}|\mathbf{x}')\mathbf{v}_{k-1}(\mathbf{x}')d\mathbf{x}' + \gamma_k(\mathbf{x}) \quad (16)$$

$$\mathbf{v}_{k|k}(\mathbf{x}) = (1 - P_{D,k}(\mathbf{x}))\mathbf{v}_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \sum_{z \in Z_k} \frac{P_{D,k}(\mathbf{x})f_{klk}(z|\mathbf{x})\mathbf{v}_{klk-1}(\mathbf{x})}{\kappa_k(z) + \int P_{D,k}(\mathbf{x})f_{klk}(z|\mathbf{x})\mathbf{v}_{klk-1}(\mathbf{x})d\mathbf{x}} \quad (17)$$

式中 $f_{k|k-1}(\cdot)$ 为状态转移函数; $\gamma_k(\cdot)$ 、 $\beta_{k|k-1}(\cdot)$ 分别为新生、衍生目标状态随机集; $P_{S,k|k-1}(\cdot)$ 为生存概率; $P_{D,k}(\cdot)$ 为探测概率;杂波随机集为 $\kappa_k(z)$ ^[19],服从泊松分布.

高斯组合 PHD 是用一组带有权值的高斯分量来近似式(16)和(17)中的积分项, $k-1$ 时刻 PHD:

$$\mathbf{v}_{k-1} = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)}) \quad (18)$$

式(18)中, J_{k-1} 为先验的高斯分量个数; $\mathbf{m}_{k-1}^{(i)}$ 、 $\mathbf{P}_{k-1}^{(i)}$ 分别为 $k-1$ 时刻估计得到的目标状态值和状态协方差值; $w_{k-1}^{(i)}$ 为高斯分量对应的权重.

根据先验信息进行 PHD 预测更新:

$$\mathbf{v}_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (19)$$

$$\mathbf{v}_k(\mathbf{x}) = (1 - P_{D,k}) \mathbf{v}_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_k^{(i)}(z) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_k^{(i)}(z), \mathbf{P}_k^{(i)}(z)) \quad (20)$$

式(19)中, $J_{k|k-1}$ 预测高斯分量个数; $w_{k|k-1}^{(i)}$ 为预测高斯分量权值, 等于 $w_{k-1}^{(i)}$; $\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}$, $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}$ 分别为预测得到的高斯分量均值和协方差. 式(20)中, $w_k^{(i)}(z)$ 为更新的权重; $\mathbf{m}_k^{(i)}(z)$, $\mathbf{P}_k^{(i)}(z)$ 为状态和方差的更新值.

4.2 NSRUP-PHD

NSRUP-PHD 具体步骤实施如下:

Step1 初始化采样. 利用新型手段采样;

Step2 PHD 预测. 利用最近邻域法寻觅关联度较高的量测, 然后进行 UKF 滤波, 估计状态值; 新生目标预测方式为从新生目标随机集采样, 衍生目标预测通过衍生函数;

Step3 PHD 更新. 假设预测段 PHD 形式如式(19)所示, 基于重要密度函数 $\pi_k^{(i)}(\mathbf{x} | \mathbf{x}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k})$ 得到粒子集 $\{\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)(j)}\}_{j=1}^N$, N 为采样粒子数目. 则对于任意的 $z \in \mathbf{Z}_k$, 对目标的状态进行更新计算.

$$w_k^{(i)(j)}(z) = \frac{N_k(z; h(\mathbf{x}_{k|k}^{(i)(j)}), \mathbf{R})}{\pi_k^{(i)}(\mathbf{x}_{k|k}^{(i)(j)} | \mathbf{x}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k})} \cdot N(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)(j)}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (21)$$

$$w_k^{(i)}(z) = \frac{P_{D,k} w_{k|k-1}^{(i)} \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N w_k^{(i)(j)}(z)}{\lambda_k c_k(z) + P_{D,k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N w_k^{(i)(j)}(z)} \quad (22)$$

$$\mathbf{m}_k^{(i)}(z) = \frac{\sum_{j=1}^N w_k^{(i)(j)}(z) \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)(j)}}{\sum_{j=1}^N w_k^{(i)(j)}(z)} \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_k^{(i)}(z) = \frac{\sum_{j=1}^N \left(w_k^{(i)(j)}(z) (\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)(j)} - \mathbf{m}_k^{(i)}(z)) (\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)(j)} - \mathbf{m}_k^{(i)}(z))^T \right)}{\sum_{j=1}^N w_k^{(i)(j)}(z)} \quad (24)$$

Step4 后续处理及目标状态提取. 主要有筛选、融合及状态提取^[14,19].

5 仿真校验

采用三个传感器对目标 (Target, T) 进行探测. 传感器位置参数 (经纬度及高度) 为 $(10^\circ, 0, 42000\text{km})$ 、 $(45^\circ, 0, 42000\text{km})$ 、 $(80^\circ, 0, 42000\text{km})$; 扫描周期 2s, 目标生存概率 $P_{S,k} = 0.99$, 探测概率 $P_{D,k} = 0.98$; $\mathbf{Q} = \text{diag}([10\text{km } 10\text{m/s } 10\text{km } 10\text{m/s } 10\text{km } 10\text{m/s } 0.001])$; $\mathbf{R} = \text{kron}(\text{eye}(3), \text{diag}(\mathbf{v}))^2$, $\mathbf{v} = [\sigma_u, \sigma_v]$, 角度量测误

差 $100\mu\text{rad}$; 监视区域 $[4500\text{km}, 4900\text{km}] \times [4450\text{km}, 4800\text{km}] \times [-5\text{km}, 25\text{km}]$. 目标发射参数见表 1.

表 1 目标发射参数

对象	发射参数	发现时刻/s	跟踪时间/s
T1	(45.15°, 0, -39°)	1	31
T2	(44.85°, 0.1°, 39°)	1	31
T3	(45.45°, -0.1, -60°)	5	31
T4	(44.55°, 0, 60°)	10	31

对比 CPF-PHD、NSRUP-PHD 以及 UPF-PHD 纯方位多目标跟踪的效果, 三种算法依序简称为 A、B、C, 选择最优子模式分配脱靶距离 (Optimal Sub Pattern Assignment, OSPA) 作为评判指标^[14]. 高斯假设下, 对像平面坐标量化值加上均值为 0, 标准方差为 0.5 的高斯噪声.

图 3 ~ 图 5 为三种算法目标数目估计、OSPA 及步进时间仿真结果. 由图 3 可知 UPF-PHD 出现目标丢失的情况, 可能存在 UKF 自身稳定性不足的因素, 该缺陷源自于 Sigma 点分布的不合理, 导致高斯粒子效率降低, 出现漏跟现象; 二是传统的 UPF 是基于伪随机采样的, 在采样过程中可能会出现“粒子聚集”的问题, 从而滤波精度降低, 由此可知新型采样手段对滤波稳定性和收敛性有一定的积极作用. 图 4 再次证明了新型采样手段的优势, 同时也表明高维状态下, 三阶 CKF 精度较低, 原因是 CKF 积分点高维下会溢出有效积分区域. 从图 5 中, 可以发现三种算法时间成本均较低, 表明新型采样手段相对于伪随机采样不存在时间上的劣势.

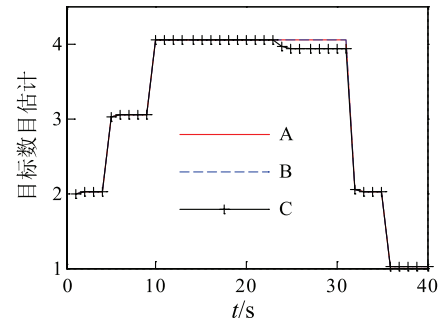


图 3 高斯噪声下目标数目估计

由量化误差和高斯随机数经非线性变换生成非高斯噪声^[2]:

$$\Delta = 0.5 \frac{(v_1 + v_2)(v_2 + v_3)(v_1 + v_3)}{\sqrt{3}} \quad (25)$$

其中, $v_i (i=1, 2, 3)$ 为各异的标准高斯分布随机数.

图 6 ~ 图 8 是 $k=16\text{s}$ PHD 预测阶段各环节粒子位置空间分布示意图. 图 6 是初始化采样后粒子分布, 内涵 Sigma 点, 由图可知新型采样手段采样粒子按既定方位延伸, 避免了“聚集”现象. 图 7 是预测后粒子分布, 图 8 是更新后粒子分布, 不同的是图 8 中红色符号并非

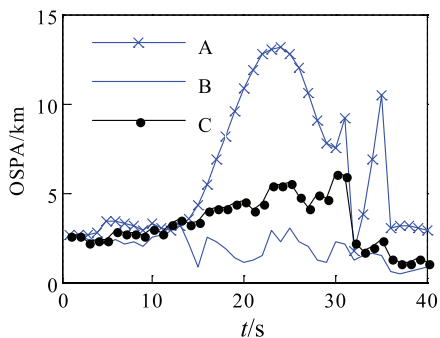


图4 高斯噪声下的OSPA

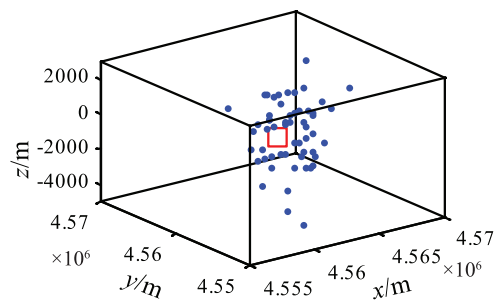


图8 重采样环节粒子分布

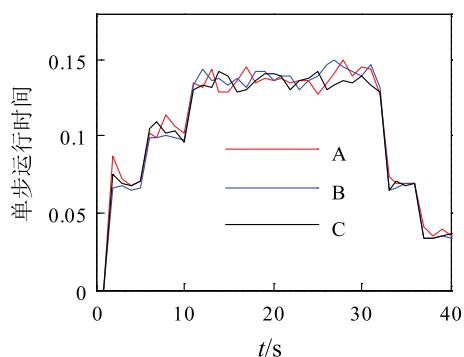


图5 算法单步运行时间

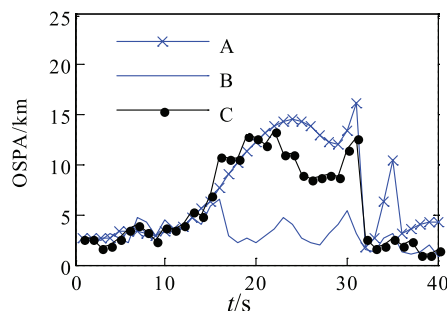


图9 非高斯噪声下OSPA

采样母点,二是目标状态更新值,由此可知仍有较多粒子在更新值周围。

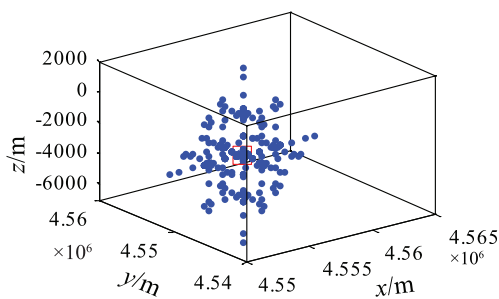


图6 初始化采样环节粒子分布

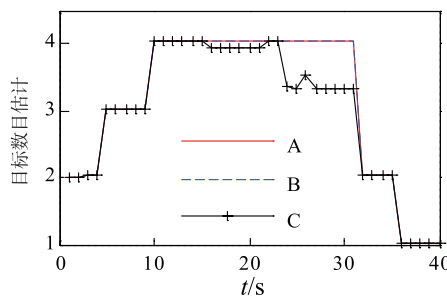


图10 非高斯噪声下目标数目估计

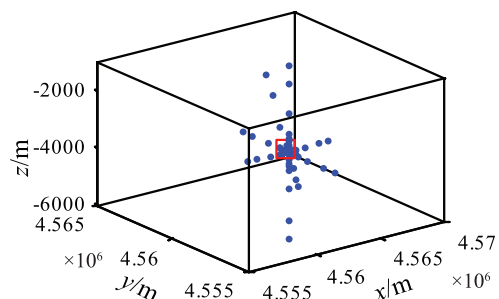


图7 预测环节粒子分布

图 9、图 10 是非高斯噪声环境下的 OSPA 和目标数目估计.对比可知本文算法效果较好,UPF-PHD 漏跟问题较为严重,同 CKF-PHD 会出现较大航迹偏差,证明新

型采样手段可改善 PHD 预测环节状态协方差估计,继而调整卡尔曼增益值,更合理配置新旧量测在状态估计值中分量。

图 11 是 $k = 16s$ PHD 更新段各环节高斯粒子三维位置分布结果,其中 a 对应筛选段, b 对应融合段, c 对

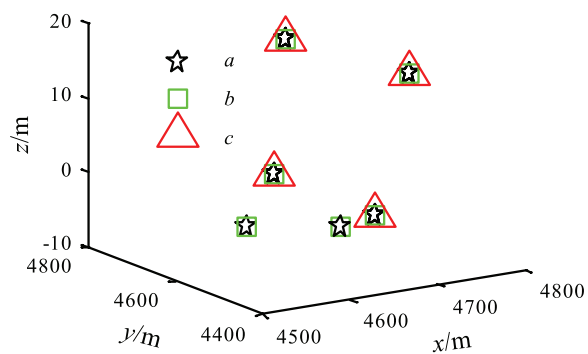


图11 筛选融合步高斯粒子及估计目标粒子分布

应目标高斯粒子. 高斯混合 PHD 中, 粒子滤波主要作用于 PHD 预测环节, 图中筛选后高斯粒子位置矢量可能接近, 但不代表自身状态一致.

综上所述可知, 新型采样手段不会带来时间上的负荷的加重(本文采样粒子数为 56), 同时又能够弥补 UKF 稳定性的不足, 保证采样粒子的多样化, 在非高斯噪声环境下依然有较好的跟踪效果. 然而就实验结果来看, 跟踪精度依然有待提高, 采样手段及算法相关研究有待深入.

6 结论

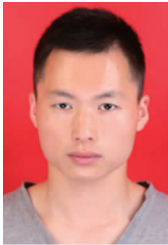
针对纯方位多目标跟踪设计了新型无迹变换粒子 PHD 算法, 降低了高维滤波器设计的难度; 为避免伪随机采样的缺陷, 提出在初始化采样阶段利用等概率区域控制采样粒子的随机性, 有效避免了粒子“聚集”, 提高了粒子使用效率, 同时弥补了 UKF 稳定性的不足, 实现了非高斯噪声环境下多目标持续、稳定的跟踪. 综合新型采样的优势与 UKF 的特点, NSRUP-PHD 在非理想条件下能够较好完成三维空间纯方位多目标跟踪. 其成果可应用于空间飞行器及导弹的定位与跟踪.

参考文献

- [1] 盛卫东. 天基光学监视系统目标跟踪技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
SHENG Wei-dong. Research on Target Tracking Technologies for Space-Based Optical Surveillance System [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011. (in Chinese)
- [2] 占荣辉, 张军. 非线性滤波理论与目标跟踪应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
ZHAN Rong-hui, ZHANG Jun. Nonlinear Filtering Theory With Target Tracking Application [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013. (in Chinese)
- [3] FEND D, HE L, CHENG L J. Calibration and adjustment of center of mass (COM) based on EKF during in-flight phase [J]. Science in China (Series E: Technological Sciences), 2009, 52(05): 1446 – 1449.
- [4] LIU X, GAO Q, LI X L. Control of epileptiform spikes based on nonlinear unscented Kalman filter [J]. Chinese Physics B, 2014, 23(01).
- [5] 杨天池, 程娟, 邵奇峰, 等. 单站定位中的散射体位置及散射距离的估计方法—合成运动的扩展卡尔曼估计[J]. 电子学报, 2014, 42(04): 730 – 735.
YANG Tian-chi, CHENG Juan, SHAO Qi-feng. The estimation of the scatterer position and scattering distance in the single station location; the EKF estimation based on synthetic motion [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(04): 730 – 735. (in Chinese)
- [6] WU C L, HAN C Z. Quadrature Kalman particle filter [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2010, 21(2): 175 – 179.
- [7] LIU Y, DONG K, WANG H P, et al. Adaptive Gaussian sum squared-root cubature Kalman filter with split-merge scheme for state estimation [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2014, 27(05): 1242 – 1250.
- [8] ZHANG X C. Cubature information filters using high-degree and embedded cubature rules [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2014, 33(6): 1799 – 1818.
- [9] COOLS R, HAEGEMANS A. An imbedded family of cubature formulae for n-dimensional product regions [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 1994, 51(2): 251 – 260.
- [10] 刘望生, 李亚安, 王明环. 复合 K 噪声下机动目标跟踪自适应 UPF 算法 [J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1240 – 1245.
Liu Wang-sheng, Li Ya-an, Wang Ming-huan. An adaptive upf algorithm for tracking maneuvering target in compound K noise environment [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1240 – 1245. (in Chinese)
- [11] ZENG T, LI C X, LIU Q H, et al. Tracking with nonlinear measurement model by coordinate rotation transformation [J]. Science China (Technological Sciences), 2014, 57(12): 2396 – 2406.
- [12] Halil Ersin Soken, Chingiz Hajiyev. REKF and RUKF for pico satellite attitude estimation in the presence of measurement faults [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2014, 25(02): 288 – 297.
- [13] CAI Z X, WEN S, LIU L J. Dynamic cluster member selection method for multi-target tracking in wireless sensor network [J]. Journal of Central South University, 2014, 21(02): 636 – 645.
- [14] 王品, 谢维信, 刘宗香, 李鹏飞. 一种非线性 GM-PHD 滤波新方法 [J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1597 – 1602.
WANG Pin, XIE Wei-xin, LIU Zong-xiang, LI Peng-fei. A novel Gaussian mixture PHD filter for nonlinear models [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(8): 1597 – 1602. (in Chinese)
- [15] ZHANG L P, WANG L P, LI B, et al. Kernel density estimation and marginalized-particle based probability hypothesis density filter for multi-target tracking [J]. Journal of Central South University, 2015, 22(03): 956 – 965.
- [16] ZHAN R H, GAO Y Z, HU J M, et al. SMC-PHD based multi-target track-before-detect with nonstandard point observations model [J]. Journal of Central South University, 2015, 22(01): 232 – 240.
- [17] 李翠芸, 江舟, 姬红兵, 等. 基于拟蒙特卡罗的未知杂波 GMP-PHD 滤波器 [J]. 控制与决策, 2014, 29(11): 1997

- 2001.
LI Cui-yun, JIANG Zhou, JI Hong-bing, et al. GMP-PHD filter based on quasi-Monte Carlo in unknown clutter[J]. Control and Decision, 2014, 29(11): 1997 - 2001. (in Chinese)
- [18] WU X H, HUANG G M, GAO J. Particle filters for probability hypothesis density filter with the presence of unknown measurement noise covariance[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2013, 26(06): 1517 - 1523.
- [19] VO B, PASHA A, TUAN H. D. A Gaussian mixture PHD filter for nonlinear jump Markov models[A]. 45th IEEE Conference on Decision & Control[C]. San Diego, CA, USA: IEEE, 2006. 75 - 79.
- [20] 谢晨欣, 李旦, 张建秋. 非高斯噪声环境迭代自适应 DOA 估计的算法[J]. 复旦学报(自然科学版), 2015, 54(02): 190 - 197.
XIE Chen-xin, LI Dan, ZHANG Jian-qiu. An iterative adaptive direction of arrival estimation algorithm in non-Gaussian environment[J]. Journal of Fudan University (Natural Science), 2015, 54(02): 190 - 197. (in Chinese)
- [21] MAHLER R. Multitarget Bayes Filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace And Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152 - 1178.

作者简介



熊志刚 男, 1992 年 8 月出生, 湖北英山人. 2014 年于空军工程大学防空反导学院获工学学士学位. 现为空军工程大学防空反导学院硕士研究生, 从事空天协同目标跟踪与拦截引导方面研究.
E-mail: xiongzgzm@163.com



黄树彩 男, 1967 年 1 月出生, 湖北黄梅人. 教授博士生导师. 2005 年在空军工程大学防空反导学院获工学博士学位. 现为空军工程大学防空反导学院教授. 主要研究方向为空天协同目标探测与跟踪.
E-mail: hsc67118@126.com



苑智玮 男, 1993 年 2 月出生, 内蒙古通辽人. 2014 年于长春理工大学获工学学士学位. 现为空军工程大学防空反导学院硕士研究生, 主要研究方向为红外目标检测.
E-mail: YuanzhiweiSachiel@163.com



赵 伟 男, 1990 年 1 月出生, 河北沧州人. 2012 年和 2014 年在空军工程大学防空反导学院分获工学学士学位、工学硕士学位. 现为空军工程大学防空反导学院博士研究生, 主要研究方向为空天协同目标跟踪.
E-mail: shnxshdny@163.com