

基于多普勒量测的 UKF 多目标跟踪方法

王 雪, 李鸿艳, 蒲 磊, 樊鹏飞
(空军工程大学信息与导航学院, 陕西 西安 710077)

摘 要: 针对高斯混合概率假设密度滤波(GMPHD)初始化需要先验强度函数的缺点, 在现有 GMPHD 滤波框架的基础上, 将多普勒信息附加于滤波更新过程中, 提出了基于多普勒量测的 UKF 多目标跟踪方法。该方法能够利用多普勒信息对新生目标状态初始化, 实现新生目标的自动初始化, 有效降低滤波估计误差。仿真结果表明, 所提方法复杂度较低, 且在多目标跟踪过程中, 对于目标个数的估计精度和最优子模式指派距离均优于已有方法。

关键词: 多目标跟踪; 高斯混合概率假设滤波; 多普勒信息; 不敏卡尔曼滤波

中图分类号: TN953

文献标志码: A

文章编号: 1008-1194(2018)02-0104-05

UKF Multitarget Tracing with Doppler Information

WANG Xue, LI Hongyan, PU Lei, FAN Pengfei

(Telecommunication Engineering Institute, Air Force
Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: The standard Gaussian mixture probability hypothesis density (GMPHD) filter is a promising algorithm for multi-target tracking. However, the performance of the algorithm is greatly influenced by clutters and the initialization is restricted by a priori information. To solve this problem, on the basis of the GMPHD prediction, Doppler information was appended to the filtering process to improve the performance of the algorithm. Firstly, a concrete initialization process was proposed in the birth intensity design of the GMPHD. The initialization process from consecutive measurements led to a reliable birth intensity that improved track management performance. Secondly, in order to measure the nonlinearity, the unscented Kalman filter (UKF) was used to replace the Kalman filter to filter the measurement vector. Simulation results showed that the proposed algorithm improve the accuracy of target number estimation was as well as the optimal subpattern assignment distance when compared with the existing algorithm.

Key words: multi-target tracking; Gaussian mixture probability hypothesis density (GMPHD); Doppler information; unscented Kalman filter(UKF)

0 引言

弹道导弹在飞行中段为了突破防守, 经常会释放伴飞诱饵, 形成密集目标群, 导致防御系统估计精度低, 甚至系统产生崩溃。如何解决此类群目标跟踪问题一直是多目标跟踪领域研究的热点^[1]。

基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)的

多目标跟踪方法, 避免了传统多目标跟踪的数据关联, 是近年来解决群目标跟踪方法的常用方法。Mahler 早在 20 世纪 90 年代就提出了将随机有限集运用于多目标跟踪的方法^[2-3], 并于 2003 年通过贝叶斯滤波器的一阶近似方法, 推导出了一种计算可行的概率假设密度滤波(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波器^[4]; 接着, B. N. Vo 等人对 PHD 滤波器进行了工程实现研究, 分别通过粒子滤波^[5]和高斯混合^[6]的形式, 使得基于 RFS 的多目标

* 收稿日期: 2017-10-19

基金项目: 自然科学基金面上项目资助(2015JM6332)

作者简介: 王雪(1992—), 女, 陕西西安人, 硕士研究生, 研究方向: 多元信息融合及目标跟踪。E-mail: 1225349230@qq.com。

跟踪方法得以进一步应用。其中, 高斯混合概率假设密度滤波器 (Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density, GMPHD) 具有计算复杂度低, 容易工程实现等优点, 但同时存在方法对模型依赖严重, 需要先验信息, 而且采用近似方法易导致估计性能较差等问题。本文针对上述问题, 提出了基于多普勒量测的 UKF 多目标跟踪方法。

1 GMPHD 算法

1.1 系统模型

假设目标的状态模型服从式(1):

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (1)$$

其中, \mathbf{F} 为目标的状态转移矩阵; 过程噪声 \mathbf{v}_k 是协方差为 \mathbf{Q}_k 的零均值高斯白噪声。 $\mathbf{x}_k \in X_k, X_k = \{\mathbf{x}_k^{(1)}, \dots, \mathbf{x}_k^{(N_k^x)}\}$, N_k^x 表示 k 时刻目标个数。 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 表示 k 时刻第 i 个目标的状态, 它由目标的位置 $(x_k^{(i)}, y_k^{(i)})$ 和速度 $(\dot{x}_k^{(i)}, \dot{y}_k^{(i)})$ 信息组成:

$$\mathbf{x}_k^{(i)} = [x_k^{(i)}, \dot{x}_k^{(i)}, y_k^{(i)}, \dot{y}_k^{(i)}]^T, i = 1, 2, \dots, N_k^x \quad (2)$$

假定二维直角坐标系下传感器位置在原点 $s_0 = [0, 0]^T$, 观测目标与其的斜距为 r_k , 方位角为 θ_k , 多普勒速度为 d_k 。目标的观测模型为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \quad (3)$$

其中,

$$\mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} h_r(x_k) \\ h_\theta(x_k) \\ h_d(x_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \\ d_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \\ \arctan(y_k/x_k) \\ -\dot{x}_k \cos(\theta_k) - \dot{y}_k \sin(\theta_k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, 量测 $\mathbf{z}_k \in Z_k$, 量测集 $Z^K = \{Z_k\}_{k=1}^K$; 目标状态为 $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$; 观测噪声 \mathbf{w}_k 是均值为零, 协方差矩阵为 $\mathbf{R} = \text{diag}[\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_d^2]$ 的高斯白噪声。

1.2 GMPHD 算法流程

高斯混合 PHD 滤波的基本思想是: 在线性高斯系统模型下, 将上一时刻的存活目标、新生目标、衍生目标及目标的状态噪声、量测噪声分布分别表示成多个高斯分量的加权和形式, 以此来近似目标的 PHD; 并利用卡尔曼等滤波对高斯分量的均值、方差及其权值迭代更新; 在高斯混合分量递推的过程中可以直接提取目标的状态及数目, 从而实现多

目标的实时跟踪。

GMPHD 算法的流程包括了 PHD 预测、PHD 更新、剪枝与合并、数目与状态估计四个步骤。

1.2.1 PHD 预测

假设 $k-1$ 时刻的 PHD 为高斯混合分布, 目标的运动模型为线性或近似线性的, 状态噪声和观测噪声均为高斯分布, 则 k 时刻多目标随机集的 PHD 也服从高斯混合分布。已知在 $k-1$ 时刻, 目标状态的后验 PHD 为一个高斯混合形式:

$$D_{k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^i N(x; m_{k-1}^i, P_{k-1}^i) \quad (5)$$

其中, J_{k-1} 表示预测的高斯分量的数量, ω_{k-1}^i , m_{k-1}^i 和 P_{k-1}^i 表示高斯分量的权值、均值和协方差。

由于衍生部分占总 PHD 的比例很小, 故在此对于衍生部分忽略不计。那么在 k 时刻, 预测目标状态集 PHD 的高斯混合表示为:

$$D_{k|k-1}(x) = D_{s,k|k-1}(x) + D_{\gamma,k}(x) \quad (6)$$

其中, $D_{s,k|k-1}(x)$, $D_{\gamma,k}(x)$ 分别表示存活目标和新生目标的 PHD。即:

$$D_{s,k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{s,k|k-1}^i \cdot N(x, m_{s,k|k-1}^i, P_{s,k|k-1}^i) \quad (7)$$

则, 预测 PHD 为:

$$D_{k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^i \cdot N(x, m_{k|k-1}^i, P_{k|k-1}^i) \quad (8)$$

1.2.2 PHD 更新

已知 k 时刻目标的预测 PHD 和量测集 Z_k , 且预测 PHD 为高斯混合分布, 则 k 时刻目标的后验 PHD 也是高斯混合分布, 可记为:

$$D_k(x) = (1 - P_D) D_{k|k-1}(x) + \sum_{Z \in Z_k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_k^i \cdot N(x, m_k^i, P_k^i) \quad (9)$$

1.2.3 剪枝与合并

经过 PHD 更新后, k 时刻高斯分量的个数增加为 $J_k = (1 + |Z_k|) J_{k|k-1}$, 并且高斯项将不断无限增加, 需要进行剪枝合并。假设当前的高斯分量集为 $(\omega_k^i, m_k^i, P_k^i), i = 1, 2, \dots, J_k$; 剪枝阈值为 U_p ; 合并阈值为 U_m ; 那么合并距离为:

$$d_{i,j} = (m_k^i - m_k^j)^T (P_k^i)^{-1} (m_k^i - m_k^j) \quad (10)$$

我们根据上式, 进行剪枝与合并, 从而降低高斯分量的数目。

1.2.4 数目与状态估计

上述步骤后, 得到新的 k 时刻的高斯分量

$(\omega_k^i, m_k^i, P_k^i)_{i=1}^I$, 然后由目标状态估计方程可得目标的状态估计, 目标数目的期望为权值之和。

2 基于多普勒量测的 UKF 多目标跟踪方法

上一章主要构建了 GMPHD 的算法框架, 本章主要给出将多普勒信息融合进框架的算法流程。

在现代战争中, 实际采用的雷达, 除了目标的斜矩和角度, 往往还可以提供更多信息, 例如多普勒量测等。理论计算与实践已经证明, 充分利用多普勒量测等目标信息不仅可以加强算法的鲁棒性, 而且有效地提高对目标的跟踪精度。

在以往的方法中, 为了解决带多普勒量测的雷达目标跟踪问题, 最常用方法是扩展卡尔曼滤波器 (Extended Kalman Filter, EKF)^[7]。但存在很明显的問題: 此时雷达所提供的量测和目标运动状态之间的关系是完全非线性的, 不能满足要求。而且在已有的带多普勒量测的雷达目标跟踪方法中, 为了简便方法, 文章通常假设斜矩、角度和多普勒的量测误差统计独立, 然而最新研究表明^[8], 对于某些波形而言, 斜矩和多普勒量测误差是统计相关的。

多普勒信息的处理有两个关键步骤: 第一, 对新生目标 PHD 的初始化; 将多普勒速度和斜矩、方位角量测相结合, 计算新生目标强度函数^[9]; 第二, 考虑到量测信息在加入了多普勒速度后高度非线性, 同时为了去除目标的多普勒速度和斜矩的相关性, 使用 UKF 对高斯分量进行迭代更新^[10]。

2.1 新生目标初始化

由于新生目标量测在存活目标附近概率较低, 故用 $k-1$ 时刻离估计状态 $x_{k-1}^{(i)}$ 距离最远的量测值集合 $\{z_{b,k}^{(i)}\}_{i=1}^{|Z_{k-1}| - |\hat{X}_{k-1}|}$ 来对 k 时刻新生目标进行初始化。

假设第 i 个有效观测值的斜矩、角度分别为 $r_{b,k}^{(i)}$ 、 $\theta_{b,k}^{(i)}$ 。那么第 i 个新生目标的初始化 x 维位置为 $x_{\gamma,k}^{(i)} = r_{b,k}^{(i)} \cos(\theta_{b,k}^{(i)})$, 初始化 y 维位置为 $y_{\gamma,k}^{(i)} = r_{b,k}^{(i)} \sin(\theta_{b,k}^{(i)})$, 对应的协方差矩阵分量分别为 $\sigma_x^2, \sigma_{xy}^2$ 以及 σ_y^2 ^[11]。

假设初始化新生目标的多普勒速度为 $d_{b,k}^{(i)}$, 先验速度为 v_0 。 v_0 是一个均值为零, 协方差矩阵为 $\bar{P}_v = \text{diag}[\sigma_s^2, \sigma_s^2]$ 的高斯变量, 那么多普勒速度的观测方

程为 $d_{b,k}^{(i)} = H_v v_0 + \omega_d$, 其中 $H_v = [-\cos \theta_{b,k}^{(i)}, -\sin \theta_{b,k}^{(i)}]$, ω_d 是多普勒观测噪声, 方差为 σ_d^2 。

由卡尔曼滤波器公式可得, 新生目标初始化速度均值为:

$$v_{\gamma,k}^{(i)} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{\gamma,k}^{(i)} \\ \hat{y}_{\gamma,k}^{(i)} \end{bmatrix} = \bar{P}_v H_v^T (H_v \bar{P}_v H_v^T + \sigma_d^2)^{-1} d_{b,k}^{(i)} = -\sigma_s^2 / (\sigma_s^2 + \sigma_d^2) \begin{bmatrix} \cos \theta_{b,k}^{(i)} \\ \sin \theta_{b,k}^{(i)} \end{bmatrix} d_{b,k}^{(i)} \quad (11)$$

协方差矩阵为:

$$P_{v,k}^{(i)} = \bar{P}_v - \bar{P}_v H_v^T (H_v \bar{P}_v H_v^T + \sigma_d^2)^{-1} H_v \bar{P}_v = \sigma_s^2 \begin{bmatrix} 1 - \beta \cos^2 \theta_{b,k}^{(i)} & -\beta \cos^2 \theta_{b,k}^{(i)} \sin \theta_{b,k}^{(i)} \\ -\beta \cos^2 \theta_{b,k}^{(i)} \sin \theta_{b,k}^{(i)} & 1 - \beta \sin^2 \theta_{b,k}^{(i)} \end{bmatrix} \quad (12)$$

那么在 k 时刻, 式(6)中新生目标状态集强度函数的高斯混合可表示为:

$$D_{\gamma,k}(x) = \sum_{i=1}^{N_{b,k}} \omega_{\gamma,k}^{(i)} N(x; m_{\gamma,k}^{(i)}, P_{\gamma,k}^{(i)}) \quad (13)$$

其中, 目标对应权值 $\omega_{\gamma,k}^{(i)}$ 为先验信息; 均值为 $m_{\gamma,k}^{(i)} = [x_{\gamma,k}^{(i)}, x_{\gamma,k}^{(i)}, y_{\gamma,k}^{(i)}, y_{\gamma,k}^{(i)}]^T$, 协方差矩阵 $P_{\gamma,k}^{(i)} =$

$$\begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & \sigma_{xy}^2 & 0 \\ 0 & P_{v,k}^{(i)}(1,1) & 0 & P_{v,k}^{(i)}(1,2) \\ \sigma_{xy}^2 & 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & P_{v,k}^{(i)}(2,1) & 0 & P_{v,k}^{(i)}(2,2) \end{bmatrix}。$$

2.2 高斯分量更新

运用 UKF 对各高斯混合分量的均值和协方差进行更新, 迭代求解。即首先计算采样点及其权值, 然后根据状态方程得到点的一步预测, 再根据量测方程计算预测的量测, 最后结合传感器所提供的量测进行状态更新和状态协方差更新。

1) k 时刻, 由滤波得到目标状态集强度函数的高斯分量的均值为 m_{k-1}^i , 协方差为 P_{k-1}^i 。对高斯分量计算 $(2n+1)$ 个 sigma 采样点 ξ_i 和对应权值 W_i :

$$\begin{cases} \xi_0(k) = m_{j,k-1}^i, j = 0 \\ \xi_j(k) = m_{j,k-1}^i + (\sqrt{n + P_{k-1}^i}), j = 1, \dots, n \\ \xi_{j+n}(k) = m_{j,k-1}^i - (\sqrt{n + P_{k-1}^i}), j = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\lambda}{n + \lambda}, j = 0 \\ W_0^c = \frac{\lambda}{n + \lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta, j = 0 \\ W_j^m = W_j^c = \frac{1}{2(n + \lambda)}, j = 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (15)$$

式中, n 为状态向量的维数; $\lambda = n(\alpha^2 - 1)$, 取 $\alpha = 0.01$ 表示采样点距均值点的距离; $(\sqrt{n + \lambda P_{k-1}^i})$ 是 $n + \lambda P_{k-1}^i$ 均方根矩阵的第 i 列, 取 $\beta = 2$. 权值 W 的上标 m 表示状态更新中的权重, 上标 c 表示协方差更新中的权重。

2) 运用量测进行更新分为两步, 首先进行一步预测, 计算 GMPHD 预测步骤中的均值与协方差:

$$X_{j,k|k-1}^i = F(X_{j,k-1}^i, v_{j,k-1}^i) \quad (16)$$

$$m_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2n} W_{k-1}^m X_{j,k|k-1}^i \quad (17)$$

$$P_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2n} W_{k-1}^c (X_{j,k|k-1}^i - m_{k|k-1}^i)(X_{j,k|k-1}^i - m_{k|k-1}^i)^T \quad (18)$$

进行 PHD 的预测步骤时, 式(8) 中的均值和协方差即为式(17)、式(18) 的结果。

然后再将预测量测和传感器提供的量测代入, 计算 GMPHD 更新步骤中的均值与协方差:

$$\hat{z}_{j,k|k-1}^i = h(X_{j,k|k-1}^i, w_{j,k|k-1}^i) \quad (19)$$

$$\epsilon_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2n} W_{k-1}^m \hat{z}_{j,k|k-1}^i \quad (20)$$

$$P_{zz}^i = \sum_{j=0}^{2n} W_{k-1}^c (\hat{z}_{j,k|k-1}^i - \epsilon_{k|k-1}^i)(\hat{z}_{j,k|k-1}^i - \epsilon_{k|k-1}^i)^T \quad (21)$$

$$P_{xz}^i = \sum_{j=0}^{2n} W_{k-1}^c (X_{j,k|k-1}^i - m_{k|k-1}^i)(\hat{z}_{j,k|k-1}^i - \epsilon_{k|k-1}^i) \quad (22)$$

$$m_k^i = m_{k|k-1}^i + P_{xz}^i (z_k - \epsilon_{k|k-1}^i) \quad (23)$$

$$P_k^i = P_{k|k-1}^i - P_{xz}^i (P_{zz}^i)^{-1} P_{xz}^i \quad (24)$$

进行 PHD 的更新步骤时, 式(9) 中的均值和协方差即为式(23)、式(24) 的结果。

3 仿真实验

本章为验证方法有效性, 将本文方法与文献[12]、文献[13] 中滤波方法进行比较。性能评价标准采用运行时间、目标个数估计和最优子模式指派 (Optimal Subpattern Assignment, OSPA) 距离^[14]。OSPA 距离计算公式为:

$$d_p^{(c)}(X, Z) = \left(\frac{1}{n} \left(\min \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, z_{\pi(i)})^p + c^p (n - m) \right) \right)^{\frac{1}{p}}$$

式中, $p = 1, c = 300, \pi \in \Pi_n$ 。

监督区域为 $[0, 2\pi] \text{rad} \times [0, 1000] \text{m}$, 采样周期 $T = 1 \text{s}$, 监控区域内共有五个目标。初始状态如表 1 所示。表征目标运动模型的状态转移矩阵和噪声协方差矩阵分别为 $F = \text{diag}(F_1, F_1)$, $F_1 =$

$$\begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, Q = \text{diag}(Q_1, Q_1), Q_1 = q \begin{bmatrix} \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} \\ T^2 & T \end{bmatrix}, \text{过程}$$

噪声标准差 $q = 0.1$ 。真实目标航迹如图 1 所示。传感器噪声标准差分别为 $\sigma_r = 10 \text{m}$, $\sigma_\theta = 1^\circ$ 和 $\sigma_d = 0.5 \text{m/s}$ 。扩展目标生存概率 $P_s = 0.99$, 检测概率 $P_d = 0.99$ 。每一时刻每个目标产生的量测数目服从均值为 6 的泊松分布, 杂波量测数目服从均值为 3 的泊松分布, 且在监督区域内均匀分布。假定均匀分布的多普勒杂波密度 $c(z_d) = 1/70$, 新生目标强度函数的先验权值为 $\omega_{\gamma,k} = 0.05$, 先验目标速度的标准差为 $\sigma_s = 17 \text{m/s}$ 。目标的初始状态、出现和结束时间信息均在表 1 中给出, 图 1 表示的是五个目标的真实航迹。

表 1 目标初始状态

Tab 1 Initial state and tracking of targets

目标	出现时间/s	结束时间/s	初始状态 $[x, \dot{x}, y, \dot{y}]$
目标 1	1	60	$[500 \ -11 \ 400 \ -5]$
目标 2	10	65	$[450 \ -15 \ 8 \ 5]$
目标 3	20	70	$[0 \ -2 \ 150 \ -10]$
目标 4	20	80	$[600 \ -5 \ 200 \ 10]$
目标 5	30	80	$[-100 \ 12 \ -150 \ 2]$

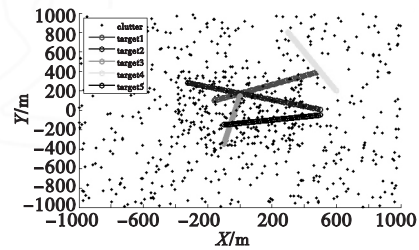


图 1 目标航迹图

Fig 1 Trajectories of true targets and clutters

图 2 是本文方法的单次仿真结果, 可以从图上直观地看出, 在没有目标初始信息的情况下, 由于采用了多普勒信息进行初始化, 各个时刻的估计值并未受到杂波的过多干扰, 基本上都与真实位置相重合, 说明本文方法能够对目标进行有效地跟踪。

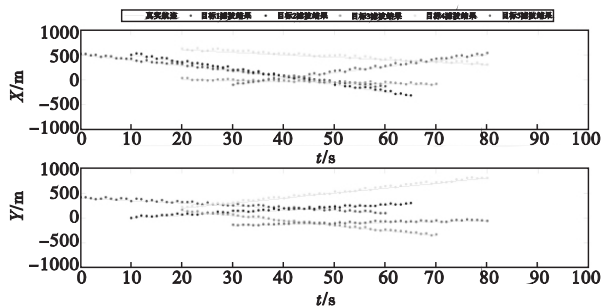


图2 目标航迹单次仿真结果

Fig. 2 Single simulation results of target track

为了对本文所提方法有效性进一步验证,将本文方法(UKF-GMPHD)与文献[12](C-PHD)文献[13](GMPHD)中方法进行对比。真实航迹如图1所示,进行100次独立蒙特卡洛仿真实验平均后,目标的个数估计如图3所示,从图3可以明显看出,在目标出现和消失时,个数估计会产生一定偏差,但本文方法在个数估计基本是无偏的,而GMPHD算法在对于目标个数估计上误差较明显,C-PHD算

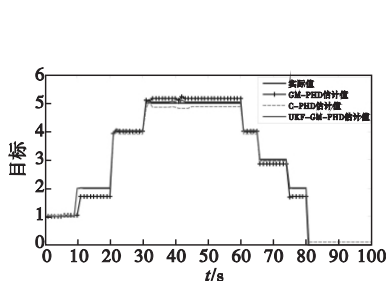


图3 目标真实个数与估计值

Fig. 3 The number of targets

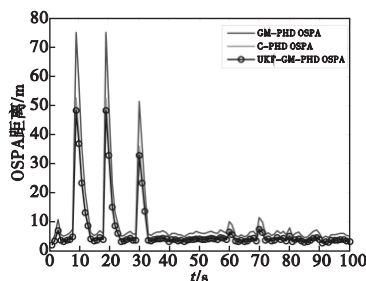


图4 OSPA距离

Fig. 4 OSPA distance

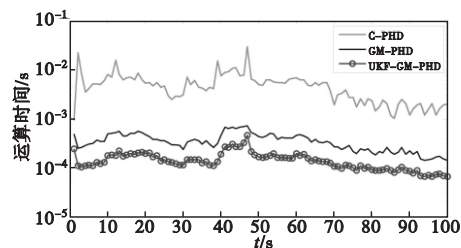


图5 运算时间

Fig. 5 Computing time

4 结论

基于多目标跟踪的复杂背景,本文在GMPHD的框架下,提出了基于多普勒量测的UKF多目标跟踪方法。该方法通过对多普勒量测的运用,首先实现了新生目标强度函数的去先验自动更新,然后采取UKF对高斯分量进行更新,降低了非线性量测方程的估计偏差。通过仿真实验对比,本文所提方法在目标个数和位置估计精度方面以及方法运算速度方面,均较现有方法有所提高,达到了预期成果。

参考文献:

[1] Tanks R D. NMD: Policy Issues and Technological Ca-

法由于在滤波过程中同时进行了势分布的运算,所以对于个数估计性能较优,但部分阶段的偏差也大于本文方法,说明本文方法在个数估计上误差较小。

图4为三种方法对于目标估计的OSPA距离,OSPA距离越大,说明方法跟踪性能越差。从图中的曲线可以看出,在目标个数发生变化时,OSPA距离会迅速变大,但是整体看来,本文方法的OSPA距离曲线一直在其他两种方法曲线的下方,说明本文方法在跟踪性能上优于其他两种方法。

图5为三种方法的运行时间比较图,可以清楚地看到,由于其他两种方法采用的是EKF加串行更新的滤波方法,方法复杂度大大提升,所用时间较长,尤其是C-PHD算法,如上文所提,为了保证个数估计的准确性,加入了势估计,使得方法的空间复杂度较大;而本文方法采用UKF滤波方法,不仅减小了目标个数估计的误差,还进一步降低了方法的复杂度,使得方法效率较高,运行时间远小于其他两种方法。

pabilities [R]. US: The Institute for Foreign Policy Analysis, 2000.

[2] Goodman I, Mahler R, Nguyen H. Mathematics of data fusion [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1997.

[3] Mahler R. Statistical multisource multitarget information fusion [M]. Norwood MA, USA: Artech House, 2007.

[4] Mahler R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 2003, 39(3): 1152-1178.

[5] Vo B-N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo implementation of the PHD filter for multi-target tracking [C]// Proceedings of the International Conference on Information Fusion, Cairns, Australia: IEEE, 2003: 792-799.

(下转第114页)