



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103729637 A

(43) 申请公布日 2014. 04. 16

(21) 申请号 201310753640. 5

(22) 申请日 2013. 12. 31

(71) 申请人 西安工程大学

地址 710048 陕西省西安市碑林区金花南路
19 号

(72) 发明人 马丽丽 王妮 陈金广 胡西民

(74) 专利代理机构 西安弘理专利事务所 61214

代理人 罗笛

(51) Int. Cl.

G06K 9/32(2006. 01)

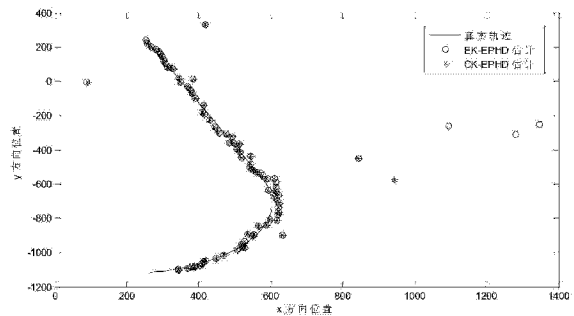
权利要求书4页 说明书14页 附图5页

(54) 发明名称

基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法

(57) 摘要

本发明公开的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法,具体按照以下步骤实施:步骤 1、预先设定 k-1 时刻后验强度的高斯混合形式,得到第 i 个高斯项的均值和协方差;步骤 2、对步骤 1 得到的第 i 个高斯项的权值、均值和协方差进行一步预测;步骤 3、根据步骤 2 得到的预测结果进行量测更新,得到 k 时刻各高斯分量 $\{w_{ik}^{(i)}, m_{ik}^{(i)}, P_{ik}^{(i)}\}$ 的估计值。本发明的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法,解决非线性系统下的扩展目标跟踪问题和非线性函数的雅克比矩阵不存在或难以求解时的扩展目标跟踪问题,为解决非线性条件下的扩展目标跟踪提出了一种新的实现途径。



1. 基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法,其特征在于,具体按照以下步骤实施:

步骤 1、预先设定 k-1 时刻后验强度的高斯混合形式,得到第 i 个高斯项的均值和协方差;

步骤 2、对步骤 1 得到的高斯混合形式中第 i 个高斯项的权值、均值和协方差进行预测;

步骤 3、根据步骤 2 得到的预测结果进行量测更新,得到各高斯分量 $\{w_{k|k}^{(i)}, m_{k|k}^{(i)}, P_{k|k}^{(i)}\}$ 的估计值,完成滤波。

2. 根据权利要求 1 所述的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法,其特征在于,所述步骤 1 中的高斯混合形式为:

$$v_{k-1}(x_{k-1}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} N(x_{k-1} | m_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)});$$

其中: J_{k-1} 表示 k-1 时刻的高斯项数, $w_{k-1}^{(i)}$ 、 $m_{k-1}^{(i)}$ 、 $P_{k-1}^{(i)}$ 分别表示第 i 个高斯项的权值、均值和协方差, $N(\cdot | m, P)$ 表示一个具有均值 m、协方差 P 的高斯密度。

3. 根据权利要求 1 所述的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法,其特征在于,所述步骤 2 具体按照以下步骤实施:

步骤 2.1、对步骤 1 中得到的 k-1 时刻的高斯项方差 $\{P_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{J_{k-1}}$ 做 Cholesky 分解,经 Cholesky 分解后得到:

$$P_{k-1}^{(i)} = S_{k-1}^{(i)} (S_{k-1}^{(i)})^T \quad (3);$$

步骤 2.2、计算出步骤 1 中高斯分量 $\{m_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{J_{k-1}}$ 的容积点,具体按照以下算法实施:

$$x_{l,k-1}^{(i)} = S_{k-1}^{(i)} \xi_l + m_{k-1}^{(i)} \quad (4);$$

式中, ξ_1 为第 1 个标准容积点, $\xi_l = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_l$, $[1]_1$ 表示第 1 列, $[1]$ 与状态向量的维数

有关,当状态向量维数为 2 时, $[1]$ 表示下列点集: $\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\}$, 标准容积点的标

号 $l=1, 2, \dots, m$, 而 m 等于状态向量维数的 2 倍;

步骤 2.3、根据状态方程计算第 i 个高斯项的第 1 个预测容积点 ($l=1, 2, \dots, m$), 具体按照以下算法实施:

$$x_{l,k|k-1}^{(i)} = f(x_{l,k-1}^{(i)}) \quad (5);$$

步骤 2.4、计算得到存活目标的进一步预测均值和方差,具体按照以下算法实施:

$$m_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m x_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (6);$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} (\mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} (\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (7);$$

式(7)中, \mathbf{Q}_{k-1} 为过程噪声方差;

步骤 2.5、对各高斯项的权值进行进一步预测,具体按照以下算法实施:

对于新生目标的高斯项,其权值预测为:

$$w_{k|k-1}^{(i)} = w_{\gamma,k}^{(j)} \quad (8);$$

式(8)中, $w_{\gamma,k}^{(j)}$ 表示 k 时刻新生目标第 j 个高斯项的权值;

对于衍生目标的高斯项,其权值预测为:

$$w_{k|k-1}^{(i)} = w_{k-1}^{(l)} w_{\beta,k}^{(j)} \quad (9);$$

式(9)中, $w_{k-1}^{(l)}$ 表示 k-1 时刻的第 l 个高斯项的权值, $w_{\beta,k}^{(j)}$ 表示 k 时刻由 $w_{k-1}^{(l)}$ 对应的目标衍生出的第 j 个高斯项的权值;

对于存活目标的高斯项,其权值预测为:

$$w_{k|k-1}^{(i)} = p_s w_{k-1}^{(j)} \quad (10);$$

式(10)中, p_s 表示目标存活概率;

根据上述的算法,进一步预测强度的高斯混合形式为:

$$v_{k|k-1}(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{N}(\mathbf{x}_k | \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (11);$$

式(11)中, $J_{k|k-1}$ 表示一步预测的高斯项数。

4. 根据权利要求 1 所述的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法,其特征在于,所述步骤 3 具体按照以下步骤实施:

步骤 3.1、量测更新分为两部分:一部分为未检测到的目标强度,另一部分为检测到的目标强度;

若更新未检测到目标强度,则按照以下算法实施:

$$w_{k|k}^{(i)} = (1 - (1 - e^{-\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}) p_D) w_{k|k-1}^{(i)} \quad (12);$$

式(12)中, $\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})$ 表示由目标状态 $\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}$ 所产生的量测个数的期望, $1 - e^{-\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}$ 表示至少产生一个量测的概率, p_D 为检测率, $(1 - e^{-\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}) p_D$ 为有效检测率;

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} \quad (13);$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \quad (14);$$

若未检测到的目标后验强度可表示为:

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

若检测到的目标强度,具体按照以下算法实施:

对 $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}$ 做 Cholesky 分解,满足以下关系:

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

则新的容积点为:

$$\mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k|k-1}^{(i)} \xi_l + \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} \quad (15);$$

式(15)中,标准容积点 ξ_l 标号 $l=1, 2, \dots, m$, 而 m 等于状态向量维数的 2 倍;

步骤 3.2、利用量测函数计算出传递的容积点,具体按照以下算法实施:

$$\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)} = h(\mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)}) \quad (16);$$

式(16)中, $h(\cdot)$ 为目标的量测函数;

步骤 3.3、对步骤 3.2 得到的 $\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)}$ 进行扩维,具体按照以下算法实施:

$$\overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)} = \text{repeat}(\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)}, \text{absW}, 1) \quad (17);$$

式(17)中, absW 表示当前时刻的每个量测划分里的元胞 W 所包含的量测的个数,其中,当前时刻的每个量测划分里的元胞 W 为已知量, $\text{repeat}(A, m, n)$ 函数表示创建一个 $m \times n$ 矩阵,矩阵中的每个值都为 A ;

步骤 3.4、估计量测预测,具体按照以下算法实施:

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (18);$$

$$\overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (19);$$

步骤 3.5、更新积分点的状态和协方差,具体按照以下算法实施:

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k^{(i)} ([z_1, \dots, z_{|W|}]^T - \overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (20);$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} - \mathbf{K}_k^{(i)} \mathbf{P}_{zz}^{(i)} (\mathbf{K}_k^{(i)})^T \quad (21);$$

式(20)中, $[z_1, \dots, z_{|W|}]^T$ 为相应元胞 W 中的真实量测值, $\mathbf{K}_k^{(i)}$ 为滤波增益,具体按照以下算法实施:

$$\mathbf{K}_k^{(i)} = \mathbf{P}_{xz}^{(i)} (\mathbf{P}_{zz}^{(i)})^{-1} \quad (22);$$

$$\mathbf{P}_{zz}^{(i)} = \overline{\mathbf{R}}_k + \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)} (\overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} (\overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (23);$$

$$\mathbf{P}_{xz}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} (\overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} (\overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (24);$$

式(23)中, $\bar{\mathbf{R}}_k$ 表示扩维后的量测噪声协方差矩阵:

$$\bar{\mathbf{R}}_k = \text{blkdiag}(\underbrace{\mathbf{R}_k, \dots, \mathbf{R}_k}_{|W_k|}) \quad (25);$$

式(25)中,blkdiag(.)表示块对角矩阵, $|W_k|$ 表示当前元胞 W_k 所包含的量测值的个数;

步骤 3.6、更新相应的权值:

$$w_{k|k}^{(i)} = w_p \frac{\Gamma(i) p_D}{dW} \Phi_W^{(i)} w_{k|k-1}^{(i)} \quad (26);$$

式(26)中, w_p 是划分的权重,且满足:

$$w_p = \frac{\prod_{W \in p} dW}{\sum_{p' \in Z} \prod_{W' \in p'} dW'} \quad (27);$$

式(27)中, p 和 p' 均表示对量测集 Z 的划分, W 和 W' 分别表示 p 和 p' 中的一个子集元胞;

$$\Gamma(i) = e^{-\gamma(i)} (\gamma(i))^{|W|} \quad (28);$$

式(28)中, $|W|$ 表示集合的势;

$$dW = \delta_{|W|,1} + \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \Gamma(i) p_D \Phi_W^{(i)} w_{k|k-1}^{(i)} \quad (29);$$

式(29)中, $\delta_{|W|,1}$ 表示若 $|W|=1$,则 $\delta_{|W|,1}=1$,否则, $\delta_{|W|,1}=0$;

$$\Phi_W^{(i)} = \prod_{z \in W} \frac{\phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}{\lambda_k c_k(z)} \quad (30);$$

式(30)中, $\phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})$ 表示在元胞 W 中的量测值概率, $\lambda_k c_k(z)$ 表示 k 时刻杂波的平均数,通常设定每个时刻杂波出现的个数服从 Poisson 分布:

$$\phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}) = \mathbf{N}(z_k | \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{R}_k + \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)} (\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} (\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)})^T) \quad (31);$$

量测更新后的后验强度为如下的高斯混合形式:

$$\begin{aligned} v_{k|k}(\mathbf{x}_k) &= v_{k|k}^{ND}(\mathbf{x}_k) + \sum_{p_k \in Z_k} \sum_{W_k \in p_k} v_{k|k}^D(\mathbf{x}_k, W_k) \\ &= \sum_{i=1}^{J_k} w_{k|k}^{(i)} \mathbf{N}(\mathbf{x}_k | \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}) \end{aligned} \quad (32);$$

式(32)中, J_k 表示 k 时刻的高斯项数,由此得到了各高斯分量的 $\{w_{k|k}^{(i)}, \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}\}$ 。

基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法

技术领域

[0001] 本发明属于目标跟踪方法技术领域,涉及一种扩展目标概率假设密度滤波方法,具体涉及一种基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法。

背景技术

[0002] 目标跟踪就是结合传感器接收到的量测,对目标当前状态进行估计的过程。传统的多目标跟踪方法,如:联合数据关联、多假设跟踪等都是基于数据关联的,随着目标数目的增加,这些跟踪方法会存在“组合爆炸”、计算量呈指数级增长的问题;而近年来提出的基于随机有限集的概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波方法,较为有效的避免了数据关联这个难题,能够直接对复杂环境中目标数未知且随时间变化的多目标的状态和个数进行联合估计,逐渐成为多目标跟踪领域的研究热点。但由于 PHD 滤波的递推公式中含有多个积分,所以它在一般情况下难以获得解析解。

[0003] 随后, Mahler 和 Vo 等学者分别给出了适用于非线性非高斯条件的序贯蒙特卡罗 PHD (Sequential Monte Carlo PHD, SMC-PHD, 又称为 particle-PHD) 滤波和适用于线性高斯条件的高斯混合 PHD (Gaussian Mixture PHD, GM-PHD) 滤波“Ba-Ngu Vo, Wing-Kin Ma. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter, IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11):4091-4104.”。在此基础上, Daniel C 和 Clark D 等别对 SMC-PHD 滤波方法和 GM-PHD 滤波方法的收敛性进行了证明。Mahler 通过将 PHD 滤波进行扩展,得到了势概率假设密度滤波(cardinalized PHD, CPHD)滤波,该滤波方法可以获得更多的关于多目标状态集合的势分布的信息,能够得到比 PHD 滤波更加精确的估计,但其时间复杂度较大。类似于 PHD 滤波,在线性高斯系统下的近似实现方法称为 GM-CPHD, 在非线性非高斯系统下 CPHD 的近似实现方法称为 SMC-CPHD。

[0004] 在多目标跟踪系统中,一般都假设目标为点目标,即在每一时刻每个目标至多产生一个量测。但是,当传感器与目标之间的距离较小或传感器分辨率较高时,单个目标(例如一架飞机)的不同发射点(例如机头、机翼和机尾等不同部位)可同时产生多个观测,此时称该目标为一个扩展目标。在假设扩展目标数目服从泊松分布的条件下, Mahler 于 2009 年在文献“Granstrom K, Lundquist C, Orguner U. A Gaussian mixture PHD filter for extended target tracking. Proceedings of the 13th International Conference on Information Fusion, 2010, 1-8.”中讨论了扩展目标的量测模型,并给出了扩展目标 PHD (Extended-target PHD, EPHD) 形式解法。紧接着, Granstrom 等人给出了 EPHD 的高斯混合实现方法,称之为高斯混合扩展目标概率假设密度滤波,简称 GM-EPHD 滤波方法。该方法能够较好地解决线性高斯条件下多个扩展目标的跟踪问题。此外, Granstrom 等还提出了一种简单的划分量测集的方法。随后,连峰等在“连峰,韩崇昭,刘伟峰,元向辉. 高斯混合扩展目标概率假设密度滤波器的收敛性分析. 自动化学报. 2012(08):1343-1352.”一文中对扩展目标的 GM-PHD 滤波方法的收敛性进行了分析。在放松了量测率服从泊松分布条件的假设下, Orguner U 和 Lundquist C 等给出了扩展目标的 GM-CPHD 滤波方法。与 CPHD 方

法一样,该方法虽然能提高扩展目标的跟踪精度,但其过程较为复杂,且时间复杂度增大。Feldman 等学者采用随机矩阵的方法为扩展目标建立椭圆形轮廓,然后将其看作状态变量的一部分进行估计和跟踪。随后,Wieneke 等将上述方法推广到多个扩展目标的跟踪情形,使用期望最大化方法对扩展目标的椭圆形状和运动情况进行递推估计。

[0005] 已有的扩展目标 GM-PHD 滤波方法只适用于线性高斯系统,扩展目标的扩展卡尔曼概率假设密度(Extended Kalman EPHD,EK-EPHD)滤波方法也只在系统为弱非线性时,能取得较好的滤波效果,而对于强非线性系统,其误差性能退化。针对该问题,本发明方法在扩展目标 GM-PHD 滤波算法的基础上,结合容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter,CKF)算法,给出了一种适用于非线性系统下的扩展目标跟踪方法,该方法能够解决滤波系统中非线性函数雅可比矩阵不存在或难以求解的跟踪问题,为非线性系统下扩展目标的跟踪提供了一种新的实现途径。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法,解决 EK-EPHD 处理不了的非线性函数雅可比矩阵不存在或难以求解的跟踪问题。

[0007] 本发明所采用的技术方案是,基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法,具体按照以下步骤实施:

[0008] 步骤 1、预先设定 k-1 时刻后验强度的高斯混合形式,得到第 i 个高斯项的均值和协方差;

[0009] 步骤 2、对步骤 1 得到的高斯混合形式中第 i 个高斯项的权值、均值和协方差进行预测;

[0010] 步骤 3、根据步骤 2 得到的预测结果进行量测更新,得到各高斯分量 $\{w_{k|k}^{(i)}, m_{k|k}^{(i)}, P_{k|k}^{(i)}\}$ 的估计值,完成滤波。

[0011] 本发明的特点还在于,

[0012] 步骤 1 中的高斯混合形式为:

$$[0013] \quad v_{k-1}(x_{k-1}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} N(x_{k-1} | m_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)});$$

[0014] 其中: J_{k-1} 表示 k-1 时刻的高斯项数, $w_{k-1}^{(i)}$ 、 $m_{k-1}^{(i)}$ 、 $P_{k-1}^{(i)}$ 分别表示第 i 个高斯项的权值、均值和协方差, $N(\cdot | m, P)$ 表示一个具有均值 m、协方差 P 的高斯密度。

[0015] 步骤 2 具体按照以下步骤实施:

[0016] 步骤 2.1、对步骤 1 中得到的 k-1 时刻的高斯项方差 $\{P_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{J_{k-1}}$ 做 Cholesky 分解,经 Cholesky 分解后得到:

$$[0017] \quad P_{k-1}^{(i)} = S_{k-1}^{(i)} (S_{k-1}^{(i)})^T \quad (3);$$

[0018] 步骤 2.2、计算出步骤 1 中高斯分量 $\{m_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{J_{k-1}}$ 的容积点,具体按照以下算法实施:

$$[0019] \quad \mathbf{x}_{l,k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k-1}^{(i)} \xi_l + \mathbf{m}_{k-1}^{(i)} \quad (4);$$

[0020] 式中, ξ_1 为第 1 个标准容积点, $\xi_l = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_l$, $[1]_1$ 表示第 1 列, $[1]$ 与状态向量的

维数有关, 当状态向量维数为 2 时, $[1]$ 表示下列点集: $\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\}$, 标准容积点

的标号 $l=1, 2, \dots, m$, 而 m 等于状态向量维数的 2 倍;

[0021] 步骤 2.3、根据状态方程计算第 i 个高斯项的第 1 个预测容积点 ($l=1, 2, \dots, m$), 具体按照以下算法实施:

$$[0022] \quad \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} = f(\mathbf{x}_{l,k-1}^{(i)}) \quad (5);$$

[0023] 步骤 2.4、计算得到存活目标的进一步预测均值和方差, 具体按照以下算法实施:

$$[0024] \quad \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (6);$$

$$[0025] \quad \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} (\mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} (\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (7);$$

[0026] 式(7)中, \mathbf{Q}_{k-1} 为过程噪声方差;

[0027] 步骤 2.5、对各高斯项的权值进行进一步预测, 具体按照以下算法实施:

[0028] 对于新生目标的高斯项, 其权值预测为:

$$[0029] \quad w_{k|k-1}^{(i)} = w_{y,k}^{(j)} \quad (8);$$

[0030] 式(8)中, $w_{y,k}^{(j)}$ 表示 k 时刻新生目标第 j 个高斯项的权值;

[0031] 对于衍生目标的高斯项, 其权值预测为:

$$[0032] \quad w_{k|k-1}^{(i)} = w_{k-1}^{(l)} w_{\beta,k}^{(j)} \quad (9);$$

[0033] 式(9)中, $w_{k-1}^{(l)}$ 表示 $k-1$ 时刻的第 1 个高斯项的权值, $w_{\beta,k}^{(j)}$ 表示 k 时刻由 $w_{k-1}^{(l)}$ 对应的目标衍生出的第 j 个高斯项的权值;

[0034] 对于存活目标的高斯项, 其权值预测为:

$$[0035] \quad w_{k|k-1}^{(i)} = p_s w_{k-1}^{(j)} \quad (10);$$

[0036] 式(10)中, p_s 表示目标存活概率;

[0037] 根据上述的算法, 进一步预测强度的高斯混合形式为:

$$[0038] \quad v_{k|k-1}(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{N}(\mathbf{x}_k | \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (11);$$

[0039] 式(11)中, $J_{k|k-1}$ 表示一步预测的高斯项数。

[0040] 步骤 3 具体按照以下步骤实施:

[0041] 步骤 3.1、量测更新分为两部分: 一部分为未检测到的目标强度, 另一部分为检测

到的目标强度；

[0042] 若更新未检测到目标强度,则按照以下算法实施：

$$[0043] \quad w_{k|k}^{(i)} = (1 - (1 - e^{-\gamma(m_{k|k-1}^{(i)})})p_D)w_{k|k-1}^{(i)} \quad (12);$$

[0044] 式(12)中, $\gamma(m_{k|k-1}^{(i)})$ 表示由目标状态 $m_{k|k-1}^{(i)}$ 所产生的量测个数的期望,

$1 - e^{-\gamma(m_{k|k-1}^{(i)})}$ 表示至少产生一个量测的概率, p_D 为检测率, $(1 - e^{-\gamma(m_{k|k-1}^{(i)})})p_D$ 为有效检测率；

$$[0045] \quad m_{k|k}^{(i)} = m_{k|k-1}^{(i)} \quad (13);$$

$$[0046] \quad P_{k|k}^{(i)} = P_{k|k-1}^{(i)} \quad (14);$$

[0047] 若未检测到的目标后验强度可表示为：

$$[0048] \quad v_{k|k}^{ND}(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k}^{(i)} N(\mathbf{x}_k | m_{k|k}^{(i)}, P_{k|k}^{(i)});$$

[0049] 若检测到的目标强度,具体按照以下算法实施：

[0050] 对 $P_{k|k-1}^{(i)}$ 做 Cholesky 分解,满足以下关系：

$$[0051] \quad P_{k|k-1}^{(i)} = S_{k|k-1}^{(i)} (S_{k|k-1}^{(i)})^T;$$

[0052] 则新的容积点为：

$$[0053] \quad \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} = S_{k|k-1}^{(i)} \xi_l + m_{k|k-1}^{(i)} \quad (15);$$

[0054] 式(15)中,标准容积点 ξ_l 标号 $l=1, 2, \dots, m$, 而 m 等于状态向量维数的 2 倍；

[0055] 步骤 3.2、利用量测函数计算出传递的容积点,具体按照以下算法实施：

$$[0056] \quad \mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)} = h(\mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)}) \quad (16);$$

[0057] 式(16)中, $h(\cdot)$ 为目标的量测函数；

[0058] 步骤 3.3、对步骤 3.2 得到的 $\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)}$ 进行扩维,具体按照以下算法实施：

$$[0059] \quad \overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)} = \text{repeat}(\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)}, \text{absW}, 1) \quad (17);$$

[0060] 式(17)中, absW 表示当前时刻的每个量测划分里的元胞 W 所包含的量测的个数,其中,当前时刻的每个量测划分里的元胞 W 为已知量, $\text{repeat}(A, m, n)$ 函数表示创建一个 $m \times n$ 矩阵,矩阵中的每个值都为 A ；

[0061] 步骤 3.4、估计量测预测,具体按照以下算法实施：

$$[0062] \quad \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (18);$$

[0063]
$$\overline{z z}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \overline{z z}_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (19);$$

[0064] 步骤 3.5、更新积分点的状态和协方差,具体按照以下算法实施:

[0065]
$$m_{k|k}^{(i)} = m_{k|k-1}^{(i)} + K_k^{(i)} ([z_1, \dots, z_{|W|}]^T - \overline{z z}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (20);$$

[0066]
$$P_{k|k}^{(i)} = P_{k|k-1}^{(i)} - K_k^{(i)} P_{zz}^{(i)} (K_k^{(i)})^T \quad (21);$$

[0067] 式(20)中, $[z_1, \dots, z_{|W|}]^T$ 为相应元胞 W 中的真实量测值, $K_k^{(i)}$ 为滤波增益,具体按照以下算法实施:

[0068]
$$K_k^{(i)} = P_{xz}^{(i)} (P_{zz}^{(i)})^{-1} \quad (22);$$

[0069]
$$P_{zz}^{(i)} = \overline{R}_k + \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \overline{z z}_{l,k|k-1}^{(i)} (\overline{z z}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \overline{z z}_{k|k-1}^{(i)} (\overline{z z}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (23);$$

[0070]
$$P_{xz}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m x_{l,k|k-1}^{(i)} (\overline{z z}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - m_{k|k-1}^{(i)} (\overline{z z}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (24);$$

[0071] 式(23)中, \overline{R}_k 表示扩维后的量测噪声协方差矩阵:

[0072]

$$\overline{R}_k = \text{blkdiag}(\underbrace{R_k, \dots, R_k}_{|W_k|}) \quad (25);$$

[0073] 式(25)中, $\text{blkdiag}(\cdot)$ 表示块对角矩阵, $|W_k|$ 表示当前元胞 W_k 的所包含的量测值的个数;

[0074] 步骤 3.6、更新相应的权值:

[0075]
$$w_{k|k}^{(i)} = w_p \frac{\Gamma(i) p_D}{dW} \Phi_W^{(i)} w_{k|k-1}^{(i)} \quad (26);$$

[0076] 式(26)中, w_p 是划分的权重,且满足:

[0077]
$$w_p = \frac{\prod_{W \in p} dW}{\sum_{p' \in Z} \prod_{W' \in p'} dW'} \quad (27);$$

[0078] 式(27)中, p 和 p' 均表示对量测集 Z 的划分, W 和 W' 分别表示 p 和 p' 中的一个子集元胞;

[0079]
$$\Gamma(i) = e^{-\gamma(i)} (\gamma(i))^{|W|} \quad (28);$$

[0080] 式(28)中, $|W|$ 表示集合的势;

[0081]
$$dW = \delta_{|W|,1} + \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \Gamma(i) p_D \Phi_W^{(i)} w_{k|k-1}^{(i)} \quad (29);$$

[0082] 式(29)中, $\delta_{|W|,1}$ 表示若 $|W|=1$,则 $\delta_{|W|,1}=1$,否则, $\delta_{|W|,1}=0$;

$$[0083] \quad \Phi_W^{(i)} = \prod_{z \in W} \frac{\phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}{\lambda_k c_k(z)} \quad (30);$$

[0084] 式(30)中, $\phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})$ 表示在元胞 W 中的量测值概率, $\lambda_k c_k(z)$ 表示 k 时刻杂波的强度, $c_k(z)$ 表示杂波概率密度; λ_k 表示杂波的平均数, 通常设定每个时刻杂波出现的个数服从 Poisson 分布:

$$[0085] \quad \phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}) = N(z_k | \hat{z}_{k|k-1}^{(i)}, R_k + \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m z_{l,k|k-1}^{(i)} (z_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \hat{z}_{k|k-1}^{(i)} (\hat{z}_{k|k-1}^{(i)})^T) \quad (31);$$

[0086] 量测更新后的后验强度为如下的高斯混合形式:

$$[0087] \quad \begin{aligned} v_{k|k}(\mathbf{x}_k) &= v_{k|k}^{ND}(\mathbf{x}_k) + \sum_{P_k \in \mathcal{Z}_k} \sum_{W_k \in \mathcal{P}_k} v_{k|k}^D(\mathbf{x}_k, W_k) \\ &= \sum_{i=1}^{J_k} w_{k|k}^{(i)} N(\mathbf{x}_k | \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}) \end{aligned} \quad (32);$$

[0088] 式(32)中, J_k 表示 k 时刻的高斯项数, 由此得到了各高斯分量的 $\{w_{k|k}^{(i)}, \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}\}$ 。

[0089] 本发明的有益效果在于:

[0090] (1) 本发明的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法针对非线性系统下的扩展目标跟踪, 不需要计算非线性函数的雅克比矩阵, 滤波精度与 EK-EPHD 方法几乎相同;

[0091] (2) 本发明的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法能够解决 EK-EPHD 处理不了的非线性函数雅克比矩阵不存在或难以求解的跟踪问题, 该方法可以用于非线性系统中的扩展目标跟踪。

附图说明

[0092] 图 1 是单个目标的真实轨迹及分别采用本发明的 CK-EPHD 滤波方法及 EK-EPHD 滤波方法的滤波估计对比图;

[0093] 图 2 是在整个仿真时间里的目标量测值图谱;

[0094] 图 3 是采用传统 EK-GMPHD 滤波方法估计出来的目标个数图;

[0095] 图 4 是在整个时间段内目标的真实个数及分别采用本发明的 CK-EPHD 滤波方法和传统的 EK-EPHD 滤波方法估计得到的结果对比图;

[0096] 图 5 是采用本发明的 CK-EPHD 滤波方法和传统的 EK-EPHD 滤波方法对应的 OSPA 距离对比图;

[0097] 图 6 是多个扩展目标的真实轨迹与采用本发明的 CK-EPHD 滤波方法、传统的 EK-EPHD 滤波方法滤波后得到的估计对比图;

[0098] 图 7 是在整个仿真时间里的多个扩展目标量测值图谱;

[0099] 图 8 是采用传统的 EK-GMPHD 滤波方法得到的多个扩展目标估计个数图;

[0100] 图 9 是目标的真实个数及分别采用本发明的 CK-EPHD 滤波方法和传统的 EK-EPHD

滤波方法得到的结果对比图；

[0101] 图 10 是在整个仿真时间里本发明的 CK-EPHD 滤波方法和传统的 EK-EPHD 滤波方法对应的 OSPA 距离对比图。

具体实施方式

[0102] 下面结合具体实施方式对本发明进行详细说明。

[0103] 扩展目标与一般意义下的点目标不同，点目标假设每个时刻至多产生一个量测，而扩展目标则假设每一时刻可能会产生多个量测。

[0104] 设定 k 时刻的扩展目标状态集为： $X_k = \{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_k}$ ；

[0105] 其中， $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 表示 k 时刻第 i 个目标的状态向量， N_k 表示 k 时刻的扩展目标数。

[0106] 通常，在未特别说明的情况下，扩展目标的状态是指它质心的运动状态，具体包括扩展目标质心的位置、速度等；

[0107] 相应地，k 时刻得到的量测集为 $Z_k = \{\mathbf{z}_k^{(i)}\}_{i=1}^{M_k}$ ；

[0108] 其中， $\mathbf{z}_k^{(i)}$ 表示 k 时刻第 i 个量测值， M_k 表示量测值的个数。

[0109] 量测集由真实扩展目标产生的量测和杂波构成，且二者不可区分，在多个扩展目标的跟踪系统中，扩展目标状态的动态模型为：

[0110] $X_k = \{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{M_k} = f(X_{k-1}, \mathbf{v}_k)$ (1)；

[0111] 其中， \mathbf{v}_k 是零均值高斯白噪声，协方差为 Q_k ， $f(\cdot)$ 表示状态转移函数。

[0112] 量测模型可写为：

[0113] $Z_k = \{\mathbf{z}_k^{(i)}\}_{i=1}^{M_k} = h(X_k, \mathbf{w}_k)$ (2)；

[0114] 其中， \mathbf{w}_k 是零均值高斯白噪声，协方差为 R_k ， $h(\cdot)$ 表示量测函数。

[0115] Granstrom 等已证明，若扩展目标 PHD 的预测能够写为高斯混合形式，则量测更新后的 PHD 也为高斯混合形式，进而各个时刻的预测和更新 PHD 也都服从高斯混合形式，这一递推实现的过程即为 GM-EPHD 滤波。这与传统的点目标 GM-PHD 滤波方法不同，由于扩展目标在每一时刻都会有多个量测，所以在滤波估计前必须对量测集进行划分，然后再进行一步预测和量测更新。

[0116] 本发明的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法，具体按照以下步骤实施：

[0117] 步骤 1、预先设定 k-1 时刻后验强度的高斯混合形式为：

[0118]
$$v_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} \mathbf{N}(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)})$$
；

[0119] 其中： J_{k-1} 表示 k-1 时刻的高斯项数， $w_{k-1}^{(i)}$ 、 $\mathbf{m}_{k-1}^{(i)}$ 、 $\mathbf{P}_{k-1}^{(i)}$ 分别表示第 i 个高斯项的权值、均值和协方差， $\mathbf{N}(\cdot | \mathbf{m}, \mathbf{P})$ 表示一个具有均值 \mathbf{m} 、协方差 \mathbf{P} 的高斯密度；

[0120] 步骤 2、对步骤 1 得到的高斯混合形式中第 i 个高斯项的权值、均值和协方差进行

预测：

[0121] 步骤 2.1、对步骤 1 中得到的 $k-1$ 时刻的高斯项方差 $\{\mathbf{P}_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{J_{k-1}}$ 做 Cholesky 分解(即平方根法),经 Cholesky 分解后得到：

$$[0122] \quad \mathbf{P}_{k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k-1}^{(i)} (\mathbf{S}_{k-1}^{(i)})^T \quad (3);$$

[0123] 步骤 2.2、计算出步骤 1 中 高斯分量 $\{\mathbf{m}_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{J_{k-1}}$ 的容积点,具体按照以下算法实施：

$$[0124] \quad \mathbf{x}_{l,k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k-1}^{(i)} \boldsymbol{\xi}_l + \mathbf{m}_{k-1}^{(i)} \quad (4);$$

[0125] 式(4)中, $\boldsymbol{\xi}_1$ 为第 1 个标准容积点, $\boldsymbol{\xi}_l = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_l$, $[1]_l$ 表示第 l 列, $[1]$ 与状态向

量的维数有关,例如:当状态向量维数为 2 时, $[1]$ 表示下列点集: $\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\}$,

标准容积点的标号 $l=1, 2, \dots, m$, 而 m 等于状态向量维数的 2 倍；

[0126] 步骤 2.3、根据状态方程计算第 i 个高斯项的第 1 个预测容积点 ($l=1, 2, \dots, m$), 具体按照以下算法实施：

$$[0127] \quad \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} = f(\mathbf{x}_{l,k-1}^{(i)}) \quad (5);$$

[0128] 步骤 2.4、计算得到存活目标的进一步预测均值和方差,具体按照以下算法实施：

$$[0129] \quad \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (6);$$

$$[0130] \quad \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} (\mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} (\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (7);$$

[0131] 式(7)中, \mathbf{Q}_{k-1} 为过程噪声方差；

[0132] 步骤 2.5、对各高斯项的权值进行进一步预测,具体按照以下算法实施：

[0133] 对于新生目标的高斯项,其权值预测为：

$$[0134] \quad w_{k|k-1}^{(i)} = w_{\gamma,k}^{(j)} \quad (8);$$

[0135] 式(8)中, $w_{\gamma,k}^{(j)}$ 表示 k 时刻新生目标第 j 个高斯项的权值；

[0136] 对于衍生目标的高斯项,其权值预测为：

$$[0137] \quad w_{k|k-1}^{(i)} = w_{k-1}^{(l)} w_{\beta,k}^{(j)} \quad (9);$$

[0138] 式(9)中, $w_{k-1}^{(l)}$ 表示 $k-1$ 时刻的第 l 个高斯项的权值, $w_{\beta,k}^{(j)}$ 表示 k 时刻由 $w_{k-1}^{(l)}$ 对应的目标衍生出的第 j 个高斯项的权值；

[0139] 对于存活目标的高斯项,其权值预测为：

[0140] $w_{k|k-1}^{(i)} = p_S w_{k-1}^{(i)} \quad (10);$

[0141] 式(10)中, p_S 表示目标存活概率;

[0142] 根据上述的算法,进一步预测强度的高斯混合形式为:

[0143]
$$v_{k|k-1}(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{N}(\mathbf{x}_k | \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (11);$$

[0144] 式(11)中, $J_{k|k-1}$ 表示一步预测的高斯项数;

[0145] 步骤3、根据步骤2得到的预测结果进行量测更新,得到各高斯分量 $\{w_{k|k}^{(i)}, \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}\}$ 的估计值:

[0146] 步骤3.1、量测更新分为两部分:一部分为未检测到的目标强度,另一部分为检测到的目标强度;

[0147] 若更新未检测到目标强度,则按照以下算法实施:

[0148] $w_{k|k}^{(i)} = (1 - (1 - e^{-\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}) p_D) w_{k|k-1}^{(i)} \quad (12);$

[0149] 式(12)中, $\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})$ 表示由目标状态 $\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}$ 所产生的量测个数的期望, $1 - e^{-\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}$ 表示至少产生一个量测的概率, p_D 为检测率, $(1 - e^{-\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}) p_D$ 为有效检测率;

[0150] $\mathbf{m}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} \quad (13);$

[0151] $\mathbf{P}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \quad (14);$

[0152] 若未检测到的目标后验强度可表示为:

[0153]
$$v_{k|k}^{ND}(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k}^{(i)} \mathbf{N}(\mathbf{x}_k | \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)});$$

[0154] 若检测到的目标强度,具体按照以下算法实施:

[0155] 对 $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}$ 做 Cholesky 分解,满足以下关系:

[0156] $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k|k-1}^{(i)} (\mathbf{S}_{k|k-1}^{(i)})^T;$

[0157] 则新的容积点为:

[0158] $\mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} = \mathbf{S}_{k|k-1}^{(i)} \xi_l + \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} \quad (15);$

[0159] 式(15)中,标准容积点 ξ_l 标号 $l=1, 2, \dots, m$, 而 m 等于状态向量维数的2倍;

[0160] 步骤3.2、利用量测函数计算出传递的容积点,具体按照以下算法实施:

[0161] $\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)} = h(\mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)}) \quad (16);$

[0162] 式(16)中, $h(\cdot)$ 为目标的量测函数;

[0163] 步骤 3.3、对步骤 3.2 得到的 $\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)}$ 进行扩维,具体按照以下算法实施:

$$[0164] \quad \overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)} = \text{repeat}(\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)}, \text{abs}W, 1) \quad (17);$$

[0165] 式(17)中,absW 表示当前时刻的每个量测划分里的元胞 W 所包含的量测的个数,其中,当前时刻的每个量测划分里的元胞 W 为已知量,repeat(A, m, n) 函数表示创建一个 $m \times n$ 矩阵,矩阵中的每个值都为 A;

[0166] 步骤 3.4、估计量测预测,具体按照以下算法实施:

$$[0167] \quad \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (18);$$

$$[0168] \quad \overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)} \quad (19);$$

[0169] 步骤 3.5、更新积分点的状态和协方差,具体按照以下算法实施:

$$[0170] \quad \mathbf{m}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k^{(i)} ([z_1, \dots, z_{|W|}]^T - \overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (20);$$

$$[0171] \quad \mathbf{P}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} - \mathbf{K}_k^{(i)} \mathbf{P}_{zz}^{(i)} (\mathbf{K}_k^{(i)})^T \quad (21);$$

[0172] 式(20)中, $[z_1, \dots, z_{|W|}]^T$ 为相应元胞 W 中的真实量测值, $\mathbf{K}_k^{(i)}$ 为滤波增益,具体按照以下算法实施:

$$[0173] \quad \mathbf{K}_k^{(i)} = \mathbf{P}_{xz}^{(i)} (\mathbf{P}_{zz}^{(i)})^{-1} \quad (22);$$

$$[0174] \quad \mathbf{P}_{zz}^{(i)} = \overline{\mathbf{R}}_k + \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)} (\overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} (\overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (23);$$

$$[0175] \quad \mathbf{P}_{xz}^{(i)} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{x}_{l,k|k-1}^{(i)} (\overline{\mathbf{z}}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} (\overline{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (24);$$

[0176] 式(23)中, $\overline{\mathbf{R}}_k$ 表示扩维后的量测噪声协方差矩阵:

[0177]

$$\overline{\mathbf{R}}_k = \text{blkdiag}(\underbrace{\mathbf{R}_k, \dots, \mathbf{R}_k}_{|W_k|}) \quad (25);$$

[0178] 式(25)中,blkdiag(.) 表示块对角矩阵, $|W_k|$ 表示当前元胞 W_k 的所包含的量测值的个数;

[0179] 步骤 3.6、更新相应的权值:

$$[0180] \quad w_{k|k}^{(i)} = w_p \frac{\Gamma(i) p_D}{dW} \Phi_W^{(i)} w_{k|k-1}^{(i)} \quad (26);$$

[0181] 式(26)中, w_p 是划分的权重,且满足:

$$[0182] \quad w_p = \frac{\prod_{W \in p} dW}{\sum_{p' \in Z} \prod_{W' \in p'} dW'} \quad (27);$$

[0183] 式(27)中, p 和 p' 均表示对量测集 Z 的划分, W 和 W' 分别表示 p 和 p' 中的一个子集元胞, 采用右上标“'”来对同一公式中分子分母出现的具有相同含义的符号进行区分;

$$[0184] \quad \Gamma(i) = e^{-\gamma(i)} (\gamma(i))^{|W|} \quad (28);$$

[0185] 式(28)中, $|W|$ 表示集合的势;

$$[0186] \quad dW = \delta_{|W|,1} + \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \Gamma(i) p_D \Phi_W^{(i)} w_{k|k-1}^{(i)} \quad (29);$$

[0187] 式(29)中, $\delta_{|W|,1}$ 表示若 $|W|=1$, 则 $\delta_{|W|,1}=1$, 否则, $\delta_{|W|,1}=0$;

$$[0188] \quad \Phi_W^{(i)} = \prod_{z \in W} \frac{\phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})}{\lambda_k c_k(z)} \quad (30);$$

[0189] 式(30)中, $\phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)})$ 表示在元胞 W 中的量测值概率, $\lambda_k c_k(z)$ 表示 k 时刻杂波的强度, $c_k(z)$ 表示杂波概率密度; λ_k 表示杂波的平均数, 通常设定每个时刻杂波出现的个数服从 Poisson 分布:

$$[0190] \quad \phi_z(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}) = N(\mathbf{z}_k | \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)}, R_k + \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)} (\mathbf{z}_{l,k|k-1}^{(i)})^T - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} (\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)})^T) \quad (31);$$

[0191] 量测更新后的后验强度为如下的高斯混合形式:

$$[0192] \quad \begin{aligned} v_{k|k}(\mathbf{x}_k) &= v_{k|k}^{ND}(\mathbf{x}_k) + \sum_{p_k \in Z_k} \sum_{W_k \in p_k} v_{k|k}^D(\mathbf{x}_k, W_k) \\ &= \sum_{i=1}^{J_k} w_{k|k}^{(i)} N(\mathbf{x}_k | \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}) \end{aligned} \quad (32);$$

[0193] 式(32)中, J_k 表示 k 时刻的高斯项数, 由此得到了各高斯分量的 $\{w_{k|k}^{(i)}, \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}\}$ 。

[0194] 本发明的方法结合了容积卡尔曼滤波与 GM-EPHD 算法, 是一种新的适用于非线性系统下的 CK-EPHD 滤波方法。

[0195] 由于高斯项数目会随着跟踪步数的增加而急速增加, 计算量不断增大。为了降低计算量, 可以通过控制每一步的高斯项数目解决该问题。合理控制高斯项数目的典型方法如文献“Ba-Ngu Vo, Wing-Kin Ma. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter, IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11):4091-4104.”中所述的合并与裁剪方法。

[0196] 以下通过实施例验证本发明的基于容积卡尔曼滤波的扩展目标概率假设密度滤波方法的有效性和实用性:

[0197] 采用对比实验的形式, 在二维空间中分别给出单个扩展目标和多个扩展目标的跟踪实验, 具体的仿真条件详见每个实验的描述:

[0198] 实施例 1 : 单个扩展目标的跟踪实验

[0199] 预先设定目标的状态转移方程与量测方程分别为 :

$$[0200] \quad x_k = F_k x_{k-1} + G_k v_k \quad (33);$$

$$[0201] \quad z_k = \begin{bmatrix} \arctan(y_k/x_k) & \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \end{bmatrix}^T + w_k \quad (34);$$

[0202] 式(33)及式(34)中, F_k 是状态转移矩阵, 目标的状态向量 $x_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$, (x_k, y_k) 表示目标的位置, (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 表示目标的速度 ;

$$[0203] \quad \text{当目标做匀速运动, 即采用匀速模型时, } F_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

[0204] 当目标做常数转弯运动, 即采用匀速转弯模型时,

$$[0205] \quad F = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \Omega T}{\Omega} \\ 0 & \cos \Omega T & 0 & -\sin \Omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \Omega T}{\Omega} & 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} \\ 0 & \sin \Omega T & 0 & \cos \Omega T \end{bmatrix};$$

[0206] 状态噪声转移矩阵为 :

$$[0207] \quad G_k = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix};$$

[0208] 观测噪声 v_k 和量测噪声 w_k 都是零均值高斯白噪声, 其协方差分别为 $Q_k = \text{diag}([0.5, 0.5])$, $R_k = \text{diag}([\sigma_\theta^2, \sigma_r^2])$, 量测噪声标准差 $\sigma_\theta = 5 \times (\pi/180)$, $\sigma_r = 8$, 采样周期 $T = 1s$, 转弯速率 $\Omega = (\pi/80) \text{rad/s}$, 量测向量 z_k 包括偏转角和径向距离两个分量。

[0209] 设定新生目标随机集的 PHD 为 :

$$[0210] \quad \gamma_k(x) = 0.1N(x; m_\gamma, P_\gamma);$$

$$[0211] \quad \text{上式中, } m_\gamma = [250 \ 6 \ 250 \ -15]^T, P_\gamma = \text{diag}([100 \ 25 \ 100 \ 25]);$$

[0212] 杂波均匀分布于观测区域, 数目服从均值为 $\lambda_k = 10$ 的泊松分布, 扩展目标的量测值个数服从均值为 $\gamma(i) = 3$ 的泊松分布。

[0213] 目标的存活概率和检测概率分别为 $p_s = 0.99$ 和 $p_D = 0.90$, 合并门限 $U_{\text{prun}} = 4$, 修剪门限 $T_{\text{prun}} = 1e-5$, 势误差与状态误差的调节因子 $c_{\text{ospa}} = 70$, 最优子模型分配距离取 2 阶距离 $p_{\text{ospa}} = 2$, 最大高斯项数为 $J_{\text{max}} = 100$, 整个仿真时间为 100s, 监视区域为 $[-\pi/2, \pi/2] \text{rad} \times [0, 1500] \text{m}$ 。

[0214] 如图 1 所示, 图中显示了目标的真实轨迹与两种方法的滤波估计结果, 由图 1 可知, 使用本发明的 CK-EPHD 滤波方法不仅能达到 EK-EPHD 的滤波效果, 而且能够去除掉

EK-EPHD 所不能达到的杂波,例如,在位置(1200,-300)左右有三个杂波点,用 EK-EPHD 方法不能过滤掉,但本发明的 CK-EPHD 滤波方法却能达到;如图 2 所示,是在整个监控区域的目标量测集。

[0215] 如图 3 所示,给出了用传统 EK-GMPHD 滤波方法估计出来的目标个数,从图 3 中我们可看出传统的滤波方法完全不能准确地估计目标个数,其平均估计目标数约为 10,而真实目标数为 1。

[0216] 如图 4 所示,图 4 中显示了在整个时间段内目标的真实个数及本发明的 CK-EPHD 滤波和传统 EK-EPHD 滤波的估计结果,由图中可知,本发明的 CK-EPHD 的估计结果与传统 EK-EPHD 的基本一致,在 54 时刻这两种滤波方法的估计结果都出现了误差,但本发明的 CK-EPHD 滤波方法在下一时刻就能够正确的估计出结果,而 EK-EPHD 依旧估计错误。

[0217] 如图 5 所示,给出本发明的 CK-EPHD 滤波方法和传统的 EK-EPHD 滤波方法对应的 OSPA 距离,可以从图中看到,两种方法的 OSPA 距离也基本一致,其中在 55 时刻左右的 CK-EPHD 的 OSPA 距离要比 EK-EPHD 的低一点;并且由仿真实验可知,在整个仿真步骤里,CK-EPHD 方法的平均 OSPA 距离要比 EK-EPHD 的略小些。

[0218] 实施例 2

[0219] 多个扩展目标的跟踪

[0220] 目标的状态转移方程和量测方程与实施例 1 相同,参数设置也与其相同;

[0221] 设定在整个仿真区域有 3 个目标,目标 1 在 k=1 时刻出现,消亡于 k=100 时刻;目标 2 在 k=11 时刻出现并消亡于 k=100 时刻;目标 3 在 k=66 时刻出现并消亡于 k=100 时刻;目标 1 和目标 2 均做匀速运动,目标 3 做转弯运动;

[0222] 设新生目标随机集的 PHD 为:

$$[0223] \quad \gamma_k(\mathbf{x}) = 0.1N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_\gamma^{(1)}, \mathbf{P}_\gamma) + 0.1N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_\gamma^{(2)}, \mathbf{P}_\gamma) + 0.1N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_\gamma^{(3)}, \mathbf{P}_\gamma);$$

[0224] 上式中, $\mathbf{m}_\gamma^{(1)} = [250 \quad 6 \quad -250 \quad -15]^T$, $\mathbf{m}_\gamma^{(2)} = [-100 \quad 15 \quad -300 \quad -5]^T$, $\mathbf{m}_\gamma^{(3)} = [640 \quad 6 \quad -725 \quad -15]^T$, $\mathbf{P}_\gamma = \text{diag}([100 \quad 25 \quad 100 \quad 25]^1)$;

[0225] 杂波均匀分布于整个观测区域,数目服从均值为 $\lambda_k=5$ 的泊松分布,量测个数服从 $\gamma(i)=5$ 的泊松分布,其他各仿真参数与单个扩展目标实验相同。

[0226] 由图 6 可知,本发明的 CK-EPHD 滤波方法能够达到与传统 EK-EPHD 滤波方法相同的效果。

[0227] 如图 7 所示,给出了在监控区域内的量测集。

[0228] 如图 8 所示,图中显示了用传统 EK-GMPHD 滤波方法得到的多个扩展目标估计个数,从图中可以看到,它的滤波效果很差,其估计目标数始终比真实目标数大很多,即过估计。

[0229] 如图 9 所示,图中给出了目标的真实个数及本发明的 CK-EPHD 滤波方法和 EK-EPHD 滤波方法的估计结果,由图中可知,本发明的 CK-EPHD 滤波方法得到的估计目标数与传统的 EK-EPHD 滤波方法的滤波结果几乎完全一致,只在 23 时刻 CK-EPHD 估计出了准确的数目,而传统的 EK-EPHD 滤波方法没有。

[0230] 如图 10 所示,图中给出了两种方法的 OSPA 距离,由图 10 可知,两种方法的 OSPA

距离几乎一样,只在少有的几个时刻本发明的 CK-EPHD 滤波方法的 OSPA 距离比 EK-EPHD 的稍低。由仿真实验可知,在整个仿真步骤里,本发明的 CK-EPHD 滤波方法的平均 OSPA 距离比传统的 EK-EPHD 滤波方法的略小些。

[0231] 将以上两个实施例进行对比,得出以下结果;

[0232] 不论目标的轨迹是直线运动还是转弯运动,本发明的 CK-EPHD 方法都能够达到传统 EK-EPHD 方法的滤波效果,并且其平均 OSPA 距离都比 EK-EPHD 的要低一点儿。

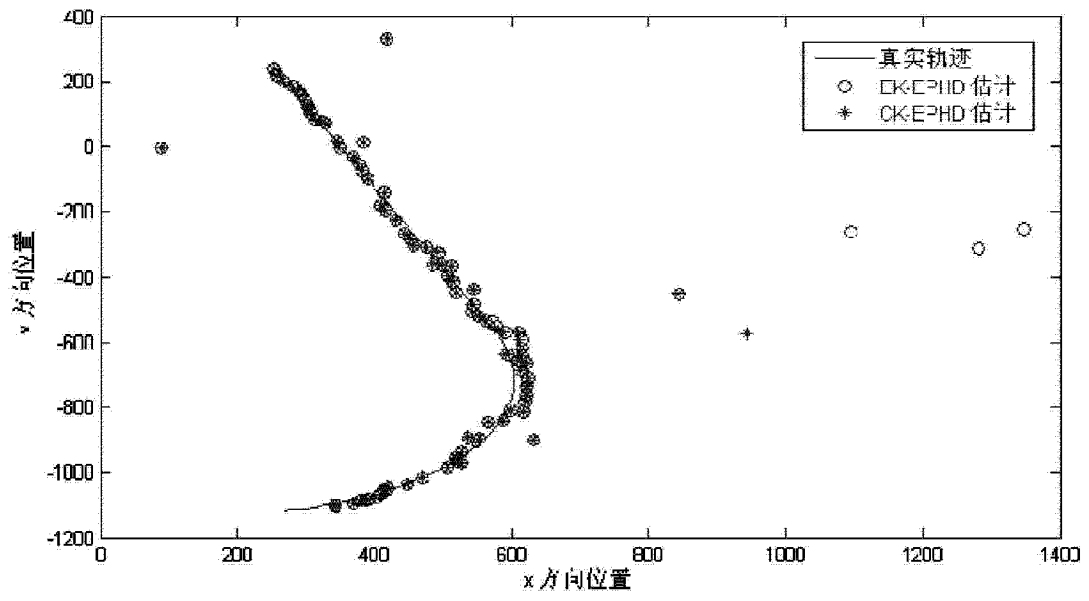


图 1

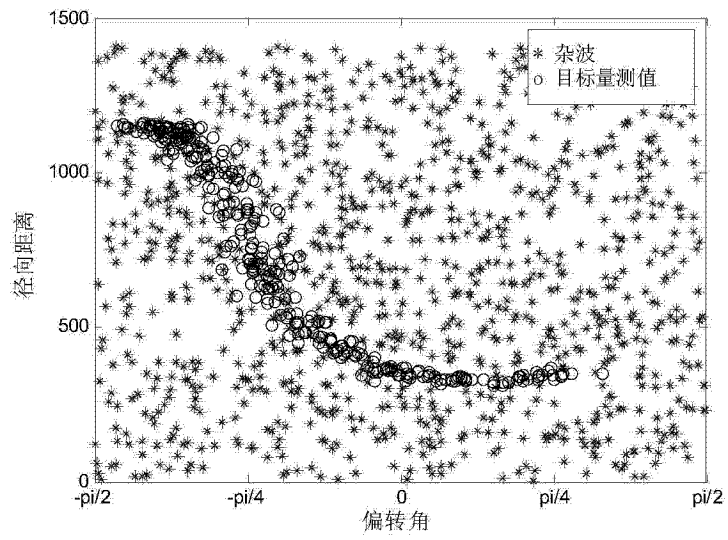


图 2

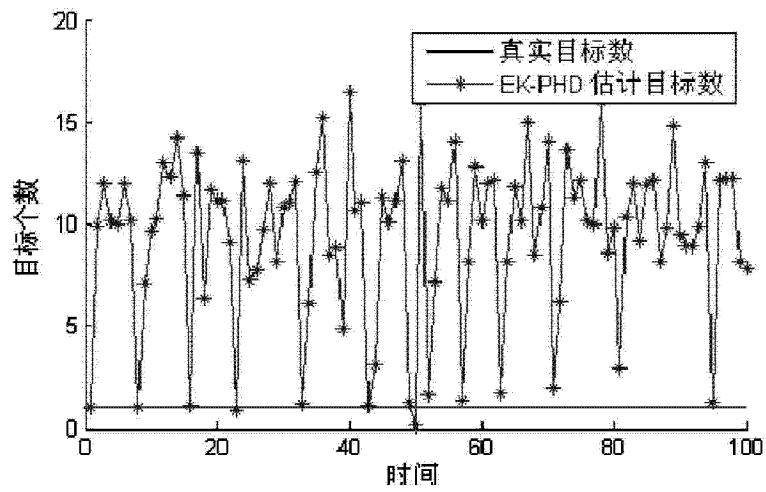


图 3

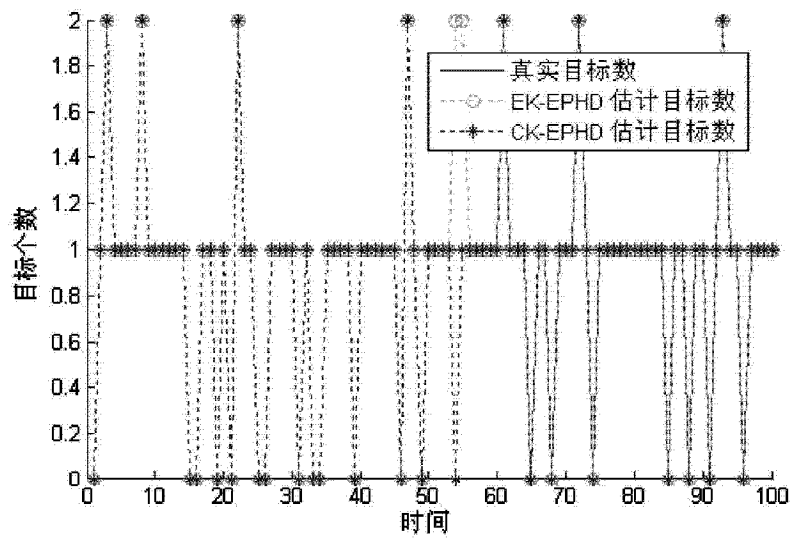


图 4

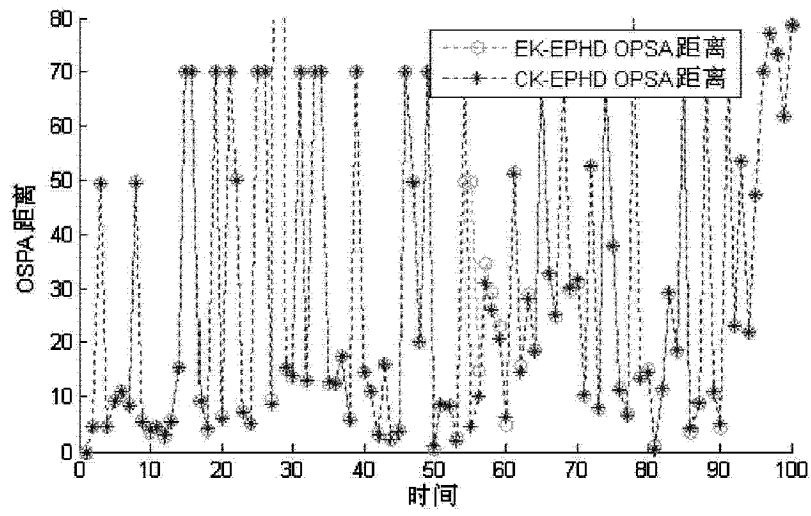


图 5

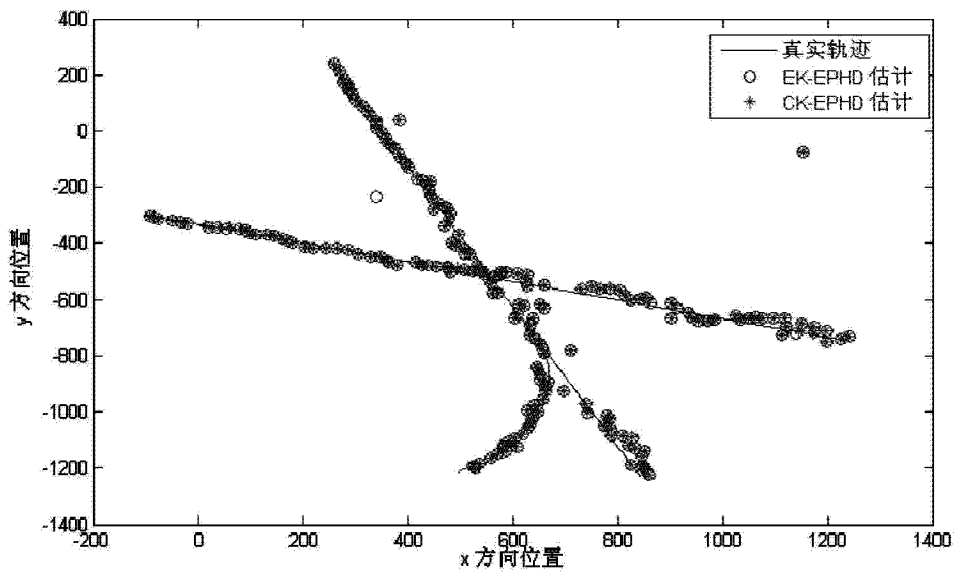


图 6

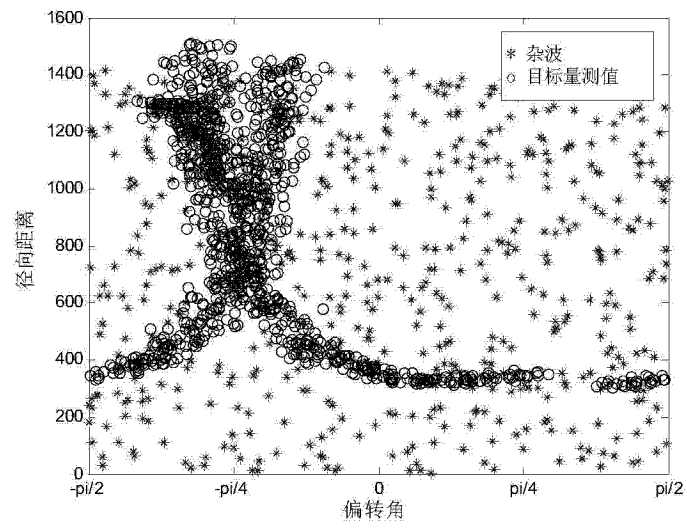


图 7

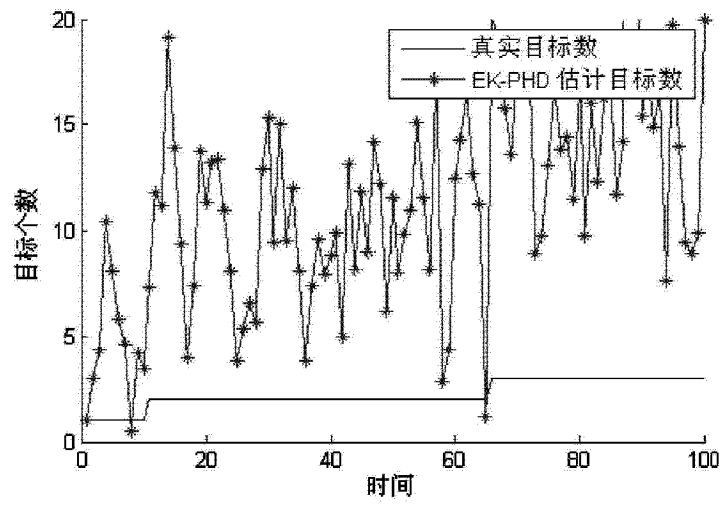


图 8

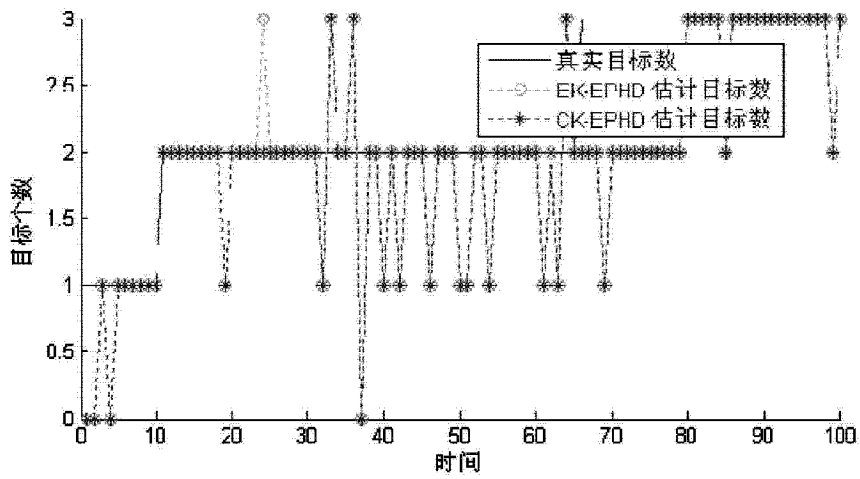


图 9

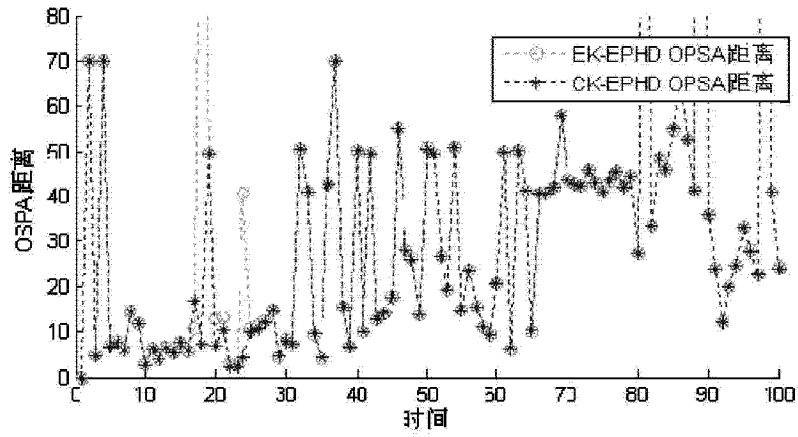


图 10