

引用格式:刘祖鹏,刘艳君.基于星-凸形RHM的扩展目标跟踪算法[J].电光与控制,2017,24(9):72-76,82. LIU Z P, LIU Y J. Extended target tracking algorithm based on star-convex random hypersurface models[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(9):72-76, 82.

基于星-凸形RHM的扩展目标跟踪算法

刘祖鹏¹, 刘艳君²

(1. 河南工学院电子通信工程系, 河南 新乡 453000; 2. 新乡学院计算机与信息工程学院, 河南 新乡 453003)

摘要: 针对扩展目标联合估计运动状态和目标外形的问题,提出了一种基于星-凸形随机超曲面模型的扩展目标高斯混合概率密度滤波算法。该算法利用星-凸形随机超曲面模型对量测的扩散程度进行建模,同时利用约束对目标外形参数进行限制。在高斯混合概率假设密度的框架下,通过对量测模型下的量测似然、新息等参数的求解和更新递推实现扩展目标的跟踪。仿真实验表明,所提算法在保证跟踪有效性和可行性的同时提高了对扩展目标运动状态和目标外形的估计精度。

关键词: 目标跟踪; 扩展目标; 星-凸形; 随机超曲面模型; 高斯混合概率密度

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2017.09.016

Extended Target Tracking Algorithm Based on Star-Convex Random Hypersurface Models

LIU Zu-peng¹, LIU Yan-jun²

(1. Department of Electronics and Communication Engineering, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453000, China;

2. School of Computer and Information Engineering, Xinxiang University, Xinxiang 453003, China)

Abstract: To the issue of joint estimation of the extended target's shape and kinematic state, a Gaussian mixture PHD filter based on star-convex Random Hypersurface Models (RHM) is proposed for extended target tracking. The proposed algorithm describes the extension of measurements by the star-convex RHM and uses the sampling constraint to limit the shape parameters of targets. Then, under the Gaussian mixture probability hypothesis density framework, the extended targets are tracked by calculating and updating the likelihood and new information. Simulation results show that the proposed method can guarantee the availability and feasibility of the tracking and improve the accuracy of extended target kinematic state and shape estimation.

Key words: target tracking; extended target; star-convex; random hypersurface model; Gaussian mixture probability hypothesis density

0 引言

近年来,随着传感器分辨率的不断提高以及目标与传感器距离的不断缩小,扩展目标的跟踪问题已成为跟踪领域的研究热点^[1-4]。基于概率假设密度滤波器的多目标跟踪,由于无需数据关联且能在处理跟踪问题的过程中同步获得动态目标数的估计,因此受到越来越多的关注。2009年,MAHLER^[5]提出将概率假设密度滤波器用于扩展目标的跟踪,推导获得了扩展

目标PHD(Extended-Target PHD,ET-PHD)滤波器;2010年,GRANSTROM^[6]等人在线性高斯假设条件下给出了ET-PHD滤波器的高斯混合实现,并通过仿真验证了该滤波器的有效性;在此基础上,文献[7]对高斯混合扩展目标概率假设密度滤波器的收敛性进行了分析,然而该算法假设量测分布在目标的边缘且具有几何结构特性(椭圆或矩形),从而制约了算法的应用;文献[8]将随机矩阵与ET-PHD相结合,以混合高斯逆韦夏尔特分布近似目标强度分布,该算法中假设量测噪声仅由目标扩散引起,忽略了传感器自身噪声,并且质心状态的预测和更新又与其扩散程度的估计相关联,估计精度受限;针对此问题,文献[9]提出一种基于椭圆随机超曲面模型的群目标高斯混合PHD滤波器(Ellipse Random Hyper-

收稿日期:2016-09-23

修回日期:2017-07-18

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(14A510025,17B510001)

作者简介:刘祖鹏(1980—),男,河南封丘人,硕士,讲师,研究方向为智能算法、电子通信技术。

surface Models Gaussian Mixture PHD, ERHM-GMPHD), 利用随机超曲面模型来描述目标扩展的模型, 该模型假设量测是由目标上散布的量测源产生的, 同时传感器自身噪声也被一同考虑进量测模型中, 因此能获得更好的估计精度, 然而, 该算法将扩展目标的外形建模成椭圆, 难以灵活表征其他外形的扩展目标。

2011年, BAUM^[10]等人提出利用星-凸形对扩展目标外形进行建模, 星-凸形可表征包括椭圆在内的更多样式的扩展目标外形, 并有更好的近似程度; 因此, 文献[11]将其应用于多扩展目标跟踪, 然而该算法并未考虑星-凸形模型参数限制问题, 在外形参数滤波过程中会出现不可预测的结果。针对这个问题, 本文考虑利用星-凸形随机超曲面模型对扩展目标的外形进行描述, 采用约束对目标外形参数进行限制, 同时结合 ET-GM-PHD 算法, 提出基于星-凸形随机超曲面模型的扩展目标 GM-PHD 滤波器, 该算法将目标状态参数和外形参数一起作为待估计向量, 利用星-凸形随机超曲面模型对量测进行建模, 同时给出 ET-GM-PHD 框架下量测似然等参数的求解和更新方法。仿真实验验证了算法的有效性和可行性。

1 星-凸形随机超曲面模型

1.1 星-凸形参数化表示

与点目标不同, 扩展目标的状态信息 x_k 包括目标运动状态信息 $x_{c,k}$ 和外形信息 $x_{s,k}$, 分别由其质心和外形特征刻画。在数学上, 星-凸形模型可以通过一维径向函数 $r(x_{s,k}, \theta)$ 进行表示。如图1所示, 径向函数边缘点的值仅与边缘点到原点中心的距离和角度 θ 有关。

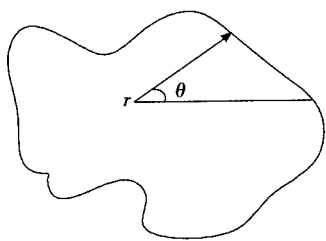


图1 星-凸形模型

Fig.1 Star-convex model

因此, 可以将 $r(x_{s,k}, \theta)$ 进行 N 阶傅里叶级数展开^[12], 即

$$r(x_{s,k}, \theta) = \mathbf{R}(\theta_k) \mathbf{x}_{s,k} = a_k^0 + \sum_{j=1, \dots, J} (a_{kj} \cos j\theta_k + b_{kj} \sin j\theta_k) \quad (1)$$

式中: a_{kj}, b_{kj} 分别表示傅里叶系数; j 表示傅里叶展开的级数; J 表示展开的最大级数; $\theta_k \in [0, 2\pi)$ 。扩展目标的外形信息可由向量表示, 即

$$\mathbf{x}_{s,k} = [a_{k0}, a_{k1}, b_{k1}, \dots, a_{kJ}, b_{kJ}] \quad (2)$$

$$\mathbf{R}(\theta_k) = [1, \cos \theta_k, \sin \theta_k, \dots, \cos J\theta_k, \sin J\theta_k] \quad (3)$$

1.2 星-凸形随机超曲面模型

对星-凸形扩展目标建模可采用一种有效的具体方法即随机超曲面模型^[12] (Random Hypersurface Model, RHM) 的形式, RHM 是一种描述量测源分布的特殊模型, 它认为量测源分布于缩小的目标真实形状上, 即假设 $S(\mathbf{x}_{s,k}, \mathbf{x}_{c,k})$ 表示扩展目标的边界, 则量测源可表示为

$$\mathbf{z}_{k,l,s} = \mathbf{x}_{c,k} + s_{k,l} (S(\mathbf{x}_{s,k}, \mathbf{x}_{c,k}) - \mathbf{x}_{c,k}) \quad (4)$$

式中, $s_{k,l}$ 表示缩放因子。因此, 星-凸形 RHM 量测源模型可表示为

$$\mathbf{z}_{k,l,s} = \mathbf{x}_{c,k} + s_{k,l} r(\mathbf{x}_{s,k}, \theta_k) \mathbf{e}(\theta_k) \quad (5)$$

$$\mathbf{e}(\theta_k) = [\cos \theta_k \quad \sin \theta_k]^T \quad (6)$$

则基于星-凸形 RHM 的量测模型表达式为

$$\mathbf{z}_{k,l} = \mathbf{z}_{k,l,s} + \mathbf{v}_{k,l} = \mathbf{x}_{c,k} + s_{k,l} \cdot (S(\mathbf{x}_{s,k}, \mathbf{x}_{c,k}) - \mathbf{x}_{c,k}) + \mathbf{v}_{k,l} \quad (7)$$

式中: θ_k 是未知的, 可以通过量测源 $\mathbf{z}_{k,l,s}$ 和 $\mathbf{x}_{c,k}$ 进行计算; $s_{k,l}$ 近似服从高斯分布。

2 基于星-凸形随机超曲面模型的扩展目标跟踪

2.1 扩展目标高斯混合 PHD 滤波器

设 k 时刻扩展目标状态集为 $X_k = \{\mathbf{x}_{i,k}\}_{i=1}^{N_{x,k}}$, 量测集为 $Z_k = \{\mathbf{z}_{i,k}\}_{i=1}^{N_{z,k}}$, 其中, $N_{x,k}$ 和 $N_{z,k}$ 分别表示目标和量测的数量。在随机集的框架下, 目标的状态方程为

$$\mathbf{x}_{i,k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{i,k} + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_{i,k} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{w}_{i,k}$ 表示协方差为 $\mathbf{Q}_{i,k}$ 的高斯白噪声, $i = 1, \dots, N_{x,k}$ 。每个目标均服从相同的状态方程, 且相互独立。

假设预测 PHD 高斯混合表示为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{j,k|k-1} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{j,k|k-1}, \mathbf{P}_{j,k|k-1}) \quad (9)$$

式中: $J_{k|k-1}$ 表示预测分量的数量; $w_{j,k|k-1}$ 表示第 j 个分量的权值; $\mathbf{m}_{j,k|k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{j,k|k-1}$ 分别表示第 j 个分量的预测均值和协方差; $N(\mathbf{x}; \mathbf{m}, \mathbf{P})$ 表示变量 \mathbf{x} 服从均值为 \mathbf{m} 、协方差为 \mathbf{P} 的高斯分布。

假设量测个数服从泊松分布, 则量测更新 PHD 可表示为

$$D_{k|k}(\mathbf{x}|Z) = L_Z(\mathbf{x}) D_{k|k-1}(\mathbf{x}|Z) \quad (10)$$

式中: $D_{k|k-1}(\mathbf{x}|Z)$ 表示预测 PHD; $L_Z(\mathbf{x})$ 表示量测伪似然函数, 其表达式为

$$L_Z(\mathbf{x}) \triangleq 1 - (1 - e^{-\gamma(\mathbf{x})}) P_D(\mathbf{x}) + e^{-\gamma(\mathbf{x})} P_D(\mathbf{x}) \times \sum_{p \in Z_k} \omega_p \sum_{w \in p} \frac{\gamma(\mathbf{x})^{|w|}}{d_w} \cdot \prod_{z_k \in w} \frac{\phi_z(\mathbf{x})}{\lambda_k c_k(z_k)} \quad (11)$$

式中: λ_k 表示杂波量测数量均值; $c_k(z_k)$ 表示观测空间中杂波的空间分布; $p \in Z_k$ 表示对量测集合 Z_k 的所有可能划分; 相应地, W 表示某种划分中各非空集合, 而

d_w 则为该集合的权重。

量测集合的划分对扩展目标跟踪结果具有较大的影响,因此本文采用文献[6]给出的基于距离的量测划分方法。

2.2 基于星-凸形随机超曲面模型的 PHD 更新

考虑式(7)的量测模型,其中, $s_{k,l}$ 和 $\mathbf{v}_{k,l}$ 为未知参数,因此将 $s_{k,l}, \mathbf{v}_{k,l}$ 包含在待估计状态向量中,有

$$\mathbf{x}_{A,k} \triangleq [(\mathbf{x}_k)', s_{k,l}, \mathbf{v}_{k,l}']^T \quad (12)$$

式中: $s_{k,l}$ 服从均匀分布 $U(0, 1)$; $\mathbf{v}_{k,l}$ 服从高斯分布 $N(\bar{\mathbf{v}}_{k,l}, \mathbf{R}_k)$; $\bar{\mathbf{v}}_{k,l}$ 表示均值; \mathbf{R}_k 表示协方差矩阵。

考虑量测某个划分情况下非空集合中的所有量测以及某个预测高斯项。由于目标运动方程为线性的,因此,预测均值 $\mathbf{m}_{A,k|k-1}$ 和方差 $\mathbf{P}_{A,k|k-1}$ 可通过卡尔曼滤波进行求解

$$\mathbf{x}_{A,k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{A,k-1|k-1} + \bar{\mathbf{w}}_{k-1} \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{A,k} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{A,k-1|k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (14)$$

量测模型为非线性,因此算法采用无迹(Unscented Transformation, UT)变换进行处理^[12],则量测预测 $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 为

$$(\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \mathbf{S}_k) = UT[h(\mathbf{x}_{A,k}), (\hat{\mathbf{x}}_{A,k|k-1})', \mathbf{P}_{A,k|k-1}] = UT[h(\mathbf{x}_k, s_{k,l}, \mathbf{v}_{k,l}), [\hat{\mathbf{x}}'_{k|k-1}, \bar{s}_{k,l}, \bar{\mathbf{v}}'_{k,l}]]',$$

$$\text{diag}(\mathbf{P}_{k|k-1}, \sum_k^{s_{k,l}} \mathbf{R}_k) \quad (15)$$

则有 $\mathbf{z}_{i,k} = h(\mathbf{x}_{A,i,k}), \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^N a_i \mathbf{z}_{i,k}, \mathbf{S}_k = \sum_{i=0}^N a_i (\mathbf{z}_{i,k} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_{i,k} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T$ 。式中: $h(\cdot)$ 表示状态转移函数; \mathbf{S}_k 表示量测预测协方差,则量测更新为

$$\mathbf{C}_{\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{z}}_k} = \sum_{i=0}^N a_i (\mathbf{x}_{A,i,k} - \hat{\mathbf{x}}_{A,k|k-1})(\mathbf{z}_{i,k} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T \quad (16)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{C}_{\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{z}}_k} \mathbf{S}_k^{-1} \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{A,k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{A,k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{A,k|k} = \mathbf{P}_{A,k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{S}_k \mathbf{K}_k^T \quad (19)$$

式中: $\mathbf{x}_{A,i,k}$ 表示第 i 个扩展状态向量; $\hat{\mathbf{x}}_{A,k|k-1}$ 表示状态扩展向量预测值; $\mathbf{z}_{i,k}$ 表示第 i 个量测; $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 表示状态预测值; $\hat{\mathbf{x}}_{A,k|k}$ 表示状态向量估计值; \mathbf{z}_k 表示 k 时刻量测值。

由分析可知^[12],对于星-凸形模型来说,必须对模型参数做一定限制,否则会出现不可预测的结果,即

$$\hat{\mathbf{x}}_{s,k|k} = \text{argmin}(\mathbf{x}_{s,k} - \hat{\mathbf{x}}_{s,k|k}) \mathbf{W}_k (\mathbf{x}_{s,k} - \hat{\mathbf{x}}_{s,k|k})^T \quad (20)$$

s. t. $L_k < c_k(\mathbf{x}_{s,k})$

式中: $\mathbf{x}_{s,k}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{s,k|k}$ 分别表示目标真实值和估计值; $c_k(\mathbf{x}_{s,k})$ 表示约束函数; L_k 表示约束下界。对于 $c_k(\mathbf{x}_{s,k})$ 的形式,本文采用采样约束^[12]。当集合中所有量测均执行完上述操作后,可得到对应高斯分量的均值和协方差,从而

可得量测似然为

$$\prod_n \phi_{z_n}(\mathbf{x}) = \prod_n p(\mathbf{z} | \hat{\mathbf{z}}_n, \mathbf{S}_n) \quad (21)$$

式中: $\phi_{z_n}(\mathbf{x})$ 表示似然函数; \mathbf{z} 表示量测集, $\hat{\mathbf{z}}_n$ 表示第 n 个量测; \mathbf{S}_n 表示对应约束。

将式(21)和对应的参数代入式(10)则可得到量测更新 PHD。

3 仿真实验分析

将本文算法与基于椭圆随机超平面模型的扩展目标 GM-PHD 滤波器^[9]进行比较分析。分 2 个实验讨论:实验 1 讨论 2 种滤波器跟踪星-凸形扩展目标的情况;实验 2 分析 2 种滤波器跟踪椭圆形扩展目标的情况,继而来比较 2 种算法的跟踪性能。算法性能评估采用 2 个有形目标的交和 2 个有形目标的并的面积比值进行衡量^[13](Intersection-Over-Union, IOU),由于星-凸形目标的特殊性,本文提出利用图像分析方法进行面积求解。面积求解思路为:1)将图中需求解面积的部分进行分割并填色;2)将图转换为灰度图;3)将阈值法灰度图转成二值图像;4)利用黑色/总像素的比值乘以图像的总面积,从而得到区域 A 的面积。

3.1 实验 1

设二维观测区域为 $x \in [-1000 \text{ m}, 1000 \text{ m}], y \in [-1000 \text{ m}, 1000 \text{ m}]$,考虑单传感器跟踪 4 个目标的运动情况,传感器坐标 S 为(1000 m, 0 m),3 个目标相继出现,整个观测时间持续 100 s,各目标初始状态以及出生和消亡的时间分别为:目标 1 [350 m 150 m · s⁻¹/99 m · s⁻¹ 250 m -1150 m · s⁻¹/99 m · s⁻¹ 1 s/100 s],目标 2 [-250 m 1150 m · s⁻¹/99 m · s⁻¹ 1 s/100 s],目标 3 [650 m -500 m · s⁻¹/33 m · s⁻¹ -520 m -280 m · s⁻¹/33 m · s⁻¹ 67 s/100 s],目标 4 [-280 m -280 m · s⁻¹/33 m · s⁻¹ -250 m 650 m · s⁻¹/33 m · s⁻¹ 67 s/100 s]。目标运动状态表示为 $\mathbf{x}_k \triangleq [(\mathbf{x}_{s,k})', (\mathbf{x}_{c,k})']^T$,缩放因子 $s_{k,l} \sim N(0.7, 0.05)$,采样周期 $T = 1 \text{ s}$ 。考虑计算量,本文算法采用 9 阶傅里叶级数展开对目标的外形进行描述。则状态方程表示为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (22)$$

式中: \mathbf{x}_k 和 \mathbf{x}_{k+1} 分别表示 k 和 $k+1$ 时刻目标状态; $\mathbf{A}_k =$

$$\text{diag}(\mathbf{I}_9, \mathbf{F}_k), \mathbf{I}_9 \text{ 为 9 阶单位矩阵, } \mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}), \mathbf{Q} = \text{diag}(0.01 * \mathbf{I}_9, \mathbf{Q}_k), \mathbf{Q}_k = \text{diag}(\mathbf{Q}_1,$

$$Q_1) Q_1 = 0.01 \begin{bmatrix} \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} \\ \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix}.$$

仿真参数设置最大高斯分量数目 $J_{max} = 100$, 修剪门限 $T_p = 10^{-4}$, 合并门限 $U = 4$, 目标存活概率 $P_s = 0.99$, 检测概率 $P_d = 0.99$ 。每一时刻每个目标产生的量测个数服从均值为6的泊松分布, 杂波率为3, 且在观测区域内均匀分布。量测噪声服从 $N(0, R)$, $R = \text{diag}(0.6^2, 0.6^2)$, 表示协方差。简单起见, 不考虑目标衍生过程, 新生目标的 PHD 为

$$D_b(x) = 0.1 * N(x; m_b, P_b) + 0.1 * N(x; -m_b, P_b) \quad (23)$$

式中: 目标均值 $m_b = [m_x, 250, 0, 250, 0]^T$, m_x 表示半径为10, 中心为(250, 250)的圆形进行傅里叶级数展开后的参数, 即 $m_x = [10, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]^T$; 协方差 $P_b = \text{diag}(0.1 * I_9, 100, 25, 100, 25)$ 。基于椭圆随机超平面模型的扩展目标 GM-PHD 滤波器利用长短半轴 a, b 以及长轴与 x 轴的夹角来表示目标的外形信息, 因此相应的状态方程为

$$x_{k+1} = A_k' x_k + w_k \quad (24)$$

式中: $A_k' = \text{diag}(I_3, F_k)$; $w_k \sim N(0, Q)$; $Q = \text{diag}(0.05, 0.05, 0.01, Q_k)$ 。

不考虑目标衍生过程, 其对应的新生目标 PHD 为

$$D_b(x) = 0.1 * N(x; m_b, P_b) + 0.1 * N(x; -m_b, P_b) \quad (25)$$

式中: $m_b = [10, 10, 0, 250, 0, 250, 0]^T$; $P_b = \text{diag}(2, 2, 0.1, 100, 25, 100, 25)$; 其他参数设置与本文算法相同。

图2给出了50次蒙特卡罗仿真实验平均后得到的跟踪结果图。

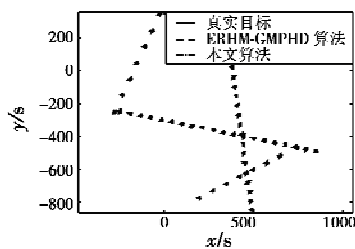


图2 滤波结果(实验1)

Fig.2 Result of filtering(E1)

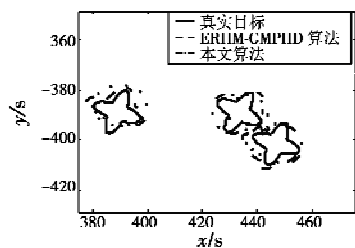


图3 局部结果放大图(实验1)

Fig.3 Enlarged view of local result(E1)

由图2可粗略看出, 本文算法和 ERHM-GMPHD 算法均能够较好地估计出目标运动的方向和轨迹。图3给出了估计结果局部放大图, 进一步分析可知, ERHM-GMPHD 算法虽然能将目标整个包含在估计椭圆内, 但却无法估计出目标的形状。相反, 本文算法能够对星-凸形目标的轮廓进行较为准确的估计。为衡量算法对目标外形估计的准确程度, 采用 IOU 值作为评价指标。表1给出了4个目标在不同时刻的 IOU 值。

表1 各目标 IOU 值

Table 1 The IOU of different targets

	本文算法			ERHM-GMPHD 算法		
	$t=40\text{ s}$	$t=70\text{ s}$	$t=90\text{ s}$	$t=40\text{ s}$	$t=70\text{ s}$	$t=90\text{ s}$
1	0.7305	0.7140	0.7806	0.6485	0.6880	0.7059
2	0.7274	0.7019	0.7574	0.6375	0.7009	0.6877
3	-	0.6417	0.7131	-	0.6803	0.6926
4	-	0.7573	0.7742	-	0.6892	0.7742

从表1中可看出, 本文算法估计得到各目标的 IOU 值总体上大于 ERHM-GMPHD 算法得到的 IOU 值, 说明本文算法估计目标形状与真实目标形状之间具有较高的重合度, 因此, 本文算法可较为准确地估计出星-凸形目标的扩散外形。

图4和图5分别给出了50次蒙特卡罗仿真实验平均后得到的多目标个数估计随时间变化曲线和质心位置估计的 OSPA 曲线。

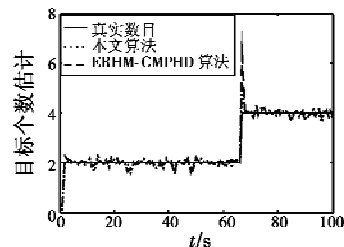


图4 目标数目估计

Fig.4 Estimated number of targets

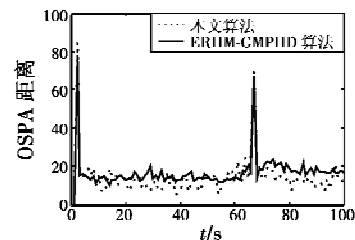


图5 OSPA 距离(实验1)

Fig.5 OSPA distance(E1)

从图中可知, 在目标个数发生变化的时刻, 对两种算法而言, 无论是目标个数估计曲线还是 OSPA 曲线, 均具有较大的波动, 但一旦进入目标数目恒定阶段, 两种算法则可快速收敛, 从而使得 OSPA 值迅速变小且准确估计出目标个数, 但从总体来看, 本文算法与目标质心位置估计的 OSPA 距离更短, 因此, 相比于 ER-

HM-GMPHD 算法,本文算法在对星-凸形目标外形轮廓进行准确描述的同时,对目标质心位置的估计精度也有所提高。

3.2 实验 2

在本实验中,针对椭圆形目标,考察本文算法和基于椭圆随机超平面模型算法的跟踪性能。设二维观测区域为 $x \in [-1000 \text{ m}, 1000 \text{ m}]$, $y \in [-1000 \text{ m}, 1000 \text{ m}]$,考虑单传感器跟踪单个目标的运动情况,传感器坐标为 $S = (1000 \text{ m}, 0 \text{ m})$,采样周期 $T = 1 \text{ s}$,各目标初始状态 $(350 \text{ m } 150 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} / 99 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} \text{ } 250 \text{ m } -1150 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} / 99 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1})$,整个观测时间持续 100 s。其他参数设置与实验 1 相同。

表 2 不同算法 IOU 值

Table 2 The IOU of different algorithms

	本文算法	ERHM-GMPHD 算法
$t = 20 \text{ s}$	0.7527	0.7707
$t = 40 \text{ s}$	0.8165	0.7900
$t = 60 \text{ s}$	0.8111	0.8331
$t = 80 \text{ s}$	0.8044	0.7926

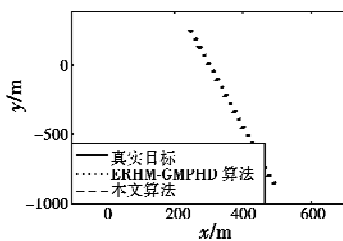


图 6 滤波结果(实验 2)

Fig. 6 Result of filtering (E2)

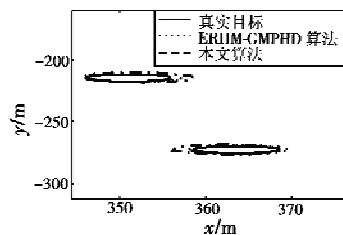


图 7 局部结果放大图(实验 2)

Fig. 7 Enlarged view of local result (E2)

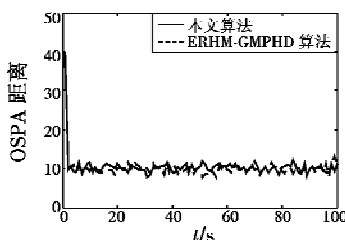


图 8 OSPA 距离(实验 2)

Fig. 8 OSPA distance (E2)

执行 50 次蒙特卡罗仿真,结果如图 6 和图 7 所示。从图 6 的滤波结果可看出,本文算法和 ERHM-GMPHD 算法能够对椭圆形目标的运动轨迹进行较准确的估计。

从图 7 的估计结果局部放大图可知,2 种算法均能准确地估计出目标的轮廓。为进一步比较 2 种算法对目标外形估计情况,表 2 给出了 2 种算法在不同时刻的 IOU 值,从表 2 中可以看出,2 种算法对目标轮廓估计的 IOU 值较为接近,且均在 0.8 附近波动,说明估计目标与真实目标之间具有较高的重合度,因此,本文算法和 ERHM-GMPHD 算法对具有椭圆外形的单一扩展目标估计的能力一致,均能对椭圆形目标进行位置和外形准确估计。为进一步验证本文算法跟踪椭圆目标的能力,在实验 1 的仿真参数环境下对具有椭圆外形的多扩展目标进行 50 次蒙特卡罗仿真实验,从实验结果可知,2 种算法对多目标轮廓估计的 IOU 值也较接近,且均在 0.73 附近波动,进一步说明本文算法与 ERHM-GMPHD 算法对具有椭圆外形算法估计能力的一致性。图 8 给出了 2 种算法质心估计的 OSPA 距离曲线,从 OSPA 距离曲线可知,2 种算法的估计结果均保持在较小的值,从而说明了 2 种算法的估计能力。

从上述实验可以看出,与 ERHM-GMPHD 算法相比,本文算法可跟踪多种样式的扩展目标外形,而不仅是椭圆形状的扩展目标,且具有较准确的近似程度。而与文献[11]所提的扩展目标跟踪算法相比,本文算法采用约束对目标外形参数进行限制,有效避免了外形参数滤波过程中可能会出现不可预测结果的问题。然而,由于星-凸形模型参数估计的复杂性和采样约束的加入,增加了运算复杂性,但从跟踪精确度和外形估计能力上看,本文算法的跟踪能力优于 ERHM-GMPHD 算法。

4 总结

针对扩展目标联合估计运动状态和目标外形的问题,提出了一种基于星-凸形随机超曲面模型的扩展目标 GM-PHD 滤波算法。分别对跟踪星-凸形扩展目标和椭圆形扩展目标情况进行了仿真实验,实验分析表明,本文算法在保证跟踪有效性和可行性的同时,提高了对扩展目标运动状态和目标外形的估计精度。下一步,将对本文算法的运算复杂性以及扩展目标变化时目标估计误差控制问题进行深入研究。

参考文献

- [1] GILHOLM K, SALMOND D. Spatial distribution model for tracking extended objects[J]. IEE Proceedings, Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(5):364-371.
- [2] GILHOLM K, GODSILL S, MASKELL S, et al. Poisson models for extended target and group tracking[C]//Proceedings of SPIE Conference on Signal and Data Processing, 2005, 5913:230-241.

单元串口采集数据错误的情况下,定位故障类型并作出故障处理,保证硬件资源利用率,总线协议的设计可将数据更新率提高一倍,并保证较低的总线负载率,满足未来飞行需求。

5 结束语

本文针对分布式冗余结构无人机飞行控制计算机中数据流量最大的 SIO 单元,进行了冗余管理设计。从满足未来使用需求的角度出发,对整个系统的数据流量进行了统计,完成了 FlexRay 总线协议设计,具有较高可靠性且总线负载较低。测试结果与设计要求一致,能够满足飞行控制计算机数据传输需求,完成冗余管理功能,为新型总线 FlexRay 广泛应用于无人机奠定了基础。

参 考 文 献

- [1] OCHI Y, KANAI K. Automatic approach and landing for propulsion controlled aircraft [C]//Proceedings of the IEEE Internatinal Conference on Control Applications, Hawaii, 1999:22-27.
- [2] 张煜. 基于MPC8280的飞行控制计算机CPU单元设计[D]. 南京:南京航空航天大学,2014.
- [3] 李妍,陈欣,李春涛. 基于 FlexRay 总线飞行控制计算机串行接口单元设计与研究[J]. 计算机测量与控制, 2016,24(2):94-98.
- [4] 张志文,陈欣,吕迅. 一种分布式结构飞行控计算机内部总线节点设计[J]. 电子技术应用,2011,37(11):41-44.
- [5] 邹见效,张正迁,徐红兵. 三重化冗余多机系统心跳检测机制研究[J]. 电子科技大学学报,2010,39(3):379-383.
- [6] 张水平,李有峰,童样,等. 云数据中心心跳检测与故障评估[J]. 计算机工程与设计,2014,35(10):3386-3391.
- [7] 王锴,王宏,徐皓冬. 下一代车载网络 FlexRay 及其应用研究[J]. 计算机工程与应用,2008,44(20):77-79,98.
- [8] 纪光霖,万茂松. 汽车 ECU 通讯新平台——FlexRay (V2.1)协议规范[J]. 汽车电器,2006(10):1-6.
- [9] 吴宝新,郭永红,曹毅,等. 汽车 FlexRay 总线系统开发实战[M]. 北京:电子工业出版社,2012.
- [10] 张建军,谢梦如,张本宏,等. FlexRay 总线静态段的动态分配调度方法[J]. 电子测量与仪器学报,2014,28(6):604-608.
- [1] KOCH J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008,44(3):1042-1059.
- [2] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multi-target moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003,39(4):1152-1178.
- [3] MAHLER R P S. PHD filters for nonstandard targets, I; extended targets[C]//The 12th International Conference on Information Fusion, 2009:915-921.
- [4] GRANSTRÄOM K, LUNDQUIST C, ORGUNER U. A Gaussian mixture PHD filter for extended target tracking[C]//The 13th International Conference on Information Fusion, 2010:1-8.
- [5] 连峰,韩崇昭,刘伟峰,等. 高斯混合扩展目标概率假设密度滤波器的收敛性分析[J]. 自动化学报,2012,38(8):1343-1352.
- [6] GRANSTRÄOM K, ORGUNER U. A PHD filter for tracking multiple extended targets using random matrices[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012,60(11):5657-5671.
- [7] 张慧,徐晖,王雪莹,等. 一种基于椭圆随机超曲面模型的群目标高斯混合 PHD 滤波器[J]. 光学学报, 2013,33(9):6-15.
- [8] BAUM M, HANEBECK U D. Shape tracking of extended objects and group targets with star-convex RHM[C]//The 14th International Conference on Information Fusion, 2011:239-243.
- [9] 韩玉兰,朱洪艳,韩崇昭,等. 多扩展目标的高斯混合概率假设密度滤波器[J]. 西安交通大学学报,2014,48(4):95-101.
- [10] SUN L F, LAN J, LI X R. Extended target tracking using star-convex model with nonlinear inequality constraints [C]//The 31st Chinese Control Conference, 2012:25-27.
- [11] GRANSTRÄOM K, LUNDQUIST C, ORGUNER U. Tracking rectangular and elliptical extended targets using laser measurements[C]//The 14th International Conference on Information Fusion, 2011:346-349.

(上接第 76 页)