

## 基于量测驱动新生目标强度估计的 PHD 滤波算法

张祺琛<sup>a</sup>, 丁勇<sup>a,b</sup>, 柏茂羽<sup>a</sup>

(南京航空航天大学, a. 自动化学院; b. 江苏省物联网与控制技术重点实验室, 南京 211106)

**摘要:** 针对多目标跟踪中存在的新生目标强度未知的问题, 提出一种基于量测驱动新生目标强度估计的 PHD (MDTBI-PHD) 滤波算法。该算法采用增广状态空间方法, 在由真实目标状态与虚拟目标(杂波)状态构成的增广状态空间上实现 PHD 多目标跟踪。算法通过构造新生目标量测集, 采用量测驱动的方式对新生目标强度进行估计, 从而避免了对新生目标强度先验知识的依赖, 同时, 该算法也避免了未知杂波对真实目标强度估计的干扰。仿真结果表明, 该算法在新生目标强度未知的情况下, 具有对目标数目变化敏感的优势, 可降低计算复杂度, 明显提高跟踪精度。

**关键词:** 多目标跟踪; 概率假设密度; 新生目标强度; 量测驱动; 增广空间

中图分类号: V249

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2017)02-0013-06

## A Measure-Driven PHD Filtering Algorithm for Target Birth Intensity Estimation

ZHANG Qi-chen<sup>a</sup>, DING Yong<sup>a,b</sup>, BAI Mao-yu<sup>a</sup>

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, a. College of Automation Engineering;

b. Jiangsu Key Laboratory of Internet of Things and Control Technologies, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that the Target Birth Intensity (TBI) is unknown in multi-target tracking, a measure-driven PHD algorithm is proposed for TBI estimation. By using augmented state space method, PHD multi-target tracking is achieved in the augmented state space composed of the real-target state space and the spurious-target state space (clutter space). By constructing the newborn target measure set, the TBI is estimated with the measure-driven method, which avoids both the dependence on the prior knowledge of TBI and the interference of unknown clutter to the real-target intensity estimation. Simulation results show that the proposed algorithm is sensitive to the change of target number and can reduce the computational complexity, which improves the accuracy of tracking obviously.

**Key words:** multi-target tracking; Probability Hypothesis Density (PHD); target birth intensity; measure-driven; augmented state space

### 0 引言

多目标跟踪就是利用传感器量测信息对多目标的运动状态进行实时估计, 主要包括对目标数目和目标状态估计两个方面。由于在多目标跟踪过程中随时存在目标消亡、新生目标出现以及观测信息受到杂波干扰等问题, 如何在这些复杂情况下对多目标进行实时、有效跟踪是当今学术界的热点和难点<sup>[1]</sup>。

目前, 多目标跟踪方法主要有基于数据关联和随

机有限集两类方法。基于数据关联的方法是传统的多目标跟踪方法, 其代表算法有最近邻关联<sup>[2]</sup> (Nearest Neighbour, NN), 联合概率数据关联<sup>[3]</sup> (Joint Probabilistic Data Association, JPDA), 多假设跟踪<sup>[4]</sup> (Multiple Hypothesis Tracking, MHT) 及多维分配算法<sup>[5]</sup> (S-Dimensional, S-D) 等。这类算法的思想是通过数据关联建立观测信息与目标身份信息的匹配, 从而将多目标跟踪问题转化为对单一目标状态的估计。但由于数据关联需要大量的计算, 所以这类方法处理起来极为复杂。针对此问题, Mahler 将随机有限集理论 (Random Finite Set, RFS) 引入到多目标跟踪问题的求解中, 提出了基于概率假设密度 (Probability Hypothesis Density, PHD) 滤波算法<sup>[6]</sup>, 这类算法由于避免了多目标跟踪对

收稿日期: 2015-09-11

修回日期: 2016-12-26

基金项目: 总参通指重点基金 (TZLDLYB2014002)

作者简介: 张祺琛 (1990—), 男, 黑龙江哈尔滨人, 硕士, 研究方向为多目标跟踪。

数据关联的依赖,从而降低了计算难度。由于 PHD 递归包含多个积分运算,故它在非线性非高斯条件下没有解析形式。在讨论 PHD 滤波器的实现问题时,最具代表性的两种求解方法是序列蒙特卡罗概率假设密度<sup>[7]</sup>(Sequential Monte Carlo Probability Hypothesis Density, SMC-PHD)和高斯混合概率假设密度<sup>[8]</sup>(Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density, GM-PHD)。其中,高斯混合概率假设密度方法由于具备计算简便的优点,得到了较为广泛的应用。

传统的 PHD 滤波算法一般假设新生目标强度先验已知。然而,在很多实际应用场景中,由于新生目标动态变化,且分布复杂,因此这种假设会带来较大的估计误差,对未知的新生目标强度进行在线估计能够实现接近实际应用场景的要求。文献[9]采用有限混合模型对新生目标强度进行建模估计,应用 Dirichlet 分布作为先验分布,这种方法虽然能够实时在线估计新生目标强度,但由于需要进行先验知识假设,因此与实际情况仍然存在一定差距;文献[10]采用信息反馈的思想,在对新生目标强度估计的同时考虑了历史信息观测的影响,得到的新生目标强度信息更为精确,但具有无法区分杂波与目标状态的局限,在估计时会带来较大的杂波干扰问题,同时,由于采用前一时刻量测信息对当前时刻的新生目标强度进行估计,因而在目标数目改变时存在估计滞后的问题;文献[11]采用量测信息驱动的新生目标强度估计方法,通过设置新生标志的方式分别对新生目标与已有目标的状态强度进行预测与更新,从而避免了对先验知识的依赖,但其只是单纯对新生目标与已有目标进行区分,并未给出针对新生目标强度的递推公式形式。

本文针对多目标跟踪中新生目标强度未知的问题,提出一种基于量测驱动新生目标强度估计的 PHD (Measure-driven Target Birth Intensity PHD, MDTBI-PHD) 滤波算法。该方法采用量测驱动对新生目标强度进行估计,在此过程中,将目标状态空间扩展为增广状态空间,通过构造新生目标量测集,采用量测驱动的方式对新生目标强度进行估计,避免了算法对新生目标强度的先验知识的依赖和未知杂波对真实目标强度估计的干扰,最后通过高斯混合概率假设密度滤波器实现。仿真实验结果表明,该算法能显著提高多目标数目的估计准确性,且具有良好的状态估计精度。

## 1 PHD 滤波算法

针对多目标跟踪问题,将  $k$  时刻的目标状态与目标量测信息分别表示为随机状态集  $\mathbf{X}_k$  与随机量测集  $\mathbf{Z}_k$ ,即

$$\mathbf{X}_k = \{x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,i}, \dots, x_{k,M(k)}\} \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}_k = \{z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,j}, \dots, z_{k,N(k)}\} \quad (2)$$

式中: $x_{k,i}$ 表示  $k$  时刻第  $i$  个目标的状态; $M(k)$ 表示  $k$  时刻观测区域内的跟踪目标数目; $z_{k,j}$ 表示  $k$  时刻第  $j$  个目标的量测值; $N(k)$ 表示  $k$  时刻观测到的目标量测数目。

由于多目标跟踪过程中存在目标数目改变的问题,因此对目标状态集的刻画应当考虑到目标的出现、衍生及消失问题;同时,由于传感器观测目标时具有测量不确定性,因此,对目标量测集的刻画应当考虑虚警和杂波干扰的影响。综合考虑以上因素,目标的随机状态集  $\mathbf{X}_k$  和随机量测集  $\mathbf{Z}_k$  可分别表示为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{S}_{k|k-1}(\mathbf{X}_{k-1}) \cup \mathbf{B}_{k|k-1}(\mathbf{X}_{k-1}) \cup \mathbf{I}_k \quad (3)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{K}_k \cup \left[ \bigcup_{x \in \mathbf{X}_k} \mathbf{O}_k(x) \right] \quad (4)$$

式中: $\mathbf{S}_{k|k-1}(\mathbf{X}_{k-1})$ 表示  $k-1$  时刻到  $k$  时刻仍然幸存的目标状态集合; $\mathbf{B}_{k|k-1}(\mathbf{X}_{k-1})$ 表示  $k-1$  时刻的目标在  $k$  时刻衍生出的新目标状态集合; $\mathbf{I}_k$ 表示  $k$  时刻出现的新目标状态集合; $\mathbf{K}_k$ 表示目标受到杂波和虚警干扰时的量测噪声集合; $\bigcup_{x \in \mathbf{X}_k} \mathbf{O}_k(x)$ 表示由目标状态集合  $\mathbf{X}_k$  产生的量测集合。

在采用贝叶斯公式对多目标跟踪过程进行递推时,包括预测和更新两部分。

预测为

$$p_{k|k-1}(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) = \int f_{k|k-1}(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}) p_{k-1}(\mathbf{X} | \mathbf{Z}_{1:k-1}) \mu_s d\mathbf{X} \quad (5)$$

式中: $p_{k|k-1}(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1})$ 表示预测概率密度; $f_{k|k-1}(\mathbf{X}_k | \mathbf{X})$ 表示状态转移函数; $\mu_s$ 表示参考测量修正值。

更新为

$$p_k(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{1:k}) = \frac{g_k(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k) p_{k|k-1}(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1})}{\int g_k(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}) p_{k|k-1}(\mathbf{X} | \mathbf{Z}_{1:k-1}) \mu_s d\mathbf{X}} \quad (6)$$

式中: $p_k(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{1:k})$ 表示更新概率密度; $g_k(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k)$ 表示联合似然函数。

由于多目标贝叶斯公式中涉及了集合积分问题,导致计算复杂度随目标个数的增多而迅速增大。为了减少上述算法的计算复杂度,PHD 滤波算法采用多目标后验概率密度的一阶矩阵  $\mathbf{D}(x)$  来估计每次迭代的多目标状态。把矩阵  $\mathbf{D}(x)$  称为概率假设密度函数或强度函数,它与目标状态  $\mathbf{X}$  之间的关系为

$$\int |\mathbf{X} \cap \mathbf{S}| P d\mathbf{X} = \int_{\mathbf{S}} \mathbf{D}(x) dx \quad (7)$$

式中, $|\mathbf{X}|$ 表示随机有限集  $\mathbf{X}$  的势,即元素的个数。由式(7)可知,利用概率假设密度函数  $\mathbf{D}(x)$  在任意集合  $\mathbf{S}$  内的积分可以估计  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{S}$  交集的元素个数。当集合  $\mathbf{S}$  表示所有随机量测集时,对目标状态集上的目标数

目的估计可以表示为

$$\hat{N} = \int \mathbf{D}(x) dx \quad (8)$$

并且,强度函数  $\mathbf{D}(x)$  上的  $\hat{N}$  个峰值点代表多目标的状态估计值。从以上分析可知,在对目标强度估计时可以同时实现对目标状态与目标数目的估计。

将贝叶斯递推公式转化为 PHD 递推形式如下。

预测为

$$\mathbf{D}_{k|k-1}(x) = \gamma_k(x) + \int p_{S,k}(\tau) f_{k|k-1}(x|\tau) \mathbf{D}_{k-1|k-1}(\tau) d\tau + \int \beta_{k|k-1}(x|\tau) \mathbf{D}_{k-1|k-1}(\tau) d\tau \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{D}_{k|k-1}(x)$  表示  $k-1$  到  $k$  时刻的预测强度;  $\gamma_k(x)$  表示  $k$  时刻的新生目标强度,反映了目标出现的情况;  $p_{S,k}(\tau)$  表示  $k-1$  时刻的目标到  $k$  时刻仍然存在的概率,易知,  $1-p_{S,k}(\tau)$  反映了目标消失的情况;  $\beta_{k|k-1}(x|\tau)$  表示  $k-1$  时刻存在的目标在  $k$  时刻的衍生强度,反映了目标衍生的情况。

更新为

$$\mathbf{D}_{k|k}(x) = (1-p_{D,k}(x)) \mathbf{D}_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \frac{p_{D,k}(x) g_k(z|x) \mathbf{D}_{k|k-1}(x)}{\kappa_k(z) + \int p_{D,k}(\tau) g_k(z|\tau) \mathbf{D}_{k|k-1}(\tau) d\tau} \quad (10)$$

式中:  $p_{D,k}(x)$  表示  $k$  时刻对状态为  $x$  的目标的探测概率,  $1-p_{D,k}(x)$  反映了传感器对目标的“失跟”情况,且  $p_{D,k}(x)$  越大,测量不确定性越小;  $\kappa_k(z)$  表示  $k$  时刻的杂波量测强度,反映了目标受到杂波影响的程度;  $g_k(z|x)$  为  $k$  时刻目标的量测似然函数;  $\mathbf{Z}_k$  为  $k$  时刻的目标量测集。

根据式(9)及式(10)可知,PHD 滤波在处理多目标跟踪问题时不涉及数据关联问题,因此避免了复杂的计算。

## 2 MDTBI-PHD 滤波算法

在传统 PHD 滤波算法中,预测部分包含的新生目标强度  $\gamma_k$  一般假设为先验已知。但在实际应用中,由于新生目标的随机出现,假设其满足先验条件会出现对目标的“虚警”与“漏警”现象。因此,本文提出一种基于量测驱动的新生多目标强度在线估计方法,通过量测驱动的方法对新生目标强度进行实时估计,同时使用增广状态空间的方法分别处理目标状态强度与杂波状态强度,从而避免了新生目标强度估计时对先验知识的依赖以及未知杂波造成的干扰,因此较好地减小了新生目标强度先验知识设置不当所带来的误差。本文采用 GM-PHD 滤波器对算法进行实现,相对于 SMC-PHD 滤波器实现,具有无需聚类操作、无需使用大量粒子的优点,因而降低了计算的复杂程度。

### 2.1 基于增广空间的 PHD 滤波器

传统 PHD 滤波算法中,  $\kappa_k(z)$  反映了对目标强度估计时受到的杂波干扰程度,通常假设其已知,但在未知杂波的复杂环境下,如何利用 PHD 进行多目标跟踪的方法仍需研究。本文借鉴文献[12-15]强度滤波器中增广状态空间的思想对 PHD 滤波器进行改进。设增广状态空间为  $\mathbf{X}^+ = \mathbf{X} \cup \{\varphi\}$ , 其中,  $\mathbf{X}$  表示真实目标状态空间,  $\varphi$  表示虚假目标(即杂波)的状态。此时, PHD 滤波器中的目标状态空间扩展为增广状态空间。

由文献[15]知, PHD 滤波的预测与更新步骤中可以对目标状态与杂波状态分别进行处理。

预测为

$$\mathbf{D}_{k|k-1}(x) = \gamma_k(x) + \int p_{S,k}(\tau) f_{k|k-1}(x|\tau) \mathbf{D}_{k-1|k-1}(\tau) d\tau \quad (11)$$

$$\mathbf{D}_{k|k-1}(\varphi) = \gamma_k(\varphi) + f_{k|k-1}(\varphi|\varphi) \mathbf{D}_{k-1|k-1}(\varphi) \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{D}_{k|k-1}(x)$  与  $\mathbf{D}_{k|k-1}(\varphi)$  分别表示目标与杂波的预测强度;  $\gamma_k(x)$  与  $\gamma_k(\varphi)$  分别表示目标与杂波的新生目标强度;  $f_{k|k-1}(\varphi|\varphi)$  表示  $k$  时刻杂波的转移函数。

更新为

$$\mathbf{D}_{k|k}(x) = (1-p_{D,k}(x)) \mathbf{D}_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \frac{p_{D,k}(x) g_k(z|x) \mathbf{D}_{k|k-1}(x)}{p_{D,k}^0(\varphi) \mathbf{D}_{k|k-1}(\varphi) g_k(z|\varphi) + \int p_{D,k}(\tau) g_k(z|\tau) \mathbf{D}_{k|k-1}(\tau) d\tau} \quad (13)$$

$$\mathbf{D}_{k|k}(\varphi) = (1-p_{D,k}^0(\varphi)) \mathbf{D}_{k|k-1}(\varphi) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \frac{p_{D,k}^0(\varphi) g_k(z|\varphi) \mathbf{D}_{k|k-1}(\varphi)}{p_{D,k}^0(\varphi) \mathbf{D}_{k|k-1}(\varphi) g_k(z|\varphi) + \int p_{D,k}(\tau) g_k(z|\tau) \mathbf{D}_{k|k-1}(\tau) d\tau} \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{D}_{k|k}(x)$  与  $\mathbf{D}_{k|k}(\varphi)$  分别表示目标与杂波的更新强度;  $p_{D,k}^0(\varphi)$  表示杂波的探测概率;  $g_k(z|\varphi)$  表示杂波的量测似然函数。

在新生目标强度未知时,采用基于增广空间的 PHD 跟踪多目标,也需要先对  $\gamma_k(x)$  和  $\gamma_k(\varphi)$  进行估计。

### 2.2 基于量测驱动的新生目标强度估计方法

PHD 滤波器在对新生目标强度进行估计时需要依赖传感器的量测信息,目前,利用传感器量测信息对新生目标强度的估计有两类方法<sup>[10-11]</sup>。一类是通过量测信息与历史估计信息相结合的方式形成反馈回路,进而对新生目标强度进行估计<sup>[10]</sup>。这类方法的优点是能够降低杂波对新生目标强度估计带来的干扰,缺点是由于使用前一时刻新生目标强度代替当前时刻新生目标强度,因此对目标数目的变化存在滞后。另一类则是利用量测信息对新生目标强度进行估计<sup>[11]</sup>,这类方法能够较快地体现目标量测信息对新生目标强

度的影响,因而实时性较好。但由于传感器量测信息中存在杂波干扰,所以这类单纯依赖量测信息进行新生目标强度估计的方法误差较大。本文针对以上两种方法的不足,将量测驱动方法与增广空间方法结合,保证了未知新生目标强度估计的实时性,同时也避免了杂波对新生目标强度估计的干扰。

由于幸存目标相邻时刻产生的量测数据相差不大,而新生目标在  $k$  时刻出现的位置一般与  $k-1$  时刻幸存目标的位置有一定的距离,即  $k$  时刻的新生目标量测值与  $k-1$  时刻幸存目标的量测值一般差别较大,于是可记  $k$  时刻新生量测集为

$$\mathbf{Z}_k^{\text{newborn}} = \{z_{i,k} | z_{i,k} \in \mathbf{Z}_k, \|z_{i,k} - \mathbf{Z}_{k-1}\| > \varepsilon\} \quad (15)$$

式中:  $\|z_{i,k} - \mathbf{Z}_{k-1}\| = \min_{z_{j,k-1} \in \mathbf{Z}_{k-1}} \{d(z_{i,k}, z_{j,k-1})\}$ ,  $d(z_{i,k}, z_{j,k-1})$  表示  $z_{i,k}$  与  $z_{j,k-1}$  的欧氏距离;  $\varepsilon$  为阈值。下面由量测集  $\mathbf{Z}_k^{\text{newborn}}$  分别给出对  $\gamma_k(x)$  和  $\gamma_k(\varphi)$  的估计。

因为目标可能出现在监控区域  $S$  的任意位置,所以在获得新生目标量测数据  $\mathbf{Z}_k^{\text{newborn}}$  之前,预测新生目标均匀分布在  $S$  上,即  $D_{k|k-1}^{\text{newborn}}(x) = \frac{1}{|S|}$  是合理的,这里  $|S|$  是监控区域  $S$  的测度。同理,  $D_{k|k-1}^{\text{newborn}}(\varphi) = \frac{1}{|S|}$ 。

由式(10)得

$$\begin{aligned} D_{k|k}^{\text{newborn}}(x) &= (1 - p_{D,k}(x))D_{k|k-1}^{\text{newborn}}(x) + \\ &\sum_{z \in \mathbf{Z}_k^{\text{newborn}}} \frac{p_{D,k}(x)g_k(z|x)D_{k|k-1}^{\text{newborn}}(x)}{p_{D,k}^0(\varphi)g_k(z|\varphi) + \int p_{D,k}(\tau)g_k(z|\tau)D_{k|k-1}^{\text{newborn}}(\tau)d\tau} = \\ &\frac{1}{|S|}(1 - p_{D,k}(x)) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k^{\text{newborn}}} \frac{p_{D,k}(x)g_k(z|x)}{p_{D,k}^0(\varphi)g_k(z|\varphi) + \int p_{D,k}(\tau)g_k(z|\tau)d\tau} \end{aligned} \quad (16)$$

式中,  $D_{k|k}^{\text{newborn}}(x)$  就是在新生目标量测数据驱动下,对目标新生强度  $\gamma_k(x)$  的似然估计,即

$$\begin{aligned} \gamma_k(x) &= \frac{1}{|S|}(1 - p_{D,k}(x)) + \\ &\sum_{z \in \mathbf{Z}_k^{\text{newborn}}} \frac{p_{D,k}(x)g_k(z|x)}{p_{D,k}^0(\varphi)g_k(z|\varphi) + \int p_{D,k}(\tau)g_k(z|\tau)d\tau} \end{aligned} \quad (17)$$

同理,杂波新生强度  $\gamma_k(\varphi)$  可表示为

$$\begin{aligned} \gamma_k(\varphi) &= \frac{1}{|S|}(1 - p_{D,k}^0(\varphi)) + \\ &\sum_{z \in \mathbf{Z}_k^{\text{newborn}}} \frac{p_{D,k}(\varphi)g_k(z|\varphi)}{p_{D,k}^0(\varphi)g_k(z|\varphi) + \int p_{D,k}(\tau)g_k(z|\tau)d\tau} \end{aligned} \quad (18)$$

利用量测驱动方法对未知新生目标强度进行估计,具有对目标数目变化敏感的优势,从而使 PHD 滤波具有良好的实时性。

### 2.3 MDTBI-PHD 多目标跟踪算法

在杂波模型未知和新生目标强度也未知时,本文

提出一种增广状态空间方法与量测驱动方法相结合的新生目标强度估计 PHD(MDTBI-PHD)滤波算法,该方法的框架如图 1 所示。

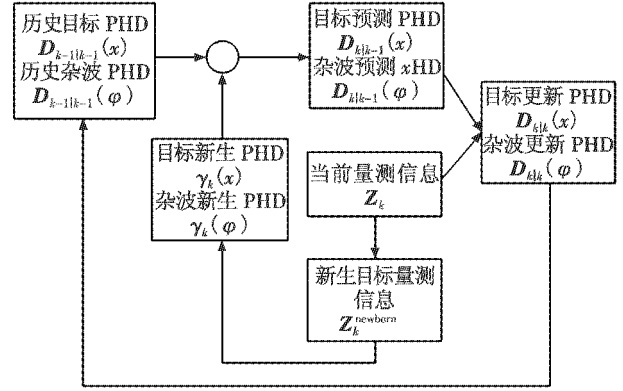


图 1 基于增广空间的新生目标强度估计框架

Fig. 1 Diagram of target birth intensity estimation based on augmented space

图中,采用强度函数反馈的方式,使  $k$  时刻的目标与杂波更新强度  $D_{k|k}(x)$  和  $D_{k|k}(\varphi)$  在下一时刻成为目标与杂波的历史强度  $D_{k-1|k-1}(x)$  和  $D_{k-1|k-1}(\varphi)$ 。

MDTBI-PHD 滤波算法集增广状态空间与量测驱动方法的优点于一身,同时解决了未知杂波和未知新生目标强度的多目标跟踪问题。

### 2.4 MDTBI-PHD 滤波器的实现

文献[11]和文献[15]中均使用 SMC-PHD 滤波器实现算法,但由于 SMC-PHD 滤波器需要使用大量粒子,且需要聚类操作,因此计算复杂度较高。本文提出一种将 GM-PHD 滤波器与 MDTBI-PHD 多目标跟踪算法相结合的方法,应用高斯混合形式表示目标强度与杂波强度,从而实现简化计算的目的。

算法实现流程如下所述。

#### 1) 初始化。

$k-1$  时刻的目标强度  $D_{k-1|k-1}(x)$  可以表示为带权值的高斯分量  $\{(\omega_{k-1,t}^l, m_{k-1,t}^l, P_{k-1,t}^l)\}_{l=1}^{J_{k-1}^l}$ , 杂波强度  $D_{k-1|k-1}(\varphi)$  可以表示为  $\{(\omega_{k-1,c}^l, m_{k-1,c}^l, P_{k-1,c}^l)\}_{l=1}^{J_{k-1}^c}$ 。则有

$$D_{k-1|k-1}(x) = \sum_{l=1}^{J_{k-1}^l} \omega_{k-1,t}^l N(x | m_{k-1,t}^l, P_{k-1,t}^l) \quad (19)$$

$$D_{k-1|k-1}(\varphi) = \sum_{l=1}^{J_{k-1}^c} \omega_{k-1,c}^l N(\varphi | m_{k-1,c}^l, P_{k-1,c}^l) \quad (20)$$

式中:  $\omega_{k-1,t}^l$  与  $\omega_{k-1,c}^l$  分别表示目标与杂波的第  $l$  个分量在  $k-1$  时刻的权值;  $m_{k-1,t}^l$  与  $m_{k-1,c}^l$  分别表示目标与杂波的第  $l$  个分量在  $k-1$  时刻的高斯均值;  $P_{k-1,t}^l$  与  $P_{k-1,c}^l$  分别表示目标与杂波的第  $l$  个分量在  $k-1$  时刻的高斯协方差;  $J_{k-1}^l$  与  $J_{k-1}^c$  分别表示目标与杂波的高斯分量数。

#### 2) 新生强度估计。

根据式(17)、式(18)分别估计  $k$  时刻的目标新生强度  $\gamma_k(x)$  与杂波新生强度  $\gamma_k(\varphi)$ 。

### 3) 预测目标强度及杂波强度。

目标预测强度为

$$D_{klk-1}(x) = \gamma_k(x) + \sum_{l=1}^{J_{k-1}} \omega_{klk-1,t}^l N(x | m_{klk-1,t}^l, P_{klk-1,t}^l) \quad (21)$$

式中,

$$m_{klk-1,t}^l = F m_{klk-1,t}^l \quad (22)$$

$$P_{klk-1,t}^l = Q + F m_{klk-1,t}^l F^T \quad (23)$$

$$\omega_{klk-1,t}^l = p_S \omega_{klk-1,t}^l \quad (24)$$

式中:  $F$  表示状态转移矩阵,  $F^T$  表示  $F$  矩阵的转置;  $Q$  表示噪声输入矩阵。

杂波预测强度为

$$D_{klk}(\varphi) = \gamma_k(\varphi) + \sum_{l=1}^{J_{k-1}} \omega_{klk-1,c}^l N(\varphi | m_{klk-1,c}^l, P_{klk-1,c}^l) \quad (25)$$

式中,

$$m_{klk-1,c}^l = F m_{klk-1,c}^l \quad (26)$$

$$P_{klk-1,c}^l = Q + F m_{klk-1,c}^l F^T \quad (27)$$

$$\omega_{klk-1,c}^l = p_S \omega_{klk-1,c}^l \quad (28)$$

### 4) 更新目标强度及杂波强度。

目标更新强度为

$$D_{klk}(x) = (1 - p_{D,k}) D_{klk-1}(x) + \sum_{z \in Z_k} D_{D,k}(x; z) \quad (29)$$

式中,

$$D_{D,k}(x; z) = \sum_{l=1}^{J_{k-1}} \omega_{k,t}^l N(x | m_{k,t}^l, P_{k,t}^l) \quad (30)$$

其中,

$$\omega_{k,t}^l = \frac{p_{D,k} \omega_{klk-1,t}^l N(\hat{z}_{klk-1,t}^l, S_{klk-1,t}^l)}{L(z)} \quad (31)$$

$$m_{k,t}^l = m_{klk-1,t}^l + K_k^l (z - \hat{z}_{klk-1,t}^l) \quad (32)$$

$$P_{k,t}^l = [I - K_k^l H] P_{klk-1,t}^l \quad (33)$$

$$\hat{z}_{klk-1,t}^l = H m_{klk-1,t}^l \quad (34)$$

$$S_{klk-1,t}^l = H P_{klk-1,t}^l H^T + R \quad (35)$$

$$K_k^l = P_{klk-1,t}^l H^T [S_{klk-1,t}^l]^{-1} \quad (36)$$

$$L(z) = p_{D,k} \omega_{klk-1,c}^l N(\hat{z}_{klk-1,c}^l, S_{klk-1,c}^l) + \sum_{l=1}^{J_{k-1}} p_{D,k} \omega_{klk-1,t}^l N(\hat{z}_{klk-1,t}^l, S_{klk-1,t}^l) \quad (37)$$

$$\hat{z}_{klk-1,c}^l = H m_{klk-1,c}^l \quad (38)$$

$$S_{klk-1,c}^l = H P_{klk-1,c}^l H^T + R \quad (39)$$

其中:  $I$  表示单位矩阵;  $H$  表示观测矩阵;  $K_k^l$  表示卡尔曼增益;  $S_{klk-1,t}^l$  与  $S_{klk-1,c}^l$  分别表示目标与杂波的高斯协方差矩阵; 矩阵  $\hat{z}_{klk-1,t}^l$  与  $\hat{z}_{klk-1,c}^l$  分别表示目标与杂波的预测量测值;  $R$  表示过程噪声协方差矩阵。

杂波更新强度为

$$D_{klk}(\varphi) = (1 - p_{D,k}^0) D_{klk-1}(\varphi) + \sum_{z \in Z_k} D_{D,k}(\varphi; z) \quad (40)$$

式中,

$$D_{D,k}(\varphi; z) = \sum_{l=1}^{J_{k-1}} \omega_{k,c}^l N(\varphi | m_{k,c}^l, P_{k,c}^l) \quad (41)$$

其中,

$$\omega_{k,c}^l = \frac{p_{D,k}^0 \omega_{klk-1,c}^l N(\hat{z}_{klk-1,c}^l, S_{klk-1,c}^l)}{L(z)} \quad (42)$$

$$m_{k,c}^l = m_{klk-1,c}^l + K_k^l (z - \hat{z}_{klk-1,c}^l) \quad (43)$$

$$P_{k,t}^l = [I - K_k^l H] P_{klk-1,c}^l \quad (44)$$

$$K_k^l = P_{klk-1,c}^l H^T [S_{klk-1,c}^l]^{-1} \quad (45)$$

### 5) 修剪与合并。

为了减少高斯分量的数目, 进而降低算法的复杂程度, 可以设置修剪门限去除更新后的高斯分量中权值较小的项, 通过设置合并门限合并距离较接近的项。

## 3 仿真验证

为了验证本文提出的 MDTBI-PHD 算法对多目标跟踪的有效性, 仿真采用高斯混合概率假设密度滤波器 (GM-PHD) 与本文提出的方法进行比较, 在未知新生目标环境下说明改进算法的跟踪性能。

本文选择匀速直线运动模型, 目标的运动模型为

$$X_k = F X_{k-1} + G \omega_k \quad (46)$$

式中:  $X_{k-1} = \{x_x, v_x, x_y, v_y\}$ , 表示目标的  $x, y$  方向的位置与速度分量; 过程噪声  $\omega_k$  为高斯白噪声;  $F$  为状态转移矩阵;  $G$  为噪声输入矩阵。  $F$  和  $G$  分别为

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (47)$$

$$G = \begin{bmatrix} T^2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T \end{bmatrix}^T \quad (48)$$

式中,  $T$  为采样周期。

系统的观测方程为

$$Z_k = H X_k + V_k \quad (49)$$

式中:  $V_k$  为过程噪声矩阵, 符合高斯分布;  $H$  为观测矩阵, 即

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (50)$$

采用最优子模式指派 (Optimal Subpattern Assignment, OSPA) 距离<sup>[16]</sup>作为本文跟踪精度的评价指标, 其表达式为

$$\bar{d}_p^{(c)}(X, \hat{X}) = \left( \frac{1}{n} \left( \min_{\pi \in \Pi} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, \hat{x}_{\pi(i)})^p + c^p (n - m) \right) \right)^{1/p} \quad (51)$$



式中:  $\bar{d}_p^{(c)}(X, \hat{X})$  为 OSPA 距离,  $c$  为截断门限,  $p$  为矩阵的阶数;  $n, m$  分别为  $X$  与  $\hat{X}$  的维数。

OSPA 的距离参数  $p=2, c=5$ , 传感器探测概率  $p_D=0.98$ , 目标存活概率  $p_S=0.99$ , 高斯修剪门限为  $10^{-5}$ , 高斯合并门限为 4, GM-PHD 和本文所提方法的粒子数均为 500, 共进行 50 次蒙特卡罗实验。本实验中选择 4 个匀速直线运动的目标进行仿真实验, 其中第 1 个目标在 1 s 时出现, 12 s 时消失; 第 2 个目标在 8 s 时出现, 37 s 时消失; 第 3 个目标在 12 s 时出现, 37 s 时消失; 第 4 个目标在 12 s 时出现, 40 s 时消失。实验结果如图 2 ~ 图 5 所示。

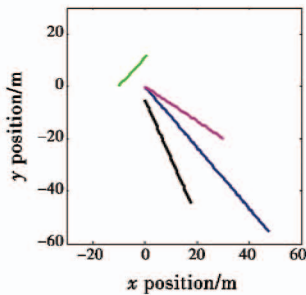


图 2 目标真实轨迹

Fig. 2 Real target trajectory

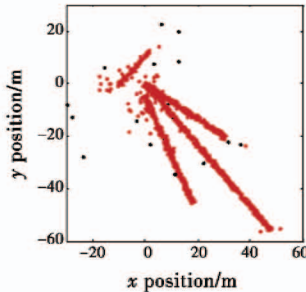


图 3 估计目标轨迹

Fig. 3 Estimated target trajectory

图 2 与图 3 分别展示了目标的实际轨迹及估计轨迹。图 2 中 4 条直线分别表示 4 个运动目标的真实轨迹, 图 3 中粒子点迹表示目标的估计位置。根据仿真结果可知, 本算法计算出的跟踪轨迹能够较好地与多个目标的实际轨迹吻合。

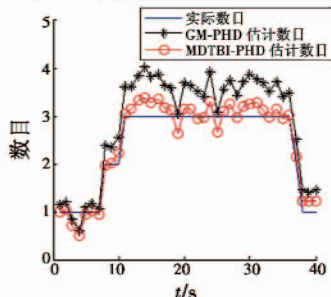


图 4 目标数目估计

Fig. 4 Target number estimation

图 4 表示目标真实数目及目标估计数目。从图中可以看出, 在杂波强度均为未知的情况下, 本文提出的滤波算法相对于 GM-PHD 来说对目标数目的估计准确度更高, 同时具有对目标数目变化敏感的优势。

图 5 表示目标在 GM-PHD 与本文所提算法下的 OSPA 距离, 从图中可以看出, 本文提出的方法较 GM-PHD 的 OSPA 距离更小, 说明该方法在多目标数目估计及跟踪精度上的准确性高于 GM-PHD, 证明了本文改进算法的有效性。

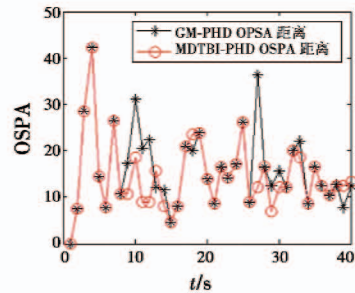


图 5 OSPA 距离

Fig. 5 OSPA distance

## 4 结束语

未知新生目标强度 PHD 滤波采用在线估计的方法能够不依赖于先验知识假设, 然而, 该方法存在易受到杂波干扰的问题。针对上述问题, 本文提出一种基于量测驱动的新生目标强度估计 PHD 滤波算法, 主要包含 3 个方面的改进: 1) 引入增广状态空间概念, 将目标状态与杂波状态分别进行估计, 避免未知杂波对目标强度估计的干扰; 2) 构造新生目标量测空间, 利用量测驱动方法对目标新生强度进行估计, 具有对目标数目变化敏感的优势; 3) 通过使用 GM-PHD 滤波器实现算法, 降低了计算复杂度。实验结果表明, 本文提出的算法在跟踪精度方面优于传统 GM-PHD 方法, 并具有计算简便的优点。

## 参考文献

- [1] 杨峰, 王永齐, 梁彦, 等. 基于概率假设密度滤波方法的多目标跟踪技术综述[J]. 自动化学报, 2013, 39(11): 1944-1956.
- [2] SINGER R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 1970, 6(4): 473-483.
- [3] CHANG K C, BAR-SHALOM Y. Joint probabilistic data association for multitarget tracking with possibly unresolved measurements and maneuvers[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1984, 29(7): 585-594.

(下转第 24 页)

[2] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [ C ]//The 6th International Conference on Computer Vision, IEEE, 1998 :839-846.

[3] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35 ( 6 ) :1397-1409.

[4] FUSCO N, MOSCARIELLO G, SBORDONE C. A formula for the total variation of SBV functions [ J ]. Journal of Functional Analysis, 2016, 270 ( 1 ) :419-446.

[5] PARIS S, HASINOFF S W, KAUTZ J. Local Laplacian filters: edge-aware image processing with a Laplacian pyramid [ J ]. ACM Transactions on Graphics, 2011. doi : 10. 1145/2010324. 1964963.

[6] XU L, LU C, XU Y, et al. Image smoothing via  $L_0$  gradient minimization [ C ]//ACM Transactions on Graphics (TOG), 2011. doi:10. 1145/2070752. 2024208.

[7] 蒋加清. 两类  $r$ -循环矩阵求逆的快速算法 [ J ]. 数学理论与应用, 2011, 31 ( 2 ) :46-49.

[8] 赵爱罡,王宏力,杨小冈,等. 基于结构低秩编码的复杂环境红外弱小目标检测算法 [ J ]. 中国惯性技术学报, 2015, 23 ( 5 ) :662-669.

[9] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [ C ]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 : 60-65.

[10] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation [ C ]//ACM Transactions on Graphics (TOG), 2008. doi:10. 1145/1360612. 1360666.

(上接第 18 页)

[4] REID D. An algorithm for tracking multiple targets [ J ]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, 24 ( 6 ) : 843-854.

[5] PATTIPATI K R, DEB S, BAR-SHALOM Y, et al. A new relaxation algorithm and passive sensor data association [ J ]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1992, 37 ( 2 ) :198-213.

[6] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [ J ]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2003, 39 ( 4 ) :1152-1178.

[7] VO B N, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets [ J ]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2005, 41 ( 4 ) :1224-1245.

[8] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [ J ]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54 ( 11 ) :4091-4104.

[9] 闫小喜,韩崇昭. 基于目标出生强度在线估计的多目标跟踪算法 [ J ]. 自动化学报, 2011, 37 ( 8 ) :963-972.

[10] HAN S T, XUE A K, PENG D L. A historical information feedback multiple-target tracker [ C ]//The 33rd Chinese Control Conference (CCC), 2014 :7173-7178.

[11] RISTIC B, CLARK D, VO B N, et al. Adaptive target birth intensity for PHD and CPHD filters [ J ]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2012, 48 ( 2 ) :1656-1668.

[12] STREIT R L. Poisson point processes: imaging, tracking, and sensing [ M ]. Heigelberg: Springer, 2010.

[13] STREIT R L, STONE L D. Bayes derivation of multitarget intensity filters [ C ]//The 11th International Conference on Information Fusion, 2008 :1-8.

[14] STREIT R L. Multisensor multitarget intensity filter [ C ]//The 11th International Conference on Information Fusion, 2008 :1-8.

[15] 李翠芸,江舟,姬红兵. 一种新的未知杂波环境下的PHD滤波器 [ J ]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2014, 41 ( 5 ) :18-23.

[16] SCHUHMACHER D, VO B T, VO B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [ J ]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56 ( 8 ) : 3447-3457.

