

基于权重约束 GM-PHD 滤波的多目标跟踪方法

赵一峰

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对高斯混合概率假设密度(GM-PHD)滤波器未检查一对一假设以及难以跟踪跨越目标的问题,在其基础上提出一种约束权重的改进多目标跟踪方法。通过构建权重矩阵,从所有生成的目标中寻找权重最大的目标。根据权重关系,重新归一化除最大权重外所有行的目标,并使归一化和权重约束迭代进行。在 GM-PHD 滤波器的更新步骤中生成目标的相应权重,完成滤波操作。通过蒙特卡罗仿真对该方法进行评估,检测有杂波、不同目标速度和不同帧率情况下的滤波器性能,分别对穿越和密集的目标进行仿真。实验结果表明,与使用 GM-PHD 滤波器和基于序贯蒙特卡罗概率假设密度(SMC-PHD)滤波器的方法相比,该方法整体跟踪性能较优。

关键词: 多目标跟踪;一对一假设;高斯混合概率假设密度滤波器;权重约束;归一化

中文引用格式: 赵一峰. 基于权重约束 GM-PHD 滤波的多目标跟踪方法[J]. 计算机工程, 2017, 43(3): 282-288.

英文引用格式: Zhao Yifeng. Multi-target Tracking Method Based on GM-PHD Filtering with Weight Constraint[J]. Computer Engineering, 2017, 43(3): 282-288.

Multi-target Tracking Method Based on GM-PHD Filtering with Weight Constraint

ZHAO Yifeng

(College of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

[Abstract] Concerning that the Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density(GM-PHD) filter does not check one-to-one assumption and it is difficult to track crossing targets, an improved multi-target tracking method with weight constraint is proposed based on GM-PHD filter. Firstly, the weight matrix is constructed and the target with the maximum weight is searched from the generated targets. Then, according to weight relationship, targets in all rows are re-normalized except that with the maximum weight. Normalization and weight restriction are operated iteratively. Finally, the target weight is generated in the update steps of GM-PHD filter for complete filtering operation. The method is evaluated through Monte Carlo simulation, and the performance of filters are tested on the conditions of clutter, different target speeds and different frame rates, with simulations of crossing and dense targets. Experimental results shows that, compared with the methods using GM-PHD filter and Sequential Monte Carlo PHD (SMC-PHD) filter, the proposed method has better overall performance.

[Key words] multi-target tracking; one-to-one assumption; Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density(GM-PHD) filter; weight constraint; normalization

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.03.047

0 概述

多目标跟踪^[1]是指在嘈杂观测、杂波以及不确定检测的情况下,对目标的数量以及它们的状态进行联合估计,其在机器视觉或模式识别等领域应用广泛,如导弹制导^[2]、气象领域的云图分析^[3]、道路视频监控^[4]等。在这些系统中,有很多不确定因素和外部条件,如何获得稳定有效的跟踪器滤波器是工程设计和算法分析的关键。很多研究者就该问题

进行了研究,表征目标的形式也有很多种,如颜色直方图^[5]、直方图方向梯度^[6]和协方差描述符^[7]等。根据这些特性可分为 2 种方案:整体方法^[8-9]和基于子空间的方法^[10-11]。

文献[8]结合整合预报思想和卡尔曼滤波,通过卡尔曼滤波保证信息的一致性,其中匹配外观模型是一种基于卡尔曼滤波的非线性跟踪方法,但该方法易陷入局部最优。文献[9]基于统计学习理论,提出一种基于序贯蒙特卡罗概率密度(Sequential

Monte Carlo Probability Hypothesis Density, SMC-PHD) 滤波器用于可分辨的群目标跟踪,其利用高斯混合模型拟合 SMC-PHD 滤波器重采样后的粒子分布,但这个拟合容易产生“过拟合”问题。

文献[11]利用在线更新外观模型获得目标周围的局部可视信息,基于背景粒子重新选择判别特征,但该方法更新计算代价较大。文献[12]充分考虑了目标丢失的情况,利用关联外观模型和自动粒子检测帮助重新确定目标。该方法虽然将目标的不同部分与目标外观关联,但大面积的遮挡或交叉通过容易使跟踪发生严重的漂移。

本文主要讨论贝叶斯框架下的概率密度(PHD)滤波器^[12],PHD 滤波器基于随机有限集理论^[9],用以跟踪未知数量的目标。在 PHD 滤波器中,需要一个数据关联的机制来保持目标跨框架轨迹的连续性。高斯混合概率假设密度(Gaussian Mixture PHD, GM-PHD)滤波器^[13]为 PHD 滤波器的闭合形式解,其应用众多,但并没有检查一对一假设^[14],因为它没有明确一个测量和一个轨迹的关联。事实上,这种滤波器隐含地认为每个测量和各项指标之间都可能关联。但在实践中,当目标相互靠近时,例如移动交叉目标,GM-PHD 滤波器很容易违反一对一假设^[14],导致性能显著降低。

为克服 GM-PHD 滤波器的上述缺陷,本文提出一种约束权重的 GM-PHD 滤波方法(CGM-PHD)。在 GM-PHD 滤波器的更新步骤中递归创建目标权重,每当一个目标出现违反一对一的假设时,就采用约束方案来更改目标的权重。同时,通过仿真密集目标以及交叉目标,在包括检测概率和杂波率的各种不确定性条件下,将 CGM-PHD 滤波器与 GM-PHD 滤波器等其他方法进行性能比较,对不同目标速度以及数据传输速率下的效果进行研究。

1 GM-PHD 滤波器及其缺陷

1.1 GM-PHD 滤波器

线性高斯多目标假设为 PHD 滤波器^[12]提出了一个封闭形式的解,该状态和观测模型服从线性高斯模型:

$$f_{k|k-1}(x|\zeta) = N(x; F_{k-1}\zeta, Q_{k-1}) \quad (1)$$

$$g_k(Z|x) = N(Z; H_k x, R_k) \quad (2)$$

其中, $N(x; m; S)$ 表示均值为 m 、协方差为 S 的高斯密度;参数 F_{k-1} 是状态转换矩阵; Q_{k-1} 是过程噪声协方差; H_k 是观察模型矩阵; R_k 是观测噪声协方差。

预测和更新公式表示为如下高斯混合形式:

$$v_{k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} N(x; m_{k|k-1}^{(i)}, S_{k|k-1}^{(i)}) \quad (3)$$

$$v_k(x) = (1 - P_{D,k}) v_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_k^{(j)}(Z) \times N(x; m_{k|k}^{(j)}(Z), S_{k|k}^{(j)}) \quad (4)$$

其中,第 j 个目标的权重表示为 $w_k^{(j)}$,可通过式(5)计算; $q_k^{(j)}(Z)$ 表明测量 z 属于目标 j 的可能性; $\kappa_k(Z)$ 表示在时间步骤 k 处的杂波强度。

$$w_k^{(j)} = \frac{P_{D,k} w_{k|k-1}^{(j)} q_k^{(j)}(Z)}{\kappa_k(Z) + P_{D,k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} q_k^{(i)}(Z)} \quad (5)$$

GM-PHD 滤波器的详细信息参见文献[11]。

1.2 GM-PHD 滤波器的缺陷

对于多目标问题,当目标靠得很近,2 个或多个测量到一个目标的距离小于目标与目标之间距离时,GM-PHD 滤波器的性能就会下降。图 1 中的例子图形化地说明了该问题(为简便,忽略时间指标)。假设在时间步骤 k ,感知 2 个测量 Z_k^a 和 Z_k^b (图 1 中的 2 个点),预测 3 个分别在状态 $x_{k|k-1}^1, x_{k|k-1}^2$ 和 $x_{k|k-1}^3$ 下的目标。这些目标相应的预测测量通过 $\hat{z}_{k|k-1}^1, \hat{z}_{k|k-1}^2$ 和 $\hat{z}_{k|k-1}^3$ 展示(即图 1 中的 3 个三角形)。

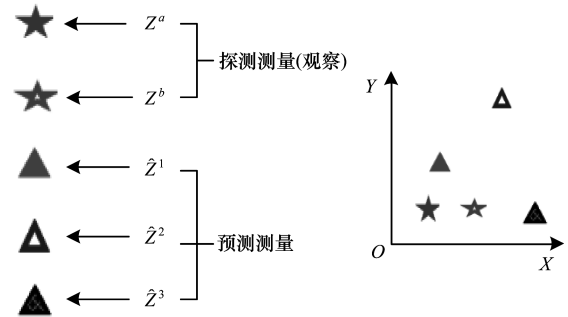


图 1 模糊条件导致 GM-PHD 滤波器结果不准确的示例

在更新步骤中,GM-PHD 滤波器通过测量数据更新每个预测目标。令 $x_k^{n,m}$ 表示利用测量 Z_k^m 更新 x_k^n 得到的更新模型。把 $x_k^{n,m}$ 称为目标 x_k^n 的第 m 个孩子(或者测量 Z_k^m 的第 n 个孩子)。在图 1 给出的例子中,GM-PHD 滤波器构造了 6 个目标,包括 $x^{1,a}, x^{1,b}, x^{2,a}, x^{2,b}, x^{3,a}$ 和 $x^{3,b}$ 。显然,目标 $x^{1,a}$ 和 $x^{1,b}$ 的权重比其他目标孩子的权重大很多,因为 2 个测量 Z_k^a 和 Z_k^b 都离目标 x^1 更近。作为一个典型例子,假设 $x^{1,a}, x^{1,b}, x^{2,a}, x^{2,b}, x^{3,a}$ 和 $x^{3,b}$ 的权重分别为 0.7, 0.55, 0.2, 0.1, 0.1 和 0.35(为了简单起见,将杂波强度设置为 0)。在这种情况下,GM-PHD 滤波器会将 $x^{1,a}$ 和 $x^{1,b}$ 作为时间步骤 k 的估计结果^[11]。

如上文所述,在多目标跟踪问题中,假定每个测量只对应于一个目标,但在 GM-PHD 滤波器中,只要满足某目标的测量距离比其他目标的测量距离短,那么就会违背这个限制。然而,由于一对一假设表示一个目标只能使用一个测量,不能同时有一个以上的孩子作为估计的目标,因此在上述示例中,目标 x^1 的 2 个孩子不能被考虑为时间步骤 k 的估计结

果。相反, x^1 的一个孩子以及 x^2 或 x^3 的一个孩子应作为该时间下滤波器的输出。下文将提出一种优化方法。

2 权重约束的 GM-PHD 滤波器

为避免在同一时间一个目标生成多个孩子, 增强 GM-PHD 滤波器在间距紧密情况下跟踪目标的性能, 本文提出一个约束方法。对于每一个目标而言, 很容易违反一对一的假设^[14], 最重孩子的权重和最重的孩子将保持固定, 相对于最重孩子的权重, 其他孩子将受到约束。然后对权重重新归一化, 以此来细化目标的权重。下面将对提出的 CGM-PHD 滤波器进行详细说明。

令 $w_k^{n,m}$ 和 $\bar{w}_k^{n,m}$ 分别表示在时间步骤 k 时目标 $x_k^{n,m}$ 的权重和重新归一化的权重, 计算公式如下:

$$w_k^{n,m} = P_{D,k} w_{k|k-1}^n N(Z_k^m; z_{k|k-1}^n, S_k^n) \quad (6)$$

$$\bar{w}_k^{n,m} = \frac{w_k^{n,m}}{\kappa_k(Z_k^m) + \sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} w_k^{i,m}}, \quad \forall n = 1 : N_{k|k-1} \quad (7)$$

其中, $P_{D,k}$, $\kappa_k(\cdot)$, $N_{k|k-1}$ 分别是在时间步骤 k 处的检测概率、杂波强度和预测目标数, 其他参数的定义和前文相同。

为了更好地进行说明, 将所有已创建目标的归一化权重以矩阵形式表示, 如表 1 所示。该矩阵称为权重矩阵, 其中, 参数 $\langle n, m \rangle$ 表示对应于目标 $x_k^{n,m}$ 的归一化权重, 即目标 x_k^n 通过测量 Z_k^m 更新得到。因此, 该矩阵的第 n 行对应于目标 x_k^n , 第 m 列对应于测量 Z_k^m 的孩子。

表 1 权重矩阵及约束

| n | $m = 1$ | $m = 2$ | ... | $m = M_k$ |
|-------------|--|--|-----|--|
| 1 | $\bar{w}^{1,1}$ | $\bar{w}^{1,2}$ | ... | \bar{w}^{1,M_k} |
| 2 | $\bar{w}^{2,1}$ | $\bar{w}^{2,2}$ | ... | \bar{w}^{2,M_k} |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | | ⋮ |
| $N_{k k-1}$ | $\bar{w}^{N_{k k-1},1}$ | $\bar{w}^{N_{k k-1},2}$ | ... | $\bar{w}^{N_{k k-1},M_k}$ |
| 约束 | $\sum_n \bar{w}^{n,1} + \kappa_k(Z_k^1)$ | $\sum_n \bar{w}^{n,2} + \kappa_k(Z_k^2)$ | ... | $\sum_n \bar{w}^{n,M_k} + \kappa_k(Z_k^{M_k})$ |
| | = 1 | = 1 | | = 1 |

事实上, 归一化权重 $\bar{w}_k^{n,m}$ 说明了所有目标之间的相对强度, 由于这些目标考虑了杂波的影响, 因此该权重可用于本文的约束目的。首先, 从所有生成的目标中寻找权重最大的目标, 如式(8)所示。

$$\langle n^*, m^* \rangle = \underset{n \in I, \forall m = 1 : M_k}{\operatorname{argmax}} (\bar{w}_k^{n,m}), \quad \forall I = \{1, 2, \dots, N_{k|k-1}\} \quad (8)$$

其中, $\bar{w}_k^{n^*,m^*}$ 是目标 $x_k^{n^*,m^*}$ 相对应的权重; M_k 是在时间步骤 k 处测量的数量。

如果总的权重 $\sum_{m=1}^{M_k} \bar{w}_k^{n^*,m} > 1$, 则用因数

$(1 - \bar{w}_k^{n^*,m^*})$ 对目标 n^* (即出现在权重矩阵第 n^* 行的目标) 的孩子进行约束 (除权重最大的那个), 即目标 n^* 的孩子权重可通过下式计算获得:

$$w_{\text{new}}^{n^*,m} = \begin{cases} w_k^{n^*,m} \times \rho^{n^*}, & \forall m = 1 : M_k, m \neq m^* \\ w_k^{n^*,m}, & m = m^* \end{cases} \quad (9)$$

$$\rho^{n^*} = \alpha \times (1 - \bar{w}_k^{n^*,m^*}) \quad (10)$$

其中, $w_k^{n,m}$ 和 $\bar{w}_k^{n,m}$ 分别表示目标 $x_k^{n,m}$ 在归一化前后的权重; 参数 ρ^{n^*} 是约束系数; α 是一个常数, 它决定约束的程度。如果把 α 设为 0, 即目标 n^* 的孩子中, 除权重最大的那个之外, 所有孩子都要忽略。

约束后, 对应于每个测量目标的新权重 (即权重矩阵每列中的目标) 必须通过式(7)进行重新归一化。因此, 通过把式(9)代入式(7), 测量的第 m 列孩子的重新归一化的权重可通过下式获得:

$$\bar{w}_{\text{new}}^{n,m} = \begin{cases} \frac{1}{\mathfrak{S}} \times w_k^{n,m}, & \forall n = 1 : N_{k|k-1}, n \neq n^* \\ \frac{1}{\mathfrak{S}} \times (w_k^{n^*,m} \times \rho^{n^*}), & n = n^* \end{cases} \quad (11)$$

其中, \mathfrak{S} 是归一化因数, 可通过下式计算:

$$\mathfrak{S} = \kappa_k(Z_k^m) + (w_k^{n^*,m} \times \rho^{n^*}) + \sum_{i=1, i \neq n^*}^{N_{k|k-1}} w_k^{i,m} \quad (12)$$

从概念角度, 约束步骤降低了目标 n^* 孩子的权重, 为其他目标的孩子通过归一化步骤之后实现更高的权重。该过程 (约束之后重归一化) 必须对下一个目标进行重复, 使 $\sum_{m=1}^{M_k} \bar{w}_k^{n^*,m} > 1$, 直到所有目标都被考虑到。图 2 给出了该约束方案的总体流程。

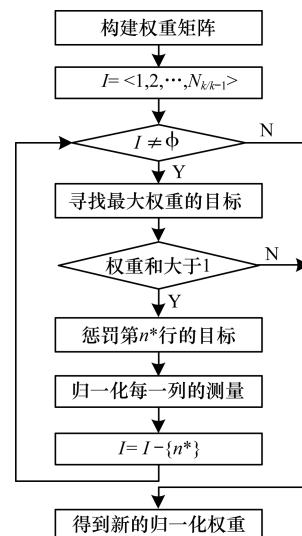


图 2 本文约束方案的总体流程

值得注意的是, 在 GM-PHD 滤波器中, 通过目标权重的总和得到了目标数的估计^[11], 即目标的估计数目 $\hat{N}_k = \sum_{n=1}^{N_{k|k-1}} \sum_{m=1}^{M_k} \bar{w}_k^{n,m}$, 其中, $\bar{w}_k^{n,m}$ 表示目标 $x_k^{n,m}$ 的

归一化权重,预测 $N_{k|k-1}$ 个目标,在时间步骤 k 可以观察到 M_k 个测量,这也说明 CGM-PHD 滤波器保留了目标权重的总和。

算法 1 给出了 CGM-PHD 滤波器的伪代码,目标的约束和归一化过程(PR)最多在 $N_{k|k-1}$ 次迭代后终止,其中 $N_{k|k-1}$ 是在时间步骤 k 时的预测目标数。假设考虑列表 I 对所有目标指数进行初始化,即 $I = \{1, 2, \dots, N_{k|k-1}\}$ 。在每次 PR 迭代中,具有最大重量孩子的目标 n^* 从列表 I 中选定。如果此目标的总权重,即 $\sum_{m=1}^{M_k} w_k^{n^*,m} < 1$,则 PR 循环终止;否则,对该目标进行 PR 过程。然后,把目标 n^* 从列表 I 中移除,PR 过程对下一个目标进行,直到列表 I 为空。因此,每个目标至多进行一次处理,PR 循环将在最多 $N_{k|k-1}$ 次迭代之后完成。目标 PR 循环之后,目标的总权重可能大于 1,然而,经验表明这种额外权重不显著,可以忽略。

算法 1 CGM-PHD 滤波器

输入 $X_{k-1} = \{w_{k-1}^n, m_{k-1}^n, S_{k-1}^n \mid \forall n = 1 : N_{k-1}\}$

$Z_k = \{Z_k^m \mid \forall m = 1 : M_k\}$

输出 $X_k = \{w_k^n, m_k^n, S_k^n \mid \forall n = 1 : N_k\}$

1) 预测(同 GM-PHD 滤波器^[11])

$X_{k|k-1} = \{w_{k|k-1}^n, m_{k|k-1}^n, S_{k|k-1}^n \mid \forall n = 1 : N_{k-1}\}$

2) 构建 PHD 更新组件

for $n = 1 : N_{k|k-1}$

$z_{k|k-1}^n = H_k m_{k|k-1}^n; S_{k|k-1}^n = H_k S_{k|k-1}^n H_k' + R_k;$

$K_k^n = S_{k|k-1}^n H_k' (S_k^n)^{-1};$

end

3) 更新

(1) 更新漏检目标

for $n = 1 : N_{k|k-1}$

$w_k^n = (1 - P_{D,k}) w_{k|k-1}^n; m_k^n = m_{k|k-1}^n; S_k^n = S_{k|k-1}^n;$

end

$X_{m,k} = \{w_k^n, m_k^n, S_k^n \mid \forall n = 1 : N_{k|k-1}\};$

(2) 更新检测目标

for $m = 1 : M_k$

for $n = 1 : N_{k|k-1}$

$w_k^{n,m} = P_{D,k} w_{k|k-1}^n N(Z_k^m; z_{k|k-1}^n, S_k^n);$

$m_k^{n,m} = m_{k|k-1}^n + K_k^n (Z_k^m - z_{k|k-1}^n);$

$S_k^{n,m} = [I - K_k^n H_k] S_{k|k-1}^n;$

end

$\bar{w}_k^{n,m}(z) = \frac{w_k^{n,m}}{\kappa_k(Z_k^m) + \sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} w_k^{i,m}} \forall n = 1 : N_{k|k-1};$

end

$I = \{1, 2, \dots, N_{k|k-1}\};$

当 $I \neq \emptyset$

// 查找权重最大的目标

$\langle n^*, m^* \rangle = \arg \max_{n \in I, \forall m = 1 : M_k} (\bar{w}_k^{n,m});$

if ($\sum_{m=1}^{M_k} \bar{w}_k^{n^*,m} \leq 1$)

break;

end

// 约束目标 n^* 的权重,测量 m^* 除外

$\rho^{n^*} = \alpha \times (1 - \bar{w}_k^{n^*,m^*})$

for $m = 1 : M_k$

if $m \neq m^*$

$w_k^{n^*,m} = \bar{w}_k^{n^*,m} \times \rho^{n^*};$

end

end

// 运用权重重归一

for $m = 1 : M_k$

$\bar{w}_k^{n,m} = \frac{w_k^{n,m}}{\kappa_k(Z_k^m) + \sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} w_k^{i,m}} \forall n = 1 : N_{k|k-1};$

end

// 把目标 n^* 从考虑列表 I 中移除

$I = I \setminus \{n^*\};$

end

end

$X_{d,k} = \{\bar{w}_k^{n,m}, m_k^{n,m}, S_k^{n,m} \mid \forall n = 1 : N_{k|k-1}, m = 1 : M_k\};$

$X_k = X_{m,k} \cup X_{d,k};$

3 仿真结果与讨论

本节通过蒙特卡罗仿真不同的指标,分析比较提出的 CGM-PHD 滤波器与其他方法的性能。

3.1 实验设置与评价

本文对 CGM-PHD 滤波器的仿真使用 $\alpha = 1$ 的约束系数,定义状态向量 $\mathbf{x}_k = (x, v_x, y, v_y)$ 为目标在二维笛卡尔坐标的位置和速度。线性高斯状态和测量模型如下:

$$\mathbf{x}_{k|k-1} = \begin{pmatrix} 1 & d_t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_t \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \begin{pmatrix} d_t^2/2 & 0 \\ d_t & 0 \\ 0 & d_t^2/2 \\ 0 & d_t \end{pmatrix} \mathbf{q}_k \quad (13)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{r}_k \quad (14)$$

其中, \mathbf{q}_k 和 \mathbf{r}_k 分别表示过程噪声和测量噪声,其协方差分别为 $Q = \text{diag}([0.2, 0.2])$ 和 $R = \text{diag}([3 \ 200, 3 \ 200])$ 。仿真实验中,设置时间步长 d_t 为 0.5 s。

本文使用 2 个指标对滤波器的性能进行评估:平均目标估计误差数(Number of Targets Estimation, NTE)和平均最优子模式分配(Optimal Sub-pattern Assignment, OSPA)^[15]。NTE 用于计算估计的目标数和真实目标数之间的平均误差,分别用 $|\hat{X}_k|$ 和

$|X_k|$ 表示。

$$NTE\{X_k, \hat{X}_k\} = E\{|\hat{X}_k| - |X_k|\} \quad (15)$$

OSPA 是基于目标估计误差数进行计算,形式如下:

$$OSPA_{p,c}(X_k, \hat{X}_k) = \left[\frac{1}{|\hat{X}_k|} \left(\min_{\pi \in \Pi_{|\hat{X}_k|}} \sum_{i=1}^{|X_k|} (d_c(x^i, \hat{x}^{\pi(i)}))^p + c^p \times (|\hat{X}_k| - |X_k|) \right) \right]^{1/p} \quad (16)$$

若 $|X_k| \leq |\hat{X}_k|$, $OSPA_{p,c}(X_k, \hat{X}_k) = OSPA_{p,c}(\hat{X}_k, X_k)$ 。此外,若 $|X_k| = |\hat{X}_k|$, OSPA 值设置为 0。参数 p 和 c 分别定义为 OSPA 指标的秩序和临界值,其值分别设为 1 和 200。临界值 c 处的距离 $d_c\{x, \hat{x}\} = \min(c, d(x, \hat{x}))$, 其中 $d\{x, \hat{x}\}$ 表示状态 x 和状态 \hat{x} 之间的欧几里得距离。集合 $\Pi_{|\hat{X}_k|}$ 表示取自 $\{1, 2, \dots, |\hat{X}_k|\}$ 的一组排列,其长度为 $|\hat{X}_k|$ 。

在每个仿真中使用 50 个蒙特卡罗仿真以得到可靠的结果,指标的平均值通过 50 次运行计算得到。

3.2 实验结果分析

本文考虑了 2 种不确定情况,分别是目标穿越和目标间隔紧密。具体方案如下:

方案 1 在时间步骤 1 时,2 个目标进入视场,横在通路的中部,并且在时间步骤 100 时(时间为 50 s)退出视场。此外,当目标被穿越,另一个目标在时间步骤 50 时(即时间为 25 s)进行派生,视场大小为 $[0, 1\ 000] \times [-1\ 000, 1\ 000]$ 。

方案 2 考虑 2 个紧密间隔的目标,在时间步骤 1 时,2 个目标进入视场,向对方移动,直到时间步骤 114。之后这两目标离开对方,并在时间步骤 228 时退出视场,视场大小为 $[0, 1\ 000] \times [-1\ 000, 1\ 000]$ 。

3.2.1 不同检测概率和杂波率的实验结果

为研究本文方法在不确定性条件下的性能,实验在不同的检测概率和杂波率下进行,对于每一个配置,仿真重复 50 次,通过时间推移,利用超过 50 次运行结果的平均值来计算指标。图 3 和图 4 给出了不同杂波率下的实验结果,设置 $P_D = 0.95$ 。这些数字的水平轴显示每帧杂波点数,当视场 $V = 2 \times 10^6 \text{ m}^2$ 时,杂波点数为 $\lambda_c \times V$ 。可以看出,2 种实验方案下本文方法的跟踪性能均有一定的提高,并且提升优势比较明显,这主要是由于 GM-PHD 滤波器的更新步骤递归创建目标的权重,违

反了一对一的假设,而本文采用一个约束方案改进了目标的权重。

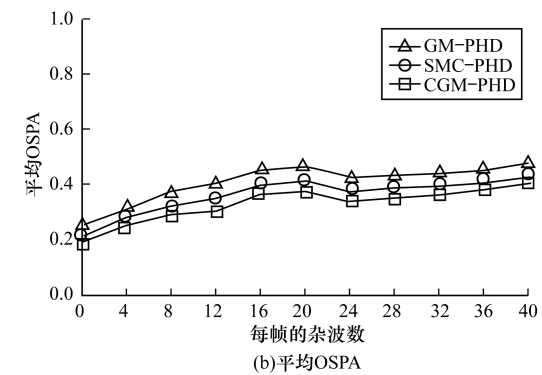
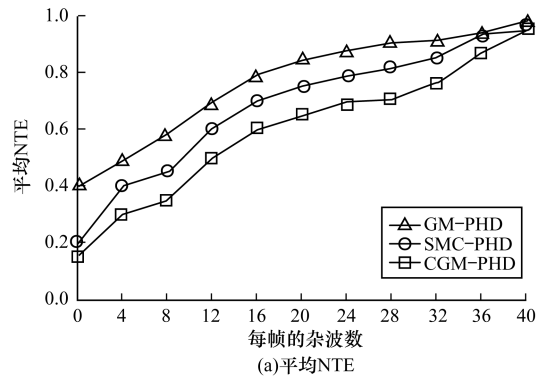


图 3 不同杂波率下的跟踪性能(方案 1)

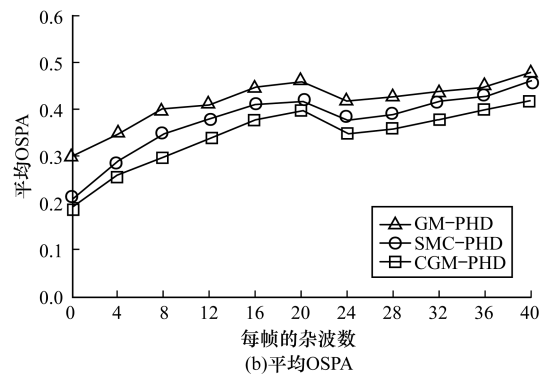
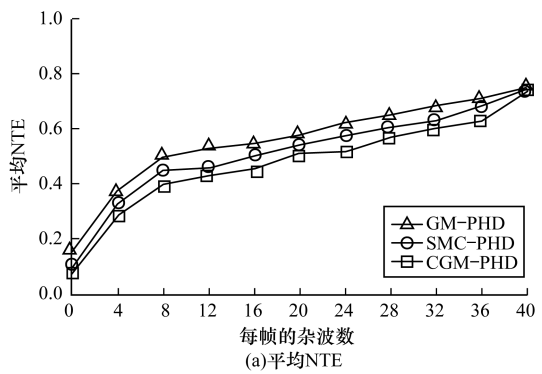


图 4 不同杂波率下的跟踪性能(方案 2)

图 5 和图 6 给出了不同检测概率下的实验结果,设置 $\lambda_c = 3 \times 10^{-6} \text{ m}^{-2}$ 。由图中结果可知,CGM-

PHD 滤波器几乎在所有方案下性能都比 GM-PHD 和 SMC-PHD 滤波器好。对于方案 2,3 种滤波器之间的 NTE 和 OSPA 误差差异平稳下降,其原因是确定性的增加。当其他目标互相交叉时,产生的目标完全出现。因此,优秀的滤波器必须解决目标数量、产生目标、错过检测和杂波产生更高不确定性的问题。

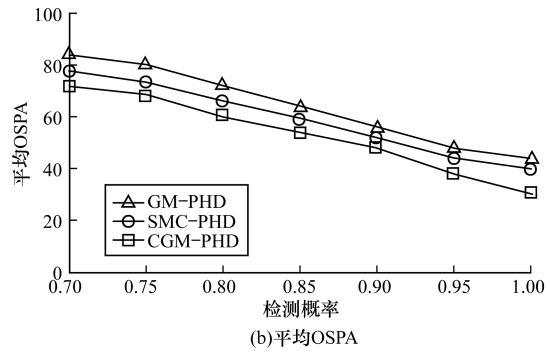
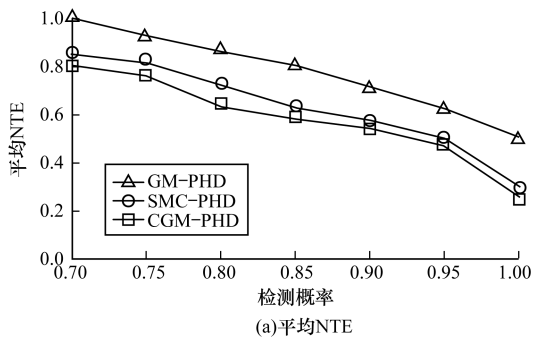


图 5 不同检测概率下的跟踪性能(方案 1)

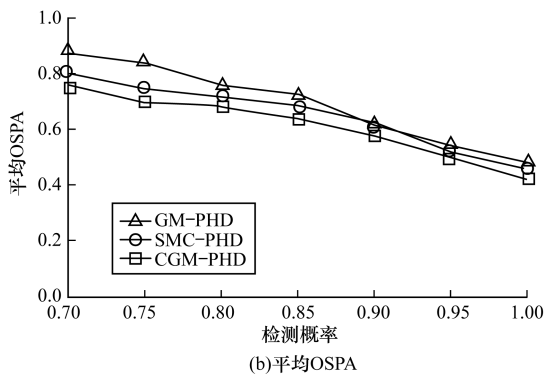
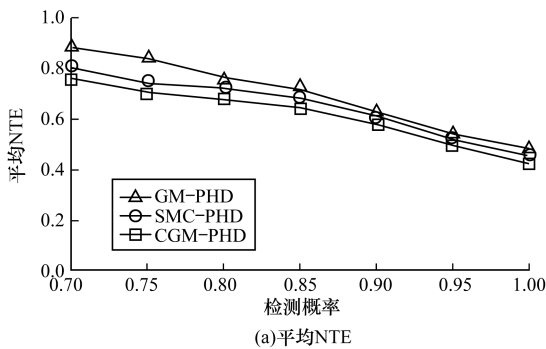


图 6 不同检测概率下的跟踪性能(方案 2)

3.2.2 不同目标速度和帧速率的实验结果

当目标彼此接近,即紧密间隔时,目标速度和帧速率可能会影响跟踪性能,因此,本文对 GM-PHD, SMC-PHD, CGM-PHD 滤波器的性能使用 3 个交叉的目标进行研究。例如方案 1,设置视场的大小为 $[0, 1000] \times [0, 1000]$,其他配置设置与前面相同。令 $\mathbf{v}^A = (v_x^A, v_y^A)$ 表示目标 A 的速度矢量,其中 v_x^A 和 v_y^A 分别表示这个目标的水平和垂直速度。标记 A, B 和 C 3 个目标,仿真按以下假设执行: $\mathbf{v}_x^A = v_y^A, \mathbf{v}^B = (v_x^A, 0)$ 和 $\mathbf{v}^C = (v_x^A - v_x^A)$ 。图 7 给出了不同目标速度下的实验结果,同时设置 $P_D = 0.95, \lambda_c = 3 \times 10^{-6} \text{ m}^{-2}$ 和 $d_t = 0.5 \text{ s}$ 。图中的水平轴对应于目标 A 的不同水平速度,即 v_x^A 。根据上述假设,可以根据 v_x^A 确定其他目标的速度。实验结果表明,CGM-PHD 滤波器在不同目标速度下提高了 GM-PHD 滤波器的性能。

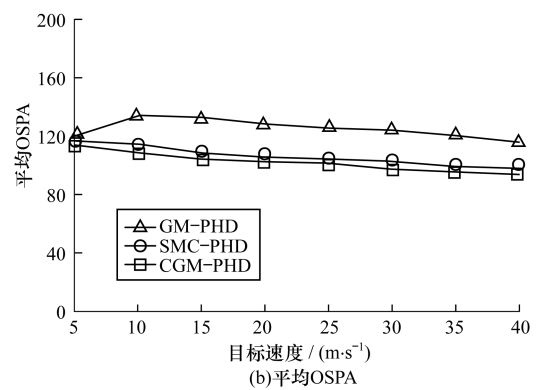
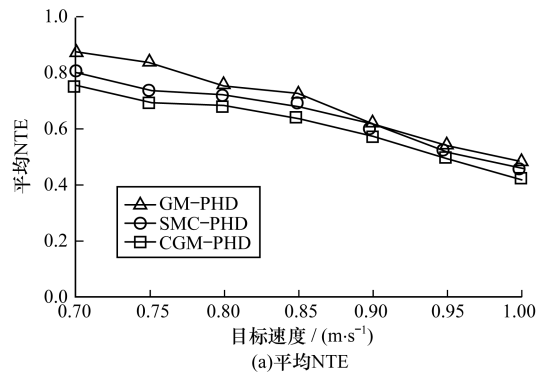


图 7 不同目标速度下的跟踪性能

最后,研究帧速率对滤波器性能的影响。本文使用不同的时间步长(即式(13)的参数 d_t)来产生不同帧速率。图 8 给出了 3 个交叉目标参数的实验结果,设置 $v_x^A = 20 \text{ m/s}$ 。图中的水平轴对应于不同的时间步长。从图中可以看出,较大的时间步长导致较低的帧速率,反之亦然。由此可知,当时间步长增加(即帧速率降低)时,这 2 个滤波器错误率较高。

尽管如此,CGM-PHD 滤波器对于不同的时间步长都获得了比 GM-PHD 和 SMC-PHD 滤波器更低的误差率。

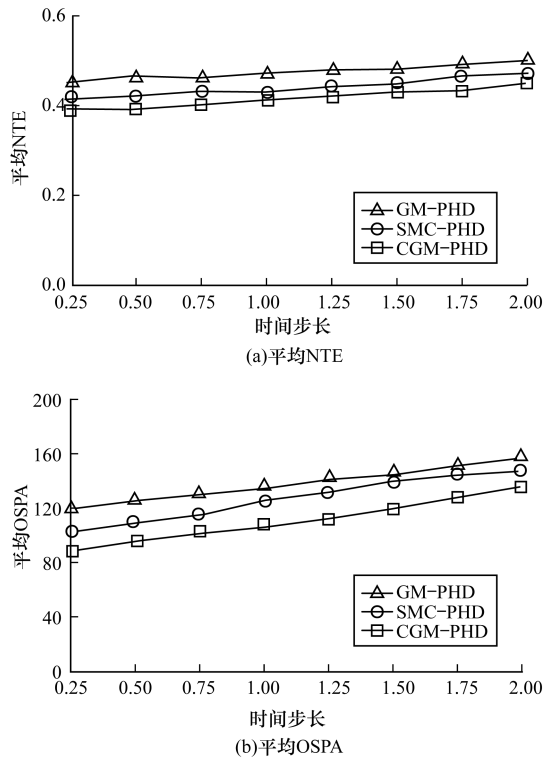


图 8 不同时间步长下的跟踪性能

整体实验在各种检测概率、杂波率、目标速度和帧速率下,给出了跨越和紧密间隔目标的结果,实验结果表明本文提出的约束方案可以提高滤波器的整体性能。

4 结束语

为有效跟踪多个目标,本文设计约束权重的 CGM-PHD 滤波器以提升其在目标密集区域的跟踪性能。首先运用一个约束方案,然后进行重新归一化步骤,以此来细化对 GM-PHD 递归分配指标的权重。本文通过蒙特卡罗仿真进行评估,包括各种检测概率、杂波率和帧率等不确定因素。实验结果表明,对于穿越的目标和密集的目标,当目标正在靠近对方时,与 GM-PHD 和 SMC-PHD 滤波器相比,CGM-PHD 滤波器的性能更好。

未来将考虑运用学习分类的方法解决目标间隔紧密和穿越的问题,另外本文并没有考虑多目标的其他可能情况,如部分遮挡、完全遮挡和身份切换等,这也将是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] 瑚成祥,刘贵喜,董亮,等. 区域杂波估计的多目标跟踪方法[J]. 航空学报,2014,35(4):1091-1101.
- [2] 张君威. 基于数据融合的多模复合制导拦截技术的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2009.
- [3] Quesada-Ruiz S, Chu Yuan, Tovar-Pescador J, et al. Cloud-tracking Methodology for Intra-hour DNI Forecasting[J]. Solar Energy,2014,102(4):267-275.
- [4] 刘云鹏,张三元,王仁芳,等. 视觉注意模型的道路监控视频关键帧提取[J]. 中国图象图形学报,2013,18(8):933-943.
- [5] Tuzel O, Porikli F, Meer P. Region Covariance: A Fast Descriptor for Detection and Classification[J]. Lecture Notes in Computer Science,2006,3952:589-600.
- [6] 刘哲,陈慧,郑紫微. 基于 HOG 与多实例在线学习的目标跟踪算法[J]. 计算机工程,2015,41(1):158-163.
- [7] Qin Lei, Snoussi H, Abdallah F. Object Tracking Using Adaptive Covariance Descriptor and Clustering-based Model Updating for Visual Surveillance[J]. Sensors,2014,14(6):380-407.
- [8] 崔波,张家树,杨宇. 基于集合卡尔曼滤波的非线性目标跟踪算法[J]. 计算机仿真,2013,34(4):317-321.
- [9] Li Tiancheng, Sun Shudong, Corchado J M, et al. A Particle Dyeing Approach for Track Continuity for the SMC-PHD Filter[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Information Fusion. Washington D. C., USA:IEEE Press,2014:1-8.
- [10] Wang Jianyu, Chen Xilin, Gao Wen. Online Selecting Discriminative Tracking Features Using Particle Filter[C]//Proceedings of 2005 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA:IEEE Press,2005:1037-1042.
- [11] Xiao Jingjing, Stolkin R, Leonardis A. An Enhanced Adaptive Coupled-layer LGTracker++[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision Works. Washington D. C., USA:IEEE Press,2013:137-144.
- [12] 胡子军,张林让,张鹏,等. 基于高斯混合带势概率假设密度滤波器的未知杂波下多机动目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报,2015,37(1):116-122.
- [13] 吕学斌,周群彪,陈正茂,等. 高斯混合概率假设密度滤波器在多目标跟踪中的应用[J]. 计算机学报,2012,35(2):397-404.
- [14] Dehkordi M Y, Azimifar Z, Masnadi-Shirazi M A. An Improvement on GM-PHD Filter for Occluded Target Tracking[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Washington D. C., USA:IEEE Press,2011:1773-1776.
- [15] 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.

编辑 金胡考