

文章编号: 2095-4980(2021)05-0876-08

基于概率假设密度滤波法的 3D 目标位置跟踪

朱东进¹, 王 婷²

(1.江苏电子信息职业学院 计算机与通信学院, 江苏 淮安 223003;
2.大连海洋大学 应用技术学院, 辽宁 大连 116300)

摘要: 为了实现 3D 目标位置跟踪, 提出了一种基于概率假设密度(PHD)滤波的跟踪方案。方案由 2 个阶段构成: 单视图跟踪阶段和多摄像机融合阶段。单视图跟踪阶段, 在时刻 k 每个摄像机上得到颜色观测值, 采用高斯混合概率假设密度(GMPHD)滤波器估计出 2D 目标位置; 多摄像机融合阶段, 将得到的目标的 2D 估计值集合作为数据融合阶段的观测值, 并通过 GMPHD 滤波器估计出目标的 3D 位置, 从而避免观测值与目标状态之间的数据关联。仿真实验结果表明, 提出的跟踪方案不但能够可靠地跟踪 3D 目标位置, 而且能够解决在每个摄像机处目标的遮挡问题。

关键词: 3D 位置跟踪; 摄像机; 概率密度; 滤波; 数据融合; 轨迹; 遮挡

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020264

3D target position tracking based on probability hypothesis density filtering

ZHU Dongjin¹, WANG Ting²

(1.School of Computer and Communication, Jiangsu Vocational College of Electronics and Information, Huai'an Jiangsu 223003, China;
2.Applied Technology College, Dalian Ocean University, Dalian Liaoning 116300, China)

Abstract: A tracking scheme based on Probability Hypothetical Density(PHD) filtering is proposed in order to realize the 3D target positions tracking. The scheme consists of two phases, namely single view tracking phase and multi-camera fusion phase. In the former, at each camera at time k , the color observations are obtained and then the Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density(GMPHD) filter is utilized to estimate the 2D target locations. In the latter, the set of 2D estimations of targets, which is obtained in the former, is considered as observations for the data fusion phase to estimate the 3D target locations by the GMPHD filter, so as to avoid the data association between observations and states of targets. The experimental results show that the proposed tracking scheme can not only reliably track the 3D target positions, but also handle the shielding problem for targets at each camera.

Keywords: 3D positions tracking; camera; probability density; filtering; data fusion; track; shielding

跟踪移动目标是许多应用的重要组成部分, 已有学者提出采用单个摄像机来跟踪^[1-3], 当场景中的人可能被其他人遮挡时, 采用单个摄像机来跟踪很困难。因为来自一个摄像机的这些人的信息不足以解决遮挡问题。解决该问题的一个思路是采用多个摄像机来恢复可能从一个特定摄像机丢失的信息, 特别是恢复目标的三维(Three-Dimensional, 3D)信息。

对于采用多个摄像机进行目标跟踪已有一些研究, 其中大都包含 2 个阶段: 单视图阶段和多视图数据融合阶段。在单视图阶段中提取观测值和估计值, 再在多视图数据融合阶段中对这些数据进行融合, 得到最终的结果。文献[4-6]提出了采用多个摄像机跟踪单个目标的几种方法, 但是这些方法在从跟踪一个目标扩展到多个目标时需要考虑数据关联; 文献[7-8]提出了跟踪多个目标的一些方法。但这些方法必须将不同摄像机视图之间的目标进行匹配或结合分类方法来实现多个视图中的观测值和目标之间的数据关联。尽管这些方法可以协调多个摄像机进行多目标跟踪, 但当目标的外观相似或出现遮挡时, 就无能为力了, 因为可能会发生一些错误的匹配; 另一种思路是寻找与不同视图的观测值相对应的 3D 观测值。在 3D 观测搜索中, 不同视图观测值的关联又会增加计算

量。近年来,利用随机集合理论求解多目标跟踪的研究越来越受到人们的普遍关注^[9-10]。这种理论中,把目标状态和测量值表示为随机有限集合。文献[11]基于高斯混合概率假设密度(GMPHD)滤波器实现了对数目时变目标的跟踪,准确估计出了每一时刻目标的数目;文献[12-13]提出了可实现的概率假设密度(PHD)滤波器,但文献[11-13]的方法仅针对单个传感器的单个目标跟踪。

对此,本文创新性地提出了将 GMPHD 滤波器法从单个传感器(本文中的摄像机)扩展到多个传感器(即多个摄像机),无需采用数据关联,就能融合来自不同摄像机的信息,获得可靠的 3D 位置跟踪估计,从而实现对 3D 多目标的跟踪应用,并能解决每个摄像机上出现的遮挡问题。

1 系统方案概述

假设摄像机是校准的,摄像机的视场重叠。本文所提出的系统方案由 2 个主要阶段构成:单视图跟踪阶段和多摄像机融合阶段。

在第 1 阶段,在时刻 k ,在每个摄像机上,得到颜色观测值,再采用 GMPHD 滤波器估计出目标的 2D 位置。

令 $Y_k^i = \{y_{1,k}^i, y_{2,k}^i, \dots, y_{m,k}^i\}$ 为时间 k 、视图 i 的目标的 2D 估计值集合,假设有 n 个单视图,则在时刻 k 目标的 2D 估计值集合为:

$$Y_k = [Y_k^1, Y_k^2, \dots, Y_k^n] \quad (1)$$

在第 2 阶段,将目标的 2D 估计值集合 Y_k 作为数据融合步骤的观测值,通过 GMPHD 滤波器来估计出目标的 3D 位置,这样就可以避免观测值与目标状态之间的数据关联。

2 系统方案实现

2.1 颜色似然

单个目标的状态可以用 $x = \{x_c, y_c, H_x, H_y\}$ 来描述,这是一个矩形,其中心和大小分别由 $\{x_c, y_c\}$ 和 $\{H_x, H_y\}$ 确定。将目标的颜色直方图表示为 $p(u)$,模板的颜色直方图表示为 $q(u)$,则目标和模板之间的相似度函数可以用巴特查里亚(Bhattacharyya)距离^[14]来测量:

$$D = \sqrt{1 - \int \sqrt{p(u)q(u)} du} \quad (2)$$

在多目标跟踪中,可以有多个模板颜色模型,并令这些模型为 $\{q_1(u), q_2(u), \dots, q_n(u)\}$,则一个目标和模板之间的相似度函数应修正为:

$$D = \min_i \left(\sqrt{1 - \int \sqrt{p(u)q_i(u)} du} \right) \quad (3)$$

颜色似然函数定义为:

$$l_z(x) = N(D; 0, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{D^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式中: z 为当前图像; x 为目标的状态; σ^2 为噪声方差。

2.2 GMPHD 滤波法

GMPHD 滤波器是在线性高斯系统假设下的 PHD 滤波器的一种封闭形式。假设每个目标都遵循线性高斯模型,假设状态在状态空间 $X \subseteq R^n$ 上遵循马尔可夫过程,且具有转移密度 $f_{k|k-1}(\cdot|\cdot)$,即给定时刻 $k-1$ 的状态 x_{k-1} ,则在时刻 k 状态 x_k 的转移概率密度为:

$$f_{k|k-1}(x_k|x_{k-1}) \quad (5)$$

该马尔可夫过程在观测空间 $Z \subseteq R^m$ 中部分地被观察到,由似然函数 $g_k(\cdot|\cdot)$ 建模,即给定时刻 k 的状态 x_k ,接收到的观测 $z_k \in Z$ 的概率密度为:

$$g_k(z_k|x) \quad (6)$$

为简化起见,下面将时刻 k 目标的状态记为 x ,其先前状态记为 ζ ,则对于目标 i ,其状态转移概率密度和接收到的观测概率密度分别为:

$$f_{i,k|k-1}(x|\zeta) = N(x; F_{i,k-1}\zeta, Q_{i,k-1}) \quad (7)$$

$$g_{i,k}(z|x) = N(z; H_{i,k}x, R_{i,k}) \quad (8)$$

式中: $N(\cdot; m, P)$ 为均值为 m 和协方差为 P 的高斯密度; $F_{i,k-1}$ 为状态转移矩阵; $H_{i,k}$ 为观测矩阵; $Q_{i,k-1}$ 和 $R_{i,k}$ 分别

为过程和观测噪声的协方差矩阵, $i=1,2,\dots,N$ 为目标数目。

为了得到 PHD 滤波器, 对于多目标演化和观测模型, 先定义如下概念:

$\gamma_k(\cdot)$: 时刻 k 出生随机有限集(Random Finite Set, RFS)的强度; $\beta_{k|k-1}(\cdot|\zeta)$: 具有先前状态 ζ 的目标在时刻 k 产生的 RFS $B_{k|k-1}(\zeta)$ 的强度; $p_{s,k}(\zeta)$: 时刻 k 给定先前状态 ζ 的目标生存概率; $p_{d,k}(x)$: 时刻 k 给定状态 x 的检测概率。

令 v_k 和 $v_{k|k-1}$ 分别为与多目标后验密度 p_k 和预测密度 $p_{k|k-1}$ 相关的强度, 则后验强度(即 PHD)可以通过 PHD 递归及时传播:

$$v_{k|k-1}(x) = \int p_{s,k}(\zeta) f_{k|k-1}(x|\zeta) v_{k-1}(\zeta) d\zeta + \int \beta_{k|k-1}(x|\zeta) v_{k-1}(\zeta) d\zeta + \gamma_k(x) \tag{9}$$

$$v_k(x) = [1 - p_{d,k}(x)] v_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z_k} \frac{p_{d,k}(x) g_k(z|x) v_{k|k-1}(x)}{\kappa_k(z) + \int p_{d,k}(\xi) g_k(z|\xi) v_{k|k-1}(\xi) d\xi} \tag{10}$$

由于生存概率和检测概率与状态无关, 则对于目标 i , 有 $p_{s,i,k}(x)=p_{s,k}$, $p_{d,i,k}(x)=p_{d,k}$, 则出生 RFS 强度为高斯混合形式:

$$\gamma_{i,k}(x) = \sum_{v=1}^{J_{\gamma,k}} w_{i,\gamma,k}^{(v)} N(x; m_{i,\gamma,k}^{(v)}, P_{i,\gamma,k}^{(v)}) \tag{11}$$

式中: $J_{\gamma,k}$ 为目标 i 的出生高斯分量数目; $w_{i,\gamma,k}^{(v)}$ 为目标 i 的伴随高斯分量 v 的权值; $m_{i,\gamma,k}^{(v)}$ 为当前测量(位置的噪声形式), 且以零初始速度作为均值, $P_{i,\gamma,k}^{(v)}$ 为目标 i 的高斯分量 v 的出生协方差, $i=1,2,\dots,N$ 。假设在时刻 $k-1$ 的后验强度为一个高斯混合形式:

$$v_{i,k-1}(x) = \sum_{v=1}^{J_{i,k-1}} w_{i,k-1}^{(v)} N(x; m_{i,k-1}^{(v)}, P_{i,k-1}^{(v)}) \tag{12}$$

式中 $J_{i,k-1}$ 为 $v_{i,k-1}(x)$ 的高斯分量的数目, $i=1,2,\dots,N$ 。

在这些假设下, 对于目标 i 在时刻 k 的预测强度为:

$$v_{i,k|k-1}(x) = v_{s,i,k|k-1}(x) + \gamma_{i,k}(x) \tag{13}$$

式中 $v_{s,i,k|k-1}(x) = p_{s,i,k} \sum_{v=1}^{J_{i,k-1}} w_{i,k-1}^{(v)} N(x; m_{s,i,k|k-1}^{(v)}, P_{s,i,k|k-1}^{(v)})$, $m_{s,i,k|k-1}^{(v)} = F_{i,k-1} m_{i,k-1}^{(v)}$, $P_{s,i,k|k-1}^{(v)} = Q_{i,k-1} + F_{i,k-1} P_{i,k-1}^{(v)} F_{i,k-1}^T$ 。

由于 $v_{s,i,k|k-1}(x)$ 和 $\gamma_{i,k}(x)$ 为高斯混合, 故 $v_{i,k|k-1}(x)$ 可以表示为一个高斯混合形式:

$$v_{i,k|k-1}(x) = \sum_{v=1}^{J_{i,k|k-1}} w_{i,k|k-1}^{(v)} N(x; m_{i,k|k-1}^{(v)}, P_{i,k|k-1}^{(v)}) \tag{14}$$

式中: $w_{i,k|k-1}^{(v)}$ 为目标 i 的伴随预测高斯分量 v 的权值; $J_{i,k|k-1}$ 为目标 i 的预测高斯分量数目, $i=1,2,\dots,N$ 。

则目标 i 在时刻 k 的后验强度也是一个高斯混合, 表示为:

$$v_{i,k|k}(x) = (1 - p_{d,i,k}) v_{i,k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z_{i,k}} v_{d,i,k}(x; z) \tag{15}$$

2.3 单视图跟踪阶段

在每个单视图中, 假设目标状态在帧间变化不大, 而多目标跟踪中的每个目标都是由一个动态的运动方程演化而来:

$$x_k = x_{k-1} + w_k \tag{16}$$

式中: 在单视图中的目标状态 $x_k = \{x_c, y_c, H_x, H_y\}$, w_k 为过程噪声。

单视图跟踪由 2 部分构成: 获取颜色测量值随机集合和使用这些颜色测量值来得到 PHD。考虑第 i 个摄像机, 令 $v_k^i(x)$ 为时刻 k 第 i 个摄像机的 PHD, $v_{k|k-1}^i(x)$ 为时刻 k 第 i 个摄像机的预测 PHD, 则有:

$$v_k^i(x) \propto \tilde{v}_k^i(x) = l_z(x) v_{k|k-1}^i(x) \tag{17}$$

式中 $l_z(x)$ 为 2.1 节中定义的颜色似然函数, 因此, $\tilde{v}_k^i(x)$ 的峰值也是 $v_k^i(x)$ 的峰值。应用文献[15]中的方法来收集 $\tilde{v}_k^i(x)$ 的峰值, 并把这些峰值的集合作为颜色测量值随机集合。

其次, 使用颜色测量值随机集合通过 GMPHD 滤波器中的更新步骤(式(15))来更新 PHD, 在采用颜色测量值随机集合对预测的 PHD $v_{k|k-1}^i(x)$ 进行更新后, 就得到 PHD $v_k^i(x)$, 根据 PHD $v_k^i(x)$, 找到其权值大于阈值(0.5)的高斯分量, 这些高斯分量的均值集合就是第 i 个摄像机上目标的 2D 估计值, 把它们表示为 $Y_k^i = \{y_{1,k}^i, y_{2,k}^i, \dots, y_{m,k}^i\}$ 。算法 1 为实现该阶段的 GMPHD 滤波的伪代码。

算法 1 GMPHD 滤波实现

- 1) 给定目标 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 的 $\{w_{i,k-1}^{(v)}, m_{i,k-1}^{(v)}, P_{i,k-1}^{(v)}\}_{v=1}^{J_{i,k-1}}$ 和测量集 $Z_{j,k}, j \in \{1, 2, \dots, N\}$;
- 2) 步骤 1): 现有目标的预测;
- 3) for $i=1, 2, \dots, N$ do //对于全部目标 i ;
- 4) for $u=1, 2, \dots, J_{i,k-1}$ do;
- 5) $e_i := e_i + 1$;
- 6) $w_{i,k|k-1}^{(e_i)} = p_{s,i,k} w_{i,k-1}^{(u)}$;
- 7) $m_{i,k|k-1}^{(e_i)} = F_{i,k-1} m_{i,k-1}^{(u)}$;
- 8) $P_{i,k|k-1}^{(e_i)} = Q_{i,k-1} + F_{i,k-1} P_{i,k-1}^{(u)} F_{i,k-1}^T$;
- 9) end for;
- 10) end for;
- 11) $J_{i,k|k-1} = e_i$;
- 12) 步骤 2): PHD 更新分量的构建;
- 13) for $i=1, 2, \dots, N$ do //对于全部目标 i ;
- 14) for $u=1, 2, \dots, J_{i,k|k-1}$ do;
- 15) $\eta_{i,k|k-1}^{(u)} = H_{i,k} m_{i,k|k-1}^{(u)}$;
- 16) $S_{i,k}^{(u)} = R_{i,k} + H_{i,k} P_{i,k|k-1}^{(u)} H_{i,k}^T$;
- 17) $K_{i,k}^{(u)} = P_{i,k|k-1}^{(u)} H_{i,k}^T (S_{i,k}^{(u)})^{-1}$;
- 18) $P_{i,k}^{(u)} = [I - K_{i,k}^{(u)} H_{i,k}] P_{i,k|k-1}^{(u)}$;
- 19) end for;
- 20) end for;
- 21) 步骤 3): 更新
- 22) for $i=1, 2, \dots, N$ do //对于全部目标 i ;
- 23) for $u=1, 2, \dots, J_{i,k|k-1}$ do;
- 24) $w_{i,k}^{(u)} = (1 - p_{d,i,k}) w_{i,k|k-1}^{(u)}$;
- 25) $m_{i,k}^{(u)} = m_{i,k|k-1}^{(u)}$;
- 26) $P_{i,k}^{(u)} = P_{i,k|k-1}^{(u)}$;
- 27) end for;
- 28) $l_i := 0$;
- 29) for 每个 $z \in Z_{j,k}$ do;
- 30) $l_i := l_i + 1$;
- 31) for $u=1, 2, \dots, J_{i,k|k-1}$ do;
- 32) $w_{i,k}^{(l_i J_{i,k|k-1} + u)} = p_{d,i,k} w_{i,k|k-1}^{(u)} N(z; \eta_{i,k|k-1}^{(u)}, S_{i,k}^{(u)})$;
- 33) $m_{i,k}^{(l_i J_{i,k|k-1} + u)} = m_{i,k|k-1}^{(u)} + K_{i,k}^{(u)} (z - \eta_{i,k|k-1}^{(u)})$;
- 34) $P_{i,k}^{(l_i J_{i,k|k-1} + u)} = P_{i,k|k-1}^{(u)}$;
- 35) end for;
- 36) end for;
- 37) $J_{i,k} = l_i J_{i,k|k-1} + J_{i,k|k-1}$;
- 38) end for;
- 39) 输出 $\{w_{i,k}^{(v)}, m_{i,k}^{(v)}, P_{i,k}^{(v)}\}_{v=1}^{J_{i,k}}$

2.4 多摄像机融合阶段

假设 3D 跟踪的动态运动方程为：

$$x_k = x_{k-1} + w_k \tag{18}$$

式中：目标状态 $x_k = \{x_{1,k}, x_{2,k}, x_{3,k}\}$ 为 3D 坐标； w_k 为过程噪声。

观测值是来自多个摄像机的 2D 估计值，因此第 i 个摄像机上的测量方程为：

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} l_{1,k} \\ l_{2,k} \\ l_{3,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}^i & a_{12}^i & a_{13}^i & a_{14}^i \\ a_{21}^i & a_{22}^i & a_{23}^i & a_{24}^i \\ a_{31}^i & a_{32}^i & a_{33}^i & a_{34}^i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1,k} \\ x_{2,k} \\ x_{3,k} \\ 1 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} y_{1,k}^i \\ y_{2,k}^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{1,k} / l_{3,k} \\ l_{2,k} / l_{3,k} \end{bmatrix} + u_k \end{cases} \tag{19}$$

式中： u_k 为测量噪声； a_{mn}^i 为从 3D 坐标到第 i 个摄像机平面的投影参数，假设摄像机是校准的，就能得到投影参数 a_{mn}^i 。

融合多个摄像机数据的思想就是在每个摄像机上依次采用 GMPHD 滤波器。令 $V_k(x)$ 为时间步 k 时多个摄像机跟踪的 PHD，则融合阶段如下：

第 1 步：假设有多个摄像机融合阶段先前时间步 $k-1$ 的 PHD $V_{k-1}(x)$ 和摄像机 1 的单视图跟踪阶段先前时间步 $k-1$ 的 PHD $v_{k-1}^1(x)$ ，采用 2.3 节中的方法得到目标的 2D 估计值集合 Y_k^1 和 PHD $v_k^1(x)$ ，然后，根据 $V_{k-1}(x)$ ，利用动态运动方程式(18)和测量方程式(19)，通过式(13)来预测摄像机 1 的 $V_{k|k-1}^1(x)$ ；然后，通过 GMPHD 滤波器中的更新步骤(式(15))，把摄像机 1 上的目标的 2D 估计值集合 Y_k^1 用于将 $V_{k|k-1}^1(x)$ 更新为 $V_k^1(x)$ 。基于 GMPHD 滤波器的假设， $V_{k-1}(x)$ 为高斯混合，因此 $V_k^1(x)$ 也为高斯混合；

第 2 步：设置 $i=2$ ；

第 3 步：在摄像机 i 上，设置 $V_{k|k-1}^i(x) = V_{k-1}^{i-1}(x)$ 。假设已得到摄像机 i 的单视图跟踪阶段的前一个时间步 $k-1$ 的 PHD $v_{k-1}^i(x)$ ，则执行 2.3 节中描述的方法来获得相机 i 上的目标的 2D 估计值的集合 Y_k^i 和 PHD $v_k^i(x)$ 。 $V_{k|k-1}^i(x)$ 是高斯混合，可以基于 GMPHD 滤波器的更新步骤，用 Y_k^i 中的观测值来更新 $V_{k|k-1}^i(x)$ ：

$$V_k^i(x) = (1 - p_{d,k}) V_{k|k-1}^{i-1}(x) + \sum_{y \in Y_k^i} V_{d,k}^i(x) \tag{20}$$

然后得到 $V_k^i(x)$ 。

第 4 步：设置 $i=i+1$ 。如果 $i \leq n$ ，则重复步骤 3，否则得到 $V_k^n(x)$ ，系统的 PHD 为 $V_k(x) = V_k^n(x)$ 。为了估计 3D 目标位置，对系统的 PHD $V_k(x)$ 进行分析，选取那些权值大于阈值(0.5)的高斯分量来得到目标的 3D 位置估计值。算法 2 为实现该阶段的 GMPHD 滤波数据融合的伪代码。

算法 2 GMPHD 滤波数据的融合

- 1) 给定目标 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 的 $\{w_{i,k}^{(v)}, m_{i,k}^{(v)}, P_{i,k}^{(v)}\}_{v=1}^{J_{i,k}}$ ，更新权值阈值 $T=0.5$ 和融合距离阈值 U ；
- 2) for $i=1, 2, \dots, N$ do //对于全部目标 i ；
- 3) 设置 $l_i=0$ 和 $I_i = \{v=1, 2, \dots, J_{i,k} \mid w_{i,k}^{(v)} > T\}$ ；
- 4) repeat；
- 5) $l_i := l_i + 1$ ；
- 6) $u := \arg \max_{v \in I_i} w_{i,k}^{(v)}$ ；
- 7) $L_i := \{v \in I_i \mid (m_{i,k}^{(v)} - m_{i,k}^{(u)})^T P_{i,k}^{(v)} - 1 (m_{i,k}^{(v)} - m_{i,k}^{(u)}) \leq U\}$ ；
- 8) $I_i := I_i \setminus L_i$ ；
- 9) until $I_i = \emptyset$ ；
- 10) end for；
- 11) for $i=1, 2, \dots, N$ do //对于全部目标 i ；
- 12) 采用算法 1 得到 Y_k^1 和 $v_k^1(x)$ ；
- 13) $V_{k|k-1}^1(x) = V_{k-1}^1(x)$ ；
- 14) $V_{k|k-1}^i(x) = V_{k-1}^{i-1}(x)$ ；
- 15) $V_k^i(x) = (1 - p_{d,k}) V_{k|k-1}^{i-1}(x) + \sum_{y \in Y_k^i} V_{d,k}^i(x)$ ；

- 16) end for;
- 17) 输出 $V^m_k(x)$

3 实验结果

3.1 本文方案的性能测试

为了测试本文方案的性能,采用来自某院校网络信息监控中心对一个二级部门某办公室(安装有 2 台摄像机)的监控数据库的 3 个场景 seq24-2p-0111,seq35-2p-1111 和 seq44-3p-1111 作为测试数据,大约有 4 500 个时间步(9 000 幅图像帧)。

选取场景 seq44-3p-1111 用于可视化分析。在这个场景中有 3 个人,他们在不同的时间出现和消失,当他们一起擦肩而过时人与人之间会出现遮挡;在每台摄像机上,采用 400 个样本来检测 PHD 的峰值,高斯混合分量的最大值为 30。人员是从 2 个入口(即前后门)进入跟踪区域,因此,其均值是这 2 个入口的位置。多视图摄影机融合中的杂波密度在跟踪区域(3D 空间)3 m(长)×3 m(宽)×2 m(高)上呈均匀分布,单视图跟踪阶段的杂波密度是图像大小(从跟踪区域到摄像机的投影)和半径 H_x, H_y 的均匀分布。生存概率为 $p_s=0.99$, 检测概率为 $p_d=0.98$ 。这些参数是通过实验确定的。

3 个人的 3D 位置跟踪性能如图 1 所示。图中小圆圈构成的轨迹是 3 个人的真实足迹,实线是采用本文方案的估计跟踪轨迹。可以看出,采用本文的方案,2 台摄像机都能很好地跟踪 3 个人的足迹。例如在时间步 600~700,这时在靠近摄像机 2 的人的位置的背景颜色与模板颜色相似,可以看出,这些误差也是非常小的。

将 3 个人的 3D 位置投影到摄像机平面的结果如图 2 所示。图中的每个单元格有 2 个图像,左边的图像来自摄像机 1,右边的图像来自摄像机 2。从图 2 可以看到,在时间步 $k=99,144$ 和 247 时,第 1 个、第 2 个和第 3 个人依次出现在重叠区域。当时间步 $k=264$ 和 295 时,第 2 个人和第 3 个人之间的遮挡发生在摄像机 1 和 2,但在遮挡之后,仍能跟踪足迹;当时间步 $k=809$ 时,第 1 个人和第 3 个人之间的遮挡发生在摄像机 1,第 1 个人和第 2 个人之间的遮挡发生在摄像机 2。从图 2 可以看出,本文的方案能够处理这些情形,因为摄像机 1 的 PHD 是对摄像机 2 上的 PHD 的一个很好的预测。可见,本文提出的方案无需采用数据关联,融合来自 2 个摄像机的信息就可获得可靠的 3D 位置跟踪估计。

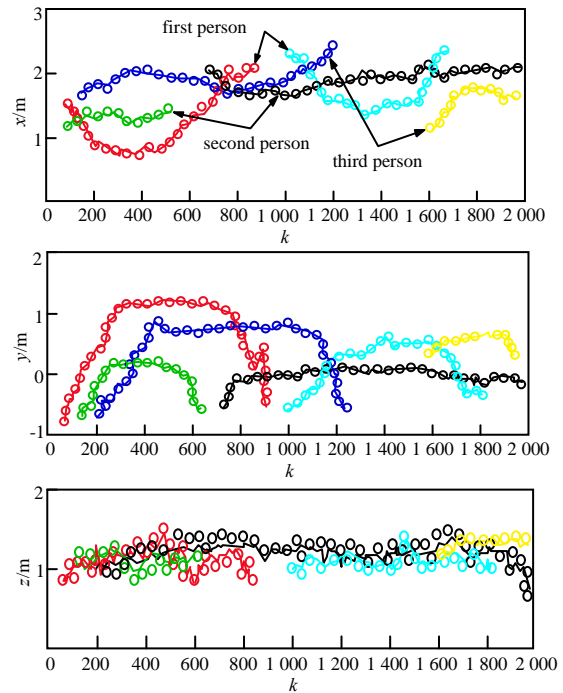


Fig.1 3D position results of 3 people tracked by the scheme in this paper
图 1 采用本文方案跟踪 3 个人的 3D 位置结果

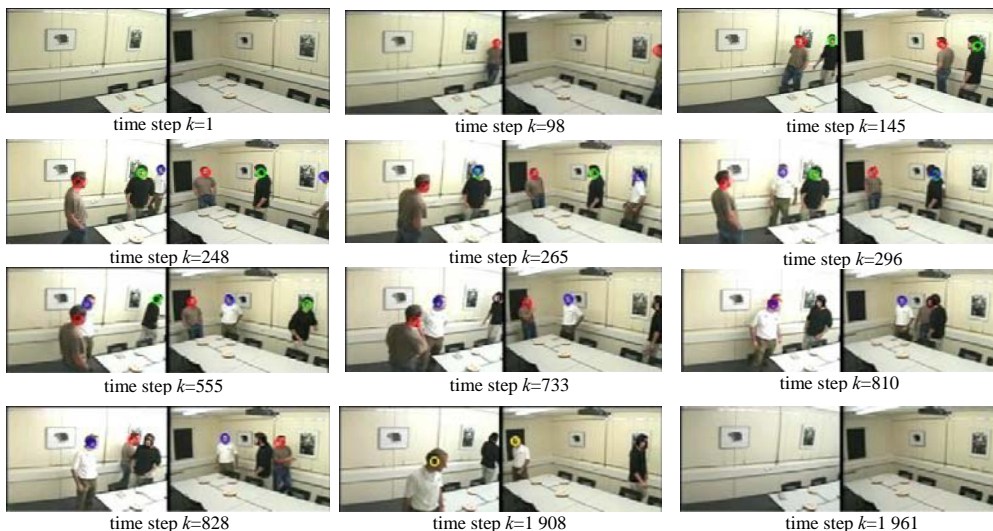


Fig.2 3D position tracking estimation projecting to two camera planes
图 2 3D 位置跟踪估计投影到 2 个摄像机平面

3.2 不同方案的性能比较

为了比较本文方案的性能,用本文方案和文献[13]提出的基于 GMPHD 的单个传感器的单个目标跟踪方法分别对场景中 3 个人的位置跟踪误差进行比较。测试处理数据来自 3.1 节中对 3 个在室内通过单个摄像机获得的位置数据,然后分别用本文方案和文献[13]的方法进行处理,采用 Monte Carlo 仿真得到的结果如图 3 所示。

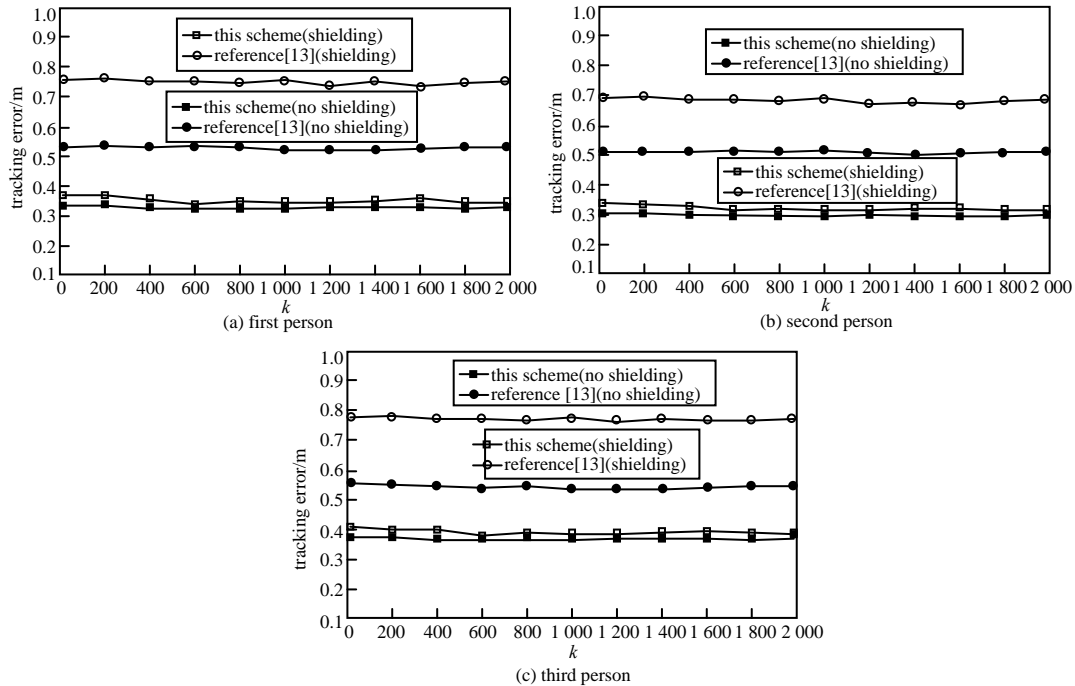


Fig.3 Comparison of tracking errors among different schemes

图 3 不同方案的跟踪误差比较

从图 3 可以看到,对于 3 个人来说,当不发生遮挡时,2 种方法的跟踪误差相差不是很大,但本文方案的跟踪误差仍然优于文献[13]方法大约 56%;当发生遮挡时,本文方案的性能尽管略有下降,但相比于文献[13]方法造成的跟踪误差要低得多,文献[13]方法的跟踪误差几乎达到了本文方案的 2 倍多。这说明本文方案的二阶段数据融合算法是有效的,是可以应用于不同环境中可能出现遮挡情形下的 3D 多目标跟踪。

4 结论

本文提出了一种采用 GMPHD 滤波器跟踪目标 3D 位置的方案。实验结果表明,方案不仅可以跟踪多个目标,而且还可以解决单摄像机系统难以解决的遮挡问题,与其他搜索全空间或粒子滤波的方法相比,采用 GMPHD 滤波的融合阶段大大减少了计算量;本文提出的方案具有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] 何涛,张家树,华见,等. 基于单固定摄像头的多目标跟踪框架[J]. 计算机应用研究, 2015,32(6):1892-1896. (HE Tao, ZHANG Jiashu, HUA Jian, et al. Multi-target tracking framework for fixed camera[J]. Application Research of Computers, 2015,32(6):1892-1896.)
- [2] CHAI Y J, HONG H, KIM T Y. Disjoint particle filter to track multiple objects in real-time[J]. Ksii Transactions on Internet & Information Systems, 2014,8(5):1711-1725.
- [3] 苑晶,刘钢墩,孙沁璇. 激光与单目视觉融合的移动机器人运动目标跟踪[J]. 控制理论与应用, 2016,33(2):196-204. (YUAN Jing, LIU Gangdun, SUN Qinxuan. Moving target tracking of mobile robots with fusion of laser scanner and monocular camera[J]. Control Theory & Applications, 2016,33(2):196-204.)
- [4] MORIOKA K, KOVACS S, LEE J H, et al. A cooperative object tracking system with fuzzy-based adaptive camera selection[J]. International Journal on Smart Sensing & Intelligent Systems, 2017,3(3):338-358.
- [5] 潘逸,曹建蜀. 多摄像机下的目标图像跟踪关联算法研究[J]. 计算机仿真, 2016,33(1):357-361. (PAN Miao, CAO Jianshu. Under the camera target track correlation algorithm research[J]. Computer Simulation, 2016,33(1):357-361.)

- [6] 徐鸿伟. 分布式多摄像机协同的运动目标检测[D]. 南京:南京理工大学, 2016. (XU Hongwei. Distributed multi-camera cooperative moving target detection[D]. Nanjing,China:Nanjing University Of Science And Technology, 2016.)
- [7] 赵海军,崔梦天,李明东,等. 基于改进的洪泛广播和粒子滤波的无线传感器网络节点定位[J]. 计算机应用, 2016,36(10):2659-2663,2669. (ZHAO Haijun,CUI Mengtian,LI Mingdong,et al. Node localization based on improved flooding broadcast and particle filtering in wireless sensor network[J]. Journal of Computer Applications, 2016,36(10):2659-2663,2669.)
- [8] ELAFI I,JEDRA M,ZAHID N. Tracking occluded objects using chromatic co-occurrence matrices and particle filter[J]. Signal Image & Video Processing, 2018(11):1-9.
- [9] 冯新喜,蒲磊,孔云波,等. 基于随机有限集理论的多扩展目标跟踪技术综述[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2016,17(3):93-99. (FENG Xinxi,PU Lei,KONG Yunbo,et al. A survey of multiple extended targets tracking techniques based on FISST[J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2016,17(3):93-99.)
- [10] LI S,YI W,HOSEINNEZHAD R,et al. Multiobject tracking for generic observation model using labeled random finite sets[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016,66(2):368-383.
- [11] 赵一倩,朱红鹏,孙璐,等. 基于 GM-PHD 的多目标跟踪算法仿真及影响因素[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017, 15(3):382-387. (ZHAO Yiqian,ZHU Hongpeng, SUN Lu,et al. Simulation of multi-target tracking based on the GM-PHD filter and influence factors analysis[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(3): 382-387.) doi:10.11805/TKYDA201703.0382.
- [12] BEARD M,REUTER S,GRANSTROM K,et al. Multiple extended target tracking with labeled random finite sets[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016,64(7):1638-1653.
- [13] NIE Y,ZHANG T. An improved merging algorithm for the Gaussian mixture probability hypothesis density filter[C]// In Proceedings of 2017 29th Chinese Control And Decision Conference. Chongqing,China:IEEE, 2017:5687-5691.
- [14] SINDHUJA G,RENUKA D S M. Comparative analysis of mean shift in object tracking[C]// In Proceedings of 2015 Conference on Power,Control,Communication and Computational Technologies for Sustainable Growth. Kurnool,India:IEEE, 2016: 283-287.
- [15] LU X,IZUMI T,TENG L,et al. Multiple visual targets tracking via probability hypothesis density filter and feature measurement[J]. Ieee Transactions on Electrical & Electronic Engineering, 2015,9(6):685-691.

作者简介:

朱东进(1983-),男,江苏省灌云县人,硕士,讲师,主要研究方向为信号与信息处理.email:gemkc61@163.com.

王婷(1978-),女,辽宁省大连市人,硕士,讲师,主要研究方向为计算机科学与技术.