

文章编号: 0253-2239(2010)09-2554-08

# 基于自适应混合滤波的多目标跟踪算法

梁 敏 刘贵喜

(西安电子科技大学自动控制系, 陕西 西安 710071)

**摘要** 针对多目标视频跟踪中需要主要解决的目标冲突、合并以及分离等问题,提出了基于自适应混合滤波的多目标跟踪算法。采用混合高斯背景建模法获得前景图,并对图中阴影采用一种简化去除算法,即判断前景像素时,将 HSV 分量用加权的形式描述,而不必对各个分量依次判断。对前景图提取观测值时,引入了合并处理算法,将分裂的多个矩形检测框进行合并。然后,利用推理的方法将前景观测值与目标关联,用自适应混合滤波算法实现多目标有效跟踪。该算法结合了均值漂移算法运算效率高的和粒子滤波算法能够有效处理遮挡情况的特点。实验表明该算法可以高效地跟踪多目标、准确判断目标的出现和消失,并能够解决多目标冲突、合并和分离等问题。

**关键词** 多目标跟踪; 自适应混合滤波; 数据关联; 粒子滤波; 均值漂移算法

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103009.2554

## Multi-Object Tracking Algorithm Based on Adaptive Mixed Filtering

Liang Min Liu Guixi

(Department of Automation, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

**Abstract** According to the main problems of multi-object video tracking such as objects collision, merging and splitting, a novel multi-object tracking algorithm based on adaptive mixed filtering is proposed. An adaptive background mixture Gaussian model is adopted to obtain the foreground image, and a simple shadow elimination algorithm is also presented, which describes the HSV components with unified weighted forms, and dose not need judge each component one by one, when it judges the pixels of foreground image. When measured values are extracted from the foreground image, a merging algorithm is introduced, which merges divided detection rectangles into one. Then, the detected foreground measured values are associated with the existing objects based on reasoning methods, and the multiple objects are tracked with adaptive mixed filtering. The algorithm combines the mean shift algorithm which meets the demand of real-time request with the particle filtering one with high reliability when objects are blocked. Simulation experiment proves that the algorithm can track multiple objects efficiently, judge appearance and disappearance of objects accurately, and solve the problems of multi-object blockage, merging and splitting.

**Key words** multi-object tracking; adaptive mixed filtering; data association; particle filtering; mean shift

## 1 引 言

多视频目标跟踪比单目标跟踪面临更为复杂的情况:目标数目的动态变化,多目标之间的遮挡、合并和分离等问题。在视频跟踪系统中,跟踪目标往往是视频序列中的面目标或体目标,与信息相对单一点目标(不含几何信息、不含面/体特征等)跟踪

相比,包含更复杂的信息,所处的场景更为复杂,运算负荷也大得多,因此使得多视频目标跟踪更加困难。此外,多目标跟踪的另一个难点是用数据关联把从背景中检测提取出来的观测值合理分配给目标轨迹。Reid<sup>[1]</sup>的多假设跟踪(MHT)计算观测值来源于目标、杂波和新目标等各种可能情况的后验概

收稿日期: 2009-09-29; 收到修改稿日期: 2009-11-17

基金项目: 国防预研基金(9140A16050109DZ01,9140A16050310DZ01)、部委十一预研项目(51316060205)和中央高校基本科研业务费专项资金(JY10000904017)资助课题。

作者简介: 梁 敏(1984—),女,硕士研究生,主要从事目标跟踪滤波方面的研究。E-mail: liangmin000@163.com

导师简介: 刘贵喜(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事多传感器信息融合,目标跟踪滤波及图像处理等方面的研究。E-mail: gxliu@xidian.edu.cn(通信联系人)

率, 过多依赖于目标和杂波的先验信息。Bar-Shalom<sup>[2]</sup>的联合概率数据关联(JPDA)滤波是计算回波与目标之间关联的边缘概率, 但是计算量随着目标和量测的数量增长呈指数增长趋势, 难以在实际工程中广泛应用。一些学者致力于对 JPDA 进行改进, 如 JPDA 的精确最近邻算法(ENNPDA)<sup>[3]</sup>, 联合综合概率数据关联算法(JIPDA)<sup>[4]</sup>等。但是对于视频面目标跟踪情形, 多目标观测值可能重叠, 或者一个大目标分裂为两个或多个更小的目标。此时, 观测与目标就不符合 JPDA 所用的一一对应关系。对目标进行有效关联后, 多目标跟踪算法就“分离”为若干单目标跟踪。均值漂移(Mean shift)<sup>[5]</sup>(均值漂移)算法是基于最优梯度下降的方法, 实现对运动目标的跟踪, 但是抗遮挡能力较差, 尤其是场景中发生多个目标合并遮挡。粒子滤波<sup>[6]</sup>(PF)可以有效跟踪目标, 特别是目标存在遮挡的情况, 因此受到了人们的广泛关注。它利用带有权值的粒子表示后验概率密度函数, 不受动态系统各个随机量分布形式限制, 能够有效地应用于非线性非高斯的运动系统中, 但是该方法的不足之处是计算量很大。

本文提出的基于自适应混合滤波的视频多目标跟踪算法, 采用改进的自适应混合高斯背景建模法提取目标观测值, 利用基于推理的多目标关联算法建立关联矩阵, 通过对关联矩阵的推理判断确定多目标状态。最后, 依据目标状态的分析结果, 采用自适应混合滤波算法实现对多视频目标的有效跟踪。实验证明, 本文算法能够准确跟踪处于冲突、合并和分离状态的多视频目标。

## 2 目标跟踪算法

需要建立目标模型, 采用了基于改进核函数的颜色直方图, 并把前景图像融合到核函数中, 大大减少了背景像素对目标模型的影响。提出的自适应混合滤波跟踪算法结合了均值漂移算法和粒子滤波算法, 同时这两种方法均利用目标的颜色直方图特征进行跟踪。

### 2.1 改进核函数的目标模型

由于多目标跟踪需要对多个目标进行跟踪处理, 且需满足实时性的要求, 因此采用具有旋转不变性的颜色分布进行目标建模<sup>[7,8]</sup>。设每一帧图像中的跟踪目标用以  $\mathbf{x}_0 \in \mathbf{R}^2$  为中心, 大小为  $\tau w \times h$  的矩形来表示,  $n$  为目标模型矩形内像素个数,  $k(\cdot)$  为选定的核函数,  $\mathbf{h}$  为二维带宽向量。那么, 目标模型的核函数直方图为  $\mathbf{q} = \{q_u\}_{u=1, \dots, m}$ , 其分量  $q_u$  表示如

下式:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k \left( \left\| \frac{\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_i}{\mathbf{h}} \right\|^2 \right) \delta[b(\mathbf{x}_i) - u],$$

$$u = 1, \dots, m. \quad (1)$$

候选区域中心坐标为  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^2$ , 则候选模型分量  $p_u$  表示为

$$p_u(\mathbf{y}) = C_h \sum_{i=1}^n k \left( \left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{\mathbf{h}} \right\|^2 \right) \delta[b(\mathbf{x}_i) - u], \quad (2)$$

式中  $b(\mathbf{x}_i): \mathbf{R}^2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$  是将坐标为  $\mathbf{x}_i$  的像素的量化值,  $u$  是直方图索引,  $m$  是直方图阶数。核函数结合了距离函数和前景图, 减少了背景像素对目标模型建立的影响, 提高目标模型稳健性。设背景建模获得的前景图像为  $F_{\text{ground}}, F_{\text{ground}}(\mathbf{x}_i)$  为在坐标为  $\mathbf{x}_i$  的像素值, 其中前景目标像素值为 1, 背景像素值为 0。核函数  $k(\cdot)$  为

$$k(r) = \begin{cases} (1 - r^2) F_{\text{ground}}(\mathbf{x}_i), & r < 1 \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (3)$$

式中  $r$  表示以坐标  $\mathbf{x}_i$  为中心的目标区域内所有点到中心的距离, 且只考虑目标矩形框椭圆区域中像素, 距离中心近的像素赋以大的权值, 较远的赋较小权值, 能够突出目标中心信息, 弱化边缘部分信息。

均值漂移思想是寻找与目标模型最相似的候选模型, 因此需要知道目标模型与候选模型的相似性度量函数。粒子滤波算法在进行权值更新时, 也是根据模型的相似性度量函数计算的。常用的有效的相似性度量是 Bhattacharyya 系数, 那么目标颜色分布  $\mathbf{q}$  与候选模型  $\mathbf{p}(\mathbf{y})$  的相似性度量函数  $\rho(\mathbf{y})$ , 及模型距离函数  $d(\mathbf{y})$  定义为

$$\rho(\mathbf{y}) = \rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}) q_u}, \quad (4)$$

$$d(\mathbf{y}) = \sqrt{1 - \rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \mathbf{q}]}. \quad (5)$$

目标模型的颜色分布直方图会发生变化, 为了能够适应模型变化, 需要对目标模型进行更新。常用模型更新<sup>[9]</sup>方法为

$$q_u(k) = \alpha q_u(k-1) + (1 - \alpha) q_u^{\text{new}}(k), \quad (6)$$

式中  $\alpha = 0.1$ , 表示目标模型的更新速率。

### 2.2 均值漂移算法

均值漂移跟踪算法<sup>[10]</sup>用核函数对目标的颜色直方图分布进行加权, 用相似度函数进行模板匹配, 寻找邻域内与目标模型最相似的图像区域位置。已知目标模型  $\mathbf{q}$  和候选模型  $\mathbf{p}(\mathbf{y})$ ,  $\mathbf{y}_0$  为模板的初始位置, 将两个模型的相似性度量函数(4)式在  $\mathbf{y}_0$  点处泰勒展开, 去掉高阶项可得到

$$\rho[\mathbf{p}(\mathbf{y}), \hat{\mathbf{q}}] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\mathbf{y}_0) \hat{q}_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^n \omega_i k \left( \left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{\mathbf{h}} \right\|^2 \right), \quad (7)$$

式中加权因子  $\omega_i$  为

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(\mathbf{y}_0)}}, \quad (8)$$

式中第二项随  $\mathbf{y}$  变化, 在当前帧迭代计算均值漂移向量(7)式, 可以获得相似度最大的候选目标中心坐标  $\mathbf{y}$ , 这里设置迭代次数为 10, 令  $g(x) = k'(x)$ 。

$$\mathbf{y}_{k+1} = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \omega_i g \left( \left\| \frac{\mathbf{y}_k - \mathbf{x}_i}{\mathbf{h}} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^n \omega_i g \left( \left\| \frac{\mathbf{y}_k - \mathbf{x}_i}{\mathbf{h}} \right\|^2 \right)}. \quad (9)$$

迭代计算获得目标中心后, 利用(6)式对目标模型进行更新, 适应目标变化。

### 2.3 粒子滤波跟踪算法

粒子滤波(PF)算法<sup>[11]</sup>利用随机抽样的样本和样本的权值来表示后验概率密度, 从而得到状态的估计值。粒子滤波是以样本的形式而不是函数形式对后验概率密度函数估计, 并且不受线性和高斯分布的限制, 适用于任何非线性系统。首先建立非线性系统状态方程和观测方程

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k), \quad (10)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{n}_k). \quad (11)$$

式中  $\mathbf{f}_k: \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^n$  是状态转移方程,  $\mathbf{v}_k \in \mathbf{R}^m$  是独立于系统状态向量的系统噪声。 $\mathbf{h}_k: \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^r \rightarrow \mathbf{R}^p$  是观测方程,  $\mathbf{n}_k \in \mathbf{R}^r$  是观测噪声向量, 它与状态向量以及系统噪声无关。

设  $k$  时刻目标状态表示为  $\mathbf{x}_k = (x, \dot{x}, y, \dot{y}, \omega, h) \in \mathbf{E}_s$ , 其中  $(\dot{x}, \dot{y})$  表示目标的速度。目标观测值表示为  $\mathbf{z}_k = (x, y, \omega, h) \in \mathbf{E}_o$ , 是由目标检测模块获得的。目标状态转移方程为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0}_2 & \mathbf{0}_2 \\ \mathbf{0}_2 & \mathbf{A} & \mathbf{0}_2 \\ \mathbf{0}_2 & \mathbf{0}_2 & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} \mathbf{B}_1 & \mathbf{0}_2 \\ \mathbf{B}_2 & \mathbf{0}_2 \\ \mathbf{0}_2 & \mathbf{B}_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_k^1 \\ n_k^2 \\ n_k^\omega \\ n_k^h \end{bmatrix}, \quad (12)$$

式中  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{B}_1 = \omega_k \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T/4 & 0 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{B}_2 = h_k \begin{bmatrix} 0 & T^2/2 \\ 0 & T/4 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{B}_3 = \begin{bmatrix} T\omega_k & 0 \\ 0 & Th_k \end{bmatrix}$ 。参数  $n_k^1, n_k^2$  是均值为 0, 方差为 0.2 的高斯分布;  $n_k^\omega, n_k^h$  是均值为 0, 方差为 0.1 的高斯分布。

根据粒子滤波原理, 目标状态  $\mathbf{x}_k$  的后验概率密度  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$  可以由一组归一化权值的粒子  $\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}$  表示为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_{0:k} - \mathbf{x}_{0:k}^i). \quad (13)$$

本文观测模型采用目标颜色直方图, 即(1)式所示目标模型, 那么粒子权值更新方程为

$$\omega_k = \omega_{k-1} p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right). \quad (14)$$

采用的粒子滤波算法中, 粒子数  $N = 100$ , 算法过程如下:

- 1) 初始化  $k = 0$ , 取  $i = 1, \dots, N$ , 根据先验信息初始化粒子状态  $\mathbf{x}_k^i$ ;
- 2) 用(12)式预测粒子状态;
- 3) 更新权值: 运用(14)式计算每个粒子样本权值, 并归一化;
- 4) 计算  $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2$ 。如果  $N_{\text{eff}} < N_T$ , 进行重采样, 去掉权值小的粒子;
- 5) 计算最终估计值  $\mathbf{x}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \mathbf{x}_k^i$ 。

### 3 自适应多目标跟踪系统

在多目标跟踪算法中, 设多目标状态集为  $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_k^1, \dots, \mathbf{x}_k^{M(k)}\}$ , 观测值为  $\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_k^1, \dots, \mathbf{z}_k^{N(k)}\}$ 。其中  $M(k)$  表示  $k$  时刻所有可见目标的数量,  $N(k)$  表示  $k$  时刻可以检测到的观测值的数量。多目标跟踪系统主要有以下几个模块: 目标检测、目标关联、自适应多目标跟踪、新目标初始化和目标终止, 主要流程如图 1 所示。

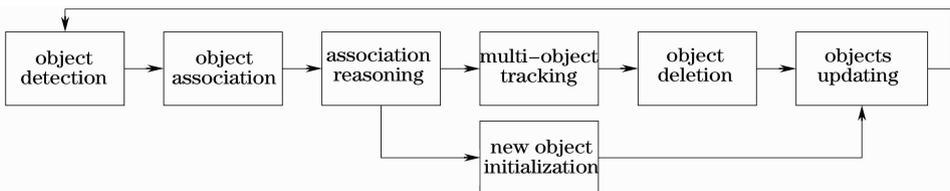


图 1 多目标跟踪系统架构

Fig. 1 Architecture of multi-object tracking system

多目标跟踪系统首先对输入视频进行目标检测,这里采用改进的自适应混合高斯背景建模法,能够提取较细致的目标观测值。在多目标关联模块,提出一种基于推理的目标关联方法,将可信度性最高的观测值与目标相关联。在目标关联后,对于没有关联目标轨迹的观测值,将进行新目标初始化判断,进一步确认是否新目标的出现;已关联目标轨迹的观测值将会输入到自适应多目标跟踪模块对它进行跟踪。目标终止模块是用来判断已跟踪目标是否消失或者隐藏。最后,目标更新模块完成对多目标模型、目标序列的更新,完成一帧内的自适应多目标跟踪。

### 3.1 自适应混合高斯背景建模

Stauffer 在文献[12]中建立了一种混合高斯分布的背景模型,基本思想是使用  $k$  个独立的高斯分布来表征图像中各个像素点的特征。采用了自适应高斯混合模型<sup>[13]</sup>,并进行了部分改进。设  $x_t$  是  $t$  时刻某一像素值,其概率密度函数用  $k$  个高斯分布的线性组合表示为

$$P(x_t) = \sum_{i=1}^k W_i \eta(x_t; \mu_i, \Sigma_i), \quad (15)$$

式中  $W_i, \mu_i$  和  $\Sigma_i = \sigma_i^2 \mathbf{I}$  表示  $t$  时刻第  $i$  个高斯分布的权值、均值和协方差矩阵。 $k$  个高斯分布按照  $w_k/\sigma_k$  降序排列,用前  $B$  个高斯分布表示背景分布, $B$  表示为

$$B = \operatorname{argmin}_b \left( \sum_{i=1}^b W_i > T \right), \quad (16)$$

式中  $T$  为背景阈值。混合高斯背景模型建立后,将图像的每一个像素点与该像素点对应的各个高斯混合模型进行比较匹配。若  $|z - \mu_i| < 2.5\sigma$  则匹配,则为前景,反之为背景。由于背景不是完全静止不变的,其背景模型需要以一定的更新速率更新模型为

$$\begin{cases} W_{k,t} = (1 - \alpha)W_{k,t-1} + \alpha p(W_{k,t-1} | x_{t-1}), \\ \mu_{k,t} = (1 - \rho)\mu_{k,t-1} + \rho x_{t-1}, \\ \Sigma_{k,t} = \\ (1 - \rho)\Sigma_{k,t-1} + \rho[x_{t-1} - \mu_{k,t}, 0]^T [0, x_{t-1} - \mu_{k,t}], \\ \rho = \alpha \eta(x_t; \mu_{k,t}, \Sigma_{k,t}) \end{cases} \quad (17)$$

式中  $\alpha$  为高斯模型的更新速率。在前  $L$  帧内,  $\alpha = 1/F$  ( $F$  表示当前帧数),即利用所有数据更新,可更精确的估计背景。 $L$  帧之后,  $\alpha = 1/L$ ,即采用最近的  $L$  帧内采样点更新,使跟踪能够适应环境的变化。如果当前像素值与各个高斯模型都不匹配,那么用新的高斯模型代替  $w_k/\sigma_k$  中值最小的高斯分布,以当前像素值

为均值,并初始化一个大的方差和小的权值。

通过背景建模检测出的前景包括运动物体、噪声和阴影。通过形态学滤波,可去除场景中大部分噪声。去除阴影需要对目标区域的 HSV 颜色分量逐一进行判断,其依据是阴影处的亮度  $H$  与饱和度  $S$  较背景暗,而色彩  $V$  基本保持不变。对去除阴影算法进行改进:将图像的  $H, S, V$  分量乘以不同权值并相加,量化为一维图像,再进行判断处理,较大地提高了运算效率。由于阴影主要由  $V$  分量的变化产生,这里给  $V$  分量赋以权值  $w_v$  较大,  $H$  和  $S$  分量权值  $w_h$  和  $w_s$  较小,且  $w_h + w_s + w_v = 1$ 。实验证明,当  $w_h = 0.1, w_s = 0.3, w_v = 0.6$  时,实验效果较好,在大部分场景中,可以简单有效地去除阴影。

最后,利用前景图提取连通区域的矩形坐标及大小。由于背景或噪声干扰,提取后的观测值可能分裂为两个或多个矩形检测框。对于这种情况,对所有观测值矩形进行合并判断,例如矩形  $(x_a, y_a, w_a, h_a)$  和  $(x_b, y_b, w_b, h_b)$ ,如果满足

$$\begin{cases} |x_a - x_b| - 1/2(w_a + w_b) < 0.1 \max(w_a, w_b), \\ |y_a - y_b| - 1/2(h_a + h_b) < 0.3 \max(h_a, h_b), \end{cases} \quad (18)$$

那么将这两个矩形合为一个目标  $(x_c, y_c, w_c, h_c)$ 。这样做可以使两个重叠或者相距很近观测矩形视为一类,合并为一个矩形检测框。观测值相距很近也可能是两个目标相遇,经过合并后可以提前预测目标之间冲突的发生。

### 3.2 基于推理的多目标关联

提出一种基于推理的多目标关联算法,能够处理一个目标与另一个目标冲突后又分离的情形。现有的文献[14]也有采用推理的方法,但是对目标相遇又分离的情况不能很好地解决,因为其将冲突的目标视为目标合并。对合并的定义是当两个目标相遇后,并保持同向一致运动时,才判断目标发生合并。通常需要建立关联矩阵  $\mathbf{A} = \{a_{i,j}\}, i = 1, \dots, N(k), j = 0, \dots, M(k)$ ,其中行代表观测值,列代表已跟踪目标轨迹:

$$\mathbf{A} = \begin{matrix} & \mathbf{x}_k^0 & \mathbf{x}_k^1 & \cdots & \mathbf{x}_k^{M-1} & \mathbf{x}_k^M \\ \mathbf{z}_k^1 & \begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \vdots & \begin{bmatrix} \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \\ \mathbf{z}_k^{N-1} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{z}_k^N & \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (19)$$

关联矩阵体现了目标观测值与已跟踪目标的关联关系。第一列矩阵值非零表示观测值没有任何已跟踪目标进行关联。假设每个跟踪目标产生一个观

测值,每个观测值可以与多个目标关联。目标关联主要是通过判断新检测到的观测值和跟踪目标中心

坐标距离是否满足阈值条件:

$$a_{i,j} = \begin{cases} 1, & |x_{x_k}^i - x_{z_k}^i| < 1/2(\tau_{z_k} + \tau_{x_k}) \cap |y_{x_k}^i - y_{z_k}^i| < 1/2(h_{x_k} + h_{z_k}) \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (20)$$

进一步确定关联矩阵值。

通过上式计算得到的关联矩阵中,会出现多个观测值与一个目标关联的情况,这与最初假设不符。因此通过计算观测值与目标的可信度,选择可信度最高的观测值与目标关联。目标模型与观测模型可信度可以通过计算观测值与目标值的色彩直方图相似度获得。

对上述方法获得的关联矩阵进行判断推理,可以分为以下几种情况:

1) 如果  $\sum_{i=1}^N a_{i,j} = 0, j = 1, \dots, M$ , 即第  $j$  个目标没有任何观测值与之关联,那么目标可能消失,也可能是在当前帧内由于噪声干扰没有检测到。

2) 如果  $\sum_{j=0}^M a_{i,j} > 1, i = 1, \dots, N$ , 即第  $i$  个观测值与多个跟踪目标轨迹关联,那么可以断定关联上的目标之间发生了冲突,同时标记被关联目标发生冲突。

3) 如果  $\sum_{j=0}^M a_{i,j} = 0, i = 1, \dots, N$ , 即第  $i$  个观测值没有与任何目标轨迹关联,那么观测值可能是进入场景中的新目标,也可能是从已跟踪目标中分离出来的新目标,也可能是噪声。

4) 最后只有一种情况,即一个目标轨迹只与唯一一个观测值关联,跟踪目标独立运动。

### 3.3 多目标跟踪的自适应混合滤波算法

多目标跟踪模块的主要算法流程如图 2 所示,图中虚线框内为多目标跟踪自适应混合滤波算法。粒子滤波在多目标遮挡等场景中可以获得很好的跟踪效果,但其算法需要大量粒子,算法复杂度较高,在跟踪多个视频目标时的实时性难以保证。均值漂移算法与之相比,能够满足实时性要求,且能够较准确地跟踪独立运动目标。但是若存在多目标遮挡、目标与背景颜色分布相似等情况下,均值漂移算法不能确保目标的持续和准确跟踪。因此根据前一阶段获得的目标状态,自适应选择粒子滤波或均值漂移算法,实现了多视频目标的自适应混合滤波跟踪。

目标模型的更新采用(21),(22)和(23)式对目标模型的宽高  $\tau_k, h_k$ , 颜色直方图  $q_u(k)$  进行自适应

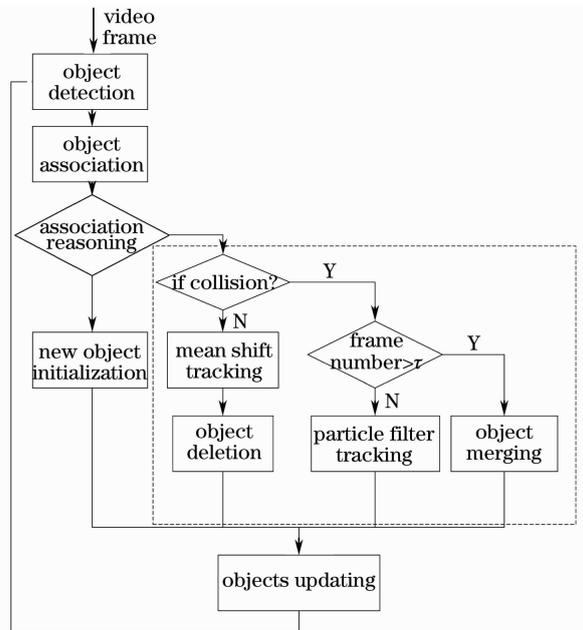


图 2 基于状态分析的多目标跟踪算法

Fig. 2 Multi-object tracking algorithm based on state analysis  
更新:

$$q_u(k) = \alpha q_u(k-1) + (1-\alpha)q_u^{\text{new}}(k), \quad (21)$$

$$\tau_k = \beta \tau_{k-1} + (1-\beta)\tau_k^{\text{new}}, \quad (22)$$

$$h_k = \beta h_{k-1} + (1-\beta)h_k^{\text{new}}. \quad (23)$$

式中  $\alpha, \beta$  分别是目标模型直方图更新速率和模型大小更新速率。

多目标的自适应混合滤波算法主要流程如下:

1) 判断目标间是否发生合并遮挡。利用上节获得的关联矩阵  $\mathbf{A}$  进行推理判断结果,确定目标是否发生合并遮挡。

2) 如果目标没有遮挡,利用 2.2 节均值漂移算法跟踪多目标,并进一步判断目标是否终止;如果目标发生遮挡,计数该目标发生遮挡合并的帧数。判断帧数大于  $\tau$ , 如果不成立,利用 2.3 节粒子滤波算法跟踪多目标;反之,多目标发生合并。

3) 利用(21),(22),(23)式更新目标模型

### 3.4 基于直线拟合的目标初始化

新目标的前景观测值是没有关联到任何目标轨迹的,因此可以通过判断观测值是否关联目标轨迹来确认是否有新目标出现,例如文献[15]。如果目

标检测模块将背景中光照变化或是摆动的树叶检测为前景观测值,而且没有与任何目标轨迹关联,那么该观测值也会被误认为是新目标出现。通常目标轨迹保持运动一致性,因此为了准确判断未关联目标的观测值是否来自于新目标,在新目标初始化模块保留 5 frame 内没有被关联目标的观测值。将连续 5 frame 的观测值用最小二乘法进行直线拟合  $x = at + b$ , 求出参数  $a, b$  的值,然后计算观测值与拟合直线的均方误差。通过均方误差值进一步判断是否形成了具有运动一致性的跟踪轨迹,即有新目标产生。最后将其加入到跟踪目标序列中,并完成新目标初始化。

### 3.5 目标终止

对于视频场景中越出视场的目标,或静止不动的目标,需要将其从目标跟踪序列中删除。如果跟踪目标消失或是静止,那么该目标无法被目标检测模块检测到,在前景图中像素值均为零。有时会因为背景或噪声干扰,使得目标不完整导致检测暂时失败。这种情形下,目标或许只是在当前帧或几帧内没有检测到,之后又会重新检测到。如果只根据当前帧没有检测到目标就判断目标消失,那么该目标被重新检测到时会被认为是新目标。因此,更新后的目标  $x_{k,i}$  在连续  $n$  帧内的前景图中没有检测到,即可判断消失,具体方法如下:

$$d = \begin{cases} d + 1, & \frac{S_f(x_{k,i})}{S_o(x_{k,i})} > \sigma \times 255 \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (24)$$

式中  $S_f(x_{k,i})$  表示目标矩形在二值化前景图像中非零值面积,  $S_o(x_k)$  表示目标的面积,参数  $\sigma = 0.1$ 。如果目标连续  $n$  帧内没有在前景图像中检测到,即  $d$  大于  $n$  帧,那么才可以推断物体消失或是隐藏,从目标序列中删除。如果检测到目标,则将  $d$  值重置为 0。

综上所述,自适应多目标跟踪系统算法流程如下:

1) 利用 3.1 节改进的自适应高斯混合背景建模法建立背景模型,提取前景图;对前景图进行轮廓提取以及阴影去除,获得当前帧内运动目标观测值;

2) 根据 3.2 节算法将检测到的目标观测值与已跟踪目标进行关联,建立关联矩阵  $\mathbf{A}$ ,并进一步分析判断多目标状态(观测值有关联目标,观测值没有关联目标);

3) 获得多目标状态后,对已关联观测值的目标采用 3.3 节多目标的自适应混合滤波算法跟踪目

标,更新目标状态与模型;对未关联目标的观测值,采用 3.4 节算法判断是否是新目标出现;

4) 更新多目标状态,转 1),进入下一帧跟踪。

## 4 仿真结果与分析

算法是利用 CAVIAR 项目<sup>[16]</sup> 视频,基于 Visual C++6.0 和 OpenCV 视觉库软件平台实现的。实验硬件平台为: Pentium 4, 2.8 GHz, 内存 512 MB。

针对多目标合并跟踪或分离跟踪的复杂情形,图 3 和图 4 分别给出了相关实验结果。图中用不同颜色点标记了多运动目标的运动位置,反映出多目标在跟踪过程中的运动轨迹。图 3 显示了多目标合并跟踪的情形,截取了视频 320~360 frame 的运动情况。从图 3(a)中目标 1 和目标 3 的轨迹线可以看出,320 frame 之前两目标相向运动并逐渐靠近。图 3(b)中两个目标相遇并同向一起运动,图 3(c)中两条轨迹线同向运动,并最终合并。当两个目标发生冲突的帧数大于  $\tau_{\text{frame}}$  时,目标 1 和 3 跟踪轨迹合为一条轨迹线,跟踪框合并,直到目标离开场景中。图 4 是多目标分离跟踪的情形,截取了视频 160~360 frame 的运动情况。图 4(a)中有一目标 1 的轨迹线,目标 1 由两个同时同向运动的人组成,由于他们同时出现,所以检测为一个整体目标。图 4(b)和(c)中目标 1 中两人同向运动一段时间后,改变运动方向而导致分离。从图中可以看出一条轨迹线分裂为两条分离的轨迹线,代表分离后的两个目标,即在两个目标运动方向改变之后分离出一个新目标 2。

针对多目标跟踪时出现的目标独立运动、目标遮挡(冲突)后又分离等一系列复杂情形,进行了整个过程跟踪实验。图 5 和图 6 分别是采用均值漂移算法和自适应混合滤波算法进行多目标跟踪的结果。该段视频在 500 frame 时,目标 3 徘徊,目标 1 和 2 运动方向相同。在 500~530 frame 内,目标 2 经过目标 1,发生冲突(遮挡)后又分离。图 5 用均值漂移跟踪目标 1 时,跟踪框偏离真实目标位置。在 530 frame 时,目标 1 的矩形框偏离跟踪丢失,导致运动目标 1 被认为是新目标出现继续跟踪,产生了序号为 4 的跟踪框。图 6 显示自适应混合滤波准确持续地跟踪了三个目标,没有因为目标 1 和目标 2 的冲突(遮挡)影响准确跟踪。实验证明,在多目标冲突(遮挡)情况下,本文算法比均值漂移算法能够更准确、更可靠地跟踪目标。



图 3 多目标合并跟踪结果。(a)两个目标相向运动,(b)两个目标相遇同向运动,(c)两个目标合并

Fig. 3 Tracking results of multiple objects merging. (a) two objects walking to each other, (b) two objects walking together, (c) two objects merging



图 4 多目标分离跟踪结果。(a)两个目标同时同向运动,(b)两个目标运动方向改变,(c)两个目标分离

Fig. 4 Tracking results of multiple objects splitting. (a) two objects walking together, (b) two objects changing directions, (c) two objects splitting



图 5 多目标冲突均值漂移跟踪结果。(a)3个目标独立运动,(b)目标 1 和 2 冲突,(c)目标 1 和 2 分离

Fig. 5 Tracking results of multi-object collision with mean shift. (a) three objects moving independently, (b) collision of object 1 and 2, (c) splitting of object 1 and 2



图 6 多目标冲突本文算法跟踪结果。(a)3个目标独立运动,(b)目标 1 和 2 冲突,(c)目标 1 和 2 分离

Fig. 6 Tracking results of multi-object collision with proposed algorithm. (a) three objects moving independently, (b) collision of object 1 and 2, (c) splitting of object 1 and 2

图 7 给出了视频 490~540 frame 多目标冲突时目标 1 和目标 2 的跟踪误差比较,其中虚线是用本文算法获得的跟踪误差,实线是用均值漂移算法获得的误差结果。图 7(a)表示的是目标 1 分别用均值漂移与本文算法的跟踪误差曲线。均值漂移跟踪跟丢目标 1,所以误差值持续增大,而本文算法误

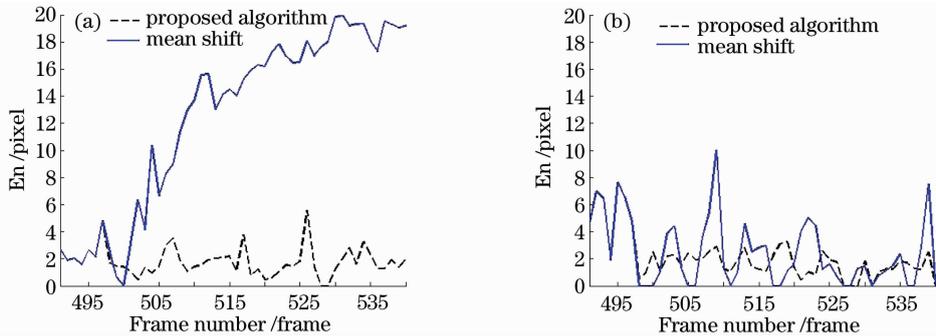


图 7 目标 1(a)和目标 2(b)跟踪误差比较

Fig. 7 Comparison of tracking error of object 1(a) and object 2(b)

## 5 结 论

提出一种简化去除阴影算法,将前景图中目标区域像素的  $H, S, V$  分量用加权的形式统一描述,大大提高了运算效率;在目标观测值提取过程中引入了合并处理,对分裂为多个矩形检测框进行合并。论文提出的多视频目标跟踪的自适应混合滤波算法实现了对多视频目标的有效持续跟踪,同时对跟踪目标的初始化和结束模块进行了改进,能够有效鉴别新目标的出现,降低了噪声及杂波的干扰,提高了跟踪系统的准确性和稳健性。仿真实验表明,论文给出的基于自适应混合滤波的多视频目标跟踪算法能够有效解决复杂场景下多视频目标出现冲突(遮挡)、合并及分离等复杂情形的准确与持续跟踪。

## 参 考 文 献

- 1 D. B. Reid. An algorithm for tracking multiple targets[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1979, **24**(6): 843~854
- 2 T. E. Fortmann, Y. Bar-Shalom, M. Scheffe. Multi-target tracking using joint probabilistic data association [J]. 1980, **19**(1): 807~812
- 3 H. A. P. Blom, E. A. Bloem. Probabilistic data association avoiding track coalescence[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, **45**(2): 247~259
- 4 D. Musicki, B. Evans. Joint intergrated probabilistic data association; JIPDA [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, **40**(3): 1120~1125
- 5 D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine intelligence*, 2003, **25**(3): 565~577
- 6 M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian bayesian tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002,

差值保持稳定并有效跟踪。图 7(b)表示的是目标 2 分别用均值漂移与本文算法的跟踪误差曲线,两种算法均可跟踪目标 2,只是本文算法波动更小,稳定性更高。由图可以明显看出,本文的自适应混合滤波算法,具有良好的跟踪稳健性,能够有效处理目标冲突又分离的复杂跟踪情形。

- 50(2): 174~188

- 7 Guan Zhiqiang, Chen Qian, Qian Weixian *et al.*. Infrared target tracking algorithm based on algorithm fusion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 860~865
- 管志强, 陈 钱, 钱惟贤 等. 一种基于算法融合的红外目标跟踪方法 [J]. *光学学报*, 2008, **28**(5): 860~865
- 8 Liu Guixi, Shao Mingli, Liu Xianhong *et al.*. Video moving object auto-extraction in real scene [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(8): 1150~1155
- 刘贵喜, 邵明礼, 刘先红 等. 真实场景下视频运动目标自动提取方法 [J]. *光学学报*, 2006, **26**(8): 1150~1155
- 9 Jia Guimin, Wang Xiangjun, Zhang Shihai. Target tracking algorithm based on adaptive template update in complex background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(3): 659~663
- 贾桂敏, 王向军, 张世海. 复杂背景下基于自适应模板更新的目标跟踪算法 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(3): 659~663
- 10 D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000, **6**(2): 142~149
- 11 K. Nummiaro, E. Koller-Meier, L. Van Gool. An adaptive color-based particle filter [J]. *Journal of Image and Vision Computing*, 2003, **21**(1): 99~110
- 12 C. Stauffer, W. E. L. Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]. *Proc. IEEE Internat. Con. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Ft. Collins, CO, USA, 1999, 246~252
- 13 P. KaewTraKulPong, R. Bowden. An Improved Adaptive Background Mixture Model for Real-time Tracking with Shadow Detection [C]. *Proc. 2nd European Workshop on Advanced Videobased Surveillance Systems*, London, UK, 2001, 1~5
- 14 Andrew Senior, Arun Hampapur, YingLi Tian *et al.*. Appearance models for occlusion handling [J]. *Image and Vision Computing*, 2001, **24**(11): 1233~1243
- 15 Lu Hong, Fei Shumin, Zheng Jianyong *et al.*. Multi-object tracking based on behaviour and partial observation [J]. *Journal of Southeast University*, 2008, **24**(4): 468~472
- 16 Fisher Robert, Jose Santos-Victor, James Crowley. Context aware vision using image-based active recognition [EB/OL]. (2002-01-01)[2009-09-21]. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/>