一种基于颜色分布的混合视频跟踪方法

卢晓鹏[①②]　殷学民[①②]　邹谋炎[①]
[①](中国科学院电子学研究所　北京　100080)
[②](中国科学院研究生院　北京　100039)

摘　要：传统的 Mean shift 算法虽然具有简单快速的特点，但在目标被遮挡的情况下无法进行有效的跟踪。与此同时，以 Monte Carlo 随机模拟理论为基础的粒子滤波虽然可以很好地解决这一问题，但是由于结果的好坏与粒子的数目成正比，计算耗时无法满足系统的实时性要求。该文基于颜色直方图分布，引入自适应选择粒子样本数的采样策略，有效地融合传统 Mean shift 算法的简单快速和粒子滤波跟踪算法的抗遮挡的优点，在保证跟踪效果的同时减少了跟踪的总体时间花费，有效提高了设计的跟踪系统的实时性。实验证明，该方法在实际的目标跟踪中是有效和稳健的。

关键词：目标跟踪；Mean shift；粒子滤波；Bhattacharyya 相似系数；颜色直方图分布
中图分类号：TP391　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1009-5896(2008)02-0259-04

A Hybrid Algorithm of Object Tracking Based on Color Distribution

Lu Xiao-peng[①②]　Yin Xue-min[①②]　Zou Mou-yan[①]
[①](*Institute of Electronics*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100080, *China*)
[②](*Graduate University of Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100039, *China*)

Abstract: Though traditional meanshift method has the virtue of simplicity and availability, it does not work well when the target gets an occlusion. In the meanwhile, particle filter can solve this problem easily. Unfortunately, its performance relies heavily on the numbers of the used particles. It makes the tracking technique by particle filtering have difficulty in satisfying the requirement of real time computing. To settle the problem, this article brings about a hybrid algorithm by combining the mean shift and the particle filter tracking technique on the basis of the color histogram distribution. By adopting the strategy that the number of particles is adaptively determined, it amalgamates the virtues of the two techniques. It reduces the computational cost and ensures the performance simultaneously. The experimental results show that the proposed method is effective and robust.

Key words: Object tracking; Mean shift; Particle filter; Bhattacharyya coefficient; Color histogram distribution

1　引言

视频运动目标跟踪作为计算机视觉研究的一个分支，近年来成为视频处理研究的重要内容，研究结果被广泛的应用在人机交互、视频监控等场合。经典的目标跟踪方法有：模板匹配法、光流法、Kalman 滤波等。近年来的研究中，基于颜色直方图特征分布的 Mean shift 算法[1−3]和粒子滤波跟踪算法[4−6]被越来越多地应用到视频序列的目标跟踪中。其中，Mean shift 算法使用颜色直方图分布作为特征对跟踪的目标区域进行描述，以 Bhattacharyya 系数作为目标参考模板与当前帧图像中目标之间的相似度量，通过迭代寻找距离函数的局部最小值，从而得到当前帧中的目标实际位置。算法的简单性满足了计算的有效和紧凑，但对于跟踪窗内目标被遮挡的情况，此时的 Bhattacharyya 相似系数容易收敛到局部的最大，得到错误的目标位置。粒子滤波又被称作 Monte Carlo 滤波器，是以 Monte Carlo 随机模拟理论为基础，将系统状态的后验分布用一组加权随机样本表示，新的状态分布通过这些随机样本的贝叶斯迭代导出。粒子滤波跟踪算法虽然能够很好地处理目标被遮挡的状况，但粒子滤波跟踪不依赖于设定的运动模型，其精确度主要与粒子样本的数目有关，跟踪系统的整体性能必须在跟踪精度和计算耗时之间进行取舍。

从系统整体性能的角度出发，本文提出一种采用 Mean shift 算法与在线自适应样本选择的粒子滤波算法进行混合跟踪的方法。融合传统 Mean shift 算法简单快速和粒子滤波跟踪算法抗遮挡的特点，在保证跟踪效果的同时有效地提高了跟踪系统的实时性。

2　目标的颜色分布模型

目标跟踪中，常用的目标特征有目标的轮廓、特征点、颜色分布等。其中，颜色分布特征因为其对非刚体目标或目标存在旋转形变的情况具有稳健的特点，常被选择作为目标模板的

2006-07-21 收到，2006-12-21 改回

描述策略。假定目标所在区域的点集为 $\{x_i^*\}, i=1,\cdots,n$，目标区域中心为 x_0，并按区域大小 h 进行归一化。将颜色分布离散为 B bin, 直方图函数 $b(x_i)$：$R^2 \to \{1,\cdots,m\}$，将像素 x_i 处的像素颜色值量化并将其分配到相应的 bin，RGB 空间设定 B 为 $16\times16\times16$ bin, 则对于中心在 x_0 的参考目标模板，位置 x_i 的颜色概率分布 $q_u=\{\hat{q}_u(y)\}, u=1,\cdots,m,$ 表示为

$$\hat{q}_u = C\sum_{i=1}^{n} k\left(\left\|\frac{x_i-x_0}{h}\right\|^2\right)\delta\left[b(x_i)-u\right] \tag{1}$$

其中 n 为目标区域的总像素数；h 表示区域大小；核函数 $k(x)$ 单调递减，用来给目标区域内的像元分配权值系数，常用的核为 Epanechnikov 核，C 为规范化常数, 且有 $\sum_{u=1}^{m}\hat{q}_u=1$。

同样，中心位置为 y 的候选目标区域颜色概率分布 $p_u=\{\hat{p}_u(y)\}, u=1,\cdots,m,$ 可描述为

$$\hat{p}_u(y) = C_h\sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{x_i^*-y}{h}\right\|^2\right)\delta\left[b\left(x_i^*\right)-u\right] \tag{2}$$

在实际跟踪中，参考模板与候选模板的相似关系可以利用颜色概率分布 $\hat{p}_u(y)$ 与 $\hat{q}_u$ 相似性度量来建立，一个常用的有效的相似性度量是 Bhattacharrya 系数，定义为

$$\hat{\rho}(y)\equiv\rho[p(y),q]=\sum_{u=1}^{m}\sqrt{p_u(y)\hat{q}_u} \tag{3}$$

3 Mean-shift 算法

Mean-shift 算法的核心思想就是在当前帧图像中搜索与目标模板颜色概率分布最相似的潜在目标区域, 对目标的跟踪可以简化为在当前帧中寻找最优的位置 y ,使得 $\hat{p}_u(y)$ 与 $\hat{q}_u$ 最相似。假设 y_0 为模板的初始位置，式(3)在 y_0 点处泰勒展开，并舍去高阶项可得

$$\rho[p(y),q]\approx\frac{1}{2}\sum_{u=1}^{m}\sqrt{p(y_0)q_u}+\frac{C_h}{2}\sum_{i=1}^{n}w_i k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \tag{4}$$

其中加权因子 w_i，表示为

$$w_i=\sum_{u=1}^{m}\delta[b(x_i)-u]\sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \tag{5}$$

式(4)中仅右边的第 2 项随 y 变化，可以利用 Mean-shift 算法进行迭代，寻找邻域内该密度估计的极大值，从而得到目标的新位置 y_1，

$$\hat{y}_1=\sum_{i=1}^{n_h}x_i w_i g\left(\left\|\frac{\hat{y}_0-x_i}{h}\right\|^2\right)\Bigg/\left[\sum_{i=1}^{n_h}w_i g\left(\left\|\frac{\hat{y}_0-x_i}{h}\right\|^2\right)\right] \tag{6}$$

其中 $g(\bullet)=-k'(\bullet)$。

4 粒子滤波跟踪算法框架

粒子滤波器的关键思想就是用一组加权的随机样本 $S=\{s^{(n)},\pi^{(n)}\}_{n=1}^{N}$ 近似表示目标状态的概率分布。每个样本参数中，s 表示目标某时刻的状态样本，π 表示该样本的权值，且有 $\sum_{n-1}^{N}\pi^{(n)}=1$。基于粒子滤波理论的跟踪算法基本框架[5]如下：

(1)样本分布初始化　$t=0$ 时刻，在初始帧中确定目标区域，由式(1)计算目标模板的颜色概率分布 q_u，同时由先验概率分布建立初始状态样本集合 $S_0=\{X_0^{(n)},1/N\}_{n=1}^{N}$。

(2)采样　根据样本的权值 $\pi_{t-1}^{(n)}$ 从样本集 S_{t-1} 中抽取 N 个样本：

(a)计算样本集合的归一化累积权值，$c_{t-1}^{(0)}=0$, $c_{t-1}^{(n)}=c_{t-1}^{(n-1)}+\pi_{t-1}^{(n)}$, $c_{t-1}^{'(n)}=c_{t-1}^{(n)}/c_{t-1}^{(N)}$；

(b)产生[0，1]区间上均匀分布的随机数 r；

(c)在样本中搜索使得 $c_{t-1}^{'(j)}\geq r$ 的最小的 j，并令 $s_{t-1}^{'(n)}=s_{t-1}^{(j)}$；

(3)状态转移　状态样本空间通过运动模型 $s_t=As_{t-1}+w_{t-1}$ 进行传递。这里，$\boldsymbol{A}$ 为确定的状态转移矩阵，只与运动模型有关；$w_{t-1}=[0\quad 0\quad \omega_{xt}\quad \omega_{yt}]^{\mathrm{T}}$ 为一个多变量的高斯参数，其中 ω_{xt}，ω_{yt} 是高斯噪声，均值为零，方差分别为 σ_x,σ_y；

(4)样本观测　首先由式(2)计算样本集合 S_t 中每个样本的颜色分布：

(a)由公式(3)计算每个候选样本分布和目标模板的 Bhattacharyya 系数 $\rho[p_{s_t^{(n)}},q]$；

(b)重新计算 S_t 的每个样本权值，

$$\pi_t^{(n)}=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp(-(1-\rho[p_{s_t^{(n)}},q])/2\sigma^2) \tag{7}$$

(5)由样本的加权平均来估计 t 时刻的被跟踪目标的中心位置：

$$E[S_t]=\sum_{i=1}^{N}\pi_t^{(i)}s_t^{(i)}\Big/\sum_{i=1}^{N}\pi_t^{(i)} \tag{8}$$

5 基于颜色直方图分布的混合算法

为了弥补前文中提到的两种算法的不足，本文提出改进算法。算法的步骤框图如图 1：

系统输入为 $t-1$ 时刻得到的目标位置、参考目标模板、粒子样本集合 S_{t-1} 以及 t 时刻的视频帧图像；首先应用 Mean-shift 算法进行跟踪，由得到的目标位置计算得出相似

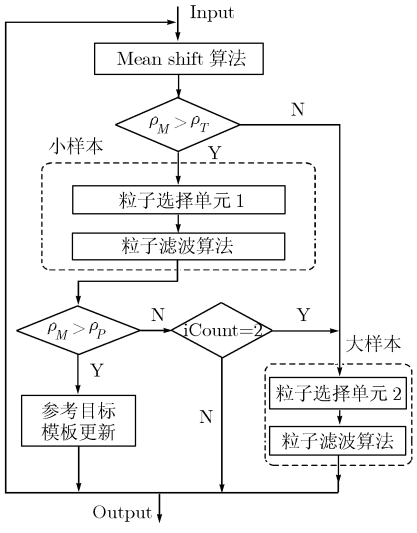

图 1　基于颜色分布的混合算法流程框图

系数 ρ_M，与预先设定好的门限系数 ρ_T 比较，如果小于门限则代表目标可能遇到遮挡，系统转移到大样本粒子滤波算法，以保证系统的跟踪精度，否则进行小样本粒子跟踪即可；小样本粒子滤波跟踪后，比较由样本加权平均计算得到的 Bhattacharyya 系数 ρ_P 和 ρ_M，如果 $\rho_M > \rho_P$ 则进行参考目标模板更新，跟踪器输出为 Mean shift 的跟踪结果，反之，跟踪器输出结果为小样本粒子滤波的样本加权平均得到的目标状态；如果计数器 iCount 累加为 2，即连续两帧视频序列跟踪的 Mean shift 效果都低于小样本粒子滤波，则目标可能存在遮挡，为了保证跟踪准确度，系统切换到大样本粒子滤波跟踪单元。

系统重要的部分，就是粒子样本的数目如何进行自适应选择，依据原则如下：

(1)小样本滤波单元的粒子选择　由于该单元仅需保证样本的加权平均近似接近目标的实际位置即可，因此所需样本粒子数目 N_s 将大大减少，随之而来的计算花费也会大幅度降低，每次粒子选择阶段：如果输入的是小样本粒子集合 $\{s_{t-1}, N_s\}$，则 t 时刻的样本集包含两部分，一部分由传统粒子滤波的重采样来生成，另一部分根据 $t-1$ 时刻跟踪得到的目标位置生成一定数量的粒子来补充，这部分主要用于保证粒子滤波跟踪的稳健性；如果输入的是大样本粒子集合 $\{s_{t-1}, N_b\}$，则根据传统的粒子滤波步骤 2 重采样，但样本数取 N_s。

(2)大样本滤波单元的粒子选择　如果输入为大样本粒子集合 $\{s_{t-1}, N_b\}$，直接根据传统的粒子滤波进行重采样即可，得到新的粒子集合 $\{s_t, N_b\}$,如果输入为小样本粒子集合，则生成的新粒子集合包含两部分，一部分为小样本粒子的重采样，另外 $N_b - N_s$ 个粒子由小样本的加权平均的目标状态来生成。

系统采用了参考目标模板更新策略,进一步提高了目标跟踪的稳健性。更新的条件设为：由当前目标的状态 s_t 所得 Bhattacharyya 相似系数 ρ_{s_t} 大于阈值 ρ_T 则进行模板更新。更新的公式为 $q_t^{(u)} = (1-\alpha)q_{t-1}^{(u)} + \alpha p_{s_t}^{(u)}$，这里 α 值很小防止参考目标模板被过度更新。

6　实验结果与讨论

实验程序在设备 Pentium IV 2.8G，内存 512M 的 PC 机上，采用 MATLAB7.1 软件平台上运行。待跟踪目标的参考目标模型在视频序列的初始帧上手动选定，实验中选用的视频序列长度大小为 90 帧，每帧图像大小为 268×376 ，实验处理速度平均为 5fps(帧/秒)。

实验参数设置如下：Mean shift 跟踪算法最大迭代次数为 10，迭代终止的门限为 1 个像素，相似系数门限值设定为 0.92。粒子滤波跟踪单元中，噪声 ω_{xt}, ω_{yt} 的方差 σ_x, σ_y 为 2，式(7)中 σ 为 0.15。样本数目，N_s =30, N_b =200，目标位置生成的补充粒子数目设为 3。

实验结果　图 2 说明了本文提出的混合跟踪算法可以很好地在目标被遮挡的情况下对目标完成正确的跟踪。为了更好地说明在保证跟踪精度的前提下，该算法在系统实时性方面的优越性，表 1 中列出了文中提及的 3 种算法分别对上文实例中的目标进行跟踪平均时间花费统计。更进一步，图 3 中为粒子数目取 N_s =30, N_b =200 条件下，整个跟踪过程的时间花费，可以看到，跟踪过程中系统仅在遇到遮挡的第 25 帧到第 34 帧这段时间花费时间与单独使用粒子滤波算法接近，其余时刻的时间花费则大大减少，几乎接近单独使用 Mean shift 算法时候的时间花费，这就证实了本文算法设计思路的正确性。

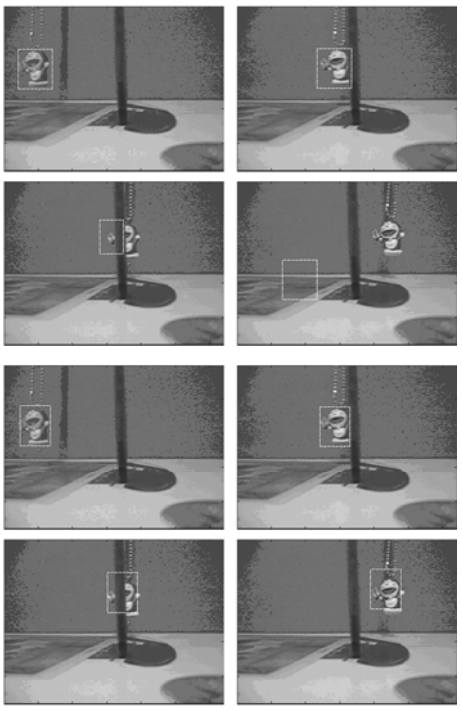

图 2　跟踪视频序列中的卡通猫，白色方框所围为目标区域(第 1，2 行：Meanshift 跟踪算法，第 3，4 行：本文提出的混合跟踪方法。每组图中，从上到下，从左到右，视频帧序号依次为 4，25，29，44)

表 1　三种算法的对目标进行跟踪的平均时间花费(ms/帧)

N_s, N_b	30, 200	30, 150	20, 300
Mean shift	10.18	10.18	10.18
粒子滤波	205.21	166.62	315.89
混合算法	51.95	43.16	66.72

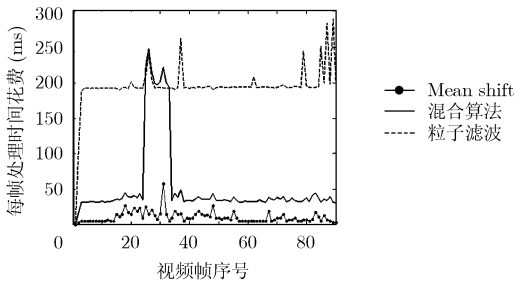

图 3 跟踪卡通猫的时间花费(ms)

7 结束语

本文基于颜色直方图特征分布，结合传统 Mean shift 算法和粒子滤波跟踪算法，引入自适应选择粒子样本数的采样策略，有效地融合传统 Mean shift 算法简单快速和粒子滤波跟踪算法抗遮挡的优点，在保证跟踪效果的同时减少了跟踪的总体时间花费，有效提高了跟踪系统的实时性。实验证明，该方法在实际跟踪中是有效和稳健的。

参 考 文 献

[1] Comaniciu D, Ramesh V, and Meer P. Real-time tracking of non-rigid using mean shift . In: Werner B, ed. IEEE Int'l Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition. Stoughton: Printing House, 2000,Vol.2: 142–149.

[2] Comaniciu D and Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2002, 24(5): 603−619.

[3] Collins R. Mean-shift blob tracking through scale space . In Proc IEEE Conf. Comp. Vision Pattern Recognition, Baltimore: Victor Graphics, 2003, Vol. 2: 234–240.

[4] Isard M and Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5–28.

[5] Katja Nummiaro,Esther Koller-Meier, and Luc Van Gool . An adaptive color-based particle filter [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99–110.

[6] 程建, 周越, 蔡念, 杨杰. 基于粒子滤波的红外目标跟踪. 红外与毫米波学报, 2006, 25(2): 113−117.
Cheng Jian, Zhou Yue, Cai Nian, and Yang Jie. Infrared object tracking based on particle filters[J]. *Infrared Millim. Waves* 2006, 25(2):113–117.

卢晓鹏： 男，1980 年生，博士生，研究方向为视频跟踪、视频稳定化技术.

殷学民： 男，1972 年生，博士生，研究方向为视频处理相关技术.

邹谋炎： 男，1941 年生，研究员，博士生导师，研究方向为信号处理、图像处理理论和算法、无线宽带通信技术.