

文章编号:1004-4213(2010)05-0945-6

一种新的层次粒子滤波的目标跟踪方法*

孙伟,郭宝龙,朱娟娟,陈龙

(西安电子科技大学 机电工程学院,西安 710071)

摘要:提出一种新的层次粒子滤波算法,选择局部区域特征点和颜色信息建立目标模型,引入粒子的二阶采样过程.算法通过粒子的一阶权重更新获得好的初始分布,二阶权重更新保证粒子的高置信度和高的采样效率,当粒子数目小于一定阈值时进行重要性重采样,利用仿射模型对目标区域精确定位及姿态修正.实验表明:改进算法将目标局部特征分布与目标颜色信息相结合,通过二阶采样过程,保证了局部特征跟踪的稳定性,解决了经典理论中误匹配导致的采样点发散问题,在目标部分遮挡情况下也可以完成实时目标跟踪.

关键词:层次粒子滤波;二阶采样;目标跟踪;图像处理

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103905.0945

0 引言

基于图像序列的运动目标自动跟踪的主要任务是从图像序列中检测、识别并跟踪动态目标,甚至能够理解并描述目标物体行为.粒子滤波(Particle Filter, PF)为解决非高斯、非线性系统的目标跟踪问题提供了有效手段^[1-2].该方法不受动态系统各个随机量分布形式的限制,能够有效地应用于非线性、非高斯的运动系统中.近年来,基于统计理论的粒子滤波目标跟踪方法,以良好的跟踪性能获得了很大的发展^[2-3],并出现了一些使用交叉领域知识的新颖算法^[4].

经典粒子滤波理论采样使用了有限的混合近似,并不能完全表示真实的目标后验概率密度分布的特性^[5],另外一个缺点是计算量比较大.而对于实时视频目标跟踪,提高采样效率至关重要.高效率的采样可以使用少量的高置信度粒子表示目标的后验概率分布.传统的粒子滤波器使用目标的转移概率作为初始分布,结合目标颜色特征,将不同的量测值和目标状态进行数据关联,完成对目标状态的估计^[1-4,6],这种简化的方法不是最优的^[3].算法在目标跟踪过程中一般只关心候选目标和目标模板在颜色分布上的相似性,而不关心目标在实际空间上的运动情况,即没有利用目标的空间局部特征信息.因此,一些研究者已经注意到采用局部特征点方法的重要性,并且在跟踪过程中加以运用^[7-13].本文基于

粒子滤波理论,在目标的局部区域特征^[7-8]跟踪算法中,结合目标的颜色分布,提高了粒子的置信度.在重要性采样阶段,提出一种二阶采样方法,以提供较好的初始分布性能和较高的采样效率,可以有效去除误匹配导致的采样点发散问题,保证跟踪效果的稳定性和鲁棒性.称为层次粒子滤波目标跟踪算法(Hierarchical Particle Filter Object Tracking, HPFOT).

本文首先给出研究背景的介绍及层次粒子滤波理论.在定义目标模型的基础上,提出层次粒子滤波的目标跟踪方法.基于仿射模型的目标运动参量求解方法,最后给出了实验结果与讨论.

1 层次粒子滤波理论

粒子滤波核心是使用一个具有相应权值的随机样本集合(粒子),来表示需要的后验密度^[5].在贝叶斯理论框架下,需要的滤波分布 $p(x_k | Z_k)$ 可以通过两步递归来实现.

预测步骤

$$p(x_k | Z_{k-1}) = \int [p(x_k | x_{k-1}) \cdot p(x_{k-1} | Z_{k-1})] dx_{k-1} \quad (1)$$

滤波步骤

$$p(x_k | Z_k) \propto p(z_k | x_k) p(x_k | Z_{k-1}) \quad (2)$$

为了保持采样的一致性,新产生粒子的权重更新为

$$W_k^{(i)} \propto W_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q_p(x_k | x_{k-1}^{(i)}, z_k)} \quad (3)$$

式中 $\sum_{i=1}^N w_k^{(i)} = 1$, 新的粒子集 $\{x_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 近似于 $p(x_k | Z_k)$ 分布.则目标的后验状态估计为

* 国家高技术研究发展计划(2006AA01Z127)和国家自然科学基金(60572152)资助

Tel: 029-88201777

Email: sunweitom@tom.com

收稿日期: 2009-02-13

修回日期: 2009-02-13

$$\hat{f}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} W_n(x_n^{(i)}) f(x_n^{(i)})}{\sum_{i=1}^{N_p} W_n(x_n^{(i)})} = \sum_{i=1}^{N_p} \hat{W}(x^{(i)}) f(x^{(i)}) \quad (4)$$

经典粒子滤波器有潜在的缺点:1)蒙特卡洛使用了有限的混合近似,基于粒子的滤波后验概率密度不足以定义真正概率密度的特性;2)粒子滤波使用转移概率作为建议分布通常不是最优的^[5].为了解决这些问题,层次粒子滤波器在重要性采样阶段分为两个步骤:第一步,按照预测的目标概率分布获得粒子的初始分布;第二步,重新衡量粒子的权重并且获取新的粒子分布状态.这就相当于制造一个高的条件似然作为先验的建议分布.层次粒子滤波算法(Hierarchical Particle Filter, HPF)和重采样粒子滤波算法(Sampling Importance Resampling, SIR)不同,他改变了采样和重采样的顺序,避免非有效采样,获得了接近目标真实分布的建议分布,HPF可表示为:

1)初始化:对于目标 $t=1,2,\dots,\tau$,获取 N 个初始采样粒子 $x_{t,0}^{(i)}$ ($i=1,2,\dots,N$),粒子 $x_{t,0}^{(i)}$ 分布服从 $p(x_t, 0)$.

2)重要性采样:对于粒子 $i=1,2,\dots,N$,以转移概率获取粒子在 n 时刻状态 $\hat{x}_n^{(i)} \sim p(x_n | x_{n-1}^{(i)})$.

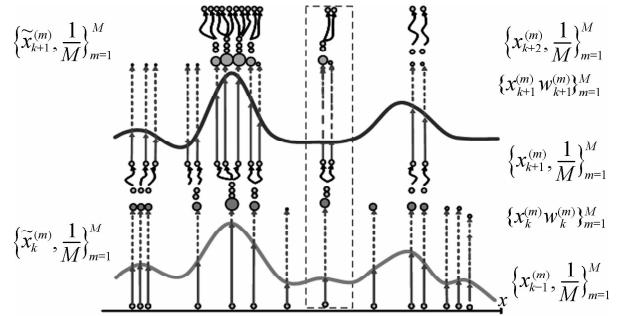
3)一阶权重更新:使用自定义目标模型 A 对每个采样计算一阶权重 $W_{1,n}^{(i)} = p(y_n | \hat{x}_n^{(i)})$.

4)二阶权重更新:使用自定义目标模型 B 对于每个采样 $i=1,2,\dots,N$,更新二阶权重 $W_{2,n}^{(i)} = p(y_n | \hat{x}_n^{(i)})$.

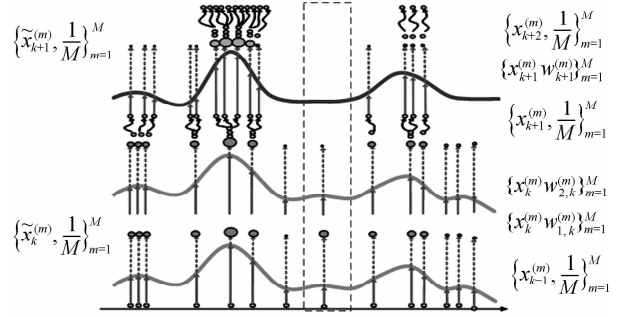
5)重采样粒子集合 $x_{t,0}^{(i)}$ ($i=1,2,\dots,N$),对于粒子 $x_{t,0}^{(i)}$ 的重采样概率正比于粒子区域置信度 $C_r = W_{1,n}^{(i)} * W_{2,n}^{(i)}$.

6)重复步骤3)到5)。

可以将 HPF 和 SIR 滤波器进行统计效率的比较,HPF 使用目标模型的多个特征,通过二阶采样,从似然模型真正获得了足够的信息,来避免低效率的采样.换句话说,待采样的粒子被推挤到高似然区域.如图 1(a),虚线框内表示由于特征误匹配而造成粒子分布与目标概率分布不符,并且产生了错误传播,也就是在目标的低概率分布区域产生无效采样;在图 1(b)里,通过二阶权重更新,去除了无效采样,获得了符合目标概率分布特性的粒子集合.可以看出,HPF 计算了两次似然和重要性权重,获得较 SIR 滤波较好的性能.



(a) An illustration of generic particle filter



(b) An illustration of hierarchical particle filter

图 1 SIR 和 HPF 的重采样效果比较

Fig. 1 An illustration of SIR and HPF

2 层次粒子滤波目标跟踪

观测模型用于测量采样点的相似性,在目标跟踪过程中起到关键作用.选取特征点区域作为目标的局部结构表示,这种方法可以获得目标局部特征的精确描述,但是在复杂的背景下,性能不太理想.相比之下,基于颜色的跟踪则具有较为快速的性能.使用颜色直方图建立目标模型^[6,9],对非刚体和遮挡目标都具有良好的跟踪性能.但是基于颜色的模型忽略了目标的几何结构,易被相似的背景颜色干扰.在层次粒子滤波框架下,两者特征的结合,进行二阶采样,可以提供高效的采样点和鲁棒的跟踪性能.以较低的运算复杂度实现了快速可靠的跟踪性能.

2.1 粒子一阶权重-匹配分数

本文选择 Harris 特征点区域作为估计目标后验概率密度的粒子,Harris 特征点是二维图像亮度变化剧烈的点^[7],纹理特征明显,有利于图像的可靠匹配.具有计算简单、角点特征均匀合理、可以定量提取以及算子稳定的特点.粒子的权重表示一个区域可以进行可靠的跟踪的程度,等价于区域置信度.在本文中,由匹配分数和巴氏距离两部分组成.在对匹配分数定义以前,首先对估计分辨能力和遮挡概率进行定义.

2.1.1 定义 1 估计分辨能力 $F(r, i)$

通过粒子区域的运动估计获得匹配区域作为新的目标特征区域,同时粒子区域实时更新,如图 2(a).

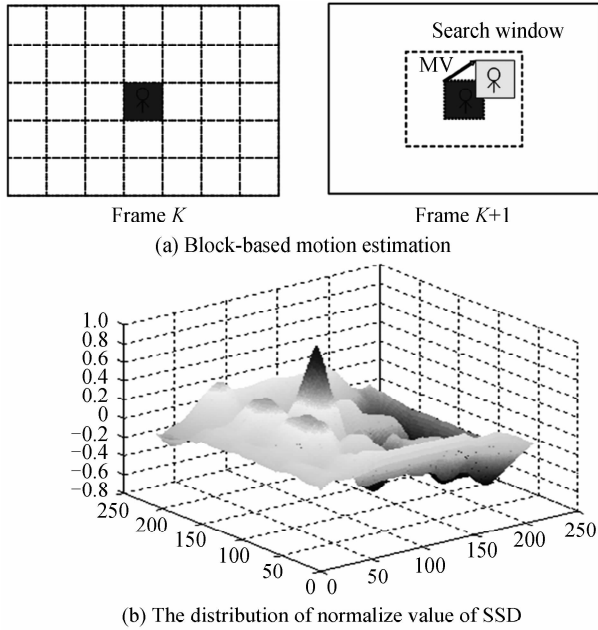


图2 SSD匹配准则下的运动估计

Fig. 2 Block-based motion estimation with SSD

通过 SSD (Sum of Squared Difference) 匹配准则搜索窗口内的最小 SSD 值来定位目标^[10]. 给定目标的状态估计 $(\hat{x}_{t-1}, \hat{s}_{t-1})$, SSD 的偏移估计为

$$U_t^{\text{SSD}} = \arg \min_{u \in W, d \in D} [F_t(u + \hat{x}_{t-1} + \hat{s}_{t|t-1}d - F_{t-1}(\hat{x}_{t-1} + \hat{s}_{t-1}d))]^2 \quad (5)$$

式中, F_{t-1} 和 F_t 是两个连续的灰度图像, $\hat{s}_{t|t-1} = \hat{s}_t$ 为尺度预测, W 为搜索窗口, D 为正归化的子图像. 区分能力函数 $F(r, i)$ 定义为归一化 SSD 值, 利用此函数, 高的函数值表示较高的分辨能力. SSD 匹配准则目标是找到特征点帧间平移矢量 $\hat{v} = [d_x, d_y]^T$, 使匹配残差函数 U_t^{SSD} 最小, 即满足 U_t^{SSD} 的一阶差分为 0 的 \hat{v} . 则粒子区域 $i = (1, 2, \dots, N)$ 和相邻区域 r 分辨能力 $F(r, i)$ 为: $F(r, i) = \Lambda e^{-U_t^{\text{SSD}}}$, Λ 为指数分布参数.

2.1.2 定义 2 预测遮挡概率 $O(r, i)$

$O(r, i)$ 测量粒子区域 i 和相邻区域 r 的遮挡概率^[11-12]. 首先通过平移运动模型估计下一帧的遮挡概率^[13]. 目标区域下一帧运动矢量估计为 L_r , 而粒子区域的运动估计矢量为 L_i , 一般目标运动具有连续和一致性, 如果两个预测的预测矢量彼此较远, 定义其遮挡概率为 1, 遮挡概率模型化为分段的高斯分布

$$O(r, i) = \begin{cases} 1 & \|L_r - L_i\|_2 > \varepsilon \\ 1 - \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{\|L_r - L_i\|_2^2}{2\sigma^2}} & \text{otherwise} \end{cases}$$

方差 σ 表示两个区域的平均速度. 因此对于粒子 $i = (1, 2, \dots, N)$ 的一阶权重为

$$W_{1,n}^{(i)} = \Lambda e^{-d(r,i)}, \Lambda \text{ 为指数分布参数.}$$

根据定义 1 和定义 2, 假设目标在跟踪的初始帧进行位置和尺度的初始化, 对于粒子区域 $i = (1, 2, \dots, N)$, r 为 w_x, w_y 窗口内区域, 匹配分数 $d(r, i)$ 通过估计分辨能力 $F(r, i)$ 和预测遮挡概率 $O(r, i)$ 获得^[11]

$$d(r, i) = F(r, i)(1 - O(r, i)) \quad (6)$$

如式(6)所示, 高的匹配分数分配给与 r 区域有较强区分能力的粒子区域 $i = (1, 2, \dots, N)$, 也就是说此区域和周围区域具有较强的区分性, 可以进行可靠的跟踪.

2.2 粒子二阶权重-Bhattacharyya 距离

为了进一步验证粒子的可靠性, 对每个粒子区域计算颜色直方图, 直方图从 RGB 通道获取数据 ($8 \times 8 \times 8$ bin), 归一化为观测密度 $p(u)$, $0 \leq p(u) \leq 1$. 本文使用观测密度和被跟踪区域 $q(u)$ 之间的距离来定义粒子的权重, 即 Bhattacharyya 距离^[1], 来定义两个粒子区域的颜色相似度, 两个密度 $p(u)$ 和 $q(u)$ 之间的距离为

$$d = \sqrt{1 - \rho(p, q)} \\ \rho(p, q) = \int \sqrt{p_u q_u} \quad (7)$$

离散情况下, $p(u), q(u)$, 式(7)可以写为

$$\rho(p, q) = \sum_{u=1}^k \sqrt{p_u q_u} \quad (8)$$

式(8)中, k 为观测密度的长度. 较小距离的粒子拥有较大的权重, 较大距离的则权重较小, 本文使用指数函数来表示粒子的二阶权重

$$W_{2,n}^{(i)} = \Lambda e^{-d}, \Lambda \text{ 为指数分布参数.}$$

2.3 层次粒子滤波目标跟踪算法

综上所述, 算法首先提取局部特征点, 但由于视频序列中的目标的变化而导致的误差积累, 及块匹配结果的不唯一性, 仍不可避免的造成特征点的丢失和错误匹配. 本算法首先使用归一化 SSD 值和遮挡概率来表示特征区域置信度, 作为第一阶段粒子重要性系数, 再通过颜色特征进行二阶采样的粒子权重的更新, 可以有效去除误匹配粒子区域. 高置信度区域检测可以使用统计阈值方法, 首先计算粒子区域的置信度 $C_i = W_{1,n}^{(i)} * W_{2,n}^{(i)}$, 置信度以高斯模型表示

$$p(C_i) \sim G(\mu, \sigma) \quad (9)$$

为了选择尽可能少的区域, 本文选择一个自适应的阈值, 阈值通过所有置信区域的均值和方差进行选择^[13]. 实验结果表明, 均值和方差的和取得了良好效果: $t = \mu + \sigma$

最后利用高置信区域的运动矢量和特征点区域的运动一致性, 获得目标的当前状态, 为了去除累计

误差,通过仿射变换模型精确获取运动参量.

层次粒子滤波的目标跟踪方法为:

1)提取目标特征区域,作为初始采样粒子,如图 3(a).

2)利用块匹配运动估计,依据 SSD 匹配准则,计算出匹配分数 $d(r, i)$ 和运动矢量估计.

3)取匹配分数 $d(r, i)$ 值大于阈值 $\tau=0.8$ 的点,进行二阶权值更新.

4)计算粒子区域的置信度 $C_i = W_{1,n}^{(i)} * W_{2,n}^{(i)}$,进一步剔除不可靠区域,如图 3(b).

5)根据运动矢量的统计特性^[14-16],获取目标的运动矢量及尺度信息.

6)当高置信度粒子区域数量小于阈值 $\psi=4$ 时,进行重要性重采样,即在高置信度区域附近获取新的粒子,如图 3(c).

7)返回步骤 2).

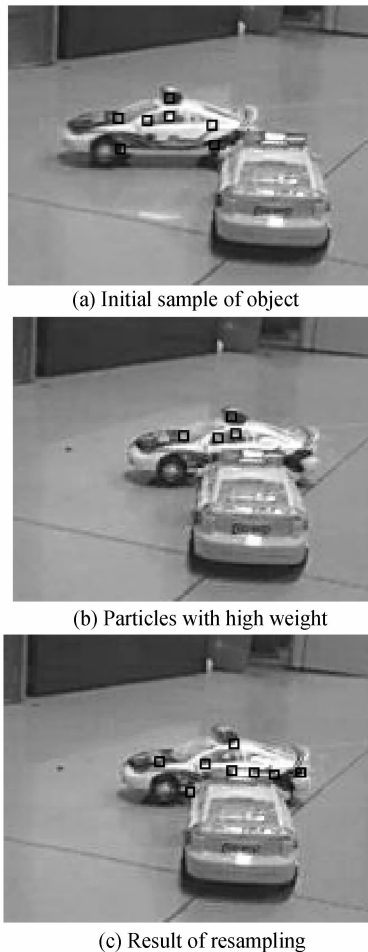


图 3 HPF 算法粒子更新过程
Fig. 3 Updating the particles' weight of HPF

3 运动参量求解

在完成可靠的特征点跟踪后,仍需要进一步求解目标的运动参量,以获取目标姿态和精确的目标

位置.在图像目标跟踪的应用中,传统方法多采用基于平移运动模型的跟踪算法.该类算法以目标仅发生平移运动为假设前提,难以有效适应目标在图像中通常会发生的缩放、旋转和错切等变化.在可靠匹配的特征点对中,特征点可以被分为内点(inliers)和外点(outliers)两类.本文应用了一种基于仿射变换模型的运动参量求解算法,建立起包含六个参量的仿射变换模型,以其描述目标在序列图像中的变化,根据几何或光度的约束信息去除候选匹配点中的错配.然后构造最小均方误差匹配误差目标函数,并采用牛顿迭代法求解得到最优的仿射参量^[16].

点 $[x \ y]^T$ 到点 $[u \ v]^T$ 的仿射变换表示为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (10)$$

$[t_x \ t_y]^T$ 为平移参量, m_i 参量代表旋转和尺度.

为了求解变换参量,方程(10)可以将未知变量归结为一个列矢量,至少 3 个匹配点对可以求解.

$$\begin{bmatrix} x & y & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x & y & 0 & 1 \\ \dots & & & & & \\ \dots & & & & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ m_4 \\ t_x \\ t_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ \vdots \end{bmatrix} \Leftrightarrow$$

$$Ax = b \Rightarrow x = [A^T A]^{-1} A^T b \quad (11)$$

仿射矩阵最小均方误差解可以通过求解上述的正则化方程获得.

4 实验结果

针对本文提出的 HPFOT 算法,选择了 mean-shift^[1] 和 KLT^[8] 方法做为对比方法进行实验.如图 4. Mean Shift 算法,使用颜色直方图建立目标模型^[17],基于 Bhattacharyya 系数相似性的基础上进行跟踪.当背景中出现相同颜色干扰物体或目标被遮挡时,容易使跟踪失败,如图 4(a).

图 4(b)通过 KLT 检测算子提取目标特征角点并结合 Kanade-Lucas 跟踪算法^[8]来计算帧间特征点的匹配.当目标发生遮挡时,特征点跟踪出现严重错误,无法完成跟踪.

在实验中,特征区域窗口为 $w_x = w_y = 15$.图 4 为 HPFOT 算法对 334 帧的 2CAR 图像序列的跟踪结果,可见 HPFOT 算法在发生遮挡后仍可以继续完成目标的跟踪,通过运动参量求解,可以获得精确的目标位置和姿态,实验结果中用四边形给出目标跟踪和姿态计算结果.

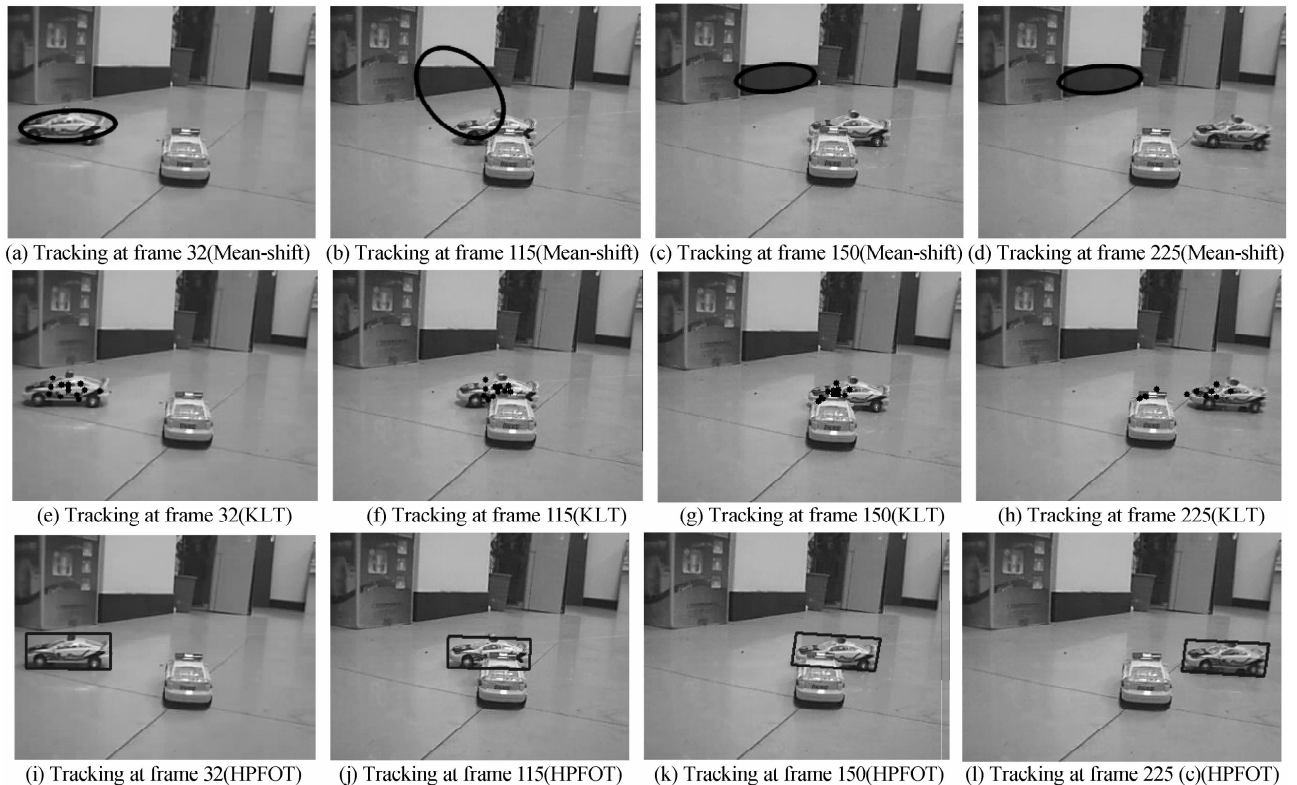


图4 HPFOT 算法对 2CAR 序列的跟踪结果及 Mean-shift 和 KLT 算法结果对比
Fig. 4 Object tracking results of 2CAR video sequence using mean-shift, KLT and HPFOT

5 结论

算法在层次粒子滤波框架下,通过二阶采样方法,将运动信息和目标特征相结合,当目标遮挡而误匹配点较多时,通过颜色信息,可以进一步去除误匹配点.当特征点小于阈值时,算法则进行重采样,防止特征点完全丢失而造成目标丢失.在目标遮挡及光线变化的情况下,仍能获得良好的跟踪结果.研究表明,人的视觉信息可以通过运动感知目标,然后进行目标识别.当发生目标遮挡时,人类视觉的注意力会转移到未遮挡区域,类似于文中提到的高置信度粒子区域,HPFOT 算法通过二阶采样和重要性重采样,有效的解决了目标遮挡问题,模拟了生物的初级视觉功能.下一步本课题组将系统研究表征视觉体系结构和特性的新概念和新方法,并与视觉神经系统建模研究相结合,寻求自然图像的“稀疏”表示方法;研究视觉多通道处理机制、图景区分机理及生物仿生,通过人工视网膜建模,构造更高效的分自然图像理解与跟踪算法.

参考文献

- [1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey [J]. *ACM Computing Surveys*, 2006, **38**(4): 1-45.
- [2] RUI Yong, CHEN Yun-qiang. Better proposal distributions: object tracking using unscented particle filter [C]//Proc. of IEEE CVPR. San Diego: IEEE Computer Society Press, 2001: 786-793.
- [3] JAWARD M, MIHAYLOVA L, CANAGARAJAH N.

Multiple object tracking using particle filters [C]// Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Big Sky, Montana: IEEE CS Press, 2006: 8-16.

- [4] QU W, SCHONFELD D, MOHAMED M. Real-time distributed multi-object tracking using multiple interactive trackers and a magnetic-inertia potential model [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2007, **9**(3): 511-519.
- [5] DOUCET N, de FREITAS N. Sequential monte carlo methods in practice [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [6] SUN Wei, GUO Bao-long. Multiple objects detecting and tracking with the pseudo particle filter [J]. *Journal of Xidian University*, 2008, **35**(2): 248-253.
- [7] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]//In: Proceedings of The Fourth Alvey Vision Conference. Manchester: The University of Sheffield Printing Unit, 1988: 147-151.
- [8] LUCAS B D, KANADE T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [C]. International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981, 674-679.
- [9] MENG Fan-jie, GUO Bao-long. A novel image retrieval algorithm based on the color and distribution of interest points [J]. *Journal of Xidian University*, 2005, **32**(2): 256-259.
- [10] HARIHARAKRISHNAN K, SCHONFELD D. Fast object tracking using adaptive block matching [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2005, **7**(5): 853-859.
- [11] TAO Yang, QUAN Pan. Real-time multiple objects tracking with occlusion handling in dynamic scenes [C]// IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conference. San Diego: IEEE Computer Society Press, 2005: 970 - 975.
- [12] JIANG Hai-jun, LIU Wen, LIU Zhao-hui. Segmentation algorithm for infrared dim small targets based on double window [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(11): 2168-2171.

- 蒋海军,刘文,刘朝晖. 基于回形窗的弱小多目标图像分割方法[J]. 光子学报, 2007, **36**(11):2168-2171.
- [13] CHEN D, YANG J. Robust object tracking via online dynamic spatial bias appearance models [J]. *PAMI*, 2007 (12):2157-2169.
- [14] ZHONG Ping, YU Qian-yang, JIN Guang. Motion estimation and motion compensation based on matching technology of feature point[J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2004, **15** (1):73-77.
- [15] WANG Yong-zhong, ZHAO Chun-hui. A method for IR imaging target tracking based on texture feature[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(11):2163-2167.
- 王永忠,赵春晖. 一种基于纹理特征的红外成像目标跟踪方法[J]. 光子学报. 2007, **36**(11):2163-2167.
- [16] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2):91-110.
- [17] LI Zhe, SU Xiu-qin, YANG Xiao-jun, *et al.* Small moving infrared target detection[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35** (6):924-927.
- 李哲,苏秀琴,杨小君,等. 红外运动小目标的检测[J]. 光子学报, 2006, **35**(6):924-927.

Robust Object Tracking via Hierarchical Particle Filter

SUN Wei, GUO Bao-long, ZHU Juan-juan, CHEN Long

(School of Electromechanical Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A general hierarchical particle filtering framework for designing an optimal proposal distribution is proposed. The essential idea is to augment a second filter's estimate into the proposal distribution design. Based on this framework, a novel algorithm for robust and efficient visual tracking is given. The algorithm using hierarchical particle filtering procedures at each level and can efficiently extract high-confidence regions through video frames by exploiting the temporal consistency of region confidences. Comparisons with the mean shift tracker and a generic particle filter shows the advantages and limitations of the new approach.

Key words: Hierarchical Particle Filter (HPF); Two-step sampling; Object tracking; Image processing



SUN Wei was born in 1980. He is working towards the Ph. D. degree, and his research interests focus on embedded system, image processing and communication.