

文章编号: 1001 - 9014(2009)06 - 0445 - 05

基于非均匀采样的多模型红外三维目标跟踪

王松伟, 李言俊, 张科

(西北工业大学 航天学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 针对红外三维目标跟踪过程中目标姿态变化导致跟踪器失效的问题, 提出了一种基于非均匀采样的多模型方法. 首先用若干个原型视图表征三维目标, 将这些原型视图对应的原型形状作为目标的多模型形状表示, 并建立了这些原型形状之间的转移概率矩阵. 在粒子滤波框架下, 以对数极坐标变换下的原型视图中目标的灰度分布特征作为参考目标模型. 通过对形状转移概率采样, 实现了样本形状的转移与传播. 此方法提高了跟踪器对于姿态变化的鲁棒性, 同时具有非均匀采样特性的对数极坐标变换可以抑制图像尺度、旋转造成的畸变, 并起到压缩周边的计算量的作用. 仿真结果表明, 这种算法对三维目标有较好的跟踪效果.

关键词: 非均匀采样; 对数极坐标变换; 多模型; 粒子滤波; 三维目标跟踪

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

MULTIMODAL IR 3-D TARGET TRACKING BASED ON NON-UNIFORM SAMPLING

WANG Song-Wei, LI Yan-Jun, ZHANG Ke

(College of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aiming at the tracker failure problem induced by target pose changes during IR 3-D target tracking, a multimodal method based on non-uniform sampling was presented. Firstly, several prototype views were used to represent 3-D target, the corresponding prototype shapes were regarded as the multimodal shape representation, and the transition probability matrix between these prototype shapes was established. Then, under the frame of particle filtering, the reference target models were defined as the log-polar transformed prototype views' gray distribution features. By sampling the shape transition probability, the transfer and propagation of the sample's shape state were achieved. The method improves the robustness of the tracker to target pose's change. Meanwhile, log-polar transform possessing the non-uniform sampling characteristics can suppress target's scale and rotate deformation, and decrease the computation burdens. Simulation results show that the proposed method can track 3-D targets effectively.

Key words: non-uniform sampling; log-polar transform; multimodal; particle filtering; 3-D target tracking

引言

当前应用于跟踪可变形目标的方法^[1]一般依赖于某一假设,即目标的运动与变形是随着时间缓慢变化的,因此根据目标之前的位置,通过局部搜索,可以实现目标特征的定位.但在某些场合下这种跟踪方式是不适用的,如三维目标的跟踪.

在三维目标的跟踪过程中,大部分时间目标在缓慢变化,但在某些情况下会有非连续的姿态变化发生.当目标做俯仰、翻滚等运动时,其姿态会发生剧烈的变化,这将大大影响目标的跟踪效果.

文献[2]提出了基于 HPDM 形状 (Hierarchical Point Distribution Models) 表示的多模型算法,建模形状连续/非连续变化,并使用 Condensation 算法实现跟踪.多模型的使用较好地适应了跟踪过程中目标形状的变化,但 HPDM 形状模型提取目标的边缘特征,并且算法是基于多特征距离变换的准则实现了观测密度的计算,计算复杂度较高;对于红外目标跟踪而言,目标的边缘往往比较模糊,因此,基于边缘的 HPDM 模型不能很好地比较样本与目标模板的差异,从而会导致跟踪器失效;另外该模型参数多,并随时间变化,降低了跟踪器的效率.

基于人眼非均匀采样特性的对数极坐标变换 (Log-Polar Transform, LPT)^[3] 能克服目标发生旋转、缩放所带来的几何畸变, 并且能压缩周边计算量, 已经被用于目标识别与跟踪中^[4,5], 具有较好的效果.

本文在粒子滤波 (Particle Filtering, PF) 框架下, 结合对数极坐标变换, 实现了多模型三维目标跟踪. 采用若干个特性视图表征三维目标, 用这些原型视图对应的原型形状作为三维目标的多模型形状表示, 并建立这些原型形状之间的转移概率矩阵; 采用原型视图中基于 LPT 的目标灰度分布特征, 作为多模型参考目标模型; 通过对形状转移概率的采样, 实现了粒子滤波中样本形状状态的转移与传播, 提高了跟踪算法在目标姿态发生剧烈变化时的准确性, 同时基于人眼视觉非均匀采样特性的对数极坐标变换所具有的压缩周边计算量, 对旋转、缩放非敏感等优良特性也增强了算法的实时性与鲁棒性.

1 三维红外目标的多模型

1.1 三维目标形状的多模型表示

对每个三维目标, 使用其在视觉空间中大量均匀分布视点下的二维视图进行表征, 如图 1 所示. 从视图中提取特征, 并对特征的相似性进行度量; 根据一定的准则, 基于视图特征相似性对这些视图进行聚类, 得到若干个类, 聚类中心对应的视图即三维目标的原型视图, 将这些原型视图表示为 $\{v_1, \dots, v_{num}\}$, num 为原型视图的个数, v_i 代表目标的第 i 个原型视图. 而每个原型视图都对应目标的一个原型形状, 定义为 $\{s_1, \dots, s_{num}\}$, s_i 为目标的第 i 个原型形状, 如图 1 所示. 这些原型形状即三维目标的多模型形状表示.

1.2 原型形状转移概率矩阵

通过对三维目标典型运动序列训练, 可以得到三维目标原型形状之间的转换概率矩阵.

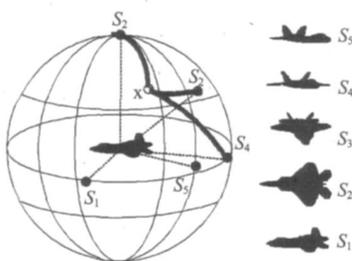


图 1 视觉空间中目标的原型形状

Fig 1 The prototype shapes of target in viewing space

三维目标多模型表示采用若干个原型形状覆盖了三维目标的主要形状信息. 若将这些原型形状看作是目标形状的离散状态, 可以利用 Markovian 模型表示目标形状的变化, 其中每个状态代表一个不同的形状, 状态的转移概率反映了典型的形状变化.

为达到这个目的, 采用文献 [2] 方法构造如下的 Markovian 状态转移矩阵 T : 首先利用 E 对序列训练形状 x_e 和 y_e (代表一对三维目标的二维视图下的形状), 由下式计算预备矩阵 T :

$$T = \begin{matrix} & E \\ e=1 & p(x_e) p(y_e)^T \end{matrix}, \quad (1)$$

这里 $p(x) = [p(x, s_1), \dots, p(x, s_{num})]$ 是概率向量, 它表示形状 x 属于各个原型形状 s_i 的概率. 使用该形状与原型形状在视觉球面上对应点之间的球面距离来衡量此概率, 如图 1 所示. 假定视觉球面的半径为 R 定义此概率为

$$p(x, s_i) = (R - D(x, s_i)) / (R), \quad (2)$$

其中, $D(x, s_i)$ 为形状及原型形状在视觉球面上的对应点之间的球面距离. 显然当形状越接近原型形状, $p(x, s_i)$ 越大.

接着对预备矩阵 T 关于每一行进行标准化, 使得 $T_{a,b}$ 对应从原型形状 s_a 到原型形状 s_b 的转移概率:

$$T_{a,b} = T_{a,b} / \sum_i T_{a,i}. \quad (3)$$

这样, 可以得到目标原型形状的转移概率矩阵 T . T 在对角线上有较大的值, 因为在大多数情况下, 目标形状还将保持其最先所在的原型形状. 若训练序列中一个指定的非连续形状变化重复出现, 同样会对一个很高的转移概率.

为便于概率采样, 构造累加和形式转移概率

$$C_{r,c} = \sum_{i=1}^c T_{r,i}, \quad (4)$$

该形状转移模型能用于生成或者预报目标随时间的变形, 下文中将用于基于模型的跟踪.

2 对数极坐标变换 (LPT)

人眼对于场景感兴趣区域进行高分辨率描述, 对周边区域进行粗略表达, 使得要处理数据量得到压缩. 这种非均匀采样特性使得人眼在具有宽视野的同时又有局部的高分辨率能力. 显然此机制为解决红外目标跟踪中视场、分辨率、实时性三者的矛盾提供了一条途径.

Daniel 和 Whitteridge^[3] 通过研究, 得到视网膜与脑皮层关系描述, 提出 Log-polar 映射模型:

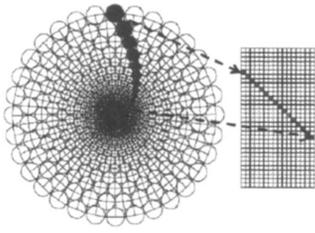


图2 笛卡尔坐标与对数极坐标的映射关系

Fig 2 Mapping between Cartesian and log-polar coordinates

$$\begin{cases} r = \ln[(x^2 + y^2)] \\ \theta = \arctan(y/x) \end{cases}, \quad (5)$$

其中, (x, y) 为在笛卡尔坐标系下像素的位置, (r, θ) 表示 (x, y) 在对数极坐标平面内的映射. 变换过程可用图 2 表示.

如果将笛卡尔坐标下图像放大 k 倍, 则变换后的图像沿 r 轴平移 $\ln k$ 个单位; 如果图像旋转 θ_0 度, 则变换后的图像沿 θ 轴平移 θ_0 个单位. 可见缩放或旋转后的图像经过对数极坐标变换后, 变换图中目标的形状保持不变^[4]. 红外图像经过对数极坐标变换后目标的灰度分布没有发生变化, 而计算量大大降低了 (变换后分辨率降低), 并且由于图像经过 LPT 后目标具备灰度、旋转和缩放不变性, 为实时跟踪创造了条件.

3 粒子滤波框架下多模型跟踪

在由目标状态转移模型与观测模型进行目标状态估计的问题中, 粒子滤波是有效的解决方案, 系统动态求解由 Bayesian 迭代推理完成^[6]. 下面进行粒子滤波框架下多模型跟踪过程推导.

3.1 目标状态转移模型

本文中, 目标状态向量 $X = (X^c, X^d)$ 由两部分组成, X^c 为目标状态连续变化部分,

$$X^c = \{x, y, \dot{x}, \dot{y}\}, \quad (6)$$

这里, (x, y) 为目标的中心, (\dot{x}, \dot{y}) 为目标的速度. 假设其状态转移方程为二阶自回归模型^[7]

$$X_t^c - X_{t-1}^c = X_{t-1}^c - X_{t-2}^c + U_t, \quad (7)$$

其中, U_t 为白噪声. 而 X^d 对应目标状态非连续变化部分, 即目标的形状变化. X^d 定义为目标形状的索引, 取值为 $1, \dots, num$. $X_t^d = i$ 表征 t 时刻目标的形状属于原型形状 s_i .

考虑到跟踪过程中由式 (7) 决定的系统位置速度的变化以及目标的非连续的形状变化, 将跟踪器的动态模型进行分解^[2]:

$$p(X_t / X_{t-1}) = p(X_t^c / X_{t-1}^c, X_t^d / X_{t-1}^d), \quad (8)$$

其中, 对于 $p(X_t^d / X_{t-1}^d)$, 假设目标形状模型的形状转移概率 T_{ij} 独立于之前的目标状态的连续变化部分 X_{t-1}^c , 因此

$$\begin{aligned} p(X_t^d = j / X_{t-1}^d = i) &= p(X_t^d = j / X_{t-1}^c, X_{t-1}^d = i) \\ &= T_{ij}(X_{t-1}^c) = T_{ij}, \end{aligned} \quad (9)$$

其中, T_{ij} 为原型形状 s_i 与 s_j 之间的转移概率.

而对于 $p(X_t^c / X_{t-1}^c, X_{t-1}^d)$

$$\begin{aligned} p(X_t^c / X_{t-1}^c, X_{t-1}^d) &= p(X_t^c / X_{t-1}^c = j, X_{t-1}^d = i, X_{t-1}^c) \\ &= p(X_t^c / X_{t-1}^c = j, X_{t-1}^d = i, X_{t-1}^c) \end{aligned}, \quad (10)$$

$i = j$ 时, 没有形状转移发生时, 目标状态的连续变化部分由式 (7) 确定的动态方程决定. 当 $i \neq j$ 时, 目标的形状由属于原型形状 s_i 转移为 s_j , 其位置速度状态同样由式 (7) 来确定.

3.2 目标特征分布及观测模型

在红外图像序列中, 选择红外图像的灰度空间作为目标的特征空间. 多模型三维目标情形下, 对每个原型视图中目标都计算其特征分布.

对于特性视图 v_k 中对应的目标, 首先对其做对数极坐标变换. 设变换后的区域中心为 x_0 , 目标像素集合 $\{x_i\}$, $i = 1, \dots, n$, 为了降低计算量和满足实时性的需要, 对红外目标灰度值进行量化, 设灰度特征值的个数为 m . 则特性视图 v_k 中目标模型灰度特征 u 概率分为:

$$\hat{q}_{u, x} = C_q \prod_{i=1}^n \left[k \left\| \frac{x_i - x_0}{h} \right\|^2 \right] (b(x_i) - u), \quad (11)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 为 delta 函数, $k(\cdot)$ 为加权函数, C_q 为归一化常数. 将所有原型视图中的目标特征分布 $\{\hat{q}_{u, ref}^{v_k}\}$, $k = 1, \dots, num$, 作为候选参考目标模型.

采用 Bhattacharyya 系数^[7] $\gamma(\cdot)$ 描述目标模型和候选目标模型的特征概率分布函数, 则观测概率模型可定义为

$$p(Z_t / X_t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{e^{-\frac{(\hat{q}_{u, x} - \hat{q}_{u, ref})^2}{2g}}}{g}, \quad (12)$$

其中, g 为灰度特征标准差, $\hat{q}_{u, x}$ 和 $\hat{q}_{u, ref}$ 分别表示目标和参考特性视图 v_k 的灰度特征概率分布.

3.3 算法实现

与传统粒子滤波方法比较, 多模型的引入实现了样本形状模型的切换, 具体如下:

1. 初始化: $t=0$, 在初始帧手动选取目标区域, 进行 LPT, 计算其灰度分布 $\{q^{(u)}\}_{u=1, \dots, m}$, 确定当前目标对应的原型形状 i 根据先验分布 $p(X_0)$ 建立初始状态样本集 $\{X_0^{(n)}, 1/N\}$.

2 重采样:根据样本的权值 $w_i^{(n)}$ 从样本集 $\{X_i^{(n)}, w_i^{(n)}\}_{n=1}^N$ 重新抽取 N 个样本.

3 状态转移,即通过对式 (8)进行采样获得 $X_{t+1}^{(n)} = (X_{t+1}^{(n)c}, X_{t+1}^{(n)d})$:

i 通过采样式 (10)获得样本状态的位置部分,具体是根据式 (7)和 $X_t^{(n)c}, X_{t-1}^{(n)c}$, 计算样本 $X_{t+1}^{(n)c}$.

ii 通过采样式 (9)获得 $X_{t+1}^{(n)d}$:

a) 若 $X_t^{(n)d} = i$ 即重采样后样本对应的原型形状为 s_i ;

b) 计算形状转移概率矩阵的累加和;

c) 生成 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数 r ;

d) 选择最小的 j 使得 $C_{ij} > r$, 令 $X_{t+1}^{(n)d} = j$

4 样本的权值计算:选择索引为 $X_{t+1}^{(n)d} = j$ 的原型视图 v_j 对应的目标灰度模型作为参考目标灰度模型 $\hat{q}_{n,ref} | v_j$, 利用式 (12) 计算样本 $X_{t+1}^{(n)}$ 的权值 $w_{t+1}^{(n)}$, 并归一化.

5. 令 $t = t + 1$, 返回步骤 2

4 对数极坐标变换下跟踪效率分析

算法对计算效率的提高主要是由于 LPT 变换的引入. LPT 下粒子滤波跟踪的计算量主要包括对数极坐标变换的计算量和变换后粒子滤波跟踪的计算量. 在图像大小一定时, 可建立一个位置映射表, 通过查表获得各个位置变换前后所对应的值, 故这部分计算量可不用考虑. 由于不同图像内容所对应的目标分布特征不同, 粒子滤波跟踪过程所需要的时间随图像的具体内容而定. 因此, 通过考察变换前后像素点的个数变化来分析 LPT 后的粒子滤波跟踪的计算效率变化.

若采用仅在周边区进行 LPT, 中央区数据仍在笛卡尔坐标下处理的 $\ln(\cdot / \sigma_0)$ 模型^[41], 变换后的矩

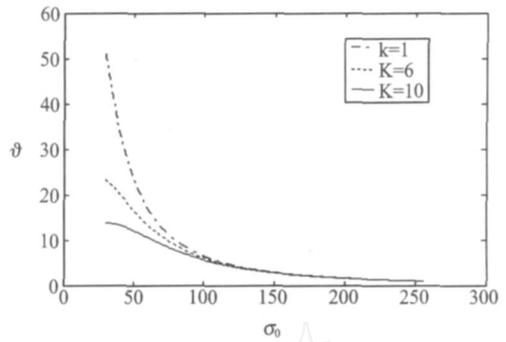


图 3 计算效率与中央区域、采样率的变化关系
Fig 3 The relationship between k , σ_0 and ϑ

阵大小可以由 k 和 σ_0 得到, 其中 $1/k$ 为采样间隔, σ_0 是中央区的半径. 则可以得到变换后矩阵的像素个数 N_{LPT} 为

$$N_{LPT} = k \ln(\sigma_{max} / \sigma_0) \quad (13)$$

式中, σ_{max} 为图像的最大极径.

因此, 变换前后的计算效率 ϑ 可以表示成

$$\vartheta = \frac{\sigma_{max}^2}{k \ln(\sigma_{max} / \sigma_0) + \frac{2}{\sigma_0}} \quad (14)$$

图 3 是 k 取不同的值时, 对数极坐标变换前后计算效率随 σ_0 的变化. σ_0 较小时, LPT 有很高的计算效率, 随着 σ_0 的逐渐增大, 计算效率 ϑ 逐渐降低. 因此, 在中心区域相对于周边区域较小时, LPT 方法压缩了周边计算量.

5 算例研究

本文采用两组不同的红外视频进行测试. 第一个视频是空天背景下战斗机目标, 序列分辨率为 352×240 , 310 帧, 如图 4, 第 1 行, 飞机的姿态发生剧烈的变化采用本文算法, 为提高跟踪器对目标大小变化的鲁棒性, 在目标状态中添加了矩形框参

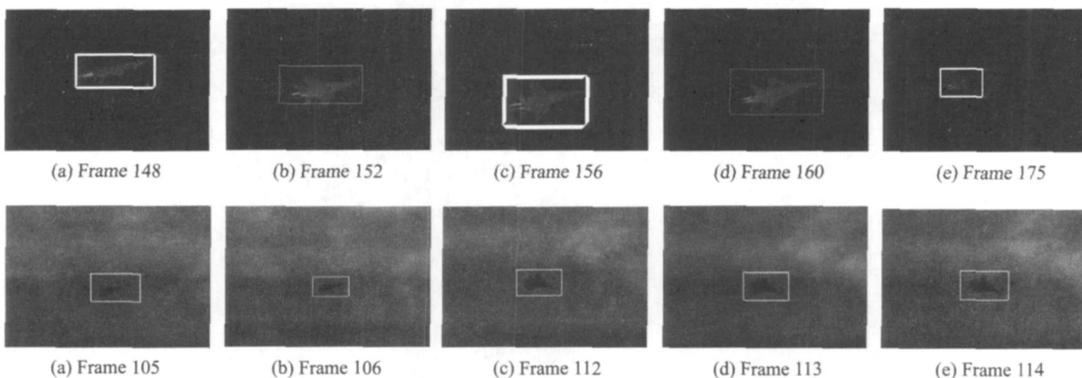


图 4 视频跟踪结果 (第 1 行, 视频 1 的跟踪结果; 第 2 行, 视频 2 的跟踪结果)

Fig 4 The tracking results of videos (1st row: video 1; 2st row: video 2)

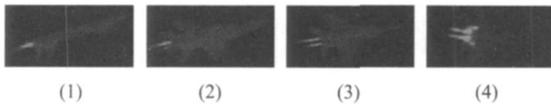


图5 三维目标原型模板

Fig. 5 The proto-type templates of 3D target

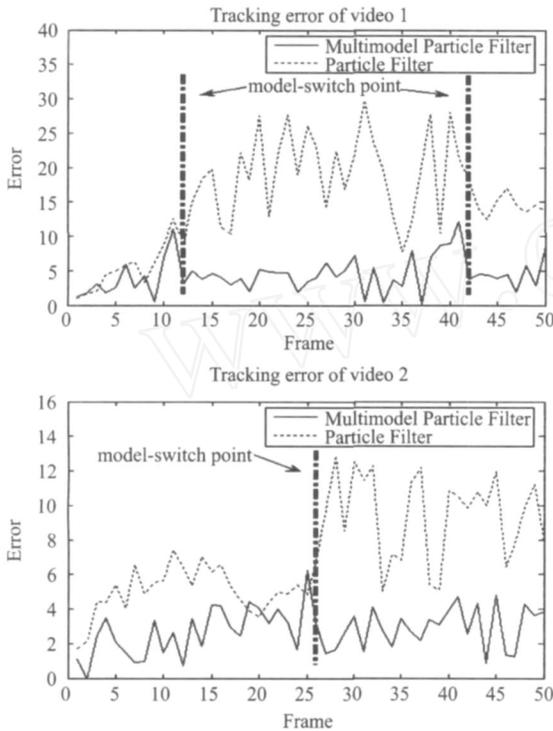


图6 跟踪误差比较

Fig. 6 The tracking error comparison

数^[7]。首先建立三维目标的原型模板,如图5所示。而原型形状的转移矩阵 T 为

$$T = \begin{bmatrix} 0.85 & 0.1 & 0.02 & 0.03 \\ 0.1 & 0.78 & 0.1 & 0.02 \\ 0.02 & 0.09 & 0.78 & 0.11 \\ 0.02 & 0.04 & 0.12 & 0.82 \end{bmatrix}$$

跟踪结果如图4第1行所示。目标对应的模型的切换通过不同粗细的矩形框来展示。其中子图(a)对应图5中模板(1),子图(b)、(d)对应模板(2),子图(c)对应模板(3),子图(e)对应的是模板(4)。

第二个序列也是空天背景下的飞机目标,分辨率为 160×120 ,目标有两种姿态,采用本文算法实

现了准确的跟踪,如图4中的第2行所示。

PF跟踪方法与本文算法的误差比较如图6所示。图中的纵向点化线指出了本文算法目标模型切换的位置,可以发现目标姿态发生变化时,多模型方法有更好的鲁棒性。而在没有剧烈姿态变化的阶段(图6两幅图中第一条点化线左边的阶段),由于LPT的引入,抑制了畸变对成像跟踪带来的影响,具有比PF方法更好的跟踪效果。

6 结论

本文提出了一种基于人眼视觉非均匀采样特性的多模型红外三维目标跟踪方法。在该方法中,建立了三维目标的多模型表示,多模型不仅用于三维目标的形状表示,而且用于粒子滤波框架下目标状态的传播,因而大大提高了跟踪器对于目标姿态变化的鲁棒性;对多模型模板及输入图像进行LPT变换,抑制了模板尺度畸变对成像跟踪带来的不利影响,同时减小了计算代价。仿真结果表明该方法是一种有效的目标跟踪方法。

REFERENCES

- [1] HOU Zhi-Qiang, HAN Chong-Zhao. A survey of visual tracking[J]. *Acta Automatica Sinica* (侯志强,韩崇昭.视觉跟踪综述.自动化学报), 2006, 32(4): 603—617.
- [2] Heap T, Hogg D. Wormholes in shape space: tracking through discontinuous changes in shape[C]. *Proceedings of ICCV 98*, 1998: 344—349.
- [3] Daniel PM, Whitteridge D. The representation of the visual field on the cerebral cortex in monkeys[J]. *Journal of Physiology*, 1961, 159(2): 203—221.
- [4] WANG Li, LI Yan-Jun, ZHANG Ke. The application of target recognition algorithm based on log polar transform for imaging guidance[J]. *Journal of Astronautic* (王立,李言俊,张科.对数极坐标变换识别算法在成像制导中的应用.宇航学报), 2005, 36(3): 330—333.
- [5] SUN Xiao-Wei, LI Yan-Jun, ZHANG Ke. A novel infrared object tracking method[J]. *Journal of Astronautic* (孙小伟,李言俊,张科.一种新的红外目标跟踪方法.宇航学报), 2008, 29(5): 1637—1642.
- [6] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for bayesian filtering[J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197—208.
- [7] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. *IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564—577.