

基于概率统计自适应背景模型的 运动目标检测方法

徐东彬^{1,2)} 刘昌平¹⁾ 黄磊¹⁾

¹⁾ (中国科学院自动化研究所, 北京 100080) ²⁾ (中国科学院研究生院, 北京 100080)

摘要 为了更好地进行运动目标检测, 提出了一种基于概率统计的自适应背景模型的运动目标检测方法。该方法能够自适应选择背景和前景阈值, 且不需要进行训练, 而且在不同的场景下能够自适应进行选择。在此基础上, 针对盲目更新和选择更新不足, 还采用了像素聚类统计和概率相结合的背景更新模型, 因为采用基于像素统计的更新机制能够适应场景中背景的局部改变(移入/移出物体), 而采用概率更新则能够降低前景污染背景的程度。实验证明, 该方法能够得到可靠的背景, 改善了运动检测效果。

关键词 运动检测 自适应背景 概率更新 统计信息

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2008)02-0351-08

Adaptive Background Model for Motion Detection Based on Statistic of Probability

XU Dong-bin^{1,2)}, LU Chang-ping¹⁾, HUANG Lei¹⁾

¹⁾ (Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

²⁾ (Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract This paper proposed an adaptive background model for motion detection based on statistic information of probabilities. The approach can select thresholds of foreground and background adaptively and adapt to different scenes without training samples and human concerned. By using statistic information of historical pixels to update background, can deal with moved/inserted objects in background. Meanwhile, a background model updated according to statistical characteristic is also provided in this paper. It gets ideal background and good detection results. Experimental results demonstrate the proposed algorithms can get relative good background and improve detection results for different scenes.

Keywords motion detection, adaptive background, updated by probability, statistic information

1 引言

实时检测和分割出运动目标, 是计算机视觉中的重要研究内容, 其可以应用到安全监控、交通监测、行为识别和人机交互等领域。运动目标检测方法主要分为以下几种: 基于时间差分^[1]、基于背景减除^[2-7]、基于统计特征^[8]、基于光流等。其中背景减除技术(background subtraction)是在摄像机静止条件下应用广泛的一种运动检测技术, 即根据当前帧和背景帧的差异来检测运动目标。

研究人员提出了不同的运动目标检测方法^[3], 其中时间平均(time average)^[4]是最简单的方法, 它对内存要求低, 且处理速度快, 但这类方法对于场景中存在多个运动目标或目标运动缓慢时, 前景会污染背景。Chien Shao-Yi等人利用帧间差分(inter-frame difference)信息^[5]来生成背景, 该方法虽能够应用于多个运动目标的场合, 但更新率不容易选择。Stauffer和Grinson用 K 个高斯混合分布(Gaussian mixture model, GMM)对每个像素进行建模^[2], 解决了像素的多峰分布和缓慢变化的背景。Zoran Zivkovic提出了一种改进方法来自适应选择高斯模型的数目, 这在一

收稿日期: 2007-04-25 改回日期: 2007-12-06

第一作者简介: 徐东彬(1976~), 男, 在读博士研究生。主要方向为智能监控、视频行为分析。E-mail: dongbin_xu@ia.ac.cn

一定程度上提高了运算速度^[9]。但是由于这类方法假设像素符合高斯分布,而实际像素分布可能不满足该假设。因此对于频繁变化的像素,需要多个高斯混合分布才能反映这种变化。Kin 等人根据对像素的统计,通过建立 Codebook 来表示压缩背景^[6],但是该法的检测效果对参数的依赖性较强。Elgamma 等人提出了基于内核密度估计(kernel density estimation, KDE)的非参数背景模型^[7],该方法能够适应不同的场景,不同于 GMM,由于它充分利用了最近的历史帧信息来更新背景模型,不仅能够适应复杂的像素分布密度,而且能够克服像素值在短时间内发生的频繁变化,因此能够得到较准确的估计,但是由于该方法通过给定的假正率(percentage of false positives)来选择阈值,这需要有场景的先验知识,因此对于不同的场景需要人工干预,重新选择。Anurag Mittal 和 Nikos Paragios 根据设定的误报率和漏报率,通过训练样本调整阈值^[10],使用该阈值在给定的条件下虽能够获得相对好的分类结果,但由于该方法采用单一阈值,其很难解决误报率和漏报率之间的矛盾,因此不可避免会带来分类误差。特别是,当场景改变时,还需要重新选择样本进行训练,才能得到适用于该场景的阈值。为了克服上述方法的不足,本文提出了一种自适应选择前景和背景阈值的方法。同时针对背景更新机制提出了基于像素聚类统计和概率选择性更新相结合的更新机制,用来更新发生显著变化时(如物体的移入、移出等)的背景和缓慢变化的背景,以克服由于盲目更新而带来的前景目标漏检测和由于选择更新而带来的死锁。本文系统框图如图 1 所示。

2 内核密度估计运动检测方法

内核密度估计方法是模式识别领域的一种应用广泛的非参数密度估计方法,该方法能够估计任何形式的概率密度。基于内核密度估计的运动检测方法是采用最近历史帧数据来估计当前像素的概率密度,由于其能够适应复杂背景的场景,因此表现出良好的检测性能^[3]。假设视频帧中有 M 个像素点,每个像素点有 N 个背景样本,则在 t 时刻视频帧中第 i 个像素的像素值为 $x_{t,i}$ 与该像素对应的第 j 个背景样本的像素值为 $x_{t,i,j}$, $i=1, \dots, M$; $j=1, \dots, N$, 则 t 时刻视频中第 i 个像素的概率 $P(x_{t,i})$ 可以通过下式进行估计:

$$P(x_{t,i}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N K(x_{t,i} - x_{t,i,j}) \quad (1)$$

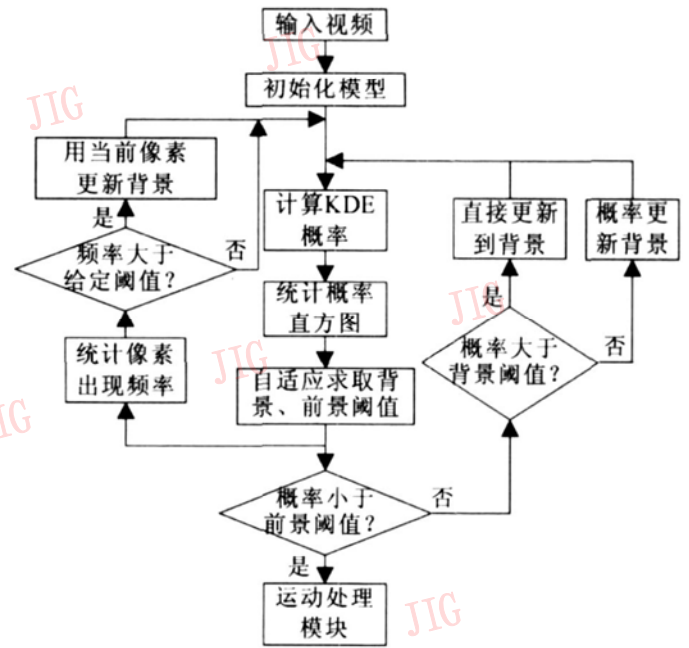


图 1 系统框图

Fig 1 System architecture

其中, K 为核估计子, 如果 K 取正态分布, 式 (1) 变为

$$p(x_{t,i}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \prod_{m=1}^d \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{im}}} e^{-\frac{(x_{t,i,m} - x_{t,i,m,j})^2}{2\sigma_{im}^2}} \quad (2)$$

其中, d 为特征维数, σ_j 为相应的核宽, $x_{t,i,m}$ 表示第 i 个像素的第 m 个特征, 采用式 (2) 得到的概率如果满足式 (3), 则相应的像素点处于运动状态, T 为整幅图像下的全局阈值。

$$P(x_{t,i}) < T \quad (3)$$

文献 [7] 的背景模型采用的是 Long-term 模型和 Short-term 模型, 在 Long-term 模型中采用盲目更新机制, 即不管分类的结果, 都以速率 W/N 把最近的采样直接更新到背景中去, 其中 N 为采样点数, W/N 为更新率。在 Short-term 模型中则采用选择更新机制, 只有检测为前景的像素才被认为属于背景模型, 即当来自于两个模型的综合结果的掩码 $m(x_{t,i})$ 取 1 时, 才进行更新, 其中 M_S 表示 Short-term 模型, M_L 表示 Long-term 模型。

$$m(x_{t,i}) = \begin{cases} 1 & x_{t,i} \in M_L, x_{t,i} \in M_S \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

如式 (3) 所示, 可采用单一阈值 T 进行前景、背景的分类。如果要降低误报率, 则必定会导致漏报率的增加; 反之, 如果要降低漏报率, 则会导致误报率的增加; 因此采用单一阈值 T 很难协调这一对矛盾。由于根据误报率调整阈值, 需要场景的先验知识, 当场景改变时, 则需要人工干预, 为此, 本文从像素概率直方图分析出发, 给出了自适应双阈值选择方法。

3 自适应前景、背景阈值选择方法

尽管不同的场景运动目标差别很大,但大量实验表明, KDE 概率直方图呈现一定的规律性,而利用这种规律性就可以自适应选择前景、背景阈值。

3.1 概率直方图分析

按照式 (2) 计算图像中 M 个像素的概率,为了计算方便可将式 (2) 修改为计算 N 个采样的概率和:

$$P(x_{t_i}) = \sum_{j=1}^N \prod_{m=1}^d \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{i_m}} e^{-\frac{(x_{t_i,m}-x_{t_i,m,j})^2}{2\sigma_{i_m}^2}} \quad (5)$$

当核宽的最大可能取值 σ_{max} 和最小可能取值 σ_{min} 确定后,在任意时刻 t 对于 N 个采样概率之和的最大值可能取值 P_{max} 可由下式确定:

$$P_{max} = N \times (1/\sqrt{2\pi}\sigma_{min})^d \quad (6)$$

其最小可能取值 P_{min} 不仅取决于 σ_{max} 还由式 (5) 中指数项决定,可以取 0 可以将 $[0, P_{max}]$ 乘以大于 1 的比例因子 β 量化为 $[0, \beta P_{max}]$,遍历所有像素的概率,即形成概率分布直方图 H_p 。

$$H_p(j) = \begin{cases} H_p(j) + 1 & \text{如果 } \beta P(x_{t_i}) = j \\ H_p(j) & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

如图 2 所示,图 2(a) 为原始图像 A,场景中的行人处于运动状态,图 2(b) 为原始图像 B,场景中没有运动目标,图 2(c) 为图像 A 的概率直方图,图 2(d) 为图像 B 概率直方图。其中图 2(c)、图 2(d) 的水平轴表示像素概率经过量化后的大小,垂直轴表示取该概率的像素数目。

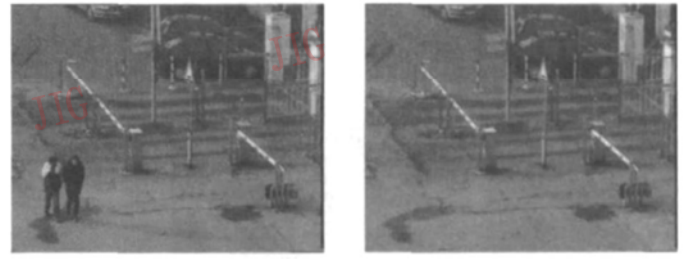
由于像素的概率分布反映了其与背景的相似程度,对照图 2(a)~图 2(d) 及式 (5) 可以得出以下规律:

- (1) 具有相同运动特性的像素应当具有相同或相近的概率;
- (2) 和背景存在较大差异的像素应当具有较低的概率,和背景相近的像素应当具有较高的概率;
- (3) 场景中包含前景目标时,概率直方图的较低的 bin 会出现峰值。反之,概率直方图的较高的 bin 会出现峰值。

3.2 自适应前景阈值选择

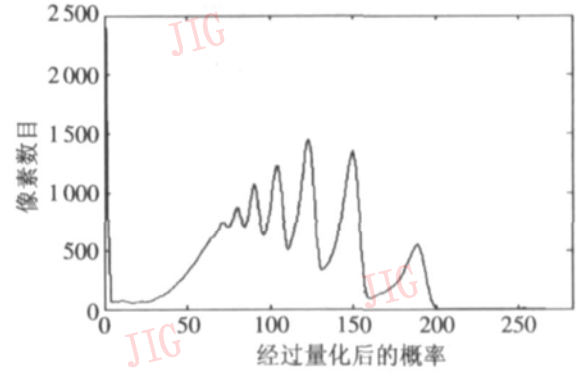
如 3.1 节所示,概率直方图在背景和前景上的规律性可以用来指导选择前景和背景阈值。

为了便于分析,本文用高斯核函数对 H_p 进行平滑得到 \hat{H}_p 。对 \hat{H}_p 相邻的 bin 按照下式进行差分,在此用小阈值 T_{small} 来进一步去除干扰,得到以

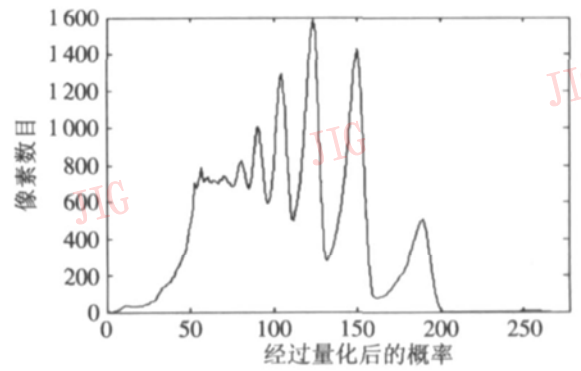


(a) 原始图像 A

(b) 原始图像 B



(c) 图像 A 概率直方图



(d) 图像 B 的概率直方图

图 2 像素的概率分布直方图

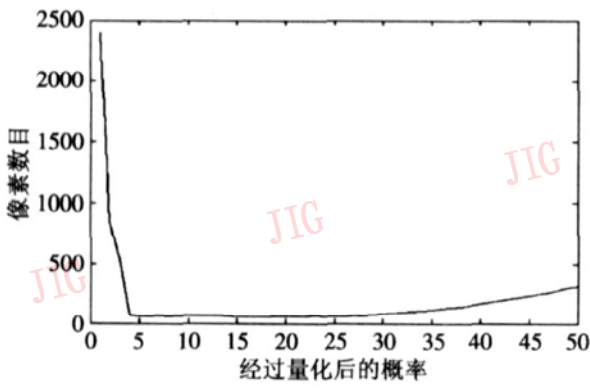
Fig.2 Probability distribution histograms of pixels

下差分直方图:

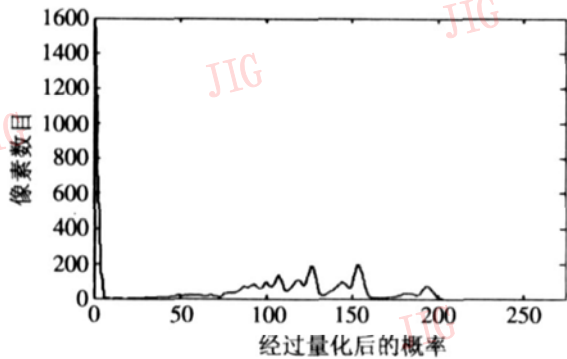
$$H_{diff} = \begin{cases} d & \text{如果 } d > T_{small} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $d = \text{abs}(\hat{H}_p(i+1) - \hat{H}_p(i))$ 同样用高斯核函数平滑 H_{diff} 即可得到 \hat{H}_{diff} 。

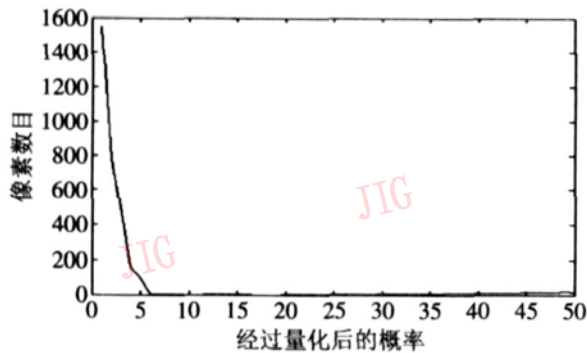
如图 3 所示,图 3(a) 为图 2(c) 的局部放大,图 3(b) 用式 (8) 计算得到的与图 2(c) 对应的差分直方图,图 3(c) 为图 3(b) 的局部放大,其中水平轴表示像素概率经过量化后的大小,垂直轴表示取该概率的像素的数目。结合图 3(a) 及图 2(c) 可以发现,直方图的变化趋势能分成如下几个部分: A 段(图中量化后概率为 0~4)出现峰值并迅速下降,且直方图 bin 数目相差很大; B 段(图中量化后概率为 4~25)该部分直方图变化不明显,直方图 bin 的数



(a) 图像 A 概率直方图的局部放大



(b) 图像 A 差分直方图



(c) 图像 A 差分直方图的局部放大

图 3 概率直方图、差分直方图及其局部放大

Fig. 3 Local histogram and differential histograms

目相差很小; C 段 (图中量化后概率为 25~300) 直方图曲线开始上升, 达到局部峰值后, 像素数目又出现多个局部峰值。

从 3.1 节分析可知, 属于 A 段的像素值的概率低, 应当属于前景像素。C 段像素概率较高, 属于背景像素, B 段介于两者之间, 其处于由一种状态向另一种状态的过渡, 这里对应于由前景到背景之间的过渡过程, 如原来是背景, 现改变为运动目标, 或原来的运动目标变为背景的一部分。为此选取如下前景阈值 T_F :

(1) 通过差分直方图 H_{diff} 寻找直方图由陡变缓的转折点 P_Z , 即 P_Z 满足下式:

$$P_Z = \arg \left| \operatorname{abs} \left| \frac{H_{diff}(i) - H_{diff}(i-1)}{H_{diff}(i+1) - H_{diff}(i)} \right| \right| \quad (9)$$

(2) 在差分直方图 H_{diff} 上从 P_Z 开始向右侧寻找变化趋势变缓的起点 P_L ;

(3) 在差分直方图 H_{diff} 上从 P_L 开始向右侧寻找缓慢变化的终点 P_R , 直到 P_{max} (为前景的概率取最大值) 止;

(4) 当 T_F 取 P_L 时会带来漏掉部分前景目标, 当 T_F 取 P_R 时会把部分背景误检测为前景, 为此做如下处理:

$$T_F = P_L + (P_R - P_L) / \lambda \quad (10)$$

其中, 引入 $(P_R - P_L) / \lambda$ 是为了降低漏报率, 同时减少检测误差, 其中 λ 为大于 1 的系数。

图 4 为取不同概率范围的分割结果, 图 4(a) $0 \leq P(x_{i,i}) < P_L$ 的结果, 从图中可以看出, 人脸部位像素出现缺失, 但噪声很小, 对应上述直方图的 A 段。图 4(b) 为 $P_L \leq P(x_{i,i}) < P_R$ 时的分割结果, 原来由运动到静止的栏杆也被检测出来, 且存在较多噪声, 即对应上述直方图的 B 段。图 4(c) 为 $P_R \leq P(x_{i,i})$ 时的分割结果, 从图中可以看出, 只有少量属于前景的像素被分到背景中。图 4(d) 为采用式 (10) 进行分类的结果, 图中人脸漏检测像素很少, 只有少量属于背景中的像素被当作前景检测出来。

3.3 自适应背景阈值选择

对于自适应背景阈值 T_B 的选取, 如果过大, 就会把原本属于背景的像素误判断为非背景像素, 从而更新不到背景中去, 如果选取过小, 则会把一些前景像素作为背景, 从而带来检测误差。为了分割出合理的背景, 需要适当提高判断为背景像素的阈值, 但又不能过大。因此本文把 P_R 作为背景阈值, 即

$$T_B = P_R \quad (11)$$

图 4(c) 为取 P_R 为背景阈值时的分割结果, 其中白色区域对应前景区域, 由该图可以看出被判断为背景的区域更接近于真实背景。

4 基于像素统计和概率的背景模型

对于因移入、移出物体造成的背景变化, 可通过对像素的历史统计进行更新。由于像素值的概率反应了该像素与背景点的相似程度, 因此可以用概率来更新背景模型, 就能很好地反应背景的缓慢变化。

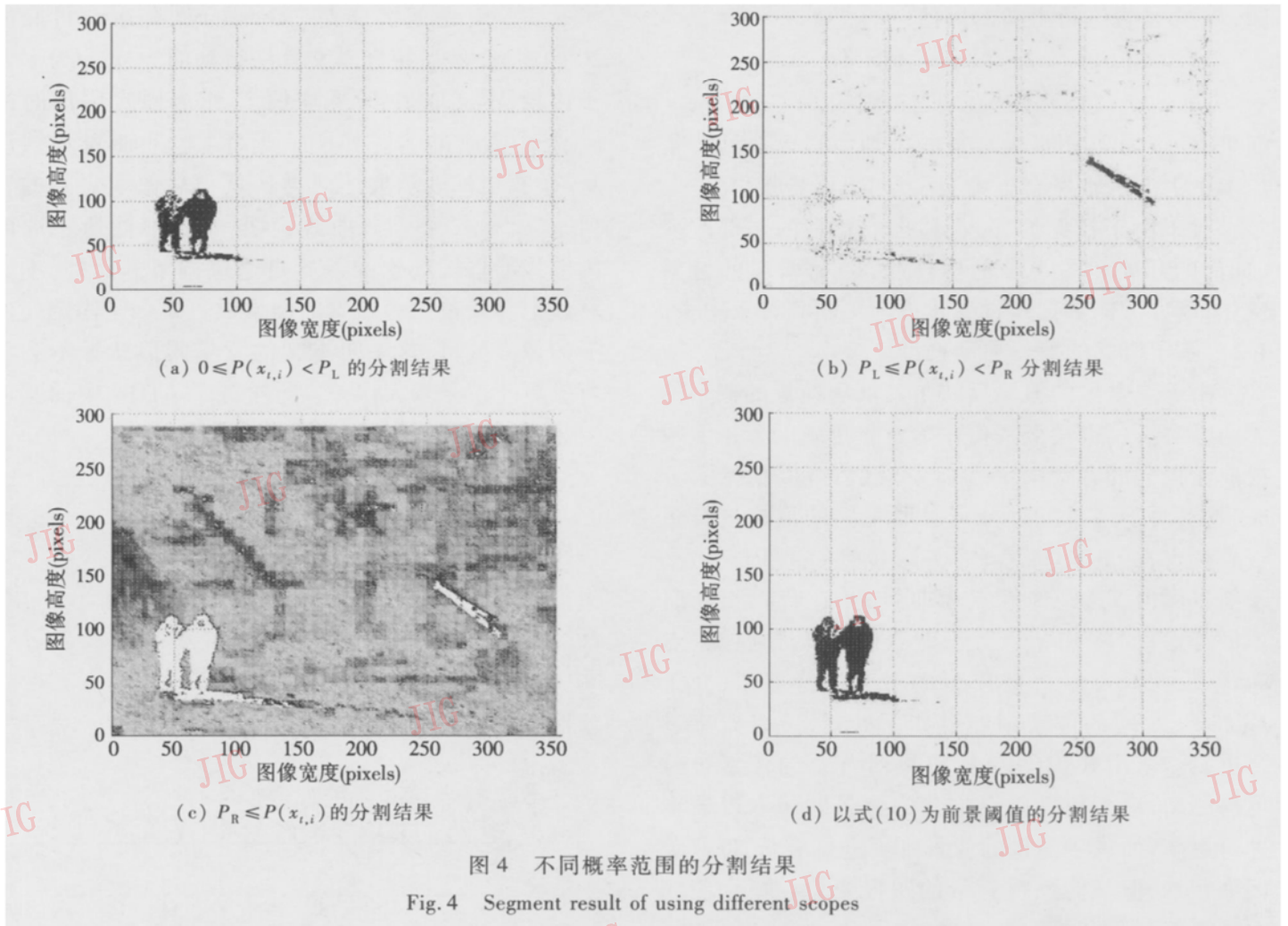


图 4 不同概率范围的分割结果

Fig. 4 Segment result of using different scopes

4 1 基于像素统计的背景更新模型

当背景发生变化时(如物体的移入或移出),则该部分在 KDE 检测中被判断为前景,从而不会更新到背景中去,即会出现文献 [7] 指出的死锁情况 (deadlock situations), 文献 [7] 采用盲目更新来消除这种影响,但是由于这样会把前景更新到背景样本中,从而会带来前景的漏检测。作为背景的像素应该以较大的概率出现,受文献 [2] 的启发,本文先对像素进行分类,并统计其出现的概率,将具有较大概率的像素作为背景更新到背景样本中,这样就能够很好地解决死锁^[7]的情况。

假设 t 时刻视频中的像素为 $x_{t,i}$ $i = 1, \dots, M$, 则 $x_{t,i}$ 可以划分到 C_j 类中, $j = 1, \dots, m$, m 为最大分类数目,其最小类中心距离为 d_{min} 。算法如下:

(1) 在 t 时刻判断 $x_{t,i}$ 是否属于已有类别 C_j , 如果属于,则该类别样本数目为 $n_j = n_j + 1$, 否则按照下式调整类别中心:

$$V_j = V_j \times \alpha + (1 - \alpha) \times x_{t,i} \quad (12)$$

其中, V_j 为第 j 类的中心, α 为更新速率因子。如果类别中心发生改变,则转步骤 (4)。如果不属于任

何已有类别则转步骤 (2)。

(2) 判断当前类别总数目 N_c , 如果 $N_c < m$, 则直接建立一个新类,当前的像素值作为类别中心,属于该类别的像素数目为 1, 同时类别总数为 $N_c = N_c + 1$ 。否则转步骤 (3)。

(3) 从所有类别中找出包含像素数目最少的类别 C_{min} , 用当前像素值替换类 C_{min} 的中心, 属于该类像素数目为 1。

(4) 依据下式计算现有类别的中心 V_k 与当前中心 V_j 之间的距离, 进行如下判断:

$$B_{merge} = \begin{cases} 1 & \text{abs}(V_j - V_k) < d_{min} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (13)$$

如果 B_{merge} 为 1, 则进行如下合并, 否则转步骤 (5),

$$V_j = \frac{V_k \times n_k + V_j \times n_j}{n_k + n_j} \quad (14)$$

若第 k 个类别中心取值为 $V_k = 0$ 属于该类别的像素数目为 $n_k = 0$ 则当前总的类别数为 $N_c = N_c - 1$ 。

(5) 到达 T_{inter} 时刻, 先求出所有类中包含像素数目最多的计数 n_{max} , 再依据下式判断是否进行更

新, T_U 为是否进行更新的阈值。

$$B_{\text{update}} = \begin{cases} 1 & n_{\text{max}} > T_U \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (15)$$

如果 B_{update} 为 1, 用最大计数的类别中心更新到背景样本中去。清空所有类中心和计数, 回步骤 (1)。

对于由于目标的移入、移出或背景的局部改变(如门的开关和图 4 中的栏杆起落)而引起的背景变化, 该方法能够把这种变化逐渐更新到背景中去。

4.2 基于概率的背景更新模型

由于像素值的概率反映了其属于前景的概率的大小, 因此, 可以用概率值作为背景更新的依据。根据前面得到的背景阈值和前景阈值, 可以把像素分成 3 类, 对于这 3 类可分别采取不同的策略进行更新。考虑在 t 时刻概率 $P(x_{t,i})$, 显然如果 $P(x_{t,i})$ 小于前景阈值 T_F , 则像素点为前景, 其在背景更新时不做考虑; 如果 $P(x_{t,i})$ 大于背景阈值 T_B , 则像素点为背景, 此时可以直接按照概率 1 进行更新, 介于 T_F 和 T_B 之间的像素则经过如下处理, 可以概率进行更新。采用式 (16) 更新可以对背景的像素进行可靠更新, 对于前景而误检测为背景的像素以概率进行更新, 而属于前景的像素则不进行更新, 以避免污染背景, 但又能反映背景的缓慢变化。概率值较大意味着属于背景的概率也大, 因此用式 (16) 就能够得到合理的背景。

$$P_B(x_{t,i}) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } P(x_{t,i}) > T_B \\ 0 & \text{如果 } P_B(x_{t,i}) \leq T_F \\ \frac{P(x_{t,i}) - T_F}{T_B - T_F} & \text{否则} \end{cases} \quad (16)$$

5 实验结果及分析

实验环境为 CPU P4/3 0GHz、内存 512MB、W inXP 系统、VC 开发环境。输入图像选择 ATON^[11] 中的视频数据为测试样本, 图像大小为 320×240 pixels。实验中背景样本为 50 帧灰度图像, 处理帧率大于 20fps。

为了评价本文的方法, 使用如下指标^[12]:

$$r_1(i) = N_1(i) / N_3(i) \quad (17)$$

$$r_2(i) = N_2(i) / N_3(i) \quad (18)$$

式中, N_1 为把背景检测为前景的像素数目; N_2 为把前景检测为背景的像素数目; N_3 为整个前景的像素数目。

实验时, 首先对样本进行标注, 然后选择有运动目标的视频帧, 计算第 i 帧图像的比例。

实验中先随机选择“laboratory”有运动目标的 20 帧视频, 然后统计本文算法得到的 r_1 、 r_2 。为了便于比较, 本文取 r_1 的平均值 \bar{r}_1 作为固定阈值时的 \hat{r}_1 , 统计相应的 \hat{r}_2 。如图 5 所示, 水平轴表示帧序号, 垂直坐标表示上述两类像素与总像素之间的比值 r_1 、 r_2 和 \hat{r}_1 、 \hat{r}_2 。该曲线说明, 本文算法所选取的阈值能够根据场景的差异自适应调节。此外, 本文算法把背景检测为前景的像素数目要低于固定阈值下的像素数目, 这说明本文的背景阈值选择不会给背景更新带来较大误差。同样对于 ATON 中的其他视频序列, 实验都能得到类似的结果。

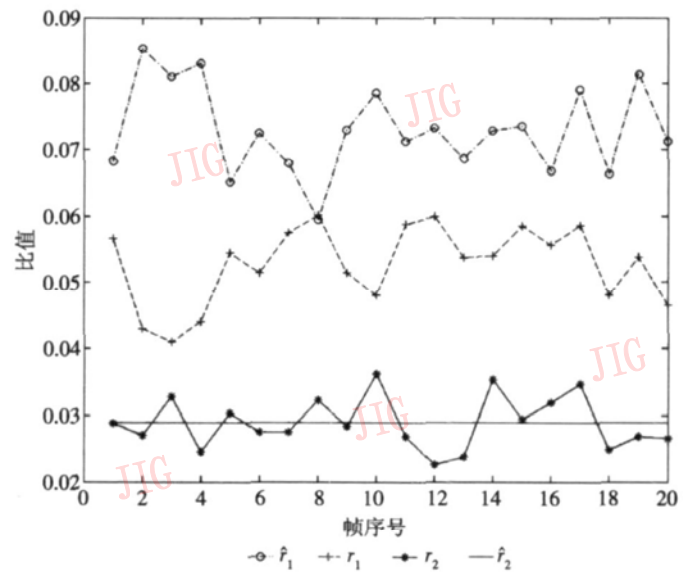
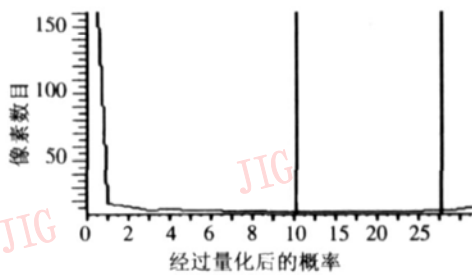
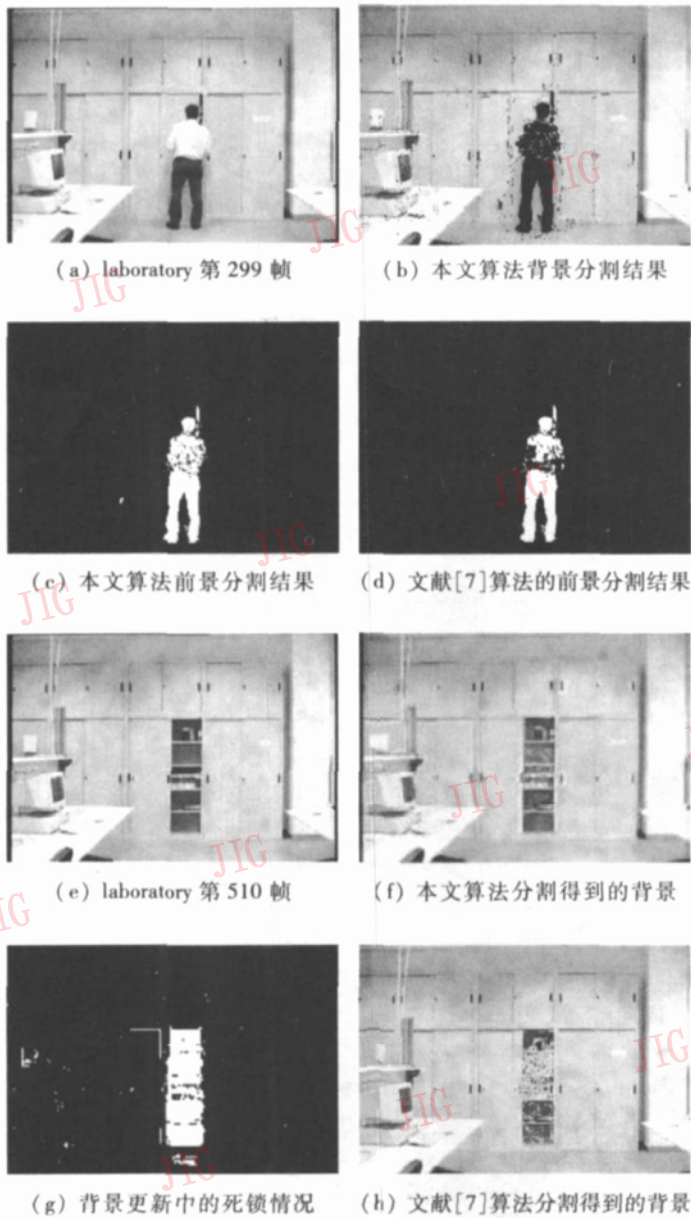


图 5 在固定和自适应阈值下比值曲线图

Fig 5 Curves of ratio at fixed and adaptive thresholds

图 6(a) 为“laboratory”中的第 299 帧图像, 图 6(b)~(c) 分别为与图 6(a) 对应的背景分割结果和前景分割结果。图 6(i) 为概率直方图, 为了方便显示本文对横轴做了分段拉伸, 其中从左往右第 1 条垂直于水平轴的直线所在的位置为前景分割阈值, 第 2 条垂直线所在的位置为背景分割阈值。图 6(b) 为采用本文算法得到的背景阈值进行分割的结果。图 6(c) 为采用本文自适应前景阈值的进行分割的结果, 从图中可看出, 只有少量前景像素被漏检测。本文采用概率更新背景, 即使前景像素被误检测为背景, 由于这些像素在概率上和前景像素概率更相近, 因此在更新中会以较小的概率更新到背景中去, 从而可减轻了前景污染背景的程度。如果属于背景的像素没有被检测为背景, 则由于这些像素的分布概率和背景像素的分布概率更接近, 因此会以较大的概率更新到背景中去, 由于本文采用概率更新背景能够得到较好的背景, 从而有利于前



(i) 图 6(a) 的概率直方图

图 6 基于像素统计和概率的背景更新

Fig. 6 Background updated by statistic of pixels and probability

景的检测。图 6(d)为采用文献[7]方法分割得到的前景,由于采用盲目更新会把前景像素更新到背景中去,因此会造成前景像素的漏检测,如图 6(d)中的行人出现部分像素的缺失。

图 6(e)为 ATON 中的第 510 帧图像。图 6(f)为采用本文基于像素统计的方法得到的背景,

图 6(g)为只采用选择更新下的分割结果,该图上门被打开后的区域一直被当作前景来检测,即会带来背景更新中的死锁情况,图 6(h)为采用文献[7]方法得到的背景。当背景像素误检测为前景时,由于采用了基于像素统计的策略来更新背景,属于背景的像素会以较大的概率出现,因此这些像素能够很快更新到背景模型中去,从而解决了背景更新中的死锁问题。如图所示,本文算法能够解决背景更新中的死锁情况,并能得到好于采用盲目更新和选择更新得到的背景。

实验中用另一段拍摄于室内多目标缓慢运动的视频来验证本文算法。场景中的目标(行人)在系统初始化阶段静止如图 7(a)所示,此时算法会把行人当作背景样本。当目标运动到图 7(b)所示的位置时,为背景的移出,则会在原来的位置留下空洞(ghost)区域(如图 7(c)中的白色方框内所示)。如

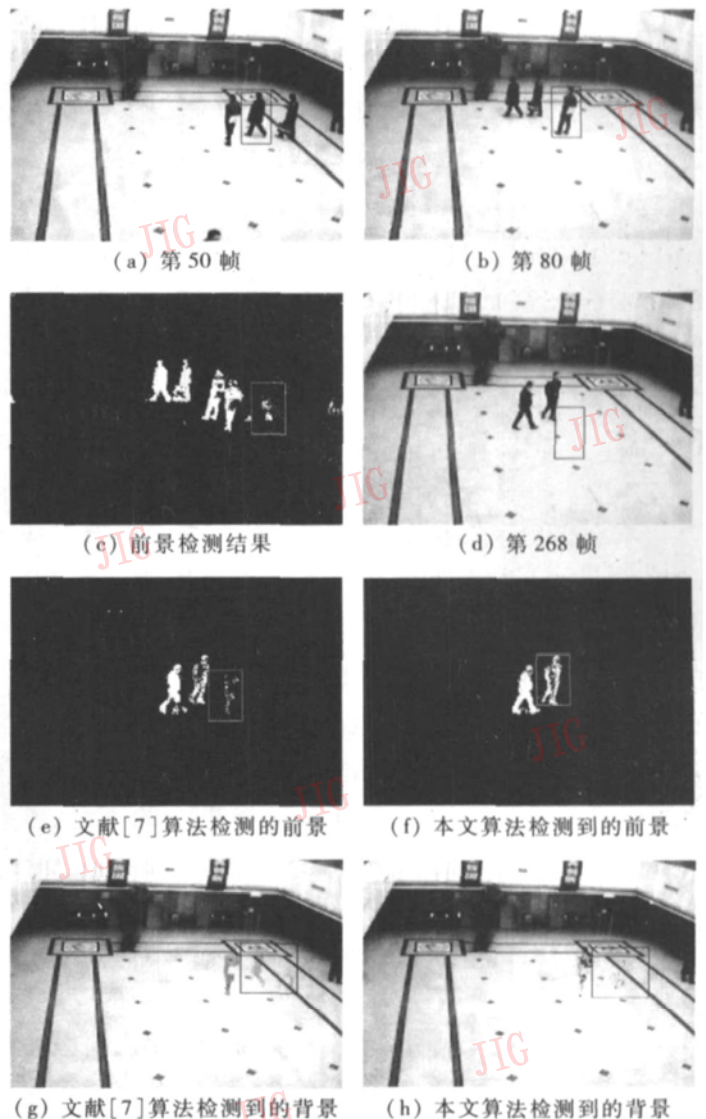


图 7 缓慢运动目标的背景和前景检测结果

Fig. 7 Results of updating background and foreground detection of slowly moving objects

果只依据选择更新,则图 7(c)中的空洞区域一直会当作前景区域,即发生死锁。图 7(d)为视频序列中的第 268 帧,图 7(e)和图 7(g)分别为文献 [7] 算法检测到的前景和背景,图 7(f)和图 7(h)分别为用本文算法分割得到的前景和背景。

对比图 7(g)和图 7(h)中的黑色方框区域,用本文算法进行检测,经过背景更新,初始背景中的行人逐渐从背景中消失,而文献 [7] 的算法则更新得不充分,这是由于本文算法采用像素统计分类的方法进行更新,能够把属于背景的像素快速更新到背景模型中去的缘故。采用文献 [7] 的算法,由于背景得不到及时的更新,原来的空洞区域仍然存在(如图 7(e)的方框所示),从而造成前景目标的误检测,而本文算法则能够解决死锁情况。

当运动目标缓慢运动时,由于盲目更新会把前景像素更新到背景中去,因此会造成前景像素的漏检测,即目标(图中方框左边的第 1 个行人)部分像素会当作背景。由于本文算法避免了盲目更新把前景更新到背景中的不足,因此前景目标很少出现在背景模型中,从而减少了前景像素的漏检测,例如图 7(f)方框内所示的目标被漏检的像素要少于图 7(e)中的对应目标被漏检的像素,这说明本文算法既能解决背景的死锁,又能够避免盲目更新的不足。

6 结 论

本文提出了一种基于概率统计的自适应背景运动检测方法。该方法通过对像素的概率直方图进行分析,提出了自适应前景、背景阈值的双阈值选择方法。这种选择阈值的方法不仅不需要对样本进行训练,也不需人工干预,而且在不同的场景下能够自适应进行。采用双阈值较好地解决了误报率和漏报率之间的矛盾。针对盲目更新和选择更新的不足,本文采用了像素聚类统计和基于概率相结合的背景更新模型。由于根据像素统计分类信息来更新背景,能够避免因盲目更新把前景更新到背景中而污染背景的问题;同时,由于结合前景和背景阈值的分类结果能把像素按照不同的概率更新到背景中,这不仅减轻了前景污染背景的程度,还能够得到更为合理的背景模型,从而有利于运动目标的检测。实验证明,本文算法由于能够得到可靠的背景,因此有利于运动目标检测。运动检测系统一般要求有较高的实

时性,但是 KDE 算法相对复杂。因此,如何提高 KDE 算法的实时性,也是本文今后的研究方向。此外,像素的概率计算是建立在历史样本基础上的,由于需要存储大量历史数据,内存消耗较大,因此在不影响算法效果的情况下,如何降低内存消耗也是需要解决的问题。

参考文献 (References)

- 1 Lipton A J, Fujiyoshi H, Patil R S. Moving target classification and tracking from real-time video [A]. In: Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision [C], Princeton, NJ, USA, 1998: 8~14.
- 2 Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [A]. In: Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [C], Fort Collins, Colorado, USA, 1999: 246~252.
- 3 Piccardi M. Background subtraction techniques: a review [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics [C], Hague, Netherlands, 2004: 3099~3104.
- 4 Wren C, Azahajani A, Darrell T, et al. Pfinder: real-time tracking of the human body [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 780~785.
- 5 Chien S Y, Ma S Y, Chen L G. Efficient moving object segmentation algorithm using background registration technique [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2002, 12(7): 577~586.
- 6 Kim K, Chalidabhongse T H, Hanwood D, et al. Real-time foreground-background segmentation using codebook model [J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(3): 172~185.
- 7 Elgammal A, Hanwood D, Davis L S. Non-parametric model for background subtraction [A]. In: Proceedings of ECCV [C], Dublin, Ireland, 2000: 751~767.
- 8 Gao D, Zhou J, Xin L. SVM-based detection of moving vehicles for automatic traffic monitoring [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems [C], Oakland, CA, USA, 2001: 745~749.
- 9 Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction [A]. In: Proceedings of International Conference on Pattern Recognition [C], Cambridge, UK, 2004: 28~31.
- 10 Anurag Mittal, Nikos Paragios. Motion-based background subtraction using adaptive kernel density estimation [A]. In: Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [C], Washington, DC, USA, 2004: 2302~2309.
- 11 Shadow detection. Autonomous Agents for On-scene Networked Incident Management (ATON) [DB/OL]. <http://cvrr.ucsd.edu/aton/shadow/index.html> 2007-6-1/2007-11-27.
- 12 Georis B, Brémond F, Thonnat M, et al. Use of an evaluation and diagnosis method to improve tracking performances [EB/OL]. In: Proceedings of the 3rd IASTED Visualization, Imaging and Image, 2003. <http://www-sop.inria.fr/orion/Publications/Articles/vip03.pdf> 2007-6-1/2007-11-27.