

# 视频序列中运动目标检测技术

王华伟<sup>1</sup>, 李翠华<sup>1</sup>, 施华<sup>1</sup>, 韦凤梅<sup>2</sup>

(1. 厦门大学 计算机科学系, 福建 厦门 361005; 2. 厦门大学 自动化系, 福建 厦门 361005)

**摘要:** 提出一种基于前景目标分类的视频序列中运动目标检测方法。该方法在 RGB 空间内建立了一种新颖的背景模型; 为了解决背景更新“死锁”问题, 提出了像素点的跳跃度函数和稳定性函数, 将前景分类为静止目标、运动目标及虚假目标; 最后提出了一种基于 HSV 颜色信息和一阶梯度信息的混合阴影剪除算法。实验结果表明, 该方法能有效分割视频场景中的运动目标并鲁棒地分离目标及其阴影区域。

**关键词:** 信息处理技术; 前景目标分类; 运动目标检测; 色调/饱和/值(HSV)颜色空间; 一阶梯度; 阴影剪除

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1000-1093(2006)03-0446-05

## Moving Object Detection Algorithm in Video Sequences

WANG Hua-wei<sup>1</sup>, LI Cui-hua<sup>1</sup>, SHI Hua<sup>1</sup>, WEI Feng-mei<sup>2</sup>

(1. Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian, China;

2. Department of Automation, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian, China)

**Abstract:** An efficient algorithm of detecting moving objects in video sequences was proposed. An adaptive background model was built and subsequently the background model is updated by a foreground object classification based background update algorithm which can resolve the “deadlock” problem efficiently. An improved shadow suppression algorithm which combines HSV color information with first-order image gradient information was exploited to segment shadows. Extensive experiments results on indoor and outdoor image sequences demonstrate that the proposed system can effectively detect moving objects and suppresses their shadows.

**Key words:** information processing; foreground object classification; moving object detection; hue/saturation/value color space; first-order gradient; shadow suppression

运动目标检测一直是国内外视觉监控领域研究的难点和热点之一, 其目的是从序列图像中将变化区域从背景图像中提取出来, 运动区域的有效分割对于目标分类、跟踪、行为理解等后期处理至关重要<sup>[1]</sup>。

背景差分法是目前运动分割中最常用的一种方法, 它是利用当前图像与背景图像的差分来检测运动区域的一种技术。目前大部分研究人员都致力于开发不同的背景模型, 以期减少动态场景变化对运

动分割的影响。已有许多文章提出了各种背景建模方法, 如 Haritaoglu 等<sup>[2]</sup>利用最小、最大强度值和最大时间差分值为场景中每个像素进行统计建模; Stauffer 等<sup>[3]</sup>建立了自适应多高斯模型; McKenna 等<sup>[4]</sup>利用像素色彩和梯度信息相结合的自适应背景模型。

初始背景完成后, 当原来属于背景中的物体开始运动时, 使用传统的背景更新方法(如选择性更新方法<sup>[5]</sup>)将得到一个错误的检测目标, 称为虚假目

标。由于选择性背景更新方法对虚假目标不予更新, 虚假目标将一直保留在背景中并将一直被误检为真实目标。这就是背景更新的“死锁”问题<sup>[5]</sup>。为解决此问题, Elgammal<sup>[6]</sup>等人建立了非参数背景模型, 结合了两个模型(长、短期模型, 它们获得不同类型的目标)以获得更好的更新策略, 避免了“死锁”问题。Cucchiara<sup>[7]</sup>等不是选择性地更新单一运动点, 而是选择性地更新已检测和识别到的目标。

在检测运动目标时, 还需要考虑阴影的影响, 阴影可能会扭曲目标的形状, 甚至可能被误检为目标。为了解决阴影问题, Jiang 等<sup>[8]</sup>提出了一种在静态图像中剪除阴影的方法, Kilger<sup>[9]</sup>在交通场景中通过寻找水平和垂直的边缘来分割阴影, Stauder 等<sup>[10]</sup>计算当前帧和以前帧中对应像素点亮度上的比值, 如该值小于预设阈值, 则认为该点为阴影点, Cucchiara 等<sup>[11]</sup>提出一种在 HSV 颜色空间内剪除阴影的方法。

### 1 系统处理流程

首先建立背景模型, 使用背景差分法获得前景, 然后用分类器将前景分为运动目标、静止目标、虚假目标和噪声, 对前两者进行阴影剪除, 最后进行后处理并提取出完整目标。背景模型采用基于目标的背景更新方法进行更新。控制流如图 1 所示。

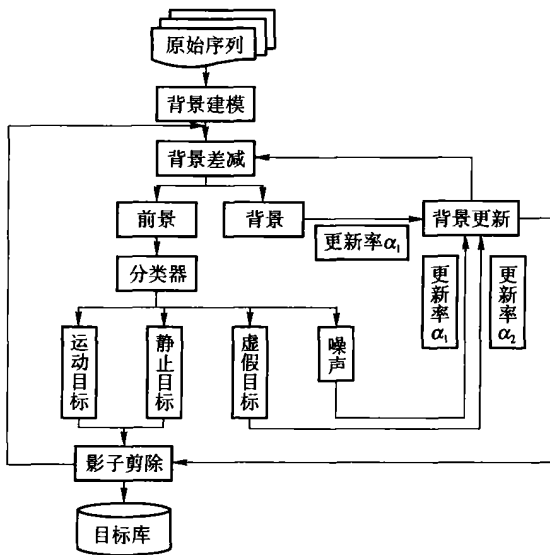


图 1 控制流  
Fig. 1 Control flow

### 2 背景建模及背景更新

提出一种新颖的背景建模方法, 利用前景元素

的运动信息, 将初始前景点不断用后续暴露出来的背景点替换。令某一帧作为 RGB 空间内的初始背景, 使用三帧差分法建立二值化掩码图像 Mask<sup>[12]</sup>, 其中,  $I_n(x)$  为时间  $t=n$  时点  $x$  的灰度,  $T_n(x)$  是第  $n$  帧像素点  $x$  处的门限值。

$$\begin{cases} |I_n(x) - I_{n-1}(x)| > T_n(x), \\ |I_n(x) - I_{n-2}(x)| > T_n(x), \end{cases} \quad (1)$$

对每一输入帧得到对应的局部掩码图像  $M_n$ 。令  $G_n(x)$  为在时间  $t=n$  时点  $x$  的 RGB 向量, 若  $Mask(x)=1$  且  $M_n(x)=0$ , 则更新  $Mask$  和  $Background$ ;  $Mask(x)=0$  且  $Background(x)=G_n(x)$ 。当点集  $N=\{Mask(x)=1\}$  趋于稳定时更新停止。

提出一种基于前景目标的背景更新方法, 如图 1 所示, 对运动目标、静止目标不予背景更新, 对噪声和背景采用更新率  $\alpha_1$  进行更新, 而对错误检测出的虚假目标, 采用更快的更新率  $\alpha_2$

$$B_{n+1}(x) = \begin{cases} B_n(x), & x \in \{\text{运动目标, 静止目标}\}; \\ F_n(x), & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

$$F_n(x) = \begin{cases} \alpha_2 B_n(x) + (1 - \alpha_2) I_n(x), & x \in \{\text{虚假目标}\}; \\ \alpha_1 B_n(x) + (1 - \alpha_1) I_n(x), & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

更新率  $\alpha_1$  与掩码图像  $Mask$  有关,  $Mask$  中点数越多  $\alpha_1$  取值越大, 范围为 0.8~0.95。更新率  $\alpha_2$  取值范围为 0.4~0.5, 虚假目标面积越大  $\alpha_2$  取值越大。

### 3 前景目标分类

使用如下背景差分法: 令  $F$  为前景点集合,  $B(x)$  为已建立的背景点  $x$  的 RGB 向量,  $G(x)$  为当前帧上点  $x$  的 RGB 向量,  $T1$  为预设的阈值。

$$F = \{x : Distance(B(x), G(x)) > T1\}, \quad (4)$$

$$Distance(B(x), G(x)) = \max(|B(x)c - G(x)c|). \quad (5)$$

式中:  $c$  为 RGB 颜色分量之一。以图 2 场景为例: 图 2(a)~(c) 分别为第 53、106、215 帧, 图 2(d)~(f) 是获得的前景。图 2(d) 中人为运动目标, 图 2(e) 中人为静止目标, 图 2(f) 中间为虚假目标, 其余属于噪声。下面构造前景分类器。

首先, 分离噪声。使用形态学开运算滤波, 并进行连通性分析, 若某连通分量面积小于门限  $TA$  (由帧大小决定), 则该分量为噪声。分类出噪声后, 获得运动目标, 静止目标和虚假目标连通分量集  $C$ 。

其次, 分离运动目标。图 3(a)~(c) 右侧对应

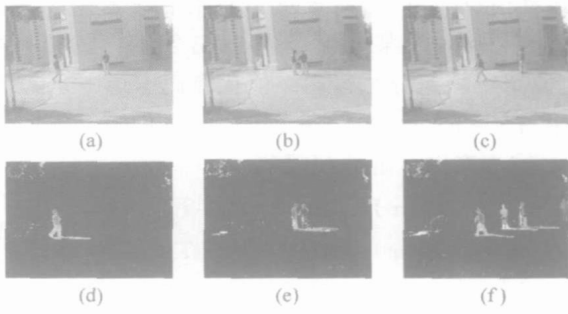


图 2 室外场景中的目标分类

Fig. 2 Object classification in outdoor sequences

图 2 中的目标, 左侧为目标上点的灰度变化曲线: 1) 运动目标经过该点, 灰度值发生跳跃并经过一系列变化, 最后达到原始稳定状态, 如图 3(a)所示; 2) 运动目标静止于该点时, 灰度值经过一系列变化, 达到新的稳定状态, 如图 3(b)所示; 3) 虚假目标出现时, 该点灰度值发生一个跳跃, 最后达到新的稳定状态, 如图 3(c)所示。

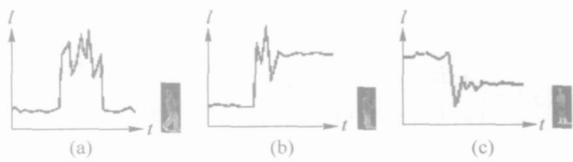


图 3 灰度变化曲线及对应目标

Fig. 3 Curves of grey change

提出跳跃度函数  $T$  和稳定度函数  $S$

$$T = \max\{|I_i - I_{i-j}|, \forall j \in [1, 5]\}, \quad (6)$$

$$S = \frac{k \sum_{j=0}^k I_{i+j}^2 - \left(\sum_{j=0}^k I_{i+j}\right)^2}{k(k-1)}. \quad (7)$$

$T$  为像素点灰度跳跃的程度,  $S$  为像素点经过一系列变化后稳定的程度( $k$  取  $10 \sim 20$ )<sup>[13]</sup>。  $T$  和  $S$  不适用于含有椒盐噪声的视频, 因此预处理需消除视频序列中的椒盐噪声。

对连通分量的集合  $C$  中的点  $p$ , 运用如下算法

$$\begin{cases} P \text{ 是运动点, } T(p) \gg T_2 \text{ 且 } S(p) \gg T_2, \\ P \text{ 是静止点, 其它。} \end{cases} \quad (8)$$

对  $C$  中的点  $i$ , 以半径  $r_c$  进行最小邻域空间滤波, 得到区域集  $R_i$ , 当  $R_i$  中运动点远大于静止点时,  $R_i$  为运动目标, 否则为静止目标或虚假目标。由此得到只包含静止目标和虚假目标的连通分量集  $C'$ 。

最后, 区分虚假目标和静止目标。假定虚假目标和背景在亮度或色彩上有明显差异, 利用边缘特

性: 1) 对当前帧进行边缘检测, 得到点集  $CGE$ ; 2) 对  $C'$  进行边缘检测, 得到点集  $E$ ; 3) 对任一分量  $C'_i$ , 若  $CGE$  和  $E$  交集的点数大于门限, 则  $C'_i$  为静止目标。至此, 前景目标分类器构造完成。

## 4 阴影剪除算法

本节提出一种新颖的阴影剪除算法剪除运动目标和静止目标的阴影。剪除阴影的目的是阻止阴影被误分类为运动目标(当阴影与目标不连续时), 以及目标特征的误提取(当阴影与目标相连时)。在很多情况下目标和阴影上的点有着相似的视觉效果, 特别是只处理灰度图, 因此研究人员考虑加入颜色信息以提高阴影检测率。由于 HSV 颜色空间反映了人观察彩色的方式, 而且实验证明该空间在剪除阴影方面比 RGB 空间更精确<sup>[11]</sup>。但是在某些情况下, 目标和阴影在颜色信息上没有可检测的差别(如一个穿绿上衣的人走过一片绿草地)。此时仅依靠颜色信息不能可靠地检测阴影, 然而, 利用一阶梯度信息可以有效地处理此类问题<sup>[5]</sup>。结合两者的优点, 提出了基于 HSV 颜色信息和一阶梯度信息的混合阴影剪除算法

$$OP_k(x, y) = \begin{cases} 1, & C^1_k(x, y) \cup C^2_k(x, y), \\ 0, & \text{其它。} \end{cases} \quad (9)$$

$OP_k(x, y) = 1$  为第  $k$  帧的点  $(x, y)$  为目标点。

$C^1_k(x, y)$ ,  $C^2_k(x, y)$  为利用 HSV 和梯度的分类准则。

准则  $C^1_k(x, y)$  如下所示, 由三个子条件组成:

$$C^1_k(x, y) \begin{cases} (C^v_k(x, y) / B^v_k(x, y) < T^v) \cup \\ (C^s_k(x, y) - B^s_k(x, y) > T^s) \cup \\ (abs(C^H_k(x, y) - B^H_k(x, y)) > T^{H1}) \cap (C^H_k(x, y) < T^{H2}). \end{cases} \quad (10)$$

1) 前帧点  $C^v_k(x, y)$  和背景点  $B^v_k(x, y)$  在亮度  $V$  上的比值在门限  $T^v$  之内。阴影投射在背景上, 背景亮度必然有变化。如目标的阴影较浅, 则  $T^v$  较大。

2)  $C^s_k(x, y)$  和  $B^s_k(x, y)$  在饱和度  $S$  上的差值大于门限  $T^s$ 。有研究表明<sup>[14]</sup>, 目标投射到背景上会引起背景点的饱和度发生较大变化, 而阴影则不会使背景点的饱和度有明显变化。

3)  $C^H_k(x, y)$  和  $B^H_k(x, y)$  在色调  $H$  上的差值

的绝对值大于门限  $T^{H1}$ , 且当前帧点  $C_k^H(x, y)$  的色调小于门限  $T^{H2}$ . 相对目标点而言, 阴影点不会引起背景点在色调上较大的变化, 且通过将当前帧点的色调限制在门限  $T^{H2}$  可以获得比阴影点较浅色调的目标点。

准则  $C_k^2(x, y)$  利用了空间上的一阶梯度信息。对每一个背景点, 用 Sobel 算子在  $x$  和  $y$  方向上计算梯度, 得到  $B_{xi}(x, y), B_{yi}(x, y) (i=R, G, B)$ , 同时获得均方差  $\sigma_{gi} (i=R, G, B)$ . 同样, 对每一当前帧上的点  $(x, y)$ , 用计算  $i_x(x, y)$  和  $i_y(x, y)$ . 准则  $C_k^2(x, y)$  为

$$\sum_{i=R, G, B} \left[ \sqrt{(i_x(x, y) - B_{xi}(x, y))^2 + (i_y(x, y) - B_{yi}(x, y))^2} - 3 \sigma_{gi} \right] > 0. \tag{11}$$

当  $P(x, y)$  满足  $C_k^1(x, y)$  或  $C_k^2(x, y)$  时, 才被分类为目标点。两个准则中优先考虑  $C_k^1(x, y)$ .

### 5 实验结果及分析

实验采用固定摄像机摄取的若干视频, 以及一些国际上通用的标准视频。帧大小为  $320 \times 240$ .

图 4 为足球场视频获得初始背景及背景更新各阶段。图 4(a) ~ (d) 为序列第 1、10、20、36 帧对应的背景, 初始化在图 4(c) 结束。由于最右侧的人第 22 帧前静止, 之后开始运动, 所以他在第 22 帧前是背景, 而后是虚假目标。采用本文提出的基于前景目标的背景更新方法, 得到完全背景图 4(d)。如采用传统背景更新方法, 更新将出现错误, 最右侧人被误检为运动目标。实验图 2 视频, 结果如图 5 所示。图 5(a) 为建立的初始背景, 图 5(b) 是对应图 2(e) 的检测结果。静止的人运动后, 利用本文方法可以除

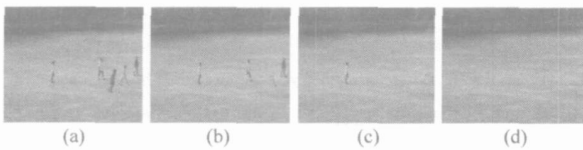


图 4 背景初始化及更新过程

Fig. 4 Initialization and updated process of the background model

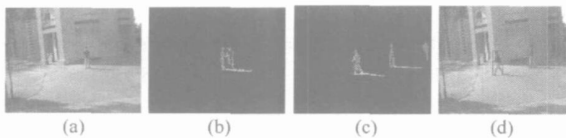


图 5 系统检测结果

Fig. 5 Results of detecting

去虚假目标, 图 2(f) 的虚假目标在图 5(c) 中消失, 最终检测结果如图 5(d) 所示。

实验表明, 与典型背景建模方法 (如多高斯统计模型) 相比, 本方法建模速度更快并且可以有效解决一直困扰着传统方法的背景更新“死锁”问题。

图 6 为阴影剪除算法的实验结果, 标准视频图 6(a) ~ (c) 是在学校门口, 图 6(d) ~ (f) 是在监控室。虽然两者环境, 光照条件等不同, 但是检测结果都较为理想。

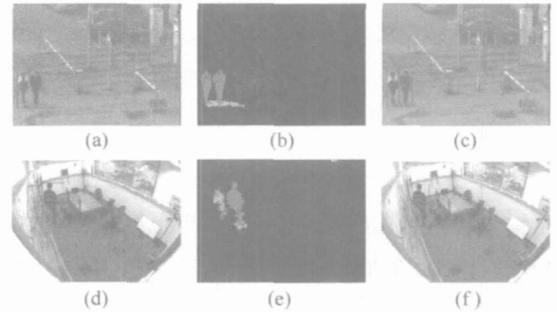


图 6 阴影剪除结果

Fig. 6 Results of shadow extermination

评估阴影检测算法, 需明确最优检测 (将阴影点误分类为目标点的概率最低) 和最优区分 (将目标点误分类为阴影点的概率最低)。相应地引入阴影检测率  $\eta$  和阴影区分率  $\xi$ , 定义如下<sup>[14]</sup>:

$$\eta = \frac{TP_s}{TP_s + FN_s}, \tag{12}$$

$$\xi = \frac{TP_o}{TP_o + FN_o}. \tag{13}$$

$TP_s$  为被正确分类的阴影点数量,  $FN_s$  为被错误分类的阴影点数量;  $TP_o$  为被正确分类的目标点数量,  $FN_o$  为被错误分类的目标点数量。

表 1 列出了图 6(d) ~ (f) 的视频序列在不同参数下本阴影剪除算法的性能。为了获得相应的  $\eta$  和  $\xi$ , 需手工确认某帧中的  $TP_s, FN_s, TP_o,$  和  $FN_o$ . 表 1 前 5 列是算法参数, 6、7 列是目标点和阴影点数量, 最后两列是  $\eta$  和  $\xi$ . 表 1 前 4 行分别是使用  $V, H, S, \alpha$  四个条件单独进行检测, 5、6 行改变  $V$ , 7、8 行改变的是  $S$ , 9、10 行改变  $H$ , 11 行改变  $\alpha$ . 前三行表明, 如只用  $S, V$  而不用  $H$ , 检测率  $\eta$  很不理想, 第 7 ~ 10 行表明颜色信息在阴影剪除算法中作用不如  $V$  明显。对比第 5 行和第 11 行数据, 随着  $\alpha$  的增加, 更多的目标点被误分类为阴影点, 另外, 引入梯度信息明显提高了阴影区分率  $\xi$ .

表 1 阴影剪除精确度

Tab. 1 Precision of shadow suppression

TV	TS	TH1	TH2	$\alpha$	目标点	阴影点	$\eta/\%$	$\xi/\%$
0.4	N/A	N/A	N/A	N/A	789	1528	84.20	52.04
N/A	N/A	60	70	N/A	1202	1115	67.98	79.29
N/A	0	60	70	N/A	1214	1123	67.36	60.08
N/A	N/A	N/A	N/A	3	626	1691	58.01	89.65
0.4	0	60	70	3	1461	856	87.26	96.37
0.5	0	60	70	3	856	1461	58.86	96.37
0.4	1	60	70	3	1460	857	87.36	95.31
0.4	2	60	70	3	1470	845	86.14	96.97
0.4	0	120	70	3	1375	893	91.03	90.70
0.4	0	60	120	3	1982	335	34.15	76.49
0.4	0	60	70	6	1270	1047	93.67	87.77

本文算法可以得到较优结果为  $\eta=87.26\%$ ,  $\xi=96.37\%$ , 与文献[14]中提到的四种方法: SNP、SP、DNM1、DNM2 相比, 阴影检测率有较大提高, 同时阴影区分率略有改进。比较结果见表 2。

表 2 与其它阴影剪除算法的比较

Tab. 2 Comparison between other shadow suppression algorithms and the proposed algorithm

	SNP	SP	DNM1	DNM2	本文算法
$\eta/\%$	72.82	76.27	78.61	62.00	87.26
$\xi/\%$	88.90	90.74	90.29	93.89	96.37

## 6 结束语

本文提出了一个能有效提取视频场景中运动目标的检测方法。提出一种新颖的背景建模方法并给出一种基于前景目标的背景更新方法, 从而有效解决了背景更新“死锁”问题, 增强了系统的鲁棒性。为了消除阴影的影响, 提出了一种基于 HSV 颜色信息和一阶梯度信息的混合阴影剪除算法。最后, 给出了实验检测结果, 并对阴影剪除算法进行了量化评估。实验表明, 本文方法能有效分割视频场景中的运动目标并鲁棒地分离目标及其阴影区域。

## 参考文献 (References)

[1] WANG L, HU W, TAN T. Recent developments in human motion analysis[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(3): 585-601.

- [2] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. W4 real-time surveillance of people and their activities[J]. IEEE Trans Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(8): 809-822.
- [3] Stauffer C, Grimson W. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]. Proc of the IEEE CS Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Collins: IEEE Computer Society, 1999: 246-252.
- [4] McKenna S, Jabri S, Duric Z, et al. Tracking groups of people[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2000, 80(1): 42-56.
- [5] Karmann K P, Von Brant. Moving object recognition using an adaptive background memory[C]. Time varying Image Processing and Moving Object Recognition, Amsterdam, The Netherlands: Elsevier Science, 1990, 2: 289-296.
- [6] Ahmed Elgammal, David Harwood, Larry Davis. Non-parametric model for background subtraction[C]. 6th European Conference on Computer Vision, Dublin, Ireland; Lecture Notes in Computer Science, 2000: 751-767.
- [7] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Detecting moving objects, ghosts and shadows in video streams[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1337-1342.
- [8] JIANG C, Ward M O. Shadow identification[C]. Proc of IEEE Int'l Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '92), Champaign, Illinois: IEEE Computer Society, 1992: 606-612.
- [9] Kirger M. A shadow handler in a video-based real-time traffic monitoring system[C]. Proc of IEEE Workshop on Application of Computer Vision, Palm Springs: IEEE Computer Society, 1992: 11-18.
- [10] Stauder J, Mech R, Ostemann J. Detection of moving cast shadows for object segmentation[J]. IEEE Trans on Multimedia, 1999, 1(1): 65-76.
- [11] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Detecting objects, shadow and ghosts in video streams by exploiting color and motion information[C]. Proc of 11th International Conference on Image Analysis and Processing (ICIAP 2001), Palermo, Italy, 2001: 1337-1342.
- [12] Ehud Rivlin, Michael Rudzsky, Roman Goldenberg, et al. A real-time system for classification of moving objects[C]. Proc of the 16th International Conference on Pattern Recognition-ICPR'02, Quebec City: IEEE Computer Society, 2002: 30688-30691.
- [13] Collins R T, Lipton A J, Fujiyoshi H, et al. A system for video surveillance and monitoring[J]. Proc of the IEEE, 2001, 89: 1456-1477.
- [14] Prati A, Mikic I, Trivedi M M, et al. Detecting moving shadows: algorithms and evaluation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(7): 918-923.