

HSV 自适应混合高斯模型的运动目标检测

林 庆^{1,2} 徐 柱¹ 王士同^{2,3} 詹永照¹

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)¹ (南京理工大学计算机系 南京 210094)²

(江南大学信息学院 无锡 214122)³

摘 要 在目前的计算机视觉应用中,从视频序列中提取出运动目标是一个研究热点。针对传统方法在复杂多变环境下不能很好地检测出运动目标且运算量较大的问题,根据 HSV 颜色空间的特点,提出了一种基于 HSV 颜色空间的自适应混合高斯背景建模和阴影消除的方法。首先,在传统的混合高斯背景建模的基础上,引入了一种新的混合高斯模型高斯成分个数的自适应选择策略以提高建模的效率。其次,根据阴影在 HSV 向量空间的特点,融入了一种新的阴影消除方法,以检测出带阴影的运动目标。该方法能够快速准确地建立背景模型,准确分割前景目标。与传统的阴影消除方法相比,该方法可以在不需要设置阈值的情况下,对运动目标的阴影进行很好的消除,有很好的鲁棒性和实用性。

关键词 自适应混合高斯模型,运动目标检测,阴影消除,HSV

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

Moving Objects Detection of Adaptive Gaussian Mixture Models on HSV

LIN Qing^{1,2} XU Zhu¹ WANG Shi-tong^{2,3} ZHAN Yong-zhao¹

(Dept. of Computer Science and Communication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)¹

(Dept. of Computer, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)²

(School of Information Technology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)³

Abstract In the current computer vision applications, the research on extracting moving objects from video sequences is very hot. The traditional methods can not detect moving object in the complex environment well. According to the characteristics of HSV color space, a adaptive mixed Gaussian background Modeling based on HSV color space and the way to remove the shadow was also proposed. Firstly, in order to improve the efficiency of Modeling, an adaptive selection strategy of number of components of mixture of Gaussians model was proposed. Secondly, according to the shadow characters in the HSV vector space, we also proposed a new method to remove the shadow of objects. The paper can also build the model quickly and remove the shadow accurately under the situation of light with big change. Compared with the traditional shadows suppression method, this method can suppress shadows to moving objects without setting the threshold value.

Keywords Adaptive mixture gaussian model, Moving object detection, Shadow suppression, HSV

视觉监视的第一步工作是将前景目标所在的区域从背景中分割提取出来,即完成前景和背景的分离^[1]。这一工作一般有 3 种实现方法:光流法^[2,3]、帧间差分法^[4-6]、减背景法^[7,8]。前两种方法都可以用于运动摄像机的情形,对动态环境的适应能力比较强,但帧间运动分析的结果精度不够,难以获得目标所在区域的精确描述;光流法计算的复杂度非常高,难以符合视觉监控系统实时处理的要求。背景消减法适用于摄像机静止的情形。它为静止背景建立背景模型,通过当前图像帧和背景模型进行比较,确定出亮度变化较大的区域,即认为是前景区域。实际应用中采用的都是一定的算法进行背景模型的动态更新,以适应环境的变化。本文选择了高斯模型来建模背景模型。

由于常见的高斯背景建模(Mixture of Gaussians, MoG)都是在 RGB 颜色空间内完成的,而 RGB 颜色空间对运动目标的阴影识别能力很差,但是 HSV 空间却对运动目标阴影有很好的识别能力,因此本文提出了一种基于 HSV 颜色空间的自适应混合高斯背景建模和阴影消除方法。该方法使建模的空间及效率有了很大的提高,并在不需要设置阈值的情况下能对运动目标的阴影进行很好的消除,有很好的鲁棒性和实用性。

1 减背景运动目标检测

减背景算法主要包含预处理、背景建模、前景检测和运动区域后处理。

来稿日期:2009-11-18 返修日期:2010-02-08 本文受国家自然科学基金项目(60673190)资助。

林 庆(1962—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为数据挖掘、模式识别与人工智能, E-mail: milam0479@126.com; 徐 柱(1986—),男,硕士生,主要研究方向为视频图像检测与跟踪; 王士同(1964—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能/模式识别、神经模糊系统、生物信息学及其应用; 詹永照(1962—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为分布式系统、多媒体技术、模式识别。

对于复杂的背景环境,例如由于经常有摇动的树,使得背景不完全静止,在某帧中一个像素可能表示天空,但在另一帧中则可能表示树叶,而在第3帧中则又可能表示树枝。显然,每一种状态下的像素亮度(颜色)值是不同的,因此可以对这些多模态情形使用多个高斯模型来混合建模^[9]。

1.1 混合高斯背景建模

传统的背景建模都是建立在 RGB 色彩空间的基础上,本文采用 HSV 色彩空间模型。混合高斯模型^[12]使用 K (本文取 $K=3$) 个高斯模型来表征图像中各个像素点的特征。设用来描述每个点颜色分布的 K 个高斯分布分别具有不同的权值 $w_{i,t}$ ($w_{i,t}=1, i=1,2,\dots,K$), 它们总是按照优先级 $w_{i,t}/\sigma_{i,t}^2$ 从高到低的次序排序。取定适当的背景权值部分和阈值 T , 只有在此阈值之内的前若干个分布才被认为是背景分布, 其则是前景分布。

设 x_t 为 t 时刻的某一像素值, 其概率密度函数能写成 K 个高斯分布的线性组合:

$$P(x_t) = \sum_{i=1}^K \frac{w_{i,t}}{(2\pi)^{d/2} |Cov_{i,t}|^{1/2}} \times e^{-\frac{1}{2}(x_t - \mu_{i,t})^T \sum_{i,t}^{-1} (x_t - \mu_{i,t})} \quad (1)$$

式中, $w_{i,t}, \mu_{i,t}, Cov_{i,t}$ 分别为 t 时刻第 i 个高斯分布的权值、均值和协方差。由于 HSV 3 个分量之间的相关性要比 RGB 弱一些, 在此假设 H, S, V 相互独立, 而且具有相同的协方差 $Cov_{i,t}$ 。从计算角度考虑, 协方差矩阵经常记为 $Cov_{i,t} = \sigma_i^2 I$ 。

随着场景的变化, 每个像素的混合高斯模型都需要被不断地学习更新, 方法是将混合高斯模型中的 K 个高斯成分按照 $w_{i,t}^j/\sigma_{i,t}^j$ 由大到小排序, 然后用像素的当前值 x_j 与其混合高斯模型中的 K 个高斯成分逐个比较, 若符合条件:

$$|x_j - u_{i,t}^j| < \delta \sigma_{i,t}^j \quad (2)$$

通常 δ 取 2.5~3.5, 即 x_j 与第 i 个高斯成分的均值 $u_{i,t}^j$ 之间的差小于 δ 倍该高斯成分的标准差 $\sigma_{i,t}^j$, 则该匹配的高斯成分被 x_j 更新, 其余的高斯成分保持不变, 更新方程如下:

$$\begin{cases} w_{i,t+1}^j = (1-\alpha)w_{i,t}^j + \alpha \cdot (M_{i,t}^j) \\ u_{i,t+1}^j = (1-\rho)u_{i,t}^j + \rho \cdot x_j \\ (\sigma_{i,t+1}^j)^2 = (1-\rho)(\sigma_{i,t}^j)^2 + \rho(x_j - u_{i,t}^j)^T (x_j - u_{i,t}^j) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\rho = \alpha/w_{i,t}^j$, α 是模型的学习率。当第 i 个高斯成分与 x_j 匹配时, $M_{i,t}^j$ 为 1, 否则为 0; 如果 x_j 与像素 j 的混合高斯模型中的 K 个高斯成分都不匹配, 则该像素混合高斯模型中排在最后的高斯成分被新的高斯成分取代, 新生成的高斯成分有较小的权值和较大的方差, 均值为 x_j , 初始化标准差及权重设置为 σ_{init} 和 w_{init} 。在更新完成后, 各高斯成分的权重被归一化, 以使 $\sum_{i=1}^K w_{i,t+1}^j = 1$ 。

1.2 改进的自适应混合高斯背景建模

在实际的高斯背景建模场景中, 不同的区域对应的场景的状态变化是不同的。随着时间的变化, 有的场景区域的状态个数会经常改变。而在每帧中的所有像素对应的高斯分布个数都保持固定不变(通常为 3~5 个, 本文选取 3 个), 会造成系统资源的浪费, 因此本文提出了一种更为直观的高斯成分个数自适应选择的混合高斯背景建模(Adaptively selecting components number of MoG, ACMoG)。

由于混合高斯模型中长时间与场景匹配的高斯成分的权重会越来越大, 而权重归一化后, 那些不匹配的高斯成分的权重会越来越小, 又由于会选择权重与标准差之比较大的几个高斯成分作为表示背景的分布, 这些权重逐渐变小的高斯成

分会逐渐落入表示前景的部分。当某个高斯分布的权重 $w_{i,t}^j$ 小于 w_{init} 时, 且该高斯成分的 $w_{i,t}^j/\sigma_{i,t}^j$ 小于初始化时的 w_{init}/σ_{init} 时, 该高斯成分将会被排在新的初始化的高斯成分之后。继续保留该高斯成分, 将使得再次出现与这个高斯成分匹配的场景时, 利用该高斯成分学习此场景比用一个新的高斯成分学习此场景所花费的时间更长, 对于这些多余的高斯成分, 既影响了模型的学习收敛速度, 又浪费系统的计算资源, 应该在背景模型的更新时删除。因此改进新的自适应高斯成分个数的选择, 应在每一帧背景模型更新学习后, 删除那些多余的高斯成分。判断高斯成分是否多余的条件如下:

$$w_{i,t}^j < w_{init} \text{ 且 } (w_{init}/\sigma_{init}) < (w_{i,t}^j/\sigma_{i,t}^j) \quad (4)$$

2 阴影检测及消除

检测和跟踪运动目标的挑战之一就是识别物体投下的阴影以及随着物体在场景中运动的阴影。如果不能准确地检测出目标的阴影, 跟踪的时候也很容易出错。因此, 阴影检测是可靠的视频系统中不可少的部分。与 RGB 颜色空间相比, HSV 颜色空间更接近人眼视觉模型, 能直接体现颜色的亮度信息, 可以更好地量化阴影和运动目标之间的差别^[10]。检测疑似阴影就是根据一定的阴影模型, 判断当前像素值是否可能为投射阴影像素值。目前常用的阴影检测方法如文献^[11]中基于 HSV 颜色空间(H 表示色度, S 表示饱和度, V 表示亮度, 反映了人的视觉系统感知色彩的方式)的阴影模型, 能比 RGB 颜色空间更准确地检测出阴影。根据如下的决策公式, 判断像素值是否可能为阴影:

$$sp(x, y) = \begin{cases} 1, & \alpha_s \leq \frac{I_s(x, y)}{B_s(x, y)} \leq \beta_s \\ & \wedge (I_s(x, y) - B_s(x, y)) \leq \tau_s \\ & \wedge |I_H(x, y) - B_H(x, y)| \leq \tau_H \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $I_H(x, y), I_S(x, y), I_V(x, y)$ 分别表示新输入像素 $I(x, y)$ 的 HSV 分量, $B_H(x, y), B_S(x, y), B_V(x, y)$ 分别表示背景像素值的 HSV 分量。如果 $I(x, y)$ 被判定为阴影, 则该点的 $SP(x, y)$ 置为 1, 否则 $SP(x, y)$ 置为 0。参数 $0 < \alpha_s < \beta_s < 1$, 参数 α_s 取值要考虑阴影的强度: 当背景上投射的阴影越强时, α_s 越小; β_s 用来增强对噪声的鲁棒性, 即当前帧的亮度不能和背景太相似。参数 τ_s 小于零, 参数 τ_H 的选取则主要凭经验调试。

式(5)中, 不同的环境需要多次设置不同的阈值, 所以在实际应用中有一定局限性。但由于运动目标产生的阴影除了亮度 V 减小外, 阴影在 HSV 颜色空间的 3 个分量的向量和 $\vec{H} + \vec{S} + \vec{V}$ 比背景的向量和 $\vec{H}_b + \vec{S}_b + \vec{V}_b$ 小^[12], 在 HSV 的颜色空间坐标系表示如图 1 所示。

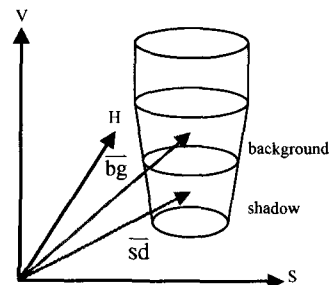


图2 HSV 颜色空间背景和阴影区域

那么,我们可以通过计算这两者的向量差来达到检测阴影的目的。计算公式如下:

$$sp(x,y)=\begin{cases} 1, ((H_b^2+S_b^2+V_b^2)>(H^2+S^2+V^2)) \\ \quad \wedge (V<V_b<4V) \\ 0, \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

就可以达到阴影检测的目的,实验证明,该方法确实可行。

3 算法分析

本文把运动目标检测分为运动前景检测与阴影消除两个阶段。对新进入的像素值,首先根据第2节所述混合高斯背景模型判断该像素值是背景还是运动前景。若为前景,再用第3节的阴影消除方法判断该像素值是否可能为阴影,非疑似阴影即判断为运动目标。若判定为疑似阴影,则用该像素值更新本文第2节所述的混合高斯阴影模型参数,其余像素点的模型参数保持不变,这样也减少了高斯模型的计算量。程序流程图如图2所示。

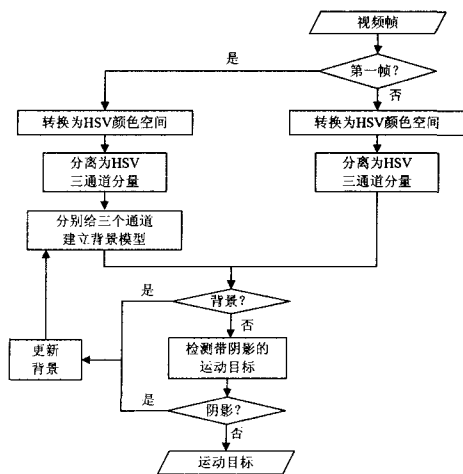


图3 程序流程图

4 实验分析

为验证算法的可行性,采集了一段室外场景的视频。采集的视频分辨率为 320×240 像素,计算机硬件基本配置为赛扬 p4(2.4G),内存为 512M,在 VC++ 6.0 平台上做实验。

图3为 ACMoG 在各选取两像素点 A(40,40),B(190,150)对应的高斯成分变化图,A,B 两点的位置如图4的第一幅图像所示。

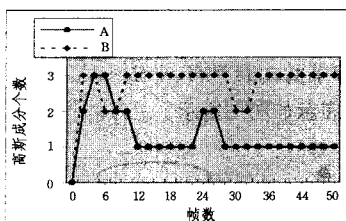


图3 改进的自适应高斯成分变化图

由图3可知,改进的自适应高斯成分背景建模,在前几帧处由于相机的抖动造成各个像素的高斯成分都突增为3个,稳定后高斯成分可以清晰地读出。在建筑物等像素改变较小处,高斯成分多数为1。由表1可以看出改进后的算法大大缩短了运算时间,其处理速度也就得到了很大的提高。

表1 MoG 与 ACMoG 的处理速度(ms/f)

算法	B(190,50)	A(40,40)	平均
MoG	48.2	50.1	49.1
ACMoG	31.6	47.8	39.7

图4(a)是当视频为860帧和878帧时的原始视频。图4(b)是对场景采用混合高斯背景模型建模时RGB空间提取的帧场景的背景。图4(c)是HSV空间提取的帧场景的背景。图4(d)是没有采用式(11)时提取的带阴影运动目标。图4(e)是采用本文提出的式(11)时提取的运动目标。比较图4(d)和图4(e),可以得出,当采用式(11)时,基本上可以有效消除运动目标的阴影。

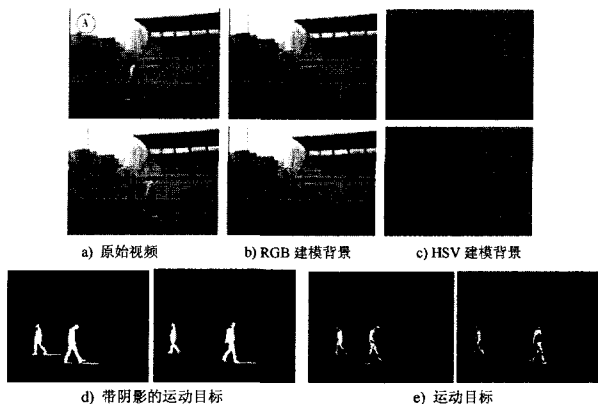


图4 第860帧和第878帧背景建模及阴影消除效果图

结束语 本文根据 HSV 颜色空间的特点,分别对 H, S, V 3个分量进行了高斯背景建模,而没有采用常见的基于 RGB 颜色空间的建模。同时提出了一种新的混合高斯模型高斯成分个数的自适应选择策略。其次,在阴影检测的算法上,本文改进了传统的阴影检测算法公式需要反复实验阈值,提出了一种新的阴影检测算法公式。同时,本文给出了其背景更新的方法。实验证明,本方法能高效地建立背景模型,准确地消除运动目标检测的阴影。但是,本实验也有一些不足的地方,比如当运动目标运动缓慢或者偶尔静止时,对于检测出前景就有些困难。这是下一步需要研究的课题。

参考文献

- [1] Zhou Kang, Tong Xiaojun, Xu Jin. An Algorithm of Sticker DNA Chip Model on Making Spanning Tree Problem[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Dalian, China, 2006; 4287-4292
- [2] Ribaric S, Adrinek G, Segvic S. Real-time Active Visual Tracking System[C]//IEEE Melecon. Vol. 1, May 2004; 231-234
- [3] Barron J L, Beauchemin S S, Fleet D J. On Optional Flow[C]//6th Int. Conf. on Artificial Intelligence and Information-Control Systems of Robots, Bratislava, Slovakia, 1994; 3-14
- [4] 杨学超,刘文萍. 视频图像序列中的运动目标检测技术[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(1): 215-218
- [5] Stauffer C, Grimson W E L. Learning Patterns of Activity Using Real-time Tracking[J]. IEEE Trans. PAMI, 2000, 22(8): 747-757
- [6] Power P W, Schoonees J A. Understanding background mixture models for foreground segmentation[C]//Proceedings of Image and Vision Computing, Auckland, New Zealand; Auckland University Press, 2002; 267-271

(下转第290页)

表5 各算法计算结果比较

EISA	EHISA	EVVTS	Deadline	R1%	R2%	R3%
195.99	166.04	137.95	1.57	-18.04	0	16.92
161.27	137.05	113.62	1.73	-17.67	17.46	17.10
134.59	114.57	95.21	1.88	-17.47	31.00	16.90
114.02	97.33	80.93	2.04	-17.15	41.38	16.85
97.76	83.71	69.64	2.20	-16.78	49.58	16.81
84.80	72.77	60.57	2.36	-16.53	56.17	16.77
74.26	63.84	53.14	2.51	-16.32	61.55	16.76
65.53	56.42	47.02	2.67	-16.15	66.02	16.66
58.29	50.26	41.89	2.83	-15.98	69.73	16.65
52.18	45.05	37.55	2.98	-15.83	72.87	16.65
46.98	40.62	33.86	3.14	-15.66	75.54	16.64

为了进一步分析算法的有效性,我们对任务数 V_{num} 从 20 到 200、处理器数 P_{num} 从 10 到 180 进行了随机实例计算,并计算得到相应的能耗。其中 $DE1 = 100 * (E_{HISA} - E_{VVTS}) / E_{HISA}$ 为 HISA 算法与 VVTS 算法相比得到的能耗百分比变化范围, $DE2 = 100 * (E_{HISA} - E_{EISA}) / E_{HISA}$ 为 VVTS 算法与 HISA 算法的能耗减少百分比变化范围。从表 6 可以看出, EISA 算法得到的系统能耗量较大,并且任务数和处理器数越多时系统总能耗比其它算法越大,最多达到 HISA 算法的 20 倍。而随着任务数和处理器数的增多,任务 VVTS 算法得到的能耗量约为 HISA 算法的 80%~95%。注意到处理器过少或过多时总的任务调度可行解较少,因此各算法的区别并不大。

表6 随机计算结果比较

V_{num}	P_{num}	DE1	DE2
200-150	180-140	6-20	-2000-100
200-150	140-100	6-20	-1000-50
200-150	100-60	6-20	-400-20
200-150	60-20	6-20	-100-10
150-100	120-90	5-20	-1400-100
150-100	90-60	5-20	-1000-40
150-100	60-30	5-20	-350-1
100-50	80-60	5-20	-1000-100
100-50	60-40	5-20	-400-50
100-50	40-20	5-20	-300-0.5
50-40	40	3-20	-1000-40
50-40	20	3-20	-900-10
50-40	10	3-30	-300-0.5
30-20	10	3-30	-100-1

结束语 动态电压缩放技术可有效地减少计算机系统的能耗。本文研究了如何在分布式和异构式系统中利用动态电压缩放技术减少能耗。针对任务在不同处理器上的运行时间、空闲时间片和能耗的情况,我们提出了利用禁忌策略的迭代式动态电压缩放算法,算法通过禁忌任务分配在某些处理器上获得更多的可利用空闲时间,经过动态电压缩放后减少了任务在处理器上的能耗量,最终用仿真实验验证了算法的

有效性。

参考文献

- [1] Burd T D, Pering T A, Stratakos A J, et al. A Dynamic Voltage Scaled Microprocessor System[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2000, 35(11): 1571-1580
- [2] Manzak A, Chakrabarti C. Variable voltage task scheduling algorithms for minimizing energy[J]. IEEE Journal of Transactions VLSI System, 2003, 11(2): 270-276
- [3] Yi Hui-Zhan, Yang Xue-jun. Toward the Optimal Configuration of Dynamic Voltage Scaling Points in Real-time Applications [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2006, 21(6): 893-900
- [4] Chowdhury P, Chakrabarti C. Static task-scheduling algorithms for battery-powered DVS systems[J]. IEEE Journal of Transactions VLSI System, 2005, 13(2): 226-237
- [5] Aydin H, Melhem R, Mossé D, et al. Power-Aware Scheduling for Periodic Real-time Tasks[J]. IEEE Journal of Transactions on Computers, 2004, 53(5): 584-600
- [6] Wong I Y, Casey R G, Wahl E M. Document Analysis System [J]. IBM Journal of Research Develop, 1982, 26(6): 647-656
- [7] Jejurikar R, Gupta R. Optimized Slowdown in Real-Time Task Systems[J]. IEEE Journal of Transactions on Computers, 2006, 55(12): 1588-1598
- [8] Braun T D, Siegel H J, Beck N, et al. A Comparison of Eleven Static Heuristics for Mapping a Class of Independent Tasks onto Heterogeneous Distributed Computing Systems[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2001, 61(6): 810-837
- [9] Zhou Lan, Sun Shixin. Scheduling algorithm based on critical tasks in heterogeneous environments[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 19(2): 398-405
- [10] Bajaj R, Agrawal D P. Improving scheduling of tasks in a heterogeneous environments[J]. IEEE Journal of Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2004, 15(2): 107-118
- [11] Topcuoglu H, Hariri S, Wu M. Performance-effective and Low-complexity Task Scheduling for Heterogeneous Computing[J]. IEEE Journal of Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2002, 13(3): 260-274
- [12] Schmitz M T, Al-Hashimi B M, Eles P. Iterative Schedule Optimization for Voltage Scalable Distributed Embedded System[J]. ACM Journal of Transactions on Embedded Computing Systems, 2004, 3(1): 182-217
- [13] Glover F. Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence[J]. Journal of Computers and Operations Research, 1986, 13(5): 533-549
- [14] Thesen A. Design and Evaluation of Tabu Search Algorithms for Multiprocessor Scheduling[J]. Journal of Heuristics, 1998, 4(2): 141-160

(上接第 256 页)

- [7] 彭可, 陈燕红, 唐宜清. 一种室内环境运动目标检测混合算法 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(5): 239-241
- [8] 代科学, 李国辉, 涂丹, 等. 监控视频运动目标检测背景技术的研究现状和展望[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(7): 919-917
- [9] Friedman N, Russell S. Image segmentation in video sequences: A probabilistic approach [A] // Proceedings of the 13rd Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence [C]. Rhode Island, USA, 1997: 175-181

- [10] 周凯. 交通视频监控系统中运动目标特征提取与数据传输实时性保证的研究[D]. 上海: 同济大学, 2007
- [11] Doshi A, Trivedi M. "Hybrid Cone-Cylinder" Codebook Model for Foreground Detection with Shadow and Highlight Suppression [C] // Proceeding of IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance. Nov. 2006: 19-19
- [12] 王华伟, 李翠华, 施化. 基于 HSV 空间和一阶梯度的阴影剪除算法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(8): 43-44