

# 光照突变场景中结合 Phong 模型的分层差分前景检测

曹倩霞<sup>1,2</sup> 罗大庸<sup>1</sup> 王正武<sup>2</sup>

(中南大学信息科学与工程学院 长沙 410075)<sup>1</sup>

(电力与交通安全监控及节能技术教育部工程研究中心(长沙理工大学) 长沙 410004)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对前景检测中光照突变问题和非平稳背景扰动问题,提出一种块级-像素级分层背景差分结合 Phong 模型的前景检测方法。首先,利用块级 Sigma-delta 背景差分算法快速检测前景区域且有效处理非平稳背景,然后利用 Phong 模型对前景区域进行光照突变处理提取出粗目标,最后利用像素级 Sigma-delta 算法对粗目标执行像素级前景提纯操作和对背景进行更新。实验表明,该方法在光照突变场景中及非平稳背景中能鲁棒实现前景检测。

**关键词** 前景检测, 分层差分, 光照变化, Sigma-delta 滤波, Phong 模型

中图法分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.2.060

## Hierarchical Subtraction Combining Phong Model for Foreground Detection in Sudden Illumination Changes Scenes

CAO Qian-xia<sup>1,2</sup> LUO Da-yong<sup>1</sup> WANG Zheng-wu<sup>2</sup>

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)<sup>1</sup>

(Engineering Research Center of Electric Power & Traffic Safety Monitoring & Control and Energy Conservation Technology, Ministry of Education (Changsha University of Science and Technology), Changsha 410004, China)<sup>2</sup>

**Abstract** To solve the problems of sudden illumination changes and non-stationary background disturbance during foreground detection, a foreground detection method combining block-level and pixel-level hierarchical background subtraction with Phong model was presented. First, the foreground areas are quickly detected and non-stationary background is effectively dealt with by using block-level Sigma-delta background subtraction algorithm. Then, the coarse targets are extracted from the foreground areas by using Phong model to deal with sudden illumination changes. Finally, the coarse targets are executed for pixel-level foreground refining operation and the background is updated by using pixel-level Sigma-delta algorithm. Experiments show that the method can achieve robust foreground detection in scenes with sudden illumination changes and non-stationary background.

**Keywords** Foreground detection, Hierarchical subtraction, Illumination changes, Sigma-delta filter, Phong model

## 1 引言

运动目标检测是目标跟踪、目标分类、行为识别以及场景理解等计算机视觉领域研究的基础。背景差分法是一种重要的运动目标检测方法,其主要思想是利用当前帧与背景模型间的差别来检测运动目标。常用的背景建模方法有基于像素级和基于块级方法两大类<sup>[1]</sup>。像素级建模方法为一帧图像每个像素建立模型,可得到较精细的运动目标,如混合高斯模型<sup>[2]</sup>、核密度估计<sup>[3]</sup>、码本模型<sup>[4]</sup>,但计算复杂度和内存消耗较大;Sigma-delta 滤波算法则利用  $\Sigma-\Delta$  滤波器计算高效内存低功耗的优势,以一种新的思路来进行背景估计和前景检测<sup>[5]</sup>。块级建模方法是将一帧图像划分为若干相互重叠或者互不重叠的分块,利用这些分块的颜色或纹理等特征进行背景建

模<sup>[1]</sup>。在光照突变场景中,背景差分算法比较敏感,会出现很多伪前景点。原春锋等<sup>[6]</sup>利用混合高斯模型背景差分结合梯度信息来处理光照快速变化。李加佳等<sup>[7]</sup>根据阴影不改变背景纹理这一特性,将纹理信息融入混合高斯模型来处理快速光照变化。文献<sup>[8]</sup>利用混合高斯模型结合像素色度差和亮度比来处理由于光照快速变化导致的伪前景像素。上述方法对光照变化检测有一定的鲁棒性,但在快速光照变化下对阴影建模需要很多场景和光照的假设,不利于算法的适应性,而利用颜色梯度纹理等属性特征将导致在运动目标具有和阴影近似的特征时容易误检运动目标为阴影。基于 Phong 物体光照模型<sup>[9]</sup>的检测算法利用其对场景环境局限性小和假设条件少的模型分析阴影,从而推导出区别于运动目标的更有效的固有属性。此外,像素级背景差分在处理如随风晃动的树

到稿日期:2014-10-13 返修日期:2015-01-05 本文受国家自然科学基金项目(51278068),湖南省科技计划项目(2012GK3060),长沙理工大学电力与交通安全监控及节能技术教育部工程研究中心开放基金资助。

曹倩霞(1981-),女,博士生,讲师,主要研究方向为图像处理与模式识别、交通信息工程及控制, E-mail: caoqianxia@163.com; 罗大庸(1944-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能控制、图像处理与模式识别; 王正武(1973-),男,博士后,教授,主要研究方向为交通信息工程及控制。

木或水面波动等非平稳背景场景时,也会出现一些伪前景点;而基于分块的方法对背景的局部运动不敏感,更适用于非平稳场景,但提取出的运动目标较为粗糙。

## 2 分层背景差分结合 Phong 模型

针对前景检测中光照突变问题以及非平稳背景扰动问题,本文提出分层背景差分结合 Phong 光照模型,如图 1 所示。该模型包括 3 个组成模块:1)块级 Sigma-delta 背景差分模块;2)Phong 光照处理模块;3)像素级 Sigma-delta 背景差分模块。块级背景差分模块将输入图像分块后,通过块级背景差分快速检测出前景块,然后利用 Phong 光照处理模块对前景块区域进行快速光照伪前景判别处理,提取出真实粗目标区域,最后通过像素级 Sigma-delta 算法对提取出的粗目标区域进行像素级提纯操作和背景更新获得精细目标。

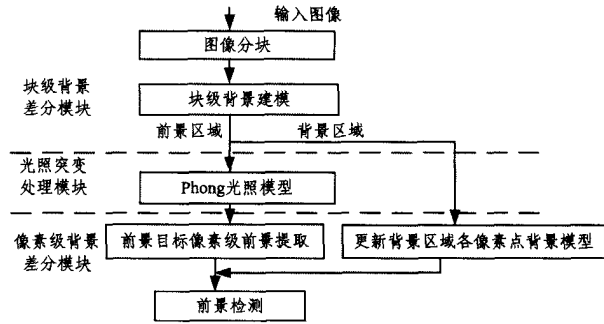


图 1 分层背景差分结合 Phong 模型

### 2.1 块级 Sigma-delta 背景差分模块

利用块级背景建模可以快速有效地检测前景区域。为了较好地处理树枝摇动等非平稳场景,借鉴混合高斯背景分块建模<sup>[1]</sup>的思想,基于像素级 Sigma-delta 算法<sup>[5]</sup>建立块级 Sigma-delta 背景差分算法。块级 Sigma-delta 背景建模首先将一帧大小为  $P \times Q$  的图像划分为多个互不重叠的  $M \times N$  分块,对每个分块单独进行处理。选取每个分块的块内像素均值( $\mu$ )作为分块特征,定义如下:

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N I_{m,n} \quad (1)$$

其中,  $I_{m,n}$  为分块中像素( $m, n$ )的亮度值。 $\mu$  为分块内平均亮度值。块级 Sigma-delta 滤波算法具体思路如下:

- (1) 初始化: 对每个分块  $x$ ,  $M_0(x) = I_0(x)$ ;
- (2) 背景估计: 对每帧每块  $M_t(x) = M_{t-1}(x) + \text{sgn}(I_t(x) - M_{t-1}(x))$ ;
- (3) 计算当前帧与背景帧差:  $\Delta_t(x) = |M_t(x) - I_t(x)|$ ;
- (4) 方差更新:  $V_0(x) = \Delta_0(x)$ , 如果  $\Delta_t(x) \neq 0$ , 则:  $V_t(x) = V_{t-1}(x) + \text{sgn}(N \times \Delta_t(x) - V_{t-1}(x))$ ;
- (5) 如果  $\Delta_t(x) < V_t(x)$ , 则  $D_t(x) = 0$ , 否则,  $D_t(x) = 1$ 。

其中,  $I_t$  为当前图像分块帧,  $M_t$  为估计的块级背景值,  $\text{sgn}$  是符号函数, 通过比较括号中函数值大小给出  $-1, 0, 1$  这 3 种结果。  $V_t$  是方差图像, 静态背景方差较小, 作为背景更新自适应阈值。参数  $N$  可调, 一般取值  $1 \sim 4$ 。  $D_t$  是检测的块级前景图像, 通过比较  $\Delta_t$  和  $V_t$  获得, 其中  $\Delta_t$  为当前帧与背景帧的差值。利用均值作为分块特征应用 Sigma-delta 算法思路进行块级背景建模, 可以快速获得前景目标块, 且能较好地处理非平稳背景。

### 2.2 Phong 模型

块级背景差分能较好地处理非平稳场景引起的伪前景, 但当光照突变时, 大量伪前景导致不能有效地检测出目标。目前利用颜色梯度纹理等属性特征将导致在运动目标具有和伪前景近似的特征时容易误检运动目标为伪前景, 边缘处理也较粗糙。本文基于 Phong 光照模型利用亮度相对变化量这一更有效的属性特征来处理光照突变生成的伪前景。根据 Phong 模型, 物体被感知的亮度由环境光、漫反射光及镜面反射光组成<sup>[9]</sup>:

$$E = E_a k_a + E_i k_d \cos\theta + E_i k_s \cos^n\alpha \quad (2)$$

式中,  $k_a, k_d$  和  $k_s$  分别为环境光、漫反射光及镜面反射光系数;  $E_a, E_i$  分别为环境光及光源直射光强度;  $\theta$  为入射光与物体表面法线之间夹角;  $\alpha$  为反射光与视线间夹角;  $n$  为镜面反射参数。

考虑到实际自然场景中绝大部分区域为非光滑区域, 对于图像每一像素, 镜面反射分量即式(2)中  $E_i k_s \cos^n\alpha = 0$ 。

反射系数  $k_a, k_d$  取决于物体表面的特性, 环境光反射是全局漫反射光照效果的一种近似, 可以认为场景中环境光反射也是一种漫反射, 其反射系数  $k_a$  和漫反射光反射系数  $k_d$  对于同一物体表面材质是相同的, 即  $k_d = k_a$ 。

光照突变下, 前景检测结果包括前景目标和伪前景点, Phong 模型检测只对前景区域像素进行处理。假设  $I_F(x, y)$  和  $I_B(x, y)$  分别为像素( $x, y$ )在当前图像和背景图像中的亮度值, 背景图像与当前图像对应像素的亮度差值为:

$$\Delta I(x, y) = I_B(x, y) - I_F(x, y) \quad (3)$$

每一像素亮度相对变化量定义为:

$$\Delta I(x, y) = \frac{\Delta I}{I_B(x, y)} = \frac{I_B(x, y) - I_F(x, y)}{I_B(x, y)} \quad (4)$$

由式(2)、式(4)可知:

$$\Delta I(x, y) = \frac{k_{aB}(E_{aB} + E_{iB} \cos\theta_B) - k_{aF}(E_{aF} + E_{iF} \cos\theta_F)}{k_{aB}(E_{aB} + E_{iB} \cos\theta_B)} \quad (5)$$

对于伪前景点区域, 由于光源直射光线被目标遮挡,  $E_{iF} = 0$ , 环境光不变,  $E_{aB} = E_{aF}$ ,  $k_{aB} = k_{aF}$ ,  $\theta_B = \theta_F$ 。根据式(5)得:

$$\Delta I_{false}(x, y) = \frac{E_{iB} \cos\theta_B}{E_{aB} + E_{iB} \cos\theta_B} \quad (6)$$

对于目标区域, 由于当前和背景图像光照条件相同, 即  $E_{iB} = E_{iF}$ ,  $E_{aB} = E_{aF}$ , 而当前和背景图像为不同物体, 根据式(5)整理得:

$$\Delta I_{object}(x, y) = \frac{\frac{E_{aB}}{E_{iB} \cos\theta_B} (1 - \frac{k_{aF}}{k_{aB}}) + (1 - \frac{k_{aF} \cos\theta_F}{k_{aB} \cos\theta_B})}{\frac{E_{aB}}{E_{iB} \cos\theta_B} + 1} \quad (7)$$

对于一个较小区域(如  $3 \times 3$  模板)的所有像素, 式(6)中, 入射光和环境光比值  $\frac{E_{iB}}{E_{aB}}$  恒定不变, 而  $\theta$  可以认为近似相同, 所以伪前景点区域像素  $\Delta I_{false}(x, y)$  是恒定的。式(7)中,  $k_{aF}, k_{aB}$  为不同材料反射系数, 区域内各个象素质比值  $\frac{k_{aF}}{k_{aB}}$  是变化的, 虽然  $\theta_B, \theta_F$  都近似相同, 其比值  $\frac{\cos\theta_F}{\cos\theta_B}$  一般也是变化的, 所以目标区域内所有像素  $\Delta I_{object}(x, y)$  是变化的。

对于被检测到的前景像素,在以此像素为中心的窗口模板  $W(x,y)$  中,计算  $\Delta I(x,y)$  的协方差,如果小于某个阈值,则该前景像素作为由光照变化导致的假前景(阴影)被消除,  $\Delta I(x,y)$  的协方差计算如下:

$$\Delta I_{Diff} = \frac{1}{N} \sum_{i \in W(x,y)} (\Delta I(x,y) - \mu(x,y))^2 \quad (8)$$

式中,  $N$  为窗口模板中的像素总数,而  $\mu(x,y)$  为亮度相对变化量的平均值:

$$\mu(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i \in W(x,y)} \Delta I(x,y) \quad (9)$$

考虑到前景目标边缘处像素  $\Delta I(x,y)$  的协方差  $\Delta I_{Diff}$  计算,将窗口模板处于前景目标外位置  $\Delta I(x,y)$  的值用模板中心位置的  $\Delta I(x,y)$  值替代。考虑到前景区域是通过块级背景差分提取的,Phong 模型处理时窗口模板的大小可取同样分块大小。

### 2.3 像素级 Sigma-delta 背景差分模块

在块级 Sigma-delta 背景差分模块快速得到前景区域后,利用 Phong 光照模型去除伪前景点提取出粗目标,然后使用像素级 Sigma-delta 背景差分模块对粗目标区域做进一步精确提取或背景模型更新提取精细目标。为降低算法复杂度,像素级 Sigma-delta 算法仅在去除伪前景点后提取的粗目标区域进行,对该目标区域仅仅执行前/背景点判别操作,但不执行背景更新操作。背景更新时,仅仅更新由块级背景差分算法检测出的背景区域内的所有像素点的背景模型。

## 3 实验结果与分析

为验证文中提出的块级-像素级分层背景差分结合 Phong 模型检测光照突变情况下的前景目标的有效性,对多个不同视频序列进行了测试,测试用的硬件环境为酷睿 i5 双核四线程 2.40GHz,4GB 内存,win7 平台,软件环境为基于 OpenCV 库的 Visual C++6.0 实现。

首先,应确定块级背景差分最佳分块尺寸,图像分块越小,越能获得越精细的前景图像。对于非平稳场景较敏感,图像分块越大,处理速度越快,但所提取的前景块效应会越严重,尤其是远小前景目标容易被忽略,但能有效处理非平稳背景扰动。综合试验效果,本文测试取  $3 \times 3$  图像分块,处理速度比  $1 \times 1$  快一倍,而块效应对前景细节的获取影响也不大。

为验证算法处理光照突变场景的有效性,对 3 个不同视频序列进行测试。图 2 是对 OSU 彩色热数据库<sup>[10]</sup> OTCBVS 视频序列的测试效果,视频的分辨率为  $320 \times 240$ ,该序列特征是在阳光灿烂的天气条件下快速移动的云彩引起光照突变。图 3 和图 4 是对 PETS 2001 数据集 D3C1 视频序列<sup>[11]</sup> 和 D3C2 视频序列<sup>[11]</sup> 的测试效果,视频的分辨率为  $768 \times 576$ ,该序列具有快速光照变化,天气阴晴不定等特定,此外, D3C2 序列中还有随风摇曳的树木和随风飘动的云彩等非平稳场景干扰。图 2—图 4 中图(a)行为在相应视频序列中随机提取的 3 帧原始视频图像,图(b)行为像素级 Sigma-delta 算法处理结果( $N=4$ ),图(c)行为块级 Sigma-delta 算法处理结果( $N=4$ ),图(d)行为块级-像素级 Sigma-delta 算法结合 Phong 光照模型处理结果(阈值在图 2 中取 0.04,在图 3 和

图 4 中取 0.03)。

从图 2—图 4 中可看出,由于光照快速变化的影响,像素级 Sigma-delta 算法((b)行)和块级 Sigma-delta 算法((c)行)均检测出大面积伪前景,而结合 Phong 光照模型的块级-像素级分层差分算法((d)行)不仅成功处理了快速光照变化引起的伪前景并提取出前景目标,而且通过块级-像素级分层差分能有效处理非平稳背景干扰并保证前景形状的精细度。从图中可以看出,相比像素级 Sigma-delta 算法,块级 Sigma-delta 算法能有效处理非平稳背景干扰,如图 3(b)行像素级检测中,第 1 列天空中云的轻微移动引起的背景扰动和第 2 列中骑自行车快速行进者引起的虚影,以及图 4(b)行中像素级算法不能很好处理的天空云彩飘动和树木摇曳,均在块级 Sigma-delta 算法中都得到较好的抑制。通过块级差分快速检测出前景区域再结合 Phong 光照模型消除伪前景并对目标区域进行像素级提纯,获得精准目标。

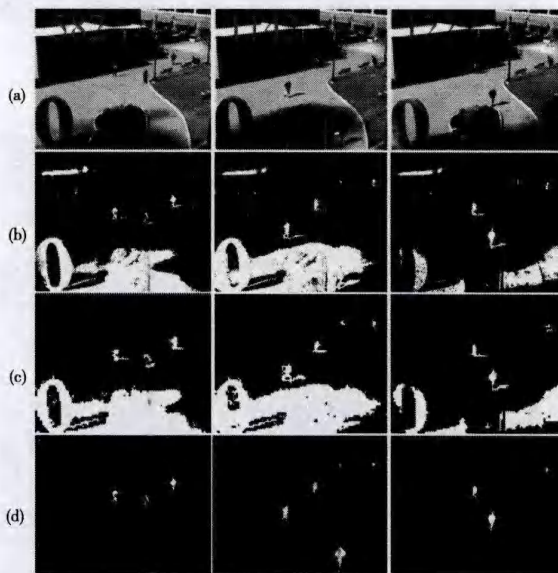


图 2 OTCBVS 序列比较结果

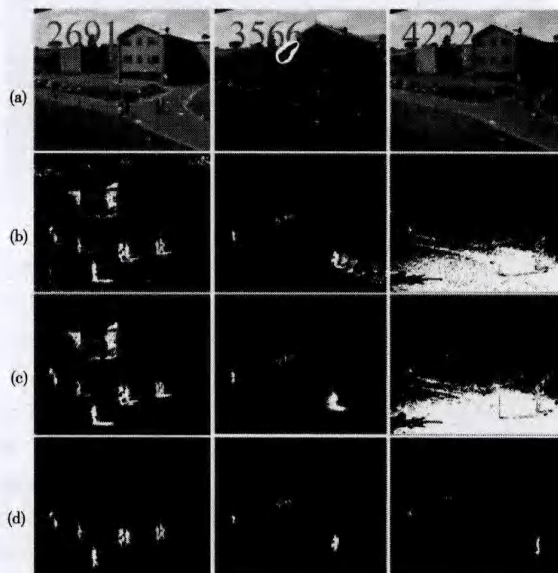


图 3 PETS2001(D3C1)序列比较结果

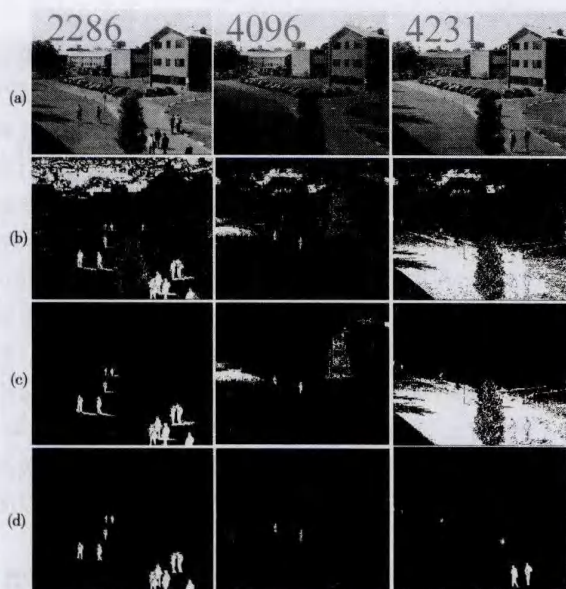


图4 PETS2001(D3C2)序列比较结果

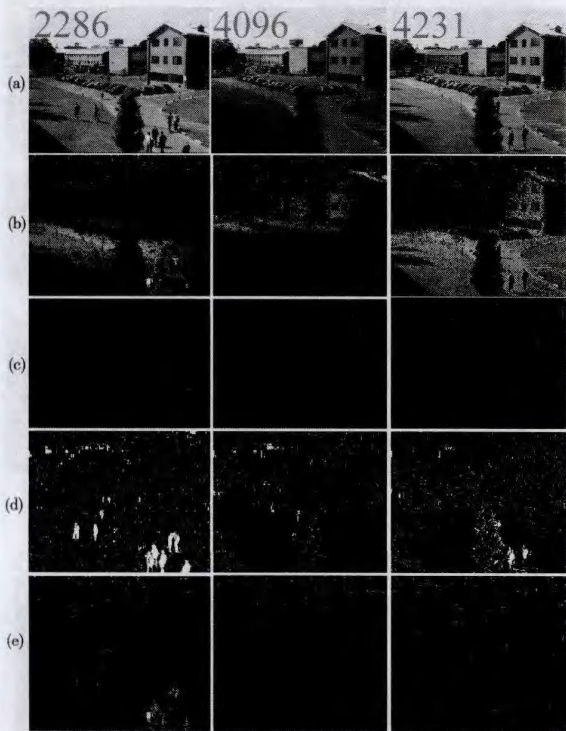


图5 其他算法比较结果

为了进一步比较算法效果,图5中列出了其他几种算法对D3C2视频序列的测试结果。其中(a)行为原始视频图像,选取帧与图4一致,(b)行为混合高斯算法(MoG)背景差分处理结果,(c)行为MoG结合梯度信息<sup>[6]</sup>处理光照变化结果,(d)行为MoG结合局部二值模式(LBP)纹理信息<sup>[7]</sup>处理结果,(e)行为MoG结合像素色度差和亮度比<sup>[8]</sup>处理结果。从图中可以看出,3种方法都能较好地处理光照突变的伪前景,但结合梯度信息在伪前景边缘产生许多噪声。结合LBP纹理信息,由于纹理信息丰富在图像中形成许多噪声,加上非平衡场景干扰因素,检测效果不能令人满意。而结合像素色度差和亮度比有较好检测效果,但不能处理天空云彩飘动和树

木摇曳等非平衡场景干扰。图4(d)为本文方法所得结果,从中看到,结合Phong光照模型的块级-像素级分层差分算法在去除光照突变引起的伪前景的同时有效地抑制了噪声,可以取得比较好的前景检测效果。

表1是上述几种算法在处理速度上的比较结果,相比基于混合高斯算法的处理算法,基于Sigma-delta算法显示出处理速度的优越性,结合Phong模型后处理速度依旧大大高于其他3种算法。

表1 算法运行速度比较

算法	平均用时(毫秒/帧)	平均速度(fps)
MoG结合梯度	951	1.05
MoG结合LBP纹理	1342	0.75
MoG结合色度差和亮度比	1078	0.93
本文方法	517	1.93

**结束语** 本文提出了一种有效的基于块级-像素级分层差分结合Phong模型来处理光照快速变化情况下的前景检测方法,首先利用块级Sigma-delta算法快速粗分割前景区域,然后结合Phong光照模型来处理由于光照快速变化引起的伪前景,最后利用像素级的Sigma-delta算法对粗目标区域进行像素级前景提纯和背景更新等操作。实验结果表明,所提算法能有效处理非平稳背景,同时在光照突变情况下能鲁棒地提取出精准前景目标。

## 参考文献

- [1] Reddy V, Sanderson C, Lovell B C. Improved foreground detection via block-based classifier cascade with probabilistic decision integration[J]. IEEE Transactions on Circuits and System for Video Technology, 2013, 23(1)
- [2] 程全, 马军勇. 基于改进高斯混合模型的运动目标检测方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 318-321
- [3] Zhu Q, Shao L, Li Q, et al. Recursive Kernel Density Estimation for modeling the background and segmenting moving objects[C]// 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2013: 1769-1772
- [4] Pal A, Schaefer G. Robust background modelling using region-based codebooks[J]. International Journal of Advanced Media and Communication, 2014, 5(2): 233-244
- [5] Manzanera A, Richefeu J C. A new motion detection algorithm based on sigma-delta background estimation[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(3): 320-328
- [6] 原春峰, 王传旭, 张祥光, 等. 光照突变环境下基于高斯混合模型和梯度信息的视频分割[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(11): 2068-2072
- [7] 李加佳, 彭启民. 适应光照突变的运动目标检测算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(11): 1405-1409
- [8] Choi J M, Chang H J, Yoo Y J, et al. Robust moving object detection against fast illumination change[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2012, 116(2): 179-193
- [9] Phong B. Illumination for computer generated pictures[J]. Communications of the ACM Commun. ACM, 1975, 18(6): 311-317
- [10] Davis J, Sharma V. Background-Subtraction using Contour-based Fusion of Thermal and Visible Imagery[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2007, 106(2/3)
- [11] PETS 2001 Benchmark Data[OL]. <http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2001/>