

文章编号: 0253-2239(2008)03-0587-06

# 基于柯西分布的视频图像序列背景建模和运动目标检测

明 英<sup>1,3</sup> 蒋晶珏<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> 清华大学 电子工程系, 北京 100084; <sup>2</sup> 武汉大学计算机学院, 湖北 武汉 430079; <sup>3</sup> 武警武汉指挥学院, 湖北 武汉 430064)

**摘要** 提出了一种用于视觉监视系统的基于柯西分布的发光模型的光照不变变化检测方法。假定视频图像序列中每个背景图像像素点灰度观测值的时序变化由白噪声引起, 利用建立的初始化背景高斯统计模型对每帧图像进行归一化, 得到了背景像灰度比值的分布符合标准柯西分布的结论, 解决了柯西分布的模型参量估计问题。在变化检测的基础上, YCbCr 颜色空间的亮度、色调和饱和度被用来识别和消除由阴影和反光等引起的变化区域。结果表明, 提出的背景建模方法对场景中各种光线变化、小的背景扰动等噪声具有稳健性, 可以较为可靠地检测前景目标, 识别和去除阴影和反光。

**关键词** 图像处理; 视频监控; 运动目标检测; 变化检测; 背景建模; 柯西分布; 阴影

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

## Background Modeling and Moving-Objects Detection Based on Cauchy Distribution for Video Sequence

Ming Ying<sup>1,3</sup> Jiang Jingjue<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China  
<sup>2</sup> School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China  
<sup>3</sup> Wuhan Command School of Armed Police Force, Wuhan, Hubei 430064, China

**Abstract** A novel illumination-invariant change detection method of shading model based on Cauchy distribution for visual surveillance systems is proposed. It is assumed that the observed temporal intensity variation of each pixel in background images is caused by white noise. After each image being normalized by an initialized Gaussian background model, the distribution of the intensity ratios between corresponding pixels of two background images obeys a Cauchy distribution. The parameter estimation of the Cauchy distribution model is simplified. Based on the change detection, the intensity, hue, and saturation in the YCbCr color space are employed to recognize and eliminate shadows and reflections in video sequences. The experimental results demonstrate that the proposed method of background modeling can tolerate the whole or local sudden or slow changes in illumination, and noises caused by some small motions, shadows or reflections in a background scene.

**Key words** image processing; video surveillance; moving-object detection; change detection; background modeling; Cauchy distribution; shadows

## 1 引 言

从真实场景中自动提取运动目标, 在精确制导及跟踪、视频监控、智能交通监控等诸多方面具有重要意义<sup>[1]</sup>。在大多数智能视觉监控系统中, 动态场景分析技术都是基于变化检测方法的。其中发光模

型技术(Shading model, SM)<sup>[2]</sup>是一种主要针对时变光照情况的变化检测方法。然而, 目前发光模型方法在较暗的区域或缺乏丰富纹理的区域性能较差<sup>[3]</sup>。为此, 许多研究者对发光模型方法进行了改进。Duruca 等<sup>[4]</sup>为参考图像和当前图像的每个像

收稿日期: 2007-05-21; 收到修改稿日期: 2007-10-08

基金项目: 国家 863 计划 (SQ2006AA, 12Z108506) 资助课题。

作者简介: 明 英(1970—), 男, 湖北襄樊人, 副教授, 博士, 主要从事智能视觉监视和三维重建等方面的研究。

E-mail: brightm@public.wh.hb.cn

素比值分配一个矢量,通过检测像素周围矢量的非线性相关来发现变化像素,但对不同的场景需要有不同的阈值。Li 等<sup>[2]</sup>提出一种集成光谱、空间和时间特征的 Bayesian 框架的改进发光模型方法来检测前景目标;Liu 等<sup>[5]</sup>提出一种新的光照不变的变化检测方法,他们将传统的发光模型方法与假设检验结合,将发光模型嵌入到置信度检验模型中来降低对光照变化的敏感性,改进在较光滑区域的性能。但后两种方法较复杂,不利于实时应用。

变化检测方法通常需要建模背景场景。典型的方法是利用高斯模型,即用单个高斯分布<sup>[6,7]</sup>或用混合高斯分布<sup>[8]</sup>对每个像素建模;另一种办法是利用非参量估计<sup>[9]</sup>获得背景模型的概率分布。这些方法可以成功地处理复杂背景,但无法适应快速光照变化和很好地处理阴影。在文献[10]中,拉普拉斯分布被用来对背景建模,然而,未能给出运动目标的检测结果。在发光模型方法和基于高斯算法的启发下,明英等<sup>[11]</sup>提出在场景背景图像中,两帧差分背景图像的每个对应像素点间差分灰度值的比值分布可以很好地用柯西分布建模。

本文提出了一种新的基于柯西分布的光照不变变化检测算法。在先前工作的基础上,将每个背景图像像素强度比值的分布直接用一种柯西分布建模。同时,通过一种快速动态背景的初始化方法建立初始化背景高斯统计模型,解决了先前柯西分布的参量估计的问题。YCbCr 颜色空间的灰度和色度被用来识别视频图像序列中较暗的阴影种子点从而实现阴影识别和去除。

## 2 背景建模

### 2.1 背景初始化

在实际监视过程中,很难获取足够长的没有前景目标的视频图像片断。为了克服这个困难,我们首先取  $N$  帧图像(通常为 10~30 s),然后统计每个像素点  $(x, y)$  各个颜色通道(YCbCr)的强度值直方图,选取具有最大冗余度的强度值  $I^c(x, y)$  作为初始背景像素值的候选值。然后,将  $I^c$  与像素点  $(x, y)$  为中心的  $k \times k$  小邻域内的其他候选值的均值  $\mu^c$  比较,若  $|I^c - \mu^c| < 3\delta^c$ ,则将  $I^c$  作为该点的初始背景像素值  $BG(x, y)$ ;否则,则选取次最大冗余度的强度值再作判断以选取满足条件的初始背景像素值,以建立一个初始背景图像  $BG$ 。这里  $\delta^c$  为该小邻域中所有值的方差, $c$  分别取 Y、Cb 和 Cr。图 1 为本文实验中所用数据的初始化背景图像。

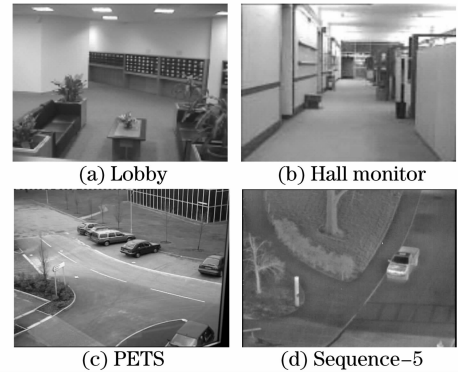


图 1 初始化背景图像

Fig. 1 Initialization background images for all sequences

视频图像序列中的任意像素  $(x, y)$  的强度可以作为一个独立的统计过程建模,其强度值的分布符合高斯分布<sup>[7]</sup>。对于彩色图像序列,通过计算,每个像素点的 Y、Cb 和 Cr 通道的  $N$  个样本的加权均值  $\mu^c(x, y)$  和方差  $\delta^c(x, y)$  可以建立初始化背景模型,这里  $c$  分别取 Y、Cb 和 Cr。对于灰度图像序列,因仅有亮度信息,所以只对 Y 通道进行操作即可。由于在背景建模时, Y、Cb 和 Cr 三个通道的操作相同,为了表述简洁,以下过程均去掉上标  $c$ ,以亮度 Y 通道为例进行说明。

$$\mu(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i(x, y) \cdot I_i(x, y)}{\sum_{i=1}^N \omega_i(x, y)}, \quad (1)$$

$$\delta^2(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i(x, y) \cdot [I_i(x, y) - \mu(x, y)]^2}{\frac{N-1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \omega_i(x, y)}, \quad (2)$$

其中

$$\omega_i(x, y) = \exp\left\{\frac{[I_i(x, y) - BG(x, y)]^2}{-2 \cdot \hat{\delta}^2}\right\}, \quad (3)$$

取标准偏差  $\hat{\delta} = 2$ 。为了使监视系统长期适应光照、场景内容等变化,增强系统的稳健性,必须更新背景模型参量。背景的更新是建立在兴趣区域检测结果的基础之上。每隔  $k$  帧之后,对背景图像和均值  $\mu$  和方差  $\delta$  模型参量进行更新。

### 2.2 背景图像像素比值的统计分布

设  $I^t(x, y)$  为第  $t$  帧图像中的任意背景像素点  $(x, y)$  的灰度值,据文献[7]可知  $I^t(x, y)$  服从均值为  $\mu(x, y)$  和方差  $\delta(x, y)$  的高斯分布,即

$$I^t(x, y) \sim N[\mu(x, y), \sigma(x, y)^2].$$

对  $I^t(x, y)$  进行归一化得到

$$\hat{I}^t(x, y) = \frac{I^t(x, y) - \mu(x, y)}{\sigma(x, y)}, \quad (4)$$

$\hat{I}^t(x, y)$  服从标准正态分布  $N(0, 1)$ 。 $\hat{I}^m(x, y)$ ,  $\hat{I}^n(x, y)$  为在像素  $(x, y)$  处归一化的任意两帧图像灰度值, 这里,  $m, n$  指不同帧的图像。设  $r(x, y) = \hat{I}^m(x, y) / \hat{I}^n(x, y)$ , 当像素  $(x, y)$  在第  $m$  帧和第  $n$  帧都为背景像素时, 则  $r(x, y)$  的分布服从一个标准柯西分布, 即

$$r(x, y) = \frac{\hat{I}^m(x, y)}{\hat{I}^n(x, y)} \sim C(1, 0)$$

其概率密度函数为

$$p(r) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{1}{1 + r^2}. \quad (5)$$

在实际应用中, 为了能够处理较暗或全黑区域, 即像素强度很小, 甚至为 0 的区域, 在计算  $r(x, y)$  时, 分子、分母同时加 1。图 2 所示的是“Lobby”图像序列前 300 帧图像序列中, 一个背景像素点的相邻两帧的彩色强度比值的直方图的例子。图 2(a) 显示了一帧 Lobby 的图像和所选择的像素位置(白色+)。图 2(b)~图 2(d) 分别是所选像素位置处 Y, Cb 和 Cr 通道的像素强度比值的直方图。与高斯分布相比, 柯西分布拖尾很长, 对噪声具有更强的稳健性。因此, 对于背景像素强度比值的时域变化, 柯西分布的建模效果比高斯分布好。

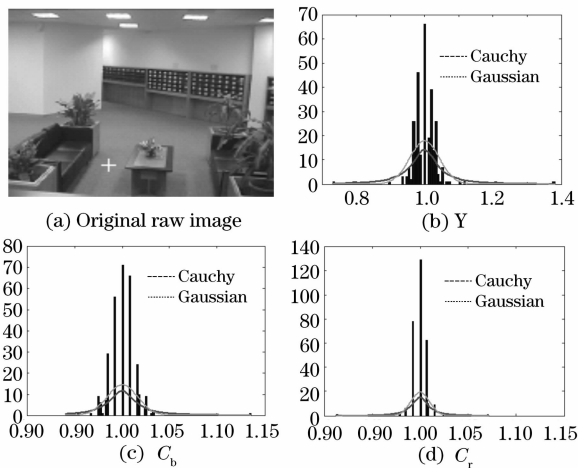


图 2 一个背景像素的 YCbCr 彩色强度比值的直方图及拟合的高斯和柯西分布

Fig. 2 Histograms and their fitted Gaussian and Cauchy distributions for a background pixel's YCbCr color intensity ratio

### 3 变化检测

若  $\{r_1, r_2, \dots, r_N\}$  是像素  $x_i$  周围  $N$  个像素强度比值。假定在  $x_i$  的邻域内没有结构性变化, 则它们

的值与  $x_i$  点的像素强度比值线性相关, 即相等或近似相等<sup>[1]</sup>。因此, 为了减小噪声影响, 利用  $x_i$  及其邻域的概率密度函数的均值作为  $x_i$  点柯西分布概率密度函数的观测值

$$P_r(x_i) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N p(\gamma_i), \quad (6)$$

$p(\gamma_i)$  用(5)式计算,  $1 \leq i \leq N$ 。

对于彩色图像, 为了简化计算, 我们假定不同颜色通道间独立, 则其概率密度函数为

$$P_r(x_i) = \prod_{j=1}^d \left[ \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N p(\gamma_i^d) \right], \quad (7)$$

式中  $d$  分别为 Y, Cb 和 Cr。

根据每个像素点的概率估计, 若  $P_{r1}(x_i) < v_{th}$ , 则该像素为变化像素。这里  $v_{th}$  为一经验值, 是针对整个图像的全局阈值, 它可以根据期望的误警率进行计算调整<sup>[12]</sup>。实际上, 对于大多数来源背景图像像素的概率较精确的估计可以根据临近时间内和相邻像素的信息获得。为了获得对不同背景变化稳健的变化检测, 同时计算每个像素点的相邻帧之间强度比值的柯西分布的概率为  $P_{r1}(x_i)$ , 当前帧与背景图像之间强度比值的柯西分布的概率  $P_{r2}(x_i)$ 。若  $P_{r1}(x_i) < v_{th}$ , 且  $P_{r2}(x_i) < v_{th}$ , 则认为像素  $x_i$  为变化像素。

### 4 阴影、反光的识别和消除

运动目标检测与跟踪的一个主要问题就是识别运动目标产生的阴影和反光。若将这些阴影误检测为前景区域会使后续的分析产生错误。大多数阴影检测算法都基于阴影投射在物体表面时, 仅降低该区域图像的灰度而不改变其色度和纹理<sup>[12]</sup>的假设; 阴影图像像素与背景图像像素的色度值比值与阴影覆盖前相比变化很小。因此, 基于发光模型的方法比其他方法对阴影的影响较为稳健<sup>[2]</sup>。然而, 基于发光模型的方法在使用较高阈值处去阴影区域时, 运动目标区域常会产生破碎。为了解决这一问题, 在柯西背景模型的基础上采用了一种两级阈值的阴影检测方法。首先使用低阈值检测出所有变化区域  $R_c$ ; 然后, 用高阈值检测出可靠的运动目标核心区域  $R_k$ 。最后, 利用本文提供的基于 YCbCr 空间的颜色分析方法识别和去除候选区域中阴影等。

在确定所有变化区域  $R_c$  和运动目标核心区域  $R_k$  后, 则候选阴影区域  $S_c = R_c - R_k$ 。在  $S_c$  中, 阴影像素点可根据以下规则确定:

$$\operatorname{argmin}_{S_c} \langle Y_t / Y \rangle < 1, \quad |Y_t / Y - \mu_Y| < \tau \cdot \delta_Y;$$

$$k_1 < |Cb_i/Cb - \mu_{Cb}| < k_2 \cdot \delta_{Cb};$$

$$r_1 < |Cr_i/Cr - \mu_{Cr}| < r_2 \cdot \delta_{Cr}.$$

$\mu_j$  和  $\delta_j$  分别为背景区域像素强度比值的均值和方差,  $i$  分别为 Y, Cb 和 Cr.  $\tau, k_{1,2}$  和  $r_{1,2}$  为阈值。以确定的阴影像素点为阴影种子点, 采用基于  $K$  个最近邻域<sup>[13]</sup> 的聚类分析方法来确定  $S_c$  中剩余的阴影点,  $K$  可以取 3 或 5。对于反光像素点的确定采用类似的方法进行。去除阴影和反光像素后,  $S_c$  变成  $S'_c$ 。最后, 运动目标区域为

$$R'_c = R_k \cup S'_c.$$

### 5 实验结果

我们使用 Matlab7 软件实现本文算法, 在 Intel Pentium M1.6 GHz CPU 的计算机上运行。为了检验本文算法, 采用了 4 组不同场景的测试数据, 即“Hall monitor”、PETS、“Lobby”<sup>[3]</sup> 和 Sequence-5 红外图像序列进行实验。在这些测试数据中, 阴影、反光、光照变化和低分辨率造成前景检测困难。

图 3 所示的是“Hall monitor”图像序列, 图 3(a) 为变化检测的结果, 图 3(b) 为检测的阴影区域, 图 3(c) 为去除阴影后的运动目标区域。初始背景图像是由图像序列的前十帧取中值得到的。由于室内有许多处的灯光, 且有时存在着一些随机灯光的

闪烁变化, 目标在运动时既有投射阴影也有自身阴影, 并且黑衣人的裤子颜色与背景很相近, 这些都给运动目标及其阴影的检测带来了很大困难。但利用本文算法取得了良好的检测结果, 阴影都被检测出来并被去除, 并保留了运动目标的轮廓细节, 获得了较准确的运动目标图像区域。

图 4 是本文算法对 PETS 中户外测试数据的变化、阴影和目标检测结果。PETS 的原始图像序列是 JPEG 格式, 除了由于压缩引入噪声外, 还存在车窗的反光和阴影, 由云层移动引起的光照变化以及植被枝叶摇动等背景噪声。图 4(a) 为检测的变化区域, 图 4(b) 原始数据和检测的阴影(白色)、反光(白色), 图 4(c) 为运动目标检测结果。图中白色和黑色小汽车、行人周围的投射阴影, 以及右下角黑色小汽车车窗上的反光均被成功检测和去除。

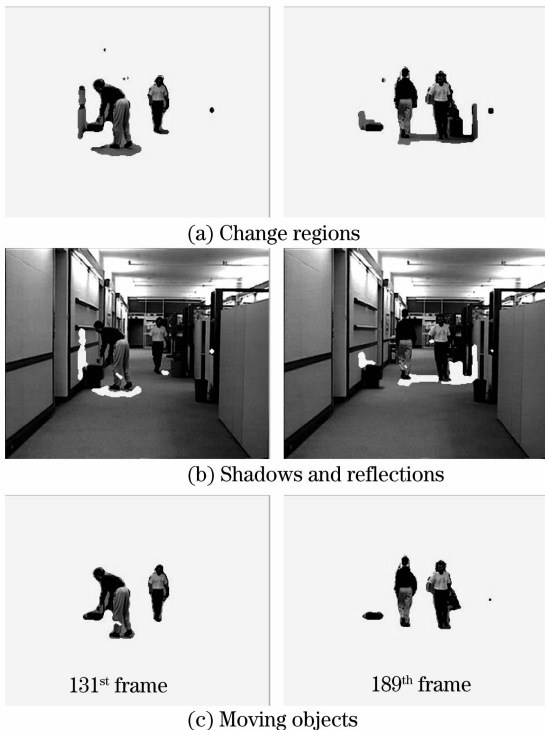


图 3 室内视频图像数据的检测结果

Fig. 3 Detection results of an indoor video image sequence

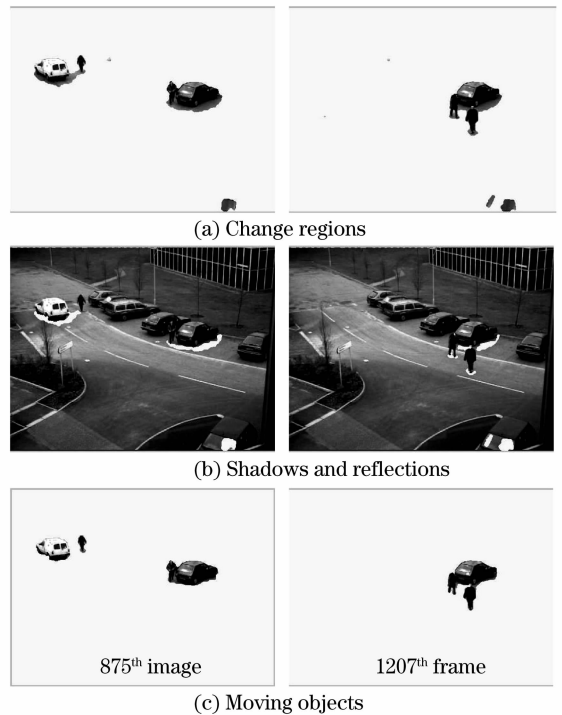


图 4 本文算法对 PETS 户外测试数据的变化、阴影和目标检测结果

Fig. 4 Detection results of changes, shadows and objects for PETS data by the proposed method

图 5 所显示的是一室内场景。在文献[3]中, 分别给出了 Li 等和 MoG 方法的结果。这里, 前景检测的困难主要有灯光引起的淡阴影, 以及在熄灭四盏灯后, 对较暗区域运动目标的检测。结果表明, 本文提出的算法对阴影进行了更精确地识别和去除, 结果优于 Li 等和 MoG 方法。即使没有进行滤波处理, 前景目标检测结果与实际区域较精确吻合, 对光照的剧烈

变化也较 MoG 方法稳健。同时,改善了传统发光模型方法在较暗区域的目标检测效果。图 5(d)中第二行的运动目标区域中的空隙是由于目标区域像素灰

度与背景相近而产生的,对结果运用形态学滤波操作就可消除。

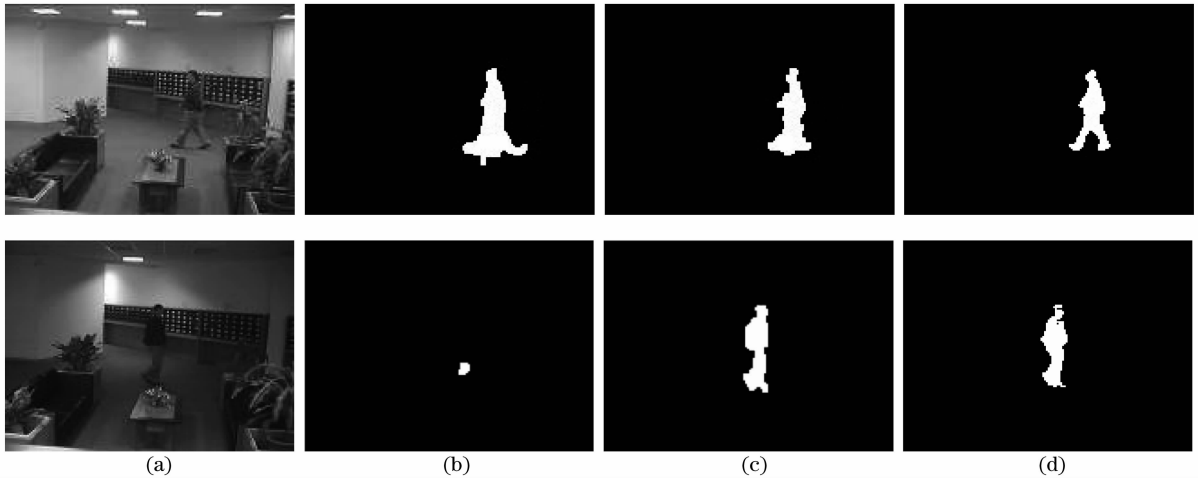


图 5 (a)原始数据. (b)MoG 方法, (c)文献[3]方法, (d)本文方法检测结果

Fig. 5 (a) Original images, detection results of (b) MoG, (c) Ref. [3], (d) the proposed method

图 6 所示的 Sequence-5 是在 Ohio 州立大学的一个步行路口采集的红外图像序列,图中从左至右分别是图像序列中的第 4、6、8 和 10 帧图像。与可见光图像相比,红外图像具有对比度低、边缘模糊、低信噪比、噪声大以及成分复杂等特点。红外图像是灰度图像序列,仅有亮度信息,只对 Y 通道进行操作。另外,在对行人检测时,人的着装、背负的装

具以及携行的伞具等都会大大改变人体区域的热辐射特征,使得人体区域的灰度呈现多模,这些对于行人检测都是极大的挑战。图 1(d)所示是该图像序列重建的没有运动目标的空背景图像。图 6(a)显示的是原始图像,第 8 帧和第 10 帧图像中的一些人体区域灰度较暗。图 6(b)是运用本文方法的运动目标检测结果,所有人体区域均较准确地检测出来。

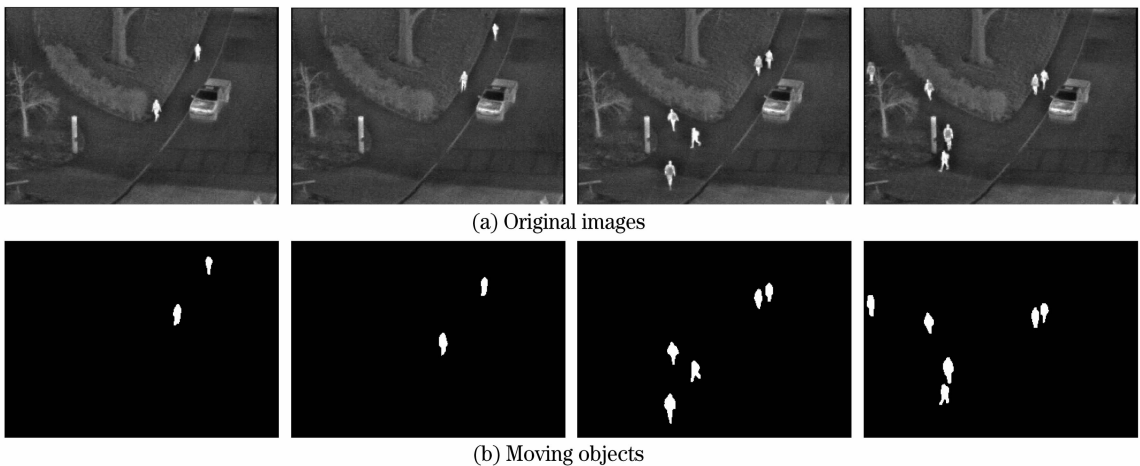


图 6 本文算法对红外图像序列中行人的检测结果

Fig. 6 Detection results of pedestrian with the proposed method for an infrared image sequence

## 6 结 论

本文提出的基于柯西分布的方法,可以在复杂固定背景场景智能视觉监视中,实现对光照变化和背景扰动等背景变化较为稳健的建模,可以较精确

地检测前景目标,识别和去除阴影、反光的影响。取得了优于基于 MoG 的方法、传统的发光模型方法以及 Li 等人改进的发光模型方法的实验结果;改善了发光模型方法在较暗区域的目标检测效果。

## 参 考 文 献

- 1 Liu Guixi, Shao Mingli, Liu Xianhong *et al.*. Video moving object auto-extraction in real scene[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(8): 1150~1156  
刘贵喜,邵明利,刘先红等. 真实场景下视频运动目标自动提取方法[J]. *光学学报*, 2006, **26**(8): 1150~1156
- 2 Kurt Skifstad, Ramesh Jain. Illumination independent change detection for real world sequence [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1989, **46**(3): 387~399
- 3 Liyuan Li, Weimin Huang, Irene Yu-Hua *et al.*. Statistical modeling of complex backgrounds for foreground objects detection [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2004, **13**(11): 1459~1472
- 4 Emrulah Durucan, Touradj Ebrahimi. Change detection and background extraction by linear algebra[C]. *Proc. IEEE*, 2001, **89**(10): 1368~1381
- 5 Qiang Liu, Mingui Sun, Rrobert I. Sclabassi. Illumination-invariant change detection model for patient monitoring video [C]. *Proc. 26th Annual International Conf. of the IEEE EMBS*, 2004. 1782~1785
- 6 Kentaro Toyama, John Krumn, Barry Brumit *et al.*. Wallflower: principles and practice of background maintenance[C]. *Proc. 7th IEEE Inter. Conf. on Computer Vision*, 1999, **1**: 255~261
- 7 Til Aach, André Kaup, Rudolf Mester. Statistical model-based change detection in moving video[J]. *Signal Processing*, 1993, **31**(2): 165~180
- 8 Chris Stauffer, Ericl W. Grimson. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2000, **22**(8): 747~757
- 9 Ahmed Elgammal, David Harwood, Larry Davis. Nonparametric model for background subtraction[C]. *Proc. 6th Eur. Conf. on Computer Vision*, 2000
- 10 Arthur E. C. Pece. Tracking of non-Gaussian clusters in the PETS2001 image sequences[C]. *Proc. 2nd IEEE Int. Workshop on PETS*, 2001
- 11 Ying Ming, Jingjue Jiang. Background modeling and subtraction using a local-linear-dependence-based cauchy statistical model [C]. *Proceedings of the 7th Biennial Australian Pattern Recognition Society Conference-DICT*, 2003, **1**: 469~478
- 12 Xiang Gao, T. E. Boulton, Frans Coetzee *et al.*. Error analysis of background adaption[C]. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000, **1**: 503~510
- 13 Bui Tuong Phong. Illumination for computer generated pictures [J]. *Commun. ACM*, 1975, **18**(6): 311~317
- 14 Mattias Andersson, Joachim Giesen, Mark Pauly *et al.*. Bounds on the  $k$ -neighborhood for locally uniformly sampled surfaces[C]. *Proc. Symp. on Point-Based Graphics*, 2004. 167~171