

文章编号: 1001 - 9014(2008)01 - 0065 - 07

# 基于 Cauchy 分布的红外视频运动目标检测

明 英<sup>1,3</sup>, 蒋晶珏<sup>2</sup>

(1. 清华大学电子工程系, 北京 100084; 2 武汉大学计算机学院, 湖北 武汉 430079;

3 武警武汉指挥学院, 湖北 武汉 430076)

**摘要:** 基于柯西分布统计模型和梯度信息, 提出了一种用于热成像(红外)图像序列中行人目标检测的统计背景剔除方法. 它不依赖传统红外行人检测方法的“热场”(hot-spot)假设(即认为人体区域总比周围环境热), 而是用一种快速动态背景的重建方法建立初始化背景 Gaussian 模型, 简化了 Cauchy 分布的参数估计问题. 基于 Cauchy 分布的背景剔除被首先用来识别局部兴趣区域(Regions-Of-Interest, ROI). 在每个兴趣区域将当前图像和背景图像的梯度信息组合成一个梯度图. 对梯度图进行各向异性滤波和运用最大类间方差法进行自适应阈值处理后获得行人目标区域. 经多组实验及与其他方法比较, 结果表明提出的方法对热成像红外视频人体目标的位置和形状实现了较精确的检测, 对环境、时间变化、极性翻转、“晕轮”效应等产生的影响, 以及背景中杂波的干扰具有较好的鲁棒性.

**关键词:** 红外; 智能视觉监视; 变化检测; 背景建模; 柯西分布; 梯度

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A

## MOVING OBJECT DETECTION OF INFRARED VIDEO BASED ON CAUCHY DISTRIBUTION

MING Ying<sup>1,3</sup>, JIANG Jing-Jue<sup>2</sup>

(1. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2 School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

3 Education department, Wuhan Command School of Armed Police Force, Wuhan 430064, China)

**Abstract:** A background subtraction approach for pedestrian detection of thermal image was presented based on the statistical model of Cauchy distribution and gradient information. It does not employ the traditional “hot-spot” algorithms which relies on the assumption that the person is much hotter than the surrounding environment. Our approach simplified the parameter estimation of Cauchy distribution by a fast initialization process of Gaussian background model. Statistical background-subtraction based on Cauchy distribution was first used to identify local regions-of-interest (ROI). Within each ROI, the input and background gradient information were combined to form a gradient map. After anisotropic filtering and automatic thresholding via OTSU method, regions of pedestrians were acquired. The results of our approach were compared with other approaches. The results show that the proposed algorithm can accurately detect the objects in infrared imagery, and robustly tolerate the influences caused by the changes of environments, polarity inversion, halo effects, and noise in background.

**Key words:** infrared; intelligent visual surveillance; change detection; background modeling; Cauchy distribution; gradient

### 引言

智能视觉监控系统必须具有持续性和普适性的要求, 对计算机视觉的基础理论和应用研究都提出了挑战. 彩色和黑白摄像机在户外只能在白天工作, 无法很好地满足监控系统持续性的要求. 由于人体

的热辐射特性与环境背景热辐射存在细小的差异, 对应的热红外图像区域与环境呈现不同灰度表现, 热成像视频摄像机通过检测来自场景中物体辐射或反射的热辐射差异进行成像. 因此, 热成像视频摄像机可以在昼间和夜间对人体目标进行监视, 已成为预防和打击犯罪的连续视频监视系统的重要组成.

收稿日期: 2007 - 05 - 06, 修回日期: 2007 - 09 - 18

Received date: 2007 - 05 - 06, revised date: 2007 - 09 - 18

基金项目: 国家 863 计划导向类项目资助 (SQ2006AA, 12Z108506)

作者简介: 明 英 (1970-), 男, 湖北襄樊人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 智能视觉监视及三维重建.

目前,对热成像人体目标的检测已经逐渐成为智能视觉监视邻域研究的热点.热成像对解决阴影、光照突变和夜间可视性等影响传统计算机视觉的问题提供了有力的支持.但热成像也有其特有的挑战,包括低信噪比、无法检校的黑白极性反转以及人体周围易出现的光晕效应等.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,如用通常的高斯滤波或其它低通滤波器进行处理,则会在去除噪声的同时导致边缘模糊,不利于对图像做进一步处理.

大多数针对热成像中人体目标的检测方法<sup>[1-4]</sup>都假设于人体温度高于周围环境,即人体区域比背景亮的“热场”(hot-spot)假设.这种假设在较冷的夜间环境中或在冬季通常成立.但是,在白天或全年的其他季节,这种假设可能不成立<sup>[5]</sup>,人体区域的亮度有时会比背景低(暗),图像的灰度也会发生很大变化.另外,在对行人检测中,人的着装、携行的伞具和背包等会大大改变人体的热辐射特征,使得人体区域的灰度呈现多模.特别是在夏季,场景中的车辆、变压器、道路、建筑物和路灯杆等的热成像也会是明亮区域;这些都使得对行人目标的位置和形状精确的检测极具挑战性.如图1中所显示同一地点的热红外图像中,背景图像、人体图像区域的亮度和整个图像的灰度都呈现很大差异,有些行人运动区域灰度呈现多模的状态,甚至出现了极性翻转. Davis等人<sup>[5]</sup>对不依赖“热场”假设的人体热成像的检测进行了探索,他们利用基于 Gaussian统计背景建模和用梯度表示的人体区域的边缘信息实现对人体区域的检测.由于在低对比度区域,人体区域的边缘会出现很多断裂,他们利用分水岭算法和 A\* 搜索算法实现边缘断裂段的闭合修复.但他们的方法仍然过于复杂,对于低对比度人体区域边缘的检测仍然是他们方法需要进一步解决的难点.

本文提出了一种基于柯西分布的统计背景建模的背景剔除方法实现热成像人体运动目标兴趣区域的检测.本文的方法是基于我们先前的工作<sup>[10]</sup>之上,目的是拟利用 Cauchy分布背景建模方法对背景噪声的鲁棒性去除其他目标检测算法所依赖的热场假设和解决极性反转等问题.通过建立的初始化 Gaussian统计背景模型,将每帧图像灰度规一化成标准正态分布,从而获得背景像素灰度比值的标准柯西分布模型,从而解决了先前工作中 Cauchy分布的参数估计过于复杂的问题.该方法利用 Cauchy分布对背景图像每个像素点灰度比值的时间域统计特

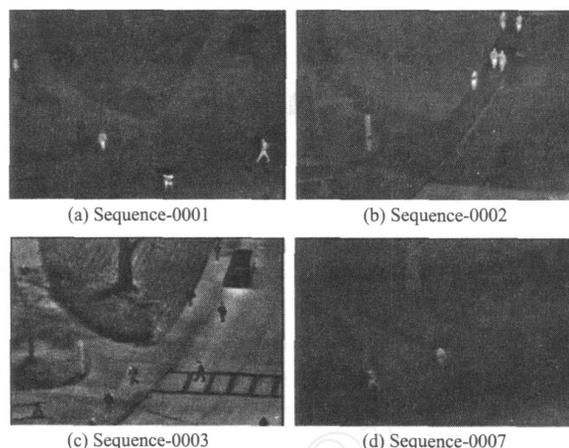


图1 同一场景热图像的极性和灰度在不同时间剧烈变化的情况

Fig 1 Thermal images showing large variation in polarity and intensity for a same scene (a) sequence-0001 (b) sequence-0002 (c) sequence-0003 (d) sequence-0007

性和背景图像帧间比值的统计特性建模,不依赖“热场”假设,对环境、时间变化和晕轮等产生的影响具有较好的鲁棒性.最后的实验结果表明,本文提供的算法可以对室外场景中的热成像红外视频人体目标的位置和形状实现较精确的检测,可以有效地抑制背景中杂波的干扰.

## 1 背景建模

### 1.1 背景初始化

使用背景剔除方法检测前景目标,就要进行背景初始化,获得没有前景目标的背景图像,建立背景模型.但在实际监视过程中,通常很难获取足够长的没有出现任何前景目标的视频图像片断.为了克服这个困难,我们首先以  $N$  帧图像(通常为  $10 \sim 30$  秒),然后统计每个像素点  $(x, y)$  的强度值直方图,选取具有最大冗余度的强度值  $f(x, y)$  作为初始背景像素值的候选值.然后,将  $f$  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  $|f - \mu^c| < 3\sigma$ ,  $\sigma$  为该小邻域中所有值的方差,则将  $f$  作为该点的初始背景像素值  $BG_0(x, y)$ ; 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  $BG$ .

根据文献[6]和[8]可知,视频图像序列中的每帧图像中的任意像素  $(x, y)$  的灰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 Gaussian 分布.对于每个像素点,我们通过计算  $N$  个样本的

加权均值  $\mu_0(x, y)$ 和方差  $\sigma_0(x, y)$ 可以建立初始化背景模型.

$$\mu_0(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N I_i(x, y) \cdot I_i(x, y)}{\sum_{i=1}^N I_i(x, y)}, \quad (1)$$

$$\sigma_0^2(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N I_i(x, y) \cdot [I_i(x, y) - \mu_0(x, y)]^2}{\frac{N-1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N I_i(x, y)}, \quad (2)$$

这里,

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

$\sigma$ 值应根据图像质量选取,我们取  $\sigma = 2$ 即可取得较稳定的建模结果.

### 1.2 背景图像像素比值的统计分布

设  $I(x, y)$ 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  $I(x, y)$ 服从均值为  $\mu(x, y)$ 和方差  $\sigma(x, y)$ 的 Gaussian分布,即

$$I(x, y) \sim N(\mu(x, y), \sigma(x, y)^2),$$

这里用初始背景模型参数对  $I(x, y)$ 进行归一化,得到  $T(x, y)$ ,

$$T(x, y) = \frac{I(x, y) - \mu(x, y)}{\sigma(x, y)}. \quad (4)$$

显然,  $T(x, y)$ 服从标准正态分布  $N(0, 1)$ . 这里  $T(x, y)$ 可以视为图像噪声.

令  $T^m(x, y)$ ,  $T^n(x, y)$ 为在像素  $(x, y)$ 处归一化的任意两帧图像灰度值,  $m, n$ 指不同帧. 当它们皆为背景像素时,根据文献 [11], 则其比值  $r(x, y) = T^m(x, y) / T^n(x, y)$ 的分布服从位置参数为 0、尺度参数为 1的标准柯西 (Cauchy)分布,即:

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

其概率密度函数 (pdf)为:

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

这样就简化了在先前工作中柯西分布模型的参数估计.

## 2 目标检测

### 2.1 变化区域检测

为了检测出包含人体的兴趣区域,我们应用上述的基于 Cauchy分布的背景剔除算法来识别变化像素. 为了增加模型对噪声的鲁棒性,通常考虑每个像素点为中心的  $3 \times 3$ 或  $5 \times 5$ 的小邻域. 令  $\{r_1, \dots,$

$r_i, \dots, r_{n \times n}\}$ 是一背景像素点  $(x, y)$ 的邻域  $n \times n$ 个像素灰度比值. 假定相邻像素上的噪声具有统计上的独立性,则当前图像与对应的参考背景图像  $BG$ 中图像灰度比值的统计分布可建模为:

$$p(x, y) = \prod_{i=1}^{n \times n} p_i(r_i), \quad (6)$$

这里  $p_i(r_i)$ 是像素点  $(x, y)$ 的柯西分布的 pdf,按式 (5)计算.

对于当前帧图像的任意一像素点  $(x, y)$ ,用式 (6)计算其与对应参考背景  $BG$ 的像素点的归一化像素强度比值  $r(x, y)$ 的概率估计  $p(x, y)$ ,并用下列判据对其计算结果进行分类,得到兴趣区域.

$$\begin{cases} M(x, y) = 0, & \text{若 } p(x, y) < \text{Threshold;} \\ M(x, y) = 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

这样,所有标记为“0”值的背景像素点被剔除,只剩下标记为“1”的变化像素点二值图  $M$ . 阈值  $\text{Threshold}_i$ 是一个针对所有图像的全局阈值. 目前,  $\text{Threshold}_i$ 仍然是一个经验值,调整该值可以改变检测的误报率. 在本文中,  $n = 3$ ,  $\text{Threshold}_i$ 取  $3.18 \times 10^{-27}$ .

仅仅应用统计背景剔除技术并不能检测出精确的人体形状,这里检测的变化区域中不仅包括人,还可能包括周围的光晕. 另一方面,由于背景区域与前景目标的灰度相近而产生断裂或空洞,我们使用一个  $7 \times 7$ 的膨胀操作来得到完整的兴趣区域.

### 2.2 人体区域提取

我们接着分析每个兴趣区域,识别人体区域周围可能存在的光晕区域,以达到去除光晕,提取精确的人体区域的目的. 根据文献 [5],我们知道:第一,热图像的光晕区域图像平滑;第二,越强的光晕则与所包围的人体区域的灰度强度对比越突出. 另外,光晕区域与对应的背景区域相比,光晕区域的图像像素的灰度强度发生了改变,而其结构并未产生明显改变. 因此,利用兴趣区域对应的背景图像和输入图像的梯度信息可以将光晕与人体区域区分开,从而,识别光晕区域,消除光晕. 采用与文献 [5]相似的方法,对于每个兴趣区域,利用归一化的前景区域梯度幅度和归一化的前景与背景梯度差分的梯度幅度,形成一个梯度图  $GM$ .

$$GM = \frac{\|I_x, I_y\|}{MAX} \times \frac{\|I_x - BG_x, I_y - BG_y\|}{MAX}. \quad (7)$$

其中  $I_x, I_y, (I_x - BG_x), (I_y - BG_y)$  分别是兴趣区域在当前图像和当前图像与背景图像的差分图像的梯度;  $\| \cdot \|$ 表示梯度的幅度.

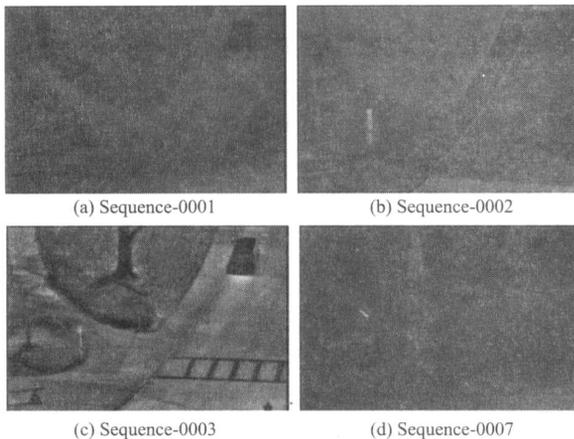


图 2 用本文算法重建的四组图像序列的背景图像

Fig 2 Reconstructed background images for the four sequences (a) Sequence-0001 (b) Sequence-0002 (c) Sequence-0003 (d) Sequence-0007

为了突出人体边缘信息,减小噪声,使得光晕区域的GM图更加均匀,对GM进行各向异性滤波<sup>[12]</sup>得到fGM图.对fGM图利用最大类间方差法<sup>[13]</sup>进行自适应阈值处理,获得包括人体区域边缘的二值模板图像,填充空洞,就得到人体区域.

### 3 背景模型更新

在长期的监视过程中,场景背景会因光照、场景内容的改变而发生变化.为了适应这些变化,增强系统的鲁棒性,背景模型就要随着背景场景的变化而更新.本文的背景模型更新是建立在兴趣区域检测结果的基础之上,逐帧进行更新.每隔  $n$  帧之后,依式(9)对背景图像  $BG_0$ 和均值  $\mu_0$ 和方差  $\sigma_0$ 模型参数进行一次重新初始化.

$$\begin{aligned} BG_{k+1}(x, y) &= \alpha I_k(x, y) + (1 - \alpha) * BG_0(x, y), \\ \mu_{k+1}(x, y) &= \alpha I_k(x, y) + (1 - \alpha) * \mu_0(x, y), \\ \sigma_{k+1}(x, y) &= \alpha \left\{ [I_k(x, y) - \mu_k(x, y)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} + \\ &\quad (1 - \alpha) * \sigma_0(x, y), \end{aligned} \quad (8)$$

其中  $\mu_0(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i(x, y)$ ,

$$\begin{aligned} \sigma_0(x, y) &= \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [I_i(x, y) - \mu_0(x, y)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \\ BG_0(x, y) &= \text{median}(\text{arg}(I_i(x, y))) \end{aligned} \quad (9)$$

这里,  $I_i(x, y)$ 是图像为背景像素时的灰度值,  $k \in [1, n]$ ,  $k \in n$  的取值根据背景更新的速度和图像采集的帧速综合考虑后而确定,本文中取  $n = 10$ ,  $\alpha = 0.95$

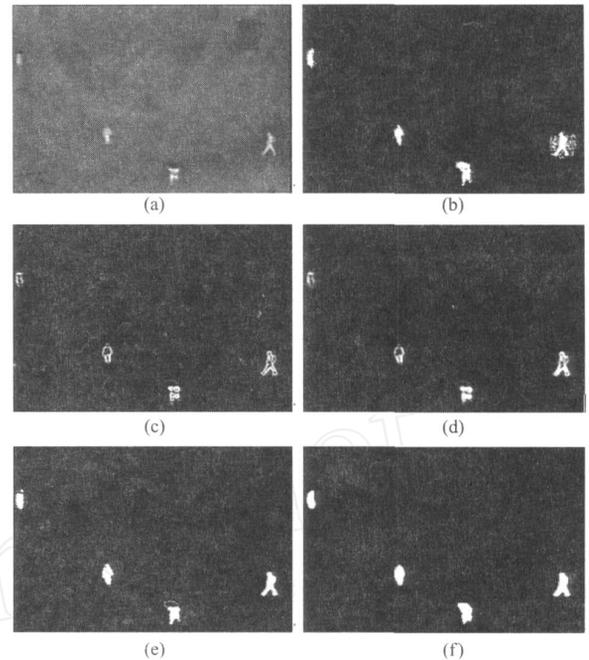


图 3 本文方法对 Sequence-1的行人检测图示 (a) 原始图像 (b) 兴趣区域 (c) GM (d) fGM (e) 无各向异性滤波的检测结果 (f) 有各向异性滤波的检测结果

Fig 3 A example of pedestrian detection of Sequence-1 by the proposed method (a) original image (b) ROIs (c) GM (d) fGM (e) Results without anisotropic filtering (f) Results with anisotropic filtering

### 4 实验结果

本文算法在 Pentium4M1.6G处理器的计算机上用 Matlab7编程实现.为了检验本文算法,实验使用了同一场景地点在不同时间和天气条件下采集的4组红外视频序列数据,即 Sequence-1、Sequence-2、Sequence-3和 Sequence-7序列.这些数据记录的是 Ohio州立大学的一个步行路口在不同季节(冬季和夏季)、天气(晴天、雾天和雨天)和一天中不同时间段(上午、下午和晚上)的行人红外图像序列.它们由放置在一栋8楼顶的 Raytheon 300D热红外摄像机拍摄,镜头焦距为75mm,聚焦和增益均为手动调节,图像大小为360×240像素的灰度图像序列.这里需要特别指出的是各组数据的采样率都小于30Hz且不一致,所以目标的运动信息不可用,且没有空的背景图像帧.图2所示的是用本文给出的背景建模方法从四组原始图像序列中分别重建的初始化背景图像.

图3所示的是本文算法对序列 Sequence-1中第25帧图像中行人检测的结果. Sequence-1序列记录时间为2004年4月12日下午2:15~2:16,

天气为小雨,东北风,风速 13 mph,温度为 45F,湿度 82%,能见度 3.0 miles 在此序列中,行人身体区域与雨伞区域的灰度极性相反,这给传统的检测方法带来了难以克服的困难.图 3(b)是利用本文算法进行变化检测后得到的 ROIs,雨伞与行人身体区域都被检测出来;在图像最右侧的行人轮廓周围出现了“晕轮”.图 3(c)和图 3(d)分别是 GM 图和 fGM 图,图 3(e)和图 3(f)分别是对 GM 和 fGM 利用最大类间方差法进行自适应阈值处理,并填充空洞之后的结果.图 3(e)中靠近图像底部行人举着的黑色雨伞的边缘在阈值处理后,未闭合形成空洞,因此,空洞填充操作未进行;而在图 3(f)中,由于在 fGM 图中人体和雨伞的轮廓边缘经过各向异性滤波后得到了保留和强化,所以最后,雨伞区域边缘闭合,空洞被填充,得到完整的行人运动区域.

在所有检测结果中,目标均被准确地检测出来,特别是雨伞被完整地检测出来了.

图 4所示的 Sequence-3 图像序列,记录时间为 2004年 4月 14日下午 2:15~2:16,天气为少云,北风,风速 18 mph,阵风风速可达 29 mph,温度为 53 F,湿度 38%,能见度 10.0 miles 与其他图像序列相比,图 5中人体红外图像区域发生了明显的极性反

转,人体除面部等皮肤裸露区域和阳光照射的反光区域呈现为相对较亮区域外,其他区域都为黑色区域,“热场”假设已不成立.在场景中行进的多个行人,由于着装不同或背负背包,被检测的人体运动区域呈现多模,有些人体区域的灰度与背景相似,这对检测造成了极大干扰.图 4(b)是 Davis 等人方法的检测结果<sup>[5]</sup>,图中断裂或缺失区域,均是由于人体区域的灰度与背景相近造成的结果.图 4(c)是使用本文算法的结果,目标均被可靠地检测出来.图 4(c)中第 10 帧图像右下角处行人的前腿区域有部分未被检测,这是由于前景区域灰度与背景(黑色斑马线)相同而致.

在图 5给出了本文算法和 Conaire 等人的算法对 Sequence-1、Sequence-3 和 Sequence-7 序列中行人检测结果的比较. Sequence-7 图像序列的记录时间为 2004年 4月 21日下午 2:15~2:16,天气为小雨,西南风,风速 12 mph,温度为 68 F,湿度 70%,能见度 9.0 miles 有多个行人在场景中行进,由于着装不同、打伞或背负背包,所以,人体区域并未呈现为灰度一致的亮区域,有些人体区域呈现与背景相似的灰度,出现极性反转,雨伞则为黑色,拟检测的运动区域呈现多模.同时,由于下雨,整个图像序列的灰度和对比度均较低,这对人体的检测造成了极大

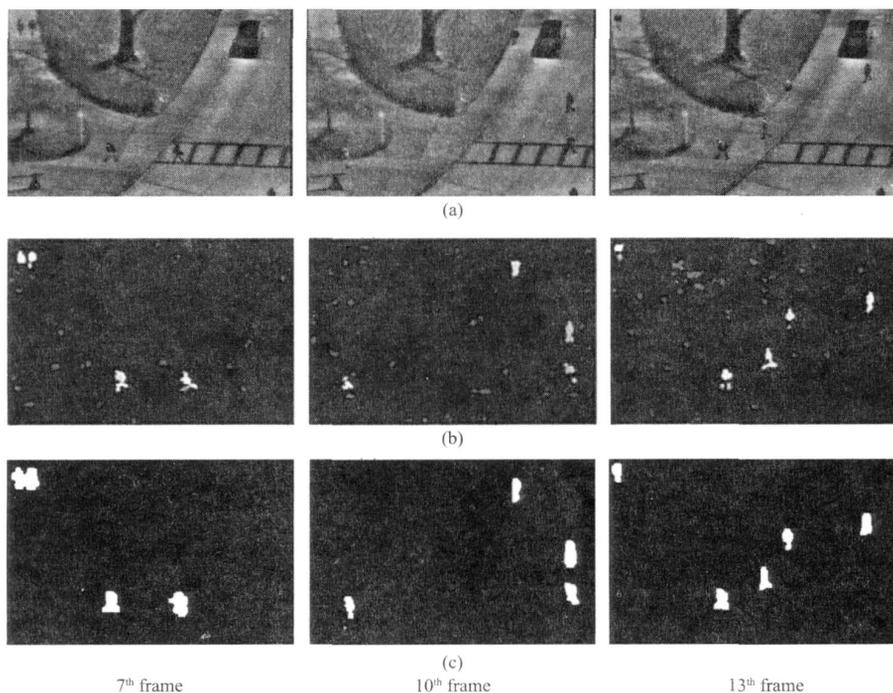


图 4 序列 3 的行人检测结果 (a)原始图像 (b)Davis and Shama<sup>[5]</sup>方法的检测结构 (c)本文提出方法的检测结果  
Fig 4 Pedestrian detection results of the Sequence-3 (a) original images (b) results of Divas and Shama<sup>[5]</sup>  
(c) results of our proposed approach

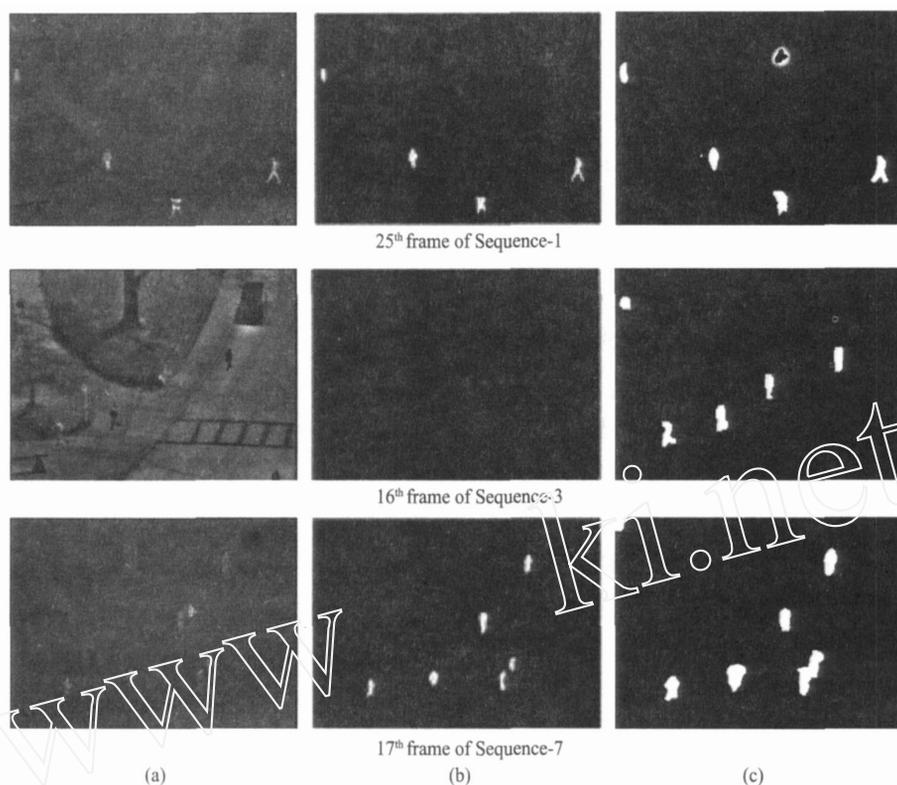


图 5 本文算法与 Conaire 等人的算法处理结果比较 (a)原始图像 (b) Conaire and Cooker 等人的结果<sup>[14]</sup> (c)本文算法的结果  
Fig 5 Visual comparison of detection results between the Conaire's algorithms and the proposed approach (a) original images  
(b) results of Conaire and Cooker, et al<sup>[14]</sup> (c) results of our proposed approach

干扰. 在文献 [14] 中, Conaire 等人给出了利用热场假设和 Gaussian 建模的方法对图 5 (a) 所示的 3 组图像序列数据中行人的检测结果, 如图 5 (b) 所示. Conaire 等人的方法对检测人体区域温度高于环境的数据时可行, 但检测 Sequence-1、Sequence-5 序列中行人所举雨伞, 特别是 Sequence-3 序列中出现极性反转, 这时“热场”假设已不成立, 所以他们的方法在检测行人或雨伞时失败. 另外, 对 Sequence-5 序列中第 17 帧中左上角的行人也检测失败. 图 5 (c) 所示为本文算法的检测结果, 所有行人均被成功检测出来, 特别是雨伞被完整地检测出来了.

## 5 结语

该文提出了一种基于柯西分布的实现热成像 (红外) 图像序列中多行人运动目标检测的背景剔除方法. 该方法不依赖大多数传统红外行人目标检测方法认为的人体区域总比周围环境热的“热场” (hot-spot) 假设, 而利用背景像素点的时序统计特性和梯度信息实现对行人的可靠检测; 通过建立初始化背景 Gaussian 统计模型, 可以解决 Cauchy 分布的参数估计过于复杂的问题. 实验结果表明, 本文提供

的算法可以较简洁的方法实现了对热成像红外视频人体目标的位置和形状较精确的检测, 对环境、时间变化和“晕轮”等产生的影响具有较好的鲁棒性, 可以有效地抑制背景中杂波的干扰. 下一阶段, 我们拟采用引入行人的运动信息或可见光图像信息来进一步解决目标区域与背景的灰度相同时所产生的问题.

**致谢** 本文中的实验数据分别由美国俄亥俄州立大学计算机科学工程系的 James W. Davis 教授和马里兰大学伯克利分校计算机视觉实验室的 Ismail Haraoglu 博士提供. 本文作者非常感谢他们对本文研究的巨大支持.

## REFERENCES

- [1] LING Jian-Guo, LU Er-Qi, LANG Hai-Yan, et al. Infrared target extraction method based on kernel density estimation[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (凌建国, 刘尔琦, 梁海燕, 等. 基于核密度估计的红外目标提取方法. *红外与毫米波学报*), 2006, 25 (6): 434—438
- [2] Bhanu B, Han J. Kinematic-based human motion analysis in infrared sequences[C]. *Proceedings of Sixth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 2002: 208—212

- [3] Nanda H., Davis L. Probabilistic template based pedestrian detection in infrared videos[C]. *IEEE Proc Intel Vehicles Symp* 2002, **1**: 15—20.
- [4] Xu Feng-Liang, Liu Xia, Fujimura K. Pedestrian detection and tracking with night vision[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2005, **6**(1): 63—71.
- [5] Davis J, Shama V. Robust background-subtraction for person detection in thermal imagery[C]. *IEEE international workshop on object tracking and classification beyond the visible spectrum*, Washington D. C., July, 2004, **8**: 128—135.
- [6] Til Aach. Statistical model-based change detection in moving video[J]. *Signal Processing* 1993, **31**: 165—180.
- [7] Skifstad K, Jain R. Illumination independent change detection for real world image sequence [C]. *CVIP*, 1989, **46**(3): 387—399.
- [8] REN Ying, CHUA Ching-seng. Motion detection from time-varied background [J]. *International Journal of Image and Graphics*, 2002, **2**(2): 163—178.
- [9] Tsihrantzis G A, Nikias C L. Fast estimation of the parameters of alpha-stable impulsive interference using asymptotic extreme value theory [C]. *ICASSP-95*, 9-12 May 1995, **3**: 1840—1843.
- [10] MNG Ying, JIANG Jing-Jue, YANG Jian. Statistical change detection based on Cauchy distribution for visual surveillance[J]. *IET International Conference on Visual Information Engineering*, 2006: 559—564.
- [11] LI Yu-Qi, HE Pin. *The theory of probability and statistics* [M]. Beijing: National defense industry publishing company (李裕奇,何平编审. *概率论与数理统计*.北京:国防工业出版社), 2001: 130—131.
- [12] Black M J, Sapiro G, Marimont D H, et al. Robust anisotropic diffusion[J]. *IEEE transactions on image processing*, 1998, **7**(3): 421—432.
- [13] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, **9**(1): 62—66.
- [14] Conaire C O, Cooke E, O'Connor N, et al. Background modelling in infrared and visible spectrum video for people tracking[C]. *Proceedings of the 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR '05)*, 2005.

(上接 38页)

- Infrared Millim. Waves* (胡旭,太云见,袁俊,等.非制冷铁电混合式红外焦平面探测器. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(1): 22—24.
- [7] Noheda B, Cox D E, Shirane G, et al. Polarization rotation via a monoclinic phase in the piezoelectric 92%  $\text{PbZn}_{1/3}\text{Nb}_{2/3}\text{O}_3$  - 8%  $\text{PbTiO}_3$  [J]. *Phys Rev Letters*, 2001, **86**(17): 3891—3895.
- [8] LU Hai-Tao, CHEN Yong-Ping, LANG Ping-Zhi. Design and fabrication of micro-cantilever uncooled infrared detector [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (刘海涛,陈永平,梁平台.微悬臂梁非致冷红外探测器的研制. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(1): 22—24.
- [9] Hlinka J, Kamba S, Petzel Z. Origin of the “Waterfall” effect in phonon dispersion of relaxor perovskites[J]. *Phys Rev letters*, 2003, **91**(10): 107602-1—107602-4.