

文章编号:1001-9081(2010)01-0036-05

基于全方位计算机视觉的盗窃事件检测

汤一平,胡飞虎

(浙江工业大学 信息工程学院,杭州 310032)

(typ@zjut.edu.cn)

摘要:为了实现公共场所的安防监控智能化,结合全方位视觉传感器(ODVS)、动态图像处理等技术设计出一种盗窃事件检测系统。首先,通过ODVS来获得360°无死角、大范围的全景视频防盗检测区域;其次,提出了一种基于两个不同画面更新率的混合高斯模型进行背景建模的动态图像处理方法来获取特殊背景对象,同时还能区分场景内的运动对象和纯背景对象;将被盗窃的物体作为特殊背景对象进行检测。实验结果表明,该盗窃事件检测系统具有检测范围广、检测精度高、鲁棒性好和实时性高等优点。

关键词:计算机视觉;全方位视觉传感器;盗窃事件检测;混合高斯模型;画面更新率

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:**A

Theft detection based on omni-directional vision sensors

TANG Yi-ping, HU Fei-hu

(School of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou Zhejiang 310032, China)

Abstract: This paper designed a system about theft detection to realize smart video surveillance in public locations. Firstly, aiming at the problem of small visual field, Omni-Directional Vision Sensors (ODVS) which have 360 degree and non-dead-angle view were used to capture panoramic images of scene. Secondly, by processing the input video at different frame rates, two backgrounds were constructed: one for short-term and the other for long-term. A special background was detected by comparing the current frame with the background. Meanwhile, moving objects and static background could also be distinguished. The stolen object would be detected as a special background. Experimental results show that the system is robust enough to detect the stolen objects effectively.

Key words: computer vision; Omni-Directional Vision Sensor (ODVS); theft detection; Gaussian Mixture Model (GMM); frame rate

0 引言

安防、防止盗窃犯罪是一个永恒的话题。这对展览馆、博物馆、大型展销会、商场、画廊等一些开放性公共场所的珍贵重要物品的安全防盗工作提出了新的要求。为此许多学者进行了大量的研究工作,开发出了许多防盗技术;目前主要的防盗技术手段主要有以下几类:基于传统传感器(红外线、门磁等)的防盗技术;基于生物识别的防盗技术;基于视频监控的防盗技术。传统传感器防盗技术功能相对简单,检测面狭窄、需要被动触发才能报警,一旦窃贼掌握了传感器的特点,就能很容易避开这道防线。基于生物识别的防盗技术同样需要被动触发且存在误报多、装置成本高、维护复杂等不足。基于计算机视觉的防盗技术能有效克服以上的缺点,由于其拥有检测范围广、检测参数齐全等优点,近几年来成为防盗技术的主流技术,已成为安防领域内研究的热点。

1 相关研究

当今,智能视频监控技术得到了迅速发展,研究者在人体的检测、跟踪、异常行为识别等方面开发出了不少成熟的视频检测算法和应用产品,但大部分都来源于美国、欧洲、以色列等国家。目前国内的智能视频监控技术实际上还停留在普通的网络视频监控(IP监控、数字化监控)的概念上,尤其是在

视频检测盗窃事件方面的技术还相对比较落后。盗窃事件检测系统的关键技术就是要获取大范围视角场景,利用视频图像处理和分析方法,在复杂的广角场景中自动检测出特定区域变化,提取特定区域内的边缘能量信息,实时、准确地检测物品是否一直处在保护区域之内,不在则盗窃事件发生,并且报警和抓拍窃贼。

本文主要是针对博物馆、展览馆等开放性公共场所的盗窃事件检测。在这种环境下由于受保护物体都是静止对象,所以其所在区域可以事先确定,检测时只要关心保护区域的变化情况即可。

目前应用在这种场合下的盗窃事件检测存在着几个主要问题:1)由于大多采用枪机式摄像头,这种摄像装置的视觉范围非常有限,要检测较大场景范围的财产以及为后续抓拍过程定位则必须采用多个摄像装置联机使用,而这样又会出现多个设备信息难以融合的弊端;2)缺乏智能化的检测手段,检测的精度和鲁棒性不高。当前盗窃事件的视频检测算法主要是针对被盗对象本身进行检测、跟踪和行为判别。文献[1]提出了一种利用当前帧的前景物体的内部区域和周围区域的平均颜色值的对比的方法来检测盗窃物体,这种方法不适用于背景和静态物体的颜色都比较复杂的情况。文献[2]提出一种基于轮廓的视频检测方法,通过轮廓点的空间相似性来判别盗窃物体。该方法对颜色的适应性比较强,但

收稿日期:2009-07-07;修回日期:2009-08-18。

作者简介:汤一平(1958-),男,浙江杭州人,教授,博士,主要研究方向:全方位视觉传感器、计算机视觉; 胡飞虎(1985-),男,安徽安庆人,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉。

是对背景轮廓的复杂度依赖大。针对上述几种算法的不足,本文采用文献[3]提出的一种基于两个背景模型来检测保护区域背景变化的方法。本文定义保护区域内的背景为特殊背景对象。所谓特殊背景对象就是开始的一段时间内属于背景的一部分,但后来某时刻由于物体被移出特定区域而导致其颜色发生变化的背景部分。所以特殊背景对象一个变化的背景对象,在背景更新较快的模型下仍然认为是背景,但在背景更新较慢的模型下则会被检测为前景对象。该方法根据两种不同背景更新率模型对静止物体所在区域的背景变化来进行检测判别,检测的对象不是物体本身,所以具有不依赖传统的对象匹配、跟踪技术且实现比较简单等优点,但是还存在着不能有效地区分盗窃物体与遗留物体的问题。

针对上述硬件和软件的缺陷,本文在以下几个方面做了相应的改进:1)硬件方面,为了解决摄像装置视角过小的问题本文设计了一种全方位视觉传感器(ODVS),拥有360°全方位视野,而且免除了传统的多个枪机摄像头之间信息融合的弊端。2)检测算法方面,本文把组合多个不同更新率的背景模型检测方法应用在盗窃事件检测上面,并且在此基础上融合了图像轮廓检测算法,使得盗窃事件的检测鲁棒性、准确性更高。具体做法是:首先利用不同收敛周期的背景模型来检测出特殊背景对象,然后采用边缘检测算法来进一步确认为盗窃事件。

2 全方位计算机视觉的盗窃事件检测技术

为了实现检测范围广、检测精度高、系统鲁棒性好的防盗检测的设计目标,本文提出了一种基于全方位计算机视觉的盗窃事件检测解决方案。具体做法是:首先,通过ODVS^[1]特有的360°的视野能有效地解决由视野过小而不能同时监控多个对象和后续对盗窃者的跟踪的问题,同时在全景视野内设置保护区域,仅对该区域进行处理而屏蔽非感兴趣区域,这样加快了算法处理速度、减少了保护区域外的噪声干扰。其次,采用背景差分方法检测保护区域的变化情况,背景模型采用混合高斯模型并提出一种基于两个不同更新率的背景模型的建模方法^[3],可有效地对特殊背景对象进行检测。再次,为了克服混合高斯分布模型无法有效区分运动对象和自身阴影的缺点,引入了阴影抑制模块^[5-6]。最后,对特殊背景对象进行边缘提取,以进一步确定是物体是否被盗。一旦发生盗窃事件之后,计算机就能立即报警并抓拍盗窃嫌疑者的图像,确保财产安全。具体处理的流程如图1所示。

盗窃事件检测最核心的问题就是要在大范围监控领域内检测出保护区域中是否存在特殊背景对象;如果检测出有特殊背景对象时,需要进一步确定是盗窃事件,然后尽可能抓拍到盗窃嫌疑者,为事后的破案提供可靠的线索。要解决上述问题,至少要实现:1)大范围内的视频监控;2)检测出特殊背景对象;3)区分出盗窃行为;4)报警并抓拍盗窃嫌疑者的图像。下面就从4个方面介绍系统实现的方法。

2.1 全方位视觉传感器

为了获得更大范围的全景视频检测区域,本文采用全方位视觉方式来获取全景视频图像,图2为一种ODVS的结构图。由于ODVS拥有360°的全方位视野,能把一个半球视野中的信息压缩成一幅图像,因而一幅图像的信息量更大;此外ODVS在场景中的安放位置更加自由;监视环境时ODVS不

用瞄准目标,具体设计请见参考文献[4]。

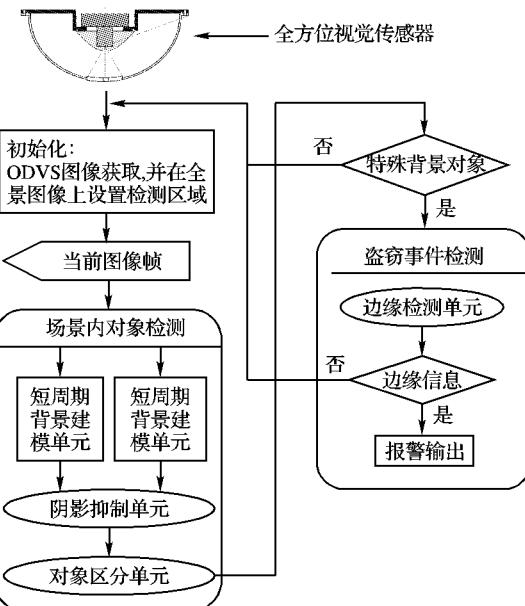


图1 防盗检测系统流程

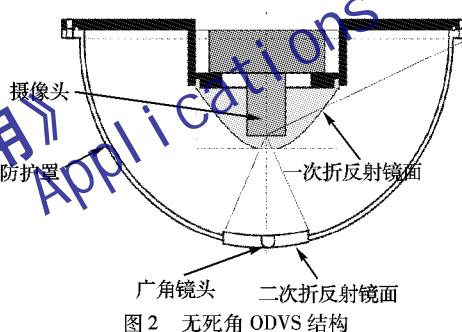


图2 无死角ODVS结构

2.2 特殊背景对象的检测

从人的理解角度来说物体被盗,就是场景内的静止物体被拿走从而场景发生变化。本文定义只要物体被移出保护区域就视为盗窃。盗窃事件发生时即被保护的物体被人拿走并离开特定区域,这种情况下从动态视频图像理解的角度分析,当物体被拿走之后在预先设置的保护区域内的颜色特征、边缘信息都发生变化。具体为:1)新露出的颜色代替物体颜色变成了背景色并且这种变化持续一定时间;2)由于物体被拿走,区域内的边缘信息量比物体被盗之前减少。所以当视频图像符合上述两个变化时就可以定义特定区域内发生盗窃事件。本文尝试采用长、短周期两种不同的背景模型的方法对上述变化1)进行处理,从动态视频图像序列中检测出特殊背景对象。

2.2.1 混合高斯模型建模

因为盗窃事件检测首先需要有效地检测出特殊背景对象,而单从检测特定区域背景变化的要求考虑只需借助一个的背景模型进行处理即可。但是这样就会把暂时遮挡的情况误检为特殊背景对象。所谓暂时遮挡就是指在视野范围内保护区域被其他人或物体短暂的遮挡之后又恢复原状,而期间没有发生盗窃行为,从计算机视觉角度来说这时背景也会出现变化。本文采用文献[3]提出的方法,采用长、短周期两种不同更新策略同时进行背景建模。这种方法能解决上述误检问题,而且能有效地区分场景内的不同类型的对象,(详述见2.2.2节)。目前背景建模的方法很多,如固定背景模型、基于中值或均值的背景模型、基于概率统计的背景模型。固定

背景建模由于采用某一固定帧作为背景,不能适应光照变化等突变因素的影响,所以不能用于长时间和稍微复杂的场景。利用取中值或均值建立背景的思想是先建立一个视频流滑窗用来缓存 L 张视频帧,然后把缓存中所有视频帧相同位置像素的平均值或中值作为背景中该处像素的值。该方法前提是像素在背景帧停留的时间会超过在缓存中一半以上的视频帧中停留的时间,因此只适用于场景目标运动连续的情况^[7-8]。基于概率统计的背景建模即根据当前像素的取值概率进行判断的方法,这类方法对背景变化具有较强的适应能力,如内核密度估计、混合高斯法。前者是将最近的 L 帧视频中的同像素点的像素值利用高斯内核非参数化地对该位置像素的概率密度进行估计^[9]。如果当前帧像素值的估计值小于某阈值则认为它是前景像素。该方法需要缓存一段视频,而不能达到自适应更新背景。混合高斯背景模型是将每个像素按照多个高斯分布混合建模,以同时处理多种背景变化,其优点是参数可以自适应更新,博物馆、展览馆等开放性公共场所场景复杂,需要较强的背景自适应能力。本文采用混合高斯背景建模,下面对这种方法进行简单描述。混合高斯模型^[10-11]对每个像素点建立 K (一般 $3 \sim 5$) 个多维高斯分布来混合模拟该点的背景值,对于像素点 (x_0, y_0) , t 时刻的观察值 $x_t = (r_t, g_t, b_t)^T$, 属于背景概率:

$$P(x) = \sum_{i=1}^k \omega_{i,t} \eta(x_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2) \quad (1)$$

式中, $\eta(x_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2)$ 表示 t 时刻第 i 个高斯分布模型, $\omega_{i,t}$ ($\sum \omega_{i,t} = 1$) 为分布对应的权值^[12]。对于新到视频帧的像素值 x_t 则首先确定它与哪些高斯分布最接近,则将满足 $|\mu_{i,t} - x_t| < 2.5\sigma$ 的这些高斯分布的参数按如下公式更新:

$$\mu_{i,t} = (1 - \beta)\mu_{i,t-1} + \beta X_{i,t} \quad (2)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = (1 - \beta)\sigma_{i,t-1}^2 + \beta(X_{i,t} - \mu_{i,t})^2 \quad (3)$$

$$\omega_{i,t} = (1 - \alpha)\omega_{i,t-1} + \alpha \quad (4)$$

模型学习率 α 有用户指定, $0 \leq \alpha \leq 1$ 参数学习率近似为 $\beta \approx (\alpha/\omega_{i,t})$ 。

如果没有任何高斯模型与当前帧的像素值 x_t 匹配,则将权重最小的高斯分量以一个新高斯模型替代。新高斯模型赋予较大的标准差和较小的权重。其他分布模型不变只降低它们的权重,即 $\omega_{i,t} = (1 - \alpha)\omega_{i,t-1}$ 。这样就将所有权重归一化

为 1,然后计算每个分布模型的 $\frac{\omega_{i,t}}{\sigma_{i,t-1}}$ 值,该值越高就表示其偏差越小,就很可能是背景像素。

上述 α 、 β 是更新系数,其中 α 决定高斯分布权重的更新速率,确定各个分布在背景中的优先级, α 越小背景成分越稳定。 β 的大小决定了背景更新的快慢, β 越大背景更新越快,表现为适应环境变化的能力越强,在较短时间内就能适应环境的变化。反之,背景更新的速率越慢,表象为适应环境变化的能力越低,需要足够长的时间才能适应环境的变化。

2.2.2 不同更新率情况下的特殊背景对象的提取

采用混合高斯分布模型对背景像素进行建模,当采用较长周期的混合高斯模型进行更新时,运动速度较慢的对象将会被检测为前景对象,而运动速度较快的对象由于背景模型适应环境变化比较弱来不及对运动速度快的对象进行更新,即存在着“残影”现象使得前景提取不准确;当采用较短周期的高斯混合模型进行更新时,运动速度较慢、暂时静止的对象物体将会被判定为背景对象,而运动速度较快的对象会判定为前景对象,这是因为背景模型适应环境变化比较强;盗窃事

件发生时刻,物品是被人拿走,保护区域的背景发生变化,在长周期混合高斯模型建立的背景中仍保留原始背景(即包含受保护物体对象);而在短周期混合高斯模型的背景中,由于背景更新及时,物体被拿走之后被盗对象所在区域的背景则被新显现的部分所代替;因此可以利用当前帧分别对长、短周期模型所获得的背景进行差分来提取特殊背景对象。

鉴于上述检测思想,本文采用两个混合高斯分布模型同时对背景像素进行建模,并各自赋予较小、较大的模型更新率初始值,而其他的初始化参数如高斯分布个数、标准方差、权重系数等都是相同的。分别采用 B_L 、 B_S 表示更新率较小、较大的背景图像。每当获取一帧新的图像,通过将其分别与 B_L 、 B_S 进行差减运算,得到 F_L 、 F_S ,因此 F_L 、 F_S 就能分别表示更新率较小、较大的前景图像。由于更新率的不同,在更新率较小的 F_L 中可能包含了运动对象、暂时静止对象、运动阴影、光照变化、噪声等;而在更新率较大的 F_S 中包含了运动对象、噪声等。根据 F_L 和 F_S 值之间的关系,可判断归纳出当前帧内某像素的四种不同类型,判定结果如表 1 所示。

表 1 不同更新率情况下的预测类型

类型	$F_L(x, y)$	$F_S(x, y)$	预测类型
类型 1	1	1	运动类型
类型 2	1	0	特殊背景对象
类型 3	0	1	随机噪声
类型 4	0	0	场景静态对象

表中的数据 1 表示某像素为前景,数据 0 表示某像素为背景。

类型 1 如果该像素属于运动对象,则在任意更新率下都应检测为前景。

类型 2 如果该像素是从运动(静止)状态转化为静止(运动)状态,则在高更新率的高斯模型下检测为背景,相反在更新率较低的情况下会被检测为前景。

类型 3 如果该像素是在某时刻被遮挡,然后很快又解除遮挡,那么对于新显现的颜色,更新率较小的背景图像由于无法做到实时更新,仍然判定该像素为背景,而更新率较大的背景图像则做出相反决策;

类型 4 如果该像素是静止对象,则在任意更新率下都检测为背景。

综合对以上 4 种类型对象的分析,某像素如果符合类型 2 情况下,即满足 $F_L(x, y) = 1 \wedge F_S(x, y) = 0$ 时,则判定为特殊背景对象。为了防止场景突变的影响,增强系统的鲁棒性,可以构造一个基于统计信息的可行性函数 L 来判断该像素是否属于特殊背景对象,其定义为:

$$L(x, y) = \begin{cases} L(x, y) = +1, & F_L(x, y) = 1 \wedge F_S(x, y) = 0 \\ L(x, y) - k, & F_L(x, y) \neq 1 \vee F_S(x, y) \neq 0 \\ \max_e, & L(x, y) > \max_e \\ 0, & L(x, y) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中, \max_e 和 k 都是正数。该函数不仅能够消减检测过程中的噪声,而且可以控制某像素被判定为属于特殊背景对象的决策时间。对于该像素,可能性函数将实时地获取其类型信息并进行相关统计。 \max_e 是阈值,当 $L(x, y) \geq \max_e$ 时,该像素就被判定为属于特殊背景对象。而 \max_e 值是根据系统检测的灵敏性和准确性而确定的。如果系统要求尽量避免噪声,那么应该采用较大的 \max_e 值以确保检测精度,但与此同时,较大的 \max_e 值不可避免将导致决策时间的增加,有可能导致后

来的快球来不及抓拍窃贼者。 k 表示了可能性函数的衰减速率, 它决定了当像素不属于窃贼物体时系统解除警示的反应速度。

由于窃贼物品和遗留物品都是基于背景差分进行检测的, 为了进一步区分窃贼物还是遗留物, 本文采用 Canny 算子对特殊背景对象区域进行边缘检测, 如果在特殊背景对象区域存在着对象物体边缘信息时判定为遗留物品, 反之则判定为窃贼物品。

2.3 Canny 边缘检测

将 Canny 的三个准则相结合, 可获得一种最优检测算子。Canny 算子的设计步骤如下:

- 1) 用高斯滤波器对图像滤波, 去除图像中的噪声;
- 2) 用高斯算子的一阶微分对图像进行滤波, 得到每个像素梯度的大小和方向;
- 3) 对梯度进行“非极大抑制”。

梯度的方向可以被定义为属于 4 个区之一, 各个区用不同的邻近像素来进行比较, 以决定局部极大值。仅仅得到全局的梯度并不足以确定边缘, 因此为确定边缘, 必须保留局部梯度最大的点, 而抑制非极大值(Non Maxima Suppression, NMS)。

关于 Canny 算子的算法实现可以参考文献[13]。需要注意的是本文只对特殊背景对象区域进行边缘检测, 这样可以减少计算时间。

2.4 阴影抑制

上述的混合高斯背景建模的方法在理想的情况下很好地从场景中提取背景, 但现实场景条件比较复杂。如在受光照条件下产生的阴影也会被误认为是前景对象。所以需要对阴影进行抑制, 以避免阴影的干扰, 保证所提取前景的准确性。

检测运动对象自身阴影的方法有很多, 如: Andrea Prati 等人^[5]对现有的阴影检测方法进行了分类、比较、评估。而本文采用 Rita Cucchiara 等人^[6]提出的基于 HSV 颜色空间的检测方法, 该颜色空间接近人类视觉感知色彩的方式, 而且较 RGB 颜色空间能够更准确地检测出阴影。在该颜色空间中, H 分量表示色度, S 分量表示饱和度, V 分量表示亮度。由于阴影处的亮度和饱和度较背景偏暗, 而色度基本保持一致, 所以可以通过式(6)判断某像素点是否属于阴影。式中, $I^V(x, y)$ 、 $I^S(x, y)$ 、 $I^H(x, y)$ 与 $B^V(x, y)$ 、 $B^S(x, y)$ 、 $B^H(x, y)$ 分别表示 (x, y) 处像素新输入值 $I(x, y)$ 与背景像素值 H、S、V 分量。参数 $0 < \alpha < \beta < 1$, α 取值要考虑阴影的强度, 当背景上投射的阴影越强时, α 越小, β 用来增强对噪声的鲁棒性。参数 τ_S 小于零, 参数 τ_H 的选取则主要凭经验调试。

$$SP(x, y) = \begin{cases} 1, & \alpha \leq \frac{I^V(x, y)}{B^V(x, y)} \leq \beta \wedge \\ & (I^S(x, y) - B^S(x, y)) \leq \tau_S \wedge \\ & |I^H(x, y) - B^H(x, y)| \leq \tau_H \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

2.5 图像的抓拍

基于盗窃事件检测具有可以预先明确目标的特点, 所以在 ODVS 所获取的全景视频图像中定制出虚拟的警戒区域, 一旦有人进入时就发出预警。为了在发生盗窃事件之后能跟踪窃贼嫌疑人, 本文设计了一种 ODVS 和高速快球相结合的检测装置, 其中 ODVS 主要用于检测是否发生盗窃事件, 当检测到盗窃事件发生时计算机通过 ODVS 所检测出事件发生区域的位置信息来控制高速快球抓拍窃贼嫌疑人, 以便为快速破案提供线索。由于篇幅限制, 文中不再赘述, 相关技术请参

考文献[4]。

3 实验研究与分析

本文的实验场所选择在某教学楼的走廊上, 模拟图画展览馆的场景。ODVS 安置在走廊的中间。图 3(a)是用 ODVS 所拍摄原始场景的全景视频图像, 图 3(b)是全景图像的柱状展开图。在全景图或者是在柱状展开图上可以设置保护区域, 如图 3 中的方框所示。

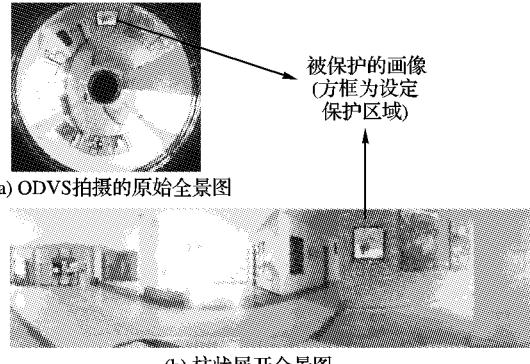


图 3 全景监控图像及保护范围设定

由于 ODVS 所采集的全景图像不符合人的视觉习惯, 而柱状展开图存在图像变形。本文对全景图像进行了透视展开^[4], 从而得到相应的展开图像。ODVS 中所选择的成像芯片为 CMOS, 分辨率为 320×240 , 采样速度 30 帧/s。视频检测软件用 Java 语言开发, 软件中集成了展开算法、基于混合高斯分布模型的运动对象前景检测、运动对象阴影抑制、特殊背景对象检测、Canny 边缘检测算法以及窃贼嫌疑者图像抓拍等模块。

在对象检测模块中: 采用 3 个高斯分布, 标准方差的缺省值为 25, 各分布的权重缺省值为 0.05, 高背景更新率的初始值为 0.05、低背景更新率的初始值为 0.00005。阈值 max_e 为 10、衰减系数 k 为 3。

图 4 是一个模拟盗窃事件过程的检测。图 4(a)是模拟盗窃事件发生前的透视展开图, 图 4(b)是模拟盗窃事件发生时的透视展开图, 图 4(c)是模拟盗窃事件发生后的透视展开图, 图 4(d)是模拟盗窃事件发生时 ODVS 获取的原始全景视频图像, 当被保护的物体对象被人取走后, 检测系统就会自动在被保护区域跳出一个矩形框(框 1)框进行报警, 图 4(e)是模拟盗窃事件发生以后, 系统寻找窃贼并进行跟踪抓拍。当检测到盗窃事件发生时, 系统自动跟踪窃贼嫌疑人, 图 4(e)中出现的方框(框 2)就是跟踪框。此时可以控制高速快球对跟踪框进行抓拍, 得到窃贼嫌疑者的详细图像信息。

系统根据所保护区域的个数, 分别展开成若干个透视图。图 5 表示了特殊背景对象的检测过程。如图 5(a)所示的矩形框(框 1)区域为特殊背景对象, 对应透视展开如图 4(d)所示。该图显示被保护对象已经被取走, 在长周期背景模型下对图 5(a)检测得到的前景二值图中仍然存在前景对象, 如图 5(b)所示; 在短长周期背景模型下对图 5(a)检测得到的前景二值图中没有任何前景对象, 如图 5(c)所示。

根据在长、短周期背景模型下的检测结果以及表 1 所示的判定标准, 可以确认为特殊背景对象。接着对特殊背景对象所处的区域进行 Canny 算法检测, 检测结果没有发现存在着物体的边缘图像, 从而可以确认是盗窃事件, 图 5(d)是融合 Canny 算法检测的最终判定结果。在 Canny 算法中提取边缘的高阈值为 $\tau_h = 179$ 、低阈值 $\tau_l = 84$ 。

在检测过程中两个混合高斯模型更新参数的值必须有明

显的大小差异。如果场景的背景相对稳定则可以适当缩小两个更新参数的初始值,反之就必须增大二者的初始值。衰减系数 K 是表征系统抗干扰能力,当受噪声干扰较大时, K 值较大,则发生误检时系统纠错的速度越快。但不是 K 值越大越好,如果 K 过大则可能使系统检测不出结果。参数 max_e 是反应系统在发生盗窃事件后报警的灵敏度,其值越大则系统反应过程越慢,甚至没有反应,但 max_e 值过小则又可能导致系统误检率增大。图6就是 max_e 值过大使得物体被拿走之后系统没有及时报警的实验数据。

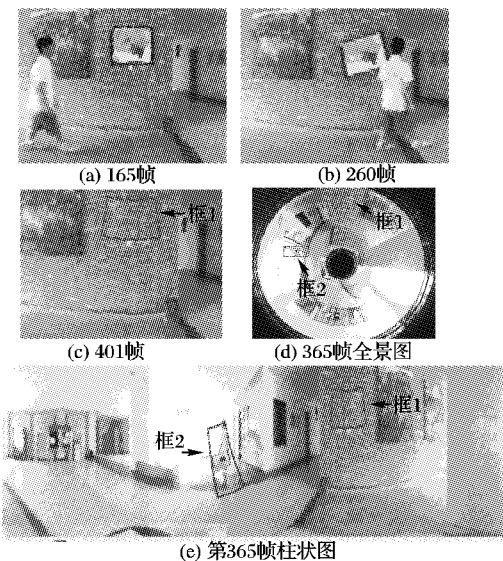


图4 模拟图画展览馆盗窃事件的检测过程

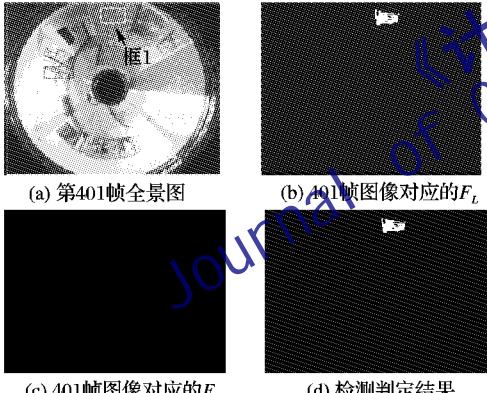


图5 特殊背景对象的检测

图6中的矩形框依然是预先设定的检测区域,图(a)、(b)、(c)是模拟盗窃事件发生的全过程。图6(d)是参数 max_e 为10时的检测结果,其中矩形框(框1)是系统检测到物体被盗时出现的报警信号,矩形框(框2)是对窃贼的跟踪框。图6(e)是参数 max_e 为50时的检测结果,由于 max_e 值过大结果表明此时从物体被盗一直到窃贼离开场景系统都没有报警反应。

4 结语

本文设计了一种基于全方位计算机视觉的盗窃事件检测系统。首先,采用全方位视觉传感器(ODVS),其特有的 360° 的视野为获取场景的全景图像提供了一种新的宽领域视频监控的解决方案;其次,采用基于两个不同更新率的混合高斯分布模型建模的检测方法来获取特殊背景对象;接着采用Canny算子对特殊背景对象区域进行边缘检测,能够有效地检测盗窃物体,而且能够很好地区分场景内各类对象。实验结果表明,本文能够有效地监控场景内物品并提供实时保护,

系统具有较强的鲁棒性,可直接应用于各种公共场合的安防监控。由于长短周期混合高斯分布模型的计算可以是并行处理的,因此能很好地应用在多线程或者多处理器的视频分析系统中。

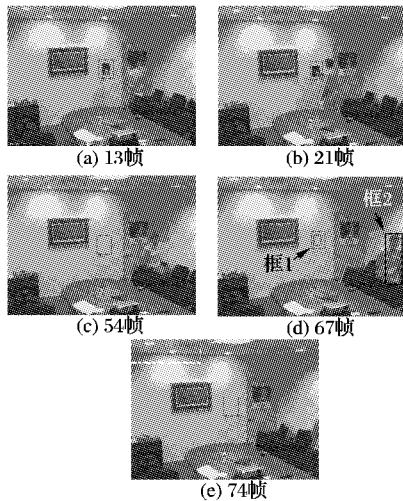


图6 盗窃事件检测系统灵敏度测试过程

参考文献:

- [1] DEDEOGLUY. Moving object detection, tracking and classification for smart video surveillance[EB/OL]. [2009-05-18]. <http://www.cs.bilkent.edu.tr/~tekin-reports/2004/BU-CE-0412.pdf>.
- [2] 王伟嘉,刘辉,莎莉,等.滞留与偷窃物体实时检测与分类算法[J].计算机应用,2007,27(10):2591-2594.
- [3] PORIKLI F. Detection of temporarily static regions by processing video at different frame rates[C]// Proceedings of 2007 IEEE Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance. New York: IEEE, 2007: 236-241.
- [4] 汤一平,叶永杰,朱艺华,等.智能全方位视觉传感器及其应用研究[J].传感技术学报,2007,20(6):1316-1320.
- [5] PRATI A, MIKIC I, TRIVEDI M M, et al. Detecting moving shadows: Algorithms and evaluation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(7):918-923.
- [6] CUCCIARIA R, GRANA C, PICCARDI M, et al. Improving shadow suppression in moving object detection with HSV color information[C]// Proceedings of 2001 IEEE Intelligent Transportation System. New York: IEEE, 2001: 334-339.
- [7] CUTLTER R, DAVIS L. View-based detection[C]// Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. New York: IEEE, 1998: 495-500.
- [8] CUCCIARIA R, PICCARDI M, PRATI A. Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10):1337-1342.
- [9] ELGAMMAL A, HARWOOD D, DAVIS L. Non-parametric model for background subtraction[C]// Proceedings of International Conference on Computer Vision. London: Springer-Verlag, 1999: 751-767.
- [10] STAUFFER C, GRIMSON E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[EB/OL]. [2009-04-21]. http://www.ai.mit.edu/projects/vsam/Publications/stauffer_cvpr98_track.pdf.
- [11] KAEWTRAKULPONG P, BOWDEN R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection[EB/OL]. [2009-04-21]. <http://personal.ee.surrey.ac.uk/Personal/R.Bowden/publications/avbs01/avbs01.pdf>.
- [12] 王勇,谭毅华,田金文.基于阴影消除和混合高斯模型的视频分割算法[J].光电工程,2008,35(3):21-25.
- [13] 黄艺,杜宇人.基于边缘信息的图像分割技术研究[J].现代电子技术,2005,19(6):116-120.