

一种改进的帧差和背景减相结合的运动检测方法

李毅 孙正兴 远博 张岩

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室,南京 210093)

摘要 针对帧差和背景减相结合的运动检测方法存在的不足,进行了以下3个方面的改进:①利用灰度拉伸变换和结合了灰度值信息的邻域相关系数计算方法,解决了背景的误判问题;②通过在帧差和背景减相结合的策略中加入运动分析,解决了缓慢运动目标的漏检问题;③采用运行期更新法更新背景模型,避免了复杂场景下背景模型的退化。实验结果表明,改进后的方法显著改善了帧差和背景减相结合的运动检测方法在背景误判、缓慢运动目标漏检以及背景模型退化等方面存在的问题。

关键词 运动检测 帧差 背景减 邻域相关系数 运动分析

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)06-1162-07

An Improved Method for Motion Detection by Frame Difference and Background Subtraction

LI Yi, SUN Zheng-xing, YUAN Bo, ZHANG Yan

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract This paper makes improvements on motion detection method which combines frame difference and background subtraction, specifically in three areas; the use of gray transform and neighborhood correlation coefficient integrated with gray value information effectively solved the problem of misdetection of moving targets; the motion evaluation step introduced in combining strategy of frame difference and background subtraction solved the problem of miss detection of slow movement targets; and the use of running average updating method to update the background model prevented the background model from degradation. Experimental results show that the improved methods have significantly solved the problems of misdetection of moving targets, miss detection of slow movement targets and background model degradation.

Keywords motion detection, frame difference, background subtraction, neighborhood correlation coefficient, motion evaluation

1 引言

人运动的视觉分析^[1-2]已经成为普适计算时代智能环境、人机交互和安全监控等邻域的核心技术之一,而运动检测则是实现这一目标的基础和关键。运动检测受到很多因素的影响,其中包括光照的渐变和突变、背景物体的移动、背景的变动、阴影、伪

装、遮挡等。目前运动检测方法主要有光流法(optical flow)、帧差法(temporal difference)和背景减法(background subtraction)3种。其中光流法^[3]是利用运动目标随时间变化的光流特性进行运动检测,但由于其计算相当复杂,且抗噪性能差,因此必须采用特殊的硬件装置,其才能应用于实时处理中;帧差法^[4]又称时间差分方法,它是通过相邻帧间基于像素的时间差分的阈值化来提取图像中的运动区域,其对光线变化不太敏感、背景更新快、自适应能

基金项目:国家高科技研究发展计划(863)项目(2007AA01Z334);国家自然科学基金项目(69903006,60373065,60721002);教育部新世纪优秀人才资助计划项目(NCET-04-0460);中国博士后科学基金项目(20060400912);江苏省博士后基金项目(0701010B)

收稿日期:2008-02-18; **改回日期:**2008-03-04

第一作者简介:李毅(1984~),男。南京大学计算机科学与技术系计算机软件与理论专业硕士研究生。主要研究领域为图形图像及计算机视觉技术。**通信作者:**孙正兴(1964~)。E-mail: szx@nju.edu.cn

力好,但其无法有效检测诸如尺寸较大、内部颜色一致及运动速度变化较大的运动目标;背景减法是通过将每个输入的视频帧和背景图像进行比较来检测运动目标(即前景),如:中值滤波法^[5]、线性预测法^[6]、单高斯背景模型^[7]、混合高斯模型^[8]、内核密度估计^[9]等。这些方法需要考虑的问题包括:背景模型的表示、模型的初始化、前景检测方法、背景更新策略等,其虽能够得到比较精确的运动目标区域,但受光照变化、背景变动等影响较大。从实际应用角度来看,帧差和背景减相结合的运动检测是使用最广泛的一种方法。Spagnol 等人提出了一种运用邻域的相关系数结合帧差和背景减来进行运动检测的方法^[10],该方法不仅有效地抑制了光照变化对检测结果的影响,并解决了阴影、重影和伪前景等问题。但该方法也存在以下不足:①会将背景颜色一致的区域误判为前景;②当运动目标速度缓慢或静止时,存在漏检;③在背景复杂的情况下,背景更新策略将使背景模型退化。据此,本文提出了首先用灰度拉伸变

换,并结合灰度值信息来改进邻域相关系数的计算方法,以排除背景的误判;然后通过帧差和背景减相结合的策略中加入运动分析,用来改善运动缓慢目标的检测结果;最后在背景复杂的情况下用运行期更新法进行背景更新,以防止背景模型的退化。

2 帧差和背景减相结合方法的改进

本文对 Spagnol 等人提出的结合帧差和背景减的方法^[10]进行了改进,改进后方法的流程如图 1 所示,即首先在帧差步骤,通过连续两帧图像 I_{t-1} 和 I_t 的邻域相关系数计算来得到运动区域的图像 I_t^M (上角 M 代表 motion);然后在背景减步骤中,通过 I_t^M 和背景图像 B_t 的邻域相关系数计算来确定运动目标。其中运动分析用来判断物体的运动状态,同时解决突然光照变化对检测结果的影响,而背景模型的更新则对背景中的每一个点进行更新,包括那些被前景遮挡的部分。下文将详细描述每一步。

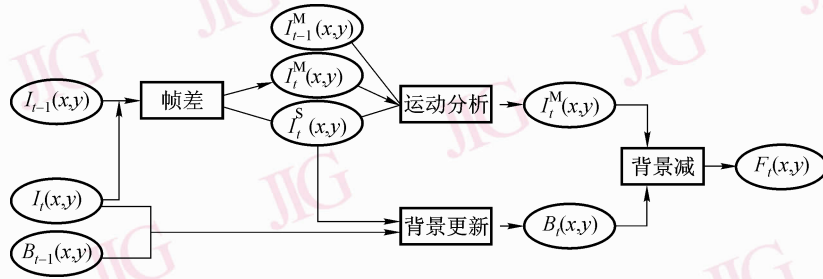


图 1 改进的帧差和背景减相结合的运动检测方法流程

Fig. 1 Flow chart for the method combining frame difference and background subtraction

2.1 帧差

帧差的目的是找出当前帧中的运动区域。其可通过连续两帧 I_{t-1} 和 I_t 的像素差计算得到。以前的帧差法是通过将两幅图像对应点的灰度值直接相减来得到差分图像,但得到的差分图像中有很多噪音点。文献[10]方法是把连续两帧 I_{t-1} 和 I_t 中的对应点 (x, y) 在窗口 W 决定的邻域内的点看成一个分布,这两个分布的相关系数计算公式如下:

$$R(I_t(x, y), I_{t-1}(x, y)) = \frac{m[W(I_t(x, y))W(I_{t-1}(x, y))] - m[W(I_t(x, y))]m[W(I_{t-1}(x, y))]}{\sqrt{\sigma[W(I_t(x, y))]\sigma[W(I_{t-1}(x, y))]}} \quad (1)$$

其中, $m[W]$ 和 $\sigma[W]$ 分别表示点 (x, y) 在窗口 W 的邻域中的点的均值和方差。相关系数表示了两个分布的相关性,其范围是 $(0 \sim 1)$ 。相关系数越大,

则表示相关性越强。再选定一个阈值 τ_s (下角 S 代表 static),当相关系数小于 τ_s 时,则认为是静态的点,否则是运动的点(如式(2)所示)。

$$I_t^M(x, y) = \begin{cases} I_t(x, y) & \text{如果 } R(I_t(x, y), I_{t-1}(x, y)) < \tau_s \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$I_t^S(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } R(I_t(x, y), I_{t-1}(x, y)) > \tau_s \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, I_t^M 表示当前帧中的运动部分图像, I_t^S 表示静态点即背景部分,是一幅二值图像。

经实验发现,文献[10]提出的邻域相关系数的计算方法(简称原方法)虽能检测到比较完整的运动目标,但也将部分背景错判为了前景。其主要原

因是:首先,原方法的相关系数并不能完全表示两个点的相似性,由于背景中颜色一致区域内的点的灰度值相近,即从分布上看比较集中,其在计算相关系数时,相关系数很小,因此会被判为前景;其次,是由于邻域相关系数的计算只是利用了灰度的分布信息,而忽略了灰度值信息的缘故。

一种改进方法是通过将邻域内的点的灰度值乘以不同的系数来将这些点散开,称之为灰度拉伸变换。灰度拉伸变换定义如下:设点 (x, y) 在窗口 W 决定的邻域内的 N 个点构成点集 $O, O = \{p_i | p_i \in W; i = 1, 2, 3, \dots, N\}$,先构建点集 \tilde{O} ,使得 $\tilde{O} = \{\tilde{p}_i | \tilde{p}_i = p_i \times i/N; i = 1, 2, 3, \dots, N\}$;然后计算邻域相关系数时,用 \tilde{O} 代替 O 。本文对图像中每个点的邻域内的点都进行了灰度拉伸变换。

另外一种改进方法是结合邻域中点的灰度值信息和灰度分布信息进行计算,即首先通过邻域相关系数计算来得到可能的前景,再通过下面的灰度计算方法来排除将背景误判为前景的部分。灰度计算方法是:先计算两幅图像中对应点在其邻域中的所有点的差值的平方和,然后用它来描述这两个点的灰度差异(如式(3)所示):

$$\Delta(I_i(x, y), I_{i-1}(x, y)) = \sum_{i=1}^N (I_{i,i}(x, y) - I_{i-1,i}(x, y))^2 \quad (3)$$

当 $\Delta(I_i(x, y), I_{i-1}(x, y)) < T_d$ 时,则认为对应点 (x, y) 是背景。其中 T_d 是个阈值。实验结果证明,上述两种方法对解决背景误判问题是有效的。

2.2 背景减

文献[10]方法利用当前帧的运动区域图像 I_t^M 和背景图像 B_t ,通过式(4)计算来得到运动目标。

$$F_t(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } R(I_t^M(x, y), B_t(x, y)) < \tau_s \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

经实验发现,帧差和背景减相结合的方法不仅可以有效抑制背景中的小的变动和有效抑制阴影,且可解决由于背景中的物体开始运动而导致的重影问题。但同时也发现,帧差和背景减相结合的方法对运动缓慢和静止前景的检测效果不理想。这主要是因为第1步的帧差不能完整检测到运动缓慢和静止前景所致。实验证明,帧差法在物体运动缓慢或静止时,不能检测到完整的前景。VSAM (video surveillance and monitoring)项目^[11]提出了用三帧差分法来进行运动检测。实验证明,三帧差分法的检

测结果虽比两帧差分法效果略好,但仍不能得到完整的运动区域。

改进方法是通过下文中的运动分析步骤来判断场景中运动目标的移动速度。当运动目标速度缓慢或停止运动时不是用帧差的结果 I_t^M ,而是用前帧 I_{t-1} 和背景 B_t 进行背景减计算。实验证明,上述方法对检测静止前景和保持前景检测连贯是有效的。

2.3 运动分析

运动分析的任务是通过评估当前场景中运动目标的移动速度来判断场景中是否存在运动物体,以及解决突然光照变化对检测结果的影响。即先考察帧差的结果 I_t^M ,当运动区域的面积占总图像面积的比例小于某个阈值 μ_1 时,则认为物体运动缓慢或静止;再考察最终检测结果 F_t ,当前景面积占总图像面积的比例小于某个阈值 μ_2 时,则认为场景中不存在运动物体(如式(5)所示):

$$D_{1,t} = \frac{N(I_t^M)}{\dim(I)} \quad \begin{cases} D_{1,t} < \mu_{1,t} \rightarrow \text{运动缓慢} \\ D_{1,t} \geq \mu_{1,t} \rightarrow \text{正常运动} \end{cases}$$

$$D_{2,t} = \frac{N(F_t)}{\dim(I)} \quad \begin{cases} D_{2,t} < \mu_{2,t} \rightarrow \text{没有物体} \\ D_{2,t} \geq \mu_{2,t} \rightarrow \text{正常运动} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $N()$ 表示一个图像块中的点的个数, $\dim()$ 表示了整个图像的像素点数。阈值都是先通过计算前几帧的检测结果后,再用运行期法动态确定的(如式(6)所示):

$$\mu_{i,t} = \alpha \mu_{i,t-1} + (1 - \alpha) D_{i,t} \quad (6)$$

光照发生突然变化时,当前帧中的大部分区域会被检测为前景。这时连续两帧的检测结果中的前景区域的面积会有很大的差别。这时可通过式(7)来计算 I_t^M 和 I_{t-1}^M 中运动区域面积的差值占总图像面积的比例,再通过设置一个阈值 ε 来判断是否有突然的光照变化(如式(8)所示)。

$$D_t = \frac{|N(I_t^M) - N(I_{t-1}^M)|}{\dim(I)} \quad (7)$$

$$I_t^M = \begin{cases} I_t^M & D_t < \varepsilon \rightarrow \text{无光照变化} \\ I_{t-1}^M & D_t \geq \varepsilon \rightarrow \text{突然光照变化} \end{cases} \quad (8)$$

当 $D_t < \varepsilon$ 时,则表示没有光照的突然变化,这时可用 I_t^M 作为背景减的输入。当 $D_t \geq \varepsilon$ 时,则表示有突然的光照变化,这时可用前一次的帧差结果 I_{t-1}^M 作为背景减的输入。同时对背景模型进行更新,使得在 $(t+1)$ 时刻可以用 I_{t+1}^M 和 B_{t+1} 进行运动检测。实验证明,运动分析对分析物体运动和解决突然光

照变化是有效的。

2.4 背景更新

一个可靠的背景模型必须能动态更新,以适应光照变化、背景变动等情况。文献[10]方法的主要思想是用当前帧中具有相同灰度值的点的平均灰度变化来对背景中所有点进行更新,即

首先计算每一个像素的灰度变化(如式(9)所示):

$$\Delta_{t-1}(x,y) = \frac{I_t(x,y)}{B_{t-1}(x,y)} \quad (9)$$

其中, $I_t(x,y)$ 是当前帧, $B_{t-1}(x,y)$ 是前一个背景模型;然后再计算前一个背景中具有相同灰度值 $B_{t-1}(x,y) = b_i$ 的静态点的平均灰度变化(如式(10)所示):

$$\mu(b_i) = \frac{1}{N(b_i)} \sum_{\{(x,y) \in I_t^s | B_{t-1}(x,y) = b_i\}} \Delta_{t-1}(x,y) \quad (10)$$

其中, $\{b_i\} (i = 1, \dots, n)$, 是一个像素点可能取到的不同灰度值, $N(b_i)$ 是背景 B_{t-1} 中灰度值等于 b_i 的像素点的个数。

最后对背景中的每一个点进行更新(如式(11)所示):

$$B_t(x,y) = B_{t-1}(x,y)\mu(B_{t-1}(x,y)) \quad (11)$$

经实验发现,文献[10]的更新方法存在以下问题:当背景比较复杂,背景中存在多种物体时,系统在运行一段时间之后,背景模型会发生退化而影响前景检测。其主要原因是:首先是文献[10]的更新方法是基于背景中具有相同灰度值的点,其灰度值的变化是相似的这一假设,这种假设在背景比较单

一的情况下是合适的,如草地、足球场等,而在背景比较复杂的情况下,由于背景中存在多种物体,而这些物体在光照发生变化时,其具有相同灰度值的点的灰度变化是不同的;其次是由于,这种更新方法是用当前帧中背景部分的点来更新整个背景模型,这样,当存在较大的误检时,则背景更新将不准确;第三是由于,当前景部分的面积比较大时,用当前帧中少量的背景部分来对整个背景进行更新,会加速背景模型的退化过程。运行期更新法^[5]如下:

$$B_t(x,y) = \alpha I_t(x,y) + (1 - \alpha) B_{t-1}(x,y) \quad (12)$$

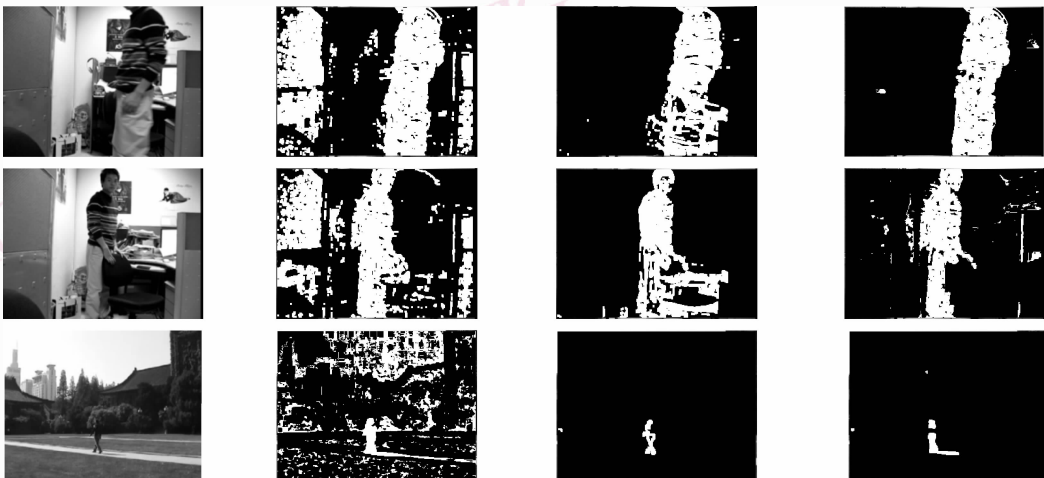
实验证明,由于其在背景变化不大的情况下是一种有效的背景更新方法,因此在场景中存在多种物体的复杂背景情况下可以使用这种方法进行背景更新。同时在系统运行一段时间之后,再进行运动分析,当检测到连续几帧的当前场景中都没有运动目标时,则用这几帧的中值或均值重新初始化背景模型。实验证明了这种改进方法是有效的。

3 实验结果和分析

为验证本文改进方法的检测效果,利用录制的几段室内和室外场景的视频来进行实验,这些视频考虑了影响运动检测的多种因素。通过实验确定了上文中的各个参数:窗口 W 的大小为 5×5 , 相关系数阈值 τ_s 取 0.95, ε 取 0.4 合适。

3.1 相关系数计算方法的改进验证

图2是对邻域相关系数进行改进的实验验证。图中第1列是室外室内录制的待检测视频帧,第2



(a) 测试样本 (b) 原方法的检测结果 (c) 灰度拉伸后的检测结果 (d) 结合灰度值信息的检测结果

图2 邻域相关系数改进后的方法检测效果对比

Fig. 2 Results of improved neighborhood correlation coefficient method

列是原邻域相关系数计算方法的检测结果,第 3 列是灰度拉伸变换方法的检测结果,第 4 列是结合灰度值信息的检测结果。由图 2 可以看出,两种改进方法都能够检测到运动物体,且均消除了大部分错判为前景的背景部分。灰度拉伸方法虽也能抑制小的背景变动(室外树枝草地的变动),但结合灰度值信息的方法,则由于利用了灰度信息会受到光照的影响,因而还能检测到了阴影。实验证明,本文改进方法对排除背景误判是有效的。

3.2 运动缓慢和静止前景检测的改进验证

图 3 是对静止前景检测的实验验证。图中第 1

行为室外场景中连续的几帧,表示的是一个人在行走,在原地停留了数秒,最后离开;第 2 行是原方法的检测结果,由该图可以看出:当人行走时,能够检测到,但在人停留在原地的一段时间中,则不能检测到。第 3 行是本文的改进方法的检测结果,由该图可以看到,本文的改进方法能够检测到连贯的前景(中间背景减的数帧可能会检测到背景中的变动)。对比文献[10]方法和本文的改进方法的实验结果可以看出:本文的改进方法对检测静止的前景和保持前景检测的连贯是有效的。

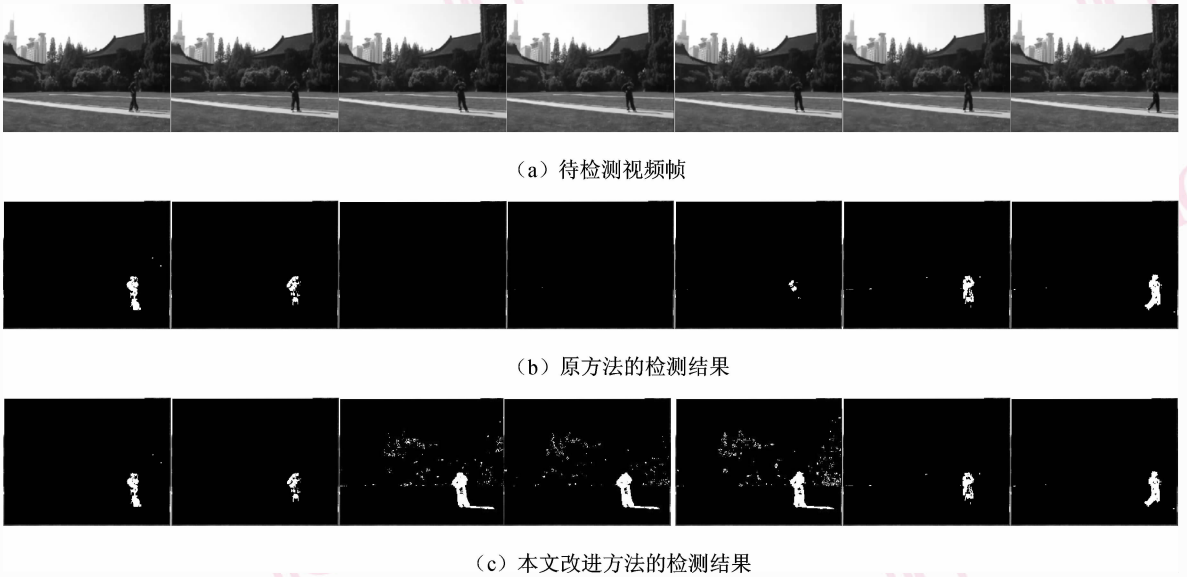


图 3 静止前景检测的效果对比

Fig. 3 Result of no-movement foreground detection

3.3 背景更新改进的验证

图 4 是对室内场景中的背景更新策略进行改进的实验验证。如图 4 所示:系统在运行一段时间之

后,文献[10]的更新方法使得背景模型退化,这时会将大部分背景检测为前景。改进后的方法则不仅能保持背景模型的稳定,且能检测到比较完整的运

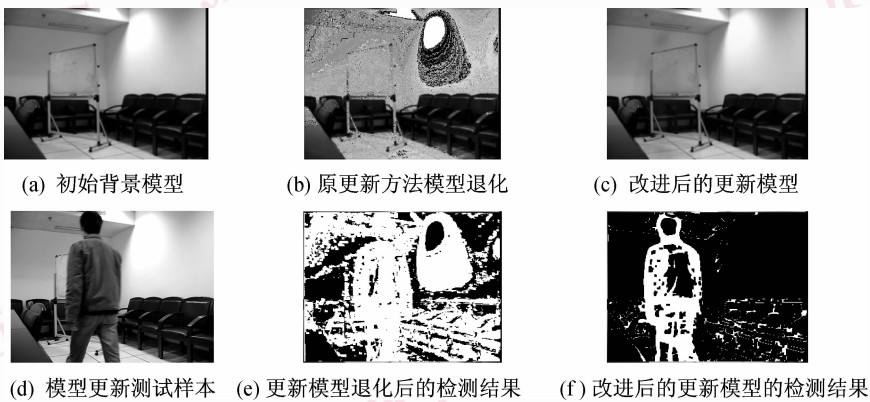


图 4 背景更新策略改进后方法的室内场景检测效果对比

Fig. 4 Result of improved background updating method in indoor environment

动物体。由此可见,改进方法不仅能够有效维护背景模型,并能保证系统稳定地运行。

3.4 改进方法与混合高斯模型(MOG)的对比实验

图 5 是改进方法与混合高斯模型检测结果的对比。混合高斯模型是当前运动检测使用比较多的一种方法。图 5 第 1 行是不同场景视频段中的某一帧,其考虑了影响运动检测的不同因素;第 2 行是混合高斯模型的检测结果,第 3 行是用本文改进方法的检测结果。

时,MOG 法得不到好的检测结果,本文方法对光照变化稳定;(2)第 2 列,MOG 法检测到了手臂的阴影,而本文方法则可以有效抑制对比度不强的阴影;(3)第 3 列,MOG 法会将人的上身误判为背景,而本文的改进方法则能检测到完整的运动目标;(4)第 4 列,MOG 法检测到了背景中的树枝变动,而本文方法则能有效抑制背景中小的变动;(5)第 5 列,在前景内部颜色一致的情况下,本文方法检测结果的前景物体的内部有空洞。实验结果证明了本文改进方法的总体检测结果要好于混合高斯模型。

从图 5 可以看出:(1)第 1 列,当光照发生变化

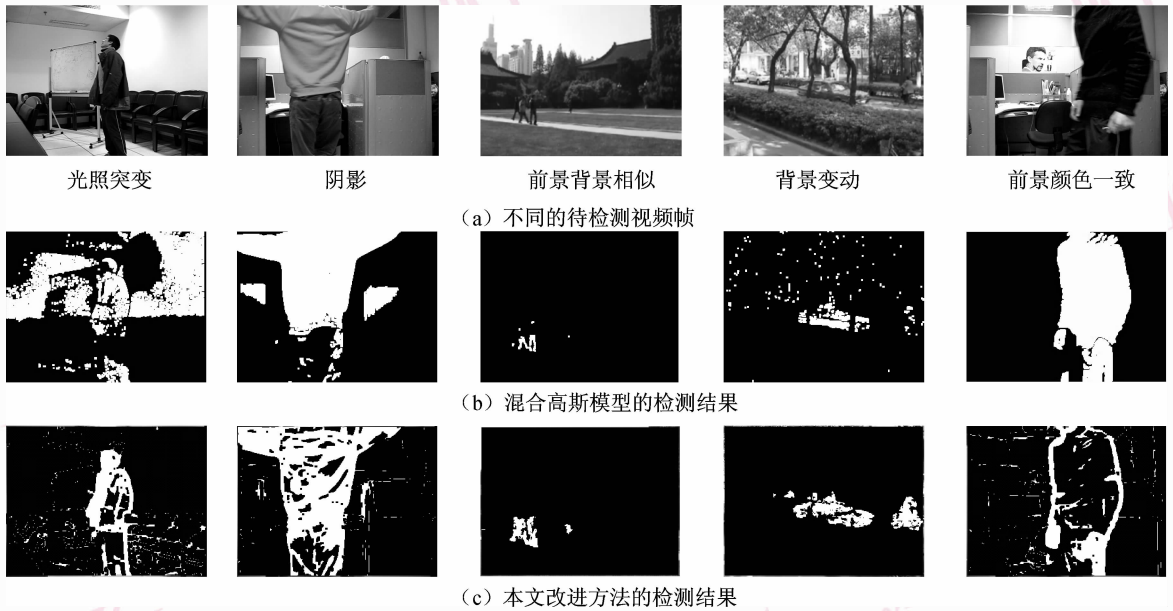


图 5 对光照、阴影、前景背景相似、背景变动、前景颜色一致等情况,以及室外多人情况的检测效果

Fig. 5 Results of motion detection in different conditions

3.5 各种方法在不同场景下的时间开销对比

为了解各种方法的时间效率,对这几种方法在不同场景下的执行时间进行了对比实验。实验用 C++ 和 OpenCV 视觉库实现,运行在 P4 2.4GHz CPU,512MB 内存的机器上。每幅图像的大小是 320 × 240。执行时间是一段视频中连续的 500 帧的执行时间的均值(如表 1 所示)。

由表 1 可见,邻域相关系数的计算方法比直接灰度值减和 MOG 方法的时间开销大,因为邻域相关系数方法对图像中的每一个点要计算其邻域内所有点的均值和方差。改进 1 方法比原方法计算时间略少,因为原计算方法会检测到背景区域,这样在背景减中所处理的前景像素点的个数要比改进后方法的多。改进 2 方法比原方法和改进 1 方法的时间开

表 1 不同场景下各种方法的执行时间比较

Tab. 1 Run time of different methods in different scene

视频段	各种方法执行时间(s)					
	灰度帧差法	相关系数帧差法	MOG 法	原方法	改进方法 1	改进方法 2
场景 1	0.043	0.221	0.064	0.291	0.261	0.682
场景 2	0.042	0.228	0.064	0.314	0.265	0.699
场景 3	0.043	0.224	0.064	0.276	0.253	0.661
场景 4	0.042	0.225	0.050	0.238	0.236	0.634
场景 5	0.043	0.222	0.056	0.224	0.237	0.646

销要高很多,因为其在邻域相关系数计算之后还要进行灰度值的计算。另外,室外情况要比室内情况的计算时间少,因为在本文的测试视频中,室外场景中的前景部分的面积比室内场景中的小,而检测时间是随前景面积的增大而增加的。

3.6 实验小结

实验表明,本文的方法能够有效抑制光照的渐变和突变以及背景中小的变动对检测结果的影响,并有效地解决了阴影、重影、伪前景等问题,其总体检测结果要强于混合高斯模型。但本文方法在前景内部颜色一致时,其检测结果的前景物体内部有空洞,不仅检测结果物体的边界扩大,而且时间开销较大,还有待以后工作进行改进。

4 结 论

本文针对 Spagnolo 等人提出的运用邻域相关系数结合帧差和背景减进行运动检测的方法将颜色一致的区域的背景判为前景、对运动缓慢和静止前景检测失效以及背景更新策略在复杂背景条件下的背景模型退化等问题进行了改进,即首先利用灰度拉伸变换和结合了灰度值信息的相关系数计算方法,有效地解决了背景误判问题;然后在帧差和背景减相结合的策略中,通过加入运动分析解决了运动缓慢和静止前景检测失效的问题;最后在背景复杂的场景下,用运行期更新法代替平均灰度变化更新法,有效地防止了背景模型的退化。改进的方法能够有效抑制光照的渐变和突变以及背景中,小的变动对检测结果的影响,有效地解决了阴影、重影、伪前景等问题。进一步要做的工作是研究更有效的帧差和背景减的结合策略以及综合利用灰度、灰度分布、纹理、环境上下文等信息来进行运动检测。

参考文献 (References)

1 Wang Liang, Hu Wei-ming, Tan Tie-niu. A survey of visual analysis of human motion[J]. Journal of Computer, 2002, **25**(3):225-237. [王

亮,胡卫明,谭铁牛. 人运动的视觉分析综述[J]. 计算机学报. 2002, **25**(3): 225-237.]

2 Gavrilu D M. The visual analysis of human movement: A survey[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, **73**(1): 82-98.

3 Fejes S, Davis L S. What can projections of flow fields tell us about the visual motion [A]. In: Proceeding of International Conference on Computer Vision [C], Bombay, India, 1998: 979-986 .

4 Paragios N, Deriche R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Interface, 2000, **22**(3): 266-280.

5 Cucchiara 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.

6 Toyama K, Krumm J, Brumitt B, *et al.* Wallflower: Principles and practice of background maintenance [A]. In: Proceedings of the Seventh International Conference on Computer Vision [C], Corfu, Greece, 1999: 255-261.

7 Wren C, Azarbayejani A, Darrell T, Pentland A P. Pfunder: real-time tracking of the human body [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, **19**(7): 780-785.

8 Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Fort Collins, Colorado, USA, 1999: 246-252.

9 Elgammal A, Hanwood D, Davis S. Nonparametric model for background subtraction [A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision [C]. Dublin, Ireland, 2000: 751-767.

10 Spagnolo P, D'Orazio T, Leo M, *et al.* Moving object segmentation by background subtraction and temporal analysis [J]. Image and Vision Computing, 2006, **24**(5): 411-423.

11 Collins, Lipton, Kanade, *et al.* A System for Video Surveillance and Monitoring: VSAM Final Report [R]. Technical Report: CMU-RI-TR-00-12, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Penn., USA, 2000.