

文章编号:1004-9037(2012)05-0612-08

基于自投影和灰度检索的视频帧中异常行为检测

郭迎春 吴 鹏 袁浩杰

(河北工业大学计算机科学与软件学院,天津,300400)

摘要:针对智能监控系统,提出了一种基于运动目标灰度直方图和自身投影直方图的检索匹配方法,能够快速实现视频序列中行人的运动方向异常检测。该方法结合目标的灰度直方图和自身投影直方图在人群中快速检索匹配目标,采用目标质心运动历史记录表连续记录目标质心和运动方向,通过比较各个目标的运动方向找出运动人群中的异常目标。实验结果表明,引入目标的自身投影直方图,比只利用灰度图的灰度信息有更高的检测准确性,同时历史记录表可完全胜任运动目标信息记录的任务。该方法计算量小,同时利用记录质心的移动速度能实时对目标的运动情况进行预测,对运动目标的相互遮蔽有一定的鲁棒性。

关键词:智能监控;灰度直方图;投影直方图;异常检测

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

Anomalous Behavior Detection in Video Sequence Based on Self-Casting Histogram and Gray Histogram

Guo Yingchun, Wu Peng, Yuan Haojie

(School of Computer Science and Software Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin, 300400, China)

Abstract: For the intelligent video surveillance system, a motion object retrieval match approach is proposed, combining with the gray histogram and the self-casting histogram. It can rapidly detect an object with abnormal direction of motion. The method uses the feature combined with the gray and self-casting histograms to detect and match the object among crowds. And it uses the motion history record list of object centroid to continuously record the centroid of object and its motion direction. Besides, it compares the motion direction to find the abnormal object among moving crowds. The experiment result shows that compared with the method only employing the information of gray histogram, the accuracy of detection is improved after introducing object self-casting histogram, and the motion history record list is fully qualified to record the motion information of moving objects. The method has small amount of calculation and good robustness against objects covered by each other during their movement by recording the speeds of centroid motion.

Key words: intelligent video surveillance; gray histogram; self-casting histogram; abnormal detection

引 言

基于视频序列的异常目标检测是智能监控技术^[1,2]的重要组成部分,鉴于其在公共场所中的应用越来越普及,这项技术逐渐得到越来越多的关

注。

视频异常检测主要包括运动目标检测、运动目标跟踪分类与信息提取和异常目标判断这3个步骤。首先进行运动目标检测,流行的方法有背景剪除法^[3,4]、光流法^[5]和帧间差分法^[6,7]。背景剪除法是目前最常用的一种方法,它利用当前图像与背景

基金项目:国家自然科学基金(60203018)资助项目;河北省教育厅自然科学基金(ZD200911)重点资助项目;河北省教育厅自然科学基金2009年第二批第十项资助项目。

收稿日期:2011-08-18;**修订日期:**2011-11-28

图像的差分来检测出运动区域,在这种方法中一般都要进行背景建模,对背景及时更新,它能够较完整地提取出运动目标,但是对光照和外部条件造成的动态场景变化过于敏感。在光流场算法中,图像中的每个像素都需构造一个运动矢量来记录像素的状态,利用运动目标随时间变化的光流场特性来分割运动区域,这种方法运算复杂,实时性较差,而且会产生孔径问题,鉴于其局限性已很少用于运动目标检测。帧间差分法是在图像序列中的两个或三个相邻帧间采用基于像素的差分,然后利用阈值化来提取出图像中的运动区域,这种方法简单易实现,但是在检测中容易造成空洞。

要进行正确的异常判断,就必须准确跟踪运动目标。目标跟踪是计算机视觉领域的研究热点,目标跟踪^[8]的主要难点包括目标的颜色和形状变化、目标所处环境光线的变化和目标的遮挡,通用的目标跟踪^[9]方法有核跟踪^[10-13]和粒子滤波跟踪,这两种方法都要经过多次的迭代和复杂的计算,调整候选目标在视频帧中的位置,直至达到最大的契合,虽然可以精确地找到目标在视频帧中的位置,但在位置精度要求不高的情况下,这些方法显然冗余,算法复杂且费时费力。

在公共监控的异常目标判断中,人的行为有很大的偶然性,各种环境也有很大的不同,不可能定义统一标准的异常行为^[14],在各种异常行为判断系统中的异常行为都是主观定义,不同系统之间有很大的差异。

针对上述智能公共监控各环节的局限性,本文提出了相应的改进措施。在运动目标检测方面,鉴于户外的背景经常变动,难以得到一个稳定的背景,对于光线的变化,新融入到背景中的物体,这些都不可能在开始监控的时候预测到,因此本文采用灵活性和准确性更高但又不是很复杂的混合高斯背景模型对背景进行建模,高斯模型能更好地拟合自然界的动态变化,同时整个模型中的高斯分布都是动态存在,在监控中可以随时动态调整场景中每个像素的背景模型,对于新的变化和新融入的背景目标能及时地反映到模型中,从而准确地模拟背景,对前景做出更准确的判断。

在目标跟踪方面,本文采用检索匹配的方法,把跟踪问题转化为检索匹配问题,这种方法简单易行,适合监控的实时性要求。颜色是图像最主要的信息表示,在图像检索匹配中是最有用的特征信息^[15],与形状、模板等其他特征相比,颜色特征比较稳定,同时对旋转、平移、尺度变化,甚至一定的

形变都不是很敏感,表现出很强的鲁棒性,因此颜色直方图在检索匹配中得到极大应用,本文针对灰度直方图只关注目标颜色(R, G, B)信息,忽视目标空间信息的缺点,加入目标相对自身长宽的投影直方图,引入目标的形状和面积信息,提出一种基于灰度直方图和自身形状投影直方图的快速检索匹配方法,这种方法能快速地找到目标,可以很容易地跟踪目标的质心,简单易行且有更高的准确性。

在异常目标判断中本文中的异常行为定义为少数的运动目标方向,通过建立目标的质心移动历史记录表,实时记录质心的移动情况,从而检测出少数方向的运动目标作为异常目标。

通过对NASA提供的多组真实视频帧的实验验证,本方法简单、实时性强,鲁棒性好,具有较高的准确性,能够快速准确地对异常运动目标做出判断。

1 异常目标检测方法原理

异常目标检测系统主要包括3部分:运动目标检测、运动目标跟踪和信息提取、异常目标判断。运动目标检测是把运动目标从场景中分割出来以方便目标跟踪和信息提取,视频是时间上连续的场景帧,要判断异常就要在连续的帧中跟踪目标,从而提取记录运动目标的各种信息,最终通过记录的运动目标的各种信息来判断是否存在异常目标。图1为系统的主要模块图。

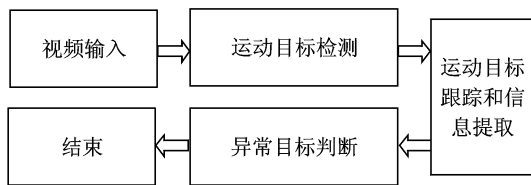


图1 系统模块图

1.1 运动目标检测

1.1.1 高斯背景建模

运动目标检测就是把场景中的运动目标分割出来,它的处理结果直接影响后续的运动目标跟踪的准确性。在本文中利用背景剪除法,并用混合高斯建模动态更新背景。

高斯背景建模^[16]通过对背景中的每个像素点建立一个高斯分布函数来描述每个像素点正常情况下的像素值的范围,如果当前像素点的观察值与背景模型的高斯分布函数的均值差在一定的阈值范围里,则认为该像素点与高斯分布函数匹配,该

像素点属于背景,否则属于前景。由于背景经常会受到周围环境的影响,所以只用一个高斯分布函数很难准确地描述背景点的像素值,这里本文采用混合高斯背景模型,对每个像素点用多个高斯分布函数进行描述,只要当前像素值匹配背景高斯函数中的任意一个高斯函数,则认为它是背景像素。

设 t 时刻像素点的观测值为 X_t , 则 X_t 的概率可以用具有 K 个高斯分布的混合高斯模型建模

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} * \eta(X_{i,t}, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

其中

$$\eta(X_{i,t}, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) = \frac{1}{2\pi^{1/2} |\Sigma_{i,t}|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(X_t - \mu_{i,t})^T \Sigma_{i,t}^{-1} (X_t - \mu_{i,t})\right\} \quad (2)$$

式中: K 为高斯分布的个数,通常取 3 或 5; $\omega_{i,t}$ 为第 i 个高斯分布的权重; $\mu_{i,t}$ 为 t 时刻第 i 个高斯分布的均值; $\Sigma_{i,t}$ 为 t 时刻第 i 个高斯分布的协方差矩阵; η 是高斯分布的概率密度函数。一段时间内像素值与第 i 个分布函数匹配的个数越多,则 $\omega_{i,t}$ 的值越大,它反映了像素点在一段时间内匹配第 i 个高斯分布函数的后验概率,相应的匹配频率越高则方差 $\sigma_{i,t}$ 越小。一般在静态背景中,像素只有少量的时间呈现为动态前景目标像素,对于每个像素点的 K 高斯分布函数按 $\frac{\omega_{i,t}}{\sigma_{i,t}}$ 值从大到小进行排序,排序越靠前表明出现的频率越高,成为背景的可能性越大。一般选取排在前面的 B 个分布作为背景的背景模型,当观察像素值与这几个分布中的任意一个分布匹配则认为像素属于背景,否则属于前景目标,而 B 由权值 $\omega_{i,t}$ 和一个经验阈值^[3] $T \in (0, 1)$ 确定,参照文献[3]本实验中 $T = 0.7$

$$B = \operatorname{argmin}_j \left(\sum_{i=1}^j \omega_{i,t} > T \right) \quad (3)$$

当观测值与高斯函数的均值的差小于 2.5 倍的协方差时就认为与当前的分布匹配,即有

$$|X - \mu_{i,t}| \leq 2.5 \sigma_{i,t} \quad (4)$$

每次匹配时按顺序对每个分布进行比较,直到找到匹配分布,然后对匹配的高斯分布的参数进行更新

$$\omega_{i,t+1} = (1 - \alpha)\omega_{i,t} + \alpha \quad (5)$$

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

$$\sigma_{i,t+1}^2 = (1 - \rho)\sigma_{i,t}^2 + \rho(X_{t+1} - \mu_{i,t+1})^T (X_{t+1} - \mu_{i,t+1}) \quad (7)$$

$$\rho = \alpha \eta(X_{t+1} | \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}) \quad (8)$$

式中: α 为学习速率,此参数的设定关系到各个高斯函数权值的变化,从而直接影响高斯模型的更新速度; ρ 高斯函数是更新速率,表示高斯模型中各个函数中参数的更新快慢。这两个参数都可以自己设定,当场景中的目标运动较慢时, α 可以设定较小的值,避免高斯函数排序变化过快而影响前景像素点的判断,而 ρ 参数可以设置较大的值,加快参数的变化,避免物体运动较慢时被当成背景的一部分,经过长时间的研究,对于这两个参数一般取一个 0.02 左右的小数。本文经过大量实验,最终设定 $\alpha = \rho = 0.02$ 。对于不匹配的只改变权值: $\omega_{i,t+1} = (1 - \alpha)\omega_{i,t}$, 当找不到匹配的分布时,重新初始化一个高斯分布函数,并用它代替原先权值最小的分布函数。如图 2 为原图,图 3 为用混合高斯模型检测出的前景图。

1.1.2 阴影检测、背景复原和面积约束

阴影是由于光线的遮蔽或分布不均匀在物体周围造成的暗光区域。阴影^[17-19]分为两种,静态阴影和动态阴影。静态阴影是场景中的静态物体遮挡阳光在场景中产生的阴影,这类阴影在场景中一直存在,会自动建模为背景的一部分,不会对运动目标检测造成影响。动态阴影是运动目标在运动过程中自身遮挡阳光和光照不均匀而产生的阴影,由于它随着运动目标一起运动,所以在运动区域检测时,总是会把它当成运动目标的一部分,由于随着目标运动位置不同,目标产生的阴影完全不同,所以如果把阴影当成目标的一部分则目标的形变较大,这会极大地影响目标的检索匹配准确性,降低系统的可靠性。所以在提取目标的信息前一定要对目标进行阴影检测处理。现有的阴影处理主要有基于模型的和基于特征的两类。基于模型的方法^[20]根据阴影的统计特征对阴影建立统计模型,最终用训练后的模型判断每个像素是否属于阴影区域。这种方法算法复杂,同时要限定很多条件,时间长、灵活性低,不易在实际场景中应用,故应用较少。基于特征的方法^[21]直接采用图像的某些特征,如几何特征、亮度、色度、纹理等进行比较判断。阴影是遮蔽光线造成的,所以阴影在场景中主要表现为对背景亮度的影响,而对色度纹理等信息的影响较小。在本文中实验的视频序列都是灰度图,因此采用基于灰度的检测方法,阴影是物体遮挡阳光或光照不均产生的,所以阴影区域的灰度值小于所在区域的背景,它与背景区域的灰度比值比较稳定,而运动

目标自身的灰度与背景的比值却不存在这种稳定的比例,本文正是基于这一点检测阴影区域,当检测的目标区域中的像素与背景像素的比值在某一范围时,则认为其为阴影区域,由于阴影是物体遮挡光线或光线较少造成的,所以阴影的灰度值一般小于背景灰度值,设某运动目标区域的背景灰度为 H_b ,相应的前景灰度值为 H_f ,则 $h < H_b/H_f < 1$,其中 h 为实验参数,文献[22]通过大量实验发现这个增益值的范围在0.4~1之间,在本文的实验环境中通过对多次试验结果进行统计比较,认为 h 取0.9较为合适。图4为阴影处理后的前景图。

要进行阴影的检测,就必须得到准确及时的背景复原图,在本文中每次进行高斯模型的前景运动区域检测时都会记录检测区域的最小外接矩形,在实施背景复原时,首先选取第一幅视频帧作为背景图,在随后的前景运动区域检测中用检测区域外接矩形的外部区域替换背景图的相应区域,经过连续的多帧训练即可得到干净完整的背景原图,即使有新的目标融入背景,也可随着高斯混合模型的改变迅速融入背景复原图中。图5为背景复原图。

高斯混合模型对场景中的变化非常敏感,因此诸如树叶的摆动,小动物的闯入等,这些都会被检测到,并成为前景目标之一,如果不对这些目标加以限制,就会对正确目标的监测造成干扰,增加检测时间,甚至降低检测效率,基于此原因在实验中对检测到的目标的面积加以限制,对于较小面积的目标直接忽略。

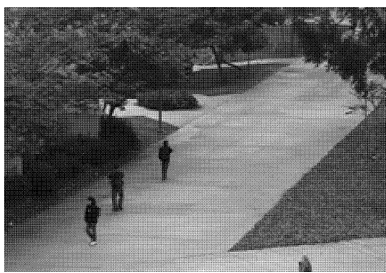


图2 原图

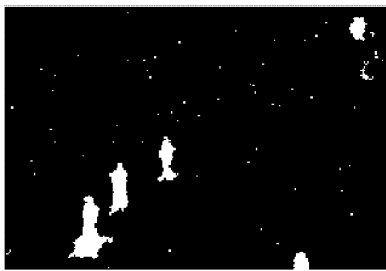


图3 混合高斯模型检测出的前景图

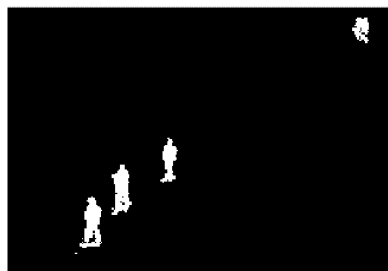


图4 阴影处理后的前景图

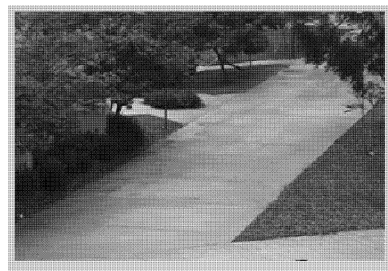


图5 背景复原图

1.2 目标检索匹配

要获得目标的运动信息,就要对目标在不同时间的状态信息进行提取,目标的检索匹配^[23,24]就是用先前帧中提取的信息与本帧中的目标对比,从而找到目标在本帧中的位置与状态信息。对于目标的检索匹配,常用的特征主要有:颜色、纹理和形状。在基于内容的检索匹配中大量使用直方图来组织目标的信息,例如灰度直方图(即颜色中亮度直方图)、梯度直方图等。在灰度图中,目标的灰度信息^[25]是图像最主要的信息表示,尽管它丢失了目标的空间信息,但是在灰度图的检索匹配^[26]中仍是最有用的特征信息,与其他特征相比,该特征比较稳定,同时它对旋转、平移、尺度变化,甚至一定的形变都不是很敏感,表现出很强的鲁棒性,而且灰度信息统计简单、实时性较高,因此被广泛运用。而基于目标灰度的灰度信息的组织一般采用灰度直方图,而对灰度相似性计算最常用的则是Bhattacharyya系数(B 系数)^[27]和欧式距离。

灰度直方图描述了图像关于灰度的数量统计特征,可以反映图像的部分内容,但丢失了图像的空间结构信息。设一幅图像的灰度由 N 级组成,像素的个数为 Z ,每种灰度 i 出现的次数为 h_i ,则这幅图像的灰度直方图为 $\mathbf{H} = [h_1/Z, \dots, h_i/Z, \dots, h_N/Z]$ 。欧氏距离能比较两个向量的差异大小,设 g_i 和 s_i 分别表示两幅图 G 和 S 中的灰度 i 的出现频率,则两幅图像的欧氏距离为

$$E(G, S) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (g_i - s_i)^2} \quad (9)$$

E 值越小, 两幅图像的相似度越大。欧氏距离能够描述两个向量之间的差异程度, 而 B 系数则描述两个概率之间的离散程度, 两幅图像的 B 系数为

$$B = \sum_{i=1}^N \sqrt{g_i * s_i} \quad (10)$$

B 越大, 两幅图的相似度越大。表 1 为 NASA 视频监控数据库^[28]中异常检测视频序列第 19 组中的第 103 与 104 相邻两帧中的 4 个目标采用欧氏距离和 B 系数的匹配相似值的比较, 表中第 1 列为 103 帧中 Obj. i (area) 4 个目标及其面积, 第 1 行为 104 帧中 4 个目标及其面积。由于形变面积有一定的变化, Obj. i 面积有一定差异。

表 1 目标面积和两种匹配值的比较

目标面积/ 匹配值	Obj. 1(221)		Obj. 2(153)		Obj. 3(68)		Obj. 4(97)	
	B 氏	欧氏	B 氏	欧氏	B 氏	欧氏	B 氏	欧氏
Obj. 1(217)	0.80	0.09	0.72	0.11	0.32	0.18	0.57	0.16
Obj. 2(153)	0.72	0.11	0.73	0.10	0.27	0.19	0.45	0.17
Obj. 3(62)	0.34	0.16	0.28	0.18	0.42	0.16	0.24	0.19
Obj. 4(87)	0.58	0.16	0.40	0.18	0.26	0.20	0.59	0.14

由表 1 的实验数据可知, 当场景中的目标面积差异较小时, 匹配值表现稳定, 但是匹配值差异较小, 同时, 在复杂的面积差异较大且多目标的环境中, 这两个系数匹配值变化较大, 不易确定阈值, 因此造成很多误判, 误判率较高。为了克服这些局限性以及灰度直方图缺乏目标空间信息的情况, 在实验中引入目标的区域形状信息, 即目标的自身投影直方图, 实验证明: 加入该信息后, 实验数据有了较好的提高, 目标自身的投影直方图包括该目标的长宽在水平和垂直方向的投影直方图, 这两个直方图能反应目标的形状和面积信息, 对于两幅图 G 和 S 中的两个目标 g 和 s , 设 g 和 s 的最小外接矩形的宽和高分别为 g_k 和 g_h, s_k 和 s_h 。对于目标 g 在外接矩形第 i 列的像素数为 g_{hi} , 则 g 在水平方向的投影直方图为

$$A_{gh} = [g_{h1}/g_h, \dots, g_{hi}/g_h, \dots, g_{hg}/g_h]$$

目标 g 在外接矩形第 i 行的像素数为 g_{ki} , 则 g 在垂直方向的投影直方图为

$$A_{gv} = [g_{k1}/g_k, \dots, g_{ki}/g_k, \dots, g_{kg}/g_k]$$

同理可计算 A_{sh} 和 A_{sv} 。由于 g 和 s 的外接矩形可能有不同的宽度和高度, 因此在计算它们的欧氏距离时, 以较小目标的宽度和高度为基准, 用小目标的投影向量与大目标的投影向量对位计算, 设 s 的

外接矩形宽小于 g 的外接矩形, 因此在计算目标水平方向的投影直方图的欧氏距离时, 以 s 的宽为准, 与 g 的向量对位计算, 设 g 的第 i 个分量与 s 的第 1 个分量对位, 则

$$A_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{j=s_k} (s_j - g_{i+j-1})^2} \quad (11)$$

式中 $1 \leq i \leq g_k - s_k + 1$, 可以计算出 $g_k - s_k + 1$ 个 A_i 值, 以其中最小值作为垂直投影的匹配值 A_v , 同理可计算出 A_h 值。最终本文的计算公式为

$$S = B / (E + \min(A_v + A_h)) \quad (12)$$

当 S 大于一个经验阈值时表示目标匹配。实验表明, 引入形状投影直方图这一参数后能更容易地确定阈值, 较好地提高目标的检测率。表 2 为本文方法计算的匹配值表, 本文 S 的阈值为 1。

表 2 运用本文方法后的匹配值表

目标面积/ 匹配值	Obj. 1(221)	Obj. 2(153)	Obj. 3(68)	Obj. 4(97)
Obj. 1(217)	2.41	0.68	0.54	0.79
Obj. 2(153)	0.69	2.66	0.65	0.64
Obj. 3(62)	0.61	0.46	1.53	0.49
Obj. 4(87)	0.84	0.57	0.56	1.35

从表 1 和表 2 可以很容易看到, 在表 1 中无论是欧氏距离还是 B 系数比值都小于 1, 取值范围较小。同时在 B 系数中正确的匹配值分别为 0.80, 0.73, 0.42 和 0.59, 而欧氏距离的比值为 0.09, 0.10, 0.16 和 0.14, 跨度较大, 不易找出阈值, 易造成误判。在表 2 中可以看出每个正确的匹配值都大于 1, 而错误的匹配值与 1 也有较大的差值, 因此可以较容易地确定阈值。本实验中确定 S 的阈值为 1。

1.3 异常检测

质心^[29]可以准确地表述目标的位置, 一个二值区域的质心为各坐标点在 x 和 y 方向上的算术平均值, 对于区域 $R, (u, v) \in R$, 其质心的计算公式为

$$\bar{x} = \frac{1}{R} * \sum_{(u,v) \in R} u \text{ 和 } \bar{y} = \frac{1}{R} * \sum_{(u,v) \in R} v \quad (13)$$

本文对每个检测到的运动目标进行二值化, 其前景区域取值为 1, 背景区域取值为 0, 在目标的最小外接矩形内求解质心。要进行准确的目标判异, 就要准确地记录和计算目标的运动信息, 在本文中为每个目标建立历史移动记录, 记录连续 3 帧目标质心的移动位置和运动方向, 通过搜索历史记录中的运动方向迅速找到异常移动目标, 历史记录表如表 3 所示。表 3 中 $P_{t,y}$ 和 $P_{t,x}$ 为当前质心的 x 和 y 轴

位置,向右依次为上两帧的质心坐标,最左边一列为目标运动方向标记,当 $P_{t,x}-P_{t-2,x}>0$ 时取为1,否则为0。第2列是重合标记,当前目标与其他目标有重合时,取值为1,否则取值为0。第3列是匹配成功标记,匹配成功取值为1,否则为0。

表3 目标历史记录表

0/1	0/1	0/1	$P_{t-2,y}$	$P_{t-2,x}$	$P_{t-1,y}$	$P_{t-1,x}$	$P_{t,y}$	$P_{t,x}$
-----	-----	-----	-------------	-------------	-------------	-------------	-----------	-----------

每次进行异常判断时,统计目标历史记录表中运动方向0和1的个数,个数少的即是异常目标。图6为实验过程截图,历史记录统计中,中间的人运动方向位取值为“0”,而其他两人取值为“1”,因此该人为异常目标。



图6 异常目标检测

2 实验过程与结果分析

本实验中的视频帧全部来自 NASA 的视频库^[28],在实验中总共用到4组视频帧,每组200个灰度视频帧。

2.1 实验过程

具体实验步骤如下:

(1)训练高斯混合模型(40帧连续视频)。

(2)应用高斯混合模型进行前景目标检测,更新高斯模型,记录目标的外接矩形的最大、最小 x 和 y 坐标值。

(3)对目标进行形态学处理和背景去除。

(4)如果是初次建立历史记录表,转到(5),否则转到(6)。

(5)计算每个前景目标的质心,并为每个前景目标建立历史记录表, $P_{t,y}$ 和 $P_{t,x}$ 初始为当下的质心值,其他位置初始为零。记录每个目标的灰度直方图和水平垂直方向的投影直方图。进行下一帧的检测,转到步骤(2)。

(6)计算本帧中每个目标计算质心、灰度直方图和投影直方图,运用式(9)进行目标的检索匹配。当匹配成功,修改历史记录表, $P_{t,y}$ 和 $P_{t,x}$ 修改为当前计算的质心,历史记录表中原来记录的 $P_{t,y}$ 和 $P_{t,x}$

左移到 $P_{t-1,y}$ 和 $P_{t-1,x}$,而 $P_{t-1,y}$ 和 $P_{t-1,x}$ 左移到 $P_{t-2,y}$ 和 $P_{t-2,x}$,而原来的 $P_{t-2,y}$ 和 $P_{t-2,x}$ 值丢弃,匹配标记位赋值为1,当 $P_{t,x}-P_{t-2,x}>0$ 时,方向标记位赋值为1。当匹配不成功时,有3种可能:目标离开场景、目标重合和目标产生剧烈形变。修改匹配标记位为0,用原来的 $t,t-1,t-2$ 时刻的质心位置计算平均速度并估算出新的 t 时刻的质心位置坐标,判断质心是否在场景的范围之内,如果在边缘处,则认为目标离开场景区域,删除该历史记录表。如果在场景内,则判断是重合还是形变,当目标重合时,必然有多个目标的预测质心在一个检测目标的最小外接矩形内(如图6中黑色椭圆中的目标),并且这多个目标的外接矩形与该目标连通,此时对目标不进行检索匹配计算(见表4),保持目标原来灰度直方图和投影直方图,只修改目标的当前质心坐标为预测的质心坐标。当目标发生剧烈形变时,则只能找到一个与该目标连通的目标,找到当前检测目标中质心距离历史记录表中该匹配失败目标预测质心最近的目标,并且当前检测目标和该匹配失败目标的外接矩形连通,则认为此检测目标即为当前匹配失败目标,只改变目标历史记录表中目标的当前质心 $P_{t,y}$ 和 $P_{t,x}$,目标的灰度直方图和投影直方图,外接矩形的 x 和 y 坐标值,其他的参数不变。

(7)统计历史记录表中方向位值中0和1的个数,个数少的视为异常目标。对于异常目标用外接矩形显示标出,如图6所示。本帧结束进行下一帧的跟踪判断转到(2)。

表4 场景中目标匹配失败时的检索匹配值

目标面积/ 匹配值	Obj. 1 (187)	Obj. 2 (199)	Obj. 3 (185)	Obj. 4 (208)	Obj. 5 (220)	Obj. 6 (223)	Obj. 7 (194)
Obj. 1(177)	2.41			0.59	0.68	0.79	0.73
Obj. 2(199)		重合					
Obj. 3(185)			重合				
Obj. 4(201)	0.67			2.70	0.68	0.61	0.72
Obj. 5(225)	0.74			0.71	2.67	0.67	0.68
Obj. 6(230)	0.85			0.64	0.75	2.61	0.63
Obj. 7(205)	0.81			0.78	0.67	0.66	2.47

2.2 实验结果分析

在本实验中用3个参数来比较本文方法与经典的欧氏距离方法和 B 系数的实验结果,即检出率、漏检率及误判率。欧氏距离由于计算简单快捷,能很好地反映两个向量之间的差异,所以在计算直方图相似度方面被作为经典被人们熟知,而 B 系数^[30]作为一种收敛型度量性工具,由于能在一定程度上反应目标的结构,并且应用了离散密度的统

计,不易受目标比例变化的影响,对任意的分布都有效,因此经常用来判断两个概率的离散程度。表 5 为本文算法与欧氏距离及 B 系数方法在检出率、漏检率及误判率上的比较,其中检出率为在连续 10 帧中异常目标检出的次数与异常目标出现次数的比值,漏检率为没有检测出的次数与总出现次数的比值,误判率为数值 1 与检出率和漏检率的差值。

表 5 欧氏距离和 B 系数方法与本文方法的比较 %

方法	检出率	漏检率	误判率
欧氏距离	89	3.8	7.2
B 系数方法	90	3.1	6.9
本文方法	93	2.3	4.7

从表 5 中可以看出,本文方法相比于经典的欧氏距离和常用的 B 系数法都有较高的检出率和低漏检率,这主要是由于欧氏距离和 B 系数法的计算值较小,在场景中目标面积值变化较大时,其正确的匹配值跨度较大,不易确定阈值,而本文方法在式(12)的分母中引入比值较小的形状信息,丰富了比较目标的信息,同时也对原本较小的比值进行放大,突出了比值间的差异,能确定更好的阈值,从而使本文方法在准确性上优于以上两种方法。

3 结束语

本文在视频异常检测的运动目标检测、运动目标跟踪分类与信息提取和异常目标判断 3 个环节中进行了改进,最主要针对视频中运动目标的运动方向,提出了一种快速匹配定位运动目标的方法,这种方法比经典的欧氏距离匹配方法和 B 系数方法有更高的检出率和更低的误检率及漏检率。本方法的漏检和误判主要出现在多个小面积目标重合的情况下,当小目标重合在一起出现时,由于没有原始的记录,所以会检测成为一个目标,造成误检和漏判。本文主要采用了目标的灰度和形状面积信息来进行检测匹配,可以加入纹理等其他信息以求得到更准确的判断,这是下一步的研究方向。

参考文献:

[1] 赵俊. 智能监控系统关键技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2007.
Zhao Jun. Research on key techniques of intelligent video surveillance system[D]. Xi'an: Xidian University,2007.

[2] 秦莉娟. 基于内容的自动视频监控研究[D]. 杭州:浙江大学,2006.
Qin Lijuan. Content-based automated video surveil-

lance[D]. Hangzhou: Zhejiang University,2006.

- [3] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Real-time tracking of the human body[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,19(7):780-785.
- [4] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, USA: IEEE,1999:246-252.
- [5] Ahmad M, Taslima T, Lata L. A combined local global optical flow approach for cranial ultrasonogram image sequence analysis[C]//Proceeding of the 11th International Conference on Computer and Information Technology. Khulna: [s. n.], 2008:654-659.
- [6] Abd I J, Nekouim A. Determined prediction of non-linear time series via emotional temporal difference learning[C]//Proc of Control and Decision Conference. Yantai, China:[s. n.],2008:5257-5262.
- [7] Ning Huazhong, Xu Wei, Zhou Yue. Temporal difference learning to detect unsafe system states[C]//Proc of International Conference on Pattern Recognition. USA: IEEE,2008:3434-3437.
- [8] 杨勇,鲍晓静,段滔. 实时多运动目标提取与跟踪研究[J]. 光学与光电子技术,2004,10(2):24-26.
Yang Yong, Bao Xiaojing, Duan Tao. Real-time multiple moving target extracting and tracking[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2004,10(2): 24-26.
- [9] 陈伟杰,王睿. 复杂场景下灰度图像的运动目标跟踪[J]. 计算机与现代化,2007,10(1):110-113.
Chen Weijie, Wang Rui. Moving targets tracking under complex scene in gray image sequences[J]. Computer and Modernization, 2007,10(1):110-113.
- [10] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2003,25(5):564-577.
- [11] Comaniciu D, Ramesh V. Mean shift and optimal prediction for efficient object tracking [C]// Proc IEEE Int' l Conf Image Processing. Vancouver, Canada: IEEE, 2000:70-73.
- [12] 李培华. 一种改进的 Mean Shift 跟踪算法[J]. 自动化学报,2007,33(4):347-354.
Li Peihua. An improved mean shift algorithm for object tracking [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33 (4):347-354.
- [13] 贾慧星,章毓晋. 基于梯度方向直方图特征的多核跟

- 踪[J]. 自动化学报, 2009, 35(10):1283-1289.
- Jia Huixing, Zhang Yujin. Multiple kernels based object tracking using histograms of oriented gradients [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(10): 1283-1289.
- [14] Mahadevan V, Li Weixin, Bhalodia V, et al. Anomaly detection in crowded scenes [C]//IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA: IEEE, 2010:1975-1981.
- [15] 韦素云, 吉根林. 基于加权颜色直方图和颜色对的图像检索系统[J]. 南京师范大学学报:工程技术版, 2005, 5(1):53-56.
- Wei Suyun, Ji Genlin. Image retrieval system based on weighted color histogram and color pairs [J]. Journal of Nanjing Normal University: Engineering and Technology, 2005, 5(1):53-56.
- [16] 康晓晶, 吴谨. 基于高斯背景建模的目标检测技术[J]. 液晶与显示, 2010, 25(3):454-459.
- Kang Xiaojing, Wu Jin. Object detecting technology based on Gauss background modeling [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2010, 25(3): 454-459.
- [17] Cucchiara R. Improving shadow suppression in moving object detection with HSV color information [C]//Proc of the 4th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Oakland, USA: IEEE, 2001:334-339.
- [18] 辛国江, 邹北骥, 刘相滨, 等. 运动物体的阴影检测与分割[J]. 工程图学学报, 2007, 6(1):85-90.
- Xin Guojiang, Zou Bei, Liu Xiangbin, et al. Moving object's shadow detection and segmentation based on video[J]. Journal of Engineering Graphics, 2007, 6(1):85-90.
- [19] 黄薇, 肖平, 冯刚. 带有阴影消除的室内运动人体的图区与跟踪[J]. 计算机工程, 2007, 33(5):170-172.
- Huang Wei, Xiao Ping, Feng Gang. Extraction and track of indoor moving human with shadow elimination [J]. Computer Engineering, 2007, 33(5): 170-172.
- [20] 王典, 程咏梅, 杨涛, 等. 基于混合高斯模型的运动阴影抑制算法[J]. 计算机应用, 2006, 26(5):1021-1026.
- Wang Dian, Cheng Yongmei, Yang Tao, et al. Moving cast shadow suppression from a Gaussian mixture shadow model [J]. Journal of Computer Applications, 2006, 26(5):1021-1026.
- [21] Salvador E, Cavallaro A, Ebrahimit T. Cast shadow segmentation using invariant color features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 95(2):238-259.
- [22] Bevilacqua A, Roffilli M. Robust denoising and moving shadows detection in traffic scenes[C]//Proc Of IEEE CVPR Technical Sketches Conf. Kauai, Hawaii: [s.n.], 2001:1-4.
- [23] 付永会, 张凤超, 张宪民. 一种改进的基于颜色直方图的实时目标跟踪算法[J]. 数据采集与处理, 2001, 16(3):309-314.
- Fu Yonghui, Zhang Fengchao, Zhang Xianmin. Improved algorithm for object tracking based on color histogram [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2001, 16(3):309-314.
- [24] 魏洛刚, 桑农, 汪国有, 等. 一种用于目标定位与跟踪的椭圆拟合方法[J]. 数据采集与处理, 1994, 9(4): 268-271.
- Wei Luogang, Sang Nong, Wang Guoyou, et al. An ellipse fitting method for target location and tracking [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 1994, 9(4):268-271.
- [25] Tao W, Jin H, Zhang Y. Color image segmentation based on mean shift and normalized cuts[J]. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, 2007, 37(5):1382-1389.
- [26] 赵瑶, 常发亮. 直方图统计方法的对比研究[J]. 计算机技术与自动化, 2007, 26(4):71-74.
- Zhao Yao, Chang Faliang. The comparative study on histogram computation methods [J]. Computing Technology and Automation, 2007, 26(4):71-74.
- [27] 李良福, 冯祖仁, 陈卫东, 等. 基于 Bhattacharyya 系数的由粗到精的核匹配搜索方法[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(4):514-519.
- Li Liangfu, Feng Zuren, Chen Weidong, et al. A coarse-to-fine searching method with kernel matching based on Bhattacharyya coefficients [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(4): 514-519.
- [28] NASA. Anomaly detection and localization in crowded scenes [EB/OL]. <http://www.svcl.ucsd.edu/projects/anomaly>. [2011-10-20].
- [29] Burger W, Burge M J. 数字图像处理[M]. 黄华译. 北京:清华大学出版社, 2010:185-186.
- [30] Lin J. Divergence measures based on the Shannon entropy [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1991, 37(1):145-151.
- 作者简介:郭迎春(1970-),女,副教授,研究方向:图像视频质量评估、图像处理和视频编码压缩、小波理论, E-mail: 32447415@qq.com; 吴鹏(1984-),男,硕士研究生,研究方向:数字图像处理; 袁浩杰(1985-),男,硕士研究生,研究方向:数字图像处理。