

基于高斯核密度估计的运动目标检测新方法

孙剑芬

(南京师范大学泰州学院 信息科学与技术系, 江苏 泰州 225300)

摘要:针对传统的核密度估计在运动目标检测中需要进行复杂的运算,并且背景模型无法自适应更新等问题,提出了基于关键帧采样的核密度估计背景建模算法。结合间隔视频序列的平均背景和相似性原理,提取具有关键背景信息的样本建立背景模型,大大缩短了背景建立的时间。同时引入融合背景更新策略,实现了背景的自适应更新,克服了光照变化对背景重建的影响。在此基础上,检测系统结合梯度和聚类消除了运动阴影。实验结果表明,该方法具有检测精度高,运行速度快等特点,更好地满足了实时性要求。

关键词:核密度估计;关键帧;梯度;聚类

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2010)08-0045-04

New Method for Moving Object Detection Based on Gaussian Kernel Density Estimation

SUN Jian-fen

(Department of Information Science and Technology, Taizhou College of Nanjing Normal University, Taizhou 225300, China)

Abstract: A kernel density estimation background model based on key sampling is presented in the moving object detection. A crucial background information samples, which is obtained by means background of interval sequence and pixel similarity theory, is employed to build background model for making the background of the establishment of the time significantly shortened. Meanwhile a fusion updating mechanism is applied for auto-updating background model, which overcame the light change on the background of the impact of the reconstruction. Moving shadow is then removed completely by combining of gradient and clustering method. Simulation experiment indicates that the proposed method has characteristics of strong precision and fast speed, and further increased real-time performance.

Key words: kernel density estimation; key frame; gradient; clustering

0 引言

视频序列的运动目标检测应用领域非常广泛,如智能交通、银行监控等。背景差法是常用的运动目标检测方法之一,主要通过“减运算”从当前帧中将背景剔除,得到完整的前景运动目标。背景模型对光照、气候等动态环境十分敏感,当背景模型的更新不能很好地适应变化的动态环境时,将在很大程度上影响目标的检测结果。因此,如何获得稳定可靠的背景是基于背景差分法的运动目标检测的关键所在。

许多专家学者通过多年的研究总结,把获取背景的方法主要分为两类:其一是根据某种假设从前景图像中选择具有代表性的灰度值来构建背景^[1~3],但选

定的假设不一定与实际情况完全一致;另一类是进行背景建模^[4~6]。

背景模型是根据背景区域的统计特性来分割前景目标与背景图像。早期的背景模型是单模态模型,但单一模态不能很好地描述复杂的动态场景;近年来混合高斯的多模态方法获得了广泛应用,其仅用几个高斯分布来表示背景,而增加个数将导致效率降低,设置参数也非常复杂;Elgammal^[6]针对以上方法的不足,提出了非参数模型的方法,为运动目标的检测提供了一条研究途径。该方法无需对背景特征分布进行假设,也不要求进行参数估计与优化,提高了算法的鲁棒性,唯一的不足就是计算量大,难以满足系统的实时性。

为了提高核密度估计的计算效率,涌现出了一系列不同的策略,如快速高斯核估计^[6],基于网络数据重心的分箱核密度估计^[7],多样性采集原理^[8]等。以上方法在一定程度上提高了核密度估计的运算速度,但

收稿日期:2009-11-02;修回日期:2010-02-25

基金项目:国家“十一五”计划课题(FIB070335-B8-04)

作者简介:孙剑芬(1981-),女,江苏江阴人,助教,硕士,研究方向为计算机视觉、多传感信息融合和智能交通系统。

提取的目标结果不是很理想。文中在非参数模型的基础上提出了一种基于关键帧采样机制的运动目标检测方法,先进行样本初始化,把那些明显的前景点排除在背景样本之外,然后利用关键帧样本进行背景的核密度估计。此外,利用梯度和核密度估计聚类的方法来消除目标的运动阴影,从而进一步提高了运动目标检测的精度。

1 背景模型

在复杂环境中,背景是动态变化的,非参数核密度估计的方法不需要事先假定背景分布,非常适用于密度分布未知的计算机视觉分析问题^[7]。

1.1 非参数核密度估计

核密度估计,在概率论中用来估计未知的密度函数,是一种具有广泛应用领域的非参数的统计方法。

设背景模型的概率密度函数为 $p(x)$, $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是来自背景分布的一个样本集,对于任意一点像素 x ,其分布函数 $p(x)$ 的核密度估计则可定义如下^[9]:

$$\hat{p}(x) = \alpha_i \sum_{i=1}^N K_h(x - x_i) \quad (1)$$

其中,权值 $\alpha_i = \frac{1}{N}$, $K_h = \frac{1}{h} K(t/h)$ 为核函数, h 表示窗宽或带宽。

在实际使用中,核函数的选择对于估计结果影响不大,文中采用常见的高斯函数,但核函数的窗宽 h 的选取比核函数来的更为重要。窗宽是指由随机噪声引起的图像灰度的局部变化,一般样本容量越大窗宽越小。带宽过小密度估计欠光滑,过大将导致密度估计过度光滑。

文中采用了相邻两帧样本的灰度绝对差,取其中位数作为背景估计的带宽,具体可通过如下方式得到^[6]:

(1) 计算相邻两帧对应像素绝对值的中值 $m = \text{median}(|x_i - x_{i+1}|)$;

(2) 假设 x_i 服从正态分布 $N(\mu, h^2)$, 则 m 服从正态分布 $N(0, 2h^2)$, 由正态分布的对称性得到 $p(N(0, 2h^2) > m) = 0.25$, 所以有

$$h = \frac{m}{0.68\sqrt{2}} \quad (2)$$

1.2 关键帧采样

核密度估计方法计算量很大,如果不加以处理将很难满足视频处理的实时性要求。文中提出了一种改进的采样方法,通过三轮筛选得到最终的关键帧样本,提高了目标的检测精度,避免了密度估计的训练样本的重复计算。以下为关键帧采样的步骤。

1.2.1 样本初始化

由于背景样本从序列图像中提取,不可避免包含了前景目标点,故需要去除明显的前景点而保留背景像素。初始化方法是:

(1) 对所有对应像素的灰度求平均值作为初始背景,记为 B_g 。

$$B_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3)$$

(2) 把每个像素点的灰度跟初始背景 B_g 进行逐一比较,若差值大于阈值 th_1 ,则认为它是前景目标,将其滤去,否则作为背景估计的候选样本,即:

$$y_j = \begin{cases} x_i, & |x_i - B_g| < th_1 \\ -, & \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, n$, 且 $n < N$, y_i 表示初始样本。

1.2.2 提取代表背景信息的关键样本

新样本的头两帧 $\{g_1, g_2\}$ 选取初始样本中欧氏距离最远的两个像素,然后从剩下的初始样本中选取与新样本相距最大的那个像素,重复以上选取工作,直到满足剩余样本与所有新样本的差值都小于阈值 T 。这种方法无需预先设定样本数目,而是通过像素灰度间的差异来自适应地获取。

$$T = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{n-1} |y_i - y_{i+1}| \quad (5)$$

1.2.3 剩余样本归并

由于背景在图像序列中总是经常被观测到的^[10],因此需要把频率出现较高的灰度也考虑在内。把剩余样本按照欧式距离最近原则归并到新样本中并进行归一化。

由于均一化权值系数不能完全表现密度分布估计的实际,新权值可由公式(6)来计算。

$$\alpha_i = \frac{n_{g_i}}{\sum_{k=1}^m n_{g_k}}, i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

式中, n_{g_i} 表示每个新样本的个数。对于一维情况(只考虑亮度分量),核密度估计的公式可以转化为:

$$p_r(x_i) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \frac{1}{\sqrt{2\pi}h} e^{-\frac{1}{2} \frac{(x_i - g_i)^2}{h^2}} \quad (7)$$

非参数核密度估计的目标背景分割可通过“阈值化”来得到完整的运动前景图像,若 $p_r(x_i) < th_2$, 则该像素点为运动目标,否则为背景像素, th_2 一般通过反复实验得到。

1.3 模型更新

背景不是固定不变的,往往要受到外部环境的制约,如光线、天气的变化以及树叶的随风飘动等,这些势必将影响到运动目标的检测效果,因此为了得到更

为精确的检测结果,及时地对背景进行自适应更新也就显得尤为关键。

核密度估计的背景模型更新主要随当前帧图像的样本数据进行更新,目前相关的更新方法主要有两类。其一采用“先进先出”原则,新图像样本无论检测结果是否为背景点,都作为新样本加入样本集中,该方法实现简单,其缺陷在于可能导致前景目标混入到背景样本中。另一种方法就是先判断后更新,也就是把当前检测结果作为背景更新的依据,若检测结果为背景点则加入样本集,反之舍去。该方法相对比较有效,即前景目标不参与背景更新,避免了背景样本出现混乱,但是一旦检测结果出现错误,将会导致背景样本的持续错误,最终也无法保证检测结果的准确性。因此,融合了以上两种方法的优点,提出了一种快速而简单的算法——全样本定时与实时选择性的更新策略,具体背景更新模型可以表示为:

$$x(t+1) = \begin{cases} \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}, \text{num} > th_3 \\ \{x_2, x_3, \dots, x_n, k\}, \text{num} < th_3, M_x(k, t) = 1 \\ \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $x(t+1)$ 为下一时刻的背景样本集, $M_x(k, t)$ 表示像素点 x 在 t 时刻二值图值, k 为像素 x 在 t 时刻的灰度值。 num 表示更新周期。如果 num 小于阈值 th_3 ,且满足 $M_x(k, t) = 1$,则表示在 th_3 周期内当前像素为背景点就加入到训练样本集;当超出该周期 th_3 时,则提取 n 个新样本进行一次全样本更新;否则该像素点就属于前景目标而不进行更新。

2 阴影检测

运动目标产生的阴影一般与目标相连,具有与目标相同的运动属性,常被错误检测为前景目标。阴影的存在会导致运动目标外部轮廓的严重扭曲,不利于进一步的识别和跟踪。因此,阴影检测以及消除是很有必要的。文中提出了一种有效的梯度和核密度估计聚类相结合的阴影检测方法,先利用 Sobel 梯度算子得到初步阴影,然后通过核密度聚类方法检测出完整的阴影区域。

2.1 梯度阴影检测

阴影的一个特征是呈现半透明状态,具有与背景相似的纹理,而运动目标大大改变了背景的纹理。阴影内部在梯度上表现为局部平坦,不含有边缘,故梯度能较好地反映纹理的信息特征。因此,针对阴影这一特性,文中提出了一种基于边缘的阴影检测算法,利用 8-Sobel 算子进行快速边缘检测获得目标的轮廓,通

过膨胀从而得到大致的前景目标,然后采用“减运算”减少了阴影区域的检测范围。

基于梯度的边缘阴影检测算法的具体步骤如下:

1) 边缘检测。针对前景目标的灰度图像 I 以及其二值图像 M ,分别进行 8 个方向的 Sobel 算子^[11]的边缘检测,对应得到 $I1$ 和 $M1$ 。

2) 目标区域检测。目标内部区域的选取是利用运动目标边缘信息复杂,而阴影边缘信息主要集中在外轮廓的特点来提取的。通过数字形态学对 $M1$ 进行膨胀,然后利用公式(9)剔除外轮廓边缘^[12],从而获得运动目标的内部的边缘部分 $I2$ 。

$$I2_x = \begin{cases} 1, I1_x = 1 \wedge M1_x \neq 1 \wedge M_x = 1 \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (9)$$

3) 获取阴影候选区域。用以上方式检测出来的目标区域,只是较为复杂的目标边缘区,还需要将它扩展成较为完整的目标区域。利用数字形态学对 $I2$ 进行闭合与填充等操作,得到除目标边缘以外的大部分目标区域 $I3$,然后通过公式(10)使二值图 M 与 $I3$ 相减,这样获得的阴影区 $S1$ 已基本去除了运动目标。

$$S1_x = \begin{cases} 1, M_x = 1 \wedge I3_x \neq 1 \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (10)$$

2.2 核密度估计聚类

由上一节可知,利用梯度方法得到的阴影区域,既包含了真正的阴影,还存在一些运动目标的边缘信息,但阴影具有其灰度要比背景小、与对应背景近似呈线性的特性,因此可以利用上文中的高斯核密度估计聚类技术来检测出真正的阴影。

将阴影候选区域 I 与对应的背景区域 B 像素灰度相除,获得其像素的对比度 C 。

$$C_x = \begin{cases} I_x/B_x, S1_x = 1 \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (11)$$

把 C 值作为阴影模型的一组训练样本进行像素对比度的聚类,选择一个合适的阈值,把大于该阈值的核密度估计的像素判为阴影点。聚类检测获得的阴影局部边缘可能还会存在一些细微的噪声,可通过数字形态学的开闭运算来填补空洞消除毛刺。

3 实验结果

为了验证方法的有效性,文中采用大小为 320×240 的 highway1_raw 标准测试序列,在室内的实验环境(Celeron(R) CPU 2.66GHz 处理器, MATLAB7.0 编程),进行了文中所述方法的实验。实验结果表明,文中所研究的核密度估计检测新方法能快速而有效地“捕获”到运动车辆,并可准确地消除车辆的阴影。以

第 20 帧图像为例,处理过程与结果如图 1 所示,阈值分别设为 $th_1 = 0.1$ 、 $th_2 = 3$ 、 $th_3 = 20$, 其中图 1(a)是视频序列的第 20 帧图像,图 1(b)和图 1(c)分别为文中关键帧采样算法得到的背景图像和带有阴影的运动目标区域,处理时间大约为 32s,可以看到,由于关键帧算法提取了序列图像的主要信息,在保证检测精度的同时其运算量大大降低。图 1(d)为利用文中提出的基于梯度和核密度估计聚类方法检测到的阴影二值图。图 1(e)为图 1(c)和图 1(d)的差分二值图,最后得到完整的运动目标,如图 1(f)。从图中可以看出,文中提出的关键帧采样和后续阴影检测方法,得到了比较理想的效果。

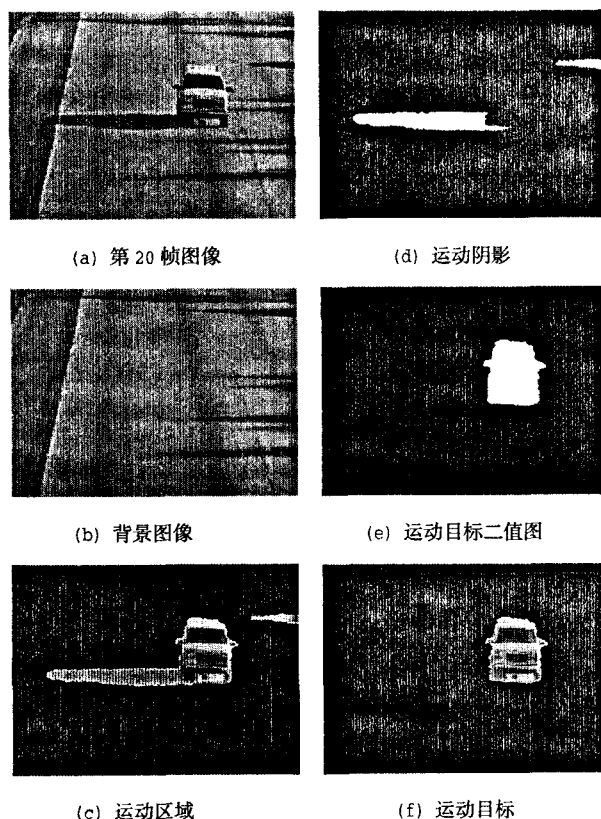


图 1 第 20 帧实验结果

4 结束语

分析了经典的运动目标检测方法——背景差法,针对其局限,提出了一种简单有效的核密度估计方法。一方面关键帧采样的高斯核密度估计降低了算法的计算量;另一方面综合考虑运动边缘和灰度聚类来进行

阴影检测,进一步改善目标的检测效果,但对于运动目标的部分区域(如车轮)灰度比较均匀,没有过多边缘致使检测效果不明显,今后可结合像素的邻域特性作进一步研究。

参考文献:

- [1] Herrero E, Orrite C, Senar J. Detected motion classification with a double-background and a neighbor-hood based difference[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 2079-2092.
- [2] 侯志强, 韩崇昭. 基于像素灰度归类的背景重构算法[J]. 软件学报, 2005, 16(9): 1568-1576.
- [3] 刘翔, 吴谨, 祝愿博, 等. 基于视频序列的目标检测与跟踪技术研究[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(11): 179-182.
- [4] 李新仕, 王天江, 刘芳. 基于高斯混合模型的视频运动对象自动分割算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(1): 205-207.
- [5] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. [s.l.]: IEEE Computer Society, 1999: 246-252.
- [6] Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non-parametric model for background subtraction[C]//Proceedings of 6th European Conference on Computer Vision. Dublin, Ireland: [s.n.], 2000: 751-767.
- [7] 王国良, 梁德群, 王新年, 等. 基于分箱核密度估计的非参数多模态背景模型[J]. 计算机应用, 2007, 27(5): 1121-1122.
- [8] 毛燕芬, 施鹏飞. 一种用于运动目标检测的多模态非参数背景模型[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39: 134-137.
- [9] 马振华. 现代应用数学手册: 概率统计与随机过程卷[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 224-228.
- [10] Kornprobst P, Deriche R, Aubert G. Image sequence analysis via partial difference equations[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 1999, 11(1): 5-26.
- [11] Li Xinfu, Liu Jiaomin. Edge detection on arc image of low voltage apparatus[C]//IEEE Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Xi'an: [s.n.], 2003: 2921-2924.
- [12] 肖梅, 韩崇昭, 张雷. 交通监控系统中基于多源信息融合的运动阴影检测[J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(10): 1077-1080.