

动态场景中的自适应背景建模研究

张文强 路红 陈义东 宋元征 蒋煜

(复旦大学计算机科学技术学院, 上海 200433)

摘要 随着智能监控技术的快速发展,基于数字视频的智能视频监控系统代替原来的人力监控在越来越多的公共场所获得了应用。然而,在实际的户外监控环境下,由于光线变化以及初始背景样本的多样性,难以建立良好的背景样本。针对上述问题,提出了一种自适应的背景建模方法。其中自适应指两个方面:第一,背景的自动更新;第二,不需要使用背景帧样本作为模型训练的输入。在此基础上,建立了针对户外交通环境的智能车辆监控系统。实验结果表明,上述方法在动态场景的车辆检测中取得了较好的效果。

关键词 视频监控 背景建模 交通监控 智能车辆监控

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)12-2627-04

Study of Adaptive Background Modeling in Nonstationary Scene

ZHANG Wen-qiang, LU Hong, CHEN Yi-dong, SONG Yuan-zheng, JIANG Yu

(School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 200433)

Abstract With the rapid development of smart surveillance technology, more and more surveillance systems in public environments by humans have turned to be assisted by intelligent video surveillance system. To resolve the problem of background modeling initialization and updating in outdoor surveillance videos, an adaptive background modeling method is proposed. An intelligent surveillance system for transportation is also developed. Experimental results demonstrate the effectiveness and efficiency of the system.

Keywords video surveillance, adaptive background modeling, transportation surveillance, intelligent vehicle surveillance

1 引言

随着我国经济的快速发展,交通运输日益繁忙,道路情况也日益复杂。为解决道路路口的交通拥堵,并有效地监控路面情况,减少交通事故的发生,建立现代化的智能交通监控系统是非常必要的。交通监控视频为实时地了解掌握交通情况提供了一个有效途径。

交通环境视频监控系统的关键在于车辆的检测,主要难点在于户外监控环境下的光线变化以及

初始背景样本不易获取,难以建立背景样本。传统的背景建模方法主要有单独高斯模型^[1]以及混合高斯模型^[2-3]。对于户外监控场所,一天时间内光源会发生很大的变化,监控视频的背景会随之发生巨大的改变。例如在一天时间内阳光的角度及强度都会发生变化,天黑之后光源又变为路灯等。在这种情况下单独不变的模型就不再适合用来描述背景,因此需要对背景进行更新,这是户外环境下的背景建模问题之一。另一个背景建模问题是学习样本难以获取。由于持续性车流,基本不可能出现纯背景画面。传统的背景模型学习阶段需要一段背景视

基金项目:上海市科委重点科技攻关项目(08511501303);国家自然科学基金项目(60875003)

收稿日期:2009-06-20;改回日期:2009-09-18

第一作者简介:张文强(1970~),男,副教授。2004年于上海交通大学获机械设计专业博士学位。主要研究方向是图像处理以及视频监控、机器智能等。E-mail:wqzhang@fudan.edu.cn

通讯作者:路红。E-mail:honglu@fudan.edu.cn

频用以训练生成背景模型,而道路交通等监控场合下,纯背景样本的获取是十分困难的。

以往的关于背景的自动更新主要有基于高斯模型的自动更新^[4]以及半自动的相关反馈方法^[5]等,其核心思想都是一致的,即通过模型参数的重新计算或者微量调整来对背景进行自动更新。

针对上述两个问题,提出了一种自适应的背景建模方法,其中自适应指两个方面:第一,背景的自动更新;第二,不需要使用背景帧样本作为模型训练的输入。

2 自适应的背景建模方法

2.1 背景的初始化及自动更新

由于难以获取纯背景图片样本,因此该模型学习的初始阶段采用非背景的视频序列进行高斯建模,得到一个初始背景。

(1)背景灰度模型 用监控视频的前 k 帧作为初始模型的训练样本,即

$$p(B_0(p_i)) = \frac{1}{\sqrt{2p}\sigma_0} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{p_i - \mu_0}{\sigma_0}\right)^2\right\} \quad (1)$$

式中, p_i 表示像素 i 的灰度, B_0 指初始背景模型,均值 μ_0 与标准差 σ_0 都是由监控视频的前 k 帧计算得来。当图像中像素的背景概率大于其为前景的概率时,通过前 k 帧训练的背景模型可以用来作为初始的背景模型,可用其来提取前景区域。

$$\begin{cases} \mu_i = \left(1 - \frac{1}{k}\right)\mu_{i-1} + \frac{1}{k}p_i & p_i \text{ 属于背景} \\ \mu_i = \mu_{i-1} & p_i \text{ 属于前景} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \sigma_i^2 = \left(1 - \frac{1}{k}\right)\sigma_{i-1}^2 + \frac{1}{k}(p_i - \mu_i)^2 & p_i \text{ 属于背景} \\ \sigma_i = \sigma_{i-1} & p_i \text{ 属于前景} \end{cases} \quad (3)$$

上式更新过程的主要思想是通过检测到的背景点来调整背景模型,使得背景模型实现随时间进行自动更新。

(2)背景彩色模型 用监控视频的前 k 帧作为初始模型的训练样本。

$$\begin{cases} \mu_r^t = \left(1 - \frac{1}{k}\right)\mu_r^{t-1} + \frac{1}{k}p_{i,r}^t \\ \mu_g^t = \left(1 - \frac{1}{k}\right)\mu_g^{t-1} + \frac{1}{k}p_{i,g}^t \\ \mu_b^t = \left(1 - \frac{1}{k}\right)\mu_b^{t-1} + \frac{1}{k}p_{i,b}^t \end{cases} \quad (4)$$

式中, $p_{i,r}^t, p_{i,g}^t, p_{i,b}^t$ 分别表示像素在 t 时刻的 R, G, B 分量值。通过 RGB 模型,计算得到 3 个分量的均值: $\mu_r^0, \mu_g^0, \mu_b^0$ 。

(3)前景灰度模型 前景灰度模型是通过前景各像素点的灰度概率直方图表示的,初始前景灰度模型表示为均匀分布:

$$P(F_0(p_i)) = \frac{1}{D} \quad (5)$$

式中, D 表示灰度的深度,通常设为 256, $F_0(p_i)$ 表示像素点 i 的前景灰度分布。

前景灰度模型的自动更新是通过一个固定长度的帧队列结构来进行的,监控视频的帧随时间顺序进入、退出该队列,通过该队列中的帧的前景像素的灰度值对上述灰度概率直方图进行调整。

2.2 前景检测及阴影去除

前景提取方法基于贝叶斯决策,相比较仅通过背景高斯的前景提取方法,加入了对前景像素点的灰度分布的考虑,一定程度上减小了灰度与背景模型相近的前景像素点的漏检。

对于前景像素点,需要进一步判别其是否为阴影。这里把阴影看作背景像素点亮度在一定程度上变暗,而背景的色度保持不变。

设前景像素 p_i 与该时刻的背景彩色模型中 R, G, B 分量的差值依次为

$$\begin{cases} d_r = \mu_r - p_{i,r} \\ d_g = \mu_g - p_{i,g} \\ d_b = \mu_b - p_{i,b} \end{cases} \quad (6)$$

设上述 3 个差值的标准差及均值分别为

$$\begin{aligned} \sigma_d &= \sqrt{\frac{\sum_{j \in \{R,G,B\}} (d_j - \mu_d)^2}{3}} \\ \mu_d &= \frac{\sum_{j \in \{R,G,B\}} d_j}{3} \end{aligned} \quad (7)$$

如果它们满足下式,则像素判别为阴影像素,否则为前景像素。

$$d_j > 0 \text{ 且 } \sigma_d < T_{\sigma_d} \quad j \in \{R, G, B\} \quad (8)$$

式(8)含义为若前景像素 p_i 与该时刻的背景彩色模型中 R, G, B 分量差值的均值大于 0,即认为该点亮度变暗。若该点亮度变暗且其与背景彩色模型各分量差值的均匀度低于阈值,则认为其为阴影。

3 基于背景建模的路况监控系统

视频监控系统通过安装在道路上的监控摄像头拍摄的监控视频画面来分析道路情况,主要优点在于其信号包含的内容更加丰富,可以同时为计算机及工作人员所理解,为人工反馈机制提供了可能,因此大大提高了其可靠性以及发展前景。

3.1 车辆检测

阴影去除之后,采用形态学中的腐蚀及膨胀算法来进行噪声点的去除。首先腐蚀算法将去除前景当中的噪声点,但同时也会缩小真正前景区域的面

积,所以需要通过膨胀算法再将其恢复。结果如图 1(a)所示。

去噪之后的前景区域是不规则的像素点集合,直接用来定位前景物体不够精确,因此对前景区域进行规整化,首先滤除其他车道以及面积过小的区域,通过水平以及垂直方向对前景区域的扫描,去除区域边缘“毛刺”并填充内部空白区域,如图 1(b)所示。

最后根据规整化之后的前景区域,用可包含每一块前景区域的最小矩形表示车辆在图像中的位置,如图 1(c)所示。

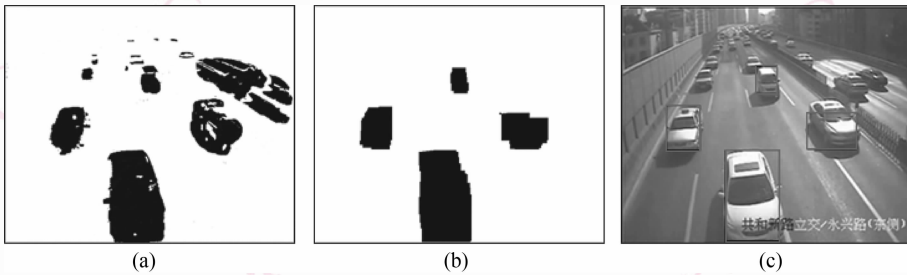


图 1 车辆检测

Fig. 1 Vehicle detection

3.2 车流量和车速统计

车流量统计采用路面标记法^[6],其主要思想是通过车辆对路面标记的覆盖来判断车辆的经过。判定车辆是否覆盖该区域的准则是在该区域中的前景像素点面积与该标记区域面积之比大于某阈值 T_A 。当某帧该比值大于阈值 T_A 时,则认为车辆进入该区域,当某帧该比值小于阈值 T_A 时,认为车辆离开该区域,则该车道的通过车辆计数加一。

由于前景提取的精度不可能达到 100%,因此允许在上述车辆进入到离开的帧序列中,允许有低于阈值 T_k 的少数帧不满足上述面积比。

车速的估计相当于进行两次车流量的统计,设置两个阈值 T_A 及 T_B 来判定车辆进入该区域。通过车辆进入 A 区域到进入 B 区域的帧数 N_f 与两区域之间的实际距离 d 经过计算估计出车辆经过时的车速为

$$s = d / \left(\frac{N_f}{f_{rate}} \right) \quad (9)$$

其中, f_{rate} 指监控视频帧率。在车速估计的过程中,同一车道进入 A 及 B 区域需要匹配,对于在两区域之间变道的车辆则需要进行车道间匹配。

4 实验结果与分析

图 2 是针对上海市某高架道路交通视频,其中,(a)为原图像;(b)为本文方法的前景区域与影子区域;(c)为单灰度背景高斯模型以及灰度阴影检测方法的前景区域与影子区域;(d),(e)为对应于(b),(c)的前景区域。

从图 2 可以看出,采用本文自适应建模方法与单灰度背景高斯模型以及灰度阴影检测方法后获得的前景图像较为理想。对前景区域提取结果在以下方面进行改进:

(1)加入了对前景像素点灰度分布的考虑,而不仅仅考虑背景像素的分布,一定程度上减少了灰度与背景模型相近的前景像素点的漏检。这在图中反映最为明显的是离视频画面下边缘最近的车辆的车头部分。仅考虑单灰度背景高斯模型时,该区域的像素灰度接近于背景模型,因此被漏检。

(2)采用 RGB 空间的背景彩色模型来进行阴影的去除,避免了仅基于灰度进行阴影去除时的误检问题。在图中反映最为明显的有两处,其分别是

离视频画面下边缘最近的车辆的天窗以及前窗,由于该区域的像素灰度十分接近于背景模型,因此基于灰度的方法将其判别为阴影。而通过与背景彩色模型的比对,其大部分像素点并不满足对阴影区域的理解。

从图 2(d), (e) 两幅图中,可以看到最终提取出的前景区域,其中图 2(e) 所示的前景区域中,由于天窗和前窗等被误检为阴影,同一车辆被分成了多个部分,会导致后续工作中将同一车辆误检测为多辆;图 2(d) 中提取出的同一车辆区域依然相对完整。



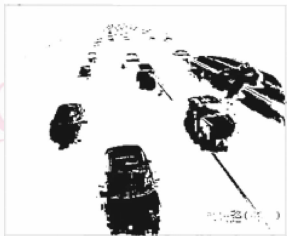
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

图 2 交通视频前景提取比较

Fig. 2 Comparison on foreground detection

车流量统计实验采用了 4 500 帧视频图像,获得了较好的实验结果,如表 1 所示。

表 1 车流量统计实验结果

Tab. 1 Experiment result

	车道 1	车道 2	车道 3	车道 4	统计
实有车辆	79	66	71	94	310
计数	80	65	70	96	309
准确率 (%)	98.7	98.5	98.6	97.9	99.7

5 结 论

针对户外交通视频监控的特点,提出了一种自适应的背景建模以及前景提取方法,并结合实验将其与传统方法进行了对比。在此基础上给出了车辆流量和车速统计等方面的监控系统。实验结果表明了该方法和系统的有效性。

参考文献 (References)

- 1 Lu W, Tan Y P. A color histogram based people tracking system [A]. In: Proceeding of the 2001 IEEE International Symposium on Circuits and Systems [C], Sydney, Australia, 2001, 2:137-140.
- 2 Stauffer C, Grimson W. Adaptive background mixture models for real-time tracking [A]. In: Proceeding of Computer Vision and Pattern Recognition [C], Ft. Collins, CO, USA, 1999, 2:246-252.
- 3 Zivkovic Z, Heijden F V. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7): 773-780.
- 4 Wren C, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfunder: Real-time tracking of the human body [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 780-785.
- 5 Boulton T E, Micheals R J, Gao X, et al. Into the woods: Visual surveillance of non-cooperative and camouflaged targets in complex outdoor settings [J]. Proceedings of the IEEE, 2001, 89(10): 1382-1402.
- 6 Buxton B. Early Image Processing Structural Techniques Motivated by Human Visual Response [D]. Guildford, Surrey, UK: University of Surrey, 1984.