

多尺度对称差分交通视频目标分割及阴影消除^①

Moving Objects Segmentation and Shadow Elimination for Traffic Video Based on Multi-Scale Symmetrical Differencing

孙方 汪同庆 (重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400044)

摘要: 本文针对固定场景条件下的视频图像序列进行运动目标分割,根据交通场景中同一运动目标在图像中不同位置的面积和速度不同的特点,采用分级分块多尺度对称差分法和帧间背景像素变化规律优化背景重建。然后利用背景差分的方法提取运动目标,在运动区域内利用 HSV 颜色空间的阴影特点来消除阴影,准确提取出完整的车辆图像,为交通状态的分析提供实时准确的信息。

关键词: 背景重建 多尺度对称差分 阴影消除 运动目标分割

1 引言

智能交通系统(ITS)是现代交通运输的发展方向,从视频中提取运动的车辆是交通监控的重要内容,在智能交通系统中对车辆的检测是获取和管理交通信息的基础,车流量、车速、车龙长度等交通信息的获取都有赖于对车辆的正确检测。对于固定摄像机捕获的视频图像,运动物体检测主要的方法有帧差法、背景减法、光流法和运动能量法。帧差法^[1,2]易造成运动物体透明现象,引起运动物体的误分类;光流法和运动能量法^[3-5]能有效地检测出运动目标,但运算复杂,如果没有硬件支持很难达到实时处理的要求。背景减法^[6-8]是目前使用的主要方法,能较好地检测出运动目标,由于检测过程中天气、光线等环境变化的影响,造成运动背景的不稳定,从而增加了背景提取的复杂性,故自适应的背景模型尤为重要。

实际场景中很难获得不含前景运动目标的背景图像,所以要利用含有运动目标的图像构建背景并及时更新,其相关算法归结起来主要有:计算背景像素值的方法,如:中值法、W4法等,但只能适应某些特定场合;建立概率密度函数或高斯分布模型的方法,如:内核密度估计、混合高斯法、HMM模型等,计算量大且较复杂,且消耗内存。多数算法只基于像素

亮度或颜色特征,忽视了相邻像素间的空间关系,少数基于区域特征的算法,但较复杂,且计算量大。针对现有背景重构算法存在的问题,本文在基于对称差分重构背景图像^[9]的方法的基础上,根据交通视频序列的特点进行了一些改进,使该方法更适合交通视频序列中的车辆检测。

2 多尺度对称差分的目标分割和阴影消除

2.1 交通视频序列的特点

交通视频序列与室内监控视频有一定的区别,从标准视频序列 highway11 不同的两个点中提取其像素值变化情况,一个点位于图像底部,另一个位于图像的顶部,观察同一辆较大的运动车辆完全通过这两个位置的灰度变化曲线如图 1 所示,图中用*表示的曲线是底部位置车辆通过的情况,灰度变化大(车辆通过此位置)的部分共有 7 帧,图中用+表示的曲线是顶部位置车辆通过的情况,灰度变化大(车辆通过此位置)的部分共有 18 帧。因此交通视频序列的一个特点是图像不同位置车辆的运动速度不同,所以底部背景因为车辆运动而显露的几率要大些,顶部背景显露几率要小些^[10]。另一个特点是图像不同位置车辆形成的面积大小不同,图像底部的车辆面积要大得多,顶部的车辆面积要小得多。

^① 基金项目:国家科技支撑计划(2007BAG06B06);重庆大学自然科学基金
收稿时间:2008-11-17

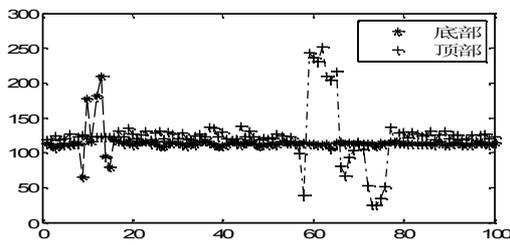


图 1 同一车辆在两点处的灰度值

2.2 多尺度对称差分的背景重构法

该方法基于交通视频序列的上述特点,从序列中采集相邻 3 帧进行对称差分,标记运动区域和静止区域,然后将中间帧图像分成不同尺度的图像区域,每个区域采用不同大小的不重叠的子块,并计算属于静止子块的灰度均值,当该子块的均值在一定范围内,可以判断该子块为真实的背景子块,把所有背景区域集中为一幅背景图像,从而实现交通场景中背景重构。其具体流程如图 2 所示。

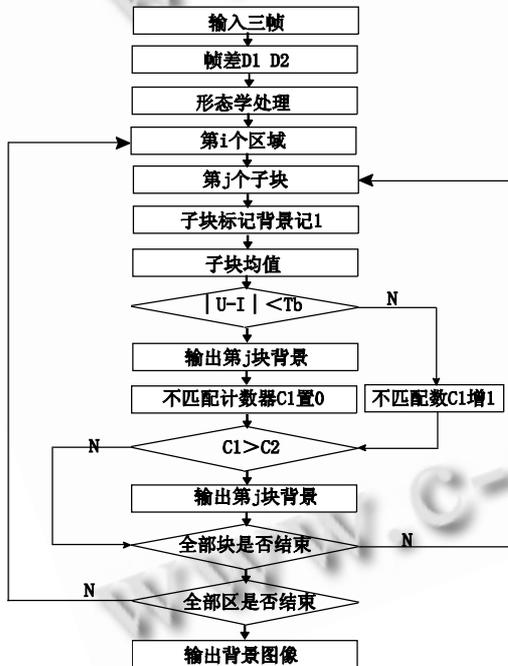


图 2 多尺度对称差分背景重建流程图

下面分别从对称差分算法,如何分区分块,背景子块的判断三个方面详细分析。

2.2.1 对称差分运算

相邻帧对称差分算法,利用公式(1)(2)进行。通过视频中相邻两帧的差分可以得到运动区域的大致范围并对此区域进行一系列的处理(如中值滤波、数学形态

学处理)去除一些干扰因素。

$$D_{k1}(i, j) = |I_k(i, j) - I_{k-1}(i, j)| \quad (1)$$

$$D_{k2}(i, j) = |I_{k+1}(i, j) - I_k(i, j)| \quad (2)$$

利用公式(3)(4)对两个二值化图像 D_{k1} 、 D_{k2} 进行二值化,再进行一次形态闭操作和形态填充,去掉大部分孔洞和缺口,即得到第 k 帧原图像中较为完整的运动目标信息,最后计算每个独立的前景区域的大小,将小于阈值的区域抛弃,以去除噪声和背景扰动带来的影响。再利用公式(5)进行逻辑与操作,得到对称差分结果二值化图像 DD_k 。

$$DB_{k1}(i, j) = \begin{cases} 1 & D_{k1}(i, j) \geq T_d \\ 0 & D_{k1}(i, j) < T_d \end{cases} \quad (3)$$

$$DB_{k2}(i, j) = \begin{cases} 1 & D_{k2}(i, j) \geq T_d \\ 0 & D_{k2}(i, j) < T_d \end{cases} \quad (4)$$

$$DD_k(i, j) = DB_{k1}(i, j) \otimes DB_{k2}(i, j) \quad (5)$$

其效果如图 3 所示:



图 3 对称差分结果图

2.2.2 子块的选择

从 2.1 节可知在图像的底部由于运动目标某些灰度均匀且面积较大的部分或者阴影一部分在帧间相减为零,会被误认为背景;另外图像顶部的运动物体速度慢,背景被运动车辆长时间占领,在短时间无法更换为背景,延长了背景重构的时间,因此选择将图像分割成多大的子块对背景重建的质量是有影响的。解决这个问题的最好方法就是将图像划分多个区域[11],每个区域的子块大小分别取不同的值,分成多少个区域和子块,可以根据具体的图像而定。本文将图像分为三个区域就可以了,设最上面的 20 行为第一区,最下面 80 行为第三区,其余为第二区。第一区的子块大小要取小些,本文取 2×4 ; 第二区子块可取 4×16 ; 第三区子块可取 20×20 。

2.2.3 背景子块的判断

判断某一子块是属于真实的背景分为两步，第一步对处理后的对称差分结果图像，先粗略判断子块是运动区域还是静止区域，对每一个子块进行标记，如果该子块含有前景像素，则标记为运动区域，否则标记为静止区域，丢弃运动区域。第二步为了消除前景目标部分像素或阴影部分融入背景，对已经是静止区域再进行判断，将当前帧的灰度值与背景灰度平均值进行比较。如果当前帧像素满足公式(6)

$$|u_k - I_k| \leq T_b \quad (6)$$

则当前帧的像素为真实背景像素。

考虑到背景的灰度值一般变化较小，背景的像素值总是在某个区间内波动。因此把每次判断为静止区域的像素的平均值作为背景模型。可以将当前帧中标记为静止子块的像素值与背景模型做比较，当灰度值差异小于 T_b 时，则可认为此背景点与上一次的状态是连续的；当灰度值差异大于 T_b 时，则可认为此背景点与上一次的状态不是连续的，此时可将当前背景点的像素值作为一个新的背景点状态的开始进行统计，但并不立即更新背景内容，新的背景点状态持续时间用 $C1$ 表示，当 $C1$ 大于 n 次时，才将对应子块的像素替换为当前帧的像素。本文中的 n 取 5。 T_b 的取值一般在 10~30。该背景模型兼顾了过去的背景信息，所以该方法对实际图像中的偶然变化有一定的抑制作用。同时当运动物体突然停止或静止的物体突然运动时，背景图像也能够及时的更新。背景模型的灰度值计算公式(7)如下：

$$\begin{aligned} \bar{u}_k &= \left(1 - \frac{1}{k}\right)\bar{u}_{k-1} + \frac{1}{k} I_k && \text{当 } C1 \leq n \\ \bar{u}_k &= I_k && \text{当 } C1 > n \end{aligned} \quad (7)$$

2.2.4 背景的重构

根据 2.2.1 至 2.2.3 所述方法，具体的背景重构过程如下：

- ① 首先采集相邻三帧，两两相减得到两个帧差图像进行中值滤波。
- ② 对两个帧差图像二值化，然后进行数学形态学处理。即对绝对差二值化图像进行一次形态闭操作和形态填充，去掉大部分孔洞和缺口，然后再相与，即得到第 k 帧原图像中静止区域和运动区域。
- ③ 对相与后的二值化图像分区块，并对每一个子块进行标记，如果该子块含有前景像素，则标记为运

动区域，否则标记为静止区域。并用公式(7)计算静止区域的像素平均值。

④ 根据公式(6)对标记后的静止区域的子块进行背景判断。统计每一个子块被标记为运动或背景区域的次数，因此，为每个子块设置一个计数器，如果某子块被判为为静止区域，并输出该背景子块。否则，相应计数器 $C1$ 值增加 1。直到计数器大于某一阈值 n ，才把该子块的作为背景子块。

⑤ 最后判断每个区域的所有子块是否全部更换为背景图像，如果没有，返回第一步，直至全部结束，输出整幅背景图像。

2.3 运动目标分割及背景更新

当背景图像建立后，可以采用背差法提取分割运动车辆，并进行背景实时更新。具体流程如图 4：

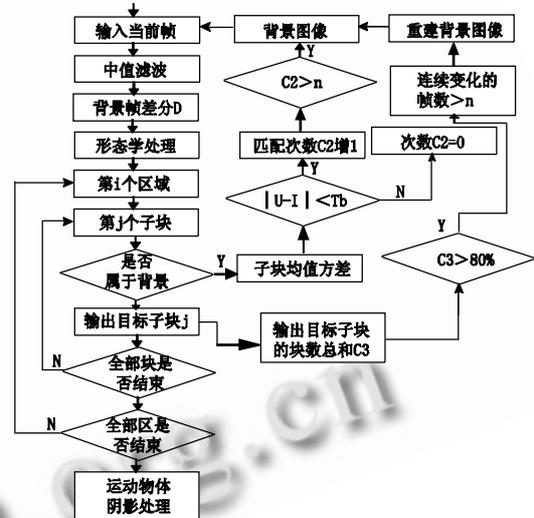


图 4 目标分割和背景更新流程图

图 4 中左边为运动车辆分割，中值滤波、形态学处理、分区块与背景重建时相同，得到标记的二值化图像，当子块中含有运动目标像素时，直接输出，最后得到所有运动目标的图像，实现运动目标的分割任务。

图 4 中右边为背景更新部分，对当前帧的每一块计算平均灰度值，将在背景建立时得到的背景模型与当前帧的平均值比较，如果满足公式(6)，其相应的计数器 $C2$ 增加 1，当计数器 $C2$ 的值大于 n 时，更新背景。 n 的大小表示每隔 n 帧更新背景。

对于光照突变，若当前帧与背景帧所得差分图像中，统计发生变化的子块数 $C3$ 与全部子块数的百分比，如果该比例大于某个阈值(通常取 80%)，则背景

光照发生了突变；若连续多帧这一比值都很大，重新抽取此时的图像序列，按照本文算法重构背景。

2.4 运动车辆的阴影消除

在车辆的视频检测中，一个不可避免的问题就是车辆阴影所带来的干扰，它很容易导致车辆的误检。一般的解决办法是采用传统的边缘检测算法，即通过检测阴影和车辆之间的边界，将阴影和车辆分离。传统方法假设光源照射的方向、场景几何形状、目标模型等都是已知的，但是在城市交通场景中环境是多变的，这种假设并不总是成立，而且边缘检测算法容易受到斑马线等路面标记线的干扰。另外还有基于颜色特征的阴影检测，虽然采用不同的颜色空间，但基本原理都是基于运动阴影和其覆盖的背景像素相比具有相似的色度 (Hue) 和饱和度 (Saturation) 而亮度 (Value) 值更低这一特点，本文采用基于 HSV 颜色空间来消除阴影。车辆的阴影^[13]是随车辆一同运动的，所以首先必须在图像中检测出运动区域，然后在运动区域内进行阴影检测^[14]，这样就不必在整个图像中进行检测，可以提高算法的处理速度。运动检测采用如 2.3 节所述即当前帧图像和背景图像差分的方法。然后采用颜色空间 HSV 消除阴影的方法来消除阴影。HSV 空间检测亮度和色度变化比在 RGB 空间更有效，特别是针对室外场景。HSV 阴影检测算法由如下决策公式(8)判断像素点是否为阴影：

$$\alpha_s \leq \frac{I^h(i,j)}{B^h(i,j)} \leq \beta_s \ \& \ |I^s(i,j) - B^s(i,j)| \leq \tau_s \ \& \ |I^h(i,j) - B^h(i,j)| \leq \tau_H \quad (8)$$

I^h 、 I^s 、 I^v 与 B^h 、 B^s 、 B^v 分别表示当前帧和背景帧在 (i,j) 处的像素值的 H、S、V 分量。满足上述条件的像素为阴影像素。参数 $0 \leq \alpha_s \leq \beta_s \leq 1$ ， α_s 取值要考虑阴影的强度，背景上投射的阴影越强， α_s 越小； β_s 用来增强对噪声的鲁棒性。参数 τ_s τ_H 的选取则主要凭经验调试。

算法中 $\alpha_s = 0.1$ ， $\beta_s = 0.7$ ， $\tau_s = 0.3$ ， $\tau_H = 0.15$ 。

3 实验结果及分析

为了验证本文算法的可靠性，在 Matlab 2007 平台下编写程序进行验证，选取标准测试视频序列 highway11，每帧大小为 240×320 像素，先利用传统的三帧对称差分获取背景如图 5(b)，发现有部分运动目标上的像素融入了背景中，图中白色小区

域为图 5(a)较大的车辆的颜色，黑色区域为该车右边阴影区域的像素值。如果采用本文的算法，将图像分为三个区域并按 2.2 节的方法分别取对应的子块大小。获取的背景图像如图 5(c)，明显消除了运动目标的像素融入背景中。且完成背景重构比传统的方法减少了 13 帧。

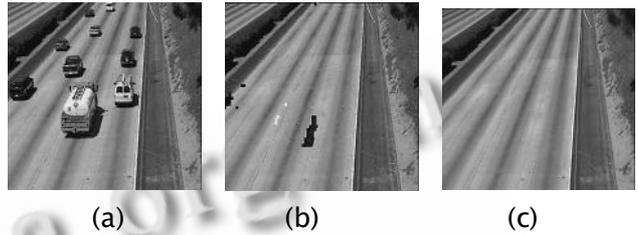


图 5 两种对称差分重建背景效果对比

阴影消除结果如图 6 图 7 所示，图 6(a) 图 7(a) 为通过 HSV 空间中利用亮度变化大色调和饱和度变化小的特点获取的阴影区域。从图中可以看出效果非常好。能够得到完整的运动目标图像。

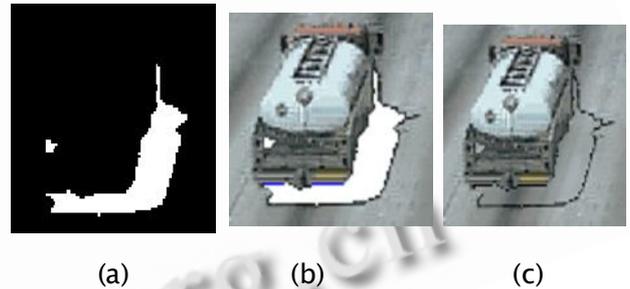


图 6 阴影消除

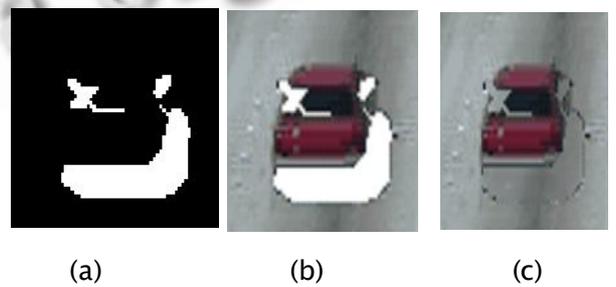


图 7 阴影消除

4 结论

本文利用分级分块多尺度间隔对称差分算法获取运动目标区域从而将运动区域外的像素值当作背景像素值，并利用交通视频序列的特点，使该方法能够提取出交通视频序列中的真实背景图像，当光照变化时也能够并实时更新，增强了背景的鲁棒性。利用背景

像素值总是在一定区间范围波动的特点,有效地抑制了运动目标的像素值融入背景中,提高了背景的有效性。最后利用 HSV 颜色空间消除车辆运动过程的运动阴影。得到较为完整的车辆图像,这对交通信息的获取提供了较为准确的基础。

参考文献

- 1 Lipton A, Fujiyoshi H, Patil R. Moving target classification and tracking from real-time video. Proc IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Princeton, NJ, 1998:8-14.
- 2 Anderson C, Bert P, Vander Wal G. Change detection and tracking using pyramids transformation techniques. Proc SPIE Conference on Intelligent Robots and Computer Vision, Cambridge, MA, 1985,579:72-78.
- 3 Meyer D, Denzler J, Niemann H. Model-based extraction of articulated objects in image sequences for gait analysis. Proc IEEE International Conference on Image Processing, Santa Barbara, California 1997:78-81.
- 4 Barron J, Fleet D, Beauchemin S. Performance of optical flow techniques. International Journal of Computer Vision, 1994,12(1):42-77.
- 5 Verri A, Uras S, DeMicheli E. Motion Segmentation from optical flow. Proc the 5th Alvey Vision Conference, Brighton, UK, 1989:209-214.
- 6 Haritaoglu I, Harwood D, Davis L. W4: real-time surveillance of people and their activities. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(8):809-830.
- 7 Karmann K, Brandt A. Moving object recognition using an adaptive background memory. VCappellini, Time-varying Image Processing and Moving Object Recognition. 2. Elsevier, Amsterdam, The Netherlands, 1990.
- 8 Kilger M. A shadow handler in a video-based real-time traffic monitoring system. Proc IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Palm Springs, CA, 1992:1060-1066.
- 9 赵瑶,常发亮.基于对称差分的背景重构算法.计算机工程与应用,2008,44(6):104-106.
- 10 齐美彬,王倩,蒋建国,安宝磊.基于背景像素值频次最高假设的背景重构算法.中国图象图形学报,2008,13(4):723-728.
- 11 潘建寿,王琳,王宾,等.一种基于分级分块处理的背景估计算法.光子学报,2005,34(2):1897-1900.
- 12 Liang YF, Wilder J. Real-time face tracking SPIE, 1998,35(12):149-156.
- 13 高岚,董慧颖,兰利宝.自适应背景下运动目标阴影检测算法研究.现代电子技术,2007,6:59-61.
- 14 万峻甫,刘建伟,向怀坤.交通视频序列阴影检测算法研究.中国图象图形学报,2008,13(3):467-471.