

# 基于帧间差分 and 统计直方图的交通视频背景建模方法



王 怡 戚 湧

南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094

(1747058726@qq.com)

**摘 要** 针对城市道路交通视频难以直接提取交通背景,导致前景目标检测不准确的问题,提出了一种基于帧间差分 and 统计直方图的交通视频背景建模方法。一个好的背景建模方法有利于后续目标检测及跟踪任务的良好开展。所提方法首先利用帧间差分法提取视频中每帧的大致运动区域作为前景运动目标,再利用统计直方图获得图像的灰度值分布状态,进行背景图像的估计,从而提取出高整洁度、低噪声点的背景图像。与已有背景建模方法的对比实验结果表明,无论是在普通交通场景,还是在车辆行驶缓慢的典型交通场景中,所提方法都可以提取出与真实背景相似匹配度更高的背景图像。

**关键词:** 交通视频;帧间差分;统计直方图;背景建模

中图法分类号 TP391

## Method for Traffic Video Background Modeling Based on Inter-frame Difference and Statistical Histogram

WANG Qia and QI Yong

School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

**Abstract** Aiming at the problem of inaccurate foreground object detection caused by the difficulty of extracting traffic background directly from urban road traffic video, a method for traffic video background modeling based on the combination of inter-frame difference and statistical histogram is proposed. A good background modeling method is conducive to the smooth development of subsequent object detecting and tracking tasks. Firstly, it uses inter-frame difference method to extract the approximate motion region of each frame in the video as the foreground moving object. Then, it uses statistical histogram to obtain the gray value distribution state of the image and estimates the background image, thereby a background image with high cleanliness and low noise points is extracted. Compared with the existing background modeling method, the experimental results show that the proposed method can extract the background image with higher matching degree with the real background, both in the ordinary traffic scenes and the typical traffic scene where vehicles are moving slowly.

**Keywords** Traffic video, Inter-frame difference, Statistical histogram, Background modeling

## 1 引言

近年来,高速发展的信息技术和精细化管理的交通监控共同保障着道路的正常运行。视频监控技术得到越来越多的研究和应用,特别是在交通系统中,对于促进交通智能化的发展具有重要的推动作用<sup>[1]</sup>。随着视频监控技术的广泛应用,大量的监控视频数据随之而来,研究者利用视频序列进行背景建模继而检测运动目标,并以此承接车辆计数、目标识别与跟踪等后续任务的顺利进行。因此,背景建模是计算机视觉领域中一个非常重要的研究课题。

基于固定摄像头拍摄的交通视频可以用于目标车辆检

测,常用方法包括帧间差分法、光流法和背景差分法。但是帧间差分<sup>[2]</sup>受速度影响较大,光流法<sup>[3]</sup>的计算较为复杂,两种方法缺陷明显,难以达到检测系统的要求。背景差分法<sup>[4]</sup>简单易用,以已知背景为参照可以提取最完整的特征信息和最契合的目标轮廓。背景差分法能否取得较好的结果取决于背景建模算法能否提取到高质量的背景图像,因此对背景建模算法的研究至关重要。目前,很多学者提出了背景建模算法。多帧图像平均算法<sup>[5]</sup>将  $N$  帧图像中相同位置上的像素灰度平均值作为背景图像的像素灰度值,在较多帧内可以消除由车辆运动造成的灰度变化。但是在复杂路况下,提取的背景明暗不均,失真严重。统计直方图算法<sup>[6]</sup>在交通通畅时,背景

收到日期:2019-08-02 返修日期:2019-10-08 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家重点研发计划政府间国际科技创新合作重点专项(2016YFE0108000);江苏省重点研发计划(产业前瞻与共性关键技术)项目(BE2017163)

This work was supported by the National Key Research and Development Program Intergovernmental Key Items for International Science and Technology Innovation Cooperation of China(2016YFE0108000) and Key Research and Development Program of Jiangsu Province, China(Industry Prospects and Common Key Technologies)(BE2017163).

通信作者:戚湧(790815561@qq.com)

提取的还原度较高且速度较快,但是在车辆行驶缓慢、车辆数量较多的情况下,由于运动目标会较长时间占据某块背景区域,导致该方法提取的背景图像容易存在一定偏差。混合高斯背景建模算法<sup>[7]</sup>通过正态分布对背景像素点的分布概率进行描述并使用指数平滑算法进行模型更新,可以增强对背景扰动的适应性。在此方法的基础上,有很多改进的混合高斯模型被提出来<sup>[8-11]</sup>。但是这类方法对图像中的每个像素都要建立3~5个单高斯分布模型来描述该像素点是否属于背景点的概率分布,算法复杂度高,不能满足实时要求。近年来, Li等<sup>[12]</sup>在传统码本和滑动平均背景建模的基础上,提出了一种基于视频序列的双背景建模算法,以解决光线突变对背景建模的干扰问题,但是在阈值选择与设定方面还需改善。Jin等<sup>[13]</sup>提出了一种在颜色属性空间进行区域直方图背景建模的方法,该方法在光线变化和多模态的复杂场景中可以获得较好的检测效果,同时也存在参数缺乏灵活性的问题。Marques等<sup>[14]</sup>、Cai<sup>[15]</sup>等、Braham<sup>[16]</sup>等使用神经网络来获取每个视频序列的特定背景,从而提高背景模型的精度,但该方法对硬件性能的要求较高,且需要较多时间进行训练。

针对上述算法分析以及城市交通的特点,本文提出了一种基于帧间差分法和统计直方图的交通视频背景建模方法,以期实现更好的背景建模。本文方法首先利用帧间差分法检测运动目标大致区域的特点,剔除运动区域,再利用统计直方图对待定背景图像进行灰度值统计和选取,最终实现交通视频的背景提取。本文介绍了所采用的背景建模方法的实现过程与步骤及其相关理论内容,通过真实视频数据和仿真视频数据的实验比较,验证了本文算法的鲁棒性和可靠性,特别是在车辆行驶缓慢的交通场景中所提方法的性能较优。

## 2 基于背景差分法和统计直方图的背景建模算法原理

本节详细介绍了基于帧间差分法和统计直方融合的背景建模算法的步骤与实现过程,为了方便描述算法,定义以下符号和变量:

- (1) 设  $N$  表示提取背景的视频帧序列的长度帧数;
- (2) 设像素  $(x, y)$  表示以图像左上角作为原点坐标的第  $x$  行第  $y$  列的像素值;
- (3) 设  $F_k$  表示第  $k$  帧的灰度化图像;
- (4) 设  $M_k$  表示由第  $k-1$  帧和第  $k$  帧得到的待定运动区域图像;
- (5) 设  $B_k$  表示由第  $k-1$  帧和第  $k$  帧得到的待定背景区域图像;
- (6) 设  $B_g$  为经过多次优化建模最终得到的背景图像;
- (7) 设  $T$  表示图像二值化时用到的阈值;
- (8) 设  $Hist_{x,y}$  表示像素  $(x, y)$  对应的灰度值直方图。

### 2.1 背景提取

背景建模首先需要解决“Bootstrapping”的问题<sup>[17]</sup>,即在有前景目标参与的交通视频中提取出完整的背景图像。其核心思想是在固定摄像头拍摄的固定交通情境的视频中,提取其中稳定性较高的背景来构建表达模型。在之后的目标检测过程中便可根据建立好的背景模型区分图像中的前景目标和背景,实现运动目标的区域标定,并进一步实现类别识别。本文算法融合了帧间差分与统计直方两种方法的优点,其关键

在于:1)通过连续帧间差分提取前景运动目标所在的大致区域,称其为待定前景区域,与其互补的区域称为待定背景区域;2)通过统计直方图确定待定背景区域每一个位置的像素点值,二者结合得到背景图像。经过多次优化重建后,最终获得高质量背景图像  $B_g$ 。单张背景建模算法流程图如图1所示。

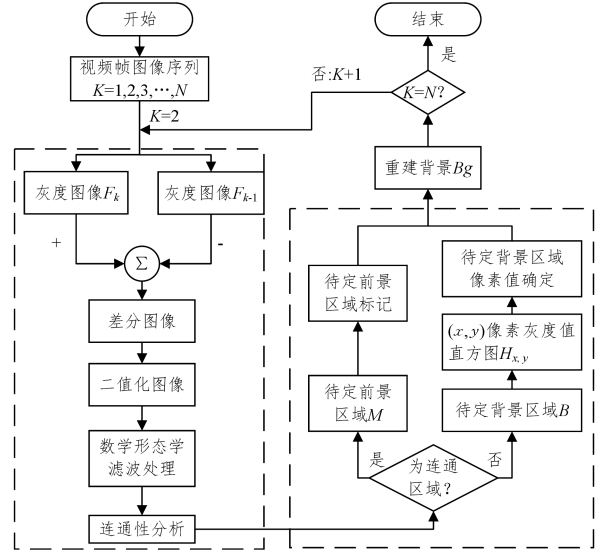


图1 本文背景建模算法流程

Fig. 1 Proposed background modeling algorithm flow

本文背景建模算法的实现具体包括模型初始化、待定前景区域提取、待定背景区域更新3个步骤。

#### (1) 模型初始化

从交通视频流中取出  $N$  帧图像序列作为背景建模的原始数据,其中每一帧图像的每一个像素点都是 RGB 3 种颜色通道的特定排列组合。为了减少算法复杂度和加快运行速度,对原图像进行灰度化操作,在这个过程中不会丢失图像的数据信息<sup>[18]</sup>。设  $(x, y)$  像素点的 RGB 组成为  $(R, G, B)$ , 为所有颜色通道分配权重并加权求和,则灰度值  $V$  如式(1)所示:

$$V = 0.30R + 0.59G + 0.11B \quad (1)$$

每一个颜色通道的取值范围为  $[0, 255]$ , 因此灰度值  $V$  的取值范围也为  $[0, 255]$ 。

将灰度化之后的视频帧图像序列记为  $F_1, F_2, \dots, F_N \in I^{h \times w}$ ,  $N$  为图像序列总帧数,  $h$  和  $w$  表示每帧图像的尺寸,即  $h$  表示图像高度,  $w$  表示图像宽度。创建与视频帧尺寸一致且像素值都为 0 的灰度图作为初始化背景模型,用于后续优化更新。

#### (2) 待定前景区域提取

待定前景区域提取过程需要使用帧间差分法实现。帧间差分法可以捕捉相邻两帧灰度值的变化,并根据变化情况定义区域性质,将灰度值变化较大的点组成的区域记为待定前景区域  $M$ , 将灰度值变化较小的点组成的区域记为待定背景区域  $B$ 。此处之所以引入“待定”含义,一是因为此时是由当前帧和上一帧差分所得,所以  $M$  会残留上一帧运动变化的部分,这就导致检测框与实际运动物体并不完全契合,稍微大于运动物体所在区域;二是因为本文算法的目的是在不断的迭代过程中更新  $M$  和  $B$ , 从而获得完整的背景图像,所以在算法的第三步待定背景区域更新中,  $M$  和  $B$  并不固定,是此消彼长的关系。

对于视频帧图像序列  $F_1, F_2, \dots, F_N$ , 使用帧间差分法依次对相邻图像进行两两差分, 判别除首帧之外每帧图像中的待定背景区域与待定前景区域, 具体操作如下。

设  $F_{k-1}$  和  $F_k$  为相邻两帧视频图像 ( $2 \leq k \leq N$ ), 根据灰度值计算差值得到差分图像  $D$ , 如式(2)所示:

$$D_{(k-1,k)}(x,y) = |F_{(k-1)}(x,y) - F_k(x,y)| \quad (2)$$

选定合适的阈值  $T$  对差值图像  $D$  做二值化操作, 得到二值化图像  $B$ , 如式(3)所示:

$$B_{(k-1,k)}(x,y) = \begin{cases} 255, & \text{if } D_{(k-1,k)}(x,y) \geq T \\ 0, & \text{if } D_{(k-1,k)}(x,y) < T \end{cases} \quad (3)$$

其中, 灰度值为 255 的点为前景点; 灰度值为 0 的点为运动点, 即背景点。

接着对二值化图像进行数学形态学滤波处理, 通过多次膨胀和腐蚀运算使得运动目标轮廓整体性更加清晰。然后进行连通性分析, 将生成运动目标所在区域的外接矩形作为检测框来标记待定前景区域  $M$ 。一旦待定前景区域  $M$  被提取出来, 那么待定背景区域也就随之确定了。

### (3) 待定背景区域更新

待定背景区域更新过程需要使用统计直方图法实现, 在算法迭代中确定灰度值, 以获得完整的背景图像。“更新”包括两个方面, 一是待定背景区域块的更新, 即在每一次迭代中根据帧间差分结果确定新的待定背景区域; 二是待定背景区域灰度值的更新, 即在每一次迭代中根据策略在每个灰度直方图中选取最符合背景的灰度值。

统计直方图法的统计依据在于: 在一段交通视频中, 统计每个坐标位置在所有帧图像中出现的像素值分布。对于每个坐标位置  $(x_i, y_j)$ , 选择其上出现次数最多的像素值  $p$  作为背景图像同坐标位置  $(x_i, y_j)$  上的像素值。统计直方图法的一个前提条件是道路上同一位置被前景物体一直遮盖的可能性较小。但是, 在背景更新中, 为了保证实时性, 视频图像帧数  $N$  一般取值为 20~30, 此时若帧数较少, 则不能保证某些坐标位置上的像素值属于真实背景的帧数在整个视频序列中为最多, 即出现次数最多的像素值并不一定代表真实背景值。另外, 背景更新还会受到光线扰动等噪声干扰, 这样就容易出现误检。

本文算法利用统计直方图直观表示图像灰度值分布状态的优点, 在第一步中提取出待定前景区域之后, 只对待定背景区域进行灰度直方图统计, 如此便不用担心前景区域像素点参与到背景点的选择, 避免被误选的情况。由于交通道路中的车辆、行人等运动物体处于不停的运动状态, 因此基本可以保证在  $N$  帧序列中, 每一个像素点至少有一次是属于待定背景区域的, 即存在  $k \in [1, N]$ , 使得  $F_k(x,y) \neq 0$ 。基于此, 对待定背景区域中的每个位置建立一个对应的与前景无关且与背景有关的灰度直方图, 进而统计各像素灰度值的出现频率, 选择频数最大的灰度值作为背景像素值。将待定前景区域全都标记为 -1, 以便与区间为  $[0, 255]$  的灰度值进行区分。灰度值选取策略如式(4)所示:

$$Bg = \begin{cases} M_k(x,y) = -1, & \text{if } (x,y) \text{ in } M_k \\ B_k(x,y) = \text{Max}(Hist_{x,y}[p]), & \text{if } (x,y) \text{ in } B_k \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$Hist_{x,y}[p] = K(x,y,p) + 1, \text{ if } F_k(x,y) = p, p \in [0, 255] \quad (5)$$

式(4)中,  $B_k(x,y)$  以像素点  $(x,y)$  在  $N$  帧灰度视频图像序列上频数最大的像素数值为像素点的背景灰度值;  $M_k(x,y)$  以 -1 标记待定前景区域, 以便后续更新。

式(5)中,  $K(x,y,p)$  表示在图像  $(x,y)$  处像素灰度值为  $p$  时出现的次数,  $f_k(x,y) = p$  表示图像  $f_k$  在  $(x,y)$  处像素值为  $p$ ,  $Hist_{x,y}$  表示在坐标点  $(x,y)$  处以像素灰度值  $p$  为统计依据的直方图。

在算法的迭代过程中, 随着  $N$  的增大, 视频序列中被前景目标一直遮盖的背景位置逐渐减少。帧间差分一旦检测出新的背景区域, 就会将待定前景区域中包含的此部分区域更新为待定背景区域, 然后形成新的统计直方图, 直至所有区域都得到更新, 最终获得一张完整、整洁的背景图像  $Bg$ 。

本文基于帧间差分和统计直方图的背景建模方法的伪代码如算法 1 所示。

### 算法 1 基于帧间差分和统计直方图的背景建模算法

输入:  $F = \{f_n\}_{n=1}^N$ : dataset with  $N$  traffic video

输出:  $Bg$

1. Initialize:  $(H, W) \leftarrow \text{shape of gray image } f_1$ ;
2. Initialize:  $\text{dict} \leftarrow \{(x, y): [\ ]\}, x \in [0, H], y \in [0, W]$ ;
3. Initialize:  $Bg \leftarrow$  all zero matrix with the same of  $f_n$
4. for  $k$  in range  $(2, N)$  do
5.  $\text{binary} \leftarrow |f_k - f_{k-1}| > T? \ 0: 1$
6.  $\text{cnts} \leftarrow \text{findContours}(\text{binary})$
7.  $M_k \leftarrow f_k \& \text{cnts} \leftarrow -1$
8.  $B_k \leftarrow f_k \wedge \text{cnts}$
9.  $M_k \leftarrow M_k \cup B_k$
10. update  $\text{dict}: \text{dict}[(x, y)]. \text{append}(Bg[x, y])$  for  $x \in [0, H], y \in [0, W]$
11. for  $(x, y)$  in  $\text{dict}. \text{keys}()$  do
12. update  $\text{Hist}: \text{Hist}[(x, y)] \leftarrow$  the statistical histogram of  $\text{dict}[(x, y)]$
13. update  $Bg: Bg[x, y] \leftarrow p$  of  $\text{Max}(\text{Hist}[(x, y)])$
14. end for
15. end for
16. return  $Bg$

## 2.2 背景更新

在交通场景中, 光线、空气扰动、阴影等外部动态因素会引入噪声, 此外运动目标本身会不确定停止, 这都会导致交通背景不是固定不变的。如果背景建模算法不能根据交通场景变化实时更新背景, 那么就会影响后续运动目标检测和跟踪任务的有效进行。因此, 背景更新是非常必要的一步。本文背景更新基于背景建模提取出的背景图像, 采用“首出尾入”的更新策略, 分析最新帧背景图像的完整性, 以上一帧背景图像为依据做优化处理。

在整个交通流视频中, 以  $N$  帧灰度图像序列为一个  $batch$ , 将前  $N$  帧图像  $\{F_1, F_2, \dots, F_N\}$  称为  $batch_1$ 。本文背景建模算法的待定背景区域更新步骤中, 每个像素位置  $(x,y)$  的灰度直方图  $Hist_{x,y}$  是根据其对应的灰度值序列  $p_{\text{sequence}(x,y)} = \{F_1(x,y), F_2(x,y), \dots, F_N(x,y)\}$  统计得来的, 最终获取背景图像为  $Bg_1$ 。当算法接收到第  $N+1$  帧图像时, 将  $F_{N+1}$  插入  $batch_1$  中, 并将  $F_1$  从中剔除, 此时为  $batch_2: \{F_2, F_3, \dots,$

$F_{N+1}$ ,灰度直方图  $Hist_{x,y}$  对应的灰度值序列为  $p_{sequence(x,y)} = \{F_2(x,y), F_3(x,y), \dots, F_{N+1}(x,y)\}$ , 最终获取背景图像为  $Bg_2$ , 以此类推。N 作为每次背景建模的图像序列总帧数, 取值太大会影响算法的实时性, 取值太小会影响背景的完整性, 尤其在车辆、行人运动速度较慢时, 在 N 帧对应时间内, 部分背景有较大可能会一直被前景目标覆盖, 导致背景产生“黑洞”区域。为了保证初始背景图像  $Bg_1$  的完整性, 仅在首次背景建模时, N 取较大值, 取值范围为 30~40, 其余阶段 N 取较小值, 取值范围为 10~20。当  $Bg_2$  存在“黑洞”区域时, 以  $Bg_1$  为优化参考对象, 将  $Bg_1$  在“黑洞”区域相应位置上的灰度值填充到  $Bg_2$  上, 从而解决“黑洞”问题, 得到完整背景图像。由此可见, 当前背景帧  $Bg_i$  与上一背景帧  $Bg_{i-1}$  具有一定的相关性, 背景更新过程如图 2 所示。

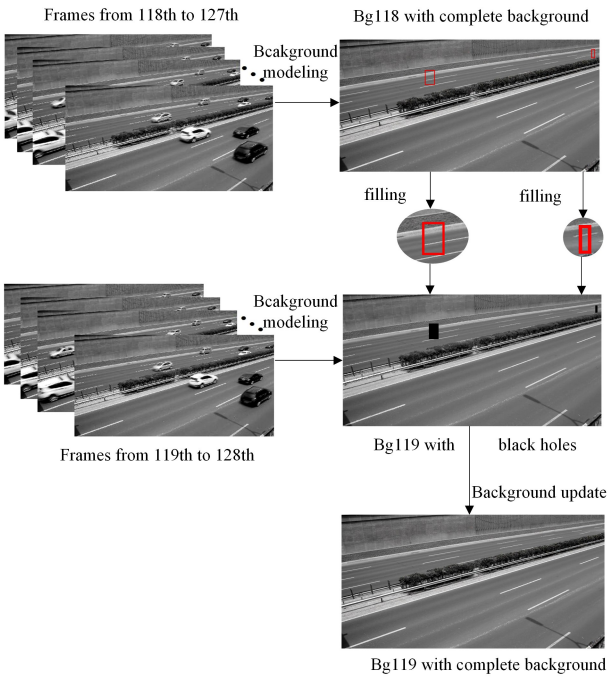


图 2 背景更新过程

Fig. 2 Background update process

在背景更新程中, 对每个直方图灰度值序列只做一次队尾增元素操作和一次队首删元素操作, 计算量增加不多。

### 3 实验结果与分析

背景具有时效性是指由于光线、阴影、相机拍摄等各种噪声的干扰, 不同时刻下的背景是不相同的。具体地, 在时刻  $t_1$ , 如果交通道路中存在运动目标, 那么这是一幅待提取背景的背景图像, 不适合做背景; 如果此刻交通道路中不存在运动目标, 那么这是一幅背景图像。假如在接下来的某时刻  $t_2$  出现运动物体, 在  $t_1$  与  $t_2$  之间的时间间隔  $\Delta t$  中, 光线和阴影变化、人眼难以察觉的细微扰动都会被高性能相机记录下来, 成为噪声。此时,  $t_1$  时刻的背景已经失效, 而且  $\Delta t$  越长, 背景提取的效果越差。

为了全面分析和比较背景建模算法的性能, 本文选择在 64 位 window7 系统 (intel (R) Core (TM) i7-6700 CPU, 3.40GHz, 8.0GB 内存) 上, 基于 python 结合 opencv 图像处理库, 使用仿真交通视频和真实交通视频共同验证本文算法。

其中, 仿真交通视频用于验证算法理论原理的可靠性, 真实交通视频用于验证算法实际应用的有效性。

#### 3.1 基于仿真交通视频的比较

背景时间与空间的矛盾性决定了在评估背景建模算法的有效性和可靠性时, 使用仿真视频作为评判依据是必不可少的。本文所用的仿真交通视频的分辨率大小为  $590 \times 350$  像素, 背景为城市道路, 记为  $Bg\_true$ ; 前景为运动车辆, 记为  $Fg\_true$ 。为了解决已有背景建模算法在车辆行驶缓慢时效果不佳的问题, 定义车辆以每帧 2~4 个像素长度的速度右行。在该典型场景下, 比较多帧图像平均算法、统计直方图算法、混合高斯背景建模算法与本文基于帧间差分法和统计直方图的背景建模法的性能。

图 3 给出了仿真交通视频序列帧的部分样本, 图 4 给出了使用多帧图像平均算法得到的背景建模过程的效果, 图 5 给出了使用统计直方图算法得到的背景建模过程, 图 6 给出了使用混合高斯背景建模算法得到的背景建模过程, 图 7 给出了使用本文算法得到的背景建模过程。

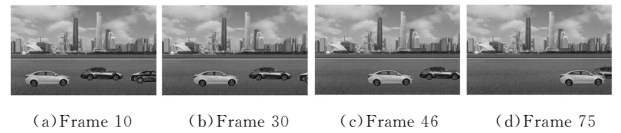


图 3 仿真交通视频序列帧

Fig. 3 Simulated traffic video sequence frame

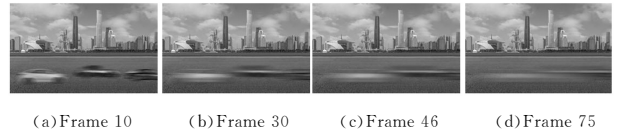


图 4 多帧图像平均算法的背景建模过程

Fig. 4 Background modeling process of multi-frame image averaging algorithm

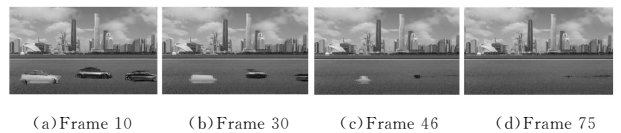


图 5 统计直方图算法的背景建模过程

Fig. 5 Background modeling process of statistical histogram algorithm

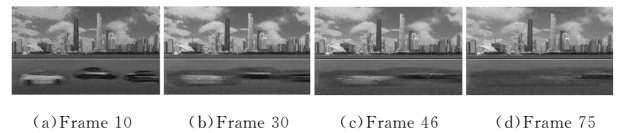


图 6 混合高斯背景建模算法的背景建模过程

Fig. 6 Background modeling process of Gaussian mixture background update algorithm

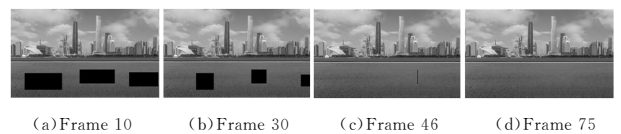


图 7 本文算法背景建模过程

Fig. 7 Background modeling process of proposed algorithm

通过直观对比各种算法的背景建模效果图可知,多帧图像平均算法受车辆运动缓慢的影响较大,部分背景被车辆遮挡的时间较长,提取的背景图像像素分布不均匀且有明显失真的痕迹。统计直方图算法最终可以提取出与实际背景较为接近的背景图像,但是仍残留部分噪声,在复杂场景环境下的表现效果仍不理想。混合高斯背景建模算法使用多个高斯分布描述每个像素点颜色的呈现规律,时间复杂度高,且会引入噪声。本文算法能够在第 47 帧时提取到最为完整和清晰的背景图像,与其他 3 种算法相比,即使在车辆运动缓慢的场景下,依然可以保持良好的性能。

从理论上讲,衡量一幅背景图像完整性的最直接的方法是对提取的背景图像和真实背景图像进行像素级别的一致性判断。为了便于比较,本文定义概念 NBFOR,如式(6)所示:

$$NBFOR = \frac{\sum_{(x,y)} C(Bg \cap Bg_{true})}{\sum_{(x,y)} Fg_{true}} \quad (6)$$

NBFOR(Non-Background pixels to Foreground Objection pixels Ratio)指  $Bg$  与  $Bg_{true}$  中像素值不一致的像素点个数同前景图像  $Fg_{true}$  中像素点个数之比,  $NBFOR$  值越小,表示  $Bg$  中残存的非真实背景像素点越少,完整性越高。图 8 给出了各种算法在整个视频中提取背景的完整性变化过程,  $X$  轴代表视频帧序号,  $Y$  轴代表  $NBFOR$  值。可以看出,在足够多图像帧下,多帧图像平均算法和混合高斯背景建模算法提取的  $NBFOR$  不降反升,但是混合高斯背景建模算法是以多个不同权值的高斯分布的叠加结果为背景的判定依据,并不适用于像素点的直接比较。统计直方图算法的效果较好,但仍存在噪声。本文算法可以提取完整度最高的背景图像,且使用较少的帧实现。

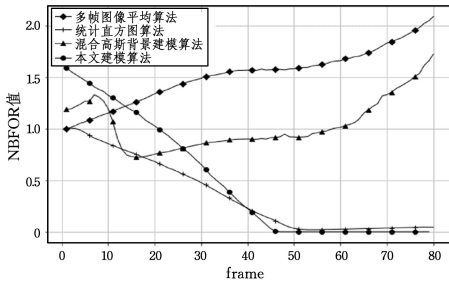


图 8 4 种算法背景建模的完整性变化曲线

Fig. 8 Integrity curve of four background modeling algorithms

为了分析每种算法提取的背景图像  $Bg$  与真实背景  $Bg_{true}$  之间的相似程度,取  $N=50$ ,使用均值哈希(aHash)算法、差值哈希(dHash)算法、感知哈希(pHash)算法和直方图法进行相似度分析,相似度范围为 $[0,1]$ ,其值越大,相似度就越高。从表 1 的结果可知,对于每一种相似度判别方法,本文算法提取的背景与  $Bg_{true}$  的相似度都是最高的。

表 1 各算法的背景图像相似度分析

Table 1 Background image similarity analysis of each algorithm

	多帧图像 平均	统计 直方图算法	混合高斯背景 建模算法	本文 算法
aHash similarity	0.750	0.953	0.844	1.000
dHash similarity	0.844	1.000	0.781	1.000
pHash similarity	0.859	0.984	0.844	1.000
Histogram similarity	0.685	0.732	0.461	0.987

### 3.2 基于真实交通视频的比较

将各种算法在 UA-DETRAC 数据集上进行实验,该数据集是使用 Canon EOS 550D 摄像机在中国北京和天津两个城市录制而成的,包含丰富的交通场景,每帧图片的分辨率为  $960 \times 540$  像素,每秒 25 帧。在真实交通场景中,比较多帧图像平均算法、统计直方图算法、混合高斯背景建模算法与本文帧间差分 and 统计直方图相融合的背景建模算法的性能。

图 9 给出了 UA-DETRAC 数据集交通视频序列帧的部分样本,图 10 给出了使用多帧图像平均算法得到的背景建模过程,图 11 给出了使用统计直方图算法得到的背景建模过程,图 12 给出了使用混合高斯背景建模算法得到的背景建模过程,图 13 给出了使用本文算法得到的背景建模过程。通过比较可知,本文算法在  $N$  取 15 时便可以得到完整的背景图像,比其他方法使用的帧数更少,时间更短,完整度更高。因此,本文算法具有更好的实现效果和更高的应用价值。

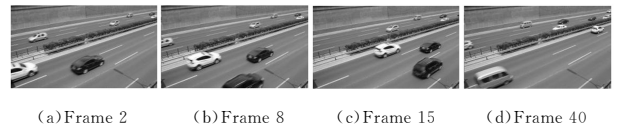


图 9 交通视频序列帧

Fig. 9 Traffic video sequence frame

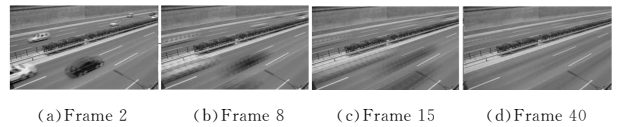


图 10 多帧图像平均算法在真实场景中的背景建模过程

Fig. 10 Background modeling process of multi-frame image averaging algorithm in real scene

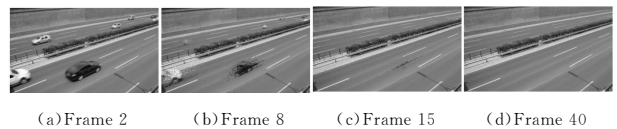


图 11 统计直方图算法在真实场景中的背景建模过程

Fig. 11 Background modeling process of Statistical histogram algorithm in real scene

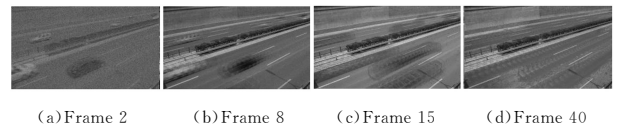


图 12 混合高斯背景建模算法在真实场景中的背景建模过程

Fig. 12 Background modeling process of Gaussian mixture background update algorithm in real scene

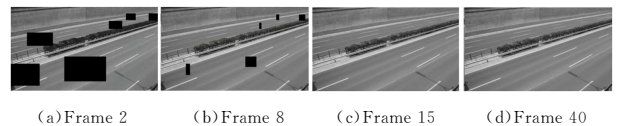


图 13 本文算法在真实场景中的背景建模过程

Fig. 13 Background modeling process of proposed algorithm in real scene

结束语 针对车辆运动缓慢情况下交通背景提取不完整

的问题,本文提出了帧间差分 and 统计直方图相融合的交通视频背景建模算法。经过实验验证 and 方法比较,证明了本文算法能够达到预期目的且运算简单,易于实现,有利于后续运动目标检测和跟踪以及车辆计数等任务的开展,具有一定的先进性和应用价值。在下一步工作中,将考虑更适合车辆图像的二值化方法,选用更有效的去噪滤波器将噪声的影响降低到最小,以增强算法的鲁棒性和适应性。

### 参 考 文 献

- [1] LIU H,ZHAO F M,CHEN W D. A moving object detection and tracking method based on adaptive background image[J]. Journal of Naval Aeronautical And Astronautical University,2012,27(1):15-18.
- [2] COLLINS R,LIPTON A,KANADE T,et al. A system for video surveillance and monitoring:VSAM final report[R]. America: Carnegie Mellon University,Technical Report:CMU-RI-TR-00-12,2000.
- [3] JAYABALAN E,KRISHNAN D A,PUGAZENDI R. Nonrigid object tracking in aerial videos by combined snakes and optical flow technique[J]. Computer Graphics, Imaging and Visualisation,2007,21(6):388-396.
- [4] ZHANG Y S. Research on moving objects detection and tracking based on background subtraction with illumination robustness [D]. Chengdu:Southwest Jiaotong University,2011.
- [5] LEE B,HEDLEY M. Background Estimation for Video Surveillance [C]// Image and vision computing New Zealand,2002:315-320.
- [6] WANG J J. A Traffic Video Background Extraction Algorithm based on Image Content Sensitivity[D]. Qingdao:Ocean University of China,2011.
- [7] STAUFFER C,GRIMASON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proceedings of the Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE,1999:246-252.
- [8] KAEWTRKULPONG P,BOWDEN R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection[C]//Proceedings of the 2th European Workshop in Advanced Video Based Surveillance Systems,Providence, USA: Kluwer Academic Publishers,2001:1-5.
- [9] ZIVKOVIC Z,VAN DER HEIJDEN F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction[J]. Pattern Recognition Letters,2006,27(7):773-780.
- [10] LEE D S. Effective Gaussian mixture learning for video background subtraction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2005,27(5):827-832.
- [11] POWER P W,SCHOONEES J A. Understanding background mixture models for foreground segmentation[C]//Proceedings of Image and Vision Computing New Zealand:Auckland University Press. 2002:267-271.
- [12] LI W H,HE L X,NI Hong-yin. Algorithm on video-based dual background modeling[J]. Application Research of Computers,2014,31(2):629-632.
- [13] JIN J,DANG J W,WANG Y P,et al. Region spatiogram in color names for background modeling [J]. Journal of Image and Graphics,2019,24(5):714-723.
- [14] MARQUES O,KALVA H,FURHT B,et al. Neural Network Approach to Background Modeling for Video Object Segmentation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,2007,18(6):1614-1627.
- [15] CAI X,HAN G,WANG J K. Background Subtraction Based on Pulse Coupled Neural Network[J]. Applied Mechanics and Materials,2015,3682(1403):293-296.
- [16] BRAHAM M,VAN DROOGENBROECK M. Deep background subtraction with scene-specific convolutional neural networks [C]//Proceedings of 2016 International Conference on System, Singals and Image Processing. Bratislava, Slovakia:IEEE,2016:1-4.
- [17] OYAMA K,KRUMM J. Wallflower:Principles and practice of background maintenance[C]//Proceedings of ICCV. 1999:255-265.
- [18] ZHANG X R,LEI G W. A Background Subtraction Algorithms of Object Detection Based on Hirstogram [J]. Network and Computer Security,2010(2):45-47.



**WANG Qia**, born in 1995, postgraduate. His main research interests include image processing and video surveillance.



**QI Yong**, born in 1970, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include traffic big data and machine learning.