

# 基于像素灰度归类的背景重构算法\*

侯志强<sup>†</sup>, 韩崇昭

(西安交通大学 电子与信息工程学院 综合自动化研究所, 陕西 西安 710049)

## A Background Reconstruction Algorithm Based on Pixel Intensity Classification

HOU Zhi-Qiang<sup>†</sup>, HAN Chong-Zhao

(Institute of Automation, School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-29-82212338, E-mail: hou-zhq@sohu.com

Received 2004-04-20; Accepted 2004-11-03

Hou ZQ, Han CZ. A background reconstruction algorithm based on pixel intensity classification. *Journal of Software*, 2005,16(9):1568-1576. DOI: 10.1360/jos161568

**Abstract:** The background subtraction is an important method to detect the moving objects, and its difficulty is the background update. So a background reconstruction algorithm based on pixel intensity classification is presented in this paper. According to the hypothesis that the background pixel intensity appears in image sequence with maximum probability, the pixel intensity differences between sequential two frames are calculated, and the intensity values at the pixels are classified by means of these differences. For the new algorithm, neither the pre-training of the background without any moving target, nor the models of background and targets are needed. Simulation results indicate that background can be reconstructed correctly by using the new algorithm, so the target can be extracted perfectly and tracked successfully.

**Key words:** background subtraction; background reconstruction; motion detection; image segmentation; tracking; visual surveillance

**摘要:** 背景差法是一种重要的运动检测方法,其难点在于如何进行背景更新.针对该问题,提出一种基于像素灰度归类的背景重构算法,即在假设背景像素灰度以最大概率出现在图像序列的前提下,利用灰度差对相应像素点灰度进行归类,选择频率最高的灰度值作为该点的背景像素值.在背景缓慢变化和突变时,分别利用该算法进行定时和实时背景重构具有明显的优点.仿真结果表明,即使场景中存在运动前景,该算法也能够准确地重构背景,并有效地避免混合现象,从而实现了对运动目标的完整提取,以便进一步识别或跟踪.

**关键词:** 背景差;背景重构;运动检测;图像分割;跟踪;视频监控

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

在计算机视觉系统中,运动目标的检测与分割是一个非常重要的问题,应用于视频监控、交通监测、图像

\* Supported by the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.2001CB309403 (国家重点基础研究发展规划(973))

作者简介: 侯志强(1973 - ),男,陕西眉县人,博士,副教授,主要研究领域为图像处理,计算机视觉,信息融合;韩崇昭(1943 - ),男,教授,博士生导师,主要研究领域为随机与自适应控制,非线性系统,多源信息融合.

压缩等许多方面,在进行运动检测时,常见的一种情况是摄像机处于静止状态,并且镜头焦距是固定的,此时,图像中的背景区域固定不动,这种情况下,通常有 3 种方法进行运动检测:光流法、相邻帧差法和背景差法。

光流法<sup>[1,2]</sup>在不需要背景区域的任何先验知识条件下就能够实现对运动目标的检测和跟踪,还可以应用于摄像机运动的情况,但是,光流法的计算量非常大,而且对噪声比较敏感,对硬件要求比较高,相邻帧差法<sup>[3,4]</sup>能够适应环境的动态变化,实现实时的运动检测,但分割出的运动目标不完整,文献[5]对相邻帧差法进行了改进,利用相邻 3 帧图像先差分再求和,获得比相邻帧差法更好的运动分割结果,但运动目标在很多情况下仍不完整,背景差法<sup>[6-23]</sup>通过当前帧减去背景参考帧,然后对所得图像选择合适的阈值二值化以后,就得到完整的运动目标,是一种最为简单和有效的方法,完全克服了相邻帧差法的缺点。

本文重点讨论背景差法,第 1 节简要介绍背景差法的难点问题,即背景图像的重构与更新,并回顾目前解决这一问题的主要方法,第 2 节提出本文的背景重构算法,给出算法步骤、背景图像的更新策略以及对运动目标的检测和分割,第 3 节给出利用本文的算法所得到的实验结果,并与几种经典的背景重构算法进行比较,第 4 节对本文的算法所涉及的两个问题进行讨论,第 5 节给出结论和进一步的工作。

## 1 回 顾

背景差法最简单的实现方法是预先选取不含前景运动目标的背景图像,然后将当前帧与该背景图像相减,但背景往往会发生变化,如室内环境中的光照变化;在室外环境中,一天不同时刻光线和阴影的变化、不同季节的变化、背景中景物的改变和摄像机位置的偏移等,此时,背景图像必须能够自适应地更新,针对这一问题,一种经典的方法是时间平均法(time-averaged background image,简称 TABI),即对一段时间中的图像序列求和再平均,获得一帧近似的背景图像,但这种方法容易将前景运动目标混入到背景图像当中,产生混合现象(blending)。近年来,人们对如何实现背景图像的自适应更新进行了大量研究,这些方法可以分为两类:第 1 类是建立背景模型并采用自适应方法对模型参数进行调整,从而获得新的背景图像<sup>[6-14]</sup>;第 2 类是从过去的一组观测图像中按照一定的假设选择像素灰度构成当前的背景图像<sup>[15-19]</sup>。

在第 1 类方法中,Ridder 等人<sup>[6]</sup>对背景图像中的每个像素进行 Kalman 滤波,使系统在光线发生变化时也能够工作,Friedman 和 Russell<sup>[7]</sup>将像素的灰度值看作是 3 个高斯分布的加权,这 3 个高斯分布分别对应于背景、前景和阴影,同时采用 EM 算法获得模型参数,由于背景往往比较复杂,对背景像素仅用一个高斯分布表示是不够的,Stauffer 和 Grimson<sup>[8]</sup>对此进行了改进,采用  $K$  个高斯分布( $K$  取 3~5)的混合模型表示背景像素的分布规律,KaewTraKulPong 和 Bowden<sup>[9]</sup>详细分析了文献[8]中方法的缺点,即需要大量的运算时间和不能检测运动阴影,提出一种改进的自适应混合模型以降低运算量,实现运动阴影检测,Elgammal 等人<sup>[10,11]</sup>认为,文献[8]中的方法只采用很少几种高斯分布的混合模型表示背景像素的分布规律很不准确,但增加高斯分布的个数又会降低运动检测的灵敏性,同时增加运算量,因此提出一种无参数的核密度估计算法,提高了运动检测的灵敏性,但运算量仍很大,Magee<sup>[12]</sup>注意到文献[8]中只对背景建立了多个高斯分布的混合模型,并未对前景建立,因此建立了多个前景模型与文献[8]中方法相结合,实现了更为有效的运动检测,Pfinder<sup>[13]</sup>采用的背景模型是对每个像素建立一个高斯分布,在不含前景的室内环境中进行初始化之后,实现了室内环境中对一个人的运动检测和跟踪,Wallflower<sup>[14]</sup>从图像的像素级、区域级和帧级特征对背景图像进行重构,并采用 Wiener 滤波实现背景的自适应更新,上述方法都需要进行模型初始化(在文献[14]中称为 bootstrapping),通常假定在初始化阶段,背景图像中不含运动前景,这种假设在实际的公共场合很难满足;其次,所建立的模型很难充分表示实际的背景图像,使运动前景很容易混入背景图像当中,产生混合现象。

在第 2 类方法中,最早的工作是由 Long 和 Yang<sup>[15]</sup>进行的,他们提出了一种自适应平滑算法,认为在一段图像序列中,像素点处于稳定状态最长的灰度值是背景像素灰度值,但如果前景运动目标运动较慢或者在一段时间内暂时处于静止状态时,稳定状态最长的灰度值往往是前景目标,此时就会产生错误结果,Gutchess 等人<sup>[16]</sup>对此进行了改进,在算法中引入了光流场计算,把由运动目标产生的稳定状态最长的灰度值去掉,从而得到了正确的结果,但光流场的计算增加了算法的复杂性和运算量,Gloyer 等人<sup>[17]</sup>假设在训练阶段背景至少在 50%的时间内可以被观测到,由此提出了中值法(median),即将图像序列中处于某个像素点中间的灰度值认为是该点的背

景像素灰度值.  $W^4$  系统<sup>[18]</sup>在背景图像训练阶段使用了该方法.但是,如果背景像素在少于 50%的时间内被观测到,中值法就会得到错误结果.Kornprobst 等人<sup>[19]</sup>假设背景在图像序列中总是最经常被观测到,从而提出了一种基于偏微分方程(partial differential equations,简称 PDE)的背景重构和运动分割算法,效果不错,但该算法比较复杂,所涉及的参数不容易设置.上述方法的优点是,背景的初始化与场景中是否存在运动的前景无关,可有效地避免混合现象.但是,由于这类方法是从过去一段图像序列中重构背景图像,因此不如第 1 类方法能够适应迅速的场景变化,而是产生一定的时间延迟,但这个问题对于长时间图像监视和跟踪系统的影响并不大.

国内近几年也在背景重构与自适应更新方面做了一些研究工作.张文涛等人<sup>[20]</sup>利用图像能量、高阶统计量理论和块处理技术进行背景重构.余胜生等人<sup>[21]</sup>提出了一种自适应背景重构算法,该方法与 Pfinder<sup>[13]</sup>中的方法类似.岑峰等人<sup>[22]</sup>提出了一种与 Stauffer 和 Grimson<sup>[8]</sup>方法相似的背景自适应算法.

本文的背景重构算法属于第 2 类方法.通过上述对该类方法的分析,我们选择了文献[19]中的假设,认为背景在图像序列中总是最经常被观测到的,从而提出了一种基于像素灰度归类的背景重构算法(pixel intensity classification algorithm,简称 PICA).该算法连续求解相邻两帧图像对应像素点的灰度差,利用该灰度差对该像素点灰度进行归类,最后选择频率最高的灰度值作为该点背景像素的灰度值.该算法保留了该类方法的优点,不需要对场景中的背景和目标建立模型,直接从含有运动前景的场景图像中重构背景,有效地避免了混合现象.同时,该算法只需对一个物理意义明确的参数进行调节,在参数变化的很大范围内都能得到令人满意的结果.

## 2 基于像素灰度归类的背景重构算法

### 2.1 假设的选择

本文的算法是从过去的一组观测图像中,按照一定的假设,选择像素灰度构成当前的背景图像.受文献[19]工作的启发,选定假设认为背景在图像序列中总是最经常被观测到的,也就是说,背景像素在图像序列中以最高频率出现,与文献[15,17]中对背景像素的假设相比,这种假设与实际情况更为一致.

文献[15]认为在一段图像序列中,像素点处于稳定状态最长的灰度值是背景像素值,但如果前景运动目标速度较慢或者在一段时间内暂时处于静止状态时,稳定状态最长的灰度值往往是前景目标.在文献[17]中假设背景至少在 50%的时间内可以被观测到,但是背景像素如果在少于 50%的时间内被观测到,则会得到错误的结果.图 1 给出了一个像素点在连续 100 帧中的灰度变化曲线,其中已知第 1~20 帧为背景灰度,第 21~55 帧为第 1 个运动目标的灰度,第 56~80 帧为背景灰度,第 81~100 帧为第 2 个运动目标的灰度.在这个过程中,如果采用文献[16]的假设,由于第 21~55 帧像素点处于最长的稳定状态,则会将第 1 个运动目标的灰度确定为背景灰度;如果采用文献[17]的假设,背景只在 45%而不是 50%的时间内出现,也不能确定正确的背景灰度;采用文献[19]的假设,背景一共在 45 帧中出现,第 1 个运动目标一共在 35 帧中出现,第 2 个运动目标一共在 20 帧中出现,背景灰度出现的频率最高,因此,可以得到正确的背景灰度.

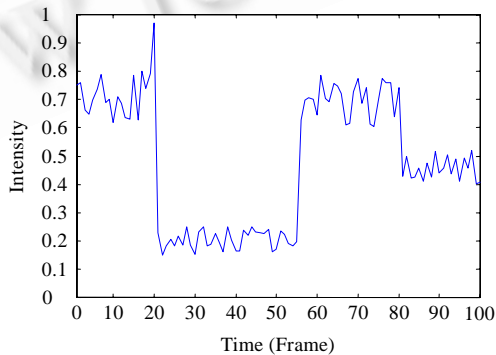


Fig.1 Example of intensity history plot of a pixel

图 1 一个像素点的灰度变化曲线示意图

## 2.2 算法步骤

文献[19]在“背景在图像序列中总是最经常被观测到的”假设的前提下给出一种基于偏微分方程(PDE)的算法,算法的复杂度很高,本文在这一假设前提下提出一种基于像素灰度归类的背景重构算法,如图1所示,算法要解决的问题是,如何将像素点在第1~20帧和第56~80帧的灰度值归为一类,将第21~55帧的灰度值归为一类,将第81~100帧的灰度值归为一类,然后从这些归类的灰度值中确定出背景灰度值。

算法分为4步:第1步,划分出像素点的灰度平稳区间;第2步,分别计算各平稳区间的平均灰度值;第3步,将平均灰度值相近的归为一类,统计该类像素点出现的频率;第4步,选出频率最大的灰度值作为该像素点的背景灰度值.具体步骤如下:

步骤1. 划分像素点的灰度平稳区间.

已知图像序列  $(I_1, I_2, \dots, I_M)$ , 从中等间隔抽取  $N+1$  帧图像, 记为  $(f_0, f_1, f_2, \dots, f_N)$ .

$f_i(x, y)$  表示在这  $N+1$  帧图像中的第  $i$  帧 ( $i=0, 1, 2, \dots, N$ ) 像素点  $(x, y)$  处的灰度值, 则存在下式:

$$a_j(x, y) = \begin{cases} 1, & |f_j(x, y) - f_{j-1}(x, y)| > \xi \\ 0, & |f_j(x, y) - f_{j-1}(x, y)| \leq \xi \end{cases}, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式(1)中,  $\xi$  为判断像素点  $(x, y)$  处的灰度值是否发生变化的阈值, 也是本算法中唯一需要调整的参数. 通过实验发现, 如果图像为 256 级灰度, 则  $\xi = 10 \sim 25$  级灰度差时, 都可以正确重构背景, 不同的是,  $\xi$  对运算时间有影响, 小的  $\xi$  会增加运算时间. 对于式(1), 如果  $a_j(x, y) = 1$ , 则  $f_j(x, y)$  与  $f_{j-1}(x, y)$  的灰度值不一致, 不属于同一灰度平稳区间; 如果  $a_j(x, y) = 0$ , 则  $f_j(x, y)$  与  $f_{j-1}(x, y)$  的灰度值一致, 属于同一灰度平稳区间.

步骤2. 分别计算各灰度平稳区间的平均灰度值.

假设一共得到  $p$  个灰度平稳区间, 各灰度平稳区间所含像素数记为  $(m_1, m_2, \dots, m_p)$ , 有

$$\sum_{s=1}^p m_s = N + 1.$$

第  $s$  个灰度平稳区间的平均灰度值为

$$\bar{l}_s(x, y) = \frac{\sum_{j=b}^{b+m_s} f_j(x, y)}{m_s} \quad (\text{if } s=1, b=0; \text{ if } s=2, 3, \dots, p, b=m_1+m_2+\dots+m_{s-1}) \quad (2)$$

由式(2)得到这  $p$  个灰度平稳区间的平均灰度值.

步骤3. 将平均灰度值相近的灰度平稳区间归为一类, 称为灰度值一致区间, 统计该区间像素点出现的频率.

比较所得的  $p$  个灰度平稳区间的平均灰度值, 选出灰度值一致的全部区间并合并, 若

$$|\bar{l}_i(x, y) - \bar{l}_j(x, y)| < \xi \quad (i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, p; i \neq j) \quad (3)$$

则第  $i$  个区间和第  $j$  个区间为灰度值一致区间. 式(3)中  $\xi$  取值与式(1)相同.

假设一共合并了  $q$  个灰度值一致区间, 各区间所含像素数记为  $(n_1, n_2, \dots, n_q)$ , 有

$$\sum_{i=1}^q n_i = N + 1.$$

如果第  $i$  个灰度平稳区间与第  $j$  个灰度平稳区间合并后组成第  $k$  个灰度值一致区间, 则有

$$n_k = m_i + m_j.$$

第  $k$  个灰度值一致区间的平均灰度值为

$$\bar{w}_k(x, y) = \frac{\bar{l}_i(x, y) \times m_i + \bar{l}_j(x, y) \times m_j}{m_i + m_j} \quad (4)$$

这里, 灰度值一致区间可以由两个以上的灰度平稳区间组成.

步骤4. 选择频率最大的灰度值作为该像素点的背景灰度值.

将灰度值一致区间中最大像素数与所对应的平均灰度值分别记为  $n_{\text{background}}$  和  $w_{\text{background}}$ , 有下式

$$n_{\text{background}} = \max(n_1, n_2, \dots, n_q) \quad (5)$$

$$w_{\text{background}}(x, y) = \bar{w}_{\text{background}}(x, y) \quad (6)$$

即像素点  $(x, y)$  所对应的背景像素点的灰度值为  $w_{\text{background}}(x, y)$ 。算法结束。

对上述算法要说明的是,实际使用中不需要记录过多的连续若干帧图像以进行逐像素统计,只要等间隔采样若干帧,同时边采样边丢弃,由于不需要对采样图像进行存储,因此不涉及资源消耗过大的问题。

### 2.3 背景更新策略

背景图像应当能自适应更新,在基于模型的自适应背景重构算法中,是通过自适应调整模型参数实现背景更新的<sup>[6-14]</sup>。本文的算法从过去的观测图像中重构背景,主要采用两种方法进行背景更新。第 1 种是定时背景更新,即在规定时间内(通常 5~10 分钟),抽取最后 10~20 秒图像序列,利用本文的算法重构背景,作为下一个时间段的背景参考帧,这种方式适用于背景缓慢变化的情况,如一天当中太阳光照的缓慢变化。第 2 种方法借鉴了文献[18]中的背景更新策略,若在当前帧与背景参考帧差分后所得差分图像中,发生变化的像素数与全部像素数的百分比大于某一个阈值(通常取 80%),则背景发生了变化;若连续多帧中这一比值依然很大,则重新抽取此时的图像序列,按照本文算法重构背景,这种方式适用于背景发生突变时的情况,如室内突然开灯或关灯。此外,如果在所得差分图像某一固定区域中的像素,在较长的时间内一直显示为变化状态,有两种情况:一种是该区域像素灰度值平稳,则该处背景的实际状态发生了变化(如此处停止了车辆或此处的车辆离去),此时对这一区域中的背景像素进行更新并加入到背景参考帧中,这种情况通常发生于户外;另一种情况是该区域像素灰度值不平稳,则该处背景存在显示器屏幕一类的物品,此时标记该区域,着重检测该区域以外的运动目标,若该区域周围全部检测为运动区域时才将该区域归为运动区域,这种情况通常发生于室内。更为详细的介绍参见文献[23]。

### 2.4 运动检测与分割

基于背景差方法的运动检测与分割能得到完整的运动前景图像。若将背景参考帧记为  $B(x, y)$ , 当前帧记为  $I(x, y)$ , 二者差分图像记为  $D(x, y)$ , 则

$$D(x, y) = |I(x, y) - B(x, y)| \quad (7)$$

所得运动前景图像为

$$F(x, y) = \begin{cases} 1, & D(x, y) > thresh \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $thresh$  为二值化阈值。当  $F(x, y)$  为 1 时,对应的是前景图像以及一部分噪声。对噪声的消除采用数学形态学的开运算完成,即用  $3 \times 3$  的结构元素先腐蚀再膨胀。

## 3 实验结果与比较

利用本文的算法对大量的实际视频图像序列进行了背景重构和运动分割,这里选择其中两组序列进行说明。同时,本文的算法与时间平均法、基于 PDE 的背景重构以及基于高斯混合模型的背景重构所得结果进行了比较。背景重构时的参数  $\xi = 20$  个灰度级,运动检测时阈值  $thresh = 30$  个灰度级。

如图 2 所示,为 Sweden 图像序列,一共有 55 帧图像用于背景重构。其中(a1)和(a2)分别是该图像序列中第 10 帧和第 42 帧图像。(b1)为利用时间平均法重构的背景图像,可以看到,由于运动前景目标的影响,重构背景中出现了浅黑色的痕迹。(b2)和(b3)为用(b1)对第 10 帧和第 42 帧图像进行运动检测的结果,由于混合现象的影响,检测结果中出现了虚假目标。(c1)为基于 PDE 算法的重构背景图像<sup>[19]</sup>,可以看到,该算法不仅正确地重构出背景,而且还增强了背景图像。(c2)和(c3)为用(c1)对第 10 帧和第 42 帧图像进行运动检测的结果,可以看到,基于 PDE 的算法正确地检测出了运动目标。(d1)为利用本文的算法重构的背景图像。(d2)和(d3)为用(d1)对第 10 帧和第 42 帧图像进行运动检测的结果,可以看到,本文的算法也正确地检测出了运动目标。尽管基于 PDE 的算法与本文的算法获得了相似的结果,但是,正如前边所说的,基于 PDE 的方法通过最优化来实现背景的重构,主要缺点在于算法比较复杂,推广性较差;其次,需要人为调整 3 个参数,这些参数的调整通常并不容易,从而使得算法不易在

实际中应用.而本文的算法很简单,容易在实际中应用.此外,虽然基于 PDE 的算法增强了背景图像,但运动检测的效果与本文的算法相同,并不因为背景的增强而提高运动检测的性能,因此从实用角度来看,这一点并不是必须的.

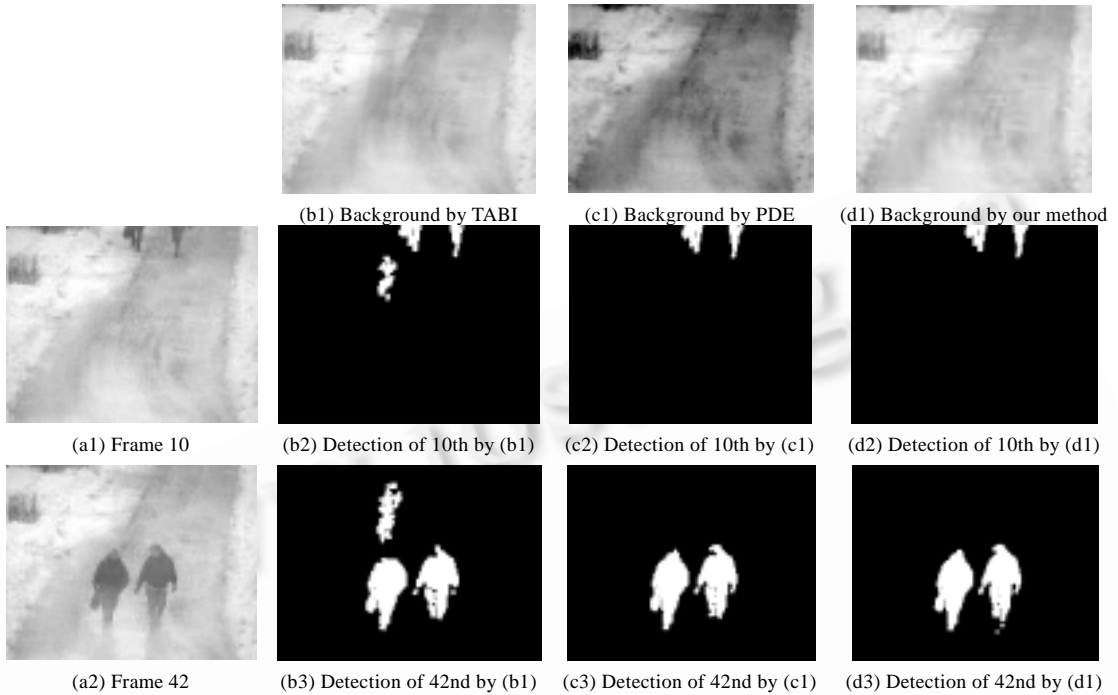


Fig.2 Sweeden sequence

图 2 Sweeden 图像序列

如图 3 所示,为 Inria 图像序列,一共有 35 帧图像用于背景重构,该图像序列中的行人一开始在园中小径中间站立了很长一段时间,然后向图像右下端走去.其中(a1)和(a2)分别是该图像序列中第 20 帧和第 30 帧图像.(b1)为利用时间平均法重构的背景图像,可以看到,运动的前景目标混合到重构背景中,(b2)和(b3)为用(b1)对第 20 帧和第 30 帧图像进行运动检测的结果,由于混合现象的影响,检测的结果中混入了虚假目标.(c1)为基于高斯混合模型(Gaussian mixture models,简称 GMM)的算法<sup>[8]</sup>重构的背景图像,可以看到,由于图像中含有前景目标,算法将该前景目标判定为背景的一部分,从而使前景目标混合到重构背景中,(c2)和(c3)为用(c1)对第 20 帧和第 30 帧图像进行运动检测的结果,由于混合现象的影响,检测的结果中混入了虚假目标.(d1)为本文算法重构的背景图像,(d2)和(d3)为用(d1)对第 20 帧和第 30 帧图像进行运动检测的结果,可以看到,本文的算法正确地检测出了运动目标.

## 4 讨论

### 4.1 背景中微小变动区域的处理

在自然场景中,通常存在一些微小的变动区域,例如,树叶的轻轻摆动、湖面的微微波动等.针对这一特点,许多背景重构算法着眼于重构背景能够表示这些变化,以避免运动目标的误检,我们将其称为低层处理方式,如文献[8,10,11]中的方法.在第 1 节中提及的第 2 类方法所重构的背景不能表示场景中的这种变化,但是,可以在运动检测时处理因微小区域的变动所引起的误检,我们称其为高层处理方式.一般由这种微小变化引起的误检能够通过数学形态学的方法有效去除.本文的算法属于第 2 类方法,也采用了这种方法来处理微小区域变动所引起的误检.如图 4 所示,图 4(a)、图 4(b)和图 4(c)分别为图像序列中用于重构背景的第 3 帧、第 9 帧和第 12 帧

图像,图 4(d)为本文算法重构的背景,图 4(e)为第 9 帧图像与重构背景的差分图像,该差分图像未处理噪声.可以看到,该图右下角由于树枝的晃动检测出许多运动点.图 4(f)为经过数学形态学处理噪声后的差分图像,由图中可见,右下角只剩两个孤立运动点,这两个孤立运动点可在进一步的处理中消除,从而最终正确地检测出运动目标.

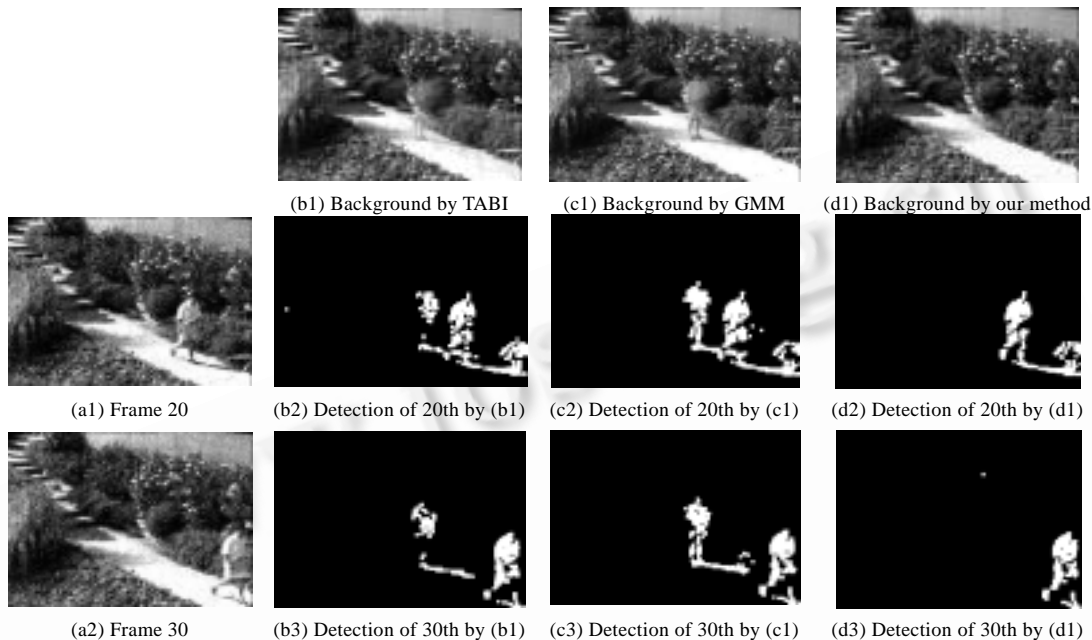


Fig.3 Inria sequence

图 3 Inria 图像序列

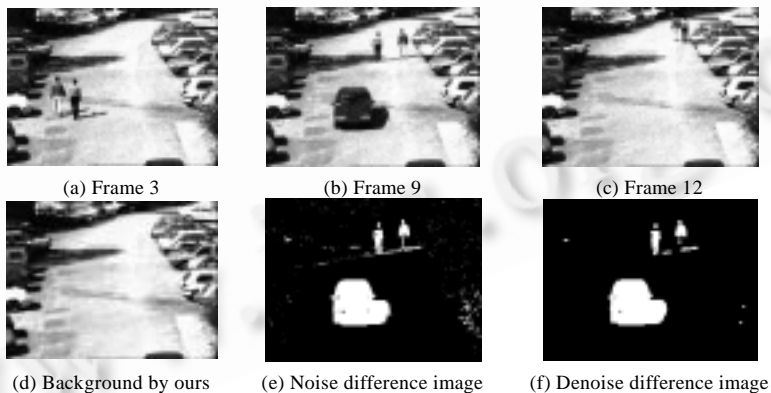


Fig.4 The reconstruction background result of denoising small false area

图 4 重构背景中处理微小变动区域的结果

但是,当背景中变动区域的运动幅度非常大,例如在狂风中摇摆的树木、水面剧烈的晃动等,此时,采用高层处理方法不能有效去除这些变动区域对重构背景的影响.这一问题近几年来受到人们的关注,有关解决方法可以参见文献[24,25].如何解决这一问题,也是我们进一步的工作.

#### 4.2 不满足假设条件时的背景重构

本文的算法是建立在假设背景像素以最大概率出现在图像序列前提下的,如果实际图像序列中背景的出现不满足这一假设,则本文的算法在这些不满足假设的背景区域中会出现噪声.如图 5 所示,该图像序列一共有

90 帧用于重构背景,图 5(a)、图 5(b)和图 5(c)分别是其中第 38 帧、第 56 帧和第 64 帧,图 5(d)为本文算法的重构背景.可以看到,在图 5(d)的中上方路面出现了黑色痕迹,这是因为这一区域在大多数情况下总是被车辆所遮盖,因此这一区域的背景未能准确重构,这是本文算法的不足.

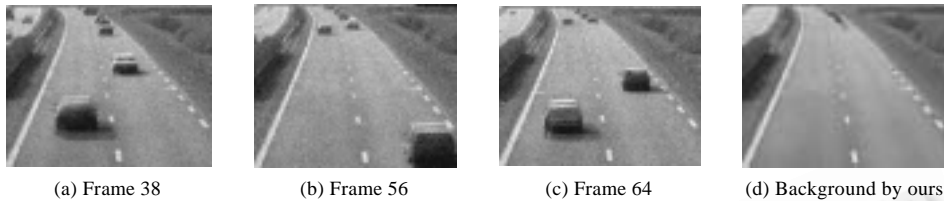


Fig.5 Background result by our method when the assumption is false

图 5 本文的算法在不满足假设条件下的背景重构

## 5 结束语

本文提出一种基于像素灰度归类的背景重构算法.该算法无须对场景中的背景和目标建立模型,能够直接从含有运动前景的场景图像中重构背景,有效地避免了混合现象.同时,该算法只需对一个物理意义明确的参数进行调节,在参数变化的很大范围内都可以得到满意的结果.通过对实际图像序列的处理表明,本文的算法能够很好地进行背景重构,从而正确地检测和分割出运动的前景目标.

但是,由于本文的算法是建立在假设背景像素以最大概率出现在图像序列中的前提下的,如果不满足这种假设,就不能进行正确的背景重构.如何处理不满足这一假设情况下的背景重构问题,是我们进一步的工作.

## References:

- [1] Horn BK, Schunk BG. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 1981,17(1-3):185-203.
- [2] Smith SM, Brady JM. ASSET-2: Real-Time motion segmentation and shape tracking. *IEEE Trans. on PAMI*, 1995,17(8):814-820.
- [3] Neri A, Colonnese S, Russo G, Talone P. Automatic moving object and background separation. *Signal Processing*, 1998,66(2): 219-232.
- [4] Meier T, Ngan KN. Automatic segmentation of moving objects for video object plane generation. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 1998,8(5):525-538.
- [5] Jolly MPD, Lakshmanan S, Jain AK. Vehicle segmentation and classification using deformable templates. *IEEE Trans. on PAMI*, 1996,18(3):293-308.
- [6] Ridder C, Munkelt O, Kirchner H. Adaptive background estimation and foreground detection using Kalman-filter. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Recent Advances in Mechatronics, ICRAM'95. UNESCO Chair on Mechatronics*, 1995. 193-199.
- [7] Friedman N, Russell S. Image segmentation in video sequences: A probabilistic approach. In: *Proc. of the 13th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI)*. San Francisco, 1997.
- [8] Stauffer C, Grimson WEL. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In: *Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol 2. 1999. 246-252.*
- [9] KaewTraKulPong P, Bowden R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection. In: *The 2nd European Workshop on Advanced Video-based Surveillance Systems. Kingston upon Thames*, 2001.
- [10] Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non-Parametric model for background subtraction. In: *Proc. of the 6th European Conf. on Computer Vision. Dublin Ireland*, 2000.
- [11] Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, Davis L. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance. *Proc. of the IEEE*, 2002,90(7):1151-1163.
- [12] Magee D. Tracking multiple vehicle using foreground, background and motion models. *Image and Vision Computing*, 2004,22(2): 143-155.
- [13] Wren CR, Azarbayejani A, Darrell T, Pentland AP. Pfinder: Real-Time tracking of the human body. *IEEE Trans. on PAMI*, 1997, 19(7):780-785.



- [14] Toyama K, Krumm J, Brumitt B, Meyers B. Wallflower: Principles and practice of background maintenance. In: Int'l Conf. on Computer Vision. Kerkyra Greece, 1999. 255–261.
- [15] Long W, Yang Y. Stationary background generation: An alternative to the difference of two images. Pattern Recognition, 1990, 23(12):1351–1359.
- [16] Gutches D, Trajkovic M, Cohen-Solal E, Lyons D, Jain AK. A background model initialization algorithm for video surveillance. In: Proc. of the 8th IEEE Int'l Conf. on Computer Vision. Vancouver, 2001. 733–740.
- [17] Gloyer B, Aghajan HK, Siu KY, Kailath T. Video-Based freeway monitoring system using recursive vehicle tracking. In: Proc. of the IS& T-SPIE Symp. on Electronic Imaging: Image and Video Processing, Vol 2421. 1995. 173–180.
- [18] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L. W<sup>4</sup>: Real-Time surveillance of people and their activities. IEEE Trans. on PAMI, 2000,22(8): 809–830.
- [19] Kornprobst P, Deriche R, Aubert G. Image sequence analysis via partial difference equations. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 1999,11(1):5–26.
- [20] Zhang WT, Li XF, Li ZM. Motion analysis under high speed dense visual-target scenes. Acta Electronica Sinica, 2000,28(10): 114–117 (in Chinese with English abstract).
- [21] Yu SS, Xiao DG, Zhou JL, Jiang G. Adaptive background subtraction algorithm. Chinese Journal of Mini-Micro Systems, 2003, 24(7):1331–1334 (in Chinese with English abstract).
- [22] Cen F, Qi FH, Chen ML. Multi-Distribution model for background subtraction in long term video surveillance system. Chinese Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2002,21(1):59–63 (in Chinese with English abstract).
- [23] Herrero E, Orrite C, Senar J. Detected motion classification with a double-background and a neighborhood-based difference. Pattern Recognition Letters, 2003,24(12):2079–2092.
- [24] Eng HL, Toh KA, Kam AH, Wang J, Yau WY. An automatic drowning detection surveillance system for challenging outdoor pool environments. In: Proc. the 9th IEEE Int'l Conf. on Computer Vision. 2003. 532–539.
- [25] Mittal A, Paragios N. Motion-Based background subtraction using adaptive kernel density estimation. In: Proc. of the 2004 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol 2. 2004. 302–309.

#### 附中文参考文献:

- [20] 张文涛,李晓峰,李在铭.高速密集视频目标场景下的运动分析.电子学报,2000,28(10):114–117.
- [21] 余胜生,肖德贵,周敬利,蒋纲.自适应背景抽取算法.小型微型计算机系统,2003,24(7):1331–1334.
- [22] 岑峰,戚飞虎,陈茂林.长期视频监控系统的多分布模型背景差方法.红外与毫米波学报,2002,21(1):59–63.

\*\*\*\*\*

## 欢迎加入中国计算机学会

随着科学技术的发展,信息交流和信息获取已成为现代科技人员的第一需求。中国计算机学会的宗旨就是为计算机科技界、应用界、产业界的专业人士提供服务,给他们提供学术、技术交流的平台,把握和预测学术、技术发展方向,结识本领域有识之士。中国计算机学会在计算机专业领域有自己独立的声音。

学会是会员的,学会是开放的,凡在计算机及其相关技术领域从业的专业人士和在读硕士以上的学生均可申请加入本会成为学生会会员、会员和高级会员。服务会员是学会的第一目标。学会为会员提供了各种交流平台,包括学术会议、论坛、报告会、研讨会、竞赛等。涵盖了计算机研究及应用的33个专业委员会均有各自专业领域的学术活动。各种形式的活动能让每个会员在学会各取所需,寻求发展。

中国计算机学会是一个在计算机及其信息技术领域有影响的专业性学会,加入该组织必定会使您得到超值的服務,使您融入计算机专业队伍中来,在其中发挥您的专业长处,得到同行认可,结识更多的专家,也必定会给您的职业生涯带来好处。

欢迎加入中国计算机学会。

详情请登陆: [www.ccf.org.cn](http://www.ccf.org.cn)

E-mail: [ccfm@ict.ac.cn](mailto:ccfm@ict.ac.cn)

电话: 010-62648654