

文章编号:1004-9037(2012)03-0000-07

一种高速密集视频监控场景背景重构方法

王创新¹ 刘仲云²

(1.长沙理工大学电气与信息工程学院,长沙,410004;2.长沙理工大学数学与计算科学学院,长沙,410004)

摘要:相邻帧差法是一种视频监控运动检测的常用方法,但对高速密集视频特性分析发现,该方法不适用。本文针对高速密集视频监控序列建立了一种新的简单的背景重构方法。该方法首先基于帧差序列的时空分布特性,利用高阶统计量理论,获取视频序列公共背景区域;然后根据同一背景帧差图像分布特性相似性,去除运动对于背景的干扰,形成路面背景序列值,从而获得路面背景图像;最后利用计分牌监测的自适应背景更新方法进行背景更新。实验结果表明我们的方法效果理想,为高速路视频背景重建和运动目标检测提供了新的方法。

关键词:视频监控;背景重构;运动目标;高速密集运动;公共背景区

中图分类号:TP391

文献标识码:A

Approach to Reconstructing Background of High Speed Dense Surveillance Scenes

Wang Chuangxin¹, Liu Zhongyun²

(1. Changsha University of Science and Technology Changsha, 410004, China;

2. School of Mathematics and Computing Science, Changsha University of Science and Technology, Changsha, 410004, P. R. China)

Abstract: The adjacent frame difference is a common approach used in motion detection of video surveillance, however, this method does not suit for the case of high speed dense video surveillance. Based on this case, we propose a new and simple technique to reconstruct background of high speed dense surveillance sequences in this paper. Our method is first to extract public background of video sequences, by using the property of space distribution of a frame difference sequence and the high order statistics theory, then to form a sequence of road background by removing the background interference caused by motion according to the distribution similarity of a background frame difference image and thereby to get a road background image, finally to refresh the background image via an adaptive method of the scoreboard. Results demonstrate the apparent effectiveness of our scheme and also show that our scheme is a new one for reconstructing background and detecting motion target in high speed video.

Key words: video surveillance; background reconstruction; moving target; high speed dense motion; common background

引言

在基于静止摄像机进行拍摄的视频应用中,运动检测是道路通行状况监测、视频监控和许多商业应用中的关键。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^[1]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,但是,光流法的计算复杂,计算量非常大,而且对噪声比较敏感,很难实时检测。相邻帧差法^[2-3]能够适应环境的动态变化,通过把相邻两帧差分,认为差分后大于特定门限的像素点为运动目标点,以滤除图像中的静止景物,而仅保留运动物体,文献[4]认为目标非高速运动时,该

方法检测误差不大;但目标高速运动时,相邻帧间位移较大,此种方法将导致严重的目标区重叠现象。背景差法实现简单,主要涉及到背景图像的估计及背景更新,以及利用背景图像与当前帧图像的差来进行目标检测,人们对这一问题进行了大量研究,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;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。在第1类方法中,文献^[5-7]采用高斯及其线性组合进行背景建模,Ridder^[8]等人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,Haritaoglu [9]等人提出的采用最大值、最小值与最大帧间变化建立背景模型的 W4 算法。上述方法都需要进行模型初始化(在文献^[10]中称为 bootstrapping),通常假定在初始化阶段,背景图像中不含有运动前景,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;第2类方法中,最早的工作是由 Long 和 Yang^[11]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,文献^[12]采用基于众数法的原理提取背景,在一个图像序列中,在某一阈值范围内,认为序列中出现次数最多的几个(算法中取3个)灰度值最有可能为背景灰度值,Cláudio^[13]使用统计学估计算子,并结合形态学建立背景模型,提取前景同时有效去除阴影。由于现实场景的复杂性,这些方法还不是很完善,相对而言,背景差分法仍然是一种有效的目标检测算法,它的速度快、检测准确、实现简单,但静止的背景图像不能直接获得,其关键是如何在有目标运动的情况下获取良好的背景图像。

本文针对高速密集视频监控序列,为了满足实际系统需求中兼顾快速、准确性要求,提出一种融合帧差序列时间和空间特性的背景重构方法,该方法将每个视频场景分为公共背景区域、路面背景区域和运动目标区域(图2),首先将高阶统计理论应用于视频帧差序列,提取视频图像序列的公共背景,同时将感兴趣运动路面区域从视频图像中分离出来,然后运用相似性准则获取路面背景。由于采用公共背景策略和基于计分牌的背景监测与更新

方法,不仅克服了传统背景重建方法中容易存在误差累积以及对环境光线变化敏感的缺点,而且实现简单、稳健。

1 几种常用背景重构方法

背景的提取与更新是视频图像处理中的基本问题之一,是运动目标检测算法的基础。因此出现了许多致力于背景模型^[5-8]的研究,以期减少动态场景对于准确分割的影响,这里主要介绍两种较普遍使用的技术,而不包括那些需要特殊视频资源和复杂参数设置的背景模型,并设所讨论的场景序为 $\{f_i(x,y)\}_{i=1}^N$ 。

1.1 实时平均背景提取

实时平均背景从序列的第1帧开始进行, $B_{\text{avg},1}(x,y) = f_1(x,y)$ 为初始背景,则第 t 帧处背景估计值为

$$B_{\text{avg},t}(x,y) = \frac{1}{t} [(t-1)B_{\text{avg},t-1}(x,y) + f_t(x,y)] \quad (1)$$

该算法的特点是模型简单、计算方便。但是,在实际应用中,往往是图像中的某些区域有亮度高的运动目标,而某些区域有亮度低的运动目标经过,通过平均法得到的背景图像就会出现亮暗分布不均匀的区块。另外,当视频中有高速运动目标时,此方法误差较大且得到的背景图像受运动目标数量的影响比较大^[13]。

1.2 众数法背景模型

文献^[5]采用基于众数法的原理提取背景,在一个图像序列中,在某一阈值范围内,认为序列中出现次数最多的几个(算法中取3个)灰度值最有可能为背景灰度值,因此按照其各自出现次数做加权得到的平均值为背景值。以图像序列 $1, 2, \dots, i, \dots, j, \dots, N$ 中的同一个像素点 p 为例。

$$\begin{cases} \text{Count}(T_p) = \sum_{t=1}^N \text{boolean}\{|f_{p,T} - f_{p,t}| \\ < \text{Threshold}\} \\ T_p^i = \text{Arg}_{T \max}(\text{Count}_p(T)) \quad T = 1, 2, 3, \dots, N \end{cases} \quad (2)$$

$$B_{p,\text{initial}} = \alpha f_{T_p^1} + \beta f_{T_p^2} + \gamma f_{T_p^3} \quad (3)$$

$$\text{其中} \begin{cases} \alpha = \text{Count}(T_p^1) / \text{Sum} - \text{Count}_p \\ \beta = \text{Count}(T_p^2) / \text{Sum} - \text{Count}_p \\ \gamma = \text{Count}(T_p^3) / \text{Sum} - \text{Count}_p \\ \text{Sum} - \text{Count}_p = \sum_{i=1}^3 T_p^i \end{cases}$$

$\text{Count}(T_p)$ 是图像序列的第 T 帧与序列中其他所有帧的灰度差值的绝对值在阈值范围内出现的次数,Threshold是所选取的灰度差阈值,按照灰度级 $0\sim 255$ 的取值,算法可以选取一个与像素位置无关的阈值。如取 $\text{Threshold}=2, T^1, T^2, T^3$ 分别是出现次数最多、次多和第3多的帧序列标号,这3帧图像在像素 p 上的灰度值,按照它们出现次数作相应的加权和,得到背景在像素 p 上的初始灰度值 $B_{p,\text{initial}}$,权值分别为 α, β, γ 。当所有的像素点都被标识出来,完整的背景图像就生成了。

该算法抗噪声干扰性好,在通常情况下提取出的背景较好,但运算量大、提取背景速度较慢是该方法的主要缺陷。并且随着统计帧数的增加,得到的背景图像效果并不明显。当运动目标速度过快的时候,对于图像中的近景,因为运动目标快速通过,背景显现的时间比较长,得到的背景图像较好;而对于图像远景,一些运动目标相连,会误把运动目标当成背景统计出来,得到的背景图像失真。

2 高速密集监控视频背景提取

设所研究场景图像序列为 $\{f_i(x, y)\}_{i=1}^N$,则时间轴上任意帧图像 $f_i(x, y)$ 都可表示为:

$$f_i(x, y) = \text{Bcom}(x, y) + \text{Rb}_i(x, y) + O_i(x, y) + n_i(x, y) = \text{bg}_i(x, y) + O_i(x, y) + n_i(x, y) \quad (4)$$

任意帧运动图像所对应的背景可表示为:

$$\text{bg}_i(x, y) = \text{Bcom}(x, y) \cup \text{Bro}_i(x, y) \quad (5)$$

其中Bcom为视频序列的无运动区,一般对应场景中的相对静止的景物,为视频序列的公共背景区, Rb_i 对应第 t 帧的运动恢复背景区,称为复原背景区, $\text{Bro}_i(x, y)$ 为路面背景区,包含运动复原背景和运动覆盖背景, O_i 为车辆在第 t 帧的运动覆盖区, $\text{bg}_i(x, y)$ 为第 t 帧的整体背景,场景噪声 $n_i(x, y)$ 主要由CCD充电耦合器件的电子噪声、光电子噪声和感光胶片颗粒噪声组成。由此看出每帧运动图像主要由三部分组成,如图2所示的 S_1, S_2, S_3 区域,其中 S_1 为公共背景区Bcom, S_2 为运动复原背景区, S_3 为当前运动目标覆盖区,也即序列的背景由公共背景区、路面背景区两部分组成。由于公共背景区域属于自然景物,一般对应视频序列中相对静止的区域,不存在运动车辆目标;而路面背景区域在不同的视频,由于运动,它所表现的位置及大小均不同,所以在使用实际的视频序列进行背景提取时需要根据背景不同的特点采用不同的方法获取。

针对摄像机固定的高速密集视频监控序列,公

共背景区往往不需要实时更新,采用监测变化再更新即可,因为此区域基本是固定不变的,在运动检测时可形成一个公共背景的掩模,对这部分像素只需实时监测,发现有一定变化时再进行处理,从而节省处理时间。而路面背景区域与运动检测相关,它们同时会受到来自多种因素的干扰,所以需要采用更加灵活的更新机制。其总体思路如图1所示:

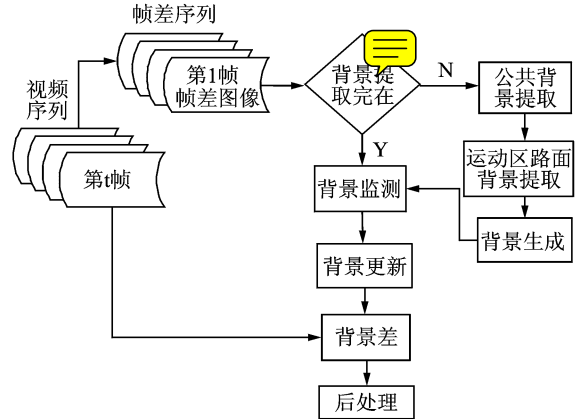


图1 高速运动视频背景提取算法流程

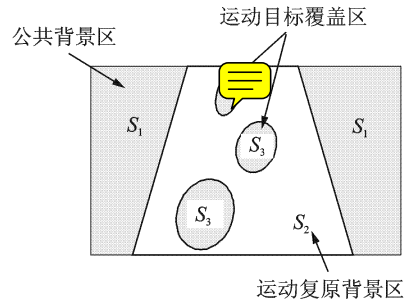


图2 视频场景区域组成

2.1 视频公共背景提取

一般地认为静态背景由视频序列中不改变亮度或色彩的像素组成,获取这些像素的静态特性,可以采用许多方法,其中最主要的方法为统计概率函数法,文献^[4]将序列的高阶统计量应用于分析单一帧差图像空间分布特性,对各帧差图像进行分块,考察各子块的空间分布高斯性和能量分布,这种方法存在一个分块效应补偿问题;本文将高斯性分析应用于同一像素的帧差序列,考察其在时间分布上考察其在时间分布上的高斯性,算法更加准确、稳定,具体步骤为。

(1)对视频中一定数量的帧序列 $\{f_i(x, y)\}_{i=1}^N$,计算帧差图像。

$$d_i(x, y) = f_{i+1}(x, y) - f_i(x, y) \quad (6)$$

(2)求帧差序列 $\{d_i(x,y)\}_{i=1}^{N-1}$ 的高阶统计量:理论上公共背景区域的帧差,应该表现为零值区,但由于场景噪声存在,实际帧差图像除了由于运动产生的目标移动覆盖区和复原背景区外,公共背景区域主要表现为高斯噪声(图3),需要采用高斯分布的数学模型对其分析、研究。若点 (x,y) 代表公共背景区域的一点,则其帧差序列值 $\{d_i(x,y)\}_{i=1}^{N-1}$ 的概率密度函数在时间 t 上的分布近似呈高斯性,由于高斯分布随机变量的一个重要属性是4阶统计量为零^[4],通常直接估计随机变量的分布比较繁琐,但对于任何随机分布,可以利用4阶统计量,4阶中心矩 C_4 与方差 σ 的关系按式(7)~(10)可进行方便求解,即

$$\text{Hbg}_4(x,y) = C_4(x,y) - 3\sigma^2(x,y) \quad (7)$$

$$C_4(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} (d_i(x,y) - m_0^2(x,y))^4 \quad (8)$$

$$\sigma(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} (d_i(x,y) - m_0^2(x,y))^2 \quad (9)$$

$$m_0(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} d_i(x,y) \quad (10)$$

(3) 求取视频公共背景区

$$\text{Bcomm}(x,y) = f_i(x,y) \cdot \text{Sign}(\text{Hbg}_4(x,y) - T_0), \quad t \in [1,N] \quad (11)$$

则公共背景区对应的二值图像为

$$\text{Bw}(x,y) = \text{Sign}(\text{Hbg}_4(x,y) - T_0) \quad (12)$$

其中符号函数 $\text{sign}(\cdot)$ 为 $\text{Sign}(x) = \{g \mid \text{if } x > 0, g = 1; \text{else } g = 0\}$,式(11)中 T_0 代表从高斯分布角度来衡量点 (x,y) 是否属于公共背景的最大可能检测门限,其物理含义为: T_0 越大,则对序列灰度集合是否满足高斯性的检测标准要求越低,否则越高。当 $T_0 = 0$ 时最为苛刻,对应序列灰度分布为理想的高斯分布。尽管此种情况实际中并不存在,但研究表明实际情况下含目标序列与公共背景序列的 $\text{Hbg}_4(\cdot)$ 值相差较大,因此 T_0 比较容易确定,且公共背景一般为相对静止的景物,同一点的帧差序列比较接近理想高斯分布,因此实验中 T_0 取0.025接近于0。

2.2 路面背景提取

(1)基于空间分布相似性的各帧复原路面背景粗提取。通过上面的公共背景区域提取,可以获得视频序列中目标运动的整体区域(如图4),称这个区域为运动兴趣区(ROI)

$$\text{ROI}_i(x,y) = \{(x,y) \mid [(x,y) \in f_i(x,y) \& (x,y) \notin \text{Bcom}(x,y)]\} \quad (13)$$

对这个区域分析的目的是将每帧图像的复原路面背景区(Rb_i)与运动目标初步分割出来(O_i),为下一步路面背景形成打下基础。设 t 时刻的图像为 f_i ,若其帧差图像 d_i 在点 (x,y) 的空间邻域与同一帧公共背景区 $B_{\text{comm}}(t)$ 的空间分布特性相似,则通过求取第 t 帧公共背景区域(图3中对应图4黑色背景的区域)的空间分布特性可以估计当前路面背景区域,其具体步骤为:①第 t 帧帧差图像中对应公共背景区的均值和方差为

$$dm_t(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{(x,y) \in B_{\text{comm}}(x,y)} d_i(x,y) \quad (14)$$

$$d\sigma_t(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{(x,y) \in B_{\text{comm}}(x,y)} (d_i(x,y) - dm_t^2(x,y))^2 \quad (15)$$

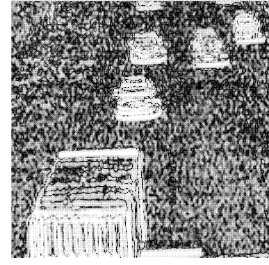


图3 第1,2帧帧差图像

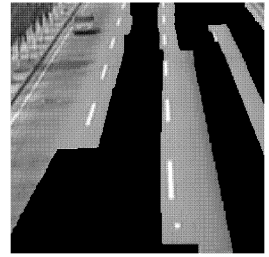


图4 视频序列公共背景区

其中 M 为公共背景区像素总数。②第 t 帧路面复原背景提取。在第 t 帧图像中,无论是公共背景还是路面复原背景,均为背景(前后帧性质相对不变的像素),它们的帧差应该服从相同均值和方差的正态分布,根据“ 3σ 规则”,如果像素值处在均值附近且偏差小于三倍标准差的,则该点视为路面像素,否则视为非路面像素。根据上面分析,给定图像序列 $\{f_i(x,y)\}_{i=1}^N$,设对应于第 t 帧图像公共背景的均值和方差为 $(dm_t, d\sigma_t)$,则第 t 帧的路面背景为

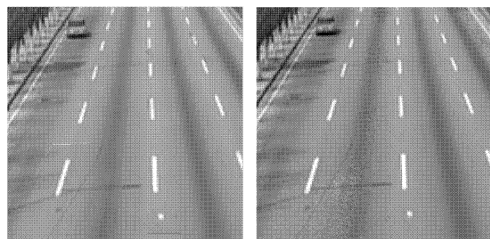
$$\text{Rb}_i(x,y) = \{f_i(x,y) \mid |f_i(x,y) - dm_t(x,y)| < 3 \cdot d\sigma_t(x,y)\} \quad (16)$$

(2)路面背景重建。现实场景中,某个区域存在

运动目标的时间是有限的,任何运动覆盖的像素点在一定的时间段内总可以不被运动覆盖,在这些帧内它们是路面像素,而在另一些帧内它们是非路面像素,所以对视频中一定数量的路面复原图像序列 $\{Rb_i(x,y)\}_{i=1}^{N-1}$, 计算同一位置属于路面像素的(即除去非路面帧像素)的均值,即可求得整个序列的路面背景估计值如下:

$$\text{Bro}_i(x,y) = \frac{1}{K} \sum_{i=1, i \neq t}^N f_i(x,y) \Big| (x,y) \in Rb_i(x,y) \quad (17)$$

其中 $\text{Bro}_i(x,y)$ 路面背景区, K 为同一点 (x,y) 在复原背景序列中属于路面背景点的次数。这样即使某一像素在复原背景提取时错误地将路面像素分到了运动覆盖区,也可以在这一步骤中进行修正,得到它的实际估计值,使整个背景提取方法更加可靠。



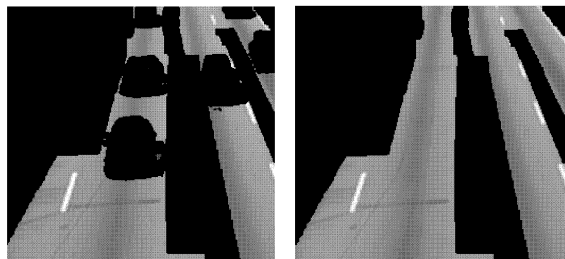
(a) 本文方法背景

(b) 众数法背景图



(c) 实时平均平均法背景

图6 3种不同方法提取的背景图



(a) 第20帧图像路面背景

(b) 序列的路面背景

图5 路面背景重建

3 基于计分牌准则的自适应背景更新

在获得公共背景和路面背景后,就形成一个运动场景的完整背景图(图6),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^[6-8]。本文的算法从过去的观测图像中重构背景,主要借鉴文献[14]中基于计分牌的背景更新策略,其主要思想是:视频序列中绝大部分的像素灰度变化都相当缓慢,如果检测到某像素灰度值在连续的时间内与原背景发生较大变化,则进行背景重建,否则可以采用一定的学习率进行更新,或者背景保持不变,从而保证背景的准确性和更新效率。采用计分牌记录当前图像与估计背景之间的差异,对变化小的像素分配正分数,变化大的分配负分数,并把同一像素的多帧分数进行累积,这个累积值用于当前背景是否需要重建或更新的依据,称为计分牌背景更新准则,具体步骤如下

(1) 计算点 (x,y) 灰度变化系数并对计分牌更新

$$sd_i(x,y) = 1 - \frac{|f_i(x,y) - bg_i(x,y)|}{T_1} \quad (18)$$

$$s_i(x,y) = s_{i-1}(x,y) + sd_i(x,y) \quad (19)$$

其中 sd_i 代表灰度变化强度,其值为1代表无变化,大于零且小于1代表微小变化,等于零为临界值,大于-1且小于零表示变化较大, s_i 表示累积变化的计分牌, T_1 为灰度变化门限,一般256级的图像变化在10~20为变化临界区。

(2) 累计计分大于零背景更新准则。由计分牌形成过程可以看出, $s_i(x,y) > 0$ 代表灰度变化较小,可采用实时更新背景。当灰度变化系数 $sd_i(x,y) > 0$ 时

$$bg_i(x,y) = \frac{1}{c_i(x,y)} [c_{i-1}(x,y)bg_{i-1}(x,y) + sd_i(x,y)f_i(x,y)] \quad (20)$$

式中 $c_i(x,y) = c_{i-1}(x,y) + sd_i(x,y)$, 表示背景更新的学习率。当灰度变化系数 $sd_i(x,y) < 0$ 时

$$bg_i(x,y) = bg_{i-1}(x,y) \quad (21)$$

此时 $c_i(x,y) = c_{i-1}(x,y)$ 。

(3) 累计计分小于零背景更新准则。若计分牌值 $s_i(x,y) < 0$, 说明此时灰度变化很大,即连续多帧中这一变化依然很大,则重新抽取此时的图像序列,按照本文算法重构背景,此时累计计分值 $s_i(x,y)$ 重新复位为0,学习率 $c_i(x,y)$ 重新复位为1。这种方式适用于背景发生突变时的情况,如突然开灯或关灯。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,且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交通场景。

(4)背景更新策略。由上面的分析可知,本文方法中只需使用步骤(3)的方法,对公共背景进行累积积分小于零的监测,当公共背景进行重建时,同时也对路面背景重建;否则可只使用步骤(2)对路面背景进行更新。整个过程是一个自动监测与自适应处理过程,每一帧图像的公共背景均是通过模板形成,完全与原图像相同,从而有效避免了场景中自然景物摇动及光照变化对背景形成的影响。

4 实验结果与比较

实验使用一段在广州市广元快速路段的交通监控视频,这段视频共有 100 帧,典型交通图像如图 7 所示,道路上有 7 台车辆,其中 6 台是运动车辆,道路最左边的一台是静止车辆,应该出现在背景图像中。使用 winXP 操作系统, Pentium 1.7G 处理器, 1GM 内存计算机对序列进行处理,对一个 50 帧的视频进行背景重构耗时 16 s。图 6(a)、(b)、(c)分别为使用本文方法、众数法、实时平均法重构的背景,图 7(a1)是序列的第 30 帧图像,(a2)、(a3)、(a4)分别为(a1)与本文方法、众数法、实时平均法重构背景的背景差;从视觉的角度可以看出本文方法由于公共背景使用模板提取,具有各帧图像自适应性,而路面背景是对帧差图像背景区分布相似性检测后,进行进一步处理形成,其背景差图像明显

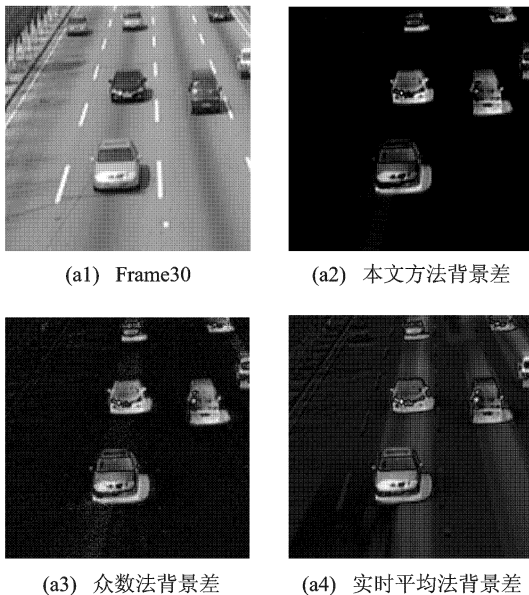


图 7 快速路交通视频第 30 帧背景差图像

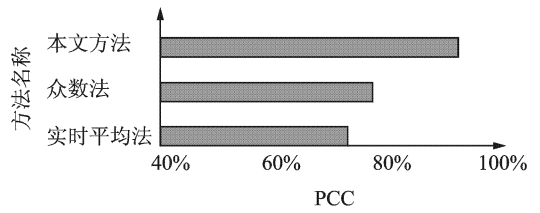


图 8 3 种不同方法的 PCC 值本文方法有最高的 PCC 值

优于其它两种方法,有利于视频运动的进一步的处理。这一结论也可通过式(22)的 PCC 评价指标得出,根据文献[15],计算视觉应用中二分类问题的评价主要使用正确分类百分数(PCC)来表示,它结合了四个指标参数,其表示为:

$$PCC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (22)$$

其中:TP 表示正样本的正确率,即正确检测到的前景像素数;FP 表示正样本的错误率,即将背景错分为前景的像素数;TN 表示负样本的正确率,即正确检测到的背景像素数;FN 表示负样本的错误率,即将前景像素错分为背景的像素数。性能对比测试采用此 PCC 评价体系,将检测结果与人工分割图像进行正确性比对,检测灰度域值使用天津自动阈值法获取,从式(22)可以看出,对应最小化错误分类,PCC 百分数应该尽可能大。图 8 为本文方法与其他两种方法的 PCC 值,很明显本文方法 PCC 值较众数法和实时平均法要大 10%~20%。

5 结束语

不同的应用由于其运动目标与背景及环境变化的不同,采用不同的背景重构方法将会有不同的效果。本文针对高速路视频运动特点,结合实时性、稳健性要求,通过分析高速路运动公共背景与路面背景的特征,提出融合视频图像帧差序列的时空特性,运用高阶统计理论进行高速路背景重建,对广元高速路视频序列的处理表明,本文的算法能够很好地进行背景重构,为正确分割出前景目标提供了可靠的基础。

参考文献:

- [1] Wei Z Q, Ji X P, Wang P. Realtime moving object detection for video monitoring systems[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2006, 17(4): 731-736.
- [2] Neri A, Colonnese S, Russo G, et al. Automatic moving object and background separation[J]. Signal Processing, 1998, 66(2): 219-232.

- [3] Meier T, Ngan K N. Automatic segmentation of moving objects for video object plane generation[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 1998,8(5):525-538.
- [4] Zhang Wentao, Li Xiaofeng, Li Zaiming. Motion analyses under high speed dense visual-target scenes [J]. Acta electronica Sinica. 2000, 28(10): 114-117
- [5] Dar S Lee. Effective gaussian mixture learning for video background subtraction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005,27(5):827-832.
- [6] Jodoin P M, Max M, Janusz K. Statistical background subtraction using spatial cues [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for video technology, 2007, 17(12):1758-1763.
- [7] Jae Kyu S. Mixture of gaussians-based background subtraction for bayer-pattern image sequences [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011,21(3):365-370.
- [8] Ridder C, Munkelt O, Kirchner H. W4: Adaptive background estimation and foreground detection using kalman-filtering [C]//International Conference on Recent Advances in Mechatronics. 1995:193-199.
- [9] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. Real time surveillance of people and their activities [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22 (8):809-830.
- [10] Toyama K, Krumm J, Brumitt B, et al. Wallflower: Principles and practice of background maintenance [C]//Int'l Conf on Computer Vision. Kerkyra Greece, 1999. 255-261.
- [11] Long W, Yang Y. Stationary background generation: an alternative to the difference of two images [J]. Pattern Recognition, 1990, 23(12):1351-1359.
- [12] Gao D S, Zhou J, Xin L J. A novel algorithm of adaptive background estimation [C]//International Conference on Image Processing. Shanghai, 2001: 395-398.
- [13] Cláudio Rosito Jung. Efficient background subtraction and shadow removal for monochromatic video sequences. [J]. IEEE Transactions on Multimedia. 2009, 11(3):571-577.
- [14] Andrew H. S. hi, Nelson H. C. Yung. A fast and accurate scoreboard algorithm for estimating stationary backgrounds in image sequence [C]//IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 1998 (4):241-244.
- [15] Elhabian S, El-Sayed K, Ahmed S. Moving object detection in spatial domain using background removal techniques—State-of-art [J]. Recent Pat Comput Sci, 2008(1): 32-54.

作者简介:王创新(1965-),女,副教授,研究方向:数字图像处理、模式识别,E-mail:wangchuangx@126.com;刘仲云(1964-),男,博士,教授,研究方向:矩阵计算,数字图像处理。