

一种基于切比雪夫不等式的自适应阈值背景建模算法

张琨^{1,2} 王翠荣² 万聪^{1,2}

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)¹ (国家 985 工程下一代网络技术实验室 秦皇岛 066004)²

摘要 背景建模是实现运动目标检测与跟踪的关键技术之一。在实时视频监控系统中,对背景建模算法的运行时间及所提取出的背景图像的实时性有很高的要求,针对这一问题,提出了一种基于切比雪夫不等式的自适应阈值背景建模算法。算法利用切比雪夫不等式计算像素点色度变化的概率估计值,提出了一种自适应阈值分类方法,它将像素点快速分类为前景点、背景点及可疑点,再利用核密度估计方法对可疑点进行进一步分类,最后利用背景更新算法提取实时背景图像。实验结果证明,该算法能快速有效地区分特征明显的背景点与前景点,提高了背景图像提取的速度,对可疑点利用核密度估计方法降低了背景分割的误差,背景建模效果理想,运算速度快,适用于实时视频监控系统。

关键词 切比雪夫不等式,自适应阈值,核密度估计,背景更新算法

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Adaptive Threshold Background Modeling Algorithm Based on Chebyshev Inequality

ZHANG Kun^{1,2} WANG Cui-rong² WAN Cong^{1,2}

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)¹

(Nation 985 Program Next Generation Network Technology Lab, Qinhuangdao 066004, China)²

Abstract Background modeling is a critical element of detecting and tracking moving objects. A adaptive threshold background modeling algorithm based on Chebyshev Inequality was proposed to solve the problem about background modeling of more real-time requirements in real-time video surveillance system. Firstly, Chebyshev inequality and the adaptive threshold are used to calculate the probability of each pixel belonging to the foreground or background, so the pixels are classified as the foreground points, background points and suspicious points. Secondly, kernel density estimation method is used to estimate the probability of these suspicious points for further discrimination. Finally, the background image is extracted through the real-time background update algorithm. Experimental results show that Chebyshev inequalities can quickly distinguish the foreground and background points. Further kernel density estimation method can reduce the background segmentation error, and the real-time background image results are satisfactory. This algorithm significantly improves the computing speed, is suitable for real-time video monitoring system.

Keywords Chebyshev inequality, Adaptive threshold, Kernel density estimation, Background update algorithm

1 引言

随着计算机硬件设备和软件技术的不断成熟,各种多媒体技术开始蓬勃发展起来,其中网络视频监控系统在维护社会安全、打击犯罪方面的作用日益突出。面对海量的实时和录像视频内容,以往单纯依靠人工观察和分辨的传统监控方式已经不能满足应用的需求,急需一种能够对视频内容中人和车辆等关键目标进行自动分析的智能视频监控系统,而实现这一系统的关键是从视频图像中检测并分割出运动目标。目前,运动目标分割的主要方法有背景差分法^[1]、帧间差分法^[2,3]以及光流法^[4]等。其中背景差分法是最常用的一种方法,背景建模是背景差分法的关键,它要求建立的背景模型能够快速准确地提取背景图像,背景的变化特性对背景模型的动态更新提出了很高的要求,目前能适应场景中光照及背景

缓慢变化的有卡尔曼滤波和混合高斯模型法^[5-7]等。

近年来,新的背景建模方法不断涌现。高韬等^[8]针对智能监控的需求,提出自适应 Marr 小波核函数背景建模算法,其在冗余离散小波域进行多运动目标识别。运动跟踪采用 SIFT 特征粒子滤波算法,并采用队列链表法记录多运动目标之间的数据关联,在提高识别准确率的同时降低了运算的复杂度。Elgammal 等^[9]提出用核密度估计方法对视频序列中各个像素位置建立非参数概率模型,利用邻近帧的若干个样本值构造接近实际的分布。这种算法虽然具有更高的鲁棒性,但由于只利用了时域信息而忽略了其他信息,因此在恶劣条件下分割精度不高。Sheikh^[10]融合空间位置和颜色信息分别对前景和背景进行建模,在马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)框架下考虑各像素的空间连续性,通过能量最小化获得最终的分割结果。顾建栋等^[11]针对前景与背

到稿日期:2012-06-13 返修日期:2012-10-17

张琨(1978-),女,博士生,讲师,主要研究方向为数字图像处理、模式识别, E-mail: zkhbqhd@163.com; 王翠荣(1963-),女,博士,教授,主要研究方向为智能信息处理、下一代互联网体系结构; 万聪(1983-),男,博士生,主要研究方向为数字图像处理、Map-reduce 并行化大数据处理。

景具有相似颜色时的运动对象分割问题,提出了一种结合核密度估计和边缘信息的运动对象分割算法,并引入 MRF 框架,把对象分割问题转化为求最小能量问题,但该算法依赖于前景模型的准确性。张水发等^[1]提出一种结合基于像素的背景建模方法以及光流描述物体运动准确优点的背景建模和目标检测方法,其综合性能超越了上述 2 种方法。

一般来说,像素分布的概率密度函数都是不规则的,与任何一种简单的参数形式的密度函数都不会相似。因此,无参数的核密度估计算法是一种有效的图像前景与背景分割算法,然而无参数的核密度估计算法计算量大,背景分割速度慢,不适用于实时视频监控。我们不难发现,在监控视频的画面中,有许多区域不经常出现甚至不出现运动目标,例如天空、街道的死角、建筑物外观等,这些区域的背景特征明显,同时,也存在着一些前景特征显著的区域,如行人、行驶的车辆等。无参数的核密度估计算法平等对待图像中的所有像素点,算法运行时所有像素点都参与计算,对视频图像的不同区域没有区别对待,这样就无法充分利用到某些区域中像素点的显著背景特征或显著前景特征。

本文设计了一种基于切比雪夫不等式的自适应阈值背景建模算法,即对那些背景或前景特征显著的像素点利用切比雪夫不等式先进行快速判别并分类为背景点与前景点,将那些特征不显著的像素点分类为可疑点,再利用核密度估计算法将可疑点进一步进行前景背景分类,最后通过背景更新算法求得背景图像。本文算法的优势在于切比雪夫不等式算法简单,运算速度快,自适应阈值法能使得像素点的分类阈值随着视频帧图像的变化而自动进行调整,在加快了背景与前景图像分割的速度的同时还能得到理想的实时背景图像。

2 切比雪夫不等式

切比雪夫不等式是由随机变量的分布确定的,能描述随机变量某一个方面的特征,其中最重要的数字特征是数学期望 $E(X)$ 和方差 $D(X)$ 。它给出了在随机变量分布未知、只知道 $E(X)$ 和 $D(X)$ 的情况下,对事件 $\{|X - E(X)| < \epsilon\}$ 发生的概率值的一种估计法:

设随机变量具有数学期望 $E(X) = \mu$, 方差 $D(X) = \sigma^2$, 则对于任意正数 ϵ , 有不等式:

$$P\{|X - \mu| \geq \epsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\epsilon^2} \quad (1)$$

或

$$P\{|X - \mu| < \epsilon\} \geq 1 - \frac{\sigma^2}{\epsilon^2} \quad (2)$$

成立,这一不等式称为切比雪夫(Chebyshev)不等式。通过切比雪夫不等式可以看出对于某一给定的 ϵ 值, $D(X)$ 越小, 则 $P\{|X - \mu| < \epsilon\}$ 越大, 此时随机变量 X 的取值基本上集中在 $E(X)$ 附近。当 $E(X)$ 和 $D(X)$ 已知时, 切比雪夫不等式给出了概率 $P\{|X - \mu| < \epsilon\}$ 的一个下界, 该下界并不涉及随机变量 X 的具体概率分布, 而只与其方差 $D(X)$ 和 ϵ 有关。

在视频图像背景与前景分割中, 引入随机变量表示视频图像中各个像素点灰度值, 该随机变量的概率分布未知, 但可以通过计算样本均值与样本方差来估计像素点概率分布的总体均值与方差, 通过切比雪夫不等式计算式(2), 得到事件 $\{|X - E(X)| < \epsilon\}$ 的概率估计, 而该事件恰好体现了像素点所对应的灰度值在一系列视频序列图像中变化的情况。如果是背景点对应的像素点, 可选取较小的 ϵ 值, ϵ 的值越小, 则说明该像素点色度值与均值之差越小, 切比雪夫不等式说明像素

点与均值的差小于 ϵ 的概率大于 $1 - \sigma^2/\epsilon^2$, 求得的概率下限值越大, 则该像素点成为背景点的可能性越大。

3 核密度估计法

核密度估计法是采用历史帧图像数据来计算当前帧图像对应像素点色度值的概率估计, 再通过设定概率密度阈值来取得运动背景的方法。具体算法描述如下:

假设 X_1, X_2, \dots, X_N 为某一像素 (i, j) 特征空间内的一个样本, x_1, x_2, \dots, x_N 是相应于该样本的观察值, 那么在 t 时刻像素特征值为 x_t 的概率可用核函数的密度估计为:

$$P_r(x_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K(x_t - x_i) \quad (3)$$

式中, K 是核函数, 如果选择的核估计函数 K 是正态函数 $N(0, \sigma^2)$, 其中 σ^2 表示核函数的宽度, 则密度可以由下式计算:

$$P_r(x_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(x_t - x_i)^2}{\sigma^2}} \quad (4)$$

常用的可见光视频, 一般选择图像的颜色特征作为样本观察值, 对于其他的应用可以根据目标特性分析来给出最适合的特征。当各颜色通道相互独立时(如 RGB 图像), 不同的颜色通道有不同的核函数宽度, 则用 σ_j^2 表示 j 颜色通道的核函数宽度, 密度函数可写为:

$$P_r(x_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^d \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(x_{tj} - x_{ij})^2}{\sigma_j^2}} \quad (5)$$

式中, d 是颜色通道个数, 例如对 RGB 颜色通道可设 $d=3$ 。

核函数的宽度 σ^2 由下式求得: $\hat{\sigma} = m / (0.68\sqrt{2})$, $m = \text{median}(|x_{i+1} - x_i|)$, $\hat{\sigma} = \max(1, \hat{\sigma})$, 其中 $|x_{i+1} - x_i|$ 是每相邻两帧对应像素的颜色值的差, median 为取中值运算。假设 x_i 在时域服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$, 则 $(x_{i+1} - x_i)$ 服从正态分布 $N(\mu, 2\sigma^2)$, 因此其标准差可以由公式 $\hat{\sigma} = m / (0.68\sqrt{2})$ 计算。当图像质量较好时, 会有许多像素对应的 $\hat{\sigma} = 0$, 使得概率密度函数无法计算, 并影响到后续的运算, 因此由公式 $\hat{\sigma} = \max(1, \hat{\sigma})$ 确保 $\hat{\sigma}$ 最小值为 1。对于样本数 N 的选择需要综合考虑, 因为 N 影响到抗噪声干扰的能力, 从抗干扰角度考虑 N 要尽可能的大, 但是这会影响到算法的计算速度以及计算时资源的需求, 所以需要折中选取, N 不能太小以至于失去抗噪声干扰的能力, N 也不能太大以至于无法计算。

4 一种基于切比雪夫不等式的自适应阈值背景建模算法

本文设计了一种结合切比雪夫不等式和核密度估计的自适应阈值背景建模算法, 提出了一种自适应分类阈值算法, 对那些具有显著背景或前景特征的像素点利用切比雪夫不等式先进行快速判别, 再利用核密度估计算法细化那些分类难度较大的像素点。具体算法描述如下:

引入随机变量 X 表示某一视频帧图像, 并设 $X_k(i, j)$ 表示第 k 帧视频图像在位置 (i, j) 处像素点的灰度值(也可以是不同颜色通道所对应的色度值), 随机变量 $X(i, j)$ 的总体概率分布未知。

(1) 读取相邻 N 帧视频图像, 得到样本 X_1, X_2, \dots, X_N 及其观察值 x_1, x_2, \dots, x_N ;

(2) 计算总体 $X(i, j)$ 的样本均值: $\bar{X}(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k(i, j)$

j), 样本二阶中心距: $S^2(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k(i, j) - \bar{X}(i, j))^2$, 因为 \bar{X} 与 S^2 是随机变量 X 的数学期望与方差的最大似然估计量, 则得到随机变量 $X(i, j)$ 的数学期望 $\mu(i, j)$ 和方差 $\sigma^2(i, j)$ 的估计值 $\hat{\mu}(i, j) = \bar{X}(i, j)$, $\hat{\sigma}^2(i, j) = S^2(i, j)$ 。

(3) 计算对应第 K 帧图像 $X_k(i, j)$, ($k=1, 2, \dots, N$) 的切比雪夫不等式:

$$P_C\{|X_k(i, j) - \hat{\mu}(i, j)| < \epsilon\} \geq 1 - \frac{\hat{\sigma}_k^2(i, j)}{\epsilon^2}$$

式中, $\hat{\sigma}_k^2(i, j) = (X_k(i, j) - \hat{\mu}(i, j))^2$ 表示像素点 $X_k(i, j)$ 的灰度值与数学期望估计量 $\hat{\mu}(i, j)$ 之差的平方数。

当 $\hat{\sigma}_k^2(i, j) < \hat{\sigma}^2(i, j)$ 时, 像素点 $X_k(i, j)$ 的灰度值变化程度比均方差小, 该像素点是背景点的可能性大, 此时有: $1 - \hat{\sigma}_k^2/\epsilon^2 > 1 - \hat{\sigma}^2/\epsilon^2$, 若 $\hat{\sigma}_k^2(i, j) > \hat{\sigma}^2(i, j)$, 则该像素点是前景点的可能性大, 此时有 $1 - \hat{\sigma}_k^2/\epsilon^2 < 1 - \hat{\sigma}^2/\epsilon^2$ 。

取不同的 ϵ 值 $1 - \hat{\sigma}^2/\epsilon^2$ 的计算结果如表 1 所列。

ϵ	$\hat{\sigma}^2/\epsilon^2$	$1 - \hat{\sigma}^2/\epsilon^2$
$\hat{\sigma}$	1	0
1.225 $\hat{\sigma}$	0.667	0.333
1.414 $\hat{\sigma}$	0.5	0.5
1.581 $\hat{\sigma}$	0.4	0.6
1.732 $\hat{\sigma}$	0.333	0.667
1.871 $\hat{\sigma}$	0.286	0.714
2 $\hat{\sigma}$	0.25	0.75

(4) 自适应分类阈值设定, 调节系数 θ_1, θ_2 与判别阈值 T_1, T_2 的设定算法如下:

$$\begin{cases} T_1 = \frac{(1 - \frac{\hat{\sigma}^2}{\epsilon^2}) + 0.5}{2}, \epsilon_1 = 1.414 \hat{\sigma} + \theta_1 \hat{\sigma} \\ T_2 = \frac{(1 - \frac{\hat{\sigma}^2}{\epsilon^2}) + 0.5}{2}, \epsilon_2 = 1.414 \hat{\sigma} - \theta_2 \hat{\sigma} \end{cases} \quad (6)$$

$(0 < \theta_1, \theta_2 < 1)$

阈值 T_1, T_2 的设定是随着样本均方差 $\hat{\sigma}$ 的变化而变化的 (见图 1)。

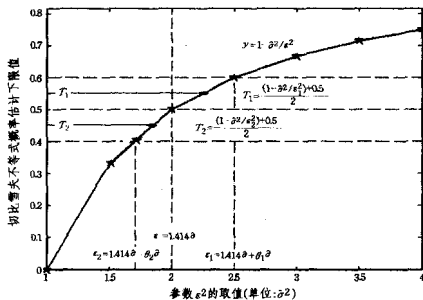


图 1 像素点分类阈值设定

对于不同样本 X_1, X_2, \dots, X_N , 算法能自适应进行阈值调整, 在不同的视频帧图像选取条件下, 都能有效进行背景点与前景点判别。调节系数 θ_1 与 θ_2 的设定使得 $0 < |\epsilon_1 - \epsilon_2| < 2 \hat{\sigma}$, 调节系数有对称的取法 ($\theta_1 = \theta_2$) 和不对称的取法 ($\theta_1 \neq \theta_2$), θ_1 越大 T_1 值越大, 像素点被判别为背景点的准确性越高, 同理 θ_2 越大 T_2 值越小, 像素点被判别为前景点的准确性越高。

(5) 设定分段函数 $M_k(i, j)$, 对像素点的背景点、前景点及可疑点进行分类:

$$M_k(i, j) = \begin{cases} 1, & (1 - \frac{\hat{\sigma}_k^2(i, j)}{\epsilon^2}) \geq T_1 \\ 0, & (1 - \frac{\hat{\sigma}_k^2(i, j)}{\epsilon^2}) \leq T_2 \end{cases}, \epsilon = 1.414 \hat{\sigma} \quad (7)$$

当 $M^i(i, j) = 1$ 时, 像素点被分类为背景点, 当 $M^i(i, j) = 0$ 时, 像素点被分类为前景点, 当 $T_2 < (1 - \frac{\hat{\sigma}_k^2(i, j)}{\epsilon^2}) < T_1$ 时, 像素点被分类为可疑点, 对可疑点将使用核密度估计法进行进一步判别。特殊地, 当 $T_1 = T_2 = 0.5$ 时, 算法中只利用了切比雪夫不等式进行背景点提取, 当 $T_1 = 1, T_2 = 0$ 时, 算法中像素点的分类以核密度估计法为主。

(6) 对可疑点利用核密度估计法来进一步判别背景点与前景点, 设定概率阈值 T_3 , 定义下面的二值函数:

$$M_k^i(i, j) = \begin{cases} 1, & P_r(x_k) \geq T_3 \\ 0, & P_r(x_k) < T_3 \end{cases} \quad (8)$$

$M_k^i(i, j) = 1$ 的像素点被进一步判别为背景点, 而对应 $M_k^i(i, j) = 0$ 的点被判别为前景点。若概率阈值 T_3 选取过大, 背景点漏检率变大, 若选取太小, 则误判率越大, 核密度估计法中阈值 T_3 是一种经验值, 一般通过具体的试验数据来选取得到。

(7) 设定背景图像更新算法, 算法描述如下所示。

设 $B(i, j)$ 表示背景图像在位置 (i, j) 处像素点的灰度值, $X_k(i, j)$ 表示第 K 帧图像在位置 (i, j) 处像素点的灰度值, $M_k(i, j)$ 与 $M_k^i(i, j)$ 是上述阈值化方法得到的判别函数。被判别为可疑点的像素点其坐标集记为 K 。

当 $(i, j) \notin K$ 时, 利用判别函数 $M_k(i, j)$ 计算:

$$\begin{cases} H_N^i = \sum_{k=1}^N X_k(i, j) \cdot M_k(i, j) \\ G_N^i = \sum_{k=1}^N M_k(i, j) \end{cases} \quad (9)$$

当 $(i, j) \in K$ 时, 利用判别函数 $M_k^i(i, j)$ 计算:

$$\begin{cases} H_N^i = \sum_{k=1}^N X_k(i, j) \cdot M_k^i(i, j) \\ G_N^i = \sum_{k=1}^N M_k^i(i, j) \end{cases} \quad (10)$$

背景图像更新算法:

$$B_N(i, j) = \frac{H_N^i + H_N^i}{G_N^i + G_N^i} \quad (11)$$

背景图像提取效果与相邻视频帧图像数 N 有关, 若 N 的取值过小, 则提取的背景图像中容易出现一些空点, 若 N 的取值过大时, 则运算量大, 还会影响实时背景图像提取效果。一般地, 可以结合运动目标移动速度、背景的遮挡和显露、拍摄画面的大小、视频帧的时间差等因素, 根据不同的情况来选择不同的 N 。

(8) 实时背景图像更新算法。

设 $S(i, j)$ 表示实时背景图像在位置 (i, j) 处像素点的灰度值, N_m 表示某时间段内的视频帧数, 在这一时间段内不同时刻的实时背景图像为 $B_{N_s}(i, j)$, ($s=1, 2, \dots, m$), 算法如式 (12) 所示:

$$S(i, j) = \alpha_1 B_{N_1}(i, j) + \alpha_2 B_{N_2}(i, j) + \dots + \alpha_m B_{N_m}(i, j)$$

$$\alpha_s = q^{m-s}, (s=1, 2, \dots, m, |q| < 1, \sum_{s=1}^m \alpha_s \approx 1)$$

(12)

式中, $\alpha_s = q^{m-s}$ 是调节权值, 因为 $|q| < 1$, 所以 α_s 是 s 的增函

数,能取得的最大值为 $\alpha_s = q^0 = 1 (s = m)$, 调节权值的作用是以当前提取到的背景图像为主来更新背景图像。通过实时背景更新算法可以得到对应的实时背景图像。

应当指出,在最初若选取较少的相邻视频帧图像提取背景图像,会有一些背景点遗漏,但可以通过调整 N 的大小来减少背景点遗漏,而且随着算法的不断运算,最初提取的背景图像会不断地更新,最终得到理想的实时背景图像。

在本文算法中,样本的观察值还可以是彩色图像的不同颜色通道所对应的色度值,例如对 RGB 图像则读取三组观察值,相应地调整算法的第(2)至第(5)步骤,独立计算不同颜色通道对应的样本均值、样本方差及切比雪夫不等式并判别像素点的分类,将第(6)步骤核密度估计公式调整为:

$$P_r(x_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^d \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} e^{-\frac{(x_{ij} - \bar{x}_{ij})^2}{2\sigma_j^2}} \quad (13)$$

对彩色视频图像的运动目标进行分割时,算法步骤可相应改成分别在不同颜色通道独立进行类似灰度图像目标分割的步骤。因此,本文提出的算法不论是对灰度图像还是对彩色图像都能快速提取背景图像。

本文算法的流程图如图 2 所示。

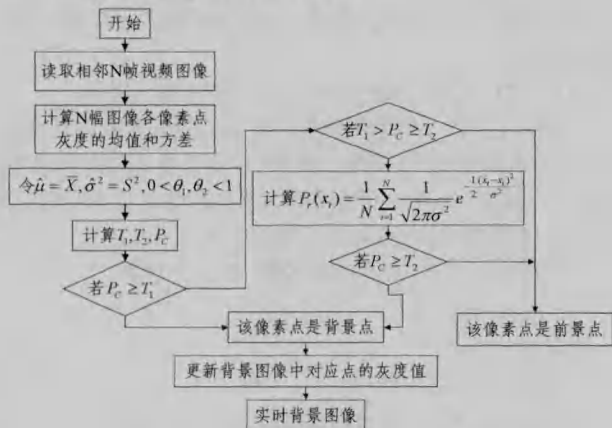


图 2 程序流程图

5 实验结果

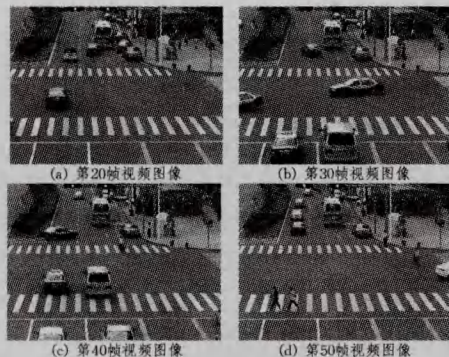


图 3 监控视频帧图像

为了验证本文提出的算法的可行性、有效性与实时性,使用 Intel(R) Core(TM)2 6300 CPU, 1.86GHz, 1GB 内存的 PC 机,利用 Java 语言进行编程,在 Eclipse 开发平台上,对分辨率为 336×448 的交通路口监控视频(如图 3 所示)进行基于切比雪夫不等式的自适应阈值前景与背景分离及背景建模实验。在大量的实验数据基础上,分析和比较了在不同阈值设置下的本文算法实验结果。在运算时间上,选取文献[2]中

的帧差法、文献[8]中的核密度估计法作为比较算法,对算法的实时性进行了分析与比较。

5.1 算法可行性、有效性分析

选取不同的 $N, \theta_1, \theta_2 (0 < \theta_1, \theta_2 < 1)$ 和 T_3 来进行背景点、可疑点和前景点分类,再应用背景图像更新算法得到实时背景提取图,对应的不同参数设置的实验结果如图 4 所示。

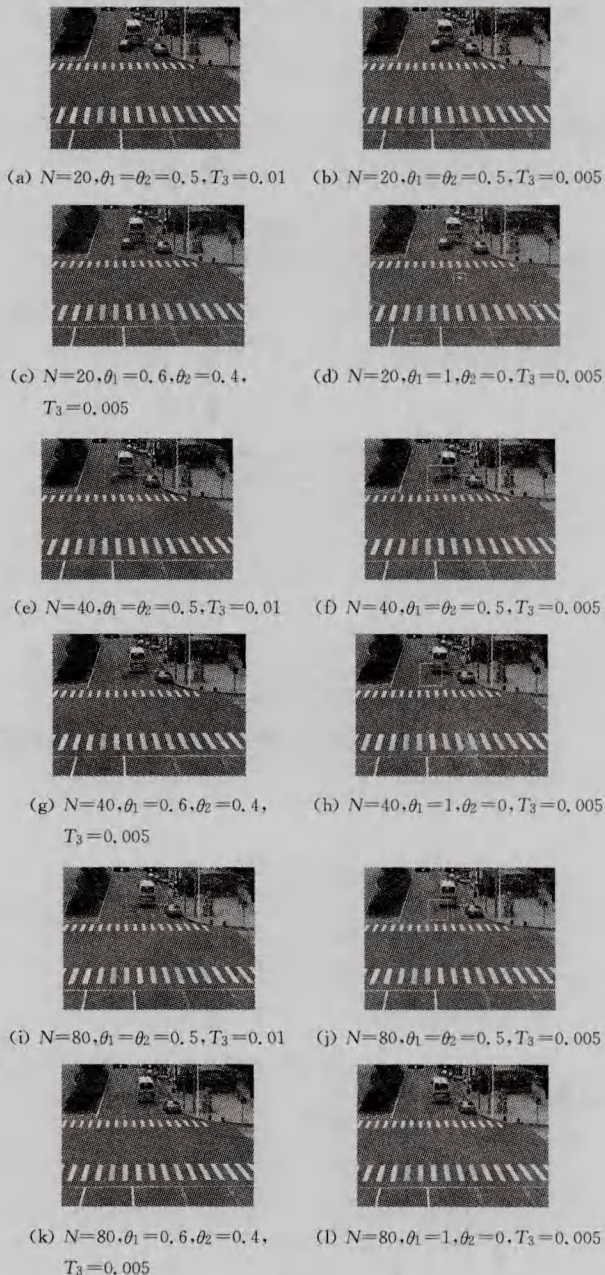
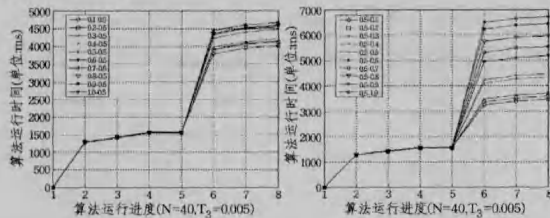


图 4 本文算法背景图像提取

从实验结果可以看出,若判别背景点的阈值选得过大,则会漏判一些背景像素点,如图 4(d) 所示,应适当增大 N 来防止背景点漏判。比较图 4(f) 与 4(h)、4(j) 与 4(l),可以看出当 T_3 的取值固定时,随着 θ_1, θ_2 从 $\theta_1 = \theta_2 = 0.5$ 变化到 $\theta_1 = 1, \theta_2 = 0$,背景图像的提取效果在逐渐变好。为了分析阈值 T_1, T_2 的设定对算法的影响,在相同样本数 $N=40$ 和 $T_3=0.005$ 的情况下,通过设置不同的 θ_1, θ_2 参数值,来统计和比较算法不同的运行时间以进行阈值有效性分析。

算法的运行可按顺序划分为以下 8 个进度:①读取样本图像;②像素点灰度值获取;③样本均值计算;④样本方差计

算;⑤分类阈值计算;⑥背景点、前景点、可疑点分类;⑦背景图像更新;⑧算法运行结果输出。为了更好地比较算法的运行时间,本文按照进度完成算法运行时间的统计,固定 θ_2 ,取不同 θ_1 时算法的运行时间比较图如图5(a)所示,固定 θ_1 ,取不同 θ_2 时算法的运行时间比较图如图5(b)所示,从图5中可以看出随着 θ_1 或 θ_2 的增大,对算法进度⑥的运行时间影响最大,即像素点被分类为可疑点的个数增加,算法中核密度概率估计运算时间增多,最终导致算法整体运算时间变长。若权衡 θ_1, θ_2 的取值,则可以使得算法既能快速运行又能得到理想的背景图像。

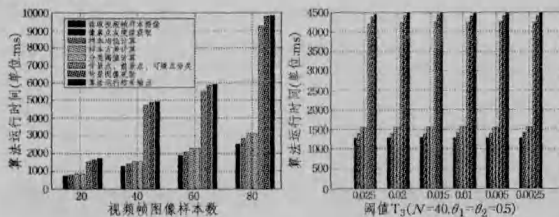


(a) 调节系数 θ_1 变化算法运行时间比较图 (b) 调节系数 θ_2 变化算法运行时间比较图

图5 不同 θ_1, θ_2 取值本文算法运行时间比较

在 $\theta_1 = \theta_2 = 0.005$ 时,分别设定不同的 N 与 T_3 比较算法的运行时间,分析样本个数 N 及阈值 T_3 对本文算法的影响,阈值 T_3 是一种经验值,根据核密度的概率估计结果选取。

从实验结果(见图6)中可以看出:随着样本个数 N 的增加,算法运行时间增多,进行像素点分类的运算时间占整体运行时间的比例也随之增大,但阈值 T_3 的变化对算法运行时间影响不大。



(a) 视频帧数变化算法运行时间比较图 (b) 阈值 T_3 变化算法运行时间比较图

图6 相同 θ_1, θ_2 本文算法运行时间比较

5.2 算法实时性分析

为了比较本文算法的运行时间,验证本文算法的实时性,选取帧差法及核密度估计法作为比较算法,对相同的20帧视频图像进行背景建模实验。本文提出的算法中设置参数 $N=20, \theta_1=0.6, \theta_2=0.4, T_3=0.005$,3种不同算法所提取的背景图像如图7所示。

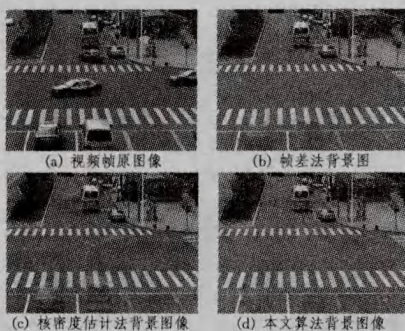
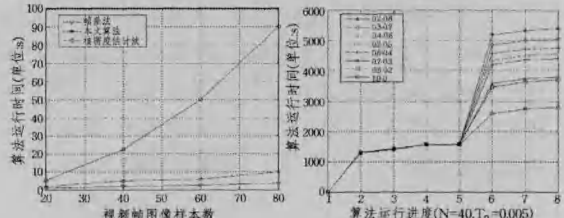


图7 相同20帧图像3种算法背景图像比较

从图7中可以看出,在 N 取值较小时,帧差法在复杂弯路及有缓慢运动目标时,背景提取效果较差,出现了明显的车型虚影。核密度估计方法的背景提取效果也不太理想,虽然增加视频帧数可以提高其背景提取效果,但会使得算法运算时间过长,不适用于实时监控系统。本文算法由于引入切比雪夫不等式,简化了特征明显的背景点提取运算,算法运行时间远少于核密度估计法(如图8(a)所示)。以40帧图像为例,核密度估计法运算时间为22219毫秒,本文算法为4969毫秒,帧差法为1719毫秒,本文算法运算时间虽稍高于帧差法,但随着帧数的增加,运算时间增加的幅度并不大。



(a) 3种算法运算时间比较图 (b) 调节 θ_1, θ_2 取值本文算法运行时间比较图

图8 算法运行时间比较图

若适当选取调节系数 θ_1, θ_2 ,调整分类阈值(如图8(b)所示),则可以使得本文算法在减少运算时间的同时又能得到理想的背景图像。全面考虑算法运算时间及实时背景图像提取效果,本文提出的算法优于帧差法和核密度估计法,既保证了背景图像的提取效果又满足了视频监控系统对算法的实时性要求。

结束语 本文主要研究了实时视频监控系统中的自适应阈值背景建模问题,提出了一种基于切比雪夫不等式的自适应阈值背景建模算法。算法充分利用特殊监控区域中像素点的显著背景和前景特征,引入切比雪夫不等式,简化了特征明显的背景点提取运算,增强了算法的实时性。提出了一种自适应阈值分类算法,自适应分类阈值可以随着实时的视频帧图像来调整变化,最后通过与之相应的背景图像更新算法完成实时背景建模。实验结果证明了本文提出的算法是可行的,自适应阈值的设定是有效的,尤其是当较少的视频帧图像参与背景建模时,在出现缓慢移动物体或出现较多运动目标的复杂环境下,本文算法的背景建模实验结果明显优于帧差法及核密度估计法。综上所述,本文算法具有良好的实时性与有效性,背景提取效果理想,适用于实时视频监控系统。

参考文献

- [1] Vass J, Palaniappan K, Zhuang Xin-hua. Automatic Spatio-temporal video sequence segmentation [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Chicago, USA, 1998;958-962
- [2] Badenas J, Bober M, Pla F. Segmenting traffic scenes from grey level and motion information [J]. Pattern Analysis and Applications, 2001, 4(1): 28-38
- [3] Csaba B, David S. Multiple object tracking by hierarchical association of spatio-temporal data [C]// 17th IEEE International Conference on Image Processing, Hong Kong, 2010; 41-44
- [4] Carlos R B, Fernando J, Nareiso G. Visual tracking of multiple interacting objects through Rao-Blackwellized Data Association Particle Filtering [C]// 17th IEEE International Conference on Image Processing, Hong Kong, 2010; 821-824

(下转第297页)

果。该组实验图像分别说明了模型(4)和模型(3)对纹理图像和光滑图像有较好的修复效果。虽然两种模型都可以降低噪声,但从处理结果看出,第3种模型在保持图像边缘纹理方面优于第4种模型,而且与第1列含噪图像对比可以看出,两种模型都能有效降低源图像中的噪声。PSNR由降噪前的8.368dB上升至32.568dB和33.1667dB。

边缘保持指数 α 定义为^[11]:

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^n |m_s - m_{s_i}|}{\sum_{i=1}^n |m_0 - m_{0i}|} \quad (11)$$

式中, m_s 是平滑后的像素值, m_{s_i} 为 m_s 的第 i 个同质区域的均值; m_0 是原图像像素值, m_{0i} 是原始图像的第 i 个同质区域的均值。边缘指数越大,边缘保持越好。计算结果如表3所列。

表3 边缘保持指数结果

图像	模型		
	模型3	模型4	
图1	a	0.4015	0.5326
	b	0.4956	0.5123
	c	0.5106	0.5450
	d	0.5232	0.5336
图2	a	0.1788	0.2330
	b	0.1854	0.2657

第2组实验对两幅待修复的经典图像进行了修复。图2给出了实验结果,其中第1列图像表示待修复图像,第2列图像表示式(4)模型的求解结果,第3列图像表示式(3)模型的求解结果。PSNR由降噪前的7.561dB上升至28.225dB和29.457dB。



图2 本文两种模型对待修复图像的修复结果

结束语 本文提出了两种解决图像修复问题的模型,利用分裂Bregman得到了模型的求解算法,通过实验结果表明

该模型能有效地去除图像中的噪声,也能有效地对图像进行修复。

参考文献

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C]// ACM SIGGRAPH. Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics, SIGGRAPH 2000. Orleans; Association for Computing Machinery, 2000; 417-424
- [2] Bertalmio M, Vese L, Sapiro G, et al. Simultaneous structure and texture image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(8): 882-889
- [3] Chan T, Shen J. Variational image inpainting [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2005, 58(5): 579-619
- [4] Cai J, Chana R H, Shen Z. A framelet-based image inpainting algorithm [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 24(2): 131-149
- [5] Shen Z. Wavelet Frames and Image Restorations [C]// Rajendra B. Proceedings of the International Congress of Mathematicians 2010. ICM 2010. Hyderabad, India; World Scientific Publishing, 2010; 2834-2863
- [6] Alliney S. Digital filters as absolute norm regularizers [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(6): 1548-1562
- [7] Chan T, Esedoglu S. Aspects of Total Variation Regularized L1 Function Approximation [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2005, 65(5): 1817-1837
- [8] Nikolova M. A Variational Approach to Remove Outliers and Impulse Noise [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20(1): 99-120
- [9] Ernie E. Applications of Lagrangian-Based Alternating Direction Methods and Connections to Split Bregman [R]. UCLA CAM Report (09-31). Los Angeles; UCLA, 2009
- [10] Tai X, Wu C. Augmented Lagrangian method, dual methods and split Bregman iteration for ROF model [C]// Tai X. Scale Space and Variational Methods in Computer Vision. Proceedings Second International Conference, SSVN 2009. Berlin; Springer Verlag, 2009; 502-513
- [11] Lopes A, Touzi R. Adaptive speckle filtering for SAR images [C]// International Geoscience and Remote Sensing Symposium 1988. IGARSS 1988. Edinburgh; IEEE, 1988; 1263-1266
- [12] 吕翊, 林贺宇, 赵辉, 王汝言. 基于 sym8 小波和部分 hadamard 矩阵的深空图像压缩编码 [J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2012, 24(5): 646-651

(上接第291页)

- [5] 张恒, 胡文龙, 丁亦飏. 一种自适应学习的混合高斯模型视频目标检测算法 [J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(4): 631-636
- [6] 林庆, 徐柱, 王土同, 等. HSV 自适应混合高斯模型的运动目标检测 [J]. 计算机科学, 2010, 37(10): 254-256
- [7] 刘翠微, 赵友东, 梁玮. 基于时空视频块的背景建模 [J]. 北京理工大学学报, 2012, 32(4): 390-394
- [8] 高韬, 刘正光, 张军, 等. 基于特征点的多运动目标跟踪 [J]. 电子与信息学报, 2010, 32(5): 1111-1115
- [9] Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, et al. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance [J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(7): 1151-1163

- [10] Sheikh Y, Shah M. Bayesian modeling of dynamic scenes for object detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(11): 1778-1792
- [11] 顾建栋, 刘志, 张兆祥. 结合核密度估计和边缘信息的运动对象分割算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(2): 223-228
- [12] 张水发, 丁欢, 张文生. 双模型背景建模与目标检测研究 [J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(11): 1983-1990