

文章编号: 1671-8860(2004)02-0165-04

文献标识码: A

单目智能视觉监视应用中小运动目标的检测

明英¹

(1 武汉大学空间信息与数字工程研究中心, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

摘要: 提出了以 Cauchy 分布作为图像像素比值的统计分布模型, 并融合图像局部线性相关技术实现背景建模。该方法同时利用了像素点的统计特性和邻近像素点所蕴含的丰富空间区域信息。实验表明, 本文提出的算法可以抗背景中全局或局部光照的渐变和突变, 有效地抑制背景中活动物体和阴影的杂波干扰。

关键词: 背景建模; 运动目标检测; Cauchy 分布

中图法分类号: TP751

在对特定场所监视应用中, 由于监视摄像机通常架设在高处, 被监视目标在图像中的尺寸很小, 颜色的统计信息无法稳定地建模, 因此, 目标的形状信息是低分辨率的小运动目标跟踪的众多算法中所主要依赖的信息^[1]。本文提出以 Cauchy 分布作为图像像素比值的统计分布模型, 并融合图像局部线性相关技术实现对单目固定场景的背景建模。

1 背景建模和维护

在室内外环境中, 经常发生的场景背景可能只是影响部分场景的局部变化, 也可能是影响全部场景的全局变化。根据变化的来源可以将其分为光照的变化(包括光照强度渐变、光照强度突变和阴影等)、背景的动态变化(包括部分背景的运动和全局移动)以及背景场景内容结构的变化。背景模型对这类变化自适应的能力对于正确检测和跟踪目标是非常重要的。

对于单目固定机位摄像机的每一帧图像而言, 若场景没有发生实质变化, 任意两帧图像监视区域场景中同一位置物体表面的一点及其邻近区域中对应点间的像素强度(或颜色)比值保持不变^[2], 且在物体表面的该区域内局部线性相关^[3]。

根据文献[4], 在视频图像序列中, 每帧图像中的任意像素点 $x_{i,j}$ 的强度值定义为:

$$X = X_b + \Theta \quad (1)$$

式中, X 是该像素强度的观测值; X_b 是无噪声的真实值; Θ 是图像中的随机噪声变量, 服从正态分布。由于各帧图像像素噪声都服从正态分布, 且相互独立^[4], 那么, 对于该场景的无运动物体的图像序列中的第 m 帧图像中一像素点 $x_{i,j}$ 强度值的观测值 X^m 与参考背景图像中对应像素点强度值的观测值 X^r 的差分有:

$$X^m - X^r = \Theta^m - \Theta^r \quad (2)$$

根据文献可知, $\Theta^m - \Theta^r$ 为正态分布。

任意两帧图像分别与参考背景图像的图像强度差分的比值为:

$$\frac{\Theta^m - \Theta^r}{\Theta^m - \Theta^r} = \frac{X^m - X^r}{X^m - X^r} \quad (3)$$

显然, $\Theta^m - \Theta^r$ 也为正态分布, 即

$$\Theta^m - \Theta^r \sim N(\mu_m, \sigma_m^2); \Theta^r - \Theta^r \sim N(\mu_n, \sigma_n^2)$$

若设

$$R(x) = (X^m - X^r) / (X^m - X^r) \quad (4)$$

则根据文献[5]可以证明, $R(x)$ 的分布服从 Cauchy 分布, 即 $R(x) \sim C(\mu, \lambda)$ 。其概率密度函数(pdf)为:

$$P_r(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\lambda}{\lambda^2 + (x - \mu)^2} \quad (5)$$

因此, 在任意两帧当前背景图像与参考背景图像差分处理后, 对应像素点间的差分值的比值符合 Cauchy 分布。显然, 与像素点 $x_{i,j}$ 局部线性相关的邻近像素的比值也都服从同一参数的 Cauchy 分布, 且其概率密度函数的值相等。两帧

差分图像的所有对应像素点间比值的整体分布,即直方图服从 Cauchy 分布。根据文献[6],同理可以证明,在同一场景中,任意两帧背景图像中对应像素点间的比值分布服从 Cauchy 分布。图 1 中所示为一天内两帧图像与背景图像差分后的比

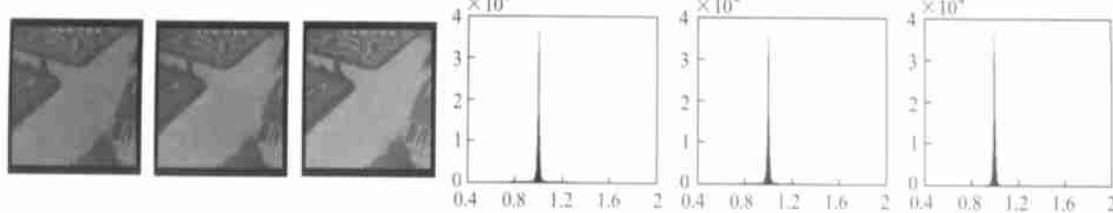


图 1 与背景图像差分后的两帧比值的直方图和其符合的 Cauchy 分布

Fig. 1 Histogram for Ratio of Difference Pixel Intensity Value and Its Fitted Cauchy Distribution

一尖锐 Cauchy 分布。

考虑到利用彩色空间信息和像素点 y_i^t 周围 $n \times n$ 邻域的空间信息来增强对噪声的鲁棒性, 则有:

$$P_r(y_i^t) = \frac{1}{n \times n} \sum_{i=1}^{n^2} \prod_{j=1}^d R_{\mu_j, \lambda_j}(y_{i,j}^t / x_{i,j}^b) \quad (6)$$

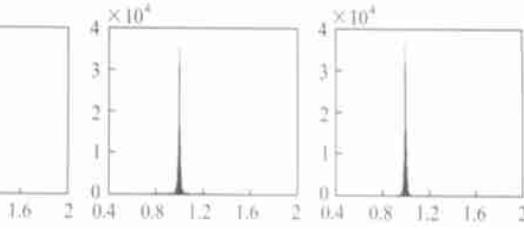
式中, $y_{i,j}^t / x_{i,j}^b$ 为两帧图像或两帧差分图像像素的比值; d 是颜色空间的维数; R_{μ_j, λ_j} 是在第 j 个彩色空间中参数为 μ_j, λ_j 的 Cauchy 分布的 pdf, 参数的确定可参见文献[7]。图像空间应为一线性空间, 任一图像可以视为运动目标部分与背景图像的线性组合。因此, 当前图像中除被移动目标遮挡以及发生背景移动变化的部分以外, 其余部分与背景图像中对应区域的像素的比值仍满足局部线性相关, 也符合 Cauchy 分布。当 $P_r(y_i^t) \geq \text{Threshold}$ 时, 像素为背景像素点; 当 $P_r(y_i^t) < \text{Threshold}$ 时, 像素为变化像素点。阈值 Threshold 是一个针对所有图像帧的全局阈值, 调整该值可以改变检测的误报率。

在监控过程中, 背景场景内容结构会发生变化, 如背景中的原有物体被移走或新的物体增加到背景里, 背景必须更新。本文采用下列方式进行背景更新^[4]:

$$X_{t+1}(i) = \begin{cases} \alpha \cdot X_t(i) + (1 - \alpha) \cdot Y_t(i), & i \text{ 是背景像素} \\ X_t(i), & i \text{ 是变化像素} \end{cases}$$

式中, $0 < \alpha < 1$, 它是一个控制背景更新速度的经验值, 该值的确定主要依赖图像捕获的帧速度和期望的背景更新的时间间隔。若属于同一区域的变化像素长时间保持同一状态, 则将该区域的像素标记为背景像素^[8]; $X_t(i)$ 和 $Y_t(i)$ 分别是 t 时刻像素 i 处背景图像像素与当前图像像素的强度

值的直方图和其符合的 Cauchy 分布。第一帧作为参考背景图像, 第二、三帧作为当前背景图像, 从左至右分别为 Y 分量、 C_b 分量和 C_r 分量的直方图及其 Cauchy 分布。可见, 当前两帧背景图像与参考背景图像差分后的比值的直方图分布呈



值; $X_{t+1}(i)$ 是 $t+1$ 时刻的强度值。

2 目标检测

本文采取背景剔除的方法实现目标检测。首先计算当前图像与背景图像间的比值, 利用图像像素比值分布的背景模型剔除两帧图像中相同的背景和部分阴影, 并计算当前图像与背景图像的差分图像和先前的当前图像帧的差分图像间的比值, 使用差分图像比值分布的背景模型对前一步骤中确定的变化像素所对应的差分图像比值图的像素再进行处理, 剔除图像噪声和残余的阴影, 从而得到目标区域。具体过程如下。

1) 对于当前图像中任意一点 (i, j) 的像素强度 x_t , 用式(6)计算概率估计 $P_{r1}(x_t)$, 用下列判据对其进行分类:

$$\begin{cases} M(i, j) = 0, & \text{若 } P_{r1}(x_t) \geq \text{Threshold}_1 \\ M(i, j) = 1, & \text{若 } P_{r1}(x_t) < \text{Threshold}_1 \end{cases}$$

有一些标记为变化像素点, 是因场景背景的光照变化、图像噪声引起变化的像素, 而不应划分为目标像素, 因此, 对二值图 $M=1$ 中所对应的当前图像中的像素还要进行运动背景和图像噪声的剔除。

2) 对 $M(i, j)=1$ 所对应的当前图像的像素强度 x_t , 用式(6)计算差分图像比值的概率估计 $P_{r2}(x_t)$, 用下列判据对第一步中获得的二值图 M 进行修整:

$$\begin{cases} M(i, j) = 0, & \text{若 } P_{r2}(x_t) \geq \text{Threshold}_2 \\ M(i, j) = 1, & \text{若 } P_{r2}(x_t) < \text{Threshold}_2 \end{cases}$$

最后获得仅有目标的二值图 M 。阈值 Threshold_1 和 Threshold_2 是综合考虑误警率和漏警率等而确定的。

3 实验结果

为了检验本文算法, 实验采用了两种数据。一种是笔者采集的数据, 如图 2 中所示的楼前空地。实验数据是从真实监视点场景中按 30 帧/s、 $240 \text{ 像素} \times 320 \text{ 僃素}$ 大小采集, 采用 YCbCr 格式获取的彩色图像视频监视图像序列。另一种是已有数据^[29], 如图 3 所示的交通路口和图 4 的长廊, 采集速度分别为 24 帧/s 和 30 帧/s, 图像为 240 僃素 \times 320 僃素的灰度图像。这里需要特别指出的是, 所有检测结果均未使用专门的滤波器进行滤波处理。

图 2 中, 更新后的背景图像与初始背景图像相比, 场景背景的结构发生了变化, 三辆卡车(一辆仅露尾部)和一辆小面包车由于长时间停在场景中而成为背景的一部分。该时间阈值的选定是基于监视的目标和应用环境而确定的。在当前图像中, 有一个行人和一辆移动的黑色小汽车。由于摄像机外加有防尘遮光罩, 图像画面发暗, 图像质量较低。使用本文算法后, 两个低分辨率的小运动目标外形的细节被较完整地检测出来了。在检测结果图上方中部的斑点是由于时间标记(时分秒年月日)变化而产生的, 目标和场景中物体的阴影都被成功地抑制了。

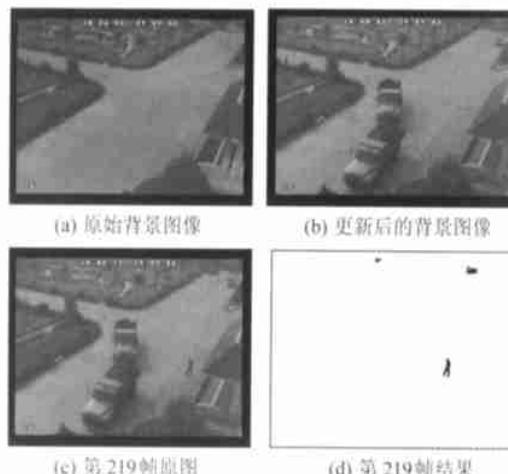


图 2 本文算法对静态背景图像数据的处理结果

Fig. 2 Results of the Proposed Approach for Backgrounds Updating and Changes Detecting in a Static Background

在图 3 所示的图像序列中, 场景为一大雨天气, 在当前图像中, 有一行人和一辆小汽车从场景中驶过。由于刮风、下雨, 摄像机有轻微的抖动^[9], 场景背景为动态背景, 使得检测非常困难。但使用本文算法准确地检测出了发生实质变化的目标区域。由动态背景产生的杂波绝大多数都被成功滤除, 仅有



图 3 本文算法对动态变化背景数据的处理结果

Fig. 3 Original Images and Results of Change Detecting in a Dynamic Background

极少数零星残留(在后续处理中很容易消除)。在图 4 所示的图像序列中, 有一人从门进入

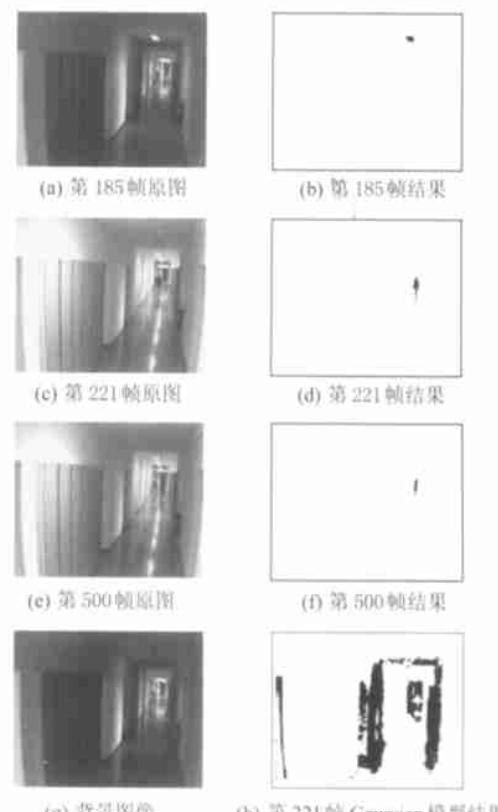


图 2 本文算法对静态背景图像数据的处理结果

Fig. 2 Results of the Proposed Approach for Backgrounds Updating and Changes Detecting in a Static Background

图 4 具有动态背景的原图像数据
和用本文算法对处理结果

Fig. 4 Original Images and Detecting Results for a Sudden Illumination Changed Background

一光线黯淡的长走廊，并分别打开走廊中的一盏灯和多盏灯，使场景中的光照情况发生了几种不同的突变。在第185帧图像中，一盏顶灯被打开（无人），使局部背景的光照发生突变；在第221帧和第500帧图像中，光照情况与背景图像相比发生了非常大的变化。由于图像中的人受到光照变化的强烈干扰，使得检测非常困难，但使用本文算法可以很好地滤除由于光照变化产生的噪声，准确地检测出了发生实质变化的区域，如灯和人。与Gaussian统计模型方法相比，本文所提供的方法较好地抑制了光照变化的影响。

参 考 文 献

- 1 Kaew T P, Bowden R. An Adaptive Visual System for Tracking Low Resolution Color Targets. Proc. BMVC' 01, Manchester, UK, 2001
- 2 Skifstad K, Jain R. Illumination Independent Change Detection for Real World Image Sequence. CVIP, 1989, 46(3): 387~399
- 3 朱亚萍. 关于局部线性相关与Wronskian行列式的讨论. 盐城工学院学报, 1998, 11(8): 65~68
- 4 Aach T. Statistical Model-based Change Detection in Moving Video. Signal Processing, 1993, 31: 165~180
- 5 李裕奇, 何平. 概率论与数理统计(上). 北京: 国防工业出版社, 2001
- 6 Ren Y, Chua C S. Motion Detection from Time-varied Background. International Journal of Image and Graphics, 2002, 2(2): 163~178
- 7 Tsirhrintzis G A, Nikias C L. Fast Estimation of the Parameters of Alpha-stable Impulsive Interference Using Asymptotic Extreme Value Theory. ICASSP-95, 1995(3): 1840~1843
- 8 Hanitaoglu I, Harwood D. W4: Real-time Surveillance of People and Their Activities. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 809~829
- 9 Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, et al. Background and Foreground Modeling Using Nonparametric Kernel Density Estimation for Visual Surveillance. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(7): 1151~1164
- 10 McKenna S J, Jabri S, Duric Z, et al. Tracking Groups of People. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 80(80): 42~56

作者简介: 明英, 博士生。现主要从事多传感器集成、视频图像处理及其应用研究。

E-mail: whumike@sina.com

Detecting Small Moving Objects for a Monocular Automatic Visual Surveillance System

MING Ying¹

(1 Research Center of Spatial Information and Digital Engineering, Wuhan University,
129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: An algorithm based on a Cauchy distribution statistical model of a scene background is presented to detect low resolution moving objects for monocular automatic visual surveillance system. A robust background subtracting based on moving object detecting approach is acquired by hypothesis test. Experimental results demonstrate the proposed algorithms can tolerate the whole or local sudden or slow changes in illumination, filter clutter noises caused by small motions in background scene, and adapt to rain or haze. The detecting results of the proposed algorithm are better than those of the Gaussian statistical model or the shading model.

Key words: background modeling; moving object detection; Cauchy distribution

About the author: MING Ying, Ph. D candidate, his major research interests include the multi-sensor integrating, video image processing.
E-mail: whumike@sina.com

(责任编辑: 涓涓)