

视觉监视中基于柯西分布的统计变化检测

明英^{1), 3)} 蒋晶珏²⁾

¹⁾ (清华大学电子工程系, 北京 100084) ²⁾ (武汉大学计算机学院, 武汉 430079)

³⁾ (武警武汉指挥学院, 武汉 430064)

摘要 为了更好地进行视觉监视, 该文给出了一种新的基于柯西分布的光照不变的统计变化检测算法。该算法首先将两帧图像间的灰度比值作为背景建模和剔除的特征, 并且在假定背景图像中, 当每个像素点观测的时序灰度变化由白噪声引起时, 两帧背景图像中对应像素间的灰度比值的分布符合柯西分布; 然后基于该变化检测方法, 将 YCbCr 颜色空间的亮度、色调和饱和度用来识别和消除视频序列图像中的阴影。实验结果表明, 该新算法不仅可以承受整体或局部的缓慢或突然的光线变化, 并且可以滤除由场景背景中小的扰动而导致的噪声。

关键词 变化检测 运动目标检测 背景建模 阴影 柯西分布 监视

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)02-0328-07

基金项目: 国家“863”高技术研究发展计划导向类项目 (SQ2006AA12Z108506)

收稿日期: 2007-04-21; 改回日期: 2007-12-06

第一作者简介: 明英 (1970~), 男, 副教授, 博士。目前主要从事智能视觉监视和 3 维重建等研究。E-mail: whumik@foxmail.com

Cauchy Distribution Based on Statistical Change Detection for Visual Surveillance

MING Ying^{1, 3)}, JIANG Jing-ju²⁾

¹⁾ (Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

²⁾ (School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430079)

³⁾ (Education department, Wuhan Command School of Armed Police Force, Wuhan 430064)

Abstract A novel illumination-invariant change detection algorithm based on Cauchy distribution is proposed. The intensity ratios between two images are used as the feature to model and subtract background. The distribution of the intensity ratios between corresponding pixels of two background images follows Cauchy distribution, assuming that some observed temporal intensity variation of each pixel in background images are caused by white noise. The intensity, hue and saturation in the YCbCr color space are employed to recognize and eliminate shadows in video sequences. Finally, experimental results demonstrate that the proposed algorithm can tolerate the whole or local quick or slow changes in illuminations, and can filter noise caused by small motion in scene background.

Keywords change detection, moving object detection, background modeling, shadows, Cauchy distribution, surveillance

1 引言

在智能视觉监控系统中, 所面临的最基础性问题就是如何检测图像序列中的前景运动目标。目前, 大多数用于动态场景分析的运动目标检测技术都是基于图像序列的变化检测。鉴于其在动态场景预先分析中的重要性, 如今人们已对它进行了许多研究^[1-6]。

文献[6]中的变化检测是基于一个小判断区域中的差分图像的噪声估计的置信检验进行的, 即在两帧图像的对应区域, 通过定义的差分阈值判断是否有变化发生。这种通过比较区域灰度分布来实现变化检测的方法对光照的变化敏感。发光模型技术 (shading model SM)^[11] 是一种主要针对时变光照情况的变化检测方法。SM 方法是利用两帧图像对应区域的灰度比值来检测发光或反光模型的变化^[7]。文献[1]中的实验结果表明, SM 方法虽可以精确定位源于场景中物体的运动、沉淀和移出等结构性变化, 然而, 由于目前这些基于 SM 的方法都是直接采用灰度比值或灰度和的比值来描述一个区域的结构特征, 因而它们可能在较暗的区域或缺乏丰富纹理的区域其检测性能变差。另外, SM 方法由于要进行大量的除法运算而费时。为了改进这些不足, 许多研究者对 SM 方法进行了改进。Duncan 和 Ebrahimi 先为参考图

像和当前图像的每个像素分配一个矢量, 然后通过检测像素周围矢量的非线性相关来发现变化像素^[8], 但对不同的场景需要取不同的阈值; Li 等人在文献[9]中提出一种集成光谱、空间和时间特征的 Bayesian 框架用来检测前景目标; Liu 和 Sun 等人提出一种新的光照不变的变化检测方法^[10], 他们将传统的发光模型方法与假设检验结合, 通过将 SM 嵌入到置信度检验模型中来降低对光照变化的敏感性, 以改进在较光滑区域的性能。

为了检测变化, 通常需要对背景场景建模。建模的典型方法是利用 Gaussian 模型 (GM), 即用单个 Gaussian 分布^[11] 或用混合 Gaussian 分布 (MoG)^[13] 对每个像素建模; 另一种办法是利用非参数估计^[5] 来获得背景模型的概率分布。这些方法虽可以成功地处理复杂背景, 但无法适应快速的光照变化和很好地处理阴影。同时, 一些非 Gaussian 的背景模型方法也被采用。在文献[12]中, 整个背景图像被用一个单宽度参数的 Laplacian 分布建模。在 SM 方法和 GM 算法的启发下, 笔者发现并证明了在场景背景图像中, 两幅差分背景图像的每个对应像素点之间的差分灰度值的比值分布可以很好地用柯西 (Cauchy) 分布建模^[13]。

为此, 本文提出了一种新的基于 Cauchy 分布的光照不变变化检测算法。通过先前工作发现, 每个背景图像像素的强度比值分布可以直接用一种 Cauchy 分布建模^[13]。YCbCr 颜色空间的亮度和色

度可以被用来识别视频图像序列中较暗的阴影种子点。

2 背景建模

如果观察一个完全静止场景中的任意一个像素强度值,假定图像噪声可以用一个标准正态分布 $N(0, 1)$ 表示,则该背景像素的强度随时间的变化可以用一个正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 建模^[5,6]。这正是许多背景剔除技术中所用的正态分布模型。

若 $I = \{I_1(\mathbf{x}), I_2(\mathbf{x}), \dots, I_k(\mathbf{x})\}$ 是背景像素点 \mathbf{x} 从时刻 1到 k 的图像强度的样本集,则该点的图像强度值 $I(\mathbf{x})$ 的分布符合正态分布,即 $I(\mathbf{x}) \sim N(\mu(\mathbf{x}), \sigma^2(\mathbf{x}))$ 。若 $I_i(\mathbf{x})$ 和 $I_j(\mathbf{x})$ 分别是背景像素点 \mathbf{x} 在任意两个时刻 i 和 j 的强度值,且二者的比值为 $r_{i,j}(\mathbf{x}) = I_i(\mathbf{x}) / I_j(\mathbf{x})$,则可以证明得到同一像素点在任意两个时刻的像素强度比值 $r_{i,j}(\mathbf{x})$ 的分布符合一个位置参数为 $\mu(\mathbf{x})$ 、尺度参数为 $\lambda(\mathbf{x})$ 的 Cauchy 分布,即 $r_{i,j}(\mathbf{x}) \sim C(\mu(\mathbf{x}), \lambda(\mathbf{x}))$,

$\lambda(\mathbf{x})$), 其概率密度函数 (probability density function, PDF)为

$$P(r_{i,j}(\mathbf{x})) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\lambda(\mathbf{x})}{\lambda^2(\mathbf{x}) + (r_{i,j}(\mathbf{x}) - \mu(\mathbf{x}))^2} \quad (1)$$

如图 1所示,在“Lobby”图像序列前 300帧图像序列中一个背景像素的每相邻两帧的彩色强度比值的直方图的例子。图 1(a)显示了一帧 Lobby 的图像和所选择的像素位置(白色+)。图 1(b)~图 1(d)分别是所选像素位置处 Y, Cb和 Cr的直方图。图中红色是 Cauchy分布的 PDF,绿色是 Gaussian分布。对于背景像素强度比值的时域变化, Cauchy分布(红色)的建模效果比 Gaussian分布(绿色)好。图像中每个背景像素点 \mathbf{x} 都由一个 Cauchy分布 $C(\mu(\mathbf{x}), \lambda(\mathbf{x}))$ 建模。对于彩色图像,每个颜色通道具有相应的参数 $\mu(\mathbf{x})$ 和 $\lambda(\mathbf{x})$ 。每一像素点的模型参数可以离线估计,或通过在 线迭代确定。本文变化检测是使用 YCbCr颜色空间。

图 2显示的是“Lobby”图像序列中,所有背景

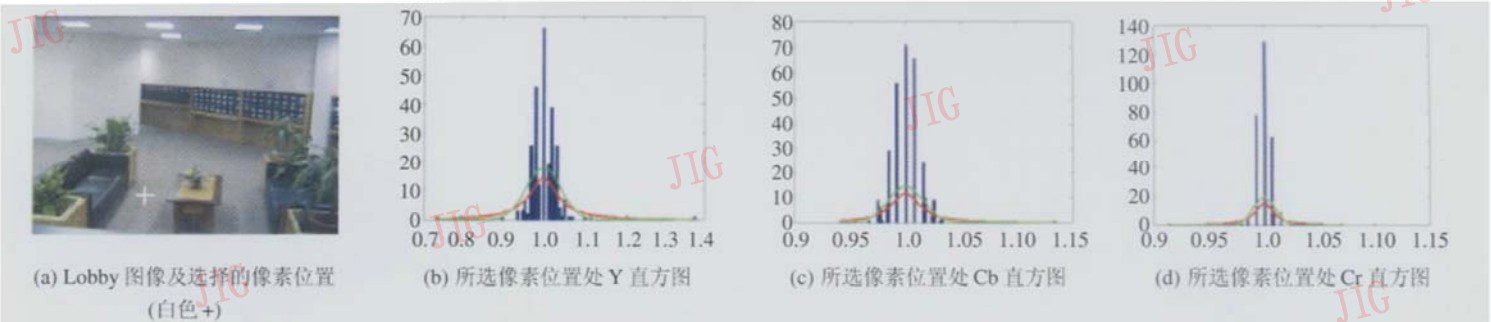


图 1 一个背景像素的每相邻两帧的 YCbCr 彩色强度比值的直方图及拟合的 Gaussian 和 Cauchy 分布

Fig.1 One example of the histogram of one background pixel's YCbCr color intensity ratio between each two consecutive frames and their fitted Gaussian or Cauchy distribution

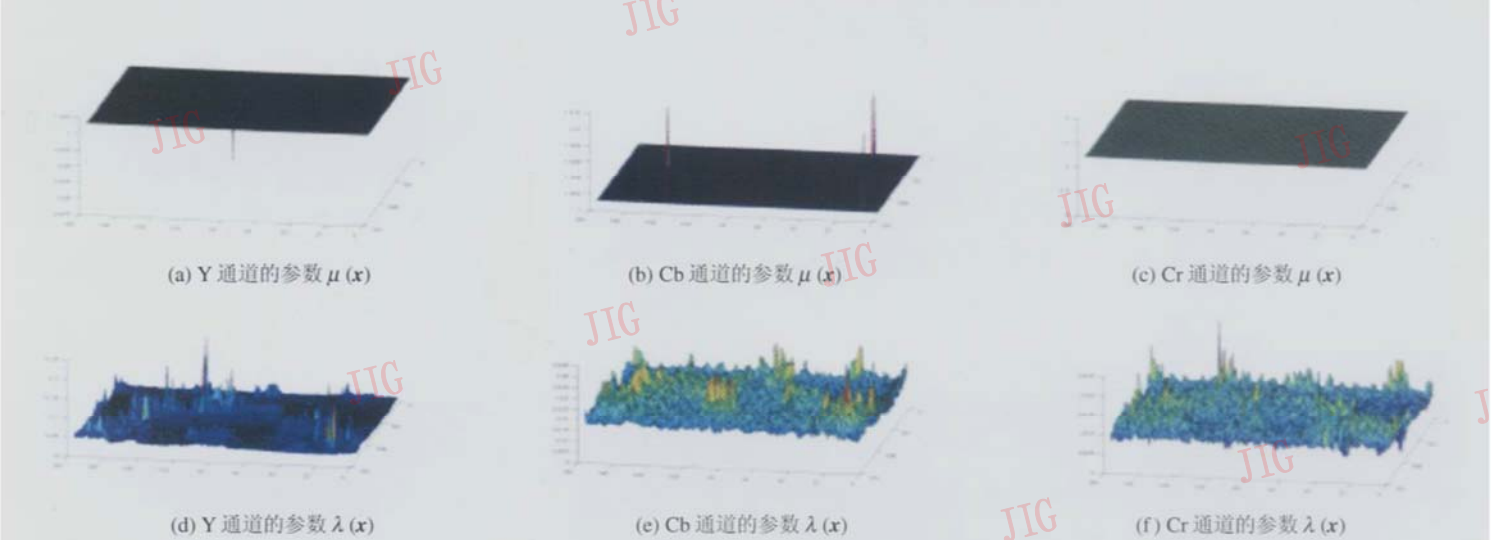


图 2 在 Lobby 图像序列中各个颜色通道中背景像素点强度比值的 YCbCr 各分量 Cauchy 分布的参数

Fig.2 The parameter $\mu(x)$ and $\lambda(x)$ of color intensity ratio values in each color channel for all pixels in the “Lobby” image sequence

像素点在不同颜色通道中颜色强度比值 Cauchy 分布参数 $\mu(\mathbf{x})$ 和 $\lambda(\mathbf{x})$ 。

3 变化检测

若 $\{r(\mathbf{x}_1), r(\mathbf{x}_2), \dots, r(\mathbf{x}_N)\}$ 是像素点 \mathbf{x}_i 周围 N 个像素强度比值。假定在像素点 \mathbf{x}_i 的邻域内没有结构性变化, 则它们的值与像素点 \mathbf{x}_i 线性相关, 即相等或近似相等^[1]。因此, 为了减小噪声影响, 可利用点 \mathbf{x}_i 及其邻域的 PDF 的均值作为像素点 \mathbf{x}_i Cauchy 分布 PDF 的观测值

$$P(\mathbf{x}_i) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N K(\mathbf{x}_i) \quad (2)$$

其中, $K(\mathbf{x}_i)$ 用式 (1) 计算。

对于彩色图像, 为了简化计算, 可假定不同颜色通道间独立, 且分别具有不同的 Cauchy 模型参数, 则其 PDF 为

$$P(\mathbf{x}_i) = \prod_{j=1}^d \left| \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N K(\mathbf{x}_i^d) \right| \quad (3)$$

式中, d 代表 Y、Cb 和 Cr。

根据每个像素点的概率估计, 若 $P(\mathbf{x}_i) < T$, 则该像素为变化像素。这里 T 是针对整个图像的全局阈值, 它可以根据期望的误警率进行计算调整^[14]。实际上, 对于大多数来源于背景图像像素的概率较精确的估计可以根据临近时间内和相邻像素的信息获得。为了对不同背景变化进行鲁棒的变化检测, 同时计算每个像素点的相邻帧间和当前帧与背景图像间的强度比值 Cauchy 分布的概率 $P_1(\mathbf{x}_i)$ 和 $P_2(\mathbf{x}_i)$ 。若 $P_1(\mathbf{x}_i) < T$ 且 $P_2(\mathbf{x}_i) < T_b$, 则认为像素 \mathbf{x}_i 为变化像素。

4 阴影的识别和消除

单摄像机运动目标检测与跟踪中的一个主要问题就是识别运动目标产生的阴影。若将这些阴影误检测为前景区域则会使后续的分析产生无法消除的错误。在最近的许多文献中已提出了一些阴影检测的方法。其中大多数算法都基于假设阴影投射在物体表面时, 仅降低该区域图像的灰度, 而不改变其色度和纹理^[15]。由于由淡的阴影造成的轻微光照变化而产生的图像色度变化很小, 也就是, 淡的阴影图像像素与背景图像像素的色度值比值与阴影覆盖前相比, 变化很小, 因此, 基于

SM 的方法比其他方法对阴影的影响较为鲁棒。然而, 基于 SM 的方法在使用较高阈值去处阴影区域时, 运动目标区域常会产生破碎。为了解决这一问题, 本文采用了一种两级阈值的阴影检测方法, 即首先使用低阈值检测出所有变化区域 R_c ; 然后, 用高阈值检测出可靠的运动目标核心区域 R_k ; 最后, 利用本文提供的基于 YCbCr 空间的颜色分析方法识别和去除候选区域的阴影。

若任意背景像素 \mathbf{x}_i 无阴影时的正常值为 $I(Y, Cb, Cr)$, 在 t 帧被阴影或反光 (高光) 覆盖时的观测值为 $I(Y_t, Cb_t, Cr_t)$ 。笔者发现, 有阴影时的观测值 Y_t 比正常值 Y 小一个值域范围; 出现反光时, 观测值 Y_t 比背景正常值 Y 大一个值域范围。

当确定了所有变化区域 R_c 和运动目标核心区域 R_k 后, 则候选阴影区域 $S_c = R_c - R_k$ 。在 S_c 中, 阴影像素点可根据以下规则确定:

- (1) $\arg \min(Y_t/Y) < Y_t/Y < 1 \mid |Y_t/Y - \mu_Y| < \tau \cdot \delta_Y$;
- (2) $k_1 < |Cb_t/Cb - \mu_{Cb}| < k_2 \cdot \delta_{Cb}$;
- (3) $r_1 < |Cr_t/Cr - \mu_{Cr}| < r_2 \cdot \delta_{Cr}$ 。

这里, μ_i 和 δ_i (i 代表 Y、Cb 和 Cr), 是背景区域像素强度比值的均值和方差。 τ , k_1 , k_2 和 r_1 , r_2 为阈值。检测时, 先以确定的阴影像素点为阴影种子点, 采用基于 K 个最近邻域^[16] 的聚类分析方法来确定 S_c 中剩余的阴影点, K 可以取 3 或 5; 而对于反光像素点的确定则采用类似的方法进行; 然后去除阴影和反光像素后, S_c 变成 \hat{S}_c ; 最后, 运动目标区域为

$$\hat{R}_c = R_k \cup \hat{S}_c$$

5 试验结果

为了检验本文算法的效果, 采用 4 组不同场景的测试数据, 如 PETS、“Hall monitor”、“Corridor”^[8] 和 “Lobby”^[9] 图像序列进行了大量的试验, 并与 Li 等人^[8] 和 MoG 算法的处理结果进行了比较。在这些测试数据中, 阴影、反光、光照变化和低分辨率造成前景检测困难。试验时用 Matlab7 实现本文算法, 在 CPU 为 Intel Pentium M 1.6G 的计算机上运行。

图 3 是一室内场景的检测结果。在文献 [9] 中, 分别给出了 Li 等人提出的方法和 MoG 方法的检测结果。在这一场景中前景检测的困难主要由灯光引起的淡阴影。试验结果表明, 本文算法比其他

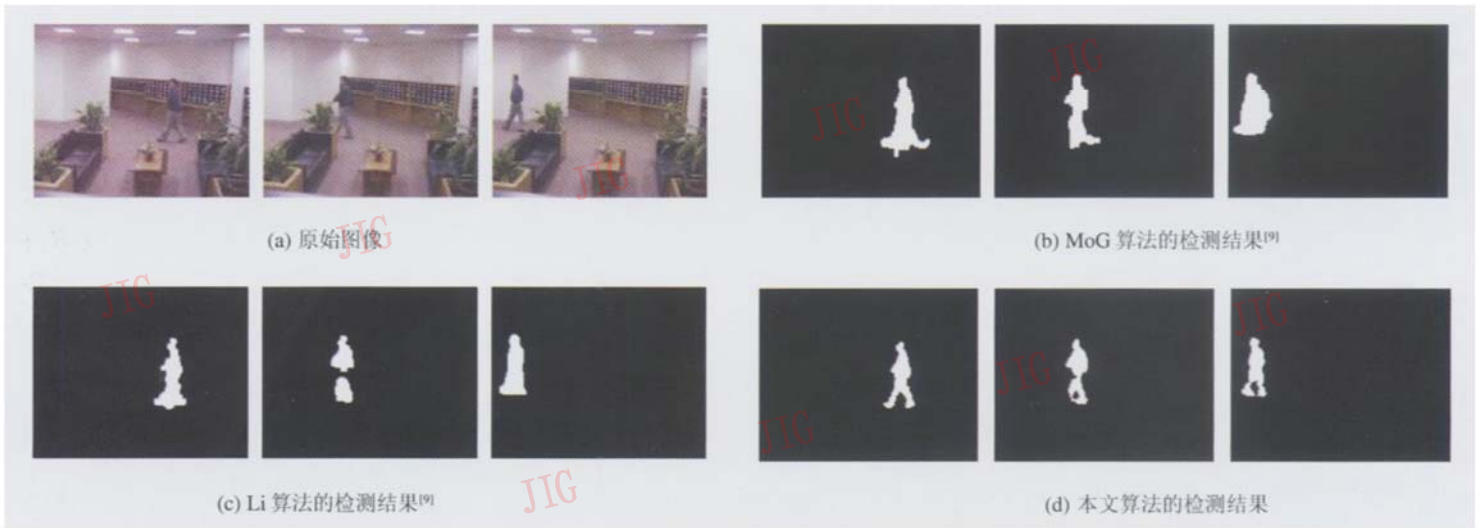


图 3 原始数据以及文献 [9] MoG 和本文算法的检测结果

Fig 3 Original images and detecting results of MoG^[9], and the proposed method in an office scene

算法对阴影的检测更鲁棒。即使没有进行滤波处理, 前景检测结果也较满意。

图 4 是“Hall monitor”图像序列的检测结果, 其中第 1 列为变化检测的结果; 第 2 列为检测的阴影区域; 第 3 列为去除阴影后的运动目标。初始背景图像是由图像序列的前 10 帧取中值得到的。在这段图像中, 由于室内有许多方向的灯光, 且有时存在着一些随机的闪烁变化, 因此目标在运动时既有投射阴影, 也有自身阴影, 并且黑衣人的裤子颜色与背景很相近, 这些都对运动目标的检测和阴影的检测带来了很大困难。但利用本文算法可取得良好的检测结果, 不仅阴影都被检测出来, 并被去除, 而且保留了运动目标的轮廓细节, 获得了较准确地运动目标图像区域。

图 5 显示了本文算法对 PETS 中户外测试数据的变化、阴影和运动目标的检测结果。PETS 的原始图像序列的数据是 JPEG 格式, 除了由于压缩引入噪声外, 还存在车窗的反光和阴影和由云层移动引起的光照变化以及植被枝叶摇动等背景噪声。图 5 中, 左边为检测的变化区域, 中间是原始数据和检测的阴影 (白色)、反光 (白色), 右边为运动目标检测结果。由图 5 检测结果可见, 图中白色和黑色小汽车、行人周围的投射阴影, 以及图中右下角黑色小汽车车窗上的反光均被成功检测和去除。

图 6 是一个建筑物内走廊场景的检测结果, 在这个图像序列中, 由于灯的开启, 引起了背景光照从暗到亮的剧烈变化。图中分别给出了原始数据、GM



图 4 室内视频图像数据的检测结果

Fig 4 Detection results of an indoor video images sequence



图 5 本文算法对 PETS 中户外测试数据的变化、阴影和目标的检测结果

Fig 5 Detection results of changes, shadows and objects for outdoor data in the PETS test data

算法、SM 算法和本文提出的算法的检测结果。由图 6 可见, 本文算法比其他算法对背景光照的变化较为鲁棒。同时, 本文算法也改善了传统的 SM 算法在场景较暗区域的检测性能。

6 结 论

本文提出了一种新的用于精确检测运动目标的 SM 方法。根据这种基于 Cauchy 分布的方法, 不仅可以实现对光照变化和背景扰动等背景变化较为鲁棒的建模, 还可以较精确地检测前景目标, 识别和去除阴影、反光。取得了优于基于 MoG 的方法、传统的 SM 方法以及 Li 等人改进的 SM 方法的检测结果, 并改善了 SM 方法在较暗区域的目标检测效果。下一阶段将进一步对 Cauchy 分布模型进行更深入的研究和简化各个阈值的确定方法。

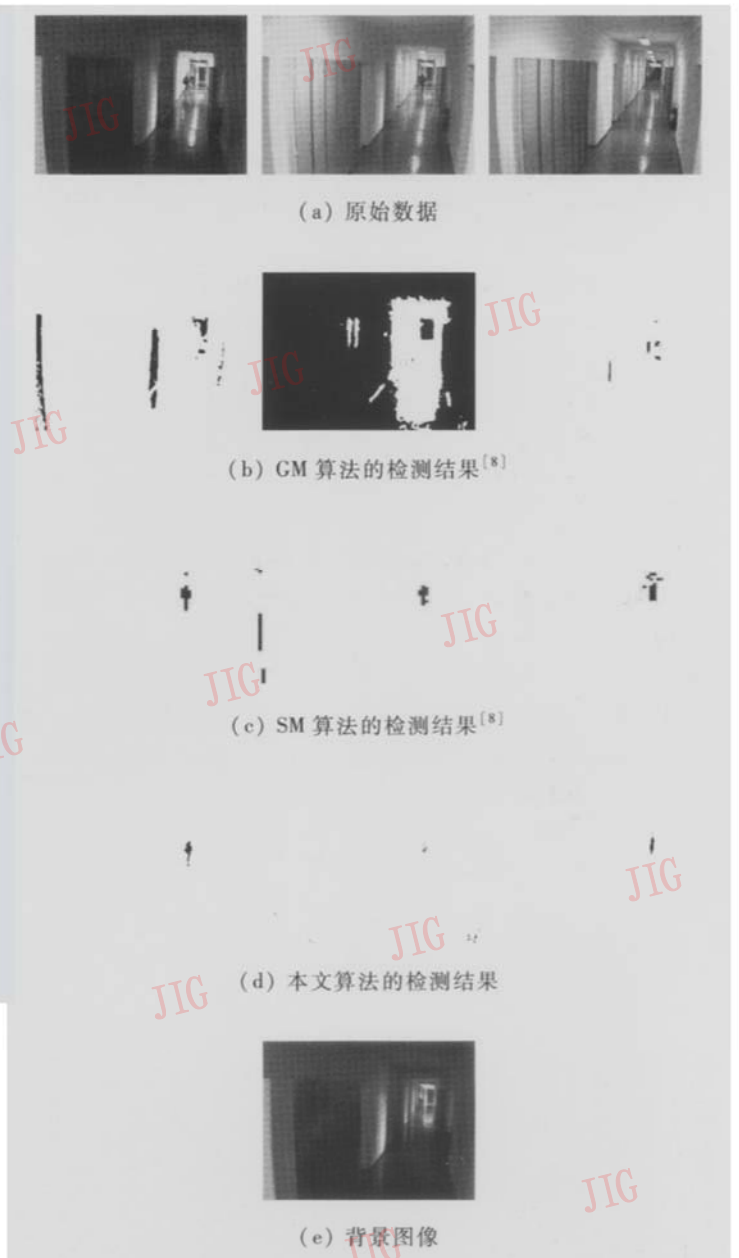


图 6 原始数据和基于 Gaussian 分布模型、基于 SM 的方法和本文算法在一个光线变化场景中的检测结果

Fig 6 Original images and detection results of a Gaussian distribution based model, a SM based method and the proposed method in an illumination change scene

参考文献 (References)

- Skifstad K, Jain R. Illumination independent change detection from real world image sequences [J]. Computer Vision, Graphic Image Process 1989, 46(3): 387~399
- Rosin P L, Ellis T. Image difference threshold strategies and shadow detection [A]. In: Proceedings of the 6th British Machine Vision Conference [C], Birmingham, U K, 1995, 1: 347 ~ 356
- Stauffer C, Grimson W. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence 2000, 22(8): 747~757.

- 4 Haritaoglu I, Hawood D, Davis L S W. Real-time surveillance of people and their activities[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 809~830
- 5 Elgammal A, Hawood D, Davis L. Nonparametric model for background subtraction[A]. In: *Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision [C]*, Trinity College, Dublin, Ireland, 2000, **2**: 751~767.
- 6 Aach T, Kaup A, Mester R. Statistical model-based change detection in moving video[J]. *Signal Processing*, 1993, **31**(2): 165~180
- 7 Phong Bui-Tuong. Illumination for computer generated pictures[J]. *Communications of the ACM*, 1975, **18**(6): 311~317.
- 8 Durucan E, Ebrahimi T. Change detection and background extraction by linear algebra[J]. *Proceedings of IEEE*, 2001, **89**(10): 1368~1381.
- 9 Huang L W, Gu I Y, Tian Q. Statistical modeling of complex backgrounds for foreground object detection[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(11): 1459~1472.
- 10 Liu Q, Sun M G, Scabassi R I. Illumination invariant change detection model for patient monitoring video[A]. In: *Proceedings of The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]*, San Francisco, CA, USA, 2004, 1782~1785.
- 11 Wren C R, Azabajejani A, Darrell T, *et al*. Pfunder. real-time tracking of the human body [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(7): 780~785.
- 12 Pece A E C. Tracking of non-Gaussian clusters in the PETS2001 image sequences[A]. In: *Proceedings of the Second IEEE Workshop on Performance Evaluation in Tracking and Surveillance (PETS' 2001) [C]*, Kauai HI USA, 2001.
- 13 Ming Ying Jiang, Jing-jie. Background modeling and subtraction using a local linear-dependence-based Cauchy statistical model[A]. In: *Proceedings of the 7th Biennial Australian Pattern Recognition Society Conference-DICT [C]*, Sydney, Australia, 2003, **1**: 469~478.
- 14 Xiang Gao, Boulton T E, Coetzee F, *et al*. Error analysis of background adaption[A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Hilton Head Island, SC, USA, 2000, 503~510.
- 15 Prati A, Mikic I, Trivedi M M, *et al*. Detecting moving shadows: Algorithms and evaluation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(7): 918~923.
- 16 Andersson M, Giesen J, Pauly M, *et al*. Bounds on the k -neighborhood for locally uniformly sampled surfaces [A]. In: *Proceedings of the 1st Symposium on Point Based Graphics (SPBG) [C]*, ETH Zurich, Switzerland, 2004, 167~171.