

基于随机聚类的复杂背景建模与前景检测算法*

毕国玲^{1)2)†} 续志军¹⁾ 陈涛¹⁾ 王建立¹⁾ 张延坤³⁾

1)(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

2)(中国科学院大学, 北京 100049)

3)(启明信息技术股份有限公司, 长春 130033)

(2015年2月6日收到; 2015年3月19日收到修改稿)

为了构建鲁棒的背景模型和提高前景目标检测的准确性, 综合考虑同一位置的像素点在时间上的关联性和与其相邻像素的空间关联性, 基于经典的ViBe算法中的随机聚类思想提出了一种复杂背景建模和前景检测方法. 利用样本一致性原理, 采用前 n 帧序列图像得到初始化背景, 避免了Ghost现象的发生; 根据实际复杂背景的动态反馈获取自适应聚类阈值和自适应更新阈值进行随机聚类, 从而实现了动态背景的适应性; 通过全局扰动阈值和局部像素级判断阈值的结合, 实现了对光照缓慢变化、快速变化以及突然变化的免疫性, 准确地分割前景目标. 对多组数据集的测试结果表明, 本文算法较大地提高了背景模型对动态背景、光照变化及相机抖动的复杂背景的适应性和鲁棒性. 算法还能很好地适用于红外图像检测运动目标的场合, 扩展了本算法的应用范围. 在没有进行任何图像预处理和形态学后处理情况下, 得到的原始前景检测精度优于其他对比算法.

关键词: 复杂背景建模, 前景检测, 随机聚类

PACS: 07.05.Pj, 42.30.Sy, 95.75.Mn

DOI: 10.7498/aps.64.150701

1 引言

背景提取与前景检测是计算机视觉和智能视频分析的基本任务, 也是目前研究的热点之一, 它为后续研究工作如行为分析、物体分类、事件检测等应用理解与视频处理奠定了基础. 目前常用的检测方法有光流法^[1]、帧差法^[2]和背景差分法^[3]等. 相比于前两者, 背景差分法在保证视频监控的实时性要求的同时, 具有检测准确且精度高的优点, 但是其检测的性能很大程度上取决于背景建模的准确性. 然而在实际的复杂场景中有许多无法预测的状态和不确定的因素存在, 动态背景(如树叶晃动、水波纹、喷泉涌动等)^[4]、光照的变化^[5]、相机抖动等, 给准确的背景模型建立和前景目标检测带来了极大的挑战.

许多学者对背景建模技术进行了广泛地研究^[6-8]并积累了大量的研究成果, 其中, 混合高斯背景建模(Gaussian mixture model, GMM)^[9]是一种最具代表性的基于参数的背景建模方法, 采用多个高斯分布描述背景模型, 克服单高斯的缺点, 但参数复杂且调整困难, 实时性不强, 在动态场景中GMM算法存在较高的虚警率. 文献^[10]提出的SOBS (self organizing background subtraction) 算法, 基于人工神经网络框架, 自组织学习背景模型, 该算法对动态背景、光照变化等复杂背景有良好的抑制作用, 但计算复杂度高, 算法实时性较差. 另一类是基于非参数的背景建模方法, 如码本模型(code-book, CB), GMG算法、SACON算法、ViBe算法等. CB算法^[11]对每个像素通过样本训练, 建立一个或多个码字, 用聚类的方法对背景和前景进行区分, 算法实时性比较强, 但对动态背景的适应

* 国家科技重大专项(批准号: 2012ZX04001-011)和国家自然科学基金(批准号: 60977001)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: bigl_ciomp@163.com

性较差. GMG方法^[12]是通过采用贝叶斯来推理产生一个随时间变化的背景模型,但极易受光照变化的影响. SACON^[13]是Wang等提出的基于统计的自适应运动目标检测算法,根据样本一致性的思想,确认当前抽样值和过去抽样值一致性次数来区分背景像素点和前景像素点,但需要大量的采样点保证检测结果的准确性. Barnich等于2011年提出一种通用的快速背景提取的ViBe(Visual Background Extractor)算法^[14],采用随机无参聚类技术,为每个像素建立随机样本模型,一改传统算法中先进先出的更新策略,采用随机策略来更新样本点,避免了大量的样本建模;并采用邻域传播机理更新邻域样本模型. 该算法运算量小、性能优于其他算法而被广泛的研究和应用. 文献^[15—18]根据不同的应用环境提出了各自的改进方法,增强了其对动态场景的适应能力.

本文在分析ViBe算法特性及其不足的基础上,提出了一种基于随机聚类的复杂背景建模和前景目标检测算法. 利用样本一致性思想,采用前 n 帧图像获取初始背景,避免了Ghost现象的发生;利用实际复杂背景的动态反馈获取自适应聚类阈值和更新阈值,从而实现了对动态背景的适应性;通过全局扰动阈值和像素级判断阈值相结合实现了对光照变化的免疫性. 本文算法较大地提高了背景模型对复杂背景的适应性和鲁棒性,实现了对前景目标的较准确检测.

2 ViBe算法特性及不足

ViBe算法采用相近点具有近似时空分布的特性,随机选取初始帧中像素点 x 的8邻域内的 N 个像素值作为背景模型的样本值,仅采用初始帧数据便完成了背景模型的初始化. ViBe算法根据像素间的欧式距离的近似度进行聚类,以 $v(x)$ 为圆心,半径为 R 的2-D欧式空间 $S_R(v(x))$ 中,得到与 $M(x)$ 的交集个数 $\#\{S_R(v(x)) \cap \{v_1, v_2, \dots, v_N\}\}$ 与阈值 $\#_{\min}$ 比较,如果小于 $\#_{\min}$,则认为是前景运动目标,如果不小于 $\#_{\min}$ 则认为是背景,从而实现了背景和运动目标的聚类分割.

ViBe算法采用保守更新策略对背景模型进行更新,对于具有 N 个点的样本集,以均匀概率随机更新替换背景中的样本点. 那么,在连续时间间隔

$(t, t + dt)$ 内,此样本仍存在的概率表示如下:

$$p(t, t + dt) = \left(\frac{N-1}{N} \right)^{(t+dt)-t}, \quad (1)$$

可以改写为如下形式:

$$p(t, t + dt) = e^{-\ln \left(\frac{N-1}{N} \right)^{dt}}. \quad (2)$$

上式表明,像素样本点存在的平滑生命周期呈指数衰减,具有遗失记忆性,也就是说每个样本的生存概率独立于时间 t . 这种随机更新策略在一定程度上可以模拟像素变化的不确定性. ViBe采用随机时间子采样来延续这种更新机理,利用随机长度的时间间隔采样更新背景模型中的任一样本值,以适应各种运动周期模型.

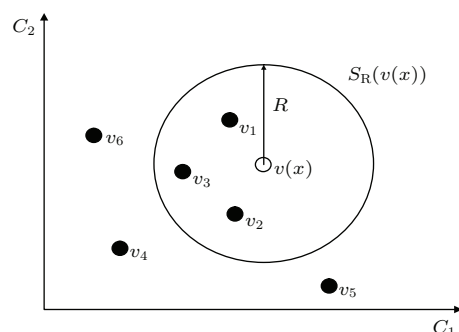


图1 2-D欧氏空间中像素聚类

Fig. 1. Pixel clustering in 2-D Euclidean space.

ViBe算法首次将随机聚类属性引入到运动目标检测的领域中,实时性高,取得了较好的运动目标检测的效果. 但是也存在一些不足: 1) 对于初始帧存在运动目标而出现Ghost区域,并且后续运动目标出现在该Ghost区域导致检测不完整,从而影响后面的运动目标检测; 2) 由于ViBe算法中的阈值大部分选取了固定阈值,对于静态背景有较好的检测效果,但是对动态背景适应性较差; 3) 对光照变化抑制能力较差. 下面就以上三点不足进行详细地分析并改进.

3 算法的实现

3.1 初始背景 Ghost 的去除

采用前 m 帧图像序列进行背景模型的初始化,对每个像素进行样本一致性计算来判定像素是否为背景. 如(3)式, $\{p_i(x) | i = 1, \dots, m\}$ 为背景模型中的样本值,对于像素点 x 在时间 t 的像素值

$p_t(x)$ 与背景样本值的差异阈值为 T_r , 通过与阈值的比较, 小于此阈值说明与样本一致, 并进行累计, 当累加值达到阈值 T_m (如 (4) 式) 说明为背景, 否则为前景运动目标. 通过这种背景模型初始化方式, 在初始帧中存在运动目标时, 有效地避免了 Ghost 现象的发生. 选取 $T_r = 20$, $T_m = 5$ 具体效果如图 2 所示, ViBe 算法中出现的 Ghost 区域已用红色的椭圆标记出来.

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & |p_t(x) - p_i(x)| \leq T_r, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (3)$$

$$B(x) = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^m \psi(x) \geq T_m, \\ 1, & \text{其他}. \end{cases} \quad (4)$$

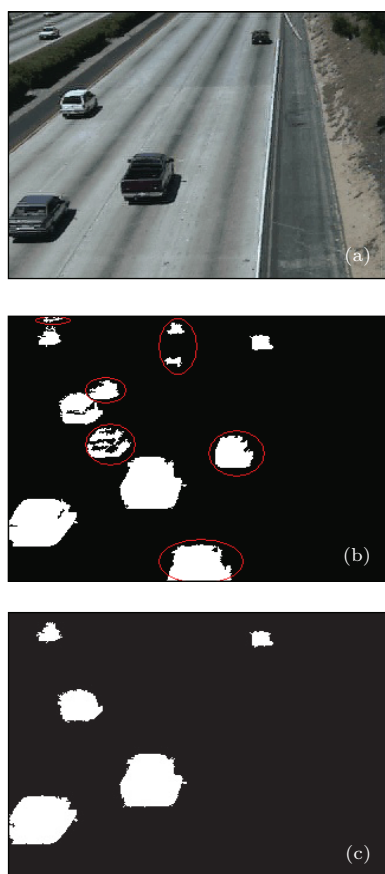


图 2 Ghost 去除结果 (a) 输入图像; (b) ViBe 算法; (c) 本文算法

Fig. 2. Ghostremoval results (a) input image; (b) ViBe; (c) Proposed.

3.2 对动态背景的鲁棒性

3.2.1 背景动态程度的衡量

动态背景对目标检测带来很大的困难, 需要建立一个背景动态变化程度的标准, 能自适应地调节

聚类阈值 $R(x)$, 以适应动态背景的变化. 对于新像素值 $p_t(x)$ 与其 N 个背景模型的样本值进行差分求和, 所得的欧式距离和的均值 $\delta(x)$ 为

$$\delta(x) = \frac{\sum_{k=1}^N |p_t(x) - B_k(x)|}{N}. \quad (5)$$

如图 3(a) 所示, 选取低动态背景像素点 A (蓝色方框标记) 和高动态背景像素点 B (红色方框标记) 进行试验, 连续选取 100 帧图像统计 $\delta(A)$ 和 $\delta(B)$, 如图 3(b) 所示, x 轴表示帧数, y 轴表示对应帧的 $\delta(x)$ 值. 可见, 对于低动态背景 $\delta(x)$ 值很小或接近零, 而背景动态程度越高, 则 $\delta(x)$ 越大, 说明背景越复杂. 因此, 对于每个像素点 x 采用 $\delta(x)$ 表示该点背景的动态程度, 即为对应像素点背景的动态反馈信息.

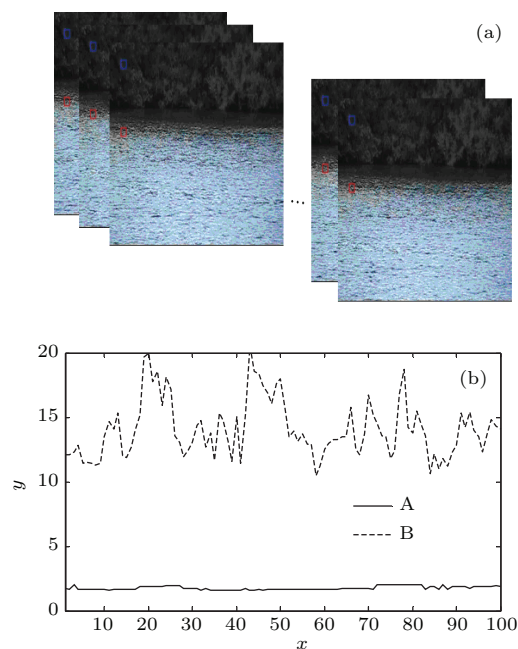


图 3 (网刊彩色) 背景的动态程度比较 (a) 连续 100 帧图像序列; (b) A 和 B 两点的动态程度

Fig. 3. (color online) Degree of dynamic background. (a) 100 consecutive frame image sequence; (b) dynamic degree of A and B points.

3.2.2 自适应聚类

ViBe 算法中, 采用全局固定的聚类阈值 $R = 20$ 进行前景和背景的聚类, 导致对实际动态背景的变化适应性差. 对于动态背景 (如水波的晃动、树叶随风摆动等), 将产生大量错误的前景目标. 为此本文采用像素级的自适应聚类阈值, 即像素点 x 的聚类阈值为 $R(x)$, 则前景图像可表示为

$$F(x) = \begin{cases} 1, & \#\{ |p_t(x) - B_k(x)| \leq R(x) \} < \#_{\min}, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (6)$$

对于高动态背景区域, $R(x)$ 应该选取较大的阈值, 避免错误的前景点对背景点的干扰. 对于低动态背景区域, $R(x)$ 选取较小的阈值, 以增加对微弱前景变化的敏感度. 这里利用像素级背景的动态反馈信息 δx 来自适应获取 $R(x)$, 其表示式为

$$R(x) = \begin{cases} R(x) + \delta(x), & R(x) > T, \\ R(x) - \delta(x), & \text{其他,} \end{cases} \quad (7)$$

$$T = \delta(x) \times \gamma, \quad (8)$$

其中, γ 为一个固定的系数.

3.2.3 自适应随机更新

同样地, 对 ViBe 算法中全局定值更新概率 $1/\varphi$, 以像素级方式自适应选取, 即像素点 x 的更新概率为 $1/\varphi(x)$. 当在高动态背景区, 错误前景

提取的概率增大, 即高动态的背景像素被错误地判断为背景并且对背景进行了更新, 导致背景模型的准确性降低. 因此, 我们利用背景动态程度 $\delta(x)$ 自适应地对背景模型进行更新. 对于高动态区域应该减小背景的更新概率, 即增大 $\varphi(x)$, 选取 $\varphi(x) = \varphi(x) + \delta(x)$, 以降低对背景模型的影响. 反之, 则增大背景的更新概率, 即减小 $\varphi(x)$, 选取 $\varphi(x) = \varphi(x) - \delta(x)$. 并且, 我们采用只有在判定像素属于背景像素时, 才按照一定的概率随机地选取背景模型样本值对其进行更新.

$$\varphi(x) = \begin{cases} \varphi(x) + \delta(x), & F(x) = 1, \\ \varphi(x) - \delta(x), & \text{其他.} \end{cases} \quad (9)$$

同时, 采用空间信息传播机理, 对邻域背景像素进行更新. 更新方式为: 利用空间一致性原则, 随机地选取邻域像素并随机地更新邻域背景, 有效地避免 ViBe 算法中背景和前景交汇处的信息错误传播, 使错误的前景像素快速消失, 也可有效地处理相机的抖动问题.

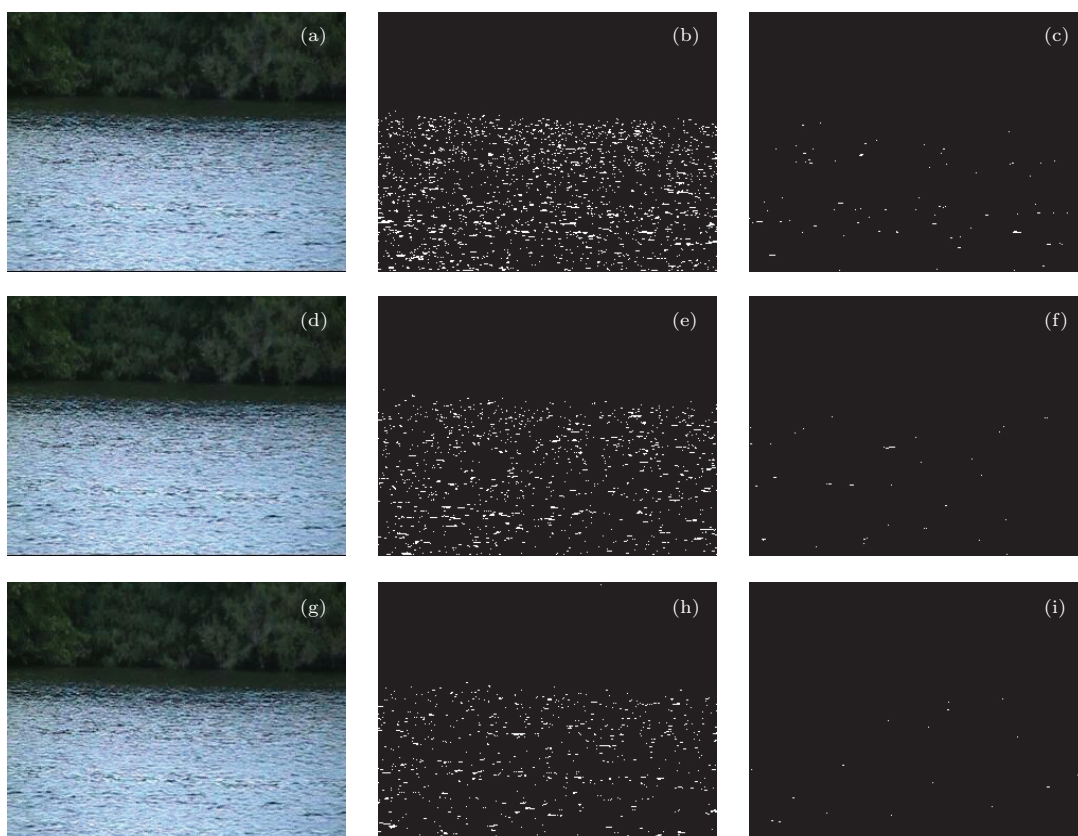


图4 (网刊彩色) 动态背景 canon 前景检测结果 (a) 第 10 帧输入图像; (b) ViBe 算法; (c) 本文算法; (d) 第 30 帧输入图像; (e) ViBe 算法; (f) 本文算法; (g) 第 50 帧输入图像; (h) ViBe 算法; (i) 本文算法

Fig. 4. (color online) Foreground detection results with dynamic background of canon. (a) The 10th frame input image; (b) ViBe; (c) Proposed; (d) The 30th frame input image; (e) ViBe; (f) Proposed; (g) The 50th frame input image; (h) ViBe; (i) Proposed.

选取(8)式中的 $\gamma = 5$, 如图4为canon图像序列的前景检测结果, 由于水波纹动态背景的存在, 导致ViBe算法提取出大量错误的前景点. 由于本文加入了自适应聚类阈值和更新阈值, 在高动态水波纹处的 $R(x)$ 变大, 避免错误前景点的干扰. 而在前景点处自适应更新阈值 $\varphi(x)$ 也变大, 致高动态背景下更新概率变小, 从而抑制了动态背景的干扰



图5 (网刊彩色) 动态背景 fountain02 第75帧前景检测结果 (a) 输入图像; (b) ViBe; (c) 本文算法

Fig. 5. (color online) Foreground detection results with dynamic background in 75th frame of fountain02: (a) input image; (b) ViBe; (c) proposed.

3.3 对光照变化的免疫性

在室内或户外的视频监控中, 光照变化是一个普遍存在的问题, 如室内灯光及门窗的开关导致局部或全局光线的突然变化, 以及户外随时间推移或天气状况产生光照的缓慢或快速变化, 都能导致成像系统含有大量的噪声, 严重影响背景建模的准确性, 导致目标检测失真. 如何对背景进行实时的准确估计, 是提高运动目标检测算法的稳定性和准确性必须要解决的技术难点.

首先我们对图像的亮度平稳性进行描述, 构建背景差分统计直方图如下式:

$$\bar{h}_m(x) = \text{Histogram}[p_t(x) - b_k(x)], \quad (10)$$

其中, $b_k(x)$ 为随机选取 x 处的 N 个背景样本值, $p_t(x)$ 为当前帧像素值, $\bar{h}_m(x)$ 表示差值为 m 的出现次数, $m = 0, 1, 2, \dots, 255$.

光照的变化表现为图像的亮度变化, 并且图像及其背景的亮度变化是连续的, 其变化相对稳定, 因此我们假设背景差分统计直方图整体服从均值为0的高斯正态分布, 其亮度变化的标准差如下:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{m=0}^{255} m^2 \bar{h}_m(x)}{\sum_{m=0}^{255} \bar{h}_m(x) - 1}}. \quad (11)$$

(如图4(f)和图4(i)). 图5为动态背景 fountain02 图像序列75帧前景检测结果, 图5(b)和(c)分别为ViBe算法和本文算法提取前景目标的结果. 可见, ViBe算法对水波纹、喷泉涌动等动态背景适应性较差, 提取出大量的错误前景. 而本文算法由于引入了自适应聚类阈值和自适应更新阈值, 提高了对动态背景的鲁棒性.

可得 σ 越大, 当前帧图像相对背景帧的亮度变化越大, 否则越小. 因此, 我们用 σ 变化来衡量当前图像亮度的平稳性, 将 σ 作为全局图像的亮度扰动阈值.

由(8)式可知, 图像的亮度变化由局部像素级的阈值 T 表示, 能克服微弱缓慢的光照变化, 但是当图像整体或是大范围出现亮度的快速变化或者突变时, 将会导致检测目标的丢失, 因此, 将图像的全局亮度扰动阈值 σ 和局部像素级的判断阈值 T 相结合, 得到如下式所示:

$$T' = T + \eta \times \sigma. \quad (12)$$

以上改进能实时检测光照的变化, 提高了背景建模对光照变化的免疫性, 包括光照的缓慢变化、快速变化、突然变化等, 自适应地消除光照变化对前景目标检测的影响.

当选取 $\eta = 1$ 时, 根据正态分布特性, 此时亮度扰动的置信度为0.6826, 即当前图像相对背景帧有68.26%的正常背景变化而非前景变化. 此时, 当户外光照的缓慢变化及快速变化的检测结果如图6所示. ViBe算法对缓慢变化的光照(如图6(a))有较好的适应性, 但是当光照快速变化时(如图6(d)), 将会出现大量错误的前景点, 而本文算法对此种光照的变化有很好的自适应能力.

当发生光照突变时, 如图7所示, 选择光照突变的视频序列的110帧、125帧进行试验, 可见ViBe算法在光照突变时出现目标检测失败(如图7(b)和(e)), 并且较长时间内到170帧(如图7(h)) 仍具

有不可恢复性; 而本文算法(如图7(c), (f), (i)) 在光照突变时仍能有效排除光照干扰, 准确检测出

前景目标, 可见本文算法对突变光照有很好的免疫性.

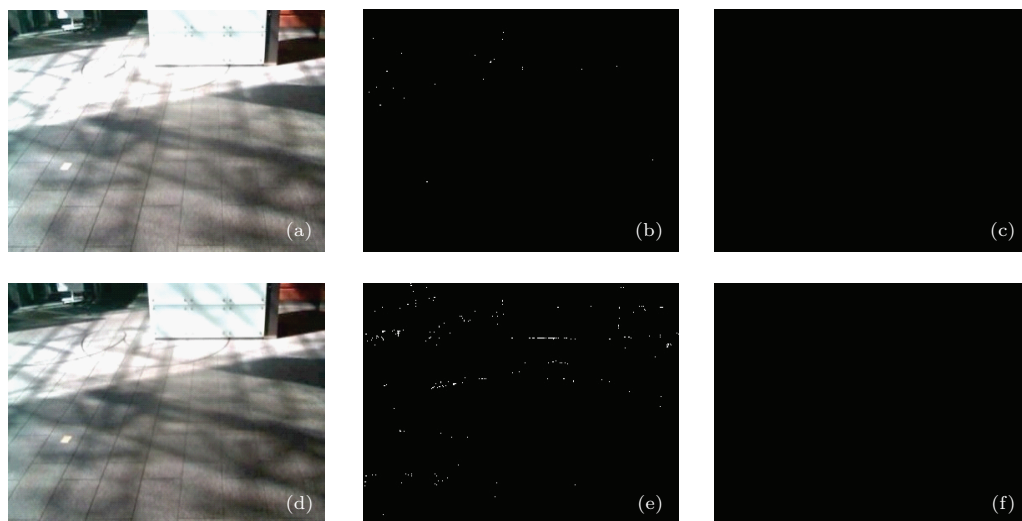


图6 (网刊彩色) 户外光照缓慢变化及快速变化的前景检测结果 (a) 第40帧输入图像; (b) ViBe算法; (c) 本文算法; (d) 第55帧输入图像; (e) ViBe算法; (f) 本文算法

Fig. 6. (color online) Foreground detection results with Outdoor illumination slowly change and fast change. (a) The 40th frame input image; (b) ViBe; (c) Proposed; (d) The 55th frame input image; (e) ViBe; (f) Proposed.



图7 (网刊彩色) 光照突变的前景检测结果 (a) 第110帧输入图像; (b) ViBe算法; (c) 本文算法; (d) 第125帧输入图像; (e) ViBe算法; (f) 本文算法; (g) 第170帧输入图像; (h) ViBe算法; (i) 本文算法

Fig. 7. (color online) Foreground detection results with illumination suddenly change. (a) The 110th frame input image; (b) ViBe; (c) Proposed; (d) The 125th frame input image; (e) ViBe; (f) Proposed; (g) The 170th frame input image; (h) ViBe; (i) Proposed.

4 实验与结果分析

4.1 对比试验及分析

本算法是在硬件平台 Intel Core i5, 4.0 GB RAM, 软件开发环境 Windows7, VC++2010 和 Open-CV2.4.10 下完成测试的. 选取 changedetection 数据集^[19]中的4个动态背景测试序列 (Canon, fountain01, fountain02, overpass) 进行对

动态背景的鲁棒性测试; 选取 Traffic 相机抖动序列图像进行对相机抖动适应性测试; 选取 park 红外序列图像进行红外图像中运动前景检测测试, 如图8所示. 此外, 选取 matlab 安装文件中提供的 vipmen.avi 视频文件, 进行光照变化的测试. 采用经典基于参数的 GMM 算法、基于非参数的 SACON 算法、原随机聚类算法 ViBe 与本文算法进行对比试验.

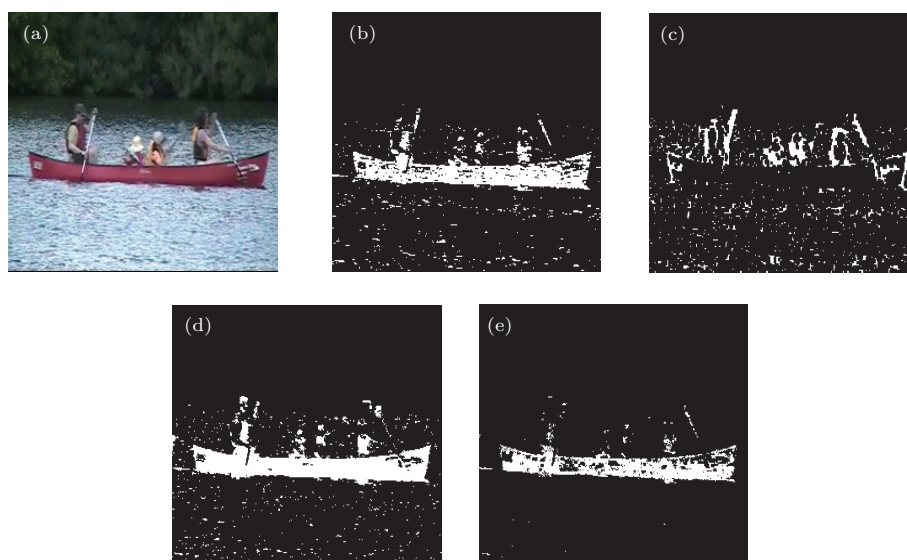


图8 (网刊彩色) canon 第965帧前景检测结果比较 (a) 输入图像; (b) GMM 算法; (c) SACON 算法; (d) ViBe 算法; (e) 本文算法

Fig. 8. (color online) Comparison of foreground detection results in 965th frame of canon. (a) Input image; (b) GMM; (c) SACON; (d) ViBe; (e) Proposed.

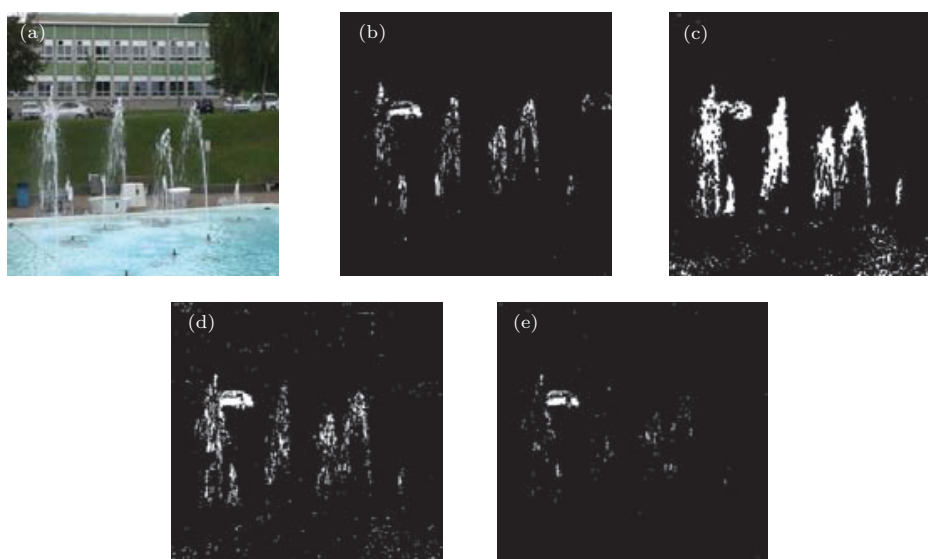


图9 (网刊彩色) fountain01 第1155帧前景检测结果比较 (a) 输入图像; (b) GMM 算法; (c) SACON 算法; (d) ViBe 算法; (e) 本文算法

Fig. 9. (color online) Comparison of foreground detection results in 1155th frame of fountain01. (a) input image; (b) GMM; (c) SACON; (d) ViBe; (e) Proposed.

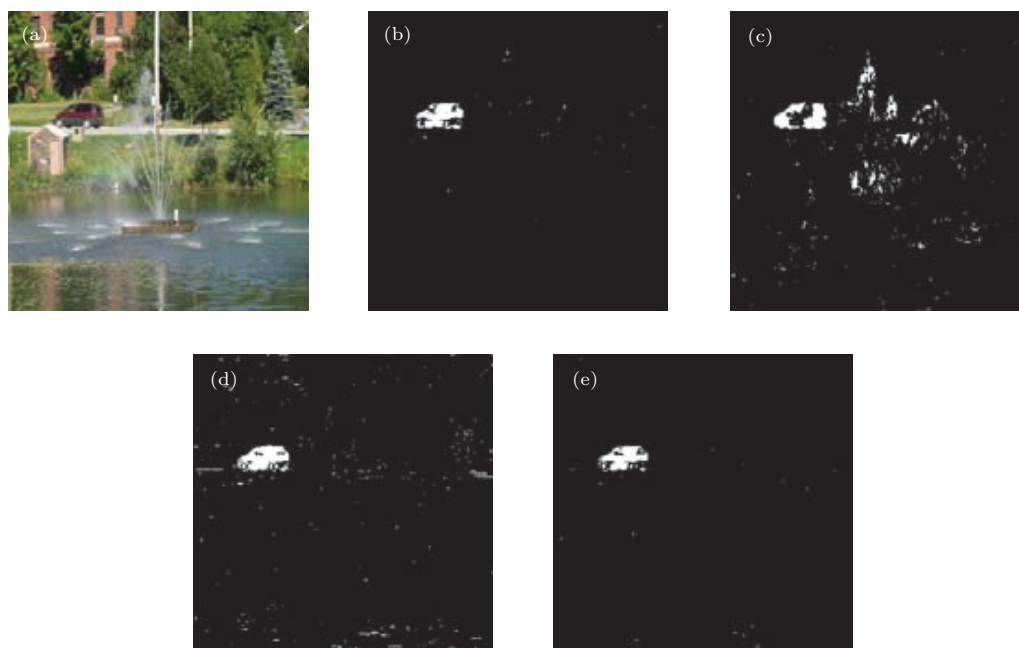


图 10 (网刊彩色) fountain02 第 1275 帧前景检测结果比较 (a) 输入图像; (b) GMM 算法; (c) SACON 算法; (d) ViBe 算法; (e) 本文算法

Fig. 10. (color online) Comparison of foreground detection results in 1275 th frame of fountain02. (a) input image; (b) GMM; (c) SACON; (d) ViBe; (e) Proposed.

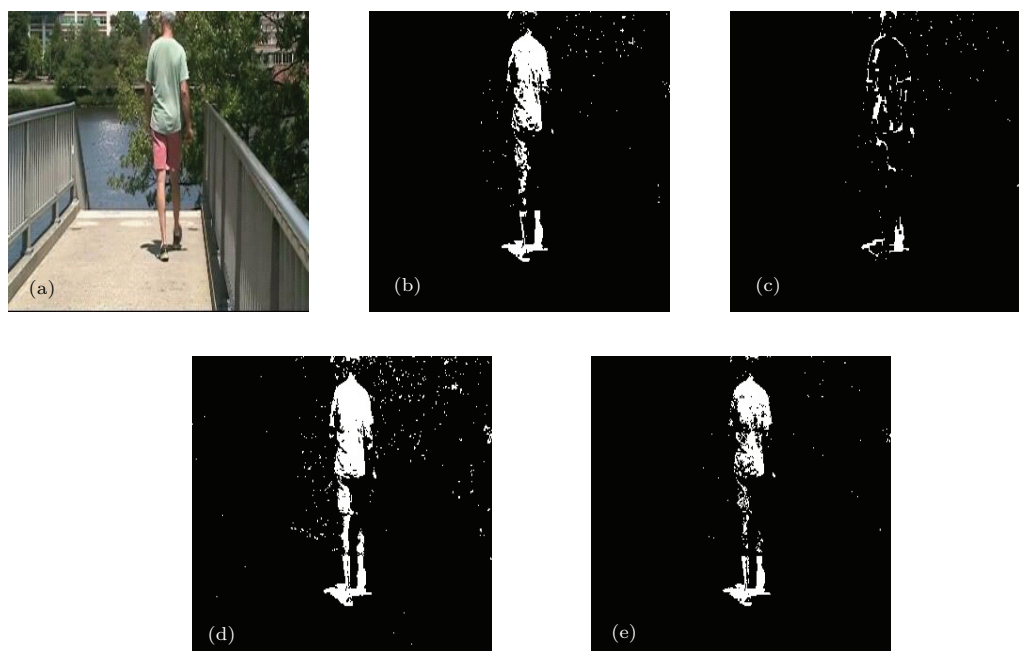


图 11 (网刊彩色) overpass 第 2490 帧前景检测结果比较 (a) 输入图像; (b) GMM 算法; (c) SACON 算法; (d) ViBe 算法; (e) 本文算法

Fig. 11. (color online) Comparison of foreground detection results in 2490 th frame of overpass. (a) input image; (b) GMM; (c) SACON; (d) ViBe; (e) Proposed.

动态背景的鲁棒性测试(如图 8 至图 11), 其中, 图 8 canon 图像序列第 965 帧为水波晃动的动态背景, 图 9 fountain01 图像序列第 1155 帧和图 10 fountain02 图像序列第 1275 帧为喷泉涌动的动态背景, 图 11 overpass 第 2490 帧为树叶晃动的

动态背景, 由这些复杂的动态背景下的运动前景检测结果可知, 本文算法很好地抑制了以上动态背景的干扰, 而其他算法都有错误前景的提取, 有的错误前景的提取甚至掩盖了正确的前景目标(如图 9 (c)).

由于风吹等原因导致相机晃动(如图12), GMM, SACON, ViBe将不同程度的受相机晃动的干扰, 有大量虚假前景目标的产生. 由于本文采用自适应的像素级的聚类阈值和更新阈值以及空间样本一致性, 使得本文算法无需对图像序列进行运动补偿, 便能很好地适应相机抖动, 准确地提取

运动目标, 获得较优秀的检测效果.

红外图像具有成像质量差、对比度低等特点, 影响运动目标的检测. 图13为park序列红外图像中的第105帧图像前景检测结果, 本文算法和ViBe较GMM和SACON算法有着较好的效果, 从而扩大了本文算法的应用范围.

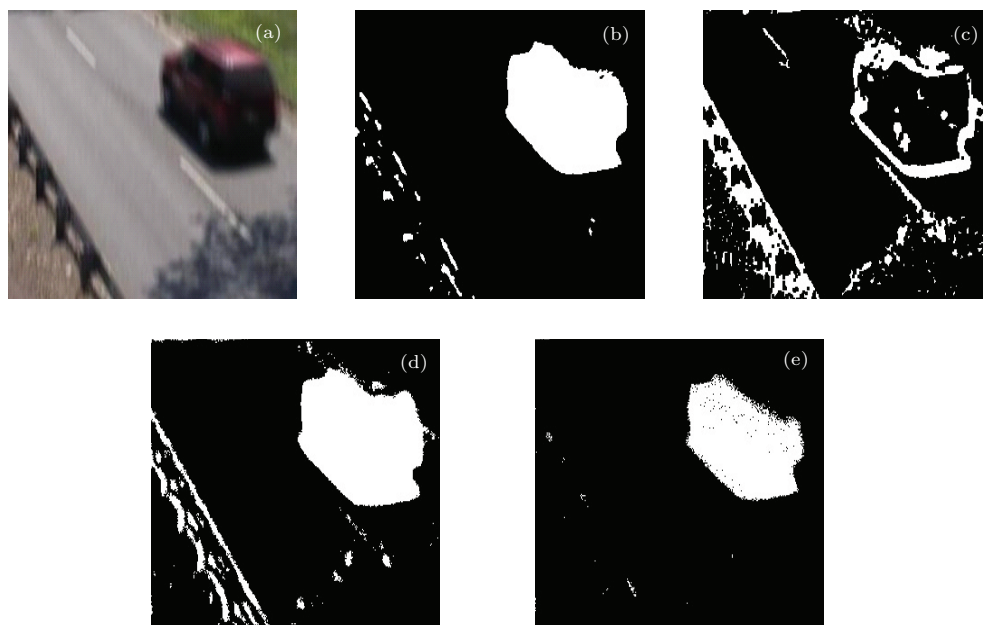


图12 (网刊彩色) Traffic第435帧前景检测结果比较 (a) 输入图像; (b) GMM算法; (c) SACON算法; (d) ViBe算法; (e) 本文算法

Fig. 12. (color online) Comparison of foreground detection results in 435 th frame of Traffic. (a) input image; (b) GMM; (c) SACON; (d) ViBe; (e) Proposed.

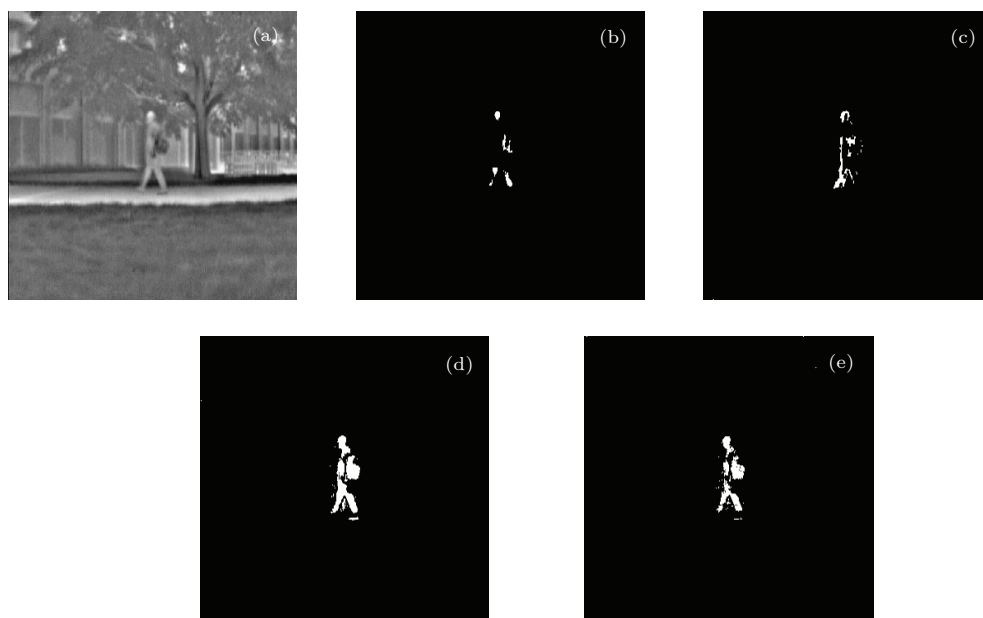


图13 park第105帧前景检测结果比较 (a) 输入图像; (b) GMM算法; (c) SACON算法; (d) ViBe算法; (e) 本文算法

Fig. 13. Comparison of foreground detection results in 105 th frame of park. (a) Input image; (b) GMM; (c) SACON; (d) ViBe; (e) Proposed.

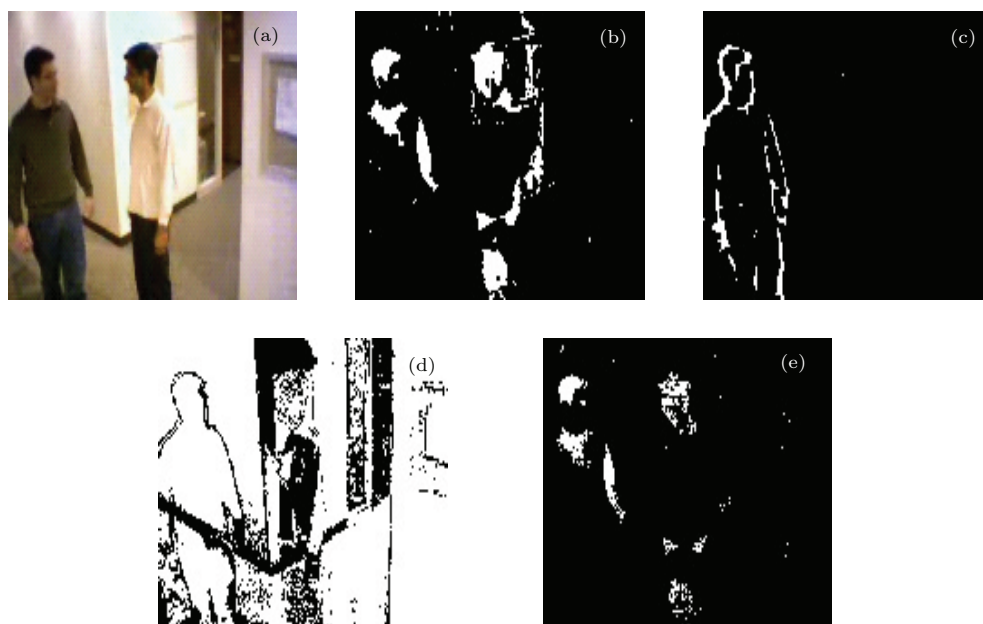


图 14 (网刊彩色) vipmen 第 125 帧前景检测结果比较 (a) 输入图像; (b) GMM 算法; (c) SACON 算法; (d) ViBe 算法; (e) 本文算法

Fig. 14. (color online) Comparison of foreground detection results in 125th frame of vipmen. (a) Input image; (b) GMM; (c) SACON; (d) ViBe; (e) Proposed.

选取 vipmen 视频中第 125 帧时光照突然剧烈变化的前景检测结果 (如图 14). 可见, 如果说大部分算法对缓慢光照的变化都有较好的适应性, 但是当光照突然变化时 SACON 和 ViBe 算法将不能正确地提取前景目标或是前景目标检测失败, 而对于多模态的 GMM 影响相对小些. 本文算法几乎不受突变光照的影响, 仍能较准确提取前景目标, 验证了本文算法对光照变化的鲁棒性.

4.2 定量分析

为了更加精确地评价本文算法, 采用查全率 (recall, RE)、检测精度 (precision, PR) 两种评价标准^[19]对上述算法进行定量评估:

$$RE = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (13)$$

$$PR = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (14)$$

其中, TP 为正确检测的前景点数, FP 为背景错误被检测为前景点数, FN 为前景错误被检测为背景点数. 选取上节实验中动态背景图像序列 overpass、相机抖动图像序列 Traffic、红外图像序列 park、光照变化视频 vipmen 共计 4 组图像序列进行 RE 和 PR 统计并求取平均值, 最终的数据如表 1 所示. 可以看出算法的每一个性能指标与实验中的结果图是相符的, 本文算法检测精度 PR 高于其他算法, 但是查全率 RE 较低, 这是因为本文在测试这些前景检测算法时, 为了体现算法的原始提取状态, 没有进行任何的图像预处理和图像后期形态学处理, 导致前景检测结果中有空洞, 因而查全率低.

表 1 算法定量评价对比

Table 1. Comparison of quantitative evaluation for algorithms.

Method	overpass		Traffic		park		vipmen	
	RE	PR	RE	PR	RE	PR	RE	PR
GMM	0.2911	0.7142	0.6385	0.7719	0.3481	0.8015	0.2065	0.7624
SACON	0.1314	0.4078	0.1029	0.3526	0.4984	0.8174	0.1257	0.5139
ViBe	0.3590	0.7984	0.5861	0.7852	0.7849	0.7497	0.3328	0.3546
Proposed	0.2570	0.8304	0.4651	0.8162	0.7120	0.8385	0.1932	0.7502

5 结 论

本文结合经典的ViBe算法提出了一种复杂背景下随机聚类的背景建模和前景目标检测算法. 采用样本一致性思想, 利用前 n 帧序列图像得到初始背景, 避免了Ghost现象的发生; 根据实际复杂背景的动态反馈获取自适应聚类阈值和自适应更新阈值, 进行背景和前景目标的随机聚类分割, 从而实现了对于树的枝叶抖动、喷泉涌动、水波纹等动态背景的适应性; 通过全局扰动阈值和像素级判断阈值相结合实现了对光照缓慢变化与快速变化的免疫性, 较准确地分割检测运动目标; 由于采用空间信息传播机理, 随机地选取邻域像素来随机更新邻域背景, 在相机抖动的情况下获得了较优秀的检测效果.

通过对多组数据集测试, 实验结果表明, 本文算法提高了对动态背景、相机抖动、光照变化等的适应性和鲁棒性, 实现了对前景目标的准确检测. 同时, 还能适用于红外图像运动目标检测的场合, 扩展了本算法的应用范围. 为了验证算法目标的原始提取状态, 本文算法没进行任何图像的后期处理(如形态学处理), 导致提取的前景目标局部不完整, 后期还需要进行填补空洞等形态学处理, 以提取出更加完整的运动目标.

参考文献

- [1] Barron J, Fleet D 1994 *Int. J. Comp. Vis.* **12** 42
- [2] Meier T, Ngun K N 1999 *IEEE Trans. Circuits Sys. Video Techn.* **9** 1190
- [3] Fujiyoshi H, Lipton A 1998 *Proc. IEEE* **98** 15
- [4] Chen X M, Liao J, Li B, Chen Q M 2014 *Optics and Precision Engineering* **22** 2545 (in Chinese) [陈星明, 廖娟, 李勃, 陈启美 2014 光学精密工程 **22** 2545]
- [5] Zhao X D, Liu P, Tang X L, Liu J F 2011 *Acta Automatica Sinica* **37** 915 (in Chinese) [赵旭东, 刘鹏, 唐降龙, 刘家锋 2011 自动化学报 **37** 915]
- [6] He S H, Yang S Q, Shi A G, Li T W 2009 *Chin. Phys. Sin.* **58** 794 (in Chinese) [何四华, 杨绍清, 石爱国, 李天伟 2009 物理学报 **58** 794]
- [7] Jin Z L, Han J, Zhang Y, Bai L F 2014 *Chin. Phys. Sin.* **63** 069501 (in Chinese) [金左轮, 韩静, 张毅, 柏连发 2014 物理学报 **63** 069501]
- [8] Xing H Y, Qi Z D, Xu W 2012 *Chin. Phys. Sin.* **61** 240504 (in Chinese) [行鸿彦, 祁峥东, 徐伟 2012 物理学报 **61** 240504]
- [9] Zivkovic Z 2004 *Proceedings of the 17th International Conference on IEEE*, August 23–26, 2004 p28
- [10] Maddalena L, Petrosino A 2008 *IEEE Transactions on Image Processing* **17** 1168
- [11] Kim K, Chalidabhongse T H, Harwood D 2005 *Realtime Imaging* **11** 172
- [12] Godbehare A B, Matsukawa A, Goldberg K 2012 *American Control Conference (ACC) on Montreal, QC*, June 27–29 2012 p4305
- [13] Wang H Z, David S 2006 *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition Hong Kong*, August 2–6, 2006 p223
- [14] Barnich O, Van Droogenbroeck M 2011 *Image Processing, IEEE* **20** 1709
- [15] YU Y, Cao M W, Yue F 2014 *Chinese Journal of Scientific Instrument* **35** 924 (in Chinese) [余烨, 曹明伟, 岳峰 2014 仪器仪表学报 **35** 924]
- [16] Su Y Z, Li A H, Jiang K, Jin G Z 2014 *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics* **26** 232 (in Chinese) [苏延召, 李艾华, 姜柯, 金广智 2014 计算机辅助设计与图形学学报 **26** 232]
- [17] Yuan H Z, Li G, Yang J, Gao Z S 2012 *Journal of Sichuan University* **44** 156 (in Chinese) [袁红照, 李纲, 杨军, 高志升 2012 四川大学学报 **44** 156]
- [18] Li X, Xu G L, Cheng Y H, Wang B, Tian Y P, Li K Y 2014 *Jisuanji Yu Xiandaihua* **3** 89 (in Chinese) [李旭, 徐贵力, 程月华, 王彪, 田裕鹏, 李开宇 2014 计算机与现代化 **3** 89]
- [19] Goyette N, Jodoin P, Porikli F 2012 *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2012 IEEE Computer Society Conference on Providence, RI*, June 16–21, 2012 p1

Complex background model and foreground detection based on random aggregation*

Bi Guo-Ling^{1)2)†} Xu Zhi-Jun¹⁾ Chen Tao¹⁾ Wang Jian-Li¹⁾ Zhang Yan-Kun³⁾

1) (*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China*)

2) (*University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China*)

3) (*QiMing Information Technology CO., LTD, Changchun 130033, China*)

(Received 6 February 2015; revised manuscript received 19 March 2015)

Abstract

In order to build a robust background model and improve the accuracy of the foreground object detection, we give a comprehensive consideration on the same location pixels of the relevance of time and the correlation of space with its adjacent pixels; and based on the classic ViBe of random algorithm ideas, a kind of complex background model and foreground detection method is proposed. Using the first n series of images to initialize the background model with the sample consistency principle, we can avoid the appearance of the “Ghost” phenomenon; and get the difference between each pixel and its multiple sample value in the background model, and then compute the sum and the average. The average shows the dynamic degree of the background point which is the corresponding pixel background of dynamic feedback information. We get the adaptive clustering threshold and adaptive updating threshold with the dynamic feedback to make random clusters realize the adaptability to dynamic background and combine the global disturbance threshold with the local pixel level judgment threshold to implement the immunity of illumination with slow changes, fast changes or sudden changes, so that we can segment the prospect target accurately. By selecting neighborhood pixels to update the neighborhood background randomly in terms of spatial information dissemination mechanism, a good detection effect is obtained in the case of camera shake. Through multiple sets of test data, experimental results show that this algorithm can significantly improve the adaptability and robustness of the background model such as dynamic backgrounds, illumination changes, and camera shake. The algorithm can well apply to the occasion of moving targets in infrared image detection, and expand its application range. Without any image preprocessing and morphological post-processing, the original detection accuracy of foreground is superior to other algorithms.

Keywords: foreground detection, complex background extractor, random aggregation

PACS: 07.05.Pj, 42.30.Sy, 95.75.Mn

DOI: 10.7498/aps.64.150701

* Project supported by the National Science and Technology Major Project of the Ministry of Science and Technology of China (Grant No. 2012ZX04001-011), and the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60977001).

† Corresponding author. E-mail: bigl_ciomp@163.com