

基于颜色和局部二值相似模式的背景减除

任典元 王文伟 马强

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)

摘要 针对视觉背景提取(Visual Background Extractor, ViBe)算法对光照变化和动态背景适应性差、鬼影消除时间长的缺点,提出了一种改进的 ViBe 算法。该算法使用颜色特征与局部二值相似模式(Local Binary Similarity Pattern, LBSP)特征进行背景建模,增加了对光照变化的鲁棒性。在模型更新阶段,引入二次空间传播机制,以加快消除鬼影的速度。根据当前像素与空间邻域像素的标准差获得自适应判决阈值,以较快的时间响应速度抑制动态背景的干扰。在 Change Detection dataset 数据集上的实验结果表明,改进后的算法能较快地抑制鬼影,同时能保证慢速和静止目标不会很快地融入背景,对复杂动态场景和光照变化有较好的适应性,其 F-measure 指标较 ViBe 算法提升了 19.29%。

关键词 视觉背景提取,局部二值相似模式,鬼影,自适应阈值,动态背景

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.3.055

Background Subtraction Based on Color and Local Binary Similarity Pattern

REN Dian-yuan WANG Wen-wei MA Qiang

(Electronic Information School, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract As the ViBe(Visual Background Extractor) algorithm is not adaptable enough for illumination variation and dynamic background, an improved ViBe algorithm was proposed. The new algorithm builds the background model with color feature and local binary similarity pattern (LBSP) against illumination variation. A twice spatial diffusion process is introduced to speed ghost-eliminating in the model-update phase. A self-adaptive threshold is obtained via the standard deviation of the current pixel and its neighborhoods in order to inhibit disturbances from dynamic background with a more quick response. Experimental results on the Change Detection dataset show that the new algorithm can rapidly suppress ghosts while keeping a slow inclusion of real static foreground objects and can adapt to complex dynamic background and illumination variation. Compared with the ViBe algorithm, its F-measure is improved by 19.29%.

Keywords Visual background extractor, Local binary similarity pattern, Ghost, Self-adaptive threshold, Dynamic background

1 引言

背景减除是计算机视觉领域的一个重要研究方向,是运动目标检测的重要方法,其基本思想是建立一个背景模型,通过比较当前帧和背景模型的差异来检测运动目标,并不断更新背景模型。背景减除的关键在于背景模型的建立和更新,背景模型应该尽可能地反映真实背景,同时能适应背景场景的变化。目前有很多学者提出了不同的建模方法,Stauffer等人提出了混合高斯背景模型(GMM)^[1],多个学者对该模型进行了改进,使 GMM 模型得到了广泛的应用,但是仅用几个高斯核函数不能准确地对复杂动态背景进行建模,而且学习率的大小面临着两难的取舍:过快的学习率会把移动较慢的目标融入背景,而太慢的学习率对光照和场景的突变过于敏感。为了避开参数化建模的问题,Elgammal等人通过核密度估计建立了一种非参数化的背景模型^[2],该模型能够处理高频率变化的场景,但是对高低频变化同时出现的情况不能

进行很好的处理。Kim 提出了码本背景建模^[3],该算法为每个像素建立一个码本,每个码本包含多个码元,可以在背景学习过程中适应复杂的动态背景,Wu 等人通过加入像素的时空上下文信息对其进行了改进^[4]。Wang 提出了基于样本一致性(SACON)算法^[5],直接取 N 帧视频序列进行背景建模,采用先进先出的更新策略。该算法必须加入团块级的处理来消除前景目标的“空洞”。

Barnich 等人提出了视觉背景提取(ViBe)算法^[6,7],只用一帧图像就能建立背景模型,采用保守更新策略。该算法模型简单、实时性强,但存在鬼影消除时间长、动态场景下误检多的缺点。ViBe 算法没有时域概念,使用全局阈值,留下了较大的改进空间。文献[8]提出了用像素闪烁等级描述背景动态,但是在抑制动态背景时引入了团块级和帧级的处理,而且当运动目标出现在高动态背景区域时会产生较大的漏检。文献[9]根据生物视觉特性,在 ViBe 算法的基础上用均值漂移滤波器模糊局部细节,对光照变化和小幅度的背景扰动有

到稿日期:2015-06-28 返修日期:2015-11-09 本文受国家自然科学基金项目(41371342)资助。

任典元(1982-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理与模式识别,E-mail: atornbom007@126.com;王文伟(1966-),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理与模式识别,E-mail: wangww@whu.edu.cn;马强(1991-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理与模式识别。

一定的效果,但是计算量大,实时性差。文献[10-12]在 ViBe 算法框架上引入了时域信息,用连续 N 帧图像建模,通过计算模型样本统计信息得到自适应阈值,对类周期性动态背景有较好的适应性,但是对间断性的扰动背景的响应时间较慢,其还放弃了 ViBe 算法的单帧建模的优势,增加了计算复杂度和内存开销。文献[13]用尺度不变三值模式(SILTP)代替颜色特征建模,在阴影去除和光照突变上有较好的鲁棒性。文献[14]提出了基于 LBSP 特征的背景减除算法,该模型对光照变化具有较好的适应性,但是检测目标通常会有因大量漏检而造成的空洞。本文提出了一种改进的 ViBe 算法(Improved ViBe, IViBe),用颜色和 LBSP 特征联合建模,从模型上提高对动态场景和光照变化的适应性,在更新机制上,采用二次空间传播,加快了鬼影的消除速度,利用当前帧的空域信息获取自适应阈值,提高了对动态背景的时间响应速度。

2 ViBe 算法

2.1 模型初始化

ViBe 算法用一帧图像即可建立模型,模型初始化的方法是从每个像素的邻域中随机抽取 N 个邻域像素值作为该像素的背景模型。设图像 x 位置处的像素值为 $v(x)$,其邻域坐标用 $N_G(x)$ 表示, x 处像素的背景模型为 $M(x)$:

$$M(x) = \{v_i(y|y \in N_G(x)) | i=1,2,\dots,N\} \quad (1)$$

其中, y 是按照均匀分布的概率随机从邻域 $N_G(x)$ 中选择的,每个邻域像素可能不止一次地被采样选入样本集 $M(x)$ 中。

2.2 前景分割

在欧几里得颜色空间中定义一个以当前像素值 $v(x)$ 为中心、判决距离 R 为半径的球体 $S_R(v(x))$ 。 $S_R(v(x))$ 表示所有与 $v(x)$ 距离小于 R 的样本点的集合,用 $M(x)$ 落在球体 $S_R(v(x))$ 内的样本个数 $\#$ 来描述 $v(x)$ 与背景模型 $M(x)$ 的相似度,如图 1 所示。对于给定阈值 $\#_{\min}$,按照式(2)进行前景分割, $F(x)$ 是分割结果。

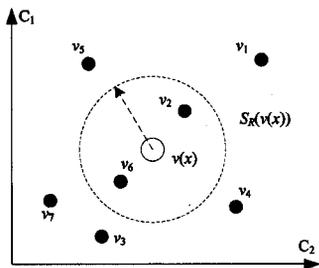


图 1 单个像素 $v(x)$ 的前景分割

$$F(x) = \begin{cases} FG, & \text{if } (\# \{S_R(v(x)) \cap M(x)\}) < \#_{\min} \\ BG, & \text{if } (\# \{S_R(v(x)) \cap M(x)\}) \geq \#_{\min} \end{cases} \quad (2)$$

2.3 模型更新

ViBe 算法采用保守更新机制,只有被判为背景的像素才能更新模型样本。模型更新过程:首先按照均匀分布概率随机选取背景模型 $M(x)$ 中的一个样本 $v_i(x)$,以概率 Φ 用当前像素值 $v(x)$ 替换 $v_i(x)$,然后以概率 Φ 随机更新某个邻域像素的背景模型。其更新机制具有 3 个特点。

1) 无记忆更新

与传统的先进先出的更新机制不同,ViBe 算法不认为旧的样本应该先被替换掉,背景样本应该具有平滑的单调递减

的寿命,这种随机更新的策略保证了该样本在背景模型中的保留时间是呈指数递减的,即可以用有限的样本获得一个很大的时间窗。

2) 时间二次抽样

在大多数情况下,背景的变化要比前景缓慢,所以没有必要在每一帧都去更新每个像素的背景模型。为了降低更新频率,展览时间窗的尺寸,采用了时间二次抽取,即当像素被分类为背景时,不是一定进行更新,而是以一定概率更新相应的样本。

3) 空间邻域传播

ViBe 算法采用的是保守更新策略,即只有被判为背景的像素才能更新它的模型,该策略确保了背景模型的空间一致性,但是会造成“死锁”的现象,即一个新的目标永远无法融入到背景中,并且鬼影无法消除。为了解决这个问题,引入了空间传播机制,一旦决定某个样本需要更新,同时也要随机更新其邻域的背景模型。

3 改进的 ViBe 算法

3.1 颜色特征和纹理特征联合建模

基于颜色特征的背景减除,针对光照变化引起的误检,通常的解决方法是提高判决阈值,然而这样做的缺陷是颜色特征与背景模型相差较小的前景会被误检为背景。LBP 特征对光照变化不敏感,但是 LBP 特征通常用来做匹配,有较大的计算量,不能直接用来做背景减除,因此文献[14]对 LBP 做了改进,提出了一种新的特征描述子——LBSP,其在背景减除上取得了较好的效果。与大部分 LBP 特征的计算的不同之处在于,LBSP 特征不需要做插值、不基于直方图、用相似度阈值来获得二进制编码(不是比较邻域像素与中心像素的大小关系)。在图 2 所示的 5×5 的区域 R 中,中心位置 (x_c, y_c) 的 LBSP 特征按照式(3)、式(4)计算得到。

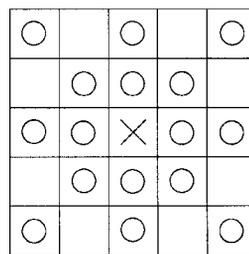


图 2 LBSP 特征计算模板

$$LBSP_R(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} d(v_p - v_c) \cdot 2^p \quad (3)$$

$$d(x) = \begin{cases} 1, & |x| \leq T_D \\ 0, & |x| > T_D \end{cases} \quad (4)$$

其中, v_c 是区域 R 的中心位置 (x_c, y_c) 的像素值, v_p 是 (x_c, y_c) 邻域的第 p 个有效像素的像素值,有效像素是指图 2 中的“○”位置的像素, T_D 是相似度阈值。LBSP 特征描述子是一个 16 位的二进制字符串,对于三通道图像,每个像素需要用 48 位的二进制字符串来描述。LBSP 可以分两种计算模式:一种是 intra-LBSP,即 v_c, v_p 属于同一帧图像,用来产生背景模型;一种是 inter-LBSP,即 v_p 来自于另一帧图像,而 v_c 来自于背景模型,用以进行前景分割,分割原则按式(5)进行。

$$F(x) = \begin{cases} BG, & \text{if}(H(\text{inter-LBSP}, \text{intra-LBSP}) < T_H) \\ FG, & \text{if}(H(\text{inter-LBSP}, \text{intra-LBSP}) \geq T_H) \end{cases} \quad (5)$$

其中, $H(\text{inter-LBSP}, \text{intra-LBSP})$ 是 inter-LBSP 和 intra-LBSP 二进制编码的汉明距离, 即两者按位异或后得到的二进制字符串中“1”的个数, 汉明距离越小, 两者越相似。

单纯使用 LBSP 特征建模会导致目标内部出现空洞, 如图 3(c) 所示, 假设背景帧中 A 点的像素值为 60, 其所有邻域像素为 10, 计算 intra-LBSP 时 L1 距离为 50, intra-LBSP 编码为 0000000000000000, 当目标出现时, 假设该点像素值与邻域像素值均为 110, 计算 inter-LBSP 时 L1 距离仍然为 50, inter-LBSP 编码为 0000000000000000, 因此仅用 LBSP 特征无法正确分割, 而 A 点在目标出现前后的像素值 L1 距离高达 50, 则用基于颜色特征的检测方法可以得到正确的检测结果。

本文采用颜色特征和 LBSP 特征联合建模来解决这个问题。对于单通道图像, 在模型初始化阶段, 沿用单帧初始化的方式, 随机抽取邻域像素作为模型样本, 每个模型样本由一个 8 位的颜色特征和一个 16 位的 intra-LBSP 特征组成。在前景分割阶段, 首先根据颜色特征进行分割, 用 L1 距离表征颜色特征的差异, 判决阈值比单纯基于颜色特征的阈值要大, 这样就可以提高对光照变化的容忍能力, 同时也能避免图 3(a) 中方框区域的目标被误检为背景, 检测结果为图 3(e)。其次, 对在颜色特征上与背景模型匹配的像素, 计算 inter-LBSP 特征, 按照式(5)做进一步分割, 由于 LBSP 特征对光照变化不敏感, 由光照引起的变化不会被检测为前景, 如图 3(f) 所示, 而 ViBe 算法对光照变化的适应性较差, 分割结果产生了大量的误检, 如图 3(d) 所示。另外, 对于在颜色分割阶段被判为前景的像素, 不必计算 inter-LBSP 特征, 因此 IViBe 算法的计算量要比单纯用 LBSP 特征建模小。为了进一步提高处理速度, 本文使用 3 个并行的线程对图像的 RGB 3 通道分别做同样的处理, 最后对 3 个分割模板使用“或”操作得到最终分割模板。

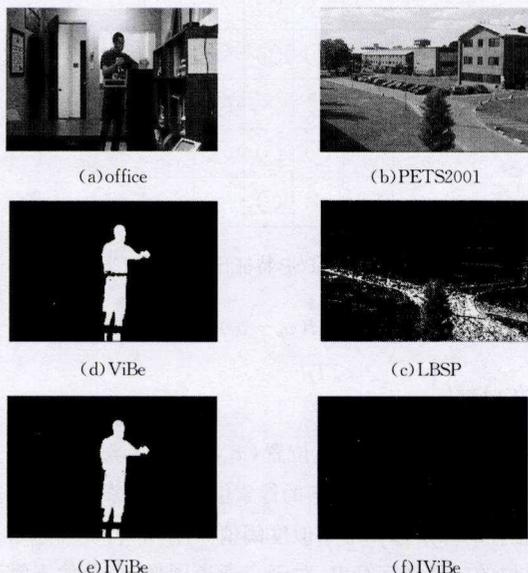


图 3 IViBe 与 ViBe、LBSP 检测结果对比

3.2 二次空间传播

鬼影是指背景中的静止目标离开后, 会在原先的位置产生错误的前景, 初始帧产生鬼影的情况较多。ViBe 算法依靠

空间传播机制消除鬼影, 并保证静止目标逐渐融入背景, 但前者耗费的时间较长。为了快速消除鬼影, 文献[11, 12, 15]在初始化阶段用多帧图像获得真实背景, 但是这只对初始帧中的鬼影有效, 在后续帧产生的鬼影仍需靠空间传播机制消除。PBAS(Pixel-Based Adaptive Segmenter)算法对空间传播机制做了较大的改进^[10], 当进行空间传播时, 用被传播的邻域像素值替代背景样本(intra-diffusion), 而不是用中心点像素值进行替代(inter-diffusion), 从而提高了鬼影消除的速度, 其缺陷是慢速运动和静止目标会很快融入到背景中, PBAS 算法通过自适应调整更新因子来控制更新速度以解决上述问题。实验证明^[16], inter-diffusion 的误检率要低于 intra-diffusion, 因此本文的空间传播机制沿用 ViBe 算法的 inter-diffusion 方法。

真实前景的外轮廓像素值与周围背景相差较大, 当运动目标静止后目标周围像素通过空间传播机制扩散到目标边界的模型样本中, 但是这些扩散进来的样本与目标边界像素相差较大, 通常不会匹配成功, 因此周围的背景像素很难越过边界而扩散至目标内部。相反, 鬼影区域像素通常与周围背景像素相差较小, 很容易与扩散进来的模型样本匹配, 在 ViBe 算法中鬼影的消除速度要比静止目标融入背景的速度快很多。为了提高鬼影消除速度, IViBe 进行了二次空间传播, 设图像中 x 位置的像素值为 $v(x)$, y 是 x 的某个邻域, 像素值为 $v(y)$, y 的背景模型为 $M(y)$, 当产生了一次成功的空间传播后, 计算 $v(x)$ 和 $v(y)$ 的颜色 L1 距离, 如果距离足够小, 则向 y 的模型进行一次概率为 100% 的邻域扩散, 为了尽可能减少错误的空间传播, 二次判决的阈值要比第一次的小很多, 完整的模型更新步骤如下:

步骤 1 对于被判为背景的像素, 按照 $1/\Phi$ 的概率对 x 点的 N 个背景模型样本中的某一个进行更新, 即用 x 点的像素值 $v(x)$ 和 LBSP 特征分别对 x 点的颜色模型样本和 LBSP 模型样本进行更新。不论更新是否成功, 都进入步骤 2。

步骤 2 按照 $1/\Phi$ 的概率对 x 点的某个邻域像素 y 进行第一次空间传播, 用 x 点的像素值和 LBSP 特征对 y 点像素的 N 个背景模型样本进行更新。如果更新成功, 则进入步骤 3; 否则, 模型更新结束。

步骤 3 计算 x 点像素和 y 点像素颜色 L1 距离, 如果结果小于 x 点处颜色判决阈值的 $1/\beta$, 则用 x 点的像素值和 LBSP 特征对 y 点像素的 N 个背景模型样本中的一个进行更新, 模型更新结束。

图 4(a) 中汽车 A 原先停在草坪上, 在第 1260 帧时倒车至道路上成为慢速运动目标, 第 1650 帧驶离摄像头视野; 汽车 B 由视野上方驶入, 在第 1260 帧时向停车位倒车成为慢速运动目标, 在第 1650 帧停在停车位成为静止目标。对于汽车 A 造成的鬼影, ViBe 算法在第 1650 帧还没有将其完全消除, 但是对慢速运动和静止目标有较为完整的检测, 如图 4(b) 所示。PBAS 算法具有较快的鬼影消除速度, 在第 1260 帧时大部分鬼影已被消除, 在第 1650 帧时完全消除了鬼影, 但是当两辆汽车运动速度很慢时, intra-diffusion 传播机制使得汽车部分区域被误检为背景, 导致大量漏检, 当汽车 B 静止后很快融入了背景, 如图 4(c) 所示。IViBe 算法不但能较快消除汽车 A 造成的鬼影, 而且由于第二次传播具有严格的判决阈值。慢速运动和静止目标不会过快地融入背景, 对汽车 B 保持了较好的检测效果, 如图 4(d) 所示。

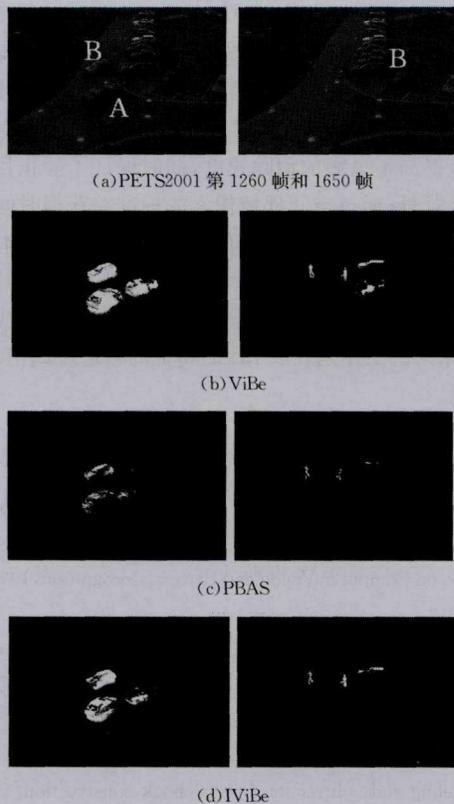


图4 鬼影消除和静止目标检测效果对比

3.3 自适应阈值

ViBe算法采用的是全局固定判决阈值,不能很好地适应高动态场景,很多学者用自适应阈值代替固定阈值,基本原则是:在高动态背景区域提高判决阈值,使高频变化的背景不被检测为前景;在低动态背景区域降低判决阈值,以检测到细微的变化。获取自适应阈值的关键在于如何准确描述背景动态变化,PBAS算法用前景分割阶段所得到的最小距离差的样本集描述背景动态,样本数量与背景模型数量相等,一旦背景模型更新,背景动态模型也随之更新,最后计算统计平均值来获取最新的判决阈值。这样做的缺点是不能快速调整自适应阈值,对于非周期的扰动背景和突然出现在高动态背景区域的目标会产生较大的误检。

文献[17]提出空间邻域像素具有类似的时间分布特性,因此本文用当前像素点和其空间邻域像素的标准差表征背景动态,对于类周期的扰动背景处的像素,每帧的标准差都保持一个稳定的范围,而当间断性的扰动出现时,标准差能即时改变,因此只需要根据当前帧图像就可以得到时间响应速度较快的自适应阈值,自适应阈值按式(6)、式(7)获取。

$$R(x) = \begin{cases} R_G + \alpha \cdot \sigma(x), & \text{if } (\sigma(x) \geq R_G) \\ R_G - \alpha \cdot \sigma(x), & \text{if } (\sigma(x) < R_G) \end{cases} \quad (6)$$

$$R_L \leq R(x) \leq R_U \quad (7)$$

其中, $R(x)$ 是坐标 x 点处的自适应阈值, $\sigma(x)$ 是 x 点像素与空间邻域像素的标准差, α 是常数系数, R_G 是全局常量, R_L 和 R_U 是阈值下限和上限。

图5是ViBe算法、PBAS算法和IViBe算法对highway和canoe视频序列的检测结果对比图。ViBe算法采用全局固定阈值,不能很好地抑制highway视频中晃动的树叶和护栏上的光照变化引起的虚警,canoe视频中水面的波纹也都被误检为背景。PBAS算法能适应highway视频的动态背景和光

照变化,尤其是对canoe视频中类周期的高动态背景的抑制效果最好,但是当目标出现后阈值不能迅速下降,导致船和人的一部分没有被检测出来。IViBe算法的自适应阈值取决于当前帧,对间断性的扰动背景有较好的适应性,对类周期的扰动背景的抑制效果稍逊于PBAS算法,但对于快速通过类周期扰动背景区域的目标有很好的检测效果。

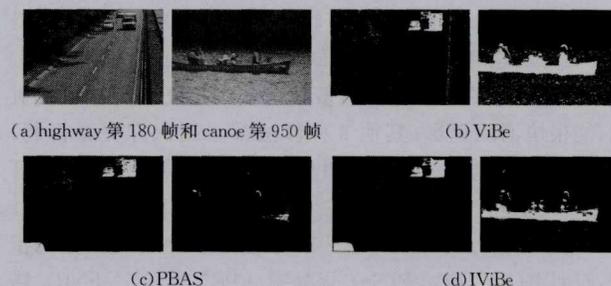


图5 自适应阈值效果对比

4 实验结果

实验平台为Intel® Core™ 2 i3-3220、CPU@3.330GHz、RAM8GB,算法开发工具为OpenCV2.4.6+VS2010,测试数据集为Change Detection dataset,对比算法为GMM、ViBe和PBAS算法,参数设置为:LBSP相似度阈值 T_D 为20,汉明距离阈值 T_H 为7,自适应阈值的全局常量 R_G 为30,阈值上限 R_L 为50,阈值下限 R_U 为18,全局更新因子 Φ 为16,二次扩散判决系数 β 为6。

用pedestrians、overpass和winterDriveway视频序列做检测效果对比,如图6所示。



图6 GMM、ViBe、PBAS和IViBe算法的检测效果对比

pedestrians视频序列中有持续的较弱的光照变化,ViBe算法产生了较多的虚警,GMM、PBAS和IViBe算法对噪声

都有较好的抑制, IViBe 算法的检测结果中虚警和漏检都是最小的。overpass 视频序列中都有复杂的扰动背景, 树叶晃动幅度较大, GMM 的多模特性不能对其进行很好的描述, 因此产生了较多虚警; PBAS 算法在高动态场景区域提高了判决阈值, 抑制了动态背景, 但是当目标出现在这些区域时, 由于判决阈值不能迅速下降导致了目标被大量检测为背景; IViBe 算法的自适应阈值具有较快的时间响应速度, 因此得到了很好的检测效果。winterDriveway 视频序列中汽车开走后留下了大量的鬼影, GMM 算法的模型更新属于盲更新机制, 能很快消除鬼影; 其他 3 种算法都采用保守更新机制, IViBe 算法的鬼影消除速度明显快于 ViBe 算法和 PBAS 算法。

为了定量分析算法, 文献[18]提供了 7 个评估性能指标: 召回率(Re)、特异率(Sp)、虚警率(FPR)、漏检率(FNR)、错分率(PWC)、精度(Pr)和 F-measure, 其中 F-measure 是综合性能评价指标, 是评价算法优劣的最重要的指标。用 highway、pedestrians、canoe、overpass、sofa 和 winterDriveway 视频序列中有真值的图片(共计 7849 张)进行测试, 得到的数据如表 1 所列, 对各项指标所得数据分别做归一化处理, 得到 4 种对比算法的性能评估对比结果, 如图 7 所示。Re、Sp、Pr 和 F-measure 指标数值越大说明算法性能越好, FPR、FNR 和 PWC 指标则相反, 表 1 中的黑体数据表示特定指标下 4 种对比算法中的最优值。

表 1 6 个测试序列的平均性能评估指标

指标	GMM	ViBe	PBAS	IViBe
Re	0.4937	0.7390	0.4867	0.6416
Sp	0.9938	0.9678	0.9966	0.9947
FPR	0.0074	0.0322	0.0034	0.0053
FNR	0.0241	0.0122	0.0231	0.0158
PWC(%)	2.8729	4.2482	2.5120	2.0004
Pr	0.7917	0.5744	0.8180	0.8165
F-measure	0.5780	0.5924	0.5663	0.7067

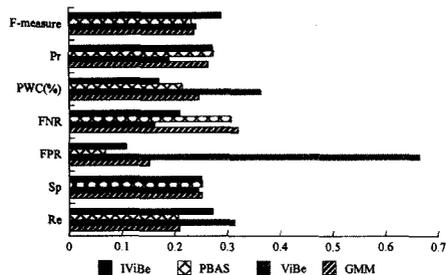


图 7 4 种算法性能评估对比

GMM 算法通过提高学习率来提升背景适应能力, 以尽可能地降低虚警, 但是过快的学习速度导致慢速目标被分割成背景, 使得漏检率大幅升高, 其 F-measure 是最低的。ViBe 算法的 Re 和 FNR 最优, 但是由于其使用全局固定阈值, 大量动态背景被分割为前景, 导致其他指标严重下降。PBAS 算法有较强的动态背景抑制能力, 但是其自适应阈值调整速度较慢, 当目标出现在高动态背景区域时, 阈值不能迅速下降, 因此该算法的 FNR 较高, 从而导致总体性能下降。IViBe 的 PWC、F-measure 指标是最优的, 其他 5 个指标均排在第二位, 对比原始的 ViBe 算法, IViBe 算法的错分率降低了 52.91%, 精度提高了 42.15%, F-measure 指标提升了 19.29%, 检测性能有明显的提升。对于分辨率为 320 × 240 的视频序列, IViBe 算法的帧率为 46.91fps, 满足实时性要求。

结束语 本文提出了一种颜色特征和局部二值相似模式特征相结合的改进的 ViBe 算法, 即利用局部二值相似模式的光照不敏感性提高光照变化适应性, 结合颜色特征建模解决了单纯使用 LBSP 特征引起漏检的缺点; 引入二次空间传播机制明显提高了鬼影的消除速度, 同时保证了静止目标不会快速融入背景; 通过空间邻域像素的标准差获得时间响应较短的自适应阈值, 对动态背景有较好的抑制能力。本文的自适应阈值只针对颜色特征, LBSP 特征的阈值是全局固定的, 当静止目标的颜色与周边背景颜色十分接近时, 会快速地融入背景, 未来的工作是获取 LBSP 特征的自适应阈值, 以解决这一问题。

参考文献

- [1] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE, 1999, 2
- [2] Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non-parametric model for background subtraction[M]// Computer Vision—ECCV 2000. Springer Berlin Heidelberg, 2000: 751-767
- [3] Kim K, Chalidabhongse T H, Harwood D, et al. Background modeling and subtraction by codebook construction[C]// 2004 International Conference on Image Processing, 2004 (ICIP'04). IEEE, 2004, 5: 3061-3064
- [4] Wu Ming-jun, Peng Xian-rong. Spatio-temporal context for codebook-based dynamic background subtraction[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2010, 64(8): 739-747
- [5] Wang Han-zi, Suter D. Background subtraction based on a robust consensus method[C]// 18th International Conference on Pattern Recognition, 2006 (ICPR 2006). IEEE, 2006, 1: 223-226
- [6] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A powerful random technique to estimate the background in video sequences[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009 (ICASSP 2009). IEEE, 2009: 945-948
- [7] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724
- [8] Van Droogenbroeck M, Paquot O. Background subtraction: Experiments and improvements for ViBe[C]// 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2012: 32-37
- [9] Qian Sheng, Zhang Chen-bin, Chen Zong-hai, et al. A background subtraction algorithm based on biological vision characteristics[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2014, 44(4): 270-277 (in Chinese)
钱生, 张陈斌, 陈宗海, 等. 基于生物视觉特性的背景减除算法[J]. 中国科学技术大学学报, 2014, 44(4): 270-277
- [10] Hofmann M, Tiefenbacher P, Rigoll G. Background segmentation with feedback: The pixel-based adaptive segmenter[C]// 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2012: 38-43

(下转第 304 页)

- remote Sensing—Theory, Technology and Applications [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006 (in Chinese)
- 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感: 原理、技术与应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 145-146
- [2] Camps-Valls G, Tuia D, Bruzzone L, et al. Advances in Hyperspectral Image Classification; Earth Monitoring with Statistical Learning Methods [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(1): 45-54
- [3] Ham J, Chen Y, Crawford M, et al. Investigation of the random forest framework for classification of hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 492-501
- [4] Chan J C W, Paelinckx D. Evaluation of Random Forest and AdaBoost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery [J]. Remote Sensing Environment, 2008, 112(6): 2999-3011
- [5] Rodriguez-Galiano V F, Ghimire B, Rogan J, et al. An assessment of the effectiveness of a Random Forest classifier for land-cover classification [J]. ISPRS J. Photogram, 2012, 67(1): 93-104
- [6] Song Xiang-fa, Jiao Li-cheng. Classification of Hyperspectral Remote Sensing Image Based on Sparse Representation and Spectral Information [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(2): 268-272 (in Chinese)
- 宋相法, 焦李成. 基于稀疏表示及光谱信息的高光谱遥感图像分类 [J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 268-272
- [7] Feng Hai-liang, Pan Jing-wen, Huang Hong. Hyperspectral Image Classification Based on Semi-supervised Neighborhood Preserving Embedding [J]. Computer Science, 2014, 41(6A): 230-233 (in Chinese)
- 冯海亮, 潘竞文, 黄鸿. 半监督邻域保持嵌入在高光谱影像分类中的应用 [J]. 计算机科学, 2014, 41(6A): 230-233
- [8] Zhang Fan, Du Bo, Zhang Liang-pei, et al. Band Grouping Based Hyperspectral Image Classification Using Mathematical Morphology and Support Vector Machines [J]. Computer Science, 2014, 41(12): 275-279 (in Chinese)
- 张帆, 杜博, 张良培, 等. 一种结合波段分组特征和形态学特征的高光谱图像分类方法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(12): 275-279
- [9] Ren Yue-mei, Li Lei, Zhang Yang-ning, et al. Band Selection and Classification for Hyperspectral Image Based on Multiple Particle Swarm Cooperative Optimization [J]. Computer Science, 2014, 41(12): 283-287 (in Chinese)
- 任越美, 李垒, 张艳宁, 等. 一种基于多粒子群协同进化的高光谱图像波段选择与分类方法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(12): 283-287
- [10] Zhou Zhi-hua. Ensemble Methods: Foundations and Algorithms [M]. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC, 2012: 109-112
- [11] Marin J, Vazquez D, Lopez A M, et al. Occlusion Handling via Random Subspace Classifiers for Human Detection [J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 2014, 44(3): 342-354
- [12] Yao Xu, Wang Xiao-dan, Zhang Yu-xi, et al. A Self-Adaption Ensemble Algorithm Based on Random Subspace and AdaBoost [J]. Acta Electronic Sinica, 2013, 41(4): 810-814 (in Chinese)
- 姚旭, 王晓丹, 张玉玺, 等. 基于随机子空间和 AdaBoost 的自适应集成方法 [J]. 电子学报, 2013, 41(4): 810-814
- [13] Huang Guang-Bin, Zhu Qin-Yu, Siew C K. Extreme learning machine: Theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3): 489-501
- [14] Huang Guang-bin, Zhou Hong-ming, Ding Xiao-jian, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B, 2012, 42(2): 513-529
- [15] Chen Chen, Li Wei, Su Hong-jun, et al. Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Image Based on Kernel Extreme Learning Machine [J]. Remote Sensing, 2014, 6(6): 5795-5814
- [16] Pal M, Maxwell A E, Warner T A. Kernel-based extreme learning machine for remote-sensing image classification [J]. Remote Sensing Letter, 2013, 4(9): 853-862

(上接第 300 页)

- [11] Chen Xing-ming, Liao Juan, Li Bo, et al. Foreground detection based on modified ViBe in dynamic background [J]. Optics and precision Engineering, 2014, 22(9): 2545-2552 (in Chinese)
- 陈星明, 廖娟, 李勃, 等. 动态背景下基于改进视觉背景提取的前景检测 [J]. 光学精密工程, 2014, 22(9): 2545-2552
- [12] Li Wei-sheng, Wang Zhao. Adaptive moving object detection method based on spatial-temporal background model [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(12): 3515-3520 (in Chinese)
- 李伟生, 汪钊. 基于时空背景模型的自适应运动目标检测方法 [J]. 计算机应用, 2014, 34(12): 3515-3520
- [13] Yang Guo-liang, Zhou Dan, Zhang Jin-hui. Moving object detection algorithm using SILTP texture information [J]. Computer Science, 2014, 41(4): 302-305 (in Chinese)
- 杨国亮, 周丹, 张进辉. 基于 SILTP 纹理信息的运动目标检测算法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(4): 302-305
- [14] Bilodeau G A, Jodoin J P, Saunier N. Change detection in feature space using local binary similarity patterns [C] // 2013 International Conference on Computer and Robot Vision (CRV). IEEE, 2013: 106-112
- [15] Hu Xiao-ran, Sun Han. Novel moving object detection method based on ViBe [J]. Computer Science, 2014, 41(2): 149-152 (in Chinese)
- 胡小冉, 孙涵. 一种新的基于 ViBe 的运动目标检测方法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 149-152
- [16] Van Droogenbroeck M, Barnich O. ViBe: A disruptive method for background subtraction [M] // Background Modeling and Foreground Detection for Video Surveillance, 2014
- [17] Jodoin P M, Mignotte M, Konrad J. Statistical background subtraction using spatial cues [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2007, 17(12): 1758-1763
- [18] Goyette N, Jodoin P M, Porikli F, et al. Changedetection.net: A new change detection benchmark dataset [C] // 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2012: 1-8