

DOI: 10.7652/xjtuxb201502005

改进的混合动静态背景的分割方法

刘天良¹, 郑海红¹, 罗圣美^{2,3}, 梁伟¹, 邓硕³

(1. 西安电子科技大学计算机学院, 710071, 西安; 2. 清华大学计算机学院, 100084, 北京;

3. 中兴通讯股份有限公司, 518057, 广东深圳)

摘要: 针对动静态背景场景下背景分割虚警率高的问题,提出了一种基于块直方图特征的 Zivkovic 混合高斯模型改进算法—BHZ-MoG。该算法设计了图像的块观测向量,并根据块观测向量的统计规律将图像块分类为动态、半动态、静态块,由此给出了结合块观测向量与块分类的块直方图特征提取算法,同时结合块直方图特征与 Zivkovic 混合高斯模型对不同类型的块分别进行背景分割与模型更新。实验结果表明,相较于 Zivkovic 混合高斯模型,BHZ-MoG 算法能够在保证查全率不变的情况下,有效提高背景分割结果的查准率;Zivkovic 混合高斯模型及 BHZ-MoG 的最大 F1 分数分别为 0.758 和 0.790,说明了 BHZ-MoG 算法可以获得较佳的前、背景分割效果。另外,BHZ-MoG 算法还可有效降低 Zivkovic 混合高斯模型在动态背景下的虚警率。

关键词: 背景分割;图像块分类;颜色直方图特征;混合高斯模型

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)02-0025-06

An Improved Subtraction Algorithm of Backgrounds with Stationary and Non-Stationary Scenes

LIU Tianliang¹, ZHENG Haihong¹, LUO Shengmei^{2,3}, LIANG Wei¹, DENG Shuo³

(1. School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. School of Computer, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

3. Zhongxing Telecommunication Equipment Corporation, Shenzhen, Guangdong 518057, China)

Abstract: An improved algorithm—BHZ-MoG of Zivkovic-mixture of Gaussians (Z-MoG) based on block histogram feature is proposed to solve the problem that the background subtraction has a high false alarm rate in the mixture of stationary and non-stationary scenes. Observation vectors for image blocks are designed and blocks are classified into static, dynamic and half-dynamic blocks according to the statistical regularities of the observation vectors. A method that combines the observation vector and the classified information of a block is presented to extract block histogram feature. Block background models are constructed and updated from the combination of Z-MoG and histogram features. The BHZ-MoG can effectively reduce the high false alarm rate of Z-MoG under dynamic backgrounds. Experimental results show that the precision of the BHZ-MoG is higher than that of Z-MoG while the recall keeps the same. The maximal F1-scores of the Z-MoG is 0.758 and that of the BHZ-MoG is 0.790, and it shows that the proposed algorithm can provide better subtraction results.

收稿日期: 2014-06-06。 作者简介: 刘天良(1989—),男,硕士生;郑海红(通信作者),女,副教授。 基金项目: 国家“十二五”预研项目(513160702);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(K5051303013,K5051303014);中兴通讯股份有限公司研究基金资助项目(HX0114030318)。

网络出版时间: 2015-01-07 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20150107.1647.002.html>

Keywords: background subtraction; image block classification; color histogram feature; mixture of Gaussians

背景建模是解决许多机器视觉问题的基础步骤,目前存在许多不同的静态背景建模方法,例如混合高斯模型^[1] (mixture of Gaussians, MoG)、码本^[2]、ViBe^[3]等,但对动态背景处理效果不佳。Zivkovic 的混合高斯模型 (Zivkovic-mixture of Gaussians, Z-MoG)^[4]因能较好地分割静态背景且不会产生“鬼影”而被广泛使用,然而现实中混合高斯模型对于动态背景虚警率偏高。据此,许多文献提出了针对动态背景的分割方法。文献[5]将图像划分成块,运用归一化矢量距离来度量块的相关性,从而实现动态场景的分割,但分割结果较粗糙。文献[6]使用自回归移动平均模型取得了较好的效果,但只针对高度规律的动态场景。文献[7-8]将混合高斯模型扩展到邻域,并使用马尔可夫随机场进行前、背景分割,但算法的时间复杂度急剧升高。文献[9]对视频帧进行前后双向分析,再利用马尔可夫随机场分配标签、通过高斯混合模型进行背景建模,但需要一定延迟以获得前向信息。与静态背景建模方法相比,动态背景处理方法通常会降低静态背景下前景分割的准确率,特别是在混合动静态背景的场景中。

为解决现有方法在混合动静态背景中存在的问题,本文基于对背景中动静态块分类分治的思想,设计了基于块内随机采样的具有时域特性的块观测向量;根据块观测向量,推导出动态、半动态、静态块的分类规律,提出了分类标准,并给出分类算法;给出了基于块分类与块直方图特征相结合的混合高斯改进算法 (block histogram with Zivkovic-mixture of Gaussians, BHZ-MoG)。实验表明, BHZ-MoG 算法可以有效提高混合场景中背景分割的效果。

1 Zivkovic 的混合高斯模型^[4]

视频 I 中包含背景 G_B 和前景 G_F , $x^{(i)}$ 表示第 i 帧的单像素 HSV (hue, saturation, value) 颜色空间三通道值。选择某个时间长度 T , 若当前帧的时间为 t , 则 $I_t = \{I^{(t)}, I^{(t-1)}, \dots, I^{(t-T)}\}$ 为 I 的训练集, $X_t = \{x^{(t)}, x^{(t-1)}, \dots, x^{(t-T)}\}$ 为像素 x 的训练集。

用 $M(M \leq 4)$ 个高斯分量模拟像素分布,则有

$$\hat{P}(x | X_t, G_B + G_F) = \sum_{m=1}^M \hat{\pi}_m N(x; \hat{\mu}_m, \hat{\sigma}_m^2 E) \quad (1)$$

式中: $\hat{P}$ 表示条件概率估计值; x 表示新的像素; $\hat{\mu}_m$ 、

$\hat{\sigma}_m^2 E$ 、 $\hat{\pi}_m$ 分别表示第 m 个高斯分量的均值向量、协方差矩阵、混合系数的估计。

Z-MoG 更新计算如下

$$\hat{\pi}_m \leftarrow \hat{\pi}_m + \alpha (O_m^{(t)} - \hat{\pi}_m) - \alpha c_t \quad (2)$$

$$\hat{\mu}_m \leftarrow \hat{\mu}_m + O_m^{(t)} (\alpha / \hat{\pi}_m) \delta_m \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}_m^2 \leftarrow \hat{\sigma}_m^2 + O_m^{(t)} (\alpha / \hat{\pi}_m) (\delta_m^T \delta_m - \hat{\sigma}_m^2) \quad (4)$$

$$\delta_m = x^{(t)} - \hat{\mu}_m \quad (5)$$

$$D_m^2(x^{(t)}) = \delta_m^T \delta_m / \hat{\sigma}_m^2 \quad (6)$$

$$O_m^{(t)} = \begin{cases} 1, & \text{if } D_m^2(x^{(t)}) < D_{\text{Mahalan}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$B = \arg \min \left(\sum_{m=1}^b \hat{\pi}_m > (1 - R_f) \right) \quad (8)$$

式中: $O_m^{(t)}$ 是 $x^{(t)}$ 属于第 m 个高斯分量的硬判决; α 为更新因子; c_t 是引入狄利克雷先验分布导致的偏移; B 是估计背景; R_f 是前景所占比例。运算中, 若 $\hat{\pi}_m < 0$, 则删除第 m 个高斯分量。

2 改进的混合高斯模型

Z-MoG 分割静态背景时效果较好, 分割动态背景时虚警率较高; 直方图特征法分割静态背景时准确性较差, 分割动态背景时虚警率低。因此, 背景图像需要进行动、静态块分类, 再按类别进行分治, 具体算法如下: ①对动态、半动态块, 结合块直方图颜色特征与 Z-MoG 进行背景分割; ②对静态块, 使用 Z-MoG 进行背景分割。该算法由两部分组成: ①记录块的观测向量, 对块进行分类; ②根据块类型, 利用观测向量计算块的直方图特征, 再结合 Z-MoG 得到背景, 然后分别对颜色特征及 Z-MoG 进行更新。算法流程如图 1 所示。

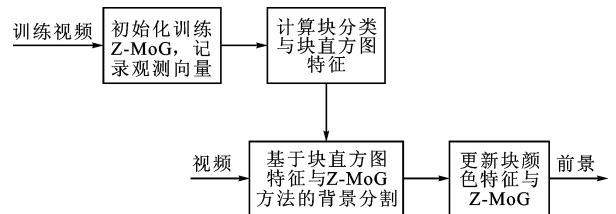


图1 BHZ-MoG 背景分割算法流程图

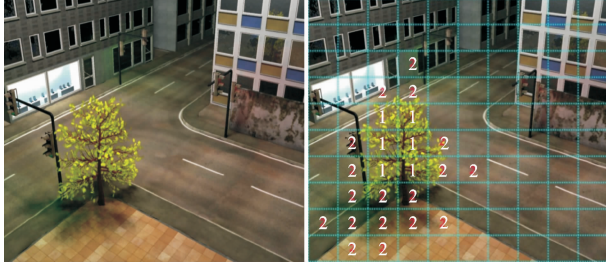
2.1 背景图像的块分类

将训练集图像 I_t 均匀划分成 $N_1 \times N_1$ 块, $N_1 = 10$, 如图 2 所示。定义 I_t 训练集中第 k 块 (k 为一级块) 的观测向量为 $v_k^{(t)} = \{x_{r_0}^{(t)}, x_{r_1}^{(t-1)}, \dots, x_{r_{T-1}}^{(t-T+1)}\}$, 其

中 $\mathbf{x}_{r_i}^{(t-i)} (i=0,1,\dots,T-1)$ 为第 $t-i$ 帧中第 k 块,通过随机采样得到的坐标为 r_i 的单像素 HSV 三通道值。设参考帧为 $\mathbf{I}^{(t-T)}$, 则 $\mathbf{x}_{r_i}^{(t-i)}$ 与 $\mathbf{I}^{(t-T)}$ 中 $\mathbf{x}_{r_i}^{(t-T)}$ 相对应,因此二值观测向量 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 中第 i 个元素为

$$\mathbf{b}_k^{(t)}(i) = \begin{cases} 1, & \text{if } \|\mathbf{x}_{r_i}^{(t-i)} - \mathbf{x}_{r_i}^{(t-T)}\|_\infty > \zeta_1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

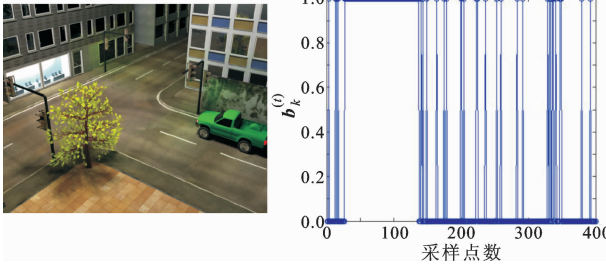
式中: ζ_1 为阈值,取值为 10~15。



1: 动态块; 2: 半动态块

(a) 背景

(b) 背景块划分 $N_1=10$



(c) 前景覆盖背景

(d) 图 c 块的二值观测向量分布

图 2 背景分块与观测向量分布

定义静态背景为 $\mathbf{G}_{\text{SB}}$, 动态背景为 $\mathbf{G}_{\text{DB}}$, 已知在无环境噪声、无前景的理想情况下, 静态背景与参考帧背景相同的概率远高于两背景不同的概率, 即假设 $\mathbf{x}_{r_i}^{(t-i)}$ 为观测向量 $\mathbf{v}_k^{(t)}$ 中的一个观测值, 则静态背景的概率满足

$$P\{\mathbf{x}_{r_i}^{(t-i)} = \mathbf{x}_{r_i}^{(t-T)} \mid \mathbf{x}_{r_i} \in \mathbf{G}_{\text{SB}}\} \gg$$

$$P\{\mathbf{x}_{r_i}^{(t-i)} \neq \mathbf{x}_{r_i}^{(t-T)} \mid \mathbf{x}_{r_i} \in \mathbf{G}_{\text{SB}}\}$$

已知动态背景不断随时间变化^[6], 即概率上满足

$$P\{\mathbf{x}_{r_i}^{(t-i)} \neq \mathbf{x}_{r_i}^{(t-T)} \mid \mathbf{x}_{r_i} \in \mathbf{G}_{\text{DB}}\} \gg$$

$$P\{\mathbf{x}_{r_i}^{(t-i)} = \mathbf{x}_{r_i}^{(t-T)} \mid \mathbf{x}_{r_i} \in \mathbf{G}_{\text{DB}}\}$$

因此, 利用二值观测向量 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 的 0、1 分布, 可以在一定程度上确定背景块的类型, 用 $\|\mathbf{b}_k^{(t)}\|_1$ 表示 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 中动态背景像素的个数。

根据二值观测向量 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 中元素为 1 所占比例分析动态块、半动态块与静态块的二值观测向量的统计规律。由于动态背景并不会做剧烈运动^[10], 因此块中动态背景像素在大部分时间内所占块的比例为一定值, 假设该定值为 C , 二值观测向量 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 中元素为 1 的概率可等效为 C , 即

$$P(\mathbf{b}_k^{(t)}(i) = 1) = C \quad (10)$$

由式(10)得 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 中属于动态背景的像素数的期望值为

$$E(\|\mathbf{b}_k^{(t)}\|_1) = \sum_{i=0}^{T-1} E(\mathbf{b}_k^{(t)}(i)) = TC \quad (11)$$

由式(11)可得 $\|\mathbf{b}_k^{(t)}\|_1 \propto T$, 此时给 C 一个阈值(取为 1/2), 即可区分动、静态块(图 2b 中标号为 1 的块为动态块, 标号为 2 的块为半动态块, 无标号的块为静态块)。

现实中, 前景可能覆盖背景块(见图 2c), 使得只用 $\|\mathbf{b}_k^{(t)}\|_1/T$ 无法准确判断静态块, 但由于划分的块较小, 前景大部分时间会完全覆盖块, 使得 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 中连续的 1 或 0 较多(见图 2d), 因此引入 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 的相邻且无重复的两次观测类别差异向量

$$\mathbf{b}_k^{(t)'}(i) = |\mathbf{b}_k^{(t)}(2i+1) - \mathbf{b}_k^{(t)}(2i)|$$

$$i = 0, 1, \dots, T/2 - 1$$

的模 $\|\mathbf{b}_k^{(t)'}\|_1$ 来表征 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 中相邻且无重复的两观测值的动静态类别差异累积。通过阈值判断可排除前景覆盖的情况。因为

$$P(\mathbf{b}_k^{(t)'}(i) = 1) = 2(1-C)C \quad (12)$$

由式(12)得

$$E(\|\mathbf{b}_k^{(t)'}\|_1) = \sum_{i=0}^{T/2-1} E(\mathbf{b}_k^{(t)'}(i)) = T(1-C)C \quad (13)$$

由式(13)得 $\|\mathbf{b}_k^{(t)'}\|_1 \propto T$, 此时只要给 C 一个阈值, 即可去除前景覆盖的影响。

动态背景可能只占据图像块的一部分, 将这种块定义为半动态块(见图 2b)。半动态块中观测向量 $\mathbf{b}_k^{(t)}$ 的 0、1 大多间隔出现, 因此由式(13)可知, 使用 $\|\mathbf{b}_k^{(t)'}\|_1/T$ 、通过阈值限定也可以判断出半动态块。

综上所述, 块分类算法为: 若 $\|\mathbf{b}_k^{(t)}\|_1/T < 1/2$ 且 $\|\mathbf{b}_k^{(t)'}\|_1/T \leq \zeta_2$, 则背景块 k 为静态块; 若 $\|\mathbf{b}_k^{(t)}\|_1 \geq \zeta_3$ 且 $\|\mathbf{b}_k^{(t)'}\|_1$, 则背景块 k 为动态块; 否则, 背景块 k 为半动态块。

阈值 ζ_2 不应过小, 否则会因噪声产生误判。当动态背景所占块的比例大于 1/20 时, 即 $C > 1/20$ 可区别噪声, 由式(13)可得, $h_2 = 0.05$ 。定义动态背景所占块的比例大于等于 3/4, 即 $C \geq 3/4$ 为动态块, 由式(11)、式(13)得 $h_3 = 4$ 。块的分类结果见图 2b。

2.2 结合块直方图特征的分割算法 BHZ-MoG

结合块直方图特征可降低 Z-MoG 在动态块与半动态块上的虚警。将 HSV 颜色空间均匀量化成组数为 m 的直方图, h_i 表示第 i 组, f_i 表示归一化频数, 则有 $\mathbf{H}_k^{(t)} = \{h_i, h_j, \dots, h_z\}$ 表示块 k 颜色特征集且特征个数小于 20, $F(\mathbf{v}_k^{(t)}) = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 表

示观测向量 $\mathbf{v}_k^{(t)}$ 到归一化直方图的映射,对于第 $t+1$ 帧,块 k 随机采样 T 次生成向量 $\mathbf{s}_k^{(t+1)}$ 并将其映射到归一化直方图得 $F(\mathbf{s}_k^{(t+1)}) = \{f'_1, f'_2, \dots, f'_m\}$ 。当 T 较大时,块 k 的观测向量 $\mathbf{v}_k^{(t)}$ 的直方图分布与块 k 的随机采样生成向量 $\mathbf{s}_k^{(t+1)}$ 的直方图分布趋于一致,两者主成分相同,此时选取大于直方图频度均值的组加入颜色特征集 $\mathbf{H}_k^{(t)}$,选取算法为:若 $f_i > 1/\sum_{i=1, f_i>0}^m a_i, f'_i > 1/\sum_{i=1, f'_i>0}^m a_i, a_i = 1$, 则 $h_i \in \mathbf{H}_k^{(t)}$ 。

当半动态块中动态背景所占块的比例较小时,块 k 的直方图特征无法反映动态背景的颜色分布,因此将半动态块继续均分为 $N_2 \times N_2$ 个二级块, u_n 表示第 n 个二级块,从半动态块的 $\mathbf{v}_k^{(t)}$ 与 $\mathbf{s}_k^{(t+1)}$ 中可得到块 u_n 的采样向量 $\mathbf{v}_{u_n}^{(t)}$ 与 $\mathbf{s}_{u_n}^{(t+1)}$,进而可得到二级块的 $F(\mathbf{v}_{u_n}^{(t)})$ 与 $F(\mathbf{s}_{u_n}^{(t+1)})$ 。由于平均落在每个二级块中的采样点为 T/N_2^2 ,采样点数量较少,采样颜色本身可认为是主成分,因此半动态块的颜色特征选取算法为:如果 $f_i > 0, f'_i > 0$, 则 $h_i \in \mathbf{H}_{u_n}^{(t)}$ 。

综上所述,已知描述块颜色特征的组号集合为 $\mathbf{H} = \{h_i, h_j, \dots, h_z\}$, h_i 的组距为 d 、中点为 ξ_i, ψ_i 为块的第 i 组的颜色,块中像素 $\mathbf{x}$ 在时间 T 时的帧训练的混合模型个数为 $M(M \leq 4)$,BHZ-MoG 背景分割算法为: $x \in k$,若块 k 是动态或半动态块,则 $x^{(t+1)} \in [\psi_i - dM/8, \psi_i + dM/8], x^{(t+1)} \in \mathbf{G}_B$; 否则,利用式(8)进行判断。

2.3 BHZ-MoG 更新算法

更新参照帧: $\mathbf{x}^{(t-T)} \leftarrow \mathbf{x}^{(t)}$; 更新观测向量,保持 T 不变, $\mathbf{v}_k^{(t+1)} = \{x_1^{(t+1)}, x_1^{(t)}, x_2^{(t-1)}, \dots, x_{T+1}^{(t-T+2)}\}$, $\mathbf{v}_k^{(t)} \leftarrow \mathbf{v}_k^{(t+1)}$; 更新块的颜色特征集

$$\mathbf{H} \leftarrow \mathbf{H}^{(t)} + \alpha(\mathbf{H}^{(t+1)} - \mathbf{H}^{(t)})$$

初始时, α 是更新因子,代表颜色特征的可信度,当 h_i 的可信度大于 0.9 时,颜色特征可信。

3 实验与分析

实验的测试视频序列为 SABS-BASIC^[11]、overpass^[12]、fall^[12] 和 water^[6]。实验在 AMD4400 + / 2.31 GHz 计算机上使用 Matlab 仿真。实验中 Z-MoG 参数取自文献[11],其中 $\alpha = 0.001\ 3, D_{\text{Mahalan}} = 80, R_f = 0.1, c_t = 0.01$ 。本实验选取参数 $T = 800$ 帧, $N_1 = 10, N_2 = 6, \zeta_1 = 15$, HSV 颜色空间直方图分为 512 组。本实验的对比算法为 MoG、ViBe、G-MoG^[7]、T2FMRF^[8] 及 Z-MoG。

实验从前景分割测评指标与前景分割结果两方面对 BHZ-MoG 及各对比算法进行了比较。对视频

序列 SABS-BASIC,使用查全率与查准率映射关系及最大 F1 分数^[11] 比较,实验结果如图 3 和表 1 所示。为减少算法在动态背景下的虚警数,MoG、ViBe、G-MoG、T2FMRF 均以牺牲前景查全率为代价。由图 3 可知,当查全率大于 0.7 时,上述算法的查准率呈指数下降,而 Z-MoG 和 BHZ-MoG 可以在获得高查全率(0.9)的基础上,保持较高查准率(大于 0.7)。由于 BHZ-MoG 对背景中动、静态块分类分治,因此其在提高查准率的同时,并未降低查全率,图 3 中 BHZ-MoG 的查全率查准率曲线位于 Z-MoG 之上即可验证此结论。如文献[11]所述,使用最大 F1 分数可综合评定算法前景分割效果。由表 1 可知,BHZ-MoG 算法可以得到较好的前景分割效果。

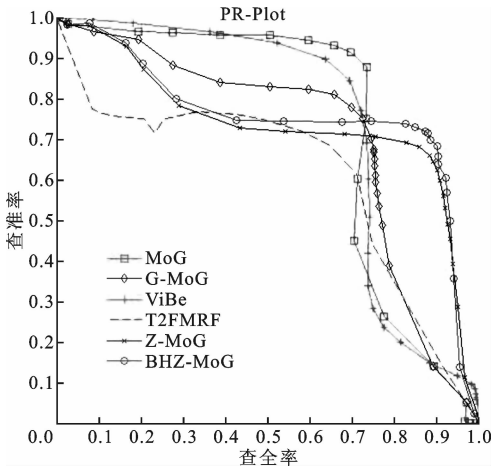


图 3 各算法查全率查准率映射图

表 1 各算法最大 F1 分数比较

最大 F1 分数					
MoG	G-MoG	ViBe	T2FMRF	Z-MoG	BHZ-MoG
0.799	0.763	0.761	0.655	0.758	0.790

各测试视频序列的前景分割结果与算法运算速度比较如图 4 和表 2 所示。由图 4 可知,MoG、G-MoG、T2FMRF 算法在降低了前景命中率的同时仍会产生较高虚警。原因是 MoG 高斯分量过少, G-MoG 与 T2FMRF 算法利用马尔可夫随机场进行前景平滑分割时降低了前景命中率,同时由于动态背景颜色特征丰富,因而虚警率较高。ViBe 与 Z-MoG 算法通过增加背景分量虽然保证前景命中率,但虚警率也较高。BHZ-MoG 由于利用动静态块分类,避免了前景命中率的下降,同时利用块颜色直方图特征,降低动态颜色特征丰富的影响。图 4 显示, BHZ-MoG 算法可在获得较完整前景的基础

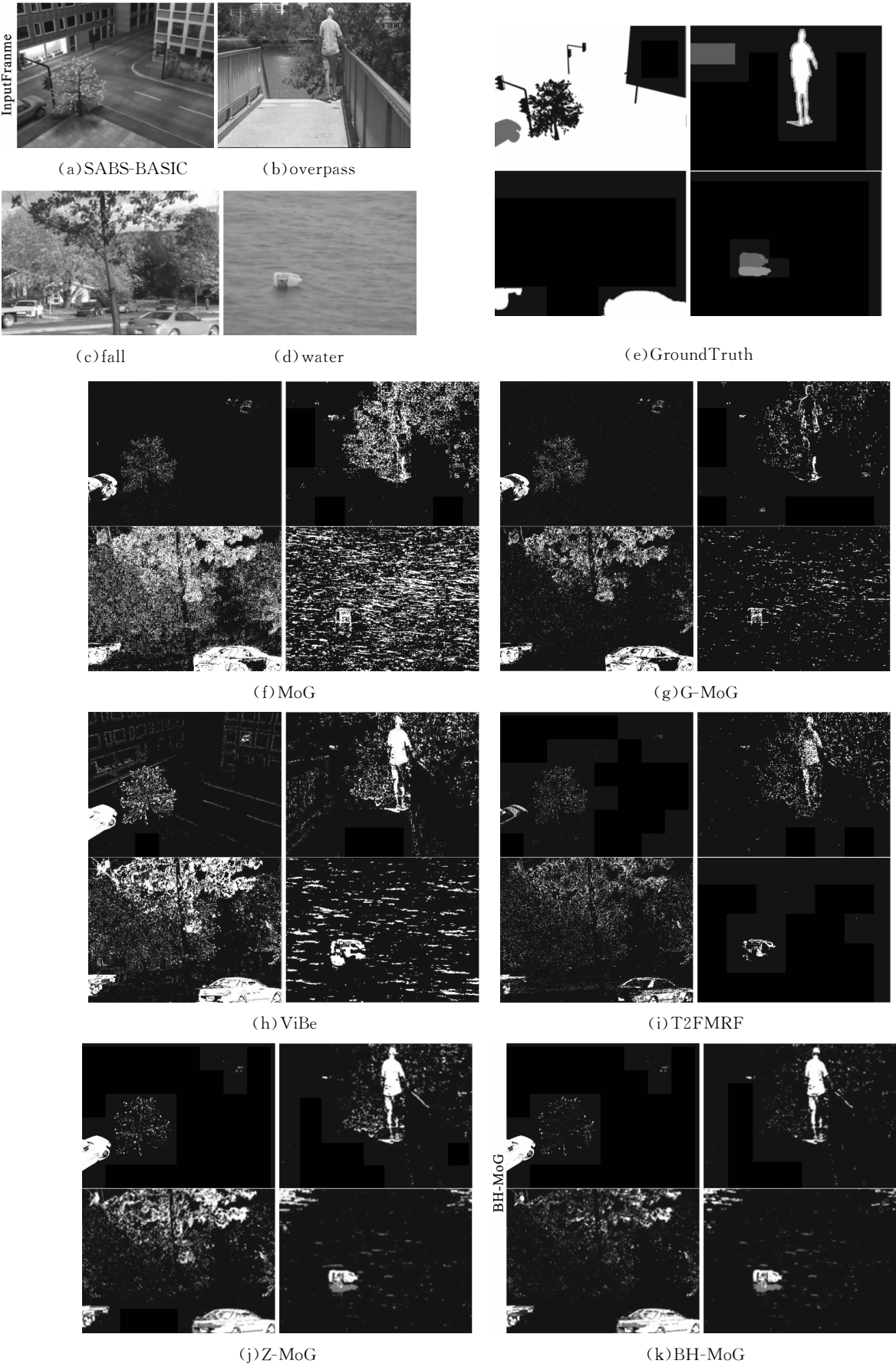


图 4 不同测试集下各算法背景分割效果比较

上,有效降低树和水运动产生的虚警,因而验证了算法的有效性。由于图 4a 中动态背景较稀疏,图 4b、图 4c 中动态背景存在大幅运动,因而 BHZ-MoG 算法分割前景仍会产生少量噪声。图 4d 的背景训练集仅 173 帧,当训练集帧数较低时,观测向量采样点较少,因此不能很好表达动态背景颜色分布,只能减少部分前景噪声。由表 1 可知,相较于 MoG、G-MoG、ViBe 与 Z-MoG,BHZ-MoG 并不会大幅增加处理时间,且处理速度远高于 T2FMRF 与 G-MoG。原因在于 T2FMRF 与 G-MoG 利用时间复杂度极高的马尔可夫随机场逐像素分割前背景,而 BHZ-MoG 是结合块直方图特征计算前背景,并且每帧每块只随机采样一个像素点进行块更新。

表 2 各算法单帧处理时间比较

算法	单帧处理时间/s			
	SABS	overpass	fall	water
MoG	0.149 7	0.023 0	0.089 1	0.029 7
G-MoG	0.932 1	0.134 6	0.447 9	0.163 5
ViBe	0.151 3	0.023 1	0.089 6	0.033 0
T2FMRF	0.748 2	0.106 8	0.346 3	0.125 7
Z-MoG	0.155 6	0.023 7	0.091 4	0.033 7
BHZ-MoG	0.173 2	0.026 8	0.104 7	0.038 0

4 结 语

本文针对 Z-MoG 对混合动静态背景虚警率高的问题,提出了利用观测向量进行块分类,同时考虑了像素在动态、半动态块上的联系,由此提出了块直方图颜色特征与 Z-MoG 相结合的 BHZ-MoG 改进算法,该算法可以使得分割背景的虚警率有效降低,前、背景分割质量提高。

参考文献:

[1] STAUFFER C, GRIMSON W. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1999: 246-252.

[2] KIM K, CHALIDABHONGSE T H, HARWOOD D, et al. Real-time foreground background segmentation using codebook model [J]. Real-Time Imaging, 2005, 11: 172-185.

[3] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal

Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 945-948.

[4] ZIVKOVIC Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction [C]// Proceeding of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 28-31.

[5] MATSUYAMA T, OHYA T, HABE H. Background subtraction for non-stationary scene [C]// Proceeding of the Asian Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2000: 622-667.

[6] ZHONG J, SCLAROFF S. Segmenting foreground objects from a dynamic textured background via a robust Kalman filter [C]// Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 44-50.

[7] DALLEY G, MIGDAL J, GRIMSON W. Background subtraction for temporally irregular dynamic textures [C]// Proceedings of the IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-7.

[8] ZHAO Zhenjie, THIERRY B, ZHANG Xuebo, et al. A fuzzy background modeling approach for motion detection in dynamic backgrounds [C]// Proceedings of the Multimedia and Signal Processing Communications in Computer and Information Science. Berlin, Germany: Springer, 2012: 175-178.

[9] SHIMADA A, NAGAHARA H, TANIGUCHI R. Background modeling based on bidirectional analysis [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 1979-1986.

[10] KIM W J, KIM C. Background subtraction for dynamic texture scenes using fuzzy color histograms [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(3): 127-130.

[11] BRUTZER S, HÖFERLIN B, HEIDEMANN G. Evaluation of background subtraction techniques for video surveillance [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 1937-1944.

[12] GOYETTE N, JODIN P, PORIKLI F, et al. Changedetection. net: a new change detection benchmark dataset [C]// Proceedings of the 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 16-21.

(编辑 武红江)