

# 一种融合局部纹理和颜色信息的背景减除方法

徐剑<sup>1</sup> 丁晓青<sup>1</sup> 王生进<sup>1</sup> 吴佑寿<sup>1</sup>

**摘要** 背景减除是低级计算机视觉和视频处理的关键技术之一. 本文提出一种新的背景减除算法, 该算法将局部纹理信息和颜色信息联合起来表示背景, 并借鉴了混合高斯模型的思想, 采用多个模式描述背景模型. 为了更充分地描述纹理信息, 本文改进了 LBP (Local binary pattern) 算子. 实验结果表明, 本文提出的算法性能在绝大多数情况下优于现有其他算法.

**关键词** 背景减除, 背景模型, 前景提取, 混合高斯, LBP

**中图分类号** TP391.4

## Background Subtraction Based on a Combination of Local Texture and Color

XU Jian<sup>1</sup> DING Xiao-Qing<sup>1</sup> WANG Sheng-Jin<sup>1</sup> WU You-Shou<sup>1</sup>

**Abstract** Background subtraction is one of the key techniques in computer vision and video processing. A new background subtraction algorithm is proposed in this paper, which combines local texture and color information to depict background and adopts the idea of mixture of Gaussian that uses multiple modes to represent background model. In order to represent texture better, LBP is modified. Experiments show that the proposed algorithm has better performance than other ones in most cases.

**Key words** Background subtraction, background model, foreground extraction, mixture of Gaussian, local binary pattern (LBP)

背景减除是低级计算视觉和视频处理领域的关键技术之一, 广泛应用于视频监控、智能交通、体育视频、工业视觉等领域中. 背景减除的作用是将背景部分从视频中减去, 以提取运动前景. 其核心问题是建立一个自适应的背景模型, 以准确描述背景信息. 一个性能良好的背景模型要能够有效描述各种条件下背景在空域和时域所发生的变化. 但这是非常困难的, 因为实际的背景环境变化是非常复杂的, 有光线的变化, 如亮度的渐变、光照的突变、阴影等; 有运动背景的影响, 如被风吹动的树叶、水纹、变化的显示屏幕等.

背景描述方法可分成两类: 一类采用颜色、亮度等图像像素信息来描述背景, 另一类则采用边缘、纹理等图像的结构信息来描述背景. 第一类算法包括差分模型、混合高斯模型 (Mixture of Gaussian, MoG)<sup>[1]</sup>、滤波预测模型<sup>[2-3]</sup>、核密度模型<sup>[4]</sup>、码书模型等. 其中最著名的算法是 Stauffer 和 Grimson<sup>[1]</sup>

提出的混合高斯模型. MoG 通过统计一段时间内像素颜色变化情况描述背景, 能够描述多个背景模式. 该算法是目前使用最广泛的算法, 并且有许多改进算法<sup>[5-6]</sup>. 例如, Tuzel 等<sup>[5]</sup> 采用递归贝叶斯学习方法估计每个高斯分量的均值和方差的分布, 这样能够有效地估计表示每个像素所需要的分量数量, 从而更好地表示拥有多个模式的背景. 混合高斯采用高斯分布来表示每个分量的分布, 某些情况下, 高斯分布可能得不到满足, 文献 [4] 提出一种核密度模型, 它采用非参数概率估计方法估计表示每个背景模式的分量. 在文献 [2-3] 中, 采用运动模型估计每个像素的变化, 即采用 Kalman 滤波器或者隐马尔可夫模型 (Hidden Markov models, HMMs) 来估计像素的变化. 这类算法的特点是在描述背景的过程中, 仅仅使用像素的颜色、亮度等信息, 绝大多数方法在某些方面呈现出良好的性能, 如能够适应光照的渐变和动态背景, 但是, 颜色、亮度特征对阴影、噪声比较敏感, 在前景和背景颜色相似的情况下性能会下降. 基于结构信息的背景减除方法主要采用局部区域的边缘、纹理等结构信息描述背景. 文献 [7] 的背景模型是根据视频的第一帧图像建立起来的, 整幅图像被等间隔的划分成区块, 统计每个区块内的边缘直方图. 该方法在边缘不丰富的区域性能不好. 文献 [8] 提出了基于区域的方法, 该文献将图像划分成区块, 统计每个区块内的特征作为背景模型. 该方法只能提供一个比较粗糙的前景提取结果. 文献 [9] 提出一种基于纹理特征的背景减除

收稿日期 2008-09-27 收修改稿日期 2009-01-13  
Received September 27, 2008; in revised form January 13, 2009  
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2007CB311004), 国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2006AA01Z115) 和国家自然科学基金 (60472002) 资助  
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2007CB311004), National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2006AA01Z115), and National Natural Science Foundation of China (60472002)  
1. 清华大学电子工程系智能技术与系统国家重点实验室 北京 100084  
1. State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084  
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01145

方法,背景模型是由每个像素的局部区域的纹理特征直方图来表示的,纹理特征的描述采用的是LBP(Local binary pattern)算子.仅采用空间结构信息的方法一般能够较好地处理阴影,但是在结构信息缺乏的区域(如颜色一致的区域)性能下降,并且前景提取结果比较粗糙.由于两类方法使用不同的图像特征来描述背景,使得这两类方法具有一定的互补性.近年来,一些文献尝试联合像素信息和结构信息建立背景模型,希望能够发挥两类特征的优点,提高性能.如文献[10]尝试提取每个位置像素变化的主分量和梯度信息描述背景模型,并采用颜色共生矩阵表示相邻帧的背景变化,但总的来说,它仍然算是单模式的,所以处理动态背景的性能不好.文献[11]联合基于像素的混合高斯模型和基于梯度的整幅图像分割结果建立背景模型和提取前景,该算法取得了较好的性能,但是算法复杂度极高,远远不能满足实时要求.

本文提出了一种联合局部像素信息和纹理信息建立背景模型的方法,即联合局部区域纹理特征和颜色特征建立背景模型.局部颜色信息为位于每个像素处 $3 \times 3$ 区域内的颜色.而局部纹理信息采用D-LBP特征表示.由于动态背景等因素的影响,有时某些位置的背景可能无法用单一模式表达,因此,对每个位置,采用类似混合高斯模型的思想,即每个位置的背景模型采用多个模式来描述.纹理信息采用D-LBP算子描述,它是对LBP算子的改进.文献[9]曾采用LBP算子描述背景纹理,LBP算子在描述邻近像素的变化的时候,只有 $\geq 0$ 和 $< 0$ 两态,实际上, $= 0$ 和 $> 0$ , $< 0$ 反映的是不同的像素变化状况,为此,本文改进了LBP算子,使之能够描述 $= 0$ 、 $> 0$ 和 $< 0$ 三种变化状态,并增强了其处理噪声的能力,称之为D-LBP(Double local binary pattern).

## 1 D-LBP

LBP是一种灰度变化描述算子<sup>[12]</sup>,该算子通过对像素和邻域像素之间的灰度变化进行二值化,形成对该像素所在位置的纹理变化模式的描述,LBP算子的定义如下式

$$LBP_{P,R}(x) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_x)2^p, s(u) = \begin{cases} 1, & u \geq 0 \\ 0, & u < 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $g_x$ 表示位置 $x$ 处的像素灰度值, $g_p$ 表示位置 $x$ 处像素的周围邻域像素灰度值,这些像素等间隔地分布在以 $x$ 为中心半径为 $R$ 的圆环上.

LBP有几个优点使得它适合用在背景建模中.

1) 作为一个二值差分算子,LBP能够可靠地描述灰度变化;2) LBP能够减弱阴影的影响,因为阴影常常只会导致亮度的变化,而纹理特征仍然保持不变;3) LBP计算简单,速度快.但是,LBP算子对纹理的描述存在一些不足.主要体现在两个方面.首先,像素之间变化有三个状态, $= 0$ 、 $> 0$ 和 $< 0$ 有不同的意义, $= 0$ 表示像素之间没有变化,反映颜色一致的区域,而 $> 0$ 和 $< 0$ 表示像素之间发生了变化,分别为像素值的增大和减小,反映区域的颜色有变化.但是从LBP定义可以看出,该算子只能区分两个状态,将 $= 0$ 和 $> 0$ 归结为一个状态.此外,从LBP的定义还可以看出,LBP算子受噪声影响比较大,比较小的噪声就可能模式判定错误.

为了克服LBP算子的不足,本文改进了LBP算子,并称之为D-LBP,定义如下:

$$DLBP_{P,R}(x) = \{LBP_{P,R}^+(x), LBP_{P,R}^-(x)\} \quad (2)$$

其中,

$$LBP_{P,R}^+(x) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_x - n)2^p, s(u) = \begin{cases} 1, & u > 0 \\ 0, & u \leq 0 \end{cases}$$

$$LBP_{P,R}^-(x) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_x - n)2^p, s(u) = \begin{cases} 1, & u < 0 \\ 0, & u \geq 0 \end{cases}$$

D-LBP的定义包括两个部分,即LBP<sup>+</sup>和LBP<sup>-</sup>.LBP<sup>+</sup>和LBP<sup>-</sup>与LBP有相似的定义形式.区别在于:对于LBP<sup>+</sup>, $> 0$ 的情形被判定为1,而 $= 0$ 和其他情况则被判定为0;对于LBP<sup>-</sup>, $< 0$ 被判定为1,而 $= 0$ 和其他情况则被判定为0.这样,通过LBP<sup>+</sup>和LBP<sup>-</sup>,三种变化状态 $= 0$ 、 $> 0$ 和 $< 0$ 都能够被准确地区分.为了增强对噪声的抵抗能力,本文引入了噪声克服常数 $n$ . $n$ 越大,受噪声的影响越小,但是, $n$ 太大,一些不是因为噪声的影响而产生微小变化模式可能无法描述.因此, $n$ 的选择需要综合考虑,一般需一个比较小的值 $n \in \{2, 5\}$ ,在本文中取4.

描述D-LBP算子的二进制表示的模式的长度是LBP的2倍,如果采用单一直方图表示,计算量和内存消耗将大大增加.为了降低计算负担,本文采用两个直方图分别统计LBP<sup>+</sup>和LBP<sup>-</sup>.模式的相似性的度量方式类似文献[9]的方式,具体实施如下式所示.

$$Dist(DLBP_1, DLBP_2) = Dist(DLBP_1^+, DLBP_2^+) + Dist(DLBP_1^-, DLBP_2^-) \quad (3)$$

其中,

$$Dist(DLBP_1^+, DLBP_2^+) =$$

$$1 - \sum_{n=0}^{N-1} \min(DLBP_{1,n}^+, DLBP_{2,n}^+) \\ Dist(DLBP_1^-, DLBP_2^-) = \\ 1 - \sum_{n=0}^{N-1} \min(DLBP_{1,n}^-, DLBP_{2,n}^-)$$

图 1 中给出 LBP 和 D-LBP 对像素变化模式描述的一个简单例子, LBP<sub>a1</sub> 表示下标  $R = 1, P = 8$ . 示例中包括没有噪声影响的颜色一致的区域, 受噪声干扰的颜色一致区域, 边缘区域等. 其中, 图 1(a) 是一个无噪声干扰的一致颜色区域, 而图 1(b) 是图 1(a) 被噪声干扰后的图像, LBP 受影响很大, 产生了一个错误模式, 而 D-LBP 仍能正确描述. 图 1(c) 和图 1(d) 是两种完全不同的模式, 图 1(c) 是一个颜色一致的区域, 图 1(d) 则是一个发生剧烈变化的区域, 是完全不同的纹理. LBP 描述子把它们表述成同一模式, 而 D-LBP 则把两种不同的模式区分开来. 这里只给了较少的例子, 但我们从中可以看出, D-LBP 能够对纹理更准确地描述, 并且具有较好的抵抗噪声能力.

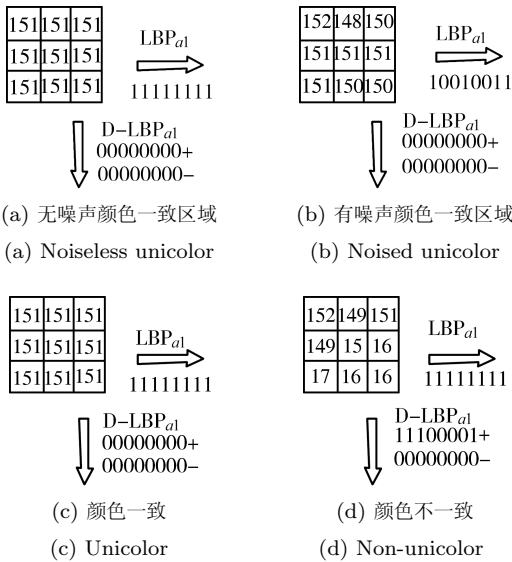


图 1 D-LBP 和 LBP 示例  
Fig.1 Patterns for D-LBP and LBP

## 2 局部颜色信息

前景和背景的纹理模式在多数情况下是不同的, 所以在多数情况下, D-LBP 对前景和背景拥有较好的鉴别性. 但是, 当区域纹理特征不丰富的时候, D-LBP 将无法区分前景和背景, 这在颜色一致的区域如地面、墙等地方经常发生. 为了维持一个稳定的背景模型, 我们联合局部颜色信息共同表示背

景模型. 颜色信息 (色调  $h$ 、饱和度  $s$ ) 在多数情形下都保持稳定, 如阴影、光线渐变等<sup>[9]</sup>, 它能够帮助 D-LBP 区分那些纹理缺少的区域. 在本文中, 采用位于每个位置处  $h$  通道和  $s$  通道两个  $3 \times 3$  矩形局部区域内的值表示颜色信息. 令  $Color_x = \{h_x, s_x\}$  表示位置  $x$  处  $h$  通道和  $s$  通道的颜色信息,  $h_x$  和  $s_x$  分别是图像色调通道和饱和度通道以  $x$  为中心的  $3 \times 3$  局部区域的色调和饱和度值. 即, 令  $h_{i,j}$  和  $s_{i,j}$  分别表示位置  $x$  处的  $h$  通道和  $s$  通道的值, 则

$$h_x = \{h_{i-1,j-1}, h_{i,j-1}, h_{i+1,j-1}, h_{i-1,j}, h_{i,j}, h_{i+1,j}, \\ h_{i-1,j+1}, h_{i,j+1}, h_{i+1,j+1}\}, \\ s_x = \{s_{i-1,j-1}, s_{i,j-1}, s_{i+1,j-1}, \\ s_{i-1,j}, s_{i,j}, s_{i+1,j}, s_{i-1,j+1}, s_{i,j+1}, s_{i+1,j+1}\}$$

本文采取下面的形式比较颜色信息.

$$Dist(Color_x, Color_x^k) = \\ 1 - \frac{\sum_i h_{x,i} h_{x,i}^k \sum_i s_{x,i} s_{x,i}^k}{\sum_i h_{x,i} \sum_i h_{x,i}^k \sum_i s_{x,i} \sum_i s_{x,i}^k} \quad (4)$$

其中,  $Color_x$  表示位置  $x$  处的  $3 \times 3$  区域的颜色信息, 表示位置  $x$  处的一个颜色背景模型中的第  $k$  个模式.

## 3 背景减除算法

本节将详细说明背景减除的算法流程, 如图 2 所示. 本算法的实施过程中, 有两点限制需要说明: 1) 摄像头是静止的; 2) 在建模和更新的过程中, 每个位置是独立建模和处理的, 虽然, 每个位置处的背景模型信息利用了周边的局部区域信息.

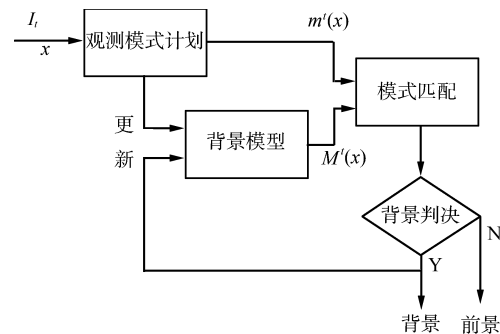


图 2 算法流程  
Fig.2 Algorithm flowchart

### 3.1 背景建模

背景建模是背景减除算法的核心部分, 其目的

是维持一个正确的场景的背景信息的统计表示. 本文联合纹理和颜色信息来描述背景模型.

令符号  $I_t$  表示在  $t$  时刻所获得的观测图像,  $M = \{M^t(x)\}_x$  表示通过学习得到的位置  $x$  处背景模型,  $t$  时刻的背景模型表示成  $M^t(x)$ , 是通过从初始时刻到  $t$  时刻的视频中学习得到. 每个位置的背景模型包含  $K$  个分量, 即  $M^t(x) = \{m_k^t(x)\}_{k=1, \dots, K}$ , 表示第  $k$  个模式.  $m_k^t(x) = \{DLBP_k^t, Color_k^t, weight_k^t\}$ , 其中,  $DLBP_k^t$  表示位于位置  $x$  处的局部区域内 D-LBP 特征的直方图,  $Color_k^t$  是局部颜色信息,  $weight_k^t \in [0, 1]$  表示每个分量的权重.

背景模型的初始化是采用视频第一帧的观测模式作为初始背景模型.

### 3.2 背景更新和前景提取

下面将说明背景模型的更新过程和前景提取过程, 这个过程是针对一个像素的, 但是根据前面的假设, 对背景的所有位置都适用. 给定位置  $x$ , 首先计算其观测模式. 包括每个位置处的 D-LBP 特征直方图、颜色信息. 颜色信息在该位置处可以直接提取, D-LBP 在一个以  $x$  为中心的边长为  $r$  的区域内提取. 这里  $r$  是一个用户选定的值, 在本文中  $r$  取 5. 在获得了当前位置的观测模式后, 对观测模式和背景模型的多个模式分量进行相似性比较, 寻找最匹配的一对, 如下式. 具体的相似性度量计算见第 1 节.

$$\tilde{k} = \arg \min_k \{Dist(m^t(x), m_k^t(x))\} \quad (5)$$

$$Dist(m^t, m_k^t) = \lambda Dist(DLBP^t, DLBP_k^t) + (1 - \lambda) Dist(Color^t, Color_k^t) \quad (6)$$

$\lambda$  是联合常数,  $\lambda \in [0, 1]$ .

如果假设每个模式的变化呈现高斯特性, 即

$$Dist(m^t, m_k^t) \sim N(0, \sigma_{t,k}^2)$$

则整个背景模式的统计特性可以用多高斯概率分布来描述, 即

$$p(m^t) = \sum_{i=1}^K w_k^t \eta(Dist(m^t, m_k^t), 0, \sigma_{t,k}^2)$$

一个像素必须满足下列条件才能被判断为背景.

$$Dist(m^t, m_k^t) < 2.5\sigma_{t,k} \quad (7)$$

若满足式 (7) 被判断为背景, 否则判断为前景.

当实施前景背景判断后, 背景模型将按照下面的式子进行更新. 对于判断为背景的当前的背景模式, 将有很多的分量进行更新, 而其他只更新权重.

if  $k = \tilde{k}$

$$w_k^t = (1 - \alpha)w_k^{t-1} + \alpha$$

$$DLBP_k^t = (1 - \rho)DLBP_k^{t-1} + \rho DLBP^t$$

$$Color_k^t = (1 - \rho)Color_k^{t-1} + \rho Color^t$$

$$\sigma_{t,k}^2 = (1 - \alpha)w_k^{t-1} + Dist(m^t, m_k^t) Dist(m^t, m_k^t)$$

else

$$w_k^t = (1 - \alpha)w_k^{t-1}$$

others unchanged

其中

$$\rho = \alpha \eta(Dist(m^t, m_k^t), 0, \sigma_{t,k}^2)$$

对于判断为前景的情况, 利用观测模式替换权重最小的背景模式, 并降低其他模式的权重, 而其他参数保持不变, 即

$$weight_k^t = (1 - \alpha)weight_k^{t-1}$$

## 4 实验与分析

### 4.1 实验结果

实验视频包括室内和室外场景, 并且包括阴影、雪天、水波影响、风吹动树、突然开灯等情况. 一些视频是从公开发表的文献获得, 以便对本文算法和当前的一些主流算法进行比较. 我们首先将本文算法与当前应用最广泛的 MoG 算法进行了比较, 然后利用 WallFlower 测试数据和当前很多的算法进行比较.

图 3 ~ 6 展示了一些处理结果. 在图 3 ~ 6 中, 第一行是原始图像, 第二行是本文算法的处理结果, 第三行是 MoG 算法的处理结果. 图 3 是一个包含弱阴影的室内场景的图像. 结果显示, 本文的算法能够较好地处理室内弱阴影. 图 4 是一个带有强阴影的室外图像, 虽然本文算法对此类场景的处理效果不是很理想, 但是能够减弱强阴影的影响, 并且结果优于 MoG 算法. 图 5 为水面上飘动着塑料瓶的动态背景的场景, 图 6 为雪天的外部场景视频, 有较多的雪花导致的场景噪声, 本文的算法要好于 MoG.

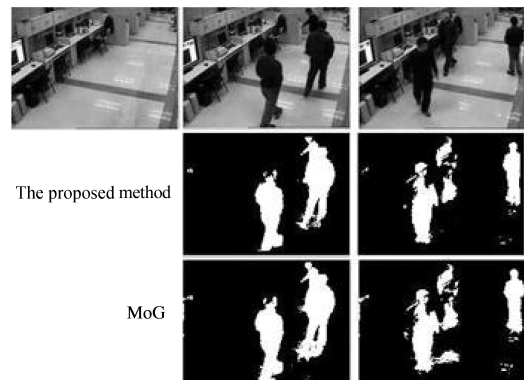


图 3 室内场景 (弱阴影)

Fig. 3 In-door scenes with weak shadows

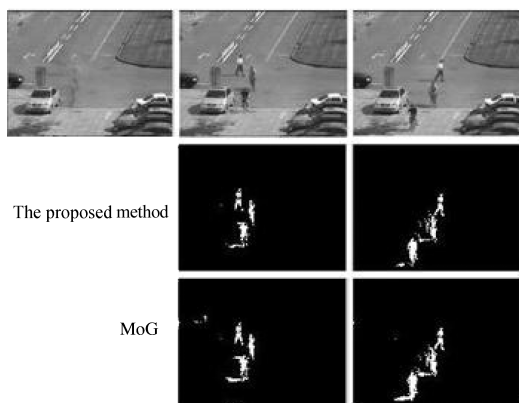


图 4 室外场景 (强阴影)  
Fig. 4 Out-door scenes with strong shadows

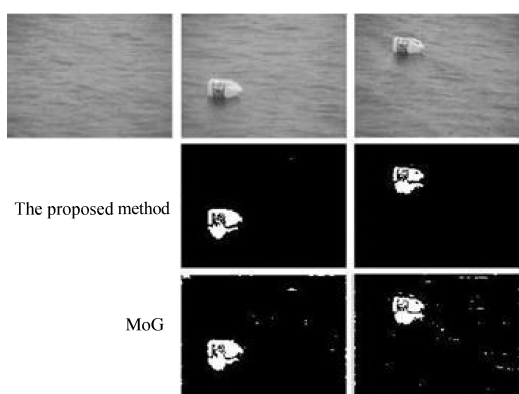


图 5 漂浮的塑料瓶子  
Fig. 5 Floating jug on water

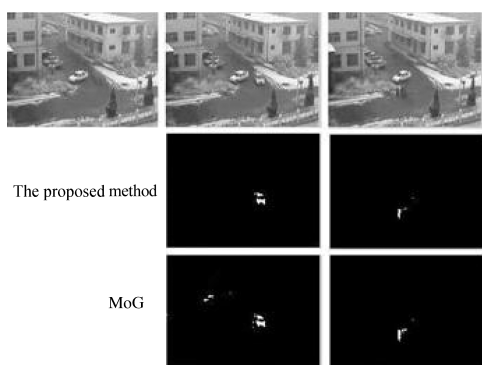


图 6 下雪场景  
Fig. 6 Snowing scenes

Wallflower 数据集是已经发表的背景减除的文献中用得最多的测试库, 这个数据集包括多种典型的场景: 移动的背景目标, 因为昼夜轮回而渐变的全局光线、开关灯、被风吹动的树枝等. 本文算法在该数据集上进行了测试, 并且与多种主流算法进行比较. 图 7 给出了本文算法和其他算法的结果. 图 7 中, 每一列为一段视频的原始图像及各种算法的处理结果. 第 1 行叙述了该段视频的特点, 第

2 行给出该视频的原始图像, 第 3 行给出了手工标注的准确的前景提取结果, 第 4 行到第 9 行给出了本文算法和其他一些算法的实验结果. 这些算法包括混合高斯模型<sup>[1]</sup>、贝叶斯判决方法<sup>[13]</sup>、特征值方法<sup>[14]</sup>、Wallflower<sup>[15]</sup>、LBP<sup>[9]</sup> 和本文提出的算法. 从实验结果可以看出, 除了开关灯以外, 其他所有情形下, 本文算法的性能要优于其他算法. 在突然开关灯的情况下, 本文算法性能不好的原因是本文算法没有在后处理中加入检测全局亮度情况变化的步骤. 这个步骤可以在后续算法改进中加入, 以增强对全局光照突变情况的处理. 目前的光照突变, 绝大多数算法都是在后处理中进行的.

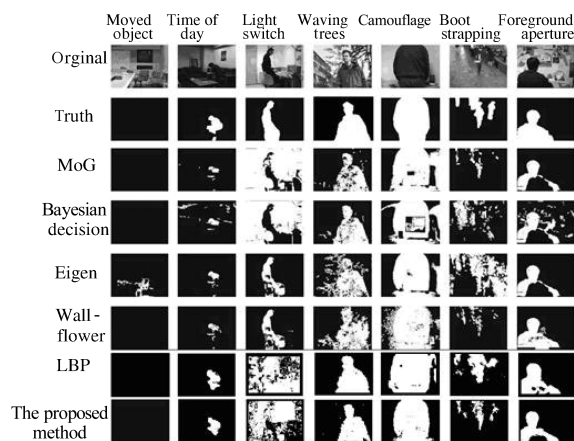


图 7 本文算法和其他算法在 Wallflower 数据集的实验比较  
Fig. 7 Results on the seven canonical background problems of the Wallflower benchmarks

我们测试了本文算法和 LBP<sup>[9]</sup> 的运行时间, 测试数据见图 7, 所采用的机器是 Intel 双核 2.4 G, 内存 2 G. 图像的分辨率是  $160 \times 120$ , 本文算法的参数选择见第 4.2 节, LBP 的参数采用文献 [9] 的实验参数. 本文算法的处理速度是 13 f/s, 而 LBP 的速度是 19 f/s, 两者基本都能满足实时要求. 本文算法比 LBP 慢的原因是 D-LBP 的计算相当于计算两次 LBP, 所以增加了计算时间.

### 4.2 实验与分析

半径  $R$  给出了 D-LBP 直方图计算的区域边长,  $R$  越小, 所计算的直方图信息越是局部的, 一般情况下  $R$  位于 3 到 7 之间.  $P$  决定 D-LBP 描述子的长度,  $P$  越大, 对内存的要求越多, 本文选择  $P$  为 6.  $K$  是背景模式的背景模式的数量,  $K$  越大, 表示背景的模式越多, 计算量也越大, 内存需要量也越大. 在多数情况下,  $K$  在 3 到 5 之间, 算法能够保持一个好的综合性能.  $\lambda$  是联合常数,  $\lambda$  在  $[0.65, 0.85]$  的范围内, 算法取得较好性能.  $\alpha$  为控制背景模型更新速度的 3 个学习常数, 这些值越大, 背景更新越快,  $\alpha$  一般取  $[0.001, 0.05]$ .

## 5 结论

本文提出了一种联合纹理和颜色信息的背景减除算法, 实验结果表明本文提出的算法能够有效地处理动态背景、弱阴影、噪声等情况. 在 Wallflower 数据集的测试表明本文提出的算法具有良好的综合性能, 在绝大多数情况下, 算法的性能优于其他算法. 算法的不足之处是不能处理光照的突变, 这是我们后续研究将要解决的问题. 本文的贡献主要有: 1) 将局部纹理信息、颜色信息联合起来共同描述背景模型; 2) 改进了 LBP 算子, 使之能够更加充分描述局部区域纹理信息, 并具有抵抗噪声能力.

## References

- 1 Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, USA: IEEE, 1999. 23–25
- 2 Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, Pentland A P. Pfunder: real-time tracking of the human body. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(7): 780–785
- 3 Monnet A, Mittal A, Paragios N, Visvanathan R. Background modeling and subtraction of dynamic scenes. In: Proceedings of the 9th International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE, 2003. 1305–1312
- 4 Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, Davis L S. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance. *Proceedings of IEEE*, 2002, **90**(7): 1151–1163
- 5 Tuzel O, Porikli F, Meer P. A Bayesian approach to background modeling. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2005. 58–65
- 6 Kim H, Sakamoto R, Kitahara I, Toriyama T, Kogure K. Background subtraction using generalised Gaussian family model. *IEEE Electronics Letters*, 2008, **44**(3): 189–190
- 7 Mason M, Duric Z. Using histograms to detect and track objects in color video. In: Proceedings of the 30th Applied Imagery Pattern Recognition Workshop. Washington D. C., USA: IEEE, 2001. 154–159
- 8 Matsuyama T, Ohya T, Habe H. Background subtraction for non-stationary scenes. In: Proceedings of Asian Conference on Computer Vision. Taipei, China: IEEE, 2000. 622–667
- 9 Heikkila M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(4): 657–662
- 10 Li L Y, Huang W M, Gu I Y H, Tian Q. Statistical modeling of complex backgrounds for foreground object detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(11): 1459–1472
- 11 Hu S S, Fu L C, Hsiao P Y. Region-level motion-based background modeling and subtraction using MRFs. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(5): 1446–1456
- 12 Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(7): 971–987
- 13 Nakai H. Non-parameterized Bayesian decision method for moving object detection. In: Proceedings of Asian Conference on Computer Vision. Singapore, Singapore: IEEE, 1995. 447–451
- 14 Oliver N, Rosario B, Pentland A. A Bayesian computer vision system for modeling human interactions. In: Proceedings of the 1st International Conference on Vision Systems. Gran Canaria, Spain: Springer, 1999. 255–272
- 15 Toyama K, Krumm J, Brumitt B, Meyers B. Wallflower: principles and practice of background maintenance. In: Proceedings of the 17th International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999. 255–261



徐 剑 清华大学博士研究生. 主要研究方向为机器视觉与智能监控. 本文通信作者.

E-mail: jian-xu03@mails.tsinghua.edu.cn

(XU Jian Ph.D. candidate at Tsinghua University. His research interest covers computer vision and intelligent surveillance. Corresponding author of this paper.)



丁晓青 清华大学教授. 主要研究方向为图像处理、文字识别.

E-mail: dingxq@tsinghua.edu.cn

(DING Xiao-Qing Professor at Tsinghua University. Her research interest covers image processing and optical character recognition.)



王生进 清华大学教授. 主要研究方向为智能监控和智能交通.

E-mail: wsgsj@tsinghua.edu.cn

(WANG Sheng-Jin Professor at Tsinghua University. His research interest covers intelligent surveillance and intelligent transportation.)



吴佑寿 清华大学教授, 中国工程院院士. 主要研究方向为信号处理.

E-mail: yswu@tsinghua.edu.cn

(WU You-Shou Professor at Tsinghua University, academician of Chinese Academy of Engineering. His main research interest is signal processing.)