

doi: 10.7690/bgzdh.2018.02.011

基于改进 codebook 算法的运动目标检测

张小正, 周鑫, 袁锁中, 王从庆

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要: 为解决运动目标检测算法鲁棒性和实时性差的问题, 在原始 codebook 算法的基础上提出一种改进的 codebook 算法。在匹配码字时将最近更新的码字调整至码本列表的最前端, 加快码字匹配的速度; 以适应光照变化且运算简单的局部二值模式(local binary patterns, LBP)直方图向量代替原有的 RGB 向量, 采用码本记录局部区域的纹理特性, 并通过实验比较原始的 codebook、混合高斯算法及改进后的 codebook。结果表明: 改进后的 codebook 算法较其他 2 种算法具有更快的处理速度和更好的检测效果, 且增强对场景中光照变化的适应力。

关键词: codebook 算法; 目标检测; 前景检测; 局部二值模式; 统一模式

中图分类号: TP391.44 **文献标志码:** A

Moving Target Detection Based on Improved Codebook Algorithm

Zhang Xiaozheng, Zhou Xin, Yuan Suozhong, Wang Congqing

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In order to solve the problem of robustness and poor real-time performance of general moving target detection algorithm, an improved codebook algorithm is designed based on the original codebook. Adjust the recently updated code word to the most front end of the codebook list when matching code word in order to improve the speed of code marching. Use LBP histogram vector which is adapted to the change of illumination and simply operated instead of the original RGB vector. Record the local texture information through codebook, and compare the original codebook with mixed Gaussian algorithm and improve codebook by test. The experiment show that improved codebook has faster speed and better detection results, and stronger adaptability to illumination change in the scene.

Keywords: codebook algorithm; target detection; foreground detection; local binary pattern; uniform pattern

0 引言

目标检测是后续进行目标跟踪、识别和分类等操作的重要前提, 其检测性能的好坏直接影响到后期处理的结果。提高运动目标检测算法的实时性和鲁棒性是计算机视觉领域的一个重要研究课题之一。目前应用比较广泛的目标检测算法中重要的有光流法^[1-3]、帧差法^[4-6]及背景建模法^[7-8]等。光流法计算复杂, 实时性差, 并且容易受到外界噪声、遮挡和光线变化等因素的影响; 帧差法虽然原理简单, 实时性好, 但对目标过小或目标运动过快的场景都不适用。因此, 笔者考虑采用简单易实现的背景建模法, 其核心是背景模型的建立及更新。

目前, 在基于背景建模的运动目标检测研究中, 典型的方法有混合高斯背景建模^[9-10]、LBP 纹理建模^[11]、codebook 建模^[12-13]及其改进方法^[14-15]等。混合高斯背景建模利用 3~5 个状态来描述每个像素点的颜色信息, 通过判断新采样像素点与建立的模型是否匹配来区分出前景和背景, 同时做相应的更

新。该方法由于需要经过复杂的概率计算, 计算量大, 实时性差, 且只依靠单一的颜色信息建模, 对光照变化比较敏感。Heikkil 等提出的基于 LBP (local binary pattern) 纹理特征的背景建模方法不适用于纹理区别不大的场景。codebook 算法是最早由 Kim 和 Chalidabhongse 等提出的一种高级背景建模方法, 采用了一种聚类技术, 从一系列历史视频帧中建立背景模型。这种方法内存利用率高, 运算速度快, 能够适应复杂的动态场景, 缺点是该方法只以每个像素进行背景建模, 没有考虑像素点间的邻域信息。

基于以上分析, 笔者采用 codebook 建模和 LBP 算子相结合的方法。首先对 codebook 算法进行改进, 提高运行速度, 然后用 LBP 直方图向量代替原有的 RGB 向量, 利用码本记录局部区域的纹理特性。

1 快速 codebook 算法的基本原理

codebook 算法的基本思想: 为每一个像素点建

收稿日期: 2017-11-08; 修回日期: 2017-12-10

基金项目: 国家自然科学基金(61273050, 61573185)

作者简介: 张小正(1992—), 女, 浙江人, 硕士, 从模式识别与智能系统研究。

立一个码本结构，码本结构根据像素值的变化包含不同数量的码字。按照颜色扭曲度和亮度区间 2 个匹配条件将每个像素的采样值归入码字的集合。然后根据新采样的像素点与背景码字是否匹配来区分背景点和前景点，同时作相应的更新。

1.1 快速的初始码本建立

以某一个像素的初始码本建立为例，令 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 为该像素点连续 N 帧历史视频帧的集合， $x_i (i=1, 2, \dots, N)$ 是一个 RGB 向量。令 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_L\}$ 为该像素点含有 L 个码字的码本，每个码字 $c_i (i=1, 2, \dots, L)$ 由一个 RGB 向量 $v_i = (\bar{R}_i, \bar{G}_i, \bar{B}_i)$ 和一个六元组 $\text{aux}_i = (\check{I}_i, \hat{I}_i, f_i, \lambda_i, p_i, q_i)$ 组成，六元组中各参数描述如表 1 所示。

表 1 码字各参数描述

六元组参数	描述
\check{I}_i, \hat{I}_i	与该码字匹配的所有像素亮度的最小值和最大值
f_i	码字匹配的次数
λ_i	码字不重复出现的最大时间间隔
p_i, q_i	码字第一次出现的时间和最后一次访问的时间

背景码本的初始化步骤如下：

1) 每个像素点的初始码本 $C = \phi$ ， $L=0$ 。

2) 处理每一历史视频帧，for $t=1$ to N do。

① $x_t = (R, G, B)$ ， $I = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2}$ ；

② 在码字中寻找与 x_t 匹配的码字 c_m ，匹配条件如式(1)、(2)所示，式(1)表示颜色扭曲度，式(2)表示亮度区间，只有像素点的颜色扭曲度在设定的阈值范围内并且满足一定的亮度区间，才认为该像素点与该码字匹配，具体公式计算见文献[10]。

$$\text{colordist}(x_t, c_m) \leq \varepsilon_1; \quad (1)$$

$$\text{brightness}(I, \langle \check{I}_m, \hat{I}_m \rangle) = \text{true}。 \quad (2)$$

③ 若 $C = \phi$ 或者没有相应的码字匹配，则 $L=L+1$ ，并建立新的码字 c_L ，新码字的参数为：

$$v_L = (R, G, B);$$

$$\text{aux}_L = (I, I, 1, t-1, t)。$$

④ 反之，更新匹配的码字 c_m ，将

$\text{aux}_m = (\check{I}_m, \hat{I}_m, f_m, \lambda_m, p_m, q_m)$ 和 $v_m = (\bar{R}_m, \bar{G}_m, \bar{B}_m)$ 设为：

$$v_m = \left(\frac{f_m \bar{R}_m + R}{f_m + 1}, \frac{f_m \bar{G}_m + G}{f_m + 1}, \frac{f_m \bar{B}_m + B}{f_m + 1} \right);$$

$$\text{aux}_m = (\min\{\check{I}_m, I\}, \max\{\hat{I}_m, I\}, f_m + 1, \max\{\lambda_m, t - q_m\}, p_m, t)。$$

3) 调整每个码字 $c_i (i=1, 2, \dots, L)$ 的 λ_i ，使得 $\lambda_i = \max\{\lambda_i, (N - q_i + p_i - 1)\}$ 。

步骤 2) 中的第②步，笔者仅仅寻找满足这 2 个条件的第一个码字，无需找出与采样像素点最匹配的那一个。一般来说，采样像素点总是与前一刻像素点匹配程度较高，与其他像素点相差较大；因此，可以将最近更新的码字放到码本列表的最前端。大多数情况下，匹配的码字就像重新放置后的第一个码字，使匹配效率大大提高，从而提高算法的运行速度。

1.2 码本精简

根据 1.1 节中得到的背景模型并不是真正的背景模型，并不能保证训练视频帧中不含有前景目标。因此笔者需要将得到的初始码本通过某一准则进行精简，方法是通过时间滤波，将那些虽然出现次数较多但是最大不重复出现的时间间隔大于设定阈值 T_M 的码字从码本里删除，得到精确的码本模型，如下式所示：

$$M = \{c_k | c_k \in C, \lambda_k \leq T_M\}。 \quad (3)$$

式中： k 为码字的索引； T_M 为设定的阈值，通常取 $N/2$ ，为总训练视频帧的一半，即训练的码字需要至少每 $N/2$ 帧出现一次。根据式(3)，具有大 λ 值的码字将会从码本中删除。由于背景像素在场景中出现的时间间隔较短，即背景像素码字对应的 λ 会很小，笔者把一个频数值 f 很大但 λ 也很大的码字对应的像素点当成前景事件处理；因此，既可将 λ 作为鉴别背景码字和运动前景码字的特征值，又可将 λ 和 f 结合起来进行鉴别，但与单独使用 λ 得到的效果相差不大。笔者将式(3)作为消除冗余码字的准则。

1.3 前景检测

1.2 节中得到精简的码本模型后，进行背景减除操作。具体方法如下：

1) 求得某一时刻一像素点的 RGB 向量，由公式计算亮度 I ，将布尔变量 match 值设为零。

2) 根据 $\text{colordist}(x_t, c_m) \leq \varepsilon_2$ 和 $\text{brightness}(I, \langle \check{I}_m, \hat{I}_m \rangle) = \text{true}$ 2 个条件，从码本 M 中找寻和 X 相匹配的码字 c_m ，若存在这样的码字，则令 $\text{match}=1$ ；并按照 1.1 节中的第④步骤来进行码字更新。

3) 判断前景运动目标像素点：

$$\text{BGS}(x) = \begin{cases} \text{background, match} = 1 \\ \text{foreground, match} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

如果能够满足 2) 中的 2 个条件, 即检测的像素点在颜色上与已有的码字相近, 可认为该像素点为背景。如果上述 2 个条件不能同时满足, 就说明没有相应的背景码字与该采样像素匹配, 此时就将这一像素点归为前景。

2 LBP 算子的基本原理

2.1 局部二值模式

局部二值模式是由芬兰科学家 Ojala 等提出的一种用来描述图像局部纹理特征的算子。基本的 LBP 算子以 3×3 邻域为窗口, 窗口中心像素值为阈值, 将周围 8 个像素与中心像素进行比较, 大于中心像素值的像素被置为 1, 小于中心像素值的被置为 0, 由此形成了一个 8 位的二进制数, 记为该区域的 LBP 值, 用来反映该区域的纹理信息。在实际应用中通常将 8 位二进制数转化为十进制, 因此一个 8 位的 LBP 码对应 256 种模型输出。

基本 LBP 算子的窗口大小只有 3×3 , 只覆盖了一个小范围区域, 并不能满足不同尺寸和频率纹理的需要。基于上述缺陷, Ojala 等对 LBP 算子进行了改进, 扩展 3×3 邻域到任意邻域, 并采用圆形邻域代替正方形邻域, 适应不同尺度的纹理特征。扩展后的 LBP 算子可以用下式来表示:

$$\text{LBP}_{p,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (5)$$

其中

$$s(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$$

式中: g_c 表示区域中心位置 (x_c, y_c) 处的像素灰度值; g_p 表示以区域中心 (x_c, y_c) 为圆心半径为 R 的圆周上分布的 P 个点的灰度值。根据定义, 对于半径为 R 的圆形区域内含有 P 个采样点的 LBP 算子将会产生 2^p 个模型输出。很显然, 随着采样点数目的增加, LBP 算子对应的模型输出数目将会以指数级别的速度增长。过多的模式种类对纹理的描述并不利, 原因是我们通常用 LBP 模式统计直方图来表达图像纹理信息, 而过多的模式种类将会使直方图变得稀疏, 抗噪能力差且计算量大。

2.2 LBP 纹理统一模式

为了对 LBP 算子的模式种类进行降维, Ojala

又提出了一种统一模式。他认为, 在实际应用中, 绝大多数 LBP 模式最多只包含 2 次从 1~0 或从 0~1 的跳变。因此, Ojala 将统一模式定义为: 将二进制码串中 0/1 的跳变次数 ≤ 2 且具有旋转不变特性的 LBP 纹理称作 LBP 纹理统一模式。这样, 对于 8 个采样点的 LBP 算子, 原来的 256 个模型输出就可对应为 9 种统一模式, 这 9 种统一模式实际上代表了 256 种输出模型中的 58 种。文献[16]中证实, 该 58 种模型输出就可以表示绝大多数的纹理信息。由此, 与基本的 LBP 直方图相比, 统一模式的直方图条目数大幅度减少, 在表示纹理特征时性能更好, 对纹理的区分度、紧凑度高, 不易受噪声影响。

3 融合 LBP 算子的码本建模

融合 LBP 算子后的码本建模方法的原理主要是用 LBP 直方图向量代替原有的 RGB 向量, 利用码本记录局部区域的纹理特性, 码本的建立过程与第 1 节内容基本类似。首先将图像分成多个小图像块, 分别对每个图像块建立码本。以一个图像块的码本建立过程为例, 其他图像块也是如此。令 X 为单个小图像块的训练序列, 它包含 N 个区域纹理特征向量 $\mathbf{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, $X_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为一个 9 维纹理特征向量。令 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_L\}$ 为该小图像块含有 L 个码字的码本, 每个小图像块所对应的码本长度不尽相同。每个码字 c_i 包含一个向量 $V_i = (v_1^i, v_2^i)$ 和一个六元组 $U_i = (f_i, \lambda_i, p_i, q_i)$ 。 U_i 包含纹理特征量和时域变量, 各参数描述如下: v_1 表示 9 种纹理统一模式中像素个数的最大值, v_2 表示 v_1 所占像素的纹理类型, f_i 、 λ_i 、 p_i 和 q_i 参数含义与表 1 中相同。训练初始化背景模型的步骤如下:

1) 将每个图像块的码本 C 清零, $L=0$, L 为码本中码字的个数。

2) 取前 N 帧视频帧作为训练视频帧。

for $t=1$ to N do

① 对于 t 时刻的采样图像块, 计算该图像块所在区域的 LBP 统一模式直方图特征向量 $\mathbf{X}_t = (a_0, a_1, a_2, \dots, a_8)$, 其中 $a_0, a_1, a_2, \dots, a_8$ 分别代表局部区域内 9 种 LBP 纹理统一模式分别占有的像素点个数, 先求图像块内每个像素点的基本 LBP 纹理, 根据 9 种纹理统一模式的匹配条件将所有像素点的基本 LBP 纹理分类统计, 分别计算出每种纹理统一模式所占的像素点个数, 即 $a_0, a_1, a_2, \dots, a_8$ 的值。

② 在集合 $C = \{c_i | 1 \leq i \leq L\}$ 中寻找码字 c_m 与

X_i 匹配，匹配条件如下：

$$V_i = V_m ; \tag{6}$$

$$\sum_{n=0}^{N-1} \min(a_n^t, a_n^m) \geq \varepsilon_1 . \tag{7}$$

其中 V_i 和 V_m 分别表示 t 时刻和 m 时刻的 V 向量， V 向量计算公式为 $V = (v_1, v_2)$ ， $v_1 = \max(a_0, a_1, a_2, \dots, a_8)$ ， $v_2 = \text{num}(v_1)$ 表示占有最多像素点的纹理类型。式(7)可用来计算 2 个直方图的相似性，采用直方图相交法，计算 2 个直方图的共有部分， N 表示直方图的条目数， a_n^t 和 a_n^m 分别表示 t 时刻和 m 时刻归一化后直方图的值。当 2 个直方图完全相同时所得结果为 1。 ε_1 为相似性度量阈值，范围为 $0 \sim 1$ ，根据经验一般在 $0.6 \sim 0.7$ 之间取值效果较好。

③ 若 $C = \Phi$ 或者没有相应的码字与之对应，则 $L=L+1$ ，并建立新的码字 c_L ，其参数为：

$$\left. \begin{aligned} V_L &= (v_1^t, v_2^t) \\ U_L &= (V_L, 1, t-1, t, t) \end{aligned} \right\} . \tag{8}$$

④ 否则更新匹配的码字 c_m ，包括 $V_m = (v_1^m, v_2^m)$ 和 $U_m = (V_m, f_m, \lambda_m, p_m, q_m)$ ，将它们分别设置为：

$$\left. \begin{aligned} V_m &= (v_1^{\text{已训练}}, v_2^{\text{已训练}}) \\ U_m &= (V_m, f_m + 1, \max\{\lambda_m, t - q_m\}, p_m, t) \end{aligned} \right\} . \tag{9}$$

end for

3) 对于每个码字 $c_i (i=1, 2, \dots, L)$ 调整 λ_i ，使得 $\lambda_i = \max(\lambda_i, (N - q_i + p_i - 1))$ 。

得到初始码本后，按照 1.2 节中算法原理进行码本精简得到精简码本，然后再进行背景减除。方法是先对视频图像序列进行分块，对每一小图像块计算 LBP 统一模式直方图特征向量并设置布尔变量 match 值为 0。接着根据式(6)、(7)寻找匹配的码字，若有则将 match 值设为 1 并根据式(9)进行更新。最后根据式(4)提取前景目标像素点并按照上述步骤依次处理每一小图像块，得到最终的前景目标。

4 实验结果分析

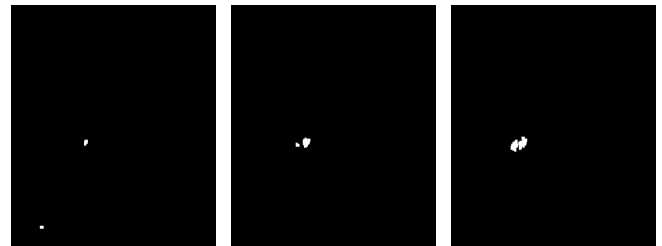
为了更好地说明文中改进算法的运动目标检测效果，笔者对比了其他 2 种目标检测算法 (codebook 算法和混合高斯背景建模算法)，并在 2 段不同的视频上进行实验。视频 1 描述的是窗口大小为 320×240 ，帧速率为 9 帧/s 的森林火灾监控视频，检测的运动目标是烟雾，整个过程中烟雾慢慢扩散并伴有树叶的轻微摇晃等干扰，笔者选择了烟雾扩散的初期和后期的视频帧进行实验。视频 2 描述的是

窗口大小为 384×288 ，帧速率为 25 帧/s 的室内监控视频，监控过程中人从亮处走到暗处，光照会发生变化，运动目标检测的实验结果如图 1、图 2 所示。算法实现的硬件环境为：windows 7 32 位操作系统，处理器为 Intel(R) core(TM)2 Duo CPU E7500 @2.93 GHz 2.94 GHz，软件环境为 VS2010，开发语言采用 C++ 及 opencv。



第 430 帧 第 1 020 帧

(a) 视频 1 中的某二帧原始图像



GMM codebook 本文算法

(b) 第 430 帧图像检测效果



GMM codebook 本文算法

(c) 第 1 020 帧图像检测效果

图 1 视频 1 中各算法的检测效果

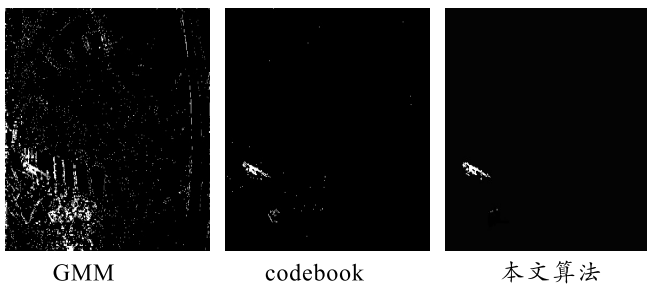
图 1(a)中扩散的烟雾即为待检测的运动目标，图 1(b)、图 1(c)分别为图 1(a)中二帧图片检测结果的二值化图，图 1(a)的二帧图片是烟雾扩散的前期和后期。从图 1 中可以看出：本文算法具有很好的检测效果，可以正确分离出运动前景目标且目标轮廓比较完整，还去掉了部分噪声。而 GMM 算法和 codebook 算法虽然在一定程度上也能检测出运动目标，但检测出来的运动区域有明显或微小的空洞现象，这种情况下容易造成运动目标的漏检。

图 2(a)中走动的人即为待检测的运动目标，图 2(b)、图 2(c)分别为图 2(a)中二帧图片检测结果的

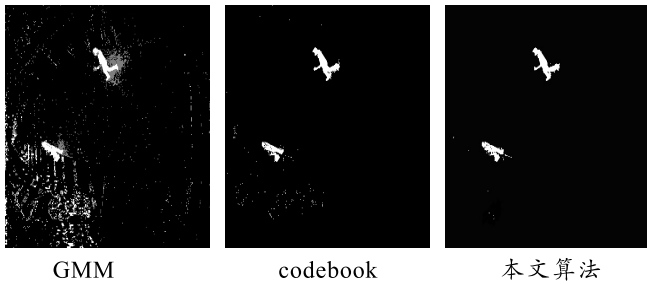
二值化图。视频中有轻微的光线变化。从检测结果来看，GMM 算法对光线变化比较敏感，codebook 算法能在一定程度上降低对光线的敏感度，而本文中算法对光线变化具有很好的适应性，检测效果最佳。



第 198 帧 第 264 帧
(a) 视频 2 中的某二帧原始图像



(b) 第 198 帧图像检测效果



(c) 第 264 帧图像检测效果

图 2 视频 2 中各算法的检测效果

除了以上对检测结果的定性分析外，笔者还考虑了定量分析与实时性分析。定量分析主要考察了各算法检测的正确率与准确率^[17]，实时性分析主要针对算法的平均处理速度，结果如表 2。

表 2 各算法的性能比较 帧/s

算法	视频 1			视频 2		
	正确率	准确率	处理速度	正确率	准确率	处理速度
GMM	0.839 4	0.864 2	12.5	0.775 6	0.724 3	8.9
codebook	0.852 1	0.873 3	31.1	0.834 1	0.856 7	24.2
本文算法	0.914 4	0.903 8	32.5	0.912 5	0.924 6	28.1

由表 2 可知：文中算法相比于其他 2 种算法，正确率和准确率都有所提高，尤其是在有光线变化的视频 2 中算法性能大幅提升，也间接印证了定量分析中检测结果的正确性。在处理速度上，codebook 算法和本文中算法明显优于 GMM，原因是 GMM

建模过程中需要进行复杂的概率估算，并且该算法的复杂度与高斯模型的个数成正比，而 codebook 算法仅需要计算样本和最近聚类的整体平均间的距离，本文算法只计算样本和最近聚类的整体平均间的相似度，均不涉及概率及复杂运算；因此 codebook 算法和本文算法检测的速度较快。本文算法原理是通过将图像划分成多个小图像块进行码本的建立，用码本记录局部区域的纹理特性，而 codebook 算法中是为每个像素点建立码本，对于分辨力较高的图像，花费时间也增多，因此本文算法在处理速度上与其他 2 种算法相比具有优势。

5 结束语

笔者在原始 codebook 算法的基础上，利用 LBP 算子考虑像素点邻域间信息的特点，提出了一种结合空间域与时间域的背景建模算法。该算法与原始 codebook 算法相比具有 2 个优势：1) 不用对每一像素点进行码本构造，加快了运算速度；2) 利用 LBP 对光照不敏感的特性，增强了对光照变化的适应能力。实验结果表明，该算法在复杂场景下具有较好的检测效果。下一步的研究工作是考虑如何将算法应用到实际环境中并根据实际情况进行调整，同时面对复杂多变的动态场景，可以引入其他新型算法进行改进。

参考文献：

- [1] 宁瑞芳, 欧阳宁, 莫建文. 基于光流法的聚众事件检测[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(3): 198-201.
- [2] HONGTAO G, ZHANG Y. Application of optical flow method in inversion of ocean surface flow field[J]. 2010 2nd IITA International Conference on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 1(1): 31-35.
- [3] TALUKDER A, MATTHIES L. Real-time detection of moving object from moving vehicles using dense stereo and optical flow[C]//Proceedings of IEEE Conference on Intelligent Robots and Systems. 2004(4): 3718-3725.
- [4] 邱道尹, 张文静, 顾波, 等. 帧差法在运动目标实时跟踪中的应用[J]. 华北水利水电学院学报, 2009, 30(3): 45-64.
- [5] MEIER T, K. N. Video segmentation for content-based coding[J]. IEEE Trans on Circuits and System for Video Technology, 1999, 9(8): 1190-1203.
- [6] SEKI M, FUJIWARA H, SUMI K. A robust background subtraction method for changing background[J]. IEEE workshop on Application of Computer Vision, 2000: 207-213.
- [7] PICCARDI M. Background subtraction techniques

- review[J]. *International Journal of Innovative Technology & Exploring Engineering*, 2013, 2(3): 3099–3104.
- [8] HEOKKILA J, SILVEN O. A real-time system for monitoring of cyclists and pedestrians[C]. In: *Proceedings of the Second IEEE Workshop on Visual Surveillance*. Collins, Colorado: IEEE, 1999: 74–81.
- [9] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]. In: *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Fort Collins, Colorado, USA: IEEE, 1999: 246–252.
- [10] BOUWMANS T, BAF F E, VACHON B. Background modeling using mixture of Gaussians for foreground detection-a survey[P]. *Recent Patents on Computer Science*, 2008, 1(3): 219–237.
- [11] HEIKKILA M, PIETIKAINEN M. A Texture-Based Method for Modeling the Background and Detecting Moving Objects[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 657–662.
- [12] KIM K, CHLIDABHONGSE T H, HARWOOD D, et al. Real-time foreground-background segmentation using codebook model[J]. *Real-time imaging*, 2005, 11(3): 172–185.
- [13] 张军, 代科学, 李国辉. 基于 HSV 颜色空间和码本模型的运动目标检测[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(3): 423–427.
- [14] 孙毅刚, 李鸿, 张红颖. 基于改进混合高斯模型的运动目标检测算法[J]. *计算机工程*, 2012, 38(12): 165–170.
- [15] 刘威, 卫立珩. 基于改进的码书模型的运动目标检测[J]. *天津理工大学学报*, 2012, 28(6): 39–43.
- [16] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971–987.
- [17] SEN C S C, CHANDRIKA K. Robust techniques for background subtraction in urban traffic video[C] // *Proceedings of International Society for Optical Engineering*. San Jose CA: Visual Communication and Image Processing, 2004: 881–892.