

文章编号: 1674-9057(2014)01-0185-06

doi:10.3969/j.issn.1674-9057.2014.01.030

# 一种基于混合高斯模型的运动阴影去除算法

甘小勇<sup>1</sup>, 孙旭<sup>2</sup>

(1. 泸州医学院 计算机中心, 四川 泸州 646000; 2. 四川大学 计算机学院, 成都 610064)

**摘要:** 为更好消除光照条件下运动物体阴影, 在混合高斯模型 (GMM) 识别前景目标基础上, 提出一种基于 RGB 颜色模型的阴影消除方法。在 RGB 颜色空间中, 首先用混合高斯模型获取带有阴影的运动前景像素, 利用该模型参数, 估计该像素点的阴影模型误差, 然后建立 RGB 阴影模型; 由于阴影像素点像素值符合阴影模型, 将该阴影模型作为混合高斯阴影建模 (GMSM) 的匹配条件, 最终确定当前像素点是否为阴影像素。实验表明, 算法在不同场景中都能使阴影去除达到满意效果, 同时满足常规视频序列的实时性要求。

**关键词:** 运动物体; 阴影消除; RGB 阴影模型; 混合高斯阴影模型

**中图分类号:** TP391.41

**文献标志码:** A

## 0 引言

当进行运动物体检测时, 被检测物体往往会受到环境因素的干扰, 影响检测效果, 其中阴影是最常见的影响因素之一。通常情况下, 只要有光线的地方就会产生阴影, 而且阴影往往会与运动目标相连接, 严重影响对运动目标几何外形的检测, 造成误检测。

对运动物体阴影消除方法的研究出现在大量文献中, 其中常见的阴影消除方法大致可分为基于属性和基于模型两大类<sup>[1]</sup>: 基于属性的阴影消除方法主要是根据阴影的几何特性、颜色、亮度等信息进行阴影消除, 算法优点是运算简单, 其缺点是在消除阴影时具有鲁莽性和不准确性; 基于模型的方法主要是根据先验信息, 对阴影进行建模, 从而消除满足模型的阴影像素。基于模型的阴影去除方法优点是能够适应各种场景下的阴影影响, 但是计算量大, 不适合实时监测中的阴影去除。文献 [2-3] 介绍了基于属性的阴影去除算法和分割算法; 文献 [4-5] 提出了基于属

性的阴影去除改进算法; 文献 [6] 介绍了基于物理模型的阴影去除算法; 文献 [7] 介绍了基于 2D 连接点的阴影去除算法。

通过对两类阴影消除算法的研究, 本文提出一种 RGB 颜色模型下, 通过建立混合高斯阴影模型来消除阴影的算法。该算法首先根据像素点属性进行匹配判断, 然后根据混合高斯阴影模型确定阴影像素。实验表明, 该算法对常见场景阴影具有很好的去除效果。

## 1 混合高斯模型

混合高斯模型 (Gaussian mixture model, GMM) 使用  $K$  个高斯模型来表征图像中各个像素点的特征, 在获得新一帧图像后更新混合高斯模型, 用当前图像中的每个像素点与混合高斯模型匹配, 如果成功匹配则判定该点为背景点, 否则为前景点。其中, 文献 [8] 对混合高斯建模作了详细介绍, 文献 [9] 是其改进算法。

首先, 可以采用以下方法来判定当前像素是否与混合高斯背景模型中的第  $i$  高斯分布相匹配:

收稿日期: 2013-08-29

基金项目: 国家高技术研究发展计划项目 (2013AA013802)

作者简介: 甘小勇 (1959—), 男, 硕士, 讲师, 研究方向: 模式识别与图像处理, 447886938@qq.com。

引文格式: 甘小勇, 孙旭. 一种基于混合高斯模型的运动阴影去除算法 [J]. 桂林理工大学学报, 2014, 34 (1): 185-190.

$$\begin{cases} \text{匹配, if } (|I_i - \mu_{(i,t)}| < T_{(i,t)}), i = 1, 2, 3, \dots, K; \\ \text{不匹配, else.} \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $T_{(i,t)} = \lambda \sigma_{(i,t)}$ ,  $\lambda$  为方差系数, 该值取 2.5 时, 具有最优效果。

如果当前像素点与混合高斯背景模型中的第  $i$  个高斯模型相匹配, 则更新此高斯分布的权值  $\tilde{\omega}_{(i,t+1)}$ 、期望  $\mu$  和方差  $\sigma^2$ , 其更新方法如下:

$$\begin{cases} \tilde{\omega}_{(i,t+1)} = \tilde{\omega}_{(i,t)} + \beta(1 - \tilde{\omega}_{(i,t)}); \\ \mu_{(i,t+1)} = \mu_{(i,t)} + \alpha(I_{(i,t+1)}(x,y) - \mu_{(i,t)}), \\ \sigma_{(i,t+1)}^2 = \sigma_{(i,t)}^2 + \alpha((I_{(i,t+1)}(x,y) - \mu_{(i,t)})^2 - \sigma_{(i,t)}^2). \end{cases} \quad (2)$$

其中:

$$\alpha = \beta \eta (I_{(i,t+1)}(x,y) | \mu_{(i,t)}, \sigma_{(i,t)}^2).$$

如果当前的像素值  $I(x,y)$  找不到 1 个与之匹配的高斯分布, 则可以认为在  $K$  个高斯模型的集合中出现了新的高斯分布, 此时, 用新的高斯分布替换原来混合高斯背景模型中权值最小的高斯分布, 然后可以用当前像素值初始化  $\mu$ , 用一个较大的初始值初始化  $\sigma^2$ , 再用一个较小值初始化  $\tilde{\omega}$ , 然后更新其他高斯分布的权值  $\tilde{\omega}_{(k,t+1)}$ :

$$\tilde{\omega}_{(k,t+1)} = \tilde{\omega}_{(k,t)} - \beta \tilde{\omega}_{(k,t+1)} \quad (4)$$

由上述过程可以发现, 与当前像素匹配的高斯分布权重增加了, 而不匹配的高斯分布的权重则降低了。然后对权值  $\tilde{\omega}$  进行归一化处理:

$$\tilde{\omega}_{(i,t)} = \frac{\tilde{\omega}_{(i,t)}}{\sum_{k=1}^K \tilde{\omega}_{(k,t)}}, i = 1, 2, 3, \dots, K. \quad (5)$$

更新完每个高斯分布的权值、均值和方差后, 按照混合高斯分布的原理, 背景点应该具有较大的权值  $\tilde{\omega}$  和较小的方差  $\sigma^2$ 。因此可以对  $\frac{\tilde{\omega}_{(i,t)}}{\sigma_{(i,t)}^2}$  或者  $\frac{\tilde{\omega}_{(i,t)}}{\sigma_{(i,t)}}$  的值进行排序, 从排序后的  $K$  个高斯分布中选取前  $B$  个分布作为背景对应的高斯分布,  $B$  的取值为:

$$B = \arg \min_b \left( \sum_{k=1}^b \tilde{\omega}_k > T \right). \quad (6)$$

其中,  $T$  为背景选取的阈值,  $T$  的取值一般与当前背景的复杂程度有关系, 多数文献中  $T$  的取值为 0.7。

如果在阈值  $T$  范围内, 没有一个高斯分布与当前像素匹配, 则认为该点是前景点, 反之该点为背景点。一般可以认为, 混合高斯模型中权重最大的高斯分布与当前背景最为接近, 即权重最大的高斯

分布的均值  $\mu$  可认为是当前背景的像素值。

## 2 基于 HSV 空间阴影去除算法

阴影是由于光线 (例如太阳光) 按直线传播时所产生的一种现象, 在图像中的阴影处, 有阴影遮挡时比无阴影时像素亮度变暗, 但是其色度并未发生变化, 文献 [10] 是利用 HSV 颜色模型对阴影进行了检测和消除。

HSV (hue, 色调; saturation, 饱和度; value, 亮度) 是根据颜色的直观特性由 Smith A. R. 在 1978 年创建的一种颜色空间。根据 HSV 颜色模型, 可以用以下决策来判断像素是否为阴影:

$$SP(x,y) = \begin{cases} 1, \alpha \leq \frac{I_V(x,y)}{B_V(x,y)} \leq \beta \wedge (I_S(x,y) - B_S(x,y)) \leq \tau_S \wedge |I_H(x,y) - B_H(x,y)| \leq \tau_H; \\ 0, \text{else.} \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $I_H(x,y)$ 、 $I_S(x,y)$ 、 $I_V(x,y)$  为新的一帧图像的像素值;  $B_H(x,y)$ 、 $B_S(x,y)$ 、 $B_V(x,y)$  为当前像素点处的背景值;  $\alpha$  和  $\beta$  值属于 (0,1) 的范围, 其取值与当前阴影的强度有关;  $\tau_S$  和  $\tau_H$  一般为经验值, 其取值可在当前环境下进行调试。根据式 (7) 可知, 如果此像素点被判定为阴影点则  $SP(x,y)$  为 1, 否则  $SP(x,y)$  取 0。

上述算法在 HSV 上可以达到比较满意的效果, 但是在对实时性要求较高的情况下, 得到的检测图片一般基于 RGB 颜色模型, 所以在进行基于 HSV 颜色模型的阴影消除时, 往往要将 RGB 颜色模型转换为 HSV 颜色模型, 完成了阴影消除处理后又转换为 RGB 颜色模型, 这样会增加运算的复杂度, 不利于进行实时视频序列图像的处理。

通过上述分析, 本文提出了一种基于 RGB 空间上的混合高斯阴影建模方法, 可以更加快速的去除目标阴影。

## 3 基于 RGB 空间阴影去除算法

### 3.1 RGB 阴影模型

观察发现, 阴影只是改变了当前像素的亮度, 因此阴影在 RGB 空间上对像素点的影响主要有以下两个方面: ①当前像素点有阴影时, 其像素点 RGB 分量的值比没有阴影时要小; ②当前像素点

在有阴影时，其 RGB 分量上像素值的减少量相同。因此，可以得到基于 RGB 空间的阴影模型

$$\begin{cases} S_r < B_r, S_g < B_g, S_b < B_b; \\ S_r : S_g : S_b = B_r : B_g : B_b. \end{cases} \quad (8)$$

其中： $B_r, B_g, B_b$  为当前背景像素点上 RGB 的 3 个分量的值； $S_r, S_g, S_b$  为当前检测图像序列中像素点 RGB 的值。

根据本文提到的混合高斯模型建模方法，可以建立当前背景模型，得到当前的背景图像，对于当前  $t+1$  时刻的像素点  $I(x, y)$  来说，当前的背景为  $t$  时刻权值最高的高斯分布的期望值  $\mu_t$ ，因此，在 RGB 空间下，上述公式可表述为

$$\begin{cases} I_{r,t+1} < \mu_{r,t}, I_{g,t+1} < \mu_{g,t}, I_{b,t+1} < \mu_{b,t}; \\ I_{r,t+1} : \mu_{r,t} = I_{g,t+1} : \mu_{g,t} = I_{b,t+1} < \mu_{b,t}. \end{cases} \quad (9)$$

或

$$\begin{cases} \frac{\mu_{r,t} - I_{r,t+1}}{\mu_{r,t}} = \frac{\mu_{g,t} - I_{g,t+1}}{\mu_{g,t}} = \frac{\mu_{b,t} - I_{b,t+1}}{\mu_{b,t}} = K; \\ K > 0. \end{cases} \quad (10)$$

在实验中发现，对于像素点  $I_{t+1}$  来说，由于受到光照变化和建模误差的影响，其并不能完全满足上述公式，因此上述公式仅为理论表达式。所以对于误差的估算直接影响到了去除阴影的效果。

### 3.2 RGB 阴影模型误差分析

根据 RGB 阴影模型原理不难看出，RGB 空间上阴影误差主要由 2 种误差构成：一种为环境变化引起的误差，可称之为环境误差  $\Phi$ ；另一种为在建模过程中产生的误差，可称之为模型误差  $\Delta$ 。下面对这两种误差进行详细的分析。

① 环境误差主要是由于当前环境下光线的变化，如强光下和弱光下，其对图像有着不同的影响。还有图像采集系统的不同，例如用不同的摄像机对图片进行采集时，其图像亮度与颜色可能会发生变化。一般情况下，环境误差主要来源于光线的变化，在强光下，其背景像素的值不稳定，所以需要较大值  $\Phi$ ；在弱光下时，环境误差影响较小，可以将环境误差  $\Phi$  设为一个较小值。一般情况， $\Phi$  的取值范围在  $[0, 0.2]$ 。

② 对于模型误差来说，它是由建模过程中背景模型的像素值与真实背景像素值之间的差值决定的：差值越大，模型误差越大；差值越小，模型误差越小。对于背景建模来说，其模型方差越大，背景模型的稳定性也就越好，其与真实背景

点的差值也就越大。因此，选取 RGB 的 3 个分量中方差最小的 1 个背景模型来估计当前背景模型的模型误差

$$\Delta_i = \frac{\delta_{i,t} - \delta_m}{\mu_{i,t}}, i = r, g, b. \quad (11)$$

其中： $\mu_{i,t}, \delta_{i,t}$  为当前背景像素点的均值与方差； $\delta_m$  为 r、g、b 通道中的最小方差。

根据上述分析，对上述公式进行变形，可得

$$\left| \frac{\mu_{i,t} - I_{i,t+1}}{\mu_{i,t}} - K_s \right| < \Delta_i + \Phi, i = r, g, b. \quad (12)$$

其中， $\Delta_i = \frac{\delta_{i,t} - \delta_m}{\mu_{i,t}}$ ，误差  $\Phi$  可根据上述对环境误差的描述进行调节。

### 3.3 自适应环境误差调节

根据上述分析，模型误差可以利用当前混合高斯模型中高斯分布的方差自适应更新，但要设法使环境误差  $\Phi$  也能像模型误差一样自适应更新。在一般场景中，当前背景反射光线越强，平均背景像素值也就越大，物体的阴影越明显。根据这个原理，可以采用统计平均背景像素来实时更新模型误差，平均背景像素可用下式计算

$$I_u = \sum_{x=0, y=0}^{x=w, y=h} I_{(x,y)} / (w \times h). \quad (13)$$

根据使用时一天中不同时间段的序列图，利用式(13)计算不同时间段的平均背景像素。图 1 为不同环境(公路、广场)下，前景目标中阴影完全去除且非阴影前景没有亏损时，环境误差与不同平均背景像素值的统计图。

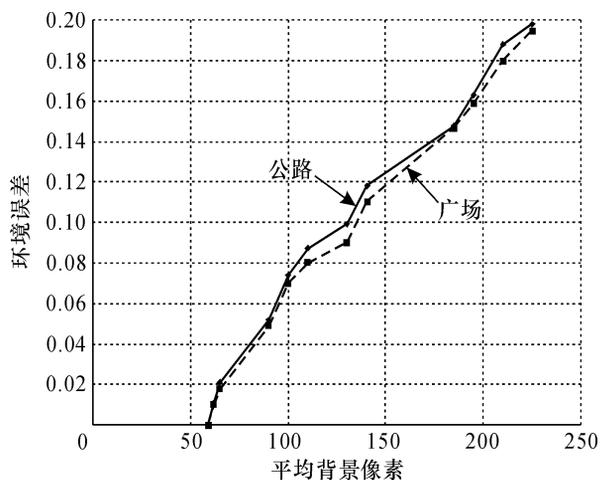


图 1 环境误差  $\Phi$  统计图

Fig. 1 Environmental error statistics

由图1可知,在像素值较低时,由于阴影不明显,因此设置环境误差为零时,阴影就可以很好地去除掉。随着环境光照变强,平均背景像素值增大,前景与背景的区别变得明显,因此环境误差设置较大时,背景也不会亏损。根据观察,上述映射关系可以用直线方程近似拟合,因此可以通过统计当前图像的平均背景像素值来获得此时对应的环境误差值。

### 3.4 混合高斯阴影建模

混合高斯阴影模型(Gaussian mixture shadow model, GMSM)就是利用上述提到的混合高斯建模方法,对图像上的阴影像素点进行建模,不同的是其满足模型的前 $n$ 个高斯模型对应的像素点为阴影像素。通过上述的利用RGB阴影模型判定是否为阴影像素的方法,就可以建立对应像素点的混合高斯阴影模型,该模型与混合高斯模型为独立建模过程,维护各自的均值、方差和其他模型参数,因此不会出现参数干扰与覆盖现象。

首先,将当前像素点代入上述基于RGB阴影模型的判定公式进行判定:

$$\begin{cases} \text{匹配, } \left| \frac{\mu_{i,t} - I_{i,t+1}}{\mu_{i,t}} - K_s \right| < \Delta_i + \Phi, i = r, g, b; \\ \text{不匹配, else.} \end{cases} \quad (14)$$

如果当前像素点判定为匹配,则更新当前像素的混合高斯阴影模型中每个高斯分布的权值、均值与方差,其更新方法与混合高斯模型相同。

$$\begin{cases} \tilde{\omega}_{s(k,t+1)} = \tilde{\omega}_{s(k,t)} + \beta(1 - \tilde{\omega}_{s(k,t)}); \\ \mu_{s(k,t+1)} = \mu_{s(k,t)} + \alpha(I_{(k,t+1)}(x,y) - \mu_{s(k,t)}), \\ \sigma_{s(k,t+1)}^2 = \sigma_{s(k,t)}^2 + \alpha((I_{(k,t+1)}(x,y) - \mu_{s(k,t)})^2 - \sigma_{s(k,t)}^2). \end{cases} \quad (15)$$

其中: $\alpha = \beta\eta(I_{(k,t+1)}(x,y) | \mu_{s(k,t)}, \sigma_{s(k,t)}^2)$ ,  $\tilde{\omega}_{s(k,t+1)}$ 、 $\mu_{s(k,t+1)}$ 和 $\sigma_{s(k,t+1)}^2$ 则为混合高斯阴影分布中第 $k$ 个高斯分布的权值、均值与方差。

如果当前像素点判定为不匹配,则当前像素不满足混合高斯阴影模型中的任何一个高斯分布,说明出现了新的高斯分布,所以此时按照混合高斯背景模型的方法引入新的高斯模型,然后更新每个模型的权值

$$\tilde{\omega}_{s(k,t+1)} = \tilde{\omega}_{s(k,t)} - \beta\tilde{\omega}_{s(k,t+1)} \quad (17)$$

完成上述过程后,对当前混合高斯阴影模型的

权值进行归一化处理,然后对 $\frac{\tilde{\omega}_{(i,t)}}{\sigma_{(i,t)}^2}$ 进行排序,再从 $K$ 个高斯分布里选取前 $S$ 高斯分布作为阴影对应的高斯分布, $S$ 的取值为

$$S = \arg \min_s \left( \sum_{k=1}^s \tilde{\omega}_k > T \right). \quad (18)$$

通过上述算法,可以判定当前图像中的阴影像素点,然后通过膨胀、腐蚀等形态学处理方法,就可以达到满意的阴影去除效果。

## 4 算法流程

根据上述分析,得到了在RGB阴影模型下利用混合高斯建模、去除阴影的算法,其处理流程如图2所示。

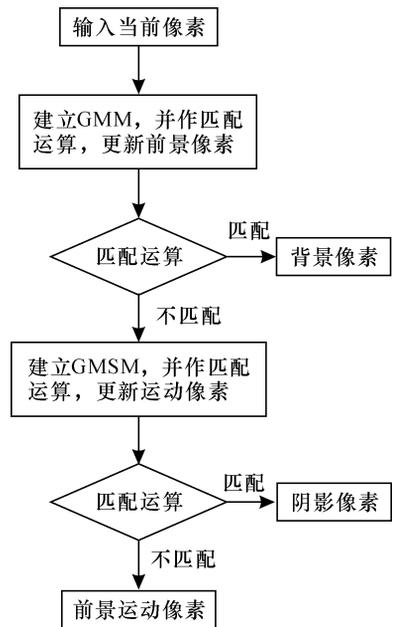


图2 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the algorithm

## 5 实验结果与分析

本实验在双核2.9 GHz处理器, Windows XP操作系统下进行, 实验数据源是大小为 $400 \times 300$ 、帧率为25帧/s的视频序列, 其中实验结果分别为原图、GMM更新的前景、基于HSV方法去除阴影后的前景图和本算法去阴影后的前景图。本实验在混合高斯背景建模和混合高斯阴影建模时, 高斯分布数都设置为3, 这样不仅可以达到满意的效果, 而且计算量也在实时检测的接受范围内。本

实验结果对前景图进行了二值化处理，其二值化阈值设置为 30。

其中：场景一（图 3）为弱光条件下效果图，环境误差利用本文介绍的自适应环境误差更新机制，其目标为行人；场景二（图 4）是在强光下的效果图，环境误差为自适应更新，其目标为运动车辆。实验结果发现，在场景一、二中，基于 HSV

的阴影去除方法并不能完全去除阴影像素点，处理完后的目标图像仍有大量的噪声点，而且该算法在处理前要将源图像转为 HSV 图像，算法耗时太久，不利于实时运动目标的检测。本文提出的基于 RGB 的阴影去除算法，无论是场景一的行人还是场景二的运动车辆，阴影去除都能达到满意的效果，对阴影噪声点也有明显的抑制作用，在去除阴影的同时，也能保证被检测运动目标不会出现轮廓失真，运算速度也达到实时检测的要求。

表 1 实验参数及结果统计

Table 1 Statistics of experimental parameters and results

场景	环境	目标	环境误差 $\Phi$	基于 HSV 方法耗时 /ms	基于 RGB 方法耗时 /ms
场景一	弱光	人	自适应	148	28
场景二	强光	车辆	自适应	180	36

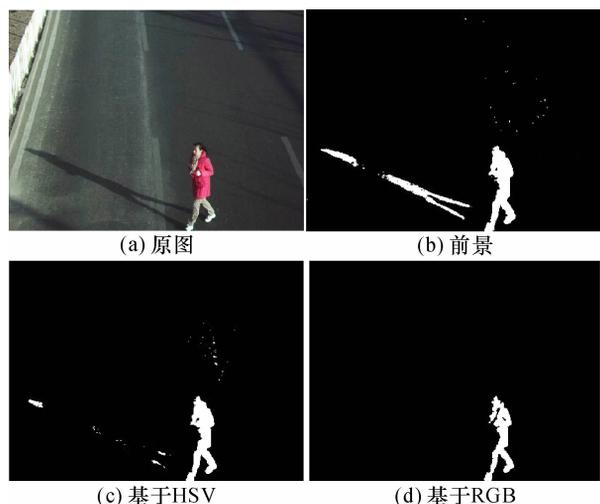


图 3 场景一  
Fig. 3 Scene 1

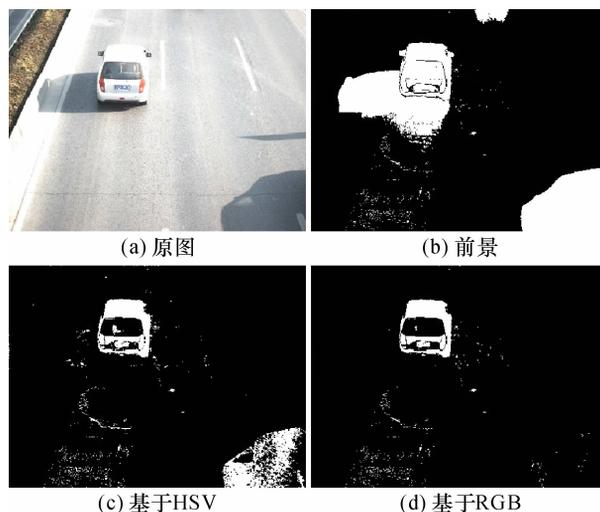


图 4 场景二  
Fig. 4 Scene 2

## 6 结束语

本文通过对传统阴影去除方法的研究，利用阴影像素在 RGB 颜色空间的特点，将当前像素与 RGB 空间下的阴影模型进行匹配运算，然后利用混合高斯建模，建立当前前景对应的混合高斯阴影模型，可去除满足当前混合高斯阴影模型的阴影像素点，更好的检测前景目标。此阴影去除方法效果良好，适用于常见场景下的阴影，并且实时性高。该研究成果可以用在智能交通监控等多个领域。

## 参考文献：

- [1] 杨丹, 余孟泽. 车辆视频检测及阴影去除 [J]. 计算机工程与设计, 2011, 32 (6): 2072 - 2074.
- [2] 王亮芬. SIFT 特征匹配和动态更新背景模型的运动目标检测算法 [J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(2): 268 - 270.
- [3] 杨铁军, 宋智辉, 姜传贤. 一种改进的 C-V 水平集遥感图像分割方法 [J]. 桂林理工大学学报, 2012, 32 (2): 281 - 286.
- [4] Salvador E, Cavallaro A, Ebrahimi T. Cast shadow segmentation using invariant color features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 95 (2): 238 - 259.
- [5] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Detecting moving objects, ghosts and shadow in video streams [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25 (10): 1377 - 1342.
- [6] Nadimi S, Bhanu B. Physical models for moving shadow and object detection in video [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 2004, 26 (8): 1079 - 1087.
- [7] Power P W, Schoonees J A. Understanding background mixture models for foreground segmentation [C] // Proceedings Image and Vision Computing New Zealand 2002. Auckland: University of Auckland, 2002: 267 - 271.
- [8] Lee D S. Improved adaptive mixture learning for robust video

- background modeling [C] //Proc. of IAPR Workshop on Machine Vision for Applications. 2002; 443 - 446.
- [9] Chen B, Lei Y. Indoor and outdoor people detection and shadow suppression by exploiting HSV color information [C] //Computer and Information Technology, 2004. CIT'04. The Fourth International Conference on. IEEE, 2004; 137 - 142.
- [10] Li G, Zeng R, Lin L. Moving target detection in video monitoring system [C] //Intelligent Control and Automation, 2006. WCICA 2006. The Sixth World Congress on. IEEE, 2006, 2; 9778 - 9781.

## Moving cast shadow elimination algorithm in Gaussian mixture model

GAN Xiao-yong<sup>1</sup>, SUN Xu<sup>2</sup>

(1. Computer Center, Luzhou Medical College, Luzhou 646000, China;

2. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

**Abstract:** In order to provide great elimination of moving objects shadow in light conditions, RGB shadow model is proposed using Gaussian mixture shadow elimination algorithm, based on Gaussian mixture model (GMM) identifying prospects. In RGB color space, the shadow model of pixel error is estimated by GMM parameters previously and a RGB shadow model is established. This shadow model is a matching condition for modeling Gaussian mixture shadow model. Therefore, current pixel is determined whether it is shaded or not ultimately. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm achieves satisfactory results for shadow removal in different scenarios, with real-time requirements of conventional video sequence.

**Key words:** moving object; shadow elimination; RGB shadow model; Gaussian mixture shadow model (GMSM)