第 30 卷 第 8 期
2007 年 8 月
计 算 机 学 报
CHINESE JOURNAL OF COMPUTERS
Vol. 30 No. 8
Aug. 2007

一种基于 Boosting 判别模型的运动阴影检测方法

查宇飞[1)] 楚 瀛[2)] 王 勋[1)] 马时平[1)] 毕笃彦[1)]

[1)](空军工程大学工程学院信号与信息处理实验室 西安 710038)

[2)](华中科技大学图像识别与人工智能研究所图像信息处理与智能控制教育部重点实验室 武汉 410074)

摘 要 在视频处理中,由于运动阴影具有与运动前景相同的特性,当在提取前景时,会误把阴影检测为前景.特别是当阴影和其它前景发生粘连时,这可能会严重地影响跟踪、识别等后续处理.该文提出了一种用于运动阴影检测的 Boosting 判别模型.这种方法先利用 Boosting 在不同的特征空间来区分前景和阴影,然后在判别随机场(DRFs)中结合前景和阴影的时空一致性,实现对前景和阴影的分割.首先,差分前图像与背景图像得到颜色不变子空间和纹理不变子空间;然后在这两个子空间上应用 Boosting 来区分前景和阴影;最后利用前景和阴影的时空一致性,在判别随机场中通过图分割的方法准确地分割前景和阴影.实验结果表明,无论是在室内场景,还是在室外场景,该文的方法要好于传统的方法.

关键词 阴影检测;Boosting;判别随机场;图分割

中图法分类号 TP391

A Boosting Discriminative Model for Moving Cast Shadow Detection

ZHA Yu-Fei[1)] CHU Ying[2)] WANG Xun[1)] MA Shi-Ping[1)] BI Du-Yan[1)]

[1)](*Signal and Information Processing Laboratory, Engineering College of Air Force Engineering University, Xi'an* 710038)

[2)](*Key Laboratory for Image Processing & Intelligent Control, Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan* 430074)

Abstract Moving cast shadow causes serious problem while segmenting and extracting foreground from image sequences, due to the misclassification of moving shadow as foreground. This paper proposes a Boosting discriminative model to eliminate cast shadow on Discriminative Random Fields (DRFs). The method combines different features for Boosting to discriminate cast shadow from moving objects, then temporal and spatial coherence of shadow and foreground are incorporated on Discriminative Random Fields and the problem can be solved by graph cut. Firstly, moving objects are obtained by background subtraction; secondly, shadow candidates can be derived through pre-processing moving objects, in terms of the shadow physical property; thirdly, color information and texture information is derived by comparing shadow and foreground points in current image with corresponding points in background image, which are selected as features for Boosting; finally, temporal and spatial coherence of shadow and foreground is employed on Discriminative Random Fields and discriminate shadow and foreground by graph cut accurately.

Keywords shadow detection; Boosting; discriminative random fields; graph cut

1 引 言

在视频处理中,运动目标检测和跟踪一直是一个重要的课题.在实际应用中,经常将运动阴影也检测为前景,产生错误.这个问题的难点在于阴影和前景都是运动的,具有相同的特性.在检测前景的同时,阴影也被检测为前景.因此,需要一种可靠而有

收稿日期:2007-02-24;修改稿收到日期:2007-05-21.本课题得到空军工程大学工程学院优秀博士论文创新基金资助.**查宇飞**,男,1979 年生,博士研究生,研究方向为模式识别和图像处理.E-mail:zhayufei@126.com.**楚 瀛**,男,1975 年生,博士研究生,研究方向为图像处理与模式识别、智能视频监控.**王 勋**,男,1979 年生,博士研究生,研究方向为模式识别和图像处理.**马时平**,男,1976 年生,讲师,研究方向为模式识别和图像处理.**毕笃彦**,男,1962 年生,教授,博士生导师,研究领域为模式识别和图像处理.

效的阴影检测方法.

目前,已经提出了许多方法用来检测运动阴影. Horprasert[1]利用 Lambertian 假设,认为颜色是光照和反射的乘积,按照亮度和色度将像素分为四类,从而消除阴影. Mikic[2]用线性变换来度量光照改变时颜色的改变,每个颜色通道采用一个全局阈值. Cucchiara[3]在 HSV 颜色空间检测阴影,因为阴影不会改变所覆盖背景的色调和饱和度. Salvador[4]利用的是颜色不变特征,颜色不变特征是指当图像条件改变,如观测角度、目标表面方向和光照条件等等的改变,颜色仍然保持恒定. Elgammal[5]是在归一化 RGB 颜色空间区分前景和阴影. 这些方法都是基于这样一个假设:阴影不改变所覆盖背景的颜色信息,但实际上并不是所有的点都满足这个假设. 此外,一些前景点与阴影具有相同的颜色信息.

在一些文献中,纹理信息也被用来区分前景和阴影. Stauder[6]提出了一种边缘检测算子. 通过启发式准则检测阴影. Wang[7]在动态条件随机场中,利用梯度特征检测阴影. 但是这些方法也存在一些问题,比如在平坦的区域,前景和阴影具有相同的纹理信息,因此很难有效地区分它们.

此外,Nadimi[8]利用二值反射模型和天空反射特性检测阴影,但这些假设和先验仅仅在室外有效;Porikli[9]在 RGB 颜色空间利用多变量混合高斯模型对阴影建模,但它需要一个长的训练过程;Zhao[10]提出了一种阴影检测的几何方法,但是这种方法需要先验知识,降低了算法的适应性.

以上的方法都只利用了阴影的部分特征,比如颜色、纹理或者梯度. 只根据这些部分特征,是很难完全将前景和阴影分离的. 为了获得更好的效果,要尽可能利用所有的特征,并把它们有效地结合在一个统一的框架下.

针对这个问题,本文提出了一种基于 Boosting 判别模型的运动阴影检测方法. 这种方法先利用 Boosting 在不同的特征空间区分前景和阴影,然后在判别随机场(DRFs)中结合前景和阴影的时空一致性,准确地分割前景和阴影. 流程图如图 1 所示,首先通过背景对消得到运动目标点集,然后根据阴影的物理特性得到阴影候选点集合,在颜色差分特征子空间和纹理差分特征子空间中,应用 Boosting 来区分目标和阴影,最后在判别随机场中结合前景和阴影的时空一致性,通过图分割方法[11-13]将阴影从运动目标点中分离出来.

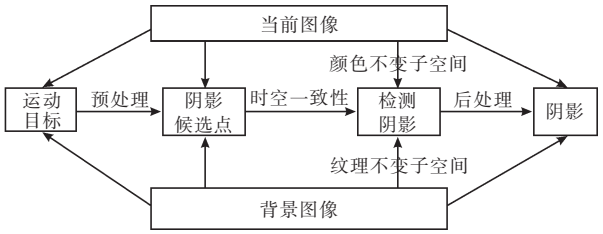


图 1 阴影检测的流程框图

2 阴影模型

我们的目标是在背景对消[5]得到的运动目标点集合中,通过检测阴影获得准确的前景. 本节通过分析阴影的物理特性,在运动目标点中首先得到阴影候选点集合. 阴影是由于光源被遮挡所产生的,因此,它们的亮度和颜色将会随着它们所投影的表面的改变而改变.

根据文献[14],像素 I_r 的值可以表示为

$$I_r = i_r \rho_r \tag{1}$$

其中,I_r 是图像在位置 r 处的灰度值,ρ_r 是目标表面的反射率,i_r 是光照.

假设光源离目标很远,它们之间的距离可以认为是常数,并且光源发出的光是平行的,观测点也是固定的. 在这种假设下,光照可以近似为

$$i_r = \begin{cases} C_A + C_P \cos\theta, & \text{无阴影} \\ C_A + kC_P \cos\theta, & \text{半遮挡} \\ C_A, & \text{遮挡} \end{cases} \tag{2}$$

其中,C_A 和 C_P 分别是周围光和主光源的值. $k(0<k<1)$ 表示半遮挡的软阈值,θ 是光源的方向和目标表面法向的夹角.

阴影是由于光源被场景中其他物体遮挡所造成的,因此如果某像素值比对应背景值还要大,则这个像素肯定不是阴影. 反之,当一个像素是阴影的时候,它的光照值肯定要比背景值要小,也就是 $i_{\text{shadow}} < i_{\text{background}}$. 因此,如果一个像素是阴影,那么它应满足

$$I_{\text{shadow}} < I_{\text{background}} \tag{3}$$

这不仅不会减少阴影的区域,而且会有效地减少前景区域.

3 判别随机场(Discriminative Random Fields)

判别随机场(DRFs)是一个综合观测数据和邻

域标记的判别分类框架. 我们用它来描述阴影特征以及前景和阴影的时空一致性.

令 $L=\{l|l\in\{前景(=1),阴影(=-1)\}\}$ 是标记图像. 假定序列图像 $I_{1:t}$ 表示在时刻 1，2，…，t 的观测数据，相应的背景图像为 $B_{1:t}$.

定义在给定图像序列 $I_{1:t}$ 和背景序列 $B_{1:t}$，标记图像 L 的条件概率为

$$p(L_t|I_{1:t},B_{1:t})=\frac{1}{Z}\exp\Big(\sum_{r\in V}A_r(l_r,I_{1:t},B_{1:t})+\sum_{r\in V}\sum_{(r,s)\in N}SM_{rs}(l_r,l_s,I_{1:t},B_{1:t})\Big) \tag{4}$$

其中，Z 是归一化常数，V 是阴影候选点集合，N 是邻域像素点对的集合，$-A_r(l_r,I_{1:t},B_{1:t})$ 和 $-SM_{rs}(l_r,l_s,I_{1:t},B_{1:t})$ 分别是数据能量项和平滑能量项，$l_r=\{-1,1\}$（为了书写方便，在以下节中将省略 $1:t$）. 如图 2 所示，数据能量项是由每个像素在不同的特征子空间的观测数据所决定的，平滑能量项由邻域像素的标记和像素值所决定.

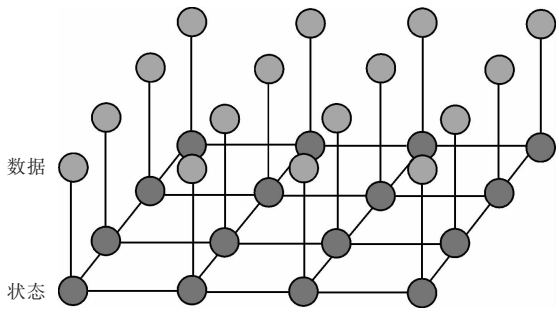


图 2　判别随机场(DRFs)（顶层是观测数据，它包括在不同特征空间的图像 I 和背景 B，底层是隐含状态，也就是标记. 垂直线表示数据能量项，平滑能量项由水平面上的线段表示）

3.1　数据能量项

数据能量项 $-A_r(l_r,I_{1:t},B_{1:t})$ 是通过 Boosting 在颜色和纹理差分特征子空间中得到. 根据文献[15]，用逻辑函数得到像素在每个位置的后验概率：

$$p(l_r|I,B)=\frac{1}{1+\exp\Big(-\alpha l_r\sum_{m=1}^{M}\lambda_m h_m(I,B)\Big)} \tag{5}$$

其中，α 是常数，用来确定概率分布的平滑性，h_m 是弱分类器，λ_m 是弱分类器相对应的权值.

数据能量项可以写成：

$$\begin{aligned}A_r(l_r,I,B)&=\log(p(l_r|I,B))\\&=-\log\Big(1+\exp\Big(-\alpha l_r\sum_{m=1}^{M}\lambda_m h_m(I,B)\Big)\Big)\end{aligned} \tag{6}$$

这部分内容将在第 4 节中详细介绍.

3.2　平滑能量项

仅考虑颜色或者纹理的方法不能准确区分前景和阴影. 利用前景和阴影的时空一致性，能防止将时域上和空域上的孤立噪声点分为阴影. 阴影检测系统应能同时考虑这些因素.

在文献[8]中，时空比率被用来检测前景和阴影. 如图 3 所示，邻域像素不仅有相似值，而且与背景相比有相似的改变.

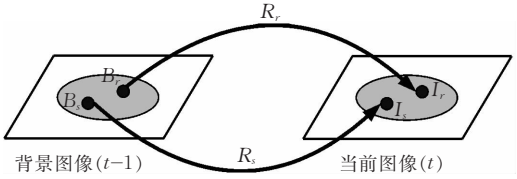


图 3　时空一致性

定义时间的比率：

$$R_r=\frac{I_r-B_r}{I_r+B_r},\quad R_s=\frac{I_s-B_s}{I_s+B_s},\quad (r,s)\in N \tag{7}$$

其中，I 是 t 时刻的图像，B 是 $t-1$ 时刻的背景图像. 如果两邻域的像素属于同一表面，那么它们的时间比率将非常接近.

定义时空比率为

$$R_{\text{tem_spa}}=\frac{R_r-R_s}{R_r+R_s},\quad (r,s)\in N \tag{8}$$

如果两相邻像素属于同一个区域，那么它们的时空比率将是零，也就是它们具有相同的标记. 平滑能量项可以表示如下：

$$SM_{rs}(l_r,l_s,I,B)=R_{\text{tem_spa}}=\Big(\frac{R_r-R_s}{R_r+R_s}\Big)\delta(l_r,l_s) \tag{9}$$

其中，$\delta(l_r,l_s)=\begin{cases}1, & l_r=l_s\\0, & l_r\neq l_s\end{cases}$，$(r,s)\in N$.

4　基于 Boosting 学习的数据能量项

阴影不会改变所覆盖背景的颜色信息和纹理信息，利用这些信息来检测阴影. 判别随机场(DRFs)中重要的部分是数据能量项，本文通过 Boosting 在颜色和纹理的特征子空间学习所得到.

4.1　颜色不变性子空间

阴影与被遮挡的背景具有相同的颜色. 在颜色不变子空间中，我们可以得到阴影的光谱特性. 颜色不变空间是指每一像素点的颜色对遮光，阴影和高亮具有不变性. 常见的颜色不变子空间有：归一化的 RGB 颜色空间、色调(H)颜色空间、饱和度(S)颜色

空间，$c_1c_2c_3$ 颜色空间和 $l_1l_2l_3$ 颜色空间[4]等等. 本文中我们采用的是归一化的 RGB 颜色空间.

对比当前图像和背景图像的颜色信息，有助于检测阴影. 设 F 是颜色不变子空间的特征，假设 F_{shadow} 和 $F_{\text{background}}$ 分别是同一位置的阴影点在当前图像和背景图像的特征值. 在理想情况下，它们的差分为 0，也就是 $|F_{\text{shadow}}-F_{\text{background}}|=0$.

在归一化 RGB 颜色空间中，定义如下差分：

$$D_r^{\text{color}}=\frac{1}{\alpha}\left|I_r^{\text{RGB}}-B_r^{\text{RGB}}\right|^2,\ \alpha=\sum_{r\in V}\left|I_r^{\text{RGB}}-B_r^{\text{RGB}}\right|^2 \quad (10)$$

其中，V 是阴影候选点集合.

根据下面公式计算差分得到概率：

$$P_{\text{color}}(I_r^{\text{RGB}},B_r^{\text{RGB}}\mid l_r)\propto\exp(-D_r^{\text{color}}) \quad (11)$$

通过式(11)，可以得到颜色不变子空间阴影的概率图，如图 4(c)所示. 图像中比较亮的点对应小的概率.

(a)原始图像 (b)标注图像 (c)颜色差分概率图 (d)纹理差分概率图

图 4 颜色差分概率图和纹理差分概率图((b)中深色表示前景，浅色表示阴影；(c)和(d)图像中比较亮的点对应小的概率)

4.2 纹理不变子空间

阴影既不改变所遮挡背景的颜色，也不改变其纹理. 我们用当前像素和它邻域像素的比值来描述该点的纹理信息. 定义当前像素和它邻域像素的比值如下：

$$R_{r,s}=\frac{I_r}{I_s},\ r\in V,\ (r,s)\in N \quad (12)$$

其中，V 是阴影候选点集合，N 是邻域像素对集合.

假设邻域像素具有相同的光照，也就是 $i_r=i_s$，$(r,s)\in N$. 根据式(1)，它可以改写成为

$$R_{(r,s)}=\frac{I_r}{I_s}=\frac{i_r\rho_r}{i_s\rho_s}=\frac{\rho_r}{\rho_s},\ r\in V,\ (r,s)\in N \quad (13)$$

同样地，背景图像 B 上的相邻像素的比值可以写为

$$R'_{(r,s)}=\frac{B'_r}{B'_s}=\frac{i'_r\rho'_r}{i'_s\rho'_s}=\frac{\rho'_r}{\rho'_s},\ r\in V,\ (r,s)\in N \quad (14)$$

由于当前图像和背景图像的像素点是由同一个点所投影的，因此它们具有相同的反射率，也就是 $\rho=\rho'$. 所以当像素属于阴影时，当前图像和背景的差分在理想情况下是零，也就是 $R_{(r,s)}-R'_{(r,s)}=0$.

差分定义如下：

$$D_r^{\text{texture}}=\Big(-\beta\sum_{(r,s)\in N}\left|R_{(r,s)}-R'_{(r,s)}\right|^2\Big),$$
$$r\in V,\ \beta=1\Big/\sum_{r\in V}\sum_{(r,s)\in N}\left|R_{(r,s)}-R'_{(r,s)}\right|^2 \quad (15)$$

其中，V 是阴影候选点集合.

和颜色不变性一样，按照下式可以得到相应的概率：

$$P_{\text{texture}}(I_r,B_r\mid l_r)\propto\exp(-D_r^{\text{texture}}),\ r\in V \quad (16)$$

同时也可以得到相应的纹理差分图，如图 4(d)所示.

4.3 Boosting 学习

Boosting 的目标是提高任意给定的学习算法的分类准确率. 这种方法依次训练一组分量分类器，其中每个分量分类器训练都选自己有的其他各个分类器所给出的“最富信息”的样本点组成. 最终的判决结果则根据这些分量分类器的结果共同决定. 基于 Boosting 的方法有许多，其中 Schapire[16] 提出的 AdaBoost 算法最为流行. 这种方法不是对训练样本重取样，而是不断改变训练样本的权值. 训练样本为 $\{(\boldsymbol{x}_i,y_i)\mid i=1,2,\cdots,K\}$，其中每一个 $\boldsymbol{x}_i$ 属于同一个空间 $\boldsymbol{X}$，每一个标记 y_i 属于集合 $\boldsymbol{Y}$. 运动阴影的检测是一个二值分类的问题. 离散 AdaBoost 算法如下：

1. 初始化样本权值 $\omega_i=1/K$，$i=1,2,3,\cdots,K$；
2. 循环 $m=1,2,\cdots,M$：
   2.1. 在当前的权值 ω_i 下，对每一个单特征，训练一个弱分类器 $h_m(x)\in\{-1,1\}$；
   2.2. 计算加权错误率：
   $err_m=E_\omega[1_{(y\neq h_m(m))}]$，$\lambda_m=\log((1-err_m)/err_m)$；
   2.3. 更新权值 $\omega_i\leftarrow\omega_i\exp[-\lambda_m 1_{(y\neq f_m(x_i))}]$，$i=1,2,\cdots,K$，并归一化 $\sum_i\omega_i=1$；
3. 强分类器为 $\operatorname{sign}\Big[\sum_{m=1}^{M}\lambda_m h_m(x)\Big]$.

Freund 和 Schapire[17] 已经证明 AdaBoost 在训练错误和泛化错误具有强的边界. 对于二值分类问题，训练错误随着弱分类器的数目呈指数下降.

强分类器可以通过离散 AdaBoost 在训练样本上得到. 如图 5 所示，它是由许多带有不同权值的弱分类器组成. 通过式(5)和(6)可以计算出数据能量项，最后可以在运动目标中分离出前景和阴影.

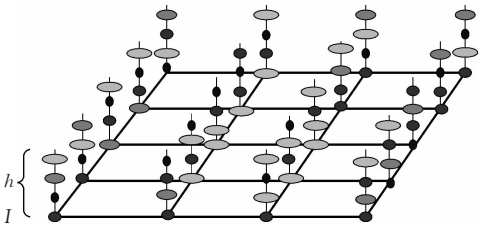


图 5　Boosting 得到的数据能量项(底层是图像像素，顶层是弱分类器，点的大小代表了不同的权值. 强分类器由这些带权值的弱分类器组成)

5　实验结果

在实验中，我们选取了三个典型的用于阴影检测的视频，“HighwayI”序列是室外场景，“Intelligent room”和“Laboratory”是室内场景. 视频的大小为 320×240. 在手工标注的图像中，运动目标较暗的部分和较亮的部分分别代表前影和阴影. 实验是在 2.0GHz 的台式机上进行的.

5.1　性能评价

为了定量地评估各种方法的性能，本文采用文献[4]中的两个评价标准：前景检测率 ξ 和阴影检测率 η：

$$\xi=\frac{TP_{\mathrm{F}}}{TP_{\mathrm{F}}+FN_{\mathrm{F}}} \tag{17}$$

$$\eta=\frac{TP_{\mathrm{S}}}{TP_{\mathrm{S}}+FN_{\mathrm{S}}} \tag{18}$$

其中，TP_{S} 为正确检测的阴影像素点；FN_{S} 为阴影像素点被检测为前景；TP_{F} 为正确检测的前景像素点；FN_{F} 为前景像素点被检测为阴影.

5.2　实　验

我们用本文提出的方法和以前的方法在测试视频上进行实验比较. 图 6～图 8 是所有的检测结果. 图(a)和图(e)是原始图像，图(b)和图(f)是 AdaBoost 检测的结果，图(c)和图(g)是在 DRFs 中检测的结果，图(d)和图(h)是标注图像. “Intelligent room”的检测结果在图 6 中，图(a)～图(d)是第 198 帧，图(e)～图(h)是第 278 帧. 图 7 是“Laboratory”中第 108 帧和 155 帧的结果. “HighwayI”的结果在图 8 中，分别是第 119 帧和 328 帧. 图 9～图 11 分别

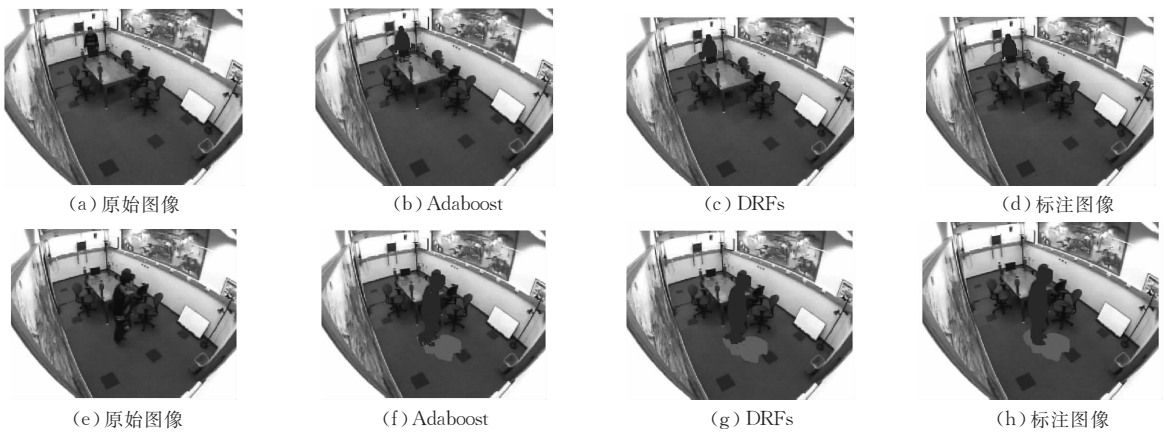

(a)原始图像　(b)Adaboost　(c)DRFs　(d)标注图像
(e)原始图像　(f)Adaboost　(g)DRFs　(h)标注图像

图 6　“Intelligent room”结果(图(a)～图(d)是第 198 帧，图(e)～图(h)是第 278 帧)

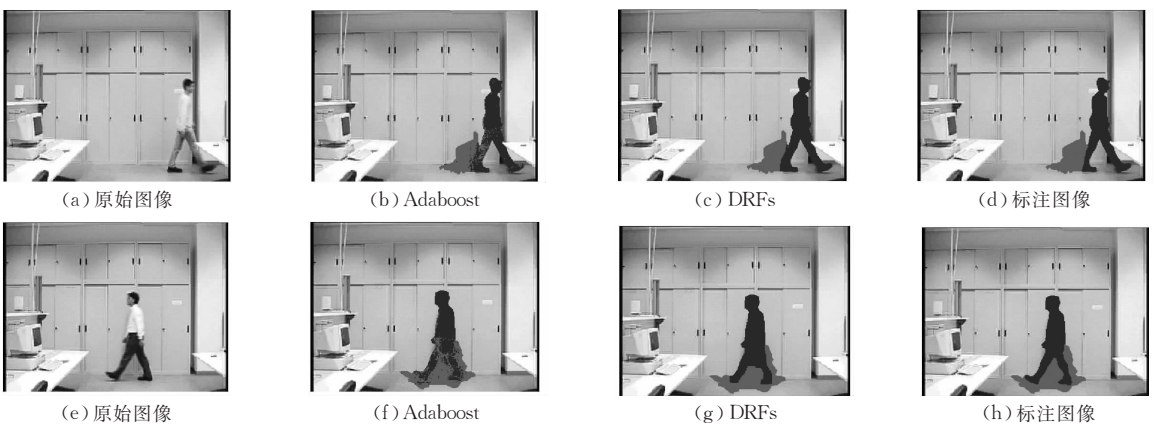
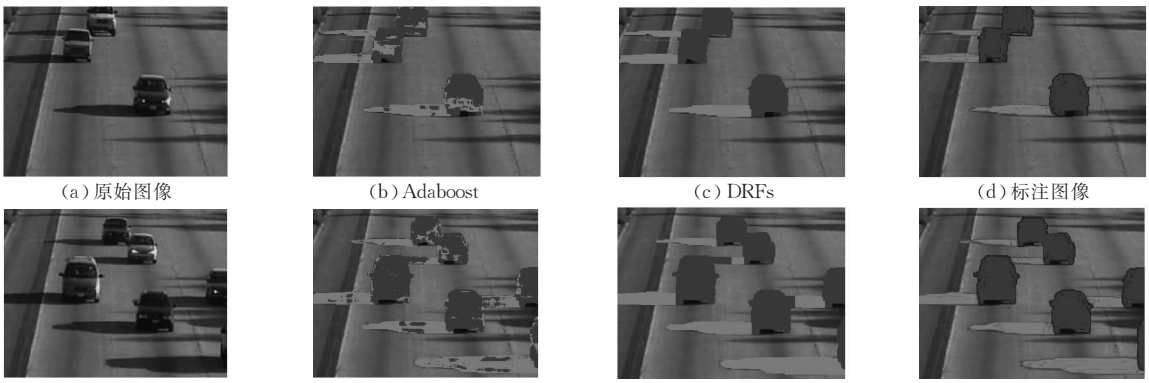

(a)原始图像　(b)Adaboost　(c)DRFs　(d)标注图像
(e)原始图像　(f)Adaboost　(g)DRFs　(h)标注图像

图 7　“Laboratory”结果(图(a)～图(d)是第 108 帧，图(e)～图(h)是第 155 帧)

是各个测试视频的阴影检测率(SR)和前景检测率(FR).横轴表示帧数,纵轴表示检测率.三角形表示阴影检测率(SR),正方形表示前景检测率(FR).定量的结果比较在表1中,表1中前4种方法的结果是在文献[4]中给出的.在视频"Intelligent room"中,DMM2虽然前景检测率比本文结果的高一点(0.02),但是阴影检测率要比本文低多(0.27),综合来看本文的结果仍然要好于DMM2.因此,本文提出的方法无论是在室内场景,还是在室外场景,都要好于以前的方法.



(a)原始图像 (b)Adaboost (c)DRFs (d)标注图像

(e)原始图像 (f)Adaboost (g)DRFs (h)标注图像

图8 "HighwayI"结果(图(a)～图(d)是第119帧,图(e)～图(h)是第328帧)

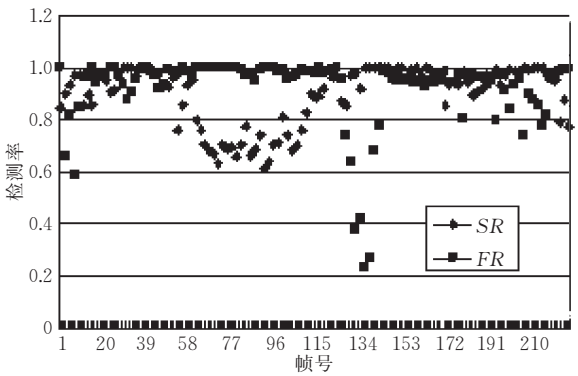


图9 "Intelligent room"检测率

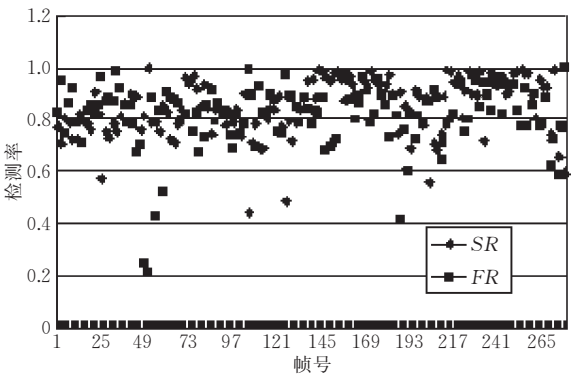


图11 "HighwayI"检测率

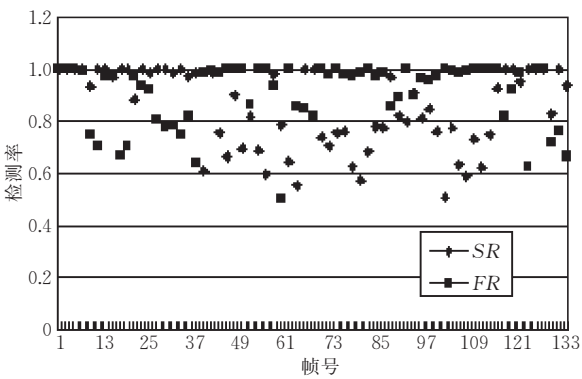


图10 "Laboratory"检测率

表1 结果比较

	HighwayI		Laboratory		Intelligent room	
	η	ξ	η	ξ	η	ξ
SNP	0.8159	0.6376	0.8403	0.9235	0.7282	0.8890
SP	0.5959	0.8470	0.6485	0.9539	0.7627	0.9074
DNM1	0.6972	0.7693	0.7626	0.8987	0.7861	0.9029
DNM2	0.7549	0.6238	0.6034	0.8157	0.6200	0.9398
本文方法	0.8492	0.8177	0.8517	0.9588	0.8973	0.9210

6 结 论

本文提出了一种Boosting判别模型用于运动阴影检测,在颜色不变子空间和纹理不变子空间中,应用Boosting区分前景和阴影,然后在判别随机场中,利用前景和阴影的时空一致性,通过图分割方法得到前景和阴影的准确分割.实验结果表明,本文提出的方法无论在室内场景,还是在室外场景都可以很好地分割前景和阴影.与以前的方法相比,我们的方法在阴影检测率和前景检测率都有大的提高.然而,要得到更加准确的结果还需要更多关于阴影的先验知识.

参 考 文 献

[1] Horprasert T, Harwood D, Davis L. A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow de-

tection//Proceedings of the IEEE Frame-Rate Workshop. Kerkyra, Greece, 1999: 1-9

[2] Mikic I, Cosman P C, Kogut G T, Trivedi M M. Moving shadow and object detection in traffic scenes//Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos, California, 2000: 321-324

[3] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M. Detecting moving objects, ghosts and shadow in video streams. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1337-1342

[4] Salvador E, Cavallaro A, Ebrahimi T. Cast shadow segmentation using invariant color features. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 95(2): 238-259

[5] Elgammal A, Harwood D, Davis L S, Elgammal A. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(7): 1151-1163

[6] Stauder J, Mech R, Ostermann J. Detection of moving cast shadows for object segmentation. IEEE Transactions on Multimedia, 1999, 1(1): 65-76

[7] Wang Y, Loe K F, Wu J K. A dynamic conditional random field model for foreground and shadow segmentation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(2): 279-289

[8] Nadimi S, Bhanu B. Physical models for moving shadow and object detection in video. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 1079-1087

[9] Porikli F, Thornton J. Shadow flow: A recursive method to learn moving cast shadow//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing, China, 2005: 891-898

[10] Zhao T, Nevatia R. Tracking multiple humans in complex situations. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1208-1221

[11] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(11): 1222-1239

[12] Boykov Y, Kolmogorov V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1124-1137

[13] Kolmogorov V, Zabih R. What energy functions can be minimized via graph cuts? IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2): 147-159

[14] Klinker G, Shafer A, Kanada T. A physical approach to color image understanding. International Journal of Computer Vision, 1990, 4(1): 7-38

[15] Kumar S, Hebert M. Discriminative random fields: A discriminative framework for contextual interaction in classification//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Nice, France, 2003: 1150-1157

[16] Schapire R. The Boosting approach to machine learning: An overview//Proceedings of the MSRI workshop on Nonlinear Estimation and Classification. Berkeley, California, 2001: 149-172

[17] Freund Y, Schapire R. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to Boosting. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139

ZHA Yu-Fei, born in 1979, Ph. D. candidate. His research interests include pattern recognition and image processing.

CHU Ying, born in 1975, Ph. D. candidate. His research interests include computer vision.

WANG Xun, born in 1979, Ph. D. candidate. His research interests include pattern recognition and image processing.

MA Shi-Ping, born in 1976, Ph. D.. His research interests include pattern recognition and image processing.

BI Du-Yan, born in 1962, Ph. D.. His research interests include pattern recognition and image processing.

Background

The object of this work is detection moving cast shadow in image sequence. Shadow is generated due to a relative absence of light. Moving cast shadow causes serious problem while segmenting and extracting foreground from image sequences, due to the misclassification of moving shadow as foreground. If shadow is misclassified as foreground, it will generate serious error in following processing, for example, tracking, and recognition, etc.

Most methods in literatures only employ part features of shadow. What is more, they need experimental thresholds to discriminate foreground and shadow. However, it is difficult in real world. This work proposes a Boosting discriminative model for moving cast shadow detection. Firstly, color invariance subspace and texture invariance subspace are obtained by the color and texture difference between current image and background image; then, Boosting is selected based on theses subspaces to discriminate cast shadow from moving objects; finally, temporal and spatial coherence of shadow and foreground is employed on Discriminative Random Fields for accurate image segmentation through graph cut.

The results show that the proposed method can work well in both indoor and outdoor scene. Comparing with the classical methods, the method has good performance both in shadow accurate detection and foreground accurate detection.