

DOI: 10.7652/xjtuxb201302007

结合边缘纹理和抽样推断的自适应阴影检测算法

姜柯, 李艾华, 苏延召

(第二炮兵工程大学 502 教研室, 710025, 西安)

摘要: 为改进阴影检测的准确度和场景自适应能力,提高运动目标检测精度,设计了一种自适应的阴影检测算法。该算法利用候选前景与原始背景的 Y 、 U 、 V 分量变化比率来检测阴影像素,并结合全局边缘纹理特征及抽样推断方法来估计检测阈值。算法能自动完成阈值估计及阴影判别过程而无需人工干预,并可自动适应各种光线条件,具有较强的鲁棒性。对不同光线环境的标准视频检测实验表明,该算法在精度和实时性上均有所提升,阴影检测综合性能指标达到了 94% 以上。

关键词: 运动目标检测;阴影检测; YUV 色彩空间;边缘纹理;自适应阈值

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)02-0039-08

An Adaptive Shadow Detection Algorithm Using Edge Texture and Sampling Deduction

JIANG Ke, LI Aihua, SU Yanzhao

(502 Faculty, The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: An adaptive shadow detection algorithm is proposed to improve the accuracy and scene adaptive capacity of the shadow detection and to raise the effect of moving object detection. The change ratios of YUV components between candidate foreground and original background are used to detect shadow pixels, and the global edge texture and sampling deduction methods are employed to estimate the detection threshold values. The algorithm automatically complete the processes of both thresholds estimation and shadow discriminant without any manual intervention, so the algorithm is adaptive to different light conditions and has a strong robustness. Experiment results on standard videos with different lighting conditions show that both the accuracy and stability are raised by the proposed algorithm and the average comprehensive index of the proposed algorithm can reach more than 94%.

Keywords: moving object detection; shadow detect; YUV color space; edge texture; adaptive thresholds

固定场景监控视频下的运动目标检测是计算机视觉系统的一个重要内容。常用的方法是先检测视频帧中的前景像素,再对这些前景像素中包含的运动目标进行分类识别及跟踪^[1]。前景检测算法容易受到运动目标阴影的干扰,使得检测到的前景中包含大量阴影像素。由于运动目标阴影区域的面积通

常和真实目标的面积相当,从而导致检测得到的运动目标产生扭曲及合并的现象,甚至造成目标丢失,这给目标识别和跟踪带来了极大的干扰。因此,阴影检测对于运动目标检测之后的分类及跟踪等后期处理有着极其重要的意义。

文献[2]综述了近年来阴影检测的最新研究进

收稿日期: 2012-05-22。 作者简介: 姜柯(1985—),男,博士生;李艾华(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61132008)。

网络出版时间: 2012-10-29

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20121029.1654.003.html>

展,并将阴影检测方法分为 5 种类型,分别是几何特征法(Geometry Method)^[3]、颜色特征法(Chromaticity Method)^[4]、物理特征法(Physical Method)^[5]、局部纹理特征法(SR Texture Method)^[6]和区域纹理特征法(LR Texture Method)^[7]。几何特征法首先通过经验信息得到入射光线与目标的方向和位置关系,然后利用光线入射方向与阴影投射角度的相关性来检测阴影;颜色特征法首先选定一种色彩空间,然后利用阴影区域像素在该色彩空间的亮度分量变化剧烈而颜色特征分量变化不明显的特点来判别阴影;物理特征法定义一种 RGB 三维空间,通过计算像素 RGB 向量颜色距的大小来判别阴影;局部纹理特征法利用边缘、邻域或者小波变化等方法来分析前景像素的纹理,并与背景像素的纹理进行比较来判别阴影;区域纹理特征法先利用颜色特征法的思想得到阴影候选区域,并对区域进行细分,再利用区域内颜色扭曲度的统计特性来判断该区域是属于阴影还是前景。

不同的检测算法对光线环境的适应能力不同,大部分算法在光线条件变化或者场景转移时需要额外的手工参数调整,在光线变化无法预知以及光照复杂的环境下很难做到自适应地检测。为了适应不同的环境,文献[8]利用混合高斯的方法来动态地为阴影建立模型,当满足一系列假设时,此类算法能有效地适应不同的阴影环境,但对于不符合假设的情况,则会出现较大的误差;再者,阴影并不一定连续地出现在同一个像素,这就给模型的初始化和更新带来了困难,使得模型需要训练一段很长的时间才能真正发挥检测作用。文献[9]采用交叉训练及支持向量机的方法来构造和更新阴影检测器,但在算法初始阶段,仍需要手动选定一定的预采样数据来构造训练样本池,无法做到无监督的自适应检测。文献[10-12]实现了无监督的自适应阴影检测,其中文献[10]利用在 RGB 三维空间基于像素的分布特性建立核函数的方法来拟合阴影模型,但它们都需要大量核函数运算,算法实时性不强;文献[11]利用基于将场景分块的思想来统计亮度下降比率直方图的方法得到了检测阈值,但当阴影分布于不止一块区域时可能造成误检;文献[12]采用基于最大似然估计方法来统计计算阴影检测阈值的方法,分别为色彩和亮度设计了阈值估计器,但估计器统计使用的样本像素中可能包含有较多的非阴影成分,对估计结果带来了较大的干扰。

本文在总结相关文献的基础上,提出了一种

YUV 空间的自适应阴影检测算法。首先,设计了一种利用候选前景中像素的 Y、U、V 分量变化比率来判别阴影的检测器,并通过手工调整阈值的方法对该检测器的检测性能进行了验证;为了自适应地调整检测阈值,本文参考了文献[12]的方法,以候选前景区域的全局边缘纹理特征作为抽样样本,结合抽样推断和区间估计的方法来统计计算检测阈值;利用统计计算得到的检测阈值,阴影检测器就可自适应地实现任意光线环境下的阴影检测。

1 基于 Y、U、V 分量变化比率的阴影检测方法

1.1 基于 YUV 色彩空间的阴影模型

本文采用的 YUV 色彩空间与 RGB 色彩空间的转换关系如下

$$\left. \begin{aligned} P_Y &= 0.299P_R + 0.587P_G + 0.114P_B \\ P_U &= -0.147P_R - 0.289P_G + 0.436P_B \\ P_V &= 0.615P_R - 0.515P_G - 0.100P_B \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

首先采用码本背景模型算法^[13]检测得到候选前景 F ,并利用背景模型中最后一次命中的码字参数来构建原始背景 B_g 。本文假设该背景模型算法所检测得到的候选背景包含了完整的运动目标及其阴影像素。

文献[12]描述了一种简单的阴影与背景的亮度关系,如下式所示

$$I_{(x,y)}^S = \rho_{(x,y)} I_{(x,y)}^B \quad (2)$$

式中: $I_{(x,y)}^S$ 、 $I_{(x,y)}^B$ 分别为阴影与背景的亮度成分; $\rho(x,y)$ 即坐标为 (x,y) 的阴影像素与背景像素的亮度变化比率。在 YUV 空间, Y 分量可以用来描述像素的亮度信息,而 U、V 两种色差分量在理想状态下是保持不变的,但由于光线传感器的误差以及传输、存储和转换过程加入的随机噪声, U、V 分量的值并不完全一致,而是同亮度一样存在一定的偏差。参考式(2),本文设计了如下式所示的阴影检测模型

$$\alpha_L^e \leqslant (F_{(x,y)}^e / B_{(x,y)}^e) \leqslant \alpha_H^e, e \in \{Y, U, V\} \quad (3)$$

利用候选前景与背景的 Y、U、V 分量变化比率来检测阴影。本文用 $F_{(x,y)}^Y$ 、 $F_{(x,y)}^U$ 、 $F_{(x,y)}^V$ 和 $B_{(x,y)}^Y$ 、 $B_{(x,y)}^U$ 、 $B_{(x,y)}^V$ 分别代表前景和背景像素的 Y、U、V 分量, α_H^Y 、 α_H^U 、 α_H^V 和 α_L^Y 、 α_L^U 、 α_L^V 对应前景与背景 3 分量比值的上下限,也即检测阈值。当前景像素满足式(3),即可认为该像素是物体的阴影,应从检测前景中分离出去。

1.2 阴影检测精度评估算法

为了准确地评估算法的优劣,本文采用广泛使

用的一种阴影检测算法性能评价指标对各算法的性能进行对比,分别定义了阴影检测率 η 、阴影判别率 ξ ,并引入了一个新的综合评价指标 θ ^[14],它们的定义式如下

$$\eta = \frac{T_{PS}}{T_{PS} + F_{NS}}; \xi = \frac{T_{PF}}{T_{PF} + F_{NF}}; \theta = \frac{2\eta\xi}{\eta + \xi} \quad (4)$$

式中: T_{PS} 为被正确判断的阴影像素点数目; F_{NS} 为被错误判断为其他类型的阴影像素点数目; T_{PF} 为被正确判断的前景像素点数目; F_{NF} 为被错误判断为其他类型的前景像素点数目。

1.3 阴影模型的可行性分析

为了验证本文提出的阴影检测模型的可行性,我们选择了 5 组标准阴影检测数据 Campus、Hallway、Lab、Room 和 CAVIAR 进行实验,并采用手工调整参数的方法来达到最佳的阴影区分效果,5 组

视频数据在最佳参数下所能达到的阴影区分效果如图 1 所示。

表 1 记录了手动调整阈值方法得到的最佳检测阈值及该阈值下的检测指标,通过图 1 和表 1 的实验记录,可以得出以下 3 个结论:①不同于 RGB 空间,代表亮度信息的 Y 分量的检测阈值上限有大于 1 的现象;②通过 Y、U、V 分量的变化比率阈值检测的方法能够有效地区分阴影和运动目标,综合指标都能达到 92% 以上;③同时也可以看出,检测阈值随场景光线改变而变化,实际情况是同一场景中在不同时间,光照条件也相差较大,靠人工手动设定的阈值方法无法做到自适应阴影检测。为了提高环境适应能力,实现无监督的阴影检测,本文后续章节将进行阈值的估计研究,试图通过阈值估计器来自适应地获取检测阈值。

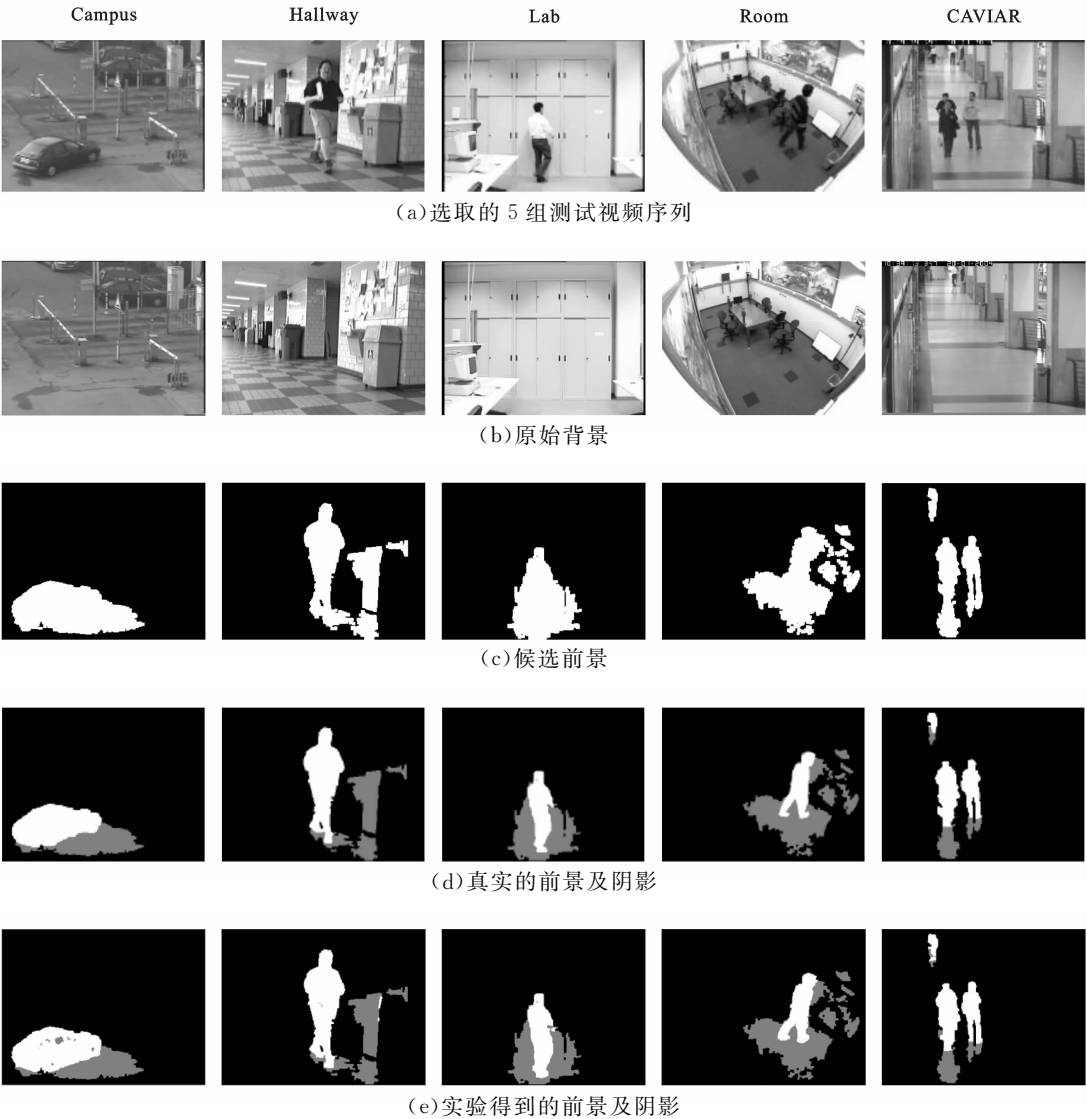


图 1 测试视频序列及由手动调整阈值方法得到的阴影检测结果

表 1 手工调整得到的最佳阈值及精度评估

视频序列	Campus	Hallway	Lab	Room	CAVIAR
$[\alpha_L^Y, \alpha_H^Y]$	[0.575,0.998]	[0.655,1.045]	[0.612,1.048]	[0.600,1.060]	[0.565,1.040]
$[\alpha_L^U, \alpha_H^U]$	[0.962,1.090]	[0.942,1.083]	[0.930,1.055]	[0.955,1.052]	[0.932,1.079]
$[\alpha_L^V, \alpha_H^V]$	[0.921,1.036]	[0.935,1.065]	[0.956,1.050]	[0.962,1.055]	[0.940,1.089]
$\eta/\%$	97.01	99.63	98.76	98.93	97.26
$\xi/\%$	89.15	96.51	91.75	94.77	93.64
$\theta/\%$	92.91	98.05	95.12	96.80	95.41

2 阈值自适应的阴影检测算法

文献[12]认为阴影像素和原始背景像素在 RGB 分量的变化比率服从高斯分布,并借此设计了统计意义上的估计器来估计检测阈值。参考文献[12]的方法,本文提出了 YUV 空间的阈值估计器,利用抽样推断的方法,将全局边缘纹理作为总体阴影像素的样本来统计推断阈值,算法原理见图 2。

本文采用码本背景模型检测得到候选前景 F ,并利用背景模型中最后一次命中的码字参数来构建原始背景 B_g ,通过使用弱检测阈值的阴影检测器获得包含所有阴影像素及部分前景像素的区域 S_1 ,在该区域及原始背景中分别进行边缘纹理构造,并求取两者的共同边缘纹理也即全局边缘纹理 E_{ALL} 。利用阴影与背景的像素亮度改变而纹理不变的特性,可以认为全局边缘纹理中所有像素都是阴影像素,也即是抽样推断所需的样本。利用全局边缘纹理 E_{ALL} ,阈值估计器就可利用统计方法来估计得到精确检测阈值。有了精确检测阈值,再次使用阴影检测器对候选前景 F 和原始背景 B_g 进行阴影检测,并结合形态学处理即可得到精确的阴影和目标区域。可以看出,该算法可以实现无监督的自适应阴影检测。

2.1 抽样推断及其样本

首先假设真实阴影区域与原始背景区域的 Y 、 U 、 V 分量变化比率可以利用高斯分布来拟合,即

$$X_e = e^F / e^{B_g} \sim N(\mu_e, \sigma_e^2), e \in (Y, U, V) \quad (5)$$

基于这个假设,可利用高斯分布并结合统计分析中抽样推断的方法来推断分布的均值和方差。抽样推断是根据随机原则从总体中任意抽取一部分单位组成样本进行观察,并根据样本资料计算的特征值,对总体特征值做出具有一定可靠程度的估计。抽样平均误差是指一个抽样方案的所有可能样本的样本指标与总体相应指标的离差的平均值,其定义式如下

$$\mu_x = \left(\frac{\sigma^2}{n} \right)^{1/2} \quad (6)$$

可以看出,样本单位数 n 越大,理论上抽样平均误差越小,一般样本单位数在 30 以上时称为大样本。

本文选择利用全局边缘纹理像素来构造样本,可以满足抽样推断对样本容量及随机性的要求:

(1)全局边缘纹理抽样得到的像素数目远大于 30,符合大样本的条件,可以忽略抽样平均误差对分析带来的影响;

(2)全局边缘纹理是从灰度空间对候选前景和原始背景进行重叠边缘纹理判断而得到的一组像素,

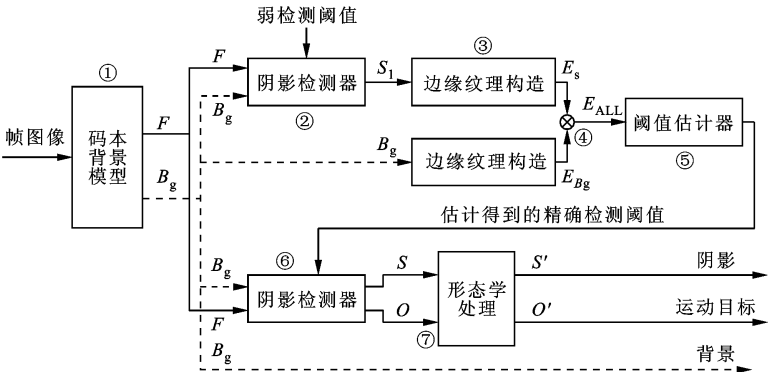


图 2 采用阈值自适应估计的阴影检测原理图

由于其抽样方法与 Y 、 U 、 V 分量强度变化特性无关,可以认为它是一组随机抽样。

2.2 全局边缘纹理构造

构造全局边缘纹理的目的是得到所有阴影像素的一个抽样样本,构造方法如下:

(1)利用较宽的检测阈值剔除大部分前景得到包含少量前景的大致阴影区域 S_1 ;

(2)分别对 S_1 和原始背景 B_g 做边缘检测得到各自边缘纹理像素;

(3)将 S_1 和原始背景 B_g 的边缘纹理像素重叠部分标记为全局边缘纹理 E_{ALL} ,可以认为全局边缘纹理中不包含或都包含极少量的前景像素,可以用作抽样推断的样本。

可供边缘检测方法选择的有 Sobel、Prewitt、Roberts、Log、Canny 等 5 种经典的边缘检测算子,其各自特点如下:

(1)Sobel 和 Prewitt 算子都是对图像先做加权平滑处理,然后再做微分运算,对噪声具有一定的抑制能力,两种算子边缘都具有良好的定位效果,只是检测出的边缘容易出现多像素宽度;

(2)Roberts 算子利用局部差分算子寻找边缘,边缘定位精度较高,对具有陡峭边缘且噪声低的图像效果较好,但容易丢失部分边缘,对噪声较敏感;

(3)Log 算子在提高抗噪声能力的同时也可能将原有的尖锐边缘平滑去除,造成该部分边缘无法被检测到;

(4)Canny 是基于最优化思想推导出的边缘检测算子,采用了高斯函数对图像进行平滑处理,对高频边缘也存在漏检的现象。

后续章节将对不同边缘检测算子在相同条件下的检测效果进行实验,并对效果进行比较分析,最终选定一种算子。

2.3 基于抽样推断的阈值区间估计方法

假设全局边缘纹理中共有 n 组像素,则对位于其中的每组像素 e_i^F 、 $e_i^{B_g}$,求取前景与原始背景像素的 Y 、 U 、 V 分量变化比率,并利用统计方法求其均值和标准差,即

$$\left. \begin{aligned} \overline{X_e} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{e,i} \\ x_{e,i} &= \frac{e_i^F}{e_i^{B_g}}, i = 1, \dots, n, e \in (Y, U, V) \\ S_e &= \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{e,i} - \overline{X_e})^2 \right)^{1/2} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

根据正态总体区间估计原理,可将阈值区间估计问

题转化为求取 σ^2 未知时 μ 的置信区间。由统计学知识可得

$$\frac{(\overline{X_e} - \mu_e)n^{1/2}}{S_e} \sim t(n-1) \quad (8)$$

$$P\left\{-t_{\alpha/2}(n-1) < \frac{(\overline{X_e} - \mu_e)n^{1/2}}{S_e} < t_{\alpha/2}(n-1)\right\} = 1 - \alpha \quad (9)$$

从而得到 μ_e 的一个置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间

$$(\overline{X_e} \pm n^{-1/2} S_e t_{\alpha/2}(n-1)) \quad (10)$$

由于此处的 $n \gg 30$,故可以用标准正态分布代替 t 分布,于是置信区间可改写为

$$(\overline{X_e} \pm n^{-1/2} S_e z_{\alpha/2}) \quad (11)$$

$z_{\alpha/2}$ 是标准正态分布关于 $\alpha/2$ 的上侧分位数,于是由下式

$$\left. \begin{aligned} \alpha_e^H &= \overline{X_e} + n^{-1/2} S_e z_{\alpha/2} \\ \alpha_e^L &= \overline{X_e} - n^{-1/2} S_e z_{\alpha/2} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

得到估计阈值。最后,将置信区间作为检测阈值的范围,取 $\alpha/2=0.05$,即置信水平为 90%,从而查表可得 $z_{\alpha/2}=1.645$,如下式

$$P(-1.645 < Z < 1.645) = 1 - \alpha = 0.90 \quad (13)$$

3 实验结果

3.1 不同边缘检测算子阈值估计效果对比

为了得到最佳的阈值估计效果,本文实验研究了 5 种不同的边缘检测算子,使用统一的边缘检测阈值 $T=0.001$,并记录每种算子得到的最终检测综合评价指标,通过对比,如表 2,最终选择了 Prewitt 算子进行边缘检测来获取全局边缘纹理。

3.2 估计阈值与手工调整阈值的比较

以手工调整所得的最佳阈值为参考,将基于全局边缘纹理的阈值估计器所得的阈值与之作了比较,如图 3 所示。可以看出,阈值估计器在 3 个分量上都能较准确地估计到检测阈值。

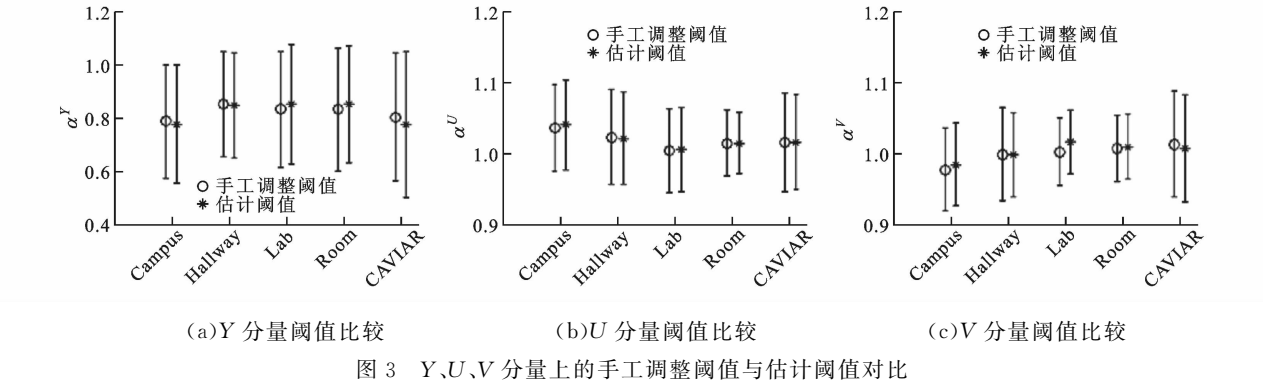
3.3 阴影检测性能对比

将本文算法与 Geometry 法^[3]、Chromaticity 法^[4]、Physical 法^[5]、SR Texture 法^[6]和 LR Texture 法^[7]进行了对比测试,效果如图 4 所示。

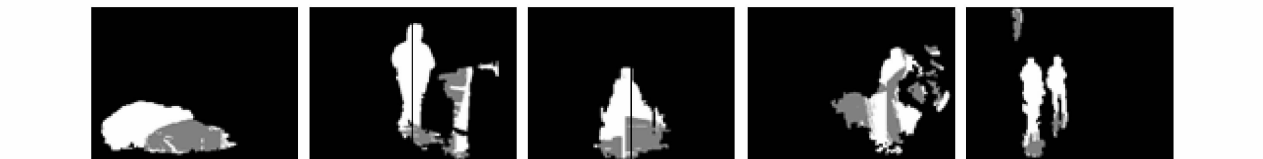
6 种算法的综合指标 θ 的对比如图 5a 所示,指标以百分数柱状图的形式绘出,其中横坐标为平均值的一组是 6 种算法在 5 种场景下指标的算术平均。可以看出,本文算法的阴影检测精度明显高于其他几种算法,且具有很强的鲁棒性。实时性也是阴影检测算法的一个重要指标,图 5b 是采用 6 种算

表 2 不同边缘检测算子所得到的最终 θ 指标对比 %

检测算子	θ					平均值
	Campus	Hallway	Lab	Room	CAVIAR	
Sobel	90.95	97.56	93.98	93.59	93.58	93.93
Canny	89.92	96.47	93.32	91.39	89.73	92.17
Roberts	90.34	97.10	93.62	93.62	94.11	93.80
Log	88.78	93.79	85.50	89.27	85.16	88.50
Prewitt	91.01	97.50	93.99	93.72	94.38	94.12



(a)选取的 5 组测试视频序列



(b)Geometry 法



(c)Chromacity 法



(d)Physical 法

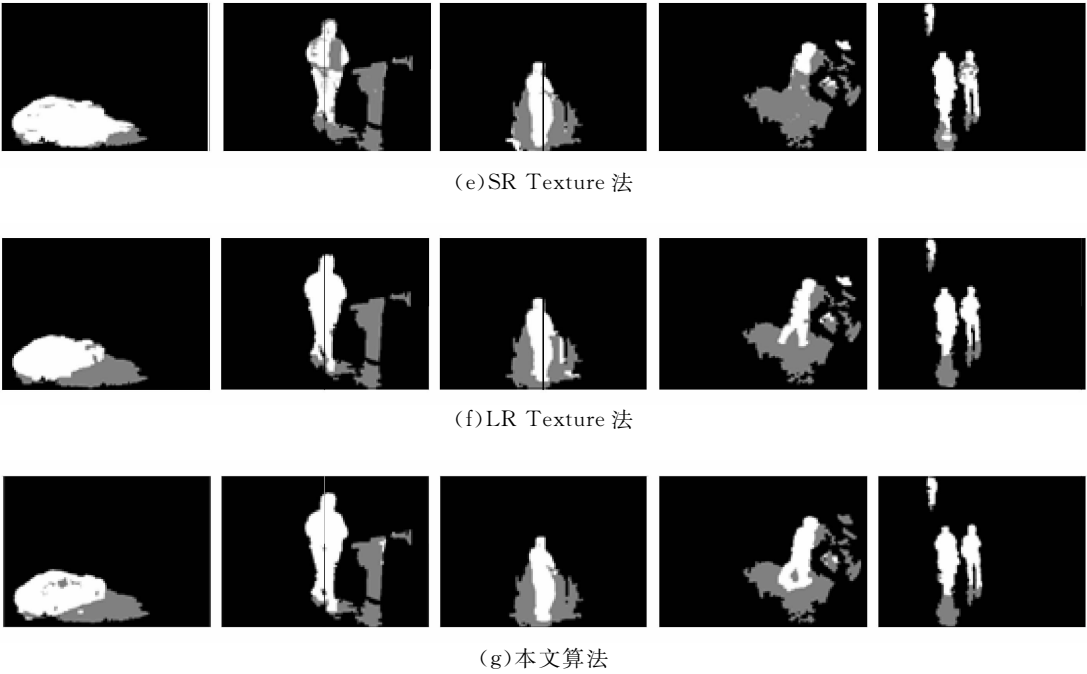


图 4 6 种算法的阴影检测结果对比

法进行检测的平均每帧耗时比较,实验条件为 Intel CPU 主频 3.2 GHz, Visual C++2008 及 OpenCV 2.2.1 环境。可以看出,本文算法的实时性与 Ge-

ometry、Chromacity、Physical 3 类方法处于相同水平。由于本文算法是在 Chromacity 算法的基础上增加了阈值估计环节,所以单帧耗时高出 Chromacity 算法约 4 ms,但总体耗时仍控制在 11 ms 以内。

通过检测精度与耗时两方面的对比分析,可看出本文提出的基于阈值自适应的阴影检测算法的检测精度和鲁棒性都较以往算法有所提高,且算法结构简单、运算量小,实时性方面也有不错的表现。

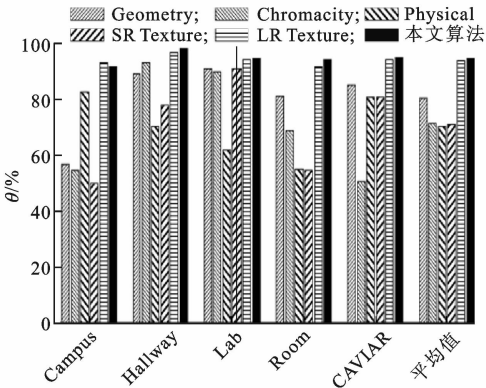
4 结 论

本文提出了一种基于 YUV 空间的改进阴影检测算法,算法利用基于抽样推断的阈值估计器来预先估计阴影检测所需阈值,解决了以往固定阈值难于适应不同光线环境的问题。对各种标准测试视频的目标阴影平均检测实验表明,改进后的阴影检测算法精度达到了 94% 以上,且具有很强的适应性,平均每帧阴影检测耗时仅需 11 ms,满足目标检测算法对实时性的要求。

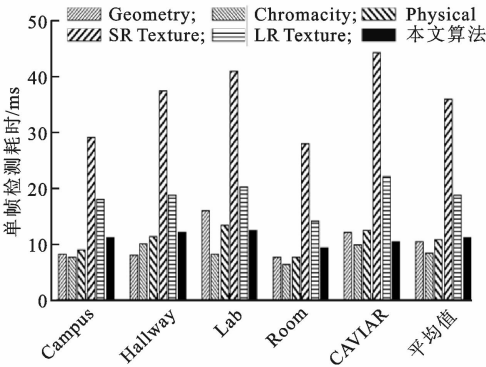
参考文献:

[1] CANDAMO J, SHREVE M, GOLDFOG D B, et al. Understanding transit scenes: a survey on human behavior-recognition algorithms [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(1): 206-224.

[2] SANIN A, SANDERSON C, LOVELL B C. Shadow



(a)综合指标对比



(b)单帧检测耗时对比

图 5 6 种算法的综合性能测试对比

- detection: a survey and comparative evaluation of recent methods [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(4): 1684-1695.
- [3] HSIEH J W, HU W F, CHANG C J, et al. Shadow elimination for effective moving object detection by Gaussian shadow modeling [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(6): 505-516.
- [4] CUCCHIARA R, GRANA C, PICCARDI M, et al. Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(10): 1337-1342.
- [5] HUANG J B, CHEN C S. Moving cast shadow detection using physics-based features [C]//Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 2310-2317.
- [6] LEONE A, DISTANTE C. Shadow detection for moving objects based on texture analysis [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(4): 1222-1233.
- [7] SANIN A, SANDERSON C, LOVELL B C. Improved shadow removal for robust person tracking in surveillance scenarios [C]//Proc of the 20th International Conference on Pattern Recognition, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 141-144.
- [8] LEONE A, DISTANTE C. Shadow detection for moving objects based on texture analysis [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(4): 1222-1233.
- [9] JOSHI A J, PAPANIKOLOPOULOS N P. Learning to detect moving shadows in dynamic environments [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(11): 2055-2063.
- [10] MARTEL-BRISSON N, ZACCARIN A. Kernel-based learning of cast shadows from a physical model of light sources and surfaces for low-level segmentation [C]//Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-8.
- [11] CELIK H, ORTIGOSA A M, HANJALIC A, et al. Autonomous and adaptive learning of shadows for surveillance [C]//Proc of the 9th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 59-62.
- [12] CHOI J, YOO Y J, CHOI J Y. Adaptive shadow estimator for removing shadow of moving object [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(9): 1017-1029.
- [13] KIM K, CHALIDABHONGSE T H, HARWOOD D, et al. Real-time foreground-background segmentation using codebook model [J]. *Real-Time Imaging*, 2005, 11(3): 172-185.
- [14] 刘宏, 李锦涛, 刘群, 等. 融合颜色和梯度特征的运动阴影消除方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2007, 19(10): 1279-1285.
- LIU Hong, LI Jintao, LIU Qun, et al. Moving cast shadow elimination based on color and gradient features [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Graphics*, 2007, 19(10): 1279-1285.

(编辑 荆树蓉 武红江)

(上接第 19 页)

- adaptive alert classifier [C]//International Conference on Information and Automation, Piscataway, NJ USA: IEEE, 2008: 1599-1602.
- [5] ALSHAMMARI R, SONAMTHIANG S, TEIMOURI M, et al. Using neuro-fuzzy approach to reduce false positive alerts [C]//Proceeding of the Fifth Annual Conference on Communication Networks and Services Research, Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2007: 345-349.
- [6] SPATHOULAS G P, KATSIKAS S K. Reducing false positives in intrusion detection systems [J]. *Computers & Security*, 2010, 29(1): 35-44.
- [7] 郭振滨, 裴正定. 应用高速网络的基于报文采样和应用签名的 BitTorrent 流量识别算法 [J]. *计算机研究与发展*, 2008, 45(2): 227-236.
- GUO Zhenbing, QIU Zhengding. Identification of BitTorrent traffic for high speed network using packet sampling and application signatures [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2008, 45(2): 227-236.
- [8] 牛国林, 管晓宏, 龙毅, 等. 多源流量特征分析方法及其在异常检测中的应用 [J]. *解放军理工大学学报*, 2009, 10(4): 350-355.
- NIU Guolin, GUAN Xiaohong, LONG Yi, et al. Analysis method of multi-source flow characteristics and its application in anomaly detection [J]. *Journal of PLA University of Science and Technology: Nature Science Edition*, 2009, 10(4): 350-355.
- [9] NYCHIS G, SEKAR V, ANDERSEN D G, et al. An empirical evaluation of entropy-based traffic anomaly detection [C]//Proceedings of the 8th ACM SIGCOMM Internet Measurement Conference, New York, USA: ACM, 2008: 151-156.

(编辑 刘杨)