

# 一种自学习阴影检测方法<sup>\*</sup>

史波<sup>1</sup>, 王红<sup>2</sup>

(1. 济宁学院 计算机科学系, 山东 曲阜 273155; 2. 山东师范大学 信息科学与工程学院, 济南 250014)

**摘要:** 提出一种实时学习的阴影检测方法, 该方法无须用户提供监控场景信息或设定任何阈值, 而是根据统计的技巧来自我学习该场景的阴影特性, 进而达到阴影检测的目的。仿真结果表明, 该方法可有效地实现阴影检测, 并具有较强的自适应性和实时性。

**关键词:** 阴影检测; 鲁棒估计; 视觉监控; 图形分割

**中图分类号:** TP391.41

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-3695(2012)05-1983-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.102

## Self-learning method for shadow detection

SHI Bo<sup>1</sup>, WANG Hong<sup>2</sup>

(1. Dept. of Computer Science, Jining University, Qufu Shandong 273155, China; 2. School of Information Science & Engineering, Shandong Teaching University, Jinan 250014, China)

**Abstract:** This paper presented an unsupervised self-learning method to detect shadows without any priori scene information or threshold parameters. According to the statistical techniques, the method learned scene shadow characteristics actively, so as to achieve the purpose of shadow detection. Experimental results reveal the flexibility and adaptability of the proposed learning method on real surveillance scenarios.

**Key words:** shadow detection; robust estimation; video surveillance; graph cut

## 0 引言

在视频监控系统中, 移动物体检测扮演着相当重要的角色。正确检测移动物体大小及位置可以大幅提高后续事件分析(如异常事件分析、入侵检测分析等安保系统)的准确性。目前视频影像监控系统往往先根据背景相减法等图像处理技术获取感兴趣的移动物体, 再对其进行高阶的行为分析。然而, 背景相减法往往将物体的阴影视为前景, 使得对象大小及位置无法正确判断, 因而造成后续分析上的困难。因此, 在去除背景之后, 执行阴影检测以去除背景是必不可少的步骤。传统上的阴影检测法是分析造成阴影的物理特性, 将满足此物理特性的像素判定为阴影。举例来说, 一般阴影应满足下面两个物理特性: a) 阴影所覆盖的区域亮度变化较大且偏暗; b) 阴影所覆盖的区域彩度变化较小。然而, 依其环境光源的性质(如散射光或直射光)所表现在影像上的阴影特性大不相同, 甚至连光源的强度也会大大造成阴影检测的困难。针对这个问题, 传统做法只能针对个别不同的场景、不同的环境光源, 由使用者自行设定个别参数, 以满足不同影片的阴影特性, 这样将造成实际应用上的困难与不便。

目前典型的阴影去除技术, 基本上是基于 Cucchiara 等人<sup>[1]</sup>所提出的方法。其将影像从红绿蓝(RGB)色彩空间转换色调饱和度亮度(HSI)空间上, 利用阴影在此色彩空间上的特性, 即被阴影覆盖像素的亮度会低于背景的亮度, 以及其色调、

饱和度会与背景相近似的特性, 利用阈值设定方式, 将符合条件的像素判定为阴影。Nadimi 等人<sup>[2]</sup>结合空间与时间上的变异, 提出反照率测试模型, 用来抵抗因阳光直射所造成的全影(umbra)及天空反射而造成的半影(penumbra)。Bunyak 等人<sup>[3]</sup>结合反射率、彩度及亮度特征来辨识阴影。Zhang 等人<sup>[4]</sup>则提出边缘率(ratio edge)的特征。此特征具有亮度的不变性, 因而适用于区分前景与阴影。Shan 等人<sup>[5]</sup>主要从阴影在八种彩色空间的特性出发, 研究在合适的彩色空间中消除阴影, 分析阴影在八种彩色中的亮度特性和反射特性并进行建模, 找到阴影在彩色空间中的特性, 针对视频应用将阴影重新分类为不可见阴影和可见阴影, 并分析了彩色空间对不同类型阴影的敏感程度。上述的这些做法, 旨在找到一个足以区分阴影与物体的特征, 至于如何区分, 都得由使用者根据对影片的观察来设定最佳的阈值。Joshi 等人<sup>[6]</sup>则利用几率分布函数去描述阴影的特征, 这些特征分别为彩度、亮度、边缘强度及边缘方向, 该法根据事前的学习(使用者的手动标记)估测出阴影在此特征的直方图分布, 最后根据贝叶斯决策来作阴影判定。该法虽然不需要依赖阈值设定, 但却需事前针对影片进行阴影的标记, 才能够学习阴影的特征分布。另外, Nicolas 等人<sup>[7]</sup>提出利用一种双层式混合高斯模型(Gaussian mixture model)的策略来解决阴影检测的问题, 其先根据第一层高斯混合模型来估测每一个像素的色彩分布, 用以将背景与前景分离, 完成背景相减后, 再利用第二层的高斯混合模型来估测阴影的分布。Tanaka 等

**收稿日期:** 2011-09-06; **修回日期:** 2011-10-14 **基金项目:** 山东省分布式计算机软件新技术重点实验室基金资助项目(201101123); 济宁学院科研基金资助项目(2010ky17)

**作者简介:** 史波(1973-), 男, 讲师, 硕士, 主要研究方向为机器学习、机器视觉、人工智能(mengboshi@139.com); 王红(1966-), 女, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为移动计算、人工智能。

人<sup>[8]</sup>则采取非参数的方式来估测背景及阴影分布,该法较前者快速但缺点是需要大量内存空间。上述两种方法的基础在于统计单一像素的色彩分布,将其先区分为前景与背景,然后针对前景部分再将其区分为阴影与物体。但缺点是为了统计阴影的色彩分布,仍需根据设定一弱分类器来筛选出阴影候选像素,才可进行阴影模型的建立;另一方面,由于每一个像素是独立学习其背景与阴影模型,若该像素被移动物体访问的次数过少,其所学习到的模型则极不正确。文献[9]中则作了数种运动目标阴影检测方法的综合回顾,将其分为四类,并对其中的代表性算法作了对比性实验评价。

前述的阴影去除方法,大部分的研究都着重于色彩空间的转换或特征的选取,但如何设定一个好的阈值,使其在转换后的色彩空间或特征空间上得到良好的阴影分割,往往仍须依赖人为手动进行参数设定。其主要的原因为在于影片间的变异性,甚至同一影片中光影的变化性都难以掌控,故同一阈值往往不能满足于不同的影片。为此,本文提出一种实时学习的阴影检测方法。

## 1 自学习阴影检测方法

本文所提出的阴影检测方法是先利用背景相减法去除背景并找出前景影像中包含阴影的移动物体区块,根据统计的技巧使其具有自动学习的能力,无须任何人为的参数设定,自动地估测参数并找出阴影所落于色彩空间的位置及区间,用以检测出前景移动物体区块中的阴影部分,得到正确的移动物体区块大小及位置,提供后续行为分析的依据。该方法用估测移动物体的色彩差异值作为特征,利用阴影所覆盖的像素会落于特征直方图上特定区间的特性,透过众多的观察得到其统计意义,用其更新一累积直方图,使其强化出该区间的分布并弱化其他区间;再用一鲁棒估测法来估测一分布函数,将其参数化,以利于后续的阴影检测。

图 1 显示了本阴影检测技术的流程。首先根据基于背景相减(background subtraction)的前景分割技术将前景检测出来,所检测的前景通常包含移动物体本身及其阴影;接下来用连接区域标记法(connected component labeling),将相连的前景像素给予同一标记,表示为一移动物体。针对每一个物体,取出属于该物体的所有像素的亮度特征与彩度特征,并产生对应该特征分布直方图。随着越来越多的移动物体被检测到,可以获得越多的特征分布直方图,并将其累计起来而得到一累计特征直方图。相较于人物衣着在色彩及亮度上呈现较趋近于随机数的分布,阴影部分则会明显地集中在此累计特征直方图上。因此针对该直方图最显著的波峰,利用鲁棒性估测法,以一高斯函数加以近似,得出阴影在该特征上的相似度函数。而结合所有彩度与亮度的相似度函数,针对该移动物体,可得出—阴影信心程度图(shadow confidence map),表示影像上每一像素属于阴影的可能性。

同时,考虑到阴影分类后整体结果的平滑性,将原始影像透过边缘检测技术取得影像中较高频的成份,最后用图型分割技术(graph cut)将阴影信心程度当做其数据项(data term),而将边缘响应当做其平滑项(smoothness term)作为限制,透过最小能量化(energy minimization)的估测来对每一像素作最后的

分类,判定其是属于移动物体本身或阴影。以下就本阴影检测技术的细节加以说明。

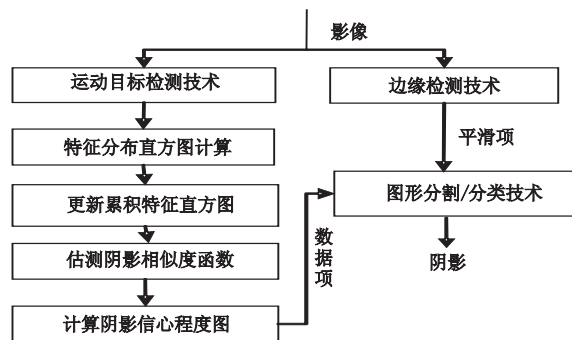


图1 阴影检测流程

### 1.1 移动物体检测及特征提取

移动物体检测主要是利用背景建立的技术,将目前影像与建立的背景相减来获得前景,其完整的技术内容可参考文献[10]。用背景相减后所得出的前景,再利用连接区域标记法将每一个连接区域(即每一个个体)加以区分出来,如图 2(a)所示,接下来则针对每一个连接区域(即为画面中的每一个移动物体),取其所有像素的色彩特征进行后续的直方图统计及分析。

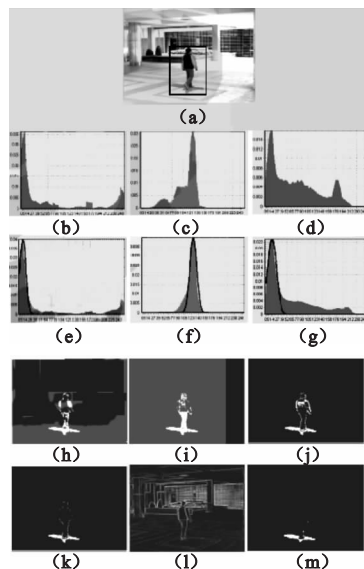


图2 自学习阴影检测方法说明示意图

多数的取像装置如摄影机,获取的影像格式往往是以 RGB 色彩空间来记录,但 RGB 色彩空间并不容易与人的视觉感官相关联,也不容易对应到阴影的物理模型上。因此将其转换到具有色调、饱和度与亮度特征的 HSI 色彩空间上,原因是它具有较佳的物理性质来描述阴影的特性。通常,当背景影像被阴影遮蔽时,其色调与色度的改变差异不大,而亮度的改变则因其是半影或全影而有不同程度的衰减。RGB 与 HSI 色彩空间的转换关系如下:

$$\min = \min(R, G, B), \max = \max(R, G, B)$$

$$H = \begin{cases} 0 & f_{\max} = \min \\ (60^\circ \times (G - B) / (\max - \min) + 0^\circ) \bmod 360^\circ & f_{\max} = R \\ (60^\circ \times (B - R) / (\max - \min) + 120^\circ) & f_{\max} = G \\ (60^\circ \times (R - G) / (\max - \min) + 240^\circ) & f_{\max} = B \end{cases}$$

$$S = \begin{cases} 0 & f_{\max} = 0 \\ (\max - \min) / \max = 1 - \min / \max & \text{otherwise} \end{cases}, I = \max$$

完成色彩空间转换后,下一步是针对每一个移动物体,计

算其特征来表示该物体。这里的特征并不直接采用色彩空间的数值,而是以移动物体与背景影像间的色彩差异值作为特征。其主要的原因是居于以下假设:当背景被阴影遮蔽时,其投射在该背景的光源强度有同等强度的减弱。因此,与光源强度有相似响应的特征,即具有前景与背景的特征值落于同一区间的特性,故可用此特性来强化阴影并弱化前景,进而计算出最佳的阴影特征差异值范围。

假设  $C_{\text{object}} = \{x_n | n=1, 2, \dots, k\}$  为一包含  $k$  个像素的移动物体,则以包含三个独立成分的向量  $(\Delta H, \Delta S, \Delta I)$  来表示每个像素,其中:

$$\Delta H(x) = |H_b(x) - H_c(x)| \quad (1)$$

$$\Delta S(x) = |S_b(x) - S_c(x)| \quad (2)$$

$$\Delta I(x) = |I_b(x) - I_c(x)| \quad (3)$$

其中:下标  $b$  与  $c$  分别表示该像素的特征是从背景影像 (background) 或目前影像 (current image) 所取得,而  $|\cdot|$  表示为两色调的相位角差的绝对值。计算每一个像素的特征向量后,针对每一个向量元素加以统计,该物体可表示为三个特征直方图  $f_{\Delta H}$ 、 $f_{\Delta S}$ 、与  $f_{\Delta I}$ ,如图 2 (b) ~ (d) 所示。

## 1.2 累计直方图更新

根据上述的特征选取,将每个移动物体以三个特征直方图来描述,进而根据多个移动物体的观察,将阴影在特征差异值的分布上强化出来,并弱化其余前景部分,亦即累计直方图更新。其更新方式为

$$h(i) \leftarrow (h(i))^{1-\alpha} (f(i))^\alpha \quad (4)$$

其中: $h(i)$  分别为第  $i$  个直方图区间 (bin) 的统计量; $f(i)$  则为目前观察的直方图; $\alpha$  为学习率,代表目前的观察对于累计直方图的影响力,在本文中将其设定为 0.01。图 2 (e) ~ (g) 分别显示在色调、饱和度与亮度特征上的累计直方图。

## 1.3 阴影分布函数估测

根据累计直方图的更新,强化了属于阴影区间的特征值,进而根据鲁棒估测法来估测出一高斯函数,以描述阴影的分布。假设高斯函数的平均值  $m$  落于该累计直方图的最大峰值的位置,而高度  $H$  则为区间  $m$  的统计量,则此高斯函数式如下所示:

$$G(i, m, H, \sigma) = H \cdot \exp(- (i - m)^2 / (2\sigma^2)) \quad (5)$$

因此,即可用最小平方差来估测  $\sigma$ ,以求得最匹配的高斯函数式,即

$$\sim \sigma = \argmin_{\sigma} \sum_i (G(i, m, H, \sigma) - h(i))^2 \quad (6)$$

但由于最小平方差易受外围粗差 (outlier) 的影响 (此处粗差是指非阴影的像素在直方图上的分布),故用 M-估测<sup>[11]</sup>来求出最适合的  $\hat{\sigma}$ 。该方法用一影响函数  $\rho(\cdot)$  来给予式 (6) 的平方差项不同的权重,用来减小外围粗差的影响力,即将式 (6) 的问题转换为最小化式 (7):

$$\hat{\sigma} = \argmin_{\sigma} \sum_i \rho((i, m, H, \sigma) - h(i)) \quad (7)$$

本文采用 Tukey's Bi-weight 函数来作为影响函数,其中  $C$  为常数,因此当外围粗差  $|x| > C$  时,双权重函数  $\rho(x)$  趋近一固定值,从而使界外值的像素点对估计误差的影响很小,即外围粗差大于  $C$  的数据点在估计过程中将被去除。转换为

$$\rho(x) = \begin{cases} C^2/6(1 - [1 - ((x/c)^2)^3]) & |x| \leq C \\ C^2/6 & |x| > C \end{cases} \quad (8)$$

用于估测出一高斯函数,并将其设定为该色彩特征上的阴影相似度函数,作为后续阴影与分阴影分类的依据。图 2 (e) ~ (g) 上的黑色实线分别用来表示鲁棒性估测法,推测出色调、饱和度和亮度特征的阴影相似度函数。

## 1.4 阴影分类

如前节所述,在以高斯函数近似出阴影相似度函数后,可根据该相似度,针对每一个像素  $x$  来计算出其在色调、饱和度与亮度特征上属于阴影的相似程度,分别表示为  $p_h$ 、 $p_s$  与  $p_i$ ,并可根据式 (9) 加以结合,来产生一阴影信心程度图,如图 2 (k) 所示。其中亮度越强,表示其属于阴影的信心程度越高。

$$p(x) = (p_h(x) \cdot p_s(x) \cdot p_i(x))^{1/3} \quad (9)$$

为了能更准确地对阴影与非阴影像素作区分,进而考虑各像素在空间上的平滑性,对于上述的阴影信心程度图,给予一个空间平滑性的限制,将其转换为一个能量最小化的问题,并根据图形分割技术来获得能量最小化问题的解<sup>[12]</sup>。在此,假设每个前景像素  $x$  为图形上的节点,其真实状态可为阴影 (1) 或非阴影 (0),而其观察值则为由式 (9) 所求出的信心程度;另外,考虑每一像素的四邻域关系,作为计算连接节点边线的依据,则此能量函数可根据式 (10) 加以描述:

$$E(X) = \sum_{v \in V} g_v(X_v, Y_v) + \sum_{(u,v) \in N} \lambda_{uv} \text{Potts}(X_u, X_v) \quad (10)$$

其中: $V$  表示根据前景检测所得到的所有前景像素集合; $N$  则表示满足四邻域关系的相邻像素集合; $u, v$  均为图像上的任一像素点。式 (10) 的第一项一般称为数据项,其中  $X$  为该节点的真实状态,  $Y$  为该节点的观察值,在此定义为该点的阴影信心程度  $p(x)$ ,而  $g(\cdot)$  则定义为

$$g(\cdot) = \begin{cases} g(0, p(x)) = p(x) \\ g(1, p(x)) = 1 - p(x) \end{cases} \quad (11)$$

式 (10) 的第二项称为平滑项,该项主要是考虑到节点与节点间的相关性,给予在均匀区块内的所有节点较为一致的标记。本文用双状态波特模型 (2-state Potts model) 描述相邻像素  $u$  与  $v$  间的状态关系,并给定一权重系数  $\lambda_{uv}$ 。若像素间的色彩特征改变缓慢,给定  $\lambda_{uv}$  较低的值,反之则给予较高的权重。在此根据计算该相邻像素的梯度值差的绝对值作为设定  $\lambda_{uv}$  的依据。图 2 (l) 显示为该影像的梯度值影像, (m) 则显示根据图形分割法所得到的二元分类结果,其中亮点表示所分类为阴影的像素。

## 2 实验结果

针对阴影检测算法效能的评估,虽然目前已有资料库提供数段可作为基准的影片<sup>[9]</sup>,但针对一个实时学习的算法而言,这些仅有数十秒长度的影片却又显得太短。因此笔者自行拍摄两段较长时间的影片来评估本文算法的性能。测试影片 A 为在户外屋檐下拍摄的影片,片长为 10 min,该影片的光源主要来自自然光的散射以及几盏屋檐下的日光灯;测试影片 B 则为 13 min 长的影片,场景为户外走道,其主要光源为日光及自然光的散射。这两段测试影像是用 Sony 摄影机所拍摄的,影片分辨率为  $320 \times 240$ 。

为了能够提供量化的数据,先将这两段测试影片根据手动标记方式,将影片中属于阴影的像素人工加以标出,将这些标记影像作为评估阴影检测率及假警报率计算的依据。其中在

测试影片 A 中以几乎等时间间隔的方式,挑选 45 张影像并予以标记,而影片 B 则挑选 16 张影像。图 3 显示为该两段影片中挑选出的作为标记影像的实例。



(a) 测试影片A的第1197影像 (b) 测试影片B的第552影像

图3 手动标记后的评估影像

计算所有标记影像上阴影检测的检测率(DR)与假警报率(FAR),作为评估算法的优劣,检测率的计算为  $DR = TP / (TP + FN)$ ,假警报率的计算方式则为  $FAR = FP / (TP + FP)$ 。其中 TP、FN、FP 的定义如表 1 所示。举例来说,TP 表示真阳性,其代表该像素为阴影且被算法正确判断为阴影;FP 为伪阳性,表示该像素应为物体但被算法误判为是阴影,依此类推。

表 1 阴影检测结果正确率的判断方式

| 结果   |     | 真实状况 |     |
|------|-----|------|-----|
|      |     | 阴影   | 非阴影 |
| 检测结果 | 阴影  | TP   | FP  |
|      | 非阴影 | FN   | TN  |

检测率是指能够将阴影准确检测出来的能力,而相对地,假警报率则是显示是否容易将属于物体的像素误认为是阴影。一般来说,高的检测率往往伴随着较高的假警报率,因此一个通用且鲁棒的算法,是能够在此两者间取得较佳的平衡。与先前阴影检测的研究相比,本文的贡献在于提出一可实时学习的方法,而无须任何的手动参数设定。因此,将本算法与一基于手动阈值设定的阴影检测算法相比较<sup>[5]</sup>。该阈值设定法须通过使用者的观察,于色调、饱和度以及亮度特征上,手动设定四个不同意义的阈值,用以将阴影与物体加以分离。实验结果如表 2 所示。其中第三列表示本文所提出的方法;而在第四列,针对测试影片 A,根据观察并手动调整最适合该影片的阈值组,将其套用至影片 A 及 B;同理,第五列则是根据观察影片 B 并选定阈值组,将其套用至影片 A 及 B。

表 2 本文提出的方法及手动阈值设定法的实验结果比较

| 测试项  |      | 本文提出<br>的方法 | 阈值设定法-<br>阈值组 1 | 阈值设定法-<br>阈值组 2 |
|------|------|-------------|-----------------|-----------------|
| 测试   | 检测率  | 0.89        | 0.92            | 0.92            |
| 影片 A | 假警报率 | 0.18        | 0.26            | 0.30            |
| 测试   | 检测率  | 0.87        | 0.56            | 0.88            |
| 影片 B | 假警报率 | 0.20        | 0.10            | 0.28            |

显然,根据手动观察而设定的阈值组 1 的确对测试影片 A 呈现较好的检测率及假警报率,但将其套用至影片 B 时,则呈现令人无法接受的检测率(0.56);同样地,将对影片 B 所设定的阈值组套用至测试影片 A 时,亦得到较高的假警报率(0.30)。反之,通过本文所提出的方法,使用者无须设定任何阈值及任何人为介入,该算法即可自动得出一极为平衡的检测结果。

### 3 结束语

本文提出了一个具有实时自我学习能力的阴影检测技术,适用于视觉监控领域的应用。该技术可在影片播放的同时,根据统计的方式来强化阴影的特征,并弱化其他属于移动物体的

特征,改善了需要手动设定阈值的缺点,自动学习用于阴影检测的阈值,以达到自动检测阴影的目的。经过实验测试,该方法目前较适用于室内或阴天的室外环境,而在具有强光照射以及自然光散射的室外场景的情况下,此两种光源所造成的不同阴影效应,会在移动物体的特征直方图上产生两个不同波峰,并造成较复杂的累计直方图,因此在该情况下,不能仅根据单一高斯函数去近似阴影特征分布。在未来工作中,笔者将着重于根据混合高斯模型及修正累计直方图的策略解决该问题。

### 参考文献:

- [1] CUCCHIARA R, GRANA C, PICCARDI M, *et al.* Improving shadow suppression in moving object detection with HSV color information[C]//Proc of 2001 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. [S. l.]: IEEE, 2001: 334-339.
- [2] NADIMI S, BHANU B. Physical models for moving shadow and object detection in video[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(8): 1079-1087.
- [3] BUNYAK F, ERSOY I, SUBRAMANYA S R. Shadow detection by combined photometric invariants for improved foreground segmentation[C]//Proc of the 7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005: 510-515.
- [4] ZHANG W, FANG X Z, YANG X K, *et al.* Moving cast shadow detection using ratio edge[J]. *IEEE Trans on Multimedia*, 2007, 9(6): 1202-1214.
- [5] SHAN Yong, YANG Fan, WANG Run-sheng. Color space selection for moving shadow elimination[C]//Proc of the 4th International Conference on Image and Graphics. Washington DC: IEEE Computer Society, 2007: 496-501.
- [6] JOSHI A J, ATEV S, MASOUD O, *et al.* Moving shadow detection with low-and mid-level reasoning[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2007: 4827-4832.
- [7] NICOLAS M B, ZACCARIN A. Learning and removing cast shadows through a multidistribution approach[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(7): 1133-1146.
- [8] TANAKA T, SHIMADA A, ARITA D, *et al.* Non-parametric background and shadow modeling for object detection[C]//Proc of the 8th Asian Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 159-168.
- [9] PRATI A, MIKIC I, TRIVEDI M, *et al.* Detecting moving shadows: algorithms and evaluation[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(7): 918-923.
- [10] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Computer Society, 1999: 246-252.
- [11] HUBER P J. Robust statistic[M]. [S. l.]: Wiley, 1981.
- [12] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(9): 1124-1137.
- [13] 李忠武,高广珠,余理富,等. 图像序列目标检测中阴影的消除[J]. *计算机应用研究*, 2004, 21(5): 205-206.
- [14] 王贵,管志成. 新的彩色图像去噪与增强模型[J]. *浙江大学学报*, 2005, 39(9): 1343-1347.