

# 集成多特征信息的运动阴影检测

闻帆<sup>1,2</sup>, 屈桢深<sup>2</sup>, 闫纪红<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 机电工程学院, 150001 哈尔滨, wenfan@hit.edu.cn;

2. 哈尔滨工业大学 空间控制与惯性技术研究中心, 150001 哈尔滨)

**摘要:**为实现监控场景中运动目标和阴影的准确分割,提出了一种基于GMM和MRF的运动阴影检测与消除算法.首先,利用GMM的学习能力建立背景统计模型并得到前景区域像素集合.其次,将前景区域与对应背景区域间的颜色、边界、纹理和时空一致性等特征信息集成到马尔可夫随机场能量函数中,并利用图割算法实现马尔可夫随机场能量函数的最小化,得到最终的分割结果.最后,在室内和室外不同场景类型视频序列上验证了算法的有效性.实验结果表明,算法在运动阴影检测与消除方面较以往方法具有较好的准确性、可靠性和鲁棒性.

**关键词:**阴影检测;马尔可夫随机场;目标检测;高斯混合模型;图割

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2011)05-0013-07

## Moving shadow detection by integrating multiple features

WEN Fan<sup>1,2</sup>, QU Zhen-shen<sup>2</sup>, YAN Ji-hong<sup>1</sup>

(1. School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China, wenfan@hit.edu.cn;

2. Space Control and Inertia Technology Research Center, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China)

**Abstract:** To segment moving objects from their shadows in video surveillance systems, a GMM and MRF-based moving cast shadows detection and removing method was proposed. First, the Gaussian mixture model was adopted to build statistical models to describe background, and the foreground pixels were obtained by background subtraction method. Second, the feature information of color, edge, texture and spatiotemporal coherence between the foreground pixel area and the corresponding background area were integrated into Markov random fields' energy function. Graph Cut algorithm was used to minimize the energy function, and the final segmentation result was got. Finally, the effectiveness of the method on different video sequences of indoor and outdoor scenes was verified. Experiment results demonstrated that, compared with previous methods, the algorithm could detect and remove moving cast shadows more accurately, reliably and robustly.

**Key words:** shadow detection; markov random fields; object detection; gaussian mixture model; graph Cut

在视频监控系统中,准确地将运动目标从图像序列中分割出来是实现目标分类、目标跟踪和行为分析等后续工作的基础.由于在运动目标检测过程中,将阴影点同时识别为目标点,结果会产生运动目标合并、几何畸变,甚至丢失等现象.因

此,开发一种有效的阴影检测与消除算法是实现目标准确检测的关键.

目前,研究人员已经开发了多种阴影检测算法,除少数是基于模型的方法外,绝大多数方法都是基于阴影属性的.文献[1-2]利用高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)实现背景、前景和阴影的分割,这种方法仅对每个像素在图像序列中的变化状况进行建模而忽略了相邻像素间的相互作用.另外,模型中的参数需要经大量数据的训练得到,这点在实际中也很难满足.文献[3]提出一种基于条件随机场的阴影消除算法,在检

收稿日期: 2010-03-02.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70971030); 哈尔滨市科技创新人才研究专项资金项目(2009RFQXG212); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(HIT.NSRIF.2010074).

作者简介: 闻帆(1974—),男,博士后;

闫纪红(1972—),女,教授,博士生导师.

测过程中的上下文约束条件可以根据相邻数据互动而动态调整,性能较基于高斯混合模型的方法有所改善. Proikli 等<sup>[4]</sup>利用递归的方法学习投影,该方法的主要缺点是影子模型需要很长的时间才能收敛,而且在这个过程中光照条件应保持稳定.

虽然已经有多种阴影消除算法出现,但更多的是在某个颜色空间利用单一的亮度或者边缘等特征<sup>[5-6]</sup>进行阴影检测,这种方法在某一类场景效果较好. 目前,融合多种特征信息(如颜色、亮度、纹理、边缘等)的阴影检测方法越来越得到大家的重视. 文献[7]提出一种利用光度和几何特征的阴影检测方法. Li 和 Leung<sup>[8]</sup>提出一种基于亮度和纹理差分的检测算法,该方法的前提条件是纹理对于光照变化不敏感. 将多种特征信息集成到马尔可夫随机场(Markov Random Fields, MRF)<sup>[9-10]</sup>的能量函数中并利用相邻像素之间的约束来检测阴影,比起利用单一特征的阴影检测方法或者基于单个像素的建模效果更好.

本文在已有算法的基础上,提出一种基于多特征信息的阴影检测与消除算法. 算法流程如图1所示,首先利用GMM的学习能力创建背景的统计模型,并利用颜色、边缘、纹理、时空一致等信息对阴影进行识别,并将初步分割结果集成到MRF能量函数中,通过图割算法最小化MRF能量函数得到最后的分割结果. 最后,通过在不同场景及阴影模型上验证所提出算法的有效性.

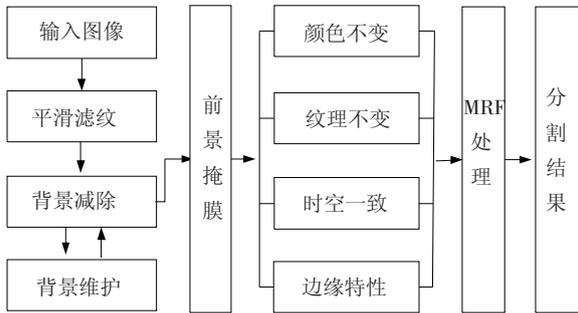


图1 阴影检测与消除算法流程

## 1 背景创建及目标提取

目前,常用的目标提取方法主要有帧差法、光流法和背景减法. 相对于其它2种方法,基于高斯混合模型的背景减法能够检测出具有内部灰度相近特性目标的完整形状,也能检测出短时间处于静止状态的运动目标,且计算复杂度适中. 鉴于实际场景中光照的不断变化,本文采用高斯混合模型对背景进行建模是一种恰当的选择.

### 1.1 高斯混合模型及参数更新

图像中每个描述场景表面的像素可以用1个

状态 $k(k = 1, 2, \dots, K)$ 来表示, $K$ 表示状态个数. 假设视频序列的第 $t$ 帧的背景像素值为 $X_t$ ,它可以用 $K$ 个高斯分布的加权和表示,即

$$f(X_t | \Phi) = \sum_{k=1}^K P(k) f_{X_{1k}}(X_t | k, \theta_k).$$

式中: $P(k) = \omega_k$ 表示第 $k$ 个高斯分布的权值,说明表面 $k(k = 1, 2, \dots, K)$ 出现在该像素的先验概率;参数 $\theta_k = \{\mu_k, \Sigma_k\}$ 表示高斯分布的均值和协方差; $\Phi = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$ 表示所有参数的集合; $f_{X_{1k}}(X | k, \theta_k)$ 表示第 $k$ 个参数为 $\theta_k$ 的高斯分布概率密度函数

$$f_{X_{1k}}(X | k, \theta_k) = \frac{\exp\{-0.5(X - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (X - \mu_k)\}}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_k|^{1/2}}.$$

考虑到计算的复杂度,假设 $X$ 的 $K$ 个成份是独立的,而且具有相同的方差,那么协方差矩阵为

$$\Sigma_{i,t} = \sigma_i^2 I.$$

对于一个新的像素 $X_i$ ,如果满足 $|X_i - \mu_{i,t}| \leq 2.5\sigma_i$ ,那么该像素与状态 $i$ 匹配. 否则,删除权值最小的分布并以当前像素 $X_i$ 构造1个新的高斯分布. 然后,将高斯分布中的均值、标准差和权重分别更新.

$$\mu_i = (1 - \rho)\mu_{i,t-1} + \rho X_i,$$

$$\sigma_i^2 = (1 - \rho)\sigma_{i,t-1}^2 + \rho(X_i - \mu_i)^T (X_i - \mu_i),$$

$$\omega_{k,t} = (1 - \alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha M_{k,t}.$$

式中: $\alpha$ 为学习速率;如果当前像素 $X_i$ 与某个分布匹配时, $M_{k,t}$ 的值为1,否则为0;对于其余的高斯分布,均值 $\mu$ 和标准差 $\sigma$ 保持不变,仅更新权重.

为改善算法迭代产生的“记忆”效应,可引入 $L$ -最近窗口方法<sup>[11]</sup>,即对上参数的更新仅限于在长度为 $L$ 的当前数据序列基础上进行. 此时系数 $\alpha$ 和 $\rho$ 计算如下:

$$\alpha = \max\{1/k + 1, 1/L\},$$

$$\rho = \max(P(\omega_q | x_{k+1}) / \sum_{i=1}^{k+1} P(\omega_q | x_i), 1/L).$$

每次更新后, $K$ 个高斯分布按 $\omega/\|\sigma\|$ 从大到小的顺序排序. 令

$$B = \arg \min_b \left( \sum_{q=1}^b \omega_{k,q} > T \right).$$

式中: $0 < T < 1$ 为预设的阈值. 则与前 $q \leq B$ 个分布匹配的为背景像素,否则为前景像素.

### 1.2 亮度突变处理

当监控场景中的亮度发生剧烈变化的时候,GMM容易将背景像素错误地识别为前景目标,给分割带来不利的影响. 接下来,模型需要经过 $\log_{(1-\alpha)}(T)$

帧背景像素才能回复正常,再经过  $\log_{(1-\alpha)}(0.5)$  帧后才能成为占主导地位的背景成份. 为了避免场景亮度的变化所带来的不利影响,同时保护目标的颜色信息,本文采用文献[12]给出的照度滤波器(Illumination Filter, IF)对当前像素进行处理. 该滤波器在其它处理过程之前运行. 滤波器通过对图像中所有像素进行尺度和平移变换. 对每个像素的3个通道(红、绿和蓝)进行乘和加运算. 所有像素的均值  $m_{in}$  和均方根  $r_{in}$  分别作为亮度和对比度的测度. 尺度因子被选用以便输出图像的均值  $m_{out}$  和均方根  $r_{out}$  与指定的目标值  $m_{tgt}$  和  $r_{tgt}$  匹配. 最后,根据下面的方程得到下一帧图像的目标值:

$$\begin{aligned} m_{tgt} &= (1 - \omega)m_{tgt} + \omega \cdot m_{in}, \\ r_{tgt} &= (1 - \omega)r_{tgt} + \omega \cdot r_{in}. \end{aligned}$$

其中,为了确保滤波输出永远不比背景模型变化的快,系数  $\omega$  的大小要比背景模型中的学习率  $\alpha$  要小.

## 2 阴影模型

常用的阴影模型主要有以下3种:朗伯反射模型(Lambertian Reflectance Model)、Phong反射模型(Phong Reflectance Model)和二分化反射模型(Dichromatic Reflectance Model). 本文所提出的算法是基于属性的阴影检测方法,而基于属性的阴影检测算法是建立在物体表面的辐射模型基础之上. 下面给出朗伯反射模型的1种近似模型.

令  $I(x, y)$  是位于  $(x, y)$  处像素点  $I$  的亮度值,  $E(x, y)$  表示该点的辐射度,  $\rho(x, y)$  表示该点处的反射率. 对属于投射阴影区域内的点可以按如下公式表示:

$$I(x, y) = E(x, y) \cdot \rho(x, y).$$

考虑光源为日光,摄像机位置固定,则辐射度  $E(x, y)$  可近似为

$$E(x, y) = \begin{cases} C_A + C_P \cdot \cos \phi, & \text{向光;} \\ C_A, & \text{背光.} \end{cases}$$

式中:  $C_A$  为辐射光强度;  $C_P$  为光源强度;  $\phi$  为入射光方向  $I$  和物体表面法线方向  $N$  之间的夹角,对同一背景及同一目标产生的阴影,可认为  $\phi$  为常量.

## 3 基于 MRF 原理的图像后处理

目前,在阴影检测过程中,主要用的阴影属性有亮度、颜色、边缘等. 文献[13]仅利用边缘信息进行目标分割,一方面会由于边缘提取过程的引入使图像分割算法对噪声敏感;另一方面,由于提

取边缘的不连续性和目标自身形状的复杂性,会使分割后的目标难以完整标记. 褚一平等<sup>[14]</sup>提出一种使用状态机的阴影建模方法,利用 MRF 融合视频序列中时空邻域信息,并用 Gibbs 采用算法求解最大后验概率. 查宇飞等<sup>[15]</sup>利用 Boosting 在不同的特征空间(颜色、纹理和时空一致性)区分前景和阴影,然后再判断随机场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. 在阴影检测过程中. 与文献[15]不同的是,本文利用颜色、纹理、边缘和时空一致性等信息构建马尔科夫随机场能量函数,并通过图割算法实现马尔科夫随机场能量函数的最小化,最终实现前景和阴影的分割.

### 3.1 MRF 原理

马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)是1种基于上下文约束的特征提取的分析方法,它为了解决自然场景中特征之间的非线性依赖关系提供了1个有效的框架. Hamersley 与 Cliffor 证明了马尔科夫随机场与吉布斯分布之间的等价性. 根据 Hammersley - Clifford 的理论, MRF 可以由 Gibbs 分布模型表示

$$P(f) = Z^{-1} \exp\{-U(f)/T\}.$$

式中:  $f$  表示位置  $S$  上邻域系统为  $N$  的马尔科夫随机场;  $T$  称为模拟退火过程中的温度,控制着分布的“尖锐”程度;  $U(f)$  被称为  $f$  的总能量;归一化常数  $Z$  被称为分配函数,保证所有点概率累加和为1,由下式表示:

$$Z = - \sum_{f \in F} \exp\{-U(f)/T\}.$$

MRF 理论借助条件概率的方法来描述邻域像素或特征之间的相互依赖关系,该条件概率与场中图像点的位置无关,而是包含各点相互位置的信息,通过势函数确定 MRF 的条件概率,使其在全局上具有一致性.

在像素标识问题中,目标是找到1个标记  $f: S \rightarrow \omega$ , 该标识能够在像素集合  $S$  和标记集合  $\omega$  中建立1种对应关系,同时能够最小化某个能量函数. 通常情况下,这个能量函数具有如下的形式:

$$E(f) = \sum_{p \in P} D_p(f_p) + \sum_{\{p, q\} \in N} V_{p, q} \cdot \delta(f_p, f_q).$$

式中: 数据项  $D_p(f_p)$  用来衡量标记  $f$  和所观察到的数据的不一致性;平滑项  $V_{p, q} \cdot \delta(f_p, f_q)$  用来衡量标记  $f$  非分片光滑的程度;  $N$  表示相互作用的像素对.

### 3.2 平滑项

平滑项由颜色不变项、纹理不变项和边界项等3部分组成,其中前2项借鉴文献[16]给出的

定义.

1) 颜色不变项. 阴影投射到背景上时背景像素的亮度值  $I_{\text{shadow}}$  与没有阴影时的亮度值  $I_{\text{gray}}$  基本满足  $I_{\text{shadow}} = kI_{\text{gray}}$  的线性关系. 虽然阴影改变了背景像素的亮度值, 但背景颜色基本保持不变. 因此, 通过比较两者间对应像素的颜色来检测阴影, 该法对没有纹理的前景或背景的阴影检测效果尤其有效. 1 个像素的亮度和颜色信息可以通过从 RGB 颜色空间转换到归一化的 RGB 颜色空间的方法得到

$$C_r(x, y) = \ln \frac{I_R(x, y)}{I_R(x, y) + I_G(x, y) + I_B(x, y)},$$

$$C_g(x, y) = \ln \frac{I_G(x, y)}{I_R(x, y) + I_G(x, y) + I_B(x, y)}.$$

由于  $C_r$  和  $C_g$  值在不同照度情况下基本保持不变, 因此判断像素是否是阴影的定义为

$$\Lambda(x, y) = |C_r(x, y) - C'_r(x, y)| + |C_g(x, y) - C'_g(x, y)|. \quad (1)$$

其中  $C$  和  $C'$  分别包含当前图像和背景图像的颜色信息. 较小值的  $\Lambda(x, y)$  表示像素  $(x, y)$  颜色变化不大, 因此它更有可能是阴影像素.

根据式(1), 得出颜色不变项的概率为

$$P_{\text{color}}(C_r, C'_r | I_r) \propto \exp(-\Lambda(x, y)).$$

2) 纹理不变项. 由于阴影不改变背景的纹理, 可以利用这个信息来判断阴影. 如果 1 个像素位于阴影区域, 那么在当前图像中相邻阴影像素亮度比值应该与它们在背景图像中相应的亮度比值相同. 假设  $I(x, y)$  和  $I'(x, y)$  分别表示在当前图像和背景图像中位于  $(x, y)$  处像素的亮度值. 那么, 当前图像及背景图像中位于  $(x, y)$  点的像素值与其相邻点  $(x+1, y)$  的像素值的比值的对数为

$$d(x, y) = \ln I(x, y) - \ln I(x+1, y),$$

$$d'(x, y) = \ln I'(x, y) - \ln I'(x+1, y).$$

其中  $d(x, y)$  表示当前图像的对数比率图,  $d'(x, y)$  表示背景图像的对数比率图.

如果当前图像中它的亮度比值与其在背景图像中的亮度比值相近似, 那么就可以判断该像素为阴影. 判断像素  $(x, y)$  是否是阴影可依据以  $(x, y)$  点为中心的窗口  $\omega$  内所有像素  $d$  和  $d'$  差的绝对值的和得出, 如下所示:

$$D_r^{\text{texture}}(x, y) = \sum_{(i, j) \in \omega(x, y)} |d(i, j) - d'(i, j)|. \quad (2)$$

根据式(2), 纹理不变项的概率为

$$P_{\text{texture}}(I_r, B_r | I_r) \propto \exp(-D_r^{\text{texture}}(x, y)).$$

3) 边界项. 如果像素  $p$  和像素  $q$  的颜色在颜色空间  $C$  中非常接近, 那么它们之间的连接不可能穿过前景/阴影边界. 相邻边界像素的相似性函数由下式给出

$$P_r^{\text{boundary}}(p, q) = \exp\left(-\frac{(\|C(p) - C(q)\|)^2}{2\sigma_c^2}\right). \quad (3)$$

其中,  $C(p)$  和  $C(q)$  分别表示  $p$  点和  $q$  点的颜色,  $\sigma_c$  表示颜色差分  $L_2$  范数的标准差.

根据式(3), 边界项的概率为

$$P_{\text{boundary}}(I_r, B_r | I_r) \propto \exp(-P_r^{\text{boundary}}(p, q)).$$

### 3.3 数据项

假定前景目标运动缓慢, 邻域像素不仅有相似值, 而且与背景相比有相似的改变. 目标运动的帧间时间连续性为可能阴影区域的检测提供 1 个线索. 也就是说, 1 个阴影像素在下 1 帧图像中倾向于保持在 1 个阴影区域中, 反之亦然. 利用时间连续性可以防止将时域上独立的噪声错误分类为阴影或前景像素.

定义时间的比率为

$$R_1 = (u_{t+1} - u_t)/(u_{t+1} + u_t),$$

$$R_2 = (v_{t+1} - v_t)/(v_{t+1} + v_t).$$

其中  $u_{t+1}, v_{t+1}$  分别表示  $P_1$  和  $P_2$  点在  $t+1$  时刻前景图像的像素值,  $u_t, v_t$  表示  $P_1$  和  $P_2$  点在  $t$  时刻背景图像的像素值. 如果两邻域的图像属于同一表面, 那么时空关系将接近于零. 如果两相邻像素属于同 1 个区域, 它们具有相同的标记. 借鉴文献[15]的定义, 数据项可以表示为

$$R_{\text{tem\_spa}} = \exp\left(-\frac{R_1 - R_2}{R_1 + R_2}\right).$$

### 3.4 能量函数

首先, 根据阴影候选点的掩膜, 从当前图像和背景图像得到颜色不变项、纹理不变项和边界项. 然后, 将上述 3 项转化为能量函数的平滑项.

本文根据各自与相应背景模型的差异, 组合图像的颜色、纹理和边界特征, 采用线性组合方式建立能量函数的平滑项, 其表达式如下:

$$E_{\text{smooth}} = \omega_c E_c + \omega_t E_t + \omega_b E_b.$$

式中  $E_c, E_t$  和  $E_b$  分别是基于颜色、纹理和边界特征的图像能量,  $\omega_c, \omega_t$  和  $\omega_b$  是加权因子, 且满足  $\omega_c + \omega_t + \omega_b = 1$ . 同时, 将时空一致性转化为能量函数的数据项.

最后, 阴影和前景通过图割算法确定.

## 4 实验结果

本文所述阴影检测算法在台式计算机上进行测

试,配置为 Intel Pentium IV 2.0 CPU,内存512 M;使用 Windows XP SP2 操作系统. 软件在 Visual C++ 6.0下开发完成. 测试所用视频主要来自2部分:一部分来自 <http://cvrr.ucsd.edu/aton/shadow>. 另外一部分来自于哈尔滨市某路口拍摄到的实际视频图像序列,使用 CCTV 视频监控模拟摄像机,图像尺寸为  $352 \times 288$ .

为了定量地评估各种方法的性能,本文采用的评价标准:阴影区分率  $\xi$  和阴影检测率  $\eta$ ,采用的标准测试序为 Laboratory、HighwayI 和 Campus. 在评估过程中,首先对视频序列的若干帧进行手工分割,得到这些帧的真实目标点和阴影点,然后用阴影检测算法获得目标点和阴影点,从而计算出  $\xi$  和  $\eta$ . 本文所给出的结果是没有经过形态学滤波处理的原始结果.

$$\xi = TP_F / (TP_F + FN_F),$$

$$\eta = TP_S / (TP_S + FN_S).$$

其中:下标 S 表示阴影;F 表示前景;  $TP_F$  表示实际检测到的目标像素点数量;  $FN_F$  表示本应属于前景目标但被识别为阴影的像素点数;  $TP_S$  是被正确分类的阴影点的数量;  $FN_S$  是被错误分类为目标点的阴影点的数量.

图2是针对室内场景 Laboratory 序列的运动目标及阴影检测结果.

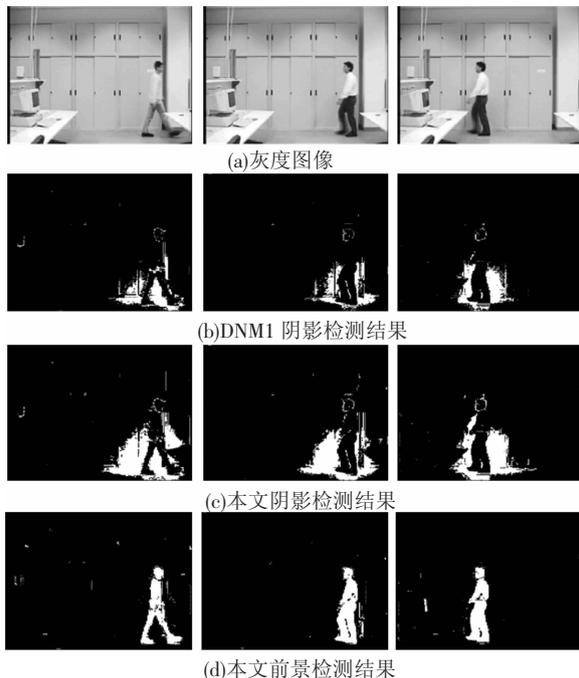


图2 Laboratory 序列检测结果

Laboratory 视频序列中的场景是室内场景,人在室内行走的时候因为遮挡灯光而产生阴影. 这种阴影的强度很低,阴影尺寸中等,目标在图像中的尺寸中等,噪声水平相对较低. 图2(a)显示的是原

始视频序列中的第108、148和160帧灰度图像;图2(b)显示的是采用 DNMI 算法进行阴影检测所得到的结果;图2(c)显示的是采用本文所提出算法所对应的检测结果.

从实验结果中可以看出, DNMI 算法能够检测到人行过程中投射到地面和文件柜上的阴影. 相对于 DNMI 算法,本文所提出的算法能够检测到更多的属于阴影的像素,具有较高的正确检测率. 另外,利用本文所提出的算法能够较完整地提取出前景目标的完整轮廓.

图3显示的是 Campus 视频序列的目标和阴影检测结果. 图3(a)显示的是原始视频序列中的第60、68和80帧灰度图像;图3(b)显示的是采用 DNMI 算法进行阴影检测所得到的结果;图3(c)显示的是采用本文所提出算法所对应的检测结果. 从实验结果中可以看出,相对于图3(b),图3(c)在检测地面上的阴影方面相差无几,但是在判断目标像素的时候,本文所提算法能够更少地将目标像素识别为阴影,因此本文算法的检测率要比 DNMI 算法的要高. 虽然视频序列的噪声水平很高,但本算法相对于 DNMI 算法来讲,效果仍有较好的改善.

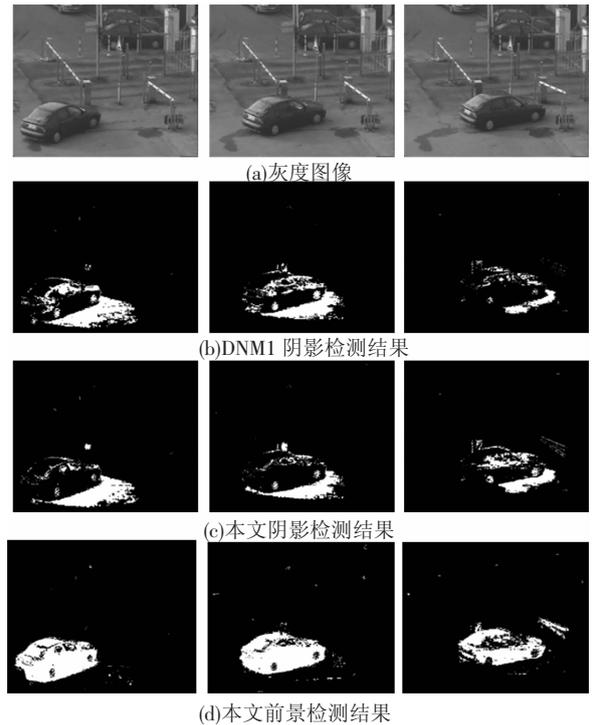


图3 Campus 序列检测结果

文献[17]给出了利用经典的 SNP、SP、DNMI 和 DNMI2 四种算法对上述2个视频序列阴影检测得到的结果,其它新的阴影检测算法都与它进行比较. 这4种方法都有不同的适用场景和条件假设. 对于假设条件少的一般阴影检测, DNMI 效果

好些,而对于特定环境 DNM2 效果更好,若室内环境中的阴影能够投射到不同平面的话,SNP 比其它 3 种方法效果都好.

将本文所得到的结果与文献[18]比较,结果如表 1 所示,对于阴影检测率  $\eta$ ,在 Laboratory 序列中,本文算法低于 SNP 算法,但是确优于其它 3 种算法;而在 Campus 序列中,本文算法要好于其它 3 种算法.对于阴影区分率  $\xi$  而言,本文算法略低于 Laboratory 序列中 SP 算法,在 Campus 序列中稍低于 DNM1 算法,但优于其它算法.由于本文算法不需要场景、目标或光照方向等先验信息,且适用于室内和室外场景,因此算法性能在整体上都有提高.

表 1 实验结果对比

检测算法	Laboratory		Campus	
	$\eta$	$\xi$	$\eta$	$\xi$
	SNP	84.03	92.35	80.58
SP	64.85	95.39	72.43	74.08
DNM1	76.26	89.97	82.87	86.65
DNM2	60.34	81.57	69.10	62.96
文献[18]	-	-	69.60	79.60
本文算法	79.45	93.21	83.03	78.67

除了在标准的视频序列对算法进行验证以外,本文还在实际交通场景的视频序列上进行了算法验证.图 4 显示的是哈尔滨市某道路交叉口视频序列的阴影检测结果.视频序列采集时天气为阴天,另外路面上刚刚下过一层雪,这对目标及阴影检测造成很大的困难.另外,由于光线比较弱,使得目标在路面上的投影强度很弱,再加上路面上积雪的影响,识别起来更加不容易.图 4(a) 显示的是原始视频序列中的第 4212、4364 和 4387 帧灰度图像;图 4(b) 和 4(c) 显示的是分别采用 DNM1 算法和本文算法所对应的检测结果.从结果可以看出,虽然因为天气原因给识别工作带来不利的影响,算法还是能够很好地识别出目标和阴影.

相对于标准测试序列,实际场景中的视频序列由于受到场景中光照的变化、摄像头的震动、摄像头曝光时间的变化、运动目标与场景颜色接近等影响,识别起来比较有难度.尤其是场景中光照发生变化的时候,基于 GMM 的背景建模会把本来属于背景的像素识别为前景目标,这给后面目标分类和跟踪带来不利的影响.采用第 1 节给出的亮度滤波处理后,能够消除亮度变化给目标检测所带来的不利因素,较好地检测到前景运动目

标.图 5 显示的是上述视频序列中部分帧图像因光照变化而采用照度滤波的结果.图 5(a) 给出的是原始视频序列中的第 1216、1226、1230 帧灰度图像;图 5(b) 和 5(c) 分别为没有采用照度滤波和采用照度滤波后的前景检测结果.从结果中看出,采用照度滤波后能够正确地检测出场景中的目标.

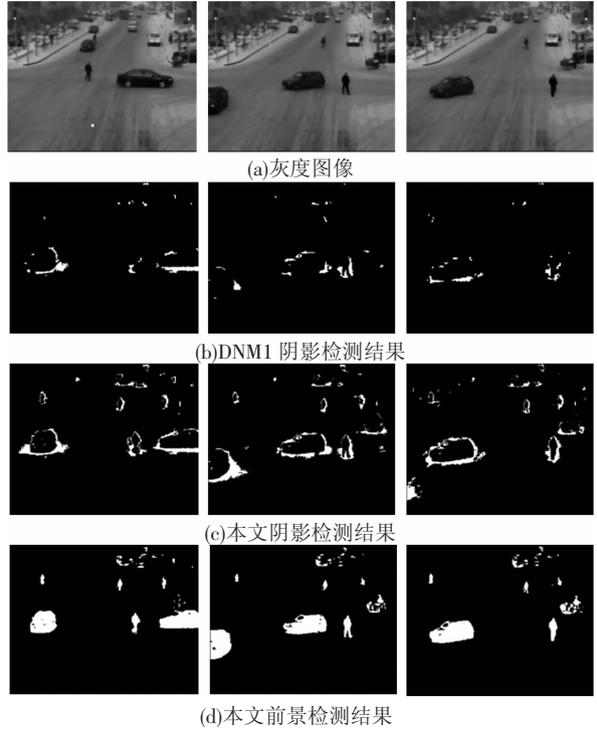


图 4 实际交叉口场景检测结果

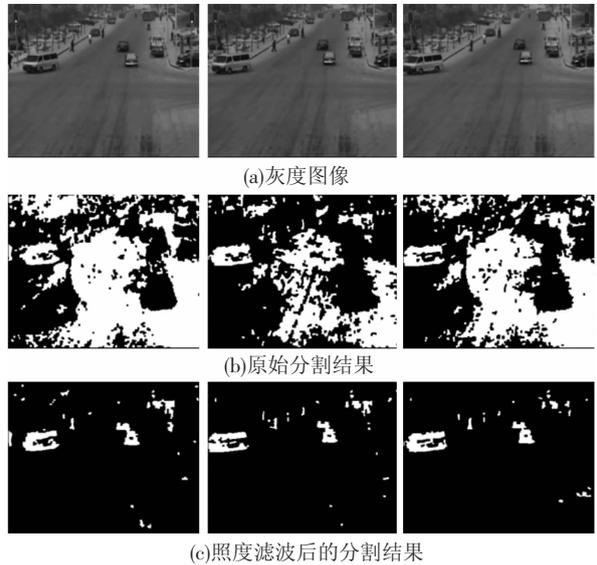


图 5 照度滤波实验结果

## 5 结 论

本文针对监控场景中运动的正确检测问题,提出 1 种利用 GMM 创建背景模型并根据背景减法得到前景目标像素集合,然后利用前景和阴影

的颜色、纹理、边界和时空一致性等信息并通过图割方法实现阴影检测和消除的算法,该算法不需要对场景、对象或光照方向等先验信息.实验结果表明,本文所提出的算法无论是在室内场景还是室外场景,均能够较好地分割前景和阴影.本算法对噪声的适应性好,对阴影的检测稳定性高.未来的研究工作主要是提高检测的实时性,及在更加复杂的场景下提高算法的鲁棒性.

## 参考文献:

- [1] MARTEL-BRISSON N, ZACCARIN A. Learning and removing cast shadows through a multidistribution approach[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(7): 1133 - 1146.
- [2] HUANG Jiabin, CHEN Chusong. Moving cast shadow detection using physics - based features [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2009. Miami:[s. n.], 2009: 2310 - 2317.
- [3] WANG Yang. Real-time moving vehicle detection with cast shadow removal in video based on conditional random field[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2009, 19(3): 437 - 441.
- [4] PORIKLI F, THOMTON J. Shadow flow: a recursive method to learn moving cast shadows[C]//IEEE International Conference on Computer Vision 2005. Beijing:[s. n.], 2005, 1: 891 - 898.
- [5] LIU Hui, YANG Chenhui, SHU Xiao, *et al.* A new method of shadow detection based on edge information and HSV color information[C]//International Conference on Power Electronics and Intelligent Transportation System. Shenzhen:[s. n.], 2009, 1: 286 - 289.
- [6] DONG Xia, WANG Kedian, JIA Guohua. Moving object and shadow detection based on RGB color space and edge ratio [C]//International Congress on Image and Signal Processing 2009. Tianjin:[s. n.], 2009: 1 - 5.
- [7] GIJSENIJ A, GEVERS T. Shadow edge detection using geometric and photometric features[C]//IEEE International Conference on Image Processing 2009. Cairo:[s. n.], 2009: 693 - 696.
- [8] LI L, LEUNG M K H. Integrating intensity and texture differences for robust change detection [J]. IEEE Transaction on Image Process, 2002, 11(2): 105 - 112.
- [9] BENEDK C, SZIRANYI T. Bayesian foreground and shadow detection in uncertain frame rage surveillance videos[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(4): 608 - 621.
- [10] WANG Yang, LOE K F, TAN T, *et al.* A dynamic hidden markov random field model for foreground and shadow segmentation[C]//IEEE Workshops on Application of Computer Vision 2005. Breckenridge:[s. n.], 2005, 1: 474 - 480.
- [11] KAEWTRAKULPONG P, BOWDEN R. A real time adaptive visual surveillance system for tracking low-resolution colour targets in dynamically changing scenes [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(10): 913 - 929.
- [12] ATEV S, MASOUD O, JANARDAN R, *et al.* A collision prediction system for traffic intersections [C]//IEEE/RSJ International conference on Intelligent Robots and Systems 2005. Edmonton:[s. n.], 2005: 169 - 174.
- [13] SHOAI B, M, DRAGON R, OSTERMANN J. Shadow detection for moving humans using gradient-based background subtraction[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing 2009. Taipei:[s. n.], 2009: 773 - 776.
- [14] 褚一平,叶修梓,黄叶珏,等.融合时空信息的前景/阴影视频分割算法[J].模式识别与人工智能, 2008, 21(4): 546 - 551.
- [15] 查宇飞,楚瀛,王勋,等.一种基于 Boosting 判别模型的运动阴影检测方法[J].计算机学报, 2007, 30(8): 1295 - 1301.
- [16] YANG M T, LO K H, CHIANG C C, *et al.* Moving cast shadow detection by exploiting multiple cues[J]. IET Image Process, 2008, 2(2): 95 - 104.
- [17] PRATI A, MIKIC I, TRIVEDI M M, *et al.* Detecting moving shadows: algorithms and evaluation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(7): 918 - 923.
- [18] SANMIGUEL J C, MARTINEZ J M. Shadow detection in video surveillance by maximizing agreement between independent detectors[C]//International Conference on Image Processing 2009. Cairo:[s. n.], 2009: 1141 - 1144.

(编辑 张宏)