

基于新的阈值化方法的背景减法改进

贾立好^{1,2} 邹建华^{1,2}

摘要 首先将一种新的基于颜色空间模型的阈值化方法用于背景减法中. 该阈值化方法利用每个像素的颜色畸变和亮度畸变检测出场景中所有的运动, 其中像素的颜色畸变检测考虑了颜色向量所处的空间位置; 同时该阈值化方法在一定程度上抑制了运动阴影的影响. 其次, 将一种双阈值化方法用于背景减法中, 实现了复杂场景下前景目标的提取. 通过 VSSN 05 和 PETS 2006 测试视频的实验, 验证了本文提出算法的有效性.

关键词 背景减法, 阈值化方法, 颜色空间模型, 双阈值
中图分类号 TP391

Improved Background Subtraction Based on Novel Thresholding Approach

JIA Li-Hao^{1,2} ZOU Jian-Hua^{1,2}

Abstract A novel thresholding approach is proposed based on color space model and is embedded into background subtraction. This thresholding approach uses the color distortion and brightness distortion of each pixel to detect the changes in the background. The color distortion is detected by utilizing the position information of color vector in color space. Moreover, this thresholding method is also helpful for removing the moving shadows to some extent. For complex background, a dual-threshold method is proposed in background subtraction to extract object from videos containing complex background. Experimental results on the videos of VSSN 05 and PETS 2006 show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words Background subtraction, thresholding approach, color space model, hysteresis threshold

背景减法在视频监控、人机交互、视频会议等领域有着广泛的应用, 是当前计算机视觉领域的研究热点之一. 目前存在的背景减法按照利用高级信息的多少可以分为两类: 早期自底向上为主的方法和近期自上而下与自底向上相结合的方法. 早期自底向上为主的方法主要利用了像素级或区域级的时域信息, 包括基于时域统计特性的背景模型、基于时域滤波估计的背景模型^[1]等. 基于时域统计特性的背景模型分为参数化背景模型^[2-4]和非参数化背景模型^[5-7]. 近期自上而下与自底向上相结合的典型方法包括基于特征选择的背景模型^[8]、基于显著性运动检测的背景减法^[9]、基于时空域信息的背景模型^[10-12]等.

许多像素级的背景减法都是使用高斯分布进行建模. 对于简单或不太复杂的场景, 单高斯背景模型^[2]或混合高斯背景模型^[3-4]足够反映各像素处的分布形式. 但是当场景比较复杂时, 高斯分布的假设以及参数化方法的局限性不能进行有效的分

布估计, 此时可以采用非参数估计方法进行背景建模^[5-7]. 非参数化方法的优点是: 每个像素处的概率密度函数没有任何隐含分布的假设, 可以直接通过数据进行密度估计. 近来自上而下的高级信息逐渐应用到基于背景减法的目标提取任务中, 例如为各像素处选择最有效的特征以区分目标和背景^[8], 一致性运动或显著性运动的检测应用于背景减法中^[9], 目标和背景内部区域的时空域连续性、平滑性的应用^[10-12]等.

Li 等^[6]提出了一种复杂场景下目标检测和分割的算法(以下简称原算法), 它也是一种非参数估计背景模型方法. 原算法首先对差分图像使用了一种全局阈值化方法检测出场景中所有的运动, 然后对这些运动区域进行运动背景的抑制, 从而实现前景目标的检测. 原算法的框图如图 1(见下页)所示, 由图中可见, 差分图像阈值化结果的好坏将决定整个算法的成败. 原算法中使用的阈值化方法是基于噪声模型空间分布^[13]的单通道全局阈值化方法, 它忽略了像素之间的空间相关性, 用于彩色图像的阈值化处理时, 也没有考虑 RGB 三个颜色通道之间的相关性, 由此导致其差分图像阈值化处理效果有时很不理想. 通过实验证实, 该算法在场景不太复杂时, 检测效果良好, 但是在场景比较复杂或前景与背景颜色特征比较接近时, 提取的前景目标就很不完整了. 因此本文对原算法作了一些改进, 使得原算法针对不同的场景具有更好的鲁棒性.

收稿日期 2007-11-07 收修改稿日期 2008-04-28
Received November 7, 2007; in revised form April 28, 2008
国家自然科学基金(50177025)资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (50177025)

1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安 710049 2. 西安交通大学系统工程研究所 西安 710049
1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049 2. Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00394

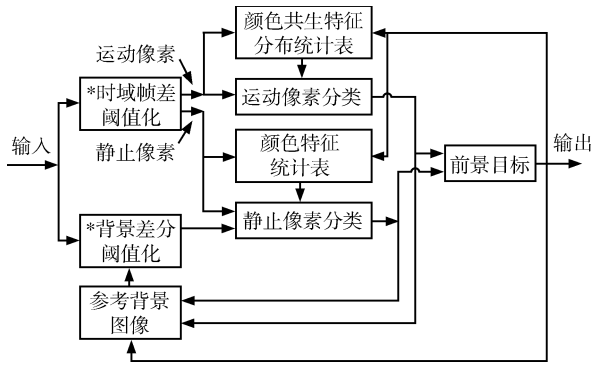


图 1 原算法的框图

Fig. 1 Block diagram of original algorithm

1 原背景减法的改进

针对原算法存在的不足, 本文对其作了如下改进: 1) 提出一种新的阈值化方法用于原算法; 2) 解决了原算法检测出的前景目标中带有背景拖影的问题; 3) 对于复杂的监控场景, 本文借鉴了 Canny 边缘检测算法中双阈值处理的思想, 提出一种双阈值背景减法.

1.1 一种新的阈值化方法

原算法中差分图像阈值化结果的好坏, 将决定整个算法的成败. 因此, 一种好的阈值化方法应该能够有效地检测出场景中所有的运动 (包括前景目标的运动或背景的运动).

考虑到 RGB 三个颜色通道之间的相关性, 本文提出了一种基于颜色空间模型的阈值化方法. 方法的思想来源于 Kim^[7] 的编码字模型. Kim 通过实验证实, 在 RGB 颜色空间中, 随着光照变化, 彩色模板上大多数像素处 RGB 值的变化都是沿着通过原点的轴线方向上的拉伸, 也就是说, 亮度的变化主要是由于灰度畸变引起的. 基于此, 本文提出了一种基于颜色畸变和亮度畸变的阈值化方法, 用于检测场景中所有的运动, 图 2 是这种基于颜色空间阈值化算法的原理图.

假设视频序列在时刻 t 的输入图像为 X_i^t , 参考图像 (上一帧图像或背景图像) 为 X_r^t . 分别取两幅图像中同一位置处的 RGB 像素值, 表示为输入图像像素向量 $\mathbf{x}_i = (R_i, G_i, B_i)^T$ 和参考图像像素向量 $\mathbf{x}_r = (R_r, G_r, B_r)^T$, 则

$$\begin{aligned} \|\mathbf{x}_i\|^2 &= R_i^2 + G_i^2 + B_i^2 \\ \|\mathbf{x}_r\|^2 &= R_r^2 + G_r^2 + B_r^2 \\ \text{brightness}(I_i, I_r) &= \Delta I = |I_i - I_r| \\ \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_r \rangle^2 &= (R_i R_r + G_i G_r + B_i B_r)^2 \\ a^2 &= \|\mathbf{x}_i\|^2 \cos^2 \theta = \frac{\langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_r \rangle^2}{\|\mathbf{x}_r\|^2} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\text{colordist}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_r) = \Delta C = \sqrt{\|\mathbf{x}_i\|^2 - a^2} \quad (2)$$

其中, I_i 为 \mathbf{x}_i 的亮度, I_r 为 \mathbf{x}_r 的亮度, θ 为向量 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_r 之间的夹角. 式 (1) 和 (2) 分别定义了 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_r 之间的亮度畸变 ΔI 和颜色畸变 ΔC .

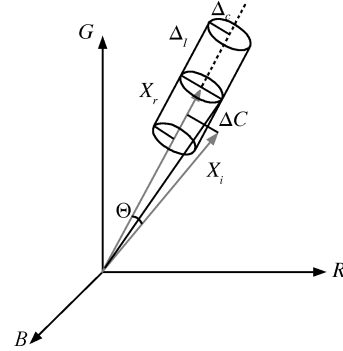


图 2 基于颜色空间模型阈值化算法的原理图

Fig. 2 Schematic diagram of thresholding method based on color space model

一般来说, 对于图像中较亮和较暗的区域, 为了获得同样的畸变检测灵敏度, 较暗区域的畸变检测阈值应该比较亮区域的小一些. 通过实验我们也证实了这一点, 即同一幅图像在均匀的光照变化下, 各像素处的亮度畸变 ΔI 和颜色畸变 ΔC 大体上随 I_r 的增加而近似线性的增加. 图 3 (见下页) 显示了使用彩色模板所得到的实验结果, 其中图 3 (a), (b) 和图 3 (c), (d) 分别为在两组光照变化下的图像, 图 3 (a), (c) 为参考图像, 图 3 (c), (d) 为光照变化后图像; 图 3 (e), (f) 和图 3 (g), (h) 分别为图像中各像素的亮度畸变和颜色畸变随参考图像亮度的变化而变化的统计散点图. 因此, 假设亮度畸变检测阈值 ΔI 和颜色畸变检测阈值 ΔC 均与参考向量亮度半径 I_r 成正比, ΔC 对应的颜色畸变角 $\Delta \theta$ 为常量, ΔI 和 ΔC 均随着 I_r 的变化而自适应的变化. 因此, 定义畸变检测阈值 ΔI 和 ΔC 分别为

$$\Delta I = \alpha \cdot I_r$$

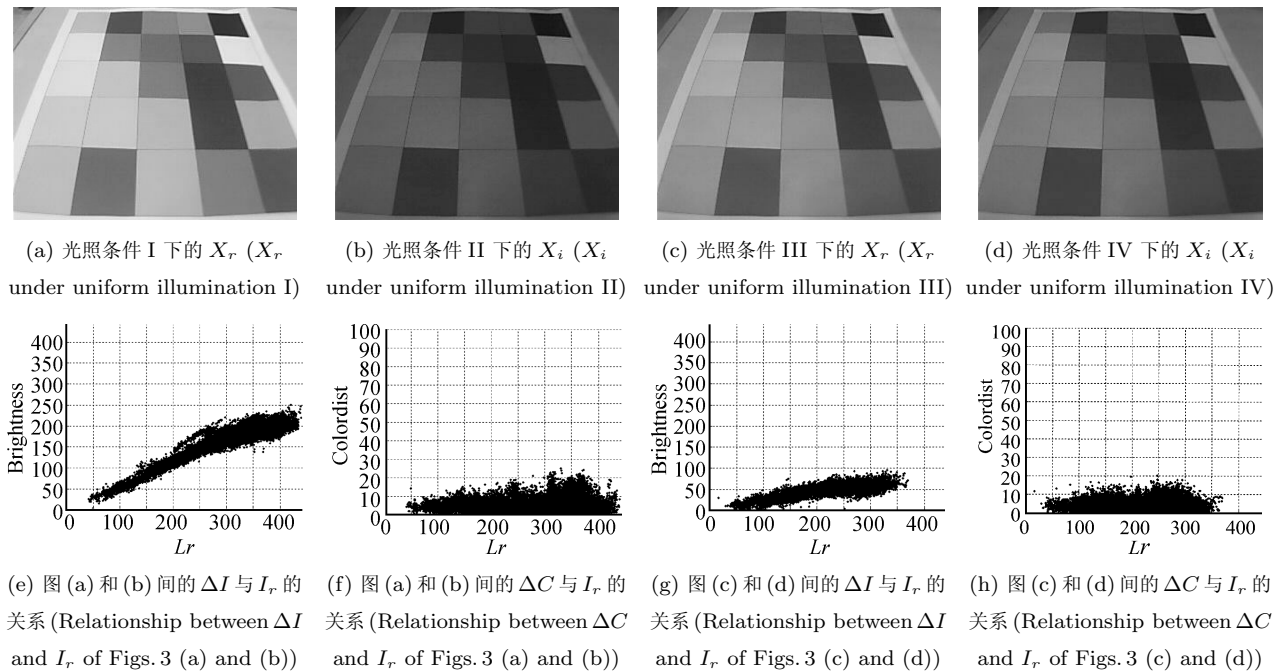
$$\Delta C = \tan \Delta \theta \cdot I_r \approx \Delta \theta \cdot I_r$$

上式中要求 $I_r > I_{\text{const}}$, I_{const} 是一个比较小的值. 当 $I_r < I_{\text{const}}$ 时, 表明该参考像素处几乎没有可见的颜色信息, 此时令 $I_r = I_{\text{const}}$, 只进行亮度畸变检测. 一般地, 常量 I_{const} 可取图像中最大亮度的 1/10. 通过实验, 我们取 $I_{\text{const}} = 20\sqrt{3}$.

所以, 输入像素 \mathbf{x}_i 和参考像素 \mathbf{x}_r 之间的亮度畸变检测和颜色畸变检测公式为

$$\text{brightness}(I_i, I_r) = \Delta I \leq \Delta I \quad (3)$$

$$\text{colordist}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_r) = \Delta C \leq \Delta C \quad (4)$$

图 3 各种均匀光照条件下的彩色模板以及 ΔI 和 ΔC 与 I_r 的关系Fig. 3 Colorized board under various uniform illuminations and relationship between ΔI or ΔC and I_r

综上所述, 单像素阈值化方法的算法步骤如下:

1) 输入像素 x_i 和 x_r , 根据式 (1) 和 (2) 分别计算亮度畸变 ΔI 和颜色畸变 ΔC .

2) 如果 $I_r > I_{\text{const}}$, 转 3); 否则, 取 $I_r = I_{\text{const}}$, 根据式 (3) 只进行亮度畸变检测, 如果满足式 (3), 则判为背景像素, 否则判为前景像素.

3) 如果同时满足式 (3) 和 (4), 则判为背景像素; 否则判为前景像素.

为了尽量抑制运动目标产生阴影的影响, 在亮度畸变检测时, 将亮度畸变检测的下限阈值 $\beta \cdot I_r$ 设置得比上限阈值 $\alpha \cdot I_r$ 略大一些, 即系数 $\beta > \alpha$, 所以亮度畸变检测公式变为

$$\Delta I \leq \begin{cases} \alpha \cdot I_r, & \text{若 } I_i - I_r \geq 0 \\ \beta \cdot I_r, & \text{其他} \end{cases}$$

将上式两部分进行综合, 可以得到非前景输入像素的亮度变化范围为 $[I_{\text{low}}, I_{\text{high}}]$, 即 $I_{\text{low}} \leq I_i \leq I_{\text{high}}$, 其中 $I_{\text{low}} = (1 - \beta)I_r$, $I_{\text{high}} = (1 + \alpha)I_r$. 用此法代替上述算法步骤中的亮度畸变检测, 则在一定程度上可以抑制运动目标产生的阴影.

1.2 一种新的颜色畸变检测方法

实验过程中, 上述的阈值化方法取得了较好的检测效果, 但是颜色畸变检测式 (4) 忽略了颜色向量所处的空间位置, 即当参考向量亮度半径 I_r 一定时, 所有颜色畸变检测阈值 ΔC 为一常量. 一般来说, 如果参考向量表现为某个颜色分量更多一些, 则

这个颜色分量的畸变检测阈值应该比其他颜色分量的畸变检测阈值大一些才更合理, 即各个颜色通道的颜色畸变检测阈值与参考向量所处的空间位置有关, 因此合理选择各个颜色通道的颜色畸变检测阈值, 可以得到更好的检测结果. 参考向量的空间位置可以使用参考向量与 R 、 G 、 B 三个坐标轴夹角 γ^R 、 γ^G 和 γ^B 进行表示, 因此可以将颜色畸变检测转化为三个夹角的变化检测. 如图 4 所示, 三个四分之一圆环带状区域表示角度的变化, 中间的虚线圆表示参考向量与坐标轴的夹角, 虚线圆两侧为该夹角的变化范围. 图 4 中该参考向量表现为绿色分量更多一些, 所以其绿色通道夹角畸变的检测阈值大一些, 红色通道的次之, 蓝色通道的最小.

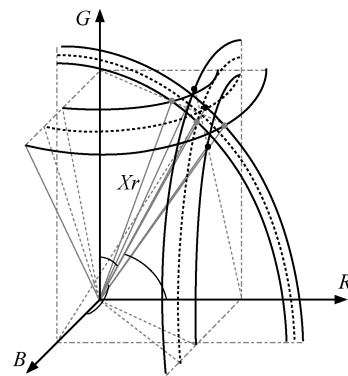


图 4 一种新的颜色畸变检测原理图
Fig. 4 Schematic diagram of novel color distortion detection

综合各个通道的夹角畸变检测公式以及亮度畸变检测式 (3), 可以确定输入像素的运动与否. R, G, B 三个通道的夹角畸变检测公式定义为

$$\Delta\gamma^p = |\gamma_i^p - \gamma_r^p| \leq \Delta_\theta^p \cdot I_r, \quad p = \{R, G, B\} \quad (5)$$

式中 $\Delta_\theta^p, p = \{R, G, B\}$ 为三个通道的夹角畸变检测系数. 为了实现夹角畸变检测阈值随夹角大小的不同而进行自适应调节, 将 γ^p 映射为 $y^p = 1 - \cos(\gamma^p)$, 其中 $\gamma^p \in [0, \pi/2]$. 由于 y^p 的变化率在 $\gamma^p \in [0, \pi/2]$ 也是单调递增的, 所以夹角 γ^p 的变化可以使用 y^p 的变化来近似, 即 $\Delta\gamma^p \propto |y_i^p - y_r^p|$. 所以夹角畸变检测公式变为

$$|y_i^p - y_r^p| \leq \Delta_\theta \cdot I_r, \quad p = \{R, G, B\} \quad (6)$$

式中 Δ_θ 为夹角畸变检测系数. 在阈值 $\Delta_\theta \cdot I_r$ 一定的情况下, 当夹角 γ^p 较小时, y^p 的变化率比相应的 $\Delta\gamma^p$ 小, 此时的夹角畸变检测阈值相当于变大; 当夹角 γ^p 较大时, y^p 的变化率比相应的 $\Delta\gamma^p$ 大, 此时的夹角畸变检测阈值相当于变小. 这样就间接实现了夹角畸变检测阈值随着夹角的大小而进行自适应调节的效果. 对式 (6) 作如下推导

$$|y_i^p - y_r^p| = |(1 - \cos(\gamma_i^p)) - (1 - \cos(\gamma_r^p))| = |(\cos(\gamma_r^p) - \cos(\gamma_i^p))| \leq \Delta_\theta \cdot I_r \quad (7)$$

进而得到

$$|y_i^p - y_r^p| = \left| \frac{I_r}{p_r} - \frac{p_i}{I_i} \right| \leq \Delta_\theta \cdot I_r \quad (8)$$

将夹角畸变检测式 (8) 代替阈值化方法中的颜色畸变检测式 (4), 可以得到一种更加简洁有效的阈值化方法.

如图 1 中带符号 “*” 的时域帧差阈值化模块和背景差分阈值化模块, 利用这种新的基于颜色空间模型的阈值化方法代替原算法中的基于差分图像的阈值化方法, 从而得到了一种改进的单阈值背景减法.

1.3 运动目标拖影的移除

原算法检测出的运动目标区域存在部分背景区域, 这个区域由两部分组成: 1) 运动目标产生的阴影区域; 2) 运动目标身后的背景拖影区域. 运动目标产生的阴影区域的检测是个难点, 我们提出的这种新的阈值化方法也只能在一定程度上抑制这种阴影对检测结果的影响; 而运动目标身后的背景拖影区域的产生是由于原算法在进行背景运动的抑制时, 将相邻帧差分图像阈值化结果中的非目标区域 (即目标运动引起的背景显露部分) 也当作运动区域考虑了进去. 所以在进行背景运动抑制时, 如果仅考虑背景差分图像阈值化结果中的相邻帧差分图像的阈

值化结果, 就可以有效地去除运动目标身后带有的背景拖影区域, 检测出更加准确的运动目标.

1.4 双阈值的使用

利用改进的单阈值背景减法可以有效地检测出场景中所有的显著性运动, 但是当场景变化比较剧烈时, 背景的显著性运动连同前景目标均会被检测出来. 当然可以利用高级信息将感兴趣的目标区域分割出来, 但是一般来说, 前景目标的运动往往比背景自身的运动要显著的多. 即目标区域比较平滑, 面积较大; 而背景自身运动比较零散, 面积较小. 基于这样的假设, 本文借鉴了 Canny 边缘检测算法中双阈值处理的思想, 利用这种双阈值思想对新输入图像和参考背景图像进行阈值化处理, 分别得到高阈值图像和低阈值图像. 将低阈值图像进行背景抑制之后, 得到完整的前景运动区域或者附带一些显著性运动的背景区域; 而高阈值图像则主要检测出运动目标的位置或目标的部分区域. 将两者相结合, 利用递归标记算法可以得到完整的前景目标区域, 我们称这种方法为双阈值背景减法. 图 5 (见下页) 给出了这种双阈值背景减法的框图, 其中带符号 “**” 的模块为在原算法基础上新增加的模块.

1.5 阈值化方法中畸变检测系数的选择

改进的单阈值背景减法的阈值化模块以及双阈值背景减法的低阈值化模块都是为了检测出场景中所有的运动, 为此需要为阈值化模块选择一组最优系数. 由第 1.1 节和第 1.2 节可知, 这种新的阈值化方法中使用了三个系数, 即亮度畸变检测系数 α 、 β (阴影检测下限系数) 和颜色畸变检测系数 Δ_θ . 为了确定这三个系数的最优值, 本文首先利用 VSSN 05 的复杂场景测试视频 Video 4 及其真实前景视频进行了畸变检测系数的选择实验, 当亮度畸变检测系数 $\alpha \in [0.01, 0.10]$ (由于视频 Video 4 中运动目标没有阴影, 所以取 $\beta = \alpha$) 和颜色畸变检测系数 $\Delta_\theta \in [0.001, 0.006]$ 时, 平均准确率 (Precision) 和平均召回率 (Recall) 指标的变化如图 6 (见下页) 所示, 亮度畸变检测系数的选择对准确率和召回率的影响较大, 其准确率和召回率的计算式为

$$\text{准确率 (Precision)} = \frac{\text{检测到的目标像素数}}{\text{检测到的运动像素数}}$$

$$\text{召回率 (Recall)} = \frac{\text{检测到的目标像素数}}{\text{真实目标的像素数}}$$

低阈值化模块的目标是保证检测到的前景目标的完整性, 所以选择的阈值化参数不宜过大, 即首先保证召回率尽量大些, 并且准确率也不能太低, 所以我们选择了 $\alpha = \beta = 0.03, \Delta_\theta = 0.06$. 利用这组系

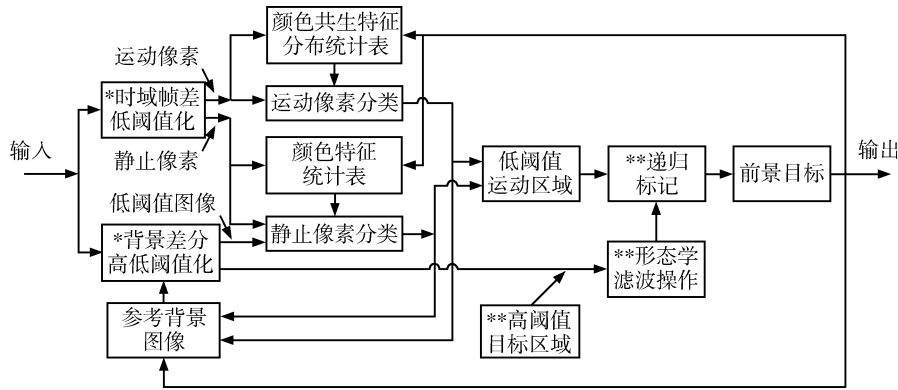


图 5 双阈值背景减法框图

Fig. 5 Block diagram of dual-threshold background subtraction

数对 VSSN 05 其他几个视频进行了测试, 均取得了良好的检测结果. 当需要阴影检测时, 为了保证检测到的前景目标的完整性, 并尽量避免前景像素被误检为阴影, 我们取阴影检测的下限系数为 $\beta \in [0.03, 0.06]$, 这在一定程度上可以抑制阴影的影响.

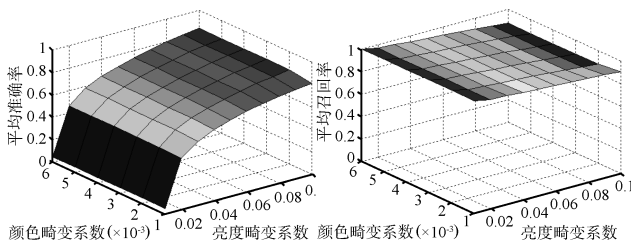
背景运动区域, 然后利用形态学腐蚀操作去除小的背景运动区域, 最后得到的目标所在区域作为高阈值化图像.

2 实验及结果分析

采用本文的改进算法对多种复杂场景下的视频进行了实验, 在 2.6 GHz P4 和 256 MB 内存的 PC 机上, 对 240×384 大小的视频的处理速度可以达到每秒 11 帧. 在下面的实验中, 单阈值背景减法和双阈值背景减法中的低阈值化模块使用的畸变检测系数为: $\alpha = \beta = 0.03$ (对于 PETS 2006 测试视频选择 $\alpha = 0.03, \beta = 0.05$), $\Delta_\theta = 0.006$, 高阈值化模块选择的畸变检测系数为: $\alpha = \beta = 0.06, \Delta_\theta = 0.006$, 原算法和混合高斯背景模型算法中使用的参数均使用了 OPENCV 函数库中的默认配置, 并且对给出的实验结果都进行了形态学滤波操作.

2.1 定性分析

首先使用 PETS 2006 的两个视频对改进的单阈值背景减法进行了测试, 如图 7 所示, 本文的算法在检测出完整的前景目标的同时, 一定程度上抑制了运动目标阴影的影响, 得到比较完整的前景目标.



(a) 平均准确率与畸变检测系数的关系 (Relationship between averages of precision and coefficients for detecting distortions)
 (b) 平均召回率与畸变检测系数的关系 (Relationship between averages of recall and coefficients for detecting distortions)

图 6 畸变检测系数的选择实验

Fig. 6 Experiments on selection of coefficients for detecting distortions

双阈值背景减法中的高阈值化模块是为了检测出感兴趣的目标所在的位置或区域, 所以其阈值化参数的选择可以适当大一些, 但要求准确率要高. 当然, 高阈值化图像可以通过训练得到的分类器^[14] 在低阈值图像检测到的运动区域上进行感兴趣目标的检测, 从而得到目标的位置或部分区域, 但是这种方法会存在漏检的问题; 或者在得到的低阈值图像中使用显著性运动检测^[15], 利用检测到的一致性运动区域作为高阈值图像, 但是背景的运动也可能存在很好的一致性, 所以仍然难以区分背景运动和目标运动. 本文的高阈值化模块基于第 1.4 节中的假设, 在低阈值化模块检测出的区域上, 进行高阈值化操作, 得到目标所在的部分区域以及一些小的零散的

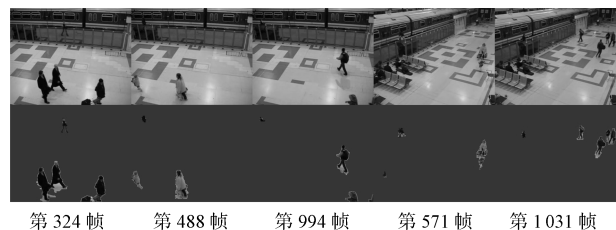


图 7 改进的单阈值背景减法对 PETS 2006 的实验效果图
 Fig. 7 Results of improved single-threshold background subtraction on PETS 2006

然后利用 VSSN 05 的四个视频对双阈值背景减法进行了实验, 图 8 (见下页) 给出了其户外复杂

场景 Video 4 和 Video 7 的实验效果图. 同时将其与原算法、混合高斯背景模型算法和改进的单阈值背景减法进行了比较, 实验效果如图 9 所示, 图 9 的第一行为原始视频的典型帧; 第二行为原算法的实验效果图; 第三行为混合高斯背景模型的实验效果图; 第四行为改进的单阈值背景减法的实验效果图; 最后一行为双阈值背景减法的实验效果图.



图 8 双阈值背景减法对 Video 4 和 Video 7 的实验效果图
Fig. 8 Results of dual-threshold background subtraction on Video 4 and Video 7

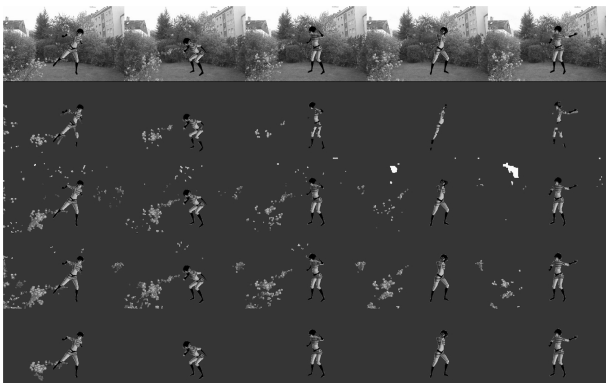


图 9 原算法、混合高斯背景模型算法、改进的单阈值背景减法和双阈值背景减法对 Video 4 的实验效果图
Fig. 9 Result of original algorithm, mixture of Gaussians background model algorithm, improved single-threshold background subtraction and dual-threshold background subtraction on Video 4

从图 9 可以看出, 对于复杂的场景 Video 4 来说, 原算法由于阈值化模块不能有效检测出场景中所有的运动, 经过背景抑制等步骤后, 最后只检测出部分前景目标区域和其身后拖影, 以及一些具有显著性运动的背景区域; 混合高斯背景模型算法作为一种参数化方法, 对于像素处不太复杂的分布形式可以进行很好的描述, 检测效果好, 但是对于复杂的分布形式则不能进行快速的捕捉, 而且当前景与背景亮度及颜色特征比较接近时会出现漏检现象, 所以这种算法检测出的前景目标区域相对完整, 但无法避免漏检以及显著性运动的背景区域的存在; 改进的单阈值背景减法由于利用了新的阈值化方法, 以及原算法中使用的非参数分布估计方法的有效性, 所以可以检测出完整的前景目标区域, 但仍然存在

显著性运动的背景区域; 双阈值背景减法利用高阈值图像获得目标所在的部分区域, 利用递归标记算法在低阈值图像中提取出完整的前景目标区域, 所以取得了最好的实验效果. 同时也可以看出, 当前景目标区域与具有显著性运动的背景区域重叠时, 双阈值背景减法不能有效地分割出前景目标.

2.2 定量分析

利用 VSSN 05 的四个视频对原算法、混合高斯背景模型算法、改进的单阈值背景减法以及双阈值背景减法进行像素级的定量分析. 图 10 给出了各种算法对 Video 4 视频每一帧的检测情况, 从图 10 中可以看出双阈值背景减法的实验结果最逼近真实曲线, 同时也可以看出, 当场景中前景目标区域与具有显著性运动的背景区域相重叠时, 双阈值背景减法仍然无法分开前景和背景区域.

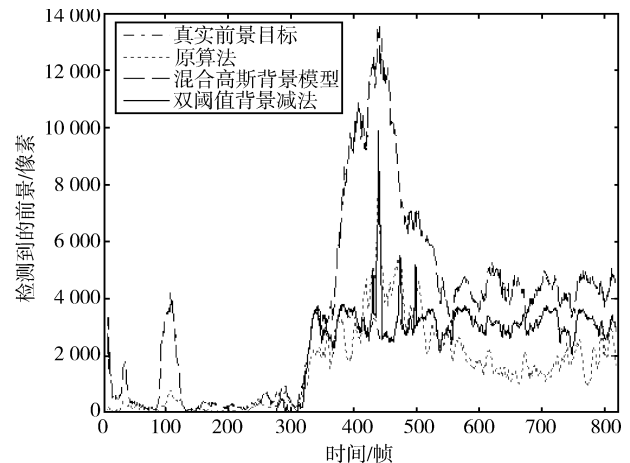


图 10 原算法、混合高斯背景模型算法和双阈值背景减法对 Video 4 的实验过程比较

Fig. 10 Comparison of original algorithm, mixture of Gaussians background model algorithm and dual-threshold background subtraction on Video 4

表 1 给出了各种算法对 VSSN 05 的四个视频的量化分析结果, 表中 OA、MoG、STBG 和 DTBG 分别代表原算法、混合高斯背景模型、单阈值背景减法和双阈值背景减法, FA 、 FM 、 P 和 R 分别表示平均虚报像素数、平均漏报像素数、平均准确率和平均召回率. 从表中可以看出, 对于室内视频 Video 6 和 Video 8 来说, 各种算法均取得了较好的准确率和召回率; 对于室外场景 Video 4 和 Video 7, 只有双阈值背景减法具有很好的准确率和召回率, 并且提取出完整的前景目标, 而其他算法则未能取得很好的检测效果. 双阈值背景减法对这四个视频的平均准确率和平均召回率分别为 91.3% 和 95.8%.

表 1 原算法、混合高斯背景模型算法、改进的单阈值背景减法及双阈值背景减法对 VSSN 05 视频的像素级量化分析表
Table 1 Pixel-level quantitative analysis of original algorithm, mixture of Gaussians background model algorithm, improved single-threshold background subtraction and dual-threshold background subtraction on VSSN 05

VSSN05	Video 4				Video 6				Video 7				Video 8			
	FA	FM	P (%)	R (%)	FA	FM	P (%)	R (%)	FA	FM	P (%)	R (%)	FA	FM	P (%)	R (%)
OA	481	1246	74.3	54.6	1004	2192	82.2	76.4	109	760	83.2	58.4	914	963	83.3	85.3
MoG	1885	496	59.2	94.6	1636	967	77.3	94.3	305	278	74.9	91.8	1813	357	88.1	99.8
STBG	1876	461	58.0	96.0	357	1193	93.6	94.0	442	322	76.7	86.5	1196	490	93.3	97.0
DTBG	273	449	88.4	96.0	468	1134	92.3	96.0	104	306	92.9	93.2	103	445	91.7	98.0

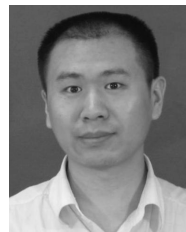
3 结论

本文首先提出了一种基于颜色空间模型的阈值化方法并将其应用到背景减法中。通过实验可以看出,对于不太复杂的场景,改进的单阈值背景减法取得了很好的检测精度;而对于复杂的场景,双阈值背景减法则取得了最好的前景目标提取结果。最后,本文将双阈值背景减法与原算法、混合高斯背景模型算法以及改进的单阈值背景减法作了比较,结果显示双阈值算法取得了最好的检测结果。此外,这种新的阈值化方法及对原算法的部分改进在一定程度上抑制了原算法检测出的前景目标带有的背景拖影的影响,使得检测到的前景目标更加准确。

双阈值背景减法也存在一些不足之处,即当前前景目标区域与具有显著性运动的背景区域重叠时,双阈值背景减法仍然不能有效地提取出前景目标。

References

- 1 Toyama K, Krumm J, Brumitt B, Meyers B. Wallflower: principles and practice of background maintenance. In: Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999. 255–261
- 2 Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, Pentland A P. Pfunder: real-time tracking of the human body. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(7): 780–785
- 3 Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In: Proceedings of the Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, USA: IEEE, 1999. 246–252
- 4 Kaewtrakulpong P, Bowden R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection. In: Proceedings of the 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems. Providence, USA: Kluwer Academic Publishers, 2001. 1–5
- 5 Elgammal A M, Harwood D, Davis L S. Non-parametric model for background subtraction. In: Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision. London, UK: Springer, 2000. 751–767
- 6 Li L Y, Huang W M, Gu I Y H, Tian Q. Foreground object detection from videos containing complex background. In: Proceedings of the 11th ACM International Conference on Multimedia. Berkeley, USA: ACM, 2003. 2–10
- 7 Kim K, Chalidabhongse T H, Harwood D, Davis L S. Background modeling and subtraction by codebook construction. In: Proceedings of International Conference on Image Processing. Singapore, Singapore: IEEE, 2004. 3061–3064
- 8 Parag T, Elgammal A M, Mittal A. A framework for feature selection for background subtraction. In: Proceedings of the Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2006. 1916–1923
- 9 Huang S S, Fu L C, Hsiao P Y. Region-level motion-based background modeling and subtraction using MRFs. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(5): 1446–1456
- 10 Sheikh Y, Shah M. Bayesian modeling of dynamic scenes for object detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(11): 1778–1792
- 11 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
- 12 Sun J, Zhang W W, Tang X O, Shum H Y. Background cut. In: Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria: Springer, 2006. 628–641
- 13 Rosin P L. Thresholding for change detection. In: Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision. Bombay, India: IEEE, 1998. 274–279
- 14 Zhu Q, Yeh M C, Cheng K T, Avidan S. Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients. In: Proceedings of the Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2006. 1491–1498
- 15 Wixson L. Detecting salient motion by accumulating directionally-consistent flow. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 774–780



贾立好 西安交通大学系统工程研究所博士研究生。主要研究方向为计算机视觉、模式识别和视频监控。本文通信作者。E-mail: lh.jia@stu.xjtu.edu.cn
(JIA Li-Hao Ph.D. candidate at Xi'an Jiaotong University. His research interest covers computer vision, pattern recognition, and video surveillance.)

Corresponding author of this paper.)



邹建华 西安交通大学系统工程研究所教授。主要研究方向为图像处理、复杂系统分析和网络控制系统。E-mail: jhzou@sei.xjtu.edu.cn
(ZOU Jian-Hua Professor at Xi'an Jiaotong University. His research interest covers image processing, complex systems analysis, and networked control systems.)