

基于改进的混合高斯模型的运动目标检测

陈祖爵 陈潇君 何 鸿

(江苏大学计算机科学与通信工程学院, 镇江 212013)

摘要 针对现有方法在复杂多变环境下不能很好地检测出运动物体的问题,提出了改进的基于混合高斯模型的背景消减法,并对运动目标进行检测。模型初始化时,提出了一种能准确得到实际背景模型的方法;在模型更新中引入了加速因子和合理性反馈使得模型能更快、更准确地反应真实的背景。实验结果表明,同传统检测方法相比,改进的混合高斯模型方法能有效地消除物体发生运动时产生的拖影,并能很好地检测出运动物体。

关键词 智能视觉监控 混合高斯模型 运动目标检测

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2007)09-1585-05

Moving Object Detection Based on Improved Mixture Gaussian Models

CHEN Zu-jue, CHEN Xiao-jun, HE Hong

(Computer Science & Communication Engineering Institute of Jiangsu University, Zhenjiang 212013)

Abstract In the view of the current complex environment, the detection of moving objects can not be satisfactory with traditional methods. The background of diminishing method based on the improved mixture Gaussian model was presented, and used to detect moving objects. In the initial model stage, a method which could access the accurately model was presented too. In updated model stage, the acceleration factor and reasonable feedback were introduced to reflect the true background. Experimental results show that comparing with the traditional methods, the improve mixture Gaussian model could eliminate moving objects' dragging shadow when they moving and detect moving objects well.

Keywords intelligent video monitoring system, mixture Gaussian model, moving object detecting and recognition

1 引言

智能视觉监控是计算机视觉的一个重要研究领域,它在交通信息监测以及银行、宾馆、车站等重要场所的监控中有广泛的应用前景^[1-3]。

以海关码头智能监管系统中的事件检测为应用背景,对摄像头位置固定(静止)状态下的动态目标检测方法进行了深入的分析研究。静止背景下的运动目标检测算法主要有:光流计算法、帧间差分法、背景消减法^[4,5]。其中背景消减法是目前研究最多、应用最广泛的一种方法,本文也选择了此方法。其中背景建模是背景消减法中最为重要的一部分,讨论的背景场景是海关港口。

2 运动目标检测

2.1 混合高斯模型背景建模

首先定义 K 个状态表示每一个像素点的颜色, K 值一般取 3~5 之间, K 值越大,处理波动能力越强,所需处理时间越长。 K 中每个状态用一个高斯函数表示,这些状态一部分表示背景的像素值,其余部分则表示运动前景的像素值。若每个像素点颜色取值用变量 X_t 表示,其概率密度函数可用如下 K 个 3 维高斯函数表示:

$$f(X_t = x) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} * \eta(x, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

$\eta(x, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 是 t 时刻的第 i 个高斯分布,其均值

基金项目:国家自然科学基金项目(40674060)

收稿日期:2007-01-10; 改回日期:2007-05-31

第一作者简介:陈祖爵(1951-),男,副教授,硕士生导师。研究方向为嵌入式系统、智能控制。E-mail:chenzujue@126.com

为 $\mu_{i,t}$, 协方差矩阵为 $\Sigma_{i,t}$, $\omega_{i,t}$ 是第 i 个高斯分布的权重, 且有 $\sum_{i=1}^K \omega_{i,t} = 1$, 其中

$$\eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_{i,t}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu_{i,t})^T \Sigma_{i,t}^{-1} (X_t - \mu_{i,t})} \quad (2)$$

$i = 1, 2, \dots, K$

式中, n 表示 X_t 的维数。当对灰度图像进行背景建模时, 取 $n=1$ 处理起来比较简单。但当处理彩色图像时如 HSV 空间, 颜色空间各分量的方差相等就不合理了。同时对光线的突变等因素引起的场景突变不能很好地进行检测; 采用固定的更新系数更新各个分布的权重时, 更新过快会降低对运动目标检测的灵敏度, 更新过慢会使本来静止的目标发生运动时产生拖影; 在实时性需要比较强的系统中计算量大。

2.2 对混合高斯模型的改进

为了让所建立的背景模型能更好地反映真实背景, 更新时能快速、准确地适应场景变化(其中包括光线的突变问题, 以及更新速率选择问题), 在模型的建立和更新上都做了改进。使用文献[6]中的方法将 RGB 转换为 HSV, 对 HSV 空间中明度分量和色度分量分别建立模型。

2.2.1 改进的混合高斯模型初始化

当背景模型不能用单一的高斯分布来描述时, 传统高斯模型方法不能准确地表达场景, 造成目标检测中的虚假目标。由于色度分量模型和明度分量的模型的初始化方法一样, 以对 HSV 中的明度分量模型初始化为例。图 1 是一段时间内图像中的 3 个像素点明度的采样值得到的直方图。

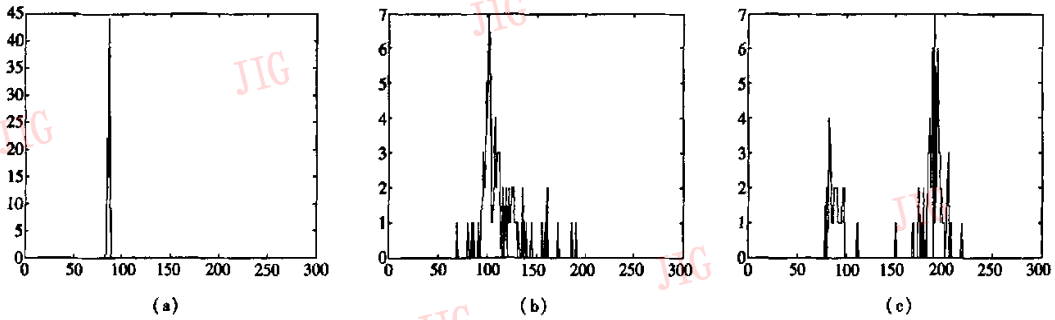


图 1 像素点明度的采样值直方图
Fig.1 The sample pixel brightness histogram

图 1(a) 仅存在一个很明显的尖峰, 一个高斯模型就可描述, 图 1(b) 除了一个尖峰之外还有淹没在该尖峰下的相对较小的尖峰, 用一个高斯模型不能准确地描述, 图 1(c) 中有两个相距较远的尖峰, 必须用两个高斯分布描述。在初始化时, 采用如下步骤:

(1) 对每一个像素建立其一段时间内采样的直

方图。

(2) 对直方图进行滤波处理。

图 2 是对图 1 处理后得到的直方图。

图 2 中所存在的尖峰直观地表现出来了, 为消除第 2 步骤中产生的小波峰, 通过如下步骤计算尖峰所在的位置:

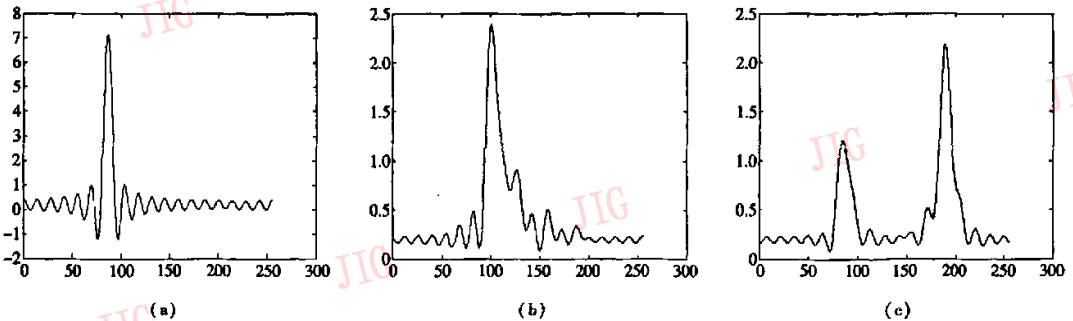


图 2 滤波后的直方图
Fig.2 The histogram after filtering

(1) 通过直方图的一阶差分获取直方图中所有波峰波谷的位置。

设 x 代表像素点的值, $f(x)$ 代表样本中像素点值等于 x 的像素点数目, $x = 0 \sim 255$, 则该直方图的差分形式为

$$D(x) = f(x + 1) - f(x) \quad (3)$$

有:

$$\begin{cases} x \text{ 点所在的位置为波峰} \\ D(x) > 0 \ \& \ D(x + 1) < 0 \\ x \text{ 点所在的位置为波谷} \\ D(x) < 0 \ \& \ D(x + 1) > 0 \end{cases} \quad (4)$$

(2) 对上式所获得的波峰进行筛选, 将波峰所在位置用 p 表示。若

$$f(p - 1) + f(p) + f(p + 1) > T$$

则该波峰所在的位置就是所需求尖峰的位置。其中 T 为一个常数, 其大小根据采样点数目的多少来设定相应的值。

最后, 对每个尖峰所对应高斯分布的参数进行初始化。在本方法中高斯分布和计算得到的尖峰所对应, 将样本区域设为与该分布对应尖峰的相邻的两个波谷之间的区域。设尖峰所在位置为 p , 与该尖峰相邻的两个波谷的位置为 $V_1, V_2 (V_1 < p < V_2)$, 则该尖峰所对应高斯分布所依赖的样本区域为 $[V_1, V_2]$ 。再计算出每个高斯分布的均值 μ_i 和 δ_i^2 方差以及每个样本区域的样本数 n_i , 则每个高斯分布的权重可初始化为 $w_i = \frac{n_i}{K}$ (K 为高斯分布的

个数)。设定 K 上限为 5, 当获得的尖峰数目大于 5 时取所对应样本区域中样本数目最大的前 5 个。

2.2.2 改进的混合高斯模型的更新和目标的检测

采用文献[7]中的方法计算每个高斯分布的优先级 w/δ^2 , 按照优先级从高到低排序, 选出前 M 个高斯分布作为背景模型。通过如下方法判断新的像素点是否符合这 M 个分布中的某一个。

将要匹配的像素点 I_t 看作一个正态分布 $t \sim N(I_t, \delta_t^2)$, 然后计算 Jeffrey 值^[6]。定义:

$$J^*(f_j, t) = \min_{1 \leq i \leq M} |J(f_i, t)| \quad (5)$$

当 $J^*(f_j, g)$ 不大于一定的阈值 T 时, 认为像素点 I_t 和第 j 个分布匹配。为了尽量防止光线变化的影响, 结合 H 分量模型和 V 分量模型一起判断, 对 H 模型和 V 模型分别计算出新像素点 I_t 对应的 $J^*(f_j, g)$, 分别记作: $J_H^*(f_{H,j}, t)$ 和 $J_V^*(f_{V,j}, t)$, 则对

新的像素点是否属于背景点的判断条件如下:

$$I_t = \begin{cases} \text{前景点} & J_V^*(f_{V,j}, t) > T_1 \ \& \ J_H^*(f_{H,j}, t) > T_2 \\ \text{背景点} & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, T_1, T_2 为事先设定的两个常数。在计算 Jeffrey 值时, 当对 H 模型进行计算时 $\mu_i = h_i, \delta_i^2 = 25, \mu_i = \mu_{H,i}, \delta_i^2 = \delta_{H,i}^2$; 当对 V 模型进行计算时 $\mu_i = v_i, \delta_i^2 = 25, \mu_i = \mu_{V,i}, \delta_i^2 = \delta_{V,i}^2$ 。

在确定了像素点匹配某个分布之后, 需对 H、V 模型参数进行更新, 引入两个更新机制:

(1) 在更新模型权重的时候引入加速因子, 并根据具体情况动态地调整更新速率。

当某像素点由于有运动物体经过而产生变化, 在短时间内偏离背景模型的分布落在其他分布中, 同时由于运动物体一般具有不均匀的颜色分布, 故该像素点的像素值一般不会持续落在某一个分布中。如当静止的船只在运动过程中会产生比较严重的拖影, 造成系统对运动物体检测的不精确, 为了消除拖影, 引入了加速因子。

首先定义函数 $\theta_{x,y,i}(t)$ 为加速因子, 其中 x, y 代表图像中像素点的坐标, i 表示位于 (x, y) 处像素点所匹配得到分布序号。 t 表示位于该位置的像素点落在 i 分布上的持续时间, 用该像素点持续落在 i 分布上的次数代替, t 越大, $\theta_{x,y,i}(t)$ 越大, 设 $\theta_{x,y,i}(t) = t^2$ 。

当新得到的像素和高斯模型中的第 j 个分布匹配时, 则第 j 个分布的权重按下式更新:

$$w_{v,j,n+1} = \frac{1 + w_{v,j,n} \times \alpha / \theta_{x,y,i}(t)}{\alpha / \theta_{x,y,i}(t) + 1} \quad (7)$$

其中, α 为某一个固定的常数, 这里设置为 80, 它表示在光照正常、天气晴好情况下的取值。

当新得到的像素没有和任何一个高斯分布匹配上, 判断现有分布数目是否小于 K 。若是, 则增加一个高斯分布记为第 j 个分布, 将该分布的均值当前像素的明度值, 方差设置为一个较大的数, 权重

$$w_{v,j} = \frac{1}{\alpha + 1}, \text{原有分布的权重更新为 } w_{v,i,n+1} = \frac{\alpha \times w_{v,i,n}}{\alpha + 1}。$$

当现有的分布数目等于 K 时, 则用上述方法生成一个新的分布代替原有分布中权重最小的分布, 并将更新后的权重进行规一化。

(2) 对过去检测出的运动物体进行合理性判断, 来调整更新速率, 消除对场景突变的影响。

当发生光线突变造成的检测目标面积过大、下雨引起的水面变化等情况时, 会造成的目标数目过

多。如判断出过去检测到的运动目标不合理,则说明场景发生改变,因此要调整更新速率来尽快适应场景的改变。若天气环境出现雨雪或是光照不足出现阴影等情况时,将当前的更新模型过程中的 α 用

$\alpha \times \Delta$ 取代, Δ 为更新速率,作用是对 α 更新,其中 $0 \leq \Delta \leq 1$,经实验测试,对于实验分析部分图 3 中的情况, Δ 设置为 0.3 时,对运动目标检测效果最为理想。

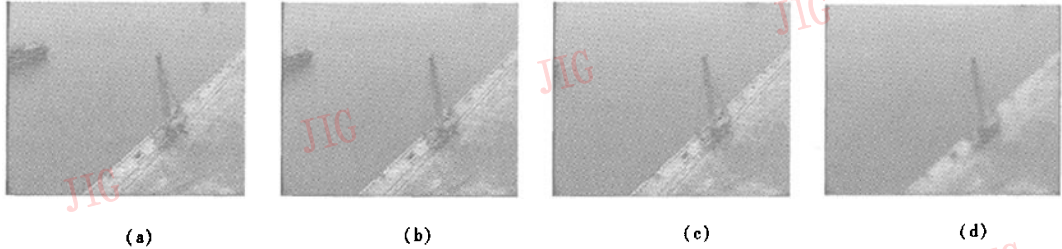


图 3 背景建模实验图

Fig.3 The background pictures of modeling

3 实验分析

针对基于改进的混合高斯模型的运动目标检测方法在背景建模、目标检测与背景更新的效果分别做了实验分析。

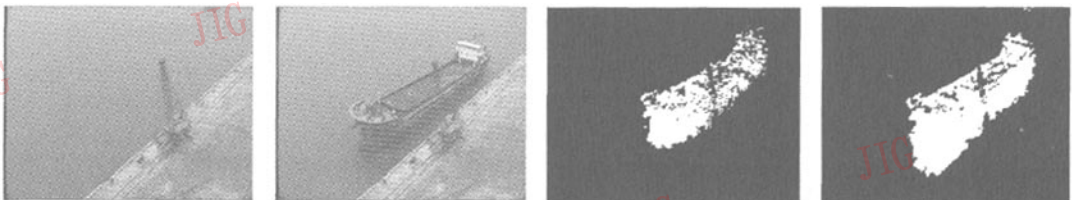
3.1 背景建模

图 3(a) ~ (c) 为从初始化场景模型时所用 20 幅图像中的 3 幅,可看出场景中有过往船只,

图 3(d) 是初始化后的场景模型重建出的背景图像,利用式 $R(x,y) = \mu_{n,i}(x,y)$ 对背景进行重构,其中, $R(x,y)$ 为需要代表所需重构的像素点, $\mu_{n,i}(x,y)$ 表示该像素点所对应亮度模型中权值最大的那个高斯分布的均值。从图 3(d) 可以看出重构后的背景能很好的消除过往船只的影响。

3.2 目标检测

从检测结果对比(图 4)可以看出,使用本文方法能很好地抑制阴影,抵抗光照带来的影响。



(a) 背景重构之后的图像 (b) 当前进行运动目标检测的图像 (c) 用本文方法检测的结果 (d) 只是利用 V 分量,没有结合 H 分量模型检测的结果

图 4 目标检测实验图

Fig.4 The detection pictures of moving object

3.3 背景更新

从图 5 实验结果可以看出,用本文方法能很好地消除原本静止的物体发生运动产生的拖影,同时也能很好地检测出运动物体。

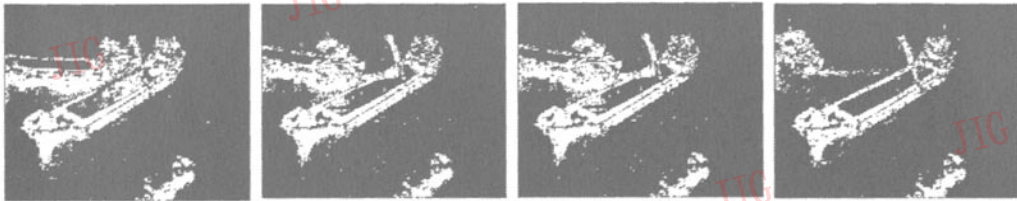
4 结论

通过对混合高斯模型的改进,初始化时建立

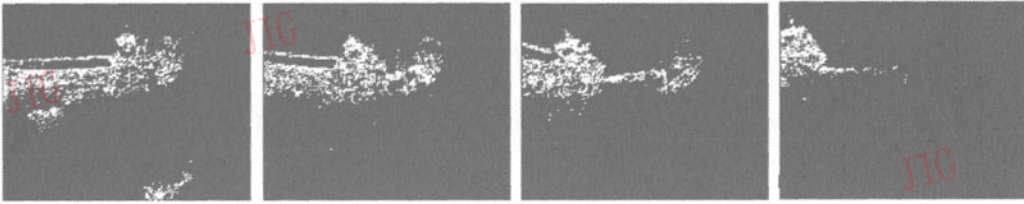
一个准确反映实际场景的模型,并在背景更新阶段引入了加速因子和合理性判断。场景模型是联合了 HSV 空间的 H 和 V 分量分别建立模型得到的。实验结果表明,改进的基于混合高斯模型的目标检测能很好地消除光照和阴影的影响,模型的更新能及时地反映当时的场景。该方法于 2006 年 9 月在镇江海关监管码头投入了运行,检测效果良好。



(a) 船只离港过程所截取图像



(b) 未引入加速因子的检测效果图



(c) 引入了加速因子的检测效果图

图5 拖影消除效果图

Fig.5 The elimination picture of dragging shadow

参考文献 (References)

- 1 Hu Han-nan. The research on target identification technique of shipping traffic TV survey image[J]. Journal of Shanghai Scientific Research Institute of Shipping, 2001, 24(1): 3-9. [胡汉南. 水运交通电视监控图像目标识别技术研究[J]. 交通部上海船舶运输科学研究所学报, 2001, 24(1): 3-9.]
- 2 Kamijo S, Matsushita Y. Traffic monitoring and accident detection at intersections[A]. In: Proceedings of the 1999 IEEE/IEEJ/JSAI International Conference on Intelligent Transportation Systems[C], Tokyo, Japan, 1999: 70-78.
- 3 Haritaoglu I, Harwood D, Davis L. W4: Real-time surveillance of people and their activities[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 809-830.
- 4 Horn B K, Schunch B C. Determining optical flow[J]. Artificial

- Intelligent, 1981, 17: 185-203.
- 5 Chalidabhongse T H, Kim K, Harwood D, et al. A perturbation method for evaluating background subtraction algorithms[A]. In: Proceedings of the Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance[C], Nice, France, 2003, 10: 11-12.
- 6 Ioannis Pavlidis, Vassilios Morellas, Panagiotis Tsiamyrtzis, et al. Urban surveillance systems: from the laboratory to the commercial world[A]. In: Proceedings of the IEEE[C], 2001, 89(10): 1478-1497.
- 7 Daniela Hall, Nascimento J, Ribeiro P, et al. Comparison of target detection algorithms using adaptive background models[A]. In: The Second Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance evaluation of Tracking and Surveillance[C], Beijing, China, 2005, 10(15-16): 113-120.