

◎图形、图像、模式识别◎

一种快速的运动目标检测算法

王玉锐, 陈辉, 唐丽焕, 吕小倩

WANG Yu-rui, CHEN Hui, TANG Li-huan, LV Xiao-qian

山东大学 信息科学与工程学院, 济南 250100

School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100, China

E-mail: wang_yrui@163.com

WANG Yu-rui, CHEN Hui, TANG Li-huan, et al. Fast algorithm of moving object detection. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(34): 152-154.

Abstract: Improved methods of moving object detection are classified into three categories, and an improved algorithm of Gaussian mixture model is presented for the application on a video monitoring system with a static camera. By analyzing the Gaussian variance function, this paper makes the variance a constant value instead of updating it. At the same time, the learning rate of mean value is fixed. Experiments show that the improved algorithm outperforms the other traditional methods in realtime performance and stability.

Key words: intelligent video monitoring system; moving object detection; Gaussian mixture model; variance

摘要: 将运动目标检测的改进方式分为三类。针对固定摄像机的视觉监控系统, 提出了一种改进的高斯混合模型算法。通过对方差在高斯混合模型中的作用进行分析, 省略方差更新, 将方差设为固定值, 均值学习率采用固定值。实验结果表明, 同传统检测方法相比, 改进的算法具有更好的实时性与可靠性。

关键词: 智能视觉监控系统; 运动目标检测; 高斯混合模型; 方差

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.34.046 **文章编号:** 1002-8331(2009)34-0152-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.41

1 引言

智能视觉监控是近年来的一个新兴领域, 由运动目标检测、分类、跟踪和视频分析等几个基本环节组成, 其中运动目标检测是基础。以智能视觉监控系统中的事件检测为应用背景, 对固定摄像机状态下的运动目标检测进行了深入研究。现有的运动目标检测算法主要有: 时间差分法、光流法、背景差法等。时间差分法计算简单, 但一般不能完整地提取运动目标, 在运动目标内部容易产生空洞部分; 光流法在摄像机运动的情况下也能检测出运动目标, 但计算方法复杂、抗噪性能差。背景差法是目前最常用的一种方法, 其中 Stauffer 等人提出的高斯混合模型^[1-3]是背景差法中常用的一种方法。当运动目标检测用于视频监控时, 希望算法能快速精确地检测出运动目标, 防止误报和漏报。大量视频监控相关的项目 VSAM^[4]、W4^[5]等为了达到实时性, 采用的算法也相对简单。该文以高斯混合模型为基础, 提出了一种适用于视频监控的快速运动目标检测方法。

运动目标检测方法的改进方式大体上可以分为三类: (1) 算法本身参数、复杂度的改进。文献[6]将高斯混合模型分为两

个阶段, 在初始化阶段通过丰富的数据快速建立模型, 然后采用 L 邻近窗口方法进行模型更新, 没有从根本上解决模型收敛过慢的问题; 文献[7]则更新所有匹配的高斯的参数, 而不只是仅仅更新第一个匹配的高斯的参数; 文献[8]通过数学方法对背景信号进行了分析, 根据背景信号的特点给出了均值学习率和方差学习率的选取方案, 其均值学习率和方差学习率不同, 均值学习率更是采用固定值, 相当于简化了算法, 使模型在收敛率、稳定性及对光照变化的适应性方面都很好。文献[9]则采用了一种一般化的高斯函数, 使模型能够更好地适合数据的形状, 增加了复杂度。(2) 多种方法融合。文献[10]中将背景差法、时间差分法、统计方法融合, 取得了不错的效果; 文献[11]将高斯混合模型与时间差分法融合, 将每一帧图像分为背景区域、背景显露区域、运动物体区域, 对不同的区域采用不同的参数学习率, 减弱了慢运动物体对背景的影响。(3) 采用多种特征。文献[12]采用了灰度和纹理特征, 与单独采用灰度和纹理相比, 取得了更好的分割结果; 文献[13]则在高斯混合模型中采用了灰度和纹理特征, 对于前景和背景颜色相近的情况有不

基金项目: 山东省科技攻关计划 (the Key Technologies R&D Program of Shandong Province, China under Grant No.2005GG3201116); 山东省自然科学基金 (the Natural Science Foundation of Shandong Province of China under Grant No.Z2005G02)。

作者简介: 王玉锐 (1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为图像处理、计算机视觉; 陈辉 (1963-), 女, 教授, 硕士生导师, 主要研究领域为计算机视觉、计算机图形图像处理; 唐丽焕 (1977-), 女, 硕士研究生, 主要研究领域为图像处理、计算机视觉; 吕小倩 (1983-), 女, 硕士研究生, 主要研究领域为图像处理、计算机视觉。

收稿日期: 2008-12-10 **修回日期:** 2009-02-20

错的结果。

通常可以通过增加运动目标检测算法的复杂度来增加算法的鲁棒性,但复杂的算法往往难以用于实时监控。该文对高斯混合模型的参数进行了分析,认为采用高斯来描述背景主要在于高斯均值的定位特性,同时考虑方差对于前景检测的影响,去掉了方差更新方程,对于每个高斯均采用固定的方差。实验结果表明,该方法在保留高斯混合模型鲁棒性的基础上,减少了参数的内存占用,同时由于运算简单,可以更快速的进行运动目标检测。

2 高斯混合模型

高斯混合模型^[1-3]对每个像素点建立 K 个多维高斯分布来混合模拟该点的背景值。某一像素点在时间 t 的值为 X_t , 概率密度函数可以表示为:

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

其中, K 是高斯分布的个数, $\omega_{i,t}$ 是 t 时刻第 i 个高斯分布的权重, 权重之和为 1, $\mu_{i,t}$ 是 t 时刻第 i 个高斯分布的均值, $\Sigma_{i,t}$ 是 t 时刻第 i 个高斯分布的协方差矩阵, η 是概率密度函数:

$$\eta(X_t, \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu)^T \Sigma^{-1}(X_t - \mu)} \quad (2)$$

为了计算方便,通常假设 R, G, B 分量统计独立, $\Sigma_{k,t} = \sigma_k^2 I, K$ 个高斯分布按照 ω_k/σ_k 从高到低排序。

背景建模过程如下:

(1) 高斯分布模型匹配

新观察值 X_t 与排序的 $k(1 \leq k \leq K)$ 个高斯分布进行匹配, 匹配条件为 X_t 与高斯分布的欧式距离小于 2.5 个标准差, 只有第一个匹配的分布才算做匹配。若都不匹配, 当 $k < K$ 时, 增加一个新的高斯分布; 当 $k = K$ 时, 用新的高斯分布来代替最小优先级的高斯分布, 给予一个较小的权重, 以当前像素点的值作为均值, 并取一个较大的方差。

(2) 高斯混合模型更新

高斯分布的权重更新如下:

$$\omega_{k,t} = (1 - \alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha(M_{k,t}) \quad (3)$$

其中, 第一个匹配的分布 $M_{k,t} = 1$, 其余分布 $M_{k,t} = 0$; 只对匹配的高斯分布的均值和方差进行更新, 更新方程如下:

$$\mu_t = (1 - \rho_\mu)\mu_{t-1} + \rho_\mu X_t \quad (4)$$

$$\sigma_t^2 = (1 - \rho_\sigma^2)\sigma_{t-1}^2 + \rho_\sigma^2 (X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t) \quad (5)$$

α 为权重学习率, ρ_μ 为均值学习率, ρ_σ^2 为方差学习率, 其中:

$$\rho_\mu = \rho_\sigma^2 = \alpha \eta(X_t | \mu_k, \sigma_k) \quad (6)$$

(3) 背景模型生成

重新对高斯分布按照优先级 ω_k/σ_k 从高到低排列, 其中前 B 个高斯分布用来作为场景的背景模型, B 由下式获得:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{j=1}^b \omega_j > T \right) \quad (7)$$

T 是数据中背景所占的最小比例, 此处取 $T = 0.7$ 。如果背景用一个高斯分布来描述, 则 T 选择一个较小的值; 如果背景由多个高斯分布来描述, 则 T 选择一个较大的值。

3 改进方法

由公式(6)可以看出高斯混合模型中均值学习率 ρ_μ 与方

差学习率 ρ_σ^2 相等, 且小于权重学习率 α 。权重 ω_k 是该高斯分布为背景的先验概率, 而背景是相对稳定的, 所以权重学习率 α 应该选取一个较小的值, 如果取 $\alpha = 0.005$, 均值学习率可能会过小而不能很好地适应环境变化。公式(1)中的概率的计算量较大, 如果均值学习率和方差学习率取固定值则可以免于计算当前点的概率, 可以大大减小计算量。由于均值和方差的特点不同, 所以均值学习率 ρ_μ 和方差学习率 ρ_σ^2 应取不同的值, 为了适应环境变化, ρ_μ 应稍大一些, 采用文献[8]中的取值方法, 取 $\rho_\mu = 0.01$ 。方差更新则比较复杂, 如果方差更新过慢, 则前景与背景颜色相近时, 由于方差过大, 而容易使前景误判为背景; 如果方差更新过快或背景长时间不变, 致使方差过小时, 则容易在噪声或光照变化的影响下将背景误判为前景。方差采用固定值, 大一些的值可以很好地适应光照变化等的影响, 但不能很好地检测与背景颜色相似的前景; 小一些的值可以较好的检测与背景颜色相似的前景, 但不能很好地适应光照变化等的影响。综合两方面的考虑, R, G, B 通道的标准差均选 10。

从两个方面对方差进行分析。(1)高斯分布的排序优先级 ω_k/σ_k 高斯混合模型更新过程中, 对于不匹配的像素点, 以当前像素值作为均值, 取一个较大的方差, 而高斯分布的排序则按照 ω_k/σ_k 从高到低排序, 所以新加入的高斯分布取一个较大的方差是为了使高斯分布排序时新加入的分布排序靠后。综合考虑权重更新公式(3)和方差更新公式(5), 可以发现, 只有当权重增大时, 方差减小; 权重减少时, 方差不变。而方差设为固定值后, 高斯分布排序按照 ω_k/σ_k 或 ω_k 排序的结果完全一致, 所以采用 ω_k 对高斯分布进行排序, 减小了计算量。(2)方差与均值的重要性。应采用高斯分布来描述背景, 一是因为背景像素的变化可以近似看为符合高斯分布, 二是因为高斯分布的定位特性(均值对应高斯函数的峰的位置)。由于方差学习率不易选择, 且容易存在方差过小或过大的问题, 所以采用固定方差, 并省略方差更新公式(5), 这样, 减小了参数占用内存与计算量, 在存在噪声和光照缓慢变化等情况下不会将背景误判为前景, 同时在前景与背景颜色相近的情况下前景检测效果有一定提高。而且在使用固定方差的情况下也不会出现简单自适应背景下的“死锁”现象, 所谓“死锁”就是场景中的某一区域一直被检测为前景点。

经过改进, 改进后的算法只需计算以下 3 个公式:

$$\omega_{k,t} = (1 - \alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha(M_{k,t}) \quad (8)$$

$$\mu_t = (1 - \rho_\mu)\mu_{t-1} + \rho_\mu X_t \quad (9)$$

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{j=1}^b \omega_j > T \right) \quad (10)$$

其中, α, ρ_μ, T 均采用固定值。同时采用 ω_k 对高斯分布进行排序。

光照突变的情况下, 大部分背景会检测为前景。统计视频中每帧前景点的个数, 当场景中前景的比例大于某一固定值, 即认为发生了光照突变, 如果有光照突变, 则以当前像素点作为新的均值, 权重为 1, 重新开始混合高斯模型参数的积累。一定程度上减少了光照突变情况下的误报。

4 实验结果

提出的改进算法具有迅速而准确地检测出运动目标的性能。实验中比较高斯混合模型^[1-3]($\alpha = 0.005, T = 0.7$, 标准差初始值 $\sigma_0 = 25$)、改进方法^[9](窗口型号 $L = 200, T = 0.7$, 标准差初始值 $\sigma_0 = 25$)、均值及方差的学习率采用固定值($\alpha = 0.005, T = 0.7$,

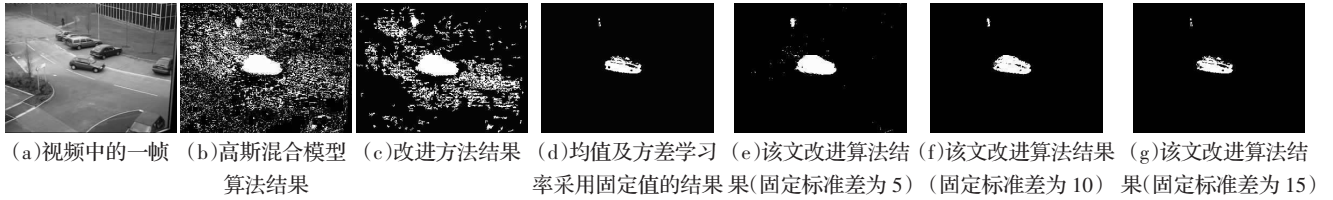


图1 PETS2000 测试序列的实验

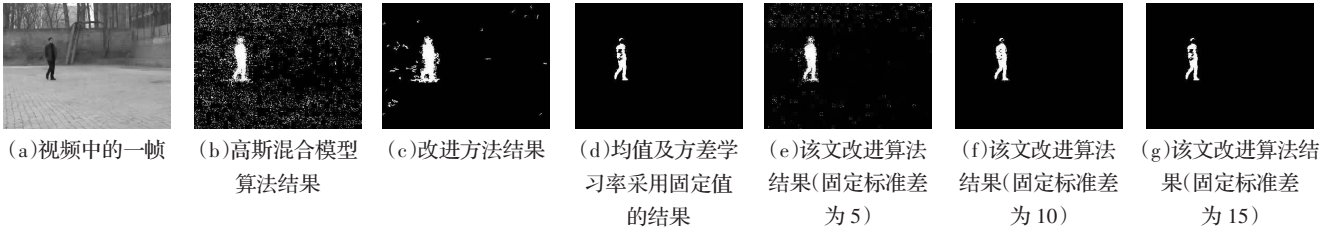


图2 普通镜头拍摄的序列的实验

$\rho_{\mu}=0.01, \rho_{\sigma}=0.002$, 标准差初始值 $\sigma_0=25$) 和该文改进算法($\alpha=0.005, T=0.7, \rho_{\mu}=0.01$, 固定标准差 σ_0 分别为 5、10、15)。图 1、图 2 中从(a)到(g)依次为: 视频中的一帧, 高斯混合模型^[1-3]算法结果, 改进方法^[6]结果, 均值及方差学习率采用固定值的结果, 该文改进算法(固定标准差为 5)结果, 该文改进算法(固定标准差为 10)结果, 该文改进算法(固定标准差为 15)结果。

实验结果表明, 各种算法都能比较准确地检测出运动目标, 但高斯混合模型^[1-3]及改进方法^[6]不能较好地适应缓慢光照变化, 并且背景长时间不变时会导致方差过小, 致使一部分背景误判为前景, 而采用固定方差学习率和该文算法时则能较强的适应缓慢光照变化, 并且方差学习率较小, 不会导致方差过小。对比该文改进算法的方差取不同值的检测结果可以看出, 方差取一个小一些的值则不能较好适应光照缓慢变化, 抗噪性差, 但能检测出较完整的运动目标; 方差取一个大一些的值能很好地适应光照缓慢变化, 抗噪性强, 但检测出的运动目标可能存在较多空洞。

就检测速度而言, 该文算法最快, 均值及方差学习率采用固定值的方法次之, 高斯混合模型^[1-3]算法最慢。如果仅仅应用于智能视觉监控系统入侵检测(统计前景占场景的比例, 当比例大于一个常数时, 认为发生入侵)时, 由于该文算法受噪声和光照缓慢变化等影响较小, 所以不需进行形态滤波, 从而进一步减小计算量。

5 结论

将运动目标检测算法的改进方式归纳为三类。通过分析高斯混合模型算法的参数作用及特点对模型进行了改进, 去掉了方差更新方程, 统一采用固定的方差, 高斯分布的排序改为按照权重 ω_k 排序, 同时均值学习率采用固定值, 既能适应缓慢光照变化和避免噪声影响, 又能减少计算量。实验结果表明, 提出的算法既保留了混合高斯模型的鲁棒性, 又提高了运动目标检测的速度, 能较好地满足实时性的要求。该文算法已经应用于省科技攻关项目—“智能视觉监控系统”, 检测效果良好。

参考文献:

[1] Grimson W E L, Stauffer C, Romano R, et al. Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site[C]//Proceedings of

the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1998: 22-29.

- [2] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999, 2: 246-252.
- [3] Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757.
- [4] Collins R T, Lipton A J, Kanade T. Introduction to the special section on video surveillance[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 745-746.
- [5] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. W4: Who? When? Where? What? A real time system for detecting and tracking people[C]//Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 1998: 222-227.
- [6] KaewTraKulPong P, Bowden R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection[C]//Proceedings of the 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems, 2001: 149-153.
- [7] Lee D S. Effective Gaussian mixture learning for video background subtraction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 827-832.
- [8] 刘洁, 张东来. 关于自适应高斯混合背景模型的更新算法的研究[J]. 微计算机信息, 2006, 22: 241-242.
- [9] Allili M S, Bouguila N, Ziou D. Finite generalized gaussian mixture modeling and applications to image and video foreground segmentation[C]//Proceedings of the 4th Canadian Conference on Computer and Robot Vision, 2007: 183-190.
- [10] Li L, Huang W, Gu I Y H, et al. Foreground object detection from videos containing complex background[C]//Proceedings of the 11th ACM International Conference on Multimedia, 2003: 2-10.
- [11] 刘鑫, 刘辉, 强振平, 等. 混合高斯模型和帧间差分相融合的自适应背景模型[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(4): 729-734.
- [12] Li L, Leung M K H. Integrating intensity and texture differences for robust change detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(2): 105-112.
- [13] 向世明, 陈睿, 邓宇, 等. 在线高斯混合模型和纹理支持的运动分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(7): 1504-1509.