第37卷 第19期 计 算 机 工 程 2011年10月
Vol.37 No.19 Computer Engineering October 2011

·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2011)19—0179—04 文献标识码：A 中图分类号：N945

# 基于改进高斯混合模型的前景检测

冯华文，龚声蓉，刘纯平

(苏州大学计算机科学与技术学院，江苏 苏州 215006)

**摘 要：**针对自适应混合高斯背景模型执行速度慢、检测前景时容易产生“鬼影”等问题，提出一种改进的混合高斯背景建模方法。该方法通过对高斯分布权值和生存时间的限制，建立高斯分布退出机制，使模型能根据场景自适应选择每个像素的高斯分布个数，从而去除多余高斯分布，加快算法执行速度。在模型更新过程中，通过融入帧间差分，将每帧图像分成运动像素、背景像素及非真实运动像素，并通过对非真实运动像素赋予较大学习率来加速移出背景的恢复，从而避免“鬼影”和拖影现象。实验结果表明，与传统检测方法相比，该方法可以获得更好的目标检测效果。

**关键词：**高斯混合模型；帧间差分；前景检测；背景更新；背景建模

# Foreground Detection Based on Improved Gaussian Mixture Model

FENG hua-wen, GONG Sheng-rong, LIU Chun-ping

(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China)

**【Abstract】**In view of Gaussian Mixture Model(GMM) is slow speed of execution and easily lead to “ghosting” and other issues when detecting foreground object. This paper proposes an improved GMM method. Through giving the constraints on the weight of the Gaussian distribution and survival time, it establishes a mechanism for exiting the Gaussian distribution. The model selected the number of Gaussian distribution according to the scene for each pixel number. The model removes the Gaussian distribution of surplus and accelerates the pace of implementation of the algorithm. In the model update process, through integrating with the frame difference, each frame is divided into pixels, background pixels, pixels of non-real movement. Experimental results show the method can get better object detection performance.

**【Key words】**Gaussian Mixture Model(GMM); interframe difference; foreground detection; background updating; background modeling

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.19.059

## 1 概述

鲁棒和实时地检测并分割出前景目标是计算机视觉的重要研究内容，这在安全监控、行为识别和人机交互等领域有着重要应用。背景差法是前景检测的一个典型方法，它通过比较当前帧和背景帧的差别来实现运动目标的检测。

为此，研究人员提出许多方法，例如，文献[1]利用最近 $n$ 帧的中值作为背景模型，该方法的前景会污染背景；文献[2]对每个像素构建一个模型，使得能适应场景中的光照变化，但是其不能很好地处理多模态背景的情况；文献[3]把像素分布看作高斯分布，对背景建模；文献[4]在此基础上用 $K$ 个高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)表示像素分布，解决了像素的多峰分布的问题，克服了光照变化、树枝晃动等因素造成的影响。但它仍存在如下缺点：(1)现有的混合高斯背景建模方法固定高斯分布的个数，通常为 3 个~5 个。每个高斯模型对应着场景的一个状态，固定高斯分布的个数会产生多余的高斯分布，照成系统资源的大量浪费。(2)现有的混合高斯背景建模算法更新速度过慢，不能实时的反应实际背景的变化，例如当静止的物体缓慢运动时会不断移出背景，检测结果就会出现“鬼影”或者拖影。

文献[5]在混合高斯模型的基础上采用分层的思想，比较输入像素与两层背景模型的分布关系来消除“鬼影”，该算法存在参数多不易调节的缺点。文献[6]使用粒子滤波反馈的目标运动信息来指导混合高斯背景建模，因为粒子滤波算法时间复杂度比较高，所以该算法比较耗时。

本文在自适应混合高斯背景模型的基础上，改变原有固定每个像素点高斯分布个数的机制，同时分离物体缓慢移动时不断移动出的背景像素，对这些移动出的背景像素根据生存期函数获得一个较大的学习率从而加速移出背景的快速恢复，从而解决了“鬼影”和拖影现象。

## 2 自适应的混合高斯模型

混合高斯模型对每一个像素点定义 $K$ 个状态来表示其所呈现的颜色。$K$ 个状态中每个状态用一个高斯函数表示，像素在点 $X$ 在 $t$ 时刻属于背景的概率：

$$p(X_t)=\sum_{i=1}^{K}\omega_{i,t}\cdot\eta\left(X_t,\mu_{i,t},\sum_{i,t}\right) \tag{1}$$

其中，$\eta$ 为高斯分布的概率密度函数：

$$\eta\left(X_t,\mu,\Sigma\right)=\frac{1}{(2\prod)^{\frac{n}{2}}|\sum|^{\frac{1}{2}}}\mathrm{e}^{-\frac{1}{2}(X_t-\mu_t)^{\mathrm{T}}\sum^{-1}(X_t-\mu_t)} \tag{2}$$

其中，$K$ 为混合高斯模型中高斯分布的个数(一般取 3~5)；$\mu_{i,t}$ 为均值；$\sum_{i,t}$ 为协方差。

混合高斯背景建模步骤如下：

(1)高斯分布模型匹配

对新观测值 $x_t$ 与它的按优先级别 $\frac{\omega}{\sigma}$ 高低排列的 $K$ 个高

**基金项目：**2009 年江苏省自然科学基金资助项目(BK2009116)；2009 年江苏省科技支撑计划基金资助项目(BE2009048)

**作者简介：**冯华文(1983－)，男，硕士研究生，主研方向：图像处理，计算机视觉；龚声蓉，教授；刘纯平，副教授

**收稿日期：**2011-04-19 **E-mail：**fhw0026@163.com

斯分布进行匹配，匹配条件为：

$$\left|x_t-\mu_{t-1,t}\right|<2.5\sigma_t \tag{3}$$

(2)模型参数的更新

按匹配结果更新该模型各参数：

$$\omega_{i,t}=(1-\alpha)\omega_{i,t-1}+\alpha(M_{k,t}) \tag{4}$$

其中，$\alpha$ 是学习率，对于匹配的分布 $M_{k,t}$=1，其余分布 $M_{k,t}$=0；对于匹配分布的参数更新如下：

$$\mu_t=(1-\rho)\mu_{t-1}+\rho X_t \tag{5}$$

$$\sigma_t^2=(1-\rho)\sigma_{t-1}^2+\rho\left(X_t-\mu_t\right)^{\mathrm{T}}\left(X_t-\mu_t\right) \tag{6}$$

其中，$\rho$ 是第 2 个学习率，$\rho=\alpha\eta\left(X_t\left|\mu_k,\sigma_k\right.\right)$。

(3)背景模型建立

最后 $K$ 个高斯分布根据 $\frac{\omega}{\sigma}$ 从大到小排列，满足下式的前 $B$ 个模型为背景：

$$B=\arg\min_b\left(\frac{\sum_{i=1}^{b}\omega_i}{\sum_{i=1}^{K}\omega_i}>T\right) \tag{7}$$

## 3 改进的混合高斯模型

本文改进的混合高斯模型是在自适应混合高斯背景模型的基础上，用帧差法提取出大致的背景区域和运动区域，背景区域中像素通过对高斯分布权值和自定义的生存时间 $t$ 的范围的限制，达到了自适应减少高斯分布个数的目的；并对运动区域中像素按一定的规则聚类，分离出非真实运动像素，这些非真实运动像素是物体缓慢移动时不断移动出的背景像素，对这些移动出的背景像素赋予一个较大的学习率从而加速移出背景的快速恢复，从而解决了“鬼影”和拖影现象。

### 3.1 高斯分布个数自适应选择

混合高斯背景模型中长时间与场景匹配的高斯分布的权重会不断增大，在权值归一化后那些不匹配的高斯分布权值会不断减小，高斯分布根据 $\frac{\omega}{\sigma}$ 从大到小排列后由式(7)可以看出这些高斯分布会逐渐落入表示前景，当某个高斯分布权值小于初始权值时，根据 $\frac{\omega}{\sigma}$ 从大到小排列后它将排列在新初始化的高斯分布之后。

如果继续保留该高斯分布，利用该高斯分布学习此场景会比用一个新初始化的高斯分布学习该场景花费更多的时间。可是有时有些背景模型存在的时间很短，但是会反复出现，例如树叶摆动反复覆盖的位置，这会导致权值很小但是出现频率高，所以不能仅根据权值判断该高斯分布是否多余，因此为每个高斯定义一个生存时间参数 $t$，当模型不被匹配时 $t$=$t$-1。模型重新被匹配时 $t$ 还原为初始值，这里我们定义初始值 $t$=25。当某高斯模型满足式(8)时该高斯分布为多余的高斯分布，应该要被删除。

$$\omega<\omega_{init}\ \&\&\ t=0 \tag{8}$$

根据以上分析，提出如下的高斯分布个数自适应选择算法步骤：

(1)在模型初始化时每个像素只设置一个高斯分布，并为此高斯分布定义生存时间 $t$。

(2)当某个像素的混合高斯模型根据匹配条件式(3)不能与当前像素匹配时，如果此像素的高斯分布个数没有达到上限时则增加一个以当前像素值为均值的高斯分布，否则用以当前像素值为均值的高斯分布替代混合高斯模型中最后一个高斯分布。

(3)混合高斯背景模型中长时间与场景匹配的高斯分布的权重会不断增大，在权值归一化后那些不匹配的高斯分布权值会不断减小，对于不匹配的高斯分布生存时间 $t$=$t$-1。

(4)最后高斯分布根据 $\frac{\omega}{\sigma}$ 从大到小排列，当某个高斯分布满足式(8)时删除此高斯分布。

### 3.2 “鬼影”和拖影的去除

因为 $\frac{1}{\alpha}$ 决定了高斯分布参数的改变速率，所以增大 $\alpha$ 将获得较大的权值 $\omega$，使其优先级 $\frac{\omega}{\sigma}$ 变大从而加快更新，。所以为了解决“鬼影”和拖影现象使用帧差法求出运动物体缓慢移动时不断移出的背景像素，对这些像素点赋予一个较大的学习率以达到加速背景更新的目的。

(1)对输入的序列图像使用帧差法检测出运动区域和背景区域，设在 $i$ 时刻和 $i$-1 时刻的图像是 $f_i(x,y)$ 和 $f_{i-1}(x,y)$，由此可以得到差分图像：

$$d_i(x,y)=\begin{cases}1 & f_i(x,y)-f_{i-1}(x,y)\left|>T\right.\\ 0 & f_i(x,y)-f_{i-1}(x,y)\left|<T\right.\end{cases} \tag{9}$$

其中，$d_i(x,y)$ 为二值化图像，为 1 的区域表示运动区域，为 0 的区域表示背景区域。背景区域的像素使用 3.1 节中的方法进行混合高斯背景建模。

(2)定义函数 $T_{x,y,k}(t)$ 为生存期函数，其中，$x$,$y$ 代表图象中像素点坐标；$T_{x,y,k}(t)$ 表示该位置像素处于 $k$ 高斯分布上的时间，设 $T_{x,y,k}(t)=t^3$。

将运动区域中的像素按如下规则进行聚类：

If $\left|x_t-\mu_{t-1,i}\right|<2.5\sigma_i$ && i<=B

$x_t\in$ 非真实运动像素； $\alpha=\alpha*T_{x,y,k}(t)$

else $x_t\in$ 运动像素

对于非真实运动像素，则在更新中乘以生存时间从而加大学习率。因为运动像素没有和任何高斯分布匹配，不再为运动像素建立新的高斯分布。

## 4 实验结果及分析

本文实验环境是双核 Intel(R) Core2 Duo CPU T5670@ 1.80 GHz，3 GB 内存的 PC 机器。

图 1~图 15 中的视频序列是校园停车场的一段复杂场景。其中，图 1~图 3 为原始视频典型帧；图 4~图 6 为文献[5]算法建立的背景；图 7~图 9 是基于文献[5]算法背景建模后检测出的前景；图 10~图 12 是本文算法建立的背景；图 13~图 15 是本文算法检测出的前景。可以看出，由于文献[5]算法采用统一的学习率照成了背景的更新速率较慢，不能快速反映背景的快速变化，检测结果容易出现“鬼影”或者拖影或者不合理的长时间静止的前景物体。在视频序列第 394 帧里一辆小车开进停车位，另一辆小车从停车位缓慢的开出，文献[5]算法检测出的小车前方出现了“鬼影”，并且文献[5]算法建立的背景仍然存在已经开出的小车，本文的算法因为加速了小车开出后显露出区域的更新速度，由 394 帧的实验结果可以看出解决了“鬼影”现象，同时建立的背景中原先小车位置的背景已经开始逐渐更新。从 904 帧检测的前景也可以看出本文算法很好地解决了拖影现象。



图 1　视频第 394 帧



图 2　视频第 440 帧



图 3　视频第 904 帧



图 4　文献[5]第 394 帧建立的背景



图 5　文献[5]第 440 帧建立的背景



图 6　文献[5]第 904 帧建立的背景



图 7　文献[5]第 394 帧检测的前景

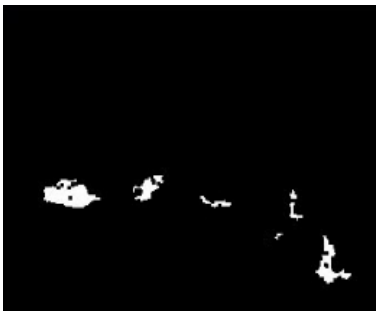


图 8　文献[5]第 440 帧检测的前景



图 9　文献[5]第 904 帧检测的前景



图 10　本文算法第 394 帧建立的背景



图 11　本文算法第 440 帧建立的背景



图 12　本文算法第 904 帧建立的背景

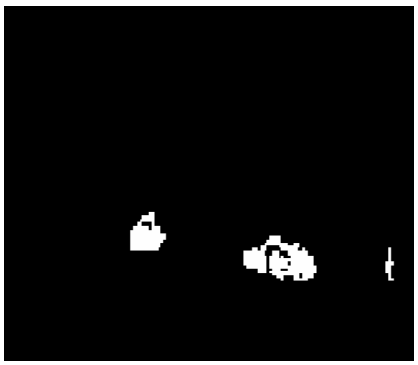


图 13　本文算法第 394 帧检测的前景

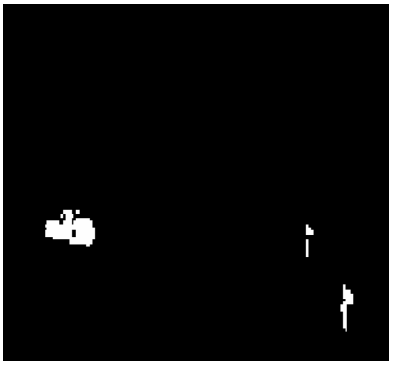


图 14　本文算法第 440 帧检测前景

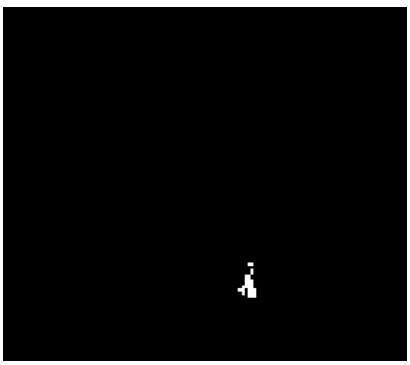


图 15　本文算法第 904 帧检测的前景

为了客观的评价本文的方法，使用如下指标[7]：

$$\begin{cases} DetectionRatio = NC / NM \\ FalseRatio = (NS - NC) / NM \end{cases} \tag{10}$$

其中，$NM$ 是人工分割出来的前景像素；$NS$ 是算法分割出来的前景像素；$NC$ 是算法正确分割出来的前景像素。因此，$DetectionRatio$ 是正确前景分割的指标，$FalseRatio$ 衡量了错误分割的程度。图 16、图 17 是对图 1~图 15 中校园停车场视频序列中截取 40 帧进行分析的结果，可以看出，本文算法检

测前景的正确率比原算法和文献[5]算法高，错误率比它们都低。如表 1 所示，从算法的执行速度分析，可以看出在上面的校园停车场景中本文的算法执行速度远高于原算法和文献[5]算法，原因主要是的执行速度很大程度上面取决于所建立背景模型中高斯分布的个数，本文算法自适应的选择每个像素混合高斯模型中的高斯分布个数，从而有效地节约了运算资源。

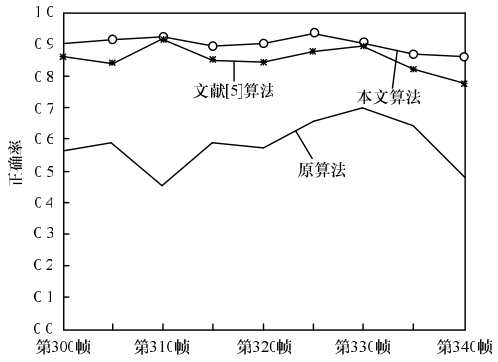



**图 16 前景像素检测正确率**

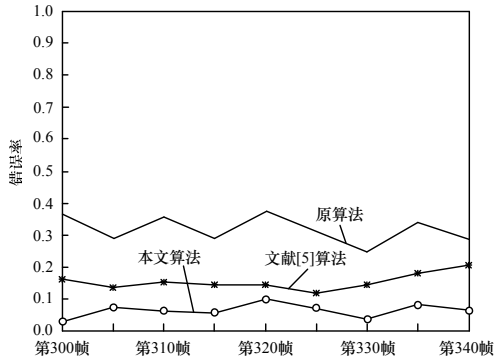



**图 17 前景像素检测错误率**

**表 1 平均每帧耗时** s

| 算法 | 平均每帧耗时 |
|---|---|
| 本文算法 | 0.245 |
| 文献[5]算法 | 0.393 |
| 原算法 | 0.354 |

## 5 结束语

本文在自适应混合高斯背景模型的基础上，改变原有固定每个像素点高斯分布个数的机制，采用根据场景自适应的选择每个像素混合高斯模型中的高斯分布个数，同时在模型更新过程中用帧差法求出大致的运动区域和背景区域，并对运动区域中像素聚类，最后对分离出非真实运动像素，这些像素即是物体缓慢移动时不断移动出的背景像素，根据生存期函数赋予一个较大的更新速率。本文算法在保留自适应混合高斯背景模型原有的优点的同时，提高算法的执行速度同时消除静止目标重新移动时产生的“鬼影”，并解决了拖影现象。

## 参考文献

[1] Lo B P L, Velastin S A. Automatic Congestion Detection System for Underground Platforms[C]//Proc. of Int’l Symp. on Intelligent Multimedia, Video, and Speech Processing. Hong Kong, China: [s. n.], 2001.

[2] Ridder C, Munkelt O, Kirchner H. Adaptive Background Estimation and Foreground Detection Using Kalman Filtering[C]// Proc. of the Int’l Conf. on Recent Advances in Mechatronics. Istanbul, Turkey: [s. n.], 1995.

[3] Colombari A, Fusiello A, Murino V. Segmentation and Tracking of Multiple Video Objects[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(4): 1307-1317.

[4] Zivkovic Z. Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Backgroud Subtraction[C]//Proc. of the 17th Int’l Conf. on Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Press, 2004.

[5] 杨 涛, 李 静, 潘 泉, 一种基于多层背景模型的前景检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(7): 1301-1308.

[6] 周圣鑫, 周 军. 一种针对小目标的跟踪方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(16): 186-189.

[7] Cheng Jian, Yang Jie, Zhou Yue, et al. Flexible Background Mixture Models for Foreground Segmentation[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(5): 473-482.

编辑 陈 文

(上接第 178 页)

性能都明显优于 ELM 算法。

## 6 结束语

本文研究基于 ELM 的 XML 文档分类问题，提出了一种特征向量模型 RS-VSM 和基于投票机制的 Voting-ELM 算法，在保证极限学习速度的同时，达到了相对可靠的分类准确度。下一步将继续改进并优化 ELM 的使用算法，使其在对 XML 文档进行分类时能达到更好的效果。

## 参考文献

[1] Huang Guangbin, Zhu Qinyu, Siew C K. Extreme Learning Machine: Theory and Applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3): 489-501.

[2] Wang Guoren, Zhao Yi, Wang Di. A Protein Secondary Structure Prediction Framework Based on the Extreme Learning Machine[J]. Neurocomputing, 2008, 72(1-3): 262-268.

[3] Huang Guangbin, Ding Xiaojian, Zhou Hongming. Optimization Method Based Extreme Learning Machine for Classification[J]. Neurocomputing, 2010, 74(1-3): 155-163.

[4] Yang Jianwu, Zhang Fudong. XML Document Classification Using Extended VSM[C]//Proc. of INEX’07. Dagstuhl Castle, Germany: [s. n.], 2007.

[5] Yang Jianwu, Chen Xiaoou. A Semi-structured Document Model for Text Mining[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2002, 17(5): 603-610.

编辑 顾姣健