

# 应用 GMM 的快速火焰检测

唐岩岩<sup>1</sup> 严云洋<sup>1,2</sup> 刘以安<sup>1</sup>

(江南大学物联网工程学院 无锡 214122)<sup>1</sup> (淮阴工学院计算机工程学院 淮安 223003)<sup>2</sup>

**摘要** 基于视频图像的火焰检测是火灾预防研究的重要内容。为提高检测效率,首先使用具有自适应背景变化的高斯混合模型(GMM)来检测场景中的运动物体。然后针对运动物体,提取颜色特征和面积变化特征。最后,根据得到的特征来识别场景中是否有火焰发生。该方法不仅可有效检测到视频中的火焰帧,还避免了非火焰场景中对计算时间的浪费。

**关键词** 火焰检测, GMM, 颜色模型, 面积变化

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

## Fast Flame Detection with GMM

TANG Yan-yan<sup>1</sup> YAN Yun-yang<sup>1,2</sup> LIU Yi-an<sup>1</sup>

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)<sup>1</sup>

(Faculty of Computer Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an 223003, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Flame Detection based on videos is important for research on fire prevention. To improve the detection performance, GMM (Gaussian Mixture Model) which can adapt the change of background was used to detect moving subjects at first. Then the features of color and changing area were extracted from these moving objects. Finely, these features were applied to recognize whether there is a flame or not in the scene. The method can not only effectively detect flame in videos, but also save computing time in non-fire scene.

**Keywords** Flame detection, GMM, Color model, Area changing

## 1 引言

火灾检测技术发展至今,一直备受人们关注。基于传感器的传统火灾探测技术已经较为成熟,并在多种场合发挥着重要的作用。但是这些感温或者感烟探测器在大空间中,由于温度传递和烟雾的扩散需要一定时间,能量在传递的过程中逐渐丢失,从而不能及时地收集到足够的判别信息,引起判断的延迟,不能发挥应有的作用。相对于传统方法的缺点而言,基于视频的火灾检测技术则能在第一时间通过视频图像捕捉火灾信息,并给予快速的判别。分割出视频中的疑似火焰区域,针对疑似区域进行判断是火焰检测的重要方法。Borges PVK 等<sup>[1]</sup>采用颜色的 R、G、B 3 个高斯模型分割出候选火焰区域, N. Ahuja<sup>[2]</sup>使用颜色的高斯概率密度函数检测出疑似火焰区域,张正荣和李国刚<sup>[3]</sup>基于 HSI 颜色模型提取出火灾火焰疑似区域,杨国田等<sup>[4]</sup>则根据亮度定位可疑火灾区域。从文章实验结果看出,这些方法均能有效地获取火焰区域,同时也将与火焰有相似特性的静态非火焰物体囊括其中,这无疑增加了对这些静态非火焰物体判别所用的计算时间和空间,也为将来的误判增加了风险。为避免对类似火焰的静态物体判别所需要的时空开销,先检测出场景中新出现

的前景运动物体,再对这些运动物体作判别,是一个更有效的火焰检测方法。背景相减法检测运动目标速度快,检测准确,关键技术在于对背景准确建模。使用高斯混合模型对背景建模能较强烈地适应场景中的光照变化、树叶摇晃等干扰,并且在建模过程中允许运动目标存在,能较好地处理复杂场景中的情况。本文对获取到的灰度图像,先使用高斯混合模型(GMM)建模的背景相减法检测场景中的运动物体,然后针对该运动物体区域进行特征分析,以识别是否存在火焰。该方法能有效检测到视频中的火焰帧,以避免非火焰静态场景中对计算时间的浪费,提高了检测效率。

## 2 运动前景检测

### 2.1 高斯混合模型

在视频序列帧中,将任意一个背景像素点  $p(x, y)$  的灰度值或颜色空间值在时间  $t$  内的分布进行统计,发现不同的时间段该像素的值是不同的,这说明背景具有多模态的特性。为了满足场景的变化,获得准确的背景信息,Stauffer and Grimson 等<sup>[5-7]</sup>人用  $K$  个高斯分布模型的集合来对图像中的一个像素点进行建模。假设用来描述某一点像素灰度值分布的  $K$  个高斯分布被赋予不同的权值  $\omega_{i,t}$  ( $\sum \omega_{i,t} = 1, i = 1, 2,$

到稿日期:2012-03-20 返修日期:2012-06-20 本文受国家星火计划项目(2011GA690190),江苏省高校自然科学基金项目(08KJB520001, 11KJD520003),江苏省“青蓝工程”,淮安市“533”工程项目,淮安市科技项目(HAG2010066, HAG2010030, HAC201113)资助。

唐岩岩(1986—),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理、模式识别, E-mail: tang\_yan\_2007@sina.com; 严云洋(1967—),男,博士,教授,主要研究方向为数字图像处理、模式识别, E-mail: yunyang@hyit.edu.cn(通信作者); 刘以安(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为模式识别与智能系统、数据融合、雷达对抗。

...,  $K$ ), 并且按照优先级 ( $\omega_k/\sigma_i$ ) 将这些分布从高到低排序。选取合适的背景权值和阈值  $T$ , 前面几个权值之和小于阈值  $T$  的分布被认为是背景分布, 其余的则为前景分布。若  $t$  时刻, 图像某点的灰度值为  $x_t$ , 其概率密度可写成  $K$  个高斯分布的线性组合形式:

$$P(x_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{k,t} \eta_i(x_t, \mu_{k,t}, \sigma_{k,t}) \quad (1)$$

式中,  $\omega_{k,t}$  为  $t$  时刻第  $i$  个高斯分布的权值;  $\eta_i(x_t, \mu_{k,t}, \sigma_{k,t})$  为第  $i$  个概率密度的高斯分布函数;  $K$  表示高斯分布的总个数,  $K$  的值越大, 处理场景变化的能力越强, 但是计算量也越大。一般而言,  $K$  的取值为 3~5 个。

## 2.2 模型匹配和参数更新

将获取到的当前像素值, 按照排序依次与  $K$  个高斯模型进行匹配, 如果第  $i$  ( $1 \leq i \leq K$ ) 个分布模型满足式(2):

$$|x_t - \mu_{k,t}| \leq \lambda \sigma_{k,t} \quad (2)$$

则认为当前像素与第  $i$  个模型匹配成功, 并停止与后面分布模型的匹配。式中,  $\mu_{k,t}$  为第  $i$  个高斯函数的均值,  $\sigma_{k,t}$  为第  $i$  个高斯函数在  $t$  时刻的标准差,  $\lambda$  为预设的判定阈值,  $\sigma_{k,t}$  值不变的情况下,  $\lambda$  值越大, 允许的当前像素与被匹配模型均值间的偏差越大, 反之则小。相关文献[8]指出,  $\lambda$  取值为 2.5 时, 执行的效果比较理想。

为了适应场景的变化, 高斯混合模型根据当前与  $K$  个模型的匹配结果, 对模型的参数进行更新。对于未匹配的模型, 其均值  $\mu$  和方差  $\omega$  均不做任何变化, 仅仅对其权值做相应的更新。而对与之相匹配的第  $i$  个模型, 参数更新如下:

$$\mu_{k,t+1} = (1 - \rho_{k,t}) \mu_{k,t} + \rho_{k,t} x_t \quad (3)$$

$$\sigma_{k,t+1}^2 = (1 - \rho_{k,t}) \sigma_{k,t}^2 + \rho_{k,t} |x_t - \mu_{k,t+1}|^2 \quad (4)$$

$$\rho_{k,t} = \alpha \eta_i(x_t, \mu_{k,t}, \sigma_{k,t}^2) \quad (5)$$

式中,  $\alpha$  为用户定义的学习效率, 代表适应背景变化的速率,  $\alpha$  越大, 背景更新的速度越快,  $\alpha$  越小, 更新的速度越慢,  $\alpha$  取值在 0~1 之间。对于所有  $K$  个高斯分布模型, 权值更新如下:

$$\omega_{k,t+1} = (1 - \alpha) \omega_{k,t} + \alpha M_{k,t} \quad (6)$$

式中, 对于与之匹配的那个模型,  $M_{k,t}$  的值为 1。其余未匹配的模型,  $M_{k,t}$  的值为 0。由此可见, 对于相匹配的模型, 更新增加了它在整个概率密度函数中的权重。更新完参数和各模型的权值后, 需计算  $\omega_k/\sigma_i$  的值, 按照从大到小的顺序重新排序, 产生新的背景分布模型和前景模型。

如果  $K$  个模型中, 没有任何一个模型可以与当前像素  $x_t$  匹配, 则使用一个均值为  $x_t$ , 方差较大和权重较小的新分布模型来替代原概率分布中拥有最小  $\omega_k/\sigma_i$  值的那个模型, 即  $K$  个模型中, 排在最后面的那个分布模型。

GMM 参数随着环境的变化自动更新, 能得到更准确的当前背景, 对于缓慢的光照等变化鲁棒性较高。本文使用 GMM 与文献[3]中使用 HSV 颜色模型检测疑似火焰区域的方法进行了比较, 如图 1 所示。



图 1 疑似火焰区域

图 1 疑似火焰区域

本文检测的疑似火焰区域就是视频帧中的火焰, 而文献[3]除了检测到极少的火焰区域碎片, 还包含更多的类似火焰颜色的非火焰物体。随后的特征识别中, 文献[3]将花费一定的时间和空间对这些非火焰物体进行识别, 而本文则不用。

## 3 火焰的特征提取

### 3.1 火焰颜色特征

多数可燃物火焰颜色在 RGB、HIS 中有其特定的分布模型, 各颜色分量之间都有特定的关系。随着由内而外光谱的变化, 火焰的外形在图像中呈现出环形嵌套结构。火灾早期火焰的颜色分布在红到黄的范围内, 红色分量有一个比较大的值, 为了避免被背景照明影响, 火焰的饱和度需要满足一定的阈值。火焰颜色的判别如下:

$$\begin{cases} R \geq G \geq B \\ R \geq Rt \\ S \geq (255 - R) St / Rt \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $Rt$  为像素点在红色通道的阈值;  $St$  为红色通道为阈值  $Rt$  时所对应的饱和度的值;  $Rt$  与  $St$  的值都是通过实验来获取的经验值, 通常  $Rt$  的取值在 150 到 170 之间,  $St$  的取值在 45 到 60 之间。

### 3.2 面积变化的动态特征

火灾发生早期, 火焰不稳定, 并在时间上呈增长性。视频图像中, 帧与帧之间的动态变化表现明显, 火焰面积不断增大。在室内环境中, 本文每隔一帧提取一次视频图片信息, 得到的早期火焰面积变化趋势如图 2 所示。



图 2 火焰面积增长

图 2 火焰面积增长

火灾发生初始, 火势开始增大, 迅速蔓延, 当可燃物燃尽, 火势渐渐减小, 火焰面积开始缩小, 直至最终消失。加上火焰本身燃烧时受外界因素(可燃物形状、风吹动等)的影响, 火焰也并不是一直增大, 有时可能呈现忽大忽小的情况。本文用两帧之间差的绝对值来计算火焰面积的变化率:

$$St_1 \leq \frac{|S_n - S_{n-k}|}{\max(S_n, S_{n-k}) + \epsilon} \leq St_2 \quad (8)$$

式中,  $S_n$  和  $S_{n-k}$  分别表示第  $n$  帧和  $n-k$  帧图片中火焰区域的面积值, 采用相应的像素点的个数和来计算其大小。在一段分辨率为  $320 \times 240$ , 含有 185 帧火焰和 101 帧非火焰的视频中, 使用 Matlab(2009a) 实验得  $k$  取值为 4 时, 满足较低的漏检率和误检率, 如表 1 所列。  $\epsilon$  表示一个很小的正实数, 防止图片中没有火焰时因为分母值为 0 而产生错误。  $St_1$  和  $St_2$  分别是火焰变化率的最小值和最大值, 具体数值可以通过实验得到。根据火焰区域的面积变化率, 可排除视频中诸如灯泡等类似火焰色彩分布的不闪烁的固定光源。

将  $k$  的值从 1 取到 10 进行仿真实验, 得到不同的漏检率和误检率。摄像头的拍摄速度是 25fps, 本文处理视频的速度为 5fps。为满足实时性要求以及较低漏检率和误检率, 实验中取  $k=5$ , 即在高斯混合模型检测运动前景时, 每隔 5 帧提

取一次视频图片,得到含有运动目标的二值图像,再提取这些二值图像中疑似火焰区域的特征以识别其是否为火焰。

表1 同一视频中k的不同取值对结果的影响

k的取值	漏检率	误检率	检测时间(s)
k=2	3.13%	10.87%	25.177
k=3	3.22%	8.82%	16.928
k=4	2.17%	7.69%	12.696
k=5	5.40%	8.52%	10.236
k=6	9.68%	23.00%	8.476
k=7	8.00%	18.75%	7.264
k=8	8.70%	15.38%	6.373
k=9	0.00%	25.00%	5.667
k=10	0.00%	9.00%	5.138

#### 4 实验结果

火灾检测目前还没有比较权威和完整的视频检测样本库。本文选取 bilkent 大学的火灾视频库(<http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/>)以及互联网和自行录制的几段视频进行实验,这些视频包括火焰视频和非火焰视频。

在 Bilkent 大学录制的一段分辨率为  $400 \times 256$  的火焰视频中,进行仿真实验。在该视频中,背景中的树木随着微风摆动,两个工作人员来回走动将野外的杂草点燃,草木开始燃烧。其中,第 229 帧和第 234 帧图像如图 3(a)、(b)所示,使用高斯混合模型提取疑似火焰区域如图 3(c)所示。

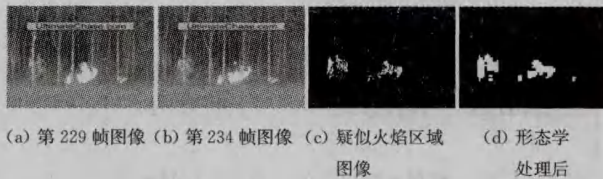


图3 提取疑似火焰区域

当对第 234 帧图像检测时,由于高斯混合模型参数不断更新来适应背景的变化,致使从第 229 帧到 234 帧所获得的这些图像的某些像素已经成为背景的一部分,因此得到的每个运动前景物体的内部是不连续的。高斯混合模型能较强烈地抵抗场景中草木摇晃的干扰,因此视频背景中摇晃的草木只有少数被误检为前景点,如图 3(c)所示。这些少而且分散的前景点可视为噪声。为了去除疑似区域图像中存在的噪声点和填充区域的内部空洞,使用二值形态学运算对图像进行处理。本实验选取半径分别为 1 和 5 的圆盘状的结构元素对图像腐蚀、膨胀,得到效果如图 3(d)所示。图 3 除了检测到火焰外,也检测到了视频中行走的人等干扰物。

在经过形态学处理后的图像中,对每个候选区域,使用火焰颜色模型和面积变化率特征进行更进一步的识别。将明显不符合这些特征的两个走动的工作人员排除。最终得到如图 4 所示的检测效果。



图4 最终的识别效果

除此之外,还将该方法运用到不同火焰形态的视频和含不同干扰物无火焰的视频中进行检测,部分视频帧样本如图

5-图 7 所示。将文献[3]与本文方法在本文使用的火灾视频中进行比较,结果如表 2、表 3 所列。



图5 视频2中帧样本



图6 视频3中帧样本



图7 视频5中帧样本

表2 火焰视频检测效果表

视频	总视频帧数	火焰帧数	非火焰帧数	文献[3]漏检帧数	文献[3]检测率	本文漏检帧数	本文检测率
视频1	110	110	0	8	92.73%	2	98.18%
视频2	100	96	4	5	95.00%	8	92.00%
视频3	101	101	0	6	94.06%	7	93.07%

表3 非火焰视频检测效果表

视频	总视频帧数	火焰帧数	非火焰帧数	文献[3]误检帧数	文献[3]误检率	本文误检帧数	本文误检率
视频4	134	0	134	7	5.22%	1	0.75%
视频5	110	0	110	8	7.27%	3	2.73%
视频6	131	0	131	2	1.53%	1	0.76%

视频 1、2、3 分别是来自自行录制、互联网和 bilkent 大学的火灾视频库的视频。其中,视频 1 和视频 2 均为室内火焰,视频 1 中背景相对简单,火焰颜色鲜明,并且火焰燃烧面积变化明显,检测率相对较高。视频 2 比视频 1 中火势凶猛,火焰颜色大部分呈白色,当火势趋向稳定时,火焰内部很容易被高斯混合模型检测为背景,所以视频 2 的检测率没有视频 1 高。视频 3 是森林火灾,树木燃烧产生的火焰颜色能很好适应本文颜色模型,但由于距离较远,面积变化不明显,不能达到 100% 的检测率。

视频 4、5、6 均不含有火焰。视频 4 是室内行人走动的非火焰片段,背景相对简单,没有强光等其它因素的干扰,误检率很低。视频 5 是晚上有车灯干扰的一段视频,虽然火焰颜色模型检测到火焰,但是火焰的面积变化将干扰物排除,得到了较好的检测效果。视频 6 是在隧道里来往行驶车辆的视频,实验显示检测效果很好。从视频 5 和视频 6 的检测结果来看,本算法对快速移动的车灯干扰不敏感。从表 2 和表 3 可以看出,本文算法在视频中的误检率明显低于文献[3]。

**结束语** 火灾发生是从无到有的过程,在视频中先检测到精确的运动前景,尽可能地缩小疑似火焰区域,能很好地提高检测效率。GMM 参数随着环境的变化自动更新,能得到更准确的当前背景,对于缓慢的光照等变化鲁棒性较高。实验表明,该方法有较好的检测准确率,达到了准确识别火焰的目的,为及时扑灭火源打下了良好的基础。

(下转第 297 页)

- [9] 陆传贵. 排队论(第二版)[M]. 北京:北京邮电大学出版社, 2009:31-38
- [10] Dally W J. Performance analysis of k-ary n-cube interconnection networks[J]. IEEE Transactions on Computers, 1990, 39(6): 775-785
- [11] Adve V S, Vernon M K. Performance analysis of mesh interconnection networks with deterministic routing[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 1994, 5(3): 225-246
- [12] Agarwal A. Limits on interconnection network performance[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 1991, 2(4): 398-412
- [13] 侯国峰, 杨愚鲁. 超级递归基准互连网络性能分析[J]. 计算机科学, 2001, 28(10): 85-88
- [14] Hu Jing-cai, Ogras U Y, Marculescu R. System-level buffer allocation for application-specific networks-on-chip router design [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2006, 25(12): 2919-2933
- [15] Ogras U Y, Marculescu R. Analytical router modeling for networks-on-chip performance analysis[C]// DATE'07. 2007: 1-6
- [16] Huang Ting-chun, Ogras U Y, Marculescu R. Virtual channels planning for networks-on-chip[C]// ISQED'07. 2007: 879-884
- [17] 赖明澈, 王志英, 戴葵. 基于路由器解析式模型的 NoC 网络性能分析方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(3): 339-345
- [18] Kumar A, Li-Shiuan P, Kundu P, et al. Express virtual channels; towards the ideal interconnection fabric[C]// ISCA'07. 2007: 150-161
- [19] Nicopoulos C A, Park D, Kim J, et al. Vichar: a dynamic virtual channel regulator for network-on-chip routers [C]// MICRO'39. 2006: 333-346
- [20] PoPNet[EB/OL]. <http://www.princeton.edu/edu/?lshang/popnet.html>
- [21] Hoskote Y, Vangal S, SINGH A, et al. A 5-GHz Mesh Interconnect for a Teraflops Processor[J]. Micro, IEEE, 2007, 27(5): 51-61
- [22] Litzky D A, Hoffman J D, Chun A, et al. Architecture of the Scalable Communications Core's Network on Chip[J]. Micro, IEEE, 2007, 27(5): 62-74
- [23] Lai Ming-che, Gao Lei, Xiao Nong, et al. An accurate and efficient performance analysis approach based on queuing model for network on chip[C]// IEEE/ACM ICCAD. 2009: 563-570
- [24] Hu Jing-cai, Marculescu R. Application-specific buffer space allocation for networks-on-chip router design [C]// IEEE/ACM ICCAD. 2004: 354-361

(上接第 266 页)

- [2] 赵辉, 陈辉, 于泓. 一种改进的全景图自动拼接算法[J]. 中国图像图形学报, 2007, 2(12): 336-342
- [3] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009
- [4] Szeliski R. Image alignment and stitching: A tutorial [J]. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2006, 2(1): 1-104
- [5] 王娟, 师军, 吴宪祥. 图像拼接技术综述[J]. 计算机应用技术研究, 2008, 5(7): 1940-1947
- [6] 章毓晋. 图像工程: 图像处理和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999
- [7] Chalechale A, Naghdy G, Mertins A. Sketch based image matching using angular Partitioning systems [J]. IEEE Trans on Man and Cybernetics, Part A, 2005, 35(1): 28-41
- [8] Zhu Q, Wu B, Xu Z. Seed point selection method for triangle const rained image matching propagation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(2): 207-211
- [9] Zomet A, Levin A, Peleg S, et al. Seamless image stitching by minimizing false edges [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(4): 969-977
- [10] 涂春萍, 柴亚辉, 李广丽, 等. 一种基于 Harris 角点特征精确匹配的图像拼接方法[J]. 实验室研究与探索, 2011, 30(10): 40
- [11] 庄志国, 孙惠军, 董继扬, 等. 基于角点检测的图像匹配算法及其在图像拼接中的应用[J]. 厦门大学学报, 2007, 46(4): 501-505
- [12] 宋宝森, 付永庆, 宋海亮. 一种消除图像拼接的新方法[J]. 计算机科学, 2012, 38(2): 260-263

(上接第 285 页)

## 参 考 文 献

- [1] Borges P V K, Izquierdo E. A probabilistic approach for vision-based fire detection in videos[J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(5): 721-731
- [2] Liu Che-bin, Ahuja N. Vision based fire detection [C]// Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. 2004: 134-137
- [3] 张正荣, 李荣刚. 基于支持向量机的火灾探测技术[J]. 微型机与应用, 2010, 29(24): 70-72
- [4] 杨国田, 吴章宪, 杨鹏远. Boosting 在火灾识别中的应用研究 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(5): 200-204
- [5] Grimson W E L, Stauffer C, Romano R, et al. Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, 1998: 22-29
- [6] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, Colorado, 1999
- [7] Stauffer C. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757
- [8] Power P W, Schoonees J A. Understanding background mixture models for foreground segmentation[C]// Proceeding of Image and Vision Computing. New Zealand, 2002: 267-271