

结合 FCM 聚类与 SVM 的火焰检测算法

李庆辉¹, 李艾华¹, 苏延召¹, 马治明²

(1. 第二炮兵工程大学 502 教研室, 陕西 西安 710025;
2. 中国人民解放军 96111 部队, 陕西 韩城 715400)

摘要: 针对传统视频型火焰检测算法误报率高、局限性强等问题, 提出一种四步火焰检测算法。首先利用一种自适应混合高斯模型(GMM)检测视频序列中的运动目标; 然后采用模糊 C 均值(FCM)聚类算法分割疑似火焰区域与非火区域; 再提取疑似火焰区域的面积变化、表面不均度等时空特征参数; 最后将这些特征参数输入训练好的支持向量机(SVM)分类器以识别火焰区域。实验结果表明, 算法不但在提高了检测率的同时降低了误检率, 而且适用范围广, 是一种有效的火焰检测算法。

关键词: 火焰检测; 混合高斯模型; 模糊 C 均值聚类; 支持向量机

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)05-1660-07

Fire detection algorithm using FCM clustering and SVM

Li Qinghui¹, Li Aihua¹, Su Yanzhao¹, Ma Zhiming²

(1. 502 Faculty, Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China;
2. No 96111 Troops of Chinese People's Liberation Army, Hancheng 715400, China)

Abstract: An effective, four-stage fire-detection algorithm used to automatically detect fire in video images was presented in this paper. An adaptive Gaussian mixture model was used to detect moving regions in a video clip. A fuzzy C-means (FCM) algorithm was adopted to segment the candidate fire regions (fire and fire-colored objects) from these moving regions based on the color of fire. Some special parameters were extracted based on the tempo-spatial characteristics of fire regions; these parameters included the area randomness, surface roughness and motion estimation of fire. Finally, these parameters extracted from the third stage were used as input feature vectors to train a support vector machine(SVM) classifier, which was then used by the fire alarm to distinguish between fire and non-fire. Experimental results indicate that the proposed method outperforms other fire detection algorithms, providing high reliability and a low false alarm rate.

Key words: fire detection; Gaussian mixture model; FCM clustering; SVM

收稿日期: 2013-09-22; 修订日期: 2013-10-03

基金项目: 国家自然科学基金(61132008)

作者简介: 李庆辉(1989-), 男, 博士生, 主要从事图像处理、计算机视觉方面的研究。Email: lqhui1212@126.com

导师简介: 李艾华(1966-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事计算机视觉方面的研究。Email: 1863@126.com

0 引言

火灾给现代社会带来巨大的财产损失和人员伤亡。传统的火灾探测器主要是基于光烟传感器来工作,但是它们只有在火灾到达一定强度时才会发出警报,这给灭火行动带来了很大的困难。随着现代监控系统的不断发展,基于普通 CCD 摄像头的视频型火灾探测方法越来越受到学者的重视^[1]。相比于传统的火灾探测方法,这种方法具有:(1) 火灾可以在早期被探测到,无需等到热和烟扩散到一定程度;(2) 火灾画面可以远程监控;(3) CCD 摄像头价格低廉、安装广泛;(4) 适用范围广,室内室外均可使用等优点。

现有的探测算法主要是基于火焰图像像素颜色的辨识、运动检测或二者的组合^[2]。Chen 等^[3]基于 RGB/HIS 颜色空间提出了火焰的颜色模型,对像素进行动态分析以检测火焰的存在。但该算法区分火焰与动态目标的效果并不理想。Toreyin 等^[4]对火焰边缘进行小波分解,并采用分解结果的高频分量在空域内对火焰的边缘闪烁特征进行建模,取得了较好的辨识结果。Ko 等^[5]使用支持向量机和亮度图建立了一种像素的非线性分类方法,实验结果表明该方法对于火焰检测具有较强的鲁棒性。Borges 等^[6]采用一种火焰图像像素的颜色概率模型来提取候选火焰区域。然后提取候选区域的面积、倾斜度等四个特征参数,最后建立一个贝叶斯分类器来识别火焰与非火目标。Celik 等^[7]建立了一种火焰的颜色统计模型,并利用该模型和前景检测技术提出了一种火焰实时检测方法。以上这些算法中部分已应用于实际的火灾探测系统中,并取得了较好的探测效果。但这些算法仍具有应用局限性,缺乏足够的鲁棒性。文中提出一种四步火焰检测算法,首先利用一种自适应混合高斯模型检测运动区域;然后采用模糊 C 均值(FCM)聚类算法分割疑似火焰区域与非火区域;再提取疑似火焰区域的时空特征参数;最后将这些特征参数输入训练好的支持向量机(SVM)分类器以识别火焰区域。算法具体流程如图 1 所示。

1 运动目标检测

运动目标检测是视频型火焰检测的前提,在众多运动目标检测算法中,背景减除法效果最佳。文中算法具体流程如图 1 所示。背景减除就是在视频序

列中通过对背景建模从而将前景目标从背景中分离出来,混合高斯模型(GMM)因其在运算速度、简便性和可操作性方面的优势而被广泛使用。混合高斯模型法对每个像素点用多个高斯分布来建模,并给每个高斯分布分配一个动态权值。当有像素值不能用这些分布来表示时,该像素就被确认为前景像素。文中采用参考文献[8]提出的自适应混合高斯模型法,参考文献[8]已证明该算法能够适应光线变化、背景扰动(如树枝摇摆等)以及摄像机晃动带来的影响。

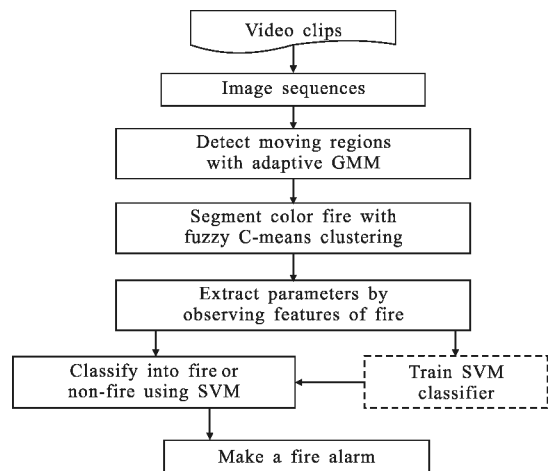


图 1 文中火焰检测算法流程图

Fig.1 Flow chart of the proposed fire detection method

在 RGB 颜色空间中,每个像素点均采用一组高斯分布来建模。如果 t 时刻某像素点的颜色值用 X_t 表示,则其概率密度函数可用 K 个高斯分布来表示:

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

式中: K 表示高斯分布的个数; $\omega_{k,t}$ 为第 k 个高斯分布在时刻 t 的权值,各个分布权值的总和为 1; $\mu_{k,t}$ 和 $\Sigma_{k,t}$ 为第 k 个高斯分布在时刻 t 的均值和协方差矩阵; $\eta(X_t, \mu_{k,t}, \Sigma_{k,t})$ 为高斯概率密度函数:

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

式中: d 表示 X_t 的维数(文中取为 3), $\Sigma_{k,t} = \sigma_k^2 I$ 。为了减少运算量,假定 RGB 颜色空间的 R、G、B 三个颜色通道相互独立并且具有相同的方差。

混合高斯模型对场景中所有像素建模而不区分前景像素和背景像素,亦即 K 个高斯分布中只有部分分布代表场景的背景模型。因此为检测前景像素,

要先确定背景分布:把 K 个高斯分布按照 ω_k/σ_k 从大到小排列,取符合公式(3)的前 B 个分布为背景分布。

$$B = \operatorname{argmin}_b \left(\sum_{j=1}^b \omega_{j,t} > T \right) \quad (3)$$

式中: T 为背景分割阈值; $\omega_{j,t}$ 为排序后的第 j 个高斯分布的权值。权值 ω_k 、均值 μ_k 以及协方差矩阵 σ_k 等参数采用期望最大化(EM)算法自适应更新^[8]。

图 2 为采用自适应混合高斯模型进行运动目标检测的结果。其中,图 2(a)是原始视频序列的一帧,图 2(b)为该帧图像的运动检测结果。通常火焰边缘部分抖动厉害,而内部变化不大,所以开始时火焰可以被完整检测到,但其后火焰内部区域逐渐融入背景,检测结果中出现“空洞”现象。自适应混合高斯模型解决了这一问题,且受噪声影响较小,如图 2(c)所示。为了进一步降低噪声影响、平滑图像,对得到的图像进行形态学运算(膨胀、腐蚀),结果如图 2(d)。检测到的运动区域可能包含火焰目标和非火目标,因此第二步将 FCM 聚类算法进行分割得到疑似火焰目标。

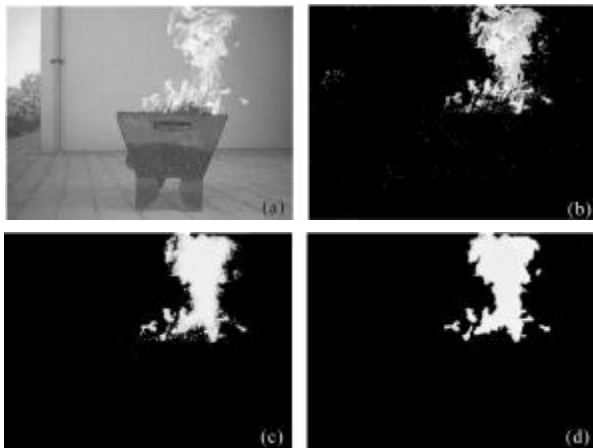


图 2 运动目标检测结果

Fig.2 Results of moving regions detection

2 基于火焰颜色特征的 FCM 聚类分割

实际场景中,运动目标除了火焰外还有行人、汽车、飞鸟等。颜色特征是火焰图像的重要特征,利用颜色判据可将火焰目标同其他大部分目标区分开。因此文中基于火焰颜色特征对上步得到的运动目标进行分割:(1)采用模糊 C 均值聚类(FCM)算法^[9]将运动像素点分割为多类;(2)选择颜色特征与火焰接近的类。另外,笔者等在 CIE LAB 颜色空间中为火焰像素点的分类建立一个颜色特征模型。相比于

RGB 颜色空间,CIE LAB 颜色空间不依赖于设备的颜色特性,并且可以将亮度信息从色度信息中分离出来。

CIE LAB 的三个分量中,L 表示像素的亮度信息,A 和 B 表示像素的色彩信息。将色度分量 A 和 B 作为 FCM 聚类算法的输入特征参数,输出为运动目标的分类。具体流程为:

(1) 确定聚类数目 c ,初始化聚类中心 $V_0 = \{v_1^{(0)}, v_2^{(0)}, \dots, v_c^{(0)}\}$ 。

(2) 计算模糊隶属度 u_{ij}

$$u_{ij} = \sum_{k=1}^c \left(\frac{d^2(x_j, v_i)}{d^2(x_j, v_k)} \right)^{-1/(m-1)} \quad (4)$$

式中: m 为加权参数, u_{ij} 满足 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j=1, \dots, n$ 。

(3) 更新聚类中心 v_i

$$v_i = \sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j / \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \quad 1 \leq i \leq c \quad (5)$$

(4) 计算 $\max_{1 \leq i \leq c} \|v_i^{(0)} - v_i^{(t-1)}\|$,如果小于迭代阈值 ε 则结束迭代运算,否则返回步骤 2。

(5) 根据模糊集合中的最大隶属原则将所有像素点分类。

为提高聚类的准确度,聚类操作前需要计算类的准确数目、初始聚类中心和迭代阈值。文中采用参考文献[10]提出的基于经验的初始化参数计算方法。对比每个类的中心值与火焰的颜色值,选择接近火焰颜色的类作为疑似火焰目标进行下一步处理。如果没有中心值与火焰的颜色接近,则代表者运动目标中没有火焰。

图 3 为采用 FCM 聚类算法从运动区域中分割



图 3 基于火焰颜色特征的 FCM 聚类分割

Fig.3 Segmentation steps of fire color with FCM

疑似火焰目标的步骤。图 3(a)和图 3(b)分别为原始视频序列的一帧及其运动区域检测结果。图 3(c)和图 3(d)为分割得到的疑似火焰目标和非火目标。

3 特征参数提取

经过上一步 FCM 聚类分割得到的疑似火焰区域仍然可能是非火目标,因为场景中很可能存在颜色类似火焰的运动目标,如穿着红色衣服的人、红色汽车、车灯等。通过大量的观察可以发现,火焰的时空特征变化十分明显,而其它疑似目标则不然。因此,可以提取上一步得到的疑似火焰区域的时空特征参数,进而实现火焰的判别。

设 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 为一组数值集合,其均值 M_x 和方差 V_x 为:

$$M_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (6)$$

$$V_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - M_x|^2 \quad (7)$$

3.1 面积变化

在不同的视频帧中,火焰的面积是随机变化的,而其它疑似目标没有这种性质。计算连续两帧目标区域的面积变化 ΔA ,面积变化通过区域像素数目的变化来度量。疑似火焰区域的帧间面积变化参数通过如下公式计算:

$$\Delta A_i = |A_i - A_{i-1}| \quad (8)$$

式中: ΔA_i 是第 i 帧与第 $i-1$ 帧图像中疑似火焰区域的面积之差的绝对值,计算出当前帧之前所有 ΔA 后,用公式(6)和(7)计算其均值 M_A 和方差 V_A 作为当前帧的面积变化参数。

3.2 表面不均衡度

不同于与火焰具有相似颜色特征的非火目标,火焰灰度图像的像素值是持续变化的,即每帧视频图像中火焰表面的亮度是粗糙不均的。因此,笔者可以用公式(6)和(7)计算每帧图像中疑似火焰区域的所有像素值均值 M_l 和方差 V_l ,得到的结果作为火焰识别特征参数。

3.3 基于运动模板的运动估计

火焰的运动特征提供了许多时空特征,在视频火焰检测中具有重要地位。因此可以从火焰的运动特征中提取特征参数用于火焰识别。文中采用运动模板估计疑似火焰区域的运动,运动模板是一种有

效地跟踪算法,尤其适用于火焰运动。采用运动模板可以从每帧图像中提取两个参数:疑似火焰区域运动向量的幅值(M_v)和方向(O_v)。但是这两个参数仍然不足以区别火焰目标与非火目标,因为有可能存在运动特征与火焰类似非火目标。因此,采用公式(6)和(7)分别计算疑似区域运动向量幅值和方向的均值和方差,得到的结果为六个特征参数参数:幅值(M_v),方向(O_v), M_v 的均值(M_M), M_v 的方差(V_M), O_v 的均值(M_O), O_v 的方差(V_O)。

4 基于 SVM 的火焰识别

支持向量机(SVM)是一种有指导的机器学习方法,它从训练样本中选择一组特征子集,使得对整个数据集的划分等价于该对特征子集的划分,这组特征子集就被称为支持向量(SV)。在高维、非线性及小样本模式识别领域,SVM 具有许多独有的优势。线性支持向量机的基本思想是寻找一个合适的超平面将数据集分开,并且使分类面两侧的空白区域(margin)间距最大,如图 4 所示。但是在实际应用中很多数据集并不是线性可分的,也就是说可能并不存在这样的超平面。为了解决这个问题,学者们引入非线性超平面的概念。

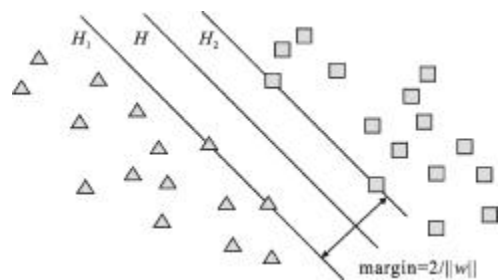


图 4 数据集的最优分类面示意图

Fig.4 Optimum separation plane

上一步已经从火焰的时空特征中提取了一组 10 个参数: $sv_i = [M_A, V_A, M_l, V_l, M_v, O_v, M_M, V_M, M_O, O_v]$,将这 10 个参数作为 SVM 分类器的输入特征向量。为了建立 SVM 分类器,训练数据集(SV)和核函数 $k(sv_i, sv_j)$ 是必不可少的。文中从大量视频中提取训练数据集 $SV = \{sv_1, sv_2, sv_3, \dots, sv_L\}$,这些视频包含在不同场景下的火焰、非火焰和普通运动物体的视频。核函数的选择在建立 SVM 分类器的过程中至关重要,它直接关系到 SVM 分类器的计算能力和泛化能力。

如果核函数选择合适,分类效果就会较好,反之一样。经过试验对比发现径向基核函数(RBF)最适合火焰的特征参数,其表达式为:

$$k(sv_i, sv_j) = \exp\left(-\frac{\|sv_i - sv_j\|^2}{2\delta^2}\right) \quad (9)$$

式中: sv_i, sv_j 是输入特征向量; δ 径向基核函数的宽度。当 δ 的值选取过小时,分类器几乎将每个训练数据的类别“记忆”下来,尽管训练精度较高,但不具有良好的推广能力^[11]。当 δ 的值很大时,分类器的分类能力很差,错误率很高。经试验分析, δ 取值在 4~9 之间时分类效果最好,因此文中 δ 的值取为 6.5。

为了降低系统误报率,文中算法在视频序列连续 5 帧检测出火焰时才发出警报,否则视为噪声影响。

5 实验结果及分析

为验证文中算法性能,将文中算法运行结果与四种现有典型算法对比:基于颜色模型的火焰检测(Algorithm 1)^[7];基于视觉传感器和支持向量机的火

焰检测(Algorithm 2)^[5];多特征融合的快速火焰检测算法(Algorithm 3)^[12];基于随机性检验的自适应火焰检测(Algorithm 4)^[2]。算法实验是在 MATLAB 7.10 环境下,在 CPU 为 Pentium E6500 2.93 GHz,内存为 2GB 的微机上完成的。为完成 SVM 分类器的训练,选取一组包含火焰(如 Movie 1~6)、特征类似火焰的运动物体(如 Movie 7,8)以及普通运动物体(如 Movie 9)的训练视频,分别如图 5(a)~5(i)所示,其中火焰视频为 2 000 帧、非火视频为 1 000 帧。图像大小为 320×240。实验中的参数选择:高斯分布个数 K 取为 3,加权参数 m 取为 2,迭代阈值 m 取为 0.001, RBF 核函数宽度 δ 取为 6.5。

表 1 为火焰视频的检测结果,其中 TP 表示检测到火焰的帧数,PTP 表示检测到火焰的帧数占总帧数的百分比。表 2 为非火视频的检测结果,其中 FP 表示误检为火焰的帧数,FPF 表示误检为火焰的帧数占总帧数的百分比。对于 Movie 1,由于场景单一、环境干扰较小且火焰的视觉特征明显,检测结果相



图 5 实验视频示例

Fig.5 Examples of test movies

对较高。而对于 Movie 2 和 5,由于环境影响较大、火焰面积较小视觉特征不明显等原因,检测结果相对较低。在 Movie 7 和 8 中分别存在运动的红色汽车和车灯,所以误检率相对高于 Movie 9。由实验结

果可以看出,对于火焰视频文中算法的平均检测率为 95.2%,高于其他算法的 92.0%,92.4%,93.2%,93.7%。对于非火视频文中算法的平均误检率为 2.9%,低于其他算法的 6.2%,7.6%,8.1%,7.3%。

表 1 火焰视频的检测结果对比

Tab.1 Comparison of detection results of fire movies

	Number of frames	Algorithm 1		Algorithm 2		Algorithm 3		Algorithm 4		Proposed	
		TP	PTP/%	TP	PTP/%	TP	PTP/%	TP	PTP/%	TP	PTP/%
Movie 1	320	308	96.3	309	96.6	310	96.8	307	96.1	310	96.8
Movie 2	510	451	88.4	456	89.4	460	90.2	472	92.5	480	94.1
Movie 3	205	192	93.7	193	94.1	189	92.1	194	94.5	196	95.9
Movie 4	300	280	93.3	274	91.3	283	94.3	280	93.3	287	95.8
Movie 5	368	329	89.4	333	90.5	345	93.8	340	92.5	347	94.3
Movie 6	180	164	91.1	166	92.2	165	91.7	168	93.3	170	94.4
Average	-	-	92.0	-	92.4	-	93.2	-	93.7	-	95.2

表 2 非火视频的检测结果对比

Tab.2 Comparison of detection results of non-fire movies

	Number of frames	Algorithm 1		Algorithm 2		Algorithm 3		Algorithm 4		Proposed	
		TP	PTP/%	TP	PTP/%	TP	PTP/%	TP	PTP/%	TP	PTP/%
Movie 7	300	37	12.3	44	14.7	35	12.7	32	10.7	19	6.3
Movie 8	280	18	6.4	23	8.2	22	7.8	13	5.6	7	2.5
Movie 9	420	0	0	0	0	15	3.6	24	5.7	0	0
Average	-	-	6.2	-	7.6	-	8.1	-	7.3	-	2.9

6 结 论

文中结合模糊 C 均值(FCM)聚类算法、支持向量机(SVM)等模式识别技术,利用火焰的面积变化、表面不均度等特征参数提出一种四步火焰检测算法:(1)利用一种自适应混合高斯模型检测运动区域;(2)采用 FCM 聚类算法分割疑似火焰区域与非火区域;(3)提取疑似火焰区域的时空特征参数;(4)将这些特征参数输入训练好的 SVM 分类器以识别火焰区域。实验结果表明,文中算法的检测率为 95.2%,误检率为 2.9%,均好于现有的典型火焰检测算法,是一种具有推广前景的有效算法。

参考文献:

[1] Fan Weicheng, Liu Naian. Progress and prospect of

fundamental fire research in China [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2006, 36(1): 1-8. (in Chinese)

范维澄, 刘乃安. 中国火灾科学基础研究进展与展望[J]. 中国科学技术大学学报, 2006, 36(1): 1-8.

[2] Wang Dechang, Cui Xuenan, Eunsoo Park, et al. Adaptive flame detection using randomness testing and robust features [J]. Fire Safety Journal, 2013, 55: 116-125.

[3] Chen T H, Wu P, Chiou Y, et al. An early fire-detection method based on image processing [C]//IEEE Int Conf on Image Processing, 2004, 24(3): 1707- 1710.

[4] Toreyin B U, Dedeoglu Y, Enis Cetin A, et al. Computer vision-based method for real-time fire and flame detection [J]. Pattern Recog Lett, 2006, 27: 49-58.

[5] Ko B C, Cheong K H, Nam J Y, et al. Fire detection based on vision sensor a support vector machines [J]. Fire Safety Journal, 2009, 44: 322-329.

- [6] Borges P V K., Izquierdo E. A probabilistic approach for vision-based fire detection in videos[J]. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol*, 2010, 20: 721-731.
- [7] Celik T, Demirel. Fire detection in video sequences using a generic color model[J]. *Fire Safety Journal*, 2009, 44: 147-158.
- [8] Kaew P, Bowden R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection [C]//2nd European Workshop on Advanced Video -Based Surveillance System, AVBS01, 2002:135-144.
- [9] Cao Junfeng, Shi Jiacheng, Luo Haibo, et al. Image enhancement using clustering and histogram equalization[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(12): 3436-3441. (in Chinese)
曹军峰, 史加成, 罗海波, 等. 采用聚类分割和直方图均衡的图像增强算法[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(12): 3436-3441.
- [10] Tan K S, Isa N A M. Color image segmentation using histogram threshold fuzzy c -means hybrid approach [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 44: 1-15.
- [11] Tung Xuan Truong, Jong-Myon Kim. Fire flame detection in video sequences using multi-stage pattern recognition techniques [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25: 1365-1372.
- [12] Chen Juan, He Yaping, Wang Jian, et al. Multi-feature fusion based fast video flame detection [J]. *Building and Environment*, 2010, 45: 1113-1122.