

DOI: 10.7652/xjtuxb201808011

时空背景模型下结合多种纹理特征的烟雾检测

赵敏¹, 张为¹, 王鑫², 刘艳艳³

(1. 天津大学微电子学院, 300072, 天津; 2. 公安部消防局天津火灾物证鉴定中心, 300381, 天津;
3. 南开大学电子信息与光学工程学院, 300071, 天津)

摘要: 针对复杂场景的烟雾检测准确性低等问题,提出了一种基于多种纹理特征的烟雾检测算法。首先,为了提取出完整的烟雾前景区域,在背景建模时融合了视频像素点的时间和空间信息。然后,在研究和改进局部二值图特征的基础上,提出了 3 种新的具有高辨别力和鲁棒性的纹理特征,分别为梯度局部二值图特征、多量级局部二值图特征以及局部共生二值图特征。通过提取前景区域局部图像块的这 3 种纹理特征,利用支持向量机分类器进行分类。最终,通过对 3 种纹理特征的综合决策检测出准确的烟雾区域。在烟雾图像数据库的测试下,该算法的平均检测出率、误报率及错误率分别为 0.978、0.014 及 0.016,与现有最优算法相比,性能分别提高了 0.6%、0.97%、0.83%。大量视频实验结果表明,该算法对复杂场景适应性强,检测准确率高,对比现有视频烟雾检测算法检测率提高了 2%~4%。

关键词: 烟雾检测;时空背景建模;纹理特征;支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)08-0067-07

A Smoke Detection Algorithm with Multi-Texture Feature Exploration Under a Spatio-Temporal Background Model

ZHAO Min¹, ZHANG Wei¹, WANG Xin², LIU Yanyan³

(1. School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 2. Tianjin Fire Research Institute of MPS, Tianjin 300381, China; 3. College of Electronic Information and Optical Engineering, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: A novel smoke detection algorithm based on the multi-texture features is proposed to solve the problem of low detection rate of smoke in complex scenes. In order to extract the complete smoke foreground area, both temporal and spatial information of the pixels are fused in the background modelling process. Three novel discriminative and robust texture features are proposed by carefully studying and improving the local binary pattern feature, and are further utilized for support vector machine training in the foreground patch area. Finally, the accurate smoke area is detected through a comprehensive decision making on these features. Test results on smoke image data sets show that the average detection rate, false alarm rate and error rate of the proposed algorithm are 0.978, 0.145 and 0.162, respectively, which gain improvements of 0.6%, 0.97% and 0.83%, respectively, compared with the existing optimal algorithm. Extensive experiments on challenging scenes show that the proposed algorithm outperforms other video-based smoke detection methods by 2%-4% in the detection rate.

Keywords: smoke detection; spatio-temporal model; texture feature; support vector machine

收稿日期: 2017-12-04。 作者简介: 赵敏(1993—),男,硕士生;张为(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61474080);公安部技术研究计划竞争性遴选项目(2016JSYJD04-03)。
网络出版时间: 2018-06-08 网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20180608.1814.014.html>

火灾发生的早期往往伴随着烟雾的产生,能够及时地将烟雾检测出来,对于保护人们的生命财产安全具有重要的意义。传统的烟雾检测手段主要依靠传感器,但是由于大量布置传感器比较困难,会受到应用场合限制,因此存在局限性。

视频烟雾检测包括3个方面:运动目标分割、特征提取、分类设计。目前运动分割方法主要包括3种:光流法,帧差法,背景减除法。然而,光流法需要的计算量大,且易受光照影响;帧差法算法复杂度低、实时性好,但提取的前景有空洞;背景减除法将当前图像和背景图像相减即得到运动目标能够获得更好的结果。Wang等提出了一种基于样本一致性的运动目标检测算法^[1],该算法对像素进行样本一致性判断来判定像素是否为背景,但是忽略了相邻像素点会有相似的空间分布。Barnich等认为相邻像素点拥有相近的像素值空间分布,在背景建模时随机选择某一像素点邻域的像素值作为它的背景模型值^[2],但是该方法又没有考虑像素点在时间上的相关性。刘鑫等提出了一个低秩矩阵和结构化稀疏分解的视频背景差分算法^[3],结合视频前景区域的结构化分布特征,利用结构化稀疏范数对前景进行约束,从而实现前景检测,然而该方法涉及较多矩阵运算计算量较大。由于像素点在时间域上具有连续性,同时在邻近空间上也有着相同的分布,因此本文算法在像素级的背景建模中同时考虑像素点的时间和空间信息,从而得到更加精确的背景模型。目前烟雾检测算法可分为利用静态特征和动态特征检测2种。静态特征包括纹理、颜色、亮度等特征,动态特征则包括运动、闪烁、轮廓变化等特征。利用动态特征进行烟雾检测判决算法复杂度大,实时性差,通常需进行背景减除或帧差等操作,并且需要设置一些阈值,阈值选取不当时会对实验结果产生很大影响。

为克服传统烟雾检测的缺陷,很多学者致力于视频烟雾检测方法的研究。Besbes等利用颜色特征的光照不变性进行烟雾检测,在建立RGB背景模型后,将当前帧和背景图像进行光照不变性转换,利用光度增益来分割前景和背景,最后通过2个颜色不变描述子来进行烟雾区域的判断^[4],但该方法仅基于颜色进行烟雾检测,而视频的颜色信息又易受到外界光照、图像传感器本身性能等的影响。Wang等建立了一个图像金字塔,对每层分别计算局部二值图(LBP)和LBPV(local binary pattern variance),并结合烟雾光流方向进行烟雾检测^[5],但是

该方法计算相关LBP时仅考虑8邻域内的像素关系,忽略了更大范围内的像素大小关系以及空间位置信息。Wang等首先检测视频中的动态锥形区域,之后利用颜色和纹理滤波来进行烟雾检测^[6]。李笋等首先对图像进行烟雾增强颜色变换,之后通过MSER分割出烟雾区域,最后根据静态特征和动态特征,获取烟雾区域^[7],但该方法在烟雾判决时会涉及较多阈值选择。

本文提出一种基于纹理特征的烟雾检测算法,首先利用像素点的时空分布信息建立背景模型以检测前景,然后对前景区域分块并提取本文新提出的3种纹理特征,最后利用支持向量机进行分类。本文算法通过具有强分辨力的静态特征来避免采用动态特征引入阈值参数所造成的影响,从而提高了烟雾检测性能。

1 前景检测

为了进行前景运动目标检测,本文提出了一种综合考虑像素点时空信息的背景建模方法,并提出了一种背景更新策略,可以将长时间存在的非烟雾前景更新为背景,同时避免误将烟雾前景更新为背景,从而得到完整的烟雾区域。

1.1 背景建模和前景检测

本文的背景建模算法是像素级别的算法,每个像素点背景模型的时间域和空间域样本个数都为 N 个。对一个像素点 m ,在背景建模时间 t 内,将连续 N 帧中同一位置的像素值提取出作为背景模型,建立时间域背景模型 $T(m)$,有 $\{T_i(m) | i=1, 2, \dots, N\}$,其中 $T_i(m)$ 为模型中的像素值,并在背景建模时间 t 内的最后一帧,在像素点 m 周围的8邻域内随机取样 N 个数,建立空间域背景模型 $S(m)$,有 $\{S_j(m) | j=1, 2, \dots, N\}$,此时背景建模完成,之后用式(1)~(3)来进行前景检测

$$\Gamma_{T_i(m)} = \begin{cases} 1, & |T_i(m) - x_t(m)| \leq Y_r \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\Gamma_{S_i(m)} = \begin{cases} 1, & |S_i(m) - x_t(m)| \leq Y_r \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: Y_r 是一个常数,表示对背景像素的误差容忍度; $x_t(m)$ 表示当前时刻 t 像素点 m 的值。对于时刻 t ,用 $F_t(m)$ 表示一个像素点 m 是否为前景点,为1时表示当前像素为背景点,为0时则为前景点,即

$$F_t(m) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^N (\Gamma_{T_i(m)} + \Gamma_{S_i(m)}) \geq Y_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: Y_n 是一个常数,如果当前点像素值和时域、空域所有样本点相比,距离小于 Y_r 的个数大于等于 Y_n ,则该像素点为背景点。

1.2 背景模型更新

(1)若像素点 m 被判断为背景点,则更新该点的背景模型。对于背景模型的时域部分 $T(m)$,有 $1/\varphi$ 的概率进行更新,更新时用当前像素值 $x_i(m)$ 随机替换 $T(m)$ 中的一个值;并随机选取 m 周围 8 邻域的一个像素点,记为 n ,同样有 $1/\varphi$ 的概率更新 n 点的时域部分 $T(n)$,更新时用当前像素值 $x_i(m)$ 随机替换 $T(n)$ 中的一个值,此时时域部分更新完成。对背景模型的空域部分 $S(m)$,以相同策略进行更新。

(2)若像素点 m 被判断为前景点,则暂时不进行背景模型更新,转到(3)进行判断。

(3)若某一点连续 N_R 帧被检测为前景点,则先判断该点的颜色属性,由于 HSI 颜色空间采用色调(H)、饱和度(S)和光照强度(I)3 个维度对图像进行描述,因此更加符合人类的视觉感知特性。颜色判断时,本文将像素从 R 、 G 、 B 颜色空间转换到 H 、 I 、 S 颜色空间, S 计算如下

$$S = \begin{cases} \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}, & \max(R, G, B) \neq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

若某一点连续 N_R 帧被检测为前景点,且 S 满足

$$S < T_{h1} \quad \text{且} \quad S > T_{h2} \quad (5)$$

式中: T_{h1} 和 T_{h2} 为固定常数。满足式(5)条件,则不更新背景模型,否则按式(1)更新该点背景模型。采用以上更新策略可以避免将视频中存在时间较长的烟雾部分误更新为背景而引起前景空洞,从而得到精确的前景。

2 纹理特征

纹理是烟雾相比于其他物体最明显的特征。为了更好的描述烟雾的纹理信息,本文提出了 3 种新的具有高辨别力和鲁棒性的纹理特征。

2.1 结合梯度信息的局部二值图(Grad-LBP)

LBP 是一种有效的纹理描述算子^[8],具有光照不变性等特点,广泛应用在人脸识别和目标检测中。传统的 LBP 算子 $L_{BP}(P, R)$ 通过中心像素点 g_c 和周围邻域内的像素值 $g_i (i=0, 1, \dots, P)$ 的关系来计算

$$L_{BP}(P, R) = \sum_{i=0}^P s(g_i - g_c) 2^i; \quad s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: P 是 g_c 周围像素点的个数; R 是周围像素点距 g_c 的半径,采用欧式距离计算半径需要大量的插值运算,为减少计算量,本文的距离采用块距离(即某一像素点距周围的 8 个像素点构成一个正方体,设这 8 个像素点到该像素点的距离都相等)。Ojala 等对基本 LBP 做了一些拓展,提出了均匀模式 LBP (LBP^u)、旋转不变 LBP (LBP^r)、均匀旋转不变 LBP (LBP^{riu2})^[8]。其中均匀模式的 LBP 是指一个首尾相连的二进制序列从 0 到 1 或者从 1 到 0 的跳变不超过 2 次,除均匀模式外的其他模式都归为一类,共有 $P(P+1)+3$ 种模式。这样,大大减少了需要统计的模式种类,却没有丢失多少信息。

梯度方向直方图(HOG)可表征图像局部梯度方向和强度分布特征,对几何和光学形变有很好的不变性。通常计算纹理特征只是单独考虑 LBP 或 HOG,本文提出的 Grad-LBP 将 LBP 和梯度信息结合,获得像素空间分布信息从而明显加强纹理表征能力。如图 1 所示,本文像素按图中示例编号为 0~7,此时该 LBP 值为 $(11111110)_2 = 254$,如果考虑梯度信息,由于此时梯度方向为第 4 象限(图中箭头),根据梯度方向可知道编号 5 的像素值比编号 1 的像素值大,编号 3 的像素值比编号 7 的像素值大,若结合梯度的角度大小还可体现出像素的大小差异程度。

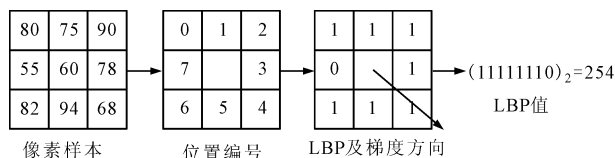


图 1 LBP 计算示意图

本文统计均匀模式的 LBP 共 59 种模式。梯度角度分组采用文献[9]中的方法,共分为 9 个方向。在统计时,计算 59×9 个分组的直方图。每个分组的数值代表相同 LBP 且具有相同梯度方向的像素点个数。用 $H_{m,\theta}$ 代表直方图中 LBP 模式为 $m (m=0, 1, \dots, 58)$ 、梯度方向为 $\theta (\theta=0, 1, \dots, 8)$ 的分组。令 $m_e(x, y)$ 和 $\theta_e(x, y)$ 代表点 $P(x, y)$ 的 LBP 模式和梯度方向,则

$$H_{m,\theta} = \sum_x \sum_y \delta(m_e(x, y) = m, \theta_e(x, y) = \theta)$$

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & x = 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

2.2 多量级局部二值图(Mm-LBP)

传统的 LBP 是基于像素的,提取的是中心像素点与周围像素点的局部大小关系,但是缺少了更大范围的像素空间分布信息,本文采用多度量级的 LBP 来获取像素更细致的空间分布,以求得到更多的纹理信息。

不同于传统的 LBP 只是比较中心像素点与其周围邻域的像素点,本文扩大了比较范围,从而可获得更多的空间纹理信息。在计算多量级 LBP 的时候,先将原始图片映射成为 3 个图片,具体是将每个像素点的值分别用其半径为 R 邻域内的小块中所有像素点的最大值、最小值、均值代替,再分别计算每个图的均匀模式,之后统计 LBP 直方图作为特征向量,映射过程如图 2 所示。若 $P(x, y)$ 代表原图坐标为 (x, y) 的像素值,若 $P_{\max}(x, y)$ 、 $P_{\text{mean}}(x, y)$ 、 $P_{\min}(x, y)$ 分别代表映射的 3 个图对应坐标的像素值,则有

$$P_{\max}(x, y) = \max[P(x-R, y-R), P(x-R+1, y-R), \dots, P(x+R, y+R)] \quad (8)$$

$$P_{\text{mean}}(x, y) = \left(\sum_{i=x-R}^{x+R} \sum_{j=y-R}^{y+R} P(i, j) \right) / (2R+1)^2 \quad (9)$$

$$P_{\min}(x, y) = \min[P(x-R, y-R), P(x-R+1, y-R), \dots, P(x+R, y+R)] \quad (10)$$

经过上述映射后,每个像素点不像原始 LBP 仅代表一个点的像素值,而是体现了邻域像素分布状况,这样就可以得到更大范围深层细致的纹理信息。

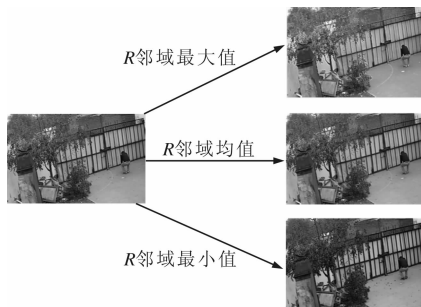


图 2 原始图映射为 3 个图的过程

2.3 局部共生二值图(Co-LBP)

灰度共生矩阵 (GLCM)^[10] 通过对图像上保持某距离的 2 个像素具有的灰度状况进行统计,并用统计而得到的图像灰度方向、间隔、变化等空间相关信息来表征纹理特征。

从 GLCM 的思想出发并结合 LBP,本文提出局部共生二值图 (Co-LBP) 描述图像纹理特征。例如

一个像素点为 $P(x, y)$, 将 $P(x, y)$ 邻域内的 8 个像素点分别与 $P(x+R, y)$ 、 $P(x+R, y+R)$ 、 $P(x, y+R)$ 、 $P(x-R, y+R)$ 这 4 个点邻域内的 8 个像素按对应位置相比,按照原始 LBP 的方式计算,得到 4 种局部共生二值图的特征值(即某一像素点邻域内 8 个像素分别与 0° 、 45° 、 90° 、 135° 这 4 个方向、块距离为 R 的像素点邻域对应位置 8 个像素比较),在计算完 4 个方向的 Co-LBP 特征值之后统计直方图,作为图片的纹理特征向量。

令 $P(x, y)$ 代表坐标为 (x, y) 的一点, $\{P(x, y)_i | i=0, 1, \dots, 7\}$ 代表点 $P(x, y)$ 周围邻域内的块距离为 R 的 8 个点, Co-LBP 特征值计算公式如下

$$P_{\text{Co-LBP}0^\circ}(x, y) = \sum_{i=0}^7 s(P(x+R, y)_i - P(x, y)_i) 2^i \quad (11)$$

$$P_{\text{Co-LBP}45^\circ}(x, y) = \sum_{i=0}^7 s(P(x+R, y-R)_i - P(x, y)_i) 2^i \quad (12)$$

$$P_{\text{Co-LBP}90^\circ}(x, y) = \sum_{i=0}^7 s(P(x, y-R)_i - P(x, y)_i) 2^i \quad (13)$$

$$P_{\text{Co-LBP}135^\circ}(x, y) = \sum_{i=0}^7 s(P(x-R, y-R)_i - P(x, y)_i) 2^i \quad (14)$$

方向为 45° 、块半径为 R 时的图像特征值示意图如图 3 所示。

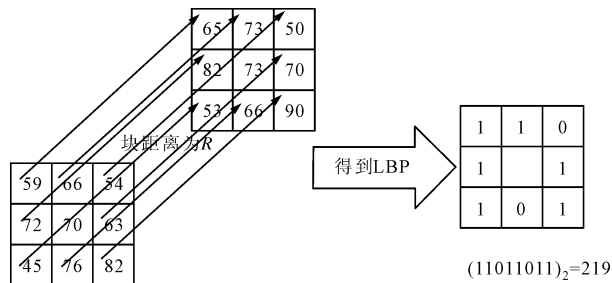


图 3 方向为 45° 、块半径为 R 时的图像特征值示意图

2.4 综合决策

Grad-LBP 在原始 LBP 的基础上,结合了中心像素点周围像素间的大小关系,该特征主要针对 8 邻域单元图像块内部的像素关系。Mm-LBP 通过将每个像素点用其半径 R 邻域内所有像素点的最大值、最小值、均值来代替,从而得到了更大范围内像素点的空间分布信息,该特征主要针对邻域图像块的区域之间的信息。Co-LBP 比较了空间中具有一定位置关系的图像块的对应像素,该特征主要针对具有一定空间关系的图像块区域之间的关系。上

述 3 种纹理特征分别从不同的角度来提取图像的纹理信息,所以将此 3 种特征融合可以得到更全面的纹理信息。

支持向量机(SVM)能根据有限的样本信息在模型的复杂度(即对特定训练样本的学习精度)和学习能力(即无错误地识别任意样本的能力)之间寻找最佳折中,得到最好的泛化能力。因此,本文对提取的 3 种纹理特征分别训练 SVM 分类器。本文采用的 SVM 训练方法在分类时得到的是样本距分类超平面的距离,为了得到更好的性能,将 3 种纹理特征结合起来。在决策阶段,根据 3 种 SVM 分类器的分类距离求出归一化权重,并最终得到综合的分类距离作为分类标准,从而得到更好的效果。分类距离计算如下

$$D_{\text{dis}} = D'D_1 \mid D_1 \mid + D'D_2 \mid D_2 \mid + D'D_3 \mid D_3 \mid$$

(15)

$$D' = \frac{1}{(\mid D_1 \mid + \mid D_2 \mid + \mid D_3 \mid)}$$

(16)

式中: D_1 、 D_2 、 D_3 分别为 Grad-LBP、Mm-LBP 及 Co-LBP 对应的 SVM 分类器测试时的距分类超平面的距离(有正负); D_{dis} 为最终分类距离。

3 实验结果与分析

为验证本文提出的算法性能,分别列出了基于图片的烟雾检测和基于视频的烟雾检测结果。

3.1 基于图片的烟雾检测

本文采用 Yuan 公开的烟雾数据库^[11]进行纹理特征性能测试。数据库被分为 4 个部分:数据集 1 包括 552 张烟雾图片和 831 张非烟雾图片;数据集

2 包括 688 张烟雾图片和 817 张非烟雾图片;数据集 3 包括 2 201 张烟雾图片和 8 511 张非烟雾图片;数据集 4 包括 2 254 张烟雾图片和 8 363 张非烟雾图片。本文使用数据集 1 进行训练,余下 3 个数据集用来测试。所有图片都缩放至 48×48 像素的大小并转化为灰度图,计算纹理特征时参数 R 取值为 1。

数据集 1 中所有图的 Grad-LBP、Mm-LBP、Co-LBP 直方图统计完成后都进行归一化处理,针对每种特征,使用 SVM 进行训练。为了便于性能比较,本文采用文献[11]的方法,选取 3 种性能评价指标,分别是检出率、误报率、错误率。

在基于 Grad-LBP、Mm-LBP、Co-LBP 3 种纹理的分类器训练完成后,本文在数据集 2、数据集 3、数据集 4 这 3 个数据集上进行测试,并与多种方法进行比较,具体数据如表 1 所示。

从实验数据可以看出,本文提出的算法具有非常好的分类性能,尤其是具有很低的错误率。从表 3 可看出,本文的最终方法与 SOHLBP、HOG、LBP、PLBP、PRICoLBP 等方法相比,在 3 个数据集上无论检出率、误警率还是错误率效果都更加理想;虽然 LBP^{riu2}方法在 Set2 数据集上的检出率略高于本文算法,但是本文方法具有更低的误警率和错误率,而 LDP4 方法虽然误警率比较低,但本文方法具有更好效果的检出率和错误率。综合来看,本文方法明显有更好的识别力和更强的鲁棒性。

3.2 基于视频的烟雾检测

本文也在视频上进行了烟雾检测,算法的主要流程如图 4 所示,采用的视频来自于 Bilkent University,网址为:<http://signal.ee.bilkent.edu.tr/>

表 1 采用不同方法对 3 个数据集的实验结果比较

方法	数据集 2			数据集 3			数据集 4		
	检出率/%	误报率/%	错误率/%	检出率/%	误报率/%	错误率/%	检出率/%	误报率/%	错误率/%
本文最终方法	98.6	1.35	1.39	97.4	1.66	1.86	97.4	1.34	1.60
Grad-LBP	97.7	3.67	3.05	97.4	3.41	3.25	97.3	2.87	2.84
Mm-LBP	96.1	2.08	2.92	94.6	3.31	3.75	95.2	2.81	3.24
Co-LBP	98.1	1.47	1.66	95.8	2.64	2.96	95.4	2.54	2.98
SOHLBP ^[11]	97.0	1.35	2.13	95.2	1.82	2.45	94.7	1.46	2.28
LBP ^{u2} [8]	98.5	3.79	2.72	96.9	3.82	3.68	96.5	3.56	3.54
LBP ^{riu2} [8]	98.8	6.98	4.32	96.7	9.98	8.60	97.4	8.90	7.54
HOG ^[9]	89.4	11.5	11.1	86.6	14.9	14.6	86.4	13.8	13.7
PLBP ^[12]	91.0	1.35	4.85	90.5	2.19	3.69	89.6	1.66	3.51
NRLBP ^[13]	81.3	18.7	18.7	84.4	24.1	22.3	84.1	23.3	21.7
LDP4 ^[14]	77.6	0.98	10.8	80.0	1.16	5.03	79.9	0.85	4.94
PRICoLBP ^[15]	98.2	1.84	1.79	96.9	2.84	2.90	96.8	2.45	2.61

VisiFire/Demo/SampleClips. html。视频集包括了室内和室外多种光照和环境条件。

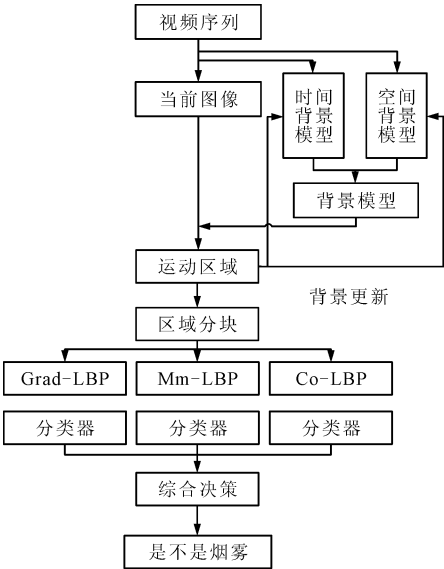


图 4 本文视频烟雾检测算法整体框架

为了便于处理并加快检测速度,将视频的大小缩放为 384×288 像素。前景检测部分参数取值为 $Y_r=15$ 、 $N=10$ 、 $Y_n=3$ 、 $\phi=20$ 、 $T_{h1}=0.28$ 、 $T_{h2}=108$ 。前景检测完成后,用 24×24 像素的滑窗遍历图像,分别计算每个滑窗中前景点的比例,若超过 50%,则利用训练好的分类器判断该滑窗是否含有烟雾;当含有烟雾时则用红色框标注。图 5 显示了本文算法在一些测试视频上的效果图。本文采用不着真正类率(TPR)和真负类率(TNR)来比较算法性能,对应计算公式如下

$$R_{TPR} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}$$
$$R_{TNR} = \frac{N_{TN}}{N_{TN} + N_{FP}}$$

(17)

式中: N_{TP} 代表被正确检测出来的烟雾帧数; N_{FN} 代表有烟雾但没有被检测出来的帧数; N_{FP} 代表没有烟雾但被误检测为有烟雾的帧数; N_{TN} 代表正确检测出来的没有烟的帧数。将本文算法与文献[4,16]

表 2 3 种检测算法对 Bilkent 视频集的烟雾检测性能比较

烟雾视频	本文算法		文献[4]算法		文献[16]算法
	$R_{TNR}/\%$	$R_{TPR}/\%$	$R_{TNR}/\%$	$R_{TPR}/\%$	$R_{TPR}/\%$
sBehindtheFence	96.27	97.20	100	94.72	94.44
sBtFence2	100	98.17	100	99.08	98.71
sMoky	100	99.68	100	86.23	99.78
sWasteBasket	98.36	97.18	92.60	99.89	99.29
sWindow	100	98.10	100	94.30	88.52
平均值	98.93	98.06	98.94	94.84	96.15

(a)sBehindtheFence

(b)sWasteBasket

(c)sWindow

(d)sBtFence2

图 5 本文算法对 4 段测试视频中的烟雾场景检测效果

方法进行烟雾检测性能比较,结果如表 2 所示。
从表 2 数据可知,本文提出的算法在 5 个测试视频上得到了最高的平均 R_{TPR} ,明显优于文献[16]算法,略优于文献[4]算法。不同于文献[4]采用颜色特征进行烟雾检测,本文采用纹理特征进行烟雾检测,由于摄像头采集到的视频其颜色易受外界光照、图像传感器本身性能等的影响,但这些因素并不会过多影响图像的纹理信息,因此本文算法相比于文献[4]更具鲁棒性。本文算法在不同视频上的结果存在差异,原因之一是本文使用的训练集正负样本没有覆盖所有种类的烟雾和非烟雾样本,所以在

http://zkxb.xjtu.edu.cn

之后的工作中会考虑建立更加完整的训练样本集以提高算法精度。

4 结 论

发生火灾时,烟雾一般会比火焰出现更早,因此进行烟雾检测可以更早进行火灾预警。本文提出了3种具有高分辨力和鲁棒性的纹理特征,获得了更加丰富的图像纹理信息以及空间信息。在进行烟雾检测时,首先进行时空背景建模,提取出运动区域,然后对运动区域进行分块并提取3种纹理特征,利用SVM进行分类,在最终决策时综合考虑3种分类结果得到最终烟雾区域。实验结果表明,本文提出的算法不仅具有较高的检出率,而且具有较低的误警率,可以很好地实现烟雾检测。

参考文献:

- [1] WANG Hanzi, SUTER D. Background subtraction based on a robust consensus method [C]//Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 223-226.
- [2] BARNICH O, DROOGENBROECK M V. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724.
- [3] 刘鑫, 张钊强, 姚佳文, 等. 低秩矩阵和结构化稀疏分解的视频背景差分方法 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(6): 23-29.
LIU Xin, ZHANG Zhaoqiang, YAO Jiawen. A background subtraction method based on decomposition of low rank and sparsity matrices [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(6): 23-29.
- [4] BESBES O, BENAZZA-BENYAHIA A. A novel video-based smoke detection method based on color invariants [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1911-1915.
- [5] WANG Y, WU A, ZHANG J, et al. Fire smoke detection based on texture features and optical flow vector of contour [C]//Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 2879-2883.
- [6] WANG S, HE Y, YANG H, et al. Video smoke detection using shape, color and dynamic features [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2017, 33(1): 305-313.

- [7] 李笋, 石永生, 汪渤, 等. 基于颜色增强变换和 MSER 检测的烟雾检测算法 [J]. 北京理工大学学报, 2016, 36(10): 1072-1078.
SUN LI, SHI Y S, Bo W, et al. Video smoke detection based on color transformation and MSER [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2016, 36(10): 1072-1078.
- [8] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [9] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 886-893.
- [10] HARALICK R M. Texture features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [11] YUAN F, SHI J, XIA X, et al. Sub oriented histograms of local binary patterns for smoke detection and texture classification [J]. KSII Transactions on Internet & Information Systems, 2016, 10(4): 1807-1823.
- [12] QIAN X, HUA X S, CHEN P, et al. PLBP: an effective local binary patterns texture descriptor with pyramid representation [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(10/11): 2502-2515.
- [13] REN J, JIANG X, YUAN J. Noise-resistant local binary pattern with an embedded error-correction mechanism [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10): 4049-4060.
- [14] ZHANG B, GAO Y, ZHAO S, et al. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(2): 533-544.
- [15] QI X, XIAO R, GUO J, et al. Pairwise rotation invariant co-occurrence local binary pattern [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(11): 2199-2213.
- [16] BARMPOUTIS P, DIMITROPOULOS K, GRAMMALIDIS N. Smoke detection using spatio-temporal analysis, motion modeling and dynamic texture recognition [C]//Proceedings of the 22nd European Signal Processing Conference. Barcelona, Spain: EURASIP, 2014: 1078-1082.

(编辑 刘杨)