

# 基于 ViBe 与机器学习的早期火灾检测算法

梅建军, 张为

天津大学微电子学院, 天津 300072

**摘要** 针对现有视频图像火灾检测算法前景信息丢失严重、误报率高、泛化能力弱等问题, 提出一种新的火灾检测算法。其主要由前景提取和分类决策两大模块组成。在前景提取模块中改进 ViBe 算法, 实现对运动区域的选择性更新; 同时使用随机森林和支持向量机组成的两级分类器对运动区域颜色进行分类, 以获取精确的前景区域。在分类决策模块中, 提出两种新的早期火焰特征用于描述帧间火焰区域重叠率和火焰区域不同部分运动剧烈程度比率, 再结合 Hu 矩特征训练出决策分类器。实验结果表明, 该算法具有准确率高、误报率低、泛化能力强、响应时间短等优点, 并能很好地应用于实际环境中。

**关键词** 图像处理; ViBe; 机器学习; 火灾检测; 前景提取; 特征提取

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0710001

## Early Fire Detection Algorithm Based on ViBe and Machine Learning

Mei Jianjun, Zhang Wei

School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China

**Abstract** A new fire detection algorithm is proposed for solving the problems of the existing video image fire detection algorithm, such as serious loss of foreground information, high false alarm rate and weak generalization ability. It mainly consist of two parts including foreground extraction and classification decision. In order to extract more accurate foreground region, an improved ViBe algorithm is applied to obtain the selectively updated motion area. Meanwhile the color features in the motion area are classified with a two-stage classifier composed of random forest and support vector machine. In the classification decision module, two novel kinds of early flame features are suggested to describe the ratio of the inter-frame area overlap rate to the intensity of different sections movement in the flame region, and then combined with the Hu moment feature for training the decision classifier. The experimental results show that the algorithm is more adaptable for practical applications with high accuracy, low false alarm rate, strong generalization ability and short response time.

**Key words** image processing; ViBe; machine learning; fire detection; foreground extraction; feature extraction

**OCIS codes** 100.3008; 100.4994; 100.6890

## 1 引 言

火灾是日常生活中的主要灾害之一, 及时准确地发现火灾对保障人民生命财产安全具有重要意义。传统火灾报警系统多由烟雾传感器、红外传感器<sup>[1]</sup>、离子传感器等组成, 由于烟雾、热量等扩散到传感器需要数分钟时间, 故基于传感器的火灾检测系统无法及时准确地检测到火灾的发生。传统火灾检测系统除了反应速度慢, 还存在检测范围小、不适

用于户外环境、系统成本较高等缺点。近年来计算机视觉的迅速发展, 利用图像处理的方法进行火灾检测的优点有: 反应时间快, 无须等到烟雾扩散到摄像头后触发报警; 检测范围大, 整个摄像头的监控区域均可以实现对火灾的检测; 检测成本较低, 视频监控设备已普遍安装在室内外各种场所, 无需额外安装专用摄像头。

基于视频图像检测火灾的研究已有数年, 近年来不断提出新的检测算法。Celik 等<sup>[2]</sup>提出一种对

收稿日期: 2017-12-19; 收到修改稿日期: 2018-02-28

基金项目: 公安部技术研究计划竞争性遴选项目(2016JSYJD04-O3)、火灾调查视频图像分析关键技术研究(2017JSYJC35)

作者简介: 梅建军(1993—), 男, 硕士研究生, 主要从事机器视觉方面的研究。E-mail: tju\_mei@163.com

导师简介: 张为(1975—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事机器学习方面的研究。E-mail: tjuzhangwei@tju.edu.cn

火焰像素在 YCbCr 颜色空间进行分类的算法,可以对火和非火焰像素进行训练,构建火焰像素分类器,但最大的缺点是误报率高,无法运用到实际环境中。Qiu 等<sup>[3]</sup>提出一种基于边缘检测的算法用于分割火焰前景,但仅适用于背景简单的情况,在复杂背景下不能正确分割火焰前景。Wang 等<sup>[4]</sup>提出使用游程检验随机测试来区分火灾与非火灾事故,这种自适应算法利用火焰随机波动的特征检测火灾,但精度相对较低。邵婧等<sup>[5]</sup>提出基于动态纹理特征分析的火灾检测算法,算法对大空间火灾检测率较高,但难以区分实际火灾区域与颜色似火的运动区域。段锁林等<sup>[6]</sup>利用改进的粒子群算法优化支持向量机(SVM)参数实现对疑似火焰的判决,但提取的火焰特征不全面不具有代表性,导致算法的泛化能力不足。Zhang 等<sup>[7]</sup>先利用视觉注意机制提取图像中感兴趣的区域,而后使用色彩模型对像素点进行筛选,但前景提取效果较差,导致后续分类结果可靠性不高。Khatami 等<sup>[8]</sup>提出一种增强黄色火焰的颜色空间,并用聚类的方法提取火焰前景区域,该算法对森林火灾检测效果良好,但对白色火焰无法正确提取前景区域。

上述火灾检测算法主要存在的问题有:1) 过多采用经验阈值,导致算法泛化能力差;2) 局限性较强,只适用于简单环境;3) 难以同时达到低误报率和低漏报率要求,以至于无法运用到实际火灾检测中。

针对当前火灾检测算法的不足,提出了一种适用于多种复杂环境的低误报和低漏报的火灾检测算法。

## 2 算法概述

本文算法主要分为前景提取和分类决策两大模块,可同时检测黄色和白色两种常见火焰。前景提取模块对输入图像进行下采样处理以降低算法时间复杂度,使用改进的 ViBe 算法检测图像中的运动区域,并将其映射到原图像上;利用颜色直方图训练出的分类器将检测出的运动区域分成非火焰区、疑似黄色火焰区、疑似白色火焰区;再利用 $[R, G, B]$ 训练出的分类器获取精确的疑似火焰区,至此完成疑似火焰前景提取。

在复杂背景环境下,前景中含有各种干扰,其中较常见的有运动的车灯及其倒影干扰,同时可能存在像火焰一样闪烁的路边指示灯干扰。为了区分干扰,本文算法的分类决策模块可以判断是否存在真实的火焰区域。分类决策模块在提取前景区域特征

后,将提取出的特征向量输入到训练好的 SVM 分类器以确定是否存在真实火焰区域,再根据是否存在连续多帧判决结果皆为火焰类,决定是否发出火灾报警信号。算法程序如图 1 所示。

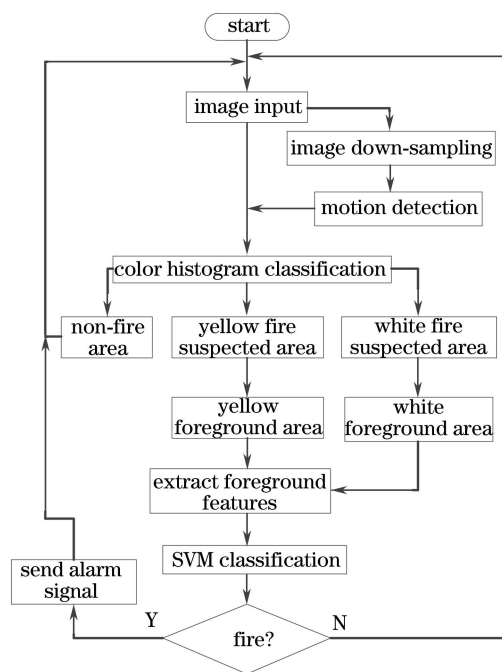


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

## 3 算法的具体设计

所提算法的主要工作集中在三个方面:1) 对 ViBe 算法的改进实现了图像背景信息的选择性更新;2) 为降低算法耗时采用两级分类器提取精确的前景区域,选用了随机森林算法对运动区域进行分类,再使用 SVM 提取出精确的前景区域。两级分类器的训练数据集是自建的,其数据集中的数据有三个来源,分别为实际火灾视频、实验火灾视频以及网上公开的火灾视频;3) 提出了两个新的早期火焰特征,并与 Hu 矩特征相结合形成 9 维特征向量用于训练 SVM 火灾决策分类器。

### 3.1 运动目标检测

无规律运动是火焰最显著的动态特征,但和普通运动物体不同的是短时间内变化的是火焰的形状而不是火焰的位置,故难以使用已有的运动检测算法提取全部火焰区域。由于监控视频内通常无运动区域或运动区域较小,且后续处理均仅建立在运动区域内,故先进行运动检测有利于提高算法实时性。考虑到原始视频帧率较高,相邻帧间运动信息冗余,因此选择每两帧处理一帧的方法。

近年来,学术界提出了大量优秀的运动目标检测算法,主要分为帧间差分法、光流法和背景减除法。帧间差分法的缺点是容易出现 ghost 区域和空洞区域,特别是在检测白火时极易出现空洞区域;光流法的缺点主要在于时间复杂度过大,且对光线敏感;背景减除法的特点是需要先对背景进行建模,其中最著名的算法是混合高斯背景建模(GMM)和 ViBe 建模。GMM 算法的内核是高斯函数,而 ViBe 算法使用邻域像素来创建背景模型,后者建立背景模型的时间复杂度更低,且能更快消除 ghost 区域,故选择 ViBe 算法用于运动检测。

图 2 第一行是待检测图像,第二行是对应的运动掩码图像。图 2(a)、(b)所示为传统 ViBe 算法检测出的运动区域,图 2(a)是背景模型刚建立时的检测结果,图 2(b)是背景更新后的检测结果,将非火运动区域成功地更新为背景,同时因火焰中部和下部长期处于静止状态,也被更新到背景中,显然不利于火焰的后期判决。鉴于此,提出改进的 ViBe 算法,其依然由背景建模、前景提取和背景模型构成。图 2(c)是改进后 ViBe 算法的检测结果图,提取出完整的火焰区域,并将图像中的非火区域快速更新为背景,成功地实现了背景模型的选择性更新。

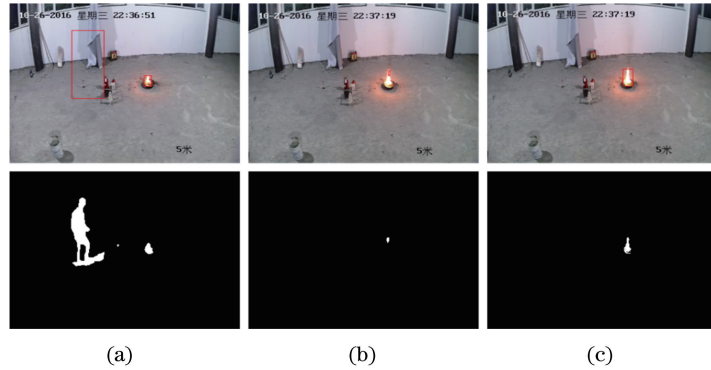


图 2 ViBe 运动检测结果图。(a)背景模型;(b)背景更新后的检测结果;(c)改进后 ViBe 算法的检测结果  
Fig. 2 ViBe motion test results. (a) Background model; (b) test results after background update; (c) test results of improved ViBe algorithm

1) 背景建模选择(1)式的单帧初始化背景模型快速建立。虽然 ViBe 算法相比于 GMM 算法时间复杂度更低,但对于高分辨率图像,下一步的前景提取耗时依然较长。由于仅需获取粗略的运动区域,故在背景建模之前根据图像分辨率不同,按不同采样因子 $(S_x, S_y)$ 下采样到行列均 $<700$ ,其中  $S_x$  和  $S_y$  均取整数,使算法耗时降为原算法的 $(S_x^* S_y)^{-1}$ ,以满足算法的实时性要求。

$$BK_N^1(x, y) = f^1(x^i, y^i), (x^i, y^i) \in N_G(x, y), \quad (1)$$

式中: $N_G(x, y)$ 为 $(x, y)$ 邻域的像素值; $f^1(x, y)$ 为第一帧当前点处的像素值; $BK_N^1(x, y)$ 为第一帧像素点 $(x, y)$ 的样本集,其中  $N$  为样本集的数量,本文  $N$  取值为 10。

2) 前景提取。计算当前像素点  $f^k(x, y)$  与其样本集中每个点的距离:

$$c_{\text{count}} = \begin{cases} c_{\text{count}} + 1, & \text{if } |f^k(x, y) - BK_N^{k-1}(x, y)| < R \\ c_{\text{count}}, & \text{else} \end{cases}, \quad (2)$$

$$\text{mask}(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{if } c_{\text{count}} > x_{\text{min}} \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $BK_N^{k-1}(x, y)$ 为像素点  $f^k(x, y)$  的背景模型样本集中的第  $i$  个样本值; $\text{mask}(x, y)$ 为掩码图像在 $(x, y)$ 处的像素值; $R$ 为像素点和样本点的距离阈值; $x_{\text{min}}$ 为满足阈值  $R$  的最低数值; $R$  和  $x_{\text{min}}$ 分别取值为 20 和 2。

3) 背景模型更新。传统 ViBe 算法的更新策略是对前景中的每个像素点进行统计,当某一像素点连续  $M$  次被检测为前景,则将其更新为背景点。因此,将导致火焰中心及其下端更新到背景中,使火灾前景提取失败。而选择性更新背景模型算法,是在静止区域采用隔帧大概率更新背景;在运动区域需先确定其颜色,根据颜色和分类结果不同,选取不同的更新策略,对于不含火焰颜色且已达到前景计数次数  $Q$ (取 20)的运动区域及含有火焰颜色且连续  $T$ (取 8)帧被划分为非火的区域,均选择使用每帧大概率更新背景,实现该区域背景的快速更新;对于含有火焰颜色且划分为火的区域,选择不更新该区域的背景。传统 ViBe 算法采用每帧 1/16 的概率更

新背景模型,改进的 ViBe 算法使用隔帧 1/8 的概率更新背景模型,以减少背景更新所需的时间。具体更新方法表示为

$$\begin{cases} BK_{N^i}^k(x, y) = f^k(x, y) \\ BK_{N^i}^k(x^i, y^i) = f^k(x, y), (x^i, y^i) \in N_G(x, y) \end{cases} \quad (4)$$

现有火灾检测算法为满足算法的实时性要求,需要对高分辨率图像下采样处理后再做检测,从而导致火焰区域信息丢失严重,漏报增加。而将下采样后的运动区域映射到原图上,获得原图上的运动区域,以防止漏报的增加。

### 3.2 颜色检测

颜色是火焰最显著的静态特征,已广泛应用在视频火灾检测算法中<sup>[7-9]</sup>。利用颜色特征可以筛除树木、行人、汽车等常见非火焰颜色的运动物体,有效防止其进入后续处理,但增加了算法时间复杂度。利用颜色信息可以训练一个两级分类器以获取精确的前景区域。

#### 3.2.1 颜色分类

受光照条件影响,同一物质在不同光照条件下燃烧的火焰颜色不同<sup>[10]</sup>,黄色火焰多出现在室外环境中,而白色火焰多出现在室内环境中<sup>[11]</sup>,鉴于此,将检测的最为常见的火焰颜色设为黄色和白色。考虑到白色火焰时常在地上映射出一个黄色的光圈,且火焰周围也时常泛黄,故需要对黄色和白色火焰使用不同的第二级分类器完成前景提取,即需要将黄色和白色火焰分成不同的类。实验表明,Lab 和 HSV 颜色空间对于白色泛黄火焰的分类较 RGB 颜色空间错误率更高,故选择使用 RGB 颜色空间可将运动区域按照颜色信息分为黄色、白色、其他色。

随机森林是一种组合分类器,将多棵决策树组合起来构成一个强分类器,最后的分类结果由所有决策树投票决定,其自身支持多类别分类,故采用监督学习算法中的随机森林作为第一级分类器对 3 种颜色进行分类。

利用 RGB 通道直方图作为训练分类器的输入特征向量,直方图的区间数量会对结果产生较大影响。区间数量过小可能将很多颜色统计到同一个区间内,易导致黄色火焰和白色火焰分类出错;区间数量越大对颜色区分效果越好,但也增加了计算量,且本文仅需区分 3 种颜色,无需较大的区间数量,故采用 4 个连续像素值作为一个直方图区间。每个通道有 64 个直方图区间,然后将直方图归一化到 $[0, 255]$ 之间,3 个通道共有 192 个直方图区间,即用 192 维特征向量训练随机森林分类器。算法的训练样本共有 692 张图片,其中有 192 张黄色火焰图片、260 张白色火焰图片和 240 张非火图片。非火图片中包括树木、行人、汽车等常见运动物体,但训练场景远不能涵盖生活中的各种复杂环境。为了使算法能够适应更多复杂环境,且初始训练耗时不发生剧变,提出了随机截取监控视频第一帧图像的不同区域以获得不同大小的 50 张图片作为训练数据的负样本,即共有 290 张非火图片。实验表明,该处理方法训练耗时基本不变,且在多种复杂环境下检测效果良好。

#### 3.2.2 获取前景

图像边缘检测效果决定目标识别的准确程度,经过运动检测和颜色分类后,仅获得了白色和黄色运动区的粗略位置和形状。为了获得精确的边缘信息,本算法训练了第二级分类器,输入特征向量由像素点的 $[R, G, B]$ 值组成,由于特征向量维数较小,故选择 SVM 作为第二级分类器,判断输入像素点是否为火焰颜色像素点。通过分别训练两个 SVM 分类器以提取对应的前景区域, SVM 选取的是 RBF 核函数。自此前景提取完毕,其提取的效果如图 3 所示。

图 3(a)~(c)依次是原始图像、Truong<sup>[12]</sup>检测出的前景区域掩码、本文算法检测出的前景区域掩码。文献[12]算法中使用形态学处理方法补全火焰前景区域的内部空洞,同时也导致前景区远大于实

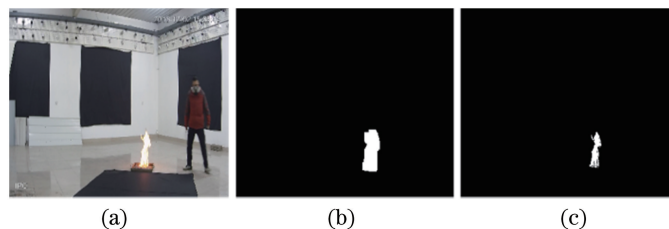


图 3 前景检测结果图。(a)原始图像;(b)文献[12]检测出的前景区域掩码;(c)本文算法检测出的前景区域掩码

Fig. 3 Foreground detection results. (a) Original image; (b) foreground area mask detected by algorithm in Ref. [12]; (c) foreground area mask detected by proposed algorithm

际火焰区,造成边缘信息失真。而本文算法提取出的前景区域和实际火焰区域基本相同,且算法成功地将火焰区域与白色墙壁干扰分开,使火焰丰富的边缘信息得以保存。

### 3.3 前景区域特征提取

在获取前景区域后,需要判断其是否为火焰区域。现有火灾检测算法多采用提取特征向量的方式对前景区域进行判断。已有早期火灾特征包括圆形成度、矩形度、边缘线性度、面积变化剧烈程度、均值方差等。但因火灾火焰形状变化多样,这些特征无法精确地描述火焰的本质特征,导致误报率极高,难以在实际环境中运用。

算法的前景区域是通过运动和颜色信息获得的,帧间信息并未充分利用。而依据帧间信息提出了两个区别于干扰的新特征:帧间前景区域的重叠率  $F_{LR}$  和前景区域上下部分运动剧烈程度比率  $F_{UDR}$ 。考虑到两帧之间时间间隔极短、火焰传播距离小且前后两帧的前景区有较多重叠,而汽车车灯移动较快重叠率较低,故提出重叠率  $F_{LR}$  特征。实验表明,早期火灾前后帧的重叠率多处于 0.4 到 0.95 之间,而车灯及其倒影重叠率通常低于 0.3。在复杂环境下,重叠率要求较易被满足,考虑到火焰上端的运动比下端更加剧烈,据此提出了另一个早期火焰的  $F_{UDR}$  特征。实验表明:火焰上下运动剧烈程度比率通常  $\geq 2$ ,而运动物体比率基本上在 1 附近。两个特征的数学描述表示为

$$F_{LR} = \frac{2 \times (A_U + A_D)}{A_P + A_S}, \quad (5)$$

$$F_{UDR} = \frac{(A_{PU} + A_{SU} - 2 \times A_U) \times (A_{PD} + A_{SD}) + 1}{(A_{PD} + A_{SD} - 2 \times A_D) \times (A_{PU} + A_{SU}) + 1}, \quad (6)$$

式中  $A_U$ 、 $A_D$ 、 $A_P$ 、 $A_S$  分别为运动区域的上半部分的重叠面积、运动区域下半部分的重叠面积、前一帧对应区域的前景面积、当前帧前景区的面积,  $A_{PU}$ 、 $A_{PD}$ 、 $A_{SU}$ 、 $A_{SD}$  分别为前一帧前景区的上半部分面积、前一帧前景区的下半部分面积、当前帧前景区的上半部分面积、当前帧前景区的下半部分面积。

火焰闪动属于非刚体运动,其与刚体运动的区别在于边缘的粗糙程度(形状)处于不断的变化之中。选用  $H_u$  不变矩描述边缘粗糙度,而用  $\Delta H_u$  表示帧间边缘粗糙程度的变化。选用 9 维特征向量 ( $F_{LR}$ ,  $F_{UDR}$ ,  $\Delta H_1$ ,  $\Delta H_2$ ,  $\Delta H_3$ ,  $\Delta H_4$ ,  $\Delta H_5$ ,  $\Delta H_6$ ,  $\Delta H_7$ ) 训练 SVM 决策分类器,测试结果表明,本文

提出的两个特征可有效抑制误报,且与  $\Delta H_u$  结合后可实现对早期火焰的低漏报、低误报检测。

## 4 实验结果与分析

本文算法实现和测试所使用的计算机配置为 Intel Core i5-3470@3.20 GHz, 8 GB 内存,未使用图形处理器加速。算法以标准 C++ 结合 OpenCV 计算机视觉库实现。

### 4.1 实验所用数据集

为测试本文算法的性能,自建了一个测试视频数据集。数据集由 107 段视频组成,其中包括室内、室外、白天、夜晚、颜色干扰、人员干扰、车辆干扰等多种情况。由于现阶段不存在可作为评判标准的公共数据集,故采用的视频数据集部分来自于前人公开的视频片段,另一部分来自于实际火灾视频和模拟实验。受篇幅限制,只选取图 4 和 5 中共 16 段测试视频来分析算法性能,并将其在图中分别命名为  $V_1 \sim V_{12}$  和  $M_1 \sim M_4$ 。图 5 是已发表论文中使用频率较高的视频数据集,其中  $M_1$ 、 $M_2$  分别为火灾视频;  $M_3$ 、 $M_4$  分别为干扰测试视频。图 4 视频集中  $V_1$  至  $V_8$  分别为火灾视频,  $V_9$  至  $V_{12}$  分别为干扰测试视频。视频集中的红色矩形框是本文算法提取的疑似火灾区域。

### 4.2 实验数据分析

将图 5 公共数据集的测试结果分别与文献[6](Alg1)、[8](Alg2)、[12](Alg3)、[13](Alg4)、[14](Alg5)中的火灾检测算法进行比较,结果如图 6 所示。

图 6 中  $M_1$  和  $M_2$  对应于火灾视频检测的真正类率(TPR)结果,  $M_3$  和  $M_4$  对应于干扰视频检测的 TNR 结果。Alg1 和 Alg2 在  $M_3$ 、 $M_4$  视频集上的检测效果与本文算法相同,但在  $M_1$ 、 $M_2$  火灾视频集上的检测率过低; Alg3 和 Alg4 在  $M_1$ 、 $M_2$  火灾视频集上的检测率略高于本文算法,但在干扰视频集  $M_4$  上有过高的误报率,而本文算法在  $M_4$  上无误报存在,故本文算法检测率和误报率的综合性能更好,更适用于实际环境。由于前人论文中的测试视频公开的较少,且其中多是森林大火,故难以与本文所提早期火灾检测算法进行全面的优劣比较。为了更加全面地评价算法的性能,采用将实际早期火灾视频与实验火灾视频相结合的方法测试,图 4 中  $V_1 \sim V_4$  是实际早期火灾视频,  $V_5 \sim V_8$  是实验视频。



图 4 火灾和干扰测试视频

Fig. 4 Test video of fire and interference

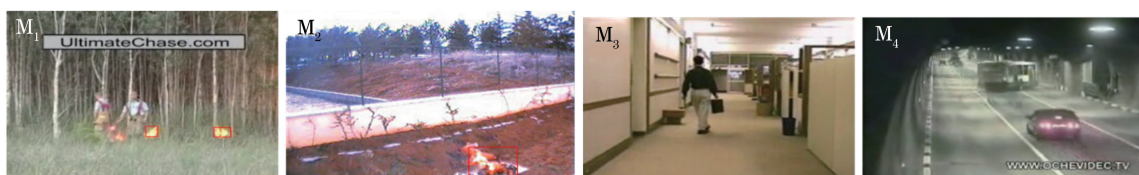


图 5 公共数据集图

Fig. 5 Public datasets

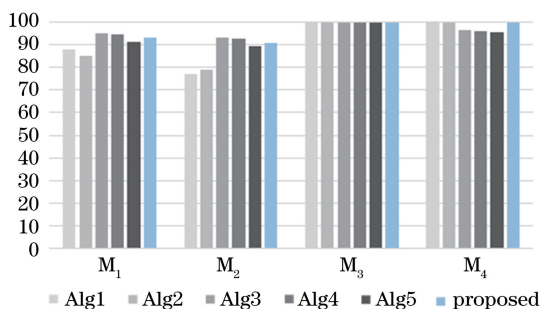


图 6 实验结果比较

Fig. 6 Comparison of experimental results

从表 1 前两行数据中可以看出,算法的漏报率整体较低,实验火灾视频漏报率低于实际火灾视频的漏报率,原因是实际火灾所处的环境更加复杂,且实际火灾会引起周围环境的变化。在 V<sub>1</sub> 和 V<sub>2</sub> 视频中火焰后期冒出的浓烟掩盖了火焰区域,导致火焰检测的漏报;在 V<sub>3</sub> 视频中火焰周围运动的烟雾颜色和火焰颜色较像,导致前景轮廓失真并引起漏报;在 V<sub>4</sub> 视频中的火焰区域刚好被道路旁反光的指示牌遮盖,故而降低了其检测率。

表 1 算法火灾检测率和响应时间测试

Table 1 Fire detection rate and response time tests of algorithm

Item	Real fire video				Experimental fire video			
	V <sub>1</sub>	V <sub>2</sub>	V <sub>3</sub>	V <sub>4</sub>	V <sub>5</sub>	V <sub>6</sub>	V <sub>7</sub>	V <sub>8</sub>
TPR /%	87.5	91.6	90.2	82.5	98.2	95.4	96.3	93.6
FPR /%	0	0	0	0	0	0	0	0
$\Delta t_2$	3.4	8.51	4.18	7.35	0.36	0.425	4.31	1.4
$\Delta t_3$	4.34	9.45	4.29	11.75	0.45	0.51	5.12	1.52
$\Delta t_4$	4.44	9.56	4.4	11.88	0.54	0.595	5.25	2.53
$\Delta t_5$	4.55	9.66	4.51	12	0.63	0.68	5.36	2.63

表 2 是 4 段干扰视频的测试结果, V<sub>9</sub> 周围的环境比较简单,故无误报。V<sub>10</sub> 到 V<sub>12</sub> 是比较常见的复杂环境,虽然存在误报,但误报率较低。表 1 中 8 段火灾视频皆未出现误报,结合图 6 和表 1、2 可知,本

文算法成功地实现了对误报的抑制。

从上述分析可知,误报率和检测率并不能准确、全面地反映算法的性能。因此,描述检测效果更准确的参数应为从火灾发生到首次发出报警的时间间

隔  $\Delta t_N$  ( $N$  取 2, 3, 4, 5)。复杂环境下的误报、漏报难以避免, 可以采用连续  $N$  帧分类结果作为触发报

表 2 算法误报率测试

Table 2 False positive rate test of algorithm

Item	$V_9$	$V_{10}$	$V_{11}$	$V_{12}$
TNR/%	100	98.4	97.2	97.0
FNR/%	0	0	0	0
$N=2$	0	1	3	3
$N=3$	0	0	2	2
$N=4$	0	0	0	0
$N=5$	0	0	0	0

警的条件。表 1 后 4 行表示  $N$  取不同值时,  $\Delta t$  的取值, 显然本文算法和传统火灾检测耗时相比反应速度更快, 其反应时间通常在 20 s 内。算法对  $V_5$  和  $V_6$  视频火灾的反应时间在 1 s 内, 而对其他测试视频则需要数秒的反应时间, 其原因在于实际火灾刚开始时图像上存在一块几乎不动的亮斑, 算法检测到火焰的闪动需要数秒时间, 故每个视频的反应时间各不相同。表 2 后 4 行表示出现连续  $N$  帧分类为火的次数,  $V_{11}$  和  $V_{12}$  均出现 3 次连续 2 帧分类为火, 其中有 2 次是连续 3 帧分类为火。

在复杂背景下, 通常不存在 4 次以上的连续误报, 故  $N$  可取  $\geq 4$ , 也可根据应用背景的复杂程度灵活选择  $N$  的取值。从表 1 中可以看出实际分类为火的帧集中在一段时间内,  $N$  取 4 或 5 的报警时间差只是一帧图像的处理时间, 而误报却分散在不连续时段, 故本算法可以实现低误报且低漏报检测。虽然  $V_4$  火焰的大部分区域被反光的路牌遮住, 但算法依然能够在 12 s 内连续五帧分类为火焰而报警,  $V_5$  在地板上形成火焰区域的倒影, 但倒影上端的运动剧烈程度远低于火焰下端运动剧烈程度, 故成功排除火焰倒影引起的干扰,  $V_4$  和  $V_5$  的测试结果再次表明本算法能更好地应用于多种实际环境中。

本文算法已经在实验室服务器上进行了 1000 h 的连续检测, 未出现误报情况, 稳定性好, 确保了算法的实用性。

## 5 结 论

所提出的火灾检测算法可以同时对外处火焰区域进行检测, 突破了现有算法对火焰所处环境及其待检测火焰区域颜色的限制, 对于检测特殊颜色的火焰, 只需将该颜色数据加入训练样本即可准确提取前景, 后续特征判断无需改变, 故而可以成功地应用于实际环境之中。实验表明, 本文算法可在多种

复杂环境下实现对火焰的低误报和低漏报检测, 对真实早期火灾具有很好的综合检测效果和稳定性, 且满足实时性要求, 在减少火灾损失方面有着重要的实用价值。今后的研究将重点考虑在低误报率的情况下, 实现更高的检测率。

## 参 考 文 献

- [1] Zhao J H, Fang J, Shu X M. An identification method of fire smoke based on neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2003, 23(9): 1086-1089. 赵建华, 方俊, 疏学明. 基于神经网络的火灾烟雾识别方法 [J]. 光学学报, 2003, 23(9): 1086-1089.
- [2] Çelik T, Demirel H. Fire detection in video sequences using a generic color model [J]. Fire Safety Journal, 2009, 44(2): 147-158.
- [3] Qiu T, Yan Y, Lu G. An autoadaptive edge-detection algorithm for flame and fire image processing [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61(5): 1486-1493.
- [4] Wang D C, Cui X N, Park E, et al. Adaptive flame detection using randomness testing and robust features [J]. Fire Safety Journal, 2013, 55: 116-125.
- [5] Shao J, Wang G X, Guo W. Fire detection based on video dynamic texture [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(6): 647-653. 邵婧, 王冠香, 郭蔚. 基于视频动态纹理的火灾检测 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(6): 647-653.
- [6] Duan S L, Ren J P, Mao D, et al. Fire flame recognition algorithm based on particle swarm optimization-based SVM [J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(4): 202-205, 209. 段锁林, 任珏朋, 毛丹, 等. 基于改进的 PSO 优化 SVM 火灾火焰识别算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(4): 202-205, 209.
- [7] Zhang H J, Zhang N, Xiao N F. Fire detection and identification method based on visual attention mechanism [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(24): 5011-5018.
- [8] Khatami A, Mirghasemi S, Khosravi A, et al. A new PSO-based approach to fire flame detection using K-medoids clustering [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 68: 69-80.
- [9] Toulouse T, Rossi L, Celik T, et al. Automatic fire pixel detection using image processing: a comparative analysis of rule-based and machine learning-based methods [J]. Signal, Image and Video Processing, 2016, 10(4): 647-654.
- [10] Duan Z G, Li Y, Wang E D, et al. Road and navigation line detection algorithm from shadow

- image based on the illumination invariant image[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(12): 1215004.
- 段志刚, 李勇, 王恩德, 等. 基于光照不变图像的阴影图像道路及导航线提取算法[J]. 光学学报, 2016, 36(12): 1215004.
- [11] Zhang J H, Li T, Wang S A, *et al.* Early small flame detection algorithm based on vision system with variant field of view [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(10): 29-35.
- 张进华, 李婷, 王孙安, 等. 可变视场下的火灾探测算法[J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(10): 29-35.
- [12] Truong T X, Kim J M. Fire flame detection in video sequences using multi-stage pattern recognition techniques[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(7): 1365-1372.
- [13] Borges P V K, Izquierdo E. A probabilistic approach for vision-based fire detection in videos [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(5): 721-731.
- [14] Wu X Y, Yan Y Y, Du J, *et al.* Fire detection based on fusion of multiple features[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(2): 240-247.
- 吴茜茜, 严云洋, 杜静, 等. 多特征融合的火焰检测算法[J]. 智能系统学报, 2015, 10(2): 240-247.