

基于图像处理的复杂场景火焰识别与火灾判定方法

陈秋艳¹ 贺敏² 张新燕¹ 陈泽锋¹ 潘中清¹ 罗睿¹

(1. 山东科技大学安全与环境工程学院 青岛 266590; 2. 烟台哈尔滨工程大学研究院 烟台 264000)

摘要:为了提高复杂场景及不同火灾场景火焰识别的准确性,提出一种基于图像处理的复杂场景火焰识别与火灾判定方法。结合应用高斯低通滤波、基于 HSI 的分块同态滤波增强与基于 Lab 的 K-means 彩色图像分割算法实现火焰识别,并通过计算评估火焰的面积变化率和质心分散来判定是否发生火灾。结果表明,高斯低通滤波避免了“振铃”现象的产生,且峰值信噪比(PSNR)较巴特沃兹和理想低通滤波方法更高;基于 HSI 的分块同态滤波增强算法抑制了背景光亮度的影响,并与对比度受限的自适应直方图均衡化(CLAHE)和色彩恢复的多尺度视网膜(MSRCR)算法比较,达到了更高的对比度;基于 Lab 的 K-means 分割算法降低了光线及设备对分割结果的影响,与 Otsu 和区域生长方法相比,能够更准确提取不同场景火灾图像的火焰。通过对 30 张不同场景的火灾图像进行火焰识别测试,其平均识别准确率达 96.66%,处理 1 张图像用时 0.96 s。最后,以某餐厅和室内蔓延火灾火焰及蜡烛稳定燃烧火焰为例,判定当火焰面积变化率不低于 0.22 且质心分散不低于 17.02 时发生火灾,应及时触发火灾报警器,降低火灾事故的损失。

关键词:早期火灾;复杂场景;图像处理;火焰识别;火焰判定

中图分类号: X932; TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.604

Flame recognition and fire determination for complex scenes based on image processing

Chen Qiuyan¹ He Min² Zhang Xinyan¹ Chen Zefeng¹ Pan Zhongqing¹ Luo Rui¹

(1. College of Safety and Environmental Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 2. Yantai Research Institute of Harbin Engineering University, Yantai 264000, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of flame recognition in different fire scenes, a flame identification and fire determination in complex scenes based on image processing was proposed. Combined with the application of Gaussian low-pass filtering (GLF), HSI-based block homogeneous filtering enhancement (HSI-BHF) and LAB-based K-means segmentation algorithm (LAB-Kmeans) to achieve flame recognition, it's determined whether a fire has occurred by calculating the area change rate and centroid dispersion of the flame. The results show that the GLF avoids the production of the "bell" phenomenon, and the PSNR are higher than the Butterworth and the ideal low-pass filtering. The HSI-BHF can suppress the influence of background brightness, achieve higher contrast compared with CLAHE and MSRCR. LAB-Kmeans reduces the effects of light and equipment, compared with Otsu and regional growth, it can more accurately extract the flame of in different scene fire images. Through the flame recognition test of 30 fire images in different scenes, the average recognition accuracy is 96.66%, and the average recognition time of one image is 1.94 s. Finally, taking the spreading fire of a restaurant and the steady flame of a candle as an example, after recognizing the video sequence image, it's determined that when the flame area change rate is not less than 0.22 and the centroid dispersion is not less than 17.02, the fire alarm should be triggered in time to reduce the loss of fire accidents.

Keywords: early fires; complex scenes; image processing; flame identification; fire determination

0 引言

火灾不单带给人类巨大的损失,同时也破坏了人类赖以生存的生态环境,甚至威胁人类的生命。火灾类型主要分为厨房火灾、电气火灾、室内火灾、森林火灾和其他类型火灾。据统计,2022年全国消防救援队伍共接报火灾82.5万起,死亡2 053人、受伤2 122人,直接财产损失达71.6亿元,与2021年相比,火灾起数、死亡人数分别上升7.8%和1.2%,受伤人数和财产损失分别下降8.8%和0.9%。因此在火灾发生的初期阶段进行火灾识别对灾害预防管理至关重要,在改进传统消防设备的同时,许多研究者开始研究如何尽快发现火灾,将火灾消灭在萌芽状态。

传统的火灾探测器通常使用感烟、感光、感温传感器检测火焰、烟雾、温度等。1890年英国研制成功第一台热敏火灾探测器,这标志着现代火灾自动探测技术的诞生^[1]。但传统探测器需将传感器放置在火灾附近且当火灾发生到一定程度时,探测器才能感应到火灾并报警;而在环境条件恶劣,光线干扰的情况下,容易出现漏检、虚警等问题,使得实现复杂场景火灾早期预警更加困难^[2-4]。随着数字图像处理技术和计算机技术的不断发展,一种基于视频图像处理的火灾探测技术应运而生。而火灾场景中的复杂性及多样性,导致很难用统一标准进行识别,可适应性强、鲁棒性好的火灾识别算法能够在最短的时间内判断当前场景是否有火灾发生,在火灾发生的最初阶段发出警报,以便迅速控制火势的蔓延。

现有图像处理火灾识别研究大多针对某一类场景火灾进行识别,韦海成等^[5]提出一种基于K-means聚类下样本熵值的复杂背景森林火灾判别算法,实现对复杂背景下森林图像的火灾检测。卞永明等^[6]采用基于RGB和HSI颜色模型的混合颜色特征获得初步的感兴趣区域,引入K-means+颜色聚类算法完成图像分割,实现建筑火灾识别。Khatami等^[7]使用粒子群算法和图像中的样本像素来获得颜色区分转换矩阵的权重,得到的转换矩阵可检测森林火灾图像。Chen等^[8]建立反射和非反射条件下初始火焰分割的YCbCr模型,通过改进的区域增长算法实现火焰的精细分割。由于图像的质量很大程度上决定着火焰目标的识别率,且实际应用中火灾类型多和场景复杂导致视频图像中往往存在噪声,而目前视频图像处理火焰识别方法未考虑图像噪声,会降低识别准确率。

近年来随着人工智能的发展,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的深度学习算法被广泛应用于图像识别^[9-10]、人脸识别^[11]、目标检测^[12]等领域。在基于视频的火焰识别中深度学习同样被广泛应用, Li等^[13]使用YOLO v3检测火灾的平均精度最高,达到83.7%。谢康康等^[14]采用改进的YOLO v7算法提升了模型的检测精度。梁秀满等^[15]提出一种基于改进的MobileNetV3烧结断面火焰图像识别算法,识别准确率达到

97.54%。此类方法实际应用中需要构造一个较大的数据集,设备计算要求高,训练模型时间较长,并占用较大的内存空间,且不能判断火的发展趋势。

本文针对深度学习不能判断火的发展趋势及复杂场景中视频图像处理火焰识别准确率低的问题,提出一种对不同火灾场景更具适应性的复杂场景火焰识别与火灾判定方法。该方法利用高斯低通滤波对彩色图像进行平滑降噪提高图像质量,并将对HSI色彩空间中的I分量进行分块同态滤波增强,最后提出基于Lab色彩空间的K-means分割算法实现复杂场景的火焰识别,并进行形态学精细分割,并测试在30张不同场景火灾图像中的火焰识别准确率和速度。最后以某餐厅蔓延火灾及蜡烛稳定火焰为例,验证该方法可行性的同时,通过计算面积变化率和质心分散判定蔓延火灾,进而发出警报提醒工作人员,以便启动相应的应急预案,降低火灾事故造成的危害和损失。

1 方法

1.1 高斯低通滤波彩色图像降噪

高斯低通滤波器可将图像从空间域转换为频域,滤除频域图像中的高频部分而通过低频部分,因此可去除或削弱图像噪声,达到降低噪声的同时保留边缘^[16]。高斯滤波器由截止频率 D_0 决定其平滑程度, D_0 越大,平滑程度越好,且不会因 D_0 增大而出现“振铃”现象(处理后的图像在灰度剧烈变化处产生了震荡)。高斯低通滤波处理图像的形式如式(1)所示。

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) \quad (1)$$

式中: $F(u, v)$ 表示待处理图像的傅里叶变换; $G(u, v)$ 表示降噪后图像的傅里叶变换; $H(u, v)$ 表示滤波器的传递函数,表达式如式(2)所示。

$$H(u, v) = e^{-\frac{D^2(u, v)}{2D_0^2}} \quad (2)$$

式中: D_0 表示滤波器的截止频率,为非负量; $D(u, v)$ 表示从频率平面的原点到点 (u, v) 的距离。 M 、 N 分别为图像的行和列,即:

$$D(u, v) = \left[\left(u - \frac{M}{2} \right)^2 + \left(v - \frac{N}{2} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

本文设置高斯滤波器截止频率 $D_0 = 50$,滤波半径为5,利用 $H(u, v)$ 的低通特性使 $F(u, v)$ 的高频分量衰减,对 $G(u, v)$ 经傅里叶反变换得到平滑图像 $g(x, y)$ 。基于高斯低通滤波的图像降噪流程如图1所示。



图1 基于高斯低通滤波的图像降噪流程

Fig. 1 Flow diagram of image noise reduction based on Gaussian low-pass filtering

1.2 基于 HSI 的分块同态滤波彩色图像增强

HSI 色彩空间用 H 、 S 、 I 描述颜色特性,其中 H 为色调,表示颜色的频率; S 为饱和度,表示颜色的深浅程度; I 为亮度。相较于 RGB 色彩空间,HSI 色彩空间更符合人眼视觉特性,可在彩色火焰图像中消除光亮度的影响,更好地描述色彩的感知。

同态滤波常用于增强或恢复不均匀照明的图像,根据图像的照度/反射率模型作为频域处理的基础,利用压缩亮度范围和增强对比度来改善火焰图像的质量^[17]。此方法符合人眼对于火焰图像亮度响应的非线性特征,避免了直接对火焰图像进行傅里叶变换处理导致出现失真。对于一副火焰图像 $f(x, y)$ 可以由其照度函数 $f_i(x, y)$ 和反射函数 $f_r(x, y)$ 的乘积表示:

$$f(x, y) = f_i(x, y)f_r(x, y) \quad (4)$$

式中: $f_i(x, y)$ 表示光强分量; $f_r(x, y)$ 表示反射分量。照度分量范围为 $0 < f_i(x, y) < \infty$, 其在范围内变化很小,集中在图像的低频部分;反射分量范围为 $0 < f_r(x, y) < 1$, 其在范围内变化很大,被视为图像的高频部分。

对式(4)进行对数变换使光强分量和反射分量在空间域内变为相加关系:

$$\ln\{f(x, y)\} = \ln\{f_i(x, y)\} + \ln\{f_r(x, y)\} \quad (5)$$

在频率域应用傅里叶变换并简化,得:

$$F(u, v) = F_i(u, v) + F_r(u, v) \quad (6)$$

传递函数为 $H(u, v)$ 的滤波器对上式处理后,得:

$$H(u, v)F(u, v) = H(u, v)F_i(u, v) + H(u, v)F_r(u, v) \quad (7)$$

滤波器采用高通滤波器,传递函数 $H(u, v)$ 表示为:

$$H(u, v) = (f_h - f_L) [1 - e^{-c(D(u, v)/D_0)^{2n}}] + f_L \quad (8)$$

式中: $f_h < 1$, 为高频增益; $f_L > 1$, 为低频增益; c 为锐化系数; n 为滤波器阶数; D_0 为截止频率。滤波后进行傅里叶逆变换得到空间域图像,简化为:

$$h_j(x, y) = h_i(x, y) + h_r(x, y) \quad (9)$$

最后经指数变换得到增强后的图像 $g(x, y)$ 为:

$$g(x, y) = e^{h_j(x, y)} = e^{h_i(x, y)} e^{h_r(x, y)} \quad (10)$$

相较于颜色深浅,人眼视觉对亮度更敏感,因此对转换为 HSI 空间后的亮度分量进行增强处理。设置参数 $f_h = 1.5$, $f_L = 1.0$, $D_0 = 4$, $c = 1$, 将图像分割成 8×8 的子块,再对各个子块进行增强。由于在各个子图像中增强会在子图像边界处产生块效应,因此为了避免块效应对图像质量的影响,采用滤波半径为 3 的均值滤波分别对水平和垂直相邻子图像的边界像素进行处理^[18]。整体算法流程如图 2 所示。

1.3 基于 Lab 的 K-means 分割算法

人眼能感知到的色彩,都能通过 Lab 模型表现出来,弥补了 RGB 空间色彩分布不均的不足且与光线及设备均

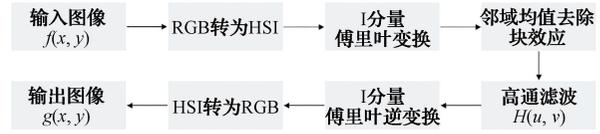


图 2 算法流程

Fig. 2 Algorithm flow chart

无关,通过保留尽量宽阔的色域和丰富的色彩达到较好的彩色图像分割结果。Lab 色彩空间是由一个亮度通道 L 和两个颜色通道 a 、 b 组成的。其中, L 为亮度,表示从纯黑到纯白; a 表示从红色到绿色变化; b 表示从黄色到蓝色变化^[19]。

K-means 聚类算法的主要原理是根据点与点之间的距离衡量其相似性,具有收敛快、易理解等特点,在使用时只需设定类别数 K 以及迭代终止条件。K-means 算法需要先获得 K 个簇中心,可由算法随机设定或人为指定,通过迭代依次更新簇中心的值,直至得到最好的分割结果^[20]。对于样本集 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 算法将这些数据划分为 K 个簇 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, 则每个簇的均值如式(11)所示。

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in C_i} x \quad (11)$$

式中: N_i 为第 i 个簇的数据个数; C_i 为每个簇的中心点。每个簇中的 x 与 μ_i 的误差平方累加得到整个样本集的误差平方和如下:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|_2^2 \quad (12)$$

E 越小簇内样本相似度越高, E 最小时即为最终结果。

基于 Lab 的 K-means 分割算法步骤如下:

- 1) 将彩色图像从 RGB 色彩空间转换到 Lab 色彩空间;
- 2) 确定参数 K 的值为 4;
- 3) 计算 a 、 b 分量每个像素与簇中心 C_i 的距离,并划分为离它距离最近的簇;
- 4) 根据 a 、 b 分量每个簇的像素,更新 C_i ;
- 5) 重复迭代步骤 3)~4), 直至结束。

2 实验结果及分析

由于目前缺乏多场景下的标准火焰图像,本文实验利用互联网收集不同来源的早期火灾图片数据,包含生活中常见的火灾场景图像(厨房火灾、森林火灾、电气火灾、室内火灾、建筑火灾)及稳定火焰图像(蜡烛火焰、煤气灶火焰)。为便于后续处理,将图像尺寸统一调整为 456×456 pixels 大小,分辨率为 600 dpi。为了测试该火焰识别方法的处理效果及适应性,对上述几种图像进行处理,并与其他常用算法进行对比。这些主观或客观的处理结果在一定程度上反映了本文火焰识别方法的优越性。

2.1 高斯低通滤波降噪效果分析

由于在采集图像过程中环境及设备等原因或视频监控图像不清晰而产生噪声,进而影响图像质量,因此本文提出使用高斯低通滤波来降低噪声。为比较各算法的处理效果和适应性,对选取的不同火灾场景图像进行处理,各算法的降噪效果如图3所示,依次为厨房火灾、森林火灾、电气火灾、室内火灾、建筑火灾。采用峰值信噪比(peak signal to noise ratio,PSNR)作为评价指标,结果如

表1所示。PSNR公式如下:

$$PSNR = 10 \cdot \lg\left(\frac{255^2}{MSE}\right) \quad (13)$$

$$MSE = \frac{1}{i \times j} \sum_{x=0}^{i-1} \sum_{y=0}^{j-1} [\omega(x,y) - \omega'(x,y)]^2 \quad (14)$$

式中: i, j 代表图像矩阵的行和列; ω 为原始图像; ω' 为降噪图像; MSE 为图像灰度值均方误差。峰值信噪比越高,算法的处理效果越好。



图3 不同低通滤波算法直观效果

Fig. 3 Intuitive renderings of different low-pass filtering algorithms

表1 不同低通滤波算法 PSNR 值

Table 1 PSNR values for different low-pass filtering algorithms

不同滤波算法	厨房火灾图像	森林火灾图像	电气火灾图像	室内火灾图像	建筑火灾图像
巴特沃兹低通滤波	27.883 9	28.464 4	29.114 3	26.639 8	25.338 7
理想低通滤波	27.649 2	27.643 3	28.713 7	26.503 0	25.028 4
高斯低通滤波	28.572 6	30.082 4	30.057 6	29.096 8	26.165 8

由图3可以看出,巴特沃兹低通滤波和理想低通滤波在一定程度上平滑了噪声,同时也出现了“振铃”现象,即处理后的图像在灰度剧烈变化处产生了震荡;而本文采用的高斯低通滤波算法能够很好地平滑噪声,避免了“振铃”现象产生的同时又保留了火焰边缘。同时由表1可知,高斯低通滤波的PSNR值比其他两种滤波方法更高,即本文降噪方法的效果最好。

2.2 彩色图像分块同态滤波增强效果分析

针对厨房火灾、森林火灾、电气火灾、室内火灾、建筑火

灾图像中存在火焰和火焰照亮区域难以区分的问题,分别采用色彩恢复的多尺度视网膜算法(MSRCR)、对比度受限的自适应直方图均衡化(CLAHE)和基于HSI的分块同态滤波算法对上述图像进行增强处理,增强结果如图4所示。采用对比度C来客观评价图像的处理效果,公式如下:

$$C = \sum_{\delta} \delta(x,y)^2 P_{\delta}(x,y) \quad (15)$$

式中: $\delta(x,y) = |x - y|$ 为图像中相邻像素间的灰度差绝对值; $P_{\delta}(x,y)$ 为相邻像素间灰度差为 $\delta(x,y)$ 的像素分布概率。各算法处理后的对比度如表2所示。



图4 不同增强算法直观效果

Fig. 4 Visualization of different enhancement algorithms

表2 不同增强算法对比度值

Table 2 Contrast values for different enhancement algorithms

不同增强算法	厨房火灾图像	森林火灾图像	电气火灾图像	室内火灾图像	建筑火灾图像
原图	26.339 4	53.181 8	23.003 2	10.515 0	27.317 4
MSRCR	28.203 8	38.336 9	21.860 0	15.303 9	26.225 8
CLAHE	35.534 9	85.466 7	28.967 7	14.791 5	37.546 4
本文算法	37.448 2	86.947 3	35.463 4	15.849 0	42.896 1

由图4可以看出,MSRCR算法增强了火焰区域的同时,背景部分的暗区域和反光物体也增强了,不利于后续背景区域与火焰区域分离;CLAHE算法在灰度变化剧烈处增强图像,背景物体细节部分也相应增强,不利于后续火焰区域的提取;基于HSI的分块同态滤波算法不仅增强了火焰区域,一定程度上抑制了背景反光物体和暗区域的增强,有利于后续提取火焰区域,结合表2可知,本文算法的对比度较其他两种方法提升更高,即本文算法的增强效果更好。

2.3 火焰提取结果分析

本文分别采用最大类间方差法、区域生长算法及

基于Lab的K-means分割算法对不同火灾场景图像进行火焰提取对比分析,如图5所示。由图5可以看出,Otsu算法分割结果干扰因素太多,难以准确提取火焰区域;区域生长法相比Otsu算法分割结果较好,但对于火焰存在分区的情况下,分割结果较差;采用基于Lab色彩空间的K-means分割算法可在完整提取火焰区域的基础上将噪声影响降至较低水平。但本文算法分割结果仍有较小噪声,因此需进行形态学运算进行消除。对于内部有孔洞的分割图像应先进行填充孔操作,再进行开运算操作消除噪声点,结果如图6所示。

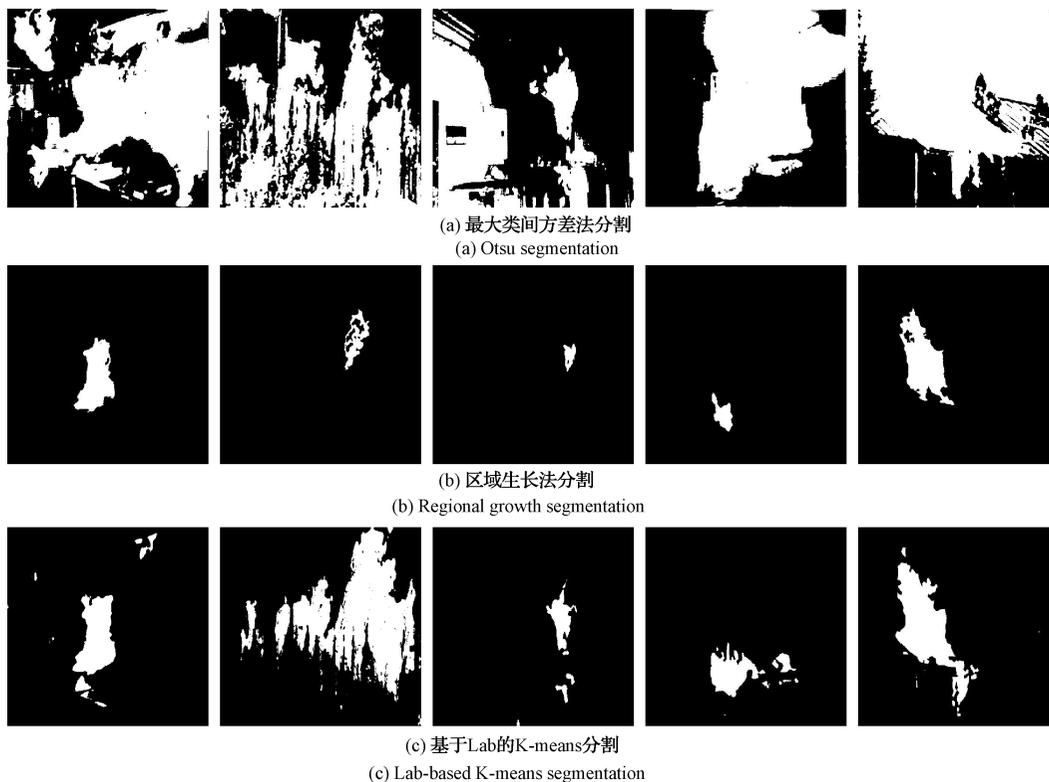


图5 不同分割算法直观效果

Fig. 5 Intuitive renderings of different segmentation algorithms



图6 形态学精细分割结果

Fig. 6 Morphological fine segmentation results

为验证火焰识别算法的适应性,对蜡烛火焰图像和煤气灶火焰图像进行稳定火焰提取,结果如图7所示。并对选取的30张火灾图像进行该火焰识别算法的准确性和速

度测试,其中厨房火灾、森林火灾、电气火灾、室内火灾、建筑火灾图像各为6张,测试结果如表3所示。由表3可知,平均识别准确率达到96.6%,处理1张图像用时



图7 稳定火焰图像火焰提取结果

Fig. 7 Stabilize the flame image flame extraction result

表3 不同场景火灾图像火焰识别结果

Table 3 Flame recognition results of fire images in different scenes

火灾场景	图像张数	识别火焰张数	准确率/%	每张图像用时/s
厨房火灾	6	6	100.0	0.95
森林火灾	6	6	100.0	1.01
电气火灾	6	6	100.0	1.05
室内火灾	6	5	83.3	0.89
建筑火灾	6	6	100.0	0.93

0.96 s, 满足实际工作需求。

3 火灾诊断

为验证该方法在实际应用中的可行性,以某餐厅火灾和室内火灾视频及稳定火焰蜡烛燃烧进行试验,将本文火焰识别方法对餐厅火灾、室内火灾和蜡烛燃烧序列图像进行处理并以面积变化率和质心分散为依据进行火灾诊断。

火焰面积会随着火势增大而增大,图像上表现为高亮

度区域持续增长,和稳定火焰相比,蔓延火灾火焰区域不断扩大,因此面积变化特征可以作为火灾判别的重要判据。设某一帧可疑火焰面积为 S_t , 则火焰面积变化率 A_r 为:

$$A_r = \frac{|S_t - S_{t-1}|}{\min(S_t, S_{t-1})} \quad (16)$$

火势蔓延,火焰的位置会发生一定的变化,火焰的质心位置也随着变化,能够表征图像中火焰的移动情况。根据火灾火焰的这个特点,可以排除一些固定光源和受火焰温度影响的物体的干扰。由于火焰摆动具有随机性、无方向性,通过计算连续帧序列图像的火焰质心位置,得知蔓延火灾火焰连续帧图像的质心位置呈不均匀分散状,而动态稳定光源质心位置分散具有一定的方向性。质心位移计算方法如下:

$$\begin{cases} x_i = \frac{1}{N_S} \sum_{(x,y) \in S} x \\ y_i = \frac{1}{N_S} \sum_{(x,y) \in S} y \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} \nabla x_i = x_i - x_{i-1} \\ \nabla y_i = y_i - y_{i-1} \end{cases}$$

式中: N_S 为连通域中的总像素数; (x_i, y_i) 为质心的坐标; $(\nabla x_i, \nabla y_i)$ 为质心的位移。则质心分散距离 d 为:

$$d = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (18)$$

在餐厅火灾、室内火灾及蜡烛燃烧序列图像中分别取 5 frame, 如图 8~10 所示。将这些图像采用本文提出的高斯低通滤波进行平滑降噪,基于 HSI 的分块同态滤波算法进行局部增强,基于 Lab 的 K-means 分割算法进行火焰区域提取,结果如图 11~13 所示。



图8 餐厅火灾序列图像

Fig. 8 Sequence image of a restaurant fire



图9 室内火灾序列图像

Fig. 9 Sequence image of an indoor fire

由于图像尺寸大小为 456×456 , 则图像面积大小为 456×456 , 计算餐厅火灾、室内火灾及蜡烛燃烧序列图像(图 11~13)火焰区域的 A_r 和 d , 结果如表 4 所示, 图 12

为餐厅火灾和蜡烛燃烧序列图像质心坐标分布图。由表 4 可知, 在火灾初期, 餐厅火灾和室内火灾序列图像火焰面积大小不会发生较大变化, 由于火焰在上下跳动, 会

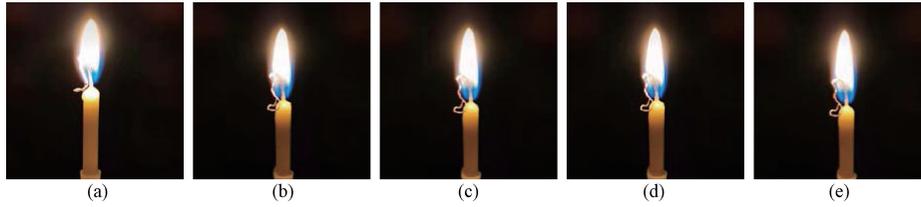


图 10 蜡烛燃烧序列图像

Fig. 10 Sequence image of a candle burning

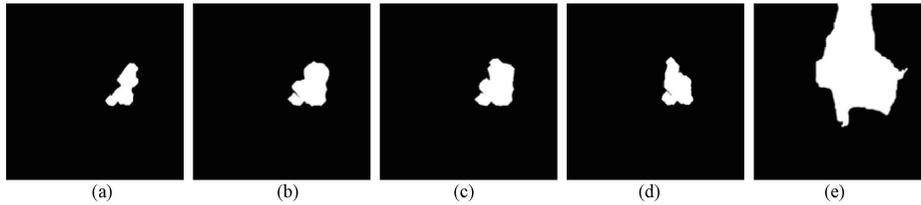


图 11 餐厅火灾序列图像分割结果

Fig. 11 Segmentation result of restaurant fire sequence image

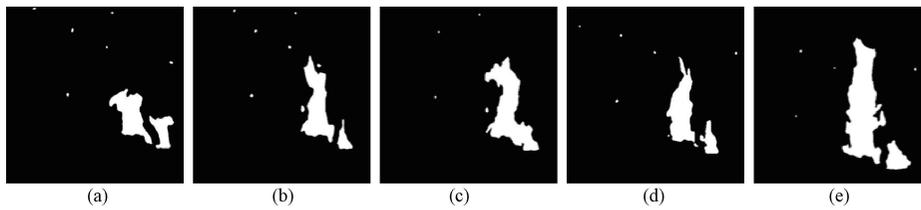


图 12 室内火灾序列图像分割结果

Fig. 12 Segmentation result of an indoor fire sequence image

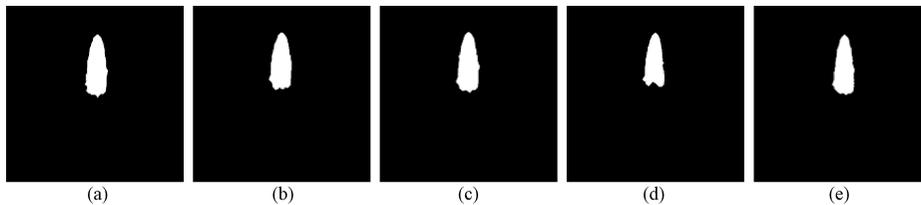


图 13 蜡烛燃烧序列图像分割结果

Fig. 13 Candle burning sequence image segmentation results

表 4 火焰区域面积变化率和质心坐标

Table 4 The rate of change of the area of the flame region and the coordinates of the center of mass

火焰特征	序列图像	图 11(a)~13(a)	图 11(b)~13(b)	图 11(c)~13(c)	图 11(d)~13(d)	图 11(e)~13(e)
面积	餐厅火灾	5 768.750	8 993.000	9 450.625	7 320.625	43 641.625
	室内火灾	11 388.000	12 500.000	15 583.00	12 775.000	24 984.000
	蜡烛燃烧	7 773.750	7 246.125	7 572.625	6 283.000	7 191.875
面积变化率	餐厅火灾	0.00	0.56	0.05	0.29	4.96
	室内火灾	0.00	0.10	0.25	0.22	0.96
	蜡烛燃烧	0.00	0.07	0.05	0.21	0.14
质心坐标	餐厅火灾	(305.5, 215.9)	(304.9, 213.6)	(302.3, 210.6)	(282.6, 211.8)	(264.6, 159.2)
	室内火灾	(342.0, 285.9)	(324.9, 261.9)	(332.1, 262.5)	(308.9, 279.4)	(292.3, 275.5)
	蜡烛燃烧	(233.2, 162.6)	(226.9, 150.8)	(227.8, 153.8)	(226.2, 148.3)	(232.4, 162.0)
质心分散	餐厅火灾	0	2.44	3.91	19.77	55.66
	室内火灾	0	29.40	7.18	28.70	17.02
	蜡烛燃烧	0	13.37	3.16	5.76	15.04

出现火焰图像面积忽高忽低的情况,当火势逐渐变大,火焰面积相应增加,其面积变化率也增大。由图 12 可知,室内火灾图像中存在蜡烛燃烧干扰情况,但稳定火焰面积和质心不会随时间发生较大改变,而火焰区域的质心位置是随机的、无方向性的。因此可根据火焰面积变化率和质心位置分散情况排除干扰。当蜡烛燃烧时,每一帧图像的火焰面积大小均相差较小,受外界环境影响,蜡烛火焰左右摆动,会出现某一帧图像的火焰面积变小的情况,但下一帧火焰面积就会恢复到平均水平,此时的火焰面积变化率会增加但不会高于某个值;而稳定火焰的质心位置分散也较小,且由图 14 可知,其质心位置移动具有一定的方向性。因此,结合表 4 及图 12 的面积变化率和质心分散情况,可以得到,在图像尺寸大小为 456×456 的情况下,火灾面积变化率 $A_r \geq 0.22$ 时可以判定发生了火灾,同时质心分散距离 $d \geq 17.02$ 时也表明火灾发生。

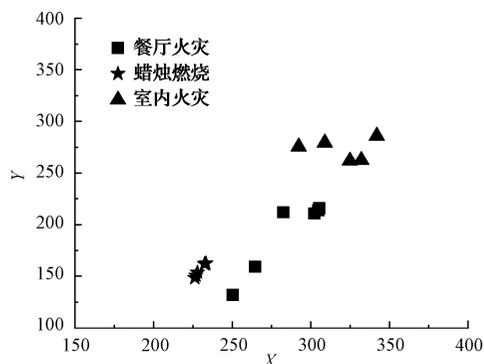


图 14 分割图像质心坐标分布

Fig. 14 Centroid coordinate distribution of segmented images

4 结 论

针对传统火灾识别方法准确率低及深度学习方法计算成本高、设备要求高等问题,本文提出了一种复杂场景火焰识别与火灾判定方法。通过对不同复杂场景的火焰彩色图像进行高斯低通滤波处理,结果表明,与巴特沃兹和理想低通滤波相比,高斯低通滤波能够很好地处理噪声,避免了“振铃”现象且 PSNR 均较高。采用分块同态滤波算法对 HSI 色彩空间的 I 分量进行增强,结果表明,与 MSRCR、CLAHE 相比,该算法增强火焰区域的同时能够避免其他区域过度增强且对比度均有所提升。最后采用基于 Lab 的 K-means 算法提取火焰区域,与 Otsu 和区域生长法相比,该方法能够准确提取火焰区域,且在不同场景的火灾图像中均能得到较好的结果。通过对 30 张不同场景的火灾图像进行火焰识别测试,准确性达到 96.66%,处理 1 张图像用时 0.96 s,验证了本文火焰识别方法在实际应用中的可行性。最后以某餐厅火灾、室内火灾和蜡烛燃烧序列图像为例,进行上述一系列处理,并计算面积变化率和质心分散距离,得出当 A_r 和 d 分别不低

于 0.22、17.02 时可判定发生了火灾。但本文方法在图像亮度较高时的对比度增强不明显及背景颜色与火焰颜色相似时的分割效果不好。

参 考 文 献

- [1] BI F, FU X, CHEN W, et al. Fire detection method based on improved fruit fly optimization-based SVM[J]. Computers, Materials & Continua, 2020, 62(1): 199-216.
- [2] CETIN A E, DIMITROPOULOS K, GOUVERNEUR B, et al. Video fire detection-review [J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(6): 1827-1843.
- [3] 王向军,杜志伟,高超. 基于约束非均匀形变特征的小尺度火焰识别方法研究[J]. 红外技术, 2021, 43(2): 145-152.
WANG X J, DU ZH W, GAO CH. Small scale fire identification based on constrained inhomogeneous deformation feature[J]. Infrared Technology, 2021, 43(2): 145-152.
- [4] YIN Z, WAN B, YUAN F, et al. A deep normalization and convolutional neural network for image smoke detection[J]. IEEE Access, 2017, 5: 18429-18438.
- [5] 韦海成,王生营,许亚杰,等. 样本熵融合聚类算法的森林火灾图像识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1): 171-177.
WEI H CH, WANG SH Y, XU Y J, et al. Forest fire image recognition algorithm of sample entropy fusion and clustering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(1): 171-177.
- [6] 卞永明,高飞,李梦如,等. 结合 Kmeans++ 聚类 and 颜色几何特征的火焰检测方法[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(1): 1-6.
BIAN Y M, GAO F, LI M R, et al. Fire detection method using Kmeans++ clustering and features of mixed color and geometry [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2020, 18(1): 1-6.
- [7] 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.
- [8] CHEN X, AN Q, YU K, et al. A novel fire identification algorithm based on improved color segmentation and enhanced feature data [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-15.
- [9] CHEN Z M, WEI X S, WANG P, et al. Multi-label image recognition with graph convolutional networks[C].

- Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 5177-5186.
- [10] YU Z, LI T, LUO G, et al. Convolutional networks with cross-layer neurons for image recognition[J]. Information Sciences, 2018, 433: 241-254.
- [11] ALMABDY S, ELRFAEI L. Deep convolutional neural network-based approaches for face recognition[J]. Applied Sciences, 2019, 9(20): 4397.
- [12] YUN J, JIANG D, LIU Y, et al. Real-time target detection method based on lightweight convolutional neural network[J]. Frontiers in Bioengineering and Biotechnology, 2022, 10: 861286.
- [13] LI P, ZHAO W. Image fire detection algorithms based on convolutional neural networks [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2020, 19: 100625.
- [14] 谢康康, 朱文忠, 谢林森, 等. 基于改进 YOLOv7 的火焰烟雾检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(7):41-49.
XIE K K, ZHU W ZH, XIE L S, et al. Improved YOLOv7-based flame smoke detection algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(7):41-49.
- [15] 梁秀满, 安金铭, 曹晓华, 等. 基于改进 MobileNetV3 烧结断面火焰图像识别[J]. 电子测量技术, 2023, 46(14): 182-187.
LIANG X M, AN J M, CAO X H, et al. Flame image recognition of sintering section based on improved MobileNetV3[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(14): 182-187.
- [16] MAKANDAR A, HALALLI B. Image enhancement techniques using high-pass and low-pass filters[J]. International Journal of Computer Applications, 2015, 109(14): 12-15.
- [17] MUSTAFA W A, KHAIRUNIZAM W, YAZID H, et al. Image correction based on homomorphic filtering approaches: A study[C]. 2018 International Conference on Computational Approach in Smart Systems Design and Applications (ICASSDA), IEEE, 2018: 1-5.
- [18] 张亚飞, 谢明鸿. 基于 HSI 和局部同态滤波的彩色图像增强算法 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(12): 303-307.
ZHANG Y F, XIE M H. Colour image enhancement algorithm based on HIS and local homomorphic filtering[J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(12): 303-307.
- [19] 曹英丽, 林明童, 郭忠辉, 等. 基于 Lab 颜色空间的非监督 GMM 水稻无人机图像分割[J]. 农业机械学报, 2021, 52(1): 162-169.
CAO Y L, LIN M T, GUO ZH H, et al. Unsupervised GMM for rice segmentation with UAV images based on Lab color space[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 162-169.
- [20] HASSAN M R, EMA R R, ISLAM T. Color image segmentation using automated K-means clustering with RGB and HSV color spaces[J]. Global Journal of Computer Science and Technology, 2017, 17(2): 25-33.

作者简介

陈秋艳, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 3317355387@qq.com

贺敏, 讲师, 主要研究方向为红外热成像无损定量检测、热图像处理。

E-mail: hemin2009mail@163.com

张新燕(通信作者), 副教授, 主要研究方向为安全监测与检测、粉尘爆炸与防治。

E-mail: xyzhang_safety@sdust.edu.cn