

改进 YCbCr 和区域生长的多特征融合的 火焰精准识别算法

张丹丹^{1**}, 章光¹, 陈西江^{1*}, 班亚², 赵潇洒¹, 徐乐先¹

¹武汉理工大学安全科学与应急管理学院, 湖北 武汉 430079;

²重庆市计量质量检测研究院, 重庆 401120

摘要 提出一种融合 RGB、YCbCr 和区域生长的火焰前景提取算法。首先, 在 YCbCr 算法的基础上, 从反光和非反光区域考虑 R 通道和 Y 通道之间的关系, 避免反光和非反光区域中过多噪声对初始分割的干扰; 然后, 计算连通区域质心权重, 自动确定种子点, 对完成颜色分割的图像进行区域生长, 达到精细分割的目的; 最后, 全面分析火焰的静态和动态特征, 给出面积和周长变异系数及质心运动距离变化比等, 进而将火焰与路灯、蜡烛等干扰源区分开。实验结果表明: 所提方法克服了单个算法对火焰场景分析中出现的识别精度不高的缺点, 同时能识别出反光和非反光区域并快速排除干扰物, 减少误判。

关键词 图像处理; YCbCr 颜色空间; 区域生长; 前景提取; 特征分析

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.061022

Flame Identification Algorithm Based on Improved Multi-Feature Fusion of YCbCr and Region Growth

Zhang Dandan^{1**}, Zhang Guang¹, Chen Xijiang^{1*}, Ban Ya², Zhao Xiaosa¹, Xu Lexian¹

¹School of Resource & Environment Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430079, China;

²Chongqing Institute of Metrology and Quality Inspection, Chongqing, 401120, China

Abstract In this study, a novel image-processing algorithm to identify flame regions in the foreground based on the combination of the RGB, YcbCr, and seeded region growth (SRG) algorithms is proposed. First, the conventional YCbCr algorithm is improved by incorporating the relationship between the red (R channel) and luminance (Y channel) components. Accordingly, the interfering noise corresponding to the reflective and non-reflective images can be removed. Moreover, in the case of noise-corrupted images, the interference associated with initial image segmentation can be eliminated. By estimating the centroid weight of the connected region, the seed can be automatically determined, resulting in region growth for the color-segmented images, which can facilitate fine segmentation. By analyzing the static and dynamic characteristics of a flame, the variation coefficients of the area and perimeter and the ratio of the centroid movement distance can be calculated. On this basis, a flame region can be distinguished from non-flame regions such as road lamps and candles. The experiment results indicate that the proposed method can not only be used to mitigate deficiencies of the individual algorithms that provide low accuracy, but can also be applied to simultaneously recognize the reflective and non-reflective regions to reduce interference and prevent inaccurate recognition.

Key words image processing; YCbCr color space; region growth; foreground extraction; feature analysis

OCIS codes 100.2000; 140.3008; 110.4155; 040.7290

收稿日期: 2019-09-20; 修回日期: 2019-10-27; 录用日期: 2019-11-19

基金项目: 长江科学院开放研究基金资助项目 (CKWV2019758/KY)、重庆市质量技术监督局科研计划项目 (CQZJKY2018004)、重庆市技术创新与应用发展专项面上项目 (cstc2019jscx-msxmX0051)

* E-mail: cxj_0421@163.com; ** E-mail: 867227042@qq.com

1 引言

我国是一个人口大国,一旦发生火灾,必定会造成严重的人员伤亡和财产损失,如何有效地检测和避免火灾一直是人们研究的重点内容。早期的基于感温、感光、感烟和可燃性气体的探测器,存在反应滞后、适用范围有限的特点,且受到粉尘、气流等环境因素的影响,容易出现误报、漏报现象。随着监控摄像头的普及和数字图像处理^[1]技术的发展,基于图像型的火焰检测技术日趋成熟,可实现在火灾发生初期对火焰进行识别报警,使损失最小化。

目前,国内外学者提出了许多基于图像检测的火焰识别方法。传统的图像型火焰检测算法主要分为基于颜色分割和基于运动分割的算法。基于颜色分割的算法主要有:Kim 等^[2]在火焰前景提取过程中,结合视频监控系系统^[3],在 RGB 颜色空间中使用阈值筛除所有不满足颜色要求的对象,这种方法虽然直观简单,但是人眼对于红绿蓝三色的敏感程度是不一样的,因此 RGB 颜色空间的均匀性非常差,误检率很高;Pu 等^[4]提出利用 HSI 作为基本颜色空间,从人的视觉系统出发,利用色调、饱和度和亮度进行火焰前景的提取,这种方法比利用 RGB 色彩空间的方法更符合人类的视觉特性,识别精度进一步提高,但存在很多颜色和亮度比较相似的干扰物时,如阳光、车灯等,容易出现误判;Chen 等^[5-6]综合 RGB 和 HSI 两种颜色空间的特点,采用阈值对颜色空间的分量取值来分割火焰区域,此方法同时考虑了颜色和亮度,消除了大部分干扰,但是没有把这两种颜色通道的亮度、颜色结合起来,效率较低且识别率不高;罗媛媛^[7]进一步分析了火焰特征,将 RGB 颜色空间转换成 YCbCr 颜色空间,结合 Lab 和 K-means 聚类算法对火焰图像进行分割,提取火焰区域,该方法把两种通道结合起来,同时结合多种算法,识别精度高,但没有考虑到火焰的动态特征。因此,许多学者开始研究火焰动态特征的分割,将火焰颜色和运动状态结合起来。此类研究主要有:Seo 等^[8]提出一种结合背景减法和颜色分割的方法,该方法简单,但不能在火灾发生时快速灵敏地作出判断,不能达到火焰检测实时性及准确性的要求;Truong 等^[9]在运动区域对自适应混合模型进行检测,再利用模糊 C 均值^[10]结合支持向量机进行火焰

识别,但其相关的应用场景测试过程比较复杂。Xu 等^[11]将 HSI 和分水岭算法相结合进行初始分割,再利用色差和相对欧氏距离自动选择图像中的某些区域作为区域生长算法的种子区域,获得较好的分割效果,但是对于反光场景的火焰图像识别误差较大。

针对传统火焰检测算法中误检率较高、抗干扰能力差等缺点,本文利用 RGB 颜色模型和改进的 YCbCr 颜色空间相融合进行初始分割,然后再与区域生长算法相结合进行火焰前景提取,最后从定性和定量角度综合分析火焰的特征,进行精准识别。

2 火焰前景区域分割

本文算法的流程如图 1 所示。在燃烧过程中,目标物亮度和周围亮度不同,导致火焰前景区域分割过程受到较多因素的干扰,这种现象就是常说的反光效应,通常情况下反光区域饱和度值很低而亮度值很高。因此,在火焰前景区域分割过程中要对目标区域中反光和非反光区域进行判断,将火焰前景区域的 RGB 图像转化为 YCbCr 图像(RGB 和 YCbCr 将在 2.1 节中做出解释,且在判断反光和非反光过程中,使 RGB 颜色空间中红色分量取值偏大,数值保持在 195~205 范围内,避免非反光中噪声的干扰,错被识别为反光区域),提取其中亮度分量图并进行处理,将理想火焰前景区域图像面积(手动提取)和实际提取的亮度分量图面积(矩形方块内的面积)进行对比,结果如图 2 所示。从图 2(b)可以看出,其火焰识别较准确,而图 2(d)中虽然可以识别出目标区域,但周围亮度较高的干扰区域也被当作目标区域被识别出来,出现过分割现象。通过分析计算火焰亮度分量图中像素值的数量,得出面积差异率,其计算公式为

$$M = \frac{Q}{P}, \quad (1)$$

式中: P 为理想火焰前景区域图像面积; Q 为实际提取的亮度分量图面积; M 为理想和实际面积差异率。由表 1 可知,图 2(b)的理想和实际面积差异率为 0.882,而图 2(d)的面积差异率为 1.741。通过分析多次实验的结果,将 $M \geq 1.28$ 的图像定义为反光区域, $M < 1.28$ 的图像定义为非反光区域,可知图 2(a)为非反光区域,图 2(c)为反光区域。

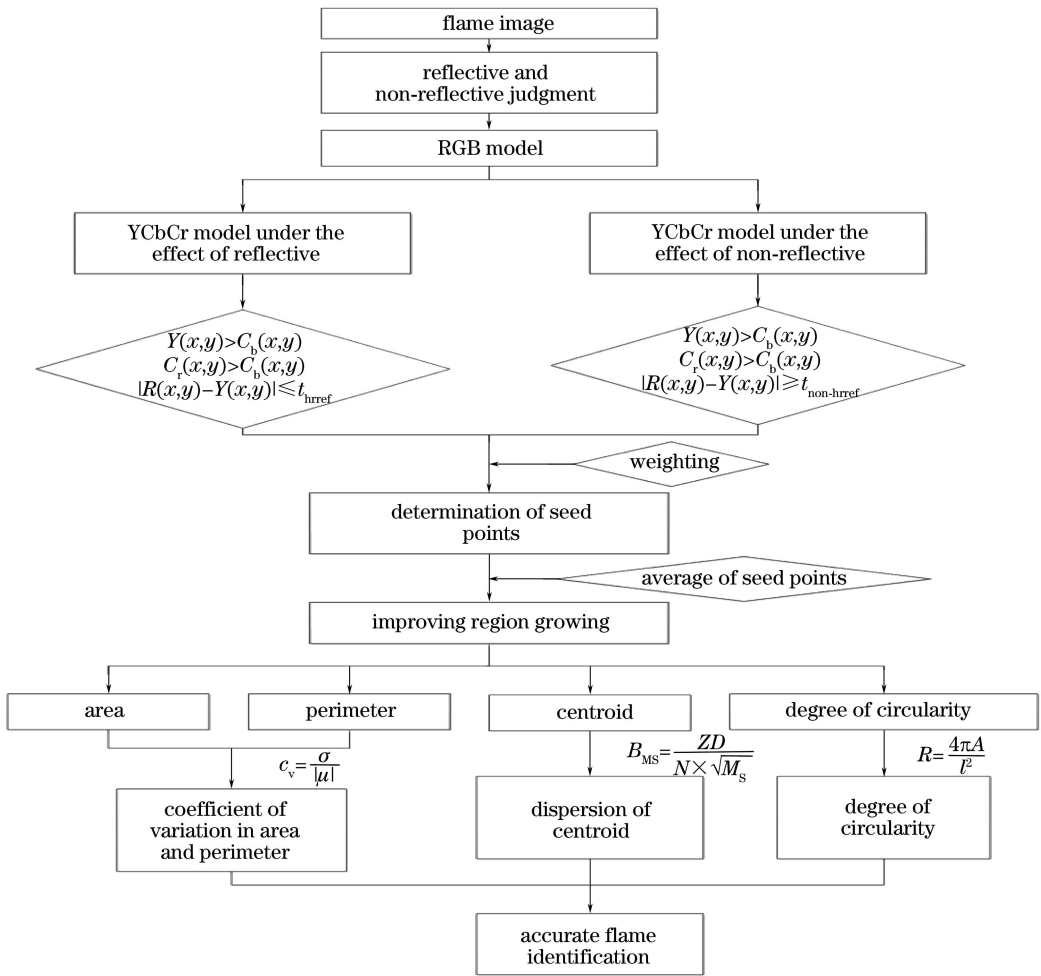


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

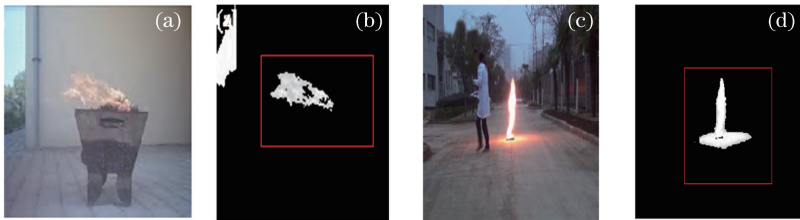


图 2 不同亮度的火焰图像。(a)(c)原图;(b)(d)实际火焰分量亮度图

Fig. 2 Flame images with different brightness. (a)(c) Original images; (b) (d) brightness images of actual flame

表 1 不同亮度的火焰面积对比

Table 1 Comparison of flame area with different brightness

Image sequence	Ideal area P	Actual area Q	M
Fig. 2(b)	4108	3626	0.882
Fig. 2(d)	3578	6231	1.741

2.1 融合 RGB 和 YCbCr 的图像初始分割

RGB 颜色模型是最常用的颜色模型之一,自然界中的任何颜色都可以用红色分量(R)、绿色分量(G)、蓝色分量(B)3 个分量以不同的比例混合而

成。本文基于 RGB 像素直方图对 RGB 颜色空间疑似区域进行一次分割,其分割依据^[12]为

$$\begin{cases} \text{rule 1: } R(x, y) > G(x, y) > B(x, y), \\ \text{rule 2: } R(x, y) > R_t \end{cases}, \quad (2)$$

式中: R_t 为红色分量阈值,一般情况下其取值范围为 170~195。

基于 RGB 颜色空间进行的分割只包含对红、绿、蓝 3 条颜色通道的判断,与直观上的颜色概念,如亮度、饱和度无直接关系,且受光照影响较大,火焰前景区域提取不完整,严重影响后续对火焰的识别。

YCbCr 不是一种标准的色彩空间,而是对 YUV 进行缩放和偏移的改进版本,是计算机系统中应用最为广泛成员之一。YCbCr 颜色模型既描述了亮度信息,又描述了颜色的色调饱和度,其中 Y 为 YCbCr 颜色模型的亮度分量, C_b 为 YCbCr 颜色模型的蓝色色度分量, C_r 为 YCbCr 颜色模型的红色色度分量。YCbCr 与 RGB 可通过相关矩阵进行转换,具有线性关系,相对 RGB 颜色模型对光照强度敏感而言, YCbCr 模型在色彩信息中单独将亮度信息分离,有效克服亮度的干扰。RGB 颜色模型和 YCbCr 颜色模型的转换公式可表示为

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2568 & 0.5041 & 0.0979 \\ -0.1482 & -0.2910 & 0.4392 \\ 0.4392 & -0.3678 & -0.0714 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (3)$$

陈天炎等^[13]提出基于 YCbCr 颜色空间的火焰前景区域分割方法,并建立了 YCbCr 颜色空间模型。其分割依据为

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{rule 3 : } Y(x, y) > C_b(x, y) \\ \text{rule 4 : } C_r(x, y) > C_b(x, y) \\ \text{rule 5 : } Y(x, y) > Y_{\text{mean}} \\ \text{rule 6 : } C_b(x, y) < C_{b\text{-mean}} \\ \text{rule 7 : } C_r(x, y) > C_{r\text{-mean}} \\ \text{rule 8 : } |C_b(x, y) - C_r(x, y)| \geq \tau \end{array} \right. \quad (4)$$

首先利用(1)式对图 3 所示的两张图片进行反

光和非反光判断,再利用(2)式和(4)式对图 3 带有反光和非反光区域的火焰进行前景区域分割(素材来源于韩国启明大学实验室^[14]和 Bilent 大学的火灾视频库^[15]及本课题组录制的相关图片),其分割结果如图 4 所示。

由图 4 可知,利用 YCbCr 颜色空间模型提取火焰前景区域时受噪声的影响较大。图 4(a)所示的非反光火焰前景区域的识别效果较好,已经消除了大部分干扰,但是受周围非火焰区域红色目标物影响较大,错误地将红色板凳分割为火焰前景区域,如图 4(a)的矩形框所示,造成该现象的可能原因是没有考虑到火焰的特征。图 4(b)中火焰边缘轮廓提取效果不好,且反光火焰前景区域的识别受亮度干扰更大,将周围许多高亮度区域错误地识别为火焰前景区域,造成该现象的原因是没有考虑亮度和火焰颜色之间的关系。因此,需要对反光和非反光区域进行精细分割判断。从(1)~(4)式可以看出,RGB 颜色模型中火焰像素值的约束条件 $R(x, y) > G(x, y) > B(x, y)$ 和 $R(x, y) > 185$ 转换到 YCbCr 颜色模型后变为

$$\left\{ \begin{array}{l} Y(x, y) > C_b(x, y) \\ C_r(x, y) > C_b(x, y) \end{array} \right. \quad (5)$$

(5)式虽然从颜色检测角度考虑了亮度的敏感性,但没有顾及颜色和亮度之间的关联度。为了使 RGB 和 YCbCr 这两种颜色模型对亮度和颜色的检测更加准确,则需要提取 RGB 颜色模型中的 R 通道和 YCbCr 颜色模型中的 Y 通道,并将这两个通



图 3 火焰原图。(a)非反光火焰;(b)反光火焰

Fig. 3 Original flame diagrams. (a) Non-reflective flame; (b) reflective flame

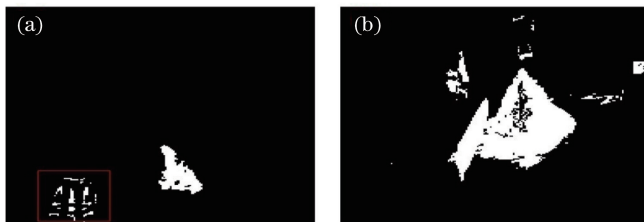


图 4 YCbCr 颜色空间模型中火焰前景区域分割结果。(a)非反光火焰;(b)反光火焰

Fig. 4 Segmentation results of flame foreground region in the YCbCr color space model.

(a) Non-reflective flame; (b) reflective flame

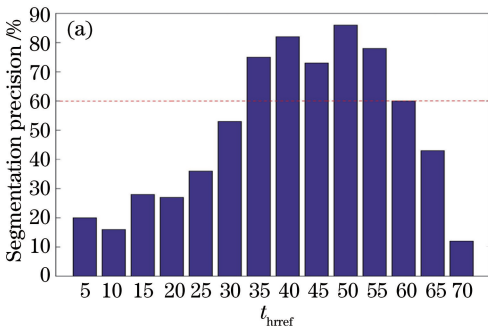
道的分量相减。从反光和非反光两个角度考虑两者之间的关联度。

反光条件:火焰红色分量(R)和亮度分量(Y)比较接近, R 和 Y 的占比均较大,则可得到反光条件下融合 RGB 和 YCbCr 的火焰前景区域分割模型,即

$$\begin{cases} Y(x, y) > C_b(x, y) \\ C_r(x, y) > C_b(x, y) \\ |R(x, y) - Y(x, y)| \leq t_{\text{href}} \end{cases}, \quad (6)$$

式中: t_{href} 为反光条件下的阈值,不同的 t_{href} 对应不同的分割精度。

非反光条件: R 和 Y 总是倾向于一方占比较



大,则可得到非反光条件下融合 RGB 和 YCbCr 的火焰前景区域分割模型,即

$$\begin{cases} Y(x, y) > C_b(x, y) \\ C_r(x, y) > C_b(x, y) \\ |R(x, y) - Y(x, y)| \geq t_{\text{non-hhref}} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: $t_{\text{non-hhref}}$ 为非反光条件下的阈值。

利用(6)式和(7)式便可实现反光和非反光条件下火焰前景区域的分割。为了确定反光条件和非反光条件下的阈值,分别对反光和非反光条件下不同阈值所对应的火焰前景区域分割精度进行计算,采用文献[16]提出的分割后百分率模型计算不同阈值对应的分割精度,结果如图 5 所示。

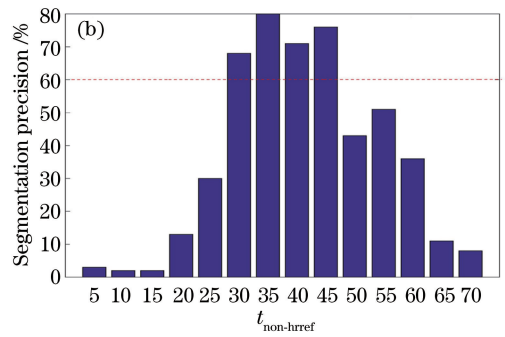


图 5 不同阈值对应的分割精度。(a) 反光条件;(b) 非反光条件

Fig. 5 Segmentation precision corresponding to different thresholds. (a) Reflective conditions; (b) non-reflective conditions

由图 5 可知,不同阈值对应不同的分割精度,阈值对分割精度影响较大,且呈现两边低中间高的趋势,即阈值小于一定值时,其分割精度随着阈值的减小而降低;阈值大于一定值时,其分割精度随着阈值的增大而降低。从图 5(a)可以看出:在非反光条件下,阈值小于 35 时,其分割精度小于 60%;而阈值大于 55 时,其分割精度小于 60%。从图 5(b)可以看出:在反光条件下,当阈值小于 30 时,其分割精度小于 60%;当阈值大于 45 时,其分割精度小于 60%。本文将 60%的分割精度作为可靠分割的临界点,即分割精度大于 60%为可靠分割,小于 60%为不可靠分割,从而可以得到非反光条件下可靠分割的阈值范围为 [35, 55],反光条件下可靠分割的阈值范围为[30, 45]。

2.2 基于自动种子区域生长算法的精细分割

2.2.1 种子点的选取

在火灾发生前期,火焰的亮度会与周围环境有明显的不同,针对此,利用文献[17]提出的方法将 2.1 节中融合 RGB 和 YCbCr 的图像初始分割区域划分为几个连通区域,计算出每个连通区域的质心。其计算公式为

$$\begin{cases} X_j = \frac{1}{N_s} \sum_{(x,y) \in s} x \\ Y_j = \frac{1}{N_s} \sum_{(x,y) \in s} y \end{cases}, \quad (8)$$

式中: s 表示连通区域; N_s 表示每个连通区域中像素的数量; $(x, y) \in s$ 表示连通区域中每个点的坐标; (X_j, Y_j) 为质心坐标。

为提高算法的泛化能力,对得到的几个质心进行加权融合处理,将最终的结果作为种子点,实现种子点的自动选取,即

$$\begin{cases} X_{\text{seed}} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i X_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \\ Y_{\text{seed}} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i Y_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \end{cases}, \quad (9)$$

式中: ω_i 为权重; $(X_{\text{seed}}, Y_{\text{seed}})$ 为种子坐标。

根据疑似火焰区域(统计连通区域像素点的数量,数量最多者为疑似火焰区域)和干扰火焰区域设置权重,将疑似火焰区域的权重设置为重权,干扰火

焰区域的权重设置为轻权。根据经验,疑似火焰区域权重的取值范围为[0.7, 0.9],干扰火焰区域权重范围为[0, 0.3]。

利用本文方法对图 6(a)进行种子点的选取,首先对其火焰前景区域进行分割,其分割结果如

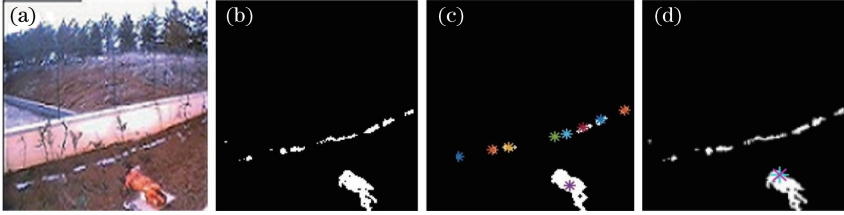


图 6 种子点选取过程。(a)原图;(b)图像分割;(c)连通区域质心;(d)获取种子点

Fig. 6 Selection process of seed points. (a) Original image; (b) image segmentation; (c) centroid of connected area; (d) acquisition of seed points

2.2.2 改进区域生长算法

通过连通区域质心的计算和权重处理,自动获取种子像素点灰度值 \tilde{h} ,将该种子像素点灰度值和邻近像素点灰度值 $h_i (i = 1, 2, \dots, l)$ 进行求差处理,将求差结果与阈值 $t_{hr-gray}$ 进行比较,如果小于该阈值,则将种子点和邻近像素点进行合并,相反则不合并。根据经验和多次实验的结果,本实验的 $t_{hr-gray}$ 取 40 时,可得到良好的分割效果。

图 6(b)所示。根据文献[13]确定分割结果的连通区域,利用(8)式计算每个连通区域的质心,如图 6(c)所示。将干扰火焰连通区域的权重设置为 0.1,疑似火焰连通区域的权重设置为 0.9,由此根据(9)式可得到所选取的种子点,如图 6(d)所示。

$$\begin{cases} |\tilde{h} - h_i| \leq t_{hr-gray}, h_i \in \tilde{h} \\ |\tilde{h} - h_i| > t_{hr-gray}, h_i \notin \tilde{h} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, l. \quad (10)$$

如图 7(a)所示, \tilde{h} 为初始种子点,其数值表示像素点灰度值, h_1, h_2, \dots, h_8 为初始种子点 \tilde{h} 的 8 个邻近连通像素点。其中, h_4 满足(10)式的第一个条件,从而将 h_4 归为初始种子点集,如图 7(b)所示。

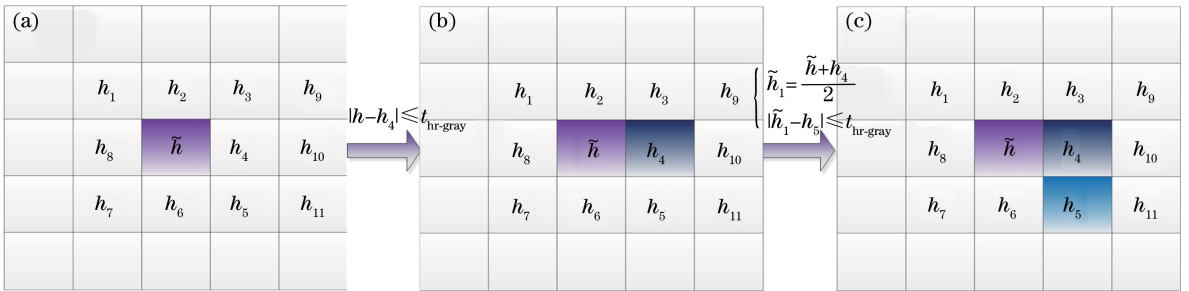


图 7 改进的区域生长算法。(a)种子点及其连通区域邻近像素点;(b)初始种子点和邻近像素点合并;(c)区域生长方向

Fig. 7 Improved region growing algorithm. (a) Seed point and its connected area adjacent to the pixel point;

(b) merging of the initial seed point and the adjacent pixel point; (c) direction of region growth

确定初始像素后,对其归属的种子点灰度值的平均值进行计算,从而得到新的种子灰度值,其计算公式为

$$\tilde{h}_1 = \frac{\tilde{h} + h_4}{2}. \quad (11)$$

根据(11)式确定新的种子灰度值,利用(11)式将邻近连通像素点 $h_2, h_3, h_5, h_6, h_9, h_{10}, h_{11}$ 与 \tilde{h}_1 进行比较,确定新的种子扩张区域,如图 7(c)所示。

利用融合 RGB 和 YCbCr 图像初始分割区域进行种子区域自动生长,其具体步骤如下:

1) 利用连通区域质心计算和质心权重处理等相关操作,自动获取种子点像素。

2) 根据(10)式和(11)式,从该种子点出发,比较该种子点与周围邻域像素点的灰度值是否满足生长准则,若两像素点的灰度差在阈值 $t_{hr-gray}$ 范围内,将该像素合并到同一区域,得到新的种子点灰度值。

3) 在合并区域内,经过灰度均值的计算,取出一个新合并的像素点,作为新的种子点,返回步骤 2),继续对新种子点的邻域像素点的值进行判断,通过与阈值 $t_{hr-gray}$ 进行比较,确定新的种子点,如(12)式所示:

$$\tilde{h}_i = \frac{\tilde{h}_{i-1} + h_1 + \dots + h_m}{m + 1}, \quad i = 2, 3, \dots, l, m = 1, 2, 3, \dots, l. \quad (12)$$

4) 重复步骤 2) 和 3), 直至不能满足生长条件时, 停止生长。

本文方法利用融合 RGB 与 YCbCr 的图像分割和区域生长对反光和非反光火焰区域进行分割, 并将分割结果与 RGB 模型、改进的 YCbCr 模型进行对比, 结果如图 8 所示。

针对非反光火焰, 由图 8(b)~(d) 的方框区域可知, RGB 模型、改进的 YCbCr 模型和本文方法都能成功分割出火焰区域。而图 8(b) 除了矩形框中的火焰分割区域外, 也对周围亮度区域进行分

割, 出现错误分割的情况, 即 RGB 模型受周围环境的影响较大, 主要是因为该方法没有考虑火焰颜色和亮度的关系。而改进的 YCbCr 模型考虑了颜色和亮度的关系, 从而得到较优的火焰分割结果, 但仍然残留了少许的由红色目标物造成的噪声点, 如图 8(c) 椭圆形区域所示, 且存在中心部分信息丢失, 识别不完整。而本文方法不仅考虑了颜色和亮度之间的关系, 同时根据最佳的种子点进行区域生长, 得到准确的火焰分割结果, 如图 8(d) 所示。

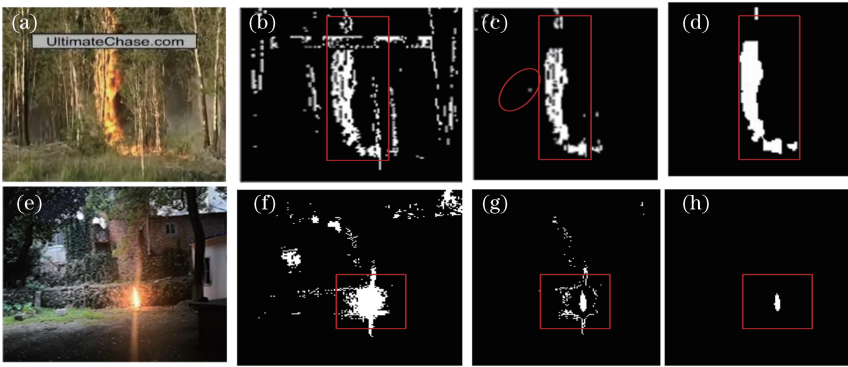


图 8 单一颜色模型与本文方法的分割结果比较。(a)(e)原图;(b)(f) RGB 模型;(c)(g)改进的 YCbCr 模型;(d)(h)本文方法

Fig. 8 Comparison of segmentation results by the single-color models and the proposed method. (a)(e) Original images; (b)(f) RGB model; (c)(g) improved YCbCr model; (d)(h) proposed method

针对反光区域火焰, 由图 8(f)~(h) 方框区域可知, RGB 模型、改进的 YCbCr 模型和本文方法分割的区域都包含了火焰。由于 RGB 模型没有考虑亮度和颜色的关系, 因此该方法分割的区域明显大于火焰区域, 如图 8(f) 方框所示, 同时分割的火焰周围存在很多噪声, 说明该方法将火焰的反光和高亮度区域全部误判为火焰区域。而改进的 YCbCr 模型考虑了亮度和颜色之间的关系, 从而删除了火焰周围的高亮度区域, 把火焰的大部分干扰排除掉, 区域内部完整, 如图 8(g) 方框所示, 但高亮度的外围由于颜色和亮度值与火焰相似, 该方法对其进行保留了, 从而出现误分割现象。本文方法考虑了最佳种子点的区域生长, 从而得到最好的火焰分割效

果, 如图 8(h) 所示。

从图 8(d) 和 (h) 可看出, 本文方法对最终的火焰前景区域识别效果较好, 火焰部分的轮廓更加明显, 其完整性和抗干扰性相比传统的单颜色前景提取模型有了很大提高, 显著降低了火焰识别的误检率。

3 基于特征融合的火焰前景判断

融合改进的 YCbCr 颜色空间模型和区域生长算法虽然能提取出火焰前景区域, 但是与周围场景中颜色、亮度都与火焰非常接近的干扰源也被其分割出来。

利用本文方法对图 9 所示的蜡烛、灯光、火焰进行前景区域分割, 其分割结果如图 10 所示。可以看

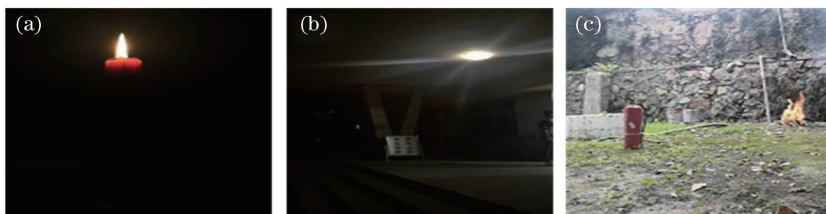


图 9 原始图。(a) 蜡烛;(b) 灯光;(c) 火焰

Fig. 9 Original images. (a) Candle; (b) light; (c) flame

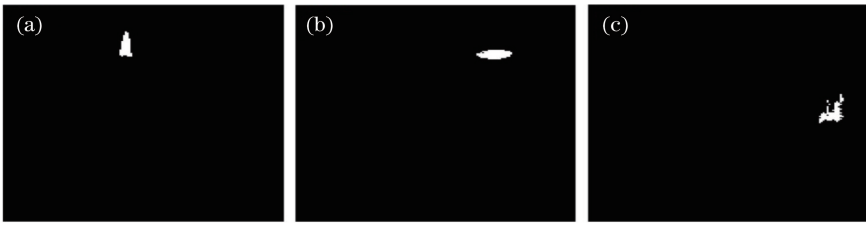


图 10 对图 9 的火灾火焰和干扰源分割结果图。(a)蜡烛;(b)灯光;(c)火焰

Fig. 10 Segmentation results of flame and interference sources in Fig. 9. (a) Candle; (b) light; (c) flame

到,目标区域全部被分割出来,说明本文方法对颜色和亮度与火焰接近的目标物出现了误分割现象。针对此,为了提高火焰分割的准确率,从火焰的特征出发,通过视频流捕获的图像判断特征的变化状况来提高火焰分割的精度。

3.1 火焰特征综合提取

3.1.1 面积

与其他稳定光源相比,火灾发生时火焰面积并不是一成不变的,而是会随着火势的增减发生变化,故面积特征可作为火焰判别的重要依据之一。通过对第 2 节火焰前景区域分割的图像进行二值化,统计二值图像中像素点为 1 的个数,将此作为面积,其计算公式为

$$S = \sum_{i=1}^n 1, \quad (13)$$

从而得到火焰面积的变化率 ΔA ,即

$$\Delta A = \frac{\Delta S}{\Delta t} = \frac{|S_{i+j} - S_j|}{t_{i+j} - t_j}, \quad (14)$$

式中: S_j 和 S_{i+j} 分别为第 j 、 $i+j$ 帧图像中疑似火焰区域中像素点为 1 的像素数量; $t_{i+j} - t_j$ 为 t_j 到 t_{i+j} 这一间隔的时间。

利用(14)式计算蜡烛、灯光和火焰视频流中不同帧图像分割的面积变化率,结果如图 11 所示。可以看出:在燃烧过程中,火焰面积是不断变化的,且变化范围较大;灯光变化稳定,其数值维持在 800~900 之间;蜡烛在燃烧过程中可能会受到外界风力

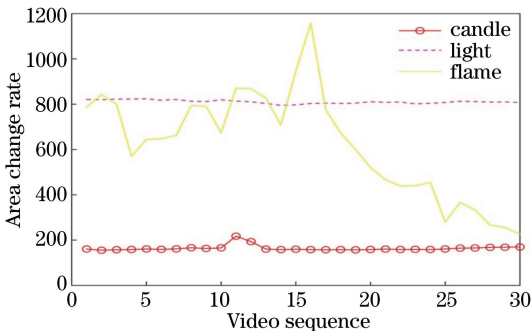


图 11 面积变化特性实验结果

Fig. 11 Experimental results of area change characteristics

的影响,其值发生突然的波动,但很快就会恢复稳定。因此,可以利用分割面积变化趋势对蜡烛、灯光和火焰进行准确判断。

3.1.2 周长

火焰不仅会发生面积的变化,还会发生周长的变化,本文利用八方向边界链码计算周长,提取每一疑似区域的像素轮廓链码。假设相邻两像素之间的垂直或水平距离为单位长度 1,则周长公式的计算公式为

$$L = \sqrt{2} N_d + N_e, \quad (15)$$

式中: N_d 为区域边界的偶数链码数目; N_e 为区域边界的奇数链码数目。

周长变化率 ΔL 可表示为

$$\Delta L = L_{i+j} - L_i, \quad (16)$$

式中: L_i 和 L_{i+j} 分别为第 i 、 $i+j$ 帧图像中疑似火焰区域边界轮廓的长度。

利用(16)式计算蜡烛、灯光和火焰视频流中不同帧图像分割的周长变化率,结果如图 12 所示。可以看出,在火焰和非火焰区域,周长都会发生一定的变化,但火焰的周长变化幅度大,变化范围为 150~500;蜡烛和灯光的周长变化幅度不大,灯光周长在 150~200 之间变化,蜡烛周长在 100~150 之间波动。

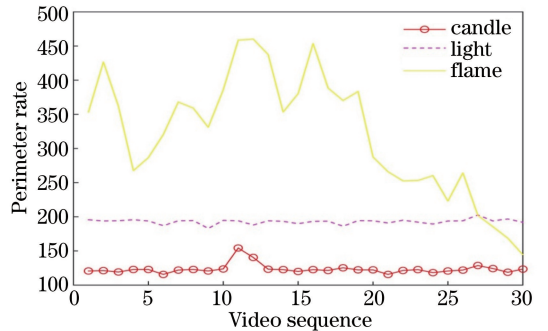


图 12 周长变化特性实验结果

Fig. 12 Experimental results on the variation characteristics of perimeter

3.1.3 质心

假设二值化后疑似区域的每个像素质量是一样

的,则质心公式可表示为

$$\begin{cases} X_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \\ Y_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \end{cases}, \quad (17)$$

式中: n 表示连通域中像素的个数; (x, y) 表示连通区域每个点坐标; (X_j, Y_j) 为质心的坐标。

利用(17)式计算蜡烛、灯光和火焰视频中不同帧图像分割的质心,火焰在一段时间的燃烧过程中,随着燃烧幅度的变化,质心位置发生偏移,从图 13可以看出,火焰在燃烧过程中质心一直在发生不规则的变化,其数值在 180~240 范围内波动;蜡烛和灯质心位置几乎不发生变化。

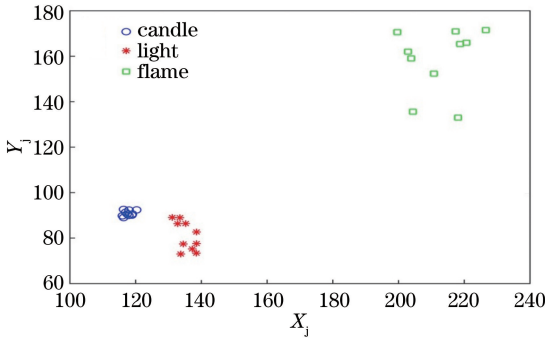


图 13 质心移动特性实验结果

Fig. 13 Experimental results of centroid movement characteristics

3.1.4 圆形度

圆形度作为火焰的特征之一,是用来描述火焰形状的不规则程度。火焰在燃烧过程中,其形状是不断变化的,而火焰的干扰源,如闪烁的蜡烛、移动的车灯等变化程度是有一定规则的,且对于早期的火焰,只分析火焰的动态特征,出现误判的概率较大。因此,为了更进一步识别火焰,排除干扰物,将考虑圆形度这一火焰特征。圆形度 R 可表示为

$$R = \frac{4\pi A}{L^2}, \quad (18)$$

式中: A 和 L 分别表示前景区域分割物体的面积和周长。由(18)式可知,物体形状越复杂,圆形度值越小;而形状越接近圆形,其圆形度越大。

由图 14可知,火焰在燃烧时,圆形度比较小,一般维持在 0.2~0.3 之间;而蜡烛的圆形度变化范围一般在 0.4~0.5 之间,灯光形状比较接近圆形,取值会比较大,一般在 0.8~0.9 之间,和火焰相比存在一定的区别。

3.2 火焰前景区域的综合判断

综合图 11~14 可以发现,相比于干扰源,火焰

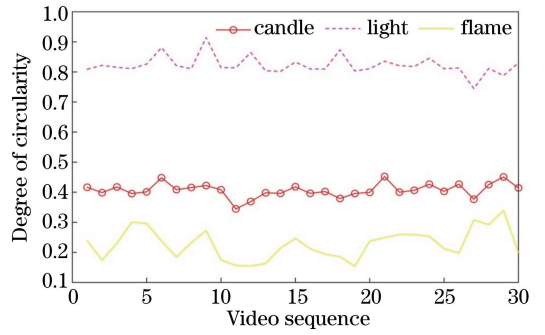


图 14 圆形度变化特性实验结果

Fig. 14 Experimental results of circularity variation characteristics

的面积和周长变化波动较大,质心分布较离散,且圆形度较小。这 4 个特征都可以作为火焰和干扰源的判断依据,但没有形成判别的量化指标。针对此,建立识别模型公式,综合量化判断是否有火灾的存在。

1) 面积和周长的变异系数

由于面积和周长的波动状况存在着不同的量纲,单纯的采用标准差无法表示两者的波动状况,因此采用变异系数来直观地表示提取的火焰前景区域变化状况。

$$\begin{cases} C_v = \frac{\sigma}{|\mu|} \\ \mu = \frac{\sum X_i}{n} \\ \sigma = \sqrt{\frac{\sum (X_i - \mu)^2}{n}} \end{cases}, \quad (19)$$

式中: C_v 为变异系数; μ 为面积或周长的均值; σ 为视频流图像分割的面积或周长的标准差; X_i 为每一帧图像的面积或周长数值; n 为视频流所提取数据总帧数。分别对蜡烛、灯光和火焰视频的连续 30 帧进行跟踪,得到面积和周长的波动状况如表 3 和表 4所示。

表 3 由面积计算得到的变异系数

Table 3 Statistical values of coefficient of variation parameters calculated from area

Partition	Standard deviation	Average value	Coefficient of variation /%
Candle	7.118	123.409	5.760
Light	3.569	192.966	1.849
Flame	87.111	321.809	27.069

由表 3 和表 4 可知,火焰在燃烧过程中,其面积、周长离散程度较大,大于蜡烛和灯光的离散程度。因此,如果连续多帧图像前景区域分割面积或周长变异系数较大,则初步认为是火焰,其余的可能

表4 由周长计算得到的变异系数

Table 4 Statistical values of coefficient of variation parameters calculated from the perimeter

Partition	Standard deviation	Average value	Coefficient of variation /%
Candle	36.120	491.833	7.340
Light	22.727	2432.233	0.930
Flame	687.923	1868.867	36.810

是干扰源。

2) 质心运动距离变化比

相对于其他干扰源,火焰的质心离散度较高。采用运动距离变化比来表示质心离散程度,即

$$B_{MS} = \frac{Z_D}{N \sqrt{M_S}}, \quad (20)$$

式中: Z_D 表示 N 帧分割图像质心的总距离; M_S 表示 N 帧分割图像面积的平均值; N 表示总帧数。

$$Z_D = \sum_{i=2}^N \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}, \quad (21)$$

$$M_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i, \quad (22)$$

式中: (x_i, y_i) 为第 i 帧图像分割区域的质心坐标; (x_{i-1}, y_{i-1}) 为第 $i-1$ 帧图像分割区域的质心坐标; S_i 为第 i 帧图像分割区域的面积。分别对蜡烛、灯光和火焰视频连续30帧进行跟踪,得到质心的离散状况,如表5所示。

由表5可知,火焰的质心运动变化比最大,其数值为0.362,蜡烛和灯光质心运动距离变化比分别为0.069和0.169。因此,当质心运动变化比大于一定的阈值时(本实验取为0.34),可判别为疑似火焰区域。为了提高判断的精度,进一步分析圆形成度,通过比较圆形成度数值的大小最终识别火焰。圆形成度值越

表5 质心运动距离变化比

Table 5 Statistical values of centroid motion parameters calculated from area

Partition	Z_D	M_S	B_{MS}
Candle	22.85	123.4093	0.069
Light	70.44	192.9663	0.169
Flame	194.71	321.8092	0.362

小,是火焰的可能性越大。

为了对火焰前景区域进行精准分割和判断,对利用本文方法分割的视频流中多帧图像的前景区域进行综合判断,即将面积和周长的变异系数及圆形成度看作是火焰的静态特征,质心离散度看作是火焰的动态特征,通过结合静态和动态特征来对火焰前景区域进行准确判断。首先需要对分割的图像区域

数量进行判断,如果只分割了一个区域,则对多帧图像分割区域进行面积和周长变异系数的计算,当连续多帧图像面积或周长变异系数为0时,则可判断为非火焰。如果不为0,则计算圆形成度,判断圆形成度是否在0.2~0.3的范围内,再结合质心运动距离变化比,如果距离变化比小于0.34,则认为非火焰,大于0.34,则认为火焰。如果分割了多个区域,则提取面积、周长变异系数最大或圆形成度最小的分割区域,结合质心运动距离变化,便可实现火焰的准确分割和判断。

根据单一特性进行识别的传统火焰检测方法的识别速度快,但误检率高,无法准确判别是否有火情出现;本文方法能更准确地区分火焰和干扰源,从而达到判别火灾并预警的目的。

4 实例分析

为了验证本文方法的有效性,对不同类型的火焰和干扰源视频进行分析。分割精度的计算公式为

$$C = \frac{A \cap B}{B}, \quad (23)$$

式中: A 为理想的火焰区域面积(手动选取); B 为实际分割得到的火焰区域面积。

为了验证本文算法的优越性,利用不同算法从反光和非反光两个区域进行对比实验。

1) 非反光场景下火焰前景区域分割

利用本文方法对图15(a)的火焰前景区域进行分割,并将其结果与阈值分割算法^[18]和颜色分割算法^[19]的结果进行比较。

对于非反光场景下火焰前景区域分割,阈值分割算法对于目标和背景区域的分割效果不明显,且抗干扰性差;虽然颜色分割算法的抗干扰性增强且边缘轮廓识别完整,但是仍受到部分亮度干扰;相比之下,本文算法的识别效果较好,在保留较多火焰信息的前提下,去除了大量的噪声。

2) 反光场景下火焰前景区域分割

利用本文方法对反光场景下火焰前景区域进行分割,将其结果与阈值分割算法^[18]和颜色分割算法^[19]的结果进行比较,如图16所示。可以看到:使用阈值分割算法分割的火焰区域比实际火焰区域大,且将反光区域也包含在火焰区域,同时错误地将灯光分割为火焰。颜色分割算法考虑到亮度和饱和度,虽然识别精度进一步提高,但是边缘轮廓不明显且也存在灯光干扰现象;本文方法不仅将噪声剔除,同时剔除了反光区域及灯光区域,只保留了火焰区域。因

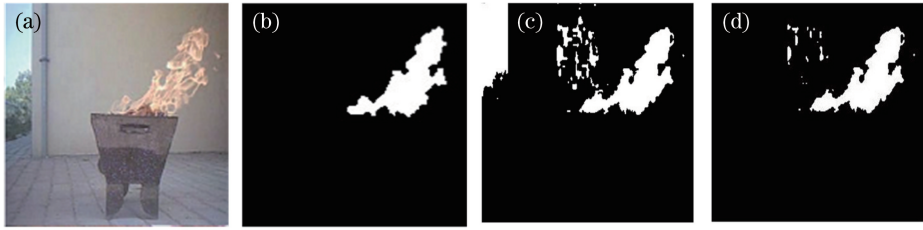


图 15 不同算法对非反光区域的分割效果对比。(a)原图;(b)本文算法;(c)阈值分割算法;(d)颜色分割算法
Fig. 15 Comparison of segmentation effects for non-reflective area by different algorithms. (a) Original image; (b) proposed algorithm; (c) threshold segmentation algorithm; (d) color segmentation algorithm

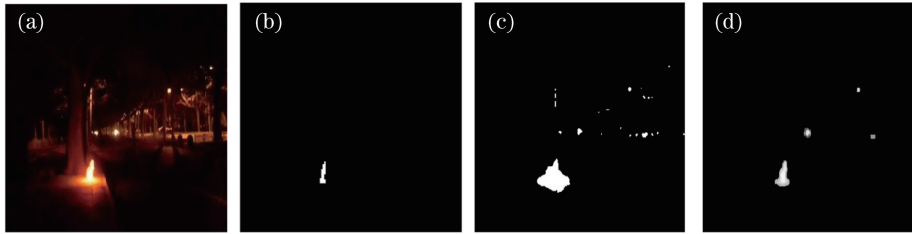


图 16 不同算法对反光区域的分割效果对比。(a)原图;(b)本文算法;(c)阈值分割算法;(d)颜色分割算法
Fig. 16 Comparison of segmentation effects for reflective area by different algorithms. (a) Original image; (b) proposed algorithm; (c) threshold segmentation algorithm; (d) color segmentation algorithm

此,本文算法明显优于其他两种算法,在减少噪声、抗干扰性和轮廓的完整度方面都有一定的提高。

利用(23)式对图 15 和图 16 对应的视频流分割

精度进行计算,并将本文算法的分割精度与阈值分割算法和颜色分割算法的分割精度进行比较,结果如表 6 所示。

表 6 不同算法的测试数据比较

Table 6 Comparison of test results from different algorithms

Video sequence	Whether the area is reflective	Image sequence	Segmentation precision / %		
			Threshold segmentation algorithm	Color segmentation algorithm	Proposed algorithm
Fig. 15(a)	No	36	68	82	98
Fig. 16(a)	Yes	38	59	89	97

由表 6 可知,本文算法在火焰分割效果上要优于其他两种分割方法,阈值分割算法对图 15 和图 16 对应的视频流精度分别为 68% 和 59%,颜色分割算法的精度分别为 82% 和 89%,而本文算法对反光和非反光特性的火焰前景区域分割精度最高,其分割的准确度超过 95%,很好地解决了传统算法在反光和非反光场景下出现的过分割问题,达到对火焰进行准确判断的目的。

5 结 论

提出一种将 RGB 颜色空间和改进的 YCbCr 颜色空间相结合的算法对图像进行初始分割,再利用改进的区域生长算法进行精细分割,通过实验分析,确定本文方法能够在最大程度保留火焰特征信息的前提下准确分割火焰前景区域。同时对分割的图像进行面积、周长、圆形度及质心的综合特征的计算,

并结合火焰静态和动态特征,给出面积和周长的变异系数及质心运动距离变化比,通过综合判断面积或周长的变异系数及圆形度,结合质心运动距离变化比大小,给出火焰的判定准则,剔除与火焰特征近似的干扰源,从而准确地识别火焰前景区域。利用视频流信息对本文算法进行验证,实验结果表明该方法能快速准确地排除多种和火焰相似的伪火焰目标,所提取的火焰前景区域更加完整、精度更高,为火灾场景判断提供了参考,有很强的实用性。

参 考 文 献

[1] Wang Y, Shen H, Xia H S, et al. An dynamic strain subset selection algorithm in digital image correlation method [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(9): 091001.
王莹, 沈岷, 夏瀚笙, 等. 数字图像相关法中一种动

- 态应变子区选择算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(9): 091001.
- [2] Kim Y H, Kim A, Jeong H Y. RGB color model based the fire detection algorithm in video sequences on wireless sensor network[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2014, 10(4): 923609.
- [3] Lu S H, Huang H Z, Zhang H Z, et al. Comprehensive performance evaluation for video surveillance cameras[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(9): 091102.
卢树华, 黄鸿志, 张鸿洲, 等. 视频监控摄像机性能参数综合评价研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(9): 091102.
- [4] Pu Y R, Chen Y J, Lee S H. Fire recognition based on correlation of segmentations by image processing techniques[J]. Machine Vision and Applications, 2015, 26(7/8): 849-856.
- [5] Chen T H, Wu P H, Chiou Y C. An early fire-detection method based on image processing[C]//2004 International Conference on Image Processing, October 24-27, 2004, Singapore. New York: IEEE, 2004: 1707-1710.
- [6] Chen T H, Kao C L, Chang S M. An intelligent real-time fire-detection method based on video processing[C]//IEEE 37th Annual 2003 International Carnahan Conference on Security Technology, October 14-16, 2003, Taipei, Taiwan, China. New York: IEEE, 2003: 104-111.
- [7] Luo Y Y. The research on forest fire detection technology based on YCbCr color space[D]. Changsha: Central South University of Forestry & Technology, 2013.
罗媛媛. 基于 YCbCr 颜色空间的森林火灾探测技术的研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2013.
- [8] Seo J, Kang M, Kim C H, et al. An optimal many-core model-based supercomputing for accelerating video-equipped fire detection[J]. The Journal of Supercomputing, 2015, 71(6): 2275-2308.
- [9] 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.
- [10] Zhu Z L, Wang J F. Image segmentation based on adaptive fuzzy C-means and post processing correction[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011004.
朱占龙, 王军芬. 基于自适应模糊 C 均值与后处理的图像分割算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011004.
- [11] Xu G X, Bu Y M, Wang L Q. A color image segmentation algorithm by integrating watershed with automatic seeded region growing and merging[J]. Proceedings of SPIE, 2011, 8200: 820018.
- [12] Dai J. Research and application on the algorithm of fast fire detection[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2017.
戴静. 火焰图像快速检测方法研究及应用[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2017.
- [13] Chen T Y, Zeng S T, Wu H B. Flame image segmentation method based on YCbCr color space[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(10): 62-64.
陈天炎, 曾思通, 吴海彬. 基于 YCbCr 颜色空间的火焰图像分割方法[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(10): 62-64.
- [14] Ko B C, Cheong K H, Nam J Y. Early fire detection algorithm based on irregular patterns of flames and hierarchical Bayesian Networks[J]. Fire Safety Journal, 2010, 45(4): 262-270.
- [15] Computer vision based fire detection software[EB/OL]. [2019-09-18]. <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/>.
- [16] Liu F. Research on video-oriented flame detection and tracking algorithm[D]. Nanchang: Nanchang Hangkong University, 2018.
刘芳. 面向视频的火焰检测与跟踪算法研究[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2018.
- [17] Xiong G L, Su Z X, Liu J P, et al. Matlab implementation of indentifying characteristics of flame[J]. Computer Engineering and Science, 2013, 35(7): 131-136.
熊国良, 苏兆熙, 刘举平, 等. 火焰特性识别的 Matlab 实现方法[J]. 计算机工程与科学, 2013, 35(7): 131-136.
- [18] Han M L. Research and simulation of flame recognition algorithm based on digital image[J]. Science & Technology Economy Market, 2018(9): 11-12.
韩美林. 基于数字图像的火焰识别算法研究与仿真[J]. 科技经济市场, 2018(9): 11-12.
- [19] Zhao R H, Wang H L, Zhu G. Research on segmentation and target recognition method of fire image[J]. Mechanical Engineer, 2019(7): 45-48.
赵汝海, 王宏亮, 朱广. 火灾图像分割与目标识别方法研究[J]. 机械工程师, 2019(7): 45-48.