

结合颜色先验信息和 CV 模型的火焰图像分割

周之平, 刘芳, 贾杰

(南昌航空大学信息工程学院, 南昌 330063)

摘要: 火灾图像通常背景复杂且含有形式多样的噪声, 使得难以实现火焰图像的精确分割。为此, 提出一种基于改进的 Chan-Vese (CV) 模型的火焰分割算法。首先, 在 YCbCr 颜色空间构建火焰像素的统计模型对火灾图像进行粗分割, 以确定 CV 模型初始轮廓曲线; 然后利用局部自适应加权平均计算目标和背景区域的拟合中心, 以抑制噪声带来的计算误差; 最后通过加窗滤波处理来提高 CV 轮廓曲线演化的收敛速度, 减少冗余轮廓, 从而提高分割效率。实验结果表明: 新算法的性能要优于其它同类算法和基本 CV 模型, 能快速准确地分割出火焰区域, 误分率低于 1%。因此, 新提出的火焰分割算法是有效的。

关键词: 图像分割; YCbCr 颜色模型; CV 模型; 加窗滤波

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Segmentation of flame image combining color prior knowledge with CV model

ZHOU Zhi-ping, LIU Fang, JIA Jie

(School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: Owing to the complex background and various noises, it is difficult to separate fire object from flame images exactly. Hence, based on improved CV detection model, an efficient flame partition algorithm is presented in the paper. Firstly, a coarse region consisting of fire is segmented via a statistical model constructed from YCbCr color space, which is applied to achieve an initial contour; secondly, fitting center of object and background is calculated by locally adaptive weighted average respectively to reduce computational inaccuracy caused by noises; finally, the windowed filtering is introduced to accelerate convergence as well as decrease redundant and messy contours for enhancing segmentation efficiency. The experimental results show that new presented algorithm performs precedence other counterparts and initial CV model, which can separate object from testing images quickly and accurately and provide misclassification rate lower than 1%. So, the new presented algorithm is efficient for extracting flame from a fire image.

Key words: image segmentation; YCbCr color model; CV model; windowed filtering

0 引言

火灾的频繁发生导致了森林资源与人类的生命财产安全受到危害与损失, 应及时的采取有效措施进行预防。火焰的分割是火灾检测与识别的前提, 所以实现火焰的精确分割是火灾检测的关键步骤。基于图像的火灾检测技术近年来得到了较为广泛的研究, 常用的分割方法有阈值分割法、颜色模型分

割、边缘检测、聚类分割和基于神经网络分割等^[1]。Otsu 算法^[2]由于仅考虑了火焰图像的灰度信息, 从而导致目标边缘细节信息丢失严重。文献[3-4]分别在 HSI 和 YCbCr 颜色空间中采用固定阈值分

收稿日期: 2017-11-23

作者简介: 周之平(1975-), 男, 博士, 讲师, 从事智能计算与图像处理方面研究。通讯作者: 刘芳。

割来提取火焰区域。该方法只能得到火焰的大致区域,当干扰物与火焰颜色类似时会引起误判。Li C 等人^[5]利用局部轮廓模型进行火焰轮廓检测,但该算法只考虑均值信息,且对初始轮廓位置较敏感,导致模型难以分割弱边界图像。刘志伟等人^[6]结合流形排序算法和 mean-shift 聚类算法来提取图像中的火焰部分,因聚类而产生的大量局部极值会导致过分割。文献[7]提出基于模糊神经网络的火灾识别算法,当火焰区域与干扰物的灰度较为接近时,也会出现误判和漏检现象。

Chan 和 Vese 提出的 Chan-Vese 检测模型^[8](简称 CV 模型)是一种不依赖于图像边缘的主动轮廓模型,该方法具有不依赖图像梯度、能处理曲线的拓扑变化等优点,广泛应用于医学图像分割。文献[9]利用背景差分和基本 CV 模型对火焰图像进行分割,能有效分割出火焰区域,但其分割速度慢且会产生大量冗余轮廓,且对含有较多噪声的图像分割效果不太理想,因此将基本 CV 模型应用于火焰图像分割,还需进一步的改善。

考虑到在 YCbCr 颜色空间中,相对于背景而言火焰颜色较为显著^[10],为此结合 YCbCr 颜色模型和图像局部信息,提出一种基于改进 CV 模型的火焰检测算法。首先在 YCbCr 颜色空间构建火焰颜色统计模型对火灾图像进行粗分割,初步设定 CV 模型轮廓曲线位置;然后利用局部加权平均和加窗滤波技术有效抑制噪声的干扰并减少基本 CV 模型分割时产生的冗余轮廓,从而实现快速而有效的火焰分割。在仿真实验中,对几种分割算法进行了测试与分析比较,表明该算法可以得到封闭、完整的火焰区域,且提高了算法效率。

1 基于水平集的 CV 模型

CV 模型以曲线演化理论和水平集理论^[11]为基础,依据运动能量函数最小化^[12]的原则对轮廓曲线 C 不断演化,使其最终逼近待检测目标的边界。其能量函数定义为:

$$E^{CV}(c_1, c_2, C) = \mu \cdot L(C) + \lambda_1 \cdot \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \cdot \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

其中 μ , λ_1 和 λ_2 是大于零的平滑系数, c_1 和 c_2 分别为轮廓曲线 C 内部和外部的图像灰度均值, $u_0(x, y)$ 为测试图像上像素点 (x, y) 处的灰度, $L(C)$ 是轮廓曲线的长度,其后的两个积分项合称为保真项,负责将演化曲线 C 吸引到目标轮廓上来。当且仅当轮廓曲线处于检测目标边界上时,能量泛函取得最小

值,因此图像分割问题就可转化为能量泛函最小化问题求解。

通过引入水平集函数,即符号距离函数 $\varphi(x, y)$ ^[13],上述能量函数可改写成:

$$E^{CV}(c_1, c_2, \phi) = \mu \cdot \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \lambda_1 \cdot \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \cdot \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy \quad (2)$$

其中 $H_{\varepsilon}(\cdot)$ 和 $\delta_{\varepsilon}(\cdot)$ 定义如下:

$$\begin{cases} H_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left| \frac{z}{\varepsilon} \right| \right] \\ \delta_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2} \end{cases} \quad \varepsilon \rightarrow 0 \quad (3)$$

构造与式(2)对应的 Euler-Lagrange 方程并进行最小化,可得到零水平集演化的偏微分方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) [\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2] \\ \phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\nabla \phi / |\nabla \phi|$ 是水平集曲面的曲率, $\phi_0(x, y)$ 是初始化水平集函数。通常利用迭代法求解式(4)的解直至 $\partial \phi / \partial t = 0$ 。每次迭代后 c_1 和 c_2 按如下规则进行更新:

$$\begin{cases} c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy} \\ c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy} \end{cases} \quad (5)$$

采用基本的 CV 模型进行火焰分割的效果如图 1 所示。从图 1(b)可以看出:在目标边缘处容易出现过分割,这是因为 CV 模型采用类内方差最小化的准则来分割目标;特别地,若目标区域与背景的灰度较为接近时会造成误判;噪声较多时会产生大量的冗余轮廓,需要大量的迭代才能得到较为满意的分割效果。为此,该文在基本 CV 模型基础上,提出下述改进策略:①利用 YCbCr 颜色模型对目标进行粗分割,根据火焰区域的中心来构造初始轮廓曲线;②引入自适应权值进行加权平均,提高目标区域和背景区域拟合中心的准确性;③结合像素点的空间邻域信息,采用加窗滤波处理消除曲线演化产生的冗余轮廓,加速演化进程。

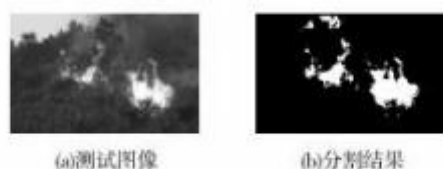


图1 基本 C-V 模型分割效果

2 改进的 CV 模型

2.1 基于 YCbCr 颜色模型设置初始轮廓线

YCbCr 颜色空间广泛应用于数字视频中, Y 分量表示亮度信息, 两个色差分量 Cb 、 Cr 表示色彩信息。YCbCr 颜色空间可由 RGB 颜色空间线性转换得到, 变换公式如下:

$$\begin{pmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.2568 & 0.5041 & 0.0979 \\ -0.1482 & -0.2910 & 0.4392 \\ 0.4392 & -0.3678 & -0.0714 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{pmatrix} \quad (6)$$

对于一幅包含火焰的 RGB 测试图像, 变换到 YCbCr 颜色空间后, 可获取 Y 、 Cb 、 Cr 三个通道分量, 如图 2 所示。

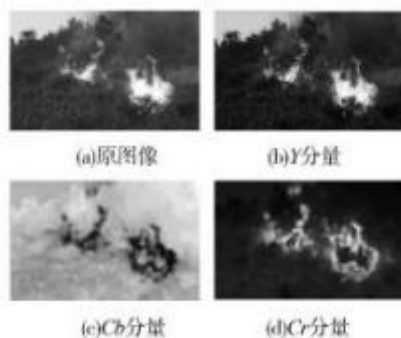


图2 火焰图像三分量颜色图

从图 2 可以看出, 火焰区域中的像素在 Y 、 Cr 通道上亮度较大, 而 Cb 通道上呈现暗黑色, Cb 与 Cr 分量值有明显差异。通过大量的实验测试和对比统计分析, 可得出火焰区域像素 (x, y) 的各个分量的值满足式 (7) 所示的约束关系:

$$\begin{cases} Y(x, y) > Y_m \& Cb(x, y) < Cb_m \& Cr(x, y) > Cr_m \\ Y(x, y) > Cb(x, y) \& Cr(x, y) > Cb(x, y) \\ |Cr(x, y) - Cb(x, y)| \geq \tau \end{cases} \quad (7)$$

其中 Y_m 、 Cb_m 、 Cr_m 分别表示整个图像的亮度信息、蓝色色差和红色色差的均值。 τ 为预先设定的阈值。大量实验表明, τ 取 [35, 40] 时能得到较为满意的检测效果。上述分析结果与文献 [4] 的结论是一致的。

为此, 可根据亮度和色度信息初步检测出图像

中的火焰像素点。对于测试图像中的任一像素 $p(x, y)$, 若 p 同时满足式 (7), 则可判定 p 为火焰像素; 否则判定 p 为背景像素, 进而得到火焰区域的粗略估计, 分割效果如图 3 所示。

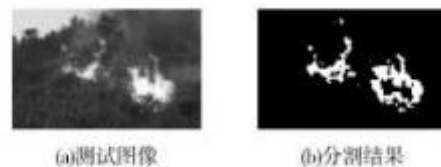


图3 YCbCr 颜色模型分割结果

通过颜色模型得到火焰区域的粗略估计后, 可将估计区域的最小包围矩形^[14]的中心作为圆心构造 CV 模型的初始轮廓曲线。改进前后的分割效果对比如图 4 所示。根据图 4 可知: ①经过相同次数的迭代, 采用改进策略后轮廓曲线能更快地逼近目标边界; ②改进后算法收敛所需的迭代次数大大减少, 进而降低了时间开销。

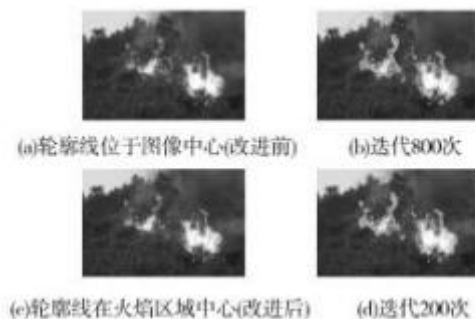


图4 轮廓中心改进前后的分割效果对比

2.2 对区域拟合中心的改进

在基本 CV 模型中, 计算目标区域和背景区域的拟合中心时没有考虑到区域的像素点灰度值与拟合中心的差异^[15], 而是采用相同的权重计算均值, 可能因为拟合中心偏差较大而导致模型的分割效果不甚理想。特别地, 当像素点位于轮廓线边界上时, 其灰度值与目标区域的拟合中心大小差别不大, 使得 CV 模型分割失败。为此, 引入局部自适应权重 ω_1 和 ω_2 , 以提高区域拟合中心的准确性, 从而改善分割效果。新的区域拟合中心计算公式为:

$$\begin{cases} a_1(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} \omega_1 u_0(x, y) H_{\varepsilon}(\varphi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} \omega_1 H_{\varepsilon}(\varphi(x, y)) dx dy} \\ a_2(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} \omega_2 u_0(x, y) (1 - H_{\varepsilon}(\varphi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} \omega_2 (1 - H_{\varepsilon}(\varphi(x, y))) dx dy} \end{cases} \quad (8)$$

其中, 权值 ω_1 和 ω_2 定义为:

$$\begin{cases} \omega_1 = \frac{(u_0(x, y) - a_2(\phi))^2}{(u_0(x, y) - a_1(\phi) + \rho)^2} \\ \omega_2 = \frac{(u_0(x, y) - a_1(\phi))^2}{(u_0(x, y) - a_2(\phi) + \rho)^2} \end{cases} \quad (9)$$

由式(8) - (9)可知, 像素点 (x, y) 的灰度值 $u_0(x, y)$ 越接近于目标区域拟合中心 a_1 , 则 ω_1 越大, ω_2 越小, 对目标区域拟合中心计算的影响就越明显; 反之亦然。将局部加权平均计算得到的均值作为区域的拟合中心, 有助于提高拟合中心的精度。引入自适应拟合中心权值后, CV 模型的能量函数可改写成:

$$\begin{aligned} E^{CV}(c_1, c_2, \phi) = & \mu \cdot \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| \\ & dx dy + \lambda_1 \cdot \int_{\Omega} |u_0(x, y) - a_1|^2 H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy + \\ & \lambda_2 \cdot \int_{\Omega} |u_0(x, y) - a_2|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad (10)$$

根据变分法和梯度下降法求解式(10), 曲线演化方程可改写成:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (u_0 - a_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - a_2)^2 \right] \quad (11)$$

2.3 消除冗余轮廓

为减少噪声干扰及消除 CV 模型产生的冗余轮廓, 该文引入像素点 (x, y) 的邻域信息, 即对曲线演化方程的拟合项进行加窗滤波^[16]处理。与区域竞争思想^[17]相类似, 首先对拟合项重新定义为:

$$V(x, y) = \lambda_1 (u_0 - a_1)^2 - \lambda_2 (u_0 - a_2)^2 \quad (12)$$

函数 $V(x, y)$ 实际上反映了图像中点 (x, y) 隶属于轮廓线内外部区域的程度。相应的对数运算形式为:

$$V_1(x, y) = \log \frac{\rho + \lambda_1 (u_0 - a_1)^2}{\rho + \lambda_2 (u_0 - a_2)^2} \quad (13)$$

ρ 是取值很小的正数。然后以像素点 (x, y) 为中心, 选定 $m \times m$ 的方形窗口 $W_{(x, y)}$, 对 $V_1(x, y)$ 进行滤波可得隶属度函数为:

$$\begin{cases} V_2(x, y) = \sum_{z \in W_{(x, y)}} \omega(z) V_1(z) \\ \sum_{z \in W_{(x, y)}} \omega(z) = 1 \end{cases} \quad (14)$$

为了区分邻域像素的不同影响, 通过高斯滤波器 G_z 构造权值系数 $w(z)$, 上式写成卷积形式为:

$$V_2(x, y) = G_z(x, y) \otimes V_1(x, y) \quad (15)$$

$V_2(x, y)$ 是以点 (x, y) 为中心的区域 $W_{(x, y)}$ 内各个像素点隶属度的加权和, 作为点 (x, y) 的隶属度, 它反映了以点 (x, y) 为中心的区域 $W_{(x, y)}$ 隶属于曲线内外部区域的程度, 即若曲线上的点 (x, y) 隶属于目标区域的程度大, 则将该点处的曲线朝外演化, 反之则朝内演化。它能有效克服噪声影响, 减少冗余轮廓, 加速轮廓曲线的演化。

经过三个改进策略后的分割效果如图 5 所示。根据图 5 可知, 采用改进策略后, 算法的迭代次数大大减少了, 分割精度也有较大提高。



(L 是对轮廓线的改进, N 是对区域拟合中心的改进, R 是消除冗余轮廓, d 是迭代次数)

图 5 改进后的分割效果

2.4 火焰分割算法流程

①根据在 YCbCr 颜色空间构建的火焰颜色统计模型对火焰进行粗分割, 将火焰估计区域的最小包围矩形的中心作为初始轮廓曲线的中心, 设置 CV 模型的初始轮廓曲线 C_0 。并且初始化水平集函数 ϕ_0 , 令 $\phi^0 = \phi_0, n=0$ 。

②根据当前的水平集函数 ϕ^n , 由公式(8) - (9) 计算得到轮廓曲线内外区域的拟合中心 $a_1(\phi^n)$ 和 $a_2(\phi^n)$ 。

③利用逆向有限差分法计算 ϕ^{n+1} 求解其偏微分方程 $\partial \phi / \partial t$, 并且更新轮廓曲线 C , 通过加窗滤波处理对其不断的进行快速调整演化。

④检查迭代是否收敛, 如果收敛则停止, 输出火焰分割结果; 否则转向步骤②, 继续迭代计算, 最终实现火焰分割。

火焰分割算法的计算框架如图 6 所示。首先在 YCbCr 颜色空间建立火焰颜色模型对火灾图像进行火焰粗分割, 将计算得到的火焰区域的最小包围矩形中心作为 CV 模型初始轮廓曲线的中心; 然后利用改进的 CV 模型和水平集方法建立火焰轮廓曲线的能量泛函, 通过最小化能量函数使轮廓曲线逐渐逼近火焰边缘, 当能量达到最小时, 闭合曲线即为火焰轮廓; 最后对分割结果进行二值化和形态学处理, 去除噪声干扰。

3 实验结果与分析

为验证本文算法的性能, 选择不同场景的火灾



图6 火焰分割算法框图

图像进行测试,由于火灾检测目前还没有较权威和完整的图片样本库,因此实验图片均选自网络百度火灾图片,在 Windows7 操作系统,CPU 为 3.60GHz,内存 8G 的计算机上进行 MATLAB 编程实现,并与 Otsu 分割算法、文献 [5-6,9] 算法和进行性能比较。CV 模型参数设置为: $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, $\mu = 0.01 \times 255^2$, 时间步长为 0.1。限于篇幅,仅列举了四类有代表性的不同场景的火灾图像分割结果。测试结果如图 7 所示。

从图 7 可以看出:Otsu 算法和文献 [6] 算法都存在过分割的现象,将干扰的天空和烟雾误判为火焰,并且含有较多的噪声点;文献 [5] 算法方法错检现象严重,抗噪性能较差;文献 [9] 算法(基本 CV 模型)也存在漏检和误判的情况,不能正确收敛到火焰轮廓边界,会产生冗余轮廓;而本文算法能准确的分割出火焰区域,抗噪性能较强,分割性能明显优于上述方法。

文献 [5,9] 和本文算法都属于曲线演化方法,为了说明改进策略的有效性,选择迭代次数和运行时间进行对比,如表 1 所示。根据表 1 可知,①对比于文献 [9] 采用的基本 CV 模型分割算法,本文算法所需的迭代次数减少了 [74%, 81%],在时间性能上提升了 [37%, 55%];本文算法所需的迭代次数比文献 [5] 算法减少了 [13%, 27%],且算法耗时降低了 [13%, 26%],这说明采用的改进策略是有效的;②随着背景复杂程度的增加,算法所需的迭代次数和运行时间也随之增加。当背景复杂且存在较多噪声时需要进行更多次数的迭代才能收敛;当背景比较均匀,火焰区域少且边界较为平滑连续时,算法

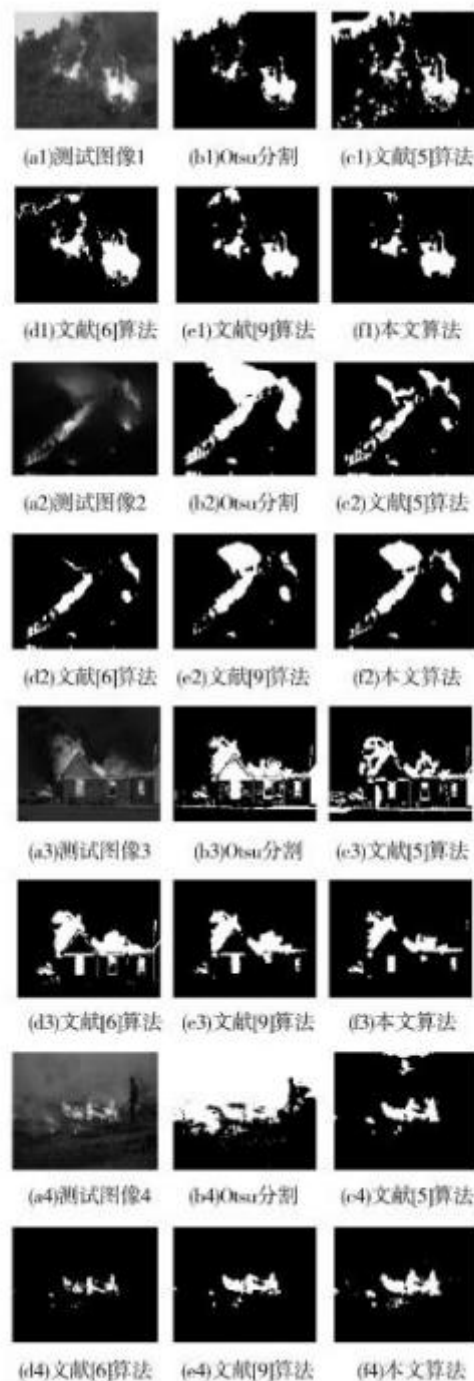


图7 各种分割算法对比结果

性能最好。

表1 三种曲线演化型算法的运行性能比较

测试图像		a1	a2	a3	a4
迭代 步数	文献[5]算法	200	180	300	260
	文献[9]算法	800	600	1200	850
	本文算法	150	130	260	220
运行 时间 s	文献[5]算法	23.08	20.54	37.47	25.28
	文献[9]算法	38.07	26.24	59.59	34.74
	本文算法	17.52	16.39	32.55	21.59

最后,选择误分率^[18]作为分割精度的比较准则,误分率越小表示图像分割精度越高。其定义式为:

$$R_e = \frac{|N_1 - N_2|}{N_1} \times 100\% \quad (16)$$

其中, N_1 表示手动分割的参考面积, N_2 表示分割算法得到的火焰区域的真实面积。针对图 6 中的 4 类测试场景,对比上述 5 种算法的分割效果,如表 2 所示。

表 2 不同分割算法的误分率 R_e (%) 比较

测试图像	a1	a2	a3	a4
Otsu 算法	1.76	1.29	3.02	8.43
文献[5]算法	3.44	2.10	2.98	3.92
文献[6]算法	1.68	3.30	1.59	5.76
文献[9]算法	0.54	1.16	1.08	1.65
本文算法	0.14	0.73	0.56	0.59

从表 2 可以看出,采用 CV 模型的火焰分割方法优于其他类别的算法,引入改进策略后分割性能得到进一步的提升,误分率小于 1%,更好地满足实际应用需求。这表明本文提出的火焰分割算法可行、有效。

4 结束语

本文结合颜色先验信息和改进的 CV 模型对火灾图像进行分割。先在 YCbCr 颜色空间建立火焰颜色模型对火焰区域进行初估计,确定轮廓曲线的初始位置,提高了 CV 模型的分割速度,并且综合了火灾图像的局部加权信息和像素点邻域信息,能有效抑制噪声的影响并减少基本 CV 模型分割时产生的冗余轮廓,提高了分割精度和算法效率。仿真实验表明,本文算法实现了火灾图像的准确分割,误分率小于 1%,较好地解决了火焰图像分割的误判和漏检问题。下一步通过研究大量的火灾图像或视频,更好地利用火焰的静态特征和动态特性,提高火灾的识别率。

参考文献:

[1] 周莉莉,姜枫. 图像分割方法综述研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(7):1921-1928.

(上接第 96 页)

[7] 李彦冬,郝宗波,雷航. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机应用, 2016, 36(9):2508-2515.

[8] Suda N, Chandra V, Dasika G, et al. Throughput-Optimized

[2] Otsu N. A threshold selection method from gray-Level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1):62-66.

[3] Horng W B, Peng J W, Chen C Y. A new imagebased real-time flame detection method using color analysis[C]. IEEE Proceedings on Networking Sensing and Control, Arizona, USA, 2005:100-105.

[4] 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.

[5] Li C, Kao C Y, Gore J C. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007:1-7.

[6] 刘志伟,周东傲,林嘉宇. 基于图像显著性检测的图像分割[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(1):144-147.

[7] 赵亚琴. 基于模糊神经网络的火灾识别算法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(2):369-373.

[8] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):266-277.

[9] 秦薇薇,王慧琴,胡燕,等. C-V 模型在红外视频火灾图像分割中的应用[J]. 计算机工程, 2013, 39(8):188-190.

[10] Verstockett S, Hoecke S V, Beji T, et al. A multi-modal video analysis approach for car park fire detection[J]. Fire Safety Journal, 2013, 57(4):44-57.

[11] Shi Y, Karl W C. A real-time algorithm for the approximation of level-set-based curve evolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(5):645-656.

[12] Bai X, Wang W. Chan-Vese Model with Adaptive Initial Contour for Image Segmentation[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2013, 7(12):1115-1124.

[13] 崔玉玲. 基于改进符号距离函数的变分水平集图像分割算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(11):1033-1040.

[14] 张法全,王国富,曾庆宁,等. 利用重心原理的图像目标最小外接矩形快速算法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(5):1382-1387.

[15] Yiquan W U, Yang J I, Shen Y. Marine spill oil SAR image segmentation based on Tsallis entropy and improved Chan Vese model[J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(4):678-690.

[16] 吴朋波,王志巍,郭晓文,等. 自适应六边形窗口加权均值滤波[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(36):177-180.

[17] 张善卿,辛维斌,张桂成. 局部熵驱动的模糊区域竞争图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(6):953-959.

[18] Voiculescu I, Yeghiazaryan V. An Overview of Current Evaluation Methods Used in Medical Image Segmentation[TR]. Oxford university, CS-RR-15-08, 2015:1-21.

责任编辑:薛慧心

OpenCL-based FPGA Accelerator for Large-Scale Convolutional Neural Networks[J]. 2016:FPGA 2016-Proceedings of the ACM/SIGDA International Symposium on Field-Programmable Gate Arrays, 2016:16-25.

责任编辑:张丽丽