



Kent Academic Repository

Bai, Xiaojing, Lu, Gang and Yan, Yong (2017) *Flame image segmentation using multiscale color and wavelet-based texture features*. *Computer Engineering and Applications (Chinese)*, 53 (9). pp. 213-219. ISSN 1002-8331.

Downloaded from

<https://kar.kent.ac.uk/63481/> The University of Kent's Academic Repository KAR

The version of record is available from

<https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1610-0083>

This document version

Publisher pdf

DOI for this version

Licence for this version

UNSPECIFIED

Additional information

Versions of research works

Versions of Record

If this version is the version of record, it is the same as the published version available on the publisher's web site. Cite as the published version.

Author Accepted Manuscripts

If this document is identified as the Author Accepted Manuscript it is the version after peer review but before type setting, copy editing or publisher branding. Cite as Surname, Initial. (Year) 'Title of article'. To be published in *Title of Journal*, Volume and issue numbers [peer-reviewed accepted version]. Available at: DOI or URL (Accessed: date).

Enquiries

If you have questions about this document contact ResearchSupport@kent.ac.uk. Please include the URL of the record in KAR. If you believe that your, or a third party's rights have been compromised through this document please see our [Take Down policy](https://www.kent.ac.uk/guides/kar-the-kent-academic-repository#policies) (available from <https://www.kent.ac.uk/guides/kar-the-kent-academic-repository#policies>).

基于多尺度颜色小波纹理特征的火焰图像分割

白晓静¹, 卢 钢², 闫 勇^{1,2}

BAI Xiaojing¹, LU Gang², YAN Yong^{1,2}

1. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206

2. 英国肯特大学 工程与数字艺术学院, 英国 坎特伯雷 CT2 7NT

1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

2. School of Engineering and Digital Arts, University of Kent, Canterbury, Kent CT2 7NT, UK

BAI Xiaojing, LU Gang, YAN Yong. Flame image segmentation using multiscale color and wavelet-based texture features. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(9):213-219.

Abstract: Accurate and reliable segmentation of flame images are crucial in vision based monitoring and characterization of flames. It is, however, difficult to maintain the segmentation accuracy while achieving fast processing time due to the impact of the background noise in the images and the variation of operation conditions. To improve the quality of the image segmentation, a flame image segmentation method is proposed based on Multiscale Color and Wavelet-based Textures (MCWT) of the images. By combining the color and texture features, a characteristic matrix is built and then compressed using a local mean method. The outer contour of the flame image under the compressed scale is detected by a cluster technique. Subsequently, the flame edge region under the original scale is determined, following that, the characteristic matrix of the edge region is constructed and classified, and finally, the flame image segmentation is achieved. Flame images captured from an industrial-scale coal-fired test rig under different operation conditions are segmented to evaluate the proposed method. The test results demonstrate that the performance of segmenting flame images of the proposed method is superior to other traditional methods. It also has been found that the proposed method performs more effectively in segmenting the flame images with Gaussian and pepper and salt noise.

Key words: flame image; image segmentation; color feature; texture feature; wavelet transform

摘要: 火焰图像分割质量对基于数字成像的燃烧监测十分重要。受炉膛背景及燃烧工况的影响,难以同时满足火焰图像分割速度和准确度(即火焰图像分割结果与真实火焰接近程度)的需求。提出一种基于多尺度颜色特征和小波纹理特征(MCWT)的无监督火焰图像分割方法,用于提高火焰图像分割的质量和速度。结合火焰图像颜色特征及小波纹理特征构建特征矩阵,对特征矩阵进行压缩并初步检测压缩尺度火焰区域。根据压缩尺度火焰边缘确定原始尺度火焰边缘区域并构建火焰边缘区域特征矩阵,进一步分割得到准确火焰图像分割结果。采用该方法对某工业煤燃烧实验炉内不同燃烧工况下的火焰图像进行分割,并与传统分割方法对比。实验结果表明与其他传统分割方法相比,提出方法能够更准确且快速地实现不同燃烧工况下火焰图像的分割,并且其对于含有高斯噪声和椒盐噪声的火焰图像都具有更好的分割效果。

关键词: 火焰图像; 图像分割; 颜色特征; 纹理特征; 小波分析

文献标志码: A **中图分类号:** TP391.7 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1610-0083

1 引言

数字成像技术可以直观并定量地获取测量目标的

实时信息,因而基于数字成像的火焰检测技术在众多领域被广泛研究和应用,尤其是锅炉燃烧检测以及火灾检

基金项目: 111 引智项目(No.B13009); 973 国家重点基础研究项目(No.2012CB215203); 中央高校基金项目(No.2014XS42)。

作者简介: 白晓静(1987—),女,博士研究生,主要研究方向为火焰检测及过程监测, E-mail: x.bai@ncepu.edu.cn; 卢钢(1960—),男,讲座教授,主要研究方向为燃烧过程检测技术、智能仪表与状态监测; 闫勇(1963—),男,教授,主要研究方向为燃烧过程检测技术、多相流检测技术、二氧化碳封存链中的检测技术、智能仪表与状态监测。

收稿日期: 2016-10-10 **修回日期:** 2016-12-05 **文章编号:** 1002-8331(2017)09-0213-07

测领域^[1-2]。基于火焰图像的自动检测系统一般根据火焰特征信息来判定目标状态,其中火焰区域检测为关键步骤之一。火焰区域检测是通过图像处理技术将目标火焰与背景进行分割,其结果直接影响火焰特征的提取和目标状态的识别。随着自动化技术的提高,在实际环境及工业应用中,可靠的炉膛燃烧自动检测技术需求也随之上升,因此无监督火焰区域检测算法的研究十分必要。传统的火焰区域识别方法为阈值法,即选取适当的阈值对火焰图像进行分割,然而火焰复杂的动态特性以及燃烧工况的变化为分割阈值的选取带来一定的困难。由此,众多研究致力于实现火焰区域自动识别和检测^[3]。

现有火焰区域自动识别方法主要为根据火焰亮度信息设计合适的边缘检测算法或者分割算法来实现火焰图像分割。例如,文献[4]提出了一种基于Sobel边缘检测算子的火焰边缘自动检测技术。文献[5]对斜分最大类间方差法(Otsu)进行改进,提出一种基于改进斜分Otsu法的回转窑火焰图像分割算法。文献[6]提出了一种基于各向异性数学形态学的火焰图像边缘检测方法,文献[7-8]采用基于斜分倒数交叉熵和蜂群优化的火焰图像阈值选取方法以便更准确地分割火焰图像。然而,由于火焰辐射作用,部分炉膛背景具有较高的亮度。在分割中,这些方法仅考虑了火焰辐射亮度信息,并未考虑火焰纹理特征,很难准确地区分具有较高亮度的背景和火焰。

为了提高火焰图像分割的准确度,文献[9]提出了一种结合图像灰度值模糊C-Means(FCM)算法与图像纹理粗糙度特征的图像分割方法,利用加窗自相关系数表征图像中火焰区与物料区在纹理粗糙度方面的差异,对FCM聚类的结果隶属度矩阵进行去模糊化运算,从而实现火焰图像分割。文献[10]结合颜色特征与纹理特征来分割火焰图像并取得了准确的分割结果。以上结合纹理特征的火焰区域检测方法在原始尺度下对所有像素进行处理,因此火焰图像分割较为耗时。在火焰采集过程中,为了获得更加清晰的火焰图像,获取更丰富的火焰细节特征,火焰图像往往较大。在工业应用中,为了实现火焰的实时检测,要求准确分割火焰图像的同时还需具有较快的速度,现有结合纹理特征的火焰图像分割方法对尺寸较大的火焰图像无法满足分割速度需求。其他基于颜色纹理特征的图像分割方法同样着重于提高图像分割的准确度^[11-12],并未考虑分割速度,无法直接用于对实时性要求较高的火焰图像分割中。

本文提出一种基于多尺度颜色及小波纹理特征(Multiscale Color and Wavelet-based Textures, MCWT)的无监督火焰图像分割方法,结合颜色与纹理特征,在多尺度下实现火焰图像分割,从而提高火焰图像分割的准确度及速度。文中提取YCbCr色度空间颜色特征以及小波纹理特征,构建原始尺度火焰图像特征矩阵;对其采用局部均值法进行压缩,形成压缩尺度特征矩阵,采用K-Means对压缩特征矩阵进行分割并检测其边缘,压缩

尺度边缘所在区域则为原始尺度边缘区域;构造原始尺度边缘区域特征矩阵,再次采用K-Means进行分割,合并分割结果,从而得到最终火焰图像分割结果,为准确提取火焰面积、位置等特征和火焰自动监测提供保障。

2 火焰特征提取

相对于灰度图像,彩色火焰图像包含更丰富的火焰特征信息,且明显含有纹理信息。对于彩色纹理图像而言,其特征描述能力的好坏直接决定了图像的最终分割结果,同时提取图像的颜色特征和纹理特征可以有效提升图像分割的质量^[12],因此,同时提取火焰颜色特征信息和纹理特征信息。

2.1 颜色特征

采用成像系统采集的彩色火焰图像一般为RGB图像。RGB图像适用于图像的显示,但R、G、B颜色组成具有较高的相关性且RGB色度空间并不代表真实的颜色差别,并不适用于颜色特征提取。在图像处理中,一般将RGB图像转化到其他色度空间,例如YUV、HIS、Lab等,每个色度空间都具有其自身的优缺点。在YCbCr色度空间中,其颜色分量间的相关性较小,可以有效表征火焰特征^[13],因此研究提取YCbCr色度空间火焰颜色特征,如图1所示。RGB色度空间转化为YCbCr色度空间的具体表达式为:

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -39.793 & -74.203 & 112.000 \\ 112.000 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

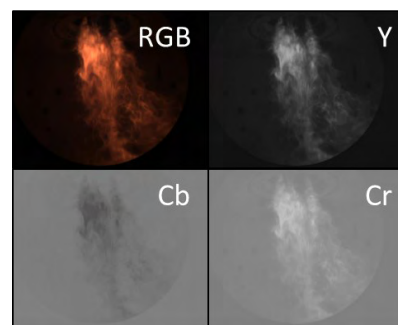


图1 RGB火焰图像及其对应的YCbCr空间图像

2.2 纹理特征

纹理反映了目标物体的颜色/灰度变化。最常见的纹理提取方法为矩阵方法,其主要目的是获取图像全局灰度统计学特征^[14]。此外,也常见基于结构和模型的纹理提取方法,而这两种方法主要适用于纹理具有相关性及方向性的目标图像^[14]。小波变换能够保证图像信息在分解过程中没有损失和冗余,被广泛用于图像纹理特征提取和分割中^[15]。对火焰图像来说,动态性较强,且没有固定的纹理结构,因此适于采用小波变换提取其纹理特征。

小波变换是使用小波函数族及其相应的尺度函数将原始信号分解为不同频带信号,可以利用正交镜像滤

波器 L (低通) 和 H (高通) 滤波来实现^[6]。所谓2D(二维)小波分解就将 L 和 H 滤波器水平作用于原始图像 I , 形成系数矩阵 I^L, I^H , 再次将 L 和 H 滤波器垂直作用于 I^L 和 I^H , 进而形成子图 I^{LL}, I^{LH}, I^{HL} 和 I^{HH} 。其中, I^{LL} 代表原始图像的基图像, I^{LH} 和 I^{HL} 和 I^{HH} 分别为其水平、竖直和对角方向的细节信息。

设原始火焰图像 I 大小为 $M \times N$, $l(i)(i=0, 1, 2, \dots, N_l-1)$, $h(i)(i=0, 1, 2, \dots, N_h-1)$ 分别为低通和高通滤波器的脉冲响应, 其中, N_l 和 N_h 分别为低通和高通滤波器的长度。采用其对图像滤波,

$$I_{xy}^L = \frac{1}{N_l} \sum_{i=0}^{N_l-1} l(i) I_{[(x+i) \bmod M][y-1]} \quad (2)$$

$$I_{xy}^H = \frac{1}{N_h} \sum_{j=0}^{N_h-1} h(j) I_{[(x+j-1) \bmod M][y-1]} \quad (3)$$

其中, $x=0, 2, 4, \dots, M, y=0, 1, 2, \dots, N$ 。再次滤波, 得到:

$$I_{xy}^{LH} = \frac{1}{N_h} \sum_{j=0}^{N_h-1} h(j) I_{(x/2-1)[(y+i-1) \bmod N]}^L \quad (4)$$

$$I_{xy}^{HL} = \frac{1}{N_l} \sum_{i=0}^{N_l-1} l(i) I_{(x/2-1)[(y+i-1) \bmod N]}^H \quad (5)$$

$$I_{xy}^{HH} = \frac{1}{N_h} \sum_{j=0}^{N_h-1} h(j) I_{(x/2-1)[(y+i-1) \bmod N]}^H \quad (6)$$

其中, $x=0, 2, 4, \dots, M, y=0, 2, 4, \dots, N$ 。小波滤波器的选取在一定程度上会影响纹理特征的提取和分割所用的时间。Daubechies 小波具有正交性、紧支性和低复杂性, 且其速度较快, 因此, 为了保证计算速度和提取特征的有效性, 在火焰图像分割中选取 db1 小波。图 1 中火焰图像对应的小波分解子图如图 2 所示。

小波细节图像为原图的各个频道的能量分布, 包含了不同方向上的纹理信息, 因此提取细节子图的能量作为纹理特征^[17], 即

$$T_{xy}^{\Gamma} = \frac{1}{(2w+1)^2} \sum_{i=x-w}^{x+w} \sum_{j=y-w}^{y+w} |I_{ij}^{\Gamma}| \quad (7)$$

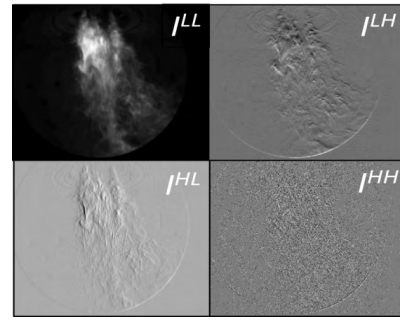


图2 对应于图1的火焰图像小波分解子图

其中, $\Gamma=[LH, HL, HH]$, w 为选择窗宽, 即每次计算能量选取的像素块宽度。

图像每个像素的特征矢量为其对应的颜色特征和每个角度的小波纹理特征值, 则图像像素点 (x, y) 对应的特征矢量可以表征为:

$$f_{xy} = [Y_{xy}, Cb_{xy}, Cr_{xy}, T_{xy}^{LH}, T_{xy}^{HL}, T_{xy}^{HH}] \quad (8)$$

则图像特征矩阵 F 可以表示为:

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_{1N} \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{2N} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f_{M1} & f_{M2} & \dots & f_{MN} \end{bmatrix} \quad (9)$$

3 多尺度颜色纹理火焰图像分割

3.1 图像分割

通常采用分类算法对火焰图像进行分割, 然而分类算法的耗时随像素点数增长。为了提升计算速度, 提出一种多尺度火焰图像分割方法。首先, 对图像特征矩阵进行压缩, 为了在压缩图像的同时尽可能消除噪声影响并且保留图像局部特征, 研究采用局部均值的方法对特征矩阵进行压缩; 然后, 采用分类算法获取压缩尺度火焰区域并检测其边缘; 最后, 根据压缩尺度火焰边缘进一步检测其在原始尺度区域, 构建边缘区域特征矩阵并进一步检测, 从而得到原始尺度火焰区域图像。本文具体算法流程如图 3 所示。

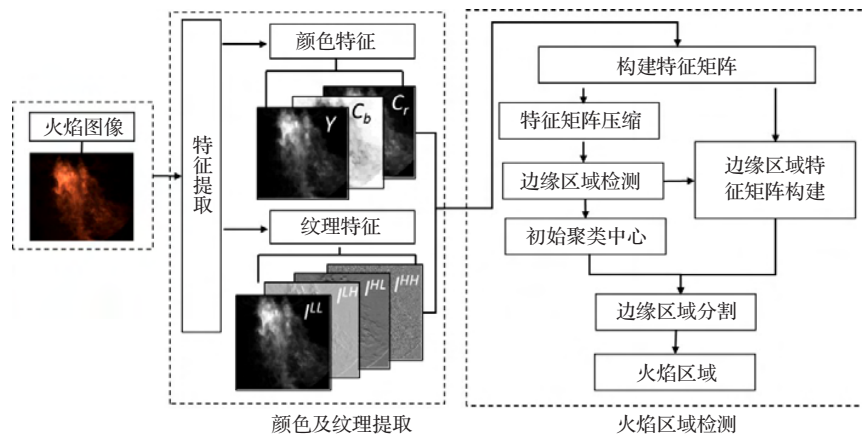


图3 多尺度颜色纹理特征的无监督火焰图像分割流程图

设原始火焰图像大小为 $M \times N$, 则其特征矩阵为 $M \times N \times D$, 其中 D 为选取特征个数。在求压缩特征矩阵时, 以相邻的两个采样点的距离为间距, 将原特征矩阵分成一个个的子块, 压缩后特征矩阵的元素取相应子块元素的均值。设等比压缩因子为 d , 则采样间隔为 $1/d$, 压缩后特征矩阵大小为 MNd/d^2 , 则经过局部均值缩小后的图像特征矩阵 B 表示为:

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1Nd} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2Nd} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{Md1} & b_{Md2} & \cdots & b_{MNd} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $\forall x \in [1, 2, \dots, Md], y \in [1, 2, \dots, Nd], b_{xy} = d^2 \sum_{i,j} f_{ij}, (x-1)/d+1 \leq i \leq x/d, (y-1)/d+1 \leq j \leq y/d$ 。

与其他分类算法相比, K -Means 算法计算速度快, 且操作简单^[18], 因此本研究采用 K -Means 算法将压缩特征矩阵分类, 在压缩尺度特征空间进行初步分割, 其边缘点对应原始图像区域则为边缘区域。 K -Means 法采用 k 个聚类中心来对目标样本进行分类。则最小化目标函数可以表示为:

$$J_K = \sum_{k=1}^K \sum_{xy \in C_k} \|b_{xy} - m_k\|^2 \quad (11)$$

其中, b_{xy} 为压缩尺度特征矩阵, $m_k = \sum_{xy \in C_k} b_{xy} / n_k$ 为类 C_k 的中心, n_k 为 C_k 类的样本点数。 K -Means 分类算法需要输入分类数, 在火焰图像分割中, 分类数目为固定个数, 即背景与火焰区域两类。因此, 决定其分割效果的主要为初始聚类中心的选取。为了减少迭代次数, 并且增加分类准确度, 首先随机选取一个点作为第一类初始聚类中心, 再选取特征矩阵中距离其最远的点作为第二初始聚类中心, 在此基础上进行迭代聚类。

实现初步分割后, 利用边缘检测算子检测压缩尺度空间二值图像边缘, 并在原始尺度空间定位边缘区域, 构建特征矩阵, 进行下一步分割。设 $e_{xy}^t, t = [1, 2, \dots, T]$, 为压缩尺度空间中检测到的边缘点, T 为压缩尺度空间所检测到的边缘点总个数。则其对应原始空间中边缘区域为 F_{xy}^t , 边缘区域特征矩阵为:

$$F_{xy}^t = \begin{bmatrix} f_{xy} & \cdots & f_{x(y+1d-1)} \\ \vdots & & \vdots \\ f_{(x+1d-1)y} & \cdots & f_{(x+1d-1)(y+1d-1)} \end{bmatrix} \quad (12)$$

为了精确检测边缘点且保证检测到的边缘具有连续性, 在原始尺度构造边缘区域特征矩阵, 即待检测区域特征矩阵 $\hat{F}_e \supset [\hat{F}^1, \hat{F}^2, \dots, \hat{F}^t, \dots, \hat{F}^T]$, 其中 $\hat{F}^t \supset [F^{t-1}, F^t, F^{t+1}]$ 。

再次采用 K -Means 进行分割, 为了提升计算速度, 减少 K -Means 迭代次数, 采用初步边缘检测聚类所得到的聚类中心为局部边缘初始聚类中心, 从而快速准确分

割火焰边缘, 合并分割区域, 进而得到原始尺度火焰分割结果。本文提出的 MCWT 分割方法, 无需火焰特征的先验信息以及人为根据火焰状况设定或调整参数, 从而达到无监督分割的目的。

3.2 算法计算量分析

K -Means 算法耗时 $[O(MNd^2k)]$ 与图像像素点数 MN 、特征矩阵维数 D 、分类数 k 呈线性相关^[19], 因此图像大小直接影响到聚类算法时间。研究中特征矩阵维数为 6, 分类数为 2 分类。对于大小为 $M \times N$ 图片, 其 K -Means 分类耗时 $O(12MN)$, 对压缩因子为 d 的特征矩阵, 聚类耗时为 $O(12MNd^2)$ 。最大边缘矩阵的大小为 $3/d^2$, 则其最大聚类时间为 $O(36T/d^2)$, 其中, T 为压缩尺度空间边缘区域点个数, 因此多尺度分割算法耗时为 $O(12MNd^2) + O(36T/d^2)$ 。 $O(36T/d^2)$ 远小于 $O(12MNd^2)$, 其时间可以大大缩短。因此, 本文提出方法从三个方面提升火焰图像边缘检测速度: 对火焰特征矩阵进行压缩, 大大减少分割迭代计算量; 在精确边缘分割过程中, 采用获得的聚类中心为初始聚类中心, 从而减少迭代次数; 火焰边缘区域矩阵点数较小, 从而大大节约了火焰分割时间。

4 实验结果

实验的运行环境为 Win 8 操作系统, 代码的编译运行环境为 Matlab 2015。采用火焰成像系统^[20]在某工业燃烧实验炉内采集得到的 RGB 火焰图像(尺寸为 512 像素 \times 640 像素)来验证本文提出方法对不同燃烧工况下火焰图像分割的效果 ($d=0.25, w=3$), 并与传统采用灰度图像作为输入的 Otsu^[21]、 K -Means^[18]及 FCM^[22]方法进行对比, 其中 FCM 的结果根据最大隶属度原则确定。

4.1 火焰图像分割结果

如图 4 所示, 从左到右依次为在不同一次风量(即 18%、20%及 22%)下的火焰图像、Otsu 阈值分割结果、 K -Means 分割结果、FCM 分割结果和本文提出的 MCWT 方法分割结果。从图 4 中可以看出, 由于炉膛背景具有较高的亮度, 火焰亮度分布不均匀, Otsu 阈值法所选取的阈值较大, 无法准确分割部分较暗的燃烧区域。 K -Means 法效果好于 Otsu 阈值法, 但是由于火焰部分区域亮度较低, 导致部分火焰区域被分割为背景, 因而出现了孔洞, 从而降低了分割的准确性, 虽然可以进一步采用图像处理技术来填补孔洞, 但也额外增加了图像处理所需的时间。 FCM 分割结果与 K -Means 相似, 且出现了将部分背景分割为火焰的问题。本文提出 MCWT 方法在考虑了颜色特征的同时也考虑了火焰的纹理特征, 从而避免了火焰区域亮度较低或者炉膛背景亮度过高对图像分割造成的影响, 提高了图像的分割准确度, 分割效果明显好于 Otsu、 K -Means 和 FCM 分割方法。

在火焰图像的获取、传输和处理过程中, 由于炉膛环境、图像传输系统以及相机性能的影响, 火焰图像会产生噪声。在传统图像分割过程中, 首先要对含噪声图像进行降噪处理, 否则噪声会影响分割结果的准确性。为了验证本文方法对噪声图像的分割效果, 分别对含有椒盐噪声(噪声密度为0.02)和高斯噪声(均值为0方差为0.001)的火焰图像进行分割实验并比较分割结果。

图5为Otsu、K-Means、FCM以及本文的MCWT方法对含有椒盐噪声的火焰图像分割结果。由图5可以看出, Otsu方法对椒盐噪声较为敏感, 其分割结果受到明显影响。K-Means和FCM也略微受到椒盐噪声影响。此外, 可以发现这两种分割方法图像上都出现了明显的孔洞。MCWT采用了局部均值进行压缩, 从而在初步分割时减少了噪声的影响, 并且小波纹理特征经过了小波变换与局部熵的计算, 进一步抑制了噪声对特征的影响, 因而其不受椒盐噪声的影响。图6为Otsu、K-

Means、FCM以及MCWT方法对含有高斯噪声图像的分割结果。由图6可以看出, 与椒盐噪声不同, 高斯噪声明显影响火焰边界区域, 增加了准确分割图像的难度。Otsu、K-Means以及FCM的分割结果明显受到高斯噪声的影响, 尤其边缘部位受噪声影响更加严重, 而MCWT方法则没有受到明显影响。由此证明, 与传统方法相比, 本文提出的MCWT方法对噪声图像具有良好的分割性能。

4.2 分割结果评价

无监督火焰图像分割是为了将数字成像技术应用与火焰自动检测。为了确保分割算法的可靠性, 对无监督图像分割技术的验证评价十分重要。实验采用PRI(Probabilistic Rand Index)、VOI(Variation Of Information)、GCE(Global Consistency Error)以及BDE(Boundary Displacement Error)^[11]从不同角度对分割结果进行分析评价。PRI是统计机器分割和人工分割之间一致的像素占整

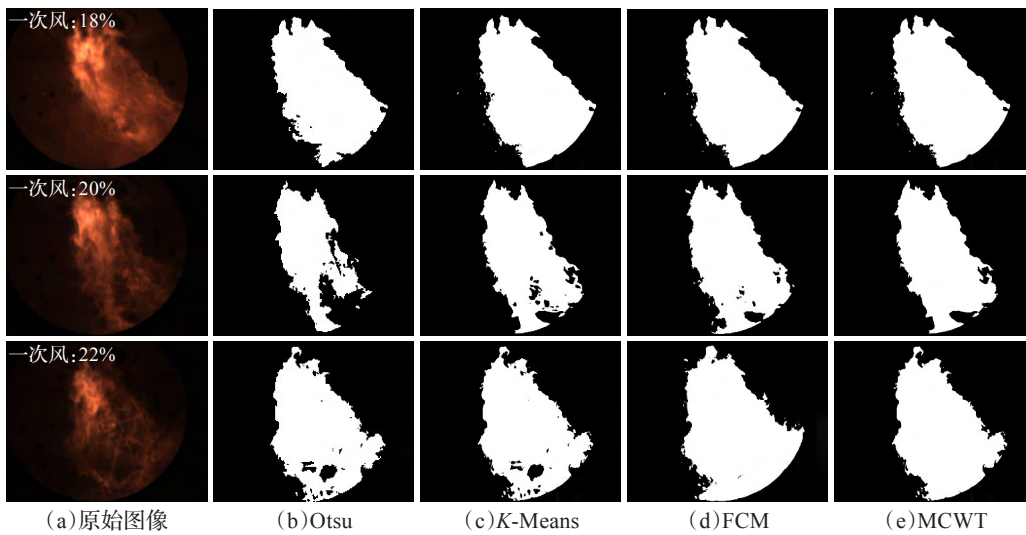


图4 不同工况下火焰图像及分割结果

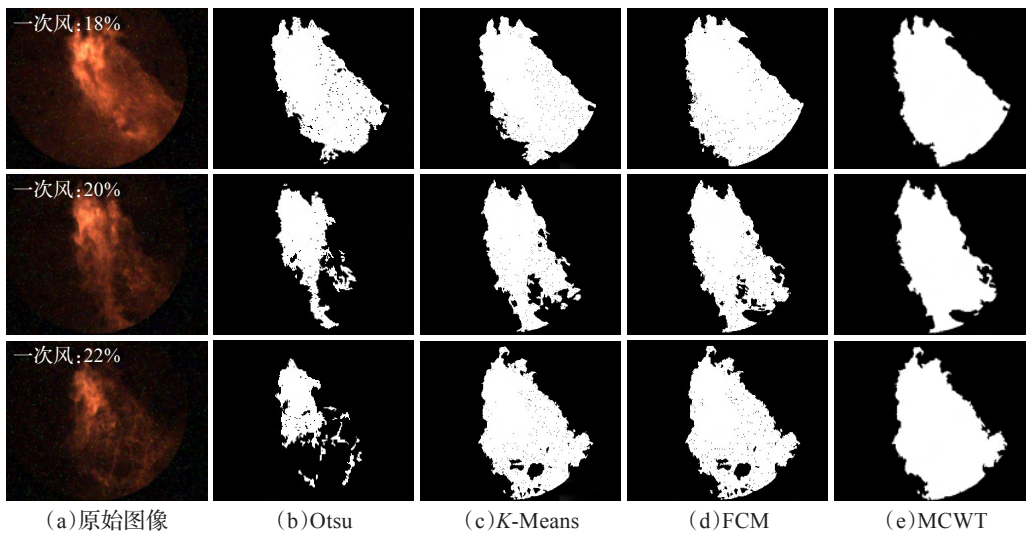


图5 椒盐噪声火焰图像及分割结果

个像素个数的比率; *VOI* 用来测量两个分割图像之间的距离,表示分割图像相对人工分割的随机性; *GCE* 用来测量分割图像相对于人工分割图像的一致性; *BDE* 则测量两个分割图像的边缘平均误差,其定义的误差为自动分割边缘上某像素到人工分割图像最近的像素之间的距离。量化结果中 *PRI* 值越大, *VOI*、*GCE* 以及 *BDE* 值越小,表示无监督分割结果与人工分割结果越接近,分割效果越好。

为了量化评价分割结果,随机选取不同一次风量的10幅火焰图像(即 $3 \times 10 = 30$ 幅火焰),分别采用 Otsu、*K*-Means、FCM 以及 MCWT 对30幅火焰图像进行分割,计算每种分割方法的 *PRI*、*VOI*、*GCE* 和 *BDE* 的均值与

标准差以及分割火焰图像所需时间,从而从客观角度评价分割算法性能。

图7为不同分割方法分割结果的量化评价指标均值及标准差。由图7可以看出,对于原始火焰图像,MCWT在四项指标上均明显优于 Otsu、*K*-Means 以及 FCM。加入噪声后,各种分割方法均受到不同程度的影响,其中 Otsu 和 *K*-Means 方法的各项评价指标明显受到椒盐噪声和高斯噪声的影响,FCM 受噪声影响小于 Otsu 和 *K*-Means,然而其分割评价结果并不理想。而 MCWT 受到的影响最小,其始终保持较好的分割结果。

表1为 Otsu、*K*-Means、FCM 以及 MCWT 在分割30幅火焰图像时所需的最大时间、最小时间以及平均时

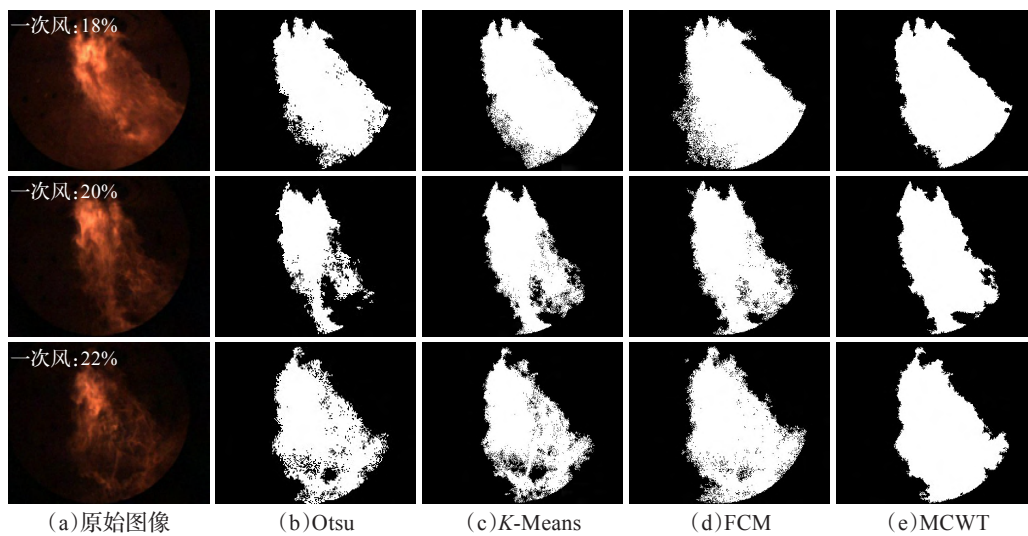


图6 高斯噪声火焰图像及分割结果

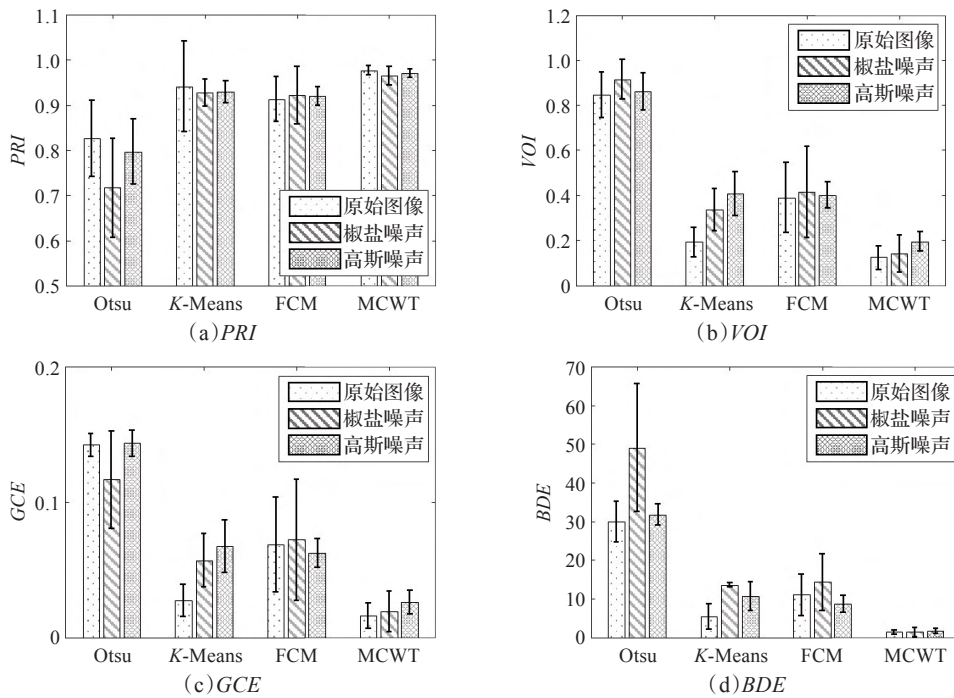


图7 火焰图像分割算法评价指标

间。从表中看出, Otsu 分割时间最短, 然而其分割准确率过低, 不能够为火焰监测提供可靠的信息, MCWT 相对于 K -Means 时间较长, 但其分割准确率及稳定性明显优于 K -Means, 且其分割时间明显小于 FCM 所需时间。在实际应用中, 需要在保证分割准确率的基础上保证较短的时间, MCWT 较好地满足了应用中对准确率和分割时间两方面的需求。

表 1 算法分割火焰图像所需时间对比_s

时间	Otsu	K -Means	FCM	MCWT
最大	0.003	0.903	6.786	2.195
最小	0.002	0.217	2.238	1.280
平均	0.002	0.456	3.750	1.640

5 结论

本文提出了一种基于颜色与纹理特征的多尺度火焰图像无监督分割方法。该方法结合了火焰图像的颜色与小波纹理特征, 采用多尺度分割方法, 准确而快速实现火焰图像分割。首先对特征矩阵采用局部均值法进行压缩, 在压缩尺度进行分割和边缘检测, 进而在原始特征矩阵空间检测火焰边缘区域, 重构特征矩阵, 再次进行分割并且合并分割区域。本文提出方法在提高图像分割准确度的同时保证分割速度。利用本文提出方法对在某燃烧实验炉采集到的火焰图像进行分割实验, 并将计算结果与 Otsu、 K -Means 以及 FCM 分割方法进行对比。对比结果表明 MCWT 分割方法具有较高的准确性和稳定性, 并且受椒盐噪声和高斯噪声影响较小, 具有较强的可靠性, 为定量衡量火焰形状、大小、位置等火焰参数提供了保障, 从而提高火焰自动监测的可靠性。

参考文献:

- Jiang A P, Bai D D, Zhu B Y. A segmentation algorithm research of forest fire image based on ycbcr and improved local fractal dimension[J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 742: 247-251.
- 徐宝昌, 张丁元, 程亮. 基于图像的火焰稳定性判别方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(9): 168-171.
- Baswaraj D, Sree D S, Govardhan A, et al. An efficient auto-adaptive edge detection approach for flame and fire images[J]. International Journal on Computer Science and Engineering, 2013, 5(9): 823-829.
- 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.
- 范朝冬, 张英杰, 欧阳红林, 等. 基于改进斜分otsu法的回转窑火焰图像分割[J]. 自动化学报, 2014, 40(11): 2480-2489.
- 吴一全, 宋昱, 周怀春. 基于各向异性数学形态学的火焰图像边缘检测[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1818-1825.
- 吴一全, 孟天亮, 王凯. 基于斜分倒数交叉熵和蜂群优化的火焰图像阈值选取[J]. 光学精密工程, 2014, 22(1): 235-243.
- 吴一全, 宋昱, 周怀春. 基于灰度熵多阈值分割和SVM的火焰图像状态识别[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(20): 66-73.
- 孙鹏, 周晓杰, 柴天佑. 基于纹理粗糙度的回转窑火焰图像 fcm 分割方法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(16): 4438-4441.
- Chino D Y, Avalhais L P, Rodrigues J F, et al. Bowfire: detection of fire in still images by integrating pixel color and texture analysis[C]//28th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images, 2015: 95-102.
- Yang A Y, Wright J, Ma Y, et al. Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(2): 212-225.
- Chen J, Pappas T N, Mojsilovic A, et al. Adaptive perceptual color-texture image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1524-1536.
- 蒋先刚, 张盼盼, 盛梅波. 基于时空块协方差融合特征的火焰识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(17): 208-214.
- 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622-635.
- Porter R, Canagarajah N. A robust automatic clustering scheme for image segmentation using wavelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(4): 662-665.
- Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, et al. Image coding using wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2): 205-220.
- Lu C S, Chung P C, Chen C F. Unsupervised texture segmentation via wavelet transform[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(5): 729-742.
- Ray S, Turi R H. Determination of number of clusters in k -means clustering and application in colour image segmentation[C]//4th International Conference on Advances in Pattern Recognition and Digital Techniques, 1999: 137-143.
- Philbin J, Chum O, Isard M, et al. Lost in quantization: improving particular object retrieval in large scale image databases[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.
- Sun D, Lu G, Zhou H, et al. Condition monitoring of combustion processes through flame imaging and kernel principal component analysis[J]. Combustion Science and Technology, 2013, 185(9): 1400-1413.
- Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. Automatica, 1975, 11: 23-27.
- 易正明, 吕子剑, 刘志明. 氧化铝回转窑火焰图像处理与特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(8): 969-972.