

文章编号:2095-0411(2017)02-0071-07

## 基于 BEMD 和 SVM 的火焰检测算法

戴 静<sup>1,2</sup>, 严云洋<sup>1,2</sup>, 范 勇<sup>1</sup>, 高尚兵<sup>2</sup>, 周静波<sup>2</sup>

(1. 西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010; 2. 淮阴工学院 计算机与软件工程学院, 江苏 淮安 223003)

**摘要:**为提高火焰检测的准确性,提出了一种采用二维经验模式(BEMD)和支持向量机(SVM)的火焰检测算法。首先基于累积差分法检测运动目标,根据 Ohta 颜色空间找出图像中具有火焰颜色的疑似区域;其次将疑似区域图像经过 BEMD 分解,结合局部二值模式(LBP)对所提取到的固有模态函数(IMF)图像进行纹理特征提取;最后将提取的纹理特征结合圆弧度、矩形度、重心高度输入到 SVM 里面进行火焰的判别。实验结果表明该方法具有较高的火焰检测率以及较低的误检率。

**关键词:**二维经验模式;局部二值模式;火焰检测;纹理特征;支持向量机

**中图分类号:**TP 391. 41

**文献标志码:**A

**doi:**10. 3969/j. issn. 2095-0411. 2017. 02. 013

## Fire Detection Based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition and Support Vector Machine

DAI Jing<sup>1,2</sup>, YAN Yunyang<sup>1,2</sup>, FAN Yong<sup>1</sup>, GAO Shangbing<sup>2</sup>, ZHOU Jingbo<sup>2</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China; 2. Faculty of Computer & Software Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223003, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of fire detection, a fire detection algorithm based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition (BEMD) and Support Vector Machine (SVM) is proposed. Firstly, candidate fire regions were detected based on the accumulative difference method for detecting moving targets and Ohta color space with color model of flame. Secondly, a new method combining the bidimensional empirical mode decomposition (BEMD) with local binary pattern (LBP) is proposed for texture image classification. The LBP is used to extract the features of a series of various intrinsic mode functions (IMFs) images and residual images, which are decomposed by bidimensional empirical mode from the image. Finally, the roundness, rectangle degree, height of center of gravity, texture features are input into the SVM classification. The experimental results show that this method has high flame detection rate, low false alarm rate.

**Key words:** bidimensional empirical mode decomposition; local binary patterns; flame detection; texture feature; support vector machine

**收稿日期:**2016-09-08。

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(61402192);江苏省“六大人才高峰”项目(2013DZXX-023);江苏省“333 工程”(BRA2013208);淮安市科技计划项目(HAG2013057, HAG2013059)。

**作者简介:**戴静(1990—),女,江苏泰州人,硕士生。通讯联系人:严云洋(1967—),E-mail:areyyyke@163.com

在火灾检测技术的研究和探索中,传统的火灾警报基于红外监控器、光学监控器或者离子监控器,它们依靠火灾中的温度、烟雾、热和辐射等物理特征来探测火灾发生。然而,这些传统的火灾报警系统要等到报警信号<sup>[1]</sup>(如热量,烟雾粒子等)实际到达监控器才触发警报,环境里面的温度、气流、粉尘等不可控的因素都会导致其误报,并且通常火灾发生的具体位置、火灾的发展状况等信息无法提供。而基于计算机视觉的火灾检测方法因为适用于大空间、反应灵敏而越来越受到关注。王文豪等<sup>[2]</sup>利用背景相减法和面积阈值提取疑似火焰区域,将面积变化率、圆形成度、相邻帧红色比重平均增长率等特征输入到 SVM 中识别。Yang 等<sup>[3]</sup>将圆形成度及其变化、面积和周长变化、质心位移等特征融合,将它们输入到 SVM 中进行分类识别。Zhao 等<sup>[4]</sup>将静态特征如颜色、圆形成度、纹理等和动态特征如闪频、面积变化结合组成特征向量,最后放入 SVM 中判别。可见,众多的火焰检测方法都融合了火焰的动静态多特征来识别。随着火焰不断燃烧,火焰会呈现独特的纹理特征。李红娣等<sup>[5]</sup>对图像进行金字塔分解,在分解后的图像上提取局部二元模式(LBP)获取烟雾信息和边缘方向直方图(EOH)获取边缘信息,最后采用支持向量机(SVM)进行训练识别。周书仁等<sup>[6]</sup>提出了一种 Haar 型特性局部二元模式(HLBP)的图像纹理特征提取方法,提高了纹理提取的有效性。Yuan 等<sup>[7]</sup>使用 LBP 和 LBPV 提取纹理特征,输入到 BP 神经网络对火灾烟雾进行识别,效果较好。

本文首先使用累积差分法和 Ohta 颜色空间提取火焰候选区域,随后对该区域进行 BEMD 分解,将分解而得的 IMF 图像利用 LBP 提取纹理特征。最后得用 SVM 将提取所得的有效纹理特征、圆形成度、矩形成度、重心高度进行分类,得出火焰的检测率。

## 1 运动目标检测

由于火焰具有运动特性,所以本文采用累积差分法检测出疑似火焰区域。累积差分法是改进的帧间差分法,能够检测出缓慢运动的小物体,该方法是通过累积几帧图像的同一像素点的变化,检测出运动目标。累积差分法<sup>[8]</sup>表示见式(1)。

$$A_{ik}(t) = \sum D_{ik}(t), t_0 < t < t_n \quad (1)$$

式中  $D_{ik}(t)$  为帧间差分的结果。火焰燃烧初期,面积快速扩张导致边界轮廓剧烈变化;中期阶段,火焰趋于稳定,此时可用累积强度  $\alpha$  来改善  $A_{ik}(x, y)$  带来的误检,如式(2)~式(4)所示。

$$M_{ik}(t) = \alpha M_{ik}(t-1) + (1-\alpha) D_{ik}(t) W_{ik}(t) \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{N}{N+1} \quad (3)$$

$$W_{ik}(t) = \begin{cases} f_i(x, y) & f_i(x, y) \geq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中  $M_{ik}(t)$  为  $A_{ik}(t)$  在  $[t-N, t]$  中的平均值。 $W_{ik}(t)$  提高了累积差分矩阵的稳健性,并抑制了低亮度像素点,从而增强了火焰像素点亮度较高的火焰特性。亮度阈值  $T$  的选取一般采用 Ostu 阈值分割算法(最大类间方差法)<sup>[9]</sup>,该方法使得阈值处理后的两类区域间方差达到最大,可消除一定范围内亮度变化的影响。用累积差分的方法检测到的运动区域如图 1 所示,从图中可以看出,累积差分法方法可以提取出较为完整的火焰区域。

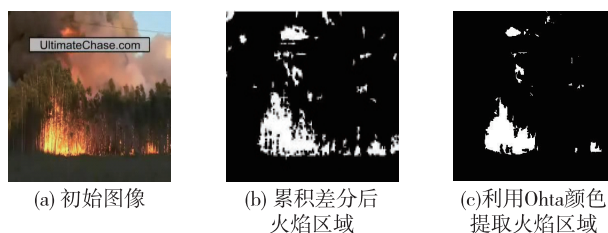


图 1 提取疑似火焰区域

## 2 火焰颜色提取

由于受到温度、燃烧物材料和燃烧充分程度等的影响,火焰由焰心到外焰呈现出白变黄再变为红的环形嵌套结构,在不同的颜色空间也会有不一样的分布模型,一般在火焰的每个像素中,红色所占据的比重比较大。郭峰等<sup>[10]</sup>在 Ohta 颜色空间利用简单阈值实现对图像的分割。火焰图像在 Ohta 颜色空间次佳特征的直方图都变为单峰或双峰特性,较适合分割提取。同时对红色分量进行限制,提取疑似火焰区域,避免因为

只使用该判别规则,可能把某些红色分量没有占据主要比重的像素也提取过来,具体判别见式(5)和式(6)。

$$\begin{cases} 15 \leq I \leq 120 \\ R \geq R_t \end{cases} \quad (5)$$

$$I = (R - B)/2 \quad (6)$$

式中:  $I$  为 Otha 颜色空间的次佳特征,  $R_t$  为红色分量阈值,取值范围一般在 160~200。  $R$  和  $B$  分别为 RGB 空间的红色分量值和蓝色分量值。

火焰内部温度高,外部温度低,因此由内向外呈现白—黄—红区域结构,利用 Otha 颜色模型得到的区域一般会产生空洞,此时利用空洞填充方法填充区域的空洞,从而提取较为完整的疑似火焰区域,效果如图 2 所示。



图 2 基于颜色特征的疑似火焰区域提取

### 3 火焰特征提取

火焰具有很多静态形状特征,如圆形度、矩形度、重心高度、长宽比以及纹理特征等。根据文献[11]的结论,将火焰的圆形度、矩形度、重心高度、纹理特征融合起来,识别的准确率较高。有些干扰物如路灯、车灯、太阳、手电筒等无法通过累积差分、颜色特征完全排除,但可以根据火焰的其他静态特征排除。

#### 3.1 圆形度

圆形度是衡量物体边缘的复杂程度,形状越不规则的物体,其圆形度的值越大。物体的圆形度值  $C$  可以通过物体边缘的总长度和物体所在区域的面积来计算,见式

$$C = \frac{L^2}{4\pi \times S} \quad (7)$$

式中:  $S$  表示事物所在区域面积,  $L$  表示事物所在区域周长。一般圆形度的数值是与物体边缘的复杂程度呈正相关的,并且该数值是大于 1 的数。火焰检测中一个重要的干扰来自很多物体的颜色与火焰颜色相近,如太阳、汽车灯等,单从颜色难以区别,但是圆形度可以很好地区别开来。这些干扰物都呈现出了边缘不太复杂的特点,因此圆形度的数值可看做 1;但火焰的边缘由于复杂化使得该数值大于 1。

#### 3.2 矩形度

矩形度是描述连通域与矩形相似程度的量,它反映疑似火焰区域对其最小外接矩形的充满程度,在确定疑似火焰区域的边界后,计算出其外接矩形来表示火焰的形状特征是一种较为简便的方法,矩形度的计算公式如下:

$$\rho_R = \frac{A_S}{A_R} \quad (8)$$

式中:  $A_S$  为连通域  $S$  的面积;  $A_R$  是包含在该连通域的最小矩形的面积。  $\rho_R$  取值在 0~1 之间,当物体形状趋于矩形时,矩形度的值越大,最大值为 1;而对于纤细的、弯曲的物体矩形度则变小<sup>[10]</sup>,火焰的矩形度接近 0.5。

#### 3.3 重心高度

物体重心高度与物体总高度的比值表示物体重心高度系数,表达式为

$$R_{wc} = \frac{H_c}{H} \quad (9)$$

式中:  $H_c$  为物体重心高度,  $H$  为物体总高度,  $R_{wc} \in (0, 1]$ 。一般具有规则形状的物体重心在中间,重心高度系数近似于 0.5;一些重心偏上的物体例如燃烧产生的浓烟,其值大于 0.5;燃烧时火焰的重心偏下,其重

心系数值小于 0.5。

由于火焰的圆形度、矩形度、重心高度不同于一般物体,因而可以根据这些特征有效检测出疑似火焰。

### 3.4 纹理特征

火焰在燃烧时会因温度差异,不同像素点的灰度级空间分布的差异导致火焰拥有独特的纹理特征。EMD 是由 NE Huang 等在 1998 年提出的一种信号时频分析方法<sup>[12]</sup>,2003 年 Nunes 等将一维 EMD 方法推广到二维领域,提出了二维经验模式分解(BEMD,Bidimensional Empirical Mode Decomposition)<sup>[13]</sup>。与小波分析、金字塔表示和基于扩散方程等多尺度分析方法相比,BEMD 方法在纹理图像分析方面有它本身独特的性质。

文章首先对疑似火焰区域进行 BEMD 分解,再对几个高频子图像提取 LBP 特征,最后利用 SVM 对不同纹理的 LBP 特征进行分类,以提高表征和鉴别能力。

#### 3.4.1 二维经验模态分解

二维经验模态分解 BEMD 与一维 EMD 类似,假设一幅  $M \times N$  图像  $f(x, y)$ ,  $x=1, 2, \dots, M; y=1, 2, \dots, N$ , 则 BEMD 的实现过程如下:

1)外部初始化,令待处理的图像为  $r_o(x, y)$ ,  $r_o(x, y) = f(x, y)$ ,  $j=1$ 。

2)筛分抽取第  $j$  个 IMF。

①内部初始化:  $k=1$  时,  $h_{k-1}(x, y) = r_{j-1}(x, y)$ , 即  $h_0(x, y) = r_{j-1}(x, y)$ ;

②利用形态学算法,找出  $h_{k-1}$  中的极大值点和极小值点;

③对极大值点和极小值点进行曲面拟合,形成二维图像包络  $U_{\max}(x, y), U_{\min}(x, y)$ ;

④计算出上下包络的均值:  $m(x, y) = [u_{\max}(x, y) + u_{\min}(x, y)]/2$ ;

⑤从图像中减掉均值得到  $h_k(x, y) = h_{k-1}(x, y) - m(x, y)$ ;

⑥计算中止条件 SD,若 SD 小于给定的门限值  $\zeta$ ,则有  $c_j(x, y) = h_k(x, y)$ ; 否则令  $k = k + 1$ ,转到步骤②。

3)求余量:  $r_j = r_j - 1 - c_j$ ,若  $r_j$  中间部分仍有不少于 2 个的极值点或者分解得到的 IMF 数目未达到要求,将  $r_j$  看作新的数据转到 2),  $j = j + 1$ 。

4)得到二维信号的 BEMD 分解表达:  $f(x, y) = \sum_{i=1}^n c_i(x, y) + r_n(x, y)$ 。

如图 3 所示,将一幅  $120 \times 120$  的火焰图像进行 BEMD 分解,得到 2 层分解子图和残差图像。分解图像更能清晰地表示火焰的纹理,并且每个 IMF 包含了不同的空间尺度信息,IMF1 包含纹理的局部高频频率特征和结构特征,IMF2 包含局部中频频率特征和粗尺度的信息,残差包含局部低频信息和整体趋势<sup>[14]</sup>。

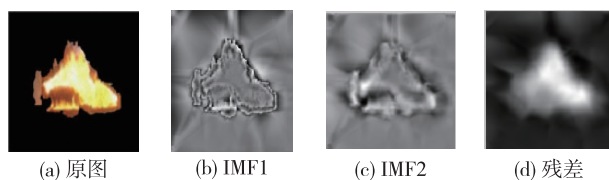


图 3 BEMD 分解结果示意图

#### 3.4.2 局部二值模式(LBP)

将经过 BEMD 分解后的图像采用 Ojala 等<sup>[15]</sup>提出的局部二值模式(Local Binary Patterns,LBP)方法提取火焰纹理特征,由文献<sup>[16]</sup>得出结论,采用统一、旋转不变以及旋转统一不变 LBP 3 种结合的方法所提取的纹理特征准确率最高,3 种 LBP 方法分别用  $L_1, L_2, L_3$  表示,其定义如式(10)~式(12)所示。

$$L_1 = \sum_{k=0}^{p-1} |s(g_{(k+1) \bmod p} - g_c) - s(g_k - g_c)| \quad (10)$$

$$L_2 = \min_{0 \leq i \leq p-1} \{R_{OR}(L_{1p,Rk})\} \quad (11)$$

$$L_3 = \begin{cases} \sum_{k=0}^{p-1} s(g_k - g_c), & \text{if } L_1 \leq 2 \\ p + 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $g_c$  为中心像素灰度值,  $g_k$  为邻域像素灰度值,  $r$  为邻域半径,  $p$  为邻域像素点个数,  $R_{OR}$  为向右循环



算子,该模式下输出为 36 个,  $L$  为 LBP 最原始的计算公式,如式(13)和式(14)所示。

$$L = \sum_{i=0}^{n-1} s(g_k - g_c) \times 2^i \quad (13)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

## 4 支持向量机分类

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)<sup>[17]</sup>最早是由 Vapnik 提出的一种基于统计学习理论(Statistical Learning Theory, SLT)的模式识别方法。SVM 的基本思想是根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力上寻求一种最佳折衷,以期望获得最好的泛化能力。在实际应用中大部分数据集是非线性的,在 SVM 中提供了由低维空间到高维空间非线性映射的核函数机制,因此 SVM 不仅可用于线性分类,还适用于非线性分类。SVM 有 3 个非线性核函数包括多项式核函数、径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)和 Sigmoid 核函数,公式如式(15)~(17)所示。

$$k_1(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = [\delta \cdot (\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + 1]^q \quad (15)$$

$$k_2(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2 / 2\delta^2) \quad (16)$$

$$k_3(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \tanh(\delta \cdot (\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + c) \quad (17)$$

式中:  $\mathbf{x}_i$  是输入特征向量,  $\delta$  和  $c$  是核函数的参数。

由于 Bilkent 大学火灾视频库的图片数量比较少,所以本课题组自行建立了一个图片库,其中包括一个 105 张火焰图片和 100 张非火焰图片的训练库,一个 300 张火焰图片和 200 张非火焰的测试库。选取圆形度、矩形度、重心高度、纹理特征输入到 SVM 中进行分类识别,表 1 是测试集中的 300 张火焰图片的分类准确率,从实验结果可以看出,RBF 核函数是最佳的分类函数,所以本文选用 RBF 核函数进行分类。

表 1 SVM 不同核函数的分类结果

核函数	准确分类的图片数	图片总数	分类准确率/%
多项式核函数	255	300	85.0
RBF 核函数	269	300	89.7
Sigmoid 核函数	257	300	85.7

由于经过 BEMD 分解后纹理特征主要集中在前几个 IMFS 中,故用前 2 个 IMF 图像提取纹理特征,对测试库中的 300 张火焰图片测试,对 RBF 的惩罚参数和核参数  $\delta$  优化后得到如表 2 所示的结果。实验结果表明,在测试方法和测试集相同的情况下,BEMD 结合 LBP 提取纹理特征具有优势。

表 2 不同方法对比结果

不同提取方法	准确率/%
LBP	80.5
BEMD+LBP	89.9

## 5 实验结果

文中实验环境是 Intel(R) Core(TM) i3,主频为 2.50GHz,内存为 2.00GB, Matlab R2012b。视频选取 Bilkent 大学火灾视频库的 6 段火焰视频(<http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/index.html>),其中包括 4 段火焰视频和 2 段非火焰视频(视频的描述见表 3)进行测试,火焰视频库及测试效果如图 4 所示。

从表 4 和表 5 可以看出,文献[3]对于单个区域火焰且轮廓变化较剧烈时效果好,这是因为它融合了圆形度、质心位移、面积变化等特征。而当视频中含有多火焰且轮廓变化不明显时,效果不佳,这是因为火焰



图 4 视频样本示例及检测效果

在稳定时期,质心位移、面积变化等特征不明显,如视频中出现多处火焰区域,要计算出质心、面积变化也是比较困难的。文献[18]是基于多阈值判定的双差法并用 HSI 空间中 3 个颜色公式检测火焰,其算法在视频中检测结果较好,但对于车灯这种类似火焰颜色的运动物体容易发生误检,所以在检测时误检率极高。文献[19]使用火焰颜色结合运动特征,同时将火焰的表面粗糙度、边界粗糙度等参数输入 BP 神经网络训练,所以检测准确率较高。

视频 3 由于风势导致火焰形状变化很大,此时重心高度系数、圆形度、矩形度等特征在很大程度上受到影响,导致误检。视频 6 的误检率也较高,是因为马路上双向都有车灯,光线复杂,车灯在路上形成的光亮区域与火焰的纹理区域相似,所以误检率较高。但相比其他文献在多种场景的准确率基本都有提高,效果较好。

表 3 视频情况描述

视频	视频情况描述
1	森林里,火焰区域较广,包括一个较大和较小的区域火焰,燃烧时伴有烟雾和火星
2	森林里,火焰区域较多,燃烧伴有大量的浓烟
3	庭院内,火焰后面的院墙壁与火焰颜色相似,火焰随着风摇曳,摆动
4	树林里两个工人拿着火把不停地走动,火焰跟着不断移动
5	狭长的隧道内,不断有汽车驶过,上面有白色的隧道灯照亮
6	夜晚公路上,几辆车沿同一方向以不同速度驶来,车辆照亮的区域与火焰颜色相似

表 4 火焰视频检测结果

视频	总帧数	火焰帧数	文献[3]		文献[18]		文献[19]		本文算法	
			准确率/%	漏检率/%	准确率/%	漏检率/%	准确率/%	漏检率/%	准确率/%	漏检率/%
1	200	200	85.5	14.5	95.5	4.5	90.5	9.5	94.5	5.5
2	190	190	81.6	18.4	80.7	19.3	90.7	9.3	92.1	7.9
3	439	439	95.9	4.1	74.8	25.2	91.2	8.8	89.2	10.8
4	260	260	87.3	12.7	70.2	29.8	77.9	22.1	91.6	8.4

表 5 非火焰视频检测结果

视频	总帧数	非火焰帧数	文献[3]		文献[18]		文献[19]		本文算法	
			准确率/%	误检率/%	准确率/%	误检率/%	准确率/%	误检率/%	准确率/%	误检率/%
5	120	120	44.9	55.1	40.9	59.1	63.1	36.9	93.4	6.6
6	136	136	67.2	32.8	40.2	59.8	92.6	7.4	70.4	29.6

## 6 结 论

用累积差分法和 Ohta 颜色空间提取出疑似火焰区域,并对该区域可能出现的空洞进行填充,然后将疑似区域图像经过 BEMD 分解,结合局部二值模式(LBP)对所提取到的 IMF 图像进行纹理特征提取。最后将得到的纹理特征结合圆形度、矩形度、重心高度等静态特征,输入到 SVM 里面进行分类判别。实验结果表明,本文提出的算法取得了较好的效果,但是火焰的误检率和漏检率受图片库的影响很大,后期还需完善图片库,使得训练样本尽可能包含更多的火焰形状结构特征,并将火焰动态特征融入检测中,在提高检测率的同时,增强算法的鲁棒性。

## 参考文献:

- [1]李正周,方朝阳,顾园山,等.基于无线多传感器信息融合的火灾检测系统[J].数据采集与处理,2014,29(5):694-699.
- [2]王文豪,陈晓兵,刘金岭.基于连通区域和 SVM 特征融合的火灾检测[J].计算机仿真,2014,31(1):383-387.
- [3]YANG X, WANG J, HE S. A SVM approach for vessel fire detection based on image processing[C]//Modelling, identi-

- cation & control (ICMIC). Proceedings of International Conference on IEEE. Wuhan: [s.n.], 2012:150-153.
- [4] ZHAO J, ZHANG Z, HAN S, et al. SVM based forest fire detection using static and dynamic features[J]. Computer Science and Information Systems, 2011, 8(3):821-841.
- [5] 李红娣,袁非牛. 采用金字塔纹理和边缘特征的图像烟雾检测[J]. 中国图象图形学报, 2015(6):772-780.
- [6] 周书仁,殷建平. 基于 Haar 特性的 LBP 纹理特征[J]. 软件学报, 2013(8):1909-1926.
- [7] YUAN F N. Video-based smoke detection with histogram sequence of LBP and LBPV pyramids[J]. Fire Safety Journal, 2011, 46:132-139.
- [8] 严云洋,吴茜茜,杜静,等. 基于色彩和闪频特征的视频火焰检测[J]. 计算机科学与探索, 2014, 8(10):1271-1279.
- [9] 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.
- [10] 郭峰,曹其新,谢国俊,等. 基于 OHTA 颜色空间的瓜果轮廓提取方法[J]. 农业机械学报, 2005, 11:119-122.
- [11] 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, 10:240-247.
- [12] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. The Royal Society, 1998, 454(1971):903-995.
- [13] NUNES J C, BOUAOUNE Y, DELECHELLE E, et al. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(12):1019-1026.
- [14] 沈滨,崔峰,彭思龙. 二维 EMD 的纹理分析及图像瞬时频率估计[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(10):2345-2351.
- [15] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [16] 严云洋,唐岩岩,刘以安,等. 使用多尺度 LBP 特征和 SVM 的火焰识别算法[J]. 山东大学学报(工学版), 2012(5): 47-52, 58.
- [17] HSIEH C J, CHANG K W, LIN C J, et al. A dual coordinate descent method for large-scale linear SVM[J]. Icml, 2015, 9(3):1369-1398.
- [18] CHEN T H, WU P H, CHIOU Y C. An early fire-detection method based on image processing[C]//Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP04). Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2004: 1707-1710.
- [19] RONG J Z, ZHOU D C, YAO W, et al. Fire flame detection based on GICA and target tracking[J]. Optics & Laser Technology, 2013, 47:283-291.

(责任编辑:李艳)