

基于图像识别的秸秆焚烧事件检测

聂建豪, 李士进

(河海大学 计算机与信息学院, 江苏 南京 210098)

摘要:针对传统火灾检测存在的对周围环境要求比较高,且研究对象多数属于室内或者商业设施等现象,提出了基于滑动窗口图像特征提取的多特征融合和 SVM 相结合的秸秆焚烧火灾检测算法。首先在 YCbCr 空间模型下使用 Otsu(大津算法)对火焰图像进行前景检测,再对所检测到的前景使用颜色判别方法,得到候选火焰区域,然后使用滑动窗口在这些区域上进行移动,在每一个窗口内提取 HOG 特征、灰度共生矩阵特征、颜色矩特征,将这些特征分别送入 SVM 训练得到不同的分类器进行秸秆焚烧事件检测。最后根据投票方法将三种特征进行融合,最终检测出是否发生火灾。实验结果表明,该算法实现简单,识别率高,可达到 86.67%。且由于算法基于火灾的静态特征,更能体现火焰的固有图像特征,与其他类型的火焰检测相比,适用性更强。

关键词:颜色模型;滑动窗口;单一特征提取;多特征融合

中图分类号:TP181

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2017)05-0069-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.05.015

Detection of Straw Burning Event Based on Image Recognition

NIE Jian-hao, LI Shi-jin

(College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: The traditional fire detection system has higher requirements of the surrounding environment, and research objects belongs to indoor or commercial facilities mostly. In order to solve the problem, a fire detection algorithm based on multi-feature fusion of image feature extraction of sliding window and the SVM classifier is proposed. First, in the YCbCr color space model, Otsu is used to detect the foreground from the flame image and the foreground is inspected by the color feature to obtain the fire candidate regions. Then three kinds of flame features including HOG, gray level co-occurrence matrix and color moment are extracted by using the sliding widow moved on the fire candidate regions, which are put into the SVM classifier to classify the window whether there is a fire. The final result based on the method of voting is gained. The experimental results show that the algorithm is simple and has higher recognition rate, more than 86.67%. Because it is based on the static features of the fire, it shows inherent image characteristics of fire. Compared with other fire detection algorithms, it has wider application range.

Key words: color model; sliding window; single feature extraction; multi-feature fusion

0 引言

火灾在日常生活中发生频繁,对人们的生命和财产安全构成了严重危害。而农田秸秆焚烧会污染空气,并产生大量有毒有害物质,甚至引发火灾。国内从 1999 年就明令禁止秸秆焚烧,但是至今仍屡禁不止。秸秆焚烧可能有深刻的社会原因,暂不考虑,仅仅从技术角度对秸秆焚烧造成的火灾进行警报,从而遏制火灾的危害。

为了对秸秆焚烧造成的火灾进行预防和警报,科研人员进行了大量研究。早期,人们依靠传统的感烟、

感光、感温的探测器来检测火焰,从而降低生活中的损失。但是由于传统的火灾检测器对环境要求苛刻,也不适合对广阔的空间进行火焰检测,所以迫切需要更合理的方式进行火灾检测。随着信息技术的发展,火灾探测正在逐步向图像化和智能化转变。

这些新型方式大多使用了图像特征提取结合模式识别的方式进行火灾检测。在这些提取的图像特征中,颜色特征是火焰检测中必不可少的一项,因为它包含了火焰最为基本的信息。文献[1-4]分别基于 YCbCr、CIE LAB、HSV、Ohta 颜色空间提取了火焰的

收稿日期:2016-07-17

修回日期:2016-10-25

网络出版时间:2017-03-07

基金项目:江苏省重点研发计划项目(BE2015707);江苏省水利科技项目资金资助项目(2012034)

作者简介:聂建豪(1990-),男,硕士,研究方向为模式识别与图像处理;李士进,博士,教授,研究方向为模式识别与数据挖掘。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170307.0922.100.html>

颜色特征。闫红梅等^[4]提取了火焰变化的动态特征结合 BP 网络对火焰进行识别。包晗等^[5]提取了火焰图像序列的面积重叠率和中心相对移动率等特征,并结合学习向量量化(LVQ)神经网络融合技术对视频序列中的火焰进行自动检测。邵婧等^[6]使用基于动态纹理的特征,建立线性动力系统,最后使用 Adaboost 分类器判断火灾是否存在。张开生等^[7]首先对采集到的图像进行 K -means 分割,然后用改进的颜色分类模型进行辨识,最后将分割后的图像进行火焰和烟雾特征提取并输入到 RBF 神经网络进行最终识别。Wang D 等^[8]使用颜色特征和运动概率特征来衡量视频图像中是否含有火焰。吴茜茜等^[9]提出了一种融合圆弧度、矩形度和重心高度系数的火焰检测算法,然后将融合后的火焰特征输入支持向量机(SVM)进行分类。由于农田秸秆焚烧火灾与一般火灾在可燃物、燃烧环境上的不同都会导致检测效果发生偏差,所以上述方法在农田秸秆焚烧火灾上有一定的局限性。但是,农田秸秆焚烧的可燃物的纹理特征有其独特之处,因此考虑火焰纹理和颜色特征相结合的检测方式。严云洋等^[10]采用局部二值模式方法提取疑似火焰区域的多尺度纹理特征,并输入到支持向量机进行识别。Lei W 等^[11]结合纹理、面积变化等特征,采用贝叶斯分类器进行火焰识别。Xi Z 等^[12]利用傅里叶描述子提取轮廓特征,然后进行检测。这些方法在各自的范围内取得了不错的成果,但是在秸秆焚烧中不太适用。

因此,针对农田秸秆焚烧事件,提出了一种新型的基于滑动窗口的火焰检测算法。算法分析了给定图像的颜色特征,将其转换到 YCbCr 空间,利用 Otsu(天津法)分割出火焰候选区。在火焰候选区中移动滑动窗口,在每个滑动窗口中提取 HOG 特征、灰度共生矩阵纹理特征、颜色矩特征,分别将三类特征作为 SVM 的输入,经过学习训练,判断所给定的图像中是否发生了火灾。然后根据投票方法将三种特征进行融合,最终检测出是否发生火灾。

1 颜色分割

在火焰检测中,火焰的颜色和周围环境的区分度受到环境明亮度的影响。为了排除非火焰颜色物体对火焰检测的干扰,特别引入火焰颜色分割模型。而各种色彩模式下的火焰颜色有很大的区分度,对火焰检测的影响关系重大,甚至决定了火焰检测的成败。很多参考文献都有详尽的描述,Celik 等^[13]通过将普通 RGB 颜色空间进行归一化来减轻亮度对火焰颜色的影响;陈天炎等^[14]使用基于 YCbCr 以及相对应的增加约束条件大大增加了火焰检测的正确率。尽管标准化后的 RGB 在一定程度上减轻了这种影响,但是对于检

测结果的误差来说,仍旧影响很大。随后 Celik 等^[1]又提出了 YCbCr 的颜色空间模型,从而将亮度和色度区分开。而在 RGB 空间中, R 、 G 、 B 分别对应于红色通道、绿色通道、蓝色通道。而在 YCbCr 空间中, Y 、 Cb 、 Cr 分别对应于亮度通道、色度蓝通道、色度红通道。为了解决 RGB 图像在色彩分离现象中的不明朗问题,特别引入 YCbCr 颜色空间对火焰进行检测。这样能够排除环境因素对火焰的影响。原始 RGB 空间图像转化为 YCbCr 空间的计算公式如下:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2568 & 0.5041 & 0.0979 \\ -0.1482 & -0.2910 & 0.4392 \\ 0.4392 & 0.3678 & -0.0714 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

原始图像 RGB 及其单通道图像和原始图像的 YCbCr 图像及其单通道图像如图 1 所示。其中,上面四幅图分别为 RGB 原始图像、 R 通道图像、 G 通道图像和 B 通道图像;下面分别为 YCbCr 原始图像、 Y 通道图像、 Cb 通道图像和 Cr 通道图像。



图 1 原始 RGB 图像和 YCbCr 图像及其单通道图像

使用较大颜色区分度的 YCbCr 颜色空间对图像进行色彩空间转换,然后对其进行 Otsu 分割,获取可疑的火焰区域,以便后续步骤对待检测区域进行特征提取和火焰检测。

2 火焰特征提取

2.1 HOG 特征

HOG 特征^[15]是一种局部区域描述符,它通过计算局部区域上的梯度方向直方图来构成火焰特征。HOG 反映了火焰在局部区域的重复性质的纹理特征。对于火焰检测来说,HOG 特征是针对火焰图像某个矩形区域中的梯度方向与强度的统计信息而提取的一种特征。输入图像中像素点 (x, y) 的梯度为:

$$\begin{cases} G_x(x, y) = H(x+1, y) - H(x-1, y) \\ G_y(x, y) = H(x, y+1) - H(x, y-1) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $G_x(x, y)$, $G_y(x, y)$, $H(x, y)$ 分别表示像素点 (x, y) 处的水平方向梯度、垂直方向梯度和像素值。像素点 (x, y) 处的梯度幅值和梯度方向分别为:

$$G(x,y)=\sqrt{G_x(x,y)^2+G_y(x,y)^2}\tag{3}$$

$$\partial(x,y)=\tan^{-1}\left(\frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)}\right)\tag{4}$$

HOG 特征提取步骤:采用大小为 48×48 的样本图像来训练分类器,每 8×8 个像素为一个单元 cell,梯度方向 $[-\pi/2,\pi/2]$ 平均划分为 9 个区间(bin),对单元内各个像素所属方向做一个投票统计,得到的票数就是该像素的边缘强度,即一个 9 维的特征向量。每 2×2 个单元构成一个块(block),块每次滑动的步长为一个单元(即 8 个像素),如此,每个块中有 $4 \times 9 = 36$ 个特征,水平方向有 5 个步长,竖直方向有 5 个步长,共 $36 \times 5 \times 5 = 900$ 个特征。把检测窗口内所有的块的特征串联起来,就构成了火焰的特征向量。最终提取出火焰的 HOG 特征。

2.2 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵表达了图像信息的纹理结构特征,但是一般不直接使用灰度共生矩阵作为纹理特征,而是使用一些更直观的参数。如 ASM 能量(Angular Second Moment),表达了图像灰度分布的均匀性,即纹理的厚度;惯性矩(Moment of inertia CON),表达了图像纹理的干净度,即沟壑纹理的程度;相关性和(Correlation COR),表达了图像纹理在水平方向和竖直方向的强相关性;Entropy ENT,表达了灰度共生矩阵包含的信息总量,即原始图像的纹理复杂度。使用灰度共生矩阵特征来描述火焰的纹理特征。

$$ASM=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}P^2(i,j)\tag{5}$$

$$CON=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}(i-j)^2P(i,j)\tag{6}$$

$$COR=\frac{\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}ijP(i,j)-\mu_1\mu_2}{\sigma_1^2\sigma_2^2}\tag{7}$$

$$ENT=-\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}P(i,j)\log_2P(i,j)\tag{8}$$

其中, $P(i,j)$ 为某个角度某个距离处像素点的总个数; i,j 分别表示矩阵位置值; μ_1,μ_2 分别为平均值; σ_1,σ_2 分别为方差值。

首先在火焰分割的区域计算灰度共生矩阵,然后根据式(5)~(8)分别计算四个参数和综合特征向量: [ASM CON COR ENT]。

2.3 颜色矩特征

使用色矩代表图像的颜色分布是由 Stricker 和 Orengo 提出的。大多数的颜色分布信息可以使用以下三个中心矩进行表达,如式(9)~(11)所示。

$$E_i=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^NP_j\tag{9}$$

$$\sigma_i=\left(\frac{1}{N}\sum_{j=1}^N(P_{ij}-E_i)^2\right)^{1/2}\tag{10}$$

$$S_i=\left(\frac{1}{N}\sum_{j=1}^N(P_{ij}-E_i)^3\right)^{1/3}\tag{11}$$

其中, P_{ij} 为第 i 个通道的第 j 个像素值; E_i,σ_i,S_i 分别为一阶中心距,二阶中心距,三阶中心距。

颜色直方图代表火焰候选区,不再使用色矩代表主体颜色分布,而是使用色矩作为火焰边缘颜色分布的描述。火焰主体颜色由于从内部到外部有不同的温度,从而表现出了一种从边缘到中心的梯度现象。通过颜色阈值提取的火焰的主体颜色由于受到不同干扰源的影响而有不同的分布。可以通过火焰主体颜色的分布来判断疑似火焰候选区是否是真正的火焰。使用火焰候选区的信息可以提取火焰边缘的颜色样本。然后使用式(9)~(11)计算火焰边缘的色矩信息。正如上面的方向梯度直方图提取一样,它可以使用 YCbCr 颜色空间得到一个颜色特征向量: $[E_Y\ \sigma_Y\ S_Y\ E_{Cb}\ \sigma_{Cb}\ S_{Cb}\ E_{Cr}\ \sigma_{Cr}\ S_{Cr}]$ 。提取出 9 个维度的颜色矩特征作为检测的依据。

3 分类器设计

3.1 分类器的训练

为了获得准确的实验结果,训练分类器时采用了如下的训练方法:

手动提取 700 个 48×48 火焰的燃烧区域和 900 个 48×48 的非火焰燃烧区域,对火焰训练样本标记为 1,非火焰训练样本标记为 0,训练火焰分类器,然后对已分类过的 48×48 的测试图像进行测试,根据结果调整训练参数,以使测试图像效果达到最优。

3.2 分类器的测试

实验采用 SVM 分类器,与一般的分类器不同的是,为了预测出最终结果,首先使用单个特征分别训练出最终的分类器,然后再用投票方式确定最终的分类器。训练单个分类器时,调整参数,使该特征下达到最佳分类效果。分别记其准确率为 A_i ,得出分类器对每一个图像的分类结果 R_i (R_i 的取值为 0 或 1),如果判断为火则 R_i 为 1,否则为 0。设定最终分类的数字为 R_x ,HOG 特征、灰度共生矩阵特征、颜色矩特征三种类型分类器下的准确率分别为 A_1,A_2,A_3 ,对一张图像的分类结果为 R_1,R_2,R_3 ,那么有:

$$R_x=A_1 \times R_1+A_2 \times R_2+A_3 \times R_3\tag{12}$$

设定判断火焰和非火的阈值为 T ,将火焰的最终识别结果规整为 0 和 1,那么有:

$$R_x=\begin{cases} 0, & 0 \leq R_x \leq T \\ 1, & R_x \geq T \end{cases}\tag{13}$$

通过这种方式得到最终的火焰检测结果。

4 火焰检测

4.1 实验环境和方案设计

系统使用 VS2010+OpenCV-2.4.11 实现程序。收集了 39 幅农田火灾照片和 39 幅正常农田的图像进行测试,涵盖各种农田场景的秸秆焚烧火焰图像。图像的大小不等,清晰度各异。

部分秸秆焚烧场景图像如图 2 所示,非秸秆焚烧场景图像如图 3 所示。

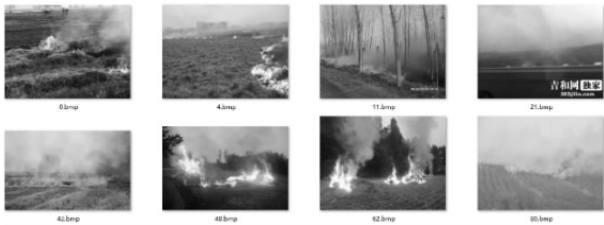


图 2 秸秆焚烧场景

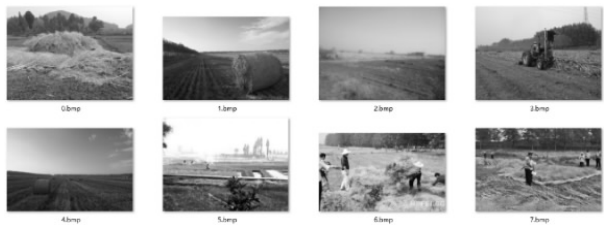


图 3 非秸秆焚烧场景

为了验证梯度直方图特征、灰度共生矩阵纹理特征、颜色矩特征等特征在火焰检测中的有效性,做了多组对比实验:

(1)单特征下的分类效果检验,分别在梯度直方图特征、灰度共生矩阵纹理特征、颜色矩特征下进行火焰检测;

(2)多特征融合下的分类效果检验,将三种特征融合后进行检验。

对实验的对比分析分为两部分,以梯度直方图特征的火焰检测为例进行详细的实验分析,对整个实验进行总结和归纳。

4.2 火焰检测效果

检测效果采用准确率指标进行衡量,以便提高检测精度。对所提取的梯度直方图特征、灰度共生矩阵纹理特征、颜色矩特征以及融合后的特征,使用 SVM 分类器进行检测以获取检测结果。经过多次实验,调整参数,得到的实验结果如表 1 所示。

表 1 分类结果

特征类型	SVM 分类结果/%
梯度直方图特征	79.49
灰度共生矩阵特征	66.67
颜色矩特征	69.23
融合特征	86.67

通过表 1 数据得出,在单特征检测模式下,基于梯

度直方图特征的火焰检测效果最好,能达到 79.49%。在单特征检测中效果最差的属于灰度共生矩阵特征,说明在秸秆焚烧的火焰检测中,灰度共生矩阵特征与火焰的本质特征密切程度相对较低。

实验结果证明,融合后的火焰检测特征比单特征对火焰检测有更好的效果。证明提出的基于滑动窗口图像特征提取的多特征融合和 SVM 相结合的火灾检测算法在秸秆焚烧火焰检测上有较高的准确率。

5 结束语

在火灾发生初期检测出火灾能够将其带来的损失降到最小,这也是火灾检测的根本目的。针对农田秸秆焚烧现象进行了研究,提出了基于滑动窗口图像特征提取和 SVM 相结合的火灾检测算法。通过实验分别验证了在 HOG 特征、灰度共生矩阵特征以及颜色矩特征等单特征情况下的检测结果,充分证明了三种特征在农田秸秆焚烧中火灾检测的有效性。为了提高火焰检测的准确率,做了三种特征的融合实验。结果表明,多特征融合的火焰检测较单特征有了很大提高,达到了 86.67%,算法能够有效提高火灾检测效率和检测精确度。由于基于静态特征的火焰检测同样适用于动态视频,所以提出的方法比基于动态的火焰检测方法适用性广泛。为了进一步提高检测效率,可以通过 PCA 降维方式降低火焰特征的维度,为了增大火焰检测的准确率,可以引入烟雾检测对火焰检测的结果进行校正。

参考文献:

[1] Celik T, Demirel H. Fire detection in video sequences using a generic color model[J]. Fire Safety Journal, 2009, 44(2): 147-158.

[2] 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.

[3] 杨俊,王润生. 基于计算机视觉的视频火焰检测技术[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(7): 1222-1234.

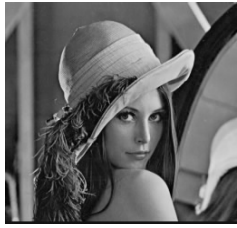
[4] 闫红梅,李白萍. 视频监控系统中的火灾监测算法研究[C]//第 17 届全国图像图形学术会议论文集. 出版地不详;出版者不详, 2012.

[5] 包晗,康泉胜,周明. 一种基于 LVQ 神经网络与图像处理的火焰识别算法[J]. 中国安全科学学报, 2011, 21(6): 60-64.

[6] 邵婧,王冠香,郭蔚. 基于视频动态纹理的火灾检测[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(6): 647-653.

[7] 张开生,张盟蒙. 基于 K-means 和颜色模型的林火辨识方法研究[J]. 电子技术应用, 2015, 41(2): 163-166.

度法的重构性能几乎都是三种算法中最佳的,在一定程度上体现了该方法的优越性。



(a)原始图像



(b)观测矩阵优化共轭梯度算法重构图像



(c)观测矩阵优化 OMP 法重构图像



(d)共轭梯度算法重构图像

图 3 原始图像与三种重构算法生成图像的对比

4 结束语

将观测矩阵优化和共轭梯度算法改进的思想相结合,提出了基于观测矩阵优化的共轭梯度重构算法。通过实验仿真验证了该重构算法具有一定的优势,另外,算法保留了观测矩阵优化 OMP 算法的稳定性,使用较好性能的共轭梯度算法,而且与其他两种算法相比,在时间上大大缩短。当然,还可以将不同的重构算法运用到观测矩阵的优化中,可能会得到更佳的效果,这有待进一步的研究。

参考文献:

- [1] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] Candes E. Compressive sampling[C]//Proceeding of the international congress of mathematicians. Madrid, Spain: [s. n.], 2006: 1433-1452.
- [3] 傅迎华. 可压缩传感重构算法与近似 QR 分解[J]. 计算机应用, 2008, 28(9): 2300-2302.
- [4] Zheng Danqing, Wang Youguo, Wang Lu, et al. Reconstruction algorithm for compressed sensing based on smoothed L0 norm and Gaussian conjugate gradient method[J]. Journal of Computational Information Systems, 2015, 16: 6101-6109.
- [5] Donoho D L. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal l1 norm solution is also the sparsest solution[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(6): 797-829.
- [6] Donoho D, Tsaig Y. Extensions of compressed sensing[J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 533-548.
- [7] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2001, 43(1): 129-159.
- [8] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [9] Needell D, Vershynin R. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2007, 9(3): 317-334.
- [10] Candes E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections; universal encoding strategies[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 52(12): 5406-5425.
- [11] Baraniuk R. A lecture on compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [12] Donoho D L, Stark P B. Uncertainty principles and signal recovery[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 1989, 49(3): 906-931.
- [13] Mohimani H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed l0 norm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1): 289-301.
- [14] 赵瑞珍, 林婉娟, 李浩, 等. 基于光滑 l0 范数和修正牛顿法的压缩感知重建算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(4): 478-484.
- [15] Xi Z, Fang X, Zhen S, et al. Video flame detection algorithm based on multi-feature fusion technique[C]//24th Chinese control and decision conference. [s. l.]: IEEE, 2012: 4291-4294.
- [16] Celik T, Demirel H, Ozkaramanli H. Automatic fire detection in video sequences[C]//14th European signal processing conference. [s. l.]: IEEE, 2006: 1-5.
- [17] 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.
- [18] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. [s. l.]: IEEE, 2005: 886-893.
- [19] Wang D, Cui X, Park E, et al. Adaptive flame detection using randomness testing and robust features[J]. Fire Safety Journal, 2013, 55: 116-125.
- [20] 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(2): 240-247.
- [21] 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, 42(5): 47-52.
- [22] Lei W, Liu J. Early fire detection in coalmine based on video processing[C]//Proceedings of the 2012 international conference on communication, electronics and automation engineering. Berlin: Springer, 2013: 239-245.

(上接第 72 页)

- [8] Wang D, Cui X, Park E, et al. Adaptive flame detection using randomness testing and robust features[J]. Fire Safety Journal, 2013, 55: 116-125.
- [9] 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(2): 240-247.
- [10] 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, 42(5): 47-52.
- [11] Lei W, Liu J. Early fire detection in coalmine based on video processing[C]//Proceedings of the 2012 international conference on communication, electronics and automation engineering. Berlin: Springer, 2013: 239-245.