

采用圆周对齐边缘方向直方图的视频烟雾检测方法^{*}

袁非牛^{1,2}, 方志军^{1,2}, 杨勇^{1,2}, 方玉明^{1,2}, 杨寿渊^{1,2}

¹(江西财经大学 信息管理学院, 江西 南昌 330032)

²(江西省公共安全视频技术研究中心(江西财经大学), 江西 南昌 330032)

通讯作者: 袁非牛, E-mail: yfn@ustc.edu

摘要: 视频烟雾检测具有响应速度快、非接触等优点,但由于烟雾形状、色彩、纹理千差万别,目前的算法很难取得令人满意的检测效果.为此,提出了一种鲁棒的特征提取方法,采用支持向量机(support vector machine,简称SVM)进行检测.首先,提取边缘方向直方图(edge orientation histogram,简称EOH).然后,采用圆周平移方式将EOH的最高柱变换到EOH的固定位置,消除了旋转变换的影响.为了进一步增强特征的鲁棒性,提取图像亮度和饱和度分量的Hu不变矩、均值、偏差、偏度和峰度特征.最后,将这些特征组成一个38维的特征矢量,采用SVM训练和识别烟雾.实验结果表明,这些特征具有很好的分类性能,能够在较大的训练库和测试库上达到98%和85%以上的检测率.

关键词: 边缘方向直方图;圆周对齐;Hu不变矩;支持向量机

中文引用格式: 袁非牛,方志军,杨勇,方玉明,杨寿渊.采用圆周对齐边缘方向直方图的视频烟雾检测方法.软件学报,2014,25(Suppl.(2)):21-27. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14019.htm>

英文引用格式: Yuan FN, Fang ZJ, Yang Y, Fang YM, Yang SY. Video smoke detection based on circularly aligned edge orientation histogram. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2014,25(Suppl.(2)):21-27 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14019.htm>

Video Smoke Detection Based on Circularly Aligned Edge Orientation Histogram

YUAN Fei-Niu^{1,2}, FANG Zhi-Jun^{1,2}, YANG Yong^{1,2}, FANG Yu-Ming^{1,2}, YANG Shou-Yuan^{1,2}

¹(School of Information Technology, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330032, China)

²(Research Center for Jiangxi Public Security Video Technology (Jiangxi University of Finance and Economics), Nanchang 330032, China)

Corresponding author: YUAN Fei-Niu, E-mail: yfn@ustc.edu

Abstract: Video smoke detection has many advantages such as fast response and non-contact. Due to large variance of smoke shape, color and texture, it's difficult for existing methods to achieve satisfactory results. This paper proposes a robust feature extraction method by using support vector machine (SVM) for classification. First, an edge orientation histogram (EOH) is extracted. Then, circular shift technique is used to transform the maximum value bin of EOH to the fixed bin of EOH, thus eliminating the influence of rotation. To further enhance the robustness of features, Hu invariant moments, mean, deviation, skewness, and kurtosis are extracted from both illuminance and saturation component images converted from original RGB images. Finally, all the features are combined together to form a 38-dimensional feature vector, and SVM is used to train and classify smoke images. Experiments show that the features have good discrimination capabilities, and the method can achieve about 98% and 85% detection rates on selected large training and testing data sets.

Key words: edge orientation histogram (EOH); circular alignment; Hu invariant moments; support vector machine (SVM)

在光电感烟探测技术的广泛应用过程中,其缺点也不断地暴露,如响应慢、容易误报等.这些检测器必须安

* 基金项目: 国家自然科学基金(61063034, 61363038); 江西省高校科技落地计划(KJLD12066); 江西省青年科学家培养对象资助项目(20142BCB23014)

收稿时间: 2013-06-15; 定稿时间: 2013-08-21

装在起火点附近,否则将无法有效地检测到灾害的发生.另外,若长期接触粉尘等恶劣环境,则容易造成传感器中毒失效.这种检测系统如果应用在大空间内(如飞机库和大仓库等)、室外或有强气流的场所(如海上钻井平台等),也很难或无法进行有效的火灾检测.因此,这些场所的防火始终是难题.

为了解决传统火灾探测技术存在的问题,国内外研究人员正努力研究基于视频图像的视觉火灾探测.根据检测目标的不同,可以分为视频火焰检测和视频烟雾检测.视频火焰检测的方法主要有:Phillips 等人^[1]提出了一种视频影像火焰检测技术,Toreyin 等人^[2]提出了一种基于像素级特征的火焰探测算法,Celik 等人^[3]提出了基于色彩规则模型的火焰检测方法,袁非牛等人提出了基于高斯混合模型的火焰检测等方法^[4,5].

在很多火灾中,往往最先出现烟雾.因此,检测烟雾对于及早发现火灾至关重要.Guillemant 等人^[6]提出了一种森林火灾检测方法,采用灰度嵌入等方法生成链接表,然后根据此表提取运动特征用于烟雾的探测.Fujiwara 等人^[7]采用分形理论从图像中提取烟雾区域.但很多自然景物和烟雾的分形特征重叠,增加了烟雾检测的难度.Ferrar 等人^[8]提出了一种视频蒸汽检测算法.该算法将图像的双树小波变换系数(DT-CWT)输入隐马尔可夫模型,以便提取蒸汽的纹理特征.由于蒸汽和烟雾无论在色彩、纹理还是运动方式上均比较相似,该算法可用于烟雾检测.Kopilovic 等人^[9]采用烟雾运动的不规则性特征.他们先在相邻两帧图像之间提取光流,然后分析光流方向的分布熵作为特征,最后采用该特征进行烟雾的探测.Toreyin 等人^[10]提出了一种基于轮廓的烟雾探测算法,采用小波变换研究烟雾随时间模糊和波动特性,利用 2 层小波变换 LH,HL,HH 高频子带研究烟雾的模糊遮挡特征.小波变换能够很好地提取图像中的点奇异特征,但不能很好地提取线奇异特征,对模糊遮挡性研究具有一定的局限性.Grech-Cini^[11]提出一种 20 维以上的图像特征,主要包括参考图像和当前图像变化百分比、相关性、方差,然后采用基于规则或规则优先的贝叶斯方法区分烟雾与非烟雾的运动.Gubbi 等人^[12]提出了一种基于 SVM(support vector machine)和小波变换的烟雾检测算法,分别在三级小波变换图像上计算均值、方差、偏度和峰度等特征.我们在视频烟雾检测也做了一些的研究工作,例如,提出了一种基于积分图像的快速烟雾检测技术^[13]、一种基于局部二元模式(LBP)和方差局部二元模式(LBPV)的检测方法^[14]、一种视频烟雾多尺度不变性特征的双重映射框架^[15]等.

综合国内外研究及应用现状,到目前为止,误报等性能需要进一步提高.由于大量自然物体和烟雾具有相近的色彩统计、烟雾图像对比度比较低,这些因数往往造成现有的视频烟雾检测系统抗干扰性不够强,漏报和误报率等技术参数偏高.烟雾的温度通常比较低,显然利用近红外摄像机无法拍摄到烟雾.因此,对于烟雾的图像检测,通常只能采用普通可见光波段摄像机进行监控.但现有基于可见光视频图像的烟雾探测系统鲁棒性、适应性也比较差.

为了探索烟雾检测方法,本文提出了一种新的烟雾检测算法.该方法首先提取烟雾图像的边缘方向直方图(edge orientation histogram,简称 EOH).为了消除旋转的影响,圆周循环方式移动 EOH 直方图的最大柱至直方图的固定柱.另外,提取图像亮度和饱和度分量的 H_u 不变矩、均值、偏差、偏度和峰度.将所有特征组成起来,形成一个鲁棒的 38 维特征矢量.由于 SVM 具有最小化结构化误差,能够取得很好的推广性能,所以,我们采用台湾大学林智仁等人开发的 LIBSVM 开放源代码库^[16],训练这些特征和进行烟雾的识别.实验结果证明,该方法能在我们自己开发的大型训练和测试烟雾图像上分别能够达到 98%和 85%以上的检测率,说明该方法鲁棒性、特征推广性能比较好.

1 圆周对齐直方图

1.1 边缘方向直方图

图像的梯度经常用于检测图像边缘,为目标检测提供了重要的可视特征.近年来,已经提出许多基于梯度的特征用于目标检测.尺度不变特征变换(SIFT)^[17]在图像配准和目标检测上取得了不错的性能.方向梯度直方图(HOG)^[18]是尺度不变特征变换的一个变种,经常用于人脸检测.HOG 能捕获图像的局部梯度方向结构,但它是在统一的密集图像网格上计算的.因此,每一个检测窗口需要高维特征矢量来描述,导致计算量非常大.Levi 等人^[19]提出了一种类似的边缘方向直方图(EOH),提取梯度方向信息特征.Chen 等人^[20]将 EOH 特征集成到

AdaBoost 算法中,用于人脸检测.

我们也将采用文献[15]类似的 EOH 特征.为了获得一幅图像的鲁棒梯度,Sobel 算子用于提取图像的梯度 $[f_x, f_y]^T$,即水平分量 f_x 和垂直分量 f_y .然后,梯度 $[f_x, f_y]^T$ 转换成极坐标形式 $[m, \theta]^T$,即图像梯度的幅值 m 和方向 θ .其计算方法如下:

$$m(x, y) = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \quad (1)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}(f_y / f_x) \quad (2)$$

公式(2)的方向 θ 在 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 的范围内,需要映射到 $[0^\circ, 360^\circ]$ 的范围内.如果梯度矢量 $[f_x, f_y]^T$ 位于第一象限,映射后的方向数值完全等于 θ .如果梯度矢量 $[f_x, f_y]^T$ 落在第二、三象限,映射后的方向数值等于 $180^\circ + \theta$.如果梯度矢量 $[f_x, f_y]^T$ 位于第四象限,映射后的方向数值等于 $360^\circ + \theta$.

采用量化方法^[19,20]将梯度方向在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 范围均匀地分成 K 柱.在我们的实现中, K 取值16.通过忽略方向符号, $180^\circ \sim 360^\circ$ 范围的梯度方向被映射到 $0^\circ \sim 180^\circ$ 范围.通过将方向属于第 k 柱的梯度幅值累加来计算 EOH 特征的第 k 柱,具体如下:

$$E_k = \sum_{\theta(x,y) \in \text{bin } k} m(x, y) \quad (3)$$

1.2 圆周对齐方式

图像的旋转会引起 EOH 的圆周循环平移.图 1 给出了示意图.图 1(a)为原始图像,对应的 EOH 直方图为图 1(b).图 1(d)为旋转的图像,相应的 EOH 直方图为图 1(e).比较图 1(b)和图 1(d),图 1(e)的直方图可以粗略地认为是图 1(b)的直方图经过圆周循环平移得到的,这种平移会给目标分类带来不利影响.

为了消除旋转的影响,对所得到的直方图进行循环平移变换.为了统一,我们将直方图的最高柱变换到固定位置,例如,将最高的柱变换到第 0 柱.这个过程计算如下:

- 1) 找到直方图中最高柱的索引值 Idx ;
- 2) 将第 Idx 柱圆周循环平移到第 0 柱的位置.

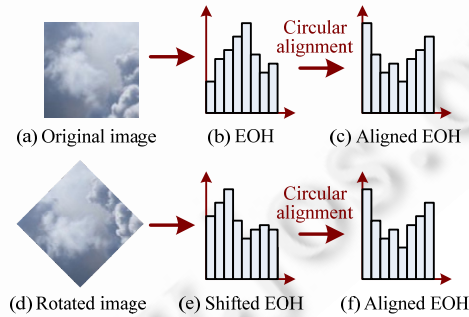


图 1 图像旋转与 EOH 直方图

根据上述方法,对如图(b)所示的直方图进行圆周循环平移,使得平移后的直方图最高柱位于第 0 柱,于是得到如图(c)所示的直方图.同理,将如图(e)所示的直方图圆周循环平移,得到如图(f)所示的直方图.通过比较发现,图(c)和图(f)的直方图比较接近,从而消除了旋转对 EOH 直方图的影响.

2 烟雾特征矢量

除了上一节描述的圆周对齐直方图特征以外,为了进一步增强特征的鲁棒性,我们还提取了 Hu 不变矩^[21]和统计特征.统计特征主要包括均值、偏差、偏度和峰度.

2.1 Hu不变矩

Hu 通过非线性合并常规矩首次引入不变性矩集合.二维图像的常规 $(p+q)$ 阶矩定义如下:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (4)$$

对应的中心矩为

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy \quad (5)$$

其中, $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$ 和 $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$, 是图像的重心.

归一化的中心矩为

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^{(p+q+2)/2} \quad (6)$$

所以, 7 个 Hu 不变矩定义如下:

$$h_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (7)$$

$$h_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (8)$$

$$h_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (9)$$

$$h_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (10)$$

$$h_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (11)$$

$$h_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (12)$$

$$h_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (13)$$

从原始 RGB 图像提取亮度分量图像和色彩饱和度分量图像, 分别在这两幅图像上提取上述 7 个 Hu 不变矩, 分别表示为 (h_0, \dots, h_6) 和 (u_0, \dots, u_6) .

2.2 统计特征

均值、偏差、偏度和峰度定义如下:

$$m = \frac{1}{w \times h} \sum_{y=0}^{h-1} \sum_{x=0}^{w-1} f(x, y) \quad (14)$$

$$d = \sqrt{\frac{1}{w \times h} \sum_{y=0}^{h-1} \sum_{x=0}^{w-1} [f(x, y) - m]^2} \quad (15)$$

$$s = \frac{\frac{1}{w \times h} \sum_{y=0}^{h-1} \sum_{x=0}^{w-1} [f(x, y) - m]^3}{d^{3/2}} \quad (16)$$

$$k = \frac{\frac{1}{w \times h} \sum_{y=0}^{h-1} \sum_{x=0}^{w-1} [f(x, y) - m]^4}{d^4} - 3 \quad (17)$$

同样地, 分别在亮度分量图像和色彩饱和度分量图像上提取这些统计特征, 分别计为 (m_1, d_1, s_1, k_1) 和 (m_2, d_2, s_2, k_2) .

2.3 特征矢量

到此为止, 我们已有了 EOH 特征 (E_0, \dots, E_{15}) 、Hu 不变矩 $(h_0, \dots, h_6, u_0, \dots, u_6)$ 和统计特征 $(m_1, d_1, s_1, k_1, m_2, d_2, s_2, k_2)$. 合并这些特征, 得到了一个 38 维的特征矢量:

$$F = \{E_0, \dots, E_{15}, h_0, \dots, h_6, u_0, \dots, u_6, m_1, d_1, s_1, k_1, m_2, d_2, s_2, k_2\} \quad (18)$$

3 实验结果

为了便于对视频烟雾检测进行研究, 我们已经手工建立了几套烟雾图像和非烟雾图像库. 采用的训练库(set

#1)包含 2 201 个烟雾图像,8 511 个非烟雾图像,共计 10 712 个样本.图 2(a)给出了该训练库中的部分烟雾图像,图 2(b)给出了该训练库中的部分非烟雾图像.采用的测试库(set #2)有 2 254 个烟雾图像,8363 个非烟雾图像,共计 10 617 个样本.这两个库的下载地址为 <http://sit.jxufe.cn/grbk/yfn/vsd.html> 或 <http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html>.图 2(c)给出了该测试库中的部分烟雾图像,图 2(d)给出了该测试库中的部分非烟雾图像.可以看出,烟雾形状、色彩、纹理差别很大,这也是图像烟雾检测比较困难的原因.

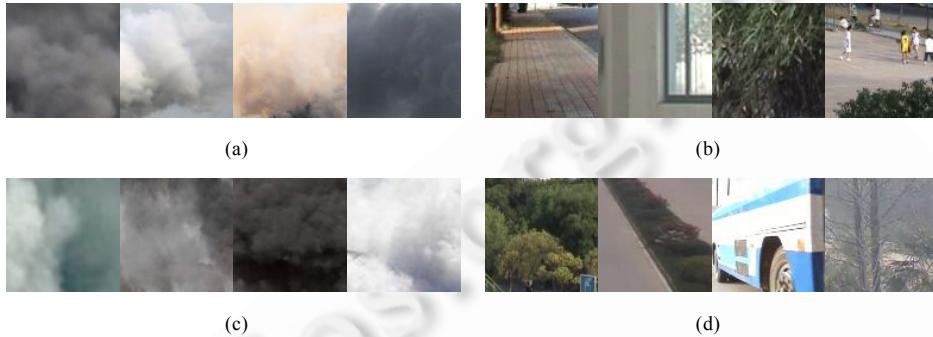


图 2 烟雾与非烟雾图像

LIBSVM^[16]是台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)等人开发设计的一个简单、易于使用和快速有效的 SVM 模式识别与回归软件包.它不但提供了编译好的执行文件,还提供了 C 语言源代码.我们采用 Visual C++ 专门对 LIBSVM 进行封装,生成 SVM 动态链接库(svm.dll).SVM 进行训练时,惩罚系数为 $C=0.5$,核函数为径向基函数(RBF),系数 $\gamma=26.95$.由于正负样本不平衡,因此正负样本采用非平衡权值.烟雾样本的权值为 2.4334,非烟雾样本的权值为 0.629 3.

表 1 给出了实验结果.采用上述训练参数的 SVM,在训练库 set #1 上,本文方法烟雾检测率为 98.8187%,非烟雾的误报率为 7.3669%,总体错误率为 6.0960%.在测试库 set #2 上,烟雾检测率为 86.4241%,非烟雾的误报率为 8.3702%,总体错误率为 9.4754%.在这样比较大的图像库上,达到了 98%以上的训练库检测率和 85%以上的测试库检测率,总体效果还是不错的,说明该特征具有很好的分类能力.

表 1 烟雾检测比较实验

特征类型	图像库	检测率(%)	误报率(%)	错误率(%)
本文方法,38 维特征,SVM	训练库 set #1	98.818 7	7.366 9	6.096 0
	测试库 set #2	86.424 1	8.370 2	9.475 4
LBP/LBPV 方法,210 维特征,神经网络	训练库 set #1	93.300 8	9.075 7	8.571 2
	测试库 set #2	87.178 3	12.005 3	12.178 6
PLBP 方法,3 级金字塔,177 维特征,SVM	训练库 set #1	99.954 6	0.987 0	0.793 5
	测试库 set #2	90.683 2	2.271 9	3.767 5

为了方便比较,我们实现了 LBP/LBPV^[14]和 PLBP^[22],训练和测试结果也列于表 1 中.LBP/LBPV 在训练库 set #1 上,烟雾检测率为 93.3008%,非烟雾的误报率为 9.0757%,总体错误率为 8.5712%.在测试库 set #2 上,烟雾检测率为 87.1783%,非烟雾的误报率为 12.0053%,总体错误率为 12.1786%.PLBP 在训练库 set #1 上,烟雾检测率为 99.9546%,非烟雾的误报率为 0.9870%,总体错误率为 0.7935%.在测试库 set #2 上,烟雾检测率为 90.6832%,非烟雾的误报率为 2.2719%,总体错误率为 3.7675%,取得了非常不错检测结果.我们发现,本文方法与 LBP/LBPV 方法相比,各项指标相差不大,但本文方法比 PLBP 性能指标差一些,主要是因为本文方法没有采用尺度信息.但我们注意到,本文算法采用的特征只有 38 维,而 LBP/LBPV 方法采用的特征是 210 维,PLBP 采用 3 层图像金字塔,每层采用 Uniform 模式,故总维数为 $59 \times 3 = 177$ 维.在准确率相差不大的情况下,维数越少说明特征冗余越少,分类能力也就越强,且计算复杂度较低.本文方法和 PLBP 采用的分类器均为 SVM,LBP/LBPV 方法为 BP 神经网络.不同的分类器也会影响最终的分类结果.无论如何,该比较实验说明本文算法具有较强的分类能力,是值得进一步研究的方法.

本文方法也在多类识别问题上进行了实验.为此,将本文算法和 PLBP 在 Yale B 人脸图像库^[23]进行比较.该图像库拍摄不同光照、角度的多个人的人脸图像.我们从中手工选取 30 个人的人脸,每个人大约 37 张图片.其中,大约一半用于训练(548 张),另一半用于测试(552 张).图 3 为同一个人的人脸图像.从表 2 的结果可以看出,本文方法在训练库上的准确率 74.4526%,低于 PLBP 方法的准确率 86.4964%,但在测试库上的准确率为 42.7536%,远远好于 PLBP 方法的 19.5652%.这说明本文方法对光照、拍摄角度没有 PLBP 敏感,在推广性能方面要强一些.



图 3 Yale B 人脸图像

表 2 人脸识别比较实验

特征类型	图像库	准确率(%)
本文方法,38 维特征,SVM	人脸训练库	74.452 6
	人脸测试库	42.753 6
PLBP 方法,3 级金字塔,177 维特征,SVM	人脸训练库	86.496 4
	人脸测试库	19.565 2

4 结 论

视频烟雾检测具有响应速度非常快、非接触、探测距离远等优点,在很多场合有急切需求,但由于烟雾形状、纹理、色彩千差万别,所以现有的算法很难取得令人满意的检测效果,特别是在较大的测试图像库,不少算法检测性能下降得比较快.为了提高烟雾检测准确率,本文提出了一种鲁棒的特征提取方法,在此基础上采用支持向量机(SVM)进行训练和检测.首先,本文方法提取边缘方向直方图(EOH).然后,采用圆周平移方式将 EOH 的最高柱变换到 EOH 的固定位置,试图消除旋转变换的影响.为了进一步增强特征的分类鉴别能力,还提取了图像亮度图像和饱和度图像,提取这两幅图像的 Hu 不变矩、均值、偏差、偏度和峰度特征.最后,将这些特征组成一个 38 维的特征矢量,采用 SVM 训练和识别烟雾.实验结果表明,这些特征具有很好的分类性能,能够在较大的训练库和测试库上达到 98%和 85%以上的检测率.

References:

- [1] Phillips III W, Shah M, Da Vitoria Lobo N. Flame recognition in video. In: Proc. of the 5th IEEE Workshop of Applications of Computer Vision. 2000. 224–229.
- [2] Töreyn BU, Dedeoglu Y, Gudukbay U, Cetin AE. Computer vision based method for real-time fire and flame detection. Pattern Recognition Letters, 2006,27(1):49–58.
- [3] Celik T, Demirel H. Fire detection in video sequences using ageneric color model. Fire Safety Journal, 2009,44(2):147–158.
- [4] Yuan FN, Liao GX, Fan WC, Zhou HQ. Vision based fire detection using mixture gaussian model. In: Proc. of the 8th IAFSS 2005. 2005.
- [5] 袁非牛,廖光焯,张永明,刘勇,于春雨,王进军,刘炳海. 计算机视觉火灾探测中的特征提取. 中国科学技术大学学报,2006,36(1): 39–43.
- [6] Vicente J, Guillemant P. An image processing technique for automatically detecting forest fire. Int'l Journal of Thermal Sciences, 2002,41(12):1113–1120.
- [7] Fujiwara N, Terada K. Extraction of a smoke region using fractal coding. In: Proc. of the IEEE Int'l Symp. on Communications and Information Technology (ISCIT 2004), Vol 2. 2004. 659–662.
- [8] Ferrari RJ, Zhang H, Kube CR. Real-Time detection of steam in video images. Pattern Recognition, 2007,40(3):1148–1159.

- [9] Kopilovic I, Vagvolgyi B, Sziranyi T. Application of panoramic annular lens for motion analysis tasks: surveillance and smoke detection. In: Proc. of 15th Int'l Conf. on Pattern Recognition, Vol.4. 2000. 714–717.
- [10] Toreyin UB, Dedeoglu Y, Cetin AE. Contour based smoke detection in video using wavelets. In: Proc. of the 14th European Signal Processing Conf. (EUSIPCO 2006). 2006.
- [11] Grech-Cini HJ. Smoke Detection. US Patent, No.US6844818B2, 2001-4-20.
- [12] Gubbi J, Marusic S, Palaniswami M. Smoke detection in video using wavelets and support vector machines. Fire Safety Journal, 2009,44(8):1110–1115.
- [13] Yuan FN. A fast accumulative motion orientation model based on integral image for video smoke detection. Pattern Recognition Letters, 2008,29(7):925–932.
- [14] Yuan FN. Video-Based smoke detection with histogram sequence of LBP and LBPV pyramids. Fire Safety Journal, 2011,46(3): 132–139.
- [15] Yuan FN. A double mapping framework for extraction of shape-invariant features based on multi-scale partitions with AdaBoost for video smoke detection. Pattern Recognition, 2012,45(12):4326–4336.
- [16] Chang CC, Lin CJ. LIBSVM: A library for support vector machines. ACM Trans. on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2:27:1–27:27.
- [17] Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. Int'l Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91–110.
- [18] Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1. 2005. 886–893.
- [19] Levi K, Weiss Y. Learning object detection from a small number of examples: The importance of good features. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.2. 2004. 53–60.
- [20] Chen YT, Chen CS. Fast human detection using a novel boosted cascading structure with meta stages. IEEE Trans. on Image Processing, 2008,17(8):1452–1464.
- [21] Hu MK. Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Trans. on Information Theory, 1962,IT-8:179–187.
- [22] Qian XM, Hua XS, Chen P, Ke LJ. PLBP: An effective local binary patterns texture descriptor with pyramid representation. Pattern Recognition, 2011,44(10):2502–2515.
- [23] Yale face database B. <http://cvc.yale.edu/projects/yalefacesB/yalefacesB.html>



袁非牛(1976—),男,江西永修人,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理,模式识别.

E-mail: yfn@ustc.edu



方志军(1971—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为图像通信,多媒体技术,金融工程.

E-mail: zjfang@foxmail.com



杨勇(1976—),男,博士,教授,主要研究领域为图像处理,模式识别.

E-mail: yangyong5080@126.com



方玉明(1984—),男,博士,讲师,主要研究领域为计算机视觉,机器学习.

E-mail: leo.fangyuming@gmail.com



杨寿渊(1974—),男,博士,副研究员,主要研究领域为小波分析,数字图像处理.

E-mail: yshouy@sina.com