



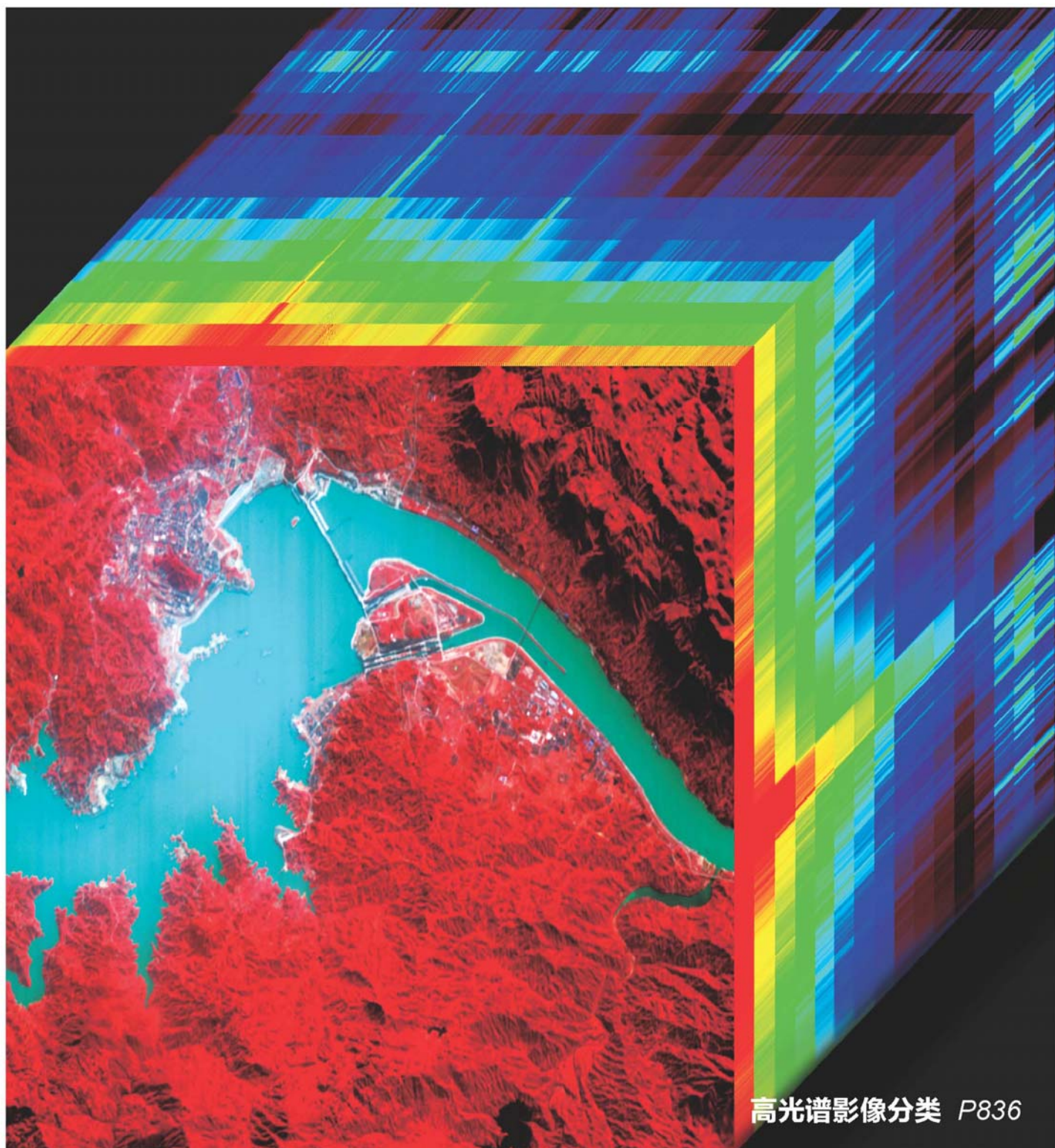
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

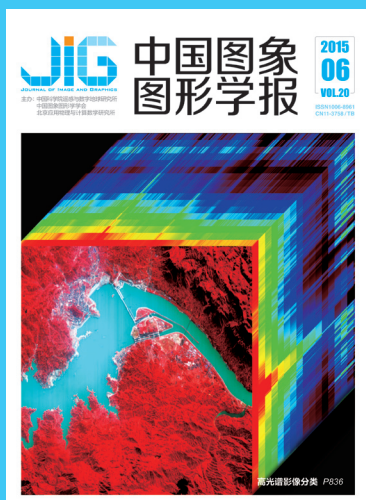
中国图象图形学报

2015
06
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



高光谱影像分类 P836



第20卷第6期（总第230期）

2015年6月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

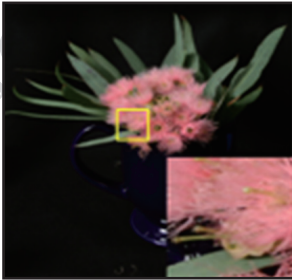
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

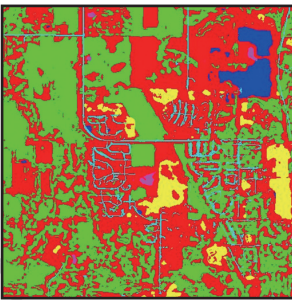
国内定价 50.00元



边缘结构保持的加权BDTV
全光场图像超分辨率重建
(第0733页)



基于超像素的多主体图像交
互分割(第0764页)



谐波分析光谱角制图高光谱
影像分类(第0836页)

图像处理和编码

边缘结构保持的加权BDTV全光场图像超分辨率重建

张旭东, 李梦娜, 张骏, 胡良梅, 王一 0733

基于Arnold映射的分块双层自适应扩散图像加密算法

徐亚, 张绍武 0740

结合梯度信息的特征相似性图像质量评估

苗莹, 易三莉, 贺建峰, 邵党国 0749

图像分析和识别

复杂场景下自适应背景减除算法

邵奇可, 周宇, 李路, 陈庆章 0756

基于超像素的多主体图像交互分割

伯彭波, 袁野, 王宽全 0764

采用金字塔纹理和边缘特征的图像烟雾检测

李红娣, 袁非牛 0772

结合手指检测和HOG特征的分层静态手势识别

刘淑萍, 刘羽, 於俊, 汪增福 0781

形状角计算改进及其在矩形目标识别中的应用

孟伟荣, 李辉, 方黎勇, 白金平 0789

融合图像感知哈希技术的运动目标跟踪

李子印, 朱明凌, 陈柱 0795

利用快速傅里叶变换的目标尺度自适应回归跟踪

张浪, 侯志强, 余旺盛, 许婉君 0805

基于点云属性信息的平面标靶特征提取

刘燕萍, 贾东峰 0815

融合局部思想和协作表达的鲁棒分类

楼宋江, 赵小明, 于海涛, 张石清 0822

计算机图形学

草绘3维人体建模的模板形变方法

李毅, 刘兴川, 孙亭 0828

遥感图像处理

谐波分析光谱角制图高光谱影像分类

杨可明, 刘飞, 孙阳阳, 魏华锋, 史钢强 0836

倾斜航空影像的城区DSM生成

吴军, 程门门, 姚泽鑫, 彭智勇, 李俊, 马峻 0845

封面图片由中国科学院遥感与数字地球研究所高光谱遥感应用技术研究室张霞研究员提供

CONTENTS

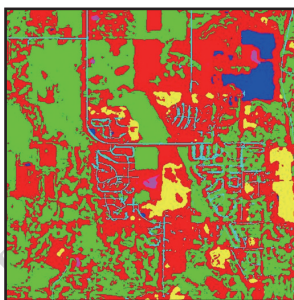
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Edge preserved light field image super-resolution based on weighted BDTV model (P0733)



Interactive multiphase image segmentation based on superpixels (P0764)



Classification algorithm of hyperspectral imagery by harmonic analysis and spectral angle mapping (P0836)

Image Processing and Coding

Edge preserved light field image super-resolution method based on weighted BDTV model

Zhang Xudong, Li Mengna, Zhang Jun, Hu Liangmei, Wang Yi 0733

Encryption algorithm of image blocking and double adaptive diffusion with Arnold mapping

Xu Ya, Zhang Shaowu 0740

Image quality assessment of feature similarity combined with gradient information

Miao Ying, Yi Sanli, He Jianfeng, Shao Dangguo 0749

Image Analysis and Recognition

Adaptive background subtraction approach of Gaussian mixture model

Shao Qike, Zhou Yu, Li Lu, Chen Qingzhang 0756

Interactive multiphase image segmentation based on superpixels

Bo Pengbo, Yuan Ye, Wang Kuanquan 0764

Image based smoke detection using pyramid texture and edge features

Li Hongdi, Yuan Feiniu 0772

Hierarchical static hand gesture recognition by combining finger detection and HOG features

Liu Shuping, Liu Yu, Yu Jun, Wang Zengfu 0781

Improved shape angle computation and its application in detection of rectangular

Meng Weirong, Li Hui, Fang Liyong, Bai Jinping 0789

Object tracking algorithm based on perception hash technology

Li Ziyin, Zhu Mingling, Chen Zhu 0795

Scale adaptive regression tracking method based on fast Fourier transform

Zhang Lang, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng, Xu Wanjuan 0805

Feature extraction of flat target based on point cloud attribute information

Liu Yanping, Jia Dongfeng 0815

Locality constrained collaborative representation classification for robust classification

Lou Songjiang, Zhao Xiaoming, Yu Haitao, Zhang Shiqing 0822

Computer Graphics

Sketch-based method for 3D human modeling using template deformation

Li Yi, Liu Xingchuan, Sun Ting 0828

Remote Sensing Image Processing

Classification algorithm of hyperspectral imagery by harmonic analysis and spectral angle mapping

Yang Keming, Liu Fei, Sun Yangyang, Wei Huafeng, Shi Gangqiang 0836

Automatic generation of high-quality urban DSM with airborne oblique images

Wu Jun, Cheng Menmen, Yao Zexin, Peng Zhiyong, Li Jun, Ma Jun 0845

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)06-0772-09

论文引用格式: Li H D, Yuan F N. Image based smoke detection using pyramid texture and edge features[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(6): 0772-0780. [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, 20(6): 0772-0780.] [DOI: 10.11834/jig.20150606]

采用金字塔纹理和边缘特征的图像烟雾检测

李红娣¹, 袁非牛²

1. 江西财经大学图书馆, 南昌 330013; 2. 江西财经大学信息管理学院, 南昌 330032

摘要: 目的 与传统点式感烟器相比, 图像烟雾检测具有响应速度快、非接触等显著优势, 但烟雾形状、色彩、纹理千差万别, 造成现有算法推广性能不好, 亟需提高特征推广性能。为此提出了一种采用图像金字塔纹理和边缘多尺度特征的烟雾检测算法。方法 首先, 该算法将图像进行金字塔分解, 然后在每层图像上提取局部二元模式(LBP)和边缘方向直方图(EOH), 采用不同池化方法得到金字塔局部二元模式(PLBP)和金字塔边缘方向直方图(PEOH)序列特征, 分别用于表征烟雾纹理和边缘信息, 首尾相连这些直方图后, 采用支持向量机(SVM)进行训练、识别烟雾。结果 这金字塔纹理和边缘特征具有很好的分类性能, 能够在比较大的图像库上达到94%以上的检测率和3.0%以下的误报率。结论 本文算法提取的纹理、边缘特征, 对光照、尺度具有一定不变性, 实验结果也表明本文特征对烟雾检测具有较好的推广性能。

关键词: 边缘方向直方图; 局部二元模式; 支持向量机; 图像烟雾检测

Image based smoke detection using pyramid texture and edge features

Li Hongdi¹, Yuan Feiniu²

1. Library, Jiangxi University of Finance & Economics, Nanchang 330013, China;

2. School of Information Technology, Jiangxi University of Finance & Economics, Nanchang 330032, China

Abstract: **Objective** Image-based smoke detection methods have many advantages over traditional point-based smoke sensors, including their fast response and lack of contact. Nonetheless, existing methods remain challenged in terms of accurately detecting smoke in images due to significant variances in smoke shape, color, and texture. **Method** To improve recognition accuracy, we extract the features of pyramidal textures and edges to propose a novel image-based smoke detection method. We first decompose an image into an image pyramid and then extract the local binary patterns (LBPs) and edge orientation histograms (EOHs) from each layer of this pyramid. These patterns and histograms are called pyramidal LBPs (PLBPs) and pyramidal EOHs (PEOHs), respectively. We also adopt different pooling schemes to generate sequential PLBP and PEOH histograms that represent smoke textures and edges. Finally, we concatenate these histograms to form smoke feature vectors and use support vector machines for training and classification. Image pyramids contain scale information; thus, our pyramidal texture and edge features display certain scale-invariance. **Result** Experimental results show that the method reports detection rates of above 94% and false alarm rates of less than 3% given our large image datasets. **Conclusion** The texture and edge features extracted with our method exhibit certain illumination and scale

收稿日期: 2014-12-18; 修回日期: 2015-02-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(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(20142BCB23014)

第一作者简介: 李红娣(1978—), 女, 助理研究员, 2007年于合肥工业大学获学士学位, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 115353662@qq.com

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61363038)

invariances. Experiments indicate that these features discriminate and generalize effectively in terms of smoke detection.

Key words: edge orientation histogram; local binary pattern; support vector machine; image smoke detection

0 引言

传统光电、离子感烟器的精度高、价格低,应用广泛。在应用过程中,其缺点也不断地暴露,如响应速度慢、容易误报等。由于这些检测器需要接触燃烧产物,所以必须安装在起火点附近,否则将无法有效地检测到火灾的发生。此外,如果长期接触大量粉尘等物质,比较容易造成传感器中毒失效。燃烧产物在热气流作用下上升,但达到一定高度后无法继续升高,无法到达探测器安装的高度,故这种检测系统不适合高大空间(如飞机库和大仓库等)。风会吹散燃烧产物,这类探测器也不适合应用在室外或有强气流的场所(如海上钻井平台等)。

为了解决传统火灾探测技术存在的问题,研究人员致力于研究基于图像的视觉火灾探测。根据识别目标的不同,可以分为视频火焰检测和视频烟雾检测。Phillips 等人^[1]提出一种视频影像火焰检测技术,Ugur 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]提出基于色彩规则模型的火焰检测方法,袁非牛等人也提出基于高斯混合模型的火焰检测方法^[4],并分析了火灾的色彩、纹理以及轮廓脉动特征方法^[5]。在实际的火灾中,往往最先出现的是烟雾。因此,检测烟雾能更早发现火灾,为火灾的扑灭赢得宝贵时间。Guillemant 和 Vicente^[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]根据自相似分形理论,从图像中提取烟雾的区域。对于低对比度、模糊的烟雾图像,提取的分形特征不够稳定。此外,很多自然景物和烟雾具有相似的分形特征,造成该方法很难识别烟雾。Ferrar 等人^[8]提出了一种视频蒸汽的检测算法,采用隐马尔可夫模型对图像双树小波变换系数(DT-CWT)进行建模,提取蒸汽纹理特征。蒸汽和烟雾在色彩、纹理等静态特征,以及运动等动态特征上均比较相似,该算法对烟雾检测具有借鉴意义。Kopilovic 等人^[9]提取了烟雾运动的不规则性特征。先提取相邻帧光流,然后计算光流方向分布熵。动态方法只适合运动明显的近距离烟雾

视频,对于远距离拍摄的视频,如森林火灾,像素运动非常缓慢,很难提取动态特征。Ugur 等人^[10]采用小波变换提取烟雾模糊和波动特性。采用2层小波变换 LH、HL、HH 高频子带提取烟模糊遮挡特征。小波变换只能提取点奇异特征而不能获得线奇异特征。Gubbi 等人^[11]提出一种基于支持向量机(SVM)和小波变换的烟雾检测算法,计算3级小波变换图像的均值、方差、偏度和峰度等特征。袁非牛等人根据烟雾运动规律提出一种基于积分图像的快速烟雾检测技术^[12],根据烟雾纹理特征提出一种基于局部二元模式(LBP)和方差局部二元模式(LB-PV)的检测方法^[13],并提出了一种烟雾多尺度不变性特征的双重映射框架^[14]等。

到目前为止,现有算法误报等性能需要进一步提高。这主要是因为大量物体和烟雾具有相近的色彩分布、烟雾图像对比度低,这些因数造成现有的视频烟雾检测算法在实验环境下达到很好性能,但实际测试不够理想,抗干扰性低、推广性能不好,造成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探测。

与人脸相对固定的几何形状不同,烟雾几何形状随时间不停变化,而烟雾的纹理、边缘等统计特征相对比较稳定和显著。因此,本文提出一种基于纹理和边缘综合特征的烟雾检测算法。该算法首先将图像进行金字塔分解,然后在每层图像上提取局部二元模式和边缘方向直方图(EOH),得到多尺度纹理特征(PLBP)和多尺度边缘特征(PEOH)。由于SVM具有最小化结构化误差,能够取得很好的推广性能,因此本文采用LIBSVM开放源代码库^[15],训练这些特征和进行烟雾检测。

1 烟雾纹理和边缘多尺度特征

1.1 局部二元模式

LBP 是 Ojala 等人^[16]提出来的。LBP 是一种灰度纹理算子,能够提取图像的空间特征。通过比较一个像素与其邻域像素的灰度值计算该像素的 LBP

模式值,计算方法为

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) \cdot 2^i \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中, g_c 和 g_i 分别为中心像素及其邻域灰度值, P 为邻域像素数, R 为邻域半径, $s(x)$ 为单位阶跃函数。

图1给出了不同 P 和 R 值的圆形邻域像素集合。 $LBP_{8,1}$, $LBP_{8,2}$, 和 $LBP_{16,2}$ 分别代表 $P=8$ 和 $R=1$ 的模式像素点集合, $P=8$ 和 $R=2$ 的像素点集以及 $P=16$ 和 $R=2$ 的像素点集。当半径 R 增加时, LBP 能够包含纹理更多的全局信息, 需要更多的邻域像素, 但增加了计算量。如果大的半径 R 和小的 P 一起使用, 则产生低采样走样。因此在烟雾检测中, 为了平衡信息和计算, 邻域像素数目设为 8, 半径设为 1。圆形对称邻域像素集合需要对像素值进行双线性插值, 需要耗费较多的时间去对邻域像素值插值采样。为了进一步降低计算量, 采用街区距离取代欧氏距离, 如图2所示。这样, 可以避免像素值重采样。

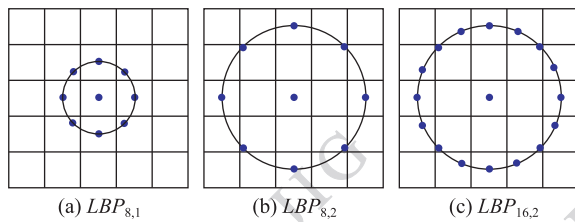


图1 LBP 纹理算子

Fig. 1 LBP texture operators

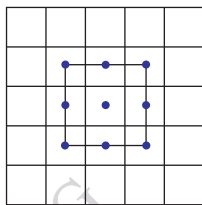


图2 基于街区距离的 $LBP_{8,1}$ 邻域

Fig. 2 Street block distance based neighbors $LBP_{8,1}$

Ojala 等人定义了 3 种不同的 LBP 模式, 即为统一 (uniform) 模式 (u2), 旋转不变 (rotation-invariant) 模式 (ri) 和旋转不变性统一 (rotation-invariant-uniform) 模式 (riu2)。Ojala 等人将 LBP 二进制编码位 0 或 1 的循环改变次数定为 U 值, U 值小于等于 2

的 LBP 模式定义为 uniform 模式。他们注意到 uniform 模式为大多数纹理的基本模式。在实现中, $P=8$ 和 $R=1$, 因此统一模式 $LBP_{P,R}^{u2}$ 、旋转不变性模式 $LBP_{P,R}^{ri}$ 、旋转不变性统一模式 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 的直方图维数分别为 59、36 和 10。

1.2 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, 已经提出许多基于梯度的目标检测方法。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, 经常用于行人检测。Levi 和 Weiss^[19] 提出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。

采用文献[14]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 I 的梯度 $[I_x, I_y]^T$, 即水平分量 I_x 和垂直分量 I_y 。然后, 每个像素点的梯度矢量 $[I_x(x, y), I_y(x, y)]^T$ 转换成极坐标形式 $[m(x, y), \theta(x, y)]^T$, 即生成图像梯度的幅值图像 m 和幅角图像 θ 。其计算方法如下:

$$m(x, y) = \sqrt{I_x(x, y)^2 + I_y(x, y)^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \arctan(I_y(x, y)/I_x(x, y)) \quad (4)$$

采用量化方法^[20-21] 将梯度方向在 0° 至 180° 范围均匀地分成 K 柱, 经过实验, K 取值 8。通过忽略方向符号, 180° 至 360° 范围的梯度方向被映射到 $0^\circ \sim 180^\circ$ 。通过将方向属于第 k 柱的梯度幅值累加起来计算 EOH 特征的第 k 柱, 具体为

$$E_k = \sum_{\theta(x, y) \in \text{bin}(k)} m(x, y) \quad (5)$$

式中, $\text{bin}(k)$ 代表第 k 个方向的取值范围。

1.3 金字塔局部二元模式和边缘方向直方图

为了同时提取纹理和边缘综合特征, 以及获得一定的尺度信息, 提出了一种基于图像金字塔的局部二元模式 (PLBP) 和基于图像金字塔的边缘方向直方图 (PEOH)。图3给出了本文基于图像金字塔纹理和边缘特征的提取详细过程。本文算法不考虑色彩信息, 故先将彩色图像转换为灰度图像 I (图3(a)), 然后采用高斯函数进行低通滤波, 再采用下采样方式建立 N 层图像金字塔。在实验中, 建立 3 层图像金字塔, 即 $N=3$ 。因此, 从一幅图像 I , 可以

得到 N 幅不同分辨率的灰度图像 ($I_0, I_1, \dots, I_{N-1}$), 从而获得一定程度的尺度不变性, 如图 3(b) 所示。然后, 在这 N 幅图像 ($I_0, I_1, \dots, I_{N-1}$) 上, 分别计算 LBP 代码图像 ($LBP_0, LBP_1, \dots, LBP_{N-1}$), 即为 PLBP 特征。

同时, 在 N 幅不同分辨率的灰度图像 ($I_0, I_1, \dots, I_{N-1}$), 采用 Sobel 算子分别计算每层图像的水平方向梯度 ($I_{x0}, I_{x1}, \dots, I_{x(N-1)}$) 和垂直方向梯度 ($I_{y0}, I_{y1}, \dots, I_{y(N-1)}$), 并根据公式 (3) 和 (4) 将梯度图像转化为极坐标形式的幅值图像 ($m_0, m_1, \dots, m_{N-1}$) 和幅角图像 ($\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_{N-1}$)。然后在不同分辨率的幅值图像 ($m_0, m_1, \dots, m_{N-1}$) 和幅角图像 ($\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_{N-1}$), 提取边缘方向直方图 ($EOH_0, EOH_1, \dots, EOH_{N-1}$), 也就是 PEOH 特征。

直方图丢弃了空间分布信息, 为了保留部分空间分布特性, 可以对每幅图像 $I_i (i=0, \dots, N-1)$ 采用不同的池化区域 $R_{ij} (i=0, \dots, N-1, j=0, \dots, Q^i-1)$, 如图 3b 所示的红色矩形。需要说明的是, 第 i 层图像有 Q^i 个矩形区域, 每层矩形个数不一定

相同。对第 i 层图像 $I_i (i=0, \dots, N-1)$ 和该层的第 j 矩形池化区域 $R_{ij} (i=0, \dots, N-1, j=0, \dots, Q^i-1)$, 在对应的 LBP 代码图像上 $LBP_i (i=0, \dots, N-1)$, 计算 LBP 直方图 $L_{ij} (i=0, \dots, N-1, j=0, \dots, Q^i-1)$ 。同样, 根据幅值图像 m_i 和图像幅角 $\theta_i (i=0, \dots, N-1)$, 采用公式 (5) 计算对应池化区域 $R_{ij} (i=0, \dots, N-1, j=0, \dots, Q^i-1)$ 的 EOH 直方图 $E_{ij} (i=0, \dots, N-1, j=0, \dots, Q^i-1)$ 。通过这种方式, 计算得到了一序列 LBP 直方图和 EOH 直方图, 如图 3(c) 所示。最后, 将这些直方图首尾连接起来, 得到烟雾特征矢量 F (图 3(d)), 即

$$F = \{L_{ij}, E_{ij} | i=0, \dots, N-1, j=0, \dots, Q^i-1\} \quad (6)$$

由于在图像金字塔上提取 LBP 特征, 该方法实际上和 PLBP 相似, 也就是提取到了类似 PLBP^[21] 纹理特征, 但采用了不同的池化方案, 得到具有空间分布信息的直方图序列。另外, 在图像金字塔的每层图像上提取 EOH 特征, 所以采用 PLBP 类似的命名方法, 称之为 PEOH 特征。

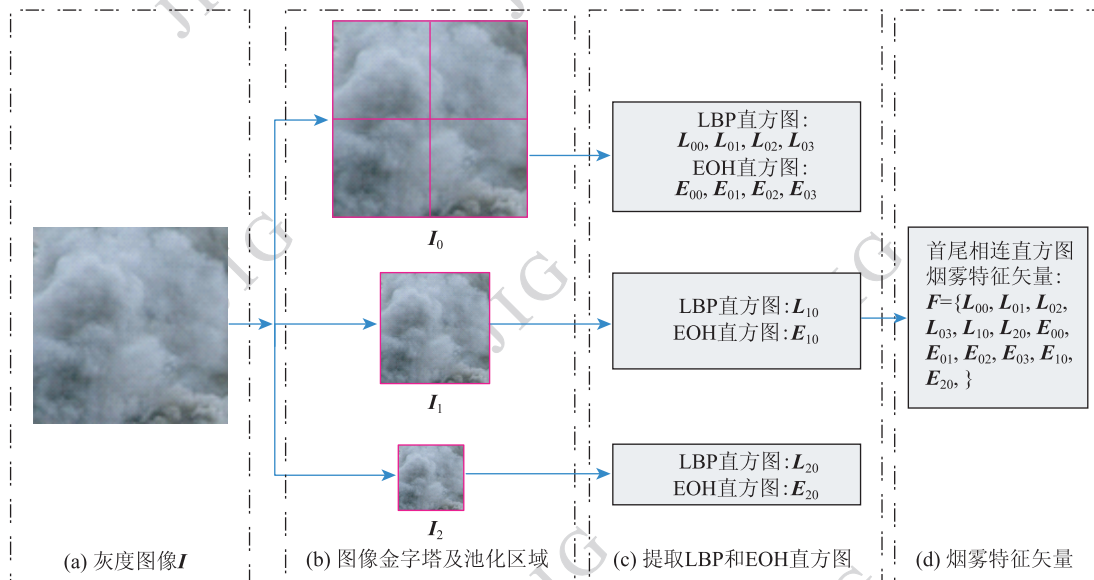


图3 图像金字塔纹理和边缘特征提取

Fig. 3 Feature extraction of pyramidal textures and edges

在具体实现中, 先将原始灰度图像分解成 $N=3$ 层金字塔。在每层图像上, 计算riu2映射方式的LBP代码。在特征池化阶段, 第0层划分为4个不重叠的区域, 第1和第2层图像采用1个区域, 故金字塔共计有6个区域, 如图3(b)所示。在这6个区域上, 分别提取归一化的LBP直方图。根据梯度幅

值和幅角, EOH忽略幅角方向, 即在 $[180^\circ, 360^\circ]$ 范围的幅角将转化到 $[0^\circ, 180^\circ]$ 的范围, 并将转化后的幅角量化为8个离散的方向, 计算EOH直方图。最后, 将这些直方图首尾连接起来, 得到最终的烟雾特征矢量 $F = \{L_{00}, L_{01}, L_{02}, L_{03}, L_{10}, L_{20}, E_{00}, E_{01}, E_{02}, E_{03}, E_{10}, E_{20}\}$ 。

烟雾特征矢量包含 6 个 LBP 直方图和 6 个 EOH 直方图。采用的 LBP 参数 $P=8$ 和 $R=1$, 映射方式为 $riu2$, 故每个 LBP 直方图的维数为 10。EOH 采用 8 个离散方向, 故每个 EOH 直方图的维度为 8。烟雾特征矢量的总维数为 $6 \times 10 + 6 \times 8 = 108$ 。合并这些特征得到了, 融合了纹理和边缘的 108 维烟雾特征, 将这些特征输入 SVM 进行训练和识别。

2 实验结果

为了便于烟雾检测算法的训练和测试, 已手工建立烟雾图像和非烟雾图像库 (<http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html>)。采用 4 个图像库, 分别命名为 set1、set2、set3 和 set4。set1 包含 552 幅烟雾图

像和 831 幅非烟雾图像, 共计 1 383 个正负样本。set2 包含 688 幅烟雾图像和 817 幅非烟雾图像, 共 1 505 个样本。set3 包含 2 201 幅烟雾图像和 8 511 幅非烟雾图像, 共 10 712 个正负样本, 是一个比较大的图像库。set4 包含 2 254 幅烟雾图像和 8 363 幅非烟雾图像, 共 10 617 个样本, 也是一个大图像库。图 4(a) 和图 4(b) 分别给出部分烟雾和非烟雾图像。可以看出, 烟雾形状、色彩、纹理差别非常大, 也就是类内特征分布非常分散, 这也是图像烟雾检测比较困难的根本原因。本文采用的训练库为 set1, 测试库为 set1、set2、set3 和 set4。分类器采用 LIBSVM^[15] 进行训练和测试, 根据实验结果分析, SVM 惩罚系数设为 $C=1.0$, 核函数为径向基函数 (RBF), 系数设为 $\gamma=1.0$ 。



图 4 训练与测试库的样本图像

Fig. 4 Sample images from training and testing sets

为了评价算法性能, 指标定义如下:

$$DR = \frac{N_{cp}}{N_p} \quad (7)$$

$$FAR = \frac{N_{fp}}{N_n} \quad (8)$$

$$ERR = \frac{N_f}{N_a} = 1 - ACC \quad (9)$$

式中, DR 为检测率, N_{cp} 为正确分类的正样本数目, N_p 为正样本的总数, FAR 为误报率, N_{fp} 为负样本错分为正样本的数目, N_n 为负样本的总数, ERR 为错误率, N_f 为所有错分样本的数目, N_a 为正负样本总数, ACC 为准确率。

为了观察 LBP 的半径 R 对训练和测试精度的影响, 固定邻域点数目 $P=8$, 采用 $R=1, 2, 3, 4$ 训练和测试本文算法。从表 1 可以看出, 随着半径 R

的增大, 训练精度下降, 也就是在训练库上的检测率下降, 误报率和错误率升高。当 $R=1, 2, 3, 4$ 时, 在测试库上的平均检测率分别为 95.428 2%、94.423 3%、92.6657% 和 91.015 4%, 依次降低。平均误报率分别为 2.245 4%、2.536 1%、3.449 7% 和 4.603 6%, 依次升高。平均错误率分别为 2.896 8%、3.468 2%、4.616 9% 和 5.846 3%, 也依次升高。因此, 测试库上的性能随着半径 R 的增大而一致性降低。另外, 还测试了 $P=16$ 和 $R=2$ 的情况, 获得的训练精度和测试精度均不如 $P=8$ 和 $R=1$ 的情况, 综合考虑, 故决定 PLBP 采用 $P=8$ 和 $R=1$ 。

为了观察 SVM 径向基函数参数 γ 的影响效果, 采用不同的 γ 值进行训练和测试。训练库 set1 上

的测试结果单独列出,以便观察训练精度,其他 3 个库的测试结果取平均值,观察特征的推广性能,具体结果列于表 2 中。在训练库 set1 上,当参数 $\gamma = 0.5、1.0、2.0、4.0$ 时,本文方法烟雾检测率分别为 99.818 8%、100.000%、100.000% 和 100.000%,误报率分别为 1.444 0%、0.361 0%、0.000 0% 和 0.000 0%,总体错误率分别为 0.940 0%、0.216 9%、0.000 0% 和 0.000 0%,训练精度随着 γ 增大逐步提高。但在测试库上的检测率逐步降低,分别为 96.570 8%、95.428 2%、88.907 4% 和 56.794 7%,推广性能恶化。错误率基本上总体趋势

表 1 邻域半径 R 及邻域点数目 P 对本文算法的影响

Table 1 Influence by the radius and number of neighbors				
/%				
参数	图像库	检测率	误报率	错误率
$P=8$ $R=1$	训练库 set1	100.000	0.361 0	0.216 9
	测试库 set2	96.657 0	1.346 4	2.259 1
	测试库 set3	94.729 7	2.878 6	3.370 1
	测试库 set4	94.898 0	2.511 1	3.061 1
	测试库平均	95.428 2	2.245 4	2.896 8
$P=8$ $R=2$	训练库 set1	99.818 8	1.203 4	0.795 4
	测试库 set2	95.203 5	1.224 0	2.857 1
	测试库 set3	94.366 2	3.430 9	3.883 5
	测试库 set4	93.700 1	2.953 5	3.663 9
	测试库平均	94.423 3	2.536 1	3.468 2
$P=8$ $R=3$	训练库 set1	100.000	0.601 7	0.361 5
	测试库 set2	93.750 0	1.958 4	3.920 3
	测试库 set3	92.321 7	4.241 6	4.947 7
	测试库 set4	91.925 5	4.149 2	4.982 6
	测试库平均	92.665 7	3.449 7	4.616 9
$P=8$ $R=4$	训练库 set1	99.637 7	0.722 0	0.578 5
	测试库 set2	92.877 9	3.182 4	4.983 4
	测试库 set3	90.549 8	5.498 8	6.310 7
	测试库 set4	89.618 5	5.129 7	6.244 7
	测试库平均	91.015 4	4.603 6	5.846 3
$P=16$ $R=2$	训练库 set1	100.000	0.120 3	0.072 3
	测试库 set2	95.639 5	1.101 6	2.591 4
	测试库 set3	93.730 1	3.771 6	4.284 9
	测试库 set4	93.567 0	3.575 3	4.182 0
	测试库平均	94.312 2	2.816 2	3.686 1

表 2 分类器 SVM 参数对本文算法的影响

Table 2 Influence by the parameter of SVM

/%				
参数	图像库	检测率	误报率	错误率
$\gamma=0.5$	训练库 set1	99.818 8	1.444 0	0.940 0
	测试库平均	96.570 8	2.915 7	3.177 4
$\gamma=1.0$	训练库 set1	100.000	0.361 0	0.216 9
	测试库平均	95.428 2	2.245 4	2.896 8
$\gamma=2.0$	训练库 set1	100.000	0.000 0	0.000 0
	测试库平均	88.907 4	1.304 7	3.873 9
$\gamma=4.0$	训练库 set1	100.000	0.000 0	0.000 0
	测试库平均	56.794 7	0.255 4	12.576 1

依次升高,分别为 3.177 4%、2.896 8%、3.873 9% 和 12.576 1%。综合考虑, $\gamma=1.0$ 效果最好,在后续实验均采用 $\gamma=1.0$ 。

为了便于比较和性能评估,本文也实现了 LBP/LBPV^[13]、PLBP^[21]、CLBP^[22] 和 LDP^[23]。为了公平比较,除了 LBP/LBPV 算法第 0、1 和 2 层分别采用 u2、ri 和 riu2 映射模式外,其他算法均采用 riu2 映射模式,SVM 的参数 $\gamma=1.0$,并以小库 set1 训练,其他小库和大库作为测试库,实验结果列于表 3 中。本文算法在训练库 set1 获得 100% 的检测率,0.361 0% 的误报率和 0.216 9% 的错误率,训练误差小。在测试库 set2、set3 和 set4 上分别获得 96.657 0%、94.729 7% 和 94.898 0% 的检测率,1.346 4%、2.878 6% 和 2.511 1% 的误报率,以及 2.259 1%、3.370 1% 和 TP301.6 3.061 1% 的错误率。测试库的平均检测率、误报率和错误率分别为 95.428 2%、2.245 4% 和 2.896 8%,采用如此小的库训练,也能在比较大的图像库上获得这样的测试精度,总体效果不错。

LBP/LBPV 在训练库 set1 上取得最好的训练精度,即检测率为 100%,误报率和错误率均为 0,可能存在过拟合。在测试库 set2、set3 和 set4 上的误报率分别为 1.101 6%、0.834 2% 和 0.765 3%,均值为 0.900 4%,低于本文算法。但其检测率均明显差于本文算法,分别为 88.808 1%、89.777 4% 和 89.618 5%,均值为 89.401 3%。PLBP 在 set1 上的检测率、误报率和错误率分别为 98.550 7%、4.211 8% 和 3.109 2%,各项训练精度指标均差于本文算法。在 set2、set3 和 set4 上的检测率分别为 97.674 4%、

表 3 烟雾检测比较实验
Table 3 Comparison experiments for smoke detection

				/%
特征类型	图像库	检测率	误报率	错误率
本文算法 PLBP/PEOH, $P=8, R=1$ 108 维特征 SVM, $\gamma=1.0$	训练库 set1, 1 383 个样本	100.000	0.361 0	0.216 9
	测试库 set2, 1 505 个样本	96.657 0	1.346 4	2.259 1
	测试库 set3, 10 712 个样本	94.729 7	2.878 6	3.370 1
	测试库 set4, 10 617 个样本	94.898 0	2.511 1	3.061 1
	测试库上的平均精度	95.428 2	2.245 4	2.896 8
LBP/LBPV $P=8, R=1$ 3 级金字塔 210 维特征, SVM	训练库 set1, 1 383 个样本	100.000	0.000 0	0.000 0
	测试库 set2, 1 505 个样本	88.808 1	1.101 6	5.714 3
	测试库 set3, 10 712 个样本	89.777 4	0.834 2	2.763 3
	测试库 set4, 10 617 个样本	89.618 5	0.765 3	2.806 8
	测试库上的平均精度	89.401 3	0.900 4	3.761 5
PLBP $P=8, R=1$ 3 级金字塔 30 维特征 SVM, $\gamma=1.0$	训练库 set1, 1 383 个样本	98.550 7	4.211 8	3.109 2
	测试库 set2, 1 505 个样本	97.674 4	2.203 2	2.259 1
	测试库 set3, 10 712 个样本	96.774 2	5.322 5	4.891 7
	测试库 set4, 10 617 个样本	97.116 2	4.460 1	4.125 5
	测试库上的平均精度	97.188 3	3.995 3	3.758 8
CLBP $P=8, R=1$ 22 维特征 SVM, $\gamma=1.0$	训练库 set1, 1 383 个样本	99.275 4	6.137 2	3.976 9
	测试库 set2, 1 505 个样本	98.982 6	4.284 0	2.790 7
	测试库 set3, 10 712 个样本	98.000 9	6.591 5	5.647 9
	测试库 set4, 10 617 个样本	98.491 6	5.715 7	4.822 5
	测试库上的平均精度	98.491 7	5.530 4	4.420 4
LDP $P=8, R=1$ 20 维特征 SVM, $\gamma=1.0$	训练库 set1, 1 383 个样本	98.913 0	4.693 1	3.253 8
	测试库 set2, 1 505 个样本	98.110 5	2.815 2	2.392 0
	测试库 set3, 10 712 个样本	97.137 7	3.325 1	3.230 0
	测试库 set4, 10 617 个样本	97.116 2	3.336 1	3.240 1
	测试库上的平均精度	97.454 8	3.158 8	2.954 0

96.774 2% 和 97.116 2%, 平均检测率为 97.188 3%, 略好于本文算法, 但误报率和错误率明显差于本文算法。CLBP 在 set1 上的检测率、误报率和错误率分别为 99.275 4%、6.137 2% 和 3.976 9%, 训练精度差于本文算法, 但在 set2、set3 和 set4 上的检测率较高, 分别为 98.982 6%、98.000 9% 和 98.491 6%。CLBP 在 set2、set3 和 set4 上的误报率和错误率比较高, 明显差于本文算法。LDP 在 set1 上的检测率、误报率和错误率分别为 99.275 4%、6.137 2% 和 3.976 9%, 训练精度也差于本文算法, 在 set2、set3

和 set4 上的检测率也保持在较高的水平, 但误报率和错误率也差于本文算法。

图 5(a) 给出了所有算法在 4 个库上的检测率折线图。CLBP 取得最好的检测率, 本文算法检测率位于中间, 与 CLBP 比较接近。图 5(b) 给出了误报率折线图。LBP/LBPV 算法取得最好的误报率, 但其检测率最差, 本文算法的误报率仅次于 LBP/LBPV。综合而言, 本文算法和上述 4 种算法相比, 各项指标明显具有优势, 特征的推广性能更优。

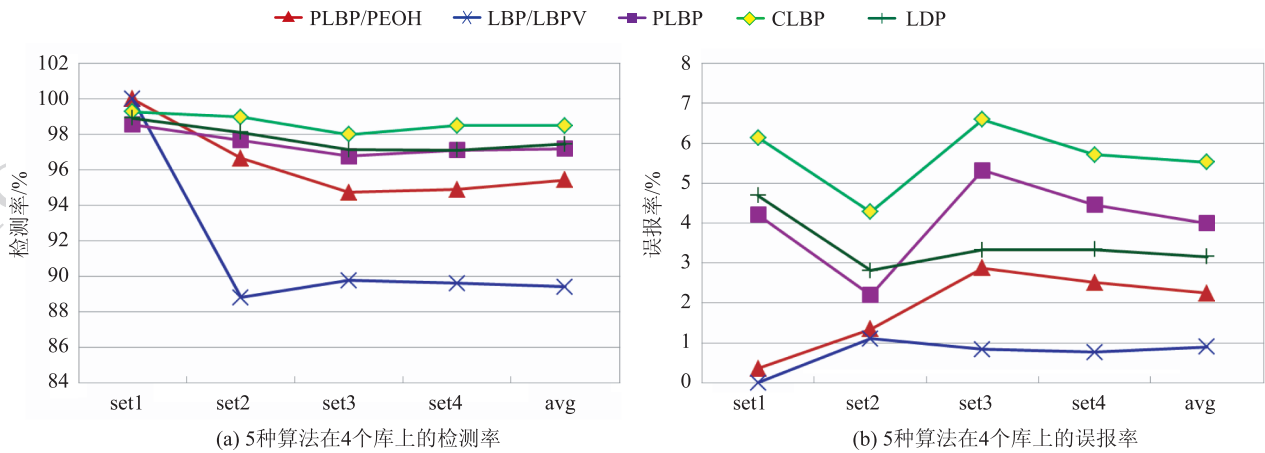


图5 检测率和误报率的折线图

Fig. 5 Polylines for detection rates and false alarm rates

3 结论

视频烟雾检测基于可视图像信息,理论上讲只要摄像机能“看”到烟雾就可以报警,故具有响应速度快、非接触、探测距离远等优点,这种烟雾探测方法在很多场合有急切需求,如高大空间、强气流场所等。为了提高烟雾检测准确率,首先采用高斯滤波和下采样方式将图像进行金字塔分解,然后在每层图像上提取局部二元模式(LBP)和边缘方向直方图(EOH),得到PLBP和PEOH特征,分别用于表征烟雾的纹理和边缘特征信息,最后采用支持向量机进行训练和识别烟雾。图像金字塔包含尺度信息,因此提取的特征对尺度具有一定的不变性。这特别适合在烟雾大小未知的情况下,在整幅图像中搜索、检测尺度变化的烟雾区域。从实验结果来看,基于金字塔的纹理和边缘综合特征具有很好的分类性能,取得了不错的实验结果。

参考文献 (References)

- [1] Phillips III W, Shah M, Da V L N. Flame recognition in video [C]//Proceedings of 5th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Palm Springs, CA, USA: IEEE 2000: 224-229.
- [2] Ugur T B, Dedeoglu Y, Gudukbay U, et al. Computer vision based method for real-time fire and flame detection [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(1): 49-58.
- [3] Celik T, Demirel H. Fire detection in video sequences using generic color model [J]. Fire Safety Journal, 2009, 44(2): 147-158.
- [4] Yuan F N, Liao G X, Fan W C, et al. Vision based fire detection using mixture gaussian model [C]// Proceedings of 8th IAFSS 2005. Beijing, China: s. n., 1575-1583.
- [5] Yuan F N, Liao G X, Zhang Y M, et al. Feature extraction for computer vision based fire detection [J]. Journal of University of Science & Technology of China, 2006, 36(1): 39-43. [袁非牛, 廖光焯, 张永明, 等. 计算机视觉火灾探测中的特征提取 [J]. 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 [J]. International Journal of Thermal Sciences, 2002, 41(12): 1113-1120.
- [7] Fujiwara N, Terada K. Extraction of a smoke region using fractal coding [C]// IEEE International Symposium on Communications and Information Technology. Sapporo, Japan: IEEE, 2004, 659-662.
- [8] Ferrari R J, Zhang H, Kube C R. Real-time detection of steam in video images [J]. 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 [C]//Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain IEEE, 2000, 4: 714-717.
- [10] Ugur T B, Dedeoglu Y, Enis C A. Contour Based Smoke Detection in Video Using Wavelets [C/OL] [2014-12-18] http://kilyos.ee.bilknet.edu.tr/~ugur/eusipco2006_2.pdf.
- [11] Gubbi J, Marusic S, Palaniswami M. Smoke detection in video using wavelets and support vector machines [J]. Fire Safety Journal, 2009, 44(8): 1110-1115.
- [12] Yuan F N. A fast accumulative motion orientation model based on integral image for video smoke detection [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(7): 925-932.

- [13] Yuan F N. Video-based smoke detection with histogram sequence of LBP and LBPV pyramids [J]. Fire Safety Journal, 2011, 46(3): 132-139.
- [14] Yuan F N. A double mapping framework for extraction of shape-invariant features based on multi-scale partitions with AdaBoost for video smoke detection [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(12): 4326-4336.
- [15] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Trans. on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2:27:1-27:27.
- [16] Ojala T, Pietikainen M, Maenpää T T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary pattern [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (7): 971-987.
- [17] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [18] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//Proceedings of IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA IEEE, 2005, 1: 886-893.
- [19] Levi K, Weiss Y. Learning object detection from a small number of examples: the importance of good features [C]//Proceedings of IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE, 2004:53-60.
- [20] Chen Y T, Chen C S. Fast Human Detection Using a Novel Boosted Cascading Structure With Meta Stages [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2008, 17(8): 1452-1464.
- [21] Qian X M, Hua X S, Chen P, et al. PLBP: an effective local binary patterns texture descriptor with pyramid representation [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(10): 2502-2515.
- [22] Guo Z H, Zhang L, Zhang D A. Completed Modeling of Local Binary Pattern Operator for Texture Classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1657-1663.
- [23] Zhang B C, Gao Y S, Zhao S Q, et al. Local Derivative Pattern Versus Local Binary Pattern: Face Recognition With High-Order Local Pattern Descriptor [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(2): 533-544.