

A Method of Smoke Detection Based on Various Features Combination*

Xuemei Zheng, Sheng Yang

School of Information Science and Engineering, Hunan University, Changsha
Email: zhengxuemei102@163.com

Received: May 9th, 2013; revised: May 28th, 2013; accepted: Jun. 7th, 2013

Copyright © 2013 Xuemei Zheng, Sheng Yang. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract: Smoke-like regions greatly increase smoke detection errors in the video. In order to improve the accuracy of smoke detection, a smoke detection method based on BP neural network is proposed, combining the wavelet feature, smoke texture feature and mean of Y component pixel value. Firstly, moving regions in the video sequences are extracted; secondly, the wavelet feature and texture feature of suspected regions are extracted, then a new kind of multi-feature vector is formed. Finally, feature vector is input into the BP neural network classifier for smoke detection. The experiments show that smoke detection results are more effective by combing various features.

Keywords: Wavelet Feature; Texture Feature; BP Neural Network Classifier; Smoke Detection

一种基于多种特征组合的烟雾检测方法*

郑雪梅, 杨 胜

湖南大学信息科学与工程学院, 长沙
Email: zhengxuemei102@163.com

收稿日期: 2013 年 5 月 9 日; 修回日期: 2013 年 5 月 28 日; 录用日期: 2013 年 6 月 7 日

摘 要: 视频中类似烟雾的区域很大程度上增加了烟雾检测的误差, 为了提高烟雾检测的准确性, 利用 BP 神经网络分类器, 一种基于小波特征、烟雾纹理特征以及 Y 分量均值特征相结合的烟雾检测方法被提出。首先对视频序列进行运动区域提取; 然后对疑似区域提取小波特征、纹理特征以及 Y 分量均值特征, 形成一种新的多特征组合向量; 最后将特征向量输入到 BP 神经网络分类器进行检测。实验表明, 通过这种组合特征的方法, 检测结果更有效。

关键词: 小波特征; 纹理特征; BP 神经网络分类器; 烟雾检测

1. 引言

火灾是一种给人类带来了严重损失的灾害, 而烟雾作为火灾发生初期的表现, 准确地识别烟雾变得尤为重要。目前, 比较成熟的传统烟雾检测方法是基于传感器的探测技术, 常见的有感烟、感温、感光、感湿、感声等烟雾探测器。但是这些基于传感器探测技

术的探测器必须在烟雾点附近才能准确的检测出烟雾, 易受监控环境的面积、温度、湿度和气流等因素的影响, 而且只有烟雾达到一定的浓度后才能被探测器检测到, 所以传统的探测器方法的应用范围受到了较大限制。为了克服传统的烟雾检测方法的缺点, 已开始致力于基于视频图像的烟雾检测研究。通过对视频图像的处理, 利用烟雾特有的特征, 对烟雾进行检

*资助信息: 中央高校基本科研业务费专项资金资助。

测。基于图像处理的烟雾检测应用范围广，可以对大环境下的场景进行有效的检测。目前，研究主要集中于烟雾图像颜色^[1]、烟雾图像的背景边缘模糊性^[2]、烟雾轮廓不规则性^[3]，烟雾扩散性^[4]，运动累计性和主方向性^[5]等烟雾特征，从而达到烟雾的检测。

文献[6]利用三层小波变换，得到 10 个子图，分别提取每个子图的算术平均值、几何平均值、标准差、偏态、峰度、熵 6 个特征值，得到 60 维的小波特征向量，然后用于分类器中，达到烟雾检测目的。

然而提取单一类型的烟雾特征的检测效果并不理想，本文提出基于多种特征相结合的检测算法。该算法分析整个运动区域的小波特征、纹理特征、和 Y 分量均值特征，然后将这三大类特征相结合，应用到分类器中，对烟雾进行检测。

2. 运动区域检测

在对视频烟雾的检测过程中，首先要检测视频图像序列中运动区域，目的是从视频图像序列中将运动区域从背景图像中提取出来，常用的分割方法有光流法^[7]、帧间差分法^[8]和背景差分法^[9]。

背景差分法是目前运动区域检测中应用最广泛的一种，Stauffer 和 Grimson^[10,11]利用混合高斯模型来建立背景模型是视频图像运动区域检测的重要方法。

2.1. 混合高斯模型函数

把视频序列中各帧图像看成是一个时间序列： $\{X_1, X_2, \dots, X_T\}$ 。每个像素点用 K 个高斯分布来描述。则 t 时刻，像素点 X_t 的概率密度为 K 个高斯密度函数加权：

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K w_{i,t} \cdot \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

$$\eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) = \frac{\exp\left(-1/2(X_t - \mu_{i,t})^T \cdot \Sigma_{i,t}^{-1} \cdot (X_t - \mu_{i,t})\right)}{(2\pi)^{1/2} |\Sigma_{i,t}|^{1/2}}$$

$i = 1, 2, \dots, K$

为高斯概率密度函数。其中， $w_{i,t}$ 、 $\mu_{i,t}$ 和 $\Sigma_{i,t}$ 为图像序列 X 在 t 时刻第 i 个高斯分布的权重、均值和协方差矩阵。 $\Sigma_{i,t} = \sigma_{i,t}^2$ ， $\sigma_{i,t}^2$ 为方差。 K 一般取值为 3~5。

2.2. 混合高斯模型的参数更新

当前像素 X_t 与 K 个高斯分布按

$|X_t - \mu_{i,t-1}| \leq 2.5\sigma_{i,t-1}$ 进行匹配，调整高斯模型的权重：

$$w_{i,t} = (1 - \alpha)w_{i,t-1} + \alpha(M_{i,t}) \quad (2)$$

其中 α 为学习率，若匹配成功，则 $M_{i,t} = 1$ ，否则 $M_{i,t} = 0$ 。即增大匹配的高斯模型的权重。权值更新后，还要进行归一化处理。

如果新一帧图像与第 i 个高斯模型匹配不成功，不需要进行更新，如果匹配成功的话，就要对高斯模型的均值和方差进行更新：

$$\mu_t = (1 - \beta)\mu_{t-1} + \beta X_t \quad (3)$$

$$\sigma_t^2 = (1 - \beta)\sigma_{t-1}^2 + \beta(X_t - \mu_t)^T(X_t - \mu_t) \quad (4)$$

其中 $\beta = \alpha/w_{i,t}$ 是更新速率。若没有一个高斯模型与之匹配，则以该像素建立一个高斯模型，初始化参数，代理原有模型中最不可能的模型。

2.3. 混合高斯模型的选择和前景提取

更新后按照 $w_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 对 K 个高斯分布从高到低进行排序，选择前面 B 个高斯分布来表征背景图像：

$$B = \arg \min_n \left(\sum_{k=1}^n w_{i,k} > T \right) \quad (5)$$

$$X_{bg} = \sum_{i=1}^B w_{i,t} \mu_{i,t} \quad (6)$$

若当前像素值 X_t 与属于背景的某个高斯分布匹配，则该点为背景点，像素值为 0；否则该像素点被视为前景点，像素值为 255，即运动目标点，得到二值图像。对二值图像进行形态学处理后，标记二值图像，对视频图像的运动目标进行分割，得到运动区域矩形框，将二值图像分割框映射到原图，得到原图中运动区域框，为下一步运动区域的特征提取做好准备(如图 1 所示)。

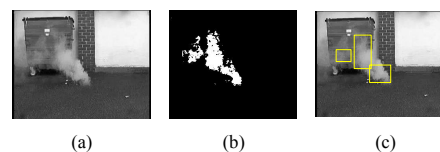


Figure 1. (a) The 306th frame gray image; (b) The 306th frame movement binary image; (c) Mark of the 306th frame motion region

图 1. (a) 第 306 帧灰度图像; (b) 第 306 帧运动二值图像; (c) 第 306 帧运动区域标记

3. 运动区域的特征提取

对上一章所分割出的原图运动区域标记的矩形框进行特征提取, 利用小波变换、纹理特征和 Y 分量均值等多种特征结合方法对运动区域进行特征提取。

3.1. 基于小波变换的烟雾特征提取

在视频图像中, 如果出现烟雾则会使其覆盖的背景区域变得模糊^[2], 即发生烟雾区域和对应背景相比, 该区域的边缘和细节信息减少, 然而这些边缘和细节信息与图像中的高频信息相对应。所以, 产生烟雾会减少图像的高频能量。本文采用二维离散小波变换分析整个疑似区域相对于背景的高低频能量的变化情况来检测是否有烟雾发生。

对原始图片进行二维小波变换, 会得到 4 个子图 (如图 2 所示)。LL 子图是图像的低频部分, 即产生表示图像比较粗糙的小波系数。三个高频子图分别为垂直边缘子图(LH)、水平边缘子图(HL)和对角方向边缘子图(HH), 即产生表示图像比较精细的小波系数。

小波能量提取过程:

1) 使用 db2 小波对运动区域和其对应的背景区域进行二维小波变换, 得到 LL, LH, HL, HH 四个子图。

2) 计算运动区域和其对应背景区域的每一个像素高频能量和低频能量。

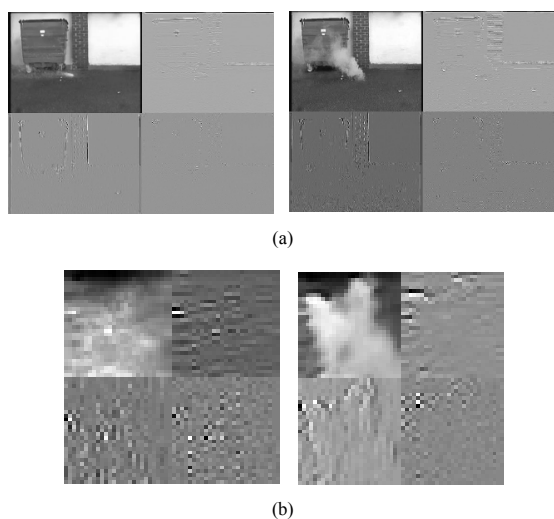


Figure 2. (a) Background image and Smoke image wavelet transform sub-images; (b) Background region rectangle and smoke moving regions rectangle wavelet transform
图 2. (a) 背景图像和烟雾图像的小波变换子图; (b) 背景区域框和烟雾运动区域框的小波变换子图

背景区域低频能量:

$$LW(x, y) = |LL(x, y)|^2$$

背景区域高频能量:

$$HW(x, y) = |HL(x, y)|^2 + |LH(x, y)|^2 + |HH(x, y)|^2$$

运动区域低频能量:

$$LW1(x, y) = |LL1(x, y)|^2$$

运动区域高频能量

$$HW1(x, y) = |HL1(x, y)|^2 + |LH1(x, y)|^2 + |HH1(x, y)|^2$$

3) 计算运动区域和其对应背景区域的低频能量和高频能量。

背景区域低频总能量: $EL = \sum_{(x,y) \in R} LW(x, y)$

背景区域高频总能量: $EH = \sum_{(x,y) \in R} HW(x, y)$

运动区域低频总能量: $EL1 = \sum_{(x,y) \in R} LW1(x, y)$

运动区域高频总能量: $EH1 = \sum_{(x,y) \in R} HW1(x, y)$

其中 R 为运动区域框。

4) 运动区域与其对应的背景区域能量比值。

低频能量比值: $L = EL1/EL$

高频能量比值: $H = EH1/EH$

烟雾的半透明性使得对背景产生模糊, 这样背景的高频信息减少, 然而低频信息增加, 这是视频中烟雾与其他运动物体相区别的重要特征。

研究还分别用到了运动区域与对应背景区域的小波变换后相对应的每个高频子图的极值比值、运动区域小波变换后每个高频子图小波系数的均值、标准差、偏态、峰度共同组成的 17 维的小波特征向量。

3.2. 纹理特征

灰度共生距是提取图像纹理特征的一种常用的方法^[12], 基本思想是基于纹理中某一灰度级结构重复出现的情况; 这个结构在粗糙纹理中随距离的增长变化缓慢, 而在精细纹理中变化较快。

$f(x, y)$ 是一幅二维数字图像, 大小为 $M \times N$, 则 $P(i, j) = \text{count}\{(x1, y1), (x2, y2) \in M \times N | f(x1, y1) = i, f(x2, y2) = j\}$, 大小为 $L \times L$, L 为定义的灰度级别。定义灰度共生距 $P(i, j, d, \theta)$ 来描述图像某一灰度

级结构出现的次数情况,表示在 θ 方向上间隔为 d 的满足上式的个数, $P(i, j, d, \theta)$ 是一个对称矩阵, d 一般取1, θ 一般选 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。 $P(1, 0, 1, 45^\circ)$ 表示在 45° 方向上间距为 d 的灰度分别为1和0的两个像素出现的次数。最后将其进行归一化,得到归一化共生距。

一般选择4个用于纹理分析的灰度共生距常用特征参数:

1) 二阶矩(能量)

$$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P^2(i, j) \quad (7)$$

灰度共生距的元素值平方和,反映的是灰度共生距的分布均匀程度和纹理的粗细度,值越大说明图像灰度分布越均匀,代表图像灰度变化较慢,纹理粗糙。

2) 惯性矩(对比度)

$$f_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 P(x, y) \quad (8)$$

反映的是图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度。越大,效果清晰,纹理的沟纹越深。反之,值越小,沟纹浅,效果模糊,图像较平滑均匀。

3) 逆差距

$$f_3 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{P(i, j)}{1+(i-j)^2} \quad (9)$$

反映了图像纹理局部变化程度,其值越大表示图像纹理局部不均匀,越粗糙。

4) 熵

$$f_4 = -\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \log P(i, j) \quad (10)$$

反映图像内容的随机性,值越大图像灰度级别越混乱,则图像充满了细腻的纹理;反之,值越小,图像中灰度均匀,纹理粗糙。

以上的4个纹理特征是反映了图像纹理粗糙程度和均匀程度。烟雾相对于其他人物、车辆等干扰物图像是较均匀的,因此,通过使用这些纹理特征可以有效的检测烟雾^[13]。

另外提取了烟雾的Y分量(亮度值)均值作为特征向量中的一个分量,这样最终组成了一个22维烟雾多特征向量。

4. 烟雾检测

4.1. BP神经网络分类器

算法采用了22个输入节点,22个隐含节点和1个输出节点的BP神经网络的拓扑结构。

上述所选的烟雾特征向量是BP神经网络的输入值,预测输出 y , w_{ij} 和 w_{jk} 是BP神经网络的权值,隐含层阈值为 a ,输出层阈值为 b 。BP神经网络的训练实质上是不断调整网络连接权值和阈值的过程,从而使BP神经网络的预测输出不断接近期望输出,烟雾检测也常用到BP神经网络分类器^[14](如图3所示)。

4.2. 烟雾检测的流程(图3)

5. 实验结果与分析

实验采用了7组正样本视频和9组负样本视频进行试验。利用混合高斯对视频图像帧进行处理,分割运动区域图片,最后用到5430张正样本图片,4300张负样本图片进行训练。使用1126张正样本和817张负样本进行测试(如表1所示)。

实验结果表示了提出的这种多特征组合方法更具准确性,通过小波特征、纹理特征和Y分量均值特征组合方法与其它特征组合的对比实验,证明本文方法明显有效。

通过这种特征组合的方式,对烟雾进行识别标

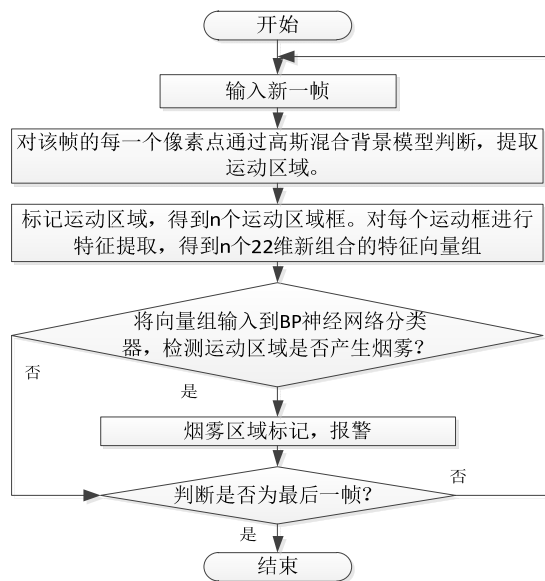


Figure 3. Smoke detection flow chart
图3. 烟雾检测流程图

Table 1. Test results of different features combination
表 1. 不同特征组合的实验结果

不同特征组合	平均检测正确率	平均误检率	平均漏检率
4 维纹理特征	85.39%	18.69%	9.32%
纹理特征 + Y 分量均值	91.12%	13.90%	5.26%
17 维小波特征	91.44%	10.05%	7.41%
22 维组合特征	94.00%	8.03%	4.52%

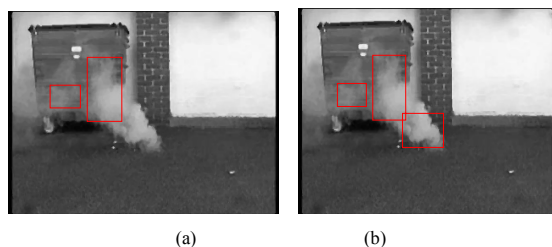


Figure 4. (a) Detection result of texture figure combining Y means; (b) Detection result of multi-feature combination
图 4. (a) 纹理特征+Y 均值组合检测结果; (b) 多特征组合检测结果

记, 图 4 是对第 306 帧的识别标记结果, 经过本文方法识别, 说明图像中三个运动区域都是烟雾运动区域, 而只通过纹理和 Y 分量均值特征来检测, 其中一个运动区域没能识别出来。

另外将提出的 22 维多特征组合烟雾检测的方法与文献[6]中利用三层小波变换得到 60 维小波特征组合的烟雾检测方法进行了对比实验(如表 2 所示)。

实验表明, 利用提取的 22 维多特征组合的方法检测烟雾比文献[6]中特征组合的方法有效(如图 5 所示)。利用两种方法对第 1031 帧检测, 多特征组合算法精确度要高。

6. 结论

综上所述, 在分析烟雾特征的基础上, 提出一种基于多种特征融合的烟雾检测算法。提取运动区域与对应背景区域的小波变换后相对应的每个高频子图的极值比值、低频能量比值、高频能量比值、运动区域小波变换后每个高频子图小波系数的均值、标准差、偏态、峰度, 得到 17 维的小波特征, 然后融合烟雾的纹理特征和 Y 分量均值特征, 最终形成 22 维烟雾特征向量。通过分析这样一种新的组合特征来确定是否有烟雾发生。对比实验表明, 利用 22 维特征组合的方法进行烟雾检测, 其误报率和漏报率都较低, 检测率较好。

Table 2. Results of comparative experiments
表 2. 对比实验结果

检测算法	平均检测正确率	平均误检率	平均漏检率
22 维特征组合 + BP 算法	94.00%	8.03%	4.52%
文献[6]特征组合 + BP 算法	92.40%	12.69%	3.89%

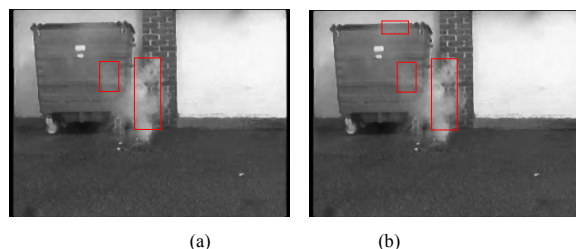


Figure 5. (a) algorithm of feature combination of literature [6]; (b) Multi-feature combination algorithm
图 5. (a) 文献[6]特征组合算法; (b) 多特征组合算法

参考文献 (References)

- [1] P. Piccinini, S. Calderara and R. Cucchiara. Reliable smoke detection in the domains of image energy and color. 15th IEEE International Conference on Image Processing, 2008: 1376-1379.
- [2] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu and A. E. Cetin. Wavelet based real-time smoke detection in video. European Signal Processing Conference, 2005: 4-8.
- [3] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu and A. E. Cetin. Contour based smoke detection in video using wavelets. European Signal Processing Conference, 2006: 123-128.
- [4] T. H. Chen, Y. H. Yin, S. F. Huang, et al. The smoke detection for early fire-alarming system base on video processing. IEEE International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2006: 427-430.
- [5] 袁非牛, 张永明, 刘士兴. 基于累积量和主运动方向的视频烟雾检测方法[J]. 中国图像图形学报, 2008, (4): 808-813.
- [6] J. Gubbi, S. Marusic and M. Palaniswami. Smoke detection in video using wavelets and support vector machines. Fire Safety Journal, 2009, 44(8): 1110-1115.
- [7] 邓辉斌等. 基于隔帧差分区域光流法的运动目标检测[J]. 光电技术应用, 2009, 30(2): 300-304.
- [8] 万纛, 韩毅, 卢汉清. 运动目标检测算法的探讨[J]. 计算机仿真, 2006, 23(10): 221-226.
- [9] 于成忠, 朱骏, 袁晓辉. 基于背景差法的运动目标检测[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2005, 35(3): 159-161.
- [10] C. Stauffer, W. Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999: 246-252.
- [11] C. Stauffer, W. Grimson. Learning pattern of activity using real-time tracking. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757.
- [12] R. M. Haralick, K. Shanmugam and I. H. Dinstein. Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, (6): 610-621.
- [13] 郭炜强, 燕飞, 黄儒乐, 韩宁. 基于视频图像的森林火灾烟雾识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6): 116-120.
- [14] C. J. Xue. The road tunnel fire detection of multi-parameters based on BP neural network. 2nd International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, 2010, 246-249.