

一种飘动性分析的视频烟雾快速检测新算法

谢振平,王 涛,刘 渊,王士同

(江南大学 数字媒体学院,江苏 无锡 214122)

摘 要: 针对 DSP 视频监控系统中,实时视频烟雾检测功能的需求,提出一种基于烟雾飘动性分析的快速视频烟雾检测算法.相比于现有相关算法,在完成对给定视频样本学习后,该算法无需存储视频的历史帧数据,也不需要学习场景背景,而直接对原始视频图像分块提取烟雾飘动特征,然后经 Bayesian 决策输出检测结论.结合提出的一组新颖的视频烟雾飘动特征,新算法同时获得了较低的计算复杂度和较高的检测性能.综合来看,新算法能更好地适用于实时视频监控系统中的烟雾检测需求.

关键词: 视频烟雾检测;实时监控系统;烟雾飘动性;Bayesian 决策

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)10-0209-06

A Fast Video Smoke Detection Algorithm by Analyzing Fluttering

XIE Zhen-ping, WANG Tao, LIU Yuan, WANG Shi-tong

(School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Towards the requirement of real-time smoke detection in DSP surveillance system, a novel fast video smoke detection algorithm is proposed. Compared with current video smoke detection algorithms, new algorithm does not demand storing historic frame images of video sequence, and does not require learning background image of monitoring scene. According to extracted fluttering characteristics of smoke for independent image block, Bayesian decision method is used to determine whether smoke is existent. Derived from above design, new algorithm only requires very slow computational complexity. Nevertheless, benefited from a group of effective video smoke characteristics presented in this paper, new algorithm also earns high detection performance. Accordingly, new proposed video smoke detection algorithm is very valuable for real-time smoke detector embedded in a standard video surveillance system.

Key words: video smoke detection; real-time surveillance system; fluttering characteristics of smoke; bayesian decision

1 引言

火灾是一种影响较大的常发性自然灾害,世界各国对火灾的预防和警报都高度重视.近十年来,随着视频监控技术的成熟和成本的不断下降,在原有基于光、电、化学传感设备的火灾探测系统上,一类新颖的基于监控视频内容分析的火灾探测系统应运而生.简而言之,其可在现有的、广泛运用的监控系统上进行少量的改造增加,实现火灾的探测与预警.虽然如此,受技术成熟度和成本的影响,基于视频的火灾探测系统还不能得到广泛的运用.目前基于视频的火灾探测

方法主要有两大类,一类是对燃烧的火焰进行探测,另一类是对火灾引发的烟雾进行探测.基于火焰探测的火灾报警系统相对较为简单,技术上也较为成熟,为此国家亦已发布了相关的技术标准.但是,由于视频监控的范围往往比较局限,因而依赖于监控区域中的火焰探测来进行火灾报警具有很大的局限性.相比较,由于火灾发生初期便伴有大量烟雾产生,并会在较大空间范围内快速传播,因此基于烟雾检测的火灾探测方法监控范围更广,其对于更早地发现火灾有着积极的意义.遗憾的是,烟雾检测要比火焰检测更为复杂,其受干扰的因素也更多.本文以此为出发点,针

对视频监控系统中的火灾探测需求,提出一种基于浓度分析的高效火灾烟雾检测算法。

当前,主要有三类基于视频分析的烟雾检测方法。第1类为基于运动方向的烟雾检测方法^[1-3];第2类为基于时空特性的烟雾检测方法^[4,5],其通过分析时间序列上的图像小波域的变化特征来鉴别烟雾;第3类为基于烟雾静态特性与动态特性的综合检测算法,其中静态特性如烟雾的色度信息^[6]和形状等,而动态特性则主要考虑烟雾的扩散特性^[7,8],如周长面积比、面积变化率等。虽然以上三类烟雾检测方法均取得了不少进展,但其中仍面临如下一些问题。

(1) 现有大部分算法的强壮性并不很高,尤其是在复杂的外部环境下,检测性能会有很大程度的下降。如基于小波分析的检测算法要求烟雾图像具备边缘模糊和半透明特性,又如使用周长面积比和面积变化率作为特征量的算法在场景中有较多运动物体时容易出现虚警。

(2) 烟雾检测过程中,相关特征量检测阈值的选取对检测结果影响较大,阈值选择过大或过小将导致虚警率或漏报率的增加。

(3) 现有一些具备较好检测性能的算法所要求的计算复杂度并不能完全满足监控系统现场的实时处理要求。

为此,本文基于单位图像区域中烟雾浓度运动变化特性,提出了一种快速且强壮的烟雾检测算法。与大多现有算法不同,新算法无需学习场景背景,且不需存储历史帧图像数据,因此具备了较低的空间复杂度。烟雾浓度运动变化的统计特征仅需简单的统计计算即可实现,这保证了检测算法较低的时间复杂度。新算法中,首先针对单位区域中烟雾图像,提取其在水平和垂直方向上平均浓度分布变化的统计规律作为单位区域中的烟雾特征量,然后基于正反例数据集的统计学习得到烟雾特征量和非烟雾特征量的密度分布,最后基于 Bayesian 决策方法进行烟雾的实时检测。

2 烟雾飘动性

研究表明,烟雾在空气中的飘动呈湍流特性^[9]。现有研究较少地从烟雾的飘动性去识别烟雾。虽然如此,我们通过比较发现,烟雾的飘动特征是区别与其他非烟雾运动对象的最有效指标,为此本文研究提出了一组可有效表示飘动特性的烟雾特征量。同时,为降低整个烟雾检测算法的计算复杂度,考虑针对每个独立且固定的图像块进行分析,而不针对可能的烟雾运动区

域进行分析。具体地,可设定每个烟雾检测块的图像大小为(宽×高)。进一步研究发现,烟雾的飘动特性表现为整体区域上的变化统计特性,这可由烟雾浓度在特定方向的平均分布变化来表征。

直觉上,针对烟雾飘动性的特征分析应基于提取的烟雾浓度进行。但实际中,由于烟雾一般覆盖在背景区域上,因而可直接使用烟雾图像的灰度值变化来表征烟雾浓度的变化。为此文中不作特别说明时,均以对应的图像灰度值替代烟雾的真实浓度。图1给出了某视频烟雾图像在X和Y方向上的平均烟雾浓度分布的一阶差分结果,其中原始视频大小为,共划分成了64个独立的烟雾检测区域。此外,图2中给出了相应的连续两帧视频图像。

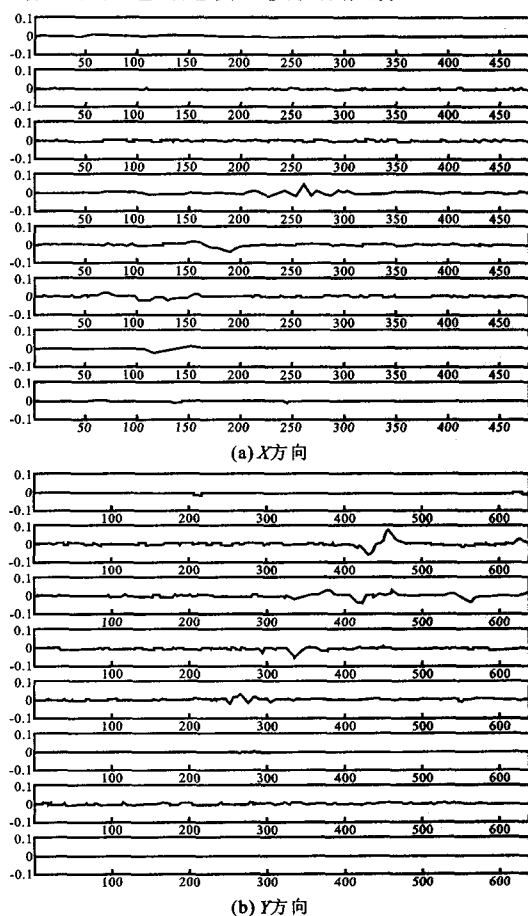
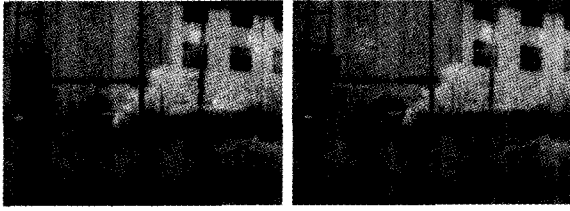


图1 烟雾视频图像在X和Y方向上的平均烟雾浓度分布的一阶差分

从图1中可以看出,含有烟雾的检测区域中的累积浓度分布变化呈现了较强的波动特征,而不含烟雾的检测区域则没有这种特性。进一步,与图1、2中的表示方法相同,图3、4中给出了一个典型的非烟雾运动视频图像的平均烟雾浓度分布的一阶差分结果。



(a) 前一帧视频图像

(b) 后一帧视频图像

图2 含有烟雾的连续两帧视频图像

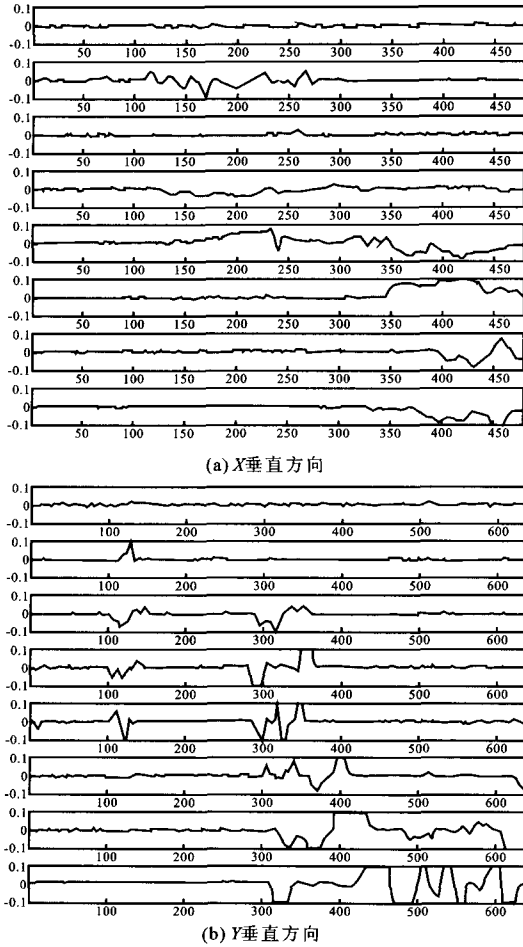


图3 非烟雾视频图像在X和Y方向上的平均烟雾浓度分布的一阶差分



(a) 前一帧视频图像

(b) 后一帧视频图像

图4 含有非烟雾运动的连续两帧视频图像

对比图1和图3可以看出,烟雾检测块所对应的平均浓度变化呈现出了有别于无烟雾和非烟雾运动对象的特有规律.显然,据此可提取出用于识别图

像烟雾的飘动性特征.下面对这类飘动性特征量提取方法作详细的阐述,其中在烟雾飘动性特征提取中,不仅考虑了烟雾浓度分布的一阶差分变化,同时考虑了它的二阶差分变化规律,下面对此作一并细述.

2.1 飘动强度

如前对图1与图3的分析可知,烟雾区域在累积浓度变化上呈现出了较强的特异性,它不仅可用于鉴别烟雾与无烟雾,也能较好地地区别烟雾与非烟雾运动对象.但在实际使用中,需进一步对这种区别进行量化比较,也即要求能构造出具体的、量化的、能反映这种烟雾与非烟雾差别的飘动特征量.首先,由图1可知,烟雾区域的累积浓度分布变化具有较高的变化强度,而无烟雾的背景区域的累积浓度分布变化量很小.由此,可根据这种变化强度构造一个烟雾飘动性特征量,文中称为飘动强度,其计算公式如下:

$$FI1'_{Block_{ij}} = \sqrt{\left(\frac{1}{80} \sum_{k=1}^{80} |P'_{d1-Block_{ij}-V}(k)|\right)^2 + \left(\frac{1}{60} \sum_{k=1}^{60} |P'_{d1-Block_{ij}-H}(k)|\right)^2} \quad (1)$$

式中, $FI1'_{Block_{ij}}$ 表示检测块 $Block_{ij}$ 在 t 时刻的一阶飘动强度, $P'_{d1-Block_{ij}-V}(k)$ 表示 t 时刻烟雾图像沿垂直方向的平均浓度的一阶差分,具体计算公式如下:

$$P'_{d1-Block_{ij}-V}(k) = \frac{1}{60} \sum_{y=1}^{60} I_{Block_{ij}}(k, y) - \frac{1}{60} \sum_{y=1}^{60} I_{Block_{ij}}^{t-1}(k, y) \quad (2)$$

式中, $I_{Block_{ij}}(x, y)$ 表示 t 时刻视频烟雾图像中检测块 $Block_{ij}$ 的图像灰度.相应地,有

$$P'_{d1-Block_{ij}-H}(k) = \frac{1}{80} \sum_{x=1}^{80} I_{Block_{ij}}(x, k) - \frac{1}{80} \sum_{x=1}^{80} I_{Block_{ij}}^{t-1}(x, k) \quad (3)$$

进一步,由于烟雾飘动本质是体现了波动特性,且这种波动特性能随着其各阶导数传递下去,由此给出如下的二阶飘动强度特征量:

$$FI2'_{Block_{ij}} = \sqrt{\left(\frac{1}{80} \sum_{k=1}^{80} |P'_{d2-Block_{ij}-V}(k)|\right)^2 + \left(\frac{1}{60} \sum_{k=1}^{60} |P'_{d2-Block_{ij}-H}(k)|\right)^2} \quad (4)$$

相应地, $P'_{d2-Block_{ij}-V}$ 和 $P'_{d2-Block_{ij}-H}$ 分别定义如下:

$$P'_{d2-Block_{ij}-V}(k) = P'_{d1-Block_{ij}-V}(k) - P'_{d1-Block_{ij}-V}(k-1) \quad (5)$$

$$P'_{d2_Block_{ij_H}}(k) = P'_{d1_Block_{ij_H}}(k) - P'_{d1_Block_{ij_H}}(k-1) \quad (6)$$

2.2 飘动稳定性烟雾飘动特征量

根据对烟雾的飘动情况进行连续跟踪发现,烟雾飘动虽然呈现较强的湍流特性,但其仍呈现出较

强的特有规律,如相对稳定的闪烁频率,相对稳定的波长等.为此,可进一步提取烟雾飘动的稳定性指标作为鉴别烟雾的重要特征.文中,定义如下的一、二阶烟雾稳定性指标:

$$FS1'_{Block_{ij}} = \sqrt{\left(\frac{1}{80-1} \sum_{k=2}^{80} \text{logical}(P'_{d1_Block_{ij_V}}(k) \times P'_{d1_Block_{ij_V}}(k-1) < 0)\right)^2 + \left(\frac{1}{60-1} \sum_{k=2}^{60} \text{logical}(P'_{d1_Block_{ij_H}}(k) \times P'_{d1_Block_{ij_H}}(k-1) < 0)\right)^2} \quad (7)$$

$$FS2'_{Block_{ij}} = \sqrt{\left(\frac{1}{80-1} \sum_{k=2}^{80} \text{logical}(P'_{d2_Block_{ij_V}}(k) \times P'_{d2_Block_{ij_V}}(k-1) < 0)\right)^2 + \left(\frac{1}{60-1} \sum_{k=2}^{60} \text{logical}(P'_{d2_Block_{ij_H}}(k) \times P'_{d2_Block_{ij_H}}(k-1) < 0)\right)^2} \quad (8)$$

从上面的定义公式可以看出, $FS1'_{Block_{ij}}$ 和 $FS2'_{Block_{ij}}$ 本质上体现了单位区域内烟雾飘动的波长特征.显然,若烟雾飘动具有较好的稳定性,则上述两个特征量同样具有较强的特异性.

2.3 烟雾飘动特征量

前面基于对烟雾的飘动特性分析,提出了针对某一时刻检测块上的4个飘动特征量,这些特征量已具有较好的烟雾特征鉴别能力.然在实际应用中,为更强壮地检测烟雾,进一步考虑这些特征量在某一段时间内的统计特征作为辅助特征量.具体地,分别针对上述4个特征量,计算 W_T 时间窗内的均值和方差特性作为附加特征量.这样共可提取12个烟雾特征量构成烟雾特征矢量,并作为烟雾检测算法的输入参量.

3 快速烟雾检测算法

3.1 算法实现

图5中给出了文中采用的烟雾检测算法的流程.基于前面定义的特征量提取方法,首先提取训练视频样本的特征量数据集,然后基于一种高效的数据密度估计方法FRSDE^[10],分别估计烟雾和非烟雾特征量数据集的密度分布,最后基于Bayesian决策方法实时地输出烟雾的检测结果.由篇幅所限,FRSDE的实现介绍从略.

3.2 计算复杂度

对于文中提出的烟雾检测算法,其算法复杂主要由两部分构成,分别为烟雾特征提取的算法复杂度和Bayesian决策输出的算法复杂度.首先我们来看,烟雾特征提取的空间复杂度.显然地,除仅需要

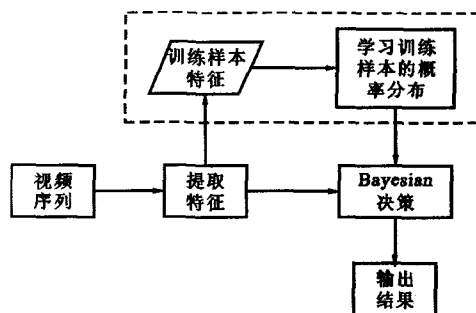


图5 快速烟雾检测算法流程

存储当前图像数据外,其它需存储的数据为烟雾数据平均浓度分布的一、二阶差分,其应为 $O(\frac{Width}{80} \times Height + \frac{Height}{60} \times Width) \times (2W_T + 4)$,其中Width,Height分别为图像的宽和高, W_T 为时间窗长度,文中取 $W_T = 20$,则上述空间复杂度仅与一幅原始大小图像的存储空间要求相当.下面我们看烟雾特征提取的时间复杂度,其主要组成为公式(1)、(4)、(7)和(8)的计算消耗.经仔细分析可知,对每一检测块 $Block_{ij}$,公式和自身的复杂度极低,可以忽略不计.相对地,辅助变量 $P'_{d1_Block_{ij_V}}(k)$ 和 $P'_{d1_Block_{ij_H}}(k)$ 的计算消耗更大,其复杂度为 $O(80 \times 60 \times 2)$.由此,特征量提取计算过程中,总的计算复杂度应为 $O(80 \times 60 \times 2 \times \frac{Width}{80} \times \frac{Height}{60}) = O(2 \times Width \times Height)$,这一时间复杂度是极低的,仅相当于对整个图像进行两次遍历操作.且由前述的特征量定义公式可知,其中所有计算均可转化为矢量运算,因而满足高速流水线操作的要求,能较好地满足实时数字信号处理(DSP)的快速处理要求.在烟雾检测算法的计算复

杂度中,还有一部分为 Bayesian 分类器的决策计算时间,通常这一部分计算量极其小,可以忽略不计,此处不再展开。

3.3 训练学习

如图 5 所示,文中提出的快速检测算法,首先需对给定的训练样本集进行学习。为此,我们收集了 33 段烟雾视频和 20 段典型的非烟雾干扰视频进行

训练学习,其中每段视频长度为 1~2 分钟。烟雾视频集中大部分为我们自己拍摄取得(针对不同光照、浓度、角度、背景场景条件),部分来源于互联网;非烟雾视频集中所有内容均来自于互联网公开的内容。图 6 中给出了训练用视频集的摘要图集,所有视频大小均统一处理成 640×480 。

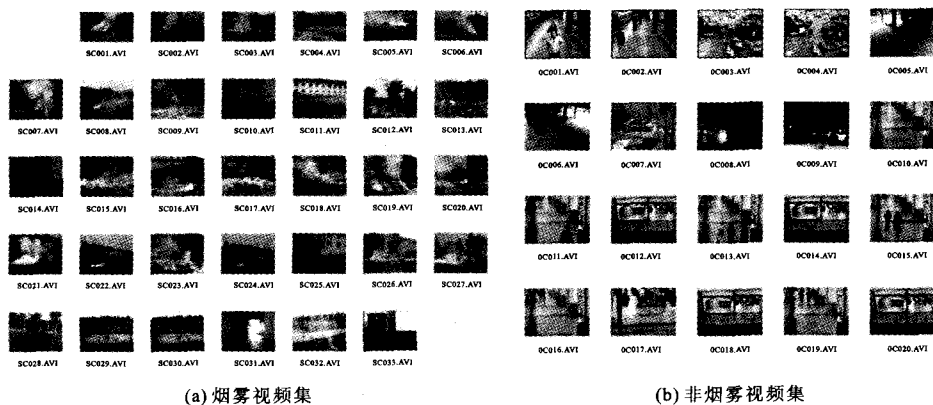


图 6 训练用样本视频集的摘要图集

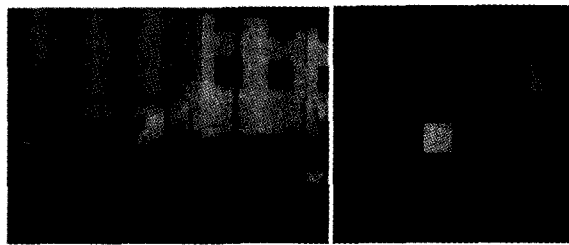
针对提取得到的训练用样本特征量数据集,我们使用 FRSDE 密度估计方法对其中的正(烟雾)、反(非烟雾)例数据集进行密度估计(随机选取部分样本数据为训练数据,正反例各约十万个)。这样,便可基于从中获取的密度估计器实时对提取的特征量进行正、反类的密度输出,然后使用 Bayesian 决策,即可针对每一检测块实时地输出检测结果。

4 实验结果与分析

为提高烟雾决策的正确性,在用 Bayesian 决策输出时,我们对那些正类输出概率较小或反类输出概率大于一定值的检测特征量均作非烟雾特征量处理。这样,经训练及测试分析,我们得到的原始训练误差约为:平均正例检测率 $>55\%$,平均反例虚警率 $<2\%$ 。其中需要指出的是,由于对原始学习样本的分类标识指定时,仅依据了其所属的视频类别。但实际中,一段烟雾视频中由于非烟雾的存在,其中提取的部分特征量并不是真正的烟雾特征。由此,上述平均正例检测率是完全符合实际要求的。进一步的实验分析也证实,新提出的烟雾检测算法已能很好地在前述的烟雾视频集上进行烟雾检测。此外,为进一步提高最终检测结果的鲁棒性,我们记录了每一检测块在 W_T 时间内的平均 Bayesian 决策输出。

图 7 中给出了一个典型的烟雾检测结果,其中烟雾在整个视频监控区域中所占的面积并不大。从图 7(b)的检测结果可以看出,文中新提出的烟雾检

测算法对烟雾区域进行了正确的识别。而由于烟雾区域较小,飘动存在不稳定性,因而其中部分检测块的烟雾检出强度并不高(亮度越高,相应区域的烟雾



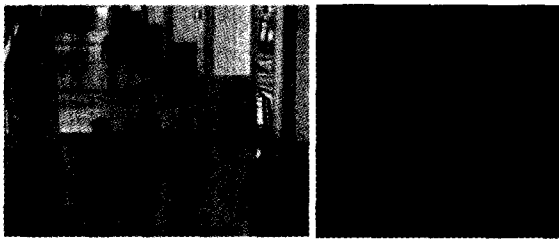
(a) 原始烟雾图像

(b) 决策输出

图 7 一个典型的烟雾检测结果

检出强度越大)。与图 7 对应,图 8 中给出一个典型的室内干扰场景的烟雾鉴别结果。从图 8(b)可以看出,虽然由于场景中多人运动、反光以及阴影等的影响,将会导致烟雾检测算法在某些偶然情况下出现误报,但使用平均 Bayesian 决策输出指标很好地消除了这种误报干扰。最终我们的检测算法在前述烟雾视频集中的所有场景均给出了正确的检测结果,且获取了较高的检测率,而对非烟雾视频集中的所有情况都没有出现误报,最终的烟雾检测率,而虚警率略小于,这一结果是非常优秀的。与此相对,图 9 中给出了其他两种检测算法的代表性误检示例。

图 9 中,算法 2 为文献[1]提出的基于累积量和主运动方向的检测算法,该算法对烟雾运动方向进行分析,提取 3 维特征量后,使用朴素贝叶斯分类器



(a) 原始视频图像

(b) 决策输出

图 8 一个典型的干扰场景的检测结果



(a) 算法2误报

(b) 算法3误报

图 9 其他两种烟雾检测算法的代表性误检示例

进行烟雾检测. 算法 3 为文献[7]中提出的基于支持向量机的检测算法, 该算法从运动区域的面积、周长和差异检测后区域面积、联通区域数目进行考虑, 提取 4 维特征量后, 使用支持向量机进行分类检测. 其中算法 2 的烟雾区域用方框标记, 算法 3 由于是针对整幅图像进行检测, 则用右下角的方块表示当前为烟雾图像.

分析可知, 算法 2 的特征量主要是从运动方向考虑, 当非烟雾区域的运动方向与烟雾运动方向类似时, 会增大虚警概率. 算法 3 的特征量通过整幅图像的运动区域面积和周长得出, 当烟雾稀薄, 运动区域较小时, 容易漏检, 而当监控范围内运动物体较多时, 将较大可能地产生虚警. 相比较而言, 本文所提出的新算法从检测区域的整体统计特征上入手, 采用了具有较高特异的烟雾飘动性特征作为烟雾特征量, 具有了更好的强壮性.

5 结束语

本文以 DSP 视频监控系统中, 快速火灾烟雾检测需求出发, 提出了一种新型的火灾烟雾检测算法. 关键地, 新算法中提出了一种可快速高效计算的烟雾飘动性特征提取方法. 本文研究表明新算法非常

适用于性能不是很高的实时视频监控系统.

参考文献:

- [1] 袁非牛, 张永明, 刘士兴, 等. 基于累积量和主运动方向的视频烟雾检测方法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(4): 808—813.
- [2] Yuan Feiniu. A fast accumulative motion orientation model based on integral image for video smoke detection [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(7): 925—932.
- [3] 练秋生, 李党. 融合多种特征的烟雾图像检测算法[J]. 光学技术, 2009, 35(4): 523—534.
- [4] Ugur Toreyin, Yigithan Dedeoglu, Ugur Gudukbay, et al. Computer vision based method for real-time fire and flame detection [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(1): 49—58.
- [5] 杨猛, 赵春晖, 潘泉, 等. 基于小波分析的烟雾多特征融合和空间精度补偿森林火情检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 694—700.
- [6] Kim Dongkeun, Wang Yuanfang. Smoke detection in video[C]// World Congress on Computer Science and Information Engineering, Los Angeles, USA: IEEE, 2009(5): 759—763.
- [7] Yang Jing, Chen Feng, Zhang Weidong. Visual-based smoke detection using support vector machine [C]// Fourth International Conference on Natural Computation. Jinan, China: IEEE, 2008(4): 301—305.
- [8] Wei Zheng, Wang Xingang, An Wenchuan. Target-tracking based early fire smoke detection in video[C]// International Conference on Image and Graphics. Xi'an, China: IEEE, 2009: 172—176.
- [9] 董华, 程晓舫, 范维澄, 等. 基于图像探测的早期火灾烟气模式研究[J]. 光学技术, 1999(1): 58—60, 63.
- [10] Deng Zhaohong, Chung FuLai, Wang Shitong. FRS-DE: fast reduced set density estimator using minimal enclosing ball approximation [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(4): 1363—1372.

作者简介:

谢振平 男, (1979—), 博士. 研究方向为计算智能与视频图像处理.