

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003042

基于总有界变分的森林火灾烟雾图像检测方法^{*}

李洪昌¹ 安明伟²

(1. 南京信息职业技术学院 环境信息学院 南京 210023; 2. 南京信息职业技术学院 通信学院 南京 210023)

摘 要:森林火灾烟雾浓度升高时,所对应的图像模糊程度升高,总有界变分会逐渐下降,基于变分的特征性质,可以将边界之间的差异有效表征出来。由此,提出一种基于总有界变分的森林火灾烟雾图像检测方法。以分块平稳分析的思想对目标函数求极值,得到总有界值,通过两次比较总有界变分值从分块结果图中提取疑似烟雾分块,利用特征数据的融合聚类处理获得最终的疑似烟雾区域。为了得到更好的烟雾检测效果,对疑似烟雾特征区域进行运动特性分析,融合判定烟雾区域,给出火灾报警。算法屏蔽了对烟雾静态特征的复杂计算,在对疑似烟雾特性进行分析时,只需关注其运动特征便可以准确进行烟雾检测输出,避免了繁琐计算带来的误差,对比验证效果显示,算法结果输出高效稳定。

关键词:总有界变分;帧间差分;视频烟雾检测;森林火灾

中图分类号: TH702;TN919 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Smoke image detection method of the forest fire based on total bounded variation

Li Hongchang¹ An Mingwei²

(1. Environment Information Institute, Nanjing Vocational College of Information Technology, Nanjing 210023, China;
2. Communication Institute, Nanjing Vocational College of Information Technology, Nanjing 210023, China)

Abstract:When the smoke concentration of forest fire increases, the blurring degree of the corresponding image increases, and the total bounded variation gradual declines. Based on the characteristics of the variation, the difference between the boundaries can be effectively represented. Therefore, a detection method of forest fire smoke image is proposed based on total bounded variations. The objective function is extremum calculated with the idea of block stationary analysis, and the total bounded value is obtained. By comparing the total bounded variational value twice, the suspected smoke is extracted from the block result graph, and the fused clustering processing of feature data is used to obtain the final suspected smoke area. In order to get better smoke detection effect, it analyzes the motion characteristic of suspected smoke feature area, and the smoke area is judged by fusion, then the fire alarm is given. The algorithm shields the complex calculation of the static characteristics of the smoke. When the suspected characteristics of smoke are analyzed, the smoke can be accurately detected by only its motion characteristics, which avoids the errors caused by cumbersome calculation. The comparison and verification results show that the output of the algorithm is efficient and stable.

Keywords:total bounded variation; interframe difference; video smoke detection; forest fire

0 引 言

森林火灾作为对森林危害最大的灾害,引起世界各国的重视。传统基于烟雾传感器的探测技术监测范围小,在森林较大的区域铺设成本高,且此类传感器易老化

而灵敏度降低。当前,视频系统以广泛应用于森林监控,通过人工监测能发现部分火灾事件。但由于森林面积广阔,视频图像众多,给人工监测带来了难度。近年来,伴随图像处理技术方法探究的持续发展进步,视频图像处理和图像识别技术方法日益成熟。视频烟雾探测技术因其响应时间短、灵敏度高、覆盖面积大等优势,已成为一

种新型的森林火灾探测和预警方法,有着广泛的应用前景,备受国内外研究者关注。

1 森林火灾检测方法分析

火灾烟雾具有丰富的图像特征。目前,视频烟雾的检测方法主要是基于烟雾的运动、颜色、形状、透明度、纹理等视觉特征。Xu 等^[1]提出了一种视频烟雾检测模型,并使用深度显著性网络快速估计烟雾。Xu 等^[2]根据从合成到现实的对抗性适应对火灾烟雾进行了探测。Cheng 等^[3]提出了一种基于 deeplabv3+ 和生成性对抗网络的烟雾检测和趋势预测方法。Liu 等^[4]利用融合的空间和频率域特征构建了一个高清晰度视频烟雾检测框架。Dung 等^[5]使用了一种基于级联分类和深度学习的视频烟雾检测算法。为了解决这个问题,卷积也得到了广泛的应用。Luo 等^[6]提出了一种基于运动特性和卷积神经网络的火灾烟雾探测算法。Yin 等^[7]介绍了用于基于视频的烟雾检测的递归卷积网络。Lin 等^[8]提出了一种基于三维卷积神经网络的视频序列烟雾检测方法。在烟雾特征提取方面,有很多相关的研究方法,Momma 等^[9]提出了一种基于密集卷积网络的野火烟雾图像检测方法。

不过,在火灾烟雾中,其颜色特征、纹理特征等变化范围大,比较分散,实际应用中,会带来较多误检;在森林火灾烟雾检测中有些方法优势不明显,其特征分析较多的局限于颜色、轮廓、运动等低层的静态特征,不足以有效的将烟雾与像云、雾等疑似烟雾对象区分出来;另外,对于高层特征、时空特征研究较少。森林火灾烟雾在不同环境下呈现出多样的状态,是烟雾视觉特征提取烟雾检测的难点,如何构建稳定、高效的特征提取算法,能够融合烟雾视频中的静态与动态信息,成为降低烟雾误检的关键。

在文献[10-13]研究了总有界变分(total bounded variation, TBV)的图像质量评估方法,提出了当图像因为各种原因变得模糊时,图像边界之间的差异变小,其总有界变分会逐渐下降。正常天气情况下,森林监控画面的图像边界差异是比较大的。没有烟雾的图像,是清晰的,其高频信号偏多,总有界变差偏大;当火灾烟雾发生时,由于烟雾的出现,图像中低频信号逐渐增大,总有界变差随之变小。从而可以判断出有火灾隐患。验证数据显示,烟雾越来越浓,相关区域图像越来越模糊,监控图像区域的总有界变分也会越来越小。本文针火灾烟雾检测,在图像变得模糊时总有界变分降低这一性质基础上,构建泛函,并对其求变分。考虑到森林监控的实际状况,以分块平稳分析的思想对目标函数求极值,从而得到总有界值,进而对目标区域融合聚类求得疑似烟雾区域,然

后与其他帧图像疑似烟雾区域进行运动检测对比,最后,给出火灾报警。

2 总有界变分的火灾烟雾检测算法

2.1 烟雾浓度与 TBV 关系

数字图像一般由跳跃部分和平滑波动两部分组成。含有烟雾的视频图像,其纹理边界的差异变小,可以视为模糊图像来处理。基于变分的特征性质,可以将边界之间的差异有效表征出来。当火灾原因,导致烟雾浓度升高时,所对应的图像模糊程度升高,同时,反应此时烟雾信息的视频图像,其变分会下降。为了准确度量烟雾浓度与 TBV 之间的关系,在 TBV 理论的基础上,构建 TBV 与图像模糊度之间的关系模型。阐述极值状态的 TBV 可以作为烟雾浓度评估的准则。

根据变分定义,令 f 表示原始清晰图像, $f(x, y)$ 表示图像中第 (x, y) 像素。当清晰图像因为烟雾变模糊,设模糊图像的像素为 $g(x, y)$, 根据文献[10-12]可分别计算出清晰图像 f 的总有界变差 TBV_f 和模糊图像 g 的总有界变分 TBV_g , 分别由式(1)、(2)求解。

$$TBV_f = \iint_{\Omega} \left(\left| \frac{\partial f}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial f}{\partial y} \right| \right) dx dy \quad (1)$$

$$TBV_g = \iint_{\Omega} \left(\left| \frac{\partial g}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial g}{\partial y} \right| \right) dx dy \quad (2)$$

其中, Ω 表述如式(3)所示。

$$\Omega = \{ (x, y) : 0 \leq x \leq m, 0 \leq y \leq n \} \quad (3)$$

式中: m, n 为原始清晰图像的尺寸大小。

清晰图像、模糊图像两者 TBV 的关系如下:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left[\left| \frac{\partial g(x, y)}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial g(x, y)}{\partial y} \right| \right] \leq \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left[\left| \frac{\partial f(u, v)}{\partial u} \right| + \left| \frac{\partial f(u, v)}{\partial v} \right| \right] du dv \quad (4)$$

$$\iint \left[\left| \frac{\partial f}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial f}{\partial y} \right| \right] dx dy = \min \quad (5)$$

通过式(4)、(5)作为图像模糊程度对比和图像烟雾评价方法,通过标准测试图像序列进行验证,比较原始清晰图像、模糊图像的 TBV 值,验证了方法的有效性。烟雾浓度、图像模糊程度和总有界之间的关系如图 1 所示。图中虚线所示为总有界变差值随着烟雾浓度增加的变化趋势,实线所示为模糊程度随着烟雾浓度增加的变化趋势。可以看出当一幅清晰图像由于烟雾而模糊时,其总有界变差值会变小,烟雾越大图像越模糊,其 TBV 值越小。

2.2 疑似烟雾区域提取

基于视频烟雾探测中疑似烟雾区域的提取是重要的一步。疑似烟雾区域提取的完整程度将会影响到烟雾的

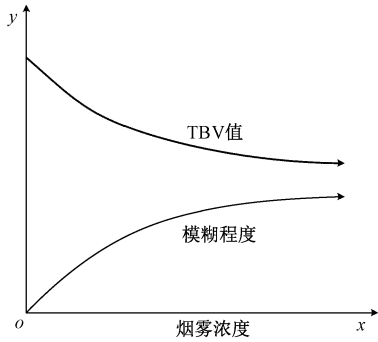


图 1 烟雾浓度、图像模糊程度和总有界之间的关系

Fig. 1 Relationship of smoke concentration, image blurring degree, and total bounded variation

特征提取,比如烟雾区域的面积、周长和烟雾的扩散特性等,从而导致整体烟雾探测会有一些影响^[13]。对于疑似烟雾区域的提取方法有基于颜色检测、基于能量分析以及基于运动目标检测,但是这些方法都有一定的优缺点。由于外界环境的复杂性,因此这些方法对于提取较为完整的疑似烟雾区域效果不是太理想。针对本文方法的分析,提出了一种基于图像分块及其 TBV 检测相对比的方法来提取更加完整的疑似烟雾区域。为了排除因为大雾等自然天气带来的误检,烟雾提取时,先对检测图像的分块图像 TBV 进行方差计算,若方差较小,排除是火灾烟雾的原因所致,然后,对图像进行分块检测。疑似烟雾区域提取方法步骤流程如图 2 所示。该方法分为 3 个步骤:1)采用图像分块方法用来得分块图像的 TBV 值;2)通过两次比较 TBV 值从分块结果图中搜索疑似烟雾分块区域;3)利用特征数据的融合聚类处理提取最终的疑似烟雾区域。

首先,图像分块。把背景图像帧展开分割,并分割为 16×16 个独立较小的图像,如图 3 所示。利用总有界变分方法计算各小图像的 TBV 值。目的是把一副大尺寸的图像分次求 TBV 值,以便提取特征数据^[14]。

其次,特征数据提取。对各小图像的 TBV 值求均方差,由式(6)求解。

$$\sigma^2 = \sum_{n=1}^N (TBV_n - \overline{TBV})^2 / N \quad (6)$$

式中: σ^2 为总体方差; TBV_n 为各小图像的 TBV 值; $\overline{TBV}$ 为总体均值; N 为总体例数。

当 $\sigma^2 < \overline{TBV}/N$ 时,说明图像无烟雾或者烟雾整体分布,排除火灾烟雾。当均方差大于 $\sigma^2 \geq \overline{TBV}/N$ 时,并依据 TBV 值对分块后的每个独立的小图像进行初始划分。为不失一般性,选择所有小图像的初始划分平均值 $\overline{TBV}$ 作为基准,对每个小图像的初始划分 TBV 值与基准划分进行比较,确定原图像中每个小图像所属的类别^[15]。当

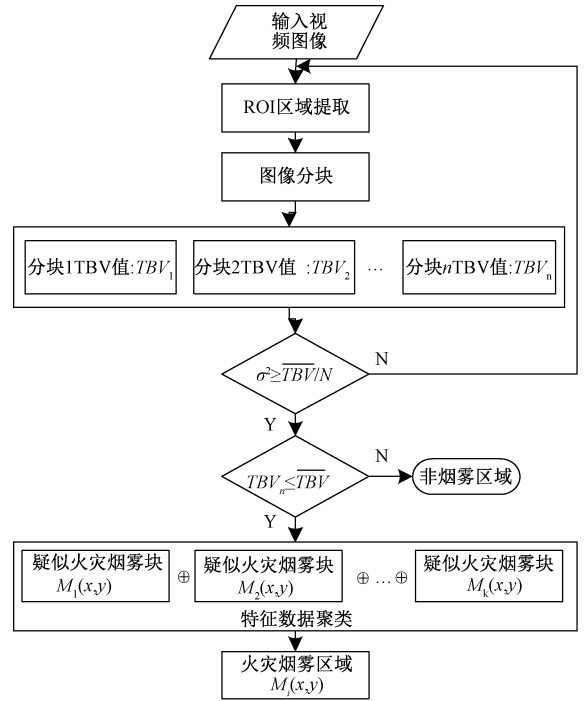


图 2 烟雾区域提取算法流程

Fig. 2 Flow chart of smoke area extraction algorithm

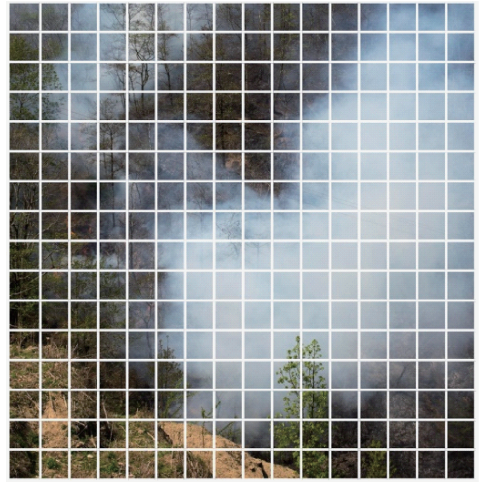
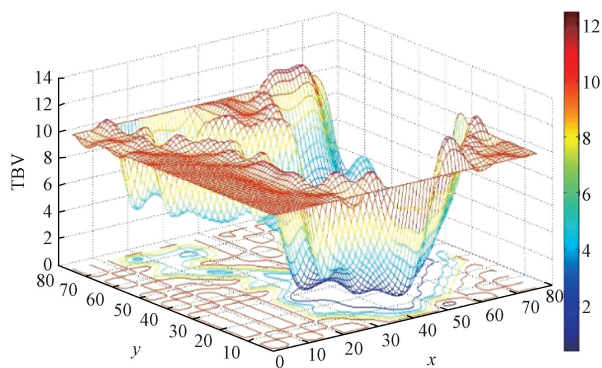


图 3 火灾烟雾图像分块

Fig. 3 Fire smoke image segmentation

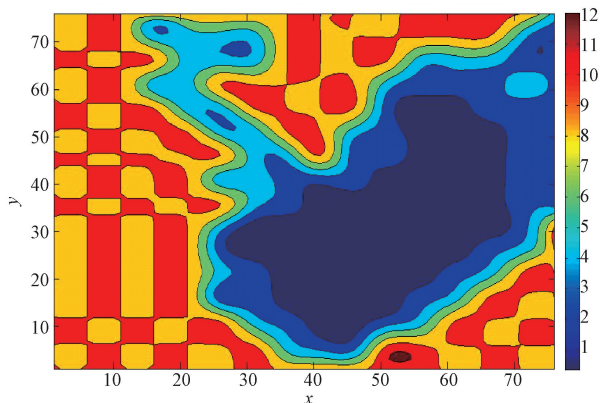
第 n 个小图像的 $TBV_n \leq \overline{TBV}$ 的时,此小图像归类于疑似烟雾区域图像小块。通过此种方法,将小图像的划分对应的像素归到基准划分,形成整幅图像的一个初始划分 $M = [M_1, M_2, \dots, M_n]$,如图 4 所示。

最后,特征数据的聚类。这些特征数据通过谱聚类的方法进行聚类,对初始划分小图像 $M = [M_1, M_2, \dots, M_n]$ 进行融合聚类,选取的这些小图像将构成原图像的特征数据^[16]。



(a) 数据三维划分图

(a) Three-dimensional partition diagram of data



(b) 数据等高线划分图

(b) Contour map of data

图4 烟雾图像分块初始划分示意图

Fig. 4 Initial division schematic diagram of smoke image block

依据 $TBV_n \leq \overline{TBV}$, 能够求得第 i 帧图像分割后对应的疑似火灾烟雾块 $M_k(x, y)$, 进一步合成这类分割图像块, 便能够获得第 I 帧图像疑似火灾烟雾区域 $M_i^2(x, y)$, 由式(7)求解。

$$M_i^2(x, y) = M_1^i(x, y) \oplus \cdots \oplus M_k^i(x, y) \oplus M_{N.M}^i(x, y) \quad (7)$$

其中 $\oplus$ 表示分割的图像块组合为完备视频图像。

第 i 帧视频火灾烟雾图像的火灾烟雾区域 $M_i(x, y)$ 是 $M_i^1(x, y)$ 和 $M_i^2(x, y)$ 的交集。由式(8)求解。

$$M_i(x, y) = M_i^1(x, y) \cap M_i^2(x, y) \quad (8)$$

由式(8)可知, 从烟雾图像中依次抽取第 $t_1, t_2, \dots, t_n$ 图像帧的火灾烟雾区域 $M_{t_1}(x, y), M_{t_2}(x, y), \dots, M_{t_n}(x, y)$, 定义 $N_{t_1}, N_{t_2}, \dots, N_{t_n}$ 依次为 $M_{t_1}(x, y), M_{t_2}(x, y), \dots, M_{t_n}(x, y)$ 中火灾烟雾图片像素数。由此, 便提取出疑似烟雾区域, 如图5所示。

2.3 火灾烟雾判定

空气气流致使烟雾轮廓运动没有规律, 具有复杂性的特征, 为了克服单个特征检测缺乏准确性的问题, 烟雾

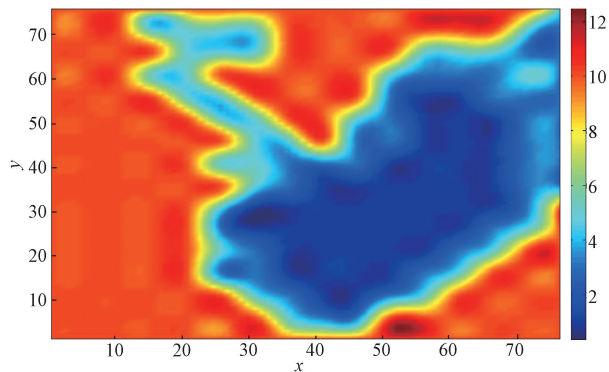


图5 火灾烟雾图像融合聚类

Fig. 5 Fire smoke image fusion clustering diagram

特征区域提取后, 进一步进行烟雾特性分析, 来进行烟雾融合判定^[17]。烟雾扩散运动特性, 导致烟雾具有不规则运动和主运动方向等特征, 所以, 对烟雾进行特性分析时, 可屏蔽对烟雾静态特征的复杂计算, 只关注烟雾的运动特征, 便可得到烟雾检测准确输出。

帧间差分法(temporal difference)是运动目标检测算法中最容易实现的方法^[18]。其算法是在视频图像序列中取得两相邻帧, 做差分运算, 依其运算结果, 进行运动特性提取。该算法避免复杂计算, 计算效率高, 环境适应性强。基于TBV实现烟雾区域提取, 能根据烟雾的模糊程度, 提取出烟雾区域, 可忽略运动物体内部像素点间值的变化, 仅得到烟雾轮廓有无运动带来的变化即可, 避免了帧间检测法“空洞”现象对检测结果的影响^[19]。烟雾目标运动速度较慢, 只要合理的选择阈值 T , 即可得到较好的判定结果, 从而得到烟雾的运动特性。

图6所示为两帧差分法的运算过程。 f_n 和 f_{n-1} 记为视频序列中第 n 帧和第 $n-1$ 帧图像, 两帧对应像素点的灰度值分别为 $f_n(x, y)$ 和 $f_{n-1}(x, y)$, 按照式(9)将两帧图像对应像素点的灰度值相减, 取其绝对值, 得到差分图像 D_n :

$$D_n(x, y) = |f_n(x, y) - f_{n-1}(x, y)| \quad (9)$$

按照式(10)对像素点逐个进行二值化处理, $R'_n(x, y)$ 为得到二值化图像。其中, 运动目标点由灰度值为255的点构成, 背景点由灰度值为0的点构成^[20]; 对二值化图像 R'_n 做连通性分析, 得到含有完整运动目标的图像 R_n 。

$$R'_n(x, y) = \begin{cases} 255, & |f_n(x, y) - f_{n-1}(x, y)| > T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中, 设定差分图像二值化阈值为 T , 符合以上条件的视频图像, 判定火灾烟雾存在时, 视为检测出火灾烟雾, 并给出火情告警。

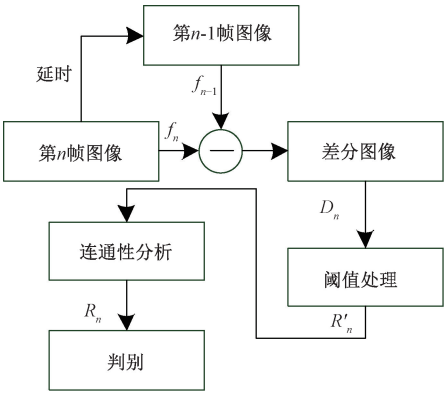


图 6 帧间差分流程
Fig. 6 Inter-frame difference flow

3 方法实现与实验分析

3.1 方法实现

依据总有界变分火灾烟雾区域检测算法,首先提取出森林火灾疑似烟雾区域,然后进行运动特征分析,若疑似烟雾有运动,则给出火灾报警,若疑似烟雾区域不运动,则返回视频输入进行下一图像的处理流程。森林火灾烟雾检测方法步骤如图 7 所示。

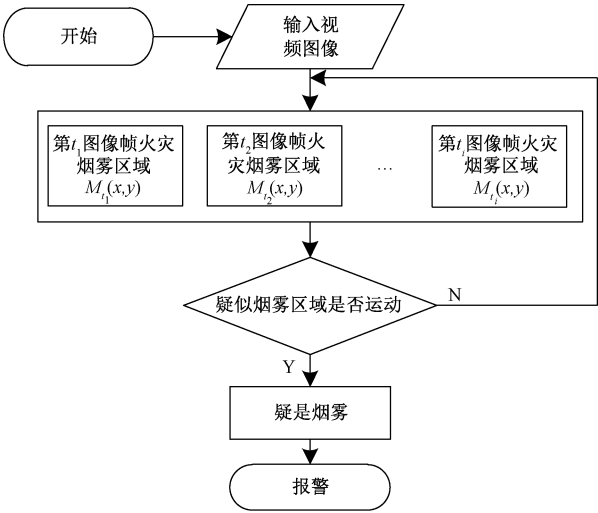


图 7 烟雾检测方法步骤
Fig. 7 Step diagram of smoke detection method

3.2 实验分析

为验证基于变分的烟雾检测算法的优劣性和有效性,本项目利用实测浓雾渐变视频数据进行分析,检测出其 TBV 值,并与基于视频的人眼观测参考值做比对,同时与其他常用烟雾检测方法进行比较。

实验时,对某区域的视频每隔 10 min 取一帧图像,得到大量涵盖浓雾、淡雾的图像,运用基于变分的烟雾检

测算法对其进行估计,并与基于人眼观测的参考值比较。由于视频拍摄时期的环境不同会对结果有比较大的影响,所以实验中分别测试了正常天气下的烟雾视频和雾天情况下的烟雾视频。实验中也分别测试了不同天气环境,如雾天与非雾天,并且考虑了不同风速的识别效果,如无风、微风与大风。

通过测试,模型能够有效的识别出有烟雾的视频,对于无烟雾的视频,该模型能够对一些和烟雾有类似特性的物体,如云彩有一定的抗干扰性。烟雾探测精度随雾浓度的增加而增加,如图 8 所示,可以看出,在雾天环境下,烟雾的识别率普遍要比正常天气情况下小,这说明了云雾环境对烟雾检测造成了一定的影响。本项目在提取疑似烟雾区域虽然采用两步图像分割和运动目标检测相结合的办法得到的疑似烟雾区域更加的完整,在大雾环境下,雾霾覆盖于整个环境,对于视频图像而言,如同噪声叠加与清晰图像,它缩小了图像边界之间的差异,一些视频帧的疑似烟雾区域不能被检测出来,从而导致对其疑似烟雾区域的特征提取的参数都为 0,故使得烟雾探测分类模型误判为是非烟雾区域。当浓雾霾变淡,实际上是一个去噪的过程。雾霾变淡或者消失后,图像边界之间差异便显现出来。另外,风速增加时,本项目烟雾检测算法正确率也相应的下降,这是因为,风速的增加引起烟雾运动方向急剧变化,同时,膨胀率和形状显著改变,从而引运动检测产生错误。从实验结果还可以看出,可以看出当选取高频能量、烟雾紧凑以及运动区域的运动适中方向作为检测对象时,识别效果最好,在正常天气下,烟雾的识别率能达到 95.8%,中度雾天的情况下,识别率也能达到 76.2%。

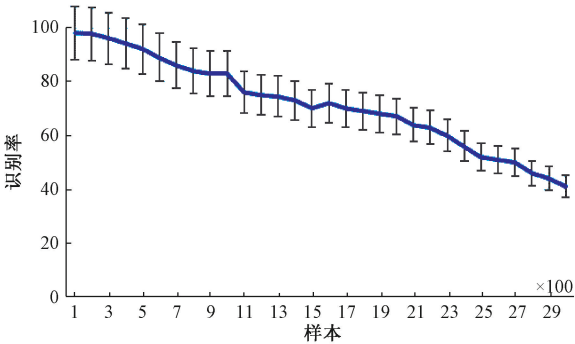


图 8 烟雾探测精度随雾浓度的变化趋势
Fig. 8 Variation trend of smoke detection accuracy with fog concentration

烟雾检测错误率与人工检测比较,如图 9 所示,横轴为烟雾浓度,纵轴为错误率百分比。从图 9 可以看出,环境天气雾气在中度以下时,两条曲线之间缝隙很小,即绝对误差较小。随着环境天气雾气浓度的增加,缝隙加大,

绝对误差也加大。这也符合曲线逼近原理。当环境天气雾气浓度高时,如在 400、500 时,图像边界之间差别较小,也较难提取烟雾特征值。从图 9 可以看出,本文算法绝对误差作图,在 250 以下,错误率在 8% 以内。在烟雾浓度相对为 576 时,错误率高达 27%,此时平均错误率为 14.5%。

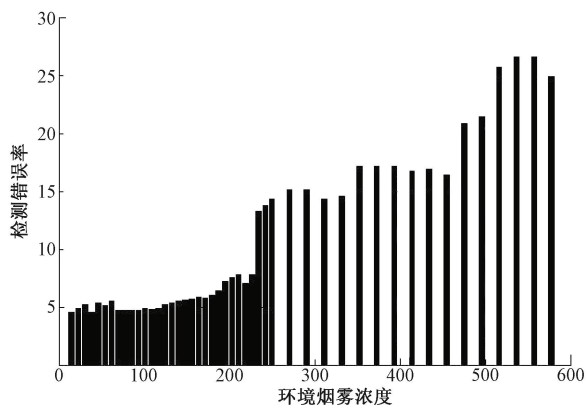


图 9 本文算法绝对误差与参考值比较

Fig. 9 Compare of arithmetic absolute error and reference value

4 结 论

火灾原因导致烟雾浓度升高时,所对应的图像模糊程度升高,纹理边界的差异变小,总有界变分会逐渐下降,其可以视为模糊图像来处理,基于变分的特征性质,可以将边界之间的差异有效表征出来,由此,提出了一种基于总有界变分的森林火灾烟雾图像检测方法。考虑到森林监控的实际状况,以分块平稳分析的思想对目标函数求极值,从而得到总有界值,进而利用特征数据的融合聚类处理提取最终的疑似烟雾区域。为了得到更好的烟雾检测效果,烟雾特征区域提取后,进行烟雾运动特性分析,然后融合判定给出火灾报警。本文算法屏蔽了对烟雾静态特征的复杂计算,如颜色、纹理及频率特征等,能根据烟雾的模糊程度,提取出烟雾区域。在对烟雾特性进行分析时,不用考虑运动物体内部的像素点之间的像素值变化,不用提取出对象的完整区域,只需得到其轮廓有无烟雾运动带来的变化即可准确进行烟雾检测输出,避免帧间检测法时出现的“空洞”现象。本文算法在减少计算量,避免了繁琐计算带来的误差,算法结果输出精确稳定,应用前景广阔。

参考文献

- [1] XU G, ZHANG Y M, ZHANG Q X, et al. Video smoke detection based on deep saliency network[J]. Fire Safety Journal, 2019, 105(4): 277-285.
- [2] XU G, ZHANG Q X, LIU D C, et al. Adversarial adaptation from synthesis to reality in fast detector for smoke detection [J]. IEEE Access, 2019 (7): 29471-29483.
- [3] CHENG S H, MA J Y, ZHANG S J. Smoke detection and trend prediction method based on Deeplabv3+ and generative adversarial network[J]. Journal of Electronic Imaging, 2019, 28(3): 33-42.
- [4] LIU Z, YANG X P, LIU Y, et al. Smoke-detection framework for high-definition video using fused spatial- and frequency-domain features [J]. IEEE Access, 2019(7): 89687-89701.
- [5] DUNG N M, KIM D K, RO S. A video smoke detection algorithm based on cascade classification and deep learning [J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2018 12(12): 6018-6033.
- [6] LUO Y M, ZHAO L, LIU P Z, et al. Fire smoke detection algorithm based on motion characteristic and convolutional neural networks[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018 77(12): 15075-15092.
- [7] YIN M X, LANG C Y, LI Z, et al. Recurrent convolutional network for video-based smoke detection[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(1): 237-256.
- [8] LIN G Y, ZHANG Y M, XU G, et al. Smoke detection on video sequences using 3D convolutional neural networks [J]. Fire Technology, 2019, 55 (5): 1827-1847.
- [9] MOMMA E, NAKANO S, ONO T, et al. Detection of fog and smoke particles with discrete near infrared light [J]. Electronics and Communications in Japan, 2018, 101(9): 3-9.
- [10] 成孝刚, 安明伟, 阮雅端, 等. 基于变分的盲图像复原质量评价指标[J]. 自动化学报, 2013, 39(4): 418-423.
- [11] 成孝刚, 陈启美, 刘国庆. 总有界变差与图像清晰度之间的关系[J]. 北京邮电大学学报, 2009, 32(1): 120-122, 139.
- [12] CHENG X G, CHEN Q M, LIU G Q. The relation between total bounded variation and image definition detection [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2009, 32(1): 120-122, 139.
- [12] 成孝刚, 陈启美, 安明伟, 等. 数字图像自相关函数的优化逼近模型[J]. 通信学报, 2011, 32(10): 185-190.
- CHENG X G, CHEN Q M, AN M W, et al. Optimal approximation model of autocorrelation function of digital

- image [J]. Journal on Communications, 2011, 32(10): 185-190.
- [13] CHENG X G, AN M W, CHEN Q M. Image distortion metric based on total bounded variation [J]. China Communications, 2012, 9(2): 79-85.
- [14] 陈俊周, 汪子杰, 陈洪瀚, 等. 基于级联卷积神经网络的视频动态烟雾检测[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(6): 992-996.
- CHEN J ZH, WANG Z J, CHEN H H, et al. Dynamic smoke detection using cascaded convolutional neural network for surveillance videos[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(6): 992-996.
- [15] 郭会文, 吴新宇, 苏士娟. 移动相机下基于三维背景估计的运动目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2573-2580.
- GUO H W, WU X Y, SU SH J. 3D Background estimation for moving object detection using a single moving camera [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2573-2580.
- [16] 李亮, 罗毅. 帧间差分法在视频监控中的应用研究[J]. 四川理工学院学报(自然版), 2015, 28(6): 58-62.
- LI L, LUO Y. Application research of interframe difference in the video monitoring[J]. Journal of Sichuan University of Science & Engineering (Natural Science Edition), 2015, 28(6): 58-62.
- [17] 郑怀兵, 翟济云. 基于视频分析的森林火灾烟雾检测方法[J]. 南京理工大学学报, 2015, 39(6): 686-691.
- ZHENG H B, ZHAI J Y. Forest fire smoke detection based on video analysis [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2015, 39(6): 686-691.
- [18] 杨建翠, 马庆功. 基于非下采样 Shearlet 变换耦合导向法则的多聚焦图像融合算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 36-42.
- YANG J C, MA Q G. Multi-focus image fusion algorithm based on non-subsampled shearlet transform and guidance rule [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2020, 34(3): 36-42.
- [19] 李成美, 白宏阳, 郭宏伟, 等. 一种改进光流法的运动目标检测及跟踪算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(5): 249-256.
- LI CH M, BAI H Y, GUO H W, et al. Moving object detection and tracking based on improved optical flow method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(5): 249-256.
- [20] 杜永生, 黄传波. 基于质量度量与颜色校正的多曝光图像融合算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(1): 90-98.
- DU Y SH, HUANG CH B. Multi-exposure image fusion algorithm based on quality measurement and color correction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(1): 90-98.

作者简介



李洪昌, 2003 年于东南大学获得学士学位, 2009 年于中北大学获得硕士学位, 现为南京信息职业技术学院副教授, 主要研究方向为环境信息处理。

E-mail: lihc@njcit.cn

Li Hongchang received his B. Sc. degree from Southeast University in 2003, M. Sc. degree from North University of China in 2009. Now he is an associate professor in Nanjing Vocational College of Information Technology. His main research interest is environmental information processing.



安明伟, 分别在 1998 年于坦克学院获得学士学位, 2008 年和 2012 年于南京大学获得硕士学位和博士学位, 现为南京信息职业技术学院讲师, 主要研究方面为网络通信、图像处理。

E-mail: amw7352@sina.com

An Mingwei received his B. Sc. degree from Armored Force Institute in 1998, M. Sc. and Ph. D. degrees both from Nanjing University in 2008 and 2012, respectively. Now he is a lecturer in Nanjing Vocational College of Information Technology. His main research interests include network communication and image processing.