

文章编号: 2096-1618(2018)04-0408-05

基于多特征融合的早期野火烟雾检测

张 斌, 魏 维, 何冰倩

(成都信息工程大学计算机学院, 四川 成都 610225)

摘要:随着计算机技术的不断发展,基于计算机视觉和模式识别的森林火灾烟雾检测算法具有很大的应用前景。针对目前检测方法适应性不强、在复杂环境下检测识别率不高的问题,提出一种通过融合烟雾多个特征的方法来检测识别早期林火烟雾。算法首先通过一种结合改进的四帧差分法和高斯混合背景建模的算法提取运动前景;然后利用烟雾颜色特征、小波变换分析和 LBP 纹理特征,利用多特征线性融合并通过 K 最近邻(KNN)分类算法进行识别。通过在不同视频场景中的实验,证明了该方法在烟雾检测能力上的有效性。

关键词:四帧差分法;高斯混合;多特征线性融合;K 最近邻分类算法;烟雾检测

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2018.04.010

0 引言

森林火灾的发生不仅会使自然生态系统遭到严重破坏,而且还会对人类生命财产构成严重威胁。因此,野外早期火灾烟雾的检测对于早期预警系统极其重要,因为烟雾的出现早于火焰之前,所以早期发现是有效控制火灾蔓延的关键,因为一旦野火达到一定规模,就很难控制。因此,早期森林火灾烟雾的检测预警能够对保护生态环境和减少潜在的人员伤亡和财产损失起至关重要的作用。

随着计算机科学的发展,计算机视觉和人工智能已经成了一个研究的热点,近几年不断提出很多新的改进算法使计算机视觉有了更长足的发展,基于视频的火灾烟雾检测算法具有很大的应用前景。目前,基于视频的火灾烟雾检测算法通常基于一个或多个烟雾特征,直接或通过分类器进行决策。颜色、纹理、运动检测是目前烟雾检测方法使用的3种主要特征。

Toreyin^[1]首先利用背景减除法获取运动前景目标,然后通过时域、空域小波变换的方法来提取烟雾的纹理、运动和边缘等特性,最后通过这些特征来判断视频中烟雾是否存在。Krstini等^[2]进一步研究了基于直方图的像素级分类方法在森林火灾烟雾视频中的识别效果,并提出了一种在HSI色彩空间下的林火烟雾算法。Deldjoo等^[3]首先分析烟雾图像的颜色特征、纹理特征、烟雾运动特性并利用累积量估算主运动方向,然后利用模糊推理系统(FIS)来聚合烟雾的特征,最后

通过决策策略判断是否为火警。Cai^[4]首先通过Vibe算法来检测疑似烟雾区域,之后分析烟雾的颜色特征、小波变换的高频能量、面积增长率、运动方向估计,并将这些作为判别特征来进行烟雾识别。Ko等^[5]提出基于时空域包特征和随机森林分类器的森林火灾烟雾检测算法,从当前帧块中提取方向变化的梯度特征、光流特征,然后通过随机森林分类器进行分类识别。Li^[6]首先利用自适应背景算法对候选烟区进行分割,然后将烟雾的RGB颜色、形状、灰度值和烟区面积扩散率特征,作为判断特征并识别烟雾区域。Yuan^[7]提出一种基于梯度搜索的双阈值AdaBoost和动态分析的实时图像烟雾检测算法。首先,从RGB图像的强度和饱和度分量的积分图像中有效地提取扩展的类Haar特征和统计特征;然后采用阶梯搜索技术的双阈值AdaBoost算法对烟雾检测特征进行分类;最后,提出动态分析来进一步验证烟雾的存在。Wang^[8]首先使用高斯模型和背景减除法来提取前景区域;其次,使用颜色模型确定可疑烟雾区域,并使用LBP和LBPV提取不同层次的静态纹理特征;然后采用光流矢量分析法来判断可疑区域轮廓的运动方向;最后利用SVM对烟雾图像的纹理特征进行识别。Li^[9]提出了一种基于Surendra背景和灰度位图平面算法的火灾烟雾探测方法。首先对基于Otsu自适应阈值和Surendra背景的动态背景进行建模;然后通过运动目标区域的连续累积平均值和数学形态学处理方法提取运动目标,利用颜色特征提取烟雾区域;最后通过OHTA色彩空间和灰度位图平面算法提取火灾区域并根据颜色特征校准烟雾区域。

1 基于高斯混合算法和改进的四帧差法的运动目标检测

在视频监控中,运动目标检测方法常用的有光流法、帧差法和背景减除法。其中,背景减除法以其高效和实时性强等特点成为运动目标检测中普遍采用的一种方法。

首先通过一种结合和高斯混合模型算法和改进的四帧差法得到运动目标,然后将它们得到的图像进行逻辑“或”运算提取运动前景目标,接着对运动目标前景进行形态学处理,目的是为了去除图像中的噪声以及空洞现象等,最终提取出比较完整的运动目标区域,算法流程图如图1所示。

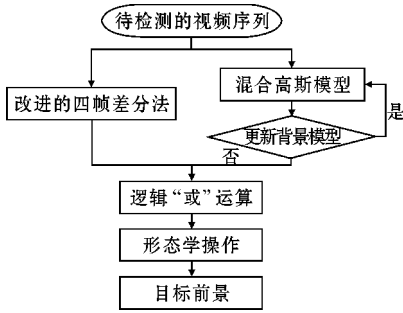


图1 运动目标检测流程图

1.1 高斯混合背景模型

Stauffer^[10]提出一种基于像素样本统计信息的高斯背景建模的方法,假设每个像素点所呈现的颜色用 K 个高斯分布的叠加来表示,然后用当前图像中的每个像素点与混合高斯模型进行匹配。如果匹配成功,则判定该像素点为背景点,否则为前景点。定义在 t 时刻,像素点 x_t 的概率密度可使用 K (K 取值3~5) 个高斯密度函数加权来拟合:

$$p(x_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \varphi(x_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2) \quad (1)$$

$$\varphi(x_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma_{i,t}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_{i,t}^2} (x_t - \mu_{i,t})^T (x_t - \mu_{i,t})\right\} \quad (2)$$

其中 $\omega_{i,t}$ ($i=1,2,\dots$) 为 t 时刻第 i 个高斯分布函数的权值,满足下列条件:

$$\sum_{i=1}^K \omega_{i,t} = 1, \quad 0 \leq \omega_{i,t} \leq 1 \quad (3)$$

$\varphi(x_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2)$ 为 t 时刻第 i 个高斯分布函数; n 代表 x_t 的维数; μ_i 代表 x_t 的均值; $\sigma_{i,t}^2$ 代表 x_t 的方差。当对每个单高斯分布函数在组合过程中进行排序

时,按 $\frac{\omega_{i,t}}{\sigma_{i,t}}$ 的比值从大到小对每一个单一高斯分布进行排列,若 $\frac{\omega_{i,t}}{\sigma_{i,t}}$ 的比值较大,则它的位置就比较靠前,其为背景分布的概率就越大;否则,其为背景分布的概率就越小,且新构建的高斯函数就会替换原先排在顺序末尾的高斯函数。当满足公式(4)中的前 B 个高斯分布则为背景区域,否则为前景区域:

$$B_{i,t+1} = \arg \min_B \left[\sum_{k=1}^B \omega_{i,t+1} > T \right] \quad (4)$$

此阈值 T 用来表示背景区域的高斯分布个数占全部高斯分布总数的比例, T 值通常选择为0.75。

对模型参数进行更新就是分别更新各高斯函数的参数与权值,并且依据权值对每一个高斯函数进行重新排列。当获得新的视频帧时,须使当前帧的像素和模型中的 L 个高斯分布逐个实现匹配,如果新获得的像素和任何一个高斯函数符合式(5),就可以确定此像素与这个高斯函数相互匹配。将新像素 x_t 与模型中的 K 个分布按序匹配,若 x_t 与某分布满足:

$$|x_t - \mu_{i,t}| < \lambda \sigma_{i,t} \quad (5)$$

式中 λ 是一个常量值,设定范围通常是2.5~3,文中取 $\lambda = 2.5$ 。则其背景模型参数更新如下:

$$\begin{cases} \omega_{i,t} = \alpha M_{i,t} + (1 - \alpha) \omega_{i,t-1} \\ \rho = \alpha \varphi(x_t, \mu, \sigma^2) \\ \mu_t = \rho x_t + (1 - \rho) \mu_{t-1} \\ \sigma_t^2 = \rho |x_t - \mu_t|^2 + (1 - \rho) \sigma_{t-1}^2 \end{cases} \quad (6)$$

1.2 改进的四帧差法

在图像处理中,帧差法是一种通过对视频图像序列中相邻两帧作差分运算来获得运动目标轮廓的方法^[11]。当监控场景中出现物体运动时,通过差分图像可以快速获得运动区域,但当移动目标快速运动时就会出现“重影”和“孔洞”现象。因此,根据帧差法的原理,提出改进的四帧差法来检测运动目标。

(1) 首先从视频序列中读取连续的四帧图像 $f_k(x, y)$, $f_{k+1}(x, y)$, $f_{k+2}(x, y)$, $f_{k+3}(x, y)$, 然后依次隔帧进行两两差分,并通过动态阈值 T_1 分割成二值图像,将两个差分图像二值化:

$$d_{1k} = \begin{cases} 1, & |f_k(x, y) - f_{k+2}(x, y)| > T_1 \\ 0, & |f_k(x, y) - f_{k+2}(x, y)| \leq T_1 \end{cases} \quad (7)$$

$$d_{2k} = \begin{cases} 1, & |f_{k+1}(x, y) - f_{k+3}(x, y)| > T_1 \\ 0, & |f_{k+1}(x, y) - f_{k+3}(x, y)| \leq T_1 \end{cases} \quad (8)$$

(2) 然后通过对 d_{1k} , d_{2k} 进行逻辑“与”运算,最终得到运动目标 D_k :

$$D_k = \begin{cases} 1, & d_{1k} \cap d_{2k} = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

当 $D_k=1$ 时,为前景区域,当 $D_k=0$ 时,为背景区域。

1.3 形态学处理

形态学操作就是基于形状的一系列图像处理操作,包括腐蚀、膨胀、开操作、闭操作等。其中腐蚀、膨胀是最基本的形态学操作。假设用 A 表示输入图像集合, B 表示结构元素, c 代表集合平移的位移量。

用 $A \oplus B$ 来表示 B 膨胀 A , 定义为:

$$A \oplus B = \{c \mid (B)_c \cap A \neq \emptyset\} \quad (10)$$

用 $A \ominus B$ 来表示 B 腐蚀 A , 定义为:

$$A \ominus B = \{c \mid (B)_c \subseteq A\} \quad (11)$$

使用结构元素 B 对输入图像集合 A 进行开运算,开运算具有消除孤立噪声点和平滑边界的作用,表示为 $A \circ B$, 定义为:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (12)$$

使用结构元素 B 对输入图像集合 A 进行闭运算,闭运算具有填充“孔洞”的作用,表示为 $A \bullet B$, 定义为:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (13)$$

因此,首先使用开运算消除了提取出运动前景区域中孤立的噪声点,然后利用闭运算的方法填充其中的“孔洞”,得到的检测结果如图2所示。图2(a)为原始视频图像,图(b~d)分别显示用帧差法、混合高斯法和文中算法在提取烟雾时的效果。

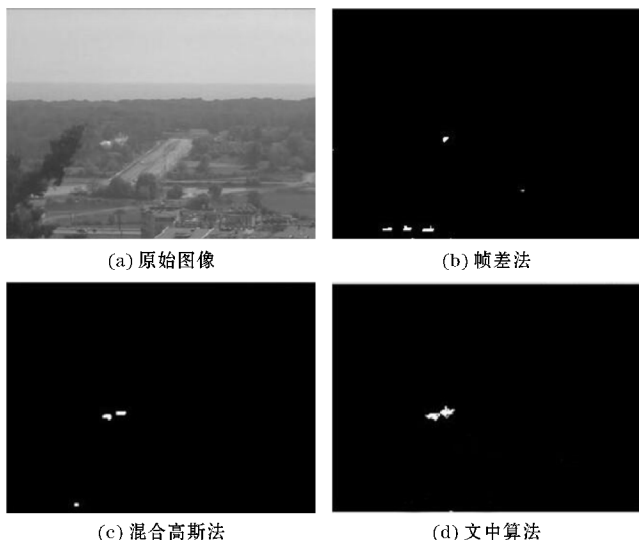


图2 前景检测结果图

2 烟雾多种特征分析

2.1 颜色特征分析

烟雾的出现是由燃烧的材料和氧气浓度大小所决

定的,早期烟雾大多呈灰白色,Chen^[12]认为烟雾亮度主要分布在80~220,烟雾的颜色主要分为浅灰色和白蓝色两种,浅灰色烟雾的颜色分量R、G、B值在RGB空间差别不大,而且烟雾的灰度值(gray)分布范围大约在80~220。因此,通过提取烟雾的颜色分量R、G、B 3个通道的灰度直方图来描述烟雾的颜色特征。具体描述为 $C_R = (c_0, c_1, \dots, c_{255})$, $C_G = (c_0, c_1, \dots, c_{255})$, $C_B = (c_0, c_1, \dots, c_{255})$ 。

2.2 小波纹理分析

随着可燃物的燃烧,烟雾会变得越来越浓,由此会造成背景中其他物体被部分遮挡的现象,在空域表现为:图像中背景的纹理和边缘变模糊;在频域表现为:高频部分能量降低,低频部分能量升高^[13]。因此,使用二维离散小波变换,并选取DB4作为母小波将图像进行3层小波分解后,分解结果如图3所示。

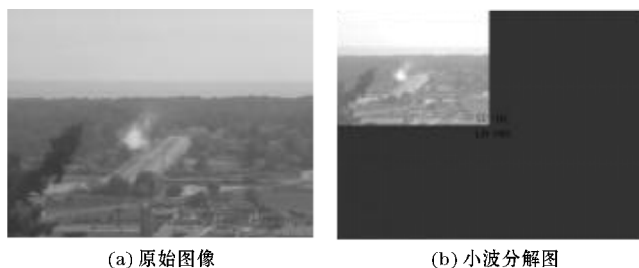


图3 小波分解图像

图像经二维离散小波分解后得到4副子图像,其中1幅包含了原图像的所有有用信息的低频分量LL,3幅包含了原图像的边缘和纹理信息的高频分量,它们分别是水平方向上的低频和垂直方向上的高频分量LH、水平方向上的高频和垂直方向上的低频分量HL和对角方向上的高频分量HH。分别计算经3层小波分解后,图像中每层的3个高频分量的均值与方差,最后得到 $2 \times 3 \times 3 = 18$ 维小波纹理特征。

2.3 LBP 纹理分析

Ojala^[14]提出局部二值模式(LBP),是一种灰度纹理算子,可以捕捉图像的空间特征。它通过比较一个像素与其相邻像素的值来计算该像素的LBP值,计算公式如下:

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) 2^i \quad (14)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中, g_c 为中心像素的灰度值, g_i 为其相邻像素的灰度值, P, R 分别表示邻域内像素点的个数和邻域半径,即中心像素与其相邻像素之间的欧几里德距离, $s(x)$

为符合函数。Ojala 等还提出了统一模式、旋转不变模式和统一旋转不变模式,文中选取的是统一模式。所谓统一模式就是统计一个二进制序列中 0 到 1 和 1 到 0 跳变的次数,如果跳变次数不超过 2 次则认为这是一个统一模式,例如 00000000、00001111 及 11100011 的跳变次数分别是 0,1,2,这 3 个都属于统一模式,而 11110101 的跳变次数是 4 次,超过 2 次,所以不是统一模式。公式描述为:

$$U(LBP_{P,R}) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) 2^i, U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P(P-1) + 2, U(LBP_{P,R}) > 2 \end{cases} \quad (16)$$

其中,

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{P-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{i=0}^{P-1} |s(g_i - g_c) - s(g_{i-1} - g_c)| \quad (17)$$

当二进制序列中跳变次数的判定函数 $U(LBP_{P,R}) \leq 2$ 时,称为统一模式。提取统一模式的 LBP 特征时,选取 $P=8,R=1$,计算每个像素点的模式值,这样模式值个数会从 256 压缩到 59,这将大大提高计算速度,即样本图像的特征向量可以表示为 $L_u = (L_0, L_1, \dots, L_{58})$ 。

2.4 特征融合

将上述提取的烟雾颜色直方图、小波纹理特征和 LBP 特征通过线性组合方式^[15],得到特征直方图序列 (C, W, L) ,特征直方图长度为 $256 \times 3 + 59 + 16 = 843$,然后通过 OpenCV 计算机视觉库提供的 K 最邻近(KNN)分类算法进行分类并识别烟雾。

3 实验结果与分析

实验数据集来源于:土耳其比尔肯大学信号处理小组、韩国启明大学计算机视觉和模式识别实验室、袁非牛教授实验室以及内华达大学雷诺分校的计算机视觉实验室。实验所用的处理器为 Core i5 3.70 GHz,操作系统为 64 位 Windows 7,内存 8 GB,使用 Visual Studio2013 编程工具和 OpenCV 3.1.0 计算机视觉库。

算法在多个视频场景中进行测试,图 4 列出 6 组视频的检测结果,其中包含 3 组烟雾视频和 3 组干扰视频,主要是自然景观中的云雾和运动的人,视频图像大小为像素。

为了比较算法的性能,选取文献[16]的方法与文中方法进行比较,详细实验结果如表 1、表 2 所示。从表 1 可以看出,在视频 2 中,当视频场景中烟雾较浓时,文献[16]算法更早地检测到烟雾;在烟雾稀薄和其他视频场景下,文中算法的检测效果更好;从表 2 可

以看出,在视频 4 中由于背景含有大量的雾气和树枝区域的不规则特征,所以会造成文献[16]算法的连续误检,而文中算法则不会发生误检;在视频 5 中,文献[16]算法和文中算法对强风导致的树枝大幅度摇摆产生的干扰都有良好的抑制作用。在视频 6 中,文中算法对穿有白色运动服的学生在操场上跑动会造成几帧的误检。总的来说,文中算法的整体表现更好。

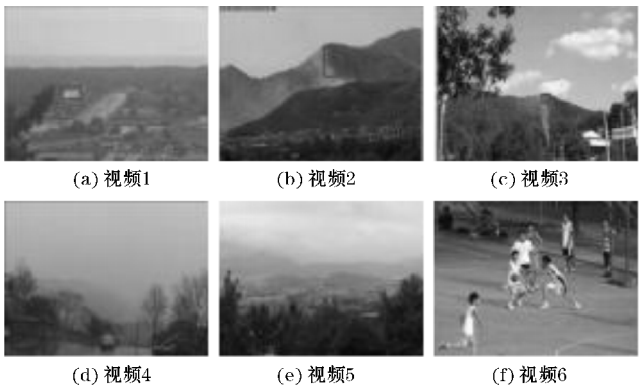


图 4 6 组实验视频的检测结果图

表 1 烟雾视频的检测结果

| 视频序列 | 视频场景描述 | 视频总帧数 | 第几帧检测到烟雾 | |
|------|-----------------|-------|----------|------|
| | | | 文献[16]算法 | 文中算法 |
| 视频 1 | 有风,有车辆经过,烟雾扩散缓慢 | 5956 | 554 | 513 |
| 视频 2 | 山峰间,烟雾较浓,缓慢扩散 | 7442 | 67 | 75 |
| 视频 3 | 缓慢移动的白云,烟雾稀薄 | 3069 | 286 | 270 |

表 2 干扰视频的检测结果

| 视频序列 | 视频场景描述 | 视频总帧数 | 第几帧检测到烟雾 | |
|------|------------------------|-------|----------|------|
| | | | 文献[16]算法 | 文中算法 |
| 视频 4 | 雨天有雾气,树枝轻微摆动有行人和白色汽车经过 | 7310 | 7306 | 0 |
| 视频 5 | 强风,树枝大幅度摇摆 | 2807 | 0 | 0 |
| 视频 6 | 操场,有穿白色运动服的学生跑动 | 428 | 0 | 4 |

4 结束语

一般来说,早期火灾视频检测分为 3 个步骤:提取待检测区域、特征提取和识别。针对目前检测方法适应性不强、在复杂环境下检测识别率不高的问题,提出了一种通过融合烟雾多个特征的方法来检测识别早期林

火烟雾。算法首先通过一种结合改进的四帧差分法和混合高斯背景建模的算法提取运动前景;最后,利用烟雾颜色特征、小波变换分析和 LBP 纹理特征,利用多特征线性融合并通过最近邻分类器(KNN)进行识别。通过在多个视频场景下的对比试验证明,文中算法能够在多种视频场景下准确地检测出烟雾区域,而且具有一定的抗干扰能力,在烟雾检测能力上有所提高。

参考文献:

- [1] Toreyin B U. Wavelet based real-time smoke detection in video[C]. 2005 European Signal Processing Conference, 2005:1-4.
- [2] Krstini D, Stipaničev D, Jakovčevi T. Histogram-Based Smoke Segmentation in Forest Fire Detection System[J]. Information Technology & Control, 2015, 38(3):237-244.
- [3] Deldjoo Y, Nazary F, Fotouhi A M. A novel fuzzy-based smoke detection system using dynamic and static smoke features[C]. Electrical Engineering, 2015:729-733.
- [4] Cai M. Intelligent video analysis-based forest fires smoke detection algorithms[C]. International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2016, 1504-1508.
- [5] Ko B, Park J, Nam J Y. Spatiotemporal bag-of-features for early wildfire smoke detection[J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(10):786-795.
- [6] Li S. A novel smoke detection algorithm based on Fast Self-tuning background subtraction[C]. Control and Decision Conference, 2016:3539-3543.
- [7] Yuan F. Real-time image smoke detection using staircase searching-based dual threshold AdaBoost and dynamic analysis[J]. Image Processing Let, 2015, 9(10):849-856.
- [8] Wang Y. Fire smoke detection based on texture features and optical flow vector of contour[C]. World Congress on Intelligent Control and Automation, 2016:2879-2883.
- [9] Li J. A Method of Fire and Smoke Detection Based on Surendra Background and Gray Bitmap Plane Algorithm[C]. International Conference on Information Technology in Medicine and Education, 2016:370-374.
- [10] Stauffer C. Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking[C]. Proc Cvpr, 1999:2246.
- [11] 张文, 李榕, 朱建武. 基于混合高斯模型与三帧差分的目标检测算法[J]. 现代电子技术, 2012, 35(8):57-60.
- [12] Chen T H. An intelligent real-time fire-detection method based on video processing[C]. IEEE 2003 International Carnahan Conference on Security Technology, 2003. Proceedings, 2004:104-111.
- [13] 吴爱国, 杜春燕, 李明. 基于混合高斯模型与小波变换的火灾烟雾探测[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(8):1622-1626.
- [14] Ojala T. Multi-resolution grays-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 24(7):971-987.
- [15] 叶继华, 陈亚慧, 胡蕾. 融合加权颜色相关图和改进 LBP 的彩色人脸图像识别[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(12):2778-2783.
- [16] Yuan Feiniu. 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.

An Early Wildfire Smoke Detection Method based on Multi-features Fusion

ZHANG Bin, WEI Wei, HE Bing-qian

(College of Computer Sciences, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: With the development of computer technology, video-based forest fire smoke detection algorithms based on computer vision and pattern recognition have great application prospects. Because the current detection methods are not flexible and recognition rate is not high, this paper proposed a novel wildfire smoke detection algorithm based on multi-features fusion. Firstly, the algorithm extracts the motion foreground by an improved four-frame difference method and Gaussian Mixture Model. Then, the linear combination of smoke color features, wavelet transform analysis and LBP texture features are used to identify the video by multi-feature linear fusion and KNN classifier. Experiments in different video scenes verify the effectiveness of the proposed method in smoke detection.

Keywords: four-frame difference; Gaussian mixture model; multi-features linear fusion; KNN classifier; smoke detection