

基于颜色和纹理特征的林火烟雾识别^①

兰久强, 刘金清, 刘 引, 吴庆祥

(福建师范大学 光电与信息工程学院, 福州 350007)

摘 要: 为了实现森林火灾的智能化预警, 提出了基于颜色和纹理特征的林火烟雾识别方法. 首先使用颜色特征确定烟雾疑似区域, 随后采用局部二值模式方差(Local Binary Pattern Variance, LBPV)提取疑似区域纹理的不规则度特征并产生 LBP 图像. 然后利用小波变换分解 LBP 图像并提取模糊度、复杂度和相关度特征. 最后利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行烟雾识别. 结果证明, 颜色结合纹理特征方法可以有效实现林火烟雾的识别, 为林火烟雾识别研究提供了一种有效方案.

关键词: 林火烟雾; 颜色; 纹理; 局部二值模式方差; 小波变换

Forest Fire Smoke Recognition Based on Color and Texture Features

LAN Jiu-Qiang, LIU Jin-Qing, LIU Yin, WU Qing-Xiang

(College of Photonic and Electronic Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract: Aiming to implement the intelligent early warning of forest fire, a method based on color and texture features was proposed for forest fire smoke recognition. First, the color features were used to determine the smoke suspected area. Besides, the local binary pattern variance (LBPV) was utilized to extract the irregular feature of texture in the suspected area, and the LBP images was got. Wavelet transform was then used to extract the fuzzy, complex and correlative features from LBP images. At last, the fire smoke was identified by support vector machine (SVM). The result demonstrated that the method based on color and texture features has good recognition of forest fire smoke, which provides an effective solution for the study of forest fire smoke recognition.

Key words: forest fire smoke; color; texture; local binary pattern variance (LBPV); wavelet transform

森林火灾是一种严重威胁生态系统的自然灾害, 实现森林火灾的早期预警, 对于维护生态环境以及减少经济损失具有重要意义. 森林防火的传统方式主要有地面巡护、瞭望塔监测、航空巡逻和卫星监测等^[1, 2]. 地面巡护和瞭望塔监测方法具有效率低, 危险度高的缺点. 而航空巡逻及卫星监测方法的成本较高, 且实施较为复杂. 随着基于图像处理的视频监控技术的引入, 森林火灾的监测预警方式正逐渐向图像化和智能化发展.

按照探测对象的不同, 监测方式可分为烟雾监测和火焰监测. 火灾发生初期一般只有烟雾出现, 因而对烟雾进行实时监控并识别可以更加及时有效地发现

火灾发生. 早期火灾中, 烟雾一般为灰白色, 烟雾的颜色特征能够作为烟雾识别的有效判据^[3]. 然而, 自然景观中的云雾等干扰物, 其颜色与烟雾相近, 导致仅仅使用颜色特征容易产生较多的误报情况. 纹理特征不依赖于图像颜色或亮度的变化, 能够反映图像的同质现象. 近年来, 局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)作为一种纹理描述符, 因其具有光照不敏感、旋转不变性等优点被应用于烟雾识别^[4]. 但是由于 LBP 算子利用 LBP 直方图描述纹理特征, 在识别图像时造成信息冗余, 消耗运算时间, 同时忽视了图像灰度信息的局部差异分析, 将其直接应用于林火烟雾识别存在一定问题.

^① 基金项目:国家自然科学基金(61179011);福建自然科学基金(2010J01327)

收稿时间:2015-06-11;收到修改稿时间:2015-07-30

本文提出一种基于颜色和纹理特征的林火烟雾识别方法, 首先采用颜色特征确定烟雾疑似区域, 其次使用局部二值模式方差(Local Binary Pattern Variance, LBPV)算法提取疑似区域的纹理细节信息并生成 LBP 图像. 然后利用小波变换分解 LBP 图像并提取更加丰富的局部特征. 最后利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行林火烟雾识别. 此外, 在存在云雾等干扰物的环境下, 通过实验分析验证该方法对林火烟雾识别的有效性.

1 颜色特征

林火发生早期, 由于树木有一定的潮湿度, 因此燃烧并不完全充分, 因而产生大量烟雾. 烟雾因温度偏低大多呈灰白色, 其像素在 RGB 空间的色分量 R、G、B 值十分接近, 同时在 HSI 空间的色彩亮度 I 值也分布在一定的范围内. 所以, 烟雾颜色的判断标准为: (a)把烟雾像素 R、G、B 三个分量中的最大值和最小值之差作为阈值; (b)烟雾像素色彩亮度 I 分量的分布范围控制在一定区间. 则得到下式作为烟雾颜色特征的判别:

$$\max(R,G,B) - \min(R,G,B) \leq F_1 \quad (1)$$

$$F_2 \leq I \leq F_3 \quad (2)$$

其中, F_1 为 R、G、B 中的最大值与最小值的差值的阈值. F_2 和 F_3 分别为色彩亮度 I 的分布范围的上下限. 这里, $F_1=20$, $F_2=80$ 以及 $F_3=220$.

在理想情况下, 经过这样的提取后大多数烟雾可以被识别出来. 但是在现实情况下, 往往存在干扰物如自然景观中的云雾等, 其呈现的颜色和烟雾相近, 从而导致颜色特征判别产生较高的误报率. 因此, 颜色特征方法可以用于确定烟雾疑似区域, 但是仍需要利用烟雾的其他特征作进一步的检测和区分.

2 纹理特征

2.1 LBPV 算子

自然景观中的云雾等干扰物和烟雾难以根据颜色特征进行区分, 它们之间的差异就是颜色的空间分布和组合的不同, 这就是具有不同的纹理, 因此进一步对烟雾疑似区域提取纹理特征. LBP 是一种有效的空域局部纹理描述算子^[5], 可以度量图像的纹理信息. LBP 算子以领域内中心像素点 g_c 的灰度值为阈值, 与其邻域内周围像素点 g_p 的灰度值比较, 得到一个二进

制值, 再按一定规则对像素点不同位置加权求和, 得到的十进制值即为该像素点的 LBP 值^[6]. 公式如式(3)所示:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} S(g_p - g_c) 2^p, \quad (3)$$

其中, 符号函数 $S(x)$ 为:

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

g_c 是中心像素点灰度值, g_p ($p=0, 1, \dots, P-1$) 是邻域内周围像素点的灰度值. P, R 分别是邻域内周围像素点的个数和邻域半径. 如图 1 所示为 LBP 算子的计算过程, 该邻域的半径 R 为 1, 周围像素点个数 P 为 8.

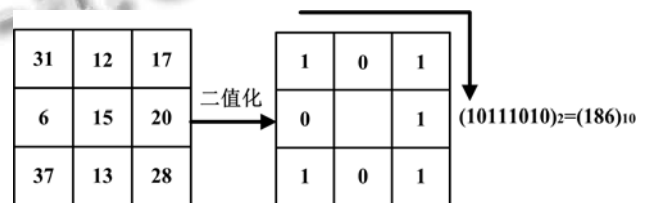


图 1 LBP 算子计算过程

此外, Ojala 还提出了统一模式、旋转不变模式和旋转不变统一模式的 LBP 算子. 统一模式解决了邻域内采样点数目的增加带来的二值模式种类增加的问题, 实现对 LBP 算子的模式种类降维的目的. 旋转不变模式则描述为顺时针旋转领域得到一系列初始定义的 LBP 值, 取其最小值当作该邻域的 LBP 值, 该模式实现了当图像发生旋转时, LBP 值保持不变. 将这两种模式结合即得到旋转不变统一模式的 LBP 算子:

$$LBP_{P,R}^{min2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c), & U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P+1, & otherwise, \end{cases} \quad (5)$$

其中, $U(LBP_{P,R})$ 为:

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (6)$$

然而, LBP 方法使用直方图的形式来描述图像纹理特征, 导致纹理参数过多, 消耗计算时间. 且未考虑到图像局部区域的对比度. 为了提高性能, 本文使用一种局部二值模式方差(Local Binary Pattern Variance, LBPV)算法. 使用局部邻域的方差作为图像灰度对比度, 纹理不规则的区域具有较大方差; 反之, 方差较小. 方差的计算公式为:

$$Var = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} (g_p - m)^2 \quad (7)$$

其中, $m = \frac{1}{p} \left(\sum_{p=0}^{p-1} g_p \right)$.

鉴于林火烟雾识别的及时性要求, 本文不使用 LBP 直方图方式表征图像纹理, 而是采用 $LBP_{8,1}^{riu2}$ 算子对图像编码获得 LBPV 方差与原图的 LBP 图像, 并对 LBP 图像进行进一步处理, 以获得更多区分性特征实现对林火烟雾的识别.

2.2 小波变换

小波变换是图像处理等诸多领域中一个非常有效的分析工具, 它在空间域和频率域都有良好的局部化性质^[7]. 本文应用二维离散小波变换对林火烟雾的 LBP 图像进行处理分析, 以提取丰富的纹理特征. 图像经过小波分解后, 每个尺度上可以得到四个子图^[8]. 一个是原图像的低频分量子图 LL, 该子图可以看成是原图像的一种低分辨率采样, 包含被分解图像的主要信息. 还有三个高频分量子图, 包括水平方向 HL, 竖直方向 LH 以及对角方向 HH, 高频子图反映了图像的各尺度各方向的细节信息, 如纹理、边缘等等. 如图 2 所示为小波变换分解示意图.

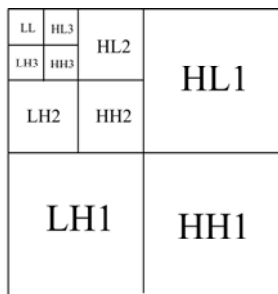


图 2 小波变换分解示意图

林火烟雾往往部分的遮挡其他物体, 使得图像在空间域中表现为纹理和边缘变得模糊, 在频率域中则表现为高频信息的衰减. 由于小波分解获得的三个方向子图可以描述水平、竖直和对角方向的高频信息, 因而可以利用这一性质来反映烟雾出现的区域变得模糊的现象. 设原始信号经过尺度为 J 的小波变换后, 在第 j 尺度下得到的低频近似系数为 $A_j(k)$, 以及高频细节系数为 $D_j(k)$. 则有小波低频能量为尺度 J 的低频近似系数平方和:

$$N_L = \sum_{k=1}^K A_j(k)^2 \quad (8)$$

小波高频能量为各尺度高频细节系数的平方和:

$$N_H = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K D_j(k)^2 \quad (9)$$

其中, K 为分析信号的采样点数. 那么图像的小波高低频相对能量可以表示为:

$$N_r = \frac{N_H}{N_L} \quad (10)$$

图像的高低频相对能量值小, 则表示图像纹理和边缘比较模糊; 反之, 则代表图像纹理和边缘较为清晰.

此外, 烟雾会使图像纹理变得较为复杂且混乱, 而小波熵反映了图像信息的随机程度, 图像所含信息越复杂, 即代表随机度越高, 其熵值越大; 图像所含信息越简单, 也就是随机度越低, 其熵值越小, 最小值是 0. 由式(8)和(9)可以得到信号的总能量 N_T 为:

$$N_T = N_L + N_H \quad (11)$$

构造比值:

$$NA_j = \frac{\sum_{k=1}^K A_j(k)^2}{N_T}, \quad ND_j = \frac{\sum_{k=1}^K D_j(k)^2}{N_T} \quad (12)$$

显然有 $NA_j + \sum_{j=1}^J ND_j = 1$, 且 $NA_j \in [0,1]$, $ND_j \in [0,1]$.

按照信息熵形式, 构建小波熵:

$$E = -\sum_{j=1}^J ND_j \log ND_j - NA_j \log NA_j \quad (13)$$

小波熵值较小, 图像纹理可以看作是比较简单有序的; 小波熵值较大, 图像纹理可以看成是随机杂乱的. 因此, 可以将小波熵作为图像复杂程度的一个衡量.

林火烟雾因其特有的动态结构和燃烧特性, 在目标区域短时运动过程中的边缘结构发生较大变化, 而小波高频分量能够表征图像的边缘信息. 通过计算目标区域内间隔极短时间内两幅图像的小波高频分量的相关度, 可以度量图像的边缘变化情况. 下式为相关度公式:

$$\lambda_{xy} = \frac{\sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^B [(x_{ab} - \bar{x})(y_{ab} - \bar{y})]}{\sqrt{\sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^B [(x_{ab} - \bar{x})^2]} \sqrt{\sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^B [(y_{ab} - \bar{y})^2]}} \quad (14)$$

其中, x_{ab} 为前一幅图像在点 (a, b) 的灰度值; y_{ab} 为后一幅图像在点 (a, b) 的灰度值 $(a=1, 2, \dots, A; b=1, 2, \dots, B)$; \bar{x} 为前一幅图像灰度平均值; \bar{y} 为后一幅图像灰度平均值. 为了综合比较小波高频分量的相关度情况, 取各尺度下各个方向高频分量的相关度的平均值:

$$\lambda = \frac{\sum_{j=1}^J \lambda_{HLj} + \lambda_{LHj} + \lambda_{HHj}}{3J} \quad (15)$$

其中, λ_{HLj} , λ_{LHj} 和 λ_{HHj} 为第 j 尺度下得到的各个方向

高频分量的相关度值。边缘特征变化大，则小波高频分量的相关度均值较低；反之，小波变换高频分量的相关度均值较高。

选择合适的小波基类型和小波分解层数可以有效提高方法的性能，分解层数的增加，需要的计算量就越大，且子图像素点数太少，会导致严重失真。经过反复测试，本文选取 DB4 作为母小波对图像进行 J=3 层小波分解。

3 支持向量机

支持向量机模型是一种能够实现结构风险最小化思想的机器学习方法，具备良好的学习以及分类能力^[9, 10]。SVM 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中，通过对有限样本的学习，从而实现最优的推广泛化能力。

设存在样本集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^M$ ，其中 $x_i \in R^M$ ， x_i 指训练集向量， $y_i \in \{1, -1\}$ 指代类别标号。M 为样本的总数。学习的目标就是构造一个决策函数，将测试数据尽可能的正确分类。为了利用支持向量机对样本集分类，设有一个最优超平面能够将两个类别分开，同时也考虑到少量不能准确区分的样本点。此时，我们引入松弛变量 ξ_i ，可以度量数据点与理想的最优超平面的距离程度：

$$y_i((w \cdot x_i) + b) + \xi_i - 1 \geq 0 \quad i=1,2,\dots,n \quad (15)$$

则构造最优超平面的问题转化成要求所有样本满足如下公式：

$$\underset{w,b,\xi}{\text{Minimize}} \quad \frac{1}{2}(w \cdot w) + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (16)$$

其中，C 为非负惩罚参数。非负惩罚参数越大，没有落在正确类别或者落在分离区域的样本对于最优超平面的惩罚越大。核函数 $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 将低维特

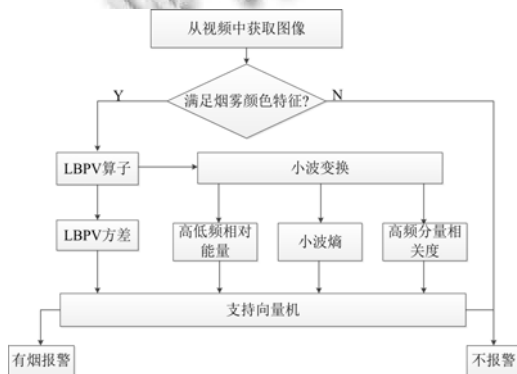


图 3 流程图

征空间不可分的数据转换到高维特性可分的特征空间中，以实现某一非线性分类变换后的线性分类。本文使用支持向量机对林火烟雾进行识别，其核函数选用径向基核函数。本文实验得到的最优化惩罚参数 $C=1.7416$ ，RBF 核函数参数 $\sigma=0.8359$ ，不敏感损失函数 $\epsilon=0.07111$ 。

综上所述，本文提出了颜色和纹理特征相结合的林火烟雾图像识别算法，如图 3 流程图所示。

4 实证分析

4.1 样本选取及实验环境

本文选取的林火烟雾视频总共包含 6 个烟雾视频和 4 个与烟雾颜色相近的物体的干扰视频，主要是自然景观中的云雾，视频图像大小为 320 像素×240 像素。算法实现基于 Win7 操作系统，仿真软件 MATLAB2010b。

4.2 特征分析

为了测试本文方法，分别选择了一个烟雾视频和一个干扰视频作为特征分析视频，对 2 段视频的 78 帧图像进行特征提取与分析，并对比烟雾和自然景观中的云雾的特征差异。

首先应用颜色特征对烟雾和干扰视频图像进行处理来确定烟雾疑似区域，之后使用 LBPV 算法提取疑似区域的灰度对比度特征 Var，结果如图 4 所示。从图中可以看出，烟雾的 Var 值分布在 0.12-0.33 之间，云雾的 Var 值分布在 0.02-0.08 附近。这是因为 Var 反映的是纹理的不规则程度，图像纹理越不规则，则具有较大的 Var 值。烟雾向四周扩散并且分布不规则，所以烟雾的 Var 值相对较大；而云雾则短时期内变化较小，整体变化不大且分布较为规则，因而其 Var 值相对而言较小。

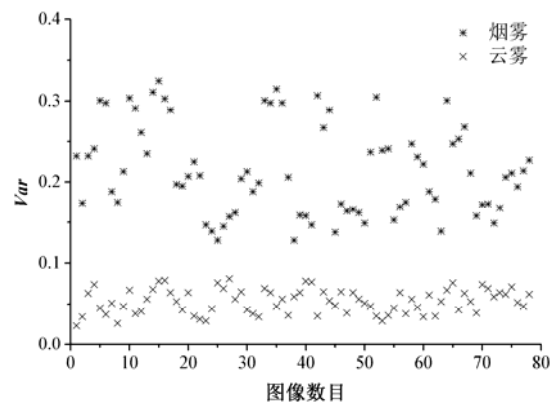


图 4 LBPV 方差 Var

随后使用 DB4 小波变换对烟雾和干扰视频图像对应的 LBP 图像进行处理, 提取其小波高低频相对能量, 结果如图 5 所示. 我们可以看出, 烟雾的小波高低频相对能量取值在 0.13-0.25 范围, 云雾的小波高低频相对能量分布在 0.51-0.76 之间. 这主要是由于小波高低频相对能量能够反映出图像纹理和边缘的模糊度, 图像纹理和边缘比较模糊, 则小波高低频相对能量值越小. 林火烟雾容易部分的遮挡其他物体使得图像较模糊, 因此烟雾的小波高低频相对能量值较小; 另一方面, 云雾不易造成图像模糊的情况, 则其小波高低频相对能量值略大.

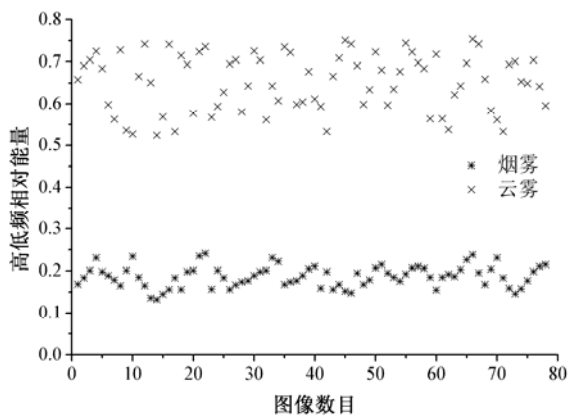


图 5 小波高低频相对能量

为了比较烟雾和干扰视频图像的复杂程度, 提取了小波熵, 结果如图 6 所示. 可以发现, 烟雾的小波熵值在 1.46-2.28 范围, 云雾的小波熵分布在 0.48-0.10 之间. 小波熵描述了图像复杂度, 图像纹理随机杂乱的, 其小波熵就小. 烟雾导致图像纹理变得比较复杂且混乱, 因此烟雾的小波熵值较大; 相较而言, 云雾更加有序简单, 所以它的小波熵值较小.

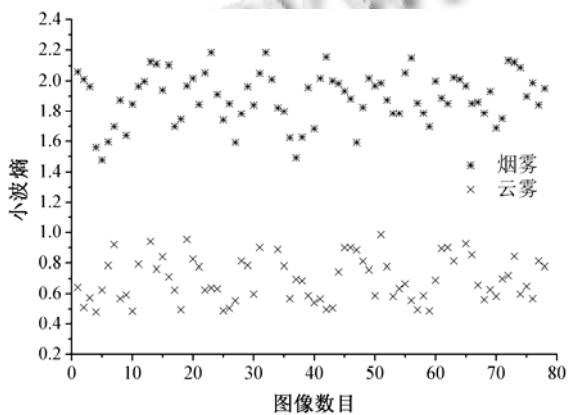


图 6 小波熵

如图 7 所示为烟雾和云雾图像的小波高频分量的相关度均值. 从中能够看出, 烟雾的小波高频分量的相关度均值是 0.29-0.45 之内, 而云雾的小波高频分量的相关度均值则是 0.63-0.81 范围. 小波高频分量的相关度均值具有表征图像边缘结构变化程度的能力, 图像边缘结构变化大, 则有较小的相关度均值. 林火烟雾在短时运动过程中的边缘结构发生较大变化, 那么其相关度均值较低. 可云雾的动力较小, 在短时运动过程中的边缘结构变化小, 则有较高的相关度均值.

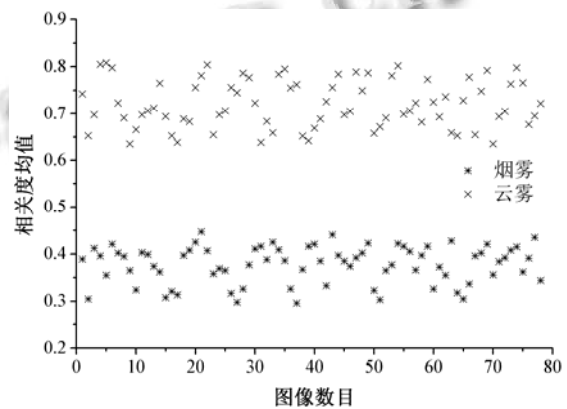


图 7 相关度均值

4.3 分类测试

为了验证本文提出的基于颜色和纹理特征的算法在林火烟雾识别中的有效性和优势性, 分别使用单独的颜色特征法(方法 A)、颜色特征结合 LBP 算子(方法 B)和本文颜色特征结合 LBPV 算子和小波变换的方法(方法 C)对烟雾以及干扰视频图像进行特征提取, 并使用 SVM 进行识别区分. 这里使用识别率、漏报率和误报率作为检测指标. 检测结果分别列于表 1 和表 2.

表 1 烟雾视频检测结果

视频	方法	识别率(%)	漏报率(%)
烟雾 1	A	68.3	31.7
	B	75.9	24.1
	C	96.3	3.7
烟雾 2	A	71.5	28.5
	B	78.8	21.2
	C	92.6	7.4
烟雾 3	A	73.4	26.6
	B	78.1	21.9
	C	89.7	10.3
烟雾 4	A	70.4	29.6
	B	74.1	25.9

烟雾 5	C	93.2	6.8
	A	67.6	32.4
	B	74.3	25.7
烟雾 6	C	95.4	4.6
	A	72.9	27.1
	B	76.2	23.8
	C	93.6	6.4

表 2 干扰视频检测结果

视频	方法	识别率(%)	误报率(%)
干扰 1	A	61.8	38.2
	B	73.2	26.8
	C	91.3	8.7
干扰 2	A	71.5	28.5
	B	74.8	25.2
	C	95.6	4.4
干扰 3	A	63.7	36.3
	B	68.9	31.1
	C	93.3	6.7
干扰 4	A	74.1	25.9
	B	77.6	22.4
	C	90.9	9.1

表中的数据表明,在烟雾和干扰物的场景下,单独使用颜色特征很难区分烟雾和干扰物特征,漏报和误报现象严重,识别效果较差.而颜色特征结合 LBP 算子的方法,识别能力较单独的颜色特征法有所提高,但是由于 LBP 算子没有分析图像局部对比度信息,对烟雾和云雾等干扰物难以有效区分.另一方面,本文方法可以有效识别烟雾以及辨别云雾等的干扰,漏报以及误报的发生频率较低.

5 结论

本文提出了一种颜色和纹理特征结合的林火烟雾识别方法,使用颜色特征确定烟雾疑似区域,随后使用 LBPV 算法提取疑似区域的纹理的不规则度特征并产生 LBP 图像.然后利用小波变换分解 LBP 图像并提取模糊度、复杂度和相关度特征.最后利用 SVM 进行

烟雾识别.同时对比了烟雾和自然景观中的云雾的特征差异.并在烟雾和干扰物场景下,将本文方法同单独的颜色特征法,颜色特征结合 LBP 算子进行了分类对比.实验结果表明,本文方法有效的实现了在颜色特征粗识别的基础上,实行 LBPV 和小波方法的纹理精细识别.并解决了 LBP 存在的不能分析图像对比度信息的问题,以实现林火烟雾视频图像细节信息的提取,从而进一步降低了漏报和误报率.

参考文献

- 1 蒋先刚,梁青,沈涛.基于改进的均值漂移的森林火灾图像提取技术.华东交通大学学报,2011,28(4):14-18.
- 2 杨斌,马瑞升,何立,杨磊,孙涵,刘志平.基于颜色特征的遥感图像中烟的识别方法.计算机工程,2009,35(7):168-169.
- 3 Chunyu Y, Jun F, Jinjun W, Yongming Z. Video fire smoke detection using motion and color features. Fire Technology, 2010, 46(3): 651-663.
- 4 杨秋霞,罗传文.基于 LBP 和稀疏表示的林火烟雾图像识别研究.安徽农业科学,2014,(34):12342-12346.
- 5 朱晓明,姚明海.基于局部二元模式的人脸表情识别.计算机系统应用,2011,20(6):151-154.
- 6 贺小虎,阳维,程时丹,张素.基于局部二元模式的电子胃镜图像识别.计算机工程,2009,35(17):204-205.
- 7 Demirel H, Anbarjafari G. Discrete wavelet transform-based satellite image resolution enhancement. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(6): 1997-2004.
- 8 李峰岳,李星野.一种基于小波变换的指纹特征提取算法.计算机系统应用,2012,22(1):61-64.
- 9 Pal M, Foody GM. Feature selection for classification of hyperspectral data by SVM. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(5): 2297-2307.
- 10 李妍,刘茂福,姬东鸿.基于支持向量机的中文文本蕴涵识别研究.计算机应用与软件,2014,(4).